

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
ENGENHARIA ELÉTRICA  
E DE COMPUTAÇÃO

**CONTROLE INTELIGENTE PARA MAXIMIZAÇÃO DA  
GERAÇÃO DE POTÊNCIA EM TERMOGERADORES**

Carlos Daniel de Sousa Bezerra

[UFG] & [EMC]  
[Goiânia - Goiás - Brasil]  
7 de abril de 2019

**TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR  
VERSÕES ELETRÔNICAS DE TESES E DISSERTAÇÕES  
NA BIBLIOTECA DIGITAL DA UFG**

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio da Biblioteca Digital de Teses e Dissertações (BDTD/UFG), regulamentada pela Resolução CEPEC nº 832/2007, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei nº 9610/98, o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou *download*, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

1. Identificação do material bibliográfico:     Dissertação     Tese

2. Identificação da Tese ou Dissertação:

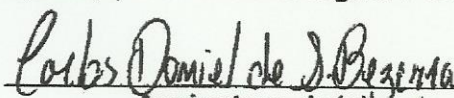
Nome completo do autor: CARLOS DANIEL DE SOUSA BEZERRA

Título do trabalho: CONTROLE INTELIGENTE PARA MAXIMIZAÇÃO DA GERAÇÃO DE POTÊNCIA EM TERMOGERADORES


3. Informações de acesso ao documento:

Concorda com a liberação total do documento  SIM     NÃO<sup>1</sup>

Havendo concordância com a disponibilização eletrônica, torna-se imprescindível o envio do(s) arquivo(s) em formato digital PDF da tese ou dissertação.

  
Assinatura do(a) autor(a)<sup>2</sup>

Ciente e de acordo:

  
Assinatura do(a) orientador(a)<sup>2</sup>

Data: 08 / 10 / 2019

<sup>1</sup> Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. A extensão deste prazo suscita justificativa junto à coordenação do curso. Os dados do documento não serão disponibilizados durante o período de embargo.

Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro;
- Publicação da dissertação/tese em livro.

<sup>2</sup> A assinatura deve ser escaneada.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
ENGENHARIA ELÉTRICA  
E DE COMPUTAÇÃO

**CONTROLE INTELIGENTE PARA MAXIMIZAÇÃO DA  
GERAÇÃO DE POTÊNCIA EM TERMOGERADORES**

Carlos Daniel de Sousa Bezerra

Dissertação apresentada à Banca Examinadora como exigência parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e de Computação pela Universidade Federal de Goiás (UFG), Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (EMC), sob a orientação do Prof. Dr. Wesley Pacheco Calixto

[UFG] & [EMC]  
[Goiânia - Goiás - Brasil]

7 de abril de 2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)  
Sistemas da Bibliotecas da UFG, GO - Brasil

---

C331s Bezerra, Carlos Daniel de Sousa, 03/09/92.

Controle Inteligente para Maximização da Geração de Potência em Termogeradores/ Carlos Daniel de Sousa Bezerra. – [Goiânia - Goiás - Brasil]: [UFG] & [EMC], 7 de abril de 2019.

134 f. : il.

Orientador: Wesley Pacheco Calixto - UFG

Dissertação - Universidade Federal de Goiás - UFG, Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação - EMC

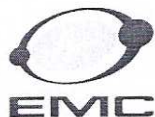
Inclui bibliografia.

1.Otimização 2.Sistemas de Controle 3.Termogeração 4.Eletrônica de Potência. I. Calixto, Wesley Pacheco. Universidade Federal de Goiás. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título

CDU 621.3

---

Copyright © 7 de abril de 2019 by Federal University of Goias - UFG, Brazil. No part of this publication may be reproduced, stored in a retrieval system, or transmitted in any form or by any means, electronic, mechanical, photocopying, microfilming, recording or otherwise, without written permission from the Library of UFG, with the exception of any material supplied specifically for the purpose of being entered and executed on a computer system, for exclusive use of the reader of the work.



## Ata de Dissertação de Mestrado

Ata da sessão de julgamento da Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica e de Computação, área de concentração Engenharia Elétrica, do candidato **Carlos Daniel de Sousa Bezerra**, realizada em 29 de março de 2019.

Aos vinte e nove de março de dois mil e dezenove, às 14:00 horas, na Sala *Caryocar Brasiliense*, bloco "A" da Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (EMC), Universidade Federal de Goiás (UFG), reuniram-se os seguintes membros da Comissão Examinadora designada pela Coordenadoria do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e de Computação: os Doutores Wesley Pacheco Calixto – Orientador (EMC/UFG), Marco Hiroshi Naka (IFMS), Aylton José Alves (IFG), Daywes Pinheiro Neto (IFG) e Rodrigo Pinto Lemos (EMC), para julgar a Dissertação de Mestrado de **Carlos Daniel de Sousa Bezerra**, intitulada "**Controle Inteligente para Maximização da Geração de Potência em Termogeradores**", apresentada pelo Candidato como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre, em conformidade com a regulamentação em vigor. O Professor Doutor Wesley Pacheco Calixto, Presidente da Comissão, abriu a sessão e apresentou os membros da Comissão e o candidato, que discorreu sobre seu trabalho, após o que, foi arguido pelos membros da Comissão na seguinte ordem: Marco Hiroshi Naka, Aylton José Alves, Daywes Pinheiro Neto e Rodrigo Pinto Lemos. A parte pública da sessão foi então encerrada e a Comissão Examinadora reuniu-se em sessão reservada para deliberar. A Comissão julgou então que o candidato, tendo demonstrado conhecimento suficiente, capacidade de sistematização e argumentação sobre o tema de sua Dissertação, foi considerado **APROVADO** e deve satisfazer as exigências listadas na Folha de Modificação de Dissertação de Mestrado, em anexo a esta Ata, no prazo máximo de 60 dias, ficando o professor orientador responsável por atestar o cumprimento dessas exigências. Os membros da Comissão Examinadora descreveram as justificativas para tal avaliação em suas respectivas Folhas de Avaliação, anexas a esta Ata. Nada mais havendo a tratar, o presidente da Comissão declarou encerrada a sessão. Nos termos do Regulamento Geral dos Cursos de Pós-graduação desta Universidade, a presente Ata foi lavrada, lida e, julgada conforme, segue assinada pelos membros da Comissão supracitados e pelo candidato. Goiânia, 29 de março de 2019.

### Comissão Examinadora Designada:

\_\_\_\_\_  
Wesley Pacheco Calixto – Orientador (EMC/UFG)

(Avaliação: APROVADO)

\_\_\_\_\_  
Marco Hiroshi Naka – (IFMS)

(Avaliação: APROVADO)

\_\_\_\_\_  
Aylton José Alves – (IFG)

(Avaliação: APROVADO)

\_\_\_\_\_  
Daywes Pinheiro Neto – (IFG)

(Avaliação: APROVADO)

\_\_\_\_\_  
Rodrigo Pinto Lemos – (EMC)

(Avaliação: APROVADO)

Candidato:

\_\_\_\_\_  
*Carlos Daniel de S. Bezerra*

Carlos Daniel de Sousa Bezerra



*“É muito melhor lançar-se em busca de conquistas grandiosas, mesmo expondo-se ao fracasso, do que alinhar-se com os pobres de espírito, que nem gozam muito nem sofrem muito, porque vivem numa penumbra cinzenta, onde não conhecem nem vitória, nem derrota.”*

THEODORE ROOSEVELT



*Primeiramente, a Deus toda honra e toda glória. Dedico esta  
produção a meus pais, Carlos Alberto Bexerra e Bernadete  
Coelho de Sousa.*



## AGRADECIMENTOS

Durante a elaboração deste trabalho, diversos amigos e familiares contribuíram para esta produção. Agradeço em primeiro lugar a Deus, que me manteve vivo, com saúde e disposição para trabalhar. Agradeço as contribuições e apoio dos meus pais, Carlos Alberto Bezerra, também meu coorientador durante esta produção e Bernadete Coelho, que foi meu pilar e minha base até aqui.

Agradeço aos meus irmãos, a minha tia Silvia, tia Tereza, vó Magnólia e vó Arley, bem como todos os familiares que estiveram comigo durante toda a minha caminhada de ensino, obrigado pela motivação e momentos felizes que mantiveram até aqui. Em especial, gostaria de agradecer ao meu avô Numeriano que em diversas vezes me emprestou ferramentas e local para executar os testes práticos deste trabalho.

Agradeço ao orientador Prof. Wesley Pacheco Calixto, sempre muito prestativo, me incentivou durante todo este percurso. Aprendi muito nesta caminhada, com ele cresci pessoalmente e tecnicamente. Tenho certeza que fiz um grande amigo de profissão, muito obrigado.

Agradeço também ao Prof. Marcio Reis, que em diversos momentos foi extremamente prestativo em muitas das dúvidas que enfrentei neste trabalho. Aos meus amigos e a todos que estiveram comigo, especialmente a minha namorada Karla Alves, obrigado pelo apoio e pelo entendimento da importância que esta dissertação tem para a minha vida pessoal e acadêmica.



## RESUMO

Este trabalho apresenta a análise teórica e experimental da conexão física e controle inteligente de conversores CC-CC aplicados ao sistema termoelétrico de geração por efeito Seebeck. A metodologia parte da aplicação de métodos de otimização heurística para sintonia dos controladores observando as respostas em regime transitório e permanente. É desenvolvida ainda metodologia utilizando rede neural artificial associada ao controle em modo de tensão, necessário para o rastreamento da máxima potência do termogerador. Descreve-se o modelo matemático computacional do conversor elevador de tensão, do termogerador, do controlador em função do lugar das raízes, dos sistemas de fase não mínima e das técnicas de controle. Valida-se as simulações computacionais em testes práticos realizados em bancada. Os resultados apontam a eficiência dos métodos de otimização na sintonia do controlador de tensão e os melhores tempos de resposta para redes neurais artificiais como mecanismo de rastreamento da máxima potência.



# INTELLIGENT CONTROL FOR MAXIMUM POWER GENERATION IN THERMOGENERATORS

## ABSTRACT

This work presents a theoretical and experimental analysis of the physical connection and intelligent control of DC-DC converters to the Seebeck thermoelectric generating system. The methodology is based on the application of heuristic optimization methods for the tuning of controllers, observing the transient and permanent responses. It is also developed methodology using artificial neural network associated with the control in voltage mode, necessary for the tracing of the maximum power of the thermogenerator. The computational mathematical model of voltage converter, thermogenerator, controller based on the place of roots, non-pre-phase systems and control techniques is described. The computational simulations and the practical tests are validated. The results indicate the efficiency of the optimization methods in the tuning of the voltage controller and the best response times for neural networks as a mechanism for tracking the maximum power.



## SUMÁRIO

Pág.

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

LISTA DE SÍMBOLOS

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<b>CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO</b> . . . . .	<b>29</b>
<b>CAPÍTULO 2 SISTEMA TERMOELÉTRICO</b> . . . . .	<b>35</b>
2.1 Histórico da termogeração . . . . .	35
2.1.1 Efeito Seebeck . . . . .	36
2.1.2 Efeito Peltier . . . . .	37
2.2 Figura de Mérito . . . . .	37
2.3 Constituição do gerador termoelétrico . . . . .	38
2.4 Modelagem dos termogeradores . . . . .	39
2.5 Rastreamento da máxima potência . . . . .	41
2.6 Arranjos e conexões dos termogeradores . . . . .	43
2.7 Considerações . . . . .	45
<b>CAPÍTULO 3 CONVERSORES CC-CC</b> . . . . .	<b>47</b>
3.1 Conceito básico do conversor CC-CC . . . . .	47
3.2 Conversor elevador de tensão <i>Boost</i> . . . . .	48
3.2.1 Modulação por largura de pulso e circuito de comando . . . . .	49
3.2.2 Etapas de funcionamento do modo chaveado . . . . .	50
3.2.3 Modos de Condução . . . . .	52
3.3 Modelagem do conversor <i>Boost</i> . . . . .	54
3.4 Função de transferência para o controle em modo de tensão . . . . .	57
3.5 Considerações . . . . .	58
<b>CAPÍTULO 4 TÉCNICAS DE CONTROLE E OTIMIZAÇÃO</b> . . . . .	<b>59</b>
4.1 Controladores realimentados em modo de tensão . . . . .	59
4.2 Estratégias de controle . . . . .	61

4.3	Terminologia e análise frequencial . . . . .	61
4.3.1	Sistemas de fase mínima e não mínima . . . . .	63
4.4	Compensador Fator $K$ . . . . .	64
4.5	Processo de otimização . . . . .	66
4.5.1	Técnicas Heurísticas . . . . .	67
4.5.2	Algoritmos Genéticos . . . . .	67
4.6	Aplicação do processo de otimização na sintonia dos controladores . . . . .	70
4.7	Redes Neurais Artificiais . . . . .	71
4.8	Considerações . . . . .	73
<b>CAPÍTULO 5 METODOLOGIA . . . . .</b>		<b>75</b>
5.1	Arquitetura do sistema e concepção do protótipo . . . . .	75
5.2	Construção do protótipo . . . . .	76
5.2.1	Protótipo para aproveitamento de energia elétrica . . . . .	77
5.2.2	Projeto do Conversor CC-CC . . . . .	78
5.2.3	Leitura nos sensores de tensão, corrente e temperatura . . . . .	79
5.3	Modelagem e simulação do sistema termoeletrico . . . . .	81
5.4	Rastreamento do ponto da máxima potência e otimização . . . . .	82
5.4.1	Reconhecimento de Padrões . . . . .	83
5.4.2	Processo de otimização do compensador . . . . .	85
5.5	Validação operacional . . . . .	87
5.6	Eficiência dos métodos de rastreamento . . . . .	87
5.7	Considerações . . . . .	88
<b>CAPÍTULO 6 RESULTADOS . . . . .</b>		<b>89</b>
6.1	Protótipo para aproveitamento da energia elétrica . . . . .	89
6.2	Ensaio termográfico . . . . .	94
6.3	Conversor CC-CC . . . . .	97
6.3.1	Sensores e estágio de condicionamento . . . . .	98
6.4	Modelagem e simulação do sistema termoeletrico . . . . .	99
6.4.1	Simulação do termogerador . . . . .	100
6.4.2	Simulação do conversor <i>Boost</i> . . . . .	101
6.5	Rastreamento do ponto de máxima potência . . . . .	104
6.5.1	Reconhecimento de padrões . . . . .	104
6.6	Processo de otimização do compensador . . . . .	106
6.7	Simulação da malha de controle . . . . .	109
6.7.1	Validação do modelo com o protótipo . . . . .	114
6.8	Implementação prática do sistema de controle . . . . .	115

6.9	Comentários . . . . .	120
<b>CAPÍTULO 7 CONCLUSÃO . . . . .</b>		<b>123</b>
7.1	Contribuições do trabalho . . . . .	124
7.2	Sugestões para trabalhos futuros . . . . .	125
<b>APÊNDICE A Dados para treinamento da rede neural. . . . .</b>		<b>127</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS . . . . .</b>		<b>129</b>



## LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
2.1 Ilustração da geração termoelétrica. . . . .	36
2.2 Representação do termogerador. . . . .	38
2.3 Conexão dos termopares e o fluxo elétrico. . . . .	39
2.4 Modelo do circuito elétrico do gerador termoelétrico. . . . .	40
2.5 Ilustração das curvas $I \times P$ e mapeamento do ponto de máxima potência. . . . .	41
2.6 Fluxo do algoritmo perturbe e observe. . . . .	43
2.7 Fluxo do algoritmo inteligente para a busca da máxima potência. . . . .	44
2.8 Arranjos de termogeradores: (a) matricial e (b) misto. . . . .	44
3.1 Conversores CC-CC não isolados: (a) <i>Boost</i> , (b) <i>Buck</i> e (c) <i>Buck-Boost</i> . . . . .	48
3.2 Representação do circuito de chaveamento. . . . .	49
3.3 Modulação PWM: (a) sequência de pulsos e (b) tensão média de saída. . . . .	50
3.4 Funcionamento do modo chaveado: (a) chave fechada e (b) chave aberta. . . . .	51
3.5 Comparação entre o conversor <i>Boost</i> ideal e real. . . . .	52
3.6 Condução no conversor <i>Boost</i> : (a) contínua e (b) descontínua. . . . .	53
3.7 Análise para a modelagem do conversor <i>Boost</i> : (a) chave fechada e (b) chave aberta . . . . .	55
3.8 Circuito equivalente da operação do conversor <i>Boost</i> em regime permanente. . . . .	57
4.1 Representação do controle em malha fechada. . . . .	59
4.2 Representação do sistema de controle em modo de tensão. . . . .	60
4.3 Análise frequencial por meio do diagrama de Bode. . . . .	62
4.4 Diagrama de Bode para comparação entre fase mínima e não mínima. . . . .	64
4.5 Diagrama de Bode do compensador Tipo 3. . . . .	65
4.6 Fluxograma do processo de otimização. . . . .	66
4.7 Fluxo do algoritmo genético clássico. . . . .	67
4.8 Representação do neurônio artificial. . . . .	71
4.9 Representação da rede Perceptron de múltiplas camadas. . . . .	72
5.1 Arquitetura do sistema termoelétrico proposto. . . . .	75
5.2 Fluxo de desenvolvimento do protótipo. . . . .	76
5.3 Detalhe do protótipo. . . . .	77
5.4 Circuito de disparo. . . . .	78
5.5 Leiaute do conversor CC-CC. . . . .	79
5.6 Sensores de: (a) tensão e (b) corrente. . . . .	80

5.7	Ilustração da conexão entre transmissor de sinal de temperatura e termopar.	80
5.8	Ilustração do modelo de simulação.	81
5.9	Ilustração das etapas de aplicação da rede neural artificial.	84
5.10	Ilustração da sintonia do compensador.	86
6.1	Termogerador HZ-20.	89
6.2	Módulo termoelétrico: (a) TEG e Alumina e (b) pasta térmica.	90
6.3	Trocador de calor: (a) ventoinha e (b) radiador.	91
6.4	Montagem do TEG entre as superfícies de aquecimento e arrefecimento.	92
6.5	Sensor de pressão: (a) montagem do sensor de pressão no protótipo e (b) sensor de pressão.	92
6.6	Circuito divisor de tensão para regulação da pressão aplicada ao TEG.	93
6.7	Protótipo para estudo do aproveitamento de energia elétrica.	95
6.8	Termografia: (a) local de inserção do sensor de temperatura e (b) periferia do TEG.	95
6.9	Termografia: (a) temperatura no lado frio na periferia do TEG e (b) temperatura nas mangueiras de circulação.	96
6.10	Termografia com a aplicação da manta térmica no protótipo de recuperação de energia.	96
6.11	Conversor CC-CC <i>Boost</i> .	97
6.12	Circuito dedicado ao disparo de MOSFET.	98
6.13	Condicionamento de sinais: (a) transmissor de sinal de temperatura e (b) transdutor de corrente e tensão.	99
6.14	Circuito de medição: (a) sensor de tensão e (b) sensor de corrente.	100
6.15	Curva característica do termogerador HZ-20 obtida em simulação.	101
6.16	Combinação entre termogeradores: (a) $R \times P$ e (b) $I \times P$ .	102
6.17	Comparação entre modelos de simulação do conversor <i>Boost</i> .	102
6.18	Limites de operação do conversor.	103
6.19	Rede Neural: (a) desempenho e validação (b) aproximação das curvas MPPT.	105
6.20	Rede Neural: (a) desempenho do algoritmo genético e (b) comparativo do desempenho da RNA-MLP-AG com a RNA-MLP empírica.	106
6.21	Desempenho do algoritmo genético: (a) função de avaliação com ITAE (b) tensão de saída sobre a carga com ITAE.	107
6.22	Desempenho do algoritmo genético: (a) função de avaliação com IAE (b) tensão de saída sobre a carga com IAE.	107
6.23	Diagrama de Bode do compensador Tipo 3 para ITAE e IAE.	109
6.24	Desempenho do controlador Tipo 3 com ITAE.	109

6.25	Rastreamento da máxima potência em gradiente de temperatura: (a) 150°C (b) 100°C. . . . .	110
6.26	Comparativo do desempenho dos métodos de rastreamento da máxima potência em modo de tensão + RNA-MLP-AG e P&O. . . . .	111
6.27	Comparativo do desempenho dos métodos de rastreamento da máxima potência em modo de tensão + RNA-MLP-AG e INC. . . . .	112
6.28	Rastreamento da máxima potência com variações de temperatura utilizando modo de tensão + RNA-MLP-AG. . . . .	113
6.29	Comparação entre valores simulados × experimentais. . . . .	114
6.30	Diagrama de blocos do sistema real. . . . .	116
6.31	Desempenho do controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG: (a) 50°C (b) 75°C (c) 100°C e (d) 125°C. . . . .	117
6.32	Máxima potência gerada no controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG × máxima potência na curva do TEG HZ-20. . . . .	117
6.33	Modo de tensão + RNA-MLP-AG × P&O, com $\Delta\delta = 0,001$ e 50°C. . . . .	118
6.34	Modo de tensão + RNA-MLP-AG × P&O, com $\Delta\delta = 0,01$ e 50°C. . . . .	118
6.35	Modo de tensão + RNA-MLP-AG × P&O, com $\Delta\delta = 0,01$ e 100°C. . . . .	119



## LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
5.1 Parâmetros operacionais para simulação do termogerador. . . . .	82
6.1 Dados técnicos do termogerador HZ-20. . . . .	90
6.2 Dados técnicos da pasta térmica. . . . .	90
6.3 Dados técnicos do <i>water cooler</i> . . . . .	91
6.4 Características básicas da placa Arduino Uno. . . . .	93
6.5 Relação da tensão elétrica e pressão medida . . . . .	94
6.6 Especificações de projeto do conversor <i>Boost</i> . . . . .	97
6.7 Componentes passivos utilizados na construção do conversor <i>Boost</i> . . . . .	98
6.8 Parâmetros de operação do HZ-20. . . . .	100
6.9 Comparação entre os valores simulados e do <i>datasheet</i> do HZ-20. . . . .	101
6.10 Valores obtidos na comparação entre modelos de simulação do conversor <i>Boost</i> . . . . .	103
6.11 Resultados do treinamento da rede neural empírica. . . . .	105
6.12 Parâmetros do algoritmo genético utilizado na RNA-MLP-AG. . . . .	106
6.13 Parâmetros otimizados da RNA-MLP-AG. . . . .	106
6.14 Parâmetros do algoritmo genético utilizado no processo de otimização do compensador Tipo 3. . . . .	108
6.15 Parâmetros de controle e de otimização. . . . .	108
6.16 Comparativo entre as técnicas de rastreamento da máxima potência. . . . .	111
6.17 Comparativo entre as técnicas de rastreamento da máxima potência. . . . .	112
6.18 Comparação da eficiência energética para tempo de simulação de 0, 1s. . . . .	113
6.19 Controle sob mudanças de temperatura. . . . .	113
6.20 Validação operacional do modelo. . . . .	115
6.21 Desempenho do controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG. . . . .	116
6.22 Comparativo entre as técnicas de rastreamento da máxima potência. . . . .	119



## LISTA DE SÍMBOLOS

$\alpha$	–	Coefficiente Seebeck
$\alpha_n$	–	Coefficiente Seebeck (semicondutor $n$ )
$\alpha_p$	–	Coefficiente Seebeck (semicondutor $p$ )
$\delta$	–	Ciclo de trabalho
$\theta_{Av}$	–	Ângulo do avanço de fase
$\theta_m$	–	Resistência térmica
$l_n$	–	Comprimento do termopar (semicondutor $n$ )
$l_p$	–	Comprimento do termopar (semicondutor $p$ )
$\kappa$	–	Condutividade térmica
$\eta$	–	Taxa de aprendizagem
$\pi$	–	Coefficiente Peltier
$\rho_n$	–	Resistividade Elétrica (semicondutor $n$ )
$\rho_p$	–	Resistividade Elétrica (semicondutor $p$ )
$\omega_p$	–	Frequência do <b>polo</b>
$\omega_z$	–	Frequência do <b>zero</b>
$\Delta I_{in}$	–	Varição da corrente de entrada
$\Delta V_{out}$	–	Varição da tensão de saída
$\Delta T$	–	Gradiente de temperatura
<b>A</b>	–	Matriz de Estado
<b>A<sub>t</sub></b>	–	Matriz de estado equivalente
<b>B</b>	–	Matriz de entrada
<b>B<sub>t</sub></b>	–	Matriz de entrada equivalente
<b>C</b>	–	Matriz de saída
$c_1$	–	cromossomo genitor
$c_3$	–	cromossomo descendente
$C_o$	–	Capacitância de saída
$C_{min}$	–	Capacitância mínima de saída
<b>c<sub>tipo3</sub></b>	–	Vetor cromossomo do compensador tipo 3
<b>c<sub>rna</sub></b>	–	Vetor cromossomo da RNA
<b>c<sub>n</sub></b>	–	Vetor cromossomo
<i>mathbf{D}</i>	–	Matriz de transição direta
$D_s$	–	Diodo Schottky
$e$	–	Erro atuante
$ e(t) $	–	Erro absoluto
$F_s$	–	Frequência de chaveamento
$G_c(s)$	–	Função de Transferência do controlador
$G_l(s)$	–	Função de Transferência de malha aberta
$G_{ps}(s)$	–	Função de Transferência do conversor ou estágio de potência
$G_{pwm}(s)$	–	Função de Transferência do CI <i>PWM</i>
$G_s(s)$	–	Ganho de função de transferência
$ G_s(s) $	–	Módulo do ganho da função de transferência

$I_{teg}$	–	Corrente do TEG
$I_{IL}$	–	Corrente no indutor
$I_{in}$	–	Corrente de entrada
$I_{out}$	–	Corrente de saída
$K_{avanço}$	–	Fator $K$
$k_c$	–	Valor proporcional associado ao integrador
$k_{fb}$	–	Ganho da função de transferência do sensor de tensão
$L$	–	Indutância
$L_{min}$	–	Indutância mínima
$LF$	–	Largura de faixa
$m_{linhas}$	–	Linhas do arranjo matricial do TEG
$M$	–	Variável manipulada
$M_F$	–	Margem de Fase
$n_{colunas}$	–	Colunas do arranjo matricial do TEG
$P_{carga}$	–	Potência na carga
$P_{in}$	–	Potência de entrada
$P_k$	–	Potência medida no método P&O
$P_{mppt}$	–	Potência de <i>MPPT</i>
$P'_{mppt}$	–	Potência de <i>MPPT</i> estimada pela RNA
$p_n$	–	$n$ -ésimo parâmetro do cromossomo (gene)
$P_{out}$	–	Potência de saída
$Q_a$	–	Fluxo de calor da junta de absorção
$q_A$	–	pulsos PWM
$Q_e$	–	Fluxo de calor da junta de emissão
$R$	–	Entrada do sistema (referência)
$R_L$	–	Resistência de carga
$R_d$	–	Resistência do inferior (sensor)
$R_i$	–	Resistência do indutor
$R_m$	–	Resistência interna TEG
$R_s$	–	Resistência do <i>MOSFET</i>
$R_{th}$	–	Resistência de Thévenin
$R_{up}$	–	Resistência de superior (sensor)
$S$	–	Saída do processo
$S_{med}$	–	Saída medida do processo
$T_m$	–	Transdutor ou sensor
$T_t$	–	Largura de pulso
$(t - T_t)$	–	Tempo de Descarga
$T_a$	–	Temperatura da junta de absorção
$T_{a_s}$	–	Temperatura do substrato na junta de absorção
$T_e$	–	Temperatura da junta de emissão
$T_{e_s}$	–	Temperatura do substrato na junta de emissão
$T_t$	–	Tempo de condução

$\mathbf{u}$	–	Vetor de saída
$V$	–	Velocidade da partícula
$\bar{V}_A$	–	Valor médio de tensão
$V_C$	–	Tensão sobre o capacitor
$V_c$	–	Tensão de controle
$V_D$	–	Tensão sobre o diodo
$v_{err}$	–	Erro de tensão
$V_{in}$	–	Tensão de entrada
$V_{IL}$	–	Tensão sobre o Indutor
$V_{med}$	–	Tensão de medida
$V_{mppt}$	–	Tensão de <i>MPPT</i>
$V_{Ref}$	–	Tensão de referência
$V_{th}$	–	Tensão de Thévenin
$V_o$	–	Tensão de circuito aberto do TEG
$V_{op}$	–	Tensão de referência do P&O
$V_{out}$	–	Tensão de saída
$X(s)$	–	Valores de entrada da malha
$\mathbf{x}$	–	Vetor de estado
$Y(s)$	–	Valores de saída da malha
$\mathbf{y}$	–	Vetor de saída medida
$Z$	–	Figura de mérito
$Z_t$	–	Figura de mérito normalizada em função da temperatura



## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AG	–	Algoritmo genético
CA	–	Corrente alternada
CC	–	Corrente contínua
CI	–	Circuito integrado
<i>IAE</i>	–	Integral do erro absoluto
<i>IGBT</i>	–	Transistor bipolar de porta isolada
INC	–	Condutância incremental
<i>ISE</i>	–	Integral do erro quadrático
<i>ITAE</i>	–	Integral do valor absoluto do erro multiplicado pelo tempo
<i>LED</i>	–	Diodo emissor de luz
MCC	–	Modo de condução contínua
MDC	–	Modo de condução descontínua
<i>MLP</i>	–	Perceptron de múltipla camada
<i>MOSFET</i>	–	Transistor por efeito de campo metal óxido semiconductor
<i>MPP</i>	–	Ponto de máxima potência
<i>MPPT</i>	–	Rastreador do ponto de máxima potência
OIE	–	Oferta interna de energia
PID	–	Proporcional, integral e derivativo
<i>PSO</i>	–	Otimização por enxame de partículas
P&O	–	Perturbe e observe
<i>PWM</i>	–	Modulação por largura de pulso
<i>SEPIC</i>	–	<i>Single-ended Primary inductor converter</i>
RNA	–	Rede neural artificial
TEG	–	Gerador termoelétrico
<i>USB</i>	–	<i>Universal serial bus</i>



## CAPÍTULO 1

### INTRODUÇÃO

O atual crescimento populacional e desenvolvimento tecnológico da sociedade exige sustentabilidade energética, o que significa atender as necessidades de produção de energia sem comprometer a capacidade para que as futuras gerações tenham suas carências atendidas. O aumento da eficiência energética na geração, distribuição e consumo de eletricidade, a exploração e o uso das energias renováveis como solar, eólica, termogeração entre outras para produção de eletricidade são pilares da sustentabilidade (MOHAN, 2000).

Pacheco (2014) afirma que existe a busca por novas formas de produção de energia elétrica e a otimização das que já existem para satisfazer a necessidade energética da sociedade atual. De acordo com o autor, a dependência energética é mais intensa quando se fala de combustíveis fósseis (como carvão, gás natural e sobretudo o petróleo) para a produção de energia elétrica, uma vez que dentre as diversas matrizes energéticas, estas são as fontes tradicionais ou primárias de geração. Esta fonte de energia é oriunda dos recursos naturais não renováveis, e a velocidade de seu consumo é superior à de reposição de suas reservas. Além disto, existe a preocupação ambiental, pois esta forma de geração acelera a poluição global devido a emissão do dióxido de carbono ( $CO_2$ ) na atmosfera, sendo este o resíduo tóxico proveniente da combustão.

Os dados percentuais da Oferta Interna de Energia (OIE), revelam que 36,1% da demanda mundial de energia são destinados à geração de energia elétrica, o que corresponde a 4.950 *Mtep* (mega tonelada equivalente de petróleo), resultando em 24.790 *TWh* ofertados e 2.850 *Mtep* de perdas térmicas nos processos de geração. A matriz mundial de geração elétrica conta com aproximadamente 38,5% de carvão mineral, 22,8% de gás, 4,0% de óleo, 10,6% de urânio, 16,2% de hidráulica e 7,9% de outras não especificadas. O consumo mundial de carvão mineral aumenta cerca de 13,3% de 2005 a 2015 e em 2016 registra-se a emissão de 32.320 *Mt* de  $CO_2$  (ENERGIA, 2016).

Segundo Carstens (2016), mais de 50% da energia potencial gerada a partir de combustível fóssil é perdida na forma de energia térmica no motor de combustão interna. A perda mais significativa de energia durante o processo da combustão é o calor dos gases de escape. Os cientistas estão atualmente focados no desenvolvimento de métodos para recuperar o calor residual da combustão de diversas máquinas,

objetivando economizar combustível e reduzir a emissão do  $CO_2$ .

O estudo das formas de recuperação do calor perdido são essenciais e existem diversos métodos, diretos e indiretos, de recuperação em formas distintas de energia. A termoeletricidade é a forma direta e converte a energia térmica, perdida em diversos processos de conversão, em energia elétrica (CARSTENS, 2016).

Uma das formas de conversão de energia térmica em energia elétrica é utilizando o gerador termoelétrico (*Termoelectric Generator* – TEG) que é construído a partir de semicondutores e produz eletricidade quando é submetido ao gradiente de temperatura. Conforme Brás (2014), o interesse em relação à geração de energia termoelétrica cresce e o mercado se beneficia de diversas aplicações, dispositivos mais amplos, que vão desde o monitoramento em ambientes industriais até aplicações térmicas em veículos automotores. O mercado de energia termoelétrica deve chegar a mais de 980 milhões de dólares até 2020 (BRÁS, 2014).

A Administração Nacional para Aeronáutica e o Espaço (*National Aeronautics and Space Administration* – NASA) utiliza TEG como fonte de energia para o abastecimento dos mecanismos aeroespaciais. A Avalanche Thermoiônica Nuclear com Gerador Termoelétrico (*Nuclear Thermionic Avalanche Cells with Termoelectric Generator* – NTAC-TE) é uma das invenções da agência. Seu funcionamento baseia-se na utilização do calor excessivo gerado quando certo material radioativo decai, sendo este calor aplicado ao TEG. Este sistema de conversão de energia tem a vida útil longa, sem reabastecimento por pelo menos 30 anos.

Para a utilização dos TEG de forma eficaz na geração de energia elétrica, utiliza-se os conversores de potência. Mohan (2000) descreve a necessidade da utilização dos conversores de potência nas fontes alternativas de energia. Barbi (2014) afirma que os conversores CC-CC são largamente utilizados como fontes de alimentação e reguladores de tensão. Os conversores são importantes para a integração ao sistema termoelétrico, uma vez que a partir deles é possível manipular e controlar a tensão elétrica gerada pelo TEG. Mohan (2000) afirma que o controle de tensão deve possuir resposta transitória e de regime permanente de alta qualidade. A topologia do conversor utilizado, bem como a técnica de controle adotada, impactam no desempenho do sistema termoelétrico (CARSTENS, 2016).

As primeiras técnicas de controle e metodologia de projeto aplicadas a conversores CC-CC utilizando a resposta em frequência, são desenvolvidas por Venable (1983). Os compensadores Tipo 1, Tipo 2 e Tipo 3 podem ser equiparados ao controlador

clássico PID, porém com modificações matemáticas para suprir os critérios de estabilidade impostos por plantas complexas como os conversores *Boost*, *Buck-Boost* e *Flyback*, sendo a diferença entre os compensadores, a composição e a alocação dos polos e zeros da função de transferência.

Para obter potência máxima em sistemas termoelétricos e outros, realiza-se a busca do ponto de máxima potência (*Maximum Power Point Tracker* – MPPT), que é a tarefa necessária para a otimização da energia gerada por fontes alternativas. Na literatura existem diversos algoritmos propostos em conjunto com o conversor CC-CC, simulados e implementados, que realizam a busca do MPPT. Estes algoritmos podem ser classificados em três principais categorias: i) algoritmos baseados em modelo, como o método da fração de tensão de circuito aberto e fração da corrente de curto-circuito, ii) algoritmos baseados em treinamentos como Redes Neurais e *Fuzzy* e iii) algoritmos heurísticos como algoritmo genético (AG) e otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization* – PSO) (MOÇAMBIQUE, 2012).

Pacheco (2014) em seu trabalho explora a utilização do TEG para aproveitar a energia proveniente do sol sob a forma de calor, desperdiçada nos painéis fotovoltaicos. O trabalho aborda o acoplamento destes dispositivos, TEG e painel fotovoltaico, em conjunto com desenvolvimento da unidade de controle que une os conversores CC-CC e algoritmos MPPT. As propostas de controle do MPPT são: modulação por largura de pulso (*Pulse Width Modulation* – PWM) com tensão de referência, controle do ciclo de trabalho por perturbe e observe (P&O) e controle P&O por realimentação de corrente. Os resultados são obtidos por simulação computacional e o autor conclui que a ação do controlador por realimentação de corrente em relação ao P&O em malha aberta, possui a resposta transitória de maior qualidade e beneficia a eficiência global do processo em aproximadamente 15%.

Lineykin e Yaakov (2004) apresentam a metodologia para o desenvolvimento do modelo do TEG em programa de simulação com ênfase em circuitos integrados (*Simulated Program with Integrated Circuits Emphasis* – SPICE). Neste estudo, o circuito elétrico equivalente é usado para descrever o TEG e todos os processos não elétricos são emulados por analogias entre a energia térmica e a elétrica. Estas analogias são representadas por fontes dependentes do circuito equivalente do modelo. A validação é realizada experimentalmente com as especificações técnicas de diversos fabricantes, dentre estes a HiZ (2016). Os autores concluem que o modelo é útil para analisar os requisitos de funcionamento do TEG e para extrair os parâmetros do modelo, reproduzindo com precisão o desempenho de diversos fabricantes.

Brás (2014) propõe o estudo do conversor CC-CC elevador mais eficiente, denominado *Boost* quadrático e integralizá-lo ao TEG para a busca do MPPT. São aplicados os algoritmos tradicionais P&O e o método da condutância incremental (INC). Como resultado de simulação, o autor obtém o aproveitamento do MPPT na ordem de 99,70% em relação à máxima potência disponível. O estudo conclui que o *Boost* quadrático possui vantagens em relação ao conversor *Boost* tradicional, concluindo portanto a sua eficiência em aplicações de alta potência. Todos os resultados obtidos com este estudo são por meio de simulação computacional.

Jahanbakhsh (2012) em sua pesquisa utiliza o TEG para a recuperação da energia térmica perdida em automóveis. Os estudos concentram na busca do MPPT e na análise de diferentes topologias dos conversores CC-CC. Após o início da investigação, o conversor com indutância simples no primário (*single ended primary inductor* – SEPIC) é selecionado para a aplicação. A comparação da eficiência dos algoritmos de MPPT (P&O e INC) e o projeto do SEPIC são as metodologias apresentadas no trabalho. O conversor é avaliado em conjunto com o TEG, potência nominal de 20W e os resultados são obtidos por meio de simulação computacional. Os dois algoritmos não resultam na extração da máxima potência elétrica, com rendimento de 83,91% para o P&O e 84,04% para o INC. O autor conclui que o algoritmo INC rastreia a máxima potência de forma mais eficiente e estável que o algoritmo P&O.

Carstens (2016) aborda a utilização do TEG como mecanismo de recuperação da energia térmica em automóveis com motor de combustão interna. A proposta do trabalho é elaborar metodologia para a conexão do TEG ao tubo de escapamento do veículo, visando a recarga da bateria de chumbo ácido. O sistema de controle de tensão do conversor é do tipo digital e adaptativo. Os conversores CC-CC são combinados em cascata, possuem como fonte de alimentação o alternador do veículo. O arranjo da conexão entre TEG e conversor é otimizado por meio do AG e o método de busca MPPT utilizado é o P&O. Os resultados são obtidos por meio de simulação computacional e implementação prática. Após a otimização do arranjo do TEG, o resultado do rendimento do sistema global torna-se de 92%, quando comparada a potência máxima do arranjo do TEG e a potência entregue pelo conversor à carga.

Farias (2009) avalia o protótipo de geração de energia termoelétrica em unidade que utiliza gás liquefeito de petróleo (GLP) como fonte primária de energia. Para o autor, os geradores termoelétricos são opção de aplicação em locais remotos onde se queira a otimização do consumo e aproveitamento da energia disponível. A geração termoelétrica é bastante atrativa quando comparada às outras tecnologias de

produção de pequenas quantidades de energia elétrica (FARIAS, 2009).

A evolução das pesquisas utilizando TEG, eletrônica de potência e otimização dos sistemas de controle ainda apresentam lacunas na literatura existente. O conversor *Boost* é um dos temas que necessita da concentração de estudos, isto em função da complexidade de sua planta e da dificuldade do controle automático para este tipo de sistema.

A utilização dos métodos inteligentes para a busca do MPPT baseados em treinamento, são tratados como novidade em relação aos métodos tradicionais, P&O e INC. São diversas as técnicas de inteligência artificial que podem contribuir para melhores resultados. Os processos de otimização aplicada auxiliam na maximização do rendimento dos controladores que atuam sobre o processo de busca do MPPT e controle de tensão sobre a carga. A otimização dos controladores Tipo 3 para aplicação em fontes chaveadas é tema incipiente na literatura de eletrônica de potência.

Devido a importância da geração termoelétrica, o desenvolvimento de novos dispositivos e a crescente utilização desta tecnologia, pode-se definir a justificativa deste trabalho, oferecendo contribuição teórica e experimental à integralização do sistema termoelétrico aos conversores CC-CC, bem como o controle inteligente para a maximização da geração de potência elétrica. O volume atual de estudos e pesquisas realizadas sobre os temas de fontes alternativas e condicionamento de energia justificam este estudo. Assim, pode-se formular a hipótese principal baseada na afirmação: se é possível projetar o controle em malha fechada entre TEG e conversor e se é possível otimizar a resposta do controlador de tensão, visando minimizar o erro entre a referência e a saída desejada, logo é possível melhorar o rendimento do TEG associando as redes neurais a este controle em malha fechada para realizar a busca do MPPT, de forma que este seja superior em velocidade e qualidade da resposta quando comparada as técnicas tradicionais de busca.

O objetivo geral deste trabalho é a maximização da geração de potência elétrica em termogeradores utilizando técnicas de otimização e controle inteligente. Ainda como objetivos, têm-se: i) estudo da conexão entre os TEG e os conversores, ii) definição das etapas da conexão e enlace com os conversores CC-CC, iii) projeto dos controladores para a compensação ótima do sistema baseado em métodos heurísticos e inteligência artificial e iv) utilização de técnicas baseadas em aprendizagem (redes neurais) para a extração do MPPT do TEG e comparação dos resultados com algoritmos tradicionais de busca.

O trabalho está organizado da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta a teoria e modelagem dos termogeradores. No Capítulo 3 é introduzida a teoria sobre os conversores CC-CC, suas topologias, aplicações e estágios de conversão. O Capítulo 4 discorre sobre as técnicas e tipos de controle aplicada aos conversores CC-CC, modelo e função de transferência dos controladores. Também apresenta o conceito de técnicas de otimização e redes neurais. No Capítulo 5 é discutido a construção do sistema, simulação e bancada. Discorre ainda sobre o processo de otimização aplicado na sintonia dos controladores e utilização das redes neurais artificiais como método de busca baseada em modelo. O Capítulo 6 apresenta todos os resultados, simulação e práticos. A dissertação se encerra no Capítulo 7 com a conclusão de todas as considerações, as contribuições, e ainda sugestões para trabalhos futuros.

## CAPÍTULO 2

### SISTEMA TERMOELÉTRICO

Este capítulo apresenta os conceitos teóricos a respeito do termogerador. Descreve o histórico, a evolução da termogeração, efeitos termoelétricos, modelo de simulação e aplicações recentes da tecnologia. Além disto, realiza-se breve descrição sobre os tipos de arranjos da conexão física e as técnicas do rastreamento do ponto de máxima potência.

#### 2.1 Histórico da termogeração

A termogeração é a principal forma de recuperação direta da energia térmica em energia elétrica e tem sido importante no contexto energético atual, onde a racionalização, o uso eficaz de combustíveis fósseis e a procura por fontes alternativas de energia crescem demasiadamente. O termogerador (TEG) é o principal dispositivo físico utilizado para esta finalidade e a sua construção é baseada na interligação dos semicondutores do tipo  $n$  e  $p$  com propriedades termoelétricas (GOMES, 2017).

Carstens (2016) enfatiza que a ideia de recuperação do calor perdido na combustão surge a centenas de anos e que Alessandro Volta em 1795 já estuda os efeitos precursores do termopar. Porém, a primeira patente do mecanismo de recuperação usando os primórdios das técnicas de termoeletricidade surge em 1914. O primeiro protótipo real é construído a partir desta ideia em 1960, para aplicações militares.

O primeiro TEG é construído em 1947 pela biofísica húngara Telkes (1947). Com a evolução da ciência dos materiais e estado sólido, elementos termogeradores são descobertos e aprimorados. A companhia Hi-Z Technology (HIZ, 2016) no fim do século XX, passa a integrar em seus protótipos, materiais semicondutores avançados.

Os principais materiais termoelétricos e semicondutores utilizados nas aplicações da termogeração são: telúrio  $Te$ , bismuto  $Bi$  e o antimônio  $Sb$ . Utilizam-se combinações destes materiais para a fabricação do TEG, como o telureto de bismuto ( $Bi_2Te_3$ ), sendo esta liga a mais utilizada em aplicações com temperaturas no intervalo de  $200 \leq K \leq 400$  (PACHECO, 2014). São cinco princípios físicos característicos dos materiais termoelétricos: i) condução térmica, ii) efeito Joule, iii) efeito Peltier, iv) efeito Seebeck e v) efeito Thompson (LINEYKIN; YAAKOV, 2004).

### 2.1.1 Efeito Seebeck

É por meio do efeito Seebeck que a energia térmica se transforma em energia elétrica. A descoberta da produção de tensão  $[V]$  e corrente  $[A]$  ocorre quando o físico Thomas Seebeck une materiais com características termoelétricas distintas, sendo estes cobre e bismuto ( $C_u$  e  $B_i$ ) em circuito fechado e submetidos à determinada diferença de temperatura  $\Delta T [K]$  em cada junção, como ilustrado na Figura 2.1.

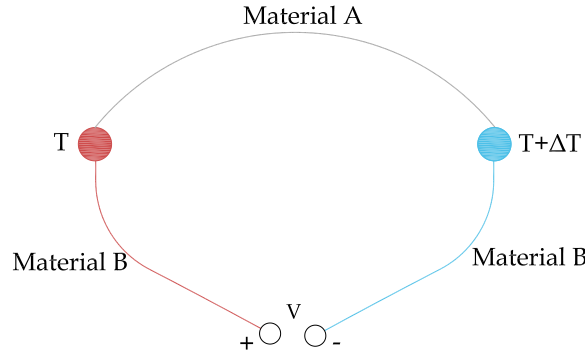


Figura 2.1 - Ilustração da geração termoelétrica.

O coeficiente Seebeck  $\alpha [\frac{V}{K}]$  descreve a capacidade do material termoelétrico em gerar tensão elétrica  $V_o [V]$ , ou tensão de circuito aberto quando submetido ao gradiente de temperatura  $\Delta T$ , dado por (JAHANBAKHS, 2012):

$$\alpha = \frac{V_o}{\Delta T} \quad (2.1)$$

O efeito Seebeck em ligas de semicondutores inseridos nos módulos termoelétricos, na ponte de semicondutores  $p-n$  é dado por (CARSTENS, 2016):

$$V_o = \int_{T_e}^{T_a} \alpha_p(T) dT - \int_{T_e}^{T_a} \alpha_n(T) dT = (\alpha_p - \alpha_n) \cdot (T_a - T_e) \quad (2.2)$$

onde  $T_a$  e  $T_e [K]$  são respectivamente a temperatura do lado da absorção e a do lado da emissão,  $\alpha_p$  e  $\alpha_n [\frac{V}{K}]$  são os coeficientes Seebeck no semicondutor tipo  $p$  e  $n$  respectivamente.

A expressão (2.2) é simplificada e reescrita em (2.3), de forma que o coeficiente Seebeck resultante  $\alpha [\frac{V}{K}]$ , represente a diferença dos coeficientes em cada semicondutor.

$$V_o = \alpha \cdot (T_a - T_e) \quad (2.3)$$

O coeficiente  $\alpha$  é diferente para materiais termoelétricos distintos. Quanto maior o valor de  $\alpha$ , maior é a tensão gerada para o gradiente  $\Delta T$  [K] (JAHANBAKHSI, 2012).

### 2.1.2 Efeito Peltier

O efeito Peltier é o inverso do efeito Seebeck e é descoberto por Jean Charles Peltier uma década após a descoberta do efeito Seebeck. Peltier observa que quando a corrente elétrica atravessa a junção de dois condutores com propriedades termoelétricas diferentes, existe o aumento do gradiente de temperatura entre os condutores (PACHECO, 2014). Thomson, anos mais tarde, estabelece a relação entre estes dois efeitos. O coeficiente de Peltier  $\pi$  [V], expresso por (2.4) é definido como o produto entre o coeficiente Seebeck  $\alpha$  e o gradiente de temperatura  $\Delta T$ .

$$\pi = \alpha \cdot \Delta T \quad (2.4)$$

## 2.2 Figura de Mérito

Os efeitos térmicos dependem dos materiais utilizados e de suas características construtivas. A eficiência dos dispositivos termoelétricos depende de condições físicas como ligações elétricas, perda de calor, fator de forma entre outros. Representa-se a eficiência dos dispositivos por meio da figura de mérito, dada por:

$$Z = \frac{\alpha^2}{\rho \cdot \kappa} \quad (2.5)$$

Quanto maior a resistividade elétrica  $\rho$  [ $\Omega \cdot m$ ] e a condutância térmica  $\kappa$  [ $W \cdot K^{-1} \cdot m^{-1}$ ] em relação ao coeficiente Seebeck, menor é a eficiência do módulo e por isto, menor é a figura de mérito  $Z$ . A expressão (2.5) é adimensional e geralmente é normalizada em função da temperatura para a comparação com outros materiais termoelétricos, sendo reescrita como:

$$Z_t = \frac{\alpha^2}{\rho \cdot \kappa} \cdot \frac{T_a - T_e}{2} \quad (2.6)$$

O material termoelétrico ideal é o que possui elevado  $\alpha$  e baixos  $\rho$  e  $\kappa$ . Nesta condi-

ção, os elementos telúrio  $Te$ , bismuto  $Bi$ , antimônio  $Sb$  e selênio  $Se$  apresentam as maiores figuras de mérito.

### 2.3 Constituição do gerador termoelétrico

TEG são dispositivos que dispensam qualquer parte móvel ou motriz e isto significa baixa manutenção e ruído na produção de energia elétrica (CARSTENS, 2016), diferentemente dos métodos de conversão eletromecânicos. A Figura 2.2, adaptada de Carstens (2016), ilustra o TEG formado por determinado conjunto de semicondutores sob a forma de termopares  $p-n$ , termicamente interligados em paralelo e eletricamente ligados em série (JAHANBAKHSI, 2012).

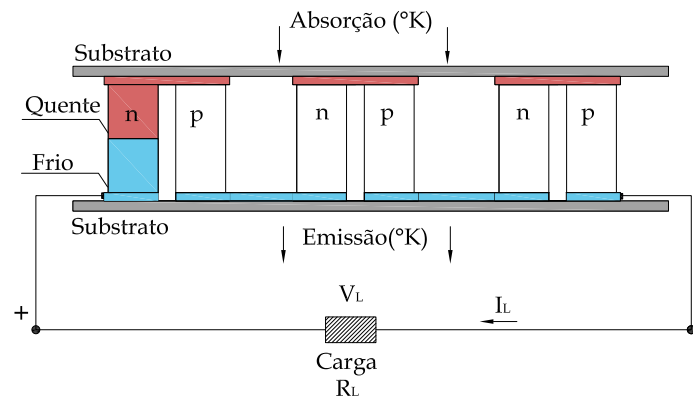


Figura 2.2 - Representação do termogerador.

Os termopares são montados sobre duas placas denominadas substrato cerâmico, usado para isolar eletricamente o TEG da superfície externa e evitar a corrente de fuga em outro material. Para o correto funcionamento, o substrato deve ser condutor térmico, promovendo a maior transferência de calor possível. O material com estas propriedades e habitualmente utilizado para esta finalidade é a cerâmica de óxido de alumínio ( $Al_2O_3$ ) conhecido como Alumina (KARRI, 2011). O substrato que recebe a maior temperatura é denominado superfície quente (ou junta quente) de absorção. O substrato que recebe a menor quantidade de calor e dissipa esta energia para outro meio é denominado superfície fria (ou junta fria) de emissão.

Devido ao gradiente de temperatura o qual o TEG é submetido, a energia cinética criada neste processo faz com que os elétrons livres em  $n$  e as lacunas em  $p$  migrem para o lado frio. Com toda a extremidade quente termicamente interligada e a extremidade fria interconectada eletricamente por meio da carga  $R_L$ , o caminho fechado

é criado e a corrente elétrica resultante da recombinação dos portadores majoritários flui por esta carga (ELLUL, 2014). A Figura 2.3, adaptada de Jahanbakhsh (2012), ilustra o sentido do fluxo de calor e o fluxo de corrente elétrica por meio do conjunto de termopares.

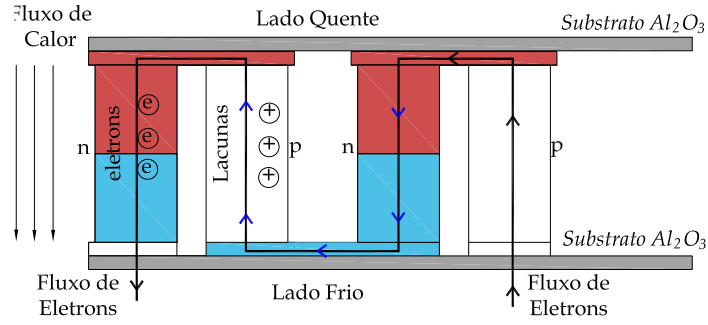


Figura 2.3 - Conexão dos termopares e o fluxo elétrico.

## 2.4 Modelagem dos termogeradores

Para a determinação do modelo que represente o sistema do TEG, necessita-se desenvolver a modelagem do comportamento elétrico e térmico. Assim, é possível que o TEG seja simulado computacionalmente. Correntes de calor, intituladas  $Q_a$  e  $Q_e$  [J] fluem, respectivamente, do lado quente para o frio do TEG e são dadas por (CARS-TENS, 2016):

$$Q_a = (T_a - T_{a_s})\kappa \quad (2.7)$$

$$Q_e = (T_e - T_{e_s})\kappa \quad (2.8)$$

onde  $\kappa$  [ $W K^{-1} m^{-1}$ ] é a condutividade térmica do material,  $T_{a_s}$  e  $T_{e_s}$  [K] são as temperaturas no substrato cerâmico do lado quente e frio, respectivamente. A resistência elétrica interna equivalente  $R_m$  [ $\Omega$ ] do TEG é dada por:

$$R_m = \sum_{n=1}^N \left( \frac{\rho_p(n) \iota_p(n)}{A_p(n)} + \frac{\rho_n(n) \iota_n(n)}{A_n(n)} \right) \quad (2.9)$$

onde  $\rho_p$  e  $\rho_n$  [ $\Omega \cdot m$ ] são resistividades elétricas,  $\iota_p$  e  $\iota_n$  [ $m$ ] comprimento do termopar,  $A_p$  e  $A_n$  [ $m^2$ ] área da seção transversal. De acordo com a primeira lei da termodinâmica, a quantidade de calor da junta quente  $Q_a$  [ $J$ ] e fria  $Q_e$  [ $J$ ] são respectivamente determinadas por:

$$Q_a = \frac{\Delta T}{\theta_m} + \alpha \cdot T_a \cdot I_{teg} - \frac{I_{teg}^2 \cdot R_L}{2} \quad (2.10)$$

$$Q_e = \frac{\Delta T}{\theta_m} + \alpha \cdot T_e \cdot I_{teg} - \frac{I_{teg}^2 \cdot R_L}{2} \quad (2.11)$$

onde  $I_{teg}$  [ $A$ ] é a corrente elétrica do TEG e  $R_L$  [ $\Omega$ ] é a resistência da carga. Por analogia entre a modelagem analítica dos sistemas térmicos com sistemas elétricos, pode-se produzir o modelo equivalente do TEG composto por duas malhas, onde a malha ① representa o circuito elétrico e a malha ② representa o circuito equivalente térmico. A Figura 2.4, adaptada de Lineykin e Yaakov (2004), ilustra as malhas ① e ②, onde o circuito elétrico é modelado por meio da fonte de tensão dependente dos parâmetros  $\alpha$  e do gradiente de temperatura  $\Delta T$ . Aplicando a lei de Kirchhoff das tensões na malha ①, têm-se:

$$\alpha \cdot (T_a - T_e) - R_L \cdot I_{teg} - R_m \cdot I_{teg} = 0 \quad (2.12)$$

$$I_{teg} = \frac{\alpha \cdot (T_a - T_e)}{R_L + R_m} \quad (2.13)$$

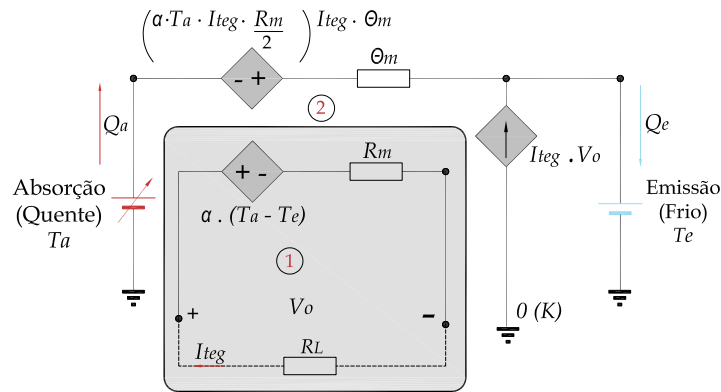


Figura 2.4 - Modelo do circuito elétrico do gerador termoelétrico.

As fontes térmicas  $T_a$  e  $T_e$  correspondem a fontes de tensão com magnitude idêntica à temperatura aplicada ao substrato, uma vez que o circuito térmico é modelado para se comportar como circuito elétrico. A fonte de tensão dependente do ramo térmico está em função da parcela das perdas por efeito Joule ( $I_{teg}^2 \cdot \frac{R_m}{2}$ ). Segundo Carstens (2016), estas perdas significam a redução da eficiência da conversão do TEG e indicam que os efeitos térmicos e elétricos estão ligados e dependentes no circuito.

Na Figura 2.5, são ilustradas as curvas de corrente por potência ( $I \times P$ ), correspondente ao desempenho do TEG quando submetido a distintos gradientes de temperatura. Observa-se que com o aumento de  $\Delta T$  a potência gerada também aumenta. A partir das curvas  $I \times P$ , é possível traçar a curva que mapeia o ponto de máxima potência (*Maximum Power Point* – MPP), ilustrada na cor vermelha, que equivale a máxima potência em cada variação de temperatura distinta.

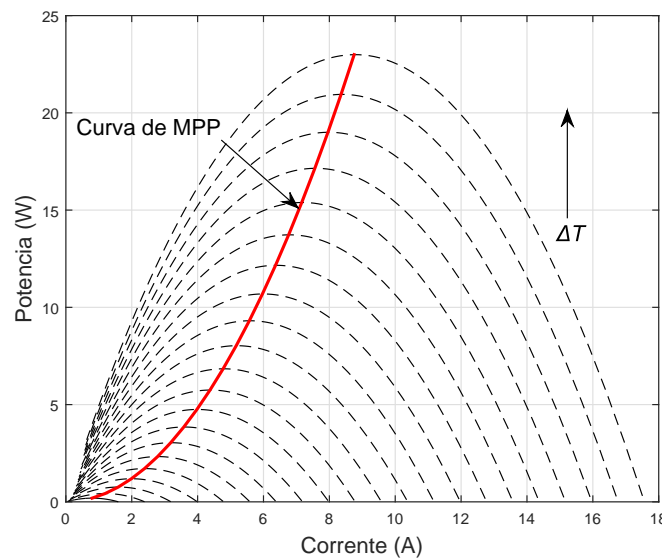


Figura 2.5 - Ilustração das curvas  $I \times P$  e mapeamento do ponto de máxima potência.

## 2.5 Rastreamento da máxima potência

No sistema de conversão de energia baseado em TEG existe a necessidade do maior aproveitamento e rendimento, pois este sistema está sempre sujeito às variações de temperatura. Estas variações alteram o ponto de operação onde pode-se obter a máxima potência do sistema e portanto, a maior transferência de energia entre fonte e carga (GODOY; SHAW, 2014).

De acordo com o teorema da máxima transferência de potência, esta condição ocorre quando  $R_m = R_L$ . Em situações práticas esta condição dificilmente é alcançada, pois as resistências das cargas variam a todo momento. Desta forma, utiliza-se o conversor CC-CC para atingir esta condição, pois a partir dele é possível controlar a potência gerada e entregue à carga (JAHANBAKHS, 2012).

As técnicas de rastreamento da máxima potência (*Maximum Power Point Tracking* – MPPT) permitem controlar continuamente o MPP, sendo possível aumentar o rendimento do processo (PACHECO, 2014). Os algoritmos de MPPT são associados ao controle do conversor CC-CC e ao termogerador, auxiliando na regulação da tensão e corrente para que a operação do TEG esteja próximo ao MPP no correspondente gradiente de temperatura.

Existem diversos tipos de algoritmos MPPT e estes se diferenciam uns dos outros na forma de como atingem o MPP. Moçambique (2012) afirma que os algoritmos MPPT são classificados como: i) algoritmos baseados em modelo, ii) algoritmos baseados em treinamento e iii) algoritmos MPPT heurísticos.

As diferenças entre os algoritmos estão na forma em que executam a aproximação do ponto ótimo, mais rápida ou mais lenta (MOÇAMBIQUE, 2012). Os métodos tradicionais heurísticos, possuem a vantagem de não necessitarem do conhecimento prévio sobre os módulos termoelétricos e baseiam-se nas medições de tensão e corrente do termogerador. Dentre eles, os mais utilizados são: i) perturbe e observe (P&O), ii) condutância incremental (INC) e iii) tensão constante.

O P&O é o mais utilizado devido a sua facilidade de implementação. Pacheco (2014) informa que o algoritmo baseia-se na alteração da referência, que pode ser de tensão ou corrente e na comparação da potência disponibilizada pelo gerador termoelétrico medida antes e depois da perturbação, respectivamente  $P(k)$  [W] e  $P(k - 1)$  [W]. Desta forma, se a perturbação atual resulta no aumento de potência, então a variação seguinte ocorre na mesma direção da atual, buscando o acréscimo de potência. Por outro lado, se a perturbação atual resultar no decréscimo da potência, a variação seguinte é reduzida buscando o equilíbrio no ponto ótimo. A Figura 2.6, adaptada de Moçambique (2012), ilustra o fluxograma do algoritmo P&O com base na alteração da tensão de referência  $V_{op}$  [V], no qual o módulo termoelétrico é forçado a operar.

O algoritmo de condutância incremental (INC) é semelhante ao P&O e fundamenta-se no princípio de que a derivada da curva  $I \times P$  é zero no MPP, positiva à esquerda do MPP e negativa a direita. Desta forma, a condutância instantânea  $\frac{I}{V}$  é comparada

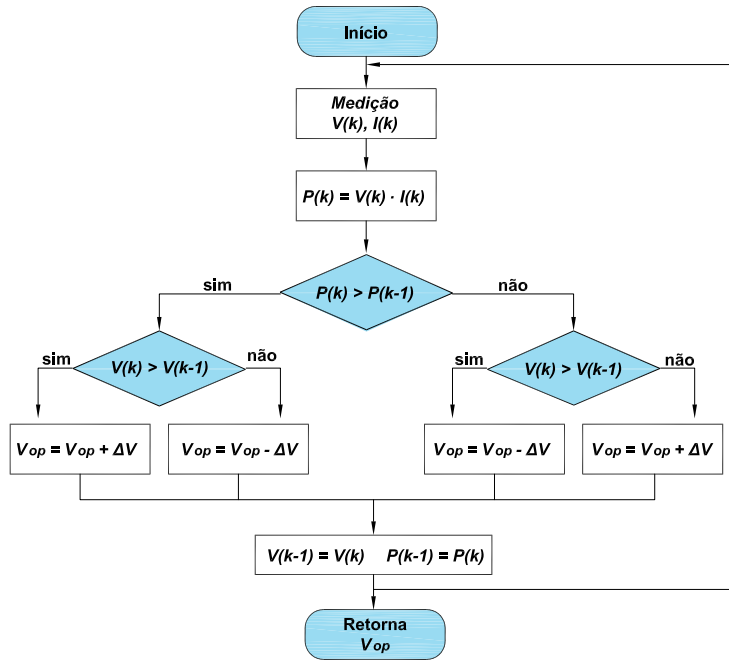


Figura 2.6 - Fluxo do algoritmo perturbe e observe.

à incremental  $\frac{\Delta I}{\Delta V}$ . Estas são as regras para estimar a direção na qual a perturbação irá seguir, portanto a tensão de referência  $V_{op}$  é decrementada ou incrementada, assim como no algoritmo P&O, até atingir o ponto de máxima potência.

Métodos inteligentes de MPPT geralmente são baseados em treinamento e possuem maior custo computacional na implementação. Fazem parte deste grupo as técnicas de inteligência artificial, como: i) redes neurais artificiais (RNA) e ii) lógica *Fuzzy*. A Figura 2.7 ilustra o fluxograma do algoritmo baseado em inteligência artificial, onde a partir de parâmetros operacionais, como as temperaturas medidas no lado quente e frio do termogerador, o sistema é treinado por meio do algoritmo de aprendizagem tornando-se especialista em rastrear a máxima potência elétrica.

## 2.6 Arranjos e conexões dos termogeradores

Os termogeradores são fontes de tensão que podem ser associadas em série ou paralelo, com o propósito de se obter a potência desejada (BRÁS, 2014). A metodologia para análise é idêntica à associação de fontes em teoria de circuitos elétricos. As fontes em paralelo possuem a mesma tensão nodal, porém com possíveis correntes diferentes em cada ramo do arranjo, por se tratar do divisor de corrente. As fontes em série possuem a mesma corrente, porém quedas de tensão distintas em cada resistência do arranjo.

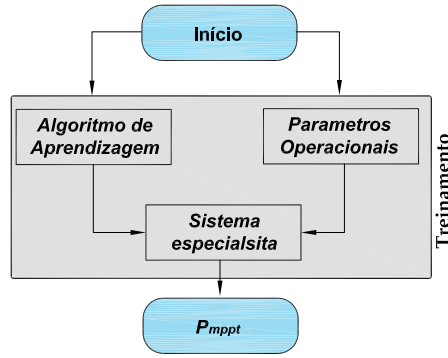


Figura 2.7 - Fluxo do algoritmo inteligente para a busca da máxima potência.

A análise da associação dos termogeradores é realizada com o arranjo dos TEG na forma matricial ou mista. Na forma matricial a associação é representada por matriz e seu arranjo é definido com  $m_{linhas}$  e  $n_{colunas}$ , como ilustrado na Figura 2.8(a). O arranjo misto é realizado de diferentes formas, como ilustra a Figura 2.8(b).

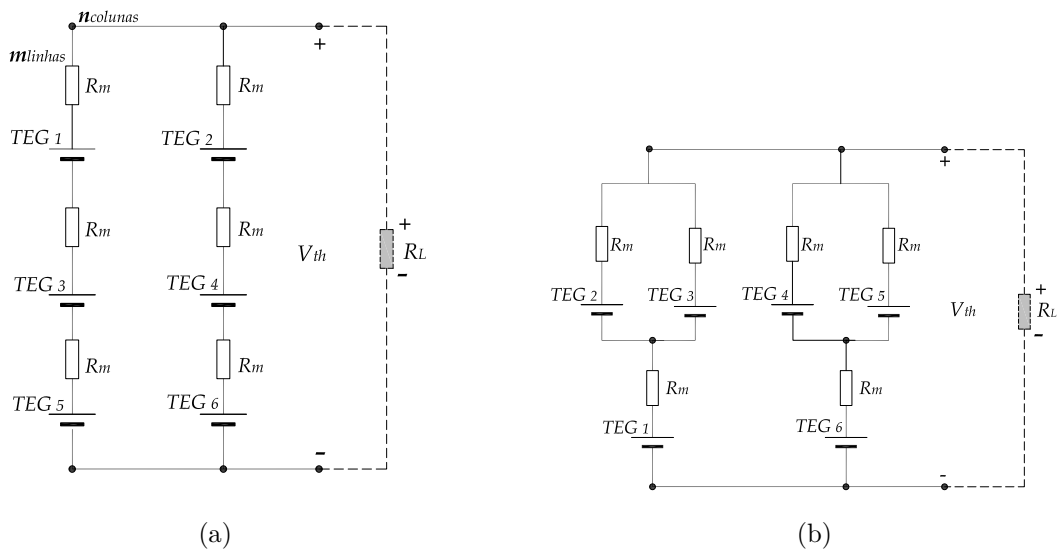


Figura 2.8 - Arranjos de termogeradores: (a) matricial e (b) misto.

Para a análise do arranjo matricial, aplica-se o teorema de Thèvenin. A tensão nos terminais da carga é dada por (2.14) e a resistência de Thèvenin é dada por (2.15).

$$V_{th} = m_{linhas} \cdot V_o \quad (2.14)$$

$$R_{th} = \left( \frac{m_{linhas}}{n_{colunas}} \right) \cdot R_m \quad (2.15)$$

onde  $V_o$  [V] é a tensão de circuito aberto e  $R_m$  [ $\Omega$ ] é a resistência interna do TEG. A partir do equivalente de Thèvenin, aplica-se a regra do divisor de tensão na carga para encontrar a potência sobre a carga  $P_{carga}$  [W], dada por:

$$P_{carga} = R_L \cdot \frac{(V_{th})^2}{(R_{th} + R_L)} \quad (2.16)$$

A tensão equivalente gerada pelo arranjo é o resultado do produto entre número de linhas pela tensão de circuito aberto do TEG. A resistência equivalente nos terminais da carga (resistência de Thèvenin), é a razão entre o número de linhas pelo número de colunas, vezes a resistência interna do módulo (JAHANBAKHSI, 2012). Todo equacionamento é realizado considerando os termogeradores do mesmo fabricante, modelo e mesmo gradiente de temperatura aplicado. O arranjo misto deve ser analisado de forma isolada aplicando as leis de circuitos elétricos pertinentes.

## 2.7 Considerações

Neste capítulo foram abordados os conceitos básicos sobre a termogeração por efeito Seebeck, dentre eles destaca-se o histórico e aplicações envolvendo o assunto, modelo elétrico do TEG e o comportamento de suas conexões. Estes conceitos são necessários para o entendimento da planta, em que se pretende utilizar os métodos inteligentes para o rastreamento da máxima potência. O próximo capítulo realiza o elo entre a termogeração com elementos da eletrônica de potência.



## CAPÍTULO 3

### CONVERSORES CC-CC

Neste capítulo são apresentados os conversores CC-CC, elementos importantes para a operação e regulação das grandezas elétricas envolvidas nos termogeradores. São apresentadas também as técnicas de modulação, chaveamento e modelagem matemática com ênfase no conversor elevador de tensão.

#### 3.1 Conceito básico do conversor CC-CC

O conversor de corrente contínua para corrente contínua (CC-CC) é o circuito eletrônico que converte a tensão CC fixa em outra tensão CC com magnitude variável. Tem sido utilizado em dispositivos eletrônicos portáteis para regulação das tensões e em fontes chaveadas para alimentação de periféricos como computadores, celulares, tablets e impressoras (WANG, 2014).

A geração de energia elétrica a partir de fontes renováveis como a energia dos ventos (eólica), solar (painéis fotovoltaicos), termogeração (TEG) entre outras empregam conversores estáticos no processamento da energia. No contexto da termogeração e MPPT, a função do conversor CC-CC é permitir a transferência ótima da potência gerada pelo TEG à carga por meio do ajuste da tensão de saída do termogerador. Este ajuste de tensão é realizado por meio do controle do ciclo de trabalho do conversor.

Existem duas configurações básicas de conversores CC-CC com e sem isolamento elétrico entre a fonte e a carga (BARBI, 2014). Estas configurações dependem do tipo de aplicação. Os conversores CC-CC não isolados são classificados dependendo da sua topologia sendo: i) elevador de tensão (*Boost*), ii) abaixador de tensão (*Buck*) e iii) elevador/abaixador de tensão (*Buck-Boost*). Existem ainda variações do elevador/abaixador, como o conversor com indutância simples no primário (*single-ended primary inductor converter* – SEPIC) e o regulador Cuk, que recebe este nome em homenagem ao seu inventor Slobodan Cuk.

A Figura 3.1, adaptada de Batschauer (2012), ilustra respectivamente, as três topologias básicas de conversores CC-CC não isolados em função do tipo de aplicação.

onde  $V_{out}$  [V] e  $I_{out}$  [A] são respectivamente a tensão e a corrente de saída do conversor.  $V_{in}$  [V] e  $I_{IL}$  [A] são respectivamente a tensão e a corrente elétrica da entrada ou sobre o indutor e  $R_i$  [ $\Omega$ ] é a resistência elétrica do indutor.

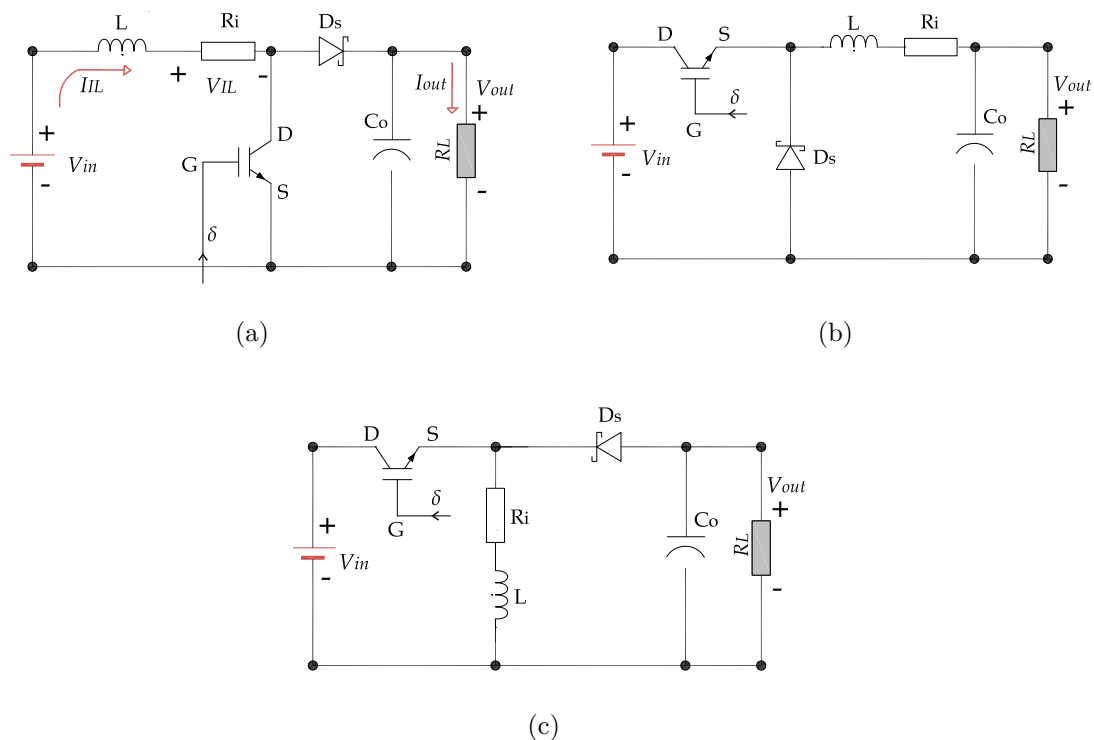


Figura 3.1 - Conversores CC-CC não isolados: (a) *Boost*, (b) *Buck* e (c) *Buck-Boost*.

O princípio de funcionamento comum entre os três conversores, é a atuação do indutor  $L$  como meio de transferência de energia. Além do indutor  $L$ , todas as topologias contam com o diodo Schottky  $D_s$ , capacitor de saída  $C_o$  e o transistor de potência, podendo este ser o transistor de efeito de campo metal óxido semiconductor (*Metal Oxide Semiconductor Field Effect* – MOSFET) ou então o transistor bipolar de porta isolada (*Insulated Gate Bipolar Transistors* – IGBT).

### 3.2 Conversor elevador de tensão *Boost*

O conversor *Boost* é caracterizado por ter entrada em corrente e saída em tensão (BATSCHAUER, 2012). A compreensão do circuito de comando deste conversor, como ocorre o chaveamento do transistor de potência, é a primeira etapa da análise funcional. De acordo com Mohan (2000), todos os conversores ilustrados na Figura 3.1 funcionam em modo chaveado, o transistor e o diodo são utilizados como chaves com dois estados de operação: i) ligado e ii) desligado.

A análise das etapas operacionais de carga e descarga do elemento armazenador de energia, está conectada a transferência da energia entre o indutor  $L$  [H] e a carga  $R_L$  [ $\Omega$ ]. O tipo de operação do conversor está ligado ao armazenamento da energia

no indutor, podendo esta operação ser classificada como modo de condução contínua (MCC) ou modo de condução descontínua (MCD) (WANG, 2014).

### 3.2.1 Modulação por largura de pulso e circuito de comando

A técnica largamente utilizada para o chaveamento do transistor de potência é a modulação por largura de pulso (*Pulse Width Modulation* – PWM) (BATSCHAUER, 2012). O objetivo da modulação PWM é modificar a tensão de saída do circuito chaveado, como ilustrado na Figura 3.2, adaptada de Mohan (2000), de modo que o valor médio nos ciclos de trabalho seja o valor da tensão desejada.

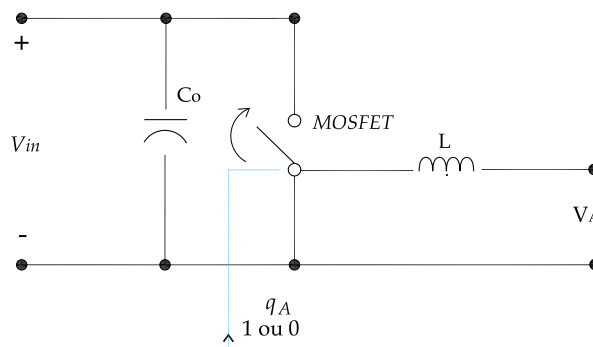


Figura 3.2 - Representação do circuito de chaveamento.

O chaveamento na frequência  $F_s$  [kHz] produz a sequência de pulsos  $q_A$  [V] no período  $t$  [s] constante, ilustrado na Figura 3.3(a). O chaveamento devido a sequência de pulsos, Figura 3.3(b), altera o valor médio da tensão  $\bar{V}_A$  [V] sobre a carga e é determinada por:

$$\bar{V}_A = \frac{1}{T_t} \cdot \int_0^{T_t} V_{in} dt = \frac{T_t}{t} \cdot V_{in} \quad (3.1)$$

O controle do valor médio ocorre por meio da variação da largura de pulso  $T_t$  [s] e consequentemente o ciclo de trabalho  $\delta$  é dado por:

$$\delta = \frac{T_t}{t} = \frac{T_t}{T_t + (t - T_t)} \quad (3.2)$$

onde  $0 \leq \delta \leq 1$ .

Segundo Mohan (2000), nos conversores chaveados o MOSFET é normalmente uti-

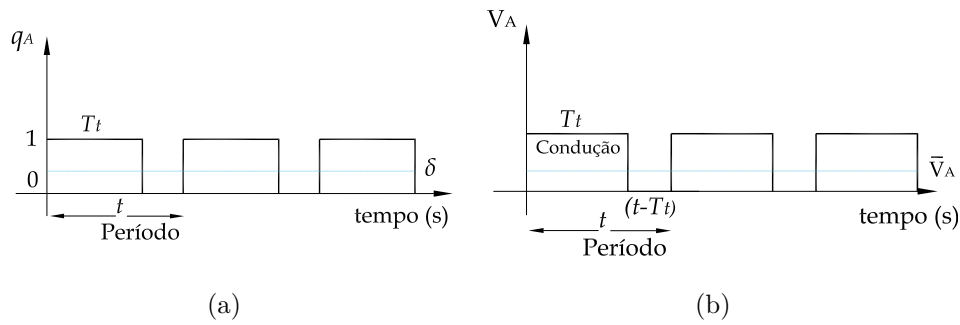


Figura 3.3 - Modulação PWM: (a) sequência de pulsos e (b) tensão média de saída.

lizado em aplicações abaixo de centenas de volts, com frequência de chaveamento acima de  $100kHz$ . O IGBT é adequado para aplicações de alta potência, na ordem de  $MW$ , com frequência de chaveamento abaixo de dezenas de quilohertz. O MOSFET consiste em três terminais: i) dreno (*drain* – D), ii) fonte (*source* – S) e iii) gatilho (*gate* – G). O desempenho deste dispositivo está associado ao comando de gatilho adequado para sua aplicação, o que significa o condicionamento do sinal aplicado ao MOSFET para o correto disparo e utilização (BARBI, 2014).

Com a evolução dos circuitos integrados (CI), dispositivos para o disparo de MOSFET e IGBT estão disponíveis no mercado. Dentre vários CI, tem-se o A3120 (Driver de corrente para IGBT e MOSFET) da Vishay (2016). Este consiste no diodo emissor de luz (*Light Emitting Diode* – LED) acoplado opticamente ao circuito integrado com estágio de saída de potência. O optoacoplador é ideal para a condução em chaves de potência, sendo também utilizado em aplicações com inversores para o controle de motores e fontes chaveadas.

### 3.2.2 Etapas de funcionamento do modo chaveado

Quando a chave é fechada  $(0, T_t)$ , o diodo  $D_s$  é polarizado inversamente, como ilustrado na Figura 3.4(a). Acumula-se energia em  $L$  [H] e este comporta-se como fonte de corrente  $I_{IL}$  [A]. Na abertura da chave  $(t - T_t, t)$  o diodo entra em condução e a fonte de corrente  $I_{IL}$  passa a entregar energia no capacitor de saída  $C_o$  [F], Figura 3.4(b).

As potências de entrada  $P_{in}$  [W] e saída  $P_{out}$  [W] são dadas por:

$$P_{in} = V_{in} \cdot I_{IL} \cdot T_t \quad (3.3)$$

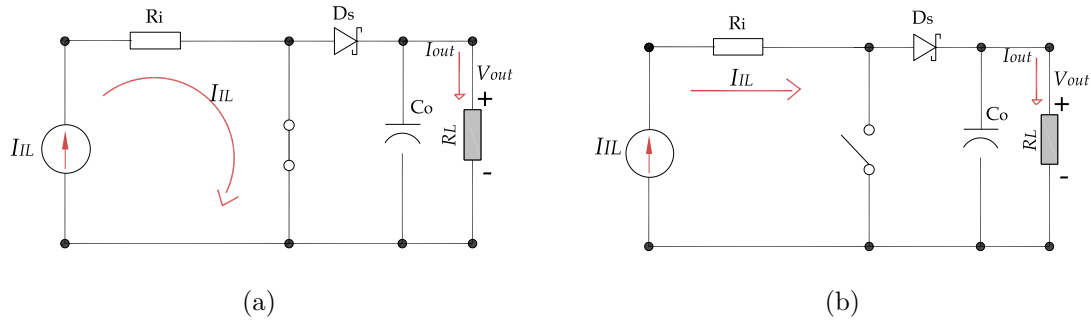


Figura 3.4 - Funcionamento do modo chaveado: (a) chave fechada e (b) chave aberta.

$$P_{out} = V_{out} \cdot I_{IL} \cdot (t - T_t) \quad (3.4)$$

Considerando o conversor ideal ( $P_{in} = P_{out}$ ) a relação entre tensão de entrada e a tensão de saída no conversor *Boost* é dada por:

$$\frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{1}{(1 - \delta)} \quad (3.5)$$

No conversor ideal, quando o ciclo de trabalho tende a unidade,  $V_{out} \rightarrow \infty$ , como expresso em (3.5). Em relação ao caso não ideal, as perdas por efeito Joule são consideradas em determinado limite do ciclo de trabalho. Estas perdas refletidas nos elementos resistivos do circuito se tornam maior que a energia transferida do indutor para a carga, sendo este o comportamento real do conversor *Boost* (POMILIO, 2016). As expressões (3.6) a (3.11) modelam o funcionamento do conversor considerando as perdas na resistência do indutor (ou resistência de entrada), parcela significativa na análise do conversor.

$$V_{IL} = R_i \cdot I_{IL} \quad (3.6)$$

$$V_{out} = R_L \cdot I_{out} \quad (3.7)$$

$$I_{out} = I_{IL} \cdot (1 - \delta) \quad (3.8)$$

$$V_{IL} = \frac{R_i \cdot I_{out}}{1 - \delta} = \frac{R_i \cdot V_{out}}{(1 - \delta) \cdot R_L} \quad (3.9)$$

$$V_{out} = \frac{V_{in} - \frac{R_i \cdot V_{out}}{(1 - \delta) \cdot R_L}}{1 - \delta} = \frac{V_{in}}{1 - \delta} - \frac{R_i \cdot V_{out}}{(1 - \delta)^2 \cdot R_L} \quad (3.10)$$

$$\frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{1 - \delta}{(1 - \delta)^2 + \frac{R_i}{R_L}} \quad (3.11)$$

onde  $R_i$  [ $\Omega$ ] e  $R_L$  [ $\Omega$ ] são respectivamente as resistências do indutor e carga.  $V_{IL}$  [V],  $I_{IL}$  [A] e  $I_{out}$  [A] são respectivamente a tensão no indutor, corrente elétrica no indutor ou corrente de entrada e corrente de saída do conversor.

De posse de (3.11) é possível construir a Figura 3.5, onde podem ser observadas as perdas no conversor real que impedem a operação com ganhos estáticos elevados (POMILIO, 2016). Observa-se a existência do ponto da máxima elevação de tensão e que a partir dele, a tensão decresce devido as perdas internas por efeito Joule.

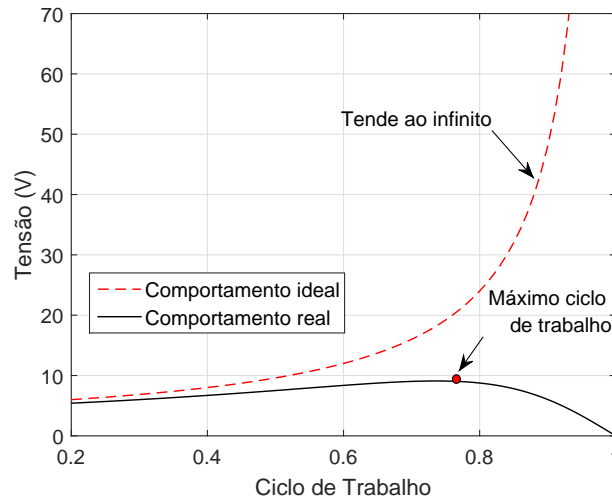


Figura 3.5 - Comparação entre o conversor *Boost* ideal e real.

### 3.2.3 Modos de Condução

No conversor *Boost*, a corrente sobre a carga é sempre contínua, porém a corrente da fonte de alimentação pode ser contínua ou descontínua (BARBI, 2014). No modo

de condução contínua (MCC), sempre existe a transferência da energia do indutor para a carga, pois sempre há corrente elétrica circulando no subcircuito formado pelo capacitor  $C_o$  [F] e a carga  $R_L$  [ $\Omega$ ]. A Figura 3.6(a) ilustra as formas de onda do conversor *Boost* no MCC.

Durante o modo de condução descontínua (MCD), a corrente no indutor intersecciona o eixo temporal e em alguns instantes a transferência da energia é interrompida. A Figura 3.6(b) ilustra as formas de onda do conversor *Boost* no MCD, onde  $I_{IL}$  [A] é a corrente no indutor,  $q_A$  [V] é o pulso PWM,  $I_{DS}$  [A] é a corrente no diodo. A barra acima da variável representa o valor médio da grandeza elétrica.

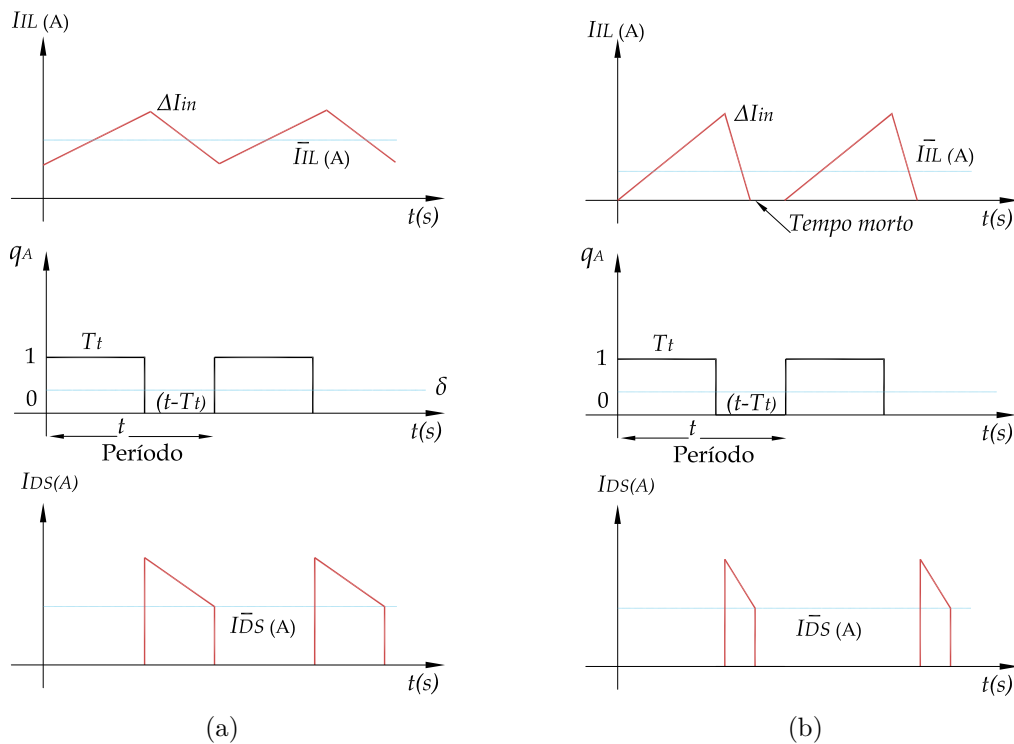


Figura 3.6 - Condução no conversor *Boost*: (a) contínua e (b) descontínua.

O desempenho do conversor no MCC é um dos principais critérios de projeto, pois desta forma a transferência de energia da fonte para a carga ocorre de forma integral, sem tempo morto (*dead zone*) entre as posições ligada e desligada (WANG, 2014).

A indutância  $L_{min}$  [H] e capacitância mínima  $C_{min}$  [F], são dimensionadas para garantir a condução contínua no conversor e minimizar as ondulações de tensão tensão (*ripple*)  $\Delta V$  [V], provenientes do chaveamento na frequência  $F_s$  [Hz]. Os

cálculos da indutância e capacitância mínima são dadas por:

$$L_{min} = \frac{V_{in} \cdot (1 - \delta) \cdot \delta}{2 \cdot F_s \cdot I_{out}} \quad (3.12)$$

$$C_{min} = \frac{I_{out} \cdot \delta}{F_s \cdot \Delta V_{out}} \quad (3.13)$$

onde  $I_{out}$  [A] é a corrente de saída na carga e  $\Delta V_{out}$  [V] é a variação da tensão no capacitor durante o chaveamento.

### 3.3 Modelagem do conversor *Boost*

Para a operação dinâmica e segura, o conversor *Boost* deve ter suas grandezas elétricas controladas. Para a escolha adequada do tipo de controlador, apresenta-se o modelo matemático do conversor (BARBI, 2015).

O emprego do conceito médio em espaço de estados é proposto por Middlebrook e Cuk (1976) e é o método mais aceito pela comunidade científica internacional de eletrônica de potência. A modelagem por espaço de estados permite a conversão do modelo na forma de função de transferência e além disto, possibilita a utilização de técnicas avançadas de controle moderno no projeto de controladores.

Aguirre (2015) afirma que o espaço de estados é a representação utilizada para modelar as relações entre as variáveis internas do sistema, chamadas de variáveis de estado no domínio do tempo. O modelo linear típico em espaço de estados tem a forma dada por:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{Ax} + \mathbf{Bu} \quad (3.14)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{Cx} + \mathbf{Du} \quad (3.15)$$

onde  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{u}$  são o vetor de estado e o vetor de entradas respectivamente, com todas as variáveis de estado necessárias para descrever o comportamento do sistema. O ponto sobre a variável indica a derivada temporal e as saídas medidas são representadas pelo vetor  $\mathbf{y}$ . Os valores  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$ ,  $\mathbf{C}$  e  $\mathbf{D}$  são matrizes constantes, denominadas respectivamente como matriz de estado, matriz de entrada, matriz de saída e matriz

de transição direta.

Para a obtenção das equações de estado, o conversor *Boost* é analisado em modo de condução contínua (MCC) e em dois estágios de conversão: i) chave aberta e ii) chave fechada (BARBI, 2015). A primeira análise é realizada com a chave fechada, como ilustrado na Figura 3.7(a) e a segunda análise é realizada com a chave aberta, como ilustrado na Figura 3.7(b).

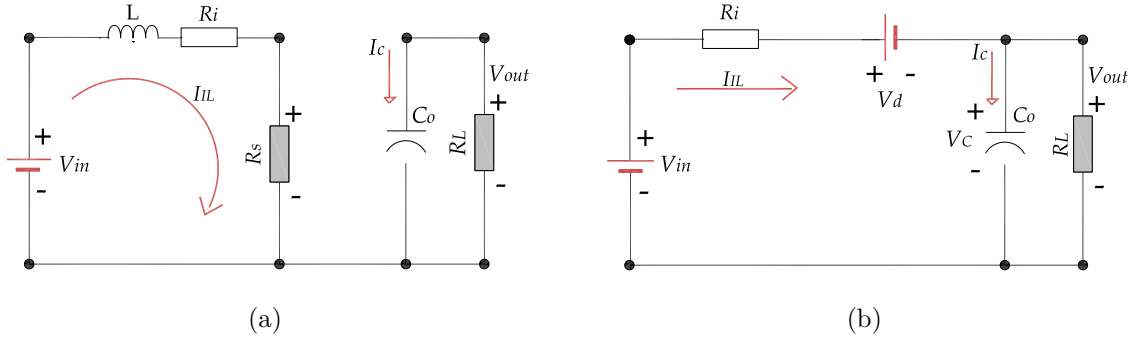


Figura 3.7 - Análise para a modelagem do conversor *Boost*: (a) chave fechada e (b) chave aberta

Aplicando a lei de Kirchhoff das tensões, são definidas as equações diferenciais ordinárias do modelo operando com a chave fechada, estado  $(0, T_t)$ , dadas por:

$$L \frac{dI_{IL}}{dt} = -R_L \cdot I_{IL} - R_s \cdot I_{IL} + V_{in} \quad (3.16)$$

$$C \frac{dV_C}{dt} = -\frac{V_C}{R_L} \quad (3.17)$$

onde  $R_s$  [ $\Omega$ ] é a resistência interna do MOSFET,  $V_C$  [V] é a tensão elétrica sobre o capacitor,  $I_{IL}$  [A] é a corrente sobre o indutor e  $R_i$  [ $\Omega$ ] é a resistência do indutor.

O vetor de estado do conversor *Boost* é formado pelas variáveis  $I_{IL}$  [A] e  $V_C$  [V]. Comparando (3.14) com (3.17), é possível rescrevê-la na forma matricial, dada por:

$$\begin{bmatrix} \dot{I}_{IL} \\ \dot{V}_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -(R_i + R_s) & 0 \\ 0 & -(\frac{1}{C_o \cdot R_L}) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} I_{IL} \\ V_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{bmatrix} \times V_{in} \quad (3.18)$$

No segundo estágio topológico, chave aberta estado  $(t - T_t, t)$ , o procedimento de análise é o mesmo aplicado quando a chave está fechada. Por meio da lei de Kirchhoff das tensões, adapta-se a expressão encontrada para a forma matricial, dada por:

$$\begin{bmatrix} \dot{I}_{IL} \\ \dot{V}_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-R_i}{L} & \frac{-1}{L} \\ \frac{1}{C_o} & \frac{-1}{(C_o \cdot R_L)} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} I_{IL} \\ V_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{bmatrix} \times (V_{in} - V_D) \quad (3.19)$$

Comparando (3.19) e (3.18) com (3.14) e (3.15), é possível determinar as matrizes constantes para os dois estágios topológicos. O sistema linear em (3.20) relaciona as duas matrizes de estados (chave fechada e aberta) e as duas matrizes de entrada (chave fechada e aberta).

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}_1 \mathbf{x} + \mathbf{B}_1 \mathbf{u} \\ \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}_2 \mathbf{x} + \mathbf{B}_2 \mathbf{u} \end{cases} \quad (3.20)$$

onde  $\mathbf{A}_1$  e  $\mathbf{A}_2$  são as matrizes de estado da topologia chave fechada e aberta respectivamente.  $\mathbf{B}_1$  e  $\mathbf{B}_2$  são as matrizes de saída de topologia chave fechada e aberta respectivamente. As matrizes equivalentes  $\mathbf{A}_t$  e  $\mathbf{B}_t$ , em (3.21) e (3.22) são resultantes dos dois estágios. Com a chave fechada, o ciclo de trabalho aplicado é  $\delta$  e com a chave aberta  $(1 - \delta)$ .

$$\mathbf{A}_t = \mathbf{A}_1 \cdot \delta + \mathbf{A}_2 \cdot (1 - \delta) \quad (3.21)$$

$$\mathbf{B}_t = \mathbf{B}_1 \cdot \delta + \mathbf{B}_2 \cdot (1 - \delta) \quad (3.22)$$

Em regime permanente a derivada temporal é  $\dot{\mathbf{x}} = 0$  e a expressão (3.23) representa a adequação desta situação à expressão matricial. A expressão (3.24) apresenta o ajuste matricial de (3.23) na forma de sistema de equação.

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\delta \cdot \left(\frac{R_s + R_L}{L}\right) & -\left(\frac{1-\delta}{L}\right) \\ \frac{1-\delta}{C_o} & -\left(\frac{1}{C_o}\right) \cdot R_L \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} I_{IL} \\ V_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & -\left(\frac{1-\delta}{L}\right) \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} V_{in} \\ V_D \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

$$\begin{cases} 0 = \frac{-\delta \cdot R_s + R_i}{L} \cdot I_{IL} - \frac{(1-\delta)}{L} \cdot V_C + \frac{V_{in}}{L} - \frac{(1-\delta)}{L} \cdot V_D \\ 0 = \frac{(1-\delta)}{C} \cdot I_{IL} - \frac{V_C}{C_o} \cdot R_L \end{cases} \quad (3.24)$$

A partir da expressão (3.24) é possível obter o circuito equivalente do conversor. A Figura (3.8), adaptada de Barbi (2015), representa o modelo do conversor *Boost* operando em regime permanente.

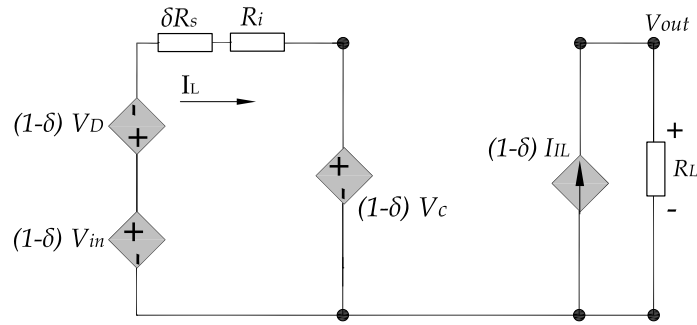


Figura 3.8 - Circuito equivalente da operação do conversor *Boost* em regime permanente.

### 3.4 Função de transferência para o controle em modo de tensão

A forma geral da função de transferência do conversor *Boost* para o controle da tensão é dada por:

$$G_{ps} = \frac{\bar{V}_{out}(s)}{\bar{\delta}(s)} \quad (3.25)$$

onde a tensão de saída  $\bar{V}_{out}$  [V] e o ciclo de trabalho  $\bar{\delta}$  são linearizadas como pequenos sinais em torno do ponto de operação. Para obter a linearização, o modelo de pequenos sinais é construído sobre o ponto de operação de estado estacionário, assim obtém-se as funções de transferências necessárias (BARBI, 2015). Segundo Reddy et al. (2015), a linearização é desenvolvida por meio da expressão:

$$\bar{\mathbf{x}} = \bar{\mathbf{x}} \cdot [\mathbf{A}_1 \cdot \delta + \mathbf{A}_2 \cdot (1-\delta)] + [(\mathbf{A}_1 - \mathbf{A}_2) \cdot X + (\mathbf{B}_1 - \mathbf{B}_2) \cdot U] \cdot \bar{\delta} \quad (3.26)$$

onde  $X$  representa os estados iniciais e  $U$  os estados de entrada. Aplicando a transformada de Laplace em (3.26), obtém-se:

$$\bar{\mathbf{x}}(s) = (sI - \mathbf{A}_t)^{-1} \cdot [(\mathbf{A}_1 - \mathbf{A}_2) \cdot X + (\mathbf{B}_1 - \mathbf{B}_2) \cdot U] \cdot \bar{\delta}(s) \quad (3.27)$$

Colocando (3.27) sob a forma padrão da função de transferência, razão da saída com a entrada do sistema, obtém-se:

$$\frac{\bar{\mathbf{x}}(s)}{\bar{\delta}(s)} = (sI - \mathbf{A}_t)^{-1} \cdot [(\mathbf{A}_1 - \mathbf{A}_2) \cdot X + (\mathbf{B}_1 - \mathbf{B}_2) \cdot U] \quad (3.28)$$

Ao manipular algebricamente a expressão (3.28), é possível obter a função de transferência do conversor *Boost* para o modo de corrente ou modo de tensão. Para o controle em modo de tensão, a expressão final é dada por:

$$\frac{\bar{V}_o(s)}{\bar{\delta}(s)} = \frac{V_{in}}{(1 - \delta)^2} \cdot \frac{1 - \left(\frac{L}{R_L \cdot (1 - \delta)^2}\right) s}{\left(\frac{C \cdot L}{(1 - \delta)^2}\right) s^2 + \left(\frac{L}{R_L \cdot (1 - \delta)^2}\right) s + 1} \quad (3.29)$$

A característica importante do conversor *Boost* é a presença do *zero* no semiplano direito ( $s$ ) do lugar geométrico das raízes.

### 3.5 Considerações

Este capítulo abordou alguns conceitos sobre os conversores CC-CC, com ênfase no funcionamento e modelagem do conversor *Boost*. A explanação do modelo do conversor em termos da função de transferência é essencial para o desenvolvimento da análise frequencial, estratégia de controle e otimização aplicada ao TEG, assunto este que se trata no próximo capítulo.

## CAPÍTULO 4

### TÉCNICAS DE CONTROLE E OTIMIZAÇÃO

Este capítulo apresenta a teoria do controle aplicado aos conversores CC-CC. Descreve a análise frequencial, as técnicas de realimentação e as limitações do projeto. Ainda é apresentado o processo de otimização, as partes que o compõem e a configuração dos parâmetros necessários para executar a simulação e realizar a otimização a partir de algoritmos heurísticos.

#### 4.1 Controladores realimentados em modo de tensão

O sistema de controle é formado pelo controlador, sensores e a planta a ser controlada. O seu objetivo é alcançar a saída desejada com desempenho satisfatório para dada entrada específica, sendo esta denominada sinal referência ou *setpoint* (REIS, 2014). A Figura 4.1 ilustra os componentes do sistema de controle dinâmico em malha fechada.

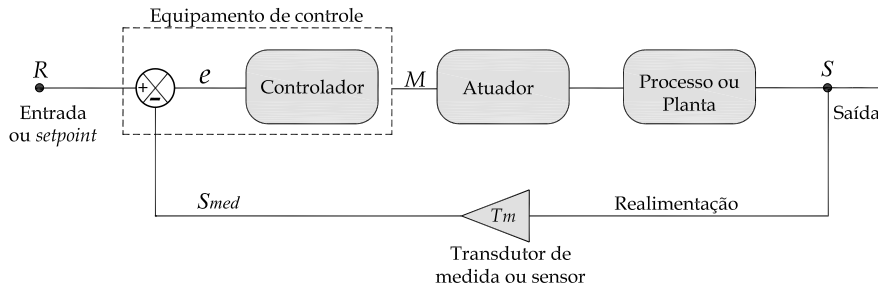


Figura 4.1 - Representação do controle em malha fechada.

onde a variável  $R$  é a entrada do processo,  $S$  é a saída do processo,  $M$  é a variável manipulada pelo controlador. O erro  $e$  atuante é a diferença entre a entrada do processo e a saída medida  $S_{med}$  pelo sensor ou transdutor  $T_m$ .

O controle do conversor CC-CC permite regular os estados do sistema para determinada referência desejada (CARSTENS, 2016). Segundo Mohan (2000), a regulação da tensão de saída é projetada com o objetivo de possuir: i) baixo erro em estado estacionário e ii) resposta rápida na variação de carga. Existem duas formas de realizar a medição da resposta de saída e a realimentação deste sistema de controle: i) modo de corrente e ii) modo de tensão.

O controle em modo de tensão é realimentado através da tensão de saída  $V_{out}$  [V], que por sua vez, é medida pelo sensor de tensão produzindo  $V_{med}$  [V]. Esta tensão medida é comparada com o valor do *setpoint* de tensão  $V_{ref}$  [V]. O erro  $v_{err}$  [V] entre estes valores atua sobre o controlador, produzindo a tensão de controle  $V_c$  [V]. Esta tensão funciona como entrada para o modulador por largura de pulso e produz-se os pulsos necessários em função do ciclo de trabalho  $\delta$ , acionando assim o transistor de potência. A Figura 4.2 ilustra o processo envolvendo as variáveis mencionadas.

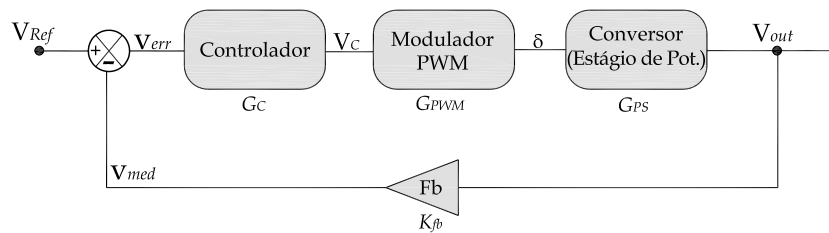


Figura 4.2 - Representação do sistema de controle em modo de tensão.

A função de transferência da malha de controle em modo de tensão,  $G_l(s)$ , é dada por:

$$G_l(s) = G_c(s) \cdot G_{PWM}(s) \cdot G_{ps}(s) \cdot k_{fb} \quad (4.1)$$

onde  $G_c$ ,  $G_{PWM}$ ,  $G_{ps}$  e  $k_{fb}$  são ganhos da função de transferência do controlador, do modulador PWM, do estágio de potência (conversor) e do sensor de tensão (MOHAN, 2000). O ganho do processo ou módulo da função de transferência, usualmente simbolizado por  $k$  ou  $|G(s)|$ , é definido como a razão entre a variação da saída de determinado elemento da malha de controle, pela variação da entrada (CAMPOS; TEIXEIRA, 2015). Assim, a função de transferência  $G(s)$  é dada por:

$$G(s) = \frac{Y(s)}{X(s)} \quad (4.2)$$

onde  $Y(s)$  e  $X(s)$  são respectivamente os valores de saída e entrada do elemento em questão na malha de controle. Usualmente na análise frequencial, o ganho da função

de transferência é expresso em Decibel, dado por:

$$|G_s(s)| = 20 \cdot \log_{10} G(s) \quad (4.3)$$

## 4.2 Estratégias de controle

O controle clássico utiliza as estratégias de análise e projeto: i) diagrama de Bode, ii) critério de Nyquist e iii) lugar geométrico das raízes (LGR) (ZUBEN, 2002). O controlador Proporcional Integral Derivativo (PID) é a síntese clássica mais conhecida e seu projeto está fundamentalmente baseado no LGR ou pelo método de Ziegler Nichols. Na análise frequencial, usualmente utiliza-se o termo compensação ao invés de controlador e adota-se o compensador Atraso-Avanço de Fase. Como a escolha da estratégia de controle depende da dinâmica do processo, é necessário conhecer o modelo e as características da planta a ser controlada.

Os conversores *Boost*, *Buck-Boost* e *Fly-Back* são plantas que possuem **zero** no semiplano direito (*right half plane zero* – RHP) do LGR. Por esta razão, é difícil para o controlador PID exibir bom desempenho especificamente nestas fontes chaveadas (GHOSH; BANERJEE, 2015). A análise da resposta em frequência e o uso de compensadores específicos é a forma mais eficaz para o controle de conversores CC-CC.

Os compensadores em geral, são filtros especializados e projetados para fornecer em determinada frequência, margem de fase e ganho específico (GEORGE, 2012). Os compensadores Fator  $K$  do Tipo 1, Tipo 2 e Tipo 3 fazem parte desta classificação e são filtros específicos desenvolvidos por Venable (1983) para modificar e melhorar a dinâmica dos conversores CC-CC. São projetados para satisfazer as condições de estabilidade no diagrama de Bode e diversos circuitos compensadores encontrados no mercado, utilizam da teoria proposta por Venable (1983) para encontrar os parâmetros de projeto. Exemplo disto é o regulador CI TL-431, conhecido como amplificador de erro, que está presente na fabricação de diversas fontes chaveadas. Do ponto de vista prático, o projeto ótimo destes compensadores torna-se necessário.

## 4.3 Terminologia e análise frequencial

A resposta em frequência é a análise do comportamento do sistema quanto aos seus parâmetros de ajustes em determinada faixa de frequência. Normalmente é analisada a resposta em frequência utilizando o diagrama ou curva de Bode. Este diagrama é composto por dois gráficos que em conjunto representam a resposta em frequência do sistema em malha aberta. Esta técnica é capaz de ilustrar a estabilidade relativa

do sistema e realizar a associação entre os **polos**, **zeros** e características funcionais (DISTEFANO; STUBBERUD, 2012). A vantagem da utilização desta técnica é analisar o comportamento do sistema em malha fechada, verificando apenas a função de transferência em malha aberta. A Figura 4.3 ilustra o diagrama de Bode para a definição da terminologia do controle por análise frequencial.

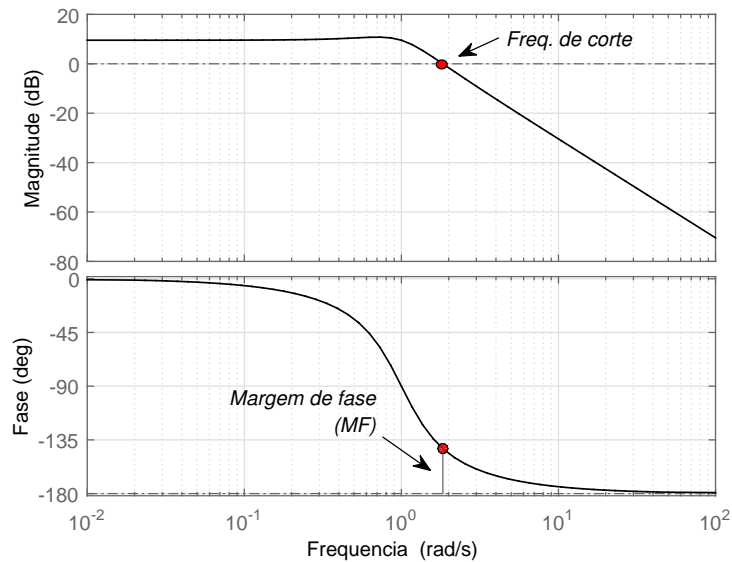


Figura 4.3 - Análise frequencial por meio do diagrama de Bode.

As ilustrações da Figura 4.3 são representações em termos do módulo e fase de  $G(j\omega) \times \omega$ , ambos em escala logarítmica. Este método de análise fornece informações sobre o sistema por meio de segmentos de reta e permite a maior abrangência das faixas dos valores das variáveis envolvidas, especialmente da frequência (CASTRUCCI et al., 2011).

A frequência em que o ganho da malha de controle se iguala a unidade,  $|G_l(s)| = 0 \text{ dB}$ , é definida como frequência de corte (ou frequência de canto)  $f_c \left[ \frac{\text{rad}}{\text{s}} \right]$ . Esta variável é o indicador da largura de banda do sistema de realimentação em malha fechada, ela determina a velocidade da dinâmica do sistema de controle para várias perturbações (MOHAN, 2000). Para que o sistema em malha fechada seja estável na frequência de corte, o ângulo de fase deve ser maior que  $-180^\circ$ .

Na frequência de corte, mede-se o ângulo de fase e conforme ilustrado na Figura 4.3, observa-se que a margem de fase é dada por:

$$M_F = 180 - \angle G_l \quad (4.4)$$

onde  $M_F[^\circ]$  é a margem de fase do sistema e  $\angle G_l[^\circ]$  é o ângulo medido na frequência de corte  $f_c [\frac{rad}{s}]$ . Segundo Barbi (2014), se a margem de fase estiver próxima a  $-180^\circ$  o sistema continua estável mas exibe sobrepassagem (*overshoot*) e oscilações indesejáveis.

### 4.3.1 Sistemas de fase mínima e não mínima

Segundo Castrucci et al. (2011), os sistemas estáveis possuem em sua função de transferência todos os *zeros* no semiplano esquerdo do LGR, estes são chamados de sistemas de fase mínima. Os sistemas que possuem um ou mais *zeros* no semiplano direito do LGR são chamados de fase não mínima.

Para o sistema de fase não mínima  $G_1(s)$ , com *polo* em  $s = -a$  (semiplano esquerdo) e *zero* em  $s = b$  (semiplano direito), calcula-se a fase de acordo com a expressão, dada por:

$$\angle G_1(j\omega) = \tan^{-1}\left(\frac{-\omega}{b}\right) - \tan^{-1}\left(\frac{\omega}{a}\right) \quad (4.5)$$

onde  $\angle G_1(j\omega) [^\circ]$  é o ângulo de fase e  $\omega [\frac{rad}{s}]$  é a frequência angular. O módulo  $|G_1(j\omega)| [dB]$  é dado por:

$$|G_1(j\omega)| = \left| \frac{1 - \frac{j\omega}{b}}{1 + \frac{j\omega}{a}} \right| \quad (4.6)$$

Um *zero* à direita contribui com o mesmo módulo que um *zero* à esquerda, mas a fase de um *zero* no semiplano direito corresponde à contribuição de fase de um *polo* no semiplano esquerdo. Utiliza-se a definição de limite para entender o comportamento frequencial do sistema. Em altas frequências, (4.7) possui a contribuição de fase  $\angle G_1(j\omega) \rightarrow -180$ . Em baixas frequências, (4.8) possui a contribuição de fase  $\angle G_1(j\omega) \rightarrow 0$ , sendo este o comportamento do sistema de fase não mínima.

$$\lim_{\omega \rightarrow \infty} \angle G_1(j\omega) = -180^\circ \quad (4.7)$$

$$\lim_{\omega \rightarrow 0} \angle G_1(j\omega) = 0^\circ \quad (4.8)$$

Considerando a função de transferência idêntica a (4.5), porém com o *zero* no semiplano esquerdo  $s = -b$ , observa-se a identidade entre as funções em relação ao módulo. No sistema de fase mínima, tanto em altas frequências com  $\omega \rightarrow \infty$  quanto em baixas frequências com  $\omega \rightarrow 0$ , ambos tendem a  $0^\circ$ , como ilustrado na Figura 4.4. O significado do termo fase mínima deve ser entendido como sendo a menor variação possível de fase para determinada curva de módulo.

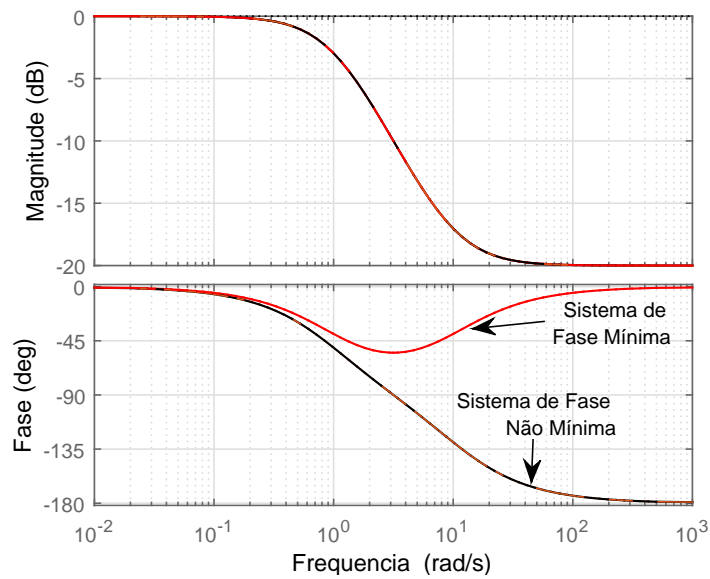


Figura 4.4 - Diagrama de Bode para comparação entre fase mínima e não mínima.

Castrucci et al. (2011) afirmam que o controle por realimentação neste tipo de sistema é mais difícil devido a baixa margem de fase que apresentam. Outro motivo para a afirmação desta dificuldade de controle é em relação a variável de saída da planta, pois esta reage inicialmente em sentido contrário ao esperado e a características deste sistema é a presença de afundamentos na resposta transitória (*undershoot*). O conversor *Boost* é sistema de fase não mínima (CHOI, 2011).

#### 4.4 Compensador Fator $K$

O objetivo do compensador é moldar o ganho da malha  $G_l(s)$ , de tal forma que a frequência de cruzamento no local desejado possua margem de fase e margem de ganho suficientes para regulação e estabilidade do sistema de controle. Dentre os

três tipos de topologias do compensador Fator  $K$ , destaca-se o do Tipo 3 para o controle do conversor *Boost*. A justificativa está no alto fornecimento da margem de fase e no efeito do ganho em módulo da combinação dos **polos** e **zeros** deste compensador. Esta compensação fator  $K$  possui margem de fase superior quando comparado ao clássico compensador avanço de fase (*lead*). A função de transferência do compensador Tipo 3 é dada por:

$$G_c(s) = \frac{k_c}{s} \cdot \frac{\left(1 + \frac{s}{\omega_z}\right)^2}{\left(1 + \frac{s}{\omega_p}\right)^2} \quad (4.9)$$

onde  $k_c$  é o valor proporcional associado ao integrador,  $\omega_z$  [ $\frac{rad}{s}$ ] é a frequência do par de **zeros** e  $\omega_p$  [ $\frac{rad}{s}$ ] é a frequência do par de **polos**.

Este compensador possui dois **polos**, dois **zeros** e um integrador. Para produzir erro zero em estado estacionário, o integrador introduz o desvio de fase de  $-90^\circ$  na função de transferência da malha. O par de **zeros** fora da origem promove a ascensão do módulo de fase em  $180^\circ$  e isto determina o máximo ângulo de compensação (VENABLE, 1983) (GHOSH; BANERJEE, 2015). A descensão do módulo de fase ocorre no encontro do par de **polos**, onde a margem de ganho passa a ser de  $-20$  [ $\frac{dB}{dec}$ ] (CASTRUCCI et al., 2011). A Figura 4.5, adaptada de Choi (2011), ilustra o diagrama de Bode do compensador Tipo 3.

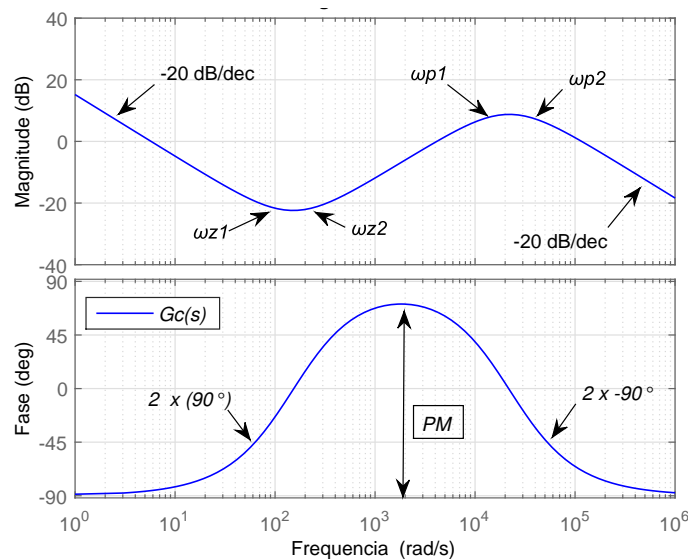


Figura 4.5 - Diagrama de Bode do compensador Tipo 3.

O fator  $K_{avanço}$  indica a separação geométrica entre **polos** e **zeros** para produzir o avanço de fase desejado e é dado por:

$$K_{avanço} = \tan\left(\frac{P_M + 45^\circ}{4}\right) \quad (4.10)$$

onde  $P_M$  [°] é o ângulo de compensação ou avanço de fase. A variável proporcional  $k_c$ , está associada ao integrador da função de transferência do compensador, dado por:

$$k_c = |G_c| \cdot \frac{\omega_z}{K_{avanço}} \quad (4.11)$$

onde  $|G_c|$  [dB] é o módulo do ganho do compensador,  $\omega_z$  [ $\frac{rad}{s}$ ] é a frequência de ocorrência do par de **zeros**. Na Figura 4.5, a ocorrência do par de **polos** equivale a parte derivativa do compensador e a ocorrência do par de **zeros** equivale a parte integrativa do compensador. Por esta razão o compensador Tipo 3 é denominado, em diversas referências bibliográficas como PID modificado.

#### 4.5 Processo de otimização

O processo de otimização é a tentativa de melhorar a resposta do sistema modificando as variáveis de projeto (CALIXTO, 2008). Para otimizar sistemas reais, as técnicas de modelagem e simulação são utilizadas para descrever as relações do modelo que representa o sistema (DIAS, 2017). A Figura 4.6, retirada de Gomes (2017), ilustra os elementos básicos do processo de otimização.

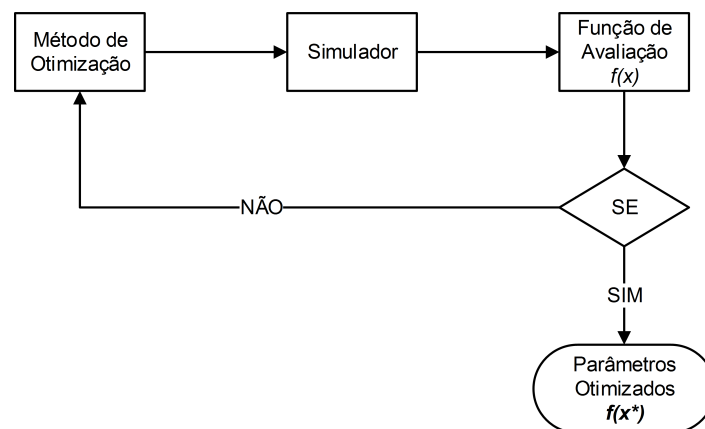


Figura 4.6 - Fluxograma do processo de otimização.

### 4.5.1 Técnicas Heurísticas

Os métodos de otimização heurísticos são procedimentos que substituem tarefas difíceis por soluções empíricas direcionadas, a fim de encontrar respostas viáveis ou aproximadas. Os algoritmos que utilizam técnicas heurísticas são dependentes de fatores estocásticos. Este caráter probabilístico durante a execução do algoritmo, impulsiona a busca pela solução ótima ou otimizada do problema (GOMES, 2017).

A otimização heurística não comprova conclusivamente a sua validade e espera-se que este método encontre soluções desejadas (CALIXTO, 2010). O método de otimização heurístico se diferencia do método de otimização determinístico na forma da busca pelo ponto ótimo. Os métodos determinísticos são baseados em cálculos numéricos na busca da solução, como o gradiente e a derivada da função, enquanto os métodos heurísticos não necessitam de derivadas (LINDEN, 2012).

### 4.5.2 Algoritmos Genéticos

O algoritmo genético (AG) clássico é a técnica de otimização global, onde uma população de indivíduos é criada aleatoriamente e submetida a manipuladores genéticos: i) elitismo e ii) seleção e operadores genéticos: i) recombinação e ii) mutação. Assim a qualidade de cada indivíduo como solução do problema é mensurada através da função de avaliação  $f(x)$ . A Figura 4.7, adaptada de Dias (2017), apresenta o fluxograma básico do AG.

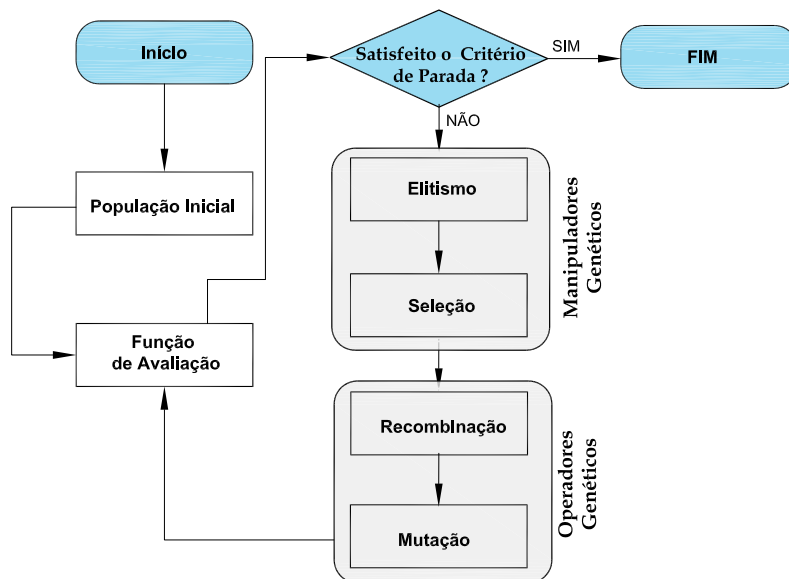


Figura 4.7 - Fluxo do algoritmo genético clássico.

Lacerda e Carvalho (1995) destacam que nos algoritmos genéticos a estrutura de dados que representa as possíveis soluções no espaço de busca do problema é denominada cromossomo ou indivíduo, onde cada parâmetro que compõe o cromossomo é um gene. O cromossomo pode ser codificado nas seguintes formas: i) binária, ii) real, iii) permutação iv) entre outras.

A codificação binária transforma valores dos parâmetros do problema em valores binários. A codificação real é usada em problemas com várias variáveis, onde a codificação do cromossomo é realizada diretamente nos valores das variáveis do problema. Utiliza-se preferencialmente a codificação real quando o espaço de busca pertence ao conjunto dos números reais, pois a codificação binária para este tipo de problema eleva o esforço computacional, prejudicando a eficiência do algoritmo. O vetor cromossomo em codificação real é dado por:

$$\mathbf{c}_n = [p_1, p_2, p_3 \dots p_n] \quad (4.12)$$

onde  $\mathbf{c}_n$  é o vetor cromossomo codificado,  $p_n$  é o  $n$ -ésimo parâmetro (gene ou variável) do problema.

Computacionalmente, o AG clássico é descrito como: i) definição das variáveis internas do AG, ii) geração da população inicial aleatoriamente, iii) definição da função de avaliação, iv) aplicação do manipulador genético elitismo guardando uma cópia da melhor solução obtida até o momento, v) aplicação do manipulador genético seleção para escolher os progenitores da próxima geração, vi) aplicação do operador genético recombinação realizando o cruzamento entre os progenitores, vii) aplicação do operador genético mutação produzindo pequenas variações nos valores dos genes de cada solução (LIMA et al., 2016).

A função de avaliação mensura a aptidão (*fitness*) de cada indivíduo e é a estrutura mais importante para a solução do problema a ser resolvido pelo AG (CALIXTO, 2008). O elitismo é a estratégia que mantém os melhores indivíduos de cada geração na nova população criada, garantindo no pior caso que os melhores cromossomos não sejam perdidos de uma geração para a outra (GONÇALVES, 2014b). Este manipulador genético garante o desempenho do AG no decorrer das gerações, pois os melhores indivíduos passam para as próximas gerações com seus genes preservados (CALIXTO, 2008).

A seleção é a forma de escolher indivíduos da população para construir a próxima geração (GONÇALVES, 2014a). De acordo com Tanomaru (1995), se não houver a

seleção, o AG perderia o caráter evolutivo e seria processo ineficiente de busca. Existem vários métodos de seleção, como: i) roleta, ii) *rank*, iii) torneio, iv) entre outros. A seleção por torneio é o processo que permite ajustar a intensidade da seleção. Neste método existe a competição direta pelo direito de ser pai usando como critério a função de avaliação do respectivo indivíduo. O tamanho do torneio  $k$ , indica quantos indivíduos são selecionados aleatoriamente dentro da população.

O operador genético de recombinação é responsável por criar novos indivíduos para a população através do cruzamento de partes diferentes de dois ou mais cromossomos, escolhidos aleatoriamente. A recombinação permite que os indivíduos das próximas gerações herdem características paternas das gerações anteriores (CALIXTO, 2008). Existem vários métodos para realizar a recombinação, entre eles destaca-se o operador de cruzamento heurístico, onde: seja  $c_1$  e  $c_2$  genitores, o descendente  $c_3$  é dado por:

$$c_3 = \mu(c_2 - c_1) + c_2 \quad (4.13)$$

onde a variável  $\mu \in [0, 1]$  é aleatória.

O operador de mutação é o responsável pela manutenção da diversidade genética da população introduzindo variabilidade populacional. O operador de mutação consiste em alterar o valor de determinados genes do cromossomo e permite a exploração de novas áreas do espaço de busca do AG que não poderiam ser alcançadas somente com o operador de cruzamento aplicado à população inicial (PARDO; REZENDE, 2011).

A mutação uniforme é uma das técnicas de mutação entre várias existentes. A geração da variável aleatória é responsável por alterar o código genético do cromossomo em questão, onde este valor é determinado através da função de probabilidade uniforme. O indivíduo  $x \in R$  possui seu correspondente valor mutado por:

$$x' = x + M \quad (4.14)$$

onde  $M$  é a variável resultante da distribuição uniforme e  $x'$  é o novo valor do parâmetro  $x$ .

A parametrização dos operadores genéticos é dada em função da probabilidade ou taxa de mutação e cruzamento. A taxa de cruzamento é a frequência na qual a recombinação é realizada e taxa de mutação é a frequência em que as partes do cro-

mossomo sofrem mutação. Segundo Pardo e Rezende (2011) geralmente utiliza-se a taxa de mutação pequena, pois se esta taxa for alta, o algoritmo se aproxima da busca aleatória (*Random walks*) tornando-se ineficiente. Se a taxa de cruzamento for baixa, o algoritmo pode estagnar, porém se for alta, as soluções no espaço de busca podem ser perdidas (deriva genética). A escolha dos parâmetros dos operadores genéticos é heurística e depende do tipo de problema a ser otimizado, porém diversas bibliografias recomendam a taxa de cruzamento na faixa de 60% a 80% e a probabilidade da ocorrência de mutação na faixa de 0,5% a 5% (LINDEN, 2012).

#### 4.6 Aplicação do processo de otimização na sintonia dos controladores

No projeto do controlador é importante que o sistema satisfaça as especificações de desempenho desejado. Esta especificação é dada em termo do índice de desempenho, o qual define-se como o valor que indica a qualidade da resposta do sistema.

Os principais índices de desempenho propostos na literatura de controle são: i) integral do erro quadrático (*Integral square-error* – ISE), ii) integral do erro quadrático multiplicada pelo tempo (*Integral-of-time-multiplied square-error* – ITSE), iii) integral do erro absoluto (*Integral absolute-error* – IAE), e iv) integral do erro absoluto multiplicada pelo tempo (*Integral of time multiplied absolute error* – ITAE) (OGATA, 2011).

Entre os quatro critérios o IAE e o ITAE se destacam. O IAE é utilizado tanto em sistemas subamortecidos como sobreamortecidos, o sistema analisado por este critério possui razoável amortecimento e resposta transitória satisfatória. O IAE é dado por:

$$IAE = \int_0^{\infty} |e(t)| dt \quad (4.15)$$

A característica do sistema projetado pelo critério ITAE é de pequeno sobressinal na resposta transitória e oscilações amortecidas. Este critério possui seletividade e normalmente constitui melhora sobre o critério IAE. O ITAE é dado por:

$$ITAE = \int_0^{\infty} |e(t)| \cdot t \, dt \quad (4.16)$$

## 4.7 Redes Neurais Artificiais

A inspiração biológica da rede neural artificial (RNA) parte da unidade básica do cérebro humano, o neurônio. A RNA é o modelo simplificado do neurônio biológico e consiste na conexão de várias unidades básicas, denominadas unidades de processamento. A Figura 4.8, adaptada de Martiniano et al. (2016), ilustra o modelo mais simples da RNA, proposto por McCulloch e Pitts (1943) e conhecido como *Perceptron*. Neste modelo, os sinais elétricos são representados por sinais de entrada  $E_m$  e a ponderação excitatória do estímulo da entrada ocorre por meio dos pesos sinápticos  $W_m$ . O ponto de soma é a junção aditiva dos sinais de entrada e a função de ativação  $g(\cdot)$  define qual o formato da saída do neurônio  $S_m$  (GONÇALVES, 2014b).

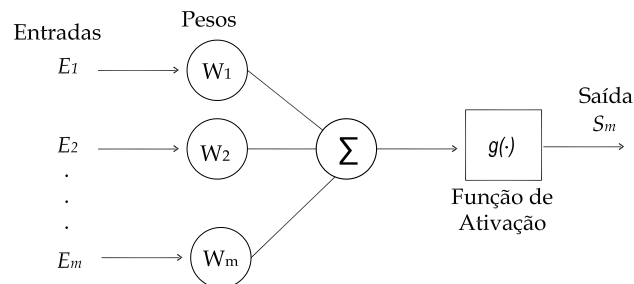


Figura 4.8 - Representação do neurônio artificial.

Denomina-se aprendizagem o processo pelo qual os pesos sinápticos da RNA são ajustados, de forma que o sinal de saída desejado para rede seja adequada às suas entradas (MEDEL; MCLAREN, 1990). A RNA possui a habilidade de aprender por experiência transmitida por meio de exemplos obtidos do mundo real, denominado conjunto de características. Se este conjunto de características, entradas  $E_m$  e saídas  $S_m$ , é informado a rede com o objetivo de ensiná-la, a aprendizagem é dita supervisionada (GONÇALVES, 2014b). A função de ativação  $g(\cdot)$  tem o objetivo de limitar a saída da RNA e sua classificação se dá por meio das funções matemáticas: i) degrau, ii) logística, iii) linear, iv) sigmoidal e v) outras (SILVA, 2018).

O Perceptron de múltipla camada (*MultiLayer Perceptron* – MLP), ilustrado na Figura 4.9, retirada de Silva (2018), é do tipo com realimentação (*feedforward*) caracterizada pela presença de pelo menos uma camada intermediária, denominada camada oculta. Cada neurônio  $i$  refere-se a camada  $j$ , onde  $j = 1$  representa a camada de entrada, e  $j = n$  a camada de saída.

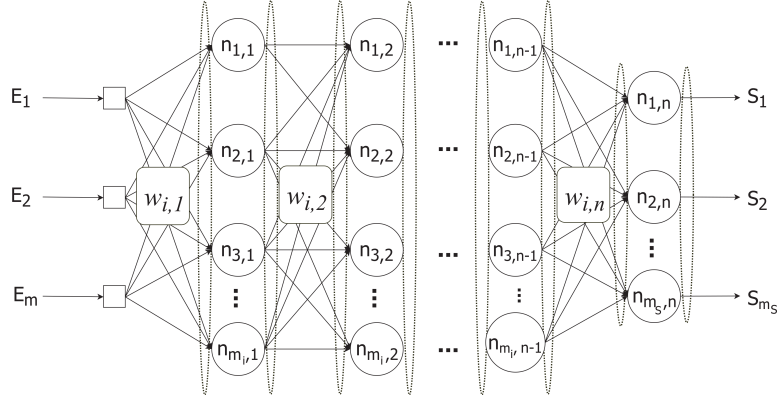


Figura 4.9 - Representação da rede Perceptron de múltiplas camadas.

O processo de aprendizagem da MLP é iterativo, onde padrões de treinamento são apresentados a rede e com base nos erros obtidos, são realizados ajustes nos pesos sinápticos com o intuito de diminuir o erro nas próximas iterações (GONÇALVES, 2014b). O principal algoritmo de aprendizado supervisionado é o retropropagação do erro (*error back-propagation*), que consiste na aplicação dos passos: i) atribuir valores iniciais  $w_{i,j}$  aos pesos sinápticos, ii) apresentar o padrão de entrada e saída à RNA, iii) calcular os valores de saída dos neurônios ocultos, iv) calcular o erro na saída  $e_{i,n}$ , v) retropropagar o erro (fase *Backward*) e vi) modificar os pesos sinápticos visando a minimização do erro médio (LIMA et al., 2016).

A função representativa do erro é medir o desvio entre a resposta produzida pelos neurônios da saída da rede em relação aos valores desejados. Considerando a  $h$ -ésima amostra de treinamento, o erro é dado por (SILVA et al., 2010):

$$e(h) = d(h) - S_{i,n}(h) \quad (4.17)$$

onde  $d(h)$  é a saída desejada, e  $S_{i,n}$  é a saída atual. A soma dos erros quadráticos na camada de saída é dada por:

$$\xi(h) = \frac{1}{2} \sum e(h)^2 \quad (4.18)$$

Assumindo o conjunto de treinamento composto por  $N$  amostras, a medida da evolução do desempenho global do algoritmo é efetuada por meio da avaliação do erro médio quadrático (LIMA et al., 2016), dado por:

$$\xi_{md} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \xi(h) \quad (4.19)$$

Cada conexão da rede tem uma entrada fictícia, com o peso associado  $w_0$  escolhido aleatoriamente para inicialização da rede. Realiza-se os cálculos de entrada  $E_{i,j}$  e saída  $S_{(i,j)}$ , por (4.20) e (4.21) (SILVA, 2018).

$$E_{i,j} = \sum_{i=1}^n w_{i,j} \cdot S_i \quad (4.20)$$

$$S_{i,(j+1)} = g ( w_{i,(j+1)} \cdot S_{i,n} + b_{i,(j+1)} ) \quad (4.21)$$

onde  $n$  é o número de camadas da rede, e  $b_{i,(j+1)}$  é o ajuste denominado *bias*. Se em (4.21) o cálculo for realizado na primeira camada (camada de entrada),  $S_{i,n}$  passa a ser  $E_i$ . A função de ativação do respectivo neurônio é representada por  $g(\cdot)$  e o ajuste dos pesos sinápticos da camada de saída  $w_{i,j}$  é por meio de iteração corrente, dada por:

$$w_{i,n}^{(h)} \longleftarrow w_{i,n}^{(h)} + \eta \cdot e_{i,n}^{(h)} \cdot S_{i,j}^{(h-1)} \quad (4.22)$$

onde  $\eta$  é a taxa de aprendizagem,  $e_{i,n}^h$  é o erro obtido na  $h$ -ésima iteração e  $S_{i,n}^{(h-1)}$  é saída anterior da rede (SILVA, 2018). O ajuste dos pesos da camada oculta e de entrada são, respectivamente, dadas por:

$$w_{i,n}^{(h-1)} \longleftarrow w_{i,n}^{(h)} + \eta \cdot e_{i,n}^{(h-1)} \cdot S_{i,j}^{(h-2)}. \quad (4.23)$$

$$w_{i,n}^1 \longleftarrow w_{i,n}^1 + \eta \cdot e_{i,n}^1 \cdot E_{i,1} \quad (4.24)$$

## 4.8 Considerações

O conceito das técnicas de controle são utilizados para o projeto dos compensadores no domínio da frequência. O principal objetivo do controlador é estabilizar a tensão para a carga, onde seus parâmetros são sintonizados por meio das técnicas de otimização apresentadas neste capítulo. As redes neurais são utilizadas para realizar a

busca da máxima potência gerada pelo TEG e servir como sinal de referência para o sistema de controle em malha fechada. Após discutir sobre o sistema termoelétrico, os conversores CC-CC e as técnicas de controle e otimização, o próximo capítulo descreve a metodologia utilizada para otimizar a potência de operação global do sistema proposto.

## CAPÍTULO 5

### METODOLOGIA

Neste capítulo são descritos os procedimentos para o desenvolvimento das simulações computacionais e implementação prática do protótipo que englobe o termogerador, conversor CC-CC, algoritmos de otimização e aplicação da técnica de busca do ponto de máxima potência, otimizando a transformação da energia térmica em energia elétrica. Após a implementação dos elementos fundamentais para a construção da malha de controle, é possível validar a metodologia proposta entre a simulação computacional com o sistema real.

#### 5.1 Arquitetura do sistema e concepção do protótipo

O intuito da construção do protótipo é estudar a recuperação da energia térmica a partir da termogeração, analisar a conexão do termogerador (TEG), conversor e a sintonia dos controladores para a compensação ótima, aplicando técnicas de inteligência artificial para extrair a máxima potência (MPPT) do TEG. A Figura 5.1 ilustra a concepção da arquitetura do sistema formado por: i) termogerador, ii) computador e microcontrolador, iii) sensores de tensão e corrente, iv) conversor CC-CC, v) sensores de temperatura, vi) algoritmo de MPPT e vii) algoritmo de otimização.

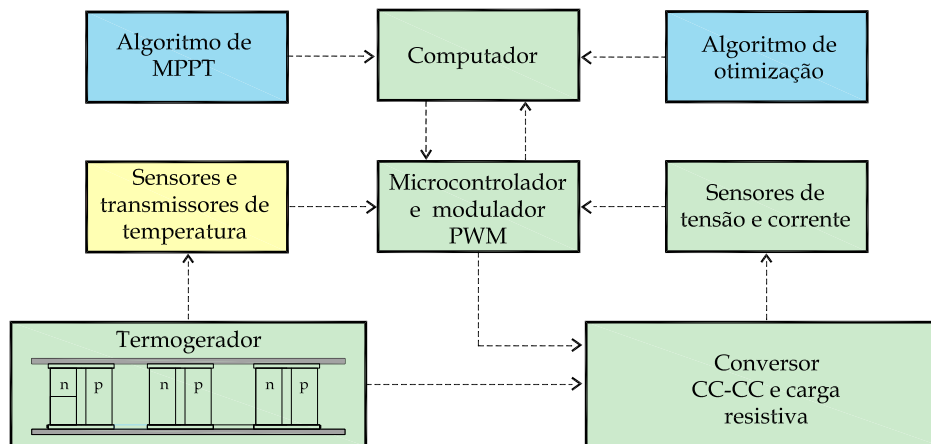


Figura 5.1 - Arquitetura do sistema termoeletrico proposto.

Na Figura 5.1 o sistema é dividido em duas etapas: i) construção prática do pro-

tótipo e ii) modelagem e simulação. O retângulo na cor amarela representa a parte prática, os retângulos na cor azul representam a parte de simulação e os retângulos na cor verde são referentes a ambas as partes (prática e de simulação). O algoritmo de MPPT executa o rastreamento da máxima potência do termogerador e o de otimização sintoniza os parâmetros do controlador de tensão. Estes algoritmos são implementados no computador e o microcontrolador permite a interação entre a planta e o simulador. O monitoramento das variáveis tensão, corrente e temperatura é realizado pelos seus respectivos sensores. O conversor CC-CC condiciona a tensão elétrica sobre a carga resistiva e funciona como o atuador da malha de controle na aplicação da máxima potência.

## 5.2 Construção do protótipo

A implementação do protótipo inicia-se com a seleção do TEG, observando os fatores: i) quantidade de potência disponível, ii) disposição física dos semicondutores, iii) limites térmicos operacionais e iv) identificação das juntas quente e fria. Após a seleção e aquisição dos TEG realiza-se testes térmicos e elétricos, compostos pelas ações: i) aplicação de substrato cerâmico de Alumina e ii) imersão de pasta térmica nos lados das juntas quente e fria. Usualmente o fabricante do TEG especifica a pressão mínima de contato entre as juntas. Como apresentado por [Gomes \(2017\)](#), quanto maior o contato entre o TEG e as juntas, maior o rendimento. A construção do protótipo segue o fluxo de desenvolvimento ilustrado na Figura 5.2.

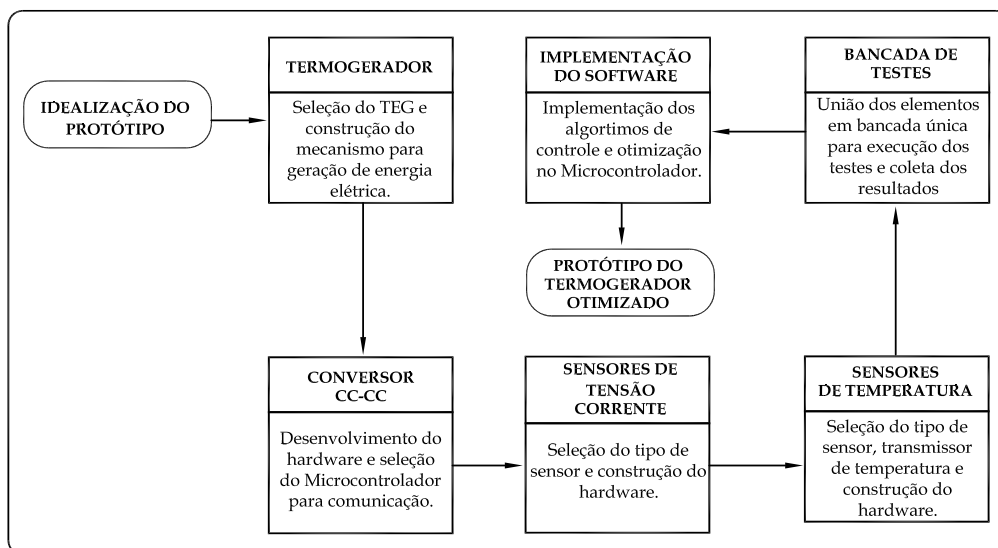


Figura 5.2 - Fluxo de desenvolvimento do protótipo.

### 5.2.1 Protótipo para aproveitamento de energia elétrica

Para realizar os ensaios e testes da geração de energia elétrica a partir da termogeração, constrói-se o protótipo ilustrado na Figura 5.3, onde: ① resistência de aquecimento, ② controlador de temperatura industrial, ③ sensor de temperatura, ④ tirantes de pressão, ⑤ sensor de força resistivo, ⑥ trocador de calor à ventilação forçada, ⑦ bomba de circulação do fluido refrigerante e ⑧ microcontrolador. A pressão de contato entre as superfícies quente e fria é medida por meio do sensor de força. Este sensor é do tipo resistivo, construído a partir de um polímero em filme fino que decresce o valor de sua resistência elétrica a partir da força mecânica aplicada em sua superfície. Desta forma, com a variação da resistência elétrica medida pelo microcontrolador, é possível estabelecer a relação da pressão aplicada à superfície do TEG, onde a pressão é estabelecida a partir do aperto dos tirantes de pressão e a área da superfície do sensor de força resistivo.

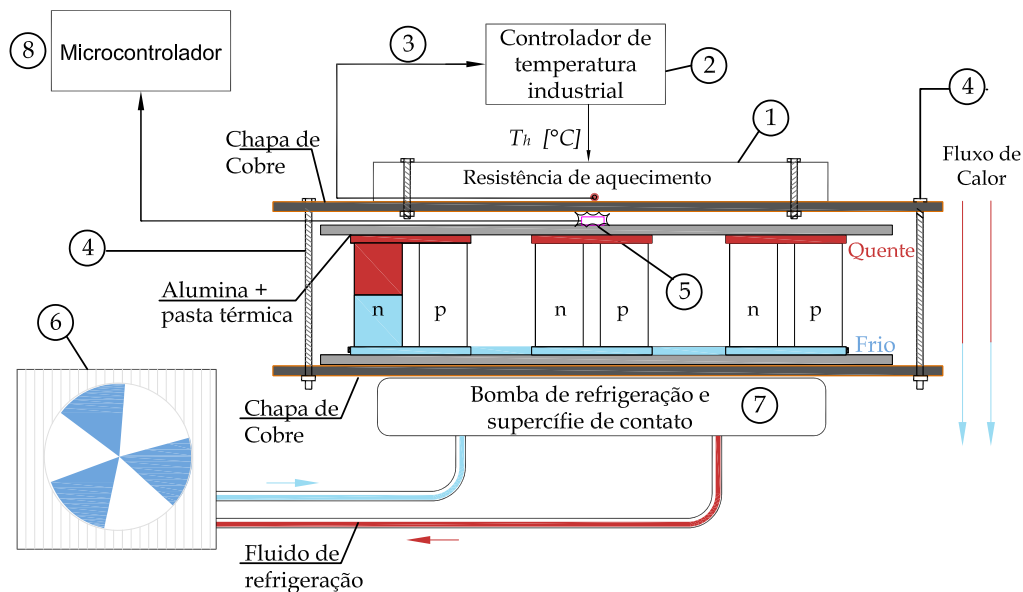


Figura 5.3 - Detalhe do protótipo.

A parte de aquecimento é construída com resistências, onde a temperatura é medida utilizando sensor termopar e ajustada por meio do controlador universal de temperatura industrial. Este controlador é digital e utiliza ações de controle PID para regular a referência desejada. Desta forma é possível fixar a temperatura na junta quente do TEG e alterá-la quando desejado. A parte de arrefecimento é desenvolvida por meio de líquido refrigerante (*water cooler*). Este sistema é composto

por: i) superfície de contato, ii) bomba de circulação, iii) radiador e ventoinha. A bomba permite a circulação do fluido refrigerante, composto basicamente por água destilada com aditivo anti-corrosivo. Este fluido entra em contato com a superfície fria do termogerador, absorvendo o calor de emissão por condução térmica. O fluido segue por circulação forçada ao radiador, trocando calor com o ambiente externo através da convecção térmica.

### 5.2.2 Projeto do Conversor CC-CC

O projeto do conversor CC-CC tipo *Boost* é realizado em função da seleção e dimensionamento dos componentes passivos do circuito, sendo estes: i) capacitor, ii) indutor, iii) transistor de potência e iv) diodo Schottky. Os ajustes destes componentes e a capacidade de elevação da tensão elétrica e potência de saída são os principais critérios para o dimensionamento. O transistor de potência é selecionado em função da frequência de chaveamento do modulador PWM. Para realizar o condicionamento do sinal aplicado ao transistor de potência utiliza-se o circuito integrado (CI) dedicado ao disparo do IGBT e MOSFET. Este CI é montado em conjunto com outros elementos passivos, como resistores e capacitores, onde a Figura 5.4 ilustra o circuito de disparo.

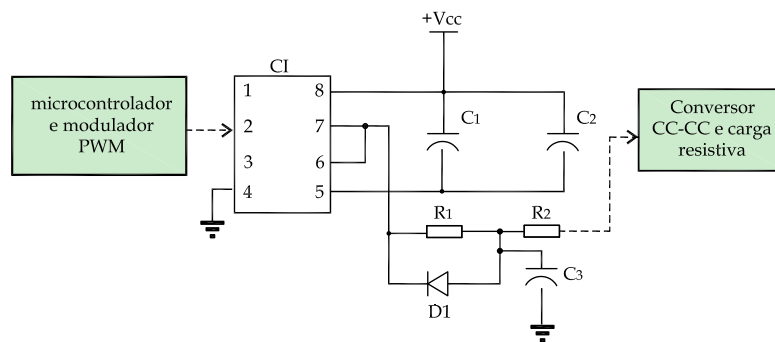


Figura 5.4 - Circuito de disparo.

A interface de comunicação entre conversor e o computador é realizada pelo microcontrolador. As saídas digitais do microcontrolador geram os sinais PWM que são conectadas ao CI de disparo que está ligado a porta do transistor de potência. Isto possibilita a implementação do algoritmo de controle em modo de tensão no próprio computador por meio de qualquer linguagem de programação. As entradas analógicas do microcontrolador são reservadas para a leitura das grandezas lidas nos sensores de tensão, corrente e temperatura.

Para a organização da planta, o conversor CC-CC é construído em placa de circuito impresso e protegido por placa acrílica com *bornes* de conexão específicos. A Figura 5.5 ilustra o leiaute do conversor CC-CC e microcontrolador, sensores e computador em conexão com o sistema termoeétrico por meio do cabo *Universal Serial Bus* (USB).

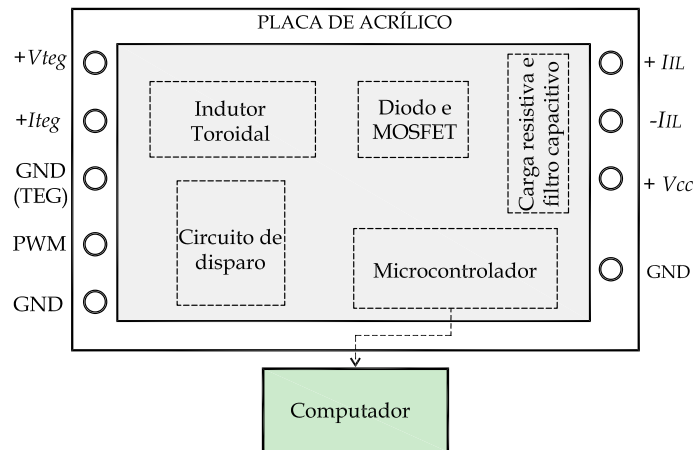


Figura 5.5 - Leiaute do conversor CC-CC.

### 5.2.3 Leitura nos sensores de tensão, corrente e temperatura

O divisor de tensão construído é ilustrado na Figura 5.6(a), onde a tensão medida na carga deve ser entregue pelo microcontrolador para o algoritmo de controle. A tensão de saída do conversor  $V_{out}$  [V] medida pelo sensor é dada por:

$$V_{out} = V_{in} \cdot \frac{R_d}{R_{up} + R_d} \quad (5.1)$$

onde  $R_{up}$  [ $\Omega$ ] é a resistência superior do sensor e  $R_d$  [ $\Omega$ ] é a resistência inferior do sensor. Estes valores são escolhidos de forma que (5.1) entregue a escala correspondente para a faixa de leitura do microcontrolador utilizado.

Para realizar as medições de corrente, o mercado de circuitos integrados oferece soluções baseadas no efeito *Hall*. A utilização do efeito *Hall* detecta o campo magnético gerado pela passagem de corrente e este é informado ao microcontrolador por meio do sinal de tensão aplicado à entrada analógica. A Figura 5.6(b) ilustra o *drive* do sensor de corrente proposto, onde o sinal de tensão oriunda do efeito *Hall* é filtrada por meio do uso de capacitores e conectada ao microcontrolador para leitura da cor-

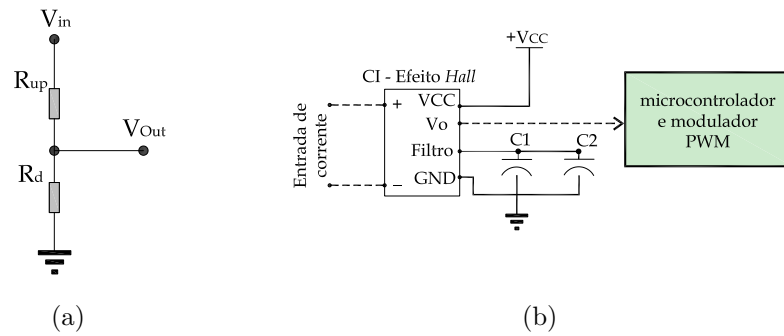


Figura 5.6 - Sensores de: (a) tensão e (b) corrente.

rente elétrica  $I_{sense}$  [A]. O hardware do sensor é constituído de: i) *bornes* de entrada, ii) CI de efeito *Hall*, iii) pino para aterramento, iv) saída analógica, v) alimentação elétrica e vi) filtro capacitivo.

Para enviar informação de temperatura ao microcontrolador, utiliza-se o termopar, onde este sensor funciona de acordo com o princípio de Seebeck e fornece corrente elétrica proporcional à região aquecida e/ou arrefecida. Para o condicionamento do sinal lido pelo termopar, o transmissor de sinal de temperatura é utilizado, proporcionando valores padronizados de corrente ao microcontrolador. Existem quatro tipos básicos de termopares: i) **J**, ii) **K**, iii) **E** e iv) **T**. A seleção deste sensor ocorre por meio dos parâmetros: i) intervalo de temperatura medido, ii) resistência elétrica e mecânica necessária, iii) requisitos para instalação e iv) tempo de resposta. A Figura 5.7 ilustra a conexão entre o transmissor de sinal de temperatura e o termopar.

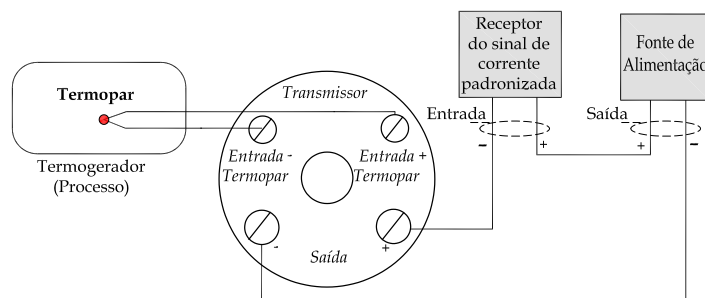


Figura 5.7 - Ilustração da conexão entre transmissor de sinal de temperatura e termopar.

### 5.3 Modelagem e simulação do sistema termoeétrico

O intuito da simulação do sistema termoeétrico é implementar e testar os algoritmos e estratégias de controle na tentativa de validar os resultados obtidos em simulação com os resultados obtidos na planta. A construção do modelo de simulação é composto pelas etapas: i) formulação matemática, ii) implementação e iii) validação do modelo. A Figura 5.8 ilustra a concepção do modelo de simulação, onde cada bloco dentro do simulador representa a modelagem matemática de cada elemento do sistema termoeétrico. As variáveis de entrada do simulador são as temperaturas oriundas das juntas quente e fria do TEG, respectivamente  $T_h$  [ $^{\circ}C$ ] e  $T_c$  [ $^{\circ}C$ ]. A variável de saída do simulador é a tensão referente à máxima potência  $V_{mppt}$  [ $V$ ] no respectivo gradiente de temperatura.

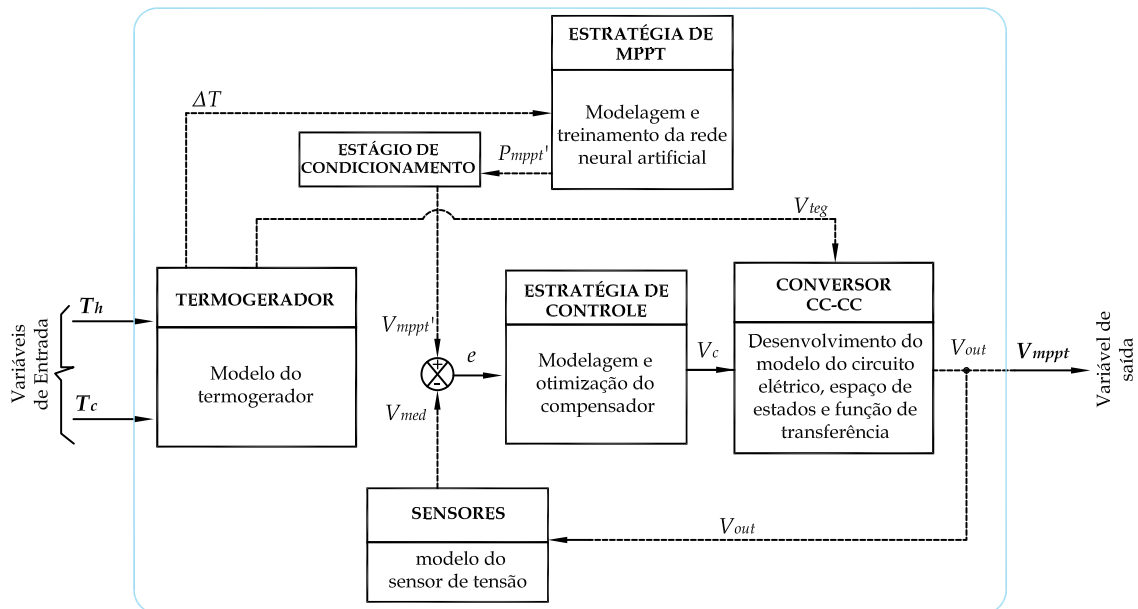


Figura 5.8 - Ilustração do modelo de simulação.

A estratégia de controle do MPPT proposta é baseada em malha fechada por realimentação da tensão elétrica. A partir das variáveis de entrada, o TEG gera a tensão  $V_{teg}$  [ $V$ ] e alimenta o conversor *Boost*. O algoritmo MPPT estima a máxima potência correspondente ao gradiente de temperatura aplicado  $P_{mppt'}$  [ $W$ ]. Esta potência é convertida no sinal de tensão no estágio de condicionamento e o sensor de tensão coleta o sinal de saída realimentando a malha de controle. A tensão estimada  $V_{mppt'}$  [ $V$ ] é comparada com a tensão medida  $V_{med}$  [ $V$ ] e produz-se o sinal de erro

e [V] que alimenta o compensador. A tensão de controle  $V_c$  é convertida em pulsos no modulador PWM e o conversor entrega a tensão de saída  $V_{out}$  [V]. No regime permanente, espera-se que na malha de controle  $V_{out} = V_{mppt}$ , obtendo assim a máxima potência sobre a carga.

A validação do modelo do TEG é o primeiro estudo da simulação. Para este propósito, analisa-se os parâmetros do TEG selecionado na construção do protótipo utilizando o manual do fabricante. Os parâmetros operacionais normalmente utilizados para validação dos modelos de TEG são dispostos na Tabela 5.1. A simulação do TEG baseia-se na implementação do circuito proposto por Lineykin e Yaakov (2004), onde os parâmetros elétricos e térmicos são variáveis operacionais das fontes de tensão presente nos ramos do circuito elétrico. A validação do modelo é dada pela paridade entre os parâmetros do modelo simulado com o manual do fabricante.

Tabela 5.1 - Parâmetros operacionais para simulação do termogerador.

<b>Parâmetros operacionais</b>
Coefficiente Seebeck ( $\alpha$ )
Potência nominal ( $P_o$ )
Resistência interna ( $R_m$ )
Tensão de circuito aberto ( $V_o$ )
Corrente de curto-circuito ( $I_{sc}$ )
Máximo gradiente de temperatura ( $\Delta T_{max}$ )
Condutância térmica ( $\theta_m^{-1}$ )

O modelo do conversor *Boost* é simulado na forma de circuito elétrico e para este propósito, verifica-se o conversor implementado na construção do protótipo, seus componentes passivos, transistor de potência e limites operacionais. Após a simulação do circuito elétrico, inicia-se a realização dos modelos matemático: i) função de transferência e ii) espaço de estados. A validação entre o modelo do conversor *Boost* e o circuito elétrico é dada pela paridade entre os resultados de simulação de ambos. Neste caso é necessário traçar o diagrama de Bode do conversor para o estudo da resposta em frequência, pois o compensador em modo de tensão é sintonizado neste domínio.

#### 5.4 Rastreamento do ponto da máxima potência e otimização

O algoritmo MPPT é o responsável pela busca do ponto de máxima potência do TEG e a proposta deste estudo é a sua implementação utilizando redes neurais artificial (RNA). Este algoritmo de controle é baseado em treinamentos e portanto é

necessário conhecer o modelo computacional do TEG. A RNA idealizada reconhece padrões na curva que mapeia os pontos de máxima potência (MPP) e se assemelha a função de interpolação para cada arranjo e gradiente de temperatura.

#### 5.4.1 Reconhecimento de Padrões

O intuito da aplicação da RNA é determinar a referência para a malha de controle, de maneira que esta seja a potência correspondente ao MPP,  $P_{mppt}$  [W], no respectivo gradiente de temperatura. Porém, o sistema de controle é baseado na realimentação por tensão elétrica e portanto, necessita-se converter esta grandeza para a máxima tensão correspondente. Este é o papel do estágio de condicionamento, constituído por sensores de tensão e corrente na carga, onde calcula-se a tensão correspondente a máxima potência.

A partir das respostas do sensor de tensão e corrente, obtém-se a resistência da carga  $R_L$ , dada por:

$$R_L = \frac{V_{out}}{I_{sense}} \quad (5.2)$$

O estágio de condicionamento é composto por sensores de tensão e corrente conectados a carga  $R_L$  [ $\Omega$ ]. Desta forma, a entrada da referência da malha de tensão é dada por:

$$V_{mppt'} = \sqrt{R_L \cdot P_{mppt'}} \quad (5.3)$$

onde  $R_L$  [ $\Omega$ ] é a resistência da carga calculada através dos valores obtidos pelos sensores e  $P_{mppt'}$  [W] é a potência estimada na saída da RNA.

Com o modelo do termogerador validado, é possível executar simulações com variados arranjos de TEG, avaliando a curva de MPP. Portanto, para cada gradiente de temperatura avaliado, existe o ponto correspondente a máxima potência gerada e assim a RNA é utilizada como interpolador universal da curva MPP. A Figura 5.9 ilustra o fluxo da aplicação da RNA.

As RNA aprendem sob o fornecimento de amostras, entradas e saídas desejadas relacionadas ao contexto da aplicação, portanto é necessário realizar a coleta de dados referentes ao processo da termogeração. Estes dados são coletados na simulação,

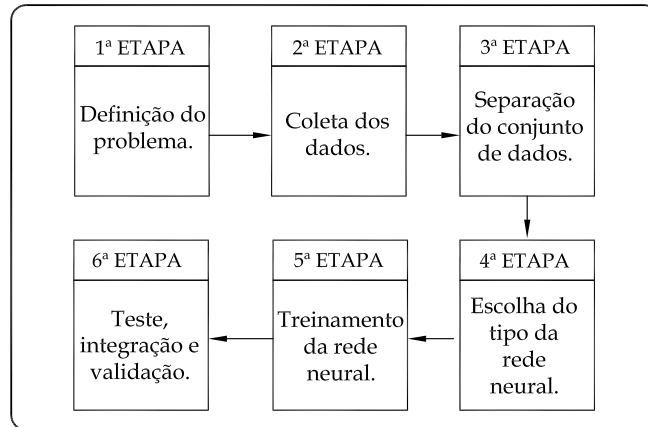


Figura 5.9 - Ilustração das etapas de aplicação da rede neural artificial.

onde os elementos de entrada da RNA consistem em informações referentes ao gradiente de temperatura e configuração do arranjo matricial ( $m_{linhas} \times n_{colunas}$ ) utilizado. A saída da RNA deve ser a potência correspondente ao MPP. Os dados coletados são separados em três subconjuntos: i) treinamento, ii) validação e iii) teste.

Após a configuração dos parâmetros de simulação e separação dos dados coletados em subconjuntos, o processo de treinamento é inicializado e os pesos sinápticos da rede são modificados pelo algoritmo de aprendizado. O treinamento é interrompido quando a rede apresentar desejada capacidade de generalização e baixo valor do erro. A técnica empregada para medir a capacidade de generalização é denominada validação cruzada. Nesta técnica observa-se a estabilização dos dados de validação e o treinamento é interrompido quando o erro do conjunto de validação for maior que os das interações anteriores.

A RNA proposta utiliza aprendizagem supervisionada por meio da retropropagação do erro e após o treinamento a etapa de testes é realizada. Nesta etapa, a partir do conhecimento armazenado nos pesos sinápticos, novos padrões são apresentados a RNA com o intuito de testar a sua generalização. Devido a capacidade de aproximar e interpolar funções, designa-se a RNA do tipo MLP para a implementação do sistema proposto. As alterações na topologia da rede, algoritmo de treinamento e conjunto de dados fazem parte do processo de integração da RNA ao sistema de controle.

A parametrização do número de neurônios, camadas da rede e taxa de aprendizagem é obtida por intermédio do algoritmo genético (AG), visando a melhoria do sistema. Desta forma, define o vetor cromossomo  $\mathbf{c}_{rna}$  por:

$$\mathbf{c}_{rna} = [N_l, n_j, \eta] \quad (5.4)$$

onde  $N_l$  é o número de camadas ocultas da rede,  $n_j$  é número de neurônios na  $j$ -ésima camada oculta e  $\eta$  a taxa de aprendizagem.

Este algoritmo é desenvolvido visando a minimização da função de avaliação, sendo esta a raiz quadrática média do erro (*Root mean square error* – RMSE) obtida em  $Q$  observações de treinamento e validação da topologia avaliada, dada por:

$$R_{MSE_{rna}} = \sqrt{\frac{\xi_{hv} \cdot 0,5 + \xi_{ht} \cdot 0,5}{Q}} \quad (5.5)$$

onde  $\xi_{hv}$  e  $\xi_{ht}$  é a soma dos erros quadráticos obtidos entre a saída atual e saída desejada para a rede com os dados de validação e treinamento, respectivamente. Desta forma, a RNA otimizada não é excessivamente treinada, possuindo generalização, pois a função de avaliação leva em consideração pesos iguais tanto para a validação quanto para o treinamento. Os resultados do rastreamento da máxima potência obtidos com a RNA são comparados com os resultados obtidos por algoritmos clássicos como: i) perturbe e observe (P&O) e condutância incremental (INC).

#### 5.4.2 Processo de otimização do compensador

Para a sintonia de sistemas de controle é necessário conhecer os critérios: i) dinâmica do processo, ii) estratégia proposta, iii) algoritmo de controle utilizado e iv) critério de desempenho desejado para a malha. Neste trabalho desenvolve-se o compensador Tipo 3, onde seu projeto é fundamentado na análise frequencial e portanto, a função de transferência e o traçado do diagrama de Bode em malha aberta é fundamental. A escolha deste compensador parte dos requisitos e limitações do conversor a ser controlado.

No compensador Tipo 3 a frequência da ocorrência do par de **polos** e **zeros**, respectivamente  $\omega_p$  e  $\omega_z$ , bem como o valor associado ao integrador  $k_c$ , influenciam diretamente na eficiência do controle, sendo passíveis de serem otimizados. A resposta devido a diferentes alocações de **polos** e **zeros** é medida pela função de avaliação do processo de otimização. Assim, dois critérios de desempenho são selecionados para serem função de avaliação: i) IAE e ii) ITAE. É necessário aplicar a técnica de normalização linear sob a função de avaliação, dada por:

$$I\bar{A}E = \frac{IAE - IAE_{min}}{IAE_{max} - IAE_{min}} \quad (5.6)$$

onde  $I\bar{A}E$  é a função normalizada,  $IAE_{min}$  e  $IAE_{max}$  são respectivamente os menores e maiores valores do intervalo de análise. A normalização melhora a avaliação dos resultados na evolução do algoritmo de otimização e resolve o problema da aglomeração dos valores. Este processo deve ocorrer tanto para o IAE quanto para o ITAE.

A restrição de desigualdade do processo de otimização é a relação entre frequência do par de **polos** e **zeros**, onde para ocorrer avanço de fase, a frequência da ocorrência dos **polos** deve ser maior que a dos **zeros**. Esta restrição é dada por:

$$\omega_p > \omega_z \quad (5.7)$$

A técnica de otimização adotada é o AG de codificação real, que é desenvolvido visando a minimização da função de avaliação, onde é realizada a busca dos parâmetros representados pelo vetor cromossomo  $c_{tipo3}$ , dado por:

$$\mathbf{c}_{tipo3} = [\omega_z, \omega_p, k_c] \quad (5.8)$$

onde  $\omega_z$  e  $\omega_p$  são respectivamente as frequências dos pares de **zeros** e **polos** e  $k_c$  é o ganho do compensador associado ao integrador. A Figura 5.10 ilustra a atuação do AG na sintonia do compensador Tipo 3.

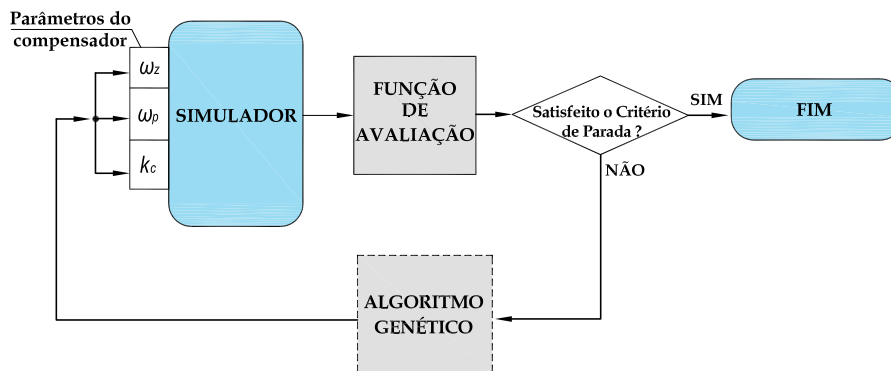


Figura 5.10 - Ilustração da sintonia do compensador.

## 5.5 Validação operacional

A validação é a certificação de que o modelo simulado é aceitável para a utilização, a partir dos resultados do modelo de simulação é verificada a coerência com os resultados obtidos no protótipo. A técnica de validação utilizada é a *black-box*. Nesta técnica separa-se os dados referentes a saída do simulador e os dados oriundos do sistema real, compara-se os dados estatisticamente analisando a diferença entre as médias das amostras. Utiliza-se como amostras coletas aleatórias do gradiente de temperatura. O intervalo de confiança  $I_C$  na distribuição T-*Student* é dado por:

$$I_C = \bar{x}_s - \bar{x}_r + t_{2n-2} \cdot \sqrt{\frac{s_s^2 + s_r^2}{n}} \quad (5.9)$$

onde  $\bar{x}_s$  e  $\bar{x}_r$  são as médias dos resultados de simulação e práticos respectivamente,  $s_s$  e  $s_r$  são os desvios padrões de simulação e práticos respectivamente e  $t_{2n-2}$  é o número de T-*Student* utilizado na distribuição T de  $n$  amostras. Para a média do erro  $8,1\% \leq I_C \leq 13,0\%$  tem-se o intervalo de confiança com 90% que o modelo é equivalente ao sistema real (CHWIF; MEDINA, 1989).

## 5.6 Eficiência dos métodos de rastreamento

Para mensurar a eficiência entre os algoritmos de rastreamento da máxima potência analisa-se a quantidade de energia elétrica gerada utilizando cada método. A energia elétrica  $W_p$  [W · s] é definida como a área sob a curva da potência instantânea gerada,  $p(t)$  [W], dada por:

$$W_p = \int_0^t p(t) dt \quad (5.10)$$

onde  $t$  [s] é o tempo de geração/analísado. Desta forma, a máxima energia à ser gerada é a área sob o retângulo formado pela linha de referência do MPP e o intervalo de tempo. O método mais eficiente é aquele que possui maior rendimento em relação a máxima potência, conseqüentemente, o que gerar maior quantidade de energia no dado intervalo de tempo. De acordo com Ogata (2011), a minimização do IAE em diversos sistemas significa a redução do consumo de potência e aumento do rendimento. No processo em questão, a redução deste índice de desempenho expressa o aumento da energia elétrica gerada, pois o erro entre o MPP e a potência instantânea é reduzido, refletindo desta forma, no aumento da eficiência energética.

## 5.7 Considerações

Para a simulação do sistema termoelétrico, o TEG e o conversor são modelados e implementados. No sistema proposto, a busca da máxima potência é controlada por realimentação de tensão, o método de otimização por algoritmo genético é implementado com o intuito de otimizar a resposta no transitório e em regime permanente da malha de controle. A implementação da busca da máxima potência baseado em treinamento utilizando rede neural artificial é comparada com os métodos tradicionais de busca. Os resultados práticos experimentais e de simulação encontrados são descritos no próximo capítulo.

## CAPÍTULO 6

### RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos com protótipo de recuperação de energia, simulação do modelo computacional e implementação dos controladores. São apresentados os resultados do processo de otimização aplicado ao controle inteligente para extrair o ponto da máxima potência do termogerador. Apresenta-se ainda a comparação em termos de eficiência energética, entre o método proposto e outros algoritmos tradicionais de busca da máxima potência.

#### 6.1 Protótipo para aproveitamento da energia elétrica

Na construção do protótipo de aproveitamento da energia elétrica, foi necessário a seleção e implementação dos elementos construtivos deste mecanismo, sendo: i) termogerador, ii) *cooler* de arrefecimento, iii) resistência de aquecimento, iv) sensor de força, v) sensor de temperatura, vi) controlador de temperatura industrial e vii) microcontrolador.

O intuito da construção do protótipo é obter o sistema capaz de gerar a máxima potência aplicando os limites operacionais descritos pelo fabricante do TEG. Foi escolhido o TEG do fabricante HiZ (2016), modelo HZ-20, apresentado na Figura 6.1, onde os dados técnicos deste termogerador são dispostos na Tabela 6.1. Para o TEG modelo HZ-20, o fabricante sugere máxima temperatura de operação de  $200^{\circ}\text{C}$  gerando  $19,08\text{W}$ .

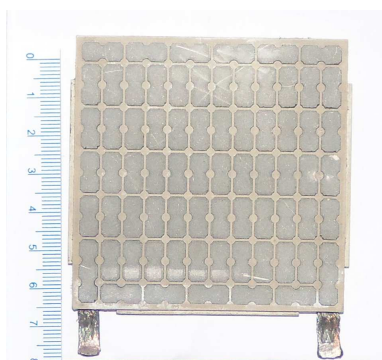


Figura 6.1 - Termogerador HZ-20.

O TEG HZ-20 não dispõe de substrato isolante elétrico, necessitando assim de realizar a montagem do módulo termogerador sobre placas cerâmicas de Alumina

Tabela 6.1 - Dados técnicos do termogerador HZ-20.

Parâmetro	Valor
Marca	HiZ
Máxima potência gerada ( $P_{mppt}$ )	19,08W
Modelo do TEG	HZ-20
Dimensões	710 × 710 × 56mm
Máxima temperatura de operação	200°C

com utilização de pasta térmica para melhorar o contato térmico entre a superfície quente e fria do TEG. A Figura 6.2 apresenta os elementos utilizados na montagem do módulo, onde: ① placa cerâmica de alumina, ② termogerador HZ-20 e ③ pasta térmica.

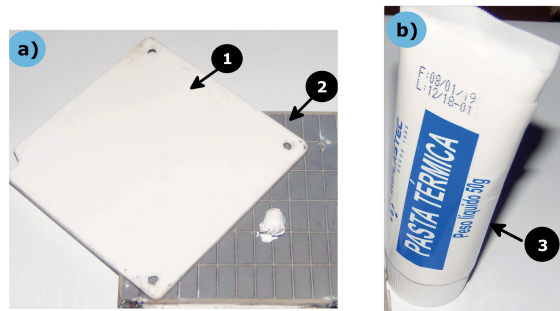


Figura 6.2 - Módulo termoeletrico: (a) TEG e Alumina e (b) pasta térmica.

A pasta térmica utilizada foi do fabricante Implastec, adquirida em bisnaga de 50g, onde suas características são dispostas na Tabela 6.2. A Alumina utilizada para o isolamento elétrico dos termopares constituintes do TEG, possui dimensões  $700mm \times 700mm \times 25mm$ .

Tabela 6.2 - Dados técnicos da pasta térmica.

Parâmetro	Valor
Marca	Implastec
Condutividade térmica	$0,4 \frac{W}{mK}$
Cor	Branca (levemente brilhante)
Solubilidade em água	$0,04g/100mL$
Máxima temperatura de operação	300°C
Componente básico	Silicone de alto peso molecular

O módulo de aquecimento foi construído utilizando resistência elétrica, com a potên-

cia nominal de  $1000W$  e alimentação de  $220V_{CA}$ , encapsulada por chapa metálica de alumínio, dimensões  $150mm \times 80mm \times 15mm$ . A temperatura da superfície quente  $T_h$  [ $^{\circ}C$ ] foi estabilizada utilizando controlador universal de temperatura industrial, modelo MC2438 da [Metaltex \(2015\)](#). O módulo de arrefecimento foi construído com o *water cooler* do fabricante [CoolerMaster \(2017\)](#), modelo **MasterLiquid 120**, onde suas características técnicas são dispostas na Tabela 6.3.

Tabela 6.3 - Dados técnicos do *water cooler*.

Parâmetro	Valor
Marca e modelo	Cooler Master - MasterLiquid 120
Tensão de alimentação	$12V_{cc}$
Quantidade de fluido	$120ml$
Máxima temperatura de operação	$150^{\circ}C$
Velocidade do <i>fan cooler</i>	$650-2000rpm$ (PWM) $\pm 10\%$
Contato térmico	Cobre
Dimensões do radiador	$157mm \times 119,6mm \times 27mm$
Dimensões da bomba	$85,6mm \times 70mm \times 49mm$

O *water cooler* é formado por dois mecanismos interconectados por mangueira para circulação de fluido, sendo: i) região de contato térmico/bomba de circulação de fluido e ii) módulo trocador de calor. A Figura 6.3(a) apresenta a ventoinha para circulação forçada de ar e a Figura 6.3(b) apresenta o radiador para troca de calor. O módulo de contato térmico/bomba de circulação são os elementos diretamente conectados à superfície fria do TEG.

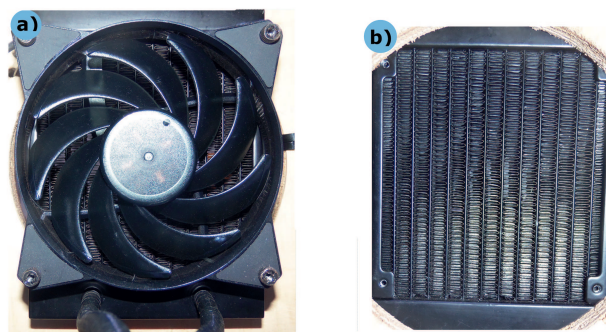


Figura 6.3 - Trocador de calor: (a) ventoinha e (b) radiador.

O processo de conexão entre as superfícies de aquecimento e arrefecimento com o TEG é apresentado na Figura 6.4, onde os elementos são: ① bomba de circulação de fluido, ② superfície de contato do *water cooler*, ③ chapa de alumínio com resistência

elétrica encapsulada, ④ placa cerâmica de alumina e ⑤ TEG.

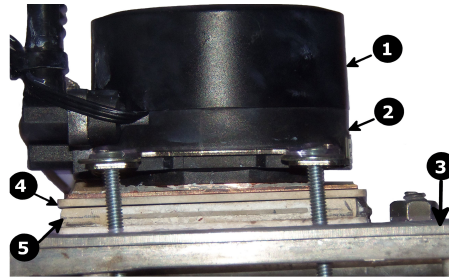


Figura 6.4 - Montagem do TEG entre as superfícies de aquecimento e arrefecimento.

A pressão mínima de contato especificada pelo fabricante do HZ-20, entre as superfícies de aquecimento e arrefecimento é de no mínimo  $100psi$ , não podendo ultrapassar  $200psi$ . Portanto, para medir a pressão aplicada, utilizou-se o sensor de força resistivo filme fino da Sparkfun. O sensor foi inserido sobre a superfície fria, como apresentado na Figura 6.5.

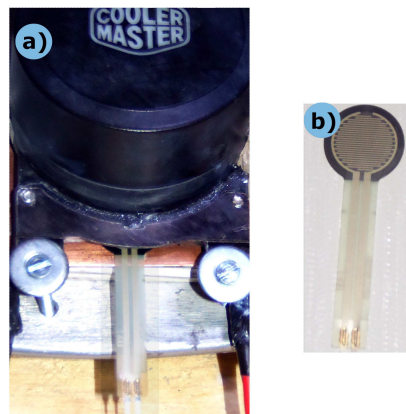


Figura 6.5 - Sensor de pressão: (a) montagem do sensor de pressão no protótipo e (b) sensor de pressão.

Para coletar os dados de saída do sensor de força resistivo Sparkfun, foi utilizado a placa Arduino Uno que é composta por processador ATmega328 com frequência de processamento de  $16MHz$  (MCROBERTS, 2011), que possui quatorze pinos digitais de entrada e saída, onde seis podem ser utilizados como entradas analógicas. A Tabela 6.4 dispõe as características técnicas da placa Arduino Uno.

Para relacionar a tensão elétrica medida no sensor de força resistivo Sparkfun com

Tabela 6.4 - Características básicas da placa Arduino Uno.

Microcontrolador	ATMEGA 328
Tensão de Operação	5V
Tensão de Entrada	7 – 12V
Pinos Digitais (Entrada/Saída)	14 (6 podendo ser saídas PWM)
Pinos de Entradas Analógicas	6
Corrente CC por pino digital	40mA
Memória Flash	32kb
SRAM	2kb
EEPROM	1kb
Clock	16MHz

a pressão aplicada entre as superfícies quente e fria do TEG, construiu-se o circuito divisor de tensão apresentado na Figura 6.6. Este circuito limita a variação de tensão elétrica de forma compatível com a faixa de leitura do microcontrolador ATMEGA 328. Ao aplicar a força  $F_s$  [N] sobre a área ativa  $A_s$  [mm<sup>2</sup>] do sensor de força, a resistência elétrica medida oscila na faixa 250Ω até 30kΩ. O fabricante do sensor de força resistivo Sparkfun recomenda a utilização de resistor fixo de 10kΩ no divisor de tensão, associando o mesmo à resistência variável,  $R_{FSR}$  [Ω] do sensor de força e a fonte fixa de tensão 5  $V_{CC}$  para alimentar o circuito. Desta forma, a variação da pressão aplicada é proporcional a corrente  $I_{FSR}$  [mA] e a tensão elétrica  $V_{FSR}$  [V] condicionadas pelo divisor de tensão e seguem como sinais padronizados ao microcontrolador.

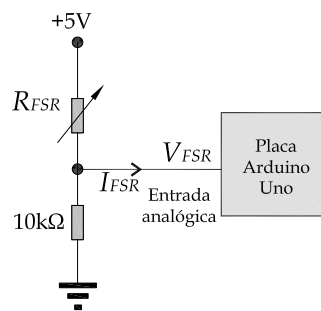


Figura 6.6 - Circuito divisor de tensão para regulação da pressão aplicada ao TEG.

Para regular a pressão aplicada entre as bases quente e fria e as superfícies do TEG (Figura 5.3), utilizou-se quatro tirantes de pressão com rosca métrica M5 dimensão 38mm × 45mm com cabeça circular do tipo fenda, porcas e arruelas. Ao rotacionar o tirante ocorre aumento na aplicação da força, o que aumenta a pressão no acoplamento entre o TEG e os módulos de aquecimento e arrefecimento. Desta

forma, a partir do aperto no conjunto de tirantes é possível ajustar a pressão aplicada ao TEG.

De posse do sensor de força resistivo Sparkfun, do divisor de tensão e da placa Arduino Uno, foi possível realizar ensaios de pressão e identificar a relação entre tensão medida no microcontrolador ATMEGA 328 e a pressão aplicada entre as placas quente e fria do TEG. A Tabela 6.5 dispõe os valores de pressão medidos, ajustados através de voltas realizadas nos tirantes de pressão, onde  $R_{FSR}$  [ $\Omega$ ] é a resistência variável do sensor,  $I_{FSR}$  [ $mA$ ] é a corrente elétrica na saída do divisor de tensão e  $V_{FSR}$  [ $V$ ] é a tensão elétrica aplicada ao microcontrolador. Desta forma, adotou-se a pressão de  $\approx 115psi$  como padrão para os experimentos.

Tabela 6.5 - Relação da tensão elétrica e pressão medida

Força [ $N$ ]	$R_{FSR}$ [ $k\Omega$ ]	$R_{FSR} + 10k\Omega$ [ $k\Omega$ ]	$I_{FSR}$ [ $mA$ ]	$V_{FSR}$ [ $V$ ]	Pressão [ $psi$ ]
0,2	30	40	0,13	1,3	2,28
1	6	16	0,31	3,1	11,42
85	0,8	10,8	0,36	3,9	97,37
100	0,25	10,25	0,49	4,9	114,55

Todos os elementos do protótipo foram unificados em única base de madeira no formato de L com dimensões de  $400mm \times 400mm \times 300mm$ , com abertura circular para passagem de ar do radiador. Todo o conjunto de superfícies quente e fria do TEG foi envolvido com manta de fibra cerâmica de baixa condutividade térmica. Esta manta com espessura de  $25,4mm$  aproximadamente, proporcionou isolamento térmico junto ao processo, concentrando o gradiente de temperatura em suas devidas superfícies. A Figura 6.7 apresenta o protótipo formado pela unificação dos elementos: ① bomba de circulação de fluido, ② manta térmica, ③ TEG HZ-20, ④ cabos de alimentação da resistência elétrica, ⑤ controlador de temperatura industrial e ⑥ radiador e ventoinha para circulação de ar.

## 6.2 Ensaio termográfico

Foi realizado ensaio termográfico para a verificação da distribuição das temperaturas no protótipo de recuperação de energia. Utilizou-se para este propósito a câmera termográfica da Flir, modelo **ET-08**. O controlador de temperatura foi parametrizado para estabilizar a superfície quente em  $\approx 180^{\circ}C$  e o sensor de temperatura utilizado foi o termopar tipo **K**, alocado entre a chapa metálica da superfície quente e o TEG.

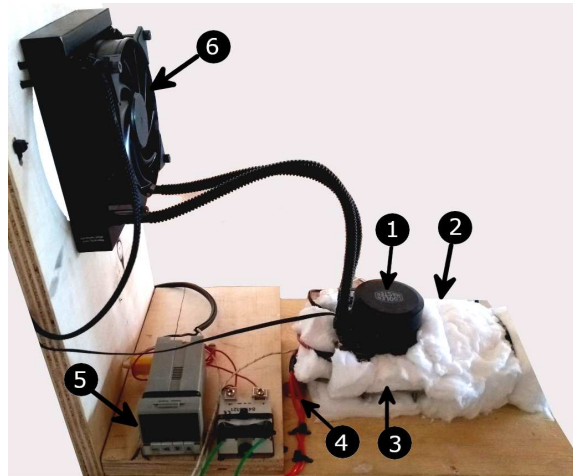


Figura 6.7 - Protótipo para estudo do aproveitamento de energia elétrica.

Na Figura 6.8(a) é observado a temperatura no local onde foi inserido o sensor de temperatura, com estabilização em  $174^{\circ}\text{C}$ , próximo à referência desejada. No entanto, em pontos da periferia do TEG, como apresentado na Figura 6.8(b), foi atingido temperatura de até  $252^{\circ}\text{C}$ . Assim, a uniformidade do gradiente de temperatura na superfície quente do TEG teve variações de aproximadamente 40%. Esta elevada variação do gradiente é devido à disposição física da resistência elétrica que foi utilizada como aquecedor.

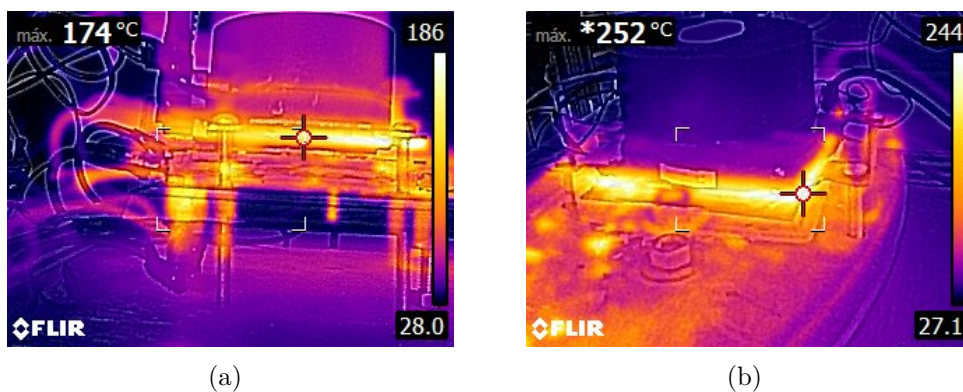


Figura 6.8 - Termografia: (a) local de inserção do sensor de temperatura e (b) periferia do TEG.

Na Figura 6.9 é apresentada a termografia do processo de arrefecimento do TEG utilizando o *water cooler*. A temperatura medida no lado frio na periferia do TEG foi de  $52,7^{\circ}\text{C}$ , como apresentado na Figura 6.9(a). A temperatura medida na saída da

bomba de circulação de fluido foi de aproximadamente  $53^{\circ}\text{C}$ , como apresentado na Figura 6.9(b). O mecanismo utilizado para arrefecer a parte fria do TEG permitiu estabilizar a temperatura na superfície fria em  $\approx 53^{\circ}\text{C}$ , com uniformização do gradiente no lado frio que obteve variação menor que 1%. Na termografia apresentada na Figura 6.9(b) observa-se a circulação do fluido refrigerante nas mangueiras ligadas ao radiador, onde uma das mangueiras circula fluido aquecido e a outra circula fluido arrefecido.

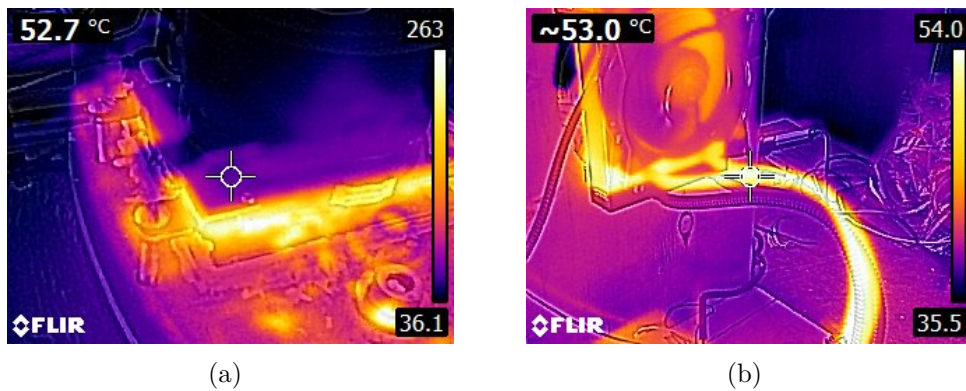


Figura 6.9 - Termografia: (a) temperatura no lado frio na periferia do TEG e (b) temperatura nas mangueiras de circulação.

Com a utilização da manta térmica envolvendo as superfícies quente e fria do TEG, observou-se a redução da temperatura no lado frio do TEG de  $\approx 53^{\circ}\text{C}$  para  $\approx 44^{\circ}\text{C}$ . O efeito da proteção contra convecção térmica na unidade de arrefecimento aumentou a eficiência do sistema de refrigeração. A Figura 6.10 apresenta a uniformização do gradiente de temperatura no protótipo de recuperação de energia utilizando a manta térmica e a temperatura medida na saída da bomba de circulação de fluido.

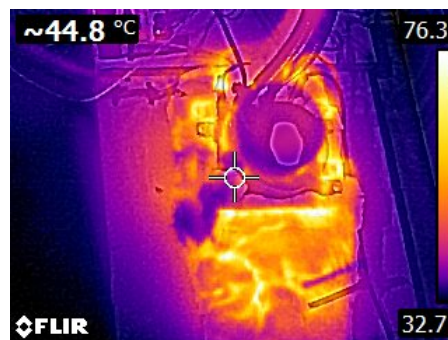


Figura 6.10 - Termografia com a aplicação da manta térmica no protótipo de recuperação de energia.

### 6.3 Conversor CC-CC

A Figura 6.11 apresenta o conversor CC-CC *Boost*, construído com a finalidade de condicionar as grandezas envolvidas no sistema termoeétrico. O conversor CC-CC *Boost* foi construído em placa de acrílico com bornes destinados a conexão de sensores de tensão e corrente, circuito dedicado ao disparo do MOSFET e placa Arduino Uno. O conversor *Boost* foi conectado ao mecanismo de recuperação de energia possibilitando a implementação do sistema de controle.

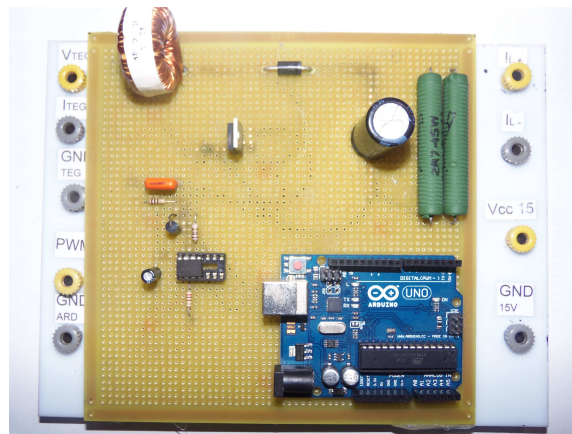


Figura 6.11 - Conversor CC-CC *Boost*.

O conversor *Boost* foi projetado para os limites operacionais do TEG HZ-20 e para o modo de condução contínua por meio do dimensionamento dos elementos passivos do circuito. A Tabela 6.6 dispõe as especificações do projeto do conversor em função dos requisitos para a extração da máxima potência disponibilizada pelo fabricante do TEG HZ-20.

Tabela 6.6 - Especificações de projeto do conversor *Boost*.

Especificações de projeto	Valores
Potência de saída ( $P_{out}$ )	19 W
Tensão de saída ( $V_{out}$ )	9,8 V
Tensão de entrada ( $V_{in}$ )	4 V
Variação da tensão de saída ( $\Delta V_{out}$ )	10%
Variação da corrente de entrada ( $\Delta I_{IL}$ )	10%
Frequência de chaveamento ( $F_s$ )	40 kHz

A Tabela 6.7 dispõe os valores da capacitância e indutância que foram dimensionadas e aproximadas para grandezas comerciais. Esta aproximação permitiu a implemen-

tação do conversor a partir dos componentes disponíveis no mercado e garantiu a operação em modo de condução contínua. A carga elétrica utilizada para os testes,  $R_L = 5\Omega$ , foi inserida no protótipo com o uso de duas resistências em série de 2,  $5\Omega$ .

Tabela 6.7 - Componentes passivos utilizados na construção do conversor *Boost*.

Parâmetro	Valores mínimos calculados	Valores comerciais
Capacitância ( $C$ )	$300\mu F$	$470\mu F$
Indutância ( $L$ )	$10\mu H$	$30\mu H$

A interface de comunicação entre o conversor *Boost* e o computador é a placa Arduino Uno, que também foi utilizada para implementar o algoritmo de controle. Em virtude da potência, frequência de chaveamento e tensões de operação, o transistor de potência selecionado foi o MOSFET, modelo IRFB da Rectifier (2008). Para realizar o condicionamento do sinal e disparo do MOSFET, utilizou-se o CI A3120, que foi acoplado no circuito apresentado na Figura 6.12. Este circuito é proposto em Vishay (2016) e adaptado para a conexão da placa Arduino Uno.

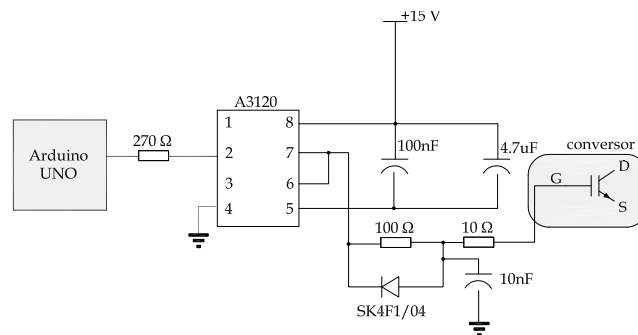


Figura 6.12 - Circuito dedicado ao disparo de MOSFET.

### 6.3.1 Sensores e estágio de condicionamento

Para a implementação da malha de controle dedicada ao rastreamento da máxima potência do TEG, houve a necessidade da seleção dos sensores e construção dos circuitos de condicionamento para medir as grandezas: i) temperatura, ii) tensão e iii) corrente elétrica.

Observou-se que o termopar tipo **K** possui satisfatória resistência mecânica e é capaz de medir temperaturas até  $1250^{\circ}C$ , portanto esta foi a escolha para utilização como sensor de temperatura. A Figura 6.13(a) apresenta o *drive* do transmissor de sinal

de temperatura TTC-03 da Contemp (2018) que foi utilizado para receber o sinal de tensão elétrica fornecido pelo termopar, obtendo em sua saída a corrente elétrica padronizada de  $4mA$  a  $20mA$ .

A Figura 6.13(b) apresenta o circuito transdutor de corrente/tensão que utiliza o amplificador operacional TL-071 para compatibilizar o sinal de corrente, fornecido pelo transmissor de sinal de temperatura, em sinal de tensão na faixa de  $1V$  a  $5V$ , permitindo a leitura dos dados na entrada analógica do Arduino Uno.

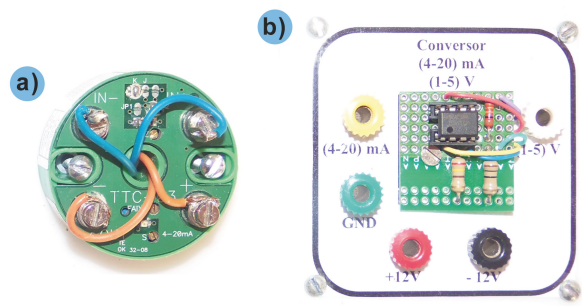


Figura 6.13 - Condicionamento de sinais: (a) transmissor de sinal de temperatura e (b) transdutor de corrente e tensão.

Para a medição da tensão elétrica na saída do conversor *Boost*, utilizou-se o *drive* divisor de tensão apresentado na Figura 6.14(a), fabricado pela DIC Eletronic, com capacidade de medição até  $25V$ . O divisor de tensão fornece a escala de leitura  $\frac{1}{5}$  mediante o uso de duas resistências: i)  $R_{up} = 30k\Omega$  e ii)  $R_d = 7,5k\Omega$ . Para medição da corrente elétrica na saída do conversor *Boost*, foi adquirida a solução do CI **ACS712** apresentado na Figura 6.14(b), sensor efeito *Hall* do fabricante Allegro, sendo utilizada para medir corrente elétrica contínua na faixa especificada pelo fabricante  $-30A \leq I_{sense} \leq 30A$ . Para a realização desta leitura, necessitou-se programar a placa Arduino Uno conforme a sensibilidade verificada no *datasheet* do sensor, onde para o módulo em questão é fornecido  $66 \frac{mV}{A}$  ao microcontrolador.

#### 6.4 Modelagem e simulação do sistema termoeletrico

O desenvolvimento do modelo de simulação permitiu estudar o efeito das estratégias de controle em ambiente computacional. O estudo do modelo proposto, as técnicas de otimização, métodos inteligentes e tradicionais de rastreamento da má-

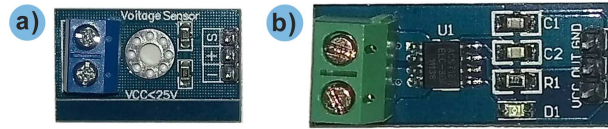


Figura 6.14 - Circuito de medição: (a) sensor de tensão e (b) sensor de corrente.

xima potência no termogerador puderam ser implementados e testados antes da prática experimental. Para este propósito, desenvolveu-se o modelo de simulação dos elementos: i) termogerador, ii) conversor CC-CC e iii) sistema de controle.

#### 6.4.1 Simulação do termogerador

Para o desenvolvimento do modelo do TEG, foi necessário parametrizar as variáveis presentes nos componentes passivos e fontes de tensão dependentes do circuito elétrico proposto por Lineykin e Yaakov (2004), que são: i) temperatura de absorção  $T_a$  [ $^{\circ}K$ ], ii) temperatura de emissão  $T_e$  [ $^{\circ}K$ ], iii) resistência térmica  $\theta_m$  [ $^{\circ}K/W$ ], iv) resistência elétrica interna  $R_m$  [ $\Omega$ ] e v) coeficiente de Seebeck  $\alpha$  [ $V/^{\circ}K$ ]. A Tabela 6.8 dispõe as variáveis que foram calculadas com o auxílio do *datasheet* do HZ-20 e que resumem os principais parâmetros de ajuste e operação do modelo de simulação computacional.

Tabela 6.8 - Parâmetros de operação do HZ-20.

Parâmetro	$T_a$ [ $^{\circ}K$ ]	$T_e$ [ $^{\circ}K$ ]	$\theta_m$ [ $^{\circ}K/W$ ]	$R_m$ [ $\Omega$ ]	$\alpha$ [ $V/^{\circ}K$ ]
Valores	503	303	0,589	0,298	0,0238

Com o intuito de validar o modelo, analisou-se os resultados obtidos na simulação para as variáveis: i) tensão de circuito aberto  $V_o$  [ $V$ ], ii) corrente de curto-circuito  $I_{sc}$  [ $A$ ], iii) curva  $I \times V$  e iv) curva  $I \times P$ . A Figura 6.15 apresenta os gráficos  $I \times P$  e  $I \times V$  obtidos por simulação e a Tabela 6.9 dispõe os valores obtidos na simulação e os valores apresentados no manual do fabricante para o HZ-20 no gradiente de  $200^{\circ}C$ . Observa-se na Figura 6.15 e na Tabela 6.9 que os valores obtidos na simulação contém desvios menores que 0,5%, validando o modelo.

Após a validação do modelo do TEG, analisou-se o efeito da combinação entre os termogeradores por meio dos arranjos matriciais. Considerou-se para esta análise quatro TEG, com a matriz simétrica do arranjo série/paralelo de três formas distintas: i)  $(4 \times 1)$ , ii)  $(1 \times 4)$  e iii)  $(2 \times 2)$ . A Figura 6.16 apresenta a máxima potência

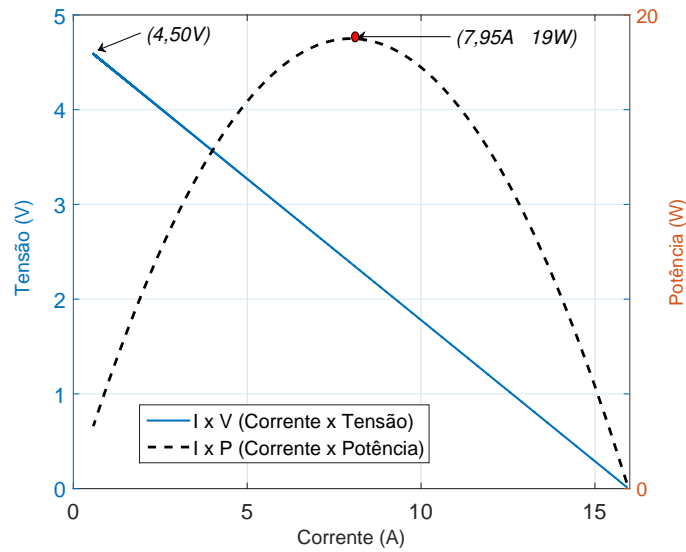


Figura 6.15 - Curva característica do termogerador HZ-20 obtida em simulação.

Tabela 6.9 - Comparação entre os valores simulados e do *datasheet* do HZ-20.

Parâmetro	Valor simulado	<i>Datasheet</i>
Tensão de circuito aberto ( $V_o$ )	4,76V	4,76V
Máxima potência gerada ( $P_o$ )	19W	19,08W
Corrente de curto-circuito ( $I_{sc}$ )	7,95A	7,96A

gerada pelas combinações, onde na matriz, as linhas são conexões em série e as colunas são conexões em paralelo. Observa-se que a máxima potência elétrica gerada foi idêntica para todos os arranjos, porém com curvas deslocadas no eixo das abcissas devido as diferenças de tensão e corrente em cada situação.

Com relação aos arranjos não simétricos, pode-se combinar os TEG de diferentes formas e a análise para este tipo de sistema deve ser única para cada combinação. No entanto, o ponto de máxima potência nos arranjos não simétricos também são valores próximos ao valor obtido nos arranjos simétricos. Desta forma, como a geometria/arranjos tem pouca interferência no valor da máxima potência gerada, pode-se utilizar apenas um TEG para testes de simulação e testes práticos, expandindo os resultados obtidos para os arranjos simétricos ou não simétricos.

#### 6.4.2 Simulação do conversor *Boost*

Foram simulados três modelos do conversor CC-CC *Boost*: i) circuito elétrico, ii) modelo médio no espaço de estados e iii) função de transferência. A Figura 6.17

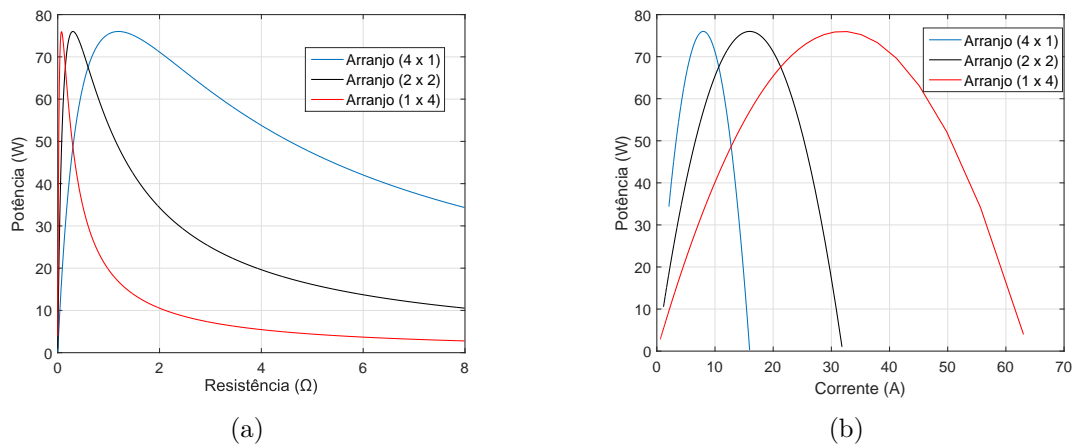


Figura 6.16 - Combinação entre termogeradores: (a)  $R \times P$  e (b)  $I \times P$ .

apresenta o resultado da simulação em malha aberta dos três modelos, na qual foi aplicado ciclo de trabalho  $\delta = 50\%$ , impondo assim o ponto de linearização da função de transferência. O tempo de execução da simulação para todos os modelos foi de 0,05s. Observa-se que com o ciclo de trabalho em 50% e a tensão de entrada  $V_{in} = 4V$ , a tensão  $V_{out}$  na saída do conversor é de 8V.

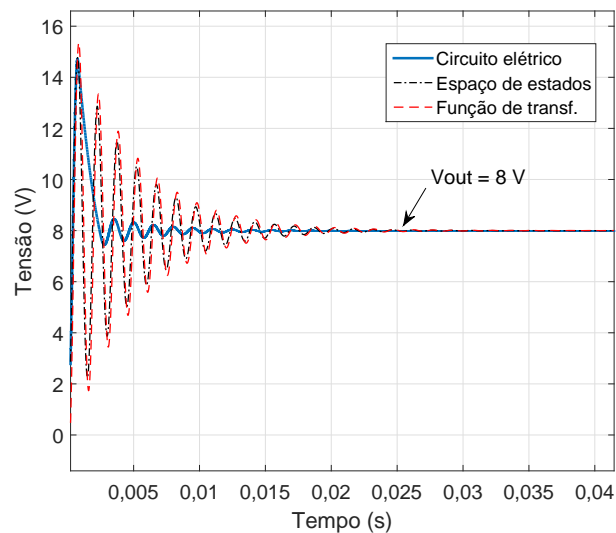


Figura 6.17 - Comparação entre modelos de simulação do conversor *Boost*.

Os valores obtidos em simulação para a resposta em regime permanente validam os três modelos. No transitório, observa-se diferenças entre os modelos espaço de esta-

dos e função de transferência com o modelo do circuito elétrico. Segundo Ramirez e Ortigoza (2010), ao se utilizar pequenos valores de capacitância e indutância em modelos matemáticos de conversores, a equação diferencial correspondente se torna instável. A precisão numérica necessária só pode ser alcançada com etapas de integração extremamente pequenas, o que torna o tempo de processamento/simulação inviável. A Tabela 6.10 dispõe os resultados encontrados para a tensão de saída, sobressalto (*overshoot*) e tempo de assentamento  $T_s$  [s] para cada modelo simulado.

Tabela 6.10 - Valores obtidos na comparação entre modelos de simulação do conversor *Boost*.

Modelo de simulação	$V_{out}$ [V]	<i>Overshoot</i> [V]	$T_s$ [s]
Espaço de estados	7,997	14,38	0,015
Função de transferência	8	15,35	0,015
Circuito elétrico	8,011	14,38	0,010

A Figura 6.18 apresenta a curva da tensão de saída do conversor em função do ciclo de trabalho após sua conexão com o TEG, considerando a carga elétrica resistiva de  $5\Omega$ . Observou-se que a resistência interna do TEG comportou-se de forma diferente do esperado, afetando o comportamento dinâmico do conversor *Boost*, que passa a ter comportamento do conversor real, veja Figura 3.5. As perdas, principalmente sobre a resistência interna do TEG, limitaram os valores de operação do conversor, onde a máxima tensão de saída passou a ser  $8,59V$  para a entrada de  $4V$  e máximo ciclo de trabalho de 77%.

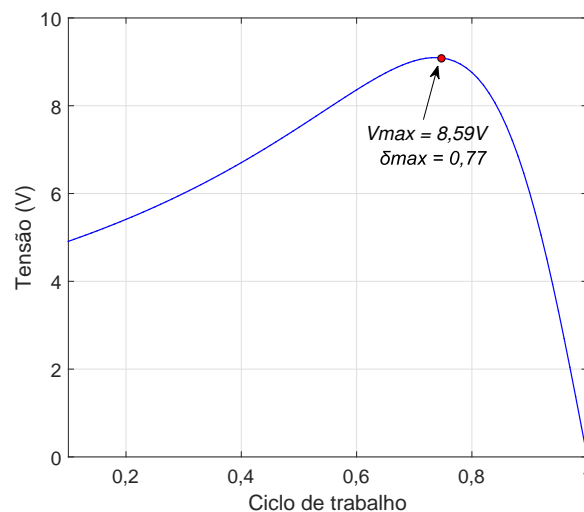


Figura 6.18 - Limites de operação do conversor.

Observa-se que o conversor possui limite estático de operação e isto define a máxima capacidade de elevação de tensão, conseqüentemente, a máxima capacidade de extração da potência do termogerador. O espaço de estados e a função de transferência permitiu estudar o comportamento frequencial e as limitações de controle do conversor *Boost*, entretanto, o modelo selecionado para o desenvolvimento das simulações do sistema de controle MPPT foi o circuito elétrico, devido ao comportamento amortecido no regime transitório e facilidade de adequação dos parâmetros durante a simulação.

## 6.5 Rastreamento do ponto de máxima potência

Após a escolha e validação de todos os modelos, foi possível combiná-los para simular arranjos matriciais e observar o comportamento do ponto de máxima potência (MPP) para cada gradiente de temperatura aplicado ao TEG HZ-20. A coleta dos dados das várias combinações dos arranjos foi necessária para construir o banco de dados de treinamento da rede neural perceptron de múltiplas camadas (MLP).

### 6.5.1 Reconhecimento de padrões

Para coleta e tratamento dos dados de treinamento da rede neural artificial (RNA), construiu-se o banco de dados considerando a combinação de até seis TEG disponíveis, onde nove formas de combinação matricial série/paralelo foram simuladas, sendo estas: i)  $(1 \times 1)$ , ii)  $(2 \times 1)$ , iii)  $(1 \times 2)$ , iv)  $(1 \times 3)$ , v)  $(2 \times 3)$ , vi)  $(6 \times 1)$ , vii)  $(5 \times 1)$ , viii)  $(1 \times 4)$  e ix)  $(1 \times 6)$ . Desta forma, foram coletadas 189 amostras divididas em subconjuntos de treinamento, validação e testes, com percentual da divisão em: i) 70% para treinamento, ii) 20% para validação e iii) 10% para teste. O Apêndice A dispõe as 189 amostras obtidas a partir de simulação computacional, onde cada amostra consiste em: i) gradiente de temperatura aplicado, ii) configuração do arranjo  $m \times n$  empregado e iii) máxima potência obtida.

Inicialmente a RNA-MLP utilizada foi parametrizada de forma empírica, com doze neurônios na camada oculta, funções de ativação tangente hiperbólica e linear, respectivamente na camada oculta e na camada de saída da rede. O algoritmo de treinamento utilizado foi o retropropagação do erro e o mecanismo de avaliação do desempenho foi o erro médio quadrático (MSE). A Tabela 6.11 dispõe os valores obtidos no desempenho do algoritmo de treinamento da RNA-MLP empírica.

A Figura 6.19 apresenta os resultados de desempenho da RNA-MLP empírica, na qual a Figura 6.19(a) apresenta a obtenção do erro médio quadrático (MSE) pelas

Tabela 6.11 - Resultados do treinamento da rede neural empírica.

Parâmetro	Valor
Épocas de treinamento	745
Tempo de simulação	35s
MSE	$6,31 \cdot 10^{-5}$

épocas de treinamento e a Figura 6.19(b) apresenta o resultado do reconhecimento de padrões nos arranjos matriciais série/paralelo comparados com os valores estimados pela rede RNA-MLP.

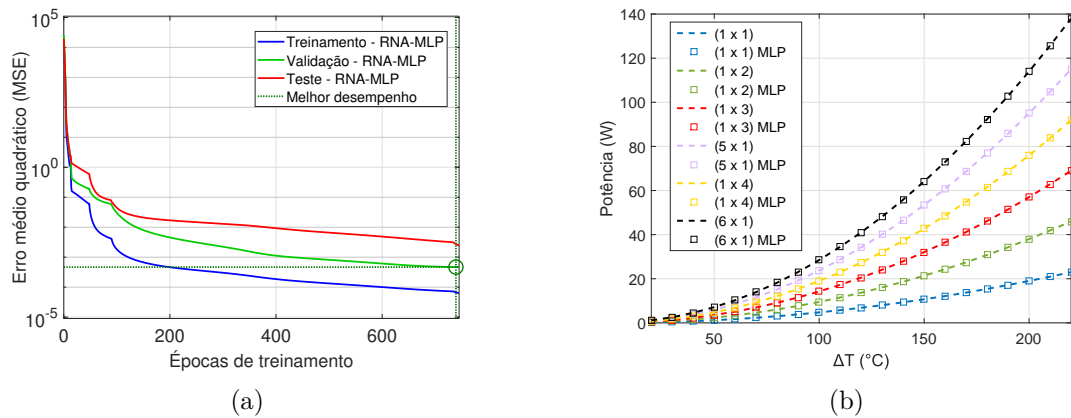


Figura 6.19 - Rede Neural: (a) desempenho e validação (b) aproximação das curvas MPPT.

Com o intuito de melhorar o desempenho da rede neural no processo de rastreamento do MPP, parametrizou-se o número de neurônios, camadas ocultas e taxa de aprendizagem utilizando método de otimização heurístico, algoritmo genético (AG). A Figura 6.20(a) apresenta o desempenho do AG em termos da função de avaliação e do número de gerações e a diversidade medida pela distância média entre os melhores indivíduos ao longo da execução do AG. A Figura 6.20(b) apresenta o desempenho da RNA-MLP-AG em relação ao desempenho da RNA-MLP empírica.

A Tabela 6.12 dispõe os parâmetros dos operadores e manipuladores genéticos utilizados. Os dados referentes aos parâmetros otimizados da RNA são dispostos na Tabela 6.13. A RNA-MLP-AG apresentou apenas duas camadas ocultas com treze neurônios na primeira camada e dezoito neurônios na segunda camada.

O espaço de busca do AG foi limitado para redução do tempo de processamento e esforço computacional. A escolha do número de camadas ocultas ocorreu na faixa

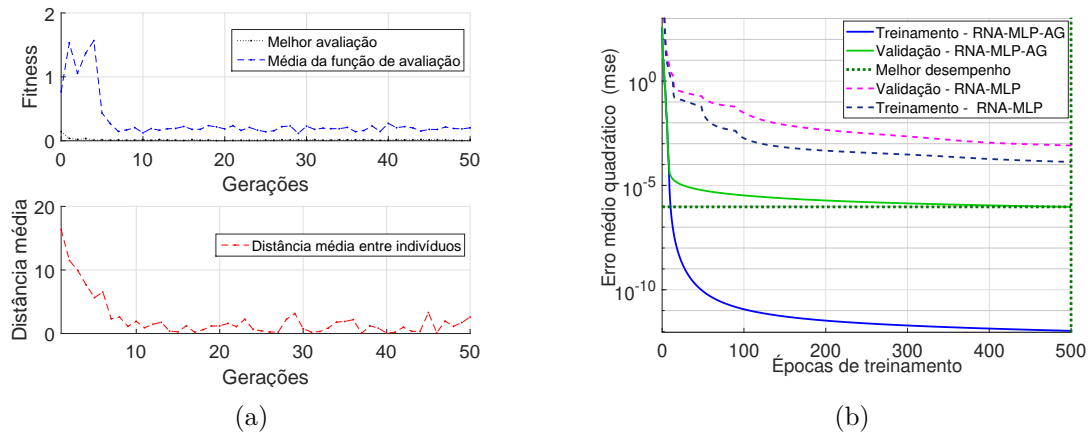


Figura 6.20 - Rede Neural: (a) desempenho do algoritmo genético e (b) comparativo do desempenho da RNA-MLP-AG com a RNA-MLP empírica.

Tabela 6.12 - Parâmetros do algoritmo genético utilizado na RNA-MLP-AG.

Parâmetro	Valor ou tipo
Tamanho da população	50
Método de Seleção	Torneio
Operador de recombinação	Heurístico
Operador de mutação	Uniforme
Taxa de cruzamento	65%
Taxa de mutação	10%

Tabela 6.13 - Parâmetros otimizados da RNA-MLP-AG.

$\tilde{N}_l$	$n_{j1}$	$n_{j2}$	$n_{j3}$	$\eta$	MSE
2	13	18	0	0,148	$9,34 \cdot 10^{-7}$

$0 \leq N_l \leq 3$  e o número de neurônios em cada uma destas camadas na faixa  $1 \leq n_j \leq 50$ . Os parâmetros da RNA-MLP obtidos de forma empírica foram utilizados como indivíduos da população inicial. A função de avaliação  $R_{MSE_{rna}}$  da RNA-MLP empírica foi reduzida com a utilização do AG em 98,52% e a taxa de acerto dos MPP da MLP-AG foi de 99,45%.

## 6.6 Processo de otimização do compensador

Para a sintonia dos parâmetros de controle do compensador Tipo 3, utilizou-se o método de otimização algoritmo genético (AG), onde a função de avaliação foi a minimização da alocação dos **polos** e **zeros** em frequências otimizadas. Para investigar o efeito de diferentes índices de desempenho do controlador, duas funções de avaliação distintas foram utilizadas: i) ITAE e ii) IAE.

As Figura 6.21(a) e Figura 6.22(a) apresentam o desempenho do AG ao longo das gerações e as Figura 6.21(b) e Figura 6.22(b) apresentam a resposta da tensão de saída do conversor *Boost* para o ITAE e IAE, respectivamente. Na simulação de estabilidade do controlador, o *setpoint* da malha de controle foi inicialmente definido em 8,5V e no instante 2,5ms foi inserido sinal degrau, que alterou a referência da tensão elevando-a para 9,5V. Esta análise permitiu avaliar a resposta do controlador sob o efeito de mudanças de *setpoint*.

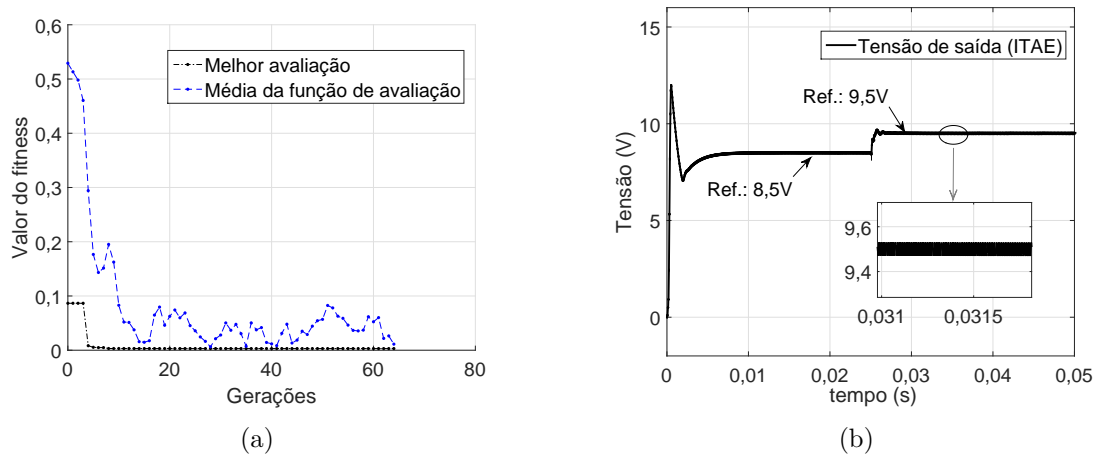


Figura 6.21 - Desempenho do algoritmo genético: (a) função de avaliação com ITAE (b) tensão de saída sobre a carga com ITAE.

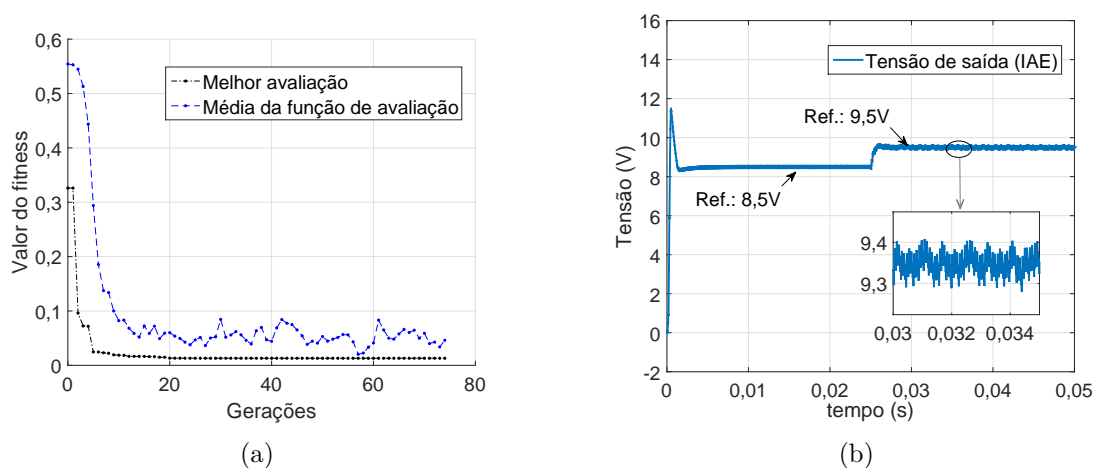


Figura 6.22 - Desempenho do algoritmo genético: (a) função de avaliação com IAE (b) tensão de saída sobre a carga com IAE.

A Tabela 6.14 dispõe os parâmetros dos operadores e manipuladores genéticos do AG utilizado no processo de otimização do compensador Tipo 3. A Tabela 6.15 dispõe os resultados obtidos durante os testes com as duas funções de avaliação e os parâmetros do controlador Tipo 3. O compensador otimizado com a função IAE apresentou *overshoot* e *undershoot* inferior ao otimizado por ITAE.

Tabela 6.14 - Parâmetros do algoritmo genético utilizado no processo de otimização do compensador Tipo 3.

Parâmetro	Valor ou tipo
Tamanho da População	100
Método de Seleção	Torneio
Operador de recombinação	Heurístico
Operador de mutação	Uniforme
Taxa de cruzamento	80%
Taxa de mutação	10%

Tabela 6.15 - Parâmetros de controle e de otimização.

Função	<i>Overshoot</i> (%)	<i>Undershoot</i> (%)	<i>fitness</i>	$\omega_z$ [ $\frac{rad}{s}$ ]	$\omega_p$ [ $\frac{rad}{s}$ ]	<i>kc</i>
ITAE	47,5%	17%	0,00305	1284,24	267769,63	108,96
IAE	29,4%	1,7%	0,01291	1125,58	337968,92	167,24

A Figura 6.23 apresenta o diagrama de Bode do compensador otimizado por AG com função de avaliação ITAE e com função de avaliação IAE. Observa-se que o diagrama de Bode é semelhante em ambas as funções de avaliação, porém com deslocamentos em frequência devido as posições dos **polos** e **zeros**, respectivamente nas frequências  $\omega_p$  e  $\omega_z$ . O ângulo de avanço de fase *PM* [°] obtido por ITAE foi de  $\approx 164^\circ$  e por IAE foi de  $166^\circ$ .

De posse dos resultados de simulação das duas funções de avaliação, ITAE e IAE, foi selecionado para os testes de MPPT o ITAE, por apresentar menores oscilações de tensão na resposta de regime permanente, uma vez que a resposta no transitório de ambas funções amortecem o controle Tipo 3. A Figura 6.24 apresenta o resultado da simulação do modelo completo, com o conversor CC-CC e TEG utilizando os parâmetros otimizados. Para testar os efeitos da não idealidade da resistência interna do TEG sobre a resposta de controle, parametrizou-se a tensão de entrada do conversor em 4V e o *setpoint* em 7,5V, com perturbação no ciclo de trabalho inserida no instante 0,025s.

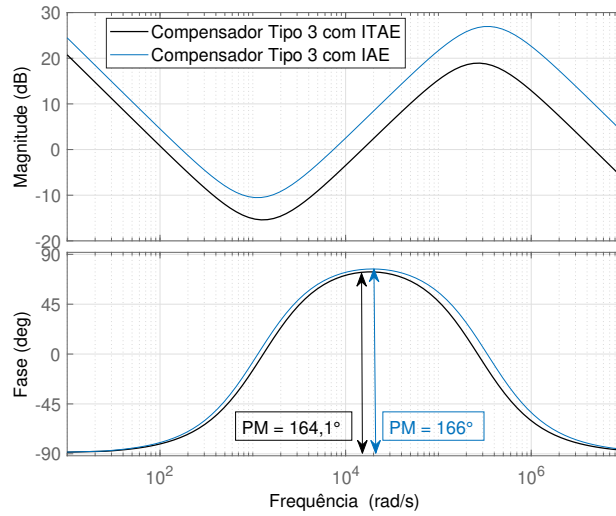


Figura 6.23 - Diagrama de Bode do compensador Tipo 3 para ITAE e IAE.

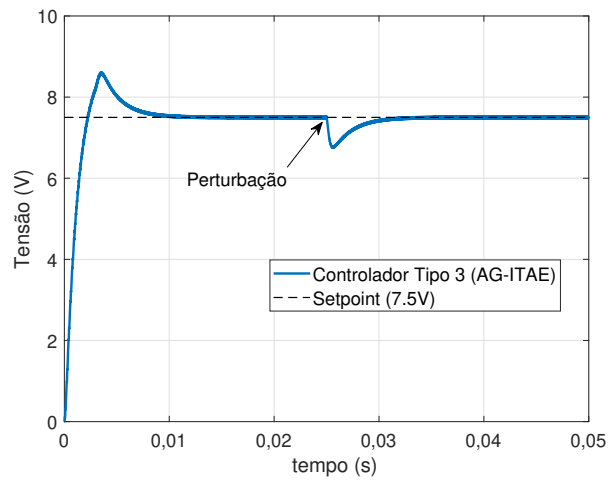


Figura 6.24 - Desempenho do controlador Tipo 3 com ITAE.

Ao inserir a não idealidade da resistência interna do TEG na conexão com conversor (Figura 6.18), observou-se que além das limitações no ciclo de trabalho e na tensão de saída, houve o amortecimento das oscilações iniciais no regime transitório da resposta de controle.

## 6.7 Simulação da malha de controle

Realizou-se simulações de controle realimentado em modo de tensão + RNA-MLP-AG para rastreamento do MPP. Foram simulados para comparação com o método

proposto, os tradicionais métodos P&O e INC. Desta forma, os resultados das três técnicas de rastreamento de MPPT foram comparados em função da eficiência energética na geração, velocidade da resposta em regime transitório e permanência sobre o *setpoint* no regime permanente. O tempo de simulação foi de 0,1s, espaço amostral necessário para estabilização na resposta da potência elétrica gerada para todos os três métodos utilizados. As simulações foram desenvolvidas considerando apenas um módulo TEG, uma vez que a geometria/arranjo não altera significativamente a máxima potência gerada.

A Figura 6.25 apresenta o resultado da resposta do sistema de controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG comparada ao P&O com gradiente de temperatura aplicado de  $150^{\circ}C$  e  $100^{\circ}C$ . O passo de simulação  $\Delta\delta$  ou incremento na razão cíclica do algoritmo P&O foi de 0,001. Observou-se nas duas técnicas, modo de tensão + RNA-MLP-AG e P&O, os mesmos picos de potência elétrica instantânea gerada, aproximadamente  $10,42W$  para  $150^{\circ}C$  e  $4,53W$  para  $100^{\circ}C$ , porém o tempo de resposta do controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG é inferior ao P&O, bem como o tempo de assentamento. Esta observação indica que o controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG é mais rápido nos dois regimes, transitório e permanente.

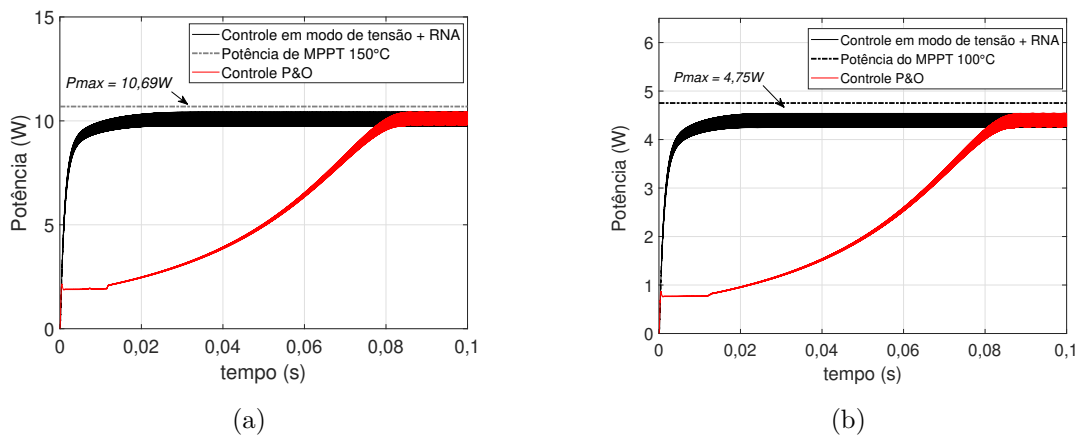


Figura 6.25 - Rastreamento da máxima potência em gradiente de temperatura: (a)  $150^{\circ}C$  (b)  $100^{\circ}C$ .

A Figura 6.26 apresenta o resultado da comparação entre os métodos de controle de MPPT em modo de tensão + RNA-MLP-AG e P&O submetidos à mudança do gradiente de temperatura de  $150^{\circ}C$  para  $200^{\circ}C$ , com a perturbação no instante  $50ms$ . A Tabela 6.16 dispõe os valores obtidos em simulação para os métodos de

controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG e P&O, onde  $P_{mppt}$  [W] é a máxima potência à ser gerada,  $P_{P\&O}$  [W] é a potência obtida no P&O e  $P_{RNA}$  [W] é a potência obtida no modo de tensão + RNA-MLP-AG. O método proposto (modo de tensão + RNA-MLP-AG) apresentou maior energia elétrica gerada  $W_{RNA}$  [W · s] em relação ao P&O, além de obter menor valor da função de avaliação  $IAE_{RNA}$ .

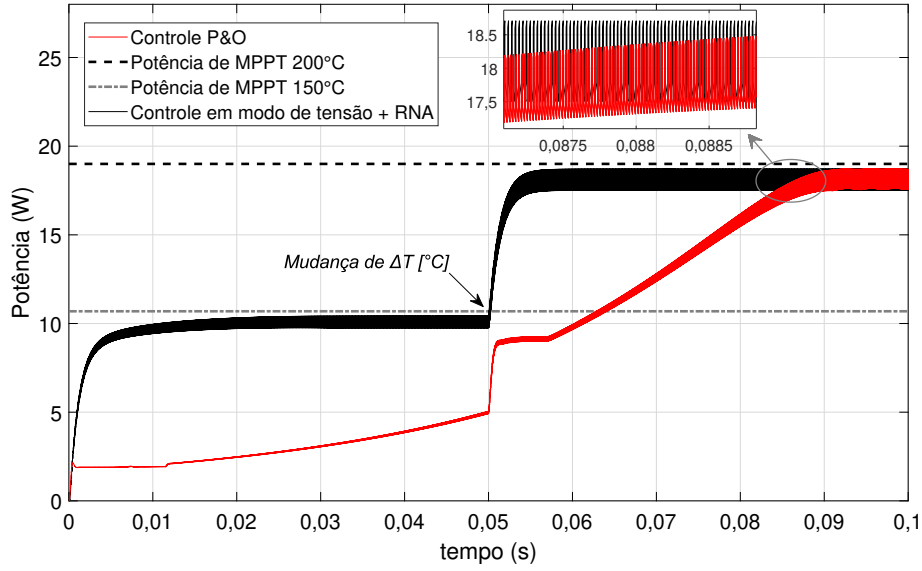


Figura 6.26 - Comparativo do desempenho dos métodos de rastreamento da máxima potência em modo de tensão + RNA-MLP-AG e P&O.

Tabela 6.16 - Comparativo entre as técnicas de rastreamento da máxima potência.

$\Delta T$ [°C]	$P_{mppt}$ [W]	$P_{P\&O}$ [W]	$P_{RNA}$ [W]	$IAE_{RNA}$	$IAE_{P\&O}$	$W_{RNA}$ [W · s]	$W_{P\&O}$ [W · s]
100	4,75	4,74	4,74	<b>0,03</b>	<b>0,16</b>	<b>0,43</b>	<b>0,23</b>
150	10,69	10,42	10,42	<b>0,03</b>	<b>0,21</b>	<b>0,98</b>	<b>0,57</b>
200	19	18,71	18,71	<b>0,04</b>	<b>0,49</b>	<b>1,75</b>	<b>0,99</b>

A Figura 6.27 apresenta o resultado da simulação que comparou os métodos de controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG e INC, realizando variações no gradiente de temperatura de  $150^{\circ}C$  para  $200^{\circ}C$ , com perturbação no instante  $50ms$ . O método INC foi parametrizado com ciclo de trabalho inicial próximo a região de saturação do conversor,  $\delta = 0,75$  e o incremento na razão cíclica de  $\Delta\delta = 0,001$ . Os resultados obtidos estão dispostos na Tabela 6.17, onde  $P_{mppt}$  [W] é a máxima potência à ser gerada,  $P_{INC}$  [W] é a potência obtida com o método INC e  $P_{RNA}$  [W] é a potência obtida no modo de tensão + RNA-MLP-AG. É observado que o controle em modo

de tensão + RNA-MLP-AG apresentou maior energia elétrica gerada  $W_{RNA}$  [ $W \cdot s$ ] e menor valor da função de avaliação em comparação ao INC. Observa-se ainda, maior velocidade de estabilização em regime permanente do método modo de tensão + RNA-MLP-AG em relação ao método INC.

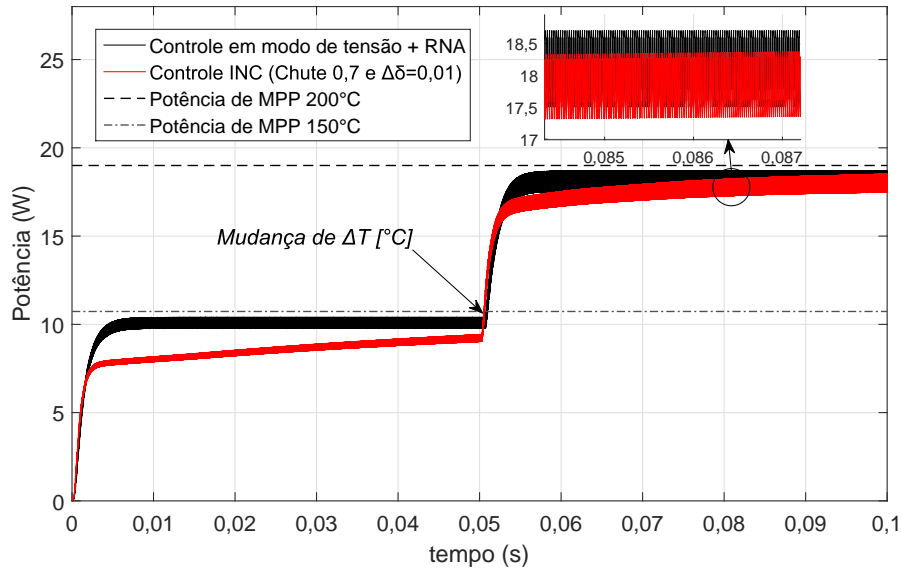


Figura 6.27 - Comparativo do desempenho dos métodos de rastreamento da máxima potência em modo de tensão + RNA-MLP-AG e INC.

Tabela 6.17 - Comparativo entre as técnicas de rastreamento da máxima potência.

$\Delta T$ [ $^{\circ}C$ ]	$P_{mppt}$ [W]	$P_{INC}$ [W]	$P_{RNA}$ [W]	$IAE_{RNA}$	$IAE_{INC}$	$W_{RNA}$ [ $W \cdot s$ ]	$W_{INC}$ [ $W \cdot s$ ]
150	10,69	9,95	10,41	<b>0,03</b>	<b>0,06</b>	<b>0,98</b>	<b>0,89</b>
200	19	18,33	18,71	<b>0,03</b>	<b>0,06</b>	<b>1,75</b>	<b>1,67</b>

A Tabela 6.18 apresenta o percentual da eficiência energética dos três métodos de MPPT simulados em relação a máxima capacidade de geração de energia elétrica para o determinado tempo de simulação. A partir dos resultados dispostos, observa-se que o controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG foi o que apresentou maior eficiência energética quando comparado ao tempo de simulação de 0,1s. Se considerar todo o período de geração e as várias mudanças de temperatura, a diferença entre os métodos tradicionais (P&O e INC) e o método proposto será maior, quando observado o desempenho na estabilização das mudanças de temperatura.

A Figura 6.28 apresenta o rastreamento da máxima potência utilizando o controle

Tabela 6.18 - Comparação da eficiência energética para tempo de simulação de 0, 1s.

Método de controle	Eficiência energética
RNA	≈ 87%
P&O	≈ 48%
INC	≈ 83%

em modo de tensão + RNA-MLP-AG simulado com os gradientes de temperatura: i)  $70^{\circ}C$ , ii)  $100^{\circ}C$  no instante 0, 3s, iii)  $120^{\circ}C$  no instante 0, 15s, iv)  $150^{\circ}C$  no instante 0, 8s, v)  $180^{\circ}C$  instantes 0, 5s e 0, 9s. A Tabela 6.19 dispõe o comparativo dos valores correspondentes a cada gradiente de temperatura para a máxima potência do TEG e o valor extraído do controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG, onde  $P_{mppt}$  [W] é a máxima potência à ser gerada,  $P_{RNA}$  [W] é a potência obtida no controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG. Observa-se que o método proposto possui alto desempenho quando observado a velocidade na estabilização quando das mudanças no gradiente de temperatura.

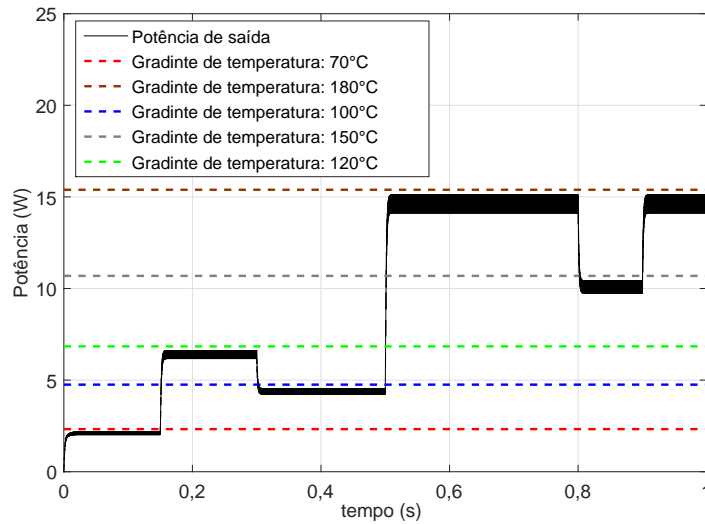


Figura 6.28 - Rastreamento da máxima potência com variações de temperatura utilizando modo de tensão + RNA-MLP-AG.

Tabela 6.19 - Controle sob mudanças de temperatura.

$\Delta T$ [ $^{\circ}C$ ]	$P_{mppt}$ [W]	$P_{RNA}$ [W]
70	2,33	2,15
100	4,75	4,53
120	5,84	5,56
150	10,69	10,42
180	15,39	15,10

### 6.7.1 Validação do modelo com o protótipo

A validação operacional entre o modelo de simulação e o sistema implementado se deu por meio da técnica de validação *black-box*. O cálculo do intervalo de confiança  $I_C$  na distribuição **T-Student** permitiu avaliar em que grau de confiança a média do erro, entre o modelo simulado e o sistema real variou dentro dos limites superiores e inferiores calculados.

A Figura 6.29 apresenta a comparação entre os valores simulados e experimentais (no protótipo) do controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG, obtidos com gradiente de temperatura de  $100^{\circ}C$ . A Tabela 6.20 dispõe dez amostras das máximas potências elétricas instantâneas obtidas em diferentes instantes de tempo em simulação e no protótipo, na qual as amostras foram utilizadas para o cálculo do intervalo de confiança  $I_C$ .

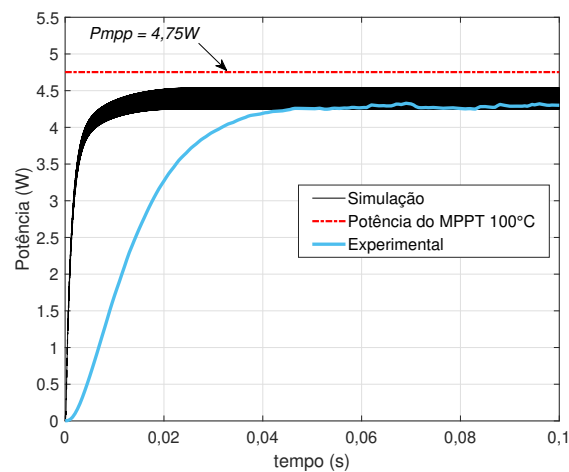


Figura 6.29 - Comparação entre valores simulados  $\times$  experimentais.

Os resultados dispostos na Tabela 6.20 indicam que o modelo é equivalente ao sistema (protótipo), com 90% de confiança. Observa-se que os dados da potência elétrica obtidos através de simulação são maiores que os dados obtidos na prática. Isto ocorre devido a perdas de potência elétrica não consideradas durante o desenvolvimento do modelo, como as perdas resistivas no chaveamento do transistor de potência, perdas nos cabos de alimentação dos circuitos, entre várias outras.

Tabela 6.20 - Validação operacional do modelo.

Amostras	$P_{RNA}$ [W] Real	$P_{RNA}$ [W] Simulado	Erro [W]
1	4,23	4,52	<b>0,29</b>
2	4,22	4,53	<b>0,31</b>
3	4,26	4,52	<b>0,26</b>
4	4,23	4,52	<b>0,29</b>
5	4,23	4,53	<b>0,30</b>
6	4,26	4,52	<b>0,26</b>
7	4,25	4,52	<b>0,27</b>
8	4,29	4,53	<b>0,24</b>
9	4,29	4,52	<b>0,23</b>
10	4,22	4,53	<b>0,31</b>
Média do erro	0,27		
Desvio padrão	0,03		
$I_C$	90%		
Limite superior	0,29		
Limite inferior	0,26		

## 6.8 Implementação prática do sistema de controle

Obtido o modelo validado e analisado todos os parâmetros, pode-se realizar a implementação prática do controle inteligente, na qual o diagrama de blocos do sistema implementado é apresentado na Figura 6.30, onde os elementos físicos unificados que formam a malha de controle são: i) protótipo de reaproveitamento de energia, ii) circuito conversor CC-CC, iii) algoritmos de controle e otimização, iv) microcontrolador, v) transmissores de sinal de temperatura e vi) sensores de tensão e corrente.

Os algoritmos de controle e otimização foram desenvolvidos no simulador e realizam o controle do chaveamento do conversor CC-CC de acordo com a realimentação de tensão e corrente elétrica, grandezas necessárias no estágio de mensuração da resistência elétrica da carga (estágio de condicionamento) desenvolvido no simulador.

Para eliminar os ruídos do processo nas entradas analógicas, foi desenvolvido filtro passa baixa de primeira ordem, com frequência de corte centrada em  $5Hz$  e tempo de amostragem em  $0,001s$ . O filtro eliminou as altas frequências relacionadas aos ruídos oriundos do chaveamento do MOSFET e da rede elétrica. Desta forma foi possível extrair, predominantemente, a componente em corrente contínua (CC) da forma de onda da potência elétrica.

A Figura 6.31 apresenta o desempenho do controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG nos quatro gradientes de temperatura analisados, sendo: i)  $50^{\circ}C$ , ii)  $75^{\circ}C$ , iii)  $100^{\circ}C$  e iv)  $125^{\circ}C$ . A Tabela 6.21 dispõe os valores de potência e energia elétrica gerada.

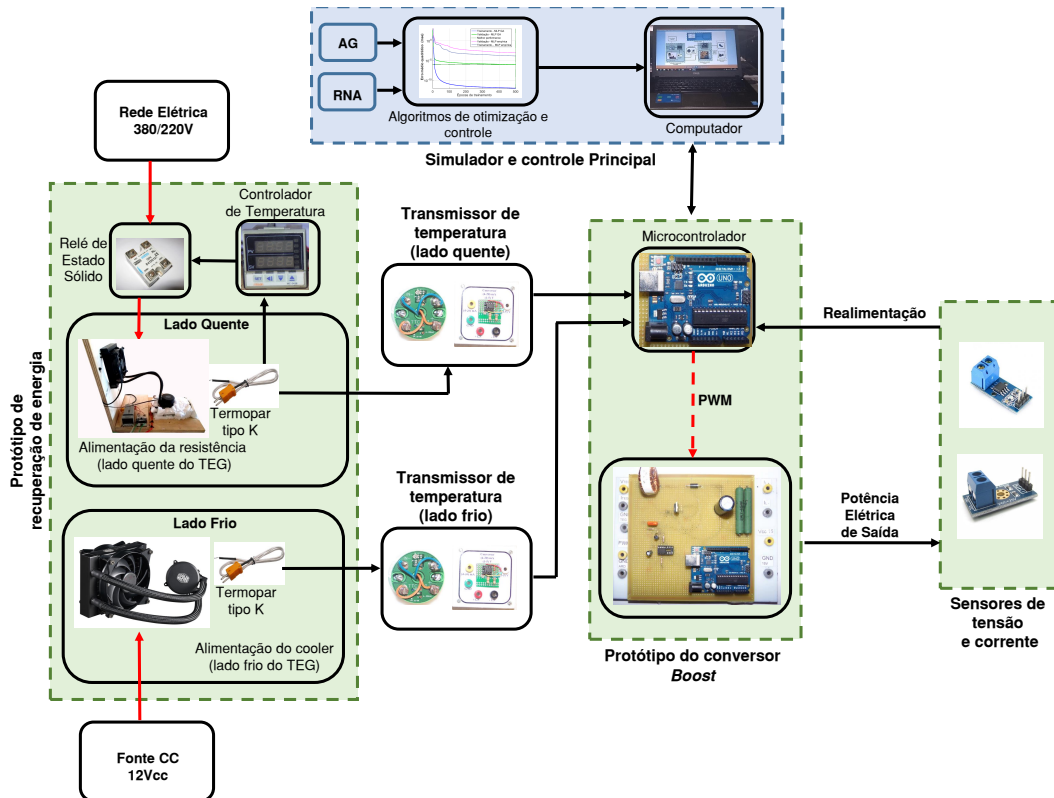


Figura 6.30 - Diagrama de blocos do sistema real.

Tabela 6.21 - Desempenho do controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG.

$T_h$ [ $^{\circ}C$ ]	$T_c$ [ $^{\circ}C$ ]	$\Delta T$ [ $^{\circ}C$ ]	$P_{m\text{ppt}}$ [W]	$P_{RNA}$ [W]	$W_{RNA}$ [W · s]
$\approx 104$	$\approx 54$	$\approx 50$	1,19	1,05	0,21
$\approx 130$	$\approx 55$	$\approx 75$	2,67	2,18	0,26
$\approx 163$	$\approx 62$	$\approx 100$	4,73	4,10	0,41
$\approx 196$	$\approx 71$	$\approx 125$	6,01	5,45	0,46

Não foram realizados testes experimentais com gradientes de temperaturas acima de  $125^{\circ}C$ . A resistência de aquecimento poderia danificar-se devido às altas temperaturas, uma vez que o gradiente não é uniforme e em alguns trechos do subsistema de aquecimento foi observado temperaturas acima de  $250^{\circ}C$  (Figura 6.8(b)). Devido a estes fatores e para a segurança da operação, os testes práticos foram realizados com a temperatura média na superfície quente  $T_h \approx 196^{\circ}C$  e superfície fria estabilizada em  $T_c \approx 71^{\circ}C$ .

A Figura 6.32 apresenta a relação das potências instantâneas obtidas com o controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG e a potência máxima possível obtida na curva de potência disponibilizada pelo fabricante do TEG HZ-20. Observa-se que em todos os gradientes de temperatura aplicados, o controle em modo de tensão + RNA-MLP-

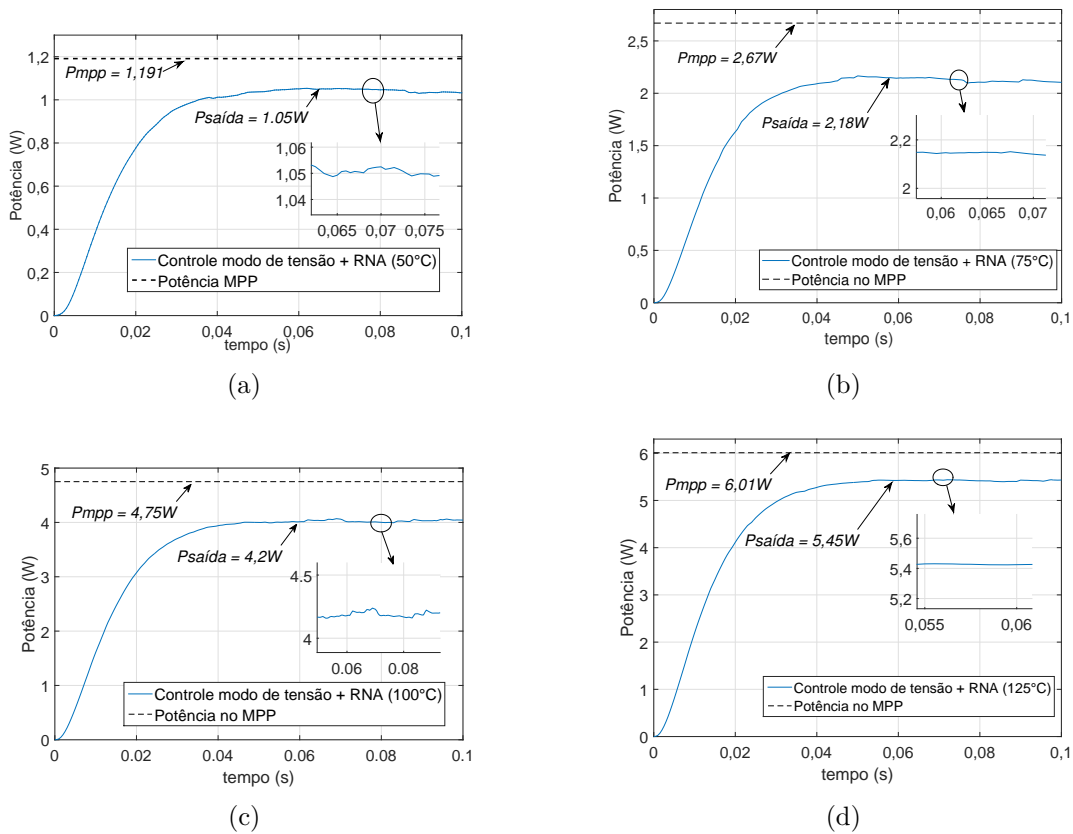


Figura 6.31 - Desempenho do controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG: (a)  $50^{\circ}C$  (b)  $75^{\circ}C$  (c)  $100^{\circ}C$  e (d)  $125^{\circ}C$ .

AG se aproximou da curva de potência disponibilizada pelo fabricante do TEG, obtendo rendimento percentual médio de 87,34%. Em função da eficiência energética, o controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG obteve percentual médio de 86,15%.

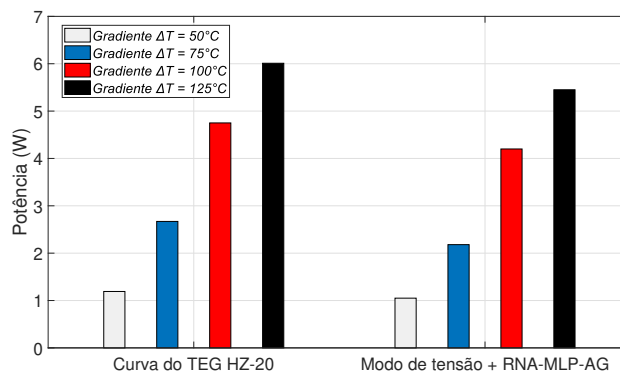


Figura 6.32 - Máxima potência gerada no controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG  $\times$  máxima potência na curva do TEG HZ-20.

O algoritmo P&O possui lógica de implementação simples e por isto é o mais utilizado nos controladores de carga e como rastreador do MPP (BURGER et al., 2014). O método P&O é implementado em vários inversores CC-CA utilizados em fontes alternativas de energia de diversos fabricantes como a fotovoltaica e a termogeração (PACHECO, 2014). Por estas razões, o P&O foi o método escolhido para ser implementado e comparado com o método proposto nos resultados práticos. As Figura 6.33 e Figura 6.34 apresentam os resultados obtidos neste experimento, mantendo o gradiente de temperatura em  $50^{\circ}C$ , o tempo de coleta em  $0,1s$  e com dois diferentes incrementos na razão cíclica: i)  $\Delta\delta = 0,001$  e ii)  $\Delta\delta = 0,01$ .

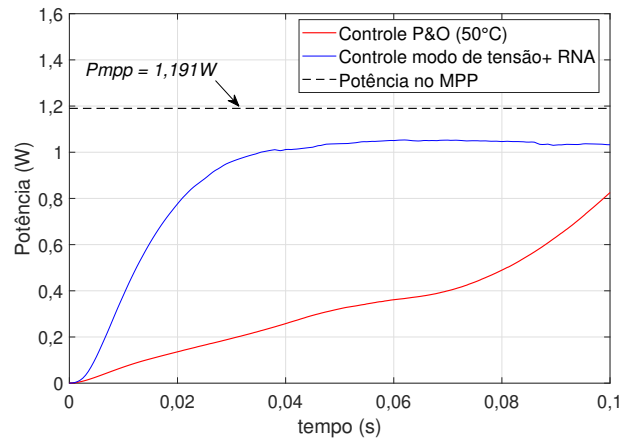


Figura 6.33 - Modo de tensão + RNA-MLP-AG  $\times$  P&O, com  $\Delta\delta = 0,001$  e  $50^{\circ}C$ .

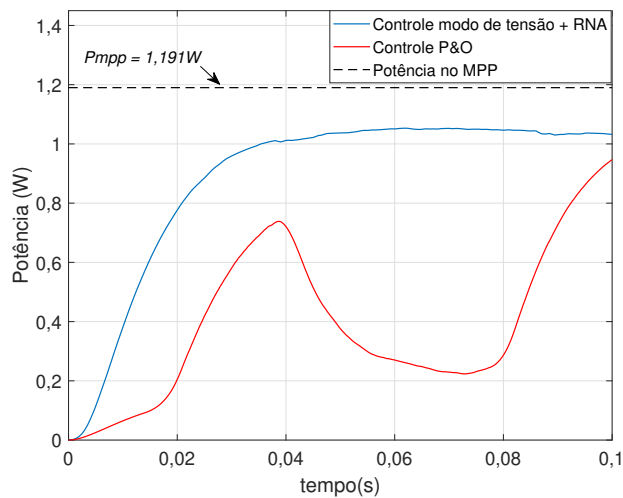


Figura 6.34 - Modo de tensão + RNA-MLP-AG  $\times$  P&O, com  $\Delta\delta = 0,01$  e  $50^{\circ}C$ .

Observa-se na Figura 6.33 que houve atraso na resposta do P&O quando o incremento foi de  $\Delta\delta = 0,001$ , não ocorrendo estabilização no tempo de coleta dos dados no tempo estabelecido de  $0,1s$ , enquanto o controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG levou  $\approx 0,06s$  para estabilizar. Observa-se que ao aumentar o incremento de  $\Delta\delta = 0,001$  para  $\Delta\delta = 0,01$ , na Figura 6.34, ocorre também o aumento na instabilidade durante o rastreamento do MPP, apresentando assim a sensibilidade do parâmetro  $\Delta\delta$  no método P&O para a geração termoeétrica.

A Figura 6.35 apresenta o resultado da implementação do algoritmo P&O com aplicação do gradiente de temperatura de  $100^{\circ}C$  e com incremento  $\Delta\delta = 0,01$ . Observou-se melhoria no tempo de assentamento em relação ao teste com gradiente de temperatura em  $50^{\circ}C$ , porém, assim como nos resultados de simulação, o método P&O foi mais lento no regime transitório que o controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG. A Tabela 6.22 dispõe os resultados do comparativo entre o método P&O e o modo de tensão RNA-MLP-AG, ambos implementados com gradiente de temperatura em  $50^{\circ}C$  e  $100^{\circ}C$ .

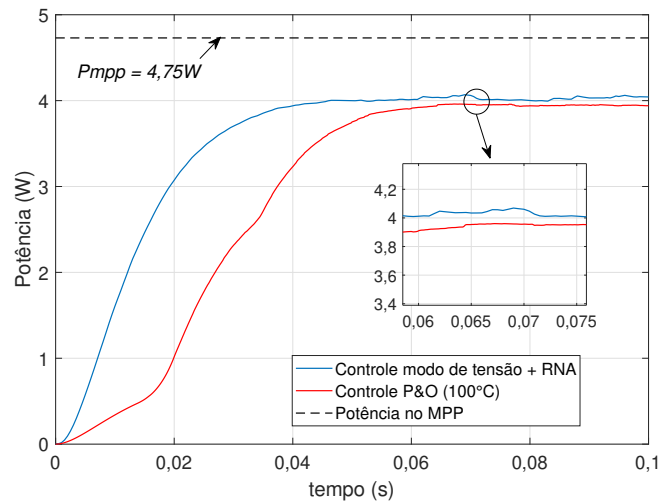


Figura 6.35 - Modo de tensão + RNA-MLP-AG  $\times$  P&O, com  $\Delta\delta = 0,01$  e  $100^{\circ}C$ .

Tabela 6.22 - Comparativo entre as técnicas de rastreamento da máxima potência.

$\Delta T$ [ $^{\circ}C$ ]	$P_{mppt}$ [W]	$\Delta\delta_{P\&O}$	$P_{P\&O}$ [W]	$P_{RNA}$ [W]	$W_{P\&O}$ [W $\cdot$ s]	$W_{RNA}$ [W $\cdot$ s]
50	1,19	0,001	<b>0,82</b>	<b>1,05</b>	<b>0,06</b>	<b>0,21</b>
50	1,19	0,01	<b>0,97</b>	<b>1,05</b>	<b>0,11</b>	<b>0,21</b>
100	4,73	0,01	<b>3,97</b>	<b>4,10</b>	<b>0,19</b>	<b>0,43</b>

Durante os testes práticos foi observado que o controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG possui maior eficiência energética que o método tradicional P&O. Nos métodos tradicionais (P&O e INC), o parâmetro  $\Delta\delta$  é sensível ao gradiente de temperatura, necessitando ajuste contínuo que deve levar em consideração o gradiente de temperatura. No método proposto (modo de tensão + RNA-MLP-AG) este ajuste é aprendido pela RNA, não importando sua mudança. A velocidade da resposta e estabilidade em regime permanente do controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG está relacionado com os ajustes dos parâmetros, que é realizado somente uma vez, na aprendizagem da RNA. Com maior velocidade da resposta e estabilidade em regime permanente, é possível obter menor IAE ou ITAE e conseqüentemente, maior geração termoelétrica.

## 6.9 Comentários

Devido a baixa disponibilidade de módulos TEG para a implementação, todos os resultados práticos consideraram a utilização de apenas um módulo HZ-20. No Brasil existem dificuldades para adquirir comercialmente termogeradores de qualidade e todos os elementos constituintes, como a Alumina são importados.

Durante a implementação prática foi possível observar que o comportamento do sensor de efeito *hall* não é ideal, como o sugerido nas simulações e o tempo de resposta deste elemento influencia diretamente no desempenho de todos os algoritmos de busca, tornando o tempo de resposta do sistema (protótipo) ligeiramente mais lento que o obtido nas simulações.

Os testes práticos foram realizados com o máximo gradiente de temperatura aplicado em  $125^{\circ}C$ . Acima deste limite de temperatura, observou-se que o subsistema de arrefecimento não conseguia estabilizar a temperatura na superfície fria, além disto, observou-se a danificação parcial da resistência para aquecimento do protótipo. Desta forma, os testes experimentais foram interrompidos quando obtido temperaturas superiores a  $255^{\circ}C$ .

Destacam-se os resultados obtidos da capacidade de aprendizado da RNA em relação ao MPPT. A rede MLP funcionou como interpolador universal de funções e reconheceu os padrões apresentados nas curvas MPP. O controlador Tipo 3, o qual seus parâmetros foram otimizados e sintonizados por AG, quando combinado com a RNA-MLP-AG apresentou resultados superiores ao algoritmo P&O e INC. A inteligência artificial combinada com o controle clássico, são alternativas para a aplicação do rastreador MPPT, realizando assim a maximização da geração de energia

termelétrica.

Os algoritmos P&O e INC por serem métodos iterativos de MPPT necessitam das medições da potência atual para correção da razão cíclica do conversor, que elevará ou abaixará a tensão de saída. Desta forma é incrementado ou decrementado o  $\Delta\delta$  na tentativa de obter rendimento satisfatório. O método de controle em modo de tensão + RNA-MLP-AG é baseado em técnica de inteligência artificial que aprende a buscar o MPP na faixa de valores dos gradientes de temperatura pré estabelecidos. Neste método, o ciclo de trabalho é ajustado de forma instantânea e realimentado em tensão. Portanto, o método modo de tensão + RNA-MLP-AG obtém melhores rendimentos e eficiência energética devido sua precisão e velocidade no rastreamento da máxima potência quando comparado aos métodos tradicionais.



## CAPÍTULO 7

### CONCLUSÃO

O intuito deste trabalho foi otimizar a geração de energia elétrica e conseqüentemente a eficiência energética em processos envolvendo termogeração, por meio da combinação da eletrônica de potência, algoritmos de otimização, inteligência artificial e teoria de controle clássico. Enquanto alguns trabalhos encontrados na comunidade científica focam em técnicas tradicionais como P&O e INC, a proposta do trabalho em questão busca modificar este panorama com técnicas de otimização e controle inteligente.

Diante da proposta de extrair o máximo rendimento do TEG, o controle em modo de tensão otimizado e combinado com a rede neural artificial apresentou melhoria em relação a: i) velocidade da resposta no transitório, ii) estabilização no regime permanente e iii) eficiência energética. O sistema proposto traz parcela significativa com a contribuição da estabilidade da potência extraída do TEG em processos dinâmicos sujeitos a mudanças constantes de temperatura. A eficiência energética alcançada com o método inteligente proposto foi de  $\approx 87\%$  em relação a máxima capacidade de energia elétrica à ser gerada, sendo esta eficiência superior aos métodos tradicionais testados.

Na implementação prática realizada, foi possível observar os limites operacionais do mecanismo de recuperação da energia elétrica desenvolvido. Acima do gradiente de  $125^{\circ}C$ , o aparato passa a apresentar dificuldades nos pontos: i) capacidade de arrefecimento e ii) resistência mecânica à temperatura aplicada. Desta forma, foi possível extrair, dentro do limite operacional,  $\approx 5,5W$  de potência elétrica do TEG HZ-20. Este resultado indica que melhorias mecânicas no aparato devem ser realizadas para estudos futuros, com o intuito principal de aumentar o limite térmico operacional do sistema. Apesar das restrições, o estudo em questão alcançou os objetivos propostos, apresentando os progressos atingidos pelo controle inteligente quando comparado à técnicas tradicionais.

As perdas por efeito Joule restringem a operação do conversor *Boost* na busca do ponto da máxima potência tanto nos métodos P&O e INC, quanto no método proposto. Isto ocorre devido as perdas ocasionadas pela resistência interna do TEG quando conectado ao conversor CC-CC, pois esta resistência possui valor ôhmico considerável para o estudo em questão. Conclui-se, portanto, que a utilização do conversor CC-CC mais eficiente, que opere com ciclos de trabalho reduzidos e faixa

de tensão expandida, pode contribuir para a obtenção de potências elétricas superiores à alcançada neste trabalho.

Em relação a estabilidade do conversor *Boost* nas simulações realizadas com o compensador otimizado, a resposta da tensão controlada apresentou sobressalto no regime transitório. A dificuldade de eliminar este sobressalto se dá devido a planta ser sistema de fase não mínima e a margem de fase apresentada neste tipo de processo ser normalmente baixa. Observou-se que ao conectar o conversor ao sistema termo-elétrico, a potência extraída apresentava oscilações e isto ocorria devido a operação nas vizinhanças da região de saturação do ciclo de trabalho. Apesar do sobressalto no transitório, este fator pouco impactou na busca do ponto de máxima potência, que conforme os resultados, estabilizou-se próxima a região ótima.

O modelo foi validado com o sistema real e observou-se maior suavidade na resposta do sistema em relação às simulações. O tempo de comunicação entre sensores e microcontrolador, bem como o tempo de processamento dos dados, aumentam o tempo de subida do sistema real. O valor da potência média obtida em simulações foram superiores aos valores coletados durante a prática, fato este devido as perdas por efeito Joule nos cabos elétricos, conexões entre outras não levadas em consideração na elaboração do modelo de simulação. Mesmo sem levar em considerações alguns fatores inerentes ao sistema, obteve-se 90% de confiança dentro dos limites térmicos testados.

## 7.1 Contribuições do trabalho

As contribuições podem assim ser descritas:

- Construção do protótipo para o estudo da recuperação de energia elétrica em termogeradores.
- Desenvolvimento da metodologia de controle inteligente, baseada em processo de otimização heurístico e redes neurais, para rastreamento da máxima potência em termogeradores.
- Desenvolvimento da metodologia para sintonia ótima dos parâmetros de compensadores clássicos do Tipo 3 em conversores CC-CC utilizando algoritmo genético.

## Artigos em anais de congresso

BEZERRA, CARLOS D. S.; CALIXTO, WESLEY P.; REIS, M. R. C.; BEZERRA, CARLOS A. V.; ALVES, AYLTON J. **Optimization of the operation power of DC-DC converters applied to thermogenerators.** 18th International Scientific Conference on Electric Power Engineering (EPE), Kouty nad Desnou, Czech Republic, 2017.

BEZERRA, CARLOS D.S.; CALIXTO, WESLEY P.; REIS, M. R. C.; BEZERRA, CARLOS A.V. **Otimização dos parâmetros do controlador PI utilizando supervisórios *Fuzzy* em conversores CC-CC.** 14<sup>a</sup> Congresso de Pesquisa, Ensino e Extensão (Conpeex) - Universidade Federal de Goiás, 2016.

## 7.2 Sugestões para trabalhos futuros

- Otimizar o mecanismo de recuperação de energia para maximização dos limites térmicos operacionais.
- Otimizar os parâmetros do algoritmo P&O e INC e aplicar aos termogeneradores.
- Desenvolvimento e controle do conversor CC-CC de alto rendimento.
- Estudo de sensibilidade dos parâmetros de entrada visando entender a influência das variáveis no comportamento do sistema.
- Aplicação de outra técnica de controle inteligente, como *Fuzzy*, aplicado à regulação da tensão elétrica no conversor *Boost*.
- Extensão da aplicação da RNA como controlador de tensão, utilizando uma rede para o rastreamento da máxima potência e outra para a estabilização do conversor.
- Conexão de termogeneradores à rede de energia elétrica utilizando inversores CC-CA controlado por métodos inteligentes.
- Análise comparativa da geração de energia entre o método proposto e os métodos P&O e INC, através da implementação prática, ao longo de determinado período de medição e posteriormente, extrapolando os resultados para a vida útil do TEG. Desta forma, obtém-se a energia total economizada com o método proposto. Nesta situação, pode-se fazer análise de viabilidade econômica.



## APÊNDICE A

### Dados para treinamento da rede neural.

m	n	$\Delta T$ [°C]	$P_{mppt}$ [W]
1	1	20	0,190012
1	1	30	0,427528
1	1	40	0,760049
1	1	50	1,187577
1	1	60	1,710111
1	1	70	2,327651
1	1	80	3,040197
1	1	90	3,84775
1	1	100	4,750308
1	1	110	5,747873
1	1	120	6,840444
1	1	130	8,028021
1	1	140	9,310604
1	1	150	10,68819
1	1	160	12,16079
1	1	170	13,72839
1	1	180	15,391
1	1	190	17,14861
1	1	200	19,00123
1	1	210	20,94886
1	1	220	22,99149
2	1	20	0,380027
2	1	30	0,855062
2	1	40	1,52011
2	1	50	2,375172
2	1	60	3,420247
2	1	70	4,655336
2	1	80	6,080439
2	1	90	7,695556
2	1	100	9,500686
2	1	110	11,49583
2	1	120	13,68099
2	1	130	16,05616
2	1	140	18,62134
2	1	150	21,37654
2	1	160	24,32176
2	1	170	27,45698
2	1	180	30,78222
2	1	190	34,29748
2	1	200	38,00274
2	1	210	41,89803
2	1	220	45,98332
1	2	20	0,380017
1	2	30	0,855039
1	2	40	1,52007
1	2	50	2,375109
1	2	60	3,420158
1	2	70	4,655214
1	2	80	6,08028
1	2	90	7,695354
1	2	100	9,500437
1	2	110	11,49553
1	2	120	13,68063
1	2	130	16,05574
1	2	140	18,62086
1	2	150	21,37598
1	2	160	24,32112
1	2	170	27,45626
1	2	180	30,78142
1	2	190	34,29658
1	2	200	38,00175
1	2	210	41,89693
1	2	220	45,98212

m	n	$\Delta T$ [°C]	$P_{mppt}$ [W]
1	3	20	0,570012
1	3	30	1,282528
1	3	40	2,28005
1	3	50	3,562578
1	3	60	5,130112
1	3	70	6,982652
1	3	80	9,120199
1	3	90	11,54275
1	3	100	14,25031
1	3	110	17,24288
1	3	120	20,52045
1	3	130	24,08303
1	3	140	27,93061
1	3	150	32,0632
1	3	160	36,4808
1	3	170	41,1834
1	3	180	46,17101
1	3	190	51,44362
1	3	200	57,00124
1	3	210	62,84387
1	3	220	68,97151
2	3	20	1,140064
2	3	30	2,565144
2	3	40	4,560256
2	3	50	7,1254
2	3	60	10,26058
2	3	70	13,96578
2	3	80	18,24102
2	3	90	23,0863
2	3	100	28,5016
2	3	110	34,48694
2	3	120	41,0423
2	3	130	48,1677
2	3	140	55,86314
2	3	150	64,1286
2	3	160	72,9641
2	3	170	82,36962
2	3	180	92,34518
2	3	190	102,8908
2	3	200	114,0064
2	3	210	125,6921
2	3	220	137,9477
6	1	20	1,1401
6	1	30	2,565225
6	1	40	4,560401
6	1	50	7,125626
6	1	60	10,2609
6	1	70	13,96623
6	1	80	18,2416
6	1	90	23,08703
6	1	100	28,5025
6	1	110	34,48803
6	1	120	41,0436
6	1	130	48,16923
6	1	140	55,86491
6	1	150	64,13063
6	1	160	72,96641
6	1	170	82,37223
6	1	180	92,34811
6	1	190	102,894
6	1	200	114,01
6	1	210	125,696
6	1	220	137,9521

m	n	$\Delta T$ [°C]	$P_{mppt}$ [W]
5	1	20	0,950084
5	1	30	2,137689
5	1	40	3,800335
5	1	50	5,938024
5	1	60	8,550755
5	1	70	11,63853
5	1	80	15,20134
5	1	90	19,2392
5	1	100	23,7521
5	1	110	28,74004
5	1	120	34,20302
5	1	130	40,14104
5	1	140	46,55411
5	1	150	53,44222
5	1	160	60,80537
5	1	170	68,64356
5	1	180	76,95679
5	1	190	85,74507
5	1	200	95,00838
5	1	210	104,7467
5	1	220	114,9601
1	4	20	0,759621
1	4	30	1,709148
1	4	40	3,038485
1	4	50	4,747632
1	4	60	6,83659
1	4	70	9,305359
1	4	80	12,15394
1	4	90	15,38233
1	4	100	18,99053
1	4	110	22,97854
1	4	120	27,34636
1	4	130	32,09399
1	4	140	37,22144
1	4	150	42,72869
1	4	160	48,61575
1	4	170	54,88263
1	4	180	61,52931
1	4	190	68,55581
1	4	200	75,96211
1	4	210	83,74823
1	4	220	91,91416
1	6	20	1,139906
1	6	30	2,564788
1	6	40	4,559623
1	6	50	7,12441
1	6	60	10,25915
1	6	70	13,96384
1	6	80	18,23849
1	6	90	23,08309
1	6	100	28,49764
1	6	110	34,48215
1	6	120	41,0366
1	6	130	48,16101
1	6	140	55,85538
1	6	150	64,11969
1	6	160	72,95396
1	6	170	82,35818
1	6	180	92,33236
1	6	190	102,8765
1	6	200	113,9906
1	6	210	125,6746
1	6	220	137,9286



## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGUIRRE, L. A. **Introdução a Identificação de Sistemas, Técnicas Lineares e Não lineares: Teoria e Aplicação**. [S.l.]: Editora UFMG, 2015. 54
- BARBI, I. **Projetos de Fontes Chaveadas**. [S.l.]: Edicao do Autor, 2014. 30, 47, 50, 52, 63
- \_\_\_\_\_. **Modelagem de Conversores CC CC empregando modelo médio em espaço de estados**. [S.l.]: Edicao do Autor, 2015. 54, 55, 57
- BATSCHAUER, A. L. Apostila da disciplina de controle de conversores estáticos. Universidade do Estado de Santa Catarina, 2012. 47, 48, 49
- BRÁS, G. A. d. M. **Conversor Elevador Quadrático e Geradores Termoelétricos para Recolha de Energia Térmica**. Dissertação (Mestrado) — Instituto Superior Técnico de Lisboa, 2014. 30, 32, 43
- BURGER, R.; STANKIEWICZ, A.; REITER, R. A. Estudo comparativo de técnicas de rastreamento de máxima potência para geração de energia solar fotovoltaica. Seminário de Eletrônica de Potência e Controle - SEPOC, 2014. 118
- CALIXTO, W. P. **Aplicação do Mapeamento Conforme no Cálculo do Fator Carter**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Goiás, 2008. 66, 68, 69
- CALIXTO, W. P. Nota de aula - algoritmo genético para iniciantes. Universidade de Coimbra, Portugal, 2010. 67
- CAMPOS, M. C.; TEIXEIRA, H. C. **Controles Típicos de equipamentos e processos industriais**. [S.l.]: Blucher, 2015. ISBN 9788521205524. 60
- CARSTENS, J. H. H. **Control and Optimization of a DC-DC Converter for Thermoelectric Generators**. Tese (Doutorado) — Technischen Universitat Berlin, 2016. 29, 30, 32, 35, 36, 38, 39, 41, 59
- CASTRUCCI, P. D. L.; BITTAR, A.; SALES, R. **Controle Automático**. 1. ed. [S.l.]: Livros Técnicos e Científicos, 2011. 62, 63, 64, 65
- CHOI, H. Practical feedback loop design considerations for switched mode power supplies. Fairchild Semiconductor Power Seminar, 2011. 64, 65

- CHWIF, L.; MEDINA, A. C. **Modelagem e Simulação de Eventos Discretos**. 3. ed. [S.l.]: Livros Técnicos e Científicos, 1989. 87
- CONTEMP. **Manual de Instruções - Transmissores de sinais**. 2. ed. São Caetano do Sul, São Paulo, Brasil, 1 2018. 99
- COOLERMASER. **MasterLiquid 120 - Manual**. 1. ed. Chino Ca, USA, 1 2017. 91
- DIAS, R. N. H. M. **Análise Comparativa de Técnicas de Controle Fuzzy e Matriz Dinâmica Aplicadas a Máquina de Corrente Contínua**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Goiás, 2017. 66, 67
- DISTEFANO, J.; STUBBERUD, A. **Sistemas de Controle**. [S.l.]: Bookman Editora, 2012. 62
- ELLUL, T. J. **Thermoelectric Generation from Solar Water Heater Excess Heat**. Dissertação (Mestrado) — Institute for Sustainable Energy University of Malta, 2014. 39
- ENERGIA, M. de Minas e. **Energia no mundo 2015 - 2016**. Esplanada dos Ministérios - Brasília, 2016. 29
- FARIAS, S. R. A. **Protótipo de um Microgerador Termoelétrico de estado sólido: Cogeração a Gás**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2009. 32, 33
- GEORGE, E. **Control System Design Guide**. [S.l.]: Elsevier, 2012. ISBN 97801238592114. 61
- GHOSH, A.; BANERJEE, S. **Control of switched-mode boost converter by using classical and optimized type controllers**. National Institute of Technology, Durgapur, India, 2015. 61, 65
- GODOY, M.; SHAW, I. S. **Controle e Modelagem Fuzzy**. [S.l.]: Editora Blucher, 2014. 41
- GOMES, P. H. **Geometria de dutos de escape otimizada para aplicação na cogeração da produção de Energia Elétrica**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Goiás, 2017. 35, 66, 67, 76
- GONÇALVES, A. R. **Algoritmos genéticos**. Universidade de Campinas, 2014. 68
- \_\_\_\_\_. **Redes neurais**. Universidade de Campinas, 2014. 68, 71, 72

HIZ, HZ-20 **Thermoelectric Module**. 1. ed. San Diego, CA, 1 2016. 31, 35, 89

JAHANBAKHS, D. **Implementation of DC-DC converter with maximum power point tracking control**. Tese (Doutorado) — Royal Institute of Technology (KTH), 2012. 32, 36, 37, 38, 39, 42, 45

KARRI, M. A. **Thermoelectric power generation system optimization studies**. Tese (Doutorado) — Clarkson University, 2011. 38

LACERDA, E.; CARVALHO, A. **Sistemas inteligentes: Aplicações a recursos hídricos e ciencias ambientais**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 1995. 68

LIMA, I.; PINHEIRO, C.; SANTOS, F. **Inteligência Artificial**. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2016. ISBN 9788535278095. 68, 72

LINDEN, R. **Algoritmos Genéticos - 3 Edição**. [S.l.]: Editora Ciência Moderna, 2012. 67, 70

LINEYKIN, S.; YAAKOV, S. B. **Spice compatible equivalent circuit of the energy conversion processes in thermoelectric modules**. Ben-Gurion University of Negev, Israel, 2004. 31, 35, 40, 82, 100

MARTINIANO, A.; R.P, F.; FERREIRA, A. **Utilizando uma rede neural artificial para aproximação da função de evolução do sistema de lorentz**. Universidade de Sao Paulo, Universidade Nove de Julho, 2016. 71

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. H. **A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity**. Bulletin of mathematical biophysics, 1943. 71

MCRBERTS, M. **Arduino Básico**. [S.l.]: Novatec Editora, 2011. 92

MEDEL, J. M.; MCLAREN, R. W. **Reinforcement-learning control and pattern recognition systems. adaptive, learning and pattern recognition systems**. Academic Press, New York e London, 1990. 71

METALTEX. **Controladores Universais**. 1. ed. São Paulo, Brasil, 1 2015. 91

MIDDLEBROOK, A. D.; CUK, S. **A general unified approach to modelling switching- converter power stages**. IEEE Power Electronics Specialists Conference, Cleveland, OH., 1976. 54

MOÇAMBIQUE, N. E. M. **Aplicação de Algoritmos de Busca do Ponto de Máxima Potência e controladores lineares e/ou Fuzzy para a regulação da tensão terminal de Painéis Fotovoltaicos**. Dissertação (Mestrado) — Universidade de Sao Paulo, 2012. 31, 42

MOHAN, N. **Eletrônica de Potência: Curso Introdotório**. [S.l.]: Grupo Gen - LTC, 2000. ISBN 9788521627043. 29, 30, 48, 49, 59, 60, 62

OGATA, K. **Engenharia de Controle Moderno**. 5. ed. [S.l.]: Pearson Brasil, 2011. ISBN 9788576058106. 70, 87

PACHECO, G. S. **Produção de Energia Elétrica Térmica**. Dissertação (Mestrado) — Universidade do Porto, 2014. 29, 31, 35, 37, 42, 118

PARDO, T. A.; REZENDE, S. O. Nota de aula - aprendizado evolutivo: Introdução aos algoritmos genéticos. Universidade de São Paulo, 2011. 69, 70

POMILIO, J. A. Fontes chaveadas. Universidade Estadual de Campinas, 2016. 51, 52

RAMIREZ, H.; ORTIGOZA, R. **Control Design Techniques in Power Eletronics Devices**. [S.l.]: Springer, 2010. ISBN 9781846284588. 103

RECTIFIER, I. **Internarion Rectifier IRFP3306PbF - Power MOSFET**. 1. ed. California, USA, 1 2008. 98

REDDY, M. S. K.; KALYANI, C.; UTHRA, M.; ELANGOVAN, D. A small signal analysis of dc-dc boost converter. VIT University, Vellore, Tamil Nadu, India, 2015. 57

REIS, M. **Análise Comparativa de Metodos de Otimização Aplicados a Sintonia do Controlador PI**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Goias, 2014. 59

SILVA, B. C. R. **Desenvolvimento de Tecnologia Baseada em Redes Neurais Para Reconhecimento de Gestos da Língua de Sinais**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Goias, 2018. 71, 73

SILVA, I. N. D.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas curso prático**. [S.l.]: Artliber, São Paulo, 2010. ISBN 9788588098534. 72

TANOMARU, J. Motivação, fundamentos e aplicações de algoritmos genéticos. CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAIIS, 1995. 68

TELKES, M. The efficiency of thermoelectric generators. Journal of Applied Physics, 1947. 35

VENABLE, H. D. The factor k, a new mathematical tool for stability analysis and synthesis. Venable Industries Inc, California, EUA, 1983. 30, 61, 65

VISHAY. **2.5 A Output Current IGBT and MOSFET Driver**. 1. ed. [S.l.], 1 2016. 50, 98

WANG, J. **Design of a Boost DC-DC Converter for Energy Harvesting Applications in 40nm CMOS Process**. Dissertação (Mestrado) — Delf University of Technology, 2014. 47, 49, 53

ZUBEN, F. V. Representação e operadores evolutivos - notas de aula do curso de computação evolutiva. Universidade de Campinas, 2002. 61

