



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
UNIDADE ACADÊMICA DO CABO DE SANTO AGOSTINHO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA FÍSICA

EMERSON RODRIGUES DE LIRA

Análise Comparativa de Técnicas de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência Aplicado à
Gerador Termoelétrico (TEG) sob Diferentes Gradientes Térmicos

Cabo de Santo Agostinho - PE

2025

EMERSON RODRIGUES DE LIRA

Análise Comparativa de Técnicas de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência Aplicado à
Gerador Termoelétrico (TEG) sob Diferentes Gradientes Térmicos

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Física da Unidade Acadêmica do Cabo de Santo Agostinho da Universidade Rural de Pernambuco para obtenção do título de Mestre em Engenharia Física

Área de concentração: Metrologia e Instrumentação

Orientador: Sergio Vladimir Barreiro Degiorgi

Coorientador: Oswaldo Hideo Ando Junior

Cabo de Santo Agostinho – PE

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE
Biblioteca da UACSA, Cabo de Santo Agostinho - PE, Brasil.
Bibliotecária – Rosimeri Gomes Couto – CRB-4/1395

L768a Lira, Emerson Rodrigues de.
Análise comparativa de técnicas de rastreamento do ponto de máxima potência aplicado à Gerador Termoelétrico (TEG) sob diferentes gradientes térmicos. / Emerson Rodrigues de Lira. – Cabo de Santo Agostinho, 2025.
100 f. : il.

Orientador: Sérgio Vladimir Barreiro DiGiogi.
Coorientador: Oswaldo Hideo Ando Júnior.
Dissertação (Pós-Graduação em Engenharia Física) – Universidade Federal Rural de Pernambuco. Unidade Acadêmica do Cabo de Santo Agostinho, 2025.
Inclui referência.

1. Gerador termoelétrico. 2. MPPT. 3. Gradiente térmico. 4. Algoritmo genético. I. DiGiorgi, Sérgio Vladimir Barreiro, orient. II. Ando Júnior, Oswaldo Hideo, coorient. III. Título.

CDD 621.3

EMERSON RODRIGUES DE LIRA

Análise Comparativa de Técnicas de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência Aplicado à Gerador Termoelétrico (TEG) sob Diferentes Gradientes Térmicos

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Física da Unidade Acadêmica do Cabo de Santo Agostinho da Universidade Rural de Pernambuco para obtenção do título de Mestre em Engenharia Física

Aprovada em: 28/09/2025

Banca Examinadora

Dr. Sergio Vladimir Barreiro Degiorgi
PPENGFIS – UACSA/UFRPE

Dr. Oswaldo Hideo Ando Junior
PPGESE – UACSA/UFRPE

Dr. Marcos Cesar Santos Oriá
PPGENGFIS – UACSA/UFRPE

Dr. Fernando Marcos de Oliveira
ITAIPU Parquetec

AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, ao meu orientador, Prof. Dr. Sergio Vladimir Barreiro Degiorgi, e ao meu coorientador, Prof. Dr. Oswaldo Hideo Ando Junior, pelo apoio constante, pela paciência nos momentos de dificuldade e pela valiosa orientação ao longo de todo o percurso. Suas contribuições foram fundamentais tanto para o desenvolvimento desta pesquisa quanto para o meu crescimento acadêmico e pessoal.

Expresso minha gratidão aos meus pais, pelo amor incondicional, pela força e por sempre acreditarem em mim, mesmo nos momentos mais desafiadores.

Agradeço também ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Física (PPENGFIS), pela oportunidade de realizar esta pesquisa e pelo suporte institucional oferecido durante toda a trajetória.

Aos colegas de laboratório e do PPENGFIS, deixo meu reconhecimento pelas trocas de conhecimento, pelo convívio agradável no dia a dia e pelo apoio ao longo da caminhada.

Por fim, agradeço a todos que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste trabalho.

RESUMO

O crescimento da demanda por energia elétrica, e a necessidade de redução do uso de combustíveis fósseis tem levado a humanidade à busca por fontes de energia limpa ou renováveis. Dentre essas fontes, um exemplo é o calor residual, que pode ser reaproveitado através de geradores termoelétricos (TEGs), porém, ao fazer associação elétrica em série ou paralelo com objetivo de obter uma maior potência destes geradores, pode surgir pontos locais de máxima potência, devido a operação sob diferentes gradientes de temperatura ou diferentes desempenhos específicos dos TEGs, tornando mais difícil a localização do ponto ótimo de operação, que inclusive pode mover-se devido a mudanças de gradiente durante o funcionamento. Neste contexto, é importante a avaliação da eficácia de algoritmos de MPPT em geradores termoelétricos, considerando suas características térmicas e operacionais. Neste trabalho foram analisados quatro algoritmos conhecidos na literatura: Perturbação e Observação (P&O), Condutância Incremental (InC), Otimização por Enxame de Partículas (PSO) e Método baseado em Algoritmos Genéticos (GA). A abordagem consistiu na construção de um modelo computacional no ambiente MATLAB[®]/Simulink[®], integrando um arranjo de TEGs com um conversor do tipo *boost* e um bloco de controle contendo um *Maximum Power Point Tracking* (MPPT). Os resultados demonstram que os algoritmos P&O e InC apresentam ótima precisão em cenários com único ponto de máxima potência, com desvio abaixo de 0,4% do Ponto de Máxima Potência, mas com tempos de convergência mais elevados e mais suscetível a oscilações. Por outro lado, os métodos PSO e GA demonstraram respostas mais rápidas, podendo alcançar a estabilidade em menos de 0,15 segundos em diversos casos, além de maior robustez em cenários com múltiplos picos de potência.

Palavras-chave: algoritmo genético; gerador termoelétrico; gradiente térmico; otimização por enxame de partículas; MPPT.

ABSTRACT

The growing demand for electrical energy and the need to reduce the use of fossil fuels have driven humanity to seek clean or renewable energy sources. Among these sources, one example is residual heat, which can be recovered through thermoelectric generators (TEGs). However, when electrically connecting TEGs in series or parallel to obtain higher power, local maximum power points may arise due to operation under different temperature gradients or varying specific performances of the TEGs, making it more difficult to determine the optimal operating point. Moreover, this point may shift as the gradient changes during operation. In this context, it is important to assess the effectiveness of MPPT algorithms applied to thermoelectric generators, taking into account their thermal and operational characteristics. In this work, four algorithms widely discussed in the literature were analyzed: Perturbation and Observation (P&O), Incremental Conductance (InC), Particle Swarm Optimization (PSO), and a method based on Genetic Algorithms (GA). The proposed approach consisted of building a computational model in the MATLAB[®]/Simulink[®] environment, integrating a TEG array with a boost converter and a programmable MPPT control block. The results demonstrate that the P&O and InC algorithms exhibit excellent accuracy in scenarios with a single maximum power point, with errors below 0.4%, but show longer convergence times and are more susceptible to oscillations. In contrast, the PSO and GA methods presented faster responses, reaching stability in under 0.15 seconds in several cases, and demonstrated greater robustness in scenarios with multiple power peaks.

Keywords: genetic algorithm; thermoelectric generator; thermal gradient; particle swarm optimization; MPPT.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Circuito equivalente do TEG com resistência de carga RL .	21
Figura 2 – Potência de saída versus resistência de carga.	22
Figura 3 – Diagrama simplificado de um circuito conversor <i>boost</i> .	24
Figura 4 – Curva PV com diagrama de operação do algoritmo P&O.	27
Figura 5 – Fluxograma do algoritmo P&O.	28
Figura 6 – Fluxograma do algoritmo InC.	29
Figura 7 – Curva IV.	30
Figura 8 – Fluxograma do algoritmo <i>Particle Swarm Optimization</i> .	31
Figura 9 – Fluxograma de um algoritmo genético.	33
Figura 10 – Fluxograma da pesquisa.	40
Figura 11 – Etapas da pesquisa.	42
Figura 12 – Geração de um sinal PWM.	44
Figura 13 – Resistor variável. (a) Vista externa do bloco. (b) Vista interna	45
Figura 14 – Vista dos módulos implementados (a) vista interna (b) vista externa.	50
Figura 15 – Demonstração do circuito com carga variável.	51
Figura 16 – Gráfico das tensões de circuito aberto.	51
Figura 17 – Gráficos (a) curva IV e de (b) curva PV.	52
Figura 18 – Conexão dos TEGs, distribuição dos gradientes e curvas PV dos cenários.	64
Figura 19 – Arranjo de TEGs e conversor tipo <i>boost</i> modelados no Simulink®.	67
Figura 20 – Curvas do cenário 1 (a) PV e (b) IV.	71
Figura 21 – Curvas do método P&O no cenário 1 (a) potência e (b) <i>duty cycle versus</i> tempo	73
Figura 22 – Curvas do método InC no cenário 1 (a) potência e (b) <i>duty cycle versus</i> tempo.	74
Figura 23 – Curvas do método PSO no cenário 1 (a) potência e (b) <i>duty cycle versus</i> tempo.	76
Figura 24 – Curvas do método GA no cenário 1 (a) potência e (b) <i>duty cycle versus</i> tempo.	77
Figura 25 – Curvas do cenário 2 (a) PV e (b) IV.	79
Figura 26 – Curvas do método P&O no cenário 2 (a) potência e (b) <i>duty cycle versus</i> tempo	80
Figura 27 – Curvas do método InC no cenário 2 (a) potência (b) <i>duty cycle versus</i> tempo.	81
Figura 28 – Curvas do método PSO no cenário 2 (a) potência e (b) <i>duty cycle versus</i> tempo.	82
Figura 29 – Curvas do método GA no cenário 2 (a) potência e (b) <i>duty cycle versus</i> tempo.	84
Figura 30 – Curvas do cenário 3 (a) PV e (b) IV.	85
Figura 31 – Curvas do método P&O no cenário 3 (a) potência e (b) <i>duty cycle versus</i> tempo	87
Figura 32 – Curvas do método InC no cenário 3 (a) potência e (b) <i>duty cycle versus</i> tempo.	88

Figura 33 – Curvas do método PSO no cenário 3 (a) potência e (b) *duty cycle versus* tempo. 89

Figura 34 – Curvas do método GA no cenário 3 (a) potência e (b) *duty cycle versus* tempo. .90

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Palavras-Chave e Resultados das Buscas nas Bases de Dados	35
Quadro 2 – Demonstrativo dos Artigos Seleccionados.....	36
Quadro 3 – Valores ideais de capacitor e indutor nos cenários.....	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados dos TEGs utilizados na simulação dos cenários.....	49
Tabela 2 – Dados utilizados nas simulações com o método P&O.	54
Tabela 3 – Dados ajustados no método InC utilizados na simulação.....	55
Tabela 4 – Dados do método PSO utilizados nas simulações.	57
Tabela 5 – Demonstrativo cruzamento aleatório usado no método baseado em GA.	58
Tabela 6 – Dados dos ajustes no método baseado em GA.	59
Tabela 7 – Dados do projeto do conversor.	61
Tabela 8 – Dados dos cenários de simulação	63
Tabela 9 – Valores agrupados do algoritmo P&O no cenário 1.....	72
Tabela 10 – Valores agrupados do algoritmo Condutância Incremental no cenário 1.....	74
Tabela 11 – Valores agrupados do algoritmo Enxame de Partículas no cenário 1.	75
Tabela 12 – Valores agrupados do algoritmo Enxame de Partículas no cenário 1.	78
Tabela 13 – Valores agrupados do algoritmo P&O no cenário 2.....	80
Tabela 14 – Valores agrupados do algoritmo InC no cenário 2.	81
Tabela 15 – Valores agrupados do algoritmo PSO no cenário 2.....	83
Tabela 16 – Valores agrupados do algoritmo GA no cenário 2.	84
Tabela 17 – Valores agrupados do algoritmo Perturba & Observa no cenário 3.....	86
Tabela 18 – Valores agrupados do algoritmo InC no cenário 3.	88
Tabela 19 – Valores agrupados do algoritmo PSO no cenário 3.....	89
Tabela 20 – Valores agrupados do algoritmo GA no cenário 3.	91
Tabela 21 – Valores agrupados das simulações nos cenários 1 a 11.....	92

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

GA	Algoritmo Genético
GMPP	Ponto Global de Máxima Potência
IEA	<i>International Energy Agency</i>
InC	Método Condutância Incremental
IV	Corrente elétrica <i>versus</i> Tensão
LMPP	Ponto Local de Máxima Potência
MPP	Ponto de Máxima Potência
MPPT	Rastreador do Ponto de Máxima Potência
P&O	Método Perturba e Observa
PSO	Método Enxame de Partículas
PV	Potência <i>versus</i> Tensão
PWM	<i>Pulse Width Modulator</i>
REN	<i>Renewables Now</i>
TEG	Gerador Termoelétrico
WEC	<i>World Energy Council</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

c_1	Parâmetro cognitivo
c_2	Parâmetro social
D	Duty cycle
f_n	Aptidão do individuo
G_{best}	Melhor potência da melhor partícula
I_{SC}	Corrente de curto-circuito
P_{OUT}	Potência de saída
P_{best}	Melhor potência atingida pela partícula
P_{medida}	Potência medida
$P_{teórica}$	Potência esperada
R_{INT}	Resistência interna
R_L	Resistência de carga
T	Temperatura
t	Tempo
V_{OC}	Tensão de circuito aberto
V_{OUT}	Tensão de saída
v_i	Velocidade atual da partícula
w	Coefficiente de inércia
x_i	Posição da partícula
α	Coefficiente de <i>Seebeck</i>
ΔD	Variação de duty cycle
ΔI	Variação de corrente
ΔP	Variação de potência
ΔT	Gradiente de temperatura
ΔV	Variação de tensão

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO DO PROBLEMA	17
1.2	MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA CIENTÍFICA E TECNOLÓGICA	18
1.3	OBJETIVO GERAL E OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
1.4	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	19
2	FUNDAMENTOS DA GERAÇÃO TERMOELÉTRICA	20
2.1	EFEITO <i>SEEBECK</i>	20
2.2	MODELAGEM ELÉTRICA DO TEG	21
2.3	CONVERSORES CC-CC	23
2.4	TÉCNICAS DE MPPT APLICADAS A TEGS	25
2.4.1	Algoritmo Perturba e Observa (P&O)	26
2.4.2	Condutância Incremental	28
2.4.3	Otimização por Enxame de Partículas	30
2.4.4	Método Baseado em Algoritmos Genéticos	32
2.5	ESTADO DA ARTE: REVISÃO SISTEMÁTICA	34
3	METODOLOGIA	40
4	DESENVOLVIMENTO E IMPLEMENTAÇÃO	48
4.1	MODELAGEM COMPUTACIONAL DOS MÓDULOS TERMOELÉTRICOS	48
4.1.1	Ferramentas utilizadas (Simulink®, MATLAB®)	48
4.1.2	Parâmetros adotados dos TEG	49
4.2	IMPLEMENTAÇÃO DOS ALGORITMOS DE RASTREAMENTO MPPT	53
4.2.1	Algoritmo P&O	53
4.2.2	Algoritmo InC	54
4.2.3	Algoritmo PSO	55
4.2.4	Método baseado em GA	57
4.2.5	Filtro Digital	59
4.2.6	Parâmetros do Conversor	60
4.3	CONSTRUÇÃO DOS CENÁRIOS DE SIMULAÇÃO	62

5	RESULTADOS E ANÁLISE COMPARATIVA.....	66
5.1	CRITÉRIOS DE SELEÇÃO DOS 3 CENÁRIOS DE VALIDAÇÃO	69
5.2	ANÁLISE DOS RESULTADOS DO CENÁRIO 1	71
5.2.1	Método Perturba & Observa	71
5.2.2	Método da Condutância Incremental	73
5.2.3	Método PSO	75
5.2.4	Método baseado em GA.....	76
5.3	ANÁLISE DOS RESULTADOS DO CENÁRIO 2	78
5.3.1	Método Perturba & Observa	79
5.3.2	Método da Condutância Incremental	81
5.3.3	Método PSO	82
5.3.4	Método GA.....	83
5.4	ANÁLISE DOS RESULTADOS DO CENÁRIO 3	85
5.4.1	Método Perturba & Observa	86
5.4.2	Método da Condutância Incremental	87
5.4.3	Método PSO	88
5.4.4	Método GA.....	90
5.5	COMPARAÇÃO GERAL ENTRE OS ALGORITMOS MPPT.....	92
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS.....	95
	REFERÊNCIAS	97

1 INTRODUÇÃO

O crescimento da demanda por energia elétrica (IEA, 2021; IEA, 2022), e a necessidade de redução do uso de combustíveis fósseis que contribuem para emissão de gases de efeito estufa Intergovernmental Panel on Climate Change, 2021 (IPCC), resultou no constante aperfeiçoamento dos métodos tradicionais de geração, além da busca por novas fontes de geração de energia elétrica (REN, 2022) e a necessidade de utilização de técnicas de eficiência energética World Energy Council, 2013 (WEC).

Neste contexto, a busca por fontes de energia limpa ou renováveis se dividiu em várias áreas, abrangendo desde usinas que utilizam energia eólica, biomassa (IEA, 2021), a até dispositivos portáteis que utilizam luz solar para aplicação em sistemas autoalimentados (*self-powered*) (Xu *et al.*, 2021).

Um exemplo de fonte de energia limpa é o calor residual, geralmente subutilizado e dissipado no meio ambiente que possui potencial de reaproveitamento através de tecnologias de conversão de energia térmica (Snyder, 2009). Esta tecnologia de conversão converte energia térmica diretamente em energia elétrica utilizando o efeito *Seebeck* presente em alguns materiais. Estes sistemas de geração podem ser aplicados em dispositivos eletrônicos, veículos, entre outros (Orr; Akbarzadeh; Lappas, 2016; Liu *et al.*, 2018).

O uso da energia termoelétrica apresenta vantagens como baixo custo de manutenção, devido à ausência de partes móveis no gerador, pouca necessidade de espaço devido ao seu tamanho compacto, possibilidade de geração a partir de pequenos dispositivos geradores a até usinas de geração (Jaziri *et al.*, 2020).

Entretanto, a geração de energia por meio do gerador termoelétrico, também chamado pela sigla TEG (do Inglês *Thermoelectric Generator*) apresenta algumas deficiências, tais como, uma baixa taxa de conversão do calor em energia, o custo elevado dos materiais semicondutores utilizados na fabricação do gerador, pequena geração de energia, sendo necessário a associação de dispositivos para obter maiores potências, necessidade de rastreadores do ponto de máxima potência (*Maximum Power Point Tracking* – MPPT) para garantir a máxima extração de energia dos módulos, além da dificuldade de operação dos dispositivos quando associados com funcionamento sob diferentes gradientes de temperatura (Montecucco; Siviter; Knox, 2014; Chen; Liu; Xi, 2021).

Quando um conjunto de TEGs funciona sob diferentes gradientes, o que é uma situação comum, surgem pontos locais de máxima potência (*Local Maximum Power Point* – LMPP) na curva de potência *versus* tensão (curva PV) do sistema, resultando em diminuição da potência

total e tornando mais difícil a operação no ponto de máxima potência global (*Global Maximum Power Point* – GMPP), pois o circuito conversor pode operar em um dos pontos de máximo local, extraindo menor potência que o possível, consequentemente, menor eficiência. Isto faz com que seja necessário o uso do MPPT para encontrar o GMPP, que atua mudando o ponto de operação do conversor na curva PV do gerador para garantir que ele esteja funcionando no ponto esperado (Ruzaimi *et al.*, 2021).

Por esta razão é de fundamental importância o desenvolvimento e testes de algoritmos de MPPT, possibilitando aumentar ao máximo a potência extraída, como também menores perdas do circuito conversor, aumentando a eficiência de geração (Shang *et al.*, 2020). Ter mais opções de algoritmos permite a escolha destes conforme as necessidades do projeto.

A maioria dos algoritmos de MPPTs utilizados em TEGs são desenvolvidos com foco em sistemas fotovoltaicos. Atualmente alguns dos métodos mais conhecidos são o Perturba & Observa (P&O), o método da Condutância Incremental (InC) (Belboula *et al.*, 2019), método da tensão de circuito aberto (VOC) (Dalala, 2016). Atualmente há diversos algoritmos disponíveis, alguns consolidados, outros que estão em desenvolvimento.

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO PROBLEMA

A crescente demanda global por fontes de energia sustentáveis impulsiona o desenvolvimento de tecnologias capazes de aproveitar formas alternativas de geração elétrica, especialmente aquelas provenientes da recuperação de energia residual. Nesse contexto, os geradores termoelétricos (TEGs) baseados no efeito *Seebeck* surgem como dispositivos promissores, capazes de converter diretamente gradientes térmicos em energia elétrica. Sua utilização em aplicações industriais e ambientais destaca-se pelo potencial de capturar e transformar calor dissipado em fontes de energia renovável, contribuindo para a eficiência energética e a redução de emissões de gases poluentes. No entanto, o desempenho dos sistemas baseados em TEGs é sensivelmente influenciado pela variação dos gradientes de temperatura e pelas características elétricas da carga, exigindo o emprego de técnicas de controle capazes de maximizar a potência extraída. O uso do MPPT torna-se, portanto, uma estratégia fundamental para a otimização do desempenho desses dispositivos em condições dinâmicas e variáveis, representando um desafio técnico relevante para o avanço das tecnologias de aproveitamento de energia térmica.

1.2 MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA CIENTÍFICA E TECNOLÓGICA

A motivação central desta pesquisa reside na necessidade de maximizar a eficiência da conversão termoelétrica em sistemas de TEGs, especialmente sob condições de operação com gradientes térmicos variáveis, como ocorre em ambientes industriais e aplicações energéticas distribuídas. Embora técnicas de MPPT sejam amplamente estudadas em sistemas fotovoltaicos, sua adaptação e desempenho em arranjos termoelétricos ainda constituem um campo de estudo em expansão. Diante disso, a presente dissertação propõe a análise comparativa e a avaliação de algoritmos clássicos e inteligentes de MPPT — especificamente o Perturbe & Observe (P&O), Condutância Incremental (INC), Otimização por Enxame de Partículas (PSO) e Algoritmos Genéticos (GA) — aplicados a sistemas de TEGs. Este trabalho justifica-se pelo potencial de contribuir para a construção de soluções mais eficientes e adaptativas, otimizando o aproveitamento de energia térmica e consolidando abordagens computacionais robustas que possam ser futuramente aplicadas em sistemas reais, ampliando o alcance de tecnologias sustentáveis e inovadoras no setor energético.

1.3 OBJETIVO GERAL E OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Nesta dissertação de mestrado apresenta uma modelagem analítica e computacional do gerador termoelétrico, o que possibilitou a simulação de um arranjo de geradores operando sob diferentes condições para testes de performance dos algoritmos de MPPT. Foram criadas simulações com cenários de testes que envolvem situações comuns como variação do gradiente ao longo da *string*, desacoplamento parcial dos módulos.

O objetivo geral desta pesquisa é realizar um estudo comparativo e uma avaliação crítica de diferentes modelos de técnicas de rastreamento do ponto de máxima potência (MPPT) aplicados à otimização da geração de energia em sistemas de geradores termoelétricos (TEGs) operando sob variados gradientes de temperatura. Para atingir esse objetivo, foram estabelecidos os seguintes objetivos específicos:

- 1) Realizar uma revisão das técnicas de MPPT aplicadas a sistemas fotovoltaicos, identificando as principais abordagens relevantes para adaptação aos TEGs;
- 2) Desenvolver modelagens analíticas e computacionais para o dimensionamento e concepção do sistema de geração termoelétrica com integração de algoritmos MPPT;
- 3) Implementar simulações numéricas para validar as técnicas de MPPT aplicadas a sistemas de TEGs sob diferentes gradientes térmicos;

- 4) Comparar o desempenho das diferentes técnicas de MPPT aplicadas aos TEGs, considerando critérios de eficiência de conversão de energia e estabilidade frente às variações térmicas.

1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação está organizada em seis capítulos. O Capítulo 1 apresenta a contextualização do tema, a motivação científica e tecnológica, a definição dos objetivos e a organização geral do documento. O Capítulo 2 reúne a fundamentação teórica necessária para o entendimento dos geradores termoelétricos de estado sólido, abordando os princípios físicos, a modelagem elétrica dos TEGs, os conversores CC-CC e as técnicas de rastreamento de MPPT utilizadas, incluindo os algoritmos P&O, INC, PSO e GA. No Capítulo 3, descreve-se a metodologia adotada, apresentando o fluxograma geral da pesquisa, as etapas de desenvolvimento e a estratégia de validação dos métodos implementados. O Capítulo 4 concentra-se na modelagem computacional dos TEGs, na implementação dos algoritmos de MPPT e na construção dos diferentes cenários de simulação, detalhando as configurações e parâmetros empregados. O Capítulo 5 apresenta os resultados obtidos, realiza a análise comparativa do desempenho dos algoritmos em diferentes condições de operação e discute criticamente os principais achados. Por fim, o Capítulo 6 reúne as considerações finais da pesquisa, discute suas limitações e propõe direções para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTOS DA GERAÇÃO TERMOELÉTRICA

Neste capítulo, são abordados inicialmente os fundamentos do efeito *Seebeck* e a modelagem elétrica dos geradores termoelétricos, seguidos pela análise das principais topologias de conversores CC-CC utilizados para acoplamento eficiente entre os TEGs e a carga elétrica. Em seguida, são apresentados os conceitos teóricos e matemáticos das técnicas de rastreamento de máxima potência, com foco nos métodos: Perturba & Observa (P&O), Condutância Incremental (INC), Otimização por Enxame de Partículas (PSO) e Algoritmos Genéticos (GA). Por fim, é realizado um levantamento de trabalhos relacionados, situando a pesquisa no estado da arte e identificando as contribuições pretendidas.

2.1 EFEITO *SEEBECK*

A geração de energia elétrica a partir da energia térmica pode ser feita usando o efeito *Seebeck*. Este efeito que foi descoberto em 1821 por Thomas Seebeck, consiste em converter a energia térmica, proveniente de um gradiente de temperatura aplicado a uma junção de diferentes materiais condutores de eletricidade (ou semicondutores) diretamente em eletricidade (Goldsmid, 2017; Chen; Liu; Xi, 2021). Os geradores termoelétricos (TEG) são dispositivos utilizados para essa conversão, com formato de placa e compostos de dois materiais com características distintas, geralmente semicondutores do tipo N e do tipo P que formam junções do tipo P-N (Jaziri *et al.*, 2020). Estas junções ao entrarem em contato com um determinado gradiente de temperatura entre suas extremidades surge uma força eletromotriz entre seus terminais (Tohidi; Holagh; Chitsaz, 2022). O coeficiente de *Seebeck* em uma junção pode ser definido como:

$$\alpha(T) = \frac{V}{\Delta T} \quad (1)$$

Onde, V é a força eletromotriz e ΔT é o gradiente de temperatura (Goldsmid, 2017; Kang *et al.*, 2014). Este coeficiente é dependente do tipo do material e tamanho da junção, mas também sofre pequenas variações de acordo com a temperatura a que está submetido (Chen; Liu; Xi, 2021).

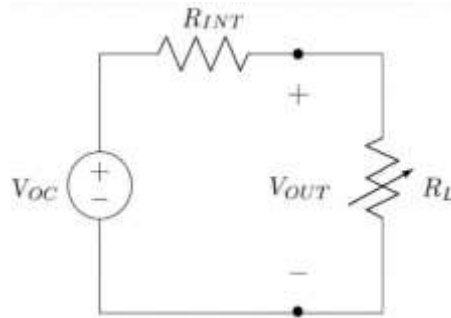
Ao conectar eletricamente em série as junções dos materiais do tipo P e N alternadamente, tem-se um TEG. Nessa configuração, ao ser aplicada uma diferença de temperatura entre as junções, os portadores de carga migram em direções opostas de forma organizada, gerando uma diferença de potencial elétrico entre as extremidades do dispositivo (Tohidi; Holagh; Chitsaz, 2022). Quando conectados em série, a soma dessas tensões geradas em cada par P-N, resulta na tensão de saída do TEG (Montecucco; Siviter; Knox, 2014).

2.2 MODELAGEM ELÉTRICA DO TEG

Os TEGs apresentam vantagens em relação a outros geradores de energia elétrica, tais como ausência de partes móveis, não geração de ruído, capacidade de funcionamento ininterrupto, baixa necessidade de manutenção, não emissão de gases (Dalala, 2016, *apud* Mehta, 2012). Por outro lado, há como desvantagem a baixa eficiência de conversão em comparação a outros geradores. Também há a necessidade de uma carga elétrica igual a resistência interna para obter a maior potência disponível (Dalala, 2016).

Há alguns tipos de modelagem elétrica de TEGs, como o modelo que relaciona parâmetros com a temperatura média, há o modelo baseado em parâmetros dependentes da temperatura, há também o modelo de parâmetros constantes (Dziurdzia, 2009). Considerando a modelagem de parâmetros constantes, o TEG pode ser modelado como uma fonte de tensão não ideal, onde a resistência interna corresponde a resistência interna do módulo termoeletrico, como mostrado na Figura 1 (Montecucco; Siviter; Knox, 2014).

Figura 1 - Circuito equivalente do TEG com resistência de carga R_L .



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Considerando este modelo da Figura 1 sem a resistência de carga R_L , ao submeter um TEG a um gradiente de temperatura e medir a tensão entre seus terminais, tem-se a tensão de circuito aberto V_{OC} , dada pela equação (2):

$$V_{OC} = \alpha \Delta T \quad (2)$$

Em seguida para se obter o valor da resistência interna é necessário adicionar uma carga resistiva nos terminais do TEG para medir a tensão e a corrente de saída. A resistência interna pode ser obtida através da equação (3):

$$R_{INT} = R_L \left(\frac{V_{OC}}{V_{OUT}} - 1 \right) \quad (3)$$

A potência na resistência de carga R_{OUT} pode ser calculada a partir da tensão V_{OUT} :

$$V_{OUT} = \left(\frac{R_L}{R_L + R_{INT}} \right) V_{OC}; P_{OUT} = \frac{V_{OUT}^2}{R_L} = \left(\frac{R_L V_{OC}^2}{R_L^2 + 2R_L R_{INT} + R_{INT}^2} \right) \quad (4)$$

É notório que P_{OUT} diminui ao aumentar a resistência R_L , e vai a zero quando esta tende ao infinito (circuito aberto).

$$\lim_{R_{OUT} \rightarrow \infty} P_{OUT}(R_L) = 0 \quad (5)$$

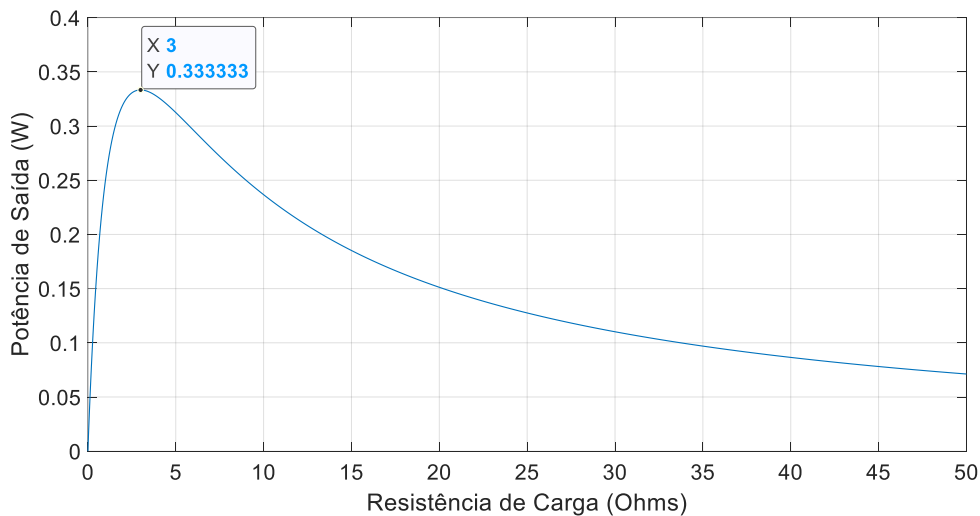
A potência também é zero quando a resistência de carga é zero, assim como na situação anterior. O ponto ótimo de $P_{OUT}(R_L)$ ocorrerá quando $R_L = R_{INT}$.

Para exemplificar o formato da curva de potência de saída de um TEG, foram considerados os valores $R_{INT} = 3\Omega$ e $V_{OC} = 2V$, resultando na equação:

$$P_{OUT}(R_L) = \frac{4R_L}{R_L^2 + 6R_L + 9} \quad (6)$$

Utilizando o software MATLAB® pode ser plotado o gráfico $P \times R_L$ mostrado na Figura 2.

Figura 2 – Potência de saída versus resistência de carga.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Com isto, a maior potência na resistência de carga ocorre quando $R_L = R_{INT} = 3\Omega$. A mesma situação ocorrerá para qualquer valor escolhido de R_{INT} , enquanto V_{OC} define a magnitude da tensão na carga. No MPP a tensão de saída V_{OUT} será sempre metade da tensão de circuito aberto (Dalala, 2016).

Além disso, no MPP, considerando a corrente de curto circuito I_{SC} quando não há resistência de carga e os terminais são curto circuitados, I_{SC} será igual a razão entre a tensão em aberto V_{OC} e a resistência interna R_{INT} . Ao adicionar uma resistência de valor igual a resistência

interna obtém-se a corrente no MPP que será metade de I_{SC} .

A partir disso, pode-se definir que o ponto de operação para extrair a maior potência de um TEG é dado pela equação 7. A potência total gerada pelo TEG dissipada internamente e pela resistência de carga pela equação 8:

$$V_{OUT} = \frac{V_{OC}}{2}; \quad I_{OUT} = \frac{I_{SC}}{2}; \quad P_{OUT} = \frac{P_{TEG}}{2} = \frac{V_{OC}^2}{(R_{INT} + R_L)^2} R_L \quad (7)$$

$$P_{TEG} = \frac{V_{OC}^2}{(R_{INT} + R_L)}; \quad V_{OC} = \alpha(T)\Delta T \quad (8)$$

Isto mostra que a potência fornecida depende da resistência de carga e do gradiente de temperatura, se o gradiente de temperatura é alterado, a localização do MPP também é alterada. Por esta razão é necessário que a carga R_L seja variável de modo a acompanhar as variações de R_{INT} que mudam conforme o coeficiente de *Seebeck* α , como também se manter constante quando necessário.

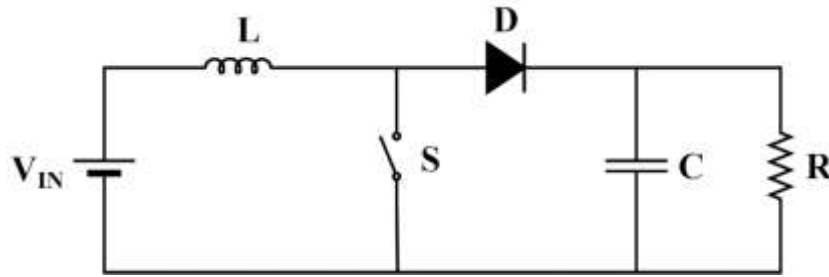
Para solucionar este problema, pode-se utilizar um conversor CC-CC (Corrente Contínua – Corrente Contínua) com um MPPT que realiza a medição da saída do TEG e controla o conversor para que este apresente a resistência vista pelo gerador igual a de R_{INT} , e possibilitando extrair a máxima potência do gerador.

2.3 CONVERSORES CC-CC

O conversor *boost*, é um tipo de conversor CC-CC, que eleva a tensão de saída em relação à tensão de entrada, ele utiliza elementos armazenadores de energia como o indutor para armazenar e transferir energia para a carga, possibilitando aumentar a tensão de saída (Ahmed, 2000).

Utilizando um elemento que atua como chave no circuito, este é controlado através de um sinal pulsado, geralmente um sinal do tipo PWM, também há elementos armazenadores como o capacitor e o indutor (Horowitz, 2015). Quando o transistor conduz, o indutor é carregado, quando o transistor entra em corte a energia do indutor mais a da fonte é transmitida para o capacitor que mantém a tensão num valor elevado e alimenta a carga, o diodo impede o fluxo de corrente (Hart, 2012).

Figura 3 – Diagrama simplificado de um circuito conversor *boost*.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Na Figura 3 é mostrado um diagrama deste tipo de conversor. Onde S é o elemento que atua como chave, V_{in} é a tensão de entrada. O circuito possui duas etapas de operação, a primeira quando a chave está fechada e o indutor é carregado, com a carga R e o capacitor C desconectados do restante do circuito. Na segunda etapa, a chave é aberta e a tensão da fonte mais a tensão do indutor alimentam a carga e carregam o capacitor. Analisando o circuito, desconsiderando a queda de tensão na chave, no diodo e que o capacitor e indutor são ideais, temos que:

$$V_{in} = DV_L \quad (9)$$

$$V_L = V_{in} - V_{out} \quad (10)$$

Onde D é o *duty cycle*, V_{out} é a tensão de saída e V_L é a tensão do indutor. Combinando as equações, temos a relação entre as tensões de entrada e saída e o *duty cycle*:

$$V_{in} = D(V_{in} - V_{out})$$

$$\frac{V_{in}}{(V_{in} - V_{out})} = D \quad (11)$$

A indutância é calculada com base na ondulação da corrente no indutor, pode ser calculada através da equação fornecida por (Hart, 2012):

$$L = \frac{DV_{in}}{\Delta i_L f} \quad (12)$$

Onde Δi_L é a ondulação da corrente no indutor, também chamada de corrente de *ripple* e f é a frequência de chaveamento. O capacitor é determinado com base na ondulação da tensão de saída, que é dependente da frequência e da corrente na carga.

$$C = \frac{I_{out} D}{\Delta V_C f} \quad (13)$$

Adaptada de (Hart, 2012), onde ΔV_C é a ondulação de tensão no capacitor e I_{out} é a corrente de saída. Com isso, é possível projetar os componentes necessários para o adequado funcionamento de um conversor *boost* como o mostrado na Figura 3.

Há também outros modelos de conversor *boost* disponíveis como o *boost* quadrático e *boost* dual, há também *boost* entrelaçado que utiliza dois indutores e chaves para alimentar o capacitor e carga, dividindo o fluxo de corrente entre os indutores (Alves, 2013). Neste trabalho com foco na análise comparativa dos algoritmos será utilizado o modelo da Figura 3.

2.4 TÉCNICAS DE MPPT APLICADAS A TEGS

Essas técnicas são importantes para maximizar a potência dos sistemas de conversão de energia, especialmente quando operam em situações com oscilação da potência gerada, que a depender da fonte de energia podem ser geradores em ambientes com sombreamento parcial ou sob variações do fluxo de calor.

Algumas fontes de energia, como os geradores térmicos, podem sofrer variações na quantidade energia elétrica produzida durante o processo de geração, afetando a capacidade de conversores de extrair a potência disponível na fonte. Nessa situação a eficiência energética se torna um ponto importante, uma vez que as técnicas de MPPT são utilizadas para otimizar a operação dos circuitos conversores, garantindo que eles funcionem próximo ou no MPP (Bollipo; Mikkili; Bonthagorla, 2020).

As técnicas de MPPT, são aplicadas por meio de algoritmos executados por dispositivos eletrônicos, com o objetivo de controlar a conversão de potência em um conversor CC-CC (Tozlu; Calik, 2021). Estes algoritmos recebem dados de sensores, geralmente valores de tensão e corrente entre a saída do gerador e a entrada do conversor e controlam o ciclo de trabalho do circuito de conversão, geralmente um transistor que faz essa função que é controlado pelo algoritmo. As técnicas de MPPT em geral, consistem em fazer o circuito operar sob diferentes ciclos de trabalho e selecionar aquele que apresentou o melhor valor para o parâmetro desejado, que normalmente é o melhor valor de potência, mas que também pode ser um valor de tensão, corrente ou uma relação entre estes três parâmetros.

A fim de simular os métodos de rastreamento de máxima potência, foi realizada a modelagem do TEG utilizando o software de simulação Simulink® para montagem e simulação dos cenários de teste do algoritmo, foram montados três cenários principais: (i) no primeiro cenário há módulos termoelétricos operando sob gradientes de temperatura iguais, (ii) o segundo cenário há uma variação uniforme nos gradientes de temperatura sobre os módulos e no terceiro (iii) há uma variação elevada nos gradientes, além dos módulos falhando ao gerar

energia elétrica.

As técnicas de MPPT utilizam dados de entrada do circuito conversor como tensão, corrente e potência para determinar o duty cycle D e controlar o circuito conversor, garantindo que opere no MPP. O objetivo é alcançar o melhor aproveitamento da energia disponível. Para isso, o MPPT varia a impedância vista na entrada do conversor CC-CC, ajustando o tempo de condução do transistor de acordo com os valores de tensão e corrente estabelecidos, possibilitando um melhor aproveitamento de fontes de tensão não ideais, ao fazer o sistema conversor e carga atuar como uma impedância programável vista na saída da fonte. (Mamur; Üstüner; Bhuiyan, 2022).

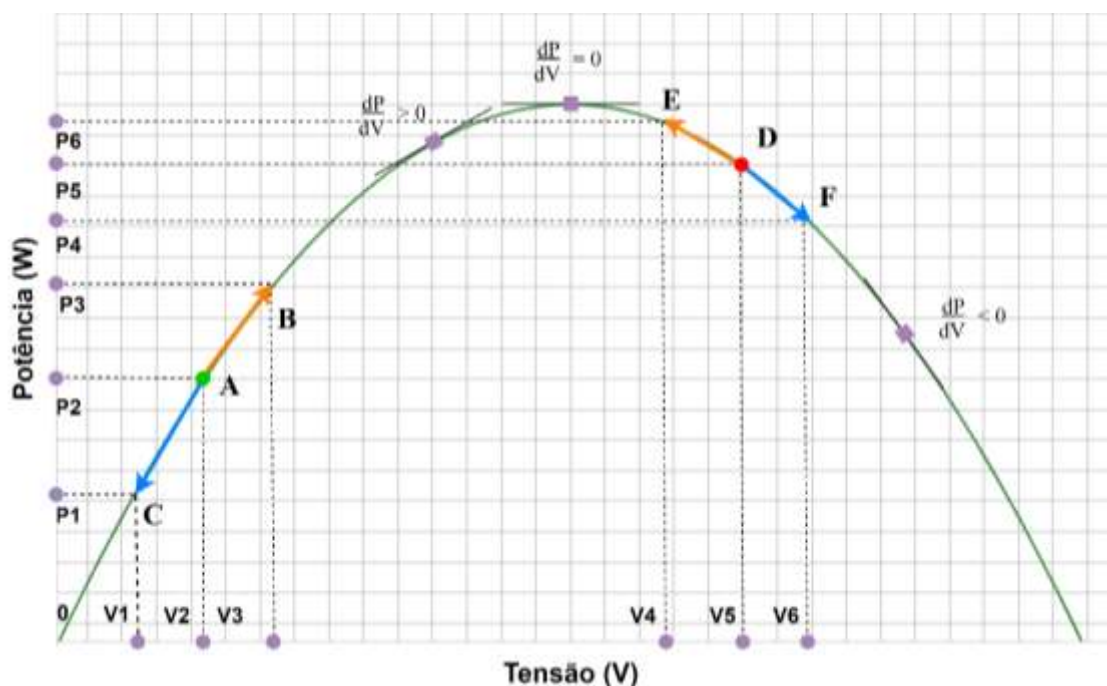
Essa função é utilizada em situações em que a fonte de energia apresenta características como tensão ou potência variáveis, como painéis solares que estão sujeitos a mudanças na intensidade da luz solar ao longo do dia, ou TEGs que operam sob variação do gradiente de temperatura.

Através de um controlador, o MPPT executa um algoritmo que realiza a tomada de decisão de acordo com dados de tensão, corrente e potência recebidos dos sensores, é gerado então um sinal de onda quadrada com temporização *on-off* que irá controlar o tempo de condução do transistor, ajustando a resistência de entrada equivalente vista pela fonte e ao mesmo tempo mantendo ou mudando, se necessário, o ponto de operação para encontrar MPP (Tozlu; Calik, 2021).

2.4.1 Algoritmo Perturba e Observa (P&O)

Este algoritmo funciona através da perturbação controlada da tensão ou corrente do circuito e da observação da variação causada na potência (Belboula *et al.*, 2019). O princípio básico do algoritmo P&O envolve a variação periódica do *duty cycle* em pequenos incrementos, enquanto monitora as mudanças correspondentes na potência (El-Shahat; Bhuyan, 2021). Se a potência aumenta com a perturbação, isso significa que o sistema estava operando abaixo do MPP, e a perturbação é realizada na mesma direção. Se a potência diminui com a perturbação, isso indica que o sistema ultrapassou o MPP, e a perturbação seguinte é feita no sentido oposto (Laird *et al.*, 2009).

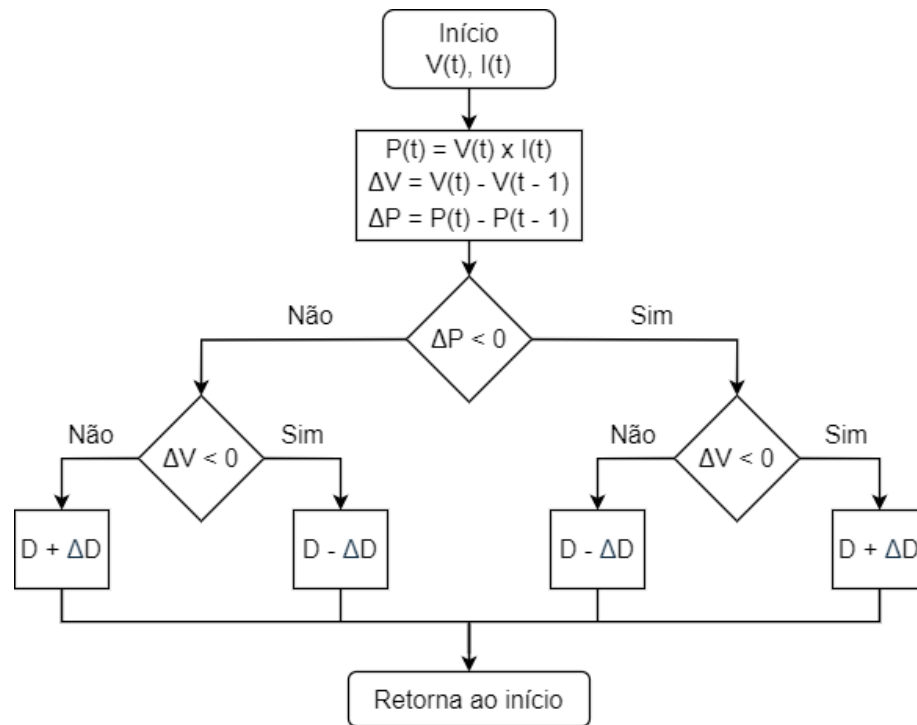
Figura 4 – Curva PV com diagrama de operação do algoritmo P&O.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Na Figura 4 é mostrado uma curva PV com as regiões de operação do algoritmo. O ponto mais alto da curva, onde a derivada é zero, corresponde ao MPP, é o ponto desejado pelo algoritmo. No lado esquerdo do MPP, a partir de um ponto de operação (V_A ; P_A) qualquer, ao deslocar para um ponto B onde a potência e a tensão são maiores, o duty cycle é incrementado, como mostrado no fluxograma da Figura 5, mantendo o deslocamento em direção ao MPP. Se a potência e a tensão diminuir (do ponto A para o ponto C), o duty cycle também será incrementado, deslocando o ponto de operação em direção ao MPP. Se o ponto de operação estiver à direita do MPP (ponto D) ao deslocar para o ponto F ocorre um aumento da tensão e diminuição da potência, indicando que está se distanciando do MPP, nesse caso o algoritmo diminui o duty cycle, o mesmo é feito se ao reduzir o duty cycle a potência aumentar e a tensão diminuir (do ponto D para o ponto E).

Figura 5 – Fluxograma do algoritmo P&O.



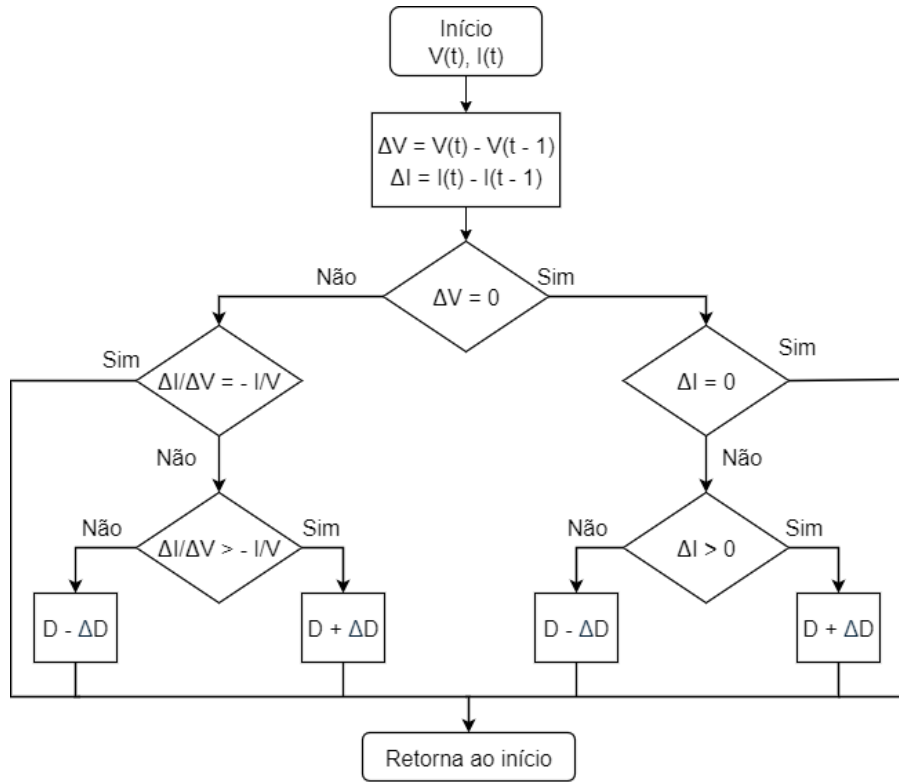
Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Esse processo é repetido continuamente, permitindo ao algoritmo P&O encontrar o MPP, ajustando a operação do sistema para maximizar a geração de energia. Embora seja simples e eficaz em muitos casos, o algoritmo P&O pode sofrer de oscilações em torno do ponto ótimo, especialmente em condições de variação da energia da fonte. Além disso, em algumas situações, pode não convergir rapidamente para o MPP ou não encontrar o ponto ótimo sob certas condições de operação (Man *et al.*, 2016). Apesar de suas limitações, o algoritmo P&O continua sendo bastante utilizado devido à sua simplicidade de implementação e eficácia (Femia *et al.*, 2005).

2.4.2 Condutância Incremental

O método da condutância incremental compara a condutância instantânea (I/V) com a condutância incremental ($\Delta I/\Delta V$) de uma fonte (Indhumathi; Rajan; Rakesh, 2016), de acordo com os resultados, este método ajusta o ciclo de trabalho alterando a condutância de entrada vista pela fonte, fazendo mudar a tensão e corrente fornecida pela fonte com o objetivo de atingir e manter o ponto de operação no MPP (Elzalik *et al.*, 2020).

Figura 6 – Fluxograma do algoritmo InC.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Semelhante ao método P&O, este método usa a corrente e tensão como variáveis de controle, mas mantém constante o duty cycle quando encontra o MPP, não obrigatoriamente incrementando ou decrementando como o P&O, com isso reduz valores de *ripple* na saída do conversor. Pode-se obter as equações matemáticas para este método a partir da fórmula da potência e derivando em relação a tensão, nas equações (10), (11) e (12):

$$P = V \times I \quad (14)$$

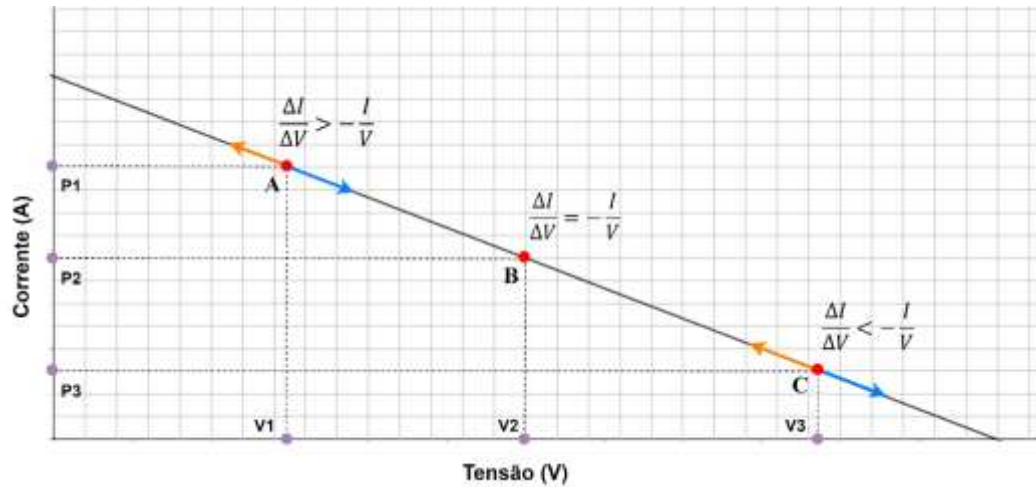
$$\frac{dP}{dV} = \frac{d(V \times I)}{dV} = I + V \left(\frac{dI}{dV} \right) \approx I + V \frac{\Delta I}{\Delta V} \quad (15)$$

No MPP a derivada é zero:

$$I + V \frac{\Delta I}{\Delta V} = 0 \rightarrow \frac{I}{V} = - \frac{\Delta I}{\Delta V} \quad (16)$$

A partir da equação resultante há três situações que são descritas na Figura 7, a primeira situação no ponto A, quando a taxa de variação da corrente em relação a variação da tensão é maior que a relação $-I/V$, nesse caso o ponto de operação está à esquerda do MPP e o algoritmo diminui o ciclo de trabalho, como pode ser visto na Figura 6, movendo o ponto de operação para a direita.

Figura 7 – Curva IV.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

No ponto B, a operação está exatamente no MPP e no ponto C à direita, geralmente o algoritmo converge para um pequeno intervalo ao redor de B, visto que o ciclo de trabalho é incrementado de ΔD podendo não atingir o D com total precisão apresentando uma pequena oscilação. (El Shahat; Bhuiyan, 2021; Laird *et al.*, 2009).

2.4.3 Otimização por Enxame de Partículas

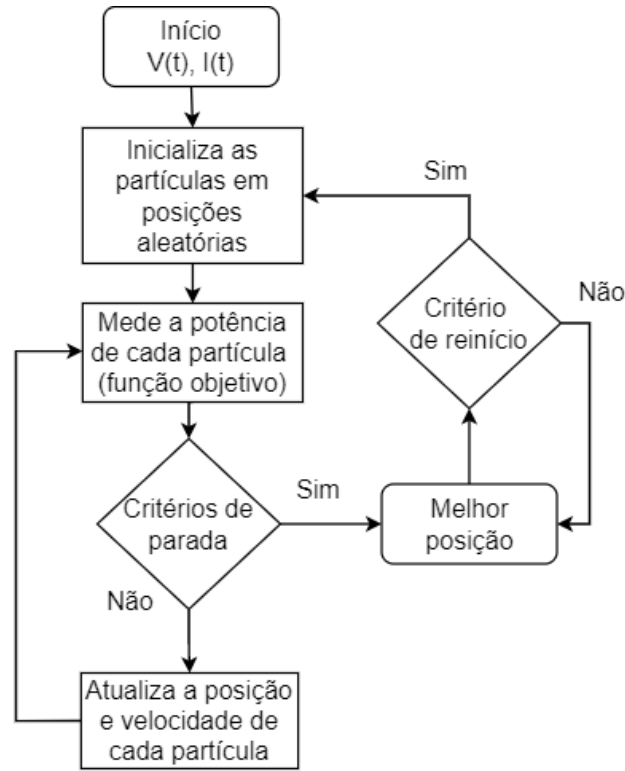
Este método é uma técnica de otimização baseada na inteligência coletiva observada em sistemas naturais, como o comportamento de abelhas em busca de néctar, aves em bandos ou cardumes de peixes em busca de alimento. Desenvolvido por James Kennedy e Russell Eberhart em 1995, o PSO é inspirado no movimento e na comunicação social de indivíduos em um grupo, buscando soluções ótimas através da interação cooperativa entre as partículas (indivíduos) (Oliveira *et al.*, 2024, p. 87).

O método se caracteriza a partir da consideração de uma população de indivíduos, onde cada indivíduo possui uma posição e uma velocidade de deslocamento, a partir da função que se pretende otimizar é avaliada a qualidade de cada solução (posição do indivíduo). As partículas então movem-se pelo espaço de busca ajustando suas velocidades com base na melhor posição encontrada (Indrasari *et al.*, 2024), na natureza essa posição representaria uma fonte de néctar para as abelhas ou um lugar com alimentos para os pássaros, por exemplo.

Com o objetivo de implementar este método em um código para o MPPT, visualizamos inicialmente os elementos que compõem o PSO e são apresentados no fluxograma da Figura 8, na população de partículas cada partícula representa uma solução potencial para o problema de otimização, o quanto maior a população, mais amplo o espaço de busca pela melhor solução. Nesta população cada partícula possui uma posição e velocidade, a posição representa a solução

buscada, enquanto a velocidade representa a taxa que a posição varia, quanto maiores, mais distante a partícula se move a cada iteração, sendo determinada a partir da distância da partícula em relação a melhor solução (Mukti *et al.*, 2023).

Figura 8 – Fluxograma do algoritmo *Particle Swarm Optimization*.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

A posição de cada partícula é analisada em relação ao melhor valor da função a ser otimizada, neste caso a potência, o quanto maior o valor, melhor a qualidade daquela posição (solução). A cada iteração as posições e velocidades das partículas são atualizadas, no cálculo da velocidade é considerada a melhor posição encontrada pela partícula e a melhor posição encontrada pelo enxame.

As equações utilizadas para atualizar as posições e velocidades são:

$$v_i(t+1) = w \times v_i(t) + c_1 \times rand() \times (P_{best}(i) - x_i(t)) + c_2 \times rand() \times (G_{best} - x_i(t)) \quad (17)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (18)$$

Onde, x_i é a posição da partícula analisada, v_i é a velocidade atual da partícula, w é o peso da inércia, c_1 o parâmetro cognitivo, c_2 o parâmetro social, P_{best} é a melhor potência atingida pela partícula e G_{best} é a posição da partícula com a maior potência, $rand()$ é uma

função do MATLAB® que gera valores aleatórios entre 0 e 1.

Na função implementada x_i , v_i e P_{best} são matrizes que comportam as informações das partículas e para isso possuem o tamanho do número de partículas, w , c_1 e c_2 são constantes. A função a ser otimizada é $P = V \times I$ e a saída é o *duty cycle* que irá controlar o transistor do conversor. Por essa razão a posição das partículas x_i será o *duty cycle* que varia entre 0 e 1, e o critério de qualidade será a potência no determinado ciclo de trabalho.

2.4.4 Método Baseado em Algoritmos Genéticos

Os algoritmos genéticos são uma classe de algoritmos de otimização inspirados no processo de seleção natural da biologia (Goldberg, 1989). Esses algoritmos se mostram úteis para resolver problemas onde a busca de soluções ótimas pode ser computacionalmente difícil. Eles funcionam simulando o processo evolutivo, utilizando operadores como seleção, cruzamento e mutação para gerar sucessivas populações de soluções. Ao longo das gerações, as soluções evoluem para se tornar cada vez mais adequadas ao problema em questão, permitindo a identificação de soluções que podem ser difíceis de se encontrar por métodos tradicionais (Oliveira *et al*, 2024; Goldberg, 1989).

O funcionamento básico do algoritmo pode ser dividido em etapas, como a de inicialização onde cria-se uma população inicial de possíveis soluções para o problema, geralmente de maneira aleatória em que cada possível solução é chamada de indivíduo e é representada por uma estrutura chamada cromossomo. Em seguida avalia-se cada indivíduo da população usando uma função de aptidão (fitness) que mede a qualidade da solução do indivíduo em comparação com o problema que está sendo resolvido.

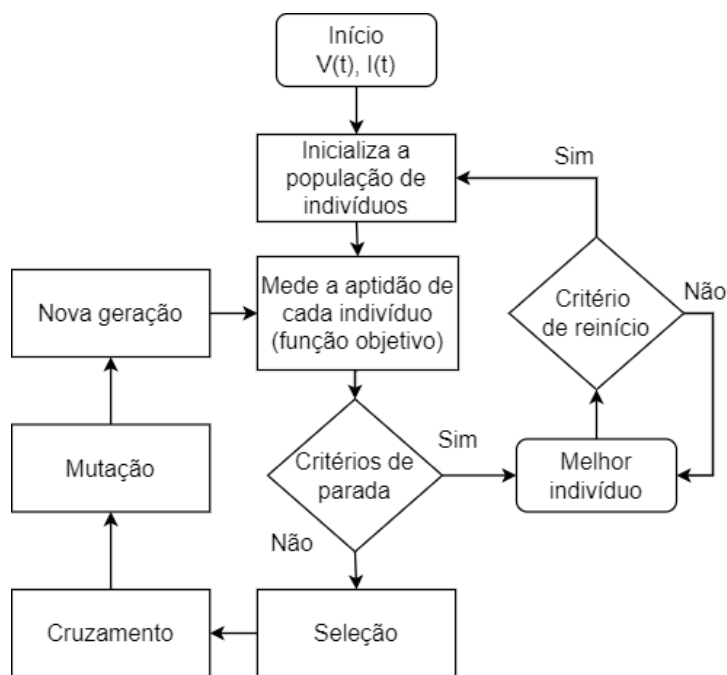
A etapa de seleção escolhe os indivíduos da população para se reproduzirem e criarem a próxima geração, na seleção indivíduos com melhor aptidão têm mais chances de serem selecionados. Há vários tipos de seleção como Seleção por Roleta, Seleção por Classificação, Seleção Elitista, Seleção por Torneio.

Na seleção por Roleta as aptidões são somadas e calculada a razão da aptidão individual pela aptidão total, que é a aptidão relativa, um sorteio é realizado e aqueles com maior razão tem mais chances de serem selecionados. Na Seleção por Classificação, os indivíduos são classificados em ordem decrescente e recebem um valor que decresce de acordo com a classificação, em seguida é realizado um sorteio. Na Seleção Elitista de maneira semelhante os melhores indivíduos são passados para a próxima etapa. Na Seleção por Torneio um pequeno grupo de indivíduos competem entre si e o melhor é passado para a etapa de cruzamento (Goldberg, 1989).

Em seguida é feito o cruzamento (*crossover*), combinando pares de indivíduos selecionados para produzir descendentes. Esse processo mistura os genes dos pais para criar novos cromossomos.

Na Figura 9 é apresentado um fluxograma que apresenta estas etapas e o ciclo até alcançar o critério de parada.

Figura 9 – Fluxograma de um algoritmo genético.



Fonte: elaborado pelo pr prio autor.

Na  ltima etapa, a de muta  o, em que se aplica pequenas modifica  es aleat rias a alguns indiv duos da popula  o. Isso introduz diversidade gen tica na popula  o e ajuda a evitar que o algoritmo se torne fixo em algum local. Estes indiv duos s o substituídos sendo formada uma nova gera  o de indiv duos a partir dos descendentes produzidos e alguns indiv duos da gera  o atual.

Ent o repetem-se os passos de avalia  o, sele  o, cruzamento, muta  o e substitui  o por v rias gera  es at  que algum crit rio de parada seja alcan ado, como atingir um n mero m ximo de gera  es ou encontrar uma solu  o satisfatoriamente boa.

No contexto dos MPPTs o Algoritmo Gen tico realiza a busca do melhor *duty cycle* (melhor indiv duo) que corresponde ao ponto de maior pot ncia (MPP) no circuito.

2.5 ESTADO DA ARTE: REVISÃO SISTEMÁTICA

A metodologia descrita nesta seção foi realizada para busca, seleção e análise dos trabalhos acadêmicos científicos relevantes ao tema deste trabalho. A revisão foi realizada com a aplicação da metodologia de abordagem sistemática e construtivista da literatura científica denominada Knowledge Development Process – Construtivist (Proknow-C) (Ensslin *et al.*, 2010), concebida no Laboratório de Metodologias de Apoio à Decisão-Construtivista (LabMCDA).

Considerando as etapas descritas do Proknow-C, este foi executado para o tema intitulado “Análise Comparativa do Desempenho de Técnicas de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência (MPPT) aplicada a Gerador Termoelétrico (TEG) de Estado Sólido baseado no Efeito *Seebeck*”. Foram definidos os três seguintes eixos da pesquisa:

Eixo 1: Desempenho e eficiência de técnicas de rastreamento do ponto de máxima potência;

Eixo 2: Capacidade de Geração de Energia Elétrica em TEGs;

Eixo 3: Modelagem e Simulação Computacional de Sistemas com TEGs.

Em seguida os eixos foram traduzidos para a Língua Inglesa e com base no título, foram selecionadas palavras-chave para realizar buscas em bases de dados de artigos científicos, visando identificar publicações relacionadas ao tema. Foram pesquisadas as seguintes bases de artigos: Web of Science, IEEE Xplore e Scopus. O quadro 1 apresenta as combinações de palavras chave utilizadas seguido do número de artigos correspondentes encontrados.

Quadro 1 – Palavras-Chave e Resultados das Buscas nas Bases de Dados

Palavras-Chave (PC)	Web of Science	IEEE Xplore	Scopus
(comparative AND study) AND (MPPT AND (methods OR algorithms)) AND ((thermoelectric AND generator) OR TEG)	11	6	13
(performance AND analysis) AND (MPPT AND (methods OR algorithms)) AND (thermoelectric AND power AND generator)	34	18	28
((MPPT AND techniques) OR (MPPT AND algorithms)) AND ((thermoelectric AND generator) OR TEG) AND (temperature AND mismatch)	8	4	6
((MPPT AND techniques) OR (maximum AND power AND point AND tracking)) AND ((performance AND efficiency) OR (efficiency OR analysis)) AND ((thermoelectric AND generator) OR (thermoelectric AND power AND generation)) AND ((TEG AND simulation) OR (computational AND simulation))	40	20	36
(MPPT AND algorithms OR MPPT AND techniques) AND (performance AND comparison) AND (TEG OR thermoelectric AND power AND output) AND (energy AND conversion AND efficiency OR power AND optimization)	17	1	1
(thermoelectric AND generator OR solid AND state AND thermoelectric AND devices) AND (energy AND harvesting) AND (MPPT AND techniques OR maximum AND power AND point AND tracking) AND (TEG AND modeling OR numerical AND modeling)	28	32	0
(energy AND conversion) AND (MPPT AND simulation OR thermoelectric AND generator AND modelling) AND (TEG AND performance)	28	38	3
(TEG AND (array OR system) AND MPPT AND simulation) AND (performance AND analysis)	15	6	13
Total de Artigos	181	125	100
Base de Dados de Artigo Brutos (BAB)	406		

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Em seguida foi feita a remoção de artigos duplicados, leitura de títulos e retirada de artigos não correspondentes ao tema, classificação quanto a relevância por meio do número de citações e por fim a leitura dos resumos e remoção de artigos voltados a outros temas.

Foram utilizadas as ferramentas Mendeley®, Google Scholar™ e Microsoft® Excel®. Ao final foram obtidos 14 artigos com período de publicação entre 2008 e 2024. No Quadro 2 estão os artigos selecionados.

Quadro 2 – Demonstrativo dos Artigos Seleccionados

Artigos seleccionados	Citações
LAIRD, I. <i>et al.</i> Comparative study of maximum power point tracking algorithms for thermoelectric generators. 2008 Australasian Universities Power Engineering Conference. Anais[...] IEEE, 2009.	191
TWAHA, S. <i>et al.</i> Parameter analysis of thermoelectric generator/dc-dc converter system with maximum power point tracking. Energy for sustainable development: the journal of the International Energy Initiative, v. 41, p. 49–60, 2017.	106
TORRECILLA, M. C. <i>et al.</i> Transient response of a thermoelectric generator to load steps under constant heat flux. Applied energy, v. 212, p. 293–303, 2018.	39
MAN, E. A. <i>et al.</i> Dynamic performance of maximum power point trackers in TEG systems under rapidly changing temperature conditions. Journal of electronic materials, v. 45, n. 3, p. 1309–1315, 2016.	19
BELKAID, A.; COLAK, I.; KAYISLI, K. Modeling and simulation of thermo electrical generator with MPPT. 2017 IEEE 6th International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA). Anais[...]. IEEE, 2017.	12
EL-SHAHAT, A.; BHUIYAN, M. S. R. Thermoelectric generator performances and efficiency analysis integrated with MPPT techniques. 2021 International Conference on Sustainable Energy and Future Electric Transportation (SEFET). Anais[...]. IEEE, 2021.	11
BELBOULA, A. <i>et al.</i> Comparative study of maximum power point tracking algorithms for thermoelectric generator. In: Lecture Notes in Networks and Systems. Cham: Springer International Publishing, 2019. p. 329–338.	10
ELZALIK, M. <i>et al.</i> Thermoelectric power generation system-simulation and experimental investigation. 2018 Twentieth International Middle East Power Systems Conference (MEPCON). Anais[...]. IEEE, 2019.	8
INDHUMATHI, M.; RAJAN, S. E.; RAKESH, T. Performance analysis of high gain isolated soft switched DC-DC converter for thermoelectric energy harvesting system using MPPT control strategies. 2016 International Conference on Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT). Anais[...]. IEEE, 2016.	5
CHATZIDAKIS, P. G.; CHRISTIDIS, G. C.; TATAKIS, E. C. Comparative study of MPPT algorithms for thermoelectric generators. 2013 15th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE). Anais[...]. IEEE, 2013.	0
OLIVEIRA, F. M. de <i>et al.</i> Development of an MPPT-based genetic algorithm for photovoltaic systems versus classical MPPT techniques in scenarios with partial shading. Inventions, v. 9, n. 3, p. 64, 2024.	0
ELZALIK, M. <i>et al.</i> Electrical performance analysis of thermoelectric generating system with INC-MPPT algorithm. Gazi University Journal of Science, v. 33, n. 1, p. 74–88, 2020.	0
OSLAJ, B. <i>et al.</i> Synchronous buck-boost converter for energy harvesting application. 2018 IEEE 18th International Power Electronics and Motion Control Conference (PEMC). Anais[...]. IEEE, 2018.	0
YAHYA, A. E. M. <i>et al.</i> Analyzing the impact of temperature variations on the performance of thermoelectric generators. 2023 2nd International Engineering Conference on Electrical, Energy, and Artificial Intelligence (EICEEAI). Anais[...]. IEEE, 2023.	0

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Durante a seleção de artigos foi encontrado um alto número de artigos voltados para energia fotovoltaica, onde são aplicados a maioria dos métodos e que geralmente são adaptados para uso em geradores termoeletrônicos, como (Chaieb; Sakly, 2016) que compara os métodos Perturba & Observa e Otimização por Enxame de Partículas (PSO) em painéis fotovoltaicos.

O processo de comparação do desempenho de métodos de MPPT em sistemas de geração termoeletrica necessita de testes com geradores operando sob as mesmas condições

além da presença de um conversor CC-CC para atuação do MPPT, neste trabalho que envolve a simulação é necessário o uso de um modelo computacional que apresente as características de funcionamento de um TEG, para construir este modelo é feita a modelagem e posterior implementação na simulação, a partir dos artigos selecionados há (Yahya *et al.*, 2023) que fez a modelagem térmica e elétrica de um TEG utilizando dados empíricos de um modelo criado no Simulink® para verificar como as variações de temperatura afetam a eficiência e o desempenho dos TEGs. A pesquisa obteve a conclusão que maiores gradientes de temperatura melhoram a eficiência e o desempenho dos geradores, principalmente em relação a potência e tensão.

Em 2018 (Elzalik *et al.*, 2019) desenvolveu uma simulação utilizando o software Simulink®/ MATLAB® e também uma montagem experimental com o módulo TEG 127-250-38, foi utilizado o algoritmo InC no MPPT. Os resultados experimentais e de simulação mostraram que o modelo de MPPT proposto conseguiu maximizar a potência elétrica do módulo TEG em condições de temperatura constante e variável.

A pesquisa de (Torrecilla *et al.*, 2018) fez uma análise da resposta transitória de um TEG a mudanças de carga sob condições de fluxo de calor constante. Através de testes experimentais com um conversor *boost*, a resposta transitória do TEG foi caracterizada como a de um sistema de primeira ordem, o algoritmo P&O foi capaz de minimizar as oscilações em torno do MPP e foi constatada a importância do uso de uma constante de tempo longa em algoritmos de MPPT devido o tempo de resposta lento do sistema TEG diante de mudanças de temperatura.

(Twaha *et al.*, 2017) realizou uma análise do desempenho de um sistema de TEGs com foco no MPPT. A simulação mostrou uma potência de saída estável na saída do conversor, mesmo com variações de temperatura no sistema gerador.

A pesquisa de (Belkaid; Colak; Kayisli, 2017) realizou uma modelagem matemática do comportamento de um sistema de TEGs, simulações numéricas utilizando o Simulink® e um controle MPPT de Modo Deslizante, um método não linear, para maximizar a extração de energia do gerador. O MPPT encontrou o MPP sob condições de variação dos gradientes e atingiu a potência teórica estabelecida com uma eficiência 2,5% maior em relação ao método P&O.

Uma comparação foi feita por (Laird *et al.*, 2009) ao simular em regime estacionário os métodos P&O, Condutância Incremental e o método da corrente de curto circuito (I_{SC}), mostrou que o método (I_{SC}) apresentou o melhor desempenho, e que diferente dos dois primeiros métodos este reduz a margem para erros, pois não necessita de ajuste de parâmetros e por esta

razão é o método mais simples de desenvolver.

Um estudo comparativo foi feito por (Chatzidakis; Christidis; Tatakis, 2013) utilizando técnicas de MPPT. Foram comparados os métodos da Condutância Incremental, P&O, versões melhoradas de ambos e também o método V_{OC} e o método I_{SC} . A maior potência foi obtida pelo método InC seguido pelo método P&O, em seguida ficaram as versões melhoradas destes métodos, que alcançaram o MPP mais rapidamente e com menos oscilações, os outros métodos apresentaram perdas significativas.

(Belboula *et al.*, 2019) utilizou o software Simulink® para comparar os métodos P&O e o método da condutância Incremental (InC). A comparação mostrou que ambos os métodos encontraram o MPP mesmo sob mudanças de temperaturas e que o método InC teve melhor desempenho ao apresentar menor oscilação em regime estacionário.

A pesquisa de (Man *et al.*, 2016) utilizou-se o algoritmo P&O para testar a eficiência estática e dinâmica do MPPT sob diferentes perfis de temperatura, incluindo gradientes temporais com variação em graus por segundo ($^{\circ}\text{C/s}$), os perfis utilizados foram de $0,5^{\circ}\text{C/s}$, 2°C/s e 5°C/s . Os resultados mostraram que, mesmo com dificuldades de rastreamento em condições de temperatura rapidamente variável (5°C/s), a eficiência geral do sistema foi ligeiramente menor em 0,94% quando a frequência de chaveamento do MPPT e conversor foi reduzida de 10 Hz para 2,5 Hz. A eficiência do P&O foi de 94,98% a 2,5 Hz e aumentou para 95,92% a 10 Hz, mostrando a robustez do algoritmo sob condições diversas.

(Elzalik *et al.*, 2020) implementou um algoritmo MPPT do tipo InC utilizando um microcontrolador Arduino. Este sistema proposto foi simulado usando software MATLAB®/ Simulink® e também implementado fisicamente e testado em um ambiente real, alcançando uma eficiência de até 98,6% nos resultados de simulação e 98% nos resultados experimentais.

Uma comparação de desempenho das técnicas P&O, PSO e InC em um sistema de TEGs foi feita por (El-Shahat; Bhuiyan, 2021), realizando uma modelagem analítica e aplicando em uma simulação no Simulink®/ MATLAB®, os melhores resultados foram do PSO seguido pelo método da Condutância Incremental.

Os autores de (Oliveira *et al.*, 2024) propuseram um algoritmo genético para otimizar o MPPT, o desempenho do algoritmo genético foi comparado com a técnica de MPPT P&O em cenários de sombreamento parcial em módulos fotovoltaicos. O algoritmo apresentou maior eficiência, com menor tempo de convergência e maior robustez.

Um projeto e teste de um conversor *buck-boost* síncrono foi realizado por (Oslaj *et al.*, 2018). O conversor foi simulado no MATLAB®/ Simulink®, juntamente com um módulo TEG. Um algoritmo P&O foi implementado com um cálculo de passo variável para melhorar a

velocidade de rastreamento do MPPT. A eficiência do conversor foi medida entre 96% e 97%. O algoritmo MPPT teve uma resposta experimental cerca de 10 vezes mais lenta do que os resultados da simulação, mas considerando os resultados obtidos o algoritmo P&O se mostrou uma solução eficaz para aplicações em TEGs.

(Indhumathi; Rajan; Rakesh, 2016) desenvolveu um conversor DC-DC isolado de alta eficiência no software PSIM. Foram utilizadas três técnicas de rastreamento de máxima potência: P&O, InC e uma a técnica MInC (*Modified Incremental Conductance* – Condutância Incremental Modificada). O conversor alcançou uma eficiência de aproximadamente 86% em modo de circuito aberto e até 92% utilizando a técnica MInC para rastreamento de potência máxima.

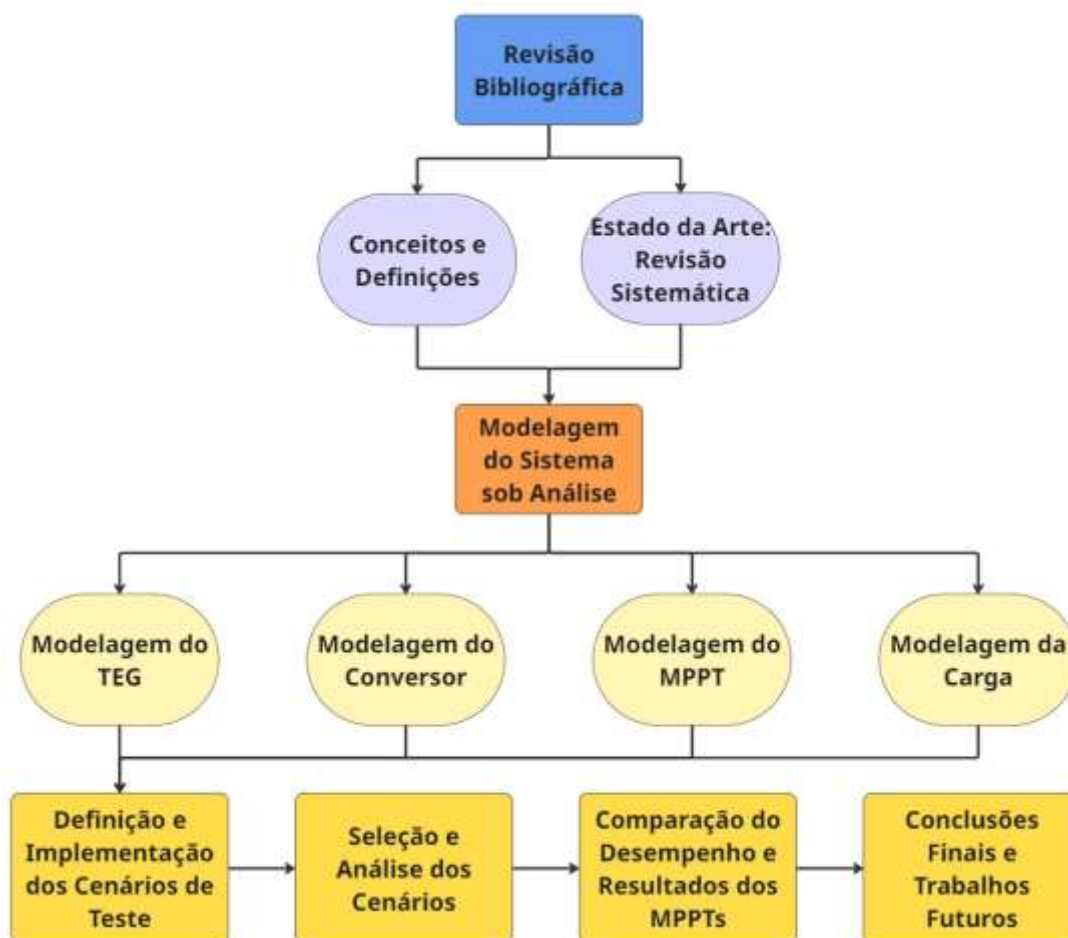
Neste contexto, o software MATLAB®/ Simulink® se apresenta como a principal ferramenta de simulação utilizada pelos artigos relatados, assim como os métodos P&O e InC se mostraram as técnicas de MPPT mais utilizadas, que além de simples implementação servirem como parâmetro para o desempenho de outras técnicas. O método PSO se mostrou com alto desempenho em relação as técnicas mais básicas, principalmente em relação a P&O em testes com módulos fotovoltaicos (Figueiredo; Aquino; Zurita, 2019), (Chaieb; Sakly, 2016). Os conversores CC-CC do tipo *boost* são os mais utilizados, pois os TEGs em geral geram baixas tensões que necessitam de elevação para serem utilizadas em dispositivos eletrônicos.

3 METODOLOGIA

Este capítulo apresenta o delineamento metodológico adotado para o desenvolvimento da pesquisa, descrevendo de maneira sistemática o caminho percorrido desde a modelagem analítica e computacional dos TEGs até a implementação e avaliação das técnicas de MPPT. Inicialmente, é apresentada a visão geral da abordagem utilizada, seguida pela descrição das principais etapas da pesquisa, incluindo a modelagem dos dispositivos termoeletricos, a implementação dos algoritmos de controle, a construção dos cenários de simulação e a análise comparativa dos resultados. O objetivo deste capítulo é fornecer uma visão clara e objetiva dos procedimentos metodológicos empregados, garantindo a reprodutibilidade e o rigor científico do estudo.

Ao realizar este trabalho foi seguida a metodologia apresentada na Figura 10. Cada etapa que será detalhada a seguir, refere-se ao conjunto de atividades que permitiram alcançar os resultados do trabalho.

Figura 10 – Fluxograma da pesquisa.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

O fluxograma da Figura 10 apresenta de maneira detalhada e sequencial as etapas da metodologia, dentre as principais etapas estão a de modelagem, implementação dos cenários de teste e simulação e a análise dos resultados.

A modelagem começou a partir do conhecimento acerca do modo de funcionamento do TEG, com uma relação direta entre tensão gerada e gradiente de temperatura dado pela Lei de *Seebeck*. Um modelo de conversor CC-CC com MPPT possibilita a extração de energia dos TEGs e uma verificação do comportamento dos métodos de MPPT. Estes métodos de MPPT foram selecionados sendo um padrão, o mais comum e utilizado que é o método Perturba & Observa, servindo como parâmetro para comparações, um método convencional que é o Condutância Incremental, e dois métodos meta heurísticos, o Enxame de Partículas e um baseado em Algoritmos Genéticos.

A pesquisa foi dividida nas etapas apresentadas na Figura 11, com as etapas iniciais começando pela compreensão acerca da área do trabalho, de trabalhos já desenvolvidos, construções de modelos computacionais, algoritmos utilizados em outros trabalhos.

As etapas seguintes foram a de desenvolvimento deste trabalho, com a seleção do programa de simulações, montando-se um modelo computacional que permita testar os algoritmos, construção e seleção de cenários de testes, busca do melhor desempenho de cada algoritmo. As duas últimas etapas consistiram de comparação de desempenho dos métodos e conclusões acerca do trabalho realizado.

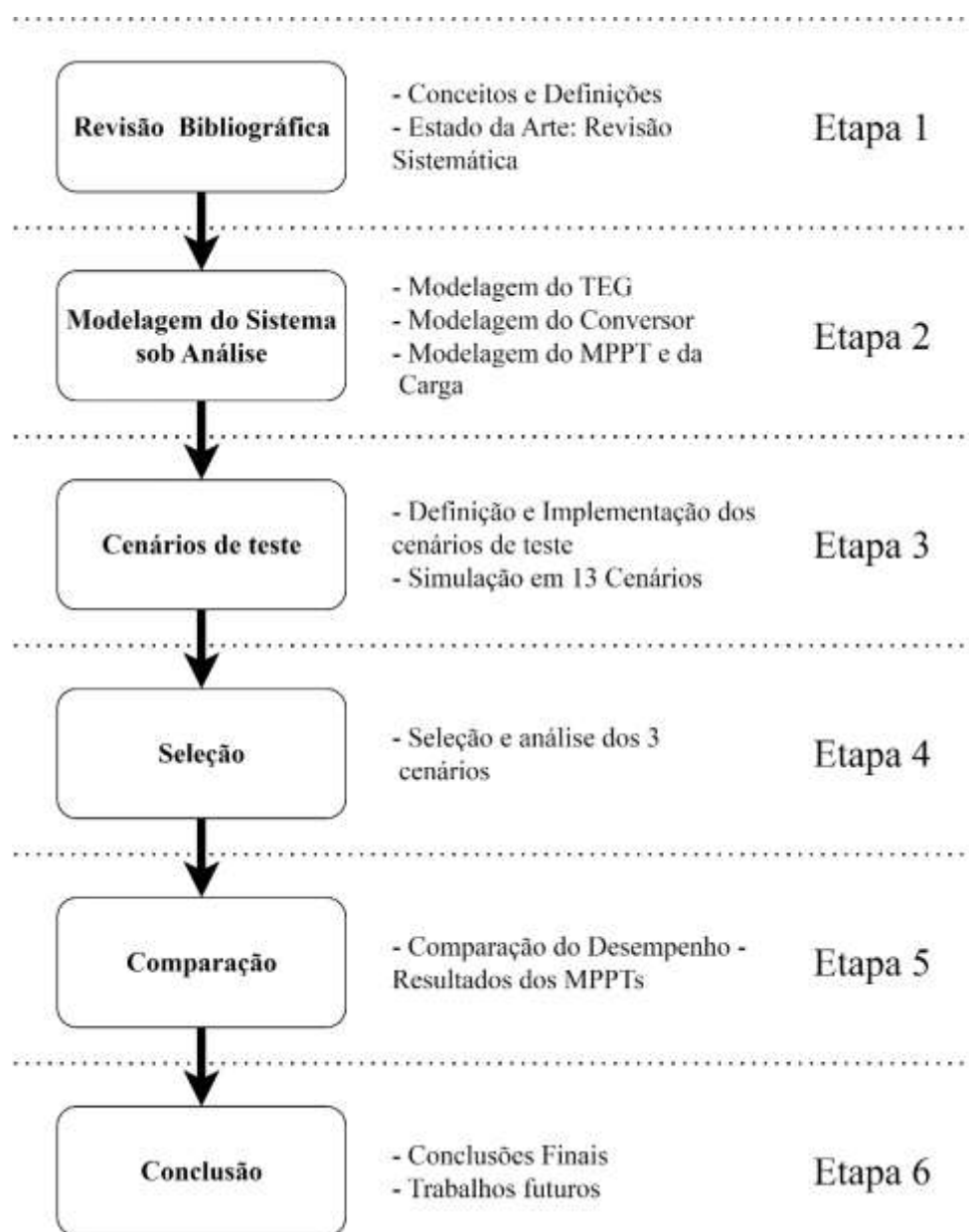
A ETAPA 1, inicia-se com a revisão bibliográfica englobou o processo de identificação, seleção, análise e síntese da literatura acerca do objeto de estudo, que são os métodos de MPPT aplicados a TEGs. Teve como objetivo fornecer uma visão ampla e atualizada do conhecimento.

Os conceitos ajudam a compreender trabalho desenvolvido, dentre estes conceitos estão os de Gerador Termoelétrico, Ponto de Máxima Potência, Técnicas de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência, Conversor *boost*, eficiência de rastreamento, velocidade de resposta e condições de operação.

O TEG já citado ao longo do trabalho, possui parâmetros para controle, tais como, tensão de circuito aberto (V_{oc}) que é a máxima tensão que o TEG pode gerar, corrente de curto-circuito (I_{sc}) sendo a maior corrente que o módulo pode suportar, resistência interna (R_{int}) característica específica do módulo, e a relação destes com a diferença de temperatura (ΔT).

O GMPP é o ponto mais alto da curva PV, sendo a maior potência possível de ser extraída pelo MPPT, este pode não apresentar a maior tensão ou corrente, mas sempre será o ponto de maior potência.

Figura 11 – Etapas da pesquisa.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

As técnicas de rastreamento são algoritmos executados pelos microcontroladores ou simuladores, esses códigos recebem dados de tensão e corrente em tempo real, podendo calcular a potência se necessário. Estes algoritmos executam uma sequência de procedimentos e cálculos para manter ou determinar um novo ciclo de trabalho para o conversor.

O conversor *boost*, já abordado no capítulo anterior, é um conversor CC-CC chaveado do tipo elevador de tensão, comum em simulações e experimentos. Para sua utilização é necessário projetá-lo determinando a frequência de operação, indutor, capacitor, além dos

valores de tensão e potência desejados na carga.

A eficiência de rastreamento é calculada através da potência medida na saída do módulo com o conversor, dividida pela potência do MPP.

$$\eta = \frac{P_{OUT}}{P_{MPP}} \quad (19)$$

A velocidade de resposta é o tempo necessário para o método encontrar o MPP e estabilizar a resposta, geralmente sendo medido em milissegundos.

As condições de operação se referem a um ponto ou região da curva PV, cada ponto altera a energia de entrada, podendo fazer com que o ciclo de trabalho seja ajustado para manter estáveis a tensão na saída do conversor para a carga.

Para mapear o estado da arte realizou-se uma revisão sistemática teve como objetivo sintetizar o conhecimento sobre técnicas de MPPT, identificando as principais abordagens relevantes para adaptação aos TEGs. Os conceitos e definições fundamentais para a compreensão desta pesquisa foram detalhados no capítulo 2.

Nesta busca, o método de MPPT mais utilizado e com bom desempenho é o Perturba & Observa, após este há outros métodos utilizados como o Condutância Incremental, *Hill Climbing*, Tensão de Circuito Aberto. Nos últimos anos surgiram novos métodos, como o método Controlador de Lógica Fuzzy, Enxame de Partículas, métodos baseados em Algoritmos Genéticos, além de métodos híbridos, formados pela combinação de dois ou mais métodos.

Critérios de avaliação que são comumente utilizados são o maior valor de potência extraído da fonte de energia, como também estabilidade desta potência, sistemas TEG por serem sistemas térmicos possuem resposta lenta a temperaturas, com isso é necessário que o MPPT seja capaz de detectar estas variações e reencontrar o MPP em caso de mudança.

Na ETAPA 2 – realiza-se a modelagem do Sistema sob análise que consiste de um arranjo de módulos TEG conectados em série-paralelo interligados através de diodos a um conversor CC-CC do tipo *boost* com MPPT que alimenta uma carga. O conversor com MPPT tem por objetivo extrair o máximo de energia gerada pelos módulos e fornecer esta energia para a carga. Este circuito necessita ser eficiente e por utilizar um MPPT torna-se útil para a análise dos métodos. Por haver uma combinação de componentes com diferentes funções, pode-se dividir a modelagem do sistema por partes, que serão detalhadas a seguir.

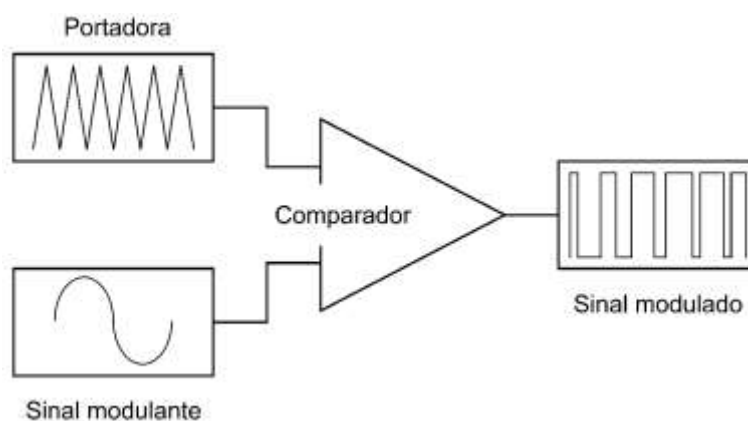
Enquanto a modelagem do TEG que funciona a partir de gradientes de temperatura aplicados em suas laterais, ele pode ser modelado com uma fonte de tensão não ideal controlada por um gradiente, para isso é necessário determinar o coeficiente de *Seebeck*, a resistência

interna e o gradiente de temperatura desejado, desde que este esteja dentro de valores operacionais para que os resultados sejam próximos dos reais. Experimentalmente, podemos determinar o coeficiente de *Seebeck* a partir da equação (1), bastando medir a tensão de circuito aberto e o gradiente de temperatura. O valor da resistência interna pode ser obtido através de medições na saída do módulo, por meio da equação (3).

Com isso, é possível obter valores aproximados para o coeficiente e para a resistência interna, permitindo a modelagem do módulo. Para ligações em paralelo e em série o comportamento será igual ao de associação de fontes não ideais, como por exemplo, na associação em série, somando-se as tensões de circuito aberto geradas por cada módulo e a soma das resistências internas (Ruzaimi *et al.*, 2021; Montecucco; Siviter; Knox, 2014).

O conversor pode ser modelado como um modelo de circuito *boost*, como o mostrado na Figura 3, com o chaveamento no transistor sendo feito pelo MPPT. Enquanto que o MPPT pode ser modelado por um microcontrolador ou um bloco de código no caso de uma simulação, que recebe valores de tensão e corrente medidos na entrada do conversor, executa o código do método de MPPT e fornece o valor do ciclo de trabalho variando 0 e 1 para o gerador de PWM. O gerador de PWM utiliza uma fonte de onda triangular com a frequência desejada no conversor CC-CC e um comparador que recebe este sinal junto com o sinal gerado pelo MPPT, com isso é gerado o sinal que irá controlar o conversor. Na Figura 12 é apresentado um diagrama de um PWM convencional.

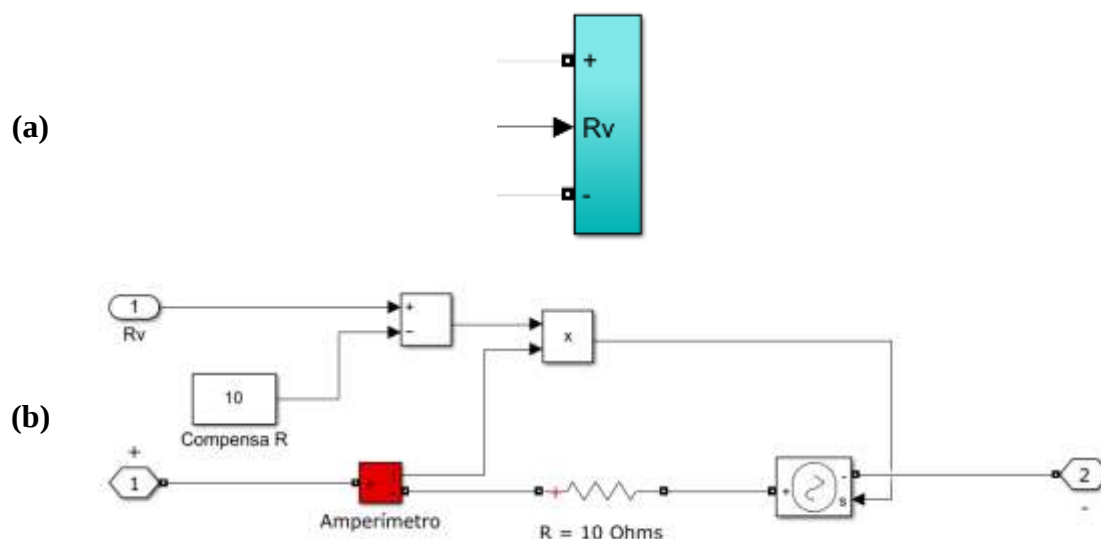
Figura 12 – Geração de um sinal PWM.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

A Figura 12 mostra de maneira simplificada como ocorre a geração de um sinal PWM a partir do sinal modulante, que neste caso é o sinal de saída do MPPT e a onda portadora que é a fonte de onda triangular, o sinal modulado é o sinal PWM utilizado para chaveamento do transistor.

Figura 13 – Resistor variável. (a) Vista externa do bloco. (b) Vista interna



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

A modelagem de duas cargas de acordo com o objetivo desejado, a primeira mostrada na Figura 13 é um resistor variável, que tem seu valor determinado por um bloco externo. Possui um amperímetro, um resistor e uma fonte controlada, a partir do valor de corrente medido e do valor externo recebido, é aplicada uma tensão no sentido contrário ao da corrente, gerando uma queda de tensão semelhante ao de um resistor, o resistor de 10 Ohms estabiliza o circuito e seu valor é compensado na tensão da fonte controlada.

A segunda, mais simples é utilizada para medir a curva PV dos cenários de teste, esta carga é conectada diretamente aos módulos sem o conversor, deve ser uma carga que permite a medição da potência em diversos pontos, para isso foi utilizado um resistor de pequeno valor conectado em série com um capacitor, permitindo excursionar a tensão de saída desde 0V até o ponto onde a carga se comporta como um circuito aberto.

A terceira carga, utilizada na saída do conversor, é um resistor, sendo definido ao projetar o conversor, podendo ser definida para um determinado valor de tensão e corrente desejado, como também ser escolhida a partir de um valor específico sendo a tensão e corrente calculadas posteriormente.

Na ETAPA 3 – Define-se os cenários de teste são diferentes condições de operação em que os módulos termoeletrônicos estão submetidos, representam desde uma situação ideal até situações comuns, como concentração de calor em uma faixa ou região do módulo.

Os diferentes gradientes em módulos de um mesmo arranjo criam uma situação onde o MPP de um módulo específico não é o mesmo que o do outro módulo que está funcionando em

outro ponto de operação, módulos operando em condições semelhantes formam um único pico na curva PV, quando há maiores distorções, a curva pode se dividir em picos, nesta situação o objetivo do MPPT é encontrar o maior pico para extrair a maior potência possível do arranjo.

Foram realizados vários testes, iniciando por cenários comuns, como concentração de gradiente em uma lateral ou extremidade dos módulos, uma concentração dos maiores gradientes nos módulos posicionados no centro do arranjo, um gradiente que varia gradualmente entre as fileiras dos módulos. Estes padrões foram feitos em arranjos com poucos módulos, como também em arranjos com mais módulos para verificação do comportamento dos métodos analisados.

Na ETAPA 4 – Tem-se a seleção e análise dos Cenários sendo escolhido um ideal, com gradientes iguais em toda a extensão do arranjo, onde os métodos apresentam o seu melhor desempenho, também foram selecionados dois cenários de curvas PV com máximo global e local que apresentam maior dificuldade para localização do melhor ponto de operação. Dentre esses cenários, um cenário apresenta um máximo global e um máximo local e o outro apresenta um máximo global e dois máximos locais.

Para encontrar cenários com GMPP e LMPPs é preciso distribuir a temperatura entre as *strings* de maneira que estas operem em pontos afastados da curva IV formando dois ou três conjuntos de *strings* em torno de diferentes pontos de operação, para esse afastamento pode ser utilizado uma diferença entre os gradientes do arranjo, como gradientes maiores e menores em diferentes *strings*. Com isso, os três cenários principais são suficientes, pois apresentam todas as situações que podem ocorrer, variando apenas a magnitude da curva, desde a situação ideal até a mais complexa.

Na ETAPA 5 – Realiza-se a Comparação do Desempenho e Resultados dos MPPTs é feita utilizando os parâmetros de qualidade de um MPPT, tais como a eficiência do conversor ao utilizá-lo, a potência extraída dos módulos TEG em cada cenário, o tempo médio para encontrar o MPP, oscilações em relação ao MPP após encontrá-lo, capacidade de operar em cenários mais complexos com máximo local e global.

Os algoritmos de MPPT precisam de um sinal de entrada estável que possibilite o funcionamento adequado, no conversor ocorrem oscilações de tensão e corrente devido ao chaveamento e a presença de capacitores e indutores, para um melhor desempenho é necessário um filtro digital, para reduzir oscilações que possam ocorrer, o filtro digital mais simples e útil neste caso é uma média móvel, que permite aferir as mudanças de sinal, e ao mesmo tempo conserva o valor médio das oscilações, fazendo o MPPT dar preferência para maiores valores de potência seguido daqueles com menor oscilação, ou seja, maior valor médio.

Um ponto de melhoria do desempenho está em configurar um reinício da busca do MPP quando a potência cai abaixo de uma certa percentagem em relação ao MPP medido anteriormente, isto torna os MPPTs mais flexíveis em relação a variações de gradientes, alguns métodos como o P&O e o InC possuem esta característica naturalmente, porque estão sempre a oscilar dentro de um pequeno intervalo, métodos como o PSO e GA necessitam serem reiniciados porque permanecem fixos no ciclo de trabalho do melhor valor de potência medido.

Durante a implementação dos métodos se viu necessário a utilização de um intervalo de tempo suficiente para estabilizar os valores de tensão e corrente, permitindo uma medição adequada da resposta do conversor ao comando do MPPT.

Por fim, na ETAPA 6 – realizam-se as considerações em relação aos objetivos do trabalho que foram alcançados e limitações existentes, possibilitando dar recomendações para trabalhos futuros.

4 DESENVOLVIMENTO E IMPLEMENTAÇÃO

Neste capítulo são apresentados o desenvolvimento dos algoritmos, a implementação das técnicas de MPPT e a estruturação dos cenários de simulação utilizados na análise. Inicialmente, é descrita a modelagem elétrica dos TEGs em ambiente computacional, destacando as características dos dispositivos e as condições operacionais consideradas. Em seguida, são detalhadas as estratégias de implementação dos algoritmos MPPT — Perturbe & Observe (P&O), Condutância Incremental (INC), Otimização por Enxame de Partículas (PSO) e Algoritmo Genético (GA) —, ressaltando aspectos específicos de cada método. Por fim, apresenta-se a configuração dos onze cenários de simulação elaborados para validar o desempenho dos algoritmos, estabelecendo a base para as análises comparativas realizadas posteriormente.

4.1 MODELAGEM COMPUTACIONAL DOS MÓDULOS TERMOELÉTRICOS

A modelagem apresentada concentra-se nos aspectos de geração de energia do TEG, ao utilizar apenas parâmetros como o coeficiente de *Seebeck*, resistência elétrica interna e temperaturas que geram o gradiente, a modelagem desconsidera aspectos relacionados a resistência térmica do dispositivo e efeito de convecção que reduz a amplitude dos gradientes de temperatura.

O foco deste trabalho é a análise do desempenho dos métodos de MPPT no circuito conversor alimentado pelos TEGs. Dado que a curva de potência não sofre grandes alterações devidos a estes efeitos no funcionamento dos módulos, estes foram desconsiderados da modelagem, simplificando o sistema.

Os módulos termoeletrônicos e circuito conversor utilizados nas simulações deste trabalho são baseados nos trabalhos desenvolvidos e apresentados no artigo *Detailed modeling of a thermoelectric generator for maximum power point tracking* (Mamur; Çoban, 2022), e no artigo *Modeling and validation of the thermoelectric generator with considering the change of the Seebeck effect and internal resistance* (Mamur; Taşkin; Aliüstüner, 2022). Estes artigos serviram como base para a construção dos cenários de simulação que possibilitaram os testes de desempenho dos MPPTs.

4.1.1 Ferramentas utilizadas (Simulink®, MATLAB®)

Para realização deste trabalho foi utilizado o software MATLAB® versão R2023a e seu ambiente gráfico de simulação, o Simulink®. O MATLAB® é um software de computação numérica e linguagem de programação de alto nível, utilizado principalmente para análise de

dados, visualização e desenvolvimento de algoritmos em áreas de ciência e engenharia.

O MATLAB[®] também serve de base para o Simulink[®], um ambiente de simulação de sistemas complexos, amplamente utilizado na área de controle, oferece uma variedade de blocos para modelar diferentes tipos de sistemas, desde simples circuitos até sistemas de controle complexos, permitindo a simulação, análise da estabilidade e otimização, sendo um dos softwares mais indicados para modelagem e simulação de sistemas dinâmicos.

Em simulação de circuitos, o Simulink[®] possui um ambiente que permite usar componentes de circuitos elétricos, blocos de código, portas lógicas, controladores, entre vários outros. Estas montagem permitem ao usuário modelar os mais diversos sistemas elétricos.

Neste trabalho, o Simulink[®] foi utilizado para montagem e simulação do circuito conversor, dos módulos termoelétricos, seleção dos cenários de simulação, também utilizado para teste e análise dos métodos de MPPT, o MATLAB[®] foi utilizado para teste de algoritmos e para gerar gráficos.

4.1.2 Parâmetros adotados dos TEG

Os parâmetros específicos do módulo, como coeficiente de *Seebeck* e resistência elétrica interna foram extraídos do *datasheet* do módulo inbC1-127.08HTS, através das equações (2) e (3), estes dados são mostrados na Tabela 1. Com isso, considera-se que todos os TEGs aqui simulados possuem a mesma especificação do coeficiente de *Seebeck* e de resistência interna, apenas variando o gradiente de temperatura e número de módulos conectados em série e paralelo no arranjo.

Tabela 1 – Dados dos TEGs utilizados na simulação dos cenários.

Descrição	Valor
Coeficiente de <i>Seebeck</i>	0,048V/°C
Resistência interna individual	1.655Ω
Número de módulos em série	10
Gradientes	De 0° a 80°C
Intervalo de incremento do gradiente	5°C

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

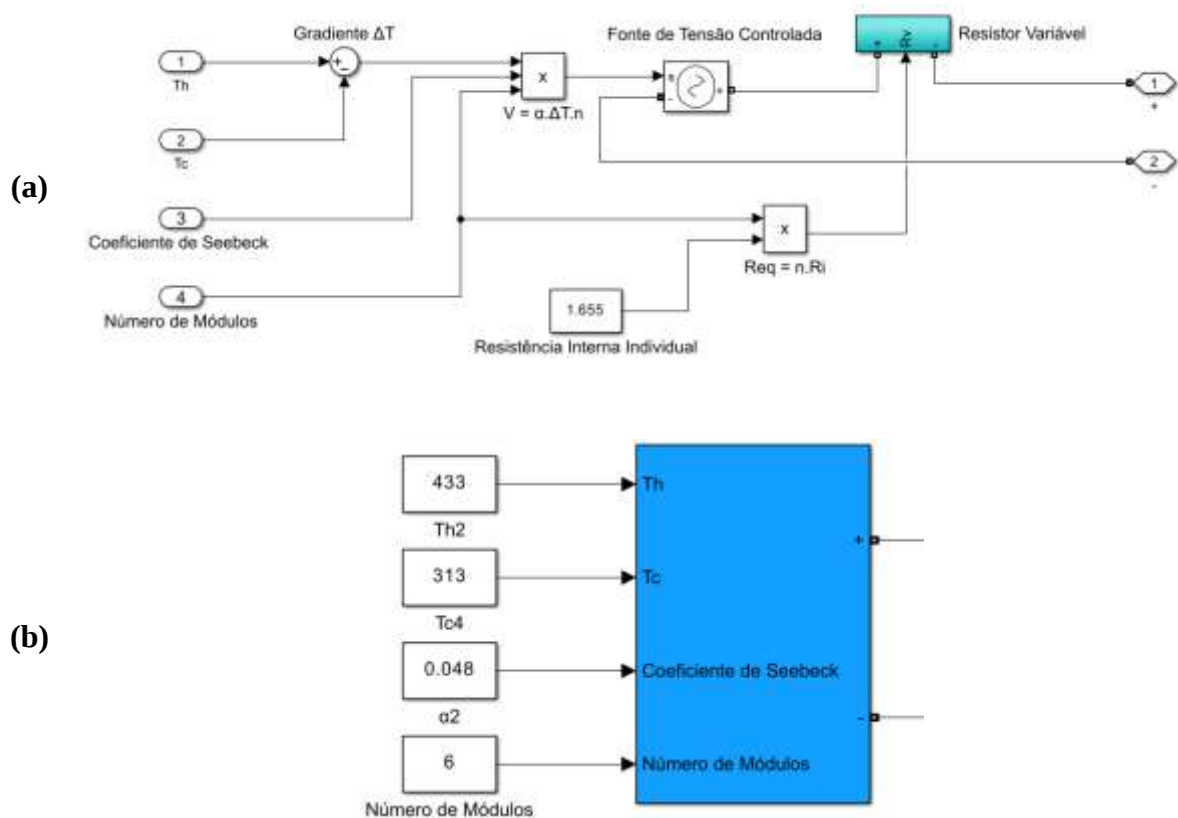
Na Figura 14 é mostrada a representação interna e externa do bloco TEG. Na Figura 14 parte (a) há a vista interna do bloco contendo o bloco ‘Gradiente ΔT ’ que calcula a diferença entre as temperaturas T_H e T_C , em seguida o bloco chamado ‘produto’ especificado pela letra x , multiplica o gradiente com os demais parâmetros de entrada, com isso, tem-se o valor da tensão de circuito aberto V_{OC} que é utilizada na fonte de tensão controlada. A fonte controlada recebe este valor e o converte em uma tensão, que é aplicada à resistência interna e nos terminais de

saída no exterior do bloco. O resistor que representa a resistência interna do módulo é o produto da resistência interna de um TEG pelo número de TEGs em série.

Na Figura 14 parte (b) tem-se a representação macro do TEG com os parâmetros de influência externa. Sendo (1) T_h - Temperatura da face quente, (2) T_c - Temperatura da face fria, (3) Coeficiente de Seebeck – que é o coeficiente de *Seebeck* e (4) Número de módulos – trata-se do arranjo de TEG em série a ser simulado.

Nas Figuras 13 e 15, apresenta-se os resultados obtidos da simulação para medir a tensão de circuito aberto e as curvas PV e IV dos módulos em série.

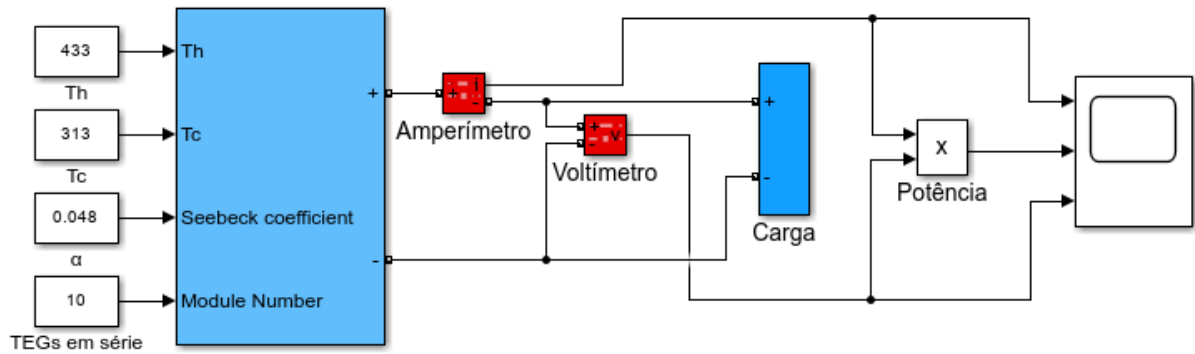
Figura 14 – Vista dos módulos implementados (a) vista interna (b) vista externa.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Na Figura 15 é mostrado o circuito utilizado na geração dos gráficos das Figuras 16 e 17, que apresentam as curvas IV (17 parte (a)) e as curvas PV (17 parte (b)) para gradientes entre 0°C e 80°C, mostrando a caracterização do módulo implementado.

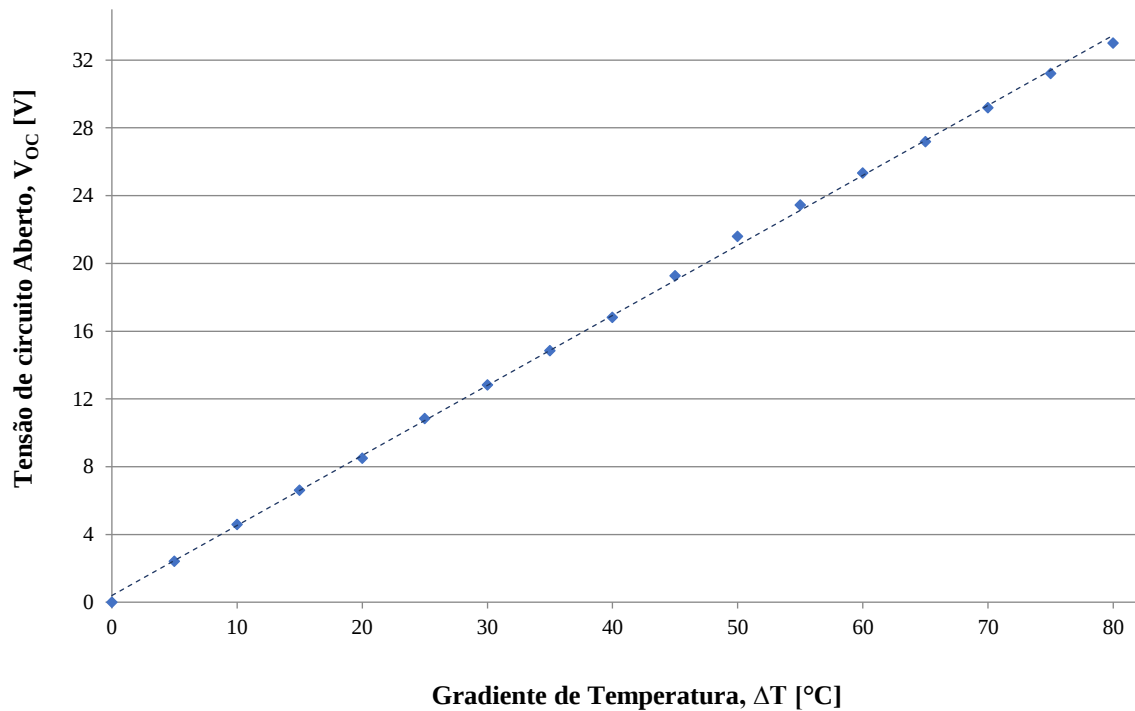
Figura 15 – Demonstração do circuito com carga variável.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

O gráfico da Figura 16 é uma reta, pois segue o efeito *Seebeck*, que mostrou na equação (1) uma relação linear da tensão com o gradiente de temperatura.

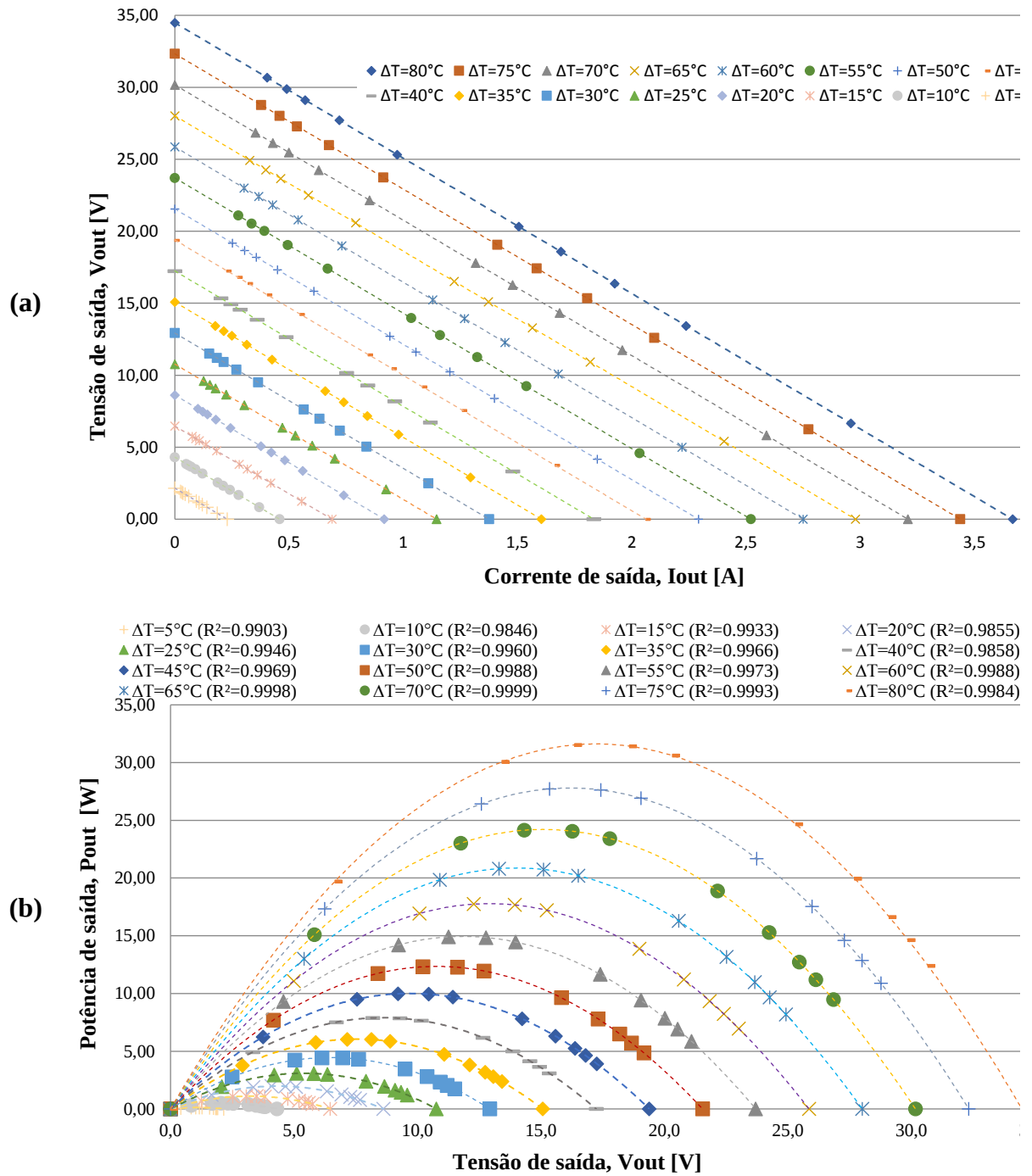
Figura 16 – Gráfico das tensões de circuito aberto.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

O gráfico mostra que a maior tensão, que é a de circuito aberto ocorre em 35V para um gradiente de 80°C. No entanto, o ponto de potência máxima é em torno de 17 V — 1,7 A. Valores de resistência de carga muito altos ou muito baixos em relação à resistência interna do TEG resultam em um ponto de operação próximo a um dos eixos do gráfico.

Figura 17 – Gráficos (a) curva IV e de (b) curva PV.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Na Figura 17 pode-se visualizar as curvas características dos TEGs, apresentando um aumento de potência, corrente e da tensão de curto circuito de acordo com o aumento do gradiente. São curvas com formatos diferentes daquelas vistas em módulos fotovoltaicos, com um pico mais aberto na curva PV e inclinação constante na curva IV.

4.2 IMPLEMENTAÇÃO DOS ALGORITMOS DE RASTREAMENTO MPPT

Como citado no capítulo 4, o MPPT é o bloco que controla as tensões de entrada e saída através do *duty cycle*. O bloco possui entradas de tensão e corrente e um sinal PWM na saída. O gerador de PWM instalado dentro do bloco é composto por um circuito comparador conectado a um gerador de onda triangular, o comparador também recebe o sinal gerado pelo algoritmo que varia entre 0.1 e 0.9, com isso, gerando um sinal PWM digital, que conectado a um bloco chamado relé, o transforma em sinal analógico para uso no conversor.

O bloco de código dentro do bloco ‘MPPT’ é o bloco ‘MATLAB Function’, onde fica o algoritmo do MPPT, este bloco possui as entradas e saídas do código, como entradas de tensão e corrente, uma entrada para um timer, além de outras de acordo com o necessário para controle do código.

4.2.1 Algoritmo P&O

O algoritmo foi implementado utilizando como base o algoritmo P&O desenvolvido pelos autores Hayati Mamur e Yusuf Çoban, e que foi utilizado no artigo *Detailed modeling of a thermoelectric generator for maximum power point tracking* (MAMUR; ÇOBAN, 2022).

No fluxograma do P&O mostrado na Figura 4, as variáveis de entrada do algoritmo são o valor de tensão e o valor de corrente medidos na entrada do conversor, além disso é necessário um bloco de timer para controlar o intervalo de tempo entre as mudanças de *duty cycle*, mantendo o tempo necessário para estabilizar os sinais no novo ponto de operação. A partir dos valores de tensão e corrente, é calculada a potência de entrada e as variações atuais na tensão e potência em relação ao ciclo anterior, chamadas de ΔV e ΔP .

Neste código a cada período T , são calculados novos ΔV e ΔP , com estes valores é determinado um incremento ou decremento Δd no *duty cycle* D atual. No código implementado Δd é variável, usando a função $D = d/(d + 1)$ e incrementando ou decrementando d a partir de um Δd , resulta que para valores pequenos de D , o incremento de D é maior, reduzindo o tempo de convergência em ambos métodos P&O e InC. No entanto para valores maiores, o incremento ΔD é menor.

Os parâmetros selecionados para esta implementação, são o período T , o incremento Δd e o valor inicial de D , mostrados na Tabela 2, que determinam o tempo de convergência para o MPP, quanto mais próximo iniciar do *duty cycle* correspondente ao MPP, mais rápida é a convergência.

Tabela 2 – Dados utilizados nas simulações com o método P&O.

Descrição	Valor
Período T	20ms
Incremento Δd	0,03
<i>Duty cycle</i> inicial D_0	0,3

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Foi escolhido o menor período T possível que permite a estabilização da tensão e da corrente antes da nova medição, o incremento Δd escolhido é o que permite a convergência mais rápida, ao mesmo tempo que ocorre uma perturbação controlada na potência de saída. Para valores menores como 0,01 e 0,02 o tempo de convergência é maior, para valores maiores como 0,04 e 0,05 os valores de *ripple* na potência de saída são maiores. O ciclo de trabalho inicial foi escolhido para que o método não venha a convergir rapidamente ao MPP, permitindo a visualização de seu funcionamento e posterior comparação com outro método semelhante – o método da Condutância Incremental.

4.2.2 Algoritmo InC

O método da condutância incremental (InC) funciona de maneira semelhante ao P&O, sendo implementado com a mesma estrutura do P&O, porém seguindo o fluxograma apresentado na Figura 5, as derivadas foram substituídas pela taxa de variação da tensão e corrente em um pequeno intervalo de tempo $dV \rightarrow \Delta V$ e $dI \rightarrow \Delta I$. Obtendo-se os valores de tensão e corrente na entrada, estes valores são utilizados para calcular as respectivas variações em relação ao ciclo anterior, com base neles é realizada a tomada de decisão programada. O algoritmo necessita de um timer com período T para realizar cada ciclo em um intervalo de tempo fixo, suficiente para a estabilização dos sinais no conversor.

Neste método, os parâmetros de controle são os mesmos do P&O, sendo o período T entre cada ciclo do algoritmo, o incremento ΔD que é fixo para todo valor de D , e o *duty cycle* inicial D_0 mostrados na Tabela 3.

Tabela 3 – Dados ajustados no método InC utilizados na simulação.

Descrição	Valor
Período T	20ms
Incremento Δd	0,02
<i>Duty cycle</i> inicial D_0	0,3

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

O ciclo de trabalho inicial foi escolhido para que o método não venha a convergir rapidamente ao MPP, permitindo a visualização de seu funcionamento e comparação com outro método P&O que inicia no mesmo *duty cycle*. O melhor incremento foi de 0,02 evitando o surgimento de tensões e correntes de *ripple* elevadas após encontrar o MPP, também não houve problemas de velocidade de convergência, pois o algoritmo apresenta resposta mais rápida em relação ao P&O.

4.2.3 Algoritmo PSO

O algoritmo PSO implementado, conforme apresentado no fluxograma da Figura 8, tendo como base o modelo computacional desenvolvido por Muhammad Raza, e foi extraído do site SimulationTutor[®](Raza, 2022). O código foi adaptado para uso no Simulink[®], removendo-se as funções de plotagem e de pausa que não são otimizadas para essa ferramenta. As entradas que eram valores numéricos fixos foram trocadas por sinais digitais variáveis no tempo, as matrizes foram substituídas por vetores, tornando a execução do algoritmo mais rápida e eficiente, foi adicionado o filtro digital de média móvel para os sinais de entrada, evitando erros de medição em sinais periódicos, também foram adicionados os critérios de parada e de reinicialização e outros mecanismos que sequencializam o funcionamento do algoritmo de MPPT.

Diferente dos métodos anteriores, o PSO dá início ao algoritmo com a inicialização da população de partículas, com a quantidade de indivíduos escolhida pelo usuário, cada indivíduo representa um valor de *duty cycle* entre 0 e 1 gerado aleatoriamente.

Para garantir que cada indivíduo gerado seja aleatório e não uma mesma sequência repetida a cada simulação, foi utilizado o gerador de números pseudoaleatórios Mersenne Twister, com uma semente baseada em minutos decorridos desde uma data e hora qualquer, usando para isso o mesmo timer que controla o tempo de intervalo entre os *duty cycles* do algoritmo.

A partir da inicialização da população, inicia-se a primeira iteração, cada *duty cycle* é

utilizado no circuito conversor por um intervalo de tempo suficiente para estabilizar e medir o valor de potência correspondente, que então é armazenado em um vetor. A cada medição é determinado se aquele é “indivíduo” é o que possui o melhor valor de potência em relação ao demais.

No final da primeira iteração, tem-se o valor de potência de cada *duty cycle* armazenado no vetor melhores valores, por ser a primeira iteração, e tem-se o melhor valor global. No próximo passo são calculadas as novas posições dos indivíduos utilizando as equações da velocidade (13) e da posição (14) características do método.

$$v_i(t+1) = w \times v_i(t) + c_1 \times rand() \times (P_{best}(i) - x_i(t)) + c_2 \times rand() \times (G_{best} - x_i(t)) \quad (20)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (21)$$

Em seguida inicia-se uma nova iteração, a cada medição é verificado se os novos valores são melhores que os seus correspondentes anteriores, se sim, estes substituem os anteriores nos vetores de melhores posições e de melhores potências, também é verificado se este é melhor que o valor global atual.

Estas etapas são repetidas até atingir o critério de parada, que são dois. O primeiro critério de parada é quando atingir o número total de iterações, avaliando todas partículas, sendo então utilizado o *duty cycle* que corresponde ao melhor valor global. O segundo critério de parada é quando atingir um valor próximo da potência teórica, dado pela equação 20.

$$\Delta P < \left| \left(1 - \frac{P_{medida}}{P_{teórica}} \right) \right| \quad (22)$$

Este segundo critério reduz o tempo de busca do melhor valor global, nos casos em que há um valor esperado para a potência, tornando a busca mais rápida.

O algoritmo também um critério de reinicialização, fazendo uma nova busca pelo MPP quando a potência é elevada ou reduzida além de uma margem pré-definida, este critério é acionado ao fim de todas as iterações, após um intervalo de tempo, caso a potência medida varie em relação ao melhor valor global. Os parâmetros utilizados nas simulações são mostrados na Tabela 4.

Tabela 4 – Dados do método PSO utilizados nas simulações.

Descrição	Valor
Intervalo de medição das partículas/ acionamento da reinicialização	8 ms
População	15
Iterações	3
Fator de inércia	0,9
Fator de correção local c_1	0,5
Fator de correção global c_2	0,5
Critério de parada ΔP	$< 0,4\%$
Critério de reinicialização	$P_{medido} < 95\%P_{global}$
	$P_{medido} > 105\%P_{global}$

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

O intervalo de medição escolhido é o menor que permite a estabilização e correta medição da potência. A quantidade de indivíduos da população é a menor que é suficiente para encontrar o MPP nos diversos cenários aqui analisados, visto que quanto maior a população, maior o tempo de busca e maior tempo entre iterações para encontrar novas posições em caso do critério de proximidade não ser encontrado, fazendo a busca ir até a última iteração.

O fator de inércia escolhido foi baseado na estabilidade da busca, fatores menores geraram maiores variações entre extremos do *duty cycle*, fatores maiores tornaram a busca mais lenta, porque limitaram a amplitude e velocidade na região de busca do algoritmo.

O fator de correção possui um valor que não causa instabilidade na convergência para o valor desejado, mas que mantém a região de buscas ampla o suficiente, caso as posições iniciais estejam distantes do esperado.

O critério de parada para valores com variação menor que 0,4% possibilitou reduzir o tempo de busca, sem causar grandes perdas no valor final, valores menores aumentam o tempo de busca ou são ineficientes, valores maiores não causam redução significativa no tempo de busca e reduzem mais a potência final.

O critério de reinicialização possui uma margem suficiente para a simulação aqui executada, dado que não há variações significativas no sinal de potência após encontrar o MPP.

4.2.4 Método baseado em GA

O algoritmo foi implementado, conforme apresentado no fluxograma da Figura 9, tendo como base em um código de MPPT voltado para sistemas fotovoltaicos extraído do Fórum Mathworks® MATLAB Help Center. O código foi adaptado e ajustado para utilização.

O método baseado em algoritmos genéticos, de maneira semelhante ao PSO, inicializa

gerando uma população de indivíduos, em que população é uma matriz onde os elementos de uma mesma linha representam um número decimal em binário, que representam um indivíduo, cada indivíduo é avaliado em relação a sua potência gerada.

Os indivíduos foram implementados como uma sequência aleatória de bit de tamanho ajustável chamada de genes, assim como no PSO, foi utilizado o gerador de números pseudoaleatórios Mersenne Twister, que utiliza uma semente baseada em minutos decorridos desde uma data e hora qualquer. Esta sequência gerada quando convertida em decimal representa uma solução (*duty cycle*) e possui uma aptidão (potência gerada) que é armazenada em um vetor.

$$\text{População} = \begin{bmatrix} bit_{11} & bit_{12} & \dots & bit_{1n} \\ bit_{21} & bit_{22} & \dots & bit_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ bit_{n1} & bit_{n2} & \dots & bit_{nn} \end{bmatrix} \quad \text{Aptidões} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \dots \\ f_n \end{bmatrix}$$

$$\text{Melhor valor global} = [G]$$

Com a inicialização da população e das variáveis necessárias, inicia-se a conversão de cada número binário em um valor decimal entre 0,1 e 0,9 e avaliação no conversor como *duty cycle*, após o tempo de estabilização da potência, a medição é armazenada e o processo é feito para o próximo indivíduo até concluir a primeira iteração, aqui chamada de geração.

Ao final da primeira geração, o melhor indivíduo é preservado para a geração seguinte e são realizadas as etapas descritas no fluxograma, cada indivíduo é classificado de forma decrescente em relação a potência gerada e é feita uma seleção por Roleta que utiliza o valor da aptidão relativa, substituindo de maneira ponderada aqueles com menor potência.

Em seguida é realizado o cruzamento, gerando duas novas sequência de bits a partir de duas sequências mantidas da primeira geração, como mostrado na Tabela 5, o bit onde ocorre o cruzamento é selecionado aleatoriamente, podendo ser desde o segundo bit ou até o penúltimo bit do primeiro indivíduo.

Tabela 5 – Demonstrativo cruzamento aleatório usado no método baseado em GA.

Variável	Conjunto Bits
Indivíduo 1	10101010
Indivíduo 2	11001100
Filho 1	10101100
Filho 2	11001010

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

O processo de mutação é realizado bit a bit, utilizando-se um valor baixo como parâmetro, gera-se um valor decimal aleatório entre 0 e 1, se o valor aleatório for menor que o

do parâmetro a mutação é realizada invertendo-se o valor do bit.

Após a mutação, tem-se uma nova população que será avaliada refazendo as etapas descritas até a última geração, se não for atingido o critério de parada com base na potência teórica. Este critério de parada com base na potência teórica é alcançado se a potência de entrada atingir um valor muito próximo do valor estipulado pelo usuário, com base na fórmula.

$$\Delta P < \left| \left(1 - \frac{P_{medida}}{P_{teórica}} \right) \right| \quad (23)$$

Caso este critério não seja atingido o código continuará fazendo a busca da melhor potência até ao fim da última geração (iteração), em seguida selecionando o melhor *duty cycle* encontrado. Há também um critério de reinicialização, fazendo uma nova busca pelo MPP quando a potência é ultrapassa uma margem de tolerância pré-definida.

Tabela 6 – Dados dos ajustes no método baseado em GA.

Descrição	Valor
Intervalo de medição das partículas/ acionamento da reinicialização	10 ms
População	16
Gerações	3
Tamanho dos genes (bits)	8
Taxa de mutação	0,02
Critério de parada ΔP	$< 0,4\%$
Critério de reinicialização	$P_{medido} < 95\%P_{global}$
	$P_{medido} > 105\%P_{global}$

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

O intervalo de medição escolhido empiricamente (Tabela 6), sendo o menor possível mantendo o adequado funcionamento do algoritmo. A população escolhida foi a menor possível capaz de encontrar o MPP, reduzindo o tempo total de busca, assim como o número de gerações escolhido. O tamanho dos genes levou em considerando a eficiência da busca, pois genes maiores possibilidades e maior resolução do *duty cycle*. A taxa de mutação escolhida foi pequena o suficiente para não perturbar a busca pelo MPP, mas mantendo uma margem para mudanças na direção da busca, reduzindo a chance de manter-se em máximos locais.

4.2.5 Filtro Digital

O conversor CC-CC aqui utilizado, por ser um conversor chaveado, apresenta uma ondulação nos sinais que são lidos na entrada e na saída, para evitar problemas na medição devido a esta característica, foi implementado em todos os métodos um filtro digital de média

móvel, que atua como um filtro passa baixas, que elimina as oscilações, porém mantendo o valor CC do sinal.

O filtro foi implementado com uma frequência de medição dez vezes maior que a do PWM, fazendo com que para cada período da tensão e corrente na entrada do conversor, haja dez amostras do sinal, obedecendo a lei de Nyquist, que diz que, para não haver *aliasing*, ou seja sobreposição, de um sinal é necessário que a frequência de amostragem seja pelo menos duas vezes maior que a maior frequência do sinal amostrado.

Com uma janela de média móvel de 100 amostras, o filtro suaviza o sinal mantendo detalhes do sinal original, permitindo o algoritmo de MPPT escolher o melhor *duty cycle*, podendo distinguir sinais de pequena amplitude como melhores do que sinais com amplitudes mais altas, mas com valores médios menores.

4.2.6 Parâmetros do Conversor

Os parâmetros do conversor foram escolhidos considerando todos os cenários de simulação implementados, de modo que os *duty cycles* correspondentes aos GMPPs e LMPPs estejam entre o intervalo de 0,1 a 0,9, para isso foi escolhida uma resistência de carga de 16Ω , determinada a potência de entrada e utilizadas as equações (24) e (11) garantindo os *duty cycles* dentro deste intervalo.

$$V_{out} = \sqrt{P_{in} R_{out}} \quad (24)$$

O cálculo do indutor e do capacitor foi realizado a partir das equações (12) e (13), respectivamente, foram calculados para todos os cenários, sendo selecionados os maiores valores de ambos, em seguida, escolhido o maior valor mais próximo de ambos na Tabela E24.

Foram escolhidos uma ondulação de corrente Δi_L de 30% de i_L e frequência de $10kHz$ e $\Delta V_o = 1\%$ de V_o no cálculo dos componentes e os resultados são mostrados no Quadro 3.

Quadro 3 – Valores ideais de capacitor e indutor nos cenários.

Cenário	Potência GMPP (W)	Tensão de entrada (V)	Carga (Ohms)	Tensão de saída (V)	Duty cycle esperado	Indutor (H)	Capacitor (F)
1	114.8	16.82	16	42.86	0.608	4.99E-04	3.80E-04
2	15.77	12.55	16	15.88	0.210	6.99E-04	1.31E-04
3	19.59	13.93	16	17.70	0.213	7.04E-04	1.33E-04
4	101.3	15.85	16	40.26	0.606	5.01E-04	3.79E-04
5	103.6	16.03	16	40.71	0.606	5.01E-04	3.79E-04
6	114.8	16.82	16	42.86	0.608	4.99E-04	3.80E-04
7	71.03	13.26	16	33.71	0.607	5.01E-04	3.79E-04
8	96.02	15.42	16	39.20	0.607	5.01E-04	3.79E-04
9	962.9	39.81	16	124.12	0.679	3.73E-04	4.25E-04
10	454.9	27.37	16	85.31	0.679	3.73E-04	4.24E-04
11	591.2	31.2	16	97.26	0.679	3.73E-04	4.25E-04
Cenário	LMPP (W)	Tensão de entrada (V)	Carga (Ohms)	Tensão de saída (V)	Duty cycle esperado	Indutor (H)	Capacitor (F)
2	14.89	6.11	16	15.44	0.604	5.05E-04	1.89E-04
3	18.82	9.615	16	17.35	0.446	7.30E-04	1.39E-04
3	18.62	6.88	16	17.26	0.601	5.10E-04	1.88E-04

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Para o indutor foi selecionado o maior valor, que foi de $704\mu H$ (no cenário 2) e o capacitor de $425\mu F$ (cenários 9, 10 e 11), considerando os maiores valores mais próximos da Tabela E24, o indutor selecionado é o de $750\mu H$ e o capacitor de $430\mu F$ que são utilizados no conversor na simulação de todos os cenários.

Na Tabela 7 são mostrados os dados de projeto do conversor utilizado em todas as simulações.

Tabela 7 – Dados do projeto do conversor.

Parâmetros	Valor	Descrição
R_L	16Ω	Resistência de carga
$V_{O,máx}$	124,12V	Tensão máxima de saída
$I_{O,máx}$	7,76A	Corrente máxima de saída
Δi_L	30% de i_L	Corrente de <i>ripple</i>
ΔV_O	1% de V_O	Tensão de <i>ripple</i>
f_s	10kHz	Frequência de chaveamento
L	$750\mu H$	Indutor
C	$430\mu F$	Capacitor

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Estes são os parâmetros utilizado para o conversor em todos os 11 cenários simulados, nos cenários em que a potência é diferente, esta será menor, não havendo necessidade de incrementar os valores do indutor e do capacitor.

4.3 CONSTRUÇÃO DOS CENÁRIOS DE SIMULAÇÃO

Os cenários de simulação são condições de operação dos módulos TEGs, onde o algoritmo é testado em relação a uma série parâmetros e a capacidade de encontrar o MPP. Os cenários podem variar desde situações ideais até situações adversas, como módulos funcionando parcialmente, com objetivo de testar o desempenho e capacidade do algoritmo em encontrar o MPP em cada situação.

Ao montar os cenários foram considerados critérios, como a dificuldade de se encontrar o MPP devido a presença de máximos locais, variação temporal do gradiente, também foram considerados cenários reais de operação com concentração do gradiente uma região. Os arranjos com módulos TEG foram feitos com uso de diodos para evitar consumo de energia pelos TEGs que estão em paralelo e com menor geração de energia.

Para criar máximos locais foi considerado o ponto de operação dos módulos na curva IV, o quanto mais distantes entre si, maior a chance de criar máximos locais, no entanto, não é possível criar LMPPs tão distintos como em painéis fotovoltaicos, por exemplo, devido a característica da curva PV ter formato de parábola, como visto na Figura 15 parte (b), por essa razão, a criação de picos de potência locais é limitada, sendo necessário distanciar os pontos de operação o máximo possível.

Foram desenvolvidos inicialmente 11 cenários de simulação. Esses cenários foram elaborados para representar diferentes condições operacionais, considerando variações tanto no arranjo dos módulos termoeletrônicos quanto nos perfis de gradientes térmicos aplicados. Estes cenários são apresentados na Tabela 8 e na Figura 18, visando testar as mais diversas condições de operação e outros parâmetros, tais como estabilidade no MPP, eficiência de conversão, tempo de convergência, resposta a mudança do MPP.

Na Figura 18 são apresentadas as formas de conexão dos TEGs, a distribuição dos gradientes e as respectivas curvas PV de cada cenário.

O primeiro cenário possui 24 módulos funcionando na configuração de 6 módulos em série por 4 em paralelo, com todos os módulos funcionando sob um mesmo gradiente de 120°C , o que representa uma situação ideal. Este cenário tem o objetivo de medir o desempenho do algoritmo na melhor situação possível.

O segundo cenário consiste de 24 módulos na mesma configuração elétrica, mas com gradientes diferentes, com TEGs funcionando em gradientes que variam entre 25°C e 120°C , este cenário poderia ser o de módulos defeituosos ou uma condição extrema onde o gradiente está concentrado em um local do arranjo, este cenário possui uma curva PV com três pontos de

máximo, sendo dois de máximo locais. O objetivo é o de medir a capacidade de os algoritmos encontrarem o MPP e a velocidade em que isso ocorre, como também a eficiência neste cenário.

Tabela 8 – Dados dos cenários de simulação

Cenário	ΔT (°C)	P (W)	Perfil Térmico	N° TEG	Objetivo
1	120°C	114,4	Constante	24	Medir o desempenho em condições ideais
2	30° - 120°C	21,77	Constante	24	Medir o desempenho em módulos com curva PV com 1 LMPPs e 1 MPP
3	30° - 100°C	10,11	Constante	24	Medir o desempenho em módulos com curva PV com 2 LMPPs e 1 MPP
4	105° - 120°C	101,2	Constante	24	Medir o desempenho em módulos com maior gradiente localizado no centro
5	110° - 120°C	103,5	Constante	24	Medir o desempenho em módulos com maior gradiente localizado na extremidade
6	80° - 120°C	114,4	Senoidal	24	Avaliar adaptação a mudanças de gradiente
7	70° - 120°C	70,79	Constante	24	Comparar tempo de convergência e eficiência
8	100° - 120°C	95,69	Constante	24	Comparar tempo de convergência e eficiência
9	120°C	962,9	Constante	196	Verificar tempo de convergência
10	60° - 120°C	454,9	Constante	196	Medir o desempenho em módulos com maior gradiente localizado no centro
11	60° - 120°C	591,2	Constante	196	Medir o desempenho em módulos com maior gradiente localizado numa faixa central

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Semelhante ao cenário anterior, o terceiro cenário possui um GMPP e um LMPP mais distintos, com módulos funcionando em gradientes que variam entre 12°C e 120°C.

O quarto e quinto cenários possuem módulos operando em gradientes ligeiramente abaixo do que outros, estes cenários seriam próximos situações reais, com gradientes variando entre 105°C e 120°C para o quarto cenário e 110°C e 120°C para quinto.

O sexto cenário apresenta uma variação temporal no gradiente, com este variando na forma de uma senoide, iniciando em 80°C e subindo até 120°C, permitindo visualizar a resposta a mudanças do MPP.

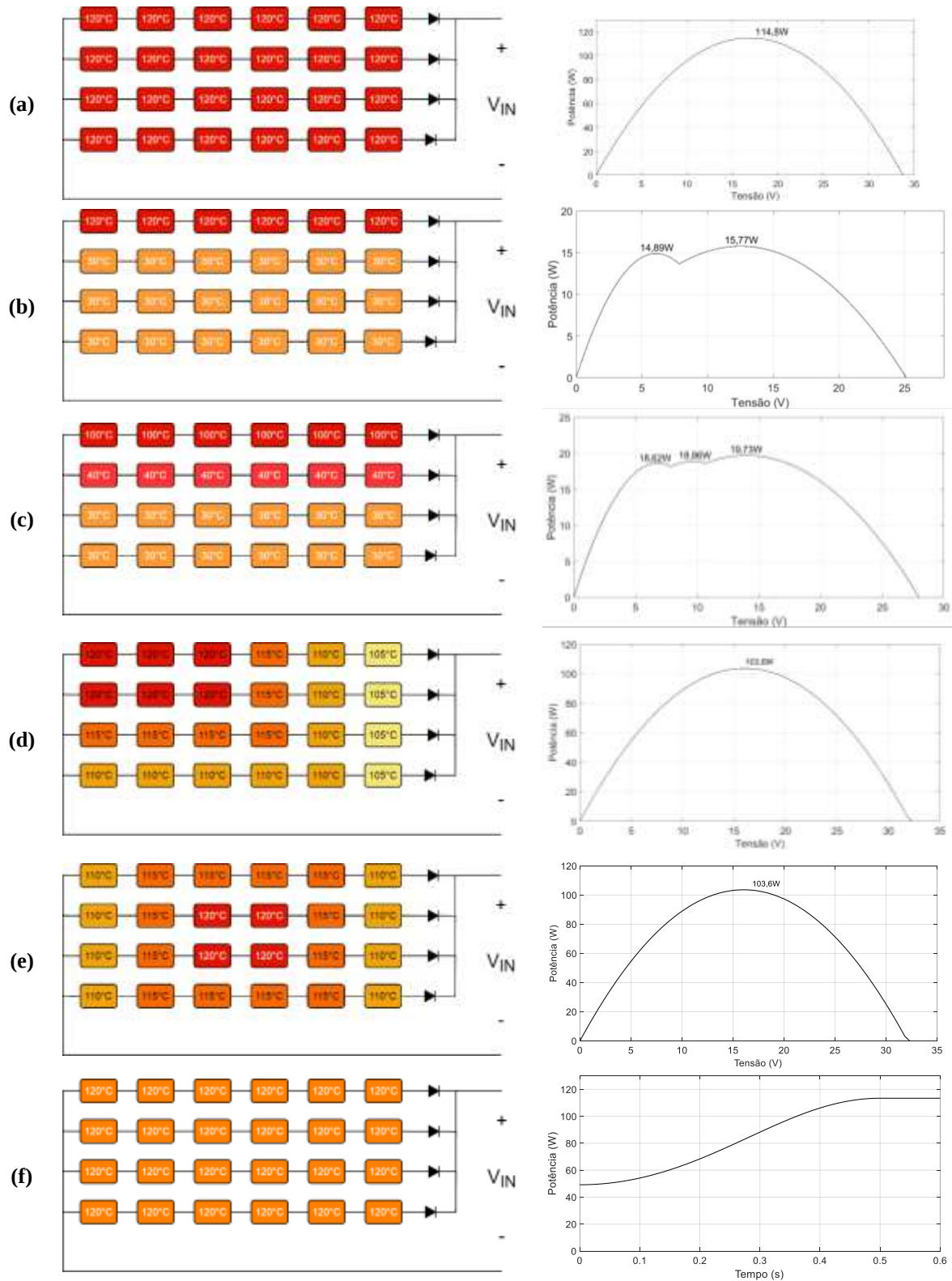
O sétimo e oitavo cenários apresentam variações gradativas no gradiente de um lado a outro dos módulos no caso do sétimo cenário e partindo do centro no caso do oitavo cenário, estas condições representam a situação em que o gradiente está numa lateral ou centralizado indo de um lado a outros do arranjo.

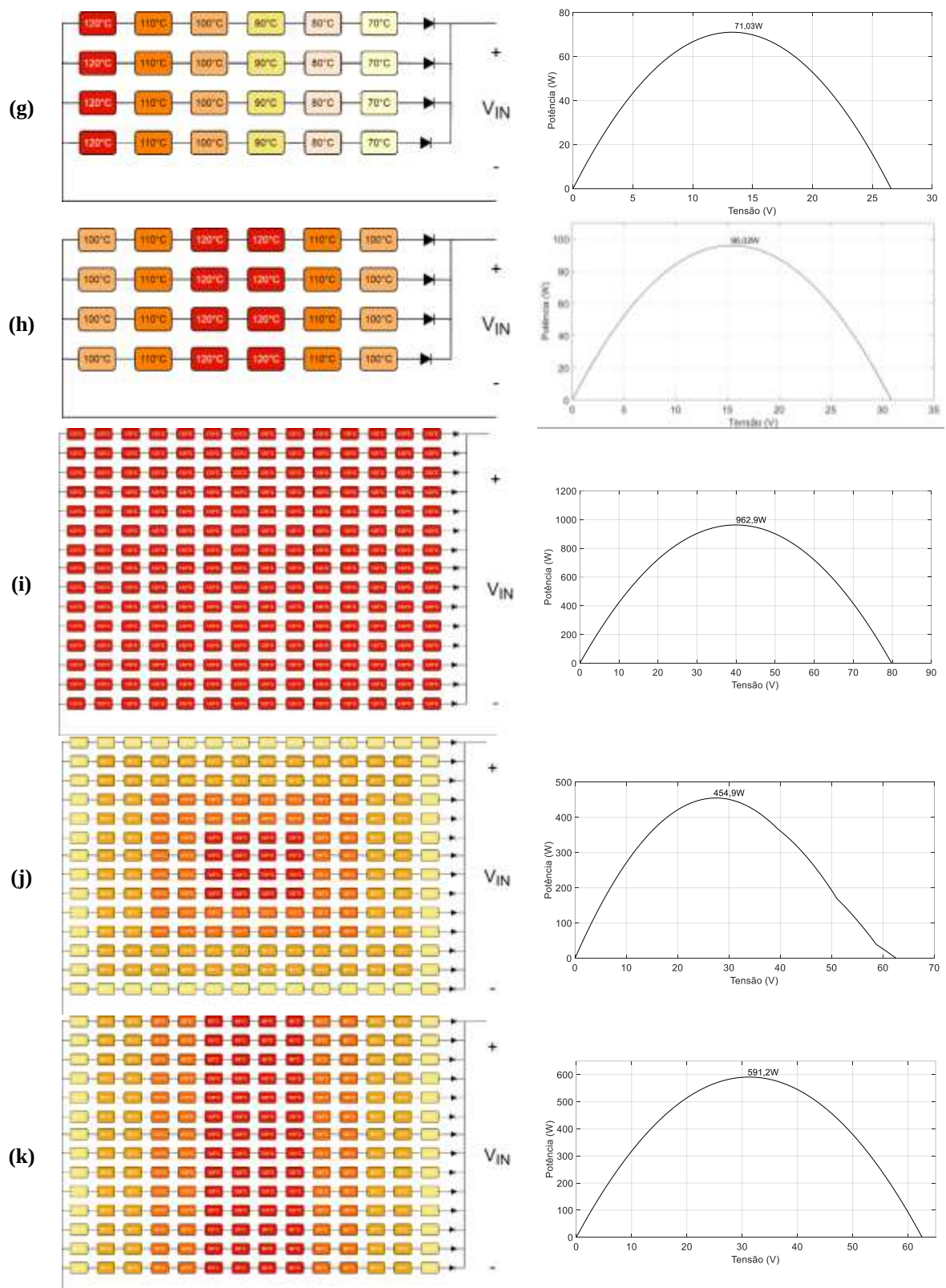
A partir do nono cenário o arranjo possui 194 módulos, conectados em 14 *strings* de 14 módulos em série. Estes cenários apresentam *duty cycle* diferente dos anteriores, além de maior potência, nestes os gradientes repetem-se as condições vistas nos cenários 1, 4, 5, 7 e 8, mas com variações entre 60°C e 120°C.

Para possibilitar a simulação dos cenários 4, 5, 7, 8, 9, 10 e 11 foram utilizados módulos

em série, com temperaturas ajustadas individualmente e resistências individuais ajustadas manualmente, na Figura 18 é mostrada a conexão elétrica dos módulos e a curva PV correspondente aos arranjos.

Figura 18 – Conexão dos TEGs, distribuição dos gradientes e curvas PV dos cenários.





Fonte: elaborado pelo próprio autor.

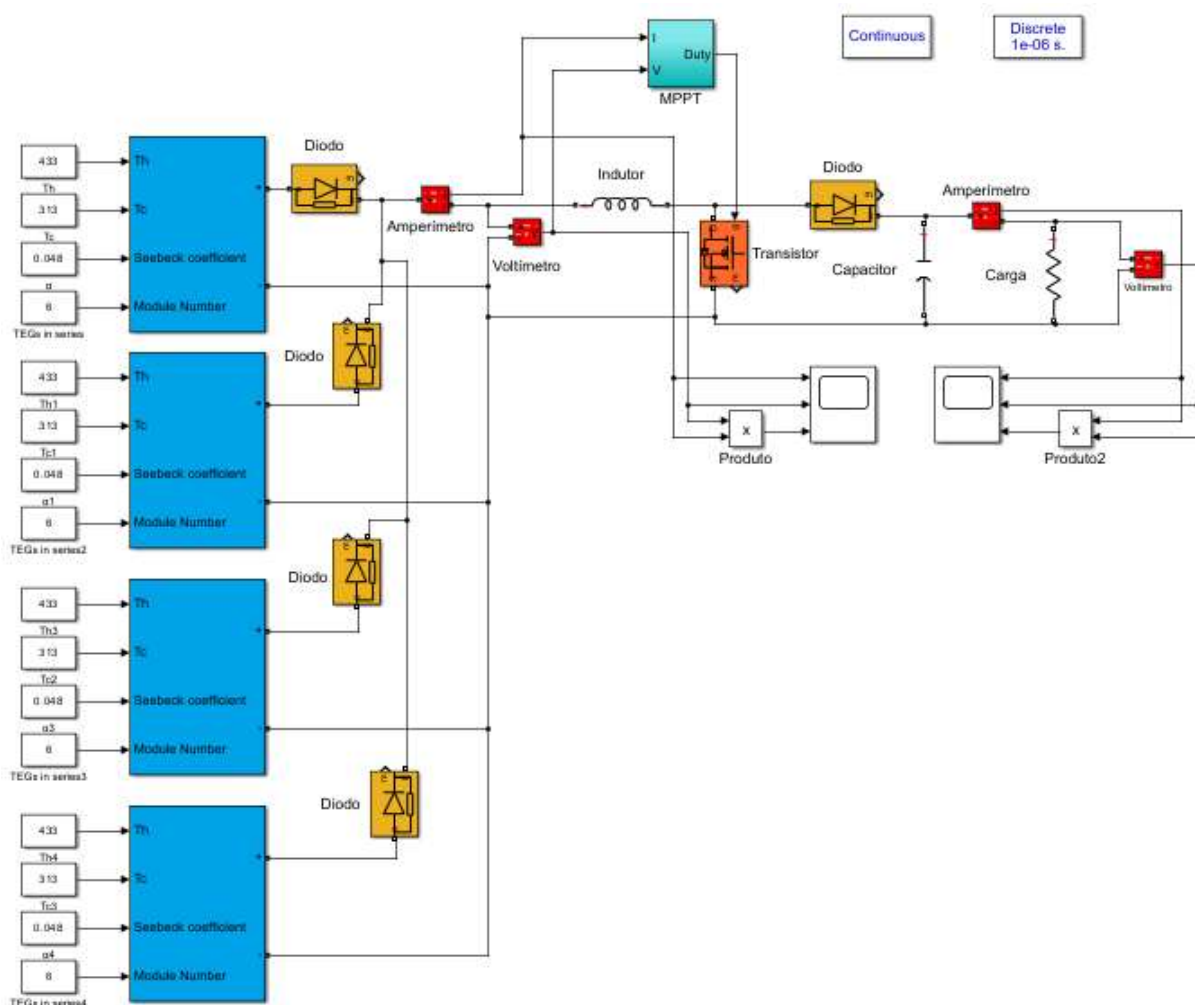
Os cenários refletem situações comuns de utilização do arranjo, onde o gradiente não é distribuído uniformemente, podendo ocorrer variações temporais como no cenário 6.

5 RESULTADOS E ANÁLISE COMPARATIVA

Este capítulo apresenta e discute os resultados obtidos a partir das simulações realizadas com os diferentes algoritmos de MPPT implementados em sistemas de TEGs submetidos a distintos gradientes térmicos. Inicialmente, são justificados os critérios de seleção dos três cenários mais representativos entre os onze simulados, utilizados para a análise aprofundada do desempenho dos métodos. Em seguida, são apresentados e discutidos os resultados de cada algoritmo nos cenários escolhidos, considerando métricas de eficiência de conversão, estabilidade de operação e tempo de convergência. Por fim, realiza-se uma comparação geral entre as técnicas de MPPT, destacando suas vantagens, limitações e adequações às diferentes condições operacionais estudadas.

O sistema implementado para a realização das simulações é mostrado na Figura 19, consiste de *strings* de módulos termoelétricos conectados em paralelo, estes módulos geram energia que alimenta um conversor CC-CC do tipo *boost*, que alimenta uma carga.

Figura 19 – Arranjo de TEGs e conversor tipo *boost* modelados no Simulink®.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Na Figura 19 o circuito foi dividido em 4 partes para melhor entendimento. A primeira parte denominada geradores termoeletrônicos mostra os módulos, cada módulo representa uma associação em série de TEGs, estas associações são ligadas em paralelo com outras associações (módulos da Figura), por meio de diodos, para evitar transferência de energia entre si. A energia gerada por esses módulos é transferida para o conversor CC-CC por meio da conexão mostrada na Figura 19. Os parâmetros destas associações de TEGs podem ser ajustados nos blocos de entrada de dados mostrados, como temperatura alta (T_H), temperatura baixa (T_C), Coeficiente de Seebeck (α) e a quantidade de módulos em série (T_s) na *string*.

O bloco MPPT recebe as medições de corrente e tensão dos blocos em vermelhos, que são um amperímetro e um voltímetro, respectivamente. Estas medições são utilizadas no bloco interno do MPPT que contém o algoritmo de rastreamento do MPP, com base neles o algoritmo calcula a potência, se necessário, e também mede as variações de tensão, corrente ou potência com base no tempo, a partir disso, toma decisões pré-programadas, mudando o valor do ciclo

de trabalho de conversor. O valor do ciclo de trabalho é enviado para um bloco de geração de sinal PWM que está contido dentro do bloco MPPT, sendo então gerado um sinal PWM que é enviado para o conversor CC-CC.

O bloco denominado Conversor *Boost* apresenta os componentes que o compõem, como o indutor, capacitor, diodo e transistor, este bloco é o que faz a conexão entre a fonte de energia e a carga, junto com o bloco de MPPT, mantendo estável a tensão projetada para a carga. A tensão de saída e frequência de conversão deste bloco é controlado pelo MPPT através do sinal PWM no transistor, ao controlar o seu tempo de condução. Este bloco necessita ser projetado de acordo com as tensões de entrada e saída e da frequência de conversão.

O último bloco é chamado de carga, contém uma carga com especificações definidas que devem ser atendidas pelo conversor, é o ponto em que se obtém a potência útil extraída dos módulos de geração. Este bloco é útil para medições da eficiência do sistema conversor mais MPPT, capacidade de fornecimento da tensão, corrente e potência especificadas e oscilações dos sinais de saída.

5.1 CRITÉRIOS DE SELEÇÃO DOS 3 CENÁRIOS DE VALIDAÇÃO

A seleção dos três cenários foi realizada com base em critérios técnicos que buscam representar situações de operação ideal, intermediária e complexa. Dessa forma, é possível avaliar o desempenho dos algoritmos, como sua robustez, capacidade de adaptação e estabilidade em diferentes condições operacionais.

As escolhas dos cenários refletem condições típicas de funcionamento, desde situações ideais até cenários mais complexos, com a inclusão de cenários que testam tanto a capacidade de rastreamento em regime permanente com gradientes iguais nos módulos quanto com maior variação. Foram consideradas condições encontradas em sistemas termoeletricos reais, tais como gradientes térmicos constantes e também diferentes gradientes distribuídos gradualmente em um arranjo.

O primeiro cenário selecionado tem como objetivo avaliar o desempenho dos algoritmos de MPPT em uma situação ideal, com condições térmicas uniformes e constantes ao longo de todos os módulos. O arranjo de TEGs é composto por 24 módulos organizados na configuração de 6 unidades em série por 4 em paralelo. O gradiente térmico aplicado é de 120°C constante sobre toda a superfície dos módulos, representando uma condição de operação estável, sem variações ao longo do tempo. Essa configuração permite que a curva característica dos módulos TEG mantenha-se inalterada durante toda a simulação.

A seleção deste cenário tem por objetivo estabelecer uma referência do desempenho sob condições ideais, onde não ocorre as limitações dos algoritmos relacionadas às dinâmicas externas. Assim, torna-se possível comparar a eficiência de rastreamento, o tempo de convergência e a estabilidade dos algoritmos, isolando os efeitos das perturbações externas, com foco na eficiência da busca do GMPP, além da verificação da oscilação em torno do GMPP para os algoritmos P&O e InC, a velocidade de convergência e a eficiência máxima de cada algoritmo.

O segundo cenário foi criado para representar uma condição de variação moderada dos gradientes, que resulta na formação de uma curva PV com dois picos de potência, tornando o rastreamento mais complexo.

Neste arranjo, os 24 módulos estão dispostos com 6 módulos de alto gradiente (120°C) localizados em uma única *string*, os demais módulos operam sob um gradiente de 30°C . Essa distribuição de temperaturas resulta em uma curva característica com dois picos de potência, sendo o primeiro de 14,89 W e o segundo, que corresponde ao GMPP, de 15,77 W.

Este cenário foi selecionado por representar situações práticas onde há sombreamento

térmico, obstruções ou falhas parciais no sistema. Ele permite avaliar a capacidade dos algoritmos de diferenciar o GMPP de um LMPP, evitando máximos locais, que reduzem a eficiência do sistema, como também manter estabilidade de operação após a convergência.

A análise deste cenário útil para observar se os algoritmos baseados como PSO e algoritmos genéticos apresentam desempenho superior aos métodos tradicionais, como o P&O e Conduância Incremental frente à presença de múltiplos máximos.

O terceiro cenário foi desenvolvido com o objetivo de representar uma condição mais complexa, em que o sistema apresenta uma variação elevada na distribuição dos gradientes, resultando em uma curva PV com três pontos de máxima potência, sendo que o mais elevado define o MPP.

Neste arranjo, os 24 módulos estão configurados com uma *string* de 6 módulos operando a 100°C, onde se concentra o maior gradiente térmico. Há outra *string* de 6 módulos com gradientes de 40°C, os demais módulos que estão em outras *strings* operam sob gradientes de 30°C,

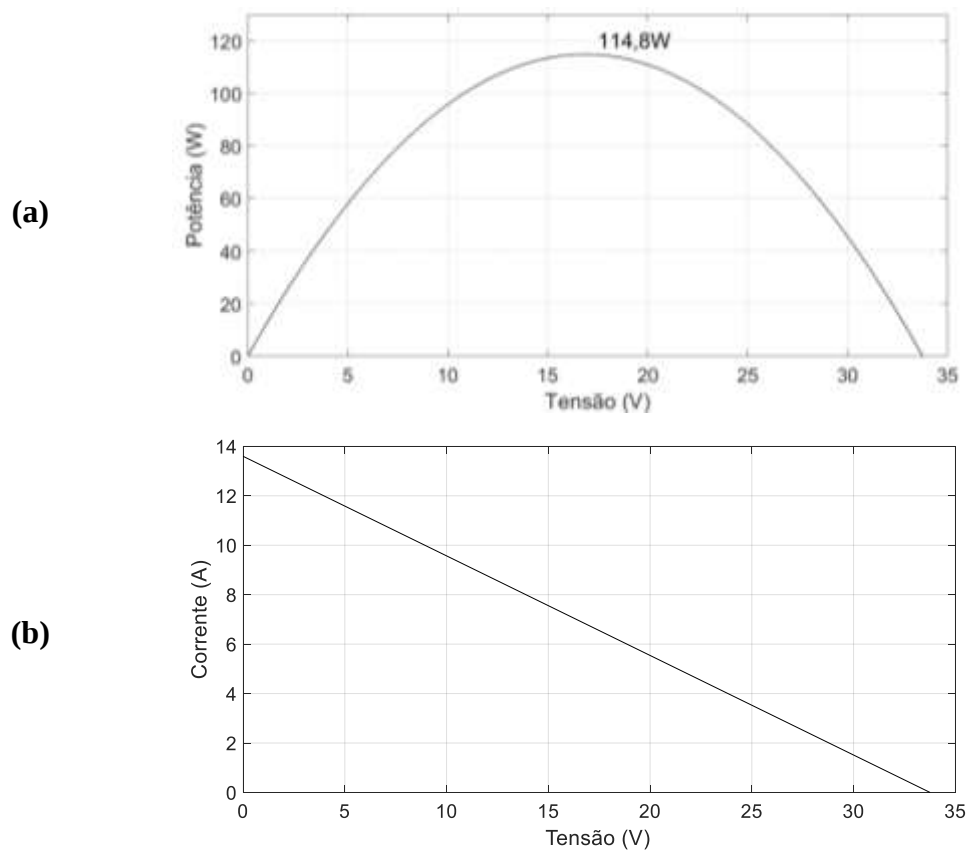
Essa distribuição resulta em uma curva PV com três picos de potência, sendo suas potências: 18,62 W, 18,82 W e 19,59 W, respectivamente. A proximidade dos valores dos picos aumenta a dificuldade do rastreamento, sendo necessária uma boa capacidade de exploração para localizar o MPP.

Este cenário foi escolhido por representar condições adversas, como aquelas encontradas em sistemas sujeitos a grandes variações térmicas, como distribuição assimétrica de calor. A análise desse cenário permite avaliar a robustez dos algoritmos, a capacidade de evitar máximos locais que estão próximos máximo global e o impacto da configuração dos gradientes na performance dos métodos.

5.2 ANÁLISE DOS RESULTADOS DO CENÁRIO 1

No cenário 1, o arranjo de TEGs opera sob condição ideal com gradiente térmico constante de 120°C , permitindo avaliar o desempenho dos algoritmos de MPPT sob condições ideais, as curvas de potência e corrente mostradas na Figura 20, apresentam características típicas de módulos termoeletrônicos, que é a curva com formato de parábola. Neste cenário espera-se o melhor desempenho dos algoritmos implementados. O valor de referência para o GMPP é de 114,8 W.

Figura 20 – Curvas do cenário 1 (a) PV e (b) IV.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

A Figura 20 parte (a) mostra a curva com um máximo em 114,76W e 16,8V e tensão de circuito aberto de 33,7V. Na Figura 18 parte (b) a corrente de circuito aberto é de 13,57A, no MPP a corrente é de 6,83A.

5.2.1 Método Perturba & Observa

Ao simular o sistema com o método P&O, este apresentou potência RMS rastreada de 114,36 W, o que representa um erro relativo de 0,38%, o valor de *ripple* para a potência rastreada foi 1,89 W e tempo de convergência de 0,30 s partindo de um *duty cycle* inicial de

0,65, convergindo para 0,60. A potência na carga foi de 111,33W, portanto uma eficiência de conversão de 97%, o valor de *ripple* da potência na saída foi de 2,39W, tensão de saída de 42,20V e corrente de 2,64A. Os valores agrupados são mostrados na Tabela 9.

Tabela 9 – Valores agrupados do algoritmo P&O no cenário 1.

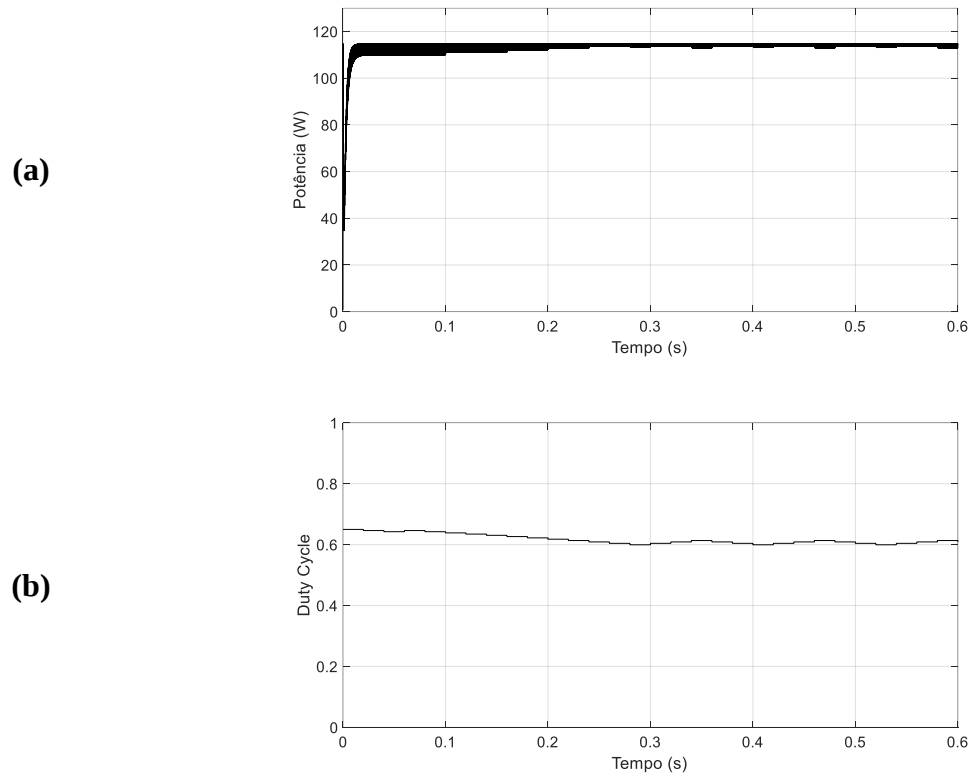
Parâmetro	Algoritmo P&O	Descrição
P_{IN}	114,36W	Potência de entrada
P_{OUT}	111,33W	Potência de saída
V_o	42,20V	Tensão de saída
I_o	2,64A	Corrente de saída
Δi_o	30mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_o	450mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,60	<i>Duty cycle</i> médio
t	0,30s	Tempo de convergência
η	97%	Eficiência de conversão

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Apesar de boa precisão para encontrar o MPP, o algoritmo apresentou um *ripple* elevado, o que é um comportamento característico desse tipo de algoritmo, que utiliza perturbações constantes. O valor de 114,8W foi atingido pela crista da componente CA da potência, devido às características do conversor, o valor RMS foi ligeiramente menor, em um conversor ideal ou de excelente qualidade seria possível manter a potência rastreada constante no valor máximo de 114,8W.

Na Figura 21 é mostrada a curva de potência de entrada em relação ao tempo (a) e o gráfico do ciclo de trabalho em relação ao tempo (b), pode-se visualizar que o próximo ciclo de trabalho sempre estará próximo do ciclo de trabalho atual, a partir desse incremento o algoritmo procura o MPPT.

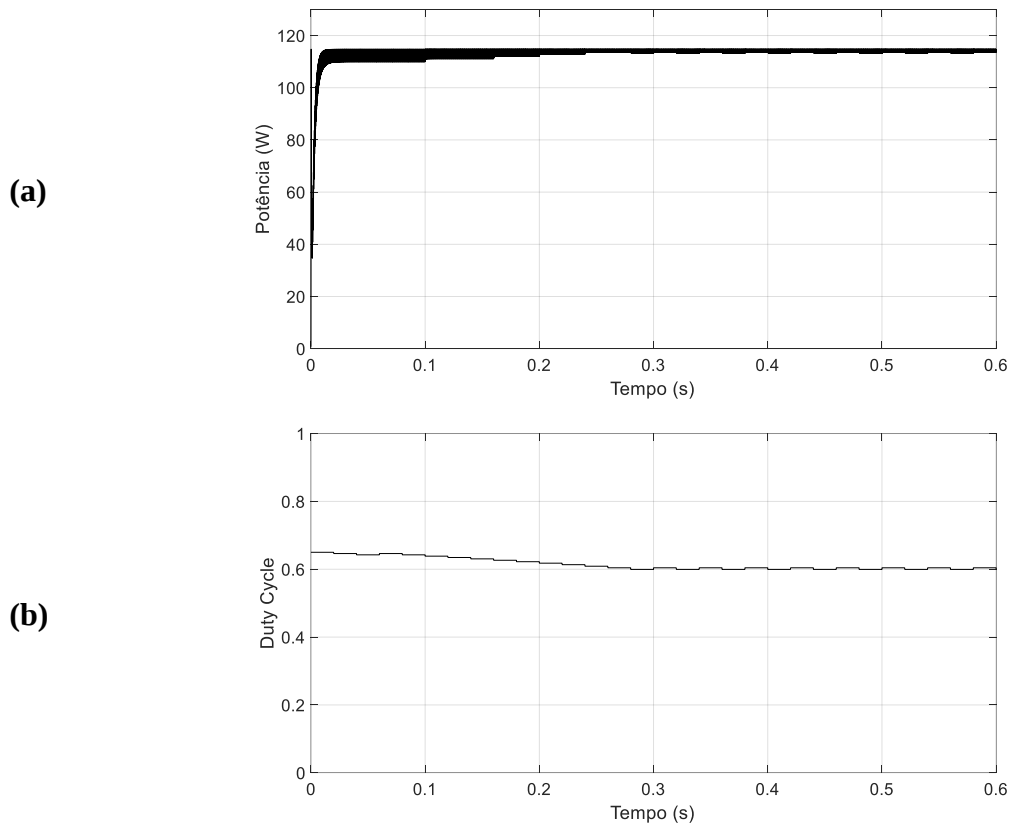
Figura 21 – Curvas do método P&O no cenário 1 (a) potência e (b) *duty cycle* versus tempo



5.2.2 Método da Condutância Incremental

O algoritmo Condutância Incremental (InC) resultou em uma potência rastreada de 114,37 W, com erro relativo de 0,44% em relação ao MPP e potência de *ripple*, de 1,68W, com um tempo de convergência de 0,30 segundos. Esse comportamento mostra uma convergência do InC igual ao P&O, mas com oscilação menor.

Figura 22 – Curvas do método InC no cenário 1 (a) potência e (b) *duty cycle* versus tempo.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Como pode-se visualizar na Figura 22 parte(a), o algoritmo InC apresentou menor valor de *ripple* nos valores de saída do conversor, assim como uma potência de saída muito semelhante ao P&O, de apenas 0,09% menor.

Tabela 10 – Valores agrupados do algoritmo Condutância Incremental no cenário 1.

Parâmetro	Algoritmo InC	Descrição
P_{IN}	114,37W	Potência de entrada
P_{OUT}	111,33W	Potência de saída
V_O	42,21V	Tensão de saída
I_O	2,64A	Corrente de saída
Δi_L	30mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_O	450 mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,60	<i>Duty cycle</i> médio
t	0,22	Tempo de convergência
η	96,9%	Eficiência de conversão

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

A Tabela 10 mostra os valores de potência, corrente, tensão e *duty cycle*. Pode-se visualizar uma pequena oscilação no ciclo de trabalho (Figura 22 parte (b)) devido a incapacidade de encontrar o valor exato do MPP, o passo incremental é maior que este valor, impedindo a estabilização, também a amplitude da oscilação é definida nas configurações do algoritmo, tendo sido definida com base na velocidade de convergência.

5.2.3 Método PSO

Na medição dos valores do algoritmo PSO, devido a sua característica de utilizar valores de *duty cycle* aleatórios, podendo gerar valores diferentes para os mesmos parâmetros a cada simulação, com isso, para obter valores coerentes, a simulação foi realizada 10 vezes, obtendo-se os valores em cada simulação, e em seguida calculando a média e o desvio padrão das medidas.

A Tabela 11 mostra que o método PSO apresentou potência rastreada de 114,31 W, *ripple* reduzido de 1,53 W e o tempo médio de convergência mais rápido do grupo (0,146 s).

Tabela 11 – Valores agrupados do algoritmo Enxame de Partículas no cenário 1.

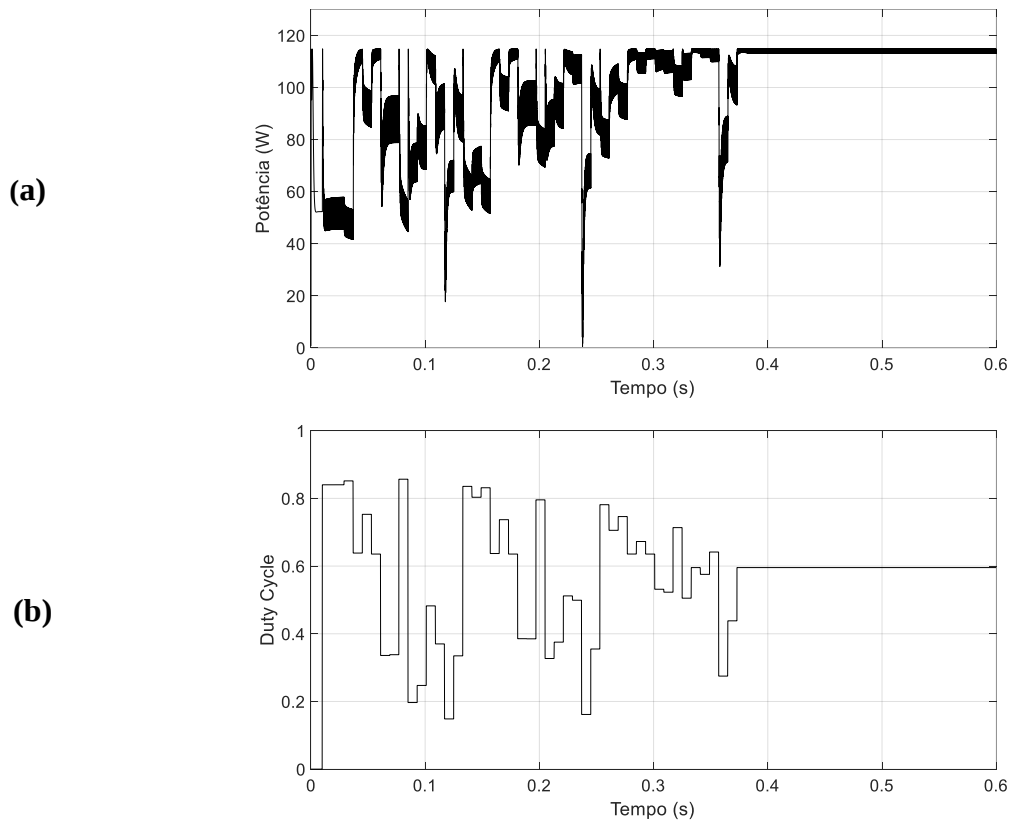
Parâmetro	Algoritmo PSO	Descrição
P_{IN}	114,34W	Potência de entrada
P_{OUT}	111,31W	Potência de saída
V_o	42,20V	Tensão de saída
I_o	2,64A	Corrente de saída
Δi_L	20mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_o	370mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,60	<i>Duty cycle</i> médio
t	0,14s	Tempo de convergência
η	97%	Eficiência de conversão

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Embora o ciclo de trabalho utilizado seja constante, os valores de *ripple* ocorrem devido ao conversor, que foi projetado com tolerância de 1% para a tensão e 5% para a corrente de saída. Neste cenário os valores de potência, tensão e corrente são semelhantes ao do algoritmo P&O, e com valores de *ripple* aproximado.

O principal critério de convergência utilizado foi de o valor da potência de entrada estar pelo menos 99,6% próximo do valor esperado de 114,8W, ou seja, pelo menos 114,34W. Caso o algoritmo não alcance este critério em nenhuma iteração, o outro critério é o de concluir as iterações e utilizar o melhor *duty cycle* encontrado, o que leva a um tempo de convergência máximo de 0,360s, como mostrado na Figura 23 parte (a), ao configurar o algoritmo para realizar obrigatoriamente todas as iterações.

Figura 23 – Curvas do método PSO no cenário 1 (a) potência e (b) *duty cycle* versus tempo.

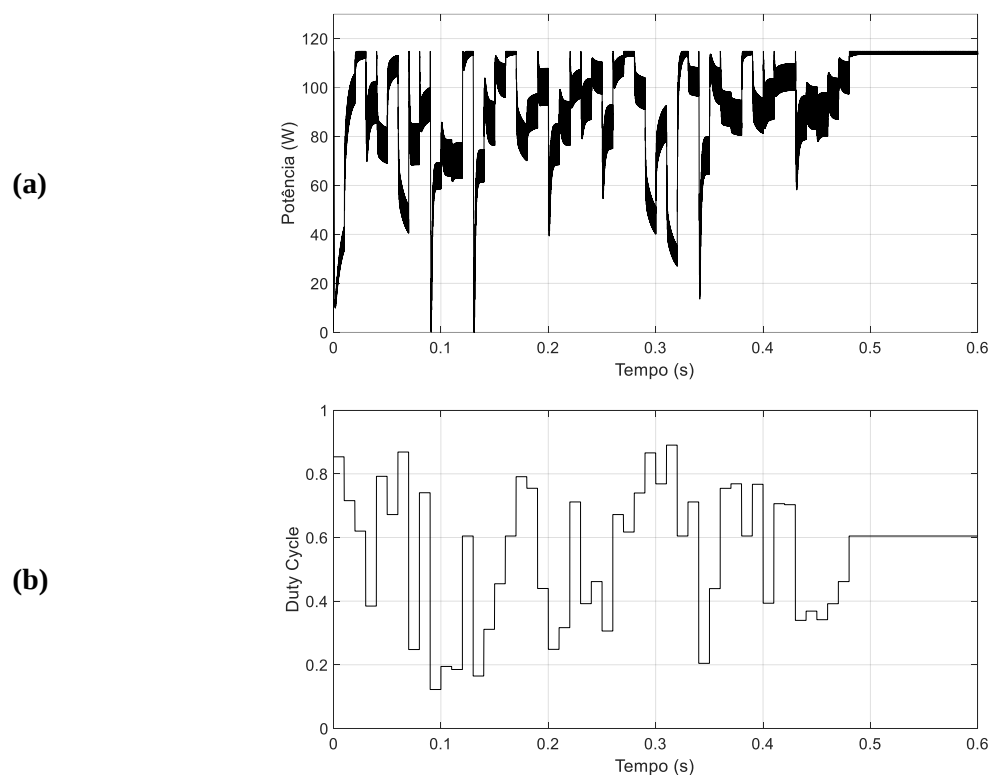


Fonte: elaborado pelo próprio autor.

5.2.4 Método baseado em GA

Semelhante ao PSO, o algoritmo baseado em Algoritmos Genéticos (GA) também possui a característica de utilizar valores de *duty cycle* aleatórios, com isso foi realizado o mesmo procedimento para os valores apresentados da Figura 24, da simulação sendo realizada 10 vezes, e em seguida calculando a média e o desvio padrão das medidas realizadas.

Figura 24 – Curvas do método GA no cenário 1 (a) potência e (b) *duty cycle* versus tempo.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Como mostra a Tabela 12, o método baseado em GA obteve potência de 114,27 W, com potência de *ripple* de 1,80 W e tempo de convergência de 0,221 s. Embora apresente desempenho próximo ao PSO, sua taxa de *ripple* se mantém levemente acima, demonstrando maior oscilação na saída.

Nesse algoritmo também foram utilizados dois critérios de parada, sendo o primeiro quando a potência medida for aproximadamente 99,6% da potência teórica de 114,8W, ou seja, 114,34W e o segundo critério de parada ao concluir as iterações, selecionando o melhor *duty cycle*, neste caso o tempo máximo de busca configurado é de 480ms, isto ocorre devido o tempo necessário para acomodação do sinal medido ser de 10ms, que é o dobro do tempo utilizado no PSO.

Na Figura 24 são mostrados a potência de entrada no conversor e os *duty cycles* utilizando pelo algoritmo, demonstrando o comportamento do algoritmo durante as iterações ao utilizar o tempo máximo de convergência.

Tabela 12 – Valores agrupados do algoritmo Enxame de Partículas no cenário 1.

Parâmetro	Algoritmo GA	Descrição
P_{IN}	114,27W	Potência de entrada
P_{OUT}	111,23	Potência de saída
V_o	42,19V	Tensão de saída
I_o	3,77A	Corrente de saída
Δi_L	20mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_o	380mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,60	<i>Duty cycle</i> médio
t	0,221s	Tempo de convergência
η	97%	Eficiência de conversão

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

De modo geral, todos os métodos apresentaram bom desempenho no rastreamento do GMPP, com erros inferiores a 0,5%, mostrando uma eficácia satisfatória no cenário ideal. A diferença principal observada está relacionada ao tempo de convergência, em que o PSO foi o mais rápido, seguido do GA, e em relação à estabilidade referente ao nível de *ripple*.

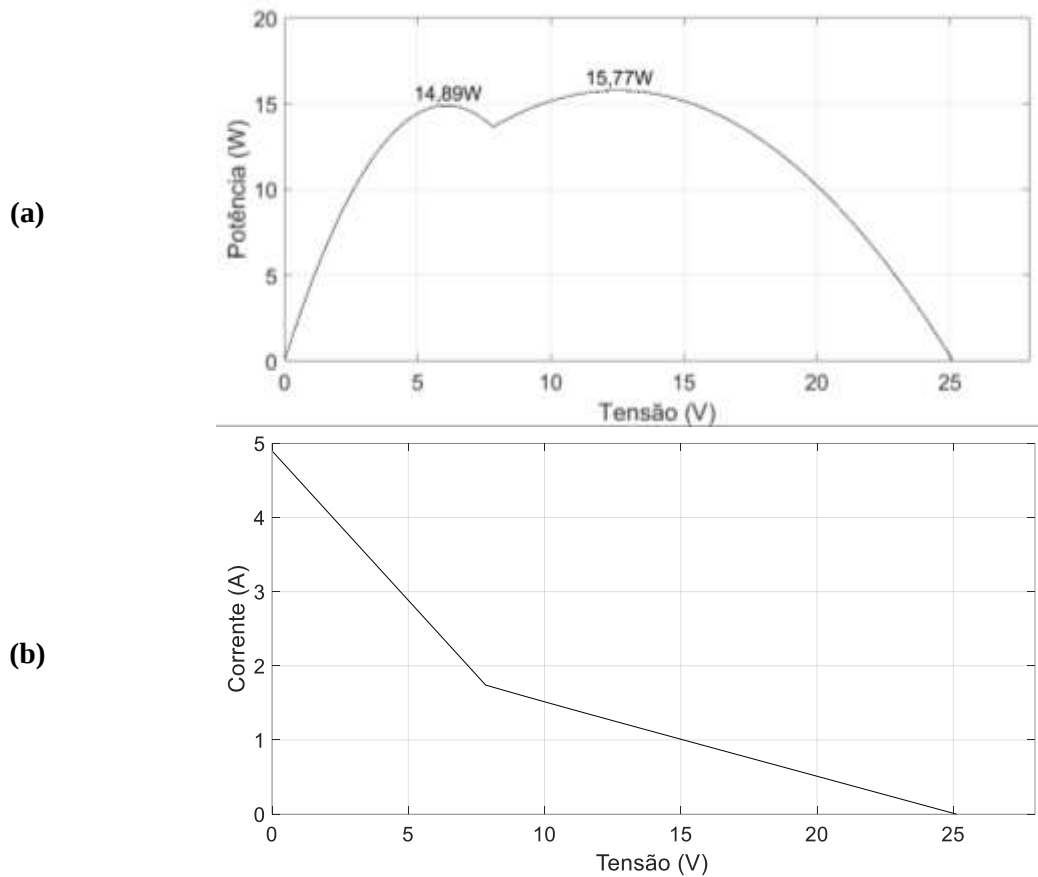
Na saída do conversor, com uma carga resistiva de 16 Ω , todos os algoritmos mantiveram a tensão em torno de 42 V e corrente de aproximadamente 2,64 A, coerente com o calculado.

Os algoritmos PSO e GA apresentaram os menores níveis de *ripple* tanto na tensão quanto na corrente de saída, evidenciando maior estabilidade na entrega de potência à carga. Os métodos tradicionais (P&O e InC) mostraram valores de *ripple* superiores, resultado do maior *ripple* de potência identificado na entrada. Apesar do bom desempenho geral, os métodos P&O e InC mantêm a desvantagem dos níveis mais altos de oscilação no ponto de operação, que é perceptível em regimes estacionários.

5.3 ANÁLISE DOS RESULTADOS DO CENÁRIO 2

No cenário 2, o arranjo de TEGs opera sob uma distribuição assimétrica do gradiente nas *strings* que compõem o arranjo. Como mostrado no capítulo anterior, nesta configuração a curva PV apresenta dois pontos de máximo, sendo um máximo local e um máximo global, sendo este cenário intermediário, com uma discrepância de 6% entre os máximos. Na Figura 25 são mostradas as curvas PV e IV do cenário.

Figura 25 – Curvas do cenário 2 (a) PV e (b) IV.



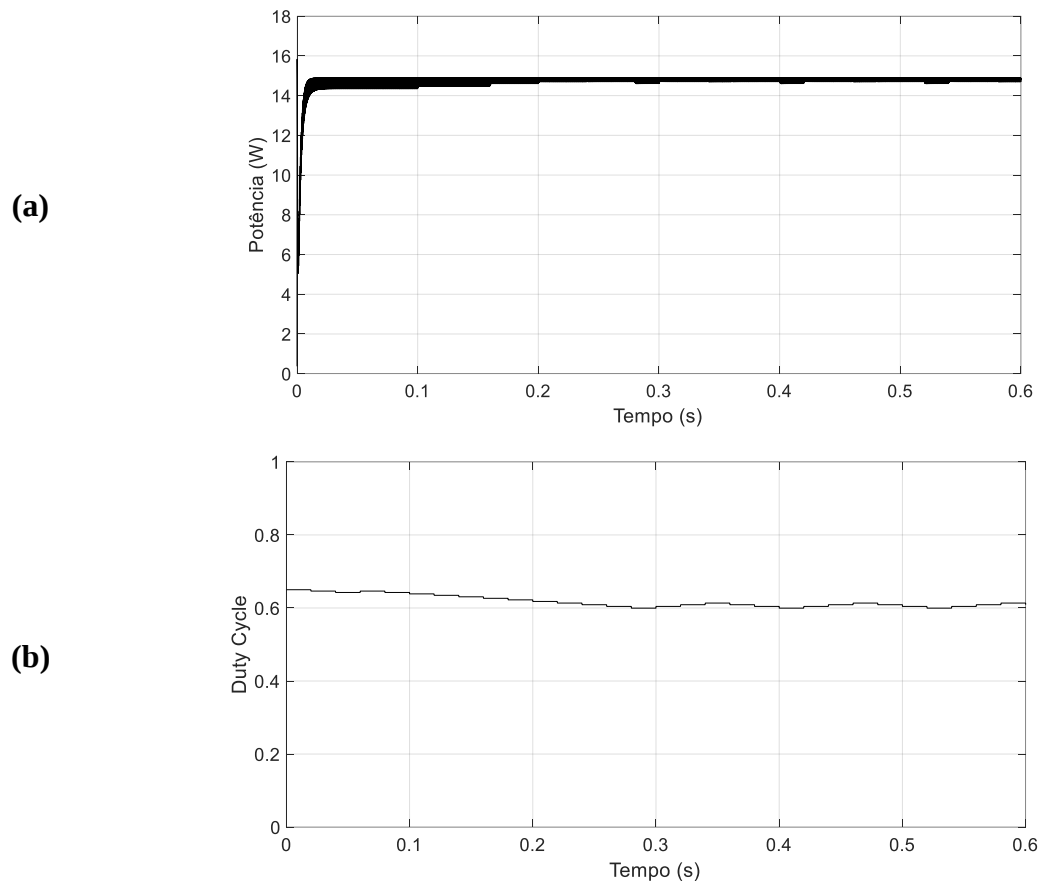
Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Na Figura 25 parte (b), observa-se que a curva IV apresenta uma mudança de inclinação causada pela presença de dois pontos de máxima potência, sendo que cada inclinação representa uma região distinta associada a um desses pontos.

5.3.1 Método Perturba & Observa

Nesse contexto, o algoritmo P&O apresentou uma potência rastreada de 15,77 W, oscilação de potência de 0,29 e tempo de convergência de 0,28 s. A tensão de entrada estabilizou-se em 6,16 V, indicando que o algoritmo não foi capaz de atingir o GMPP, convergindo em vez disso para um LMPP.

Figura 26 – Curvas do método P&O no cenário 2 (a) potência e (b) *duty cycle* versus tempo



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

O ciclo de trabalho esperado para o GMPP seria $D = 0,21$, com tensão de entrada de 16,82 V; no entanto, partindo de $D = 0,6$, o algoritmo convergiu para $D = 0,60$, mantendo-se na região associada ao LMPP. Como consequência, a potência extraída foi inferior ao valor idealmente alcançável neste cenário.

Tabela 13 – Valores agrupados do algoritmo P&O no cenário 2.

Parâmetro	Algoritmo P&O	Descrição
P_{IN}	14,83W	Potência de entrada
P_{OUT}	13,96W	Potência de saída
V_O	14,95V	Tensão de saída
I_O	0,93A	Corrente de saída
Δi_L	10mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_O	170mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,45	<i>Duty cycle</i> médio
t	0,28s	Tempo de convergência
η	94%	Eficiência de conversão

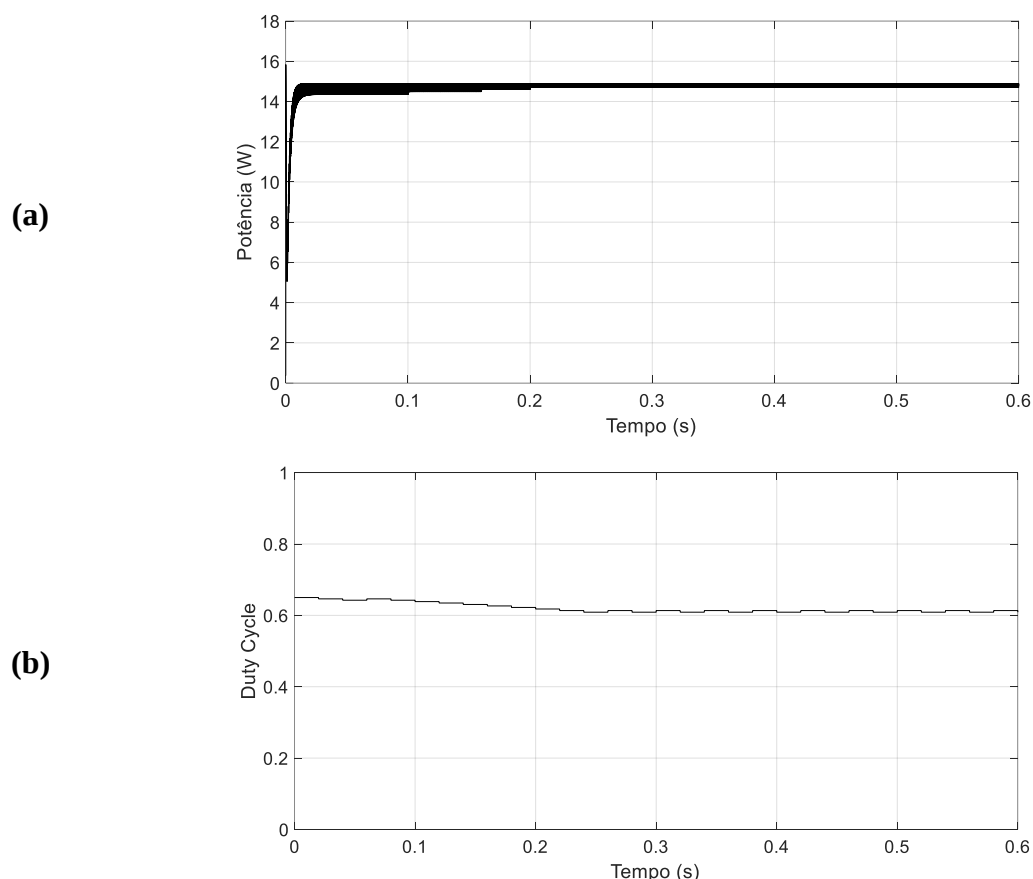
Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Na Figura 26, pode-se visualizar o tempo de convergência e a redução da potência de *ripple* ao se aproximar de um máximo local. A Tabela 13 mostra os valores de tensão de saída menores, devido a tensão de entrada menor.

5.3.2 Método da Condutância Incremental

O algoritmo Condutância Incremental (InC) rastreou uma potência de entrada de 14,84 W, mostrado na Figura 27 parte (a), oscilação de potência na entrada de 0,19W, com um tempo de convergência de 0,22s partindo do mesmo ciclo de trabalho inicial que o P&O. Com isso, o algoritmo não encontrou o MPP de maneira satisfatória.

Figura 27 – Curvas do método InC no cenário 2 (a) potência (b) *duty cycle* versus tempo.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

A potência de saída do conversor é de 13,97W, tensão de saída de 14,95V, a seguir, na Tabela 14 os parâmetros são mostrados de maneira agrupada.

Tabela 14 – Valores agrupados do algoritmo InC no cenário 2.

Parâmetro	Algoritmo InC	Descrição
P_{IN}	14,84W	Potência de entrada
P_{OUT}	13,97W	Potência de saída
V_O	14,95V	Tensão de saída
I_O	0,93A	Corrente de saída
Δi_O	10mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_O	16mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,6	<i>Duty cycle</i> médio
t	0,22s	Tempo de convergência
η	94%	Eficiência de conversão

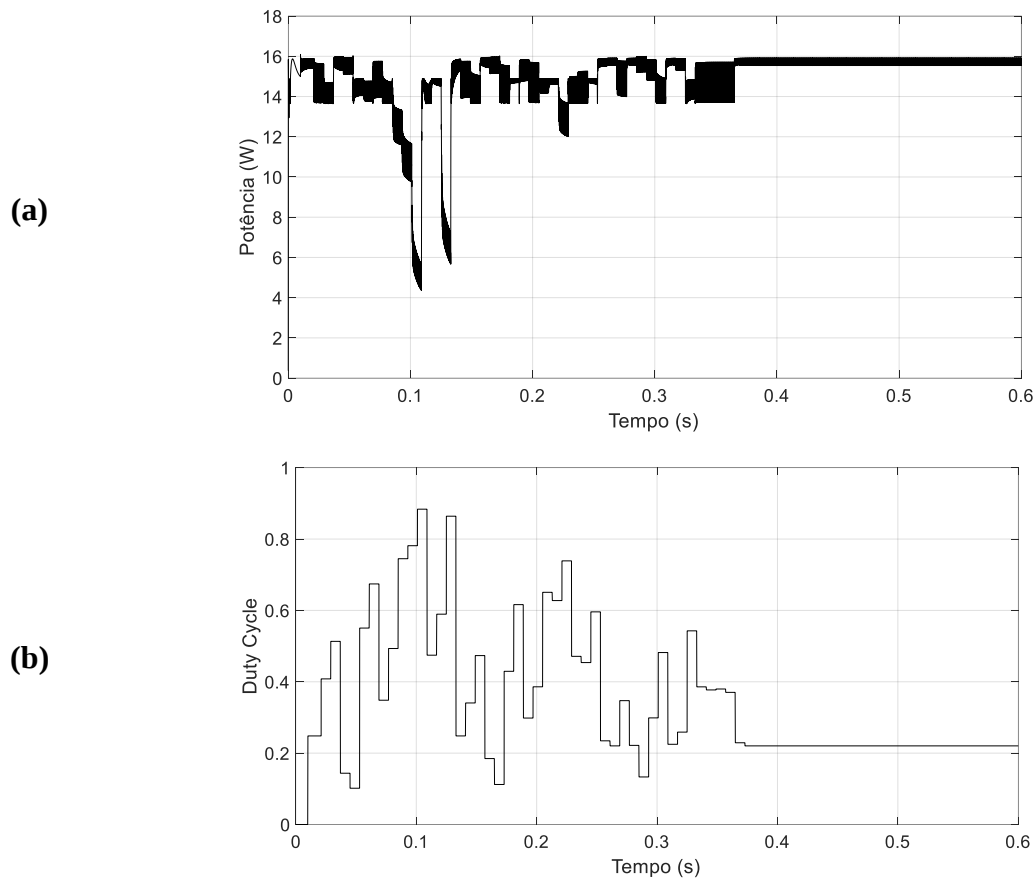
Fonte: elaborado pelo próprio autor.

5.3.3 Método PSO

O método PSO apresentou potência rastreada de 15,78W, *ripple* de 0,45W, com tensão de entrada de 16,98V e tempo de convergência de até 0,360s. O algoritmo encontrou um ponto de operação mais próximo do GMPP e teve números relativamente melhores que o P&O e InC, demonstrando maior a capacidade de busca neste cenário.

Na Figura 28, é possível visualizar o algoritmo convergindo para o ciclo de trabalho $D = 0.21$, onde ele obtém a potência de 15,78W, com um elevado *ripple* na potência de entrada, que é atenuado posteriormente pelo conversor. Na Tabela 15 são mostrados os valores médio de tensão, potência e eficiência do PSO após 10 simulações a partir de valores de *duty cycle* iniciais aleatórios.

Figura 28 – Curvas do método PSO no cenário 2 (a) potência e (b) *duty cycle* versus tempo.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Tabela 15 – Valores agrupados do algoritmo PSO no cenário 2.

Parâmetro	Algoritmo PSO	Descrição
P_{IN}	15,78W	Potência de entrada
P_{OUT}	14,92W	Potência de saída
V_O	15,45V	Tensão de saída
I_O	0,97mA	Corrente de saída
Δi_L	1mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_O	50mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,21	<i>Duty cycle</i> médio
t	0,360s	Tempo de convergência
η	95%	Eficiência de conversão

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

O tempo de convergência obtido foi o valor máximo devido a não configuração prévia de um valor de potência, fazendo o algoritmo realizar uma ‘busca cega’, utilizando, portanto, o tempo necessário para realizar todas as iterações definidas na seção 4.2. A eficiência de conversão foi menor que a do InC, porém, com valores de *ripple* menores.

5.3.4 Método GA

O algoritmo baseado em Algoritmos Genéticos (GA) obteve potência de 15,78 W, *ripple* de 0,43 W e tempo máximo de convergência de 0,48 s. Apresentando o melhor desempenho entre os algoritmos, localizando o GMPP com valores de *ripple* menores.

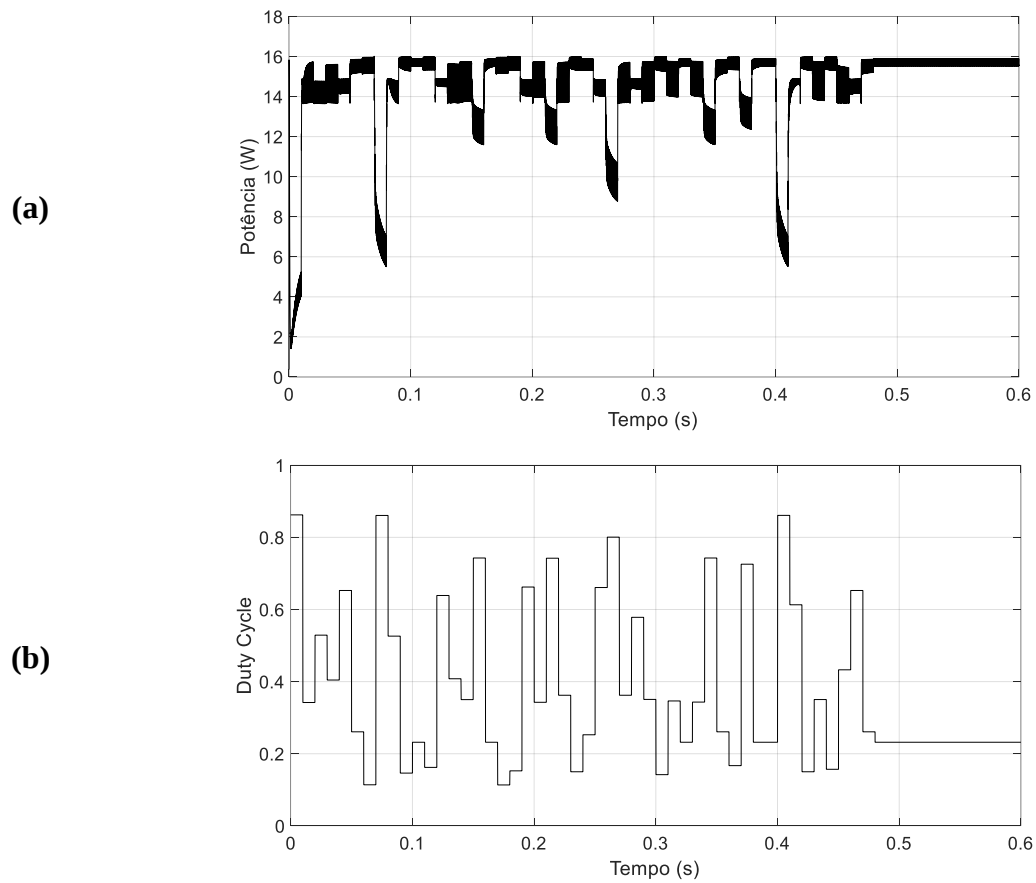
Na Figura 29 é mostrado o gráfico, com o algoritmo convergindo para 15,78W, demonstrando um valor muito próximo do GMPP. Os valores agrupados para 10 simulações são mostrados na Tabela 16.

De forma geral, os métodos apresentaram um desempenho de razoável a ótimo, exceto o P&O que não encontrou o GMPP, o método InC teve um desempenho razoável, embora não tenha ficado no ponto ótimo do GMPP. A diferença principal observada entre os algoritmos está relacionada ao encontro do GMPP, ao tempo de convergência e ao nível de *ripple*. Na saída do conversor, com uma carga resistiva de 16 Ω , os algoritmos mantiveram a tensão de saída entre 6V e 11V.

Os algoritmos PSO e GA apresentaram os menores níveis de *ripple* tanto na tensão quanto na corrente de saída, evidenciando maior estabilidade na entrega de potência à carga. Os métodos tradicionais (P&O e InC) mostraram *ripple* superior e corrente de *ripple* também ligeiramente mais elevada, resultado do maior *ripple* de potência identificado na entrada.

Em relação à precisão no rastreamento, exceto o P&O, os demais algoritmos foram satisfatórios, com erros abaixo de 0,5%. Em relação ao tempo de convergência, o PSO foi o mais rápido (0,28s), seguido do GA (quando pré-configurada a potência máxima) e InC, ambos superiores ao método P&O.

Figura 29 – Curvas do método GA no cenário 2 (a) potência e (b) *duty cycle* versus tempo.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Tabela 16 – Valores agrupados do algoritmo GA no cenário 2.

Parâmetro	Algoritmo GA	Descrição
P_{IN}	15,67W	Potência de entrada
P_{OUT}	14,60W	Potência de saída
V_O	10,68V	Tensão de saída
I_O	1,36A	Corrente de saída
Δi_L	4,3mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_O	3,3mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,1	<i>Duty cycle</i> médio
ΔD	0,0	Oscilação do <i>duty cycle</i>
t	0,48s	Tempo de convergência
η	93,8%	Eficiência de conversão

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

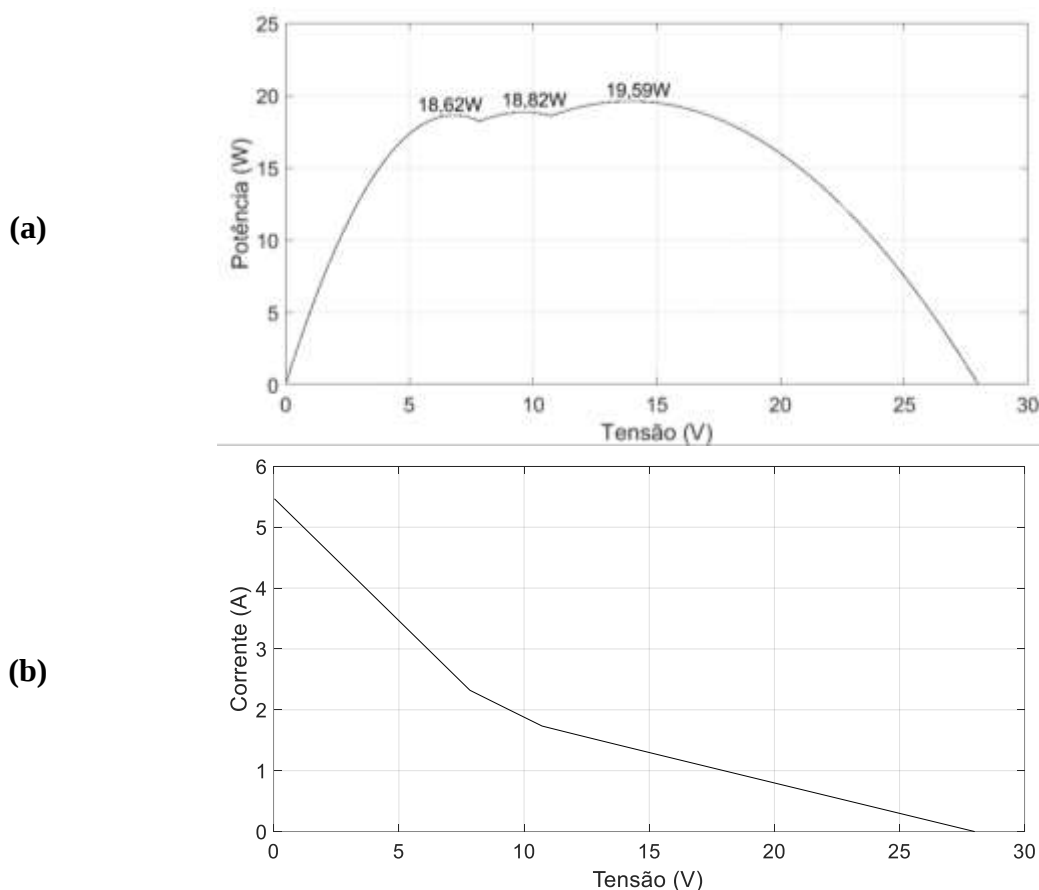
Quanto à estabilidade operacional, os algoritmos PSO e GA apresentaram menor *ripple* na saída, sendo, portanto, mais adequados para aplicações que necessitam de um fornecimento de energia mais estável. Apesar do desempenho geral, os métodos P&O e InC mantêm a desvantagem dos níveis mais altos de oscilação no ponto de operação, que é perceptível em regimes estacionários.

5.4 ANÁLISE DOS RESULTADOS DO CENÁRIO 3

No cenário 3, o arranjo de TEGs opera sob uma distribuição ainda mais assimétrica do gradiente nas *strings* que compõem o arranjo, este arranjo mais complexo também é formado por 4 *strings*, com *string* contendo 6 TEGs em série. A distribuição dos gradientes possui uma *string* operando sob um gradiente de 100°C, outra *string* operando sob um gradiente 40°C e duas *strings* sob um gradiente de 30°C.

Esta configuração apresenta três pontos de máximo na curva PV, sendo dois máximos locais (LMPP) de 18,6W e 18,8W nas tensões de 6,8V e 9,6V, respectivamente, e um máximo global (GMPP) de 19,6W na tensão de 14,0V, sendo este o cenário mais complexo devido à proximidade dos valores de máximo, com uma discrepância de apenas 5% entre o maior e menor máximo, sendo necessário verificar a tensão rastreada para identificar o ponto de operação dos algoritmos. Na Figura 30 são mostradas as curvas PV e IV do cenário.

Figura 30 – Curvas do cenário 3 (a) PV e (b) IV.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Na Figura 30, a curva IV apresenta três inclinações diferentes devido a presença de três pontos de máximo, cada inclinação na curva correspondente a um ponto de máximo.

5.4.1 Método Perturba & Observa

Neste cenário o método P&O apresentou potência rastreada de 18,55 W, com um erro relativo de 5,3%, a tensão de entrada foi de 6,87V, mostrando que o P&O manteve-se no menor ponto de máximo, não encontrando o GMPP, o tempo de convergência foi de 0,1 s (Tabela 17), com ciclo de trabalho em torno de 0,60, mostrando que o algoritmo permaneceu próximo ao ciclo de trabalho inicial que foi de 0,5.

Tabela 17 – Valores agrupados do algoritmo Perturba & Observa no cenário 3.

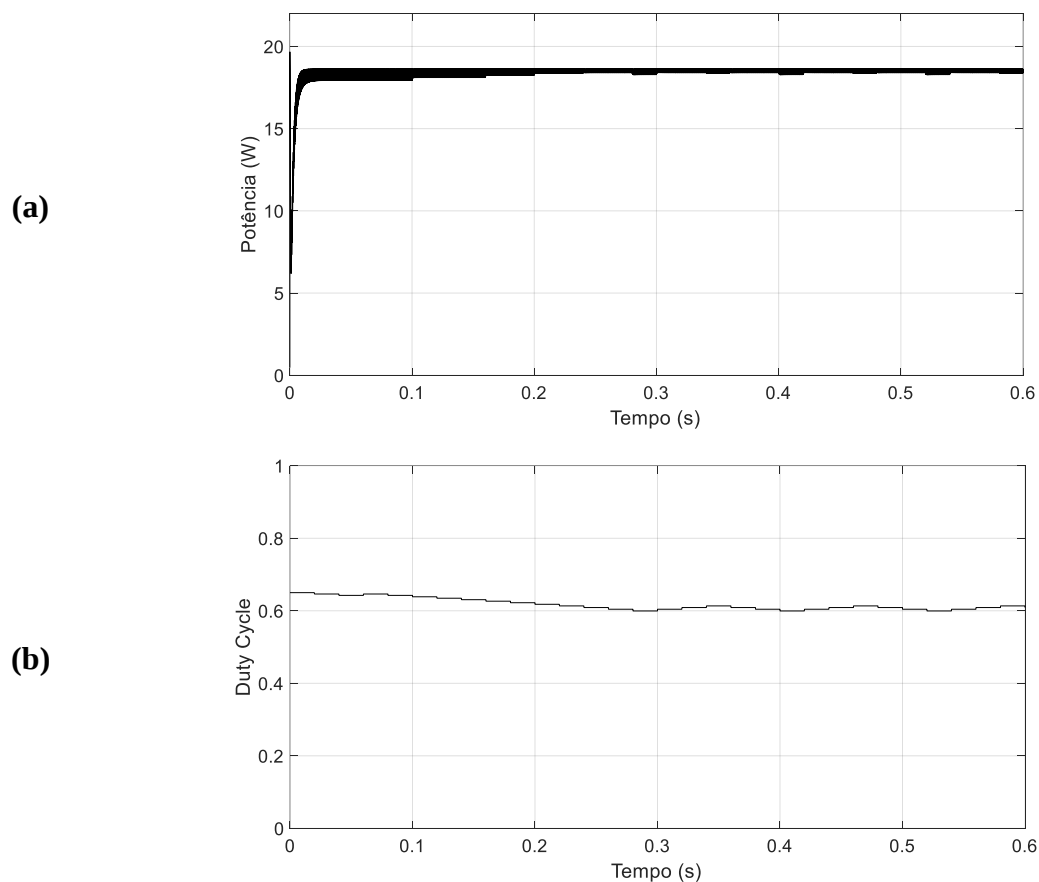
Parâmetro	Algoritmo P&O	Descrição
P_{IN}	18,55W	Potência de entrada
P_{OUT}	17,56W	Potência de saída
V_O	16,76V	Tensão de saída
I_O	1,05A	Corrente de saída
Δi_L	10mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_O	190mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,61	<i>Duty cycle</i> médio
t	0,28s	Tempo de convergência
η	95%	Eficiência de conversão

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

O ciclo de trabalho esperado para o GMPP é de $D = 0,213$, com tensão de entrada de 13,93V, o algoritmo que inicia em $D = 0,65$ convergiu para 0,61, devido a isto a potência extraída está levemente abaixo do possível para o cenário.

Na Figura 31, pode-se visualizar o tempo de convergência e a redução da potência de *ripple* ao se aproximar de um máximo local, o ciclo de trabalho estabilizou-se por volta de 0,61.

Figura 31 – Curvas do método P&O no cenário 3 (a) potência e (b) *duty cycle* versus tempo

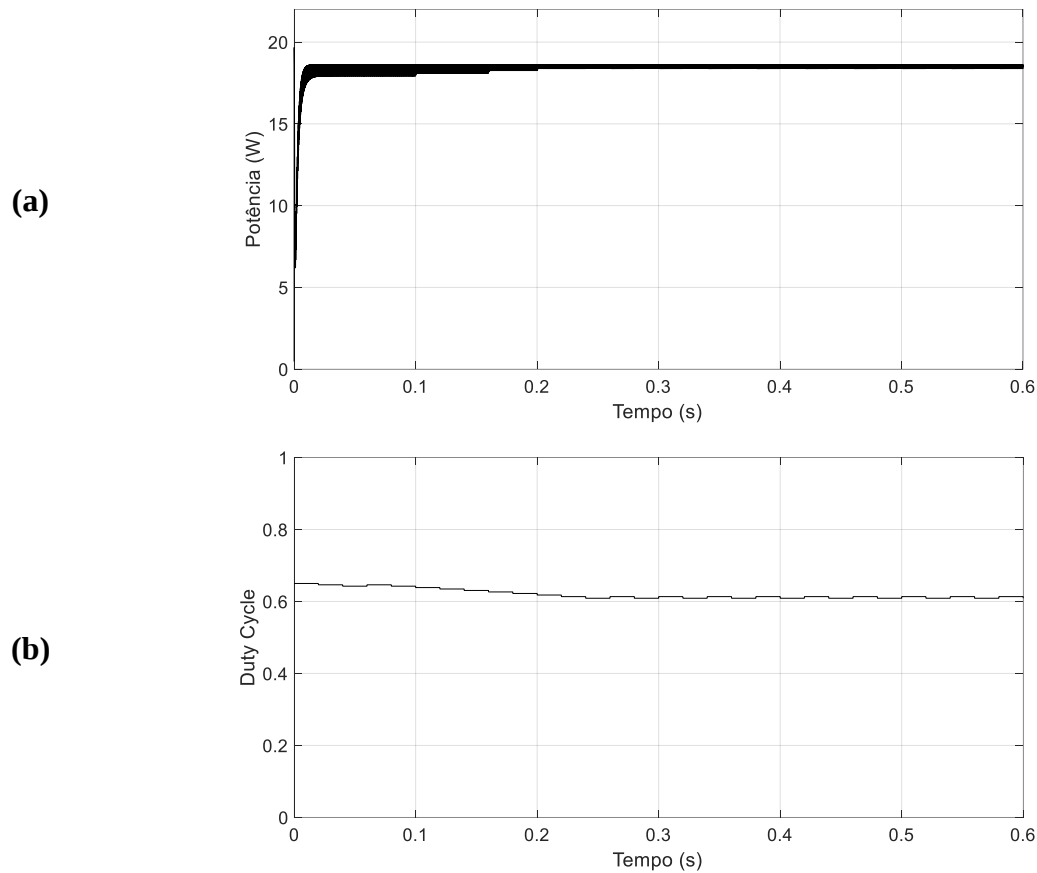


Fonte: elaborado pelo próprio autor.

5.4.2 Método da Condutância Incremental

O algoritmo Condutância Incremental (InC) rastreou uma potência de 18,56 W, mostrada na Figura 32, com um tempo de convergência de 60ms partindo do mesmo ciclo de trabalho inicial que o P&O, de 0,65. Com isso, o algoritmo não encontrou o MPP permanecendo no LMPP de menor potência.

Figura 32– Curvas do método InC no cenário 3 (a) potência e (b) *duty cycle versus* tempo.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

A potência de saída do conversor é de 17,57W, tensão de saída de 16,77V e *ripple* de 180mV, na Tabela 18 os parâmetros são mostrados de maneira agrupada.

Tabela 18 – Valores agrupados do algoritmo InC no cenário 3.

Parâmetro	Algoritmo InC	Descrição
P_{IN}	18,56W	Potência de entrada
P_{OUT}	17,57W	Potência de saída
V_O	16,77V	Tensão de saída
I_O	1,05A	Corrente de saída
Δi_L	10mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_O	180mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,61	<i>Duty cycle</i> médio
t	0,20s	Tempo de convergência
η	95%	Eficiência de conversão

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Além de não encontrar o GMPP o algoritmo InC apresentou menor tempo de busca nesse cenário em relação ao P&O.

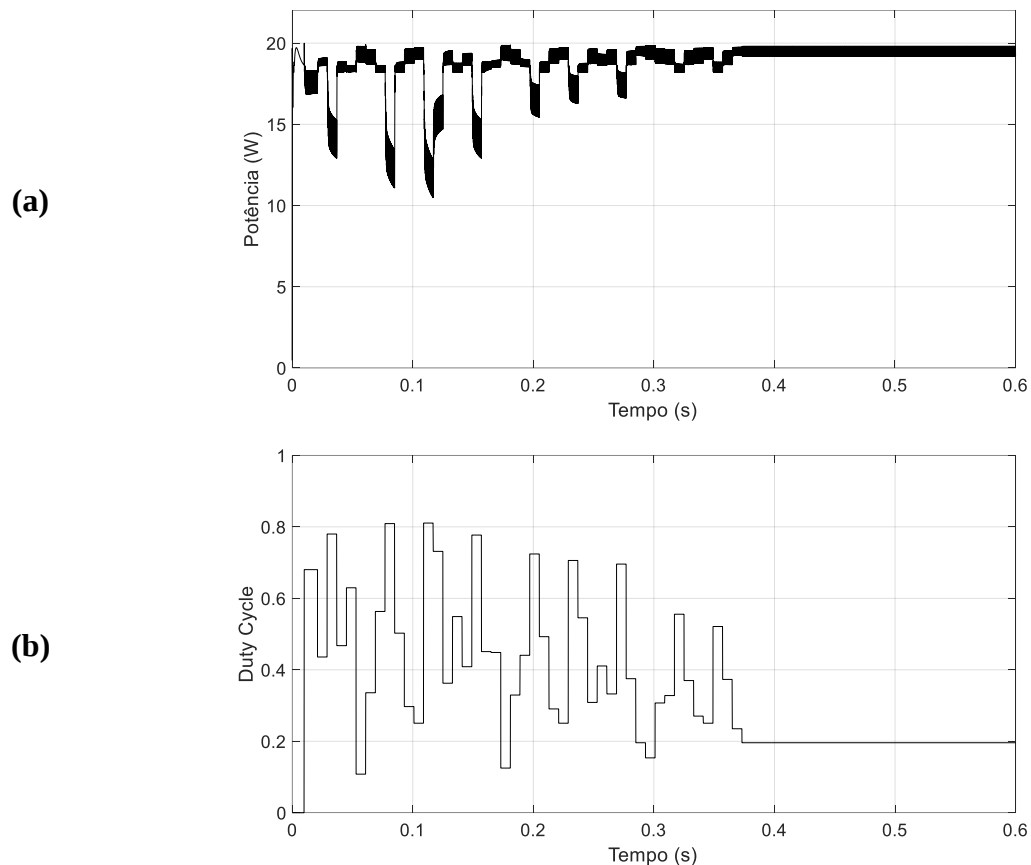
5.4.3 Método PSO

O método PSO apresentou potência rastreada de 19,60W, *ripple* de 0,58W, com tensão

de entrada de 13,37V e tempo médio de convergência de 0,360s.

O algoritmo encontrou um ponto de operação mais próximo do GMPP e teve números relativamente melhores que o P&O e InC, demonstrando maior a capacidade de busca neste cenário.

Figura 33 – Curvas do método PSO no cenário 3 (a) potência e (b) *duty cycle* versus tempo.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Na Figura 33, é possível visualizar o algoritmo convergindo para o ciclo de trabalho $D = 0,213$, onde ele obtém a maior potência possível que é de 19,60W. Na Tabela 19 são mostrados os valores médio de tensão, potência e eficiência do PSO após 10 simulações a partir de valores de *duty cycle* iniciais aleatórios.

Tabela 19 – Valores agrupados do algoritmo PSO no cenário 3.

Parâmetro	Algoritmo PSO	Descrição
P_{IN}	19,60W	Potência de entrada
P_{OUT}	17,63W	Potência de saída
V_o	16,26V	Tensão de saída
I_o	1,08A	Corrente de saída
Δi_o	1mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_o	5mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,2	<i>Duty cycle</i> médio
ΔD	0,0	Oscilação do <i>duty cycle</i>
t	0,360s	Tempo de convergência
η	90%	Eficiência de conversão

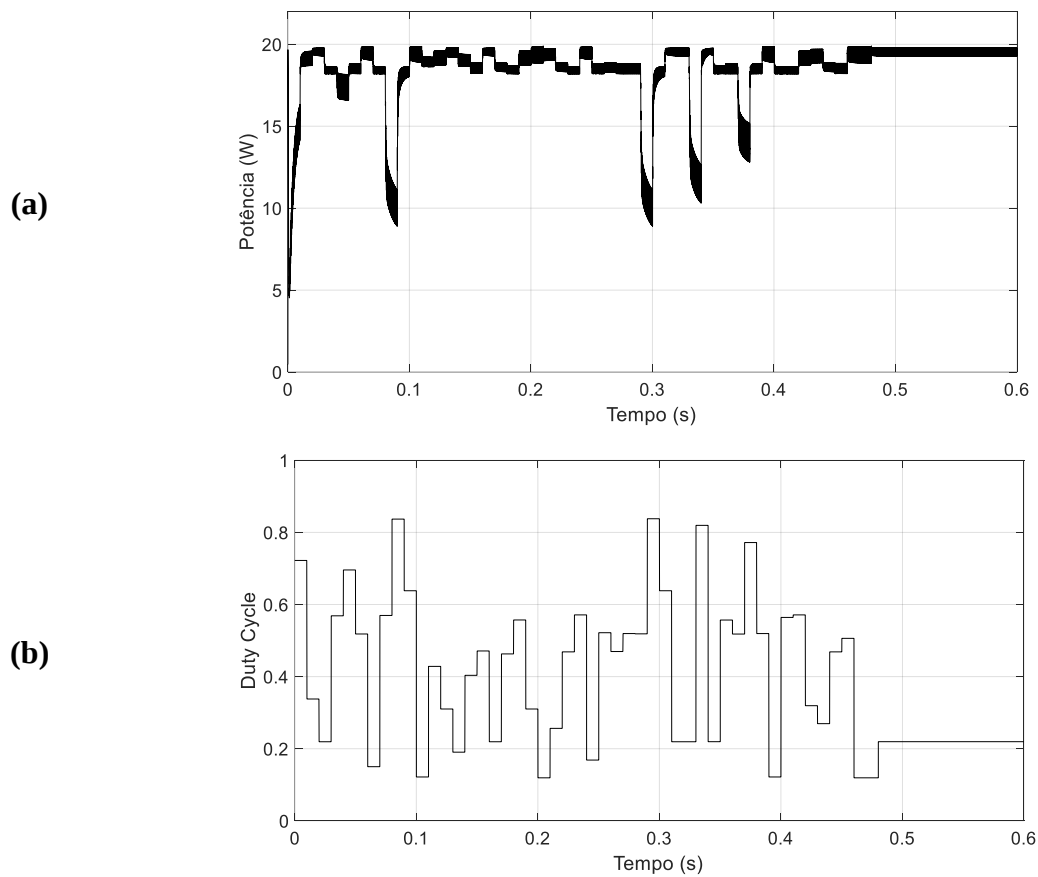
Fonte: elaborado pelo próprio autor.

O tempo de convergência obtido foi o valor máximo devido a não configuração prévia de um valor de potência, fazendo o algoritmo realizar uma ‘busca cega’, utilizando, portanto, o tempo necessário para realizar todas as iterações definidas na seção 4.2. A eficiência de conversão foi menor que a do InC, porém, com valores de *ripple* menores.

5.4.4 Método GA

O algoritmo baseado em Algoritmos Genéticos (GA) obteve potência rastreada de 19,60 W, *ripple* na entrada de 0,54 W e tempo de convergência de 0,48 s. Apresentando ótimo desempenho entre os algoritmos, localizando o GMPP, com valores de *ripple* menores.

Figura 34 – Curvas do método GA no cenário 3 (a) potência e (b) *duty cycle* versus tempo.



Fonte: elaborado pelo próprio autor.

Na Figura 34 é mostrada uma simulação realizada, com o algoritmo convergindo para 19,60W, demonstrando um valor muito próximo do GMPP. Os valores agrupados para 10 simulações são mostrados na Tabela 20.

Tabela 20 – Valores agrupados do algoritmo GA no cenário 3.

Parâmetro	Algoritmo GA	Descrição
P_{IN}	19,60W	Potência de entrada
P_{OUT}	17,63W	Potência de saída
V_O	16,26V	Tensão de saída
I_O	1,08A	Corrente de saída
Δi_L	1mA	Corrente de <i>ripple</i> na carga
ΔV_O	60mV	Tensão de <i>ripple</i> na carga
D	0,21	<i>Duty cycle</i> médio
t	0,48s	Tempo de convergência
η	90%	Eficiência de conversão

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

De forma geral, os métodos apresentaram um desempenho de razoável a ótimo, exceto o P&O que não encontrou o GMPP, o método InC teve um desempenho razoável, embora não tenha ficado no ponto ótimo do GMPP. A diferença principal observada entre os algoritmos está relacionada ao encontro do GMPP, ao tempo de convergência e ao nível de *ripple*. Na saída do conversor, com uma carga resistiva de 16 Ω , os algoritmos mantiveram a tensão de saída entre 10V e 18V. Enquanto que os algoritmos PSO e GA apresentaram os menores níveis de *ripple* tanto na tensão quanto na corrente de saída, evidenciando maior estabilidade na entrega de potência à carga. Os métodos tradicionais (P&O e InC) mostraram *ripple* superior e corrente de *ripple* também ligeiramente mais elevada, resultado do maior *ripple* de potência identificado na entrada.

Em relação à precisão no rastreamento, exceto o P&O, os demais algoritmos foram satisfatórios, com erros abaixo de 0,5%. Em relação ao tempo de convergência, o PSO foi o mais rápido (0,235s), seguido do GA (quando pré-configurada a potência máxima) e InC (0,221s), ambos superiores ao método P&O. Quanto à estabilidade, os algoritmos PSO e GA apresentaram menor *ripple* na saída, sendo, portanto, mais adequados para aplicações que necessitam de um fornecimento de energia mais estável. Apesar do desempenho geral, os métodos P&O e InC mantêm a desvantagem dos níveis mais altos de oscilação no ponto de operação, que é perceptível em regimes estacionários.

5.5 COMPARAÇÃO GERAL ENTRE OS ALGORITMOS MPPT

Utilizando os resultados obtidos nas simulações dos cenários propostos, foi elaborada a Tabela 21 com os principais indicadores de desempenho dos algoritmos analisados, os melhores valores de potência estão marcados em azul, com o objetivo de possibilitar uma comparação entre as diferentes abordagens de MPPT.

Tabela 21 – Valores agrupados das simulações nos cenários 1 a 11.

(continua)

Cenário	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
GMPP (W)	114,8	15,77	19,59	101,3	103,6	114,8	71,03	96,02	962,9	454,9	591,2
P&O											
$P_{in} (W)$	114,36	14,83	18,55	100,96	103,26	114,36	70,78	95,68	960,80	453,98	589,92
ΔP_{in}	1,89	0,29	0,35	1,65	1,69	1,89	1,13	1,56	11,50	5,30	6,95
V_{in}	16,81	6,16	6,87	15,81	15,98	16,81	13,26	15,39	39,48	27,18	30,96
ΔV_{in}	4,21	1,54	1,72	3,95	4,00	4,21	3,32	3,85	7,14	4,91	5,59
I_{in}	6,85	2,43	2,72	6,43	6,51	6,85	5,38	6,26	24,44	16,77	19,13
ΔI_{in}	1,69	0,62	0,69	1,59	1,61	1,69	1,34	1,55	4,31	2,97	3,38
P_{out}	111,33	13,96	17,56	98,16	100,42	111,33	68,55	92,98	947,43	446,33	580,66
ΔP_{out}	2,39	0,31	0,39	2,11	2,16	2,39	1,48	2,00	24,17	11,41	14,83
V_{out}	42,20	14,95	16,76	39,63	40,08	42,20	33,12	38,57	123,12	84,51	96,38
ΔV_{out}	0,45	0,17	0,19	0,43	0,43	0,45	0,36	0,42	1,57	1,08	1,23
I_{out}	2,64	0,93	1,05	2,48	2,51	2,64	2,07	2,41	7,70	5,28	6,02
ΔI_{out}	0,03	0,01	0,01	0,03	0,03	0,03	0,02	0,03	0,10	0,07	0,077
D	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	0,68	0,68	0,67
ϵ (%)	0,97	0,94	0,95	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97	0,99	0,98	0,98
InC											
$P_{in} (W)$	114,37	14,84	18,56	100,96	103,27	114,36	70,78	95,68	960,74	453,92	589,86
ΔP_{in}	1,68	0,19	0,25	1,50	1,53	1,68	1,09	1,43	9,99	4,87	6,25
V_{in}	17,03	6,08	6,78	16,01	16,19	17,07	13,43	15,59	40,34	27,77	31,64
ΔV_{in}	3,79	1,38	1,54	3,57	3,61	3,79	2,99	3,47	7,24	4,98	5,68
I_{in}	6,76	2,46	2,76	6,35	6,43	6,75	5,31	6,18	23,92	16,41	18,72
ΔI_{in}	1,53	0,55	0,62	1,44	1,45	1,53	1,21	1,40	4,37	3,01	3,43
P_{out}	111,33	13,97	17,57	98,16	100,43	111,34	68,55	92,98	947,32	446,25	580,57
ΔP_{out}	2,39	0,30	0,38	2,11	2,16	2,39	1,48	2,00	24,85	11,73	15,25
V_{out}	42,21	14,95	16,77	39,63	40,08	42,21	33,12	38,57	123,11	84,50	96,38
ΔV_{out}	0,45	0,16	0,18	0,43	0,43	0,45	0,36	0,42	1,62	1,11	1,27
I_{out}	2,64	0,93	1,05	2,48	2,51	2,64	2,07	2,41	7,69	5,28	6,02
ΔI_{out}	0,03	0,01	0,01	0,03	0,03	0,03	0,02	0,03	0,10	0,07	0,08
D	0,60	0,61	0,61	0,60	0,60	0,60	0,60	0,60	0,67	0,67	0,67
ϵ (%)	0,97	0,94	0,95	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97	0,99	0,98	0,98

Tabela 21– Valores agrupados das simulações nos cenários 1 a 11.

(conclusão)

Cenário	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
GMPP	114,8	15,77	19,59	101,3	103,6	114,8	71,03	96,02	962,9	454,9	591,2
PSO											
$P_{in} (W)$	114,34	15,78	19,60	100,91	103,26	114,39	70,77	95,67	960,43	453,47	589,29
ΔP_{in}	1,53	0,45	0,58	1,50	1,32	1,22	0,97	1,29	9,69	4,96	6,41
V_{in}	16,98	12,86	13,37	16,16	16,10	16,81	12,46	14,51	40,95	28,09	32,01
ΔV_{in}	3,33	3,27	3,58	3,15	3,17	3,32	2,63	3,05	5,95	4,09	4,66
I_{in}	6,78	1,24	1,38	6,29	6,46	6,85	5,30	6,21	23,54	16,22	18,50
ΔI_{in}	1,34	0,35	0,38	1,27	1,28	1,34	1,06	1,23	3,60	2,47	2,81
P_{out}	111,31	14,92	17,63	98,11	100,42	111,36	62,54	83,97	946,98	445,80	579,99
ΔP_{out}	1,95	0,09	0,11	1,71	1,77	1,97	1,20	1,63	18,38	8,66	11,26
V_{out}	42,20	15,45	16,26	39,62	40,08	42,21	30,12	35,57	123,09	84,45	96,33
ΔV_{out}	0,37	0,05	0,05	0,34	0,35	0,37	0,29	0,34	1,19	0,82	0,94
I_{out}	2,64	0,97	1,08	2,48	2,51	2,64	2,07	2,41	7,69	5,28	6,02
ΔI_{out}	0,02	0,00	0,00	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,07	0,05	0,06
D	0,60	0,21	0,20	0,60	0,60	0,61	0,60	0,60	0,66	0,67	0,67
ϵ (%)	0,97	0,95	0,90	0,97	0,97	0,97	0,88	0,88	0,99	0,98	0,98
GA											
$P_{in} (W)$	114,27	15,78	19,60	100,74	102,86	114,34	70,43	95,61	960,43	453,05	588,74
ΔP_{in}	1,80	0,43	0,54	2,05	2,33	1,53	1,86	1,55	9,69	6,10	7,89
V_{in}	17,02	11,70	13,24	15,95	16,43	16,68	13,66	14,54	40,95	27,91	31,80
ΔV_{in}	3,34	3,38	3,67	3,14	3,18	3,31	2,64	3,05	5,96	4,08	4,65
I_{in}	6,77	1,26	1,39	6,38	6,32	6,90	5,21	6,20	23,54	16,33	18,62
ΔI_{in}	1,34	0,36	0,39	1,26	1,28	1,34	1,06	1,23	3,60	2,47	2,81
P_{out}	111,23	13,91	17,63	97,94	100,02	111,31	68,20	83,90	946,96	445,38	579,44
ΔP_{out}	1,99	0,10	0,12	1,81	1,75	1,98	1,20	1,67	18,92	8,97	11,68
V_{out}	42,19	14,44	16,26	39,59	40,00	42,20	33,03	35,55	123,09	84,42	96,29
ΔV_{out}	0,38	0,05	0,06	0,37	0,35	0,37	0,29	0,35	1,23	0,85	0,97
I_{out}	2,64	0,97	1,08	2,47	2,50	2,64	2,06	2,41	7,69	5,28	6,02
ΔI_{out}	0,02	0,00	0,00	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,08	0,05	0,06
D	0,60	0,22	0,21	0,60	0,60	0,61	0,59	0,60	0,67	0,67	0,67
ϵ (%)	0,97	0,88	0,90	0,97	0,97	0,97	0,97	0,88	0,99	0,98	0,98

Fonte: elaborado pelo próprio autor.

A Tabela 21 apresenta, para cada cenário e método, valores de potência na entrada do conversor (P_{IN}), o erro percentual em relação à potência máxima teórica (ϵ), a potência entregue à carga (P_{OUT}), e a eficiência do conversor (η). Permitindo a análise objetiva das vantagens e limitações de cada técnica. Observou-se, que os métodos P&O e InC mantiveram erros baixos ($< 0,4\%$) na maioria dos cenários, embora com tempos máximos de resposta mais elevados. Os algoritmos PSO e GA demonstraram maior agilidade na convergência, com tempos inferiores a 0,15 s em diversas situações, mas com variações de erro um pouco mais acentuadas. A eficiência de conversão foi maior nos cenários com maior potência. A Tabela mostra como o

desempenho dos algoritmos está diretamente relacionado às características do cenário simulado e às características da técnica de MPPT utilizada.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

O objetivo dessa pesquisa foi a realização de um estudo comparativo e uma avaliação crítica de diferentes algoritmos de MPPT aplicados a sistemas de geração termoelétrica baseados em geradores termoelétricos (TEGs), considerando diferentes condições de gradiente térmico. Para isso, foram implementadas modelagens computacionais em ambiente MATLAB/Simulink®, simulando o comportamento de um sistema composto por arranjo de TEGs, conversor *boost* e controle MPPT baseado em quatro algoritmos: Perturbação e Observação (P&O), Condutância Incremental (InC), Otimização por Enxame de Partículas (PSO) e Algoritmo Genético (GA).

Com base nos resultados das simulações, foi possível validar o desempenho dos algoritmos sob diferentes cenários térmicos, variando desde condições ideais com gradiente uniforme até situações mais complexas, com distribuição térmica assimétrica e múltiplos pontos de máxima potência. Os resultados mostraram que os algoritmos P&O e InC apresentaram razoável precisão em cenários de um único MPP, mas com maior tempo para convergência e maior oscilação. Por sua vez, os algoritmos PSO e GA demonstraram rápida convergência e maior robustez em cenários de múltiplos máximos.

Observou-se que a escolha do algoritmo de MPPT deve considerar as condições de gradientes térmicos e o nível desejado de desempenho, além da capacidade computacional disponível. Entretanto, é importante destacar que a metodologia de simulação adotada nesta pesquisa apresentou simplificações relevantes. O modelo do TEG foi representado como uma fonte de tensão dependente da temperatura e uma resistência interna, desconsiderando efeitos térmicos como perdas por convecção e a resistência térmica dos materiais semicondutores.

Além disso, o ambiente de simulação computacional é idealizado, não refletindo imperfeições dos componentes físicos, ruídos de medição ou variações reais nos gradientes térmicos. O conversor *boost* modelado também utilizou componentes ideais, sem considerar perdas e limitações práticas, o que restringe a generalização dos resultados para aplicações reais.

Diante disso, trabalhos futuros podem ser feitos na construção de um protótipo físico de sistema TEG, permitindo a implementação experimental dos algoritmos de MPPT para validar os resultados em condições reais e avaliar o comportamento frente a ruídos e variações ambientais. A incorporação de modelos mais complexos de TEGs, considerando condutividade e inércia térmica, bem como a troca de calor com o ambiente e a variação do coeficiente de *Seebeck*, poderá aumentar a confiabilidade das simulações.

Outra possibilidade de desenvolvimento está na aplicação de técnicas híbridas de MPPT,

combinando características de múltiplos algoritmos, ou ainda no estudo de algoritmos bioinspirados. Essas estratégias podem trazer melhorias adicionais em desempenho, adaptabilidade e robustez. Por fim, a avaliação de diferentes configurações de arranjos TEGs, com sobreposição de módulos e aplicação em cargas dinâmicas, também se configura como um caminho promissor para ampliar a aplicabilidade prática dos sistemas analisados.

REFERÊNCIAS

AHMED, A. Choppers DC. *In*: AHMED, Ashfaq. **Eletrônica de Potência**. 1. ed. São Paulo: Prentice Hall, 2000. cap. 9, p. 308-348.

ALVES, M. G. **Mini-inversores para aproveitamento de energia fotovoltaica, com técnicas de MPPT, sincronismo e conexão com a rede de CA em BT, proteção de ilhamento, gerenciamento da energia e da operação**. 2013. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2009. Disponível em: <https://repositorio.unesp.br/entities/publication/89c74aff-9d17-4a5f-ab3f-9034709d9bb3>. Acesso em: 25 maio 2025.

BELBOULA, A. *et al.* Comparative study of maximum power point tracking algorithms for thermoelectric generator. *In*: HATTI, Mustapha. **Renewable Energy for Smart and Sustainable Cities: Artificial Intelligence in Renewable Energetic Systems**. 62. ed. Tipaza: Springer International Publishing, 2019. 36, p. 329–338. DOI: 10.1007/978-3-030-04789-4. Disponível em: <https://www.academia.edu/download/58485716/belboula2018.pdf>. Acesso em: 14 set. 2024

BELKAID, A.; COLAK, I.; KAYISLI, K. Modeling and simulation of thermo electrical generator with MPPT. *In*: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON RENEWABLE ENERGY RESEARCH AND APPLICATIONS (ICRERA), 6., 2017, San Diego. **Anais [...]**. San Diego: IEEE 6th International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA), 2017. p. 855-860. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICRERA.2017.8191181>. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8191181>. Acesso em: 17 set. 2024.

BOLLIPO, R. B.; MIKKILI, S.; BONTAGORLA, P. K. Critical review on PV MPPT techniques: classical, intelligent and optimisation. **IET Renewable Power Generation**, v. 14, n. 9, p. 1433-1452, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2019.1163>. Disponível em: <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1049/iet-rpg.2019.1163>. Acesso em: 25 set. 2024.

CHAIEB, H.; SAKLY, A. Comparison between P&O and P.S.O methods based MPPT algorithm for photovoltaic systems. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SCIENCES AND TECHNIQUES OF AUTOMATIC CONTROL AND COMPUTER ENGINEERING (STA), 16., 2015, Monastir. **Anais [...]**. Monastir: IEEE, 2016. p. 694-699. DOI:10.1109/STA.2015.7505205. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7505205>. Acesso em: 12 set. 2024.

CHATZIDAKIS, P. G.; CHRISTIDIS, G. C.; TATAKIS, E. C. Comparative study of MPPT algorithms for thermoelectric generators. *In*: EUROPEAN CONFERENCE ON POWER ELECTRONICS AND APPLICATIONS (EPE), 15., 2013, Lille. **Anais [...]**. Lille: IEEE, 2013. p. 1-8. DOI: 10.1109/EPE.2013.6634607. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6634607>. Acesso em: 27 set. 2024.

CHEN, L.; LIU, R.; SHI, X. General principles of thermoelectric technology. *In*: CHEN, L.; LIU, R.; SHI, X. **Thermoelectric Materials and Devices**. 1. ed. Cambridge: Elsevier, 2021. cap. 1, p. 1-18. Disponível em: <https://www.inspectioncopy.elsevier.com/book/details/9780128184134>. Acesso em: 11 dez. 2024.

DALALA, Z. M. Energy harvesting using thermoelectric generators. *In: IEEE INTERNATIONAL ENERGY CONFERENCE (ENERGYCON)*, 16., 2016, Leuven. **Anais [...]**. Leuven: IEEE International Energy Conference (ENERGYCON), 2016. p. 1-6. DOI: 10.1109/ENERGYCON.2016.7514088. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7514088>. Acesso em: 12 set. 2024.

DZIURDZIA, Piotr; MIROCHA, Artur. From Constant to Temperature Dependent Parameters Based Electrothermal Models of TEG. Comparative Analysis. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE "MIXED DESIGN OF INTEGRATED CIRCUITS AND SYSTEMS"*, 16., 2009, Lodz. **Anais [...]**. Lodz: IEEE, 2009. p. 555-559. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5289625>. Acesso em: 23 ago. 2024.

EL-SHAHAT, A.; BHUIYAN, M. S. R. Thermoelectric generator performances and efficiency analysis integrated with MPPT techniques. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SUSTAINABLE ENERGY AND FUTURE ELECTRIC TRANSPORTATION (SEFET)*, 2., 2021, Hyderabad. **Anais [...]**. Hyderabad: International Conference on Sustainable Energy and Future Electric Transportation (SEFET), 2, 2021. p. 1-7. DOI: 10.1109/SeFet48154.2021.9375713. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9375713>. Acesso em: 15 set. 2024.

ELZALIK, M. *et al.* Thermoelectric power generation system-simulation and experimental investigation. *In: INTERNATIONAL MIDDLE EAST POWER SYSTEMS CONFERENCE (MEPCON)*, 12., 2018, Cairo. **Anais [...]**. Cairo: IEEE, 2019. p. 298-303. DOI: 10.1109/MEPCON.2018.8635251. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8635251>. Acesso em: 12 set. 2024.

ELZALIK, M. *et al.* Electrical performance analysis of thermoelectric generating system with INC-MPPT algorithm. **Gazi University Journal of Science**, v. 33, n. 1, p. 74–88, 2020. DOI: 10.35378/gujs.552480. Disponível em: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/983621>. Acesso em: 13 set. 2024.

EXPLORING multiple futures: demand and electricity. *In: World Energy Outlook 2021*. Paris: **IEA**, 2021, p. 165-210. Disponível em: <https://iea.blob.core.windows.net/assets/4ed140c1-c3f3-4fd9-acae-789a4e14a23c/WorldEnergyOutlook2021.pdf>. Acesso em: 14 nov. 2024.

FEMIA, N. *et al.* Optimization of perturb and observe maximum power point tracking method. **IEEE Transactions on Power Electronics**, v. 20, n. 4, p. 963-973, 2005. DOI: 10.1109/TPEL.2005.850975. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1461481>. Acesso em: 23 ago. 2024.

FIGUEIREDO, S. N.; AQUINO, R. N. A. L. S.; ZURITA, M. E. P. V. Comparison between P&O-based and PSO-based MPPT algorithms for photovoltaic system under partially shaded conditions. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL, DECISION AND INFORMATION TECHNOLOGIES (CODIT)*, 6., 2019, Paris. **Anais [...]**. Paris: IEEE, 2019, p. 685-690. DOI: 10.1109/CoDIT.2019.8820478. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8820478>. Acesso em: 05 set. 2024.

GOLDBERG, D. E. A Gentle Introduction to Genetic Algorithms. *In*: GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning**. 1. ed. Boston: Addison-Wesley Publishing Company, 1989. cap. 1, p. 1-26. Disponível em: https://www2.fiit.stuba.sk/~kvasnicka/Free%20books/Goldberg_Genetic_Algorithms_in_Search.pdf. Acesso em: 11 dez. 2024.

GOLDSMID, H. Julian. The Seebeck and Peltier effects. *In*: GOLDSMID, H. Julian. **The Physics of Thermoelectric Energy Conversion**. 1. ed. San Rafael: Morgan & Claypool Publishers LLC-IOP, 2017. DOI: 10.1088/978-1-6817-4641-8. Disponível em: <https://iopscience.iop.org/book/mono/978-1-6817-4641-8>. Acesso em: 10 nov. 2024.

HART, Daniel W. Conversores CC-CC. *In*: HART, Daniel W. **Eletrônica de Potência: análise e projetos de circuitos**. 1 ed. Porto Alegre. AMGH, 2012. cap. 6, p. 197-265.

HOROWITZ, Paul; HILL, Winfield. Voltage Regulation and Power Conversion. *In*: HOROWITZ, Paul; HILL, Winfield. **The Art of Electronics**. 3 ed. New York. Cambridge University Press, 2015. cap. 9, p. 594-699.

INDHUMATHI, M.; RAJAN, S. E.; RAKESH, T. Performance analysis of high gain isolated soft switched DC-DC converter for thermoelectric energy harvesting system using MPPT control strategies. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CIRCUIT, POWER AND COMPUTING TECHNOLOGIES (ICCPCT), 16., 2016, Nagercoil. **Anais [...]**. Nagercoil: International Conference on Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT), 2016, p. 494. DOI: 10.1109/ICCPCT.2016.7530368. Disponível em: <https://erp.mepcoeng.ac.in/images/Employee/Conference/Paper98.pdf>. Acesso em: 23 set. 2024.

INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE. Human Influence on the Climate System. *In*: INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE. **Climate Change 2021: The Physical Science Basis**. New York: IPCC, 2021. p. 423-552. DOI: 10.1017/9781009157896.005. Disponível em: https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/report/IPCC_AR6_WGI_FullReport.pdf. Acesso em: 03 dez. 2024.

INDRASARI, W. *et al.* Implementation of the MPPT particle swarm optimization algorithm on a hybrid PV-TEG solar panel with a DC-DC buck converter. *In*: INTERNATIONAL PHYSICS SEMINAR, 13., 2024, Jakarta. **Anais [...]**. Jakarta: Journal of Physics: Conference Series, 2024. p. 50. DOI: 10.1088/1742-6596/2866/1/012050. Disponível em: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/2866/1/012050/pdf>. Acesso em: 03 dez. 2024.

JAZIRI, N. *et al.* A comprehensive review of Thermoelectric Generators: Technologies and common applications. **Energy reports**, New York, v. 6, n. 7, p. 264–287, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2019.12.011>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484719306997>. Acesso em: 17 jul. 2024.

KANG et al. Thermoelectric Materials and Devices. In: **Hierarchical Nanostructures for Energy Devices, RSC Nanoscience & Nanotechnology**. 1. ed. Cambridge: The Royal Society of Chemistry, 2014. 6, p. 107-141. DOI: 10.1039/9781849737500-00107. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Hongchao-Wang-5/publication/272055575_Thermoelectric_Materials_and_Devices/links/54d9c27a0cf2970e4e7cb294/Thermoelectric-Materials-and-Devices.pdf. Acesso em: 11 nov. 2024.

LAIRD, I. et al. Comparative study of maximum power point tracking algorithms for thermoelectric generators. In: AUSTRALASIAN UNIVERSITIES POWER ENGINEERING CONFERENCE, 8., 2008, Sydney. **Anais [...]**. Sydney: IEEE, 2009. p. 1-6. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4813092>. Acesso em: 12 set. 2024.

LIU, S. et al. Micro-thermoelectric generators based on through glass pillars with high output voltage enabled by large temperature difference. **Applied energy**, New York, v. 225, p. 600–610, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.05.056>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306261918307669>. Acesso em: 10 set. 2024.

MAMUR, Hayati; ÇOBAN, Yusuf. Detailed modeling of a thermoelectric generator for maximum power point tracking. **Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences**, İzmir. v. 28. n. 1. art. 9. 2020. DOI: 10.3906/elk-1907-166. Disponível em: <https://journals.tubitak.gov.tr/elektrik/vol28/iss1/9>. Acesso em: 22 abr. 2024.

MAMUR, Hayati; TAŞKIN, Sezai; ALİÜSTÜNER, Mehmet. Modeling and validation of the thermoelectric generator with considering the change of the Seebeck effect and internal resistance. **Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences**. v. 30. n. 7. art. 14. 2022. DOI: 10.55730/1300-0632.3963. Disponível em: <https://journals.tubitak.gov.tr/elektrik/vol30/iss7/14>. Acesso em: 22 abr. 2024.

MAN, E. A. et al. Dynamic performance of maximum power point trackers in TEG systems under rapidly changing temperature conditions. **Journal of electronic materials**, v. 45, n. 3, p. 1309–1315, 2016. DOI: doi.org/10.1007/s11664-015-4015-y. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11664-015-4015-y>. Acesso em: 15 set. 2024.

MONTECUCCO, Andrea; SIVITER, Jonathan; KNOX, Andrew R. The effect of temperature mismatch on thermoelectric generators electrically connected in series and parallel. **Applied Energy**, [S. l.], v. 123, n. 1, p. 47-54, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.02.030>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261914001664>. Acesso em: 15 mar. 2025.

MUKTI, E. W. et al. Particle swarm optimization (PSO) based photovoltaic MPPT algorithm under partial shading condition. **Jurnal Elektronika dan Telekomunikasi**, v. 23, n. 2, p. 99-107, 2023. DOI:10.55981/jet.552. Disponível em: <https://pdfs.semanticscholar.org/a62d/6a27ae3c9caca020260ee26f35ae95496475.pdf>. Acesso em: 28 set. 2024.

OLIVEIRA, F. M. et al. Development of an MPPT-based genetic algorithm for photovoltaic systems versus classical MPPT techniques in scenarios with partial shading. **Inventions**, v. 9, n. 3, p. 64, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3390/inventions9030064>. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2411-5134/9/3/64>. Acesso em: 22 set. 2024.

ORR, B.; AKBARZADEH, A.; LAPPAS, P. An exhaust heat recovery system utilising thermoelectric generators and heat pipes. **Applied thermal engineering**, v. 126, p. 1185–1190, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2016.11.019>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1359431116330095>. Acesso em: 22 out. 2024.

OSLAJ, B. *et al.* Synchronous buck-boost converter for energy harvesting application. *In*: IEEE International Power Electronics and Motion Control Conference (PEMC), 18., 2018, Budapeste. **Anais [...]**. Budapeste: IEEE, 2018. p. 440-444. DOI: 10.1109/EPEPEMC.2018.8521876. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8521876>. Acesso em: 23 set. 2024.

OUTLOOK for energy demand. *In*: World Energy Outlook 2022. Paris: IEA, 2022, p. 233-276. Disponível em: <https://iea.blob.core.windows.net/assets/830fe099-5530-48f2-a7c1-11f35d510983/WorldEnergyOutlook2022.pdf>. Acesso em: 14 nov. 2024.

RAZA, Muhammad. Particle Swarm Optimization (PSO) MATLAB® Code Explanation. Simulation Tutor. Disponível em: <https://simulationtutor.com/particle-swarm-optimization-pso-matlab-code-explanation/>. Acesso em: 20 ago. 2024.

REN21. **Renewables 2022 Global Status Report (GSR 2022)**. [S. l.]: REN21, 2022. p. 400. Disponível em: https://www.ren21.net/wp-content/uploads/2019/05/GSR2022_Full_Report.pdf. Acesso em: 15 nov. 2024.

RUZAIMI *et al.* Performance analysis of thermoelectric generator implemented on non-uniform heat distribution of photovoltaic module. **Energy reports**, [S. l.], v. 7, p. 2379–2387, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.04.029>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484721002456>. Acesso em: 22 out. 2024.

SHANG, L.; GUO, H.; ZHU, W. An improved MPPT control strategy based on incremental conductance algorithm. *In*: CHENG, Shijie. **Protection and control of modern power systems**. 5. ed. New York: Springer, 2020. 14, p. 178-185. DOI: <https://doi.org/10.1186/s41601-020-00161-z>. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1186/s41601-020-00161-z>. Acesso em: 12 set. 2024.

SNYDER, G. J. Thermoelectric Energy Harvesting. *In*: PRIYA, S. INMAN, D. J. **Energy Harvesting Technologies**. 1. ed. Boston: Springer, 2008. 11, p. 325-336. DOI 10.1007/978-0-387-76464-1. Disponível em: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-0-387-76464-1>. Acesso em: 09 set. 2024.

TOHIDI, F.; HOLAGH, S. G.; CHITSAZ, A. Thermoelectric Generators: A comprehensive review of characteristics and applications. **Applied Thermal Engineering**. [S. l.], v. 201, n. 1, p. 117793, Jan. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2021.117793>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1359431121012175>. Acesso em: 15 mar. 2025.

TORRECILLA, M. C. *et al.* Transient response of a thermoelectric generator to load steps under constant heat flux. **Applied energy**, v. 212, p. 293–303, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.12.010>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306261917317233>. Acesso em: 13 set. 2024.

TOZLU, O. F.; CALIK, H. A review and classification of most used MPPT algorithms for photovoltaic systems. **Hittite Journal of Science and Engineering**, v. 8, n. 3, p. 207–220, 2021. DOI: 10.17350/HJSE19030000231. Disponível em: <https://pdfs.semanticscholar.org/4ec4/1c237a44c2d7bdf0596f5be0d3b957dbc337.pdf>. Acesso em: 25 out. 2024.

TWAHA, S. *et al.* Parameter analysis of thermoelectric generator/dc-dc converter system with maximum power point tracking. **Energy for sustainable development: the journal of the International Energy Initiative**, v. 41, p. 49–60, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.esd.2017.08.005>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0973082617301825>. Acesso em: 13 set. 2024.

ÜSTÜNER, M. A.; MAMUR, H.; TAŞKIN, S. Modeling and validation of the thermoelectric generator with considering the change of the Seebeck effect and internal resistance. **Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences**, v. 30, n. 7, p. 2688–2706, 2022. DOI: <https://doi.org/10.55730/1300-0632.3963>. Disponível em: <https://journals.tubitak.gov.tr/elektrik/vol30/iss7/14>. Acesso em: 23 abr. 2024.

WORLD ENERGY COUNCIL. **World Energy Scenarios**: composing energy futures to 2050, 2013. London: WEC, 2013. Disponível em: https://www.worldenergy.org/assets/downloads/World-Energy-Scenarios_Composing-energy-futures-to-2050_Full-report1.pdf. Acesso em: 17 jul. 2024.

XU, C. *et al.* Portable and wearable self-powered systems based on emerging energy harvesting technology. **Microsystems & nanoengineering**, v. 7, n. 1, p. 25, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41378-021-00248-z>. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41378-021-00248-z>. Acesso em: 22 jul. 2024.

YAHYA, A. E. M. *et al.* Analyzing the impact of temperature variations on the performance of thermoelectric generators. In: INTERNATIONAL ENGINEERING CONFERENCE ON ELECTRICAL, ENERGY, AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE (EICEEAI), 2., 2023, Zarqa. **Anais [...]**. Zarqa: IEEE, 2024. p. 1–6. DOI: 10.1109/EICEEAI60672.2023.10590204. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10590204>. Acesso em: 13 set. 2024.