

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PAMPA**

**CAUÃ MELGAREJO MENDONÇA**

**APERFEIÇOAMENTO DA CONVERSÃO DE ENERGIA DE SISTEMAS  
DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA SOB DIVERSAS CONDIÇÕES DE  
SOMBREAMENTO**

**Alegrete  
2019**

**CAUÃ MELGAREJO MENDONÇA**

**APERFEIÇOAMENTO DA CONVERSÃO DE ENERGIA DE SISTEMAS  
DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA SOB DIVERSAS CONDIÇÕES DE  
SOMBREAMENTO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Djeisson Hoffmann Thomas

**Alegrete  
2019**

Ficha catalográfica elaborada automaticamente com os dados fornecidos  
pelo(a) autor(a) através do Módulo de Biblioteca do  
Sistema GURI (Gestão Unificada de Recursos Institucionais) .

M539a Mendonça, Cauã Melgarejo

Aperfeiçoamento da Conversão de Energia de Sistemas de  
Geração Fotovoltaica sob Diversas Condições de Sombreamento /  
Cauã Melgarejo Mendonça.

116 p.

Dissertação(Mestrado)-- Universidade Federal do Pampa,  
MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, 2019.

"Orientação: Djeisson Hoffmann Thomas".

1. Inteligência de Enxames. 2. Condição de Sombreamento  
Parcial. 3. Ponto de Máxima Potência Global. 4. Ponto de  
Máxima Potência Local. I. Título.

CAUÃ MELGAREJO MENDONÇA

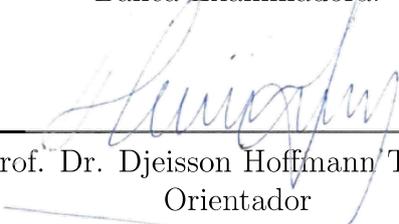
APERFEIÇOAMENTO DA CONVERSÃO DE ENERGIA DE SISTEMAS  
DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA SOB DIVERSAS CONDIÇÕES DE  
SOMBREAMENTO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Inteligência de Enxames, Condição de Sombreamento Parcial, Ponto de Máxima Potência Global, Ponto de Máxima Potência Local

Dissertação defendida e aprovada em: 29 de agosto de 2019.

Banca Examinadora:



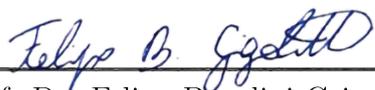
---

Prof. Dr. Djeisson Hoffmann Thomas  
Orientador  
UNIPAMPA



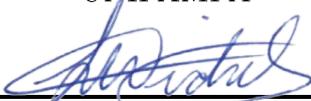
---

Prof. Dr. Guilherme Sebastião da Silva  
UNIPAMPA



---

Prof. Dr. Felipe Bovolini Grigoletto  
UNIPAMPA



---

Prof. Dr. Leandro Michels  
UFSM

Dedico essa dissertação a minha esposa, família e amigos por todos os momentos em que me deram força para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.



## AGRADECIMENTO

Antes de agradecer, eu gostaria de me desculpar com aqueles que amo. Desculpa pelos momentos nos quais deixei de estar presente fisicamente com eles. Mães que deixei de tomar, jantas que não compareci, aniversários que não fui. Saiba que nesses momentos eu estive em pensamento com vocês e que esse afastamento foi necessário, fazia parte de todo esse processo que está hoje materializado nessa dissertação.

Em relação aos agradecimentos, agradeço primeiramente à Deus pela capacidade à mim dada. Me guiando nos momentos em que trabalhava fazendo viagens e acompanhando o cronograma do mestrado.

Agradeço também à minha esposa Anielly, que sempre se mostrou pronta a me ajudar neste processo e foi a todo momento meu porto seguro nos momentos de dificuldade e desabafos. Esse trabalho é igualmente dividido com ela.

Sou grato pelos meus pais, Jefferson e Roselaine, por terem sido os melhores possíveis na minha criação. Onde nos momentos em que nem eu acreditava na minha capacidade, eles estavam lá me dando apoio.

Agradeço ao meu irmão Cauê pelas palavras de afirmação e orientação em todos os momentos da minha vida acadêmica. Você foi e sempre será a minha referência.

Por fim, agradeço aos meus amigos que a vida colocou em meu caminho, sejam eles na universidade ou de infância. Vocês são parte importante deste trabalho.



”Para quem não sabe para onde vai,  
qualquer caminho serve.”  
— Charles Lutwidge Dodgson



## RESUMO

A necessidade de explorar e aperfeiçoar novas fontes de energia elétrica, especialmente as renováveis, vem fazendo com que estudos sobre a eficiência de geração de energia em painéis fotovoltaicos venham crescendo no mundo acadêmico. Partindo dessa premissa, essa dissertação tem por objetivo aplicar meta-heurísticas capazes de ajustar a operação do conversor de energia para o ponto de máxima potência, independentemente da condição de sombreamento. Quando um sistema fotovoltaico é submetido a essas condições de operação, o mesmo tem diferentes pontos de máxima potência, sendo estes subdivididos em Ponto de Máxima Potência Global (GMPP) e Ponto de Máxima Potência Local (LMPP). Técnicas de captação de máxima potência de baixa complexidade, como por exemplo Perturba e Observa (P&O) e Condutância Incremental (IC), não tem uma resposta satisfatória, podendo operar em um ponto de LMPP, não extraindo assim a máxima potência do painel fotovoltaico. Por conseguinte, existe a necessidade de desenvolver uma técnica de rastreamento de máxima potência eficiente para qualquer condição de sombreamento, tanto parcial quanto homogêneo. Para otimizar a busca do GMPP foram empregadas meta-heurísticas baseadas em algoritmos bio-inspirados, quais sejam: Otimização por Enxame de Partículas (PSO), Busca Cuco (CS), Lobo Cinzento (GWO) e Vaga-lume (FA). Além destas, são propostas meta-heurísticas híbridas para a otimização do processo de busca do GMPP, obtidas a partir da associação entre duas das meta-heurísticas anteriores, da seguinte forma: PSO-CS, GWO-CS e FA-CS. Todas as meta-heurísticas propostas foram implementadas no software MATLAB/Simulink (versão 2018a) e submetidas à seis diferentes condições de sombreamento parcial, com LMPPs próximos ao GMPP, com o intuito de avaliar a eficiência das técnicas no ajuste da operação do conversor para o ponto de máxima potência e assim poder classificá-las. A melhor meta-heurística resultante desta classificação foi então submetida à testes de variação de irradiância em degrau, com intuito de emular a variação da irradiância que ocorreria ao longo de um dia qualquer de um sistema fotovoltaico real. Deste modo, busca-se alcançar o melhor desempenho do sistema de conversão e, conseqüentemente, a melhor produtividade de energia do sistema fotovoltaico, independentemente da condição de sombreamento.

Palavras-chave: Inteligência de Enxames. Condição de Sombreamento Parcial. Ponto de Máxima Potência Global. Ponto de Máxima Potência Local.



## ABSTRACT

The need to explore and improve new sources of electricity, especially renewable energy, has led to studies on the efficiency of photovoltaic power generation in the academic world. Based on this premise, this dissertation aims to apply metaheuristics capable of adjusting the operation of the energy converter to the point of maximum power, the following shading conditions. When a photovoltaic system is subjected to these operating conditions, it has different maximum power points, which are subdivided into Maximum Maximum Power Point (GMPP) and Local Maximum Power Point (LMPP) and this causes capture techniques. low power, low complexity, such as Disturb and Observe (P&O) and Incremental Conductance (IC), do not have a satisfactory response, can operate at one LMPP point, thus not extracting the photovoltaic panel at most. Therefore, there is a need to develop an efficient maximum power screening technique for any shading condition, both partial and homogeneous. To optimize a GMPP search, meta-heuristics used in bio-inspired algorithms were used, namely: Particle Swarm Optimization (PSO), Cuckoo Search (CS), Gray Wolf (GWO) and Firefly (FA) . Besides these, hybrid metaheuristics are proposed to optimize the GMPP search process, preventing the association between two of the previous metaheuristics, as follows: PSO-CS, GWO-CS and FA-CS. All as proposed metaheuristics were implemented in the MATLAB/Simulink software (version 2018a) and subjected to six different partial sound conditions, with LMPPs close to GMPP, in order to evaluate the technical strategies without adjusting the converter operation to the point. of maximum power and thus be able to classify them. The best reduced metaheuristic of this classification was then subjected to step irradiance variation tests in order to emulate a change in irradiance that occurs over the course of a day of any real photovoltaic system. In this mode, the best performance of the conversion system is sought and, consequently, a better energy utilization of the photovoltaic system, using the shading condition.

Keywords: Swarm Intelligence. Partial Shading Condition. Global Maximum Power Point. Local Maximum Power Point.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Estimativa da participação de fontes renováveis na produção de energia elétrica brasileira e mundial para o ano de 2040. . . . .	30
Figura 2 – Comportamento da curva $P \times V$ para diferentes tipos de sombreamentos. . . . .	34
Figura 3 – Circuito equivalente de uma célula fotovoltaica. . . . .	35
Figura 4 – Correntes drenadas pelos diodos de <i>bypass</i> em uma situação de sombreamento parcial . . . . .	36
Figura 5 – Característica da curva $I \times V$ de um módulo fotovoltaico não sombreado. . . . .	37
Figura 6 – GMPP de um módulo fotovoltaico sob condições de sombreamento parcial à uma irradiância de 250-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	39
Figura 7 – Diagrama de um sistema FV com utilização de estratégia MPPT. . . . .	40
Figura 8 – Conversor CC-CC boost elevador . . . . .	40
Figura 9 – Busca do GMPP utilizando a técnica de P&O para condição de irradiância de 1000-250-400 $W/m^2$ . . . . .	42
Figura 10 – Busca do GMPP utilizando a técnica de P&O para condição de irradiância de 1000-600-350 $W/m^2$ . . . . .	43
Figura 11 – Busca do GMPP utilizando a técnica de P&O para condição de irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ . . . . .	43
Figura 12 – Movimento das partículas do PSO . . . . .	45
Figura 13 – Comportamento do Voo de Lévy . . . . .	46
Figura 14 – Hierarquia dos lobos cinzentos. . . . .	48
Figura 15 – Conversor <i>Boost</i> implementado no <i>MATLAB</i> . . . . .	53
Figura 16 – Arranjo do sistema utilizado. . . . .	54
Figura 17 – Sistema de geração fotovoltaico padrão, utilizado para comparação e verificação dos resultados do sistema proposto . . . . .	55
Figura 18 – Características de $I \times V$ e $P \times V$ para uma irradiância de 1000-1000-1000 $W/m^2$ à temperatura de 25°C. . . . .	57
Figura 19 – Características de $I \times V$ e $P \times V$ do sistema padrão para uma irradiância de 1000-250-400 $W/m^2$ . . . . .	58
Figura 20 – Características de $I \times V$ e $P \times V$ do sistema padrão para um irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ . . . . .	58
Figura 21 – Características de $I \times V$ e $P \times V$ do sistema padrão para uma irradiância de 250-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	59
Figura 22 – Características de $I \times V$ e $P \times V$ do sistema padrão para uma irradiância de 1000-600-350 $W/m^2$ . . . . .	60
Figura 23 – Características de $I \times V$ do sistema padrão para uma irradiância de 400-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	61
Figura 24 – Características de $I \times V$ do sistema padrão para uma irradiância de 350-500-900 $W/m^2$ . . . . .	61
Figura 25 – Tempo de rastreamento do GMPPT com o uso de PSO para irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ utilizando o método de (CLERC, M. J., 2002). . . . .	63
Figura 26 – Tempo de rastreamento do ponto de máxima potência com o uso de algoritmo PSO para irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ em relação à potência de referência. . . . .	63

Figura 27 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo CS para irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ com relação à potência de referência. . . . .	65
Figura 28 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo GWO para irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ em relação à potência de referência. . . . .	66
Figura 29 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo FA para irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ em relação à potência de referência. . . . .	67
Figura 30 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo híbrido PSO-CS para irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ em relação à potência de referência. . . . .	68
Figura 31 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo híbrido GWO-CS para irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ em relação à potência de referência. . . . .	69
Figura 32 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso de algoritmo híbrido FA-CS para irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ em relação à potência de referência. . . . .	70
Figura 33 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo PSO e posições exploradas pelas partículas para irradiância de 1000-250-400 $W/m^2$ . . . . .	71
Figura 34 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 1000-250-400 $W/m^2$ . . . . .	72
Figura 35 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 1000-250-400 $W/m^2$ . . . . .	73
Figura 36 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 1000-250-400 $W/m^2$ . . . . .	73
Figura 37 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 1000-250-400 $W/m^2$ . . . . .	74
Figura 38 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 1000-250-400 $W/m^2$ . . . . .	74
Figura 39 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de 1000-250-400 $W/m^2$ . . . . .	75
Figura 40 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO e irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ . . . . .	76
Figura 41 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ . . . . .	77
Figura 42 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ . . . . .	77
Figura 43 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ . . . . .	78
Figura 44 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ . . . . .	78
Figura 45 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ . . . . .	79
Figura 46 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de 1000-300-250 $W/m^2$ . . . . .	80
Figura 47 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO e irradiância de 250-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	81

Figura 48 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 250-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	82
Figura 49 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 250-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	83
Figura 50 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 250-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	83
Figura 51 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 250-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	84
Figura 52 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 250-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	84
Figura 53 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de 250-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	85
Figura 54 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO e irradiância de 1000-600-350 $W/m^2$ . . . . .	86
Figura 55 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 1000-600-350 $W/m^2$ . . . . .	86
Figura 56 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 1000-600-350 $W/m^2$ . . . . .	87
Figura 57 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 1000-600-350 $W/m^2$ . . . . .	87
Figura 58 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 1000-600-350 $W/m^2$ . . . . .	88
Figura 59 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 1000-600-350 $W/m^2$ . . . . .	89
Figura 60 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de 1000-600-350 $W/m^2$ . . . . .	90
Figura 61 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO e irradiância de 400-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	91
Figura 62 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 400-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	91
Figura 63 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 400-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	92
Figura 64 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 400-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	93
Figura 65 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 400-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	94
Figura 66 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 400-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	94
Figura 67 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de 400-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	95
Figura 68 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO e irradiância de 350-500-900 $W/m^2$ . . . . .	96
Figura 69 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 350-500-900 $W/m^2$ . . . . .	96
Figura 70 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 350-500-900 $W/m^2$ . . . . .	97
Figura 71 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 350-500-900 $W/m^2$ . . . . .	97

Figura 72 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 350-500-900 $W/m^2$ . . . . .	98
Figura 73 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 350-500-900 $W/m^2$ . . . . .	99
Figura 74 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de 350-500-900 $W/m^2$ . . . . .	99
Figura 75 – Adaptação do sistema para permitir a variação contínua da irradiação em degrau. . . . .	105
Figura 76 – Detalhe do degrau de irradiância . . . . .	105
Figura 77 – Resposta do sistema proposto à uma variação da irradiância do tipo degrau: de 1000-250-400 $W/m^2$ para 1000-300-250 $W/m^2$ . . . . .	106
Figura 78 – Resposta do sistema proposto à uma variação da irradiância do tipo degrau: de 250-600-1000 $W/m^2$ para 1000-600-350 $W/m^2$ . . . . .	107
Figura 79 – Resposta do sistema proposto à uma variação da irradiância do tipo degrau: de 400-600-1000 $W/m^2$ para 350-500-900 $W/m^2$ . . . . .	108
Figura 80 – Resposta do método de otimização FA proposto à emulação de uma condição real de irradiância. . . . .	109



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Parâmetros de dimensionamento do conversor <i>boost</i> . . . . .	52
Tabela 2 – Variação dos coeficientes para o algoritmo PSO . . . . .	64
Tabela 3 – Variação dos coeficientes para o algoritmo de Busca Cuco . . . . .	64
Tabela 4 – Variação dos coeficientes para o algoritmo do Lobo Cinzento . . . . .	65
Tabela 5 – Variação dos coeficientes para o algoritmo Vaga-Lumes . . . . .	66
Tabela 6 – Variação dos coeficientes para o algoritmo PSO-CS . . . . .	67
Tabela 7 – Variação dos coeficientes para o algoritmo GWO-CS . . . . .	69
Tabela 8 – Variação dos coeficientes para o algoritmo FA-CS . . . . .	70
Tabela 9 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 1000- 250-400 $W/m^2$ . . . . .	100
Tabela 10 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 1000- 300-250 $W/m^2$ . . . . .	101
Tabela 11 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 250- 600-1000 $W/m^2$ . . . . .	101
Tabela 12 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 1000- 600-350 $W/m^2$ . . . . .	102
Tabela 13 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 400- 600-1000 $W/m^2$ . . . . .	102
Tabela 14 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 350- 500-900 $W/m^2$ . . . . .	103
Tabela 15 – Pontuação dos diferentes métodos analisados . . . . .	103
Tabela 16 – Precisão do método de otimização proposto em alcançar a maior po- tência gerada para qualquer condição de irradiância. . . . .	110



## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

PV – *Photovoltaic* (Fotovoltaico)

MPPT – *Maximum Power Point Tracking* (Busca do Ponto de Máxima Potência)

GMPPT – *Global Maximum Power Point Tracking* (Busca do Ponto Global de Máxima Potência)

GMPP – *Global Maximum Power Point* (Ponto Global de Máxima Potência)

LMPP – *Local Maximum Power Point* (Ponto Local de Máxima Potência)

SC – *Soft Computin* (Computação Flexível)

PSO – *Particle Swarm Optimization* (Otimização por Enxame de Partículas)

CS – *Cuckoo Search* (Busca Cuco)

ABC – *Artificial Bee Colony* (Colônia Artificial de Abelhas)

ACO – *Ant-colony Optimization* (Otimização por Colônia de Formigas)

GWO – *Grey Wolf Optimization* (Otimização Lobo Cinzento)

CC – Corrente Contínua

CA – Corrente Alternada

STC – *Standart Test Conditions* (Teste em Condições Padrão)

P&O – Perturbação e Observação

InC – Condutância Incremental Magnetotelúrico



## LISTA DE SÍMBOLOS

$I_{pv}$	Corrente do painel fotovoltaico;
$V_{pv}$	Tensão do painel fotovoltaico;
$V_{out}$	Tensão de saída do painel fotovoltaico;
$I_{out}$	Corrente de saída do painel fotovoltaico;
$P_{pv}$	Potência do painel fotovoltaico;
$n_s$	Número de células em série;
$n_p$	Número de células em paralelo;
$I_{ph}$	Fotocorrente;
$I_o$	Corrente de saturação do diodo;
$V_t$	Tensão do terminal do diodo;
$R_s$	Resistência série;
$R_p$	Resistência paralelo;
$A$	Fator de qualidade do diodo;
$I_{SC}$	Corrente de curto circuito;
$K_i$	Coefficiente de temperatura de curto circuito;
$\Delta T$	Varição ambiente;
$G$	Irradiação local;
$L_1$	Indutor;
$C_o$	Capacitor;
$R_o$	Resistor de saída;
$S_1$	Chave comutadora;
$D_1$	Diodo;
$D$	<i>Duty cycle</i> ;
$f_s$	Frequência de corte;
$\Delta I_L$	Varição de corrente no indutor do <i>boost</i> ;
$\Delta V_o$	Varição de tensão no capacitor;
$v_m^k$	Velocidade atual da partícula;
$x_m^k$	Posição atual da partícula;

$C_1$	–	Coeficiente Personal;
$C_2$	–	Coeficiente Global;
$w$	–	Coeficiente de inércia
$R_1$	–	Valor aleatório de [0 - 1];
$R_2$	–	Valor aleatório de [0 - 1];
$\phi_1$	–	Coeficientes de otimização;
$\phi_2$	–	Coeficientes de otimização;
$\chi$	–	Coeficiente de otimização;
$\beta$	–	Coeficiente Voo de Lévy;
$\alpha_2$	–	Limitador de passo do CS;
$\beta_0$	–	Atratividade dos vaga-lumes no instante zero;
$CCM$	–	Continuous Conduction Mode (Modo de Condução Contínua) ;
$DCM$	–	Discontinuous Conduction Mode (Modo de Condução Descontínuo).



## SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO . . . . .	30
1.1	Energia Fotovoltaica . . . . .	30
1.2	Objetivo Geral . . . . .	33
1.3	Objetivos Específicos . . . . .	33
1.4	Organização do Trabalho . . . . .	33
2	DESENVOLVIMENTO TEÓRICO . . . . .	34
2.1	Tipos de Sombreamentos . . . . .	34
2.2	Método de funcionamento de uma célula fotovoltaica . . . . .	34
2.2.1	Diodo de <i>bypass</i> . . . . .	36
2.3	Conversão de energia sob operação em máxima potência em um sistema FV . . . . .	37
2.3.1	Operação em máxima potência de sistemas sem sombreamento . . . . .	37
2.3.2	Operação em Máxima Potência de Sistemas com Sombreamento Parcial . . . . .	38
2.3.3	Implementação da técnica de rastreamento de MPPT e GMPPT . . . . .	39
2.4	Conversor CC-CC <i>boost</i> . . . . .	40
2.5	Técnica de Otimização: Perturba e Observa (P&O) . . . . .	42
2.6	Técnicas de Otimização Baseadas em Meta-heurísticas Bioinspiradas . . . . .	44
2.6.1	Método de Otimização por Enxame de Partículas ( <i>Particle Swarm Optimization - PSO</i> ) . . . . .	44
2.6.2	Método de Otimização pela Busca Cuco ( <i>Cuckoo Search - CS</i> ) . . . . .	46
2.6.3	Método de Otimização por Lobo Cinzento ( <i>Grey Wolf Optimization - GWO</i> ) . . . . .	47
2.6.4	Método de Otimização por Vaga-lumes ( <i>Firefly Algorithm - FA</i> ) . . . . .	49
2.6.5	Algoritmos Híbridos de Inteligência de Enxames . . . . .	51
3	DESENVOLVIMENTO PRÁTICO . . . . .	52
3.1	Dimensionamento do conversor <i>boost</i> . . . . .	52
3.2	Construção do sistema no MATLAB ® . . . . .	54
3.3	Parâmetros de Simulação . . . . .	55
3.4	Estudo de casos de sombreamento parcial do sistema FV . . . . .	56
3.4.1	GMPP à Esquerda . . . . .	57
3.4.2	GMPP ao centro . . . . .	59
3.4.3	GMPP à direita . . . . .	60
3.4.4	Ajuste dos parâmetros do PSO para o GMPP . . . . .	62
3.4.5	Ajuste dos parâmetros da Busca Cuco (CS) na busca do GMPP . . . . .	64
3.4.6	Ajuste dos parâmetros do Lobo Cinzento (GWO) na busca do GMPP . . . . .	65
3.4.7	Ajuste dos parâmetros do Vaga-lume na busca do GMPP . . . . .	66
3.4.8	Ajuste dos parâmetros do algoritmo híbrido PSO-CS na busca do GMPP . . . . .	67
3.4.9	Ajuste dos parâmetros do algoritmo híbrido GWO-CS na busca do GMPP . . . . .	68

3.4.10	Ajuste dos parâmetros do algoritmo híbrido FA-CS na busca do GMPP . . . . .	69
4	APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS . . . . .	71
4.1	1º GMPP à esquerda : 1000-250-400 $W/m^2$ . . . . .	71
4.2	2º GMPP à esquerda : 1000-300-250 $W/m^2$ . . . . .	75
4.3	1º GMPP ao centro : 250-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	80
4.4	2º GMPP ao centro : 1000-600-350 $W/m^2$ . . . . .	85
4.5	1º GMPP à direita: 400-600-1000 $W/m^2$ . . . . .	90
4.6	2º GMPP à direita: 350-500-900 $W/m^2$ . . . . .	95
4.7	Classificação dos métodos de otimização . . . . .	100
4.8	Aplicação: Emulação da Operação em um Sistema FV . . . . .	104
5	CONCLUSÃO . . . . .	111
	REFERÊNCIAS . . . . .	112



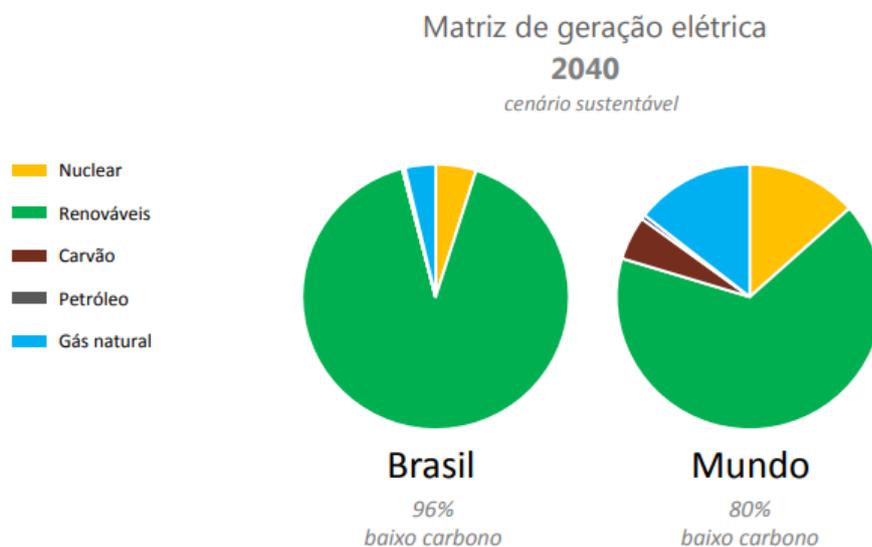
# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 Energia Fotovoltaica

Atualmente, a comunidade científica tem buscado desenvolver pesquisas relacionadas a novas fontes de energia elétrica que não poluam o meio ambiente. Os combustíveis fósseis, tais como petróleo, carvão e gás natural, são os mais utilizados no cenário mundial para a produção de energia elétrica, tendo como consequência em função do seu potencial poluidor, dentre outras, o agravamento do efeito estufa e uma maior ocorrência de chuvas ácidas.

Já existem diversas normativas e empenhos governamentais que promovem a redução do emprego de combustíveis fósseis, mas os resultados práticos de tais medidas ainda são poucos significativos. Também a nível mundial existe uma tendência de explorar fontes geradoras de energia elétrica nas quais os danos à natureza sejam mínimos. Conforme (SILVA, 2015), o Brasil apresenta uma série de programas e incentivos privados e públicos para a produção de energia elétrica a partir da fonte fotovoltaica. A Figura 1 mostra esta tendência e aponta que no ano de 2040 a matriz energética brasileira será 96% renovável, enquanto que a nível mundial este percentual estará em torno de 80% (OLIVEIRA; ROCHA; GIVISIEZ, 2019).

Figura 1 – Estimativa da participação de fontes renováveis na produção de energia elétrica brasileira e mundial para o ano de 2040.



Fonte: (OLIVEIRA; ROCHA; GIVISIEZ, 2019)

Segundo o Plano Decenal de Expansão de Energia (PDE) 2024 para o Brasil, no ano de 2024 a potência instalada de energia fotovoltaica no Brasil será de 8300 MW, sendo 1300 MW de geração distribuída e 7000 MW de descentralizada, correspondendo a 1% da matriz energética nacional (BRASIL, 2015). Este crescimento alto se dá justamente pela localização geográfica favorável que o Brasil apresenta, recebendo altas concentrações de irradiação solar (AGENCY, 2011).

No meio acadêmico são realizadas diversas pesquisas com o objetivo de aperfeiçoar, tanto a capacidade de geração quanto a eficiência de conversão de energia de sistemas fotovoltaicos. A eficiência atual de conversão de energia de sistemas fotovoltaicos conecta-

dos à rede elétrica é de aproximadamente 17% (ARDENTE; LATUNUSSA; BLENGINI, 2019).

Dentre estas pesquisas estão as seguintes iniciativas:

- **Aumento da capacidade de absorção da irradiação solar:** Novos estudos vem propondo a implementação de um sistema de *light trapping*, que consiste na adesão de uma camada fina de nanoestruturas, usualmente de formato cilíndrico, sobre a camada de silício do painel FV com o objetivo de aumentar a absorção de luz através da ressonância típica destas nanoestruturas na frequência de feixe incidente (BRONGERSMA; CUI; FAN, 2014);
- **Novos substratos:** A ciência vem desenvolvendo novos substratos capazes de aumentar a capacidade de geração de um painel FV, sendo os mais comuns o silício monocristalino o silício policristalino e os filmes finos (NAKABAYASHI, 2015);
- **Estudos meteorológicos:** É importante dispôr de um sistema eficiente de previsão meteorológica nas regiões nas quais serão implementados novos sistemas fotovoltaicos. De posse de dados meteorológicos confiáveis é possível melhor projetar o sistema e ainda estimar com maior precisão a sua viabilidade econômica (*payback*);
- **Sun Tracking:** Os seguidores solares ou *sun tracker* representam uma técnica implementada em módulos fotovoltaicos de modo que estes sejam re-orientados de acordo com o movimento do sol ao longo do dia. Desta forma busca-se potencializar a geração de energia em locais com baixa irradiação solar. Em locais onde a irradiação é abundante, como é o caso do Brasil, em geral estes sistemas não são viáveis economicamente em pequenos empreendimentos (NANDA; DASGUPTA; ROUT, 2017);
- **Rastreamento do Ponto Máximo de Potência:** Devido à variação da irradiação solar sobre os módulos fotovoltaicos, em especial em função de alguns tipos de sombreamento, faz-se necessário o uso de uma tecnologia capaz de ajustar a operação do conversor estático para o ponto de máxima conversão de potência, ação que é conhecida como *Maximum Power Point Tracking (MPPT)*.

Em situações onde o painel FV opera sob condições de sombreamento parcial, o mesmo terá diferentes pontos de máxima potência, devido à existência de diodos de *bypass* integrados ao sistema de geração (LYDEN et al., 2013). Estes pontos de máxima potência são divididos em diferentes Pontos de Máximo Local (*Local Maximum Power Point - LMPP*) e um Ponto de Máximo Global (*Global Maximum Power Point - GMPP*), sendo este o ponto no qual o conversor estático CC-CC deve operar. Os LMPPs presentes em frações do intervalo de geração do sistema, cuja potência é inferior à potência do GMPP.

É possível subdividir os métodos de otimização da busca do ponto de máxima potência global (GMPPT (*Global Maximum Power Point Tracking*)) em dois grupos de solução de problemas não-lineares: métodos de *Soft Computing (SC)* e métodos de *Busca Segmentar*. O Métodos de *Soft Computing (SC)* é uma técnica com alto poder na solução de problemas computacionais, dentre os quais estão contidas as meta-heurísticas bio-inspiradas. Sua principal característica é sua flexibilidade, os quais exigem alta complexidade de processamento para alcançar a solução. No contexto em questão, esta característica permite alcançar um bom desempenho da técnica no aperfeiçoamento do processo

de conversão de energia sob diversas condições de sombreamento parcial, incidência ou intensidade solar sobre o painel fotovoltaico (SALAM; AHMED; MERUGU, 2013). Dentre as meta-heurísticas existentes, destacamos as seguintes:

- Método de Enxame de Partículas ou *Particle Swarm Optimization (PSO)*: Esta técnica otimiza problemas através de espalhamento de partículas com determinados coeficientes de velocidade afim de movimentá-las em direção ao objetivo, valendo-se do esforço individual de cada partícula e também da interação entre as partículas. É baseada no comportamento migratório de aves e na busca de grupos de animais por alimento (ISHAQUE et al., 2012);
- Busca Cuco ou *Cuckoo Search (CS)*: É uma técnica baseada na busca do pássaro Cuco por um ninho hospedeiro onde possa colocar seus ovos de modo a não ser descoberto. A sua movimentação na busca do ninho é baseada na equação de *Lévy* (SILVA et al., 2017);
- Otimização por método de lobo cinza ou *Grey Wolf Optimization (GWO)*: São definidos os elementos  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\delta$  e  $\omega$ , segundo a hierarquia existente entre os lobos, e a busca do resultado segue a estratégia de caça da alcateia, ou seja, depende da colaboração e trabalho em equipe de todos os seus membros, coordenados pelos lobos dominantes (MOHANTY; SUBUDHI; RAY, 2016);
- Algoritmo do Vaga-lumes ou *Firefly Algorithm*: É uma técnica baseada na busca por alimento dos vaga-lumes, segundo a qual os indivíduos emitem brilhos progressivamente mais intensos à medida em que se aproximam do objetivo, atraindo seus semelhantes. De maneira simplória, a solução da função objetivo é diretamente proporcional a distância do resultado desejado (SUNDARESWARAN; PEDDAPATI; PALANI, 2014).

Por sua vez, o método de *Busca Segmentar* é baseado em técnicas matemáticas aplicáveis a sistemas complexos. Os mais destacados são (RAMLI et al., 2017):

- Algoritmo DIRECT ou Lipschitz: Este método tem por objetivo principal o fracionamento do intervalo de busca afim de encontrar o ponto de interesse, tendo como ponto de partida o centro do intervalo no qual a função é válida. É indicado em situações com um grande espaço de busca (NGUYEN; LOW, 2010).
- Sequência de Fibonacci: É uma técnica bastante difundida com o intuito de determinar comportamento e ações através de uma sequência numérica que segue uma tendência de evolução geométrica. A mesma é utilizada até na previsão de queda de ações no mercado financeiro (AHMED; MIYATAKE, 2008).

Além destas, as técnicas de MPPT de baixa complexidade computacional, como por exemplo de Perturbação e Observação (P&O), tem um bom desempenho quando utilizadas na busca do ponto de máxima operação do conversor em situações de sombreamento homogêneo em módulos fotovoltaicos. Porém, quando utilizadas em condições de sombreamento parcial, técnicas como o P&O podem operar de forma ineficiente para buscar o ponto de máxima operação do sistema, fazendo com que a potência encontrada corresponda a um ponto de LMPP e não o GMPP (LIU et al., 2012a).

Por conseguinte, este trabalho utiliza técnicas de *soft computing* por meio de meta-heurísticas bio-inspiradas para buscar o ponto de máxima potência do painel FV, fazendo com que o conversor estático CC-CC opere no ponto de GMPP (LI et al., 2019a).

## 1.2 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é o aperfeiçoamento da conversão de energia de sistemas fotovoltaicos, expostos à diferentes condições de sombreamento, através de algoritmos de otimização baseados em meta-heurísticas bio-inspiradas.

## 1.3 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Modelar um sistema fotovoltaico utilizando o software MATLAB associado a um conversor CC-CC elevador *boost*;
- Replicar computacionalmente, com maior fidelidade possível, situações de irradiância sob o sistema fotovoltaico real;
- Testes com diversos algoritmos de meta-heurística para a busca do ponto de máxima potência de conversores de energia em sistemas fotovoltaicos;
- Aperfeiçoamento do algoritmo escolhido para a otimização da atuação do conversor de energia de sistemas FV, com o objetivo de ajustar os seus coeficientes e aumentar a sua velocidade de convergência e precisão na busca do GMPP;
- Realizar testes finais de desempenho do sistema FV geral.

## 1.4 Organização do Trabalho

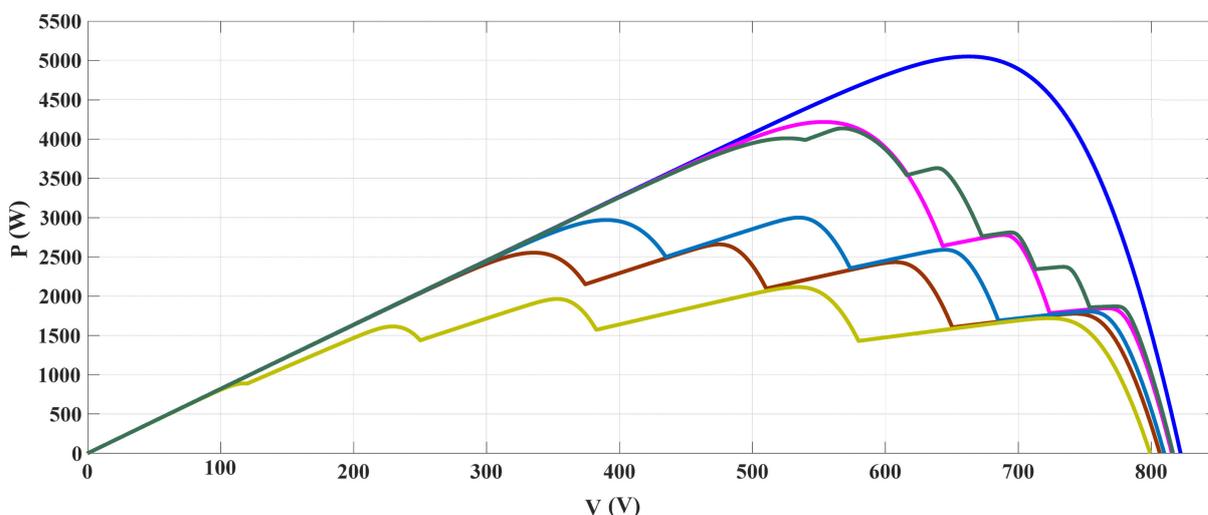
Este trabalho está dividido da seguinte maneira: o Capítulo 2 traz o desenvolvimento teórico, incluindo a revisão do estado da arte; o Capítulo 3 descreve o desenvolvimento do sistema fotovoltaico considerado e a sua implementação em software para simulação; no Capítulo 4 são apresentados e discutidos os resultados e o Capítulo 5 traz a conclusão do trabalho.

## 2 DESENVOLVIMENTO TEÓRICO

### 2.1 Tipos de Sombreamentos

Os sombreamentos parciais sobre os módulos fotovoltaicos atuam de forma, intensidade e durações diferenciadas. Estas situações fazem com que a curva V-I do painel FV resulte de forma diferenciada também, exigindo da estratégia de GMPPT uma ampla capacidade de atuação. Na Figura 2 é mostrado o comportamento destas curvas conforme os diferentes sombreamentos (PENDEM; MIKKILI, 2018).

Figura 2 – Comportamento da curva  $P \times V$  para diferentes tipos de sombreamentos.



Fonte: Adaptado (PENDEM; MIKKILI, 2018)

As curvas  $I \times V$  da Figura 2 indicam que a técnica de GMPPT deve ter uma boa capacidade de rastreamento para as diferentes possibilidades de sombreamentos parciais, haja visto as grandes variações das mesmas, compostas por várias LMPPs.

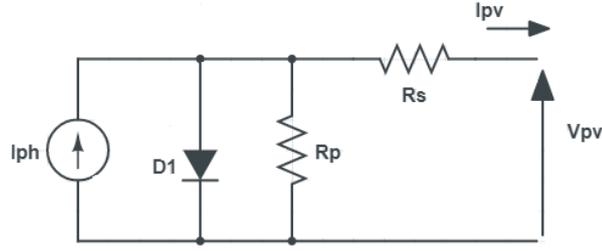
Por conseguinte, torna-se essencial estudar o comportamento da tensão e corrente de um painel fotovoltaico quando exposto a uma determinada irradiância e temperatura.

### 2.2 Método de funcionamento de uma célula fotovoltaica

O circuito equivalente de uma célula fotovoltaica é apresentado na Figura 3 onde são indicados os elementos passivos que compõe uma célula do painel FV, sua tensão e correntes:  $I_{ph}$  é a fotocorrente do painel fotovoltaico,  $DI$  o diodo anti-paralelo regido pela Equação de Schottky,  $R_s$  e  $R_p$  são as resistências série e paralelo, respectivamente;  $I_{pv}$  e  $V_{pv}$  são a corrente e a tensão do painel fotovoltaico.

A corrente do painel fotovoltaico é mostrada na Equação 2.1, onde, de modo simplório, a corrente do painel é a contribuição das correntes de todas as células menos as correntes de perda por sombreamento, estas relacionadas a oscilação de irradiância sob o módulo FV e descrita pela Equação 2.2 e perdas por condutividade apresentadas no segundo termo da Equação 2.1 após o sinal da igualdade, respectivamente (GOUD;

Figura 3 – Circuito equivalente de uma célula fotovoltaica.



Fonte: Autor

KALPANA; SINGH, 2018) (SHONGWE; HANIF, 2015).

$$I_{pv} = n_p I_{ph} - n_p I_o \left\{ \exp \left( \frac{n_p V_{pv} + n_s I_{pv} R_s}{n_p n_s A V_t} \right) \right\} - \frac{V_{pv} \frac{n_s}{n_p} I_{pv} R_s}{R_p \frac{n_s}{n_p}} \quad (2.1)$$

Onde:

- $n_p$  e  $n_s$  : Número de células conectadas em paralelo e série;
- $I_{ph}$  : Fotocorrente;
- $I_o$  : Corrente de saturação do diodo;
- $V_{pv}$  e  $I_{pv}$  : Tensão e corrente nos terminais do painel fotovoltaico;
- $V_t$  : Tensão do terminal do diodo;
- $R_p$  e  $R_s$  : Resistências paralelo e série do painel FV;
- $A$  : Fator de Qualidade do diodo.

A Equação 2.1 representa justamente a contribuição de cada uma das correntes para a formação da  $I_{pv}$ , onde na primeira parte da equação é mostrada a contribuição da corrente, relacionando-a com a associação das células. Já na segunda parte é mostrada a perda de corrente no diodo em paralelo mostrado na Figura 3 e por fim a contribuição da corrente dissipada sob o resistor  $R_p$ . O comportamento da corrente  $I_{ph}$  é descrito na Equação 2.2:

$$I_{ph} = \left\{ I_{SCSTC} \left( \frac{R_s + R_p}{R_p} \right) + K_i \Delta T \right\} \frac{G}{G_{STC}} \quad (2.2)$$

Onde:

- $I_{SCSTC}$  : Corrente de curto-circuito do painel FV sob STC (*Standart Test Conditions*,  $1000 \text{ W/m}^2$  e  $25^\circ\text{C}$ );
- $K_i$  : Coeficiente de temperatura de curto circuito;
- $\Delta T$  : Variação da temperatura ambiente -  $25^\circ\text{C}$ ;

- $G$  e  $G_{STC}$  : Valor da irradiância local e irradiância de controle ( $1000 \text{ W/m}^2$ ) respectivamente.

Analisando a Equação 2.2, nota-se que o comportamento de  $I_{ph}$  é diretamente proporcional à irradiância incidente nas células fotovoltaicas. Ou seja, o aumento da corrente do painel fotovoltaico  $I_{pv}$  está ligada ao aumento da irradiância incidente sob as células fotovoltaicas, menos as perdas existentes (no diodo e de condutância).

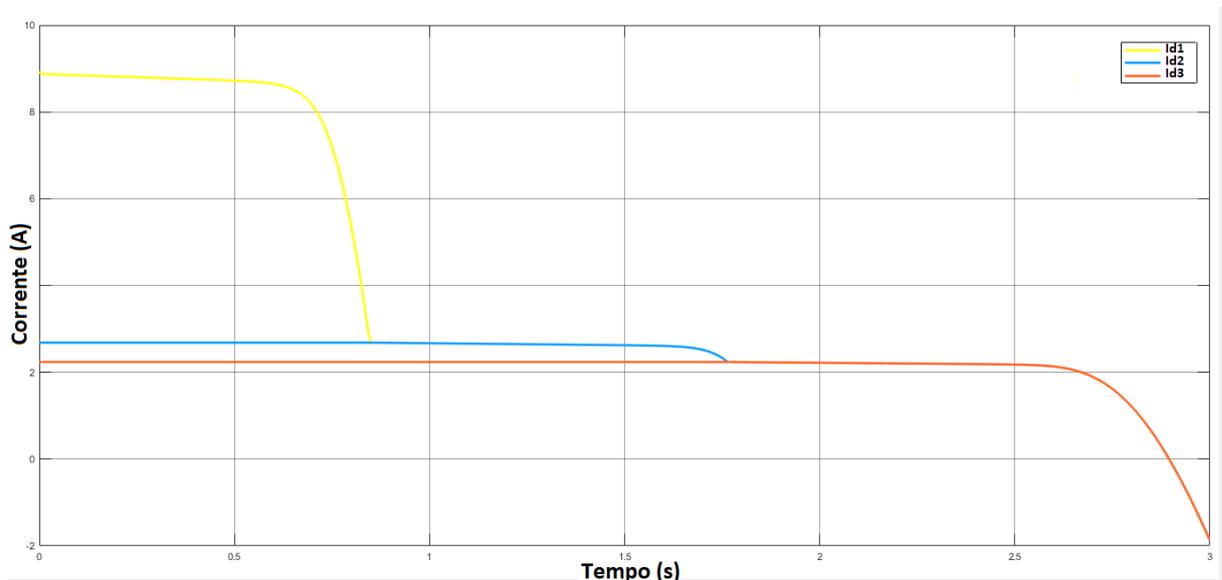
### 2.2.1 Diodo de *bypass*

O uso de diodo de *bypass* é de extrema importância para assegurar o funcionamento do módulo fotovoltaico em condições de sombreamento parcial. Na ausência do diodo de *bypass*, serão formados pontos de superaquecimento (*hotspots*) nas células sombreadas, podendo resultar em danos irreversíveis ao módulo FV. Os diodos são conectados em polarização reversa nos terminais positivo e negativo das células fotovoltaicas, onde em situações de sombreamento total ou parcial o diodo passa a conduzir e desviar a corrente gerada nas células fotovoltaicas.

A atuação dos diodos de *bypass* fazem com que as curvas  $I \times V$  e  $V \times P$  sejam distorcidas e apresentem diferentes pontos de máxima potência (o GMPP e diferentes LMPP). Essas oscilações dão-se pelo somatório das correntes drenadas pelos diodos de *bypass* em uma situação de polarização reversa das células fotovoltaicas.

Um exemplo desse efeito é apresentado na Figura 4, a qual ilustra um módulo FV com três diferentes irradiâncias, sendo destacadas cada uma das correntes drenadas pelos diodos.

Figura 4 – Correntes drenadas pelos diodos de *bypass* em uma situação de sombreamento parcial



Fonte: Autor

## 2.3 Conversão de energia sob operação em máxima potência em um sistema FV

Para o painel fotovoltaico trabalhar em máxima potência, faz-se necessário técnicas que avaliam a mudança nos parâmetros de entrada do painel FV (tensão e corrente do módulo FV) e conduzam o conversor estático à operar em um ponto de máxima potência.

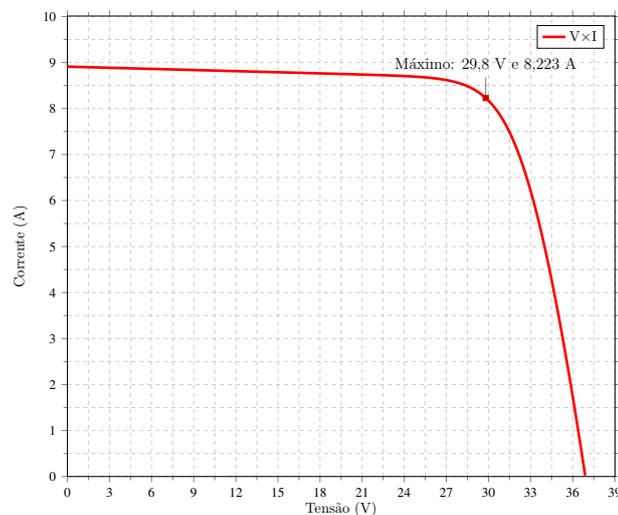
A busca pela operação em máxima potência pode seguir duas tendências, de acordo com a condição de sombreamento sobre o sistema FV: busca pela máxima potência (MPPT ou *Máximo Power Point Tracking*) para sistemas não sombreados e busca pela máxima potência global (GMPPT ou *Global Máximo Power Point Tracking*) para sistemas que operam sob condição de sombreamento parcial. Estas duas tendências são apresentadas a seguir.

### 2.3.1 Operação em máxima potência de sistemas sem sombreamento

Em situações operacionais em que o sistema FV não apresenta sombreamento, ou seja, quando a irradiância sobre os módulos é máxima, a busca pelo ponto de operação em máxima potência é chamada de *Maximum Power Point Tracking* (MPPT), e busca conduzir o conversor de energia a operar no ponto de máxima potência que o painel FV é capaz de gerar sob uma determinada condição de irradiância e temperatura.

Os módulos fotovoltaicos apresentam uma relação não linear entre tensão e corrente, as quais se modificam conforme a variação de temperatura e da irradiância, fazendo com que a obtenção do ponto de máxima potência seja uma tarefa difícil do ponto de vista de controle de carga. Para solucionar este problema, uma série de técnicas vem sendo propostas para conduzir a operação do conversor estático para a melhor posição possível (BRITO et al., 2010). Para exemplificar o ponto de máxima potência, na Figura 5 é representada a característica de tensão e corrente de um módulo fotovoltaico e a demonstração do ponto de máxima potência para  $1000 \text{ W}/\text{m}^2$  de irradiância e  $25 \text{ }^\circ\text{C}$  de temperatura, essa caracterização de  $I \times V$  é utilizada para determinar as características do módulo FV para sua implementação prática em um sistema real, sendo essa informação fornecida no *datasheet* dos equipamentos.

Figura 5 – Característica da curva  $I \times V$  de um módulo fotovoltaico não sombreado.



Fonte: Autor

Com relação as técnicas mais utilizadas de MPPT no mercado, têm-se (BRITO et al., 2010) (LI et al., 2018):

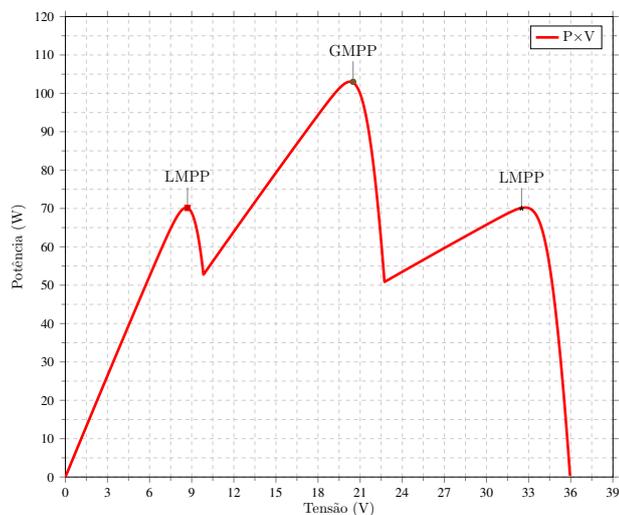
- **Técnica de Razão Cíclica Constante:** É fixando um valor da resistência aparente de carga conforme os valores de máxima potência já conhecidas do módulo FV empregado, fixando assim o valor da razão cíclica do conversor estático CC-CC. Esta é uma técnica dita *off-line* pois não há nenhum ajuste da razão cíclica caso as condições de irradiância ou temperatura se alterem (RAMLI et al., 2017) (BRITO et al., 2010);
- **Técnica de Tensão Constante:** Utiliza-se como tensão de curto-circuito  $V_{sc}$  um valor fixo e correspondente à 80% do valor típico para o módulo em questão. Esta técnica apresenta a mesma fragilidade da anterior, pois o sistema fotovoltaico operará fora do seu GMPP caso ocorram variações das condições operacionais (irradiância e temperatura) (BASOGLU, 2018);
- **Técnica de Perturbação e Observação (P&O):** Nesta situação, há um ajuste da tensão do sistema FV e observa-se a potência gerada. Se houver um aumento de geração, mantém-se a perturbação até a mesma estabilizar a potência. Caso contrário diminui-se o ajuste da tensão até que haja um novo equilíbrio da potência gerada pelo módulo FV (BABAA; ARMSTRONG, 2017). Esta técnica tem uma boa resposta quando o sistema FV opera sob irradiância homogênea. Porém, em condições de sombreamento parcial a técnica de P&O pode conduzir o conversor CC-CC a operar em um LMPP;
- **Técnica Condutância Incremental (InC):** Faz-se uma análise derivativa com relação à curva de máxima potência do módulo fotovoltaico. Sabendo que a derivada de um valor constante é igual a zero, o passo (*duty cycle*) do conversor só será ajustada caso a derivada da curva de potência seja diferente de zero (BRITO et al., 2010).

Todas estas análises são aplicadas para curvas de um módulo fotovoltaico que apresenta apenas um ponto de GMPP, ou seja, quando a irradiância incidente é aplicada de maneira uniforme e homogênea sobre o FV. No entanto, em condições de sombreamento parcial o sistema fotovoltaico apresentará diferentes LMPPs e apenas um GMPP. Isso faz com que o algoritmo de rastreamento confunda-se e demore para determinar a resposta ideal de máxima geração de potência. Com isto, é necessário utilizar uma técnica com capacidade de ajuste mais sensível às variações de irradiância, sendo necessária a localização, com a maior precisão possível, do ponto global de máxima potência ou GMPPT.

### 2.3.2 Operação em Máxima Potência de Sistemas com Sombreamento Parcial

Quando o sistema é submetido à uma condição de sombreamento parcial, a ação de rastreamento do ponto de máxima potência global do conversor é chamada de Global Maximum Power Point Tracking (GMPPT), a qual busca encontrar o valor global máximo da geração de energia, ou seja, dentre as diversas curvas  $I \times V$  do módulo, resultantes das diferentes condições de sombreamento parcial. O processo de otimização buscará então ajustar a operação do conversor CC-CC para que este entregue a máxima potência de saída, independentemente da condição de sombreamento parcial. Um exemplo do resultado desta ação é mostrado na Figura 6.

Figura 6 – GMPP de um módulo fotovoltaico sob condições de sombreamento parcial à uma irradiância de 250-600-1000  $W/m^2$ .



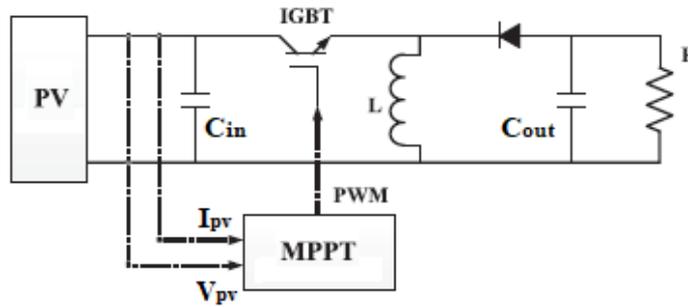
Fonte: Autor

Independentemente da condição de sombreamento parcial do sistema FV, é imprescindível que o método de otimização escolhido conduza a operação do conversor CC-CC ao GMPP com agilidade e precisão, garantindo assim a entrega da máxima potência gerada a qualquer tempo e sob qualquer condição de irradiância (BATZELIS; GEORGILAKIS; PAPATHANASSIOU, 2014) (BRITO et al., 2010) (GOUD et al., 2015).

### 2.3.3 Implementação da técnica de rastreamento de MPPT e GMPPT

As estratégias de rastreamento do ponto de máxima potência são implementadas em um controlador que é associado ao *gate* do transistor responsável pela comutação do conversor estático, o qual ditará a razão de elevação ou rebaixamento da tensão do circuito. Esta configuração é mostrada na Figura 7.

Figura 7 – Diagrama de um sistema FV com utilização de estratégia MPPT.



Fonte: (LI et al., 2018)

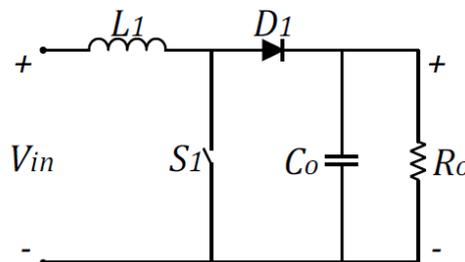
Na Figura 7 o sistema FV geral é composto pelo arranjo fotovoltaico em série à um conversor estático Buck-boost formado por uma chave IGBT, um indutor  $L$ , um diodo e um capacitor  $C_{out}$  associado, sendo este interligado a uma carga  $R$ . Conectado ao gate do transistor IGBT está o controlador da estratégia MPPT, que tem como dados de entrada a tensão e a corrente  $V_{pv}$  e  $I_{pv}$ , respectivamente, e como saída o *duty cycle* do conversor que é dado por um sinal digital resultante da modulação PWM (Modulação por Largura de Pulso - Pulse Width Modulation), ditando o intervalo de comutação do conversor. Por conseguinte, os intervalos de tempo durante os quais a chave comutadora permanecer aberta e fechada ditarão a relação de transformação entre a tensão de entrada e a tensão de saída e, conseqüentemente, a potência de saída do sistema FV (já que o *duty cycle* do conversor também define a corrente de saída do sistema).

## 2.4 Conversor CC-CC boost

O conversor *boost* é um circuito elevador de tensão de fácil implementação. Este conversor tem a capacidade de aumentar a tensão de entrada  $V_{in}$  à um valor de saída  $V_{out}$ , de acordo com o ganho  $D$ , representado pelo *duty cycle* do pulso PWM de entrada do gate do transistor IGBT.

Na Figura 8 é mostrado o conversor com seus respectivos elementos. Nele é possível perceber que o mesmo é composto de um indutor  $L_1$ , chave  $S_1$ , diodo  $D_1$ , Capacitor  $C_o$  e uma carga de saída  $R_o$ .

Figura 8 – Conversor CC-CC boost elevador



Fonte:(OLIVEIRA et al., 2015)

O ganho  $D$  do conversor CC-CC *boost* em modo de condução contínua (CCM)

pode ser obtido por:

$$\frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{1}{1-D} \quad (2.3)$$

Para o dimensionamento dos elementos do *boost* em CCM, para condições normais de irradiância, tem-se as seguintes equações (CACERES; BARBI, 1999):

Para a carga R :

$$R = \frac{V_o^2}{P} \quad (2.4)$$

Onde:

- $R$  = Resistência de carga
- $V_o$  = Tensão de saída do conversor
- $P$  = Potência da fonte

Para o indutor L:

$$L = \frac{V_{in} \cdot D}{f_s \Delta I_L} \quad (2.5)$$

Onde:

- $V_{in}$  = Tensão de entrada do conversor
- $D$  = *Duty Cycle*
- $f_s$  = frequência de corte do *boost*
- $\Delta I_L$  = Variação de corrente no indutor

E para determinar o valor da capacitância C:

$$C = \frac{V_o \cdot D}{R \cdot f_s \cdot \Delta V_o} \quad (2.6)$$

Onde:

- $V_o$  = Tensão de saída do conversor
- $D$  = *Duty cycle*
- $R$  = Resistência de carga
- $f_s$  = frequência de corte do *boost*
- $\Delta V_o$  = Variação de tensão de saída

Analisando as Equações 2.3 e 2.4 conclui-se que quanto maior o valor de *duty cycle*, maior será o aumento de tensão de saída  $V_{out}$  do conversor com relação ao valor de entrada  $V_{in}$ . Além disto a carga  $R$  é inversamente proporcional ao aumento da potência de operação do conversor *boost*. Com relação ao dimensionamento do conversor *boost* para operar no Modo de Condução Descontínuo (DCM), essa análise foi descartada, haja visto

que em caso de sombreamento severo onde o DCM ocorra e a corrente média do conversor é zero em determinado tempo  $t_x$ , os diodos de *bypass* do módulo FV, por sua operação, isolariam os conjuntos de células fotovoltaicas sombreadas.

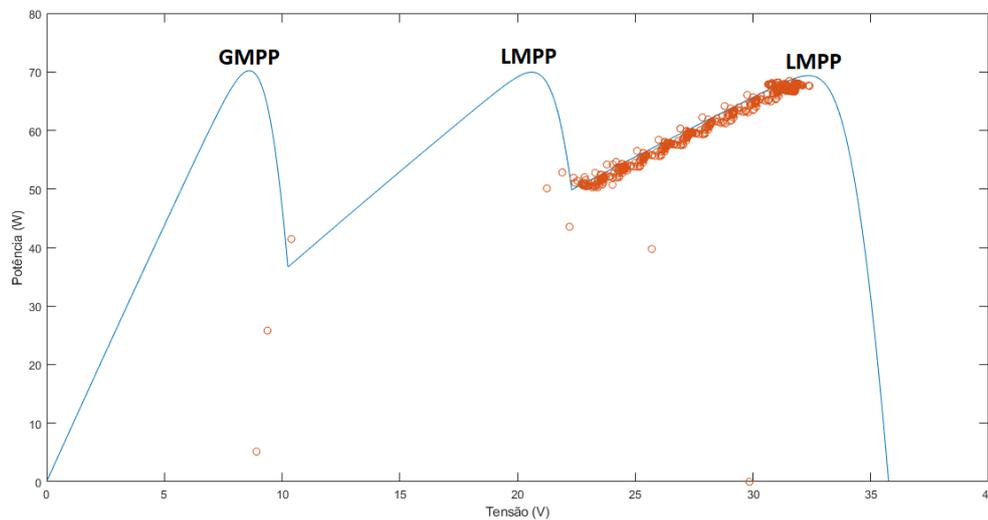
Com o conversor devidamente caracterizado e operando conforme os dados desejados de projeto, faz-se necessário analisar qual meta-heurística permite que o conversor opere em GMPPT para diferentes condições de sombreamento. Por isto, a próxima seção traz a descrição do método Perturba e Observa e a seção seguinte descreve as meta-heurísticas utilizadas.

## 2.5 Técnica de Otimização: Perturba e Observa (P&O)

Dentre as técnicas consolidadas na busca do GMPP, uma das mais utilizadas pela indústria atualmente é a técnica de Perturba e Observa (*P&O*), a qual tem uma fácil implementação e boa precisão em condições de irradiância homogênea em módulos FV. Porém, ao utilizá-la em condições de sombreamento parcial, a técnica pode conduzir o conversor CC-CC a operar em um LMPP.

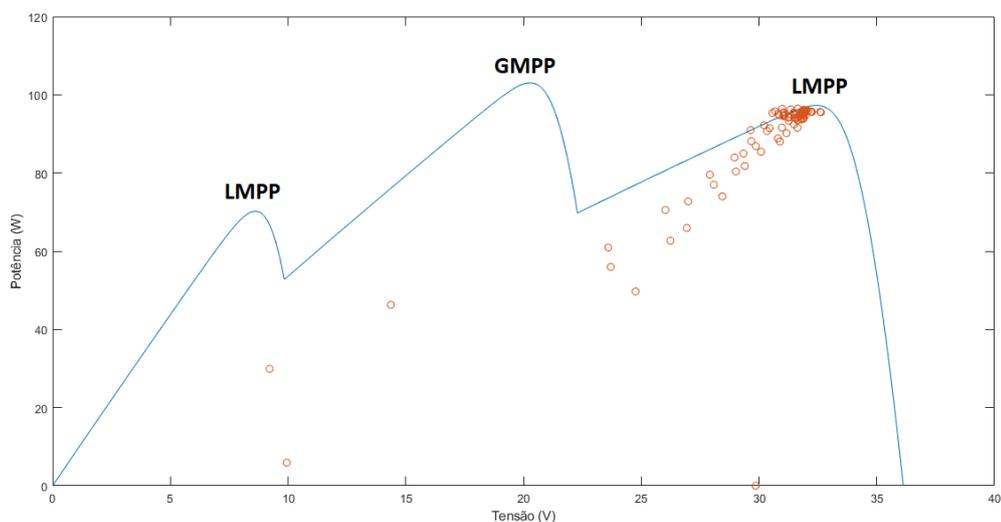
Para verificação dessa característica, fez-se a implementação da técnica junto ao sistema de simulação e expôs-se o módulo fotovoltaico à três diferentes irradiâncias, cujos resultados são apresentados nas figuras a seguir para irradiâncias de 1000-250-400  $W/m^2$ , 1000-600-350  $W/m^2$  e 1000-300-250  $W/m^2$ , respectivamente.

Figura 9 – Busca do GMPP utilizando a técnica de P&O para condição de irradiância de 1000-250-400  $W/m^2$ .



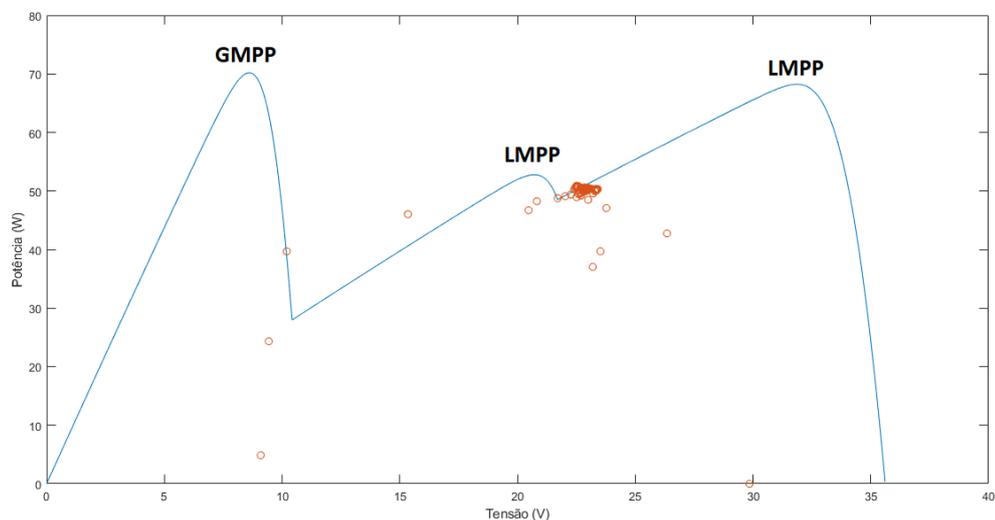
Fonte: Autor

Figura 10 – Busca do GMPP utilizando a técnica de P&O para condição de irradiância de 1000-600-350  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

Figura 11 – Busca do GMPP utilizando a técnica de P&O para condição de irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

Nas Figuras 9, 10 e 11 pode-se perceber que o método P&O conduziu o conversor CC-CC a operar em um LMPP, conforme previsto. Em função disto, faz-se necessário utilizar métodos de otimização de melhor desempenho na busca do GMPP, como por exemplo as meta-heurísticas bio-inspiradas apresentadas na próxima seção.

## 2.6 Técnicas de Otimização Baseadas em Meta-heurísticas Bio-inspiradas

Ultimamente estão sendo desenvolvidos muitos estudos na área de otimização por meta-heurísticas baseadas em algoritmos inspirados no comportamento dos movimentos adotados da natureza. Estes algoritmos são chamados bio-inspirados. Eles seguem o princípio das ações adotadas por animais em ações de caça, deslocamento, defesa ou exploração de novos ambientes.

Estas técnicas de otimização foram implementadas inicialmente na solução de problemas que necessitavam uma capacidade adaptativa e auto-organização.

Dentre as técnicas de otimização estão aquelas baseadas em Inteligências de Enxames, as quais, segundo (MILLONAS, 1993), devem seguir os seguintes princípios:

1. Proximidade: O enxame deve realizar cálculos de espaço e tempo;
2. Qualidade: O enxame deve ser capaz de avaliar o resultado do seu comportamento;
3. Diversidade: Permite que o enxame explore o maior número de situações;
4. Estabilidade: O enxame não deve mudar suas características perante qualquer alteração do ambiente;
5. Adaptabilidade: O enxame deve se adaptar, quando necessário, a variações no meio.

Com isto, a Inteligência de Enxames consegue uma ótima resposta quando se trata de problemas que exijam uma capacidade de adaptação do algoritmo conforme o andamento da sua solução (KARABOGA; AKAY, 2009). Embora a palavra "Enxame" remeta a característica de associação de insetos, ela também faz referência aos agentes que são utilizados pelas meta-heurísticas na busca da solução ótima de problemas, sendo estes espalhados como um enxame em um determinado espaço de busca.

A seguir apresentamos, de forma objetiva, os métodos de otimização por meta-heurísticas baseadas em algoritmos bio-inspirados empregados para o desenvolvimento da solução proposta.

### 2.6.1 Método de Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization - PSO*)

O método de Otimização de Enxame de Partículas (PSO) é um algoritmo de otimização por meta-heurística inspirado no voo conjunto de pássaros em busca de alimentos ou mesmo em movimento migratório. Ao adotar este voo em conjunto ou em formação, os pássaros buscam, instintivamente, reduzir o esforço e a energia dispendida por todos os elementos e assim alcançar maiores distâncias de deslocamento. Este método foi criado por James Kennedy e Russel Eberhart (WANG; TAN; LIU, 2018). Sua utilização é voltada para situações onde necessita-se maximizar ou minimizar determinado problema, dadas diversas soluções possíveis de um determinado espaço de busca (KENNEDY, 2010).

De modo simplificado, as partículas são distribuídas aleatoriamente dentro do espaço de busca e movimentam-se com velocidade  $v_m^k$ , deslocando-se de uma distância  $x_m^k$  em direção ao objetivo, a cada iteração. Esta meta-heurística é descrita pelas equações 2.7 e 2.8:

$$v_m^{k+1} = w.v_m^k + C_1R_1(Pbest_m - x_m^k) + C_2R_2(Gbest_m - x_m^k) \quad (2.7)$$

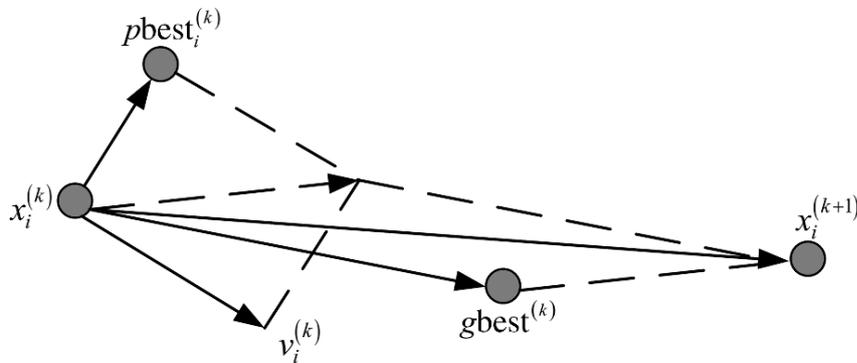
$$x_m^{k+1} = x_m^k + v_m^{k+1} \quad (2.8)$$

onde  $v_m^{k+1}$  é a velocidade da partícula ajustada,  $v_m^k$  é a velocidade de partícula na iteração anterior. Já  $x_m^{k+1}$  é a posição atual da partícula e  $x_m^k$  corresponde a sua posição anterior.

As constantes associadas às partículas são  $C_1$ ,  $C_2$  e  $w$ , identificadas como cognitivas individuais, sociais e o peso inercial, respectivamente.  $R_1$  e  $R_2$  são valores aleatórios entre 0 e 1. Já  $Pbest_m$  é a melhor posição da partícula relacionada a função objetivo e  $Gbest_m$  é a melhor posição encontrada entre todas as partículas. Os índices  $m$  e  $k$  são a posição da partícula e o número da atual iteração, respectivamente (KENNEDY, 2010)(SHI et al., 2001).

A Figura 12 exemplifica o comportamento das partículas segundo o método PSO e, em especial, o movimento de uma partícula da posição  $x_m^k$  para a posição  $x_m^{k+1}$ .

Figura 12 – Movimento das partículas do PSO .



Fonte: (WANG et al., 2016)

A definição correta dos parâmetros do algoritmo influenciam diretamente na velocidade de convergência do mesmo e no refinamento da solução obtida (WANG et al., 2016). Assim, a variação de  $w$ ,  $C_1$  e  $C_2$  são os parâmetros que permitem o refinamento do movimento das partículas na busca por um objetivo em um determinado espaço de busca. Isto significa que deve haver um ajuste proporcional de  $w$ ,  $C_1$  e  $C_2$  com o intuito de balizar as partículas na busca da melhor solução, dado o espaço de busca em questão.

Outro fator importante no desenvolvimento desta meta-heurística é a escolha do número de partículas que irão buscar o  $Gbest$  relacionada a determinada função *fitness*. Esta função *fitness* é a relação entre o resultado ideal e o  $Gbest$  resultante da última iteração. Por conseguinte, um maior número de partículas permitirá uma cobertura mais homogênea do espaço de busca, às custas de um maior esforço computacional. Estabelece-se assim uma relação custo/benefício entre percentual de cobertura do espaço de busca e custo computacional dispendido, relação esta que deve ser devidamente balanceada de acordo com as especificidades de cada caso (SHI et al., 2001), (WANG; TAN; LIU, 2018).

A implementação do método PSO é ilustrada pelo pseudocódigo abaixo, cuja saída  $D$  representa o *duty cycle* da iteração, correspondente a modulação PWM que define a razão cíclica de operação do conversor CC-CC.

#### Início

Função custo  $f(x), x = (x_1, \dots, x_d)^T$ ;

Gerar população inicial das  $n$  partículas  $X_i (i=1, 2, \dots, n)$ ;

Gerar valores para as velocidades;

Determinar os valores iniciais para  $Pbest$  e  $Gbest$ ;

**enquanto** ( $P <$  critério de parada) **faça**

Determinar o valor de cada partícula conforme a função *fitness*;

Atualiza *Pbest* e *Gbest*;

Atualizar a velocidade para cada partícula;

Atualizar a posição de cada partícula;

**fim**

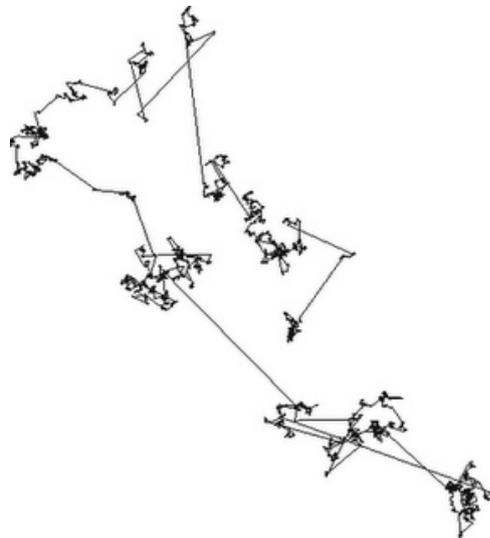
Saída *D*;

### 2.6.2 Método de Otimização pela Busca Cuco (*Cuckoo Search - CS*)

O algoritmo de Busca Cuco ou Cuckoo Search (CS) é uma meta-heurística desenvolvida por Xin-she Yang e Suash Deb baseada no comportamento de pássaros cucos (YANG; DEB, 2009). Ela descreve a característica destas aves ao buscar um ninho de um pássaro de outra espécie para a colocação de seus ovos. Porém, o pássaro hospedeiro pode descobrir este ovo intruso em seu ninho, com isso a fêmea cuco é capaz de imitar até a coloração do ovo do pássaro hospedeiro, afim de evitar que seja descoberta (PAYNE; SORENSEN, 2005).

O algoritmo CS utiliza-se da *Distribuição de Lévy* ou *voos Lévy*, comportamento no qual se baseia para buscar a melhor resposta a um determinado problema. Pode ser descrito como uma movimentação aleatória que segue regras de uma distribuição probabilística, regida pela Equação 2.9, onde  $0 < \beta < 2$ , porém existe infinitos números entre 0 e 2, admitindo-se então que há uma variação infinita de posições.(YANG; DEB, 2009). Na Figura 13 é mostrado o padrão de deslocamento do voo.

Figura 13 – Comportamento do Voo de Lévy



Fonte: (ROY; CHAUDHURI, 2013)

Por conseguinte, a Equação 2.9 descreve o movimento da aleatoriedade da posição do voo de Levy, caracterizado por pequenos e grandes passos intercalados (PAYNE; SORENSEN, 2005).

$$Levy = u \sim t^{-1-\beta}, (0 < \beta \leq 2) \quad (2.9)$$

A posição atual do cuco é dada na Equação 2.10:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha_2 \otimes L(\beta) \quad (2.10)$$

em que  $x_i^t$  é a posição anterior do cuco,  $\alpha_2$  é o limitador do passo do algoritmo e  $L(\beta)$  é obtido através do algoritmo de Mantegna (MANTEGNA, 1994), este representado pela Equação 2.11:

$$L(\beta) = \frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} (x_{best}^t - x_i^t) \quad (2.11)$$

sendo  $u$  e  $v$  resultantes de uma distribuição normal dado nas Equações 2.12 e 2.13:

$$u = N(0, \sigma_u^2) \quad (2.12)$$

e

$$v = N(0, \sigma_v^2) \quad (2.13)$$

sendo  $\sigma_v = 1$  e  $\sigma_u$  representado pela Equação 2.14 abaixo:

$$\sigma_u = \frac{\Gamma(1 + \beta) \text{sen}(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1 + \beta)/2] \beta 2^{\frac{(1-\beta)}{2}}} \quad (2.14)$$

O funcionamento padrão do algoritmo Busca Cuco pode ser dado pelo pseudocódigo abaixo (SILVA et al., 2017):

**Início**

Função objetivo  $f(x), x = (x_1, \dots, x_d)^T$

Gera população inicial de  $n$  ninhos hospedeiros  $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$

**enquanto** ( $P < \textit{critério de parada}$ ) **faça**

Escolhe um cuco ( $i$ ) aleatoriamente via voo de Lévy

Avalia sua qualidade  $F_i$  (*Fitness*)

Escolhe um ninho entre  $n$  aleatoriamente

**se** ( $F_i < F_j$ )

Substitui o ninho  $j$  pela nova solução

**fim**

Uma fração  $p_a$  dos piores ninhos é abandonado e novos são construídos

Mantem as melhores soluções

Classifica as soluções encontradas e a melhor atual

**fim**

Processa os dados

**fim**

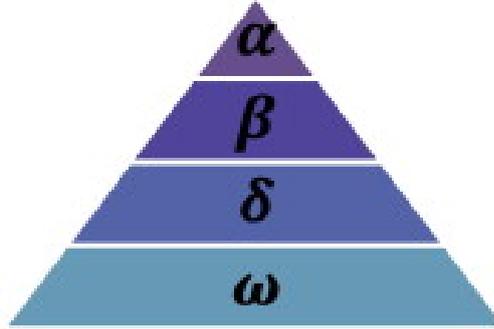
Saída  $D$ ;

### 2.6.3 Método de Otimização por Lobo Cinzento (*Grey Wolf Optimization - GWO*)

A otimização pelo algoritmo de Lobo Cinzento (GWO) é uma meta-heurística baseada na movimentação utilizada por lobos ao se aproximar de uma presa, sendo esta subdividida hierarquicamente por quatro tipos de lobo: Alfa  $\alpha$ , Beta  $\beta$ , Delta  $\delta$  e Ômega  $\omega$ . Esta movimentação é dividida em três etapas: busca da presa, ataque e captura.

A adaptação do movimento para o algoritmo de otimização segue a hierarquia dos lobos, a qual assume o formato de uma pirâmide, conforme a Figura 14. Segundo esta

Figura 14 – Hierarquia dos lobos cinzentos.



Fonte: (XU; LIU; SU, 2017)

hierarquia, as melhores soluções são, em ordem de prioridade, alfa ( $\alpha$ ), beta ( $\beta$ ), delta ( $\delta$ ) e ômega ( $\omega$ ), respectivamente.

O modelamento matemático é descrito pelas Equações 2.15 e 2.16, onde  $t$  indica a iteração  $\vec{A}$ ,  $\vec{C}$  são coeficientes vetoriais,  $\vec{X}_p$  é a posição da presa,  $\vec{X}$  a posição dos lobos e  $\vec{D}$  a experiência obtida.

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (2.15)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (2.16)$$

Para determinar os coeficientes têm-se as Equações 2.17 e 2.18:

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (2.17)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (2.18)$$

Onde  $\vec{a}$  é linearmente diminuído de 2 a 0 na medida em que são realizadas as iterações de  $r_1$  e  $r_2$  com valores aleatórios na faixa de 0 a 1. O intuito destas iterações é permitir o refinamento do posicionamento dos lobos ao redor da presa, entre dois pontos particulares do espaço de busca.

Durante a movimentação da caça, o comportamento dos lobos segue as orientações dos líderes, assim, a resposta é dada pela média das suas experiências. Estas iterações são mostradas pelas Equações 2.19, 2.20 e 2.21:

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}| \quad (2.19)$$

$$\vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}| \quad (2.20)$$

$$\vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \quad (2.21)$$

Já o posicionamento dos líderes da alcateia é dado pelas Equações 2.22, 2.23 e 2.24:

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - A_1 \cdot (\vec{D}_\alpha) \quad (2.22)$$

$$\vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - A_2 \cdot (\vec{D}_\beta) \quad (2.23)$$

$$\vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - A_2 \cdot (\vec{D}_\delta) \quad (2.24)$$

Com isto a melhor posição será a média das três experiências dos líderes, conforme descrito na Equação 2.25.

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (2.25)$$

O pseudocódigo do GWO tem a seguinte caracterização:

**início**

Função objetivo  $f(x), x = (x_1, \dots, x_d)^T$

Gerar a população dos lobos cinzentos;  $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$

$\alpha$  inicia a decréscimo linear;

$A$  e  $C$  - componente aleatório para a solução de candidatos conforme a *fitness* de cada agente;

$X_\alpha$  - Estipula o melhor agente;

$X_\beta$  Estipula o segundo melhor agente;

$X_\delta$  Estipula o terceiro melhor agente;

**enquanto** ( $P <$  critério de parada) **faça**

**para** agente de procura;

        Atualiza a posição do agente de busca;

**fim**

        Atualiza  $\alpha$ ,  $A$  e  $C$ ;

        Calcula a aptidão de todos os agentes de procura conforme a função *fitness*;

        Atualiza  $X_\alpha$ ,  $X_\beta$  e  $X_\delta$ ;

**fim**

Saída  $D$ ;

#### 2.6.4 Método de Otimização por Vaga-lumes (*Firefly Algorithm - FA*)

O algoritmo de vaga-lumes ou FA é um método inspirado na luminescência de vaga-lumes. Segundo (YANG, 2010), há um padrão e ritmo dos *flashes* produzidos pelo inseto. Esta característica tem três tipos de objetivo: 1) comunicação e atração para acasalamento; 2) isca para possíveis presas e; 3) um mecanismo de defesa contra predadores.

A adaptação das características dos vaga-lumes para um algoritmo de otimização deve seguir as seguintes premissas (YANG; HE, 2013):

- Todos os vaga-lumes serão atraídos por todos os vaga-lumes;
- A capacidade de atração é diretamente proporcional ao seu brilho e aumenta conforme sua aproximação;
- Caso não haja um vaga-lume com brilho maior próximo, o seu movimento será aleatório;
- A capacidade de iluminação do vaga-lume é proporcional ao resultado da sua busca em relação à função objetivo.

A intensidade luminosa produzida pelo vaga-lume pode ser descrita como na Equação 2.26:

$$I(r) = I_o e^{-\gamma r^2} \quad (2.26)$$

onde  $I_o$  é a intensidade de luz emitida,  $r$  é a distância euclidiana entre os vaga-lumes  $i$  e  $j$ ,  $i$  é o vaga-lume com maior intensidade e  $j$  o vaga-lume de menor intensidade e  $\gamma$  é o parâmetro de absorção da luz no meio, fator que determina a convergência do algoritmo, podendo assumir valores no intervalo  $[0, \infty]$ . Já a atratividade entre os vaga-lumes é mostrada na Equação 2.27:

$$\beta(r) = \beta_o e^{-\gamma r^m}, \text{ com } m \geq 1 \quad (2.27)$$

sendo  $\beta_o$  a atratividade no instante de distância  $r = 0$ . Por sua vez, a distância entre dois vaga-lumes  $i$  e  $j$  nas posições  $x_i$  e  $x_j$  é dada pela Equação 2.28:

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (2.28)$$

onde  $x_{i,k}$  é o  $k$ -ésimo elemento da coordenada espacial  $x_i$  da  $i$ -ésima partícula e  $d$  é o número de dimensões. Já para determinar o movimento do vaga-lume  $i$  no sentido do vaga-lume  $j$  com maior intensidade de brilho têm-se a Equação 2.29:

$$x_i = x_i + \beta_o e^{-\gamma r_{ij}^2} \cdot (x_j - x_i) + \alpha \cdot (\text{rand}(1) - \frac{1}{2}) \quad (2.29)$$

sendo  $\alpha$  o fator de aleatoriedade de busca caso o vaga-lume não encontre outro elemento mais brilhante e  $\text{rand}(1)$  é um valor aleatório entre 0 e 1.

O pseudocódigo do FA segue a seguinte sequência:

**início** Função Custo  $f(x), x = (x_1, \dots, x_d)^T$ ;  
 Gerar população inicial dos vaga-lumes  $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ ;  
 Determinar a intensidade da luz  $l_i$  em  $x_i$  com base em  $f(x_i)$ ;  
 Definir o coeficiente de absorção de luz  $\gamma$ ;  
**enquanto** ( $P <$  critério de parada) **faça**  
   **para**  $i = 1 : n$  de todos os  $n$  vaga-lumes **faça**  
     **para**  $j = 1 : n$  de todos os  $n$  vaga-lumes **faça**  
       **se**  $I_j > I_i$  **então**  
         Mover o vaga-lume  $i$  para  $j$  na dimensão  $d$ ;  
       **fim**  
       Atualiza a atratividade conforme a distância  $r$ ;  
       Analisa a nova solução e atualiza a intensidade de luz;  
     **fim**  
**fim**  
 Classifica os vaga-lumes conforme a *fitness*;  
**fim**  
 Saída  $D$ ;

### **2.6.5 Algoritmos Híbridos de Inteligência de Enxames**

Com o intuito de tirar proveito das potencialidades das diversas técnicas de otimização, propomos a combinação das meta-heurísticas, tomadas duas-a-duas, de modo a obter métodos de otimização híbridos.

Neste sentido, já foram estudados os métodos híbridos GWO-InC, GWO-P&O e GWO-Razão Constante (SAMPAIO et al., 2019), técnicas híbridas baseadas na combinação de algoritmos baseados em inteligência de enxames (GHODRATI; LOTFI, 2012) e ainda a composição híbrida Cuco-PSO (REZK; FATHY; ABDELAZIZ, 2017).

Com o mesmo objetivo, realizamos a combinação das seguintes meta-heurísticas bio-inspiradas: PSO-CS, FA-CS e GWO-CS.

Estes métodos híbridos foram testados sob diversas condições de sombreamento e classificados em ordem de desempenho, juntamente com as meta-heurísticas isoladas tradicionais, de modo a definir o método de otimização que permite alcançar a maior produtividade de energia, independentemente da condição de sombreamento.

### 3 DESENVOLVIMENTO PRÁTICO

Para o desenvolvimento da técnica de GMPPT, faz-se necessário a simulação do sistema fotovoltaico como fonte geradora de energia. Associado à esta fonte é conectado um conversor de energia, seja ele elevador (*boost*) ou abaixador (*buck*), com objetivo de controlar a energia entregue à determinada carga (LI et al., 2019b).

Neste trabalho e com o intuito de obter uma tensão de saída maior do que a gerada pelo módulo fotovoltaico, adotou-se um conversor CC-CC do tipo elevador ou *boost*.

#### 3.1 Dimensionamento do conversor *boost*

Para realizar o dimensionamento do conversor *boost* faz-se necessário a definição dos parâmetros iniciais do projeto. Estes parâmetros são mostrados na Tabela 1.

Tabela 1 – Parâmetros de dimensionamento do conversor *boost*

Tensão de Entrada ( $V_{in}$ )	29,800 V
Tensão de Saída ( $V_o$ )	100 V
Variação de Corrente do Indutor ( $\Delta I_L$ )	0,822 A
Resistência de Carga ( $R$ )	41,810 $\Omega$
Duty Cycle ( $D$ )	0,702
Potência de Operação ( $P$ )	245 W
Variação de Tensão de saída $\Delta V_o$	1 V
Frequência de Comutação ( $f_s$ )	10 kHz

Fonte – Autor

O parâmetro da tensão de saída  $V_o$  foi determinado como 100 V (CANADIONSO-LAR, 2016). Convém destacar que a escolha de um valor diferente para a tensão de saída do conversor boost ( $V_o$ ) não afetaria o desempenho do método de otimização em questão, mas apenas implicaria no redimensionamento dos elementos passivos do conversor (indutor, capacitor e resistência de carga). De forma similar, o módulo fotovoltaico escolhido para realizar a simulação foi um modelo customizado no MATLAB/Simulink para o qual a potência de operação é de 245,000 W sob uma corrente de 8,223 A e 29,800 V, valores estes que servem como parâmetros de entrada para o conversor *boost*. A corrente do indutor  $I_L$  é a mesma corrente do módulo FV,  $I_{pv}$  é a corrente média e  $\Delta I_L$  será adotada como 10% de  $I_L$ . A variação de tensão de saída é considerada 1% da tensão de saída  $V_o$  e a frequência de comutação do PWM (define o passo de operação do conversor *boost*) corresponde à 10 kHz, frequência média adotada em sistemas semelhantes (LYDEN et al., 2013), (REZK; FATHY; ABDELAZIZ, 2017). Com os parâmetros iniciais, é possível determinar os demais parâmetros que definirão o ponto de operação do conversor, conforme veremos a seguir.

O *duty cycle* -  $D$  é dado pela Equação 2.3 apresentada no capítulo anterior, onde:

$$\frac{100}{29,8} = \frac{1}{1-D}$$

$$D = 0,702$$

A carga de operação do conversor **R** é dada pela Equação 2.4 apresentada no capítulo anterior:

$$R = \frac{100^2}{245} = 41,810\Omega$$

Nota-se que o valor de  $V_{out}$  influencia diretamente no *duty cycle* e na carga do conversor.

O dimensionamento da indutância **L** deu-se pela Equação 2.5 apresentada no capítulo anterior, onde:

$$L = \frac{29,8.0,702}{20.10^3.0,822} = 1,272mH$$

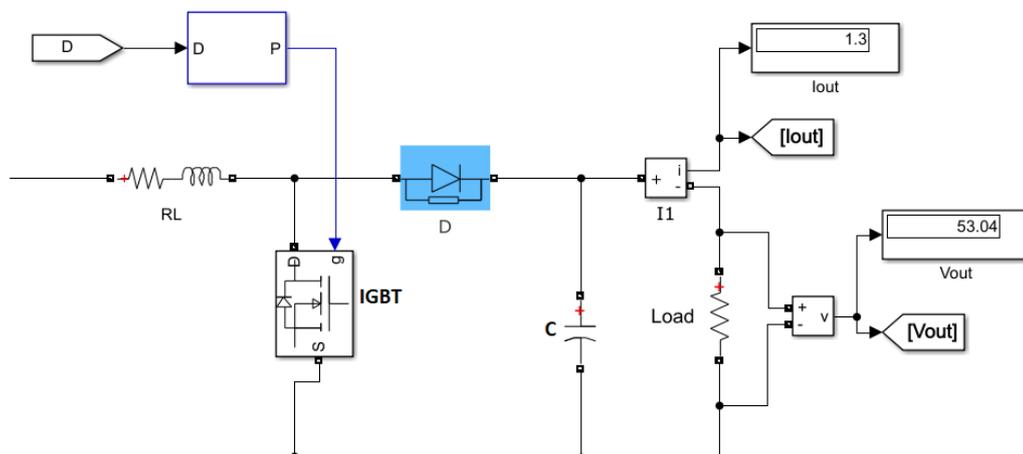
Já o cálculo da capacitância **C**, obteve-se através da Equação 2.18 apresentada no capítulo anterior:

$$C = \frac{100.0,702}{40,81.20.10^3.1} = 86,010\mu F$$

O ciclo do conversor (*duty cycle*) será controlado pela meta-heurística afim de operá-lo no ponto de GMPP. Durante o processo de otimização, a meta-heurística em questão varrerá diferentes *duty cycles*, procurando a maior potência de saída possível para determinada condição de irradiância (WANG et al., 2016).

Na Figura 15 é mostrado o sistema implementado no software MATLAB. Nela são vistos os elementos **D**, **L** (associado em série a uma resistência R de perdas do indutor), **C** e **R** (Load) dimensionados anteriormente, juntamente com o IGBT, em paralelo ao capacitor, todos associados afim de formar o conversor *boost*. O passo do conversor *boost* é dado pela modulação PWM associada ao *duty cycle* obtido através da meta-heurística implementada na solução de problema de sombreamento parcial. Para visualização dos resultados, são associados *displays* na carga do conversor para análise de  $V_{out}$  e  $I_{out}$ .

Figura 15 – Conversor *Boost* implementado no *MATLAB*.

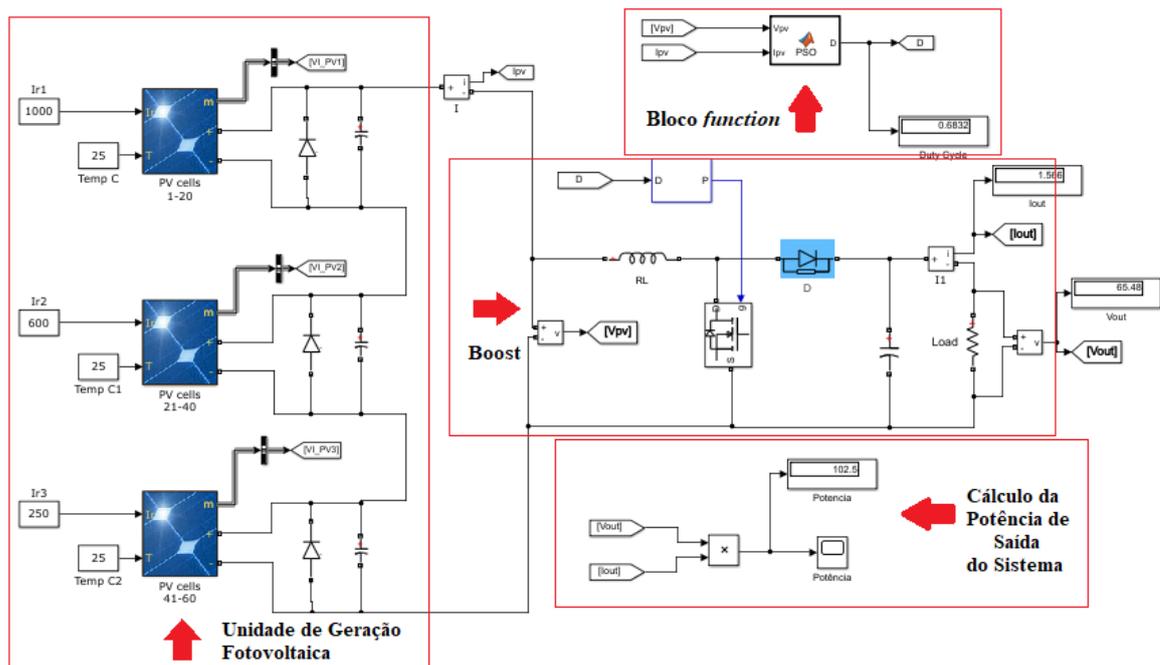


Fonte: Autor

### 3.2 Construção do sistema no MATLAB ®

Para a simulação do sistema proposto, fez-se uso do software MATLAB ®. Nele foi implementado um módulo fotovoltaico com três arranjos associados em série, cada um com 20 células, totalizando um módulo fotovoltaico de 60 células. Conectado à este sistema há um conversor *boost*, o qual tem o *duty cycle* ajustado pelo bloco *function* contendo o algoritmo de otimização. O arranjo teste deste sistema é mostrado na Figura 16.

Figura 16 – Arranjo do sistema utilizado.



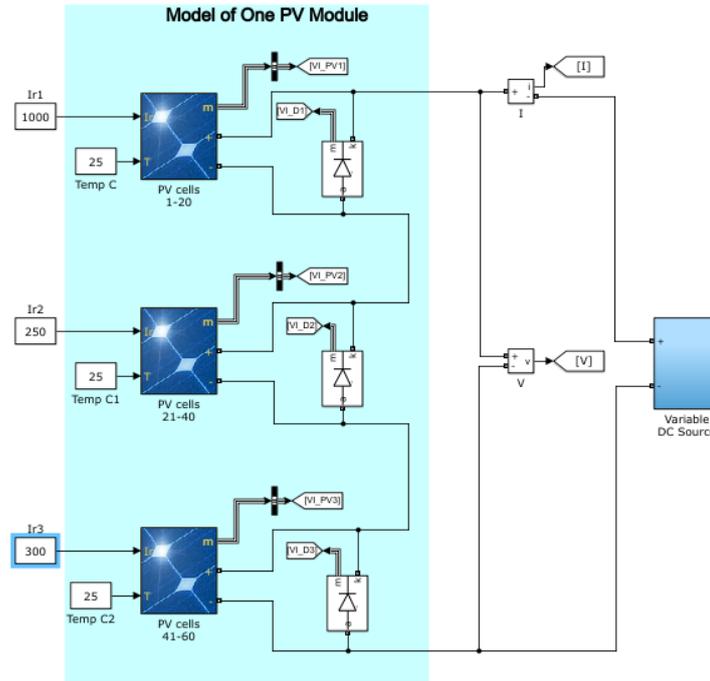
Fonte: Autor

Na Figura 16, é possível alterar os valores de irradiância e temperatura sob cada um dos arranjos de 20 células fotovoltaicas (bloco *Unidade de Geração Fotovoltaica*). Na saída do arranjo há um capacitor em paralelo ao módulo FV afim de viabilização da simulação e filtrar as oscilações do sistema, não havendo a necessidade de colocação em uma situação real. Também é associado a saída do módulo FV medidores (*scopes*) para indicar os valores de  $V_{pv}$  e  $I_{pv}$  ao bloco *function*, o qual contém o algoritmo de otimização (bloco *function*). Em série com estes arranjos está conectado o conversor *boost*, cujos valores de  $V_{out}$  e  $I_{out}$  são determinados pelo ajuste preciso do *duty cycle* resultante do processo de otimização em questão, para uma dada condição de entrada, ou seja, tensão e corrente fornecidas pelo módulo (bloco *boost*). Além disto, o cálculo da potência de saída é realizado pelo produto de  $V_{out}$  e  $I_{out}$  (bloco *Cálculo de Potência de Saída do Sistema*).

Para validação dos resultados do sistema proposto utilizou-se um sistema de geração fotovoltaica padrão contida no próprio MATLAB® (Exemplos > Simscape PowerSystems > Specialized Technology > Renewable Energy > Partial Shading of a PV Module) com os mesmos parâmetros de  $V_{oc}$ ,  $V_{max}$ ,  $I_{cc}$  e  $I_{max}$  propostos na simulação ilustrada na Figura 16, sendo este sistema padrão ilustrado na Figura 17.

O sistema padrão é formado por um módulo fotovoltaico de 60 células, subdivididas em 20 células por arranjo. Este sistema padrão é capaz de extrair a curva  $V_{xP}$  e  $V_{xI}$

Figura 17 – Sistema de geração fotovoltaico padrão, utilizado para comparação e verificação dos resultados do sistema proposto



Fonte: Autor

do módulo fotovoltaico para qualquer irradiância e temperatura fornecidas. Tal sistema é mostrado na Figura 17. Associado à ele, têm-se um controlador de carga variável para poder extrair a curva  $V \times I$  e  $V \times P$  do arranjo FV. A cada alteração de irradiância ou temperatura incidente nos módulos fotovoltaicos, o sistema padrão é capaz de extrair as curvas características do arranjo fotovoltaico e destacar a posição do GMPP em tais condições.

### 3.3 Parâmetros de Simulação

A seguir listamos os parâmetros de simulação comuns a todas as meta-heurísticas empregadas, sendo que a especificação de todos procurou replicar as condições aproximadas de um sistema real. Isto permite a comparação do desempenho para posterior escolha da melhor meta-heurística a ser utilizada na implementação do conversor de energia. Os parâmetros comuns são os seguintes:

- Os dados de entrada dos algoritmos são os valores de  $V_{pv}$  e  $I_{pv}$  (tensão e corrente de saída do arranjo fotovoltaico);
- Os valores de tensão e corrente de saída são determinados pelo ajuste preciso de  $D$  (*duty cycle* ou razão cíclica de operação do conversor de energia), resultante do processo de otimização realizado pela meta-heurística em questão;
- A função *fitness* é a potência do módulo FV no instante  $k$  dada pela Equação 3.1:

$$Fitness = P_{pv_m}^k = V_m^k \cdot I_m^k \quad (3.1)$$

- Os valores iniciais de *duty cycle* são distribuídos de maneira uniforme entre quatro partículas, sendo elas: 0.2, 0.4, 0.6 e 0.8 respectivamente;
- A condição de parada do algoritmo é representada pela Equação 3.2 a qual representa a razão percentual entre a diferença entre as potências atual e anterior em relação à potência anterior. Para que a simulação seja interrompida e o resultado do processo de otimização seja considerado satisfatório, esta razão percentual deve ser menor do que 0,0001:

$$\frac{P_{pv_m}^k - P_{pv_m}^{k-1}}{P_{pv_m}^{k-1}} \leq 0,0001 \quad (3.2)$$

- As frequências de oscilação e amostragem do controlador de simulação são as mesmas em todas as heurísticas testadas (10 kHz para o PWM e 100 kHz para o passo de simulação);
- Há limitadores de espaço de busca do algoritmo, denominados "banda superior" e "banda inferior". Eles funcionam da seguinte maneira: caso uma das partículas saia do intervalo de 0 - 1, então é atribuído um valor randômico menor que 1 a ela.

### 3.4 Estudo de casos de sombreamento parcial do sistema FV

Com o intuito de realizar os testes de desempenho dos diversos algoritmos de otimização da operação do sistema de geração FV proposto, foram consideradas diferentes condições de sombreamento parcial, de acordo com a concentração da irradiância em cada um dos três módulos associados em série (ver Figura 17).

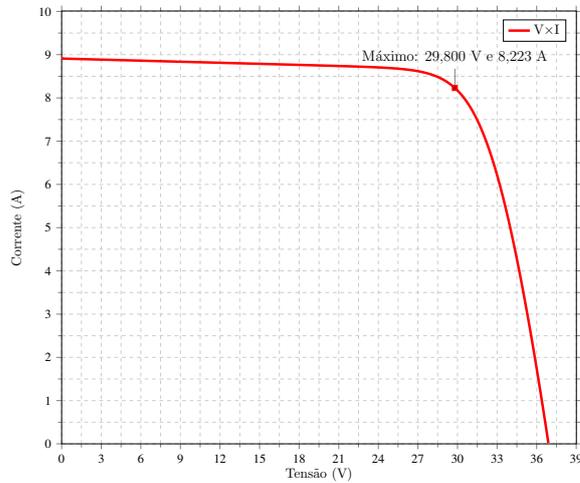
Por conseguinte, os valores de irradiância foram selecionados com o intuito de obter os pontos de GMPP em diferentes posições do sistema FV: dois casos de GMPP à esquerda, dois casos ao centro e dois casos de GMPP à direita. Os valores exatos das irradiações consideradas em cada caso serão indicados a seguir. Esta abordagem foi escolhida para testar e demonstrar o desempenho do sistema proposto para diferentes condições de sombreamento, como as que ocorreriam, com boa aproximação, em um sistema FV real. Em cada uma das situações consideradas, o algoritmo de otimização em questão deve ser capaz de ajustar a operação do conversor para que entregue energia com magnitude tão próxima quanto possível da que é obtida pelo sistema de geração fotovoltaica padrão, apresentado na Figura 13. Dito de outra forma, o método de otimização deve garantir a operação do conversor de energia no GMPP em detrimento de qualquer LMPP, contornando assim um problema comum dos métodos P&O e IC (LI et al., 2019b).

Nas Figuras 18a e 18b é apresentado o funcionamento do sistema fotovoltaico, através das curvas  $I \times V$  e  $P \times V$  respectivamente, operando com os três arranjos FV em condições ideais de irradiância correspondentes à  $1000W/m^2$  e temperatura  $25^\circ C$  que representam o desempenho ótimo do sistema FV considerado, com uma geração máxima de potência.

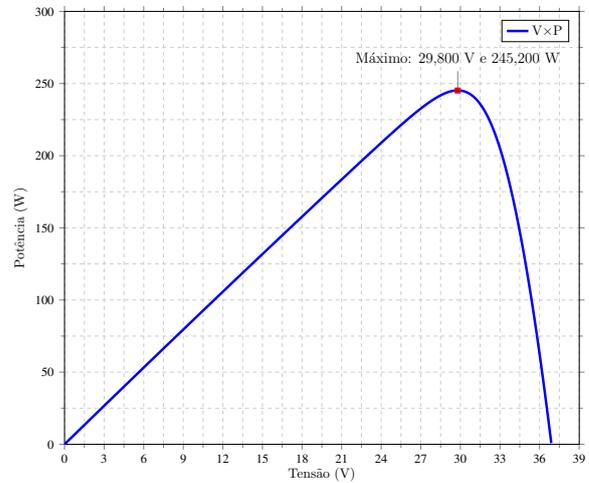
A seguir, são apresentadas as diferentes condições de sombreamento parcial consideradas, de acordo com a concentração da irradiância em cada um dos três arranjos associados em série. Em alguns casos, o GMPP está muito próximo ao LMPP, situação em que a convergência para o GMPP é difícil e portanto demonstra a necessidade do ajuste preciso dos parâmetros do algoritmo de otimização.

Figura 18 – Características de  $I \times V$  e  $P \times V$  para uma irradiância de  $1000-1000-1000 \text{ W/m}^2$  à temperatura de  $25^\circ\text{C}$ .

(a) Curva  $I \times V$



(b) Curva  $P \times V$



Fonte: Autor

### 3.4.1 GMPP à Esquerda

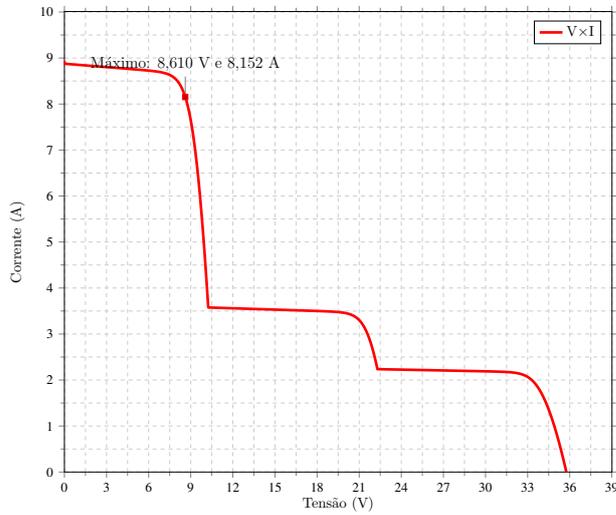
No caso de GMPP à esquerda, os valores de irradiância para uma temperatura de  $25^\circ\text{C}$  são:

- $1000 - 250 - 400 \text{ W/m}^2$
- $1000 - 300 - 250 \text{ W/m}^2$

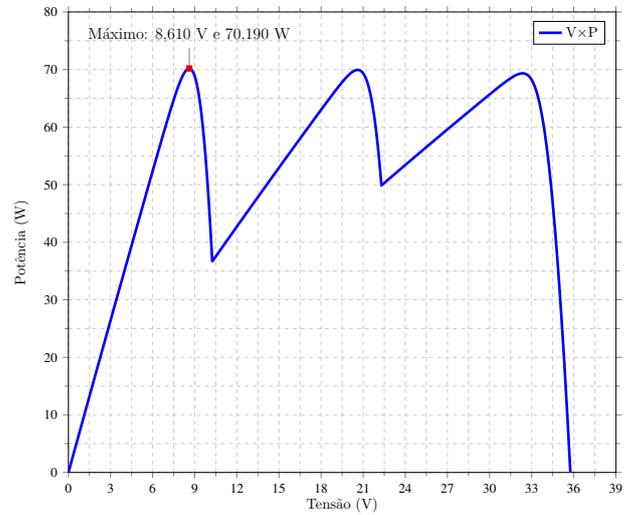
No primeiro caso, fez-se a simulação com uma irradiância de  $1000 \text{ W/m}^2$  no primeiro arranjo,  $250 \text{ W/m}^2$  no segundo e  $400 \text{ W/m}^2$  no terceiro. Nas Figuras 19a e 19b tem-se os resultados de  $I \times V$  e  $P \times V$  obtidos na simulação no sistema de geração fotovoltaica padrão (ver Figura 17), onde os pontos de máxima potência são destacados.

Figura 19 – Características de  $I \times V$  e  $P \times V$  do sistema padrão para uma irradiância de  $1000-250-400 \text{ W/m}^2$

(a) Curva  $I \times V$



(b) Curva  $P \times V$ .

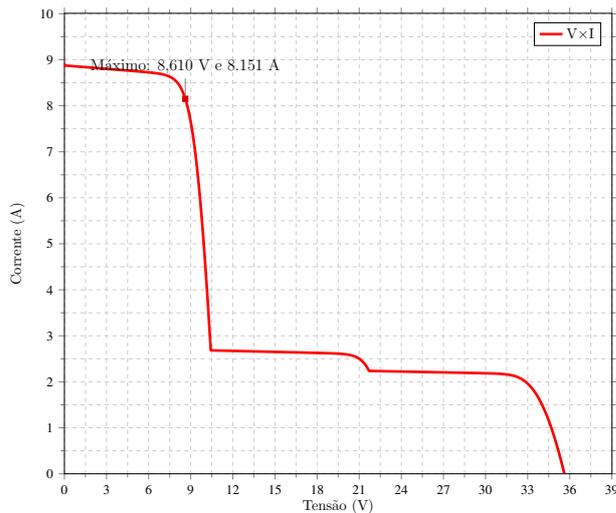


Fonte: Autor

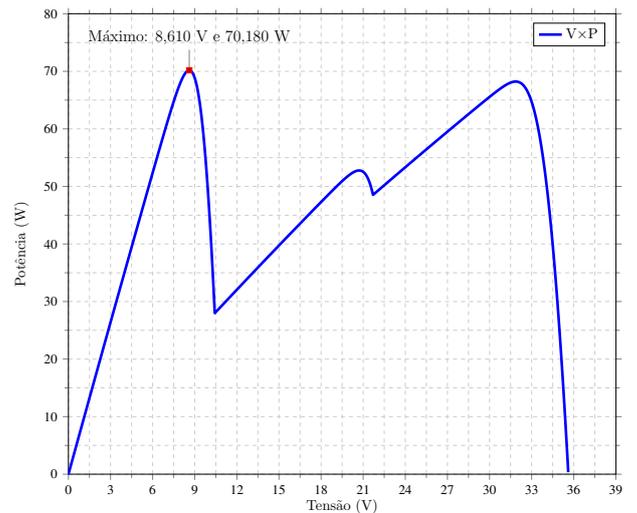
Nas Figuras 20a e 20b fez-se a simulação com uma irradiância de  $1000 \text{ W/m}^2$  no primeiro arranjo,  $300 \text{ W/m}^2$  no segundo e  $250 \text{ W/m}^2$  no terceiro. Nestas figuras tem-se os resultados de  $I \times V$  e  $P \times V$  obtidos na simulação no sistema de geração fotovoltaica padrão (ver Figura 17).

Figura 20 – Características de  $I \times V$  e  $P \times V$  do sistema padrão para um irradiância de  $1000-300-250 \text{ W/m}^2$ .

(a) Curva  $I \times V$ .



(b) Curva  $P \times V$ .



Fonte: Autor

### 3.4.2 GMPP ao centro

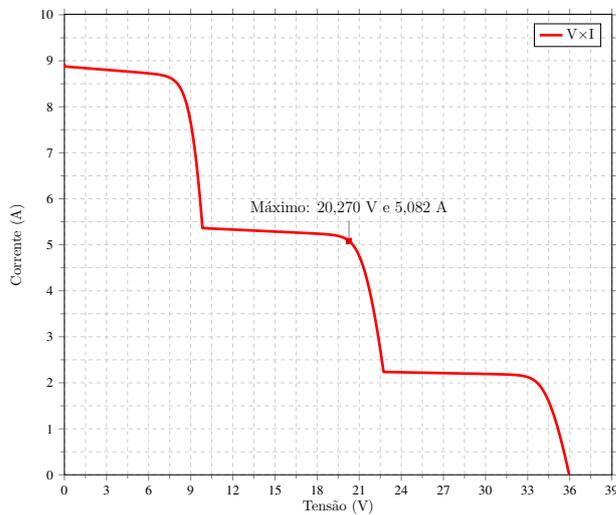
No caso de GMPP ao centro os valores de irradiância para uma temperatura de  $25^{\circ}\text{C}$  são:

- 250 - 600 - 1000  $\text{W}/\text{m}^2$
- 1000 - 600 - 350  $\text{W}/\text{m}^2$

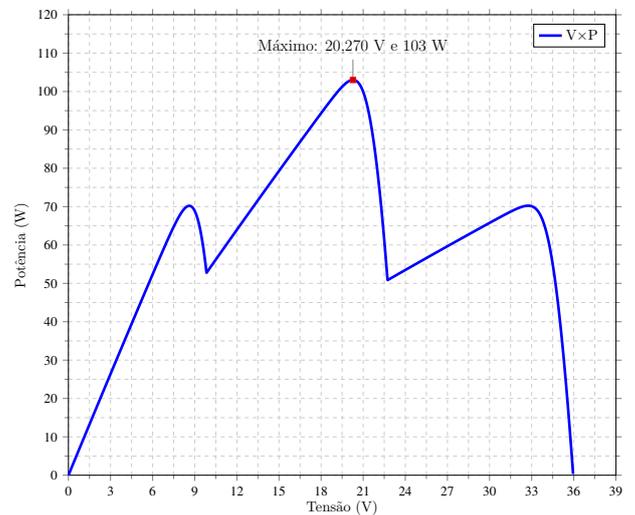
Nas Figuras 21a e 21b demonstra-se as características de  $\text{P}\times\text{V}$  e  $\text{I}\times\text{V}$  para uma irradiância parcial de 250, 600 e 1000  $\text{W}/\text{m}^2$ . Os valores de máxima potência estão destacados.

Figura 21 – Características de  $\text{I}\times\text{V}$  e  $\text{P}\times\text{V}$  do sistema padrão para uma irradiância de 250-600-1000  $\text{W}/\text{m}^2$ .

(a) Curva  $\text{I}\times\text{V}$ .



(b) Curva  $\text{P}\times\text{V}$ .

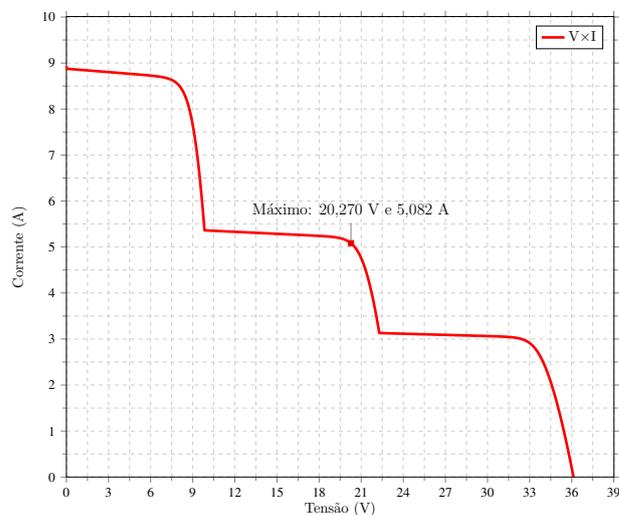


Fonte: Autor

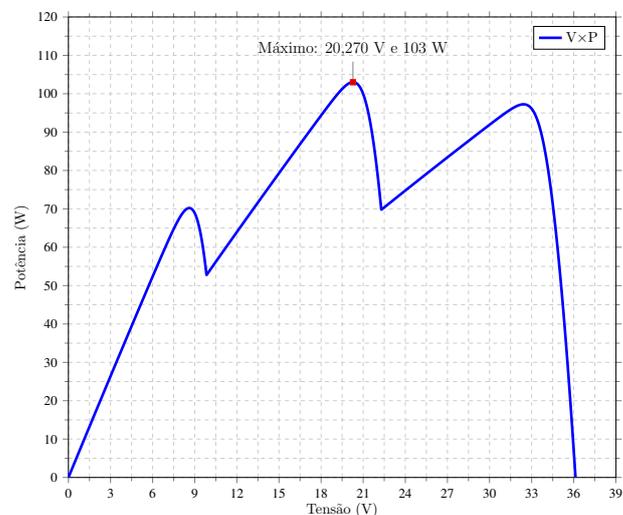
Na segunda situação de GMPP ao centro, as Figuras 22a e 22b tem uma irradiância de 1000  $\text{W}/\text{m}^2$  no primeiro arranjo, 600  $\text{W}/\text{m}^2$  no segundo e 350  $\text{W}/\text{m}^2$  no terceiro. Nela é traçada o comportamento da  $\text{V}\times\text{I}$  e  $\text{P}\times\text{V}$  e destacados seus pontos de máxima potência.

Figura 22 – Características de  $I \times V$  e  $P \times V$  do sistema padrão para uma irradiância de  $1000-600-350 \text{ W/m}^2$ .

(a) Curva  $I \times V$ .



(b) Curva  $P \times V$ .



Fonte: Autor

### 3.4.3 GMPP à direita

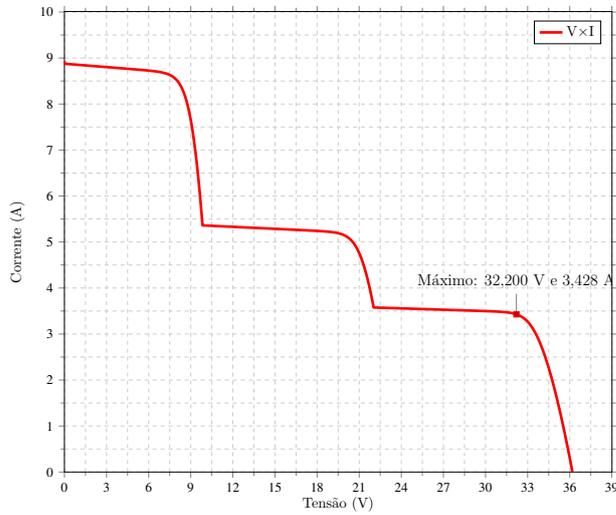
No caso de GMPP à direita, os valores de irradiância para uma temperatura de  $25^{\circ}\text{C}$  são:

- $400 - 600 - 1000 \text{ W/m}^2$
- $350 - 500 - 900 \text{ W/m}^2$

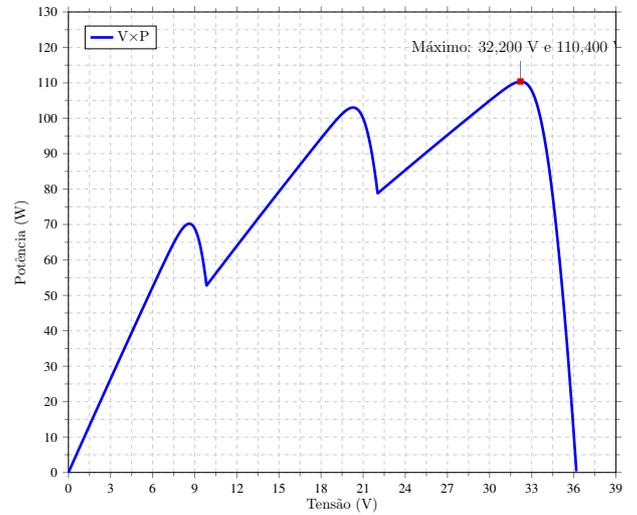
Nas Figuras 23a e 23b a caracterização de  $P \times V$  e  $I \times V$  para a situação de sombreamento parcial em  $400 \text{ W/m}^2$  no primeiro arranjo,  $600 \text{ W/m}^2$  no segundo e  $1000 \text{ W/m}^2$  no terceiro é apresentada. A mesma tem a sinalização dos pontos de máxima potência da curva.

Figura 23 – Características de  $I \times V$  do sistema padrão para uma irradiância de 400-600-1000  $W/m^2$ .

(a) Curva  $I \times V$ .



(b) Curva  $P \times V$ .

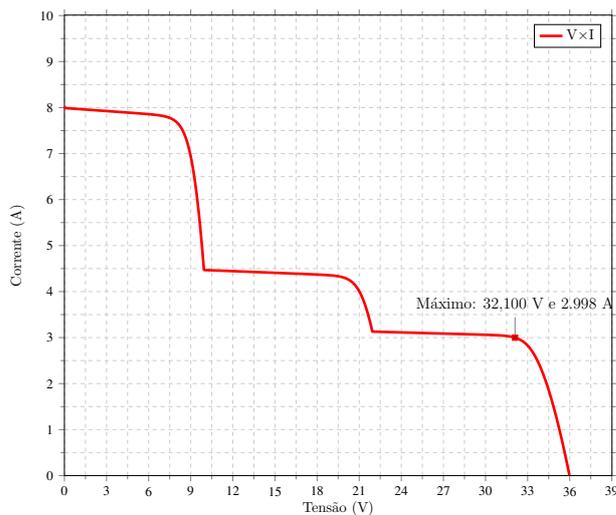


Fonte: Autor

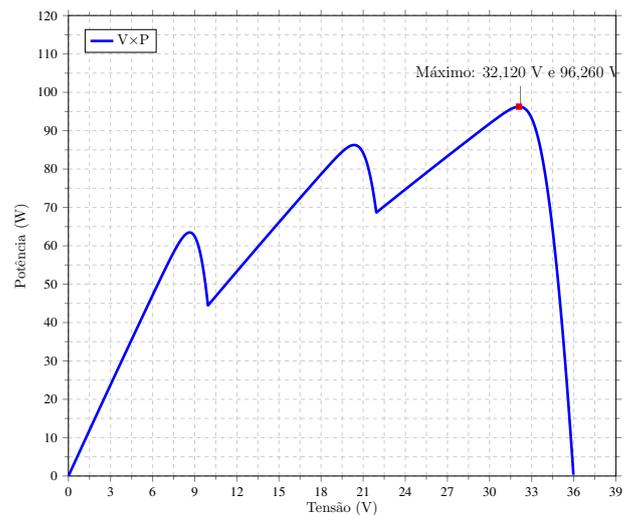
Na ultima situação de sombreamento, mostra-se nas Figuras 24a e 24b a caracterização das curvas  $I \times V$  e  $P \times V$  juntamente com seus pontos de máxima para um sombreamento parcial de 350  $W/m^2$  no primeiro arranjo, 500  $W/m^2$  no segundo módulo e 900  $W/m^2$  no terceiro arranjo.

Figura 24 – Características de  $I \times V$  do sistema padrão para uma irradiância de 350-500-900  $W/m^2$ .

(a) Curva  $I \times V$ .



(b) Curva  $P \times V$ .



Fonte: Autor

### 3.4.4 Ajuste dos parâmetros do PSO para o GMPP

Para a utilização de PSO enquanto técnica de otimização para o GMPPT, deve-se ajustar com precisão a operação do conversor boost para que permita a obtenção da maior geração de energia do arranjo fotovoltaico para qualquer condição de sombreamento parcial. Evita-se, deste modo, a operação do arranjo FV em um LMPP.

Segundo a literatura, valores médios de  $w$  variam entre 0,2 e 1 e os coeficientes  $C_1$  e  $C_2$  variam na faixa de  $0.2 < C_1$  e  $C_2 < 2$  (WANG; TAN; LIU, 2018)(LIU et al., 2012b). Para determinar os coeficientes com precisão, diversos autores utilizam o método citado em (CLERC, M., J., 2002), onde os valores de  $w$ ,  $C_1$  e  $C_2$  são determinados através do emprego das equações 3.3 e 3.4:

$$\begin{aligned} k &= 1 \\ \phi_1 &= 2,050 \\ \phi_2 &= 2,050 \\ \phi &= \phi_1 + \phi_2 \end{aligned} \tag{3.3}$$

$$\chi = \frac{2.k}{|2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4.\phi}|} \tag{3.4}$$

Assim os coeficientes a serem substituídos na Equação 2.7 tornam-se:

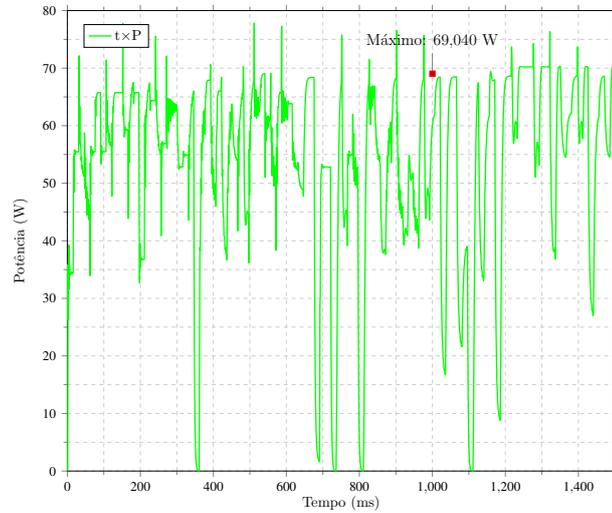
$$\begin{aligned} w &= \chi \\ C_1 &= \chi.\phi_1 \\ C_2 &= \chi.\phi_2 \end{aligned}$$

Ao utilizar esta metodologia para a definição dos coeficientes do PSO, os resultados obtidos para aplicação em questão não foram satisfatórios, não havendo convergência à potência de referência, para qualquer condição de sombreamento parcial, com a potência variando de forma desordenada. Esta falta de precisão ao longo do tempo de convergência se deve ao fato de que os coeficientes são superiores aos limites de ação das partículas, haja visto que o *duty cycle* varia de 0 à 1 e os da técnica de (CLERC, M., J., 2002) são maiores que 2, não tendo assim uma precisão nos resultados esperados (LIU et al., 2012b).

A Figura 25 ilustra a precariedade do processo de otimização quando a metodologia de (CLERC, M. J., 2002) é utilizada para uma determinada condição de sombreamento. Como pode-se perceber, a oscilação da potência de saída é permanente, indicando a divergência do processo de otimização, independente do tempo de simulação.

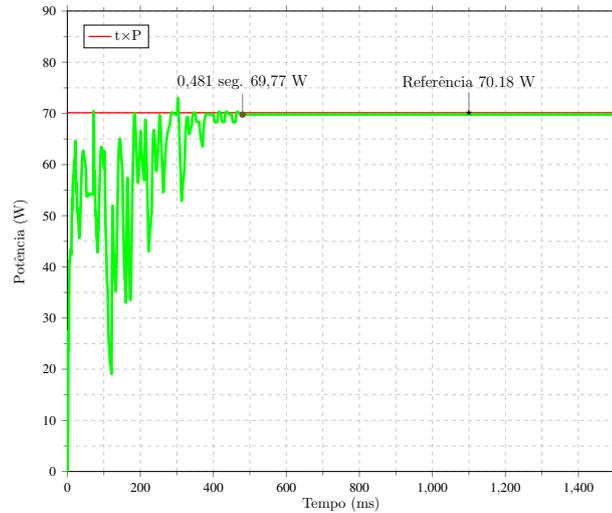
Para determinar os valores ideais, fez-se uma varredura das constantes  $w$ ,  $C_1$  e  $C_2$ , como mostrado na Tabela 2 a seguir. De acordo com a Tabela 2, a maior potência de saída foi obtida com os coeficientes  $w = 0,300$ ;  $C_1 = 0,200$  e  $C_2 = 1,800$ . Na Figura 26 é mostrado o comportamento da potência sob a mesma irradiância da Figura 25 ao utilizar os parâmetros destacados na Tabela 2. Como pode-se observar, o algoritmo de otimização em questão conduz a operação do conversor de energia de modo que este entregue uma potência estável em sua saída.

Figura 25 – Tempo de rastreo do GMPPT com o uso de PSO para irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  utilizando o método de (CLERC, M. J., 2002).



Fonte: Autor

Figura 26 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso de algoritmo PSO para irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  em relação à potência de referência.



Fonte: Autor

A Tabela 2 traz os resultados da varredura das constantes  $w$ ,  $C_1$  e  $C_2$  e os respectivos valores de potência de referência (P. Ref.), resultantes da otimização empregando o PSO. Estas variações foram feitas com uma irradiância de 1000, 300 e 250  $W/m^2$  à uma temperatura de 25°C. Esta irradiância representa um GMPP à esquerda, situação que apresenta o pior caso de convergência para o processo de otimização por PSO, quando comparado ao GMPP ao centro (como por exemplo, 400, 600 e 1000  $W/m^2$ ) e ao GMPP à direita (como por exemplo, 250, 600 e 1000  $W/m^2$ ).

Tabela 2 – Variação dos coeficientes para o algoritmo PSO

Respostas do PSO para 1000-300-250 $W/m^2$				
w	$C_1$	$C_2$	P. Ref. (W)	Potência (W)
<b>0,3</b>	<b>0,2</b>	<b>1,8</b>	<b>70,18</b>	<b>69,77</b>
0,400	0,200	2,000	70,180	69,610
0,200	0,900	2,000	70,180	66,940
0,400	0,200	1,000	70,180	66,900
0,400	0,200	1,200	70,180	66,900
0,400	0,200	0,800	70,180	66,910

Fonte: Autor

### 3.4.5 Ajuste dos parâmetros da Busca Cuco (CS) na busca do GMPP

Assim como realizado na utilização do PSO para a busca do GMPP do módulo FV, é necessário ajustar os coeficientes da Busca Cuco conforme o nosso estudo de caso.

Com relação aos coeficientes a serem utilizados e otimizados, no CS são três:  $\beta$ , que representa o passo de movimentação do pássaro cuco, com variação entre 0 e 2;  $\alpha_2$ , constante responsável por delimitar o espaço de busca do cuco, tendo sido variado entre 1,000 e 2,000 e ainda a Aleatoriedade dos Ninhos, que representa a probabilidade do ovo intruso do pássaro cuco ser descoberto no ninho hospedeiro, com variação entre 0 e 1.

Na Tabela 3 são mostrados os casos testados e as suas respectivas respostas do sistema para a irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$ , a qual representa um LMPP muito próximo do GMPP.

Tabela 3 – Variação dos coeficientes para o algoritmo de Busca Cuco

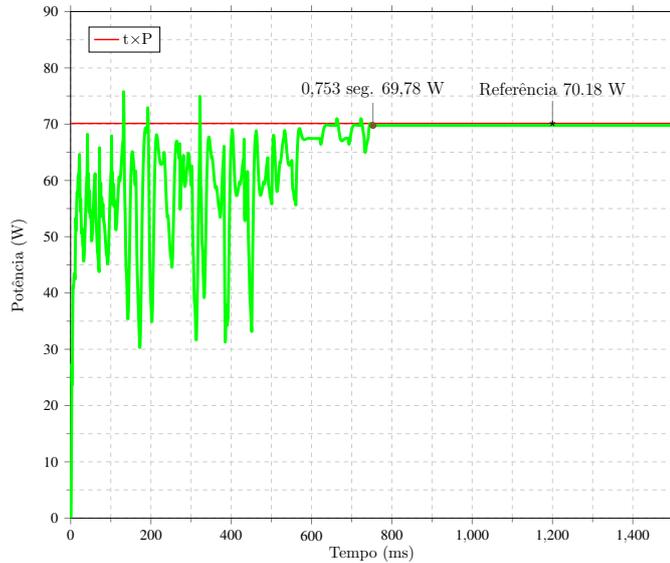
Respostas da Busca Cuco para 1000-300-250 $W/m^2$				
$\beta$	$\alpha_2$	Aleatoriedade	P. Ref. (W)	Potência (W)
0,500	1,000	0,150	70,180	68,000
1,000	1,500	0,200	70,180	66,600
<b>1,700</b>	<b>1,800</b>	<b>0,200</b>	70,180	<b>69,780</b>
2,000	2,000	0,150	70,180	68,000

Fonte – Autor

Para determinar os coeficientes do CS, também foi realizada a varredura dos parâmetros ao longo das respectivas faixas, sendo que a melhor resposta foi alcançada para os seguintes valores:  $\beta = 1,700$  ;  $\alpha_2 = 1,800$  e o fator de aleatoriedade dos ninhos em 0,200. Essa foi a configuração que obteve melhor resposta média quando testado às 6 diferentes situações de sombreamento parciais analisadas.

Na Figura 27 é mostrado o comportamento da potência a uma irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  ao utilizar os parâmetros destacados na Tabela 3. Como pode-se observar o algoritmo de otimização em questão conduz a operação do conversor de energia de modo que este entregue uma potência estável em sua saída.

Figura 27 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo CS para irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  com relação à potência de referência.



Fonte: Autor

### 3.4.6 Ajuste dos parâmetros do Lobo Cinzento (GWO) na busca do GMPP

Diferentemente das meta-heurísticas anteriores, PSO e CS, o coeficiente que ajusta a movimentação do algoritmo bio-inspirado GWO na busca do resultado ideal,  $\vec{a}$ , tem um valor de decrescimento linear no decorrer das iterações. Já os coeficientes  $r_1$  e  $r_2$  são valores randômicos. Portanto, apenas a velocidade com que o elemento  $\vec{a}$  decairá será ajustada, de acordo com um decrescimento linear de 2 à 0.

Na Tabela 4 é mostrada a variação da potência de saída conforme a variação dos parâmetros adotados em simulação. Foi adotada mais uma vez a irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  a qual representa uma irradiância com GMPP à esquerda, que representa o caso mais crítico. Com isso, o valor de  $\vec{a}$  foi dividido em um vetor de 250 posições decrescendo de 2 a 0, obtendo a melhor resposta em potência.

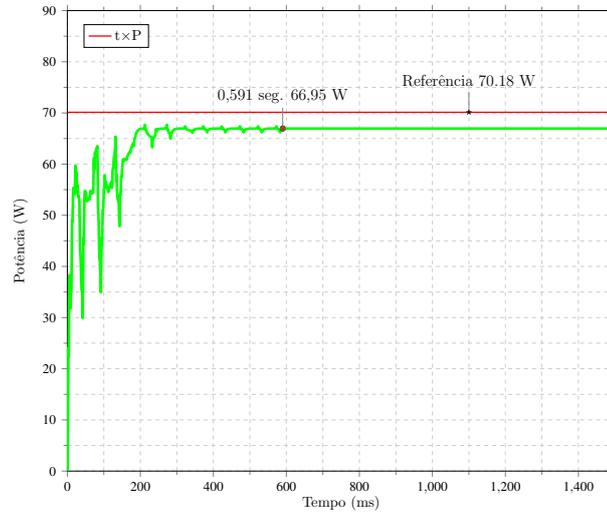
Tabela 4 – Variação dos coeficientes para o algoritmo do Lobo Cinzento

Respostas Lobo Cinzento para 1000-300-250 $W/m^2$			
$\vec{a}$	Vetor	P. Ref. (W)	Potência (W)
0 - 2	200	70,180	66,660
<b>0 -2</b>	<b>250</b>	70,180	<b>66,950</b>
0 - 2	150	70,180	53,200
0 - 2	120	70,180	66,050

Fonte – Autor

Na Figura 28 é mostrado o comportamento da potência a uma irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  ao utilizar os parâmetros destacados na Tabela 4. Como pode-se observar o algoritmo de otimização em questão conduz a operação do conversor de energia de modo que este entregue uma potência estável em sua saída.

Figura 28 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo GWO para irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  em relação à potência de referência.



Fonte: Autor

### 3.4.7 Ajuste dos parâmetros do Vaga-lume na busca do GMPP

Para a implementação do algoritmo Vaga-lumes os coeficientes das equações foram determinados através de uma varredura de valores, levando em consideração o resultado ideal para os 6 tipos de cenários à serem analisados conforme pode ser verificado na Tabela 5.

Na Tabela 5 são mostradas as variações dos coeficientes afim de ajustar o melhor desempenho em uma situação de irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  deslocado a esquerda, tendo o LMPP muito próximo ao GMPP.

Tabela 5 – Variação dos coeficientes para o algoritmo Vaga-Lumes

Respostas do Vaga-Lume para 1000-300-250 $W/m^2$					
$\gamma$	$\beta_0$	$\alpha$	Vetor	P. Ref.	Potência (W)
1,500	2,000	0,100 - 1,000	200	70,180	68,000
2,000	1,000	0 - 1,000	250	70,180	66,600
2,500	1,500	0 - 2,000	200	70,180	68,000
<b>2,500</b>	<b>1,750</b>	<b>0,100 - 0,950</b>	<b>350</b>	<b>70,180</b>	<b>69,780</b>

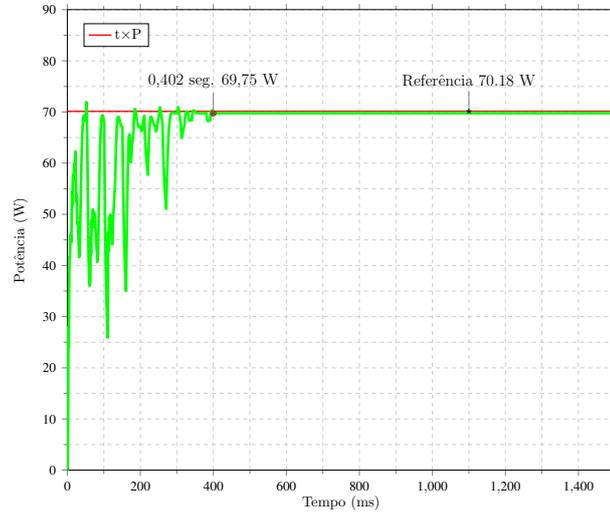
Fonte – Autor

Os resultados encontrados foram de  $\gamma$ , coeficiente responsável pela absorção de luz, igual a 2,500. Já para a atratividade  $\beta_0$  obteve-se o resultado ideal em 1,750. Para encontrar o fator aleatório de busca  $\alpha$ , criou-se um vetor de 350 posições com variação de 0,955 à 0,100. Adotou-se essa técnica para que os vaga-lumes tenham uma maior aleatoriedade de movimentação nas iterações iniciais, de modo que na medida em que se aproximam da resposta ideal a aleatoriedade diminua.

Na Figura 29 é mostrado o comportamento da potência a uma irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  ao utilizar os parâmetros destacados na Tabela 5. Como pode-se observar

o algoritmo de otimização em questão conduz a operação do conversor de energia de modo que este entregue uma potência estável em sua saída.

Figura 29 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo FA para irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  em relação à potência de referência.



Fonte: Autor

### 3.4.8 Ajuste dos parâmetros do algoritmo híbrido PSO-CS na busca do GMPP

Para implementar este algoritmo de inteligência de enxames, fez-se a associação entre PSO e Busca Cuco. A motivação para o emprego de um algoritmo híbrido é aproveitar-se das potencialidades de ambas as heurísticas combinadas, de modo que a primeira faça uma busca preliminar dentro do espaço de busca amplo, buscando restringi-lo para que a segunda heurística faça o ajuste fino dos parâmetros, aperfeiçoando o processo de otimização através de iterações sucessivas. No caso específico do algoritmo híbrido em questão (PSO-CS), a característica de movimentação do pássaro cuco segundo o *voo de Lévy* diminui a probabilidade de convergência para um LMPP.

Na Tabela 6 são mostradas as variações dos coeficientes e o comportamento da potência para uma irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$ , a qual corresponde um GMPP à esquerda.

Tabela 6 – Variação dos coeficientes para o algoritmo PSO-CS

Respostas do PSO-CS para 1000-300-250 $W/m^2$							
$C_1$	$C_2$	$w$	$\beta$	$\alpha_2$	Aleatoriedade	P. Ref.	Potência (W)
0,200	1,800	0,300	1,000	0,750	0,200	70,180	66,660
0,400	2,000	0,200	1,500	1,000	0,150	70,180	66,060
1,000	1,500	0,400	1,750	1,200	0,150	70,180	66,660
1,200	1,750	0,500	1,250	1,500	0,200	70,180	66,060

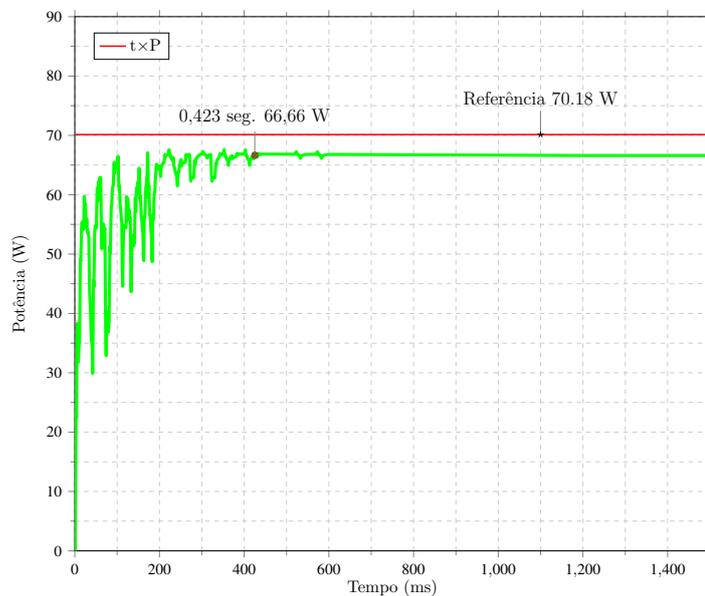
Fonte – Autor

Com relação aos coeficientes, os parâmetros são os mesmos da versão original, ou seja,  $C_1 = 0.200$ ,  $C_2 = 1,800$  e  $w = 0,300$ . Com relação à Busca Cuco, o coeficiente  $\beta$

é igual à 1, o  $\alpha_2 = 0.750$  e o coeficiente de aleatoriedade do ninho de 0,200, valores que correspondem ao melhor resultado, conforme ilustrado na Tabela 6. No caso híbrido, os valores das constantes do algoritmo de Busca Cuco são menores do que no algoritmo original, justamente em função da restrição do espaço de busca realizada de forma preliminar pelo algoritmo PSO. Embora em outra configuração de coeficientes o resultado da potência também tenha sido de 66,660 W, o mesmo desempenho não se confirmou para os demais casos de irradiância (centro e direita).

Na Figura 30 é mostrado o comportamento da potência a uma irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  ao utilizar os parâmetros destacados na Tabela 6. Como pode-se observar o algoritmo de otimização em questão conduz a operação do conversor de energia de modo que este entregue uma potência estável em sua saída.

Figura 30 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo híbrido PSO-CS para irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  em relação à potência de referência.



Fonte: Autor

### 3.4.9 Ajuste dos parâmetros do algoritmo híbrido GWO-CS na busca do GMPP

O desenvolvimento do algoritmo híbrido Lobo Cinzento - Busca Cuco (GWO-CS) possui a mesma motivação do caso anterior, ou seja, enquanto a primeira heurística tem a função de realizar uma busca preliminar dentro do espaço de busca amplo, buscando restringi-lo, a segunda heurística faz o ajuste fino dos parâmetros, aperfeiçoando o processo de otimização através de iterações sucessivas.

Na Tabela 7 é mostrada a variação dos coeficientes do algoritmo híbrido GWO-CS e a potência resultante (P.), com o objetivo de determinar o melhor arranjo dos coeficientes.

Com relação aos coeficientes, aquele relacionado exclusivamente ao algoritmo GWO é o  $\vec{a}$ , cuja faixa de valores, de 0 a 2, foi subdividida em um vetor de 150 posições. Em função disto, o passo relativo ao coeficiente  $\vec{a}$  é, em geral, maior do que aquele empregado no algoritmo convencional. Por outro lado, os valores escolhidos para

Tabela 7 – Variação dos coeficientes para o algoritmo GWO-CS

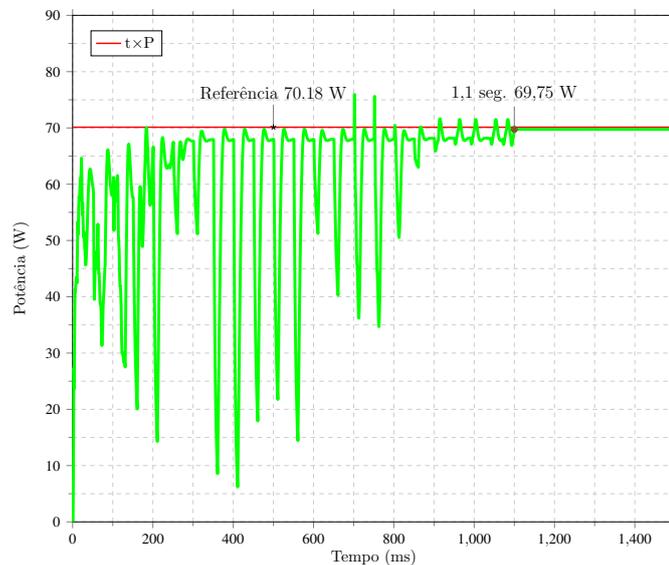
Respostas do GWO-CS para 1000-300-250 $W/m^2$						
$\vec{a}$	Tamanho Vetor	$\beta$	$\alpha_2$	Aleatoriedade	P. Ref. (W)	P. (W)
0 - 2	175	1,000	0,750	0,200	70,180	68,000
0 - 2	250	1,200	1,000	0,150	70,180	68,000
0 - 2	200	1,500	1,200	0,150	70,180	66,000
<b>0 - 2</b>	<b>150</b>	<b>0,750</b>	<b>2,000</b>	<b>0,200</b>	70,180	<b>68,050</b>

Fonte – Autor

os coeficientes relativos ao algoritmo de Busca Cuco são  $\beta = 0,750$  da equação de Lévy, um limitador de exploração  $\alpha_2$  de 2,000 e um fator de aleatoriedade de ninho igual à 0,200, conforme pode ser verificado na Tabela 7.

Na Figura 31 é mostrado o comportamento da potência a uma irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  ao utilizar os parâmetros destacados na Tabela 7. Como pode-se observar o algoritmo de otimização em questão conduz a operação do conversor de energia de modo que este entregue uma potência estável em sua saída.

Figura 31 – Tempo de rastreo do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo híbrido GWO-CS para irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$  em relação à potência de referência.



Fonte: Autor

### 3.4.10 Ajuste dos parâmetros do algoritmo híbrido FA-CS na busca do GMPP

A última heurística híbrida testada foi uma combinação do algoritmo de vaga-lumes com a Busca Cuco. Neste caso, o algoritmo de vaga-lumes é responsável pela exploração geral do espaço de busca, restringindo-o para atuação de refinamento do processo de otimização a ser realizada pelo algoritmo CS. A característica de aleatoriedade do CS é representada pela abreviação (Aleat.) na Tabela 8.

Na Tabela 8 são mostrados alguns valores utilizados na busca pelos coeficientes que viabilizam o melhor desempenho, considerando-se a situação crítica de sombreamento parcial com irradiância de  $1000-300-250 \text{ W/m}^2$  com GMPP à esquerda.

Tabela 8 – Variação dos coeficientes para o algoritmo FA-CS

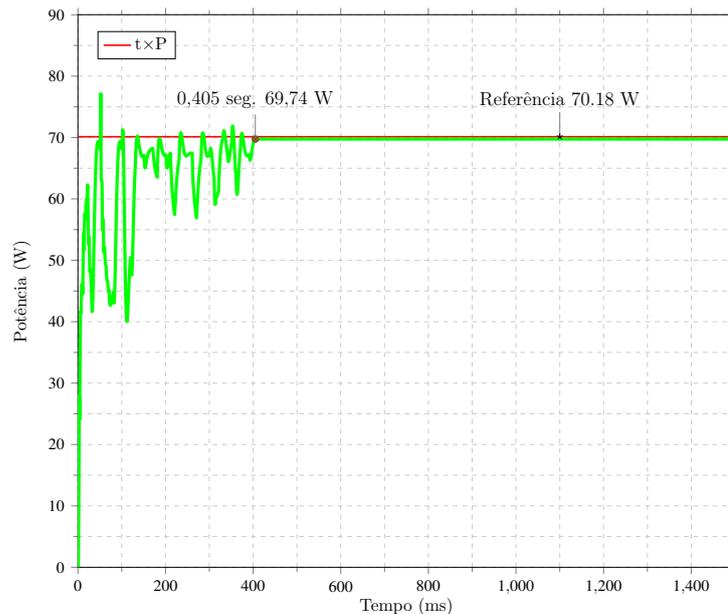
Respostas do FA-Cuco para $1000-300-250 \text{ W/m}^2$								
$\gamma$	$\beta_0$	$\alpha$	Vetor	$\beta$	$\alpha_2$	Aleat.	P. Ref. (W)	P. (W)
1,750	1,200	1,000 - 1,500	200	1,000	0,750	0,150	70,180	68,000
2,000	1,500	2,000 - 1,500	175	1,200	1,000	0,150	70,180	66,660
<b>2,500</b>	<b>1,750</b>	<b>2,650 - 2,500</b>	<b>250</b>	<b>1,750</b>	<b>0,250</b>	<b>0,200</b>	70,180	<b>69,770</b>
2,750	2,000	2,500 - 2,000	300	0,750	1,250	0,200	70,180	68,000

Fonte – Autor

Em função dos resultados mostrados na Tabela 8, o valor adotado para o coeficiente  $\gamma$  (relacionado à absorção da luz) é de 2,500 e para o coeficiente  $\beta_0$  de 1,750. Já para o fator de aleatoriedade, optou-se por dividi-lo em um vetor de 250 elementos na faixa de 2,500 a 2,650. Para a Busca Cuco, os parâmetros mantiveram-se iguais aos anteriores, ou seja,  $\beta = 1.750$ ,  $\alpha_2$  de 0,250 e o fator de aleatoriedade do ninho correspondente a 0,200.

Na Figura 32 é mostrado o comportamento da potência a uma irradiância de  $1000-300-250 \text{ W/m}^2$  ao utilizar os parâmetros destacados na Tabela 8. Como pode-se observar o algoritmo de otimização em questão conduz a operação do conversor de energia de modo que este entregue uma potência estável em sua saída.

Figura 32 – Tempo de rastreamento do ponto de máxima potência com o uso de algoritmo híbrido FA-CS para irradiância de  $1000-300-250 \text{ W/m}^2$  em relação à potência de referência.



Fonte: Autor

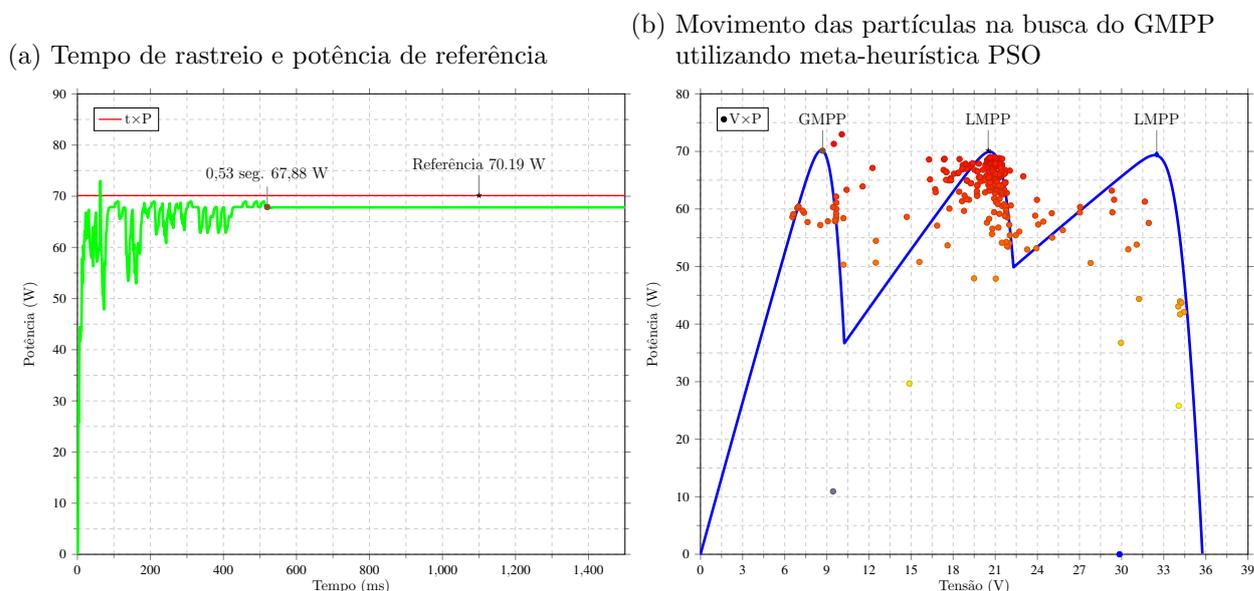
## 4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Os resultados serão apresentados da seguinte maneira: para cada uma das condições de sombreamento serão apresentadas as respostas das meta-heurísticas. Em cada caso, a resposta será composta pela potência gerada pelo sistema proposto, após a otimização, e pelo tempo de convergência ao GMPP, considerando-se o método de otimização em questão. Também são apresentadas as posições exploradas pelas partículas no decorrer das iterações, onde as mesmas estão destacadas em intensidade de cor conforme a densidade de partículas. A análise da evolução das partículas é importante para a avaliação da eficiência da meta-heurística em questão na busca pelo GMPP, especialmente no que se refere à sua eficiência em conduzir a operação do conversor CC-CC para a potência máxima de saída, frente às diferentes condições de sombreamento testadas.

### 4.1 1º GMPP à esquerda : 1000-250-400 W/m<sup>2</sup>

Na primeira condição de sombreamento, com um GMPP à esquerda, são apresentados as 7 respostas das heurísticas, seguindo a ordem: PSO, Busca Cuco (CS), Lobo Cinzento (GWO), Vaga-lume (FA), PSO com Busca Cuco (PSO-CS), Lobo Cinzento com Busca Cuco (GWO-CS) e Vaga-lume com Busca Cuco (FA-CS). Em todos os casos, as respostas são comparadas com a potência de referência, obtida pelo sistema de geração fotovoltaica padrão, apresentado na Figura 17. Também é ilustrada, em todos os casos, a evolução das partículas durante o processo de otimização, ou seja, na busca do GMPP.

Figura 33 – Tempo de rastreamento do ponto de máxima potência com o uso do algoritmo PSO e posições exploradas pelas partículas para irradiância de 1000-250-400 W/m<sup>2</sup>.

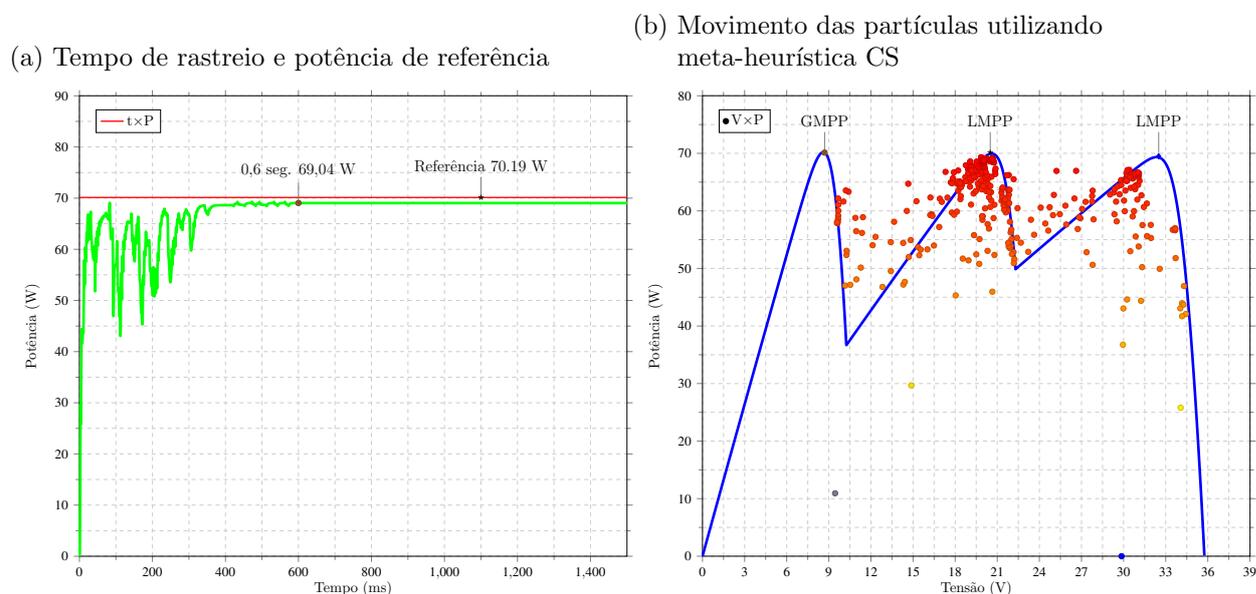


Fonte: Autor

O resultado da Figura 33a indica a convergência da potência de saída do sistema para uma potência de 67,880 W, distante 2,310 W da potência de referência. Disto constata-se que o algoritmo de otimização PSO conduziu o conversor a operar em um LMPP, fato que é confirmado pela evolução das partículas apresentada na Figura 33b.

À propósito, nesta figura verifica-se posições de partículas com grande desvio padrão em relação à curva  $P \times V$ , o que indica, provavelmente, a movimentação inicial das partículas na exploração do espaço de busca.

Figura 34 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 1000-250-400  $W/m^2$ .

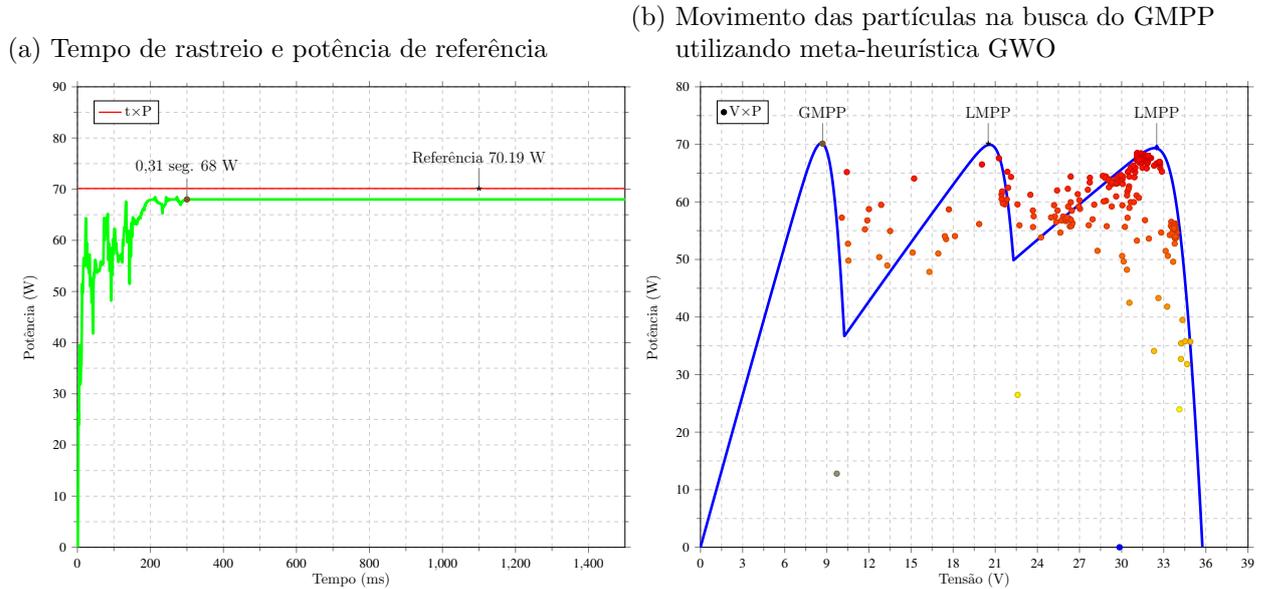


Fonte: Autor

Por sua vez, o resultado da Figura 34a indica um melhor desempenho do algoritmo CS, uma vez que a potência de saída se aproximou da de referência, restando uma diferença de 1,150 W. Neste caso o tempo de convergência foi de 0,600 segundos, mas a resposta apresentou pequenas oscilações entre os instantes 0,350 e 0,600 segundos, indicando uma instabilidade residual do algoritmo de otimização. No entanto, a Figura 34b mostra a movimentação das partículas e indica que a meta-heurística CS conduziu o conversor a operar em um LMPP para a irradiância em questão.

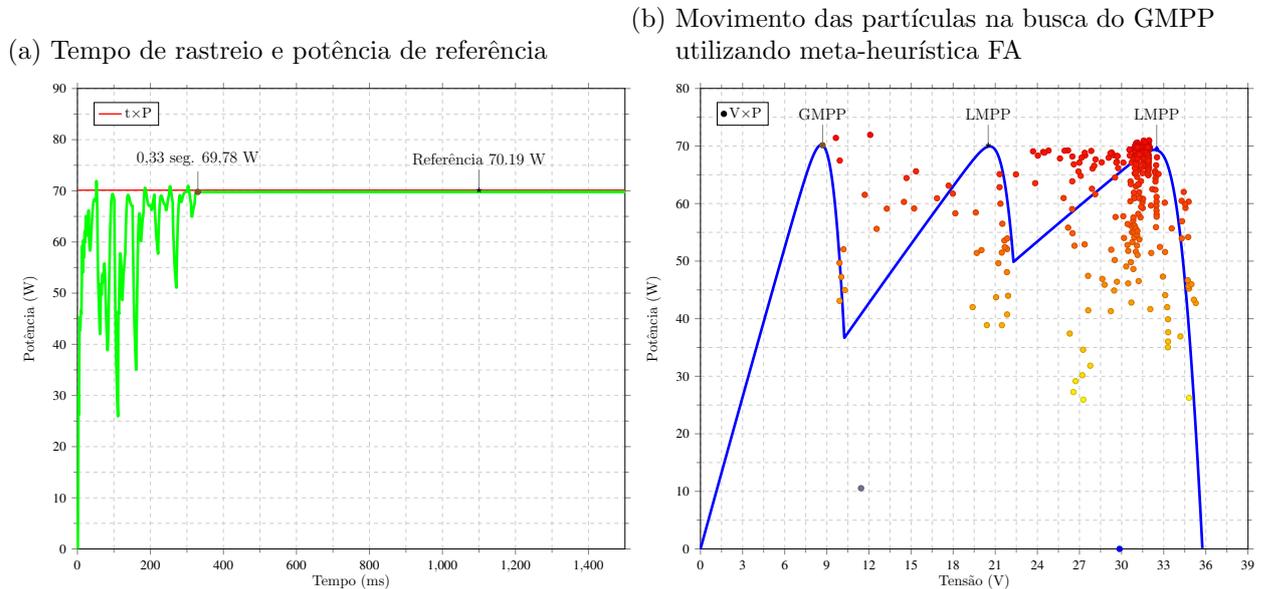
A resposta encontrada na Figura 35a teve uma rápida convergência, necessitando apenas de 0,310 segundos. No entanto, a diferença de 2,190 W entre a potência de saída e a potência de referência indica que a convergência conduziu o conversor para um LMPP, fato este confirmado pela movimentação das partículas da Figura 35b.

Figura 35 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 1000-250-400  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

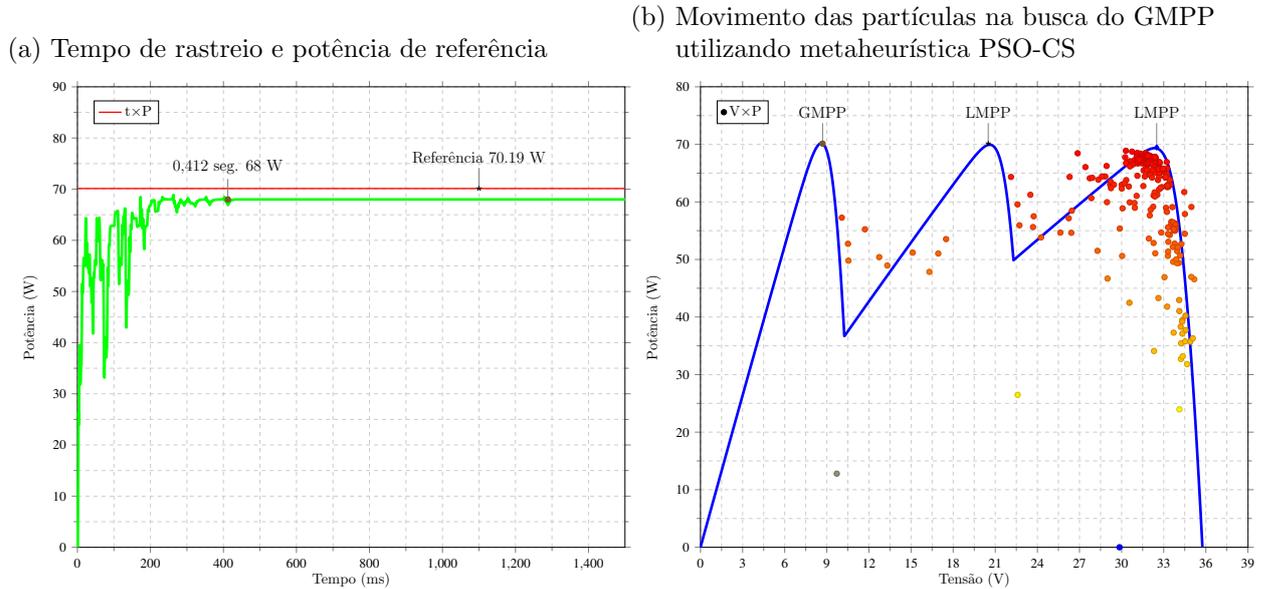
Figura 36 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 1000-250-400  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

De acordo com o resultado da Figura 36a, o algoritmo FA teve excelente desempenho no processo de otimização, dado que o tempo de convergência foi de 0,330 segundos, semelhante ao melhor caso anterior, e a potência de saída resultou bastante próxima da de referência, restando uma diferença de apenas 0,410 W. No entanto, ao observarmos a Figura 36b percebemos que o algoritmo FA conduziu o conversor a operar em um LMPP, o que justifica a diferença de potência encontrada em relação ao valor de referência

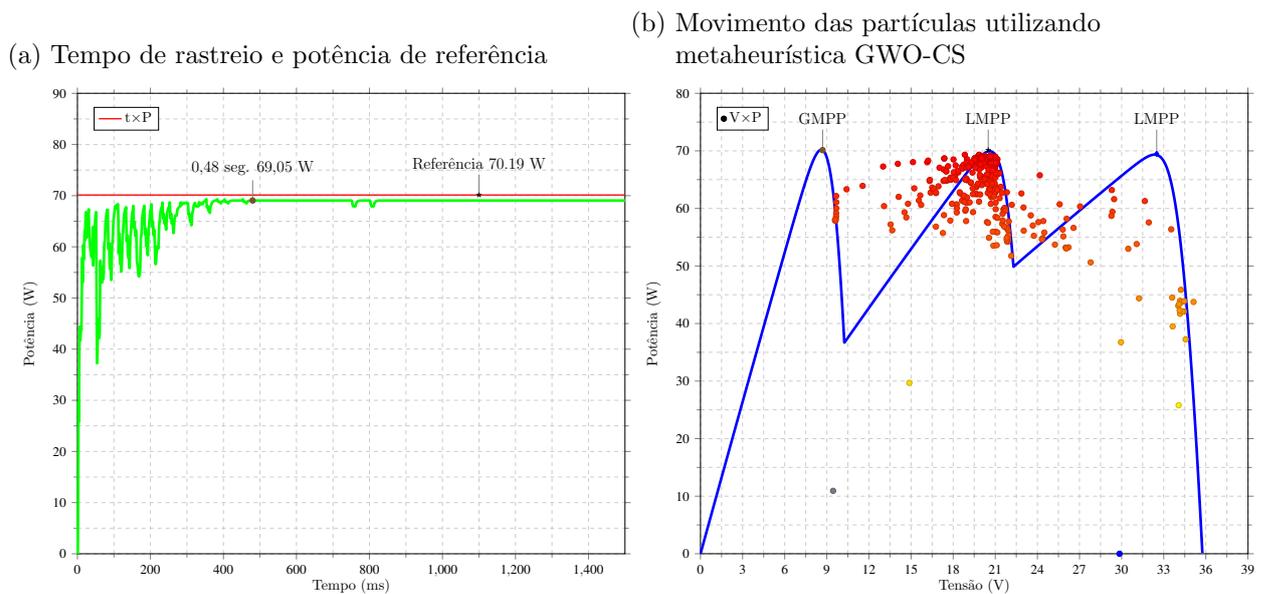
Figura 37 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 1000-250-400  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

Por sua vez, resposta da Figura 37a apresentou convergência no instante 0,412 segundos à potência de 68,000 W. A diferença entre à potência de referência e a potência de saída foi de 2,190 W, indicando que o algoritmo PSO-CS conduziu a operação do conversor também para um LMPP para esta condição de sombreamento, fato que é evidenciado também pela movimentação das partículas observada na Figura 37b.

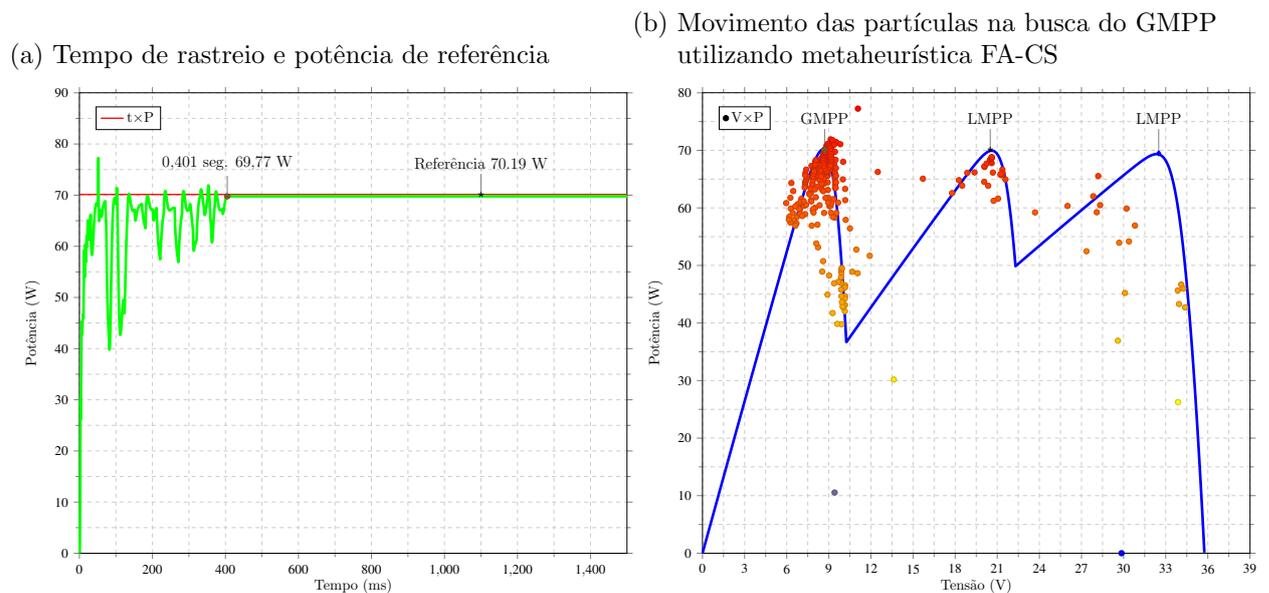
Figura 38 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 1000-250-400  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

De acordo com a Figura 38a, o conversor foi conduzido a operar na potência de saída de 69,050 W pelo algoritmo híbrido GWO-CS, o que significa uma diferença de 1,140 W em relação à potência de referência. Apesar da convergência para o valor final em 0,480 segundos, a resposta apresentou duas oscilações pontuais nos instantes 0,750 e 0,810 segundos, indicando pequenas instabilidades no processo de otimização para esta condição de sombreamento. Na Figura 38b percebe-se a movimentação das partículas em direção à um LMPP assim como a grande oscilação das partículas ao redor do ponto de máximo local.

Figura 39 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de 1000-250-400  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

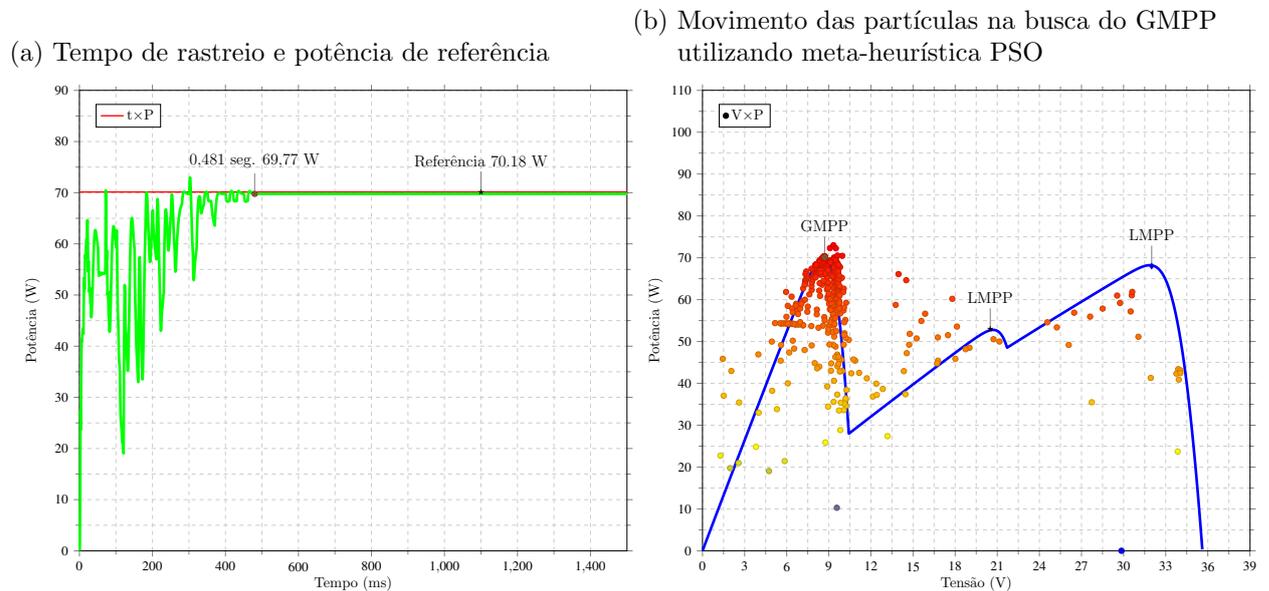
Na ultima resposta encontrada para a condição de sombreamento em questão, mostrada na Figura 39a o algoritmo obteve uma excelente resposta com relação à potência de referência com uma velocidade de convergência igual à 0,401 segundos. Vale ressaltar um pico de potência no instante 0,060 segundos com amplitude de 77,800 W, atribuído à uma movimentação elevada do *voo de Lévy* nos instantes iniciais de busca. Na Figura 39b é mostrada a condução das partículas para o GMPP, sendo esta a única meta-heurística a convergir ao ponto de máximo global nesta condição de sombreamento. Este resultado indica que a condição de sombreamento à esquerda representa uma condição de irradiância crítica, na qual a otimização da operação do conversor CC-CC para a máxima potência de saída é de difícil obtenção.

#### 4.2 2º GMPP à esquerda : 1000-300-250 $W/m^2$

Na segunda condição de sombreamento com GMPP à esquerda, são apresentados as 7 respostas das heurísticas, seguindo a ordem: PSO, Busca Cuco (CS), Lobo Cinzento (GWO), Vaga-lume (FA), PSO com Busca Cuco (PSO-CS), Lobo Cinzento com Busca Cuco (GWO-CS) e Vaga-lume com Busca Cuco (FA-CS). Em todos os casos, as respostas são comparadas com a potência de referência, obtida pelo sistema de geração fotovoltaica

padrão, apresentado na Figura 17. Também é ilustrada, em todos os casos, a evolução das partículas durante o processo de otimização, ou seja, na busca do GMPP.

Figura 40 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO e irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$ .

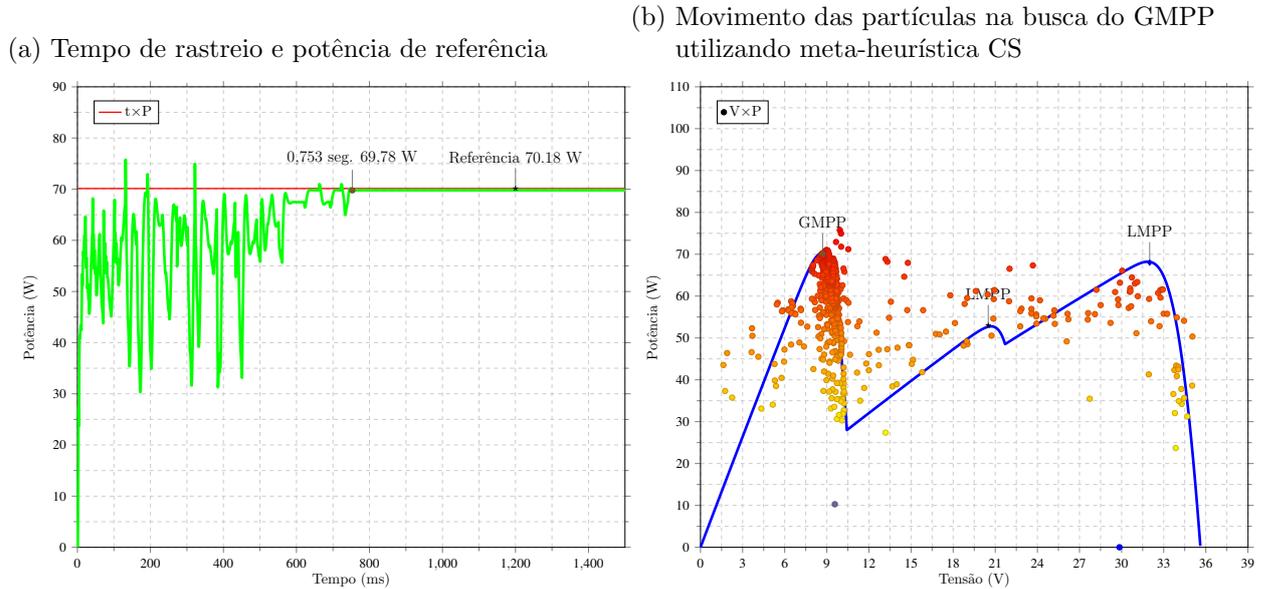


Fonte: Autor

Na Figura 40a a resposta de potência de saída encontrada pela meta-heurística teve um boa precisão com relação à potência de referência, restando uma diferença de 0,410 W, com convergência após 0,481 segundos. Além disto, ao observarmos a Figura 40b verificamos como a meta-heurística PSO conduziu o conversor a operar no GMPP.

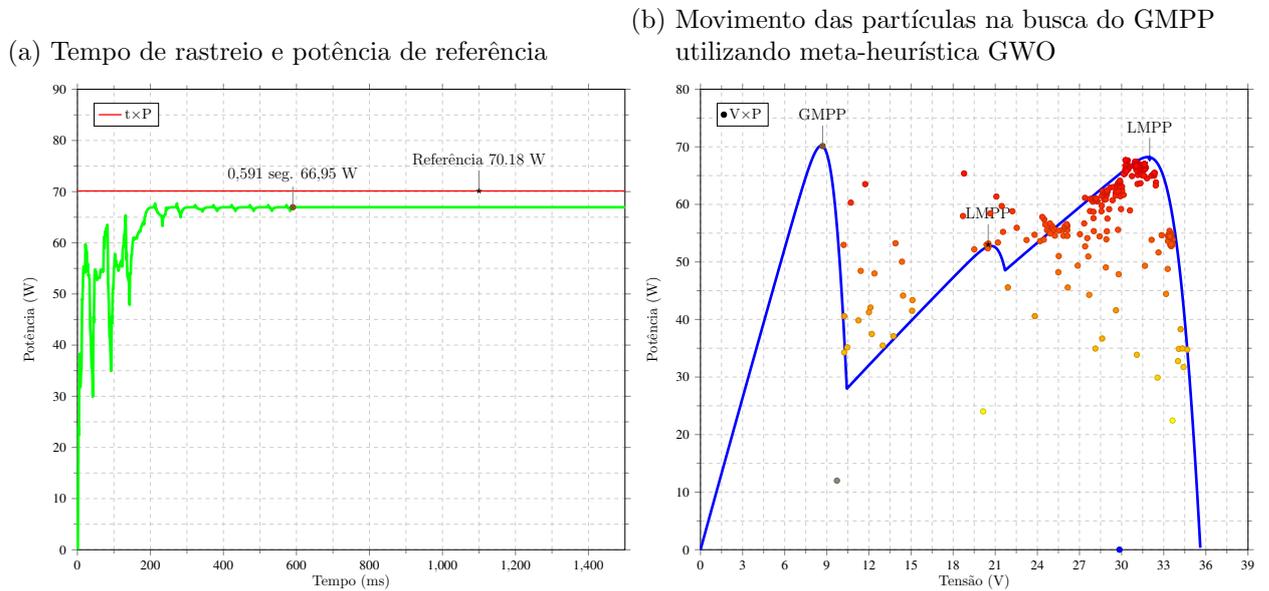
Segundo o resultado da Figura 41a, o algoritmo CS obteve boa resposta quando comparado com a potência de referência, restando uma diferença de 0,400 W. Porém o método teve uma lentidão na convergência e uma alta oscilação na potência até encontrar o resultado ótimo, o qual foi encontrado somente após 0,753 segundos. Na Figura 41b percebe-se a grande movimentação das partículas no decorrer das iterações ao longo da curva  $P \times V$ .

Figura 41 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

Figura 42 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$ .

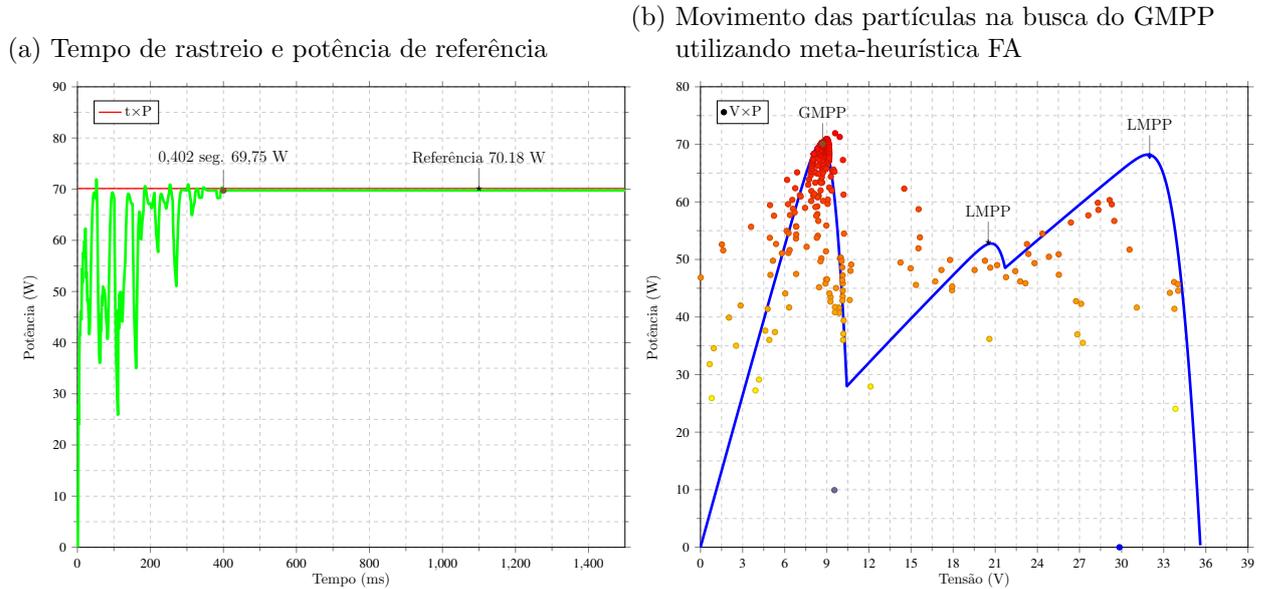


Fonte: Autor

A resposta encontrada na Figura 42a mostra a convergência da meta-heurística GWO após 0,591 segundos e uma diferença de potência com relação à referência de 3,230 W. Na Figura 42b verificamos que a diferença significativa de potência entre os valores de saída e de referência se justifica pelo fato de que a meta-heurística GWO conduziu o conversor CC-CC a operar em um LMPP.

Na resposta apresentada na Figura 43a, obteve-se um bom desempenho do algo-

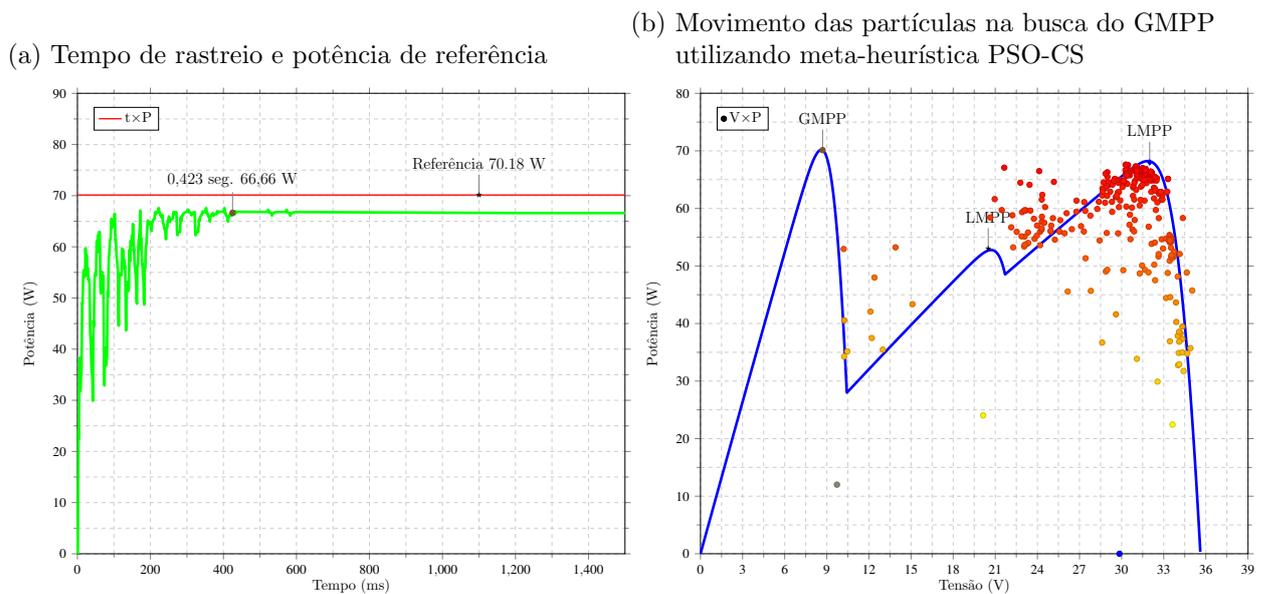
Figura 43 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

ritmo FA, dado que ao compararmos as potências de saída e de referência restou uma diferença de apenas 0,430 W, tendo a convergência ocorrido após 0,402 segundos. Já na Figura 43b percebe-se que a meta-heurística FA conduziu o conversor CC-CC a operar no GMPP, dado que é possível observar uma grande aglomeração das partículas em torno do ponto de máxima potência.

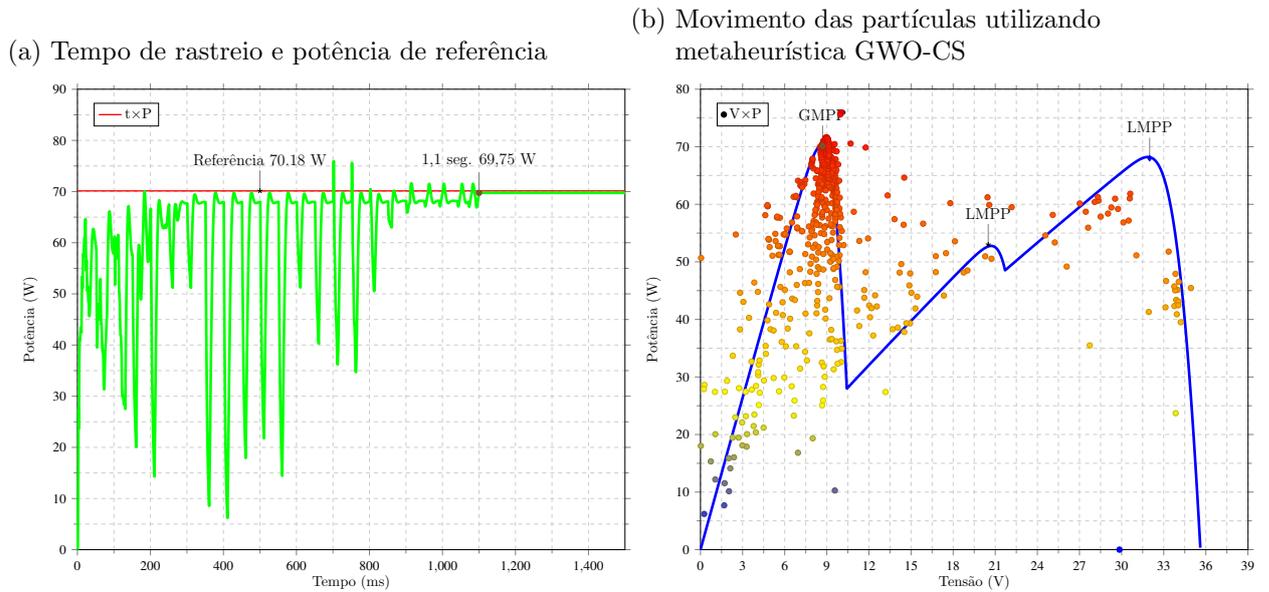
Figura 44 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

Na Figura 44a a convergência ocorreu após 0,423 segundos, mas oscilações ocorreram nos instantes 0,520 e 0,580 segundos, indicando instabilidades pontuais no processo de otimização. Com relação ao resultado da Figura 44b, a meta-heurística híbrida PSO-CS conduziu o conversor CC-CC a operar em um LMPP.

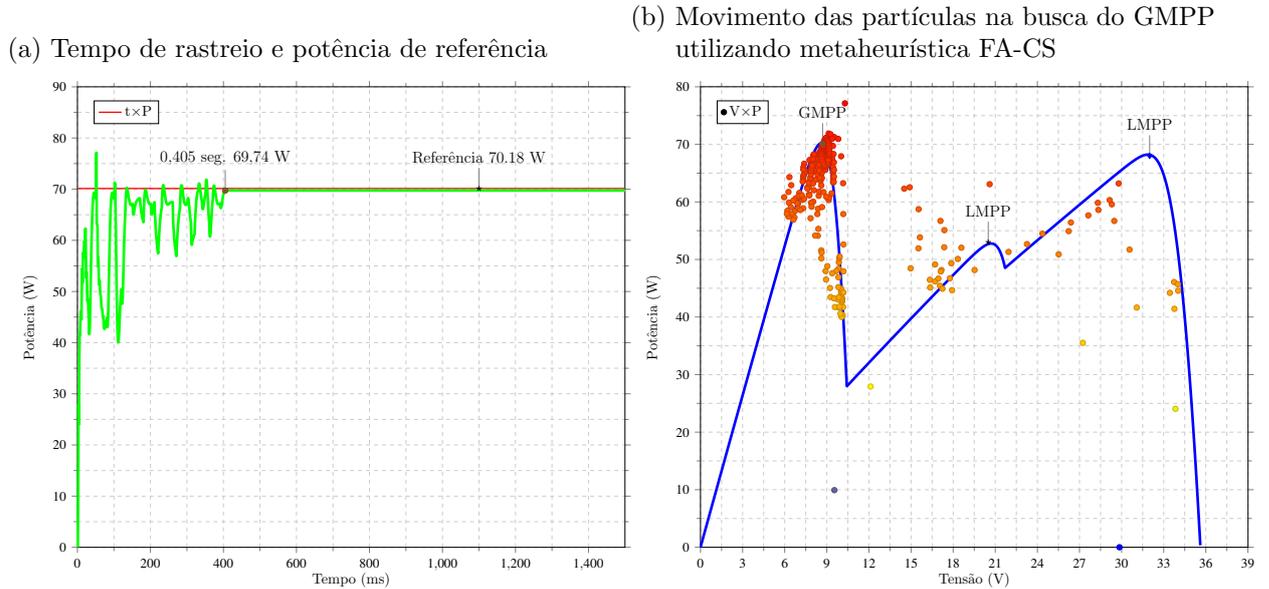
Figura 45 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

O comportamento apresentado na Figura 45a mostra que a meta-heurística híbrida GWO-CS teve dificuldade em encontrar a resposta ideal, demorando 1,100 segundos para alcançar uma potência de saída de 69,750 W. Percebe-se também na Figura 45b que houve grande movimentação das partículas, justamente para que fosse possível conduzir o conversor CC-CC ao GMPP.

Figura 46 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de  $1000\text{-}300\text{-}250\text{ W/m}^2$ .



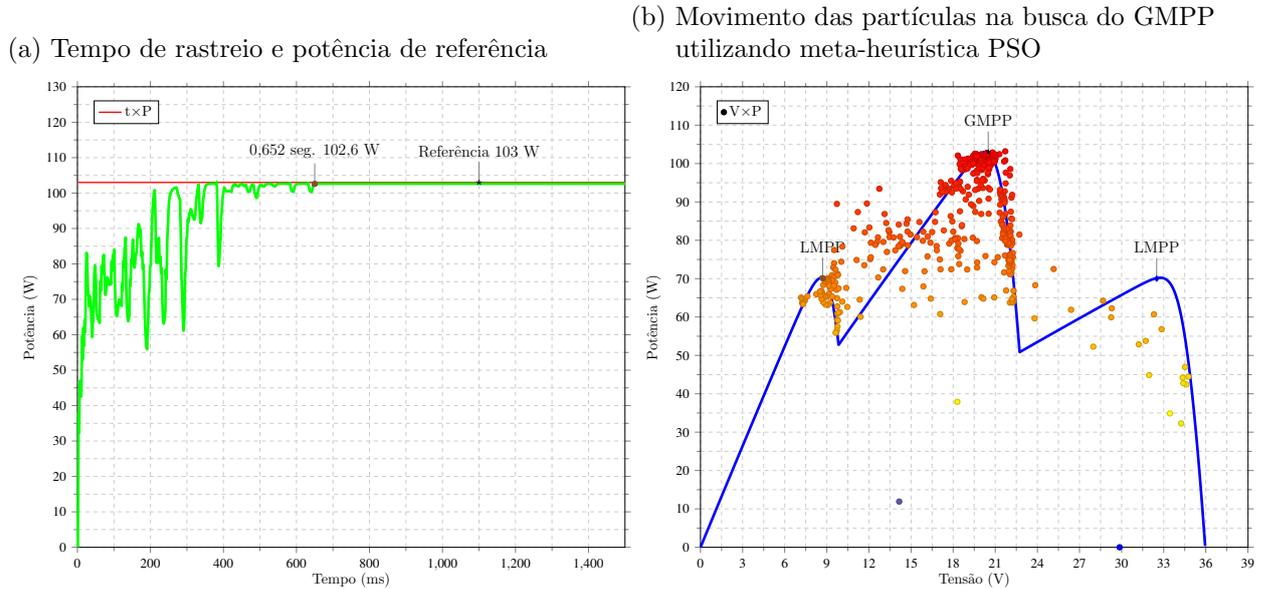
Fonte: Autor

O comportamento mostrado na Figura 46a representa uma rápida resposta da meta-heurística, restando uma diferença de 0,440 W entre as potências de saída e de referência após 0,40 segundos. Nota-se novamente que nos instantes iniciais (0,051 segundos) uma partícula movimentava-se rapidamente fora da linha de tendência de busca, comportamento típico do voo de Lèvy. A Figura 46b ilustra o processo de convergência das partículas e a condução do conversor CC-CC ao GMPP, com grande concentração das partículas em torno do ponto de máxima potência.

#### 4.3 1º GMPP ao centro : $250\text{-}600\text{-}1000\text{ W/m}^2$

Na terceira condição de sombreamento com um GMPP ao centro, são apresentados as 7 respostas das heurísticas, seguindo a ordem: PSO, Busca Cuco (CS), Lobo Cinzento (GWO), Vaga-lume (FA), PSO com Busca Cuco (PSO-CS), Lobo Cinzento com Busca Cuco (GWO-CS) e Vaga-lume com Busca Cuco (FA-CS). Em todos os casos, as respostas são comparadas com a potência de referência, obtida pelo sistema de geração fotovoltaica padrão, apresentado na Figura 17. Também é ilustrada, em todos os casos, a evolução das partículas durante o processo de otimização, ou seja, na busca do GMPP.

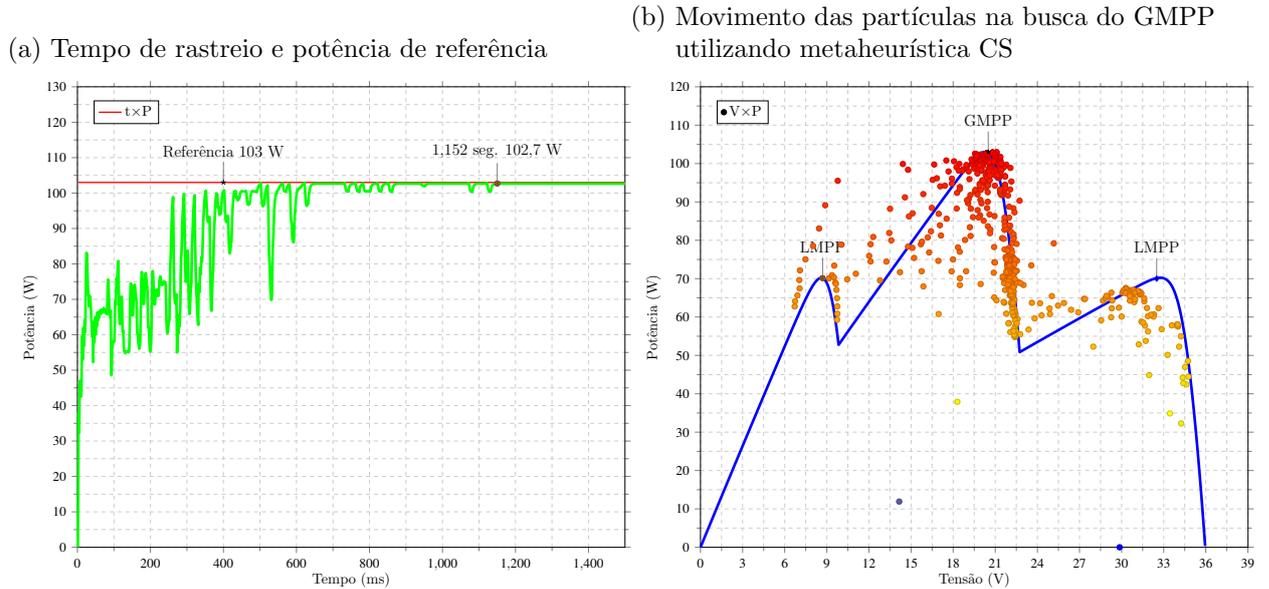
Figura 47 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO e irradiância de 250-600-1000  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

A resposta apresentada na Figura 47a indica que o algoritmo de otimização PSO teve bom desempenho, dado que a diferença entre as potências de saída e de referência foi de 0,40W. Já seu tempo de convergência foi de 0,652 segundos. Nota-se que entre os instantes 0,400 e 0,652 segundos a heurística apresentou pequenas oscilações, que representam instabilidades pontuais durante o processo de otimização. Já na Figura 47b percebe-se que as partículas exploraram uma grande área da curva  $P \times V$  até convergir ao GMPP.

Figura 48 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 250-600-1000  $W/m^2$

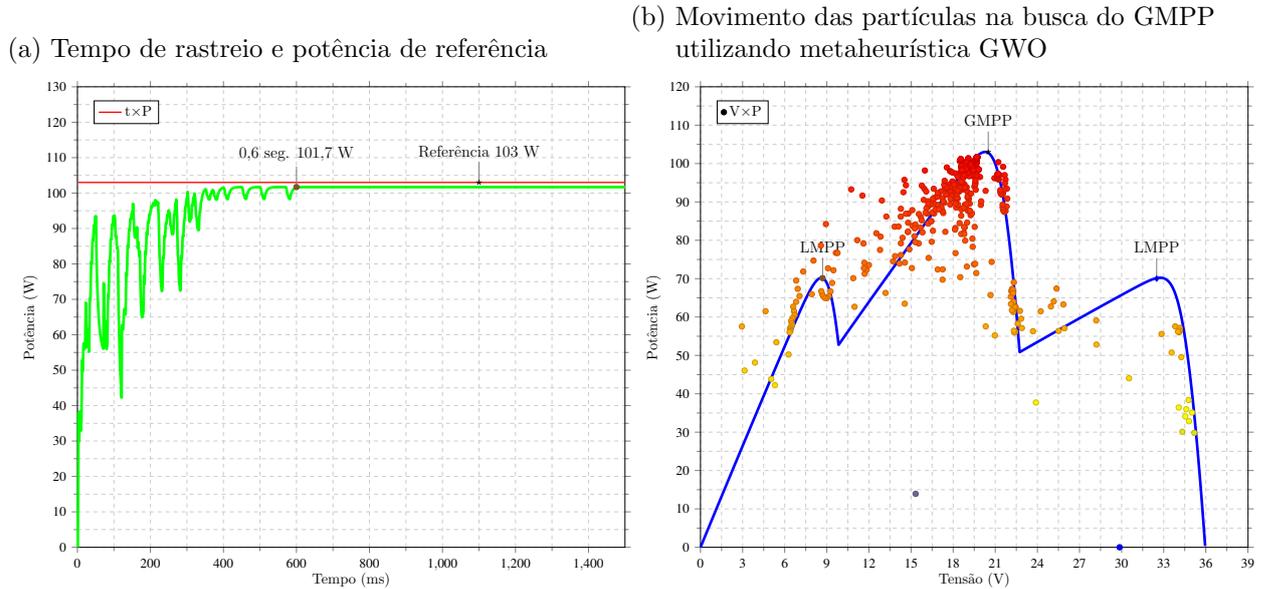


Fonte: Autor

Considerando-se o resultado da Figura 48a, o algoritmo de otimização CS apresentou resposta lenta, com convergência após 1,152 segundos somente. Além disto, a potência de saída aproximou-se bastante da potência de referência, com diferença final de 0,300 W. À exemplo do caso anterior, neste caso também ocorreram oscilações que indicam instabilidades no processo de otimização, o que é melhor visualizado na Figura 48b que aponta grande variação no movimento de exploração das partículas ao longo da curva  $P \times V$  até a condução do conversor CC-CC ao GMPP.

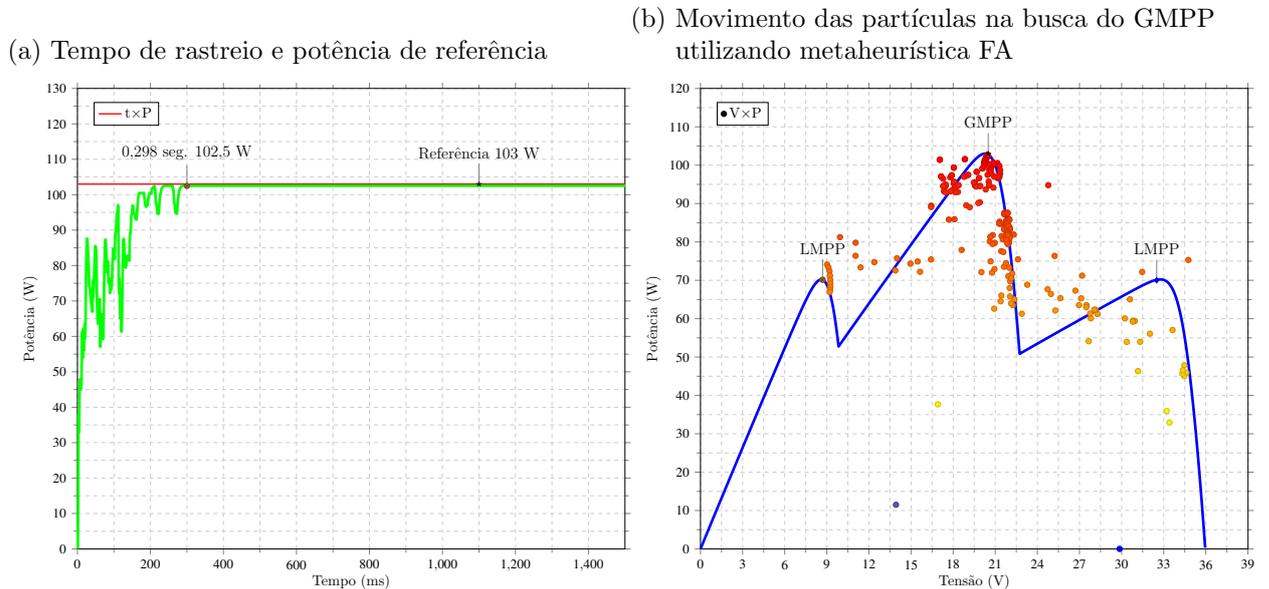
De acordo com o resultado da Figura 49a, o algoritmo GWO teve uma diferença de 1,300W com um tempo de convergência de 0,600 segundos. Na Figura 49b percebe-se também uma movimentação intensa das partículas durante o processo de convergência, culminando pela condução do conversor CC-CC ao GMPP.

Figura 49 – Tempo de rastreamento e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 250-600-1000  $W/m^2$



Fonte: Autor

Figura 50 – Tempo de rastreamento e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 250-600-1000  $W/m^2$

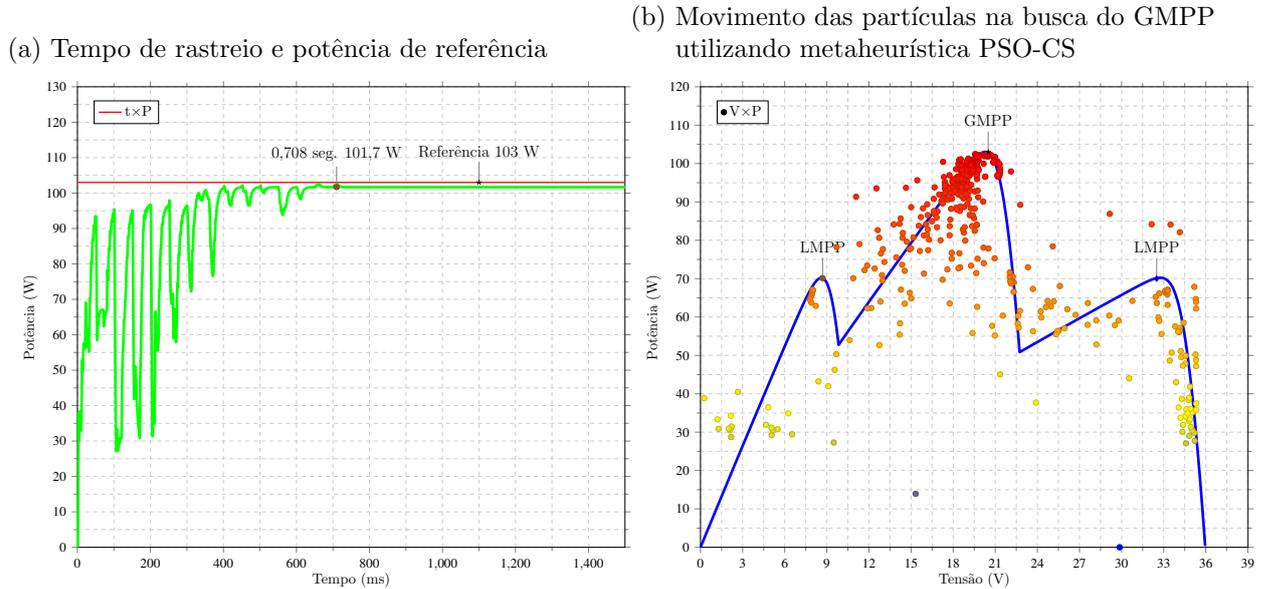


Fonte: Autor

O comportamento mostrado na Figura 50a indica que o algoritmo FA obteve boa resposta, tanto em termos de precisão quanto de tempo de convergência. A convergência foi atingida no instante 0,298 segundos com uma diferença entre a potência de saída e de referência de apenas 0,500 W. O resultado da Figura 50b ratifica este bom desempenho, com grande convergência ao GMPP.

Na Figura 51a, o comportamento do algoritmo de otimização híbrido PSO-CS

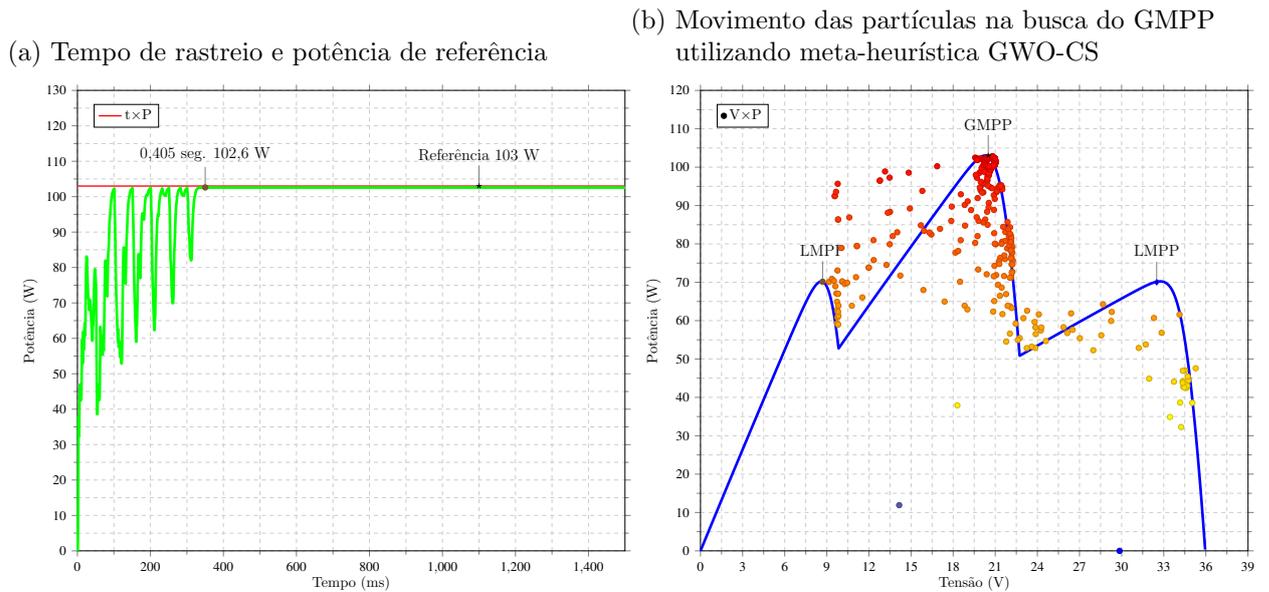
Figura 51 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 250-600-1000  $W/m^2$



Fonte: Autor

resultou em uma potência de saída de 101,700 W, o que representa uma diferença de 1,300 W em relação à potência de referência. Já na Figura 51b as partículas exploram uma grande área da curva  $P \times V$  até conduzirem o conversor CC-CC ao GMPP.

Figura 52 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 250-600-1000  $W/m^2$

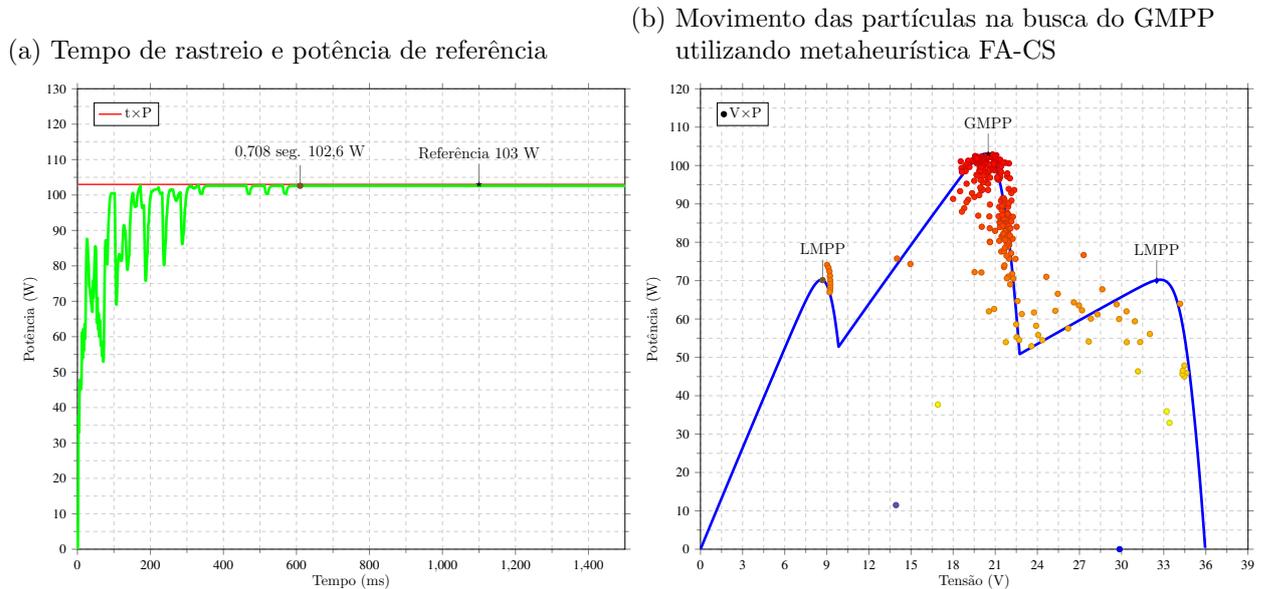


Fonte: Autor

A Figura 52a caracteriza uma excelente resposta em termos de velocidade e precisão do algoritmo de otimização híbrido GWO-CS, restando uma diferença de apenas

0,400 W da potência de saída em relação à potência de referência após 0,405 segundos. Na Figura 52b é possível verificar que, após ampla varredura, a meta-heurística conduziu a operação do conversor CC-CC ao GMPP.

Figura 53 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de 250-600-1000  $W/m^2$



Fonte: Autor

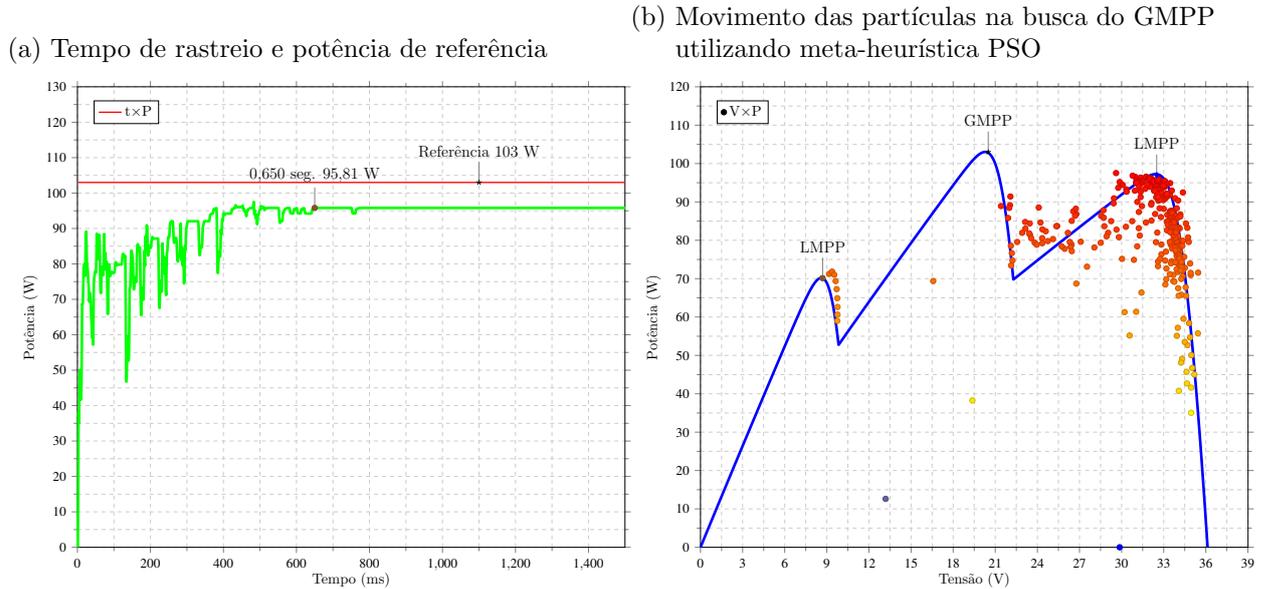
Na ultima análise de GMPPT ao centro para uma irradiância de 250-600-1000  $W/m^2$ , a Figura 53a indica uma diferença de resposta de 0,400 W entre as potências de saída e de referência, com tempo de convergência de 0,708 segundos, aproximadamente. Na Figura 53b, vê-se a evolução das partículas sobre a curva  $P \times V$  para a condução da operação do conversor CC-CC ao GMPP.

#### 4.4 2º GMPP ao centro : 1000-600-350 $W/m^2$

Na quarta condição de sombreamento com um GMPP ao centro, são apresentados as 7 respostas das heurísticas, seguindo a ordem: PSO, Busca Cuco (CS), Lobo Cinzento (GWO), Vaga-lume (FA), PSO com Busca Cuco (PSO-CS), Lobo Cinzento com Busca Cuco (GWO-CS) e Vaga-lume com Busca Cuco (FA-CS). Em todos os casos, as respostas são comparadas com a potência de referência, obtida pelo sistema de geração fotovoltaica padrão, apresentado na Figura 17. Também é ilustrada, em todos os casos, a evolução das partículas durante o processo de otimização, ou seja, na busca do GMPP.

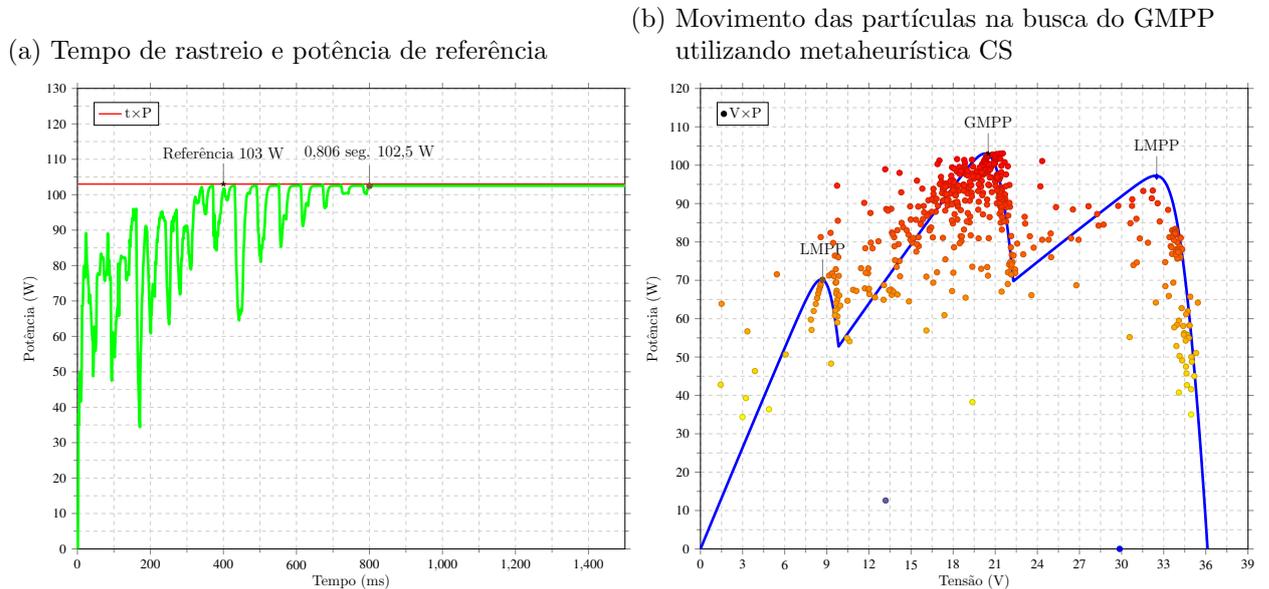
A Figura 54a mostra o comportamento da potência de saída com o uso do algoritmo PSO. Percebe-se na Figura 54b que o mesmo está operando em um LMPP dado que a potência de saída é de apenas 95,800 W, o que significa uma diferença de 7,200 W em relação á potência de referência.

Figura 54 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO e irradiância de 1000-600-350  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

Figura 55 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 1000-600-350  $W/m^2$

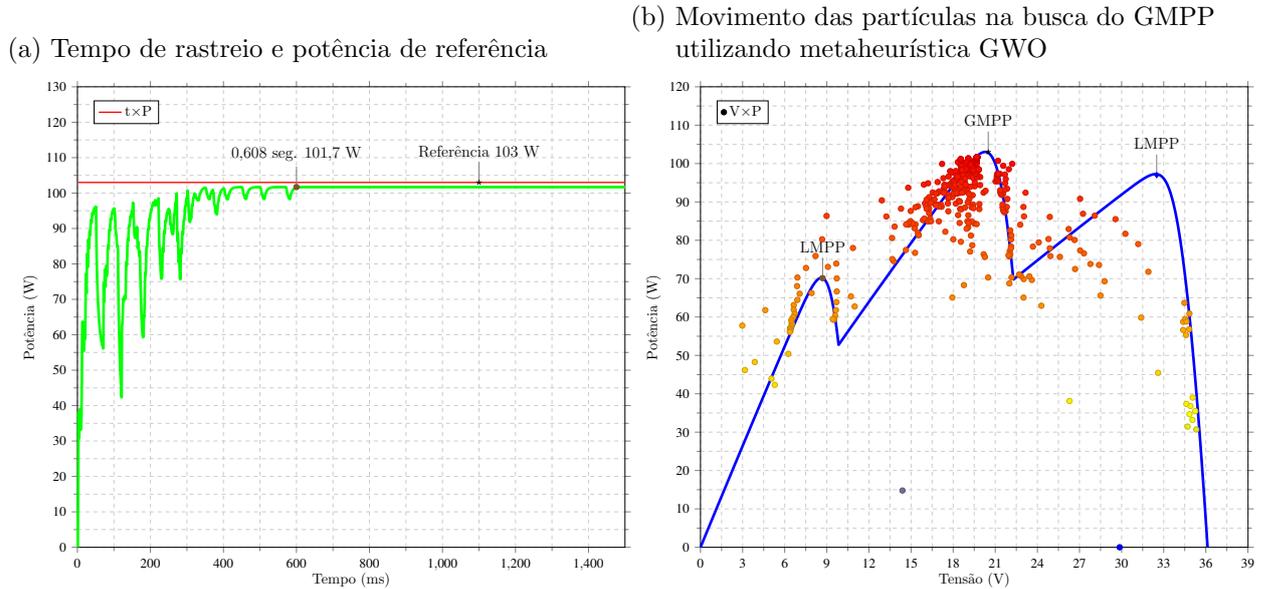


Fonte: Autor

O resultado da Figura 55a indica que o algoritmo de otimização CS apresentou bom desempenho para a condição de irradiância em questão, dado que a diferença da potência de saída em relação à de referência é de 0,500 W. Na figura 55b é possível verificar a condução da operação do conversor CC-CC ao GMPP, o que ocorreu após 0,806 segundos.

O comportamento demonstrado na Figura 56a representa uma diferença de potên-

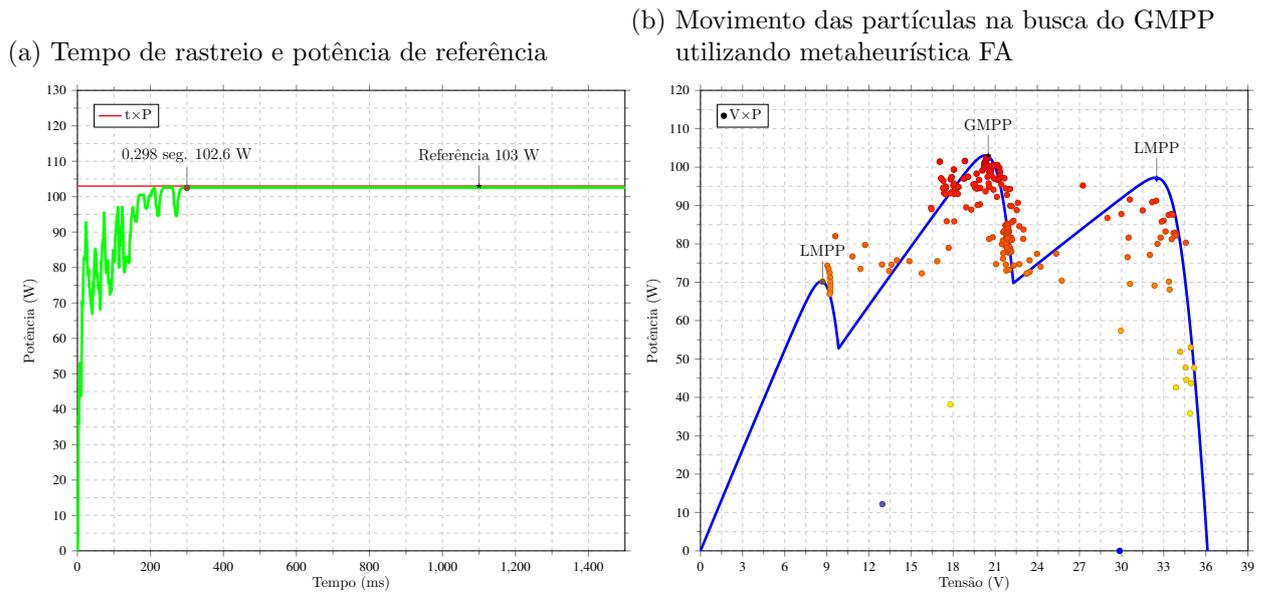
Figura 56 – Tempo de rastreamento e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 1000-600-350  $W/m^2$



Fonte: Autor

cia de saída de 1,300 W com relação à referência. Embora haja esta diferença de potência, vê-se que a meta-heurística GWO conduziu o conversor CC-CC a operar no GMPP após 0,608 segundos.

Figura 57 – Tempo de rastreamento e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 1000-600-350  $W/m^2$

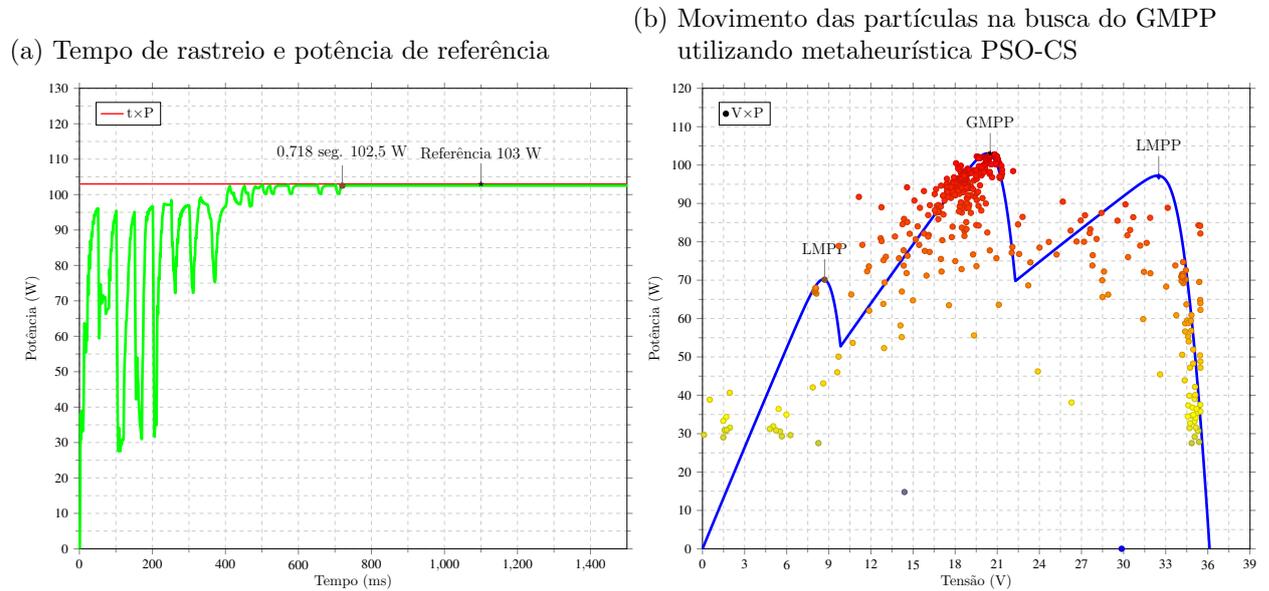


Fonte: Autor

A resposta contida na Figura 57a mostra a excelente convergência e precisão da heurística FA na busca do GMPP e da potência de referência, restando uma diferença de

0,400 W após 0,298 segundos. Esta condução da operação do conversor CC-CC ao GMPP na Figura 57b.

Figura 58 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 1000-600-350  $W/m^2$

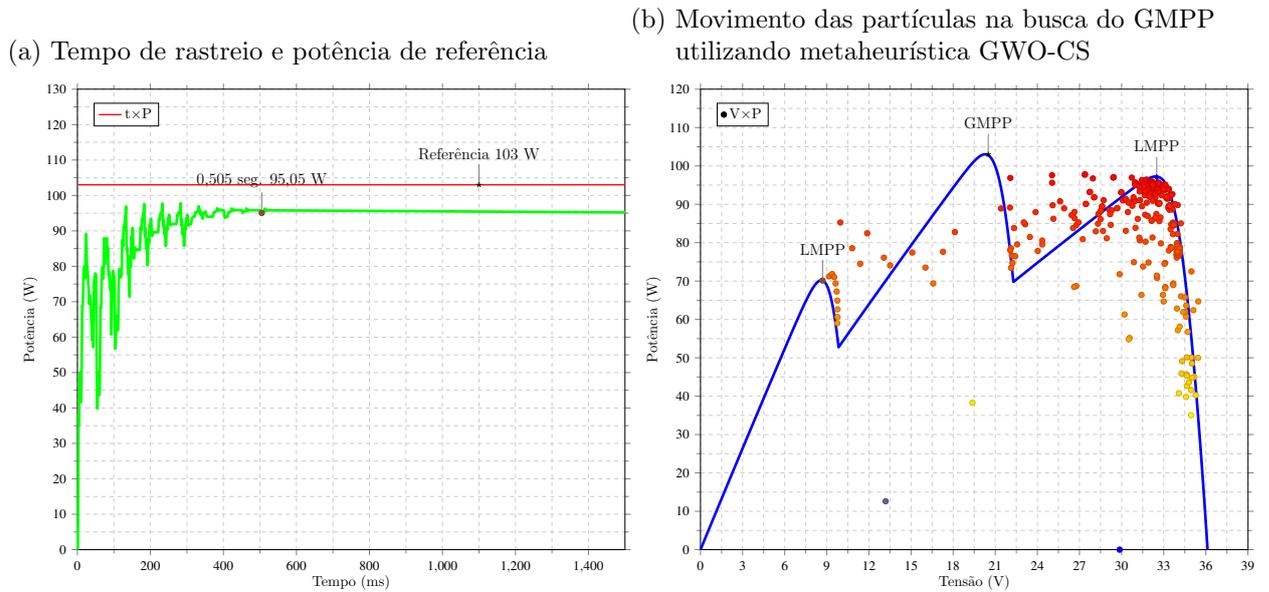


Fonte: Autor

Por sua vez, o resultado da Figura 58a indica que a potência encontrada pelo algoritmo híbrido PSO-CS apresentou diferença de 0,500 W em relação à referência após 0,718 segundos. Além disto, a heurística apresentou oscilações nos instantes 0,504 e 0,718 segundos, o que indica instabilidades residuais durante o processo de otimização. Estas oscilações são reflexo da grande movimentação das partículas sob a curva  $P \times V$  na condução da operação do conversor CC-CC pela meta-heurística em direção ao GMPP, sendo esta representada em Figura 58b.

Na Figura 59a é apresentada a resposta da meta-heurística na busca do GMPP, onde a mesma convergiu no instante 0,505 segundos. Já o resultado da Figura 59b indica claramente que o algoritmo híbrido GWO-CS conduziu a operação do conversor *boost* para um LMPP.

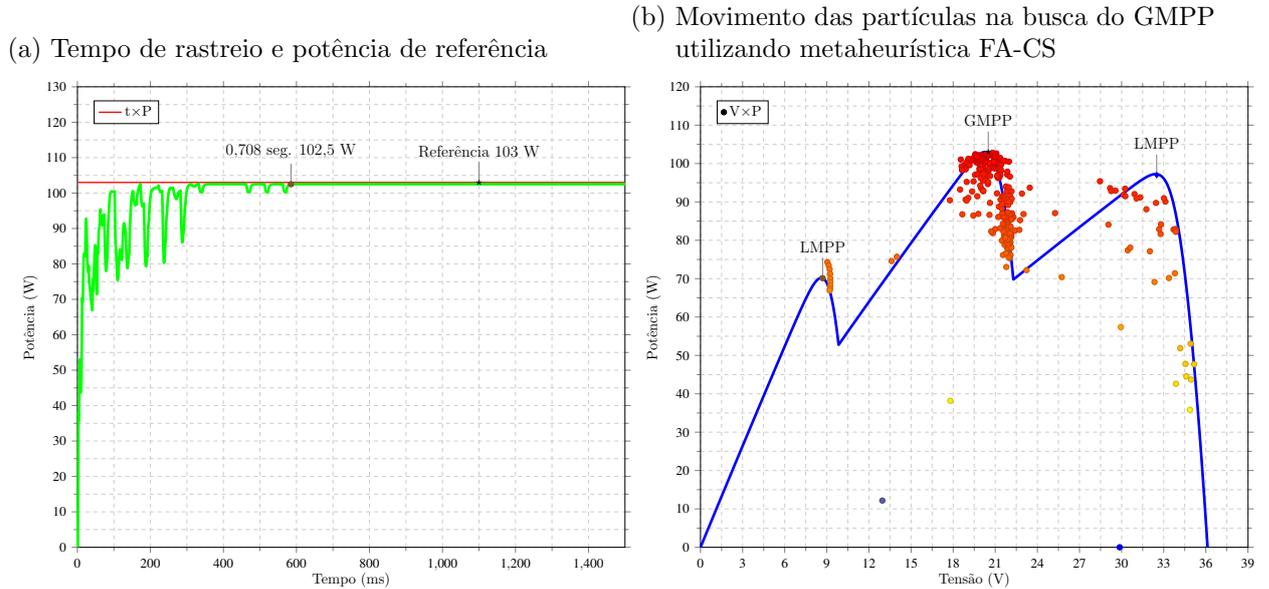
Figura 59 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 1000-600-350  $W/m^2$



Fonte: Autor

Na ultima heurística analisada no caso de sombreamento parcial com GMPP ao centro, percebe-se na Figura 60a uma boa precisão (diferença de 0,500 W entre as potências de saída e de referência), porém ocorreram três oscilações até que o sistema convergisse após 0,708 segundos. Na Figura 60b é apresentada a evolução do processo de otimização da operação do conversor CC-CC na direção do GMPP.

Figura 60 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de 1000-600-350  $W/m^2$



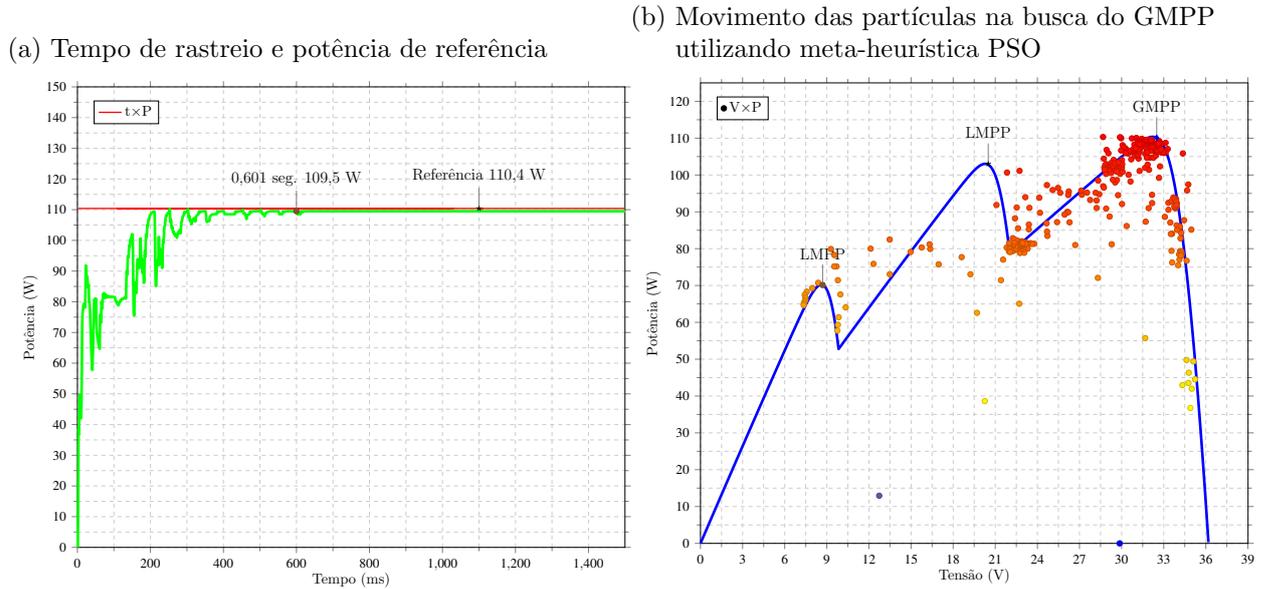
Fonte: Autor

#### 4.5 1º GMPP à direita: 400-600-1000 $W/m^2$

Na quinta condição de sombreamento, com um GMPP à direita, são apresentados as 7 respostas das heurísticas, seguindo a ordem: PSO, Busca Cuco (CS), Lobo Cinzento (GWO), Vaga-lume (FA), PSO com Busca Cuco (PSO-CS), Lobo Cinzento com Busca Cuco (GWO-CS) e Vaga-lume com Busca Cuco (FA-CS). Em todos os casos, as respostas são comparadas com a potência de referência, obtida pelo sistema de geração fotovoltaica padrão, apresentado na Figura 17. Também é ilustrada, em todos os casos, a evolução das partículas durante o processo de otimização, ou seja, na busca do GMPP.

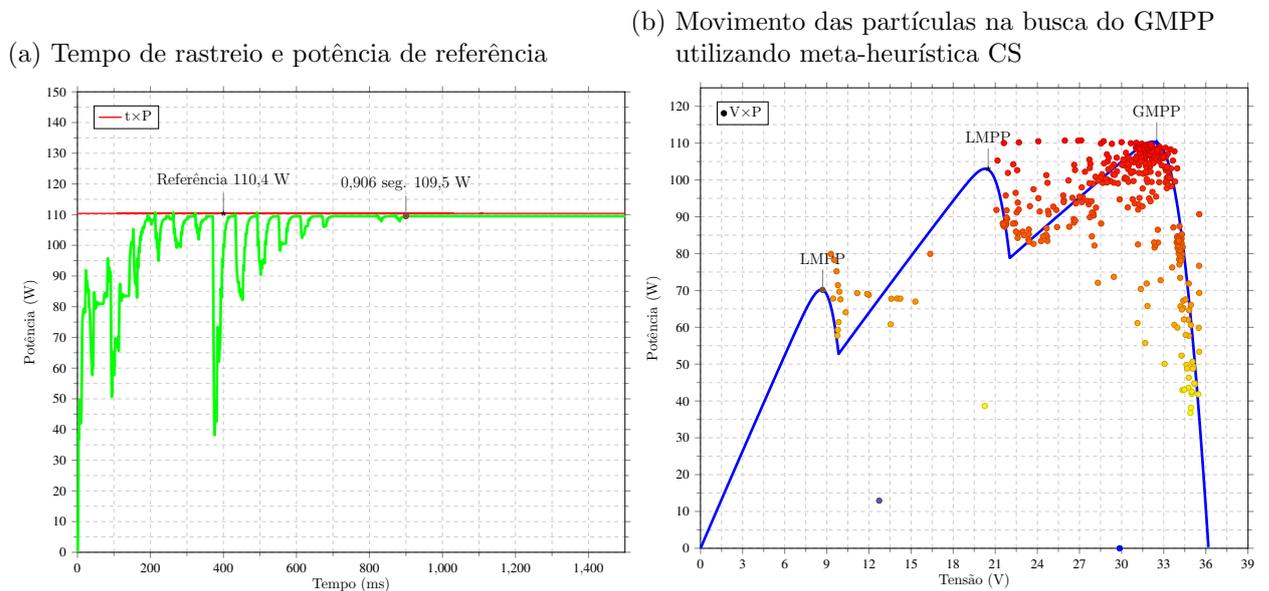
Na Figura 61a a heurística PSO teve uma boa precisão no ajuste da operação do conversor *boost* ao GMPP, com uma diferença de 0,900 W entre a potência de saída e de referência. Já a convergência ocorreu após 0,601 segundos, tendo ocorrido oscilações por volta de 0,405 segundos, indicando instabilidade durante o processo de otimização. Na Figura 61b vê-se a condução da operação do conversor CC-CC pelas partículas em direção ao GMPP, aglomerando-se no ponto de máxima potência.

Figura 61 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO e irradiância de 400-600-1000  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

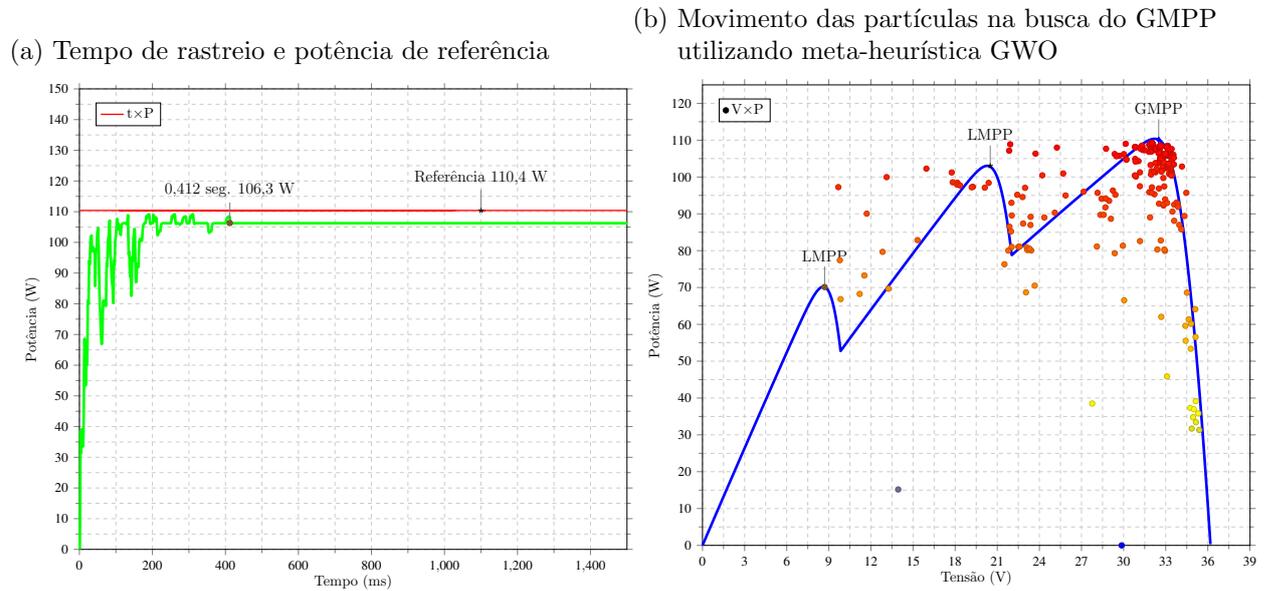
Figura 62 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 400-600-1000  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

A Figura 62a mostra significativas oscilações na resposta da heurística CS até atingir a convergência após 0,906 segundos. Ao longo deste período, apresentou oscilações por pelo menos duas vezes, mantendo uma diferença final entre as potências de saída e de referência de 0,901 W. Na Figura 62b é demonstrada justamente esta oscilação grande das partículas sob a curva  $P \times V$  na condução da operação conversor CC-CC ao GMPP.

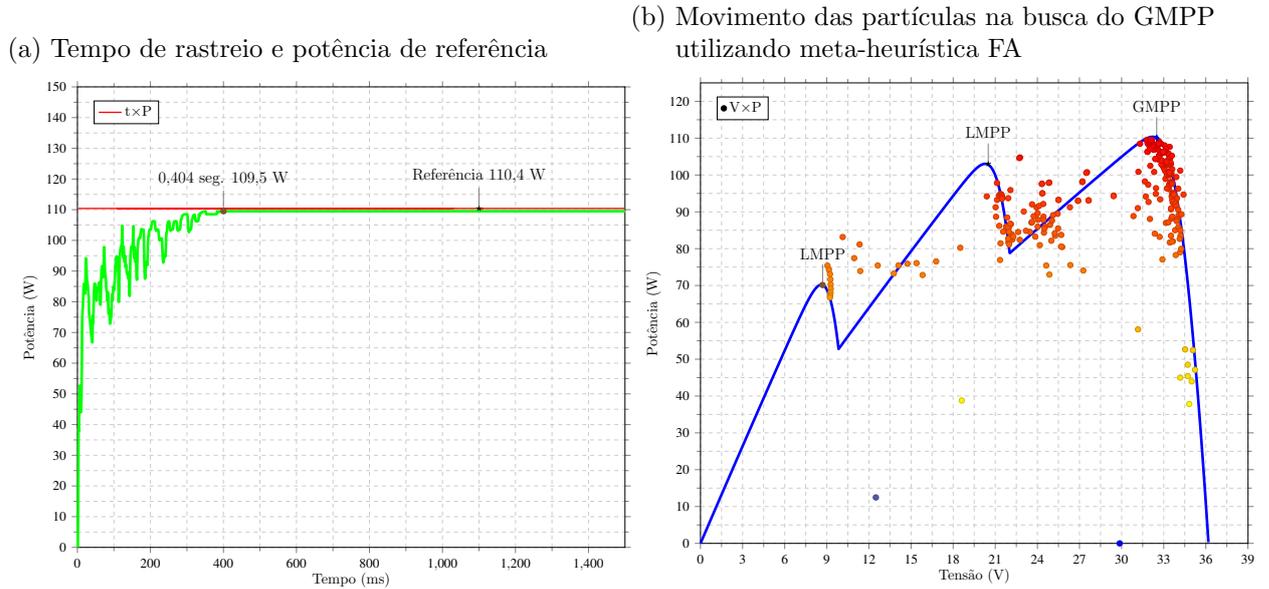
Figura 63 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 400-600-1000  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

Na Figura 63a a heurística GWO conduziu a operação do conversor *boost* ao GMPP, embora reste uma diferença de 4,100 W entre as potências de saída e de referência. A evolução do processo de convergência da operação do conversor CC-CC ao GMPP pode ser visualizada na Figura 63b.

Figura 64 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 400-600-1000  $W/m^2$ .

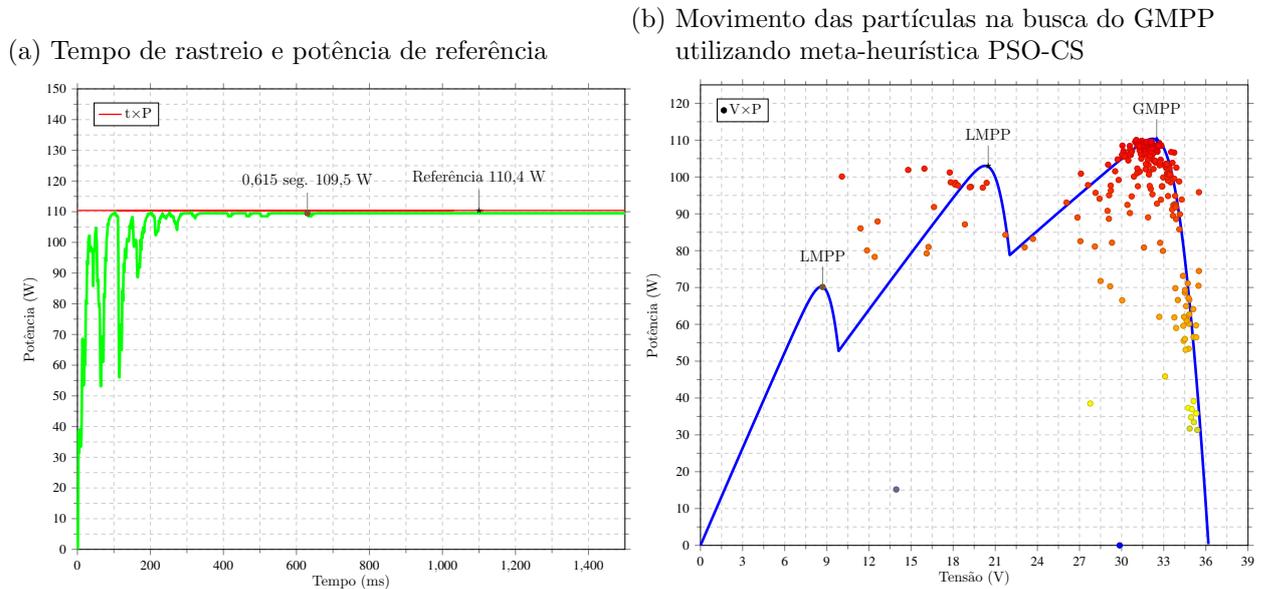


Fonte: Autor

A resposta da heurística FA demonstrada na Figura 64a indica uma diferença de 0,900 W entre as potências de saída e de referência, tendo sido alcançada a convergência após 0,404 segundos. Na Figura 64b observa-se que, apesar de em dado momento as partículas terem se concentrado próximo a um LMPP, a meta-heurística FA acabou por conduzir a operação do conversor CC-CC ao GMPP.

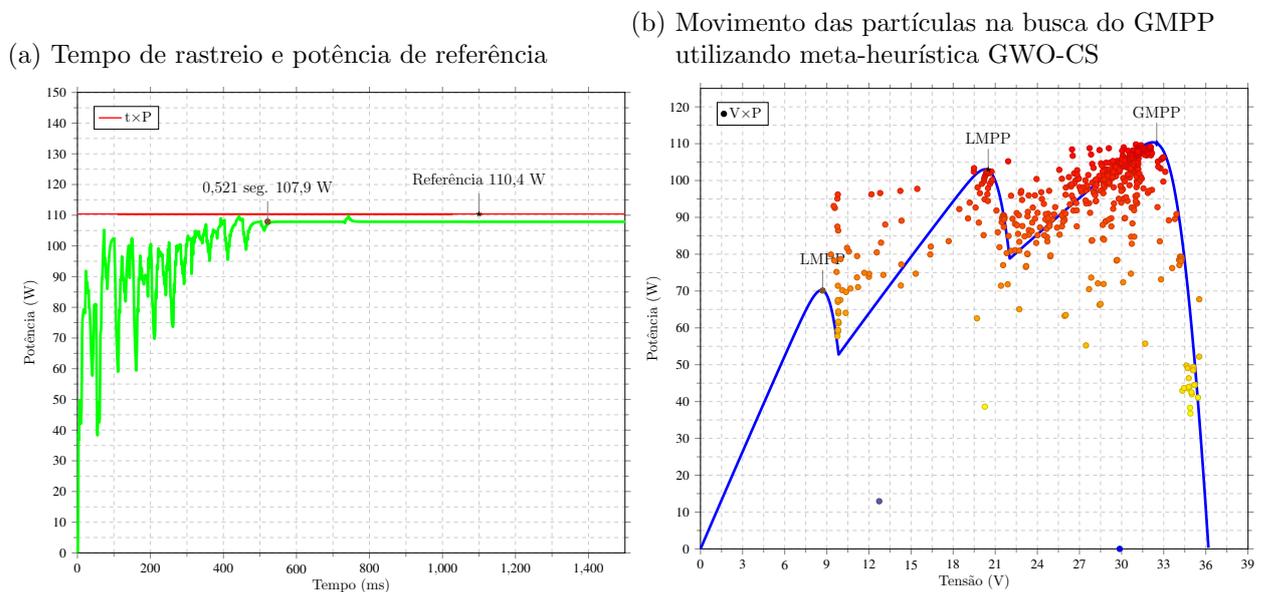
Segundo o resultado da Figura 65a, o algoritmo de otimização híbrido PSO-CS ajustou a operação do conversor *boost* de modo que a potência de saída diferisse 0,900 W da potência de referência, após 0,615 segundos. Além disto, ocorreram pelo menos dois instantes de instabilidade durante o processo de otimização. A exploração das partículas na curva  $P \times V$  é vista na Figura 65b.

Figura 65 – Tempo de rastreamento e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 400-600-1000  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

Figura 66 – Tempo de rastreamento e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 400-600-1000  $W/m^2$ .

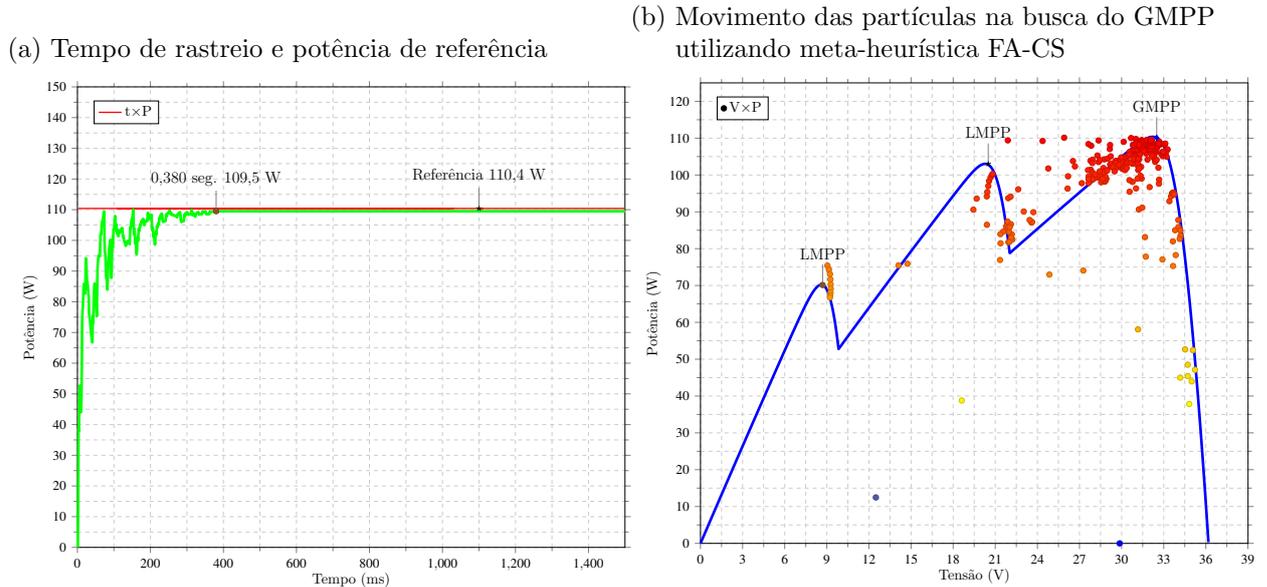


Fonte: Autor

Verificando o resultado da Figura 66a, o algoritmo híbrido GWO-CS conduziu a operação do conversor para um GMPP, embora reste uma diferença de 2,500 W entre as potências de saída e de referência. Também são visualizadas oscilações ao longo do processo de otimização. Estas oscilações e a condução da operação do conversor CC-CC pelas partículas ao GMPP é apresentada na Figura 66b.

O resultado da Figura 67a indica que o algoritmo híbrido FA-CS apresentou bom

Figura 67 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de 400-600-1000  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

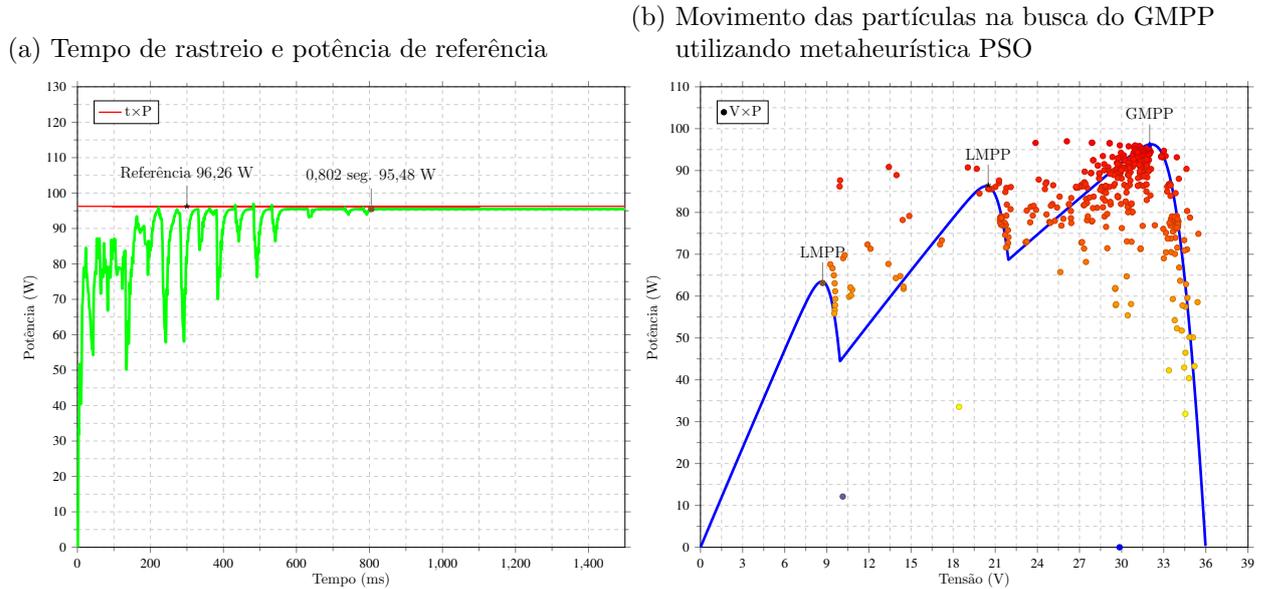
desempenho ao conduzir a operação do conversor *boost* para o GMPP com potência de 109,500 W, 0,900 W abaixo da potência de referência, após 0,380 segundos. O posicionamento das partículas sob a curva  $P \times V$  no decorrer das iterações é apresentada na Figura 67b.

#### 4.6 2º GMPP à direita: 350-500-900 $W/m^2$

Na sexta condição de sombreamento, com um GMPP à direita, são apresentados as 7 respostas das heurísticas, seguindo a ordem: PSO, Busca Cuco (CS), Lobo Cinzento (GWO), Vaga-lume (FA), PSO com Busca Cuco (PSO-CS), Lobo Cinzento com Busca Cuco (GWO-CS) e Vaga-lume com Busca Cuco (FA-CS). Em todos os casos, as respostas são comparadas com a potência de referência, obtida pelo sistema de geração fotovoltaica padrão, apresentado na Figura 17. Também é ilustrada, em todos os casos, a evolução das partículas durante o processo de otimização, ou seja, na busca do GMPP.

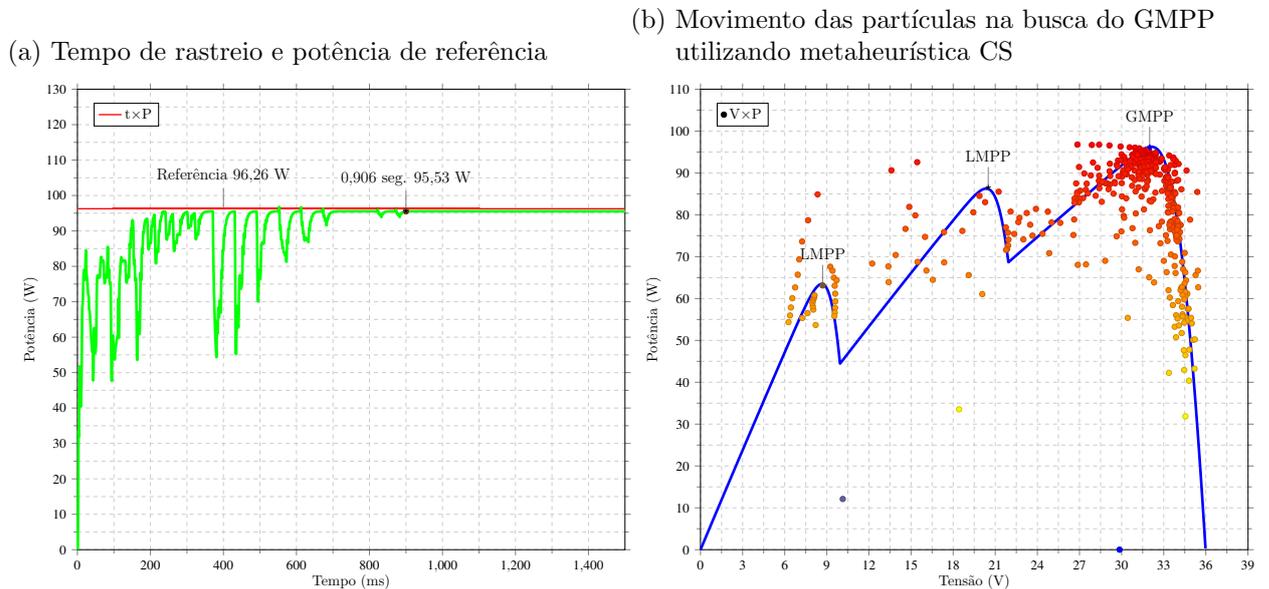
A Figura 68a mostra uma boa precisão na resposta da meta-heurística PSO com relação à potência de referência, restando um diferença de 0,780 W após 0,802 segundos. Na Figura 68b pode ser visualizada a movimentação das partículas durante o processo de otimização para a condução da operação do conversor CC-CC em direção ao GMPP.

Figura 68 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO e irradiância de 350-500-900  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

Figura 69 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística CS e irradiância de 350-500-900  $W/m^2$ .

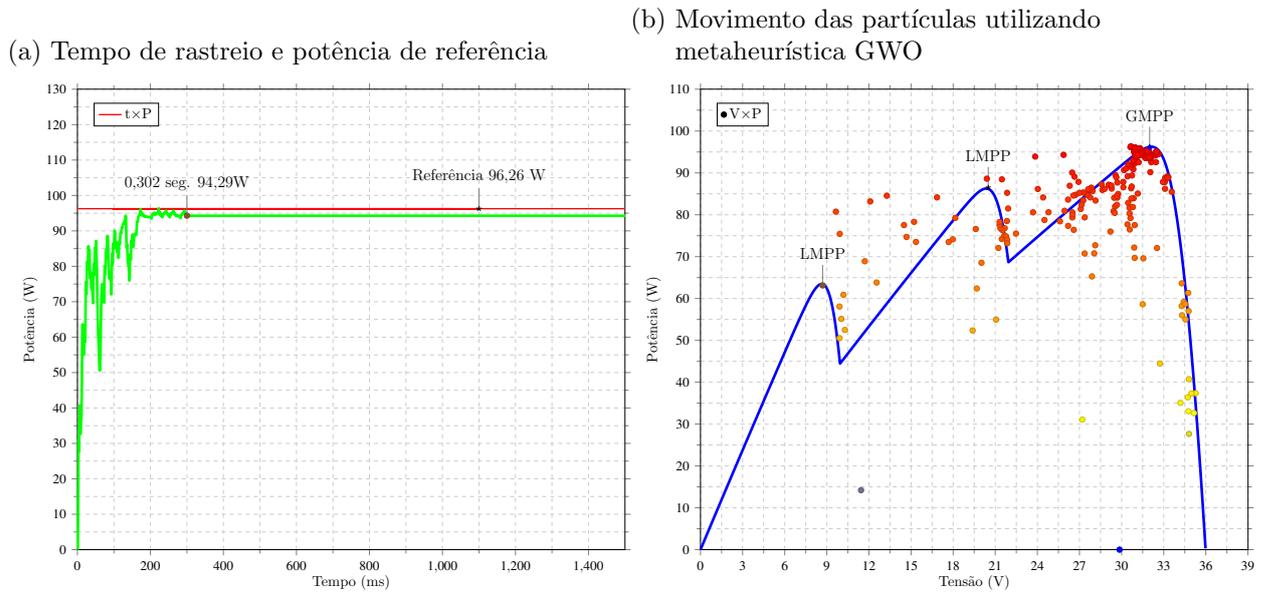


Fonte: Autor

Na Figura 69a é possível visualizar uma grande oscilação na potência de saída até que ocorra a convergência ao GMPP. O algoritmo CS conduziu a operação do conversor *boost* à convergência após 0,906 segundos, tendo sido verificadas oscilações ao longo do processo de otimização. A variação na curva  $P \times V$  é vista na Figura 69b, mostrando a grande área explorada pelas partículas até a convergência da operação do conversor CC-CC ao GMPP, com diferença de potência final em relação à referência de 0,730 W.

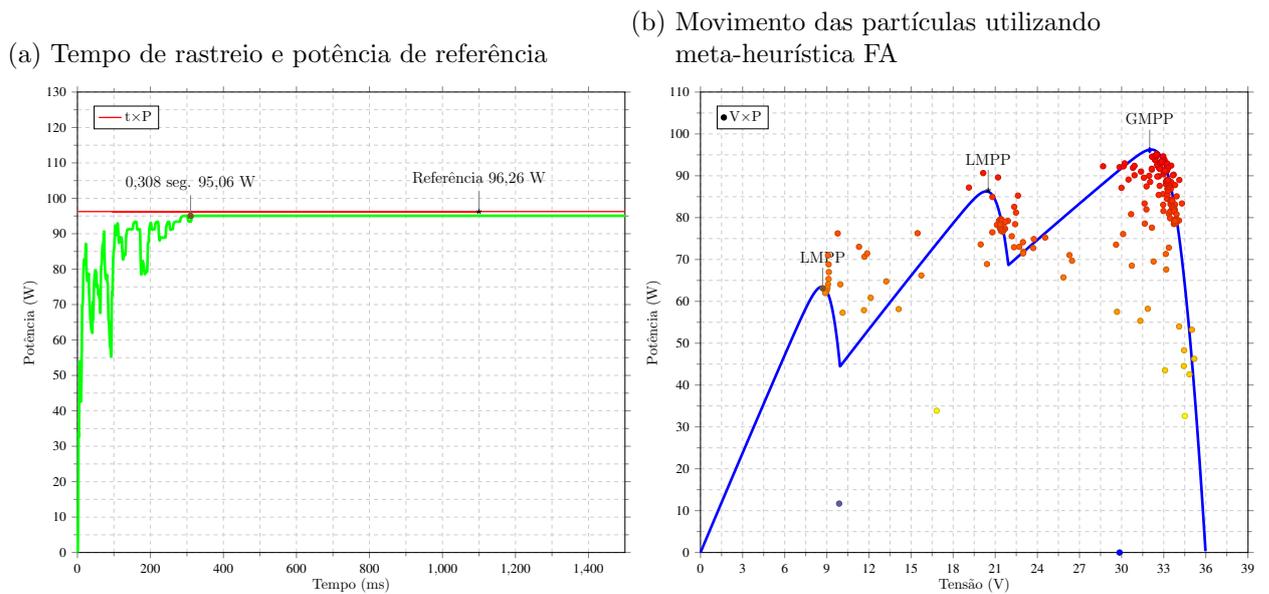
A resposta mostrada na Figura 70a demonstra que o algoritmo GWO convergiu no instante 0,302 segundos e mesmo com uma diferença de 1,970 W entre a potência encontrada e a da referência, a meta-heurística conduziu a operação do conversor CC-CC ao GMPP, o que é ilustrado na Figura 70b.

Figura 70 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO e irradiância de 350-500-900  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

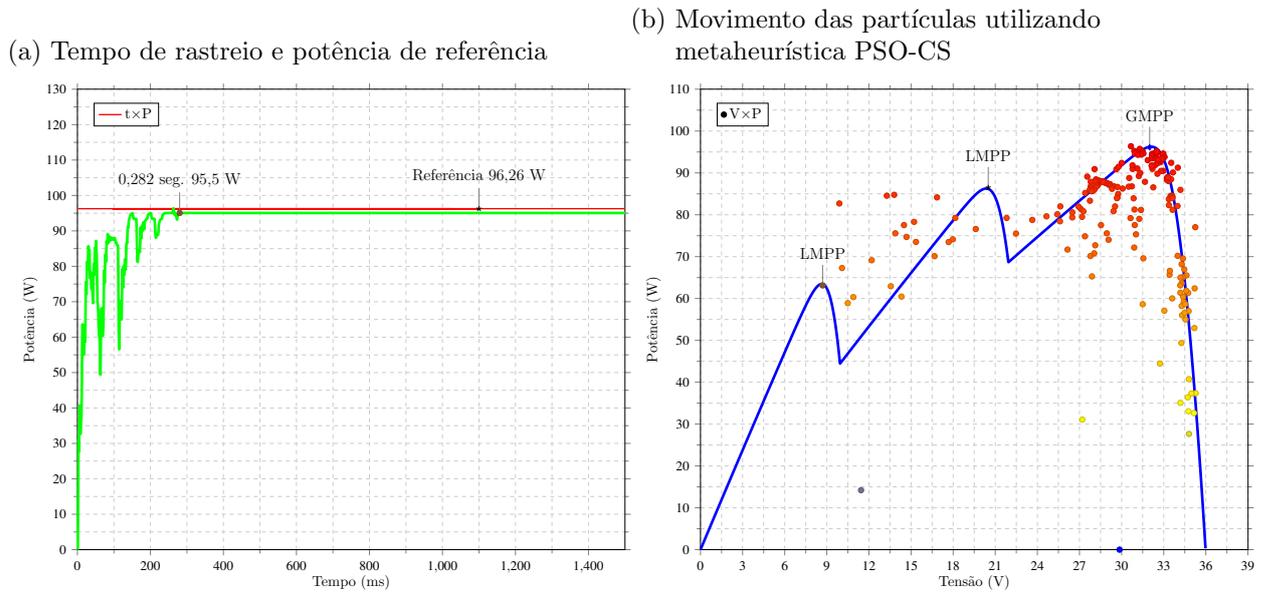
Figura 71 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA e irradiância de 350-500-900  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

Já o comportamento do algoritmo FA demonstrado na Figura 71a tem uma boa velocidade de convergência e com uma boa estabilidade. A diferença entre as potências de saída e de referência foi de 1,200 W após 0,308 segundos. Na Figura 71b é apresentada a condução da operação do conversor CC-CC ao GMPP pela meta-heurística FA.

Figura 72 – Tempo de rastreo e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística PSO-CS e irradiância de 350-500-900  $W/m^2$ .

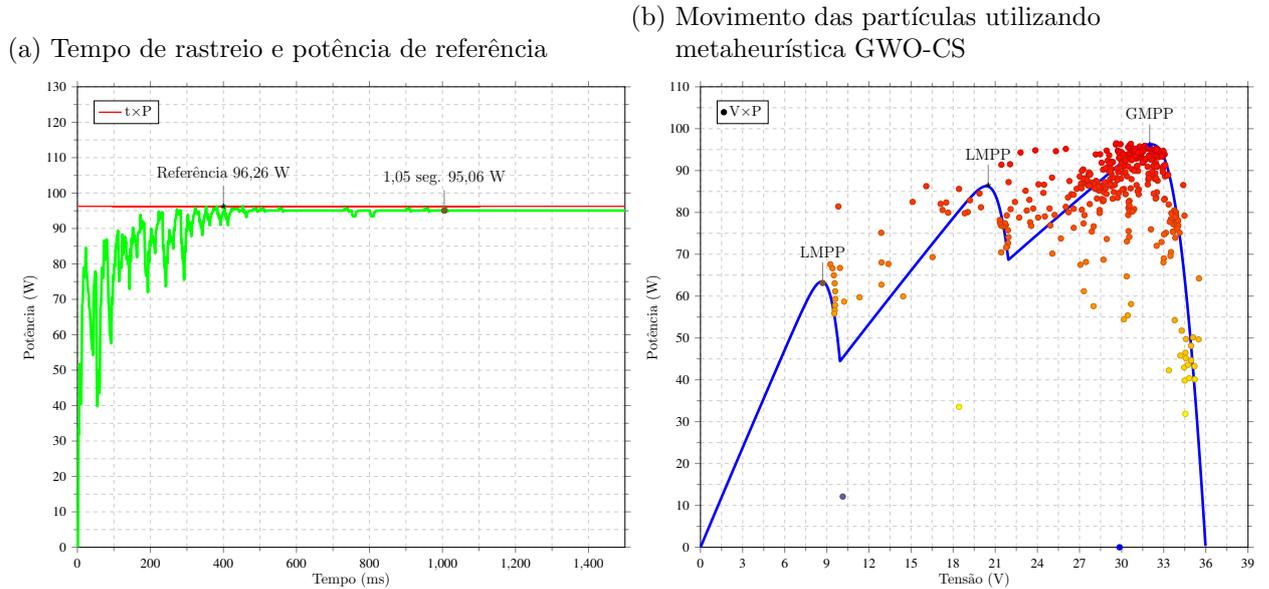


Fonte: Autor

O comportamento mostrado na Figura 72a indica uma rápida resposta do algoritmo híbrido PSO-CS para conduzir a operação do conversor *boost*. A convergência ocorreu após 0,282 segundos, com uma diferença da potência de saída para a referência de 0,760 W, sem que tenham sido verificadas oscilações ao longo do processo de otimização. A movimentação das partículas sob a curva  $P \times V$  é apresentada na Figura 72b, mostrando que a operação do conversor CC-CC foi conduzida ao GMPP.

Por sua vez, o comportamento do algoritmo híbrido GWO-CS, ilustrado na Figura 73a, indica que a convergência ocorreu após 1,050 segundos para uma potência de saída 1,200 W distante da referência. Na Figura 73b é visto uma grande oscilação das partículas, com convergência final da operação do conversor CC-CC ao GMPP.

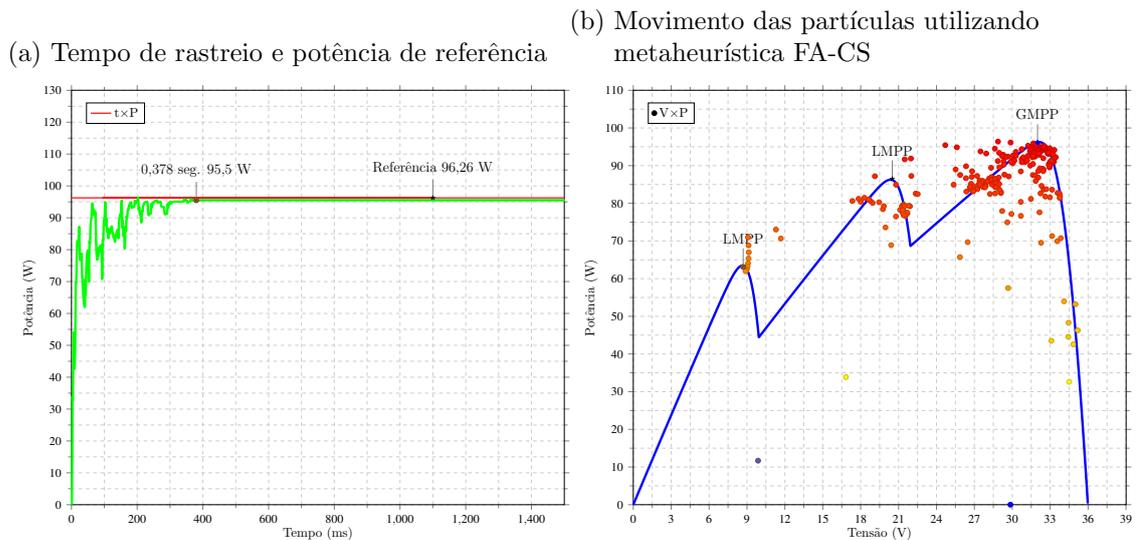
Figura 73 – Tempo de rastreamento e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística GWO-CS e irradiância de 350-500-900  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

Já a Figura 74a traz o desempenho do algoritmo híbrido FA-CS, o qual conduziu a operação do conversor a uma potência distante 0,760 W da potência de referência após 0,378 segundos. Neste caso, também não foram verificadas instabilidades durante o processo de otimização. Ao analisar a Figura 74b vê-se a condução da operação do conversor CC-CC pelas partículas na direção do GMPP, com uma boa exploração do ponto de máxima potência.

Figura 74 – Tempo de rastreamento e movimento de convergência das partículas para a meta-heurística FA-CS e irradiância de 350-500-900  $W/m^2$ .



Fonte: Autor

#### 4.7 Classificação dos métodos de otimização

Após apresentar o comportamento de todas as heurísticas para os seis diferentes tipos de sombreamento parcial, foi necessário classifica-las a fim de determinar aquela de melhor desempenho.

Para tanto, foram elaboradas tabelas para cada uma das seis condições de sombreamento estudadas contendo os resultados obtidos para a potência de saída e tempo de convergência de cada heurística no ajuste da operação do conversor *boost*. De posse das respectivas tabelas, foi atribuída uma pontuação às três heurísticas de melhor desempenho a cada caso de sombreamento e para cada um dos quesitos, ou seja, potência de saída e tempo de convergência: 3 pontos para a heurística de melhor desempenho, 2 pontos para a heurística com o segundo melhor desempenho e 1 ponto para a heurística de terceiro melhor desempenho. As classificações inferiores à terceira não foram pontuadas. A seguir são apresentadas as tabelas e contabilizada a pontuação para as heurísticas a cada condição de sombreamento, na mesma ordem em que os resultados foram apresentados na seção anterior. Também é apresentado o desvio padrão médio (DP) após dez simulações para cada uma das meta-heurísticas, com o objetivo de comprovar a reprodutibilidade dos resultados apresentados.

Tabela 9 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 1000-250-400  $W/m^2$

Situação 1000-250-400 $W/m^2$				
Potência (W)	DP (%)	Tempo de convergência (s)		
FA	69,790	1,342	GWO	0,312
FA-CS	69,770	1,987	FA	0,331
CS	69,040	1,542	FA-CS	0,401
GWO-CS	68,050	2,013	PSO-CS	0,412
PSO-CS	68,000	1,993	GWO-CS	0,480
GWO	68,000	1,341	PSO	0,532
PSO	67,880	1,513	CS	0,600

Fonte – Autor

Na Tabela 9 a pontuação atribuída para as técnicas de melhor resposta foi de 05 pontos para FA, 03 pontos para GWO e FA-CS e 01 ponto para CS.

Tabela 10 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 1000-300-250  $W/m^2$

Situação 1000-300-250 $W/m^2$				
Potência (W)	DP (%)	Tempo de convergência (s)		
FA	69,780	1,251	FA	0,402
CS	69,780	2,345	FA-CS	0,405
FA-CS	69,770	1,349	PSO-CS	0,423
PSO	69,770	1,981	PSO	0,481
GWO-CS	69,750	2,310	GWO	0,591
GWO	66,950	1,771	CS	0,753
PSO-CS	66,660	2,102	GWO-CS	1,100

Fonte – Autor

Já na Tabela 10 a pontuação atribuída para as heurísticas de melhor resposta foram 06 pontos para FA, 04 pontos para FA-CS, 03 pontos para CS, 02 pontos para PSO e 01 ponto para PSO-CS.

Tabela 11 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 250-600-1000  $W/m^2$

Situação 250-600-1000 $W/m^2$				
Potência (W)	DP (%)	Tempo de convergência (s)		
FA-CS	102,600	2,104	FA	0,298
GWO-CS	102,600	1,918	GWO-CS	0,405
PSO	102,600	1,731	GWO	0,600
FA	102,500	1,424	PSO	0,652
CS	102,500	2,014	FA-CS	0,708
GWO	101,700	1,931	PSO-CS	0,708
PSO-CS	101,700	1,891	CS	1,152

Fonte – Autor

A pontuação atribuída na Tabela 11 para os algoritmos de melhor desempenho foi de 05 pontos para GWO-CS, 03 pontos para FA, PSO e FA-CS e 01 ponto para GWO.

Tabela 12 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 1000-600-350  $W/m^2$

Situação 1000-600-350 $W/m^2$				
Potência (W)		DP (%)	Tempo de convergência (s)	
FA	102,600	1,431	FA	0,298
FA-CS	102,500	1,785	GWO-CS	0,505
CS	102,500	1,920	GWO	0,608
PSO-CS	102,500	2,013	PSO	0,65
GWO	101,700	2,124	FA-CS	0,708
PSO	95,810	1,536	PSO-CS	0,718
GWO-CS	95,050	1,994	CS	0,806

Fonte – Autor

Já na Tabela 12 as pontuações dadas para os algoritmos que tiveram uma melhor resposta de potência e tempo de convergência foram de 06 pontos para FA, 02 pontos para FA-CS, PSO-CS, GWO-CS e CS e 01 ponto para GWO.

Tabela 13 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 400-600-1000  $W/m^2$

Situação 400-600-1000 $W/m^2$				
Potência (W)		DP (%)	Tempo de convergência (s)	
FA	109,500	1,241	FA-CS	0,380
FA-CS	109,500	1,542	FA	0,404
PSO-CS	109,500	1,704	GWO	0,412
PSO	109,500	1,646	GWO-CS	0,521
CS	109,500	1,784	PSO	0,601
GWO-CS	107,900	1,921	PSO-CS	0,615
GWO	106,300	2,013	CS	0,906

Fonte – Autor

Na Tabela 13 os valores de pontuação referentes aos melhores desempenhos das heurísticas foram de 06 pontos para FA-CS, 05 pontos para FA, 03 pontos para PSO-CS, PSO e CS e 01 ponto para GWO.

Por fim, os últimos pontos obtidos na Tabela 14 foram de 03 pontos para CS e PSO-CS, 02 pontos para FA-CS e GWO e por fim 01 pontos para PSO e FA.

Tabela 14 – Resultado de desempenho das heurísticas para a irradiância de 350-500-900 W/m<sup>2</sup>

Situação 350-500-900 W/m <sup>2</sup>				
Potência (W)	DP (%)	Tempo de convergência (s)		
CS	95,530	1,313	PSO-CS	0,282
FA-CS	95,500	1,813	GWO	0,302
PSO	95,480	1,546	FA	0,308
FA	95,060	1,251	FA-CS	0,378
GWO-CS	95,060	1,775	PSO	0,802
PSO-CS	95,050	1,940	CS	0,906
GWO	94,290	1,456	GWO-CS	1,050

Fonte – Autor

Tabela 15 – Pontuação dos diferentes métodos analisados

<b><i>Ranking</i></b> das técnicas	
Método	Pontuação
FA	26
FA-CS	20
CS	12
GWO	8
GWO-CS	7

Fonte – Autor

A Tabela 15 traz a pontuação total atingida por cada um dos algoritmos de otimização, contabilizados os desempenhos a nível de potência e tempo de convergência, permitindo assim definir o método de otimização de melhor desempenho entre os estudados. Além disto, ao analisar todas as tabelas anteriores percebe-se que o desvio padrão médio máximo foi de 2,345%, resultado que indica uma excelente reprodutibilidade, agregando confiabilidade aos resultados.

Com base na Tabela 15, percebe-se que a heurística que obteve o melhor resultado foi o algoritmo FA com 26 pontos, seguido do método híbrido de FA-CS com 20 pontos. Já os demais colocados do *ranking* tem uma pontuação muito abaixo das anteriores, 12, 8 e 7 para CS, GWO e GWO-CS, respectivamente.

Estes resultados indicam que o algoritmo de otimização com melhor desempenho geral no ajuste da operação do conversor *boost*, tanto no que se refere à potência de saída quanto ao tempo de convergência, é o FA. Também é possível inferir que o emprego de um algoritmo híbrido não se justifica para a aplicação em questão, dado que a maior complexidade não foi revertida em ganho de desempenho. Por conseguinte, o algoritmo FA foi selecionado para os testes finais do trabalho, como veremos a seguir.

Abaixo listamos as potencialidades do algoritmo FA que contribuíram para o seu destacado desempenho no processo de otimização em questão:

- O coeficiente  $\alpha$  é variável ao longo das diferentes iterações, com maior aleatoriedade nas iterações iniciais e maior foco nas finais;

- Elevado coeficiente  $\gamma$ , o qual está relacionado com o brilho emitido e com a atratividade entre os vaga-lumes, sendo decisivo na convergência acelerada do processo de otimização;
- O movimento das partículas segue uma tendência exponencial, contribuindo também para a busca do melhor resultado no menor espaço de tempo.

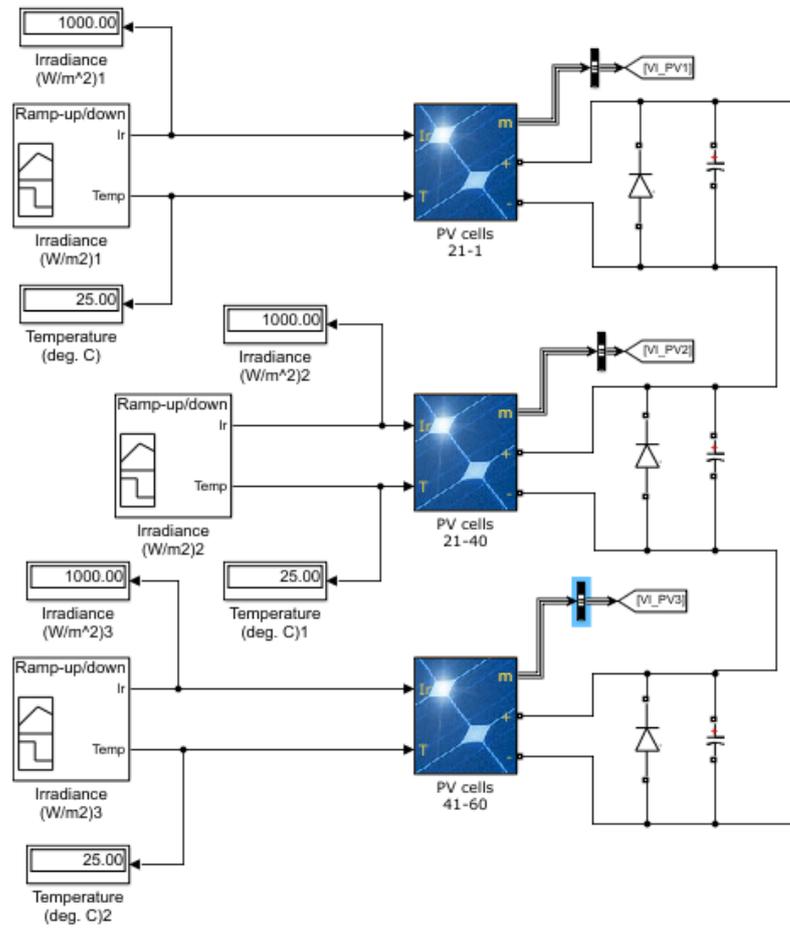
#### 4.8 Aplicação: Emulação da Operação em um Sistema FV

Após a definição do melhor método de otimização, ou seja, do método capaz de ajustar a operação do conversor de energia para que o sistema FV alcance a maior potência de saída no menor tempo possível, aplicamos a solução proposta à uma situação real de operação: a variação contínua de irradiância sobre o sistema FV. A Figura 75 apresenta a implementação em software do controle que permite a variação contínua da irradiância.

Primeiramente, realizamos uma variação do tipo degrau, ou seja, entre duas condições de irradiância quaisquer como GMPP da esquerda para a direita, da direita para o centro ou do centro para a esquerda. Esta alteração de irradiância não apenas deve ser percebida pelo algoritmo de otimização, mas o mesmo deve ser capaz de prontamente ajustar a operação do conversor para que entregue a máxima potência de saída sob a nova condição de operação.

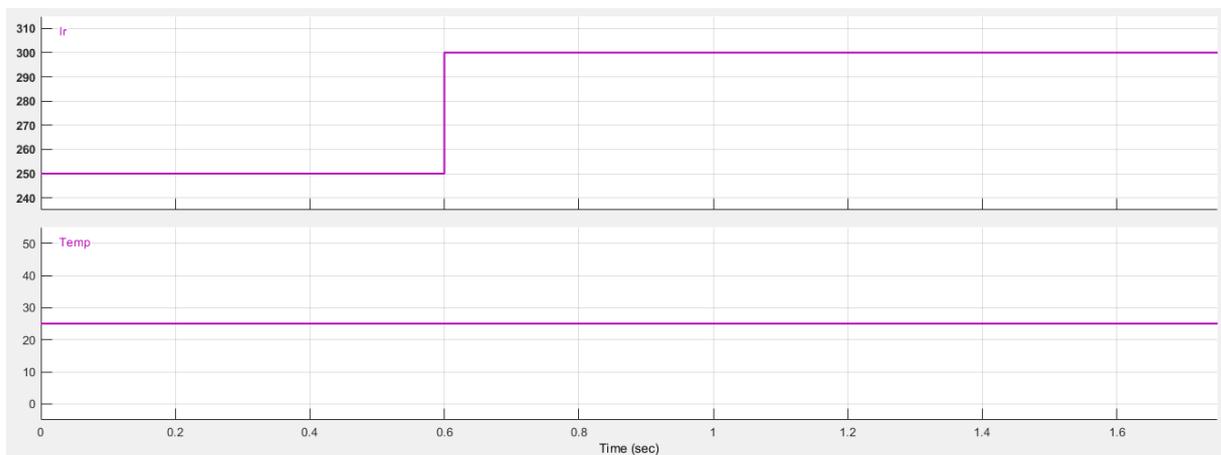
Na Figura 76 é mostrado o detalhe de um dos degraus de irradiância no instante de tempo 0,600 segundos.

Figura 75 – Adaptação do sistema para permitir a variação contínua da irradiação em degrau.



Fonte: Autor

Figura 76 – Detalhe do degrau de irradiância

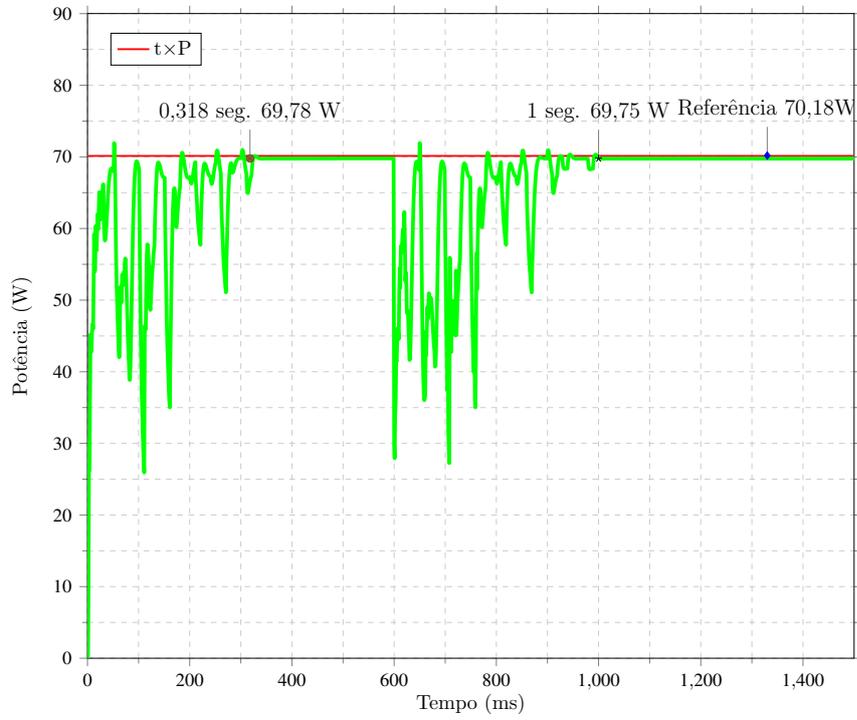


Fonte: Autor

A resposta do sistema para primeiro caso de variação degrau de irradiância é mostrado na Figura 77. Neste caso, a irradiância foi variada de 1000-250-400  $W/m^2$  para 1000-300-250  $W/m^2$ . Esta variação representa GMPPs muito próximos, de tal modo que

a potência de referência para ambos os casos é de 70,190W.

Figura 77 – Resposta do sistema proposto à uma variação da irradiância do tipo degrau: de 1000-250-400  $W/m^2$  para 1000-300-250  $W/m^2$ .

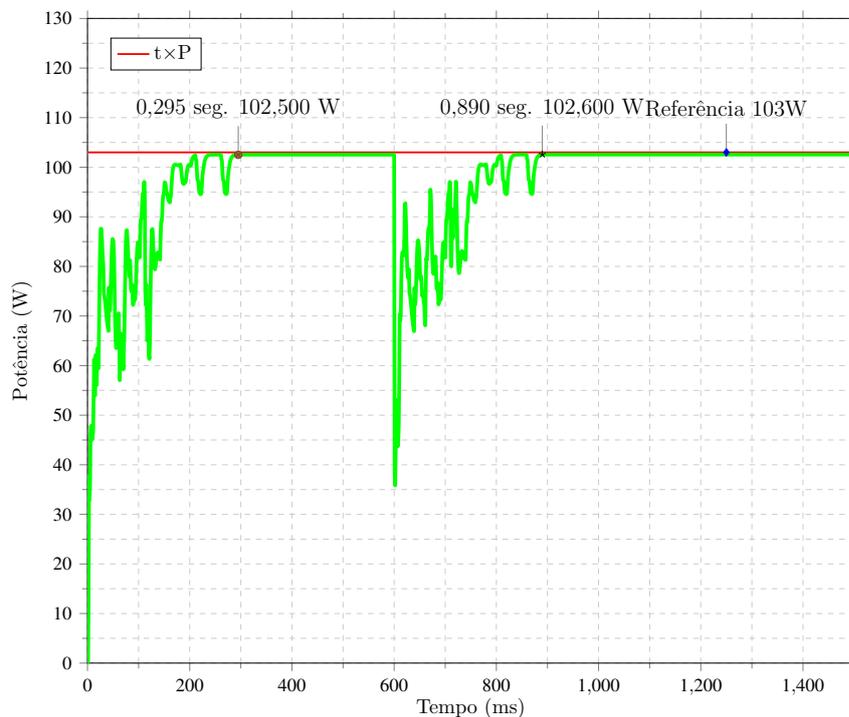


Fonte: Autor

O resultado da Figura 77 indica que o algoritmo de otimização FA ajustou a operação do conversor de potência para a primeira condição de irradiância, alcançando uma potência de saída de 69,780W e alcançando a convergência após 0,320 segundos, aproximadamente. A operação do conversor manteve-se estável até o instante 0,600 segundos, quando uma nova condição de irradiância foi percebida. Para esta nova condição, novamente o algoritmo foi capaz de conduzir o conversor de potência para o GMPP, o que resultou em uma potência de saída de 69,750W.

Por sua vez, a Figura 78 traz uma segunda condição de variação degrau de irradiância, desta vez entre 250-600-1000  $W/m^2$  e 1000-600-350  $W/m^2$ . Também neste caso os GMPPs são muito próximos, sendo a potência de referência de 103W em ambos os casos.

Figura 78 – Resposta do sistema proposto à uma variação da irradiância do tipo degrau: de 250-600-1000  $W/m^2$  para 1000-600-350  $W/m^2$ .

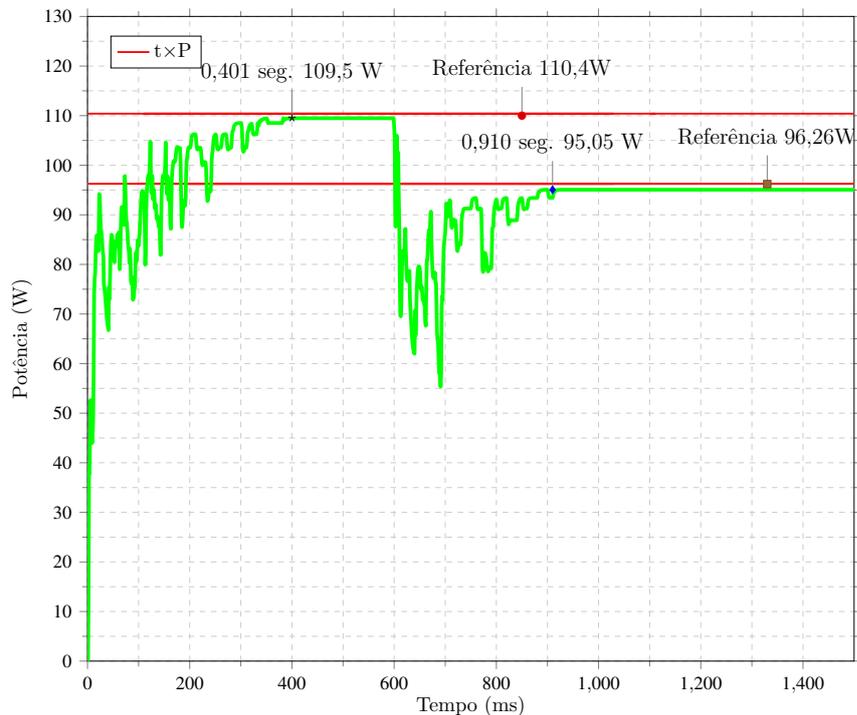


Fonte: Autor

De acordo com o resultado da Figura 78, também desta vez o algoritmo de otimização teve excelente desempenho em conduzir o conversor *boost* para o GMPP em ambas as condições de irradiância consideradas.

Na Figura 79 é apresentada uma terceira condição de variação da irradiância do tipo degrau, mas desta vez os GMPPs estão afastados: de 400-600-1000  $W/m^2$  para 350-500-900  $W/m^2$ . Para a primeira irradiância a potência de referência é de 110,400W e para a segunda é de 96,260W.

Figura 79 – Resposta do sistema proposto à uma variação da irradiância do tipo degrau: de 400-600-1000  $W/m^2$  para 350-500-900  $W/m^2$ .



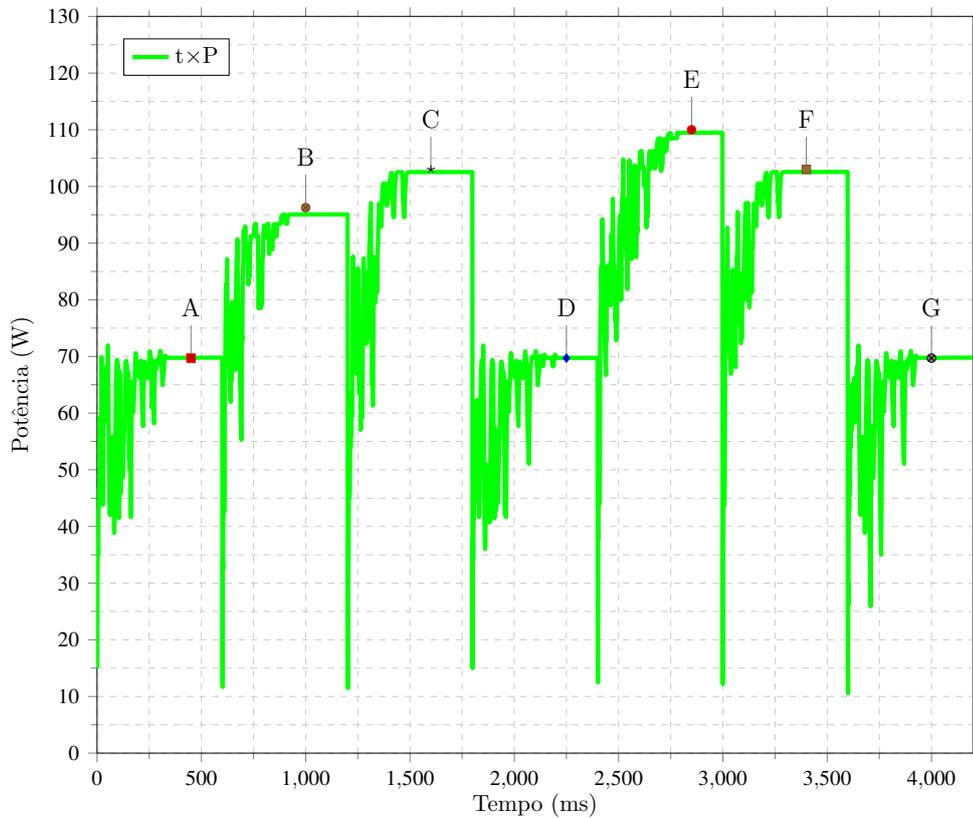
Fonte: Autor

Na Figura 79 é possível ver que ao detectar a variação da irradiância, o algoritmo de otimização rapidamente conduziu a operação do conversor *boost* para o novo GMPP, permanecendo a sua operação estável e sem instabilidades deste momento em diante.

Além disto e com o objetivo de aplicar a solução proposta à situação mais próxima possível de uma condição real de operação, é emulada a variação de irradiância sobre um sistema FV típico ao longo de um dia qualquer.

Esta análise usará seis diferentes irradiâncias no decorrer do tempo e na última situação a irradiância voltará ao caso de partida. Para tanto, nesta análise a irradiância é variada continuamente a cada 0,60 segundos ao longo de seis condições diferentes, sendo a última condição idêntica à primeira: A - 1000-250-400  $W/m^2$ , B - 350-500-900  $W/m^2$ , C - 250-600-1000  $W/m^2$ , D - 1000-300-250  $W/m^2$ , E - 400-600-1000  $W/m^2$ , F - 1000-600-350  $W/m^2$ , G 1000-250-400  $W/m^2$ . A Figura 80 ilustra o desempenho do método de otimização proposto sob esta condição de operação próxima de um caso real.

Figura 80 – Resposta do método de otimização FA proposto à emulação de uma condição real de irradiância.



Fonte: Autor

De acordo com o resultado da Figura 80 o sistema de otimização proposto, baseado na meta-heurística FA, foi capaz de conduzir a operação do conversor *boost* ao GMPP prontamente, para qualquer das condições de irradiância consideradas, e de forma autônoma, ou seja, sem qualquer intervenção humana. Este resultado, considerando-se a semelhança da abordagem com uma condição de irradiância real, indica uma excelente aplicabilidade da técnica à qualquer sistema FV, o qual passaria a entregar a máxima potência de saída, independentemente da condição de irradiância (ou de sombreamento).

Com base nos resultados da Figura 80 foi elaborada a Tabela 16. Esta tabela traz a potência de saída do sistema FV após a otimização, a potência de referência e a precisão do método proposto, para cada condição de irradiância.

Tabela 16 – Precisão do método de otimização proposto em alcançar a maior potência gerada para qualquer condição de irradiância.

<b>Teste em degrau de Irradiância</b>				
<b>Ponto</b>	<b>Irradiância (<math>W/m^2</math>)</b>	<b>Potência (W)</b>	<b>Potência Ref. (W)</b>	<b>Precisão (%)</b>
A	1000-250-400	69,780	70,190	99,410
B	350-500-900	95,140	96,260	98,830
C	250-600-1000	102,500	103,000	99,510
D	1000-300-250	69,750	70,180	99,380
E	400-600-1000	109,500	110,400	99,180
F	1000-600-350	102,600	103,000	99,610
G	1000-250-400	69,780	70,190	99,410

Fonte – Autor

Os resultados expressos na Tabela 16 comprovam, quantitativamente, a precisão do método de otimização proposto em conduzir a operação do conversor *boost* ao GMPP, independentemente da condição de irradiância ou sombreamento do sistema FV. Segundo os dados da tabela e considerando-se como referência a potência gerada pelo sistema FV padrão (Figura 17), o método de otimização proposto permite alcançar a melhor potência gerada possível com uma precisão de no mínimo 98,83%, o que pode garantir a produtividade máxima de energia de um sistema FV real, implicando no menor tempo possível de retorno financeiro para o investidor.

## 5 CONCLUSÃO

Este trabalho fez uma análise das técnicas de operação de conversores elétricos para a obtenção de energia em pontos de máxima potência de painéis fotovoltaico sob condições de sombreamentos parciais. A operação dos conversores foi aperfeiçoada através do emprego de algoritmos de otimização baseados em meta-heurísticas bio-inspiradas, dentre os quais foram empregados PSO, CS, GWO, FA e os modelos híbridos de PSO-CS, GWO-CS e FA-CS.

Para a implementação do sistema, fez-se uso da ferramenta de simulação *Simulink* do software MATLAB. O sistema em questão é composto por um painel fotovoltaico de 60 células, subdivididas em três módulos de 20 células associadas em série, obtendo assim o controle de irradiação sobre os três módulos. Este arranjo é replicável e pode ser implementado para um sistema mais complexo composto por um número qualquer de painéis fotovoltaicos. Neste sistema, fez-se a implementação de seis diferentes situações de irradiação parcial sob os módulos fotovoltaicos.

Para realizar a implementação das técnicas de meta-heurística, foi necessário ajustar seus coeficientes para que se adaptassem ao estudo de caso proposto, haja visto que o intervalo de busca do valor ideal de operação do conversor *boost* está contido no intervalo de 0 à 1. Estes coeficientes foram testados exaustivamente até convergirem de maneira satisfatória nos casos analisados e também para garantir a reprodutibilidade dos resultados. O ajuste fino dos coeficientes com precisão foi viabilizado pela visualização da movimentação das partículas durante o processo de convergência, conforme ilustrações correspondentes ao longo do texto.

O algoritmo que obteve melhor resposta foi o de Vaga-lumes (FA), seguido pelo modelo híbrido de Vaga-lumes com Busca Cuco (FA-CS), resultados cuja reprodutibilidade foi comprovada pelo baixo desvio padrão médio medido em todos os casos. Embora não tenha obtido o valor exato da simulação de referência, essa imprecisão pode ser explicada pelas perdas existentes no sistema de conversão e pela falta de dinamismo em algum dos coeficientes.

Com o objetivo de aplicarmos a solução proposta à situação mais próxima possível de uma condição real de operação, emulamos a variação de irradiação sobre um sistema PV típico ao longo de um dia qualquer. Para tanto, o sistema PV considerado, dotado do método de otimização de melhor desempenho (FA), foi submetido à variação contínua de irradiação, abrangendo seis condições diferentes e possíveis ao longo de um dia qualquer.

Como resposta, o sistema de otimização proposto, baseado na meta-heurística FA, foi capaz de conduzir a operação do conversor *boost* ao GMPP prontamente e com precisão, para qualquer das condições de irradiação consideradas, e de forma autônoma, o seja, sem qualquer intervenção humana. Este resultado, considerando-se a semelhança da abordagem com uma condição de irradiação real, indica uma excelente aplicabilidade da técnica à qualquer sistema PV, o qual passaria a entregar a máxima potência de saída, independentemente da condição de irradiação (ou de sombreamento). Conforme demonstrado quantitativamente, o método de otimização proposto permite alcançar a melhor potência gerada possível com uma precisão de no mínimo 98,83%, o que pode garantir a produtividade máxima de energia de um sistema PV real, implicando no menor tempo possível de retorno financeiro para o investidor.

Para a continuidade do trabalho, pretende-se realizar testes práticos na plataforma Typhoon HIL, buscando verificar e comprovar o desempenho do método de otimização apresentado em um sistema real.

## REFERÊNCIAS

- AGENCY, I. E. **Solar Energy Perspectives**. 2011. Disponível em: <[https://www.iaea.org/publications/freepublications/publication/Solar\\_Energy\\_Perspectives2011.pdf](https://www.iaea.org/publications/freepublications/publication/Solar_Energy_Perspectives2011.pdf)>. Acesso em: 21 mai. 2018.
- AHMED, N. A.; MIYATAKE, M. A novel maximum power point tracking for photovoltaic applications under partially shaded insolation conditions. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 78, n. 5, p. 777–784, 2008. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/5679492>>. Acesso em: 10 mai. 2019.
- ARDENTE, F.; LATUNUSSA, C. E.; BLENGINI, G. A. Resource efficient recovery of critical and precious metals from waste silicon pv panel recycling. **Waste Management**, Elsevier, v. 91, p. 156–167, 2019. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0956053X19302909>>. Acesso em: 02 jul. 2019.
- BABAA, S. E.; ARMSTRONG, M. Novel control strategy for pv systems based on the irradiation. In: IEEE. **Renewable Energy Congress (IREC), 2017 8th International**. [S.l.], 2017. p. 1–6.
- BASOGLU, M. E. An improved 0.8 voc model based gmppt technique for module level photovoltaic power optimizers. **IEEE Transactions on Industry Applications**, IEEE, 2018. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8565882>>. Acesso em: 01 dez. 2018.
- BATZELIS, E. I.; GEORGILAKIS, P. S.; PAPATHANASSIOU, S. A. Energy models for photovoltaic systems under partial shading conditions: a comprehensive review. **IET Renewable Power Generation**, IET, v. 9, n. 4, p. 340–349, 2014. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/7084787>>. Acesso em: 22 mai. 2019.
- BRASIL, M. Plano decenal de expansão de energia 2024. **MME (Ministério de Minas e Energia), Empresa de Pesquisa Energética, Rio de Janeiro**, 2015. Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/Plano-Decenal-de-Expansao-de-Energia-2024>>. Acesso em: 29 jan. 2018.
- BRITO, M. A. D. et al. Avaliação das principais técnicas para obtenção de mppt de painéis fotovoltaicos. In: IEEE. **Industry Applications (INDUSCON), 2010 9th IEEE/IAS International Conference on**. 2010. p. 1–6. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/5740002>>. Acesso em: 12 nov. 2018.
- BRONGERSMA, M. L.; CUI, Y.; FAN, S. Light management for photovoltaics using high-index nanostructures. **Nature materials**, Nature Publishing Group, v. 13, n. 5, p. 451, 2014. Disponível em: <<https://www.nature.com/articles/nmat3921>>. Acesso em: 13 set. 2018.
- CACERES, R. O.; BARBI, I. A boost dc-ac converter: analysis, design, and experimentation. **IEEE transactions on power electronics**, IEEE, v. 14, n. 1, p. 134–141, 1999. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/737601>>. Acesso em: 13 mai. 2019.

CANADIONSOLAR. **CSI SINGLE PHASE STRING INVERTER**. [S.l.], 2016. Rev. 1.

GHODRATI, A.; LOTFI, S. A hybrid cs/pso algorithm for global optimization. In: SPRINGER. **Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems**. 2012. p. 89–98. Disponível em: <[https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-28493-9\\_11](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-28493-9_11)>. Acesso em: 05 jan. 2019.

GOUD, J. S.; KALPANA, R.; SINGH, B. A hybrid global maximum power point tracking technique with fast convergence speed for partial-shaded pv systems. **IEEE Transactions on Industry Applications**, IEEE, v. 54, n. 5, p. 5367–5376, 2018. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8375681>>. Acesso em: 25 mar. 2019.

GOUD, P. C. D. et al. Gmppt of solar pv array under partial shading condition using labview fpga. In: IEEE. **Industrial Electronics Society, IECON 2015-41st Annual Conference of the IEEE**. 2015. p. 003411–003416. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7392627>>. Acesso em: 26 mar. 2019.

ISHAQUE, K. et al. An improved particle swarm optimization (psa)-based mppt for pv with reduced steady-state oscillation. **IEEE transactions on Power Electronics**, IEEE, v. 27, n. 8, p. 3627–3638, 2012. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6138329>>. Acesso em: 18 jan. 2019.

KARABOGA, D.; AKAY, B. A survey: algorithms simulating bee swarm intelligence. **Artificial intelligence review**, Kluwer Academic Publishers, v. 31, n. 1-4, p. 61–85, 2009. Disponível em: <[https://www.academia.edu/24517888/A\\_survey\\_algorithms\\_simulating\\_bee\\_swarm\\_intelligence](https://www.academia.edu/24517888/A_survey_algorithms_simulating_bee_swarm_intelligence)>. Acesso em: 21 mai. 2018.

KENNEDY, J. Particle swarm optimization. **Encyclopedia of machine learning**, Springer, p. 760–766, 2010. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1007/s11721-007-0002-0>>. Acesso em: 15 mai. 2019.

LI, H. et al. An overall distribution particle swarm optimization mppt algorithm for photovoltaic system under partial shading. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, IEEE, v. 66, n. 1, p. 265–275, 2019. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8345715>>. Acesso em: 01 mar. 2019.

LI, H. et al. An overall distribution particle swarm optimization mppt algorithm for photovoltaic system under partial shading. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, IEEE, v. 66, n. 1, p. 265–275, 2019. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8345715>>. Acesso em: 13 ago. 2019.

LI, X. et al. Modified beta algorithm for gmppt and partial shading detection in photovoltaic systems. **IEEE Transactions on Power Electronics**, IEEE, v. 33, n. 3, p. 2172–2186, 2018. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7908942>>. Acesso em: 12 mai. 2019.

LIU, Y.-H. et al. A particle swarm optimization-based maximum power point tracking algorithm for pv systems operating under partially shaded conditions. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, IEEE, v. 27, n. 4, p. 1027–1035, 2012. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6317161>>. Acesso em: 12 jan. 2019.

LIU, Y.-H. et al. A particle swarm optimization-based maximum power point tracking algorithm for pv systems operating under partially shaded conditions. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, IEEE, v. 27, n. 4, p. 1027–1035, 2012. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6317161>>. Acesso em: 13 mai. 2019.

LYDEN, S. et al. Review of maximum power point tracking approaches suitable for pv systems under partial shading conditions. In: IEEE. **2013 Australasian Universities Power Engineering Conference (AUPEC)**. 2013. p. 1–6. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6725344>>. Acesso em: 21 mai. 2019.

MANTEGNA, R. N. Fast, accurate algorithm for numerical simulation of levy stable stochastic processes. **Physical Review E**, APS, v. 49, n. 5, p. 4677, 1994. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9961762>>. Acesso em: 21 mar. 2019.

MILLONAS, M. M. Swarms, phase transitions, and collective intelligence. **arXiv preprint adap-org/9306002**, 1993. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/adap-org/9306002>>. Acesso em: 19 fev. 2019.

MOHANTY, S.; SUBUDHI, B.; RAY, P. K. A new mppt design using grey wolf optimization technique for photovoltaic system under partial shading conditions. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, IEEE, v. 7, n. 1, p. 181–188, 2016. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7305794>>. Acesso em: 11 jun. 2019.

NAKABAYASHI, R. **Microgeração Fotovoltaica no Brasil: Viabilidade Econômica**. Tese (Doutorado) — Tese de Mestrado, Instituto de Energia e Ambiente da USP, São Paulo, 2015. Disponível em: <<https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/106/106131/tde-26012015-141237/en.php>>. Acesso em: 11 jul. 2018.

NANDA, L.; DASGUPTA, A.; ROUT, U. Smart tracking system for optimal power generation. In: IEEE. **Computational Intelligence & Communication Technology (CICT), 2017 3rd International Conference on**. [S.l.], 2017. p. 1–5.

NGUYEN, T. L.; LOW, K.-S. A global maximum power point tracking scheme employing direct search algorithm for photovoltaic systems. **IEEE transactions on Industrial Electronics**, IEEE, v. 57, n. 10, p. 3456–3467, 2010. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5393061>>. Acesso em: 16 mai. 2019.

OLIVEIRA, E. L. de; ROCHA, D. L.; GIVISIEZ, G. H. N. Projeção demanda demográfica de energia elétrica no brasil de 2010-2040. **Anais**, p. 1–17, 2019. Disponível em: <[http://www.abep.org.br/xxiencontro/arquivos/PROJEC\\_A\\_O\\_CONSUMO\\_DE\\_ENERGIA.pdf](http://www.abep.org.br/xxiencontro/arquivos/PROJEC_A_O_CONSUMO_DE_ENERGIA.pdf)>. Acesso em: 12 jul. 2019.

OLIVEIRA, F. M. d. et al. **Rastreamento da máxima potência em arranjos fotovoltaicos sob efeito de sombreamento parcial baseado no método de otimização por enxame de partículas**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2015. Disponível em: <<http://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/3211>>. Acesso em: 21 mai. 2019.

PAYNE, R. B.; SORENSEN, M. D. **The cuckoos**. Oxford University Press, 2005. v. 15. Disponível em: <<https://global.oup.com/academic/product/the-cuckoos-9780198502135?cc=us&lang=en&>>. Acesso em: 21 mai. 2019.

- PENDEM, S. R.; MIKKILI, S. Modeling, simulation and performance analysis of solar pv array configurations (series, series-parallel and honey-comb) to extract maximum power under partial shading conditions. **Energy Reports**, Elsevier, v. 4, p. 274–287, 2018. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484717302378>>. Acesso em: 15 jan. 2019.
- RAMLI, M. A. et al. A review on maximum power point tracking for photovoltaic systems with and without shading conditions. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 67, p. 144–159, 2017. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6725344>>. Acesso em: 13 mar. 2019.
- REZK, H.; FATHY, A.; ABDELAZIZ, A. Y. A comparison of different global mppt techniques based on meta-heuristic algorithms for photovoltaic system subjected to partial shading conditions. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 74, p. 377–386, 2017. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1364032117302708>>. Acesso em: 11 mar. 2019.
- ROY, S.; CHAUDHURI, S. S. Cuckoo search algorithm using lévy flight: a review. **International Journal of Modern Education and Computer Science**, Modern Education and Computer Science Press, v. 5, n. 12, p. 10, 2013. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/b647/5e01db72dbd35fb508ef7ed6b692eda1f806.pdf>>. Acesso em: 21 nov. 2018.
- SALAM, Z.; AHMED, J.; MERUGU, B. S. The application of soft computing methods for mppt of pv system: A technological and status review. **Applied Energy**, Elsevier, v. 107, p. 135–148, 2013. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306261913001165>>. Acesso em: 15 jan. 2019.
- SAMPAIO, L. P. et al. Análise comparativa de algoritmos de mppt bioinspirados nos lobos cinzentos empregando um sistema fotovoltaico conectado à rede elétrica trifásica. 2019. Disponível em: <<https://sobraep.org.br/site/uploads/2019/03/02-env-edit-REP-2018-0006.pdf>>. Acesso em: 12 jan. 2019.
- SHI, Y. et al. Particle swarm optimization: developments, applications and resources. In: IEEE. **Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No. 01TH8546)**. 2001. v. 1, p. 81–86. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/934374>>. Acesso em: 17 mai. 2019.
- SHONGWE, S.; HANIF, M. Comparative analysis of different single-diode pv modeling methods. **IEEE Journal of Photovoltaics**, IEEE, v. 5, n. 3, p. 938–946, 2015. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/7042254>>. Acesso em: 25 mar. 2019.
- SILVA, P. V. et al. Cuckoo search with flight of levy applied to the problem of reload of fuels in nuclear reactors. **IAEA International Nuclear Information System**, IAEA, 2017. Disponível em: <[https://inis.iaea.org/search/search.aspx?orig\\_q=RN:48094694](https://inis.iaea.org/search/search.aspx?orig_q=RN:48094694)>. Acesso em: 01 mar. 2019.
- SILVA, R. M. d. Energia solar no brasil: dos incentivos ao desafios. Brasília: Senado Federal, Consultoria Legislativa, 2015. Disponível em: <<https://www12.senado.leg.br/publicacoes/estudos-legislativos/tipos-de-estudos/textos-para-discussao/td166>>. Acesso em: 19 jan. 2018.

SUNDARESWARAN, K.; PEDDAPATI, S.; PALANI, S. Mppt of pv systems under partial shaded conditions through a colony of flashing fireflies. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, IEEE, v. 29, n. 2, p. 463–472, 2014. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6715995>>. Acesso em: 27 jul. 2018.

WANG, D.; TAN, D.; LIU, L. Particle swarm optimization algorithm: an overview. **Soft Computing**, Springer, v. 22, n. 2, p. 387–408, 2018. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1007/s00500-016-2474-6>>. Acesso em: 17 mai. 2019.

WANG, L. et al. Pixelated source optimization for optical lithography via particle swarm optimization. **Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS**, International Society for Optics and Photonics, v. 15, n. 1, p. 013506, 2016. Disponível em: <<https://spie.org/publications/journal/10.1117/1.JMM.15.1.013506?SSO=1>>. Acesso em: 13 mar. 2019.

XU, H.; LIU, X.; SU, J. An improved grey wolf optimizer algorithm integrated with cuckoo search. In: IEEE. **2017 9th IEEE international conference on intelligent data acquisition and advanced computing systems: technology and applications (IDAACS)**. 2017. v. 1, p. 490–493. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8095129>>. Acesso em: 21 nov. 2018.

YANG, X.-S. Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation. **arXiv preprint arXiv:1003.1409**, 2010. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/1003.1409>>. Acesso em: 11 fev. 2019.

YANG, X.-S.; DEB, S. Cuckoo search via lévy flights. In: IEEE. **2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC)**. 2009. p. 210–214. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/5393690>>. Acesso em: 19 mai. 2019.

YANG, X.-S.; HE, X. Firefly algorithm: recent advances and applications. **arXiv preprint arXiv:1308.3898**, 2013. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/1308.3898>>. Acesso em: 11 fev. 2019.