

Análise de diferentes técnicas de MPPT aplicadas a sistemas fotovoltaicos sob condições de sombreamento parcial

Lucas Mendonça Andrade, Paula dos Santos Vicente, Fernando Lessa Tofoli, Eduardo Moreira Vicente

Electrical Engineering Department, Federal University of São João del-Rei – UFSJ, São João del-Rei, Brazil (andrademendoncalucas@gmail.com, paulasantos@ufs.edu.br, fernandolessa@ufs.edu.br, eduardomoreira@ufs.edu.br)

Abstract: In a photovoltaic panel, due to obstacles or uneven shading, the modules may be exposed to different levels of irradiance, causing the appearance of several power peaks. To extract maximum power from a PV system, a maximum power point tracker must be used. This device consists of a DC-DC converter, capable of changing the characteristics of the load connected to the panel. The objective of this paper is to analyze different tracking techniques applied in partial shading conditions. This type of analysis is important because, if a local maximum is tracked instead of the global maximum, there will be a significant loss of power. The simulation results proved that the conventional techniques are not suitable for these conditions and that the techniques based on artificial intelligence obtain better performances.

Resumo: Em um painel fotovoltaico, em virtude de obstáculos ou do sombreamento não uniforme, os módulos podem estar expostos a diferentes níveis de irradiância, ocasionando o surgimento de mais de um pico de potência. Para extrair a máxima potência de um sistema fotovoltaico, um rastreador do ponto de máxima potência deve ser utilizado. Este dispositivo é constituído de um conversor CC-CC, capaz de alterar as características da carga conectada ao painel. O objetivo deste trabalho é analisar algumas das diferentes técnicas de rastreamento aplicadas em condições de sombreamento parcial. Este tipo de análise é importante, pois caso um máximo local seja rastreado em detrimento ao máximo global, ocorrerá uma perda de potência significativa. Os resultados computacionais comprovam que técnicas convencionais não são adequadas para essas condições e que as técnicas baseadas em inteligência artificial obtém melhores desempenhos.

Keywords: PSO; fuzzy logic; maximum power point tracker; global maximum; photovoltaic systems.

Palavras-chaves: PSO; lógica *fuzzy*; rastreador do ponto de máxima potência; máximo global; sistemas fotovoltaicos.

1. INTRODUÇÃO

A energia gerada por um sistema fotovoltaico sofre influência direta das condições atmosféricas nas quais está submetido. Dentre os parâmetros que provocam maior interferência estão a irradiância, que é a medida da potência solar por área, e a temperatura do módulo. Em suma, quanto maior o nível de irradiância e menor a temperatura do sistema, maior é o nível de potência possível de ser gerado.

A potência de saída está intrinsecamente relacionada ao nível de tensão em que o sistema opera. De tal forma, a curva de operação, comumente conhecida por curva P-V, é a representação do valor de potência gerado em função de sua tensão de operação. Essa curva, em situações de iluminação uniforme, apresenta um único pico de potência, o MPP (sigla em inglês para *Maximum Power Point*), ou seja, há apenas um valor de tensão na qual a máxima energia disponível é extraída.

O formato da curva P-V está diretamente relacionado com os níveis de irradiância e de temperatura (Vicente et al, 2015). A

irradiância está inteiramente relacionada com a capacidade de geração de corrente, ou seja, quanto maior a irradiância, maior será a corrente possível de ser gerada e a temperatura está inversamente relacionada com a tensão máxima do sistema e, portanto, quanto maior a temperatura, menor é a tensão máxima possível de ser gerada.

Como as condições atmosféricas alteram-se a todo momento durante o dia, a curva P-V também se altera e, portanto, um dispositivo deve ser acoplado ao sistema fotovoltaico para que este sempre opere na máxima potência disponível. Esse dispositivo é conhecido como rastreador de máxima potência. Um sistema de rastreamento do ponto de máxima potência ou MPPT (sigla em inglês para *Maximum Power Point Tracking*), consiste em um conversor CC-CC que, ao apresentar variação em sua razão cíclica de operação, altera também a tensão do sistema e, conseqüentemente, a potência gerada. Como demonstrado em (Silva et al, 2017), ao se alterar a razão cíclica do conversor, caso este seja abaixador-elevador, entre 0 e 100%, obtém-se todos os pontos da curva P-V. Assim, para que o sistema seja otimizado, basta encontrar a razão cíclica que resulte na máxima potência.

Para encontrar a razão cíclica ideal de operação, técnicas computacionais de otimização são utilizadas. Na literatura, diversas metodologias são encontradas. Entretanto, de acordo com (Dhimish et al, 2019), a escolha da técnica a ser utilizada depende de fatores como: velocidade e precisão no rastreamento, nível de complexidade dos sensores utilizados e custo dos equipamentos necessários. De tal forma, em relação ao nível de complexidade, as técnicas convencionais, como Perturba e Observa e Condutância Incremental, podem ser citadas como técnicas de fácil implementação. Por sua vez, técnicas que se baseiam em inteligência artificial, como Otimização por Enxame de Partículas, Otimização por Colônia de Formigas e técnicas baseadas em Lógica *Fuzzy* e Redes Neurais Artificiais (Elobaid et al, 2015), (Bataineh et al, 2019), (Purnama et al, 2011), por exemplo, apresentam um maior grau de complexidade e um maior esforço computacional.

Em relação à eficiência, duas situações devem ser analisadas. Quando o sistema está submetido a níveis homogêneos de irradiância, ou seja, quando todos os seus módulos recebem o mesmo valor de potência solar, as técnicas convencionais são capazes de rastrear o MPP com eficiência. Entretanto, quando os módulos recebem diferentes níveis de irradiância, em uma condição conhecida como sombreamento parcial ou PSC (sigla em inglês para *Partial Shading Condition*), a curva P-V, devido às características construtivas do arranjo (Yang et al, 2018), passa a apresentar mais de um pico de potência, sendo que um destes é um pico global e os demais, com valores de potência inferiores, são conhecidos como locais. Nessa condição, as técnicas convencionais rastreiam o primeiro pico a ser encontrado, que pode ser o global ou um local, resultando, ao rastrear um pico local, em perda de potência. Portanto, sob PSC, é preferível a utilização de técnicas capazes de distinguir o nível de potência entre os diferentes picos. Nesse caso, os melhores exemplos baseiam-se nos conceitos de inteligência artificial.

Desse modo, este artigo tem o objetivo de analisar diferentes técnicas de MPPT em condições de sombreamento parcial, por meio de simulações no *software* PSIM. Dentre as diversas técnicas, optou-se por analisar a Condutância Incremental, a Otimização por Enxame de Partículas e a sua versão mais determinística, e, por fim, utilizou-se também da lógica *Fuzzy*.

2. TÉCNICAS DE MPPT ANALISADAS

2.1 Condutância Incremental

A Condutância Incremental é uma das técnicas convencionais de rastreamento do ponto de máxima potência, que pode ser considerada uma evolução do método Perturba e Observa. Devido à metodologia empregada, a Condutância Incremental apresenta vantagens em relação às demais técnicas.

Esta técnica é baseada no conceito da derivação de pontos específicos de uma curva, em que a derivada do termo dependente em relação ao independente apresenta valor positivo em situações de inclinação positiva, negativo quando a inclinação é negativa e nulo no pico, ou seja, quando a inclinação é nula. De tal forma, este conceito é utilizado em um MPPT para encontrar o ponto em que a derivada da

potência do sistema em relação à sua tensão de operação é nula. Na Fig. 1 está demonstrado o funcionamento da técnica.

Nessa figura, a curva P-V representa um sistema submetido a irradiância uniforme e os círculos representam os pontos de operação do sistema. Inicialmente, define-se um ponto de operação qualquer, representado pelo ponto onde a seta 1 se origina. O sistema opera com esse valor durante um período de aferição, para que o conversor se estabilize, e a potência é medida. Após isso, uma perturbação, representada pela seta 1, é aplicada ao valor da razão cíclica e a nova potência é mensurada. Com esses dois valores, pode-se utilizar o conceito da derivação para definir a localização do ponto de operação na curva. Para tanto, uma simplificação no procedimento de cálculo é comumente utilizada e está representada em (1), em que V é a tensão do sistema, I é a corrente, P é a potência e j é a iteração atual.

$$\frac{dP}{dV} = \frac{d(V.I)}{dV} = I + V \cdot \frac{dI}{dV} = I_j + V_j \cdot \frac{I_j - I_{j-1}}{V_j - V_{j-1}} \quad (1)$$

Com isso, o resultado de (1) será um valor positivo ou negativo. Caso seja positivo, o sentido da perturbação previamente aplicada está otimizando o sistema, pois houve um incremento de potência. Caso seja negativo, o passo, que sempre é constante, aplicado à razão cíclica, deve ter o seu sinal modificado e, conseqüentemente, passa a otimizar o sistema. Na Fig. 1, o passo inicial resultou em um incremento de potência e, portanto, o seu sentido é mantido nas próximas iterações até chegar no ponto de operação III, quando ocorre um decréscimo de potência. Nessa situação, o passo tem o seu sinal trocado e altera o sistema até que este volte para I, onde, novamente, o sinal é modificado. Desta forma, na Condutância Incremental o sistema nunca opera exatamente no máximo valor de potência, mas oscila ao redor deste.

2.2 Otimização por Enxame de Partículas

A Otimização por Enxame de Partículas ou PSO (sigla em inglês para *Particle Swarm Optimization*) foi inicialmente proposta em (Eberhart et al, 1995) e é classificada como um algoritmo evolucionário, porque tem a sua lógica de funcionamento baseada no comportamento social de pássaros, peixes, entre outros animais. Na literatura, diversos algoritmos evolucionários podem ser encontrados, entretanto, o PSO é um dos métodos que apresenta menor tempo de convergência e melhor eficácia, como demonstrado em (Choutpalli et al, 2018).

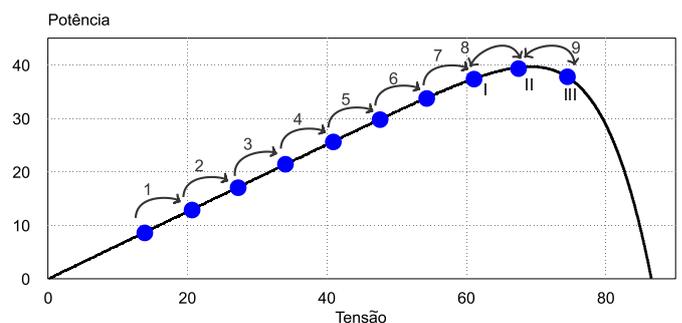


Fig. 1 Funcionamento da técnica da Condutância Incremental.

Ao contrário da Condutância Incremental, o PSO apresenta mais de uma razão cíclica inicial, as partículas. A modificação da posição dessas na curva não apresenta mais um passo fixo, sendo agora um valor calculado, que é dependente tanto dos valores de potência, já obtidos por cada partícula, como do melhor valor obtido até então pelo conjunto, ou enxame. Essas características do PSO são primordiais para a diferenciação do máximo global em relação aos demais picos, o que resulta, na maioria das vezes, no rastreamento do MPP global em PSC.

As posições das partículas na curva são inicialmente geradas aleatoriamente. Após isso, a potência de cada partícula é mensurada e os melhores valores de potência e de sua respectiva posição são armazenados, tanto para cada partícula individualmente quanto para o enxame. Após essa definição, a variação de posição de cada partícula é calculada por (2). Na literatura, o passo realizado é conhecido como velocidade.

$$v_i^{j+1} = \omega \cdot v_i^j + c_1 \cdot r_1 \cdot (D_{best_i} - D_i^j) + c_2 \cdot r_2 \cdot (GD_{best} - D_i^j) \quad (2)$$

Em (2), v representa a velocidade, i é a identificação da partícula, j é o número da iteração, D é a razão cíclica, sendo D_{best} a melhor posição da partícula obtida até então e GD_{best} a melhor posição obtida por todo o enxame até então. Os parâmetros de calibração, ou seja, aqueles cujos valores são definidos pelo projetista, são ω , c_1 e c_2 , que representam, respectivamente, o coeficiente de inércia, coeficiente cognitivo e social. O valor do primeiro, em geral menor do que um, indica o quanto a nova velocidade da partícula é dependente do seu valor anterior. E os demais, que geralmente são próximos da unidade, indicam o quanto a velocidade é dependente da melhor posição da partícula e do enxame, respectivamente. Por fim, r_1 e r_2 apresentam valores aleatórios entre zero e um.

A cada iteração, os novos valores de potência são medidos e comparados com os melhores valores e, caso sejam maiores do que estes, os substituem. Nesse caso, novas velocidades são calculadas e, por fim, adicionadas cada uma à posição de sua respectiva partícula.

Devido ao equacionamento, as partículas tendem a se direcionar para a melhor posição obtida pelo enxame que, na maioria das vezes, coincide com o máximo global da curva. Entretanto, devido à não limitação do valor da velocidade e da aleatoriedade nas posições iniciais, o método pode rastrear ou um pico local ou convergir para uma posição que não seja um pico. Ao não limitar a velocidade, as partículas podem passar de uma posição antes de um pico para uma seguinte após o mesmo, sem que este influencie as partículas, o que pode resultar no rastreamento de um máximo local. Em relação à aleatoriedade das posições iniciais, o espaçamento entre as partículas é primordial. Caso essas sejam inicializadas muito próximas, podem convergir para uma posição que pode não ser, necessariamente, um pico. Isso ocorre pois a velocidade calculada tende a diminuir quando as partículas estão próximas umas das outras.

Pelo fato dos pontos negativos serem discutidos na literatura, modificações do PSO são encontradas como em (Ishaque et al, 2013), em que uma versão determinística da técnica é

proposta, conhecida como DPSO (sigla em inglês para *Deterministic Particle Swarm Optimization*).

2.3 Deterministic Particle Swarm Optimization

Como já mencionado, o DPSO é uma versão aprimorada do PSO, que, entre outras alterações no método, propõe a retirada da aleatoriedade, o que torna o método mais propenso a rastrear o máximo global.

Ao se retirar a aleatoriedade, as partículas são inicializadas em posições determinadas pelo projetista e a equação da velocidade passa a ser definida por (3).

$$v_i^{j+1} = \omega \cdot v_i^j + D_{best_i} + GD_{best} - 2 \cdot D_i^j \quad (3)$$

A diferença de (3) em relação à (2) está no fato de que c_1 , r_1 , c_2 e r_2 passam a ser considerados unitários. Tal fato diminui o número de elementos a serem calibrados e resulta no direcionamento das partículas em relação à melhor posição do enxame.

Além da retirada da aleatoriedade, para a avaliação que será realizada neste artigo, limitou-se o valor da velocidade, para que todos os picos influenciem as partículas, como 0,035 (Ishaque et al, 2013). E, por fim, o DPSO foi definido em dois modos de operação: global, em que utiliza-se o DPSO e local, em que utiliza-se uma técnica convencional, como o Perturba e Observa (P&O) ou a Condutância Incremental, que apresentam lógicas de funcionamento semelhantes. O modo global só é utilizado em PSC e o modo local é utilizado em situações de irradiância uniforme e após o modo global convergir, realizando assim, pequenas correções no ponto de operação. A maneira como a ocorrência da PSC é encontrada pelo método é definida em (Nguyen et al, 2010). Entretanto, existem determinados padrões de PSC que podem não ser perceptíveis ao método, o que, neste caso, iria ocasionar a utilização do modo local de forma precipitada, podendo resultar em perda de potência, (Nguyen et al, 2010).

Apesar da melhoria evidente na técnica, em (Andrade et al, 2019), um erro decorrente de (3) foi evidenciado e uma proposta de correção computacional foi sugerida. Tal fato ocorre quando uma das partículas encontra-se nas proximidades da posição intermediária entre o melhor valor que esta encontrou e o melhor valor que o enxame encontrou, o que é passível de acontecer em PSC. Nessa situação, a nova velocidade passa a depender praticamente apenas do coeficiente de inércia e da velocidade anterior, o que se assemelha à condição em que as partículas estão próximas de convergir em um pico e diminuem as suas velocidades. Entretanto, nesse novo caso, a partícula problemática fica estagnada nessa posição, não convergindo, o que resulta em perda de potência para o sistema, pois mesmo que as outras partículas encontrem o máximo global, a partícula em questão sempre será utilizada no conversor para obter o seu valor de potência.

Para corrigir essa situação, a correção computacional proposta consiste na alteração da melhor posição da partícula armazenada para a posição de estagnação, o que faz com que

a partícula volte a contribuir com o rastreamento. Para definir a estagnação, basta comprovar que a partícula está na proximidade da posição problemática por um número de iterações qualquer. Para esse estudo, escolheu-se o valor de três iterações, assim como em (Andrade et al, 2019).

2.4 Lógica Fuzzy aplicada a MPPT

A Lógica *Fuzzy* ou Difusa, ao contrário da lógica binária, que usa apenas valores booleanos 0 e 1, apresenta seu funcionamento baseado em graus de pertinência, que podem apresentar qualquer valor pertencente ao intervalo entre 0 e 1. Nas aplicações em MPPT, essa lógica apresenta o objetivo de anular a derivada da potência em relação à tensão, definida em (1), que é vista como sendo o erro do sistema.

Para isso, o erro e a variação deste são classificados em diferentes grupos conforme o seu valor. O grau de pertinência à esses grupos, ou subconjuntos *Fuzzy*, é conhecido como valor *Fuzzy*. Por exemplo, o erro pode apresentar valor *Fuzzy* de 0,5 para o subconjunto fictício A, 0,6 para o subconjunto B e 0 para os subconjuntos C e D. Portanto, nesse exemplo, o erro pertence mais ao subconjunto B do que ao A e não pertence ao C e D.

Após a definição dos graus de pertinência dos parâmetros de entrada, define-se o valor *Fuzzy* da saída, que é posteriormente transformado em um valor real e adicionado como passo à razão cíclica atual de funcionamento do conversor CC-CC. Após a adição do passo, uma nova iteração é iniciada e esse procedimento ocorre até que o erro e sua variação se anulem.

Cada iteração é dividida em quatro etapas: *Fuzzification*, *Rule Base*, *Inference Engine* e *Defuzzification*. Antes de inicializar a técnica, deve-se definir a quantidade de subconjuntos e suas formas, o que interfere diretamente na eficiência da técnica. Para a comparação com as demais técnicas, considerou-se o formato dos subconjuntos similar ao definido em (Purnama et al, 2011) e estes estão demonstrados na Fig. 2.

Na Fig. 2, o conjunto mais acima representa os subconjuntos da derivada ou erro (E), o conjunto do meio apresenta os subconjuntos da variação da derivada (CE) e mais abaixo o conjunto *Fuzzy* da saída (dD) é representado. Para os três conjuntos considerou-se sete subconjuntos: negativo grande (MB, sigla em inglês para *Minus Big*), negativo médio (MM, sigla em inglês para *Minus Medium*), negativo pequeno (MS, sigla em inglês para *Minus Small*), zero (ZO), positivo pequeno (PS, sigla em inglês para *Positive Small*), positivo médio (PM, sigla em inglês para *Positive Medium*) e positivo grande (PB, sigla em inglês para *Positive Big*). Em todos os conjuntos, o eixo das abscissas representa o valor real das variáveis e o eixo das ordenadas representa o grau de pertinência. O cálculo do grau depende do formato do conjunto e para os subconjuntos definidos, deve-se utilizar (4) e (5).

$$u = \max \left(\min \left(\frac{x - x_0}{x_1 - x_0}, 1, \frac{x_3 - x}{x_3 - x_2} \right), 0 \right) \quad (4)$$

$$u = \max \left(\min \left(\frac{x - x_2}{x_3 - x_2}, \frac{x_4 - x}{x_4 - x_3} \right), 0 \right) \quad (5)$$

Nas duas equações, u representa o grau de pertinência e x representa o valor da variável. A expressão (4) é utilizada para determinar o grau de pertinência para subconjuntos em formato de trapézios, como o subconjunto MB em E e CE. Nessa equação, x_0 representa o ponto mais à esquerda (-8 em MB), x_1 representa o ponto mais à esquerda da base menor (-6 em MB), x_3 representa o ponto mais à direita (-2 em MB) e x_2 representa o ponto mais à direita da base menor (-4 em MB). Por sua vez, a expressão (5) é utilizada para determinar o grau de pertinência para o subconjunto em formato de triângulo, como ZO. Nesse caso, x_2 é o ponto mais à esquerda (-1 em ZO), x_3 é o ponto referente ao vértice do pico (0 em ZO) e x_4 é o ponto mais à direita (1 em ZO).

Para a realização da *Fuzzification*, deve-se, inicialmente, escolher uma razão cíclica qualquer e obter, após o período de aferição, o valor da derivada e da variação de seu valor. Posteriormente, obtém-se os valores dos graus de pertinência a partir de (4) e (5).

Após a *Fuzzification*, deve-se definir o valor *Fuzzy* da saída, o que ocorre nas etapas *Rule Base* e *Inference Engine*. Na etapa *Rule Base*, os subconjuntos da saída são definidos em função dos subconjuntos das entradas que apresentaram valor *fuzzy* não nulo. Essa relação é definida na Fig. 3.

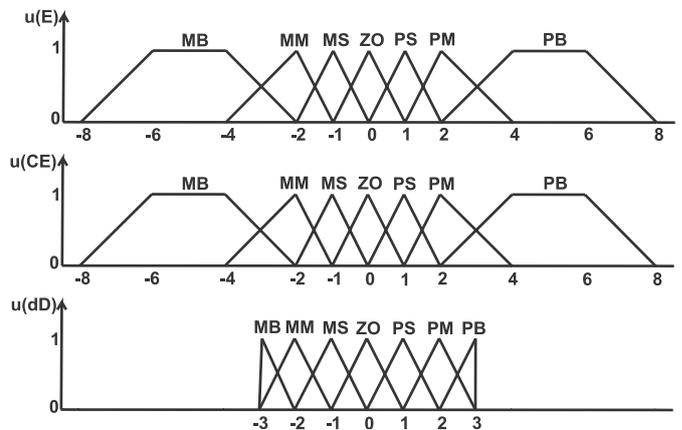


Fig. 2 Conjuntos *Fuzzy* utilizados na implementação da Lógica *Fuzzy* nas simulações.

| E \ CE | MB | MM | MS | ZO | PS | PM | PB |
|--------|----|----|----|----|----|----|----|
| MB | MB | MB | MB | MB | MM | MS | ZO |
| MM | MB | MB | MB | MM | MS | ZO | PS |
| MS | MB | MB | MM | MS | ZO | PS | PM |
| ZO | MB | MM | MS | ZO | PS | PM | PB |
| PS | MM | MS | ZO | PS | PM | PB | PB |
| PM | MS | ZO | PS | PM | PB | PB | PB |
| PB | ZO | PS | PM | PB | PB | PB | PB |

Fig. 3 *Fuzzy Rule Base* utilizada na implementação da Lógica *Fuzzy* nas simulações.

Com os subconjuntos *Fuzzy* da saída definidos, deve-se encontrar, de fato, o valor *Fuzzy* da saída, que é obtido na etapa conhecida como *Inference Engine*. Nesse procedimento, diversos métodos podem ser utilizados, mas entre os mais comuns tem-se o método de Mamdani, que utiliza o valor máximo entre os valores mínimos da relação entre os subconjuntos *Fuzzy* da entrada. Para exemplificação, pode-se considerar que E pertença a MB e MM e que CE pertença apenas a MB. Desta forma, de acordo com a Fig. 3 o subconjunto da saída será apenas MB e o seu grau de pertinência, de acordo com o método de Mamdani, será definido por (6).

$$dD_{MB} = \max(\min(E_{MB}, CE_{MB}), \min(E_{MM}, CE_{MB})) \quad (6)$$

Em (6), E_{MB} , E_{MM} , CE_{MB} e dD_{MB} são os graus de pertinência de E em MB e MM, de CE em MB e de dD em MB, respectivamente. Após a definição dos graus de pertinência da saída em relação aos diferentes subconjuntos, deve-se determinar o valor real do passo a ser incrementado à razão cíclica atual no procedimento conhecido como *Defuzzification*. Novamente, diferentes técnicas são propostas na literatura, mas optou-se pela utilização do método do centroide, que utiliza dos subconjuntos da saída resultantes da limitação no eixo das ordenadas pelo valor do grau de pertinência. Ou seja, se para um subconjunto triangular, a saída apresentar um valor *Fuzzy* de 0,6, este passa a ser considerado na *Defuzzification* como um trapézio de altura 0,6, por exemplo. De tal forma, com a reformulação dos subconjuntos, obtém-se o valor real do passo dD a partir do valor do centro de gravidade no eixo das abscissas e do valor das áreas desses subconjuntos, conforme definido em (7).

Em (7), A e x são a área e o centro de gravidade, respectivamente, e os subíndices indicam os subconjuntos *Fuzzy*. Em geral, o valor de dD não se adequa ao sistema e, portanto, é necessário multiplicá-lo por um fator para reduzi-lo. Por fim, deve-se ressaltar que os quatro procedimentos são

realizados sobre o ponto de operação atual do sistema a cada iteração, o que demonstra a complexidade da técnica.

Apesar de ser um método rápido e eficiente, a *Lógica Fuzzy* deve passar por modificações para ser implementada em PSC, pois como o objetivo da técnica é anular a derivada da potência em relação à tensão, esta acaba rastreando o primeiro pico que encontra, o que resulta nos mesmos problemas da técnica da Condutância Incremental.

3. SIMULAÇÕES

As simulações foram realizadas no *software* PSIM e o esquemático utilizado está representado na Fig. 4. O conversor CC-CC utilizado foi o conversor Cúk, em que todos os dispositivos foram considerados ideais. O arranjo fotovoltaico considerado foi um 3x3 série-paralelo, em que o módulo fotovoltaico simulado foi o KM(P)5, cujos dados reais e obtidos em simulação, considerando uma irradiância de 1000 W/m² e temperatura de 25 °C, estão presentes na Tabela 1. Por fim, para a implementação dos códigos, utilizou-se a ferramenta “C Block”.

Tabela 1 - Comparação entre o modelo obtido e a folha de dados do módulo fotovoltaico KM(P)5.

| Parâmetro | KM(P)5 | Modelo |
|----------------------------|---------|---------|
| Tensão de circuito aberto | 21,52 V | 21,52 V |
| Corrente de curto-circuito | 0,31 A | 0,31 A |
| Potência máxima | 5 W | 4,93 W |
| Tensão de MPP | 17,56 V | 17,42 V |
| Corrente de MPP | 0,286 A | 0,283 A |

$$dD = \frac{A_{MB} \cdot x_{MB} + A_{MM} \cdot x_{MM} + A_{MS} \cdot x_{MS} + A_{ZO} \cdot x_{ZO} + A_{PS} \cdot x_{PS} + A_{PM} \cdot x_{PM} + A_{PB} \cdot x_{PB}}{A_{MB} + A_{MM} + A_{MS} + A_{ZO} + A_{PS} + A_{PM} + A_{PB}} \quad (7)$$

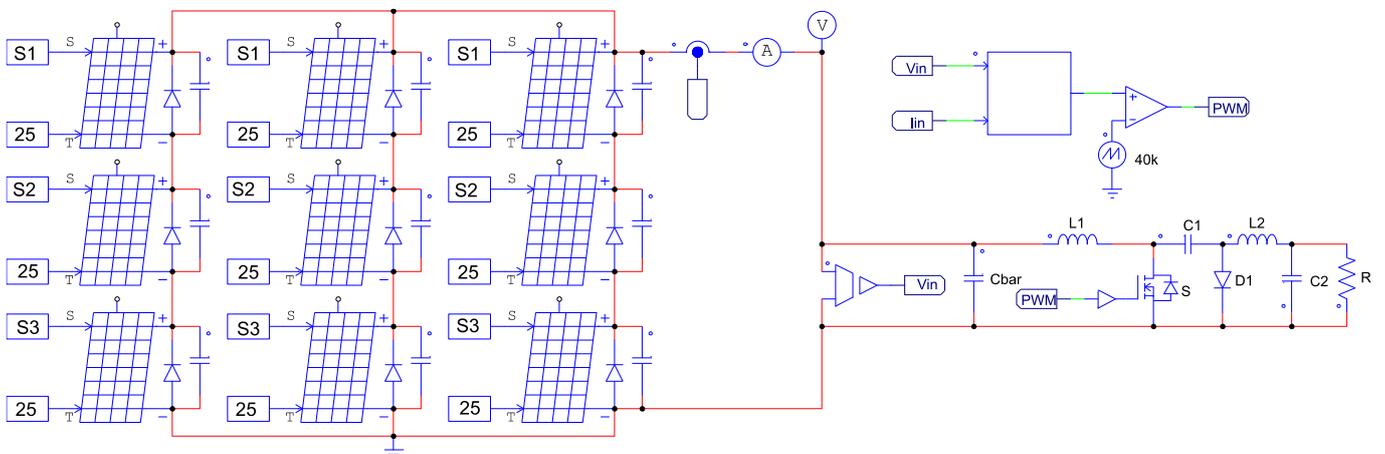


Fig. 4 Esquemático utilizado nas simulações no *software* PSIM.

Os valores dos componentes utilizados no conversor, assim como os parâmetros da simulação, estão representados na Tabela 2. Para que fosse possível a simulação da ocorrência de diferentes níveis de irradiância em um ramo série de módulos, também conhecido como *string*, foi necessária a utilização de capacitores de 1 nF em paralelo com todos os módulos. Além do mais, para que a ocorrência de PSC não seja prejudicial para os módulos em situações reais, é comum a utilização de diodos *by-pass* em paralelo com os mesmos (Alqaisi et al, 2019), o que é a razão da ocorrência de múltiplos picos na curva P-V. Nas simulações, utilizaram-se diodos ideais para essa função. As curvas P-V, para os padrões de PSC considerados, estão representadas na Fig. 5.

Para a comparação entre as técnicas, algumas considerações foram realizadas. Na Condutância Incremental, a razão cíclica inicial considerada foi de 0,25 e o passo fixo de 0,0125. No PSO, as partículas não tiveram inicialização aleatória e foram iniciadas em 0,25, 0,5 e 0,75. O ω considerado foi de 0,4 e c_1 e c_2 tiveram valores iguais a 0,8 e 1,2, respectivamente, para que as partículas tendessem a se movimentar em direção à melhor posição encontrada pelo enxame. No DPSO, a inicialização e o valor de ω foram iguais ao PSO e, no modo local, aplicou-se a Condutância Incremental com passo de 0,005, uma vez que este é utilizado apenas para realizar pequenas correções. Além do mais, não aplicou-se o teste de PSC e a correção computacional foi aplicada. Na lógica *Fuzzy* aplicada à MPPT, considerou-se novamente a inicialização em 0,25 e em todo o procedimento utilizaram-se os métodos e os subconjuntos apresentados em (Nguyen et al, 2010). Por fim, para que a saída da lógica adeque-se ao sistema, a mesma foi multiplicada por 0,04 e considerou-se que a técnica convergia quando o erro e sua variação fossem menores do que 0,2.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para comparar as técnicas, os parâmetros considerados foram: rastreamento do pico global, tempo necessário para convergir e potência média após a convergência até o final da simulação.

Assim, como esperado, as técnicas Condutância Incremental e Lógica *Fuzzy* rastream o primeiro pico encontrado que, devido ao conversor utilizado e ao valor inicial de 0,25, foi sempre o pico mais à direita. O PSO rastreou o pico central na Condição 1, mas rastreou o pico global nas demais condições. Por fim, o DPSO rastreou o máximo global em todas as condições, apresentando a melhor eficácia.

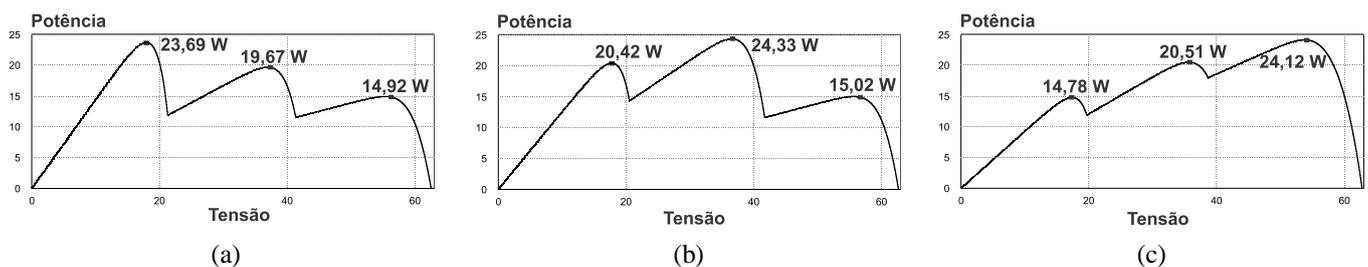


Fig. 5 Curvas P-V com os padrões de irradiância considerados nas simulações: (a) Condição 1 - $P_{MAX}=23,69$ W, (b) Condição 2 - $P_{MAX}=24,33$ W, (c) Condição 3 - $P_{MAX}=24,12$ W.

Em relação à potência média após a convergência, o gráfico representado na Fig. 6 demonstra os resultados por meio da porcentagem em relação ao valor do pico global.

Na Fig. 6, *CI* simboliza Condutância Incremental e *LF* simboliza a Lógica *Fuzzy*. Conforme demonstrado, na Condição 1, o melhor desempenho foi do DPSO com 99,82% de eficácia, na Condição 2 foi o PSO com 99,77% e na terceira foi a Lógica *Fuzzy* com 99,89%. Além do mais, este gráfico comprova a maior eficácia do DPSO em relação às demais técnicas, pois este apresentou porcentagem superior a 99% em todas as condições.

Em relação ao tempo necessário para convergir, cabe comparar apenas as situações em que todas as técnicas convergiram. De tal forma, a Tabela 3 apresenta os tempos de convergência para as técnicas na Condição 3.

Como demonstrado na Tabela 3, a Lógica *Fuzzy* apresentou o menor tempo para convergir nessa situação, o que resultou em um maior rendimento em relação às demais técnicas nessa condição, como representado na Fig. 6. Em relação à condição 2, em que o PSO e o DPSO convergiram, o tempo de convergência foi de 0,9 e 1,65 segundos, respectivamente. Tal fato deve-se, principalmente, à limitação da velocidade do DPSO, o que acarreta em uma maior eficiência mas em um maior período de tempo necessário para convergir.

Tabela 2 - Dados do conversor utilizado nas simulações.

| Item | Valor |
|---------------------|------------------|
| L1 | 43,3871 mH |
| L2 | 43,3871 mH |
| C1 | 4,5016 μ F |
| C2 | 45,0163 nF |
| R | 69,4194 Ω |
| Cbar | 220 μ F |
| Frequência | 40 kHz |
| Tempo total | 3 s |
| Time step | 1,5 μ s |
| Período de aferição | 0,05 s |

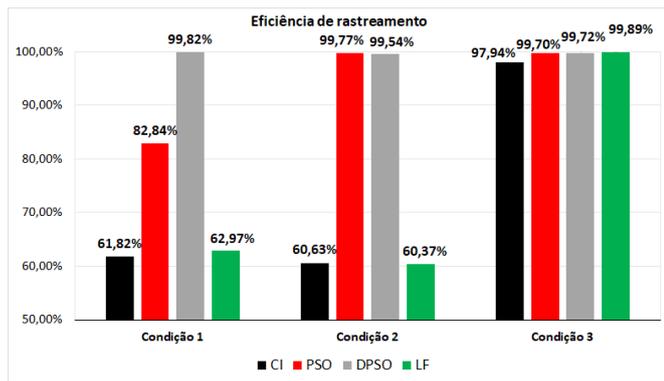


Fig. 6 Demonstração da eficiência das técnicas nas condições analisadas.

Tabela 3 - Tempos de convergência para todas as técnicas na Condição 3.

| Técnica | Tempo para convergir |
|-------------------------|----------------------|
| Condutância Incremental | 0,80 segundos |
| PSO | 1,25 segundos |
| DPSO | 1,65 segundos |
| Lógica Fuzzy | 0,50 segundos |

Por fim, para comprovar a eficiência da correção computacional aplicada ao DPSO, simulou-se o método sem esta, o que resultou na convergência apenas para a Condição 3, na qual a correção não foi necessária. Para evidenciar a necessidade da mesma, na Tabela 4 estão representadas as potências médias durante todo o período de simulação para as Condições 1 e 2, para o método com e sem correção.

Conforme demonstrado na Tabela 4, a ausência da correção resulta em perda de potência. Como, nessas condições de erro, a partícula travada continua a ser testada no conversor, a perda de potência média tenderia a aumentar, caso fosse considerado um tempo maior de simulação. De tal forma, a aplicação da correção demonstra-se imprescindível para a utilização da técnica.

5. CONCLUSÕES

Conforme comprovado nas simulações, técnicas que apresentam lógicas capazes de distinguir os diferentes picos em uma curva P-V, durante uma condição de sombreamento parcial, são mais eficientes.

Consequentemente, para que técnicas como a Condutância Incremental e a Lógica Fuzzy possam ser utilizadas em situações de sombreamento parcial, é necessário modificá-las e adaptá-las a essas situações.

Tabela 4 - Potências médias para o DPSO com e sem correção.

| | Condição 1 | Condição 2 |
|--------------|------------|------------|
| Com correção | 20,2208 W | 21,2662 W |
| Sem correção | 17,3176 W | 19,7381 W |

Os algoritmos evolucionários PSO e DPSO apresentaram bom desempenho em todas as condições simuladas, obtendo rendimento superior a 80%, mesmo com o rastreamento de um máximo local na Condição 1 pelo método PSO. Ao comparar as duas técnicas, o DPSO apresentou uma melhor eficácia devido ao caráter determinístico empregado. Apesar disso, em função das modificações, a técnica demanda um maior período para convergir, o que, entretanto, não resulta em uma perda de potência considerável, quando comparado ao rastreamento de um máximo local.

Portanto, entre todas as técnicas comparadas, o DPSO apresentou um melhor desempenho e a sua correção demonstrou-se imprescindível na maioria das situações avaliadas.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao INERGE, à UFSJ e às agências de fomento CAPES, CNPq e FAPEMIG pelo apoio financeiro no desenvolvimento desse trabalho.

REFERÊNCIAS

- Alqaisi, Z., Mahmoud, Y. (2019). Comprehensive study of partially shaded PV modules with overlapping diodes, IEEE Access, vol. 7, 172665-172675.
- Andrade, L. M., Vicente, P. d. S., Tofoli, F. L., Vicente, E. M. (2019). A critical analysis of PSO and its variations applied to MPPT for PV systems under partial shading condition, 2019 IEEE 15th Brazilian Power Electronics Conference and 5th IEEE Southern Power Electronics Conference (COBEP/SPEC), 1-6.
- Bataineh, K. (2019). Improved hybrid algorithms-based MPPT algorithm for PV system operating under severe weather conditions, IET Power Electronics, vol. 12, no. 4, 703-711.
- Choutpalli, H., Bharath, K. R., Kanakasabapathy, P. (2018). A review on advanced MPPT methods for SPV system under partial shaded condition. International Conference on Control, Power, Communication and Computing Technologies (ICCPCT).
- Dhimish, M. (2019). Assessing MPPT techniques on hot-spotted and partially shaded photovoltaic modules: comprehensive review based on experimental data. IEE Transactions on Electron Devices, vol. 66.
- Eberhart, R., Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. Proceedings of the sixth international: symposium on micro machine and human science, 39-43.

- Elobaid, L. M., Abdelsalam, A. K., Zakzouk, E. E. (2015). Artificial neural network-based photovoltaic maximum power point tracking techniques: a survey. *IET Renewable Power Generation*, vol. 9, no. 8, 1043-1063.
- Ishaque, K., Salam, Z. (2013). A deterministic particle swarm optimization maximum power point tracker for photovoltaic system under partial shading condition. *IEE Transactions on Industrial Electronics*, 3195-3206.
- Nguyen, T., Low, K. (2010). A global maximum power point tracking scheme employing DIRECT search algorithm for photovoltaic systems. *IEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 57, 3456-3467.
- Purnama, I. Lo, Y., Chiu, H. (2011). A fuzzy control maximum power point tracking photovoltaic system. *IEE International Conference on Fuzzy Systems*.
- Silva, I. F., Vicente, P. S., Tofoli, F. L., Vicente, E. M. (2017). Portable and low cost photovoltaic curve tracer. *Brazilian Power Electronics Conference (COBEP)*, 1-6.
- Vicente, E. M., Moreno, R. L., Ribeiro, E. R. (2015). MPPT technique based on current and temperature measurements. *International Journal of Photoenergy*, vol. 2015, 1-9.
- Yang, S., Itako, K., Koh, K., Ge, Q. (2018). Monitoring and Suppression of the typical hot-spot phenomenon resulting from low-resistance defects in a PV string. *IEE Journal of Photovoltaics*, vol. 8, no. 6, 1809-1817.