

Comparação Entre Rastreadores Inteligentes Para o Ponto de Máxima Potência De Um Sistema Fotovoltaico

Kaio M. Ramos* Felipe J. S. Vasconcelos*
Lucas V. O. Filgueiras* Paulo D. L. de Oliveira*
Darielson A. Souza* Arthur P. S. Braga*

* Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do
Ceará, CE (e-mails: {kaiomartins, felipe.sousa.vasconcelos,
lucas.filgueiras, daving, darielson arthurp}@dee.ufc.br).

Abstract: Electricity generation is an indispensable factor for society, both for economic and social development. Within this context, renewable sources have been gaining space, one of them being photovoltaic solar. However the efficiency of photovoltaic systems presents nonlinear characteristics due mainly to the variation of temperature and irradiation and, as a consequence, the efficiency achieved. This can be improved by operating at the Maximum Power Point, called MPP, which can be achieved by applying some tracking techniques, called maximum power point trackers (MPPT). This paper discusses the implementation of two intelligent algorithms: one based on particle swarm (PSO) and the other on *fuzzy*, and these are compared with disturb and observe (P&O) in terms of generated power and noise, of the delivered power. The results indicated that the PSO is more effective than the others, delivering higher power. In turn, *fuzzy* delivers less noise in its operation.

Resumo: A geração de energia elétrica é uma fator imprescindível para a sociedade, tanto para o desenvolvimento econômico quanto para o social. Dentro desse contexto, as fontes renováveis vem ganhando espaço, sendo uma delas a solar fotovoltaica. Contudo a eficiência dos sistemas fotovoltaicos apresenta características não lineares devido a variação principalmente da temperatura e irradiação e, como consequência, a eficiência atingida. Isso pode ser melhorado com a operação no ponto de máxima potência, chamado de MPP, que pode ser obtido aplicando algumas técnicas de rastreamento, chamado de rastreadores de ponto de potência máxima (MPPT). Este artigo aborda a implementação de dois algoritmos inteligentes: um baseado em exame de partículas (PSO) e outro em *fuzzy*, e estes são comparados com o perturbe e observe (P&O), em termos de potência gerada e ruído da potência entregue as cargas. Os resultados obtidos indicaram que o PSO é mais eficaz que os demais, entregando uma maior potência. Por sua vez, o *fuzzy* entrega menores ruídos em sua operação.

Keywords: Photovoltaic Systems, PMP Tracker, Efficiency

Palavras-chaves: Sistemas Fotovoltaicos, Rastreador de MPP, Eficiência

1. INTRODUÇÃO

Módulos fotovoltaicos são propícios a variações em seu funcionamento ocasionados principalmente por fatores de origem climática. Tais variações interferem diretamente na potência entregue às cargas, além de ocasionarem complicações nas estruturas fotovoltaicas (Lefevre et al., 2018).

Células fotovoltaicas apresentam, por característica, uma condição exponencial entre corrente e tensão, existindo assim apenas um ponto ótimo de operação. Esse ponto é chamado de ponto de máxima potência, abreviado de MPP. Sua localização muda de acordo com a irradiação recebida e temperatura momentânea da célula. Afim de se evitar operações ineficientes, é necessário uma otimização.

* Os autores agradecem a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior pelo apoio e bolsas concedidas.

O responsável por essa operação é denominado de rastreadores de ponto de máxima potência, o MPPT. Esses se utilizam de circuitos de controle ou lógicas para localizar o MPP (Kalogirou, 2016).

Existem inúmeras técnicas para se buscar o MPP. Normalmente, são divididas em duas classes: técnicas clássicas e baseados em algoritmos inteligentes. As clássicas podem ser citadas como exemplo, corrente de curto-circuito (Noguchi et al., 2002), correlação de ondulação de controle (Casadei et al., 2006) e o perturbe e observe (P&O) (Lin et al., 2011).

Métodos embasados em inteligência computacional compreendem otimização (métodos evolutivos, probabilísticos ou determinísticos), abordagens híbridas (redes neurais, *fuzzy*, dentre outras). Algoritmos bio-inspirados (inspirados no comportamento de seres vivos) estão bem presentes na literatura. Alguns podem ser citados, como pesquisa de

Cuckoo (Ahmed and Salam, 2013), morcegos (Seyedmahmoudian et al., 2018), colônia de formigas (Priyadarshi et al., 2019) e evolução diferencial (Tajuddin et al., 2013).

Contudo, métodos clássicos apresentam operações sob condições irregulares, sobre tudo com mudanças bruscas de irradiância (Mirza et al., 2019). Logo a escolha do MPPT adequado e correto é bastante importante ao se projetar um sistema fotovoltaico, principalmente levando em conta a aplicação escolhida (Mousa et al., 2020).

Explorando essa problemática e abordagens, o presente trabalho busca analisar através de simulações a utilização de dois algoritmos considerados inteligentes, o PSO e a lógica *fuzzy* em relação a um clássico, o P&O. O objetivo é fazer uma comparação entre as técnicas levando em consideração a potência entregue pelo painel, tempo de estabilização e o ruído de saída, sendo esse parâmetro importante uma vez que sinais ruidosos podem prejudicar as cargas. Serão simulados casos com dados reais, onde são observadas mudanças de temperatura e irradiância sobre os painéis. Os dados obtidos e os modelos de painéis utilizados foram retirados do Laboratório de Energias Alternativas (LEA) da Universidade Federal do Ceará (UFC).

O artigo está dividido da seguinte forma: seção 2 corresponde à caracterização do problema, descrevendo brevemente uma representação do sistema simulado, a seção 3 descreve a metodologia, como o tipo de conversor utilizado e funcionamento dos algoritmos, seção 4 apresenta os resultados obtidos e, por último, as conclusões incluindo possibilidades de trabalhos futuros.

2. CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

O sistema fotovoltaico estudado consiste em uma única cadeia de seis módulos com capacidade total de 1,5 kWp. Cada módulo é composto por 60 células de silício multicristalino, garantindo uma eficiência de conversão próxima a 15,3%. Como a matriz é composta por 6 módulos em série, a tensão de circuito aberto da matriz se torna $6 \cdot 38,4 \text{ V} = 230,4 \text{ V}$, enquanto a corrente de curto-circuito permanece a mesma. Os dados de irradiância (W/m^2) e temperatura ($^{\circ}\text{C}$) foram obtidos do LEA em 12 de março de 2018, em 24 horas. A Figura 1 apresenta, respectivamente, uma fatia de 140 minutos da irradiância e temperatura usada para as simulações.

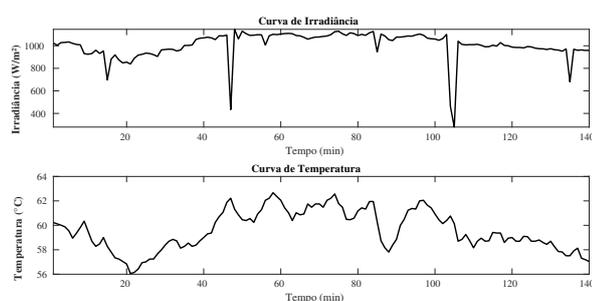


Figura 1. Representação da irradiância e temperatura como entradas do arranjo fotovoltaico

O procedimento de teste é realizado de forma online, incluindo o conversor CC-CC, arranjos fotovoltaicos e carga. A Figura 2 descreve de forma resumida os componentes da simulação. Foram utilizados na simulação, dois diodos de *bypass*.

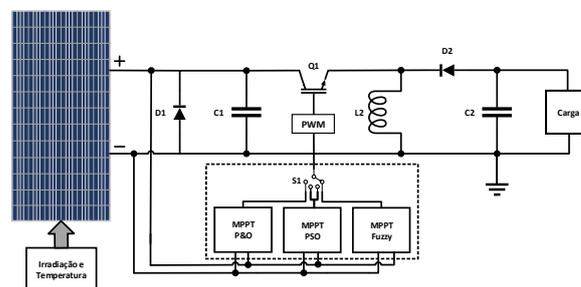


Figura 2. Representação dos componentes usados para a simulação

3. METODOLOGIA

3.1 Conversores CC-CC

Conversores CC-CC compreendem sistemas compostos por dispositivos semicondutores operando como interruptores e por elementos passivos, como indutores e capacitores, os quais tem como objetivo o controle do fluxo de potência de entrada em relação a uma de saída (Petry, 2001).

Existem inúmeros tipos de conversores, com várias funções. Para este trabalho, as simulações são realizadas com o conversor buck-boost. Sua escolha é dada por suas propriedades, tendo características de ambos os conversores buck (a tensão de saída será menor que a tensão de entrada) e boost (a tensão de saída será maior que a tensão de entrada) (Barbi, 2006). Outro motivo para a escolha deste conversor deve-se à necessidade de controlar o fluxo de energia sem prejudicar as áreas de saturação, o que seria prejudicial à carga alimentada. Para este fim, Barbi (2001) indica o uso deste tipo de conversor, por possuir acúmulo indutivo. Na Figura 3, há uma representação do conversor buck-boost.

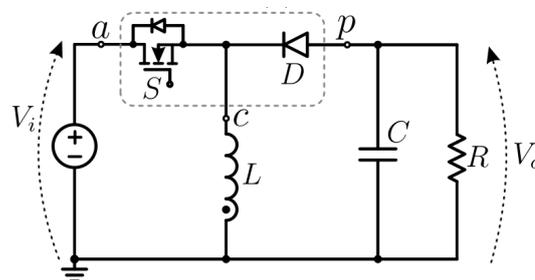


Figura 3. Representação do circuito do conversor Buck-Boost

3.2 Perturbe e Observe P&O

Um dos algoritmos mais difundidos para a pesquisa do MPP consiste no P&O. Isso se deve principalmente ao fato de sua execução ser relativamente simples e consistir no uso

de pequenos estímulos fornecidos ao sistema fotovoltaico. Neste tipo de abordagem, a tensão é periodicamente perturbada e a potência de saída constantemente comparada com a anterior, ao ciclo perturbado.

Um pequeno distúrbio é imposto ao sistema, forçando a potência de saída a ser diferente. Se a potência aumentar, o algoritmo entende que deve manter a perturbação de tensão na mesma direção caso contrário, a perturbação é revertida. Quando a energia atinge o ponto máximo, os limites de tensão no sistema são mínimos (Atallah et al., 2014). O processo de operação de P&O é descrito pelo Algoritmo 1.

Algorithm 1 P&O

```

Medição de  $V_{painel}$ ,  $I_{painel}$ ;
Calculo de  $P_i$ ,  $P_{i-1}$ ;
if  $P_i - P_{i-1} = 0$  then
    retorna
else if  $P_i - P_{i-1} > 0$  then
    if  $V_i - V_{i-1} > 0$  then
        Incrementa  $V_{ref}$ 
    else
        Decrementa  $V_{ref}$ 
    end if
    retorna
else if  $V_i - V_{i-1} > 0$  then
    Decrementa  $V_{ref}$ 
else
    Incrementa  $V_{ref}$ 
end if
    
```

sendo:

- P_i : potência momentânea;
- P_{i-1} : potência anterior;
- V : tensão;
- V_{i-1} : tensão anterior;
- V_{ref} : tensão de referência.

O P&O pode trabalhar com o *duty cycle* como saída do algoritmo em vez de V_{ref} . O procedimento segue a mesma ideia da tensão de referência.

3.3 PSO

O algoritmo PSO foi originado a partir de pesquisas relacionadas à base populacionais e comportamento social de revoadas de pássaros, de maneira que seu principal objetivo foi descobrir os padrões que as aves possuem de voar em sincronia e mudar rapidamente de direção. Assim, foi desenvolvido um algoritmo, restringido por um espaço de solução, capaz de simular esses movimentos (Engelbrecht, 2006).

As partículas são guiadas por um vetor de velocidade gerado, o qual contém informações relacionadas ao indivíduo com melhor posição global. Isso implica que o vetor de velocidade e de posição de cada indivíduo são atualizados com base no componente cognitivo (individualidade) e social (coletivo). A função de aptidão tem como missão indicar as melhores posições experimentadas pelo indivíduo e pelo enxame. O modelo matemático da velocidade da i -ésima partícula é dado por (1).

$$v_{i,j}(g+1) = wv_{i,j}(g) + c_1 \cdot r_{1,i,j}(g) \cdot [p_{best_i}(g) - x_i(g)] + c_2 \cdot r_{2,i,j}(g) \cdot [g_{best_i}(g) - x_i(g)], \quad (1)$$

sendo:

- $p_{best_i}(g)$ = melhor posição que uma partícula já esteve;
- $g_{best_i}(g)$ = melhor posição que um vizinho da partícula já esteve;
- w = peso da inércia;
- c_1 = parâmetro cognitivo;
- c_2 = parâmetro social;
- r_1 e r_2 = números aleatórios entre 0 e 1;
- x = posição da partícula;
- v = velocidade da partícula.

O componente cognitivo é representado por $p_{best_i} - x_i$, o qual define a experiência que cada indivíduo possui na busca pela solução, é ponderado por c_1 e r_1 . Em relação ao componente social, o qual é dado por $g_{best_i} - x_i$, é descrita a experiência na qual a nuvem se encontra, sendo ponderado por c_2 e r_2 . Por fim, a atualização da partícula é dada por (2).

$$p_i(g+1) = p_i(g) + v_{i,j}(g+1) \quad (2)$$

em que

- p = próxima ou atual posição da partícula;
- v = velocidade da partícula.

O pseudocódigo 2 representa o funcionamento do algoritmo apresentado.

Algorithm 2 PSO

```

Inicialização estocástica de posição e velocidade de partículas;
while não satisfazer o critério de parada do
    for  $g = 1 \rightarrow n$  do
        Obtenção da velocidade de acordo com a equação 1;
        Atualização da partícula de acordo com a equação 2;
        Calcule a aptidão;  $f(\vec{X}_i)$ ;
        Obtenha  $p_{best}$   $\vec{P}_p$ ;
        if  $f(\vec{X}_i) > f(\vec{P}_p)$  then
             $\vec{P}_i \leftarrow \vec{X}_i$ 
        end if
        Obtenha  $g_{best}$   $\vec{P}_g$ ;
        if  $f(\vec{X}_i) > f(\vec{P}_g)$  then
             $\vec{P}_g \leftarrow \vec{X}_i$ 
        end if
    end for
end while
    
```

3.4 Lógica Fuzzy

Na lógica clássica, as informações são ditas como "verdadeiras" ou "falsas", sendo representados na álgebra booleana como "1" ou "0", respectivamente. A representação disso pode ser expressa por 3:

$$\omega_a(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in A \\ 0 & \text{se } x \notin A \end{cases} \quad (3)$$

A função $\omega_a(x): U \rightarrow \{0,1\}$ é chamada de função característica na teoria clássica dos conjuntos. Por sua vez, precisamente em 1965, Zadeh propôs uma caracterização mais ampla a essa descrição. O fator de pertinência foi assumido entre 0 e 1, sendo 0 a indicação de uma completa exclusão, e 1 de completa pertinência. Com isso, o poder de representação da equação 3 aumenta, uma vez que agora são consideradas incertezas (Gomide and Gudwin, 1994). A vantagem da lógica *fuzzy* consiste na habilidade de inferir conclusões e gerar respostas baseadas em informações básicas, ambíguas, qualitativamente incompletas e imprecisas (Cavalcanti et al., 2012).

Sua implementação consiste na aplicação da regra mediante a definição de operadores para o processo do antecedente da regra e da função de aplicação que irá definir o consequente. Logo, a ação imposta pelo controlador *fuzzy* é definida pela agregação das N regras que compõem o problema do controlador. A saída efetiva é então obtida por meio de um processo de defuzzificação aplicado ao conjunto (Andrade and Jaques, 2008).

As regras elaboradas para este estudo são baseadas em trabalhos recentes na literatura, como os de Mahamudul et al. (2013), Robles Algarín et al. (2017) e Belghith et al. (2016). Seu desenvolvimento consiste na análise de potência do painel fotovoltaico no estado máximo. São criadas as variáveis de erro e variação do erro como entrada *fuzzy*, as quais influenciam o *duty cycle* (D). Sua definição matemática consiste em 4 e 5, respectivamente.

$$E(i) = \frac{P_{pv}(i) - P_{pv}(i-1)}{I_{pv}(i) - I_{pv}(i-1)}, \quad (4)$$

em que:

- $E(i)$ = Erro na posição i ;
- $P_{pv}(i)$ = Potência momentânea do sistema PV(W);
- $P_{pv}(i-1)$ = Potência anterior do sistema PV(W) ;
- $I_{pv}(i)$ = Corrente momentânea do sistema PV(A);
- $I_{pv}(i-1)$ = Corrente anterior do sistema PV(A).

$$ME(i) = E(i) - E(i-1) \quad (5)$$

sendo:

- $ME(i)$ = Diferença de erro na posição i ;
- $E(i)$ = Erro na posição i ;
- $E(i-1)$ = Erro na posição anterior i .

Para as pertinências são criadas classes, as quais são desenvolvidas de acordo com a curva de potência do painel, fornecida pelo fabricante. Abaixo estão descrita as siglas das classes utilizadas.

- Negativo grande (NG);
- Negativo médio(NM);
- Negativo pequeno (NP);
- Zero (ZE);
- Positivo pequeno(PP);
- Positivo médio(PM);
- Positivo grande(PG).

A Figura 4 representa as pertinências criadas para o erro e as mudanças desse erro. Vale salientar que os nomes das curvas são os mesmo para ambos os casos.

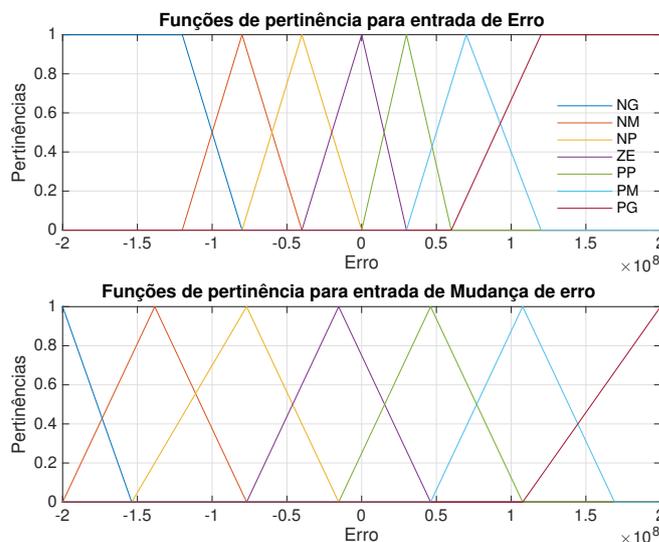


Figura 4. Pertinências das entradas

Por sua vez, a saída do sistema do sistema *fuzzy* é apresentada na Figura 5. O método de inferência utilizado foi o Mamdani, e a *defuzzificação* por meio do centroíde.

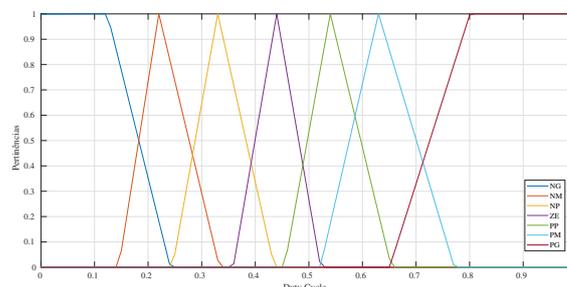


Figura 5. Funções de pertinências para as saídas

Ao todo, foram criadas 49 regras, as quais estão dispostas na Tabela 1.

Tabela 1. Tabela com as regras impostas

E	ME						
	NG	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NG	ZE	ZE	ZE	NG	NG	NG	NG
NM	ZE	ZE	ZE	NM	NM	NM	NM
NP	NP	ZE	ZE	NG	NM	NM	NM
ZE	NM	NP	ZE	ZE	ZE	PP	PM
PP	PM	PP	PP	PP	ZE	ZE	Z
PM	PM	PM	PM	ZE	ZE	ZE	ZE
PG	PG	PG	PG	ZE	ZE	ZE	ZE

Por meio dessas regras, gera-se uma superfície de decisão, a qual define todas as combinações possíveis para o problema. Sua representação é apresentada na Figura 6.

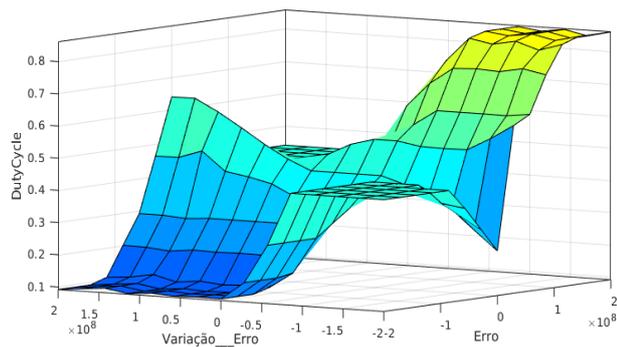


Figura 6. Curva de decisão

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados deste trabalho são apresentados nesta seção. Todas as simulações são feitas com dados reais por um tempo de 18 segundos, com intervalo de tempo de $\cdot 10^{-7}$ segundos e analisados em termos de estabilização, potência e ruído ao longo da simulação.

Primeiramente, será analisado o tempo de acomodação da potência de saída do painel. Para isso, foi selecionado um intervalo, que no caso, representa o início da simulação. A Figura 7 representa o início de cada simulação ao receber os sinais de entrada (irradiância e temperatura).

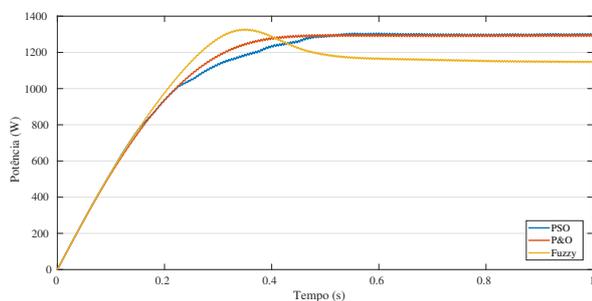


Figura 7. Tempo de estabilização para os algoritmos

O P&O chega mais rápido a um estabilização, sendo explicado justamente por a simplicidade do algoritmo, não dependendo de cálculos mais complexos. O PSO tem algumas oscilações por conta da busca através das partículas, contudo a estabilização ocorre certo tempo depois. Por sua vez, o *fuzzy* tem um pico e depois decai e estabiliza um intervalo de tempo depois. A criação de regras é muito importante para o funcionamento correto de sistemas *fuzzy*. Possivelmente, as regras não foram tão eficazes para a operação.

Para uma melhor comparação entre resultados obtidos, os valores gerados de potência e ruído são reunidos na Tabela 2, para ambos algoritmos testados. A potência é obtida pela integração dos valores obtidos ao longo da simulação. Por sua vez, os valores de ruído são calculados através subtração do envelope superior pelo inferior. Para ilustração de como funciona um envelope, é dado um zoom no gráfico de potência do P&O, representado na Figura 8.

A função envelope obtém o máximo e mínimo ao longo da simulação.

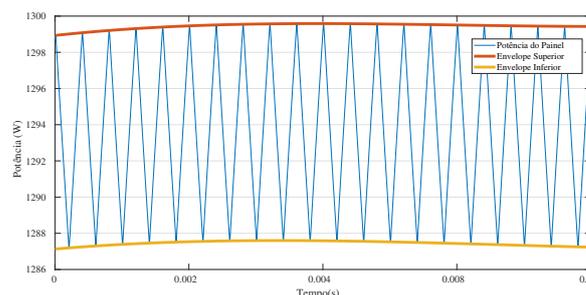


Figura 8. Exemplo de envelopamento para um trecho de simulação do P&O

Tabela 2. Potência e ruídos para P&O, PSO e *fuzzy*

Algoritmo	Potência	Ruído
PSO	$5.2982 \cdot 10^{10}$	$4.7 \cdot 10^8$
P&O	$5.2712 \cdot 10^{10}$	$4.9 \cdot 10^8$
<i>Fuzzy</i>	$4.690 \cdot 10^{10}$	$3.2182 \cdot 10^8$

O PSO leva ligeira vantagem na geração de potência em relação aos demais. Porém, o *fuzzy* apresenta um menor ruído em relação aos demais, sendo mais brando em sua execução.

5. CONCLUSÃO

O presente artigo analisou por meio de simulações a comparação entre três algoritmos de MPPT. Foram utilizados parâmetros como tempo de acomodação, potência na saída do painel e ruído gerado. Em relação a potência, o PSO se saiu melhor que os demais. Essa potência gerada a mais pode ser refletida como maiores eficiências ao longo do funcionamento do sistema fotovoltaico. O P&O apresenta uma estabilização mais rápida, por ser simples e leve, mas não e garantia de eficiência. Já o *fuzzy* não se saiu tão bem. As regras impostas não foram tão eficazes para se obter um melhor resultado. Contudo, o ruído é mais brando, possuindo menor possibilidade de causar danos a cargas abastecidas.

Para trabalhos futuros, deseja-se estudar outros tipos de algoritmos e analisar sua eficácia. Implementá-los na planta e fazer o balanço entre custo computacional e geração é bem interessante. A criação de outras métricas de testes, além de maiores tempos de simulações pode ser vantajosos. Por fim, as regras *fuzzy* podem ser melhoradas com algoritmos híbridos, como *neuro-fuzzy* (ANFIS), ou até mesmo o uso de metaheurística. Isso otimizaria as regras, adicionando uma melhor precisão na saída no algoritmo.

REFERÊNCIAS

Ahmed, J. and Salam, Z. (2013). A soft computing mppt for pv system based on cuckoo search algorithm. In *4th International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives*, 558–562. IEEE.

- Andrade, M. and Jaques, M.A.P. (2008). Estudo comparativo de controladores de mamdani e sugeno para controle de tráfego em interseções isoladas. *TRANSPORTES*, 16(2).
- Atallah, A.M., Abdelaziz, A.Y., and Jumaah, R.S. (2014). Implementation of perturb and observe mppt of pv system with direct control method using buck and buck-boost converters. *Emerging Trends in Electrical, Electronics & Instrumentation Engineering: An international Journal (EEIEJ)*, 1(1), 31–44.
- Barbi, I. (2006). Conversores cc-cc básicos não isolados. *Instituto de Eletrônica de Potência-Universidade Federal de Santa Catarina*.
- Barbi, I.D.C. (2001). Teoria fundamental da eletrônica de potência. *Documento Interno (INEP-2001)*.
- Belghith, O.B., Sbita, L., and Bettaher, F. (2016). Mppt design using pso technique for photovoltaic system control comparing to fuzzy logic and p&o controllers. *Energy and Power Engineering*, 8(11), 349.
- Casadei, D., Grandi, G., and Rossi, C. (2006). Single-phase single-stage photovoltaic generation system based on a ripple correlation control maximum power point tracking. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 21(2), 562–568.
- Cavalcanti, J.H.F., Cavalcanti, M., Souto, C., and Melo, H. (2012). Lógica fuzzy aplicada às engenharias. *João Pessoa: Câmara*.
- Engelbrecht, A.P. (2006). *Fundamentals of computational swarm intelligence*. John Wiley & Sons.
- Gomide, F.A.C. and Gudwin, R.R. (1994). Modelagem, controle, sistemas e lógica fuzzy. *SBA controle & Automação*, 4(3), 97–115.
- Kalogirou, S. (2016). *Engenharia de Energia Solar: Processos e Sistemas*. Elsevier Brasil.
- Lefevre, B., Herteleer, B., De Breucker, S., and Driesen, J. (2018). Bayesian inference based mppt for dynamic irradiance conditions. *Solar Energy*, 174, 1153–1162.
- Lin, C.H., Huang, C.H., Du, Y.C., and Chen, J.L. (2011). Maximum photovoltaic power tracking for the pv array using the fractional-order incremental conductance method. *Applied Energy*, 88(12), 4840–4847.
- Mahamudul, H., Saad, M., and Ibrahim Henk, M. (2013). Photovoltaic system modeling with fuzzy logic based maximum power point tracking algorithm. *International Journal of Photoenergy*, 2013.
- Mirza, A.F., Ling, Q., Javed, M.Y., and Mansoor, M. (2019). Novel mppt techniques for photovoltaic systems under uniform irradiance and partial shading. *Solar Energy*, 184, 628–648.
- Mousa, H.H., Youssef, A.R., and Mohamed, E.E. (2020). Hybrid and adaptive sectors p&o mppt algorithm based wind generation system. *Renewable Energy*, 145, 1412–1429.
- Noguchi, T., Togashi, S., and Nakamoto, R. (2002). Short-current pulse-based maximum-power-point tracking method for multiple photovoltaic-and-converter module system. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 49(1), 217–223.
- Petry, C.A. (2001). Introdução aos conversores cc-cc.
- Priyadarshi, N., Ramachandaramurthy, V., Padmanaban, S., and Azam, F. (2019). An ant colony optimized mppt for standalone hybrid pv-wind power system with single cuk converter. *Energies*, 12(1), 167.
- Robles Algarín, C., Taborda Giraldo, J., and Rodríguez Álvarez, O. (2017). Fuzzy logic based mppt controller for a pv system. *Energies*, 10(12), 2036.
- Seyedmahmoudian, M., Kok Soon, T., Jamei, E., Thirunavukkarasu, G., Horan, B., Mekhilef, S., and Stojcevski, A. (2018). Maximum power point tracking for photovoltaic systems under partial shading conditions using bat algorithm. *Sustainability*, 10(5), 1347.
- Tajuddin, M.F.N., Ayob, S.M., Salam, Z., and Saad, M.S. (2013). Evolutionary based maximum power point tracking technique using differential evolution algorithm. *Energy and Buildings*, 67, 245–252.