



CONTROLE MPPT PARA PAINEL FOTOVOLTAICO BASEADO EM REDES NEURAS ARTIFICIAIS

Luiz Carlos Cardozo Magno*², João Henrique Miranda Silva², Rodrigo Silva Santos², Fábio Vincenzi Romualdo da Silva¹, Adjeferon Custódio Gomes^{1, 2}

¹FEELT – Universidade Federal de Uberlândia

²DCET – Universidade Estadual de Santa Cruz

Resumo - Muito utilizado em sistemas de geração de energia elétrica por painéis solares, o controlador utilizado para rastreamento do ponto de máxima potência, possui diversas técnicas consolidadas. Este trabalho tem por objetivo propor um sistema de controle rastreador do ponto de máxima potência baseado em rede neural artificial, onde a rede é utilizada para a determinação do ponto de máxima potência que é estabelecido por meio de um conversor *Boost* controlado por um compensador Proporcional Integral. Dados climáticos típicos de irradiância e temperatura de placas solares são utilizados para o treinamento da rede. Por meio do ambiente de simulação Matlab/Simulink, o sistema é submetido a variações de irradiância e carga para sua validação. Oscilações negligenciáveis em torno do ponto de máxima potência e alta velocidade figuram como vantagens do sistema proposto.

Palavras-Chave - Inteligência Artificial, MPPT, Redes Neurais, Sistema Fotovoltaico.

MPPT CONTROL FOR PHOTOVOLTAIC PANEL BASED IN ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Abstract – Very used in electric generation systems powered by solar panels, the controller used to track the maximum power point, has several consolidated techniques. This work objective is to propose a maximum power point tracking control system based on an artificial neural network, where the network is used to determine the maximum power point that is established by a Boost converter controlled by a integral proportional compensator. Typical climatic data of solar panel irradiance and temperature are used for network training.

*luizcarlos_5000@hotmail.com

Through the Matlab/Simulink simulation environment, the system is subjected to irradiance and load variations for its validation. Negligible oscillation around the point of maximum power and high-speed figure as advantages of the proposed system.

Keywords – Artificial Intelligence, MPPT, Neural Networks, Photovoltaic System.

I. INTRODUÇÃO

As estratégias de rastreamento de ponto de máxima potência (*Maximum Power Point Tracking* - MPPT) Pertube e Observe (P&O) e Condutância Incremental (IC) estão entre as técnicas mais difundidas atualmente. Seus pontos negativos consistem nas perdas envolvidas com a oscilação entre o ponto de máxima potência (*Maximum Power Point* – MPP) [3]. Modificações nestas técnicas já foram propostas para diminuir a oscilação em torno do MPP [1] [2].

Entre as técnicas de busca de ponto de máxima potência clássicas e suas modificações estão: beta, P&O, P&O modificado, IC, IC modificado, IC baseado em controle Proporcional Integral (PI). Estas técnicas diferem em: quantidade de energia extraída do painel (*Tracking Factor* - TF) em relação à potência disponível, *ripple* de tensão, resposta dinâmica, complexidade de implementação e tipos de sensores usados [4]. Todas as técnicas apresentadas utilizam sensores de tensão e corrente. A técnica de busca de MPP proposta no trabalho, será baseada em sensores de temperatura e irradiância.

Algoritmos inteligentes baseados em treinamento, como por lógica fuzzy ou redes neurais artificiais, também foram desenvolvidos com objetivo de aumentar a performance da busca pelo ponto de máxima potência. Controladores inteligentes Fuzzy PD e Fuzzy PI+PD, mostraram vantagens em relação ao controlador P&O [5]. Além disso, sistema de controle inteligente híbrido neuro-fuzzy, também apresentou vantagens em relação ao método P&O [6].

Diversos métodos de treinamento de redes neurais artificiais foram desenvolvidos com objetivo de aperfeiçoar a velocidade da busca pelo ponto de máxima potência. O

método de busca do ponto de máxima potência, Pertube e Observe, foi utilizado para treinamento de uma rede neural, gerando uma razão cíclica ótima crescente ou decrescente na direção do ponto de máxima potência. [7].

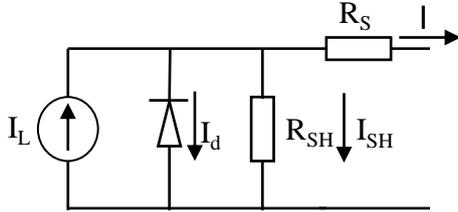
O treinamento também pode consistir na aplicação de irradiância e temperatura no painel como entradas, obtendo a tensão de máxima potência como saída ideal e referência para um conversor CC/CC tipo *Buck* [8]. Alternativamente, as entradas da rede neural podem consistir na temperatura, irradiância e resistência de carga, obtendo uma saída ótima dada pela razão cíclica “D” [9].

O trabalho propõe um sistema de busca de ponto de máxima potência baseado em uma rede neural treinada a partir de temperatura e irradiância incidentes no painel, onde a rede é treinada com ajuda do modelo matemático do painel. A rede tem objetivo de obter valores de corrente de máxima potência para qualquer condição climática. A corrente obtida será referência para o controlador Proporcional + Integral (PI) que controla o conversor CC/CC tipo *Boost*.

II. MODELAGEM

A modelagem matemática de uma célula fotovoltaica inicia-se a partir da Figura 1. Chamado de modelo de 1 diodo, possui resistência, R_s , que representa as perdas internas e quedas de tensão, e R_{SH} , dependente de características da junção semicondutora [10].

Figura 1: Circuito equivalente da célula fotovoltaica.



A Equação (1) representa as correntes do circuito ilustrado na Figura 1.

$$I = I_L - I_d - I_{SH} \quad (1)$$

Onde a corrente no diodo, I_d , é modelada usando a Equação de Shockley para um diodo ideal [11] e é determinada por:

$$I_d = I_0 \left[e^{\frac{q(V+R_s I)}{A k T_c}} - 1 \right] \quad (2)$$

A corrente no resistor shunt calculada em (3).

$$I_{SH} = \frac{V + I R_s}{R_{SH}} \quad (3)$$

$$I_L = [I_{Lref} + \alpha(T_c - T_r)] \left(\frac{G}{G_{ref}} \right) \quad (4)$$

assim a Equação (1) torna-se,

$$I = I_L - I_0 \left[e^{\frac{q(V+I R_s)}{A k T_c}} - 1 \right] - \frac{V + I R_s}{R_{SH}} \quad (5)$$

Onde,

I_L – Fotocorrente (A)

I_0 – Corrente reversa de saturação do diodo (A)

q – Carga do elétron ($1,6 \cdot 10^{-19} V$)

V – É a tensão de saída da célula PV (V)

I – Corrente de saída da célula PV (A)

A – Fator de idealidade do diodo

k – Constante de Boltzman ($1,38 \cdot 10^{-23} \left(\frac{J}{K} \right)$)

T_c – Temperatura da célula (K)

R_s – Resistência série da célula (Ω)

R_{SH} – Resistência paralela da célula (Ω)

De posse de I_{Lref} , I_0 , A , R_s e R_{SH} , como a Equação (5) é uma equação não linear e recursiva, utiliza-se o método iterativo de Newton-Raphson, mostrado na Equação (6), para resolvê-la.

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)} \quad (6)$$

onde,

$$f(I) = I_L - I - I_0 \left(e^{\frac{q(V+I R_s)}{A k T_c}} - 1 \right) - \frac{V + I R_s}{R_{SH}} \quad (7)$$

$$f'(I) = -1 - I_0 e^{\frac{q(V+I R_s)}{A k T_c}} \left(\frac{q R_s}{A k T_c} \right) - \frac{R_s}{R_{SH}} \quad (8)$$

Aplicando as Equações (7) e (8) ao método iterativo representado pela Equação (6), obtêm-se a solução da Equação (5). A solução mostra o valor da corrente de saída para uma determinada tensão de saída, V, temperatura, T, e irradiância, G.

A partir da modelagem matemática, a Tabela 1 mostra os parâmetros elétricos presentes na folha de dados do painel fotovoltaico que será modelado matematicamente.

As Figura 2 e ilustram as características da curva tensão vs. potência e tensão vs. corrente, respectivamente, destacando os pontos onde ocorrem a máxima potência para cada nível de irradiância. As curvas foram obtidas a partir da Equação (5), aplicando os valores mostrados na Tabela 1.

Observando a Figura 2 e , pode-se concluir que com o aumento da irradiância, aumenta-se a potência máxima que o painel pode fornecer. A tensão de máxima potência, V_{mp} , é ligeiramente alterada, enquanto a corrente de máxima potência, I_{mp} , aumenta significativamente. Observa-se também que a corrente de curto-circuito varia positivamente, enquanto a tensão de circuito aberto é ligeiramente variada.

III. MODELAGEM DO CONVERSOR

Para satisfazer a faixa de valores de corrente em que se encontram o ponto de máxima potência na saída do painel, ou entrada do conversor, será proposto um conversor *Boost* que é capaz de elevar a tensão de entrada.

Tabela 1. Parâmetros elétricos do painel, KC130GT Kyocera Solar, em condições STC (25°C – 1kW/m²).

PARÂMETROS ELÉTRICOS – KC130GT	
Potência máxima	130W (+10%/-5%)
Tensão de potência máxima (V_{mp})	17.6V
Corrente de potência máxima (I_{mp})	7.39A
Tensão de circuito aberto (V_{oc})	21.9V
Corrente de curto circuito (I_{sc})	8.02A
Coefficiente de temperatura de V_{oc}	$-8.21 \times 10^{-2} (V/^\circ C)$
Coefficiente de temperatura de I_{sc}	$3.18 \times 10^{-3} A/^\circ C$

Figura 2. Curva V x P para diferentes níveis de irradiância.

Figura 3: Curva V x P para diferentes níveis de irradiância.

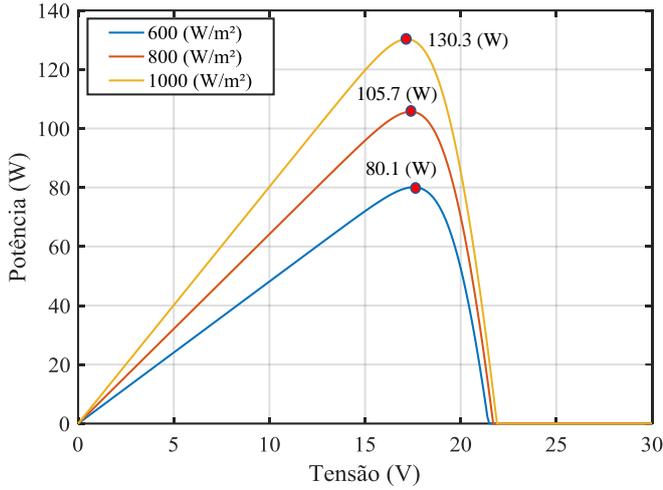
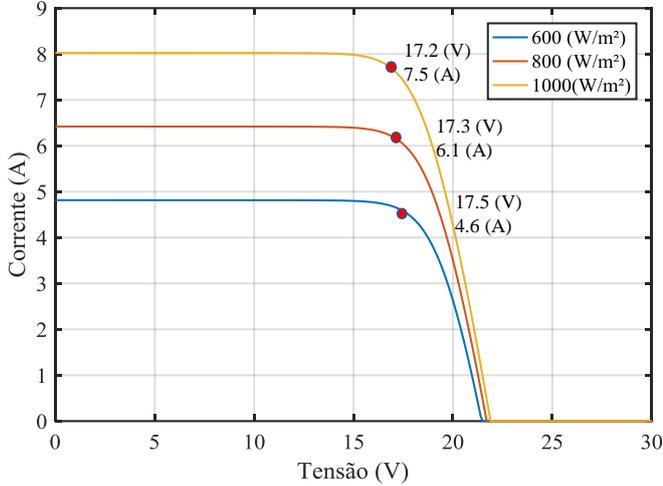


Figura 4: Curva V x I para diferentes tipos de irradiância.



O conversor é alimentado por uma tensão de entrada fornecida pelo painel fotovoltaico. A Tabela 2, mostra as especificações para o projeto do conversor.

Tabela 2. Características do conversor *Boost*

F_s	Δi_L	Δv_c
5kHz	5%	0.5%

Onde,

F_s – Frequência de chaveamento do conversor;

Δi_L – *Ripple* de corrente no indutor;

Δv_c – *Ripple* de tensão no capacitor.

É possível obter os valores de indutância e capacitância do conversor pelas Equações (9) e (10).

$$L = \frac{V_s D}{F_s \Delta i} \quad (9)$$

$$C = \frac{\Delta i}{8 F_s \Delta v} \quad (10)$$

Onde,

L – Indutância do conversor;

C – Capacitância do conversor.

O ganho no conversor *Boost* é dado por:

$$\frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{1}{1-D} \quad (11)$$

Onde,

D – Razão cíclica de chaveamento do conversor.

A Tabela 3 mostra os parâmetros obtidos para dimensionamento do conversor CC/CC *Buck*.

Tabela 3. Parâmetros do conversor CC/CC

$L[\mu H]$	$C[\mu H]$	D
50	250	0.5

A função de transferência para a malha de corrente do conversor *Buck* ideal que relaciona pequenas variações na razão cíclica e pequenas variações na corrente de saída [12], é representado pela Equação (12)

$$\frac{\dot{i}_L}{d} = -\frac{V_0}{sL} \quad (12)$$

A partir da Equação (12) foi projetado o controlador PI para obter uma resposta rápida e com erro nulo em regime permanente. Os parâmetros do controlador PI, ajustado, são mostrados na Tabela 4. Parâmetros do compensador PI

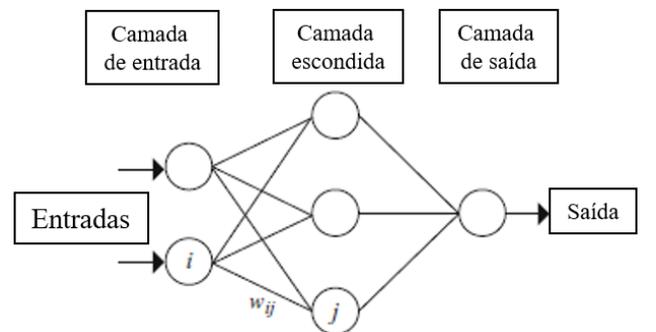
Tabela 4. Parâmetros do compensador PI

K_p	K_i
0.9097	5.794

IV. REDES NEURAIS

Redes Neurais Artificiais são modelos baseados na estrutura neural do cérebro, que basicamente aprende com a experiência. Esta modelagem cerebral promete uma maneira menos técnica de desenvolver soluções. Basicamente todas as redes neurais tem uma estrutura similar à mostrada Figura 5. Nessa estrutura alguns neurônios se comunicam com o mundo real recebendo entradas, compondo a camada de entrada. Outros neurônios fornecem parâmetros de saída ao mundo real, compondo a camada de saída. Todos os outros neurônios se encontram na cama escondida [13]. O processo de treinamento consiste no ajuste dos pesos que conectam os neurônios, realizando a aprendizagem e melhorando o desempenho.

Figura 5: Modelo básico de rede neural artificial



A. Modelagem e treinamento

A aplicação de redes neurais, neste trabalho, tem o objetivo de estimar a corrente que forneça a máxima potência do painel

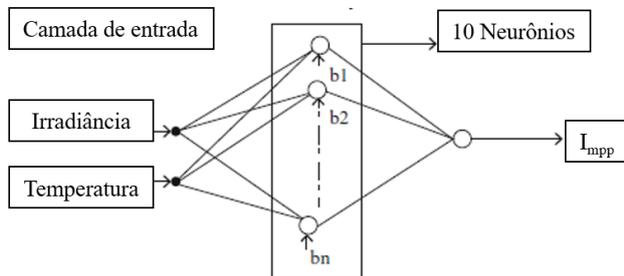
fotovoltaico em qualquer condição de temperatura e irradiância.

Os dados necessários para gerar o modelo da rede neural são obtidos utilizando a modelagem matemática do painel fotovoltaico. As entradas consistem em valores aleatórios de irradiância, G , e temperatura, T . A Equação (5) mostra a modelagem matemática da célula solar e será usada para obter valores de referência para a saída da rede neural [8].

O trabalho propõe uma rede neural *feed-forward backpropagation* que é usada com 1 camada escondida possuindo 10 neurônios, como ilustrado na Figura 6. O algoritmo *Levenberg-Marquardt* foi utilizado para treinamento. O treinamento da rede neural é dado de forma supervisionada, utilizando 306 pares de valores de irradiância e temperatura, onde 92 pares foram utilizados para validação. A rede deve obter valores de corrente de saída que forneça a máxima potência aos dados utilizados para validação. A melhor performance de validação, dada pela medida de erro MSE (*mean squared error*), é encontrada em 0.00012972 com 232 iterações.

A rede neural é utilizada como um controle inteligente do valor de referência fornecido ao compensador PI para controlar o conversor *Boost*. Os benefícios desta estratégia estão no menor esforço computacional e em não utilizar sensores de tensão e corrente. Dessa maneira, a rede torna-se capaz de estimar a corrente de máxima potência para qualquer valor de irradiância e temperatura fornecido.

Figura 6: Modelo de rede neural para estimação da corrente de máxima potência

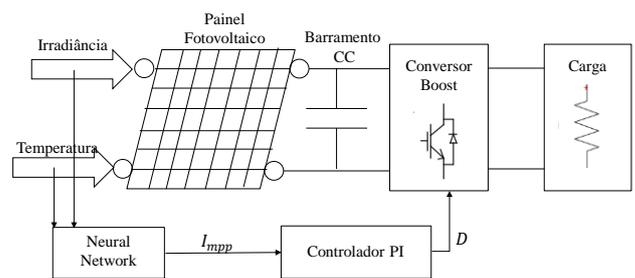


V. ESTRATÉGIA DE CONTROLE MPPT

O sistema proposto consiste em obter o valor da corrente de máxima potência a partir de uma rede neural previamente treinada, servindo de corrente de referência para um compensador PI, como ilustrado na

Figura 7. Desta maneira, o controlador, através do conversor *Boost*, estabelecerá a corrente e, portanto, a tensão de máxima potência na saída do painel fotovoltaico.

Figura 7: Estratégia de controle MPPT utilizando redes neurais



VI. RESULTADOS

Utilizou-se os ambientes de simulação, *MATLAB/Simulink* e o *PowerSystems toolbox*, para simular o sistema ilustrado na

Figura 7. Um painel fotovoltaico de 130 W, modelo KC130GT, junto ao conversor *Boost*, compensador PI e modelo de rede neural, foram utilizados na simulação.

O controlador seguidor do ponto de máxima potência deve operar com precisão em qualquer condição de temperatura, irradiância e carga. Visto que a variação desses parâmetros implica na variação do ponto de máxima potência, como ilustrado na Figura 2 e . Dessa maneira, será analisado o comportamento do sistema diante de variações de irradiância e carga resistiva.

Os fatores utilizados para analisar o desempenho do algoritmo MPPT são tempo de acomodação e *overshoot*. O primeiro se refere ao tempo em que o sistema atinge o regime permanente, neste caso, o tempo para atingir o ponto de máxima potência. O segundo se refere ao quanto o valor da variável ultrapassa o valor em regime permanente em um período transitório.

A. Variação de irradiância

A Figura 8, Figura 9 e **Erro! Fonte de referência não encontrada.** mostram o comportamento na saída do painel fotovoltaico diante das variações de irradiância impostas mantendo a temperatura constante, $T=25^\circ\text{C}$, e uma carga de $R = 500 \Omega$. A curva de corrente, mostrada na Figura 8, indica um baixo tempo de acomodação, ou resposta rápida, com baixo *overshoot*, ou resposta suave. Enquanto a curva de tensão, Figura 9, se mostra rápida com resposta transitória menos suave, mas com valores aceitáveis.

Comparando a Figura 8 e a Figura 9 com a Figura 2 e a , percebe-se que, com o aumento da irradiância, a tensão de máxima potência tem pouca variação, enquanto a corrente tem variação significativa. Como esperado, valores de corrente e tensão nas figuras são similares nos casos de $600\text{W}/\text{m}^2$, $800\text{W}/\text{m}^2$ e $1000\text{W}/\text{m}^2$, mostrando que obteve-se um bom modelo de rede neural para a busca do ponto de máxima potência.

Observando a curva de potência, mostrada na **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, percebe-se um tempo de acomodação rápido, seguido de um pequeno *overshoot*. A comparação com a Figura 2 mostra, mais uma vez, que o ponto de máxima potência é atingido pelo sistema

A Figura 11 mostra uma aproximação da **Erro! Fonte de referência não encontrada**. no tempo de 2 segundos para mostrar o comportamento da resposta transitória. Percebe-se uma resposta suave com tempo de acomodação menor que 20ms, caracterizando um excelente comportamento, comparado a 30ms ilustrado em [7] e 100ms ilustrado em [8]. O Sistema mantém o ponto de máxima potência após a mudança no ponto de referência. Também é possível perceber um baixo valor de *overshoot*. Observa-se também um baixo valor de *ripple* de potência, uma das vantagens da estratégia proposta.

Nebulosidade é um fator que afeta instantaneamente a irradiância no painel e que, por sua vez, afeta o ponto de máxima potência [14]. Senso assim, a velocidade com que o algoritmo encontra o ponto de máxima potência tem importância significativa na eficiência do sistema. Revelando um benefício do sistema proposto.

B. Variação de carga

Um sistema elétrico alimentado por painel fotovoltaico pode apresentar variações na sua carga elétrica. Dessa forma, o sistema de MPPT deve operar no MPP independente da carga alimentada. Para analisar o comportamento do sistema nessas condições, será realizada a variação da carga elétrica alimentada e observada a curva de potência fornecida pelo painel. A Figura 12 mostra o comportamento em termos de potência com a variação da resistência de carga aplicada ao sistema MPPT, mostrada na Tabela 5.

Percebe-se que o período transitório dura em média 500ms, porém registra uma transição suave com baixo *overshoot* de potência. Também há regulação no valor de potência máxima, ou seja, o sistema continua operando no ponto de máxima potência. Isso acontece porque, como mostra a Equação (5), a resistência de carga não influencia na curva de corrente do painel fotovoltaico.

Figura 8: Comportamento da corrente com a variação da irradiância

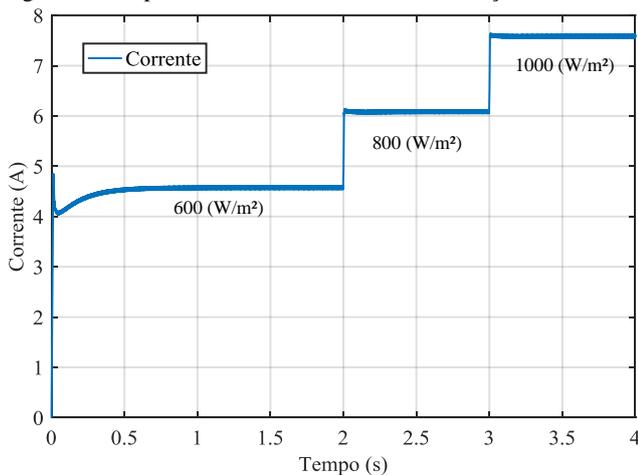


Figura 9: Comportamento da tensão com a variação na irradiância.

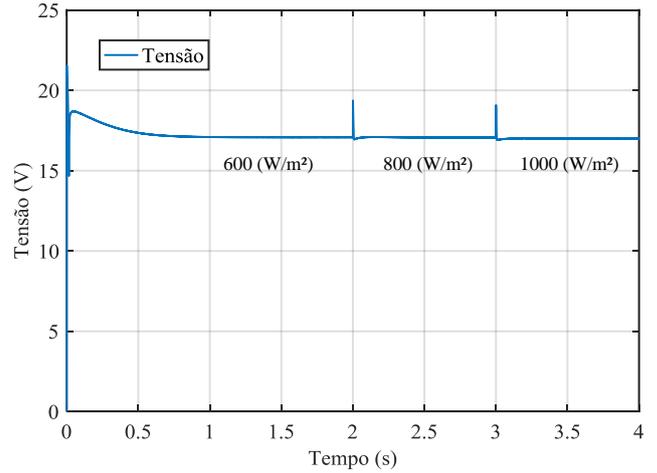


Figura 10: Comportamento da potência com a variação na irradiância

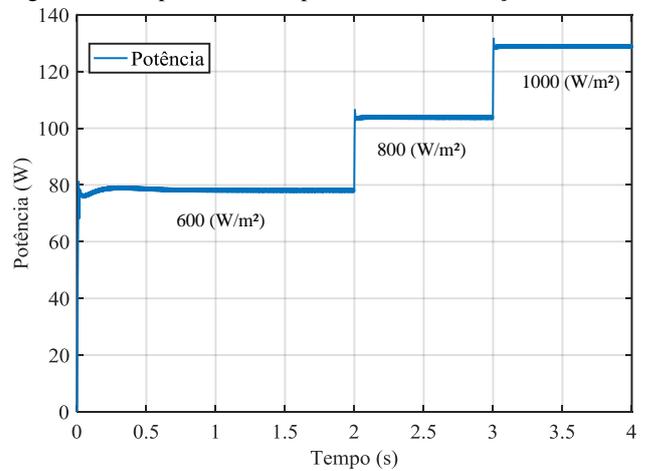


Figura 11: Zoom no comportamento da potência com a variação na irradiância.

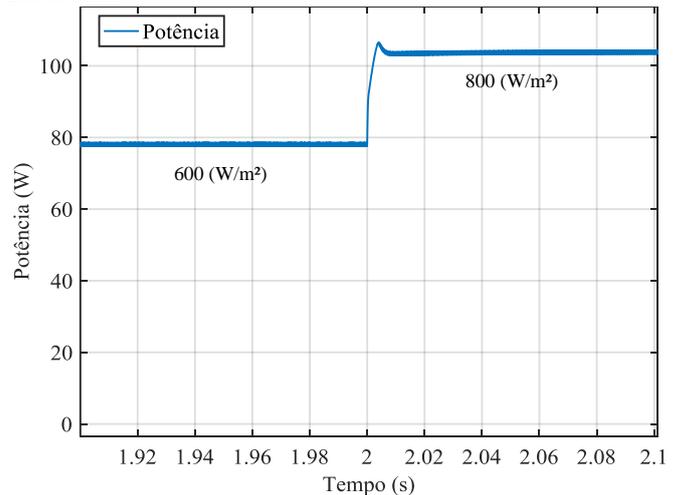
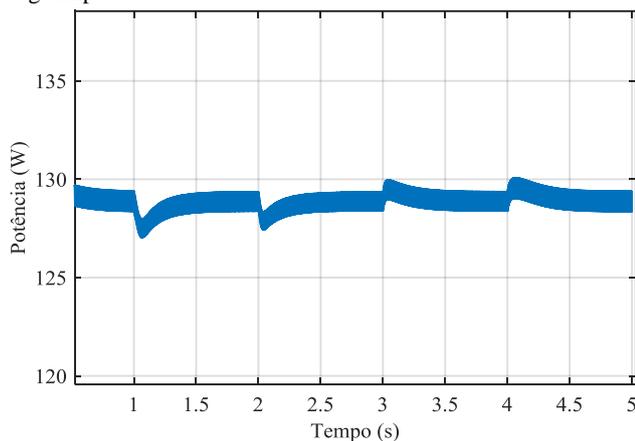


Tabela 5. Variação de carga em função do tempo.

Tempo (s)	0	1	2	3	4
Carga (Ω)	500	167	100	167	500

Figura 12: Zoom no comportamento da potência com a variação de carga imposta.



VII. CONCLUSÃO

Um método inteligente, baseado em redes neurais, de busca do ponto de máxima potência foi simulado e testado, utilizando o ambiente Matlab/Simulink. A rede neural foi treinada para obter a corrente que forneça a máxima potência independente das condições climáticas de temperatura e irradiância impostas. Obteve-se bons resultados em relação às especificações definidas de *overshoot* e tempo de acomodação. O atendimento às especificações qualifica a estratégia à aplicação real, pois temperatura e irradiância variam instantaneamente nestas condições. Além disso, foi obtido o baixo valor de oscilação em torno do ponto de máxima potência, principal problema das estratégias MPPT atualmente. Por fim, a resposta do sistema para variações de carga mostrou-se satisfatória, mantendo o ponto de máxima potência independente das variações de carga elétrica conectada ao sistema.

REFERÊNCIAS

- [1] M. A. Abdourraziq, M. Ouassaid, M. Maaroufi and S. Abdourraziq, "Modified P&O MPPT technique for photovoltaic systems," *2013 International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, Madrid, 2013, pp. 728-733.
- [2] R. Boukenoui, R. Bradai, A. Mellit, M. Ghanes and H. Salhi, "Comparative analysis of P&O, modified hill climbing-FLC, and adaptive P&O-FLC MPPTs for microgrid standalone PV system," *2015 International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, Palermo, 2015, pp. 1095-1099.
- [3] GOMES, A. C. 2014. "Análise, projeto e implementação de um conversor Boost com técnica de rastreamento de máxima potência para sistemas fotovoltaicos". *Mestrado Dissertação, Universidade Federal de Uberlândia*.
- [4] DE BRITO, Moacyr Aureliano Gomes et al. "Evaluation of the main MPPT techniques for photovoltaic applications". *IEEE transactions on industrial electronics*, v. 60, n. 3, p. 1156-1167, 2013.
- [5] MOÇAMBIQUE, Nilton Eufrázio Martinho. Aplicação de Algoritmos de Busca do Ponto de Máxima Potência e controladores lineares e/ou Fuzzy para a regulação da tensão terminal de Painéis Fotovoltaicos. 2012. *Dissertação de Mestrado. Universidade de São Paulo*.
- [6] Gomes, Fagner. NETO, M. José; MAIA, O. Wesley; DOS SANTOS, J. Aparecido; CORDOWIL, A. G. Yuri. (2016). "Controle Neuro-Fuzzy aplicado em algoritmo de busca MPPT de painéis fotovoltaicos". *Congresso Brasileiro de Automática - CBA2016*. UFES, Vitoria - ES.
- [7] MESSALTI, Sabir; HARRAG, Abd Ghani; LOUKRIZ, Abd Elhamid. "A new neural networks MPPT controller for PV systems". In: *Renewable Energy Congress (IREC), 2015 6th International*. IEEE, 2015. p. 1-6.
- [8] ESSEFI, Rihab Mahjoub; SOUSSI, Mansour; ABDALLAH, Hsan Hadj. "Maximum Power Point Tracking Control Using Neural Networks for Stand-Alone Photovoltaic Systems". *International Journal of Modern Nonlinear Theory and Application*, v. 3, n. 03, p. 53, 2014.
- [9] DKHICHI, Fayrouz et al. "Behavior of neural network MPPT technique on a PV system operating under variable load and irradiation". In: *Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM), 2016 International Conference on*. IEEE, 2016. p. 1-4.
- [10] Esberard de Albuquerque Beltrão, Ricardo; Tiba, Chiguero. "Efeito da temperatura na geração de energia de módulos fotovoltaicos submetidos a condições climáticas distintas. Estudo de caso para as localidades de Recife e Araripina". *Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-Graduação em Tecnologias Energéticas e Nucleares, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2008*.
- [11] CHARIAG, D. & SBITA, L. "Design and simulation of photovoltaic emulator". *Green Energy Conversion Systems (GECS), 2017 International Conference on*, 2017. IEEE, 1-6.
- [12] BARBI, I. 2015. "Modelagem de Conversores CC-CC Empregando Modelo Médio em Espaços de Estados". Edição do Autor, 2014.
- [13] SUMATHI, S.; KUMAR, L Ashok; SUREKHA, P. "Solar PV and wind energy conversion systems: an introduction to theory, modeling with MATLAB/SIMULINK, and the role of soft computing techniques". *Springer, 2015*.
- [14] CANTOR, G. A. R. 2017. Influência dos fatores climáticos no desempenho de módulos fotovoltaicos em regiões de clima tropical. *Dissertação de Mestrado, Universidade Federal da Paraíba*.