

CONTROLE DE MÁXIMA POTÊNCIA DE UM SISTEMA FOTOVOLTAICO UTILIZANDO REDES NEURAS ARTIFICIAIS

Thales L. Oliveira, Leonardo R. C. Silva, Arthur C. de Souza, Geraldo C. Guimarães, Keiji Yamanaka.
Universidade Federal de Uberlândia, Faculdade de Engenharia Elétrica. Uberlândia – MG.
thaleslima.ufu@gmail.com, rosenthal.ufu@gmail.com, arthur_costasouza@hotmail.com, gcaixeta@ufu.br, keiji@ufu.br

Resumo – Este artigo apresenta o estudo computacional do efeito externo de sombreamento parcial da associação de módulos fotovoltaicos em série e como utilizar o seguimento da máxima potência (MPPT) quando ocorrer uma situação atípica na curva de potência por tensão devido a este efeito. Como abordagens clássicas não conseguem decidir o ponto de máxima potência devido ao afundamento local quando há o sombreamento, é proposta a utilização de uma rede neural que resolva o problema de mínimos locais. Utilizando o software MATLAB, será comparado o uso de um MPPT clássico (P&O), amplamente utilizado com a abordagem por rede neural treinada.

Palavras-Chave – Energia Fotovoltaica, Geração Distribuída, MATLAB, MPPT, Rede Neural Artificial.

MAXIMUM POWER POINT CONTROL OF A PHOTOVOLTAIC SYSTEM BY NEURAL NETWORKS

Abstract - This paper presents the computational study of the association of photovoltaic modules in series with the partial shading external effect and how to use Maximum Power Point Tracking (MPPT) when there is an unusual situation in the power by tension curve due to this effect. As conventional approaches fail to decide the Maximum Power Point due to local subsidence when there is shading, a neural network which solves the problem of local minima is proposed. Using the MATLAB, there will be a comparison between a classic (P&O) and widely used MPPT with a trained neural network approach.

Keywords – Artificial Neural Network, Distributed Generation, Photovoltaic Energy, MATLAB, MPPT.

I. INTRODUÇÃO

A energia produzida por uma fotocélula depende da irradiação solar e da temperatura do local onde está instalada. Tendo o Brasil um excelente potencial de utilização de energia fotovoltaica, esta pode deter certa vantagem em relação a outras fontes renováveis.

O objetivo principal deste artigo é a utilização de uma rede neural capaz de atuar como um MPPT e que resolva um problema comum quando há o sombreamento parcial de módulos em série.

Utilizando como referência o método de maior utilização, devido sua simplicidade [1], o método Perturba e Observa (P&O), será feita uma comparação com a rede neural treinada e espera-se uma solução vantajosa para as variações de irradiações que possam ocorrer no módulo.

O sistema testado consiste em aplicar, a duas células em série, irradiações diferentes e observar o comportamento da máxima potência alcançado.

Para a rede neural, foi escolhida uma rede com propagação retrógrada de erro, ou *backpropagation*, com entradas de irradiação e saída de tensão de referência para um conversor CC-CC do tipo elevador, ou *Boost*.

II. PROBLEMÁTICA DA ASSOCIAÇÃO

Para o arranjo de módulos em instalações associadas, uma conexão em paralelo não é a ideal, pois isso requer um condutor maior devido à soma das correntes. Outro motivo são as perdas que ocorrem devido a uma baixa tensão no sistema, tornando a associação em série mais atrativa [2].

Em uma conexão em série a mesma corrente passa por todos os três módulos, onde a tensão é a soma das tensões de cada módulo. Porém, há um problema quando ocorre o sombreamento parcial ou total de um sistema, o módulo sombreado limita a passagem de corrente para os outros módulos, onde a potência gerada pelos módulos não sombreados é dissipada no módulo sombreado.

A dissipação de potência por sombreamento é chamada de *hot spots*, ou pontos quentes, um efeito intolerável que leva ao colapso da junção *p-n* do semiconductor que, se mantido por algum tempo, pode levar à destruição do material da célula, como o aparecimento de rachaduras ou o derretimento da solda de conexão, levando a uma maior limitação de corrente no sistema.

Para solucionar este problema são previstos diodos em antiparalelo em cada conexão. A corrente que seria limitada passa pelo módulo sombreado, enquanto que o excesso atravessa pelo diodo, como mostrado na Fig. 1.

É importante notar que o diodo de *by-pass* não causa perdas, já que a corrente não passa por ele em condições normais de operação. Em adição à proteção contra os sombreamentos e, consequentemente, aos *hot spots*, o diodo ainda permite que módulos de diferentes fabricantes e diferentes potências sejam conectados em um mesmo sistema, já que, de forma serial, a corrente não fica mais limitada, mas combinada pelo seu uso.



XIV CEEL - ISSN 2178-8308
03 a 07 de Outubro de 2016
Universidade Federal de Uberlândia - UFU
Uberlândia - Minas Gerais - Brasil

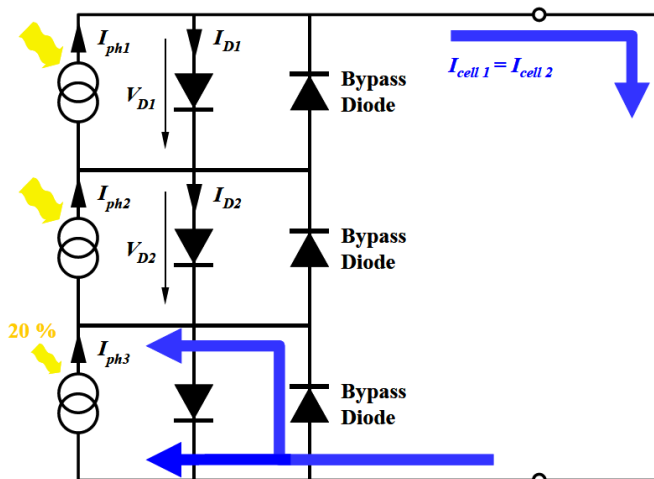


Fig. 1. Conexão em série com diodos de by-pass. [2]

Com a utilização de dois módulos em série, onde um deles recebe a irradiação total e há uma variação na irradiação do outro, são geradas as cinco curvas de potência por tensão vistas na Fig. 2.

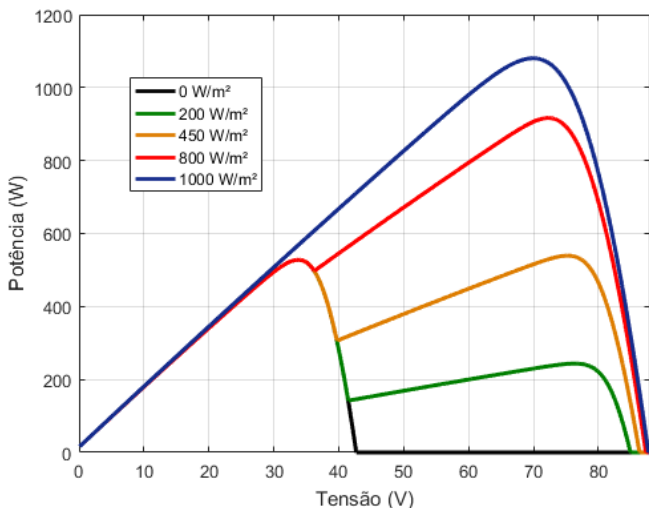


Fig. 2. Curvas de Potência por Tensão com diodos de by-pass.

Em azul é vista a irradiação igual para os dois módulos, enquanto e em preto a irradiação total para apenas um módulo. Em vermelho, laranja e verde são vistas as curvas quando há uma diferença nas irradiações de cada módulo. É possível notar que há uma descontinuidade bem ao topo da potência do primeiro módulo. Isso gera um problema no seguimento da máxima potência, por deslocar o ponto máximo de forma brusca, gerando um mínimo local à frente do máximo real.

III. MODELAGEM DO PAINEL FOTOVOLTAICO

Nesta seção será explicado o modelo do circuito equivalente da célula solar disponibilizado na biblioteca do MATLAB/simulink.

Um circuito elétrico equivalente, idealizado, pode ser sintetizado como o mostrado na Fig. 3. Tal figura mostra uma fonte de corrente de magnitude I_{ph} , equivalente a intensidade de radiação solar (irradiância) e temperatura ambiente, além

da corrente I_d do diodo diretamente polarizado que flui internamente na junção $p-n$ do semiconductor em uma determinada temperatura absoluta T , e a tensão nos terminais, V .

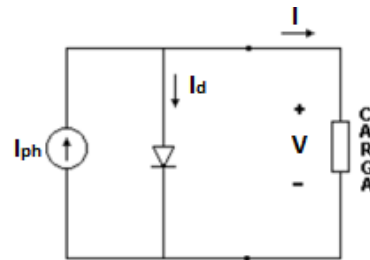


Fig. 3. Modelo ideal da célula solar.

Como a equação da célula solar ideal advinda da teoria do estado sólido não representa com boa precisão as características reais das células solares, fez-se necessário usar uma variedade de condições de testes que levaram à inclusão de alguns parâmetros, tais como o fator de idealização (A), a resistência série (R_p) e a resistência paralela (R_s) [3]. Desta forma, a equação matemática que representa a característica de uma célula solar real é evidenciada pela expressão (1).

$$I = I_{ph} - I_R \left[e^{\frac{qV}{nVT}} - 1 \right] - \frac{V + R_s I}{R_p} \quad (1)$$

O circuito equivalente desse modelo real é representado pela Fig. 4. Vale ainda ressaltar que a resistência R_p em paralelo com o diodo representa as perdas por correntes de fuga que ocorrem nas extremidades da célula solar, enquanto a resistência série R_s , na saída, caracteriza as quedas de tensão na condução de carga entre o material semiconductor e o contato externo.

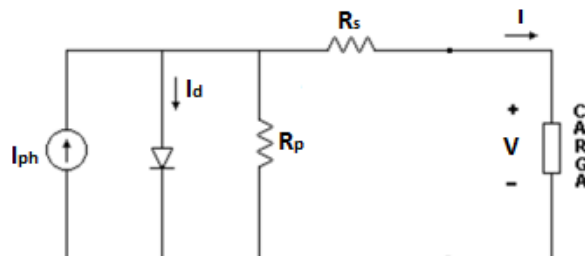


Fig. 4. Modelo real da célula solar.

As resistências R_s e R_p interferem de forma sucinta nas inclinações da curva $I \times V$ nas regiões anterior e posterior ao ponto de máxima potência (PMP), conforme vislumbrado na Fig. 5.

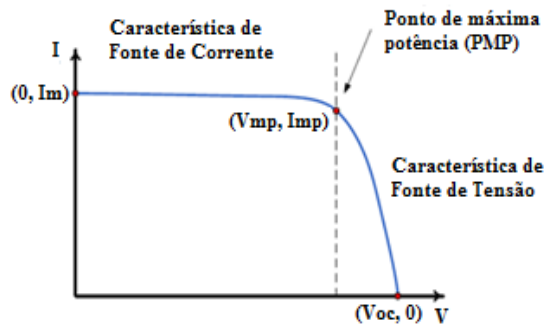


Fig. 5. Curva característica de uma célula fotovoltaica.

Nessas regiões a célula fotovoltaica apresenta características de fontes de corrente e de tensão. Ainda na Fig. 5 podemos destacar três pontos importantes do funcionamento do sistema, sendo eles:

- i. Ponto de curto-circuito ($0, I_{SC}$);
- ii. Ponto de máxima potência (V_{mp}, I_{mp});
- iii. Ponto de circuito aberto ($V_{oc}, 0$).

Complementando as análises das curvas características da célula fotovoltaica, temos na Fig. 6 um gráfico genérico ilustrativo da potência em função da tensão gerada pelas células.

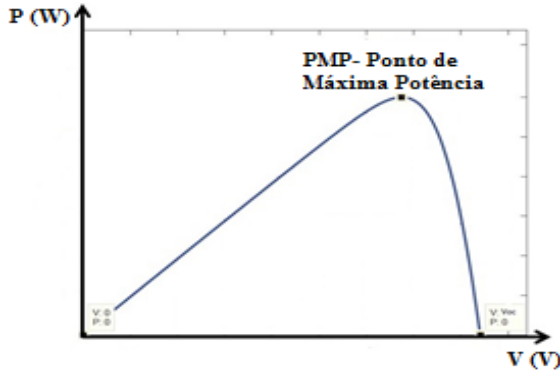


Fig. 6. Curva do comportamento da potência em termos da tensão

Pela equação (2) podemos ver que a corrente gerada pela célula se dá em função da temperatura e irradiância incidente na mesma. Uma aproximação para esta corrente I_{pv} gerada, considerando a dependência linear entre essa célula, pode ser dada, então por:

$$I_{FV} = (I_{FV,n} + K_I \Delta T) \frac{G}{G_n} \quad (2)$$

Em que: G_n e G_n são as irradiâncias solares em W/m^2 na superfície da célula e o valor nominal da mesma, respectivamente; $\Delta T = (T - T_n)$ é a variação de temperatura em Kelvin, sendo T e T_n as temperaturas atual e nominal, respectivamente; K_I é o coeficiente de temperatura em A/K da corrente de curto circuito e $I_{FV,n}$ é a corrente em amperes (A) gerada pela incidência de luz sobre a célula fotovoltaica nas condições nominais ($T_n = 25^\circ C$ e $G_n = 1000 W/m^2$).

Associando em série e/ou paralelo várias células fotovoltaicas, pode-se formar os chamados painéis fotovoltaicos. Estas disposições têm o objetivo se de obter sistemas com correntes e tensões mais elevadas, e são denominados de arranjos fotovoltaicos. Para um arranjo formado por N_s células em série e N_p células em paralelo, pode-se reescrever a relação dada na equação (3) conforme expressão que se segue [3].

$$I = I_{pv,a} - I_{R,a} \left[e^{\frac{V + I R_{s,a}}{n V T, a}} - 1 \right] - \frac{V + R_{s,a} I}{R_{p,a}} \quad (3)$$

onde $V_{T,a} = N_s K T / q$ é a tensão térmica do arranjo em Volts devido a conexão de N_s células em série; $I_{pv,a} = N_p I_{ph}$ e

$I_{R,a} = N_p I_R$ são as correntes das N_p células em paralelo e reversa do arranjo fotovoltaico em A, respectivamente; $R_{s,a}$ e $R_{p,a}$ são as resistências equivalentes série e paralelo do arranjo em Ω , respectivamente. O sub-índice (a) é usado na equação (3) para diferenciá-la da Equação (1), por se referir ao arranjo fotovoltaico.

Portanto, a equações podem ser reescritas, em (4), da seguinte forma:

$$I_{FV,a} = (I_{FV,an} + K_I \Delta T) \frac{G}{G_n} \quad (4)$$

Sendo que: $I_{FV,an}$ é a corrente nominal do arranjo fotovoltaico nas condições nominais.

IV. MÉTODOS DE MPPT

O método de referenciamento utilizado foi o método P&O, que opera consistindo em perturbar a tensão do arranjo em uma direção e observar a potência na saída. Se a potência aumentar, a perturbação continua na mesma direção; caso contrário, a perturbação muda de direção.

Para a rede neural, foi escolhida uma arquitetura de duas entradas, com vinte neurônios na camada oculta e um na saída. Uma rede do tipo *backpropagation* foi utilizada por resolver problemas não lineares.

A. P&O

O método Perturba e Observa (P&O) opera de forma periódica, incrementando ou decrementando a tensão de saída terminal do painel fotovoltaico (PV), e comparando a potência obtida no ciclo atual com a potência do ciclo anterior [4]. Caso a potência aumente, o sistema de controle muda o ponto de operação naquela direção; caso contrário, muda o ponto de operação na direção oposta [4]. Além disso, a tensão terminal do PV é sempre alterada e quando o painel opera no ponto de máxima potência (MPP) ocorrem oscilações na potência de saída em torno do seu valor máximo, o que resulta em perdas de potência [4].

A Fig. 7 apresenta o fluxograma do algoritmo do P&O clássico.

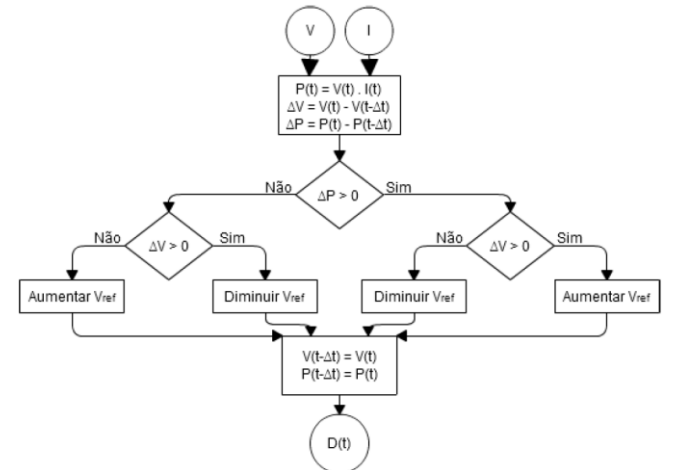


Fig. 7. Fluxograma do algoritmo do P&O. [5]

B. Rede Neural

As regras de aprendizado consistem em atualizar toda rede para cada treinamento da entrada com base no cálculo da saída da rede. A rede deve então determinar se um erro ocorreu para determinado padrão, comparando a saída calculada com o valor desejado, chamado de *target*.

Para um algoritmo do tipo *perceptron multicamadas* a única forma de se verificar se o erro está sendo resolvido é propagando esse erro para as camadas intermediárias, para que a regra de delta seja aplicada de forma correta.

A minimização do erro ainda é feita utilizando o seu valor quadrático, com a atualização dos pesos para o sentido que melhor se adequa, e deixa menor a diferença entre o *target* e a saída. Os pesos se adequam de acordo com as equações (5) e (6).

$$\delta_j^p = (t_j^p - y_j^p) f'(NET_j^p) \quad (5)$$

$$\Delta w_j^p = \alpha (t_j^p - y_j^p) f'(NET_j^p) y_i^p \quad (6)$$

A Fig. 8 representa um *perceptron* multicamadas e como é sua representação em formato de desenho.

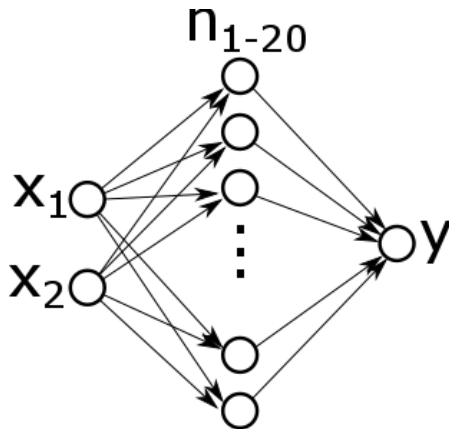


Fig. 8. Arquitetura da rede neural utilizada.

Os pontos de treinamento foram encontrados por meio de testes realizados no MATLAB das curvas de potência por tensão para 90 tipos diferentes de irradiação, ou seja, 90 pontos de máxima potência.

O treinamento, então, foi feito utilizando uma plataforma em C com os dados retirados do MATLAB. A plataforma para treinamento pode ser vista na Fig. 9.

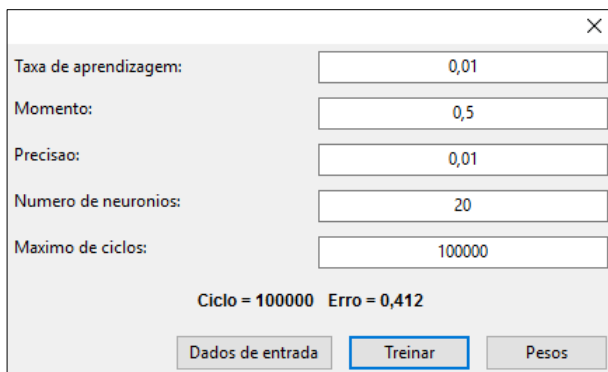


Fig. 9. Programa utilizado para treinamento.

Quando treinada, os pesos são recuperados para utilização no MATLAB, terminando, com o teste, o ciclo de programação da rede.

V. O SISTEMA UTILIZADO

A simulação computacional foi feita de forma a aplicar a rede neural artificial no sistema fotovoltaico, com o objetivo de analisar seus gráficos de resposta e verificar se o modelo computacional se comporta de acordo, ou melhor que o método clássico P&O.

O módulo escolhido foi o da fabricante Kyocera Solar, de modelo KD135GX-L, com os dados elétricos apresentados na Tabela I.

Tabela I - Parâmetros do módulo fotovoltaico. [6]

Modelo	KD 135GX-LP
Máxima potência (W)	135
Tolerância	± 5%
V_{oc} (V)	22,1
I_{sc} (A)	8,37
V_{mpp} (V)	17,7
I_{mpp} (A)	7,63
Eficiência	
Coef. De Temperatura de V_{oc} - $Beta$ (V/°C)	-0,08
Coef. De Temperatura de I_{sc} - $Alfa$ (A/°C)	0,00502

O sistema pode ser visto na Fig. 10 e consta de dois conjuntos de placas, sendo que um conjunto será sombreado e o outro manterá a irradiação de referência. O sistema fotovoltaico é conectado a um conversor CC-CC do tipo *Boost* e sua saída ligada a uma bateria. O controle do conversor é gerado pelo bloco de MPPT que gera uma tensão de referência para o PWM do chaveamento.

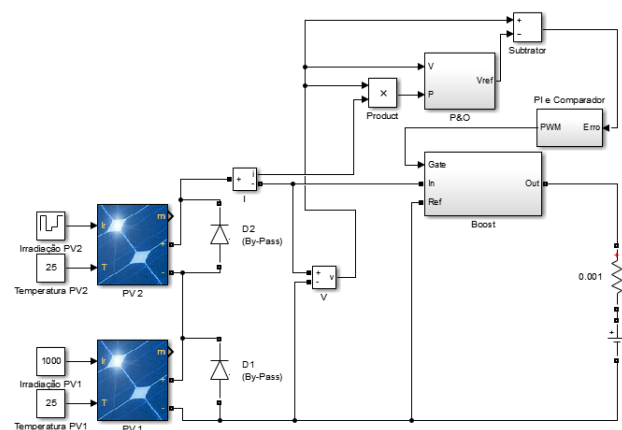


Fig. 10. Sistema fotovoltaico-boost.

O cada conjunto é composto de uma matriz de dois módulos em paralelo com mais dois módulos em série em cada *string*, totalizando, para valores de referência, 1080 W de potência.

O conversor consta de um indutor de 2.168 mH, um capacitor de entrada de 68 μ F, calculados para o sinal específico de tensão do sistema. [7] Ainda consta com mais um diodo e a chave controlada pelo sinal comparado do PWM.

VI. SIMULAÇÕES COMPUTACIONAIS

Com o sistema montado e a rede treinada, foram feitas dois conjuntos de simulações. O primeiro utiliza a variação de 1000 para 200, de 200 para 500 e, finalmente, de 500 a 1000 para um conjunto de módulos enquanto o outro fica na referência de 1000 W/m², de acordo com a UL 1743.[8]

As potências utilizando os dois sistemas podem ser vistos na Fig. 11. Em conjunto há a irradiação em pontilhado.

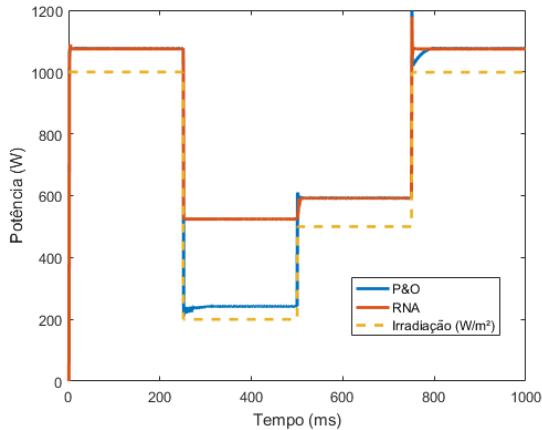


Fig. 11. Resposta dos MPPTs à mesma situação.

Pela figura, vê-se que há uma enorme diferença na potência com a utilização dos dois sistemas. Bem quando a irradiação desce a 200 W/m² a curva de potência que utiliza o P&O cai a aproximadamente 242,6 W, enquanto que com a utilização da RNA esse sinal fica em torno de 524,1 W, ou seja, mais que o dobro da máxima geração disponível do sistema. Isso ocorre devido a geração de um mínimo local, como indicado na Fig. 2.

Quando há um sombreamento parcial de um sistema em série, seja por uma nuvem ou mesmo um detrito no módulo, ocorre esse problema em que o mínimo local leva o P&O a errar o máximo. Esse erro é comum em sistemas fotovoltaicos que utilizam o método de *Hill Climbing* para seguir a máxima potência.

Na Fig. 12 é representado o comportamento de cada MPPT. Como o P&O está em um ponto próximo ao máximo quando a irradiação é nominal, ele tende a buscar o máximo sempre próximo a este ponto, ficando incorreto assim que o máximo absoluto passa a ser outro de forma brusca.

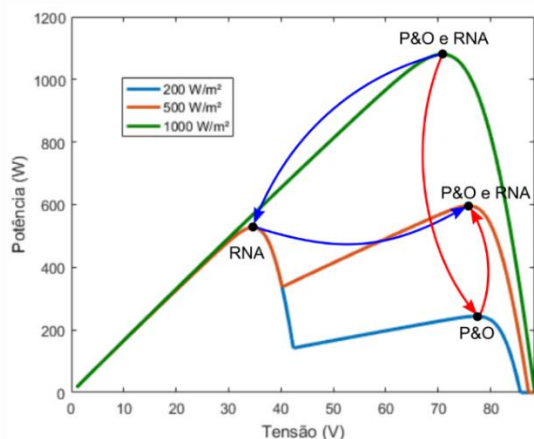


Fig. 12. Comportamento dos MPPTs.

Quando o problema de sombreamento é resolvido, os dois MPPTs retornam ao mesmo ponto, porém podem haver mais de dois máximos em uma mesma curva, se tornando difícil para o P&O resolver sistemas de grande porte, enquanto que a RNA pode resolvê-los com treinamentos específicos para cada sistema.

A Fig. 13 mostra a diferença de potências medidas entre as duas curvas, constando uma perda máxima de 281,5 W entre elas, ou seja de 53,71%, comprovando a eficácia da RNA sobre o método clássico.

Ainda há de se ver a velocidade de resposta da RNA sobre o P&O na mudança de irradiação de 500 a 1000 no tempo de 0,8 segundos pela mesma figura.

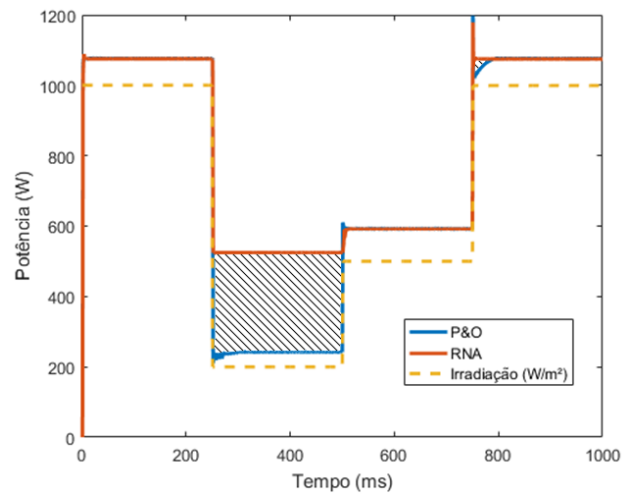


Fig. 13. Diferenças na potência observada.

Foi feito ainda outro teste para a visualização do problema do máximo local. Utilizando uma rampa decrescente de irradiação de 1000 a 100 W/m² os dois MPPTs se comportam da mesma forma até que o máximo absoluto passe bruscamente para outro ponto.

Com a visualização da Fig. 14, observa-se que ambos os sistemas decrescem da mesma forma até a mudança do máximo absoluto, onde o P&O continua próximo ao ponto antigo, que agora é local, e a RNA corrige seu valor de referência para que mais potência seja transferida ao sistema.

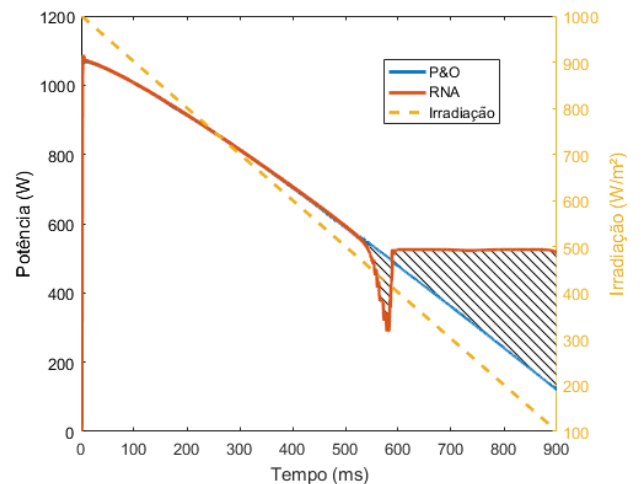


Fig. 14. Aplicação de uma rampa decrescente de irradiação.

Pela figura pode-se ver que a RNA, ao mudar para o ponto máximo absoluto, perde um pouco de potência no início, chegando a 212,1 W, ou 42,33%, já que nessa transição existe um tempo de atraso para que a tensão de referência reencontre o novo máximo absoluto. Essa perda de potência rapidamente é recuperada, pois o P&O continua a seguir o ponto de máximo local.

VII. CONCLUSÕES

Pelo trabalho conclui-se que a RNA é uma opção boa para utilização em sistemas fotovoltaicos, se destacando em velocidade e no seguimento do máximo absoluto, enquanto os métodos clássicos podem ficar presos a um ponto máximo local em que a potência é menor devido a um sombreamento do sistema.

A rede Neural utilizando *backpropagation* se mostrou satisfatória para a resolução dos problemas principais encontrados nos métodos de MPPT que utilizam o princípio de *Hill Climbing*.

Para trabalhos futuros, recomenda-se o desenvolvimento de uma rede neural capaz de identificar o MPP por meio de dados de entrada de tensão e corrente, tornando o processo mais viável, evitando o uso de sensores de irradiação.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o suporte financeiro da CAPES e também o apoio fornecido pela instituição de ensino envolvida neste trabalho (UFU).

REFERÊNCIAS

- [1] YAFAOUI, A., WU, B. e CHEUNG, R. Implementation Of Maximum Power Point Tracking Algorithm For Residential Photovoltaic Systems. 6 p. 2nd Canadian Solar Buildings Conference. Department of Electrical & Computer Engineering, Ryerson university – Toronto, Ontario, Canadá. 2007.
- [2] KININGER, Franz. Photovoltaic Systems Technology. 2003. Universität Kassel – Institut für Rationelle Energiewandlung. Kassel, Alemanha.
- [3] H. S. Rauschenbach, 'Solar Cell Array Design Handbook, Chapter 2. Van Nostrand Reinhold Company, New York 1980.
- [4] HUSSEIN, K. H.; HOSHINO, T. OSAKADA, M. Maximum photovoltaic power tracking: an algorithm for rapidly changing atmospheric conditions. IEE Generation, Transmission and Distribution, United Kingdom, v. 142, n. 1, p. 59-64, 1995.
- [5] SEGUEL, Julio Igor López. Projeto de um Sistema Fotovoltaico Autônomo de Suprimento de Energia Usando Técnica MPPT e Controle Digital. 206 p. Dissertação (Mestrado em Ciências) - Universidade Federal de Minas Gerais – UFMG. 2009.
- [6] KYOCERA. **KYOCERA KD 135GX, LP Series**. 2008. Manual do produto. Disponível em <www.kyocerasolar.com.br>. Acesso em Jun. 2015.
- [7] BARBI, Ivo. Conversores CC-CC Básicos Não Isolados. 2006. Instituto de Eletrônica de Potência – Universidade Federal de Santa Catarina.
- [8] UL 1743. UL Standart for Safety for Flat-Plate Photovoltaic Modules and Panels. 2002. Underwriters Laboratories, Terceira Edição, revisão de 2004. Northbrook, IL. ISBN 0-7629-0760-6.