



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO OESTE DO PARÁ – UFOPA  
INSTITUTO DE ENGENHARIA E GEOCIÊNCIAS – IEG  
BACHARELADO INTERDISCIPLINAR EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA**

**MAX TATSUHIKO MITSUYA**

**UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS FEEDFORWARD E LAYER-  
RECURRENT NA BUSCA DO PONTO DE MÁXIMA POTÊNCIA DE  
SISTEMAS FOTOVOLTAICOS**

SANTARÉM

2017

**MAX TATSUHIKO MITSUYA**

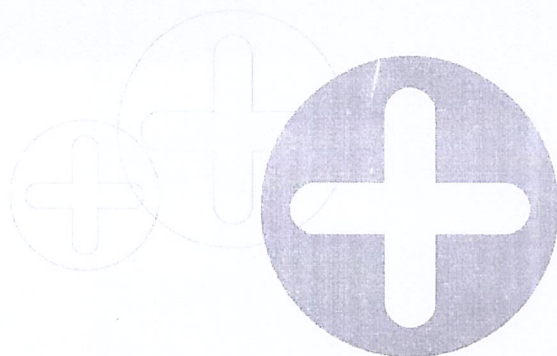
**UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIIS FEEDFORWARD E LAYER-  
RECURRENT NA BUSCA DO PONTO DE MÁXIMA POTÊNCIA DE  
SISTEMAS FOTOVOLTAICOS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Bacharelado Interdisciplinar em Ciência e Tecnologia para obtenção do grau de Bacharel em Ciência e Tecnologia na Universidade Federal do Oeste do Pará, Instituto de Engenharia e Geociências.

Orientador: Anderson Alvarenga De Moura Meneses

SANTARÉM

2017



**XIX ENMC**  
ENCONTRO NACIONAL DE  
MODELAGEM COMPUTACIONAL

**VII ECTM**  
ENCONTRO DE CIÊNCIA E  
TECNOLOGIA DE MATERIAIS

19 a 21 de Outubro de 2016  
Universidade Federal da Paraíba – João Pessoa - PB

## UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAS FEEDFORWARD E LAYER-RECURRENT NA BUSCA DO PONTO DE MÁXIMA POTÊNCIA DE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS

Max Tatsuhiko Mitsuya<sup>1</sup> – maxmitsuya@yahoo.com.br

Anderson Alvarenga de Moura Meneses<sup>1</sup> – anderson.meneses@pq.cnpq.br

<sup>1</sup> Universidade Federal do Oeste do Pará, Instituto de Engenharia e Geociências, Laboratório de Inteligência Computacional – Santarém, PA, Brasil.

**Resumo.** *Sistemas fotovoltaicos consistem na geração de energia elétrica a partir da incidência de luz solar, de acordo com o efeito fotoelétrico, sua capacidade de operação normalmente é regida pelo algoritmo implementado no controlador de carga. Neste trabalho propõe-se a utilização de redes neurais artificiais de duas topologias diferentes como método de Busca do Ponto de Máxima Potência (MPPT). As topologias implementadas foram: feedforward e layer-recurrent. Todos os modelos, desenvolvimento das redes neurais, treinamentos, validações e simulações foram realizados com software Matlab (R2013a) e Simulink (versão 7). Os resultados mostraram que a utilização de ambas topologias de redes neurais apresentaram boa resposta as variações de irradiação e temperatura bem como alcançaram valor de potência máxima próxima do valor apresentado pelo fabricante.*

**Palavras-chave:** *Sistema Fotovoltaico, Redes Neurais Artificiais, MPPT*

### 1. INTRODUÇÃO

A energia solar fotovoltaica, caracterizada como energia renovável, utiliza como fonte de energia o Sol. Seu princípio de funcionamento consiste na conversão direta da luz em eletricidade, fenômeno fotoelétrico, tendo como principal componente a célula fotovoltaica. As células quando conectadas em série formam os módulos ou arranjos fotovoltaico. Atualmente a eficiência dos módulos fotovoltaicos (produzidos com células de m-Si) está na ordem dos 16%, neste sentido estudos embasados na otimização dos módulos fotovoltaicos torna-se imprescindível (Bastos *et al*, 2012).

Basicamente o sistema fotovoltaico é constituído pelos módulos fotovoltaicos, conversores (controladores) de carga, um banco de baterias e um inversor de tensão (sistemas grid on). O controlador de carga é responsável por regular o nível da tensão na saída dos módulos fazendo com que estes possam operar em uma determinada faixa de valor, para tanto utilizam um algoritmo que consiste na Busca do Ponto de Máxima Potência (MPPT). Logo, o tipo de algoritmo implementado no controlador pode afetar diretamente no grau de eficiência dos módulos fotovoltaicos, na literatura encontra-se diversos algoritmos baseados no MPPT.

Neste trabalho propõe-se a utilização de redes Layer-Recurrent, uma vez que em nossas pesquisas não foram encontradas referências sobre a utilização destas como algoritmo de MPPT. Com isso, buscamos fazer uma comparação entre estas e as redes Feedforward, como as utilizadas por Bastos *et al.* (2012), a fim de investigar o desempenho dos referidos modelos.

## 2. MODELO DO SISTEMA FOTOVOLTAICO

### 2.1 Modelo da Célula Fotovoltaica

Uma célula fotovoltaica (PV cell) nada mais é do que semicondutor com junção p-n que produz uma diferença de potencial elétrico quando submetidas à luz, este fenômeno é descrito como efeito fotoelétrico descoberto por Alexandre-Edmond Becquerel em 1839.

O modelo de uma célula fotovoltaica pode ser expresso conforme ilustrado na Fig 1, tal modelo consegue caracterizar com precisão e simplicidade o comportamento de uma célula solar (Moçambique, 2012). De forma geral, células fotovoltaicas são conectadas em série formando os módulos ou painel fotovoltaicos.

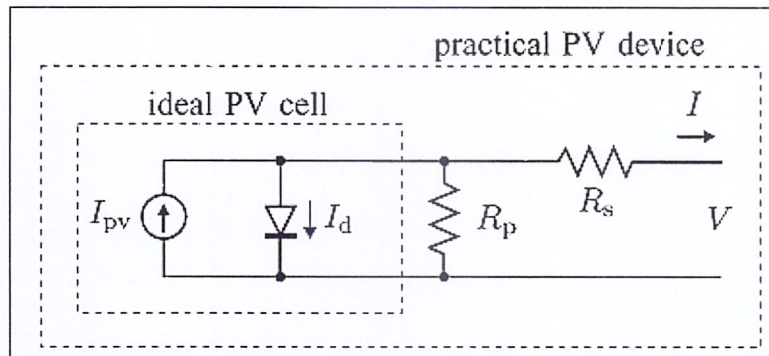


Figura 1: Circuito ideal de um diodo da célula fotovoltaica. Fonte: Villalva *et al.*, 2009.

Analisando o circuito equivalente da célula fotovoltaica e considerando a teoria do semicondutor (Villalva *et al.*, 2009), pode-se expressar a equação matemática que descreve as características I-V de uma célula PV, como

$$I = I_{pv,cell} - I_{0,cell} \left[ \exp\left(\frac{qV}{akT}\right) - 1 \right] \quad (1)$$

sendo  $I_{pv,cell}$  a corrente gerada devido a incidência da luz,  $I_d = I_{0,cell} \left[ \exp\left(\frac{qV}{akT}\right) - 1 \right]$  corresponde à equação do diodo de Shockley,  $q$  é a carga do elétron ( $1.6021766 \times 10^{-19}$  C),  $k$  é a constante de Boltzman ( $1.3806503 \times 10^{-23}$  J/K),  $T$  (em Kelvin) é a temperatura da junção p-n e  $a$  equivale à constante de idealidade do diodo.

Para a modelagem de arranjos fotovoltaicos é necessário a inclusão de outros parâmetros à equação (1), uma vez que os arranjos são compostos por inúmeras células fotovoltaicas conectadas em série/paralelo fazendo com que a Eq. (1) seja dada por

$$I = I_{pv} - I_0 \left[ \exp\left(\frac{V + R_s I}{V_t a}\right) - 1 \right] - \frac{V + R_s I}{R_p} \quad (2)$$

onde,  $I_0$  é a corrente de saturação do arranjo e  $V_t = N_s a k T$  corresponde a tensão térmica com  $N_s$  células conectadas em série. Caso o arranjo possua  $N_p$  células em paralelo, a corrente

induzida, bem como a de saturação podem ser expressas por:  $I_{pv} = I_{pv,cell}N_p$  e  $I_o = I_{o,cell}N_p$ , respectivamente (Sedaghati *et al.*, 2012).  $R_s$  e  $R_p$  são as resistências em série e paralelo, respectivamente.

Os valores das resistências influenciam principalmente no fator de forma (Fill Factor) da curva I-V, conseqüentemente na sua eficiência. Normalmente,  $R_s$  assume valores muito elevados em comparação aos valores de  $R_p$ , por consequência disto alguns autores (Pandiarajan & Muthu, 2011; Patel & Sharma, 2013; Choudhary & Saxena, 2014; Bharti & Mandal, 2014) não consideram o valor de  $R_p$  na modelagem do módulo fotovoltaico. Neste trabalho optou-se por utilizar os valores das resistências  $R_s$  e  $R_p$  sendo iguais à, 0,221 e 425,75  $\Omega$ , respectivamente, valores obtidos a partir do algoritmo apresentado por Villalva *et al.* (2009).

Na Fig. 2 está ilustrado a curva I-V de um módulo fotovoltaico, cujo comportamento depende de características intrínsecas do material ( $R_s$ ,  $R_p$ ) e de variáveis externas como nível de irradiação solar e temperatura do módulo.

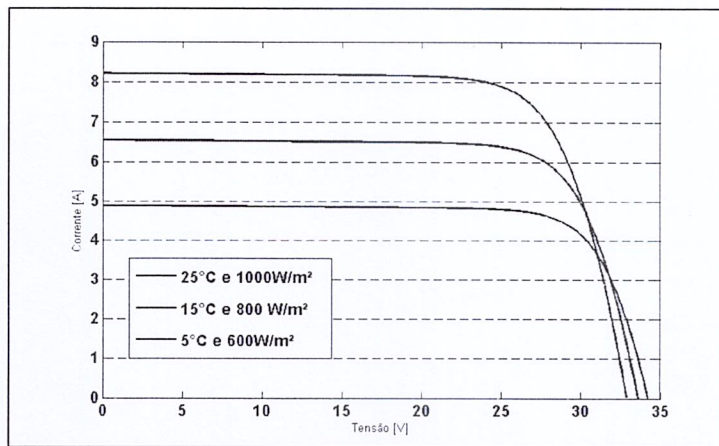


Figura 2: Curva característica I-V de um módulo solar.

Variações nos níveis de irradiação solar e temperatura do módulo fotovoltaico influenciam diretamente nos valores de  $I_{pv}$  cuja equação é definida por

$$I_{pv} = (I_{pv,n} + K_i \Delta T) \frac{G}{G_n} \quad (3)$$

onde  $I_{pv,n}$  (A) é o valor da corrente foto-gerada nominal (em condições de  $T = 25^\circ\text{C}$  e  $G = 1000\text{W/m}^2$ ) geralmente para fins de modelagem seu valor é considerado igual ao valor da corrente de curto circuito ( $I_{sc}$ ),  $K_i$  é a coeficiente de temperatura da corrente de curto circuito,  $\Delta T = T - T_n$  ( $T$  e  $T_n$  correspondem a temperatura absoluta atual e nominal do módulo, respectivamente),  $G$  ( $\text{W/m}^2$ ) é a irradiação solar que incide no módulo e  $G_n$  ( $\text{W/m}^2$ ) é a irradiação solar nominal.

A corrente de saturação  $I_o$  sofre influência apenas de variações na temperatura, sendo sua equação dada por

$$I_o = I_{o,n} \left(\frac{T_n}{T}\right)^3 \exp\left[\frac{qE_g}{ak} \left(\frac{1}{T_n} - \frac{1}{T}\right)\right] \quad (4)$$

sendo,  $E_g$  é a energia de gap correspondente ao semicondutor, usualmente seu valor é de 1.12 eV para o Si policristalino a temperatura de  $25^\circ\text{C}$  (Villalva *et al.*, 2009) e  $I_{o,n}$  é dado por

$$I_{0,n} = \frac{I_{sc,n}}{\exp\left(\frac{V_{oc,n}}{aV_{t,n}}\right) - 1} \quad (5)$$

onde,  $I_{sc,n}$  (A) e  $V_{oc,n}$  (V) correspondem a corrente de curto circuito e a tensão de circuito aberto, respectivamente, valores estes que são encontrados no data sheet de qualquer módulo fotovoltaico.  $V_{t,n}$  representa a tensão térmica nominal.

Tabela 1: Parâmetros utilizados na modelagem do módulo fotovoltaico da KYOCERA modelo KC200GT.

$I_{mp}$ (Corrente no Ponto de Máximo)	7.61 (A)
$V_{mp}$ (Tensão no Ponto de Máximo)	26.3 (V)
$P_{mp}$ (Potência no Ponto de Máximo)	200 (W) (+10%/-5%)
$I_{sc}$ (Corrente de Curto-Circuito)	8.21 (A)
$V_{oc}$ (Tensão de Circuito-Aberto)	32.9 (V)
$K_i$ (Coef. de Temperatura da Corrente CC)	$3.18 \times 10^{-3}$ (A/°C)
$a$ (Constante de Idealidade do Diodo)	1.3
$R_s$ (Resistência em Série)	425.70 ( $\Omega$ )
$R_p$ (Resistência em Paralelo)	0.221 ( $\Omega$ )
$N_s$ (N° de Células em Série)	54

Considerando as Eq. (2)-(5) bem como os valores apresentados na tabela 1, a modelagem do módulo fotovoltaico foi realizada em Matlab/Simulink (modelo adaptado a partir de Pandiarajan & Muthu, 2011) conforme Fig. 3 e 4.

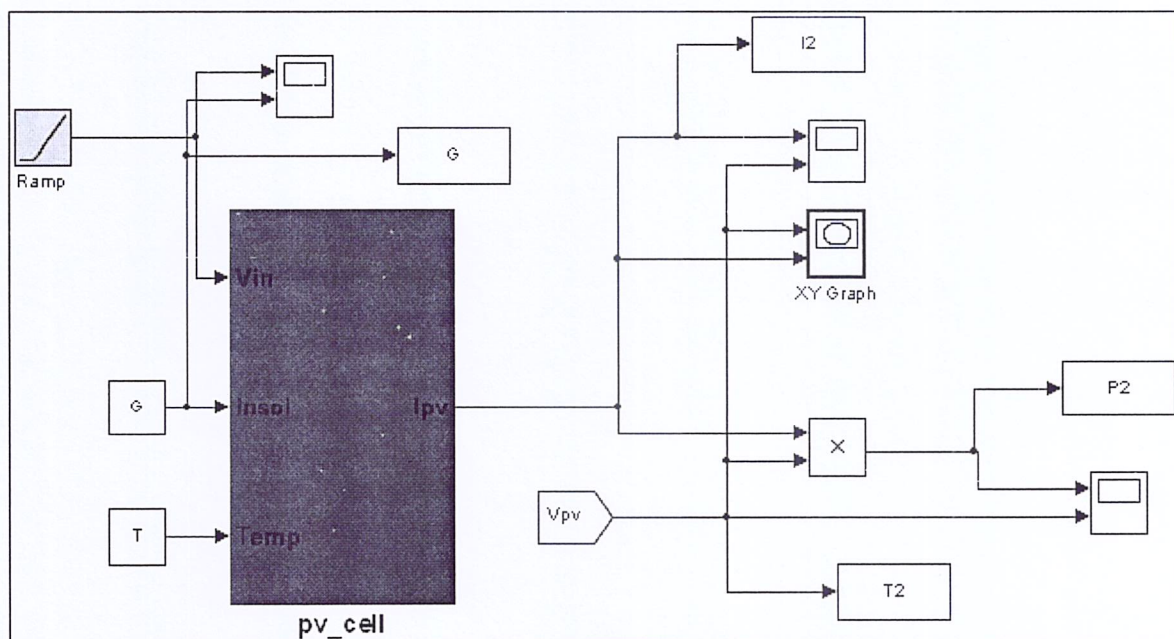


Figura 3: Máscara representativa do módulo fotovoltaico modelo KC200GT.

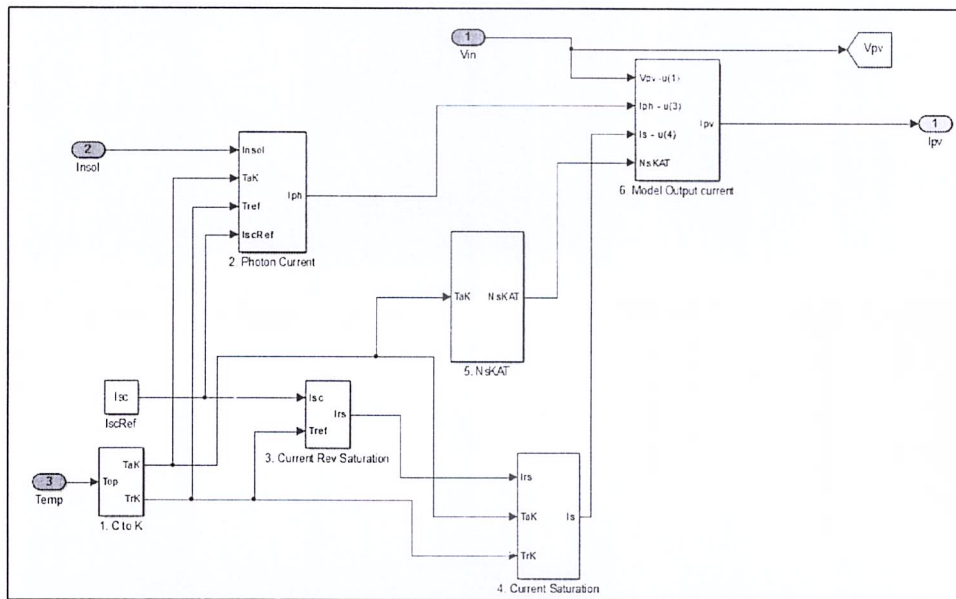


Figura 4: Subsistema do módulo fotovoltaico, adaptado a partir de Pandiarajan & Muthu, 2011.

### 3. MÉTODOS DE BUSCA DO PONTO DE MÁXIMA POTÊNCIA (MPPT)

De acordo com a Fig. 2 conforme ocorram variações na irradiação solar ou mesmo na temperatura incidente, o módulo fotovoltaico passa a operar em pontos de tensão e corrente variantes, neste sentido a implementação de métodos que visem a busca do ponto de máxima potência (MPP) torna-se cada vez mais importante para aumentar a eficiência do módulo operante tais métodos são conhecidos como MPPT (Maximum Power Point Tracking). Podendo se dividir em três categorias, saber (Sedaghati *et al*, 2012); Métodos: Direto, de Inteligência Artificial e Indireto.

Em Moçambique (2012), os métodos descritos acima são denominados de algoritmos: Heurísticos; Baseados em Treinamento; Baseados em Modelo.

Os métodos diretos, ou heurísticos, caracterizam-se por se basearem nos valores de corrente e/ou tensão a fim de aumentar ou diminuir o valor de determinada variável de controle. Como exemplo destes algoritmos, temos os mais amplamente utilizados, método de Perturbação & Observação (Tapre & Deshbhratar, 2015; Bharti & Mandal, 2014) e método Condutância Incremental (Tapre & Deshbhratar, 2015; Choudhary & Saxena, 2014). Dentre os métodos indiretos, pode-se citar, fração da tensão de circuito aberto e fração da corrente de curto-circuito (Tapre & Deshbhratar, 2015), ambos são algoritmos baseados em modelo matemático.

A utilização de métodos de inteligência artificial, ou os algoritmos baseados em treinamento, possuem como principal vantagem a rapidez e precisão na busca pelo ponto de máxima potência. Dentre estes algoritmos podemos citar as redes neurais artificiais (Bastos *et al*, 2012; Sedaghati *et al*, 2012; Elgharbi *et al*, 2012) e lógica *fuzzy* (Moçambique, 2012).

#### 3.1 Redes Neurais Artificiais como método MPPT

Neste trabalho foram utilizadas duas arquiteturas de redes neurais diferentes. A primeira, Feedforward de Múltiplas Camadas, Fig. 5(a), consiste numa rede formada por uma camada de entrada, uma de saída e uma ou mais camadas intermediárias (hidden), o sinal de entrada se propaga na rede camada por camada (Haykin, 1998).

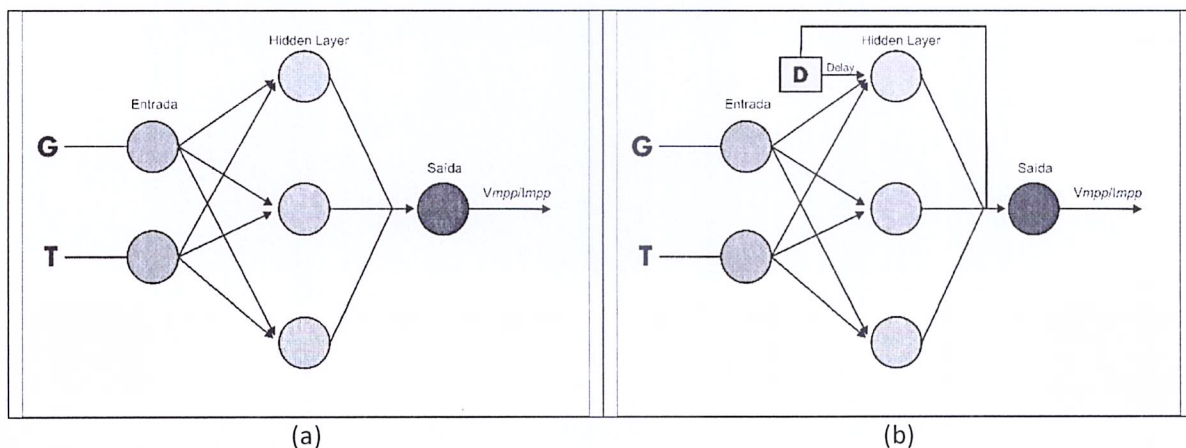


Figura 5: Arquiteturas de Rede: (a) Feedforward de Múltiplas Camadas; (b) Layer-Recurrent.

Na segunda arquitetura, temos uma rede do tipo recorrente, Rede Layer-Recurrent ou Rede de Camada Recorrente, Fig. 5(b), é um tipo de arquitetura baseado no modelo recorrente de Elman, a qual consiste em uma rede neural com um atraso unitário (delay) em todas as camadas ocultas da rede (Beale; Hagan; Demuth, 2015).

Para implementação das redes neurais, foi utilizado a configuração proposta por Bastos *et al* (2012), na qual tem-se duas variáveis como entrada (G,T) que alimentam uma rede neural para estimar o valor da tensão de máximo e outra rede para estimar o valor da corrente máxima. A implementação da rede recorrente segue a mesma configuração com um adicional do ponto de delay.

### 3.2 Treinamento e Validação das redes neurais

Conforme visto na Fig. 2, variações nos valores de irradiação (G) e temperatura (T) alteram o ponto de operação do módulo fotovoltaico, conseqüentemente os valores de tensão e corrente também sofrem variações, dessa forma as redes neurais possuem como entrada valores de G e T, e como saída temos os valores de corrente e tensão no ponto máximo.

No processo de treinamento das redes neurais foram utilizados bancos de dados gerados a partir do modelo simulado em Simulink. O banco de dados possui como valores de entrada: irradiação variando de 100 à 1000 W/m<sup>2</sup> com passo de 20 W/m<sup>2</sup>, e temperatura variando de 0 à 50°C com passo de 1°C. Dessa forma, o banco de dados contém 2346 valores de entrada (pares G/T), sendo 0,7% para treinamento, 0,15 para validação e 0,15 para teste da rede e 2346 dados de saída (tensão/corrente máxima). Na tabela 2, têm-se os valores da configuração de treinamento utilizada em cada rede neural.

Tabela 2: Configuração de Treinamento das redes neurais implementadas.

Tipo de Rede Neural	Nº de Neurônios	Algoritmo de Treinamento	Valor do Delay
Feedforward	20	Levenberg-Marquardt	-
Camada Recorrente	20	Bayesian Regularization	1

### 3.3 Simulação das Redes Treinadas

Após realizado o treinamento das redes neurais, para cada rede foi gerado um diagrama de blocos associado a partir do comando *gensim(net)* do Matlab para que depois possa ser implementada junto ao modelo do módulo fotovoltaico, de acordo com a Fig. 6.



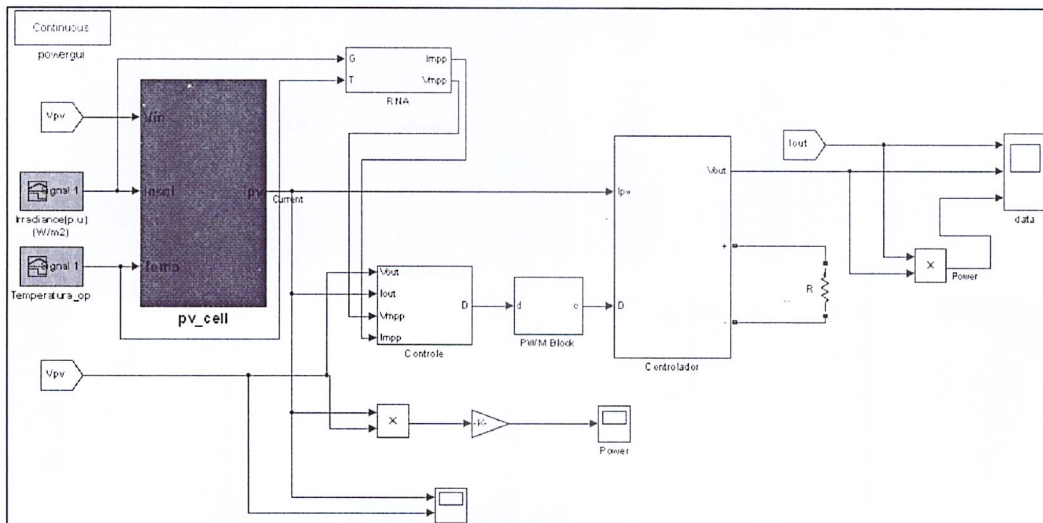


Figura 6: Modelo geral utilizado para simulação de redes neurais na busca do MPP.

O bloco *controle* é baseado na equação  $D = 1 - \sqrt{\frac{V_{mpp}}{I_{mpp}} \times \frac{I_{sc}}{V_{oc}}}$  para estimativa do *duty cycle*, no bloco *RNA* temos as redes treinadas e o bloco *controlador* representa um controlador do tipo *Boost*, com os parâmetros conforme descritos na tabela 3.

Tabela 3: Parâmetros do controlador *Boost*.

$L_{chopper}$	570 $\mu$ F
$C_{chopper}$	300 $\mu$ F

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Treinamento

No processo de criação, treinamento e validação das redes neurais foi utilizado o software Matlab versão R2013a. Os erros quadráticos médios das redes feedforward de corrente e tensão foram de 0,0059 e 0,0239 respectivamente. Enquanto que os erros relacionados as redes de camada recorrente foram de 0,0051 para estimativa da corrente e 0,0285 para tensão.

Analisando as performances das redes pelas Fig. 7 e 8 pode-se perceber que, se considerarmos o número de épocas bem como o tempo de treinamento, as redes do tipo feedforward possuem melhor aplicabilidade uma vez que geram resultados semelhantes aos da rede de camada recorrente, porém em um tempo muito menor.

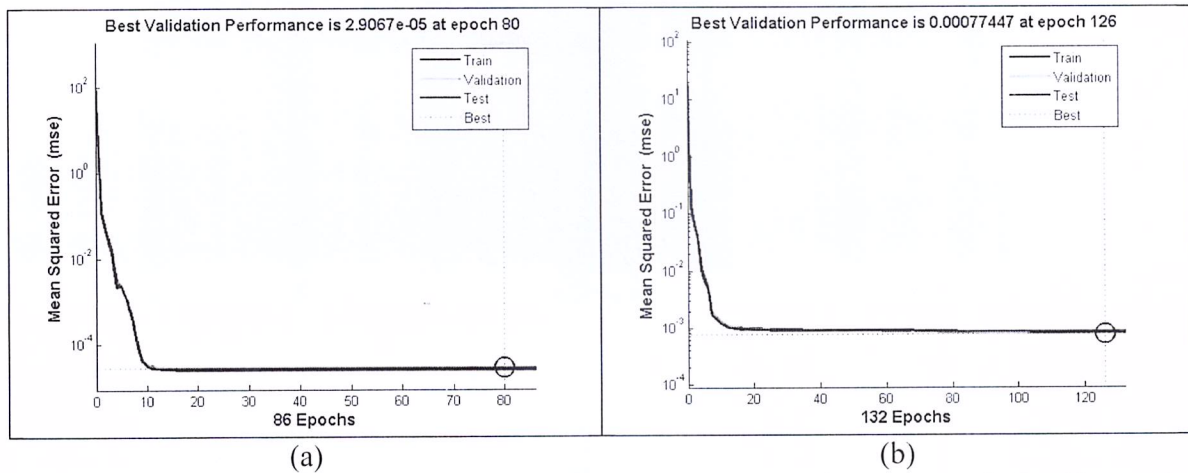


Figura 7: (a) Performance Rede Feedforward - Corrente; (b) Performance Rede Feedforward - Tensão.

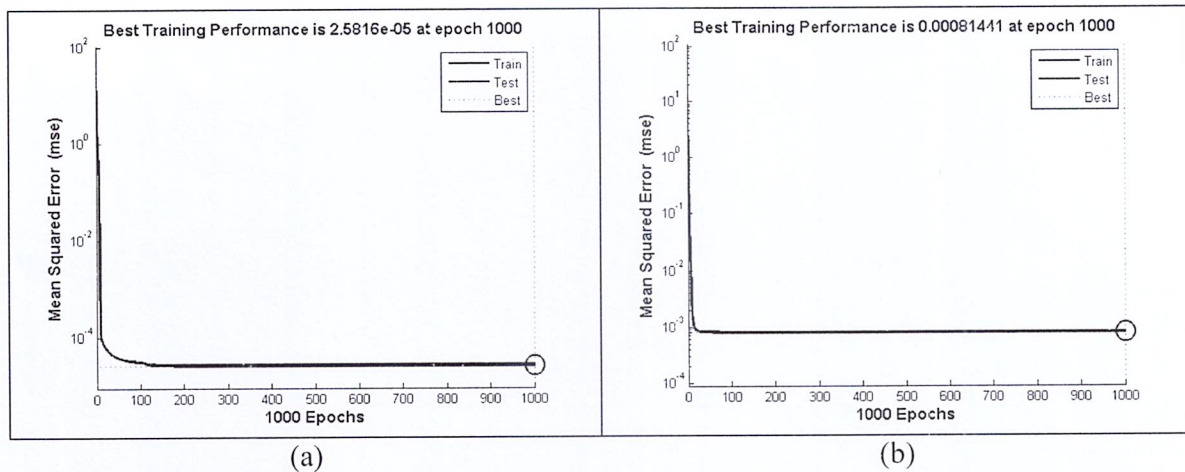


Figura 8: (a) Performance Rede Camada Recorrente - Corrente; (b) Performance Rede Camada Recorrente - Tensão.

## 4.2 Simulação

A simulação foi realizada com três estados com variações nos valores de irradiação e temperatura, conforme Fig 9. Os valores de  $I_{mpp}$  e  $V_{mpp}$ , valores de máximo de corrente e tensão, respectivamente, do bloco *controle* são estimados pelas redes neurais implementadas.  $I_{out}$  e  $V_{out}$  representam os valores de corrente e tensão na saída do módulo fotovoltaico. Nas Fig. 10 temos os resultados obtidos do MPP, em kW, para ambas as redes (Feedforward e Camada Recorrente).

Bastos, R. F.; Moçambique, N. E.M.; Machado, R. Q.; Aguiar, C. R.. "Rede Neural Artificial Aplicada na Busca do Ponto de Máxima Potência em Painéis Fotovoltaicos". Anais do XIX Congresso Brasileiro de Automática - CBA, 2012.

Beale, M. H.; Hagan, M. T.; Demuth, H. B. "Neural Network Toolbox™ User's Guide". MathWorks, 2015.

Bharti, R. N.; Mandal, R. K. "Modeling and Simulation of Maximum Power Point Tracking for Solar PV System using Perturb and Observe Algorithm". Vol. 3 Issue 7, 2014.

Choudhary, D.; Saxena, A. R. "DC-DC Buck-Converter for MPPT of PV System". Vol 4, Issue 7, 2014.

Elgharbi, A.; Mezghani, D.; Mami, A. "A maximum power point tracking method based on Artificial Neural Network for a PV System". Vol. 5, Issue 1, 2012.

Haykin S. "Neural Networks: A Comprehensive Foundation", 2nd ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 1998.

Moçambique, N. E. M. "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". Dissertação (Mestrado) - São Carlos, 2012.

Pandiarajan, N.; Muthu, R. "Mathematical Modeling of Photovoltaic Module with Simulink". International Conference on Electrical Energy Systems (ICEES 2011), 3-5 Jan 2011.

Patel, J.; Sharma, G. "Modeling and Simulation of Solar Photovoltaic Module Using MATLAB / SIMULINK". Vol. 02 Issue: 03, 2013

Sedaghati, F.; Nahavandi, A.; Badamchizadeh, M. A.; Ghaemi, S.; Fallah, M. A. "PV Maximum Power-Point Tracking by Using Artificial Neural Network". Vol 2012, 2011.

Singh, P.; Palwalia, D.K.; Grupta, A.; Kumar, P. "Comparison of Photovoltaic Array Maximum Power Point Tracking Techniques". National Conference on Renewable Energy and Environment (NCREE-2015). Vol. 2, Issue 1, 2015.

Tapre, R. G.; Deshbhratar, R.G. "Comparative Study and Simulation of Different Maximum Power Point Tracking (MPPT) Techniques in a Solar Power Generation". Vol. 3 Issue: 2, 2015.

Villalva, M. G.; Gazoli, J. R.; Filho, E. R. "Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays," IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 24, no. 5, pp. 1198–1208, 2009.

## APÊNDICE A

### USING NEURAL NETWORK'S FEEDFORWARD AND LAYER-RECURRENT FOR MAXIMUM POWER POINT TRACKING IN PHOTOVOLTAIC SYSTEM

*Photovoltaic systems consist in generating electrical energy from sunlight, according to the photoelectric effect, its ability to normal operation is governed by the algorithm implemented in the controller. This work proposes the use of artificial neural networks in two different topologies as search method from the point of maximum power (MPPT). The topologies implemented were: feedforward and layer-recurrent. All models, development of neural networks, training, validations and simulations were performed with software Matlab (R2013a) and Simulink (version 7). The results showed that the use of both topologies of neural networks had good response the variations of irradiation and temperature as well as reached a value of maximum power next to the value submitted by the manufacturer.*

**Keywords: Photovoltaic System, Artificial Neural Network, MPPT**

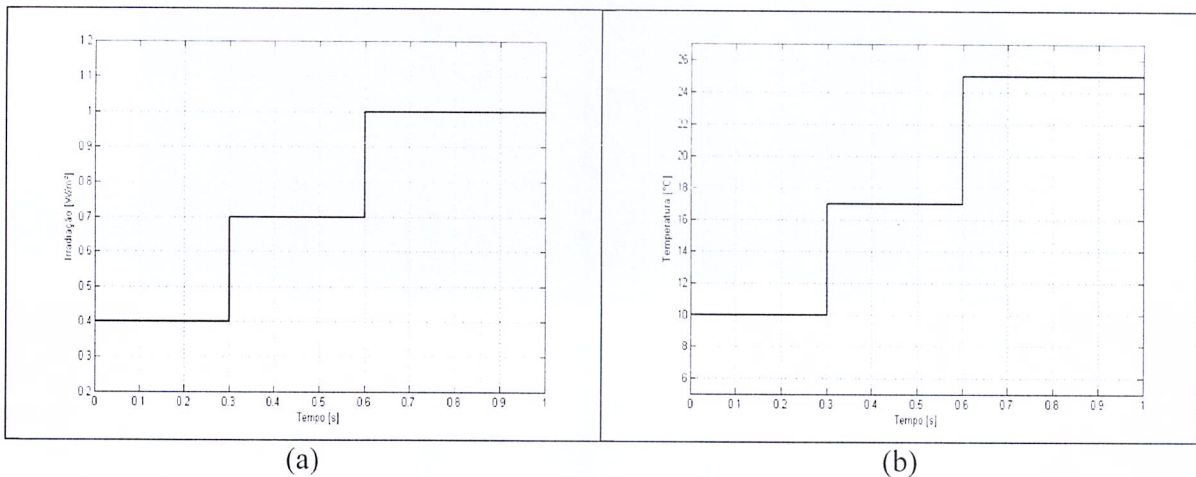


Figura 9: (a) Irradiação (400, 700 e 1000 W/m<sup>2</sup>); (b) Temperatura (10, 17 e 25 °C)

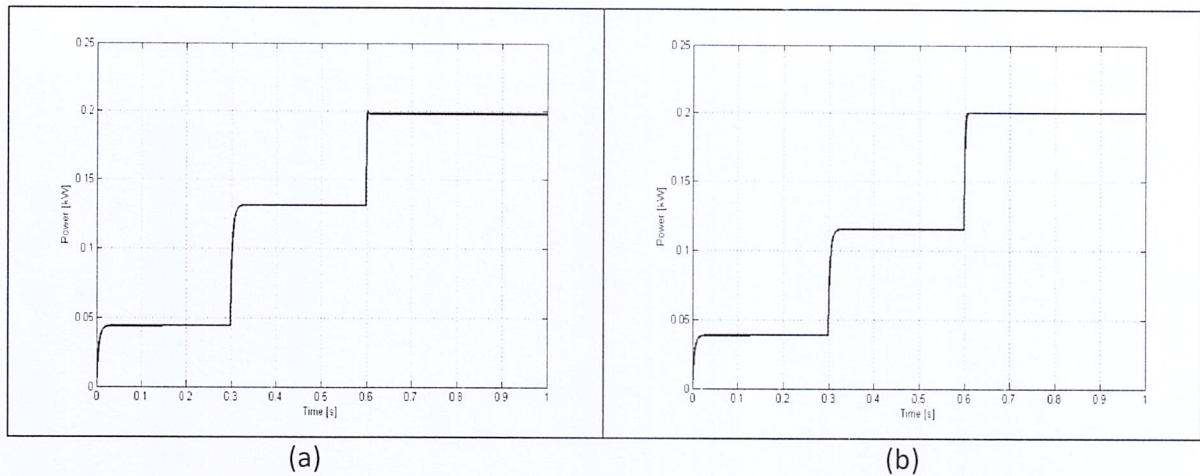


Figura 10: (a) Ponto de Máxima Potência estimado por rede Feedforward; (b) Ponto de Máxima Potência estimado por rede Camada Recorrente.

A partir dos resultados expostos, pode-se perceber que ambas as redes respondem de forma quase que imediata a cada alteração nas variáveis de entrada ( $G$  e  $T$ ), vale ressaltar ainda que no MPP as redes implementadas neste trabalho alcançaram valores bem próximos do valor (0,2kW) apresentado pelo fabricante do modelo de módulo fotovoltaico simulado (KC200GT).

## 5. CONCLUSÃO

De acordo com os resultados foi possível averiguar a eficiência dos dois modelos de redes neurais utilizados. Levando em consideração os resultados da simulação pode-se dizer que ambos os modelos foram satisfatórios, no entanto, se considerarmos a fase de treinamento percebe-se que a rede do tipo feedforward é mais adequada uma vez que seu treinamento foi realizado em um menor número de épocas do que a rede de Camada Recorrente (para as redes feed-forward: 86 épocas para corrente máxima e 132 épocas para a tensão; para a rede layer-recurrent, ambas atingiram as 1000 épocas do critério de parada). Neste sentido, a rede feed-forward é a melhor alternativa para o MPPT de um sistema fotovoltaico.

## REFERÊNCIAS