DOI: 10.48011/asba.v2i1.1176

Aplicação de Métodos Numéricos na Estimação dos Parâmetros do Modelo de Módulos Fotovoltaicos com um Diodo

E. C. Silva * **E. P. Machado** ** **D. Fernandes. Jr** *** **A. C. Pinto** ****

* *Aluno de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Paraíba, (e-mail: edival.silva@ee.ufcg.edu.br).*
** *Professor de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Vale do São Francisco, Bahia, (e-mail: eubis.machado@univasf.edu.br)*
*** *Professor de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Paraíba, (e-mail: damasio@dee.ufcg.edu.br)*
**** *Professor de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Vale do São Francisco, Bahia, (e-mail: adeon.pinto@univasf.edu.br)*

Abstract: One of the stages of fundamental importance in the modeling of photovoltaic modules is the process of estimating the parameters, being the optimization methods essential tools to guarantee optimal values. This work aims to apply conventional and optimization methodologies in the estimation of the parameters of the one-diode model for photovoltaic module, taking into account that this subject is essential for studies based on simulations with mathematical representation of the performance of these equipment. Through statistical analysis it can be observed that the Levenberg-Marquardt methodology using as initial values the results obtained by the Villalva method led the model to greater representativeness, for the model approached in a range of irradiances. Thus, one can arrive at a parametric estimate that makes possible the best approximation of the conditions provided by the manufacturer's manual.

Resumo: Uma das etapas de fundamental importância na modelagem de módulos fotovoltaicos é o processo de estimação dos parâmetros, sendo os métodos de otimização ferramentas essenciais para a garantia de valores ótimos. Os métodos numéricos são ferramentas amplamente utilizadas nesses processos para obtenção desses parâmetros. Esse trabalho visa aplicar metodologias convencionais e de otimização na estimação dos parâmetros do modelo de um diodo de módulos fotovoltaicos, tendo em que vista que essa temática é imprescindível para estudos baseados em simulações com representação matemática do desempenho desses equipamentos. Por meio de análise estatística pode ser observada que a metodologia de Levenberg-Marquardt empregando como valores iniciais os resultados obtidos pelo método de Villalva levou o modelo a maior representatividade, para o modelo abordado em uma gama de irradiâncias. Dessa forma, pode-se chegar a uma estimação paramétrica que viabilize a melhor aproximação das condições fornecidas pelo manual do fabricante.

Keywords: Optimization; iterative methods; photovoltaic systems; irradiance; characteristic curve;

Palavras-chaves: Otimização; métodos iterativos; sistemas fotovoltaicos; irradiância; curva característica;

1. INTRODUÇÃO

A poluição ambiental, a destruição da camada de ozônio, o aquecimento global aliado a crise energética e a insuficiência de combustíveis fósseis são desafios que fizeram diversos países voltarem-se para a importância do uso de fontes de energias renováveis, como: energia eólica, energia solar, energia geotérmica e energia gravitacional, como alternativa ao combustível fóssil, na geração de eletricidade (Chen *et al.*, 2018).

Entre as energias alternativas listadas, a energia solar é uma dessas fontes com maior potencial, devido a se apresentar como um recurso energético de ampla disponibilidade, sustentável e ecológico. Em especial, os sistemas de geração solar fotovoltaica têm sido amplamente utilizados para a geração de eletricidade em todo o mundo devido à sua fácil instalação, baixo custo de manutenção por não possuir partes móveis, operação silenciosa e eficiência aceitável (Jiao *et al.*, 2019).

As células solares geram energia elétrica por conversão direta da irradiação solar e são os componentes fundamentais na geração fotovoltaica. Esses conversores são sistemas altamente não lineares e a potência fornecida nos seus terminais varia com as mudanças no ambiente, especialmente com as condições de irradiância e temperatura (Ebrahimi *et al.*, 2019). A eficiência do sistema fotovoltaico é um quesito primordial para explorar de maneira otimizada a energia convertida. Para avaliar o desempenho do sistema fotovoltaico, é necessário um modelo apropriado de células e módulos fotovoltaicos (Merchaoui *et al.*, 2018).

A modelagem de células solares fotovoltaicas consiste em descrever, matematicamente, sua característica não linear. Muitos modelos matemáticos para esse fim são baseados em circuitos elétricos equivalentes. Os modelos amplamente utilizados na literatura são baseados em um diodo (Costa *et al.*, 2010; Alhajri *et al.*, 2012) ou dois diodos (Ting *et al.*, 2016; Brano and Ciulla, 2016), enquanto outros estudos introduziram um modelo de três diodos (Nishioka *et al.*, 2007). O uso do modelo de um único diodo é comumente usado na prática, pois garante o compromisso entre simplicidade e precisão, pois requer apenas cinco parâmetros, enquanto aqueles de dois e três diodos são mais precisos, porém requerem um número de parâmetros elevado o que deixa esses modelos com um grau de complexidade alto, pois, necessitam de uma ampla gama de cálculos (Mokhliss *et al.*, 2019).

Na folha de dados do fabricante de um módulo fotovoltaico, algumas informações como tensão de circuito aberto (V_{ca}), corrente de curto-circuito (I_{cc}), a corrente e a tensão no ponto de máxima potência (I_{mp},V_{mp}), potência máxima (P_{mp}) e os coeficientes de temperatura de tensão e corrente são listados, mas para a representação desses equipamentos, informações mais detalhadas são necessárias e geralmente não são fornecidas.

Na modelagem de módulos fotovoltaicos, sempre é necessária uma estimativa otimizada e conjunta dos parâmetros dos modelos. A modelagem precisa desses equipamentos não é apenas para realizar a avaliação do desempenho da célula, mas também para melhorar o projeto, e a otimização do processo de desenvolvimento, fabricação e o controle de qualidade da célula (Abbassi *et al.*, 2018; Jordehi, 2016).

Se os parâmetros são estimados com maior precisão, não apenas pode-se alcançar um desempenho aprimorado e a melhor qualidade do controle de células solares, mas também são eficazes na estimativa do ponto de potência máxima em que a corrente e a tensão da célula solar transmitem a máxima potência para a carga (Pourmousa *et al.*, 2019; Dileep and Singh, 2017; kheldoun *et al.*, 2016).

Independentemente dos diferentes tipos de modelos, a principal dificuldade na modelagem desses equipamentos é a falta de informações sobre os valores de parâmetros do modelo. A estimativa dos valores dos parâmetros físicos para células ou módulos fotovoltaicos, com base nas características experimentais de tensão e corrente, é muito importante (Ayang *et al.*, 2019). Deixar os dados experimentais e os dados resultantes do modelo em fase é indispensável para obter os parâmetros desconhecidos. Por esse motivo, diversas técnicas de estimação desses parâmetros foram desenvolvidas nos últimos anos (Yu *et al.*, 2017).

Considerando a importância e o impacto da estimação paramétrica dos modelos de células e módulos fotovoltaicos, vários trabalhos relataram o desenvolvimento de abordagens analíticas e numéricas (iterativas ou evolutivas), para estimar os parâmetros elétricos sob condições de teste padrão e várias outras condições ambientais, considerando os efeitos de irradiação e temperatura (Chan and Phang, 1987; Kou *et al.*, 1998; Walker, 2001; Villalva *et al.*, 2009; Cubas *et al.*, 2014; Bai *et al.*, 2014; Askarzadeh and Coelho, 2015; Ayodele *et al.*, 2016; Awadallah, 2016).

Os métodos analíticos representam os parâmetros do modelo matematicamente por uma série de equações com base nas características experimentais e nas informações fornecidas na folha de dados do fabricante. Essa metodologia é de fácil implementação, no entanto, a precisão da solução analítica depende muito dos valores dos pontos selecionados (Pindado and Cubas, 2017). Além disso, as abordagens analíticas geralmente precisam fazer algumas suposições e/ou aproximações, o que também pode causar uma perda na precisão da solução (Guo *et al.*, 2016).

Para superar a desvantagem dos métodos analíticos, muitos pesquisadores exploraram métodos numéricos. A abordagem numérica é baseada no ajuste de curvas através de algoritmos de otimização não linear, independentemente das condições climáticas. Esses algoritmos podem ser organizados em duas categorias: métodos determinísticos, também conhecidos por iterativos e os métodos evolutivos também denominados de metaheurísticos (Xiong *et al.*, 2018; Wang *et al.*, 2017).

Neste trabalho, será empregada uma metodologia convencional e uma baseada em otimização na extração dos parâmetros para o modelo de diodo único sob diversas condições de irradiância. Com os parâmetros obtidos, são geradas as curvas características do módulo e confrontadas com as curvas disponibilizadas pelo fabricante, para que dessa forma se caracterize a eficácia e eficiência como também avaliar o método que melhor se adapta a esta finalidade.

2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Com o advento da geração distribuída os sistemas fotovoltaicos estão em grande ascensão nos últimos anos, com isso, faz cada vez mais necessário o estudo dos componentes que englobam esse tipo de geração de energia elétrica. Nesse contexto, o módulo fotovoltaico se torna um componente de grande importância, tendo em vista que é nele que a conversão de energia ocorre. Diante disso, existem diversos modelos que simulam o desempenho desse elemento. Uma das grandes dificuldades desses modelos é determinar os parâmetros desconhecidos que dependem das características dos materiais utilizados na sua construção (Spagnuolo *et al.*, 2017).

De forma a realizar a estimação dos parâmetros, será agora abordado o modelo de um diodo mais completo de um módulo, como também as definições de todas as variáveis que o modelo exige que sejam estimadas.

2.1 Modelo com Representação de Impurezas e Defeitos na Estrutura

A Fig. 1 apresenta o circuito equivalente para um módulo fotovoltaico com uso do modelo com representação de impurezas e defeitos na estrutura.

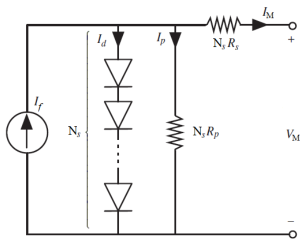

Fig. 1. Circuito equivalente - modelo com representação de impurezas e defeitos na estrutura.

A partir da análise do circuito, pode-se chegar a (1), que expressa a corrente de saída do módulo.

$$I_M = I_f - I_o \left[exp\left(\frac{V_M + I_M N_s R_s}{N_s n V_T} \right) - 1 \right] - \frac{V_M + I_M N_s R_s}{N_s R_p} , \tag{1}$$

em que,

$$V_T = \frac{kT}{q} , \tag{2}$$

sendo:
I_M - corrente de saída do módulo;
I_f - corrente fotogerada;
I_o - corrente de saturação reversa do diodo;
n - fator de idealidade;
V_T - tensão termicamente gerada;
V_M - tensão nos terminais do módulo;
N_s - número de células em série;
R_s - resistência em serie;
R_p - resistência em paralelo;
k - constante de *Boltzmann*;
T - temperatura da junção;
q - carga do elétron.

Atenta-se que nesse modelo os parâmetros desconhecidos são cinco, sendo eles: I_f, I_o, R_s, R_p e n.

3. PROCESSOS DE ESTIMAÇÃO PARAMÉTRICA

Para o modelo de representação de um módulo fotovoltaico, explanado acima, existem diversas metodologias capazes de determinar os seus parâmetros desconhecidos. A proposta desse trabalho é então realizar essa determinação fazendo uso de um método já consolidado na literatura e empregar esses valores para obter estimativas mais acuradas a partir de um método de minimização quadrática, em seguida comparar os valores obtidos e as curvas do manual do fabricante.

3.1 Metodologia de Estimação Proposto por Villalva et al. (2009)

A metodologia descrita a seguir foi escolhida levando em consideração sua difusão e consolidação na literatura. Observe que esse método realiza aproximações e o valor do fator de idealidade é usado como um parâmetro de ajuste fino do resultado.

O modelo é caracterizado por possuir cinco parâmetros desconhecidos, conforme observado em (1). Aplicando um curto-circuito nos terminais de saída observa-se que:

$$I_f = I_o \left[exp\left(\frac{I_{cc} R'_s}{N_s n V_T} \right) - 1 \right] + I_{cc} \left(1 + R'_s / R'_p \right) , \tag{3}$$

Assumindo que $I_{cc} R'_s << V_{ca}$, de modo que o termo $exp\left(\frac{I_{cc}R'_s}{N_s n V_T}\right)$ seja pequeno, aliado a I_o que é da ordem de nanoampere, vale a aproximação:

$$I_f \approx I_{cc}(1 + R'_s/R'_p) . \tag{4}$$

A partir da condição de circuito aberto, verifica-se que:

$$I_o = I_{o\_Ref} = \frac{I_f - V_{ca}/R'_p}{exp\left(\frac{V_{ca}}{N_s n V_T}\right) - 1} , \tag{5}$$

ou

$$I_o = I_{o\_Ref} = \frac{I_{cc}(1 + R'_s/R'_p) - V_{ca}/R'_p}{exp\left(\frac{V_{ca}}{N_s n V_T}\right) - 1} , \tag{6}$$

Portanto, I_o é uma função das resistências série e de derivação do modelo. Na operação em circuito aberto o diodo está polarizado segundo a tensão V_{ca}, permitindo-se constatar que $I_d >> I_f$ e, portanto,

$$I_o \approx I_{o\_Ref} \approx \frac{I_{cc}(1 + R'_s/R'_p)}{exp\left(\frac{V_{ca}}{N_s n V_T}\right) - 1} . \tag{7}$$

O valor do fator de idealidade n é arbitrariamente escolhido entre o intervalo $1 \leq n \leq 2$. Como n expressa o grau de idealidade do diodo e é totalmente empírico, o valor inicial de n pode ser escolhido dentro do intervalo supracitado e modificado posteriormente para se ajustar o modelo, pois, essa constante afeta a inclinação da curva I-V e a sua variação pode aumentar a precisão do modelo.

Em Villalva *et al.* (2009) é apresentado um método para ajustar R'_s e R'_p, com base no fato de que existe um único par (R'_s, R'_p) que garante que $P_{max\_c} = P_{max\_e}$ no ponto (V_{mp}, I_{mp}) da curva I-V, ou seja, a máxima potência calculada é igual a máxima potência encontrada no manual do fabricante.

A partir da condição de contorno das potências, calculada e experimental, tem-se:

$$\begin{aligned} P_{max\_c} = V_{mp} \left\{ I_f - I_o \left[exp\left(\frac{V_{mp} + I_{mp} R'_s}{N_s n V_T} \right) - 1 \right] \right\} \\ V_{mp} \left\{ - \frac{V_{mp} + I_{mp} R'_s}{R'_p} \right\} = P_{max\_e} . \end{aligned} \tag{8}$$

Ao resolver (8) e, evidenciar R'_p, tem-se:

$$R'_p = \frac{V_{mp}\left(V_{mp} + I_{mp} R'_s\right)}{\left[V_{mp} I_f - V_{mp} I_o exp\left(\frac{V_{mp} + I_{mp} R'_s}{N_s n V_T}\right) + V_{mp} I_o - P_{max\_e} \right]} . \tag{9}$$

A solução desse problema requer que sejam realizadas várias iterações até que P_{max_c} seja igual a P_{max_e}. No processo iterativo, R'_s deve ser incrementada lentamente a partir de zero.

Através do estudo da inclinação da curva característica, que é fortemente afetada pelo valor de R'_p, pode-se chegar a (10), sendo possível obter um valor mínimo de R'_p, dessa forma pode-se ter um valor inicial da resistência paralela para o processo iterativo.

$$R'_{p\_min} = \frac{V_{mp}}{I_{cc\_Ref} - I_{mp}} - \frac{V_{oc\_Ref} - V_{mp}}{I_{mp}} \ . \tag{10}$$

De posse do processo de estimação dos cinco parâmetros desconhecidos, (1) pode ser resolvida por um método iterativo, com vista a obter assim a corrente de saída do circuito equivalente do modelo.

3.2 Método dos Quadrados Mínimos não Lineares

Para obter os parâmetros intrínsecos e desconhecidos do modelo que visa representar as características I-V do módulo fotovoltaico, faz-se necessário encontrar o melhor ajuste do equacionamento do modelo aos dados reais de operação do equipamento, minimizando os erros ao quadrado entre as curvas. Sabe-se que a equação do modelo é uma função dependente de I_M, V_M e dos parâmetros a serem encontrados, de modo que se possa escrever que $I_M = f(I_M, V_M, x)$, sendo x o vetor de m parâmetros desconhecidos. Diante disso, a função objetiva usada no processo de estimação é a soma dos resíduos ao quadrado, que é expressa por:

$$\begin{aligned} F(x) &= \frac{1}{2}\sum_{v=1}^{npt}\left(I_{Mmedv} - f(I_M, V_M, x)_v\right)^2 \\ &= \frac{1}{2}\sum_{v=1}^{npt}\left(R_v(I_M, V_M, x)\right)^2 \ . \end{aligned} \tag{11}$$

Sendo:

$$\begin{aligned} f(I_M, V_M, x) = I_f - I_o &\left[exp\left(\frac{V_M + I_M N_s R_s}{N_s n V_T}\right) - 1\right] \\ &- \frac{V_M + I_M N_s R_s}{N_s R_p} \ , \end{aligned} \tag{12}$$

e

$$x = [I_f,\ I_o,\ R_s,\ R_p,\ n]^T \ . \tag{13}$$

Em que,
I_{Mmedv} - corrente do módulo medida no ponto v;
R_v - erro entre I_{Mmedv} e $f(I_M, V_M, x)$ calculado pela equação do modelo;
npt - número de pontos.

Observe que o mínimo da soma dos erros quadráticos leva aos valores ótimos dos parâmetros desconhecidos. Entretanto, a minimização da função objetiva não pode ser realizada de maneira analítica, devido à forte não linearidade da característica $I_M(V_M)$. Portanto, os métodos numéricos para a regressão não linear com base no princípio dos mínimos quadrados são mais apropriados para minimizar essa função (Dennis and Schnabel, 1996).

Partindo-se do método de Newton para minimizar o valor de $F(x)$, o vetor x na i-ésima iteração vale:

$$x^{i+1} = x^i + p^i \ . \tag{14}$$

Sendo p^i a direção de busca que satisfaz:

$$\nabla^2 F(x^i) p^i = -\nabla F(x^i) \ . \tag{15}$$

O gradiente e a Hessiana de $F(x)$ são dados, respectivamente, por Dennis and Schnabel (1996):

$$\nabla F(x^i) = J(x^i)^T \mathbf{R}(x^i) \tag{16}$$

$$\nabla^2 F(x^i) = J(x^i)^T J(x^i) + \sum_{v=1}^{npt} R_v(x^i) R''_v(x^i) \ . \tag{17}$$

Nessas equações, $\mathbf{R}(x^i)$ é o vetor de resíduos, ao passo que $J(x^i)$ é definido como o jacobiano e contém as derivadas parciais de primeira ordem da função residual $R_v(x^i)$, isto é:

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial R_1(x^i)}{\partial x_1} & \frac{\partial R_1(x^i)}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial R_1(x^i)}{\partial x_m} \\ \frac{\partial R_2(x^i)}{\partial x_1} & \frac{\partial R_2(x^i)}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial R_2(x^i)}{\partial x_m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial R_{npt}(x^i)}{\partial x_1} & \frac{\partial R_{npt}(x^i)}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial R_{npt}(x^i)}{\partial x_m} \end{bmatrix} . \tag{18}$$

Ao analisar (17), observa-se que o método de Newton apresenta a inconveniência do cálculo das segundas derivadas do vetor de resíduos. Além disso, o método apresenta convergência local e, portanto, para garantir que o processo iterativo convirja para um ponto estacionário da função objetiva, é necessário que a estimativa inicial $x^i \mid_{i=0}$ esteja próxima da solução (Rao, 2009).

Com intuito de eliminar o cálculo das segundas derivadas da função objetiva para computar a matriz hessiana, Karl Friedrich Gauss (1777-1855) sugeriu que a parte das segundas derivadas da função objetiva fosse ignorada. Assim, a direção de busca p^i passa a ser a solução da equação:

$$\left[J(x^i)^T J(x^i)\right] p^i = -\nabla F(x^i) \ . \tag{19}$$

O método iterativo com essa direção de busca é conhecido como método de Gauss-Newton. Este método supera a inconveniência do cálculo das derivadas de segunda ordem dos resíduos, contudo, assim como o método de Newton, apresenta características de convergência local e pode não convergir para problemas com grandes resíduos (Machado *et al.*, 2014).

Levenberg (1944) e mais tarde Marquardt (1963) sugeriram (20) como modificação do método de Gauss-Newton para torná-lo global e superar problemas de convergência. Essa modificação é então conhecida como o método de Levenberg-Marquardt, sendo uma ferramenta extremamente poderosa na solução de problemas não lineares (Dennis and Schnabel, 1996; Rao, 2009; Machado *et al.*, 2014).

$$\left[J(x^i)^T J(x^i) + \mu^i I\right] p^i = -\nabla F(x^i) \ . \tag{20}$$

Em (20), I é a matriz identidade e $\mu^i \geq 0$ é um parâmetro definido a cada iteração, de modo a proporcionar os seguintes efeitos:

1. Para todo $\mu^i > 0$, a matriz Hessiana de $F(x)$ é positiva, o que assegura que p^i está na direção descendente de $F(x)$;
2. Para grandes valores de μ^i, $p^i = -\frac{\nabla F(x^i)}{\mu^i}$ é um pequeno passo na direção de busca definida pelo gradiente, aproximando-se do método do máximo declive descendente ou método do gradiente;
3. Se μ^i é muito pequeno, então o método iguala-se ao método de Gauss-Newton que é bom quando a iteração atual está próxima da solução ótima.

O fator de amortecimento μ proporciona grande vantagem a esse método pois, o torna capaz de se comportar como dois métodos baseados em diferentes ordens de gradiente (Dkhichi *et al.*, 2014).

Segundo Matos (2018), o valor inicial de μ deve estar relacionado com os valores dos elementos de $A = J(x^0)^T J(x^0)$, de forma que:

$$\mu_0 = \tau max_i \left\{ a_{ij}^0 \right\} \ . \tag{21}$$

O valor de τ é escolhido arbitrariamente. Um valor sugerido é $\tau = 10^{-3}$ (Matos, 2018). Durante as iterações, o valor de μ é atualizado, e esse processo é controlado pela razão de ganho ζ mostrado em (22). Dependendo do valor de ζ em cada iteração, o valor de μ é aumentado ou reduzido.

$$\zeta = \frac{1}{2}(p^i)^T(\mu p^i - J(x^i)^T \mathbf{R}(x^i)) \ . \tag{22}$$

A estratégia de controle com base em ζ é uma técnica que foi elaborada por Madsen *et al.* (2004), e está mostrada abaixo:

Se o valor de ζ for maior que zero, tem-se:

$$\mu = \mu max \left\{ \frac{1}{3}, 1 - (2\zeta - 1)^3 \right\} \tag{23}$$

$$\nu = 2 \ , \tag{24}$$

se o valor de ζ for menor que zero, tem-se:

$$\mu = \mu\nu \tag{25}$$

$$\nu = 2\nu \ . \tag{26}$$

O fator ν é inicializado em $\nu = 2$. Além do controle do valor de μ, outra questão relevante que deve ser tratada é o critério de parada do processo iterativo. São identificadas três situações diferentes que podem caracterizar como critérios de parada. Sabe-se que se o mínimo local for encontrado, então se tem $F'(x_p) = \nabla F(x_p) = 0$. Assim, se a função $\nabla F(x_p)$ assumir um valor menor, ou seja, um número muito pequeno (ε_1), considera-se que o x_p foi encontrado, e, consequentemente, o processo iterativo deve ser interrompido, ou seja:

$$\parallel \nabla F(x_p) \parallel \leq \varepsilon_1 \ . \tag{27}$$

A seleção do valor de ε_1 cabe ao usuário do método. Outra situação que determina que o processo iterativo possa ser interrompido é a pequena variação da norma do vetor x entre uma iteração e a subsequente. Matematicamente, isso é expresso na forma:

$$\parallel x_{novo} - x \parallel \leq \varepsilon_2(\parallel x \parallel + \varepsilon_2) \ . \tag{28}$$

Novamente, o valor de ε_2 é escolhido pelo usuário do método. Finalmente, em todo processo iterativo deve existir um número máximo de iterações a fim de evitar que ocorra um *loop* infinito. Por isso, caso o número de iterações (p) exceda um limite máximo (p_{max}) determinado pelo usuário, deve-se interromper o processo de busca de x.

4. RESULTADOS E ANÁLISES

A metodologia da seção 3.1 faz uso de apenas três pontos da curva característica, o que pode proporcionar erros ao longo da curva I-V. Neste sentido, para um melhor refinamento dos parâmetros, a metodologia supracitada será utilizada para gerar as estimativas iniciais para o método de otimização de Levenberg-Marquardt. Em seguida, será analisada a dependência dos parâmetros desconhecidos com as condições de irradiância. Serão implementadas as rotinas computacionais e realizada a obtenção das variáveis desconhecidas do modelo em função de variações de irradiância, e os resultados obtidos serão comparados com os fornecidos pelo manual do fabricante.

No levantamento das curvas e no cálculo dos parâmetros desconhecidos, as especificações técnicas empregadas são as do módulo da linha MAXPOWER de referência CS6U-330P, equipamento este contendo 72 células agrupadas que fornecem uma potência máxima de 330 W. As curvas de desempenho, encontradas na folha de dados desse dispositivo, são apresentadas na Fig. 2.

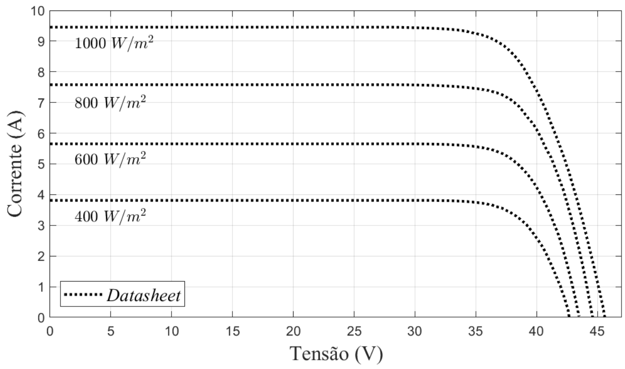

Fig. 2. Curva de desempenho da folha de dados do módulo CS6U-330P.

4.1 Pontos de Avaliação

Para obtenção dos parâmetros desconhecidos, será realizada a substituição de pontos chaves da curva características do módulo no equacionamento do modelo, fez-se uso das curvas que o próprio fabricante disponibiliza no *datasheet* do equipamento. Através do *software* livre *WebPlotDigitize*, foi possível realizar a extração dos pontos das curvas presentes na folha de dados, dessa forma para cada uma das irradiâncias, utilizou-se os pontos de circuito aberto (*ca*), máxima potência (*mp*) e curto-circuito (*cc*) encontrados.

No emprego do método de Levenberg-Marquardt, com o objetivo de se obter os cinco parâmetros desconhecidos, são necessários pontos medidos para realização da minimização da função objetiva, segundo (11), para que os parâmetros sejam encontrados em função destes e dessa forma as curvas geradas e da folha de dados coincidam. Escolheu-se um total de cinco pontos distintos das curvas características obtidas através da folha de dados. Os três primeiros utilizados são os pontos de circuito aberto, máxima potência e curto-circuito, e dois pontos adicionais escolhidos de modo a deixar a curva obtida o mais próximo possível da curva da folha de dados. A Fig. 3 apresenta os pontos em destaque na curva de desempenho da folha de dados do fabricante.

4.2 Estimação Paramétrica

A estimação foi realizada para o modelo com representação de impurezas e defeitos na estrutura, pois, este é o modelo mais completo empregando apenas um diodo. Em um

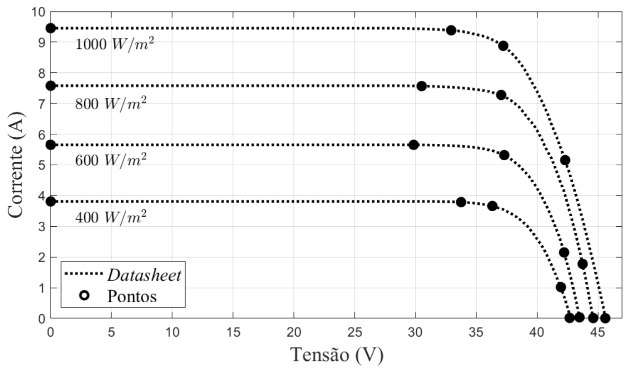

Fig. 3. Curva de desempenho da folha de dados do módulo CS6U-330P, com indicação dos pontos utilizados.

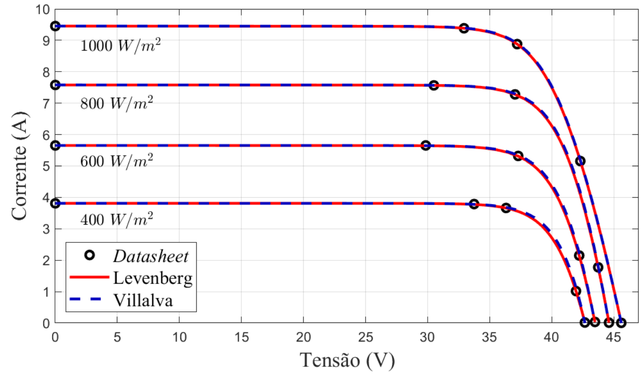

Fig. 4. Curva característica obtidas com destaque dos pontos avaliados.

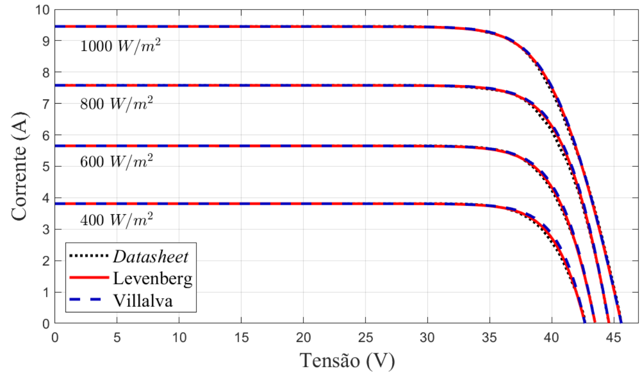

Fig. 5. Curva de desempenho para todos os parâmetros.

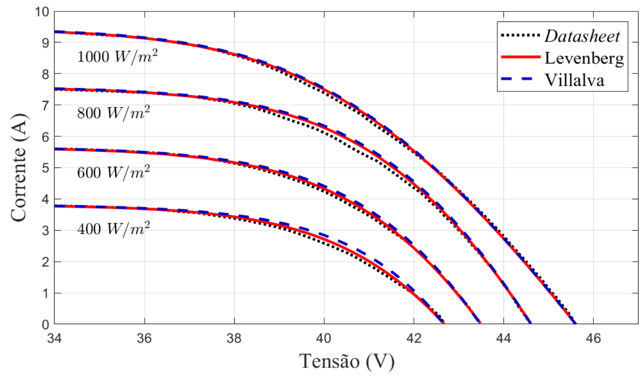

Fig. 6. Aproximação da curva característica para todos os parâmetros.

primeiro momento será realizada a estimação pelo método da seção 3.1, em seguida, os parâmetros encontrados serão utilizados como valores iniciais para o método de Levenberg-Marquardt, pois esse requer estimativas iniciais dos parâmetros a serem identificados, a fim de iniciar o processo iterativo de solução.

De posse dos pontos de avaliação, a estimação foi realizada empregando o processo de Villalva *et al.* (2009), tendo como resultado os valores apresentados na Tabela 1.

Almejando elevar a representatividade do modelo os valores da Tabela 1 foram empregados na minimização quadrática como valores iniciais do processo iterativo, o que proporcionou obter os valores apresentados na Tabela 2.

Observa-se que os valores do parâmetro I_f não apresentam divergência considerável, em relação aos processos de estimação. Sendo assim, (4) é suficiente para encontrar o valor desse parâmetro para esse modelo. Já os outros parâmetros apresentaram variações significativas.

Vale salientar, que a menos do valor de irradiância de 400 W/m^2, a dependência dos parâmetros desconhecidos com a irradiância foi consistente para as metodologias de estimação. Onde I_f e R_s decresceram seu valor com a diminuição da irradiância, enquanto que I_o e R_p apresentaram um aumento com a variação da irradiância, já n se manteve praticamente constante em função da irradiância, mas o seu valor divergiu entre as metodologias de estimação.

Atenta-se para o valor de irradiância de 400 W/m^2 que divergiu dos demais, isso se deve ao fato do modelo a um diodo já apresentar inconsistências para baixos valores de irradiância, dessa forma os parâmetros variam de forma diferente, para manter a representatividade da curva calculada sob a curva real.

A seguir, as curvas características foram obtidas e apresentadas nas Figs. 4, 5 e 6, para os valores encontrados e apresentados nas Tabelas 1 e 2. Dessa forma, é possível observar a representatividade dos parâmetros calculados.

A partir da Fig. 4, avalia-se que os processos de estimação levam a curva de desempenho a passar pelos pontos avaliados conforme objetivado.

Pode-se notar, pelas Fig. 5 e 6, que as variações entre os parâmetros tiveram um impacto maior no decaimento da curva de desempenho, para ambas metodologias, porém para a metodologia de minimização, essa variação teve menor intensidade. Para análise estatística mais aprofundada foi realizado o cálculo do erro médio quadrático ponto a ponto, de modo a ficar mais evidente a diferença entre os métodos abordados.

Pelos valores dos erros calculados e apresentados na Tabela 3, a estimação otimizada baseada no método de Levenberg-Marquardt elevou a representatividade do modelo, uma vez que, este obteve os valores do erro médio quadrático relativo, calculado ponto a ponto, baixos para a gama de irradiância estudada.

4.3 Tendência da Função Objetiva para o Modelo com Representação de Perdas

Pelas linhas de tendência apresentadas na Fig. 7, pode-se perceber que o método consegue minimizar a função obje-

Tabela 1. Parâmetros obtidos para o método de Villalva *et al.* (2009).

Irradiância	I_f (A)	I_o (nA)	R_s ($m\Omega$)	R_p (Ω)	n
1000 W/m^2	9,454	1,600	4,913	142,523	1,000
800 W/m^2	7,578	2,203	2,805	334,436	1,000
600 W/m^2	5,653	3,032	2,171	381,744	1,000
400 W/m^2	3,810	1,876	0,997	1231,910	1,000

Tabela 2. Parâmetros obtidos para o modelo de Levenberg-Marquardt.

Irradiância	I_f (A)	I_o (nA)	R_s ($m\Omega$)	R_p (Ω)	n
1000 W/m^2	9,455	2,089	4,941	58,744	0,909
800 W/m^2	7,579	2,766	2,956	114,678	0,908
600 W/m^2	5.656	3,244	2,609	151,389	0,902
400 W/m^2	3,818	1,645	3,174	248,215	0,865

Tabela 3. Valores de erros em função do nível de irradiância.

Método	Irradiância			
	1000 W/m^2	800 W/m^2	600 W/m^2	400 W/m^2
Villalva	6,6 %	11,4 %	7,8 %	11,0 %
Levenberg	5,6 %	7,8 %	3,7 %	3,0 %

tiva para todos os níveis de irradiâncias em estudo. Apresenta também o desempenho esperado de só incrementar o valor dos parâmetros quando há uma diminuição do valor da função objetiva. Porém, vale salientar que mesmo o método iterativo apresentando um elevado número de iterações, como visto, ele leva a melhores resultados.

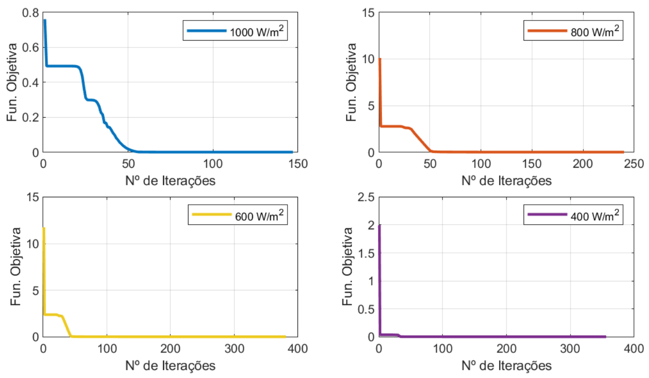

Fig. 7. Tendência da função objetiva para o método de Levenberg-Marquardt - modelo com impurezas.

5. CONCLUSÕES

Em suma, os resultados indicam que todos os parâmetros apresentam uma dependência com a variação da irradiância sendo proporcional para alguns parâmetros e inversamente proporcional para outros, com exceção do fator de idealidade que manteve-se praticamente constante. Em vista dos processos de estimação, observou-se que ao realizar o acoplamento do método convencional com a minimização quadrática na obtenção dos parâmetros desconhecidos, o modelo apresentou uma melhor representatividade. Apesar de neste estudo ser empregado apenas cinco pontos de avaliação, o método de minimização fornece a oportunidade de utilizar um número maior de pontos. Vale salientar também que pelos dados obtidos, as equações para estimação do valor da corrente fotogerada empregando o circuito equivalente sob condições de curto-circuito é satisfatória, uma vez que os valores obtidos não divergiram em função da metodologia de estimação, indicando assim que esse parâmetro pode ser calculado separadamente sem perda de representatividade.

AGRADECIMENTOS

Agradecimentos aos professores que contribuíram para a realização desse trabalho, à Universidade Federal de Campina Grande pelas estruturas concedidas e à CAPES pela bolsa concedida ao primeiro autor.

REFERÊNCIAS

Abbassi, R., Abbassi, A., Jemli, M., and Chebbi, S. (2018). Identification of Unknown Parameters of Solar Cell Models: A Comprehensive Overview of Available Approaches. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 90: 453–474.

AlHajri, M. F., El-Naggar, K. M., AlRashidi, M. R., and Al- Othman, A. K. (2012). Paricle swarm optimisation with adaptive mutation strategy for photovoltaic solar cell/module paramter extraction. *Energy Conversion and Management*, 44:238–245.

Askarzadeh, A., and Coelho, L. S. (2015). Determination of photovoltaic modules parameters at different operating conditions using a novel bird mating optimizer approach. *Energy Conversion and Management*, 89:608–614.

Ayang, A., Wamkeue, R., Ouhrouche, M., Djongyang, N., Salomé. N. E., Pombe, J. K., and G. Ekemb. (2019). Maximum likelihood parameters estimation of single-diode model of photovoltaic generator. *Renewable Energy*, 130: 111–121.

Ayodele, T. R., Ogunjuyigbe, A. S. O., and Ekoh, E. E. (2016). Evaluation of numerical algorithms used in extracting the parameters of a single-diode photovoltaic model. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 13:51–59.

Awadallah, M. A. (2016). Variations of the bacterial foraging algorithm for the extraction of PV module parameters from nameplate data. *Energy Conversion and Management*, 113:312–320.

Bai, J., Liu, S., Hao, Y., Zhang, Z., and Jiang, M. (2014). Development of a new compound method to extract the five parameters of pv modules. *Energy Conversion and Management*, 79:294–303.

Brano, V. L., and Ciulla, G. (2016). An efficient analytical approach for obtaining a five parameters model of photovoltaic modules using only reference data. *Applied Energy*, 111:894–903.

Chan, D. S. H., and Phang, J. C. H. (1987). Analytical methods for the extraction of solar-cell single- and double-diode model parameters from I-V characteristics. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 34:286–293 1987.

Chen, X., Xu, B., Mei, C., Ding, Y., and Li, K. (2018). Teaching-learning-based artificial bee colony for solar photovoltaic parameter estimation. *Applied Energy*, 212: 1578–1588.

Cubas, J., Pindado, S., and Manuel, C. D. (2014). Explicit expressions for solar panel equivalent circuit parameters based on analytical formulation and the lambert w-function. *Energies*, 7:4098–4115.

da Costa, W. T., Fardin, J. F., Simonetti, D. S. L., and Neto, L. V. B. M. (2010). Identification of photovoltaic model parameters by differential evolution. *2010 IEEE International Conference on Industrial Technology*, 931–936.

Dileep, G., and Singh, S. N. (2017). Application of soft computing techniques for maximum power point tracking of spv system. *Solar Energy*, 141:182–202.

Dkhichi, F., Oukarfi, B., Fakkar, A., and Belbounaguia, N. (2014). Parameter identification of solar cell model using levenberg-marquardt algorithm combined with simulated annealing *Solar Energy*, 110:781–788.

Dennis, J. E., and Schnabel. R. B. (1996). *Numerical Methods for Unconstrained optimization and Nonlinear Equations.* Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia.

Ebrahimi, S. M., Salahshour, E., and Malekzadeh, M. (2019). Parameters identification of pv solar cells and modules using flexible particle swarm optimization algorithm. *Energy*, 179:358–372.

Guo, L., Meng, Z., Sun, Y., and Wang, L. (2016). Parameter identification and sensitivity analysis of solar cell models with cat swarm optimization algorithm. *Energy Conversion and Management*, 108:520-528.

Jiao, S., Chen, H., Heidari, A. A., Wang, M., Chen, X., and Zhao, X. (2019). An oppositon-based sine cosine approach with local search for parameter estimation of photovoltaic models. *Energy Conversion and Management*, 195:927–942.

Jordehi, A. R. (2016). Parameter estimation of solar photovoltaic (pv) cells: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 61:354–371.

Kheldoun, A., Bradai, R., Boukenoui, R., and Mellit, A. (2016). A new golden section method-based maximum power point tracking algorithm for photovoltaic systems. *Energy Conversion and Management*, 111:125–136.

Kou, Q., Klein, S. A., and Beckman, W. A. (1998). A method for estimating the long-term performance of direct-coupled PV pumping systems. *Solar Energy*, 64: 33–40.

Levenberg, K. (1944). A Method for the solution of certain non-linear problems in least squares. *Quarterly of Applied Mathematics*, 2:164-168.

Machado, E. P., Neves, W. L. A., and Fernandes Jr., D. (2014). Síntese de um filtro inverso - vector fitting versus levenberg-marquardt. *XX Congresso Brasileiro de Automática*, :1198–1208.

Madsen, K., Nielsen, H. B., and Tingleff, O. (2004). *Methods for Non-Linear Least Squares Problems.* Informatics and Mathematical Modeling, Denmark.

Marquardt, D. (1963). An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters . *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 11:431–441.

Matos, D. B. (2018). Técnicas de estimação de parâmetros utilizadas para a modelagem matemática de propulsores eletromecânicos. Tese de Mestrado, Universidade Regional do Noroeste do Estado do Rio Grande do Sul.

Merchaoui, M., Sakly, A., and Mimouni, M. F. (2018). Paricle swarm optimisation with adaptive mutation strategy for photovoltaic solar cell/module paramter extraction. *Energy Conversion and Management*, 175:151–163.

Mokhliss, H., El-Amiri, A., and Rais, K. (2019). Estimation of five parameters of photovoltaic modules using a synergetic control theory approach. *Journal of Computational Electronics*, 18:241–250.

Nishioka, K., Sakitani, N., Uraoka, Y., and Fuyuki, T. (2007). Analysis of multicrystalline silicon solar cells by modified 3-diode equivalent circuit model taking leakage current through periphery into consideration. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 91:1222–1227.

Pourmousa, N., Ebrahimi, S. M., Malekzadeh, M., and Alizadeh, M. (2019). Parameter estimation of photovoltaic cells using improved lozi map based chaotic optimization algorithm. *Solar Energy*, 180:180–191.

Pindado, S. and Cubas, J. (2017). Simple mathematical approach to solar cell/panel behavior based on datasheet information. *Renewable Energy*, 103:729–738.

Rao, S. S. (2009). *Engineering Optimization: Theory and Practice.* John Wiley & Sons, New Jersey.

Spagnuolo, G., Paja, C. A. R., and Petrone, G. (2017). *Photovoltaic Sources Modeling.* John Wiley & Sons, Chicester.

Ting, T. O., Ma, J., Bi, Z., Hao, S., and Hao, W. (2016). Comparative performance on photovoltaic model paramter identification via bio-inspired algorithms. *Solar Energy*, 132:606–616.

Villalva, M. G., Gazoli, J. R., and Filho, E. R. (2009). Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays. *IEEE transactions on power electronics*, 24:1198–1208.

Walker, G. (2001). Evaluating MPPT converter topologies using a matlab PV model. *Journal of Electrical & Electronics Engineering*, 21(1):49–55.

Wang, G., Zhao, K., Shi, J., Chen, W., hang, H., Yang, X., and Zhao, Y. (2017). An iterative approach for modeling photovoltaic modules without implicit equations. *Applied Energy*, 202:189–198.

Xiong, G., Zhang, J., Shi, D., and He, Y. (2018). Parameter extraction of solar photovoltaic models using an improved whale optimization algorithm. *Energy Conversion and Management*, 174:388–405.

Yu, K., Chen, X., Wang, X., and Wang, Z. (2017). Parameters identification of photovoltaic models using self-adaptive teaching-learning-based optimization. *Conversion and Management*, 145:233–246.