

ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS PELO MÉTODO DA OTIMIZAÇÃO DO MAPEAMENTO DA MÉDIA E VARIÂNCIA

Gustavo Henrique de Paula Santos – gustavohenriquesantos@usp.br
Elmer Pablo Tito Cari – elmerpab@sc.usp.br
Universidade de São Paulo, São Carlos

Resumo. *A energia elétrica gerada por um módulo fotovoltaico é totalmente dependente das condições atmosféricas, e com a crescente expansão do mercado de energia fotovoltaica torna-se imprescindível o desenvolvimento de modelos e técnicas que permitam prever, com precisão, as saídas características do sistema em condições reais de operação, haja vista que os fabricantes dos módulos fotovoltaicos disponibilizam somente os dados em STC. Neste trabalho é realizada a estimação dos parâmetros do modelo matemático da célula fotovoltaica de 1 diodo por meio de dados coletados em um sistema fotovoltaico real utilizando a técnica heurística MVMO (Otimização do Mapeamento da Média e Variância). Os parâmetros I_{sc} , V_{oc} , n , R_s e R_{sh} foram estimados entre os limites máximos e mínimos estabelecidos utilizando os dados de corrente, tensão, irradiação e temperatura coletados durante 3 dias. Os melhores parâmetros estimados foram selecionados de acordo com o menor valor da função aptidão. Os parâmetros finais foram obtidos da média dos parâmetros estimados em todas as simulações realizadas. Os resultados mostram que o MVMO em conjunto com o modelo de 1 diodo se mostrou adequado e eficaz para a estimação de parâmetros, apresentando erro quadrático médio geral de 0,024 e propiciando ajuste satisfatório nas curvas de potência e $I-V$ frente aos dados reais do sistema e dados de ensaios de laboratório. Os parâmetros finais estimados apresentaram diferenças de 0,11% à 9,6% em relação aos parâmetros de referência.*

Palavras-chave: *Sistema fotovoltaico real, Estimação de parâmetros, MVMO.*

1. INTRODUÇÃO

O crescente interesse pelo recurso solar fez com que o mercado de energia fotovoltaica se expandisse rapidamente, especialmente na área de geração distribuída, o que motivou a necessidade de desenvolvimento de ferramentas flexíveis e confiáveis para que projetistas e operadores possam prever com precisão a energia elétrica produzida a partir de sistemas fotovoltaicos (SFV) de diferentes potências (Brano *et al.*, 2013).

A energia elétrica gerada por um módulo fotovoltaico é totalmente dependente das condições atmosféricas. A tensão V gerada no módulo tem dependência linear com a temperatura T , e a corrente I fornecida na saída do módulo depende linearmente do nível de irradiação G , essas características, em conjunto, indicam o ponto de máxima potência (P_{mp}) que representa o ponto de operação a qual é extraída toda a energia disponível do módulo fotovoltaico (Mendalek e Al-Haddad, 2017). A verificação do desempenho dos módulos fotovoltaicos é realizada com base nas características de corrente e tensão ($I-V$) em diferentes níveis de radiação e temperatura na célula (Lidaighbia *et al.*, 2021).

No projeto e avaliação da operação de SFV, um modelo fotovoltaico preciso deve ser desenvolvido para calcular e presumir a saída característica de corrente-tensão ($I-V$) e potência-tensão ($P-V$) sob condições operacionais reais (Brano *et al.*, 2013). Embora os fabricantes validem a curva de $I-V$ e $P-V$ nas Condições de Teste Padrão (STC) com valores de irradiação solar em 1.000 W/m^2 , temperatura à 25 °C e massa de ar em 1,5 AM, a eficiência do sistema fotovoltaico pode ser substancialmente afetada pelo ambiente externo devido a mudanças intermitentes na irradiação, temperatura e condições atmosféricas no local de instalação do sistema, desta forma o principal desafio é otimizar a eficiência do sistema fotovoltaico durante a operação pelo uso de um modelo confiável baseado nos dados reais de tensão e corrente (Abdel-Basset *et al.*, 2021).

A modelagem da célula fotovoltaica envolve as etapas de formulação matemática e a estimativa dos parâmetros (Premkumar *et al.*, 2020) (Kumar *et al.*, 2020). Os modelos matemáticos desenvolvidos variam tanto na precisão quanto na complexidade de seus circuitos equivalentes, sendo os modelos de 1 e 2 diodos os mais utilizados (Abdel-Basset *et al.*, 2021). A fim de se obter uma boa modelagem entre os dados experimentais reais e os resultados dos modelos, faz-se necessário a identificação dos parâmetros com o auxílio de uma técnica de otimização (Ayang *et al.*, 2019) (Lemes *et al.*, 2019). As técnicas utilizadas para estimar os parâmetros podem ser categorizadas em métodos analíticos, determinísticos, metaheurísticos ou híbridos, sendo os metaheurísticos uma alternativa promissora pois sobrepõe as deficiências de outros métodos como diferenciabilidade e convexidade (Abdel-Basset *et al.*, 2021) (Premkumar *et al.*, 2020). Os parâmetros estimados pelos modelos podem ser aplicados em ferramentas de previsão de potência de SFV conforme pode ser visto em Lopes *et al.* (2021).

Neste trabalho é realizada uma abordagem heurística para a estimação de parâmetros de um SFV pelo Método da Otimização do Mapeamento da Média e Variância (*MVMO*) (Erlich *et al.*, 2010), que é uma técnica de otimização estocástica baseada na população. No estudo foram utilizados os dados experimentais de um SFV monitorado por sensores em condições reais de operação. Desta forma, com a realização das simulações, são estimados os parâmetros seguidos das análises dos resultados. O objetivo é prover uma ferramenta rápida e precisa que auxilie projetistas e operadores no processo de estimação de parâmetros em condições reais de operação.

2. MODELO MATEMÁTICO

Dentre os modelos matemáticos de células fotovoltaicas consagrados Ruschel *et al.* (2021) citam que a mais utilizada é o modelo de 1 diodo, empregado na maioria dos *softwares* de simulação fotovoltaica existentes no mercado. Este modelo possui grau de complexidade e precisão adequados (Brano *et al.*, 2013) e consiste em uma fonte de corrente em paralelo a um diodo com resistências em série e em paralelo (Hassan *et al.*, 2020). A Fig. (1) ilustra o circuito elétrico do modelo da célula fotovoltaica de 1 diodo que é a base do processo de estimação de parâmetros deste trabalho.

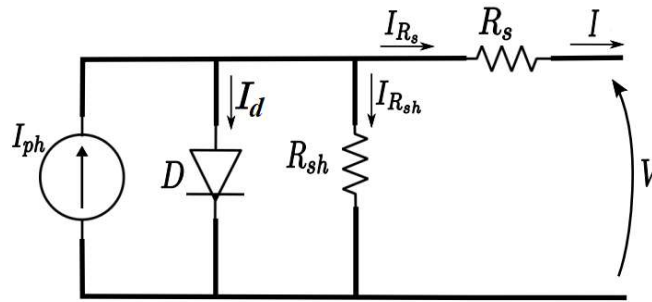


Figura 1 – Circuito elétrico do modelo da célula fotovoltaica de 1 diodo (Lemes *et al.*, 2019).

A equação para a saída do módulo fotovoltaico pode deduzida aplicando a lei da corrente de Kirchhoff ao circuito elétrico equivalente do modelo (Gholami *et al.*, 2021) da Fig. (1) conforme Eq. (1), onde I é a corrente de saída da célula fotovoltaica em Ampère, I_{sc} é a corrente de curto-circuito em Ampère, α é o coeficiente de corrente/temperatura de curto-circuito, T_c é a temperatura da célula fotovoltaica e T_n é a temperatura em condições *STC*, ambas em Kelvin. G é a irradiação atual na superfície da célula e G_n é a irradiação nominal em condição *STC*, ambas em Watts por metro quadrado. I_0 é a corrente de saturação do diodo em Ampère, q é a carga do elétron ($1,602 \cdot 10^{-19}$ C), n é o fator de idealidade do diodo, k é a constante de Boltzmann ($1,3805 \cdot 10^{-23}$ J/K), V é a tensão de saída da célula em Volts. Por fim tem-se R_s como resistência em série e R_{sh} como resistência em paralelo, ambas em Ω .

$$0 = -I + I_{sc} + \alpha \cdot (T_c - T_n) \cdot \frac{G}{G_n} - I_0 \cdot \left\{ \exp \left[\frac{q}{n \cdot k \cdot T_c} \cdot (V + R_s \cdot I) \right] - 1 \right\} - \frac{V + I \cdot R_s}{R_{sh}} \quad (1)$$

As variáveis intermediárias da Eq. (1) são relacionadas nas Eq. (2) à Eq. (5) conforme os trabalhos de Villalva *et al.* (2009), Chin *et al.* (2015), Gholami *et al.* (2021) e Weng *et al.* (2021) sendo $I_{0,n}$ a corrente de saturação do diodo em *STC* em Ampère, E_g é a energia de largura de banda do semiconductor e $E_{g,n}$ é a energia de largura de banda do semiconductor em *STC*, ambas em elétron-volt. V_{oc} é a tensão de circuito aberto e $V_{oc,n}$ é a tensão de circuito aberto em *STC*, ambas em Volts. β é o coeficiente tensão/temperatura de circuito aberto.

$$I_0 = I_{0,n} \cdot \left(\frac{T_n}{T_c} \right)^3 \cdot \exp \left[\frac{-q \cdot E_g}{n \cdot k} \cdot \left(\frac{1}{T_n} - \frac{1}{T_c} \right) \right] \quad (2)$$

$$I_{0,n} = \frac{I_{sc}}{\exp \left(\frac{q \cdot V_{oc}}{n \cdot k \cdot T_n} \right) - 1} \quad (3)$$

$$V_{oc} = V_{oc,n} + \beta \cdot (T_c - T_n) \quad (4)$$

$$E_g = E_{g,n} \cdot [1 - 0,0002677 \cdot (T_c - T_n)] \quad (5)$$

Embora na literatura seja comum encontrar que os parâmetros ocultos do modelo de 1 célula sejam I_{ph} , n , I_0 , R_s e R_{sh} (Gholami *et al.*, 2021), (Weng *et al.*, 2021), novas considerações devem ser feitas para I_0 e I_{ph} (corrente fotogerada em Ampère), na qual observa-se respectivamente pela Eq. (2) e Eq.(6) (trecho da Eq.(1)), que os termos supracitados são diretamente proporcionais à irradiação (G) e/ou da temperatura (T_c) e que, portanto, não são constantes no tempo devido às intermitências climáticas em condições reais de operação. Fica evidente, observando estas equações, que o modelo de 1 diodo passa a depender dos parâmetros I_{sc} e V_{oc} .

$$I_{ph} = I_{sc} + \alpha \cdot (T_c - T_n) \cdot \frac{G}{G_n} \quad (6)$$

Desta forma os parâmetros estimados neste trabalho são I_{sc} , V_{oc} , n , R_s e R_{sh} . A Eq. (1) que modela a célula fotovoltaica pode ser representada algebricamente pela Eq. (7).

$$0 = f(x, y, u, p, r) \quad (7)$$

Sendo x a variável independente, y a variável dependente que também é a saída do modelo, u o vetor de entradas, p o vetor de parâmetros e r o vetor de constantes (parâmetros conhecidos). Para o modelo da célula fotovoltaica de 1 diodo dado pela Eq. (1) tem-se:

$$x = [V(t)] \quad (8)$$

$$y = [I(t)] \quad (9)$$

$$u = [T(t), G(t)] \quad (10)$$

$$r = [T, q, G, K, E_g, \alpha, \beta] \quad (11)$$

$$p = [I_{sc}, V_{oc}, n, R_s, R_{sh}] \quad (12)$$

Para encontrar a saída do modelo da Eq. (1) deve-se resolver o sistema para cada entrada $u(t)$. Isto equivale a calcular a raiz deste sistema que pode ser feito pelo método Newton-Raphson. O cálculo da potência de saída, em Watts, no lado de corrente contínua do inversor é feito conforme mostra a Eq. (13):

$$P(t) = I(t) \cdot V(t) \quad (13)$$

3. MÉTODO DA OTIMIZAÇÃO DO MAPEAMENTO DA MÉDIA E VARIÂNCIA

Os algoritmos metaheurísticos proporcionaram mudanças na maneira com que os pesquisadores abordam o problema de estimação de parâmetros dos modelos fotovoltaicos permitindo ajustar com facilidade a curva gerada pelo algoritmo com a curva real por meio da técnica de ajuste de curva e erro (Pillai *et al.*, 2018). A Otimização do Mapeamento pela Média e Variância (*MVMO*) é um algoritmo que pertence ao grupo dos métodos de otimização estocástica, baseado no algoritmo genético da classe dos algoritmos evolutivos que incorpora a técnica de mapeamento no processo de mutação, de modo a permitir que a função de mapeamento produza uma nova geração mutada p_i^* baseada na média e variância dos melhores indivíduos de uma população (Chychykina e Wolter, 2017) e por meio da função aptidão verifica a convergência frente ao erro estabelecido. A mutação de uma geração é dada pela Eq. (14):

$$p_i = h_p + (1 - h_1 + h_0) + p_i^* - h_0 \quad (14)$$

Onde a função p_x é determinada pela Eq. (15) considerando em $h_l \rightarrow p = 1$ e em $h_0 \rightarrow p = 0$.

$$h_p = \bar{p} \cdot (1 - e^{-p \cdot s_1}) + (1 - p_i) \cdot e^{-p \cdot s_1} \quad (15)$$

A média \bar{p}_i e a variância v_i , recurso principal deste método, são calculadas para os m melhores indivíduos por meio das Eq. (16) e (17).

$$\bar{p}_i = \frac{1}{m} \cdot \sum_{j=1}^m p_i(J) \quad (16)$$

$$v_i = \frac{1}{m} \cdot \sum_{j=1}^m (p_i(J) - \bar{p}_i)^2 \quad (17)$$

Nas Eq. (16) e (17) o termo J percorre de 1 até m (tamanho da população) Erlich *et al.* (2010). As variáveis que definem o perfil da curva da função de mapeamento são baseadas na variância v_i conforme a Eq. (18):

$$s_i = -\ln(v_i) \cdot f_s \quad (18)$$

Onde f_s é o fator que muda o perfil da curva da função de mapeamento, calculada conforme Eq. (19) onde f_s^* é o menor valor do fator de perfil da curva mostrado na Eq. (20) e $rand$ é um valor aleatório entre 0 e 1. Os termos f_{si}^* e f_{sf}^* referem-se respectivamente ao valor inicial e final de f_s^* . Erlich *et al.* (2010) recomendam que os valores devem estar entre 0,9 e 1 para f_{si}^* e entre 1 e 3 para f_{sf}^* . O termo it refere-se à iteração atual que o *MVMO* está processando no momento e it_f refere-se ao máximo de iterações definido no processo *MVMO*.

$$f_s = f_s^* \cdot (1 + rand) \quad (19)$$

$$f_s^* = f_{si}^* + \left(\frac{it}{it_f} \right) \cdot (f_{sf}^* - f_{si}^*) \quad (20)$$

Uma das características mais vantajosas do *MVMO* está na configuração dos valores iniciais das entradas a serem estimadas dentro de uma faixa estabelecida entre os limites mínimos e máximos, que torna o processo mais simples para o projetista haja vista que em muitas situações não há valores orientativos para iniciar o processo de estimação. Este aspecto demanda que o intervalo do espaço de busca para todas as variáveis de otimização esteja entre 0 e 1, apresentando a necessidade de normalizar os valores reais de entrada. Entretanto durante o processo de avaliação da função aptidão, a cada iteração, é necessário utilizar os valores reais no espaço do problema o que demanda a desnormalização (Erlich *et al.* 2010). A normalização e a desnormalização podem ser vistas nas Eq. (21) e (22) respectivamente, onde p_i é o valor real, p_i^{norm} é o valor normalizado, p^{max} é o valor real máximo estimado para a variável e p^{min} é o valor real mínimo estimado para a variável.

$$p_i^{norm} = \frac{p_i - p^{min}}{p^{max} - p^{min}} \quad (21)$$

$$p_i = p^{min} + (p^{max} - p^{min}) \cdot p_i^{norm} \quad (22)$$

Após a desnormalização, os valores estimados pelo processo são submetidos à função aptidão $J(p)$ mostrada na Eq. (23) que irá calcular o erro frente a tolerância estabelecida, onde y_m é o valor real da saída do sistema obtido pelo processo de aquisição de dados e y é a saída calculada pelo modelo no *MVMO*, conforme Eq. (9), frente aos parâmetros estimados.

$$\text{Min}_p J(p) = \int_0^p (y_m - y)^T \cdot (y_m - y) dt \quad (23)$$

Os detalhes do processo iterativo do *MVMO* bem como o fluxograma com a sequência operacional do algoritmo podem ser consultados em Erlich *et al.* (2010) e Gomes (2020). Um fluxograma macro do processo *MVMO* é apresentado na Fig. (2) na qual o critério de parada do *MVMO* é dado pela quantidade de gerações estabelecida e o critério de convergência do modelo matemático no método Newton-Raphson é feito de acordo com uma tolerância imposta.

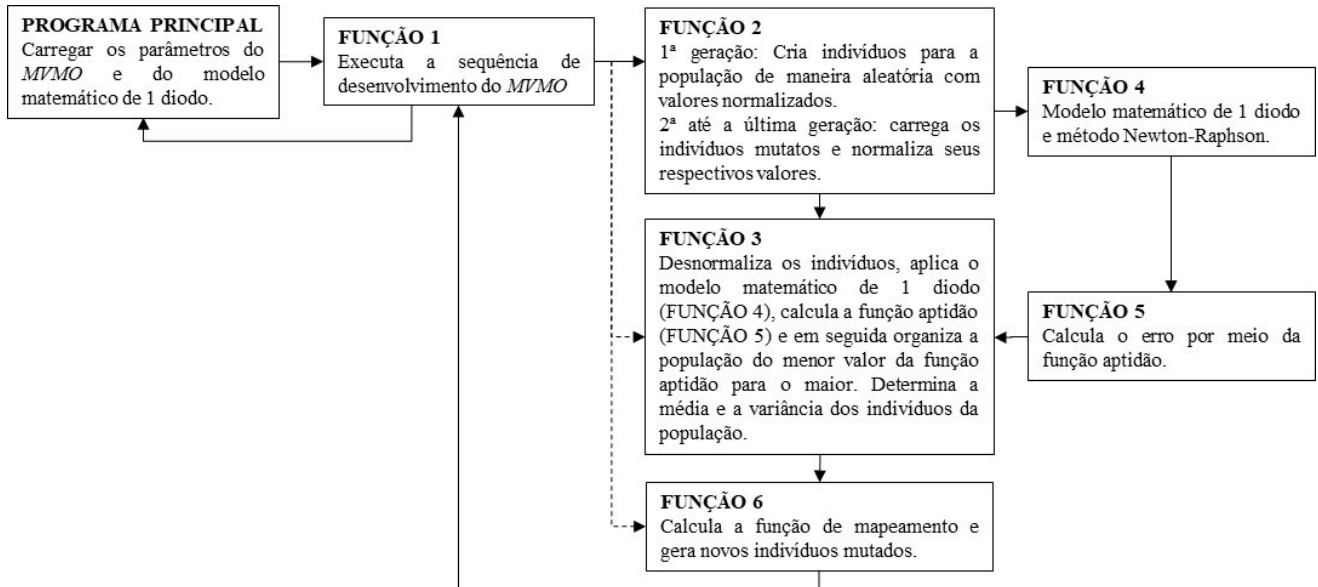


Figura 2 – Fluxograma macro do processo *MVMO*.

4. SISTEMA FOTOVOLTAICO REAL

Os dados utilizados para o processo de estimação de parâmetros foram obtidos da planta de microgeração fotovoltaica do Laboratório de Análise Computacional em Sistemas Elétricos de Potência (LACoSEP) da USP São Carlos que possui anexo ao sistema de geração uma estação de monitoramento meteorológico. O sistema de microgeração tem 3,1 kWp de potência sendo composto por 12 módulos fotovoltaicos policristalinos 60 células de 265 Wp, modelo GBR 265p do fabricante Globo Brasil, divididos em 2 circuitos. Os módulos estão conectados a um inversor DC/AC de 3 kW, modelo PRIMO 3.0-1 do fabricante FRONIUS. Os dados, em *STC*, informados na folha de dados do módulo fotovoltaico são apresentados na Tab. (1).

Tabela 1 – Folha de dados do módulo fotovoltaico GBR 265p em *STC*.

CARACTERÍSTICA	VALOR
Potência nominal máxima (P_{max})	265 W
Tensão de circuito aberto (V_{oc})	37,9 V
Tensão de máxima potência (V_{mp})	30,65 V
Corrente de Curto-Circuito (I_{sc})	9,15 A
Corrente de máxima potência (I_{mp})	8,65 A
Coefficiente tensão/temperatura de circuito aberto β	-0,34 % / °C
Coefficiente corrente/temperatura de curto-circuito α	0,065 % / °C

A estação de monitoramento meteorológico é composta por um piranômetro, modelo CS300 do fabricante Campbell Scientific; dois sensores de temperatura, modelo SA2C-RTD 3 100 B 200 do fabricante Ômega; e um *Data Logger* modelo CR300-wifi do fabricante Campbel Scientific que é responsável por receber os dados dos sensores e enviá-los a um terminal computadorizado para armazenamento e processamento de dados. A Fig. (3) mostra o esquema do sistema de microgeração e monitoramento meteorológico supracitado. Os dados obtidos pelo sistema de aquisição de dados são a temperatura T_c do módulo, a irradiação solar G , as tensões, correntes e potência de saída de cada um dos circuitos, respectivamente V , I , e P . Os dados utilizados no processo de estimação são do circuito 1 da microusinha aquisitados nos dias 01, 02 e 03 de março de 2020 com medidas amostradas a cada 5 minutos iniciando às 6h30m e encerrando às 17h55m.

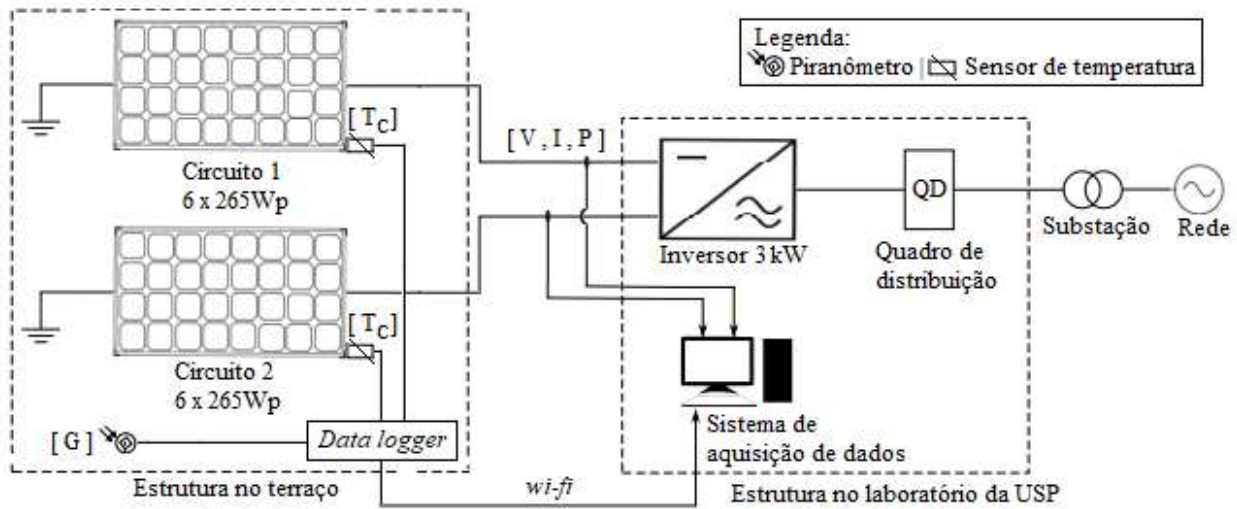


Figura 3 – Esquemático do sistema de microgeração da USP São Carlos, adaptado de Lemes *et al.* (2019).

5. METODOLOGIA

Para cada um dos dias amostrados foram realizadas 5 simulações em sequência. Compreende-se que cada simulação faz a execução completa do processo ilustrado na Fig. (2) desde o programa principal até a Função 6. A cada simulação, o *MVMO* retorna o indivíduo da população que obteve o melhor desempenho aferido pelo menor valor da função aptidão. Ao final de 5 simulações tem-se os 5 melhores indivíduos para cada dia, considerando os 3 dias de dados coletados no sistema fotovoltaico da USP São Carlos totaliza-se 15 indivíduos. Com os valores dos melhores parâmetros dos 15 indivíduos calcula-se a média de cada parâmetro, este resultado é o objetivo deste trabalho. Por fim são feitas duas comparações: a primeira entre a potência de saída, calculada com os melhores parâmetros estimados de cada dia, e a potência real do sistema, e a segunda entre a curva *I-V* do modelo de 1 diodo obtida com a média de todos os parâmetros, com a curva *I-V* do ensaio de um dos módulos do circuito 1 realizado no Laboratório de Sistemas Fotovoltaicos do Instituto de Energia e Ambiente da Universidade de São Paulo em 2019, assim as comparações abrangem características do sistema real e *STC* frente aos parâmetros calculados. As configurações do *MVMO* são apresentadas na Tab. (2).

Tabela 2 – Configurações do processo *MVMO*.

CONFIGURAÇÃO	VALOR
Quantidade de indivíduos	10
Quantidade de gerações	100
Quantidade de mutações	1
Quantidade de simulações para cada dia	5

A configuração dos limites máximos e mínimos dos parâmetros a serem estimados foi arbitrado em 20%, sendo 10% acima e abaixo do valor de referência. Os valores de referência dos parâmetros I_{sc} e V_{oc} foram obtidos do catálogo do fabricante Globo Brasil em *STC*. O valor de n foi baseado em Villalva *et al.* (2009) que sugere $1 \leq n \leq 1,5$. Os valores de R_s e R_{sh} foram obtidos do ensaio de um dos módulos do circuito 1 que reflete os valores em *STC* conforme normas. O espaço de busca de cada parâmetros é mostrado na Tab. (3).

Tabela 3 – Espaço de busca dos parâmetros a serem estimados: I_{sc} , V_{oc} , n , R_s e R_{sh} .

PARÂMETRO	VALOR MÍNIMO	VALOR DE REFERÊNCIA	VALOR MÁXIMO
I_{sc}	8,2350 A	9,15 A	10,0650 A
V_{oc}	34,110 V	37,9 V	41,6900 V
n	1,1250	1,25	1,3750
R_s	0,3645 Ω	0,405 Ω	0,4455 Ω
R_{sh}	341,0046 Ω	378,894 Ω	416,7834 Ω

A tolerância adotada para o método Newton-Raphson foi de 10^{-9} . O processo de estimação dos parâmetros, compreendendo o modelo matemático e *MVMO*, foi desenvolvido em código da linguagem do Matlab® sendo processado em um computador Intel® Core™ i7-8565U CPU 1.80 GHz 1.99 GHz e 8 GB de RAM.

6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados obtidos nas simulações são apresentados na Tab. (4), onde *SIMU* refere-se à simulação efetuada, $J(p)$ os valores obtidos da função aptidão, I_{sc} , V_{oc} , n , R_s e R_{sh} os parâmetros estimados, *EQM* o erro quadrático médio de cada simulação e *T.P.* o tempo de processamento. As simulações identificadas com Δ referem-se à simulação que obteve o menor valor de $J(p)$ para cada data, e portando a simulação com os melhores parâmetros. Ao final da tabela são relacionadas as médias dos valores obtidos nas 15 simulações que são os valores finais de cada parâmetros.

Tabela 4 – Resultados das simulações do *MVMO* com o modelo de 1 diodo.

DATA	SIMU	J(p)	I_{sc} [A]	V_{oc} [V]	n [-]	R_{sh} [Ω]	R_s [Ω]	EQM	T.P. [s]
01/03/2020	1	38,71	9,3	37,55	1,13	350,43	0,44	0,0214	31
	2	38,57	9,12	38,55	1,13	355,96	0,45	0,0209	
	3^Δ	38,50	9,22	37,34	1,13	396,73	0,45	0,0218	
	4	39,04	9,09	36,6	1,13	391,71	0,44	0,0267	
	5	38,51	10,04	38,77	1,13	387,71	0,45	0,0212	
02/03/2020	1	40,86	9,25	39,87	1,13	399,72	0,44	0,0271	33
	2	39,96	8,67	38,95	1,13	407,17	0,44	0,0340	
	3^Δ	39,84	9,33	35,11	1,13	394,14	0,45	0,0260	
	4	40,08	9,98	37,78	1,13	394,94	0,44	0,0263	
	5	39,93	9,03	37,79	1,13	406,64	0,45	0,0363	
03/03/2020	1	40,37	8,8	35,67	1,14	351,57	0,44	0,0217	32
	2^Δ	39,42	8,62	38,11	1,13	364	0,45	0,0207	
	3	39,49	8,79	35,9	1,13	409,88	0,45	0,0186	
	4	39,78	8,99	40,05	1,13	380,41	0,44	0,0199	
	5	39,48	9,2	35,21	1,13	414,92	0,44	0,0180	
Média		39,50	9,16	37,55	1,13	387,06	0,44	0,0240	31

Com a aplicação do método *MVMO* e modelo de 1 diodo pode-se observar na Tab. (4) a boa estimativa para os 5 parâmetros, haja vista os baixos valores atingidos no erro quadrático médio. O valor final do parâmetro I_{sc} foi de 9,16 A para as condições reais de operação sendo que este mesmo parâmetro em *STC* tem valor de 9,15 A, isso reflete uma variação de 0,11%. O valor final do parâmetro V_{oc} foi de 37,55 V para as condições reais de operação sendo que seu valor em *STC* é de 37,9 V atingindo variação de 0,92%. O valor final do parâmetro n foi de 1,13 para as condições reais de operação sendo que o valor arbitrado para o mesmo foi de 1,25 o que indica variação de 9,6%. O valor final de R_s é de 0,44 Ω sendo o valor obtido no ensaio em *STC* foi de 0,405 Ω totalizando variação de 8,64%. O valor final de R_{sh} foi de 387,06 Ω sendo 378,894 Ω o valor de ensaio, refletindo variação de 2,16%.

Para confirmar os resultados obtidos foi realizado o cálculo da potência de saída de cada um dos dias com base nos melhores parâmetros de cada dia (que são indicados pelo símbolo Δ na Tab. (4)). Essa potência, em corrente contínua, foi comparada com a potência real medida no sistema fotovoltaico da USP – São Carlos, permitindo o cálculo do erro quadrático médio apresentado na Tab. (4).

A Fig. (4) mostra o perfil da potência real e da potência calculada com os parâmetros da simulação 3 do dia 01/03/2020 que foi a melhor simulação dentre as 5 calculadas e apresentou erro quadrático médio de 0,0218. A Fig. (5) mostra o perfil da potência real e da potência calculada com os parâmetros da simulação 3 do dia 02/03/2020 que foi a melhor simulação dentre as 5 calculadas e apresentou erro quadrático médio de 0,0260. A Fig. (6) mostra o perfil da potência real e da potência calculada com os parâmetros da simulação 2 do dia 03/03/2020 que foi a melhor simulação dentre as 5 calculadas e apresentou erro quadrático médio de 0,0207.

Observando as Fig. (4), (5) e (6) é possível notar que embora o perfil de potência de cada um dos 3 dias amostrados seja diferente devido às intermitências climáticas, o *MVMO* e o modelo de 1 diodo conseguiram estimar os parâmetros de maneira satisfatória a fim de se obter uma boa aproximação com os parâmetros de referência e ajuste de curva satisfatório apresentando baixo erro quadrático médio em cada análise, apesar das grandes oscilações.

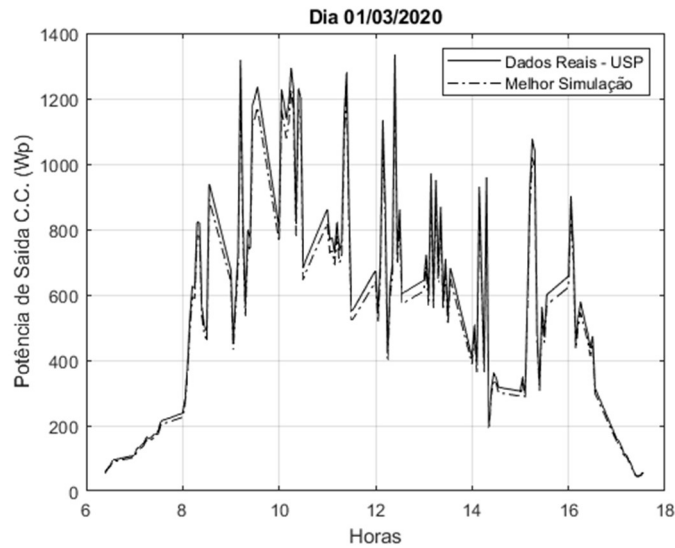


Figura 4 – Potência calculada com os parâmetros estimados x Potência real do sistema fotovoltaico – Dia: 01/03/2020.

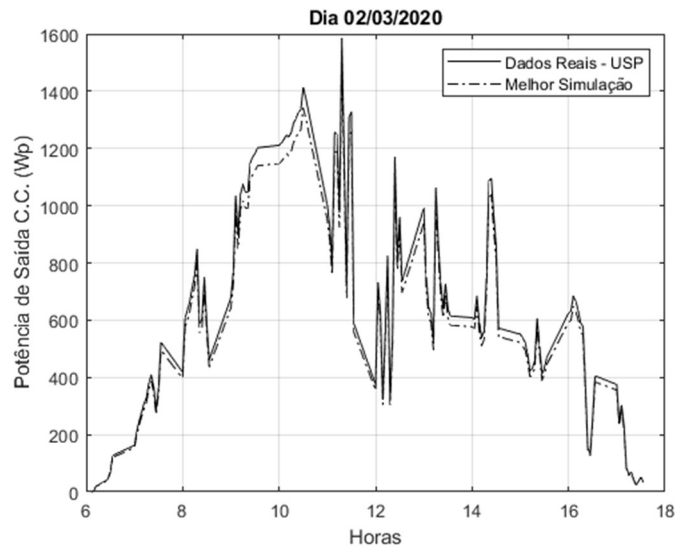


Figura 5 – Potência calculada com os parâmetros estimados x Potência real do sistema fotovoltaico – Dia: 02/03/2020.

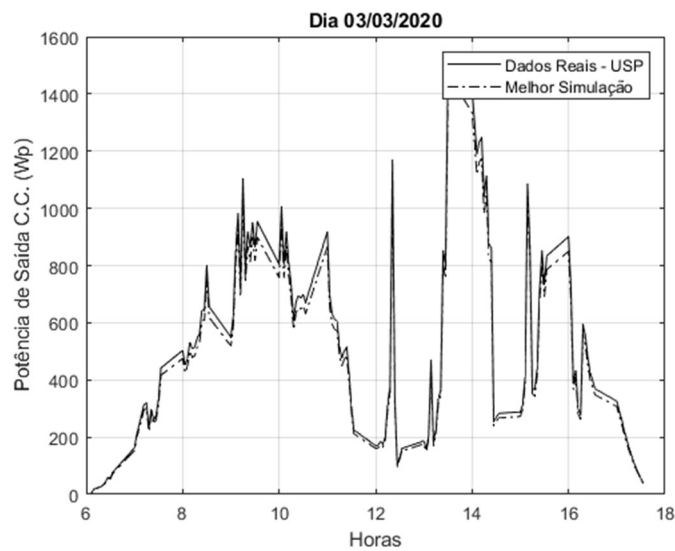


Figura 6 – Potência calculada com os parâmetros estimados x Potência real do sistema fotovoltaico – Dia: 03/03/2020.

A análise do desempenho do *MVMO* em condições reais de operações foi realizada comparando-se a curva *I-V* obtida do modelo de 1 diodo e parâmetros finais estimados com os dados da curva *I-V* real obtida no ensaio em *STC* de 2019, conforme pode ser visto na Fig. (7). Nota-se o ajuste satisfatório das curvas e a similaridade das regiões da corrente de curto circuito I_{sc} e da tensão de circuito aberto V_{oc} , indicadas por círculos pontilhados, o que remetem a boa exatidão dos parâmetros estimados. Entretanto há divergências na região do ponto de máxima potência P_{mp} devido às condições reais de operação a qual foram extraídos os parâmetros estimados, principalmente devido a temperatura e irradiação. Em Villalva *et al.* (2009) é possível ver o comportamento da curva *I-V* de uma célula fotovoltaica frente a valores de temperatura e irradiação diferentes dos valores *STC*, o que confirma e valida o resultado obtido. Considerando P_{max} de 265 W informado pelo fabricante do módulo o P_{mp} obtido nos dados do ensaio é de 259 W (representado por □) enquanto o estimado é de 228,5 W (representado por ○), indicando diferença com P_{max} de 2,26% e 13,77% respectivamente.

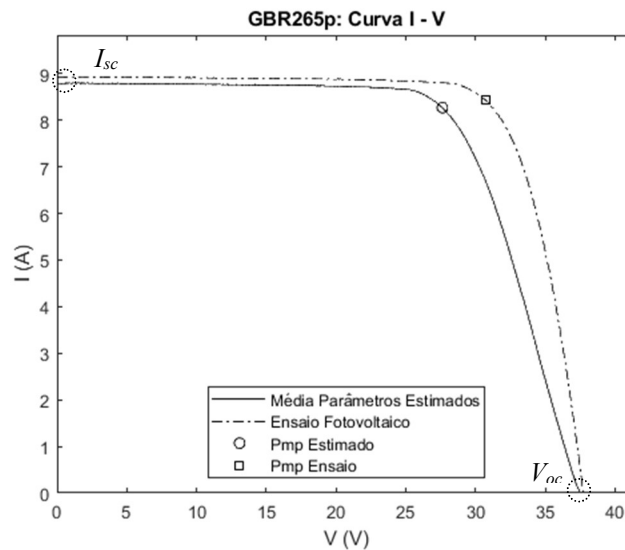


Figura 7 – Curva *I-V*: Estimado x Ensaio.

7. CONCLUSÃO

O uso do *MVMO* com o modelo de 1 diodo se mostrou adequado e eficaz para a estimação de parâmetros de sistemas fotovoltaicos computando resultados em aproximadamente 31 segundos. O método aplicado foi eficiente, propiciando erro quadrático médio geral de 0,024 o que garantiu boa aproximação dos parâmetros estimados frente aos valores de referência e permitindo ajuste satisfatório entre o perfil de potência obtido com os parâmetros estimados e o perfil de potência real. Os parâmetros finais estimados pelo *MVMO* também obtiveram desempenho aceitável na curva *I-V* frente aos dados obtidos em ensaio de laboratório, apresentando similaridades nos valores de I_{sc} e V_{oc} que foram parâmetros estimados pelo *MVMO*. A diferença nos pontos P_{mp} sugerem o contraste dos valores de temperatura e irradiação devido as condições reais de operação (sujeito às intermitências climáticas) e ensaio *STC*. Embora o método *MVMO* apresente boa adequação de resultados em processos de estimação, por se tratar de um método heurístico e não determinístico, a cada nova simulação são calculados diferentes valores para os parâmetros embora estejam limitados entre os valores máximos e mínimos. Em trabalhos futuros será aplicado método de não linear em conjunto com o *MVMO* para que seja possível refinar o resultado da estimação de parâmetros.

8. AGRADECIMENTOS

Este trabalho é financiado parcialmente pela Fundação de Amparo à Pesquisa de São Paulo, processo FAPESP 2017/09208-4 e 2017/50389-2.

REFERÊNCIAS

- Abdel-Basset, M., El-Shahat, D., Chakraborty, R. K., Ryan M., 2021. Parameter estimation of photovoltaic models using an improved marine predator's algorithm, *Energy Conversion and Management*, vol. 227, pp. 113491.
- Ayang, A., Wamkeue, R., Ouhrouche, M., Djongyang, N., Salomé, N. E., Pombe, J. K., Ekemb, G., 2019. Maximum likelihood parameters estimation of single-diode model of photovoltaic generator, *Renewable Energy*, vol. 130, pp. 111-121.
- Brano, V. L., Ciulla, G., 2013. An efficient analytical approach for obtaining a five parameters model of photovoltaic modules using only reference data, *Applied Energy*, vol. 111, pp. 897-903.
- Chin, V., Salam, Z., Ishaque, K., 2015. Cell modelling and model parameters estimation techniques for photovoltaic simulator application: A review, *Applied Energy*, vol. 154, pp. 500-519.

- Chychykina L., Wolder, C., 2017. Comparison of different redispatch optimization strategies, IEEE Manchester PowerTech, Manchester, England.
- Erlich, I., Venayagamoorthy, G. K., Worawat, N., 2010. A mean-variance optimization algorithm, IEEE Congress on Evolutionary Computation, Barcelona, Spain.
- Gholami, A., Ameri, M., Zandi, M., Ghoachani, R., 2021. A single-diode model for photovoltaic panels in variable environmental conditions: Investigating dust impacts with experimental evaluation, Sustainable Energy Technologies and Assessments, vol. 47, pp. 101392.
- Globo Brasil, [201-?]. Módulo fotovoltaico de silício policristalino, Folha de dados.
- Gomes, G. J. N., 2020. Development of software for parameter estimation and its application on wind power plant equivalent model, Dissertação de mestrado, PPGEE, USP, São Carlos.
- Hassan, H. M., Sulaiman, I. A., Singh, M., Gupta, P., Sahni, M., Rajoriya, M., 2020. Exploratory modelling and simulation of InGaN as a basis of comparison between single and double diode models of PV devices, Materials Today: Proceedings, <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.11.038>
- Kumar, C., Raj, T. D., Premkumar, M., Raj, T. Dhanesh, 2020. A new stochastic slime mould optimization algorithm for the estimation of solar photovoltaic cell parameters, International Journal for Light and Electron Optics, vol. 223, pp. 165227.
- Lemes, F., Cari, E., Corrêa, V., 2019. Parameter estimation of photovoltaic system using real condition data, IEEE Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering, Edmonton, Canada.
- Lidaighbia, S., Elyaqoutia, M., Assalaoua, K., Hmamoub, D. B., Saadaouia, D., H'roura, J., 2021. Parameter estimation of photovoltaic modules using analytical and a numerical/iterative approaches: a comparative study, Materials Today: Proceedings, <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.10.021>.
- Lopes, S. M. A., Cari, E. P., Hajimirza, S., 2021. A comparative analysis of artificial neural networks for photovoltaic power forecast using remotes and local measurements, Journal of Solar Energy Engineering, <https://doi.org/10.1115/1.4053031>.
- Mendalek, N., Al-Haddad, K., 2017. Photovoltaic system modeling and simulation, ICIT – IEEE International Conference on Industrial Technology, Toronto, Canada.
- Pillai, D., Rajasekar, N., 2018. Metaheuristic algorithms for PV parameter identification: A comprehensive review with an application to threshold setting for fault detection in PV systems, Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 82, pp. 3503-3525.
- Premkumar, M., Babu, T. S., Umashankar, S., Sowmya, R., 2020. A new metaphor-less algorithms for the photovoltaic cell parameter estimation, International Journal for Light and Electron Optics, vol. 208, pp. 164559.
- Ruschel, C. S., Gasparin, F. P., Krenzinger, A., 2021. Experimental analysis of the single diode model parameters dependence on irradiance and temperature, Solar Energy, vol. 217, pp. 134-144.
- Villalva, M. G., Gazoli, J. R., Ruppert Filho, E., 2009. Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays, IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 24, pp.1198-1208.
- Weng, X., Heidari, A., Liang G., Chen, H., Ma, X., Mafarja, M., Turabieh, H., 2021. Laplacian Nelder-Mead spherical evolution for parameter estimation of photovoltaic models, Energy Conversion and Management, vol. 243, pp. 114223.

PARAMETER ESTIMATION OF PHOTOVOLTAIC MODULES THROUGH MEAN VARIANCE MAPPING OPTIMIZATION

Abstract. *The electrical energy generated by a photovoltaic module is totally dependent on atmospheric conditions, and with the growing expansion of the photovoltaic energy market, it is essential to develop models and techniques that allow to accurately predict the characteristic outputs of the system in real conditions of operation, considering that the photovoltaic module manufacturers only provide STC data. In this work, the parameter estimation of the mathematical model of the 1-diode photovoltaic cell is realized using data collected in a real photovoltaic system using the heuristic technique MVMO (Mean Variance Mapping Optimization). The parameters I_{sc} , V_{oc} , n , R_s and R_{sh} were estimated between the maximum and minimum limits established using current, voltage, irradiation and temperature data collected during 3 days. The best estimated parameters were selected according to the smallest value of the error function. The final parameters were obtained from the average of the estimated parameters in all the simulations executed. The results show that the MVMO and the 1-diode model proved to be adequate and effective for parameter estimation, presenting a general MSE of 0.024 and providing a satisfactory fit in the power and I-V curves against real data system and laboratory test data. The final estimated parameters showed differences of 0.11% to 9.6% in relation to the reference parameters.*

Key words: *Real PV system, Parameter estimation, MVMO.*