



Aplicação de Algoritmo Genético para Estimação de Parâmetros de Painéis Fotovoltaicos

Gilberto Lopes Filho, *Mestrando em Engenharia Elétrica, UFG*,
Ricardo Augusto Pereira Franco, *Doutorando em Engenharia de Computação, UFG*,
Flávio Henrique Teles Vieira, *Doutor em Engenharia Elétrica, UFG*

Resumo—A conversão da radiação solar em energia elétrica por meio da tecnologia fotovoltaica tem se tornado uma ótima opção para a geração de energia elétrica limpa, visto que ela possui alto potencial de produção de energia elétrica em todo o mundo. O equipamento responsável pela transformação dos raios solares em energia elétrica é o painel fotovoltaico. Sua simulação computacional é essencial para a realização de projetos de sistemas fotovoltaicos. Contudo, as folhas de dados dos painéis não fornecem todas as informações necessárias para a simulação computacional. Portanto, torna-se necessário desenvolver métodos para estimar alguns parâmetros dos painéis. Este trabalho propõe a aplicação de um Algoritmo Genético para estimação de parâmetros de painéis fotovoltaicos. A função objetivo do Algoritmo Genético corresponde à minimização da raiz quadrada do erro quadrático médio entre a curva característica I-V experimental do painel em relação à curva I-V gerada pelos parâmetros estimados. Os resultados obtidos com o Algoritmo Genético são comparados com outros métodos presentes na literatura.

Palavras-chave—Algoritmo Genético, Energia Solar, Parâmetros de Painéis Fotovoltaicos.

Application of Genetic Algorithm to the Estimation of the Parameters of a Photovoltaic Panel Model

Abstract—The photovoltaic energy is an interesting option for clean energy generation in the entire world, since it has a high potential for electricity generation worldwide. The equipment responsible for transforming the solar rays into electrical energy is the photovoltaic panel. The computational simulation of photovoltaic panels is essential to design photovoltaic systems. However, the datasheets of the panels does not provide the necessary information for the computational simulation. Therefore, it becomes necessary to develop methods to estimate some parameters of the panels. This work proposes the application of Genetic Algorithm to estimate parameters of photovoltaic systems. The objective function of the Genetic Algorithm corresponds to the minimization of the root mean square error between the I-V experimental curve and the I-V curve generated by the estimated parameters. The results obtained with the Genetic algorithm are compared to those of some methods present in the literature.

Index Terms—Genetic Algorithm, Solar Energy, Photovoltaic Parameters.

I. INTRODUÇÃO

A crescente demanda por energia elétrica demonstra a dependência da sociedade por este tipo de energia. O setor elétrico vem desenvolvendo novos sistemas para aumentar a confiabilidade na rede elétrica, aprimorando suas funcionalidades e sua infraestrutura. Há, também, a preocupação com o impacto ambiental na geração de energia. Entre alguns impactos, pode-se citar a elevação da temperatura (aquecimento global devido a utilização de combustíveis fósseis) como um dos tópicos mais abordados [1], [2]. Portanto, a geração de energia através da luz solar é uma medida que beneficia tanto a concessionária de energia, quanto o consumidor e o meio ambiente.

A radiação solar é uma fonte de energia renovável. Essa geração é realizada por meio da captação da radiação solar, na qual é feita sua conversão em energia elétrica por meio do efeito fotovoltaico na célula fotovoltaica [1]. Nesse efeito há a excitação de elétrons, devido às características de alguns materiais semicondutores na presença de luz solar, ocorrendo o efeito fotovoltaico e gerando a corrente elétrica desse sistema.

Um conjunto de células fotovoltaicas formam um painel fotovoltaico. O painel fotovoltaico pode ser representado por meio de um circuito elétrico que possui 5 parâmetros desconhecidos [3]. Estes parâmetros não são fornecidos pelo *datasheet* (folha de dados), sendo necessário portanto a sua estimação. Essa estimação trata-se de um problema envolvendo modelagem matemática e algoritmos de otimização. Alguns trabalhos, como em [4], utilizam formas analíticas aproximadas para o cálculo dos parâmetros. Outros trabalhos, como [5] e [6], utilizam algoritmos de busca e otimização a fim de se estimar esses parâmetros. Neste trabalho são utilizadas três equações analíticas, propostas por [7], para os cinco parâmetros do painel. Logo, é necessário estimar apenas dois, e os três parâmetros restantes são calculados analiticamente.

Uma grande parte dos algoritmos de otimização convencionais são do tipo determinístico e, dentre eles, existem aqueles que são baseados na informação do gradiente da função. Um exemplo é o método de Newton-Raphson, que possui uma boa performance para funções bem comportadas. Porém, quando se trata de problemas altamente não lineares, não convexos, não diferenciáveis e não sua-

ves, estes métodos determinísticos baseados em gradiente apresentam problemas na convergência, e por muitas vezes ficam presos em ótimos locais.

Para contornar esse problema, é necessário utilizar algoritmos que não sejam baseados no gradiente da função, como por exemplo, algoritmos estocásticos. Estes algoritmos, também chamados de algoritmos heurísticos, fazem uma busca randômica pela melhor solução. Essa busca muitas vezes é, de certa forma, direcionada e garante que o método convirja para uma boa solução [8].

Um tipo de algoritmo heurístico é o algoritmo genético. Este algoritmo é baseado em métodos heurísticos de busca aleatória inspirados pela biologia evolutiva como hereditariedade, mutação, seleção natural e recombinação. Os algoritmos genéticos são implementados de tal forma que uma população de representações abstratas de solução é selecionada em busca de soluções melhores por meio de operadores de mutação e reprodução. Os algoritmos genéticos utilizam transições probabilísticas e não regras determinísticas [9].

Neste trabalho serão utilizadas equações analíticas, propostas pela literatura, para o cálculo de três parâmetros dos módulos e será proposto um algoritmo de busca e otimização (algoritmo genético) para os outros dois parâmetros restantes. A Seção II mostra a modelagem do painel fotovoltaico utilizada neste trabalho. A Seção III descreve o algoritmo genético utilizado. A Seção IV apresenta os resultados deste trabalho, comparando-os com outros presentes na literatura.

II. MODELO DO PAINEL FOTOVOLTAICO

O modelo de um painel fotovoltaico é representado por meio de um circuito elétrico que o define. Apesar dos custos de instalação de usinas fotovoltaicas terem diminuído nos últimos anos, eles ainda são altos, sendo superiores a das fontes convencionais de geração de energia elétrica. Portanto, a modelagem computacional do painel fotovoltaico se justifica porque é necessário realizar simulações precisas e confiáveis acerca do sistema a ser instalado. A modelagem matemática é definida em função do modelo do painel fotovoltaico escolhido.

Existem na literatura vários modelos que representam uma célula fotovoltaica variando a complexidade. O grau de complexidade do modelo irá definir quais são as expressões matemática mais adequadas para o modelo [10].

Existem quatro modelos consagrados na literatura que definem o circuito elétrico equivalente de um painel fotovoltaico. Os modelos diferenciam em relação à sua complexidade, partindo de uma representação mais simples até uma representação mais complexa. Os modelos são: Modelo Ideal (*Ideal Model* - IM), Modelo com Um Diodo Simplificado (*Single Diode Model Simplified* - SDMS), Modelo com Um Diodo (*Single Diode Model* - SDM), Modelo com Dois Diodos (*Double Diode Model* - DDM).

O modelo do painel fotovoltaico com um diodo é o modelo escolhido para este trabalho. Apesar do modelo com dois diodos representar de forma mais precisa o painel fotovoltaico, a complexidade para obter todos os

parâmetros aumenta, e os resultados não melhoram na mesma proporção do aumento da complexidade [11]. Por outro lado, o equacionamento matemático do modelo de um diodo possui alta complexidade e boa representação do painel fotovoltaico, balanceando o gasto computacional pela busca dos parâmetros com os resultados obtidos [2].

O circuito elétrico do modelo é apresentado na Figura 1, onde os parâmetros a serem estimados do modelo são: a corrente fotogerada (I_{irr}) que varia de acordo com o nível de irradiância no plano do painel e com as mudanças de temperatura; a corrente de saturação reversa do diodo no escuro (I_0); a resistência em série (R_s) que considera as perdas ôhmicas do material e do contato metal-semicondutor; a resistência em paralelo (R_{sh}) que representa as correntes parasitas entre as partes superior e inferior da célula, e do interior do material por irregularidades ou impurezas; e o fator de idealidade do diodo (n). O parâmetro I é a corrente gerada pelo painel, a ser calculada, e V é a tensão entre os terminais do painel.

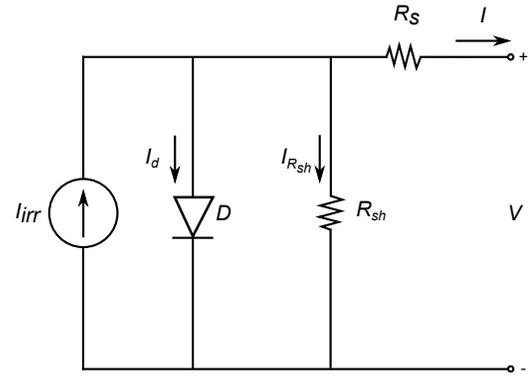


Fig. 1. Circuito elétrico que representa o painel fotovoltaico (Modelo com um Diodo)

O modelo do painel fotovoltaico escolhido influencia diretamente o comportamento do sistema fotovoltaico a ser simulado, porque a expressão matemática que define o modelo é determinada pelo circuito elétrico escolhido [10]. A equação da corrente resultante é chamada de equação característica, dada pela Eq. 1.

$$I = I_{irr} - I_0 \left[e^{\left(\frac{V + IR_s}{N_s n V_t} \right)} - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \quad (1)$$

A corrente I_d que flui pelo diodo, e a corrente $I_{R_{sh}}$ que flui pelo resistor paralelo são dadas pelas Equações 2 e 3.

$$I_d = I_0 \left[e^{\left(\frac{V + IR_s}{N_s n V_t} \right)} - 1 \right] \quad (2)$$

$$I_{R_{sh}} = \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \quad (3)$$

Portanto, como alguns dados não são fornecidos pelo *datasheet*, eles devem ser estimados (I_{irr} , I_0 , R_s , R_{sh} e n).

Pode-se traçar a curva da corrente I em função da tensão V da Equação 1 a partir do momento que todos os parâmetros desta Equação forem conhecidos. Esta curva,

comumente chamada de curva I-V, é definida como a representação dos valores da corrente de saída de um conversor fotovoltaico em função da tensão, para condições preestabelecidas de temperatura e irradiância [12]. A curva I-V obtida experimentalmente é geralmente apresentada nos *datasheets* dos painéis fotovoltaicos.

O trabalho [7] propõe equações explícitas para alguns parâmetros por meio da manipulação da Eq. 1 no ponto de circuito aberto ($I = 0, V = V_{ca}$), no ponto de curto circuito ($I = I_{cc}, V = 0$), no ponto de máxima potência ($I = I_{mp}, V = V_{mp}$) e por meio da derivada da potência em função da tensão no ponto de máxima potência ($\left. \frac{\partial P}{\partial V} \right|_{V=V_{mp}} = 0$). Gerando, assim, equações para três dos cinco parâmetros a serem estimados. Os valores da corrente fotogerada (I_{irr}), da corrente de saturação do diodo (I_0) e da condutância (G_{sh}), que é o inverso da resistência em paralelo (R_{sh}), são dados, respectivamente, por:

$$G_{sh} = \frac{(I_{mp} - I_{cc}) e^{\left(\frac{V_{ca}}{a}\right)} + e^{\left(\frac{V_{mp} + R_s I_{mp}}{a}\right)} - (I_{mp}) e^{\left(\frac{R_s I_{cc}}{a}\right)}}{A_1 e^{\left(\frac{R_s I_{cc}}{a}\right)} + A_2 e^{\left(\frac{V_{mp} + R_s I_{mp}}{a}\right)} + A_3 e^{\left(\frac{V_{ca}}{a}\right)}} \quad (4)$$

$$I_0 = \frac{V_{ca} (I_{cc} - I_{mp}) - V_{mp} I_{cc}}{A_1 e^{\left(\frac{R_s I_{cc}}{a}\right)} + A_2 e^{\left(\frac{V_{mp} + R_s I_{mp}}{a}\right)} + A_3 e^{\left(\frac{V_{ca}}{a}\right)}} \quad (5)$$

$$I_{irr} = \frac{I_{cc} V_{ca} \left(e^{\left(\frac{V_{mp} + R_s I_{mp}}{N_s n V_t}\right)} - 1 \right)}{A_1 e^{\left(\frac{R_s I_{cc}}{a}\right)} + A_2 e^{\left(\frac{V_{mp} + R_s I_{mp}}{a}\right)} + A_3 e^{\left(\frac{V_{ca}}{a}\right)}} + \dots \\ \dots + \frac{I_{cc} V_{mp} \left(1 - e^{\left(\frac{V_{ca}}{a}\right)} \right) + I_{mp} V_{ca} \left(1 - e^{\left(\frac{R_s I_{cc}}{a}\right)} \right)}{A_1 e^{\left(\frac{R_s I_{cc}}{a}\right)} + A_2 e^{\left(\frac{V_{mp} + R_s I_{mp}}{a}\right)} + A_3 e^{\left(\frac{V_{ca}}{a}\right)}} \quad (6)$$

onde $A_1 = V_{mp} + R_s I_{mp} - V_{ca}$; $A_2 = V_{ca} - R_s I_{cc}$; $A_3 = R_s I_{cc} - R_s I_{mp} - V_{mp}$ e $a = N_s n V_t$.

São necessários outros métodos para calcular os demais parâmetros (R_s e n) que não possuem equações analíticas. Assim, este trabalho utiliza o conceito de Algoritmos Genéticos para desenvolver um algoritmo que otimize a estimação dos parâmetros R_s e n , minimizando o erro (*Root Mean Square Error - RMSE*) entre os pontos experimentais e calculados da curva característica.

III. ALGORITMO GENÉTICO

O conjunto das possíveis soluções de um algoritmo genético é denominado população. A população é composta por indivíduos, que por sua vez são compostos de genes. Cada indivíduo é uma abstração de uma possível solução, de forma que o número de genes dos indivíduos dependa de cada problema [9].

O algoritmo genético possui as etapas de seleção, cruzamento e mutação. Na etapa de seleção, são escolhidos os melhores indivíduos para serem os progenitores. Em [13] são apresentadas maneiras de se fazer essa seleção, como por exemplo a roleta viciada ou torneio. Na etapa de

cruzamento ocorre combinações dos genes dos indivíduos escolhidos para serem os progenitores, de forma a gerar um novo indivíduo. A mutação é uma modificação adicionada aos genes do novo indivíduo, fazendo com que novos tipos de genes sejam introduzidos na população, aumentando o espaço de busca e evitando mínimos locais [13]. A Figura 2 apresenta um fluxograma do algoritmo genético.

Neste trabalho foi implementado um algoritmo genético a fim de se estimar os parâmetros n e R_s do circuito mostrado na Figura 1. Para tal fim, foram utilizadas as Equações 4, 5 e 6, que estão em função de n e R_s . Para cada iteração, onde se calculam estes dois parâmetros, os outros três parâmetros também são obtidos.

No início do algoritmo desenvolvido, gera-se uma população inicial com trinta indivíduos, escolhido arbitrariamente, na qual cada indivíduo possui dois genes. Cada gene representa um dos parâmetros que estão sendo estimados (n e R_s). A faixa de valores gerados aleatoriamente é diferente para cada gene, de modo que $n \in [0 \ 1]$ e $R_s \in [0 \ 2]$. Estas faixas de valores foram escolhidas pois, primeiramente, ambos os parâmetros devem ser positivos e pequenos. Além disso, a grande maioria dos trabalhos tem encontrado valores nesta faixa [7] [3] [4]. Foram testadas outras faixas de valores (mais abrangentes), porém o resultado não se mostrou satisfatório.

Na etapa seguinte, os indivíduos são avaliados por uma função objetivo, que ordena os indivíduos do menor erro para o maior erro, isto é, do melhor para o pior indivíduo. A função de avaliação utilizada foi a raiz quadrada do erro quadrático médio (*RMSE*). O *RMSE* foi calculado em relação aos pontos de corrente e tensão disponibilizados no *datasheet* do módulo fotovoltaico Kyocera KC200GT. Isto é, para cada valor do parâmetro n e do parâmetro R_s , plota-se uma curva, e o *RMSE* é calculado entre esta curva e os pontos amostrados do *datasheet*. Quanto menor o *RMSE*, mais adequados são os valores estimados para os parâmetros n e R_s , e mais a curva encontrada se aproxima da curva real. Deve-se destacar que a curva I-V do *datasheet* representa o comportamento médio da relação tensão-corrente do modelo do painel fotovoltaico, e cada painel possui uma variação nos parâmetros dentro da tolerância especificada pelo fabricante.

O critério de parada desse algoritmo foi especificado como quantidade máxima de gerações. Neste trabalho, adotou-se arbitrariamente o número máximo de 100 gerações. Foi inserido também a técnica de elitismo, isto é, a manutenção do melhor indivíduo da geração anterior na próxima geração. Isso garante que, no pior caso, o pior indivíduo de uma determinada geração ainda será melhor ou igual que o melhor indivíduo da geração anterior. Portanto, o elitismo contribui para que o algoritmo convirja para uma boa solução.

A seleção para os progenitores da próxima geração é realizada por torneio, onde se escolhe k indivíduos aleatoriamente, e os dois melhores serão os pais de um indivíduo da próxima geração. O processo é repetido até que haja a quantidade de pais suficientes para manter o número de indivíduos da próxima geração igual aos da geração

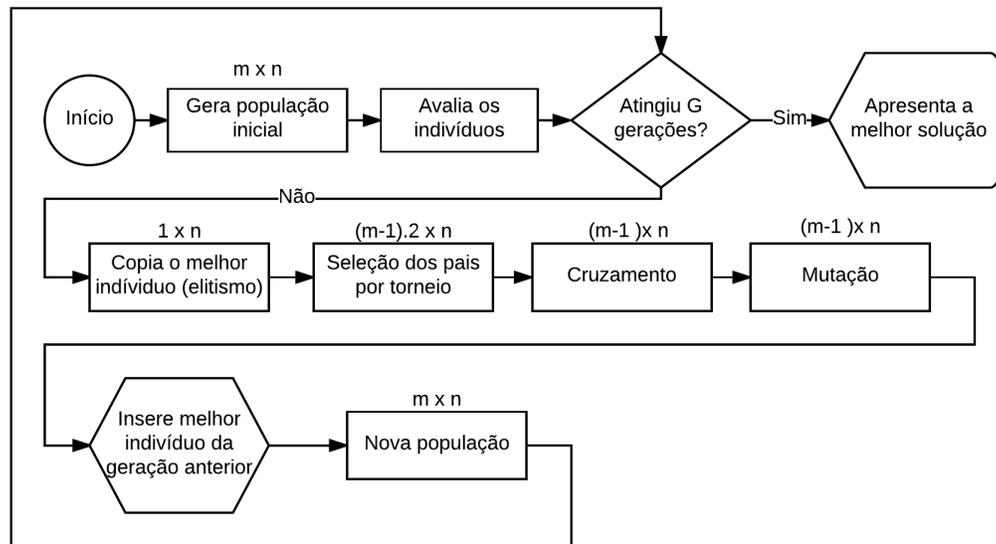


Fig. 2. Fluxograma do Algoritmo Genético

anterior. A quantidade k de indivíduos é determinado pelo parâmetro τ . Este parâmetro define a porcentagem da população total que irá participar do torneio. Neste trabalho foi adotado $\tau = 70\%$, isto é, dos trinta indivíduos da população, são escolhidos vinte e um aleatoriamente para cada torneio.

Na etapa de cruzamento ocorre a troca de genes entre os progenitores para a geração dos filhos. Escolhe-se aleatoriamente um número η , que é a variável probabilística de decisão. O valor de η diminui de acordo com o aumento das gerações, porém é um valor randômico, conforme é mostrado na Figura 3. A linha tracejada mostra o valor máximo de η em cada geração, e a linha contínua o valor de η . Caso η seja maior que um β , onde β é um número aleatório entre 0 e 1, o filho receberá o gene do primeiro pai, e caso contrário, receberá o gene do segundo pai. Esse processo ocorre até que o filho tenha a mesma quantidade de cromossomos dos pais. A Figura 4 apresenta um exemplo genérico do cruzamento entre dois indivíduos, gerando um filho com genes de ambos os pais. Portanto, caso η seja igual a zero, o filho recebe o gene do primeiro pai, e caso η seja igual a um, o filho recebe o gene do segundo a pai.

Na etapa de mutação ocorre uma modificação em um determinado gene para a realização da exploração do espaço de busca. Nesta etapa foi definido que há 50% de chance dos indivíduos sofrerem mutação. Caso haja mutação, é sorteado um Δ de mutação que é aplicado ao gene. Neste trabalho foi adotado um $\Delta = 5\%$, ou seja, quando ocorre mutação, cada gene pode ter seu valor alterado em até 5%. Este processo é ilustrado na Figura 5.

A nova população é constituída dos filhos gerados pelos pais, adicionado também do melhor indivíduo da geração anterior (por meio do elitismo). Em seguida, avalia-se, no-

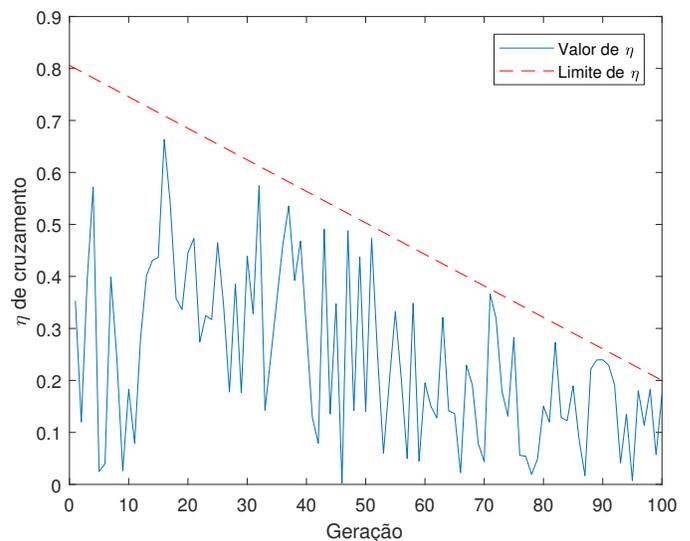


Fig. 3. Decréscimo da taxa de cruzamento com o aumento das gerações.

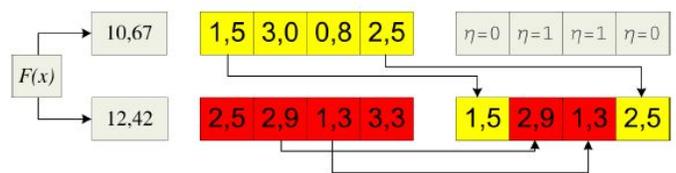


Fig. 4. Exemplo genérico de cruzamento entre dois indivíduos no Algoritmo Genético

vamente, os indivíduos por meio do $RMSE$, e o algoritmo é recommçado.

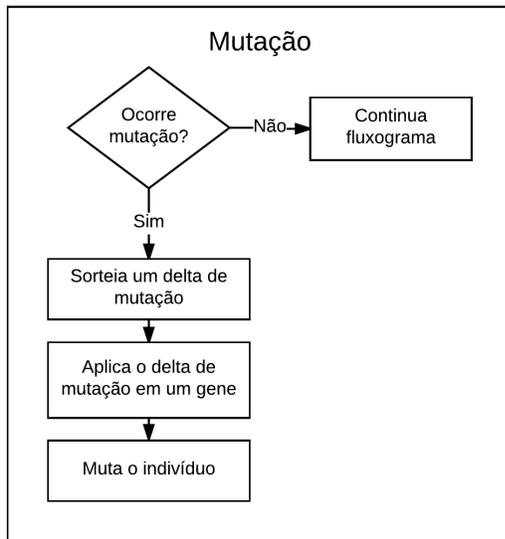


Fig. 5. Detalhe da mutaçãõ do Algoritmo Genético

IV. RESULTADOS

Neste trabalho foram escolhidos os painéis fotovoltaicos Kyocera KC200GT e Solarex MSX60. As Tabelas I e II apresentam as características elétricas (corrente e tensão de máxima potência, potência máxima, corrente de curto circuito, tensão de circuito aberto e número de células fotovoltaicas) de ambos os painéis nas condições padrões de teste (*Standart Test Conditions*).

TABELA I
CARACTERÍSTICAS ELÉTRICAS DO PAINEL KYOCERA KC200 GT

Grandeza	Valor
I_{mp}	7,61 A
V_{mp}	26,3 V
P_{max}	200 W
I_{sc}	8,21 A
V_{oc}	32,90 V
N_s	54

TABELA II
CARACTERÍSTICAS ELÉTRICAS DO PAINEL SOLAREX MSX60

Grandeza	Valor
I_{mp}	3,5 A
V_{mp}	17,1 V
P_{max}	60 W
I_{sc}	3,8 A
V_{oc}	21,1 V
N_s	54

Como o algoritmo genético provê um resultado cada vez que ele é executado, para garantir a confiabilidade na solução obtida pelo o algoritmo, este foi executado cem vezes. Calculando a média das respostas fornecidas pelo algoritmo, evita-se que os parâmetros obtidos sejam oriundos de um mínimo local da superfície de erro $RMSE$, por exemplo. Tal como n e R_s , analisou-se as estatísticas do $RMSE$ com o intuito de se mostrar que este converge

para um certo valor. Mesmo o maior valor do erro obtido, ou seja, no pior caso, o desempenho do algoritmo genético ainda foi superior ao de outros trabalhos da literatura, como será mostrado adiante. As Tabelas III e IV apresentam uma análise estatística dos dados.

TABELA III
ESTATÍSTICAS DOS PARÂMETROS ESTIMADOS - PAINEL KYOCERA KC200 GT

Parâmetro	n	R_s	$RMSE$
Média	1,2275	0,1477	$9,7369 \cdot 10^{-2}$
Desvio Padrão	$3,439 \cdot 10^{-3}$	$1,073 \cdot 10^{-3}$	$2,9054 \cdot 10^{-6}$
Variância	$11,832 \cdot 10^{-6}$	$1,151 \cdot 10^{-6}$	$8,4415 \cdot 10^{-12}$
Máximo	1,2333	0,1493	$9,7374 \cdot 10^{-2}$
Mínimo	1,2230	0,1459	$9,7366 \cdot 10^{-2}$

TABELA IV
ESTATÍSTICAS DOS PARÂMETROS ESTIMADOS - PAINEL SOLAREX MSX60

Parâmetro	n	R_s	$RMSE$
Média	1,3350	0,2238	$1,4866 \cdot 10^{-2}$
Desvio Padrão	$6,390 \cdot 10^{-3}$	$1,925 \cdot 10^{-3}$	$1,1428 \cdot 10^{-6}$
Variância	$4,083 \cdot 10^{-5}$	$3,707 \cdot 10^{-6}$	$1,3061 \cdot 10^{-10}$
Máximo	1,3435	0,2284	$1,4890 \cdot 10^{-2}$
Mínimo	1,320	0,2214	$1,4856 \cdot 10^{-2}$

As Tabelas V e VI apresentam os valores do erro ($RMSE$) e dos parâmetros dos painéis fotovoltaicos Kyocera KC200 GT e Solarex MSX60 obtidos neste trabalho, comparando-os com trabalhos de outros autores. É possível perceber que o $RMSE$ com a proposta deste trabalho foi o menor registrado até então na literatura, para ambos os painéis. As Tabelas V e VI apresentam o valor médio dos parâmetros do modelo para os painéis e do $RMSE$ da curva I-V dada no *datasheet* pela curva encontrada com o modelo, referente a cem execuções do algoritmo genético.

Com relação ao esforço computacional de cada algoritmo, o método baseado no algoritmo de Levenberg-Marquardt, descrito em [7], apresenta complexidade computacional $O(n^3)$ [14], enquanto que a estimação de parâmetros em [3] apresenta complexidade de $O(n)$, onde n é o número de iterações até que este método convirja para uma solução. Por outro lado, o algoritmo genético proposto possui complexidade $O(pmg)$, na qual p é número de indivíduos, m é o número de genes de cada indivíduo e g é a quantidade de gerações do AG. O algoritmo genético proposto apresenta uma complexidade computacional e $RMSE$ (para as curvas I-V) menor do que o método descrito em [7]. O método apresentado em [3] possui uma complexidade menor que a do AG proposto, porém provê um maior valor de $RMSE$ para curva I-V do que o encontrado neste trabalho.

As Figuras 6(a) e 6(b), 7(a) e 7(b) apresentam os histogramas dos valores do fator de idealidade do diodo (n) e da resistência série (R_s) de ambos os painéis, para as cem execuções.

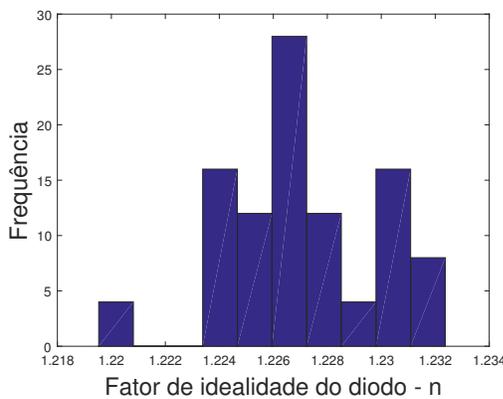
Para mostrar a eficiência do algoritmo genético proposto, foram colocados em um gráfico os valores de $RMSE$ a cada iteração em comparação com o erro obtido com o

TABELA V
COMPARAÇÃO DOS PARÂMETROS OBTIDOS NESTE TRABALHO COM OUTROS OBTIDOS NA LITERATURA - PAINEL KYOCERA KC200GT

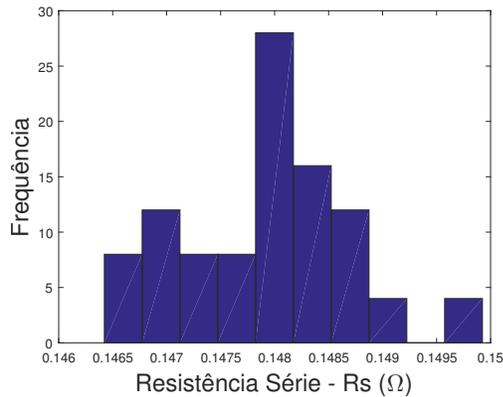
Trabalhos	RMSE	n	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	$I_0(\mu A)$	$I_{irr}(A)$
Algoritmo Genético Proposto	$9,74 \cdot 10^{-2}$	1,2275	0,1477	92,24	32,1221	8,2231
[7]	$9,77 \cdot 10^{-2}$	1,1145	0,1578	72,05	4,4279	8,2280
[4]	$25,01 \cdot 10^{-2}$	1,3000	0,2309	594,63	96,930	8,2132
[3]	$21,77 \cdot 10^{-2}$	1,3000	0,2300	566,90	97,561	8,2135
[15]	$21,17 \cdot 10^{-2}$	1,3000	0,2310	598,00	96,896	8,2100

TABELA VI
COMPARAÇÃO DOS PARÂMETROS OBTIDOS NESTE TRABALHO COM OUTROS OBTIDOS NA LITERATURA - PAINEL SOLAREX MSX60

Trabalhos	RMSE	n	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	$I_0(nA)$	$I_{irr}(A)$
Algoritmo Genético Proposto	$1,49 \cdot 10^{-2}$	1,3350	0,2238	823,25	143,84	3,8010
[7]	$1,53 \cdot 10^{-2}$	1,2096	0,2378	477,93	78,86	3,8019
[4]	$3,03 \cdot 10^{-2}$	1,3000	0,2192	373,11	89,02	3,8022
[3]	$2,79 \cdot 10^{-2}$	1,0453	0,3160	146,02	1,2195	3,8082
[15]	$3,01 \cdot 10^{-2}$	1,3000	0,2194	374,75	88,98	3,8000

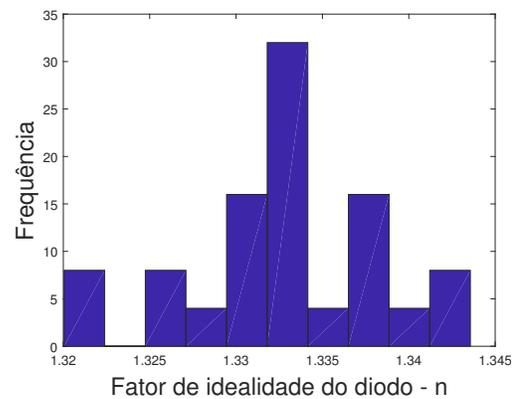


(a) Histograma do fator de idealidade do diodo (n) - Painel Kyocera KC200GT

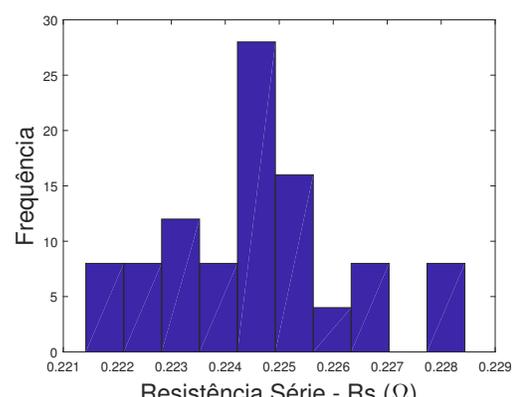


(b) Histograma da resistência série (R_s) - Painel Kyocera KC200GT

Fig. 6. Histogramas do n e R_s - Painel Kyocera KC200GT



(a) Histograma do fator de idealidade do diodo (n) - Painel Solarex MSX60



(b) Histograma da resistência série (R_s) - Painel Solarex MSX60

Fig. 7. Histogramas do n e R_s - Painel Solarex MSX60

do método descrito em [7]. Analisando as Figura 8 e 9, percebe-se que o $RMSE$ obtido com a aplicação proposta de algoritmo genético tende a ser menor em todas as gerações. Adotou-se a escala logarítmica nos dois eixos a fim de fornecer melhor visualização do gráfico.

Utilizando os parâmetros obtidos neste trabalho, apresentados na Tabela V e VI, plotou-se a curva de corrente e tensão utilizando a Equação 1. Essa curva característica

é mostrada nas Figura 10 e 11. Os pontos em círculo foram extraídos do *datasheet*, a curva tracejada é a curva estimada por [7] e a contínua é a curva proposta por este trabalho, obtida por meio da Equação 1.

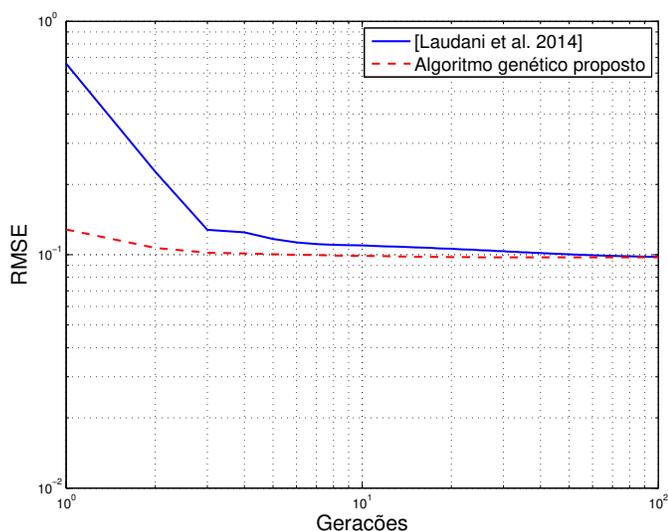


Fig. 8. Comparação da convergência do *RMSE* - Painel Kyocera KC200 GT

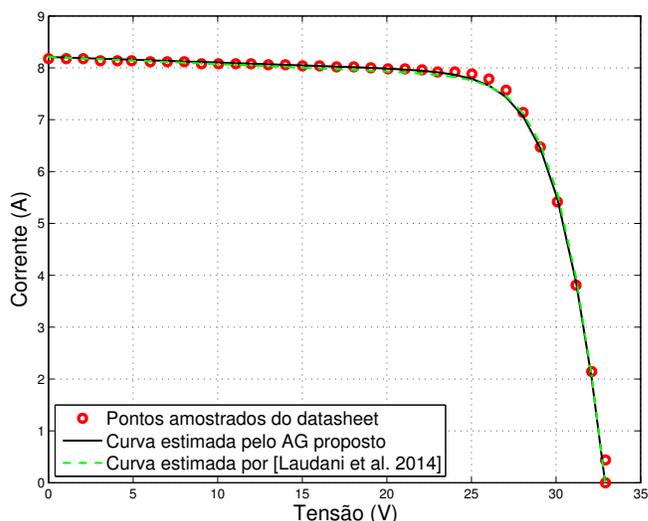


Fig. 10. Comparação da Curva calculada de Tensão por Corrente com os pontos amostrados - Painel Kyocera KC200 GT

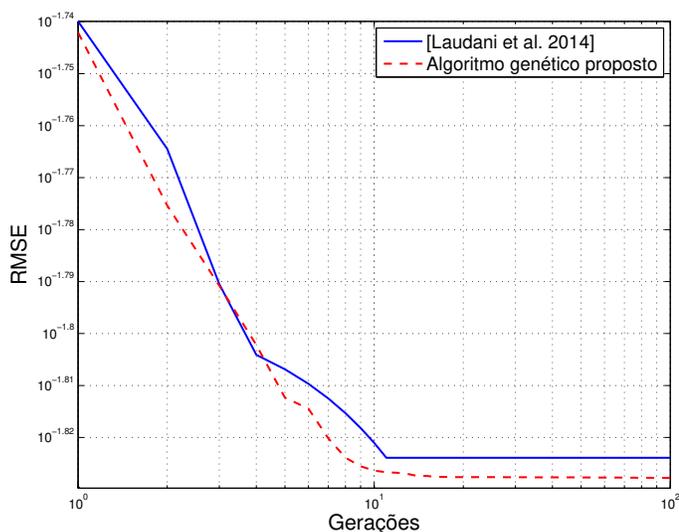


Fig. 9. Comparação da convergência do *RMSE* - Painel Solarex MSX60

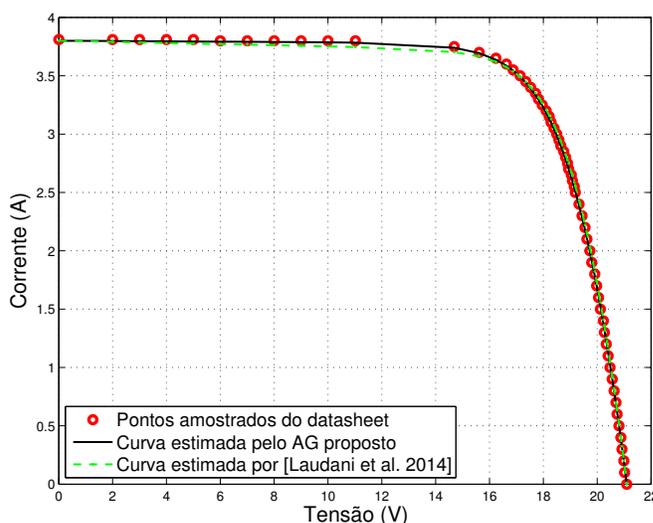


Fig. 11. Comparação da Curva calculada de Tensão por Corrente com os pontos amostrados - Painel Solarex MSX60

As Figuras 12 e 13 mostram o comportamento da curva I-V para diferentes valores de R_s e n . Comparando ambas as Figuras, nota-se que a curva I-V é mais sensível a variação de R_s do que de n . Isto é corroborado pelas Tabelas VII e VIII, onde pode-se notar que uma variação de R_s provoca um maior aumento do *RMSE* do que ao variar o parâmetro n .

TABELA VII
COMPARAÇÃO DO *RMSE* DA CURVA I-V ESTIMADA PARA DIFERENTES VALORES DE R_s - PAINEL KC200 GT

RMSE	$R_s(\Omega)$
0,1317	0,1
0,1362	0,2
0,2970	0,3
0,5059	0,4
0,8206	0,5

TABELA VIII
COMPARAÇÃO DO *RMSE* DA CURVA I-V ESTIMADA PARA DIFERENTES VALORES DE n - PAINEL KC200 GT

RMSE	n
0,3309	0,7
0,2100	0,9
0,1200	1,1
0,1048	1,3
0,1748	1,5

V. CONCLUSÃO

NESTE artigo foi proposta a aplicação de um algoritmo genético para realizar a busca dos parâmetros fator de idealidade do diodo (n) e resistência série (R_s) de um painel fotovoltaico. Para avaliar o algoritmo proposto, utilizou-se como métrica a raiz quadrada do erro quadrático médio. Foi mostrado que o desempenho do algoritmo deste trabalho se mostrou superior a outros comparados na

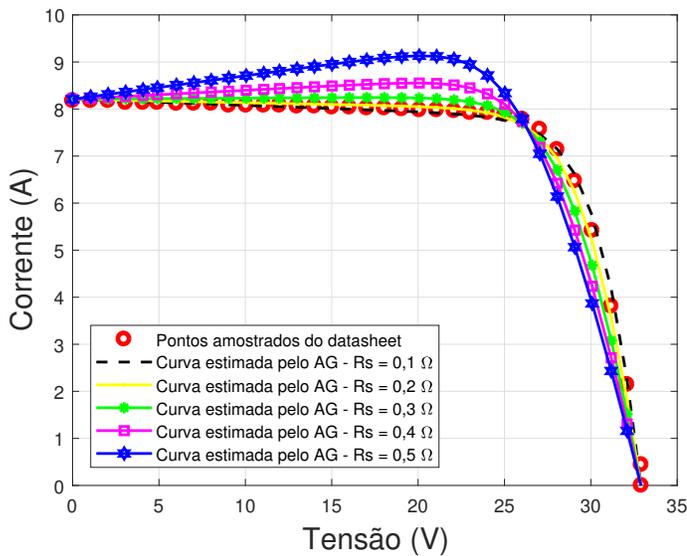


Fig. 12. Comparação da Curva I-V estimada para diferentes valores de R_s - Painel KC200 GT

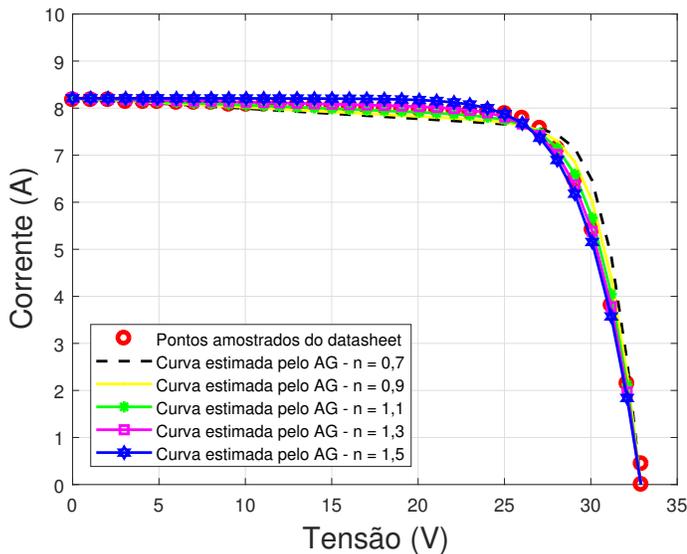


Fig. 13. Comparação da Curva I-V estimada para diferentes valores de n - Painel KC200 GT

literatura, tanto no quesito convergência quanto no valor final.

O algoritmo proposto se mostrou estável e seus resultados tenderam, na média, para um mesmo valor de erro. Os valores de n e R_s obtidos foram comparados com os valores de outros trabalhos, e se mostraram coerentes.

Como trabalhos futuros, pretende-se testar outro método de seleção de pais no algoritmo genético, como por exemplo o método da roleta viciada. Pretende-se ainda: comparar os resultados do algoritmo genético proposto com os de outros algoritmos evolutivos, como o algoritmo *firefly*; e utilizar outras equações analíticas para o cálculo dos três parâmetros, G_{sh} , I_0 e I_{irr} .

REFERÊNCIAS

- [1] J. Aramizu, *Modelagem e Análise de Desempenho de um Sistema Fotovoltaico em Operação Isolada e em Paralelo com uma Rede de Distribuição de Energia Elétrica*, USP, São Paulo, 2010.
- [2] V. T. da Costa, *Modelagem, estimação de parâmetros e método MPPT para módulos fotovoltaicos*, UFES, Vitória, 2010.
- [3] M. G. Villalva, J. R. Gazoli, and E. R. Filho, "Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 24, no. 5, pp. 1198–1208, May 2009.
- [4] J. Cubas, S. Pindado, and M. Victoria, "On the analytical approach for modeling photovoltaic systems behavior," *Journal of Power Sources*, vol. 247, no. Supplement C, pp. 467 – 474, 2014. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378775313014997>
- [5] K. El-Naggar, M. AlRashidi, M. AlHajri, and A. Al-Othman, "Simulated annealing algorithm for photovoltaic parameters identification," *Solar Energy*, vol. 86, no. 1, pp. 266 – 274, 2012. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X11003586>
- [6] A. Askarzadeh and A. Rezaezadeh, "Artificial bee swarm optimization algorithm for parameters identification of solar cell models," *Applied Energy*, vol. 102, no. Supplement C, pp. 943 – 949, 2013, special Issue on Advances in sustainable biofuel production and use - XIX International Symposium on Alcohol Fuels - ISAF. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261912006939>
- [7] A. Laudani, F. R. Fulginei, and A. Salvini, "High performing extraction procedure for the one-diode model of a photovoltaic panel from experimental i-v curves by using reduced forms," *Solar Energy*, vol. 103, pp. 316 – 326, 2014. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X14000929>
- [8] X.-S. Yang, *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*. Luniver Press, 2008.
- [9] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. The MIT Press, 1992. [Online]. Available: <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=8D766EBD68AD9070E382315C8FFEE47B>
- [10] M. de Blas, J. Torres, E. Prieto, and A. Garcia, "Selecting a suitable model for characterizing photovoltaic devices," *Renewable Energy*, vol. 25, no. 3, pp. 371 – 380, 2002. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148101000568>
- [11] G. Petrone, C. A. Ramos-Paja, and G. Spagnuolo, *Photovoltaic Sources Modeling*. John Wiley & Sons, 2017.
- [12] R. Zilles, W. N. Macêdo, M. A. B. Galhardo, and S. H. F. de Oliveira, *Sistemas fotovoltaicos conectados à rede elétrica*. Oficina de Textos, 2016.
- [13] R. Linden, *Algoritmos Genéticos (2a edição)*. BRASPORT, 2006. [Online]. Available: <https://books.google.com.br/books?id=it0kv6UsEMEC>
- [14] R. Franco and F. Vieira, "Analytical method for extraction of the single-diode model parameters for photovoltaic panels from datasheet data," *Electronics Letters*, 2018.
- [15] R. Majdoul, E. Abdelmounim, M. Aboufatah, A. W. Touati, A. Moutabir, and A. Abouloifa, "Combined analytical and numerical approach to determine the four parameters of the photovoltaic cells models," in *2015 International Conference on Electrical and Information Technologies (ICEIT)*, March 2015, pp. 263–268.