

文章编号: 0254-0096(2020)07-0120-09

# 太阳能电池显式双二极管模型建立及其参数提取研究

陈玉洁<sup>1</sup>, 孙以泽<sup>1</sup>, 孟 焯<sup>1</sup>, 彭乐乐<sup>2</sup>, 钟倩文<sup>1</sup>

(1. 东华大学机械工程学院, 上海 201620; 2. 上海工程技术大学轨道交通学院, 上海 201620)

**摘 要:** 为消除太阳能电池双二极管模型中电流与电压的内隐耦合关系, 结合线性近似和 Lambert W 函数推导太阳能电池的显式双二极管模型。随后采用改进的教与学优化算法对模型的特征参数进行提取, 并利用4种不同类型太阳能电池的实测数据对模型的准确性进行验证。结果表明, 计算电流值与实测数据有很好的一致性, 与文献对比精度更高, 说明太阳能电池显式双二极管模型对太阳能电池的  $I$ - $V$  特性曲线具有更高的拟合精度和更好的适应度。

**关键词:** 太阳能电池; 模型建立; 参数提取; 显式双二极管模型; 教与学优化算法

**中图分类号:** TM914.4

**文献标志码:** A

## 0 引 言

太阳能电池作为光伏发电系统的核心部件, 其输出特性直接影响系统的发电效率<sup>[1]</sup>。因此, 建立准确且适用范围广的太阳能电池模型, 获取精确的太阳能电池特性参数, 是改进太阳能电池生产工艺, 进行太阳能电池仿真、分析及优化控制的基础和核心<sup>[2-3]</sup>。目前, 常用的太阳能电池模型主要有基于二极管电子方程的隐式单二极管模型和双二极管模型。其中, 隐式双二极管模型考虑了电中性区及空间电荷区的复合效应, 因而更能全面表征太阳能电池特性<sup>[4]</sup>。然而, 由于该模型属于超越方程, 且含有2个指数项, 需求解的参数有7个, 导致求解难度大、计算时间长。为此, 学者们提出多种解决方法, 大致主要可分为近似解析法和智能拟合法。近似解析法通常在不同程度的简化或在经验公式, 及经验值假设的基础上降低参数维度, 进而求解出未知参数的值<sup>[5-7]</sup>。该方法提取模型参数方法简单、计算速度快, 但主观假设和参数省略会影响模型精度。智能拟合法是目前太阳能电池双二极管模型参数求解中较常用的方法, 如模拟退火法(SA)<sup>[8]</sup>、人工蜂群算法(ABSO)<sup>[9]</sup>、鸟类繁殖优化算法(BMO)<sup>[10]</sup>、花朵授粉算法(FPA)<sup>[11]</sup>、人工鱼群算法(AFSA)<sup>[12]</sup>、简化群优算法(PSO)<sup>[13]</sup>等。智能算法提取的参数具有较高的准确性, 但智能算法大多基于太阳能电池隐式模型进行优化拟合, 计算过程中会以电流测量值为原始数据进行求解, 所带来的内隐耦合关系会在一定

程度上影响计算精度。

本文首先基于 Lambert W 函数建立太阳能电池显式双二极管模型, 消除隐式双二极管模型的内隐关系。随后采用改进的教与学优化算法提取显式双二极管模型的未知参数。最后, 结合4种不同类型太阳能电池的实测数据进行验证。实验结果表明, 该方法计算的输出电流值与实测数据具有很好的一致性, 模型精度有较明显提升。

## 1 太阳能电池显式双二极管模型

### 1.1 太阳能电池双二极管模型

太阳能电池双二极管模型等效电路<sup>[14]</sup>如图1所示。根据基尔霍夫电流定律, 其电压-电流计算模型可表达为式(1)。

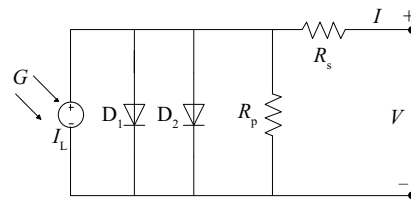


图1 太阳能电池双二极管模型

Fig. 1 Double-diode model of solar cell

$$I = I_L - I_{D1} - I_{D2} - \frac{V + IR_s}{R_p} \quad (1)$$

式中,  $I$  ——输出电流, A;  $I_L$  ——光生电流, A;  $I_{D1}$ 、

收稿日期: 2017-12-29

通信作者: 孙以泽(1958—), 男, 硕士、教授、博士生导师, 主要从事智能装备与机器人、光伏方面的研究。sunyz@dhu.edu.cn

$I_{D2}$  —— 二极管表征的复合暗电流, A;  $V$  —— 输出电压, V;  $R_s$ 、 $R_p$  —— 等效的串联电阻和并联电阻,  $\Omega$ 。

利用二极管理想因子修正在理想伏安特性方程中的电流特性, 流过 2 个二极管的复合暗电流可表达为:

$$I_{D1} = I_{o1} \left[ \exp \left( \frac{V + IR_s}{n_1 V_{th}} \right) - 1 \right] \quad (2)$$

$$I_{D2} = I_{o2} \left[ \exp \left( \frac{V + IR_s}{n_2 V_{th}} \right) - 1 \right] \quad (3)$$

式中,  $I_{o1}$ 、 $I_{o2}$  —— 二极管的反向饱和电流,  $\mu A$ ;  $n_1$ 、 $n_2$  —— 二极管的理想因子;  $V_{th}$  —— 热电压系数,  $V_{th} = kT/q$ , 其中  $k$  为玻尔兹曼常数,  $k = 1.3806503 \times 10^{-23} J/K$ ,  $q$  为电子电荷,  $q = 1.60217646 \times 10^{-19} C$ ;  $T$  为太阳能电池温度, K。

由式(1)~式(3)可看出太阳能电池双二极管模型为含有 7 个未知参数的隐式超越方程, 且方程中含有 2 个指数项, 因此很难用初等函数进行求解。

## 1.2 基于 Lambert W 函数的太阳能电池显式双二极管模型

太阳能电池隐式双二极管模型的指数项由 2 个二极管的复合暗电流引入, 如式(2)和式(3)所示, 对其进行变换可得:

$$\left( \frac{I_{D1} + I_{o1}}{I_{o1}} \right)^{n_1} = \exp \left( \frac{V + IR_s}{V_{th}} \right) \quad (4)$$

$$\left( \frac{I_{D2} + I_{o2}}{I_{o2}} \right)^{n_2} = \exp \left( \frac{V + IR_s}{V_{th}} \right) \quad (5)$$

由式(4)和式(5)可获得 2 个二极管暗电流的关系为:

$$\left( \frac{I_{D1} + I_{o1}}{I_{o1}} \right)^{n_1} = \left( \frac{I_{D2} + I_{o2}}{I_{o2}} \right)^{n_2} \quad (6)$$

将式(6)两侧同时取  $1/n_2$  次幂, 再同乘  $I_{o2}$ , 可得:

$$I_{D2} + I_{o2} = \frac{I_{o2}^{n_1/n_2}}{I_{o1}^{n_1/n_2}} (I_{D1} + I_{o1})^{n_1/n_2} \quad (7)$$

令  $x = I_{D1} + I_{o1}$ ,  $y = I_{D2} + I_{o2}$ ,  $a = I_{o2}^{n_1/n_2} / I_{o1}^{n_1/n_2}$ ,  $b = n_1/n_2$ , 则式(7)可表达为  $y = ax^b$  的幂函数形式。幂函数在求解过程中可采用线性函数近似。因此, 式(7)可近似表达为:

$$I_{D2} + I_{o2} = k(I_{D1} + I_{o1}) + t \quad (8)$$

将式(8)代入式(1)中, 可得:

$$\begin{aligned} I &= I_L - I_{D1} - [k(I_{D1} + I_{o1}) + t - I_{o2}] - \frac{V + IR_s}{R_p} \\ &= I_L - (k+1)I_{o1} \left[ \exp \left( \frac{V + IR_s}{n_1 V_{th}} \right) \right] + I_{o1} + I_{o2} - t - \frac{V + IR_s}{R_p} \end{aligned} \quad (9)$$

式(9)为太阳能电池隐式双二极管模型的近似表达式, 该模型中仅含有一个指数项。因此, 可方便的利用 Lambert W 函数进行求解<sup>[15]</sup>, 获得太阳能电池输出电流与输出电压的解析式, 即太阳能电池显式双二极管模型。

$$I = \frac{R_p(I_L + I_{o1} + I_{o2} - t) - V}{(R_s + R_p)} - \frac{n_1 V_{th}}{R_s} W(Y) \quad (10)$$

式中,  $Y = \frac{(k+1)I_{o1}R_sR_p}{n_1V_{th}(R_s+R_p)} \exp \left\{ \frac{R_p[R_s(I_L + I_{o1} + I_{o2} - t) + V]}{n_1V_{th}(R_s+R_p)} \right\}$ 。

## 2 基于改进教与学优化算法的太阳能电池显式双二极管模型参数提取

### 2.1 目标函数建立

太阳能电池模型特征参数提取的主要目的是使太阳能电池输出电流的计算值与实测值之间差别最小, 通常采用均方根误差 (RMSE, root mean square error) 来进行衡量:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f_i(V, I, x)]^2} \quad (11)$$

式中,  $N$  —— 太阳能电池组件实测电流电压数据数量;  $f(V, I, x)$  —— 模型计算电流与实测电流之间的绝对误差;  $V$  —— 实测电压值, V;  $I$  —— 实测电流值, A。

$$\begin{cases} f(V, I, x) = \frac{R_p(I_L + I_{o1} + I_{o2} - t) - V}{(R_s + R_p)} - \frac{n_1 V_{th}}{R_s} W(Y) - I \\ x = \{I_L, I_{o1}, I_{o2}, R_s, R_p, n_1, k, t\} \end{cases} \quad (12)$$

RMSE 值越小说明计算数据与实测数据之间误差越小,  $I-V$  特性曲线拟合精度越高, 对应的模型参数解也越准确。因此, 本文以 RMSE 为优化目标, 以所构建的显示双二极管模型为约束方程, 利用改进的教与学优化算法求解模型各参数。

### 2.2 改进的教与学优化算法

教与学优化 (TLBO, teaching-learning-based optimization) 是一种基于种群的启发式算法<sup>[16]</sup>, 是从教学过程的模拟中抽象而来的, 模拟教师对学生的教学以及学生之间的互相学习来提高学习成绩的方式对目标函数进行优化<sup>[17]</sup>。该算法具有算法参数少、结构简单等优点, 但其收敛速度和收敛精度仍有上升空间<sup>[18]</sup>。基本流程包含初始化参数、教学阶段和学习阶段 3 个步骤<sup>[19]</sup>:

1) 初始化。确定学生数量, 明确成绩边界, 并初始化班级中每个学生的成绩, 即确定种群粒子数量  $NP$ ,

及其初始参数值。初始值在搜索空间中随机生成的,如式(13)所示:

$$x_i^j = x_i^L + \text{rand}(0,1) \times (x_i^U - x_i^L), j = 1, 2, \dots, NP \quad (13)$$

式中,  $x^j = \{I_{L1}^j, I_{L2}^j, I_{L3}^j, R_s^j, R_p^j, n_{2s}^j, k^j, l^j\}$ ,  $j = 1, 2, \dots, NP$ 。

2) 教学阶段。以适应度最好的粒子作为教师,向学生传授知识,学生根据学习因子,以教师和学生平均成绩之间的差异进行学习并提高成绩:

$$x_{\text{new}}^i = x_{\text{old}}^i + \text{rand}(0,1) \times (X_{\text{teacher}} - T_{Fi} \times m_{\text{avg}}) \quad (14)$$

式中,  $x_{\text{old}}^i$ 、 $x_{\text{new}}^i$  ——第  $i$  位学生教学前后的成绩; $m_{\text{avg}}$  ——所有学生的成绩平均值; $\text{rand}(0,1)$  ——学习步长; $T_{Fi}$  ——教师的教学因子。

由式(14)可看出,教学因子  $T_{Fi}$  是影响教学阶段的主要因素,  $T_{Fi}$  较大时算法搜索速度提高,但搜索能力下降,反之搜索更精细但速度下降。因此,在教学阶段引入自适应的教学因子<sup>[20]</sup>,以当前学生与平均适应度值的关系进行动态调整,并且使教学因子随迭代的进行逐渐减小。自适应教学因子如式(15)所示:

$$T_{Fi} = T_{F\max} - \frac{(T_{F\max} - T_{F\min}) \cdot f_{\text{avg}} \cdot m}{f \cdot M_{\max}} \quad (15)$$

式中,  $f_{\text{avg}}$  ——全部学生平均成绩;  $f$  ——当前学生成绩;  $m$  ——当前迭代次数;  $M_{\max}$  ——最高迭代次数。

利用式(14)和式(15)求解种群中各粒子新参数值,当  $f(x_{\text{new}}^i)$  大于  $f(x_{\text{old}}^i)$  时,更新该粒子参数,否则保留( $x_{\text{old}}^i$ ),不进行更新。

3) 学习阶段。针对每个学生,在班级中随机抽取样本作为学习对象来进行互相学习。学习过程类似于差分变异算子,其基本过程可描述为:

$$x_{\text{new}}^i = \begin{cases} x_{\text{old}}^i + \text{rand}(0,1) \times (X^i - X^j), & f(X^i) < f(X^j) \\ x_{\text{old}}^i - \text{rand}(0,1) \times (X^i - X^j), & f(X^i) > f(X^j) \end{cases} \quad (16)$$

式中,  $X^i$ 、 $X^j$  ——选取学生和参考学生的成绩。

由于单一样本具有一定的局限性,因此在学习阶段增加参考维度,以教师作为主要引导,选取 2 个不同的同学进行差距学习,提高在最优处的搜索能力<sup>[21]</sup>,如式(17)所示:

$$x_{\text{new}}^i = x_{\text{teacher}} + \text{rand}(0,1) \times (X^i - X^j) + \text{rand}(0,1) \times (X^i - X^k) \quad (17)$$

改进后的 TLBO 算法,使算法前期能有效进行全局

搜索,后期加大局部搜索能力,进而提高算法收敛速度。基于改进的 TLBO 算法太阳能电池显式双二极管模型参数提取流程图如图 2 所示。

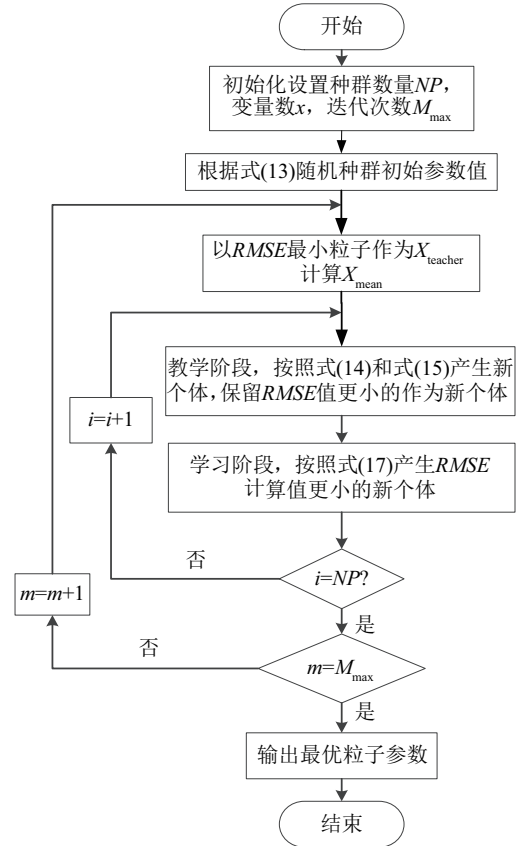


图2 改进的教与学优化算法流程图

Fig. 2 Flow chart of TLBO

### 3 实验验证

为验证所提出的太阳能电池显式双二极管模型的正确性以及所提取参数的准确性,以一种典型的太阳能电池单体,3种不同类型的太阳能电池为研究对象,以文献中给出的  $I$ - $V$  实际测试数据,以及太阳能电池制造商发布的实验室数据,在 Matlab 平台下进行实验验证。

#### 3.1 基于太阳能电池单体的验证结果

以商用单体硅太阳能电池 R.T.C. France 的测试数据<sup>[22]</sup>为算例,进行太阳能电池显式双二极管模型参数提取研究。文献<sup>[22]</sup>给出了其测试环境为辐照量  $1000 \text{ W/m}^2$ , 温度  $33^\circ\text{C}$ 。提取结果与近年来其他文献报道的结果进行对比如表 1 所示,与电流实测数据对比图如图 3 所示。

表1 不同算法的 R.T.C. France 太阳电池参数提取结果对比

Table 1 Comparison of extracted parameters by proposed method with other techniques for R.T.C. France solar cell

参数	本文	BPFPA <sup>[23]</sup>	Rcr-IJADE <sup>[24]</sup>	CSO <sup>[25]</sup>	BMO <sup>[10]</sup>	SATLBO <sup>[26]</sup>	MSSO <sup>[13]</sup>	BBO-M <sup>[27]</sup>	FPA <sup>[11]</sup>
$I_L/A$	0.761040	0.760000	0.760781	0.760780	0.760780	0.760780	0.760748	0.760830	0.760795
$I_{o1}/\mu A$	0.312130	0.321100	0.225974	0.227320	0.211000	0.250930	0.234925	0.591150	0.300088
$I_{o2}/\mu A$	0.149720	0.045280	0.749346	0.727850	0.876880	0.545418	0.671593	0.245230	0.166159
$R_s/\Omega$	0.036490	0.036400	0.036740	0.036737	0.036820	0.036630	0.036688	0.036640	0.036334
$R_p/\Omega$	53.35620	59.624000	55.485437	55.381300	55.808100	55.117000	55.714660	55.049400	52.347500
$n_1$	1.478750	1.479300	0.225974	1.451510	1.445330	1.459820	1.454255	2.000000	1.474770
$n_2$	1.999350	2.000000	0.749346	1.997690	1.999970	1.999410	1.995305	1.457980	2.000000
$k$	0.010600	—	—	—	—	—	—	—	—
$t$	0.000278	—	—	—	—	—	—	—	—
$RMSE \times 10^{-4}$	7.73450	8.67920	9.82485	9.82530	9.82660	9.828040	9.82810	10.50400	12.42400

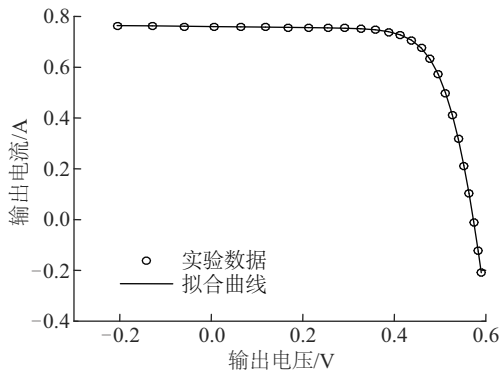


图3 R.T.C. France 太阳电池实测数据与拟合曲线对比

Fig. 3 Comparison between experimental data and estimated results for R.T.C. France solar cell

由表1、图3可看出,基于显式双二极管模型提取的参数求得的计算电流值与实测数据拟合度很高,且均方根误差  $RMSE$  更小,相较隐式模型参数提取结果有大幅提升。说明所构建的显式双二极管模型具有较高的准确性。

求出计算电流值与实测电流值之间的绝对误差  $f(V, I, x)$ , 并与隐式模型中最优的2种算法 BPFPA、Rcr-IJADE 对比,如图4所示。本文所提的方法累计绝对误差 0.0175928, 小于 BPFPA 法 (0.019673)、Rcr-IJADE 法 (0.02128166)。在低电压区域,本文所提方法与 Rcr-IJADE 法绝对误差近似,都小于 0.001 A, 而 BPFPA 法绝对误差波动较大,而在高电压区,本文所提方法与 BPFPA 法的绝对误差接近,小于 0.0015 A, 而 Rcr-IJADE 法随着电压不断增加,曲线波动范围较大。表明本文所提方法计算的模拟电流值对实测数据具有更好的适应度。

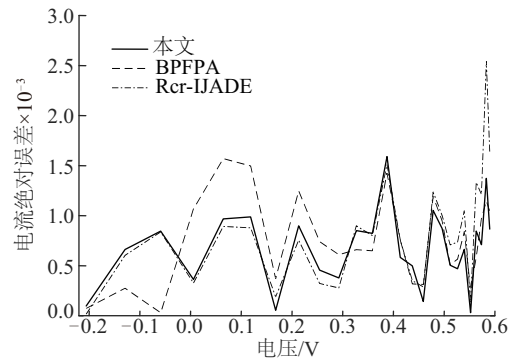


图4 R.T.C. France 太阳电池输出电流绝对误差对比

Fig. 4 Comparison of absolute current errors by proposed method with other two techniques for R.T.C. France solar cell

### 3.2 基于3种不同类型太阳电池的验证结果

采用3种不同类型的太阳电池进行进一步验证。不同电池分别封装为单晶硅光伏组件 SM55(电池串联数量 36)<sup>[28]</sup>, 多晶硅光伏组件 KC200GT(电池串联数量 54)<sup>[29]</sup>, 薄膜电池组件 ST36(电池串联数量 42)<sup>[30]</sup>。从制造商给出的数据表中获得各光伏组件在 25℃, 5 种不同辐照度下 (1000、800、600、400 和 200 W/m<sup>2</sup>) 的  $I$ - $V$  数据。

分别提取出上述太阳电池在不同辐照下的模型参数, 并与文献[11, 31-32]中的提取结果进行对比, 结果如表2所示。由式(10)和式(12)计算出太阳电池输出电流值、电流绝对误差值, 与制造商测试数据对比。本文方法计算的电流绝对误差与文献中结果对比, 结果如图5所示。可看出, 本文所提方法能准确地反映不同太阳电池的输出特性, 验证了所提的优化双二极管模型的正确性及提取参数的准确性。

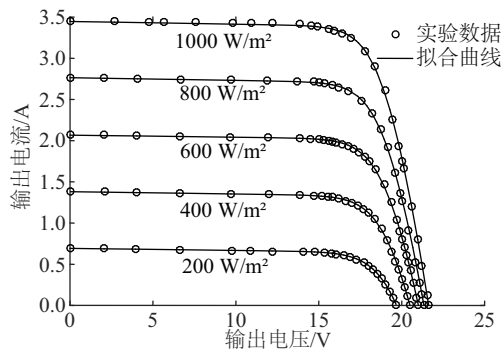
表2 3种不同类型太阳电池在不同光照情况下参数提取结果对比  
Table 2 Comparison of extracted parameters for three different solar modules at varying irradiance

模型参数	SM55(单晶硅光伏组件)			KC200GT(多晶硅光伏组件)			ST36(薄膜光伏组件)	
	本文	文献[31]	文献[32]	本文	文献[31]	文献[11]	本文	文献[32]
$I_L/A$	3.452500	3.458900	3.450000	8.185900	8.223200	8.222643	2.670300	2.680000
$I_{01}/A$	$2.3780 \times 10^{-10}$	$3.3008 \times 10^{-10}$	$7.5700 \times 10^{-8}$	$3.6700 \times 10^{-10}$	$5.2200 \times 10^{-10}$	$7.8900 \times 10^{-10}$	$3.9063 \times 10^{-6}$	$1.1300 \times 10^{-7}$
$I_{02}/A$	$1.2368 \times 10^{-9}$	$1.2343 \times 10^{-9}$	$4.0700 \times 10^{-5}$	$4.6200 \times 10^{-9}$	$8.2300 \times 10^{-9}$	$3.3500 \times 10^{-9}$	$7.4307 \times 10^{-7}$	$4.2000 \times 10^{-5}$
$R_s/\Omega$	0.514720	0.507300	0.410000	0.263370	0.246000	0.380397	1.453200	1.500000
$R_p/\Omega$	308.6200	334.0537	282.3000	123.5960	128.8551	790.3188	214.5940	787.1500
$G=1000 \text{ W/m}^2$								
$n_1$	1.00030	1.00910	1.26000	1.00300	1.01420	1.03069	1.69900	1.65000
$n_2$	1.49690	1.71280	2.84000	1.71880	1.31870	2.34928	1.47310	2.10000
$k$	0.002277	—	—	0.000703	—	—	1.275300	—
$t$	0.000481	—	—	0.000132	—	—	-0.025500	—
$RMSE$	0.018945	0.022918	0.036000	0.016400	0.028100	0.760070	0.019130	0.017000
$I_L/A$	2.769200	2.768700	2.760000	6.522600	6.558500	6.577932	2.161800	2.144000
$I_{01}/A$	$2.9986 \times 10^{-10}$	$4.7332 \times 10^{-10}$	$1.5900 \times 10^{-8}$	$5.5500 \times 10^{-10}$	$1.1900 \times 10^{-9}$	$8.1700 \times 10^{-10}$	$8.4571 \times 10^{-6}$	$1.8000 \times 10^{-7}$
$I_{02}/A$	$2.2167 \times 10^{-9}$	$2.5047 \times 10^{-10}$	$1.5600 \times 10^{-5}$	$3.2700 \times 10^{-10}$	$4.0100 \times 10^{-10}$	$1.1700 \times 10^{-9}$	$8.7498 \times 10^{-7}$	$4.0800 \times 10^{-5}$
$R_s/\Omega$	0.556250	0.541200	0.500000	0.293900	0.308400	0.380397	1.461000	1.630000
$R_p/\Omega$	312.8640	398.9244	306.1300	174.0628	205.2078	791.0941	261.7458	1285.2200
$G=800 \text{ W/m}^2$								
$n_1$	1.00690	1.02800	1.20000	1.01690	1.04790	1.02847	1.69410	1.63000
$n_2$	1.483150	1.235900	3.090000	1.349000	1.264700	2.615832	1.672000	2.230000
$k$	0.004852	—	—	0.002180	—	—	0.121400	—
$t$	0.000744	—	—	0.000131	—	—	-0.000430	—
$RMSE$	0.01256	0.01500	0.02100	0.02170	0.02620	0.29040	0.01604	0.03500
$I_L/A$	2.075700	2.079900	2.070000	4.887450	4.903700	4.939089	1.612200	1.608000
$I_{01}/A$	$5.8953 \times 10^{-10}$	$2.6544 \times 10^{-10}$	$3.7300 \times 10^{-8}$	$6.4200 \times 10^{-10}$	$1.8800 \times 10^{-8}$	$7.5700 \times 10^{-10}$	$7.5658 \times 10^{-6}$	$2.9700 \times 10^{-7}$
$I_{02}/A$	$4.3890 \times 10^{-8}$	$2.7580 \times 10^{-10}$	$1.7500 \times 10^{-5}$	$4.7700 \times 10^{-10}$	$4.0200 \times 10^{-10}$	$1.7700 \times 10^{-9}$	$1.3093 \times 10^{-6}$	$5.2100 \times 10^{-5}$
$R_s/\Omega$	0.590750	0.634400	0.620000	0.398220	0.306300	0.395901	1.504400	1.860000
$R_p/\Omega$	402.9100	361.8583	319.7300	225.3850	346.4006	769.5941	280.1380	1826.8300
$G=600 \text{ W/m}^2$								
$n_1$	1.03770	1.00020	1.17000	1.02993	1.20020	1.02423	1.76690	1.65000
$n_2$	1.530200	1.218000	2.860000	1.280000	3.994600	2.752319	1.510600	2.040000
$k$	0.06705	—	—	0.00947	—	—	1.17060	—
$t$	0.006290	—	—	0.000334	—	—	-0.015900	—
$RMSE$	0.01099	0.01270	0.02000	0.02100	0.03250	0.22540	0.01009	0.03000

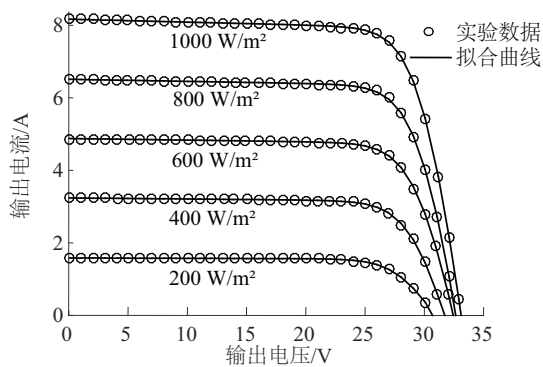
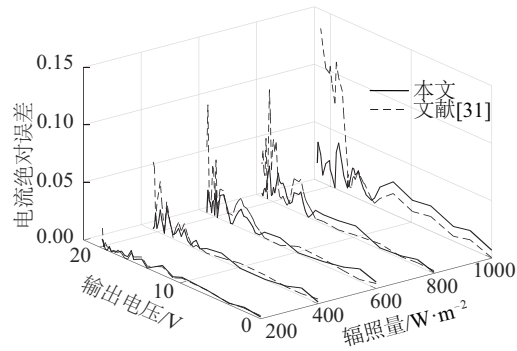


续表2

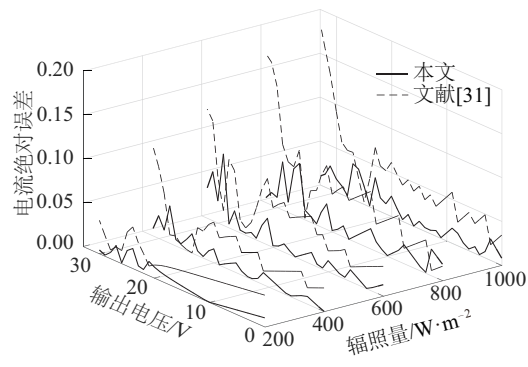
模型参数	SM55(单晶硅光伏组件)			KC200GT(多晶硅光伏组件)			ST36(薄膜光伏组件)	
	本文	文献[31]	文献[32]	本文	文献[31]	文献[11]	本文	文献[32]
$I_L/A$	1.386700	1.388200	1.380000	3.245690	3.271400	3.295472	1.089700	1.072000
$I_{o1}/A$	$5.8898 \times 10^{-10}$	$3.4151 \times 10^{-10}$	$6.3200 \times 10^{-8}$	$1.5700 \times 10^{-9}$	$2.5900 \times 10^{-9}$	$7.5300 \times 10^{-10}$	$8.8165 \times 10^{-6}$	$1.8500 \times 10^{-8}$
$I_{o2}/A$	$9.9358 \times 10^{-8}$	$5.0629 \times 10^{-10}$	$1.0400 \times 10^{-5}$	$6.6200 \times 10^{-10}$	$4.0000 \times 10^{-10}$	$1.3600 \times 10^{-9}$	$1.2906 \times 10^{-6}$	$8.6200 \times 10^{-5}$
$R_s/\Omega$	0.649400	0.725800	0.760000	0.481675	0.471900	0.400900	1.641900	1.920000
$G=400$ $R_p/\Omega$	358.42700	345.73180	595.98000	337.74127	366.92480	790.12160	282.67000	1973.19000
$W/m^2$ $n_1$	1.03170	1.00610	1.20000	1.06955	1.08490	1.02056	1.69730	1.79000
$n_2$	1.663200	1.498600	2.990000	1.172130	1.309200	2.687789	1.609100	2.060000
$k$	0.05018	—	—	0.06760	—	—	0.27170	—
$t$	0.004168	—	—	0.000563	—	—	-0.001500	—
$RMSE$	0.009083	0.009349	0.027000	0.012000	0.052700	0.092850	0.007790	0.020000
$I_L/A$	0.693100	0.694400	0.690000	1.587710	1.613300	1.651633	0.538900	0.536000
$I_{o1}/A$	$3.4393 \times 10^{-9}$	$1.2537 \times 10^{-9}$	$1.7200 \times 10^{-8}$	$4.9400 \times 10^{-10}$	$3.9900 \times 10^{-10}$	$7.7400 \times 10^{-10}$	$8.4774 \times 10^{-6}$	$6.3700 \times 10^{-8}$
$I_{o2}/A$	$1.7772 \times 10^{-9}$	$4.8517 \times 10^{-9}$	$1.0400 \times 10^{-5}$	$4.5800 \times 10^{-10}$	$5.4700 \times 10^{-10}$	$6.2000 \times 10^{-9}$	$3.7767 \times 10^{-6}$	$9.2100 \times 10^{-5}$
$R_s/\Omega$	0.543400	0.544500	0.970000	1.177430	1.116800	0.407664	1.869000	1.940000
$G=200$ $R_p/\Omega$	394.5300	366.6775	1031.7800	993.9708	1090.3559	761.5569	641.4500	2235.2000
$W/m^2$ $n_1$	1.14380	1.13910	1.22000	1.01780	1.00180	1.01691	1.74780	1.92000
$n_2$	1.13910	1.15740	3.23000	1.49432	1.22580	2.49256	1.58950	2.08000
$k$	0.55740	—	—	0.00102	—	—	1.21620	—
$t$	0.003659	—	—	0.000021	—	—	-0.003630	—
$RMSE$	0.002057	0.002199	0.018000	0.008840	0.010400	0.133600	0.003020	0.010000



a. SM55



b. KC200GT



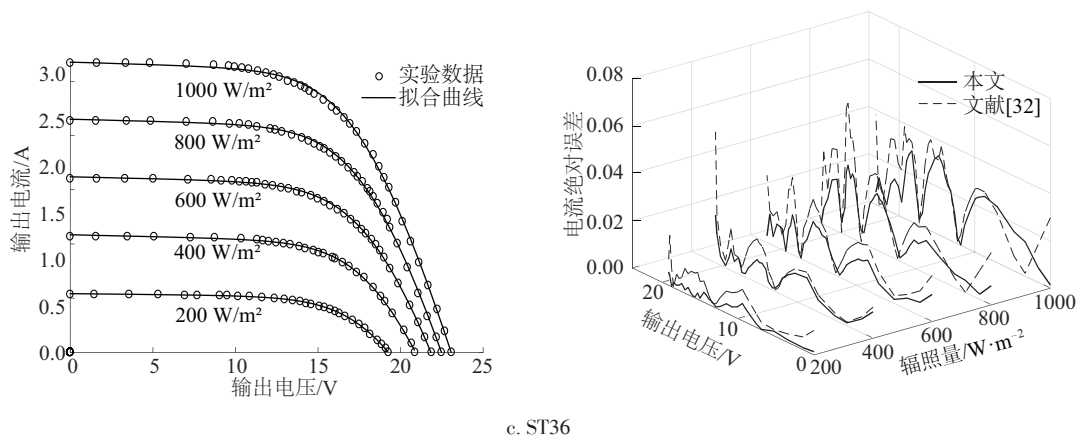


图5 不同类型太阳电池组件输出特性曲线实测数据与拟合曲线对比、电流绝对误差对比

Fig. 5 Comparison of  $I$ - $V$  characteristics and absolute current errors for three different solar modules at varying irradiance

## 4 结 论

本文提出一种太阳电池显式双二极管模型以及模型参数提取方法,并结合4种不同类型的太阳电池封装的光伏组件实测数据对所提的方法进行验证,主要结论如下:

1) 本文提出的太阳电池显式双二极管模型及参数提取方法,解除了隐式双二极管模型的内隐特性,结合改进的教与学优化算法,可准确地提取出光伏组件的模型参数。

2) 与文献中其他参数提取方法相比,本文所提的方法求解出的太阳电池输出电流与实测电流之间的均方根误差更小,且电流绝对误差在高低压区波动均匀,说明对光伏组件的  $I$ - $V$  特性曲线具有更高的拟合精度和更好的适应度。

### [参考文献]

- [1] 彭乐乐, 孙以泽, 林学龙, 等. 工程用太阳电池模型及参数确定法[J]. 太阳能学报, 2012, 33(2): 283-286.  
PENG L L, SUN Y Z, LIN X L, et al. Engineering model and parameters determination method of photovoltaic cell and array[J]. Acta energiae solaris sinica, 2012, 33(2): 283-286.
- [2] NASSAR-EDDINE I, OBBADI A, ERRAMI Y, et al. Parameter estimation of photovoltaic modules using iterative method and the Lambert W function: a comparative study[J]. Energy conversion and management, 2016, 119: 37-48.
- [3] PENG L L, SUN Y Z, MENG Z, et al. A new method

for determining the characteristics of solar cells[J].

Journal of power sources, 2013, 227: 131-136.

- [4] 王硕. 基于 Lambert W 函数的光伏阵列  $I$ - $V$  特性显式模型方法研究[D]. 锦州: 渤海大学, 2015.  
WANG S. The Research of  $I$ - $V$  characteristic explicit expression based on Lambert W-function for photovoltaic arrays [D]. Jinzhou: BoHai University, 2015.
- [5] 贾文婷, 魏学业, 张俊红, 等. 光伏阵列双二极管简化模型的建立与仿真[J]. 北京交通大学学报, 2017, 41(2): 85-89.  
JIA W T, WEI X Y, ZHANG J H, et al. Modeling and simulation of a photovoltaic two-diode array simplified model[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2017, 41(2): 85-89.
- [6] CHIN V J, SALAM Z, ISHAQUE K. Cell modelling and model parameters estimation techniques for photovoltaic simulator application: a review[J]. Applied energy, 2015, 154: 500-519.
- [7] LUN S X, WANG S, YANG G H, et al. A new explicit double-diode modeling method based on Lambert W-function for photovoltaic arrays[J]. Solar energy, 2015, 116: 69-82.
- [8] EL-NAGGAR K M, ALRASHIDI M R, ALHAJRI M F, et al. Simulated Annealing algorithm for photovoltaic parameters identification[J]. Solar energy, 2012, 86(1): 266-274.
- [9] ASKARZADEH A, REZAZADEH A. Artificial bee swarm optimization algorithm for parameters identification of solar cell models[J]. Applied energy, 2013, 102(2): 943-949.
- [10] ASKARZADEH A, REZAZADEH A. Extraction of

- maximum power point in solar cells using bird mating optimizer-based parameters identification approach[J]. *Solar energy*, 2013, 90(4): 123-133.
- [11] ALAM D F, YOUSRI D A, ETEIBA M B. Flower pollination algorithm based solar PV parameter estimation[J]. *Energy conversion and management*, 2015, 101: 410-422.
- [12] 韩伟, 王宏华, 陈凌, 等. 光伏组件参数拟合及输出特性研究[J]. *电力自动化设备*, 2015, 35(9): 100-107.
- HAN W, WANG H H, CHEN L, et al. Research on parameter fitting and output characteristics of PV module[J]. *Electric power automation equipment*, 2015, 35(9): 100-107.
- [13] LIN P, CHENG S, YEH W, et al. Parameters extraction of solar cell models using a modified simplified swarm optimization algorithm[J]. *Solar energy*, 2017, 144: 594-603.
- [14] WOLF M, NOEL G T, STIRN R J. Investigation of the double exponential in the current-voltage characteristics of silicon solar cells[J]. *IEEE transactions on electron devices*, 1976, 24(4): 419-428.
- [15] JAIN A, KAPOOR A. Exact analytical solutions of the parameters of real solar cells using Lambert W-function[J]. *Solar energy materials & solar cells*, 2004, 81(2): 269-277.
- [16] RAO R V, SAVSANI V J, VAKHARIA D P. Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems[J]. *Computer-aided design*, 2011, 43(3): 303-315.
- [17] CHEN D, ZOU F, WANG J, et al. A teaching-learning-based optimization algorithm with producer-scrounger model for global optimization[J]. *Soft computing*, 2015, 19(3): 745-762.
- [18] LOTFIPOUR A, AFRAKHTE H. A discrete teaching-learning-based optimization algorithm to solve distribution system reconfiguration in presence of distributed generation[J]. *International journal of electrical power & energy systems*, 2016, 82: 264-273.
- [19] 范浩泽. TLBO算法的改进及其应用研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.
- FAN Z H. Research of the improvement of TLBO algorithms and it's applications[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016.
- [20] RAO R V, PATEL V. Multi-objective optimization of heat exchangers using a modified teaching-learning-based optimization algorithm[J]. *Applied mathematical modelling*, 2013, 37(3): 1147-1162.
- [21] 毕晓君, 王佳荟. 基于混合学习策略的教与学优化算法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2017, 51(5): 1024-1031.
- BI X J, WANG J H. Teaching-learning-based optimization algorithm with hybrid learning strategy[J]. *Journal of Zhejiang University (engineering science)*, 2017, 51(5): 1024-1031.
- [22] EASWARAKHANTHAN T, BOTTIN J, BOUHOUGH I, et al. Nonlinear minimization algorithm for determining the solar cell parameters with microcomputers[J]. *International journal of solar energy*, 1986, 4(1): 1-12.
- [23] RAM J P, BABU T S, DRAGICEVIC T, et al. A new hybrid bee pollinator flower pollination algorithm for solar PV parameter estimation[J]. *Energy conversion and management*, 2017, 135: 463-476.
- [24] GONG W, CAI Z. Parameter extraction of solar cell models using repaired adaptive differential evolution[J]. *Solar energy*, 2013, 94: 209-220.
- [25] GUO L, MENG Z, SUN Y Z, et al. Parameter identification and sensitivity analysis of solar cell models with cat swarm optimization algorithm[J]. *Energy conversion and management*, 2016, 108: 520-528.
- [26] YU K, CHEN X, WANG X, et al. Parameters identification of photovoltaic models using self-adaptive teaching-learning-based optimization[J]. *Energy conversion and management*, 2017, 145: 233-246.
- [27] NIU Q, ZHANG L, LI K. A biogeography-based optimization algorithm with mutation strategies for model parameter estimation of solar and fuel cells[J]. *Energy conversion & management*, 2014, 86: 1173-1185.
- [28] Shell SM55 module [EB/OL]. <http://www.solar-bazaar.com/productis/Shell-SM55-Photovoltaic-Solar-Module.pdf>.
- [29] KC200GT module [EB/OL]. <http://www.kyocerasolar.com/dealers/product-center/archives/spec-sheets/KC200GT.pdf>.
- [30] ST36 module [EB/OL]. <http://www.aacet-service.com/pdf/shell/Shell-Solar-ST36.pdf>.
- [31] GAO X K, CUI Y, HU J, et al. Lambert W-function based exact representation for double diode model of solar cells: comparison on fitness and parameter extraction[J]. *Energy conversion and management*, 2016, 127: 443-460.
- [32] CHIN V J, SALAM Z, ISHAQUE K. An accurate modelling of the two-diode model of PV module using a



hybrid solution based on differential evolution 42-50.  
[J]. Energy conversion and management, 2016, 124:

## AN IMPROVED EXPLICIT DOUBLE-DIODE MODELING AND PARAMETER EXTRACTING METHOD FOR SOLAR CELLS

Chen Yujie<sup>1</sup>, Sun Yize<sup>1</sup>, Meng Zhuo<sup>1</sup>, Peng Lele<sup>2</sup>, Zhong Qianwen<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Donghua University, Shanghai 201620, China;

2. School of Urban Railway Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**Abstract:** In order to eliminate the implicit coupling effect between current and voltage in double-diode model of solar cell, an explicit double-diode model based on linear approximation and Lambert W function is proposed. After that an improved teaching-learning-based optimization algorithm is presented for parameter extraction. To analyze the accuracy of the explicit double-diode model, experimental data of four different types of solar cells are tested and verified respectively. The estimate values are matching to the experimental data and root mean square errors are less than other methods introduced in literature. Results indicate that the proposed model possesses higher fitting precision and better fitness for  $I$ - $V$  characteristic of solar cells.

**Keywords:** solar cells; modeling; parameter extraction; explicit double-diode model; teaching-learning-based optimization