

基于混合蛙跳算法的光伏阵列参数辨识方法

徐 岩, 高 兆, 朱晓荣

(新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学), 保定 071003)

摘 要: 在建立太阳电池工程用简化模型的基础上, 确定需辨识的参数, 并将某光伏电站提供的实测数据划分为晴天、阴天、多云及阴雨4种天气类型。采用混合蛙跳算法(SFLA)对各天气状况下的模型参数进行辨识, 并运用实测数据对辨识结果进行算例验证; 随后将混合蛙跳算法与粒子群算法的辨识结果对比, 进一步验证混合蛙跳算法的优越性, 从而使简化模型输出与实测曲线更为一致。

关键词: 光伏阵列; 参数辨识; 混合蛙跳; 实测数据; 天气类型; 粒子群

中图分类号: TM615

文献标识码: A

0 引 言

光伏阵列是光伏发电系统的重要组成部分, 其输出特性对合理安排机组出力, 大规模光伏发电系统的并网运行与调度至关重要^[1]。目前太阳电池数学模型方面的研究主要有3种: 机理模型、工程用简化模型以及考虑部分阴影遮挡的太阳电池模型^[2,3]。其中, 工程用简化模型中的输出特性表达式可根据厂家提供的标准测试条件下的参数得到, 该模型所用参数较少、表达式简单, 实用性强, 在实际工程及仿真研究中应用广泛^[4]。

光伏阵列在运行过程中各电池工作状态并不一致, 且简化模型忽略串联电阻 R_s , 同时做并联电阻 R_{sh} 无穷大的假设, 这与实际中串并联电阻值不完全相同^[5]。这使得简化模型的输出特性曲线与光伏电站实际测量曲线并不一致, 因此需对模型表达式中的参数进行辨识以弥补各电池工作状态不一致及忽略 R_s 、 R_{sh} 对输出特性的影响。目前, 光伏阵列参数辨识方法主要分为参数近似求解法和基于优化算法的参数估计法^[6]。文献[7]在光伏阵列最大功率点处构造封闭方程组, 通过实测数据可求出所需辨识的参数, 但该方法无法得到一组较准确的结果; 文献[8]通过文献[7]中的方法确定待求解参

数的可行解范围, 采用遗传算法对参数进行辨识, 但该算法计算量大, 易陷入局部最优; 文献[5]提出一种基于人工鱼群算法的参数辨识方法, 算法前期收敛速度快, 但后期仍无法避免陷入局部最优; 文献[9]提出的混沌粒子群算法提高了粒子群算法的全局搜索能力, 能有效避免局部最优, 但算法优化时间较长。

针对以上问题, 本文利用某光伏电站实测数据, 提出一种基于混合蛙跳算法的光伏阵列参数辨识方法, 该算法迭代次数少、算法误差小、更新策略具有更强的方向性、具有较强的局部搜索寻找到最优解的能力、可有效解决现有智能算法易早熟的问题, 且利用电站实测数据辨识, 使该辨识方法更具有实用性和针对性。

1 光伏阵列数学模型

1.1 太阳电池数学模型

目前, 太阳电池数学模型的建立主要基于太阳电池等效电路。常用的等效电路有双二极管等效电路、单二极管等效电路^[10]。在实际应用中, 单二极管等效模型简单, 兼顾计算精度和复杂程度两者的平衡^[5], 因此应用更为广泛。本文采用单二极管等效电路, 其等效电路图如图1所示。

收稿日期: 2017-02-27

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFB0900203)

通信作者: 徐 岩(1976—), 男, 博士、副教授, 主要从事新能源、电力系统继电保护方面的研究。xy19761001@aliyun.com

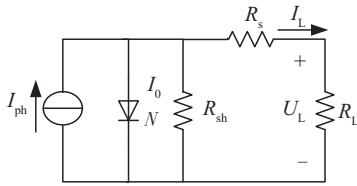


图1 太阳电池模型等效电路

Fig. 1 Equivalent circuit of solar cell model

由图1可得太阳电池的 I - U 输出特性方程为:

$$I_L = I_{ph} - I_0 \exp \left\{ \left[\frac{q(U_L + I_L R_s)}{NKT} \right] - 1 \right\} - \frac{(U_L + I_L R_s)}{R_{sh}} \quad (1)$$

式中, I_L 、 U_L —— 太阳电池输出电流、电压;
 I_{ph} —— 光生电流; I_0 —— 二极管反向饱和电流;
 q —— 电子电荷, $q = 1.6 \times 10^{-19}$ C; N —— 二极管品质因子; K —— 玻尔兹曼常数, $K = 1.38 \times 10^{-23}$ J/K;
 R_s —— 串联电阻; R_{sh} —— 并联电阻; T —— 光伏阵列某种工况下的绝对温度。

式(1)为太阳电池机理模型, 方程较复杂, 求解较困难, 且生产厂家的数据手册并不提供方程中 I_{ph} 、 I_0 、 N 、 R_s 、 R_{sh} 这5个参数的值, 因此不便于工程应用。在式(1)的基础上, 文献[11~13]对光伏机理模型简化处理, 推导出工程用简化模型, 仅需厂家提供的开路电压 U_{oc} 、短路电流 I_{sc} 、最大功率点电压 U_m 、最大功率点电流 I_m 就能在一定的精度下复现太阳电池的特性。太阳电池简化模型如式(2)所示:

$$I_L = I_{sc} [1 - C_1 (e^{\frac{U_L}{C_2 U_{oc}}} - 1)] \quad (2)$$

其中:

$$C_1 = \left(1 - \frac{I_m}{I_{sc}} \right) e^{\frac{-U_m}{C_2 U_{oc}}} \quad (3)$$

$$C_2 = \left(\frac{U_m}{U_{oc}} - 1 \right) \left[\ln \left(1 - \frac{I_m}{I_{sc}} \right) \right]^{-1} \quad (4)$$

生产厂家的数据手册一般只提供标准测试条件下的开路电压 U_{oc_ref} 、短路电流 I_{sc_ref} 、最大功率点电压 U_{m_ref} 、最大功率点电流 I_{m_ref} , 当辐照度和参考温度发生变化时, 便不能根据厂家提供的数据来描述输出特性曲线, 需加以修改来描述新的特性曲线。首先计算出一般工况与标准工况的温度差 ΔT 和相对辐照度差 ΔS :

$$\Delta T = T - T_{ref} \quad (5)$$

$$\Delta S = \frac{S}{S_{ref}} - 1 \quad (6)$$

式中, T_{ref} 、 S_{ref} —— 标准测试条件下的温度和辐照度, $T_{ref} = 25^\circ\text{C}$, $S_{ref} = 1000 \text{ W/m}^2$; T 、 S —— 一般工况下的温度和辐照度。

一般工况下的 I_{sc} 、 U_{oc} 、 I_m 、 U_m 可分别由式(7)~式(10)得到:

$$I_{sc} = I_{sc_ref} \frac{S}{S_{ref}} (1 + \alpha \Delta T) \quad (7)$$

$$U_{oc} = U_{oc_ref} (1 - \gamma \Delta T) \ln(e + \beta \Delta S) \quad (8)$$

$$I_m = I_{m_ref} \frac{S}{S_{ref}} (1 + \alpha \Delta T) \quad (9)$$

$$U_m = U_{m_ref} (1 - \gamma \Delta T) \ln(e + \beta \Delta S) \quad (10)$$

其中, 在输出特性曲线基本形状不变的前提下, α 、 β 、 γ 的典型值为 $\alpha = 0.0025/^\circ\text{C}$, $\beta = 0.5$, $\gamma = 0.00288/^\circ\text{C}$ 。

1.2 光伏阵列数学模型

在光伏发电系统实际运行中, 光伏阵列由太阳电池通过串、并联的方式组成, 本文组成光伏阵列的太阳电池串、并联数分别为 N_s 、 N_p 。将太阳电池工程用简化模型中的输出特性表达式即式(2)中所有表示电压的向量乘以串联数 N_s , 所有表示电流的向量乘以并联数 N_p , 即可得到光伏阵列的数学模型。实际光伏电站测量量通常为光伏阵列的输出电压与输出电流。因此, 在研究太阳电池模型的基础上, 通过太阳电池的串、并联数即可得到光伏阵列的数学模型^[13, 14]。图2为光伏阵列模型示意图。

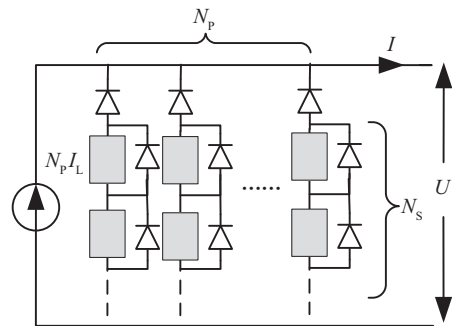


图2 光伏阵列模型示意图

Fig. 2 Schematic diagram of PV array model

1.3 待辨识参数的选取

将太阳电池串并联为光伏阵列后, 阵列中各电池的工作状态并不一致, 仅仅利用厂家提供的太阳

电池数据乘以串并联数形成的光伏阵列参数无法准确表示光伏阵列输出特性;且随着光伏阵列运行时间越来越长,太阳电池会出现老化、故障等现象, R_s 、 R_{sh} 等参数值会随之发生变化,使得光伏阵列 I - U 输出特性曲线的基本形状发生改变。因此,不仅模型建立过程中给出的系数 α 、 β 、 γ 的典型值不再适用,厂家提供的标准测试条件下的参数也需进行调整,重新确定其参数值,以弥补各电池工作状态不一致及忽略 R_s 、 R_{sh} 对输出特性的影响。

基于以上分析,本文确定需要辨识的参数有标准测试条件下的开路电压 U_{oc_ref} 、短路电流 I_{sc_ref} 、最大功率点电压 U_{m_ref} 、最大功率点电流 I_{m_ref} 以及修正系数 α 、 β 、 γ 。

1.4 目标函数的建立

在对光伏阵列进行参数辨识之前,需建立恰当的目标函数。对式(2)作如下变形:

$$f(U_L, I_L, x) = I_L - I_{sc} \left[1 - C_1 \left(e^{\frac{U_L}{C_2 U_{oc}}} - 1 \right) \right] \quad (11)$$

式中, U_L 、 I_L ——光伏阵列实测输出电压、电流采样值; $x=[U_{oc_ref}, I_{sc_ref}, U_{m_ref}, I_{m_ref}, \alpha, \beta, \gamma]$,一般工况下的参数值可由式(7)~式(10)得到。

本文选取均方根误差(R_{MSE})为目标函数,即:

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f_i(U_L, I_L, x)]^2} \quad (12)$$

式中, N ——测量数据样本点数量; $f_i(U_L, I_L, x)$ ——第 i 组实测值和仿真模型输出之间的差值。

2 基于SFLA的光伏阵列参数辨识

混合蛙跳算法(SFLA)是由Eusuff和Lansey提出的一种受自然生物模仿启示而产生的基于群体的协同搜索方法,该算法结合了以遗传为基础的memetic算法和以社会行为为基础的粒子群优化算法的优点^[15],其参数的更新策略具有更强的方向性,在一个区域内具有较强的局部搜索寻找最优解的能力。蛙跳算法最早应用于求解水资源分配问题,目前在电力系统机组组合、动态优化潮流以及输电网规划等问题上也得到广泛应用^[16]。

本文将混合蛙跳算法应用于解决光伏阵列参数辨识的问题中,即采用混合蛙跳算法的更新策略

对待辨识参数进行迭代更新,从而使由辨识参数计算所得的输出电流曲线与实际光伏电站测量电流曲线能更好地吻合,其参数辨识原理框图如图3所示。其中 I_{L1} 、 U_{oc_ref1} 、 I_{sc_ref1} 、 U_{m_ref1} 、 I_{m_ref1} 、 α_1 、 β_1 、 γ_1 均代表辨识过程中的参数。

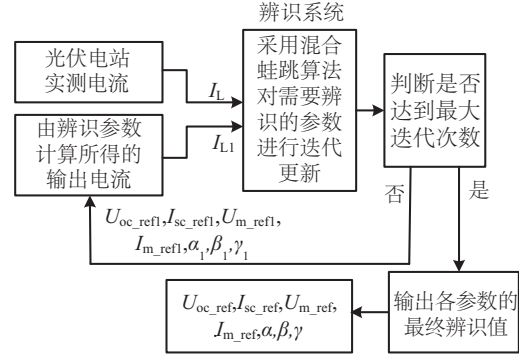


图3 基于混合蛙跳算法的参数辨识原理框图

Fig. 3 Schematic diagram of parameter identification based on SFLA

设定该算法的适应度值为目标函数值 R_{MSE} ,设定任意一只青蛙所在的位置为 X ,由光伏阵列中需要辨识的参数组成的向量来表示,即 $X=[U_{oc_ref}, I_{sc_ref}, U_{m_ref}, I_{m_ref}, \alpha, \beta, \gamma]$ 。多只青蛙组成一个种群,将种群分为多个子群,分别执行局部搜索,直至满足收敛标准为止。混合蛙跳算法的具体步骤如下:

1) 算法初始化。设定青蛙总数为 N ,种群数量为 m ,子群数量为 p ,三者满足关系 $N=m \times p$,设定全局迭代次数 $maxgen$ 及局部搜索迭代次数 N_e 。

2) 初始生成 N 只青蛙,第 i 只青蛙的位置 $X_i=[U_{oc_ref}, I_{sc_ref}, U_{m_ref}, I_{m_ref}, \alpha, \beta, \gamma]$ 。将所有青蛙位置参数代入目标函数,得到各青蛙位置的目标函数值,即适应度值后,将适应度值由大至小排列,将 N 只青蛙分成 p 个子群,分配规则为第1只青蛙进入第1个子群,第 p 只进入第 p 个子群,第 $p+1$ 只进入第1个子群,以此类推,之后进行局部搜索。

3) 每个子群中,目标函数值最小和最大的青蛙分别被称为最优青蛙 X_b 和最差青蛙 X_w ,整个蛙群中的最优青蛙标记为 X_g 。最差青蛙首先朝本子群中最优青蛙跳跃,更新规则如下:

$$X_{w_new} = X_w + rand(0, 1) \times (X_b - X_w) \quad (13)$$

式中, X_{w_new} ——最差青蛙更新后位置。

4) 如果 X_{w-new} 位置优于 X_w , 则完成一次位置更新, 否则将 X_g 替换式(13)中的 X_b 进行计算, 若新位置仍未得到改善, 则随机向空间中移动一个位置。

5) 将各子群中的青蛙混合在一起, 重新排序分组, 重复以上步骤, 直至达到预设迭代次数。蛙跳算法流程图如图 4 所示。

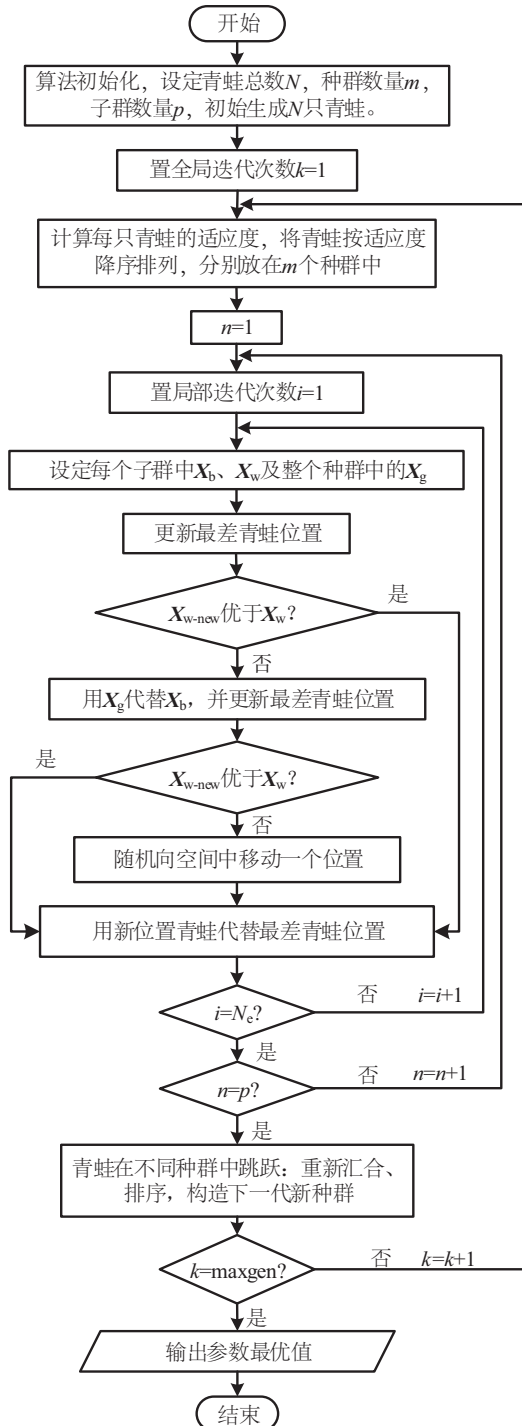


图4 混合蛙跳算法流程图

Fig. 4 Flow chart of SFLA

3 辨识结果分析及算例验证

3.1 基于SFLA的参数辨识结果分析

为了验证混合蛙跳算法在光伏阵列参数辨识领域的有效性及正确性, 本文采用某光伏电站的实测数据来进行参数辨识。光伏电站所使用的太阳电池通过串并联形成光伏阵列, 假设各电池工作状态均一致, 根据厂家提供的一块电池标准测试条件下的参数值, 将电流乘以并联数, 电压乘以串联数可得到一组设定值, 如表 1 中设定值一列所示。

表1 基于SFLA的光伏阵列参数辨识结果

Table 1 Results of parameter identification of PV array based on SFLA

参数	设定值	辨识值			
		晴天	阴天	多云	阴雨
U_{oc}/V	321.00	314.99	302.24	310.19	305.67
I_{sc}/A	394.02	396.11	393.75	397.69	377.62
U_m/V	273.50	273.50	273.87	271.55	270.99
I_m/A	368.28	363.52	379.18	365.09	370.62
α	0.0025	0.0022	0.0026	0.0026	0.0021
β	0.5000	0.5200	0.5041	0.5015	0.5074
γ	0.00288	0.00310	0.00270	0.00300	0.00310
误差/%	—	1.3102	1.3234	1.3687	1.4052

为使基于参数辨识结果的输出曲线与实际电站中任意一天的实测数据曲线均能基本吻合, 本文将考虑实际电站运行中不同天气类型对参数的影响, 在不同天气类型状况下辨识出各自的结果, 在实际应用中根据天气选择合适的参数。

根据经验可知, 晴天时, 辐照度曲线是一条较为光滑的曲线, 峰值可达到实测辐照度数据中的最大值; 多云天气下的辐照度曲线波动较大, 但峰值仍可达到最大辐照度值; 阴天时辐照度曲线较多云时平滑, 峰值只能达到最大值的约四分之三; 阴雨天气时辐照度曲线有较小的波动, 但峰值还不到最大值的二分之一。根据以上特征, 可将光伏电站提供的每天的辐照度数据按照相对应的天气类型划分为晴天、阴天、多云及阴雨 4 种天气类型。在每个天气类型中挑选出有代表性的一天来辨识其指定天气状况下的参数。4 种天气类型的辐照度曲

线分别如图 5 中各条曲线所示。从这 4 天 06:30~20:00 的实测数据中每半小时取一个测试电流数据形成实测曲线,如图 6 中实线所示,由图 5 中可看出,实测曲线与基于设定值的输出曲线之间吻合程度较差,尤其在阴雨、多云这样输出电流较小或辐照度波动较大的天气时,曲线间的差异比较明显。

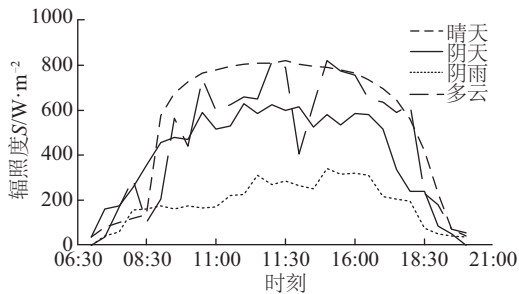
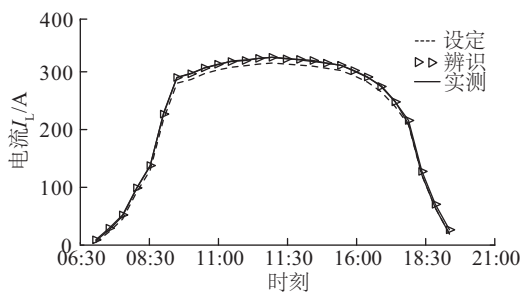


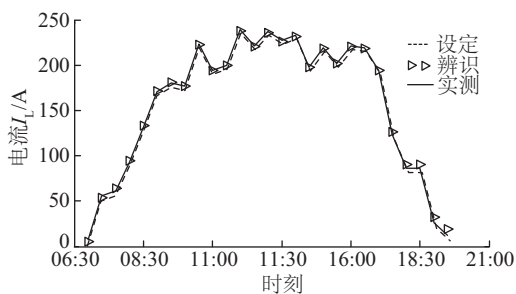
图5 4种天气类型的辐照度曲线

Fig. 5 Irradiance curves of four kinds of weather types

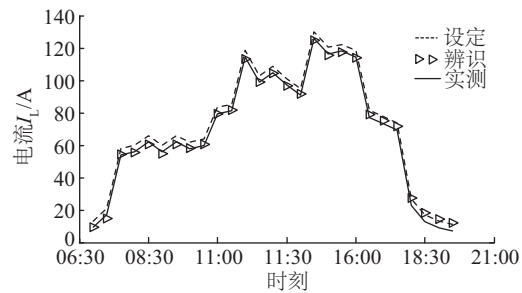
本文应用各天气类型下的实测电压、电流、温度、辐照度数据,采用混合蛙跳算法对下工程用简化模型中标准测试条件下的 U_{oc_ref} 、 I_{sc_ref} 、 U_{m_ref} 、 I_{m_ref} 这 4 个参数以及 α 、 β 、 γ 这 3 个修正参数进行辨识,各天气类型下的辨识结果如表 1 中辨识值所示,基于辨识结果的输出曲线如图 6 中三角标记的曲线所示,可看出,任意天气类型下辨识曲线与实测曲线的吻合程度都很高,一致性较好。



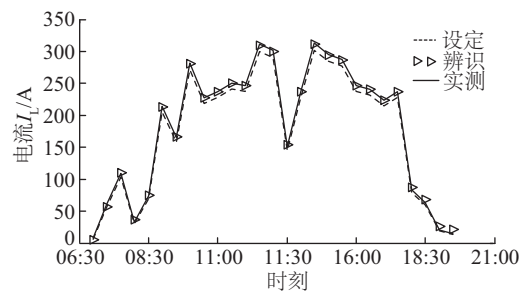
a. 晴天



b. 阴天



c. 阴雨



d. 多云

图6 各天气类型下基于辨识结果的电流对比曲线

Fig. 6 Current contrast curve based on SFLA under all weather conditions

图 7 为各种天气类型下采用混合蛙跳算法进行参数辨识时的迭代曲线。由图 7 可看出,除晴天外,其他天气类型下的迭代曲线均在迭代 10 次后趋于平稳,晴天状况下也在迭代 24 次后曲线趋于平稳,即采用混合蛙跳算法迭代 10 次后基本上可得到最优解,收敛速度较快,避免局部最优,可较快得到最优解,且各天气类型下,误差值基本保持在 1.3%~1.4%之间,误差较小,从而验证该算法的优越性。

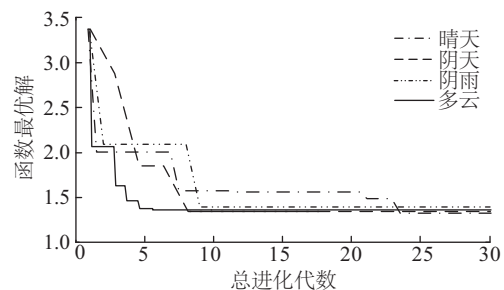


图7 各天气类型下混合蛙跳算法迭代曲线

Fig. 7 Iterative curve of SFLA under all weather conditions

3.2 基于实测数据的辨识结果算例验证

3.1 节中采用 SFLA 分别辨识出晴天、阴天、多云及阴雨天气时各参数值,为验证辨识结果的准确

性及对于实际光伏电站的实用性,在光伏电站实测数据中,任意选取 3 天的输出曲线运用辨识结果进行拟合,拟合结果如图 8 所示。

图 8 中实线为实测曲线,根据曲线形状可将其分别归为上述 4 种天气类型中的 1 种,三角标记的曲线为基于相应天气类型辨识结果的仿真曲线。图 8a 中实测曲线形状与阴天时的输出曲线形状相似,因此代入阴天时辨识出的参数结果得到仿真曲线;图 8b 中可从 14:00 时刻区分开来,可知当天天气为先晴天后阴天,因此在不同时段分别代入晴天和阴天时的辨识数据,仿真曲线如图 8b 中三角标记的曲线所示;图 8c 与图 8b 类似,可从 14:30 时刻区分开来,归纳为先多云后阴雨,分别代入阴天和阴雨时的辨识数据,仿真曲线如图 8c 中三角标记的曲线所示。

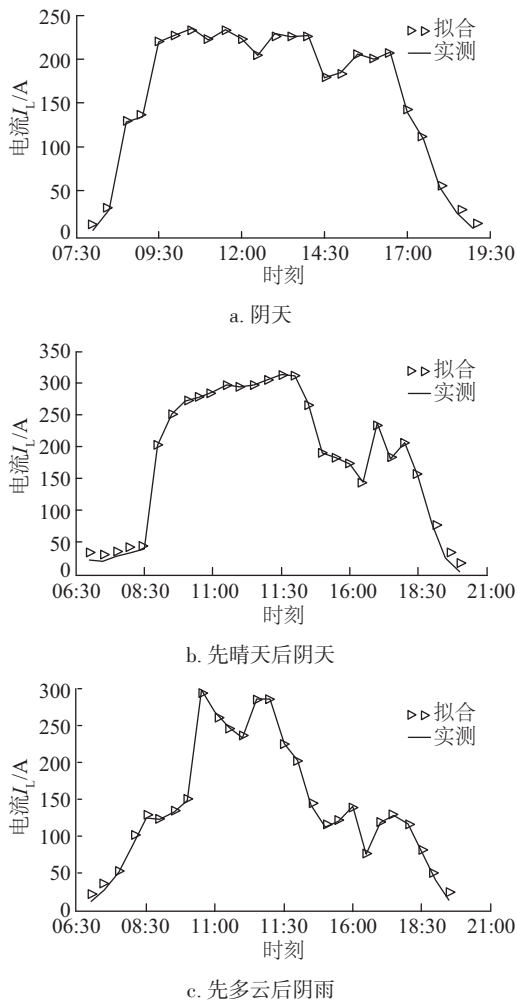


图 8 辨识结果验证算例

Fig. 8 Verification examples of identification results

由图 8 可看出,采用辨识结果的仿真曲线与实测曲线拟合度很高,能较为准确地反映光伏电站的实际输出曲线。在实际光伏电站中,则可根据天气状况选用不同的运行参数,由此得到输出与实测输出曲线拟合程度更好的光伏阵列模型,辨识结果的准确性及对于实际光伏电站应用的意义也进一步说明混合蛙跳算法在光伏阵列参数辨识领域应用的有效性。

3.3 SFLA 与粒子群算法(PSO)对比验证

由于混合蛙跳算法结合以遗传为基础的 memetic 算法和以社会行为为基础的粒子群优化算法的优点,因此,本文以粒子群算法为例,将其应用到光伏阵列参数辨识中,将辨识结果与混合蛙跳算法辨识结果进行对比,进一步验证混合蛙跳算法的优越性。

采用粒子群算法辨识时,仍设定均方根误差为目标函数,辨识过程仍采用光伏电站各天气类型中具有代表性的实测数据,各参数的取值范围及搜索步长与采用混合蛙跳算法辨识时取相同的值。具体算法步骤实现见文献[17]。

基于粒子群算法的光伏阵列参数辨识结果如表 2 所示,图 9 为晴天、阴天、多云及阴雨天气时基于粒子群算法及混合蛙跳算法参数辨识结果的辨识曲线与实测曲线的对比图。由图 9 可明显看出,任何天气类型下,混合蛙跳算法辨识曲线与实测曲线较 PSO 能更好地吻合。

表 2 基于粒子群算法的光伏阵列参数辨识结果

Table 2 Results of parameter identification of PV array based on PSO

参数	辨识值			
	晴天	阴天	多云	阴雨
U_{oc}/V	310.75	300.00	301.12	300.00
I_{sc}/A	395.33	396.12	392.86	380.72
U_m/V	273.50	273.50	273.50	273.50
I_m/A	371.41	368.12	372.50	362.94
α	0.0022	0.0022	0.0027	0.0025
β	0.5282	0.4852	0.4898	0.5013
γ	0.0029	0.0044	0.0029	0.0039
误差/%	3.6134	3.7881	4.1532	5.3768

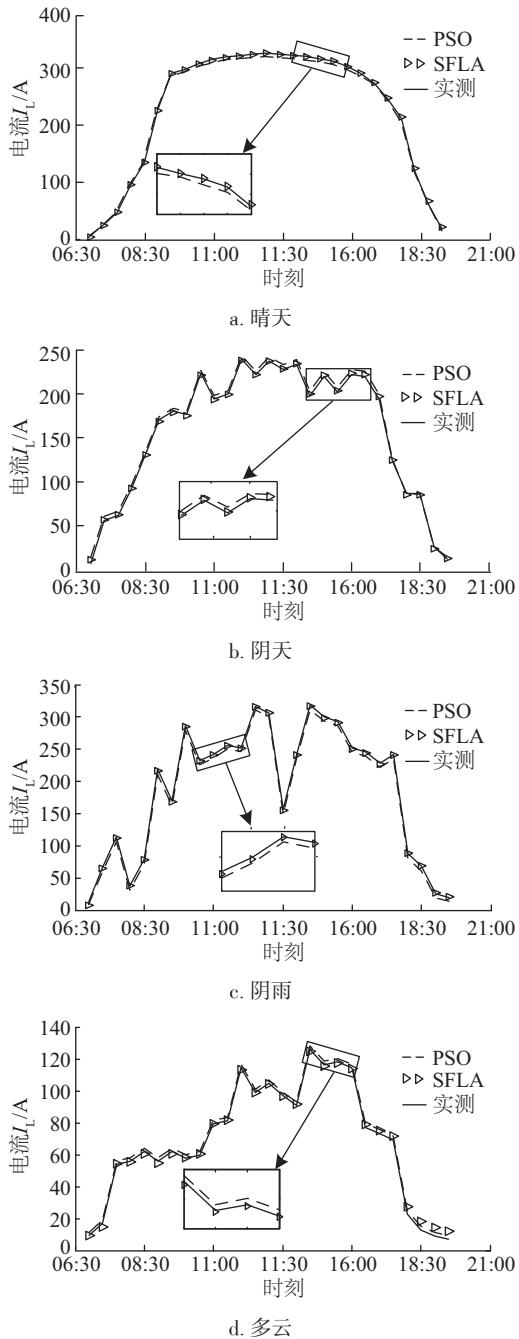


图9 各天气类型下基于粒子群算法的电流对比曲线

Fig. 9 Current contrast curve based on PSO under all weather conditions

各天气类型下,粒子群算法迭代曲线如图 10 所示。图中曲线表明粒子群算法迭代次数多,基本在迭代 800 次后才能完全趋于平稳,收敛速度较混合蛙跳算法慢,且粒子群算法误差较大,晴天时误差是 4 种天气类型中的最小误差,却仍比混合蛙跳算法的误差大,难以迭代出最优解,易陷入局部最

优。通过与粒子群算法的对比表明,蛙跳算法更新策略更好,不易陷入局部最优,具有更高的辨识精度,进一步验证混合蛙跳算法的优越性。

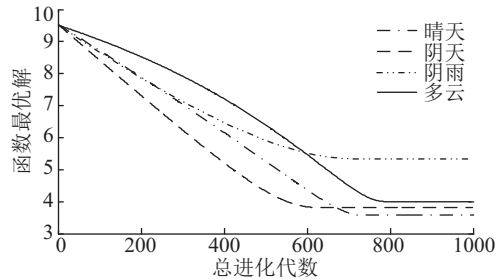


图 10 各天气类型下粒子群算法迭代曲线

Fig. 10 Iterative curve of PSO under all weather conditions

4 结 论

基于某光伏电站的实测数据,本文提出一种基于 SFLA 的光伏阵列工程用简化模型参数辨识方法,得出如下主要结论:

1) 采用 SFLA 对各天气类型下简化模型中的参数进行辨识,辨识结果表明,辨识曲线与实测曲线拟合程度较高,算法误差小,迭代次数少,能有效避免局部最优。

2) 对辨识结果进行算例验证,验证结果表明,采用辨识结果的仿真曲线能较为准确地反映光伏电站的实际输出曲线,验证该算法在光伏电站中实际应用中的有效性。

3) 通过与 PSO 算法的对比进一步验证 SFLA 可有效解决现有智能算法易早熟的问题。

SFLA 可根据光伏电站任意天气状况下的输出曲线准确辨识出对应的参数,使得光伏阵列工程用简化模型的输出与实际光伏电站输出更为接近。下一步研究将考虑除天气类型以外的其他因素,对辨识结果进行进一步完善。

[参考文献]

- [1] 丁 明,王伟胜,王秀丽,等. 大规模光伏发电对电力系统影响综述[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34 (1): 1—14.
- [1] Ding Ming, Wang Weisheng, Wang Xiuli, et al. A review on the effect of large-scale PV generation on power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34 (1): 1—14.
- [2] 孙 航,杜海江,季迎旭,等. 适用不同尺度光伏阵

- 列的数值建模方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(16): 35—40.
- [2] Sun Hang, Du Haijiang, Ji Yingxu, et al. A numerical modeling method suitable for photovoltaic arrays with different scales[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(16): 35—40.
- [3] 柴 源, 郑竞宏, 朱凌志, 等. 光伏组件机理模型参数灵敏度分析及参数的辨识方法[J]. 电气应用, 2014, 33(5): 38—43.
- [3] Chai Yuan, Zheng Jinghong, Zhu Lingzhi, et al. Parameter sensitivity analysis and parameter identification method of PV module mechanism model[J]. Electrical Applications, 2014, 33(5): 38—43.
- [4] 焦 阳, 宋 强, 刘文华. 光伏电池实用仿真模型及光伏发电系统仿真[J]. 电网技术, 2010, 34(11): 198—202.
- [4] Jiao Yang, Song Qiang, Liu Wenhua. Practical simulation model of photovoltaic cells in photovoltaic generation system and simulation[J]. Power System Technology, 2010, 34(11): 198—202.
- [5] 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.
- [5] Han Wei, Wang Honghua, Chen Ling, et al. Research on parameter fitting and output characteristics of PV module[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(9): 100—107.
- [6] 董梦男. 光伏电池模型参数辨识及老化故障的研究[D]. 天津: 天津大学, 2014.
- [6] Dong Mengnan. Parameter identification of photovoltaic cell model and research of aging fault[D]. Tianjin: Tianjin University, 2014.
- [7] 周建良, 王 冰, 张一鸣. 基于实测数据的光伏阵列参数辨识与输出功率预测[J]. 可再生能源, 2012, 30(7): 1—4.
- [7] Zhou Jianliang, Wang Bing, Zhang Yiming. Parameter identification and output power prediction of photovoltaic array based on the measured data[J]. Renewable Energy Resources, 2012, 30(7): 1—4.
- [8] 查晓锐, 王 冰, 黄存荣, 等. 一种基于遗传算法的光伏阵列参数辨识方法[J]. 可再生能源, 2014, 32(8): 1075—1080.
- [8] Zha Xiaorui, Wang Bing, Huang Cunrong, et al. A parameter identification method of photovoltaic array based on genetic algorithm[J]. Renewable Energy Resources, 2014, 32(8): 1075—1080.
- [9] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[A]. IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings[C], Piscataway, NJ, Anchorage, AK USA, 1998, 69—73.
- [10] 高金辉, 苏军英, 李迎迎. 太阳电池模型参数求解算法的研究[J]. 太阳能学报, 2012, 33(9): 1458—1462.
- [10] Gao Jinhui, Su Junying, Li Yingying. Research on the algorithm of solar cell model parameters[J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2012, 33(9): 1458—1462.
- [11] 宁玉宝, 郑建勇, 夏俪萌, 等. 光伏电站综合出力特性研究与分析[J]. 太阳能学报, 2015, 36(5): 1197—1205.
- [11] Ning Yubao, Zheng Jianyong, Xia Limeng, et al. Research and analysis on comprehensive output characteristics of photovoltaic power station[J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2015, 36(5): 1197—1205.
- [12] 傅 望, 周 林, 郭 珂, 等. 光伏电池工程用数学模型研究[J]. 电工技术学报, 2011, 26(10): 211—216.
- [12] Fu Wang, Zhou Lin, Guo Ke, et al. Research on the mathematical model of photovoltaic cell engineering[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(10): 211—216.
- [13] 周元贵, 陈启卷, 何昌炎, 等. 局部阴影下光伏阵列建模及多峰值MPPT控制[J]. 太阳能学报, 2016, 37(10): 2484—2490.
- [13] Zhou Yuanguai, Chen Qijuan, He Changyan, et al. Modeling of photovoltaic array with local shadow and multi peak MPPT control[J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2016, 37(10): 2484—2490.
- [14] 孙英云, 侯建兰, 李 润, 等. 基于隐互补问题的光伏阵列模型及其求解算法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(34): 6066—6073.
- [14] Sun Yingyun, Hou Jianlan, Li Run, et al. A photovoltaic array model based on implicit complementarity problem and its algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(34): 6066—6073.
- [15] 赵守法. 蛙跳算法的研究与应用[D]. 上海: 华东师范大学, 2008.
- [15] Zhao Shoufa. Research and application of leapfrog algorithm[D]. Shanghai: East China Normal University, 2008.
- [16] Hasanien H M. Shuffled frog leaping algorithm for photovoltaic model identification[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 6(2): 509—515.
- [17] 史 峰, 王 辉, 郁 磊, 等. MATLAB智能算法30

- 个案例分析[M]. 北京：北京航空航天大学出版社，2011，131—133.
- [17] Shi Feng, Wang Hui, Yu Lei, et al. 30 Cases of MATLAB intelligent algorithm[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2011, 131—133.

PARAMETER IDENTIFICATION METHOD OF PHOTOVOLTAIC ARRAY BASED ON SHUFFLED FROG LEAPING ALGORITHM

Xu Yan, Gao Zhao, Zhu Xiaorong

(State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: On the basis of establishing the simplified engineering model for PV array, the parameters to be identified are determined. Then, divide the measured data of a PV power station into four weather types: sunny, overcast, cloudy and rainy and adopt the shuffled frog leaping algorithm (SFLA) to identify the model parameters under all weather conditions. The examples based on the measured data are used to validate the identification results. The identification results of SFLA and the particle swarm optimization (PSO) are also compared to further verify the superiority of SFLA. So that the output curve of the simplified model is more consistent with the measured curve.

Keywords: PV array; parameter identification; SFLA; measured data; weather type; PSO