

基于 TS-FOA 算法的光伏组件参数辨识

张 洁, 罗俊杰

(南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210023)

摘 要:基于参数辨识技术对光伏组件进行辨识可以快速准确地得到光伏组件的模型情况,这对光伏阵列的功率计算、最大功率点跟踪和故障排除等都具有十分积极的作用,然而光伏组件数据的监控测点多、数据大且复杂,传统的参数辨识方法在搜索过程中灵活度较差,难以满足精确度需求。基于光伏组件数学模型,针对传统智能算法精确度低和易陷入局部最优解等问题,提出禁忌搜索算法和果蝇算法结合(TS-FOA)的参数辨识方法。TS-FOA 算法进行了两种算法的融合:引入 FOA 算法,保证前期全局搜索能力,实现初期搜索的快速迭代;引入 TS 概念对传统 FOA 算法进行优化,进一步减少迭代时间,并可以避免迭代后期陷入局部最优解的问题,提升寻优效率。在算例分析中,使用光伏电站测试数据,验证该算法在实际工程中的适用性,同时与其他基础算法进行多方面对比,结果表明 TS-FOA 相较于传统算法能提供更加精准、快速的参数辨识效果。

关键词:光伏组件;参数辨识;功率预测;禁忌搜索算法;果蝇算法

中图分类号:TP391.9

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2022)06-0015-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2022.06.003

Parameter Identification of Photovoltaic Modules Based on TS-FOA

ZHANG Jie, LUO Jun-jie

(School of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract:The identification of photovoltaic modules based on parameter identification technology can quickly and accurately get the model of photovoltaic module, which plays a positive role in photovoltaic array power calculation, maximum power point tracking and troubleshooting. However, the monitoring and measuring points of photovoltaic component data are many, large and complicated, the traditional parameter identification method has poor flexibility in the search process and is difficult to meet the requirements of accuracy. Based on the mathematical model of photovoltaic component, a parameter identification method combining Tabu Search Algorithm and Fruit Fly Algorithm (TS-FOA) is proposed to solve the problems of low accuracy of traditional intelligent algorithm and easy to fall into local optimal solution. TS-FOA algorithm is the fusion of the two algorithms; FOA algorithm is introduced to ensure the global search ability in the early stage and realize the rapid iteration of the initial search. The concept of TS is introduced to optimize the traditional FOA algorithm, which further reduces the iteration time and avoids the problem of falling into local optimal solution at the later stage of iteration, thus improving the optimization efficiency. In the example analysis, the test data of photovoltaic power station is used to verify the applicability of this algorithm in practical engineering. At the same time, it is compared with other basic algorithms in many aspects. The results show that TS-FOA can provide more accurate and fast parameter identification effect compared with the traditional algorithm.

Key words:photovoltaic component; parameter identification; power prediction; tabu search algorithm; fruit fly optimization algorithm

0 引言

相较于传统能源,光伏能源更加清洁且有着易获取和低价等优点,这使得近些年来光伏能源在全部能源使用的占比越来越高,光伏产业规模也逐年扩增,同时光伏产业的技术要求也随之提升。由于光伏组件工作在室外,气温、沙尘、降雨等因素都导致了光伏组件功率模型的不确定性,带来许多安全问题。为获得光

伏组件的功率模型情况,通常会选取合适的组件模型,使用多种参数辨识算法基于获取的大规模的光伏数据来对光伏组件模型中的未知参数进行辨识^[1],所得到的模型参数对光伏产业的效率计算、最大功率点追踪和未知效率预测等都有着重要的意义。

历经数年的发展,如今在光伏组件参数辨识领域已经涌现出不少优秀的算法。文献[2]提出了自适应

收稿日期:2021-06-06

修回日期:2021-10-09

基金项目:国家重点研发计划(2018YFB1500902);南京邮电大学校级科研基金(NY219122)

作者简介:张 洁(1981-),女,博士,高级工程师,从事无线通信、移动网络、LTE 关键技术、通信网络安全、宽带多媒体集群技术和物联网应用等领域的技术研究和标准推动工作;罗俊杰(1997-),男,硕士研究生,研究方向为大规模光伏电站电气和载荷细化建模技术。

进化粒子群优化 BP 神经网络 (AEP SO-BPNN) 辨识方法,在粒子群算法中引入自适应和重构策略以此优化 BP 神经网络,避免 BP 神经网络在迭代后期陷入局部最优解。文献[3]在传统的 HHO 算法中引入了多种策略,延长了迭代后期的局部搜索时间,并且缩小了搜索空间,提高了在光伏电站模型参数辨识中的寻优效率。张海宁^[4]使用基于递推的最小二乘法对光伏组件逆变器进行模型参数辨识,实验结果表明该算法步骤简单、计算量小,在多次辨识中一致性较高,通用型较强。文献[5-6]中都引用了自适应函数对传统的粒子群算法进行优化,使用了自适应调整策略来控制全局和局部搜索,以此提高算法的收敛精度,实验结果表明引入自适应函数优化后有着更高的求解精度和寻优效率。此外还有许多文献提出了一系列模拟动物行为的搜索算法,如鲸鱼优化算法、灰狼算法、闪电算法、飞蛾火焰算法和蝙蝠优化算法等,仿真结果都表明此类算法都有着不错的寻优能力,能在光伏系统模型辨识中快速找到最优解^[7-9]。

针对光伏组件参数辨识问题,该文提出了一种基于禁忌搜索算法优化的果蝇算法 (TS-FOA) 的参数辨识方法。该方法利用果蝇算法在全局搜索的高效性,并引入禁忌搜索算法对后期寻优方向进行限制,这样同时拥有禁忌搜索算法和果蝇算法的寻优特点,可以有效避免在搜索过程中陷入局部最优解并有效提高寻优效率。之后,采用某光伏电站的实测数据,使用 TS-FOA 算法对模型进行参数辨识仿真实验,验证了 TS-FOA 算法的实用性和高效性。

1 光伏组件数学模型

在理想的情况下,光伏组件模型等效为一个二极管和一个光伏板 (电流源) 的并联,通常称之为单二极管的等效基础模型,而在实际的工程中,内部组件都存在损耗,故需要在理想模型基础上加上几个等效的电阻,得到的光伏电池等效模型如图 1 所示。

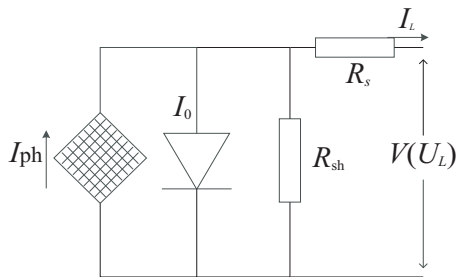


图 1 光伏电池的等效模型

根据二极管的特性和图 1 中的模型,可以得到流过内部二极管的电流 I_D 的计算公式为:

$$I_D = I_0 \left[e^{\frac{U_L + I_L R_s}{A k T}} - 1 \right] \quad (1)$$

式中, I_D 和 I_0 分别为模型中流经二极管的电流和反向饱和电流; I_L 和 U_L 分别表示光伏电池系统实际输出电流和输出电压; A 为二极管的理想因子,取值由系统组件结构和材料决定; q 为电子电荷, $q = 1.6 \times 10^{-19} \text{ C}$; k 为 Boltzman 系数, $k = 1.38 \times 10^{-23} \text{ J/K}$; T 为光伏模块某种工况下的绝对温度。

继续按照图 1 中规定的参考模型,并结合公式 (1) 和基尔霍夫定律可以得到如式 (2) 的光伏组件 I-V 的表达式。

$$I_L = I_{ph} - I_D - I_{sh} = I_{ph} - I_0 \left[e^{\frac{U_L + I_L R_s}{A k T}} - 1 \right] - \frac{U_L + I_L R_s}{R_{sh}} \quad (2)$$

式中, I_{ph} 和 I_{sh} 分别为光伏组件光电效应产生的电流和流经并联电阻 R_{sh} 的电流; R_s 和 R_{sh} 分别为模型上的串联电阻和并联电阻。

公式 (2) 便是目前光伏组件系统中最基础的表达式,目前大多数对光伏组件性能的研究都是基于此表达式。在光伏系统性能的研究中,常需要对光伏组件中最大功率点 MPPT (maximum power point tracking) 进行跟踪控制,以此获得组件最大的电力输出,所以需要确定此时模型中的 I_L 和 U_L ,但是在式 (2) 中 I_0 、 I_{ph} 、 R_s 、 R_{sh} 和 A 这五个参数都是不确定的,五个参数都与组件的工作实况有关,难以求解,故需要这五个参数进行参数辨识。

参数辨识求解的最终结束标志是目标函数到达了预期的最值范围,所以在参数辨识之前,还需要建立一个适当的目标函数,首先将式 (1) 进行如下变形可得:

$$f(U_L, I_L, I_{ph}, I_0, A, R_s, R_{sh}) = I_L - I_{ph} - I_0 \left[e^{\frac{U_L + I_L R_s}{A k T}} - 1 \right] - \frac{U_L + I_L R_s}{R_{sh}} \quad (3)$$

式中, U_L 和 I_L 为光伏组件运行过程中实测的输出电压值和电流值。

选择均方根误差 RMSE 作为寻优过程中的目标函数。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f_i(U_L, I_L, I_{ph}, I_0, A, R_s, R_{sh})]^2} \quad (4)$$

式中, i 为第 i 次数据的变形差值。

2 算法模型

2.1 果蝇优化算法

果蝇优化算法 (fruit fly optimization algorithm, FOA) 是基于果蝇觅食的复杂关系衍生出的一种全局范围下的寻优方法^[10]。基于仿生学原理研究,果蝇群体凭借敏锐的嗅觉和视觉,对食物有着非常强的感知能力,可以依据食物的味道寻找食物的方位,味道越浓

说明离目标食物越近反之味道越淡距离越远,根据味道浓度便可以继续飞向该目标位置,在到达一个新位置后,继续通过嗅觉判断食物方位,直到找到食物源为止。

如图2所示:Fly Group 为果蝇群体的初始所在位置;Fly_i 是果蝇群体中飞出去的单只果蝇的位置; D_i 为单只果蝇距离起点的距离。通过 D_i 可以计算出味道判定值 S_i ,再基于预先设定的味道浓度判定函数 $\text{SmellFuntion}(S_i)$,可以得到单只果蝇此时位置的味道浓度 Smell_i ,从而选取味道浓度最优的方向,将整个 Fly Group 朝着该方向移动,继续迭代直到达到终止条件为止。

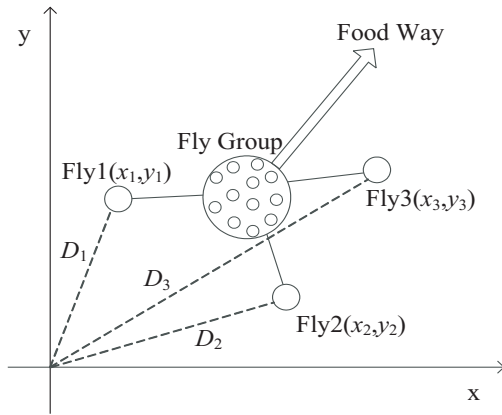


图2 果蝇群体觅食示意图

2.2 禁忌搜索算法

禁忌搜索算法(tabu search, TS)基于对局部领域搜索算法的优化^[11],使用领域搜索的规则得到跳转位置更佳到领域位置以此来到达寻优的目的。TS算法在此基础上模仿人脑的记忆模式建立出禁忌表,使用禁忌表来记录已经到过的位置,避免了对局部最优解的重复搜索,再引入了特赦规则的概念,以特赦机制保证局部搜索的同时不会遗漏掉其他最优解。

图3是禁忌搜索算法寻优示意图。

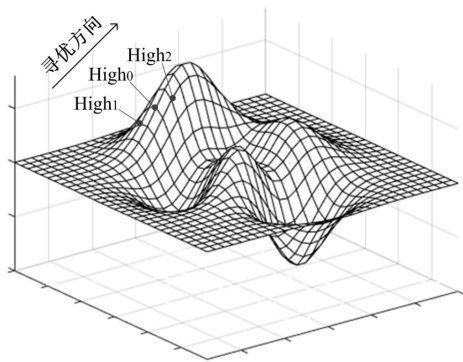


图3 禁忌搜索算法寻优示意图

科研中常用爬山寻峰图来表示 TS 算法的寻优过程^[12],如图3所示:High_i为各个位置的目标值;山顶位置 High_{max}是寻优过程中最终期望到达的极值位置,位

于“山顶”。通过在山峰中坐标的位置 Location_i计算出周围的 High_i,选取目标值最佳的坐标位置,判断该坐标点是否存在于禁忌表 T 中,若不存在则将初始位置 High₀向该坐标点移动,继续迭代直至达到终止条件为止。

2.3 禁忌搜索算法优化的果蝇算法

FOA 算法利用果蝇群体的协作能力进行寻优,具有良好的全局搜索能力,但是由于果蝇寻优过程中存在着不确定性,也导致了 FOA 易于快速陷入局部最优解,无法给出精确的解。其次,由于光伏组件参数辨识问题中需要辨识的参数较多,导致 FOA 算法难以处理类似的高维度问题,会导致后期迭代效果较差,迭代时间长;TS 算法是基于传统的局部搜索算法的改进,代码简单且容易实现,在引入禁忌表和特赦规则后,具有较强的局部寻优能力,但是在全局搜索的应用上表现一般,迭代时间较长。

基于 FOA 算法和 TS 算法的各自特点,该本文将 TS 算法的思想融合到 FOA 算法中,提出一种禁忌搜索算法优化的果蝇算法(TS-FOA)来对光伏组件进行参数辨识^[13]。TS-FOA 算法使用 FOA 算法对辨识过程进行一个全局的快速搜索,得到已经在最优解附近的小规模子群解,之后融合 TS 算法的禁忌表机制和特赦机制来避免 FOA 算法的局部最优问题,对已有的小规模子群进行一个局部搜索,最终快速、精确地得到最优解。

TS-FOA 算法的具体执行步骤如下:

步骤1:设定果蝇群体的群体规模 FlySize 和 FOA 算法最大的迭代查找次数 MaxGen_FOA,初始化果蝇群体 Fly Group 所在的位置为 X_0 ,该位置包括在光伏组件参数辨识过程中需要辨识的参数 I_0 、 I_{ph} 、 R_s 、 R_{sh} 和 A ,即为一个五维参数:

$$X_0 = [I_{ph,0}, I_{0,0}, A_0, R_{s,0}, R_{sh,0}] \quad (5)$$

步骤2:为第 i 只果蝇飞出群体的方位进行随机赋值。

$$\begin{cases} I_{ph,i} = I_{ph,0} + \text{Rand}() I_{ph} \\ I_{0,i} = I_{0,0} + \text{Rand}() I_0 \\ A_i = A_0 + \text{Rand}() A \\ R_{s,i} = R_{s,0} + \text{Rand}() R_s \\ R_{sh,i} = R_{sh,0} + \text{Rand}() R_{sh} \end{cases} \quad (6)$$

步骤3:得到单只果蝇的新位置后,先计算 Fly_i 距离原点的距离 D_i ,并得到该果蝇的味道浓度判定值 S_i 。

$$D_i = \sqrt{I_{ph,i}^2 + I_{0,i}^2 + A_i^2 + R_{s,i}^2 + R_{sh,i}^2} \quad (7)$$

$$S_i = \frac{1}{D_i} \quad (8)$$

步骤 4: 将 Fly_i 的味道浓度判定值 S_i 代入到味道判定函数 $SmellFunction(S_i)$ 中, 从而得到 Fly_i 的味道浓度值 $Smell_i$, 基于光伏组件数据的特点, 该文选取式 (4) 的均方根误差 RMSE 作为味道判定函数 $SmellFunction(S_i)$ 的判定函数, 以此转化为一个以式 (9) 为目标函数的最值寻优问题^[14]。

$$Smell_i = SmellFunction(S_i) \quad (9)$$

步骤 5: 遍历查找种群中味道浓度值 $Smell_i$ 最佳的果蝇, 并记录最佳味道浓度值 $best_smell$ 和最佳果蝇 Fly_i 的下标 $best_index$ 。

$$[best_smell, best_index] = Smell_i \quad (10)$$

步骤 6: 使用 $best_smell$ 更新此时的最佳味道浓度值 $BestSmell$, 并将果蝇群体坐标替换为当前最佳位置, 即视作将果蝇群体 Fly Group 朝着 Fly_{best_smell} 移动。

$$BestSmell = best_smell \quad (11)$$

$$\begin{cases} I_{ph_0} = I_{ph_best_index} \\ I_{0_0} = I_{0_best_index} \\ A_0 = A_{best_index} \\ R_{s_0} = R_{s_best_index} \\ R_{sh_0} = R_{sh_best_index} \end{cases} \quad (12)$$

步骤 7: 判断终止条件, 即该位置浓度是否最佳, 并且已经达到最大的迭代查找次数 $MaxGen_FOA$, 否则转入步骤 2 继续进行迭代寻优查询。若达到终止条件, 转入步骤 8 继续执行 TS 算法搜索。

步骤 8: 设定 TS 算法最大的迭代查找次数 $MaxGen_TS$, 设定最大等待步数 N , 初始化当前所在的位置 $Location_0$ 为步骤 7 中已经到达终止条件的小规模子群 X_0 , 即 $Location_0 = X_0 = [I_{ph_0}, I_{0_0}, A_0, R_{s_0}, R_{sh_0}]$, 初始化禁忌表空表 T 。

步骤 9: 通过当前坐标 $Location_0$ 获得当前可达的位置坐标 $Location_i$ 。

步骤 10: 获得了 $Location_i$ 后, 代入到最佳高度计算函数 $High(Location_i)$ 中, 在此使用式 (4) 的均方根误差 RMSE 作为最佳高度计算函数 $High(Location_i)$, 得到各个坐标点的目标值, 再对 $Location_i$ 的集合进行排序。

$$High_i = High(Location_i) \quad (13)$$

$$High_i = Sort(High_i) \quad (14)$$

步骤 11: 从 $Location_i$ 的集合中选取高度目标值 $High_k$ 最大的 $Location_k$, 判断 $Location_k$ 是否已经存在禁忌表 T 中, 若已存在则选取其他 $Location_k$, 若不存在将 $Location_k$ 加入到禁忌表 T 中, 并更新 $Location_0$ 。

$$Location_0 = Location_k \quad (15)$$

$$T.add(Location_k) \quad (16)$$

步骤 12: 判断是否达到终止条件, TS 算法中终止

条件包括: 已达到最大的迭代查找次数 $MaxGen_TS$ 或者在当前 $Location_0$ 停留步数已经达到最大等待步数 N , 此时即可终止计算。若未达到终止条件, 转入步骤 9 继续进行迭代寻优搜索。

此外, 需要对 TS-FOA 算法中的特赦规则进行设定, 根据上文所述, 在迭代过程中可能会出现较优解属于禁忌表的情况, 为此设定特赦规则为: 若候选位置状态优于当前位置状态, 则可以跳出禁忌表限定, 更新当前位置状态为最佳状态^[15]。TS-FOA 算法流程如图 4 所示。

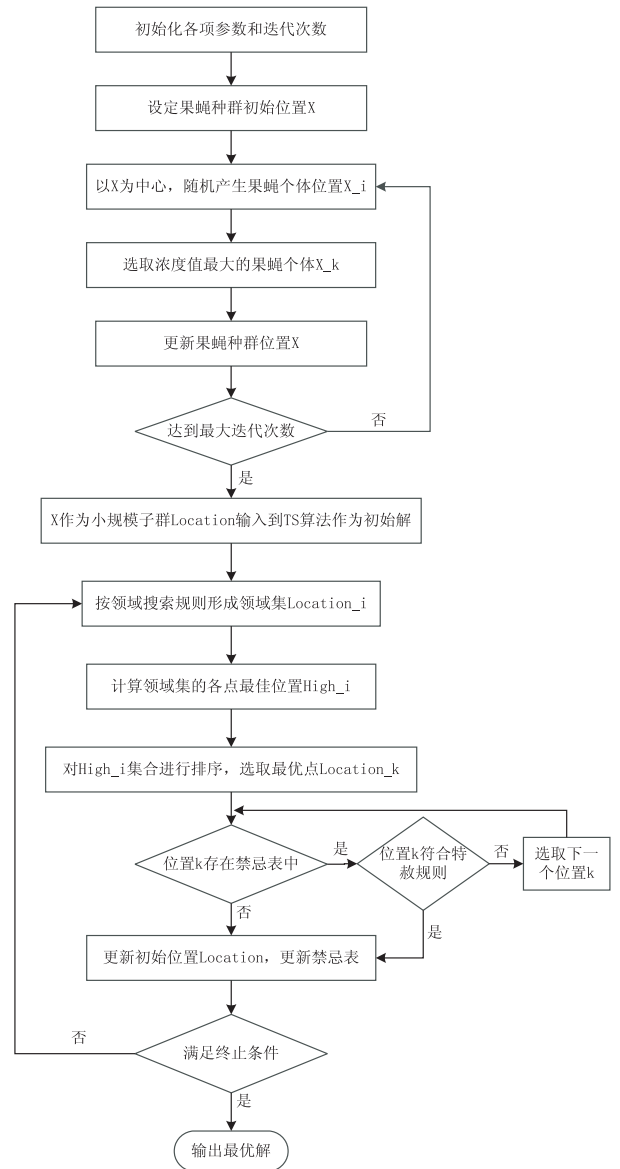


图 4 TS-FOA 算法流程

3 算例分析

该文使用的是南通理工学院提供的光伏单晶硅固定电站运行监测数据, 选取某日 7 时到下午 6 时每 10 分钟的监测数据作为本次参数辨识的实验数据集。在使用相同数据集的条件下, 选取传统粒子群算法

(PSO)、未使用 TS 机制优化的果蝇算法 (FOA) 和提出的 TS-FOA 算法进行实验训练,使用 Matlab 进行算法模拟和测试并比较结果,以说明该算法相较于其他算法具有的迭代速度快和精度高等优势。

迭代次数都设定为 25 次,此时各算法参数辨识结果如表 1 所示。在表 1 的条件下,限定三种算法的迭代次数都为 25 次并使用相同的数据集对参数进行辨识。

表 1 各算法参数辨识结果

辨识参数	PSO	FOA	TS-FOA
I_{ph}/A	2.740 2	2.049 0	2.665 0
I_0/A	$1.977\ 4\times 10^{-9}$	$1.726\ 2\times 10^{-9}$	$1.020\ 7\times 10^{-9}$
A	43.47	50.10	48.31
R_s/Ω	1.289 5	1.930 1	1.201 0
R_{sh}/Ω	887	1 028	1 099
RMSE/%	1.337	1.650	0.987

由表 1 可得,在传统 FOA 算法中引入了 TS 算法的机制提升了同迭代次数下参数辨识的准确率,此外相较于传统的 PSO 算法,TS-FOA 算法的精度同样有着较大的提升。

将 PSO 算法、FOA 算法和 TS-FOA 算法得到的参数辨识结果代入到式(2),可以得到光伏组件在全天各时刻输出电流 I_L 和实测输出电流 I_L 的曲线拟合图,如图 5 所示。

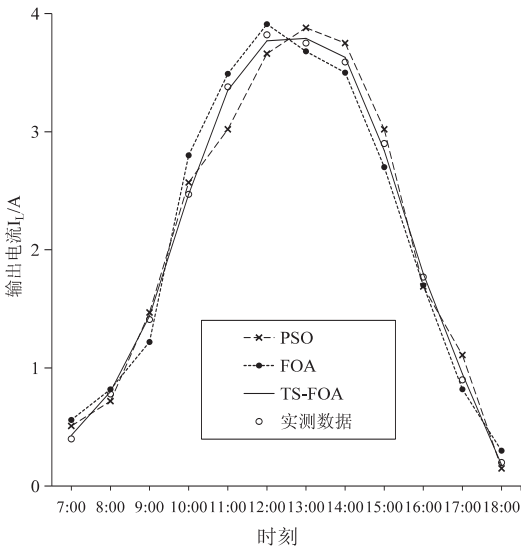


图 5 各算法辨识结果与实测数据曲线图

由图 5 可得,TS-FOA 算法的参数辨识曲线和实测数据曲线拟合度最佳,误差较小。PSO 算法曲线相较于 TS-FOA 算法曲线的拟合略差,在中午时段会出现偏差,而传统 FOA 算法曲线和实测数据曲线相差最大,较难满足一些情况下精度的要求。

为了得到不同迭代次数下 TS-FOA 算法的性能参数,在 Matlab 的算法中设定不同的迭代次数对 PSO 算法、FOA 算法和 TS-FOA 算法进行参数辨识,结果如图 6 所示。

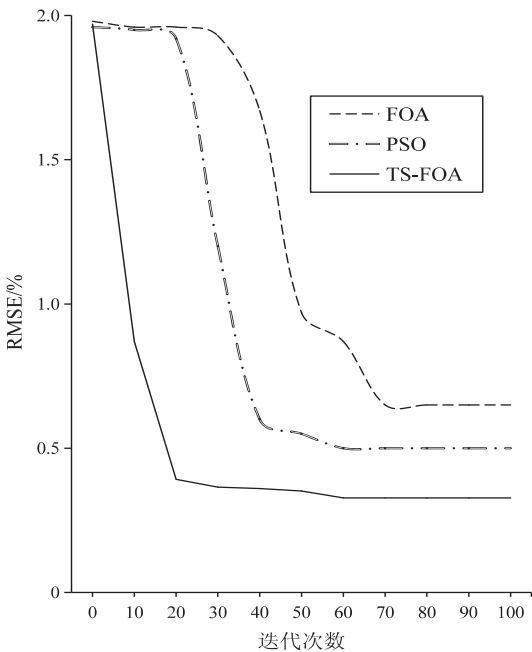


图 6 各算法不同迭代次数下实验数据

由图 6 可得,在限定迭代次数的情况下,TS-FOA 算法在大约 20 次迭代的条件下便可以完成全局收敛,获得最优解,并且在三种算法中 TS-FOA 算法可以得到最佳的目标函数值。PSO 算法由于自身的限制,在迭代次数较少的情况下目标函数值改变不大,即陷入了局部最优解的情况。传统的 FOA 算法有着较好的全局搜索能力,但是在局部搜索中表现较差,即使在迭代次数较大的情况下,相较于 TS-FOA 算法存在较大的误差,并且在迭代的初期也出现了陷入了局部最优解的情况。

4 结束语

为了解决光伏组件的参数辨识问题,该文基于传统的 FOA 算法引入 TS 算法机制,提出了 TS-FOA 算法模型,其中使用了禁忌表机制和特赦机制对 FOA 算

法进行优化,优化了 FOA 算法易于陷入局部最优解的问题,同时也提升了参数辨识的寻优精度。使用光伏组件实测数据集对 TS-FOA 算法进行的实验测试表明,相较于 PSO 算法和 FOA 算法,TS-FOA 算法有着更高的精确度以及更短的收敛时间,能够快速迭代以得到最优解,大大提高了光伏组件参数辨识的效率。

参考文献:

- [1] 孙怡昕. 光伏阵列发电模型及其参数辨识方法[D]. 广州: 华南理工大学, 2018.
- [2] 徐 岩, 张建浩. 基于 AEPsO-BPNN 的光伏阵列多场景参数辨识[J]. 智慧电力, 2020, 48(10): 37-44.
- [3] 吴忠强, 刘重阳. 基于 IHHO 算法的光伏电池工程模型的参数辨识[J]. 计量学报, 2021, 42(2): 221-227.
- [4] 张海宁. 基于递推最小二乘算法的逆变器参数辨识[J]. 电力科学与工程, 2017, 33(2): 21-27.
- [5] 程 泽, 董梦男, 杨添凯, 等. 基于自适应混沌粒子群算法的光伏电池模型参数辨识[J]. 电工技术学报, 2014, 29(9): 245-252.
- [6] 张 腾, 余基映. 基于自适应粒子群优化算法的光伏电池参数辨识[J]. 湖北民族学院学报: 自然科学版, 2017, 35(3): 305-308.
- [7] 刘重阳. 基于智能优化算法的光伏电池参数辨识[D]. 燕

山: 燕山大学, 2020.

- [8] 申丹丹. 基于智能优化算法的光伏系统参数辨识[D]. 燕山: 燕山大学, 2019.
- [9] 于丹琦. 基于智能优化算法的太阳能光伏系统辨识及 MPPT 研究[D]. 燕山: 燕山大学, 2017.
- [10] 霍慧慧. 果蝇优化算法及其应用研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2015.
- [11] 林 健, 谢高硕, 施昕昕, 等. 基于 Tabu 参数辨识的直线电机推力波动复合抑制方法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(3): 120-123.
- [12] 徐晓杨, 王 艳, 纪志成. 基于禁忌混沌萤火虫算法的感应电机参数辨识[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(6): 1296-1305.
- [13] 孟珊珊. 基于优化 BP 神经网络光伏功率预测的研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2018.
- [14] NUNES H G G, SILVA P N C, POMBO J A N, et al. Multi-swarm spiral leader particle swarm optimisation algorithm for PV parameter identification [J]. Energy Conversion and Management, 2020, 225: 113388.
- [15] PILLAI D S, RAJASEKAR N. Metaheuristic algorithms for PV parameter identification; a comprehensive review with an application to threshold setting for fault detection in PV systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 82(3): 3503-3525.

(上接第 14 页)

计算机科学与探索. 2020, 14(4): 578-589.

- [19] PETERS M, NEUMANN M, LYYER M, et al. Deep contextualized word representations[C]//Proceedings of the 2018 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics; human language technologies. Stroudsburg: ACL, 2018: 2227-2237.
- [20] DEVLIN J, CHANG Mingwei, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[C]//Proceedings of the 2019 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics; human language technologies. Stroudsburg: ACL, 2019: 4171-4186.
- [21] REIMERS N, GUREVYCH I. Sentence-BERT: sentence embeddings using siamese BERT-networks[C]//Proc of the

2019 conference on empirical methods in natural language processing and the 9th international joint conference on natural language processing. Stroudsburg: ACL, 2019: 3982-3992.

- [22] HUI KAI, YATES A, BERBERICH K, et al. PACRR: a position-aware neural IR model for relevance matching[C]//Proceedings of the 2017 conference on empirical methods in natural language processing. Stroudsburg: ACL, 2017: 1049-1058.
- [23] ROBERTSON S E, WALKER S. Some simple effective approximations to the 2-poisson model for probabilistic weighted retrieval[C]//Proceedings of the 17th annual international ACM-SIGIR conference on research and development in information retrieval. New York: ACM, 1994: 232-241.