

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107417

# 一种改进的差分进化算法与电解电容器参数辨识<sup>\*</sup>

薛田良<sup>1</sup> 王一诺<sup>1</sup> 曾阳阳<sup>2</sup>

(1.三峡大学 电气与新能源学院 宜昌 443002;2.湖北清江水电开发有限责任公司 宜昌 443000)

**摘要:**针对差分进化算法在参数辨识时容易陷入局部最优、辨识精度需要优化等问题,改进的算法在原有选择、变异、交叉操作的基础上,引入随机游走策略,加强了算法的局部搜索能力,提高了种群的多样性。以等效串联电阻(ESR)和等效阻抗(Z)的实测值与预测值为基础构造目标函数,采用改进算法优化目标函数,对两个复杂程度不同的电解电容器模型进行参数辨识,得到参数辨识结果以及ESR和阻抗Z预测值。通过仿真表明,改进的算法是有效的,并且在经典模型下改进的算法预测精度始终维持在5%优于传统算法的14%。

**关键词:**改进的差分进化算法;随机游走;等效串联电阻;等效阻抗;分数阶;电解电容器

**中图分类号:** TN7; TM53 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4031

## An improved differential evolution algorithm and parameter identification of electrolytic capacitors

Xue Tianliang<sup>1</sup> Wang Yinuo<sup>1</sup> Zeng Yangyang<sup>2</sup>

(1. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. Hubei Qingjiang Hydroelectric Development Limited Liability Company, Yichang 443000, China)

**Abstract:** In order to solve the problems of differential evolution algorithm, such as easily falling into the local optimum and the identification accuracy needs to be optimized, the improved algorithm introduces the random walk strategy based on the original selection, mutation and cross operation, which enhances the local search ability of the algorithm and improves the diversity of the population. Based on the measured and predicted values of equivalent series resistance (ESR) and equivalent impedance (Z), the objective function is constructed, and the improved algorithm is used to optimize the objective function. The parameters of two electrolytic capacitor models with different complexity are identified, and the results of parameter identification and the predicted values of ESR and impedance Z are obtained. Simulation results show that the improved algorithm is effective, and the prediction accuracy of the improved algorithm under the classical model is always 5% better than that of the traditional algorithm's 14%, which can improve the monitoring accuracy of the electrolytic capacitor.

**Keywords:** improved differential evolution algorithm; random walk; equivalent series resistance; equivalent impedance; fractional order; electrolytic capacitor

## 0 引言

电解电容器应用市场前景广阔,广泛应用于新能源汽车、电子产品、功率转换器等各种设备之中。电解电容器也是电子电路中最常用的元件,并且与其他电力电子器件相比,电解电容器十分脆弱,具有最高的故障概率<sup>[1-2]</sup>。因此,需要精确的阻抗识别,以评估其健康状态,提高监测精度,维护设备运行可靠性。

许多文献已经详细的讨论了电解电容器失效机理,并

认为当电容器的等效串联电阻(equivalent series resistance, ESR)上升为其初始值的200%以上时,电容器达到寿命终止<sup>[3-4]</sup>。因此,可以追踪电解电容器的ESR值来反映电解电容器的健康状态。文献[5]提出了电容器等效电路模型,并使用递归最小二法进行参数识别,表示出了等效串联电阻ESR。文献[6]对传统模型进行改进,使用最小二乘法进行参数识别,用于追踪ESR与阻抗Z。但是发现在拟合后期,存在较大误差。文献[7]使用差分进化算法(differential evolution algorithm, DE)进行参数辨识,在一

收稿日期:2021-07-27

\* 基金项目:国家自然科学基金(61603212)项目资助

一定程度上,减少了参数拟合的误差。可以看出,算法参数辨识好坏直接影响着阻抗识别的精度。而阻抗识别的精度对电容器状态监测具有很大影响。因此算法改进在电容器状态监测中起着重要作用。

传统的算法对非线性多目标问题,难以得到满意的优化结果<sup>[8-9]</sup>。与之相反,智能优化算法有着很好的性能。其中,差分进化算法在针对参数拟合方面具有极大优势。差分进化算法简单高效,是一种全局优化的进化算法,已经应用于多目标问题求解<sup>[10-11]</sup>。但是也存在智能算法的通病,局部搜索能力不强<sup>[12-14]</sup>。针对这个问题,一些文献提出了改进方案,例如将粒子群算法与 DE 算法结合<sup>[15-16]</sup>,考虑采用自适应参数<sup>[17-18]</sup>等。从控制参数的设置、进化策略的优化、种群结构的改变以及与其他优化算法混合的方法对差分进化算法进行改进。虽然这些算法对 DE 算法的性能有很大改进,但是这些改进策略有的利用了目标函数的导数信息等,改变了 DE 算法原有无须导数信息等良好性能。以上的算法虽然在一定程度上提升了局部搜索的能力,但是在定位精度上依旧有提升空间,因此研究出一种性能好、效率高的智能算法至关重要。

为了提出一种可靠有效的参数辨识算法,本文将随机游走策略与差分进化算法结合,以增强 DE 算法的局部开发能力,从而增加参数拟合精度,提高电解电容器健康状态的监测精度。

## 1 电解电容器等效模型

电解电容器内部温度升高,导致电解质蒸发降解,使 ESR 增加,进而损耗功率增加,缩短电容器寿命。并且当 ESR 上升为初始值的两倍时,通常认为电容器失效<sup>[19]</sup>。因此,为了监测电解电容器的状态,可以使用适当的等效模型预测电解电容器 ESR。通过监测电解电容器 ESR 监测电解电容器的健康状态。

本文采用的等效模型主要有两个,如图 1 和 2 所示。

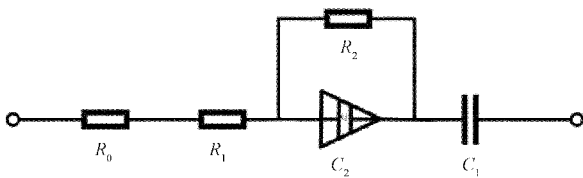


图 1 经典电容器等效电路模型<sup>[6]</sup>

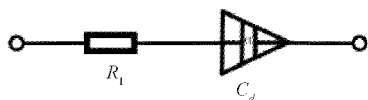


图 2 分数阶模型<sup>[7]</sup>(FO1)

在图 1 中, $C_1$  是终端电容, $C_2$  是介电损耗电容, $R_1$  是接头、端子、电解质电阻, $R_2$  是介电损耗电阻, $\alpha$  是引入的分数阶阶数。根据电路串并联基本原理可得,电容器等效

阻抗为:

$$Z = R_0 + R_1 + \frac{R_2 \left(1 + \omega^\alpha R_2 C_2 \cos \frac{\alpha\pi}{2}\right)}{1 + \omega^{2\alpha} R_2^2 C_2^2 + 2\omega^\alpha R_2 C_2 \cos \frac{\alpha\pi}{2}} - j \left( \frac{1}{\omega C_1} + \frac{\omega^\alpha R_2^2 C_2 \sin \frac{\alpha\pi}{2}}{1 + \omega^{2\alpha} R_2^2 C_2^2 + 2\omega^\alpha R_2 C_2 \cos \frac{\alpha\pi}{2}} \right) \quad (1)$$

其中,已知  $j^\alpha = \cos\left(\frac{\alpha\pi}{2}\right) + j\sin\left(\frac{\alpha\pi}{2}\right)$ , 此时等效阻抗为:

$$Z = R_0 + R_1 + \frac{1}{1/R_2 + (j\omega)^\alpha C_2} + \frac{1}{j\omega C_1} \quad (2)$$

阻抗的实部即为等效串联电阻 ESR,如式(3)所示。

$$ESR = \frac{R_2 \left(1 + \omega^\alpha R_2 C_2 \cos \frac{\alpha\pi}{2}\right)}{1 + \omega^{2\alpha} R_2^2 C_2^2 + 2\omega^\alpha R_2 C_2 \cos \frac{\alpha\pi}{2}} + R_0 + R_1 \quad (3)$$

在图 2 中,不考虑电容器结构,将电容器等效为电阻  $R_1$  与电容  $C_d$  的串联,引入阶数  $\alpha$  对电容器进行修正。得到阻抗和 ESR 分别为:

$$Z = \frac{1}{(j\omega)^\alpha C_d} + R_1 \quad (4)$$

$$ESR = \frac{\cos \frac{\alpha\pi}{2}}{\omega^\alpha C_d} + R_1 \quad (5)$$

在第 3 章中,ESR 和阻抗  $Z$  将用于参数辨识和模型仿真之中。

## 2 参数拟合

为了获得预测的 ESR 和阻抗  $Z$  的值,需要对电容器等效模型进行参数拟合。综合引言中的文献分析,对于多目标参数的拟合而言,智能算法显然比传统算法更具优越性。在智能算法中,差分进化算法解决电解电容器参数辨识已经具有一定基础,因此本文考虑使用差分进化算法。

采用 ESR 和阻抗  $Z$  的预测值与实际测量值构造适应度函数,将参数辨识问题,转化为最小优化问题。针对该问题,适应度函数如式(6)、(7)所示。

$$ESR_f = \frac{\sum_{i=1}^n [ESR(f_i) - ESR_M(f_i)]^2}{n} \quad (6)$$

$$Z_f = \frac{\sum_{i=1}^n [Z(f_i)\omega_i - Z_M(f_i)]^2}{n} \quad (7)$$

其中, $ESR(f_i)$ 、 $ESR_M(f_i)$  是等效串联电阻预测值和实测值; $Z(f_i)$ 、 $Z_M(f_i)$  是阻抗的预测值和实测值。

### 2.1 传统差分进化算法

差分进化算法可以用于求解多目标优化问题<sup>[7]</sup>。传

统的差分进化算法主要有 3 个核心操作:变异操作、交叉操作、选择操作。经过多次循环迭代,直至满足迭代终止条件,输出优化结果。差分算法的操作过程如下:

1) 设置种群规模、变异比例因子、交叉操作概率,迭代次数等基本参数。

2) 种群初始化。在求解空间内,随机产生初始种群,并获取每个种群中每个个体的适应度。

3) 变异操作。从种群中随机选择最大值和最小值作为变异源,并利用比例因子将这两个值的差异向量与种群中的其他个体相结合,生成新的变异个体。

4) 交叉操作。在目标个体和突变个体之间进行二项式交叉运算,产生实验个体。

5) 选择操作。计算并比较实验个体和目标个体的适应度值。按适应度大小选择当前适应度。如果测试个体的适应度值优于目标个体,则测试个体将在下一代中替换目标个体;否则,目标个体将继续存在。

6) 通过迭代计算保留适应度好的个体,剔除坏的个体。引导搜索过程求解全局最优解,最终输出最优结果。

## 2.2 基于莱维飞行的 DE 算法

DE 算法的关键步骤变异操作是基于差异向量来修正个体向量的,当随机选择的差异向量不当或者迭代代数的增加,差异向量将逐渐缩小,容易导致后期收敛速度变慢,甚至陷入局部最优的情况。为了改变这种问题,需要对算法进行优化。

随机游走是布谷鸟算法中用来更新鸟窝位置的策略,即莱维飞行(Levy flight, LF)。莱维飞行是一种长步长与短步长相间的行走方式。有利于扩大搜索路径。莱维飞行要求具有较大概率更新到值较小的地方,小概率落在值较大的位置。因此考虑引入随机游走策略减少传统差分进化算法引起的局部最优问题,在一定程度上提高拟合精度。

由于基于差异向量的变异操作容易产生局部最优,因此考虑在变异操作之后,引入随机游走策略,即:

$$X_{i+1} = X_i + \alpha \otimes Levy(\beta) \quad (8)$$

其中,  $\alpha$  是步长缩放因子,通常  $\alpha = 1$ ;  $Levy(\beta)$  是莱维随机路径,  $\beta$  为随机步长;  $\otimes$  为  $*$  运算。

$Levy(\beta)$  是一个幂次形式的概率密度函数,即:

$$Levy(\beta) \sim \frac{\mu}{v^{1/\beta}} \cdot \left[ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin\left(\frac{\beta\pi}{2}\right)}{\beta \cdot \Gamma\left(\frac{1}{2} + \frac{\beta}{2}\right) 2^{\frac{1+\beta}{2}}} \right]^{\frac{1}{\beta}} \quad (9)$$

其中,  $\mu$  和  $v$  是服从  $N(0, 1)$  分布的随机函数,  $\Gamma$  是 Gamma 函数。

基于随机游走策略的差分算法(DELFI)的操作过程如下:

1) 设置种群规模、变异比例因子、交叉操作概率,迭代次数等基本参数。

2) 种群初始化。在求解空间内,随机产生初始种群,即

产生  $D$  维向量的  $M$  个个体。则第  $i$  个个体可以表示为:

$$X_i(0) = [x_{i,1}(0), x_{i,2}(0), \dots, x_{i,n}(0)], n = 1, 2, \dots, M \quad (10)$$

则第  $i$  个个体的第  $j$  维为:

$$X_{i,j}(0) = X_{j\_max} + rand(0, 1)(X_{j\_max} - X_{j\_min}) \quad (11)$$

其中,  $X_{j\_max}$ 、 $X_{j\_min}$  为个体第  $j$  维求解空间的上下限。

3) 变异操作。以 DE/rand-to-best/1 变异策略为例,在第  $g$  次迭代中从种群中随机选择 3 个个体  $X_{s1}$ 、 $X_{s2}$ 、 $X_{s3}$ , 则变异向量为:

$$V_i(g) = X_{s1}(g) + F(X_{s2}(g) - X_{s3}(g)) \quad (12)$$

其中,  $F$  为变异比例因子。

4) 执行随机游走策略。将变异操作后的种群的每个个体进行更新,则更新后的游走向量为:

$$L_i(g) = V_i(g) + \alpha \otimes Levy(\beta) \quad (13)$$

5) 交叉操作。

$$C_{i,j}(g) = \begin{cases} L_{i,j}(g), & rand(0, 1) \leq CR \\ x_{i,j}(g), & rand(0, 1) > CR \end{cases} \quad (14)$$

其中,  $CR$  为交叉概率。

6) 选择操作。

$$X_i(g+1) = \begin{cases} C_i(g), & f(C_i(g)) \leq f(x_i(g)) \\ x_i(g), & f(C_i(g)) > f(x_i(g)) \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $f(x_i)$  为的个体  $x_i$  的适应度。

7) 通过迭代计算保留适应度好的个体,剔除坏的个体。引导搜索过程求解全局最优解,最终输出最优结果。

## 3 仿真结果

为了避免偶然性,选择电容器经典模型和 FO1 模型模型进行参数辨识。使用 Wayne Kerr WK65120 精密阻抗分析仪在  $25^\circ\text{C}$ , (100 Hz, 100 kHz) 频带内对标称值为  $10 \mu\text{F}$  的 50 V rubycon PX 系列电容器进行实测,得到的 ESR 和阻抗  $Z$  的实测值如图 3~6 中实测曲线所示。根据不同的模型,种群大小设定为待识别参数维数的 20 倍,最大迭代次数设置为 200,比例因子为 0.85,交叉概率为 0.8,突变因子为 0.35。选择 DE/rand-to-best/1 突变策略和二项分布的交叉策略。

采用 DE 算法与 DELFI 算法对经典模型与 FO1 模型在 MATLAB 中进行参数辨识,最终得到的参数辨识结果如表 1 所示,其中图 1 中的  $C_1$  即为电容器的标称值  $10 \mu\text{F}$ 。

观察表 1,经典模型下 DE 算法与 DELFI 算法的  $R_0$ 、 $R_1$  变化不大,DELFI 算法的  $C_2$  比 DE 算法减少  $3.999 \times 10^{-3} \mu\text{F}$ ,  $R_2$  减少  $4.035 \times 10^6 \Omega$ 。FO1 模型下 DE 算法与 DELFI 算法的  $R_1$  基本不变。可以合理推测,辨识参数的数量影响算法的辨识结果。

为了证明基于随机游走的差分进化算法参数辨识结果的有效性,在 MATLAB 中,对经典电容器等效模型和 FO1 模型进行仿真,分别得到 ESR 和阻抗  $Z$  的仿真结果。电容器 ESR 和阻抗  $Z$  的实测值与模型预测值如图 3~6 所示。

表 1 参数辨识结果

算法	经典模型			FO1 模型		
	$\alpha$	$(R_0 + R_1)/\Omega$	$C_2/\mu\text{F}$	$R_2/\Omega$	$\alpha$	$R_1/\Omega$
DE 算法	0.581	0.860	$5.239 \times 10^{-3}$	$4.277 \times 10^6$	0.986	0.966
DEL F 算法	0.725	0.905	$1.24 \times 10^{-3}$	$0.242 \times 10^6$	0.986	0.956

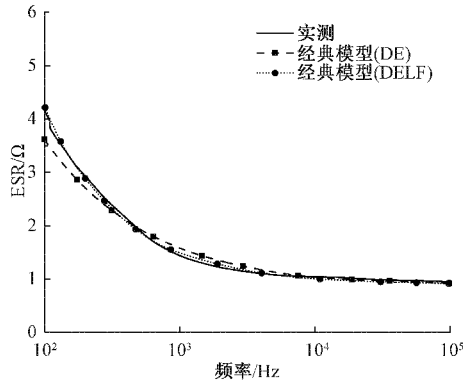


图 3 经典模型 ESR 实测值与预测值

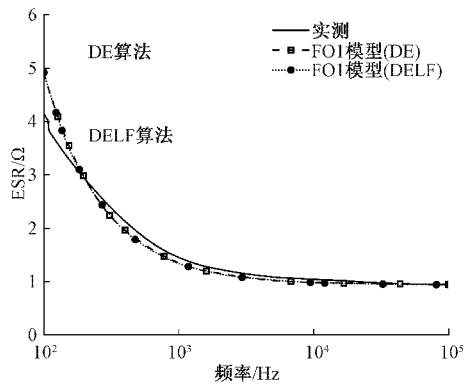


图 4 FO1 模型 ESR 实测值与预测值

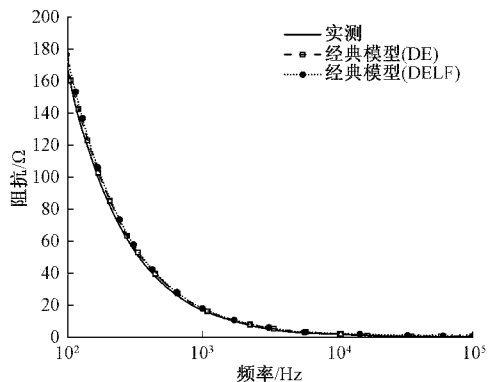


图 5 经典模型阻抗 Z 实测值与预测值

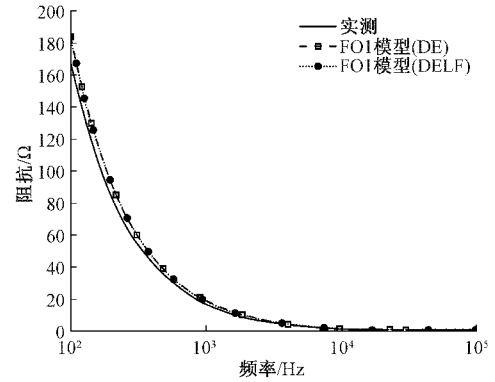


图 6 FO1 模型阻抗 Z 实测值与预测值

表 2 经典模型下 DEL F 参数辨识结果

频率/ Hz	ESR/Ω			阻抗 Z/Ω		
	实测	预测	误差	实测	预测	误差
$10^2$	4.17	4.19	-0.02	169.54	176.42	-6.88
$10^3$	1.46	1.48	-0.02	17.62	19.01	-1.39
$10^4$	1.05	1.03	0.02	2.13	2.18	-0.05
$10^5$	0.95	0.96	-0.01	0.98	0.99	-0.01

表 3 FO1 模型下 DEL F 参数辨识结果

频率/ Hz	ESR/Ω			阻抗 Z/Ω		
	实测	预测	误差	实测	预测	误差
$10^2$	4.17	4.95	-0.78	169.54	184.68	-15.14
$10^3$	1.46	1.42	0.04	17.62	19.68	-2.06
$10^4$	1.05	0.99	0.06	2.13	2.19	-0.06
$10^5$	0.95	0.98	-0.03	0.98	0.10	-0.02

变化都与电容器实际测量值变化趋势有着高度一致。随着频率的增大,预测的 ESR 和阻抗 Z 与实际值之间的误差也在不断减小,最终趋于为 0。因此,该算法是有效的。

由于主要通过监测电容器的 ESR 来监测电解电容器健康状态。因此比较两个算法对 ESR 的预测精度,可以反映电解电容器的监测精度。通过图 3 和 4 可以得到采用 DE 算法与 DEL F 算法的 ESR 预测精度,如图 7 和 8 所示。

从图 7 可以看出对于经典模型而言,DE 算法的预测精度保持在 14% 以内,而 DEL F 算法预测精度始终维持在 5% 以内。对 FO1 模型而言,从预测精度可以看出 DEL F 算法与 DE 算法预测的 ESR 误差精度相差不大,维持在 2% 以内,DEL F 算法预测精度稍稍优于 DE 算法。而经典

取特定频率下使用 DEL F 算法进行参数辨识,将得到的 ESR 和阻抗 Z 的预测值与实测值进行对比,如表 2、3 所示。

可以看出,使用 DEL F 算法进行参数辨识后,在经典模型和 FO1 模型下预测的 ESR 和阻抗 Z 随频率 100 Hz~1 kHz

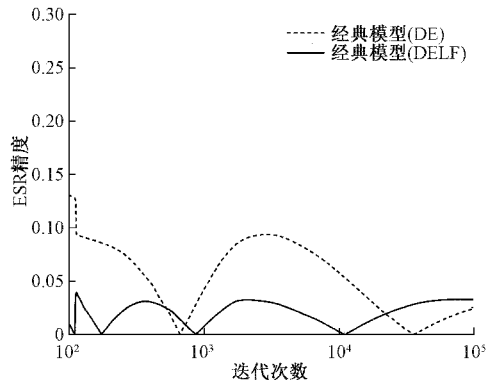


图 7 经典模型 ESR 预测精度

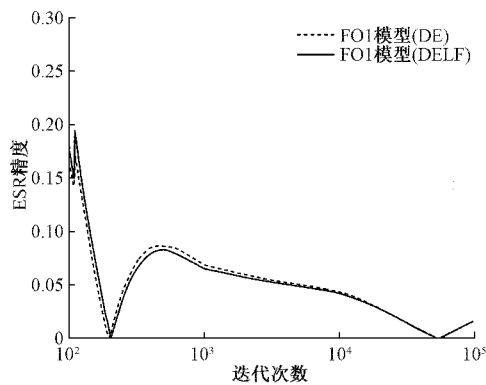


图 8 FO1 模型 ESR 预测精度

模型的参数辨识个数为 4, FO1 模型参数辨识个数为 2。通过分析考虑, 认为造成这种现象的原因, 可能是由于辨识参数的数量造成的影响。当模型越复杂, 需要辨识的参数越多, 精度误差变大。因此, 对于高维数的参数辨识, DELF 算法引入莱维飞行, 扩大了搜索范围, 使预测精度更高。

#### 4 结 论

针对多目标的电解电容器状态监测, 本文提出了一种随机游走的差分进化算法。在传统的差分进化算法基础上, 引入莱维飞行, 增加了搜索范围。为了避免偶然性, 对电解电容器的两种等效模型进行了参数辨识, 通过辨识的参数, 预测电容器的 ESR 和阻抗  $Z$ 。将预测值与实测值对比, 结果表明所提出的算法是有效的, 减少了误差, 并且相对与复杂的模型具有更好的拟合效果。本文局限在于与只考虑追踪电解电容器的 ESR 值来反映电解电容器的健康状态, 但是忽略了电容器等效电容变化的影响, 可以考虑同时监测使电解电容器状态监测更全面, 将作为下一阶段的研究方向。

#### 参考文献

[1] WANG H, BLAABJERG F. Reliability of capacitors for DC-link applications in power electronic converters—An overview[J]. IEEE Transactions on

Industry Applications, 2014, 50(5): 3569-3578.

[2] LAADJAL K, SAHRAOUI M, MARQUES CARDOSO A J, et al. On-line estimation of aluminum electrolytic-capacitors parameters using a modified prony's method[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018:4764-4774.

[3] ALBERTSEN A. Electrolytic capacitor lifetime estimation[J]. JIANGHAI Eur. GmbH, 2010: 1-13.

[4] DUBILIER C. Aluminum electrolytic capacitor application guide[Z]. Accessed 6th Sept, 2011.

[5] YU Y, ZHOU T, ZHU M, et al. Fault diagnosis and life prediction of dc-link aluminum electrolytic capacitors used in three-phase ac/dc/ac converters[C]. 2012 Second International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control, IEEE, 2012: 825-830.

[6] MALEK H, DADRAS S, CHEN Y. Fractional order equivalent series resistance modelling of electrolytic capacitor and fractional order failure prediction with application to predictive maintenance[J]. IET Power Electronics, 2016, 9(8): 1608-1613.

[7] CHEN X, XI L, ZHANG Y, et al. Fractional techniques to characterize non-solid aluminum electrolytic capacitors for power electronic applications [J]. Nonlinear Dynamics, 2019: 1-17.

[8] 李成, 吕柏权, 王智磊. 基于分阶型的改进粒子群优化算法[J]. 电子测量技术, 2018, 41(14): 35-40.

[9] 朱春阳, 郭晓彤, 孙浩然, 等. 基于极值点搜索和非支配排序的高维多目标优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2018, 39(1): 32-36.

[10] 石宁, 王岩, 刘扬, 等. 基于改进离散差分进化算法的多故障最小碰集生成技术[J]. 电子测量技术, 2016, 39(8): 48-52.

[11] 肖冰, 陈国伟, 安国军, 等. 基于改进差分进化算法的配电网无功优化[J]. 电测与仪表, 2015, 52(17): 63-67.

[12] 孙洁, 连畅. 基于云计算平台的差分进化算法改进研究[J]. 现代电子技术, 2018, 41(17): 163-166, 172.

[13] 蒋捷, 张兴华. 基于改进差分进化算法的 PMSM 转速 PI 参数整定[J]. 电力电子技术, 2020, 54(9): 39-43.

[14] 乔英, 高岳林, 江巧永. 一种新局部搜索策略的差分进化算法[J]. 太原理工大学学报, 2011, 42(4): 349-352.

[15] 刘莺, 陈英杰, 隋岩鹏, 等. 差分进化混合粒子群算法求解装配式建筑构件生产调度优化问题[J]. 现代电子技术, 2021, 44(17): 124-129.

[16] 郭俊, 桂卫华, 阳春华, 等. 改进差分进化算法在铝电解多目标优化中的应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(1): 184-188.

[17] 陶勇, 沈济南. 基于自适应差分进化策略的多目标进化

- 算法[J]. 控制工程, 2018, 25(11): 2070-2074.
- [18] 郝旺, 王占学, 张晓博, 等. 基于自适应差分进化算法的变循环发动机模型求解方法研究[J]. 推进技术, 2021, 42(9): 2011-2021.
- [19] ALAVI S M M, BIRKL C R, HOWEY D A. Time-domain fitting of battery electrochemical impedance models [J]. Journal of Power Sources, 2015, 288: 345-352.

#### 作者简介

薛田良(通信作者), 副教授, 博士, 主要研究方向为信息物理系统。

E-mail: 104168378@qq.com