

文章编号: 2095-2163(2023)06-0117-05

中图分类号: TM73.4

文献标志码: A

# 采用多目标蚁狮优化算法(MALO)的环境经济调度

何旺, 刘敏

(贵州大学电气工程学院, 贵阳 550025)

**摘要:** 本文针对传统优化算法求解电力系统环境经济调度(EED)容易陷入局部最优解的问题,采用了一种多目标进化算法——多目标蚁狮优化算法(MALO),通过在计及阀点效应和没有阀点效应的测试案例上实现。实验表明,MALO算法在可行域内更容易搜索出全局最优解。

**关键词:** 环境经济调度; 多目标优化算法; 阀点效应; 蚁狮算法

## Environmental economic scheduling using multi-objective ant lion optimization algorithm (MALO)

HE Wang, LIU Min

(College of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**[Abstract]** This paper adopts a new multi-objective evolutionary algorithm—Multi-objective ant lion optimization algorithm (MALO) to solve the problem that the environmental economic dispatch (EED) of the power system is easy to fall into the local optimal solution by the traditional optimization algorithm. We test MALO under the cases when the valve point effect is taken into account and when it is not. The experiments show that the MALO algorithm is easier to reach the global optimal solution in the feasible region.

**[Key words]** environmental economic dispatch; multi-objective optimization algorithm; valve point effect; ant lion algorithm

## 0 引言

发电经济调度(ED)的基本目标是调度承诺的发电机组出力,以便在满足所有机组、系统等式 and 不等式约束的同时,以最小的运行成本满足负荷需求。“十三五”期间,中国将加大环境综合治理力度,大力推进污染物达标排放和总量减排。为了实现国家提出的“双碳”目标,对于电力系统经济调度来说,不仅要考虑经济性还需兼顾污染排放量问题,需要将经济性和污染物排放同时作为目标函数,即电力系统环境经济调度(Economic-Environmental Dispatch, EED)。

对于EED问题,相关文献也给出了很多不同的解决方案。如:文献[1]中,通过将排放视为具有允许限制的约束,将EED问题简化为单个目标问题。然而,这种公式在获得成本和排放之间的权衡关系方面存在严重困难。或者,除了通常的成本目标之

外,最小化排放已被作为另一个目标来处理。文献[2]中提出了一种基于线性规划的优化程序,一次考虑一个目标。令人遗憾的是,EED问题是一个高度非线性的优化问题。因此,利用导数和梯度的传统优化方法,通常无法定位或识别全局最优值。另一方面,必须给出许多数学假设,例如分析和微分目标函数来简化问题。此外,这种方法没有提供任何有关权衡取舍的信息。

在其它研究方向,文献[3]通过将不同目标线性组合为加权和,这种加权和的重要方面是通过改变权重来获得一组非劣(或帕累托最优)解。但该方法不能用于在具有非凸帕累托最优前沿的问题中找到帕累托最优解。为了避免这个困难,文献[4-5]中提出了用于多目标优化的约束方法。该方法基于优化最优的目标,并将其他目标视为受某些允许水平限制的约束,然后更改这些级别以生成整个帕累托最优集。很明显,这种方法非常耗

**作者简介:** 何旺(1998-),男,硕士研究生,主要研究方向:经济调度、优化调度;刘敏(1972-),女,博士,教授,主要研究方向:电力系统分析、电力系统优化、电力市场等。

**通讯作者:** 刘敏 Email: lium@gzu.edu.cn

收稿日期: 2022-05-24

时,并且往往会找到弱非支配解决方案。

文献[6]中蚁狮优化算法(Ant Lion Optimizer, ALO)是澳大利亚学者 Seyedali Mirjalili 受到自然界蚁狮捕猎蚂蚁行为的启发,于2014年提出的一种新型元启发式算法。多目标蚁狮优化算法(MALO)是蚁狮优化算法(ALO)的改进版本,MALO算法对于大规模非线性规划问题有较强的适应性和有效性。

本文基于MALO算法来解决电力系统环境经济调度问题。所提出的方法在Matlab仿真平台上对含有10台和40台发电机组系统进行仿真计算,通过与现有的优化算法结果的对比与分析,表明MALO算法在可行域内更容易搜索出全局最优解。

## 1 机组组合优化模型

环境经济电力调度问题是最小化燃料费用和污染排放量;同时还要满足几个等式约束和不等式约束条件。

### 1.1 目标函数

#### 1.1.1 总燃料成本

总燃料成本函数可以定义为二次函数的总和。该函数如式(1)所示:

$$F_1(P_{Gi}) = \sum_i^N [a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2] \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中:  $N$  是机组台数,  $a_i$ 、 $b_i$ 、 $c_i$  是第  $i$  个机组的成本系数,  $P_{Gi}$  为第  $i$  台发出的有功出力。

在实际发电系统中,汽轮机进气阀突然开启会产生一种“拔丝现象”,即当系统中发电单元的发电功率逐渐增加的同时,发电机汽门的开放数量也必须相应地随之增多<sup>[7]</sup>,当前一级进气门完全打开后,后一级进气门刚刚开启时,这时蒸汽会受到一定程度的阻碍,而使得发电机耗量增加。可表示为

$$F_2(P_{Gi}) = |d_i \sin[e_i(P_{Gi}^{\min} - P_{Gi})]|$$

式中:  $F_2(P_{Gi})$  为第  $i$  台机组的阀点效应成本,  $d_i$ 、 $e_i$  为第  $i$  台机组的阀点费用系数。所以总燃料成本为

$$F(P_{Gi}) = F_1(P_{Gi}) + F_2(P_{Gi}) = \sum_i^N [a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2] + |d_i \sin[e_i(P_{Gi}^{\min} - P_{Gi})]| \quad (2)$$

#### 1.1.2 总污染排放量

火力发电厂燃烧化石燃料释放的排放总量,如  $SO_2$  或  $NO_x$  可以定义为二次函数和指数函数的总和,数学表达如式(3):

$$E(P_{Gi}) = \sum_i^N 10^{-2}(\alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2) +$$

$$\eta_i \exp(\delta_i P_{Gi}) \quad (3)$$

式中:  $\alpha_i$ 、 $\beta_i$ 、 $\gamma_i$ 、 $\eta_i$ 、 $\delta_i$  为第  $i$  台发电机的排放特性系数。

### 1.2 约束条件

#### 1.2.1 发电机上下限约束

为了稳定运行,每台发电机的实际功率输出受下限和上限限制,如式(4):

$$P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max}, \quad i = 1, \dots, N \quad (4)$$

式中:  $P_{Gi}^{\min}$  表示第  $i$  台发电机的出力下限,  $P_{Gi}^{\max}$  表示第  $i$  台发电机的出力上限。

#### 1.2.2 电力平衡约束

总发电量必须覆盖总需求  $P_D$  和输电线路的实际功率损耗  $P_{loss}$ 。因此,电力平衡约束如式(5):

$$\sum_{i=1}^N P_{Gi} - P_D - P_{loss} = 0 \quad (5)$$

网络损耗表示如式(6):

$$P_L = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_{Gi} B_{ij} P_{Gj} + \sum_{i=1}^N B_{0i} P_{Gi} + B_{00} \quad (6)$$

式中:  $B_{ij}$ 、 $B_{0i}$ 、 $B_{00}$  为发电系统网损系数。

#### 1.2.3 安全约束

为了安全运行,输电线路的负载  $S_l$  受到其上限的限制,线路安全容量约束如式(7):

$$S_l \leq S_{li}^{\max}, \quad i = 1, \dots, nl \quad (7)$$

式中:  $nl$  为输电线的数量。

### 1.3 数学模型描述

由上面的目标函数和约束条件,EED问题可以在数学上表述为非线性约束多目标优化问题<sup>[8]</sup>,如式(8)~式(10)所示。

$$\text{Minimize}_{P_c} [F(P_c), E(P_c)] \quad (8)$$

$$\text{subject to: } g(P_c) = 0 \quad (9)$$

$$h(P_c) \leq 0 \quad (10)$$

式中:  $g$ 、 $h$  分别表示等式约束和不等式约束,  $P_c = [P_{G1}, \dots, P_{GN}]$ 。

## 2 多目标蚁狮优化算法(MALO)

### 2.1 蚁狮捕食过程

蚁狮是蚁蛉科家族的成员,蚁狮一生分为两个阶段:幼虫和成虫。

蚁狮算法模拟的是大自然中蚁狮(幼虫)捕猎蚂蚁的行为。如图1所示,蚁狮在捕食前会用其巨大的下颚挖出一个锥形的陷阱,并藏在陷阱底部等待蚂蚁(当然也包括其它一些小昆虫)到来,在蚁狮周围随机走路的蚂蚁可能落入其中。当蚂蚁落入陷阱后,蚁狮就会往陷阱边缘抛沙,将蚂蚁埋进陷阱并

将其捕食,接着蚁狮将蚂蚁的残骸丢到坑外,然后蚁狮重新布置陷阱,等待后续猎物。

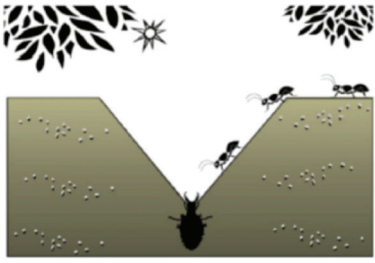


图 1 蚁狮的觅食行为

Fig. 1 Foraging behavior of ant lions

## 2.2 MALO 解决优化问题

使用 MALO 解决优化问题,主要分为以下 6 个步骤:

(1) 蚂蚁种群根据式(11)随机移动,为了保证蚂蚁在可行域的范围范围内随机移动,还需根据式(13)进行修正:

$$X(t) = [0, \text{cumsum}(2r(t_1) - 1), \dots, \text{cumsum}(2r(t_k) - 1)] \quad (11)$$

式中:  $X(t)$  为蚂蚁随机移动的步数集,  $k$  为随机移动的步数,  $r$  的数学表达式为:

$$r = \begin{cases} 1, \text{rand} > 0.5 \\ 0, \text{rand} \leq 0.5 \end{cases} \quad (12)$$

式中  $\text{rand}$  为  $[0, 1]$  之间的随机数。

$$X_i^t = \frac{(X_i^t - a_i) \times (d_i^t - c_i^t)}{(b_i - a_i)} + c_i \quad (13)$$

式中:  $a_i$  和  $b_i$  分别表示第  $i$  维变量随机移动的最小与最大值,  $c_i$  和  $d_i$  分别表示第  $i$  维变量在第  $t$  代时的最小值与最大值。

(2) 蚂蚁在随机移动时,会受到蚁狮布置的陷阱影响,其数学表达式为:

$$\begin{aligned} c_j^t &= AL_j^t + c^t \\ d_j^t &= AL_j^t + d^t \end{aligned} \quad (14)$$

式中:  $c^t$  和  $d^t$  分别表示所有变量第  $t$  次迭代时的最小值与最大值,  $c_j^t$  和  $d_j^t$  分别表示第  $j$  只蚂蚁在第  $t$  次迭代的最小值与最大值,  $AL_j^t$  为第  $j$  只蚁狮在第  $t$  次迭代时的位置。

(3) 如果蚂蚁落入陷阱,蚁狮会立刻向陷阱中的边缘抛沙防止蚂蚁逃出陷阱,蚂蚁活动的范围会越来越小<sup>[9]</sup>。数学表达式为:

$$c^t = \frac{c^t}{I} \quad (15)$$

$$d^t = \frac{d^t}{I} \quad (16)$$

$$I = \begin{cases} 1, t \leq 0.1T \\ 10^\omega \cdot \frac{t}{T}, t > 0.1T \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $I$  为比例系数,  $T$  是最大迭代次数,  $\omega$  是一个常数,表示随迭代次数增大的数。

(4) 蚁狮捕食蚂蚁:将蚁狮个体适应度与蚂蚁个体适应度相比较,若蚂蚁个体适应度优于蚁狮个体适应度,然后蚁狮吃掉蚂蚁,蚁狮的位置替换掉蚂蚁的位置,完成蚁狮位置的更新<sup>[10]</sup>,其数学表达式为

$$AL_j^t = Ant_i^t, \text{ if: } f(Ant_i^t) > f(AL_j^t) \quad (18)$$

式中:  $Ant_i^t$  为第  $i$  只蚂蚁在第  $t$  次迭代时的位置,  $f(Ant_i^t)$  为第  $i$  只蚂蚁的适应度,  $f(AL_j^t)$  为第  $j$  只蚁狮个体的适应度。

在单目标优化问题中,只需选择适应度函数最优的个体;而在多目标优化中,需要计算多个适应度函数的值<sup>[11]</sup>。本文蚁狮的适应度函数为总燃料成本和总污染排放量。

(5) 蚁狮的精英策略:计算出每个蚁狮的适应度,适应度最优的蚁狮将胜出,变为精英蚁狮,数学表达式为

$$f(AL_{elite}^t) = \min(f(AL_1^t), f(AL_2^t) \dots f(AL_m^t)) \quad (19)$$

式中  $f(AL_{elite}^t)$  是精英蚁狮的适应度。

(6) 蚂蚁种群更新:为确保迭代后蚂蚁种群的全局多样性,对蚂蚁种群进行更新,数学表达式为

$$Ant^t = \frac{A_{elite}^t + A_{select}^t}{2} \quad (20)$$

式中:  $A_{elite}^t$  为第  $t$  次迭代时精英蚁狮位置,  $A_{select}^t$  为第  $t$  次迭代时被选定蚁狮位置。二者相加取平均值,即为新一代蚂蚁种群中的蚂蚁个体。

## 2.3 多目标蚁狮算法求解环境经济调度流程

基于蚁狮优化算法的环境经济调度步骤如下:

(1) 设置算法参数和输入原始数据:设置算法最大迭代次数  $\text{Max\_iter}$  和种群数量  $m$ , 解的维数  $n$ , 搜索空间的上限  $ub$  和下限  $ul$ <sup>[12]</sup>;输入每台机组的成本系数和排放系数、机组的上下限约束。

(2) 初始化蚂蚁种群和蚁狮种群:随机生成蚁狮种群  $AL_N$  和蚂蚁种群  $Ant_N$ , 通过式(2)和式(3)计算蚁狮个体的适应度值  $f(AL)$ , 适应度最优的蚁狮将胜出,并选其作当前种群的精英蚁狮  $AL_{elite}$ 。

(3) 通过轮盘赌选择机制,选出适应度较优的蚁狮作为被选择的蚁狮  $AL_{select}$  与精英蚁狮  $AL_{elite}$ 。依据公式(14)一起构造陷阱。

(4) 蚂蚁根据公式(11)随机游走,还要保证蚂

蚁随机移动在可行域的范围内,根据公式(13)进行归一化处理<sup>[7]</sup>。

(5) 蚂蚁掉入陷阱: 蚂蚁落入陷阱后, 蚂蚁在陷阱内按照公式(15)~公式(17)活动, 移动的范围将越来越小。

(6) 蚁狮种群更新: 通过比较适应度大小, 蚁狮吃掉蚂蚁, 完成蚁狮种群的更新, 选出新一代蚁狮种群中的精英蚁狮。

(7) 蚂蚁种群更新: 精英蚁狮和被选定的蚁狮按照公式(20)产生新一代蚂蚁种群中的蚂蚁个体, 并计算蚂蚁种群的个体适应度值  $f(Ant)$ 。

(8) 判断是否满足终止条件: 当前迭代次数是否达到最大迭代次数  $Max\_iter$ , 若达到, 则跳出迭代。否则返回步骤 4。

(9) 输出当前迭代次数下的精英蚁狮对应的适应度值。

基于蚁狮优化算法的环境经济调度流程如图 2 所示。

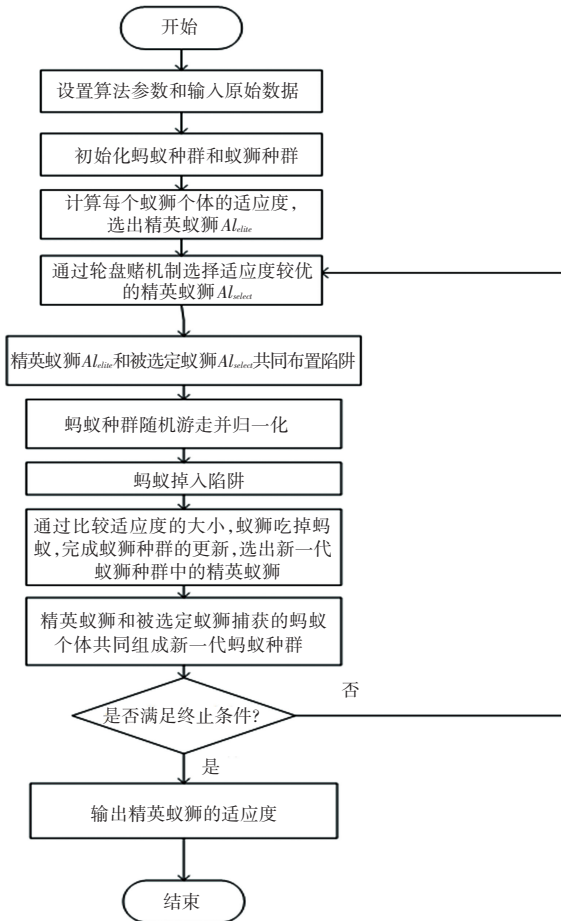


图 2 多目标蚁狮优化算法优化流程

Fig. 2 Multi-objective ant lion algorithm optimization process

### 3 算例

为了检验 MALO 算法在求解电力系统环境经济调度的经济性与有效性, 将本文算法与文献[13]、文献[14]中的其它算法求解结果进行了比较。

#### 3.1 算例 1

该系统由 10 台发电机组组成, 计及发电机阀点效应, 机组参数详见文献[13]。另外, 网络损耗通过公式(6)计算, 网络损耗系数详见文献[13], 系统总负荷为 2 000 MW。将优化结果与文献中其他算法进行比较, 结果见表 1。

表 1 10 机组测试结果比较表

Tab. 1 Comparison of test results of 10 units

方法	煤耗( $\times 10^5 / \$$ )	排放/t
多目标差分进化算法 <sup>[13]</sup>	1.134 8	4 124.9
帕累托差分进化算法 <sup>[13]</sup>	1.135 1	4 111.4
非支配排序遗传算法 <sup>[13]</sup>	1.135 4	4 130.2
帕累托进化算法 <sup>[13]</sup>	1.135 2	4 109.1
万有引力算法 <sup>[14]</sup>	1.134 9	4 111.4
多目标蚁狮算法(本文)	1.134 6	4 107.9

由表 1 可得, 在所提方法中, 燃料成本为  $1.134 6 \times 10^5$  美元、污染排放量为 4 107.9t, 都低于文献[13]和文献[14]中的其他优化算法, 表明 MALO 算法在可行域中更容易搜索出全局最优解。

#### 3.2 案例 2

采用含有 40 机组的测试系统对 MALO 算法作进一步验证和分析(未考虑阀点效应), 系统总负荷设为 10 500 MW, 40 机组系统参数源于文献[14]。优化测试结果与文献中其他算法进行比较的结果见表 2。

表 2 40 机组测试结果比较表

Tab. 2 Comparison of test results of 40 units

方法	煤耗( $\times 10^5 / \$$ )	排放( $\times 10^5 / t$ )
多目标差分进化算法 <sup>[13]</sup>	1.257 9	2.111 9
帕累托差分进化算法 <sup>[13]</sup>	1.257 3	2.117 7
非支配排序遗传算法 <sup>[13]</sup>	1.258 3	2.109 5
帕累托进化算法 <sup>[13]</sup>	1.258 1	2.111 0
万有引力算法 <sup>[14]</sup>	1.257 8	2.109 3
多目标蚁狮算法(本文)	1.256 7	2.109 1

由表 2 可得, 本文算法的燃料成本为  $1.256 7 \times 10^5$  美元, 污染排放量为  $2.109 1 \times 10^5$  t, 均小于其他优化方法, 充分表明 MALO 算法在可行域中更容易搜索出全局最优解。

## 4 结束语

本文采用 MALO 算法求解电力系统经济和排放综合调度问题,所提出的方法在 Matlab 仿真平台上对含有 10 台和 40 台发电机组系统进行仿真计算,通过与现有的优化算法结果的对比与分析,仿真结果表明 MALO 算法在可行域中更容易搜索出全局最优解。

## 参考文献

- [1] 吴杰康,韩军锋,刘蔚,等. 基于反捕食粒子群算法的电力系统经济调度方法[J]. 电网技术,2010,34(6): 59-63.
- [2] 陈功贵,陈金富. 含风电场电力系统环境经济动态调度建模与算法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(10): 27-35.
- [3] 武慧虹,林好,曾茜,等. 自适应差分进化算法及对动态环境经济调度问题应用[J]. 计算机应用研究,2021,38(5): 1443-1448.
- [4] 李笑竹,王维庆. 基于多目标飞蛾扑火算法的含风电电力系统动态环境经济调度[J]. 电气工程学报,2020,15(3):1-2.
- [5] KUK J N, GONCALVES R A, PAVELSKI L M, et al. An empirical analysis of constraint handling on evolutionary multi-objective algorithms for the environmental/economic load dispatch

- problem[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 165: 113774.
- [6] 栗然,张凡,靳保源,等. 基于改进蚁狮算法的电力系统最优潮流计算[J]. 电力科学与工程,2017,33(9):15-22.
- [7] 潘晨,滕欢,梁梦可,等. 基于改进粒子群算法考虑阀点效应的经济负荷最优分配[J]. 电力科学与技术学报,2020,35(1): 151-156.
- [8] SAXENA P, KOTHARI A. Ant lion optimization algorithm to control side lobe level and null depths in linear antenna arrays[J]. AEU - International Journal of Electronics and Communications, 2016, 70(9): 1339-1349.
- [9] 王凯悦. 基于蚁狮算法的含风电的配电网无功优化分析与研究[D]. 西安:西安石油大学,2021.
- [10] 张家维,李昊. 多目标蚁狮算法在航材配置优化中的应用研究[J]. 计算仿真,2019,36(7):71-74.
- [11] 张家维,李昊. 多目标蚁狮算法在航材配置优化中的应用研究[J]. 计算机仿真,2019,36(7):71-74.
- [12] 温东翰,徐敏. 基于改进型蚁狮算法的主动配电网优化重构[J]. 电气应用,2020,39(7):31-35.
- [13] BASU M. Economic environmental dispatch using multi-objective differential evolution[J]. Applied soft computing, 2011, 11(2): 2845-2853.
- [14] GÜVENC U, SÖNMEZ Y, DUMAN S, et al. Combined economic and emission dispatch solution using gravitational search algorithm[J]. Scientia Iranica, 2012, 19(6): 1754-1762.

(上接第 116 页)

表 2 训练样本的准确率统计表

Tab. 2 Statistics of accuracy of training samples

特征提取方式	训练样本数	测试样本数	准确个数	耗时/s	准确率/%
HU 不变矩	181	78	68	2	82.05
Hog 特征	181	78	64	2	87.18

从表 2 可以看出,两种特征提取方式耗时相同,所以在耗时相同时选择准确率较高的作为算法的实现过程。

## 5 结束语

采取 Hog 特征提取的油浸式变压器故障识别的准确率高于采取 Hu 特征的识别准确率;两种特征提取算法的识别速度相同。本文设计变压器油浸式智能内检机器人,机器人配备摄像机将变压器视频图像传输到电脑,使用卷积神经网络进行故障识

别的准确率可达到 87.18%。

## 参考文献

- [1] 张中一. 数据知识联合驱动的油浸式变压器内部故障诊断研究[D]. 山东:山东大学,2022.
- [2] 刘敏. 基于 DGA 的数据驱动油浸式变压器故障诊断系统研究[D]. 兰州:兰州理工大学,2022.
- [3] 宗占强. 基于卷积神经网络的油浸式变压器故障诊断[D]. 安徽:安徽理工大学,2021.
- [4] 汤心韵. 基于灰色关联与熵权融合的变压器故障诊断方法研究[D]. 长沙:长沙理工大学,2019.
- [5] 蔡陈. 油浸式变压器 DGA 数据分析及其故障诊断研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2016.
- [6] YANG M T, HU L S. Intelligent fault types diagnostic system for dissolved gas analysis of oil-immersed power transformer[J]. IEEE transactions on dielectrics and electrical insulation: A publication of the IEEE Dielectrics and Electrical Insulation Society, 2013, 20(6): 4-5.