

# Application of niche technology in solving the non-uniform solution set problem of multi-objective optimization of power system

Wang Lingxian

North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou

**Abstract:** Research accurate control of power system. Power supply output needs to meet multiple line target optimum, and electric power system automatic control need multi-objective optimization. This paper put forward a power system of multi-objective optimization algorithm based on small habitat grid evolution. It sets aside factor in this algorithm and maintains the diversity of parameters. The experiment results show that the algorithm can improve the accuracy of control.

**Key words:** Multi-objective optimization; Non-uniform distribution; Crowd out factor

Received: 2020-02-02; Accepted: 2020-02-17; Published: 2020-02-19

# 小生境技术在解决电力系统多目标优化的解集非均匀问题中的应用

王令贤

华北水利水电大学，郑州

邮箱: xlwanglx1010@163.com

**摘 要:** 研究电力系统自动控制的准确性。电力系统的供电输出需要满足多条线路目标的最优状态输出，即在电力系统的自动控制中就存在多目标优化问题，并且实际的电力系统输出线路需电量不均衡，使得多目标优化的解集存在非均匀分布的情况，造成电力系统稳定性和可靠性受到影响。传统的多目标优化算法不能有效处理解集非均匀分布的问题。为了提高优化解集接近真实解的程度，提出一种小生境网格进化算法来解决电力系统中的多目标优化解集非均匀问题。采用小生境技术在算法中设置排挤因子，利用个体间的进化排挤作用形成小的个体环境，可维持个体解集的分布多样性。实验表明，改进方法能够有效解决电力系统多目标优化的解集非均匀问题，保证了电力系统自动控制的准确性。

**关键词:** 多目标优化；非均匀分布；排挤因子

收稿日期：2020-02-02；录用日期：2020-02-17；发表日期：2020-02-19

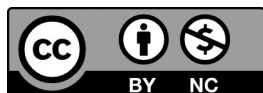
---

Copyright © 2019 by author(s) and SciScan Publishing Limited

This article is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

International License.

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>



## 1 引言

最优化问题是当今工程实践和科学研究的主要研究问题，被广泛应用在电子工程、水力工程、设计制造、结构工程等多个领域。其中在电力系统的自动控制中，需要对发电机端电压、并联电容、变压器档位灯多个控制变量进行调节，并通过各自的目标函数通过多目标优化算法找到每个变量的最优解，以保证电力系统自动控制的稳定性和可靠性。可见，多目标优化问题是电力系统自动控制的关键。多目标优化问题较之单目标优化问题比较难，其求解较复杂，且解集常具有分布不均匀、不连续等特性，为了保证解集能够更接近真实解，对多目标优化的算法提出了更高的要求，寻找有效解决电力系统多目标优化的算法也成了人们研究的重点问题。

受实际供电的需要，电力系统的供电输出需要满足多条线路目标的最优状态输出，即在电力系统的自动控制中就存在多目标优化问题，并且由于在实际的电力系统应用中，供电输出线路的各需电量不均衡，这样使得供电控制的多目标优化的解集存在非均匀分布的情况。传统的电力系统多目标优化算法多是通过加权方式将多目标优化问题转化为单目标优化问题，然后机械地用数学规划的方法求解，这样得到的解对某个目标来说可能是比较理想的，但是对其它目标可能较差，传统的多目标优化算法将得到的解集折中以使解集整体较为理想，但是，对于多目标优化的解集分布不均匀的情况下，传统算法不能有效求解，无法真实反映优化解集的多样性和不均匀性，造成优化解集不能准确反映真实解集，很难满足工程和实践中对多目标优化效率和质量的要求。

因此，为了提高优化解集接近真实解的程度，提出一种小生境网格进化算法来解决电力系统多目标优化中的解集非均匀问题。提出小生境技术，并在算法中设置排挤因子，利用个体间的进化排挤作用形成小的个体环境，通过个体

间的相互排挤进化来维持个体解集的分布多样性。这种方法能够通过小生境网格进化算法有效解决电力系统多目标优化的解集非均匀问题，最终优化得到的解集更接近真实解，保证解集的非均匀分布。

## 2 电力系统多目标优化原理

电力系统的供电输出需要满足多条线路目标的最优状态输出，即在电力系统的自动控制中就存在多目标优化问题。多目标优化方法就是通过约束条件，找到能够同时满足多个目标函数的解，并从中选取最优解集组合。由于在电力系统中，需要满足的各个控制变量的目标函数较多，且各个目标函数之间多是冲突的，不可能使所有目标函数都达到最优解，因此需要采用多目标优化算法协调电力系统自动控制中各目标函数之间的关系，找到能够使所有目标函数尽可能逼近最优解的解集。

定义一个应用于电力系统自动控制的多目标优化问题，设定一个决策向量并表示为  $\bar{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ ，其需要满足的约束为：

$$g_i(\bar{x}) \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (1)$$

$$h_i(\bar{x}) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (2)$$

假设在此电力系统多目标优化问题中，优化目标函数有  $n$  个，并且在这  $n$  个目标函数中其相互之间可能是存在冲突的，将优化目标函数具体表示为：

$$f(\bar{x}) = [f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}), \dots, f_n(\bar{x})]^T \quad (3)$$

则这个电力系统多目标优化的问题就是通过计算寻找一个最优的解集  $\bar{x}^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_m^*]^T$ ，使得所有的目标函数  $f(\bar{x}^*)$  在满足如式 (1)、(2) 所示的约束条件的同时达到最优，即这些解集能够最大限度的逼近真实值，更大程度地反映真实值分布。

传统的电力系统多目标优化算法是在单目标优化算法的基础上，将电力系统多目标优化中的多个目标函数以加权的方式结合在一起，把多个目标函数转换为一个单目标函数，即将式 (3) 中的多个目标函数加权组合为：

$$f'(\bar{x}) = \alpha_1 f_1(\bar{x}) + \alpha_2 f_2(\bar{x}) + \dots + \alpha_n f_n(\bar{x}) \quad (4)$$

其中， $\alpha_i (i=1, 2, \dots, n)$  是第  $i$  个目标函数的加权系数。利用此加权组合目标

函数,通过计算找到满足式(1)、(2)所示的约束条件的解集就作为最终的电力系统多目标优化的最优解。但是,当电力系统多目标优化的解集分布不均匀时,传统的优化算法通过将目标函数加权组合,为满足约束条件和多个目标函数将解集折中选取,这样就造成最终得到的最优解集不能保证真实解的复杂性,不能准确反映真实解的分布情况。

综上所述,电力系统多目标优化问题需要在保证目标函数多样化的基础上,寻找到一个解集,使得这个解集能够最大限度的满足每个目标函数的极大或极小的要求,而传统的电力系统多目标优化算法不能解决具有解集分布不均匀特性的电力系统多目标优化问题,因此,为有效解决电力系统多目标优化中解集分布不均匀的情况,提出一种小生境网格进化算法来解决电力系统多目标优化中的解集非均匀问题。提出小生境技术,并在算法中设置排挤因子,利用个体间的进化排挤作用形成小的个体环境,通过个体间的相互排挤进化来维持个体解集的分布多样性。这种方法能够通过小生境网格进化算法有效解决电力系统多目标优化的解集非均匀问题,最终优化得到的解集更接近真实解,保证解集的非均匀分布。

### 3 小生境网格进化算法应用于电力系统

小生境网格进化算法是要避免传统方法中折中求解的方式,而是采用小生境技术来保证电力系统多目标优化解集的分布非均匀性,同时使用网格技术来完成解集的有序分散分布,利用个体之间的排挤进化作用完成多目标的优化,下面将详细阐述此算法。

#### 3.1 小生境技术

小生境技术是从遗传变异算法中改进得来的,其思想来源是生物个体在有限的同一个生存环境中,每个生物个体为了自身的生存延续,在它们相互之间需要进行生存竞争来保证自己得到有限的资源。在小生境技术的具体算法中,通过设置排挤因子,利用每个成员个体之间的进化排挤作用,将所有成员个体分类并形成自己的小环境,这样通过每个个体小环境的形成来保持个体的多样

性。

在具体的算法中,首先需要设定每个个体  $i$  在其中一个目标函数条件下的适应度用  $f_i$  表示,并用  $m_i$  来表示第  $i$  个个体的小生境的数目,其值也表示个体  $i$  的生成小生境的聚集程度。可以看出,  $m$  的数值越大则相对应的第  $i$  个个体的聚集程度也就很高。其中,  $m_i$  值的具体计算公式为:

$$m_i = \sum_{j \in Pop} sh[d(i, j)] \quad (5)$$

式中,  $Pop$  表示的是个体所属的群体,  $d(i, j)$  表示的是第  $i$  个个体和第  $j$  个个体之间的距离值,也可以成为是个体之间的相似度。其中的  $sh[d]$  函数的定义式为:

$$sh[d] = \begin{cases} 0 & d > \sigma \\ 1 - d/\sigma & d < \sigma \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $\sigma$  表示的是个体形成的小生境的半径,其值与个体对某个目标函数的适应程度  $f_i$  成反比,一般地,其公式描述为:

$$\sigma = (1/(\alpha \sqrt{2\pi})) e^{-f_i^2/2\alpha^2} \quad (7)$$

式中,  $\alpha$  表示的是解集分布度函数的标准方差,其值与对适应程度  $f_i$  的变化速度成反比,通过控制  $\alpha$  值的大小来调节个体间的影响程度。即将  $\alpha$  取较小的值,则其对适应程度  $f_i$  的影响使得适应程度  $f_i$  变化较快,这样就使得解集中距离较近的最优解相互间的影响不会很大,这样可以保证个体的密度值能够反映解集真实的分布均匀和复杂分布情况。然而如果将  $\alpha$  取较大的值,那么其值会直接影响适应程度  $f_i$ ,造成解集之间的联系不紧密,不是平稳过渡变化的,因此  $\alpha$  的值与解集的分布均匀性和紧密程度直接相关,所以可以通过对个体进行小生境技术形成个体环境,并选取合适的  $\alpha$  值,就能保证解集的非均匀性。

### 3.2 小生境网格进化算法

在电力系统多目标优化问题中,出现的解集不均匀的情况只是局部的不均匀问题,其解集空间的整体分布是比较良好的。传统的方法没有将解集作为一个整体进行考虑,导致最终解集的分布度不理想。小生境网格进化算法就是为了保证解集整体的分布程度,将最终解集空间分割成多个尽可能最小的网格,以此来保证解集的分散性。

小生境网络的构建采用的是构造集的分配方式,通过回溯方法将个体比较后进行分配。网络集合的生成过程具体可描述为:

(1) 设置初始网络集合  $M$ , 以及初始的分配集合为  $N$ , 且将两个集合初始化为  $M = N$ ,  $N = \phi$ ;

(2) 从设置的初始网络集合  $M$  中任意选取一个个体  $i$ , 并将此个体从网络集合  $M$  中删除, 即设置  $M = M - \{i\}$ , 同时设置并初始化一个空集合  $C$ , 初始化为  $C = \phi$ ;

(3) 再次从网络集合  $M$  中选取一个个体  $j$ , 即  $j \in M$ , 将新选取的个体  $j$  与前一个体  $i$  作比较, 如果比较得到的是  $i > j$ , 那么选取后一个体  $j$  并将其加入到新建集合  $C$  中, 具体公式为:

$$C = C \cup \{j\} \quad (8)$$

(4) 将上述得到的新建集合  $C$  与网络集合  $M$  作差合并, 即  $M = M - C$ , 然后选取一个个体  $k \in M$ , 并设定  $k > i$ , 并将结果存放到集合  $N$  中, 具体为:

$$N = N \cup \{i\} \quad (9)$$

(5) 按照上述方法重复迭代循环执行步骤(2)到步骤(4)的操作, 并对网络集合进行判断, 如果网络集合  $M$  变成空集合, 则结束操作。

对网络集合实行迭代算法后, 继续采用进化算法对解集进行优化, 将集合采用进化算法:

$$h(f_i, M) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{f_i}{Mg}\right)^\alpha & f_i \leq Mg \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $M$  是循环迭代的得到的网络集合,  $g$  是个体生成的小生境数目。通过这些电力系统多目标优化算法得到最终的电力系统多目标优化的解集为:

$$\bigcap_{i \in M} (f_i(\bar{x}) = f_i(\bar{x}^*)) \quad (11)$$

$$F = \{X \in N^m \mid \begin{matrix} g_i(X) \geq 0, i = 1, 2, \dots, k; \\ h_j(X) = 0, j = 1, 2, \dots, l \end{matrix}\} \quad (12)$$

这样, 通过采用小生境技术对多目标的解集分布不均匀性进加以保证, 并采取网络进化算法来完成解集的有序分散分布, 利用个体之间的排挤进化作用完成多目标的优化, 保证了电力系统多目标优化解集非均匀性以使其准确反映



真实解的复杂分布情况。

## 4 仿真及结果分析

文中主要针对电力系统多目标优化的非均匀解集的情况,提出了小生境网格进化算法以保证电力系统多目标优化解集的分布多样性。为验证此方法的性能,现设计仿真进行验证,并同时采用传统方法进行实验,将实验结果对比分析。

仿真采用的是 Visual C++6.0 软件进行编程实现并实验运行的。具体设计的实验参数是:

重叠率: 0.7;

网格进化步长: len, 其中的 len 是总的多目标函数的个数; 网格最大格数: 200; 进化最大次数: 200。

实验选取的目标函数分别为:

$$\begin{aligned} f_1(x) &= 1 - \exp(-3x_1) \sin^5(4\pi x_1) \\ f_2(x) &= g(x_2) \left( 1 - \left( \frac{f_1(x)}{g(x_2)} \right)^3 \right) \end{aligned}$$

约束条件函数为:

$$g(x_2) = 1 + 10x_2$$

其中, 要求  $x_1 \in [0, 1]$ ,  $x_2 \in [0, 1]$ , 且此目标函数的解集分布不均匀。

分别采用传统方法和小生境网格进化算法多此多目标函数进行优化, 记录优化结果, 将优化得到的解集与函数实际的真实解集作比较, 将优化结果与真实解集的接近程度用优化准确度  $S$  表示, 则根据定义得到优化准确度  $S$  的计算公式为:

$$S = \left| \frac{|F(x) - F(\bar{x})|}{F(x)F(\bar{x}) - 2(F(x) - F(\bar{x}))} \right| \times 100\% \quad (13)$$

其中,  $F(x)$  是多目标函数的真实解集,  $F(\bar{x})$  是通过多目标函数优化算法得到的最优解集。在 Visual C++ 软件中运行得到的优化结果如图 1、图 2 和图 3 所示。



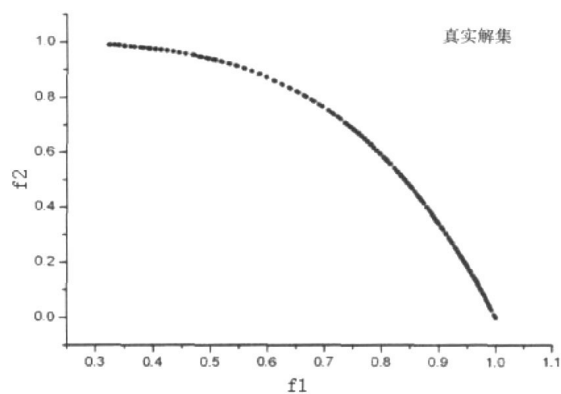


图 1 真实解集

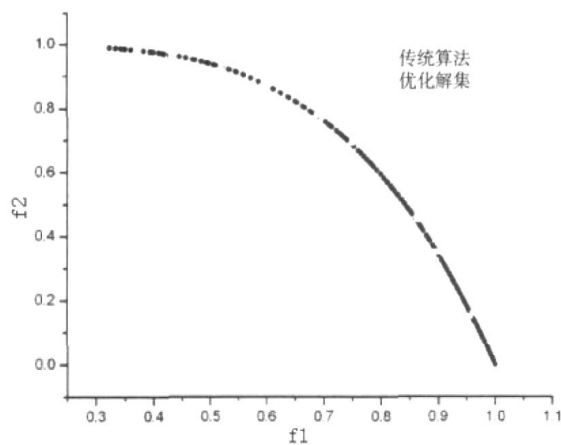


图 2 传统优化算法的解集

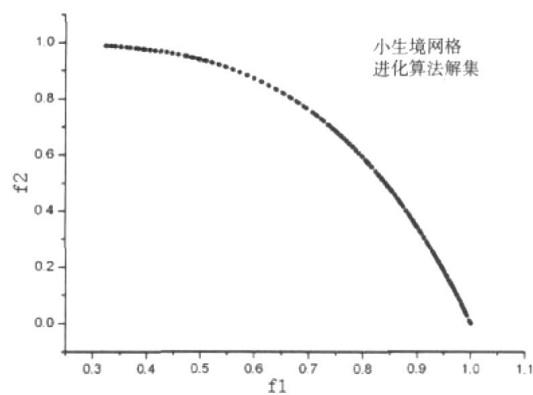


图 3 小生境网格进化算法的解集

根据各种优化方法得到的解集以及真实解集，利用式 (13) 计算优化准确度，并将得到的数据列表比较：

表 1 优化准确度对比表

算法	传统算法	小生境算法
优化准确度	67.7%	94.8%

由上述实验结果可知，传统的电力系统多目标优化算法，只是机械地将电力系统多目标优化问题通过加权算法转换成单目标算法，为了保证各个目标函数的最优化，需要将解进行折中选取，这样就造成了解集不均匀的电力系统多目标优化时会出现优化解集不能准确反映真实解集的情况，由实验结果可知，得到的解集优化准确度仅为 67.7%。而提出的小生境网格进化算法，利用小生境技术通过个体间的进化排挤运算保证了解的不均匀性，同时采用网格进化算法保证了解集的紧密程度，使最后得到的解集更逼近真实解，由表 1 实验结果数据可知，此方法使得电力系统多目标优化的优化准确度提升到了 94.8%，显然优化效率和质量优于传统方法，验证了此方法的高性能。

5 结束语

提出一种小生境网格进化算法来解决电力系统多目标优化中的解集非均匀问题。提出小生境技术，并在算法中设置排挤因子，利用个体间的进化排挤作用形成小的个体环境，通过个体间的相互排挤进化来维持个体解集的分布多样性。实验表明，这种方法能够通过小生境网格进化算法有效解决电力系统多目标优化的解集非均匀问题，最终优化得到的解集更接近真实解，保证解集的非均匀分布。

参考文献

[ 1 ] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [ J ] . IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6 ( 2 ) .

[ 2 ] Zitzler E, Thiele L, Laumanns M, et al. Performance assessment of

- multiobjective optimizers: an analysis and review [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7 (2): 117–132.
- [3] 陶新民, 刘玉, 付丹丹, 等. 混合变异克隆选择多目标优化算法 [J]. 计算机仿真, 2011 (10): 199 – 203.
- [4] Marvin N, Bower M, Rowe J E. An evolutionary approach to constructing prognostic models [J]. Artificial Intelligence in Medicine, 1999, 15 (2): 155–165.
- [5] 陆青, 梁昌勇, 杨善林, 等. 面向多模态函数优化的自适应小生境遗传算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22 (1): 91 – 97.