

基于改进布谷鸟搜索算法的机组组合优化模型

为了获得更加理想的机组组合方案，提出一种改进布谷鸟算法的机组组合优化模型。首先建立机组组合的数学优化模型；然后采用布谷鸟算法对该数学模型进行求解，得到最优机组组合方案，同时为了解决标准布谷鸟搜索算法存在的不足，引入选择性淘汰策略和决策域策略，加快搜索速度和寻优能力；最后采用3机组和10机组组合问题对其性能进行仿真测试。仿真实验结果表明，改进布谷鸟算法具有更快的求解速度和求解准确度，获得了更优的机组组合方案。

韩艳赞 马 琰/河南工业职业技术学院



韩艳赞/讲师

随着我国电网规模越来越大，电力系统安全性和可靠性越来越重要，而机组组合是电网调度中的重要决策过程，可以对电力系统结构进行优化，解决负荷的不确定性和波动性，能够提高大机组的运行效率，同时提高电力系统的经济效益，因此对机组组合问题进行研究可以降低发电成本，提高电力企业的竞争力，具有重要的实际价值^[1-2]。

近年来，针对机组组合问题国内外学者展开了大量的研究，并取得了丰富的研究成果，出现了许多解决该问题的方法^[3]。目前机组组合解决的方法划分为两类：传统解析算法和人工智能算法^[4]。机组组合是一个高维、离散和非线性的工程优化问题，它属于一类NP-Hard完全问题，传统解析算法（如动态规划法）虽然具有较高的求解准确度，但是计算复杂度高、运算量大，随着问题规模的扩大会出现“维数灾+”现象，难以找到问题的最优解^[5]；智能优化算法具有处理约束方便、全局搜索能力强等优点，已经取代了传统解析算法，成为当前机

组组合优化的主要研究工具^[6]。当前应用于机组组合问题的智能优化算法主要有粒子群算法、遗传算法、禁忌搜索算法和模拟退火算法等，并取得了较好的效果^[7-9]。然而在实际应用中，智能优化算法均存在着一些不足，如遗传算法寻优效率低、遗传算子难以确定；粒子群算法难以解决全局搜索与局部搜索之间的平衡，易陷入局部最优，出现早熟收敛的现象；禁忌搜索算法、模拟退火算法的求解准确度低等^[10]。2009年，Yang等人研究布谷鸟的巢寄生繁育行为和昆虫等莱维（Lévy）飞行特性，提出了布谷鸟搜索（CS）算法，其寻优速度要快于其他智能优化算法，已成功应用于求解大量非线性、高维的复杂优化问题，并且取得了较好的效果。

为了获得更好求解的机组组合优化问题，本文提出一种基于改进布谷鸟算法的机组组合优化模型。首先建立机组组合优化问题的数学模型，然后采用改进布谷鸟算法对其进行求解，最后采用具体仿真实验对模型的性能进行仿真测试。仿真结果表明，改进布谷鸟算法具有良好的准确度和全局搜索能力，获得了更加理想的机组组合优化结果，结果证明了本文模型的正确性和优越性。

机组优化的数学模型

1. 目标函数

机组组合问题是指保证正常的运作生产条件下，在给定的调度周期内，节约发电所消耗的燃料费用，找到机组的

关键词/Keywords

机组组合 ·
布谷鸟算法 ·
选择性淘汰策略 ·
决策域策略 ·

起停策略及各机组所带负荷多少的优化问题，其数学模型为

$$\min F = \min \sum_{i=1}^N F_i(P_i) \quad (1)$$

式中， F 为总的发电费用； F_i 为第 i 台发电机的发电费用； N 为系统内发电机的总数； P_i 为第 i 台发电机的有功功率。

通常情况下， F_i 可以近似描述为

$$F_i = a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i \quad (2)$$

式中， a_i 、 b_i 和 c_i 分别为第 i 台发电机的运行特性参数。

在实际情况中，进气阀突然开启时会产生阀点效应，而且机组组合最优分配的求解影响十分明显，为此，考虑阀点效应后的耗能特性为

$$F_i = a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i + E_i \quad (3)$$

$$E_i = |e_i \sin(f_i(P_{i\min} - P_i))| \quad (4)$$

式中， e_i 、 f_i 为第 i 台发电机的阀点效应系数； $P_{i\min}$ 为第 i 台发电机的最小出力^[11]。

2. 约束条件

机组组合问题需要满足的基本约束条件包括电力平衡约束和发电机组的运行约束两类，具体如下。

1) 电力平衡约束为

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_L + P_D \quad (5)$$

式中， P_L 为系统负荷； P_D 为系统网损。

当电力系统网络覆盖密集时，可以忽略网损，本文忽略了系统网损。因此，电力平衡约束简化为

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_L \quad (6)$$

2) 机组技术出力约束

$$P_{i\min} \leq P_i \leq P_{i\max} \quad (7)$$

式中， $P_{i\min}$ 、 $P_{i\max}$ 分别是机组的出力最小值和最大值。

综上所述，机组优化数学模型可以描述为

$$\begin{aligned} \min F &= \min \sum_{i=1}^N F_i(P_i) \\ \text{s. t.} & \begin{cases} F_i(P_i) = a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i + E_i \\ \sum_{i=1}^N P_i = P_L + P_D \\ P_{i\min} \leq P_i \leq P_{i\max} \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

改进布谷鸟算法

1. 标准布谷鸟算法

受布谷鸟的繁殖行为和动物Lévy飞行特性的启发，Yang等人于2009年创立了CS算法，设定以下三个理想的状态：

1) 每只布谷鸟一次只产一个蛋，并随机地选择鸟巢进行孵化。

2) 在随机选择的一组鸟巢中，高质量鸟巢将会被保留至下一代。

3) 布谷鸟可以选择的宿主鸟巢数量 n 是固定的，放置在宿主鸟巢中的布谷鸟蛋被主人发现的概率是 $p_a \in [0,1]$ 。

在这三个理想状态的基础上，布谷鸟寻巢的路径和位置更新公式如下

$$X_i^{k+1} = X_i^k + \alpha \oplus \text{Lévy}(\lambda) \quad (9)$$

式中， X_i^k 和 X_i^{k+1} 分别为第 i 个鸟巢在第 k 代和第 $k+1$ 代时的位置向量； $\oplus$ 为点对点乘法； $\text{Lévy}(\lambda)$ 为Lévy飞行随机搜索路径； α 为路径长短调节因子。

Lévy飞行随机搜索路径与时间 t 的关系服从概率密度函数（Lévy分布），即

$$\text{Lévy} \sim u = t^{-\lambda} \quad 1 < \lambda \leq 3 \quad (10)$$

式中， λ 为幂次系数。

2. 布谷鸟算法的改进

(1) 选择性淘汰策略

在CS算法工作过程中，大部分鸟巢采用随机淘汰策略，当一些有重要的优化信息未被充分利用鸟巢被淘汰掉后，对搜索路径、搜索效率以及收敛速度产生不利影响，为了解决该不足，本文在保持CS算法每一代随机淘汰策略的同时，有目的地增加选择性淘汰策略，淘汰差的鸟巢，保留好的鸟巢，提高其搜索效率和收敛速度，选择性淘汰策略主要利用式（11）实现

$$X_{i,\text{newnest}}^k = X_{i,\text{pnest}}^k + c(X_{i,\text{pnest}}^k - X_i^k) \quad (11)$$

式中， $X_{i,\text{pnest}}^k$ 、 X_i^k 和 $X_{i,\text{newnest}}^k$ 为不同列策略下不同时刻鸟巢的位置向量。

(2) 决策域策略

CS算法的搜索策略极具随机性，搜索步长时长时短，搜索方向随机而变，易从一个区域飞

跃到另一个区域, 具有较好的全局搜索能力, 但局部搜索能力较弱, 导致后期收敛速度慢和收敛准确度低, 为此本文提出一种决策域精细搜索策略, 具体如下

$$X_{i,jcnest}^k = X_{i,pnest}^{n,k} + \frac{\|X_{best}^k - X_{worst}^k\|}{\sqrt{d}} \times [\text{rand}(1,d) - 0.5] \quad (12)$$

式中, $X_{i,jcnest}^k$ 为第 k 代布谷鸟 i 在其决策域精细搜索到的鸟巢位置; $X_{i,pnest}^{n,k}$ 为第 k 代布谷鸟 i 经选择性淘汰策略得到的新最优鸟巢位置; X_{best}^k 和 X_{worst}^k 分别为当前适应度最好和最差鸟巢位置; $\|X_{best}^k - X_{worst}^k\|$ 为 X_{best}^k 与 X_{worst}^k 两点间的距离; $\text{rand}(1,d)$ 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

改进布谷鸟算法的机组组合问题求解

改进布谷鸟算法的机组组合问题求解步骤如下:

1) 初始化布谷鸟算法的参数, 主要包括鸟巢数量、算法参数以及鸟巢的初始位置等, 其中鸟巢的初始位置表示一种机组组合的可行解。

2) 计算各鸟巢位置相应的适应度值, 确定当前的最优鸟巢位置及其适应度值。

3) 利用Lévy飞行机制式(9)和式(10)对鸟巢位置进行更新, 得到一组新的鸟巢位置。

4) 计算各鸟巢位置相应的适应度值, 经过比较后更新各鸟巢的历史最优位置。

5) 用随机数 $r \in [0,1]$ 与 $p_a \in [0,1]$ 对比, 概率较小 ($r \leq 0.25$) 的鸟巢位置会被保留下来, 其他被随机替换, 得到一组新的鸟巢位置。

6) 计算各鸟巢位置相应的适应度值, 得到各鸟巢的 $X_{i,pnest}^k$, 并从该位置出发继续按Lévy飞行搜索到自身的当前位置 $X_i^{r,k}$, 经比较后得到各鸟巢新的当前最优位置 $X_{i,pnest}^{r,k}$ 。

7) 根据式(11)对 $X_{i,pnest}^k$ 进行选择性淘汰, 如果 $X_i^{r,k} = X_{i,pnest}^{r,k}$, $X_{i,pnest}^k$ 被保留下来; 否则 $X_{i,pnest}^k$ 将会被淘汰, 并根据式(11)产生新的鸟巢位置 $X_{i,newnest}^k$ 来替换 $X_{i,pnest}^k$ 。

8) 计算各鸟巢位置相应的适应度值, 经过比较后得到各鸟巢的当前最优位置 $X_{i,pnest}^{n,k}$, 以及群体中当前适应度最好和最差鸟巢位置 X_{best}^k 和 X_{worst}^k 。

9) 以 $X_{i,pnest}^{n,k}$ 为中心形成一组决策域, 根据式

(12) 在各决策域内精细搜索到新的鸟巢位置 $X_{i,jcnest}^k$ 。

10) 如果满足算法的终止条件, 那么根据鸟巢最优位置得到最优机组组合方案; 否则跳转步骤2), 继续执行。

算例分析

1. 实验环境

为了测试改进CS法在机组组合优化过程中的有效性, 在CPU为酷睿双核3.0 GHz、4GB RAM和Windows XP操作系统的计算机上, 采用Matlab 2010工具箱编程, 选择3机组和10机组算例进行仿真测试, 为了使改进布谷鸟搜索(MCS)算法的结果更具说服力, 选择标准布谷鸟搜索算法(CS)进行对比实验。

2. 结果与分析

(1) 3机组实验

采用CS和MCS算法对3机组机组组合问题进行仿真实验, 测试结果如表1所示, 其收敛曲线比较如图1所示。从表中可以看出, 相对于CS算法, MCS可以获得更高的准确度机组组合方案。实验结果表明, MCS较好地解决了CS算法存在的不足, 提高了全局搜索能力和局部搜索能力。从图1可知, MCS算法可以获得比CS更优的收敛速度, 大幅度降低了发电成本, 而且CPU运行时间更小,

表1 3机组的测试结果比较

算法	总负荷/MW	总费用/\$	CPU时间/s
CS	500	5 225.47	0.75
MCS	500	5 078.20	0.68

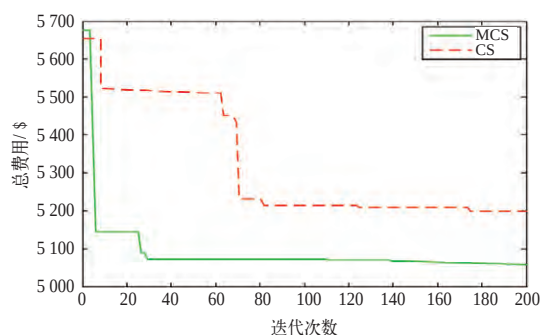


图1 3机组CS和MCS的收敛曲线比较

加快了问题求解的速度，提高了电力系统的工作效率。

(2) 10机组实验结果

采用MCS和CS算法对10机组机组组合问题进行仿真对比实验，取30次优化计算的最优结果作为最终结果，仿真实验结果如表2所示，其收敛曲线比较如图2所示。从表2和图2实验结果可知，相对于CS，MCS的收敛速度明显加快，而且获得解的质量更高，这主要是由于MCS算法在CS算法中引入选择性淘汰策略和决策域策略，具有比CS算法更强的寻优能力，在搜索过程中可以更准确地向最优值移动，也更适用于求解复杂的机组组合优化问题。

表2 10机组的测试实验结果比较

算法	总负荷/MW	总费用/\$	CPU时间/s
CS	2 500	7 100.72	2.72
MCS	2 500	6 803.55	2.05

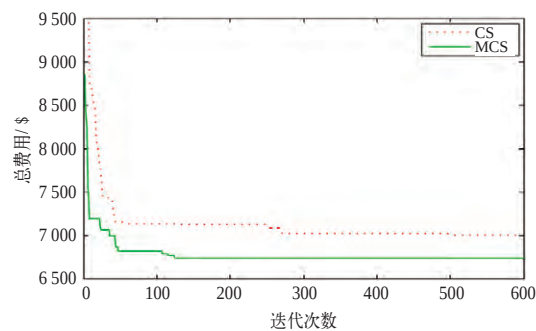


图2 10机组CS和MCS的收敛曲线比较

结束语

针对CS算法存在的不足，从选择性淘汰策略和决策域策略这两方面对其进行改进，并应用于求解电力系统机组组合问题，采用不同规模机组进行仿真测试，结果表明，MCS算法拥有比CS算法更快的收敛速度、更高的收敛准确度和更好的鲁棒性，且在解决电力系统机组优化组合问题时获得了比较好的效果，实际结果令人满意，可以广泛应用于电力系统工程中。

参考文献

[1] Tuohy A, Meibom P, Denny E, et al. Unit

commitment for systems with significant wind penetration [J]. IEEE Transactions on Power System, 2009, 24 (2) : 592-601.

[2] Ummels B C, Gibescu M, Pelgrum E, et al. Impacts of wind power on thermal generation unit commitment and dispatch [J]. IEEE Transactions on Energy Conversim, 2007, 22 (1) : 44-51.

[3] 汪洋, 夏清, 康重庆. 机组组合算法中起作用整数变量的辨识方法 [J]. 中国电机工程学报, 2010, 30 (13) : 46-52.

[4] 江全元, 张铭泽, 高强. 考虑交流潮流约束的机组组合并行解法 [J]. 电工技术学报, 2009, 24 (8) : 120-126.

[5] 李晓磊, 周京阳, 于尔铿, 等. 基于动态搜索线性混合整数法的机组组合新算法 [J]. 电力系统自动化, 2008, 32 (21) : 18-21, 76.

[6] 白晓清, 韦化. 内点半定规划法求解含机组组合动态最优潮流 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2011, 23 (6) : 67-75.

[7] 陈焯, 赵国波, 刘俊勇, 等. 用于机组组合优化的蚁群粒子群混合算法 [J]. 电网技术, 2008, 32 (6) : 52-56.

[8] 黎静华, 韦化. 基于模式搜索算法的电力系统机组组合问题 [J]. 电工技术学报, 2009, 24 (6) : 121-128.

[9] Liao Daqian, Du Tingsong. Improvement on particle swarm optimization method solving unit commitment dispatch in the power system considering the valve-point effect [C]. 2012 the 3rd International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering, 2012: 323-326.

[10] 韩民晓, 马杰, 姚蜀军, 等. 改进的遗传算法辨识综合负荷模型 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2011, 23 (6) : 78-83.

[11] 蒋秀洁, 龚学会, 李沧. 基于MATLAB的计及阀点效应的有功功率经济分配 [J]. 电力学报, 2008, 23 (6) : 467-469.

(收稿日期: 2015-02-10) EA