

控制与决策

Control and Decision



基于改进烟花算法的并联冷机负荷分配优化

于军琪, 王福, 赵安军, 刘奇特

引用本文:

于军琪, 王福, 赵安军, 等. 基于改进烟花算法的并联冷机负荷分配优化[J]. 控制与决策, 2021, 36(11): 2618–2626.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0823>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于混沌“微变异”自适应遗传算法

Adaptive genetic algorithm based on chaos “micro variation”

控制与决策. 2021, 36(8): 2042–2048 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0319>

嵌入Circle映射和逐维小孔成像反向学习的鲸鱼优化算法

Whale optimization algorithm for embedded Circle mapping and one-dimensional oppositional learning based small hole imaging

控制与决策. 2021, 36(5): 1173–1180 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1362>

基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题

State transition algorithm based on normal cloud model for solving multi-objective flexible job shop scheduling problem

控制与决策. 2021, 36(5): 1181–1190 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1233>

基于FWADE-ELM的短时交通流预测方法

Short-term traffic flow forecasting based on hybrid FWADE-ELM

控制与决策. 2021, 36(4): 925–932 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1103>

基于FWADE-ELM的短时交通流预测方法

Short-term traffic flow forecasting based on hybrid FWADE-ELM

控制与决策. 2021, 36(4): 925–932 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1103>

基于改进烟花算法的并联冷机负荷分配优化

于军琪^{1†}, 王 福¹, 赵安军¹, 刘奇特²

(1. 西安建筑科技大学 建筑设备科学与工程学院, 西安 710055; 2. 陕西省现代建筑设计研究院, 西安 710055)

摘 要: 针对并联冷机负荷分配优化问题提出一种改进烟花算法,以并联冷机系统功耗最小为优化目标,以每台冷机的部分负荷率作为优化变量进行求解.在改进烟花算法中,首先针对基本烟花算法搜索初始解不均匀问题,提出基于混沌初始化的变量定义方法;然后针对高斯突变不利于跳出局部最优问题,采用变异范围更大的莱维飞行变异方法,提高了基本烟花算法的搜索能力;最后针对改进的烟花算法,以两个并联冷机系统测试案例对所提出的改进烟花算法性能进行测试,并与其他优化算法的结果进行对比.实验表明,相比于其他算法,改进烟花算法可以得到较优的运行策略,具有较好的节能效果.

关键词: 负荷分配; 并联冷机; 改进烟花算法; 混沌初始化; 莱维飞行变异

中图分类号: TU831.6

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0823

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 于军琪,王福,赵安军,等.基于改进烟花算法的并联冷机负荷分配优化[J].控制与决策,2021,36(11):2618-2626.

Load distribution optimization of parallel chillers based on improved firework algorithm

YU Jun-qi^{1†}, WANG Fu¹, ZHAO An-jun¹, LIU Qi-te²

(1. School of Building Science and Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China; 2. Shaanxi Model Architectural Design & Research Institute, Xi'an 710055, China)

Abstract: An improved firework algorithm is proposed to achieve load distribution optimization of parallel chillers. Achieving lowest energy consumption of the parallel chiller system is the optimization goal and the partial load rate of each chiller is used as an optimization parameter. In the improved firework algorithm, a variable definition based on chaotic initialization is proposed to solve the problem of non-uniformity of initial solutions. To solve the problem of Gaussian mutation which can not jump out of the local optimization, the Levy flight variation method, which has a larger variation range, is used to improve the searching ability of the basic firework algorithm. To verify the feasibility and effectiveness of the proposed algorithm, two cases using parallel chiller systems are tested and compared with other algorithms. The experimental results show the improved fireworks algorithm can search for a better operating strategy and save more energy.

Keywords: load distribution; parallel chiller system; improved fireworks algorithm; chaos initialization; Levy flight mutation

0 引 言

近年来,中央空调系统在大型公共建筑中应用越发广泛,而中央空调系统的能耗占建筑总能耗的一半以上.冷水机组作为中央空调系统中重要的设备组成部分,其能耗约占空调系统总能耗的40%^[1].为满足用户不同的负荷需求,可以调控由不同容量和不同特性的冷机组成并联冷机系统的运行工况,从而提高系统的灵活性^[2].研究并联冷机系统的运行优化策

略,降低冷机的运行能耗成为空调节能的重要研究内容.

近年来,众多研究者针对冷水机组负荷分配(optimal chiller loading, OCL)问题作了大量的研究. Chang等^[3-4]针对此问题分别采用了拉格朗日法(lagrange method, LM)和遗传算法(genetic algorithm, GA)以并联冷机系统能耗最小为目标进行优化求解,实验结果表明:GA解决了LM在低需求下不能收敛

收稿日期: 2020-06-22; 修回日期: 2020-08-17.

基金项目: 陕西省重点研究计划项目(2017ZDL-SF-16-5); 国家重点研发计划项目(2017YFC0704104-03).

责任编委: 陈家伟.

[†]通讯作者. E-mail: junqiyu@126.com.

的问题,但在能耗方面平均增加了0.4%。Chang等^[5]又采用模拟退火算法(simulated annealing, SA)完成了OCL问题的求解,为了克服LM在面对非凸函数功率模型时存在的缺陷,将冷冻水供水温度作为解耦系统的变量,结果表明该方法可以快速产生精度较高的结果。此后,随着元启发式算法的发展,大量研究者相继采用该类算法用于OCL问题的求解。Lee等^[6]和Ardakani等^[7]将粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)和连续遗传算法(continuous genetic algorithm, CGA)应用于OCL问题的求解,与传统遗传算法相比,均降低了系统整体能耗。随后, Lee等^[8]采用差分进化算法(differential evolution, DE)对该问题进行求解,能够找到等优解。Coelho等^[9-10]提出了改进萤火虫算法(improved firefly algorithm, IFA)和差分布谷鸟搜索算法(differential evolution cuckoo search algorithm, DCSA)并应用于OCL问题,两种算法求解的系统运行策略比其他算法的系统能耗更低。近期Zheng等^[11]提出了改进入侵杂草优化算法(improved invasive weed optimization, EIWO)解决此问题,相比于现有的优化结果,该算法能够找到较好的运行策略,并且在收敛性方面具有较强的竞争性。随后, Zheng等^[12]根据中央空调系统实际情况,将冷却塔运行能耗计算在内,以冷机和冷却塔的总能耗最低为目标,将改进人工鱼群算法(improved artificial fish swarm algorithm, IAFSA)应用于该目标的求解。实验结果表明, IAFSA算法具有良好的收敛性,且能取得良好的节能效果。综上所述,应用于OCL问题的求解方法从数学规划求解方法到元启发式算法,在求解过程中也会考虑到中央空调系统运行的实际情况,并且这些算法对于OCL问题的求解具有较好的效果。但是,在并联冷机系统部分负荷率的确定中,大部分元启发式算法的求解过程是在集中搜索环境中搜索的结果,搜索效率相较于分布式搜索过程较慢,因此研究并行式的搜索算法对于提高搜索效率有着较为重要的意义。

Janecek等^[12]在2010年提出一种新的元启发式算法——烟花算法(fireworks algorithm, FWA),该算法是一种并行搜索方式,对计算问题的要求低,因此被广泛应用于各种问题的求解。随后文献[13]将FWA应用于非负矩阵因子的初始化问题上,相比于GA和PSO算法,FWA的求解过程具有更好的收敛效果。文献[14-16]将改进的FWA应用于演化计算,实验结果表明改进后的FWA在时间复杂度上更优,全局收敛性更好。文献[17]在自适应烟花算法的基础上提出

一种基于最优烟花信息更新下的自适应单目标烟花算法,实验表明具有较好的效果。文献[18]结合差分进化(DE)和烟花算法(FWA)优势,提出一种新型的混合算法(hybrid fireworks optimization method with differential evolution operators, FWA-DE)。同时烟花算法在其他领域中也有着众多的应用,例如特定谐波的消除^[19],桁架的质量最小化问题^[20],多卫星控制资源的调度^[21]问题等。综上所述,烟花算法对于寻优问题的求解具有显著效果,因此本文将其应用于OCL问题的求解。

1 问题描述

多冷机系统由两个或多个冷水机组组成,它们通过并联或串联管道连接到一个共同的分配系统^[22],冷机系统可以调整本身的负荷大小,使得每台冷机运行在最优工况点。如图1所示,冷水机组可以调整本身的负荷大小以满足末端基本负荷需求,使并联冷机系统运行在最佳性能下。

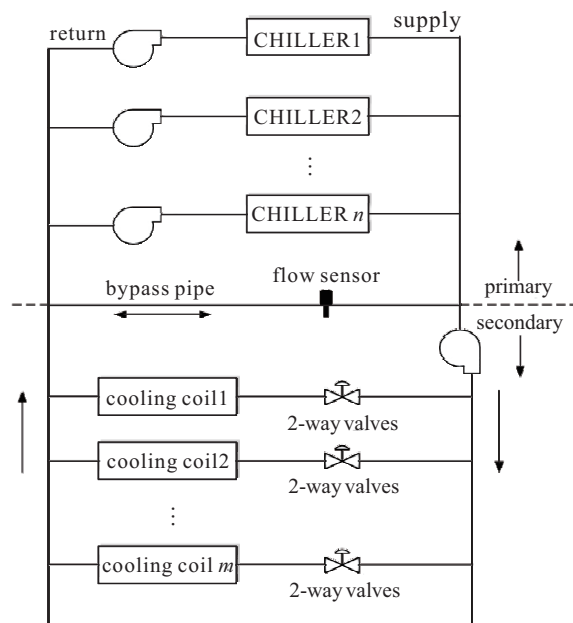


图1 系统结构

每台冷机的额定容量和能耗性能都不同,通过控制供回水管道阀门的开度调节水流量,可以将系统的末端需求负荷分配给每一台冷机,满足系统的负荷需求。该冷机系统在空调方面的应用具有较稳定的控制效果。

在制冷系统中,当制冷机组的总功率最小且满足末端负荷需求时,系统性能最佳^[23]。而并联冷机的负荷分配问题就是在满足末端负荷需求的前提下,通过调整并联冷机负荷分配以达到节约能耗的目的。在一定的湿球温度下,离心式冷机的功率可以表示为部分负荷率(part load ratio, PLR)的凸优化函数^[23],有

$$P_i = a_i + b_i \text{PLR}_i + c_i \text{PLR}_i^2 + d_i \text{PLR}_i^3. \quad (1)$$

其中: PLR_i 为第 i 台冷机的部分负荷率, a_i 、 b_i 、 c_i 、 d_i 为第 i 台冷机本身的性能参数, P_i 为第 i 台冷机的能耗.

整个冷机系统的最优分配问题就是在满足末端负荷需求的前提下达到能耗最小;并且考虑到每台冷机的制冷能力会存在差异,所有冷机的制冷量之和应该满足所需制冷量;结合制造商给出的建议,冷水机的部分负荷率(PLR)应该不小于0.3. 在系统问题的描述中,可以用下式表示:

$$\begin{cases} P_{\text{total}} = \sum_{i=1}^n P_i, \\ \text{Obj}_j = \min(P_{\text{total}}), \\ \text{CL} = \sum_{i=1}^n \text{PLR}_i Q_i, \\ \text{PLR}_i \in (0.3, 1). \end{cases} \quad (2)$$

其中: P_{total} 为冷水机组的总功耗, n 为并联冷机的台数, Obj_j 为冷机系统的目标最小功耗, CL 为冷机系统的制冷量, Q_i 为第 i 台冷水机的额定制冷量.

2 改进烟花算法

FWA 是一种模拟随机搜索算法,模拟烟花在一定空间内火花爆炸,从而在全局范围内搜索到一个较优解的过程. 其基本实现过程包括初始化烟花种群、爆炸火花生成、变异火花生成、越界映射和迭代选择等,直至搜索到最优解或者达到最大迭代次数,然后终止迭代搜索.

与所有元启发式算法一样,FWA 在搜索过程中易陷入局部最优的问题. FWA 在爆炸半径的计算过程中采用简单的线性计算过程,随着迭代次数的增加,烟花算子的搜索半径较小,但是搜索区域没有变化,导致烟花算子不能够在小区域内有效搜索,而陷入局部最优值. 针对FWA的这一缺陷,采用非线性递减的计算方式更新每次迭代的烟花爆炸半径,提高算法的局部搜索能力. 同时,针对FWA初始化和变异火花方式进行改进,提出一种改进的烟花算法(improved fireworks algorithm, IFWA).

应用改进烟花算法求解OCL问题时,以并联冷机能耗最小为优化目标,并联冷机的PLR序列作为优化变量,末端负荷需求作为约束条件. 其求解迭代过程如图2所示,具体步骤如下.

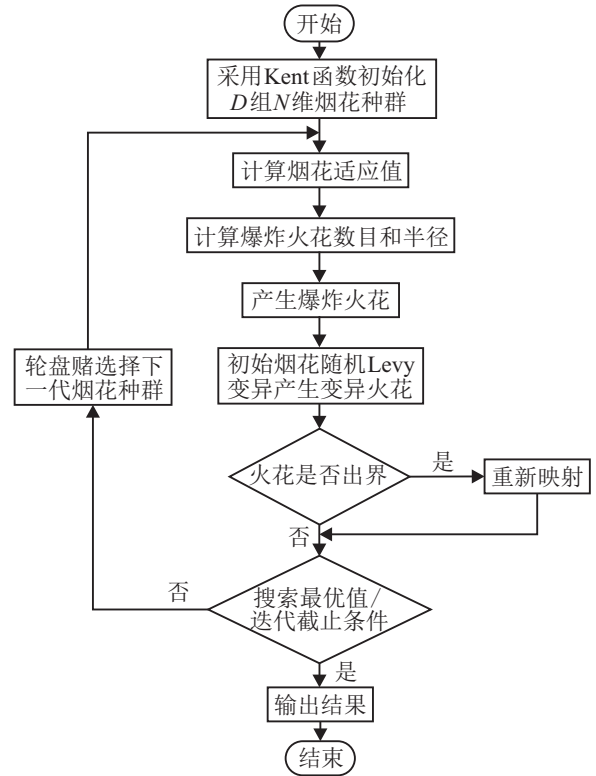


图2 改进烟花算法流程

2.1 初始化

烟花爆炸初始化采用Kent混沌映射函数定义,保证初始烟花在搜索区域均匀分布^[24]. 算法开始时,初始化 M 组随机数序列作为迭代计算烟花算子的初始值. 设 $x_{ij} = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iD}) (1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq D)$ 为第 i 个烟花当前的位置,可以用下式定义初始化烟花:

$$b(i+1) = \begin{cases} \frac{b(i)}{p}, & 0 < b(i) \leq p; \\ \frac{1-b(i)}{1-p}, & p < b(i) \leq 1; \end{cases} \quad (3)$$

$$x_i = (x_{\max} - x_{\min})b_i + x_{\min}. \quad (4)$$

其中: M 为种群密度; D 为搜索空间维数; x_{ij} 为第 i 个烟花在第 j 维搜索空间的分量,分量的区间为 $[x_{\min}, x_{\max}]$; $b(i)$ 为混沌变量, $b(i) \in (0, 1)$, $i = 1, 2, \dots, n$; p 为混沌函数控制参数.

在本次研究中取 p 为0.4时,设定 $b(0)$ 为0.08,绘制了Kent映射函数迭代400次的遍历图(见图3),并与Rand随机函数生成的遍历图进行对比(见图4),可以看出在整体遍历中,相比于Rand随机生成函数,Kent函数生成的随机数在 $[0, 1]$ 之间分布更加均匀.

OCL问题是一个连续优化的问题,适合于十进

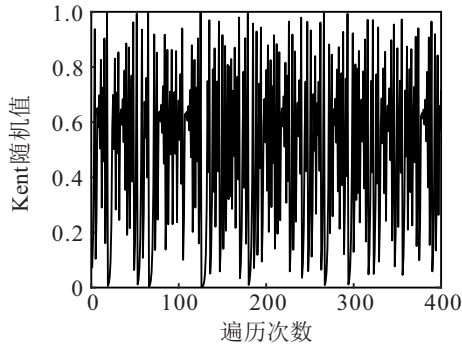


图3 Kent映射遍历

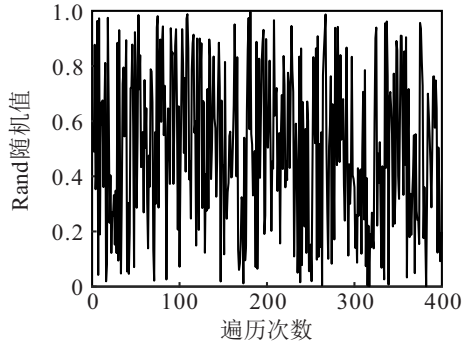


图4 Rand映射遍历

制编码,在此设定由冷水机组的PLR序列组成的向量表示每个烟花的位置,这些烟花的位置表示初始种群烟花.利用下式随机生成 N 组冷水机组的PLR序列:

$$\text{PLR}(i, j) = 0.3 + b(i+1)(1-0.3). \quad (5)$$

其中: $j \in (1, D)$, $i \in (0, M-1)$, $b(i+1)$ 是混沌随机变量,用来调整生成0到1之间的随机数.

2.2 计算适应度值

为了量化烟花算子在解决OCL问题的效果,采用下式计算种群中每个烟花的适应度:

$$\text{Fit}_j = \text{Obj}_j + \text{penal}(\text{Er}_j)^2. \quad (6)$$

其中: Fit_j 为第 j 个烟花的适应度值, Obj_j 为第 j 个烟花的目标值, Er_j 为约束条件, Q_0 为末端所需负荷.为了在求解得到最优结果时,保证烟花提供的负荷和末端所需的负荷之差最小,提高搜索精度,设定了惩罚值 penal .约束条件

$$\text{Er}_j = \sum_{i=0}^n (\text{PLR}_i Q_i) - Q_0. \quad (7)$$

2.3 计算爆炸火花

爆炸火花的生成计算过程分为烟花爆炸产生火花数目和火花半径两个过程,分别通过每个烟花的适应度值计算得到.爆炸火花数目可以定义为

$$S_i = m \frac{y_{\max} - f(x_i) + \varepsilon}{\sum_{i=1}^n (y_{\max} - f(x_i)) + \varepsilon}. \quad (8)$$

其中: S_i 为爆炸火花数目, m 为火花数目的控制参数, $y_{\max}$ 为烟花种群适应度的最大值, $f(x_i)$ 为优化函数的目标值, ε 为一个极小的常数.

适应度值较高的火花爆炸半径较小,适应度值较低的火花爆炸半径较大.当爆炸火花的适应度值较高时,当前火花的爆炸半径接近于0,因此爆炸火花与烟花本身的位置非常接近,不能够起到扩散搜索的作用,易陷入局部最优.为解决此问题,在此改进了爆炸烟花的爆炸半径的计算方式.当烟花数量越少时,初始化的值越明显,采用动态的烟花爆炸半径进行优化^[14]可以将爆炸烟花的最优值传递给下一次迭代过程.在此引入动态变化因子,该因子可由动态调整系数 $k(k=1, 2, \dots, 10)$ 调整,并引入当前迭代次数 t 和最大迭代次数 T ,从而可以根据搜索周期动态调整算法的爆炸搜索半径

$$W = \left(1 - \frac{t}{T}\right)^k. \quad (9)$$

在不改变爆炸烟花原始物理意义的前提下,保留了烟花的适应度值,提出了爆炸半径的调整因子.在算法的初始阶段,爆炸火花的半径较大,可以获得较多的资源,有利于在全局中搜索最优值;在算法迭代后期,爆炸的半径会自动调整避免接近于0,确保获得足够的计算资源,有利于提高算法精度,使得算法能够在最优值附近进行充分局部搜索.

$$\mu = A \frac{f(x) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}. \quad (10)$$

其中: A 为每个烟花的爆炸半径, $f(x)$ 为每个烟花的适应度值, $f_{\min}$ 为烟花最小适应度值, $f_{\max}$ 为烟花最大适应度值.

本文引入最小爆炸半径的概念,并加入动态变化系数 w 和爆炸半径调整系数 μ ,这两个因素的乘积可以实现爆炸半径的动态变化,从而在算法执行的开始阶段取得较快的搜索速度,快速实现全局搜索最优解;在搜索的后期爆炸半径变化幅度较小,实现局部搜索的最优解.

$$A = A_{\min} + w\mu. \quad (11)$$

综上所述,烟花爆炸半径定义如下:

$$A = A_{\min} + \left(1 - \frac{t}{T}\right)^k A \frac{f(x) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}. \quad (12)$$

为了避免出现烟花爆炸半径最小化越界的现象发生,对这种情况重新定义,有

$$A_i^k = \begin{cases} A_{\min}^k, & A_i^k < A_{\min}^k; \\ A_i^k, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

为确定每次迭代过程的 $A_{\min}^k$,动态搜索烟花算法提出非线性递减计算方式:

$$A_{\min}^k(t) = A_{\text{init}} - \frac{A_{\text{init}} - A_{\text{final}}}{T} \sqrt{(2T - t)t}. \quad (14)$$

其中: A_{init} 和 A_{final} 分别为开始和最终的爆炸半径的值, T 为最大迭代次数, t 为当前迭代次数. 该非线性递减增强了算法在初期阶段的搜索能力, 即在初始阶段下降的速度更快. 为获取烟花爆炸产生的爆炸火花的位置, 随机选取烟花 x_i 的 z ($z < D$) 个维度, 对于每一个维度的 x_i^k 进行位置偏移得到 x_j^k ($1 \leq j \leq S_i, 1 \leq k \leq z$), 即

$$x_j^k = x_i^k + A_i b(i). \quad (15)$$

2.4 产生变异火花

为保持烟花的多样性, 通常会在初始烟花种群中随机选择烟花个体进行变异, 以此提高种群的多样性. 针对传统变异烟花算子采用高斯变异方式扰动较小的缺陷, 采用了变异范围更大、扰动能力更强的 Levy 变异算子. 相比于高斯分布和柯西分布, Levy 分布波峰更高, 尾翼更加宽大; 因此, Levy 变异算子在变异过程中具有更长的步长, Levy 分布的概率密度函数定义为

$$P_{\alpha, \gamma} = \frac{1}{\pi} \int_0^\alpha \exp(-\gamma q^\alpha) \cos(qz) dz. \quad (16)$$

其中: α 用来控制 Levy 分布图形的锐度, γ 用来控制 Levy 分布图形的尺度, 取值范围分别为 $0 < \alpha \leq 2$, $\gamma > 0$; 当 $\alpha = 1$ 时, Levy 分布等同于柯西分布, 当 $\alpha = 2$ 时, Levy 分布等同于高斯分布^[25]; 对于一般的 α 取值, 通过 Levy 分布的概率密度函数分析起来比较困难, 所以利用数值模拟方法产生 Levy 分布随机数^[26].

该模拟方法利用两个独立同分布的随机变量 x 和 y 进行非线性变换, 并且均服从高斯分布. 假设这两个随机变量的标准差分别为 σ_x 和 σ_y , 并且标准差都受 α 影响. 在此假定下变量 x 的标准差为 1, 这样就仅有变量 y 的标准差受 α 影响, 可以采用下式来表述:

$$v = \frac{x}{|y|^{\frac{1}{\alpha}}}. \quad (17)$$

结果表明, 在适当的归一化条件下, 这些变量之和收敛于较大的 Levy 概率分布. 为了得到高效的分布算法, 将变量 v 进行以下非线性变换使其服从 Levy 分布:

$$w = (k(\alpha) - 1) \exp^{-\frac{|v|}{c(\alpha)} + 1}, \quad (18)$$

其中 $k(\alpha)$ 和 $c(\alpha)$ 为服从伽马分布的随机函数.

由以上步骤得到的函数分布 w 能够快速收敛于 Levy 分布. 当 $\text{Levy}_j(t)$ 服从 Levy 分布随机数时, 采用

新的 Levy 变异算子进行突变, 使得变异的范围更大, 算法搜索范围更广.

$$x_j^k = x_i^k \text{Levy}_j(t). \quad (19)$$

其中: x_i^k 为第 k 维选取的变异烟花算子, x_j^k 为变异之后的烟花算子, $\text{Levy}_j(t)$ 服从莱维分布. 在爆炸火花和变异火花生成的过程中, 如果火花的新位置 x_j^k 从第 k 维搜索空间溢出, 则需要重新定义火花的位置, 可按照下式映射到新的位置:

$$x_j^k = x_{\min}^k + \text{mid}x_j^k \mid \text{mod}(x_{\max}^k - x_{\min}^k). \quad (20)$$

2.5 迭代选择

在进行迭代选择时, 首先从初始烟花、爆炸火花和变异火花组成的大种群中选取最优个体进入下一次迭代的种群; 然后根据轮盘赌机制选择其他的 $N - 1$ 个烟花个体与最优个体组成新的种群进入下一次迭代. 大种群中每个烟花被选择的概率可以定义为

$$p(x_i) = \frac{R(x_i)}{\sum_{j \in k} R(x_j)}, \quad (21)$$

$$R(x_i) = \sum_{j \in k} d(x_i, x_j) = \sum_{j \in k} \|x_i - x_j\|. \quad (22)$$

其中: $R(x_i)$ 为当前个体到种群中其他个体的距离之和, $p(x_i)$ 为每个烟花个体被选择的概率, 如果当前个体处于一个密集的区域, 则它被选择的概率比较低. 判断当前种群是否搜索到最优值, 或者判断当前迭代次数是否达到最大迭代次数, 如果搜索到最优值或者达到最大迭代次数, 则终止迭代搜索; 否则当前迭代次数加一, 进入下一次迭代过程.

3 测试案例与结果分析

3.1 测试案例

为了验证改进烟花算法能够应用于实际负荷分配问题的求解, 在案例 1 中选用了 3 台制冷量均为 800RT 的冷机系统进行测试; 为了进一步验证该算法在并联冷机的负荷分配问题求解, 在案例 2 中选择了 6 台冷机组成的制冷系统, 其中包括 4 台制冷量为 1280RT 的冷机和 2 台制冷量为 1250RT 的冷机, 目的是为了测试在不同的工况和多冷机系统下改进烟花算法能否搜索到最优值. 通过这两个经典测试案例, 可以验证改进烟花算法用于求解相同优化参数和不同优化参数下的实用性, 验证 IFWA 算法求解 OCL 问题的可实现性. 在两个测试案例中, 冷水机组的性能参数如表 1 所示.

表 1 测试案例冷机性能参数

系统	冷机	a_i	b_i	c_i	d_i	容量/RT
案例 1	1	100.95	818.61	-973.43	788.55	800
	2	66.598	606.34	-380.58	275.95	800
	3	130.09	304.58	14.377	99.80	800
案例 2	1	399.345	-122.12	770.46	-	1 200
	2	287.116	80.04	700.48	-	1 280
	3	-120.505	1 525.99	-502.14	-	1 280
	4	-19.121	898.76	-98.15	-	1 280
	5	-95.029	1 202.39	-352.16	-	1 250
	6	191.750	224.86	524.04	-	1 250

3.2 结果分析

首先将基本烟花算法应用于 OCL 问题的求解, 针对案例 1, 将 FWA 与 GA 和 GM 算法进行对比, 验证烟花算法在 OCL 问题上求解的可行性, 同时为进一

步验证本文改进烟花算法在 OCL 问题上求解的有效性, 将 IFWA 和 AFWA 的优化结果也进行对比, 结果如表 2 所示。

由表 2 可以看出, FWA 在未改进时, 搜索能力与 GA 和 GM 相当。当所需负荷在 1 440RT 以下 GA、GM 和 FWA 的搜索结果并不是整个搜索空间的最优值, 在小的负荷需求下陷入局部最优值。在 FWA 得到改进之后, AFWA 在搜索能力上得到了整体提高, 同时相比于 IFWA 的优化结果较差。相比于 FWA, IFWA 的节能效果可以达到 0.29%~17.83%。相比 AFWA、IFWA 的节能效果可以达到 0.02%~0.40%。针对案例 2, 本文将 FWA 与 GA 和 PSO 算法进行对比, 验证 FWA 在 OCL 问题上求解的可行性, 同时为进一步验证改进烟花算法的有效性, 将 AFWA 与改进烟花算法进行对比, 结果如表 3 所示。

表 2 GA、GM、FWA、AFWA 和 IFWA 在案例 1 中的优化结果对比

负荷需求	GA ^[4]	GM ^[27]	FWA	AFWA	IFWA	节省比例/%			
	P/kW(A)	P/kW(B)	P/kW(C)	P/kW(D)	P/kW(E)	(E-A)/A	(E-B)/B	(E-C)/C	(E-D)/D
2 160	1 509.96	1 583.81	1 585.92	1 585.13	1 583.81	-0.45	0.00	-1.32	-0.08
1 920	1 406.03	1 403.20	1 407.40	1 403.44	1 403.20	-0.20	0.00	-0.30	-0.02
1 680	1 250.06	1 244.32	1 247.91	1 244.63	1 244.32	-0.46	0.00	-0.29	-0.02
1 440	1 107.75	1 102.26	1 103.23	994.17	993.60	-10.30	-9.86	-9.94	-0.06
1 200	971.21	970.85	971.21	834.56	832.33	-14.30	-14.27	-14.3	-0.27
960	842.18	841.44	842.43	695.01	692.25	-17.80	-17.73	-17.83	-0.40

表 3 GA、PSO、FWA、AFWA 和 IFWA 在案例 2 中的优化结果对比

负荷需求	GA ^[4]	PSO ^[6]	FWA	AFWA	IFWA	节省比例/%			
	P/kW(A)	P/kW(B)	P/kW(C)	P/kW(D)	P/kW(E)	(E-A)/A	(E-B)/B	(E-C)/C	(E-D)/D
6 858	4 766.33	4 739.53	4 751.03	4 745.61	4 738.58	-0.58	-0.02	-0.26	-0.15
6 477	4 459.16	4 423.04	4 432.91	4 422.21	4 421.65	-0.84	-0.03	-0.25	-0.01
6 096	4 185.87	4 147.69	4 148.76	4 147.64	4 143.71	-1.01	-0.09	-0.12	-0.09
5 717	3 940.60	3 921.07	3 922.74	3 918.42	3 904.75	-2.45	-2.00	-0.46	-0.34
5 334	3 706.22	3 642.55	3 670.43	3 656.05	3 625.77	-4.31	-2.64	-1.22	-0.83

由表 3 可以看出, 相比于 GA 搜索算法, 未改进的 FWA 搜索算法效果较好, 但是比起 PSO 算法又略显不足。在 FWA 改进之后, AFWA 的搜索能力整体优于 FWA, 但是相较于 IFWA 的优化结果较差。IFWA 的整体节能效果较好, 相比于 PSO 算法, 节能效果可达到 0.02%~2.64%, 相比于 FWA 算法, IFWA 可以节能 0.25%~1.22%, 相比于 AFWA、IFWA 的节能效果可达到 0.01%~0.83%。

针对 OCL 问题, 采用改进烟花算法对不同工况下的并联冷机系统进行优化计算, 并且将相同工况下

的并联冷机系统的运行结果与其他优化算法的结果进行对比, 其结果如表 4、表 5 所示。

在表 4 的优化结果中, IFWA 算法的最优运行结果与 GA^[4]、PSO^[6]、IFA^[28] 算法的最优结果进行比较, 在相同负荷下, 改进烟花算法 IFWA 相比于 GA 优化算法, 节能效果可以达到 0.20%~17.80%。当所需负荷达到 1 680RT 以下时, IFWA 算法相比于 GA 优化算法的节能效果更加明显, 达到了 10.3%~17.8%。再与 PSO 优化算法和 IFA 优化算法相比, IFWA 优化算法在各负荷需求下得到的计算结果相当, 表明改进烟

表4 GA、PSO、IFA和IFWA在案例1中的优化结果对比

负荷需求	冷机	GA ^[4]		PSO ^[6]		IFA ^[27]		IFWA		节省比例/%		
		PLR	P/kW(A)	PLR	P/kW(B)	PLR	P/kW(C)	PLR	P/kW(D)	(D-A)/A	(D-B)/B	(D-C)/C
2 160(90 %)	1	0.805 0		0.730 0		0.725 3		1 583.81				
	2	0.932 3	1 590.96	0.970 0	1 583.81	0.974 7	1 583.81	0.976 1	1 583.81	−0.45	0.00	0.00
	3	0.963 2		1.000 0		1.000 0		1.000 0				
1 920(80 %)	1	0.701 7		0.660 0		0.659 1		0.661 2				
	2	0.795 4	1 406.00	0.860 0	1 403.20	0.858 5	1 403.20	0.856 0	1 403.20	−0.20	0.00	0.00
	3	0.903 5		0.880 0		0.882 4		0.882 8				
1 680(70 %)	1	0.690 0		0.600 0		0.596 2		0.595 5				
	2	0.678 4	1 250.06	0.740 0	1 244.32	0.745 0	1 244.32	0.744 9	1 244.32	−0.46	0.00	0.00
	3	0.731 8		0.760 0		0.758 8		0.759 8				
1 440(60 %)	1	0.521 7		0.000 0		0.000 0		0.000 0				
	2	0.740 7	1 107.75	0.890 0	993.60	0.885 3	993.60	0.873 5	993.60	−10.30	0.00	0.00
	3	0.538 1		0.910 0		0.914 7		0.926 3				
1 220(50 %)	1	0.488 2		0.000 0		0.000 0		0.000 0				
	2	0.443 7	971.21	0.740 0	832.23	0.743 0	832.33	0.748 4	832.33	−14.30	0.00	0.00
	3	0.568 2		0.760 0		0.757 0		0.751 6				
960(40 %)	1	0.305 5		0.000 0		0.000 0		0.000 0				
	2	0.318 5	842.18	0.570 0	692.25	0.570 0	692.25	0.568 5	692.25	−17.80	0.00	0.00
	3	0.576 4		0.630 0		0.630 0		0.631 5				

表5 GA、PSO、DS和IFWA在案例2中的优化结果对比

负荷需求	冷机	GA ^[4]		PSO ^[6]		DS ^[28]		IFWA		节省比例/%		
		PLR	P/kW(A)	PLR	P/kW(B)	PLR	P/kW(C)	PLR	P/kW(D)	(D-A)/A	(D-B)/B	(D-C)/C
6 858(90 %)	1	0.705 2		0.882 6		0.812 7		0.808 9				
	2	0.769 3		0.779 9		0.749 6		0.750 3				
	3	0.986 8		0.999 6		1.000 0		1.000 0				
	4	0.986 8	4 766.33	0.999 6	4 739.53	1.000 0	4 738.58	1.000 0	4 738.58	−0.58	−0.02	0.00
	5	0.986 8		0.999 8		1.000 0		1.000 0				
	6	0.884 2		0.818 3		0.838 6		0.841 8				
6 477(85 %)	1	0.620 7		0.760 6		0.722 6		0.724 5				
	2	0.774 2		0.655 5		0.656 3		0.655 7				
	3	0.992 7		1.000 0		1.000 0		1.000 0				
	4	0.958 9	4 459.16	1.000 0	4 423.04	1.000 0	4 422.65	1.000 0	4 421.65	−0.84	−0.03	0.00
	5	0.995 6		1.000 0		1.000 0		1.000 0				
	6	0.759 5		0.683 6		0.716 5		0.720 3				
6 096(80 %)	1	0.809 9		0.659 1		0.642 7		0.628 1				
	2	0.547 4		0.579 8		0.562 5		0.579 8				
	3	0.987 8		0.999 1		1.000 0		1.000 0				
	4	0.962 4	4 185.87	0.997 9	4 147.69	1.000 0	4 143.71	1.000 0	4 143.71	−1.01	−0.09	0.00
	5	0.989 7		0.992 1		1.000 0		1.000 0				
	6	0.502 9		0.571 0		0.716 5		0.592 0				
5 717(75 %)	1	0.579 7		0.771 3		0.557 7		0.000 0				
	2	0.562 1		0.717 7		0.469 2		0.709 3				
	3	0.942 8		0.300 0		1.000 0		1.000 0				
	4	0.790 8	3 940.60	0.999 1	3 921.07	1.000 0	3 904.75	1.000 0	3 842.55	−2.45	−2.00	−1.59
	5	0.995 1		1.000 0		1.000 0		1.000 0				
	6	0.633 9		0.718 7		0.472 5		0.799 3				
5 335(%)	1	0.583 1		0.641 8		0.672 6		0.000 0				
	2	0.576 7		0.662 1		0.595 5		0.583 7				
	3	0.523 0		0.662 1		0.595 5		0.583 7				
	4	0.949 7	3 706.22	0.990 6	3 642.55	1.000 0	3 625.77	1.000 0	3 546.44	−4.33	−2.64	−2.19
	5	0.952 1		0.999 0		1.000 0		1.000 0				
	6	0.620 7		0.580 6		0.637 4		0.621 5				

花算法在此问题求解的有效性。

表5的优化结果中,将IFWA的优化结果与GA^[4]、PSO^[6]、DS^[28]等优化算法的结果相比较,在相同的负荷需求下,IFWA的优化结果相比GA节能0.58%~4.31%,相比PSO节能0.02%~2.64%。尤其是所需负荷5717RT及以下时,优化效果可以达到2%以上,具有较好的节能效果。在相同的负荷需求计算下,IFWA优化算法与DS优化算法相比,在所需负荷高于5717RT时,两种优化算法的优化结果相当;当所需负荷小于5717RT时,IFWA的优化算法相比于DS优化算法节能1.59%~2.19%,整体的节能效果较好。

图5中,IFWA在迭代执行过程中,基本在迭代次数50代之前完成了迭代收敛过程,达到了稳定状态。并且在图5中可以看到整体有着明显的趋势,当所需负荷小于1920RT时,末端所需负荷越少时,算法在迭代过程中需要较多的迭代次数。

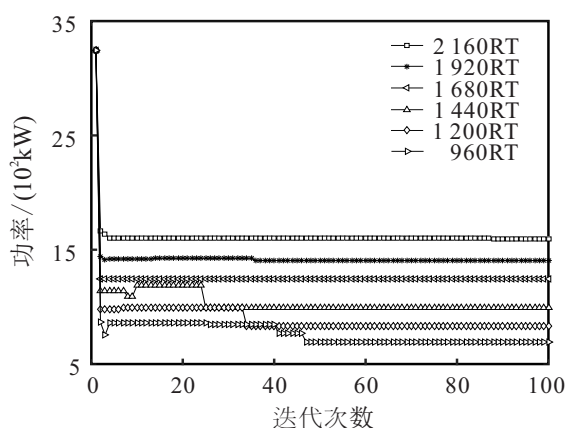


图5 案例1收敛曲线

图6中,IFWA在迭代执行过程中,基本在迭代次数达到40代之前就会完成收敛过程,达到稳定状态。在算法的收敛过程中,算法从开始到达稳定状态,能够快速完成搜索,并且在局部搜索中能够很快达到

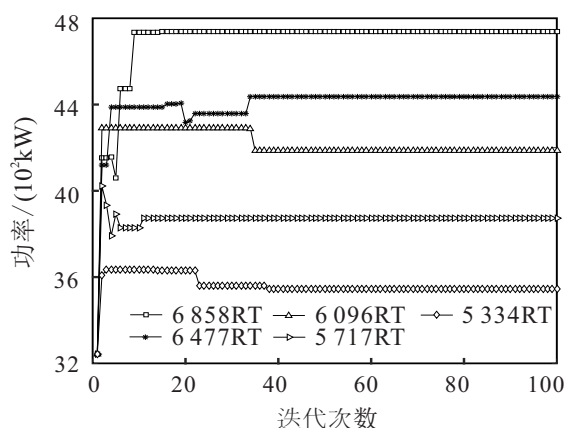


图6 案例2收敛曲线

最优值。在图5和图6的收敛曲线中,图5的收敛过程为下降过程,图6为上升过程,出现这种现象的原因是测试案例的初始化种群设置为同一种群,算法在开始执行过程中的初始值也会处于同一水平,同时也验证了改进烟花算法在该问题的求解中对于烟花初始种群的选择要求不高。

4 结论

本文针对并联冷机负荷分配问题,提出了一种改进烟花算法(IFWA),用于求解OCL问题。在求解的过程中,将并联冷机最小功耗作为优化目标,将每台冷机的部分负荷率作为优化变量进行迭代搜索计算。通过两个案例测试,结果表明,相比于其他算法,改进烟花算法能够找到较好的运行策略,同时改进烟花算法在执行的过程中,不需要设定较多的初始化种群,对于需要快速求解的问题有着显著的优势。也表明了该算法是一种有效解决OCL问题的算法,因此也可以用于其他优化问题的求解。在后期的工作中,希望将烟花算法应用于深度神经网络算法中的参数优化问题。

参考文献(References)

- [1] Yu F W, Chan K T. Energy signatures for assessing the energy performance of chillers[J]. Energy and Buildings, 2005, 37(7): 739-746.
- [2] Zheng Z X, Li J Q, Duan P Y. Optimal chiller loading by improved artificial fish swarm algorithm for energy saving[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2019, 155: 227-243.
- [3] Chang Y C, Tu H C. An effective method for reducing power consumption optimal chiller load distribution[C]. Proceedings of International Conference on Power System Technology. Kunming: IEEE, 2002: 1169-1172.
- [4] Chang Y C, Lin J K, Chuang M H. Optimal chiller loading by genetic algorithm for reducing energy consumption[J]. Energy and Buildings, 2005, 37(2): 147-155.
- [5] Chang Y C, Chen W H, Lee C Y, et al. Simulated annealing based optimal chiller loading for saving energy[J]. Energy Conversion and Management, 2006, 47(15/16): 2044-2058.
- [6] Lee W S, Lin L C. Optimal chiller loading by particle swarm algorithm for reducing energy consumption[J]. Applied Thermal Engineering, 2009, 29(8/9): 1730-1734.
- [7] Ardakani A J, Ardakani F F, Hosseini S H. A novel approach for optimal chiller loading using particle swarm optimization[J]. Energy and Buildings, 2008, 40(12): 2177-2187.

- [8] Lee W S, Chen Y T, Kao Y C. Optimal chiller loading by differential evolution algorithm for reducing energy consumption[J]. *Energy and Buildings*, 2011, 43(2/3): 599-604.
- [9] Coelho L D S, Mariani V C. Improved firefly algorithm approach applied to chiller loading for energy conservation[J]. *Energy and Buildings*, 2013, 59: 273-278.
- [10] Coelho L D S, Klein C E, Sabat S L, et al. Optimal chiller loading for energy conservation using a new differential cuckoo search approach[J]. *Energy*, 2014, 75: 237-243.
- [11] Zheng Z X, Li J Q. Optimal chiller loading by improved invasive weed optimization algorithm for reducing energy consumption[J]. *Energy and Buildings*, 2018, 161: 80-88.
- [12] Janecek A, Tan Y. Using population based algorithms for initializing nonnegative matrix factorization. In *Advances in Swarm Intelligence*[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2011: 307-316.
- [13] Zheng S Q, Janecek A, Li J Z, et al. Dynamic search in fireworks algorithm[C]. 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Beijing, 2014: 3222-3229.
- [14] Li J Z, Zheng S Q, Tan Y. Adaptive fireworks algorithm[C]. 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Beijing, 2014: 3214-3221.
- [15] Yu C, Kelley L, Zheng S Q, et al. Fireworks algorithm with differential mutation for solving the cec 2014 competition problems[C]. 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Beijing, 2014: 3238-3245.
- [16] Zhao H T, Zhang C S, Ning J X. A best firework updating information guided adaptive fireworks algorithm[J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31(1): 79-99.
- [17] Zheng Y J, Xu X L, Ling H F, et al. A hybrid fireworks optimization method with differential evolution operators[J]. *Neurocomputing*, 2015, 148: 75-82.
- [18] Rajaram R, Palanisamy K, Ramasamy S, et al. Selective harmonic elimination in PWM inverter using fire fly and fire works algorithm[J]. *International Journal of Innovative Research in Advanced Engineering*, 2014: 55-62.
- [19] Pholdee N, Bureerat S. Comparative performance of meta-heuristic algorithms for mass minimisation of trusses with dynamic constraints[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 75: 1-13.
- [20] Liu Z B, Feng Z R, Ke L J. Fireworks algorithm for the multi-satellite control resource scheduling problem[C]. 2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Sendai, 2015: 1280-1286.
- [21] ASHRAE. ASHRAE Handbook[M]. New York: American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, 2000.
- [22] Chang Y C. Genetic algorithm based optimal chiller loading for energy conservation[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2005, 25(17/18): 2800-2815.
- [23] Wang Y. Chaos encryption algorithm based on kent mapping and AES combination[C]. *Proceedings of the 2018 International Conference on Network, Communication, Computer Engineering (NCCE 2018)*. Chongqing, 2018: 603-607.
- [24] Lee C Y, Yao X. Evolutionary programming using mutations based on the levy probability distribution[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(1): 1-13.
- [25] 景坤雷, 赵小国, 张新雨, 等. 具有Levy变异和精英自适应竞争机制的蚁狮优化算法[J]. *智能系统学报*, 2018, 13(2): 236-242.
(Jing K L, Zhao X G, Zhang X Y, et al. Ant lion optimizer with Levy variation and adaptive elite competition mechanism[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2018, 13(2): 236-242.)
- [26] Mohamed Imran A, Kowsalya M, Kothari D P. A novel integration technique for optimal network reconfiguration and distributed generation placement in power distribution networks[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, 63: 461-472.
- [27] Coelho L D S, Mariani V C. Improved firefly algorithm approach applied to chiller loading for energy conservation[J]. *Energy and Buildings*, 2013, 59: 273-278.
- [28] Sulaiman M H, Ibrahim H, Daniyal H, et al. A new swarm intelligence approach for optimal chiller loading for energy conservation[J]. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2014, 129: 483-488.

作者简介

于军琪(1969—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能建筑与建筑节能等研究, E-mail: junqiyu@126.com;

王福(1995—), 男, 硕士生, 从事建筑智能与节能技术的研究, E-mail: wanglvfu923@163.com;

赵安军(1975—), 男, 副教授, 博士, 从事智能建筑、能耗检测与评估等研究, E-mail: zhao_anjun@163.com;

刘奇特(1995—), 男, 硕士生, 从事建筑智能化技术的研究, E-mail: liu_qite@126.com.

(责任编辑: 孙艺红)