

换热站并联水泵分布式优化控制

赵安军¹, 席江涛², 荆 竞^{3†}, 赵 啸²

(1. 西安建筑科技大学 建筑设备科学与工程学院, 陕西 西安 710055;

2. 西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055;

3. 中国建筑西北设计研究院有限公司, 陕西 西安 710018)

摘要: 针对现有换热站并联水泵优化算法在集中式架构下控制适应性不足的问题, 本文提出了一种改进的分布式并联水泵优化算法。首先, 建立了并联水泵的分布式控制系统, 并对该优化问题的数学模型进行描述, 在目标函数中引入自适应非线性因子; 然后, 设计了改进的分布式果蝇优化算法, 在该算法中每台水泵的控制器仅通过与邻居控制器交互信息即可完成并联水泵的优化; 并且, 在嗅觉搜索阶段, 使用正弦余弦策略替代赋予个体距离与方向的随机策略; 最后, 以两个实际换热站中不同并联水泵系统为例对算法进行仿真验证, 并基于仿真结果进行性能分析。结果表明, 相较于传统算法, 改进的分布式果蝇优化算法能得到更优的控制策略, 有着收敛速度快、稳定性好和鲁棒性强的特点; 并且该算法适用于不同系统的并联水泵优化问题, 具有可扩展性。在实际工程验证中相较于集中式算法, 该算法在总功率和计算时间上分别平均降低了5.47%和29.90%, 因此, 能够满足实际换热站中对并联水泵热负荷优化分配的需求。

关键词: 换热站; 并联水泵; 分布式控制系统; 果蝇优化算法; 负荷优化分配

引用格式: 赵安军, 席江涛, 荆竞, 等. 换热站并联水泵分布式优化控制. 控制理论与应用, 2024, 41(2): 342 – 354

DOI: 10.7641/CTA.2012.11081

Distributed optimal control of parallel water pumps in heat exchange station

ZHAO An-jun¹, XI Jiang-tao², JING Jing^{3†}, ZHAO Xiao²

(1. School of Building Services Science and Engineering,

Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an Shaanxi 710055, China;

2. School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an Shaanxi 710055, China;

3. China Northwest Architecture Design And Research Institute Co. Ltd, Xi'an Shaanxi 710018, China)

Abstract: Aiming at the problem that the optimization algorithm of parallel circulating pump in existing heat exchange station has insufficient control adaptability under centralized structure, an improved distributed parallel circulating pump optimization algorithm was proposed. Firstly, a distributed control system of parallel circulating pumps was established, and the mathematical model of the optimization problem was described, and the adaptive nonlinear factor was introduced into the objective function. Then, an improved distributed fruit fly optimization algorithm was designed, in which the controller of each water pump can complete the optimization of parallel circulating pumps only by interacting with adjacent controllers. In the olfactory search stage, the sinusoidal cosine strategy was used to replace the random strategy given individual distance and direction. Finally, the algorithm was simulated and verified by different parallel circulating pump systems in two actual heat exchange stations, and the performance was analyzed based on the simulation results. The results show that compared with the traditional algorithm, the improved distributed fruit fly optimization algorithm can obtain a better control strategy, with the characteristics of fast convergence, good stability and strong robustness. The algorithm can be applied to the parallel pump optimization problems of different systems, and has scalability. Compared with the centralized algorithm in the actual engineering verification, the total power and computing time of the proposed algorithm are reduced by 5.47% and 29.90%, respectively. Therefore, it can meet the demand for optimal distribution of the heat load of parallel water pumps in actual heat exchange stations.

Key words: heat exchange station; parallel water pump; distributed control system; fruit fly optimization algorithm; load optimization distribution

Citation: ZHAO Anjun, XI Jiangtao, JING Jing, et al. Distributed optimal control of parallel water pumps in heat exchange station. *Control Theory & Applications*, 2024, 41(2): 342 – 354

收稿日期: 2021-11-08; 录用日期: 2022-05-26.

†通信作者. E-mail: xby5s@163.com; Tel.: +86 13991128213.

本文责任编辑: 谭永红.

国家重点研发计划(新型建筑智能化系统平台技术)项目(2017YFC0704100), 安徽建筑大学智能建筑与建筑节能安徽省重点实验室开放课题项目(Z20190383)资助.

Supported by the National Key R&D Program (New Building Intelligent System Platform Technology) Project (2017YFC0704100) and the Anhui Provincial Key Laboratory of Intelligent Buildings and Building Energy Conservation, Anhui Jianzhu University (Z20190383).

1 引言

并联水泵作为区域供暖(district heating, DH)系统的主要耗能设备,它是由电动机驱动的.在全球范围内,电动机占电能消耗的46%^[1],其中配水系统中的水泵和风机能耗占比高达60%~70%^[2].而通过对设备进行更新或者在建筑设备管理系统(building management system, BMS)中针对设备增加智能模块,可以节约30%的能源^[3],因此DH系统中换热站的并联水泵有着很大的节能潜力.水泵的运行效率不仅取决于设计,在满足需求的条件下,开启台数及运行频率对能耗的影响更为重要;想要提高水泵的运行效率,对其运行策略进行有效的优化尤为关键.

相关学者对此问题进行了大量研究^[4-8], Sciacovelli等人^[4]基于大型区域供热系统,通过建立供热网络的热力学与动力学模型来分析部分负荷运行时的各种工况,在每种工况下得到各台水泵的最佳设定值,从而降低能源消耗. Jafari-Asl等人^[5]将基于传递函数的二进制蜻蜓算法(binary dragonfly algorithm, BDA)集成到EPANET水力仿真模型中,使用伊朗某实际案例进行验证,并与遗传算法(genetic algorithm, GA)、人工蜂群算法(artificial bee colony, ABC)和粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)等传统方法进行比较,结果表明,该方法具有更高的计算效率和鲁棒性,同时优化后可降低27%的能源消耗. Olszewski^[8]以能耗最小、流量平衡和整体效率最大为目标函数,基于GA对并联离心泵组的运行策略进行优化,结果表明能耗最小时泵组具有最有效的运行策略.上述优化算法能够解决水泵转速比优化问题(pump speed ratio optimization problem, PSROP),但均基于传统的集中式控制架构,在实际工程中不但需要逐例开发,而且计算时必须在全局范围内收集信息,这就对中央处理器有着很高的性能要求,一旦该处理器发生故障,整个并联泵组将无法工作,同时,通信和计算成本的增加严重阻碍了这些方法在实际工程中的普及.

不同于集中式控制架构,分布式控制架构不需要任何中心节点;与优化相关的数据分布于各个节点中,通过各节点仅与其邻居节点交换局部信息,从而将中央处理器沉重的通信和计算成本分担至各分布式节点,以提高整体优化效率.在实际工程中,分布式控制架构有着分布式和可扩展性的特点,这使得分布式优化算法具有较强的鲁棒性和灵活性,因此,能够更好的适应多代理结构的系统^[9].目前,在暖通空调系统中存在一些基于分布式控制架构的优化方法^[10-14],文献[11]提出了一种适用于分布式控制架构的并联冷机负荷分配优化算法,将预处理机制与PSO相结合,同时进行非线性惯性权重改进,以实现收敛速度快和鲁棒性强的目标,从而在分布式架构下完成并联冷机负荷优化分配.文献[13]基于空调系统的全局优化模型,

以能耗最小为目标函数,采用适合于求解多维优化问题的分解-协调法,从而获得了比直接搜索法更高的计算效率.这些方法首先需要有一个主控制器进行集中代理,然后将子任务分配给次控制器分别计算,从而在分布式控制架构下完成优化.虽然这种传统的分布式优化方法能够获得比在集中式控制架构下更好的节能效果,但如果主控制器发生故障,同样会导致整个并联泵组无法工作.因此,该方法并不能充分利用分布式架构的优势,无法实现完全的分布式优化.

以分布式计算框架为基础的系统,是一种不需要主控制器,各节点自组织、自协调,从而实现分布式的优化计算^[15-16].目前,已有学者基于此系统进行了相关研究,文献[17]针对建筑电气智能化系统协议不兼容、跨系统集成困难等问题,提出了基于支持向量机(support vector machines, SVM)建筑电气系统无中心故障诊断算法,结果表明该算法可操作性强、实施简单,具有实时性特点.文献[18]针对供热通风与空气调节(heating, ventilation and air conditioning, HVAC)系统,提出了一种适用于并联水泵和冷水机组的分布式控制优化算法,比起传统的集中控制更加灵活并且易于扩展.而DH系统中的换热站是一个设备多、分布空间规模较大且设备之间互相耦合的复杂系统,因此分布式控制架构适用于该系统,并且关于并联水泵的节能优化还有较大的提升空间.

果蝇优化算法(fruit fly optimization algorithm, F-FOA)是潘文超在2012年提出的一种新型生物启发算法^[19],具有参数少、计算成本小、操作简单和搜索能力强等优势,被广泛的应用于科学和工程领域^[20-21].但是当该算法应用于处理复杂的实际问题时,在后期进化过程中仍然有着收敛速度慢和易陷入局部最优等缺点.为了克服传统FOA算法的缺点,张水平和王丽娜^[22]综述了果蝇优化算法的设计思想,围绕现有的改进方法和相关应用进行重点分析,分析了果蝇优化算法的研究进展,包括方法的改进以及该方法在各方面的应用. Wang等人^[23]针对连续函数问题,提出了基于联合搜索策略的果蝇优化算法(joint search-FOA, JS-FOA),以提高计算精度.所有这些基于FOA改进的方法在一定程度上克服了传统FOA的缺点,但是当面向实际问题时,在收敛速度和避免局部最优方面仍然有着很大的改进空间.

本文基于分布式控制架构,使用正余弦算法(sine cosine algorithm, SCA)对果蝇优化算法(FOA)进行改进,用SCA算法的正余弦策略代替FOA算法在嗅觉搜索阶段的随机策略,从而提出一种改进的分布式果蝇优化算法(distribution-SCA-FOA, D-SCAFOA).首先,对换热站并联水泵的分布式控制系统进行介绍;然后,建立并联水泵的数学模型,引入非线性自适应因子,利用罚函数对模型进行改进以获得分布式架构下的

优化模型;最后,提出改进的分布式果蝇优化算法(D-SCAFOA),在不同案例不同工况下进行实验分析,并与其他方法进行对比,验证所提方法对求解并联水泵优化问题的有效性。

2 并联水泵的分布式控制系统

区域供暖是我国北方地区供暖季的主要采暖方式,热媒由市政热源经一次管网送至各区域换热站,在换热站二次换热后经过二次管网将热量供给终端热用户。换热站作为DH系统中一次侧和二次侧的重要连接枢纽,其主要设备有换热器、分集水器、并联水泵和阀门等,其中并联水泵位于二次侧供水管网上,起着为整个系统提供动力、保持平衡并且满足需求的作用。

区域供暖系统中的并联水泵控制系统可分为集中式控制系统和分布式控制系统,其中前者各类机电设备以现场总线的形式,经过DDC(direct digital control)与中央处理器相连,从而建立通信拓扑;而后的各类机电设备通过内置分布式控制器升级为智能机电设备,各设备性能参数由厂商以统一的格式存储在控制器中,如图1所示。

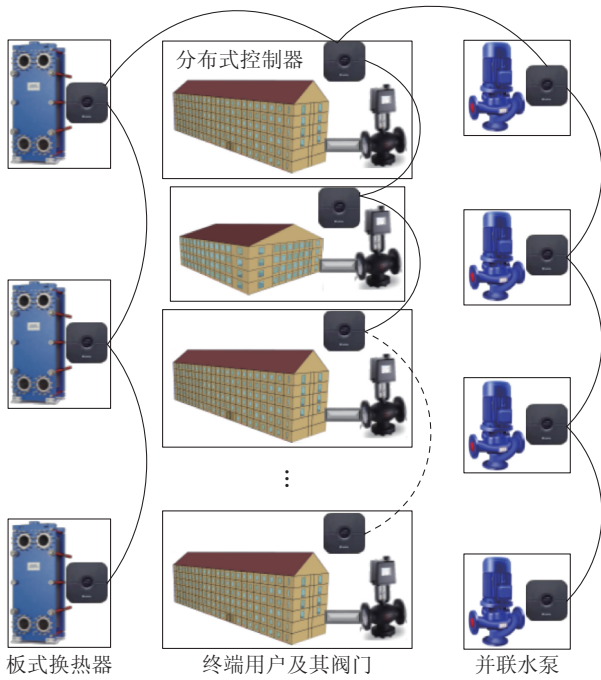


图1 分布式控制系统

Fig. 1 Distributed control system

在现场安装过程中,将各分布式控制器通过有线或无线的形式,以此形成各控制器之间的通信,同时控制器与设备之间进行有线连接,从而完成物理量的采集和参数的传输;根据实际的物理拓扑关系连接起来即可组成分布式控制系统网络,该网络中的每个控制器都平等的进行计算和通信。在网络搭建完成以后,将所需的分布式优化算法下载至控制器,相同类型机电设备的优化算法是一致的。在系统运行过程中,由

任一分布式控制器发起优化任务并向邻居控制器发送启动信号,每个分布式控制器根据内置算法进行优化计算并向邻居控制器传递相关变量,以此共同完成优化任务,各控制器给出满足系统需求下的最终优化结果。因此,在分布式控制系统中,信息流与能量流具有天然的一致性,避免了网络配置、系统建模和算法开发等工作,具有更好的灵活性和可扩展性。

3 并联水泵优化控制问题描述

在换热站内,水泵是整个二次侧网络的唯一动力来源,经过对终端用户热负荷的预测得到总流量需求 Q_{need} ,并联水泵采取定压差控制,通过调节泵组的运行台数和转速来满足该流量需求。动态模型和近似模型^[24]是常用的建立水泵模型方法,为了提高模型精度且便于计算,在此采用多项式函数对水泵特性进行拟合。额定条件下水泵的扬程-流量、效率-流量和功率的模型如式(1)所示:

$$\begin{cases} H = aQ^2 + bQ + c, \\ \eta = jQ^2 + kQ + l, \\ p = \frac{\rho g Q H}{\eta \eta_M \eta_V}, \end{cases} \quad (1)$$

其中: H 为水泵扬程,单位为m; Q 为水泵流量,单位为L/s; p 为水泵的功率,单位为kW; ρ 为热媒(水)密度,取 1000 kg/m^3 ; g 为重力加速度,取 9.8 m/s^2 ; a, b, c, j, k, l 分别为水泵性能参数; η, η_M, η_V 分别为机械效率、电机效率和变频效率。

根据水泵的相似律可得到下式:

$$\begin{cases} \frac{Q(n)}{Q(n_0)} = \frac{n}{n_0}, \\ \frac{H(n)}{H(n_0)} = \left(\frac{n}{n_0}\right)^2, \\ \frac{\eta(n)}{\eta(n_0)} = 1, \end{cases} \quad (2)$$

其中: n_0 为水泵的额定转速, n 为水泵的实际转速。

如式(3)所示,定义第 i 台水泵的转速比为 ω_i 。由于 η, η_M, η_V 取决于 ω_i ,如果转速比满足 $\omega_i \in [0.4, 1]$,则 ω_i 对 η_M 和 η_V 的影响很小,可将其认为是常数^[25],所以,在此仅考虑机械效率 η 对水泵功率 p 的影响,如式(4)所示。

$$\omega_i = \frac{n}{n_0}, \quad (3)$$

$$p = \frac{\rho g Q H}{\eta}, \quad (4)$$

$$\begin{cases} H_i = a_i Q_i^2 + b_i Q_i \omega_i + c_i \omega_i^2, \\ \eta_i = j_i \left(\frac{Q_i}{\omega_i}\right)^2 + k_i \frac{Q_i}{\omega_i} + l_i, \\ P = \sum_{i=1}^N p_i = \sum_{i=1}^N \frac{\rho g Q_i H_i}{\eta_i}, \end{cases} \quad (5)$$

所以, 并联水泵在任意转速下的模型可以表示为式(5), 其中: H_i 为第 i 台水泵的扬程; Q_i 为第 i 台水泵的流量; ω_i 为第 i 台水泵的转速比; p_i 为第 i 台水泵的功率, 单位均同上所述; η_i 为第 i 台水泵的机械效率(工作效率); $a_i, b_i, c_i, j_i, k_i, l_i$ 分别为第 i 台水泵的性能参数; N 为并联水泵总台数; P 为泵组的总输出功率, 单位为 kW。

如图2所示的供暖系统拓扑结构中, 虚线部分代表供回水管网及其末端, 其总压差为 H_{SR} ; 点划线部分代表板式换热器, 其阻抗等效为 S_{Exh} ; S_{Pump_Li} 和 S_{Pump_Ri} 分别为第 i 台水泵左右两侧的支路阻抗, S_{Pump_uLi} 和 S_{Pump_uRi} 分别为第 i 台水泵所在支路上方的左右两侧支路阻抗, N 为水泵台数。由于分布式并联水泵之间的管道具有关联作用, 每台水泵的运行都会对其他泵的管道产生影响, 因此各台水泵的扬程需求是不同的, 从而导致其转速和运行功率具有不确定性。对于换热站内并联水泵的优化, 在满足系统总流量需求 Q_{need} 和各台水泵扬程需求 H_{need} 的前提下, 以总能耗 P 最小为目标, 求解最优的水泵开启台数和各台水泵转速, 数学描述如下:

$$\begin{aligned} \min(P), \\ \text{s.t. } H_i = H_{need}, \sum_{i=1}^N Q_i = Q_{need}, i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \quad (6)$$

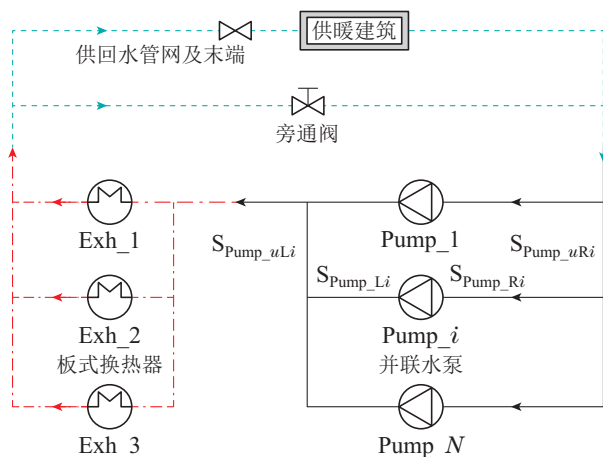


图2 供暖系统拓扑结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of heating system topology

该优化模型是建立在集中式架构下的, 本研究需要针对式(6)进一步分解以建立分布式架构下的模型。文献[26]针对同类设备组群控问题, 将其分解为分配问题和组合问题两个子问题, 先对设备组合进行寻优, 再优化每台设备的分配量。基于此, 本文对分配与组合问题同时进行求解, 将式(6)分解为 N 个子问题。这样每一台水泵分布式控制器中的优化问题都是式(6)的子问题, 且运行算法相同, 具体如式(7)所示:

$$\min(p_i),$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } H_i = H_{need}, \sum_{i=1}^N Q_i = Q_{need}, \\ H_{need} = S_{Exh} \left(\sum_{i=1}^N Q_i \right)^2 + H_{SR} + (S_{Pump_Li} + \\ S_{Pump_Ri} + \sum_{k=2}^i (S_{Pump_uLk} + \\ S_{Pump_uRk})) \times Q_i^2, \\ 0.4 \leq \omega_i \leq 1 \text{ 或 } \omega_i = 0, i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \quad (7)$$

由于在供暖系统中每条分支的介质流向具有固定性, 因此, 对其建立的分布式控制系统网络拓扑具有天然的强连通性有向图, Q_i 通过第 i 台水泵分布式控制器与邻居水泵分布式控制器通信获得。此时仍然需要一个主控制器对满足总流量需求条件进行判断, 为了更进一步将式(7)建立在完全的分布式架构下, 通过惩罚函数 Φ 将总流量约束松弛到目标函数中, 如式(8)所示, 其中 θ 为惩罚因子, Q_i 为每台水泵的流量, 可以通过分布式水泵控制器之间的信息传递完成流量数据互通, 而 Q_{need} 为总流量需求, 由预测热负荷求得, 完成负荷预测后得到该值, 将其发送至发起分布式控制器, 再通过控制器之间的传递使得每个分布式控制器得到当前的总流量需求, 从而将满足负荷需求的等式约束添加到目标函数中。

$$\begin{aligned} \min(p_i + \Phi) = p_i + \theta \left(\sum_{i=1}^N Q_i - Q_{need} \right)^2 = \\ p_i + \theta \Delta Q^2, \\ 0.4 \leq \omega_i \leq 1 \text{ 或 } \omega_i = 0, i = 1, 2, \dots, N, \end{aligned} \quad (8)$$

在上式中, 算法刚开始时可行解有限, 为了使搜索过程尽快的进入可行解区域需要在较宽范围内搜索, θ 应该取较大的值; 随着迭代优化过程的进行, 进入可行域后需要在较小范围内搜索, θ 应逐渐减小, 以便在保持稳定的同时提高算法精度。在此将 θ 设为非线性自适应因子, 随着迭代次数 t 的增加, θ 呈非线性递减, 有助于算法避免局部最优且加快收敛速度。如式(9)所示, 其中 t 为当前迭代次数, 当 $t = 0$ 时, $\theta = \theta_0$, Maxgen 为最大迭代次数, 即

$$\theta(t) = \theta_0 \times e^{-\left(\frac{4t}{\text{Maxgen}}\right)^2}. \quad (9)$$

式(7)说明了在满足一定的工况下, 可以求解出水泵的开启台数和转速, 使得总能耗最小。而对于式(8)中目标函数的改进, 则重点是在分布式框架下, 控制器如何仅通过获取邻居信息而实现全局的优化, 这需要对优化算法进行进一步的设计。

4 分布式优化算法设计

4.1 果蝇优化算法

在DH系统中, 并联水泵存在组合优化问题, 果蝇优化算法(FOA)在求解该问题时可以向含有最优解的搜索空间进行搜索。FOA^[20]源于果蝇的觅食行为, 果

蝇先利用嗅觉感知出空气中的食物位置,判断出该位置大致方向并且向该位置飞近;然后,其他果蝇利用视觉感知出最优果蝇的位置并向其飞去;最后,重复基于嗅觉和视觉的搜索过程,直到找到最优解.在嗅觉搜索过程中,是随机的赋予果蝇个体距离与方向,如式(10)所示:

$$\begin{cases} X_i = X_{\text{axis}} + \text{random}, \\ Y_i = Y_{\text{axis}} + \text{random}. \end{cases} \quad (10)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, \text{Sizepop}$, Sizepop 为种群规模; $(X_{\text{axis}}, Y_{\text{axis}})$ 是果蝇群初始化位置; random 是 $[-1, 1]$ 之间的随机数.

4.2 改进的分布式果蝇优化算法

在传统的FOA算法中,嗅觉搜索时随机的赋予个体距离与方向,这很大程度上增加了飞行的不确定性和偶然性,不利于最优解的搜索,同时,算法种群的初始位置是随机产生,这种随机性往往会产生选取不当的现象,从而导致在解决实际问题时,收敛速度比较慢而且易陷入局部最优.因此在嗅觉搜索阶段和种群初始化时,对飞行策略的改进以及对果蝇群体的初始位置合理选取是非常有必要的.正余弦算法(SCA)是2016年由澳大利亚学者Mirjalili^[27]提出的,SCA利用正余弦函数的周期性和振荡性趋向于全局最优解,其内部的自适应参数能够较好的平衡该算法的全局搜索和局部开发能力.可将其分为探索和开发两个过程,在探索过程中,算法以高概率将随机解进行组合,在搜索空间内寻找可行域.计算公式如式(11)所示:

$$Z_i^{t+1} = \begin{cases} Z_i^t + r_1 \sin r_2 |r_3 Z_{\text{axis}} - Z_i^t|, & r_4 < 0.5, \\ Z_i^t + r_1 \cos r_2 |r_3 Z_{\text{axis}} - Z_i^t|, & r_4 \geq 0.5, \end{cases} \quad (11)$$

其中: Z_i^t 表示第 t 次迭代下第 i 个个体的最优位置;随机产生 $r_2 \in [0, 2\pi]$, $r_3 \in [0, 2]$, $r_4 \in [0, 1]$; r_1 作为转换参数是一个线性递减函数,如式(12)所示,当 $t = 0$ 时, $r_1 = h$.

$$r_1 = h - h \frac{t}{\text{Maxgen}}. \quad (12)$$

针对传统的FOA问题,使用SCA对FOA中的飞行策略进行改进(以下称为SCAFOA),以避免局部最优等问题.具体的,在FOA嗅觉搜索阶段时对于赋予个体距离与方向的随机策略,在此采用SCA中的正弦余弦策略代替,该策略可以将随机解组合到一组随机突变率高的解中来增强FOA的嗅觉搜索能力,如式(13)所示(式中各参数要求同式(11)–(12)).除此之外,为了弱化果蝇群体位置初始化时选点的随机性,降低迭代陷入局部最优的概率,基于SCAFOA算法,使用佳点集法对果蝇群体的初始位置进行选取,如图3所示.该方法可以产生具有不重叠、分布均匀且有着较好多样性的点,图中的纵坐标与横坐标均在0到1之间,是由

该方法在二维空间下所产生的一些列点,想要取相同个数的点,使用佳点序列要比其他方法中所涉及的序列选取的点更均匀且无重叠^[28].以各台水泵的流量范围为取点区间,使用佳点集方式在该区间内产生足够的点,并且在产生的点中选取味道浓度最好的点作为该果蝇群体的初始点,进而对种群进行初始化.

$$\begin{cases} X_i^{t+1} = X_i^t + r_1 \sin r_2 |r_3 X_{\text{axis}} - X_i^t|, & r_4 < 0.5; \\ Y_i^{t+1} = Y_i^t + r_1 \sin r_2 |r_3 Y_{\text{axis}} - Y_i^t|, & \\ X_i^{t+1} = X_i^t + r_1 \cos r_2 |r_3 X_{\text{axis}} - X_i^t|, & r_4 \geq 0.5. \\ Y_i^{t+1} = Y_i^t + r_1 \cos r_2 |r_3 Y_{\text{axis}} - Y_i^t|, & \end{cases} \quad (13)$$

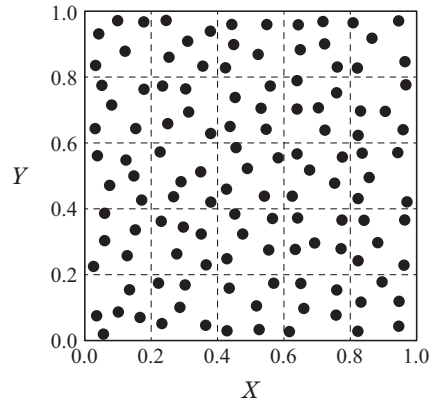


图3 佳点序列在二维空间产生的点分布

Fig. 3 The point distribution of the good point sequence in the 2D space

集中控制系统下的SCAFOA,所有的水泵只有一个种群进行集中初始化,并且在算法迭代过程中,每只果蝇个体位置均发生同样的改变.而基于分布式控制系统下的改进的分布式果蝇优化算法(D-SCAFOA),每台水泵分布式控制器对应随机产生一个属于自己的种群,每个种群不相同,且仅包含自身水泵的相关变量,通过与相邻水泵分布式控制器信息交互来获取信息,每代果蝇个体位置更新时只覆盖自己的变量,即水泵控制系统中的物理量为各台水泵的流量 Q_i ,分别由D-SCAFOA算法中的变量 X_i 和 Y_i 对该物理量进行位置描述,如表1所示.以4台水泵为例,集中式架构下的SCAFOA与分布式架构下的D-SCAFOA种群区别如图4所示.在分布式架构网络中,由任一控制器发起优化任务,相邻控制器收到启动信号,通过信息传递和自组织自优化从而完成并联水泵的优化任务.在图4(b)中以水泵1发起优化任务为例说明相关变量的信息传递机制,水泵1收到启动信号,则在各变量赋初值的情况下独立完成 Q_1 的优化,将优化结果 Q_1 传递给水泵2;刺激水泵2开始优化任务,该水泵基于最新的 Q_1 和其他变量赋初值的情况下独立完成 Q_2 的优化,将优化结果 Q_1 和 Q_2 传递给水泵3;刺激水泵3开始优化任务,该水泵基于最新的 Q_1 和 Q_2 ,且其他变

量赋初值的情况下独立完成 Q_3 的优化, 将优化结果 Q_1 , Q_2 和 Q_3 传递给水泵4; 刺激水泵4开始优化任务, 该水泵基于最新的 Q_1 , Q_2 和 Q_3 独立完成 Q_4 的优化, 将优化结果 Q_2 , Q_3 和 Q_4 传递给水泵1, 以此进入算法的下一代优化。

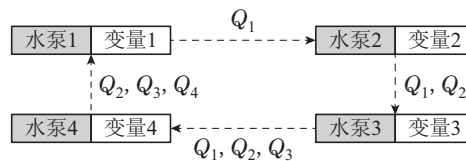
表1 变量定义

Table 1 Variable definitions

水泵物理量	优化算法变量
Q_1	X_1 Y_1
Q_2	X_2 Y_2
Q_3	X_3 Y_3
Q_4	X_4 Y_4



(a) SCAFOA



(b) D-SCAFOA

图4 SCAFOA与D-SCAFOA种群区别示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the difference between SCAFOA and D-SCAFOA populations

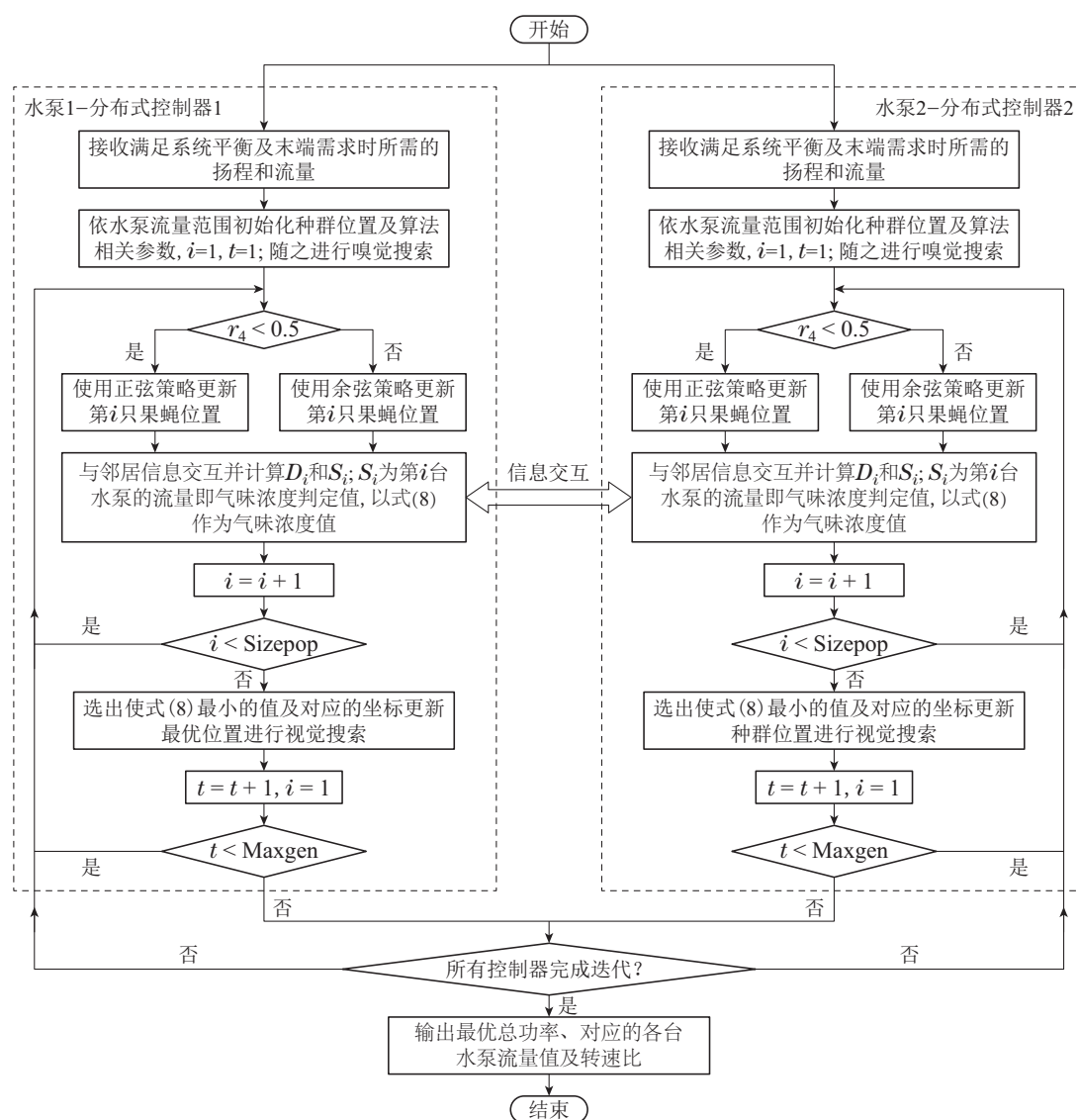


图5 改进的分布式果蝇优化算法流程图

Fig. 5 Improved distributed fruit fly optimization algorithm flow chart

改进的分布式果蝇优化算法流程如图5所示(以两个分布式控制器为例), 该算法具体步骤如下。

步骤1 接收负荷需求. 每个水泵分布式控制器

接收满足DH系统水力平衡及末端需求时对应的扬程 H_{need} 和总流量 Q_{need} 。

步骤2 算法初始化. 初始化FOA种群规模

Sizepop、最大迭代次数 Maxgen、SCA 的控制参数 h 、惩罚因子的惩罚参数 θ_0 ，以及 r_1, r_2, r_3 和 r_4 ；根据水泵流量额定范围对果蝇群体位置 $(X_{\text{axis}}, Y_{\text{axis}})$ (如式(14))进行初始化，其中 $Q_{\text{pump_Low}}$ 和 $Q_{\text{pump_Up}}$ 分别为水泵流量的下限和上限，此处 $Q_{\text{pump_Low}}$ 为0。

$$\begin{cases} X_{\text{axis}} = Q_{\text{pump_Low}} + (Q_{\text{pump_Up}} - Q_{\text{pump_Low}}) \times \text{rand}(\cdot), \\ Y_{\text{axis}} = Q_{\text{pump_Low}} + (Q_{\text{pump_Up}} - Q_{\text{pump_Low}}) \times \text{rand}(\cdot). \end{cases} \quad (14)$$

步骤3 嗅觉搜索阶段。依据式(13)，在嗅觉搜索阶段，使用SCA的正余弦策略替代FOA的随机策略；若 $r_4 < 0.5$ ，则使用正弦策略更新种群，否则使用余弦策略更新种群。

步骤4 计算距离。由于一开始不知道食物的位置，所以先计算果蝇个体到原点的距离 D_i ，再计算味道浓度判定值 S_i ，此处 S_i 代表水泵的流量，具体的计算公式如下：

$$\begin{cases} D_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2}, \\ S_i = \frac{1}{D_i}. \end{cases} \quad (15)$$

步骤5 信息交互。基于上述信息传递机制，与邻居水泵控制器进行信息交互，任意分布式控制器首先将自己优化的流量 Q_i 和由上游邻居发送的流量信息发送至下游水泵控制器，同时该控制器通过自身的流量 Q_i 计算自身水泵所在功率 p_i 。

步骤6 计算适应度函数值。确定味道浓度判定函数为式(16)，即适应度函数，将味道浓度判定值 S_i 作为水泵流量 Q_i 代入函数，计算出味道浓度值 $p_i + \Phi_i$ ，即 Smell_i 。

$$\text{Smell}_i = \text{Fitness}(S_i). \quad (16)$$

步骤7 视觉搜索阶段。找出果蝇群中味道浓度值最小的果蝇(适应度函数值最小)，如式(17)所示，并

记录此果蝇的位置信息和对应的味道浓度值。

$$[\text{bestSmell}, \text{bestindex}] = \min(\text{Smell}). \quad (17)$$

步骤8 最优位置更新。保留最小的味道浓度值 bestSmell ，如式(18)所示。利用对应的坐标更新最优位置进行视觉搜索，如式(19)所示，果蝇群体往该位置飞去。

$$\text{Smellbest} = \text{bestSmell}, \quad (18)$$

$$\begin{cases} X_{\text{axis}} = X(\text{bestindex}), \\ Y_{\text{axis}} = Y(\text{bestindex}). \end{cases} \quad (19)$$

步骤9 开始迭代寻优。重复执行步骤3-7，判断当代最优味道浓度值是否小于历史最优味道浓度值，若是且当前迭代次数小于 Maxgen，则执行步骤8。

步骤10 判断是否所有的分布式控制器均已完成迭代，若是则输出各台水泵流量值及转速比，否则执行步骤3。

5 案例仿真

5.1 案例介绍

在本文的研究中以西安市两个实际供暖系统中并联水泵为例，对D-SCAFOA算法求解并联水泵优化分配的能力进行验证。案例1位于西安建筑科技大学草堂校区某区域供暖系统的换热站内，由4台(3用1备)型号为NBG 125-80-160/147-127 AF2ABAQE的水泵组成“相同型号”并联水泵系统，该系统总设计流量为 $500 \text{ m}^3/\text{h}$ ，设计扬程为 17 m ；案例2是由4台大泵(I-PUMP)和两台小泵(II-PUMP)组成的“不同型号”并联水泵系统，型号分别为NBG 125-80-200/200 AF2ABAQE和NBG 80-50-200/210 AF2ABAQE，该系统位于西安市灞柳东郡区域能源项目的某能源站内，其系统总设计流量和设计扬程分别为 $1144 \text{ m}^3/\text{h}$ 和 48 m 。在上述两个案例中，由于系统的长期运行，即便是型号相同的水泵其性能参数也存在一定差异，导致水泵的性能曲线并不相同；在此，使用系统实际运行数据对各台水泵的性能参数进行辨识，以获得更加准确的模型，具体参数如表2所示。

表2 并联水泵系统中不同型号的水泵性能参数

Table 2 Performance parameters of different types of pumps in a parallel pump system

水泵编号	设置工况	a	b	c	j	k	l
案例1 (相同型号)	1	-0.0004667	0.04807	21.557	-0.0000342	0.01021	0.0158
	2	-0.0004704	0.04811	20.986	-0.0000341	0.01101	0.0160
	3	-0.0004666	0.04809	21.563	-0.0000340	0.01036	0.0149
案例2 (1-4: I-PUMP) (5-6: II-PUMP)	1	-0.0003549	0.01933	60.271	-0.0000154	0.00706	0.0616
	2	-0.0003546	0.01928	59.001	-0.0000155	0.00710	0.0613
	3	-0.0003550	0.01935	60.275	-0.0000158	0.00708	0.0617
	4	-0.0003602	0.01937	60.274	-0.0000149	0.00706	0.0622
	5	-0.0008642	0.03772	54.841	-0.0000386	0.00878	0.2582
	6	-0.0008640	0.03769	55.001	-0.0000375	0.00863	0.2579

为了基于案例1和案例2对本文所提出的算法进行参数测试及性能分析,在此根据两个案例的设计负荷及实际系统的运行情况,分别设置4种负荷大小不同的工况进行后续实验工作,具体如表3所示。

表3 不同案例实验工况设置

Table 3 Setting of experimental conditions for different cases

工况设置	案例1		案例2	
	H/m	Q/(m ³ ·h ⁻¹)	H/m	Q/(m ³ ·h ⁻¹)
工况1	9	135	25	310
工况2	10	184	28	421
工况3	12	390	35	893
工况4	14	453	40	1037

表4 4种工况下不同算法参数设置的实验结果对比

Table 4 Comparison of experimental results of different algorithm parameter settings under four working conditions

参数设置			案例1				案例2			
			工况2		工况4		工况2		工况4	
Sizepop	θ_0	h	最小值	平均值	最小值	平均值	最小值	平均值	最小值	平均值
30	2	2	16.85	17.02	56.53	56.81	38.61	39.42	129.31	130.09
50	2	2	16.84	16.93	56.46	56.74	38.53	38.69	129.25	129.46
100	2	2	16.85	16.97	56.51	56.78	38.56	38.71	129.25	129.74
50	1	2	16.96	17.03	56.59	56.73	38.59	38.83	129.27	129.61
50	3	2	16.88	16.95	56.53	56.82	38.62	39.14	129.26	130.11
50	2	1	16.87	16.98	56.59	57.01	38.65	38.97	129.35	129.87
50	2	3	16.91	16.99	56.49	56.89	38.54	39.06	129.26	129.91

5.3 仿真结果

基于第5.2节对D-SCAFOA(D)算法参数的测试及确定,为了避免优化结果的偶然性,在此对两个案例中的每个工况分别独立运行30次,并将优化结果与PSO(A),FOA(B)和典型分布式优化算法D-PEA(C)^[15]的优化结果进行比较,案例1和案例2在各算法下的优化结果如表4和表5所示。

在案例1中,本文所设计的算法比PSO算法可以节能3.4%–21.7%,并且在工况1和工况2中节能效果最为明显,达到20%左右;D-SCAFOA算法与FOA算法和D-PEA算法相比,在4种工况中分别平均有着6.78%和3.35%的节能率,可以初步判定经过SCA优化后的FOA有着更好的优化结果。在案例2中,与PSO算法、FOA算法和D-PEA算法相比,本文所设计的算法分别平均有着11.75%,5.86%和1.60%的节能率,其中最高可达24.6%,说明D-SCAFOA算法比其他算法有着明显的优化计算优势;FOA算法的节能率几乎是PSO算法的2倍,说明前者更适合解决并联水泵负荷优化分配问题。除此之外,综合分析表5和表6,发现在两个案

5.2 参数测试

为了找到分布式控制架构下D-SCAFOA算法在求解换热站并联水泵系统组合分配问题时的最佳算法参数组合,分别选取两个案例中工况2和工况4,在不同的参数组合设置下均进行30次独立优化计算,所得的算法参数设置、最优值中的最小值以及30次的平均值如表4所示。实验结果表明,对于同一种设置工况,不同参数设置组合的最小值优化结果最大仅相差0.13 kW,并且同一组参数设置下,最小值与平均值几乎相等,由此初步判定D-SCAFOA算法具有较好的鲁棒性。此外,当FOA的种群规模、SCA的控制参数和目标函数中的惩罚参数分别为50,2和2时,算法有着最好的性能,因此,将上述参数组合用于后续的实验过程中。同时,将D-SCAFOA算法的迭代次数设置为50。

例的各种工况中,D-SCAFOA算法优化得到的各台水泵转速比 ω 整体差异不大,分配比较均匀,而其他算法得到的各台水泵转速比则差异比较大,初步判定该算法具有一定的稳定性。

5.4 性能分析

为了验证改进的分布式果蝇优化算法收敛性,同时证明该算法比起传统的果蝇算法有着更好的收敛速度,基于第5.3节的仿真结果,将两个案例中所有工况在使用FOA算法和D-SCAFOA算法求解过程中的总功率迭代曲线绘制于图6–7中。由图6可知,在案例1中FOA算法在第25代左右时逐渐趋于稳定,而D-SCAFOA算法在第10代左右就达到收敛状态。同样由图7可知,在案例2中FOA算法与D-SCAFOA算法分别第30代和12代逐渐趋于稳定。因此,分布式果蝇优化算法具有良好的收敛性。同时,在FOA嗅觉搜索阶段赋予个体距离与方向时使用SCA中的正弦余弦策略替代随机策略,可以加快算法的收敛速度。除此之外,对于两个案例的每种工况,总功率迭代曲线在完全收敛时,D-SCAFOA算法的总功率稳态值总比FOA算法

低,这直观说明了改进的分布式果蝇优化算法比起传统的果蝇算法可以得到更好的优化结果.为了对本文所设计的算法与传统的果蝇算法在收敛精度上进行对比,将优化得到的流量结果与第5.1节中工况设置的流量需求作差,将差值作为负荷差以判断算法收敛精

度;从图8可以看出,改进的分布式果蝇优化算法在两个案例的4种工况下,负荷差均在 $-0.5\sim 0.5\text{ m}^3/\text{h}$ 之间,而传统的果蝇算法优化得到的负荷差最高可达 $1.722\text{ m}^3/\text{h}$;这说明本文所设计的优化算法比传统的果蝇算法收敛精度更高.

表 5 案例1中PSO, FOA, D-PEA和D-SCAFOA算法优化结果

Table 5 Optimization results of PSO, FOA, D-PEA and D-SCAFOA algorithms in Case 1

设置 工况	水泵 序号	PSO		FOA		D-PEA		D-SCAFOA		$\frac{ D-A }{D}$	$\frac{ D-B }{D}$	$\frac{ D-C }{D}$
		ω	P/kW	ω	P/kW	ω	P/kW	ω	P/kW			
工况1	1	0.6992		0.6991		0.7306		0.7144				
	2	0.6530	15.17	0.7690	13.55	0.7265	13.26	0.7293	12.47	21.7%	8.7%	6.3%
	3	0.6841		0		0		0				
工况2	1	0.8557		0.8702		0.8859		0.8351				
	2	0.7704	20.17	0.9339	18.69	0.8403	17.61	0.8349	16.84	19.8%	11.0%	4.6%
	3	0.6300		0		0		0				
工况3	1	0.9855		0.9337		0.9228		0.9125				
	2	0.8802	38.09	0.8965	37.81	0.9830	36.20	0.9016	35.72	6.6%	5.9%	1.3%
	3	0.7801		0.8846		0.7649		0.8124				
工况4	1	0.9994		0.9999		0.9999		0.9931				
	2	0.9862	58.36	0.9631	57.30	0.9890	56.73	0.9527	55.63	3.4%	1.5%	1.2%
	3	0.9903		0.9998		0.9501		0.9233				

表 6 案例2中PSO, FOA, D-PEA和D-SCAFOA算法优化结果

Table 6 Optimization results of PSO, FOA, D-PEA and D-SCAFOA algorithms in Case 2

设置 工况	水泵 序号	PSO		FOA		D-PEA		D-SCAFOA		$\frac{ D-A }{D}$	$\frac{ D-B }{D}$	$\frac{ D-C }{D}$
		ω	P/kW	ω	P/kW	ω	P/kW	ω	P/kW			
工况1	1	0.7629		0.8134		0.7309		0.7263				
	2	0		0		0.7391		0.7348				
	3	0		0		0		0				
	4	0	31.65	0	28.63	0	25.98	0	25.41	24.6%	12.7%	2.2%
	5	0.6935		0.7549		0		0				
	6	0.7016		0		0		0				
工况2	1	0.9377		0.7641		0.8336		0.8291				
	2	0		0.7590		0.8400		0.8275				
	3	0		0		0		0				
	4	0	45.89	0	41.68	0	39.40	0	38.53	19.1%	8.2%	2.3%
	5	0.5316		0.7008		0		0				
	6	0.5001		0.7359		0		0				
工况3	1	0.8791		0.9116		0.9098		0.9071				
	2	0.8766		0.8475		0.9102		0.9038				
	3	0.9002		0.8150		0.9009		0.9062				
	4	0	103.29	0.9864	103.07	0.9206	101.35	0.8976	100.27	2.0%	1.8%	1.1%
	5	0.8605		0		0		0				
	6	0.8437		0.6331		0		0				
工况4	1	0.9357		0.9988		0.9886		0.9733				
	2	0.9405		0.9605		0.9624		0.9501				
	3	0.9136		0.9211		0.9667		0.9319				
	4	0.8824	130.88	0.9642	130.22	0.9320	129.64	0.9392	128.59	1.3%	0.75%	0.8%
	5	0.9235		0.9370		0.9102		0.8964				
	6	0.7236		0		0		0				

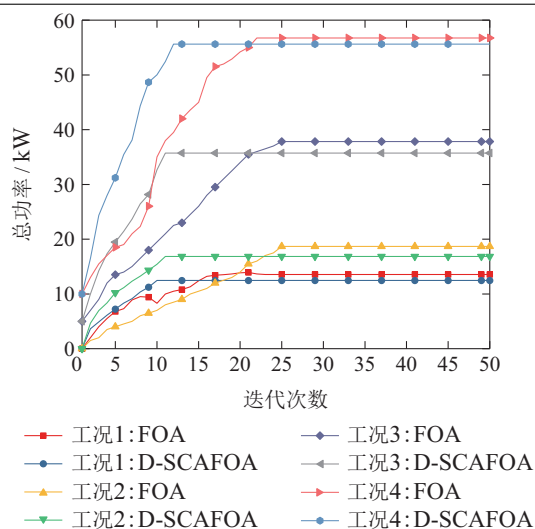


图6 案例1中各工况总功率迭代曲线

Fig. 6 The total power iteration curves of each working condition in Case 1

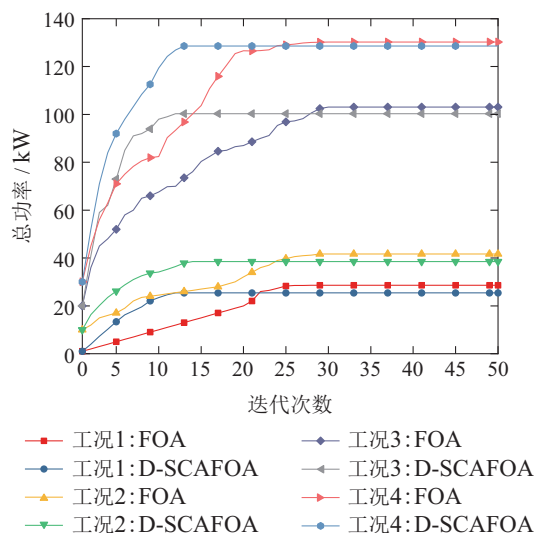


图7 案例2中各工况总功率迭代曲线

Fig. 7 The total power iteration curves of each working condition in Case 2

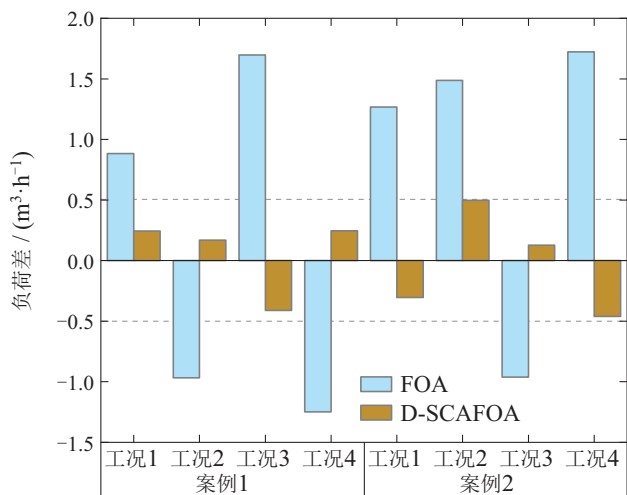


图8 D-SCAFOA与FOA优化精度对比

Fig. 8 D-SCAFOA and FOA optimization accuracy comparison

进一步为了说明改进的分布式果蝇优化算法(D-SCAFOA)的优越性, 将该算法与典型的分布式优化算法D-PEA的优化结果进行对比; 基于第5.3节的仿真结果, 将两个案例中工况4在使用D-SCAFOA算法和D-PEA算法求解过程中的各台水泵转速比迭代曲线绘制于图9-12中. 分别将图9与图11、图10与图12对比观察, 使用D-SCAFOA算法和D-PEA算法对两种案例的工况4进行计算, 案例1分别在第9代和第18代开始收敛, 案例2分别在第10代和第21代开始收敛, 说明了本文所设计的分布式算法能够进一步加快收敛速度、缩短计算时间; 除此之外, D-SCAFOA算法在两种案例中的迭代曲线比起D-PEA算法基本无震荡, 均能够在较短的时间内以更加平稳的状态收敛, 说明了前者具有较好的鲁棒性和稳定性; 分析图9与图10, 案例1和案例2分别具有不同的水泵台数和型号, 而改进的分布式果蝇优化算法均能够对其进行计算并得到较优的结果, 说明该分布式算法适用于不同台数不同型号的并联水泵系统, 具有可扩展性.

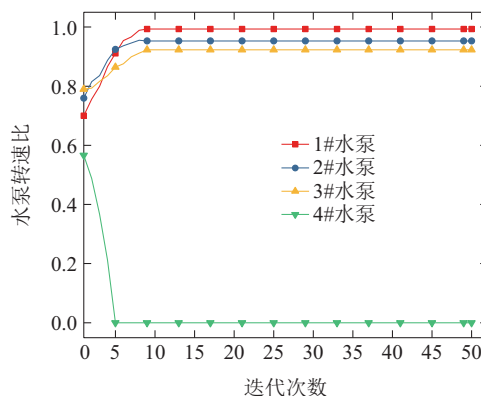


图9 案例1工况4D-SCAFOA优化转速比迭代曲线

Fig. 9 Case 1 D-SCAFOA optimized speed ratio iteration curves for Condition 4

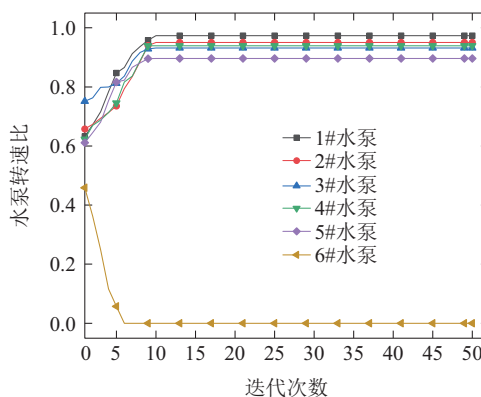


图10 案例2工况4D-SCAFOA转速比迭代曲线

Fig. 10 Case 2 D-SCAFOA optimized speed ratio iteration curves for Condition 4

为了验证改进的分布式果蝇优化算法在实际工程中用于求解并联水泵负荷优化分配问题的可行性, 针对西安建筑科技大学草堂校区某区域供暖系统的换

热站和西安市灞柳东郡区域能源项目的某能源站内的并联水泵系统进行实验,如图13所示.同时为了说明分布式相较于集中式的优势,使用D-SCAFOA算法和SCAFOA算法对两个案例的各种工况进行优化求解,将两种算法的计算总功率与运行时间对比如图14和图15所示.由图可以看出,分布式算法相较于集中式算法能耗更低,算法的运行时间更短.在案例1和案例2中相对于集中式算法,该分布式算法在总功率和计算时间上分别平均降低了5.47%和29.90%.同时,

为了验证该算法的鲁棒性,选取两个案例中的工况2进行实验,分别使用PSO, FOA, D-PEA和D-SCAFOA这4种算法进行30次独立实验,得到实验结果的最大值、最小值和平均值如表7所示,可以发现, D-SCAFOA算法得到的最大值、最小值和平均值都优于其他3种算法,并且该算法在两个案例中对应的最大值与最小值之差分别为1.29 kW和1.65 kW,是4种算法中最小的.因此,本文所设计的分布式果蝇优化算法具有良好的鲁棒性,将其应用于实际工程是可行的.

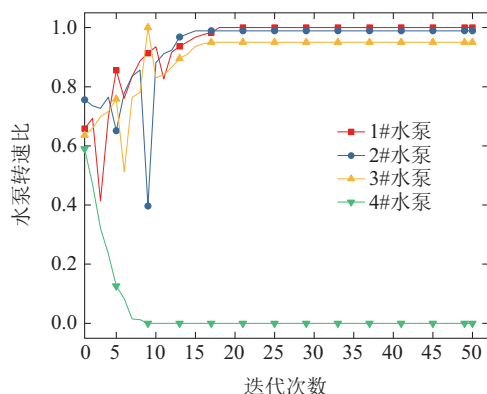


图 11 案例1工况4D-PEA优化转速比迭代曲线

Fig. 11 Case 1 D-PEA optimized speed ratio iteration curves for Condition 4

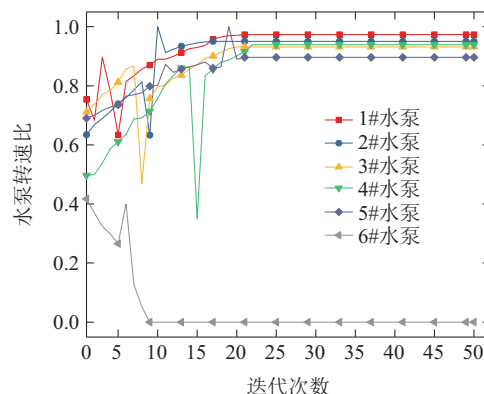


图 12 案例2工况4D-PEA优化转速比迭代曲线

Fig. 12 Case 2 D-PEA optimized speed ratio iteration curves for Condition 4

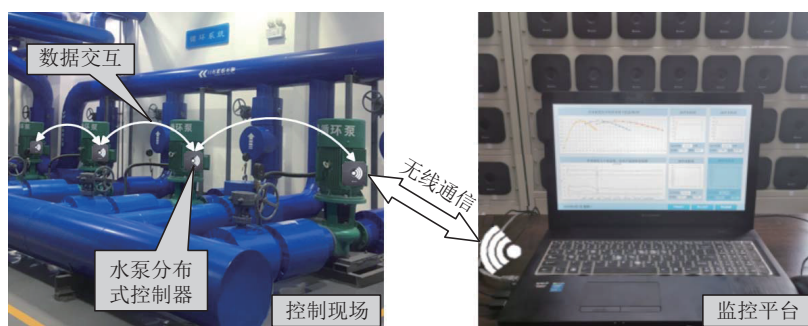


图 13 分布式控制实验系统

Fig. 13 Distributed control experiment system

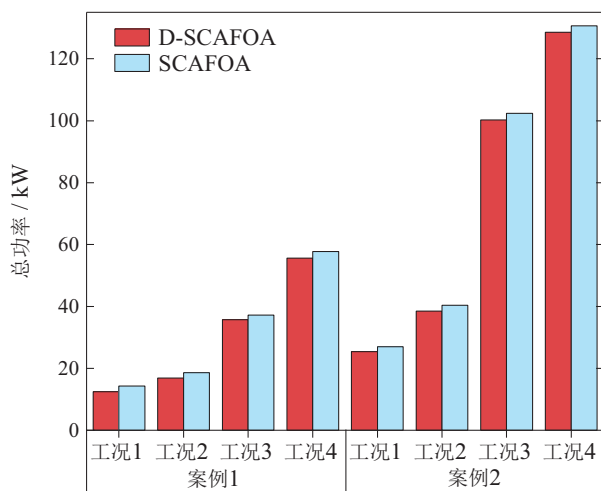


图 14 分布式与集中式算法总功率对比

Fig. 14 Distributed and centralized algorithm total power comparison

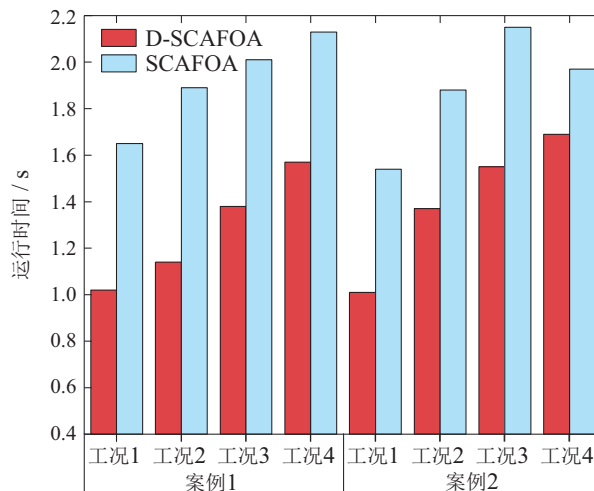


图 15 分布式与集中式算法运行时间对比

Fig. 15 Distributed and centralized algorithm the running time comparison

表7 鲁棒性对比实验数据

Table 7 Robustness comparison experimental data

总功率 P/kW	PSO			FOA			D-PEA			D-SCAFOA		
	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值
案例1 工况2	21.05	19.86	20.17	19.24	17.63	18.69	18.01	16.52	17.61	17.25	15.96	16.84
案例2 工况2	46.37	44.28	45.89	42.19	40.63	41.68	40.27	38.55	39.40	39.26	37.61	38.53

6 结论

本文在换热站并联水泵系统的热负荷分配优化求解中, 针对现有的集中式算法难以适用于分布式架构的问题, 基于换热站分布式控制系统和并联水泵优化模型, 提出了一种改进的分布式果蝇优化算法(D-SCAFOA)。该算法无需中央处理器, 各水泵仅通过自身的分布式控制器与邻居控制器交互信息即可完成优化, 具有系统和网络搭建简单、计算速度快、可扩展性好及通用性强等特点, 并且在FOA算法的嗅觉搜索阶段, 使用SCA算法的正弦余弦策略替代随即策略, 可以提高收敛速度、避免局部最优, 同时获得更好的优化结果。文中以西安市两个大小不同的实际换热站并联水泵系统为例, 对该算法进行了结果仿真与性能分析。结果表明, 在不同案例的各种工况下, 该算法不但均有着平稳的迭代优化过程, 而且比起传统的优化算法, 在不同程度上也能够获得更好的优化结果。除此之外, 在正弦余弦策略和分布式架构的共同作用下, 使得算法的收敛速度有了很好的提升。因此, 本文所提出的D-SCAFOA算法具有良好的鲁棒性和较强的稳定性, 适用于解决分布式架构下换热站并联水泵系统热负荷优化分配问题, 为换热站中并联水泵系统的节能优化控制提供科学的决策支撑。

参考文献:

- WAIDE P, BRUNNER C U. Energy-efficiency policy opportunities for electric motor-driven systems. *Iea Energy Papers*, 2011: DOI: 10.1787/5kgg52gb9gid-en.
- WANG S Q, XING J C, JIANG Z Y, et al. Decentralized optimization algorithms for variable speed pumps operation based on local interaction game. *Journal of Control Science and Engineering*, 2018: DOI: 10.1155/2018/5468398.
- MORALES L, AGUILAR J, GARSES-JIMENEZ A, et al. Advanced fuzzy-logic-based context-driven control for HVAC management systems in buildings. *IEEE Access*, 2020, 8: 16111 – 16126.
- SCIACOVELLI A, VERDAA V, GUELPA E. Pumping cost minimization in an existing district heating network. *ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition*. San Diego, CA: ASME, 2013: V06AT07A066.
- JAFARI-ASL J, AZIZYAN G, MONFARED S, et al. An enhanced binary dragonfly algorithm based on a V-shaped transfer function for optimization of pump scheduling program in water supply systems (case study of Iran). *Engineering Failure Analysis*, 2021, 123: 105323.
- LIN Lichang, LIU Qingrong, RUAN Yingjun. Operation optimization of variable-speed parallel water pumps based on measured data. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(30): 12546 – 12551. (林立昌, 刘青荣, 阮应君. 基于实测数据并联变频水泵运行优化. 科学技术与工程, 2020, 20(30): 12546 – 12551.)
- WANG Tong, ZHU Duolin, ZHOU Xiao, et al. Study on energy saving optimization of secondary water supply parallel pumps. *Water & Wastewater Engineering*, 2021, 57(3): 125 – 131. (王彤, 朱多林, 周晓, 等. 二次供水并联泵组节能优化研究. 给水排水, 2021, 57(3): 125 – 131.)
- OLSZEWSKI P. Genetic optimization and experimental verification of complex parallel pumping station with centrifugal pumps. *Applied Energy*, 2016, 178: 527 – 539.
- YANG T, YI L, WU J F, et al. A survey of distributed optimization. *Annual Reviews in Control*, 2019, 47: 278 – 305.
- YE Y, JING C. Global optimization of a central air-conditioning system using decomposition-coordination method. *Energy and Buildings*, 2010, 42(5): 570 – 583.
- YU Junqi, GAO Zhikun, ZHAO Anjun, et al. Distributed optimal control for load distribution of parallel chillers in central air-conditioning system. *Control Engineering of China*, 2022: 29(12): 2300 – 2308. (于军琪, 高之坤, 赵安军, 等. 中央空调并联冷机负荷分配分布式优化控制. 控制工程: 2022: 29(12): 2300 – 2308.)
- YU J Q, LIU Q T, ZHAO A J. Optimal chiller loading in HVAC system using a novel algorithm based on the distributed framework. *Journal of Building Engineering*, 2020, 28: 101044.
- JIANG Z Y, DAI Y C. A decentralized, flat-structured building automation system. *Energy Procedia*, 2017, 122: 68 – 73.
- YANG Yalong, YANG Xianfeng, FANG Qiansheng. Research on optimized operation algorithm of secondary water supply based on new building intelligent platform. *Journal of Anhui Jianzhu University*, 2020, 28(3): 26 – 31. (杨亚龙, 杨先锋, 方潜生. 基于新型建筑智能化平台的二次供水优化运行算法研究. 安徽建筑大学学报, 2020, 28(3): 26 – 31.)
- YU Junqi, ZHANG Rui, ZHAO Anjun, et al. Energy saving optimization insect intelligent control algorithm for parallel pumps in central air-conditioning system. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(10): 2155 – 2162. (于军琪, 张瑞, 赵安军, 等. 中央空调系统并联水泵节能优化群智能控制算法. 控制理论与应用, 2020, 37(10): 2155 – 2162.)
- COELHO L, KLEIN C E, SABAT S L, et al. Optimal chiller loading for energy conservation using a new differential cuckoo search approach. *Energy*, 2014, 75(SI): 237 – 243.
- ZHUANG Huihuang. Algorithm and application of no center fault diagnosis for building electrical system. *Guangdong Architecture Civil Engineering*, 2020, 27(8): 100 – 102. (庄恢凰. 建筑电气系统无中心故障诊断算法及其应用. 广东土木与建筑, 2020, 27(8): 100 – 102.)

- [18] DAI Y C, JIANG Z Y, SHEN Q, et al. A decentralized algorithm for optimal distribution in HVAC systems. *Building and Environment*, 2016, 95: 21 – 31.
- [19] WANG Ling, ZHENG Xiaolong. Advances in fruit fly optimization algorithms. *Control Theory & Applications*, 2017, 34(5): 557 – 563. (王凌, 郑晓龙. 果蝇优化算法研究进展. 控制理论与应用, 2017, 34(5): 557 – 563.)
- [20] ZHANG Guoyin, MENG Xiang, LI Sizhao. UVA path planning method based on fruit fly optimization algorithm. *Radio Communications Technology*, 2021, 47(3): 344 – 352. (张国印, 孟想, 李思照. 基于果蝇优化算法的无人机航路规划方法. 无线电通信技术, 2021, 47(3): 344 – 352.)
- [21] FAN Y, WANG P J, HEIDARI A A, et al. Boosted hunting-based fruit fly optimization and advances in real-world problems. *Expert Systems with Applications*, 2020, 159: 113502.
- [22] ZHANG Shuiping, WANG Lina. Research and analysis on progress of fruit fly on optimization algorithm. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(6): 22 – 29. (张水平, 王丽娜. 果蝇优化算法的进展研究分析. 计算机工程与应用, 2021, 57(6): 22 – 29.)
- [23] WANG L, XIONG Y N, LI S W, et al. New fruit fly optimization algorithm with joint search strategies for function optimization problems. *Knowledge-Based Systems*, 2019, 176: 77 – 96.
- [24] CAMPANA P E, LI H L, YAN J Y. Dynamic modelling of a PV pumping system with special consideration on water demand. *Applied Energy*, 2013, 112(SI): 635 – 645.
- [25] ULANICKI B, KAHLER J, COLBECK. Modeling the efficiency and power characteristics of a pump group. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2008, 134(1): 88 – 93.
- [26] SHEN Qi, DAI Yunchuang. Distributed fast optimization algorithm for group operation of mechanical equipments. *Heating Ventilating & Air Conditioning*, 2018, 48(7): 88 – 93, 70. (沈启, 代允闯. 机电设备群控的分布式快速优化方法. 暖通空调, 2018, 48(7): 88 – 93, 70.)
- [27] MIRJALILI S. SCA: A sine cosine algorithm for solving optimization problems. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 96: 120 – 133.
- [28] LONG Wen, LIANG Ximing, XU Songjin, et al. A hybrid evolutionary algorithm based on clustering good-point set crossover for constrained optimization. *Journal of Computer Research and Development*, 2012, 49(8): 1753 – 1761. (龙文, 梁昔明, 徐松金, 等. 聚类佳点集交叉的约束优化混合进化算法. 计算机研究与发展, 2012, 49(8): 1753 – 1761.)

作者简介:

赵安军 副教授, 主要从事建筑物联网、建筑节能与能效分析、建筑设备控制与优化等方面的教学与科研工作, E-mail: zhao.anjun@163.com;

席江涛 硕士研究生, 主要研究方向为智能建筑技术及供暖系统的节能优化控制、智慧能源, E-mail: xi.jiangtao1124@163.com;

荆 竞 高级工程师, 主要从事建筑节能与能效、建筑设备控制与优化等方面的教学与科研工作, E-mail: xby5s@163.com;

赵 啸 硕士研究生, 主要研究方向为基于数据驱动的建模与控制、智能建筑, E-mail: zhaoxiao0510@163.com.