

文章编号: 1671-6612 (2024) 04-472-12

多制冷站负荷分配调度策略研究

代广超¹ 吴维敏²

(1. 浙江大学工程师学院 杭州 310015;

2. 浙江大学控制科学与工程学院 杭州 310027)

【摘要】 研究中央空调多制冷站冷源系统的负荷分配调度策略。利用制冷站实测数据, 首先采用带指数遗忘的最小二乘法对制冷站的能耗模型进行参数辨识, 建立多制冷站群控系统的能耗模型。在此基础上, 以多制冷站系统能耗最低为目标, 在满足末端冷负荷需求前提下, 利用改进的野狗优化算法 (Improved Dingo Optimization Algorithm, IDOA) 优化了多制冷站负荷分配策略。在实际系统上进行的测试表明: 提出的制冷站负荷优化控制策略较原运行方式在最大制冷季可单日节能 8.88%, 温差最大季可单日节能 11.14%。

【关键词】 制冷站; 负荷分配; 能耗模型; 最小二乘法; 野狗优化算法
中图分类号 TP391 文献标志码 A

Research on Load Distribution Strategy for Multiple Refrigeration Plants

Dai Guangchao¹ Wu Weimin²

(1. Polytechnic Institute of Zhejiang University, Hangzhou, 310015;

2. School of Control Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, 310027)

【Abstract】 This paper studies the load distribution strategy of a central air conditioning multi refrigeration plant. Based on the measured data of the refrigeration plant, the least squares method with exponential forgetting is used to identify the energy consumption model parameters of the refrigeration plant, and then an energy consumption model of the multi refrigeration plant group control system is established. On this basis, with the goal of minimizing energy consumption in a multi refrigeration plant system and meeting the end cooling load demand, an Improved Dingo Optimization Algorithm (IDOA) is exploited to optimize the load distribution strategy for multiple refrigeration plants. The experiment conducted on an actual system shows that the proposed load optimization control strategy for refrigeration plants saved 8.88% energy compared to the original operation method during the maximum refrigeration season and 11.14% energy during the maximum temperature difference season.

【Keywords】 Refrigeration plant; Load distribution; Energy consumption model; Least square method; Dingo optimization algorithm

0 引言

制冷站作为中央空调系统的能量输出站, 能耗约占其总能耗 60%^[1], 其运行逻辑是否高效合理是中央空调系统节能的关键^[2]。诸多学者对空调制冷系统优化控制进行了较详细的研究。例如, 闫军威

等^[3]通过对冷水机组建模, 以能耗最低为目标对冷机的负荷进行分配, 优化方案与原运行方式相比, 能耗降低 5.33%。张旭豪等^[4]通过部分负荷率 (Partial Load Ratio, PLR) 与性能系数 (Coefficient of Performance, COP) 的二次多项关系式, 建立

作者简介: 代广超 (1989.12-), 男, 硕士研究生, E-mail: 22060889@zju.edu.cn

通讯作者: 吴维敏 (1970.04-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, E-mail: wuwm@iipca.zju.edu.cn

收稿日期: 2024-02-18

了冷水机组能耗方程, 通过空调冷负荷与水流量、比热容和供回水温度之间的关系式推出 PLR 与机组的出水温度呈线性关系, 可通过设定机组出水温度来控制机组负荷率分配。优化控制策略相较顺序控制策略全年节能 5.7%。以上研究大多针对空调系统的某一单元进行局部优化, 仅考虑某一方面的优化, 难以实现全局最优。本文将从多制冷站群控负荷分配优化控制策略的角度, 研究实现单台制冷站最优负荷分配的同时, 使得制冷系统能耗最低。

1 多制冷站群控系统

多制冷站群控系统如图1所示, 每套制冷站具备单独的控制单元, 内部包含输送管路、冷水机组、冷冻水泵、冷却水泵等, 可具备输出 7°C - 12°C 冷冻水的能力。本文研究对象主要包含两类多制冷站群控系统, 其中制冷系统一由3台相同规格的制冷站组成群控, 制冷系统最大额定制冷量为 2856kW 。制冷系统二由制冷系统一内2台相同规格的制冷站组和1台不同规格的制冷站组成群控, 最大额定制冷量为 3154kW 。设备明细如表1和2所示。

表1 制冷站群控系统一设备明细表

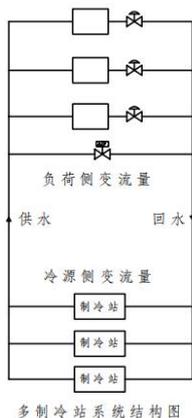
Table 1 Equipment list of refrigeration station group control system

序号	名称	品牌及型号	设备输入功率	台数
1	螺杆机组	KCWF1270BTV1	158.4kW	3
2	冷冻水泵	格兰富, 变频	37kW	3
3	冷却水泵	格兰富, 定频	11kW	3
4	方形横流冷却塔	国祥	9kW	3

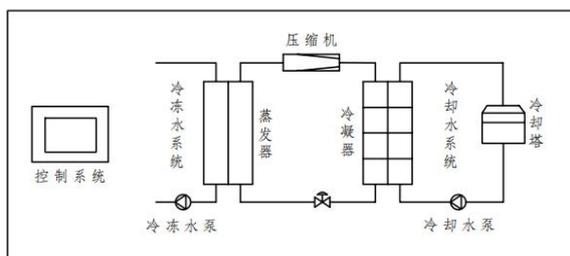
表2 制冷站群控系统二设备明细表

Table 2 Equipment list of refrigeration station group control system

序号	名称	品牌及型号	设备输入功率	台数
2	螺杆机组	KCWF1350BTV1	218.5kW	1
2	冷冻水泵	格兰富, 变频	37kW	1
3	冷却水泵	格兰富, 定频	18.5kW	1
4	方形横流冷却塔	国祥	13.4kW	1



多制冷站系统结构图



制冷站控制系统图

图 1 多制冷站系统结构图

Fig.1 Structural diagram of multi refrigeration plant system

2 多制冷站负荷优化控制问题描述

2.1 多制冷站能耗模型

制冷站的功耗 P 其在给定湿球温度下 PLR 的凸函数, 共分为三种情况, 如式 (1) 所示, 且其

值不能为负值^[5]。本文研究对象为 3 台制冷站组成的群控系统, 选择 PLR 的三次方作为研究对象能耗数学模型。

$$P_i = \begin{cases} a_i + b_i PLR_i + c_i PLR_i^2 + d_i PLR_i^3, & \text{if } (U_i = 1) \\ a_i + b_i PLR_i + c_i PLR_i^2, & \text{if } (U_i = 1) \\ 0, & \text{if } (U_i = 0) \end{cases} \quad (1)$$

式中， PLR_i 为第*i*台制冷站的部分负荷率； $a_i \dots d_i$ 为能耗模型性能系数； U_i 为第*i*台制冷站的工作状态，1为ON，0为OFF。制冷站的部分负荷率为其实际制冷量与其额定制冷量的比值，其数学表达式如式(2)所示。

$$PLR_i = \frac{Q_{actual,i}}{Q_{rated,i}} \quad (2)$$

式中， $Q_{actual,i}$ 为第*i*台制冷站的实际制冷量； $Q_{rated,i}$ 为第*i*台制冷站的额定制冷量。多制冷站系统的实际负荷约等于末端的需求负荷，具体数学表达式如3所示。其主要反映的是当前制冷站的实际制冷量^[6]。

$$Q_{actual} = C_e M_e (T_{eo} - T_{ei}) = \sum_1^i Q_{actual,i} \quad (i=1 \dots 3) \quad (3)$$

$$Q_{actual,i} = C_e M_{ei} (T_{eoi} - T_{eii}) \quad (4)$$

式中， Q_{actual} 为多制冷站系统的实际制冷量； C_e 为冷冻水比热容，kJ/kg·℃； M_e 为冷冻水总管流量，kg/s； M_{ei} 为制冷站冷冻水流量，kg/s； T_{eo} 为冷冻水总管回水温度，℃； T_{eoi} 为制冷站冷冻水回水温度，℃； T_{ei} 为冷冻水总管供水温度，℃； T_{eii} 为制冷站冷冻水供水温度，℃。

2.2 系统辨识

数学建模可以表达负荷、能耗与运行参数之间的关系。目前最常用的三种建模方法分别为：机理建模、系统辨识和机理+系统辨识建模方法^[7]。本文采用机理建模和系统辨识的方法建立多制冷站群控系统的能耗模型。系统辨识采用带指数遗忘的最小二乘递归法，确定数学模型未知参数的问题^[8]。其具体原理如下：

系统的状态 $y(i)$ 可用状态变量函数 $\varphi_k(i)$ ($k=1,2,\dots,n$) 表示为：

$$y(i) = \varphi_1(i)\theta_1^0 + \varphi_2(i)\theta_2^0 + \dots + \varphi_n(i)\theta_n^0 = \phi(i)\theta^0 \quad (5)$$

式中， i 为时间变量； θ_k^0 为系统模型中的参数， $k=1,2,\dots,n$ ； $\varphi_k(i)$ 为系统状态变量的已知函数或状态变量本身，称为回归变量。方程中的向量分别为：

$$\varphi^T(i) = [\varphi_1(i)\varphi_2(i)\dots\varphi_n(i)] \quad (6)$$

$$\theta^0 = [\theta_1^0\theta_2^0\dots\theta_n^0]^T \quad (7)$$

经过一定时间的数据采集后，获得了一系列的系统状态以及回归变量的测量值 $\{(y(i), \varphi_k(i)), i=1,2,\dots,t\}$ ，根据最小二乘法确定参数 θ ，必需满足使得 $V(\theta, t)$ 最小。

$$V(\theta, t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \gamma^{t-i} [y(i) - \varphi^T(i)\theta]^2 \quad (8)$$

式中， γ 为遗忘因子， $0 < \gamma \leq 1$ ，距离当前时刻越接近的数据，被赋予权重则越大， n 时刻以前的数据被赋予权重 γ^n 。这种方法被称之为指数遗忘。最小二乘递归参数的推测方法为：

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) - K(t) \left[(y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1)) \right] \quad (9)$$

$$K(t) = P(t)\varphi(t) = P(t-1)\varphi(t) [\gamma I + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)]^{-1} \quad (10)$$

$$P(t) = [I - K(t)\varphi^T(t)]P(t-1)/\gamma \quad (11)$$

通过厂家提供的制冷站 IPLV (Integrated Part Load Value) 测试数据共 4008 组，并利用关键负荷点整理出 PLR 和 P 之间的关系表并利用 MATLAB 软件通过编程的方式拟合该模型，分别得到制冷站 1-4 在不同 PLR 下的能耗模型参数。

表3 PLR - P 性能系数

Table 3 PLR - P Coefficient of performance

制冷站	a	b	c	d	额定制冷量
制冷站 1	34.03664	271.97214	-350.8106	259.34138	952kW
制冷站 2	38.95761	237.5808	-302.956	239.6728	952kW
制冷站 3	36.25928	269.8164	-353.261	264.4365	952kW
制冷站 4	28.39723	447.414	-591.624	403.392	1250kW

制冷站 1 的拟合参数得到制冷站的 $PLR-P$ 的数学表达式, 其中残差平方和为 0.2985, 决定系数 R 为 0.99981。制冷站 2 的拟合参数得到制冷站的 $PLR-P$ 的数学表达式, 其中残差平方和为 0.43462, 决定系数 R 为 0.99972。制冷站 3 的拟合参数得到制冷站的 $PLR-P$ 的数学表达式, 其中残差平方和为 0.33419, 决定系数 R 为 0.99979。制冷站 4 的拟合参数得到制冷站的 $PLR-P$ 的数学表达式, 其中残差平方和为 0.04799, 决定系数 R 为 0.9998。由表 3 可知, 冷负荷完全相同的制冷站其性能系数也有可能不同, 这是由于设备制造工艺及控制逻辑的内部偏差导致, 即使设备参数完全相同, 设备的运

$$P_{t1} = \sum_{i=1}^N p_i = P_1 + P_2 + P_3 =$$

$$W_1 (34.03664 + 271.97214PLR_1 - 350.8106PLR_1^2 + 259.34138PLR_1^3)$$

$$+ W_2 (38.95761 + 237.5808PLR_2 - 302.956PLR_2^2 + 239.6728PLR_2^3)$$

$$+ W_3 (36.25928 + 269.8164PLR_3 - 353.261PLR_3^2 + 264.4365PLR_3^3) \quad (12)$$

案例二为两台制冷量较小的的制冷站 1、2 和一 台制冷量较大的制冷站 4 组成群控, 数学模型如下:

$$P_{t2} = \sum_{i=1}^N p_i = P_1 + P_2 + P_4 =$$

$$W_1 (34.03664 + 271.97214PLR_1 - 350.8106PLR_1^2 + 259.34138PLR_1^3)$$

$$+ W_2 (38.95761 + 237.5808PLR_2 - 302.956PLR_2^2 + 239.6728PLR_2^3)$$

$$+ W_4 (28.39723 + 447.414PLR_4 - 591.624PLR_4^2 + 403.392PLR_4^3) \quad (13)$$

$$O_{Object} = \min(P_{ti}) \quad i = 1, 2 \quad (14)$$

多制冷站群控系统运行过程中, 约束主要来自两个方面: 当机组负荷过低时, 机组会自动保护, 所以每台制冷站的 PLR_i 应不小于 0.3^[10], 在制冷站不开机时为 0; 所有制冷站的总负荷应大于等于外部需求负荷^[11]。

$$0.3 \leq PLR_i \leq 1 \text{ 或 } PLR_i = 0 \quad (15)$$

$$Q_{need} \leq \sum Q_{rated,i} * PLR_i = Q_{actual}, (i = 1 \dots 3) \quad (16)$$

式中, P_{ti} 为不同组合模式的多制冷站群控系统的总能耗; N 处于运行状态的冷水机组台数; Q_{need} 为外部需求负荷。

3 优化算法

3.1 DOA 算法原理

野狗优化算法 (Dingo optimization algorithm, DOA) 2021 年由 Herna'n Peraza-Va'zquez 等^[12]提出的群智能优化算法。通过模拟野狗的迫害、分组和清

行能力也可能不同。

2.3 目标函数建立

多制冷站系统总能耗 P_t 即所有运行制冷站能耗之和^[9], 总能耗目标函数 P_t 表达式如式 (11) 所示。优化的目标 O_{Object} 使得目标函数总能耗最低。由于单台制冷站模型存在常数项, 当制冷站部分负荷率为 0 时, 依然产生能耗, 引入自适应系数 W 改善此问题。分别对两种不同类型的制冷站组整的群控系统建模。

案例一为三台制冷量相同的制冷站 1、2、3 组成群控, 数学模型如下:

除行为, 以及考虑野狗的生存概率来进行优化搜索。其主要思想是通过模拟野狗的社交行为, 对解空间进行搜索和优化。其包含三个关键步骤: 初始群体的生成、位置更新和适应度评价。通过这些步骤, DOA 能够在多个应用领域中实现高效的优化搜索。

野狗的包围行为:

$$x_i(t+1) = \beta_1 \sum_{k=1}^{na} \frac{[\varphi_k(t) - x_i(t)]}{na} - x_*(t) \quad (17)$$

野狗追捕行为:

$$x_i(t+1) = x_*(t) + \beta_1 e^{\beta_2} (x_{r1}(t) - x_i(t)) \quad (18)$$

食腐行为:

$$x_i(t+1) = \frac{1}{2} [e^{\beta_2} x_{r1}(t) - (-1)^\sigma x_i(t)] \quad (19)$$

式中, $x_i(t+1)$ 为搜索野狗的新位置; na 为随机数; $\varphi_k(t)$ 即将攻击的野狗子集; $x_i(t)$ 为当前野狗; $x_*(t)$ 为上一次迭代中最佳搜索代理;

β_1 为[-2,2]比例因子用于改变野狗的搜寻轨迹; β_2 为[-1,1]; r_1 从1到最大代理区间随机数; $x_{r_1}(t)$ 选定第 r_1 个野狗,其中 $t \neq r_1$ 。 $\sigma \in (0,1)$ 。生存行为为:

$$survival(i) = \frac{fitness_{max} - fitness(i)}{fitness_{max} - fitness_{min}} \quad (20)$$

式中, $fitness_{max}$ 与 $fitness_{min}$ 为当代最佳/最差适应度值; $fitness(i)$ 为第 i 个野狗的适应度值。

$$x_i(t) = x_*(t) + \frac{1}{2}[x_{r_1}(t) - (-1)^\sigma x_{r_2}(t)] \quad (21)$$

式中, $x_i(t)$ 是将被更新的生存率低的野狗; r_1, r_2 为随机数。

3.2 DOA 算法改进

DOA 算法虽然具备良好的寻优能力,但存在迭代速度慢等缺点,针对 DOA 算法的收敛速度慢,全局寻优差等问题对其进行改进。

逻辑斯谛克映射(Logistic Map)是研究混沌等复杂系统行为的经典模型,又称为逻辑斯谛克迭代,其数学模型如下:

$$x(t+1) = \mu x(t)(1-x(t)) \quad (22)$$

此模型可用来模拟类似生物种群的生长行为,其中, $x(t)$ 代表在 t 时刻时种群最大化的比例,当 μ 值超过一定界限时,则发生混沌现象,可利用此原理来优化 DOA 算法野狗种群的初始化分布,改善其收敛速度慢以及容易陷入局部最优等问题,建立 IDOA 算法,步骤如下:

(1) 种群选择: $pop_{size} = (PLR_1, PLR_2, PLR_3)$, 由随机产生的初始种群改由逻辑斯谛克映射,使得种群分布更均匀,迭代收敛速度更快。

(2) 适应度函数选择: 将目标函数与约束优化为如下模型, $F_{fitness}$ 即为适应度函数,其中 O_{Object} 为优化的目标函数 P_t , $P_{Penalty}$ 为加入的惩罚项即约束。

$$F_{fitness} = O_{Object}(P_t, P_{Penalty}) \quad (23)$$

(3) 边界处理: 每个个体即 $PLR_{1,3}$ 需在限定的边界内迭代,超出边界时其值默认等于边界值,数学表达式如下:

$$x_i = \begin{cases} x_{min}, & \text{if } (x_i < x_{min}) \\ x_{max}, & \text{if } (x_i > x_{max}) \end{cases} \quad (24)$$

(4) 约束处理: 当不满足等式约束时,给与其较大的值予以惩罚,表示建立的 $F_{fitness}$ 不成立,重新迭代。

$$F_{fitness} = \begin{cases} \frac{1}{P_t + C}, & \text{if } (E_r < 0) \\ \frac{1}{P_t}, & \text{if } (E_r \geq 0) \end{cases} \quad (25)$$

$$E_r = \sum_{i=0}^n PLR_i * Q_{rated\ j} - Q_{actual\ j} \quad (26)$$

式中, C 为个体值跳出约束外后,以一个非常大的惩罚,使得当前适应度函数失效,以进行重新迭代或评估,直到达到终止条件为止。流程图如图2所示。

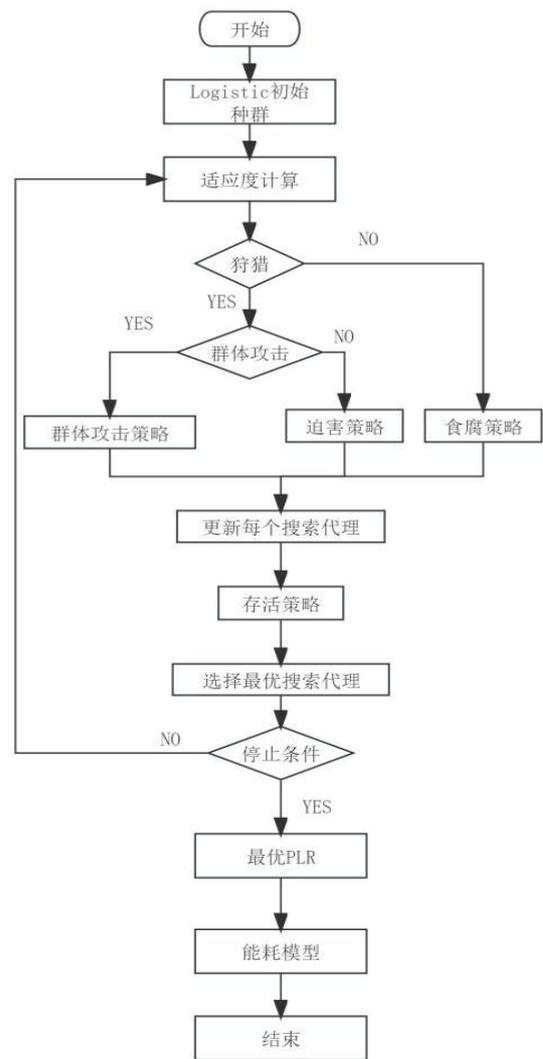


图2 IDOA 能耗优化流程图

Fig.2 IDOA Energy consumption optimization flowchart

4 实例验证

4.1 不同负荷率下结果分析

两种不同组合模式的制冷站群控系统, 按照总负荷的 40%~95% 选择不同负荷率, 验证不同负荷率下的不同算法的优化策略及能耗对比。从实验结果看, 采用顺序启停法和本文建立的 IDOA 优化算法对比发现: 案例一, 切机负荷点从 1904kW 提前

至 1808kW, 能耗相差 5kW; 在加减机模式 1904kW 点处能耗相差 22.72kW; 案例二, 切机负荷点为 2176.3kW, 优化后能耗节省 36.73kW, IDOA 算法与粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 等在不同负荷率下负荷分配策略节能效果明显, 具体数据如表 4 和 5 所示。

表4 案例一不同负荷分配方法在不同负荷率下的能耗表现

Table 4 Energy consumption performance of different load allocation methods under different load rates

负荷值	负荷率	冷机	顺序启停法		PSO		DOA		IDOA	
			PLR	总能耗	PLR	总能耗	PLR	总能耗	PLR	总能耗
1142.4	40%	1	1		0.618		0.6001		0.6001	
		2	0.3	304.23	0.584	251.41	0.6001	251.17	0.6001	251.17
		3	0		0		0		0	
1428	50%	1	1		0.756		0.750		0.750	
		2	0.5	327.68	0.744	298.14	0.750	297.94	0.750	297.94
		3	0		0		0		0	
1713.6	60%	1	1		0.897		0.902		0.902	
		2	0.8	375.08	0.903	365.86	0.898	365.82	0.898	365.82
		3	0		0		0		0	
1808.8	63%	1	1		0.601		0.634		0.634	
		2	0.9	397.55	0.663	393.45	0.634	392.89	0.634	392.89
		3	0		0.637		0.634		0.634	
1904	66%	1	1		0.735		0.666		0.666	
		2	1	430.2	0.646	409.16	0.668	407.54	0.668	407.47
		3	0		0.621		0.666		0.666	
2142	75%	1	1		0.773		0.750		0.750	
		2	1	514.83	0.713	450.57	0.750	449.60	0.750	449.44
		3	0.25		0.765		0.750		0.750	
2427.6	85%	1	1		0.862		0.852		0.852	
		2	1	550.65	0.868	514.29	0.851	513.04	0.851	513.04
		3	0.55		0.820		0.847		0.847	
2570.4	90%	1	1		0.886		0.902		0.902	
		2	1	567.85	0.892	552.03	0.903	551.61	0.903	551.61
		3	0.7		0.921		0.895		0.895	
2713.2	95%	1	1		0.942		0.950		0.950	
		2	1	600.83	0.936	597.01	0.950	595.40	0.950	595.40
		3	0.85		0.975		0.950		0.950	

表5 案例二不同负荷分配方法在不同负荷率下的能耗表现

Table 5 Energy consumption performance of different load allocation methods under different load rates

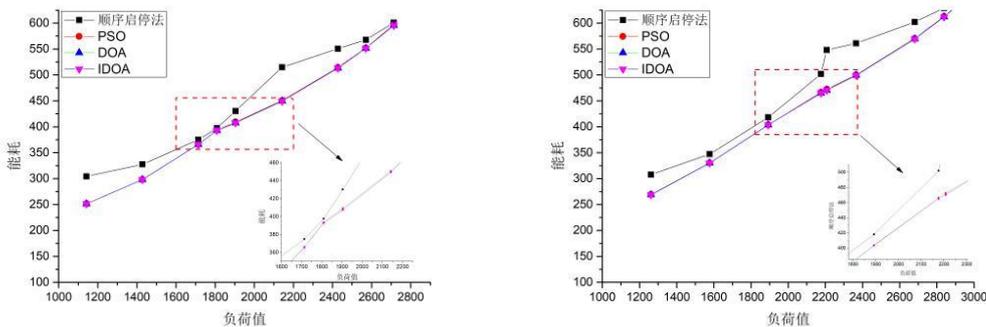
负荷值	负荷率	冷机	顺序启停法		PSO		DOA		IDOA	
			PLR	总能耗	PLR	总能耗	PLR	总能耗	PLR	总能耗
1261.6	40%	1	1		0.6977		0.6559		0.6759	
		2	0.33	307.47	0.6283	269.19	0.6695	268.83	0.6459	268.80
		3	0		0		0		0	
1577	50%	1	1		0.8294		0.8265		0.8255	
		2	0.66	347.22	0.8284	330.36	0.8302	330.13	0.8311	330.11
		3	0		0		0		0	
1892.4	60%	1	1		0		0		0	
		2	0	418.22	0.8693	403.65	0.8576	403.58	0.8598	403.54
		3	0.76		0.8521		0.8610		0.8592	
2176.3	69%	1	1		0.7001		0.6878		0.6897	
		2	0	501.94	0.6979	466.34	0.6892	465.23	0.6785	465.22
		3	1		0.6811		0.6922		0.6989	
2207.8	70%	1	1		0.7070		0.7002		0.6999	
		2	1	547.94	0.6814	472.74	0.6999	470.58	0.7000	470.55
		3	0.3		0.7186		0.6999		0.7000	
2365.5	75%	1	1		0.7309		0.7514		0.7466	
		2	1	561.01	0.7379	500.15	0.7529	499.52	0.7503	499.33
		3	0.37		0.7760		0.74752		0.7524	
2680.9	85%	1	1		0.8326		0.8579		0.8501	
		2	1	602.15	0.8975	570.50	0.8256	569.65	0.8501	569.31
		3	0.62		0.8274		0.8632		0.8501	
2838.6	90%	1	1		0.8746		0.8993		0.9016	
		2	1	628.96	0.9380	612.78	0.8996	611.95	0.8961	611.76
		3	0.75		0.8907		0.9012		0.9016	
2996.3	95%	1	1		1		0.9541		0.9652	
		2	1	663.13	0.9388	661.40	0.9484	660.40	0.9434	660.31
		3	0.87		0.9204		0.9484		0.9434	

案例一和案例二在几种算法优化下能耗满足如下公式，如式 (27) 和 (28) 所示：

$$P_{IDOA} \approx P_{DOA} < P_{PSO} < P_{\text{顺序启停}} \quad (27)$$

$$P_{IDOA} < P_{DOA} < P_{PSO} < P_{\text{顺序启停}} \quad (28)$$

具体负荷分配调度策略在不同负荷率下能耗曲线如图 3 所示。



(a) 案例一不同控制方式能耗优化效果 (b) 案例二不同控制方式能耗优化效果

图 3 两种案例不同负荷分配策略能耗曲线

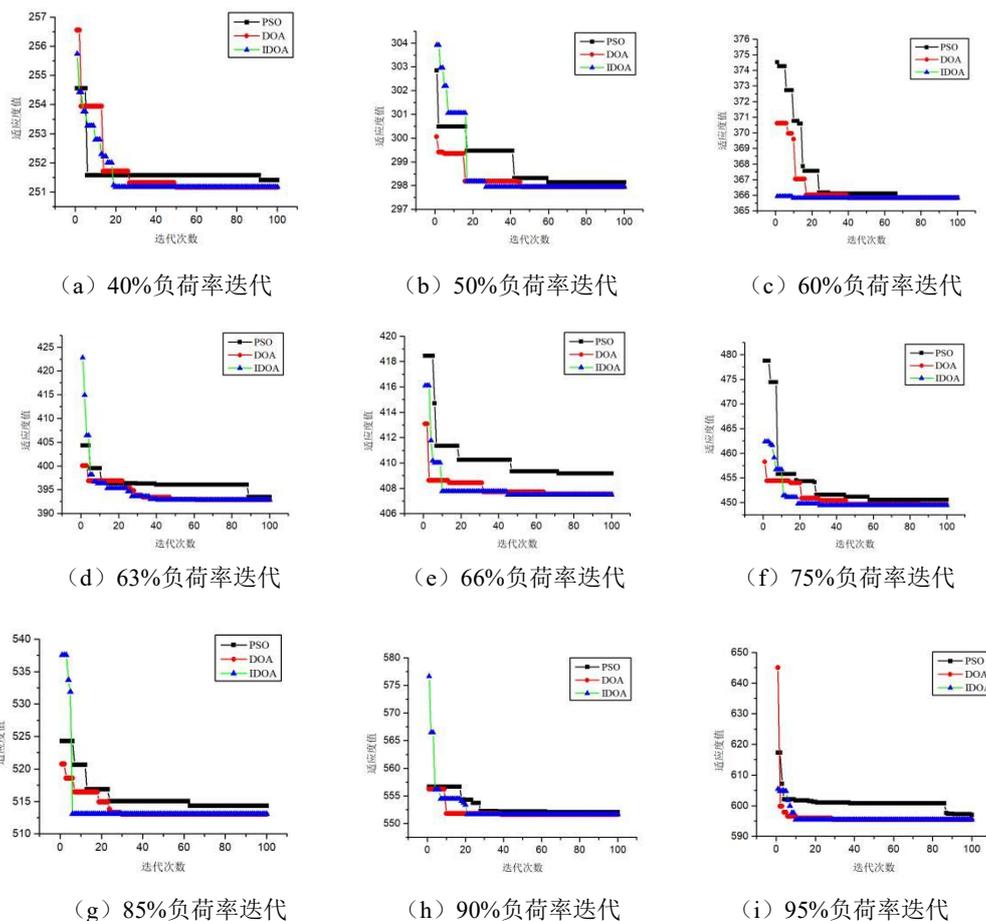
Fig.3 Energy consumption curves for different load distribution strategies

4.2 算法性能验证

智能算法迭代曲线不同, IDOA 整体迭代效率优于

由图 4 可知, 案例一在不同负荷率下, 不同的

DOA 算法。



(g) 85%负荷率迭代 (h) 90%负荷率迭代 (i) 95%负荷率迭代

图 4 不同负荷率下不同算法迭代曲线

Fig.4 Iteration curves of different algorithms under different load rates

由图 5 可知, 案例二在不同负荷率下, 不同的智能算法迭代曲线不同, IDOA 整体迭代效率优于

DOA 算法。

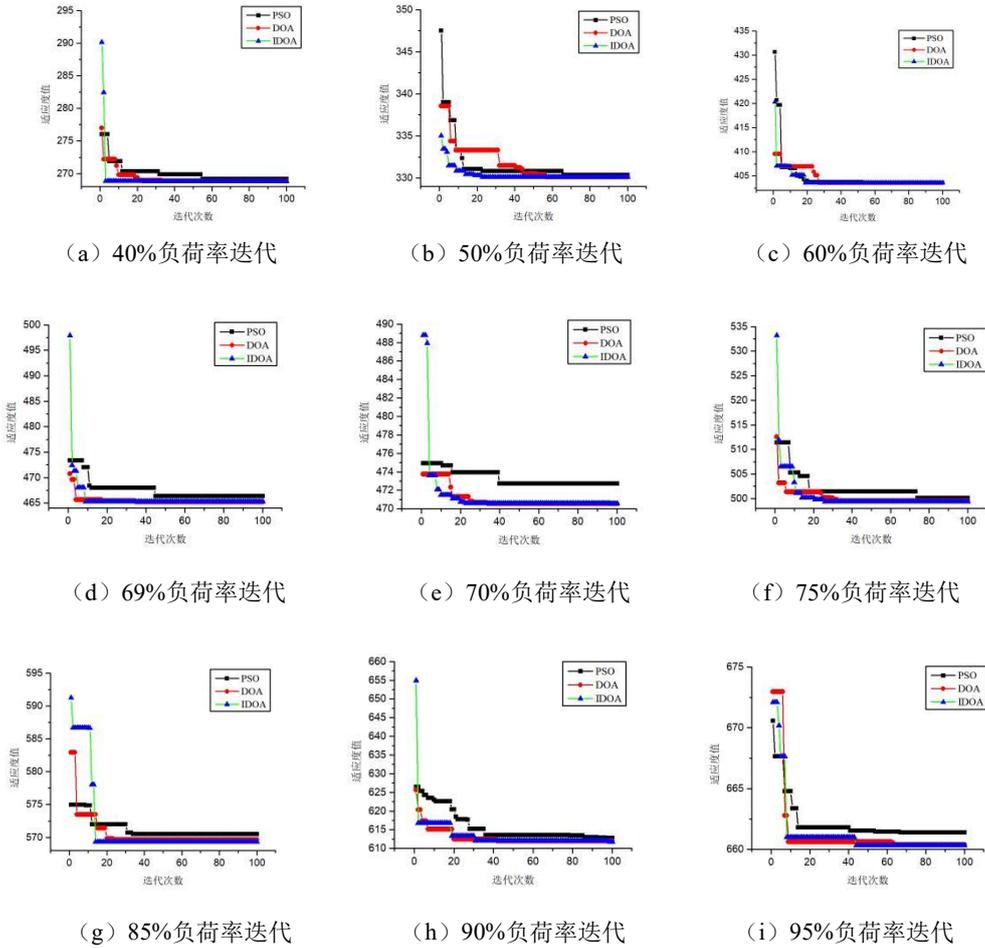


图 5 不同负荷率下不同算法迭代曲线

Fig.5 Iteration curves of different algorithms under different load rates

综上，通过对两种案例的仿真测试，验证了本文所建算法在不同负荷率下能耗优化效果和迭代效率均取得了良好的效果，体现 IDOA 算法良好的稳定性和泛化能力，接下来将对 IDOA 算法通过实际案例验证其能耗优化效果。

4.3 典型日结果验证

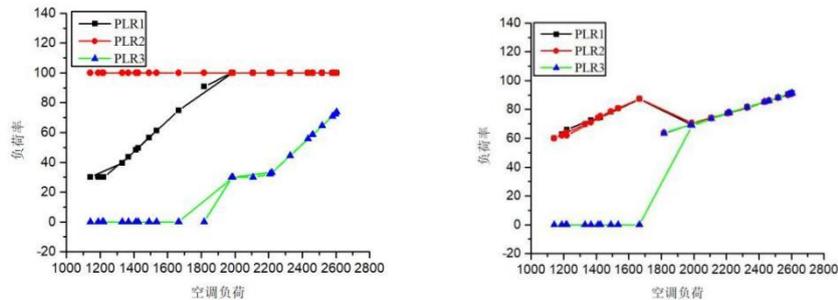
本文结合某工厂实际项目，对 3 台相同制冷量的制冷站组成的群控系统进行能耗优化测试，根据最大制冷季 2023 年 7 月 23 日当日运行数据，统计基于顺序启停的群控策略和 IDOA 优化策略能耗，优化前后具体数值如表 6 所示。优化前与优化后两种方案在不同负荷需求下，各制冷站的负荷分配策略及开机时间均不同，特别是在切机点

1800kW-1900kW 附近，优化前采用两台制冷站满负荷运行，制冷站已处于低效区间，优化后方案显示在 1800kW 附近时，切换为三台制冷站运行，其工作在高效区间。优化前后具体效果如图 6 所示，优化前与优化后各制冷站在不同负荷率下的运行负荷及运行方式发生明显变化，例如优化前，通过图 6 可看出，其制冷站 2 一直处于 100% 负荷运行状态，优化后三台制冷站无 100% 负荷运行状态，通过优化其运行方式进而对能耗进行优化当日优化前制冷站能耗 10447.94kW，优化后能耗 9519.46kW，当日节能率 8.88%。节能效果及能耗对比如图 7 所示。

表6 7月23日负荷分配调度策略及能耗优化

Table 6 Load distribution scheduling strategy and energy consumption optimization on July 23rd

时间	空调负荷	PLR ₁		PLR ₂		PLR ₃		功耗	
		优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后
0:00	1490	56	78.12	100	78.42	0	0	333.42	310.61
1:00	1535	61	80.63	100	80.62	0	0	339.58	320.38
2:00	1412	48	74.14	100	74.20	0	0	323.76	294.88
3:00	1368	43	72.61	100	71.10	0	0	318.63	286.70
4:00	1219	30	66.06	100	62.02	0	0	304.41	262.32
5:00	1189	30	62.96	100	61.94	0	0	304.41	257.78
6:00	1215	30	63.54	100	64.10	0	0	304.41	261.64
7:00	1142	30	59.93	100	60.08	0	0	304.41	251.18
8:00	1330	39	69.86	100	69.86	0	0	314.25	280.03
9:00	1425	49	74.34	100	75.37	0	0	325.31	297.44
10:00	1665	74	87.37	100	87.53	0	0	361.35	352.37
11:00	1988	100	69.36	100	70.61	30	68.92	521.58	421.47
12:00	2220	100	77.69	100	77.68	33	77.82	522.01	465.18
13:00	2435	100	85.28	100	85.27	55	85.27	547.67	514.98
14:00	2518	100	88.17	100	88.09	64	88.25	559.28	536.87
15:00	2579	100	90.50	100	89.99	70	90.43	569.39	554.09
16:00	2605	100	91.55	100	90.91	73	91.19	574.13	561.74
17:00	2595	100	91.21	100	90.42	72	90.98	572.25	558.79
18:00	2461	100	86.27	100	86.25	58	86.06	551.08	521.75
19:00	2328	100	81.74	100	81.19	44	81.65	534.65	489.02
20:00	2209	100	77.22	100	77.20	32	77.62	520.6	462.89
21:00	2108	100	74.07	100	73.76	30	73.61	521.58	442.90
22:00	1981	100	69.39	100	69.41	30	69.40	521.58	420.31
23:00	1817	90	63.53	100	63.74	0	63.62	398.2	394.14



(a) 原控制方案制冷站运行方式 (b) 优化方案制冷站运行方式

图 6 不同方案制冷站负荷分配情况

Fig.6 Load distribution of refrigeration stations under different schemes

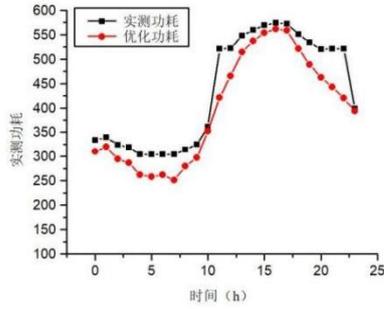


图7 功耗优化对比

Fig.7 Comparison of power consumption optimization

根据温差最大季 2023 年 9 月 4 日当日运行采集数据，优化前后具体数值如表 7 所示。优化前当日能耗为 8521.06kW，优化后能耗为 7571.77kW，当日节能率 11.14%。负荷分配如图 8 所示，优化前后制冷站运行方式发生明显变化，每台制冷站负荷率自由组合，避免其工作在低效区间。节能效果能耗对比如图 9 所示。

表7 9月4日负荷分配调度策略及能耗优化

Table 7 Load distribution scheduling strategy and energy consumption optimization on September 4th

时间	空调负荷	PLR ₁		PLR ₂		PLR ₃		功耗	
		优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后
0:00	958	30	49.28	100	51.36	0	0	304.41	227.45
1:00	985	30	51.53	100	51.96	0	0	304.41	230.75
2:00	828	0	0	87	86.98	0	0	174.13	174.13
3:00	844	0	0	89	88.69	0	0	178.55	178.56
4:00	641	0	0	67	67.38	0	0	134.12	134.82
5:00	652	0	0	68	68.5	0	0	136.56	136.57
6:00	842	0	0	88	88.45	0	0	178.04	177.92
7:00	1025	30	53.83	100	53.86	0	0	304.41	235.72
8:00	1248	31	65.93	100	65.17	0	0	304.45	266.64
9:00	1453	53	76.32	100	76.31	0	0	328.74	302.89
10:00	1701	79	89.59	100	89.09	0	0	368.96	362.25
11:00	1892	98	66.34	100	66.34	0	66.06	422.61	405.58
12:00	2033	30	71.88	100	70.69	100	70.99	520.91	429.15
13:00	2148	30	75.75	100	75.12	100	74.79	520.91	450.65
14:00	2163	30	75.63	100	75.78	100	75.80	520.91	453.56
15:00	2275	39	79.41	100	79.42	100	80.15	529.92	477.03
16:00	2286	40	79.73	100	80.90	100	79.52	531.19	479.54
17:00	2186	30	76.79	100	76.22	100	76.63	520.91	458.18
18:00	2056	30	71.65	100	72.09	100	72.25	520.91	433.32
19:00	1880	97	65.54	100	65.83	0	66.11	418.39	403.69
20:00	1668	75	87.56	100	87.66	0	0	362	353.16
21:00	1430	50	76.17	100	74.12	0	0	325.91	298.49
22:00	1255	31	66.76	100	65.07	0	0	305.3	267.73
23:00	1011	30	54.43	100	51.79	0	0	304.41	233.99

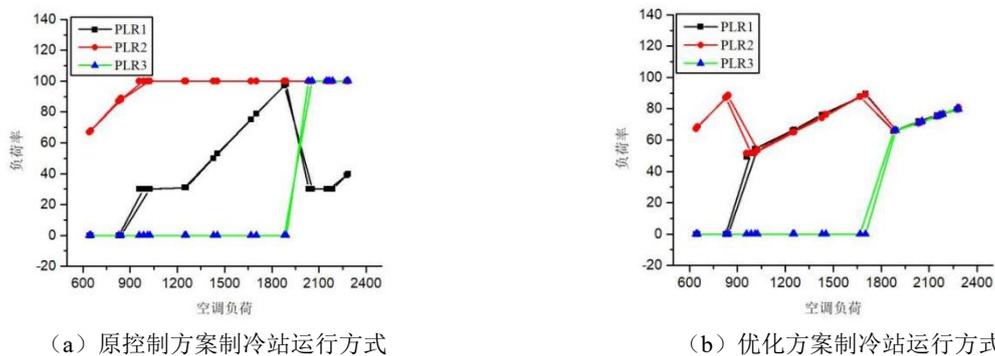


图 8 不同方案制冷站负荷分配情况

Fig.8 Load distribution of refrigeration stations under different schemes

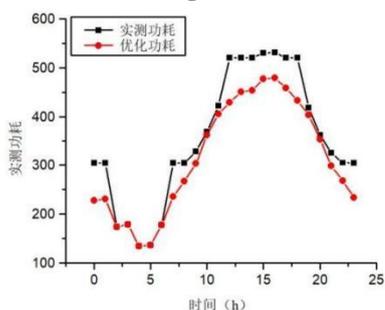


图 9 功耗优化对比

Fig.9 Comparison of power consumption optimization

5 结论

针对当前多制冷站群控系统控制策略耗能高的问题, 本文提出了一种 *IDOA* 优化算法优化系统的运行方式, 并得出如下结论:

(1) 利用某工厂空调系统实测数据, 建立了每台制冷站和整个群控系统的能耗模型, 并利用带指数遗忘的最小二乘法拟合该模型的系数。

(2) 提出一种改进野狗优化算法, 通过两种案例在不同负荷率下验证了该算法的能耗优化效果和较强的泛化能力, 优于同类算法。

(3) 为验证所提出算法的实际优化效果, 通过某工厂实际项目 3 台制冷站组成的群控系统进行验证, 分别选取最大制冷季 7 月 23 日和温差最大季 9 月 4 日空调系统实际运行情况, 对制冷站的负荷分配进行优化测试, 结果表明: 采用本文提出的负荷分配优化策略, 测试当日分别节能 8.88% 和 11.14%, 具有较好的节能效果。

参考文献:

[1] 段志成. 中央空调系统冷水机组优化控制策略研究[J]. 中文科技期刊数据库(文摘版)工程技术, 2022, (9): 3.

[2] 柴帅. 基于负荷预测的中央空调冷冻水系统前馈变温差控制[D]. 北京: 北京建筑大学, 2019.

[3] 闫军威, 陈城, 周璇, 等. 多台冷水机组负荷分配优化策略仿真研究[J]. 暖通空调, 2016, 46(4): 8.

[4] 张旭豪, 晋欣桥, 杜志敏, 等. 基于遗传算法的冷水机组运行优化策略研究[J]. 建筑热能通风空调, 2011, 30(3): 4.

[5] Zheng Z X, Li J Q. Optimal chiller loading by improved invasive weed optimization algorithm for reducing energy consumption-ScienceDirect[J]. Energy & Buildings, 2018, 161: 80-88.

[6] Gao Z, Yu J, Zhao A, et al. Optimal chiller loading by improved parallel particle swarm optimization algorithm for reducing energy consumption[J]. International Journal of Refrigeration, 2022, (136): 61-70.

[7] 李丙辉. 基于负荷预测的空调冷冻水系统节能优化研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2021.

[8] 陈丹丹, 晋欣桥, 杜志敏, 等. 多台冷水机组联合运行空调系统的负荷优化分配[J]. 上海交通大学学报, 2007, (6): 974-977.

[9] 许晓群, 王翠灵, 侯忠平, 等. 基于现场数据建模的冷机群控策略研究[J]. 建筑节能(中英文), 2023, 51(4): 56-63.

[10] 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[J]. 控制工程, 2022, 29(12): 2300-2308.

[11] Teimourzadeh H, Jabari F, Mohammadi-Ivatloo B. An augmented group search optimization algorithm for optimal cooling-load dispatch in multi-chiller plants[J]. Computers & Electrical Engineering, 2019: 106434.

[12] Peraza-Vazquez Hernan, Pena-Delgado Adrian F, Echavarría-Castillo Gustavo, et al. A Bio-Inspired Method for Engineering Design Optimization Inspired by Dingoes Hunting Strategies[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021: 1-19.