

畜舍内循环除湿系统多目标优化调控算法研究

张继成¹ 闫艺璇¹ 郑萍^{1,2} 谢秋菊^{1,3} 黎煊^{4,5}

(1. 东北农业大学电气与信息学院, 哈尔滨 150030; 2. 农业农村部生猪养殖设施工程重点实验室, 哈尔滨 150030;
3. 教育部北方寒区猪智能化繁育与养殖工程研究中心, 哈尔滨 150030; 4. 华中农业大学工学院, 武汉 430070;
5. 农业农村部智慧养殖技术重点实验室, 武汉 430070)

摘要: 针对寒区冬季密闭式畜舍内现有的温湿环境调控热量损失大、补温能耗高,以及仅依赖温度或湿度等单一指标调控而导致环境调控效果不佳等问题,基于课题组前期研发的寒区畜舍内循环除湿系统,提出一种改进的多目标优化算法(Improved non-dominated sorting genetic algorithm-II, INSGA-II)优化该系统保温、除湿和能耗的运行效果。INSGA-II采用自适应差分变异算子和改进精英保留策略的方法,增加最优解的种群多样性,避免算法陷入局部收敛。通过 Zitzler-Deb-Thiele(ZDT)系列测试函数验证,改进 INSGA-II 算法的反向世代距离(Inverted generational distance, IGD)和世代距离(Generational distance, GD)指标都优于传统 NSGA-II 算法,与真实解更为接近。内循环除湿系统优化调控性能数据表明,空间广泛性评价指标(Spacing, SP)从 NSGA-II 的 0.1118 降低到 INSGA-II 的 0.0202,最优解分布域显著增加,可为系统运行的优化调控提供更为广泛的参考依据,同时求解速度提高 106.42%。在除湿系统仿真调控效果方面,INSGA-II 算法调控平均降温比 NSGA-II 算法减少 1.43℃,降幅为 23.06%,减少了由除湿带来的舍内降温,能够获得更好的保温节能效果。因此,改进 INSGA-II 优化算法有助于提升畜舍内循环除湿系统工作性能,为畜舍温湿环境精准调控提供可行的技术支撑。

关键词: 畜舍环境调控; 内循环除湿系统; 节能; 改进 NSGA-II; 多目标优化

中图分类号: S147.2; TP277

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)04-0483-10

OSID:



Multi-objective Optimal Control Algorithm of Internal Circulation Dehumidification System in Animal Houses

ZHANG Jicheng¹ YAN Yixuan¹ ZHENG Ping^{1,2} XIE Qiuju^{1,3} LI Xuan^{4,5}

(1. College of Electrical and Information, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

2. Key Laboratory of Swine Facilities Engineering, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Harbin 150030, China

3. Engineering Research Center of Pig Intelligent Breeding and Farming in Northern Cold Region,
Ministry of Education, Harbin 150030, China

4. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

5. Key Laboratory of Smart Farming Technology for Agricultural Animals,
Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China)

Abstract: Currently, China's livestock breeding industry is rapidly scaling towards intensification, making environmental control in livestock houses crucial. In cold northeastern winters, insulation used to prevent heat loss leads to high humidity levels, which harms livestock. Therefore, an efficient dehumidification system is essential to reduce heat loss and improve conditions. An internal air circulation dehumidification system was designed based on condensation and moisture separation, utilizing natural cold resources for effective dehumidification and energy savings. However, the system's performance was influenced by several control factors, including the temperature difference between inside and outside, dehumidification airflow rate, and refrigerant flow rate, which affected multiple objectives such as indoor

收稿日期: 2024-10-27 修回日期: 2024-12-04

基金项目: 农业农村部智慧养殖技术重点实验室开放课题项目(KLSFTAA-KF001、KLSFTAA-KF002)、黑龙江省自然科学基金项目(LH2023C017)、国家自然科学基金面上项目(32072787、32372934)和黑龙江省教育厅新一轮黑龙江省“双一流”学科协同创新成果项目(LJGXCG2023-062、LJGXCG2024-F14)

作者简介: 张继成(1980—),男,高级工程师,博士,主要从事农用装备自动化控制技术研究,E-mail: zhangjicheng@neau.edu.cn

通信作者: 郑萍(1980—),女,副教授,博士,主要从事农业电气化与自动化研究,E-mail: zhengping@neau.edu.cn

temperature decrease, dehumidification rate, and energy consumption. Thus, the system required a multi-objective control strategy. An improved non-dominated sorting genetic algorithm - II (INSGA - II) was proposed to optimize the balance between insulation, dehumidification, and energy preservation strategies, avoiding local convergence. Verified through the Zitzler - Deb - Thiele (ZDT) test functions, INSGA - II outperformed the traditional NSGA - II in both inverted generational distance (IGD) and generational distance (GD), reflecting a closer approximation to true solutions. In optimizing the dehumidification system, the INSGA - II algorithm reduced the spacing (SP) value from 0.111 8 in NSGA - II to 0.020 2, significantly expanding the optimal solution domain and preventing local optima. The operational efficiency was increased by 106.42%, and the solution speed was improved. In terms of temperature regulation, the average temperature drop using INSGA - II was 1.43℃ lower than that of NSGA - II, achieving a 23.06% reduction, which helped to reduce temperature fluctuations and energy consumption during dehumidification. Thus, the INSGA - II algorithm effectively enhanced the multi-objective optimization and control performance of the internal circulation dehumidification system in livestock houses.

Key words: animal house environment control; internal circulation dehumidification system; energy saving; improved NSGA - II ; multi-objective optimization

0 引言

目前,我国家畜养殖业向着规模化、集约化和标准化的方向加速发展,畜舍内温度、湿度等环境质量对养殖生产也愈发重要^[1-2],尤其舍内湿度过高会导致内部空气污浊、细菌滋生,关系着动物的生长、健康和免疫^[3-4],严重影响着家畜的健康水平、繁殖能力和饲料消耗等^[5]。特别是在东北寒区冬季,畜舍舍外温度极低,为了保持舍内适宜的温度,通常会采取严密的保温措施。然而,家畜的呼吸、排泄等活动都会产生大量水汽,导致舍内湿度上升。传统通风方式还会造成舍内热量大量流失,并在舍外排风口处大量结冰。因此,高效除湿、降低热量流失、减少补温的环境调控系统对畜舍环境改善至关重要^[6-7]。

本课题组前期设计一套基于冷凝析湿原理的舍内空气内循环除湿系统,除湿和节能效果明显^[8-9]。但该除湿系统受多个控制因素如舍内外温差、制冷液循环速率及除湿风速的共同作用,影响着系统除湿效率、能耗、舍内温度等多个调控目标,构成了一个复杂的多目标控制系统,导致该系统在实际运行中难以实现精准的优化调控,性能指标波动较大。所以,针对这种复杂的多目标优化调控系统,需要以除湿速率、能耗及舍内温度等为控制目标,以舍内外温差、制冷液速率及除湿风速为决策变量,探索优化的内循环除湿系统控制方案,解决畜舍低能耗、高效保温除湿的环控难题。

为了有效解决该系统控制中的多目标优化问题 (Multi-objective optimization problems, MOPs),需要引入高效的多目标优化算法,求解在目标空间中表现出非劣性 (也称为 Pareto 最优性) 的解。非支配排序遗传算法 (Non-dominated sorting genetic

algorithm II, NSGA - II) 作为一种典型的多目标优化调控算法,是解决这类多目标优化问题的有效方法之一,已在渔业^[10]、养殖^[11]、温室^[12-13]等农业环境系统优化调控方面获得广泛应用。传统的 NSGA - II 通过精英保留策略降低计算复杂度,并将准 Pareto 域中的个体均匀扩展到整个 Pareto 域,但这种方法在遇到问题维数较高且存在多个局部最优值时,容易陷入局部最优解而非全局最优解的情况,影响优化效果^[14]。所以,目前对 NSGA - II 优化算法的改进是环境调控领域的研究热点之一^[12,15]。

针对目前内循环除湿系统影响因素多和控制目标多导致系统调控难度大等问题,本文通过研究 INSGA - II (Improved non-dominated sorting genetic algorithm - II) 算法为该系统控制提供精准、优化、稳定的控制策略,以解决传统除湿系统热量损失大、补温能耗高,以及仅依赖温度或湿度等单一指标调控而导致环境调控效果不佳等问题,最终优化内循环除湿系统除湿和节能效果,为寒区冬季生猪养殖提供适宜温湿环境并减少能源投入。

1 试验与方法

1.1 内循环除湿系统试验

内循环除湿系统主要由舍内风机和换热器、舍外风机和换热器、两个制冷剂循环泵、制冷剂存储箱、环境控制器、若干传感器和导管组成 (图 1)。在进行除湿作业时,制冷剂首先在舍外降温,然后在循环泵作用下被送入舍内换热器,形成舍内换热器局部低温。同时,舍内的高湿空气在风机的驱动下流经舍内换热器,通过热交换析出空气中的水分,进而实现降湿。完成热交换后,温度上升的制冷剂在循环泵作用下,被输送至舍外换热器进行降温用于下一轮除湿^[8]。这种循环除湿系统通过制冷剂循环,

在舍内和舍外换热器内实现热量交换,在舍内基于冷凝析湿原理实现空气除湿。

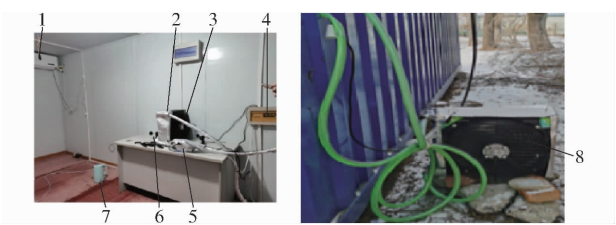


图1 除湿试验环境

Fig.1 Dehumidification experiment environment

1. 温湿度传感器 2. 换热器 3. 风机 4. 控制器 5. 制冷泵
6. 风速仪 7. 加湿器 8. 室外换热器和风机

试验分别于2022年和2023年1月在东北农业大学环境调控试验舱进行系统性能测定和优化调控试验(图1),每次试验持续20 d,采集除湿过程中舱外温度、舱内温湿度、舍内换热器两侧温度、舍内风机风速、制冷液温度和流速等数据。试验舱空间尺寸(长×宽×高)为5.80 m×2.80 m×2.25 m,舱内空气相对湿度控制在90%以上,用以模拟北方密闭式畜舍舍内高湿状态。试验期间舍外平均温度为-19℃。在试验舱内左、中、右3个位置和换热器入风、出风侧分别安放1个温湿度传感器,用于监测舱内和通过换热器空气的温湿度变化。在冰柜制冷剂溶液中布置1个DS18B20型温度传感器(温度测量范围-55~125℃,精度±0.5℃),用于监测除湿过程中制冷剂温度变化。在舱内换热器出风、入风侧分别安放1个AS836型风速仪(分辨率0.1 m/s),监测风机风速。环境控制器用于采集舱内温湿度、风速等传感器数据,采集周期为30 s,并控制风机转速、制冷剂流速和加热器启停。一般除湿系统运行14 min后,舱内平均相对湿度从90%以上降到70%左右,基本满足畜禽舍环境标准。

1.2 除湿系统试验及调控目标

畜舍内循环除湿系统控制属于一个多目标优化问题,本研究以舍内外温差、制冷剂流速及除湿风速为决策变量,以除湿过程中温度降低(Drop temperature,DT)最小、除湿速率(Dehumidification rate,DR)和能效比(Coefficient of performance,COP)最大为调节目标。3个调控目标计算式分别为

$$y_1 = T_n - T_0$$

(1)

式中 y_1 ——除湿过程中的降温,℃
 T_n ——除湿试验终止时环境温度,℃
 T_0 ——除湿试验开始时环境温度,℃

$$D_r = m_{cond.} / \Delta t$$

(2)

式中 D_r ——除湿速率,kg/h
 $m_{cond.}$ ——除湿过程中获得冷凝水质量,kg
 Δt ——除湿所用时间,h

试验过程中,对湿热空气通过换热器的热量损失和能效比可以通过空气的温差进行计算^[8],则

$$C_{op} = Q / W_{power}$$

(3)

其中 $Q = M_{in} c_p (t_{in} - t_{out})$

(4)

式中 Q ——能量损失负荷,kJ
 M_{in} ——换热器入口空气质量,kg
 c_p ——空气比热容,取1.005 kJ/(kg·K)
 t_{in} 、 t_{out} ——换热器入口、出口温度,℃
 W_{power} ——除湿系统运行时消耗电能,kJ
 C_{op} ——能效比

为了寻求该优化问题的帕累托最优解或称帕累托前沿(Pareto frontier,PF),以实现系统性能最优。对除湿速率和COP进行倒数处理,将其系统优化问题转换为求3个调目标最小值问题。除湿试验具体设计如下:

(1)各因素水平设置与正交试验

设置初始温差(Temperature difference,TD)、风机风速(Air flow rate,AFR)、制冷剂流速(Refrigeration flow rate,RFR)3个因素以及3个考察水平(表1),并据此设计正交试验,结果如表2所示^[16-17]。

表1 各因素水平

Tab.1 Level of each factor

水平	因素		
	初始温差	风机风速	制冷剂流速
	$x_1/^\circ\text{C}$	$x_2/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$x_3/(\text{L}\cdot\text{min}^{-1})$
1	30	0.6	3
2	35	0.9	5
3	40	1.5	7

表2 正交试验结果

Tab.2 Orthogonal test results

试验 序号	因素			降温 $y_1/^\circ\text{C}$	除湿速率	能效比
	$x_1/^\circ\text{C}$	$x_2/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$x_3/(\text{L}\cdot\text{min}^{-1})$		倒数 $y_2/(\text{h}\cdot\text{kg}^{-1})$	倒数 y_3
	$^\circ\text{C}$	$(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$(\text{L}\cdot\text{min}^{-1})$	$^\circ\text{C}$		
1	30	0.6	3	2.2	0.31	0.29
2	35	0.9	5	6.6	0.27	0.36
3	40	1.5	7	6.4	0.28	0.31
4	30	0.6	7	2.2	0.32	0.38
5	35	0.9	3	5.1	0.28	0.28
6	40	1.5	5	7.3	0.31	0.34
7	30	0.6	5	3.6	0.26	0.27
8	35	0.9	7	3.6	0.28	0.28
9	40	1.5	3	4.7	0.30	0.33

(2)调控目标回归模型建立

基于除湿正交试验和大量测试试验数据,对决策变量与调控目标进行相关性分析,发现在本试验环境中决策变量 x_1 与 y_2 和 y_3 的相关性较低,因此,

在构建拟合模型时,未将 x_1 作为自变量纳入 y_2 和 y_3 的拟合,得到 y_1 、 y_2 和 y_3 回归方程为

$$y_1 = -1.726 + 0.063x_1 + 3.143x_2 + 0.200x_3 \quad (5)$$

$$y_2 = 0.325 - 0.031x_2 - 0.001x_3 \quad (6)$$

$$y_3 = 0.317 - 0.039x_2 + 0.005x_3 \quad (7)$$

(3) 基于改进 INSGA-Ⅱ 的系统调控最优前沿求解

畜舍内循环除湿系统多目标优化的目标是,通过对影响系统性能的 3 个决策变量合理取值,使系统 y_1 、 y_2 、 y_3 达到一组均衡解,即帕累托最优解。确定问题约束条件,即限制条件,保证优化解可行性,即

$$\begin{cases} y_1 = \min y_1(x_1, x_2, x_3) \\ y_2 = \min y_2(x_2, x_3) \\ y_3 = \min y_3(x_2, x_3) \\ \text{s. t.} \begin{cases} 30^\circ\text{C} \leq x_1 \leq 40^\circ\text{C} \\ 0.6 \text{ m/s} \leq x_2 \leq 1.5 \text{ m/s} \\ 3 \text{ L/min} \leq x_3 \leq 7 \text{ L/min} \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

1.3 改进 INSGA-Ⅱ 算法

在多目标优化中,通常的解决方案为求解一组非劣解,即帕累托最优解集^[18]。NSGA-Ⅱ 在基本遗传算法基础上,将每个个体按照它们支配与非支配关系进行分层,其核心在于其精英保留策略,通过快速非支配排序和拥挤度距离的计算选取更优的个体进入下一代种群,避免指定共享半径的适应度共享策略,使算法在多目标优化方面快速获得理想结果^[19-20]。

但传统 NSGA-Ⅱ 算法由于精英保留策略以及非支配排序和拥挤度计算等问题,容易陷入局部最优解问题^[21],导致在之前进行除湿系统的优化调控试验中,若采用 NSGA-Ⅱ 作为优化调控算法,所得的最优调控策略仅适用于特定且有限的工况条件,使得某些需要进行除湿调控的工作条件,没有可以参考的多目标优化调控依据,导致调控效果受限。

为此,从改进精英保留策略和差分变异策略两方面对 NSGA-Ⅱ 进行算法改进,旨在拓宽调控策略的适用范围,使除湿系统调控的最优解能更全面地覆盖工况条件,为使用者提供更多可参考的优化调控条件,更好地发挥除湿系统性能优势。具体改进措施如下:

(1) 改进决策变量的精英保留策略

首先,对决策变量 TD、AFR 和 RFR 的父代与子代种群进行合并,然后通过快速非支配排序,得到多个非支配集 F_1 、 F_2 、 $\cdots$ 、 F_n ,并计算个体之间的拥挤

度距离。传统精英保留策略将被支配等级低的个体加入到新种群,直到达到种群规模。这种精英保留策略倾向于将较低支配等级的个体纳入新种群,直至满足种群规模要求。然而,这种策略可能导致算法陷入局部最优解,限制了除湿系统进行优化调控时 TD、AFR 和 RFR 的选值范围。

为扩大决策变量最优解搜寻范围,本文首先设定一个选取比例作为阈值,在第一非支配前沿(即最优前沿)中,依据此比例选取一定数量的个体。若第一前沿的个体数量未能满足种群规模的需求,算法将依次向后续的非支配前沿中挑选决策变量个体,直到达到预设选取比例的个体数量。随后,对于未被选中的个体,算法将随机选取剩余所需的决策变量个体,以构建全新的决策变量种群。

通过不断将后续非支配前沿的决策变量个体纳入新种群的构建中,有效避免了局部最优解的出现,从而提升了算法的全局搜索能力,显著增强了决策变量种群的多样性^[22-23]。这将有效地拓宽优化调控时决策变量 TD、AFR 和 RFR 的搜索范围,使得这些决策变量的操作参数能够覆盖更广泛的工作情况(图 2)。

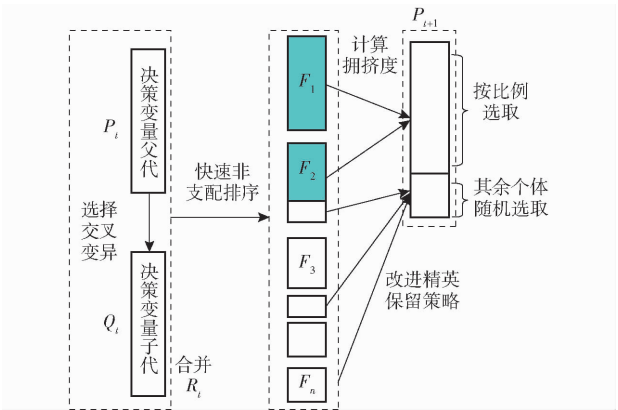


图 2 改进精英保留策略示意图

Fig. 2 Improved elite retention strategy

(2) 自适应差分变异

多目标优化调控算法中,决策变量 TD、AFR、RFR 的父代通过选择、交叉和变异生成子代,可以探索更广泛的解空间,提高种群多样性^[24-25]。传统 NSGA-Ⅱ 算法中一般采用多项式变异,具体公式为^[26]

$$X_{m+1} = X_m + (X_m^{\max} - X_m^{\min})\delta_m \quad (9)$$

$$\delta_m = \begin{cases} 2r_k^{\frac{1}{\eta_m+1}} - 1 & (r_k < 0.5) \\ 1 - [2(1 - r_k)]^{\frac{1}{\eta_m+1}} & (r_k \geq 0.5) \end{cases} \quad (10)$$

式中 X_m ——决策变量第 m 代个体
 X_{m+1} ——经变异操作得到的第 $m+1$ 代个体
 $X_m^{\max}$ 、 $X_m^{\min}$ ——决策变量上界、下界
 δ_m ——多项式变异算子
 r_k —— $[0,1]$ 中均匀分布随机数

η_m ——变异分布指数

多项式变异方式在搜索空间中具有较强的局部搜索能力,有助于算法在解空间的某个区域内进行精细搜索,但容易陷入局部最优解,使得除湿系统的优化调控情况受限。为此,本研究采用具有自适应的差分变异算法代替多项式变异算法^[27]。

具体算法如下:

①初始化种群

从决策变量 TD、AFR、RFR 的初始种群中随机选择 2 个个体,如 $X_1^{(1)}(x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, x_3^{(1)})$ 和 $X_1^{(2)}(x_1^{(2)}, x_2^{(2)}, x_3^{(2)})$,进行二元锦标赛^[28]。然后基于模拟二进制交叉 SBX 算子 (Simulated binary crossover)^[29-30] 产生 2 个新个体 $C_1^{(1)}(c_1^{(1)}, c_2^{(1)}, c_3^{(1)})$ 和 $C_1^{(2)}(c_1^{(2)}, c_2^{(2)}, c_3^{(2)})$ 。以此类推, $C_i^{(1)}$ 和 $C_i^{(2)}$ 分别是在生成第 i 代子代时,交叉生成的 2 个新个体,计算公式为

$$\begin{cases} C_i^{(1)} = \frac{(1 + \beta)x_i^{(1)} + (1 - \beta)x_i^{(2)}}{2} \\ C_i^{(2)} = \frac{(1 - \beta)x_i^{(1)} + (1 + \beta)x_i^{(2)}}{2} \end{cases} \quad (11)$$

其中 $\beta = \begin{cases} (2rand)^{\frac{1}{1+\eta}} & (rand \leq 0.5) \\ \left[\frac{1}{2(1 - rand)} \right]^{\frac{1}{1+\eta}} & (rand > 0.5) \end{cases} \quad (12)$

式中 η 为自定义参数, η 越大产生子代个体越逼近父代个体。这使得 SBX 算子在局部搜索能力更强,在处理高维目标优化问题时被广泛应用。 $rand$ 是由随机函数产生的随机数。这有助于探索搜索空间中的不同区域,从而增加找到全局最优解的可能性。

②差分变异产生子代

对选择的决策变量 TD、AFR 和 RFR 父代个体 X_i 和产生的新个体 $C_i^{(1)}$ 、 $C_i^{(2)}$ 进行差分操作,公式为

$$X_{i+1} = X_i + F(C_i^{(1)} - C_i^{(2)}) \quad (13)$$

其中 $F = F_0 2^{\lambda} \quad (F \in [0, 2]) \quad (14)$

$$\lambda = e^{\frac{1 - G_m}{G_m + 1 - G}} \quad (15)$$

式中 X_{i+1} ——目标个体 X_i 对应的变异个体
 F ——变异算子,决定差分过程中变异大小
 F_0 ——初始变异算子
 G_m ——最大迭代次数
 G ——当前迭代次数

差分变异通过引入决策变量个体间的差异信息,为种群带来新的变异方向。自适应变异算子的使用,能够根据当前的搜索状态动态地调整搜索解的区域。在搜索初期,自适应变异算子有助于算法快速探索整个解空间,发现潜在的最优解。随着迭代的深入,算法逐渐收敛,自适应又将引导算法在潜在最优解的附近进行精细搜索,从而进一步提高解

的质量和搜索效率。

该方法通过结合差分变异和自适应变异算子,可以有效增加除湿系统最优解覆盖的工况条件,也能提高最优解的求解速度。改进后内循环除湿系统优化调控算法流程如图 3 所示。

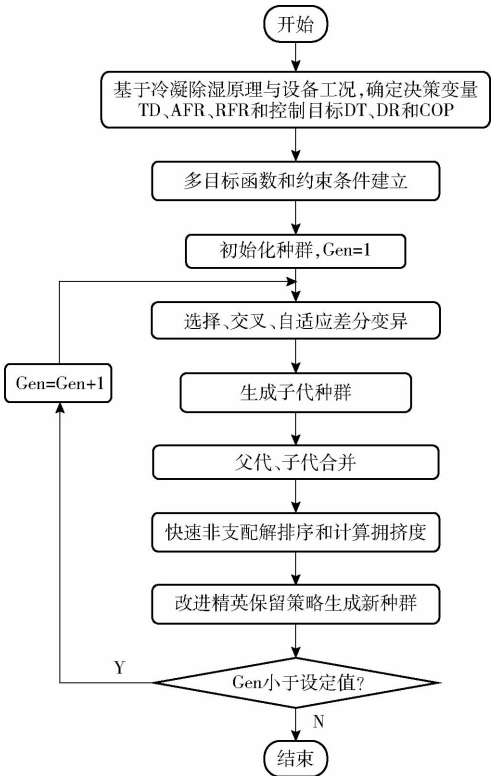


图 3 INSGA-II 流程图

Fig. 3 INSGA-II flowchart

1.4 ZDT 测试函数

ZDT 系列测试函数是由 ZITZLER 等^[31]于 2000 年提出,用于评估多目标优化算法在解决不同类型问题时的性能,包括算法的收敛速度、解的多样性、对问题特性的适应性等。

采用 ZDT1 至 ZDT3 函数(表 3)评估 INSGA-II 算法的性能,这 3 个函数的 Pareto 前沿特性分别呈现凸形、凹形以及非连续性^[32]。

1.5 模型性能评价指标

通过以下 3 个指标,对改进的多目标进化算法进行评价^[33-34]。

(1)空间广泛性评价指标 (Spacing, SP),可定性地评价算法求得解的分布均匀性,公式为

$$S_p = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{d} - d_i)^2} \quad (16)$$

式中 n ——解集中个体的数目
 d_i ——规格化后解 i 所占空间的各边之和
 $\bar{d}$ ——所有 d_i 平均值
 S_p ——前沿面上解集分布的均匀程度,其值越小说明求得的解分布性越好

表 3 测试函数
Tab.3 Test functions

测试函数	变量范围	目标函数
$f_1(x) = x_1$		
ZDT1	$x_i \in [0,1]$	$f_2(x) = g(x) \left(1 - \sqrt{\frac{f_1}{g(x)}} \right)$
		$g(x) = 1 + 9 \sum_{i=2}^n x_i / (n-1)$
		$f_1(x) = x_1$
ZDT2	$x_i \in [0,1]$	$f_2(x) = g(x) \left[1 - \left(\frac{f_1}{g(x)} \right)^2 \right]$
		$g(x) = 1 + 9 \sum_{i=2}^n x_i / (n-1)$
		$f_1(x) = x_1$
ZDT3	$x_i \in [0,1]$	$f_2(x) = g(x) \left(1 - \sqrt{\frac{f_1}{g(x)}} - \frac{f_1}{g(x)} \sin(10\pi x_1) \right)$
		$g(x) = 1 + 9 \sum_{i=2}^n x_i / (n-1)$
		$f_2(x) =$

通过该指标可以判断优化算法获得的最优解是否较好地覆盖解空间的不同区域。具体来说,较小的 S_p 值意味着,优化算法使系统在不同工况环境下都有可能获得最优解作为除湿操作的依据。

(2)反向世代距离(Inverted generational distance, IGD)是一个综合性能评价指标,主要通过计算每个在真实 Pareto 前沿上的点到求得的解集之间的最小距离和,同时评价算法收敛性和多样性。计算式为

$$I_{GD}(P, F^*) = \frac{\sum_{x \in F^*} \min_{p \in P} \text{dis}(x, p)}{|F^*|}$$

(17)

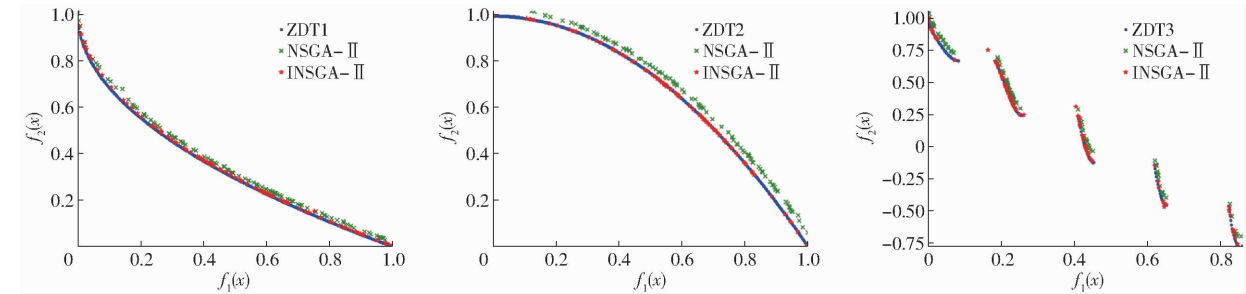


图 4 两种算法在 ZDT 系列函数的 Pareto 前沿对比

Fig.4 Pareto frontier comparison between NSGA-II and INSGA-II in ZDT serial functions

在同样的测试环境下,NSGA-II 和 INSGA-II 算法对 ZDT 系列测试函数分别独立运行 30 次,求得 SP、IGD、GD 和时间平均值如表 4 所示。

表 4 中对于 ZDT 系列函数测试,INSGA-II 算法 IGD 和 GD 值均小于 NSGA-II 算法对应值,表明改进算法求解出的 Pareto 最优解更接近真实的 Pareto 前沿。在 ZDT1 和 ZDT3 上,INSGA-II 的 SP 略大,而在 ZDT2 上 SP 略小,表明了对于

式中 $I_{GD}(P, F^*)$ ——求得解集 P 和 F^* 之间的 IGD 值

F^* ——真实 Pareto 前沿

P ——由算法求得的解集

$\text{dis}(x, p)$ ——点 x 和点 p 之间的距离,通常是欧氏距离

$|F^*|$ ——真实 Pareto 前沿 F^* 中点的数量

I_{GD} 表示所求得的一系列最优解与真实 Pareto 前沿的逼近程度, I_{GD} 越小说明算法综合性能越好。

(3)代际距离(Generational distance, GD)用来评估求得的最优解集与 Pareto 前沿之间的距离,它计算的是真实 Pareto 前沿上的每个点到求得的解集中最近点的最小欧氏距离平均值,公式为

$$G_D(P, F^*) = \sqrt{\frac{\sum_{x \in F^*} \min_{p \in P} \text{dis}(x, p)^2}{|F^*|}}$$

(18)

式中, $G_D(P, F^*)$ 表示求得解集 P 和真实帕累托前沿 F^* 之间的 G_D 值。 G_D 越小表示解集收敛性越好。

2 结果与讨论

2.1 基于 ZDT 函数的 INSGA-II 算法性能测试

选择多组参数对 INSGA-II 算法的收敛性和多样性的性能进行测试。当执行参数设置为种群规模取值:Population 为 100、Generation 为 250、Pc 为 1、Pm 为 0.2 时,NSGA-II 和 INSGA-II 算法在测试函数上帕累托前沿面对比如图 4 所示。通过图 4 的对比结果可直观看出,针对这 3 种不同类型的测试函数,改进的 INSGA-II 算法求得的 Pareto 最优解更贴近真实的 Pareto 前沿,而且特异点明显较少。

ZDT 函数来说,算法在搜索过程中为了找到更优解而做出灵活地调整。在求解时间方面,INSGA-II 算法在求解时间上的增加并不明显,说明在该条件下改进算法并未显著增加时间复杂性,也没有明显降低算法的求解效率。通过 ZDT 函数性能对比测试可以看出,改进的 INSGA-II 算法在优化效果上更接近真实解,同时保持了较高的求解效率。

表 4 ZDT 函数上的两种算法性能指标对比

Tab.4 Performance of each algorithm in ZDT function

函数	SP	GD	IGD	求解时间/s
ZDT1	0.008 5	0.131 1	0.139 4	45.673 3
ZDT2	0.008 4	0.225 6	0.306 9	44.875 4
ZDT3	0.019 0	0.172 4	0.108 6	47.867 5
平均值	0.012 0	0.176 4	0.185 0	46.138 7
IZDT1	0.008 7	0.129 6	0.133 7	46.210 5
IZDT2	0.008 1	0.220 9	0.294 2	49.617 5
IZDT3	0.023 9	0.170 5	0.088 9	48.380 8
平均值	0.013 6	0.173 7	0.172 3	48.069 6

注: IZDT1 ~ IZDT3 分别为 INSGA - II 对应的测试结果。

2.2 基于除湿数据的 INSGA - II 算法性能验证

(1) 优化算法性能对比

针对畜禽舍内除湿系统的优化, 结合表 2 的试验数据和式(1) ~ (4), 验证 INSGA - II 和 NSGA - II 的多目标优化性能。当算法的执行参数设置为种群规模取值: Population 为 100, Generation 为 300, Pc 为 0.9, Pm 为 1.2, F_0 为 0.09, 精英保留策略比例 α 为 0.9, 得到原 NSGA - II、INSGA - II 算法 Pareto 前沿与除湿正交试验结果对比, 如图 5 所示。

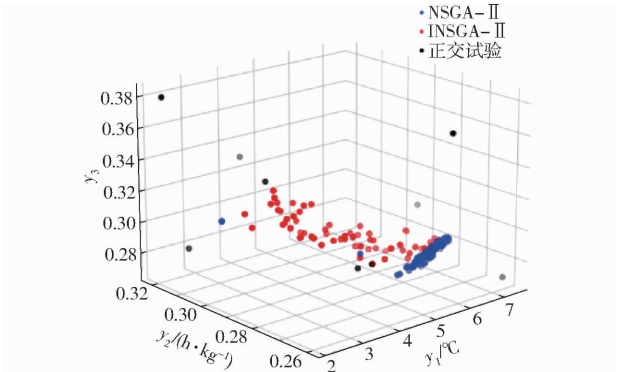


图 5 除湿性能两种优化算法 Pareto 前沿对比

Fig.5 Comparison NSGA - II and INSGA - II PF with dehumidification performance data

图 5 中, 除湿系统采用正交试验, 获得不同因素、不同水平情况下的试验数据, 从不同工况下反映系统工作性能。两种 NSGA - II 算法分别采用多项式变异和差分变异在搜索空间中的搜索最优解, 获得不同的 Pareto 前沿。可以看出, 多项式变异倾向于微调解, 结果导致最优解集中分布; 而差分变异通常在更广域的空间搜索最优解, 能给与更多优化调控选择。

同样地, 从表 5 可以看出, NSGA - II 的 SP (0.111 8) 远高于 INSGA - II 的 SP (0.020 2), 这表明改进精英保留策略和差分变异算法的 INSGA - II 解分布更广阔, 增加了种群多样性, 有效地避免陷入局部最优解的情况^[35]。与表 4 中 INSGA - II 的 SP 与 NSGA - II 非常相近的情况不同, 表 5 中 INSGA -

II 的 SP 效果明显提高, 从图 5 中也能看出 INSGA - II 的最优解分布更为均匀, 说明改进算法更适用于除湿系统的优化调控, 具有更强的适应性。

表 5 算法指标对比

Tab.5 Performance comparison of two algorithms

参数	NSGA - II	INSGA - II
S_p	0.111 8	0.020 2
运行时间/s	8.216 3	3.982 0
每秒求解最优解数	12.178 0	25.137 7

表 5 中两种算法运行效率分别为每秒钟生成 12.178 个最优解和 25.137 7 个最优解, 改进 INSGA - II 算法效率提高 106.42%, 这表明 INSGA - II 在除湿系统数据的处理上, 求解速度方面有了显著提高。可见, 自适应的差分变异调控算法从最优解的搜索范围和搜索速度上都比 NSGA - II 更适合于除湿系统。

(2) 除湿系统仿真调控效果对比

加权求和法通过将多个目标函数按照预定的权重相加, 将多目标优化的解转化为单目标优化的解进行分析^[13, 36]。求解 3 个目标指标的最小解, 通过加权求和转化为单目标优化解的值越小越优。针对 3 个目标指标, 采用线性加权方法, 且权值之和为 1。具体来说, 选择的比例除湿速率、COP 和降温分别为 0.3、0.3、0.4。第 1 个和第 2 个目标函数权重相同, 均为 0.3, 而第 3 个目标函数为降温, 根据生产需求, 其权重稍高为 0.4。图 6 中, NSGA - II 算法在迭代到 100 代左右时趋于稳定, INSGA - II 算法在迭代到 50 代左右时趋于稳定在 1.8 左右, 说明改进 INSGA - II 算法在降温、除湿率和 COP 综合评价方面都有所提升。

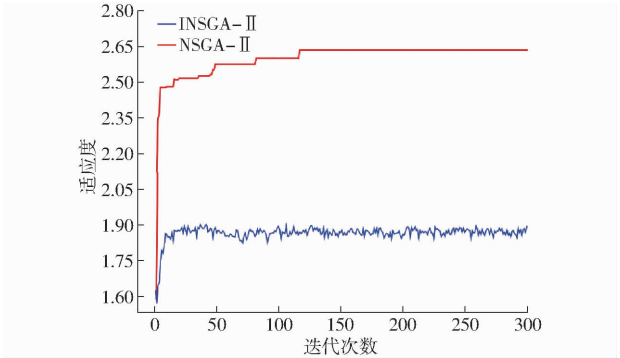


图 6 适应度迭代曲线

Fig.6 Fitness iteration curves

在除湿试验 INSGA - II 和 NSGA - II 优化算法的 Pareto 解集中, 随机各抽取 30 个解进行比较, 通过计算平均值和标准差, 分析评估这两个算法在 3 个目标函数上的表现, 如表 6 所示。

具体结果对比分析如下:

表 6 除湿系统优化结果对比

Tab. 6 Optimal result comparison of dehumidification system

性能	方法	平均值	标准差
降温/℃	NSGA-Ⅱ	6.20	0.404 6
	INSGA-Ⅱ	4.77	0.884 4
	除湿试验	4.63	1.880 8
除湿速率/(kg·h ⁻¹)	NSGA-Ⅱ	3.70	0.002 3
	INSGA-Ⅱ	3.49	0.008 3
	除湿试验	3.45	0.020 6
COP	NSGA-Ⅱ	3.57	0.005 3
	INSGA-Ⅱ	3.33	0.011 3
	除湿试验	3.12	0.039 1

(1)在畜舍除湿系统中,减少除湿过程中的温度下降是重要的工作需求。通过 INSGA-Ⅱ 算法调控平均降温为 4.77℃,NSGA-Ⅱ 平均降温为 6.20℃,减少 1.43℃,降幅为 23.06%。这一改进不仅有利于维护除湿过程中的健康养殖环境,还显著降低了除湿后所需的补温压力,减少补温所消耗的能源,实现节能增效。

由表 6 可看出,通过 NSGA-Ⅱ 算法调控的降温的标准差最小(0.404 6℃),可能陷入了局部最优解的困境。图 5 中 NSGA-Ⅱ 的解分布也进一步印证了这一点。

相比之下,INSGA-Ⅱ 算法在降温调控问题上的表现则更加出色,形成了一个分布较广的 Pareto 前沿面,其平均降温效果与除湿试验非常接近。可见 INSGA-Ⅱ 算法相较于 NSGA-Ⅱ 在降温调控问题上表现出了更好的多样性和稳定性,以及更强的全局搜索能力。

(2)NSGA-Ⅱ 算法与 INSGA-Ⅱ 算法在除湿速率上保持了基本一致,分别为 3.70 kg/h 和 3.49 kg/h,但 NSGA-Ⅱ 算法标准差为 0.002 3 kg/h,而 INSGA-Ⅱ 算法则增大为 0.008 3 kg/h。由此表明尽管两种优化调控下除湿效果的平均表现相近,但数据的离散程度却在逐渐扩大,搜索域更广,可以为除湿系统的使用提供更加多样的调控方案。同样地,两种优化调控算法 COP 的数值和标准差也呈现出相同的

变化趋势。

3 结论

(1)经过 ZDT 函数测试的对比分析,INSGA-Ⅱ 算法的 IGD 和 GD 平均值分别为 0.173 7 和 0.172 3,相较于 NSGA-Ⅱ 算法的 0.176 4 和 0.185 0,INSGA-Ⅱ 算法在两个关键指标上的平均值均更低,这一结果验证 INSGA-Ⅱ 算法所求得 Pareto 最优解相较于 NSGA-Ⅱ 算法更加贴近真实的 Pareto 前沿。在 S_p 指标上,NSGA-Ⅱ 算法的平均值为 0.012 0,而 INSGA-Ⅱ 算法的平均值为 0.013 6,两者数值相近,表明在解的分布均匀性方面,两种算法的表现基本一致。NSGA-Ⅱ 算法的平均求解时间为 46.138 7 s,而 INSGA-Ⅱ 算法为 48.069 6 s。尽管 INSGA-Ⅱ 算法的求解时间略有提升,但并未构成显著增加,因此可以认为 INSGA-Ⅱ 算法在提升求解精度的同时,并未明显降低算法的求解效率。

(2)在内循环除湿系统的优化测试中, S_p 从 NSGA-Ⅱ 的 0.111 8 降低到 INSGA-Ⅱ 的 0.020 2,验证改进算法最优解的分布域显著增加,有效避免陷入最优解的情况;运行效率由 NSGA-Ⅱ 每秒钟计算出 12.178 个最优解,提高到 INSGA-Ⅱ 每秒计算出 25.137 7 个最优解,计算效率增加 12.959 7 个最优解,提高 106.42%,求解速度方面有了显著提高,表明 INSGA-Ⅱ 对该除湿系统优化具有更强的适应性。

(3)通过对内循环除湿系统仿真调控可知,INSGA-Ⅱ 算法在调控平均降温方面表现出了显著优势,相较于 NSGA-Ⅱ 算法,其平均降温减少 1.43℃,降幅达到 23.06%。这将有利于减少舍内温度的波动,显著降低除湿所需的补温压力,进而减少了补温所消耗的能源,实现节能增效。在 NSGA-Ⅱ 和 INSGA-Ⅱ 优化中除湿率和 C_{op} 基本一致,标准差呈逐渐增加趋势,表明 INSGA-Ⅱ 在较广域范围内找到最优解,增加系统在不同工况环境下都有获得最优解作为除湿操作依据的可能,使系统综合调控环境和节能效果更优。

参 考 文 献

[1] 沈明霞,陈金鑫,丁奇安,等. 生猪自动化养殖装备与技术研究进展与展望[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12): 1-19. SHEN Mingxia, CHEN Jinxin, DING Qi'an, et al. Current situation and development trend of pig automated farming equipment application[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 1-19. (in Chinese)

[2] 谢秋菊,王圣超, MUSABIMANA J,等. 基于深度强化学习的猪舍环境控制策略优化与能耗分析[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 376-384, 430. XIE Qiuju, WANG Shengchao, MUSABIMANA J, et al. Pig building environment optimization control and energy consumption analysis based on deep reinforcement learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 376-384, 430. (in Chinese)

[3] 李修松,叶章颖,李保明,等. 不同通风模式对保育猪舍冬季环境的影响[J]. 农业机械学报, 2020, 51(3): 317-325.

- LI Xiusong, YE Zhangying, LI Baoming, et al. Influence of different ventilation system on environment of nursery piggery in winter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(3): 317–325. (in Chinese)
- [4] 邹雨虹, 陆妍, 臧建军. 北方地区不同季节半封闭猪舍环境条件对生长猪饮水量和生产性能的影响[J]. 动物营养学报, 2022, 34(11): 6971–6983.
- ZOU Yuhong, LU Yan, ZANG Jianjun. Effects of environmental conditions on drinking water and performance of growing pigs in semi-closed piggery in different seasons in northern China[J]. Chinese Journal of Animal Nutrition, 2022, 34(11): 6971–6983. (in Chinese)
- [5] 谢秋菊, 郑萍, 包军, 等. 基于深度学习的密闭式猪舍内温湿度预测模型[J]. 农业机械学报, 2020, 51(10): 353–361.
- XIE Qiuju, ZHENG Ping, BAO Jun, et al. Thermal environment prediction and validation based on deep learning algorithm in closed pig house[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 353–361. (in Chinese)
- [6] 王美芝, 李斯旋, 王华, 等. 装配式配种妊娠猪舍冬季保温与能耗特征[J]. 农业工程学报, 2022, 38(2): 241–249.
- WANG Meizhi, LI Sixuan, WANG Hua, et al. Thermal insulation and energy consumption characteristics of an assembled piggery for breeding and gestation in winter[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(2): 241–249. (in Chinese)
- [7] XIE Q, NI J, BAO J, et al. A thermal environmental model for indoor air temperature prediction and energy consumption in pig building[J]. Building and Environment, 2019, 161: 106238.
- [8] 郑萍, 张继成, 谢秋菊, 等. 寒区畜禽舍空气内循环除湿系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 416–422.
- ZHENG Ping, ZHANG Jicheng, XIE Qiuju, et al. Design and experiment of air internal circulation dehumidification system for livestock and poultry house in northern cold region[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 416–422. (in Chinese)
- [9] 郑萍, 包军, 张继成, 等. 寒地养殖舍除湿新风一体机系统: ZL202010026886.2[P]. 2024–09–17.
- [10] ZHANG S, YU G, GUO Y, et al. Modelling development and optimization on hydrodynamics and energy utilization of fish culture tank based on computational fluid dynamics and machine learning[J]. Energy, 2023, 276: 127518.
- [11] 邹立飞. 微生物电解池强化猪粪厌氧消化产甲烷研究[D]. 昆明: 云南师范大学, 2023.
- ZOU Lifei. Enhancement of methane production in anaerobic digestion of swine manure by microbial eletrolysis cell[D]. Kunming: Yunnan Normal University, 2023. (in Chinese)
- [12] LIU T, YUAN Q, DING X, et al. Multi-objective optimization for greenhouse light environment using Gaussian mixture model and an improved NSGA-II algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107612.
- [13] 李远方, 侯军英, 杨永霞, 等. 基于 MOPSO 和 TOPSIS 的多目标优化温室黄瓜光环境调控模型[J]. 农业工程学报, 2023, 39(19): 185–194.
- LI Yuanfang, HOU Junying, YANG Yongxia, et al. Multi-objective optimization of the light environment regulation model for greenhouse cucumber using MOPSO and TOPSIS[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(19): 185–194. (in Chinese)
- [14] LIU T, YUAN Q, WANG Y. Hierarchical optimization control based on crop growth model for greenhouse light environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 180: 105854.
- [15] 赵雁. 基于节能与舒适的建筑围护结构优化设计方法研究[D]. 成都: 四川大学, 2021.
- ZHAO Yan. Research on optimization design method of building envelope based on energy-saving and comfort[D]. Chengdu: Sichuan Univeristy, 2021. (in Chinese)
- [16] 吴金妹, 王亚辉, 贾晨辉. 基于正交设计模型的多目标进化算法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(2): 362–369, 392.
- WU Jinmei, WANG Yahui, JIA Chenhui. Multi-objective evolutionary algorithm based on orthogonal designing model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(2): 362–369, 392. (in Chinese)
- [17] 秦宽, 步坤亭, 沈周高, 等. 连续复式茶叶理条机优化设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3): 382–393.
- QIN Kuan, BU Kunting, SHEN Zhougao, et al. Optimization design and experiment of continuous compound tea leaf barber[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 382–393. (in Chinese)
- [18] 冯茜, 李擎, 全威, 等. 多目标粒子群优化算法研究综述[J]. 工程科学学报, 2021, 43(6): 745–753.
- FENG Qian, LI Qing, QUAN Wei, et al. Overview of multiobjective particle swarm optimization algorithm[J]. Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(6): 745–753. (in Chinese)
- [19] 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): 182–197.
- [20] 王昱, 牟剑, 曾志雄, 等. 猪舍废气净化系统填料结构多目标拓扑优化设计与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 329–334.
- WANG Yu, MU Jian, ZENG Zhixiong, et al. Structural optimization design of packing material for waste gas purification system of pig house[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 329–334. (in Chinese)
- [21] 张延安, 杜岳峰, 毛恩荣, 等. 基于改进 NSGA-II 的大功率拖拉机变速箱箱体多目标优化[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊2): 310–319.
- ZHANG Yan'an, DU Yuefeng, MAO Enrong, et al. Multi-objective optimization of high-horsepower tractor gear box based on improved NSGA-II[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Sup. 2): 310–319. (in Chinese)
- [22] 袁梦飞, 阚秀, 曹乐, 等. 自适应精英遗传算法的快递车路径规划[J]. 导航定位学报, 2021, 9(6): 104–111.

- YUAN Mengfei, KAN Xiu, CAO Le, et al. Path planning of express vehicle based on adaptive elite genetic algorithm[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2021, 9(6): 104 – 111. (in Chinese)
- [23] QASEM A, SHEIKH ABDULLAH S, SAHRAN S, et al. An improved ensemble pruning for mammogram classification using modified bees algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(12): 10093 – 10116.
- [24] 胡春华, 李萍萍, 金成磊, 等. 基于自适应差分进化算法拟合圆的树干胸径测量方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(9): 183 – 188.
- HU Chunhua, LI Pingping, JIN Chenglei, et al. Measurement of tree diameter at breast height based on adaptive differential evolution algorithm for circle fitting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(9): 183 – 188. (in Chinese)
- [25] 齐琦, 毋涛. 基于改进 NSGA-II 算法的多目标生产智能调度[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(8): 162 – 168.
- QI Qi, WU Tao. Multi-objective intelligent production optimal scheduling based on improved NSGA-II algorithm[J]. Computer Technology and Development, 2021, 31(8): 162 – 168. (in Chinese)
- [26] 温泽宇, 谢珺, 谢刚, 等. 基于新型拥挤度距离的多目标麻雀搜索算法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(22): 102 – 109.
- WEN Zeyu, XIE Jun, XIE Gang, et al. Multi-objective sparrow search algorithm based on new crowding distance[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(22): 102 – 109. (in Chinese)
- [27] ZHANG Q, ZOU D, DUAN N, et al. An adaptive differential evolutionary algorithm incorporation multiple mutation strategies for the economic load dispatch problem[J]. Applied Soft Computing, 2019, 78: 641 – 669.
- [28] 裴小兵, 张春花. 应用改进区域遗传算法求解置换流水车间调度问题[J]. 智能系统学报, 2019, 14(3): 541 – 550.
- PEI Xiaobing, ZHANG Chunhua. An improved puzzle-based genetic algorithm for solving permutation flow-shop scheduling problems[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14(3): 541 – 550. (in Chinese)
- [29] 王科峰, 张彦斌, 黄建伟. 基于改进 NSGA-II 算法的机械臂多目标轨迹规划[J]. 中国工程机械学报, 2023, 21(3): 215 – 220.
- WANG Kefeng, ZHANG Yanbin, HUANG Jianwei. Multi-objective trajectory planning of manipulator based on improved NSGA-II algorithm[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2023, 21(3): 215 – 220. (in Chinese)
- [30] 李进, 李二超. 基于正态分布和自适应变异算子的 ε 截断算法[J]. 山东大学学报(工学版), 2019, 49(2): 47 – 53.
- LI Jin, LI Erchao. Epsilon truncation algorithm based on NDX and adaptive mutation operator[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2019, 49(2): 47 – 53. (in Chinese)
- [31] ZITZLER E, DEB K, THIELE L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 173 – 195.
- [32] 季伟东, 岳玉麒, 王旭, 等. 基于降维和聚类的大规模多目标自然计算方法[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(1): 41 – 56.
- JI Weidong, YUE Yuqi, WANG Xu, et al. Large-scale multi-objective natural computation based on dimensionality reduction and clustering[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(1): 41 – 56. (in Chinese)
- [33] 王丽萍, 任宇, 邱启仓, 等. 多目标进化算法性能评价指标研究综述[J]. 计算机学报, 2021, 44(8): 1590 – 1619.
- WANG Liping, REN Yu, QIU Qicang, et al. Survey on performance indicators for multi-objective evolutionary algorithms[J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 55(8): 1590 – 1619. (in Chinese)
- [34] 叶倩琳, 王万良, 王铮. 多目标粒子群优化算法及其应用研究综述[J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(6): 1107 – 1120, 1232.
- YE Qianlin, WANG Wanliang, WANG Zheng. Survey of multi-objective particle swarm optimization algorithms and their applications[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2024, 58(6): 1107 – 1120, 1232. (in Chinese)
- [35] YACOUBI S, MANITA G, CHHABRA A, et al. A multi-objective chaos game optimization algorithm based on decomposition and random learning mechanisms for numerical optimization[J]. Applied Soft Computing, 2023, 144: 110525.
- [36] 胡晓辉, 朱轲钰, 张琪, 等. 基于模糊 Borda 法的番茄营养液滴灌频率研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 407 – 415.
- HU Xiaohui, ZHU Keyu, ZHANG Qi, et al. Determining optimal drip irrigation frequency for substrate-bag cultured tomato based on fuzzy Borda method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 407 – 415. (in Chinese)