doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.03.002

基于改进海鸥算法的无人机山地果园三维路径规划方法

张亚莉[1,2]　彭婉航[1,2]　孙智磊[1,2]　林少臻[1,2]　王林琳[3]　兰玉彬[2,4]

(1.华南农业大学工程学院,广州 510642;2.国家精准农业航空施药技术国际联合中心,广州 510642;
3.深圳职业技术大学人工智能学院,深圳 518055;4.华南农业大学电子工程学院(人工智能学院),广州 510642)

摘要:针对山地果园复杂地形下植保无人机多目标航点作业效率低、能耗高的难题,提出一种基于改进海鸥优化算法(PSOA)的三维路径规划方法。首先,基于果树冠层顶点坐标建立三维果园模型;其次,建立多旋翼无人机能量损耗模型以评估和量化路径性能;最后,针对海鸥优化算法(SOA)容易陷入局部最优、收敛速度慢等问题,引入 Lévy 飞行机制、自适应控制因子及精英保留策略进行多维度改进。在自建的果园三维模型上的实验验证表明:PSOA 在收敛精度、收敛速度和稳定性方面显著优于主流优化算法。仿真结果显示,与传统 SOA 相比,PSOA 算法使路径总长度减少 48.74%,总转角减少 24.36%,预期能耗降低 49.10%,预计作业时长缩短 33.3%,路径性能优化效果显著。该研究为山地果园植保无人机提供了高效、低耗的三维路径规划解决方案,显著提升了复杂环境下的作业效率与经济性。

关键词:植保无人机;山地果园;海鸥优化算法;三维路径规划

中图分类号:S252　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)03-0016-11　　**OSID**:

Three Dimensional Path Planning Method for UAV in Mountainous Orchards Based on Improved Seagull Optimization Algorithm

ZHANG Yali[1,2]　PENG Wanhang[1,2]　SUN Zhilei[1,2]　LIN Shaozhen[1,2]　WANG Linlin[3]　LAN Yubin[2,4]

(1. *College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou* 510642, *China*
2. *National Center for International Collaboration Research on Precision Agricultural Aviation Pesticides Spraying Technology, Guangzhou* 510642, *China*
3. *School of Artificial Intelligence, Shenzhen Polytechnic University, Shenzhen* 518055, *China*
4. *College of Electronic Engineering (College of Artificial Intelligence), South China Agricultural University, Guangzhou* 510642, *China*)

Abstract: It is crucial to achieve safe and efficient multi-target waypoint operation of crop protection drones in complex environments of mountainous orchards, reduce energy consumption of drone operations, and implement reasonable path planning. Addressing the issues of low efficiency, convoluted search paths, and slow convergence speed in traditional seagull optimization algorithm (SOA). A 3D path planning method was designed based on the improved seagull optimization algorithm (PSOA). Firstly, based on the actual scene of mountainous orchards, the vertex coordinates of the fruit tree canopy were obtained and a three-dimensional orchard model was established. Then, an energy loss model for rotary wing unmanned aerial vehicles was established in the three-dimensional path planning of a single work area to evaluate and optimize flight path performance, in order to achieve the most energy-efficient three-dimensional path planning. Finally, in response to the problem of seagull optimization algorithm easily getting stuck in local optima and slow convergence speed, the Lévy flight mechanism was introduced to expand the search range, the adaptive control factor was used to improve the search ability, and the elite retention strategy was applied to maintain population diversity, in order to obtain the globally optimal three-dimensional flight path. Comparative verification of benchmark test functions showed that PSO outperformed other mainstream optimization algorithms in terms of convergence accuracy, convergence speed, and stability. The simulation results of the experimental field showed that compared with traditional SOA, the PSO algorithm reduced the total path length by 48.74%, the total turning angle

收稿日期:2025-11-01　修回日期:2025-11-26

基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFD2000202)和高等学校学科创新引智基地项目(D18019)

作者简介:张亚莉(1975—),女,副教授,博士,主要从事无人机精准施药传感器技术研究,E-mail:ylzhang@scau.edu.cn

通信作者:兰玉彬(1961—),男,教授,博士,主要从事精准农业航空研究,E-mail:ylan@scau.edu.cn

by 24.36%, the expected energy consumption by 49.10%, the expected operation time by 33.3%, and significantly reduceds the number of dangerous nodes. This method can optimize the operation path based on the crown vertex position of fruit trees and the energy consumption characteristics of drones, providing an effective solution for the three-dimensional path planning problem of crop protection drones in mountainous orchards.

Key words: plant protection drone; mountain orchard; seagull optimization algorithm; 3D path planning

0　引言

果园是我国重要的农业生产模式,大部分分布于南方地形复杂的丘陵山地。这种起伏显著的山地环境对传统植保作业构成重大挑战,亟需智能化、地形适应的作业手段。植保无人机凭借作业效率高、地形适应强、施药精准等优点,已成为现代果园植保作业的重要发展方向。然而,果园复杂的三维地形特征使常规二维路径规划难以适用,因此,高效精准的三维路径规划是实现山地果园无人机智能化植保的关键基础与亟待突破的核心技术。

传统病虫害防治方法(人工喷施和地面机械)在丘陵山地果园中存在作业效率低、地形适应性差等问题,难以满足需求[1-3]。在国家大力发展低空经济的背景下[4],精准农业航空技术快速发展。路径规划作为无人机自主导航与作业的核心技术,直接影响植保无人机作业的效率和质量。

近年来,植保无人机在果园领域应用研究逐渐深入,主要聚焦于不同果树品种特点作业适应性改进以及施药应用实践。在果树品种方面,目前已开展的研究涵盖苹果树[5]、梨树[6]、开心果树[7]等多种果树类型。这些研究分析了飞行高度及速度、施药量、果树树形等因素对无人机任务作业的效果影响。然而,现有研究多集中于平原或缓坡果园的施药喷洒评价,对山地果园三维环境下的路径规划和能耗优化研究有限,尤其是针对柑橘果园三维地形和树冠高度变化的特点,难以实现高效的山地果园多目标航点路径规划[8-10]。此外,作业中的频繁电池更换也严重制约了山地作业的续航能力和整体效率。

当前常见的路径规划方法如引力搜索法[11]、RRT*算法[12]、A*算法[13]等虽能规划出起点到终点的无碰撞路径,但普遍未充分考虑到植保无人机的能量损耗特性和山地果园环境的复杂性[14-16]。针对复杂环境,部分研究提出了改进方案[17-19]。于全友等[20]基于扫描线路径生成方法建立了带续航约束的无人机全覆盖路径规划数学模型,适用于平原地区但对丘陵山地适应性不足。LI 等[21]提出人工智能覆盖路径规划模型,虽解决了冗余检测点和频繁机动导致的效率问题,但计算复杂度较高。PANDEY 等[22]提出了一种基于萤火虫群优化算法(GSO)的三维路径规划方法,能够生成避障安全路径,却在复杂环境中易陷入局部最优。LIU 等[23]改进了蚁群算法,避免了局部最优并缩短了路径转换时间,但收敛速度仍有待提高。

上述算法虽从不同角度对传统路径规划进行了改进,但面对山地果园复杂三维环境时,仍存在规划效率低、收敛速度慢以及对复杂三维环境适应性不足等问题。因此,本文聚焦于山地果园的三维环境特点,提出一种基于改进海鸥优化算法(PSOA)的三维路径规划方法[24-25],通过引入 Lévy 飞行机制扩大搜索范围、采用自适应控制因子提高搜索精度、运用精英保留策略维持种群多样性,以提高植保无人机在果园多航点任务作业时的路径规划效率和减少能量损耗,为山地果园智能化植保作业提供技术支撑。

1　作业区域与能耗模型

针对山地果园三维环境特点,先通过作业区域选取、遥感图像采集构建果园三维模型,提取果树冠层三维顶点坐标以奠定路径规划环境基础;再结合多旋翼无人机性能参数,建立作业约束能耗预测模型,提供能量评估依据。在此基础上,将多航点路径规划建模转变为能耗约束优化问题,采用改进海鸥优化算法求解,最终输出最优三维作业路径及预期能耗、总转角、行程时间等关键指标,研究路线图如图 1 所示。

1.1　作业区域模型建立

1.1.1　图像采集

实验地点为广东省四会市黄田镇柑橘产业园(北纬 23°36′、东经 112°68′),该区域属亚热带季风气候,低山丘陵地形且坡度变化明显,适宜柑橘生长。园区柑橘树高 2 ~ 5 m,树冠平均直径与株行距均约 3 m。为构建作业区域三维模型,采用 DJI Phantom 4 RTK 无人机采集遥感数据,飞行高度 50 m,航向与旁向重叠率均为 80%,共获取有效航拍图像 344 幅。实验区域卫星影像及遥感图像如图 2 所示。

1.1.2　三维重建与冠层顶点坐标提取

基于采集数据,在 Pix4D mapper 软件中构建实

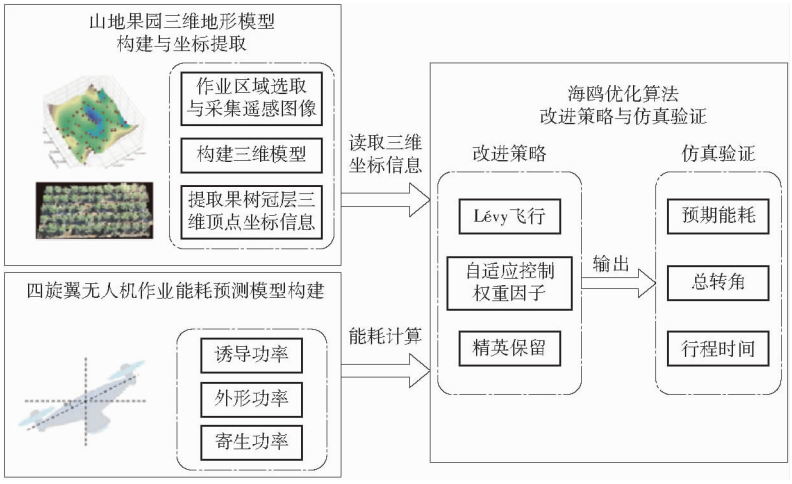

图 1 基于改进海鸥算法的山地果园路径规划研究路线图

Fig. 1 Research roadmap for mountain orchard path planning based on improved seagull algorithm

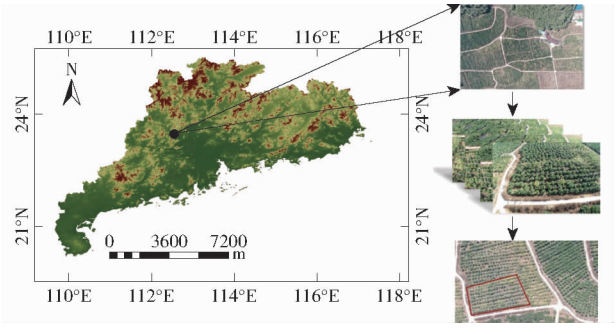

图 2 实验区域卫星影像图及遥感图像

Fig. 2 Satellite imagery and remote sensing images of experimental area

景三维模型,综合考虑果树种植分布情况及地形坡度条件特征,选取具有代表性的实验地块,用于后续开展树冠顶点提取和路径规划实验研究。为确保算法优化后的路径规划具备实际应用价值,本研究基于果园真实地理坐标系构建高精度仿真模型。坐标系选用 WGS－84 地理坐标系,通过精确提取柑橘果树的地理坐标信息建立三维模拟环境。鉴于实验区域地形坡度变化显著且果树冠层差异较大,为充分考虑果园地形高程与树高变化对路径规划的影响,采用三维空间坐标系进行建模分析。

经过精确提取和处理,成功从试验田中提取了柑橘树的冠层顶点三维坐标信息,共计提取有效坐标点 60 个,该数据集覆盖试验区域面积约 365 m^2。将所提取的果树冠层三维坐标信息导入 MATLAB 平台,构建三维仿真地形模型。模型中每个坐标点代表一棵柑橘树树冠顶点的精确地理位置,这些坐标数据不仅包含了平面真实的经纬度信息,还融合了高程信息,形成了完整的三维空间分布特征。提取结果如图 3a。该数据构成了一组高质量的真实果园地理坐标数据集,为后续的路径规划算法仿真验证、参数优化调整以及田间实际应用试验提供了可靠的数据基础支撑。图 3b 展示了果园冠层顶点三维仿真地理模型与果园树冠顶点分布。可以明显看出,柑橘果树的冠层顶点的高度落差较大,单纯的二维路径规划可能导致喷洒不均匀或无人机飞行威胁,植保无人机的三维规划能够有效应对这一问题。

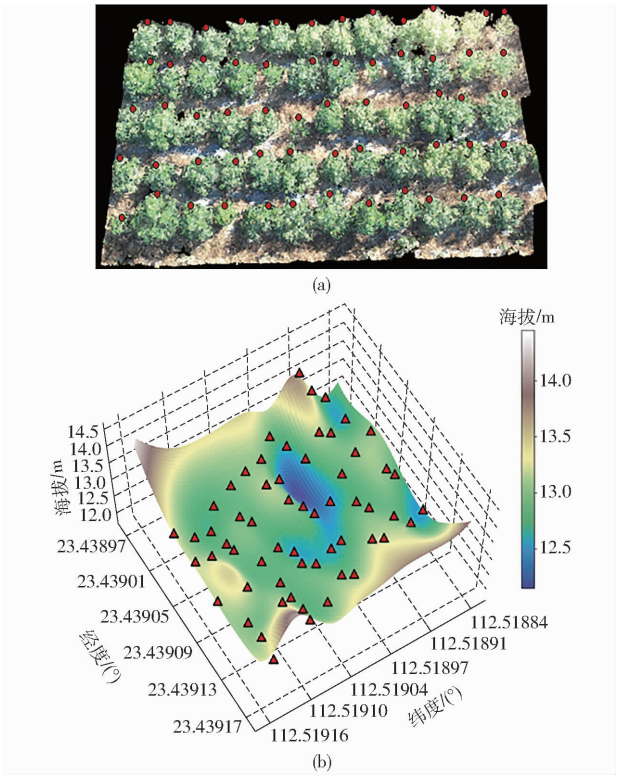

图 3 果树冠层顶点坐标提取与果园树冠顶点分布示意图

Fig. 3 Fruit tree canopy vertex coordinate extraction and orchard canopy vertex distribution diagram

1.2 能耗模型建立

为了简化无人机的能耗计算,当前仅计算无人机执行飞行路径的能耗[26],不包括无人机的起降、悬停能量消耗和通信、喷洒等功能的相关功耗。多

旋翼无人机的理论功耗建模参考文献[27]，植保无人机的预期能耗估算可通过功率分解法实现：将飞行过程中的总消耗功率拆解为诱导功率P_i、外形功率P_p及寄生功率P_{par}。其中，诱导功率是通过向下推动空气产生推力所产生的功率；外形功率是克服旋转螺旋桨叶片遇到的旋转阻力所产生的功率；寄生功率是在飞行器与风之间达到相对平衡时抵抗机体阻力所需要的功率。

诱导功率P_i公式为

$$P_i = k_1 T\left[\frac{V_{vert}}{2} + \sqrt{\left(\frac{V_{vert}}{2}\right)^2 + \frac{T}{k_2^2}}\right] \tag{1}$$

其中　$k_2 = \sqrt{2\rho S}$

式中　V_{vert}——无人机飞行的垂直速度

T——总推力

ρ——空气密度，取 1.29 kg/m^3

S——螺旋桨总面积

k_1、k_2——诱导功率修正系数，k_1 取 0 ~ 1

外形功率P_p公式为

$$P_p = c_2 T^{\frac{3}{2}} + c_3 (V_{air}\cos\alpha)^2 T^{\frac{1}{2}} \tag{2}$$

其中　$c_2 = \dfrac{k_3^{1.5} n c c_d \rho R^4}{8}$　$c_3 = \dfrac{k_3^{0.5} n c c_d \rho R^2}{8} \approx 0$

$$k_3 = \frac{T}{\Omega^2} \quad \Omega = \frac{\phi}{t}$$

式中　ϕ——总转角　　Ω——角速度

t——单位时间　　R——旋翼半径

k_3——旋翼气动功率系数

c_2、c_3——外形功率修正系数

V_{air}——无人机飞行水平速度

n——单个螺旋桨中叶片总数

c_d——叶片的阻力系数

c——叶片的弦长

α——无人机飞行过程中的俯仰角

寄生功率 P_{par}公式为

$$P_{par} = c_4 V_{air}^3 \tag{3}$$

其中　$c_4 = \dfrac{C_d \rho A_{quad}}{2}$

式中　c_4——寄生功率修正系数

C_d——无人机的阻力系数

A_{quad}——无人机迎风时的横截面面积

总推力 T 公式为

$$T = \sqrt{\{mg - [c_5 (V_{air}\cos\alpha)^2 + c_6 T]\}^2 + (c_4 V_{air}^2)^2} \tag{4}$$

其中　$c_5 = \dfrac{N c c_l \rho R}{4}$　$c_6 = \dfrac{k_3 N c c_l \rho R^3}{6} \approx 0$

式中　c_l——升力系数

m——无人机质量

c_5、c_6——修正系数

水平速度分量V_{air}、垂直速度分量V_{vert}计算公式为

$$V_{air} = \frac{\sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_1 - y_{i+1})^2}}{\sqrt{(x_1 - x_{i+1})^2 + (y_1 - y_{i+1})^2 + (z_1 - z_{i+1})^2}} V \tag{5}$$

$$V_{vert} = \frac{z_1 - z_{i+1}}{\sqrt{(x_1 - x_{i+1})^2 + (y_1 - y_{i+1})^2 + (z_1 - z_{i+1})^2}} V \tag{6}$$

式中　(x, y, z)——无人机位置坐标

总能耗 W 公式为

$$W = \sum_{i=1}^{n} \left(\int_{t_i}^{t_{i+1}} P_i \mathrm{d}t + \int_{t_i}^{t_{i+1}} P_p \mathrm{d}t + \int_{t_i}^{t_{i+1}} P_{par} \mathrm{d}t \right) \tag{7}$$

式中　t_i——植保无人机运动到第 i 个路径点所用时间

V——植保无人机作业飞行速度

2　改进海鸥优化算法

2.1　海鸥优化算法

海鸥搜索算法（Seagull optimization algorithm，SOA）由 DHIMAN 等[28]于 2019 年提出，是一种基于自然界海鸥捕食行为的群体智能优化算法，它模拟了海鸥在自然界中的迁徙和攻击特性。在 SOA 中海鸥代表候选解，猎物代表全局最优解。在迁徙的过程中，海鸥群从当前位置移动到其他位置。

2.1.1　迁移阶段

在迁徙的过程中，算法模拟了海鸥群如何从一个位置移动到另一个位置，在这个阶段，海鸥的行为包括 3 种策略：避免海鸥之间的碰撞、向最佳海鸥位置移动、靠近最佳海鸥。

（1）避免海鸥之间的碰撞

海鸥在迁徙过程中位置发生变化时，为避免迁徙的海鸥个体间发生碰撞，会引入惯性权重因子 A 来生成海鸥的位置。其公式为

$$C_s = A P_S t_{iter} \quad (s = 1, 2, \cdots, N) \tag{8}$$

式中　C_s——海鸥个体更新的位置

N——种群规模

t_{iter}——当前迭代次数

$P_S(t)$——海鸥当前的位置

惯性权重因子 A 的公式为

$$A = f_c - t_{iter} f_c / I_{\max} \tag{9}$$

式中　f_c——频率控制参数，设置为常数 2

$I_{\max}$——最大迭代数

(2)向最佳海鸥位置方向移动

在参数 A 的控制下,海鸥个体避免发生碰撞后,所有海鸥会向全局最优位置移动以生成新位置。其公式为

$$M_s = B(P_{bs}(t) - P_S(t)) \tag{10}$$

其中 $$B = 2A^2 r_0$$

式中 M_s——海鸥新位置

$P_{bs}(t)$——全局最佳的海鸥位置

B——由惯性权重 A 控制的随机因子

r_0——[0,1]范围内的随机数

(3)靠近最优位置

海鸥在移动过程中避免个体碰撞后,就会朝着全局最优位置所在的方向移动,从而到达新的位置,其公式为

$$D_s = |C_s + M_s| \tag{11}$$

式中 D_s——P_S和P_{bs}之间的距离

2.1.2 攻击阶段

在攻击阶段,海鸥会不断地调整运动角度和速度,以螺旋运动的方式进攻目标。海鸥在(x,y,z)平面中的运动行为描述为

$$\begin{cases} x' = r\cos\theta \\ y' = r\sin\theta \\ z' = r\theta \\ r = ue^{\theta v} \end{cases} \tag{12}$$

式中 r——螺旋运动每次转弯的半径

θ——[0,2π]中随机角度

u、v——定义螺旋形状的常数

结合公式(12),海鸥位置更新公式为

$$P_S(t+1) = D_s x'y'z' + P_{bs}(t) \tag{13}$$

2.2 改进策略

2.2.1 Lévy 飞行机制

传统海鸥优化算法中,随着迭代的进行,种群个体位置会逐渐减小,搜索空间会逐渐收缩,导致种群多样性缺失、搜索精度下降。Lévy 飞行模拟自然界中动物觅食的游走过程[29],具有长短距离交替进行的飞行特性。Lévy 飞行的短距离游走保证了对附近区域的探索,增强了种群的多样性;长距离飞行可以扩大搜索范围,有助于提高全局搜索能力。因此,在海鸥优化算法位置更新方式中引入 Lévy 飞行机制,扩大算法在迭代过程中的搜索范围,以增加海鸥种群的多样性。

Lévy 飞行机制随机步长公式为

$$s = \frac{\xi}{|\eta|^{1/\varphi}} \tag{14}$$

式中 ξ、η——正态分布的参数

即 $\xi \sim N(0,\sigma_u^2)$ 、$\eta \sim N(0,\sigma_v^2)$。其中

$$\sigma_u = \left\{ \frac{\gamma(1+\varphi)\sin(\pi\varphi/2)}{\gamma[(1+\varphi)/2]\varphi \cdot 2^{(\varphi-1)}} \right\}^{\frac{1}{\varphi}} \tag{15}$$

式中$\sigma_u = 1$,$\varphi = 1.5$。

引入 Lévy 飞行机制后海鸥位置更新公式为

$$M_s = B[P_{bs}(t) - P_S(t)]s \tag{16}$$

2.2.2 自适应控制权重因子

原始 SOA 中,海鸥种群的迁移是核心步骤。通过控制因子 A 来调整位置。因此,控制因子 A 在原始 SOA 搜索过程中平衡算法的全局探索和局部开发能力方面发挥着不可忽视的作用。然而从公式(9)中可以看出 A 的值在迭代过程中从 f_c 线性减少到 0,一般 f_c 的值设置为 2。

原始 SOA 中控制因子 A 采用线性递减策略,如式(9)所示。然而,该方式难以刻画果园三维路径规划过程中探索与开放行为的非线性演化特征,为此,本文引入基于 Sigmoid 函数的非线性递减控制因子,对原有控制策略进行替代,其表达式为

$$A(t) = \frac{A_{\max}}{1 + e^{-10\left(\frac{t_{iter}}{t_{itermax}} - 0.5\right)}} \tag{17}$$

根据公式(17),在$\frac{t_{iter}}{t_{itermax}} < 0.5$ 阶段,A 值接近 1,迁移幅度大,海鸥个体可以进行大范围的全局搜索;在$\frac{t_{iter}}{t_{itermax}} > 0.5$ 阶段,A 值迅速下降接近 0,迁移幅度小,海鸥聚焦于局部精细搜索。此策略很好地避免了线性递减导致的搜索能力突变。图 4 为公式(9)和公式(17)两个不同的控制因子对果树冠层顶点路径仿真比较曲线。为了避免偶然性,运行结果是独立运行了 30 次得到的。

2.2.3 精英保留策略

优化算法的早熟现象由种群后期迭代模式简化、多样性丧失导致,是果园环境下无人机三维路径规划全局最优解搜索的主要障碍。精英保留策略(ERS)是一种在每个迭代过程中保留最优个体或部分优秀个体,并在下一迭代开始时替换最差个体的方法。可避免优质解丢失、强化优秀个体优势,同时借助保留初始粒子及代际联系保障种群多样性,进而抑制早熟、加快收敛。在本文中,ERS 被集成到传统 SOA 算法中。具体来说,在每次迭代的开始时保留前 10% 的最佳个体,然后下一代个体的最后 10% 将相应地被替换。

2.3 算法整体框架

改进海鸥优化算法流程如下:

(1)确定算法初始参数,包括种群数量、迭代次数、上下边界范围、算法维度等。

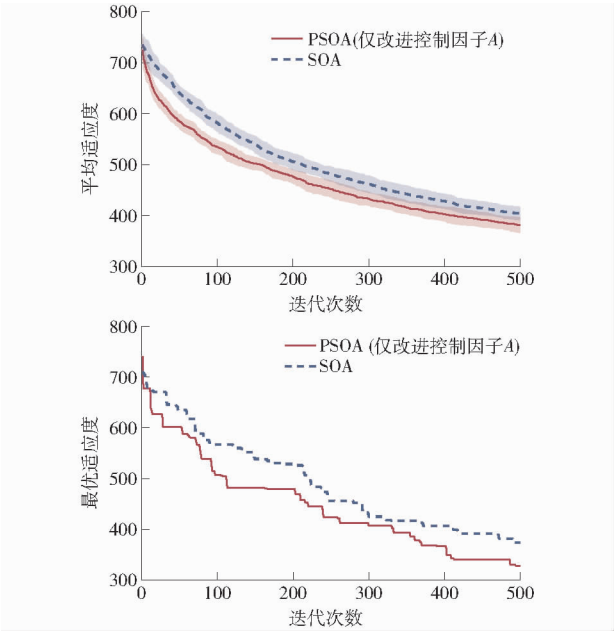

图 4　适应度迭代对比曲线

Fig. 4　Adaptation iteration comparison curves

(2)完成海鸥种群的初始化。

(3)将算法中的线性权重因子调整为基于 Sigmoid 函数的非线性递减控制因子 A,完成海鸥迁徙过程。

(4)海鸥攻击部分算法,采用 Lévy 飞行机制扩大算法在迭代过程中的搜索范围,实现海鸥个体位置的变更。

(5)在每一次迭代后,保留前 10% 的最优个体或部分优秀个体,并在下一迭代开始时替换最差个体。

(6)海鸥优化算法重复经过上述步骤(3)~(5)。实现迭代过程,如当前迭代次数达到最大迭代次数,则终止迭代计算;否则,返回步骤(3)。

算法的整体流程图如图 5 所示。

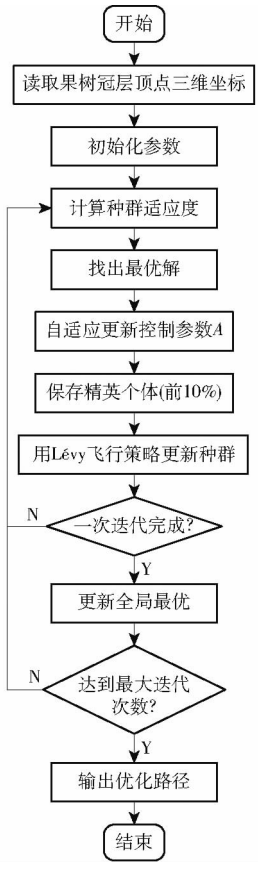

图 5　算法整体流程图

Fig. 5　Algorithm overall flowchart

3　仿真实验

3.1　实验设置

研究旨在评估改进海鸥优化算法(PSOA)的性能。通过计算机仿真进行对比评估,分析了每种算法迭代过程中的搜索精度和优化能力,仿真在 Windows 10 64 位操作系统平台上运行,实验和算法在 Matlab R2022a 仿真环境中实现。实验硬件和软件环境配置如表 1 所示。

表 1　环境配置

Tab. 1　Environment configuration

测试平台	配置参数
CPU	AMD Ryzen 5 5600X 6 - Core Processor 3. 70 GHz
GPU	NVIDIA GeForce GTX 1660 SUPER (6 GB)
RAM	16 GB

为了验证本文提出的 PSOA 算法的性能,将 PSOA 算法与基本 SOA、水母搜索算法(Jellyfish search algorithm, JS)[30]、粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO)[31]、人工蜂群算法(Artificial bee colony algorithm, ABC)[32]进行对比实验。

对比实验中的算法参数设置与文献[28]保持一致,种群规模设置为 50,最大迭代数设置为 500。针对每个函数,进行 30 次独立运行。

水母搜索算法中,初始收敛因子为 $C_0 = 5$;粒子群优化算法中,惯性权重最大值 $\omega_{max} = 0.9$,最小值 $\omega_{min} = 0.2$,其他超参数设置为 $c_1 = 1.8$, $c_2 = 2$;人工蜂群算法蜜源停滞阈值为 $\frac{N}{2}$(N 为蜜源数量),观察蜂占总蜂群数量比例为 50%[33];海鸥优化算法控制参数 $f_c = 2$,随机权重因子 A 范围为[0,2]。

3.2　基准测试函数实验结果与分析

基准测试函数如表 2 所示。根据其特性,这些函数可以分为两类:单峰函数(f_1、f_2、f_3),在搜索域中只有一个最优解,可用于评估这些算法的收敛速度;多峰函数(f_4、f_5、f_6),可用于评估算法避免局部点和达到全局最优的能力。所有函数的维度均为 30,最优值均为 0。

表 2 基准测试函数

Tab. 2 Benchmark test function

函数表达式	定义域
$f_1(x)=\sum_{i=1}^{n}x_i^2$	$[-100,100]$
$f_2(x)=\sum_{i=1}^{n}\lvert x_i\rvert+\prod_{i=1}^{n}\lvert x_i\rvert$	$[-10,10]$
$f_3(x)=\sum_{i=1}^{n}(x_i^4+\mathrm{random}(0,1))$	$[-1.28,1.28]$
$f_4(x)=\sum_{i=1}^{n}(x_i^2-10\cos(2\pi x_{i1})+10)$	$[-5.12,5.12]$
$f_5(x)=-20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_i^2}\right)-\exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\cos(2\pi x_i)\right)+20+e$	$[-32,32]$
$f_6(x)=\frac{1}{4\,000}\sum_{i=1}^{n}x_i^2-\prod_{i=1}^{n}\cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)+1$	$[-600,600]$

本研究选取最优值、最差值、平均值与标准差 4 个指标来衡量算法性能[24]。典型群智能优化算法基准函数的测试结果如表 3 所示。

从函数 f_1 中可以看出,PSOA 到达了函数理论最优值 0,能够找到全局最优解,表现远远优于对比函数 JS 的 11.44 和 PSO 的 13.04,ABC 算法虽然平均性能一般,但是也能找到高质量解,而在平均值和标准差的表现上,PSOA 最优,说明解的稳定性也最好。

在函数 f_2 上,PSOA 算法表现卓越,不仅找到了接近全局最优的解,而且在平均值和标准差方面都显著优于其他算法,说明其解的质量和稳定性都是最好的。JS 和 ABC 稳定性一般。SOA 和 PSO 算法的平均值和标准值都明显表现不好,可能陷入了局部最优或收敛困难等问题。

表 3 测试结果

Tab. 3 Test results

函数	算法	最优值	最差值	平均值	标准差
f_1	JS	11.44	3.843×10^{4}	5.652×10^{2}	2.584×10^{3}
	SOA	5.495×10^{-301}	6.879×10^{4}	1.469×10^{3}	8.289×10^{3}
	PSOA	0	4.790×10^{4}	1.759×10^{2}	2.479×10^{3}
	ABC	1.098×10^{-5}	8.503×10^{4}	5.039×10^{3}	1.496×10^{4}
	PSO	13.04	4.223×10^{4}	3.180×10^{2}	2.277×10^{3}
f_2	JS	1.528	4.479×10^{4}	95.84	2.003×10^{3}
	SOA	61.08	1.526×10^{11}	3.414×10^{8}	6.832×10^{9}
	PSOA	5.911×10^{-220}	71.15	0.251 8	3.495
	ABC	4.568×10^{-3}	1.590×10^{7}	3.182×10^{4}	7.113×10^{5}
	PSO	61.08	1.526×10^{11}	3.414×10^{8}	6.832×10^{9}
f_3	JS	0.191 0	58.50	0.517 5	2.825
	SOA	6.959×10^{-4}	97.59	1.739	11.42
	PSOA	8.722×10^{-5}	29.31	0.125 0	1.600
	ABC	0	1.586×10^{2}	7.376	23.20
	PSO	0.283 0	1.456×10^{2}	6.875	23.50
f_4	JS	16.02	3.443×10^{2}	54.31	66.67
	SOA	0	4.257×10^{2}	18.15	70.83
	PSOA	0	4.080×10^{2}	1.994	23.15
	ABC	8.163	4.490×10^{2}	68.72	94.25
	PSO	2.088×10^{2}	4.590×10^{2}	257.3	48.14
f_5	JS	6.232	19.91	7.154	1.837
	SOA	4.441×10^{-16}	19.96	0.197 4	1.707
	PSOA	4.441×10^{-16}	19.97	5.393×10^{-2}	0.916 2
	ABC	9.927×10^{-2}	20.85	6.894	6.489
	PSO	5.170	17.94	8.090	2.452
f_6	JS	0.350 5	4.746×10^{2}	7.080	30.89
	SOA	0	5.773×10^{2}	10.00	68.58
	PSOA	0	3.439×10^{2}	1.540	19.09
	ABC	3.074×10^{-2}	5.752×10^{2}	36.76	103.3
	PSO	0.952 4	5.341×10^{2}	13.27	64.21

从函数 f_3 中可以看出,ABC 算法表现最优,达到了函数的理论最优值,表明其寻优能力较好,但在平均值和标准差的表现中显示其稳定性不如 PSOA,PSOA 算法在综合性能上更优,不仅能够找到次优

的解，而且其稳定性的表现也是最好的。而 SOA 算法的表现一般，JS 和 PSO 算法在此函数上的表现较差，特别是 PSO 算法在所有指标中都处于劣势。

在函数 f_4 中，PSOA 算法和 SOA 算法均达到了理论最优值，完美找到了全局最优解，但 PSOA 的平均值 1.994 低于 SOA 的 18.15，标准差 23.15 显著小于 SOA 的 70.83，说明 PSOA 不仅能够找到最优解，稳定性也更好，综合性能更优。JS 和 ABC 算法的表现中等，而 PSO 算法无论是在寻优能力还是解质量方面都要明显落后于其他算法，可能存在严重的局部最优陷阱问题。

在函数 f_5 和 f_6 上，SOA 和 PSOA 都表现出色，能够找到非常接近全局最优的解，但 PSOA 在综合性能上明显更优，其平均值和标准差都显著优于 SOA，说明 PSOA 不仅具有强大的寻优能力，而且解的稳定性和一致性都是最好的。ABC 算法表现中等，能找到相对不错的解。PSO 和 JS 算法在此函数上表现相对较差，特别是 JS 算法在所有指标上都处于劣势，可能在处理多峰优化问题时收敛困难。

综上所述，PSOA 算法在 6 种测试函数中表现最优：在 4 个函数上达到或接近理论最优值，全局寻优能力突出；各函数的平均值与标准差均表现优异，在单峰、多峰函数中均保持稳定高性能，展现出出色的稳定性与鲁棒性。该算法核心优势为高质解与高稳定性兼具，综合性能均衡性显著。

典型群智能算法基准函数测试收敛曲线如图 6 所示。可知，在测试函数 f_1、f_2、f_3、f_4、f_5、f_6 上，PSOA 的寻优收敛速度均要优于其他常用优化算法，在函数 f_4、f_5、f_6 上，PSOA 不仅收敛速度快，而且寻优精度更高。

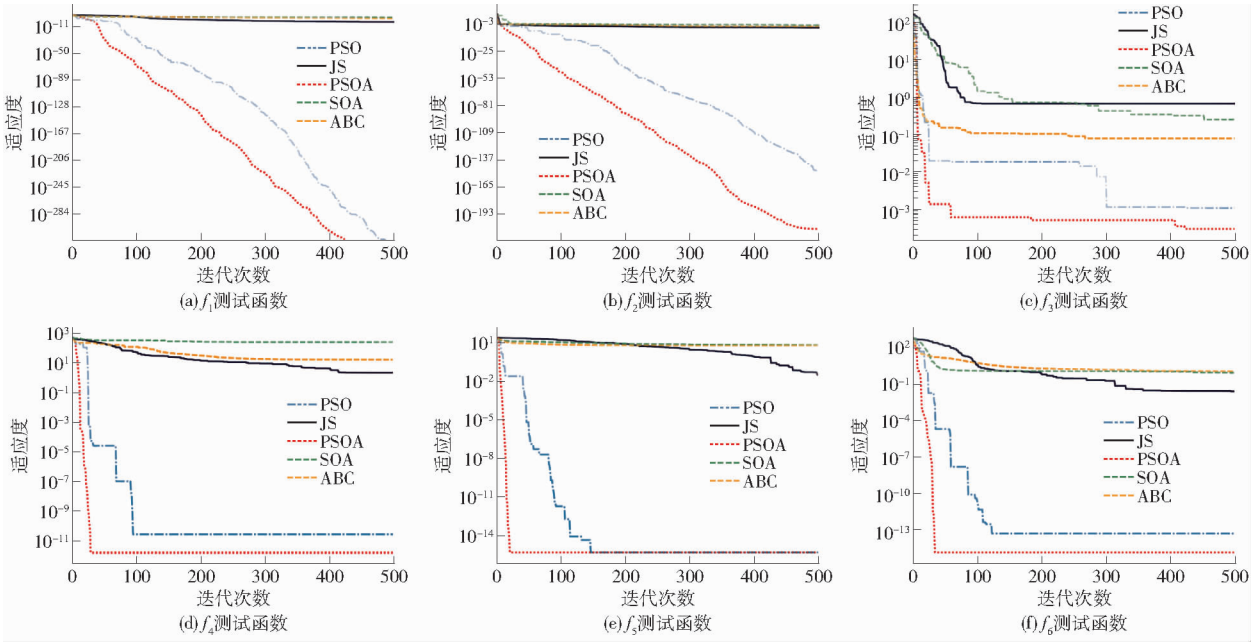

图 6　测试收敛曲线

Fig. 6　Test convergence curve

4　三维路径规划效果与能耗分析

4.1　路径规划与可视化分析

在图 6 中的基准算法比较中，PSO 算法的表现与 PSOA 较为接近，因此图 7 显示了 PSOA、基本 SOA 与 PSO 3 种算法在实验地块的最优路径仿真结果。图 7a、7b 展示了 PSOA 算法在实验田场景下获得的最优飞行路径；图 7c、7d 为 SOA 算法得到的最优路径；图 7e、7f 为 PSO 算法的最优路径。

从图 7 中可看出 PSOA 的规划路径连接更加平滑，避免了急剧的高度变化，路径轨迹清晰，水平面投影图显示 PSOA 能够更有序地遍历所有路径点，减少了重复覆盖和遗漏区域，轨迹长度适中，无人机的作业执行效率高。SOA 的轨迹较为密集且局部存在交叉，从三维路径可以看出 SOA 在处理复杂地形时高度调整不够平滑，可能造成喷洒不均，并且路径显示出明显的局部聚集现象，未能找到全局最优解。PSO 的规划路径交叉较少，比基本 SOA 所规划路径较好但仍有折返现象，路径在高度维度上有波动，在二维平面图可看出路径迂回，缺乏精细平滑。对于复杂地形的果园植保无人机喷洒作业而言，PSOA 算法优势明显，且具有重要的实用价值，平滑的路径能够有效地降低无人机与果树的碰撞概率与作业能耗，连续有序的路径能够保证农药的均匀覆盖，平缓的高度变化减少了无人机飞行姿态的次数调整，延长了作业续航的时间并有效缩短了总体作业的时间。因此 PSOA 在复杂果园地形三维路径规划方面具有显著优势，特别适合柑橘果园等地

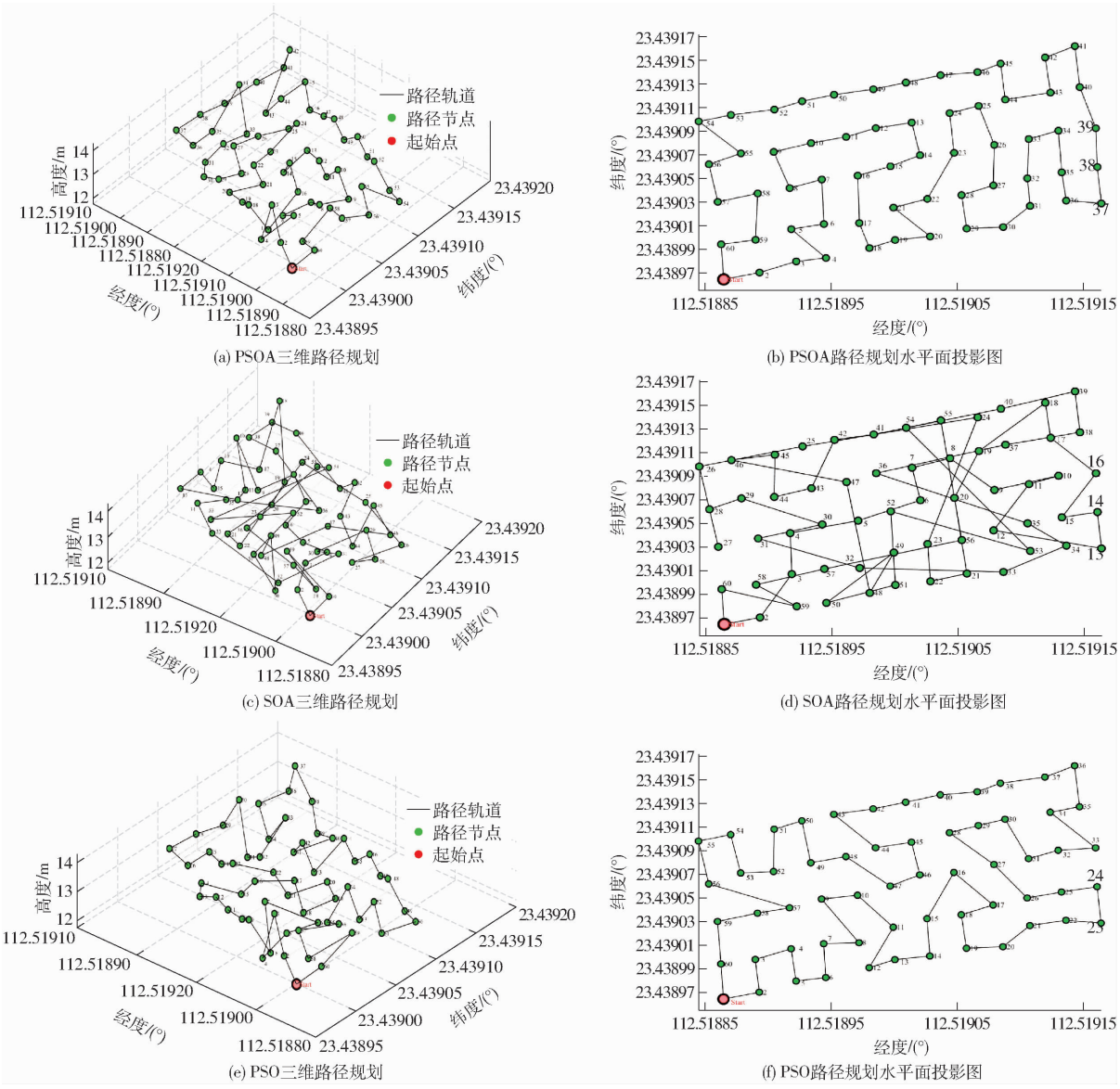

图 7 PSOA,SOA 与 PSO 3 种算法的路径仿真结果

Fig. 7 Path simulation results of PSOA, SOA and PSO algorithms

形坡度变化较大的复杂环境中的无人机路径规划应用。

4.2 三维路径规划与能耗分析

设定植保无人机作业飞行速度为 3 m/s。能耗计算相关参数如表 4 所示。

表 4 能耗计算相关参数

Tab. 4 Energy consumption calculation parameters

参数	数值
飞行速度 v/(m·s^{-1})	3
无人机质量 m/kg	2
螺旋桨总面积 S/m^2	0.181
单个螺旋桨中叶片个数 N/个	2
叶片的阻力系数 c_d	0.03
叶片的弦长 c/m	0.015
旋翼半径 R/cm	12
升力系数 c_l	0.6
无人机迎风时横截面面积A_{quad}/m^2	0.068

路径规划结果如表 5 所示,对比两种算法所规划的路径在路径长度、总转角、预期能耗以及预计总行程时间(按 3 m/s 计算)等方面性能。

表 5 实验结果比较

Tab. 5 Comparison of experimental results

算法	路径长度 L/m	总转角 ϕ/(°)	预期能耗 W/kJ	预计总行程时间 T_{total}/s
PSOA	195.99	3 802.77	116.99	84.32
SOA	382.32	5 027.56	229.79	126.43
提升度/%	48.74	24.36	49.10	33.3

由表 5 可得,本研究验证 PSOA 在路径长度、总转角、预期能耗和预计总行程时间方面的优势表现,在路径长度方面,PSOA 和 SOA 的距离总长度分别为 195.99、382.32 m,PSOA 减少了 48.74% 的总距离,这表明 PSOA 算法在果园环境下的寻优能力显著,能够找到比 SOA 算法短将近一半的路径,意味

着更高的路径规划效率。在总转角方面，PSOA 的总转角为 3 802.77°，SOA 算法的总转角为 5 027.56°，PSOA 减少了 24.36%，意味着 PSOA 算法规划的路径具有更少的转弯，路径更加平滑，对于能耗优化有着重要意义，PSOA 和 SOA 算法的预期能耗分别是 116.99、229.79 kJ，PSOA 算法减少了 49.1%，更加充分说明了这一点。在预计总行程时间方面，PSOA 的预计作业时间为 84.32 s，SOA 算法的预计作业时长为 126.43 s，改进 PSOA 算法减少了 33.3%。

实验结果说明，改进 PSOA 优化算法比传统 SOA 算法路径优化效果明显，展现其在复杂果园环境的路径规划任务中的显著优势，能够满足现代植保无人机施药路径规划的要求。

5　结论

（1）利用无人机获取果园的遥感影像，用以生成果园高精度的正射影像图，并结合实验区域的卫星地理信息，建立精确的三维地理模型。为后续的路径规划研究提供数据支撑。

（2）针对原始 SOA 在处理果园环境三维路径规划问题所存在的局限性，本研究提出 PSOA 优化算法：引入自适应控制因子提高算法的搜索能力；采用 Lévy 飞行机制扩大搜索范围；融入精英保留策略以保证物种多样性，从而更有效地寻找全局最优解。用 6 个基准测试函数，对比了 JS、ABC、PSO 和 SOA 等经典优化算法，验证和评估 PSOA，包括收敛精度、收敛速度和稳定性等关键指标。PSOA 多次寻优的速度和精度表现出色，在函数 f_1、f_4、f_6 都能找到理论最优解 0，在其他函数上的解质量和鲁棒性表现较好，最后从收敛曲线寻优最优值可知，该算法有较快的收敛速度。

（3）综合性能测试评估方法和能耗预估模型。构建了多旋翼无人机能耗预估模型；在构建的果园三维环境模型中，以果树树冠顶点为作业目标点进行路径规划，验证算法在实际应用场景中的可行性和有效性，评估指标涵盖路径长度、总转角、预期能耗以及预计作业时间等方面的综合表现，相较于传统 SOA，PSOA 在路径长度、总转角、预期能耗和预计作业时间上分别优化了 48.74%、24.36%、49.1% 和 33.3%，成功规划出综合性能更优的三维作业路径，为实际应用提供了有效指导。

参　考　文　献

[1] 王鹏飞，伊家安，朱建锡，等. 丘陵山地果园动力底盘液压系统设计与试验[J]. 农业机械学报，2025，56(6)：702－711，722.
WANG Pengfei，YI Jiaan，ZHU Jianxi，et al. Design and test of hydraulic system of power chassis for hilly and mountainous orchards[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2025，56(6)：702－711，722.（in Chinese）

[2] 沈朝萍，李继伟，朱莉凯. 植保无人机关键技术与发展趋势[J]. 农业装备技术，2023，49(6)：9－12.
SHEN Chaoping，LI Jiwei，ZHU Likai. Key technologies and development trends of plant protection drones[J]. Agricultural Equipment & Technology，2023，49(6)：9－12.（in Chinese）

[3] 陈盛德，廖玲君，徐小杰，等. 中国植保无人机及其施药关键技术的研究现状与趋势[J]. 沈阳农业大学学报，2023，54(4)：502－512.
CHEN Shende，LIAO Lingjun，XU Xiaojie，et al. Research status and trends of plant protection UAV and its key technology of spraying in China[J]. Journal of Shenyang Agricultural University，2023，54(4)：502－512.（in Chinese）

[4] QIN W，CHEN P，WANG B. Productivity model and experiment of field crop spraying by plant protection unmanned aircraft [J]. Frontiers in Plant Science，2023，14：1168228.

[5] 刘琪，兰玉彬，单常峰，等. 航空植保喷施参数对苹果树雾滴沉积特性影响[J]. 农机化研究，2020，42(9)：173－180.
LIU Qi，LAN Yubin，SHAN Changfeng，et al. The influence of spraying parameters of aerial application on droplet deposition characteristics for apple fields[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research，2020，42(9)：173－180.（in Chinese）

[6] LIU Y，YAO W，GUO S，et al. Determination of the effective swath of a plant protection UAV adapted to mist nozzles in mountain Nangguo pear orchards[J]. Frontiers in Plant Science，2024，15：1336580.

[7] PENG H，GUO S，ZOU X，et al. UAVO－NeRF：3D reconstruction of orchards and semantic segmentation of fruit trees based on neural radiance field in UAV images[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2025，237：110631.

[8] GARCÍA-MUNGUÍA A，GUERRA-ÁVILA P L，ISLAS-OJEDA E，et al. A review of drone technology and operation processes in agricultural crop spraying [J]. Drones，2024，8(11)：674.

[9] 胡广锐，孔微雨，齐闯，等. 果园环境下移动采摘机器人导航路径优化[J]. 农业工程学报，2021，37(9)：175－184.
HU Guangrui，KONG Weiyu，QI Chuang，et al. Optimization of the navigation path for a mobile harvesting robot inorchard environment[J]. Transactions of the CSAE，2021，37(9)：175－184.（in Chinese）

[10] HU P，ZHANG R，YANG J，et al. Development status and key technologies of plant protection UAVs in China：a review [J]. Drones，2022，6(11)：354.

[11] 王宇，陈海涛，李海川. 基于引力搜索算法的植保无人机三维路径规划方法[J]. 农业机械学报，2018，49(2)：28－

33,21.
WANG Yu, CHEN Haitao, LI Haichuan. 3D path planning approach based on gravitational search algorithm for sprayer UAV [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 28 - 33,21. (in Chinese)
[12] 刘慧,张世义,段云鹏,等.基于改进双向 RRT* 的果园机器人运动规划算法[J].农业机械学报,2022,53(11):31 - 39.
LIU Hui, ZHANG Shiyi, DUAN Yunpeng, et al. Orchard robot motion planning algorithm based on improved bidirectional RRT* [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(11):31 - 39. (in Chinese)
[13] 张万枝,赵威,李玉华,等.基于改进 A* 算法 + LM - BZS 算法的农业机器人路径规划[J].农业机械学报,2024,55(8):81 - 92.
ZHANG Wangzhi, ZHAO Wei, LI Yuhua, et al. Path planning of agricultural robot based on improved A* and LM - BZS algorithms[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(8):81 - 92. (in Chinese)
[14] TIAN H, MO Z, MA C, et al. Design and validation of a multi-objective waypoint planning algorithm for UAV spraying in orchards based on improved ant colony algorithm[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1101828.
[15] CHEN J, ZHANG Y, WU L, et al. An adaptive clustering-based algorithm for automatic path planning of heterogeneous UAVs [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(9): 16842 - 16853.
[16] YU S, ZHU J, ZHOU J, et al. Key technology progress of plant-protection UAVs applied to mountain orchards: a review[J]. Agronomy, 2022, 12(11): 2828.
[17] ZHAI L, WU H, LAI L, et al. Intelligent optimization algorithms for multi-UAV path planning: a comprehensive review[J]. IEEE Access, 2025, 13: 101106 - 101130.
[18] MELO A G, PINTO M F, MARCATO A L M, et al. Dynamic optimization and heuristics based online coverage path planning in 3D environment for UAVs[J]. Sensors, 2021, 21(4):1108.
[19] ZHANG P, LIU Y, DU H. An integrated framework for UAV-based precision plant protection in complex terrain: the ACHAGA solution for multi-tea fields[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 15: 1440234.
[20] 于全友, 徐止政, 段纳, 等. 基于改进 ACO 的带续航约束无人机全覆盖作业路径规划[J]. 航空学报, 2023, 44(12): 303 - 315.
YU Quanyou, XU Zhizheng, DUAN Na, et al Coverage operation path planning of UAV with endurance constraints based on improved ACO[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(12): 303 - 315. (in Chinese)
[21] LI X, CHEN Y, CHEN Z, et al. Coverage path planning of bridge inspection with Unmanned aerial vehicle[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 156: 111253.
[22] PANDEY P, SHUKLA A, TIWARI R. Three-dimensional path planning for unmanned aerial vehicles using glowworm swarm optimization algorithm[J]. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2018, 9(4): 836 - 852.
[23] LIU C, WU L, XIAO W, et al. An improved heuristic mechanism ant colony optimization algorithm for solving path planning [J]. Knowledge-based Systems, 2023, 271: 110540.
[24] 杨聪聪, 姜金华, 蒋志成. 混合多策略改进的海鸥优化算法[J]. 机电工程, 2025, 42(10):1970 - 1980.
YANG Congcong, JIANG Jinhua, JIANG Zhicheng. Hybrid multi-strategy improved seagull optimization algorithm[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2025, 42(10):1970 - 1980. (in Chinese)
[25] PATHAK V K, GANGWAR S, DIKSHIT M K. A comprehensive survey on seagull optimization algorithm and its variants[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2025, 32(6): 3651 - 3685.
[26] LI W, CHENG R, HUANG H, et al. Energy consumption modeling and optimization of an eVTOL aircraft: integrating weight, motor, and battery dynamics[J]. Energy, 2025, 325: 136229.
[27] LIU Z, SENGUPTA R, KURZHANSKIY A. A power consumption model for multi-rotor small unmanned aircraft systems[C]//2017 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). IEEE, 2017: 310 - 315.
[28] DHIMAN G, KUMAR V. Seagull optimization algorithm: theory and its applications for large-scale industrial engineering problems[J]. Knowledge-based Systems, 2019, 165: 169 - 196.
[29] LIU Y, CAO B. A novel ant colony optimization algorithm with levy flight[J]. IEEE Access, 2020, 8: 67205 - 67213.
[30] YILDIZDAN G. MJS: a modified artificial jellyfish search algorithm for continuous optimization problems [J]. Neural Computing and Applications, 2023, 35(4): 3483 - 3519.
[31] CHOU J S, TRUONG D N. A novel metaheuristic optimizer inspired by behavior of jellyfish in ocean [J]. Applied Mathematics and Computation, 2021, 389: 125535.
[32] HARIS M, NAM H. Path planning optimization of smart vehicle with fast converging distance-dependent PSO algorithm[J]. IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems, 2024, 5: 726 - 739.
[33] AKBARI R, MOHAMMADI A, ZIARATI K. A novel bee swarm optimization algorithm for numerical function optimization [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2010, 15(10): 3142 - 3155.