Modeling and Simulation 建模与仿真, 2026, 15(11), 1-12
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/mos
https://doi.org/10.12677/mos.2026.1511151

Hans汉斯

基于优化蚁群算法的无人机校园物流路径规划研究

张正堃[1]，赵海洋[1]，周　琪[2*]

[1]南京邮电大学应用技术学院，江苏　南京
[2]南京邮电大学管理学院，江苏　南京

收稿日期：2026年10月9日；录用日期：2026年11月2日；发布日期：2026年11月9日

摘　要

近年来，校园快递业务量急剧攀升，传统配送模式效率低下、成本高昂的问题日益凸显。本文在蚁群算法的基础上提出了四重优化机制，开展无人机校园物流配送模拟实验，通过构建蚁群算法的求解模型，以模拟蚂蚁觅食行为机制，使得无人机在面向复杂校园环境中能够探寻出最优配送路径，以实现配送效率提升与成本降低。基于VSCode的仿真实验结果显示，该算法能有效优化无人机配送路径，显著提升校园物流配送效率与安全性，为校园物流智能化发展开拓新思路，助力无人机高效服务校园。

关键词

无人机，校园物流，路径规划，蚁群算法

Research on UAV Campus Logistics Path Planning Based on Optimized Ant Colony Algorithm

Zhengkun Zhang[1], Haiyang Zhao[1], Qi Zhou[2*]

[1]College of Applied Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu
[2]School of Management, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu

Received: October 9, 2026; accepted: November 2, 2026; published: November 9, 2026

Abstract

In recent years, the volume of campus express delivery business has risen sharply, and the problems of low efficiency and high cost in the traditional distribution mode have become increasingly

*通讯作者。

文章引用: 张正堃, 赵海洋, 周琪. 基于优化蚁群算法的无人机校园物流路径规划研究[J]. 建模与仿真, 2026, 15(11): 1-12. DOI: 10.12677/mos.2026.1511151

prominent. On the basis of the ant colony algorithm, this paper proposes a quadruple optimization mechanism and carries out simulation experiments of UAV campus logistics distribution. By constructing a solution model of the ant colony algorithm to simulate the foraging behavior of ants, the UAV can find the optimal distribution path in the complex campus environment, so as to improve distribution efficiency and reduce costs. Simulation results based on VSCode show that the algorithm can effectively optimize the UAV distribution path, significantly improve the efficiency and safety of campus logistics distribution, open up new ideas for the intelligent development of campus logistics, and help UAVs serve the campus efficiently.

Keywords

UAV, Campus Logistics, Path Planning, Ant Colony Algorithm

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

在当今物流行业快速发展的背景下，高效精准的配送模式成为各方关注的焦点。从城市商圈到农村地区，再到校园环境，物流配送的优化都具有重要意义。在物流配送中，虽然在传统的物流配送中尽管基础设施有所改善，但“最后一公里”[1]配送仍受地形复杂、交通不便等因素制约。

无人机能突破地形限制、缩短配送时间和降低人工成本，在浙江安吉等地应用有一定成效，但存在购置和维护成本高、与当地物流体系不适配等问题。在城市末端配送方面，随着城市规模的扩大和人口的增长，传统配送方式面临着交通拥堵、配送效率低下等问题[1]。无人机融入城市末端配送为解决这些问题提供了新的思路，像美团无人机在深圳、上海等城市的商圈落地常态化运营航线，大幅缩短了平均配送时长，但城市环境复杂[2] [3]，无人机航线规划面临着碰撞和拥堵等安全性问题[4]。

目前，国内外在航线规划中，主要运用 A 星搜索算法[5] [6]、遗传算法[7]、粒子群优化算法[6] [8]、随机采样算法[9]等。其中，A 星搜索算法借助评估函数求解静态路网最短路径，遗传算法模拟自然选择与遗传学原理，粒子群优化算法模拟鸟群觅食，随机采样算法则通过随机采样构建搜索树或路线图。而 A 星搜索算法遇到复杂障碍物分布时，搜索效率会显著降低，且可能产生冗余路径规划；遗传算法和粒子群优化算法局部搜索能力较弱，容易陷入局部最优；随机采样算法实施难度较大，成本高昂。

蚁群算法作为典型的航线规划算法，由 Dorigo 等学者于 20 世纪 90 年代初正式提出。此算法通过模拟自然界蚂蚁群体的觅食行为，依托信息素更新机制，历经多轮迭代，逐步趋近问题的最优解。它具备显著的分布式计算特性，在复杂解空间中彰显出卓越的全局搜索能力，且易于与其他算法融合，为解决复杂优化问题开辟了有效路径。无人机校园物流配送目前仍存在诸多问题。校园人口密度大，对师生安全构成潜在威胁，同时对无人机电池续航能力要求颇高。智能算法虽为路径优化提供了思路，但在校园无人机配送场景中的实际应用，仍需进一步深入探索与研究。

基于上述启示，本文聚焦于运用四重优化机制对蚁群算法展开路径优化研究，旨在将其深度应用于无人机校园物流配送场景。通过构建四重优化机制，可在满足任务节点访问约束的前提下优化配送路径，缩短无人机飞行里程，降低飞行能耗。

2. 蚁群算法数学模型与优化机制

下图为蚁群算法原理图，图 1(a)展示蚂蚁在离散网格区域中分布，各节点信息素 τ_{ij}，表示蚂蚁选择

路径依据；图 1(b)呈现单个蚂蚁在某节点的状态，周围节点数字或为启发式信息，公式则用于更新信息素，辅助蚂蚁寻优。

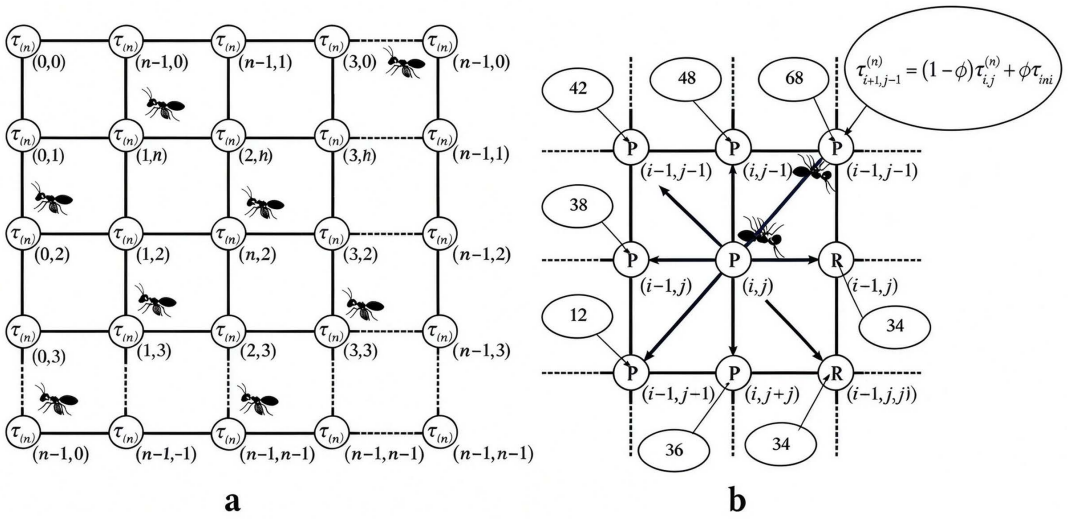


Figure 1. Schematic diagram of ant colony algorithm
图 1. 自蚁群算法原理图

2.1. 蚁群算法数学模型

蚂蚁(无人机)从当前区域选择下一个区域的概率

$$p_{ij}^{k}(t)=\frac{\left(\tau_{ij}(t)\right)^{\alpha}\cdot\left(\eta_{ij}(t)\right)^{\beta}}{\sum_{s\in allow_k}\left(\tau_{is}(t)\right)^{\alpha}\cdot\left(\eta_{is}(t)\right)^{\beta}} \tag{1}$$

$s\in allow_k$ 时， $p_{ij}^{k}(t)=0$ 式中， α 为信息素启发因子，蚂蚁(无人机)在选择下一个区域时，越倾向于选择信息素浓度高的路径[10] [11]。β 期望启发式因子，蚂蚁(无人机)在决策时越注重目标的距离等因素，趋向于选择距离目标更近等更符合启发式条件的区域[12]。 $p_{ij}^{k}(t)$ 为 t 时刻蚂蚁从地区 i 转移到地区 j 的概率； τ_{ij} 为信息素浓度； η_{ij} 为(ij)上的启发式信息值； $allow_k$ 为蚂蚁编号(无人机编号) k 下一步可选择城市集合；

信息素在每轮中更新规则

$$\Delta\tau_{ij}(t+1)=C(1-\rho)\tau_{ij}+\Delta\tau_{ij}(t) \tag{2}$$

式中， $\Delta\tau_{ij}(t+1)$ 表示在时刻 $t+1$ 时，路径(i,j)上的信息素浓度，C 为常数，作用是：在综合考虑信息素残留与新增信息素时，赋予了上一时刻残留信息素经挥发后量特定的占比权重，让算法在利用历史信息和探索新信息间达成某种平衡。 $\Delta\tau_{ij}$ 为信息素增量； ρ 为信息素挥发系数(0 < p < 1)；它表征了信息素随时间自然挥发的程度， ρ 越大，信息素挥发速度越快，意味着过往路径上信息素的影响衰减得更快，算法更倾向于探索新路径； ρ 越小，信息素保留时间越长，算法对历史路径的依赖程度相对较高。

当蚂蚁(无人机)找到最优路径时，信息素的增量为 Q/L_k ，其余路径的信息素增量为 0。

$$\Delta\tau_{ij}^{k}=\begin{cases}Q/L_k\\0\end{cases} \tag{3}$$

式中，L_k 是蚂蚁 k 自身完成从起点到终点走过的全部距离；Q 为信息素总浓度。

2.2. 模型优化机制构建

针对无人机航线规划中传统蚁群算法易陷入搜索停滞、寻优效率与精度不足的问题，本文对蚁群算法架构进行深度改进，构建一套前后衔接、相互制衡的四重优化耦合机制。优化一通过 GA-PSO 预初始化，克服传统蚁群随机初始化的盲目搜索缺陷，提供高质量初始解空间，但该方式易造成算法早熟；优化二引入精英蚂蚁信息素更新，借助本轮最优路径加速收敛，却会加剧早熟风险；优化三设置信息素上下限钳位约束，防止路径信息素过度累积；优化四采用动态挥发系数，依据最优解改进幅度自适应调整挥发程度，兼顾迭代前期收敛速度与后期全局探索能力。四项机制形成“起点优化 - 收敛加速 - 抑制早熟 - 迭代动态平衡”的完整闭环。

步骤一：为解决传统蚁群算法完全随机初始化信息素带来的前期搜索盲目、收敛慢的缺陷，本文采用 GA-PSO 混合预搜索策略完成信息素矩阵初始化。在蚁群算法迭代寻优正式启动前，先通过遗传算法与粒子群算法协同开展全局预搜索，在包含禁飞区的校园配送环境中，快速求解得到若干条质量较优的候选路径序列。将 GA-PSO 预搜索输出的路径序列映射转换为蚁群算法的初始信息素矩阵：对候选路径所经过的边(i,j)赋予更高的初始信息素浓度，其余未在优质候选路径中的边保持基础信息素水平。该方式把 GA-PSO 得到的全局先验知识注入蚁群初始状态，替代完全随机的信息素初始化，为蚁群提供具备参考价值的初始搜索方向，减少算法前期大量无效搜索，为后续迭代的局部寻优过程奠定良好起点。上述路径序列向信息素矩阵映射的定量数学模型如式(7)所示：

$$\tau_{ij}(0)\begin{cases}\tau_0+\dfrac{Q_0}{L_{GA-PSO}}, & (i,j)\in E_s\\ \tau_0, & (i,j)\notin E_s\end{cases} \tag{4}$$

式中：τ_0 为基础初始信息素；S_{GA-PSO} 为 GA-PSO 预搜索候选路径集合；E_s 为候选路径所经过的边集合；Q_0 为预搜索信息素增强常数；L_{GA-PSO} 为 GA-PSO 输出路径总代价。

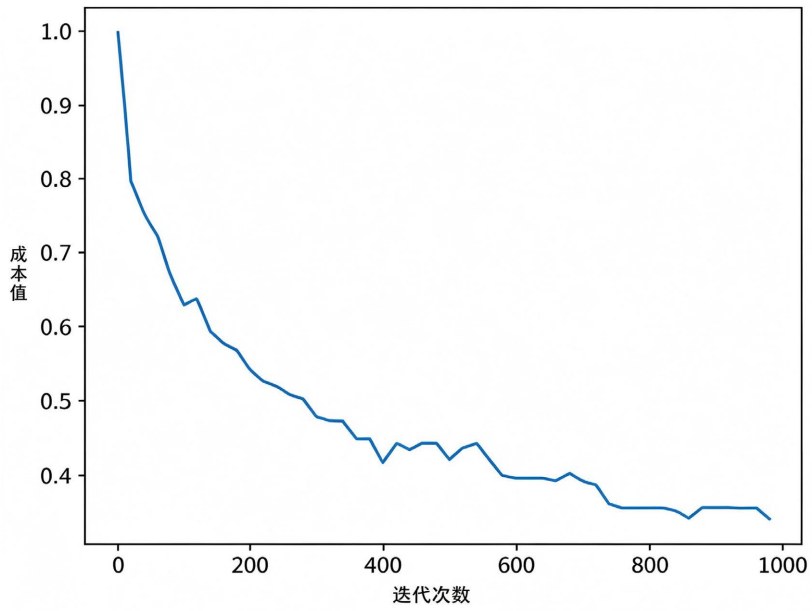


Figure 2. Iterative convergence curve of GA-PSO pre-search stage
图 2. GA-PSO 预搜索阶段成本迭代收敛曲线

图 2 为 GA-PSO 预搜索阶段成本迭代收敛曲线。在预搜索阶段，GA-PSO 算法在带有禁飞区约束的校园物流环境中开展全局寻优：迭代初期成本快速衰减，实现大范围空间探索；迭代后期曲线缓慢收敛，输出若干条低代价候选路径序列。该组候选路径将被映射为蚁群算法的初始信息素矩阵，改善传统蚁群随机初始化带来的搜索盲目性。

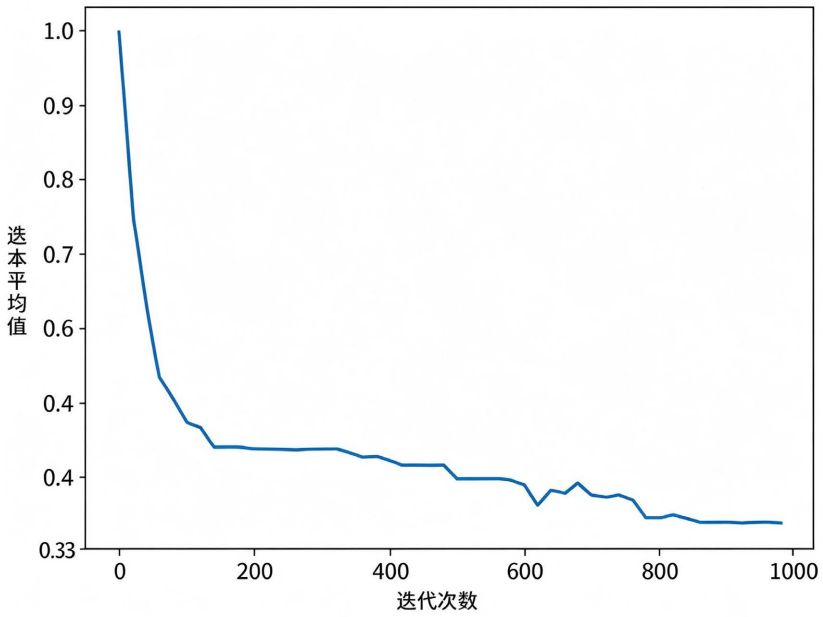


Figure 3. Main iteration convergence curve of ACO initialized by GA-PSO
图 3. 基于 GA-PSO 预初始化的蚁群算法主迭代收敛曲线

图 3 为基于 GA-PSO 预初始化的蚁群算法主迭代收敛曲线。将 GA-PSO 预搜索得到的优质候选路径映射为初始信息素矩阵后，蚁群算法以此为起点开展精细化路径寻优。相较于随机初始化的传统蚁群算法，该预初始化方式使算法初始成本更低，减少前期无效探索，曲线能够平稳下降并逐步收敛至最优成本值，验证了 GA-PSO 预初始化策略能够有效提升蚁群算法的收敛性能。

步骤二：重构信息素更新规则。传统蚁群算法允许全部蚂蚁遍历路径后释放信息素，大量非最优路径同样会产生信息素增量，给算法搜索带来噪声干扰，造成收敛速度缓慢。本文对信息素更新规则进行重构，仅选择本轮迭代得到最优路径的精英蚂蚁 k^* 参与信息素释放，其余蚂蚁不产生信息素增量，强化精英优质路径的引导作用。

在传统蚁群信息素更新规则基础上，本文重构精英蚂蚁信息素更新策略，仅本轮最优精英蚂蚁 k^* 释放信息素，其信息素增量如下：

$$\Delta\tau_{ij}^{k^*} = \begin{cases} Q/L_{k^*} \\ 0 \end{cases} \tag{5}$$

信息素全局更新公式：

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau(t) + \Delta\tau_{ij}^{k^*} \tag{6}$$

式中，L_{k^*} 为本轮迭代精英蚂蚁对应的最优路径长度；ρ 为基础信息素挥发系数，满足 $0 < \rho < 1$。该优化可以有效加快算法收敛，但单纯采用精英更新策略容易造成算法早熟，陷入局部最优解，因此需要与步骤二的信息素平衡机制配合使用。

设蚂蚁总数为 m，路径(i, j)上第 k 只蚂蚁释放的信息素为 $\Delta\tau_{ij}^{k}$，传统更新公式为

$\tau_{ij}(t+1)=(1-\rho)\tau_{ij}(t)+\sum_{k=1}^{m}\Delta\tau_{ij}^{k}$ 。与传统全部蚂蚁更新策略不同，本文四重优化机制采用精英更新策略，仅本轮最优蚂蚁参与信息素释放，即式(6)。该方式剔除大量劣质蚂蚁带来的无效信息素干扰，强化精英最优路径的引导作用，加快算法收敛速度。

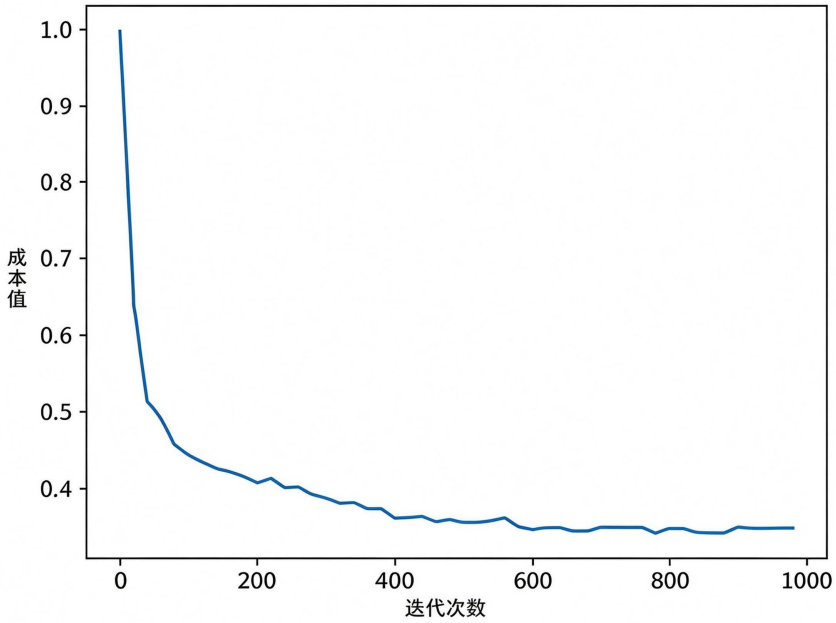


Figure 4. Schematic diagram of variation trend of cost value after establishing dynamic balance mechanism
图 4. 建立动态平衡机制后的成本值变化态势示意图

图 4 为引入动态平衡机制后的成本迭代曲线。迭代前期成本快速降低；迭代中后期，依靠动态调节的信息素挥发系数，算法维持一定全局搜索能力，避免早熟收敛，曲线持续寻优并平稳收敛，证明该动态平衡机制可有效兼顾全局探索与局部开发。

步骤三：信息素上下限约束机制。为避免算法迭代过程中部分路径信息素浓度过高造成早熟收敛，或信息素过低丧失搜索能力，对所有边(i,j)的信息素浓度施加上下界钳位约束。在每轮蚁群迭代完成信息素更新后，执行：

$$\tau_{ij}=\begin{cases}\tau_{\max}, & \tau_{ij}>\tau_{\max}\\ \tau_{ij}, & \tau_{\min}\le\tau_{ij}\le\tau_{\max}\\ \tau_{\min}, & \tau_{ij}<\tau_{\min}\end{cases} \tag{7}$$

式中，$\tau_{\max}$、$\tau_{\min}$ 分别为信息素允许的最大、最小阈值。该机制将信息素强制限制在合理区间，保证算法始终具备全局探索能力，与精英更新、动态挥发机制协同，共同抑制早熟问题。

步骤四：初始设 ρ = 0.9999，加速信息素更新。当迭代最优解改进幅度 $\Delta f=\dfrac{f_{best}(t)-f_{best}(t-1)}{f_{best}(t-1)}\le\varepsilon$ (ε 为阈值)时，其中 $f_{best}(t)$ 第 t 次迭代时得到的最优解对应的目标函数值，同理 $f_{best}(t-1)$ 第 $t-1$ 次迭代时得到的最优解对应的目标函数值，降低 ρ，如 $\rho=\rho_0-\alpha\dfrac{\Delta f}{\varepsilon}$ (ρ_0 为初始值，α 为调节系数)，平衡开发与探索。

Algorithm 1. Quadruple-Optimized Ant Colony Algorithm Pre-initialized by GA-PSO

算法 1. 基于 GA-PSO 预初始化的四重优化蚁群算法

输入：校园配送节点集合，禁飞区约束，无人机航程约束，
信息素最小阈值 τ_{min}、最大阈值 τ_{max}；
蚂蚁数量 m，启发因子 α、β，初始挥发系数 ρ_0，最大迭代次数 $Iter_{max}$；
解改进阈值 δ，调节系数 K_ρ，基础信息素 τ_0，预搜索增强常数 C
输出：无人机全局最优配送路径，最优路径长度

1: // 优化一：GA-PSO 预初始化信息素矩阵
2: 运行 GA-PSO 混合算法，输出候选路径集合以及对应路径代价
3: 根据式(4)完成路径向信息素矩阵映射，生成初始信息素矩阵
4: 根据式(6)对初始信息素做上下限钳位裁剪

5: 初始化全局最优路径、全局最优长度
6: 赋值挥发系数为初始值 ρ_0

7: 循环， *Iter* 从 1 到最大迭代次数 $Iter_{max}$
8: 循环，每一只蚂蚁 *k* 依次执行
9: 蚂蚁依据状态转移概率式(1)选择下一节点，避开禁飞区，生成完整配送路径
10: 结束蚂蚁循环

11: 筛选本轮所有蚂蚁结果，获取本轮精英最优路径与本轮最优路径长度

12: // 优化二：精英蚂蚁信息素全局更新
13: 依据式(5)，仅由本轮精英蚂蚁完成信息素全局更新

14: // 优化三：信息素上下限钳位约束
15: 对全部路径边，执行式(6)信息素上下限裁剪

16: // 优化四：动态自适应调节挥发系数
17: 计算本轮与上一轮最优解的改进幅度 $\Delta L = |LIter - LIter - 1|$
18: 如果 $\Delta L < \delta$：
19: 更新挥发系数，降低挥发程度
20: 结束判断

21: // 更新保存全局最优解
22: 如果本轮最优长度优于全局最优长度：
23: 更新全局最优长度
24: 更新全局最优路径
25: 结束判断

26: 结束迭代循环
27: 返回全局最优配送路径、最优路径长度

3. 基于优化蚁群算法的无人机配送路径规划设计

3.1. 无人机路径规划算法框架图

算法执行流程如图 5 所示，算法首先进行初始化操作。随后进入迭代过程，每次迭代中迭代次数 N 递增，同时蚂蚁数量 K 从 0 开始依次增加，每只蚂蚁进行周游操作。当所有蚂蚁周游完毕且 K 大于蚂蚁总数时，计算路径长度，并根据公式 Cp (t − 1)更新信息素。接着记录可行解，对结果进行处理，若满足终止条件则输出最优解，流程结束；若不满足，则继续下一次迭代，直至满足终止条件。

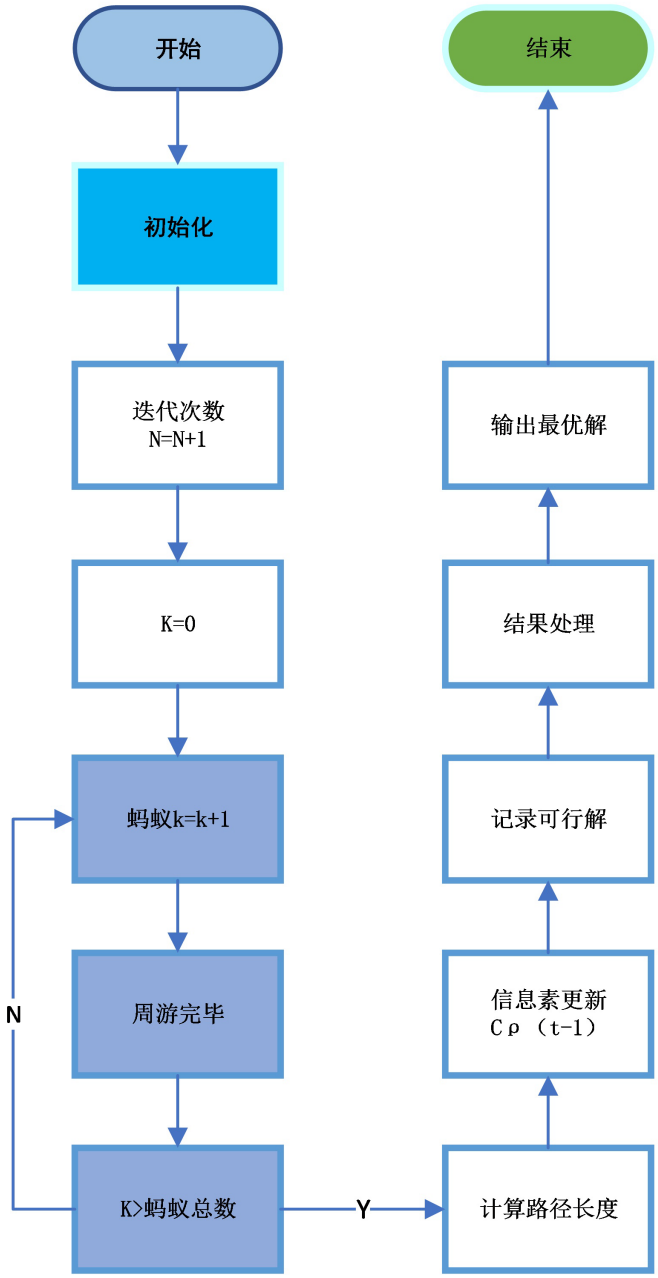


Figure 5. Schematic diagram of ant colony algorithm flowchart
图 5. 蚁群算法流程图

3.2. 无人机路径规划的实现步骤

步骤 1：精准定义无人机飞行区域内各目标点的位置信息，导入各点间的距离信息。依据这些距离数据，构建起规整的矩形阵列，为后续运算搭建基础框架。合理设置挥发率，赋予各路径初始信息素值，由此得到初始化信息素矩形阵列，为蚂蚁寻路提供初始引导，各配送节点初始化数据如表 1 所示。

Table 1. Data initialization
表 1. 初始化数据

编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
地区	起飞点	一号区域	二号区域	三号区域	四号区域	五号区域	六号区域	七号区域	八号区域	九号区域
距离起飞点(米)	0.000	231.412	431.213	479.524	577.962	421.321	533.542	392.147	1452.423	1700.562

步骤 2：迭代次数在每次循环时自动递增。初始化蚂蚁数量为 0，蚂蚁数量逐步增加，每只蚂蚁并行开启寻路过程。当一只蚂蚁完成周游后，系统即刻判断当前蚂蚁数量是否大于预设的蚂蚁总数。若未达到，返回“蚂蚁数量 k 自增 1”步骤，继续增加蚂蚁进行寻路；若已达到，则表明所有蚂蚁均已完成周游，进入后续步骤。

步骤 3：计算所有蚂蚁走过路径的长度，从中筛选出最优路径。对信息素进行更新，着重增强最优路径上的信息素浓度，使后续蚂蚁更倾向于选择该路径，逐步引导整个蚁群找到全局最优解。

步骤 4：记录下搜索过程中得到的可行解，运用 MDS (多维尺度分析)算法生成二维坐标，将抽象的路径数据转化为直观的图像。通过绘制出最优路径图。

4. 仿真实验与结果分析

4.1. 仿真环境设置与最优路径输出

在本次研究中，我们基于 VSCode 展开实验验证与分析。首先，构建数字化代码模型，将实验区域的初始化数据导入模型中，为后续的分析提供基础数据支持。

路径规划为本实验的核心任务。为构建对应的数学基础，本文定义描述空间位置与距离信息的对称距离矩阵。实验以单无人机配送任务为研究场景，实验以单无人机配送任务为研究场景[13]，选取校园内多个配送点位作为任务节点，验证本文算法的路径寻优性能。模拟无人机飞行过程中的禁飞限制。在本文所提优化蚁群算法迭代寻优过程中，算法持续更新信息素矩阵，历经 1000 次迭代，成功得到全局最优路径。最终确定的最优路径为 [4, 6, 5, 3, 2, 1, 0, 7, 8, 9] (区域编号)，其长度为 3202.559。为直观展示迭代过程，特列举实验中的五次迭代数据，以助于更清晰地观察优化进程，了解路径寻优动态。迭代过程五次关键实验数据如表 2 所示，下表列举了实验中的五次迭代数据，便于更清晰地观察优化进程，了解路径寻优动态。

Table 2. Data of five iterations in the experiment
表 2. 实验中的五次迭代数据

迭代次数	当前最优路径长度
1	3423.94
7	3418.95
10	3391.37
11	3272.56
15	3258.56

基于 1000 次数据遍历结果，绘制出最优路径的可视化示意图，结果见图 6。

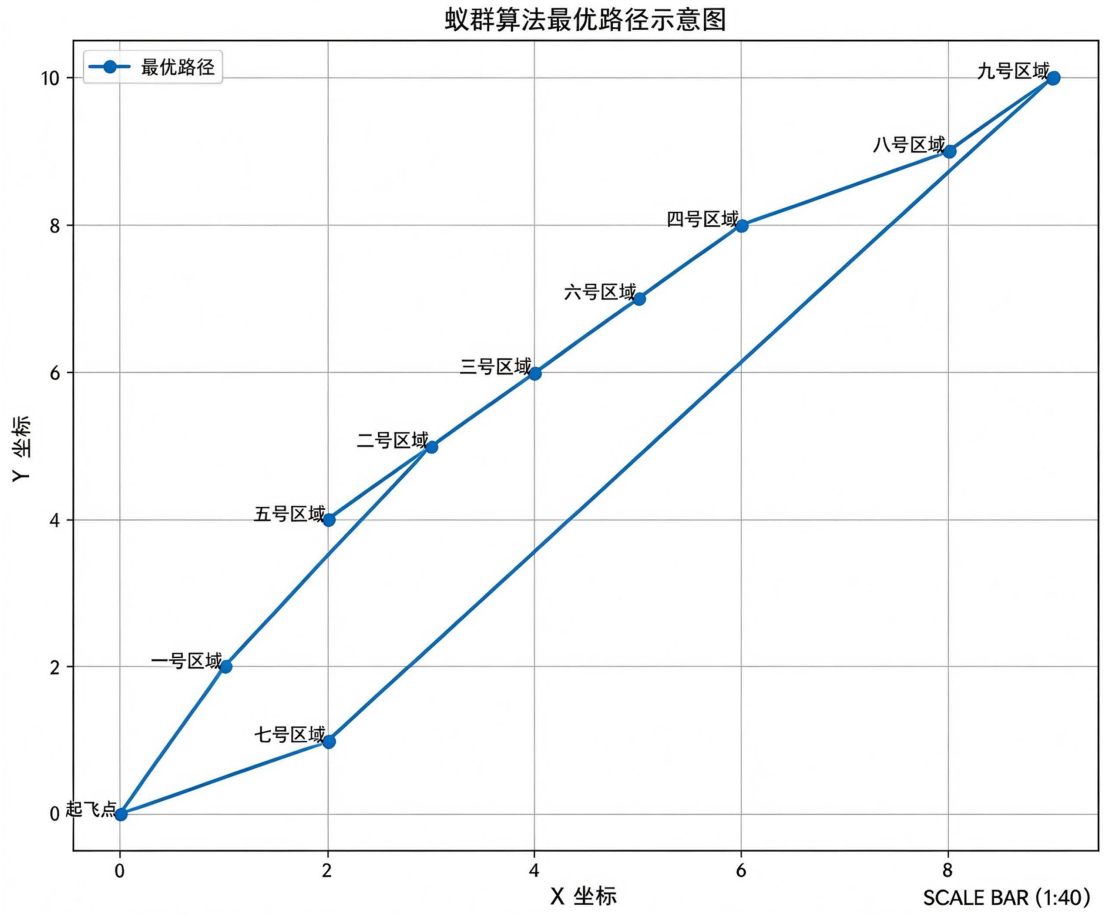


Figure 6. Schematic diagram of optimal path
图 6. 最优路径示意图

无人机的飞行区域以节点标注，如起飞点、一号区域等。各节点由路径线相连，代表无人机行进路径，最终回到起飞点。经优化，得到最优路径顺序：四号区域→六号区域→五号区域→三号区域→二号区域→一号区域→起飞点→七号区域→九号区域→八号区域→返回四号区域，总长度 3224.56 米。

4.2. 对比验证与实地测试

Table 3. Comparison of test results under different distribution modes
表 3. 不同配送方式的测试结果对比

方式	测试次数	平均配送时长(分钟)	最长时长(分钟)	最短时长(分钟)	实验条件说明
人工	50	20	26	14	同一组配送任务点，包裹数量、体积、重量统一；校园平峰时段，地面步行配送
无人车	50	30	38	22	同一组配送任务点，包裹数量、体积、重量统一；校园平峰时段，沿校园道路行驶配送
无人机	50	4	7	2	同一组配送任务点，包裹数量、体积、重量统一；校园平峰、无风雨理想气象条件，空中航线配送

基于前期针对校园物流无人机路径规划所开展的仿真实验，为进一步验证优化后蚁群算法在实际场景下的可行性，开展了无人机配送实地对照测试。本次实验严格控制无关变量：三组测试采用完全相同的配送任务点集合，单次配送包裹数量、体积、重量保持一致，测试时段统一选取校园平峰时段，消除地面人流扰动差异；人工、无人车、无人机在各自通行约束下，完成同一套配送任务。

选取具备典型校园环境特征的区域，操控搭载抛投器的无人机执行配送任务，记录飞行路径、配送总时长，并在相同任务条件下，与无人车、人工配送方案进行对比。三种配送模式的测试统计结果如表 3 所示。实地测试场景见图 7。



Figure 7. Schematic of UAV distribution test scenario
图 7. 无人机配送测试场景示意图

本实验对人工配送、无人车配送和无人机配送三种方式进行对比实验，每种方式均测试 50 次。实验严格控制实验条件：采用相同配送任务点，包裹数量、体积与重量保持一致，选取校园平峰时段开展测试。实验数据显示，人工配送的平均时长为 20 分钟，其配送过程主要需关注防止物品受损。无人车配送平均时长为 30 分钟，主要因频繁避让人群导致耗时增加。而无人机配送平均时长约 4 分钟(取接近 5 分钟的模拟值)，在本次实验设定的理想气象与飞行条件下，空中通行可规避地面人流拥堵，相较于人工和无人车配送，在配送时长方面具备一定优势。

5. 结论

本研究聚焦于校园无人机物流路径规划领域，深度剖析国内外“末端配送”现状，针对无人机航线规划中的安全性及航线紊乱等关键问题展开系统性研究。通过构建四重机制对蚁群算法进行创新性优化，实现了校园无人机物流路径的智能化、高效且灵活的规划，实现航线最优解。实验结果证实，优化后的算法能够有效提升校园物流安全性，切实解决航线紊乱难题。然而，本研究也存在一定的局限性，校园物流无人机作为多体系协同的成果，不仅需要安全准时配送，还需要丰富配送模式、优化服务，进一步提升末端配送的时效性。

参考文献

[1] 费静雯. 从农村“最后一公里”思考优化末端配送模式[J]. 中国物流与采购, 2024(11): 161-162.

[2] 姚信宇, 王燮, 王程. 基于改进 Goal-bias RRT 的无人机三维路径规划研究[J]. 飞行力学, 2025, 43(2): 69-75.

[3] 全权, 李刚, 柏艺琴, 等. 低空无人机交通管理概览与建议[J]. 航空学报, 2020, 41(1): 6-34.

[4] 王宏德, 李晓盟. 基于蚁群算法的电力巡检机器人移动轨迹自动化跟踪控制系统[J]. 自动化与仪表, 2024, 39(11): 60-63+68.

[5] 余博文. 基于 A 星搜索算法的 5G 前传路由选取技术[J]. 电信工程技术与标准化, 2024, 37(7): 14-18.

[6] 王希文. 基于改进 A*算法和粒子群算法的移动机器人多目标点路径规划研究[D]: [硕士学位论文]. 秦皇岛: 燕山大学, 2024.

[7] 阎潇, 王青平, 胡卫东, 等. 基于遗传-群体智能融合算法的干扰决策方法[J]. 电讯技术, 2025, 65(2): 275-282.

[8] 刘江庭, 祝顺康, 顾秋逸, 等. 基于 ISPSO-ACO 融合的无人机三维路径规划算法[J]. 无线电工程, 2025, 55(4): 866-876.

[9] 郑维, 张涛, 王洪斌, 等. 分级随机采样弱随机 RRT 算法及在移动机器人运动规划中的应用[J]. 计量学报, 2021, 42(9): 1172-1181.

[10] 兰国辉, 张玉遇. 改进蚁群算法对多配送中心物流配送路径优化[J]. 长春工程学院学报(自然科学版), 2024, 25(2): 119-124.

[11] 王敏, 石明航, 韩晔昕, 等. 基于改进蚁群算法的无人艇全局航路规划模型[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2024, 45(5): 50-56+118.

[12] 张金波, 梁哲恒, 曾纪钧, 等. 基于优化蚁群算法的软件测试数据自动生成方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(11): 88-92.

[13] 伏天, 柴小玲. 校园物流配送系统的设计与实现[J]. 集成电路应用, 2023, 40(12): 389-391.