

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2025.08.020

方春艳, 王文寅, 栗继祖. 基于粒子群择优算法的鲜活农产品物流配送路径方法 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2025, 47(8): 236-244.

基于粒子群择优算法的鲜活农产品 物流配送路径方法

方春艳¹, 王文寅², 栗继祖³

1. 运城职业技术大学 文化创意与旅游学院, 山西 运城 044000;

2. 中北大学 经济与管理学院, 太原 030051; 3. 太原理工大学 经济与管理学院, 太原 030024

摘要: 在鲜活农产品物流配送过程中, 通常会受到配送点分布灵活性的影响, 无法规划合理的配送路径以保证配送效率和成本。对此, 提出基于粒子群择优算法的鲜活农产品物流配送路径规划方法。① 结合配送区域的实际需求信息, 对每个栅格进行属性赋值, 并按照行列顺序组织成二维数组形式, 从而得到栅格地图的数据结构。② 将提取到的栅格地图参数映射到目标函数的相关变量上, 以配送成本作为优化目标, 以车辆容量及时间窗条件对其进行约束。③ 结合粒子群择优算法, 将决策变量定义为配送路径方案的可行解, 并通过适应度函数评价的方式进行个体更新, 最终输出对应的最优规划方案。实验结果表明: 使用该文方法规划鲜活农产品物流配送路径时, 可以将路径规划长度控制在 3 km 以内, 配送路径长度较短, 具备较为理想的规划效果。

关键词: 粒子群择优算法; 鲜活农产品; 物流配送; 路径规划;

栅格地图

中图分类号: TP18

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



文章编号: 1673-9868(2025)08-0236-09

A Logistics Distribution Path Planning Method for Fresh Agricultural Products Based on Particle Swarm Optimization Algorithm

FANG Chunyan¹, WANG Wenyin², LI Jizu³

1. College of Cultural Creativity and Tourism, Yuncheng Vocational and Technical University, Yuncheng Shanxi 044000, China;

2. School of Economics and Management, North University of China, Taiyuan 030051, China;

3. School of Economics and Management, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China

收稿日期: 2024-05-31

基金项目: 国家自然科学基金项目(71801090); 山西省教育科学规划课题(HLW-20225); 运城职业技术大学 2023 年度校级教育教学改革与研究项目重点课题(JY2023-8)。

作者简介: 方春艳, 硕士, 高级经济师, 主要从事物流与供应链管理研究。

通信作者: 王文寅, 博士, 教授。

Abstract: In the logistics distribution process of fresh agricultural products, the flexibility of distribution points often affects the planning of reasonable distribution paths to ensure distribution efficiency and cost. A logistics distribution path planning method for fresh agricultural products based on particle swarm optimization algorithm is proposed. Firstly, based on the actual demand information of the distribution area, attribute values were assigned to each grid and organized into a two-dimensional array in the order of rows and columns to obtain the data structure of the grid map. Then, the extracted grid map parameters were mapped onto the relevant variables of the objective function, with delivery cost as the optimization objective, and constrained by vehicle capacity and time window conditions. Finally, combined with the particle swarm optimization algorithm, the decision variable was defined as the feasible solution of the distribution path scheme, and individual updates were performed through fitness function evaluation, ultimately outputting the corresponding optimal planning scheme. The experimental results show that when using the proposed method to plan the logistics distribution path of fresh agricultural products, the path planning length can be controlled within 3km, and the distribution path length is relatively short, which has an ideal planning effect.

Key words: particle swarm optimization algorithm; fresh agricultural products; logistics distribution; path planning; grid map

鲜活农产品具有易腐、易损的特点,需要在短时间内完成配送,并保持其新鲜度和品质。然而,鲜活农产品物流配送过程中存在一系列问题,如运输时间长、损耗率高等,直接影响了农产品的质量和市场竞争力,也限制了农产品的流通和销售^[1-3]。因此,规划合理的配送路径,减少运输时间和成本,对保障鲜活农产品质量和安全至关重要。

鲜活农产品物流配送路径规划不仅关系到物流企业的运营成本和服务质量,还直接影响消费者的生活品质和食品安全。传统配送路径规划方法往往难以兼顾运输效率与产品新鲜度的平衡,导致农产品在配送过程中损耗严重,甚至影响食用安全。因此,探索新的配送路径规划方法,对提升物流行业整体水平和推动农产品流通现代化具有重要意义。

近年来,国内外学者在物流配送路径规划方面进行了广泛而深入的研究。例如,文献[4]通过引入几何特性优化搜索过程,提高路径规划效率和准确性。然而,尽管几何 A 算法在特定场景下表现出色,但由于算法原理的限制,可能无法在所有情况下都找到最短路径。特别是在复杂环境中,几何 A 算法会因为过多的搜索节点和复杂的约束条件导致规划出的路径较长,从而增加自动导向车(Automated Guided Vehicle, AGV)的行驶时间和能耗。文献[5]通过构建时变路网模型,考虑交通拥堵、天气变化等因素对配送路径的影响,通过调整配送时间和路线降低配送成本,提高服务质量。然而,由于时变路网的复杂性和不确定性,该方法的路径规划结果会受到较大影响,可能规划出较长的路径,导致配送效率降低。文献[6]通过订单拆分策略,将大订单拆分成多个小订单,适应不同容量的配送车辆。在路径规划方面,该文结合启发式算法,以最小化配送成本为目标进行路径优化。然而,订单拆分虽然可以提高车辆装载率,但也可能增加配送路径的复杂性和长度,特别是在订单数量多、车辆容量有限的情况下,该方法可能更容易规划出较长的配送路径,从而增加配送时间和成本。文献[7]考虑无人机在配送过程中的充电需求,构建包含充电设施的配送网络模型。然而,由于无人机续航能力的限制以及充电设施分布的不均匀性,该方法的路径规划结果可能会受到较大影响。

粒子群择优算法作为一种智能优化算法,具有全局搜索能力强、收敛速度快等优点,为鲜活农产品物流配送路径规划提供了新的解决思路。本文通过运用粒子群择优算法优化鲜活农产品的物流配送路径规划,有效解决传统配送方法难以兼顾运输效率与产品新鲜度平衡的问题,不仅有助于降低农产品损

耗率, 保障食品质量和安全, 提升消费者生活品质, 还能显著减少物流企业的运营成本, 提高服务质量和市场竞争力。

1 配送区域栅格地图构建

鲜活农产品配送通常涉及多个客户点和复杂的配送网络, 直接在这些实际环境中进行路径规划往往面临巨大的计算量和时间成本。栅格地图可以与地理信息系统相结合, 实现对农产品物流信息的实时监测和管理。通过收集和分析数据, 可以及时了解配送过程中的问题, 从而采取相应措施进行调整和优化。

通过调取配送区域实际地理位置信息明确配送的具体区域范围, 得到具体的经纬度坐标, 然后根据配送区域复杂度和精度要求确定栅格大小^[8]。栅格大小的选择需要权衡计算效率和路径规划的精度, 较小的栅格可以提供更精细的信息, 但会增加计算量; 较大的栅格则反之。假设鲜活农产品配送区域左下角坐标为 $(x_{\min}, y_{\min})$, 右上角坐标为 $(x_{\max}, y_{\max})$, 栅格大小为 s , 则可以对栅格地图的行列数进行计算, 具体计算如式(1)所示。

$$\begin{cases} n_{\text{rows}} = \left\lceil \frac{y_{\max} - y_{\min}}{s} \right\rceil \\ n_{\text{cols}} = \left\lceil \frac{x_{\max} - x_{\min}}{s} \right\rceil \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\lceil \cdot \rceil$ 代表向上取整操作。根据式(1)将地理区域转换为栅格地图时, 采取向上取整策略, 确保整个区域被完全覆盖, 没有遗漏部分。在得到栅格地图参数后, 需要收集配送区域内的环境信息, 包括道路网络、障碍物位置、客户点位置等, 然后即可开始对每个栅格进行属性赋值。根据栅格内是否包含道路、障碍物或客户点等因素, 可以设定不同的属性值。对此, 本文设定以下属性规则:

如果栅格内包含道路且无障碍物, 则赋予可通行属性, 即 $value = 1$ 。如果栅格内包含障碍物或不可通行区域, 则赋予不可通行属性, 即 $value = 0$ 。如果栅格内包含客户点, 则除了可通行属性外, 还需记录客户点的相关信息, 如需求量、服务时间等。鲜活农产品的配送路径规划需要考虑众多因素, 包括道路网络、障碍物、客户点分布等。配送栅格地图通过将这些因素进行空间化表示, 使规划算法能够直观地理解和处理这些信息。每个栅格都代表配送区域的一部分, 并赋予相应的属性值, 如道路通行性、障碍物位置等。在设定属性值后, 路径规划算法可以基于栅格地图进行路径搜索和决策, 避免了在复杂环境中盲目搜索或遗漏重要信息的问题^[9]。

通过上述步骤, 每个栅格都被赋予了一个或多个属性值, 用于后续的路径规划算法。将赋值后的栅格按照行列顺序组织成一个二维数组或矩阵, 形成栅格地图的数据结构, 即可完成对配送区域栅格地图的有效构建。通过对每个栅格进行属性赋值, 并按照行列顺序组织成二维数组的形式, 得到栅格地图的数据结构^[10], 并将这个数据结构作为路径规划算法的输入, 用于计算最优配送路径。

2 配送路径规划目标函数构建

尽管栅格地图为路径规划提供了基础, 但在实际操作中, 如何确保所选路径能够最小化配送成本仍然是一个核心问题。配送成本包括车辆运输成本、时间成本、人力成本等多个方面。以配送成本为优化目标, 可以确保在有限的资源下实现最高配送效率, 包括车辆合理利用、人员有效调度等。提高配送的准确性和及时性, 可提升客户满意度和服务质量。

从栅格地图中提取出与目标函数相关的参数, 具体包括道路类型、交通拥堵情况及客户需求。将提取出的栅格地图参数映射到目标函数的相关变量上^[11], 根据道路类型和交通拥堵情况, 为每个栅格内的道路分配一个单位距离运输成本 c_{ij} , 下标 i, j 表示不同的点位。例如, 高速公路单位运输成本可能较低, 而拥堵路段单位运输成本较高^[12]。然后, 根据栅格内的客户需求量, 计算每辆车 k 的固定成本 F_k 。如果某个栅

格的客户需求量较大,可能需要增加车辆数量或调整车辆类型,从而影响固定成本。假设在配送区域栅格地图 $n_{\text{rows}} \times n_{\text{cols}}$ 中,共存在 n 个配送点, m 辆配送车辆,本文所构建出的以配送成本为优化目标的配送路径规划函数如式(2)所示。

$$Z_{\min} = \sum_{k=1}^m \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n q_i x_{ij}^k \cdot d_{ij} \right)^{t_i^k} \quad (2)$$

式中: $Z_{\min}$ 代表总配送成本; q_i 代表每个配送点的货物需求量; t_i^k 代表鲜活农产品配送车辆 k 到达配送点 i 的配送时间; x_{ij}^k 代表配送车辆 k , $k \in \{1, 2, \dots, m\}$ 从点 i 到点 j 的配送路径, $i, j \in n$, 当 x_{ij}^k 的值为 1 时代表选择该配送路径, x_{ij}^k 的值为 0 时代表不选择该配送路径; d_{ij} 代表点 i 到点 j 之间的距离。利用式(2)构建的以配送成本为优化目标的配送路径规划函数,综合考虑了各栅格的客户需求量,并据此调整配送车辆的数量或类型,以找到最优的配送方案,满足需求并最小化成本。

针对式(2)构建出的目标规划函数,本文结合车辆容量等条件对其进行约束。设每辆车的最大装载量为 $Q_{\max}$, 约束车辆容量确保每辆车在配送过程中不会超过其装载能力。具体约束表达式如式(3)所示。

$$\sum_{i=1}^n q_i x_{ij}^k \leq Q_{\max} \quad (3)$$

该约束表达式可以确保每辆配送车辆 k 装载的货物总量不超过其最大装载量 $Q_{\max}$ 。

考虑到鲜活农产品的配送即时性,本文还对目标函数进行了时间窗约束。时间窗约束指每个配送点或客户都有其接受配送的时间范围(即时间窗),配送车辆必须在指定时间窗内到达并完成配送任务。每个配送点 i 都有一个指定的时间窗 $[a_i, b_i]$, 表示货物送达的最早和最晚时间。时间窗约束确保货物在指定时间窗内送达。具体约束表达式如式(4)所示。

$$a_i \leq t_i^k \leq b_i \quad (4)$$

式中: a_i 代表货物送达的最早时间; b_i 代表货物送达的最晚时间。

通过上述步骤即可完成对物流配送路径规划函数的有效构建,将提取到的栅格地图参数映射到目标函数的相关变量上,并以配送成本作为优化目标,以车辆容量及时间窗条件对其进行约束。

3 最优配送路径规划

上述构建的配送路径规划函数在求解过程中,由于涉及多个配送点、车辆、时间窗口等内容,可能会陷入局部最优解却无法找到全局最优解,从而影响配送效率和成本。粒子群优化算法通过不断更新粒子的位置和速度,使粒子能够朝着全局最优解方向移动,有助于避免陷入局部最优解,从而找到真正的全局最优配送路径^[13]。鲜活农产品配送路径规划是将每个粒子视作一个路径解(包含多个节点),设定节点传输速度为 $[-1, 1]$ ^[14-16]。将搜索目标节点粒子平均分为 n 个区域,在任意区域中心确定配送中心、配送点、配送量、运输成本等参数^[17-19]。设定节点粒子增益因子为 ψ ^[20],收敛精度为 ϵ ^[21],随机生成初始化鲜活农产品配送节点粒子群。

$$Q_{i,j} = \frac{Q_{i,j}^{\min} \psi + (Q_{i,j}^{\max} - Q_{i,j}^{\min}) \epsilon}{n} \quad (5)$$

式中: $Q_{i,j}^{\min}$ 为最小初始化种群; $Q_{i,j}^{\max}$ 为最大初始化种群; 每个粒子代表一个可能的配送路径方案,这些初始化的粒子将作为算法搜索最优解的起点。

在粒子群择优算法中,每个粒子的位置代表一个可能的配送路径方案,通常可以用一系列配送点的排列组合来表示^[22]。本文以配送成本作为适应度函数,对每个粒子的优劣进行评估,并对粒子的运动速度及位置进行更新。在鲜活农产品配送节点粒子群中选取 i 维向量集合 $Z_a = [z_1, z_2, \dots, z_i]$, 计算 Z_a 中全部鲜活农产品配送节点粒子混沌分量,生成混沌向量集合 $Z_a'' = [z_1'', z_2'', \dots, z_q'']$, 控制每个鲜活农产品配送

节点粒子分量的扰动区间始终保持在 $[-\tau, \tau]$ 内^[23]。在粒子群算法中, 粒子的速度是其更新位置的关键参数。速度更新表达式定义了如何根据当前粒子的位置、速度及全局最优解和个体最优解信息来更新粒子的速度。假设 $v_{id}(t)$ 代表个体 d 在 i 维度下迭代后的速度, $x_{id}(t)$ 代表对应的个体位置, 速度的更新表达式如式(6)所示。

$$v_{id}(t+1) = Z_{\min} \{ \omega v_{id}(t) + c_1 \cdot r[p_b(t) - x_{id}(t)]Z_a'' \} + c_2 \cdot r[g_b(t) - x_{id}(t)] \tag{6}$$

式中: ω 代表惯性权重; $r[\cdot]$ 代表 rand 函数; c_1 和 c_2 代表学习因子; $p_b(t)$ 代表个体最优位置; $g_b(t)$ 代表全局最优位置。

比较更新后的粒子与其历史最佳位置的适应度值, 若发现当前适应度更佳, 则立即更新个体的最优位置 $p_b(t)$, 以确保粒子始终朝向更优的解空间移动^[24], 并在此基础上更新全局最优位置 $g_b(t)$ 。通过不断重复上述步骤, 直到算法达到最大迭代条件^[25], 通过结合粒子群择优算法, 将决策变量定义为配送路径方案的可行解, 并通过适应度函数评价的方式进行个体更新, 最终输出对应的最优规划方案。至此, 完成基于粒子群择优算法的鲜活农产品物流配送路径规划方法设计, 整体求解流程如图 1 所示。

4 实验论证

为了证明本文基于粒子群择优算法的鲜活农产品物流配送路径规划方法的有效性, 在理论部分设计完成后, 通过对比实验, 验证本文方法的实际规划效果。

4.1 实验说明

为验证本文基于粒子群择优算法的鲜活农产品物流配送路径规划方法在实际规划效果方面的优越性, 本次实验选取了两组常规物流配送路径规划方法作为对比对象, 分别为文献[5]时变路网下电动汽车冷链配送路径规划研究和文献[6]基于订单拆分的容量限制商超配送路径规划。通过构建实验平台, 采用 3 种规划方法对同一物流配送任务进行规划模拟, 对比不同方法下的实际规划效果。

4.2 实验设置

该案例的配送区域设定在一个中等规模城市的郊区地带, 范围覆盖多个乡镇与村庄, 配送中心及需求点位置分布情况如图 2 所示。该区域内道路体系完善, 交通便利, 但部分路段在特定时段, 如上下班高峰期会出现交通拥堵的情况。这样的地理与交通特点对鲜活农产品物流配送路径规划提出了更高的要求与挑战。此外, 区域内地形多样, 既有平坦的农田, 也有丘陵和山地, 对配送车辆的行驶速度和运输成本都产生了一定的影响。本案例使用的配送车辆为冷藏车, 具备一定的保鲜功能。同时, 为了提高配送效率, 还配备了先进的导航和通讯设备。配送中心设有完善的仓储和分拣设施, 以确保产品能够及时、准确地送达客户手中。本案例涉及的鲜活农产品主要包括蔬菜、水果和肉类等, 这些产品具有易腐、易损、保鲜期短等特点, 因此在配送过程中需要特别关注时间效率和运输条件, 以确保产品的新鲜度和

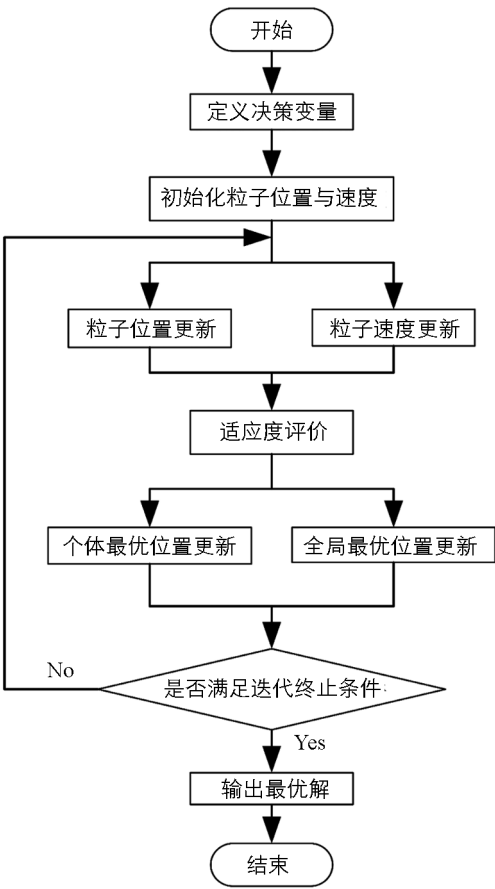


图 1 基于粒子群择优算法的鲜活农产品配送路径规划方法求解流程

品质。在具体实现过程中，根据实际情况构建栅格地图，将鲜活农产品物流网络以图例的形式表示，明确节点和边之间的关系。通过构建最小化总配送路径长度的目标函数，描述问题的优化目标。在整个优化过程中，每个粒子代表一个可能的路径规划解，通过不断更新粒子的位置和速度，引入随机性和历史信息来搜索最佳解。同时，借助择优策略，在更新粒子位置时兼顾个体最优和全局最优解，避免算法陷入局部最优。

针对上述配送案例，本次实验首先收集配送区域内各零售商和农贸市场的历史需求数据，包括需求量、需求品种、需求时间等用于构建配送任务，并作为算法输入的重要参数。然后，获取配送区域内的详细道路网络数据，包括道路类型、长度、交通拥堵情况等用于计算不同路径的运输成本和

时间，确保算法能够生成符合实际情况的配送路径。最后，整理配送车辆的相关数据(如车辆类型、装载量、固定成本等)，并收集配送中心的仓储和分拣设施信息，以便在算法中考虑这些因素对配送效率的影响。

本次实验设定可调用的配送车辆总数为 6 台，在实际配送过程中配送车辆需要每次都从配送中心点出发，途径多个配送需求点，最终在完成单次配送任务后返回配送中心点。为便于分析，本文为均衡分布配送、高优先级订单配送、时间窗配送、多车型配送、紧急订单插入、路径优化、带中转点配送、配送量与配送时间权衡、交通拥堵避让和配送员工作时长平衡共 10 种配送需求任务依次进行了编号(1—10)。需求点的具体配送需求如表 1 所示。

表 1 需求点的具体配送需求

需求点序号	配送需求量/t	可接受时间窗	服务时间/min
1	15.3	2: 20	10
2	2.2	1: 30	10
3	46.5	8: 30	10
4	45.8	13: 50	10
5	31.2	8: 00	10
6	68.4	11: 50	10
7	32.7	10: 35	10
8	11.5	13: 10	10
9	8.1	14: 50	10
10	31.4	13: 00	10

在使用本文方法执行配送任务时，需要对具体参数进行设计。对此，设定栅格单元尺寸为 0.5 m，粒子群初始规模为 200 个，惯性权重为 0.5，加速常数为 1.5，最大迭代次数为 500。

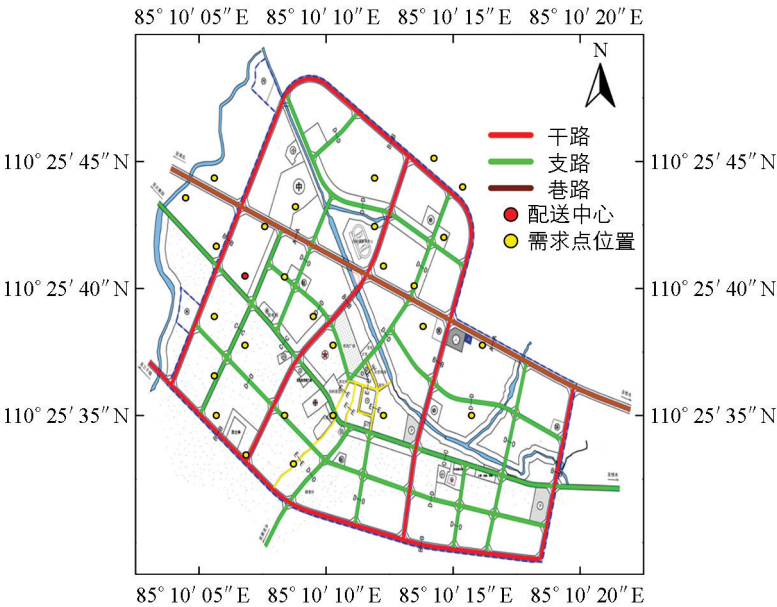


图 2 配送中心及需求点位置分布情况

在上述实验设置的基础上进行对比实验,以验证本文方法的有效性。

4.3 路径规划结果对比

路径规划测试可以验证不同方法在解决鲜活农产品物流配送路径规划问题上的实际效果,确认方法是否能够有效找到最优或较优的配送路径。通过对比不同算法下的路径规划结果,可以找到最优的算法配置,进而提升鲜活农产品物流配送效率,提高客户满意度。农产品配送路径规划结果如图 3 所示。

根据图 3 可知,在考虑配送点位置、距离、时间窗等因素的基础上,使用 4 辆配送车辆通过合理的行驶速度和分工协作,遍历了所有的配送需求点,成功完成配送任务。

4.3.1 路径规划长度测试

为提高实验结果的对比性,本次实验以单仓库多客户配送、多仓库协同配送、紧急订单配送、不同保鲜需求配送、多车型配送、考虑交通拥堵配送、时间窗约束配送、带中转点配送、配送与回收结合、考虑环境因素的配送共 10 种不同规划任务下的路径长度为实验指标(序号依次为 1—10),对不同方法的实际规划效果进行分析。在完成相同配送任务的前提下,各种方法所得到的配送路径长度越短,代表其规划效果越好。任务点路径规划长度对比结果如表 2 所示。

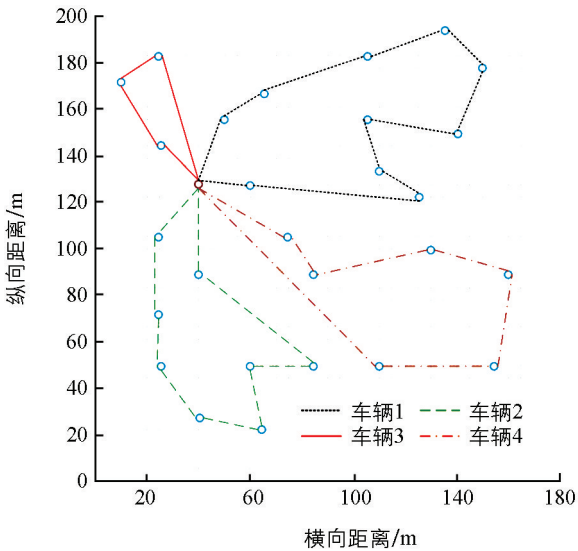


图 3 农产品配送路径规划结果

表 2 任务点路径规划长度对比结果 km

任务点序号	本文方法	文献[5]方法	文献[6]方法
1	22.5	67.5	51.6
2	21.4	42.4	50.8
3	15.6	51.8	57.9
4	14.8	56.7	46.8
5	15.4	55.2	75.1
6	24.6	61.5	46.9
7	21.3	63.4	45.8
8	10.8	64.7	41.2
9	20.3	63.2	47.7
10	19.1	61.8	43.4

根据表 2 可知,在完成相同配送任务时不同方法的实际规划效果有所不同。通过数值上的对比可以明显看出,本文基于粒子群择优算法的鲜活农产品物流配送路径规划方法在实际规划效果上明显低于文献[5]和文献[6]方法的路径规划长度,这是因为本文方法利用粒子群算法通过粒子间的信息共享和协作,能够避免陷入局部最优,从而在全局范围内搜索更优路径。

4.3.2 物流配送效率测试

通过对鲜活农产品物流配送的运转情况和效果进行实际或模拟测试,评估其运作的快速性。物流配送效率测试以物流配送速度为指标,记录本文方法、文献[5]方法、文献[6]方法下各任务点鲜活农产品在物流运输过程中从货物发出(或订单确认)到最终送达目的地所花费的时间长短。任务点物流配送效率对比结果如表 3 所示。

表 3 任务点物流配送效率对比结果

min

任务点序号	本文方法	文献[5]方法	文献[6]方法
1	32.5	63.7	50.3
2	27.8	38.3	48.7
3	26.7	51.3	49.7
4	34.3	65.7	55.7
5	22.8	51.4	46.1
6	25.7	59.6	44.8
7	22.4	58.3	46.8
8	15.2	59.7	39.6
9	31.7	60.8	52.3
10	18.9	59.9	40.1

根据表 3 可知,所有任务点上基于粒子群择优算法的路径规划方法相较于文献[5]方法和文献[6]方法的路径规划具有较短的配送时间,最长配送时间仅为 34.3 min。综合来看,本文方法的配送时间远小于两种对比方法,且受配送任务需求、位置等影响较小。这是因为本文方法将提取到的栅格地图参数映射到目标函数的相关变量上,使路径规划更加符合实际的地理环境和道路条件。同时,以配送成本作为优化目标,考虑车辆容量和时间窗条件等约束因素,避免了因时间延误而导致配送效率低的问题,从而提高了整体配送效率,为鲜活农产品物流配送行业的发展提供了有力支持。

5 结语

为了灵活应对配送点分布变化,同时又能保证配送效率和成本,本文提出基于粒子群择优算法的鲜活农产品物流配送路径规划方法。构建栅格地图数据结构,结合配送区域的实际需求信息,有效解决了鲜活农产品物流配送过程中因配送点分布灵活性大而导致的路径规划难题。通过粒子群择优算法的优化搜索,本文能够找到配送成本最低、满足车辆容量和时间窗条件约束的最优配送路径。实验结果显示,本文方法能够将路径规划长度控制在 3 km 以内,显著缩短了配送路径,并且物流配送效率较高,显示出优越的规划效果。然而,本文也存在一定的局限性和不足,即粒子群择优算法虽然具有较好的全局搜索能力,但在处理复杂问题时可能存在收敛速度慢、易陷入局部最优解等问题。因此,未来将考虑引入其他优化算法或混合算法,如遗传算法、蚁群算法等与粒子群择优算法相结合,以提高算法的收敛速度和全局搜索能力,实现更为全面的优化效果。通过优化本文方法实现更加智能、高效的物流配送路径规划,为鲜活农产品的快速、安全、低成本配送提供有力支持。

参考文献:

[1] 唐传茵,章明理,李静红,等. 基于改进蚁群算法的外卖配送路径规划研究 [J]. 南京信息工程大学学报, 2024, 16(2): 145-154.

[2] 宋艳,余红. 基于重心法和 FAHP 模型的 A 公司农产品配送中心选址研究 [J]. 物流工程与管理, 2023, 45(10): 70-74.

[3] 贺盛瑜,惠楠. 基于 ISM 的农产品冷链物流配送影响因素分析 [J]. 物流工程与管理, 2023, 45(10): 59-62.

[4] 潘晓,鹿冬娜,王书海. 基于订单拆分的容量限制商超配送路径规划 [J]. 华东师范大学学报(自然科学版), 2022(5): 147-164.

[5] 冯文静,卢福强,王素欣,等. 考虑充电设施的无人机配送路径规划研究 [J]. 控制工程, 2024, 31(2): 331-340.

[6] 汪山颖,靳文舟. 基于非线性混合充电策略的电动车物流配送路径规划模型 [J]. 交通信息与安全, 2022, 40(2):

116-125, 134.

[7] 孔珊, 仲昭林, 张纪会. 多路径选择变速双目标物流配送路径规划 [J]. 复杂系统与复杂性科学, 2022, 19(1): 74-80.

[8] 高怡杰, 何湘竹, 石英, 等. 求解烟草配送路径规划问题的新型智能优化算法 [J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2022, 41(1): 87-93.

[9] 童傅娇, 徐进, 张守京. 考虑工位优先级的智能车间双向物料配送路径规划 [J]. 机电工程, 2021, 38(11): 1465-1471.

[10] 任新惠, 武彤. 基于配送模式的无人机城市配送路径规划 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21(32): 13638-13649.

[11] 李建平. 高压柜共高频交流母线布线路径规划算法 [J]. 电气技术与经济, 2025(2): 360-362, 366.

[12] 陈博文, 邹海. 总结性自适应变异的粒子群算法 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(8): 67-75.

[13] 唐文倩, 徐海芹, 刘洋. 基于改进 PSO 混合算法的无人机三维路径规划研究 [J]. 青岛大学学报(自然科学版), 2023, 36(3): 57-63.

[14] 王飞, 杨清平. 基于改进粒子群算法的城市物流无人机路径规划 [J]. 科学技术与工程, 2023, 23(30): 13187-13194.

[15] 叶梓菁, 魏文红, 李环, 等. 基于改进粒子群算法的无人机路径规划 [J]. 东莞理工学院学报, 2023, 30(3): 18-23.

[16] 田雨露, 米志超, 周雁翎, 等. 基于改进混合粒子群算法的无人机协同充电电路路径规划 [J]. 兵器装备工程学报, 2023, 44(3): 182-190.

[17] 陈文卓, 姜丰, 刘萍. 基于改进蚁群算法的易腐农产品配送路径规划研究 [J]. 河北农业大学学报, 2020, 43(3): 130-135.

[18] 蔺文轩, 谢文俊, 张鹏, 等. 基于分组优化改进粒子群算法的无人机三维路径规划 [J]. 火力与指挥控制, 2023, 48(1): 20-25+32.

[19] 刘伯威, 董小瑞, 张志文, 等. 基于麻雀算法优化粒子群算法的机器人路径规划 [J]. 中北大学学报(自然科学版), 2023, 44(4): 374-380.

[20] 郝琨, 邓晁硕, 赵璐, 等. 基于区域搜索粒子群算法的机器人路径规划 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(12): 126-135.

[21] 曹梦龙, 赵文彬, 陈志强. 融合粒子群算法与改进灰狼算法的机器人路径规划 [J]. 系统仿真学报, 2023, 35(8): 1768-1775.

[22] 王昀睿, 赵旭雯, 武争利, 等. 基于混流生产模式的装配车间物料配送路径规划方法 [J]. 现代制造工程, 2021(7): 109-116.

[23] 徐前景, 王开利, 何诚, 等. 基于物联网的多式联运配送路径规划研究 [J]. 制造业自动化, 2021, 43(5): 149-156.

[24] 胡小兵, 孟相至. 动态灾害环境下多对多物资配送路径规划方法 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(8): 297-306.

[25] 史文涛, 周林荣. 基于改进鲸鱼算法的黔北地区农产品配送问题研究 [J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(10): 91-98, 124.

责任编辑 夏娟

崔玉洁