S卷烟企业物流配送路径优化设计

# 第1章 绪 论

**1.1研究背景**

随着全球化和电子商务的迅猛发展，物流行业已成为支撑现代经济的核心产业。而物流配送作为企业供应链管理中的重要环节，直接影响着企业的运营效率和成本控制。它是连接供应链各环节的核心纽带，直接影响产品从生产到消费者的流转效率和成本控制。然而，配送效率低下成为制约行业发展的主要瓶颈。城市配送因交通拥堵、路线规划不合理等问题，平均配送时间超过2小时，导致企业运营成本增加，消费者满意度下降。此外，物流成本占GDP比重较高，其中配送环节占比超过30%，亟需通过路径优化降低成本。

卷烟物流在现代物流行业中占据重要地位，不仅因其高经济价值和对税收的显著贡献，还因其在提升供应链效率、确保法规合规、推动技术创新和绿色物流发展方面的关键作用。高效的卷烟物流系统能够快速响应市场需求，降低流通成本，保障产品安全与合规，同时通过智能化和环保措施推动行业可持续发展，增强企业市场竞争力，为经济和社会创造多重价值。卷烟配送具有配送点多、配送量大、配送频率高、配送区域广等特点，属于典型的城市物流配送问题。传统的卷烟配送方式往往依赖于经验，缺乏科学规划，容易导致配送路径不合理、配送成本高、配送效率低等问题。因此如何优化配送路径、降低运输成本、提高配送效率成为企业面临的重要课题。

现有的物流配送路径优化算法如遗传算法、模拟退火算法、禁忌搜索等，虽然在一定程度上能够解决路径规划问题，但存在搜索空间大、局部收敛等局限性，在实际应用中效果有限。而蚁群算法作为一种基于生物群体行为特征的演化计算方式，具有全局搜索能力强、收敛速度快等优点，在多个优化问题中表现出了良好的效果和应用前景。它通过模拟蚂蚁在寻找食物时的行为，利用信息素的分泌和扩散机制，能够高效地找到最优路径。通过蚁群算法，企业可以在复杂的配送网络中更快找到最优路径，减少运输时间和成本，提升整体物流效率。

**1.2研究意义**

1. 物流配送作为高频次、多节点的物流活动，其路径规划的复杂性源于配送点的密集分布、订单量的波动性以及时效性要求高等特点。传统路径规划方法（如人工调度或简单启发式算法）往往难以在动态环境中快速生成最优解，导致车辆空驶率高、运输成本攀升。而蚁群算法通过模拟蚂蚁群体在觅食过程中释放信息素的正反馈机制，能够在复杂约束条件下（如时间窗口、载重限制）快速搜索全局最优路径。这种优化可直接降低物流配送的燃油消耗与人力成本，提高车辆利用率。此外，算法的高效性还能缩短订单响应时间，增强客户满意度，为烟草企业创造更高的经济价值。
2. 物流配送路径优化不仅关乎经济效益，更是减少碳排放、实现“双碳”目标的重要举措。传统配送路径常因冗余里程导致燃油消耗增加，进而加剧环境污染。通过优化路径缩短行驶距离、减少车辆启停频率，可显著降低尾气排放。这与全球绿色供应链的发展趋势高度契合，助力烟草行业履行社会责任。
3. 烟草行业的数字化转型需以具体场景的技术落地为支点，而路径优化也正是其中关键一环。通过蚁群算法构建智能调度系统，烟草企业可实现从订单管理到车辆调度的全流程自动化，减少人为干预带来的误差。算法可基于历史数据预测配送需求，提前规划最优路线，从而应对销售旺季的订单激增。这种数字化转型不仅提升了运营效率，还增强了企业对市场变化的响应能力。此外，优化后的配送网络可缩短产品从仓库到终端的时间，降低库存积压风险，加速资金周转。在竞争日益激烈的市场环境中，这种技术优势将直接转化为企业的核心竞争力。
4. 通过蚁群算法优化配送路径，可以为运筹学、人工智能与物流管理的跨学科研究提供实证案例。例如，多目标优化模型的构建需要融合数学建模、环境科学与计算机科学的知识，而算法参数的动态调整（如信息素挥发系数）则涉及复杂系统理论。这些实践成果可反哺理论研究，推动算法在收敛性证明、多目标权衡机制等方面的突破。同时，卷烟配送的复杂约束条件（如禁行区域、特殊运输要求）也为算法设计提出了新挑战，可以激励研究者开发更具鲁棒性的改进版本。这种“实践-理论-实践”的循环模式，将促进智能算法在更广泛场景中的应用，如城市共同配送、无人机物流等新兴领域。
5. 优化物流配送路径也可缓解城市交通压力。通过减少车辆绕行与拥堵路段的通行频次，算法优化能间接降低整体路网负荷，提升公共道路资源的利用效率。此外，高效配送系统还可减少夜间配送需求，降低噪音污染，改善居民生活质量。对于偏远地区，路径优化可保障卷烟供应的及时性，避免因配送延迟导致的供需失衡，维护市场稳定。

**1.3国内外研究现状**

1. 国内研究现状

在国内的研究中，何文龙等[1]针对生鲜农产品配送路径优化问题，构建了以综合配送成本最小化为目标的优化模型，并提出了一种结合遗传算法与模拟退火机制的改进蚁群算法。该算法通过仿真实验验证了其在降低配送成本、提高配送效率方面的有效性，为后疫情时代的生鲜农产品配送提供了理论支持。马楠和王龙飞[2]研究了蚁群算法在卷烟物流配送路径优化中的应用，通过构建蚁群算法模型，并结合MATLAB仿真分析，证明了该算法在优化卷烟物流配送路径、降低成本和提升效率方面的显著效果，研究为卷烟物流行业提供了技术支撑。王宁和杨正华[3]针对农产品物流配送的多目标优化问题，建立了考虑运输总成本、碳排放量和客户满意度的多目标模型，并提出了一种改进蚁群算法。实验结果表明，该算法在搜索收敛速度和求解效果上优于现有算法，证明了其优越性能。兰国辉和张玉遇[4]提出了改进蚁群算法，用于解决带有软时间窗的多配送中心路径优化问题。通过引入新的信息素更新公式和变邻域搜索策略，该算法在前期求解速度和结果求解能力上表现出显著优势，兼顾了成本与客户满意度。郭章承[5]针对小型企业在物料配送中面临的路径规划不合理问题，提出了一种基于优化蚁群算法的物料配送路径规划方法。该研究引入了带硬时间窗的路径规划模型，综合考虑了车辆行驶总距离和车辆使用数量，并通过改进蚁群算法的信息素更新机制和节点选择策略，解决了传统蚁群算法容易陷入局部最优和收敛速度慢的问题。实验结果表明，优化后的蚁群算法在不同规模的配送场景中均能有效降低配送总距离和总成本，显著提升了企业的生产效率。顾媛媛[6]针对生鲜电商行业中的前置仓配送模式，提出了一种改进的自适应混沌蚁群算法。该算法通过引入Tent映射和动态挥发因子，增强了算法的全局搜索能力，避免了局部最优解的问题。研究还构建了开放式多车型生鲜配送路径模型，综合考虑了碳排放成本和时间窗惩罚成本，以实现最小化总体成本的目标。实例分析表明，改进后的蚁群算法在收敛速度和寻优能力上均有显著提升，能够有效降低生鲜配送成本，为前置仓模式下的生鲜配送路径优化提供了新的解决方案。吴学谦[7]以速冻食品冷链物流为研究对象，构建了考虑固定成本、运输成本、制冷成本、碳排放成本和时间窗惩罚成本的配送路径总成本模型，并提出了基于时间满意度的配送满意度模型。通过蚁群算法的优化设计，研究实现了配送路径的优化，显著降低了配送成本并提高了客户满意度。实验结果表明，蚁群算法在冷链物流配送路径优化中具有较高的实用价值，能够帮助企业合理选择配送路径，实现企业与客户的双赢。何宇翔[8]提出了基于改进蚁群算法的港口物流配送路径优化方法，通过改进蚂蚁对下个目标节点的选择方式，并减小最优解与非最优解间的信息素浓度差，该算法在规划路径总长度和寻求全局最优解能力上表现出色。朱子青[9]针对医药冷链物流中的温度控制和运输路径优化问题，提出了一种改进的蚁群算法（IGACO）。该算法结合了遗传算法的选择、交叉和变异操作，显著提高了算法的收敛速度和求解精度。研究还改进了传统的医药冷链物流运输模型，纳入了预冷参数和制冷剂消耗，使得总成本模型的求解更加精确。实验结果表明，IGACO算法在求解医药冷链物流运输路径优化问题时，优于传统的蚁群算法和遗传算法，具有较高的应用价值。

徐航[10]研究了F公司物流车辆路径优化问题，采用传统蚁群算法对配送路径进行优化。研究发现，蚁群算法在解决多客户点、带时间窗的车辆路径问题时表现出较高的精度和可靠性，能够有效降低配送成本并提高车辆利用率。然而，传统蚁群算法在搜索过程中容易陷入局部最优解，且路径交叉较多，表明其仍有改进空间。曹欣[11]则提出了混合蚁群算法，将蚁群算法与遗传算法相结合，利用遗传算法的交叉和变异操作克服了蚁群算法容易陷入局部最优的缺点。实验结果表明，混合蚁群算法在收敛速度、总成本和碳排放量方面均优于传统蚁群算法，且提高了车辆运输效率和客户满意度。邵超飞[12]通过混沌映射对蚁群算法的种群初始化、状态转移规则和信息素更新策略进行改进，设计了一种改进蚁群算法。实验结果表明，改进后的算法在配送总成本、行驶距离及碳排放量上分别优化了10.9%、10.7%和10.7%，显著提升了算法的收敛速度和求解质量。丁海平[13]提出了蚁群遗传混合算法，将蚁群算法与遗传算法相结合，利用遗传算法的全局搜索能力提升蚁群算法的性能。实验结果表明，该混合算法在提高车辆装载率、缩短配送距离、提高运输效率及降低物流成本等方面效果显著。王子[14]研究了低碳冷链物流配送中的干扰管理问题，提出了改进的混合蚁群算法（IHACO），将蚁群算法与模拟退火算法相结合，避免了算法陷入局部最优。实验结果表明，改进后的算法在解决低碳物流配送干扰管理问题时具有较高的收敛速度和求解效率。拓万聪[15]针对易腐农产品冷链物流配送路径问题，提出了带软时间窗和车辆容量约束的路径优化模型，并设计了一种改进蚁群算法进行求解。实验结果表明，改进后的算法在配送时间、配送总路程、配送总成本及收敛速度上均有所优化，验证了算法的有效性和合理性。张诗宇[16]以A工厂为研究对象，通过改进蚁群算法中的启发因子和挥发因子，建立了物流配送路径优化模型。研究结果表明，改进后的蚁群算法显著降低了总配送路程，提高了车辆满载率，节约了车间物流配送成本。此外，研究还开发了基于B/S架构的物流配送路径优化系统，展示了实际应用价值。

韩家宁[17]针对生鲜物流配送中的高成本和低效率问题，提出了遗传蚁群混合算法。该研究综合考虑了制冷成本、车辆成本和奖惩成本，建立了生鲜冷链物流配送路径优化模型。研究结果表明，该算法能够有效降低总配送成本，满足顾客对生鲜产品新鲜度和服务时间窗的要求。郗传松[18]研究了多目标车辆路径问题（MO-VRP），旨在降低配送总成本和碳排放量。研究通过改进蚁群算法的初始信息素、路径转移规则和信息素更新公式，增强了算法的全局搜索能力和解的多样性。研究结果表明，改进后的算法在静态和动态环境下均能有效优化配送路径，减少碳排放。

魏志秀[19]研究了带时间窗的车辆路径问题（VRPTW），提出了改进蚁群算法以解决硬时间窗、软时间窗和模糊时间窗约束下的配送路径优化问题。研究通过改进蚂蚁状态转移概率公式和信息素更新规则，提高了算法的搜索能力和求解精度。研究结果表明，改进后的算法在Solomon标准测试集中表现出显著的改进效果。

赵越超[20]针对A公司的商超配送问题，提出了两阶段蚁群算法。研究结合了VRPTW模型和CVRP模型，利用Gurobi求解器和蚁群算法进行路径优化。研究结果表明，该算法能够有效减少迂回运输路径和车辆无货行驶率，提高运输效率和降低成本。

1. 国外研究现状

在国外的研究中，Li Qi等[6]提出了一种结合蚁群算法和河流形成动力学算法的混合算法，用于解决无人车在网格模型中的路径优化问题。传统的蚁群算法在概率选择中仅考虑当前点与下一个点的关系，而改进后的算法引入了目标点的相对关系，有效避免了局部停滞问题，并提高了搜索速度。RFD算法通过为图中的节点添加高度属性，并根据两点之间的梯度决定选择概率，实现了对蚁群算法的梯度导向优化。实验结果表明，该混合算法在路径优化中表现出色。Liu Dan等[7]将遗传算法与改进的蚁群算法相结合，用于物流配送路径的优化设计。该研究的关键点在于将路径最优解转化为信息素的初始分布，并通过变异算子改变个体染色体上某些位置的基因值，形成新的个体，从而扩展搜索空间。这种方法不仅增强了算法的局部随机搜索能力，还加速了向最优解的收敛。实验证明，该方法在物流配送路径优化中具有良好的效果。Guan Xiaoman等[8]采用改进的蚁群算法，以运输成本和时间为主要目标，优化了冷链物流车辆运输与配送过程中的常见路径选择问题。改进后的蚁群算法在搜索过程中不断更新信息素，以寻找更优路径。实验结果表明，该算法在农产品冷链物流运输中的总成本较低，客户满意度较高。该算法的优势在于能够综合考虑多种因素，搜索全局最优解，适应各种复杂场景，且不易陷入局部最优。Wang Yaoyan[9]基于蚁群算法，研究了供应商管理库存模式下的大型物流企业库存路径优化问题。该研究以规划期内总成本最小化为目标，构建了一个多周期随机需求的混合整数规划模型。在算法设计中，结合了遗传算法和C-W算法，采用类似的混合遗传算法求解模型。该方法在配送成本细化方面表现出色，能够有效降低总成本。Wu Feng[10]在疫情常态化的背景下，提出了一种基于改进蚁群算法的无接触配送路径优化算法。该研究首先分析了疫情环境下可能的交通因素，并对配送过程中的各环节成本进行了建模。然后，根据客户服务时间窗口分析客户满意度，并将其转化为成本模型。最后，以总配送成本和用户满意度成本为优化目标，采用新的信息素更新方法对传统蚁群算法进行了改进。实验结果表明，该算法在提高无接触配送效率和用户满意度方面具有显著优势。

国内外研究均表明，蚁群算法及其改进算法在物流配送路径优化中具有显著优势，能够有效降低配送成本、提高效率，并在复杂场景中表现出较强的全局搜索能力。未来的研究可能会进一步结合其他智能算法，以应对更加复杂的物流配送需求。

**1.4研究内容**

本设计的研究内容主要包括五个章节，每个章节的研究内容概括如下：

第1章绪论。主要对本设计的研究背景、研究意义、国内外研究现状进行综述，并概括本设计研究的大致内容。

第2章进行相关理论研究。主要对物流配送及车辆路径问题的相关理论和求解方法进行介绍，同时对企业的配送现状及问题进行分析。

第3章是基于蚁群算法的企业配送路径优化模型构建。基于上一章分析得出的企业配送现状及问题，建立以总成本最低为目标的配送路径优化模型。

第4章是基于蚁群算法的模型求解。对蚁群算法重要参数的取值进行实验，根据实验结果对蚁群算法的重要参数进行赋值，赋值完成后对模型进行求解，得出最优配送方案，并将其与原有方案进行比较，证明算法的有效性。

第5章结论。对研究过程进行总结，并对未来进一步的研究方向进行展望。

1. **相关理论研究**

**2.1物流配送相关理论**

**2.1.1物流配送概述**

1. 物流配送的定义

物流配送是指在经济活动中，企业根据客户需求，通过科学规划将商品从供应节点（如生产地、仓库）运输至指定接收点（如零售商、消费者）的全过程。其本质是通过优化资源分配，实现货物在时间、空间上的精准转移，最终达成降低运营成本、提升服务效率的目标。

从广义上看，物流配送涵盖商品流动、信息交互、资金结算三大维度：

1. 商品流动：涉及运输、仓储、装卸等实体操作；
2. 信息交互：包括订单处理、路径规划、状态追踪等数字化管理；
3. 资金结算：与支付、保险、成本核算相关的经济行为。

而国际物流协会将其定义为“以满足客户需求为导向，通过整合运输、仓储和技术资源，实现货物高效、准确、安全流动的服务体系”。中国《物流术语》国家标准进一步指出，物流配送是“在经济合理区域范围内，根据用户订单要求对物品进行拣选、加工、包装、分割、组配等作业，并按时送达指定地点的物流活动”。物流配送是现代供应链管理中的核心环节，是连接生产端与消费端的桥梁，也是实现商品高效流通的关键步骤。随着全球经济的快速发展和电子商务的崛起，物流配送的重要性也日益凸显。

1. 物流配送的特点
2. 高效性与准确性

物流配送系统的首要特点就是高效性和准确性。高效性主要体现在配送时间的缩短和配送效率的提高上。通过科学的路线规划、智能化的调度系统以及先进的物流技术，物流配送系统能够实现快速、准确的货物配送，大大提高了物流运作的效率。同时，准确性也是物流配送系统不可或缺的特点。通过精确的订单处理、货物跟踪和信息系统管理，物流配送系统能够确保货物在配送过程中的准确无误，避免了因信息错误或操作失误导致的损失。

1. 灵活性与可扩展性

物流配送系统还具有高度的灵活性和可扩展性。随着市场需求的不断变化和供应链结构的调整，物流配送系统需要能够快速适应这些变化。因此，灵活性和可扩展性成为了物流配送系统的重要特点。通过模块化的设计和灵活的资源配置，物流配送系统能够根据不同的需求进行快速调整和优化，以满足市场的多样化需求。同时，随着企业规模的扩大和业务范围的拓展，物流配送系统也需要具备可扩展性，能够支持更大规模的配送需求和更复杂的配送场景。

1. 信息化与智能化

信息化和智能化是现代物流配送系统的另外两个显著特点。信息化主要体现在物流配送系统对信息技术的广泛应用上。通过建设完善的信息系统，物流配送系统能够实现订单处理、货物跟踪、库存管理等方面的信息化操作，提高了信息的透明度和共享性。智能化则体现在物流配送系统对人工智能、大数据等先进技术的应用上。通过智能算法和数据分析，物流配送系统能够实现对配送过程的优化和预测，提高了配送的效率和准确性。

1. 网络化与协同化

物流配送系统还具有网络化和协同化的特点。网络化主要体现在物流配送系统通过构建覆盖广泛的配送网络，实现了对各个区域的覆盖和服务。这种网络化布局不仅提高了配送的便捷性和时效性，也降低了物流成本。协同化则体现在物流配送系统与其他物流环节和供应链成员的紧密合作上。通过与其他环节的协同运作和信息共享，物流配送系统能够实现整个供应链的优化和协同，提高了整体运作效率。

**2.1.2物流配送存在的问题**

1. 配送效率较低

部分物流配送路线规划不合理，一些物流企业缺乏科学的路线规划算法和工具，导致车辆空驶、迂回运输等现象，增加了配送时间和成本。另外，城市交通拥堵也是影响配送效率的重要因素，尤其是在高峰时段，车辆行驶缓慢，导致货物不能按时送达。

1. 配送成本较高

运输成本高，受到燃油价格波动、车辆购置和维护费用高、过路费等诸多不确定性因素，使得物流运输成本居高不下。仓储成本也较高，包括仓库租赁费用、仓库管理设备及人员成本等，如果库存管理不当，还会导致库存积压，进一步增加仓储成本。

1. 服务质量较低

物流配送在装卸、运输过程中，难免会出现操作不当、包装不合理等原因，容易造成货物损坏或丢失，进而影响客户满意度。此外，一些物流企业配送信息不及时准确，信息系统不完善，无法及时准确地向客户提供货物的配送状态信息，导致客户对货物运输情况不了解，从而产生焦虑和不满。

1. 人员管理难度高

物流行业配送人员较多，素质参差不齐，部分配送人员服务意识淡薄，存在态度不好、送货不及时等问题，会影响企业形象。而且物流配送工作强度大、工作环境相对较差，导致人员流动性较高，也会增加企业的培训成本和管理难度。

**2.2车辆路径问题相关理论**

**2.2.1车辆路径问题定义**

车辆路径问题（VRP）是运筹学与物流管理中的核心优化问题，自1959年由Dantzig和Ramser首次提出以来，已成为学术界和工业界持续关注的热点。其核心目标是为一组车辆设计最优行驶路线，使其从起点（通常为单一或多个车场）出发，高效服务分散在不同地理位置的客户点，并在满足车辆容量、时间窗、客户需求等多重约束条件下，实现总成本（如行驶距离、时间、车辆数等）的最小化。

这一问题的复杂性源于其本质上的组合爆炸特性：随着客户点数量的增加，可能的路径组合数量呈指数级增长，导致精确求解变得极为困难，被归类为NP-Hard问题，尤其是在实际应用中，客户需求可能动态变化、车辆类型多样、路径需满足环保或能源限制等复杂场景下，其求解更具挑战性。

**2.2.2车辆路径问题包含的要素**

车辆路径问题主要包含以下要素：配送中心、配送车辆、客户、配送路径、约束条件、优化目标等。

1. 配送中心

配送中心是指从事配送业务且具有完善信息网络的场所或组织，主要有集货、分拣、配货、配送等功能，通过对货物进行集中管理和分类处理，实现货物的高效配送。同时，还可能具备存储、包装、加工等辅助功能，以满足不同客户的需求。

1. 配送车辆

配送车辆是配送中心完成配送任务的关键工具，类型有厢式货车、冷藏车、平板车、罐式车等，配送时可根据不同货物的特点和配送需求，选择合适类型的车辆，以适应各种运输任务。

1. 客户

客户是指有货物配送需求的对象，每个客户都有特定的货物需求，包括货物的种类、数量等。同时，客户可能对货物的送达时间有要求，如要求在某个时间窗口内送达。客户分布在不同的地理位置，其位置信息是确定车辆路径的关键因素之一。通过客户的坐标或具体地址，结合交通网络等信息，来规划车辆的行驶路线，以实现高效配送。

1. 配送路径

配送路径是指配送车辆从配送中心出发，按照一定的顺序经过各个客户点，最终返回配送中心或指定地点的行驶路线。

1. 约束条件

约束条件是指在规划配送路径时必须满足的各种限制条件，主要包括车辆容量约束、客户需求约束、时间窗口约束、配送车辆约束、配送车辆数量约束等。

1. 优化目标

优化目标是指通过对配送路径进行规划和调整，以达到某种或多种期望的目标状态，主要包括最小化配送成本、最短配送时间、最短配送距离等。实际应用中，可能会根据具体的物流配送需求和业务重点，综合考虑多个优化目标，通过一定的算法和模型来寻求最优或较优的配送方案。

**2.2.3车辆路径问题的类型**

1. 带容量约束的车辆路径问题（CVRP）

CVRP是物流优化中的核心问题，旨在为车队设计高效配送路径，用最少车辆或最短总距离，服务所有客户，且确保每辆车的货物负载不超过其容量限制。

其核心约束为：

1. 容量限制：单条路径上客户需求总和不超过车辆容量（如载重、容积）。
2. 路径闭合性：每辆车从仓库出发并最终返回。
3. 唯一服务：每个客户仅被一辆车服务一次。
4. 带时间窗的车辆路径问题(VRPTW）

VRPTW是车辆路径问题的重要变体，其核心在于客户对服务时间有严格或柔性的时间窗口要求。VRPTW广泛应用于即时配送、应急物流、冷链运输等领域，目标是在满足客户时间需求和车辆容量限制的前提下，规划最低成本的配送路径。

其核心约束为时间窗，即每个客户有指定的服务时间范围。车辆需满足：

1. 硬时间窗：必须在此窗口内到达（否则解无效）。
2. 软时间窗：允许提前或延迟，但需支付惩罚成本。
3. 容量限制：同CVRP，车辆载货量不超过容量上限。
4. 动态车辆路径问题（DVRP）

DVRP是物流和运输管理领域的核心优化问题，其本质是在动态环境中实时调整车辆路径以实现最优配送效率，其动态性体现在：

1. 信息实时性：车辆位置、客户需求、交通状况等动态变化，需即时响应。
2. 决策时效性：如快递配送需在分钟内调整路径，算法需快速计算可行解。
3. 约束复杂性：需同时满足车辆容量、时间窗口（如生鲜配送的严格时间限制）、客户优先级等多重约束。

与传统VRP的静态假设（所有信息预先已知）不同，DVRP更贴近实际场景，如外卖平台需实时处理订单取消、新增请求或交通堵塞等。

1. 多车场动态车辆路径问题(MDVRP)

MDVRP是传统车辆路径问题的复杂扩展，其核心在于协调多个车场或仓库的动态配送需求。其关键特征包括：

1. 多车场协调：需同时调度多个车场的车辆，优化整体配送效率，而非单一车场。
2. 动态性：实时响应交通拥堵、客户需求变更、车辆故障等突发事件。
3. 复杂性：多车场与动态性的叠加，导致问题规模呈指数级增长，求解难度远高于传统VRP。
4. 带回程的车辆路径问题（VRPB)

VRPB是经典车辆路径问题的重要扩展，其核心在于同时优化送货和回程取货任务。其要求车辆在配送过程中或完成后执行回程取货任务，例如：

1. 快递场景：快递员配送包裹的同时收取寄件。
2. 逆向物流：退货商品从客户处回收至仓库。
3. 资源回收：如餐饮废弃物的定点回收。
4. 同时取送货的车辆路径问题（VRPSPD)

VRPSPD的核心在于同一车辆需在配送过程中同时完成送货和取货任务。例如：

1. 电商物流场景：配送员在送货的同时回收退货商品。
2. 逆向物流：退货商品从客户处回收至仓库。
3. 共享器具运输：如餐饮器具从餐厅回收至清洗中心。
4. 开放式车辆路径问题（OVRP)

OVR的车辆路径为开放状态，允许车辆在完成所有配送任务后不返回起点，例如：

1. 外包物流场景：配送公司租用外部车辆，无需车辆返回自有仓库。
2. 跨区域配送：车辆从区域仓库出发，完成多城市配送后停留在当地，无需返程。
3. 应急救援：救护车从医院出发，完成多个救援点后停留在灾区，无需返回。

与传统VRP（要求车辆返回起点）相比，OVRP的路径规划更灵活，但需处理开放路径的终点优化。

1. 绿色车辆路径问题(GVRP)

GVRP的核心在于优化配送路径的同时考虑配送效率与环境成本，例如：

1. 碳排放优化：为燃油车规划避开拥堵的路径，或为电动车匹配充电站。
2. 噪音污染控制：避免夜间配送经过居民区。
3. 能源效率：结合实时路况动态调整车速，减少空驶率。

与传统VRP（仅关注距离、成本、时间）相比，GVRP需额外处理环境因素的量化与动态平衡。

1. 时变需求车辆路径问题（TDVRP)

TDVRP要求算法在路径规划中动态响应时变需求与服务时间限制，例如：

1. 动态需求响应：客户订单实时增加或减少，需调整路径优先级。
2. 服务时间约束：客户要求必须在指定时间段内完成配送（硬时间窗）或允许延迟但需惩罚（软时间窗）。
3. 时变网络效应：路径行驶时间随交通流量、天气、时段波动，例如早高峰配送时间会延长。

与传统VRP（静态网络假设）相比，TDVRP的复杂度呈指数级增长，需处理非对称网络（往返时间不同）、三角不等式失效（因时间依赖导致间接路径更短）等特性。

(10)随机车辆路径问题（SVRP)

SVRP是经典VRP的扩展，核心在于处理规划过程中客户需求或路径行驶时间的随机性,其假设客户需求、路径行驶时间等参数在规划过程中是随机且可能变化的，例如：

1. 随机需求场景：客户订单量不确定，如生鲜配送中需求可能因天气、促销等因素波动。
2. 随机行驶时间：路径行驶时间受交通状况影响，如高峰期配送时间延长。

与传统VRP（静态参数假设）相比，SVRP的复杂度显著增加，需处理动态调整和多阶段决策。例如，在路径执行过程中，需根据实时信息（如新增订单、交通堵塞）调整路径。

(11)多目标车辆路径问题(MO-VRP）

MO-VRP在经典VRP基础上，引入多个优化目标（如成本、时间、客户满意度等），这些目标之间可能存在冲突。例如：

1. 物流场景：最小化配送成本和最大化客户满意度（如优先紧急订单）。
2. 公共交通：最小化车辆数量和最小化乘客等待时间。
3. 应急服务：最小化响应时间和最大化救援物资利用率。

与传统VRP相比，MO-VRP的决策空间更复杂，需生成Pareto最优解集（即无法在改进一个目标的同时不损害其他目标）。

**2.2.4车辆路径问题的求解方法**

高效求解VRP对于降低物流成本、提高服务质量、提升资源利用率具有重要的现实意义。在过去几十年中，众多学者致力于VRP求解方法的研究，提出了大量精确算法、启发式算法以及元启发式算法等，每种算法都有其独特的优势与局限性。

1. 精确算法​

精确算法旨在找到问题的全局最优解。常见的精确算法有分支定界法、动态规划法和割平面法等。​

1. 分支定界法：通过将问题分解为子问题，逐步搜索解空间。在每一步分支过程中，计算子问题的下界，如果子问题的下界大于当前已知的最优解，则该子问题及其后续分支可被剪枝，不再搜索，从而缩小搜索空间，最终找到全局最优解。
2. 动态规划法：把复杂问题分解为一系列相互关联的子问题，并通过求解子问题的最优解来得到原问题的最优解。它通常适用于具有最优子结构性质的问题，在VRP中，可根据车辆的行驶阶段、访问的客户顺序等构建动态规划模型。然而，随着问题规模的增大，子问题数量呈指数级增长，导致计算量剧增，即所谓的“维度灾难”。
3. 割平面法：通过向线性规划松弛问题中添加有效不等式（割平面），逐步逼近整数规划的最优解。在VRP中，通过对车辆路径的各种约束条件进行分析，构造合适的割平面来缩小可行解空间，进而求解最优解。但该方法对于大规模问题，同样面临计算效率低下的问题。​

精确算法在小规模VRP问题上能够保证得到全局最优解，但对于大规模复杂问题，由于计算时间过长甚至无法在合理时间内求解，其应用受到极大限制。

(2)启发式算法

启发式算法是基于问题的特定知识或经验设计的算法，旨在快速找到一个可行解，虽然不一定是全局最优解，但在实际应用中往往能够得到较为满意的结果。常见的启发式算法有节约算法、最近邻算法、插入算法等。

1. 节约算法：由Clarke和Wright提出，其核心思想是通过计算合并路径所带来的距离节约量，按照节约量从大到小的顺序逐步合并路径，从而构建车辆行驶路线。例如在配送场景中，根据配送中心与各个客户点之间的距离，计算不同客户点对合并后的距离节约值，优先合并节约值大的客户点对，形成车辆路径。
2. 最近邻算法：从配送中心出发，每次选择距离当前车辆位置最近且尚未访问的客户点作为下一个访问点，直到所有客户点都被访问完毕或者车辆达到容量限制，然后返回配送中心。这种算法简单直观，计算速度快，但容易陷入局部最优解，在大规模问题中效果欠佳。​
3. 插入算法：先将所有客户点视为孤立的节点，然后逐步将客户点插入到已有的路径中，以最小化路径总长度或运输成本。插入方式有多种，如最近插入、最远插入、最小增加成本插入等。该算法灵活性较高，但计算复杂度相对较大，且同样可能陷入局部最优。

启发式算法计算速度快，能够在较短时间内为大规模问题提供可行解，但解的质量依赖于问题结构和启发式规则，难以保证得到全局最优解。

(3)元启发式算法

元启发式算法是一种通用的优化框架，不依赖于问题的具体结构，通过模拟自然现象或生物行为等方式，在解空间中进行全局搜索，以找到接近全局最优的解。常见的元启发式算法有遗传算法、模拟退火算法、禁忌搜索算法和蚁群算法等。​

1. 遗传算法：模拟生物进化过程中的遗传、变异和选择机制。首先生成一组初始解（种群），每个解用染色体编码表示。通过交叉操作（模拟生物交配）和变异操作（模拟基因突变）产生新的解，并根据适应度函数（对应问题的目标函数）对解进行选择，保留适应度高的解进入下一代，如此迭代进化，逐步逼近最优解。在VRP中，染色体可以编码为车辆路径序列，通过遗传操作不断优化路径组合。
2. 模拟退火算法：借鉴金属退火过程中的物理现象。从一个初始解出发，在每一步迭代中，随机生成一个新解，并根据目标函数计算新解与当前解的目标值之差。如果新解的目标值更优，则接受新解；否则，以一定概率接受较差的新解，这个概率随着迭代次数增加而逐渐减小，类似于退火过程中温度逐渐降低。这种机制使得算法能够跳出局部最优解，有更大机会找到全局最优解。​
3. 禁忌搜索算法：通过设置禁忌表来记录最近访问过的解，避免算法在搜索过程中重复访问相同或相似的解，从而跳出局部最优。在搜索过程中，从当前解的邻域中选择一个非禁忌的最优解作为下一个解，如果所有邻域解都是禁忌的，则选择一个解禁的最优解（如果存在）。同时，随着搜索的进行，不断更新禁忌表。
4. 蚁群算法：模拟蚂蚁群体在觅食过程中的行为。蚂蚁在移动过程中会在路径上释放信息素，其他蚂蚁根据路径上信息素的浓度来选择路径，信息素浓度越高的路径被选择的概率越大。在VRP中，车辆类比为蚂蚁，客户点类比为食物源，车辆行驶路径类比为蚂蚁觅食路径。算法初始时，各条路径上信息素浓度相同，随着迭代进行，较短路径上的蚂蚁完成一次路径搜索后，会在路径上留下更多信息素，吸引更多蚂蚁选择该路径，从而逐渐形成最优路径。​

元启发式算法具有较强的全局搜索能力，能够在合理时间内为大规模复杂 VRP 问题提供较好的近似解，在实际应用中得到了广泛关注。

**2.3蚁群算法的简介**

**2.3.1蚁群算法的原理**

蚁群算法（ACO）是一种受自然界中蚂蚁群体觅食行为启发的元启发式优化算法，由意大利学者Marco Dorigo于1992年首次提出，旨在解决组合优化问题，尤其擅长处理旅行商问题（TSP）、车辆路径问题（VRP）、作业车间调度等问题。其核心思想源于蚂蚁在寻找食物过程中通过释放信息素进行间接通信的群体智能行为：当蚂蚁随机探索路径时，会在走过的路径上留下信息素，后续蚂蚁倾向于选择信息素浓度较高的路径，而较短的路径因被更快往返的蚂蚁重复强化，信息素浓度逐渐积累，最终整个蚁群通过正反馈机制收敛到最优路径。这一自然现象被抽象为算法中的“信息素更新”与“路径选择概率”机制：在算法初始化阶段，各路径的信息素浓度被设为初始值，随后迭代过程中，每只“人工蚂蚁”根据信息素浓度和启发式信息（如路径距离的倒数）以概率方式构造可行解，构造完成后，根据解的质量（如总距离）动态更新路径上的信息素浓度——优质解对应的路径信息素会被增强，而劣质路径的信息素则会因挥发效应逐渐减弱，从而引导后续蚂蚁更倾向于探索优质路径。算法通过多代迭代，最终在探索与利用之间实现平衡，逐步逼近全局最优解。

**2.3.2蚁群算法的步骤**

1. 参数初始化
2. 设置蚁群规模（蚂蚁数量）、信息素因子、启发函数因子、信息素挥发因子、信息素常数、最大迭代次数等参数。
3. 将城市坐标信息转换为城市间的距离矩阵或其他适当的表示形式。
4. 蚂蚁路径选择
5. 每只蚂蚁根据信息素浓度和距离信息选择下一个城市。信息素浓度高的路径更有可能被选择。
6. 使用轮盘赌方法或其他选择机制来确定蚂蚁的下一个访问城市。
7. 信息素更新
8. 每次迭代结束后，根据蚂蚁的路径质量（路径长度）更新路径上的信息素浓度。路径质量较好的路径增加的信息素会更多。
9. 信息素会逐渐挥发，以减少旧路径的吸引力，增加新路径的吸引力，从而避免算法过早收敛到局部最优解。
10. 迭代过程

重复步骤2和步骤3，直到达到最大迭代次数或找到满意的解。

1. 结果输出

输出最优路径或最优解，并根据需要输出寻优过程中的相关指标。

**2.3.3蚁群算法的特点**

1. 自组织性

蚁群算法中，蚂蚁个体通过与环境以及其他蚂蚁的相互作用来完成复杂的任务，没有中央控制机制。蚂蚁根据自身的经验和环境信息，自主地调整行为，最终整个蚁群能够找到最优解。

1. 正反馈性

蚂蚁在走过的路径上会留下信息素，后续蚂蚁选择该路径的概率会增加，从而吸引更多蚂蚁选择这条路径，形成正反馈。这种正反馈机制使得蚁群能够快速地收敛到最优解。

1. 分布式计算

蚁群算法是一种分布式的算法，每只蚂蚁都可以独立地进行搜索和决策，它们之间通过信息素进行间接通信。这种分布式的特点使得蚁群算法能够并行处理问题，提高搜索效率，并且具有较好的鲁棒性和容错性。即使部分蚂蚁出现故障或信息素受到干扰，整个蚁群仍然有可能找到较好的解。

1. 全局搜索能力

蚁群算法在搜索过程中，蚂蚁会在整个解空间中进行搜索，不会局限于局部最优解。虽然蚂蚁在初始阶段可能会随机地选择路径，但由于信息素的作用，它们会逐渐向最优解区域集中，同时也会不断地探索新的区域，因此具有较强的全局搜索能力。

1. 通用性强

蚁群算法可以用于解决多种不同类型的优化问题，如组合优化问题（如旅行商问题、车辆路径问题等）、函数优化问题等。它只需要根据具体问题设计合适的模型和参数，就可以应用到不同的领域中，具有很强的通用性和适应性。

1. 易于与其他算法结合

蚁群算法可以很方便地与其他优化算法或技术相结合，形成混合算法，以进一步提高算法的性能。可以将蚁群算法与遗传算法、模拟退火算法等结合，利用它们各自的优势，在搜索效率、收敛速度和求解质量等方面取得更好的效果。

**2.4企业配送现状**

**2.4.1企业配送中心业务流程分析**

S卷烟企业于1989年9月成立，位于云南省玉溪市，企业员工约有两千人，年产能约500亿支卷烟，组织机构设置生产部、研发中心、市场部、合规与法务部以及财务部。其配送中心占地面积约1300平方米，配送车辆共计90辆。S卷烟企业配送中心每年根据本市需求和国家相关政策，依据本市持证卷烟零售户的订购量将卷烟分拣包装，配送到各个零售商店，销售给本市的消费者。以下是企业卷烟配送中心业务流程：

1. 订单接收与处理​
2. 订单获取：配送中心信息系统实时与企业营销系统对接，接收来自零售客户的卷烟订单。这些订单涵盖卷烟的品牌、规格、数量等具体信息，以及客户的配送地址、联系方式等配送所需资料。​
3. 订单校验：系统对订单信息进行自动校验，检查订单是否存在数据错误，如卷烟规格代码是否有效、数量是否符合要求等。同时，会校验客户的信用状况，确保客户无欠款或其他信用问题，以保障交易的顺利进行。对于校验不通过的订单，系统会自动反馈给营销系统，通知业务人员与客户核实修正。​
4. 订单汇总与排程：系统按配送区域、配送路线等维度对订单进行汇总分类，并结合配送车辆的装载能力、配送人员的工作安排等因素，生成配送排程计划，确定每辆车的配送任务。

(2)仓储管理​

1. 入库管理：当卷烟到货时，工作人员对照送货单，对卷烟的品种、数量、外观等进行逐一验收。借助扫码设备，将每一件卷烟的信息录入仓储管理系统，确保入库信息的准确性。并根据仓储管理系统的指示，将验收合格的卷烟搬运至指定的货位存放。货位分配遵循先进先出、分类存放等原则，便于后续的出库作业。​
2. 在库管理：定期对库存卷烟进行全面盘点，确保账实相符。工作人员利用手持终端设备，扫描卷烟条码，核对数量，并将盘点结果实时上传至系统。若发现差异，及时进行核查处理。​
3. 出库管理：依据订单信息，仓储管理系统生成拣货任务，并分配给相应的拣货人员。拣货人员通过手持终端获取拣货指令，按照指定的路线和货位进行拣货。采用先进的电子标签拣货系统或自动化拣货设备，提高拣货的准确性和效率。拣货完成后，工作人员对所拣卷烟进行复核，再次核对卷烟的品种、数量等信息，确保无误。对于多订单合并配送的情况，将卷烟进行分类包装，并粘贴配送标签，标注客户信息和配送地址。

(3)配送管理​

1. 车辆调度：根据配送排程计划，调度人员为每辆车安排合适的驾驶员，并准备好配送所需的单据，如送货单、发票等。在车辆出发前，对车辆进行检查，确保车辆性能良好，符合配送要求。​
2. 配送运输：驾驶员凭借经验或者按照导航提供的配送路线，按时将卷烟送达客户手中。在运输过程中，利用GPS定位系统和车载监控设备，实时跟踪车辆的行驶位置和状态，确保运输安全。同时，驾驶员可通过移动终端与配送中心保持联系，及时反馈运输过程中出现的问题。​
3. 客户交付：到达客户处后，驾驶员与客户进行交接，核对送货单信息，由客户签字确认收货。对于客户提出的问题或异议，驾驶员及时记录，并反馈给配送中心处理。完成交付后，驾驶员将客户签字后的送货单带回配送中心，交回相关部门存档。

**2.4.2企业配送存在的问题**

1. 配送路线规划不合理​

卷烟配送过程中，工作人员主要凭借经验以及导航来确定配送路线，未能借助大数据技术对交通实时状况、各零售终端营业时间限制以及店铺地理位置分布等要素进行综合考量，进而开展科学的配送路径规划。这导致配送路线迂回现象频发，不仅显著延长了配送时长，增加了运输里程，还使得车辆油耗、磨损等运营成本大幅上升。在一些交通拥堵时段，仍按传统路线配送，导致货物长时间滞留在运输途中，降低了配送效率。​

1. 车辆装载效率低下​

车辆调度人员在安排卷烟配车任务时，过度依赖个人经验，缺乏智能化信息系统的数据支撑与决策建议。在订单整合过程中，未能充分考虑卷烟规格、数量与车辆容积、载重的匹配关系，致使车辆不满载情况时有发生。随着卷烟配送业务量的持续增长，有限的车辆资源无法得到充分利用，单位运输成本不断攀升，严重制约了配送业务的规模化发展。有时在安排配送任务时，未合理搭配不同规格的卷烟，造成车辆空间浪费。​

1. 配送时间损耗大​

一方面，卷烟配送覆盖的零售终端数量众多，且部分终端地处偏远或隐蔽位置。配送人员首次前往这些地点时，常常需要花费大量时间寻找具体位置，导致配送时间被无端消耗。另一方面，由于配送路线规划缺乏科学性，配送车辆在行驶过程中频繁遭遇拥堵、绕路等情况，进一步加剧了时间浪费。为保证按时送达，配送车辆每日服务的零售终端数量不得不减少，车辆满载率随之降低，配送效率大幅下滑，运输成本相应增加。​

1. 配送人员工作热情不足​

当前，配送人员的配送任务全由车辆调度员分配，每人负责的区域和配送难度差异较大。部分大型连锁超市卷烟需求量大，配送流程相对规范，配送人员能够快速完成任务并获得较高绩效奖励；而众多小型零售店铺，不仅卷烟配送量少，且分布零散，配送人员需花费更多时间和精力，却只能获得较少的绩效奖励。现行单纯按配送件数计算薪酬的方式，无法全面、准确地反映配送人员的实际工作投入和付出，极大地挫伤了他们的工作积极性。

通过对企业配送存在的问题分析发现，问题出现的原因主要在缺少科学合理的配送路线规划方法。本设计采用蚁群算法对企业配送路线进行规划，保证配送方案的客观性，在满足客户需求的前提下，以配送总运输成本最小为目标，充分利用车辆容量资源，提高配送效率，降低配送成本，从而解决企业目前存在的配送问题。

**第3章 卷烟配送路径优化模型构建**

**3.1带时间窗约束的车辆路径问题**

对于车辆路径规划问题，依照客户对服务时间的限制情况，能够将其区分为有时间限制的车辆路径规划问题以及无时间限制的车辆路径规划问题。无时间限制的车辆路径规划问题，物流企业主要依据客户所处位置的分布以及货物需求量大小等要素来规划配送路线。在这种状况下，只要精准达成客户在货物数量与品质方面的要求，客户的满意程度便会随之上升，进而提高物流企业的经济效益。而有时间限制的车辆路径规划问题，物流企业除了要关注客户对于货物数量和品质的需求之外，还必须高度重视客户与企业事先商定的时间范围。在现实生活里，由于客户各自的工作安排与生活节奏不同，相当多的客户都会明确规定货物送达的具体时间段，以避免影响自身其他事务的正常开展。所以，倘若在客户对送达时间有明确要求的情况下，无法按照约定的时间段满足客户需求，就会直接致使客户满意度降低，进而对物流企业的效益产生较大的负面影响。因此，针对有时间限制的车辆路径规划问题展开深入研究，具有极为重要的现实意义。

VRPTW按照客户对配送车辆到达时间的要求可以将其分为两类，一类时有硬时间窗车约束的辆路径规划问题，另一类是有软时间窗车约束的辆路径规划问题。

在硬时间窗车辆路径规划问题中，要求车辆必须在客户指定的时间窗内到达该客户点进行服务，且不允许提前或延迟到达。如果车辆提前到达，需要等待至时间窗开始才能提供服务；如果延迟到达，则被视为违反约束，通常是不被接受的，或者会产生极高的惩罚成本，这意味着在规划车辆路径时，必须严格满足所有客户的时间窗要求，以确保整个配送方案的可行性。

硬时间窗车辆路径规划问题在实际生活中有很多应用场景，主要集中在对时间要求极为严格的领域。例如，在医疗急救物资配送中，药品和医疗设备必须在规定的时间内送达医院或急救现场，以保证患者得到及时救治；在航空航天零部件配送中，为了确保飞机的维修和保养工作按时进行，零部件必须准时送达，否则可能会影响航班的正常运营，造成巨大的经济损失；在一些高端制造业的生产物流中，如汽车制造、电子设备制造等，零部件的准时供应对于维持生产线的连续稳定运行至关重要，任何延迟都可能导致生产中断，因此也需要采用硬时间窗车辆路径规划来保证配送的准时性。

在软时间窗车辆路径规划问题中，虽然客户也会指定一个期望的时间窗让车辆到达并提供服务，但与硬时间窗不同的是，它允许车辆在一定程度上提前或延迟到达。不过，这种提前或延迟到达会根据不同的情况产生相应的惩罚成本，目标是在满足车辆容量限制、路径约束等条件下，找到一条总成本最小的路径方案，包括运输成本以及因时间偏离产生的惩罚成本。

软时间窗车辆路径规划问题也在许多实际领域都有广泛应用。在城市快递配送中，由于客户可能不在家或对接收时间有一定的灵活性，快递车辆可以在一定的时间范围内送达包裹，提前或延迟一些时间只要在客户可接受的范围内，就不会对服务质量产生太大影响。在餐饮配送中，虽然顾客希望餐食能按时送达，但稍微的提前或延迟可能也不会影响用餐体验，配送公司可以根据实际情况合理安排路径，以降低成本。还有一些企业的原材料或成品配送，对于时间的要求不是绝对严格，也可以采用软时间窗车辆路径规划来优化配送方案，提高运营效率。

**3.2卷烟配送路径优化模型设计**

**3.2.1问题描述**

本设计所研究的卷烟配送属于一对多的模式，也就是由单一配送中心向众多客户网点进行配送的情形，这里的客户主要指的是零售商。由于卷烟具有独特的商品属性，一方面其对存储环境有一定要求，另一方面客户对于卷烟的供应及时性较为敏感。所以，卷烟配送不仅要确保卷烟在运输过程中不受损坏，维持其品质，保证其商业价值，还务必准时送达客户手中，否则会影响客户的正常销售经营，造成经济损失。为此，配送中心在开展配送工作前，会获取各个客户网点的相关需求信息，主要涵盖了卷烟需求量、网点坐标位置以及期望送达时间等。鉴于客户对送达时间存在一定弹性但又期望尽量按时收货的实际情况，研究中所涉及的时间窗类型设定为软时间窗，对于未能依照时间窗完成送达的车辆，将会产生相应的惩罚成本。​

本设计紧密结合卷烟配送的特性与现实状况，全面考量配送过程中涉及企业运营效益、客户服务满意度等诸多因素，并构建了对应的成本函数。除了不可忽视的车辆固定成本、运输途中的行驶成本、可能因运输不当产生的卷烟损耗成本、违背时间窗所引发的惩罚成本外，还充分考虑了配送途中对卷烟运输环境的控制所产生的温湿度控制设备成本。期望在满足诸如车辆载重限制、客户需求等所有约束条件的基础上，最大程度提升车辆的装载利用率，减少配送车辆的使用数量，缩短总的配送行驶距离，进而降低时间惩罚成本等各项费用支出。基于上述考量，本章以总成本最低为目标，构建了带时间窗的卷烟配送路径优化模型。

**3.2.2模型假设**

1. 配送中心：只有一个配送中心，且完成配送作业必须返回配送中心，每个车辆最终行驶路线都为一个闭环；
2. 已知配送中心和客户点的位置坐标，各客户点的需求量以及配送时间范围；
3. 单个车辆的载重量大于单个客户的需求量；
4. 配送中心的库存量大于所有客户需求量总和；
5. 所有车辆容量相同且已知，且从同一仓库出发并返回，速度一致为匀速行驶；
6. 单次访问：每个客户仅被一辆车访问一次。
7. 时间窗处理：
8. 若车辆在ai前到达客户i,必须等待至ai开始服务(Sik≥ai)。
9. 若车辆在bi后到达客户i,需支付延迟惩罚。
10. 无时间窗的仓库：仓库无时间窗约束(即a0=0,b0=+∞)。

**3.2.3总成本分析**

1. 车辆总行驶成本

车辆在配送过程中，从一个节点（客户点或配送中心）行驶到另一个节点会产生行驶成本。对于每一条弧（其中），其行驶成本为（，为车辆单位距离的行驶费用，为弧的长度）。车辆*K*是否经过弧由决策变量决定（，1表示经过，0表示不经过）。所以，对所有车辆*K*以及所有可能的弧进行求和，就能得到整个配送过程中车辆行驶所产生的总成本，为：

E1= （3.1）

1. 车辆固定使用成本

每使用一辆车都有固定的成本，设单位车辆固定使用成本为*F*。在配送任务中，车辆从仓库出发执行配送任务，表示车辆k从仓库出发是否前往客户点，C为客户集合）。对所有车辆*K*以及所有客户点进行统计，则车辆固定使用成本为：

E2= （3.2）

这部分成本与车辆行驶的距离、时间等因素无关，只要使用了车辆就会产生。

1. 时间窗惩罚成本

由于客户对卷烟送达时间有期望时间窗 ，如果车辆在客户点的实际开始服务时间超过了时间窗的结束时间，就会产生延迟服务的情况。此时，需要支付延迟惩罚。延迟时间，客户点的单位延迟时间惩罚系数为。所以，时间窗惩罚成本为：

E3=  （3.3）

即对所有客户点）的惩罚成本进行求和，得到整个配送过程中因延迟服务产生的总成本。

1. 货损成本

在卷烟配送过程中，由于运输过程中的颠簸、装卸操作不当多种因素，卷烟可能会出现损坏，从而产生货损成本。假设每单位卷烟在运输过程中的损坏概率为，定义与运输时间相关，即，为单位时间货损系数），每单位卷烟的价值为。客户点的需求量为，车辆k是否服务客户点由决定，则货损成本为：

E4= （3.4）

表示对所有车辆*K*以及所有可能的弧进行求和，计算出因车辆服务各客户点导致卷烟损坏而产生的成本总和。

1. 温湿度控制设备成本

为确保卷烟在运输过程中维持适宜的温湿度环境，企业为每辆配送车辆加装了温湿度控制设备。假设每辆车的单位时间设备消耗成本为固定值，则总设备成本为：

E5 = （3.5）

表示对所有车辆*K*以及所有可能的弧进行求和，得到车辆在配送过程中所产生的总温湿度控制设备成本。

**3.2.4模型建立**

综上所述，该模型涉及到的符号定义如下：

表3.1 模型符号定义

|  |  |
| --- | --- |
| 集合 | 定义 |
| *V* | *V*为节点集合，0为仓库， |
| *K* | 车辆集合 |
| *A* | 弧集合 |
| 参数 |  |
|  | 客户点i至客户点j的行驶成本（元） |
|  | 客户点i至客户点j的距离（公里） |
|  | 车辆单位距离的行驶费用（元） |
|  | 每单位卷烟在运输过程中的损坏概率 |
|  | 单位时间货损系数 |
|  | 每辆车的单位时间设备消耗成本（元） |
|  | （吨） |
| *Q* | 车辆载重上限 |
|  | 客户点i的时间窗 |
|  | 每单位卷烟的价值（元） |
|  | 客户点i的服务时长（小时） |
|  | 从客户点i至客户点j的行驶时间（小时） |
| v | 车辆的速度（公里/小时） |
| *F* | 单位车辆固定使用成本（元） |
|  | 客户点i的单位延迟时间惩罚系数 |
| 决策变量 |  |
|  | 车辆K是否经过弧 |
|  | 客户点i的实际开始服务时间 |
|  | 客户点i的延迟时间， |
|  | 车辆K在客户点i的开始服务时间 |

1. 则，以卷烟配送总成本（包括车辆总行驶成本、车辆固定使用成本、惩罚成本、货损成本和温湿度控制设备成本）最小化的目标函数为：

（3.6）

约束条件为：

保证每个客户都能够被服务：

（3.7）

车辆服务后返回：

（3.8）

从仓库出发：

（3.9）

车辆的载重量不能超过其容量上限：

（3.10）

服务时间计算：

（3.11）

（3.12）

延迟时间计算：

（3.13）

（3.14）

第4章 基于蚁群算法的模型求解

4.1蚁群算法的描述

4.1.1转移概率与信息素的更新

在本设计应用蚁群算法求解卷烟配送路径优化模型的过程中，定义了一系列关键符号，如下表所示：

表4.1 算法符号定义

|  |  |
| --- | --- |
| 符号 | 定义 |
| *m* | 蚂蚁的数量 |
|  | 节点和节点之间的距离 |
|  | 时刻位于节点的蚂蚁的数量 |
|  | 路径的能见度，蚂蚁由向转移的启发程度 |
|  | 路径上的信息素浓度 |
|  | 蚂蚁k经过路径释放的信息素量 |
|  | 蚂蚁k在节点选择下一目标节点的概率 |
|  | 信息素强度 |
|  | 蚂蚁k在该循环中进行访问所走过路径的距离总和 |

1. 转移概率

在算法启动阶段，把m只蚂蚁分散到n个需要遍历的节点之中，促使蚂蚁展开搜索行动。每只蚂蚁在从当前所在节点挑选下一个要服务的节点时，其决策取决于通往各潜在下一节点路径上的信息素浓度。具体而言，若某条路径上的信息素浓度较高，那么蚂蚁选择这条路径去访问下一节点的概率就会增大；反之，要是路径上的信息素浓度较低，蚂蚁选择该路径去访问下一节点的概率就会降低。公式(4.1)则是用来计算t时刻蚂蚁k在节点i处选择下一访问节点j的概率的表达式：

（4.1）

其中，代表尚未被蚂蚁k访问过的节点集合。为蚁群中的每一只蚂蚁都单独创建一个名为禁忌表的集合，将蚂蚁已经访问过的节点逐一放入这个禁忌表中。该禁忌表会随着蚂蚁对节点的访问实时更新，也就是说，一旦某个节点被放入禁忌表，这只蚂蚁就不能再次访问该节点。在整个搜索循环结束之后，需要将禁忌表清空，以便进行下一轮的搜索。信息素启发式因子和期望值启发式因子在蚂蚁进行路径选择时是两个关键的参数。其中，体现了启发式信息在路径选择里的相对重要性，它反映出启发信息在蚂蚁决定路径时受关注的程度。的值越大，蚂蚁就越会倾向于选择距离当前节点最近的节点，虽然能加快算法的收敛速度，但是却容易使算法陷入局部最优解。而代表信息素的相对重要性，反映了过往积累的信息在蚂蚁运动过程中所起到的作用。的值越大，蚂蚁就越倾向于选择路径上信息素浓度高的路径，蚂蚁之间的协作性也就越强，不过这也会使得蚂蚁搜索的随机性降低；为启发函数，其表达式为：

（4.2）

1. 信息素的更新

当蚁群里的每一只蚂蚁都完成了对所有客户节点的访问，也就是每只蚂蚁所经过的客户节点依次连接形成一条完整的路径后，鉴于信息素具备挥发这一特性，此时需要对蚂蚁们走过的路径进行信息素的更新操作。这主要是为了避免残留的信息素浓度持续累积，达到过高的程度，进而导致启发信息的作用被掩盖。公式(4.3)为用于计算在时刻路径上信息素情况的公式：

（4.3）

式中，为信息素挥发因子，对应的则是信息素残留系数。为防止信息素无限制地增加，将的取值范围设定为：；表示路径上的信息素增量，在初始时刻，表示第k只蚂蚁在当前循环中经过路径时所释放的信息素量。依据信息素更新策略的差异，以及不同的信息素更新方法，分为以下三种模型，分别为蚁密模型、蚁周模型和蚁量模型。其中，蚁密模型和蚁量模型运用的是局部信息更新方式，也就是蚂蚁每移动一步，就对所经过路径上的信息素进行一次更新；而蚁周模型采用的是整体信息更新方式，即当所有蚂蚁完成一次完整的循环后，才对路径上的信息素进行更新。对于车辆配送路径问题而言，采用整体信息更新方式能够得到更优的可行解，所以蚁群算法一般会选择蚁周模型作为其基础模型。

其三种模型公式分别为（4.4）、（4.5）和（4.6）

1. 蚁密模型

（4.4）

1. 蚁周模型

本设计采用全局信息素更新策略，即使用蚁周模型计算。

（4.5）

1. 蚁量模型

（4.6）

4.1.2蚁群算法的参数设定

蚁群算法的关键参数包含信息素启发式因子、期望启发式因子、信息素挥发因子、蚂蚁总数m、信息素增强系数Q以及蚂蚁的迭代次数n。蚁群算法对各类问题的解决具有很强的适用性，其参数值会依据不同的实际情况而有所不同，通常需要针对具体问题展开具体分析。一般而言，参数值的设置要求如下：的取值范围在1到5之间，的取值范围在0到7之间，的取值范围在0到1之间，m的取值范围由配送客户节点数量决定，Q的取值范围大致在1到1000之间，n的取值范围大致在100到500之间。

1. 的取值

信息素启发式因子能够反映出上一代蚂蚁在搜索进程中释放的信息素对当前蚂蚁路径选择产生的影响程度。同时，该参数也在一定程度上决定了算法的收敛速度以及搜索的范围。的值既不能过大也不能过小，否则都会对蚂蚁的下一次迭代造成影响。若的值过大，蚁群会过度受到搜索路径上信息素浓度的影响，使得算法的正反馈机制占据主导地位，进而降低搜索的随机性，导致算法过早收敛；若的值过小，蚁群受搜索路径上信息素浓度的影响就会过小，算法的正反馈机制特性便无法充分体现，可能导致算法在搜索过程中陷入局部最优解。因此，通过查阅相关文献，在本设计所求解的算法模型中，取值为1。

1. 的取值

期望启发式因子用于表示蚁群在选择路径时，启发式函数对蚁群路径选择行为的影响程度。的取值大小会影响算法的收敛速度，若的取值较大，算法的收敛速度会加快，但可能导致算法陷入局部最优解；若的取值过小，算法将优先进行随机搜索，无法充分借鉴上一代蚂蚁的有效引导经验，导致算法难以正常运行。因此，经过查阅相关文献，在本设计求解的算法模型中，取值为5。

和之间存在紧密的联系，它们对算法的随机性和确定性这两个相反的特性有着显著的影响。所以，合理搭配和的取值，能够有效避免蚁群算法出现早熟或陷入局部最优解的问题。

1. 的取值

信息素挥发因子能够体现信息素的挥发程度。在蚁群算法的运行过程中，随着蚂蚁迭代次数的增加，路径上蚂蚁释放的信息素浓度会按一定比例下降。前后两代蚂蚁通过信息素建立联系，信息素就如同上一代蚂蚁为下一代蚂蚁积累的经验。信息素挥发因子的主要作用是去伪存真，即保留正确的经验，淘汰错误的经验。若的值设置过大，正确经验对应的信息素会相对较多且不断累积，导致算法收敛速度加快，但容易陷入局部最优解；若的值设置过小，信息素挥发量减少，残留的错误经验会不断累加，上一代蚂蚁留下的经验正确与否的差距将不明显，这会增加算法的搜索次数，减慢收敛速度，使得求解所需的时间大幅增加。因此，经过查阅相关文献，在本设计求解的算法模型中，取值为0.8。

1. m的取值

m代表蚁群算法中用于全局搜索的蚂蚁总数，算法的每一次迭代都会有m只蚂蚁同时进行搜索。m的值越大，意味着参与搜索的蚂蚁数量越多，对问题的搜索就越全面，能够减少偶然性结果的影响，使算法更加科学。然而，如果m的值设置过大，会增加计算压力，并且当m的值达到饱和后，继续增加其值并不能提升算法解决问题的能力。若m的值过小，搜索过程中可能会遗漏某些路径，导致这些路径上没有信息素积累，从而增加算法搜索的不确定性，容易使算法陷入局部最优解。因此，m的取值需要适中，根据查阅相关文献，在本设计求解的算法模型中，m的取值设定为配送节点数量的1.5到2.5倍。

1. Q的取值

信息素增强系数Q体现了前辈蚂蚁的经验对后代蚂蚁行为影响的放大比例，其取值大小在一定程度上影响算法的求解性能。若Q的取值过大，算法的收敛速度会加快，但可能导致算法陷入停滞状态；若Q的取值过小，算法的寻优时间会相应增加。经过查阅相关文献，本设计按照蚁群算法中Q的常用取值来进行设定。因此，信息素增强系数Q的值设置为100。

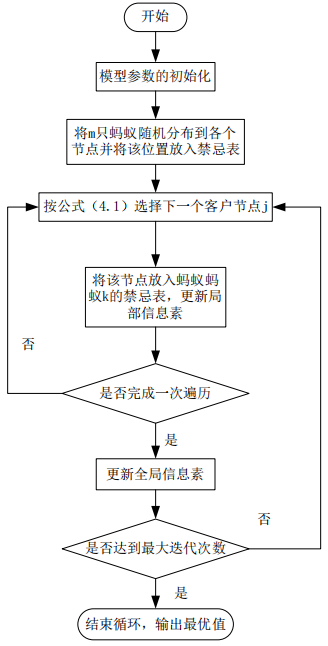
1. n的取值

迭代次数n表示蚂蚁在算法中的搜索次数。若n的值设置过大，会导致算法的运行时间变长，影响求解效率；若n的值设置过小，可能会遗漏某些搜索路径，使算法的搜索陷入局部最优解。因此，经过查阅相关文献，在本设计中，迭代次数n设置为300。

4.1.3蚁群算法的运行工作过程

1. 参数初始化：设定初始时间和循环次数，将循环次数初始化为0，同时确定最大循环次数、启发因子以及信息素浓度，并且设定信息参数和的值。
2. 蚂蚁分布与禁忌表初始化：把m只蚂蚁随机放置到各个节点上，将每只蚂蚁的初始位置添加到对应的禁忌表中，以此记录蚂蚁已经访问过的节点。
3. 计算选择概率：依据公式（4.1）来计算第k只蚂蚁访问下一个节点的概率。
4. 更新禁忌列表：持续更新禁忌表，一旦蚂蚁访问了某个节点，就把该节点加入到禁忌表中。
5. 遍历完成判断：检查蚂蚁是否完成了一次对所有节点的遍历。若未完成，则返回步骤（3）继续执行；若已完成，则进入下一步。
6. 信息素更新：对全局的信息素进行更新操作。
7. 迭代次数判断：判断是否已经达到了最大迭代次数。若达到最大迭代次数，就结束循环并输出最优值；若未达到，则返回步骤（3）继续进行迭代。

蚁群算法的流程图如下所示：

图4.1 蚁群算法工作流程图

4.2数据来源