

<http://www.ixueshu.com>

<http://www.ixueshu.com>

RESEARCH ON THE MULTI-OBJECTIVE
COLD CHAIN LOGISTICS VEHICLE
ROUTING PROBLEM BASED ON THE
GENETIC ALGORITHM-ANT COLONY
ALGORITHM

A Dissertation Submitted to
the Graduate School of Henan University
in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of
Master of Management Science

By

Bi Guotong

Supervisor: Prof. ZhangJin

June,2018

摘 要

生产力的不断提高以及生鲜新零售的兴起,使得社会对生鲜农产品的消费与日俱增,并越来越注重品质和配送服务。生鲜农产品在常温下存放容易腐烂,造成额外损失,因此其运输和配送必须采用具有冷藏保温功能的冷链物流。我国冷链物流业目前面临设施不足、配送成本高、损耗严重、准时性低、空载率高等困境,需要改善现状。

为此,本文研究了带容量和时间窗约束的多目标生鲜农产品冷链物流车辆路径问题,构建了以总成本最低和客户满意度最高为优化目标的多目标优化模型,其中制冷成本和货损成本的定义考虑了运输过程与卸货过程中的差异及货物的变动情况;客户满意度则反映客户对取/送货时间的评价。为求得问题的最优解,采用 ε 约束法处理,并混合遗传算法与蚁群算法,以蚁群算法为基础,加入交叉算子与变异算子,设计了遗传蚁群算法。首先通过蚁群算法生成初始种群,然后对其实施交叉操作和变异操作,并对蚂蚁状态转移规则和信息素总量进行优化,从而减少算法的早熟现象,提高收敛速度和求解质量。

为验证模型与算法的有效性,对实际算例进行求解,并将其结果与遗传算法、蚁群算法求得结果进行对比,发现本文算法求得的最优解比遗传算法和蚁群算法求得的更优秀,且能在更少的迭代次数内取得最优解,表明本文所建模型是合理的,所设计的算法能够提高收敛速度和求解质量。

此外,实验结果表明:对于本文算例,当客户满意度为 100%时,总成本最高;当客户满意度降至 95%时,总成本降低且降幅较大;当客户满意度由 95%降至 80%时,总成本略有减少,但降幅较小;当客户满意度低于 80%时,总成本保持稳定,不再降低。表明对于以客户满意度作为最重要的衡量因素,而将成本作为第二考虑因素的企业来说,保证客户满意度为 100%更符合企业的经营战略;对于客户满意度和成本同等重要的企业,保证客户满意度为 95%更符合企业的经营战略;对于以成本作为最重要的衡量因素,而将客户满意度作为第二考虑因素的企业来说,保证客户满意度为 80%更符合企业的经营战略。

关键词: 冷链物流车辆路径问题, 客户满意度, 遗传蚁群算法, 多目标优化, ε 约束

ABSTRACT

With the increasing of productivity and the rising of fresh new retail, the consumption of fresh agricultural products is increasing, and people pay more attention to its quality and distribution service. Fresh agricultural products are easy to rot at room temperature and cause additional loss, it is necessary to adopt the cold chain logistics to transport and distribute. The cold chain logistics in our country have the deficiency of inadequate facilities, high distribution cost, serious loss, low punctuality and high rate of empty loading. It is necessary to improve status quo.

So this paper study the multi-objective fresh agricultural products cold chain logistics vehicle routing problem with capacity and time window constraints, and build the lowest total cost and highest customer satisfaction as the optimization goals of the multi-objective optimization model. The differences between the transport process and unloading process, and the effect of goods change in the delivery process are considered in the definition of refrigeration cost and damage cost. Customer satisfaction reflects customers' evaluation to the pick-up or delivery time. In order to solve the problem of multi-objective optimization, the method of epsilon constraint is adopted. Combining the advantages of genetic algorithm and ant colony algorithm, design genetic algorithm-ant colony algorithm, introduce the crossover operator and mutation operator of genetic algorithm into ant colony algorithm. Firstly, generate the initial population by the ant colony algorithm, then impose crossover operation and mutation operation, and optimize the state transition rule and total pheromone, thus reduce the prematurity of the algorithm and improve the convergence speed and solution quality of the algorithm.

To verify the validity of the model and algorithm, this paper solve the actual example, and compare the results obtained by this algorithm with the results obtained by genetic algorithm and ant colony algorithm. By comparing, we can find the optimal results obtained by this algorithm is more excellent than the results of genetic algorithm and ant colony algorithm, and can find the optimal solution in the least number of iterations. Showing that the model is reasonable, the algorithm designed in this paper can improve the convergence speed and solution accuracy.

In addition, the experimental results show that for the instance of this paper, the total cost is the

highest when customer satisfaction is 100%. When the customer satisfaction is reduced to 95%, the total cost is reduced and the decrease is larger. When customer satisfaction is reduced from 95% to 80%, the total cost is slightly reduced, but the decrease is small. When customer satisfaction is less than 80%, the total cost is stable and no longer decreases. It shows that for enterprises with customer satisfaction as the most important measure, and costs as the second factor, ensuring customer satisfaction 100% is more consistent with the business strategy of the enterprise. For enterprises with equal customer satisfaction and costs, ensuring customer satisfaction 95% is more consistent with the business strategy of the enterprise. For enterprises with costs as the most important measure, and customer satisfaction as the second factor, ensuring customer satisfaction 80% is more consistent with the business strategy of the enterprise.

KEY WORDS: Cold Chain Logistics Vehicle Routing Problem, Customer Satisfaction, Genetic Algorithm-Ant Colony Optimization Algorithm, Multi-Objective Optimization, Epsilon Constraint

目 录

| | |
|--------------------------|-----|
| 摘 要..... | I |
| ABSTRACT..... | III |
| 1 绪论..... | 1 |
| 1.1 研究背景及意义..... | 1 |
| 1.1.1 研究背景..... | 1 |
| 1.1.2 研究意义..... | 2 |
| 1.2 国内外研究现状..... | 3 |
| 1.2.1 常规车辆路径问题..... | 3 |
| 1.2.2 冷链物流车辆路径问题..... | 4 |
| 1.2.3 多目标车辆路径问题..... | 5 |
| 1.2.4 智能优化算法..... | 6 |
| 1.2.5 研究评述..... | 8 |
| 1.3 研究内容与技术路线..... | 8 |
| 1.3.1 研究内容..... | 8 |
| 1.3.2 技术路线..... | 9 |
| 1.3.3 研究方法与创新之处..... | 10 |
| 1.4 论文框架..... | 10 |
| 1.5 本章小结..... | 11 |
| 2 相关理论概述..... | 13 |
| 2.1 冷链物流..... | 13 |
| 2.1.1 冷链物流概念及特点..... | 13 |
| 2.1.2 冷链物流的流程..... | 13 |
| 2.2 车辆路径问题..... | 14 |
| 2.2.1 车辆路径问题定义及构成要素..... | 14 |
| 2.2.2 车辆路径问题分类..... | 15 |
| 2.2.3 车辆路径问题求解方法..... | 15 |

| | |
|-------------------------------|----|
| 2.3 冷链物流车辆路径问题 | 16 |
| 2.3.1 冷链物流车辆路径问题概述 | 16 |
| 2.3.2 冷链物流车辆路径问题的特点 | 16 |
| 2.4 多目标优化 | 16 |
| 2.4.1 多目标优化简介 | 16 |
| 2.4.2 ε 约束法 | 17 |
| 2.5 遗传算法 | 17 |
| 2.5.1 遗传算法原理 | 17 |
| 2.5.2 遗传算法步骤 | 17 |
| 2.5.3 遗传算法流程图 | 18 |
| 2.6 蚁群算法 | 19 |
| 2.6.1 蚁群算法原理 | 19 |
| 2.6.2 状态转移规则 | 20 |
| 2.6.3 信息素更新规则 | 20 |
| 2.6.4 蚁群算法基本步骤 | 21 |
| 2.6.5 蚁群算法流程图 | 21 |
| 2.7 本章小结 | 22 |
| 3 冷链物流车辆路径问题模型 | 23 |
| 3.1 模型描述 | 23 |
| 3.1.1 问题描述 | 23 |
| 3.1.2 模型假设 | 23 |
| 3.1.3 参数说明 | 24 |
| 3.2 模型建立 | 25 |
| 3.2.1 成本函数 | 25 |
| 3.2.2 客户满意度函数 | 27 |
| 3.2.3 模型建立 | 28 |
| 3.3 本章小结 | 29 |
| 4 求解冷链物流车辆路径问题的遗传蚁群算法 | 31 |
| 4.1 遗传蚁群算法概述 | 31 |

| | |
|-----------------------|----|
| 4.2 遗传蚁群算法的设计 | 31 |
| 4.2.1 编码方式 | 31 |
| 4.2.2 种群初始化 | 31 |
| 4.2.3 计算种群适应度 | 32 |
| 4.2.4 交叉操作 | 33 |
| 4.2.5 变异操作 | 34 |
| 4.2.6 更新信息素 | 34 |
| 4.2.7 输出最优解 | 35 |
| 4.3 遗传蚁群算法流程图 | 35 |
| 4.4 本章小结 | 36 |
| 5 算例与仿真分析 | 37 |
| 5.1 算例描述 | 37 |
| 5.2 运行环境与参数设置 | 38 |
| 5.2.1 运行环境 | 38 |
| 5.2.2 模型参数设定 | 38 |
| 5.2.3 算法参数设定 | 39 |
| 5.3 算例求解及分析 | 39 |
| 5.3.1 算法稳定性 | 40 |
| 5.3.2 算例求解 | 42 |
| 5.3.3 最优配送路线 | 47 |
| 5.4 本章小结 | 49 |
| 6 结论与展望 | 51 |
| 6.1 研究结论 | 51 |
| 6.2 研究展望 | 52 |
| 参考文献 | 53 |
| 附录 | 59 |
| 致 谢 | 61 |
| 攻读学位期间发表的学术论文目录 | 63 |

1 绪论

1.1 研究背景及意义

1.1.1 研究背景

近年来，我国消费能力不断增强，实体超市与电商平台不断布局生鲜新零售，生鲜农产品成为大众消费的重要食品，市场规模庞大，2016 年已达 0.22 万亿人民币。据《中国统计年鉴 2017》显示，2016 年全国主要农产品产量分别为：肉类 8537.8 万吨，奶类 3712.1 万吨，水果 28351.1 万吨，水产品 6901.3 万吨。由于肉类、奶类、水果和水产品等都具有易腐特性，在常温下运输容易腐烂变质，造成巨大损失，因此需要采用特殊的冷藏保温设施进行运输。此外，消费者关注产品质量和商家的配送时效。因此，对冷链物流运输和配送必须加以重视。

冷链物流（Cold Chain Logistics）是指物流企业通过制冷控冷设备对冷藏冷冻类物品的生产和流通过程中的温度进行控制，维持其所需的低温环境，从而保障质量、减少腐烂，是冷藏冷冻类物品从产生到价值实现的重要环节，适用于肉类、乳制品、冷冻食品等生鲜食品的运输，具有成本高、时效性强、技术复杂、管理难度大等特点。我国冷链物流在新中国成立后才逐渐形成，经过数十年的跟跑和自身探索，已经形成了自身独特的体系，但仍存在一些设施不足、配送成本高、损耗严重、准时性低、空载率高等问题，影响物流业的壮大，迫切需要提质增效。

科学规划冷链物流配送方案，一方面可以减小配送成本和配送损耗，提高车辆利用率，另一方面也能够提高客户满意度，提高企业信誉。因此，对冷链物流车辆路径问题进行研究，通过科学规划路径，来减少损耗，降低成本，提高配送客户满意度，是当前物流企业决策者和相关领域研究学者的热点课题。

车辆路径问题（Vehicle Routing Problem, VRP）是一个 NP-Hard 问题，难以在短时间内通过常规算法求得最优路线，且问题规模越大求解难度越大。伴随着互联网和人工智能的兴起，启发式智能算法因其求解速度快、准确性高等优势，获得众多相关研究者的青睐，被广泛用来求解 VRP 问题。

1.1.2 研究意义

在冷链物流配送环节,规划合理的配送路线可以提高配送时效和客户满意度,降低配送成本,而采用启发式智能算法可以在短时间内针对大量需求点和需求量计算出合理路线,因而采用启发式算法求解冷链物流车辆路径问题具有很大的研究价值。目前常规 VRP 的研究成果比较丰富,且大多都是单目标优化,但冷链物流车辆路径问题研究对象是生鲜农产品,容易腐烂变质,对于温度、时间和距离等要求非常高,因而与常规问题研究方法和优化目标不同。考虑时间窗和车辆容量约束,综合优化总成本和客户满意度的多目标冷链物流车辆路径研究较少,且以往研究中多目标的处理方法主要采用有线性加权法、约束法、优先级法以及权重迭代法等,主要思想是将多目标优化转换成单目标优化,对于确定参数值的大小或优先级具有一定的主观性,且研究结果具有特殊性。 ϵ 约束法是一种科学的处理多目标问题的方法,可以求得问题的帕累托解集,决策者可以根据自己的特点和战略选择适合自己的帕累托解。目前尚未有人采用 ϵ 约束法来研究多目标冷链物流车辆路径问题,因此采用 ϵ 约束法优化总成本和客户满意度的多目标问题,具有一定的创新性。

在冷链配送中,车辆可能会受到汽车抛锚、交通堵塞、恶劣天气等多种未知状况影响,从而可能不能在客户期望的时间窗内到达,但只要超出时间窗范围不是太多,客户通常会接受货物,但是要给予一定的处罚,并给出较低的客户满意度,因此研究硬时间窗冷链物流车辆路径问题的实际意义较小。在软时间窗下,客户通常会设置两个时间窗,即最佳服务时间窗和可接受时间窗,在最佳服务时间窗内完成客户需求,将不会产生惩罚成本,客户满意度为 100%;在最佳服务时间窗外、可接受时间窗内完成客户需求,会产生一定的惩罚成本,客户满意度有所降低;超过可接受时间窗,客户将不再接受服务,满意度为 0,从而造成配送资源的浪费。因此,软时间窗更符合冷链物流的实际情况,研究软时间窗约束更具有实际意义。

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 和蚁群算法 (Ant Colony Optimization, ACO) 是广泛用来求解 VRP 问题的仿生型优化算法,其中 GA 通过设计选择、交叉、变异算子迭代求解最优解,具有较好的全局搜索能力,但却因没有反馈机制而存在冗余迭代,且过于依赖初始种群的优劣。ACO 是一种群体仿生优化算法,具有正反馈机制和较强的鲁棒性,局部寻优能力强,但是搜索时间过长,而且会因信息素累积而陷入局部最优解。根据 GA 和 ACO 的互补性,可以将两种算法有机融合为一种遗传蚁群算法 (Genetic

Algorithm-Ant Colony Optimization Algorithm, GA-ACO), 在 ACO 中引入 GA 的交叉算子和变异算子, 首先通过 ACO 生成初始解, 然后对其实施交叉操作和变异操作, 增加种群多样性, 能够优势互补, 提高收敛速度和解的质量。

因此, 研究带客户时间窗与车辆容量约束的冷链物流车辆路径问题(简称冷链物流 CVRPTW), 以总成本最低和客户满意度最高为优化目标, 考虑运输过程与卸货过程中制冷成本和货损成本的差异等, 设计遗传蚁群算法进行求解, 采用 ε 约束法优化总成本和客户满意度的多目标函数, 可以为冷链物流车辆路径问题优化配送方案、缩短配送时间、提高客户满意度提供新的研究思路和精确方案, 丰富研究方法, 解决实际问题。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 常规车辆路径问题

Dantzig 和 Ramser (1959) 最早根据实际问题提出了 VRP 问题。国外一部分学者将距离最小或成本最低作为优化目标, 如: Wang 等 (2015) 针对最大-最小多车场车辆路径问题, 以行驶的总距离最小为目标; Spliet 和 Desaulniers (2015) 设计了一种精确的分枝定价算法使离散时间窗车辆路径问题总运输成本最低; Allahyari 等 (2015) 研究了多配送中心有能力约束的车辆路径问题, 构建了两种混合整数规划模型和一种结合 GRASP、迭代局部搜索和模拟退火的混合元启发式算法; Archetti 等 (2016) 研究了自营车队和临时车共用的车辆路径问题, 以总交货成本最低为优化目标, 指出使用临时车辆有利于降低成本; Miranda 和 Conceição (2016) 研究了带硬时间窗的车辆路径问题, 设计了一种新方法估计车辆到达每个客户的时间和满足客户时间窗的可能性, 基于本地迭代搜索的元启发式算法找到了成本最小下的最佳路径, 并且保证了一定的服务水平; Bulhões 等 (2017) 研究协同物流运作下有服务水平约束的车辆路径问题, 在满足一定服务水平约束下寻求成本最小, 建立了数学模型; Speranza 等 (2017) 研究了共享客户协作车辆路径问题, 旨在降低为共享客户服务的总体运营成本, 提出一种用分枝算法求解; Zhou 等 (2017) 介绍了电子商务的最后一公里中的城市物流问题, 以总分配成本最低为目标, 设计了混合多种群遗传算法求解。一部分研究学者旨在构建精确的模型以及探索良好的算法, 如: Bortfeldt 等 (2015) 将带回程取货的车辆路径问题扩展为 3L-VRPCB, 并设计两种混合求解 3L-VRPCB, 取得了良好的效果; Madankumar 和 Rajendran (2016) 研究了半导体供应链中带取送货的车辆路径问题, 建立了两种混合整数模型, 结论表明

所建模型执行时间更短，能求出更好的下界；Wei 等（2017）研究了有能力约束和具有二维加载约束的车辆路径问题，提出了一种具有重复冷却和温度上升机制的模拟退火算法，利用开放空间启发式算法确定了可行的加载模式。

国内大部分研究中将成本最小作为优化目标，如：王旭坪等（2011）构建客户满意度函数，并作为求成本最小优化目标的约束条件；杨翔等（2016）采用研究 MDOVRP，建立了客户满意度函数和惩罚成本函数，假设虚拟配送中心，并改进蚁群算法进行求解；周蓉和沈维蕾（2016）研究了 VRPSDPCSHTW 问题，构建了总成本最小的优化模型，设计了 HDPSO 进行求解；谢勇等（2016）针对 VRPSTW，建立了以总成本最小为目标的数学模型，并设计了一种 IPBIL 算法求解模型，取得良好效果。此外，一些学者的研究侧重设计算法，如：马建华等（2011）研究了 FTMDMTVRP，利用改进的最大流算法将问题转为寻找最佳顾客排列问题；潘立军（2012）研究了 VRPTW、PDPTW、OVRPTWWT，并分别设计了时差插入检测法、时差插入启发式算法、非代际遗传算法进行求解；张群和颜瑞（2012）建立了 MDTPVRP 优化模型，动态调整模糊遗传算法的交叉概率与变异概率，避免了算法早熟；马祥丽等（2016）改进了 BA，通过惯性权重改进速度更新方式，提高了求解质量。

1.2.2 冷链物流车辆路径问题

与常规产品不同，生鲜农产品对于运输中的温度、距离和时间等条件要求严格，容易腐烂变质，运输途中冷藏车需要制冷以维持低温环境，而且在运输和装卸搬运过程中会产生一定的损耗。因而，冷链 VRP 一般要考虑车厢容量、客户时间窗等因素的影响，同时优化目标一般还要考虑制冷费用和货物损耗等。

国外方面，Wang（2013）针对冷链配送的商品具有易腐蚀、配送网络和配送路线复杂的特点，提出了粒子群优化算法，在配送过程中优化分配策略，解决 VRP 问题。Li 等（2013）提出混合 DEABC 算法用于解决易腐食品配送问题，并改进 Solomon 算例，分析了问题中的重要参数及其影响。Amorim 和 Almada（2014）针对易腐食品提出了将配送成本最小化与交付产品的新鲜度最大化分离开来的多目标模型，研究分配方案与成本-新鲜度之间的关系。Zhang 和 Chen（2014）研究了冷冻食品运输行业的冷链物流车辆调度问题，提出了管理多种产品配送的优化模型，目标是找到代表最低配送成本的路线，采用遗传算法求解该模型。Zhang 等（2015）建立了冷冻食品的冷链配送路径优化模型，考虑了容量约束、品质约束和软时间窗，发现模型合理可行。Wang 等（2016）研究了易

腐食品多目标带时间窗车辆路径问题,设计了两阶段启发式算法求解。Sun 和 Pang(2017)旨在解决农产品物流配送中车辆路径优化问题,以消耗燃料最少为优化目标,在 ACO 中建立了信息素和多信息素矩阵,降低了燃料消耗。

国内方面,一些研究力求使总成本最低,如:缪小红等(2011)针对第三方冷链 VRPSTW 问题、向金秀(2011)针对农产品冷链物流车辆路径问题、杨丹婷(2014)针对冷链物流配送路径优化问题、兰辉等(2015)设计运输时间矩阵、葛显龙和孔阳(2016)对带时间窗的生鲜 VRP、周咏等(2016)对冷链物流同时送取货 VRP、戴夏静和梁承姬(2017)对蓄冷式 MTJD 冷链配送问题、王维军和罗伟(2017)针对冷链物流配送路径优化问题、樊世清等(2017)针对生鲜农产品配送问题等分别进行了研究,构建了总成本最小的冷链物流优化模型,降低了成本,提高了配送效率;李明泽(2013)考虑时间窗、满意度、交通拥堵状况等约束,并改进 GA 进行求解;杨珍花等(2015)研究冷藏车多车型混合配送调度问题,发现一体化配送方案成本更低;张亚明和李娜(2016)考虑时间和品质对满意度的影响,将其作为 MDVRP 模型的约束条件,求得配送路线和车辆数;马向国等(2016)以总成本最小作为随机需求冷链 VRP 的求解目标,并将安全系数作为约束条件。一些研究考虑了碳排放成本,如:潘茜茜和干宏程(2016)在求成本最小的冷链 VRP 目标函数中包含了碳排放成本,通过 ACO 求解表明考虑碳排放具有研究必要;钱光宇(2016)、范立南等(2017)、董冬艳(2017)总成本中均包括碳排放成本,钱光宇采用 GA 进行求解,范立南采用改进 GA 求解,董冬艳则改进 GA 和 ACO 进行求解。一些研究力求在多目标之间寻找平衡,如:段雪凝(2014)在冷链物流 VRPTW 中对成本和配送准时度联合寻优、梁承姬等(2016)优化总成本和客户满意度,并分别通过改进 GA 进行求解;殷亚和张惠珍(2017)建立了客户满意度和总成本的多目标模型,并改进 HBA,简化速度更新公式,设定变异选择机制,使得算法性能更加稳定。此外,富佳(2016)构建了需求可拆分、各温区舱室容积可调节的城市冷链物流多温共配模型;伍景琼等(2016)对生鲜食品配送研究进行了综述,建立了研究框架体系。

1.2.3 多目标车辆路径问题

多目标车辆路径问题是指同时使 VRP 中多个目标达到最优,通常多个优化目标之间有一定的关联甚至互相矛盾,需要对相互冲突的子目标进行综合考虑和折中处理,使总目标达到最优化,更具有研究意义。

国外方面,Garcia-Najera 和 Bullinaria(2011)研究了多目标带时间窗车辆路径问题,

设计了包含测量解决方案的相似度的进化算法。Kovacs 等（2015）研究多目标广义一致车辆路径问题，构建提高司机一致性和到达时间一致性，减少运输成本的多目标模型，在冲突的目标函数之间进行全面的权衡分析。Gee 等（2016）研究随机需求车辆路径问题，考虑总行驶距离、总驾驶员报酬、车辆使用数量和驾驶员报酬的差异构建多目标优化模型，旨在利用基于分解的多目标进化算法求解带时间窗和车辆容量约束的多目标 VRPSD。Nguyen 等（2016）研究了考虑客户满意度的随机时间窗车辆路径问题，通过满意度衡量方法减少客户的不满意程度，提出了满意度措施集成到现有的禁忌搜索启发式算法中。Chávez 等（2016）提出一种多目标蚁群算法求解具有约束的、带回程的多车场车辆路径优化问题（MDVRPB），以配送距离、配送时间和总能耗最低为优化目标，采用蚁群算法求得了一组有序的帕累托解。Lian 等（2016）研究多目标变量的一致性车辆路径问题，将一致性考虑因素（如司机、时间等）作为优化目标，提出了一种逼近帕累托边界的方法，改进多方向局部搜索算法求解最优解。Schneider（2016）提出了一种禁忌搜索算法求解基于时间窗和驾驶员特定时间的车辆路径问题，发现考虑驾驶者知识可以明显提高车辆路线的效率；Li 等（2017）采用基于分解的多目标优化化学反应算法研究离散多目标带时间窗同时取送货车辆路径问题。

国内方面，王君和李波（2011）根据多目标 VRPTW 模型设计多目标禁忌搜索算法求解帕累托最优解。胡伟等（2012）指出多目标规划模型的求解通常是通过线性加权法、主要目标法、分层序列法等将多目标优化问题转换为单目标优化问题并对其进行求解。张金凤（2013）将成本最小与满意度最大作为优化目标构建了多目标冷链物流 VRP 模型，将满意度水平作为约束条件，转化为单目标进行求解。谈晓勇和林鹰（2014）建立了灾后 VRP 的多目标模型，通过线性加权方法转化为单目标决策问题，通过在 MMAS 中引入变异算子改进遗传蚁群系统混合算法求解。陈玉光和陈志祥（2015）研究了准时性与油耗最低的多目标 VRP 模型，改进 PSO 求解模型，取得了较好的效果。杨志清（2015）构建了以总成本最小、时间惩罚最低和所需车辆最少为目标的多目标 VRPTW 模型，通过权重法将问题转化为单目标问题。闫芳和王媛媛（2016）研究了总成本最小和满意度最高的多目标问题，利用线型加权方式转化为单目标问题，通过惩罚系数将目标函数与约束条件设计为相应的适应度函数。

1.2.4 智能优化算法

求解 VRP 的方法主要包括精确算法和启发式智能优化算法，其中精确算法因其求

解复杂和效率低等缺陷而很少有人研究和使用的,启发式智能优化算法是通过计算机仿真获得问题的一个具有较好参考性的可行解,因其求解速度快和可参考性强等优势而受到大量研究。

国外方面, Baker 和 Ayechev (2003) 针对单配送中心 VRP 设计了引入邻域搜索方法的 HGA, 在求解时间和质量上优于 SA 和 TS。Mohtashami (2015) 提出了一种基于动态遗传算法的交叉对接系统车辆调度算法, 使其总运行时间最小化。Koch 等 (2016) 设计了 GA 求解车厢大小灵活可变的多车场 VRP。Yu 等 (2009) 采用新的信息素更新策略和变异操作改进 ACO 求解 VRP。Yu 等 (2011) 研究了 MDVRP, 并设计改进的 ACO, 包括粗粒度的并行策略、蚁群权重策略和变异操作。Pan 等 (2015) 改进了 ACO 用来求解 VRP, 通过改进状态转移概率和动态调整信息素挥发性参数, 结合局部优化启发式 (2-Opt 启发式), 来提高收敛速度和避免早熟; Yi 等 (2015) 在求解 VRP 时改进了 ACO, 集成了 ito 思想的多功能性和 ACO 算法求解 VRP 的准确性。Schyns (2015) 研究了 DVRPTWSD, 通过蚁群系统算法求解。

国内方面, 彭碧涛和周永务 (2010) 结合蚁群算法、元胞自动算法和变异设计了一种混合蚁群算法, 求解 VRPTW。陈迎欣 (2012) 通过优化 ACO 的信息素更新方式和启发因子, 改进蚁群算法求解 VRP。曹庆奎和赵斐 (2013 年) 设计了遗传蚁群算法求解面向“作业面”的港口集卡路径成本优化模型。王占锋等 (2013) 结合 GA 和 ACO 的特点, 改进 ACO 求解 VRP。葛斌等 (2015) 设计 DHACO 求解 VRPTW, 首先通过 MMAS 求得初始解, 再利用交叉和变异对其进行优化, 动态交叉调用 ACO、GA。黄震等 (2015) 提出一种 HACO 求解 VRPTW, 先用 ACO 获得初始种群, 再对其进行交叉和变异。杨鹏等 (2015) 建立了 VRPSDPDPTW 优化模型, 并将节约因子、时间紧迫因子、集卸货满足率以及等待时间引入转移规则中, 有效求解了 VRPSDPDPTW。梁承姬等 (2016) 设计了一种结合节约算法和邻域搜索算法的 HACO, 改善了标准蚁群算法的缺陷。马洪坤等 (2016) 建立了 MDVSTW 的优化模型, 通过蚁群路径搜索、退火向后搜索、自适应交叉变异算子等方式改进遗传蚁群算法。韩越 (2016) 结合蚁群算法和细菌觅食算法提出了一种改进混合蚁群算法, 改进信息素更新方法和局部搜索策略以求解 VRPTW。林涛等 (2016) 针对基本 VRP 问题, 通过采用自适应邻域法、精英保留策略和进化逆转操作等改进遗传算法。刘云和张惠珍 (2016) 建立路径最短和车辆最少的 VRPTW 模型, 设计单亲遗传混合蚁群算法进行优化。

1.2.5 研究评述

通过综述国内外相关文献，可以发现目前国内外对于 VRP 以及相关求解算法的研究已经取得了丰硕的成果，考虑的约束条件和优化的目标也比较多，但对冷链物流车辆路径问题的研究较少，且主要存在以下一些问题：

(1) 以往关于冷链物流车辆路径问题的研究中，多以总成本最低作为优化目标，但较少考虑运输过程与卸货过程中制冷成本和货损成本的差异，且综合考虑总成本和客户满意度的多目标优化研究较少。

(2) GA 和 ACO 被广泛用来求解 VRP 问题，但 GA 却因没有反馈机制而存在冗余迭代，且过于依赖初始种群的优劣，ACO 则搜索时间过长，而且会因信息素累积而陷入局部最优解。根据他们的互补性，将其有机融合，设计混合算法，可以提高收敛速度和解的质量。

(3) 常用的求解多目标问题的方式主要通过线性加权、权重迭代、优先级法以及约束法等，主要思路是将目标函数转化为单目标进行求解，但是这些方法对于确定参数值的大小或优先级具有一定的主观性，需要决策者本身对每个目标都有较深的理解，且研究结果具有特殊性。

因此，研究以总成本最低和客户满意度最高为目标的多目标冷链物流车辆路径问题，考虑时间窗与车辆容量约束、运输过程与卸货过程中制冷成本和货损成本的差异，设计遗传蚁群算法进行求解，通过 ε 约束法处理多目标函数，获得帕累托解集，具有一定的新颖性和研究价值。

1.3 研究内容与技术路线

1.3.1 研究内容

本文研究单配送中心有容量和时间窗约束的多目标生鲜农产品冷链物流车辆路径问题，主要内容为：

- (1) 考虑车辆容量和时间窗约束，构建总成本最小的目标函数作为一个优化目标。
- (2) 构建软时间窗下的客户满意度函数，以求解最大值作为其中一个优化目标。
- (3) 设计遗传蚁群算法求解模型，在 ACO 中引入 GA 的交叉算子和变异算子，并改进蚂蚁的状态转移规则和信息素更新规则，通过实际算例进行验证。
- (4) 采用 ε 约束法处理多目标优化模型，获得帕累托解集。

1.3.2 技术路线

本文的技术路线如图 1-1 所示。



图 1-1 技术路线图

1.3.3 研究方法与创新之处

本文采用的研究方法主要有：

(1) 文献分析。通过大量阅读有关车辆路径问题、冷链物流配送问题、多目标优化、智能优化算法等相关研究文献、参考书籍和数据资料，总结当前研究进展和存在的问题，提出本文所要研究的多目标生鲜农产品冷链物流车辆路径问题。

(2) 建模优化。根据冷链物流配送的实际情况，考虑车辆容量和客户时间窗约束，建立总成本最低和客户满意度最高的多目标优化模型，并根据问题假设建立约束条件。

(3) 实验仿真。根据优化目标和多目标处理方法，设计遗传蚁群算法，并以 MATLAB 为编程平台实现算法代码，并对实际算例进行求解，表明模型及算法的合理性和优越性。

创新之处主要有：

(1) 采用 ε 约束法处理多目标优化。研究多目标优化问题，采用 ε 约束法处理获得帕累托解集，使得结果适用范围更广。

(2) 制冷成本和货损成本考虑了运输过程与卸货过程中的差异进行定义，且货损成本考虑了配送过程中货物的变动情况，更加贴近实际。

(3) 设计遗传蚁群算法进行求解。在蚁群算法中引入遗传算法的交叉算子和变异算子，设计遗传蚁群算法，并对蚂蚁状态转移规则和信息素总量进行优化，从而减少算法的早熟现象，提高收敛速度和求解质量。

1.4 论文框架

本文框架主要包括以下六个章节：

第一章 绪论。本章介绍了当前我国生鲜农产品冷链物流的发展背景，综述了本课题相关的研究现状，提出所研究的多目标冷链物流车辆路径问题，拟通过设计遗传蚁群算法进行求解，并采用 ε 约束法处理多目标函数。

第二章 相关理论概述。本章对冷链物流、车辆路径问题、冷链物流车辆路径问题、多目标优化、遗传算法、蚁群算法进行了详细介绍，为模型的构建以及算法的设计提供了理论支撑。

第三章 冷链物流车辆路径问题模型。本章根据冷链物流的特点及研究目标，分别研究了各个成本和客户满意度的量化方法，建立了以总成本最低和客户满意度最高为目标的多目标优化模型。

第四章 求解冷链物流车辆路径问题的遗传蚁群算法。结合两种算法各自的优点，在蚁群算法中引入遗传算法的交叉算子和变异算子，设计遗传蚁群算法求解优化模型，并对蚂蚁状态转移规则和信息素总量 Q 进行优化。

第五章 算例与仿真分析。本章以山东省家家悦生鲜配送案例作为研究算例，分别采用遗传算法、蚁群算法和遗传蚁群算法求解多目标优化问题，分析了算法的稳定性，并获得不同客户满意度下的帕累托解集，表明算法收敛速度快，求解精度高。

第六章 结论与展望。本章总结了本文的研究方法与研究结论，指出在将来的研究中，应该考虑多种生鲜农产品配送问题、各需求点之间的实际距离、温度变化下的制冷损耗和货物损耗、以及道路交通情况和车辆抛锚等对车辆行驶造成的影响等实际因素，从而能够使研究结果更加符合现实中冷链物流企业的需要。

1.5 本章小结

本章介绍了当前我国生鲜农产品冷链物流的发展背景，指出我国冷链物流存在的等问题，对国内外常规车辆路径问题、冷链物流车辆路径问题、多目标车辆路径问题、智能优化算法等研究进行综述，提出研究以总成本最低和客户满意度最高为目标的多目标带时间窗生鲜冷链物流车辆路径问题，拟通过设计遗传蚁群算法进行求解，并采用 ϵ 约束法处理多目标函数。此外，介绍了本文的技术路线以及创新之处。

2 相关理论概述

2.1 冷链物流

2.1.1 冷链物流概念及特点

冷链物流是指物流企业通过制冷控冷设备对冷藏冷冻类物品的生产和流通过程中的温度进行控制，维持其所需的低温环境，从而保障质量、减少腐烂，是冷藏冷冻类物品从产生到价值实现的重要环节。服务对象包括蔬菜、水果、肉类、海鲜等生鲜农产品和乳制品、速冻食品等加工食品以及医药化工等特殊商品，具有常温下易变质的特点，必须处于其所适宜的温度下才能长期保存。为维持低温环境，冷链物流系统通常需要具备冷库、冷藏运输车、冷藏保温箱、温控装置等制冷控冷设备，需要科学的经营与管理。

冷链物流的主要特点有：

（1）全程低温环境。生鲜农产品对温度敏感，在常温下容易腐烂变质，因此在运输途中必须通过车厢制冷以维持适宜的低温环境，保障产品新鲜，减少腐烂损失。

（2）成本高。生鲜农产品储存和流通需要采用冷库和冷藏车，且在运输途中需要不断制冷，并对温度全程监控，因此冷库建设运营费用、车辆装备和制冷费用、信息系统投入费用等使得冷链物流成本较普通商品高很多，建设投资大。

（3）时效性强。即使处于低温环境中，生鲜农产品也会在微生物的作用下发生变质，因此送达客户手中的时间越早，货损成本越小。此外，每个客户对取货或送货时间都有时间窗要求，未在客户时间窗内送达可能会产生一定的惩罚费用甚至造成客户拒收货物，因此冷链物流时效性强。

2.1.2 冷链物流的流程

冷链物流是保障生鲜农产品实现价值的必要手段，生鲜农产品从生产（或加工）到消费前的所有环节都在冷链环境中进行。通常生鲜农产品在整个流通过程中，需要流经包括生产（或加工）地、配送中心、零售商和消费者，在所有流程中都必须处于其所适宜的温度，流程如图 2-1 所示：



图 2-1 冷链物流流程图

2.2 车辆路径问题

2.2.1 车辆路径问题定义及构成要素

车辆路径问题（Vehicle Routing Problem, VRP）指根据时间窗、容量或交通管制等约束条件和实际情况，对所有需求点规划配送方案，以路程最短、费用最小、车辆最少等代价来完成客户需求。该问题已经引起运筹学、计算机应用、物流等学科研究者的广泛研究，并取得了大量成果，是一类经典的组合优化问题和 NP 难题。

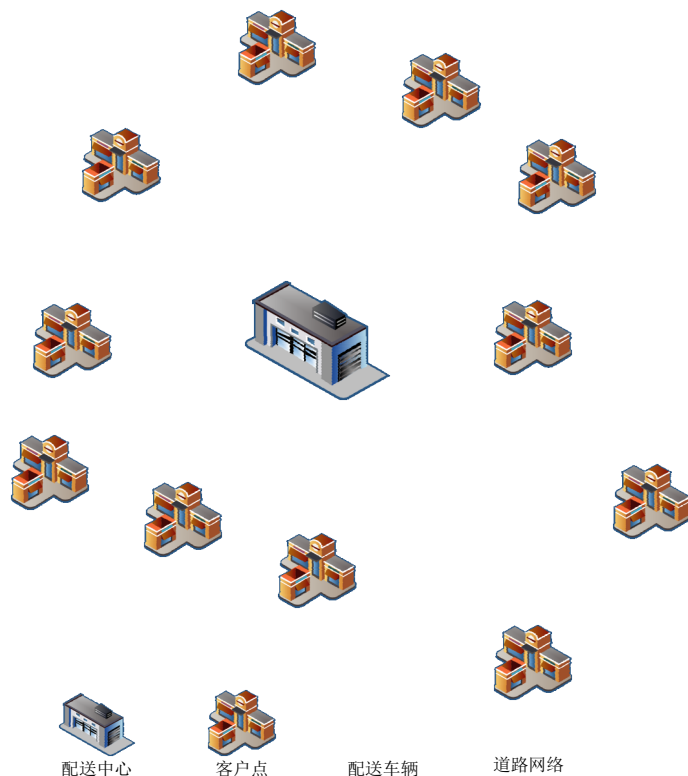


图 2-2 普通 VRP 示意图

VRP 的构成要素主要包括配送中心、客户、货物、配送车辆、道路网络、目标函数和约束条件等，示意图如图 2-2 所示。

2.2.2 车辆路径问题分类

车辆路径问题通常根据约束条件进行分类，目前主要有单一约束条件和多个约束条件的 VRP。常见的 VRP 类型及分类标准如表 2-1 所示：

表 2-1 VRP 类型及分类标准

| 序号 | 分类标准 | 分类 |
|----|------------------|----------------------------|
| 1 | 需求类型 | 纯取货（或纯送货）车辆路径问题和带取送货车辆路径问题 |
| 2 | 需求是否可拆分 | 需求可拆分车辆路径问题和需求不可拆分车辆路径问题 |
| 3 | 是否有服务时间窗限制 | 带时间窗车辆路径问题和不带时间窗车辆路径问题 |
| 4 | 配送车辆是否相同 | 同车型车辆路径问题和异车型车辆路径问题 |
| 5 | 配送中心数量 | 单配送中心车辆路径问题和多配送中心车辆路径问题 |
| 6 | 车辆最终是否返回配送中心 | 开放式车辆路径问题和闭合式车辆路径问题 |
| 7 | 需求信息在配送车辆出发前是否确定 | 动态车辆路径问题和静态车辆路径问题 |
| 8 | 客户是否有优先条件 | 优先约束车辆路径问题和无优先约束车辆路径问题 |
| 9 | 车辆是否有容量约束 | 普通车辆路径问题和有容量约束车辆路径问题 |

2.2.3 车辆路径问题求解方法

求解 VRP 的方法主要包括精确算法和启发式算法。精确算法是通过严谨的数学逻辑求解最优解的算法，但因其求解复杂和效率低等缺陷而较少有人研究和使用的。启发式算法是通过计算机仿真获得问题的一个具有较好参考性的可行解，因其求解速度快和可参考性强等优势而受到大量研究，并不断有学者对其进行改进和设计新型启发式算法。求解 VRP 问题的启发式算法主要有：遗传算法、蚁群算法、模拟退火算法（Simulated Annealing, SA）、粒子群算法（Particle Swarm Optimization, PSO）、禁忌搜索算法（Tabu Search, TS）、蝙蝠算法（Bat Algorithm, BA）、布谷鸟算法（Cuckoo Search, CS）、人工蜂群算法（Artificial Bee Colony Algorithm, ABC）等，还有一些结合多种算法特点设计的混合算法。

2.3 冷链物流车辆路径问题

2.3.1 冷链物流车辆路径问题概述

冷链物流车辆路径问题是普通 VRP 在冷链物流领域的应用，更加贴近实际生活，其运输主体是生鲜农产品，容易腐烂变质，对于运输过程中的温度、距离和时间等要求非常高，车厢在配送过程中需要全程保持密封低温，而且在运输和装卸搬运过程中会产生一定的制冷费用和货物损耗。因此，对冷藏车的配送路线进行优化，一般要考虑车辆容量、客户时间窗的等约束条件，同时优化成本一般还要考虑到制冷费用和货物损耗等。

2.3.2 冷链物流车辆路径问题的特点

冷链物流车辆路径问题求解方法与常规商品车辆路径问题类似，但其优化目标不同，常规商品车辆路径问题通常以路程最短、车辆最少或成本最低作为优化目标；冷链物流车辆路径问题由于配送物品的自身特性，不可长时间在途运输，而不计成本的最快送达则不符合企业利益，因此需要在时间最短与成本最小之间寻找恰当的平衡，使得在时间尽量短的情况下成本尽量低。

2.4 多目标优化

2.4.1 多目标优化简介

在经营管理、工程设计等实际问题中，往往需要让多个目标在一定的条件下达到最优，而这些目标之间有时有一定的关联甚至互相矛盾。通过合理设计方案，使得多个目标达到总体最优，便是多目标优化问题（Multi-Objective Optimization Problem, MOOP）。

多目标优化问题的数学形式一般定义如下：

$$\text{Min } y = f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)] \quad (2-1)$$

s.t.

$$g_i(x) \leq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2-2)$$

$$h_j(x) = 0 \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (2-3)$$

其中，式（2-1）表示 n 个优化目标，式（2-2）表示问题的不等式约束，式（2-3）表示问题的等式约束。

对于多目标优化问题，常用的处理方法主要有线性加权法、约束法、优先级法以及

权重迭代法等，主要思路是将多个目标变为单个目标优化问题，但是这些方法需要决策者本身对每个目标有较深的理解，才能准确确定要加入的参数值的大小以及优先级要求，具有一定的主观性，且研究结果具有特殊性，不能适用于所有问题。

2.4.2 ε 约束法

ε 约束法是一种处理多目标优化问题的有效方法，主要思想是先对其中一个目标函数 $f_1(x)$ 进行寻优，寻得最优值 ε ，并将此值作为 $f_1(x)$ 的约束条件，在其不小于 ε 的条件下，寻找另一目标 $f_2(x)$ 的最优值，从而获得一组帕累托解。然后逐渐增加或减少 ε 的值，并以此为约束求得 $f_2(x)$ 的最优值，通过多次求解，逐渐求得多组在 $f_1(x)$ 不同值情况下 $f_2(x)$ 的帕累托解，获得帕累托解集，便是本问题的最优解集，研究者可以根据自己的特点和战略从中选择理想的帕累托解。

2.5 遗传算法

2.5.1 遗传算法原理

遗传算法是 1975 年由 J.Holland 教授提出的一种随机优化算法，通过模拟生物的自然选择和遗传学机制，迭代寻找最优解，常被用于求解 TSP、VRP 等组合优化问题。每条染色体代表一个解路径，其适应度值的大小代表该解的好坏。通常初始解由算法随机产生，并通过多次交叉和变异操作更新种群，每次从中选择适应度值最大的染色体作为当前最优解，经过若干代的迭代进化后，适应度收敛到一定值，此时的适应度即为问题所求的最优解。

2.5.2 遗传算法步骤

Step1: 编码。通常采用整数编码方法，对每个位置进行编号，并代表相应的排列顺序，如某 VRP 中有 10 个城市 $\{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ ，则染色体 $[2, 4, 5, 9, 1, 7, 8, 10, 6, 3]$ 代表一条客户编号为 2-4-5-9-1-7-8-10-6-3 排列的 VRP 染色体。

Step2: 参数及种群初始化。初始化参数，通过随机或按照一定的算法生成 N 条所有城市排列的染色体，即产生了初始群体， N 为种群数量，其大小根据问题规模和经验确定，通常在 50~200 之间。

Step3: 计算种群适应度。适应度为确定当前种群最优解和全局最优解的依据。如果

目标函数为获取最大值，则适应度函数一般为目标函数本身或其倍数；如果目标函数为获取最小值，适应度函数一般为目标函数的倒数或其倒数的倍数。

Step4: 判断是否达到算法结束条件，若满足，转 Step9，否则转 Step5。

Step5: 选择操作。选择操作是按照给定方式在旧群体中选择个体到新群体，主要与个体适应度有关，适应度值越大，被选中的可能性越大。

Step6: 交叉操作。染色体按照给定的概率和方式交叉，产生新的染色体。主要交叉方式包括单点交叉、多点交叉、顺序交叉、部分匹配交叉以及循环交叉等。

Step7: 变异操作。染色体按照给定的概率和方式变异，产生新的染色体。

Step8: 更新迭代次数，转至 Step4。

Step9: 算法结束，输出最优解。

2.5.3 遗传算法流程图

根据上述遗传算法的原理和实现步骤，其流程图如图 2-3 所示：

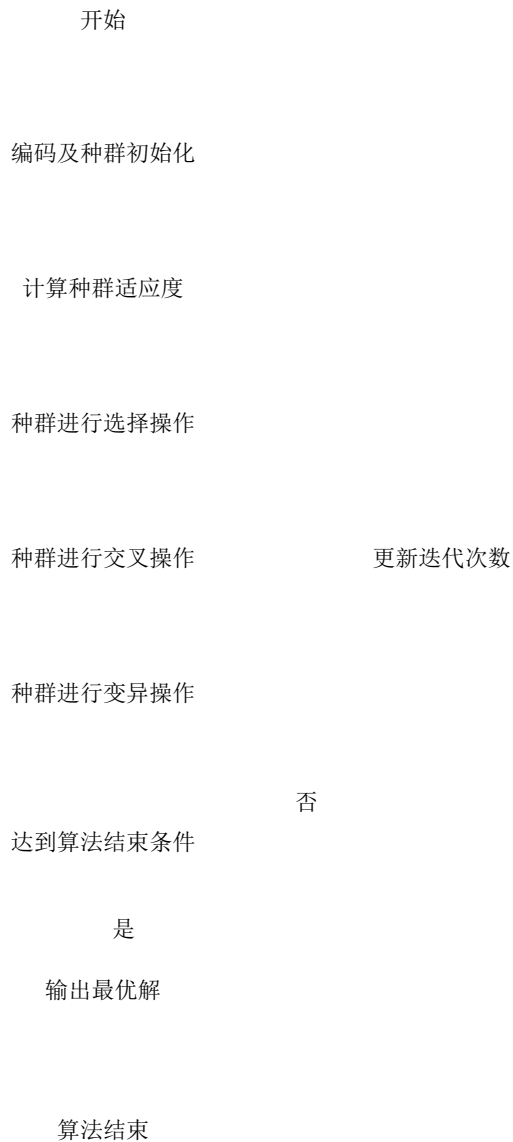


图 2-3 遗传算法的流程图

2.6 蚁群算法

2.6.1 蚁群算法原理

蚁群算法是一种群体仿生优化算法，由 M.Dorigo 等（1991）受自然界中蚂蚁群体可以快速找到食物的启发而提出。蚂蚁群体善于发现其巢穴与食物之间的最短路径，主要原因在于蚂蚁会在其经过的路径上释放一种可让被其他蚂蚁识别且会不断挥发的信息素，引起其他蚂蚁跟随并逐渐聚集，形成一种正反馈效应。与之类似，蚁群算法通过构造人工蚂蚁，按照一定的转移规则迭代寻找最优解，并不断按照设定规则进行信息素更新。

2.6.2 状态转移规则

蚂蚁主要依据各段路径的信息素量和路径长度进行状态转移，编号为 k 的蚂蚁个体在两点之间进行状态转移的概率如式 (2-4)：

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allow_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta} & \text{如果 } s \in allow_k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2-4)$$

其中， $\tau_{ij}(t)$ 为启发函数，表示在 t 时刻的路径 (i, j) 上的信息素大小； α 为信息启发因子，表示信息素的相对重要性； $\eta_{ij}(t)$ 表示从客户 i 到客户 j 的启发程度，且 $\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}}$ ， β 为期望启发因子，表示能见度的相对重要性。 $allow_k (k=1, 2, \dots, m)$ 为蚂蚁 k 待访问的需求点的集合。

2.6.3 信息素更新规则

当所有蚂蚁完成当前迭代次数的路径分配时，启发函数按照式 (2-5)、式 (2-6) 进行更新：

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (2-5)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^K \Delta\tau_{ij}^k \quad (2-6)$$

其中， $\tau_{ij}(t+1)$ 为第 $t+1$ 次迭代时需求点 i 与需求点 j 之间的信息素， ρ 为信息素挥发系数， $\rho \in (0,1)$ ， $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示第 k 只蚂蚁在需求点 i 和需求点 j 之间释放的信息素浓度， $\Delta\tau_{ij}$ 表示所有蚂蚁在需求点 i 和需求点 j 的连接道路上释放的信息素浓度之和。

对于 $\Delta\tau_{ij}^k$ 的大小有三种计算公式：

(1) ant cycle system 模型

$\Delta\tau_{ij}^k$ 计算公式见式 (2-7)：

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁经过路径 } (i,j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (2-7)$$

(2) ant quantity system 模型

$\Delta\tau_{ij}^k$ 计算公式见式 (2-8):

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q & \text{若第k只蚂蚁经过路径 (i,j)} \\ d_{ij} & \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (2-8)$$

(3) ant density system 模型

$\Delta\tau_{ij}^k$ 计算公式见式 (2-9):

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q & \text{若第k只蚂蚁经过路径 (i,j)} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (2-9)$$

上式中, Q 是蚂蚁遍历一次所释放的信息素总量; L_k 为第 k 只蚂蚁经过路径的长度; d_{ij} 表示 i, j 之间的距离。由于 (1) 利用了蚂蚁经过路径的总体信息, 而 (2) 仅利用蚂蚁经过路径的局部信息, (3) 没有考虑路径信息, 因此通常采用 ant cycle system 模型的公式计算释放的信息素浓度。

2.6.4 蚁群算法基本步骤

Step1: 初始化参数。首先要对算法所需参数进行初始化, 并对位置进行编码。

Step2: 构建解空间。各个蚂蚁随机选择出发点, 并按照状态转移规则选择待访问的地点, 选择之后需要修改禁忌表, 待所有蚂蚁访问完所有地点便构成了一个解路径。

Step3: 判断是否完成所有蚂蚁的遍历。若遍历完所有蚂蚁的待访问地点, 则执行 step4, 否则转 step2

Step4: 更新信息素。计算各个蚂蚁经过的路径长度, 记录当前迭代次数的最优解, 并按照信息素更新规则对各个城市连接路径上的信息素浓度进行更新。

Step5: 判断是否终止。判断当前迭代次数是否已达到设定的最大值, 若小于最大值, 则令当前迭代次数+1, 清空蚂蚁路径表, 并返回 step2; 否则, 输出最优解, 算法终止。

2.6.5 蚁群算法流程图

根据上述蚁群算法的原理和基本步骤, 其流程图如图 2-4 所示:

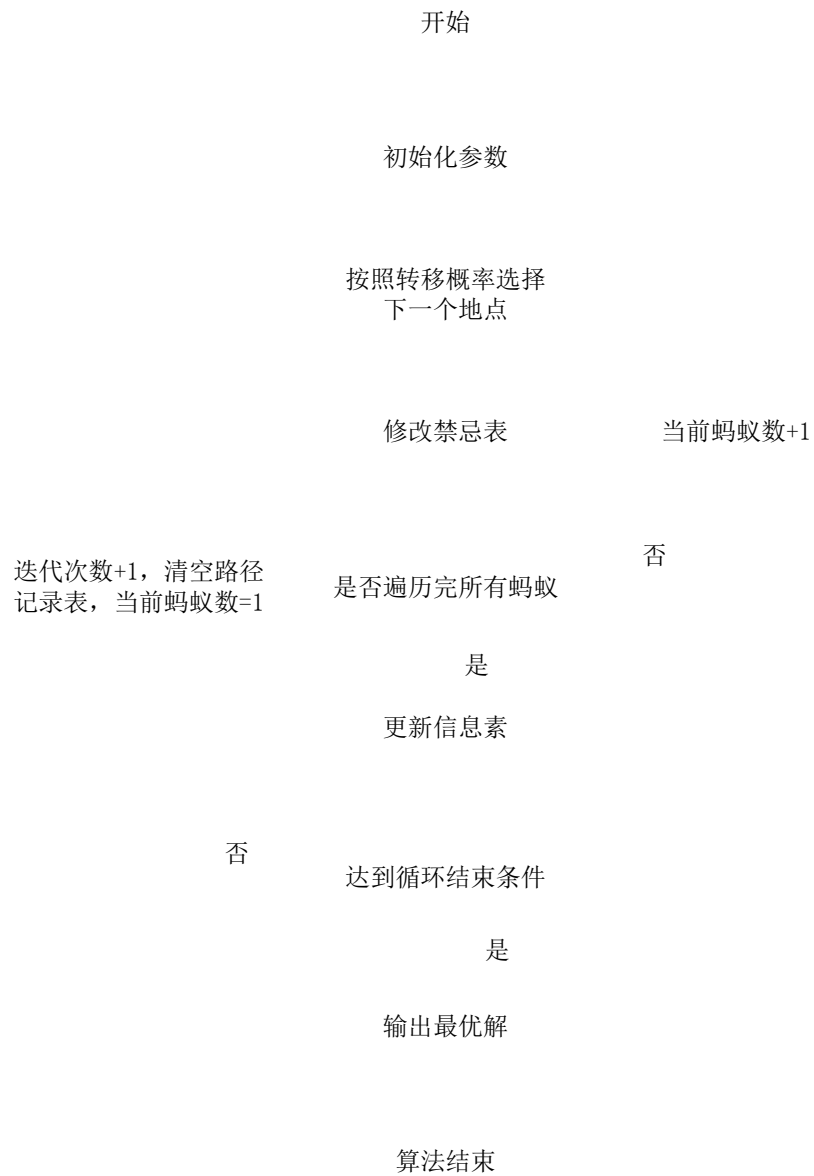


图 2-4 蚁群算法流程图

2.7 本章小结

本章主要对冷链物流、车辆路径问题、冷链物流车辆路径问题、多目标优化、遗传算法、蚁群算法等基础理论进行介绍，通过分析算法的原理以及迭代步骤，为模型的构建和算法的设计提供了理论支撑。

3 冷链物流车辆路径问题模型

3.1 模型描述

3.1.1 问题描述

本文研究的是带容量和时间窗约束的多目标单配送中心闭合式生鲜冷链物流车辆路径问题，即由一个冷链配送中心服务多个客户需求点，配送车具有容量约束，客户有服务时间窗要求，所有车辆均从配送中心出发，服务完客户后返回配送中心。由于不同的生鲜农产品的适宜温度、空间占用、货损系数等不同，为便于研究，本文研究仅配送一种生鲜农产品问题。优化目标是保证完成客户需求，使得总成本最低和客户满意度最高。其中总成本包括固定成本、运输成本、制冷成本、货损成本和惩罚成本，且制冷成本和货损成本考虑了运输过程与卸货过程中的差异，并考虑车厢货物总量的变化；客户满意度是指客户对配送服务时间的满意程度，由为客户完成配送服务的时间与客户规定的时间窗之间差值决定。

3.1.2 模型假设

为保证模型的严谨性，本文做如下假设：

- (1) 仅有一个配送中心，每辆冷藏车都在配送中心出发，最后返回配送中心；
- (2) 每个客户点仅有送货需求，没有取货需求；
- (3) 所有冷藏车都是完全相同的，具有相同的额定载重和油耗；
- (4) 每个客户的需求量和位置都是已知和固定的，且不超过车辆额定载重量和最大行驶里程；
- (5) 配送中心的货物能够满足所有用户需求；
- (6) 每个客户都有约定的时间窗，冷藏车需在客户约定时间窗内进行服务，早到或晚到将会产生惩罚成本，并影响客户满意度；
- (7) 客户的满意度由配送时间与时间窗之间的关系决定，与其他因素无关
- (8) 每个客户能且仅能被一辆车服务；
- (9) 冷藏车在运输途中匀速行驶，仅在客户点处停留；

- (10) 每辆冷藏车均不能超载；
- (11) 仅配送一种生鲜农产品，货损比例已知；
- (12) 冷藏车运输过程中车厢内外温度恒定。

3.1.3 参数说明

本文对模型中相关重要参数进行如下定义：

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{若车辆} k \text{从客户点} i \text{驶向客户点} j \\ 0, & \text{否则} \end{cases} ;$$

$$y_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{客户点} i \text{的需求由车辆} k \text{完成服务} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} ;$$

K : 所需车辆总数；

d_{ij} : 客户 i 和客户 j 的距离；

q_i : 客户 i 的需求量；

Max_weight : 车辆额定载重；

p : 单位质量农产品的价格；

λ : 使用每辆冷藏车的固定成本；

λ_0 : 冷藏车单位距离运输成本；

λ_1 : 运输时单位时间内的制冷成本；

λ_2 : 卸货时单位时间内的制冷成本（通常 $\lambda_2 \geq \lambda_1$ ）；

λ_3 : 运输时单位时间内的货损率；

λ_4 : 卸货时单位时间内的货损率（通常 $\lambda_4 \geq \lambda_3$ ）；

λ_5 : 早到单位时间惩罚成本；

λ_6 : 迟到单位时间惩罚成本；

V : 配送车辆行驶速度；

$[ET_i, LT_i]$: 客户 i 最佳服务时间窗；

$[AET_i, ALT_i]$: 客户 i 可接受时间窗；

t_j : 为客户 j 卸货需要的时间；

M : 无穷大的惩罚成本。

3.2 模型建立

本文研究的是多目标优化问题，优化目标包括最小化总成本和最大化客户满意度，其中总成本包括固定成本、运输成本、制冷成本、货损成本和惩罚成本，客户满意度则根据送达时间与客户约定时间窗之间的差值进行定义。

3.2.1 成本函数

(1) 固定成本

固定成本是指安排车辆完成客户需求所产生的固定费用，包括冷藏车的保养、维护、折旧损耗以及员工工资等费用。为量化和求解方便，将固定成本表示为配送车辆数量的正比函数，如式 (3-1)：

$$C_1 = \lambda K \quad (3-1)$$

其中， C_1 表示固定成本。

(2) 运输成本

运输成本是指冷藏车完成配送所需的燃油费用，一般来说其大小与运输距离成正比关系。故运输成本定义如式 (3-2)：

$$C_2 = \lambda_0 \sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n d_{ij} x_{ijk} \quad (3-2)$$

其中， C_2 表示运输成本。

(3) 制冷成本

由于生鲜农产品具有易腐特性，对温度敏感，为保障其品质，冷藏运输车在配送全程中需要制冷以维持车厢内恒定的低温环境，因此会产生制冷费用。通常制冷成本包括运输途中车厢温度恒定的制冷成本和卸货过程中车门开启产生热交换的制冷成本，定义如式 (3-3)：

$$C_3 = \sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^n x_{ijk} \left(\lambda_1 \frac{d_{ij}}{v} + \lambda_2 t_j \right) \quad (3-3)$$

其中， C_3 表示制冷成本； $\frac{d_{ij}}{v}$ 表示车辆在客户 i 与客户 j 之间的行驶时间。

(4) 货损成本

生鲜农产品运输时虽然处在冷藏车的低温环境中，但由于其易腐特性和微生物的

繁殖，会随着时间而产生一定的腐烂，造成损失；在为客户卸货时，会产生热交换，引起车厢温度升高，加剧了产品的腐烂。因此，本文货损成本主要包括两部分：运输过程中的货损成本和卸货时产生的货损成本，定义如式（3-4）：

$$C_4 = p \sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^n x_{ijk} \left(\lambda_3 \frac{d_{ij}}{v} + \lambda_4 t_j \right) r_i \quad (3-4)$$

其中， C_4 表示货损成本； $\frac{d_{ij}}{v}$ 表示车辆在客户 i 与客户 j 之间的行驶时间； r_i 表示离开客户 i 时车厢内货物质量。

（5）惩罚成本

惩罚成本是由于配送车辆未在客户约定时间窗内到达而产生，其大小主要由车辆到达时间与客户约定时间窗之间的关系决定。本文中，每个客户具有一个最佳服务时间窗 $[ET_i, LT_i]$ 和可接受时间窗 $[AET_i, ALT_i]$ ，在 $[ET_i, LT_i]$ 之内到达客户，将不会产生惩罚成本；在 $[ET_i, LT_i]$ 之外、 $[AET_i, ALT_i]$ 之内到达客户，会产生一定的惩罚成本；在 $[AET_i, ALT_i]$ 之外到达，客户将拒绝接受服务，从而造成巨大损失。为防止配送超过 $[AET_i, ALT_i]$ ，将超过 $[AET_i, ALT_i]$ 的惩罚成本设定为一个无穷大的数 M 。客户 i 的惩罚成本 $P(t_i)$ 与车辆到达时间 t_i 之间的关系图像如图 3-1 所示：

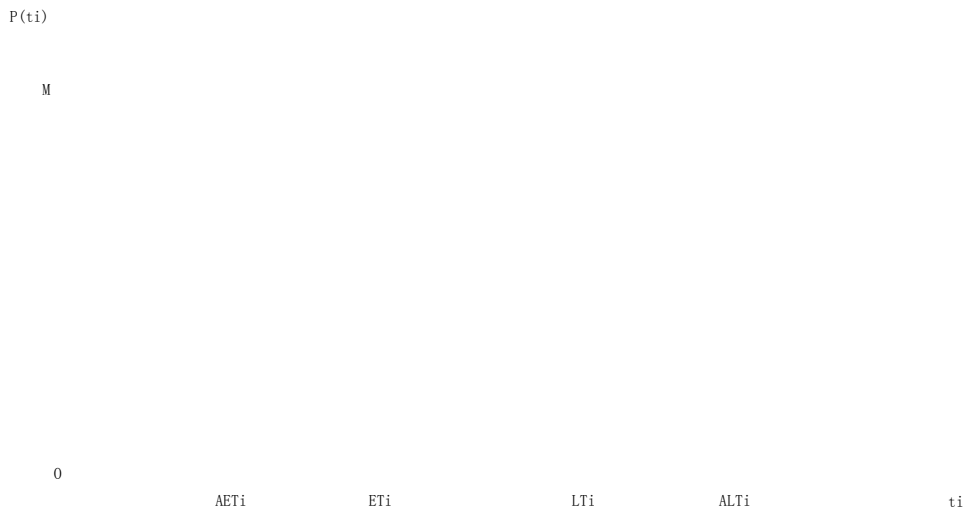


图 3-1 惩罚成本与车辆到达时间关系

客户 i 的惩罚成本 $P(t_i)$ 与车辆到达时间 t_i 之间的函数关系定义为式（3-5）：

$$P(t_i) = \begin{cases} M & t_i < AET_i \\ \lambda_5(ET_i - t_i) & AET_i \leq t_i < ET_i \\ 0 & ET_i \leq t_i \leq LT_i \\ \lambda_6(t_i - LT_i) & LT_i < t_i \leq ALT_i \\ M & t_i > ALT_i \end{cases} \quad (3-5)$$

因此，总惩罚成本定义如式（3-6）：

$$C_5 = \sum_{i=1}^n P(t_i) \quad (3-6)$$

其中， C_5 表示惩罚成本。

3.2.2 客户满意度函数

本文研究的客户满意度是主要由车辆到达时间与客户时间窗之间的关系决定。每个客户具有一个最佳服务时间窗 $[ET_i, LT_i]$ 和可接受时间窗 $[AET_i, ALT_i]$ ，在 $[ET_i, LT_i]$ 之内到达客户，客户满意度为 100%；在 $[ET_i, LT_i]$ 之外、 $[AET_i, ALT_i]$ 之内到达客户，客户满意度会受到一定影响；在 $[AET_i, ALT_i]$ 之外到达，客户满意度为 0，将不再接受服务。

因此，客户 i 的满意度 $S(t_i)$ 与车辆到达时间 t_i 之间的关系图像如图 3-2 所示：



图 3-2 客户满意度与车辆到达时间关系

客户 i 的满意度 $S(t_i)$ 与车辆到达时间 t_i 之间的函数关系定义为式（3-7）：

$$S(t_i) = \begin{cases} 0 & t_i < AET_i \\ \frac{t_i - AET_i}{ET_i - AET_i} \times 100\% & AET_i \leq t_i < ET_i \\ 100\% & ET_i \leq t_i \leq LT_i \\ \frac{ALT_i - t_i}{ALT_i - LT_i} \times 100\% & LT_i < t_i \leq ALT_i \\ 0 & t_i > ALT_i \end{cases} \quad (3-7)$$

总体客户满意度依据每个客户的需求量占整体的比重分配相应的权重，因此总体客户满意度 S 定义为式 (3-8)：

$$S = \frac{\sum_{i=1}^n S(t_i) q_i}{\sum_{i=1}^n q_i} \quad (3-8)$$

3.2.3 模型建立

总成本包括固定成本、运输成本、制冷成本、货损成本和惩罚成本，因此模型为：

$$\text{Min } C = C_1 + C_2 + C_3 + C_4 + C_5 \quad (3-9)$$

$$\text{Max } S = \frac{\sum_{i=1}^n S(t_i) q_i}{\sum_{i=1}^n q_i} \quad (3-10)$$

s.t.

$$x_{ijk} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in \{1, 2, \dots, n\} \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (3-11)$$

$$y_{ik} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (3-12)$$

$$\sum_{i=1}^n q_i y_{ik} \leq \text{Max_weight} \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (3-13)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^n x_{ijk} = \sum_{k=1}^K y_{jk} = 1 \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, n\}, i \neq j \quad (3-14)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=0}^n x_{ijk} = \sum_{k=1}^K y_{ik} = 1 \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, i \neq j \quad (3-15)$$

$$\sum_{k=1}^K y_{0k} = K \quad (3-16)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{0jk} = 1 \quad (3-17)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{i0k} = 1 \quad (3-18)$$

$$AET_i \leq t_i \leq ALT_i \quad (3-19)$$

其中，式（3-9）为综合成本最低的目标函数；式（3-10）为整体客户满意度最高的目标函数；式（3-11）和式（3-12）为决策变量；式（3-13）表示为车辆容量约束；式（3-14）与式（3-15）保证每个客户能且仅能被一辆车服务；式（3-16）表示配送中心共发出 K 辆冷藏车；式（3-17）和式（3-18）表示每辆车从配送中心出发，最后返回配送中心；式（3-19）保证每辆车都要在可接受时间窗内到达。

3.3 本章小结

本章根据带容量和时间窗约束的多目标冷链物流车辆路径问题的特点，分别研究了各个成本和客户满意度的量化方法，其中制冷成本与货损成本考虑了运输过程与卸货过程的不同和车厢货物的变动，客户满意度基于货物送达时间与客户时间窗的差异，求解总体满意度。构建以了总成本最低和客户满意度最高为优化目标的多目标优化模型，并根据问题假设和实际情况，建立了相应的约束条件，构成本文所研究的优化模型。

4 求解冷链物流车辆路径问题的遗传蚁群算法

4.1 遗传蚁群算法概述

蚁群算法具有正反馈机制，局部寻优能力强，但是搜索时间过长，而且会因信息素累积而陷入局部最优解。遗传算法具有较好的全局搜索能力，但却因没有反馈机制而存在冗余迭代，且过于依赖初始种群的优劣。根据 ACO 和 GA 具有互补性，可以将两种算法有机融合为一种遗传蚁群算法，首先通过 ACO 生成初始解，然后对其实施交叉操作和变异操作，增加种群多样性，能够优势互补，提高收敛速度和解的质量。

4.2 遗传蚁群算法的设计

4.2.1 编码方式

本文采用整数编码的方式，通过一条染色体矩阵记录需求点排列顺序，通过一个车辆路线矩阵记录车辆服务顺序。对于有 n 个需求点的实际问题，设置配送中心的编号为 0，其余地点编号为 1, 2, ..., n ，编码对象为种群中的染色体和对应的解路径，如有 1 个配送中心和 10 个需求点的 VRP 实际问题，则编号为[0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10]代表一条顺序为 0-1-2-3-4-5-6-7-8-9-10 的染色体，而编号为[0, 1, 2, 3, 0, 4, 5, 0, 6, 7, 8, 0, 9, 10, 0]则代表该染色体相应的解路径，即需要 4 辆车进行配送，服务顺序为：路线 1：0-1-2-3-0，路线 2：0-4-5-0，路线 3：0-6-7-8-0，路线 4：0-9-10-0。

4.2.2 种群初始化

算法首先通过 ACO 对种群进行初始化，得到初始种群，过程如下：

(1) 随机产生各个蚂蚁的第一个待访问点。将种群矩阵的每一列起点设为配送中心，编号为 0，然后随机在 n 个需求点中选择一个地点作为第一个访问点，并记录到路径禁忌表中。

(2) 构建解空间。对每个蚂蚁 k ($k=1, 2, \dots, m$)，按照状态转移规则选择每个待访问的地点，并修改禁忌表，直到所有蚂蚁访问完所有地点。

ACO 主要运用伪随机比例的转移概率规则，蚂蚁总是选择当前解中的较好值，随着迭代进行，会导致这条路径集中越来越多的蚂蚁，最终发生算法停滞早熟的现象。为避免此类问题，改进状态转移方式，按照确定性选择和伪随机比例选择相结合的方式进行。

确定性选择规则为式（4-1）：

$$j_{ij}(k) = \begin{cases} \arg \max [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta & \text{如果 } q \leq q_0 \\ p_{ij}^k(t) & \text{其他} \end{cases} \quad (4-1)$$

其中， q_0 为初始化参数，且 $q_0 \in [0, 1]$ ， q 为 $[0, 1]$ 区间内的随机数； $\tau_{ij}(t)$ 为启发函数，表示在 t 时刻的边 (i, j) 上的信息素大小； α 为信息启发因子，表示信息素的相对重要性； $\eta_{ij}(t)$ 表示从客户 i 到客户 j 的启发程度，且 $\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}}$ ， β 为期望启发因子，表示能见度的相对重要性。

当 $q > q_0$ 时，采用伪随机比例选择，如式（4-2）：

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allow_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta} & \text{如果 } s \in allow_k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4-2)$$

其中， $allow_k$ ($k=1, 2, \dots, m$) 为蚂蚁 k 待访问的需求点的集合。

上述规则表明，当蚂蚁在需求点 i 时，会以 q_0 的概率使用确定性选择规则寻找下一需求点 j ，以 $1-q_0$ 的概率使用伪随机比例选择规则寻找下一需求点 j 。

4.2.3 计算种群适应度

使用蚁群算法生成初始种群后，需要计算初始种群的适应度，获得当前最优解。计算种群适应度的方式为：

(1) 分配配送路线。根据初始种群的排列分配车辆路线，若下一客户需求点的需求量与当前车辆载重之和不超过车辆额定载重且到达客户时间不超过客户可接受时间窗，则将其加入当前路线；否则本车配送路线规划完成，重新分配一辆配送车辆，并将下一需求点加入新的路线。按此方式完成所有染色体的遍历。

(2) 计算每条染色体的适应度。根据已分配的路线求解每条染色体的各项成本，各项成本相加即获得总成本。由于成本数值较大，而种群适应度需取总成本的倒数，为防

止数值过小，将总成本取倒数之后乘以 10000 作为当前染色体的适应度。

(3) 计算客户满意度。根据已分配的路线中达到客户时间与客户约定时间窗之间的差异求解每条染色体的客户满意度。

(4) 求解当前最优适应度和全局最优适应度。将客户满意度设为一定的值，求解不小于此满意度下当前种群的最优适应度。若当前最优适应度大于全局最优适应度，则将当前最优适应度作为全局最优适应度，并记录当前染色体编码方式和路线分配方式。

4.2.4 交叉操作

染色体按照一定的概率 P_c 进行交叉，交叉方式采用部分映射交叉。将父代染色体两两组，假设每组染色体长度为 11，每组按照如下方式进行交叉：

(1) 判断是否进行交叉操作。生成一个随机数，若随机数小于 P_c ，则该组染色体进行交叉操作，否则重新生成随机数，并判断下一组染色体。

(2) 若进行交叉操作，则生成小于染色体长度的两个随机整数 r_1 和 r_2 ，即为两个进行交叉操作的位置，对之间的染色体进行交叉。

如 $r_1=5$ ， $r_2=8$ ，父代染色体为：

0 9 5 1 3 7 4 2 10 8 6
▲ ▲

0 10 5 4 6 3 8 7 2 1 9
▲ ▲

交叉后子代染色体为：

0 9 5 1 6 3 8 7 10 * *
▲ ▲

0 10 5 * 3 7 4 2 * 1 9
▲ ▲

(3) 消除染色体冲突。由于交叉后可能存在重复标号和有的位置被覆盖，因此需要消除染色体冲突。采用部分映射的方法消除冲突，通过寻找冲突位置原始染色体对应的编号来添加被替换掉的编号。

染色体消除冲突并替换后的编码为：

0 9 5 1 6 3 8 7 10 4 2
▲ ▲

0 10 5 8 3 7 4 2 6 1 9

▲ ▲

(4) 验证交叉后染色体是否符合要求，符合要求则作为新的染色体进行下一步操作，不符合则舍去。

4.2.5 变异操作

染色体按照一定的概率 P_m 进行变异操作，变异方式采用以下策略：

(1) 遍历每条染色体，每次生成一个随机数，若随机数小于 P_m ，则该染色体进行变异操作，否则判断下一条染色体是否进行交叉操作。

(2) 若进行变异操作，则随机选取该染色体的两个点，并将其对换位置，产生新的染色体。如染色体长度为 11，原始顺序为：

0 9 5 1 3 7 4 2 10 8 6

随机产生两个数 4 和 8，进行变异操作，变异后为：

0 9 5 2 3 7 4 1 10 8 6

(3) 验证变异后染色体是否符合要求，符合要求则作为新的染色体进行下一步操作，不符合则舍去。

4.2.6 更新信息素

所有蚂蚁完成一次路径分配后，路径上的信息素按照式 (4-3)、式 (4-4) 更新：

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (4-3)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^K \Delta\tau_{ij}^k \quad (4-4)$$

其中， $\tau_{ij}(t+1)$ 为第 $t+1$ 次迭代时需求点 i 与需求点 j 之间的信息素， ρ 为信息素挥发系数， $\rho \in (0,1)$ ， $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示第 k 只蚂蚁在需求点 i 和需求点 j 之间释放的信息素浓度， $\Delta\tau_{ij}$ 表示所有蚂蚁在需求点 i 和需求点 j 的连接道路上释放的信息素浓度之和。

$\Delta\tau_{ij}^k$ 计算规则如式 (4-5)：

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{若第}k\text{只蚂蚁经过路径}(i,j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (4-5)$$

其中， L_k 为第 k 只蚂蚁经过路径的长度； Q 表示蚂蚁循环一次所释放的信息素总量，决定信息素增长速度，从而影响算法的收敛速度和求解效果。 Q 值过大时，会使信息素过于集中在某一路径，从而使算法早熟； Q 值过小时，路径上信息素增长速度慢，从而使算法收敛速度慢。

因此，本文的信息素总量 Q 采用分段函数进行优化，规则如式（4-6）所示：

$$Q = \begin{cases} Q_1 & 1 \leq \text{iter} \leq \text{iter}_1 \\ Q_2 & \text{iter}_1 < \text{iter} \leq \text{iter}_2 \\ Q_3 & \text{iter}_2 < \text{iter} \leq \text{iter}_3 \end{cases} \quad (4-6)$$

其中， iter 为当前迭代次数， iter_1 ， iter_2 ， iter_3 为设定的一定迭代临界值。

4.2.7 输出最优解

寻找最优解完成后，将所得最优解对应的路径表的编号转化为相应需求点，即为本次寻找的当前客户满意度下的最优配送路线，最优适应度的倒数乘以 10000 即为当前客户满意度下的最低总成本。

4.3 遗传蚁群算法流程图

根据遗传蚁群算法的设计步骤，算法流程图如图 4-1 所示：

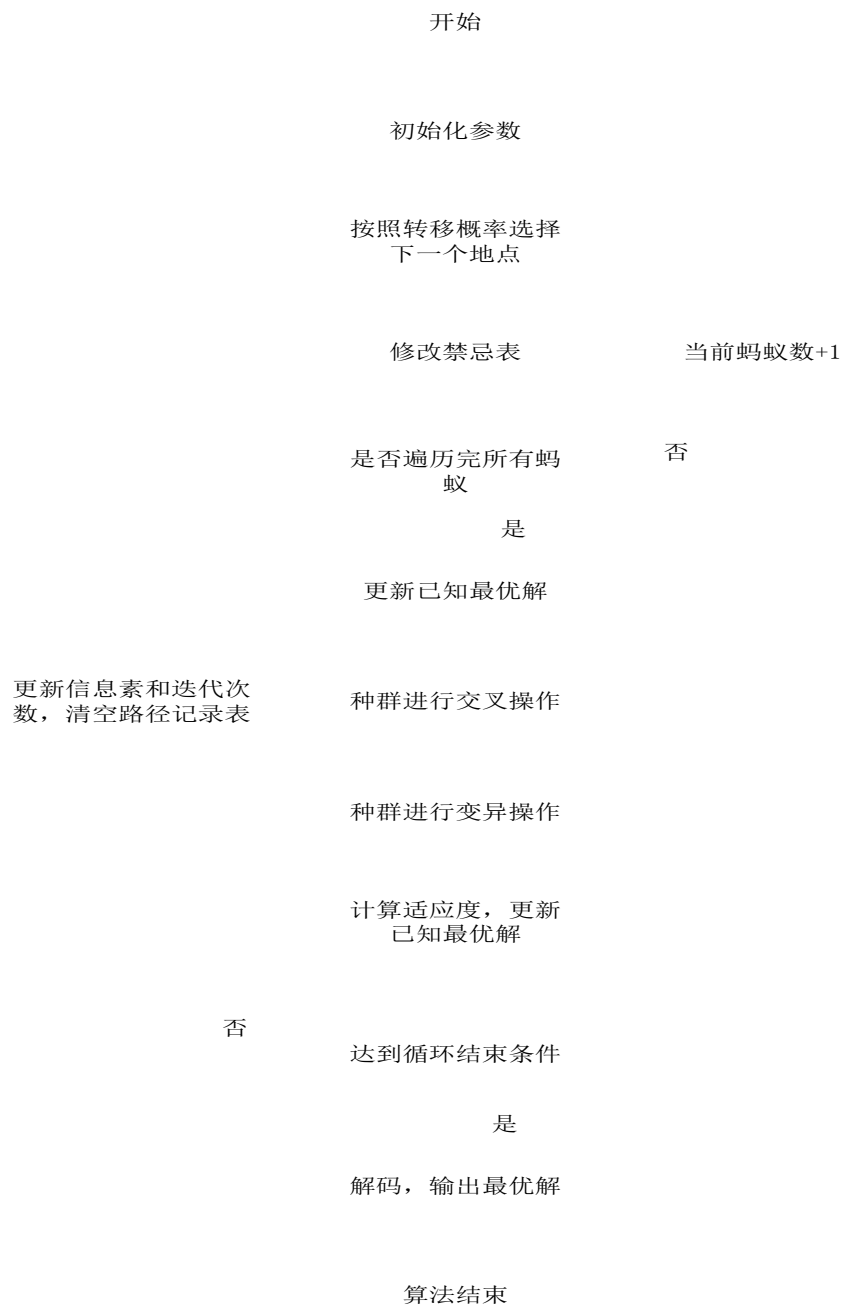


图 4-1 遗传蚁群算法流程图

4.4 本章小结

结合遗传算法和蚁群算法各自的优点，在蚁群算法中引入遗传算法的交叉算子和变异算子，设计遗传蚁群算法求解优化模型，并改进蚁群优化方法，从而减少算法的早熟现象，提高收敛速度和求解质量。

5 算例与仿真分析

5.1 算例描述

本文以钱光宇（2016）中山东省家家悦生鲜农产品配送案例作为研究算例，研究单配送中心和 20 个门店的生鲜物流配送优化问题，配送中心位置、各门店位置、客户时间窗、客户需求量和服务时间等详细信息如表 5-1 所示：

表 5-1 家家悦生鲜农产品配送中心配送数据

| 编号 | X 坐标 (km) | Y 坐标 (km) | 需求量 (t) | 最佳时间窗 | 可接受时间窗 | 服务时间 (min) |
|----|--------------|--------------|------------|------------|------------|---------------|
| 0 | 13271.603 | 2896.715 | 0 | 5:30-17:00 | 5:00-17:30 | 0 |
| 1 | 13270.702 | 2898.861 | 1.5 | 6:00-8:00 | 5:30-9:00 | 20 |
| 2 | 13270.466 | 2900.727 | 0.5 | 7:30-9:00 | 7:00-9:30 | 10 |
| 3 | 13269.093 | 2899.418 | 1.5 | 6:00-8:00 | 5:30-8:30 | 20 |
| 4 | 13268.75 | 2898.41 | 1.5 | 6:30-8:20 | 6:00-9:00 | 20 |
| 5 | 13271.667 | 2901.607 | 2 | 6:40-8:30 | 6:10-10:00 | 25 |
| 6 | 13269.136 | 2901.435 | 2 | 7:00-9:00 | 6:30-10:20 | 25 |
| 7 | 13267.978 | 2900.319 | 1.8 | 7:20-9:00 | 7:00-9:30 | 22 |
| 8 | 13270.209 | 2902.486 | 1 | 7:30-9:00 | 7:00-10:00 | 15 |
| 9 | 13267.913 | 2898.217 | 1 | 7:00-8:30 | 6:40-9:30 | 15 |
| 10 | 13266.669 | 2900.791 | 1 | 7:00-9:00 | 6:30-9:40 | 15 |
| 11 | 13267.42 | 2902.808 | 1 | 7:30-9:30 | 7:00-10:30 | 15 |
| 12 | 13269.222 | 2903.537 | 0.5 | 7:30-9:00 | 7:00-10:00 | 10 |
| 13 | 13265.982 | 2902.379 | 0.5 | 7:30-9:30 | 7:00-10:30 | 10 |
| 14 | 13272.998 | 2901.027 | 1.5 | 7:30-9:00 | 7:00-10:00 | 20 |
| 15 | 13272.976 | 2902.443 | 2 | 6:50-8:30 | 6:20-9:30 | 25 |
| 16 | 13271.86 | 2903.301 | 1.5 | 7:00-8:40 | 6:40-9:30 | 20 |
| 17 | 13271.002 | 2902.4 | 1.5 | 7:00-8:40 | 6:40-9:30 | 20 |
| 18 | 13272.032 | 2901.113 | 0.5 | 7:50-9:00 | 7:00-10:00 | 10 |
| 19 | 13269.822 | 2898.646 | 2.5 | 6:30-8:30 | 6:00-9:30 | 30 |
| 20 | 13271.212 | 2898.11 | 1 | 7:50-9:00 | 7:00-10:00 | 15 |

根据配送中心与各门店位置的坐标，其位置分布散点图如图 5-1 所示：

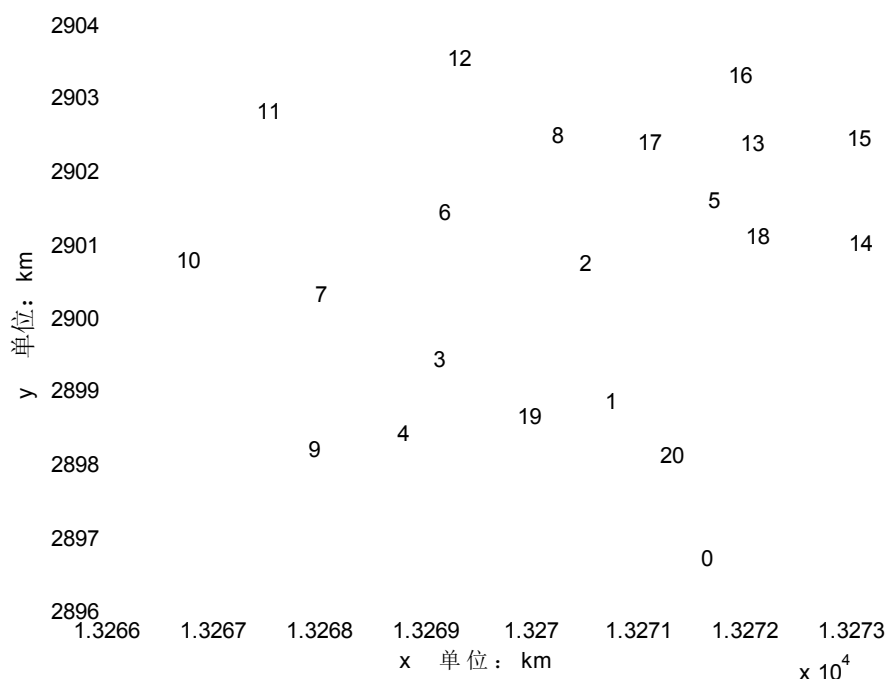


图 5-1 配送中心及各门店位置分布图

假设各配送点之间的距离均为欧氏距离，配送中心与各门店位置的距离如附录中表 A-1、表 A-2 所示。

5.2 运行环境与参数设置

5.2.1 运行环境

本文采用联想 G470 作为实验计算机，操作系统为 Windows 7 旗舰版 64 位 SP1，独立显卡，Intel 酷睿 i5 2450M CPU，2.5GHz 频率，6GB 内存，采用 MATLAB R2014a 作为仿真平台，设计 GA-ACO 算法来求解本文算例。

5.2.2 模型参数设定

模型中所需参数值如表 5-2 所示：

表 5-2 模型中所需参数值

| 参数 | 意义 | 参数值 | 单位 |
|---------------|--------------|------|------|
| Max_weight | 车辆额定载重 | 9 | t |
| p | 单位质量农产品的价格 | 4000 | 元/t |
| λ | 使用每辆冷藏车的固定成本 | 200 | 元/辆 |
| λ_0 | 冷藏车单位距离运输成本 | 3 | 元/km |

| 参数 | 意义 | 参数值 | 单位 |
|-------------|---------------|-----|------|
| λ_1 | 运输时单位时间内的制冷成本 | 3 | 元/h |
| λ_2 | 卸货时单位时间内的制冷成本 | 6 | 元/h |
| λ_3 | 运输农时单位时间内的货损率 | 0.1 | % |
| λ_4 | 卸货时单位时间内的货损率 | 0.2 | % |
| λ_5 | 早到单位时间惩罚成本 | 90 | 元/h |
| λ_6 | 迟到单位时间惩罚成本 | 100 | 元/h |
| V | 配送车辆行驶速度 | 50 | km/h |

5.2.3 算法参数设定

算法中所涉及的重要参数的取值如表 5-3 所示

表 5-3 算法参数值

| 参数 | 意义 | 参数值 |
|-------------------|----------|---------------------------------------|
| N | 种群（蚁群）规模 | 50 |
| iter ₁ | 迭代临界值 | $\frac{1}{3} \times \text{Max_iter}$ |
| iter ₂ | 迭代临界值 | $\frac{2}{3} \times \text{Max_iter}$ |
| iter ₃ | 迭代临界值 | Max_iter |
| q ₀ | 初始化参数 | 0.5 |
| α | 信息启发因子 | 1 |
| β | 期望启发因子 | 5 |
| ρ | 信息素挥发系数 | 0.1 |
| Q | 信息素总量 | 70 |
| Q | 信息素总量 | 50 |
| Q | 信息素总量 | 30 |
| P _c | 交叉概率 | 0.9 |
| P _m | 变异概率 | 0.1 |

5.3 算例求解及分析

本节首先采用 GA、ACO 和 GA-ACO 分别求解生鲜农产品配送案例，并分别对三种算法的求解结果进行对比，以表明本文模型与算法的可行性及优越性。

5.3.1 算法稳定性

为了确定本文算法的最佳迭代次数，验证算法的稳定性，设置不同的迭代次数求解在不同客户满意度情况下三种算法的最低成本。由于客户满意度最大值为 100%，选取其中几个有代表性的满意度，如客户满意度分别 100%、90%、80%，求解此时的总成本。通过对求解结果进行对比，确定算法收敛时的最佳迭代次数、算法稳定性以及求解效果。

在客户满意度为 100%的情况下，三种算法不同迭代次数的求解结果如表 5-4 所示：

表 5-4 客户满意度为 100%时三种算法不同迭代次数最优解

| 迭代次数 | GA | ACO | GA-ACO |
|------|---------|---------|---------|
| 100 | 1315.94 | 1279.75 | 1246.47 |
| 200 | 1307.72 | 1264.86 | 1234.50 |
| 300 | 1286.93 | 1258.91 | 1225.18 |
| 400 | 1280.39 | 1246.07 | 1216.35 |
| 500 | 1275.56 | 1243.72 | 1216.35 |

将表中结果在图像中表示，则迭代次数与求解结果的关系如图 5-2 所示：

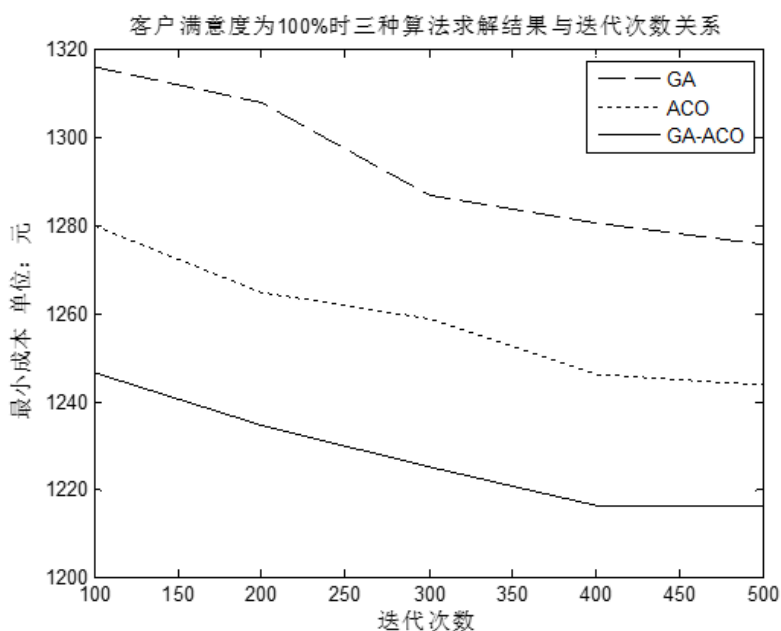


图 5-2 客户满意度为 100%时三种算法求解结果与迭代次数关系

在客户满意度为 90%的情况下，三种算法不同迭代次数的求解结果如表 5-5 所示：

表 5-5 客户满意度为 90%时三种算法不同迭代次数最优解

| 迭代次数 | GA | ACO | GA-ACO |
|------|---------|---------|---------|
| 100 | 1136.49 | 1082.08 | 1077.44 |
| 200 | 1127.22 | 1076.08 | 1066.79 |
| 300 | 1122.43 | 1064.83 | 1053.13 |
| 400 | 1114.48 | 1054.13 | 1052.80 |
| 500 | 1107.61 | 1053.72 | 1052.80 |

将表中结果在图像中表示，则迭代次数与求解结果的关系如图 5-3 所示：

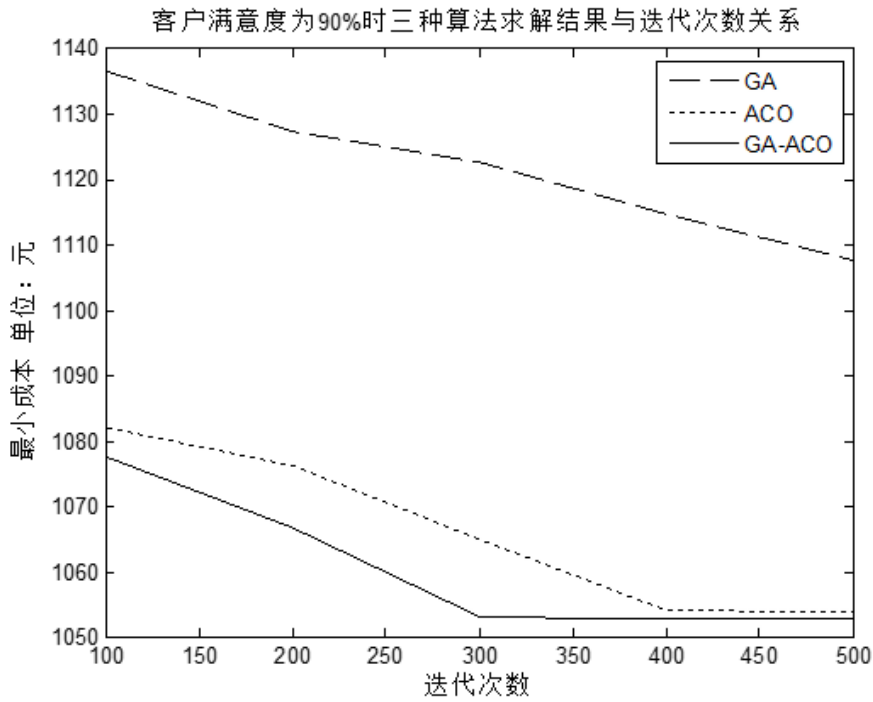


图 5-3 客户满意度为 90%时三种算法求解结果与迭代次数关系

在客户满意度为 80%的情况下，三种算法不同迭代次数的求解结果如表 5-6 所示：

表 5-6 客户满意度为 80%时三种算法不同迭代次数最优解

| 迭代次数 | GA | ACO | GA-ACO |
|------|---------|---------|---------|
| 100 | 1119.57 | 1076.08 | 1068.59 |
| 200 | 1112.15 | 1074.63 | 1053.72 |
| 300 | 1102.05 | 1062.19 | 1050.70 |
| 400 | 1095.98 | 1052.50 | 1039.72 |
| 500 | 1087.55 | 1052.35 | 1035.25 |

将表中结果在图像中表示，则迭代次数与求解结果的关系如图 5-4 所示：

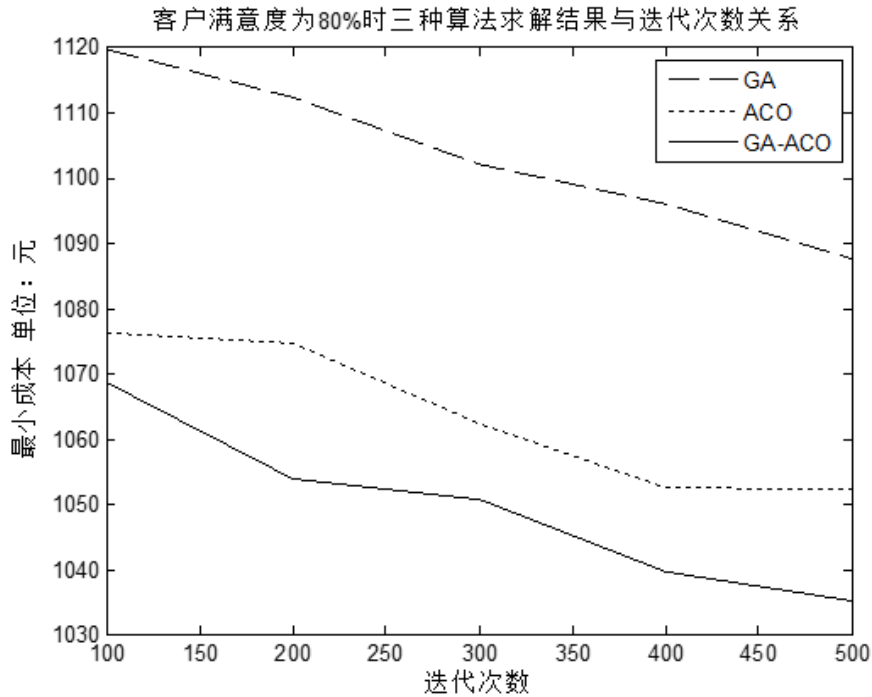


图 5-4 客户满意度为 80%时三种算法求解结果与迭代次数关系

通过 GA、ACO 和 GA-ACO 三种算法对不同客户满意度条件下的最低成本进行求解，能够发现：

(1) 在收敛速度方面，GA 在迭代进行到 500 次时，逐渐收敛；ACO 和 GA-ACO 在迭代进行到 400 代时，算法收敛至最小值。表明 GA-ACO 和 ACO 收敛速度相当，均快于 GA，能够在较少的迭代次数内收敛，获得最优值。

(2) 在求解精度方面，在相同迭代次数下，GA-ACO 求解结果均优于 GA 和 ACO，且最终求解结果也是最小的。

因此，为提高求解效率和求解精度，本文设置最大迭代次数 $Max_iter=400$ 。

5.3.2 算例求解

为了获得帕累托解集，首先将客户满意度的初始值设为 100%，并依次递减 5%，分别用三种算法求解不同满意度下的最低成本，每种算法运行 20 次，取最优结果作为该算法求得的最终结果。

采用 GA 在不同客户满意度下的求解结果如表 5-7 所示：

表 5-7 GA 求解结果

| 客户满意度 | 最低成本（元） | 车辆路线 | 装载量（t） |
|-------|---------|----------------------------------|----------|
| 100% | 1275.56 | 配送路线一：0-17-19-15-4-14-0； | 车辆 1：9 |
| | | 配送路线二：0-5-11-7-10-20-1-0； | 车辆 2：8.3 |
| | | 配送路线三：0-9-8-16-3-12-6-2-18-13-0； | 车辆 3：9 |
| 95% | 1161.91 | 配送路线一：0-9-16-2-12-10-7-6-13-0； | 车辆 1：8.8 |
| | | 配送路线二：0-1-3-4-17-11-18-14-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-20-19-5-8-15-0； | 车辆 3：8.5 |
| 90% | 1107.61 | 配送路线一：0-2-19-20-6-10-7-0； | 车辆 1：8.8 |
| | | 配送路线二：0-5-15-14-3-11-8-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-4-9-17-1-16-13-12-18-0； | 车辆 3：8.5 |
| 85% | 1101.01 | 配送路线一：0-4-6-3-8-10-7-0； | 车辆 1：8.8 |
| | | 配送路线二：0-9-19-20-1-2-12-13-14-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-17-5-11-16-15-18-0； | 车辆 3：8.5 |
| 80% | 1087.55 | 配送路线一：0-4-19-16-10-11-9-0； | 车辆 1：8.5 |
| | | 配送路线二：0-6-7-3-2-20-14-18-0； | 车辆 2：8.8 |
| | | 配送路线三：0-5-1-17-8-12-15-13-0； | 车辆 3：9 |
| 75% | 1086.67 | 配送路线一：0-17-16-15-18-6-20-0； | 车辆 1：8.5 |
| | | 配送路线二：0-4-1-12-7-10-11-8-13-0； | 车辆 2：8.8 |
| | | 配送路线三：0-9-3-19-2-5-14-0； | 车辆 3：9 |
| 70% | 1081.95 | 配送路线一：0-6-11-8-5-16-14-0； | 车辆 1：9 |
| | | 配送路线二：0-17-15-2-1-7-10-0； | 车辆 2：8.3 |
| | | 配送路线三：0-4-19-9-3-12-18-13-20-0； | 车辆 3：9 |
| 65% | 1079.37 | 配送路线一：0-4-6-3-8-5-18-2-0； | 车辆 1：9 |
| | | 配送路线二：0-19-1-10-11-12-15-13-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-16-17-7-9-20-14-0； | 车辆 3：8.3 |
| 60% | 1076.58 | 配送路线一：0-10-9-7-12-11-17-8-20-0； | 车辆 1：8.8 |
| | | 配送路线二：0-3-1-19-6-4-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-16-15-14-2-5-18-13-0； | 车辆 3：8.5 |

采用 ACO 在不同客户满意度下的求解结果如表 5-8 所示：

表 5-8 ACO 求解结果

| 客户满意度 | 最低成本（元） | 车辆路线 | 装载量（t） |
|-------|---------|--------------------------------|----------|
| 100% | 1243.72 | 配送路线一：0-9-4-19-1-20-2-0； | 车辆 1：8 |
| | | 配送路线二：0-6-3-7-10-11-12-8-0； | 车辆 2：8.8 |
| | | 配送路线三：0-17-16-13-5-18-14-0； | 车辆 3：7.5 |
| | | 配送路线四：0-15-0； | 车辆 4：2 |
| 95% | 1065.21 | 配送路线一：0-9-19-1-20-2-5-18-0； | 车辆 1：9 |
| | | 配送路线二：0-14-15-16-17-8-12-11-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-10-7-3-4-6-13-0； | 车辆 3：8.3 |
| 90% | 1053.72 | 配送路线一：0-9-19-1-20-3-4-0； | 车辆 1：9 |
| | | 配送路线二：0-6-8-17-13-5-18-14-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-15-16-12-11-10-7-2-0； | 车辆 3：8.3 |
| 85% | 1052.50 | 配送路线一：0-4-3-19-1-20-2-0； | 车辆 1：8.5 |
| | | 配送路线二：0-6-8-17-13-15-14-18-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-5-16-12-11-10-7-9-0； | 车辆 3：8.8 |
| 80% | 1052.35 | 配送路线一：0-14-15-16-17-8-12-11-0； | 车辆 1：9 |
| | | 配送路线二：0-10-7-6-2-5-18-13-0； | 车辆 2：8.3 |
| | | 配送路线三：0-9-19-1-20-3-4-0； | 车辆 3：9 |
| 75% | 1052.50 | 配送路线一：0-4-3-19-1-20-2-0； | 车辆 1：8.5 |
| | | 配送路线二：0-6-8-17-13-15-14-18-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-5-16-12-11-10-7-9-0； | 车辆 3：8.8 |
| 70% | 1053.72 | 配送路线一：0-9-19-1-20-3-4-0； | 车辆 1：9 |
| | | 配送路线二：0-6-8-17-13-5-18-14-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-15-16-12-11-10-7-2-0； | 车辆 3：8.3 |
| 65% | 1052.50 | 配送路线一：0-4-3-19-1-20-2-0； | 车辆 1：8.5 |
| | | 配送路线二：0-6-8-17-13-15-14-18-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-5-16-12-11-10-7-9-0； | 车辆 3：8.8 |
| 60% | 1053.72 | 配送路线一：0-9-19-1-20-3-4-0； | 车辆 1：9 |
| | | 配送路线二：0-6-8-17-13-5-18-14-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-15-16-12-11-10-7-2-0； | 车辆 3：8.3 |

采用本文 GA-ACO 算法在不同客户满意度下的求解结果如表 5-9 所示：

表 5-9 GA-ACO 求解结果

| 客户满意度 | 最低成本（元） | 车辆路线 | 装载量（t） |
|-------|---------|-----------------------------------|----------|
| 100% | 1216.35 | 配送路线一：0-9-4-3-1-19-20-0； | 车辆 1：9 |
| | | 配送路线二：0-5-14-2-6-7-12-0； | 车辆 2：8.3 |
| | | 配送路线三：0-8-16-15-17-18-11-10-13-0； | 车辆 3：9 |
| 95% | 1058.85 | 配送路线一：0-9-3-19-1-20-4-0； | 车辆 1：9 |
| | | 配送路线二：0-6-8-17-13-5-18-14-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-15-16-12-11-10-7-2-0； | 车辆 3：8.3 |
| 90% | 1052.80 | 配送路线一：0-19-1-3-13-4-9-2-0； | 车辆 1：9 |
| | | 配送路线二：0-6-8-17-5-18-14-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-15-16-12-11-10-7-20-0； | 车辆 3：8.3 |
| 85% | 1045.42 | 配送路线一：0-6-7-3-4-14-0； | 车辆 1：8.3 |
| | | 配送路线二：0-15-16-8-17-13-5-18-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-9-19-1-20-10-11-12-2-0； | 车辆 3：9 |
| 80% | 1035.25 | 配送路线一：0-19-3-4-9-7-0； | 车辆 1：8.3 |
| | | 配送路线二：0-6-1-20-2-5-18-14-0； | 车辆 2：9 |
| | | 配送路线三：0-15-16-13-17-8-12-11-10-0； | 车辆 3：9 |
| 75% | 1037.93 | 配送路线一：0-15-16-17- 8-14-13-18-0； | 车辆 1：8.5 |
| | | 配送路线二：0-5-6-7-3-4-0； | 车辆 2：8.8 |
| | | 配送路线三：0-9-19-1-20- 2-12-11-10-0； | 车辆 3：9 |
| 70% | 1037.27 | 配送路线一：0-5-6-7-3-4-0； | 车辆 1：8.8 |
| | | 配送路线二：0-9-19-1-20-2-18-14-0； | 车辆 2：8.5 |
| | | 配送路线三：0-15-16-13-17-8-12-11-10-0； | 车辆 3：9 |
| 65% | 1031.85 | 配送路线一：0-20-1-19-6-7-0； | 车辆 1：8.8 |
| | | 配送路线二：0-9-4-3-2-5-18-14-0； | 车辆 2：8.5 |
| | | 配送路线三：0-15-16-13-17-8-12-11-10-0； | 车辆 3：9 |
| 60% | 1037.27 | 配送路线一：0-5-6-7-3-4-0； | 车辆 1：8.8 |
| | | 配送路线二：0-9-19-1-20-2-18-14-0； | 车辆 2：8.5 |
| | | 配送路线三：0-15-16-13-17-8-12-11-10-0； | 车辆 3：9 |

三种算法求得的最优解对比情况如表 5-10 所示：

表 5-10 GA、ACO 和 GA-ACO 求解结果

| 客户满意度 | GA | | ACO | | GA-ACO | |
|-------|---------|-----|---------|-----|---------|-----|
| | 最低成本（元） | 车辆数 | 最低成本（元） | 车辆数 | 最低成本（元） | 车辆数 |
| 100% | 1275.56 | 3 | 1243.72 | 4 | 1216.35 | 3 |
| 95% | 1161.91 | 3 | 1065.21 | 3 | 1058.85 | 3 |
| 90% | 1107.61 | 3 | 1053.72 | 3 | 1052.80 | 3 |
| 85% | 1101.01 | 3 | 1052.50 | 3 | 1045.42 | 3 |
| 80% | 1087.55 | 3 | 1052.35 | 3 | 1035.25 | 3 |
| 75% | 1086.67 | 3 | 1052.50 | 3 | 1037.93 | 3 |
| 70% | 1081.95 | 3 | 1053.72 | 3 | 1037.27 | 3 |
| 65% | 1079.37 | 3 | 1052.50 | 3 | 1031.85 | 3 |
| 60% | 1076.58 | 3 | 1053.72 | 3 | 1037.27 | 3 |

通过图像将三种算法在不同客户满意度下求得的最低成本的帕累托解集表示出来，对比情况如图 5-5 所示：

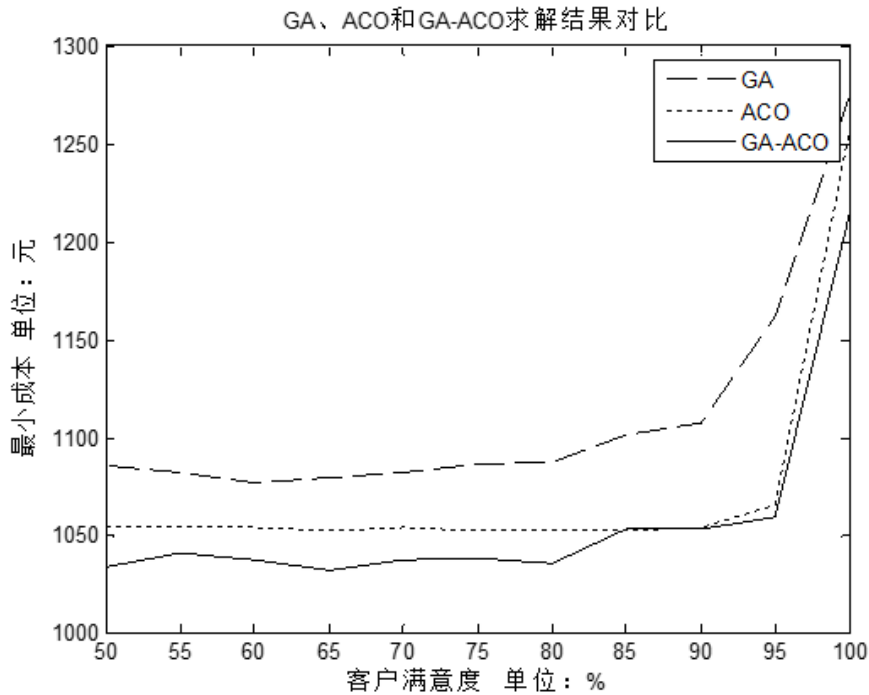


图 5-5 GA、ACO 和 GA-ACO 求解结果

通过对三种算法求解结果对比发现：本文的 GA-ACO 算法求解结果较 GA 和 ACO 更加优秀，在相同客户满意度条件下求得的总成本均最低，表明了本文 GA-ACO 算法在求解本文研究问题上是有有效的，并且优于 GA 和 ACO。

此外，图 5-5 结果表明，在客户满意度为 100%时，总成本最高；当客户满意度降低

至 95%时, GA 求得总成本降低 8.9%, ACO 求得总成本降低 14.4%, GA-ACO 求得总成本降低 13%, 降幅均较大; 当客户满意度为 80%, 同客户满意度为 95%时相比, GA 求得总成本降低 6.3%, ACO 求得总成本降低 1.2%, GA-ACO 求得总成本降低 2.2%, 表明客户满意度在由 95%降至 80%时, 总成本降幅较小; 而当客户满意度低于 80%时, 总成本基本保持稳定, 不再降低。这是由于客户满意度降低时虽然运输成本会降低, 但是违反时间窗约束的惩罚成本会增加, 当客户满意度低于一定值时, 惩罚成本会很高, 减少的运输成本并不能抵消增加的惩罚成本, 因此总成本并不会降低。

结果表明, 在本文有容量和时间窗约束的多目标冷链物流车辆路径问题算例中, 对于以客户满意度作为最重要的衡量因素, 而将成本作为第二考虑因素的企业来说, 保证客户满意度为 100%更符合企业的经营战略; 对于客户满意度和成本同等重要的企业, 保证客户满意度为 95%更符合企业的经营战略; 对于以成本作为最重要的衡量因素, 而将客户满意度作为第二考虑因素的企业来说, 保证客户满意度为 80%更符合企业的经营战略。

5.3.3 最优配送路线

通过上述分析, 表明客户满意度分别为 100%、95%和 80%时的最低成本具有代表意义, 因此研究这三种客户满意度条件下的帕累托解集和最优配送路线更具有实际意义。

当客户满意度最重要时, 最优客户满意度为 100%, 采用 GA-ACO 求得的最低成本为 1216.35 元, 配送服务需要 3 辆车完成, 各车路线及载重分别为:

车辆 1: 0-9-4-3-1-19-20-0, 载重 9t;

车辆 2: 0-5-14-2-6-7-12-0, 载重 8.3t;

车辆 3: 0-8-16-15-17-18-11-10-13-0, 载重 9t。

配送路线示意图如图 5-6 所示:

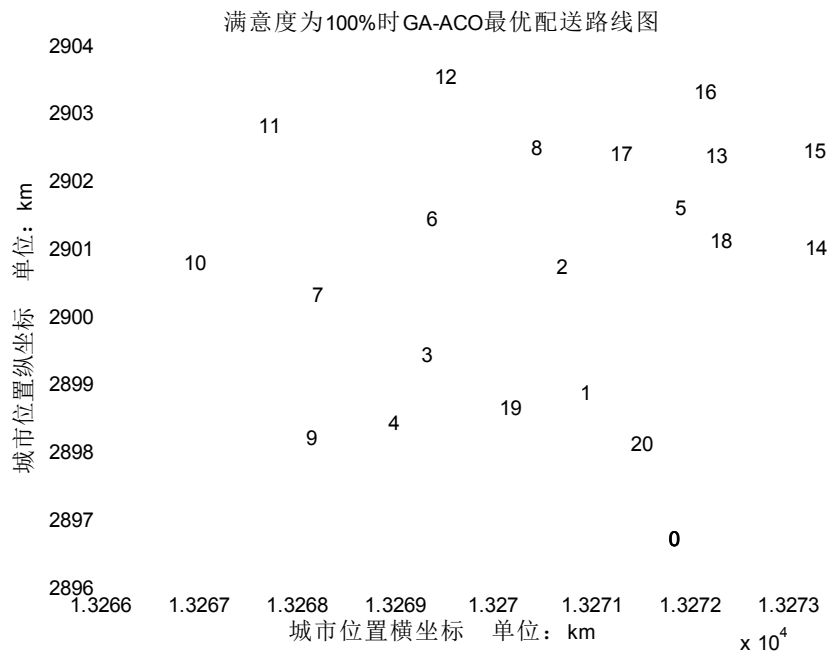


图 5-6 满意度为 100%时 GA-ACO 最优配送路线

在客户满意度与配送成本同等重要时，最优客户满意度为 95%，采用 GA-ACO 求得的最低配送成本为 1058.85 元，配送服务需要 3 辆车完成，各车路线及载重分别为：

车辆 1：0-9-3-19-1-20-4-0，载重 9t；

车辆 2：0-6-8-17-13-5-18-14-0，载重 9t；

车辆 3：0-15-16-12-11-10-7-2-0，载重 8.3t。

配送路线示意图如图 5-7 所示：

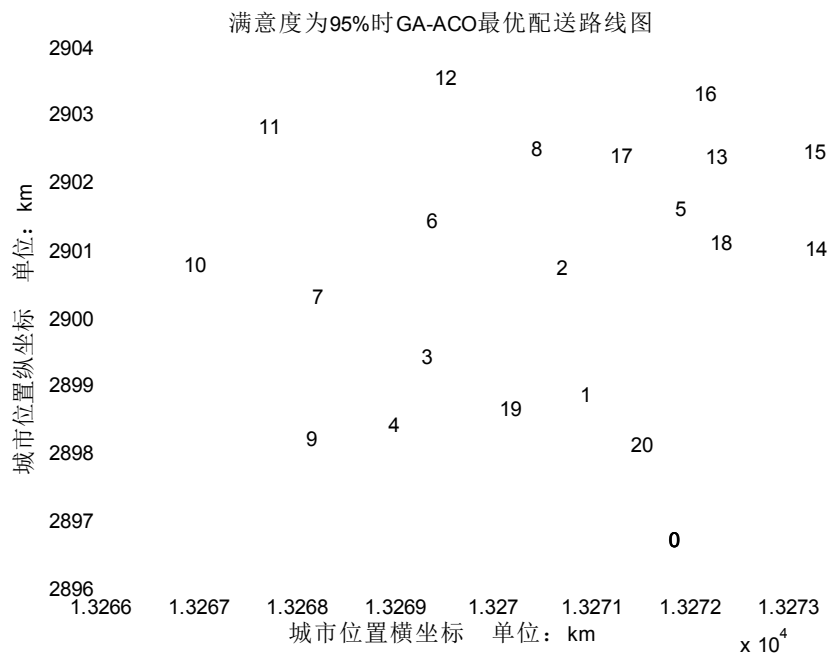


图 5-7 满意度为 95%时 GA-ACO 最优配送路线

当配送成本更加重要时，最优客户满意度为 80%，采用 GA-ACO 求得的最低配送成本为 1035.25 元，配送服务需要 3 辆车完成，各车路线及载重分别为：

车辆 1：0-19-3-4-9-7-0，载重 8.3t；

车辆 2：0-6-1-20-2-5-18-14-0，载重 9t；

车辆 3：0-15-16-13-17-8-12-11-10-0，载重 9t。

配送路线示意图如图 5-8 所示：

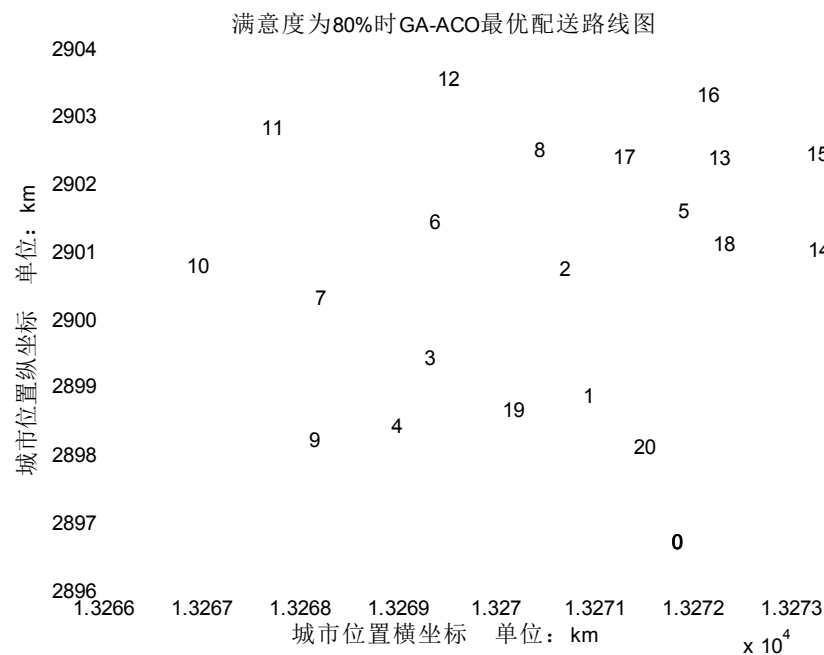


图 5-8 满意度 80%时 GA-ACO 最优配送路线

在三种客户满意度条件下，总成本分别达到最优，且均低于同种条件下的 GA 和 ACO 的求解结果，各车充分利用了车辆空间，车辆利用率较高，表明本文所建立的模型和设计的算法是有效的，能够解决客户满意度和总成本联合优化的带容量与时间窗约束的多目标冷链物流车辆路径问题，为今后的相关研究和实际应用提高了参考价值。

5.4 本章小结

本章以山东省家家悦生鲜配送案例作为研究算例，分别采用 GA、ACO 和 GA-ACO 求解多目标优化问题，采用 ε 约束法求解不同客户满意度情况下的最低成本，获得帕累托解集和最有配送路线。通过对三种算法求解结果对比表明，本文的 GA-ACO 算法求得的最优解比 GA 和 ACO 求得的更优秀，且能在最少的迭代次数内取得最优解，表明本文所建模型是合理的，所设计的算法能够提高收敛速度和求解质量。

6 结论与展望

6.1 研究结论

针对我国冷链物流存在着设施不足、配送成本高、损耗严重、准时性低、空载率高等不足，研究了带容量和时间窗约束的多目标生鲜农产品冷链物流车辆路径问题，构建了以总成本最低和客户满意度最高为优化目标的多目标优化模型，总成本包括固定成本、运输成本、货损成本、制冷成本和惩罚成本，其中制冷成本和货损成本考虑了运输过程与卸货过程中的差异进行定义，且货损成本考虑了配送过程中货物的变动情况，更加贴近实际；客户满意度由配送到达时间与客户时间窗决定。

不同于以往多目标优化研究中采用线性加权法、约束法、优先级法以及权重迭代法等方法将多目标优化问题转化为单目标优化问题，本文通过 ε 约束法求解多目标函数，将客户满意度约束在其最优值 ε 处，获得总成本的最优解，再逐渐缩小 ε 的值，从而逐渐搜索得到不同客户满意度时不同成本的帕累托解集，使得结果适用范围更广。

结合遗传算法和蚁群算法各自的优点，在蚁群算法中引入遗传算法的交叉算子和变异算子，设计了遗传蚁群算法，并改进蚁群优化方法，在蚂蚁进行状态转移时按照确定性选择和伪随机比例选择相结合的方式，信息素总量 Q 采用分段函数进行优化，从而减少算法的早熟现象，提高收敛速度和求解质量。

为验证模型与算法的有效性，对实际算例进行求解，并将其结果与遗传算法、蚁群算法求得结果进行对比发现：

- (1) 本文所建模型符合实际需求，有利于降低配送成本，提高客户满意度。
- (2) 采用 ε 约束法能够求解多目标优化问题，获得帕累托解集，拓展了结果的适用范围。
- (3) 本文的遗传蚁群算法求解结果较遗传算法和蚁群算法更加优秀，在收敛速度方面，能够在 400 次迭代时达到最优解，快于遗传算法，与蚁群算法相当；在求解结果方面，在相同客户满意度条件下求得的总成本均最低，表明了本文遗传蚁群算法在求解本文研究问题上是有有效的，并且优于遗传算法和蚁群算法。
- (4) 当客户满意度为 100% 时，总成本最高；当客户满意度降至 95% 时，总成本降

低且降幅较大；当客户满意度由 95%降至 80%之间时，总成本略有降低；而当客户满意度低于 80%时，总成本基本保持稳定，不再降低。这是由于客户满意度降低时虽然运输成本会降低，但是违反时间窗约束的惩罚成本会增加，当客户满意度低于一定值时，惩罚成本会很高，运输成本的减少并不能抵消增加的惩罚成本，因此总成本并不会降低。

因此，在本文有容量和时间窗约束的多目标冷链物流车辆路径问题算例中，对于以客户满意度作为最重要的衡量因素，而将成本作为第二考虑因素的企业来说，保证客户满意度为 100%更符合企业的经营战略；对于客户满意度和成本同等重要的企业，保证客户满意度为 95%更符合企业的经营战略；对于以成本作为最重要的衡量因素，而将客户满意度作为第二考虑因素的企业来说，保证客户满意度为 80%更符合企业的经营战略。

6.2 研究展望

冷链物流车辆路径问题是当前研究的一个热点方向，对于物流企业提高服务品质、降低成本具有重要意义。由于研究能力与研究时间的限制，本文研究仅考虑了车辆容量和客户时间窗约束，假设较为理想，如仅配送一种生鲜农产品、需求点之间距离为欧氏距离、车厢内外温度恒定、车辆匀速行驶等，与实际中的情况还存在一定的差异。在将来的研究中，可以考虑配送多种生鲜农产品、各需求点之间的实际距离、客户需求量不定、车厢外温度变化以及道路交通情况和车辆抛锚等对车辆行驶造成的影响等实际因素，还可以结合一些新型智能优化算法，从而能够使研究结果更加符合现实中冷链物流企业的需要，并应用到更加实际的问题中。

参考文献

- [1] Dantzig G B, Ramser J H. The truck dispatching problem[J]. *Management Science*, 1959, 6(1):80-91.
- [2] Wang X, Golden B, Wasil E. The min-max multi-depot vehicle routing problem: heuristics and computational results[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2015, 66(9):1430-1441.
- [3] Spliet R, Desaulniers G. The discrete time window assignment vehicle routing problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 244(2):379-391.
- [4] Allahyari S, Salari M, Vigo D. A hybrid metaheuristic algorithm for the multi-depot covering tour vehicle routing problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 242(3):756-768.
- [5] Bortfeldt A, Hahn T, Männel D, et al. Hybrid algorithms for the vehicle routing problem with clustered backhauls and 3D loading constraints[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 243(1):82-96.
- [6] Madankumar S, Rajendran C. Mathematical models for green vehicle routing problems with pickup and delivery: A case of semiconductor supply chain[J]. *Computers and Operations Research*, 2016, 89(2018):183-192.
- [7] Archetti C, Savelsbergh M, Speranza M G. The Vehicle Routing Problem with Occasional Drivers[J]. *European Journal of Operational Research*, 2016, 254(2):472-480.
- [8] Miranda D, Conceição S V. The Vehicle Routing Problem with Hard Time Windows and Stochastic Travel and Service time[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 64:104-116.
- [9] Bulhões T, Hà M H, Martinelli R, et al. The Vehicle Routing Problem with Service Level Constraints[J]. *European Journal of Operational Research*, 2017, 265 (2):544–558.
- [10] Wei L, Zhang Z, Zhang D, et al. A simulated annealing algorithm for the capacitated vehicle routing problem with two-dimensional loading constraints[J]. *European Journal of Operational Research*, 2017, 265 (3):843–859.
- [11] Speranza M G, Fernández E, Roca-Riu M. The Shared Customer Collaboration Vehicle Routing Problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2017, 265(3):1078-1093
- [12] Zhou L, Baldacci R, Vigo D, et al. A Multi-Depot Two-Echelon Vehicle Routing Problem with Delivery Options Arising in the Last Mile Distribution[J]. *European Journal of Operational Research*, 2017, 265(2): 765-778.
- [13] Wang Y. The Optimization Analysis of Cold Chain Logistics Distribution Route based on Particle Swarm Optimization (PSO) Algorithm[J]. *Advances in Information Sciences & Service Sciences*, 2013 ,5(2):801-808.
- [14] Li L, Yao F, Niu B. DEABC Algorithm for Perishable Goods Vehicle Routing Problem[C]// *International Conference on Intelligent Computing*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013, 7796:624-632.
- [15] Amorim P, Almada-Lobo B. The impact of food perishability issues in the vehicle routing problem[J].

- Computers & Industrial Engineering, 2014, 67(1):223-233.
- [16] Zhang Y, Chen X D. An Optimization Model for the Vehicle Routing Problem in Multi-product Frozen Food Delivery[J]. Journal of Applied Research & Technology, 2014, 12(2):239-250.
 - [17] Zhang Y, Chen X, Liu W. The Distribution Routing Optimization for Frozen Products with Time Window Constraints[M]// LISS 2013. Springer Berlin Heidelberg, 2015:383-389.
 - [18] Wang X, Wang M, Ruan J, et al. The Multi-objective Optimization for Perishable Food Distribution Route Considering Temporal-spatial Distance [J]. Procedia Computer Science, 2016, 96:1211-1220.
 - [19] Sun M, Pang D. Vehicle routing optimisation algorithm for agricultural products logistics distribution [J]. International Journal of Applied Decision Sciences, 2017, 10(4):327-334.
 - [20] Garcia-Najera A, Bullinaria J A. An improved multi-objective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with time windows[J]. Computers & Operations Research, 2011, 38(1):287-300.
 - [21] Kovacs A A, Parragh S N, Hartl R F. The multi-objective generalized consistent vehicle routing problem[J]. European Journal of Operational Research, 2015, 247(2):441-458.
 - [22] Gee S B, Arokiasami W A, Jiang J, et al. Decomposition-based multi-objective evolutionary algorithm for vehicle routing problem with stochastic demands[J]. Soft Computing, 2016, 20(9):3443-3453.
 - [23] Nguyen V A, Jiang J, Ng K M, et al. Satisficing measure approach for vehicle routing problem with time windows under uncertainty[J]. European Journal of Operational Research, 2016, 248(2):404-414.
 - [24] Chávez J J S, Escobar J W, Echeverri M G. A multi-objective Pareto ant colony algorithm for the Multi-Depot Vehicle Routing problem with Backhauls[J]. International Journal of Industrial Engineering Computations, 2016, 7(1):35-48.
 - [25] Lian K, Milburn A B, Rardin R L. An Improved Multi-directional Local Search Algorithm for the Multi-objective Consistent Vehicle Routing Problem[J]. IIE Transactions, 2016, 48(10):975-992.
 - [26] Schneider M. The vehicle-routing problem with time windows and driver-specific times[J]. European Journal of Operational Research, 2016, 250(1):101-119.
 - [27] Li H, Wang L, Hei X, et al. A decomposition-based chemical reaction optimization for multi-objective vehicle routing problem for simultaneous delivery and pickup with time windows[J]. Memetic Computing, 2018, 10(1):103-120.
 - [28] Baker B M, Ayechew M A. A genetic algorithm for the vehicle routing problem[J]. Computers & Operations Research, 2003, 30(5):787-800.
 - [29] Mohtashami A. A novel dynamic genetic algorithm-based method for vehicle scheduling in cross docking systems with frequent unloading operation[J]. Computers & Industrial Engineering, 2015, 90(C):221-240.
 - [30] Koch H, Henke T, Wäscher G. A Genetic Algorithm for the Multi-Compartment Vehicle Routing Problem with Flexible Compartment Sizes[J]. Femm Working Papers, 2016.
 - [31] Yu B, Yang Z Z, Yao B. An improved ant colony optimization for vehicle routing problem[J]. European Journal of Operational Research, 2009, 196(1):171-176.
 - [32] Yu B, Yang Z Z, Xie J X. A parallel improved ant colony optimization for multi-depot vehicle routing problem[J]. Journal of the Operational Research Society, 2011, 62(1):183-188.

- [33] Pan T, Pan H, Gao J. An improved ant colony algorithm based on vehicle routing problem[C]// Control Conference. IEEE, 2015:2747-2752.
- [34] Yi Y, Lin X, Sheng K, et al. An Improved Ant Colony Algorithm to Solve Vehicle Routing Problem with Time Windows[M]// Intelligent Computing Theories and Methodologies. Springer International Publishing, 2015, 9925:11-22.
- [35] Schyns M. An ant colony system for responsive dynamic vehicle routing[J]. European Journal of Operational Research, 2015, 245(3):704-718.
- [36] 马建华, 房勇, 袁杰. 多车场多车型最快完成车辆路径问题的变异蚁群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2011, 31(8):1508-1516.
- [37] 王旭坪, 张凯, 胡祥培. 基于模糊时间窗的车辆调度问题研究[J]. 管理工程学报, 2011, 25(3):148-154.
- [38] 潘立军. 带时间窗车辆路径问题及其算法研究[D]. 长沙: 中南大学, 2012.
- [39] 张群, 颜瑞. 基于改进模糊遗传算法的混合车辆路径问题[J]. 中国管理科学, 2012, 20(2):121-128.
- [40] 马祥丽, 张惠珍, 马良. 蝙蝠算法在物流配送车辆路径优化问题中的应用[J]. 数学的实践与认识, 2015, 45(24):80-86.
- [41] 杨翔, 范厚明, 张晓楠,等. 基于模糊时间窗的多中心开放式车辆路径问题[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(7):1768-1778.
- [42] 周蓉, 沈维蕾. 软硬时间窗共存装卸一体化车辆路径问题的混合离散粒子群优化算法[J]. 合肥工业大学学报:自然科学版, 2016, 39(8):1022-1026.
- [43] 谢勇, 胡蓉, 钱斌,等. 一种改进的种群增量学习算法求解带软时间窗的车辆路径优化问题[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2016, 40(1):110-116.
- [44] 葛显龙, 孔阳. 带有时间窗的生鲜物流配送路径优化研究[J]. 数学的实践与认识, 2016, 46(12):78-87.
- [45] 缪小红, 周新年, 林森,等. 第 3 方冷链物流配送路径优化研究[J]. 运筹与管理, 2011, 20(4):32-38.
- [46] 向金秀. 带时间窗的农产品冷链物流车辆路径问题研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2011.
- [47] 李明泽. 城市农产品冷链物流配送路径优化研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2013.
- [48] 段雪凝. 带时间窗的冷链物流车辆路径多目标优化问题研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2014.
- [49] 杨丹婷. 冷链物流配送路径优化研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2014.
- [50] 杨珍花, 赖平仲, 汤洋,等. 冷藏车多车型混合配送调度优化[J]. 系统工程, 2015, 33(10):28-36.
- [51] 兰辉, 何琴飞, 边展,等. 考虑道路通行状况的冷链物流配送路径优化[J]. 大连海事大学学报, 2015, 41(4):67-74.
- [52] 梁承姬, 黄涛, 徐德洪,等. 改进遗传算法求解带模糊时间窗冷链配送问题[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2016, 41(3):826-835.

- [53] 张亚明, 李娜. 基于精英单亲遗传算法的冷链物流 VRP 模型优化研究[J]. 数学的实践与认识, 2016, 46(4):87-96.
- [54] 马向国, 刘同娟, 杨平哲,等. 基于随机需求的冷链物流车辆路径优化模型[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(8):1824-1832.
- [55] 潘茜茜, 干宏程. 考虑碳排放的冷链物流配送路径优化研究[J]. 数学的实践与认识, 2016, 46(2):62-68.
- [56] 钱光宇. 考虑碳排放的生鲜农产品冷链配送路径优化研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2016.
- [57] 富佳. 城市冷链物流配送路径优化研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2016.
- [58] 周咏, 计莹峰, 杨华龙,等. 冷链物流同时送取货车车辆路径优化[J]. 数学的实践与认识, 2016, 46(20):18-26.
- [59] 伍景琼, 韩春阳, 贺瑞. 生鲜食品冷链配送相关理论研究综述[J]. 华东交通大学学报, 2016, 33(1):45-54.
- [60] 范立南, 董冬艳, 李佳洋,等. 基于生鲜农产品的冷链物流配送路径优化[J]. 沈阳大学学报(自然科学版), 2017, 29(2):125-131.
- [61] 董冬艳. 基于生鲜农产品的冷链物流配送路径优化研究[D]. 沈阳: 沈阳大学, 2017.
- [62] 王维军, 罗伟. 基于改进智能水滴算法的冷链物流配送路径优化问题研究[J]. 工业工程, 2017, 20(2):38-43.
- [63] 樊世清, 娄丹, 孙莹. 生鲜农产品冷链物流车辆配送路径优化研究[J]. 保鲜与加工, 2017, 17(6):106-111.
- [64] 殷亚, 张惠珍. 易腐生鲜货品车辆路径问题的改进混合蝙蝠算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(12):3602-3607.
- [65] 王君, 李波. 带模糊预约时间的车辆路径问题的多目标禁忌搜索算法[J]. 计算机集成制造系统, 2011, 17(4):858-866.
- [66] 胡伟, 徐福缘, 台德艺,等. 基于改进粒子群算法的物流配送中心选址策略[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(12):4489-4491.
- [67] 张金凤. 带模糊时间窗的冷链物流车辆配送路径优化[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2013.
- [68] 刘云, 张惠珍. 多目标带时间窗的车辆路径问题的单亲遗传混合蚁群算法[J]. 公路交通科技, 2016, 33(6):95-100.
- [69] 谈晓勇, 林鹰. 基于改进遗传蚁群算法的灾后救援路径规划[J]. 计算机工程与设计, 2014(7):2526-2530.
- [70] 陈玉光, 陈志祥. 基于准时送货和最小耗油的配送车辆路径问题研究[J]. 中国管理科学, 2015, 23(S1):156-164.
- [71] 杨志清. 城市快递配送条件下的多目标车辆路径优化研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
- [72] 闫芳, 王媛媛. 多模糊时间窗车辆路径问题的建模及求解[J]. 交通运输系统工程与信息, 2016, 16(6):182-188.

- [73] 彭碧涛, 周永务. 多时间窗车辆路径问题的混合蚁群算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(31): 28-31.
- [74] 陈迎欣. 基于改进蚁群算法的车辆路径优化问题研究[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(6):2031-2034.
- [75] 曹庆奎, 赵斐. 基于遗传蚁群算法的港口集卡路径优化[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(7):1820-1828.
- [76] 王占锋, 杜海莲, 安素芳,等. 求解车辆路径问题的改进蚁群算法[J]. 华侨大学学报(自然版), 2013, 34(1):36-39.
- [77] 葛斌, 韩江洪, 魏臻,等. 求解带时间窗车辆路径问题的动态混合蚁群优化算法[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(7):641-650.
- [78] 黄震, 罗中良, 黄时慰. 一种带时间窗车辆路径问题的混合蚁群算法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2015, 54(1):41-46.
- [79] 杨鹏, 邹浩, 徐贤浩. 带时间窗集送货需求可分车辆路径问题的改进蚁群算法[J]. 系统工程, 2015, 33(9):58-62.
- [80] 梁承姬, 崔佳诚, 丁一. 基于混合蚁群算法的车辆路径问题研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2016, 35(3):94-99.
- [81] 马洪坤, 杨伟, 赵佳,等. 基于遗传蚁群算法的带时间窗多车场车辆调度问题[J]. 西华大学学报: 自然科学版, 2016, 35(3):31-35.
- [82] 韩越. 基于改进混合蚁群算法的带时间窗车辆路径问题优化研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2016.
- [83] 林涛, 武孟贤, 轩倩倩,等. 基于捕食搜索策略混合遗传算法的车辆路径问题研究[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2016, 35(4):106-110.
- [84] 陶云, 张鹏程. 基于改进遗传算法的冷链物流路径优化研究[J]. 蚌埠学院学报, 2016, 5(3):85-90.
- [85] 戴夏静, 梁承姬. 带时间窗的蓄冷式多温共配冷链配送问题研究[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2017, 34(5):18-25.

附录

表 A-1 配送中心与各门店距离

| 编号 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 0 | 0 | 2.3 | 4.2 | 3.7 | 3.3 | 4.9 | 5.3 | 5.1 | 5.9 | 4 | 6.4 |
| 1 | 2.3 | 0 | 1.9 | 1.7 | 2 | 2.9 | 3 | 3.1 | 3.7 | 2.9 | 4.5 |
| 2 | 4.2 | 1.9 | 0 | 1.9 | 2.9 | 1.5 | 1.5 | 2.5 | 1.8 | 3.6 | 3.8 |
| 3 | 3.7 | 1.7 | 1.9 | 0 | 1.1 | 3.4 | 2 | 1.4 | 3.3 | 1.7 | 2.8 |
| 4 | 3.3 | 2 | 2.9 | 1.1 | 0 | 4.3 | 3 | 2.1 | 4.3 | 0.9 | 3.2 |
| 5 | 4.9 | 2.9 | 1.5 | 3.4 | 4.3 | 0 | 2.5 | 3.9 | 1.7 | 5.1 | 5.1 |
| 6 | 5.3 | 3 | 1.5 | 2 | 3 | 2.5 | 0 | 1.6 | 1.5 | 3.4 | 2.5 |
| 7 | 5.1 | 3.1 | 2.5 | 1.4 | 2.1 | 3.9 | 1.6 | 0 | 3.1 | 2.1 | 1.4 |
| 8 | 5.9 | 3.7 | 1.8 | 3.3 | 4.3 | 1.7 | 1.5 | 3.1 | 0 | 4.8 | 3.9 |
| 9 | 4 | 2.9 | 3.6 | 1.7 | 0.9 | 5.1 | 3.4 | 2.1 | 4.8 | 0 | 2.9 |
| 10 | 6.4 | 4.5 | 3.8 | 2.8 | 3.2 | 5.1 | 2.5 | 1.4 | 3.9 | 2.9 | 0 |
| 11 | 7.4 | 5.1 | 3.7 | 3.8 | 4.6 | 4.4 | 2.2 | 2.6 | 2.8 | 4.6 | 2.2 |
| 12 | 7.2 | 4.9 | 3.1 | 4.1 | 5.1 | 3.1 | 2.1 | 3.5 | 1.4 | 5.5 | 3.7 |
| 13 | 5.7 | 3.7 | 2.2 | 4.1 | 5.1 | 0.8 | 3 | 4.5 | 1.8 | 5.8 | 5.5 |
| 14 | 4.5 | 3.2 | 2.5 | 4.2 | 5 | 1.5 | 3.9 | 5.1 | 3.1 | 5.8 | 6.3 |
| 15 | 5.9 | 4.2 | 3 | 4.9 | 5.8 | 1.6 | 4 | 5.4 | 2.8 | 6.6 | 6.5 |
| 16 | 6.6 | 4.6 | 2.9 | 4.8 | 5.8 | 1.7 | 3.3 | 4.9 | 1.8 | 6.4 | 5.8 |
| 17 | 5.7 | 3.6 | 1.8 | 3.5 | 4.6 | 1 | 2.1 | 3.7 | 0.8 | 5.2 | 4.6 |
| 18 | 4.4 | 2.6 | 1.6 | 3.4 | 4.3 | 0.6 | 2.9 | 4.1 | 2.3 | 5 | 5.4 |
| 19 | 2.6 | 0.8 | 2.2 | 1.1 | 1.2 | 3.5 | 2.9 | 2.5 | 3.9 | 2 | 3.9 |
| 20 | 1.4 | 0.9 | 2.7 | 2.5 | 2.5 | 3.5 | 3.9 | 3.9 | 4.5 | 3.3 | 5.3 |

表 A-2 配送中心与各门店距离

| 编号 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 |
|----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 0 | 7.4 | 7.2 | 5.7 | 4.5 | 5.9 | 6.6 | 5.7 | 4.4 | 2.6 | 1.4 |
| 1 | 5.1 | 4.9 | 3.7 | 3.2 | 4.2 | 4.6 | 3.6 | 2.6 | 0.8 | 0.9 |
| 2 | 3.7 | 3.1 | 2.2 | 2.5 | 3 | 2.9 | 1.8 | 1.6 | 2.2 | 2.7 |
| 3 | 3.8 | 4.1 | 4.1 | 4.2 | 4.9 | 4.8 | 3.5 | 3.4 | 1.1 | 2.5 |
| 4 | 4.6 | 5.1 | 5.1 | 5 | 5.8 | 5.8 | 4.6 | 4.3 | 1.2 | 2.5 |
| 5 | 4.4 | 3.1 | 0.8 | 1.5 | 1.6 | 1.7 | 1 | 0.6 | 3.5 | 3.5 |
| 6 | 2.2 | 2.1 | 3 | 3.9 | 4 | 3.3 | 2.1 | 2.9 | 2.9 | 3.9 |
| 7 | 2.6 | 3.5 | 4.5 | 5.1 | 5.4 | 4.9 | 3.7 | 4.1 | 2.5 | 3.9 |
| 8 | 2.8 | 1.4 | 1.8 | 3.1 | 2.8 | 1.8 | 0.8 | 2.3 | 3.9 | 4.5 |
| 9 | 4.6 | 5.5 | 5.8 | 5.8 | 6.6 | 6.4 | 5.2 | 5 | 2 | 3.3 |
| 10 | 2.2 | 3.7 | 5.5 | 6.3 | 6.5 | 5.8 | 4.6 | 5.4 | 3.9 | 5.3 |
| 11 | 0 | 1.9 | 4.6 | 5.9 | 5.6 | 4.5 | 3.6 | 4.9 | 4.8 | 6 |
| 12 | 1.9 | 0 | 3 | 4.5 | 3.9 | 2.6 | 2.1 | 3.7 | 4.9 | 5.8 |
| 13 | 4.6 | 3 | 0 | 1.7 | 1 | 0.9 | 1 | 1.3 | 4.3 | 4.3 |
| 14 | 5.9 | 4.5 | 1.7 | 0 | 1.4 | 2.5 | 2.4 | 1 | 3.9 | 3.4 |
| 15 | 5.6 | 3.9 | 1 | 1.4 | 0 | 1.4 | 2 | 1.6 | 4.9 | 4.7 |
| 16 | 4.5 | 2.6 | 0.9 | 2.5 | 1.4 | 0 | 1.2 | 2.2 | 5.1 | 5.2 |
| 17 | 3.6 | 2.1 | 1 | 2.4 | 2 | 1.2 | 0 | 1.6 | 3.9 | 4.3 |
| 18 | 4.9 | 3.7 | 1.3 | 1 | 1.6 | 2.2 | 1.6 | 0 | 3.3 | 3.1 |
| 19 | 4.8 | 4.9 | 4.3 | 3.9 | 4.9 | 5.1 | 3.9 | 3.3 | 0 | 1.4 |
| 20 | 6 | 5.8 | 4.3 | 3.4 | 4.7 | 5.2 | 4.3 | 3.1 | 1.4 | 0 |

致 谢

三年的研究生求学生涯即将结束，在这三年充实而又精彩的学习生活中，我感到受益良多，掌握了许多本学科的知识，也获得了学习之外的为人处世之道，为我今后继续学习、走向社会奠定了基础。在此，我想向一些重要的人表达我内心的感谢。

首先，我要感谢我的家人。在这三年期间，经历过无数挫折，但家人始终克服种种困难，极力支持我完成学业，为我提供强大的精神支柱，并不断解决我生活和学习中的困难，为我学业的顺利完成提供了无限帮助。

其次，我要感谢我的导师张瑾老师。在三年学习中，张老师以严谨的科研态度，认真的治学精神，精益求精的工作作风，深深地感染和激励着我，并不断为我的学习提供意见与指导，为我的生活提供关怀与帮助。本次毕业论文是在张瑾老师的悉心指导下完成的，从课题的选择、模型的设计、算法的实现以及论文完成，无一不凝结着张老师辛勤的汗水，在这里我向张老师表示真挚的感谢和崇高的敬意。

再次，我要感谢商学院老师、同学及同门对我学习和生活的帮助，尤其是同一寝室的舍友和同门，在求学生涯中我们互帮互助，共同进步，并对我的论文提供了许多指导与建议。

最后，我要谢谢各位评阅和答辩老师，为我论文题目的选定、论文终稿的完成提出了许多宝贵的意见，让我能够完善自我。同时，感谢母校多年的培养，感谢各位任课老师的传授与教诲。

毕国通

2018年6月

攻读学位期间发表的学术论文目录

- [1] 毕国通. 车辆路径问题及其优化算法研究综述[J]. 物流科技, 2016, 39(6):95-97.
- [2] 毕国通. 基于 O2O 模式的废弃物回收探索[J]. 中国商论, 2016(19):152-153.
- [3] 毕国通. 我国生鲜农产品冷链物流发展现状与对策研究[J]. 中国商论, 2017(20):60-61.
- [4] 毕国通. “一带一路”战略下中欧班列发展的现状与对策[J]. 中国市场, 2017(22):121-122.
- [5] 张瑾, 毕国通, 李丽丽. 一种求解 TSP 问题的离散蝙蝠算法[J]. 计算机工程与科学 (2017 年 9 月录用) .



知网查重限时 **7折** 最高可优惠 **120元**

本科定稿，硕博定稿，查重结果与学校一致

立即检测

免费论文查重: <http://www.paperyy.com>

3亿免费文献下载: <http://www.ixueshu.com>

超值论文自动降重: http://www.paperyy.com/reduce_repetition

PPT免费模版下载: <http://ppt.ixueshu.com>
