

# 北京交通大学

## 硕士专业学位论文

基于改进自适应大邻域搜索算法的带时间窗车辆路径问题研究

Research on Vehicle Routing Problem with Time Window Based on  
Improved Adaptive Large Neighborhood Search Algorithm

作者：孙靖璐

导师：卫翀

北京交通大学

2022 年 6 月

## 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解北京交通大学有关保留、使用学位论文的规定。特授权北京交通大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，提供阅览服务，并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编以供查阅和借阅。同意学校向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘。学校可以为存在馆际合作关系的兄弟高校用户提供文献传递服务和交换服务。

（保密的学位论文在解密后适用本授权说明）

学位论文作者签名：孙峻

导师签名：卫种

签字日期：2022 年 06 月 01 日

签字日期：2022 年 06 月 01 日

学校代码：10004

密级：公开

# 北京交通大学

## 硕士专业学位论文

基于改进自适应大邻域搜索算法的带时间窗车辆路径问题研究

Research on Vehicle Routing Problem with Time Window Based on  
Improved Adaptive Large Neighborhood Search Algorithm

作者姓名：孙靖璐

学 号：20125778

导师姓名：卫翀

职 称：副教授

专业领域：交通运输

学位级别：硕士

北京交通大学

2022 年 6 月

## 致谢

天波易谢，寸暑难留，光阴匆匆，转眼又至毕业，总觉还没熟悉交大每一栋建筑与每一株草木，就要向它告别——谨以此文感谢硕士期间来所有对我不吝指教的老师、同学与家人。

本论文是在我的导师卫翀副教授的悉心指导下完成的，从论文选题、确定算法、解决技术难题再到最终的内容修改定稿的过程中卫老师都给予了我很大的帮助。每次一对一的线上会议中，老师仔细检查我写过的代码并为我耐心地讲解，春风化雨行教化。在今后的工作和生活中，我会谨记卫老师的教诲，并且以卫老师为榜样，认真对待生活，努力完成工作。

感谢李殊荣师姐、王莹师姐、乔京师姐、张子健师兄、刘倩同学、王利华同学、吴俊同学、刘伟鹏同学、芦俞嘉师妹、铉和剑师弟、牛升科师弟、耿科师弟等营造了一个良好的学习和生活的氛围，正是有了师门各位的鼓励和扶持，才让我的研究生生活变得丰富多彩，再次向他们表达感激之情。此外，还要感谢我的舍友张哲以及同学林雨、乔永迪、陆育霄、李岩坤、李宁、王军、张艺蕾、李威伦等，与你们在课余时间里的娱乐、聚餐生活充满着快乐、喜悦，同时也缓解了我学习生活上的压力，衷心的祝福你们生活幸福，工作顺利。

感谢父母多年来对我的包容和疼爱，你们的悉心教导使我能够健康成长。在面对一个又一个的困难时，你们的鼓励给予我强大的精神力量，使我不断奋勇向前。

人生，就是带着遗憾往前走，岂能尽如人意，但求无愧我心。

## 摘要

随着交通运输与物流配送行业的快速发展,物流企业逐渐有能力满足商家或客户指定的服务时间要求。带时间窗的车辆路径问题在现实生活中应用日益广泛,如:物流配送、外卖配送、校车接送、班车接送及邮件揽收等。通过快速精确的优化算法,可以根据用户的需要,在保证物流效率的前提下为物流企业提供最佳配送方案,以实现减少运输总成本及配送车辆启用数量的目标。本文在充分考虑城市商品配送过程中客户点时间窗、配送车辆载重、配送车辆最大运输距离等约束的前提下,建立第一优化目标为运输总成本最小、第二优化目标为配送车辆启用数目最小的 FSMVRPTW 模型。通过设计 6 种删除算子及 6 种插入算子来丰富 ALNS 算法的算子选择池,并改进算法的评分策略及算子选择策略,进一步扩展了 ALNS 算法在求解大规模客户节点问题上的搜索能力。本次研究主要内容如下:

(1) 介绍带时间窗的车辆路径规划问题的研究背景,并从理论和实际两方面来理解和把握 VRPTW 的研究意义。总结多种类型的车辆路径问题及相应求解算法的国内外研究现状。

(2) 根据实际配送问题的特点,确定优化目标。识别影响路径规划决策的关键要素,充分考虑 VRP 中涉及关键要素的多项约束,同时线性化研究过程中出现的变量间非线性关系,最终建立相应数学模型。

(3) 介绍经典的蚁群算法和邻域搜索算法的原理及优缺点,并对算法进行改进。引入 ALNS 算法对带时间窗的车辆路径问题进行求解,介绍基于节约里程法的初始解的构建方法,阐明了自适应大邻域搜索算法的基本框架、模拟退火接受准则、经典破坏修复算子、自适应层中权重更新方式及算法终止条件。同时针对问题特点,对算法进行改进,设计新的破坏修复算子、评分策略及算子选择策略。

(4) 对国际公开数据集中的 Solomon、Gehring & Homberger 标准数据集及其已知最优解提交平台的基本情况进行了介绍并给出通过控制变量法确定的改进 ALNS 算法的最佳参数值。对比分析改进的 ALNS 算法、ACO 算法、NS 算法的计算结果,算例测试结果显示:改进 ALNS 算法的运算结果优于 SINTEF 榜单中的已知最优解,在求解 VRPTW 时表现出了较强的适用性。同时在部分大规模客户点的算例实验中,算法计算结果优于阿里菜鸟网络仓配智能化算法团队提交的已知最优解。

图 19 幅,表 17 个,参考文献 74 篇。

**关键词:** 车辆路径规划;改进的自适应大邻域搜索算法;服务时间窗;物流配送

## ABSTRACT

With the rapid development of the transportation and logistics distribution industry, logistics enterprises are gradually able to meet the service time requirements specified by merchants or customers. The vehicle routing problem with time windows is widely used in real life, such as logistics distribution, takeaway delivery, school bus pickup, shuttle bus pickup, and mail collection. Through the fast and accurate optimization algorithm, according to the needs of users, the logistics enterprises can be provided with the best distribution scheme under the premise of ensuring the logistics efficiency, so as to achieve the goal of reducing the total transportation cost and the number of delivery vehicles. In this paper, on the premise of fully considering the constraints in the process of urban commodity distribution, such as the customer point time window, the load of distribution vehicles, the maximum transport distance of distribution vehicles and so on, the FSMVRPTW model is established, in which the first optimization objective is to minimize the total transport cost and the second optimization objective is to minimize the number of distribution vehicles. By designing six kinds of destruction operators and six kinds of repair operators, the operator selection pool of ALNS algorithm is enriched, and the scoring strategy and operator selection strategy of ALNS algorithm are improved, which further expands the search ability of ALNS algorithm in solving large-scale customer node problems. The main contents of this study are as follows:

(1) This paper introduces the research background of the vehicle routing problem with time window, and understands and grasps the research significance of VRPTW from both theoretical and practical aspects. Summarize the research status of various types of vehicle routing problems and corresponding solving algorithms at home and abroad.

(2) According to the characteristics of the actual distribution problem, the optimization goal is determined. Identify the key elements that affect path planning decisions, fully consider multiple constraints involving key elements in VRP, and linearize nonlinear relationships between variables during the research process. Finally, a mathematical model of multi-vehicle, multi-cost and multi-optimization target VRP with time window is established.

(3) The principle, advantages and disadvantages of the classic ant colony algorithm and neighborhood search algorithm are introduced, and the improved design is carried out. The ALNS algorithm is introduced to solve the VRPTW, the construction method of the initial solution based on the mileage saving method is introduced, and the basic

framework of the ALNS algorithm, the simulated annealing acceptance criterion, the classical removal operator and repair operator, the weight update method in the adaptive layer and the termination condition of the algorithm. At the same time, according to the characteristics of the problem, the algorithm is improved, and new removal operator and repair operator, scoring strategy and operator selection strategy are designed.

(4) The basic situation of Solomon, Gehring & Homberger benchmark sets in the international public data set and the known optimal solution submission platform are introduced, and the optimal parameter values of the improved ALNS algorithm determined by the control variable method are given. Comparing the results of the improved ALNS algorithm, the hybrid ant colony algorithm, and the neighborhood search algorithm, the experimental results show that the solution results of the improved ALNS algorithm are better than the known optimal solutions, and show strong applicability in solving VRPTW. At the same time, in some large-scale customer point experiments, the algorithm calculation results are better than the known optimal solutions submitted by the Cainiao network warehouse allocation intelligent algorithm team.

**KEYWORDS:** Vehicle routing problem; Improved adaptive large neighborhood search algorithm; Service time window; Logistics distribution

## 目录

摘要.....	iii
ABSTRACT.....	iv
1 绪论.....	1
1.1 研究背景和意义.....	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 车辆路径问题.....	3
1.2.2 自适应大规模邻域搜索算法.....	5
1.3 主要研究工作.....	6
1.3.1 研究内容.....	6
1.3.2 主要贡献.....	7
1.3.3 技术路线.....	8
2 车辆路径问题的基本理论.....	9
2.1 车辆路径问题概述.....	9
2.2 车辆路径问题组成要素.....	10
2.3 车辆路径问题的分类.....	11
2.4 求解算法概述.....	12
2.4.1 精确求解算法.....	12
2.4.2 传统启发式算法.....	13
2.4.3 现代启发式算法.....	14
2.5 本章小结.....	15
3 带时间窗的车辆路径问题模型构建.....	16
3.1 VRPTW 问题描述.....	16
3.2 VRPTW 模型假设.....	17
3.3 VRPTW 模型构建.....	18
3.3.1 符号定义.....	18
3.3.2 模型建立.....	19
3.3.3 约束条件说明.....	20
3.4 本章小结.....	20



4	带时间窗的车辆路径问题算法设计	21
4.1	面向 VRPTW 的混合蚁群算法	21
4.1.1	混合蚁群算法简介	21
4.1.2	蚁群算法	21
4.1.3	局部优化算法	22
4.1.4	混合蚁群算法的不足	22
4.2	面向 VRPTW 的邻域搜索算法	23
4.2.1	邻域搜索算法简介	23
4.2.2	邻域搜索算子	23
4.2.3	邻域搜索算法流程	25
4.2.4	邻域搜索算法的不足	25
4.3	面向 VRPTW 的自适应大邻域搜索算法	25
4.3.1	ALNS 算法简介	25
4.3.2	自适应大邻域搜索算法流程	26
4.3.3	算法初始解的构造	27
4.3.4	算子评分策略与算子权重更新	27
4.3.5	算子选择策略	28
4.3.6	破坏及修复邻域结构:	29
4.3.7	基于模拟退火算法的解的接受	31
4.3.8	算法终止条件	31
4.4	自适应大邻域搜索算法的改进	32
4.4.1	设计邻域搜索算子	32
4.4.2	评分策略	32
4.4.3	算子选择策略	32
4.5	本章小结	33
5	基于国际公开数据集的算法测试	34
5.1	算例概况	34
5.1.1	Solomon 标准数据集	34
5.1.2	Gehring & Homberger 标准数据集	36
5.1.3	测试结果的比较与提交	39
5.2	改进的 ALNS 算法参数设置	39
5.3	算法对比分析	40
5.3.1	利用混合蚁群算法求解算例	41
5.3.2	邻域搜索算法求解算例	42

5.3.3 改进的自适应大邻域搜索算法求解算例 .....	43
5.3.4 比较本文设计算法与已有先进算法 .....	49
5.4 改进有效性分析 .....	49
5.5 影响因素分析 .....	51
5.5.1 评分策略对算法的影响 .....	51
5.5.2 权重更新参数对算法的影响 .....	52
5.5.3 模拟退火系数对算法的影响 .....	53
5.6 本章小结 .....	54
6 总结与展望 .....	55
6.1 研究总结 .....	55
6.2 研究展望 .....	56
参考文献 .....	57
作者简历及攻读硕士/博士学位期间取得的研究成果 .....	61
独创性声明 .....	62
学位论文数据集 .....	63

## 1 绪论

### 1.1 研究背景和意义

#### 1.1.1 研究背景

党的十九届五中全会以来,我国在新发展理念的引领下积极推进交通强国战略的实施。物流行业和交通行业的融合发展,逐渐形成一个完备的物流体系。2021年,我国物流业总体实现稳步复苏,社会物流总额335.2万亿元,同比增长9.2%,超过GDP1.1个百分点。物流总收入11.9万亿元,相较去年同期涨幅超过15%,持续保持良好发展态势。从年内走势看,各季度物流业整体收入增长率都超过15%,两年的平均增长率都超过8.5%。2021年,我国物流行业的固定资产投资将达到3.5万亿元以上,一大批重要的物流基础设施建设将会获得有力支持<sup>[1]</sup>。《纲要》中介绍,全国快货运输网络将在基本实现现代化的时间节点完成“全球123”规划:全国范围内24小时完成运输任务、邻近国家48小时完成运输任务、世界各大都市72小时完成运输任务。同时物流企业、个体工商户等各类物流市场主体突破600万家,就业人口突破5000万。其中有近8000个A类物流企业和400多个标准5A类物流企业。中国前50名的物流公司的收入总额约为1.4万亿元,约占全部收入的13%<sup>[2]</sup>。

受疫情影响,物流企业加速了企业的整合和重组,快递快运、冷链物流、航运航空物流、合同物流等细分市场的集中度不断提高。中国物流集团在国务院的批复下正式组建,全国物流企业的重组与整合拉开了帷幕。京东物流、东航物流、中铁特货、满帮、安能物流等一大批物流企业相继上市,为建设现代化物流企业提供了强大的资金支持<sup>[1]</sup>。

然而物流行业一直存在低利润率运营的问题。虽然2021年工业利润出现回升,重点物流企业营收利润率较上年同期有所增加。但是,相对于整个产业来说,它仍然处于疫情之前大约5%的水平。与上游行业相比,盈利水平和回升力度依然较弱。要素成本也在不断攀升,电力、煤炭、成品油等行业的供给出现了阶段性的短缺。全年的成品价格调整出现“15升、6降、4搁置”的局面,柴油价格累计每吨上涨1400多元,物流公司难以承受高额运输成本<sup>[2]</sup>。此外,物流业的用人难、用人贵、土地难、土地贵等问题也越来越突出。2021年从业状况调查报告中指出,货车司机中年龄在35岁以下的仅占25.5%,驾驶员“招聘难”已成为一种

普遍现象。一些城市已明确规定在城区不允许新建物流用地，而城市配送中心的距离较远，大大提高了配送费用。2021年，社会物流费用为16.7万亿元，比上年同期增加12.5%，运输、仓储、配送等费用上涨幅度较大<sup>[1]</sup>。

2010-2018期间，在全社会物流成本中运输费用占比超半数，达53%。在物流配送环节中，如果能找到一种更合理、更有效的方式来减少成本，就可以大幅度地减少物流费用。

### 1.1.2 研究意义

带时间窗的车辆路径问题在现实生活中应用日益广泛，如：物流配送、外卖配送、校车接送、班车接送、邮件揽收等。通过快速精确的优化算法，可以根据用户的需要，在保证物流效率的前提下为物流企业提供最佳配送方案，以实现减少运输总成本及配送车辆启用数量的目标。

#### (1) 理论意义

本文在充分考虑城市商品配送过程中客户点时间窗、配送车辆载重、配送车辆最大运输距离等约束的前提下，建立第一优化目标为运输总成本最小、第二优化目标为配送车辆启用数目最小的FSMVRPTW模型。

同时在VRP问题的求解算法设计部分，本文选择将ALNS算法进行改进，通过设计6种破坏算子及6种修复算子来丰富ALNS算法的算子选择池；在前人学者关注较少的算子评分阶段，引入随机性来丰富评分策略；在算子选择阶段，改造轮盘赌法，进一步扩展了ALNS算法在求解大规模客户节点问题上的搜索能力，最终为现代运输领域的车辆路径规划类问题的建模与求解提供一定的理论参考。

#### (2) 现实意义

减少企业物流成本：配送作为物流的重要组成部分，它是整个物流系统的终端，是企业获得利益的关键一步，同时也体现着企业的服务质量。如何合理地规划物流配送路线，是实现运输成本最低、促进物流发展的关键。

服务碳中和：交通运输长期以来都是碳排放的重点领域之一，在我国碳排放总量中占比超过10%。合理的规划车辆路径可以减少运输环节的碳排放。同时随着全国碳排放交易市场的开通，交通运输绿色低碳行动的开展为物流企业绿色转型的自主变革带来重大机遇。

## 1.2 国内外研究现状

### 1.2.1 车辆路径问题

Dantzig 和 Ramser<sup>[3]</sup>于上世纪 50 年代末从卡车调度问题出发,提出 VRP 的相关概念,并将其描述为在指定的点的集合和弧的集合上寻找最优的车辆路径集合。近年来,科技的不断发展推动我国物流和交通运输行业的创新与变革。车辆路径规划的应用范围变得广泛,出现了各种变形的 VRP 问题。

#### (1) 带时间窗的车辆路径问题

关于 (Vehicle Routing Problem with Time Windows, VRPTW) 的研究始于 1986 年, Solomon<sup>[4]</sup>第一次对 VRPTW 进行了较为完整的问题描述,并给出数学模型。在求解算法方面,设计邻近最优化算法,算法的核心思路是从最接近仓库的客户点出发,在后续的搜索中依次将空间上最接近前一个客户点的客户点放入到路径规划末端。Pérez-Rodríguez<sup>[5]</sup>主要研究了一种用于解决带时间窗的车辆路径问题的分布估算方法,以及 GMD 与电子设计自动化方案相结合的方法。Bräysy<sup>[6]</sup>在变邻域搜索算法 (Variable Neighborhood Search Algorithm, VNS) 的基础上进行扩展来求解 VRPTW,变邻域搜索算法的设计思路是通过改变邻域结构来扩大算法寻优的范围,获得一个最优解,然后对其邻域结构再进行修改来寻找下一个最优解。Chiang 等<sup>[7]</sup>应用 SA 算法 (Simulated Annealing Algorithm, SA) 来求解 VRPTW,同时利用 k-node 交换法与禁忌表的短时记忆能力来减少算法运算时间,提高收敛效率,其最终结果与初始值的优劣有着很大的关系。Bräysy<sup>[8]</sup>于 2008 年提出一种确定性模拟退火算法 (Deterministic Annealing Algorithm, DA) 求解 VRPTW。Zhao<sup>[9]</sup>通过设计“交换负算子”来实现改进粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 的目的,在求解 VRPTW 的过程中获得粒子速度。参数初始化的算法选择采用 C-W 算法、K-NearestNeighbor 分类算法与 Insertion Heuristics,初始解的进一步优化策略选择 K-NearestNeighbor 算法。Duhamel<sup>[10]</sup>首先利用 TS 算法 (Tabu Search Algorithm, TS) 求解带时间窗的车辆路径问题,其关键在于可以通过 Tabu 表直接记录邻域结构的改变,同时又通过 Tabu 表的短时记忆机制,从而减少相同邻域改变操作被选择的可能,因此一定程度上提高搜寻的有效性。虽然禁忌搜索法有良好的寻优效果,但是收敛速率缓慢,所以常与其它算法组合应用。

近年来,基于群体智能思想设计的启发式算法在求解 VRPTW 时取得了较好的结果。刘云忠等<sup>[11]</sup>设计一种动态蚁群算法来解决该问题。范厚明<sup>[12]</sup>将遗传算法和贪婪算法结合起来,获得较好的全局寻优性能、自适应性及较快的收敛速度,还有些学者选择蜂群算法<sup>[13]</sup>及布谷鸟算法<sup>[14]</sup>。李卓<sup>[15]</sup>提出了一种基于蚁群—萤火虫

虫的混合算法,该算法的主框架采用 ACO 算法,利用 FA 算法处理当前可行解,提高 ACO 算法跳出局部最优的可能。

## (2) 多车型车辆路径问题

多车型车辆路径问题 (Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem, FSMVRP) 的定义与数学模型最初是由 Golden<sup>[16]</sup>给出,同时在节约算法的基础上设计相应求解算法。一种基于列生成的最优化算法由 Taillard<sup>[17]</sup>提出,它在计算常规的多车型车辆路径问题中表现出较好的性能。Gheysens<sup>[18]</sup>等采用分支定界法得到了一种可行的车辆组合,并利用广义指派法对每一客户需要点进行分配,该方法的效果优于 C-W 算法和大旅行商算法,但其运算次数要远高于下界启发法。针对 FSMVRP, Desrochers<sup>[19]</sup>选择引入 weight matching 来改进 C-W 算法。一种结合大旅程法与 TS 算法的最优化算法,该算法在搜索中引入增加惩罚因子的机制来允许不可行解的存在,从而降低求解陷入局部最优的概率。在实例验证分布式并行 GA 算法具有收敛速度快、优化性能强的特性后,王超等<sup>[21]</sup>选择用它求解 FSMVRP。在充分考虑不同运输车辆对运输总成本影响的基础上,陶胤强<sup>[22]</sup>构建相应的 FSMVRP 模型并设计算法求解。根据新车型调整策略,文献<sup>[23]</sup>提出一种求解 FSMVRP 的最优化算法 VNS\_FSM。在构建 MILP 模型的基础上,张凯等<sup>[24]</sup>比较多种启发式算法的优缺点,最终选择将 TS 算法与 SA 算法组合。Liu<sup>[25]</sup>等以企业的总收益为目标,构建 FSMVRP 数学模型并设计改进的 TS 算法。

## (3) 两级车辆路径问题

两级车辆路径问题 (Two-echelon Vehicle Routing Problem, 2E-VRP) 的概念最初是由 Feliu 等学者<sup>[26]</sup>提出,将 2E-VRP 归纳为整数规划问题并依据问题特点选择精确算法来获得最优解。许维胜等<sup>[27]</sup>选择与遗传算法相似的模因算法(Memetic Algorithm, MA),分两阶段完成调度任务。2015 年,分支切割算法首次被引入 2E-VRP 的求解过程<sup>[28]</sup>。Breunig 等<sup>[29]</sup>于 2016 年提出了一种新的大邻域搜索方法,它将枚举式局部搜索和破坏修复操作结合起来,并利用特定的算子对中转站的选择进行了优化。关于随机客户要求的 2E-VRP 过往研究较少,胡乔宇等<sup>[30]</sup>选择在随机抽样方法中引入局部优化思想进行求解。

## (4) 多中心车辆路径问题

在综合考虑行驶距离、行驶时间等影响因素的基础上, Lorena 等<sup>[31]</sup>通过组合有偏随机化方法与 VNS 算法来求解多优化目标的多中心车辆路径问题 (Multi Depot Vehicle Routing Problem, MDVRP)。李洋等<sup>[32]</sup>将 MDVRP 划分为一组单配送中心的 VRP,并设计一种包含改进 ACO 算法的两阶段优化算法,通过两阶段中的变邻域局部搜索来提高局部搜索的性能。结合 VNS 算法与 ACO 算法各自优势, Jabir 等<sup>[33]</sup>设计组合算法求解 MDVRP。杨翔等<sup>[34]</sup>考虑在基本 VRP 模型的基础上

将时间窗视为一个模糊数，引入客户满意函数与时间惩罚函数。

#### (5) 动态车辆路径问题

1995 年，Psaraftis 等<sup>[35]</sup>首先提出了动态车辆路径问题（Dynamic Vehicle Routing Problem, DVRP）的概念，它着重说明动静态路径规划的区别，从而为以后的研究者提供了一个新的方向。Khouadjia 等学者<sup>[36]</sup>主要从两个方面来研究动态车辆路径问题。其中一方面是用于订单管理的事件处理系统；另一种是将粒子群算法与变邻域搜索算法相结合的方法，SVRP 的求解选择 VNS 算法，DVRP 的求解选择改进的 PSO 算法。Ghannadpour 等<sup>[38]</sup>把多目标模糊时间窗口的动态车辆路径问题中的客户分为特别重要、重要、一般和不重要四种类型，利用不同的服务时间窗口，提高客户的满意度。李兵等人<sup>[39]</sup>在动态车辆路径问题的研究中，将动态需求订单到达时的汽车位置看成是一个虚拟停车场，将动态车辆路径问题转换为静态动态车辆路径问题进行处理，并获得了较好的结果。分析动态事件对 VRPTW 的影响机理后，洪联系<sup>[40]</sup>采用单一事件驱动的方法来构造模型。在单一的动态事件发生时，利用大邻域搜索算法进行该定单的车辆路径规划。在建立优化目标为运输费用最少及装载量最大的数学模型基础上，Li 等<sup>[41]</sup>根据货物链和车辆链编码的特点，扩展 PSO 算法为 QPSO 算法，算法测试的结果证明所提出的算法是有效的。

#### (6) 取送货一体化车辆路径问题

取送货一体化车辆路径问题（Vehicle Routing Problem of Integrated Pickup and Delivery, VRPIPD）最初是由 Min<sup>[42]</sup>于 1989 年提出的，当时交通运输发展还比较滞后，取送货一体化车辆路径问题未得到学术界广泛关注。Yousefikhoshbakht 等<sup>[43]</sup>学者将蚁群算法和禁忌搜索算法结合起来，得到混合算法，通过与其他算法结果对比，验证混合算法的适用性与可靠性。以实际案例为背景，Liu<sup>[44]</sup>从现实生活中家庭健康管理模式出发，对 VRPIPD 进行深入的探讨并依据问题特性选择 GA 算法。家庭医疗的运作过程包括两部分：第一部分是将处方、药品和工具运送到使用者住所，服务结束后再送还公司。张景玲等<sup>[45]</sup>为求解带时间窗的 VRPIPD，提出一种基于打分机制与模拟退火选择策略的禁忌搜索算法。经实验比较，该算法能实现跳出局部最优并快速收敛的目标。

### 1.2.2 自适应大规模邻域搜索算法

大邻域搜索算法（Large Neighborhood Search, LNS）最早由 Shaw<sup>[46]</sup>于 1998 年提出，在求解 VRP 时体现了较好的适用性。Ropke 等<sup>[47]</sup>在 LNS 算法中增加自适应层，首次提出自适应大邻域搜索算法（Adaptive Large Neighborhood Search,

ALNS), 该算法首先给出一套搜索规则, 在迭代时根据搜索结果动态地选取更好的规则进行改进, 以满足大部分应用场景。

Hemmelmayr 等<sup>[48]</sup>于 2012 年在基本 ALNS 框架上进行扩展, 设计改进算法求解 2E-VRP 取得较好的结果。Bisaillon 等<sup>[49]</sup>在不正常航班的客流恢复问题上成功地运用这一算法。它通过解的构建、修复和改进不断迭代的方法来寻找满意解。在构建与修复的迭代循环中, 每次循环可行解没有改进的次数与最大运算时间作为结束迭代的条件。针对带时间窗的车辆路径规划问题, 苗国强等<sup>[50]</sup>设计一种改进 ALNS 算法来求解, 该算法在客户层级和线路层级上进行破坏与修复, 并采用局部最优策略来改进问题的求解质量, 仿真实验证明算法的可行性和有效性。一种针对有时间窗的货物装卸问题设计的快速 LNS 算法由石磊等<sup>[51]</sup>提出, 该方法利用大规模邻域搜索原理和随机扰动思想, 使初始解的质量在很短的时间内得到明显的改善, 从而克服仅以车辆数量或行驶距离为指标的求解方法存在的缺陷。Liu<sup>[52]</sup>通过在 ALNS 算法框架的算子选择池中放入 4 种 Removal 和 3 种 Repair 实现带时间窗的敏捷卫星调度问题的快速求解。针对带时间窗的 EVRP, 一种依据实际问题特点的 ALNS 算法由 Keskin 等<sup>[53]</sup>提出。针对 MTVRP 问题, Azi<sup>[54]</sup>构建标准的数学模型后选择 ALNS 算法进行求解。Chen 等<sup>[55]</sup>于 2018 年提出一种基于 ALNS 的元启发式程序。文献[56]将算法划分成为两个阶段, 在第一阶段中选择 C-W 算法生成初始解, 在第二阶段中选择 ALNS 算法处理初始解来提升解的质量, 算例测试结果显示该算法具有较好的求解效率与稳定性。针对商品受限分批配送的 VRP, Gu 等<sup>[57]</sup>选择 ALNS 算法来处理并获得了较好的结果。为达到降低燃油消耗与排放的目的, Majidi 等<sup>[58]</sup>通过在 ALNS 算法框架的算子选择池中放入 4 种 Removal 和 3 种 Repair 来实现算法的改进。杨艳艳<sup>[59]</sup>选择 ALNS 算法求解协同配送问题。Sun 等<sup>[60]</sup>设计 7 种删除算子及 7 种修复算子来增强适应大邻域搜索算法的搜索能力来求解揽收配送问题。

## 1.3 主要研究工作

### 1.3.1 研究内容

本文主要研究单配送中心、送货同时不取货、拥有多个客户点、优化目标为总运输成本最小及配送车辆数目最少的 VRPTW。在同时满足多项约束条件的前提下, 改进 ALNS 算法并对问题进行求解。通过国际公开数据集中的 Solomon 标准测试集、Gehring & Homberger 标准数据集验证模型与算法的有效性, 并将运算结果与已知最优解进行比较。具体内容包括:



第一章 介绍带时间窗的车辆路径规划问题的研究背景，并从理论和实际两方面来理解和把握 VRPTW 的研究意义。总结多种类型的车辆路径问题及相应求解算法的国内外研究现状，同时给出本次研究的技术路线和主要贡献。

第二章 阐述 VRP 基本理论，依据构成因素和模型特点对 VRP 进行分类，最后介绍各类算法的原理及优势。

第三章 根据实际配送问题的特点，确定优化目标。识别影响路径规划决策的关键要素，充分考虑 VRP 中涉及关键要素的多项约束，同时线性化研究过程中出现的变量间非线性关系，建立第一优化目标为运输总成本最小、第二优化目标为配送车辆的启用数目最小的 FSMVRPTW 模型。

第四章 介绍经典的蚁群算法和邻域搜索算法的原理及优缺点，并对算法进行改进。引入 ALNS 算法对带时间窗的车辆路径问题进行求解，介绍基于节约里程法的初始解的构建方法，阐明了自适应大邻域搜索算法的基本框架、模拟退火接受准则、经典破坏修复算子、自适应层中权重更新方式及算法终止条件。同时针对问题特点，对算法进行改进，设计新的破坏修复算子、评分策略及算子选择策略。

第五章 本章对国际公开数据集中的 Solomon 标准测试集、Gehring & Homberger 标准数据集及已知最优解提交平台的基本情况介绍并给出通过控制变量法确定的改进 ALNS 算法的最佳参数值。对比改进的 ALNS 算法、混合蚁群算法、邻域搜索算法求解算例的结果，实验结果表明：改进 ALNS 算法的求解结果优于已知最优解，在求解 VRPTW 时表现出较强的适用性。同时在部分大规模客户点的算例实验中，算法计算结果优于阿里菜鸟网络仓配智能化算法团队提交的已知最优解。

### 1.3.2 主要贡献

(1)本文总结过往研究中车辆路径问题分类及其相应的求解算法，并建立带时间窗的多车型多费用多优化目标 VRP 的数学模型。

(2)对 ALNS 算法进行改进：设计 6 种删除算子及 6 种插入算子来丰富 ALNS 算法的算子选择池、设计随机算子评分策略及改进轮盘赌选择法，进一步扩展算法寻优能力。

(3)采用控制变量法分析评分策略、权重更新参数与模拟退火系数对算法性能的影响，确定一组较优的参数。

(4)改进的自适应大规模邻域搜索算法求解国际公开数据集中的 Solomon 标准测试集、Gehring & Homberger 标准数据集的结果优于 SINTEF 网站提供的已知最

优解，并与不同算法的对比验证算法改进和求解的有效性。同时在部分大规模客户点的算例实验中，算法计算结果优于阿里菜鸟网络仓配智能化算法团队提交的已知最优解。

### 1.3.3 技术路线

本次研究的技术路线如下图所示。

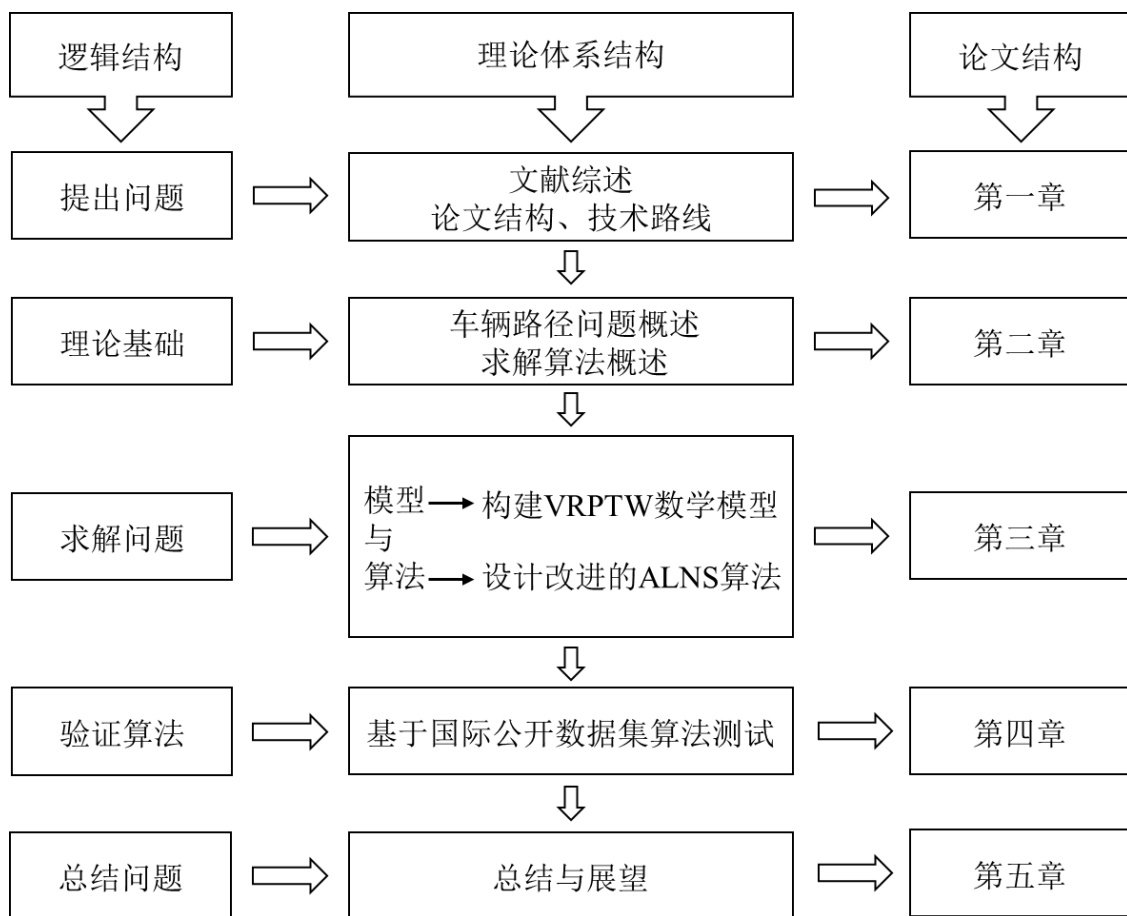


图 1-1 技术路线

Fig.1-1 Technical rou

## 2 车辆路径问题的基本理论

本章重点阐述 VRP 基本理论，依据构成因素和模型特点对 VRP 进行分类，最后介绍各类算法的原理及优势。

### 2.1 车辆路径问题概述

VRP 的基本描述是：多种类型配送车辆停放在仓库。根据商家或客户指定的货物需求与服务时间窗口等，配送中心做出决策选择合理的运输车型及车辆数，规划出多个配送车辆的行驶路径。从仓库出发，运输车辆经过所有商家，依据规划方案实现运输调度计划后返回仓库。车辆路径问题的优化目标一般为运输总成本最低、运输的总距离最短、配送车辆总数最少或者客户的满意度最佳等<sup>[3]</sup>。在进行车辆路径规划时，除需考虑每个客户点的需求量之外，还需考虑配送车辆的最大行驶里程限制、配送车辆的载重约束以及客户是否有取送货的不同要求等。图 2-1 中小圆点代表 VRP 中的仓库，五角星代表待服务的商家或客户，线段代表连接客户间的实际路段。

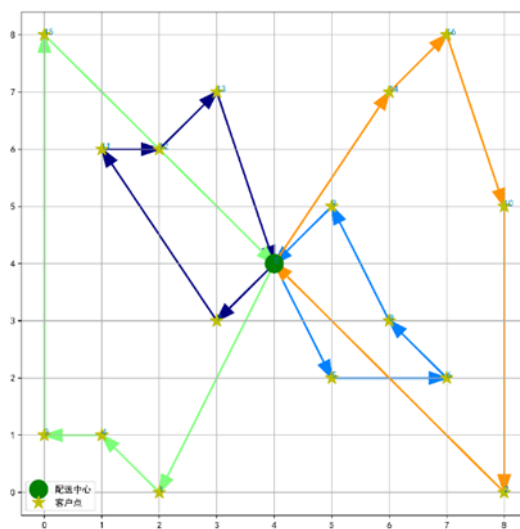


图 2-1 车辆路径问题示意图

Fig.2-1 Schematic diagram of vehicle routing problem

## 2.2 车辆路径问题组成要素

优化目标、仓库、客户、配送车辆和道路网络等五部分共同组成车辆路径问题模型，各组成部分的特征与各组成部分间的关系直接影响车辆路径问题分类，各组成部分的具体内容如下<sup>[61]</sup>：

### (1) 优化目标

车辆路径问题的优化目标一般为运输总成本最低、运输总距离最短、配送车辆总数最少或者客户满意度最佳等。同时实现单目标的优化或多目标的协同优化。

### (2) 仓库

运输车辆从仓库出发，依次服务商家（客户）或将商品从客户处揽收，并最终返回配送中心。依照仓库的数量可划分为起终点单仓库路径规划或者多仓库路径规划。某些特殊车辆路径问题在研究时会考虑配送中心之间存在一种对应，完成运输任务的配送车辆的终点只能是起点仓库的指定仓库。在某些特殊的车辆路径问题中配送车辆的路径规划方案中未明确规定终点，运输车辆的行驶路线可随实际情况改变而不是严格按照简单的固定环路行驶。某些特殊仓库设置开放时刻表，在给定时段以外的时段仓库拒绝配送车辆的返回请求。

### (3) 客户

客户是指配送车辆的服务对象，对应图 2-1 中五角星，一般指城市商品配送中的商超、校车接送中的学生及班车接送的企事业单位员工等。带硬时间窗的车辆路径问题中，不满足客户指定服务时间的调度方案被视作不可行解。客户接受配送车辆服务的形式主要有三种，包括配送车辆送货、配送车辆取货及配送车辆送货同时取货。按照同一客户是否可由多辆配送车辆分多次完成配送服务，划分为一次满足与可拆分式。配送中心在制定调度方案时会考虑客户的重要度排序，即重要度较高的客户服务顺序安排要尽量靠前。重要度由服务时间窗宽窄、运输距离远近及配送货物量大小等决定。某些特殊 VRP 在研究时会考虑客户之间存在一种对应，完成某客户点运输任务的配送车辆在后续路径规划中必须途径该客户指定的一个或多个其他客户。

### (4) 配送车辆

配送车辆是指完成配送服务的交通运输工具，一般默认路径规划中的运输车辆为同类型货车。除受行驶距离因素影响的可变成本外，每辆配送车辆在被启用时还会产生固定成本。在充分考虑装载容量限制的基础上，制定调度方案时还应考虑每辆配送车辆的最大行驶距离。

### (5) 道路网络

VRP 中最重要的组成部分就是道路网络，它是物流配送与交通运输的结合点。

依据路网的实际特征,可将运输规划问题划分为两种类型,一种为对称型,另一种为非对称型,主要区别在于路段是否具有双向费用(运输成本或行驶时间)特性。配送中心为节约成本、增加利润、提高服务水平,物流配送时间一般避开高峰时段,多选择凌晨时段,该时段道路交通安全畅通,不会出现交通拥堵和大面积车辆滞留,配送车辆行驶速度可达到自由流速度,无需考虑道路网络的拥堵情况对路径规划方案的影响。

## 2.3 车辆路径问题的分类

依据车辆路径问题所包含的要素,本文对于车辆路径问题进行分类<sup>[62]</sup>:

(1) 按照 VRP 优化目标的数目多少划分,路径规划问题可分成两类,一种是单优化目标的路径规划,另一种是多目标协同优化的路径规划。只需考虑实现特定指标最优化被称为单优化目标的路径规划,能同时兼顾两个及以上目标最优化被称为多目标协同优化的路径规划。

(2) 按照仓库的数目多少划分,路径规划问题可分成两类,一种是单仓库的路径规划,另一种是多仓库的路径规划。起终点是同一仓库的路径规划问题称为单仓库的路径规划,起终点是不同仓库的车辆路径规划问题称为多仓库的路径规划。

(3) 按配送服务类型划分,可以分为取货、送货及取送货混合问题。

(4) 按照运输车辆启用车型的数目多少划分,路径规划问题可分成两类,一种是单车型的路径规划,另一种是多车型的路径规划。只启用一种运输车辆的为单车型路径规划,启用多种运输车辆的为多车型路径规划。

(5) 按照运输车辆是否满载划分,路径规划问题可分为非满载路径规划与满载路径规划。

(6) 按照运输车辆是否返回仓库划分,车辆路径问题可分为封闭型 VRP 与开放型 VRP。运输车辆严格按照路径规划方案在服务完所有客户后直接返回仓库的车辆路径问题称为封闭型 VRP。运输车辆的路径规划方案中未明确规定终点的车辆路径问题称为开放型 VRP。

(7) 按照是否已知物流配送过程中全部客户的需求信息进行分类,车辆路径问题可分为 SVRP 与 DVRP。

(8) 按照客户是否有特定的服务时间窗口进行分类,VRPTW 指的是运输车辆要按照每个客户指定服务时间窗口将货物送达或完成运输服务,反之客户无具体时间要求,车辆只需完成配送任务。带软时间窗口路径规划与带硬时间窗口路径规划是依据客户的服务时间窗口特性进行分类的。在硬时间窗口路径规划中,运输车辆严格

按照商家或客户指定的服务时间窗口提供服务,不得早到或迟到,否则认为该调度方案不可行。软时间窗路径规划中引入与时间窗相关的惩罚函数,允许配送车辆在一定程度上违背客户的时间窗限制,即配送车辆在对客户提供配送服务时,允许出现早到或迟到的情况,但是会根据早到或迟到的时间长短增加运输成本<sup>[63]</sup>。

## 2.4 求解算法概述

VRP 研究中,每辆配送车辆按一定次序服务  $N$  个商家或客户,因此运输车辆的路径规划方案数目最多为  $N$  的阶乘。研究学者普遍认为 VRP 属于 NP-hard 类型。随着 VRP 应用场景的扩展,精确算法在客户点数目大规模增加与模型复杂度大幅度升高的情况下难以在较短运算时间内获得高质量的解,于是专家学者们逐步把注意力转移到了可以获得近似最优解的启发式算法上。在大规模客户点算例的测试中,启发式算法在合理运算时间内多次迭代运算结果使其逐渐接近最优解。

### 2.4.1 精确求解算法

精确算法在求解车辆路径规划时考虑将其视作整数规划问题,确定决策变量、决策目标、约束。同时把车辆路径问题系数矩阵化,并对其进行运算。应用最广泛的精确算法有如下四种<sup>[64]</sup>。

#### (1) 分支定界法

该算法 (Branch-and-Bound) 的基本思想是将线性规划的方法引入车辆路径问题研究中,对 VRP 进行转化,然后再判定 VRP 问题的解。如果判定通过该方法获得的解符合整数约束,则将该可行解视作车辆路径问题的最优解,反之,则将其作为问题的边界继续进行划分,然后再通过分支定界来求解,最终找到满足整数约束的解。针对优化目标为配送车辆启用数目最小化、运输成本最小化及运输总距离最小化等的 VRP 问题,从已知满足整数约束的最小目标值对应的解出发,剪掉所有不满足条件的子集合,问题的最优解必须是满足整数约束的最小可行解。该方法虽然可以获得车辆路径问题最优解,但是在分支过程中会占用大量内存<sup>[65]</sup>。

#### (2) 割平面法

在整数规划中,割平面法 (Branch-and-Cut) 也是一种重要算法。从分支定界法中可看出,整数规划的最优解接近 VRP 问题的最优解,在此基础上,引入割平面法。该方法的主要思路是加入其他限制条件后,依次切掉不满足整数约束的邻近可行域直至获得 VRP 的最优解。但由于其自身的局限性,它的适用范围有限,

仅适用于整数规划。

### (3) 枚举法

枚举法是将可行域中的所有可能解一一引入目标函数进行检验，最后求得最优解。枚举法虽然精确度高，但在实际应用中，每一次枚举都需要大量的计算时间。

### (4) 分支切割法

分支切割法的设计过程参考了 Branch-and-Bound 与 Branch-and-Cut 的优点。加入其他限制条件后，通过 Branch-and-Cut 依次切掉不满足整数约束的邻近可行域直至获得 VRP 的最优解。这样虽然能保证解的质量达到最优，但是收敛速度却较慢。引入分支定界思想来改进割平面法，其效果通常较好<sup>[66]</sup>。

## 2.4.2 传统启发式算法

随着 VRPTW 应用场景的扩展，精确算法在客户点数目大规模增加与模型复杂度大幅度升高的情况下难以在较短运算时间内获得高质量的解，于是研究重心逐渐转向启发式算法。

### (1) 节约算法

节约里程法 (C-W) 被广泛应用于配送车辆启用数目未知的车辆路径规划问题，在解决优化目标为运输距离或总成本最小化的 VRP 时，主要改进方式有串行与并行两种。Clarke 在设计算法时参考三角形三边关系。算法通过合并路段带来成本减少或距离缩小的程度决定执行顺序，节约度越低说明调度方案越好。使用节约历程法可以生成较为优秀的初始解<sup>[67]</sup>。

### (2) 扫描算法

1974 年，Gillett 设计著名的扫描算法。在后续算法研究中，扫描算法被广泛应用于配送车辆启用数目未知的考虑车辆容量约束的车辆路径规划问题中。

Sweep Algorithm 主要分为 3 个阶段<sup>[68]</sup>：

- 1) 建立极坐标系是算法第一阶段也是最关键的阶段，极点选择仓库或配送中心，选择同时经过仓库或配送中心与指定客户的射线为极轴。按照规律将全部客户的空间位置转化为极坐标中的有序数对。
- 2) 按照极坐标系默认逆时针方向，对客户进行分组，由同一配送车辆服务的客户属于同一组。从极轴上的客户出发，将邻近客户依次加入每辆配送车辆的路径规划中，若路线上客户的总需求未超过配送车辆载重，则继续服务下一个客户，反之则启用下一辆配送车辆继续尝试服务剩余客

户，直至所有客户都有配送车辆服务

- 3) 将每辆配送车辆的运输路线视作旅行商问题，采用旅行商问题常用的优化算法对方案做进一步改进。

### (3) 插入启发式算法

在经典 C-W 算法的研究基础上，Solomon 改进插入启发式算法（Insertion Heuristics）时引入时间与距离等要素。实验结果表明，当不限制同一车型配送车辆启用数目时，插入启发式算法具有一定的优越性<sup>[4]</sup>。

## 2.4.3 现代启发式算法

### (1) 模拟退火算法

模拟退火算法设计思路：固态物质在特定的温度下受热，随温度升高分子逐渐变得活跃，在这种情况下粒子高频率的运动，同时粒子之间组合的多样性不断增加。当固体物质的温度逐渐降低时，内分子就会慢慢地变得稳定，当固体物质的温度逐渐降低时，粒子减少高频率的运动，按照蒙特卡洛理论，这就是该体系的最佳状态。模拟退火算法的优点就在于粒子高频率运动会带来组合多样性的增加，增加算法的搜索能力，降低求解陷入局部最优的概率。

### (2) 遗传算法

GA 算法建立在 Darwin 自然选择学说的基础上，其中自然界中实际个体通过承载基因的染色体来表示，依据个体的适应度高低进行筛选，在选择策略的影响下，那些对自然更为适应的个体有较大可能生存下去。因其自身的特点，使其在算法健壮性评测中表现较好。

### (3) 蚁群算法

ACO 算法的原理是：在寻找食物时，蚂蚁会在行进的过程中释放出体内的外激素，而在蚁群中，其他的蚂蚁也会沿着不同的路线，产生同样的外激素。通过外激素的比例来判断距离食物的距离，从而找到距离食物最近的一条路线，这条路径就是从起点到终点的最佳路径<sup>[69]</sup>。

### (4) 粒子群算法

该算法在设计时参考鸟群寻找食物的过程，将鸟视作微粒，每个微粒都有自己的搜寻区域，并且具有任意的方向和速度。在此基础上，根据 PSO 的目标函数，每个粒子都有自己的适应性，经过随机搜索，得到的适应度最大的粒子就是最优解。

### (5) 邻域搜索算法

邻域搜索算法以解的邻域为基础，由初始解开始搜索其邻域，再反复进行，



直至得到最优解为止。邻域搜索的主要影响因子是邻域规模的大小。虽然对较大的邻域进行搜索会耗费大量时间，但相对较大的邻域可以在某种程度上避免算法陷入局部优化，从而获得较好的效果。然而，为了在合理的时间内得到最好的效果，每个算例都需要单独地确定其邻域大小<sup>[70]</sup>。

#### (6) 自适应大规模邻域搜索算法

Ropke 和 Pisinger 在 LNS 算法的基础上引入自适应层设计出 ALNS 算法<sup>[47]</sup>。两种算法最主要区别在于 ALNS 算法在每次迭代中依照权重从破坏算子池及修复算子池各选择一个算子来操作当前路径集合，而 LNS 只采用一种破坏算子和一种修复算子。由于自适应层的引入，使算法在算子选择上具有智能性。ALNS 实质上是不同的邻域搜索算子互相竞争以产生可行解，在每次迭代中破坏算子与修复算子一起生成新的解，分别定义破坏邻域和修复邻域，每种邻域都包含了多种操作算子。前者用以删除当前解中的任务，后者用以插入新的任务。

## 2.5 本章小结

本章重点阐述 VRP 基本理论，依据构成因素和模型特点对 VRP 进行分类，最后介绍各类算法的原理及优势。

### 3 带时间窗的车辆路径问题模型构建

#### 3.1 VRPTW 问题描述

带时间窗的车辆路径问题在现实生活中应用日益广泛，如：物流配送、外卖配送、校车接送、班车接送、邮政邮件配送路线的规划。通过快速精确的优化算法，可以根据用户的需要，在保证物流效率的前提下为物流企业提供最佳配送方案，以实现减少运输总成本及配送车辆启用数量的目标。

本文研究场景为城市物流配送，运输车辆从市郊配送中心（仓库）出发完成对市内商家（客户）的货物配送服务。城市物流配送的服务对象大部分为商超及零售商，空间位置分布比较密集，配送运输距离较短，同时配送商品数目较少、体积较小。根据这些特征，配送车辆多选择小型货车<sup>[71]</sup>。

配送中心为节约成本、增加利润、提高服务水平，物流配送时间一般避开高峰时段，多选择凌晨时段，该时段道路交通安全畅通，不会出现交通拥堵和大面积车辆滞留，运输车辆行驶速度可达到自由流速度。北京、上海、深圳 0 时实时路况如图 3-1、3-2 及 3-3 所示，其中绿色代表畅通，黄色代表缓行，红色代表拥堵，深红色代表严重拥堵。

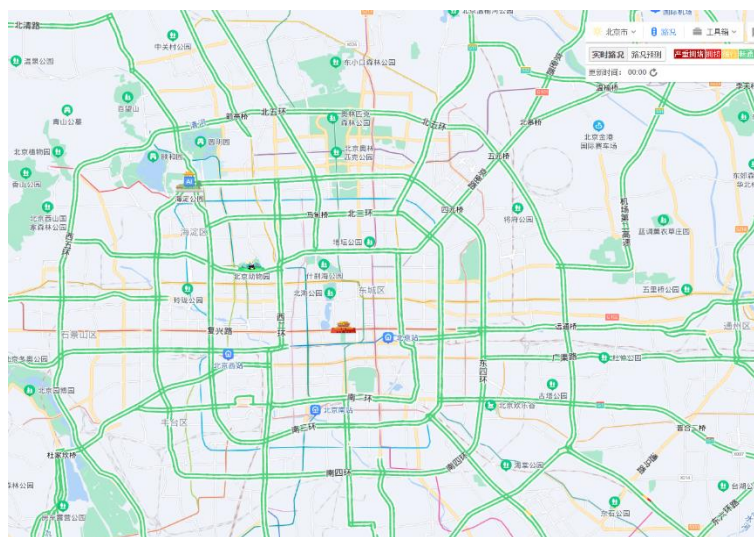


图 3-1 北京 0:00 路况

Fig.3-1 Beijing 0:00 road conditions

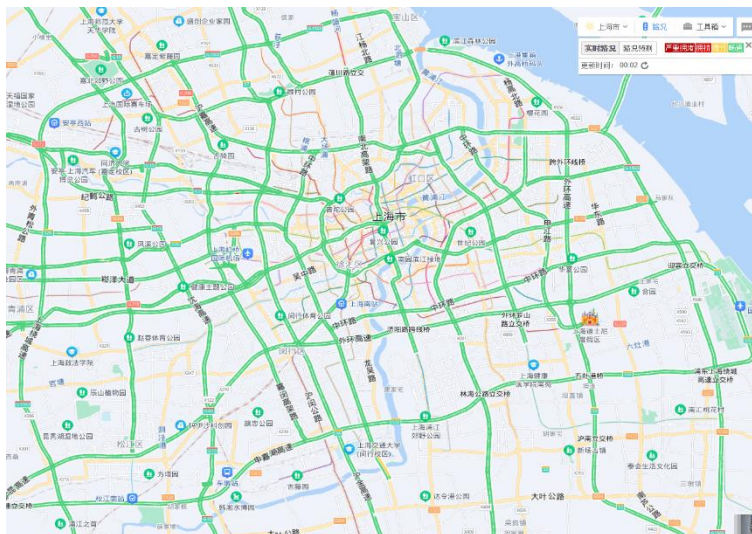


图 3-2 上海 0:02 路况

Fig.3-2 Shanghai 0:02 road conditions

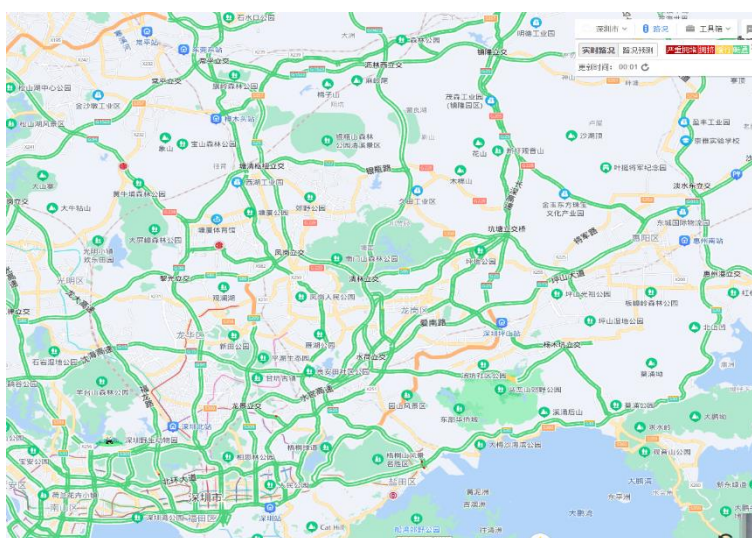


图 3-3 深圳 0:01 路况

Fig.3-3 Shenzhen 0:01 road conditions

### 3.2 VRPTW 模型假设

本文所求解的 VRPTW：依据所有客户的时间窗的限制，配送中心做出决策选择合理的车辆数与车型，规划出多个配送车辆的行驶路径。从仓库出发，运输车辆经过所有商家（客户），依据规划方案实现运输调度计划后返回仓库。本文 VRPTW 的第一优化目标为运输总成本最小，第二优化目标为配送车辆启用数目最小。

配送车辆从仓库或车场出发依次服务商家或客户，完成运输任务后返回仓库。

在制定路径规划方案必须考虑客户提供的服务时间窗口，在时间窗口内配送车辆一次性完成客户所需服务。

根据 VRPTW 模型实际应用场景，做出合理假设：

- (1) 由于物流配送时间多选择凌晨至早高峰到来之前的平峰时段，无需考虑交通拥堵对路径规划的影响。
- (2) 仓库或配送中心提前获取所有待服务客户的位置信息。
- (3) 每个商家或客户点仅允许被至多一辆车服务。
- (4) 仓库或配送中心提前获取所有客户指定的服务时间窗口。允许配送车辆在时间窗口的最早时间前到达，等待时间窗开启后进行服务，不允许配送车辆在时间窗口的关闭后到达。
- (5) 严格限制运输车辆的最大工作时间。
- (6) 运输车辆的最大载重量能满足任意商家的货物需求。
- (7) 可用运输车辆数量充足，均可参与作业。

### 3.3 VRPTW 模型构建

#### 3.3.1 符号定义

带时间窗的多车型多费用非满载车辆路径问题描述为：

仓库拥有  $K$  种车型的运输车辆，运输车辆的数目与车型均能满足配送任务需求，其中  $k(k=1,2,\dots,K)$  型车数目为  $u^k$ ，车载货量为  $q^k$ 。不同配送车型具有不同的成本， $c_{ij}^k$  代表  $k$  型运输货车从客户  $i$  行驶到客户  $j$  的运输成本。当  $i=0$ （即配送中心）时， $c_{0j}^k$  代表启用该车型所产生的固定成本。亟待完成的商品配送任务共有  $N$  项，用  $1,2,\dots,N$  代表。客户  $i$  的货运量为  $g_i(i=1,2,\dots,N)$ 。仓库制定路径规划方案时规定运输车辆车型与配送任务必须相容，定义相容参数如下<sup>[22]</sup>：

$$\Delta_i^k = \begin{cases} 1 & \text{若 } k \text{ 型车能满足需求} \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

$$\Delta_i = \sum_{k=1}^K \Delta_i^k, i=1,2,\dots,N$$

已知每一客户或商家的货物需求小于或等于为其提供配送服务的运输车辆的最大载重量，即  $\Delta_i^k \cdot g_i \leq q^k (i=1,2,\dots,N; k=1,2,\dots,K)$ 。某客户可由多种车型的运输车辆服务时，采用不同车型服务该客户所需运输成本不同。同时规定运输车辆必须在客户  $i$  指定的时间窗口  $ET_i \leq t_i \leq LT_i, i=1,2,\dots,N$  内完成服务。

设客户  $i$  到客户  $j$  的距离为  $d_{ij}$ ，仓库到客户  $j$  的距离为  $d_{0j}$ ，则  $c_{ij}^k$  可由如下公

式确定：

$$\text{当 } i \text{ 为仓库时, } c_{0j}^k = c_0^k + c_1^k * d_{0j}, j = 1, 2, \dots, N \quad (3-1)$$

$$\text{当 } i \text{ 为客户时, } c_{ij}^k = c_1^k * d_{ij}, i \neq 0, j = 0, 1, \dots, N \quad (3-2)$$

其中,  $c_0^k$  代表一辆  $k$  型运输车辆的启用成本,  $c_1^k$  代表  $k$  型配送货车单位行驶距离的可变成本。

定义决策变量如下：

$$y_{iu}^k = \begin{cases} 1 & \text{客户 } i \text{ 由 } k \text{ 型车的第 } u \text{ 辆完成配送} \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

$$x_{iju}^k = \begin{cases} 1 & \text{车型 } k \text{ 的第 } u \text{ 辆车从客户点 } i \text{ 到客户点 } j \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

其中,  $t_i$  代表运输车辆到达客户点  $i$  的时间,  $ct_i$  代表运输车辆完成客户点  $i$  配送任务的时间 ( $i = 0, 1, 2, \dots, N$ ), 其中  $t_0 = 0, ct_0 = 0$ ,  $t_{ij}$  代表运输车辆从客户  $i$  到达客户  $j$  的行驶时间, 则配送车辆到达客户  $j$  的时间可由公式(3-3)确定。

$$t_j = \sum_{i=0}^N \sum_{k=1}^K \sum_{u=1}^{u_k} (t_i + t_{ij} + ct_i) \cdot x_{iju}^k \quad (3-3)$$

### 3.3.2 模型建立

得到带时间窗的多车型多费用多优化目标 VRP 的数学模型如下：

$$C_1 = \min \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^K \sum_{u=1}^{u_k} c_{ij}^k x_{iju}^k \quad (3-4)$$

$$C_2 = \min \sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^K \sum_{u=1}^{u_k} x_{0ju}^k \quad (3-5)$$

s.t.

$$\sum_{k=1}^K \sum_{u=1}^k \Delta_i^k y_{iu}^k = 1, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3-6)$$

$$\sum_{i=0}^N x_{iju}^k = y_{ju}^k, \quad j = 1, 2, \dots, N; \quad \forall k, u \quad (3-7)$$

$$\sum_{j=0}^N x_{iju}^k = y_{iu}^k, \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad \forall k, u \quad (3-8)$$

$$\sum_{i=1}^N \Delta_i^k \cdot g_i \cdot y_{iu}^k \leq q^k; \quad \forall k, u \quad (3-9)$$

$$\sum_{j=0}^N x_{0ju}^k = 1; \quad \forall k, u \quad (3-10)$$

$$\sum_{i=0}^N x_{ihu}^k = \sum_{j=0}^N x_{hju}^k, \quad h = 1, 2, \dots, N; \quad \forall k, u \quad (3-11)$$

$$\sum_{i=1}^N x_{i0u}^k = 1; \quad \forall k, u \quad (3-12)$$

$$t_j = \sum_{i=0}^N \sum_{k=1}^N \sum_{u=1}^{u_k} (t_i + t_{ij} + ct_i) \cdot x_{iju}^k, \quad j=1,2,\dots,N \quad (3-13)$$

$$ET_i \leq t_i \leq LT_i, \quad i=1,2,\dots,N \quad (3-14)$$

$$x_{iju}^k = 0 \text{ 或 } 1, \quad i, j=0,1,\dots,N; \quad \forall k,u \quad (3-15)$$

$$y_{iu}^k = 0 \text{ 或 } 1, \quad i=1,2,\dots,N; \quad \forall k,u \quad (3-16)$$

### 3.3.3 约束条件说明

模型中:

VRPTW 的第一优化目标为运输总成本最小, 第二优化目标为配送车辆的启用数目最小。

约束(3-6)代表每位客户只能由匹配车型中的某辆运输货车完成配送服务;

约束(3-7)、(3-8)代表决策变量间关系;

约束(3-9)表示每一客户或商家的货物需求小于或等于为其提供配送服务的运输车辆的最大载重量;

约束(3-10)、(3-11)、(3-12)表示每辆运输货车从仓库出发, 服务客户后最后又返回仓库;

式(3-13)表示运输车辆到达客户  $j$  的时间;

式(3-14)代表时间窗约束;

式(3-15)、(3-16)表示相应的 0—1 变量约束。

## 3.4 本章小结

根据实际配送问题的特点, 确定优化目标。识别影响路径规划决策的关键要素, 充分考虑 VRP 中涉及关键要素的多项约束, 同时线性化研究过程中出现的变量间非线性关系, 建立第一优化目标为运输总成本最小、第二优化目标为配送车辆启用数目最小的 FSMVRPTW 模型。

## 4 带时间窗的车辆路径问题算法设计

本文研究场景下的 VRPTW 问题具有模型复杂度高、客户点规模大、约束条件多的特点,精确算法在这种场景下难以在较短运算时间内获得高质量的解,于是研究重心逐渐转向启发式算法。在大规模客户点算例的测试中,启发式算法在合理运算时间内多次迭代运算结果使其逐渐接近最优解。ALNS 实质上是不同的邻域搜索算子互相竞争以产生可行解,在每次迭代中破坏算子与修复算子一起生成新的解,分别定义破坏邻域和修复邻域,每种邻域都包含了多种操作算子。前者用以删除当前解中的任务,后者用以插入新的任务。针对问题特点,对算法进行改进,设计新的破坏修复算子、评分策略及算子选择策略。

### 4.1 面向 VRPTW 的混合蚁群算法

#### 4.1.1 混合蚁群算法简介

本文采用王鼎在文献<sup>[73]</sup>中设计的混合蚁群算法(HACO)。基本混合蚁群算法由蚁群算法与局部优化算法组合而成。在蚁群算法构造可行解后,采用局部最优算法搜索可行解的邻域。

#### 4.1.2 蚁群算法

Marco Dorigo 在上世纪 90 年代首次提出蚁群算法<sup>[74]</sup>。蚂蚁是一种群居的生物,它们的行动都是为了群体生存而存在,而不是单独个体。ACO 算法的设计思路参考了蚂蚁寻找食物的实际过程。研究表明,蚂蚁在寻找食物时,若发现目标需要返回蚁穴时经常可以行走在两者间最佳路径。同时它们寻找食物的出发点通常是蚁穴周围。

蚁群中的每一只蚂蚁在外出觅食时都会释放外激素(也称信息素),而这些化学信息素会被其他蚂蚁嗅到,然后其他蚂蚁依据路径上的外激素比例,随机制定行走方案。在某条路径上,其外激素比例愈高,被其他蚂蚁选中的可能性也就愈大。一旦发现食物,它们会首先确定食物的数目,然后评价食物的品质,最终携带样本返回蚁巢。蚂蚁会在归途的路径上释放外激素,外激素的比例与食物品质、数目等呈正相关,同时蚁群中的其他蚂蚁会依据这种外激素进行觅食。



在蚁群算法求解带时间窗的车辆路径问题时，每个蚂蚁所经过的路径都与问题的可行解相对应。首先设置蚁群中所有个体的起点为仓库，按照一定顺序陆续为邻近商家提供配送服务。当该个体不能继续完成运输任务时回到仓库或车场，仓库根据该个体走过的轨迹生成一辆运输货车的行驶路线。接着再对配送载重和起始时间进行初始化，然后重复以上步骤，并在未被服务的商家中继续尝试创建有效的路径，直到全部的商家都被服务后，获得一个可行解。

ACS 会在所有个体完成可行解的创建后按照当前解的质量调整路网中的外激素比例。外激素的调整策略主要包含以下两种：全局外激素调整和局部外激素调整。全局外激素调整规则：构造高质量解的优秀个体才有可能被更新。局部外激素调整规则：蚁群中个体不能为客户提供配送服务后，会在各路径上重新计算出外激素的浓度。由于本文研究的是双优化目标车辆路径问题，所以在求解过程中，精英蚂蚁被分成了两类，一类对应运输总成本最低，另一类则对应配送车辆数目最少。通过调节两种精英蚂蚁对信息素的影响来实现降低运输总成本及减少配送车辆数目的优化目标。

### 4.1.3 局部优化算法

在蚁群算法中，个体只能基于状态转移概率构造出可行解，从而使其收敛速度缓慢。因此在带时间窗的车辆路径问题的求解中，一般采用局部优化算法与 ACO 算法结合来减少运算时间。基于局部最优的算法，可以进一步优化蚁群算法构造的可行解，其中本文选择的两种局部优化方法是：2-opt\* 和 OR-opt。2-opt\* 在路径间通过节点交换来产生新解。OR-opt 交换路径内部的节点位置来产生新解。

### 4.1.4 混合蚁群算法的不足

HACO 是一种常见的求解带时间窗的车辆路径问题的算法，它曾被广泛应用于商家数量较少的配送问题中。然而，在客户点大规模增加与模型复杂度大幅度升高的情况下，HACO 难以在较短运算时间内获得高质量的解。同时，在解决实际问题时，既要缩短运输距离，又要降低配送车辆数目，HACO 算法无法满足多目标求解的需求。



## 4.2 面向 VRPTW 的邻域搜索算法

### 4.2.1 邻域搜索算法简介

邻域搜索算法是最知名的优化算法，许多现代启发式算法在设计时都参考了邻域搜索的思想。在邻域搜索的过程中，多种邻域搜索算子的设计成功扩展了搜索范围。NS 算法中解的最先接收方式：邻域的搜索过程中，选取首次遇到的比算法当前可行解更好的候选方案。NS 算法中解的最优接收方式：通过对邻域进行遍历并将所获结果全部放入集合中，当前可行解选择其中最佳的候选方案。邻域搜索算法以解的邻域为基础，由初始解开始搜索其邻域，再反复进行，直至得到最优解为止。邻域搜索的主要影响因子是邻域规模的大小。虽然对较大的邻域进行搜索会耗费大量时间，但相对较大的邻域可以在某种程度上避免算法陷入局部优化，从而获得较好的效果。然而，为了在合理的时间内得到最好的效果，每个算例都需要单独地确定其邻域大小<sup>[70]</sup>。

本文设计两阶段邻域搜索算法来求解带时间窗的车辆路径问题。

### 4.2.2 邻域搜索算子

在过往的研究中，部分邻域搜索算子经过算例的检验可在较短的运算时间获得优秀的可行解，应用邻域搜索算法第二阶段，主要介绍以下四种：

#### (1) Split Operator

通过在路径上的任意一点，将单个路径分割为两条新路径的方式产生新的调度方案。循环遍历所有路径和其中的所有客户，将选定的路线拆分在当前客户所在位置分为两部分。如果拆分操作能够减少了总成本，则采取这个分割操作，否则不进行分割。

#### (2) Elim Operator

Elim Operator 对路径的破坏重构过程主要分为以下六个步骤：

##### 1) 随机选择

从当前路径集合中随机选择一条路径作为路径  $r_1$ 。

##### 2) 删除路径

将路径  $r_1$  删除，该路径上的客户需要被重新插入到其他路径中。

##### 3) 计算 $Sav_{r_1}$

计算路径  $r_1$  的成本  $Sav_{r_1}$ 。

## 4) 客户排序

将路径  $r_i$  上的客户依据货物需求、服务时间窗、距离三要素计算重要度后进行排序。

## 5) 按照顺序尝试插入客户

① 按照客户的排序为每名客户依次尝试将该客户插入到其他路径中。将当前要插入的客户在路径集合中的每一条其他路径上的每个位置都尝试插入，任意位置是指在其他路径上任意两个相邻客户之间。将客户尝试插入某条路径的某个位置后计算：

$$\Delta F = F_1 + F_2 - F_{new} \quad (4-1)$$

$$\Delta ST = ST_1 + ST_2 - ST_{new} \quad (4-2)$$

其中， $F_1$  是路径  $r_i$  的运输成本， $F_2$  是指被尝试插入路径的运输成本， $F_{new}$  是指将客户插入被尝试插入路径之后该路径的运输成本。 $ST_1$  是指路径  $r_i$  的时间成本， $ST_2$  是指被尝试插入路径的时间成本， $ST_{new}$  是指将客户插入被尝试插入路径之后该路径的时间成本。

② 为该客户遍历路径集合中的每一条其他路径上的每个位置，得到每个位置的  $\Delta$ 。选出最大的  $\Delta$  所对应的路径  $r_{best}$  以及位置  $P_{best}$ 。

$$\Delta = \Delta F + \Delta ST \quad (4-3)$$

## ③ 为该客户计算

$$g = g + \left( \begin{array}{l} \text{路径 } r_{best} \text{ 插入该客户之后的成本} - \\ \text{路径 } r_{best} \text{ 插入该客户之前的成本} \end{array} \right) \quad (4-4)$$

如果  $g$  小于  $Sav_{r_i}$  就将该客户插入到路径  $r_{best}$  以及位置  $P_{best}$ ，然后返回①。否则路径  $r_i$  复原且该路径无法删除，重新选择一个新的路径作为  $r_i$ 。

6) 程序终止直到没有明显的改进。反复执行 1)到 5)，直到没有明显的成本改进。

## (3) Icross Operator

从不同的路径重新定位或交换连续客户的路段，当从路径 1 中删除一个路段时，它被插入到路径 2 中最佳位置。从路径 2 中删除的路段被插入到从路径 1 中删除的路段的位置。除了交换的移动，还包括对当前路段在插入前的逆转（针对两个路径），将上方路径的路段(i, k)与下方路径的路段(j, l)进行交换，分别重新插入下方、上方路径。在插入前，将两个路段的客户顺序进行颠倒<sup>[6]</sup>。

## (4) Iopt Operator

Iopt 算子是 Or-opt 启发式的一种推广，包括两个主要的修改：考虑任意长度的路段；尝试反转所选路段中的客户顺序。在评估构建的路径的成本值之前，使用 Iopt 算子对两条新路径上的客户重新排序。Iopt 算子考虑当前路段中客户的原

始顺序和反向顺序，并选择产生更好输出的那个顺序来移动（针对单个路径）<sup>[8]</sup>。

### 4.2.3 邻域搜索算法流程

第一阶段通过节约里程法，生成优秀初始解。节约算法是 Clarke 和 Wight 在 1964 年提出的。节约里程法（C-W）被广泛应用于配送车辆启用数目未知的车辆路径规划问题，在解决优化目标为运输距离或总成本最小化的 VRP 时，主要操作方式有串行与并行两种。Clarke 在设计算法时参考三角形三边关系。算法通过合并路段带来成本减少或距离缩小的程度决定执行顺序，节约度越低说明调度方案越好。使用节约历程法可以生成较为优秀的初始解<sup>[67]</sup>。

第二阶段将一组 4 个邻域搜索算子嵌入到模拟退火框架中，对第一阶段中得到初始解的进行改进。在第二阶段中，每次迭代中都使用 Icross Operator 和 Iopt Operator 改进当前可行解，每隔两次迭代使用 Elim Operator 处理当前可行解，每隔三次迭代使用 Split Operator 尝试改进当前可行解。

### 4.2.4 邻域搜索算法的不足

在邻域搜索算法中，邻域搜索的主要影响因子是邻域规模的大小，每个算例都需要单独地确定其邻域大小。相对较大的邻域可以在某种程度上避免算法陷入局部优化，从而获得较好的效果，获得最优解的质量也越高，但搜索的邻域的范围越大，但邻域搜索耗费的时间就会越长<sup>[70]</sup>。

## 4.3 面向 VRPTW 的自适应大邻域搜索算法

### 4.3.1 ALNS 算法简介

ALNS 算法在求解复杂问题时表现出较强的适应性，在较短的时间内能得出高质量的可行解。ALNS 算法在每次迭代中依照权重从破坏算子池及修复算子池各选择一个算子来操作当前路径集合。由于自适应层的引入，使算法在算子选择上具有智能性。ALNS 实质上是不同的邻域搜索算子互相竞争以产生当前解，在每次迭代中破坏算子与修复算子一起生成新的解。前者用以删除当前解中的任务，后者用以插入新的任务。

### 4.3.2 自适应大邻域搜索算法流程

经典 ALNS 算法的流程主要分为 4 个部分：构造初始可行解、选择破坏及修复算子处理当前解、评价新解质量、更新破坏及修复算子评分与权重，具体的计算流程为<sup>[59]</sup>：

(1) 构造算法的初始可行解，并依此确定当前可行解与全局最优解。同时设定初始参数，包括破坏及修复算子的评分与权重、SA 算法框架起始温度参数、可行解集合。

(2) 判定算法是否满足结束条件：如果满足结束条件，则记录全局最优解，反之跳转(3)。

(3) 通过模拟退火系数对 SA 模型中的温度进行冷却，从而减小当前解被接受的可能，同时减少随机性对邻域搜索过程带来的影响。判定是否满足调整破坏及修复算子权重的条件，若满足条件则按照公式调整删除及修复算子权重并重置算子得分，反之跳转(4)。

(4) 按照算子选择策略从删除及修复算子池中各挑选一个算子来处理可行解，并跳转(5)。

(5) 比较新解与当前可行解，若新解运输成本小于当前可行解运输成本，则将新解设置为当前可行解，并转入(6)继续比较，反之转入(7)。

(6) 更新可行解集合，加入新的当前可行解。比较当前可行解与最优解，若当前可行解运输成本小于最优解运输成本，则将新的当前可行解设置为最优解，同时为删除及修复算子各增加  $\sigma_1$  分，转入(2)，反之转入(8)。

(7) 在算子分数统计表中为删除及修复算子各增加  $\sigma_3$  分，转入(2)。

(8) 在算子分数统计表中为删除及修复算子各增加  $\sigma_2$  分，转入(2)。

自适应大邻域搜索算法具体流程如图 5-1 所示。

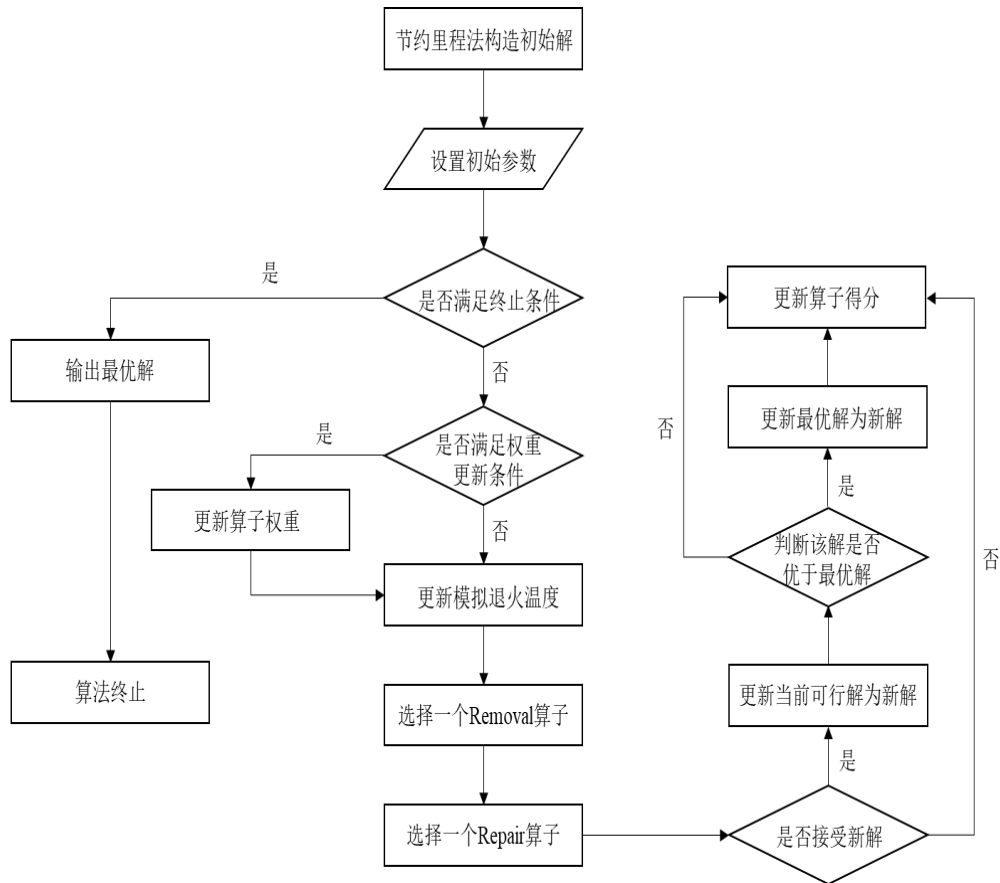


图 5-1 自适应大邻域搜索算法框架图

Fig.4-1 Framework diagram of ALNS

### 4.3.3 算法初始解的构造

高质量的初始解可以有效提升 ALNS 算法的收敛速度。节约里程法 (C-W) 被广泛应用于配送车辆启用数目未知的车辆路径规划问题, 在解决优化目标为运输距离或总成本最小化的 VRP 时, 主要改进方式有串行与并行两种。Clarke 在设计算法时参考三角形三边关系, 算法通过合并路段带来成本减少或距离缩小的程度决定执行顺序。使用节约历程法可以生成较为优秀的初始解<sup>[67]</sup>。

### 4.3.4 算子评分策略与算子权重更新

ALNS 算法的每次迭代中, 算子评分统计表都会根据被选中破坏及修复算子在运算时的表现进行更新。算法每迭代  $\psi$  次进入权重调整阶段, 依据权重更新公式调整破坏及修复算子权重, 同时重置各算子评分。由于自适应层的引入, 使算法在算子选择上具有智能性。

本文共设计了 6 种破坏算子及 6 种修复算子来丰富 ALNS 算法的算子选择池，初始化所有破坏算子及修复算子权重为 0.16。这样设置可使破坏修复算子池中算子在搜索初期被选中可能性相同。搜索过程中，若经过破坏及修复算子的处理，解的质量获得提升，则按照打分规则，在分数统计表中相应增加较高分数并记录下被选择次数，从而增加算子权重，反之分数较低，降低算子权重，打分规则描述如下：

(1) 经过破坏-修复算子的处理，获得全局最优解，则为相应算子在分数统计表中各增加  $\sigma_1$  分。

(2) 经过破坏-修复算子的处理，获得高质量的当前可行解，同时该解相较全局最优解仍有差距，则为相应算子在分数统计表中各增加  $\sigma_2$  分。

(3) 经过破坏-修复算子的处理，获得质量较低的新解，在模拟退火框架中若能以一定几率被接受为当前可行解，则为相应算子在分数统计表中各增加  $\sigma_3$  分，这样设置可降低算法在搜索过程中陷入局部最优的可能性，提高获得全局最优解的概率。

其余情况算子分数不变，但仍需统计相应算子被选择次数。

算法每迭代  $\psi$  次进入权重调整阶段，依据权重更新公式调整破坏及修复算子权重，同时重置各算子评分。设算子  $i$  的权重为  $w_i$ ，权重更新公式如式(4-5)所示：

$$w_i = \begin{cases} w_i(1-r) + r \frac{\Pi_i}{\theta_i} & \theta_i > 0 \\ w_i(1-r) & \theta_i = 0 \end{cases} \quad (4-5)$$

其中， $\Pi_i$  代表在本次循环中算子  $i$  总得分， $\theta_i$  代表在本次循环中算子  $i$  被选择的次数， $r$  代表权重更新参数。

#### 4.3.5 算子选择策略

ALNS 算法与 LNS 算法相比，由于自适应层的引入，使算法在算子选择上具有智能性。自适应大邻域搜索算法的设计思路就是通过分数算子统计表来记录各删除修复算子在搜索过程中的被选择次数及分数，算子分数受其表现直接影响。ALNS 算法每迭代  $\psi$  次进入权重调整阶段，依据权重更新公式调整破坏及修复算子权重，同时重置各算子评分。

算子权重确定后，采用轮盘赌选择法 (Roulette Wheel Selection, RWS) 进行破坏与修复算子的选择。RWS 是最经典的随机选择方法，曾被广泛应用于 GA 算法中。在本文中，根据某破坏算子的权重占破坏算子总体权重的比例及某修复算

子的权重占修复算子总体权重的比例，分别两个划分轮盘。在算子选择阶段，旋转轮盘，指针最终指向的算子即被选中。轮盘转动时指针对应一个 0 到 1 之间的随机数。在破坏与修复算子选择过程中，算子权重越大，选中概率相应也越大。而通过轮盘赌策略选择算子时算子的选择不是单纯依据算子的选择概率，而是按照累积的概率来进行选择，具有一定的随机性，在某种程度上避免算法陷入局部优化。

#### 4.3.6 破坏及修复邻域结构：

##### (1) 破坏邻域

###### 1) Random Removal

随机选择路径集合中的一条路径，从该路径原有规划方案中随机挑选若干商家或客户移入待插入客户集合，在修复阶段尝试插入其他路径<sup>[47]</sup>。对 Random Removal 而言，没有选择的顺序，该算子的选择可能会导致低质量解的生成，但在一定程度上避免算法陷入局部优化。

###### 2) Shaw Removal

1997 年，Shaw 在搭建大邻域搜索算法框架时，设计了该算子<sup>[46]</sup>。Shaw Removal 最初的设计目的是为了调整路径集合中相似客户的服务顺序。如果选择移除路径集合中差异极大的客户，在路径修复阶段，这些客户有较大概率被由贪心策略设计的算子插入固有路径中，无法达到减少运输成本的目的。随机挑选某位商家或客户进行研究，分析其他商家与其相似程度，相似度计算公式如(4-6)。

$$R(i, j) = \beta_1 \cdot \frac{d_{ij}}{\max_{i, j \in V}(d_{ij})} + \beta_2 \cdot \frac{|e_i - e_j|}{\max_{i, j \in V}(|e_i - e_j|)} + \beta_3 \cdot \frac{|q_i - q_j|}{\max_{i, j \in V}(|q_i - q_j|)} \quad (4-6)$$

公式(4-6)中： $R(i, j)$ 代表商家*i*与商家*j*的差异程度， $R(i, j)$ 越小说明商家*i*与商家*j*越相似。 $d_{ij}$ 代表商家*i*与商家*j*间的欧式距离，用 $|e_i - e_j|$ 来比较商家*i*与商家*j*时间窗口差异程度，用 $|q_i - q_j|$ 来比较商家*i*与商家*j*货物需求量差异程度。根据公式从路径中依次删除商家*i*的相似商家，直至指定数目商家被放入待插入集合。公式中 $\beta_1$ ， $\beta_2$ ， $\beta_3$ 的数值大小代表算法对各要素的重视程度，在本次研究中设置为(3, 4, 3)。

###### 3) Worst Removal\_II

随机选择路径集合中某一条路径，对该路径中所有路段进行排序，移除对成本影响最大的两个路段起点对应的商家或客户并放入至待处理客户集合。

###### 4) Worst Removal\_III

随机选择路径集合中某一条路径，对该路径中所有路段进行排序，移除对成

本影响最大的三个路段起点对应的商家或客户并放入至待处理客户集合。

### 5) Route Removal

随机挑选路径集合中的一条路径，将该路径原有规划方案中所有商家或客户移入待插入集合，在修复阶段尝试插入其他路径。

### 6) Random-Criticality Removal

随机选择路径集合中某一条路径，对该路径中的客户依照重要度进行降序，选择重要度最高的三个客户进行移除，并将其放入至待处理客户集合。重要度计算公式如下<sup>[8]</sup>：

$$\varsigma_i = \frac{\eta(d_i)}{\eta(b_i - a_i)} + \eta(c_{0i}) \quad (4-7)$$

其中： $\varsigma_i$ 代表客户点*i*的重要度， $\eta$ 函数为归一化函数， $d_i$ 代表客户点*i*的需求， $(b_i - a_i)$ 代表客户点*i*的服务时间窗口， $c_{0i}$ 代表客户点*i*距离配送中心的距离。

## (2) 修复邻域

### 1) Random Repair

随机选择路径集合中某一条路径，将待处理客户集合中的客户依次插入到该路径中随机位置，构建新的解。

### 2) Greedy Repair\_I

将待处理客户集合中的客户按顺序插入到路径成本增加最小的位置中。算子主要流程如下<sup>[59]</sup>：

① 在不超过运输车辆最大载重量的情况下，针对运输总成本进行优化，记录待处理集合中全部商家或客户在所有可能位置插入后的运输总成本，按照其大小顺序确定每位客户的 $r_{\text{best}}$ 与 $P_{\text{best}}$ 。

② 在路径层级，按照每位客户的 $r_{\text{best}}$ 与 $P_{\text{best}}$ 对应运输成本大小来确定修复顺序，插入后对应运输总成本增加值最小的客户优先插入到其 $r_{\text{best}}$ 的 $P_{\text{best}}$ 上，然后该客户从待处理客户集合中移除。

③ 更新待处理客户集合中剩余的客户在最优路径的最佳插入位置以及最低成本增加值，若待处理集合中没有需要服务的客户则退出修复阶段，反之转入②继续插入。

### 3) Greedy Repair\_II

Greedy Repair\_I 算子的贪婪插入过程中判断标准为总成本，而 Greedy Repair\_II 算子的贪婪插入过程中判断标准为总行驶里程，其余流程一致。

### 4) Random-Greedy Repair

在不超过运输车辆最大载重量的情况下，针对运输总成本进行优化，记录待处理集合中全部商家或客户在随机路径上可能位置插入后的运输总成本，按照其



大小顺序确定每位客户的  $P_{\text{best}}$ 。按照每位客户的  $P_{\text{best}}$  对应运输成本大小来确定修复顺序，插入后对应运输总成本增加值最小的客户优先插入到其  $P_{\text{best}}$  上，然后该客户从待处理客户集合中移除。若待处理集合中没有需要服务的客户则退出修复阶段，反之则继续研究下一个客户的插入。

#### 5) Greedy-Criticality Repair

在不超过运输车辆最大载重量的情况下，针对运输总成本进行优化，按照公式 (4-7) 确定待处理集合中全部客户的重要度顺序。重要度高的客户优先尝试插入，记录该客户在所有可能位置插入后的运输总成本，按照成本大小顺序确定该客户的  $r_{\text{best}}$  与  $P_{\text{best}}$ ，并完成插入操作，然后该客户从待处理客户集合中移除。若待处理集合中没有需要服务的客户则退出修复阶段，反之则按照重要度顺序继续研究下一个客户的插入。

#### 6) Random-Criticality Repair

在不超过运输车辆最大载重量的情况下，针对运输总成本进行优化，按照公式 (4-7) 确定待处理集合中全部客户的重要度顺序。重要度高的客户优先插入，将该客户在随机路径中的随机位置进行插入，然后该客户从待处理客户集合中移除。若待处理集合中没有需要服务的客户则退出修复阶段，反之则按照重要度顺序继续研究下一个客户的插入。

### 4.3.7 基于模拟退火算法的解的接受

在算法迭代循环找寻最优解的过程中，若新解的总成本小于最优解的总成本，则用新解的路径集合更新最优解。若新解的成本大于全局最优解的成本但小于当前可行解时，则用新解的路径集合更新当前可行解。此外，对于新解的成本大于当前可行解成本的情况，采用模拟退火思想新解有一定几率被接受为当前可行解。该方法主要通过调整温度参数  $T$  来控制接受成本增加的新解的概率，即当  $f_n < f_c$ ，概率  $p$  的计算公式如下<sup>[72]</sup>：

$$p = e^{\left(\frac{100}{T} \left(\frac{f_n - f_c}{f_c}\right)\right)} \quad (4-8)$$

本文采用线性退火机制。在迭代次数为  $n$  时，温度  $T = T_n = \alpha T_{n-1}$ ，其中  $\alpha$  为模拟退火因数。初始温度确定方法选择 Ropke 在文献<sup>[47]</sup>中给出的公式：

$$T_0 = \frac{-0.05}{\ln 0.5} f_c \quad (4-9)$$

### 4.3.8 算法终止条件

本文采用以下两种迭代终止条件：

- (1) 达到迭代次数上限；
- (2) 达到算法计算时间上限。

## 4.4 自适应大邻域搜索算法的改进

### 4.4.1 设计邻域搜索算子

Random-Criticality Removal 算子、Random-Greedy Repair 算子、Greedy-Criticality Repair 算子及 Random-Criticality Repair 算子均为新设计的算子，在实际算例测试时具有较好的表现。

Random-Criticality Removal 算子及 Random-Criticality Repair 算子的设计过程中考虑了客户的重要度，将随机路径上重要度较高的客户优先移除或插入新路径，这样设置既可以保留算子的随机性又可以提升顾客的满意度。

Random-Greedy Repair 算子的设计结合了 Random Repair 算子与 Greedy Repair 算子的优点，保留算子随机性的同时考虑贪婪插入对总成本的降低。

Greedy-Criticality Repair 算子的设计过程中既考虑客户的重要度，又考虑客户的插入对运输总成本的影响，在提高客户满意度的同时实现对运输总成本的优化。

### 4.4.2 评分策略

在针对自适应大邻域搜索算法的过往研究中，创新点多集中在算子设计及权重调整策略<sup>[60]</sup>上，鲜有学者将研究重点放在评分策略的调整上。

现有文献中，评分策略多选择 $\sigma_1$ 为 33，选择 $\sigma_2$ 为 13，选择 $\sigma_3$ 为 9， $\sigma_3$ 分数较高有利于降低算法在搜索过程中陷入局部最优的可能性，提高获得全局最优解的概率。

本文将随机性引入算子评分策略，将 $\sigma_1$ 设置为 30~40 之间的随机数，将 $\sigma_2$ 设置为 13~20 之间的随机数，将 $\sigma_3$ 设置为 5~10 之间的随机数，该策略提供一定的随机性，增大算子跳出局部最优的可能。

### 4.4.3 算子选择策略

本文的算子选择策略在标准轮盘赌选择法的基础上进行扩展。由于算子的选择概率与其权重成比例，故文中设置两种权重，一种为经典自适应邻域搜索算法

中随算法迭代而更新的权重，另一种将所有算子权重设定为相同的常数且不随算法迭代而更新，奇数次迭代选择权重 1，偶数次迭代选择权重 2。

这样设置可以防止某些算子在算法搜索的初期对解的改动较大从而获得较高评分，而在算法搜索后期对解的改动影响较小，但由于其累积概率较大，仍有较大可能被选中，降低算法的搜索能力。

## 4.5 本章小结

本章介绍经典的蚁群算法和邻域搜索算法的原理及优缺点，并对算法进行改进。引入 ALNS 算法对带时间窗的车辆路径问题进行求解，介绍基于节约里程法的初始解的构建方法，阐明了自适应大邻域搜索算法的基本框架、模拟退火接受准则、经典破坏修复算子、自适应层中权重更新方式及算法终止条件。同时针对问题特点，对算法进行改进，设计新的破坏修复算子、评分策略及算子选择策略。

## 5 基于国际公开数据集的算法测试

### 5.1 算例概况

#### 5.1.1 Solomon 标准数据集

本文选择 Solomon 在 1987 年设计的 VRPTW 标准测试集作为测试算法的主要测试集。Solomon 测试集包含 C101-C109、C201-C208、R101-R112、R201-R211、RC101-RC108 及 RC201-RC208 共 56 个具体算例，每个算例都包含 100 个客户，算例的数据规模适中，与实际的车辆路径规划问题较为接近。

标准测试集可分为三大类，分别为 R 类、C 类、RC 类，其中每个大类又可分为两个子类。在 C1 与 C2 系列算例中，客户或商家的位置分布具有一定的集中性。相反，在 R1 与 R2 系列算例中，客户或商家的位置分布具有一定的随机性。RC 系列算例在设计时参考了 C 系列与 R 系列。

图 5-1、图 5-2、图 5-3 分别绘制了 R1 系列、C1 系列、RC1 系列客户的具体位置，在图中配送中心用绿色小圆表示，客户用黄色五角星表示。

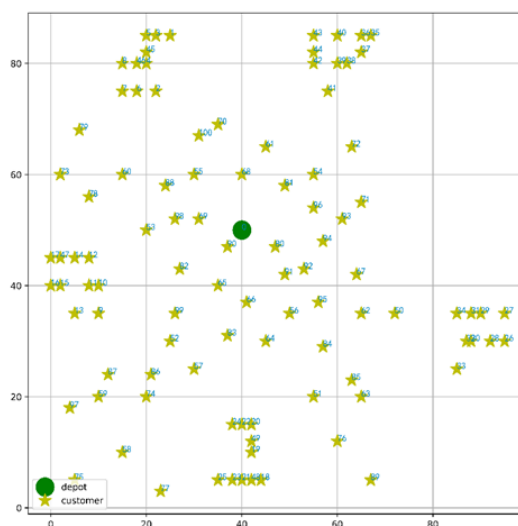


图 5-1 R1 类型客户点分布

Fig.5-1 Schematic diagram of R1 type customer distribution

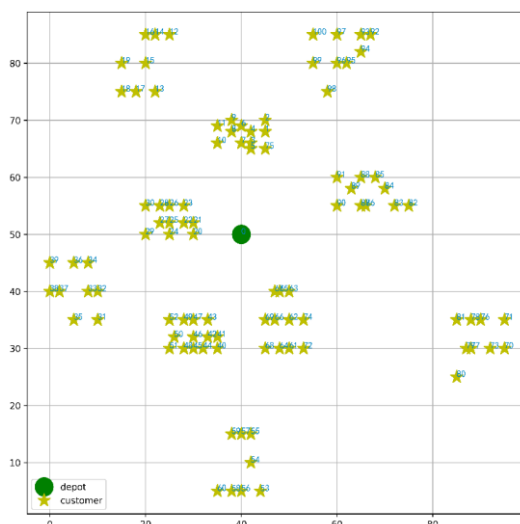


图 5-2 C1 类型客户点分布

Fig.5-2 Schematic diagram of C1 type customer distribution

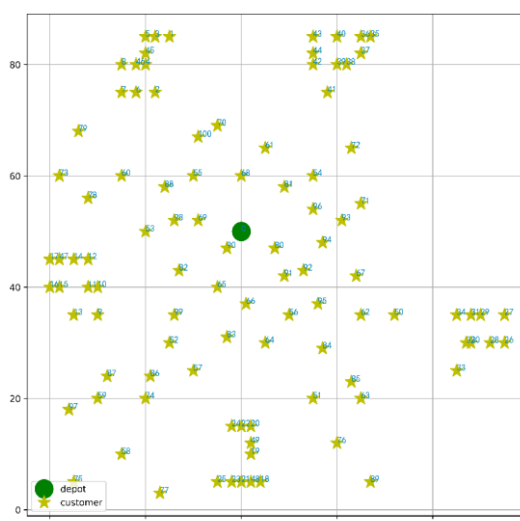


图 5-3 RC1 类型客户点分布

Fig.5-3 Schematic diagram of RC1 type customer distribution

Solomon 测试集是带时间窗的车辆路径问题的知名公开数据集之一，国内外专家、算法研发团队都选择使用 Solomon 标准数据集测试算法。在欧洲研究机构 SINTEF 搭建的平台上，可以获得所有算例的 Best known solution 的配送车辆数目、运输距离及具体路径，以供国内外学者参考比较。为了测试本次研究对 ALNS 算法的改进程度，本文算法的测试结果同样使用该网站给出的已知最优解进行比较。

在 Solomon 标准测试集中提供了客户点的位置信息、客户的时间窗口、配送车辆载重限制等。标准测试集参数如表 5-1 所示。算例测试中，对于同一类型问题，Solomon 规定单一配送车型，且配送车辆的行驶速度设置为 1。允许同一辆车

为多个客户提供服务，但不允许同一客户被多辆车服务。

同系列（C、R 及 RC）算例有许多共同点，例如客户点数量相同、坐标相同及需求相同。由于 C1、R1 与 RC1 的配送车辆载重较小，所以调度范围较小，每辆配送车辆平均只能服务 5 到 10 个客户。C2、R2 与 RC2 系列中的配送车辆载重较大，可以实现远距离大重量的运输。具体数据如表 5-1、表 5-2 所示：

表 5-1 Solomon 标准测试集中客户数据

Tab.5-1 Customer parameters of Solomon benchmark

算例类型	客户数量	客户需求	服务时间
C 类型	100	10-50	90
R 类型	100	1-41	10
RC 类型	100	2-40	10

表 5-2 Solomon 标准测试集中配送中心数据

Tab.5-2 Depot parameters of Solomon benchmark

算例集	配送车辆载重限制	配送中心截止时间
C101-C109	200	1236
C201-C208	700	3390
R101-R112	200	230
R201-R211	1000	1000
RC101-RC108	200	240
RC201-RC208	1000	960

### 5.1.2 Gehring & Homberger 标准数据集

本文选择 Gehring & Homberger 在 1999 年设计的 VRPTW 扩展测试集作为测试算法的补充测试集，同时本文选择测试集中包含 400 个客户的算例。测试集包含 C1\_4\_1-C1\_4\_10、C2\_4\_1-C2\_4\_10、R1\_4\_1-R1\_4\_10、R2\_4\_1-R2\_4\_10、RC1\_4\_1-RC1\_4\_10 及 RC2\_4\_1-RC2\_4\_10 共 60 个具体算例，算例的数据规模较大，与大规模车辆调度问题较为接近。使用常规启发式算法求解不仅运算时间过长，而且解的质量也无法保证。

标准测试集可分为三大类，分别为 R 类、C 类、RC 类，其中每个大类又可分

为两个子类。在 C1 与 C2 系列算例中，客户或商家的位置分布具有一定的集中性。相反，在 R1 与 R2 系列算例中，客户或商家的位置分布具有一定的随机性。RC 系列算例在设计时参考了 C 系列与 R 系列。图 5-4、图 5-5、图 5-6 分别绘制了 R1 系列、C1 系列、RC1 系列客户的具体位置，在图中配送中心用绿色小圆表示，客户用黄色五角星表示。

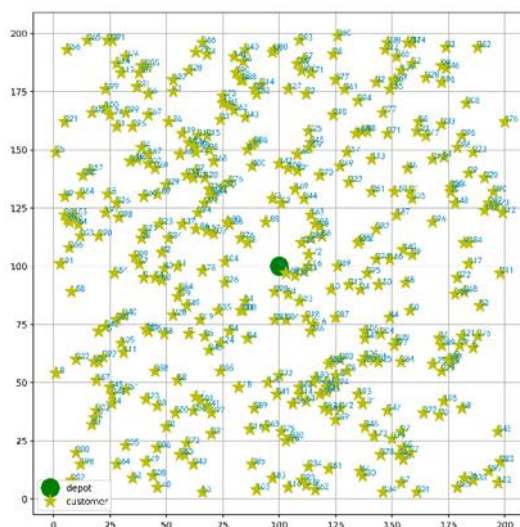


图 5-4 R1 类型客户点分布

Fig.5-4 Schematic diagram of R1 type customer distribution

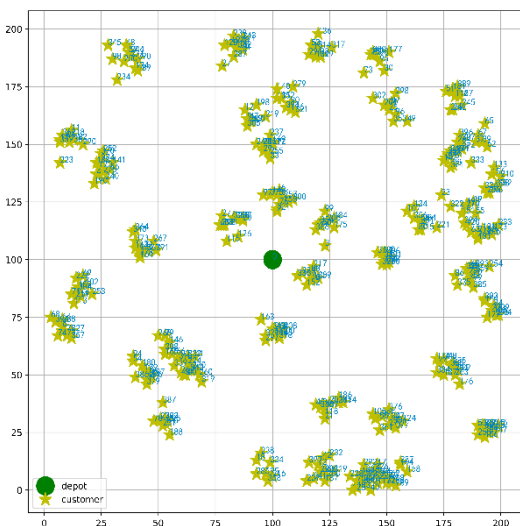


图 5-5 C1 类型客户点分布

Fig.5-5 Schematic diagram of C1 type customer distribution

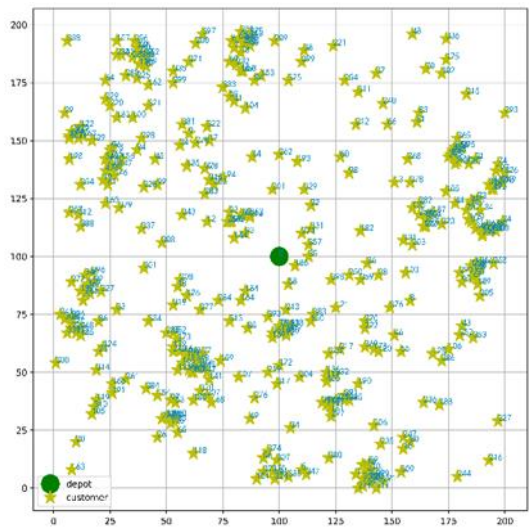


图 5-6 RC1 类型客户点分布

Fig.5-6 Schematic diagram of RC1 type customer distribution

同系列（C、R 及 RC）算例有许多共同点，例如客户点数量相同、坐标相同及需求相同。由于 C1 、R1 与 RC1 的配送车辆载重较小，所以调度范围较小，每辆配送车辆平均只能服务 5 到 10 个客户。C2、R2 与 RC2 系列中的配送车辆载重较大，可以实现远距离大重量的运输。具体数据如表 5-3、表 5-4 所示：

表 5-3 Gehring & Homberger 标准测试集中客户数据

Tab.5-3 Customer parameters of Gehring & Homberger benchmark

算例类型	客户数量	客户需求	服务时间
C 类型	400	10-50	90
R 类型	400	1-48	10
RC 类型	400	1-40	10

表 5-4 Gehring & Homberger 标准测试集中配送中心数据

Tab.5-4 Depot parameters of Gehring & Homberger benchmark

算例集	配送车辆载重限制	配送中心截止时间
C1_4_1-C1_4_10	200	1501
C2_4_1-C2_4_10	700	3693
R1_4_1-R1_4_10	200	804
R2_4_1-R2_4_10	1000	3213
RC1_4_1-RC1_4_10	200	765
RC2_4_1-RC2_4_10	1000	3060



### 5.1.3 测试结果的比较与提交

在车辆路径规划领域，挪威工业研究院 SINTEF 推出的已知最优解（Best Known Solution）网站（<https://www.sintef.no/projectweb/top/vrptw/>），是目前国内外公认的最具权威性的算法测试结果比较和提交平台。网站提供 Solomon 在 1987 年设计的 VRPTW 公开数据集与 Gehring & Homberger 在 1999 年设计的 VRPTW 扩展数据集共计 356 项算例测试的已知最优解，如图 5-7。

r101	19	1650.80	H	See note below
r102	17	1486.12	RT	Detailed solution by SAM::OPT
r103	13	1292.68	LLH	Detailed solution by Shobb
r104	9	1007.31	MBD	See note below
r105	14	1377.11	RT	Detailed solution by SAM::OPT
r106	12	1252.03	MBD	See note below
r107	10	1104.66	S97	Detailed solution by Shobb
r108	9	960.88	BBB	Detailed solution from BVH
r109	11	1194.73	HG	Detailed solution by Shobb
r110	10	1118.84	MBD	See note below
r111	10	1096.72	RGP	Detailed solution by Shobb
r112	9	982.14	GTA	

图 5-7 已知最优解

Fig.5-7 Best known solution

算法测试得到的解决方案及其他相关信息可通过邮件发送至 [top-request@sintef.no](mailto:top-request@sintef.no) 进行提交，研究机构 SINTEF 的解决方案检查员会进行核实验证。

世界上最知名的优化算法专家（如 Bräysy, Shaw, Ropke 等）及运筹优化技术公司（如 Quintiq 等）都在这个平台上不断地提交解决方案，刷新世界纪录，逐步将车辆路径规划算法研究推向一个新高度。

国内阿里菜鸟网络仓配智能化算法团队经过对算法的不断探索和完善，在 SINTEF 的评测平台上提交算法求解结果，优于多个已知最优解，同时持有已知最优解的数目在国内外算法研发团队中名列前茅，这也象征着菜鸟算法团队在车辆路径规划领域的研究已达国际领先水平。

## 5.2 改进的 ALNS 算法参数设置

本次研究在 Ropke<sup>[47]</sup>利用 ALNS 算法求解车辆路径问题的研究基础上, 设置改进的 ALNS 算法的主要参数, 具体数据如下表 5.5 所示。

表 5-5 算法参数列表

Tab.5-5 Related parameters of ALNS

参数类别	参数	含义	数值
模拟退火相关参数	$\phi$	初始温度控制参数	0.05
	$\alpha$	冷却率	0.995
算子权重更新参数	$\psi$	权重更新迭代次数	100
	$r$	权重更新参数	0.6
	$\sigma_1$	新全局最优解的得分	30-40
算子评分参数	$\sigma_2$	首次出现的可行解的得分	13-20
	$\sigma_3$	首次出现的不可行解得分	5-10
	$M$	最优解保持最高次数	200
算法停止规则	$MT$	最大运行时间	3600s
	$L$	算法迭代的总次数	1000

### 5.3 算法对比分析

车辆路径问题可行解质量高低的评价标准主要包含以下两个方面: 配送车辆总的行驶里程及启用的配送车辆数目。由于本次研究的优化第一目标为运输总成本最小, 第二目标为启用的配送车辆数目最少, 由于启用一辆配送车辆的固定成本较高, 直接影响运输总成本, 同时结合 Solomon 公开数据集、Gehring & Homberger 公开数据集提供的运算结果比较标准, 配送车辆数目对运输总成本的影响远大于行驶里程对运输总成本的影响, 因此在算法测试结果的比较过程中应更加重视配送车辆的启用数目。基于此, 本文给出评价可行解质量高低的标准<sup>[71]</sup>: 若算法 1 求得的解所用的车辆数目少于算法 2 求得的解, 则算法 1 求得的解更优, 否则算法 2 求得的解; 若算法 1 求得的解与算法 2 求得的解启用的配送车辆数目相同, 则比较总的行驶距离, 行驶距离越短, 解的质量越高。

本文采用混合蚁群算法、邻域搜索算法作为现代启发式算法的代表与本论文提出的改进的自适应大邻域搜索算法对比分析。NV 代表配送车辆数目, Dis 代表总行驶距离。本文应用 python 语言实现文中建立的模型和改进的自适应大邻域搜索算法。代码运行电脑配置为 Intel(R) Core(TM) i7-8750H CPU @ 2.20GHz。

### 5.3.1 利用混合蚁群算法求解算例

HACO 算法在解决大规模客户点的算例时，收敛速度慢，且解的质量较低，因此 HACO 算法仅采用 Solomon 公开数据集进行测试。HACO 算法求解随机算例的结果如下表 5.6 所示：

表 5-6 混合蚁群算法测试结果

Tab.5-6 Test results of HACO

算例	已知最优解		混合蚁群算法		改进百分比	改进值
	NV	Dis	NV	Dis		
R102	17	1486.1	19	1786.1	—	—
R103	13	1292.7	14	1248.9	—	—
C102	10	828.9	11	1135.1	—	—
C105	10	828.9	12	1035.1	—	—
RC105	13	1629.4	19	1617.9	—	—
RC106	11	1424.7	14	1669.9	—	—

(+)代表测试结果相较 Best Known Solution 的改进程度，(-)代表测试结果与 Best Known Solution 间的差距。“—”代表测试结果的配送车辆数目大于 Best Known Solution 的配送车辆数目。混合蚁群算法求解算例 RC106 的具体路径规划如下图：

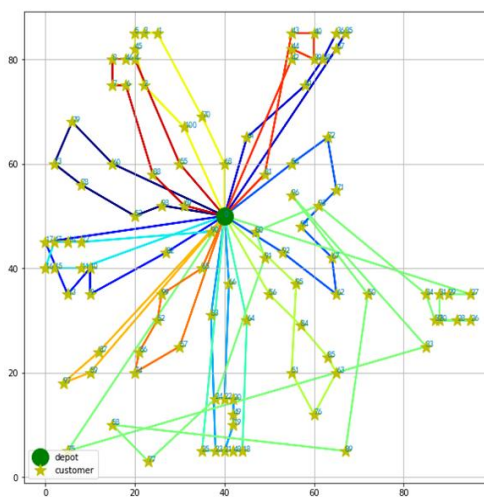


图 5-7 混合蚁群算法-RC106 测试结果

Fig.5-7 RC106 test result of HACO

从算例测试结果中可看出混合蚁群算法在求解 RC 类型算例的结果较差，在总距离和车辆数上都明显劣于已知最优解，R、C 类型算例结果在总距离和车辆

数上较为接近已知最优解。这是由于混合蚁群算法具有较强的鲁棒性，但同时也存在以下不足：

- (1) 局部最优：蚁群算法通过正反馈机制进行迭代优化，可以有效地改善算法的搜索表现，但蚁群在算法后期容易集中在一个较好的路径上，陷入局部最优的情况；
- (2) 参数影响：蚁群算法的搜索效率受参数设置的影响较大，主要包括：外激素启发因子、外激素浓度及种群中个体数目等因素，在一定程度上影响 ACO 算法的运算速度与搜索能力。
- (3) 运算时间：伴随求解算例的规模的扩大，寻优过程计算量显著增加，蚁群算法的计算时间延长。

5.3.2 邻域搜索算法求解算例

在邻域搜索的过程中，多种邻域搜索算子的设计成功扩展了搜索范围。NS 算法在解决大规模客户点的算例时，收敛速度慢，且解的质量较低，因此邻域搜索算法仅采用 Solomon 标准测试集进行测试。邻域搜索算法求解算例的结果如下表 5.7 所示：

表 5-7 邻域搜索算法测试结果

Tab.5-7 Test results of NS

算例	已知最优解		邻域搜索算法		改进百分比	改进值
	NV	Dis	NV	Dis		
R102	17	1486.1	19	1786.1	—	—
R103	13	1292.7	14	1288.3	—	—
C101	10	828.9	11	1007.2	—	—
C102	10	828.9	12	1110.1	—	—
RC104	10	1135.5	14	1441.8	—	—
RC106	11	1424.7	14	1523.7	—	—

邻域搜索算法求解算例 R103 的具体路径规划如下图 5-8：

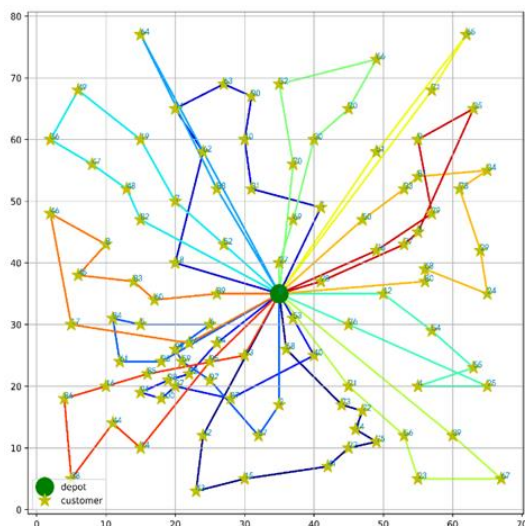


图 5-8 邻域搜索算法-R103 测试结果

Fig.5-8 R103 test result of NS

邻域搜索算法在求解 RC 类型算例的结果较差，在总距离和车辆数上都明显劣于已知最优解。相反，求解 R 类型算例的结果较好，在总距离和车辆数上都接近或略优于已知最优解。C 类型算例结果在总距离和车辆数上较为接近已知最优解，但运算时间较长。

NS 算法的核心思想就是对可行解的邻域进行搜索，由初始可行解出发搜索其邻域，再反复进行，直至得到最优解为止。NS 算法的主要影响因子是邻域规模的大小。相对较大的邻域可以降低算法在搜索过程中陷入局部最优的可能性，提高获得全局最优解的概率，但较大的邻域进行搜索会耗费大量时间。

### 5.3.3 改进的自适应大邻域搜索算法求解算例

为验证改进的自适应大邻域搜索算法的适应性与有效性，本次研究从公开数据集中选取多个算例进行实验，将实验结果与已知最优解、混合蚁群算法及邻域搜索算法分别进行比较。

#### (1) Solomon 标准数据集测试结果

##### 1) R 类型算例

本文设计的改进 ALNS 算法求解 R 类型算例的结果如下表所示：

表 5-8 本文设计算法测试结果（R 类型）

Tab.5-8 R type test results of the algorithm designed in this paper

算例	已知最优解		本文设计算法		改进百分比	改进值
	NV	Dis	NV	Dis		
R102	17	1486.1	11	1013.8	31.8%	472.3
R103	13	1292.7	11	1086.4	16.0%	206.3
R104	11	971.5	11	1086.8	-11.9%	-115.34
R107	10	1104.7	10	986.1	10.7%	118.6
R109	11	1194.7	10	991.8	17.0%	202.9
R201	4	1252.4	4	1305.5	-4.2%	-53.1
R206	3	906.1	3	906.1	0	0
R210	3	939.4	3	939.4	0	0

本文设计的改进 ALNS 算法求解算例 R104 的具体路径规划如下图 5-9:

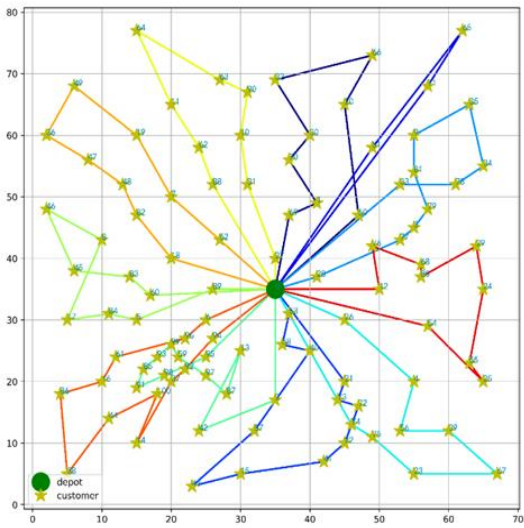


图 5-9 本文设计算法-R104 测试结果

Fig.5-9 R104 test result of the algorithm designed in this paper

R1 类型算例的主要特征为：客户或商家的位置分布具有一定的随机性，且配送车辆载重较小，所以调度范围较小，每辆配送车辆平均只能服务 5 到 10 个客户，在路径规划时只能考虑数目较少的客户。在该类型算例中，除了算例 R104，其运算结果在运输总距离和配送车辆数目上都优于已知最优解，平均提升比例为在 10.7%至 31.8%之间。

相反，R2 类型算例中的配送车辆载重较大，可以实现远距离大重量的运输，

在路径规划时可以考虑数目较多的客户，改进的自适应大邻域搜索算法的运算结果略差于已知最优解，距离差值比例在 1%至 4.2%之间。

改进的自适应大邻域搜索算法在求解 R 类型算例的结果较好，在总距离和车辆数上都优于或接近已知最优解，验证了算法在求解客户点位置分布上呈现一定随机性的算例的有效性可靠性。

2) C 类型算例

本文设计的改进 ALNS 算法求解 C 类型算例的结果如下表 5-9 所示：

表 5-9 本文设计算法测试结果（C 类型）

Tab.5-9 C type test results of the algorithm designed in this paper

算例	已知最优解		本文设计算法		改进百分比	改进值
	NV	Dis	NV	Dis		
C101	10	828.9	10	828.9	0	0
C102	10	828.9	10	821.9	0.9%	7.0
C104	10	824.8	12	822.9	0.2%	1.9
C107	10	827.3	10	828.9	-0.2%	-1.6
C201	3	589.1	3	591.6	-0.4%	-2.5
C205	3	586.4	3	588.9	-0.4%	-2.5

本文设计的改进 ALNS 算法求解算例 C107 的具体路径规划如下图 5-10：

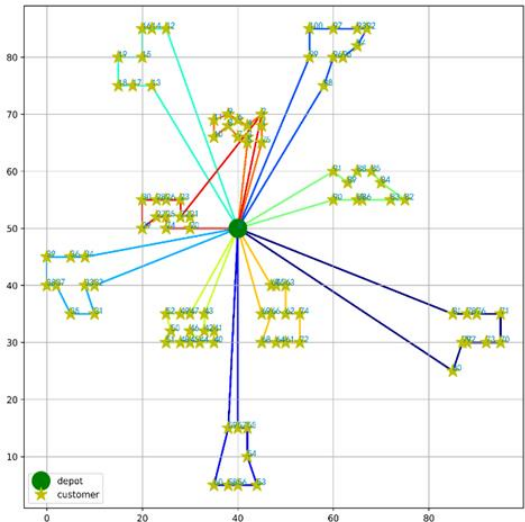


图 5-10 本文设计算法- C107 测试结果

Fig.5-10 C107 test result of the algorithm designed in this paper

C 系列算例与 R 系列算例的主要区别在于 R 系列的客户点在位置分布上呈现



一定随机性，C 系列的客户点在位置上分布呈现一定集中性。C 系列的客户平均需求与服务时间均大于 R 系列。C2 类型算例相较 C1 类型具有更大载重量的配送车辆，更宽松的仓库时间窗口。C 系列测试结果显示，改进的自适应大邻域搜索算法求解 C 系列算例的运算结果表现接近 R 系列算例。同时 C1 类算例的平均运算结果也略好于 C2 类的运算结果，整体结果与已知最优解误差保持在 1%内。

3) RC 类型算例

本文设计的改进 ALNS 算法求解 RC 类型算例的结果如下表 5-10 所示：

表 5-10 本文设计算法测试结果（RC 类型）

Tab.5-10 RC type test results of the algorithm designed in this paper

算例	已知最优解		本文设计算法		改进百分比	改进值
	NV	Dis	NV	Dis		
RC102	14	1457.4	12	1554.8	+	+
RC104	10	1135.5	10	1142.4	-0.6%	-6.9
RC105	13	1629.4	16	1655.8	—	—
RC106	11	1424.7	12	1346.4	—	—
RC108	10	1139.8	10	1139.8	0	0
RC202	3	1365.7	8	1092.3	—	—
RC205	4	1297.7	7	1154.0	—	—

本文设计的改进 ALNS 算法求解算例 RC106 的具体路径规划如下图：

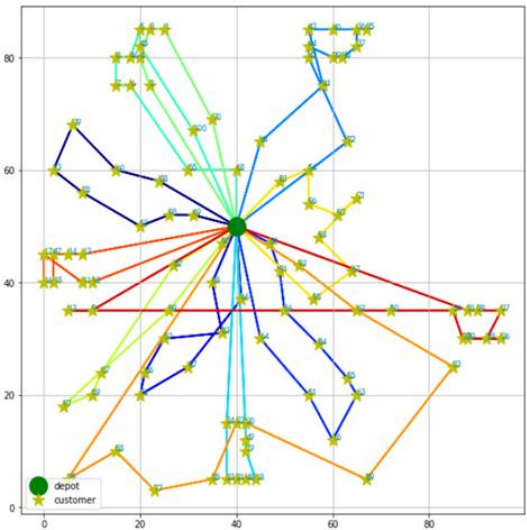


图 5-11 本文设计算法- RC106 测试结果

Fig.5-11 RC106 test result of the algorithm designed in this paper



算例 RC102 的运算结果中虽然运输总距离略高于已知最优解，但是配送车辆数目减少两辆，根据本文判断标准仍可判定为正向优化，正向优化在表中用 ‘+’ 代表，反之则用 ‘-’。

RC 系列算例在设计时参考了 C 系列与 R 系列，整体分布呈现集中性的同时又有部分客户分布较为随机，其客户需求、服务时间、配送车辆载重限制及配送中心截止时间均参照 R 系列算例设置。在 RC 系列算例中，RC2 类型算例相较 RC1 类型具有更大载重量的配送车辆，更宽松的仓库时间窗口。

在 RC1 类算例中，改进的自适应大邻域搜索算法在 RC108 中得到了与已知最优解一致的解，其余算例的配送车辆启用数目略高于已知最优解，总行驶距离接近。RC1 类算例的平均运算结果略好于 RC2 类的运算结果。

根据上述表中的实验结果，改进的自适应大邻域搜索算法的运算结果在运输总距离和配送车辆数目上都明显优于混合蚁群算法、邻域搜索算法。

## (2) Gehring & Homberger 标准数据集测试结果

本文设计的改进 ALNS 算法求解算例的结果如下表 5-11 所示：

表 5-11 本文设计算法测试结果（Gehring & Homberge）

Tab.5-11 Test results of the algorithm designed in this paper（Gehring & Homberge）

算例	已知最优解		本文设计算法		百分比	改进值
	NV	Dis	NV	Dis		
R1_4_2	36	8898.1	36	7770.8	12.7%	1127.3
R2_4_5	8	7127.8	20	7058.6	—	—
C1_4_7	39	7417.9	37	7189.9	3.1%	228.0
C2_4_8	11	4233.2	13	4822.5	—	—
RC1_4_9	36	8694.8	36	7639.5	12.1%	1055.3
RC2_4_3	8	4930.8	12	5535.7	—	—

本文设计的改进 ALNS 算法求解算例 C1\_4\_7 的具体路径规划如下图 5-12：

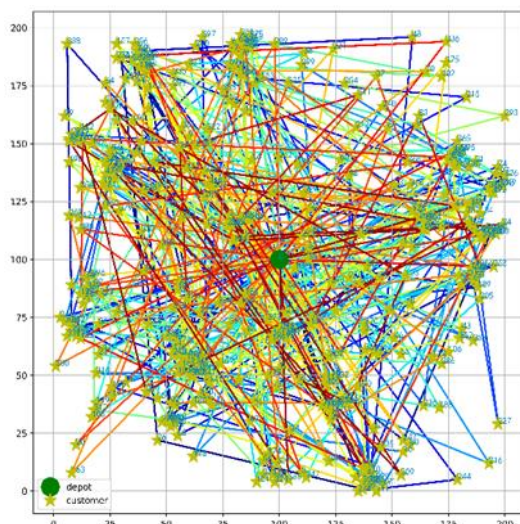


图 5-12 本文设计算法- C1\_4\_7 测试结果

Fig.5-12 C1\_4\_7 test result of the algorithm designed in this paper

从算例测试结果中可看出算法在求解大规模客户点的算例时具有可靠性，在较短的运算时间（3600s）内获得了高质量的解。

R1、C1 及 RC1 类算例的结果在运输总距离和配送车辆数目上都优于已知最优解，平均提升比例为在 3.1%至 12.7%之间。R2、C2 及 RC2 类算例的结果距离已知最优解仍有提升空间。

综上，改进的自适应大邻域搜索算法在求解客户点分布随机且约束相对严格的算例时有较好的有效性和可靠性。究其原因是改进的 ALNS 算法的破坏修复算子池中 Random Removal、Worst Removal、Random-Criticality Removal、Random Repair、Random-Greedy Repair、Random-Criticality Repair 在破坏修复过程中将某些客户加入到贪心算法不会选择的路径中，增强了算法跳出局部最优的能力。评分策略与算子选择方式改进带来的多样性与随机性也增强了算法的搜索能力。

算法在求解配送车辆载重量较小的 1 类型问题时表现了更强的适用性。在满足客户特定配送需要的前提下，由于小型货车作为运输工具具有易于调度、灵活机动的特性使其在实际的物流配送中能够实现多用户、少批量、多批次的“门到门”配送，因此我国大部分的城市物流配送车辆都是以小货车为主。同时随着国四、国五排放车辆限行区域越来越大，物流企业在实际调度方案中选择低排放的中小型货车更具现实意义。

### 5.3.4 比较本文设计算法与已有先进算法

据美国运筹学与管理科学学会（INFORMS）最新信息显示，由菜鸟网络仓配智能化算法团队开发的基于 NS 算法与 DRL 的车辆路径规划算法入围 Franz Edelman 杰出成就奖总决赛。该奖项被公认为世界运筹和管理科学界的最高工业应用奖。Franz Edelman 杰出成就奖自设立奖项 50 年以来，第一次有中国物流供应链行业的公司入选。

Gehring & Homberger 标准数据集中算例 R1\_4\_2、算例 R2\_4\_5、算例 RC1\_4\_9、算例 C2\_4\_5 的已知最优解记录均是由菜鸟算法团队保持的。将本文算法测试结果与菜鸟研发团队的算法结果进行比较，如表 5-12。

表 5-12 算法测试结果对比（Gehring & Homberge）

算例	已知最优解		本文设计算法		百分比	改进值
	NV	Dis	NV	Dis		
R1_4_2	36	8898.1	36	7770.8	12.7%	1127.3
R2_4_5	8	7127.8	20	7058.6	—	—
RC1_4_9	36	8694.8	36	7639.5	12.1%	1055.3

在配送车辆载重较大的 2 类型算例中，本文算法的计算结果距已知最优解仍有差距，配送车辆启用数目较多，究其原因是在算子自适应选择过程中执行路径合并操作的算子在前期被选择次数少，导致权重积累小。

本文算法在求解算例 R1\_4\_2、RC1\_4\_9 获得的计算结果略优于菜鸟算法团队提交的已知最优解，验证了算法在求解的在配送车辆载重较小的 1 类型算例的有效性。同时运算速度较快，运算时间控制在 3600s 内，算法具备可推广性。

笔者后续会将算例 R1\_4\_2、RC1\_4\_9 的最优解提交给 SINTEF 的解决方案检查员。

## 5.4 改进有效性分析

为提升算法的寻优能力，本文在改进的自适应大邻域搜索算法的算子设计及评分策略设计过程中引入了随机性，同时改进轮盘赌选择法，除此以外，本文算法与基本自适应大邻域搜索算法在框架、流程及参数方面保持一致。

利用本文设计的算法求解 Solomon 标准测试 R1 系列、C1 系列、RC1 系列中

一个随机算例 10 次并取平均值，记录算子使用次数，如下表 5-13、5-14 所示：

表 5-13 改进 ALNS 算法破坏算子使用次数

Tab.5-13 Destory operator usage times of IALNS

破坏算子	R 类型算 例	C 类型算例	RC 类型算例
Random Removal	1638	1539	1395
Shaw Removal	2059	2227	2185
Worst Removal_II	1284	1342	1316
Worst Removal_III	1905	2296	2034
Route Removal	951	897	1012
Random-Criticality Removal	2163	1699	2058

表 5-14 改进 ALNS 算法修复算子使用次数

Tab.5-14 Repair operator usage times of IALNS

修复算子	R 类型算例	C 类型算例	RC 类型算例
Random Repair	313	172	338
Greedy Repair_I	3450	3637	3712
Greedy Repair_II	1085	959	986
Random-Greedy Repair	1777	1819	1527
Greedy-Criticality Repair	2031	2331	2304
Random-Criticality Repair	1344	1082	1133

根据多次运算结果分析，文中新设计的破坏算子 **Random-Criticality Removal** 表现较好，在破坏算子中的选择频率超过平均值，在求解 R 类型算例的过程中被选择次数略高于 C 类型算例，与 RC 类型较为接近；新设计的修复算子 **Random-Greedy Repair** 与 **Greedy-Criticality Repair** 在三种类型算例中表现均较好，被选择次数较高。相反 **Random-Criticality Repair** 被选择次数略低于平均值，但由于其兼具客户重要度及随机性两个优势，综合来看，可以保留该算子。

通过对比本文改进的 ALNS 算法的运算结果与已知最优解，可知本文对自适应大邻域搜索算法的改进有效。算法随机性的增强会导致某些算例的解的质量较低，但随机性的引入保留了算法跳出局部最优的可能。

## 5.5 影响因素分析

通过本次研究构建的带时间窗的多车型多费用 VRP 数学模型与改进的 ALNS 算法来解决城市商品配送问题，成功减少了运输总成本及运输车辆启用数目。本文通过控制因素，来分析评分策略、权重更新参数与模拟退火系数对 ALNS 搜索性能与收敛速度的影响。

### 5.5.1 评分策略对算法的影响

本文在过往研究基础上另外提出三种评分策略，进行对比实验。

第一种评分策略基于贪心策略进行设置，将  $\sigma_1$  设置为 40，将  $\sigma_2$  设置为 15，将  $\sigma_3$  设置为 8，该策略下上轮循环中表现出色的算子再次被选中的概率大大增加；

第二种评分策略重视新解被当前可行解接受的情况，将  $\sigma_1$  设置为 35，将  $\sigma_2$  设置为 20，将  $\sigma_3$  设置为 9，该策略可有效防止解陷入局部最优；

第三种评分策略将  $\sigma_1$  设置为 30~40 之间的随机数，将  $\sigma_2$  设置为 13~20 之间的随机数，将  $\sigma_3$  设置为 5~10 之间的随机数，该策略提供一定的随机性，增大算子跳出局部最优的可能。

将四种评分策略放入相同的改进 ALNS 框架中，利用本文设计的算法求解 Solomon 标准测试 R1 系列、C1 系列、RC1 系列中一个随机算例 10 次并取平均值，分类型输出每种类型算例最优解对应的评分策略，选择每种类型中选择次数最多的评分策略填入下表 5-15：

表 5-15 评分策略选择表

Tab.5-15 Scoring Strategy Selection

评分	R 类型算例	C 类型算例	RC 类型算例
$\sigma_1$	33	33	30~40
$\sigma_2$	13	13	13~20
$\sigma_3$	9	9	5~10

经典评分策略在 R 类型算例及 C 类型算例中有较强的适用性，引入了随机性的评分策略在混合分布的 RC 类型算例中有良好的表现，增强了算法的寻优能力，改进有效。

5.5.2 权重更新参数对算法的影响

ALNS 算法的自适应性主要是通过自适应层来实现的。在自适应层中，权重更新参数表示算法对算子近期的搜索表现的重视程度，权重更新参数越大，代表自适应层越重视邻域搜索算子在上一个 segment 中的搜索表现。相反，权重更新参数越小，代表算法越重视邻域搜索算子的历史搜索表现。通过对比实验，为改进的自适应大邻域搜索算法选择一个合适的权重更新参数。实验参数如下：算法总迭代次数为 1000，评分策略选择随机评分策略，模拟退火系数选择 0.995。当权重更新参数为 0.2、0.4、0.6 及 0.8 四种情况时，将算法运行 30 次后获得的最优解取平均值，以算例 R103 的已知最优解为基准计算收益率。仿真结果如下表 5-16 所示：

表 5-16 不同权重更新参数下算法运算结果

Tab.5-16 Algorithm operation results under different weight update parameters

权重更新参数	收益率	收敛代数
0.2	0.9858	877
0.4	0.9874	812
0.6	0.9887	761
0.8	0.9882	734

不同权重更新参数下算法的收敛速度曲线如图 5-13 所示：

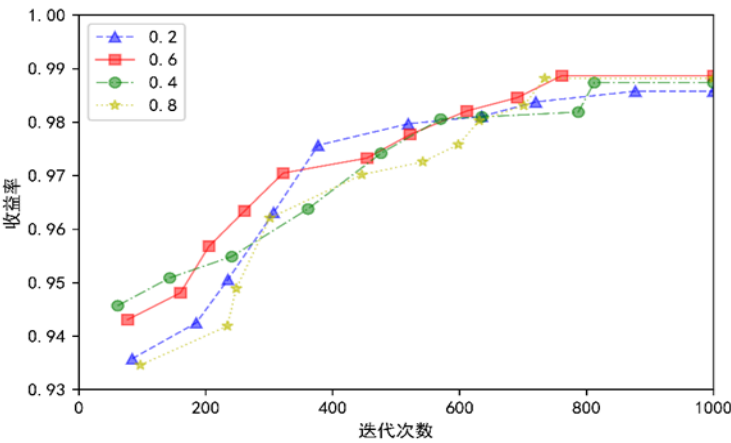


图 5-13 不同权重更新参数下算法的收敛曲线

Fig.5-13 Iterative optimization diagram of different weight update parameters

根据运算结果可知，综合收益率与算法的收敛代数来看，权重更新参数为 0.6 时，算法获得的收益率最高且收敛速度较快。此时，算法既重视算子在上一个 segment 中的表现，又保留算子的历史表现。因此，本文选择 0.6 为作为算法的权重更新参数。

5.5.3 模拟退火系数对算法的影响

在模拟退火框架的线性退火机制中，当迭代次数为  $n$  时，常使用  $T = T_n = \alpha T_{n-1}$  来控制温度， $\alpha$  称为冷却率，也叫模拟退火系数，其大小通常接近于 1。模拟退火系数越大，算法求解得到的最优解质量越高，运算时间也越长。通过控制变量法为改进的自适应大邻域搜索算法选择一个合适的模拟退火系数。实验主要参数如下：算法总迭代次数为 1000，评分策略选择随机评分策略，权重更新参数为 0.6。当冷却率为 0.99、0.995、0.999 时，算法运行 30 次后获得的最优解取平均值，以算例 R103 的已知最优解为基准计算收益率。仿真结果如表 5-17 所示：

表 5-17 不同模拟退火系数下算法运算结果

Tab.5-17 Algorithm operation results under different weight update parameters

模拟退火系数	收益率	收敛代数
0.9925	0.9738	515
0.995	0.9887	761
0.9975	0.9899	832

不同模拟退火系数下算法的收敛速度曲线如图 5-14 所示：

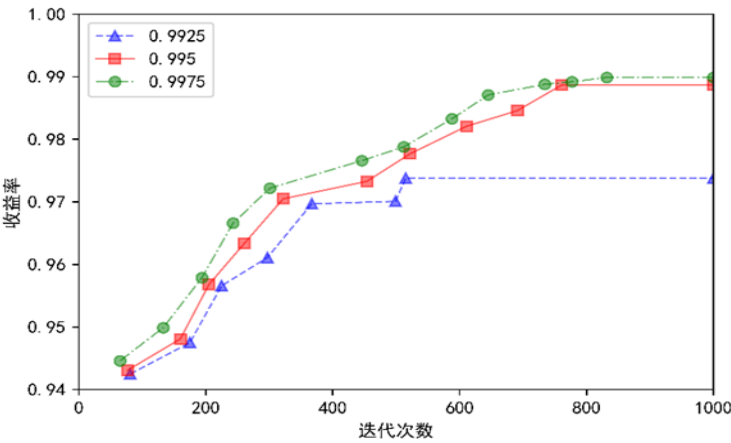


图 5-14 不同模拟退火系数下算法的收敛曲线

Fig.5-14 Iterative optimization diagram of different simulated annealing coefficients

根据运算结果可知，随着模拟退火系数的增大，算法收敛的代数与时间也在明显增加，但解质量的提升却不明显，收益率无明显提升。

综合考虑算法的收敛速度与解的质量，本文选择 0.995 作为模拟退火系数。

## 5.6 本章小结

本章对国际公开数据集中的 Solomon 标准测试集、Gehring & Homberger 标准数据集及已知最优解提交平台的基本情况进行了介绍并给出通过控制变量法确定的改进 ALNS 算法的最佳参数值。对比改进的 ALNS 算法、混合蚁群算法、邻域搜索算法求解算例的结果，实验结果表明：改进 ALNS 算法的求解结果优于已知最优解，在求解 VRPTW 时表现出了较强的适用性。同时在部分大规模客户点的算例实验中，算法计算结果优于阿里菜鸟网络仓配智能化算法团队提交的已知最优解。



## 6 总结与展望

### 6.1 研究总结

随着交通运输与物流配送行业的快速发展,物流企业逐渐有能力满足商家或客户指定的服务时间要求,VRPTW 随之产生,VRPTW 是 VRP 衍生出的一个重要分支。本文根据实际业务场景将城市商品配送问题抽象为多优化目标的带时间窗的车辆路径问题,构建带时间窗的多车型多费用 VRP 数学模型并设计改进的 ALNS 算法进行求解。本文研究的主要内容如下:

(1) 介绍带时间窗的车辆路径规划问题的研究背景,并从理论和实际两方面来理解和把握 VRPTW 的研究意义。归纳总结多种类型的车辆路径问题及相应求解算法的国内外研究现状,同时给出本次研究的技术路线和主要贡献。对车辆路径问题进行概述,阐明车辆路径问题的组成要素并依据组成要素进行分类。最后介绍各类算法的原理及优缺点。

(2) 根据实际配送问题的特点,确定优化目标。识别影响路径规划决策的关键要素,充分考虑 VRP 中涉及关键要素的多项约束,同时线性化研究过程中出现的变量间非线性关系,建立第一优化目标为运输总成本最小、第二优化目标为配送车辆的启用数目最小的 FSMVRPTW 模型。

(3) 介绍经典的蚁群算法和邻域搜索算法的原理及优缺点,并对算法进行改进。引入 ALNS 算法对带时间窗的车辆路径问题进行求解,介绍基于节约里程法的初始解的构建方法,阐明了自适应大邻域搜索算法的基本框架、模拟退火接受准则、经典破坏修复算子、自适应层中权重更新方式及算法终止条件。同时针对问题特点,对算法进行改进,设计新的破坏修复算子、评分策略及算子选择策略。

(4) 对国际公开数据集中的 Solomon 标准测试集、Gehring & Homberger 标准数据集及已知最优解提交平台的基本情况进行了介绍并给出通过控制变量法确定的改进 ALNS 算法的最佳参数值。对比改进的 ALNS 算法、混合蚁群算法、邻域搜索算法求解算例的结果,实验结果表明:改进 ALNS 算法的求解结果优于已知最优解,在求解 VRPTW 时表现出了较强的适用性。同时在部分大规模客户点的算例实验中,算法计算结果优于阿里菜鸟网络仓配智能化算法团队提交的已知最优解。

## 6.2 研究展望

本文针对带时间窗的车辆路径问题的建模和求解算法进行了研究，取得了一些初步的成果。但还存在一些不足，有待进一步的深入研究，主要有以下几个方面：

(1) 本文研究的配送问题在本质上是静态调度问题，而改进的自适应大邻域搜索算法在动态路径规划问题的求解上或有其独特优势，是一个可以进一步提高研究深度的方向。

(2) 本次研究主要考虑了单仓库的运输车辆调度问题，但在快递服务、外卖配送、校车接送、杂货店产品分销、班车接送等实际应用场景中，多级多仓库问题同样普遍存在，算法在多级问题上的适用性值得进一步研究。

## 参考文献

- [1] 中国物流与采购联合会.2021 年物流运行情况分析及 2022 年展望[J].中国物流与采购,2022(04):34-37.
- [2] 何黎明.围绕“十四五”规划谋定高质量发展 开启现代物流体系建设新征程——2021 年我国物流业发展回顾与展望[J].中国物流与采购,2022(05):16-20.
- [3] Dantzig G B, Ramser J. The Truck Dispatching Problem[J]. Management Science,1959,6(1).
- [4] Solomon, Marius M. Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problems with Time Window Constraints[J]. Operations Research,1987,35(2):254-265.
- [5] Perez-Rodriguez R, Hernandez-Aguirre A. A Hybrid Estimation of Distribution Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows[J]. Computers & Industrial Engineering,2019,130(APR.):75-96.
- [6] Bräysy Olli. A Reactive Variable Neighborhood Search for the Vehicle Routing Problem with Time Windows[J]. INFORMS Journal on Computing,2003,15(4):347-368.
- [7] Chiang W C, Russell R A. Simulated Annealing Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem with Time Windows[J]. Annals of Operations Research,1996,63(1):3-27.
- [8] Bräysy Olli. An Effective Multirestart Deterministic Annealing Metaheuristic for the Fleet Size and Mix Vehicle-Routing Problem with Time Windows[J]. Transportation Science,2008,42:371-386.
- [9] Zhao Y W, Wu B, Wang W L, et al. Particle Swarm Optimization for Vehicle Routing Problem with Time Windows[J]. Materials Science Forum,2004,471-472:801-805.
- [10] Duhamel C, Potvin J Y, Rousseau J M. A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Backhauls and Time Windows[J]. Transportation Science,1997,31(3):469-477.
- [11] 刘云忠,宣慧玉.动态蚁群算法在带时间窗车辆路径问题中的应用[J].中国工程科学,2005(12):35-40.
- [12] 范厚明,吴嘉鑫,耿静,李阳.模糊需求与时间窗的车辆路径问题及混合遗传算法求解[J].系统管理学报,2020,29(01):107-118.
- [13] Karaboga D, Basturk B. A Powerful and Efficient Algorithm for Numerical Function Optimization: Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm[J],2007,39(3):459-471.
- [14] Xiao L, Hajjam A, Dridi M. An Application of Extended Cuckoo Search to Vehicle Routing Problem[C] //In: Rousseau P, Cosanigh A, eds.2017 International Colloquium on Logistics and Supply Chain Management (LOGISTIQUA),Rabat:IEEE,2017.31-35.
- [15] 李卓,李文霞,巨玉祥,陈晓明,何晓平.混合蚁群算法求解带软时间窗的车辆路径问题[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2019,43(04):761-766.
- [16] Golden B, Assad A, Levy L, et al. The Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem[J]. Computers & Operations Research,1984,11(1):49-66.
- [17] Taillard E.d. A Heuristic Column Generation Method for the Heterogeneous Fleet VRP[J]. Rairo-Operations Research.1999,33:1-14.
- [18] Gheysens F, Golden B, Assad A. A New Heuristic for Determining Fleet Size and Composition[J]. Mathematical Programming Study,1986,26:233-236.

- [19] Desrochers M, Verhoog T W. A New Heuristic for the Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem[J]. Computers & Operations Research,1991,18(3):263-274.
- [20] 叶志坚,叶怀珍,周道平,易海燕.多车型车辆路径问题的算法[J].公路交通科技,2005(05):147-151.
- [21] 王超,袁杰红.分布式并行遗传算法求解多车型车辆路径问题[J].物流科技,2019,42(10):18-20.
- [22] 陶胤强,牛惠民.带时间窗的多车型多费用车辆路径问题的模型和算法[J].交通运输系统工程与信息,2008(01):113-117.
- [23] 陈萍,黄厚宽,董兴业.求解多车型车辆路径问题的变邻域搜索算法[J].系统仿真学报,2011,23(09):1945-1950.
- [24] 张凯,靳鹏,崔勇.带时间窗的多车型需求可拆分揽收配送问题[J].计算机工程与应用,2021,57(14):281-288.
- [25] Jian sheng Liu, Alice E. Smith, Dan Qian. The Vehicle Loading Problem with a Heterogeneous Transport Fleet[J]. Computers & Industrial Engineering,2016,97(C):137-145.
- [26] Feliu J G, Perboli G, Tadei R, Vigo D. The Two-Echelon Capacitated Vehicle Routing Problem[J]. General Information,2008,45(3):364-380.
- [27] 许维胜,曾正洋,徐志宇.一种求解两级车辆路径问题的 Memetic 算法[J].控制与决策,2013,28(10):1587-1590.
- [28] Santos F A, Mateus G R, Cunha A S, et al. A Branch-and-Cut-and-Price Algorithm for the Two-Echelon Capacitated Vehicle Routing Problem[J]. Transportation Science,2015,49(2):355-368.
- [29] Breunig U, Schmid V, Hartl R F, et al. A Large Neighbourhood Based Heuristic for Two-Echelon Routing Problems[J]. Computers & Operations Research,2016:208-225.
- [30] 胡乔宇,杨琨,刘冉.考虑随机客户需求的两级车辆路径问题研究[J].工业工程与管理,2018,23(05):74-81.
- [31] Reyes-Rubiano L, Calvet L, AA Juan, et al. A Biased-Randomized Variable Neighborhood Search for Sustainable Multi-Depot Vehicle Routing Problems[J]. Journal of Heuristics,2018,26:401-422.
- [32] 李洋,胡蓉,钱斌,金怀平.两阶段算法求解多车场车辆路径问题[J].信息与控制,2020,49(06):752-760.
- [33] Jabir E, Panicker V V, Sridharan R. Design and Development of a Hybrid Ant Colony-Variable Neighbourhood Search Algorithm for a Multi-Depot Green Vehicle Routing Problem[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment,2017,57(dec.):422-457.
- [34] 杨翔,范厚明,张晓楠.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(07):1768-1778.
- [35] Psaraftis H N. Dynamic Vehicle Routing: Status and Prospects[J]. Annals of Operations Research,1995,61(1):143-164.
- [36] Khouadjia M R, Sarasola B, Alba E, et al. A Comparative Study between Dynamic Adapted PSO and VNS for the Vehicle Routing Problem with Dynamic Requests[J]. Applied Soft Computing,2012,12(4):1426-1439.
- [37] Haghani A, Jung S. A Dynamic Vehicle Routing Problem with Time-Dependent Travel Times[J]. Computers & operations research,2005,32(11):2959-2986.
- [38] Ghannadpour S F, Noori S, Tavakkoli-Moghaddam R, et al. A Multi-Objective Dynamic

Vehicle Routing Problem with Fuzzy Time Windows: Model, Solution and Application[J]. Applied Soft Computing,2014,14: 504-527.

[39] 李兵,郑四发,曹剑东,杨扬,耿华,连小珉.求解客户需求动态变化的车辆路径规划方法[J]. 交通运输工程学报,2007(01):106-110.

[40] 洪联系.带时间窗口动态车辆路径规划模型及其求解算法[J].计算机工程与应用,2012,48(04):244-248.

[41] Li B, Chen G, Tao N. A Quantum Particle Swarm-Inspired Algorithm for Dynamic Vehicle Routing Problem[C]//International Conference on Mechatronics and Intelligent Robotics, Springer, Cham,2017:185-190.

[42] Min H. The Multiple Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pick-up Points[J]. Transportation Research Part A: General,1989,23(5):377-386.

[43] Yousefikhoshbakht M, Didehvar F, Rahmati F. A Combination of Modified Tabu Search and Elite Ant System to Solve the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery[J]. Journal of Industrial and Production Engineering,2014,31(2):65-75.

[44] Liu R, Xie X, Augusto V, et al. Heuristic Algorithms for a Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup and Time Windows in Home Health Care[J]. European Journal of Operational Research,2013,230(3):475-486.

[45] 张景玲,刘金龙,赵燕伟,王宏伟,冷龙龙,冯勤炳.时间依赖型同时取送货 VRP 及超启发式算法[J].计算机集成制造系统,2020,26(07):1905-1917.

[46] Shaw P. Using Constraint Programming and Local Search Methods to Solve Vehicle Routing Problems[C]. Proceedings of Fourth International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming,1998.

[47] Ropke S, Pisinger D. An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for the Pickup and Delivery Problem with Time Windows[J]. Transportation Science,2006,40(4):455-472.

[48] Hemmelmayr V C, Cordeau J F, Crainic T G. An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for Two-Echelon Vehicle Routing Problems Arising in City Logistics[J]. Computers & operations research,2012,39(12):3215-3228.

[49] Bisailon S, Cordeau J F, Laporte G, et al. A Large Neighbourhood Search Heuristic for the Aircraft and Passenger Recovery Problem[J]. 4OR: A Quarterly Journal of Operations Research,2011,9(2):139-157.

[50] 苗国强,于岚,胡娟娟,赵劼,王璐,竺寒冰.基于自适应大规模邻域搜索算法的带时间窗的车辆路径问题[J].物流技术,2015,34(11):156-158+173.

[51] 石磊,谷寒雨,席裕庚.求解 PDPTW 问题的快速 LNS 算法[J].控制工程,2007(05):558-561.

[52] Liu X, Laporte G, Chen Y, et al. An Adaptive Large Neighborhood Search Metaheuristic for Agile Satellite Scheduling with Time-Dependent Transition Time[J]. Computers & Operations Research,2017,86:41-53.

[53] Keskin M, Çatay B. Partial Recharge Strategies for the Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies,2016,65(4):111-127.

[54] Azi N, Gendreau M, Potvin J Y. An Adaptive Large Neighborhood Search for a Vehicle Routing Problem with Multiple Routes[J]. Computers & operations research, 2014,41(jan.):167-173.

[55] Chen S, Chen R, Wang G G, et al. An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for Dynamic Vehicle Routing Problems[J]. Computers & Electrical

Engineering,2018:S0045790617304494.

[56] 魏占阳,郭炼,张佳伟.基于自适应大规模邻域搜索算法的两级车辆路径问题[J].物流科技,2015,38(08):4-7.

[57] Wenjuan G, Diego C, Maxime O. Adaptive Large Neighborhood Search for the Commodity Constrained Split Delivery VRP[J]. Computers & Operations Research,2019,67:112-128.

[58] Majidi S, Hosseini-Motlagh S M, Ignatius J. Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for Pollution-Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery[J]. Soft Computing,2017.

[59] 杨艳艳.基于 ALNS 算法的自动驾驶汽车配送路径规划[D].大连理工大学,2020.

[60] Peng S, Lucas P. Veelenturf, Mike Hewitt, Tom Van Woensel. Adaptive Large Neighborhood Search for the Time-Dependent Profitable Pickup and Delivery Problem with Time Windows[J]. Transportation Research Part E,2020,138.

[61] 潘立军.带时间窗车辆路径问题及其算法研究[D].中南大学,2012.

[62] 曹二保.物流配送车辆路径问题模型及算法研究[D].湖南大学,2008.

[63] 兰奇.考虑车型类别的车辆路径问题研究[D].北京交通大学,2020.

[64] 郝楠.原对偶内点法及分支定界法在无功优化中的应用[D].山东大学,2012.

[65] 钟石泉,马寿峰.车辆路径问题的改进分支切割法[J].系统工程理论与实践,2009,29(10):152-158.

[66] 王沛.基于分支定价的多星多站集成调度方法研究[D].国防科学技术大学,2011.

[67] Clarke G, Wright J W. Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points[J]. Operations Research,1964,12:568-581.

[68] Gillett B, Miller L. A Heuristic Algorithm for the Vehicle Dispatch Problem[J]. Operations Research,1974,22:340-349.

[69] 金淳,张雨,王聪.带时间窗车辆路径问题的分布式多 agent 蚁群算法[J].计算机应用研究,2018,35(03):666-670.

[70] Shaw P. A New Local Search Algorithm Providing High Quality Solutions to Vehicle Routing Problems[J]. APES Group, Dept of Computer Science, University of Strathclyde, Glasgow, Scotland, UK, 1997.

[71] 安健.基于 ALNS 算法的城市商品配送车辆路径问题研究[D].南京大学,2020.

[72] 邱鸿泽.基于自适应大邻域搜索算法的武器-目标分配问题研究[D].国防科技大学,2018.

[73] 王鼎.基于改进蚁群算法的带时间窗车辆路径问题的研究[D].郑州大学,2020.

[74] Marco Dorigo, Senior Member. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation,1997,1:53-66.

## 作者简历及攻读硕士/博士学位期间取得的研究成果

### 一、作者简历

1. 2015 年 9 月-2019 年 6 月，就读于吉林大学交通学院，学习交通工程专业并获得学士学位。

2. 2020 年 9 月-2022 年 6 月，就读于北京交通大学交通运输学院，攻读交通运输专业硕士学位。

### 二、发表论文

[1] Sun J. An Improved Simulated Annealing Algorithm for Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem with Time Windows[C]//Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Emergency Science and Information Technology, ICESIT 2021, 39-43.

### 三、参与科研项目

[1] 2021.09-2021.12 参与项目《Jiangxi Ji'an Sustainable Urban Transport project loaned by Asian Development Bank》

[2] 2020.09-2021.11 参加国家重点研发计划-任务《跨交通方式冬奥多地场馆运力资源优化配置技术》

[3] 2020.09-2020.12 参与编写《北京市交通出行链生成模型研究报告》

[4] 2020.03-2020.07 参与编写《华东地区儿童交通安全绿皮书》

## 独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作和取得的研究成果，除了文中特别加以标注和致谢之处外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京交通大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名：孙峻

签字日期：2022年06月01日



## 学位论文数据集

表 1.1: 数据集页

关键词*	密级*	中图分类号	UDC	论文资助
车辆路径规划；改进的自适应大邻域搜索算法；服务时间窗；物流配送	公开			跨交通方式冬奥多地场馆运力资源优化配置技术(2019YFF0301402)
学位授予单位名称*		学位授予单位代码*	学位类别*	学位级别*
北京交通大学		10004	工学	硕士
论文题名*		并列题名		论文语种*
基于改进自适应大邻域搜索算法的带时间窗车辆路径问题研究				中文
作者姓名*	孙靖璐		学号*	20125778
培养单位名称*		培养单位代码*	培养单位地址	邮编
北京交通大学		10004	北京市海淀区西直门外上园村3号	100044
专业领域*		研究方向*	学制*	学位授予年*
交通运输		交通运输系统	2年	2022
论文提交日期*	2022年6月1号			
导师姓名*	卫翀		职称*	副教授
评阅人	答辩委员会主席*		答辩委员会成员	
	董春娇			
电子版论文提交格式 文本（） 图像（） 视频（） 音频（） 多媒体（） 其他（） 推荐格式：application/msword； application/pdf				
电子版论文出版（发布）者		电子版论文出版（发布）地		权限声明
论文总页数*	63			
共 33 项，其中带*为必填数据，为 21 项。				