

中图分类号: U484

密级: 公开

UDC: _____

本校编号: _____

兰州交通大学

专业学位硕士研究生学位论文

论文题目: 考虑动态调整策略下的共享单车
投放规模及调度优化研究

研究生姓名: 姚瑞新

学号: 12200996

指导教师姓名: 张春民(校内)、王立仁(校外) 职称: 副教授、高级工程师

类别名称: 交通运输 领域名称: 交通运输

论文提交日期: 2023年4月7日 论文答辩日期: 2023年6月2日

专业学位硕士研究生学位论文

考虑动态调整策略下的共享单车投放规模及调度优化研究

Research on the release scale and scheduling optimization of shared vehicles considering dynamic adjustment strategy

作者姓名: 姚瑞新
研究方向: 交通运输规划与系统分析
学号: 12200996
导师姓名: 张春民(校内)、王立仁(校外)
完成日期: 2023.6.9

兰州交通大学
Lanzhou Jiaotong University

摘 要

由于汽车保有量的快速增长,许多城市的交通压力日益增大。直指都市生活的痛点的共享单车悄然走红。首先,解决了顾客短途打车难,步行慢的问题。其次,与传统的公共自行车相比,共享单车不必停放在固定的停车桩,而是可以在街边共享单车停放区内停放,并且容易被用户发现并使用。使用者也不必担心自行车的遗失、维修与保养。但是随着共享单车高速发展,社会上也出现了一些由之产生的消极影响:如共享单车乱停乱放,共享单车分配不均匀、调度不及时等问题。所以本文旨在探讨动态策略下共享单车投放规模以及调度问题,即共享单车在日益广泛的应用中所产生的社会问题。

本文首先利用 Python 语言对 2019 年 Boston 市双寡头企业 Bluebikes 共享单车数据进行了获取与处理,在查验完数据后,对其进行了可视化分析。本文发现无论共享单车出行量增加或者减少,除了极少数几个星期,工作日出行量均大于休息日出行量。工作日存在明显的早晚高峰,早晚高峰时段为 7:00-8:00,晚高峰时段为 17:00-18:00;而早晚高峰的共享单车数量远大于其他高峰时段。并且用户骑行共享单车的起点和终点有较强的一致性,用车区域集中在轨道交通沿线和高校,居住区。经过对比发现,早高峰终点与晚高峰起点的数据特征基本相同,这表示用户骑行特征具有高度潮汐性,亦为共享单车分布不均匀的原因。

随后通过建立博弈论模型对共享单车投放规模进行了分析,并结合 Boston 共享单车市场,求出市场规模,得出 Boston 两企业在不同阶段的投放规模及收益。并根据动态变化的投放规模,提出了共享单车调配优化问题,本文站在运营商角度,以调度成本最小为目标,构建了早高峰区域调度优化模型。根据投放规模的不同,相应的调配优化过程也进行动态调整,从而对共享单车的不均匀问题进行调度。

最后设计遗传算法分别对 Boston 市 Bluebikes 共享单车的算例进行求解,首先选定用车热度高的前 30 个调度站点确定为调度区域,并在调度区域中心设置调度中心,随后设置模型参数进行求解。并在避免该算法在后期过早成熟、查找缓慢等缺陷的情况下在遗传算法中增加局部搜索。求解结果显示,总共派出 4 辆调度车在调度区域内进行调度,最优方案的总成本 117.235。证明了遗传算法的有效性和优越性。同时验证了本文建立模型的有效性,为企业解决现实问题提供了参考。

关键词: 共享单车; 动态投放策略; 调度模型; 遗传算法

论文类型: 应用研究

Abstract

Due to the rapid growth of car ownership, the traffic pressure in many cities is increasing day by day. Shared bicycles, which directly point to the pain points of urban life, have quietly become popular. Firstly, it solved the problem of difficult short distance taxis and slow walking for customers. Secondly, compared to traditional public bicycles, shared bicycles do not need to be parked at fixed parking posts, but can be parked in shared bicycle parking areas on the street, and are easily discovered and used by users. Users also do not need to worry about the loss, repair, and maintenance of bicycles. However, with the rapid development of shared bicycles, there have also been some negative impacts in society, such as disorderly parking and placement of shared bicycles, uneven distribution of shared bicycles, and untimely scheduling. Therefore, this article aims to explore the scale and scheduling of shared bicycles under dynamic strategies, namely the social issues arising from the increasingly widespread application of shared bicycles.

This article first used Python language to obtain and process the shared bicycle data of Bluebikes, a duopoly enterprise in Boston in 2019. After verifying the data, it was visualized and analyzed. This article found that regardless of whether the number of shared bicycle trips increases or decreases, except for a few weeks, the number of trips on weekdays is greater than that on rest days. There are obvious morning and evening peaks on weekdays, with the peak hours from 7:00 to 8:00 and the peak hours from 17:00 to 18:00; The number of shared bicycles during morning and evening rush hours is much greater than during other peak hours. And there is a strong consistency between the starting and ending points of users riding shared bicycles, with the usage areas concentrated along the rail transit line, universities, and residential areas. After comparison, it was found that the data characteristics of the end point of the morning peak and the start point of the evening peak are basically the same, indicating that the user's cycling characteristics are highly tidal and also the reason for the uneven distribution of shared bicycles.

Then it analyzes the scale of bike sharing by establishing a game theory model, and works out the market scale in combination with the Boston bike sharing market, and obtains the scale and income of the two Boston enterprises in different stages. According to the dynamic change of the delivery scale, this paper proposes the optimization problem of the allocation of shared bicycles. This paper, from the perspective of operators, aims to minimize the scheduling cost, and constructs the optimization model of the early peak regional scheduling. According to the different deployment scales, the corresponding allocation optimization process is also dynamically adjusted to schedule the uneven problem of shared bicycles.

Finally, genetic algorithms were designed to solve the examples of Bluebikes shared bicycles in Boston. Firstly, the top 30 scheduling stations with high usage were selected as the

scheduling area, and a scheduling center was set up in the center of the scheduling area. Subsequently, model parameters were set for solution. And add local search in the genetic algorithm to avoid defects such as premature maturity and slow search in the later stage of the algorithm. The calculation results indicate that a total of 4 dispatch vehicles are dispatched to dispatch within the dispatch area, and the total cost of the optimal solution is 117.235. Proved the effectiveness and superiority of genetic algorithm. At the same time, the effectiveness of the model established in this article was verified, providing a reference for enterprises to solve practical problems.

Keywords: bike sharing; Dynamic Delivery strategy; Scheduling model; Genetic algorithm

Paper type: Applied Research

目 录

1 绪论.....	1
1.1 研究背景及研究意义.....	1
1.1.1 研究背景.....	1
1.1.2 研究意义.....	2
1.2 国内外研究现状与理论综述	4
1.2.1 共享单车调度优化研究现状综述.....	4
1.2.2 共享单车与博弈论研究现状综述.....	6
1.2.3 国内外研究现状述评.....	8
1.3 研究内容.....	8
1.4 研究方法与技术路线.....	9
1.4.1 研究方法.....	9
1.4.2 技术路线.....	9
1.5 本章小结.....	11
2 共享单车用户骑行特征分析	12
2.1 数据来源与查验.....	12
2.1.1 数据来源.....	12
2.1.2 数据查验.....	13
2.2 出行数据可视化分析.....	14
2.2.1 全年每日共享单车出行量分析.....	14
2.2.2 共享单车骑行次数分析.....	15
2.2.3 用户骑行距离分析.....	15
2.2.4 共享单车使用量的时分布特征.....	16
2.2.5 用户骑行起终点分布.....	17
2.2.6 共享单车骑行的始终点分布特征分析	18
2.3 本章小结.....	20
3 共享单车投放规模分析	21
3.1 博弈论相关理论.....	21
3.2 Cournot 双寡头竞争模型	22
3.2.1 基本假设.....	22
3.2.2 目标函数.....	23
3.2.3 模型求解.....	23
3.3 基于 Cournot 双寡头动态博弈模型	24
3.3.1 基本假设.....	24
3.3.2 目标函数.....	25

3.3.3 模型求解.....	25
3.4 动态博弈实例分析.....	26
3.4.1 共享单车初期市场规模测算.....	27
3.4.2 共享单车动态博弈策略及收益.....	28
3.5 本章小结.....	29
4 共享单车调配优化模型	30
4.1 模型建立.....	30
4.1.1 问题描述.....	30
4.1.2 基本假设.....	30
4.1.3 模型参数和决策变量说明.....	31
4.1.4 模型构建.....	32
4.2 求解算法.....	34
4.2.1 遗传算法原理.....	34
4.2.2 遗传算法设计思路.....	35
4.3 本章小结.....	39
5 实例分析.....	40
5.1 算例介绍.....	40
5.2 调度区域划分.....	40
5.3 模型参数的设置.....	42
5.4 结果分析.....	43
5.5 本章小结.....	45
6 结论与展望.....	46
6.1 研究结论.....	46
6.2 论文创新.....	47
6.3 不足与展望.....	47
参考文献.....	49

1 绪论

1.1 研究背景及研究意义

1.1.1 研究背景

自改革开放以来,我国城市化进程日益加快,第七次人口普查数据显示,我国已经有 18 个常住人口超过 1000 万的城市。面对规模如此庞大的城市,人均资源的不足已是亟待解决的问题。在如此的大环境下,加之互联网的驱动,催生出了共享经济这一新型模式。诞生初期,共享经济每年的总体增长速度超过 30%,各种共享产品应运而生,如共享充电宝,共享雨伞,共享轮椅等。

与此同时,由于汽车保有量的快速增长,许多城市的交通压力日益增大。因此,经济实惠、方便、环保的交通工具成为了许多上班族的必需品,也是他们填补“最后一公里”的必需品。如今,手机 APP 的功能越来越成熟,找车、骑车、付款也变得更加便捷。于是,直指都市生活的痛点的共享单车悄然走红。首先,解决了顾客短途打车难,步行难的问题。与传统的自行车桩固定的位置不同,共享单车可以在栅栏里自由地停下来,并且很容易被人发现。使用者也不必担心车子的遗失、停放与维修。

共享单车发展时间较短,且共享单车收到广泛使用的时间相对来说更为短暂。最早的共享单车以其相似的形式出现。荷兰出现的“白色单车项目”是一项广泛应用于大众的自行车体系。阿姆斯特丹大约 40%的出行都是骑自行车,这不仅可以保护旧城的建筑物,还可以减少车辆的数目。法国巴黎于 2007 年投入了 1 万多辆自行车,设置了 750 个停车点,平均每年有 1.3 亿次的使用。在丹麦,有 400 多公里的自行车专用车道,而每辆公交车的空闲时间仅为 8 分钟。纽约于 2013 年 5 月启用了“都市单车共享”系统,该系统为 300 个无人停放点的 6000 辆单车提供了便利;同时,它还为这座城市提供了一种绿色、健康的交通工具。2015 年,我国首次在高校中推出了共享单车,其主要功能是满足在校大学生的骑乘需要^[1]。到 2016 年,共享单车的覆盖范围已经遍布北京,上海,广州,深圳这样的超级大城市;共享单车在全国各大城市快速扩张,今年已经投放了 200 万辆自行车,覆盖了近 33 个城市^[2],同时,各个大城市也有 1000 多个,其中 300 多个正在计划和建造的共享单车工程^[3]。到了 2017 年,共享单车市场经历了一次巨大的洗牌,摩拜和 OFO 等新势力在一、二级市场上快速抢占市场份额。整体而言,供需双方均已趋于饱和。

然而,随着共享单车行业的迅速发展,它也给社会带来了一些负面的影响。首先,

很多共享单车企业为了抢占更多的市场份额，纷纷加大了投资力度，大量的共享单车占据了大量的公路网；而共享单车厂商在大规模集中投放的情况下，在线下的运营和维护工作没有得到有效的跟进^[4]，影响正常的交通出行。例如，有些城市的共享单车堆积如山，不仅造成了社会资源的浪费，而且废旧自行车中的钢材、塑料也给环境带来了污染，形成了“共享垃圾”的局面；乱扔的共享单车，会影响行人的正常出行，也会影响城市的形象。这就是目前共享单车经营的一个难点。

本文拟针对当前共享单车市场中，随着市场发展而产生的一系列社会和科学问题展开研究。共享单车用户的骑行具有鲜明的特点。比如，在上班時間，从地铁站、公交车站、商业区、办公楼等地，大量的人群从一个区域向另一个区域流动，这就导致了在一个区域中，共享单车大量聚集，而在地铁站、公交车站等地，却是供不应求，经常会发生“急用时一车难求，不用时满地都是”的情况。这不但严重地损害了使用者的使用感受，还给道路交通和市容市貌带来了极为不利的影响。目前，大部分的自行车企业都采用了第三方物流、自营管理团队等方式对共享单车进行统一管理。并且在现实运行中，还存在着若干实际问题，这就需要对共享单车进行有效的管理：

(1) 控制共享单车的投放规模。在消费者对汽车的需求越来越大以及行业内竞争日趋激烈的今天，运营商必须从动态的角度来思考投放的问题，不仅仅是盲目的提高投放规模，而是更加有效的均衡，以满足消费者的需求。因此，需要全社会共同努力，制定出一套更为有效的解决办法，使公共资源得到最合理的分配，并能使共享单车得到有效的分配。

(2) 因为用户自行骑乘难以达到供求平衡，所以很多企业都在尝试通过奖励和约束等手段，促使用户自行骑乘达到平衡。但是，因为成本太高，运营条件有限，加上用户的苛刻要求，导致这种方案的实施并不尽如人意。例如，摩拜的“红包车”虽然吸引到了大批的用户，但是它起作用的地域范围非常有限；哈罗单车仅对用户进行限定，然后收取一定的服务费，让他们主动把车送回企业的运营范围内；然而，如果配送费用过高，则会使客户的满意程度大大下降，进而限制了产品的市场。

1.1.2 研究意义

本文是基于动态调整策略下进行共享单车的投放规模与调度优化的研究，通过结合不同阶段的共享单车市场规模与同质企业的动态决策顺序进行动态调整投放规模，并根据投放规模的变化来动态调整调度策略，从而达到提高共享单车周转效率，同时缓解用户使用压力的目的。

现如今，城市交通拥堵、空气污染、能耗等问题日益突出。而交通问题日益突出，

已成为城市可持续发展的瓶颈。《国务院关于城市优先发展公共交通的指导意见》（国发[2012]64号）^[5]在2012年发布，2017年，“十三五”期间，国家选择50座大中城市首次建立“大中城市”^[6]。《国家标准化发展纲要》（简称《纲要》）于2022年10月10日由中共中央、国务院印发，《纲要》中提出要在全国范围内，制定合理的碳达峰、碳中和标准。随着大众运输的飞速发展，“最后一公里”的问题也越来越严重，于是，共享单车就应运而生了^[7]。

鉴于共享单车出现在市场中的时间较短，且多数学者仅针对国内某些一线城市进行了分析研究，对二、三线城市研究较少。而美国Boston市位于马萨诸塞州首府且为该州最大城市，且大波士顿都会区人口超过447万，市内高校林立，市民受教育程度高，整体素质较高，与我国沈阳，武汉等城市具有一定相似性。

故本文拟对美国Boston市共享单车的研究，从而对我国共享单车的投放规模以及调度优化提供一定借鉴和指导意义。

首先以Boston市共享单车双寡头企业之一Bluebikes的实际订单为基础，Bluebikes共享单车在大波士顿都市区为共享单车行业的龙头企业，且具有广泛用户数据量，可以深入挖掘并分析其骑乘特性。在建立Cournot双寡头博弈模型后，根据模型所得不同阶段Boston市双寡头企业的投放规模，制定不同的调度方案。从而实现动态调度优化的结果：

(1) 共享单车调度作为一种新兴的研究方向，在研究成果良莠不齐的学术界，共享单车调度处于起步阶段。文章通过挖掘单车共享现实出行大数据，从时间空间两个角度分析单车共享的时间空间分布特点，为单车共享调度研究提供了新的思路。利用共享单车的时间和空间分布特性，对传统的共享单车调度模型进行改进，建立调度模型，将适用于共享单车这一新型出行方式的传统调度模型的研究领域扩大。

(2) 从运营方的观点看，早期大规模投入共享单车可以快速提升品牌知名度、提升运营效率，但同时也会加大投资成本。所以，要对单车的投放进行有效的控制，并进行合理的安排，以增加单车的利用率，使使用者的出行需求最大化；既能减少运营费用，又能增加运营收入，又能方便城市管理。

(3) 在共享单车体系中，通过构建最优的模式，对共享单车进行动态分配，并确定其投放规模，使得其配置更为合理。藉此可缩短使用者在换乘时的等待时间，提高交通工具使用效率，使共用单车系统建构更具科学性与稳定性。

(4) 共享单车是慢行交通体系中的一个关键环节，它在解决“最后一公里”问题上起到了很大的推动作用。而随着社会经济的发展，共享单车将会对缓解城市的交通环境产生很大的影响。

1.2 国内外研究现状与理论综述

1.2.1 共享单车调度优化研究现状综述

共享单车是一种新型的交通方式，许多专家专门针对其调度问题进行了理论探讨，由于共享单车与传统的公共自行车存在着许多相似性，所以可以从这一角度进行相关的研究。

(1) 国内研究现状综述

2010 年，张玉春等建立了基于时间窗约束的车辆路径优化问题的数学模型，并对其进行了改进，使其具有更新的变异和动态信息，模拟试验结果显示，此方法有很好的收敛性，并能获得很好的全局优化结果^[8]。2011 年，刘登涛等建立了一个以最小化交通成本为目的的公交自行车调度方案，并采用了模拟退火与遗传算法相结合的方法，以改善其全局优化的效果与效率^[9]。2013 年，秦茜从单配送中心的公共自行车资源配置出发，从服务品质和费用两方面进行了优化，把多目标转换成单目标，把动态转换成静态，并设计出一种遗传算法来求解这个问题，同时还使用了禁忌搜索算法，在不同时期根据需求的变化，对初始方案进行了优化^[10]。2015 年，焦云涛根据公共自行车的特点，在满足各个车站的静态调度条件的前提下，以最短的时间间隔为目标函数；在考虑调度车辆数量和运载能力的前提下，建立了基于蚂蚁算法的静态调度车辆路径优化模型^[11]。2017 年，凌海峰和谷俊辉提出了基于开放式车辆路线问题的软时窗多车场的开放式车辆调度问题，它是一种具有代表性的 NP 难题。为了解决这一问题，采用了一种新的蚂蚁优化方法，并对其进行了建模。首先构建一个多泊位 VRP 并将其转化为单一泊位 VRP，然后采用基于 2-OPT 的参数可控蚁群算法对该系统进行最优化^[12]。刘冉等在库存理论与运输线路规划基础上，以最小配送成本为标准，构建了一种库存-线路模型^[13]。2018 年，赵曼运用社交网络分析方法，对城市公共自行车网络的特征量、聚集子群状况进行了分析，并根据网络的特点选择了本地网络，并给出了优化的调度策略^[14]。

周传钰以出行方式的可达性角度入手，以单车的可达性为基础，在地铁车站换乘区中单车的放置问题进行了研究，并根据其自身的特性，构建了相应的调度模型^[15]。卢琰根据自行车在不同时段的分布特点，提出了一种新的混合式轴-辐射网体系结构，分别建立了两个具有时窗和时无窗的最优调度模型，并利用遗传算法对其进行了验证^[16]。孔静利用 BP 神经网络对共享单车的租赁进行了预测，并构建了一个最小使用时长和最大使用满意度两个最大使用时长的双目标最优模型^[17]。李三超建立了一个带时间窗的半开放式多泊位共享单车调度问题的最优模型，并用禁忌搜索方法对其进行了求解^[18]。2019 年，谢青成和刘婷等根据上海市出租汽车的短程行驶数据，提出了两个阶段的交通需求预测

模型和调度模型,该模型采用聚类方法,利用区域提取技术,得到不同时间段的车辆出行情况,然后利用交通状况实时优化模型,最终确定上海外滩的泊车区。结果表明,优化后的列车运行总里程及总时间均可降至最低点^[19]。徐国勋等为了优化每个单车站的库存,对时变条件下的多种单车资源分配模式进行了研究,并使用了一种混合禁忌搜索算法来解决问题,从而获得了最优的运输成本^[20]。

(2) 国外研究现状综述

2004年,Hernandez-Perez和Salazar-Gonzalez已提出了一个与TSP密切关联的单货物取货者问题(1-PDTSP)。这个问题就是,每一位送取客户都必须要有有一个非零数目的产品,以满足客户的要求,而不会超出汽车的能力,并且要达到每一位客户所拥有的、只有一次的最短距离。其次,给出了一种适合于不对称、对称情形的0—1整数线性规划模型,并给出了求解最佳方案的分枝截断算法。最后,对该模型和算法进行了实例分析^[21]。2008年,Richard H等人从新的角度出发,认为强化用户重新分配车辆的奖励系统可以处理典型的潮流流动问题^[22]。2013年,Raviv T,Tzur M,Forma I A采用混合整数规划法解决了静态调度问题中的双约束问题,并在此基础上建立了基于时间、调度序列和圆弧的MIP模型,并在104个车站和2台调度车中得到了良好的应用^[23]。2014年,Frade等人对公共自行车系统的租借问题展开了讨论,他认为一个合理的公共自行车体系还需要对车辆进行再分配^[24]。2016年,Reiss S,Bogenberger K通过对“Call a bike”慕尼黑单车共用GPS设施的详尽资料进行了细致的分析,从而识别出了自行车的空间和时间利用方式。根据季节,天气状况,时间的区别并利用假期、周末等不同的因素,构建了未来的需要预测模式。此模式可反映出在各工作地区及各时间段内的自行车在各工况下的最佳分配。针对不同类型的单车调度问题,设计出一种最优的路径规划方案,使其在运行范围中得到最优配置^[25]。2017年,Leonardo,Caggiani等对公共自行车系统的动态调度模型建立了基于最优的用户满意度和最优的调度费用的模型,并给出了优化的路径和时间间隔^[26]。

Aritra等建立了一种新的混合整数线性规划模型,并通过实例证明,这种新的混合整数线性规划方法可以应用于多种车辆的实际工况^[27]。Schuijbroek J,Hampshire R等为了使顾客满意程度达到最大,最少限制路径的调度车目标下,在Hubway(马萨诸塞州,波士顿)和Capital Bikeshare(华盛顿)的真实运作条件下,使用聚类优先路径和启发性算法求解该规划问题。结果显示,该算法比单纯的混合整数优化设计和限制程序设计更具优势^[28]。2018年,Leclaire P,Couffin F等人提出一种基于UML的类图来描述共享单车系统的结构与属性,以协助建立一种基于UML的静态均衡的线性规划。定义转换规则,从系统类图中抽取某些问题的限制,再利用UML无法表达的附加约束和目标函数

来实现,最后给出了巴黎共享单车系统的实例^[29]。Dell Amico M, Iori M 等人,针对共享单车系统的随机需求,提出了一种基于最小费用路径的随机规划模型。在此基础上,还引入了一个基于随机需求的正、负相关的启发式方法,并给出了一种可行的验证策略。最后,用一个算例加以说明^[30]。2019年, Maggioni F, Cagnolair M 等为每个共享单车站点提供了最好的服务。意大利贝加莫的“LaBiGi”共享单车业务为例,为了在运营初期,分配到各个站点的最优自行车数目,其给出了两级和多级随机优化模型^[31]。

1.2.2 共享单车与博弈论研究现状综述

(1) 国内研究现状综述

2016年,单汨源,周紫薇和张人龙等采用动态贝叶斯对策,对政府和公交公司之间的博弈进行了分析,并从政府补贴方案、委托代理和企业的努力程度三个角度建立了三个层次的博弈模型,并运用反向归纳方法对政府在效率最大化时的政府补贴激励系数进行了分析^[32]。2017年,张一进和张金松运用演化博弈理论,从国家规制与共享单车平台两个视角,建立了演化博弈下企业的稳定策略分析模型;在此基础上,对三种稳定策略进行了讨论,并对三种稳定策略进行了讨论,并对未来的发展提出了五条改进意见^[33]。王娇娇等人从出租汽车市场供求关系的角度,运用博弈论方法,构建了出租汽车的时空资源供需匹配指数,并对各地区的出租汽车供需状况进行了分析^[34]。2018年,马书红,杨野和王元庆等人建立了三方对策多目标规划的博弈模型,其中用户满意度、企业利润和政府效用均达到最大化。最后,以西安市为个案,对这三个问题进行了实证研究。最后,该文章认为,虽然政府补助和不补助是造成这两种运输方式的不同之处,但却是加强二者之间的互补关系的重要因素^[35]。范丽建立了“政府-公司-公众”三方博弈模型,采用非线性规划法求解了“政府-公司-公众”三方博弈模型,得到了“政府-公司-公众”三方博弈的最优结果。最后,以苏州市为例,分析了我国城市公共单车的发展状况,并提出了解决问题的措施^[36]。

马金怀,曹魏强和许为敏等人从政府、共享单车企业、用户三方博弈的角度,分析了目前共享单车行业所存在的一些问题,他们认为,共享单车行业的良性发展,并不一定要依靠政府,也不一定要依靠技术创新,而应该回到单车资源的合理配置与利用上^[37]。杨倩倩和胡大伟等基于合伙关系,基于资源分配原则,建立了一种与共享汽车企业的合作对策模型;在此基础上,构建了两个 Shapley 值的合作对策。通过分析企业的实力、风险承受能力、企业在联盟中的贡献等因素,建立了 Shapley 值方法的优化配置模式,以防止 Shapley 值方法中存在的“平摊”问题,从而达到更加公平、更合理的目的^[38]。梁雯,司俊芳和许丽云通过构建政府、企业和消费者三方演化博弈模型,寻找其演化的

稳定策略,并对其影响因素进行了分析,得到了政府、企业和消费者三者在三方均衡下的均衡结果,得出了政府、企业和消费者三方的使用费用是相互独立的,并建议政府须加大调控、鼓励及监管力度,企业应加强维护、管理、升级,消费者需提高公共意识^[39]。褚宏帆等通过分析城市居民的交通行为特征,结合公共自行车和共享单车的运营特点,构建了城市居民与城市居民之间的交通行为的博弈论,并给出了相应的平衡点。通过多演化博弈模型的稳定研究,分别从政府、公共自行车、共享单车三方面提出了切实可行的方案^[40]。李颖从政府、共享单车运营公司和使用用户三个方面出发,利用纳什均衡和演化博弈模型对共享单车的监管问题进行了研究^[41]。肖倩等人从各利益相关者的视角,探讨了消费者、平台和政府在公共自行车治理下的博弈动因和战略行动,并指出各主体要形成良性互动,加强协同治理,并在治理中出现错位、缺位的问题^[42]。

(2) 国外研究现状综述

2005年,Levinson D 利用博弈理论对交通拥挤价格理论进行了完善,认为交通阻塞价格是一种协作机制,可以将总体费用降到最低^[43]。2007年,Schipper Y 和 Nijkamp P 等人建议了一种以调整民用航空航班运营次数作为竞争策略的二阶段博弈模型,并将其作为竞争策略来进行调整民用航空旅客运输的定价^[44]。Romanet C 等人提出了提高运输质量条件下不同类型的旅客付款函数。结果表明,高速铁路在缩短运行周期、增加列车的正常运行等方面都能取得与航空公司的相比的优势^[45]。2008年,Gupta D 为求解零售市场和合同市场间的运输能力分布问题,给出了两种灵活契约机制^[46]。2010年,Hsu C W 与 Lee Y 等人运用“线形”的都市模式与双重定价机理,建立了高铁与普速铁路的博弈模式^[47]。Shyr 和 OliverFeng-Yue 等人以普通铁路、民航、高速公路客运运营商为基础,构建了一个以高铁、民航、高速公路客运运营商为基础的与高铁之间的竞争博弈模式,发现在高速铁路加入竞争的情况下,民航班次减少将超过原来的 50%^[48]。

2011年,Dobruszkes 从供给的角度出发,对高速列车与民用航空的竞争展开了深入的分析,并对 5 条有典型意义的铁路线路与高速列车的人流进行了分析。最后得出结论:在高速列车与民用航空的竞争中,货物的运输速率是一个重要的影响因子^[49]。2015年,Škrinjar 等对博弈理论进行了深入的探讨,给出了一个包括额外信息的优化目标决策的数学模型,并通过实例说明了该方法的优劣^[50]。2016年,Cipriani 等根据博弈理论,分别从数量和空间两个方面给出了不同的交通拥堵计费方案,并结合意大利罗马的实例对其进行了公平分析^[51]。Yaron Hollander 和 Joseph N Prashker 将各类对策的实例进行了总结和探讨,并进一步地分析了模式与对策之间的联系,从而得到了很多的对策模式。比如斯坦克尔伯格博弈模式能为现实生活提供更有力的支撑^[52]。

1.2.3 国内外研究现状述评

根据对共享单车调度优化的研究,和共享单车与博弈论研究的国内外现状,得出了如下结论:

(1) 当前,国内外的研究人员对于共享单车调度问题,从共享单车骑行特性分析、单车需求量预测、调度模型等多个方面展开分析,或是以共享单车的现实骑行状况为依据,得出共享单车的分布特点,从而提出有关的共享单车调度的方案;或者通过建立一个模型算法,对共享单车的需求进行预测,以此为依据进行共享单车调度计划的决策;另外,也可以借鉴传统的公共自行车分配方式,对共享单车的分配方式进行优化。目前关于共享单车的研究比较单一化,并没有对共享单车的调度进行系统的分析,也没有从本质上解决这一问题。

(2) 博弈理论的应用已有许多,但其在城市公共自行车管理中的应用尚不多见,利用博弈理论来处理城市公共自行车管理问题,其研究途径较为简单;目前关于城市公共自行车问题的研究大多还停留在定性的层次,建立量化的数学模型还需要进一步完善;对目前城市公交系统的博弈问题的分析,侧重于政府与企业、政府与企业以及消费者之间的三方之间的博弈,而忽略了已有的共享单车企业之间的博弈;目前,在新的发展阶段,共享单车和现有的城市公共自行车已经出现了政企合作的倾向,但是具体应该以何种方式进行合作还在摸索之中;系统成熟的合作模式还没有形成,应该注意运用合作博弈论的方法来进行合理的收益分配,从而使得博弈系统中的各方能够更好地合作。

所以本文首先进行共享单车骑行特征可视化分析,并结合 Cournot 双寡头博弈模型分析企业之间共享单车投放规模,并在分析完共享单车调度问题及调度影响因素后,以最少的调度车辆、最小的运输成本和最高的调度任务完成度为目标,在此基础上,提出了一种基于时间窗口的调配优化方法,并通过遗传算法进行了求解。

1.3 研究内容

本论文主要是针对在考虑了动态调整策略的情况下,对共享单车的投放规模以及调度优化进行了深入的研究:

(1) 第 1 章:绪论。重点对共享单车的兴起、在城市交通中所表现出来的优越性和在发展中面临的问题进行了说明,提出了选择该课题的重要意义,对国内外有关共享单车各个领域的研究进行了详尽的回顾,并提出了论文的研究内容、研究方法和技术路线图。

(2) 第 2 章:共享单车用户骑行特征分析。首先以 Boston 市 Bluebikes 单车的出行数据为基础,分析了全年每日共享单车出行量、共享单车骑行次数、用户骑行距离、共

共享单车使用量的时分布特征、用户骑行始终点分布与骑行的始终点的特征分析。

(3) 第 3 章：共享单车投放规模分析。首先引入传统 Cournot 双寡头模型，并提出了 Cournot 双寡头动态模型来描述企业的动态博弈过程。最后结合 Boston 共享单车市场，求出市场需求以及市场规模，得出 Boston 两企业在不同阶段的投放规模及收益。

(4) 第 4 章：共享单车调配优化模型。首先对共享单车调配问题进行了描述，指出了共享单车在调度方面存在不均衡与潮汐性两个问题。在提出了基本假设并且说明了相关模型参数与决策变量后，站在运营商角度，以调度成本最小为目标，包括固定成本，行驶成本和惩罚成本最小，构建了高峰期区域调度模型。随后根据模型设计了遗传算法。

(5) 第 5 章：实例分析。在此基础上，利用 Matlab 软件，建立了共享单车调度的数学模型，根据投放规模的不同，相应的调配优化过程也进行动态调整，给出了共享单车调度的最优调度方案，从而对共享单车的不均匀问题进行调度。并对遗传算法进行了求解。

(6) 第 6 章：结论与展望。主要是总结了本文的研究和取得的成绩，提出了问题，需要我们在今后的工作中继续深入的研究和探索。

1.4 研究方法与技术路线

1.4.1 研究方法

本文拟采用文献调查法与系统分析法、定量研究法、空间叠加分析法以及理论研究与数理建模法对本文研究内容进行深入分析。

(1) 文献调查法与系统分析法。查找并深入阅读国内外共享单车投放规模与调配优化研究的相关文献，对现有研究的总体框架进行了系统的分析。

(2) 定量研究法。借鉴目前研究相对成熟的共享单车调度路径优化，从定量的角度，结合共享单车的特点，对共享单车调度路径优化进行系统有效的分析。

(3) 数理建模法与理论研究法。

从共享单车的实际运营特点出发，采用理论研究与数理建模法，构建 Cournot 双寡头博弈以及调配优化模型，将实际问题抽象为可求解数学模型。

1.4.2 技术路线

本文按照提出问题、分析问题、解决问题的逻辑确定技术路线。

首先，特征分析单车共享出行数据，可视化数据用户骑行。然后确定投放共享单车的规模。第三进行共享单车路径调度，使用遗传算法，选择出最优的调度路线，最后结合算例，对遗传算法进行了求解。

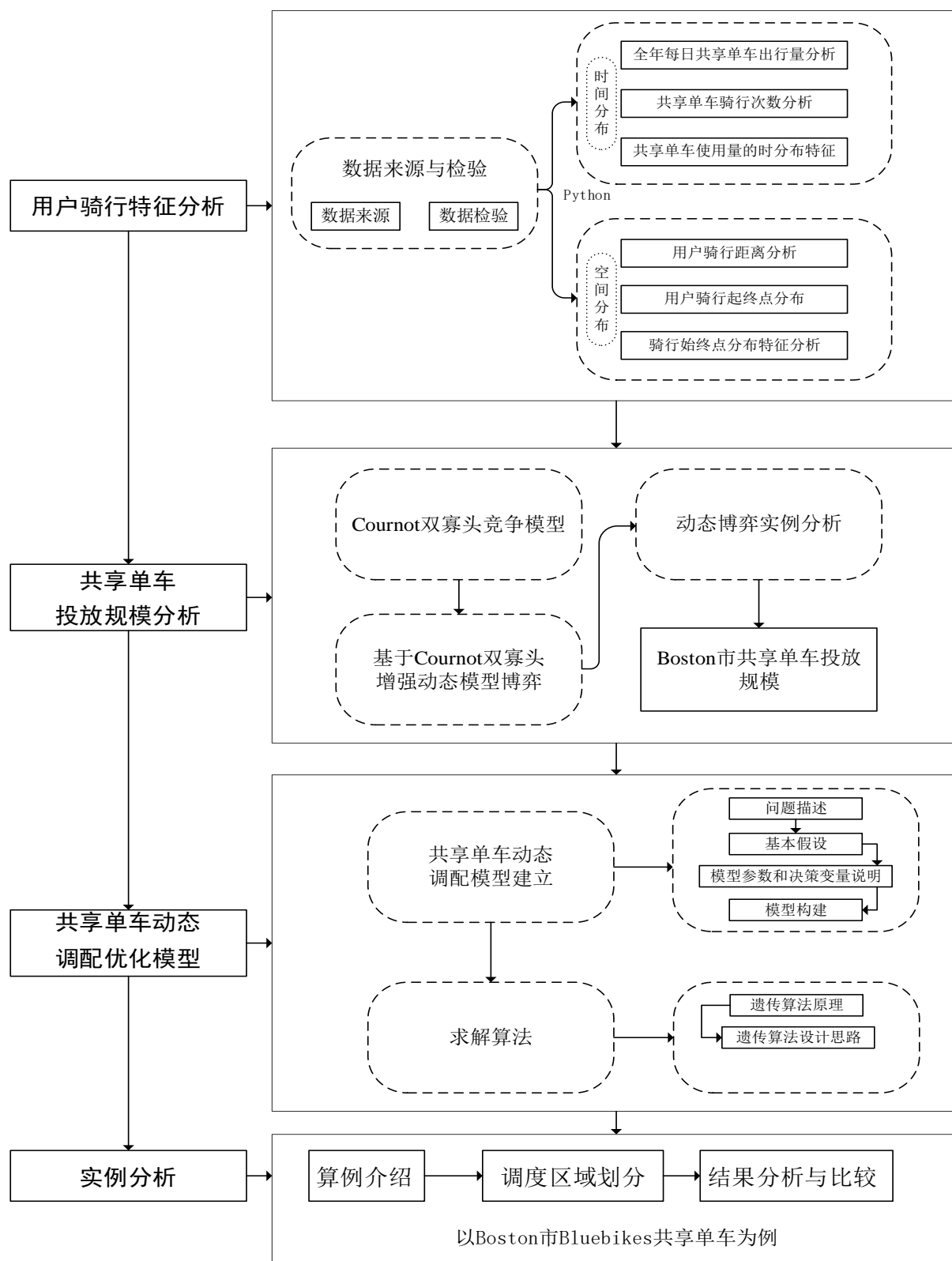


图 1.1 技术路线

1.5 本章小结

本章首先介绍了文章的研究背景及研究意义，随后对国内外研究现状与理论进行综述，针对共享单车调度优化研究与共享单车与博弈论研究分别进行综述，并对国内外研究现状进行述评；其次针对在考虑了动态调整策略的情况下，对共享单车的投放规模进行了深入的研究，对文章的研究内容进行了简要说明；最后提出了本文的研究方法，总结得出全文技术路线图。

2 共享单车用户骑行特征分析

随着共享单车的大范围应用，解决公共交通出行问题的同时，也产生了许多问题，如共享单车过量堆积，占用公共面积。企业盲目投放共享单车，调度不合理，造成时间、空间分配共享单车不均。本章旨在解决该问题的数据分析部分，拟定选取 Boston 市 Bluebikes 单车在 2019 年的出行数据。

Boston 是美国 Massachusetts 州的首府和 New England 地区的最大城市，也是全美居民受教育程度最高的城市。因此，挖掘分析基于波士顿共享单车的数据，可以得出具有普适性和科学性研究的共享单车的一般特征。

Boston 市共有两大寡头共享单车企业，分别是 Bluebikes 与 Limebikes，其产品互为同质产品，即为彼此的替代物，且顾客仅会因为价格不同而选择不同的共享单车。所以两企业关于用户的骑行特征较为一致，故任选一家企业的官方数据进行分析即可得出 Boston 市用户的骑行特征。

2.1 数据来源与查验

2.1.1 数据来源

本文的数据来源于美国共享单车企业 Bluebikes 的官方数据，数据涉及 Boston 市内的共享单车数据，时间范围是 2019 年 1 月 1 日 0:00 到 2019 年 12 月 31 日 24:00。在数据公布前，Bluebikes 官方已经对数据进行了处理，以消除工作人员在服务 and 检查系统时的行程；以及任何长度低于 60 秒的行程（可能是错误启动或用户试图重新停靠自行车以确保其安全）。

原始数据包括行程持续时间、开始时间和日期、停止时间和日期、起始站名称和 ID、终点站名称和 ID、自行车 ID、用户类型、出生年份和性别如表 3.1 所示。

表 3.1 Bluebikes 出行数据集字段表

单车变量	含义说明	数据格式
trip duration	行程持续时间（以秒为单位）	916
start time	开始时间和日期	2019/9/10:00:21
stop time	停止时间和日期	2019/9/10:15:38

(续表 3.1)

start station id	起始站序列号	9
start station name	起始站名称	Common wealth Aveat Agganis Way
start station latitude	起始站纬度	42.3516920188597
start station longitude	起始站经度	-71.1190348863601
end station id	终点站序列号	33
end station name	终点站名称	Kenmore Square
end station latitude	终点站纬度	42.348706
end station longitude	终点站经度	-71.097009
bike id	单车序列号	4161
user type	用户类型 (Customer=单程或日间通票用 户;Subscriber=年度或月度会员)	Subscriber
birth year	用户出生日期	2000
gender	用户性别 (0=未知;1=男性;2=女性)	1

2.1.2 数据查验

在做共享单车的时空分布数据可视化分析之前,需要先检查原始数据、预处理数据、清洗数据,以便把可用的数据集合选入原始数据中。

首先,使用 Python 语言的 Pandas Data Analysis 软件包读取原始数据文件,查看各项数据的缺失和描述性质统计。利用 ISNULL 功能查看数据的遗漏情况,运行结果如图 2.1 所示,该数据集在没有任何字段数据遗漏的情况下表现得非常完美,因此可以直接使用原始数据。

```
tripduration      0
starttime         0
stoptime          0
start station id  0
start station name 0
start station latitude 0
start station longitude 0
end station id    0
end station name  0
end station latitude 0
end station longitude 0
bikeid           0
usertype          0
birth year        0
gender            0
dtype: int64
```

图 2.1 Pycharm 中运算结果

2.2 出行数据可视化分析

2.2.1 全年每日共享单车出行量分析

首先以工作日（周一至周五）和休息日（周六、周日）来区分 2019 年所有的共享单车数据，分析得出如图 2.2 所示的 2019 年单车日共享出行量。在整个一年的范围内，无论共享单车出行量增加或者减少，除了极少数几个星期，工作日出行量均大于休息日出行量。因此可以认为，工作日的共享单车出行数量比休息日的共享单车出行数量要大一些。

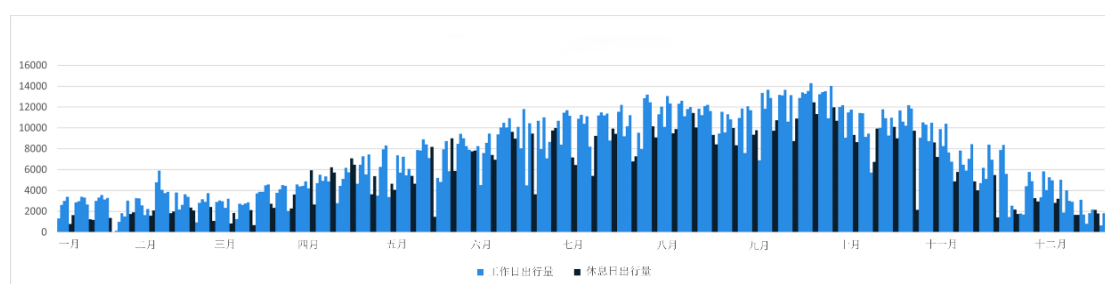


图 2.2 2019 年每日共享单车出行量统计

考虑到共享单车使用量季节性变化比较明显，本文选取出行量较大的九月份进行分析。从 time and date 网站获取到 Boston 市 9 月份的天气数据，并整理得出表 2.1。可

以看到 9 月份天气大部分没有下雨,选取 2019 年 9 月 16 日至 2019 年 9 月 22 日这一周的出行记录进行分析,该时间段内,天气为多云/晴,气温合适,风力较小,可以排除天气等因素对共享单车出行量的影响。

表 2.1 Boston 地区 9 月份天气概况

天气为多云/晴的日期	天气为雨的日期	风力达到 5 级以上日期
2019 年 9 月 3 日-9 月 29 日	2019 年 9 月 1 日 2019 年 9 月 30 日	2019 年 9 月 1 日 2019 年 9 月 30 日

2.2.2 共享单车骑行次数分析

对共享单车使用量较大的 9 月 19 日内全市的共享单车进行分析,统计出每辆共享单车在该日产生的用户骑行次数,并表示出其在市场份额的占比情况,如图 2.3 所示。

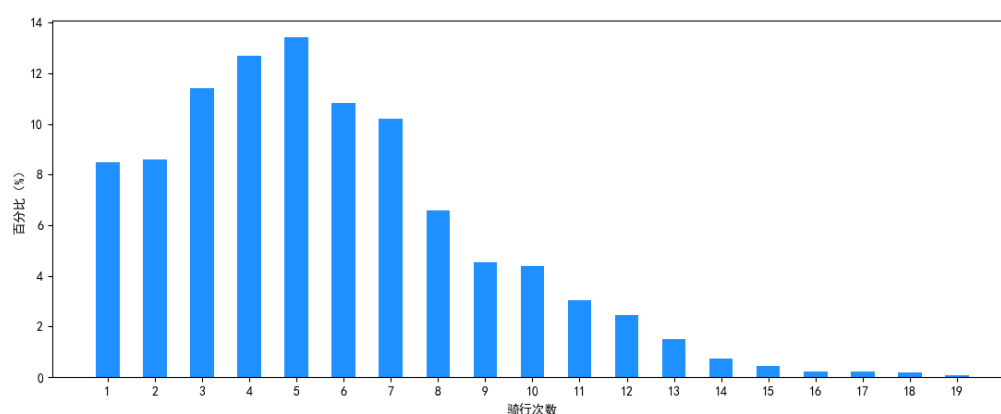


图 2.3 共享单车骑行次数占比情况

可以看到,骑行次数在 3 到 7 次之间所占的比重最高,几乎占据了 50%的市场份额,最高出行次数达到了 19 次,说明共享单车周转率较高,一辆共享单车在一天之内大都能实现 3 次的周转,且随着骑行次数的增加,占比也逐渐减小。说明 Boston 市内的共享单车数量未处于过剩阶段,也更需要合理的调度来满足用户使用共享单车出行的需要。

2.2.3 用户骑行距离分析

根据用户使用共享单车习惯,针对 9 月 16 日至 9 月 20 日(工作日)的共享单车出行数据做了骑行距离统计分析。考虑到 500 米以上的路程中,相比于步行,用户会选择

骑行这一交通方式，故将骑行距离按照每 500 米大致分为 7 个区间： $(0,500\text{m}]$ ， $(500,1500\text{m}]$ ， $(1500,2000\text{m}]$ ， $(2000,2500\text{m}]$ ， $(2500,3500\text{m}]$ ， $(3500,5500\text{m}]$ ， $(5500\text{m}, +\infty]$ 。

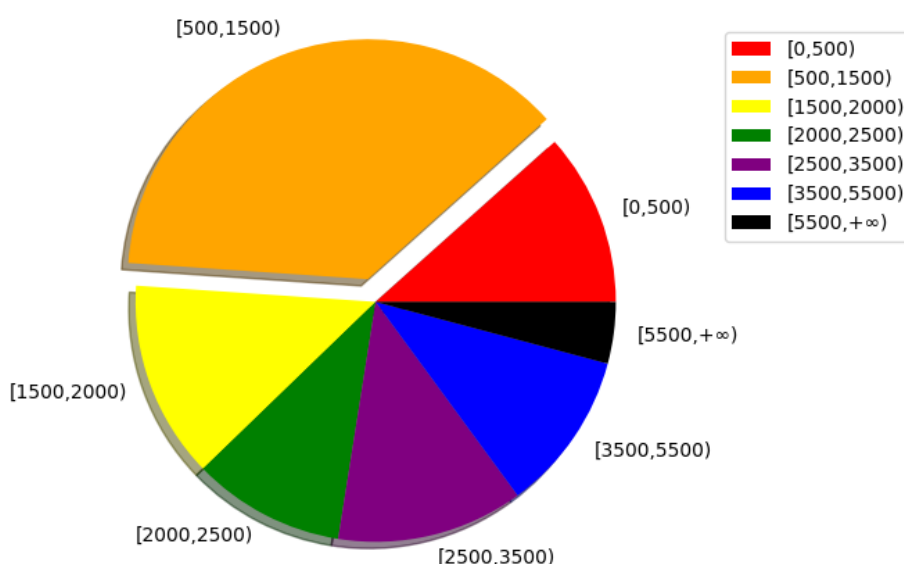


图 2.4 用户骑行距离分布情况

根据图 2.4 的饼状图可知，共享单车用户的骑行距离分布整体呈现出部分占比很大的分布规律，分布在区间 $(500,1500\text{m}]$ 和 $(1500,2000\text{m}]$ 内的比重最大，占据了一半的用户，而 3500m 以下的部分占到了 80%以上。表明共享单车用户主要是进行短距离出行，出行范围大部分集中在 500~3500m；超过 5500m 的骑行距离只占了 5%，表明骑行距离较远的用户，一般不会选择此交通方式。

2.2.4 共享单车使用量的时分布特征

对于共享单车来说，它的使用情况通常是在当天不同时段分布情况下呈现出不同的特点。对一周内每天的单车使用数据进行分小时统计，以更精确地分析一周内不同日期、不同时段单车使用需求特征，提取出每日每时的单车使用量数据，如图 2.5 所示。

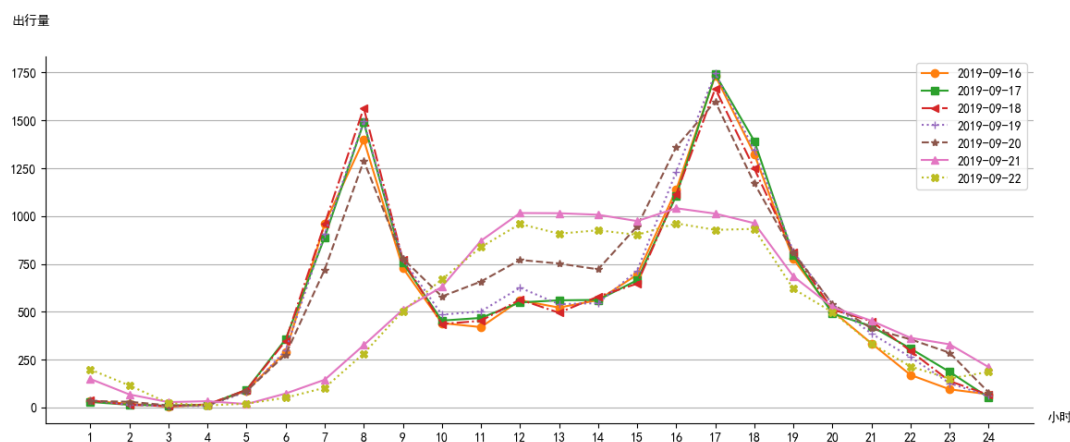


图 2.5 每日每时共享单车使用量

图 2.5 中的每一个点都预示着共享单车在一天中的使用时间。可以清楚地看到，9 月 16 日至 9 月 20 日（周一至周五）的工作日存在明显的早晚高峰，早晚高峰时段约为 7:00-8:00，晚高峰时段约为 17:00-18:00；而早晚高峰的车辆数量远大于其他高峰时段。工作日共享单车出行大部分是为了上下班通勤，说明早晚高峰时共享单车的使用量达到最大。

9 月 21 日和 9 月 22 日（休息日）的车流时间分布相对均衡，没有明显的早晚高峰。在休息日下午，共享单车出行目的主要以休闲玩乐为主。共享单车使用量在休息日下午达到了一天的峰值，但这还不足以形成像工作日早晚高峰一样的局面。

因此，共享单车出行的早高峰时段确定为工作日 7:00-8:00，晚高峰时段确定为 17:00-18:00。在随后的研究中，这两个时间段代表了默认的早晚高峰时段。

2.2.5 用户骑行起终点分布

首先取 9 月 16 日至 9 月 20 日（工作日）的数据，在 pycharm 中分别绘制用户骑行起点图、用户骑行终点图。如图 2.6 和 2.7 所示。

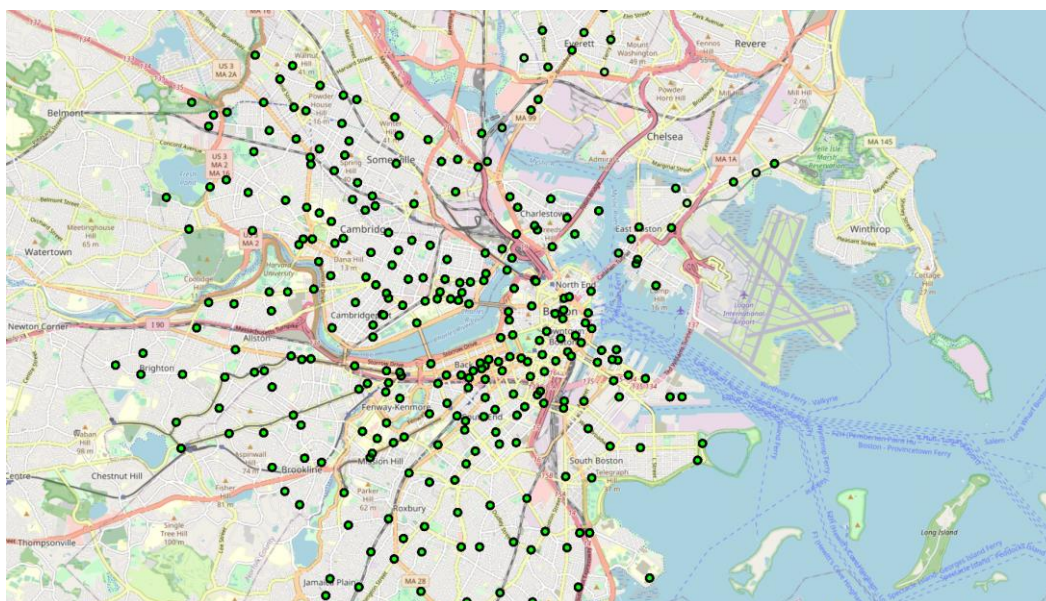


图 2.6 用户骑行起点图

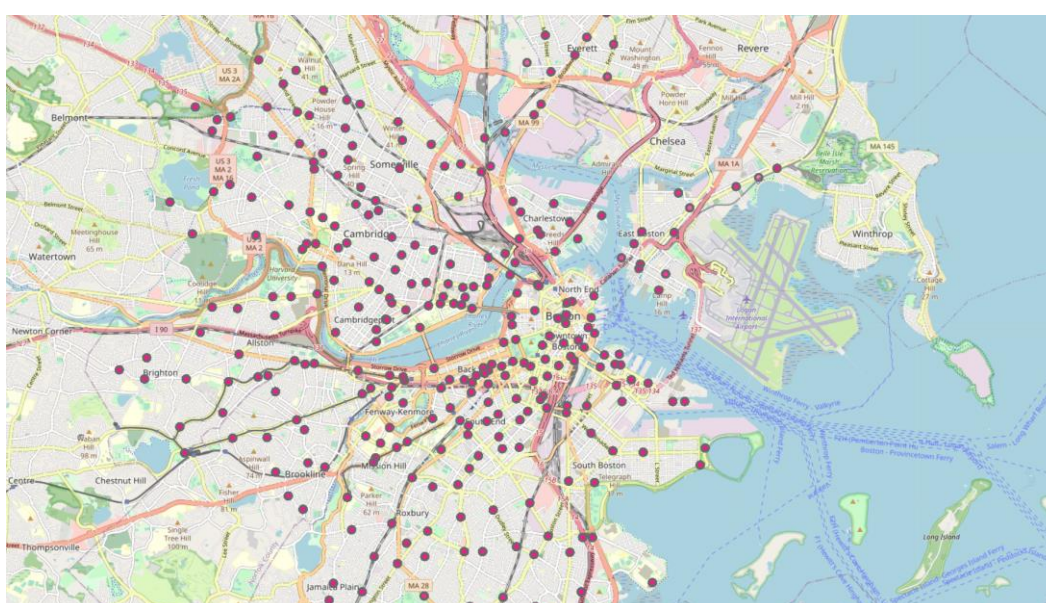


图 2.7 用户骑行终点图

可以发现共享单车的起点和终点有较强的一致性，用车区域集中在轨道交通沿线和高校，居住区。为了得到进一步结论，下一步将出行量与各个点结合分析。

2.2.6 共享单车骑行的始终点分布特征分析

结合上文对共享单车出行数据的分析，取 9 月 19 日共享单车使用量较大的数据进行分析，可视化分析该日早高峰(7:00—8:00)的骑行终点区域数据与该日晚高峰(17:

00—18: 00)的骑行始点区域数据, 如图 2.8 和 2.9 所示。

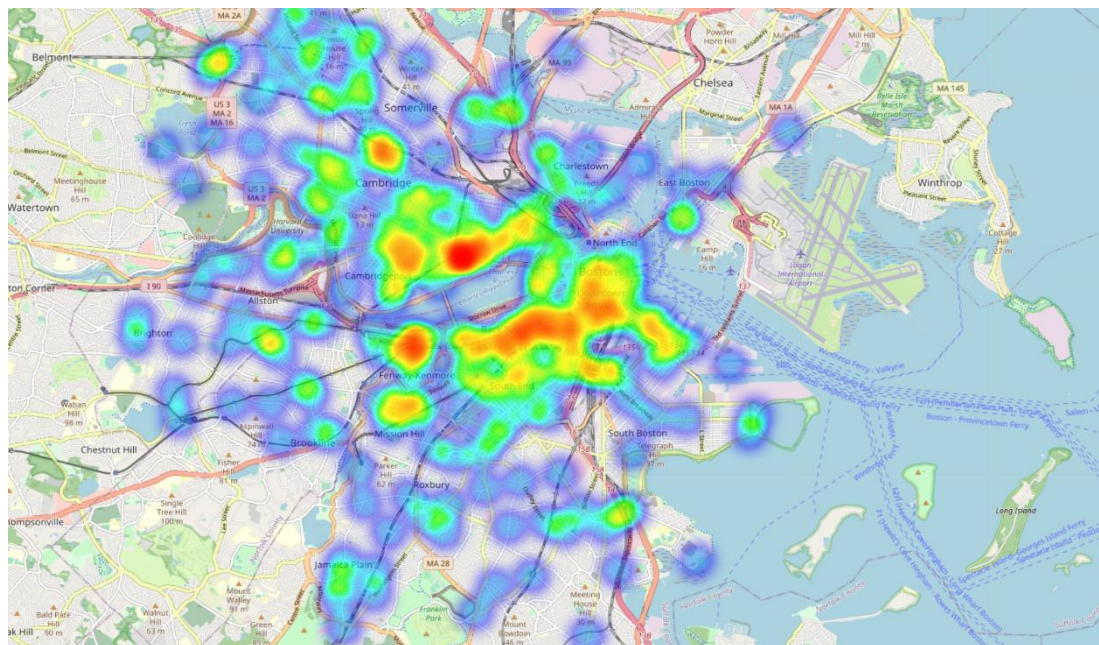


图 2.8 晚高峰骑行起点区域分布热力图



图 2.9 早高峰骑终点区域分布热力图

可以发现, 两图特征高度相似, 证明早高峰终点与晚高峰起点的数据特征基本相同,

这也符合日常生活中人的作息规律，即早八晚五，行程相反的规律。这也导致了个别区域用车量剧增，从而出现部分用户的用车需求得不到满足。而其他区域又有空车闲置，超出用户的需求量，造成共享单车在区域之间的不平衡。为了满足所有顾客的需求以及缓解公共出行的压力，亟需一种合理的共享单车投放规模以及调度方案。

2.3 本章小结

本章利用 Python 语言对 2019 年 Boston 市 Bluebikes 共享单车数据进行了获取与处理，在查验完数据后，对其进行了可视化分析，结果表明：共享单车的分布与城市居民的日常出行行为在时间、空间等方面有着紧密的联系：

(1) 无论共享单车出行量增加或者减少，除了极少数几个星期，工作日出行量均大于休息日出行量。工作日存在明显的早晚高峰，早晚高峰时段约为 7:00-8:00，晚高峰时段约为 17:00-18:00；而早晚高峰的车辆数量远大于其他高峰时段。而休息日的车流量时间分布较为平衡，缺乏显著的早晚高峰。休息日下午的单车使用量已达到一天的最大值，但尚未形成工作日早晚高峰。

(2) 可以发现共享单车的起点和终点有较强的一致性，用车区域集中在轨道交通沿线和高校、居住区，并且早高峰终点与晚高峰起点的数据特征基本相同。这对文章后续的共享单车投放规模以及调度方案的研究提供了重要的前期条件和现实基础。

3 共享单车投放规模分析

在对共享单车用户骑行特征进行了分析之后,本章拟对共享单车投放规模进行分析。这里引入博弈论的相关理论;建立 Cournot 双寡头模型,并从原始模型中引申出更适合实际情况的动态模型;最后结合实例分析求解。

3.1 博弈论相关理论

博弈论(Game Theory),又称对策论,是现代数学和运筹学的新兴学科。博弈论研究的是具有斗争或竞争性质的数学理论和方法的形式化激励结构之间的相互作用。生物学家利用博弈论对进化的一些成果进行了认识和预测。

博弈论依据不同角度,可分为多种类别。博弈论按照博弈的约束性分为两类:一类是合作型博弈,一类是非合作型博弈。合作型与非合作型博弈的区别在于,参与方有没有一个约束性协议,如果有,就叫合作型博弈,如果没有,就是非合作型博弈。博弈论按照博弈的时序性分为静态博弈和动态博弈两种:静态博弈是指局中人在博弈过程中既不选择也不知道先入者具体采取了什么行动;动态博弈是指在博弈中,参与者的行为具有一定的次序,而后者能够看到先驱者的行为。博弈论研究者经常被提到的“囚徒困境”通俗地讲就是以静制动的对策,属于静态博弈;而决定或行为如棋牌类游戏则是有先后次序的,属于动态博弈。

在博弈论研究中,可以根据参与者对其他参与者的了解程度将其分为完全信息博弈和非完全信息博弈。完全信息博弈是指每个参与者在博弈中都可以精确地掌握对方的特点,策略,以及收益。不完全信息博弈是指参与者无法准确地掌握其他参与者的特点、策略和收益,或无法满足所有参与者特点的信息;在这种情况下进行的应对措施,就是信息博弈的不全面。

通常经济学学者所说的博弈理论,都是指非合作博弈理论,但因为它的复杂性,理论成熟度比非合作博弈理论要低得多。非合作博弈理论可分为:静态完全信息,静态不完全信息,动态完全信息,动态不完全信息。与上述四种对策的均衡相对应的是:纳什均衡,子对策精炼纳什均衡,贝叶斯均衡,贝叶斯均衡优化。

非合作博弈的基本要素包括:局中人、行动、资料;策略、收益功效、组合策略、均衡策略。局中人是是指在博弈过程中,决策行为者选择自己的利益最大化;行为是决策的要素;资料代表局中人在博弈过程中所获取的知识,其中包括其他局中人的决策以及兴趣爱好;策略是局内人决策的一种行为,它表明了什么时候该由某个人来决策;收益功效是局中人在博弈中所获得的效用程度,是局中人最关心的战略功能和要素;策略组

合是在不同的情境下，不同的人所做的决策所带来的结果；均衡策略是指每个局中每个人在做出最好的对策时所采取的策略组合。

法国经济学家古诺在 1838 年提出的古诺模型（古诺双寡头模型、寡头模型）在非合作博弈下的完全信息博弈中是一个非常重要的模型，是纳什均衡应用最早的版本。它通常被认为寡头理论发展的源头，古诺模型主要研究市场上仅存在双方垄断的情况。该模型主要阐述了两家厂商从相互竞争到各自决策产生不相互协调结果，再到双方协商制出纳什均衡得出对双方都最为有利的稳定格局。古诺模型在三家或更多寡头制造商中也很容易推广开来，在工业组织理论中具有重要的里程碑意义。

共享单车具有投放后使用周期长，产品互为同质产品，同一城市中容易出现双寡头甚至多寡头的现象。因此，可以将共享单车投放规模分析视为古诺双寡头模型，由两家同质化企业对局中人进行博弈分析。

3.2 Cournot 双寡头竞争模型

针对 Boston 共享单车市场，在目前的发展阶段可以采用 Cournot 双寡头竞争模型来分析共享单车投放规模。在 1838 年，经济学家 Antoine Augustin Cournot 研究寡头垄断市场中追求利润最大化时的企业产量决策问题时，提出了 Cournot 双寡头竞争模型。该模型最终会达到一个对双方最优的纳什均衡决策，为企业的决策提供重要的参考意义。

3.2.1 基本假设

Cournot 双寡头竞争模型提出以下基本假设：

- (1) 局中人为某城市共享单车运营企业 i , $i=1,2$ ；且局中人均理性；
- (2) 各企业对共享单车的决策变量为各企业在该城市的共享单车投放规模 q_i ；

$q_i \in [0, \infty)$ 。设 q 为城市共享单车总投放规模， $q = \sum_{i=1}^n q_i$ ；

(3) 假设需求函数为线性形式，与企业产量呈负线性相关关系，每个企业所投放的单辆共享单车使用到报废的使用权一次性转让给消费者的价格函数 $P = a - bq$ ，其中 a 为常数， b 是需求曲线的斜率；

(4) 假设两企业生产共享单车无固定成本，且边际成本均为 c ，即 $c_i(q_i) = c * q_i$ ；

(5) 假设企业同时对各自共享单车进行投放；

(6) 假设收益为 $v_i(q_1, q_2)$ ，即在两企业投放规模为 q_1 和 q_2 下，各自获得收入。

该城市共享单车市场上仅有两家公司，并且公司投放的共享单车为完全能够相互取代的同质产品；也就是说，客户仅按照使用共享单车的价格来决定使用哪一家的共享单

车。

以上假设显示，在共享单车的分散决策中，双方都以自己的利益最大化为目的，而双方之间的博弈关系其实是竞争或非合作的。

3.2.2 目标函数

该博弈模型是一种完全信息静态非合作博弈模型。在完全理性的情况下，双方决定各自共享单车数量，且收益为各自共享单车数量下的利润。

目标函数为各企业利益的最大化，即：

$$\max v_i(q_1, q_2) = q_i(a - b \sum_{i=1}^2 q_i - c) \quad (3.1)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^2 q_i \leq \frac{a}{b} \quad (3.2)$$

3.2.3 模型求解

在传统的古诺双寡头模型中，局中人的目标是利润产出最大化。很明显，双方公司的盈利都是关于双方投放规模的函数。基于纳什均衡理论，纳什均衡策略组合为某种投放规模策略组合 (q_1^*, q_2^*) ，使得 q_1^* 与 q_2^* 分别为对方投放规模的最佳对策，分别对 q_1 和 q_2 求偏导数：

$$\frac{\partial v_1(q_1, q_2)}{\partial q_1} = b(\frac{a-c}{b} - 2q_1 - q_2) \quad (3.3)$$

$$\frac{\partial v_2(q_1, q_2)}{\partial q_2} = b(\frac{a-c}{b} - q_1 - 2q_2) \quad (3.4)$$

联立公式(3.3)、(3.4)即可求出两企业参与的共享单车系统双寡头市场博弈的唯一纳什均衡产量 (q_1^*, q_2^*) ：

$$q_1^* = q_2^* = \frac{1}{3}(\frac{a-c}{b}) \quad (3.5)$$

将(3.5)代入(3.1)，得出各企业的纳什均衡利润为：

$$v_i(q_1^*, q_2^*) = \frac{1}{9b}(a-c)^2 \quad (3.6)$$

容易算出，最优产量 $q^* = \frac{1}{2}(\frac{a-c}{b})$ 。垄断利润为 $v = \frac{(a-c)^2}{4b}$ ，相比之下，垄断利润要大于纳什均衡利润。在市场上出现两家企业时，要使两家企业总的利润最大化，两企

业的产量和应等于 q^* ，即 $q_1 + q_2 = q^*$ 。然而，这种安排有一个问题，那就是每个公司都有其动机偏差。由于寡头垄断产出 q 较低，因此相应的市场定价 $P(q)$ 相对较高，因此，在这种定价下，每个公司都会更多地提升自己的产出，而忽视了这个产出的增长会降低市场定价。这是一种个体和集体理性的矛盾。

3.3 基于 Cournot 双寡头动态博弈模型

动态策略博弈分析仍然基于古诺模型。在经典古诺模型中，市场规模保持不变，但共享单车是公共物品，并非一次消费，更耐用。在每次投放之后，下一步的市场规模其实就是要降低。同时在现实中决策往往不是同时进行的，一方先行决策，另外一方决策时会根据对方的决策来决策，这也是一个动态的过程。因此，考虑到市场规模随着时间的推移而减少与决策的不同时性，本章引入一个改进的古诺模型来描述 Boston 共享单车系统中企业的动态博弈过程。

3.3.1 基本假设

Cournot 双寡头动态模型提出以下基本假设：

(1) 由于共享单车属于耐用品而且与传统 Cournot 模型中的商品消费方式不同。假设各企业共享单车平均报废寿命为 k 。

(2) 将共享单车企业的非合作博弈视为一个完全信息动态博弈模型，在由 y 个阶段构成的相对稳定的时期，每个时间段都是相等的，且 $y \geq 1$ 。

(3) 假设 y 阶段内，先行决策企业的投放规模为 q_1^y ，后决策企业的投放规模为 q_2^y ；

(4) 假设 y 阶段内，城市共享单车市场规模为 $r^{(y)}$ ，即为 3.2.1 假设逆需求曲线 $P = a - bq$ 价格 p 为 0 时总投放量。由于共享单车属于耐用品，随着累计投放规模的增大，市场规模也随之减小，以前的投放共享单车的破坏或者是废弃，将会在各个时间段内为市场创造新的规模。假定各个城市共享单车公司的决策之前的市场规模是 $r^{(0)}$ ，各时间段的增加市场规模为平均报废寿命期内报废车辆数，即：

$$e_y = \begin{cases} \frac{1}{k} \left(\sum_{m=1}^{y-1} q_1^{(y-m)} + \sum_{m=1}^{y-1} q_2^{(y-m)} \right) & 1 < y \leq k \\ \frac{1}{k} \left(\sum_{m=1}^{y-1} q_1^{(y-m)} + \sum_{m=1}^{y-1} q_2^{(y-m)} \right) & y > k \end{cases} \quad (3.7)$$

每个阶段减少的市场规模为上一阶段新投放的共享单车数量，即：

$$z_y = q_1^{y-1} + q_2^{y-1} \quad (3.8)$$

(5) 进入博弈阶段后，第 y 阶段时的市场规模为：

$$r^{(y)} = \begin{cases} r^{(0)} & y=1 \\ r^{y-1} + e_y - z_y & y \geq 1 \end{cases} \quad (3.9)$$

(6) 假定寡头垄断市场中的两企业生产的共享单车为同质产品，用户仅会因为价格而选择不同的单车。并且在博弈过程中，各企业会依据本阶段对手的决策进行决策，并且总是企业 1 先行决策，企业 2 后决策。由于局中人的有限理性，先行决策的企业 1 会认为企业 2 的投放决策依旧保持在前期市场规模比例的认知水平，即：

$$\frac{q_2^{(y)}}{r^{(y)}} = \frac{q_2^{(y-1)}}{r^{(y-1)}} \quad (3.10)$$

(7) 假设在 y 阶段内，各企业生产共享单车无固定成本，且边际成本均为 c 。则每个企业所投放的单辆共享单车使用到报废的使用权一次性转让给消费者的价格为：

$$P_i^{(y)} = br^{(y)} - b \sum_{i=1}^n q_i^{(y)} \quad (3.11)$$

3.3.2 目标函数

该博弈模型是一种完全信息动态非合作博弈模型。在完全理性的情况下，双方决定各自共享单车数量，且收益为各自共享单车数量下的利润。

目标函数为各企业利益的最大化，即：

$$\max v_1^{(1)}(q_1^{(1)}) = (P^{(1)} - c)q_1^{(1)} \quad (3.12)$$

3.3.3 模型求解

当 $y=1$ 时，先行决策的共享单车企业的投放目标为最大化收益：

$$\begin{aligned} \max v_1^{(1)}(q_1^{(1)}) &= (P^{(1)} - c)q_1^{(1)} \\ &= (br^{(1)} - bq_1^{(1)} - c)q_1^{(1)} \end{aligned} \quad (3.13)$$

当 $y>1$ 时，其在 y 阶段内决策的投放目标为：

$$\begin{aligned} \max v_1^{(y)}(q_1^{(y)}, q_2^{(y)}) &= (P^{(y)} - c)q_1^{(y)} \\ &= (br^{(y)} - bq_1^{(y)} - bq_2^{(y)} - c)q_1^{(y)} \end{aligned} \quad (3.14)$$

将(3.10)代入到(3.14)式中，得：

$$\max v_1^{(y)}(q_1^{(y)}, q_2^{(y)}) = (br^{(y)} - bq_1^{(y)} - \frac{bq_2^{(y-1)}}{r^{(y-1)}} r^{(y)} - c)q_1^{(y)} \quad (3.15)$$

企业 2 在 y 阶段内决策的投放目标为：

$$\begin{aligned}\max v_2^{(y)}(q_1^{(y)}, q_2^{(y)}) &= (P^{(y)} - c)q_2^{(y)} \\ &= (br^{(y)} - bq_1^{(y)} - bq_2^{(y)} - c)q_2^{(y)}\end{aligned}\quad (3.16)$$

分别对(3.13);(3.14);(3.16)求 $\frac{\partial v_1^{(1)}(q_1^{(1)})}{\partial q_1^{(1)}} = 0$ 、 $\frac{\partial v_1^{(y)}(q_1^{(y)}, q_2^{(y)})}{\partial q_1^{(y)}} = 0$ ，并根据以上各企业的

收益目标函数即可求得各企业在各时间段最优产量解：

$$\begin{cases} q_1^{(1)*} = \frac{1}{2} \left(r^{(1)} - \frac{c}{b} \right) & y = 1 \\ q_1^{(y)*} = \frac{1}{2} \left[r^{(y)} \left(1 - \frac{q_2^{(y-1)*}}{r^{(y-1)}} \right) - \frac{c}{b} \right] & y > 1 \\ q_2^{(y)*} = \frac{1}{2} \left(r^{(y)} - q_1^{(y)*} - \frac{c}{b} \right) & y \geq 1 \end{cases} \quad (3.17)$$

则如上所得 $q_i^{(y)*}$ 即为共享单车系统古诺双寡头模型改进型动态博弈中，某时间段内各企业的均衡投放规模。

将(3.13);(3.14);(3.16)进行联立，即可推导出当两个企业在每个时间段均按照均衡投放量进行投放时的收益公式：

$$\begin{cases} v_1^{(y)} = bq_1^{(y)} q_2^{(y)} \\ v_2^{(y)} = bq_2^{(y)^2} \end{cases} \quad (3.18)$$

3.4 动态博弈实例分析

Boston 共享单车市场存在 Bluebikes 和 Limebike 两大寡头企业，两企业在 Boston 地区几乎占据所有的市场份额，且共享单车具有较长使用周期，所以 Boston 共享单车市场基本上满足 Cournot 双寡头竞争模型的假设要求。

由于企业决策具有盲目性，拟定 2016 年为两企业共享单车在波士顿创立伊始，此时初始市场规模 $r^{(0)}$ ，Bluebikes 先行决策，由公式(3.17)则 Bluebikes 的投放规模大约为初始市场规模的一半，而从 Limebike 的角度出发，其较 Bluebikes 决策稍晚，故 Limebike 投放规模约为 Bluebikes 决策后市场中剩余市场规模的一半。双寡头决策完毕，进入第二年。由公式(3.9)可知第二年市场规模为初始市场规模减去第一年减少的市场规模并增加第一年增加的市场规模。由公式(3.7)可知第一年减少的市场规模为第一年两企业共享单车的总投放量。由公式(3.8)可知第一年增加的市场规模为第一年报废车辆数量。以此类推，可得任意阶段市场规模及各投放量，且最终会双寡头进入均衡投放阶段，产生纳

什均衡,如图 3.1 所示,其中 $r^{(j)}$ 表示第 j 年 Boston 共享单车市场规模, $q_1^{(j)}$ 表示第 j 年 Bluebike 共享单车投放量, $q_2^{(j)}$ 表示第 j 年 Limebike 共享单车投放量。

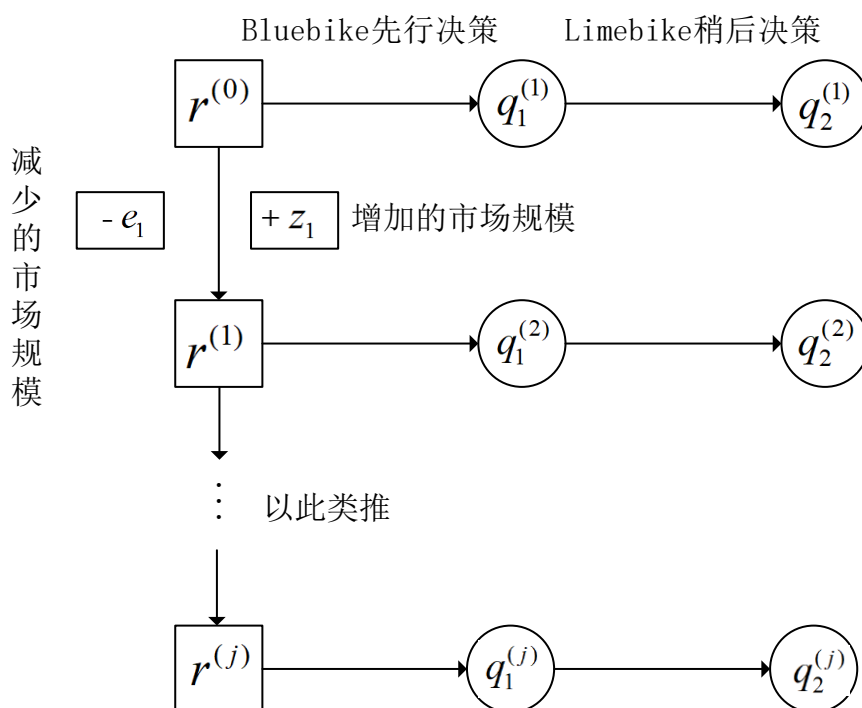


图 3.1 动态调整市场规模示意图.

3.4.1 共享单车初期市场规模测算

在实例分析开始之前,需要对初始市场规模进行测算,由 3.2 中假设共享单车逆需求曲线方程为 $P = a - bq$,其中 P 为出清价格, q 为共享单车的总投放规模。 P 为自变量, q 为因变量。易得出清价格 P 为 0 时,总投放量 q 最大,此时即为初始市场规模 $r^{(0)}$,且 $r^{(0)} = \frac{a}{b}$ 。此时城市内并无任何企业投放共享单车,表示市场上需要如此规模的共享单车才可满足用户的需求,这也解释了为何企业投放共享单车后市场规模会减少,因为用户的一部分需求得到了满足,市场规模就会下降。同理,有报废车辆产生,意味着一部分共享单车数量减少,市场规模就会上升一部分。

据公开资料显示,每辆共享单车的成本约为 1200 美元,故 $c=1200$ 美元。Boston 市两大寡头共享单车企业 Bluebikes 公司与 Limebike 公司的收费标准分别为每次 2.5 美元与每次 2.95 美元。以共享单车的报废期 $K=3$ 年为限,共享单车的日周转率为 4 次计算,

取单次骑行价格与报废期天数、日周转率的积,得出两企业的出清价格分别为 $P_1=10950$ 美元/辆, $P_2=12921$ 美元/辆。

据公开数据显示,2017 年 Boston 市 Bluebikes 公司与 Limebike 公司共享单车投放规模分别是 2000 辆与 1500 辆,故取 $p_1=12921$, $p_2=10950$, $q_1=2000$, $q_2=1500$, 联立二元一次方程组解出 $a=18834$, $b=3.942$ 。

于是得出 Boston 市 2016 年共享单车市场初始规模为 $r^{(0)} = \frac{a}{b} = 4778$ (辆)

3.4.2 共享单车动态博弈策略及收益

根据共享单车 Cournot 双寡头改进型博弈模型,代入系数 a 、 b , 参数 c 及初始市场规模 $r^{(0)}$, 并取 $k=3$, $c=1200$, 分别代入公式(3.7);(3.8);(3.9);(3.16)得出 2017 年投放规模及收益,依次类推可求得 2018 年及后续两共享单车企业逐年均衡投放规模及收益,如表 3.1 所示。

表 3.1 Boston 市共享单车投放规模

参数	$r^{(y)}$	$q_1^{(y)*}$ (辆)	$q_2^{(y)*}$ (辆)	$v_1^{(y)*}$ (万元)	$v_2^{(y)*}$ (万元)
1(2017)	4778	2237	1119	1001	500
2(2018)	2540	820	708	232	200
3(2019)	2640	800	768	245	235
4(2020)	3223	991	964	382	371
5(2021)	2951	882	883	311	311
6(2022)	2949	881	882	311	311
7(2023)	2952	880	883	311	311
8(2024)	2947	882	881	311	311
9(2025)	2953	884	880	311	311
10(2026)	2950	881	879	311	311

可见,双方投放共享单车的数量在竞争进行到一定阶段后,已经趋于平稳。而且共享单车市场随着投放的持续,规模逐渐稳定,整体投放规模减少,说明随着投放规模的累积,后期市场趋于饱和。

同时,表 3.1 为后续共享单车调度优化提供了宏观上的基础。由于 Boston 市用户骑行特征较为稳定,故随着投放规模的变化,各调度站点的需求也会产生等比例变化,即在确定需要调度企业的投放规模后,根据投放规模的不同,动态调整调度方案。

3.5 本章小结

本章通过建立博弈论模型对共享单车投放规模进行了分析：

首先对博弈论相关理论进行了介绍，并引入传统 Cournot 双寡头模型，在其基础上，发现该模型求得的结果为某个固定的纳什均衡点，但实际上在每一阶段投入运行后，下一阶段的市场规模应该减少。需要动态地进行分析每一阶段的规模；同时在现实中决策往往不是同时进行的，一方先行决策，另外一方决策时会根据对方的决策来决策，这也是一个动态的过程。故提出了 Cournot 双寡头动态模型来描述企业的动态博弈过程。

随后基于 Cournot 双寡头动态模型，结合 Boston 共享单车市场得知：两大寡头共享单车企业 Bluebikes 公司与 Limebike 公司的收费标准分别为每次 2.5 美元与每次 2.95 美元，且 2017 年 Boston 市 Bluebikes 公司与 Limebike 公司共享单车投放规模分别是 2000 辆与 1500 辆，通过这两种数据求出初始市场规模为 4778 辆。最后得出 Boston 两企业在不同阶段的投放规模及收益，为进一步的调度优化奠定了基础。

4 共享单车调配优化模型

随着共享单车的普及,人们对共享单车的使用量和企业的投放规模与日俱增,渐渐地出现了一系列的问题,其中亟需解决的就是“用车时没有车,不用的时候全是车”这一问题,产生该问题的根源就是共享单车的供需不均衡。需要通过共享单车调度来解决这一问题,从而达到较高的周转率。

4.1 模型建立

4.1.1 问题描述

共享单车的调度问题是一个复杂的系统问题,其具有如下几个特点:

(1) 共享单车短时间内会达到用车高峰,造成部分地点共享单车数量的不均衡。通过第2章共享单车用户骑行特征分析可以得出,共享单车的分布与城市居民的日常出行行为在时间、空间等方面有着紧密的联系:用户使用共享单车出行在工作日早晚高峰(7:00-8:00,17:00-18:00)的用车数量明显大于其他时段,期间会造成用户出发地共享单车数量紧张,用户到达地共享单车数量又显著增加。

(2) 共享单车的潮汐性。通过第2章共享单车用户骑行特征分析可以得出,共享单车的起点和终点有较强的一致性。早高峰终点与晚高峰起点具有高度重合性。

本章拟在早高峰期间对共享单车进行动态调度,通过建立相关模型从而解决共享单车分配不均衡的问题。

在调度之前,需要用 Python 语言对用车热度高的地区的共享单车需求量预测,将2019年9月16日至9月20日这段时间内,各个调度站点每日7:00-8:00间共享单车平均需求量进行排序,这里取调度热度前30个高的站点进行调度,既能说明问题,也能减少调度规模,减少部分计算量。最后结合第3章动态博弈投放规模进行动态调整需求量。

4.1.2 基本假设

考虑到共享单车调度的复杂性和系统性,在构建模型之前,需要保证模型的合理性,本文首先进行如下模型假设:

(1) 调度中心唯一且位于调度区域中心,调度车辆从调度中心出发调度到多个地点,调度中心库存可满足全部站点需要;

(2) 本模型设置封闭车场,即调度车仅能从调度中心出发,并回到原来的调度中心,

如图 4.1 所示；三辆调度车从调度中心出发，分别负责一定区域的共享单车调度，任务结束后回到调度中心。

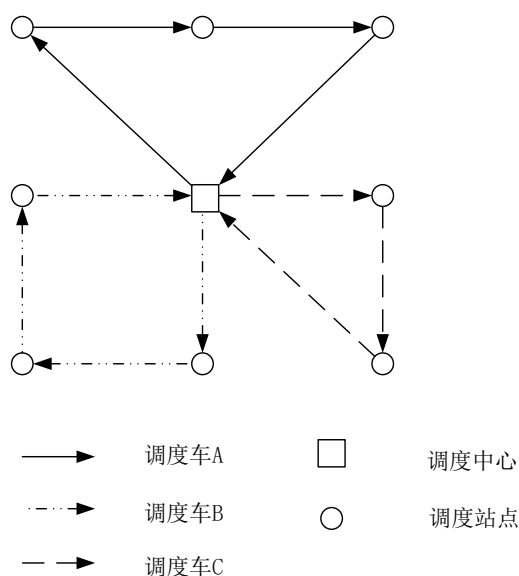


图 4.1 共享单车调度示意图

- (3) 本文考虑早高峰期内的静态调度，即调度过程中，各站点的共享单车需求量不变；
- (4) 调度过程的硬时间窗为 1 小时，超出时间窗会产生惩罚成本；
- (5) 调度车满载从调度中心出发，且调度车任何时刻的装载量均不超过调度车可装载共享单车的容量上限；
- (6) 每个调度站点由 1 辆调度车完成调度时段内的全部调度需求，且调度车只经过需要服务的调度站点；
- (7) 调度过程中不考虑天气以及交通等外界因素的影响，不考虑单车损坏与维修；
- (8) 假设在高峰期开始之前，每个调度站点在调度初期共享单车的供需平衡，调度中心、各调度站点的坐标位置和各调度站点之间的距离已知，且固定不变；
- (9) 每一辆调度车属于同类产品，各项参数均相同。

4.1.3 模型参数和决策变量说明

以下是模型所涉及的参数和变量的情况说明：

(1) 集合

I : 调度站点的集合， $I \in \{1, 2, 3, \dots, N\}$ ， N 为总调度站点数；

V : 调度车辆的集合, $v \in \{1, 2, 3, \dots, V\}$, V 为总调度车辆数。

(2) 参数

模型相关参数的符号及代表含义如表 4.1。

表 4.1 参数符号及含义

参数符号	参数含义
C_1	固定成本(单位: \$/辆)包括车辆成本和人力成本
C_2	调度车单位距离行驶成本(单位: \$/km)
C_3	惩罚成本(单位: \$/辆*h)
c_i	到达调度站点 i 时的调度车装载量(单位: 辆)
Q	每辆调度车可装载的共享单车容量上限(单位: 辆)
x_{ijv}	0-1 变量, 调度车 v 从 i 调度到 j , 则 x_{ijv} 为 1, 否则为 0。
λ_{iv}	0-1 变量, 调度车 v 完成了区域 i 的工作, 则 λ_{iv} 为 1。
t_i	调度车到达区域 i 的时间。(单位: h)
d_{ij}	调度站点 i, j 之间的距离。(单位: km)
s	调度车的平均行驶速度。(单位: km/h)
T	调度时间窗(单位: h)
D_v	调度车最大行驶距离(单位: km)
t_{siv}	调度车 v 在区域 i 的服务时间(单位: h)
n_i	区域 i 的调度量(单位: 辆)
n_{ai}	区域 i 的调入量(单位: 辆)
n_{bi}	区域 i 的调出量(单位: 辆)
t_a	每辆单车需要的调度时间(单位: h)
TU_{ijv}^t	调度车完成调度任务超过时间窗的时间(单位: h)

4.1.4 模型构建

结合共享单车调度问题的特点, 考虑共享单车调度站点的分布和调度车数量等情况, 设置目标函数和约束条件对整个问题进行建模。为使模型更切合实际, 假设道路交通条件不变, 在封闭、单一车场情况下, 结合特定的某些约束条件, 站在运营商角度, 以调度成本最小为目标, 包括固定成本、行驶成本和惩罚成本最小。构建以下的高峰期区域

调度模型如式 4.1。

$$\min z = C_1 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{v=1}^V x_{ijv} + C_2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{v=1}^V x_{ijv} d_{ij} + C_3 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{v=1}^V TU_{ijv}^t \quad (4.1)$$

其中满足以下约束条件：

$$0 \leq C_i \leq Q \quad (4.2)$$

$$C_0 = \frac{Q}{2} \quad (4.3)$$

$$\sum_{v=1}^V \lambda_{ij} = 1 \quad (4.4)$$

$$\begin{cases} x_{ijv} = \lambda_{iv} \\ x_{ijv} = \lambda_{jv} \end{cases} \quad (4.5)$$

$$\sum_{v=1}^V x_{ijv} = 0 \quad (4.6)$$

$$t_j \geq \frac{d_{ij}}{s} - (1 - x_{ij}) \cdot T \quad (4.7)$$

$$0 \leq t_i \leq T \quad (4.8)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{ijv} d_{ij} \leq D_v \quad (4.9)$$

$$\begin{cases} x_{ij} \in \{0, 1\} \\ \lambda_{iv} \in \{0, 1\} \end{cases} \quad (4.10)$$

$$\begin{cases} t_{siv} = n_i \cdot t_a \\ n_i = |n_{ai} + n_{bi}| \end{cases} \quad (4.11)$$

对上述模型做如下解释：

目标函数(4.1)表示调度总成本最低，包括固定成本、行驶成本和惩罚成本。固定成本指调度过程中每辆调度车在调度过程中所需的固定成本的总和，包括车辆成本与人力成本；行驶成本指所有调度车在调度过程中的行驶距离总成本，与调度车辆的行驶里程和数量呈正相关；惩罚成本指每辆调度车超出时间窗完成任务产生的惩罚成本之和；

式(4.2)表示每辆调度车装载量最少为 0，最多为容量上限；

式(4.3)表示出发时每辆调度车的平均装载量为容量一半；

式(4.4)表示不能出现起点与终点相同的路程；

式(4.5)表示每个调度站点最多只能被一辆车访问一次；

式(4.6)表示每个调度站点进出车辆数一致；

式(4.7)表示到达调度站点的时间最少为到达上一个调度站点的时间加上调度站点间通行时间之和;

式(4.8)表示到达每个调度站点的时间要求在时间窗内;

式(4.9)表示调度车在一次调度工作中行驶的总路程不超过调度车的最大行驶路程上限。

式(4.10)表示 x_{ijv} 和 λ_{iv} 属于 0-1 变量;

式(4.11)表示调度车 v 在区域 i 的服务时间为调度量与单车调度时间的乘积。

4.2 求解算法

4.2.1 遗传算法原理

美国学者约翰·霍兰于 1970 年首次提出了遗传算法,其原理是基于自然界中的生物演化法则。它是一个计算机的数学模式,它模仿了达尔文的自然选择与基因机制,并以此为基础,以仿效自然演化的方式来寻找最佳方案。该方法用电脑模拟的方法,把问题的解译过程转化为与生物体演化相似的基因交叉和变异等过程。在解决较多的复合最优问题时,比普通的最优方法更容易取得更好的效果。遗传算法越来越多被应用在组合优化、机器学习和信号处理等方面;例如:适应性操控、人工智能等^[53]。其主要的工作流程是:

(1) 随机初始化群体

随机生成 n 条被称作“种群”的染色体(chromosome)。如果把种群的大小(也就是 n 个数值)设定的太少,就会造成提前的收敛性,最后无法得到最优化结果;但是,过大的种群会影响算法的收敛速度,甚至可能无法收敛。

此外,一条染色体由特定数量的基因构成。在遗传算法中,最小的是一个基因,一定数量的基因构成一条染色体,一定数量染色体构成一个种群。

(2) 评估初始化群体的适应度

遗传算法目前面临的问题主要有两个:一是编码和译码,二是适应性函数。一般情况下,将问题抽象成一个简单的函数,而遗传算法的工作全过程就是求出最优解。同时,该函数的解决方案是一系列的固定数列或字母,即上述的染色体。在一个序列中,每一个要素(数字或字母)都是一个基因。把原解转换成顺序的过程称为编码,反之称为译码。问题是多种多样的,答案也是一样的。所以,在编码的时候,必须遵守两个基本的规则:

- ① 文字与文字相互分离,即每个特征之间是相互独立的;

② 尽可能短的顺序，仅考虑与问题有关的特征。

(3) 获得群体中具有较高适应度的个体

这个步骤叫做选择算子，是遗传算子中最主要的一种，另外两种分别是交叉算子和变异算子。选择算子是从一个种群中选出两个以上的亲本进行杂交，其重点是培育后代，同时也要考虑后代数量（所需要繁殖的后代数量）。这样是为了选择适宜的个体，其后代的适应能力也较强。

(4) 交叉

在自然生物的演化中扮演中心角色的是生物基因的重新组合（再加入一些变体）。遗传算法的主要功能是交叉算子。“交叉”是对两个父系个体的某些结构进行排列和重建，由此衍生出新的个体。这种方法可以大大提高遗传算法的搜索能力。

(5) 变异

在遗传算法中会对上一步骤产生的子代进行基因突变，以获取到更多序列不同的子代，即增加群体的多样性。最初开始，相关学者普遍认为是随机位点的变异，但在变异之前，这些基因都会被复制出来，然后再进行比较。但是，由于变异基因的数量太小，所以在数量大的群体中会产生很多无效的运算；每一次变异的后代都会和父代相比，只有那些更适合父代的子代，才能保证变异的方向，同时也能加速运算。

4.2.2 遗传算法设计思路

针对本文所研究的基于共享单车调配优化模型的具体问题，提出了以下算法的步骤：

NP ：种群数量； Pc ：交叉概率； Pm ：变异概率；

$maxgen$ ：最大迭代次数； Pe ：精英比例； $fx0$ ：个体目标函数矩阵

初始化：初始化 NP 、 Pc 、 Pm 、 $maxgen$ 、 Pe 、 $fx0$

for 迭代次数为 1 到 $maxgen$;

 计算每个个体的初始适应度值

 基因选择

 PBX 基因交叉法交叉

 SWAP 交换变异法进行基因变异

 评价个体（计算目标函数值）

$fx0$ 为 NP 行 1 列的矩阵

 for i 为 1 到 NP

$fx(i)$ 为每个个体的目标函数值

 end

精英保留

记录各代最优值

局部搜索

更新迭代次数

end

结果输出

(1) 染色体编码

利用遗传算法的染色体编码方法，在求解该调度模型之前，将调度车辆在该模型中的运行路线进行编码，并将其转化为符合染色体的结构(structure model)。遗传算法中的编码模式会对算法的性能产生一定的影响。目前大多数学者都使用自然数编码来解决持续参数优化的问题。同时共享单车的调度是一个渐进的过程，因此使用自然数编码。

根据单车调度模型的特点，0、1、2、...、 n 表示有调度需求的站点，其中 0 代表调度中心，求得的解根据调度站点共享单车需求分配相应的调度车辆。这里考虑到可能最多有 n 个调度车，则染色体初始编码为(0→1→2→...→ n →0→...→0)，其中 n 后 0 的个数为 30 个，表示有 1 辆调度车从调度站点 1 开始调度到调度站点 30，随后 30 个 0 表示调度车一直在调度中心。

假设 8 个调度站点需要 x 台调度车辆，用遗传算法求得解：(0→2→3→4→1→0→7→8→6→5→0)。表示该 8 个站点中需要 2 台调度车辆调度，2 辆调度车辆的路径分别为：(0→2→3→4→1→0)；(0→7→8→6→5→0)。

(2) 生成初始种群

初始种群是随机生成的，其数目对模型的精确性和迭代速度有很大的影响，当种群数目多时，可以得到更好的结果；但是，当种群数量太多时，模型的计算效率就会下降。在此基础上，通过经验对原始种群的个数进行赋值，以确定种群的最初数目。然后，重复调整种群数目，不断测试模型成果，得出最优种群数目，即最后的种群数目。在本论文中，初步确定了 80 个原始种群。

(3) 计算适应度值

在此基础上，利用适应度函数对个体的优缺点进行了分析。结果表明，在适应度函数中，具有较大的适应度函数的个体是最优的。基于所构造的共享单车调配优化模型的特点，利用公式(4.12)，求出了每个个体的适应性。

$$fit=1/(fx0+1) \quad (4.12)$$

其中， $fx0$ 代表种群中所有个体的目标函数矩阵。

该方法的适应度函数具有非负性，可以选择出算法中具有较高适应性的个体，其遗

传概率较高。由于本章中建立了一个以总调度成本最少为目标的调度模型，故将该函数作为目标函数的倒数。

(4) 选择操作

本文应用最常见的轮盘赌方法，对个体进行选择运算。在轮盘赌方法中，各个体的适应性决定了其被选择的概率。而在 N 个个体的种群中，个体 i 被选择的概率与适应性函数之间的关系如下：

$$Px = fit / \text{sum}(fit) \quad (5.13)$$

(5) 交叉操作

通过对群体中随机选取的两个个体的染色体进行交换，向后代传递父代的优良性状，获得优于父代的优良性状。

设交叉概率为 0.9，采用 PBX 位置交叉法进行交叉操作。位置交叉法的操作流程：先从父代 A 、 B 中随机选择几个可以不连续的基因位置；将选中的父代 A 基因复制到子代 A 中，根据位置进行选择；去掉父代 B 中父代 A 选择的基因，剩下的部分按照顺序填入子代 A ，同理可得子代 B 。具体案例如下：

交叉前：

父代 A ：02341078650

父代 B ：05762014830

交叉过程：

① 随机选择父代 A 、 B 中几个基因，位置可不连续，但两染色体被选位置相同如图 4.2 所示。

父代A	0	2	3	4	1	0	7	8	6	5	0
-----	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

图 4.2 父代 A 基因编码

② 生成一个子代，并保证子代中被选中的基因的位置与父代相同，如图 4.3 所示。

子代		2	3					8	6		
----	--	---	---	--	--	--	--	---	---	--	--

图 4.3 子代部分基因编码

③ 找出被选中的基因在父代 B 中的位置，再将其余基因按顺序放入上一步生成的子代中 A ，如图 4.3 所示。且子代 B 同理可以通过这种方法得出：

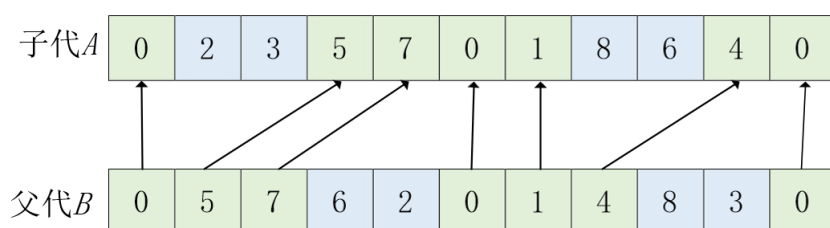


图 4.4 子代 A 与父代 B 基因编码

交叉后:

子代 A: 02357018640

子代 B: 05723014860

(6) 变异操作

变异操作既能维持群体的多样化,又能保证算法具有一定的局部求优性能。假设变异概率为 0.1,并使用 SWAP 交换变异法进行变异操作的情况下,交换两个随机选中的基因后如下所示:

变异前: 02341078650

变异后: 02641078350

(7) 精英保留

精英保留避免了在新一代中出现最好种群丢失的情况,从而使该优化方法无法在整体上实现最优化。也就是说,在没有进行交叉的情况下,种群中最优秀的个体可以被直接克隆到后代。在保证种群大小不改变的前提下,保留父代 E 个最优个体,并去掉子代 E 个最差个体。

(8) 局部搜索

遗传算法具有快速搜索全域寻优的优点,能够有效地防止出现局部极值迅速降低的问题;同时由于其自身的并行特性,使得分布式计算能够更好地工作,从而加速了算法的运算;缺点是局部寻优性能差,单用遗传算法求解问题费时较长,局部查找的速度慢,且局部寻优速度慢,有过早的收敛性。要解决上述问题,就必须尽可能地扩大种群的多样性,同时保持优秀的个体。

所以,在本节中,我们尝试着对每一代的最优个体进行局部搜索,当搜索后的结果较佳时,这个结果就是可以被接受的,反之,则保持原状,从而确保群体的多样性。

(9) 终止运算

如上所述,遗传算法只能得到最接近最优的结果,而不能得到最准确的结果。所以,

要想使该方法不受限制地优化，必须事先设置该方法的终止状态。故在此基础上限定终止的条件为事先设定的最大迭代数。

4.3 本章小结

本章首先对共享单车调配问题进行了描述，指出了共享单车在调度方面存在不均衡与潮汐性两个问题。在提出了基本假设并且说明了相关模型参数与决策变量后，站在运营商角度，以调度成本最小为目标，包括固定成本、行驶成本和惩罚成本最小，构建了高峰期区域调度模型。随后介绍了本模型计划求解使用的遗传算法原理，提出了针对本模型的遗传算法设计思路并进行了举例说明。

5 实例分析

5.1 算例介绍

为检验第 4 章所建立的共享单车调配优化模型的合理性以及采用遗传算法对以上模型进行求解的有效性,本章选取美国 Boston 市双寡头之一 Bluebikes 共享单车的调度问题作为算例,进行详细分析。利用 Matlab R2019a 软件对其进行优化求解。第 2 章共享单车用户骑行特征分析显示:共享单车在工作日早晚高峰时段(7:00-8:00;17:00-18:00)使用强度最高,其他时段相对较少;共享单车用户的骑行起点与终点具有高度一致性,这在空间上表现出明显的潮汐性,使得空间内共享单车分布不均。综上,本文所建立的调度模型应用于共享单车高峰期用车需求较大的区域,对于调度区域的划分以及通过对调度模型求解所得出的调度方案,后文将进行详细说明。

5.2 调度区域划分

首先利用 Python 语言对用车热度高的地区的共享单车需求量预测,通过第 2 章数据可视化分析,选定调度时间段为 2019 年 9 月 16 日至 9 月 20 日。并这段时间内,各个调度站点每日 7:00-8:00 共享单车平均需求量进行排序,这里取调度热度前 30 的站点进行调度。将这 30 个站点定为调度区域,并在调度区域的中心点设置调度中心。如图 5.1 所示,调度中心用五角星表示,各调度站点用圆点表示。横坐标表示纬度,纵坐标表示经度。

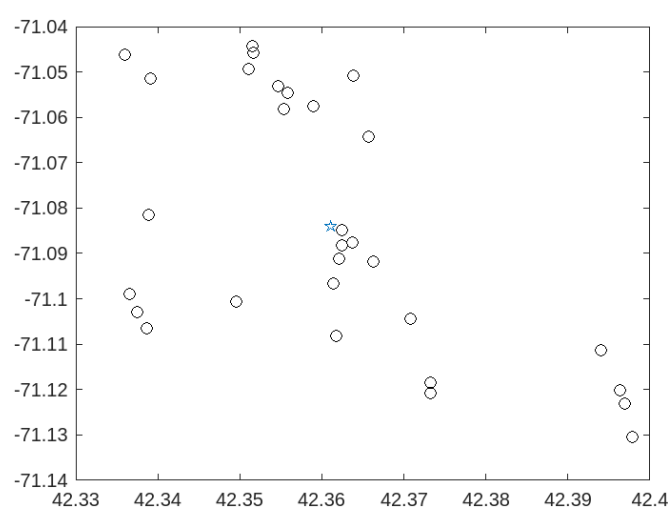


图 5.1 调度区域示意图

随后根据第 3 章共享单车动态博弈模型得出该城市不同时间段的共享单车投放规模。某个调度站点的需求量与该城市总的共享单车投放规模成正相关，投放规模的增长会引起某个调度站点需求量的增长。在考虑动态调整策略下，可以根据 2019 年各站点需求量以及该城市不同时段共享单车投放规模求解出任意年份在该特定时间段内的调度方案。

由于现实的不可控因素,2020 年后,尽管效益良好,Limebike 公司还是退出了 Boston 市场,而为了通过模型以及算例对我国共享单车市场产生借鉴意义,仅考虑双寡头竞争的情况,本算例拟用 2020 年 Bluebikes 公司共享单车情况进行调度分析,故在根据第 3 章共享单车动态博弈投放规模表,每个站点原需求量的情况下再乘 $\frac{q_i^{(4)}}{q_i^{(3)}}$ 既 $\frac{3223}{2640}$,得到各个调度站点的新需求量。具体数据如表 5.1 所示,其中(+)代表需要调入共享单车,(一)代表需要调出共享单车。

表 5.1 调度区域基本情况

站名	经度	纬度	需求量
Nashua Street at Red Auerbach Way	42.365673	-71.064263	+36
Ames St at Main St	42.3625	-71.08822	-17
Seaport Square - Seaport Blvd at Northern Ave	42.3514819346086	-71.044360846281	-16
Congress St at Sleeper St	42.3510044959467	-71.049300134182	-12
Longwood Ave at Binney St	42.338629	-71.1065	-12
Kendall T	42.3624278429124	-71.0849547386169	-11
Arch St at Franklin St	42.3553350194126	-71.0582291708306	-11
MIT Stata Center at Vassar St Main St	42.3621312344991	-71.0911560058594	-10
Purchase St at Pearl St	42.354659	-71.053181	-9
HMS/HSPH - Avenue Louis Pasteur at Longwood Ave	42.3374174845973	-71.1028611660004	-9
Silber Way	42.34949599514	-71.1005759239197	-9
Grove St at Community Path	42.396386809455	-71.1201130600602	-9
W Broadway at D St	42.3391085	-71.0514432	+8
One Kendall Square at Hampshire St / Portland St	42.366277	-71.09169	-8
Watermark Seaport - Boston Wharf Rd at Seaport Blvd	42.3515860011985	-71.0456925630569	-8
Mass Ave at Albany St	42.3613583766225	-71.0967027397783	-8
Post Office Square	42.3558543552201	-71.0545974599881	-8

(续表 5.1)

Community Path at Cedar Street	42.3940722366588	-71.1113369464874	+7
Davis Square	42.396969	-71.123024	-7
Linear Park - Mass. Ave. at Cameron Ave.	42.397828	-71.130516	+7
Lewis Wharf at Atlantic Ave	42.363871	-71.050877	+7
Boston City Hall - 28 State St	42.35892	-71.057629	-7
W Broadway at Dorchester St	42.3359589794331	-71.0462289956104	+6
Harvard Square at Mass Ave/ Dunster	42.373268	-71.118579	-6
Ames St at Broadway	42.3636929	-71.0875672	-6
Huntington Ave at Mass Art	42.3365855545611	-71.0988699646623	-6
359 Broadway - Broadway at Fayette Street	42.370803	-71.104412	+6
Dana Park	42.3617804396061	-71.1080995202064	+5
Harvard Square at Brattle St / Eliot St	42.373231	-71.120886	-5
Tremont St at Northampton St	42.3388955964417	-71.0814997561101	+5

5.3 模型参数的设置

在模型求解的过程中, 设置一个调度中心, 而且调度中心设在调度区域的中心, 每辆调度车辆从调度中心出发, 出发时车上的单车数量是运载数量的一半, 调度车辆在完成各区域的调度任务后, 需要返回调度中心, 最后返回调度中心时运输的单车量不超过运载数量, 每辆调度车辆的各参数的经验值是根据实际调查和文献资料得出的^[54], 如表 5.2。

表 5.2 参数取值

参数符号	参数取值	参数解释
C_1	20(单位: \$/辆)	固定成本包括车辆成本和人力成本
C_2	1(单位: \$/km)	调度车单位距离行驶成本
C_3	50(单位: \$/辆*h)	惩罚成本
Q	100(单位: 辆)	每辆调度车可装载的共享单车容量上限
T	1(单位: h)	调度时间窗
D_v	200(单位: km)	调度车最大行驶距离
s	25(单位: km/h)	调度车的平均行驶速度。
t_a	1(单位: min)	每辆单车需要的的调度时间

遗传算法的运算速度和收敛速度，取决于它的交叉概率和变异概率的大小。较高的交叉和变异概率会带来更大的搜索空间，从而产生更多新的个体，同时在这一过程中也会干扰到适应度值较高的个体，从而使得算法收敛性能下降；如果交叉的概率太低，就会使算法陷入局部最优，从而导致搜索空间变小。

在模型求解时，首先参照相关学者的研究成果，选择初始参数，并在计算时不断地修正参数值，并对每次解进行比较；将较优解的参数确定为最后得到的交叉概率和变异概率。在表 5.3 中，给出了与遗传算法有关的参数设定。

表 5.3 参数取值

参数	数值	参数	数值
种群大小	80	变异概率	0.1
交叉概率	0.9	最大迭代	500
精英比例	0.1		

5.4 结果分析

Boston 市 Bluebikes 共享单车的调配优化模型采用第 4 章设计的遗传算法求解。算法在主频 3.3GHz 的 AMD Ryzen 9 处理器、操作系统 Windows11 专业版的环境下进行。遗传算法的迭代曲线见图 5.2，由图可见，遗传算法迭代到 50 代后，其结果趋于稳定。

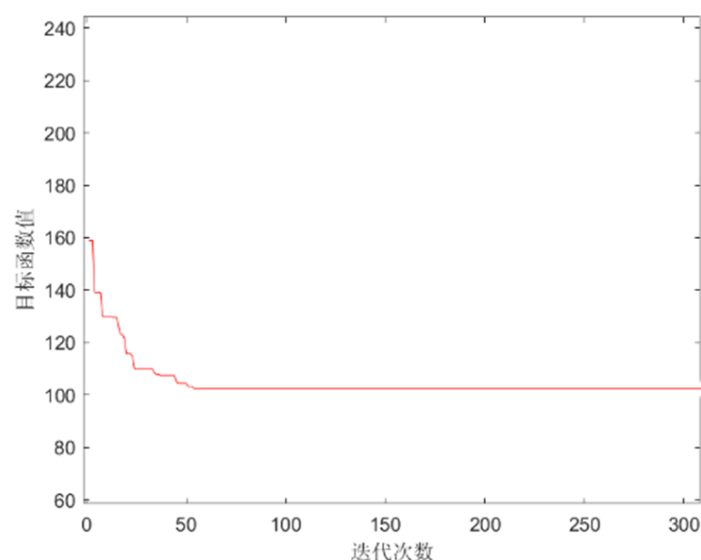


图 5.2 算法迭代曲线

遗传算法求解所得调度车的最佳调度方案为：总共 4 辆调度车，其中：

第 1 辆车：行驶距离为 10.311，返回时装载量为 29.00，行驶路径为 $0 \rightarrow 21 \rightarrow 4 \rightarrow 15 \rightarrow 3 \rightarrow 23 \rightarrow 13 \rightarrow 30 \rightarrow 6 \rightarrow 0$ ；

到达各节点的时间 $0-0.14782-0.20269-0.27875-0.32468-0.4286-0.48223-0.65592-0.71817-0.77742$ ；

车辆固定成本为 20，行驶成本为 10.31，时间惩罚成本为 0.00，线路成本和为 30.311。

第 2 辆车：行驶距离为 9.016，返回时装载量为 3.00，行驶路径为 $0 \rightarrow 26 \rightarrow 11 \rightarrow 10 \rightarrow 5 \rightarrow 24 \rightarrow 28 \rightarrow 8 \rightarrow 0$ ；

到达各节点的时间 $0-0.074593-0.12468-0.18983-0.25111-0.38442-0.46388-0.56424-0.64566$ ；

车辆固定成本为 20，行驶成本为 9.02，时间惩罚成本为 0.00，线路成本和为 29.016。

第 3 辆车：行驶距离为 10.955，返回时装载量为 10.00，行驶路径为 $0 \rightarrow 2 \rightarrow 16 \rightarrow 27 \rightarrow 29 \rightarrow 20 \rightarrow 19 \rightarrow 12 \rightarrow 18 \rightarrow 14 \rightarrow 25 \rightarrow 0$ ；

到达各节点的时间 $0-0.018436-0.1412-0.21809-0.32145-0.40201-0.47036-0.51833-0.60251-0.73363-0.79234-0.83821$ ；

车辆固定成本为 20，行驶成本为 10.96，时间惩罚成本为 0.00，线路成本和为 30.955。

第 4 辆车：行驶距离为 6.953，返回时装载量为 51.00，行驶路径为 $0 \rightarrow 7 \rightarrow 9 \rightarrow 17 \rightarrow 22 \rightarrow 1 \rightarrow 0$ ；

到达各节点的时间 $0-0.11537-0.19284-0.24438-0.29857-0.36464-0.63312$ ；

车辆固定成本为 20，行驶成本为 6.95，时间惩罚成本为 0.00，线路成本和为 26.953。

最优方案的总成本 117.235。调度车行驶路径如图 5.3 所示。

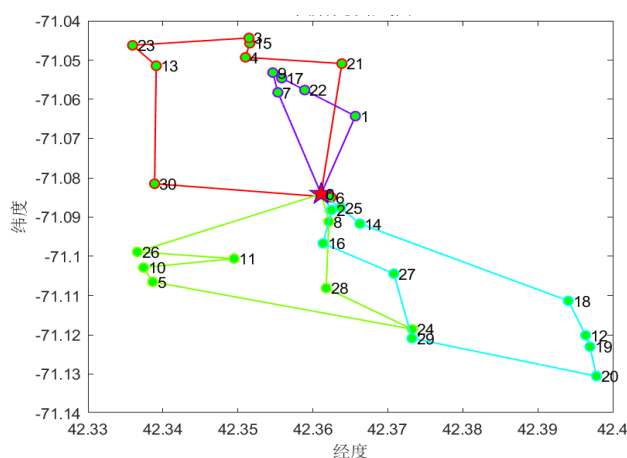


图 5.3 遗传算法车辆行驶路线图

从图 5.3 可以看出,以调度区纬度为 X 坐标,以经度为 Y 坐标,以调度区域中心为调度中心,调度车辆由此坐标出发;只经过区内需要调度的站点,最后必须回到调度中心。这些调度站点分布十分分散,有的站点地理位置相近,有的站点地理位置较远。此外,各派送站点派送要求不同,有的站点派送数量相对较大,有的站点派送数量相对较少;同时,在不同的站点,有两种不同的调度要求,即取车需求和送车需求。在调度车辆的最长运行距离约束下,尽量在一个小时内完成调度任务,因此,解出的调度方案中,有些调度车辆的运行里程较长;同时,也有一些调度车在运行距离上比较短,专门对几个需求量比较大的调度站点进行分配,最后达到了最优调度费用。而传统调度共享单车的方法则更多的是将几个调度站点按照地理区域或行政区划划分,每个调度站点都有一辆调度车负责调度。相比传统的共享单车调度方式,新的共享单车调度方法不再由地域远近决定,而是基于实际的需求量与调度距离综合考虑,提高了调度效率。

5.5 本章小结

本章基于第 4 章提出的合理假设,在已经建立相应共享单车调配优化模型的基础上,首先进行算例介绍,指出共享单车的潮汐性与不均衡性,并将调度计划应用于共享单车高峰期用车需求较大的区域。

随即以 Boston 市 Bluebikes 共享单车的调度为例,进行了调度区域的划分,共选取了 30 个调度站点为调度区域,在区域中心设置调度中心,设置相应的模型参数进行求解。并在避免该算法在后期过早成熟、查找缓慢等缺陷的情况下对遗传算法增加局部搜索。求解结果显示,总共派出 4 辆调度车在调度区域内进行调度,最优方案的总成本 117.235。该方案证明了模型的有效性,能为城市中企业共享单车的调度提供参考意义。

6 结论与展望

6.1 研究结论

本文首先利用 Python 语言对 2019 年 Boston 市 Bluebikes 共享单车数据进行了搜集与处理,在查验完数据后,对其进行了可视化分析。随后通过建立博弈论模型对共享单车投放规模进行了分析,并结合 Boston 共享单车市场,求出市场规模,得出 Boston 两家企业在不同阶段的投放规模及收益。最后提出了共享单车调配优化方法,在提出合理假设的前提下建立相应的共享单车调配优化模型,并设计了 Boston 市 Bluebikes 共享单车的遗传算法求解算例,结合不同阶段 Boston 投放规模对共享单车调度优化进行动态调整,验证了模型的准确性和遗传算法求解共享单车调度问题的有效性。本论文取得的主要研究成果和结论如下:

(1) 使用 Python 语言挖掘和可视化分析波士顿市 Bluebikes 共享单车真实出行数据发现,除了极个别的几周,工作日的出行量大于休息日的出行量。而早晚高峰的车辆也比其他高峰期的车辆多出不少。而交通流量的分布在休息日较为均衡,并未出现明显的早晚高峰。共享单车的使用在休息日的下午达到了一天的峰值,但这还不足以形成像工作日早晚高峰一样的局面。在空间分布上,可以发现,在轨道交通沿线和高校、居住区集中的用车区域,共享单车的起点和终点有很强的一致性。而早高峰结束时的数据特征和晚高峰开始时基本一致。

(2) 首先引入传统 Cournot 双寡头模型,在其基础上,发现该模型求得的结果为某个固定的纳什均衡点,但实际上在每一阶段投入运行后,下一阶段的市场规模应该减少。需要动态地分析每一阶段的规模;事实上在现实中决策往往不是同时进行的,一方先行决策,另外一方决策时会根据对方的决策来决策,这也是一个动态的过程。故提出了 Cournot 双寡头动态模型来描述企业的动态博弈过程。

最后结合 Boston 共享单车市场,求出市场规模,得出 Boston 两企业在不同阶段的投放规模及收益,为进一步结合不同阶段 Boston 投放规模对共享单车调度优化奠定了基础。

(3) 首先对共享单车调配问题进行了描述,指出了共享单车在调度方面存在不均衡与潮汐性两个问题。在提出了基本假设并且说明了相关模型参数与决策变量后,站在运营商角度,以调度成本最小为目标,包括固定成本、行驶成本和惩罚成本最小,构建了高峰期区域调度模型。随后介绍了本模型计划求解使用的遗传算法原理,提出了针对本模型的遗传算法设计思路并进行了举例说明。

(4) 设计遗传算法求解已建立的共享单车调度模型, 避免该算法在后期过早成熟、查找缓慢等缺陷的情况下对遗传算法增加局部搜索。以波士顿市 Bluebikes 共享单车的调度为例, 首先根据第 3 章得出的共享单车动态博弈策略及收益表, 将需要调度的阶段各调度站点数据与已知阶段的数据进行动态调整, 通过对其调度问题进行建模和求解, 设置合理的模型参数。求解结果显示, 总共派出 4 辆调度车在调度区域内进行调度, 最优方案的总成本 117.235。该方案证明了模型的有效性, 能为城市中企业共享单车的调度提供参考意义。

6.2 论文创新

通过对前人的研究成果进行研究, 从而获得启发性成果。本文创新点如下:

(1) 已有的研究很少有将共享单车投放规模与调配优化结合, 而现实中求出共享单车的投放规模是调配优化的先行基础。本文通过建立博弈论相关模型, 结合算例得出动态过程中不同时间的投放规模。在得出宏观意义上的投放规模后, 又进行了微观层面的共享单车调配优化, 在基于动态调整策略下, 根据不同情况下的投放规模调整调度区域内调度方案, 提高共享单车周转率及客户满意程度, 为运营商一站式解决运营中两大重要问题。

(2) 在调配模型构建上, 引入了带硬时间窗的调度模式, 提出了惩罚时间, 更加贴近实际调度。在调度车辆方面, 允许多辆调度车共同调度, 并且出发时即为半载出发, 避免了必须先去负需求点取出多余共享单车的步骤。

6.3 不足与展望

本论文使用实际的交通数据, 从时间、空间、计划三个角度, 对 Boston 市 Bluebikes 共享单车的实际运行情况进行了实证研究, 为其它城市共享单车的合理使用提供了依据。但是, 由于研究数据的时空跨度、个人能力、时间、精力等因素, 本文仍有一些缺陷, 今后可以进一步探讨共享单车的管理问题:

(1) 根据共享单车需求的实时变化, 建立动态的需求时间调配模型。在建立调度模型之前, 假定在一定时间内各调度站点的共享单车需求是不变的, 但实际情况下共享单车需求的变化是复杂的, 因此必须对时变状态下的共享单车需求变化进行进一步深入的研究分析, 建立调度模型加以考虑; 这样就能让策划出来的模型离现实更近一步。

(2) 根据各城市的共享单车资源分布特点, 扩大了对共享单车的研究范围; 本文所使用的数据都是 Boston 市 Bluebikes 共享单车的实际情况, 其代表性很强, 能够得出典型的共享单车分配结果, 从而提出了一种可推广使用的共享单车分配策略; 但是, 每个

城市的实际情况又不尽相同,如果能够收集到更多的共享单车,然后根据城市的空间布局、共享单车的分布特点以及运行机制等方面进行分析,最后结论就更具有参考意义。

(3) 通过博弈论理论计算出的各个调度站点的共享单车需求是不同年份的,意味着调度优化策略的时间间隔跨度较大,在此期间这种共享单车需求可能会受到其他因素的影响,未来应在这些方面多加考虑。

参 考 文 献

- [1] 苏德悦.《中国共享单车行业发展报告(2018)发布》.人民邮电报, 2018.03.29.
- [2] 邵春杰.协同治理视角下共享单车存在的问题与对策研究.山西青年,000(001),2019,90-92.
- [3] 焦志伦,金红,刘秉镰,张子豪.Short term bike-sharing ridership prediction under the big-data condition: comparison of machine learning models 大数据驱动下的共享单车短期需求预测——基于机器学习模型的比较分析. 商业经济与管理, 000(8), 2018, 16-25, 35.
- [4] 刘光浩, 王甜甜. 共享单车发展中存在的问题及治理建议. 信息通信技术与政策,000(006), 2018, 14-18.
- [5] 国务院办公厅.国务院关于城市优先发展公共交通的指导意见,2012.12.29.
- [6] 交通运输部运输服务司.交通运输部关于公布“十三五”期全面推进公交都市建设第一批创建城市名单的通知,2017.
- [7] 中国网.中国城市公共自行车工作委员会成立,2016.11.18.
- [8] 张玉春,余炳,申风平.基于改进蚁群算法的时间窗约束下物流配送车辆路径优化研究[J].现代管理科学,2010(12):117-119.
- [9] 刘登涛, 方文道, 章坚民, 郭明泽. 公共自行车交通系统调度算法 [J]. 计算机系统应用, 2011, 20(09): 112-116.
- [10] 秦茜.公共自行车租赁系统调配问题研究[D].北京交通大学,2013
- [11] 焦云涛.公共自行车借还特性分析及调度模型研究[D].东南大学,2015
- [12] 凌海峰,谷俊辉.带软时间窗的多车场开放式车辆调度[J]计算机工程与应用.2017,53 (14)
- [13] 刘冉, 戴冀峰, 林建新,等. 城市公共自行车调度优化方法研究[J]. 交通工程, 2017, 17(2):6.
- [14] 赵曼.共享单车网络分析及其优化调度研究[D].山东科技大学,2017.
- [15] 周传钰.共享单车投放量测算和调度方法研究[D].北京交通大学,2018.
- [16] 卢琰.共享单车网络分析及其优化调度研究[D].山东科技大学,2017.
- [17] 孔静.共享单车站点需求预测及调度路径优化研究[D].长安大学,2018.
- [18] 李三超.城市共享单车调度方案研究[D].长安大学,2018.
- [19] 谢青成,毛嘉莉,刘婷.城市共享单车的动态调度策略[J].华东师范大学学报(自然科学版),2019,2019(06):88-102.
- [20] 徐国勋,张伟亮,李妍峰.共享单车调配路线优化问题研究[J].工业工程与管理,2019,24(01):80-86.
- [21] Hernández-Pérez H, Salazar-González J J.A branch-and-cut algorithm for a traveling salesman problem with pickup and delivery[J].Discrete Applied Mathematics,2004,145(1):126-139.
- [22] Leonard T C . Richard H. Thaler, Cass R. Sunstein, Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness[J]. Constitutional Political Economy, 2008, 19(4):356-360.
- [23] Raviv, T, Tzur, M, Forma, I. A. Static Repositioning in a Bike-Sharing System: Models and Solution Approaches [J] . Transportation Logistics, 2013,2(3): 187-229.
- [24] Frade I ,Ribeiro A . Bicycle Sharing Systems Demand[J]. Procedia - Social and Behavioral Sciences, 2014, 111(111):518-527.

- [25] Reiss S, Bogenberger K. Validation of a Relocation Strategy for Munich's Bike Sharing System[J]. Transportation Research Procedia, 2016,19:341-349.
- [26] Caggiani L, Ottomanelli M, Camporeale R, et al. Spatio-temporal Clustering and Forecasting Method for Free-Floating Bike Sharing Systems, Cham, 2017[C]. Springer International Publishing, 2017. 244-254.
- [27] Aritra P, Yu Z. Free-floating bike sharing: Solving real-life large-scale static rebalancing problems [J] . Transportation Research Part C, 2017(80): 92-116.
- [28] Schuijbroek J, Hampshire R C, van Hoes W J. Inventory rebalancing and vehicle routing in bike sharing systems[J]. EUR J OPER RES, 2017,257(3):992-1004.
- [29] Leclaire P, Couffin F. Method for Static Rebalancing of a Bike Sharing System[J]. IFAC-Papers OnLine, 2018,51(11):1561-1566.
- [30] Dell Amico M, Iori M, Novellani S, et al. The Bike sharing Rebalancing Problem with Stochastic Demands[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2018,118:362-380.
- [31] Maggioni F, Cagnolari M, Bertazzi L, et al. Stochastic optimization models for a bike-sharing problem with transshipment[J]. EURJOPERRES, 2019,276(1):272-283.
- [32] 单汨源,周紫薇,张人龙等.基于动态贝叶斯博弈与效用理论的公共自行车政府补贴研究[J].统计与决策,2016(04):47-50.
- [33] 张一进,张金松.政府监管与共享单车平台之间的演化博弈[J].统计与决策,2017(23):64-66.
- [34] 王娇娇,王磊,左克文,等.基于博弈论的城市出租车资源配置研究[J].中国市场,2017(29):153-155.
- [35] 马书红,杨野,王元庆等.在共享单车影响下的公共自行车发展研究[J].交通运输系统工程与信息,2018,18(01):231-236+244.
- [36] 范丽.基于利益相关者博弈的公共自行车运营绩效研究.苏州:苏州科技大学,2018.
- [37] 马金怀,曹魏强,许为敏等.四方博弈视角下共享单车市场的发展现状分析[J].科技与创新,2018(01):27-30.
- [38] 杨倩倩,胡大伟,褚宏帆.共享汽车和共享单车的合作博弈研究[J].交通信息与安全,2018,36(04):126-132.
- [39] 梁雯,司俊芳,许丽云.共享经济下政府、企业与消费者的博弈分析-以共享单车为例[J].江汉大学学报,2018(35):75-85.
- [40] 褚宏帆,胡大伟,杨倩倩.自行车共享下的城市慢行交通出行方式选择的博弈分析[J].交通工程,2018(18):12-17.
- [41] 李颖.基于博弈视角分析共享单车市场上不同主体间的监管行为[J].现代商业,2018(02):164-166.
- [42] 肖倩,林孔团.共享单车规范发展的演化博弈分析—基于利益相关者视角[J].西南交通大学学报(社会科学版),2018,19(03):31-40.
- [43] Levinson D. Micro-foundations of Congestion and Pricing: A Game Theory Perspective[J]. Transportation Research Part A, 2005,39(3):684-691.
- [44] Schipper Y, Nijkamp P, Rietveld P. Deregulation and welfare in airline markets: An analysis of frequency equilibria[J]. European Journal of Operational Research, 2007,178(1):194-206.
- [45] Romanet C. Competition of high-speed train with air transport: The case of Madrid-Barcelona[J]. Journal

- of Air Transport Management,2007,13(5):277-284.
- [46] Gupta D.Flexible carrier-8forwarder contracts for air cargo business[J].Journal ofRevenue and Pricing Management,2008,7(4):341-356.
- [47] Hsu C W,Lee Y,Liao C H.Competition between high-speed and conventional railsystems:A game theoretical approach[J].Expert Systems with Applications,2010,37(4):3162-3170.
- [48] Shyr Y,Feng O,Hung F M.Intermodal competition with high speedrail-a game theory approach[J].Journal of Marine Science and Technology,2010,18(1):32-40.
- [49] Dobruszkes F.High-Speed rail and air transport competition in Western Europe:Asupply-oriented perspective[J].Transport policy,2011,18(6):870-879.
- [50] Škrinjar J P, Abramović B, Brnjac N. The use of game theory in urban transport planning[J]. Technical Gazette, 2015, 22(6): 1617-1621.
- [51] Cipriani E, Mannini L, Montemarani B, et al. Congestion pricing policies: Design and assessment for the city of Rome, Italy[J]. Transport Policy, 2018.
- [52] Yaron Hollande,Naveen Eluru. Determining the role of bicycle sharing system infrastructure installation decision on usage: Case study of montreal BIXI system[J]. Transportation Research Part A,2016,94.
- [53] Goldberg D E . Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning[M]. Addison-Wesley Pub. Co, 1989.
- [54] 金含笑. 基于摩拜出行数据的共享单车调度研究[D].北京交通大学,2019.