

# 校园末端物流无人化的需求测度 与模拟优化研究

(申请清华大学工学硕士学位论文)

培养单位：建筑学院

学 科：城乡规划学

研 究 生：梁佳宁

指导教师：龙瀛 副教授

二〇二四年五月

校园末端物流无人化的需求测度与模拟优化研究

梁佳宁

# **Research on Demand Measurement and Simulation Optimization of Unmanned Last Mile Delivery in Campus**

Thesis submitted to

**Tsinghua University**

in partial fulfillment of the requirement

for the degree of

**Master of Science**

in

**Urban and Rural Planning**

by

**Liang Jianing**

Thesis Supervisor: Associate Professor Long Ying

**May, 2024**

# 学位论文公开评阅人和答辩委员会名单

## 公开评阅人名单

武廷海	教授	清华大学
杨滔	副教授	清华大学

## 答辩委员会名单

主席	谭纵波	教授	清华大学
委员	武廷海	教授	清华大学
	田 莉	教授	清华大学
	龙 瀛	副教授	清华大学
	郭 璐	副研究员	清华大学
	张亚轩	高级工程师	清华大学建筑设计研究 院城乡发展规划分院
	王 健	教授级高级工程师	北京清华同衡规划设计 研究院有限公司
	贾克敬	教授级高级工程师	中国国土勘测规划院
秘书	钱 辰	助理研究员	清华大学

## 关于学位论文使用授权的说明

本人完全了解清华大学有关保留、使用学位论文的规定，即：

清华大学拥有在著作权法规定范围内学位论文的使用权，其中包括：（1）已获学位的研究生必须按学校规定提交学位论文，学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文；（2）为教学和科研目的，学校可以将公开的学位论文作为资料在图书馆、资料室等场所供校内师生阅读，或在校园网上供校内师生浏览部分内容；（3）按照上级教育主管部门督导、抽查等要求，报送相应的学位论文。

本人保证遵守上述规定。

作者签名： 梁佳宁

导师签名： 石华

日 期： 2024.5.25

日 期： 2024.5.25

## 摘 要

在物流需求日益增加的同时，末端物流作为物流过程的最后环节面临着显著挑战。而机器人及自动化技术提供了一种新的末端物流解决方案，其在城市中的广泛应用还有助于缓解人口老龄化压力和提高城市治理和服务水平等。本研究分析了城市机器人的概念、特征，以及其面临的挑战，并聚焦即时配送类别，以大学校园作为应用场景，运用深度学习和仿真模拟方法，测度了即时配送需求并分析了末端物流无人化所带来的影响，最后提出相应的规划应对策略，以期为机器人应用下的城市空间规划、设计和管理提供科学参考。

本研究开发了一种即时配送需求测度方法，结合 YOLOv8、ByteTrack 算法建立模型，实现对校园监控视频中外卖骑手的自动化识别和计数，并结合问卷调查得到合成的建筑物尺度、分钟级的订单数据作为模拟基础。在此基础上，研究提取了模拟中配送流程的关键参数以及多维度评价的绩效指标框架，并利用 AnyLogic 平台对末端物流无人化的多情景进行仿真模拟，全面分析了机器人在校园环境中的应用潜力及其综合影响。

仿真结果显示，无人化物流系统在提高配送效率和降低能耗方面具有显著优势，尽管在服务水平方面表现略有不足。提高机器人或骑手速度、增加机器人规模和增加配送枢纽数量、优化配送枢纽空间布局等措施，可以显著提高配送效率，减少顾客等待时间，同时减少能源消耗。此外，为满足当前校园的即时配送需求，研究建议至少部署 40 台机器人，并提出了在校园内布局 4-5 个配送枢纽、每个枢纽 15-20 个机器人为较经济的规划方案，而 13-15km/h 是对机器人及骑手合理的管控配送速度。进一步，研究结合仿真模拟进行多方案比选，基于最佳方案进行了校园未来无人配送体系的规划，提出了一套面向校园环境的无人物流系统规划与设计指导原则，涉及配送分区、配送路线以及枢纽设计等关键方面。最后，研究结合文献和实践案例，构建机器人特征分析框架，并总结其在城市空间应用中面临的问题，从宏观管控规则、中观系统规划和微观空间设计三个层面提出相应的应对策略。

**关键词：**无人物流；校园环境；仿真模拟；深度学习；规划设计

## Abstract

As the demand for logistics continues to grow, last mile delivery, as the final step in the logistics chain, faces significant challenges. Robotics and automation technologies provide a new solution for last mile logistics, which, when widely applied in urban environments, also help alleviate the aging pressure and enhance urban governance and service levels. This study analyzes the concept and characteristics of urban robots, the challenges they face. Focusing specifically on instant delivery within the context of university campuses, this study employs deep learning and simulation methods to measure instant delivery demand and analyzes the impacts of unmanned last mile logistics. Ultimately, corresponding planning response strategies are proposed, aiming to provide scientific references for urban spatial planning, design, and management under the application of robotics.

This study develops a method for measuring the demand for instant delivery by integrating the YOLOv8 and ByteTrack algorithms to create a model that automates the identification and counting of delivery riders in campus surveillance videos. Combined with survey data, which provided synthesized building-scale and minute-level order information, this data forms the basis for simulation. The study then extracts key parameters of the delivery process and a multi-dimensional performance metrics framework. Using the AnyLogic platform, the study conducts simulations of various scenarios of unmanned last-mile logistics, comprehensively analyzing the potential applications and overall impacts of robots in the campus environment.

The simulation results reveal that unmanned logistics systems offer significant advantages in enhancing delivery efficiency and reducing energy consumption, although its performance in terms of service level is slightly lacking. Measures such as increasing the speed of robots or riders, expanding the scale of robots, adding more delivery hubs, and optimizing the spatial layout of these hubs can significantly enhance delivery efficiency, reduce customer waiting times, and decrease energy consumption. Additionally, to meet the current campus's instant delivery demand, the study suggests deploying at least 40 robots and recommends establishing 4-5 delivery hubs across the campus, with each hub housing 15-20 robots as a cost-effective planning solution. A

controlled delivery speed of 13-15 km/h is deemed appropriate for both robots and riders. Further, the study conducted multi-scenario comparisons through simulations and based on the best scenario, planned a future unmanned delivery system for campus. The study proposed a set of planning and design guidelines for an unmanned logistics system tailored to campus environments, addressing key aspects such as delivery zones, routes, and hub designs. Lastly, combining literature and practical cases, the study constructed a framework for analyzing robot characteristics and summarized the challenges they face in urban spaces, proposing corresponding strategies at macro-control rules, meso-system planning, and micro-spatial design levels.

**Keywords:** unmanned delivery; campus environment; simulation modeling; deep learning; planning and design



## 目 录

摘 要.....	I
Abstract .....	II
目 录.....	IV
插图清单 .....	VII
附表清单 .....	X
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.1.1 机器人与自动化技术在城市环境的广泛应用.....	1
1.1.2 城市末端物流面临的问题和挑战.....	2
1.1.3 校园末端物流无人化的必要性.....	3
1.2 研究目的与内容.....	6
1.2.1 研究目的.....	6
1.2.2 研究内容.....	7
1.3 研究方法与技术路线.....	9
1.3.1 研究方法.....	9
1.3.2 技术路线.....	14
第 2 章 理论与研究与综述.....	16
2.1 机器人与自动化技术在城市中的应用及研究.....	16
2.2 机器人面临的社会争议.....	22
2.3 机器人应用下的空间应对.....	23
2.4 末端物流无人化的模式及实践.....	25
2.4.1 末端物流无人化的创新模式.....	25
2.4.2 末端物流无人化的落地实践.....	26
2.5 末端物流无人化的外部影响.....	28
2.6 末端物流无人化的研究方法及数据.....	30
2.7 研究评述与总结.....	31
第 3 章 研究对象与数据基础.....	33
3.1 研究范围.....	33
3.2 研究对象.....	34
3.3 研究数据.....	34
第 4 章 校园末端物流潜力空间和现状需求识别 .....	36

4.1 物理空间网络刻画.....	36
4.1.1 数据采集及处理.....	36
4.1.2 采集结果.....	39
4.2 即时配送需求测度.....	40
4.2.1 监控视频深度学习模型搭建.....	40
4.2.2 识别计数结果及校核.....	44
4.2.3 即时配送时空需求问卷调查.....	47
4.3 本章小结.....	53
<b>第 5 章 基于 AnyLogic 的校园末端物流无人化仿真模拟与结果分析 .....</b>	<b>54</b>
5.1 仿真平台及建模方法.....	54
5.1.1 仿真模拟平台选取.....	54
5.1.2 仿真模拟流程.....	55
5.2 模型建立与形式化.....	55
5.2.1 问题描述.....	55
5.2.2 指标构建与参数选取.....	56
5.3 仿真建模与程序设计.....	59
5.3.1 订单生成.....	61
5.3.2 订单分配.....	62
5.3.3 骑手配送.....	63
5.3.4 机器人配送.....	64
5.3.5 数据统计.....	65
5.4 模型验证.....	66
5.5 仿真模拟结果及多情景变化分析.....	67
5.5.1 速度变化的多情景分析.....	68
5.5.2 自动化水平变化的多情景分析.....	73
5.5.3 机器人规模变化的多情景分析.....	75
5.5.4 枢纽空间布局变化的多情景分析.....	81
5.6 本章小结.....	82
<b>第 6 章 末端物流无人化规划及应对策略 .....</b>	<b>83</b>
6.1 基于仿真模拟的校园无人化配送体系规划.....	83
6.1.1 多方案构建.....	83
6.1.2 多方案比选.....	88
6.1.3 无人物流体系规划.....	92
6.2 城市机器人面临的空间问题.....	103

---

6.2.1 城市机器人特征分析.....	103
6.2.2 基于特征的问题分析.....	109
6.3 自动化趋势下城市空间的应对策略.....	109
6.3.1 宏观管控规则.....	111
6.3.2 中观系统规划.....	113
6.3.3 微观空间设计.....	115
6.3.4 空间应对策略小结.....	117
6.4 本章小结.....	120
<b>第 7 章 研究结论与展望</b> .....	<b>121</b>
7.1 研究结论.....	121
7.1.1 开发多元数据支持下的即时配送需求测度模型.....	121
7.1.2 校园末端物流无人化在经济、生态、社会层面产生的影响.....	121
7.1.3 得出末端物流无人化的规划及应对策略.....	122
7.2 研究局限与后续研究方向.....	123
参考文献 .....	124
附录 A 清华大学校园即时配送需求调查问卷 .....	135
致 谢.....	137
声 明.....	138
个人简历、在学期间完成的相关学术成果 .....	139
指导教师学术评语 .....	141
答辩委员会决议书 .....	142

## 插图清单

图 1.1	我国支持无人物流发展相关政策及内容 .....	3
图 1.2	系统性文献检索流程 .....	9
图 1.3	主动感知采集信息现场 .....	11
图 1.4	YOLO 模型结构 .....	12
图 1.5	使用 YOLOv8、ByteTrack 和 Supervision 进行目标检测、跟踪和计数 ...	13
图 1.6	技术路线 .....	15
图 2.1	文献发表年份统计 .....	16
图 2.2	文献研究方向统计 .....	17
图 2.3	文献研究国家统计 .....	18
图 2.4	文献研究内容统计 .....	18
图 2.5	样本文献各领域分类数量 .....	20
图 2.6	无人化末端物流国外商业实践落地情况举例 .....	26
图 3.1	研究范围 .....	33
图 3.2	获取的摄像头位置分布 .....	35
图 4.1	在线记录平台界面 .....	37
图 4.2	校园数据校核结果 .....	39
图 4.3	校园三维模型结果 .....	40
图 4.4	使用 Roboflow 准备训练数据集 .....	41
图 4.5	YOLOv8 模型训练结果 .....	43
图 4.6	深度学习测度结果示例 .....	44
图 4.7	使用 YOLOv8、ByteTrack 和 Supervision 进行骑手检测、跟踪和计数 ...	45
图 4.8	典型一日的骑手数量观测值时变图 .....	46
图 4.9	典型一日的骑手数量预测值时变图 .....	46
图 4.10	计数路段流量示意 .....	47
图 4.11	推算建筑尺度订单数据方法 .....	48
图 4.12	模拟得到的各路段流量示意 .....	48
图 4.13	建筑分类 .....	49
图 4.14	问卷结果统计 .....	50
图 4.15	问卷界面 .....	51

图 4.16	订单数据示意 .....	52
图 5.1	自动化配送流程 .....	56
图 5.2	AnyLogic 虚拟空间 .....	60
图 5.3	具有仿真模型主视图的图形用户界面 .....	61
图 5.4	配送枢纽状态图 .....	62
图 5.5	骑手状态图 .....	63
图 5.6	机器人状态图 .....	64
图 5.7	模型验证示意 .....	66
图 5.8	骑手速度变化绩效 .....	70
图 5.9	机器人速度变化绩效 .....	71
图 5.10	机器人和骑手配送绩效对比 .....	72
图 5.11	自动化水平变化绩效 .....	74
图 5.12	机器人规模变化与配送完成订单量的关系 .....	75
图 5.13	配送枢纽数量变化绩效 .....	77
图 5.14	机器人数量变化绩效 .....	78
图 5.15	机器人规模变化与顾客等待时间的关系 .....	79
图 5.16	机器人规模变化与总耗电量的关系 .....	80
图 5.17	配送枢纽位置变化 .....	81
图 6.1	潜力配送枢纽点布局 .....	84
图 6.2	帕累托前沿面分析 .....	89
图 6.3	最优方案空间位置 .....	91
图 6.4	配送分区规划 .....	92
图 6.5	校园无人化配送流程示意 .....	93
图 6.6	配送枢纽及配送路线 .....	94
图 6.7	校园道路交通体系规划 .....	95
图 6.8	车行次干道断面设计 .....	97
图 6.9	其他道路断面设计 .....	98
图 6.10	配送接收点现状情况 .....	99
图 6.11	出入口无障碍情况统计 .....	100
图 6.12	出入口无障碍设计举例 .....	101
图 6.13	机器人配送枢纽平面示意 .....	102
图 6.14	存储货物方式平面示意 .....	103
图 6.15	城市机器人属性框架概念 .....	104

图 6.16	特征分析结果 .....	107
图 6.17	各领域城市机器人特征分析 .....	108
图 6.18	城市机器人面临的空間问题 .....	109
图 6.19	城市机器人特征属性、面临的空間问题及空間应对策略间的关系 .....	110
图 6.20	城市机器人利用地下空間示意 .....	114
图 6.21	机器人专用道示意 .....	116
图 6.22	建筑空間设计示意 .....	117
图 6.23	街道空間应对策略汇总 .....	118
图 6.24	建筑空間应对策略汇总 .....	119

## 附表清单

表 1.1	国内大学校园无人化末端物流实践案例整理 .....	5
表 2.1	城市机器人应用领域分类依据 .....	19
表 2.2	对机器人运行的管理政策举例 .....	24
表 2.3	无人化末端物流国内商业实践落地情况举例 .....	27
表 2.4	无人化末端物流的外部影响 .....	29
表 2.5	研究平台及数据 .....	31
表 3.1	公开数据基础 .....	34
表 4.1	潜力空间及其属性 .....	37
表 4.2	深度学习模型整体效能结果 .....	44
表 4.3	各时段各类建筑的即时配送频次平均数比例 .....	51
表 4.4	各属性学生在宿舍某时段的外卖频次平均数比例 .....	52
表 5.1	基于文献综述的绩效指标 .....	57
表 5.2	研究选取的绩效指标 .....	57
表 5.3	基于文献综述的关键建模参数 .....	58
表 5.4	研究选取的关键变化参数 .....	59
表 5.5	订单数据示意 .....	62
表 5.6	模型验证结果 .....	67
表 5.7	各参数变化范围 .....	68
表 5.8	不同配送枢纽位置的平均绩效指标 .....	81
表 6.1	潜力配送枢纽点位置 .....	83
表 6.2	四个配送枢纽组合的全部方案 .....	85
表 6.3	五个配送枢纽组合的全部方案 .....	86
表 6.4	25 个方案的绩效结果 .....	87
表 6.5	最优方案 .....	90
表 6.6	配送枢纽订单量统计 .....	102
表 6.7	城市机器人特征分析框架 .....	105
表 6.8	相关法规规定举例 .....	112

## 第 1 章 绪论

### 1.1 研究背景

#### 1.1.1 机器人与自动化技术在城市环境的广泛应用

自 20 世纪 90 年代以来,机器人及自动化技术开始在工业领域发挥重要作用,不仅补充和取代人工劳动,还扩展了人类工作的边界。机器人及自动化技术已被认为是一种具有深远影响力的颠覆性技术 (Manyika et al., 2013)。随着第四次工业革命的发展,伴随物联网、5G 通讯、人工智能和云计算等技术的进步,机器人在感知、定位、人机交互和智能控制等方面的能力实现了飞跃。这些技术的进步推动了机器人从封闭的工厂环境向开放且复杂的城市空间扩展。例如,送货机器人和无人车正在街道和空中加速货物配送 (Lavaei et al., 2017); 在紧急救援中,机器人成为不可或缺的力量 (Messina et al., 2007), 社交机器人在扮演警察 (Rahman et al., 2016) 和社区医生 (Grigorescu et al., 2019) 的角色, 为弱势群体提供支持和便利 (Wei et al., 2013)。这些应用不仅极大提高了城市生产效率和居民生活品质, 还有助于提高能源效率和降低服务行业的碳排放 (Grau et al., 2018)。在疫情期间,机器人在消毒、无接触配送和社交距离监督 (Bruno et al., 2019) 等方面也发挥了重要作用, 增强了城市的应急和韧性。

许多国家和地区的政府已经开始将机器人和自动化技术视为提升城市智慧治理水平的重要工具。例如, 纽约通过部署水质监测机器人来强化城市智能基础设施; 迪拜制定了基于机器人技术的自动化交通战略 (Golubchikov et al., 2020); 日本在其“社会 5.0”计划中强调城市机器人的应用, 旨在构建一个“以人为中心的超智能社会” (Society 5.0) (周利敏等, 2019)。此外, 许多智慧城市项目也纳入了机器人技术, 如“编织城市” (Woven City) 预见了机器人在建筑施工和货物配送中的广泛应用 (Toyota, 2020); “釜山智慧城市” (Busan Eco Delta Smart City) 通过部署各类机器人来提升市民的生活质量, 包括提高生活体验、保障弱势群体 (Smart City Korea, 2018)。

在我国, 机器人产业被视为国家长期发展的重点领域之一。《“十四五”机器



人产业发展规划》（工信部联规〔2021〕206号）<sup>①</sup>提出“机器人应面向家庭服务、公共服务、医疗健康、养老助残、特殊环境作业等领域需求”，并强调机器人在城市环境中的应用将有效应对人口老龄化问题，提升生产效率和生活质量，促进经济和社会的可持续发展。随着我国人口红利的形势的改变，预计不久的将来，我们将在多个场景中与机器人共同生活和工作。

### 1.1.2 城市末端物流面临的问题和挑战

随着电子商务在国内的快速发展，增长的物流量给城市带来巨大的交通压力，也带来许多环境问题，如拥堵、交通事故、空气污染、噪声污染、过度包装以及温室气体排放等（Savelsbergh et al., 2016; Jaoua et al., 2019; Perboli et al., 2019; De La Torre et al., 2021）。

而末端物流，也称作物流运输的“最后一公里”（last/final mile），是基于运输对象产生的概念，即送达给终端消费者前的最后一次运输（张锦等，2015; Aljohani et al., 2020）。在国内语境中，末端物流的具体场景可包括快递和即时配送场景，后者则包括餐饮、生鲜、商超零售、医药配送等。尽管过去几十年物流需求不断增长，末端物流的运营模式几乎未见改变。然而，机器人及自动化技术的引入预计将极大提高未来“最后一公里”物流的效率（Patella et al., 2020）。

相比于物流链的其他环节，末端物流是污染最严重、效率最低、成本最高的活动（Boysen, 2021）。原因包括以下三方面：首先，末端物流配送的产品除去普通快递外，还包括餐食生鲜等易碎易坏的产品，其配送时间和需求频次也比普通快递更高，更具个性化；其次，末端配送的运输路径更复杂，多需要穿越室内外、社区和园区等多种复杂环境，甚至包括某些具有管制属性的空间（Behiri et al., 2018; Hu et al., 2019），容易出现突发情况；最后，运输成本更高，由于末端配送的单次运量较低，大大增加了物流成本，据统计，末端物流消耗了物流平均成本的41%（Boyer et al., 2009）。

面对这些挑战，许多商业公司和政府部门开始探索自动化末端物流的可能性，以期提高效率和降低成本。我国也陆续出台了一系列相关政策以鼓励无人物流的发展（图 1.1）。

相比客运，货运领域在自动化技术应用方面具有明显的优势。一方面，自动化货运相比客运减轻了对可靠性的需求和伦理道德的担忧，使企业能更有效地降低

---

① 工业和信息化部.“十四五”机器人产业发展规划. [http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-12/28/content\\_5664988.htm](http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-12/28/content_5664988.htm).

运输成本。而其中末端配送使用的低速无人车具有明确的应用场景和可控的成本，因此相对于面临大规模商业化挑战的高速无人驾驶车，具有更强的商业潜力。无人配送在简化运营管理和降低成本方面均具有显著优势，它们在自动化技术的商业应用中将扮演关键角色。



图 1.1 我国支持无人物流发展相关政策及内容

资料来源：网络公开资料 作者整理

### 1.1.3 校园末端物流无人化的必要性

封闭园区，包括产业园区、大学校园、门禁社区等，由于其较为简单和可控的道路环境，是无人化末端物流应用试验的理想场所。这些园区不仅在一定程度上降低了开放城市空间测试的风险，还还原了城市环境中的一些社会复杂性，为无人配送技术的实验和应用提供了独特的平台。

而大学校园，作为封闭园区的一个典型例子，对无人化末端物流技术的需求尤为明显。在校园内，道路权属划分往往不清晰，人车混行的情况普遍，而且由于路幅狭窄，电动自行车、电动三轮车等末端运输工具频繁出入，不仅给行人和自行车带来安全隐患，还对校园的景观风貌造成了影响（吴春发等，2016）。此外，末端配送人员在处理紧迫的配送时间和庞大的订单量时，常常表现出危险的驾驶行为，如超速行驶、急剧转弯、逆向行驶等，进一步加剧了校园内的交通安全问题（刘凯，2021）。为了解决这些问题，大学校园内已经采取了多种末端配送方式，包括设置智能快递柜、建立驿站配送点、与商超合作以及建立自有的快递网点等。然而，由于校园内师生众多，物流需求密集，这些传统的配送方式面临着种种挑战，如高峰时段排队时间长、物品易丢失、验收难度大等问题，严重影响了配送效率和服务质量（贺紫薇，2022）。

在这种背景下，无人化末端物流技术显得尤为重要。大学校园的人口结构通常被认为最适合尝试新的技术和社会创新。由于大学人口构成多为年轻的学生群体，作为“数字公民”，他们对新兴技术充满好奇和接受度高，因此可能更愿意尝试并利用无人机送货服务。事实上，一些无人物流技术已在大学校园中得到应用和测试，为无人配送技术的发展提供了有价值的案例和经验。

Starship Technologies 的无人配送机器人就是在弗吉尼亚州（Virginia）的乔治梅森大学（George Mason University）校园首次投入商业运营的。截至 2023 年，Starship 已在美国和欧盟的包括普渡大学（Purdue University）在内的 18 所大学校园运送食品和其他物品，展现出了无人配送技术在校园环境中的可行性和受欢迎程度。此外，Kiwibot 自 2019 年起已在加利福尼亚州（California）12 个城市获得了测试许可，这些城市的试点区域大多集中在大学校园内。Kiwibot 还与电商平台 Shopify 和外卖平台 Ordermark 合作扩展到其他校园环境，如丹佛大学（The University of Denver）和圣何塞州立大学（San Jose State University）。2022 年，Kiwibot 与食品服务公司 Sodexo 合作，该公司在美国和加拿大的 850 所大学开展业务，进一步拓宽了小型配送机器人的应用空间。2023 年中期，得益于巨额投资，Kiwibot 计划在美国的 26 所大学和学院校园中开展业务。

在我国，清华大学、浙江大学等高校也开始探索使用无人驾驶汽车或机器人进行末端运输、地面清洁、图书配送等工作（表 1.1）。

表 1.1 国内大学校园无人化末端物流实践案例整理

资料来源：作者整理

时间	地点	运营状况	功能
2018.4	清华大学	2018年4月，清华大学使用无人车完成日常的图书送还任务。 2019年8月，“蜗小白”负责校园的智能清洁作业。	图书配送 清洁
2020.11	浙江大学紫金港校区	2020年“双11”期间，22台阿里无人配送车，首次尝试“大规模”、“高并发”无人配送服务，往返于校内27栋宿舍楼，共完成5万多件包裹的配送，为师生节省1.7万小时时间。	快递配送
2020.9	华东师范大学闵行校区	闵行校区驿站每天入库1万多单快件，2台无人车也在超负荷运行中。9点到21点，“小蛮驴”每天要往返宿舍区至驿站至少12次，累计配送驿站内近15%的快递量。 两台“小蛮驴”自去年9月投入运营以来，每台每天运送量可达400—600单，运力极值可达800单，一台无人车相当于两位快递员的运力。	快递配送
2020.10	湘潭大学	2020年10月开始进行快递无人配送。	快递配送
2021.1	江汉大学	2020年3月，Sharing-Box开始提供无人售卖服务。 2021年1月，提供行李配送服务。 2021年3月，提供末端无人快递配送服务。	无人售卖 快递配送
2021.1	复旦大学邯郸校区	进行公文分发，并将陆续切入物流配送、便利零售、巡游作业等多个运营场景。	公文分发
2021.9	哈尔滨工程大学	学校食堂开展外卖业务，使用无人车配送，平均一天接2000-3000单。	餐饮配送
2022.6	中国计量大学、中国海洋大学、浙江中医药大学、西南石油大学、河南大学、桂林理工大学、华东交通大学、中国海洋大学、福建船舶交通职业学院等	均使用菜鸟无人车小蛮驴进行快递配送，覆盖全国70多个城市超过200多所大学校园。	快递配送

这些实践不仅证明了无人化末端物流在封闭园区，特别是大学校园中的可行性和效率，也为未来在更广泛的应用领域内推广自动化技术提供了宝贵的经验和启示。

## 1.2 研究目的与内容

### 1.2.1 研究目的

机器人及自动化技术的快速发展为城市带来了显著的影响和挑战。面对这种趋势，规划师应超前认识到其对城市可能产生的影响和挑战。历史上，汽车、电梯等技术的出现已经根本改变了我们的生活方式以及城市的形态结构。如今，机器人及自动化技术的广泛应用预示着城市空间可能被再次重塑。

机器人及自动化技术作为一种颠覆性技术，将从多个维度重新定义城市生活。例如，自动化生产流程和无人化服务的普及将改变传统的城市生产与消费过程；“机器代人”的现象将影响人们的工作行为模式；在提供服务的过程中，机器人可能与人类进行交流和互动，从而改变了传统的人际互动模式和公共空间的使用方式……这一系列变化最终将反映在城市物理空间的结构和功能上。同时，机器人本身，作为新的空间使用者，将占据一定的物理空间，并与现有空间形态产生交叉共享，可能会以类似汽车重新规划街道的方式，对城市空间产生深远影响。

Nagenborg（2020）提出了一个引人深思的问题：“我们是应该为机器建造城市，还是为城市建造机器？”问题的答案可能指向一个空间与技术互相适应的复杂过程。

一方面机器人已在外观设计、技术更新方面正不断进化，以更好地适应城市环境（Förster et al., 2011）。另一方面，营造机器人友好的空间有助于达成多个目标：机器人技术的应用可以切实提高居民生活的便捷性，优化城市治理等；还可以确保机器人在不干扰人类的情况下高效运行，减少人机冲突；同时由于机器人和其他弱势群体的相似需求，改造城市空间也能增强城市对其他弱势群体的包容性。城市空间的适应措施包括解决空间分配问题，并对自动化技术的应用施加一定的限制，以防止可能出现的负面影响。在这方面，建筑师和规划师在解决城市中机器人应用带来的空间挑战中扮演着至关重要的角色。

基于以上研究背景，本研究旨在探索末端物流无人化过程的影响及应对策略，特别是以餐食外卖等即时配送服务为例，这些服务在末端物流中对时间的敏感性更高，对配送品质的要求更严格，且配送地点更具个性化。因此，选择即时配送作为实验对象，以此构建方法，进而推广至其他物流服务。研究将以大学校园空间为

典型应用场景，并结合大数据、深度学习及仿真模拟等先进技术和方法。主要研究目的如下：

(1) 从量化视角，开发即时配送需求的测度模型：即时配送在国内的规模较大，涉及主体多，因此测度实际需求困难。而广泛部署的监控视频、刷卡数据使大规模测度动态需求成为可能。研究将结合计算机视觉和调查访谈方法，探索可靠、可推广的测度方法，为进一步的模拟仿真研究提供必要的支撑，并据此提供决策建议。

(2) 从实施评价视角，分析即时配送末端物流无人化的实施效果：对于机器人及相关技术的研究文献逐年增加，然后既有研究多集中于对技术应用本身，与城市空间的关系探讨较少，同时其应用产生的具体成效缺乏系统性、科学性的量化评估。本研究旨在多个维度对物流无人化实施影响进行全面评估。通过比较无人化物流系统部署前后的差异，深入探讨无人化物流与传统配送模式在效益上的具体变化。此外，本研究还将分析不同的空间布局与运营模式对无人化物流效率和成效的影响，探索最佳的运营模式和管控策略，以确定其在广泛应用前的可行性和改进方向。

(3) 从实践应用视角，提出顺应自动化技术发展的规划设计应对策略：结合深度学习和仿真模拟的研究成果，本研究将总结出顺应自动化技术发展的宏观、中观、微观多尺度的应对策略，并从空间布局、部署规模、相关空间设计等方面提出具体的规划建议，为校园未来无人物流系统的规划与设计提供管理决策依据。为未来城市设计规划与管理提供重要参考，营建全龄友好的城市空间。

### 1.2.2 研究内容

本研究聚焦末端物流中的即时配送类别，并从三个方面展开研究。第一，考虑到即时配送实际数据的缺乏，本研究旨在借助监控视频等新型数据源，自动化刻画国内校园环境中即时配送需求的真实与复杂情形；第二，采用计算机模拟仿真方法，量化分析末端物流自动化场景下的影响，以为校园环境中无人化物流的应用提供规划和管理决策依据；第三，通过结合国内外的文献研究和实践反馈，本研究探讨了机器人对城市空间的影响及在空间设计上应采取的应对策略，旨在为未来的城市设计提供参考。

#### 1.2.2.1 潜力空间和即时配送现状需求识别

以清华大学校园环境为例，探索末端物流无人化的影响，首先需要全面了解校园的物理空间及其物流需求，这将为后续的模拟仿真提供必要的空间信息和数据

基础。

(1) 结合已有研究和国内外实践情况，基于校园实际使用环境，定义机器人的活动空间范围；结合主动城市感知等多种方法采集空间信息方法，由受培训的人员进行现场采集，得出校园环境详尽的三维空间信息数据。

(2) 获取学校关键路口和主要出入口校门的典型一周监控数据，选取每小时前十分钟的数据作为样本。召集四位志愿者在监控数据中进行图片抽取，并对其中的外卖骑手进行人工标注，训练深度学习模型。实现自动化识别、追踪、计数外卖骑手，从而对校园内即时配送时空流量进行自动化测度。

(3) 通过问卷调查深入了解全校不同使用者群体的即时配送服务需求。根据群体属性，将这些需求映射到不同类型的建筑，如教学楼、院系楼、学生宿舍等。基于自动识别的总需求量，估算出每小时各个建筑的典型订单数据，为模拟仿真提供基础输入。

### 1.2.2.2 校园末端物流无人化仿真模拟

依托实际需求数据，研究采用基于主体的仿真方法模拟校园内复杂的配送过程，旨在探讨满足即时配送需求时末端物流无人化带来的影响，并分析不同自动化情景下参数变化与结果的关系，为未来的空间设计提供理论支持。

(1) 仿真建模。首先对校园内的传统人工即时配送和无人配送两个过程的关键步骤进行提取和抽象化，使用模型语言构建模型。同时，参考现有研究并考虑未来校园规划与管理的可行性，选取若干参数（如行驶速度、机器人规模）作为可调整变量。

(2) 模型验证。在抽象路网中对模型可信性进行检验，并进行修正。

(3) 仿真运行及结果分析。基于综述文献建立多维度的评估绩效指标体系，包括生态环保、社会效益、经济效益等。以典型一日的订单数据为基础，调整关键情景变量，在多种情景下重复模拟 10 次以上，计算各情景的平均表现，并进行比较分析，从而揭示不同运行结果与参数变化情景之间的关联规律。并探索适合校园场景的最佳运营模式和管控策略。

### 1.2.2.3 物流无人化趋势下的空间应对策略

为了应对自动化趋势，面向未来城市提出精细化城市设计与管理方法，本研究结合仿真模拟结果和文献回顾，提出了面向未来城市设计规划与管理的细致策略，旨在优化空间配置，提升管理水平以适应这一变革。

(1) 基于校园仿真模拟结果，得出符合校园场景的最佳无人化物流规划方案，

并概括出规划的可能方法和标准。这一成果旨在为不同类型和规模的城市环境提供策略和方法论支持。

(2) 基于对当前文献的综合分析, 本研究概述了城市机器人在物理、数字和社会方面的特性及其对空间的需求, 并指出了它们所面临的挑战。针对这些挑战, 我们提出了宏观、中观和微观三个尺度的空间干预和管理策略, 以促进政策的制定和实际应用的实施。

## 1.3 研究方法与技术路线

### 1.3.1 研究方法

#### 1.3.1.1 系统性文献综述

为全面梳理城市空间目前各类城市机器人的应用情况, 研究采用系统性文献综述法 (SLR, Systematic Literature Review), 该方法旨在全面识别和评估某个主题的所有相关文献, 以便针对所研究的问题得出结论。研究过程定义了明确的研究问题, 并采取了严格的检索标准 (图 1.2)。

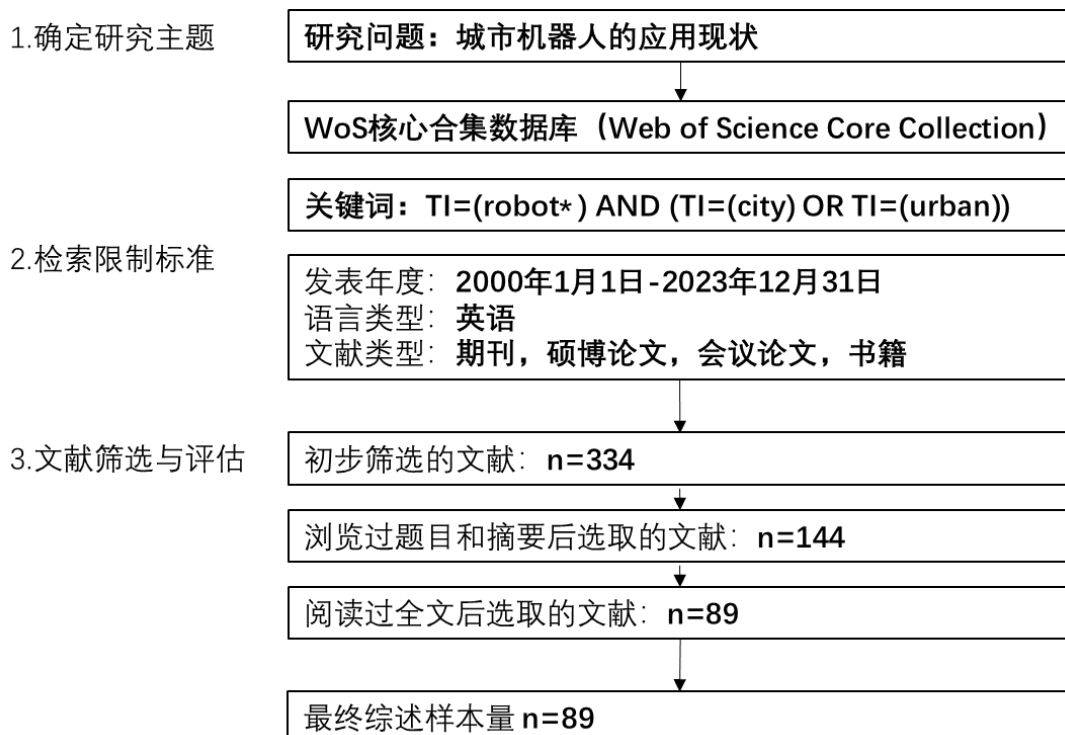


图 1.2 系统性文献检索流程

资料来源: 作者自绘



### (1) 检索策略

选取 WoS 核心合集数据库 (Web of Science Core Collection) 进行文献检索。考虑到 2000 年之前城市环境中机器人的应用并不广泛, 且机器人技术发展迅猛, 较早的文献参考价值相对较低, 因此选择了 2000 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日之间的文献。关键词选取“robot\*” (以涵盖 robot (s)、robotic (s)、robot-based 等) 与“city OR urban”进行检索。

### (2) 纳入与排除标准

根据研究目的, 本次文献综述的文献纳入与排除标准从文献类别、研究内容、分析指标等方面确定: 首先, 明确研究对象。本研究关注在城市空间中执行任务的机器人。“城市空间”主要包括城市公共空间 (城市街道、广场绿地及公共建筑周边) (Pratt et al., 2002), 以及城市基础设施内外部空间。而“机器人”为可自主感知、决策并实施动作的物质实体 (Tiddi et al., 2020)。由于无人驾驶车辆的工作流程和特点与此类研究关注点相似, 但其物理设计和空间影响主要集中在交通领域, 且已有充分的研究, 故不包括在本研究范围内。进一步, 筛选文献类型和语言, 排除非英文文献和非研究性文献 (如专利、标准、报告、评述等), 只保留期刊论文、会议论文、学位论文和书籍。同时, 筛选标题和摘要, 保留与机器人及其与城市空间关系相关的文献, 排除那些仅关注导航算法设计和机械结构设计的文献。最后, 通过全文筛选, 排除不符合研究问题的文章, 并检查保留文献的参考文献, 补充符合纳入标准但遗漏的文献。

### (3) 筛选确定文献, 并提取文献信息建立数据库

通过上述检索标准进行初步筛选, 共检索到 334 篇文献。经过对题目、摘要和全文的仔细阅读, 最终选定符合要求的 89 篇文献, 作为研究的基础, 进一步提取文献信息, 建立了文献数据库。

#### 1.3.1.2 建成环境主动感知

由于机器人在移动过程中对空间的无障碍程度有较高的要求, 精确掌握校园的物理空间信息变得尤为重要。主动感知 (Active Sense) 旨在通过各类传感器数据收集并分析建成环境、自然环境和社会环境的各类数据 (李一来等, 2023)。

本研究利用视频录制、GPS 定位等多种工具和技术 (图 1.3), 形成了一套完整且精细的校园物理空间视频数据及空间数据库。这些数据将为后续的模拟仿真提供坚实的物理空间基础, 确保模拟环境的真实性和准确性, 为实现校园内机器人高效、安全运行提供支持。



图 1.3 主动感知采集信息现场

资料来源：作者拍摄

### 1.3.1.3 基于深度学习的即时配送需求识别

研究基于校园部分覆盖的监控摄像头数据，借助目前发展成熟的深度学习算法，在典型一周的各监控摄像头数据中对外卖骑手进行大规模识别。由于国际开放交通类数据集内缺少中国国情下外卖骑手的数据，因此需要构建数据集并训练针对外卖骑手的模型。

计算机视觉领域包含了众多技术，例如图像分类、目标检测、目标追踪、语义分割和实例分割等。在目标检测中，计算机需要识别并定位图像或视频帧中目标位置和名称。在目标追踪中，计算机需要能够根据对象在视频序列第一帧中的初始位置和大小，自动地在后续帧中跟踪并精确定位这些对象。本研究的核心任务是识别监控视频中的外卖骑手，并进行追踪与计数。因此，选择了目标检测和追踪技术，特别是考虑到视频帧数据量大，选用了能够将目标识别和定位一步完成的单阶段模型。代表性的算法包括 YOLO（You Only Look Once）和 SSD，这些算法在识别速度上较两阶段模型更为优越，同时在准确率上也能达到相当水平。

本研究所选择的 YOLO 模型，是通过一系列的卷积操作来实现端到端的目标检测模型，其将建模视为回归问题。将图片划分  $S \times S$  的网格（grid），每个网格负责检测落入其中的目标，最后输出目标的边框（bounding box）、定位的位置信息、以及所有类别的置信度，从而实现高效准确的对象识别（图 1.4）。YOLOv8

作为 YOLO 系列的最新版本，由 Ultralytics 公司于 2023 年 1 月在 PyTorch 框架上开源，它不仅提供了更快、更准确的检测结果，还具有更用户友好的 API (Solawetz et al., 2023)，已广泛应用于交通监控、人流量统计、物流管理等领域。

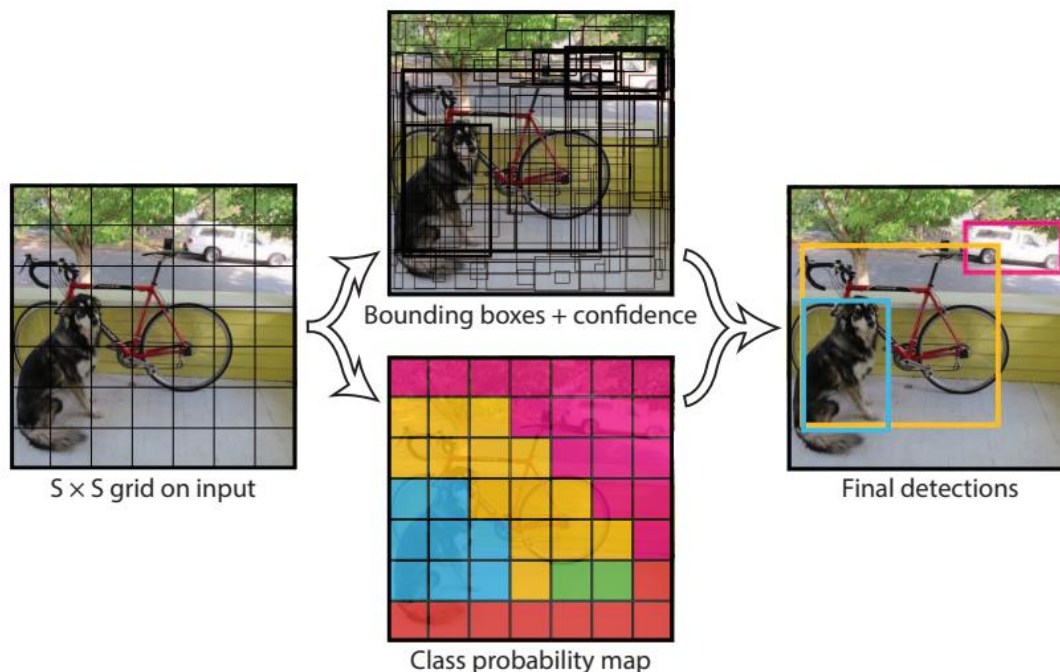


图 1.4 YOLO 模型结构

资料来源: Redmon et al., 2016

在进行多目标追踪 (MOT, Multi-Object Tracking) 任务时，选择了 ByteTrack<sup>①</sup> 作为关键算法。ByteTrack 以其简单高效的处理方式，在多目标追踪领域表现出了卓越的性能，尤其在应对复杂场景及处理大量目标时更是展现了其优势。该算法的主要创新点在于有效地利用低置信度的检测结果来辅助目标的追踪，这一策略显著提升了追踪的准确性和鲁棒性 (图 1.5)。ByteTrack 算法通过这种方式，能够有效地减少目标丢失的情况，特别是在目标遮挡或相互交错移动的复杂环境中，它能够更准确地维持目标的身份标识。这使得 ByteTrack 在多个标准数据集上都表现出了优异的追踪效果，成为了当前多目标追踪领域的一个重要参考标准。其优越性不仅体现在提高了追踪的准确率，还在于其在保持高性能的同时，算法的实现过程相对简单，这对于实际应用场景，如城市监控、人群管理和自动驾驶等领域具有重要意义。

① 其他常用的跟踪器包括 SORT、DeepSort、FairMOT 等，YOLOv8 已支持 BoT-SORT 和 ByteTrack 算法。



图 1.5 使用 YOLOv8、ByteTrack 和 Supervision 进行目标检测、跟踪和计数

资料来源: <https://blog.roboflow.com/yolov8-tracking-and-counting/>

#### 1.3.1.4 问卷调查法

问卷调查是为了深入理解全校不同属性用户群体对即时配送服务的时空需求,并将这些需求映射到校园空间的具体应用上。问卷设计时将使用群体根据职业和教育程度划分为不同类别,具体包括本科生、硕士研究生、博士研究生、博士后、教师等,进一步按学院和性别进行分类。这样的划分有助于精确捕捉到各个群体的特定需求,并据此对不同类型的建筑进行具体的时空需求分析,如教学楼、院系楼、学生宿舍等。

问卷编制时特别注意避免使用过于学术化或专业化的术语,以及可能引导受访者误解的表述,以确保所有参与者都能准确理解问卷中的问题。此外,为了控制受访者的作答时间,精心设计了问卷题目,力求简洁明了。

问卷采取线上发放的形式,共收集到 150 份有效问卷,问卷受访对象涉及了 47 个系所和 55 个宿舍楼,从而确保了调查结果的广泛性和代表性。通过这些数据,可以将用户的即时配送服务需求与校园内不同建筑的使用需求相结合,为校园空间的优化提供有力的数据支持。

#### 1.3.1.5 基于主体的仿真模拟

在城市物流领域,基于主体的仿真模拟 (ABS, Agent-Based Simulation) 已成

为决策支持的关键工具。这种仿真方法允许对现实世界的复杂情况进行抽象和简化，从而解决高度复杂的问题。根据研究对象和问题的特性，仿真模型可以划分为连续时间系统、离散事件系统和复杂系统，其中复杂系统由众多单元相互作用组成，其活动呈现出非线性特征。ABS 方法已在许多城市配送研究中得到应用，例如使用电动汽车或货运自行车进行物品配送、废物收集等（Hofmann et al., 2017; Fikar et al., 2018）。

ABS 作为一种复杂系统模拟的方法，其核心在于实体之间的主动交互。这些交互实体可以是人、机器人或其他任何目标对象。在 ABS 中，每个智能体 (Agent) 都是一个自主的单元，能够感知周围的环境（包括其他智能体）并据此做出决策。智能体的行为反应是由一系列属性和决策规则决定的，这些规则使得智能体可以主动地实现其目标。除此之外，智能体还具备记忆能力，能够通过学习和适应来优化其行为。这意味着它们能够基于其他智能体的行为进行学习，并通过修改其决策规则来独立调整自己的行为。ABS 的优势在于其能够模拟系统中实体之间自下而上的相互作用，以及实体如何根据对环境的感知而非预设模式来决定其行为（Carson, 2005）。当系统中的实体之间的交互以及其学习或适应行为成为关键因素时，ABS 提供了一个强大的模拟框架，这使得 ABS 在处理城市物流中的复杂动态问题时，成为有效的工具。

### 1.3.2 技术路线

在理论研究与综述的基础上，围绕研究目的，研究内容将从即时配送需求测度和物理空间刻画、校园末端物流无人化仿真模拟与结果分析、末端物流无人化规划及应对策略三方面进行，具体的技术路线如图 1.6 所示。

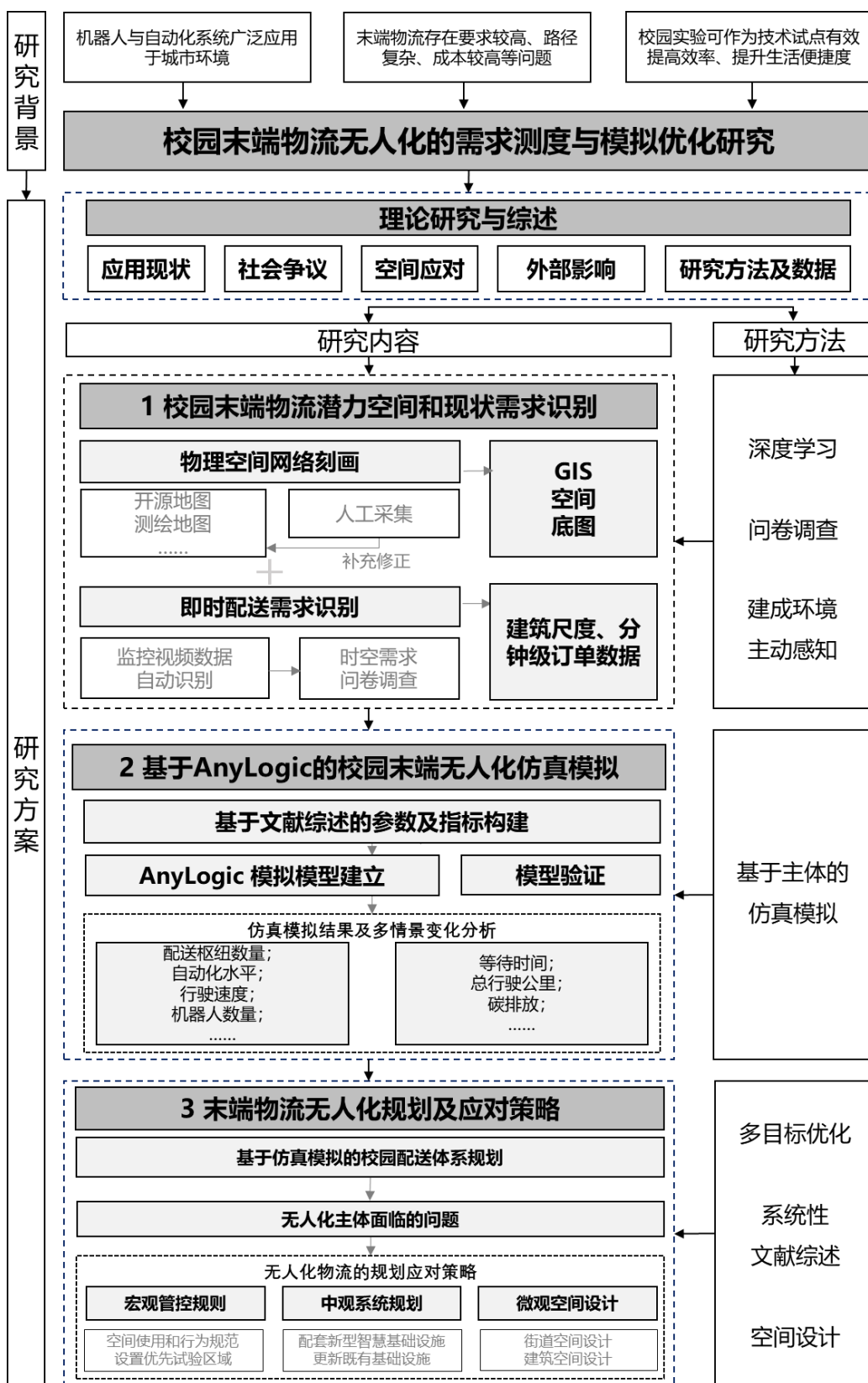


图 1.6 技术路线

资料来源：作者自绘

## 第 2 章 理论与综述

### 2.1 机器人与自动化技术在城市中的应用及研究

本研究对 1.3.1.1 中经过系统性筛选的 89 篇相关研究文献进行细致分析，得出机器人及自动化系统在城市中的应用以及研究的情况。

对文献的发表年份进行统计分析发现（图 2.1），近十年的研究（64 篇，约 71.91%）集中探讨了机器人与城市环境的相关性。“911”事件中机器人在辅助搜救中的显著作用，促进了 21 世纪初期军事机器人进入城市环境研究的兴起。随着物联网和人工智能技术的日趋成熟，以及“工业 4.0”和“智慧城市”等概念的推广，相关研究文献在 2010 年及 2018 年分别经历了两次显著增长。此外，疫情期间无接触服务的快速发展，进一步推动了 2020 年机器人研究的增长。

样本文献的研究领域主要涵盖了计算机科学、工程学以及自动化和控制系统等几个领域。城市研究领域的文献共有 9 篇，而建筑学相关的研究仅有 2 篇，占比约为 2.56%。结合文献发表年份，可以发现城市研究领域对于机器人的应用关注虽少但呈现上升趋势（图 2.2）。

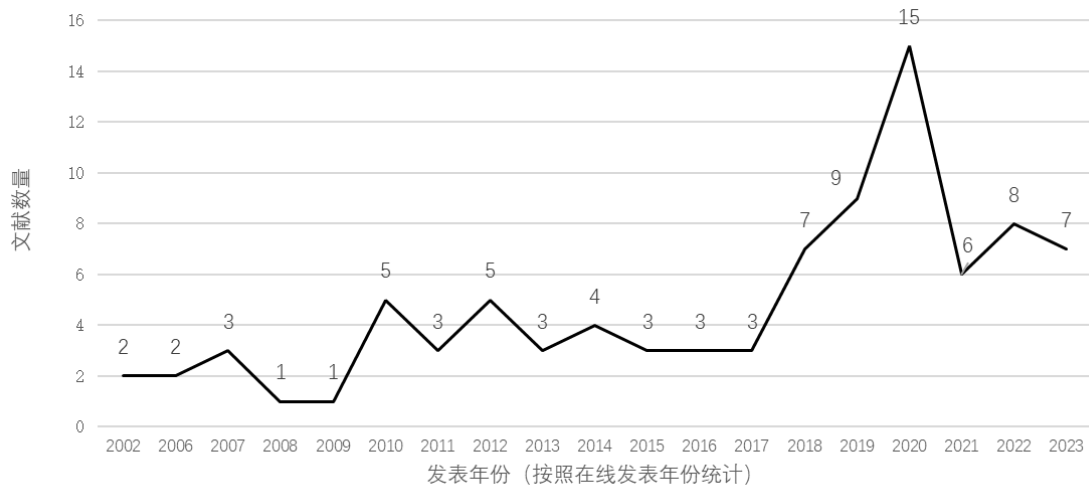


图 2.1 文献发表年份统计

资料来源：作者自绘

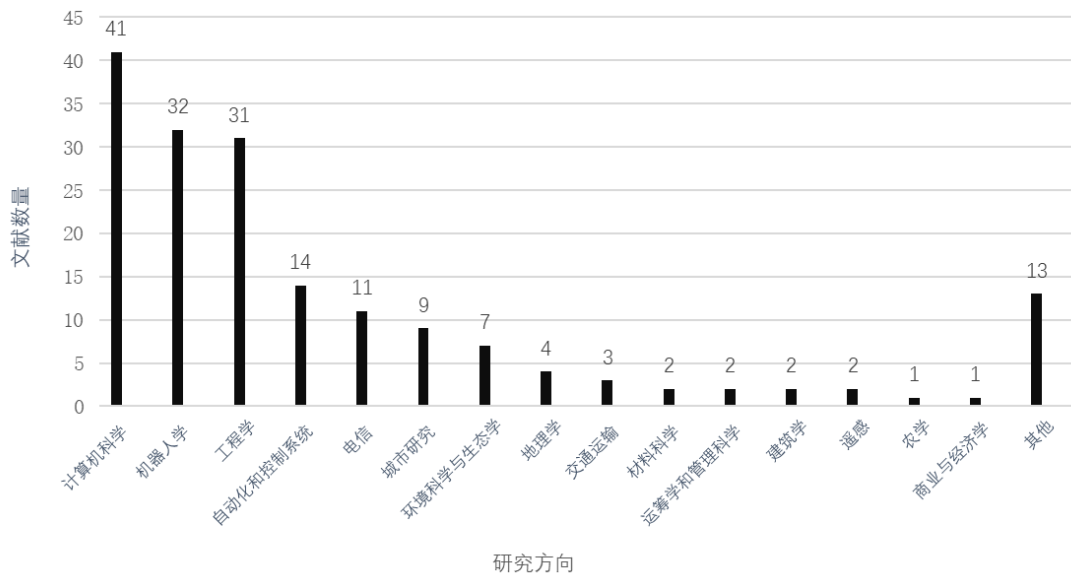


图 2.2 文献研究方向统计

资料来源：作者自绘

研究涉及的国家主要包括英国(9篇, 占比 10.11%)、美国(8篇, 占比 8.99%)、中国(8篇, 占比 8.99%)和韩国(6篇, 占比 6.74%) (图 2.3)。这些国家的机器人产业基础普遍较好, 并多将机器人技术应用作为智慧城市发展策略的一部分, 如《智慧伦敦我们在一起 (Smarter London Together, 2018)》(Greater London Authority, 2018), 《更绿色更美好的纽约 (A greener, greater New York)》(City of New York, 2007), 《釜山智慧城市 (Busan Eco Delta Smart City)》(Smart City Korea, 2018) 等。

在分析的样本文献中, 大部分研究(63篇, 占比 72%)集中于探讨机器人的技术及其应用。剩余的文献则涵盖了城市机器人应用所产生的广泛影响, 这些影响包括但不限于: 对使用人群的心理影响 (Hayashi et al., 2011; Tay et al., 2018), 对非人类的影响 (Väätäjä et al., 2023), 对隐私伦理等问题的讨论 (Sanfeliu et al., 2010; Sindi et al., 2018), 以及相关法律法规的讨论 (Salvini et al., 2010), 对生态环境的影响 (Goddard et al., 2021) 等 (图 2.4)。



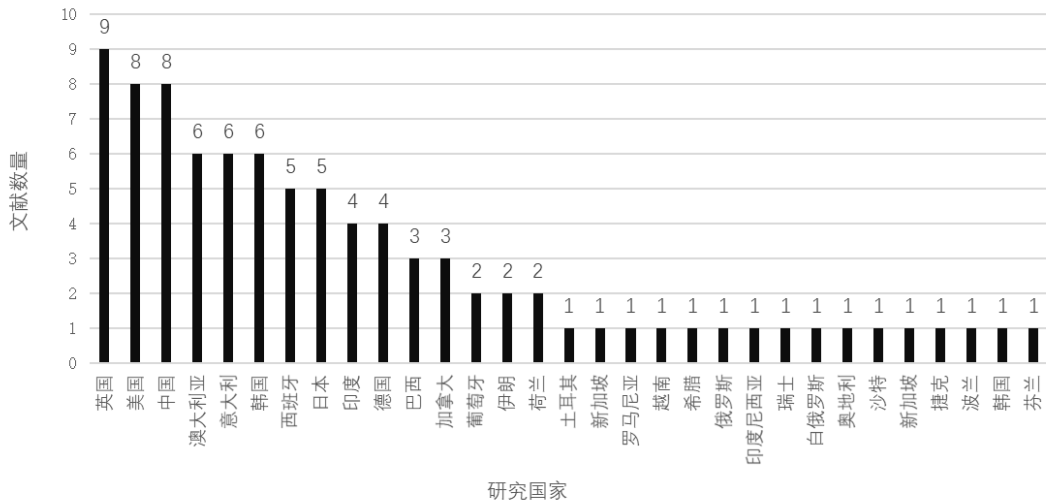


图 2.3 文献研究国家统计

资料来源：作者自绘

注：优先按照试验地点统计，若文中未作说明则按第一作者的国籍进行统计。

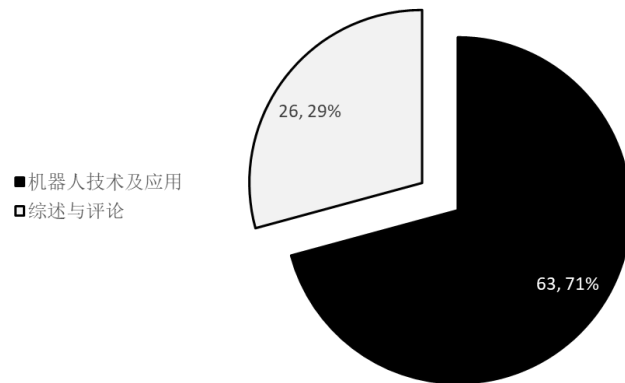


图 2.4 文献研究内容统计

资料来源：作者自绘

结合既有研究的分类内容（Puig-Pey et al., 2017; Kapitonov et al., 2019; Golubchikov et al., 2020; Rivera et al., 2020; Tiddi et al., 2020; Macrorie et al., 2021）（表 2.1）及样本文献情况，研究将其在城市中的应用领域归纳为以下几类：城市安全警务，基础设施建造与维护，陪伴与帮助，场所营造，城市治理，智慧交通（包括无人化物流和客运）。研究统计发现，城市机器人在城市安全警务以及陪伴与帮助领域的应用相对较为广泛（图 2.5）。

表 2.1 城市机器人应用领域分类依据

资料来源：作者自绘

既有研究	类别	信息通信技术	智慧交通	城市基础设施	社会服务	城市安全与警务	医疗健康	旅游与环境	城市治理	农业	经济活动	教育
		ICT	Mobility	Infrastructure	Citizen Assistance	Urban security and policing	Healthcare	Tourism and environment	Governance	Agriculture	Economy	Education
Puig-Pey et al., 2017	3	√	√	√								
Kapitonov et al., 2019	3		√			√					√	
Rivera et al., 2020	10	√	√		√	√	√	√		√		√
Tiddi et al., 2020	6		√		√			√	√		√	
Golubchikov et al., 2020	5	√	√	√					√			√
Macrorie et al., 2021	6		√	√	√	√	√					
<b>频次</b>		<b>3</b>	<b>6</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>2</b>

注：“√”表示该文献分类包含此项

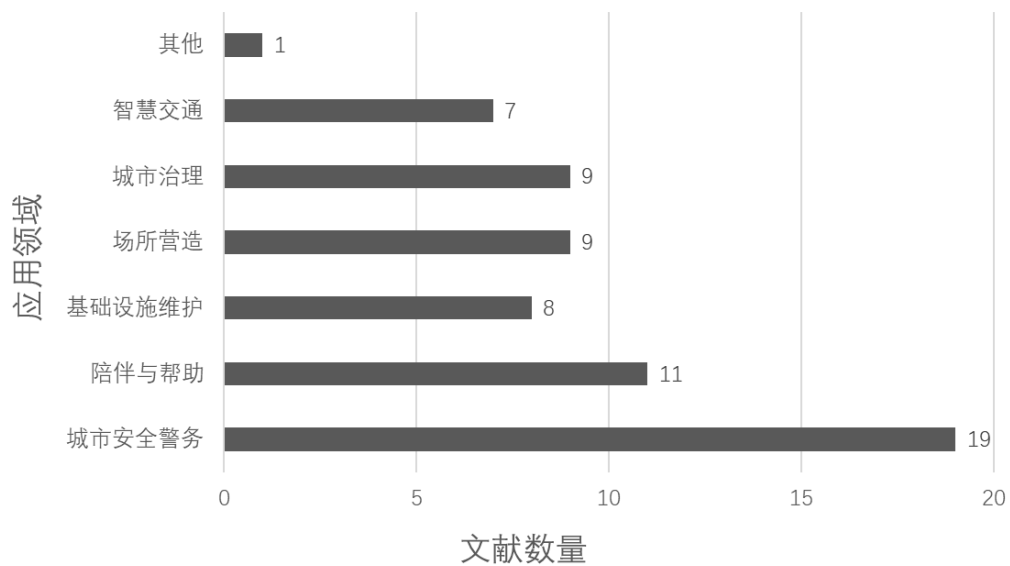


图 2.5 样本文献各领域分类数量

资料来源：作者自绘

注：若一篇文章同时探讨城市机器人在多个领域中的应用则对其重复计数。

### （1）城市安全警务

城市安全警务领域的应用不仅涉及到灾害时期的救援工作，如定位救援对象、提供医疗援助与解救（USAR, Urban Search and Rescue），还包括日常的城市安全维护。灾后救援任务通常包括机器人自主导航进入坍塌建筑（Pan et al., 2023），寻找受害者并监测其生命体征，提供食物和通讯支持，识别潜在的危险（如声音、热源、有害物质、地震等），并在必要时提供结构性支持（Dissanayake et al., 2006）。

日常的城市安全维护则涉及到特定环境的巡逻（Choe et al., 2012; Ermacora et al., 2016; Rahman et al., 2016）、追踪特定目标（Merino et al., 2012; Leong et al., 2021）以及通过无人机或地面机器人监测危险气体（Liu et al., 2011; He et al., 2019）。在疫情期间，城市机器人还被用于监控并提醒人群保持安全的社交距离（Bruno et al., 2019）。

### （2）陪伴与帮助

城市机器人在提高城市包容性方面发挥着重要作用，为老年人、残疾人等弱势群体提供必要的援助和陪伴。例如，通过自移动车辆或轮椅增强这些群体的移动性（Yokozuka et al., 2012; Hashimoto et al., 2014）；电子导盲犬式的机器人通过绳索或操纵杆为视障人士提供导航（Wei et al., 2013）。此外，日常医疗服务也可以通过机器人来提供，如移动健康亭（Grigorescu et al., 2019），并可构建健康物联网

(IOHT, Internet of Health Things) 以建立分布式医疗体系 (Calp et al., 2022)。这类机器人需要与人密切互动, 一般通过接触和压力感应来检测血氧饱和度、体重指数等生理信息, 或通过识别面部表情来理解人的情绪状态 (Grigorescu et al., 2019), 因而常配备热成像仪、压力传感器, 并具备声音及自然语言的识别与响应功能 (Capi et al., 2014)。

### (3) 基础设施建造与维护

机器人在承担危险、精细或单调任务方面通常优于人类, 因此在城市基础设施的建造与维护领域得到越来越广泛的应用。在建筑工程施工中, 机器人常被用于执行砌砖、混凝土打印和木材制造等任务, 不仅提升了生产效率, 还实现了定制化设计。例如, 砌砖机器人可用于构建非标准化的建筑立面 (Fleckenstein et al., 2022), 未来还可能使用无人机进行模块化建筑施工 (Willmann et al., 2015)。在日常维护方面, 机器人同样发挥重要作用, 包括高层建筑检查、喷漆、核设施维护、飞机检查 (Saboori et al., 2007)、城市架空线路检测 (Bianchi Filho et al., 2018)、下水道检查和维护 (Grau et al., 2017; Le et al., 2019)、绿地浇灌 (Gravalos et al., 2019) 以及垃圾清理 (Justo et al., 2023) 等任务。

### (4) 场所营造

场所营造即通过人机互动过程以增强场所的舒适度和娱乐性。具体实现方式包括: 提供语音导览和问询服务 (Sato-Shimokawara et al., 2008); 基于屏幕的互动和展示, 这种方式作为一种新型的碎片化媒介, 可以替代传统的展示方法。例如无人机群和配备屏幕的地面移动机器人 (Hoggenmueller et al., 2019); 还有基于机械动作的互动, 如能够根据人群活动改变形态的天花板机器人 (Ergin et al., 2018) 或在地面作画的机器人 (Hoggenmueller et al., 2020)。这类人机互动已被证明能够促进人群的心理健康 (Biloria et al., 2018; Kim et al., 2010)。

### (5) 城市治理

新型智慧城市治理的目标是利用信息技术手段解决城市资源调控不佳引发的环境污染、交通堵塞等问题。随着物联网 (IoT, Internet of Things) 技术的广泛应用, 机器人作为一种新兴的分布式设备, 具备在传感、计算和执行方面的能力。这使得机器人能够作为物联网的一个节点, 在更广泛的范围内、以更高的频率采集数据 (Bardaro et al., 2022)。由此, 机器人物联网 (IoRT, Internet of Robotic Things) 的概念应运而生 (Liu et al., 2020), 这不仅促进了更广泛的数据采集, 还有助于减轻机器人自身的计算负荷, 并利用其他智慧城市基础设施的信息 (Beigi et al., 2017) 及多元异构的互联网服务商提供的开放数据 (Ermacora et al., 2016), 有效扩展了机器人的能力。例如, 机器人在移动过程中可以利用智能交通信号灯的数据优化其

行进路线,城市也可以根据机器人监测到的人群活动数据,在不同区域实施相应的安保措施。分布式城市机器人能实时收集交通、行人流动、气候以及污染等数据,支持停车位的智能分配、街道的清洁、公园管理以及货物运输等(Abbasi et al., 2018; Roldan-Gomez et al., 2020)。在人流密集的公共场所,城市机器人可以进行不间断的巡逻,采集视频数据并与固定摄像头协同工作,支持特定人员的追踪(Merino et al., 2012),统计特定场所的人数(Beigi et al., 2017),为人群提供引导服务(Rahman et al., 2016),人们也可以通过智能设备发送求助信息等(Ermacora et al., 2016)。

#### (6) 智慧交通

机器人在城市交通系统中发挥着补充作用,不仅涉及人员和货物的运输,还包括通过智能化调节手段减少交通拥堵、提高运输效率及安全性。在货物运输配送方面,机器人的应用尤为广泛,包括使用无人机运送货物及紧急物品(Lavaei et al., 2017),以及地面轮式机器人用于食品外卖或快递配送(Byun et al., 2010; Silvestri et al., 2019; Corno et al., 2020)。许多商业实践已经将机器人用于货运领域,例如“Starship”和“Kiwi”(While et al., 2021)等公司,它们已经在大学校园或城市部分道路上部署了其服务。通常,传统货车会将机器人和货物运输至中转站,随后由城市机器人负责实现最后一公里的无人化交付(Bakach et al., 2021)。在疫情期间,无人化配送在无接触要求下展现出了重要作用,成为市场、政府和志愿者主导下供应网络的有效补充,这对弱势群体至关重要(Valdez et al., 2021)。除了货物配送,城市机器人还能与交通设施互动,采集交通流量信息,引导行人安全穿越路口等(Shut et al., 2013)。

## 2.2 机器人面临的社会争议

尽管机器人应用于城市各领域并被认为可以解决诸多城市问题,仍有很多学者对其持怀疑态度。结合关注城市机器人应用产生影响的 26 篇文章,研究将目前存在的主要争论总结为两方面。

一方面,城市机器人的应用在社会和伦理方面产生争议。

(1) 社会不平等:智能机器人可能变为财富集中者的新玩具,进而占用更多的城市空间并区别化地提供城市服务(Loke, 2019)。而对弱势群体来说,其使用在线资源的能力较差,更难以获得自动化服务(Valdez et al., 2021)。(2) 隐私和数据安全:在伦理道德方面,城市机器人在采集人群信息时面临着可能侵犯数据所有权、隐私权等诸多问题(Sanfeliu et al., 2010; Sindi et al., 2018)。(3) 人机交互冲突:机器人与共享城市空间时,人们可能不愿与机器人沟通或协作,甚至可能对机器人产生“欺凌”行为,如故意击打或阻挡,这给机器人的广泛部署带来挑战

(Salvini et al., 2010)。据 Savela et al. (2024) 的研究, 当城市空间中只有机器人时, 人们可能会感到焦虑和缺乏归属感。同时, 使用机器人在公共场所如城市公园进行巡逻可能引起对动物福祉和未来武器化的担忧 (Jaung, 2024)。

另一方面, 城市机器人的应用缺乏法律和监管框架。

(1) 经验挑战: 城市机器人作为一种颠覆性技术, 需要在人流和车流共存的复杂公共环境中运行, 这挑战了现有的监管框架和人机交互惯例, 如交通信号、空中交通管制和过马路行为 (Sumartojo et al., 2021)。例如在英国剑桥市, 采用人行道机器人进行送货时出现了一系列问题。机器人在尝试过马路时常导致交通拥堵, 因为它们无法准确判断何时横穿街道是安全的, 或者在不断地让行人和其他障碍物, 尤其是在高峰人流时段, 导致其行动受阻。这一情况突出了人类经验与机器编程之间的差异, 以及城市规则对机器人行为编程的挑战。(2) 责任归属问题: 尽管机器人具有自主性, 它们在法律上仍被视为财产, 因此当它们造成人员或物品损害时, 责任归属常常存在争议。(3) 法规支持缺失或冲突: 机器人对城市空间的占用普遍缺乏法规支持, 我国仅部分区域颁发管理办法; 意大利不允许自主移动机器人在公共道路上行驶 (Salvini et al., 2010), 美国仅部分州允许机器人在人行道上进行运营 (While et al., 2021)。

## 2.3 机器人应用下的空间应对

政府和商业公司都普遍认为机器人及自动化技术想要进一步发展, 需要从实验室的封闭且受保护的空間转变为日常生活的现实世界环境。在城市中, 其面临的关键问题是, 其应用范围、商业可行性、安全性和有效性 (Marvin et al., 2018), 这些过去在实验室得出的结论, 在面对城市空间时是否仍然适用。Marvin et al. (2017) 提出城市生活实验室 (ULL, urban living labs) 的概念, 指为设计、测试和了解现实世界条件下新技术应用所涉及的更广泛问题的场所。因此城市空间如何为机器人提供试验场, 又该如何应对技术应用带来的挑战成为关键问题。

日本制定了一系列积极的机器人支持政策, 其颁布的《机器人新战略(2015)》提出在多地开发和推广机器人, 政府、研究机构和各类商业公司均在国家指导下建立了协调合作关系。如筑波自 2008 年起即开始筹备建立“机器人之城”, 最初打造“机器人之街”用于进行机器人的街道应用测试, 2010 年又在此基础上划定“移动机器人试验特区”, 专门用于生活型机器人的应用测试; 大阪适用机器人收银员、机器人辅助购物等服务; 东京自 2016 年起允许 ZMP 公司道路测试自动驾驶车辆; 2020 东京奥运会期间引入大量机器人服务, 包括提供旅游咨询服务的各类机器人被放置在公共建筑和机场中, 以及照顾运动员生活起居的各类机器人承担了收集

垃圾、运送行李和快递等任务……此外，迪拜同样将发展机器人技术作为发展战略，并将自动化交通作为智慧城市战略的重要组成部分，包括飞行出租车、机器人警察在街道巡逻等。其公共生活大多处于受控的室内环境，因此更适合进行技术试验。

目前研究多集中在研究无人化技术本身如何优化以适应城市空间，对于无人化后的城市的应对策略探讨较少。具体应对包括物理层面的空间设计策略和社会层面的管制措施两大方向。

在空间设计方面，一些未来城市设计方案对无人化物流运输落地进行了畅想。Sidewalk Toronto 中将每个建筑与隧道系统连接，以便携带智能集装箱的自动驾驶车辆进入。这些小车可以将货物直接通过货运电梯送抵公共空间、储物柜和各层的消费者。还该方案还为每个建筑屋顶设计了无人机着陆垫。也有研究提出对多使用人行道空间的配送机器人而言，为满足其移动需求，可以提升人行道“可行性指数（Feasibility Index）”（Corno et al., 2020）。而在道路结构上，为机器人设置专用移动路线，如设置机器人、自行车共享车道或机器人专用道等，并对机器人相关的基础设施进行了设计和拓展（Smart City Korea, 2018）。

社会层面的管制措施集中在避免人机产生冲突的角度，针对商业化运行以及户外空间，进行运行区域速度等规定（表 2.2）。多将其视为一种新型交通主体，以类似于车辆的方式对其进行管控。

表 2.2 对机器人运行的管理政策举例

资料来源：网络公开资料 作者整理

国家地区	管理政策
美国	部分州颁布相关法规，将无人配送车辆的类型分为两大类：体积小、在人行道上行驶的按个人配送设备进行管理；体积大、行驶在机动车道的配送车辆按照低速车进行管理，需申请测试牌照。
德国	对无人配送车辆颁发许可证，和认证固定的运营线路。
英国	重点依照微型移动车辆，即低速车进行管理。
日本	允许无人送货车在公共街道上进行测试

## 2.4 末端物流无人化的模式及实践

### 2.4.1 末端物流无人化的创新模式

聚焦于末端物流领域, 已有许多研究提出了一些创新的配送方式, 包括运输工具创新和商业模式的改变等。如布置寄收货点 (Morganti et al., 2014)、智能储物柜系统 (Refaningati et al., 2020) 而非送货上门, 电动汽车运输 (De Mello Bandeira et al., 2019), 众包运输即通过社交网络熟人配送 (Devari et al., 2017) 等方式。

而在无人化末端物流中, 既有研究重点关注无人机 (Swanson, 2019; Samouh et al., 2020)、地面机器人和自动驾驶车辆三种主体。

其中, 自动驾驶车辆与地面机器人在体型、载物能力、技术门槛和使用空间方面均有差异。因此自动驾驶车辆多用于前中端物流运输过程, 多指无人驾驶货车在长途高速公路上的应用。也有研究对私人无人驾驶车辆承担货运服务的未来进行了研究。由于为个人出行提供服务的运输方式通常有闲置运力, 尤其在未来自动驾驶车辆多为共享使用的背景下, 私人自动驾驶车辆将有极大可能同时承载客运和货运功能。这种利用客运交通工具中的闲置时段来运送货物的方式被称为“客货运融合 (cargo-hatching)” (Romano et al., 2021)。由于提高了交通工具的使用率, 这样的混合模式将降低成本约 84.5%。但此类模式在现实生活中应用还需要一定的时间 (Schlenter et al., 2020)。

而无人机和地面机器人这两种主体已进行了一系列落地实践, 且具有不同的优势。无人机的优势在于其速度更快、单体制造成本较低, 调度更简单, 也更能够适宜地形复杂的区域。但其劣势在于无人机起飞受起落条件和天气风向影响较大 (Sung et al., 2019), 因此可靠性较低。同时电池容量低导致每个无人机的货物负载能力有限, 因此需要大量无人机才能满足物流需求, 这进一步加剧了低空空间的拥堵 (She et al., 2021)。机器人相比无人机其受环境制约较弱, 多使用人行道空间, 因此可出入禁飞、禁机动车的区域, 其可靠性高, 负载大, 单次服务范围大, 而劣势在于速度慢 (约 15km/h) 以确保行人的安全。既有研究对比了无人机和地面机器人的运输效率和服务水平 (Swanson, 2019), 发展在满足相同的配送需求情况下, 机器人需要更大规模和更长的顾客等待时间, 因为它们的速度较慢。

还有一些研究探讨了混合运输的创新模式, 以发挥无人机和机器人各自的优势。如 Khalid et al (2020) 提出无人机结合公共交通工具的方式, 即无人机在公交车顶端充电并完成部分路程后并最终飞行至消费者处; Samouh et al (2020) 将无人机和机器人相结合, 机器人负责由从餐厅将食物取回仓库, 而无人机负责将食物送至消费者家中, 这样混合模式的效率比单个无人机或机器人系统平均高出 45%;



以及传统运输和新型运输融合的方式：“双层运输（hub and spoke）”，即由货运卡车成为新的机器人移动中心，在一天中的特定时间（如早晨）卡车将货物和机器人运输至需要执行大量单独送货的区域，机器人从卡车处出发将货物单独交付给客户，然后返回到卡车，这一概念已由 Starship Technologies 开发实践（Hoffmann et al., 2018）。

### 2.4.2 末端物流无人化的落地实践

国外实践落地较国内更早，执行主体主要包括无人机、地面机器人、无人驾驶车辆、重型卡车。落地场景包括封闭园区和部分公开道路（图 2.6）。



图 2.6 无人化末端物流国外商业实践落地情况举例

资料来源：网络公开资料 作者整理

国内涉足无人化末端物流的商业公司包括快递公司（如中通）、电子商务平台（如京东）以及科技公司（如新石器）等。汇总目前无人化末端物流的实践情况（表 2.3），可以发现目前落地的主体涉及无人机、地面机器人、无人驾驶车辆、重型卡车等；落地地点多为封闭园区，部分已在公开道路试运行；而应用场景方面，生鲜、零售和快递配送多于餐食外卖。

表 2.3 无人化末端物流国内商业实践落地情况举例

资料来源：网络公开资料 作者整理

公司	需求	运营状况	主要产品	落地地点
美团	即时配送	2018年7月，无人配送开放平台上线； 2018年9月，在雄安新区试运营； 2021年4月，发布L4级自动驾驶无人配送车魔袋20； 2023年7月，发布第四代无人机。	无人配送车 “小袋” “福袋” “魔袋”	北京顺义 公开道路 深圳、上海 商业区、景区、居民区
饿了么	即时配送	2018年5月，在上海开辟第一批无人机配送航线。	无人机	工业园区
京东物流	快递	2016年9月正式发布无人车； 2016年11月，完成无人车配送首单试运营； 2017年，无人车投入日常配送运营； 2019年下半年，在通州及房山等地进行人车混行的开放道路的完全L4级别测试； 2020年10月，宣布与江苏省常熟市合作，建设全球首个“无人配送城”。	无人配送车 机器人	北京、武汉、长沙等20个城市 园区及公开道路场景
苏宁物流	快递	2018年，无人车“卧龙一号”在北京、南京、成都小区场景实现落地试运营。	无人重型卡车 “行龙一号” 无人配送车 “卧龙一号” 无人配送车	北京、南京、成都、苏州等 园区及公开道路场景
菜鸟物流	快递	2016年9月，发布机器人“小G”； 2017年发布“小G2代”； 2018年无人车“小Gplus”路测。	“菜鸟小GPlus” “菜鸟小G2代” “菜鸟小G”	杭州、成都、上海、天津等 园区及公开道路场景
中通快递	快递	2018年发布油电混合末端配送构流无人机； 2018年，在西安临潼进行无人机常态化运行； 2020年5月，发布农产品运输纯电动无人机捷雁TR7。	无人配送车 无人机	西安临潼，四川汉源
德邦快递	快递	2018年，在宁波落地“德邦小D”快递无人车服务； 2018年无人驾驶货车“德邦快递麒麟号”上路运营； 2019年L4级无人驾驶货车发布。	无人配送车 “德邦小D”	宁波、上海德邦园区 园区及公开道路场景

## 2.5 末端物流无人化的外部影响

绝大部分文章聚焦于自动化末端物流的路径优化算法问题 (Rosenzweig et al., 2015), 仅有少量文章对其产生的影响进行研究。既有研究关于末端物流无人化的外部影响关注点可归纳为三个角度: 经济、社会和环境。

从经济角度看, 无人化物流主要影响金钱成本和时间成本 (Nguyen et al., 2019)。机器人具有持续运行的能力和适应极端气候的特性, 因此其在降低运营成本方面具有优势。例如, 有企业统计得出, 一台无人快递车的成本只相当于 1.5 个快递员的年薪, 且使用寿命长达十年<sup>①</sup>。Starship 表示, 该公司开发的机器人一次可以运输 10 公斤物品, 服务半径可达 5 公里, 成本比人工配送便宜 5 至 15 倍。当前的平均快递费用为每次配送 5 至 15 美元, 将来有望降低至 1 美元<sup>②</sup>。同时由于机器人在交货时避免了无人看管的存放情况, 因此降低了丢件率。

在社会方面, 研究讨论集中在四个角度: 对运营方来说, “机器人代人”带来了就业问题、工作福利等 (Ignat et al., 2020)。机器人有可能支持和增强人类能力, 但也有可能完全取代人类; 对公众来说, 新主体将与公众共享空间, 因此可能带来交通拥堵问题 (She et al., 2021)、交通事故发生率、公共交通等候时间 (Ducarme et al., 2019) 等; 对顾客来说, 机器人配送提供了 15 至 20 分钟的标准配送时间期, 这相比传统配送只能预订到日期要精确得多。对政府来说, 机器人有潜力促进创新、增强准入并为改善决策提供支持, 但它们也存在导致分散和不透明的城市治理的风险 (Goddard et al., 2021)。Valdez et al. (2023) 认为机器人将提高城市的韧性水平, 使城市能够更好地应对意外情况, 并不是因为它们本质上比其他系统更有效或更不容易发生故障, 而是因为它们充当了具有不同故障点的冗余系统。而环境方面的外部影响包括空气污染、噪音污染 (Freitag et al., 2020)、温室气体排放 (Poeting et al., 2019a) 等。

已有研究对末端物流无人化后带来的三个方面外部影响变化进行了探索 (表 2.4), 多数研究认为末端物流无人化由于使用电力作为动力来源将降低碳排放 (Poeting et al., 2019a; Khalid et al., 2020), 减少能源消耗 (Figliozzi et al., 2020)。Starship Technologies 对应用机器人配送的统计结果显示, 无人配送服务的使用有效减少了二氧化碳和氮氧化物, 空气中的 PM10 和 PM2.5 也有显著降低<sup>③</sup>。此外还能提高服务水平, 降低顾客等待时间 (Poeting et al., 2019a; Khalid et al., 2020) 和

① 易咖智车, 2023 新品发布会. <https://aikahao.xcar.com.cn/item/1573706.html>

② [https://m.cnr.cn/tech/20160609/t20160609\\_522360059.html](https://m.cnr.cn/tech/20160609/t20160609_522360059.html)

③ Environmental impact of delivery robots in Milton Keynes revealed for the first time during COP26. [https://www.starship.xyz/press\\_releases/environmental-impact-of-delivery-robots-in-milton-keynes-revealed-for-the-first-time-during-cop26/](https://www.starship.xyz/press_releases/environmental-impact-of-delivery-robots-in-milton-keynes-revealed-for-the-first-time-during-cop26/)

提高物流运输效率 (Da Vimercate, 2018; Khalid et al., 2020; Samouh et al., 2020) 等, 但会增加空间的拥挤程度 (She et al., 2021)。

表 2.4 无人化末端物流的外部影响

资料来源: 作者自绘

注: (+) 表示该指标数值增加, (-) 表示该指标数值减少。

类别	具体指标	影响结果	文献	主体
服务水平	顾客 等候时间	(-)	Poeting et al., 2019a	地面机器人
		(-)	Khalid et al., 2020	地面机器人
生态绩效	CO2 排放	(-)	Poeting et al., 2019a	地面机器人
		(-)	Figliozzi et al., 2020	地面机器人
		(-)	Khalid et al., 2020	无人机
		(-)	Figliozzi et al., 2020	地面机器人
经济成本	运输效率	(+)	Da Vimercate, 2018	地面机器人
		(+)	Khalid et al., 2020	无人机+公交车
		(+)	Samouh et al., 2020	地面机器人 无人机
其他	空间拥挤程度	(-)	She et al., 2021	无人机

## 2.6 末端物流无人化的研究方法及数据

2015 年以前的研究内容多为通过建立数学模型 (Carlsson et al., 2018; Ulmer et al., 2019) 的方式, 优化物流运输的路径。还有研究探讨末端物流的模式、如何获取末端物流的数据或研究人们对某些末端物流的偏好程度等。关注无人化末端物流后的中宏观影响的研究较少, 其研究方法包括利用问卷调查 (Devari et al., 2017)、访谈 (Morganti et al., 2014)、案例研究 (Melkonyan et al., 2020) 等方法。但这些方法或无法得出精确定量的结果, 或具有一定的主观经验性。

而近几年仿真模拟方法提供了研究新视角, 其作为科学研究的第三个主要范式, 利用建模来模拟真实情境并进行科学实验, 通常能够处理那些无法通过传统演绎理论和归纳实证方法解决的科学问题 (Hey et al., 2009)。其中已在社会学、行为学等方面应用成熟的基于主体的仿真模拟方法 (ABS, Agent-Based Simulation) 在近年来被逐渐开始用于自动化交通系统的研究。该模型在末端物流无人化研究中的优势在于: (1) ABS 可以模拟多个利益主体之间个体交互现象 (例如, 机器人、顾客、物流公司等), 并获得连续的行为与结果之间的关系。(2) ABS 使用自下而上的建模方式, 更方便对不同的主体和其行为进行组合。(3) ABS 有助于评估各种不确定性场景 (Bonabeau, 2002), 尤其是微观的无人化交通场景。

已有一些研究使用 ABS 进行模拟研究, 使用的平台包括 Anylogic、MATLAB、SimMobility、TRANSIMS 等。

使用的研究数据主要包括物流需求数据, 空间数据 (节点和路网)。早期研究使用的订单需求数据多为假设数据, 为达到不同的模拟情景, 则对数据进行倍数处理 (Khalid et al., 2020)。后期转向概率模型, 如对特定区域进行抽样问卷调查, 甚至直接使用真实的订单数据, 如某快递公司的某月真实包裹数据等。模拟的空间基础也逐渐由抽象的空间 (如格网城市) 转向真实的空间 (如具备真实经纬度的配送点和路网) (表 2.5)。总体可以看出仿真模拟方法应用的精细化发展趋势。

表 2.5 研究平台及数据

资料来源：作者自绘

文献	末端物流模式	研究方法	研究数据
Chen et al., 2017	众包配送	AnyLogic	假设订单数据； 美国华盛顿特区路网
Da Vimercate, 2018	机器人	AnyLogic	假设订单数据； 抽象空间
Poeting et al., 2019a; Poeting et al., 2019b	机器人	AnyLogic	德国科隆市真实订单数 据； OSM 路网
Samouh et al., 2020	机器人+无人机	MATLAB	假设订单数据； 加拿大密西沙加市路网； (道路交叉点为无人机起 终点及货物起终点)
Khalid et al., 2020	无人机+汽车	AnyLogic	假设订单数据； 德国不莱梅市路网
Devari et al., 2017	众包配送	TRANSIMS	问卷调查的订单数据； 美国亚历山大市人口及路 网数据
Romano et al., 2021	客货运融合	SimMobility	2012 年出租车活动记录、 某物流公司订单月记录； OSM 路网

## 2.7 研究评述与总结

在物联网、5G、人工智能、云计算等技术的发展，以及人口红利下降、人力成本升高的当下，机器人与自动化技术在城市中应用已成为必然趋势。回顾西方已有的相关研究，其在城市中的应用领域包括城市安全警务，基础设施建造与维护，陪伴与帮助，场所营造，城市治理，智慧交通等，并有潜力解决城市问题、应对人口老龄化、提升城市治理水平、提升市民生活便捷度。但其应用仍面临着社会伦理和法规监管缺失的争议和问题，包括可能导致的社会不平等现象、隐私和数据安全问题以及人机交互和共享空间时产生的冲突、缺乏行为约束、以及造成的责任归属问题等。

尽管许多国家和地区将其作为发展战略中的重要组成部分并积极推广，但对

其在城市空间中的应用应对仍在探索阶段，缺乏完整的规范和框架。既有案例集中在空间应对和管控措施两方面，包括增加机器人专用的空间和设施以及管控政策。但整体来看，目前的讨论更多关注机器人如何适应城市，从城市角度进行探讨的研究仍较缺乏。

聚焦于末端物流无人化领域，通过梳理文献和案例，可以发现国内外已进行一系列实践探索，多设立试点区域进行实践。配送主体包括地面机器人、无人车以及空中无人机，其具备各自的特点和应用优势，因此也出现了各类配送主体结合应用的创新模式。

已有研究对末端物流无人化展开量化研究。在对城市环境带来的中、宏观影响评估的研究中主要集中于经济、社会、生态方面的影响，包括与传统配送方式相比的运输效率、成本；服务水平、空间拥堵问题、就业问题、治理水平；以及对环境产生影响的污染问题和碳排放改变。多数研究的结论显示，末端物流无人化有利于降低碳排放，减少能源消耗，提高服务水平和运输效率。但这些影响绩效取决于无人化的运营和设计相关策略。

而在研究方法和数据上，呈现出抽象到具体、定性到定量的趋势。方法由问卷调查、案例研究等定性研究方法，转向数据驱动的仿真模拟等方法。其中 ABS 方法在此类研究中展现出显著优势，方便自下而上对多个主体进行模拟交互，有助于评估各类不确定情景，获得连续的模拟结果。研究使用的数据也从抽象的假设需求和假设空间数据，转向基于现实世界的真实需求（如快递公司数据）和空间数据（OSM 路网数据），使研究结果更加贴近于现实，对实际实践应用更具指导意义。但现实配送需求构成复杂，只使用单一源头的订单数据存在覆盖不全的问题，因此如何利用观察统计方法从用户侧推测得出更准确更贴近现实的配送需求数据，需要进一步研究。

综上所述，在城市自动化趋势的背景下，有必要对其应用产生的影响进行研究，并针对影响结果，总结双向的提升策略，包括机器人角度适宜的运营策略以及城市角度的应对策略。因此，本研究围绕校园这一典型场景中，对末端物流无人化展开研究，结合最新研究方法，针对目前的研究空白，基于 ABS 模拟方法对末端无人物流的应用影响进行研究，以及影响与关键情景变量的关系，进而支持指导校园无人化物流的规划设计，并将其推广至不同应用场景。进一步在不同尺度总结城市的应对策略，为未来城市设计规划与管理提供支持。

## 第 3 章 研究对象与数据基础

### 3.1 研究范围

校园环境被视为末端物流无人化试验的理想场地。作为一个典型的封闭园区场景，相比于更为复杂和具争议性的开放场景，校园不仅提供了一个相对安全的环境（机动车数量较少），还具有特定的管理措施以及相对集中的配送需求。此外，国内外众多校园已开始尝试实施无人化末端物流配送，但缺乏相关针对性研究和科学性规划指导，因此本研究以校园空间为研究范围具有未来实践的潜在价值。

本研究选定清华大学校园作为研究对象，研究范围定为校门管控的独立区域，具体空间范围包为成府路及清华东路以北，荷清路以南，中关村北大街和清华南路以东，以及荷清路以西，由城市道路分割的区域，包括西北社区和清华园住宅小区西南部的家属区，总面积约为 280 公顷（图 3.1）。

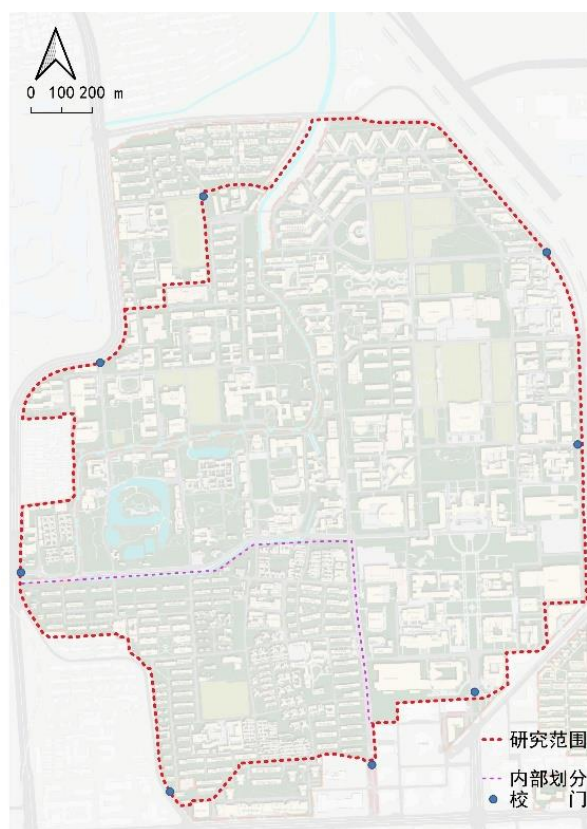


图 3.1 研究范围

资料来源：作者自绘



## 3.2 研究对象

研究关注末端物流无人化全流程中与城市空间产生关系的各类自动化主体，借鉴 Sumartojo et al. (2021) 对其的定义，即“具有明确任务的物理和数字自主机器，以有限但主动的方式与周围环境进行交互”，具体包括多种机器人及自动化系统，研究将其统称为“机器人”（并不局限于传统意义上的人形机器人）。

餐食外卖等即时配送服务相比普通快递来说，其对时间的敏感性更高，对配送品质的要求更严格，且配送地点更具个性化。因此，选择即时配送作为实验对象，以此构建方法，进而推广至其他物流服务。因此，本研究在实验模拟部分聚焦于即时配送这一特定配送类别。此外，本研究还将针对各类机器人，从空间应对层面提出多尺度策略，以期对各类机器人在城市空间中的应用提供更为全面的应对参考。

## 3.3 研究数据

本研究的研究数据包括空间数据和需求数据。

空间数据方面，已有的公开数据源，为研究提供了一定的基础，如测绘数据、在线地图数据、遥感数据和街景图片数据等（表 3.1）。但这些数据存在局限性，如精度不够、覆盖范围不全、数据更新不及时，以及与实际情况不符等。为了获得更精细的物理空间数据，本研究在现有公开数据的基础上，采用人工主动感知结合线上标注的方法对研究范围进行数据采集并复核。具体采集结果在第四章说明。

表 3.1 公开数据基础

资料来源：作者自绘

数据名称	数据格式	数据时间
北京市测绘设计研究院测绘数据 (无坐标, 250m 格网分割)	矢量	2017 年
高德地图 POI 数据	矢量	2018 年
百度地图建筑数据	矢量	2018 年
谷歌遥感图像数据	栅格	2021 年 4 月; 2021 年 6 月; 2022 年 2 月; 2022 年 9 月;
在线遥感图像数据	栅格	2022 年 6 月; 2017 年 4 月
清华 720 云全景校园图片数据	——	2016 年 11 月
百度地图街景图片数据	——	2013 年 7 月

需求数据方面,由于即时配送涉及的主体较多较复杂,校园管理数据仅涵盖总量信息,不涉及园区内的分布。因此本研究利用监控视频数据,从用户侧观察推测覆盖研究范围的时空需求数据。研究从清华大学保卫处获取了 2022 年 10 月 10 日至 10 月 16 日(周一至周日)一周时间范围,外来非机动车申请入校数据(一次申请即可在当日多次入校)以及教学区主要路口的监控视频数据(由于家属区和学生区的监控视频涉及隐私保护)(图 3.2)。每个点位涵盖 2-3 个不同方向的摄像头,共计约 60 个摄像头。由于数据量过大,因此选取每小时前 10 分钟的数据作为样本。最终视频数据的总量约为 3.6TB。

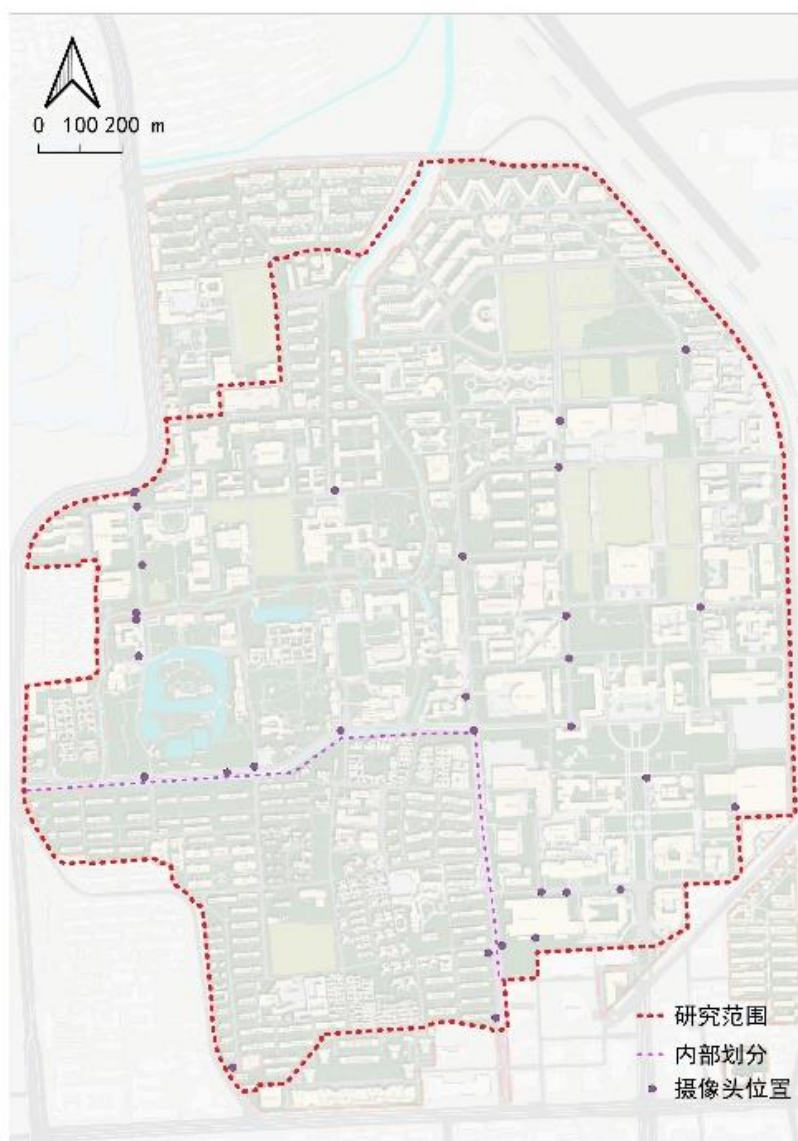


图 3.2 获取的摄像头位置分布

资料来源:作者自绘

## 第 4 章 校园末端物流潜力空间和现状需求识别

### 4.1 物理空间网络刻画

#### 4.1.1 数据采集及处理

物理空间数据重点关注机器人可以活动的潜在空间以及需求点的具体位置。考虑到北京市管控要求，预计未来无人配送主体的选择将更倾向于地面配送而非空中配送。且出于校园安全考虑，排除速度更快、体量更大的无人驾驶车辆。

地面机器人主要使用道路空间，其可行性受到道路宽度、坑洞和不规则区域等因素的显著影响（Corno et al., 2020）。基于此，本研究采集了研究范围中可供未来物流机器人使用的潜力起终点（如建筑出入口及其属性、潜在配送枢纽空间等）以及潜力使用空间（即可连续移动的人行道空间和道路空间）。

经过预调研，研究制定了一份专门针对清华大学校园的数据采集手册（表 4.1）。采集内容围绕机器人的活动空间包括物理空间和社会管制，重点关注空间的连续性和无障碍程度。数据采集内容包括建筑物、构筑物、各类建筑及院落的出入口、人行道、特殊地面、绿地、快递点和停车区域等。

数据采集工作于 2022 年 11 月 1 日至 11 月 4 日进行，共有 10 位建筑、城乡规划专业的学生作为志愿者参与。每位志愿者负责一个连续封闭的区域，规划的采集路线覆盖了每个建筑物的四周空间，以确保收集到完整的空间信息。

采集路线预先以 kml 格式导入至手机导航应用“映特排图”中，以便在实际采集过程中进行导航。采集设备（手机或相机）固定于自行车或电动车的车把上，朝向右前方 45° 角保持竖直，同时开启 GPS 路线记录功能。采集过程中将自行车或电动车行驶速度控制在 15km/h 以下。最终收集到的视频数据约 47GB。

在录城 PinSurvey 在线标注平台中，预先导入建筑物图层作为定位参考，以便对视频中难以回溯的位置进行及时的数据标注和补充拍摄（图 4.1）。

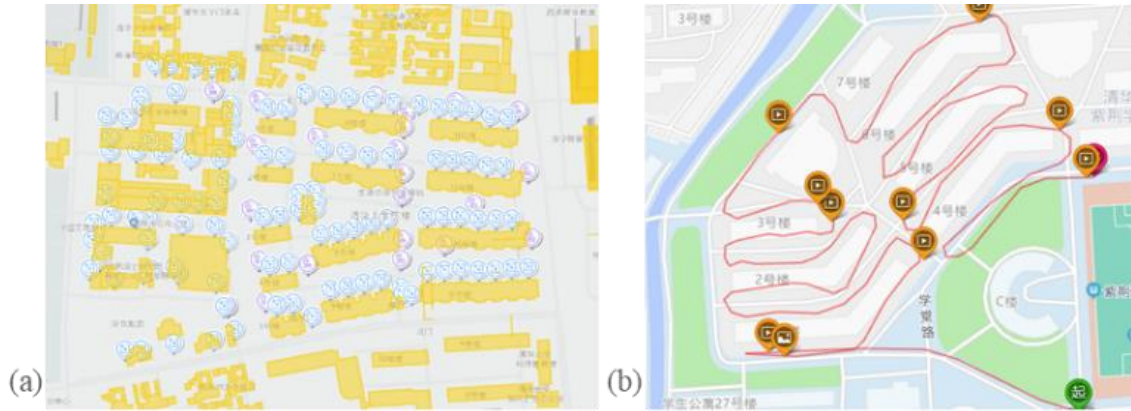


图 4.1 在线记录平台界面 (a) PinSurvey; (b) 两步路

资料来源：作者自绘

表 4.1 潜力空间及其属性

资料来源：作者自绘

数据名称 (类型)	图层属性
1 建筑物图层 (polygon)	功能、高度、层数
2 建筑构筑物图层 (polygon)	功能
 <p>坡道和停车走廊</p>	
3 建筑出入口图层 (point)	是否常开、是否无障碍
   <p>不常开宿舍门                      无障碍宿舍门                      无障碍食堂门</p>	

续表 4.1 潜力空间及其属性

资料来源：作者自绘

数据名称（类型）	图层属性		
4 人行道图层（polygon）	总体宽度、可使用宽度		
			
无遮挡人行道	被行道树遮挡	被路灯遮挡	
5 特殊地面图层（polygon）	面积		
			
有高差的台阶	无法行驶的铺地		
6 绿地区域（polygon）	面积		
7 快递点图层（point）	类型		
			
临时快递点	固定快递点	固定快递点	
8 停车区图层（polygon）	面积		

### 4.1.2 采集结果

采集数据经过 4 名志愿者的校核，收集并整理得到最终覆盖研究范围内的各种要素数据。具体包括 1851 个建筑物要素，1821 个出入口要素（其中 1067 个为有障碍的出入口），以及绿地水系、人行道、建筑构筑物、快递点（由于家属区物品可直接送至楼上，故不设临时快递点）和停车区域等要素（图 4.2）。这些详细的空间数据为校园无人化物流的基础设施和环境提供了全面的刻画。特别是出入口要素中有无障碍属性的数据，这对评估校园内部空间的可达性、未来地面机器人配送系统的可行性以及制定无障碍改进措施至关重要。此外，我们还进一步获得了校园的三维模型数据（图 4.3）。

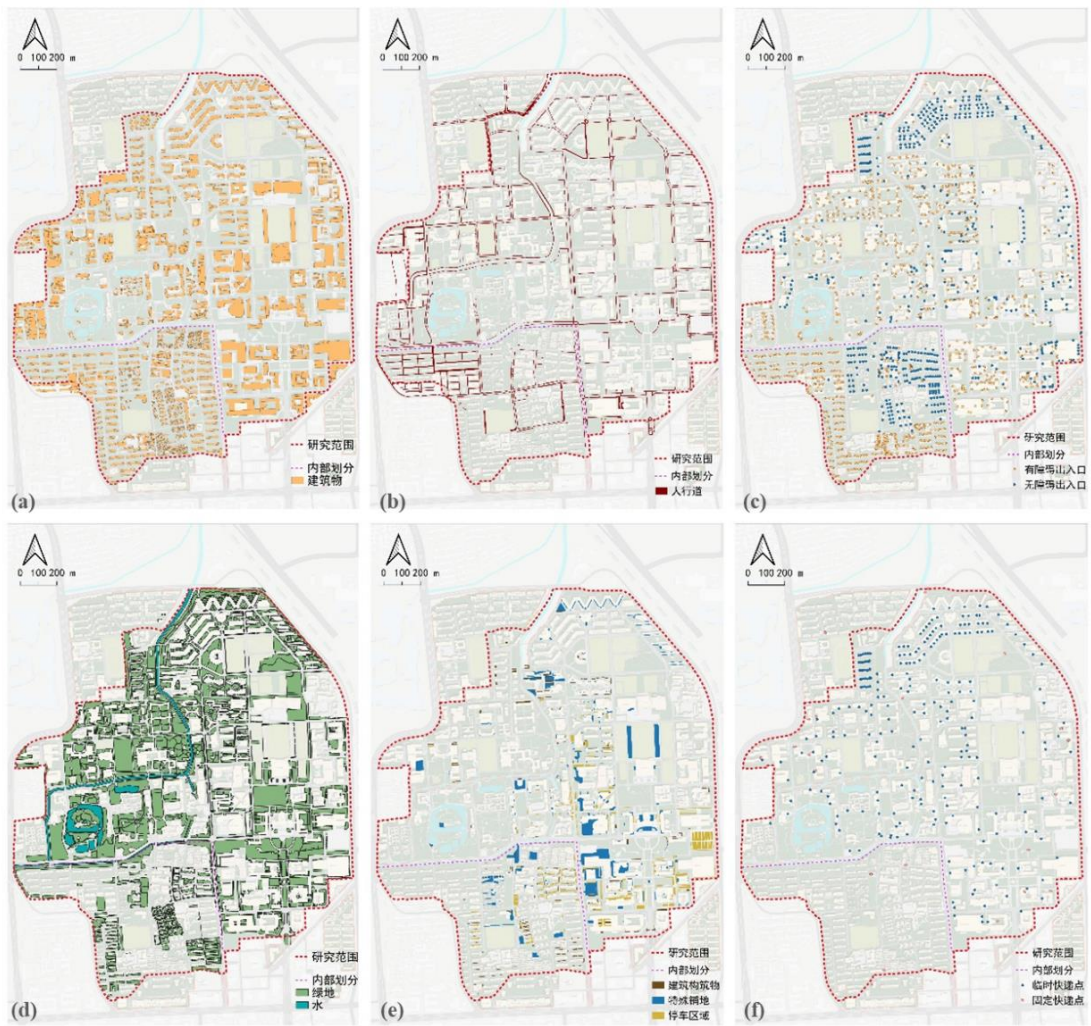


图 4.2 校园数据校核结果 (a) 建筑物图层；(b) 人行道面图层；(c) 出入口图层；  
(d) 绿地水系图层；(e) 临时构筑物及停车范围图层；(f) 快递点图层

资料来源：作者自绘

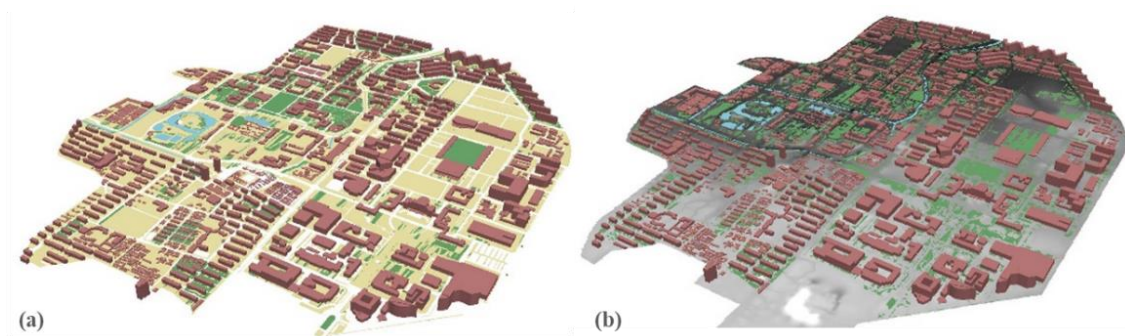


图 4.3 校园三维模型结果 (a) 底图为平面数据; (b) 底图为高程数据

资料来源: 作者自绘

## 4.2 即时配送需求测度

准确的即时配送需求数据不仅反映了校园内即时配送服务的实际需求, 也为后续研究提供可靠的数据输入, 以便更准确地模拟和评估无人化末端物流配送系统的实施效果。

为测度即时配送需求, 本研究主要进行了两方面工作。一方面, 基于收集了学校关键路口和出入口校门在一周内的典型监控数据, 进行人工标注得到外卖骑手图像样本, 训练得到可以自动化识别并追踪、计数外卖骑手的深度学习模型, 对校园内即时配送的时空流量进行了自动化测度, 得出总流量以及关键路口流量。另一方面, 通过问卷调查, 研究深入了解了全校不同属性用户群体对即时配送服务的时空需求。将这些需求根据人群属性对应到不同类型的建筑层面, 如教学楼、院系楼、学生宿舍等。最终, 推算得到每小时各类建筑的典型日订单数据。

### 4.2.1 监控视频深度学习模型搭建

#### 4.2.1.1 数据样本标注

鉴于外卖骑手和快递车在我国具有显著的独特性, 而现有开源数据库中缺少这方面的样本, 因此本研究需要自主收集足够的标注样本以用于训练。研究召集了 3 名志愿者对外卖骑手和快递车进行图像标注。通过对监控视频的抽帧操作, 获取了可用于标注的图像, 并使用 Roboflow 平台<sup>①</sup>的矩形标注工具进行标注工作(图 4.4)。最终获得了 1749 个外卖骑手样本和 952 个快递车样本。

为了提升模型的性能, 研究在模型训练和识别过程中进行了训练集的滚动优

<sup>①</sup> Roboflow. <https://roboflow.com/>

化,包括补充新的标注数据集,这些新数据来源于另一项研究工作中从人眼视角拍摄的外卖骑手和快递车图片;同时,删除了那些质量不高、容易引起误识别的图片。此外,还进行了图像增强处理,如随机翻转、随机旋转和灰度处理,从而进一步提高模型的性能。最终,数据集扩增至 4730 个样本,并按照 8:1:1 的比例划分为训练集、测试集和验证集。

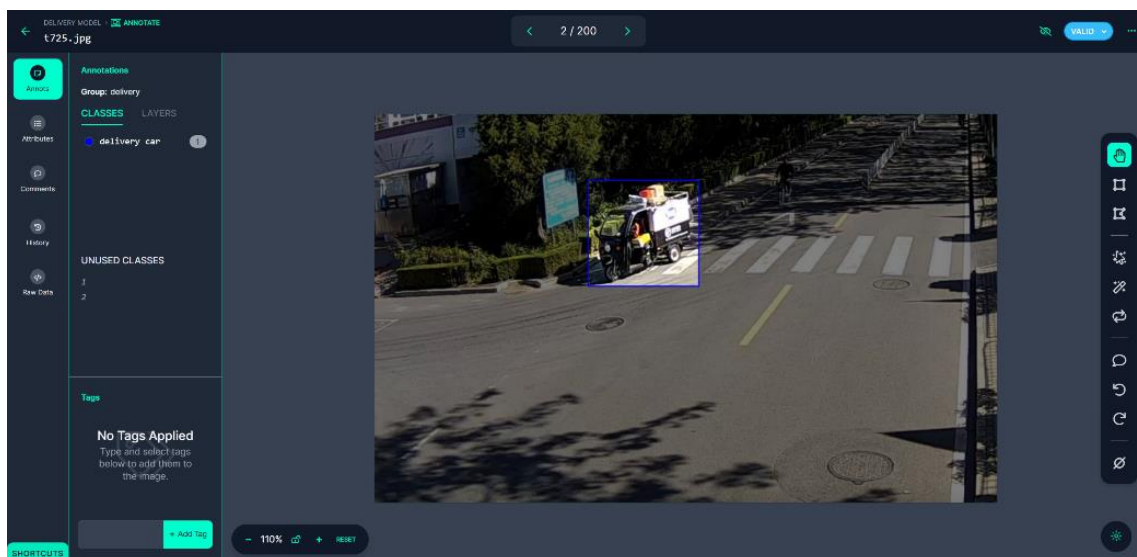


图 4.4 使用 Roboflow 准备训练数据集

资料来源:利用 Roboflow 网站进行标注的界面截图

#### 4.2.1.2 模型训练

为实现自动识别、追踪以及对不同路口和方向骑手的精确计数,研究采用了 YOLOv8 模型、ByteTrack 追踪算法和 Supervision LineCounter 计数方法的组合技术。模型的训练过程在以下配置的设备上完成:显卡为 NVIDIA GeForce GTX 1060 3GB,搭载 Intel Core i7 4.2GHz 处理器,内存为 16GB,操作系统为 MS-Windows 10。

YOLOv8 模型具有五个不同的量级,在准确率和处理速度之间达成平衡。考虑到设备配置和预训练的需求,选择了 YOLOv8s 模型进行训练。训练参数设置如下:学习率为 0.001,训练周期(epoch)定为 200,批量大小(batch size)为 8,以确保在识别和追踪外卖骑手方面达到高准确率的同时,也能满足实时处理的需求。通过优化训练轮次和调整置信度阈值(检测阈值  $\tau$  设定为 0.6),以达到更好的综合检测性能。



### 4.2.1.3 模型性能评估

研究采用了精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、F1 值 (F1-score) 和 mAP (平均精度均值的平均值) 作为模型性能的评价指标。精确率与召回率是两个常用的评价指标, 它们能够全面地权衡预测结果的准确性和覆盖范围, 从而综合评估更优的模型性能。具体来说:

精确率衡量了预测为正例的结果中, 真实为正例的比例, 即预测正例的准确性; 召回率衡量了所有真实正例中, 被模型正确识别出来的比例, 即模型找回真实正例的能力; F1 值是精确率和召回率的调和平均数, 用于平衡精确率和召回率; mAP 是所有类别的平均精度均值 (AP) 的平均值, 其中 AP 是根据召回率对精确率取平均得到的, mAP 反映了模型在所有类别上的平均性能, 较高的 mAP 值表示模型具有较好的性能。具体计算公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4-1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4-2)$$

$$F1 - score = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (4-3)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (4-4)$$

其中, TP (真正例) 代表正确预测的正样本数, FP (假正例) 表示错误预测的正样本数, FN (假负例) 是未被检测到的负样本数。

图 4.5 的四张图展示了模型运行的结果。图 (a) 展示了精确率随置信度阈值变化的曲线。此曲线越接近左上角, 意味着模型在高置信度下的预测精确率越高。一般主要通过精确率和召回率的波动来评估训练效果; 若波动较小, 则认为训练效果良好。图片结果显示, 当本模型的置信度超过 0.972 时, 其预测的准确率达到 100%。图 (b) 的召回率-置信度曲线描绘了不同置信度阈值下的召回率。最理想的情况是曲线靠近右上角, 表明即便在高置信度阈值下, 仍能够检出大多数真实的正样本。图片结果显示, 对于研究识别的两个类别, 曲线在置信度为 0 时召回率最高, 数值为 0.85, 且即便在高置信度下也能保持较高的召回率。图 (c) 展示了 F1 值随置信度变化的曲线, 图片结果显示所有类别的最高 F1 值为 0.76, 出现在置信度大约为 0.346 的位置。图 (d) 的精确率-召回率曲线反映了精确率与召回率之间的关系, 通常召回率的提升会伴随精确率的降低。理想状态下, 曲线应更接近右上角。图片结果显示, 外卖骑手的精确率-召回率曲线下的面积 (AP 值) 是 0.739,

快递车的是 0.846，而所有类别的平均精度均值（mAP）是 0.792，表明模型在这两个类别上的检测性能表现良好。

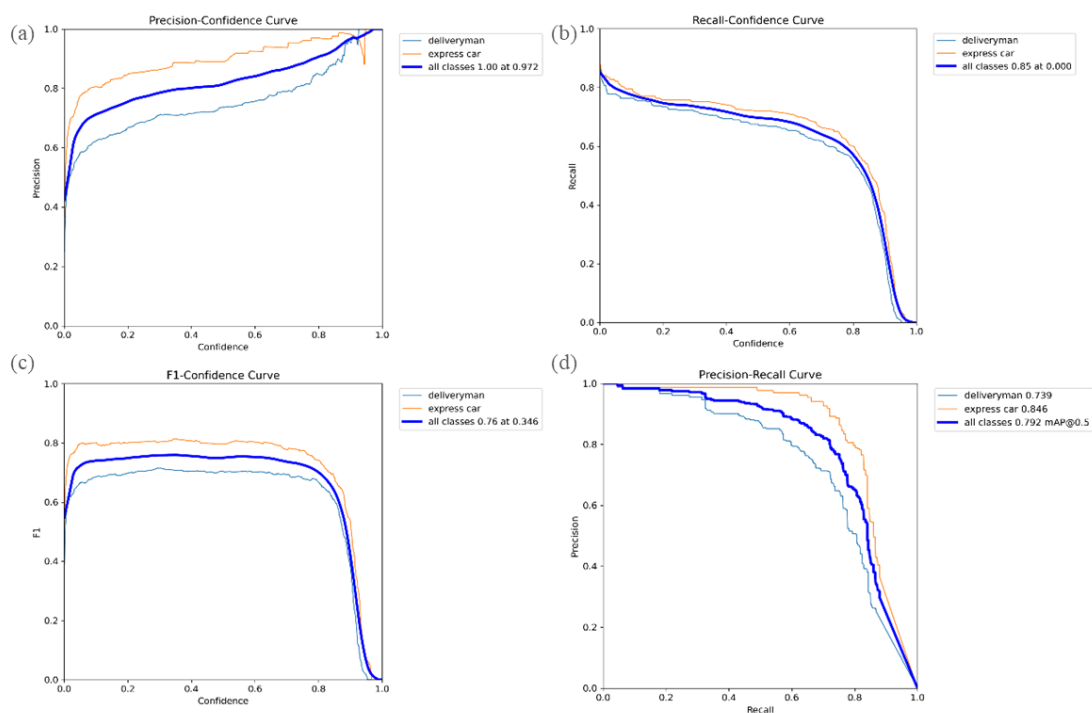


图 4.5 YOLOv8 模型训练结果

(a) 精确率-置信度曲线； (b) 召回率-置信度曲线；

(c) F1 值-置信度曲线； (d) 精确率-召回率曲线

资料来源：作者自绘

通过与 Roboflow 平台上的目标检测模型 Roboflow 2.0 Object Detection (Fast)<sup>①</sup>的性能对比，研究进一步验证了 YOLOv8 模型在实时视频帧识别外卖骑手任务中表现良好（表 4.2）。

<sup>①</sup> Roboflow 2.0 Object Detection (Fast) 模型是 Roboflow 平台的拓展应用，用户可以在平台上使用该模型来进行对象检测任务，无需额外的训练和部署步骤。

表 4.2 深度学习模型整体效能结果

资料来源：作者自绘

	F1-score	mAP	Precision	Recall
YOLOv8	0.76	79.2%	79.2%	85.0%
Roboflow 2.0 Object Detection (Fast)	0.72	71.5%	80.0%	63.3%

#### 4.2.2 识别计数结果及校核

使用训练完毕的模型对监控视频进行实时帧分析，以识别出视频中的外卖骑手后，使用 ByteTrack 算法对骑手在视频序列中进行连续追踪（图 4.6）。



图 4.6 深度学习测度结果示例

资料来源：作者自绘

注：express car 表示外卖车，deliveryman 表示骑手，数字表示识别为该类别的置信度。

在计数过程中，利用 supervision linecounter 工具，在视频中设定虚拟线以标识不同的方向或区域。对于每个检测到的目标，会首先判断其检测框是否与虚拟线相交。如果相交，表明目标可能穿过了虚拟线。然后依据检测框与虚拟线的相交情况进行计数：目标从一侧进入另一侧时，计数器加一；从另一侧离开时，计数器减一。这样可以实时统计穿过的骑手数量，包括进入（in）和离开（out）两个方向。而对于监控视频中的交叉路口场景，可设置多条有向虚拟线，从而对所有移动方向的目标

标进行计数。虚拟线的设置可以根据每个摄像头所捕捉场景的具体需求修改，包括线的起点和终点坐标、方向、宽度等（图 4.7）。

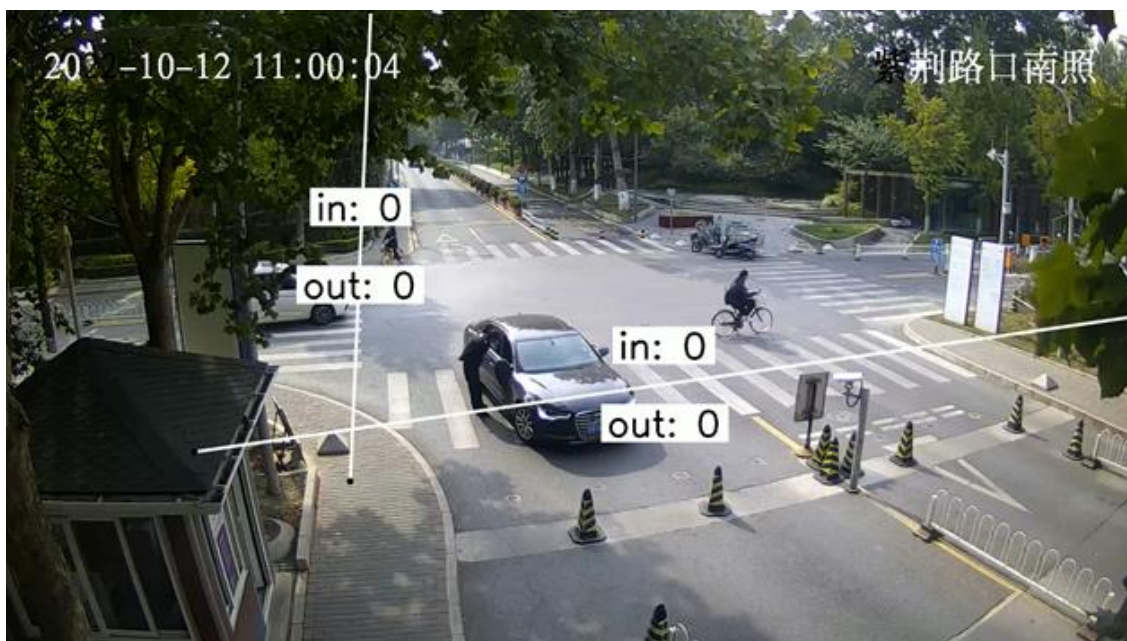


图 4.7 使用 YOLOv8、ByteTrack 和 Supervision 进行骑手检测、跟踪和计数

资料来源：作者自绘

在 2022 年 10 月 10 日至 10 月 16 日的监控视频分析期间，校园根据疫情管控规定，限定了骑手可进入的校门为东北门、西北门、南门和西南门四个。一般情况下，每位骑手在 1 小时内可以配送完成校内订单并离开校园。因此，通过对特定时段（10 分钟）进入目标校门的骑手进行计数，可以估算出该时段内进入校园的骑手总数量，后取平均值作为典型日的观测值。同时，我们也招募志愿者对这一识别结果进行手动校核，校核显示，自动化识别的计数结果偏低。

识别计数错误和漏识别主要包括以下几个方面：（1）多个骑手图像重叠或被其他物体或人遮挡，尤其是在午间密集场景或校门高流量区域，导致 ByteTrack 在目标追踪过程中失去目标，导致没有计数。（2）在正午光影复杂以及夜间视频中的光线条件较差，可能导致骑手与背景之间的对比度较低，从而使 YOLOv8 难以准确检测到骑手的存在，导致没有计数。此外，低对比度也会影响 ByteTrack 在目标追踪过程中的稳定性和准确性。（3）由于模型只会对穿过计数线时置信度达到阈值的检测框进行计数，而检测框的置信度存在不稳定的情况，因此存在某个角度识别不到目标，导致计数偏少。

最终校核得到的全天校门汇总计数观测结果如图 4.8 所示，其中每小时对应的数字为前十分钟的观测值。

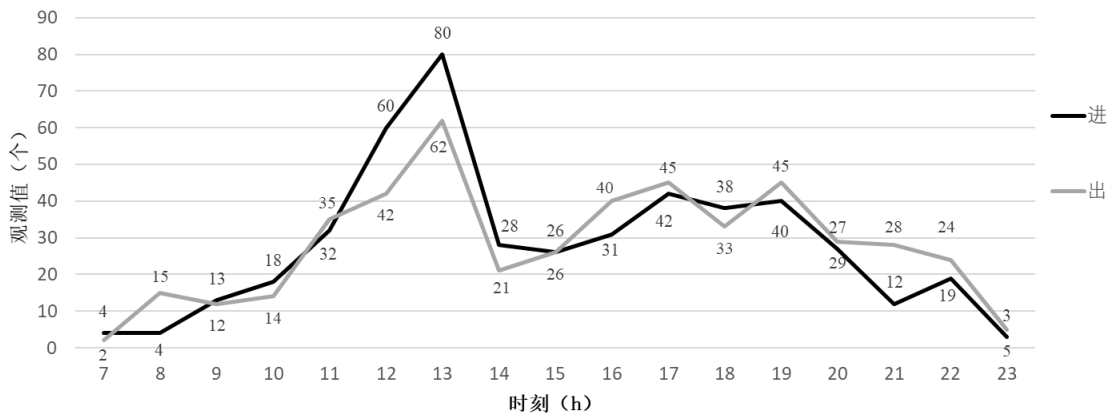


图 4.8 典型一日的骑手数量观测值时变图

资料来源：作者自绘

虽然通常使用某一时期的交通量平均值来代表该时期的交通量，但本研究认为，外卖骑手的交通量受到诸如高峰时段、地点、天气等多种因素的影响，这些因素可能使数据显示非线性特性。因此，我们使用样条插值方法对每小时开始的前十分钟的观测值进行插值，从而预测全天各时段的交通量。样条插值是一种基于分段多项式拟合相邻数据点之间曲线的方法，它不仅可以平滑插值数据，还可以通过调整插值节点的数量和位置来平衡拟合精度和泛化能力，避免过度拟合。最终还原的一日数量预测值结果如图 4.9 所示。

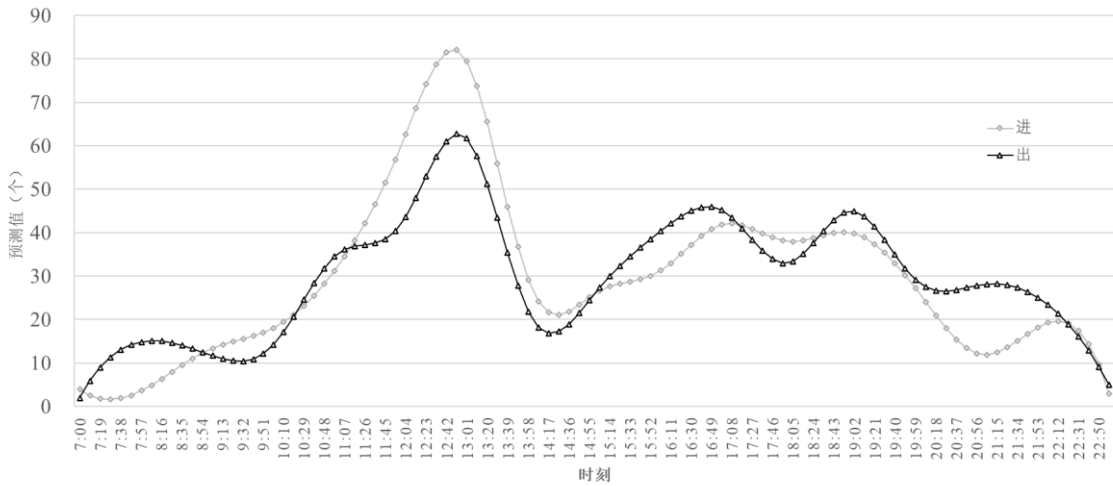


图 4.9 典型一日的骑手数量预测值时变图

资料来源：作者自绘

并用同样的方法对所有路口进行识别计数、人工校核和插值，得到每十分钟的全部流量预测值。

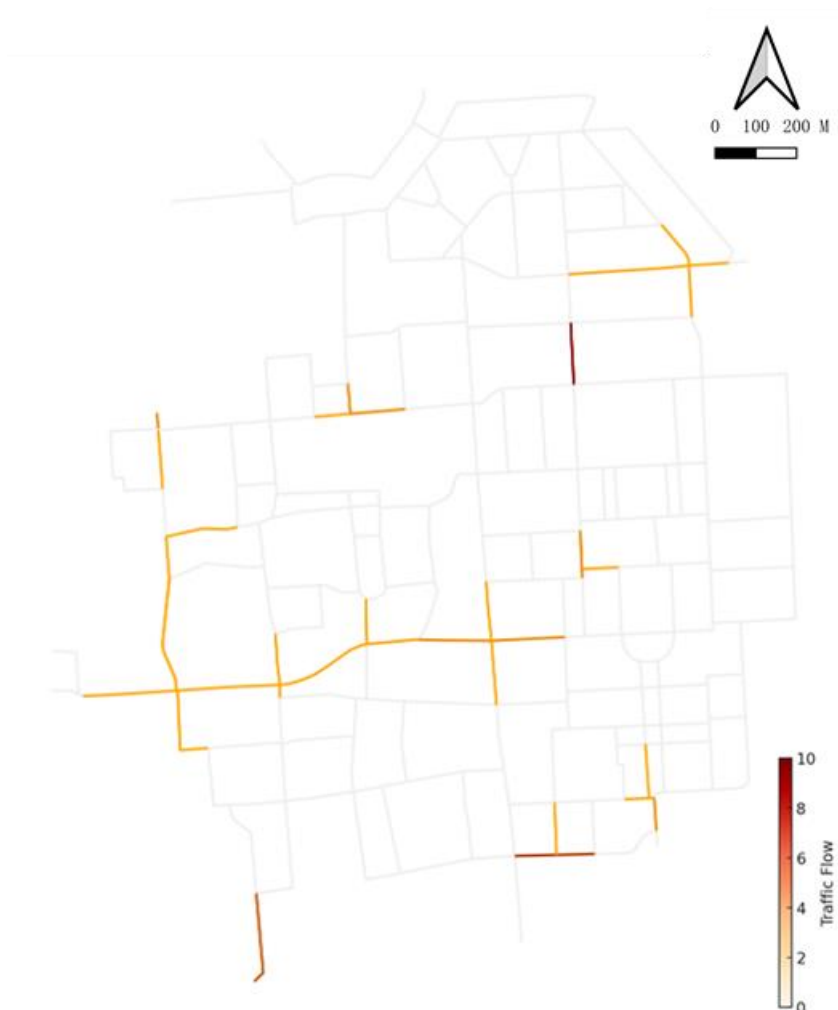


图 4.10 计数路段流量示意

资料来源：作者自绘

注：图中为七点时各路段向北或向西的骑手流量值，颜色越深代表值越大。

### 4.2.3 即时配送时空需求问卷调查

基于还原得到一天中关键点位和出入口的骑手预测数量，研究采用问卷调查和实地访谈等方式，将骑手数量进一步细分到每个小时和每个建筑。具体方法如图 4.11 所示。设定每位骑手每次配送 2 单，通过问卷调查收集每小时每座建筑之间的需求比例。据此分配订单，模拟得到各关键路口的车流量（图 4.12），并与监控视频记录的各点位的实际骑手流量进行比对。若模拟值高于观测值，则降低对应建

筑群的需求量；若低于观测值，则增加对应建筑的需求量。通过多轮迭代，调整不同区域建筑的总需求量，最终获得既符合问卷调查结果又与实际观测值相吻合的订单数据。

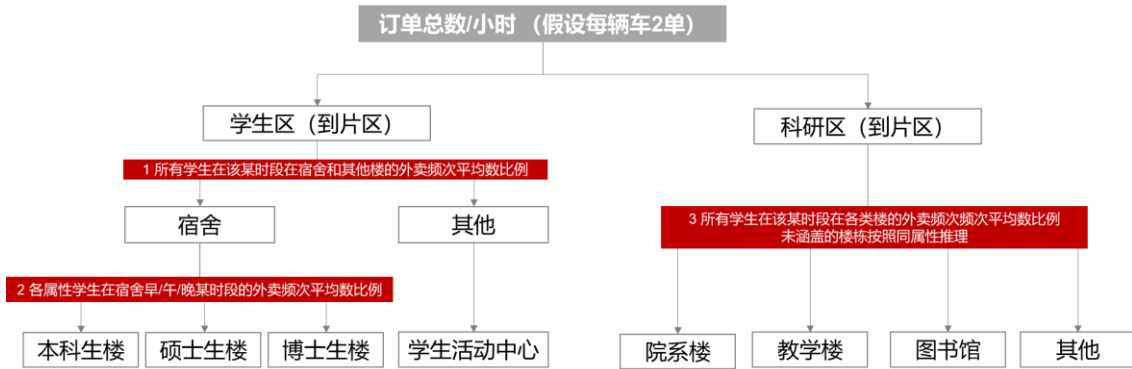


图 4.11 推算建筑尺度订单数据方法

资料来源：作者自绘

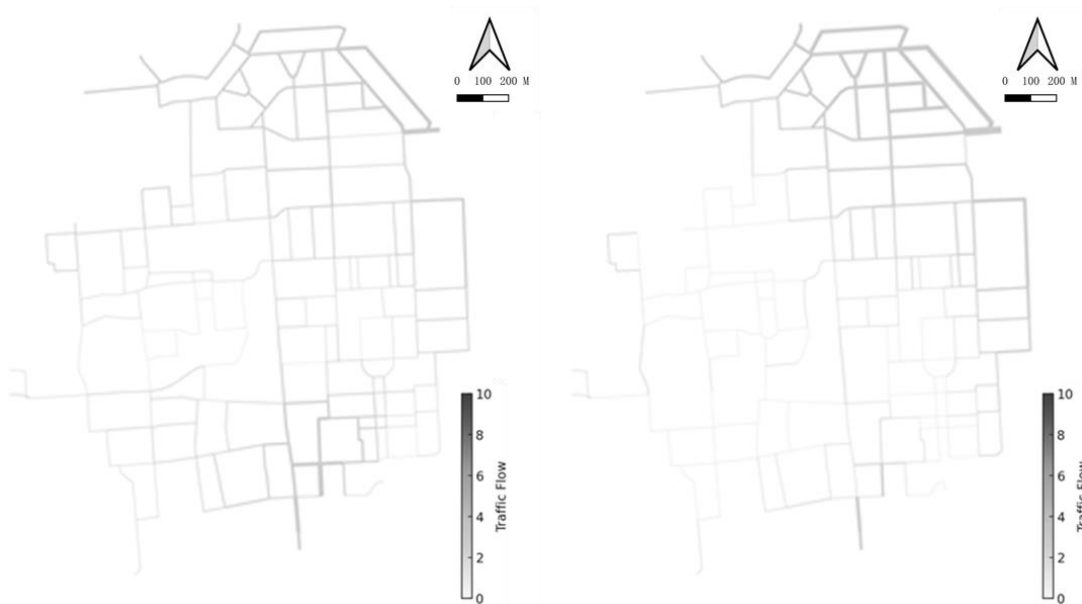


图 4.12 模拟得到的各路段流量示意

资料来源：作者自绘

通过对具有不同特征的学生进行访谈和预调研问卷分析，研究发现宿舍区是即时配送服务的主要需求场所，其中以正餐时间最为显著。此外，不同教育阶段和性别的学生在配送需求上存在一定差异。相比之下，教学和科研区域的即时配送需求则主要集中在下午茶等非正餐时间段。这表明不同建筑的即时配送需求与其功

能和使用人群有着密切的联系。

为确认各建筑的使用人群、功能，对其进行逐个调研，并在问卷设计中记录其宿舍楼、院系楼等具体的建筑名称以进行校核。在建筑使用人群层面，按照教育程度和职业划分，分为“本科生、硕士研究生、博士研究生、博士后、教师”，并进一步记录人员性别和学院/系所。在建筑功能分类层面，将其分为“宿舍楼、图书馆、教学楼、院系楼、学生活动中心、其他建筑”。在时间分类层面，将其分为“上午（6:00-11:00）、中午（11:00-14:00）、下午（14:00-17:00）、傍晚（17:00-20:00）、晚上（20:00-23:00）”五个时段，以问卷结果代表各时段所涵盖的各小时情况。宿舍区各建筑的实际配送需求与使用人群以及实际居住人数均有关，因此对宿舍区建筑额外进行了人数调查（图 4.13）。

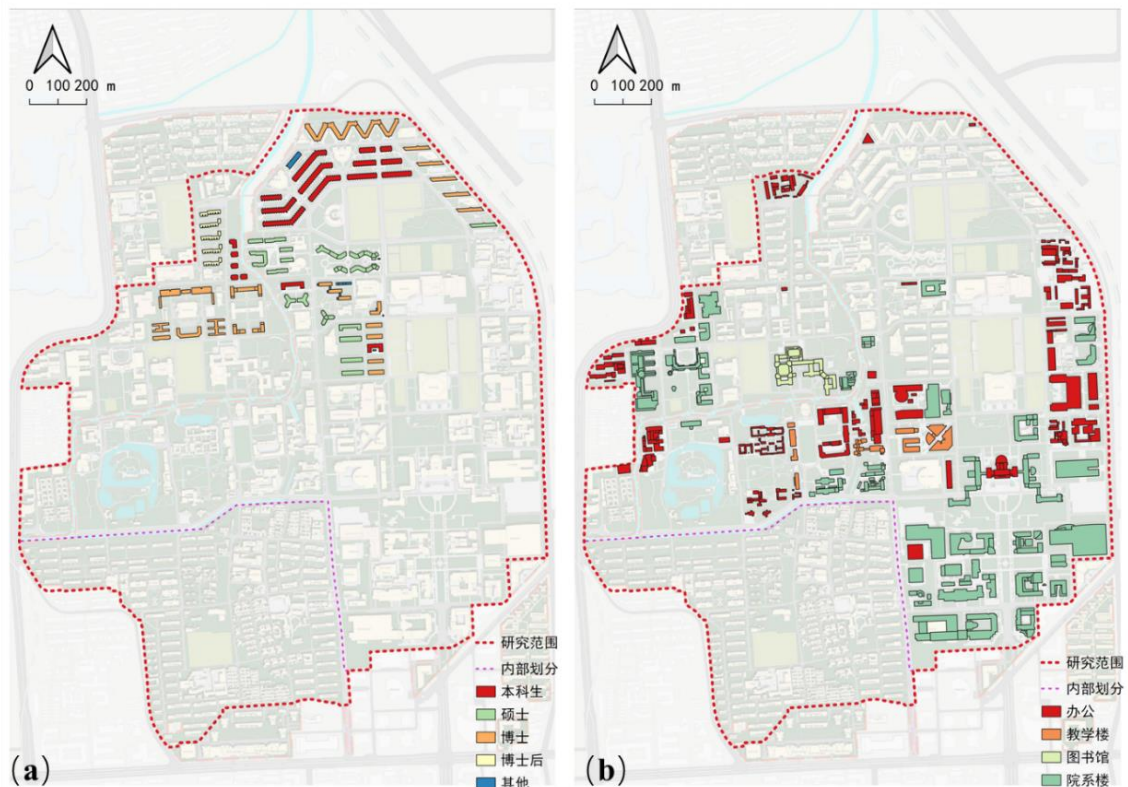


图 4.13 建筑分类 (a) 宿舍区人群属性分类; (b) 教学区功能分类

资料来源：作者自绘

向全校师生发放在线问卷，共收集到 153 份问卷，其中有效问卷为 150 份。这些问卷的受访者涉及 47 个系所、55 个宿舍楼和 80 个科研院系楼（图 4.14）。主要受访对象为学生，其中本科生数量最多，占比 35.3%，硕士研究生占比 25.3%，博士研究生占比 29.3%。尽管男性硕士研究生受访者数量较少，仅为 9 人（6%），



但其他学生群体的样本量均在 10% 以上，显示出调研结果具有一定的代表性。

调查结果显示，宿舍楼是学生们使用即时配送服务最频繁的地方，尤其是在中午和晚饭时间，需求量是其他时段的两倍以上。其次是教学楼和院系楼，但它们的使用规律有所不同。院系楼的中午、傍晚和下午的需求比例差别不大，而教学楼的中午和下午则是高峰时段，晚上的需求较低，可能与教学楼白天的主要使用时间有关。最低频的类别是学生活动中心和图书馆，且使用服务的时间主要集中在下午和晚上 8 点后。

进一步统计同一时间不同建筑的需求情况，发现宿舍楼在中午和晚上时是大家使用配送服务的首选地点，教学楼成为下午时的主要场所，而学生活动中心则是晚上 8 点后使用配送服务的常用地点。

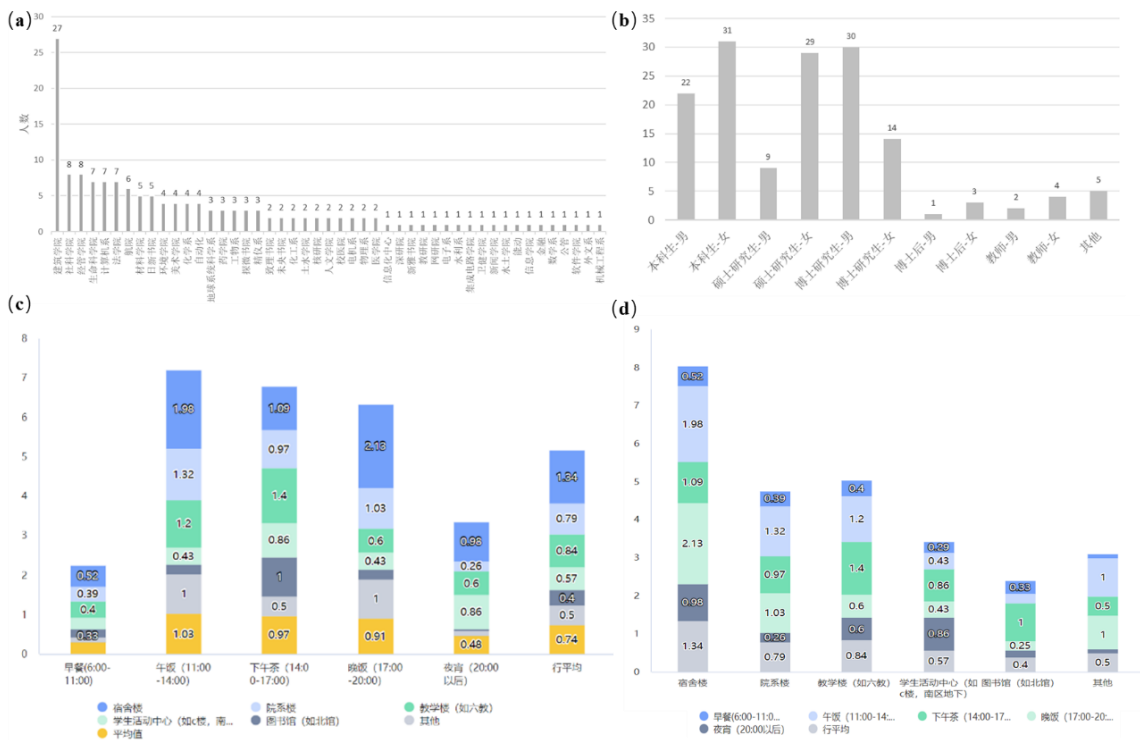


图 4.14 问卷结果统计

- (a) 系所统计；
- (b) 人群属性统计；
- (c) 学生在不同地点的即时配送时间需求分布；
- (d) 学生在不同时间的即时配送需求地点分布

资料来源：作者自绘

问卷旨在得出所有建筑的需求比例，从而在总订单数量基础上得出所有建筑

的需求数量。通过问卷中的问题“在典型工作日（休息日），您在以下地点和时间段使用外卖的次数分布是怎样的？”得出各时段所有人在各类建筑的即时配送频次平均数及其比例（图 4.15）。其中对工作日的各频次计算时的具体赋值如下：总是（一周超过 5 次）：5；经常（一周 1-2 次）：1.5；有时（二-三周一次）：0.5；偶尔（两个月一次）：0.1；从不：0。

\* 4. 在**工作日**，您在以下时间段和地点使用外卖的次数分布是怎样的？

工作日指周一至周五的典型一日

	早餐(6:00-11:00)	午饭 (11:00-14:00)	下午茶 (14:00-17:00)	晚饭 (17:00-20:00)	夜宵 (20:00以后)
宿舍楼	请选择 ▾	请选择 ▾	请选择 ▾	请选择 ▾	请选择 ▾
院系楼	请选择 ▾	请选择 ▾	请选择 ▾	请选择 ▾	请选择 ▾
教学楼 (如六教)	请选择 ▾	请选择 ▾	请选择 ▾	请选择 ▾	请选择 ▾

图 4.15 问卷界面

资料来源：作者自绘

对建筑类别和人群类别进行分别统计，得出比例（表 4.3、表 4.4）。其中由于博士后和教师群体样本量较少，最终以其他群体的平均数对其赋值。

表 4.3 各时段各类建筑的即时配送频次平均数比例

资料来源：作者自绘

建筑功能分类	上午 (6:00-11:00)	中午 (11:00-14:00)	下午 (14:00-17:00)	傍晚 (17:00-20:00)	晚上 (20:00)
宿舍楼	0.22	0.83	0.39	0.41	0.89
院系楼	0.10	0.33	0.26	0.09	0.29
图书馆	0.02	0.03	0.09	0.01	0.03
学生活动中心	0.02	0.03	0.05	0.03	0.03
教学楼	0.02	0.05	0.05	0.02	0.05
其他建筑	0.01	0.02	0.01	0.00	0.02

注：颜色越深代表其频次数越高。

第4章 校园末端物流潜力空间和现状需求识别

表 4.4 各属性学生在宿舍某时段的外卖频次平均数比例

资料来源：作者自绘

人群属性	上午	中午	下午	傍晚	晚上
	(6:00-11:00)	(11:00-14:00)	(14:00-17:00)	(17:00-20:00)	(20:00)
本科生\女	0.13	0.71	0.38	0.71	0.56
本科生\男	0.17	0.88	0.43	1.24	0.47
硕士研究生\女	0.10	0.91	0.54	0.72	0.16
硕士研究生\男	0.00	0.69	0.28	0.69	0.39
博士研究生\女	0.30	0.77	0.34	1.23	0.25
博士研究生\男	0.07	0.63	0.14	0.59	0.27

注：颜色越深代表其频次数越高。

最终得到各建筑各时段订单数据，具体包括 350 个点位×96 个时间段（每十分钟）的订单数据（图 4.16），统计得到全天订单量约为 12000。

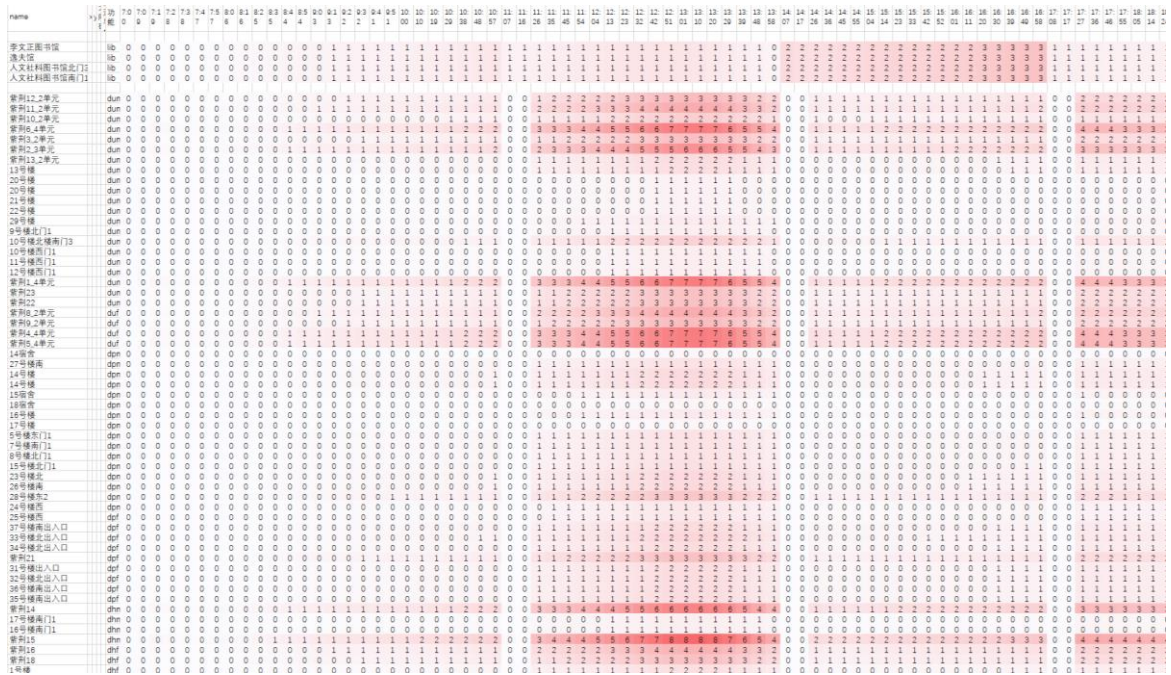


图 4.16 订单数据示意

资料来源：作者自绘

注：颜色越深代表数值越大。

### 4.3 本章小结

本章对清华大学校园内的末端物流潜力空间和现状需求进行了深入研究，通过详尽的物理空间网络刻画和即时配送需求测度，为无人配送系统的模拟仿真提供了空间和需求数据支持。

在物理空间网络刻画部分，通过数据采集和处理，收集了清华大学校园中潜在的物流机器人使用空间和起终点信息。通过主动感知方式，预先绘制采集路线，提高采集效率，并得到大量视频数据，提高了调研采集的可回溯性。此外，采用了在线标注平台，进一步优化了数据的准确性和可用性。最终得到了涵盖建筑物、构筑物、各类建筑及院落的出入口、人行道、特殊地面、绿地、快递点和停车区域等的空间数据库。采集结果揭示了校园内未来无人配送系统可能面临的空间限制和挑战，特别是对于地面配送机器人的可行性评估提供了重要依据。

在即时配送需求测度部分，研究通过监控数据图像识别和问卷调查，深入还原了校园内即时配送服务的时空需求。首先利用深度学习模型自动化识别、追踪和计数外卖骑手，成功测度了校园出入口和关键路口的骑手流量，模型表现（F1 值为 0.76）。问卷调查则进一步细化了不同时间段和不同建筑的配送需求，通过将建筑属性和使用人群（如本科生、研究生）结合，将配送需求分配至各建筑。最终得到了校园即时配送流量的全天分钟级建筑尺度的需求数据，为后续的模拟仿真工作提供了数据支持。

## 第 5 章 基于 AnyLogic 的校园末端物流无人化 仿真模拟与结果分析

### 5.1 仿真平台及建模方法

#### 5.1.1 仿真模拟平台选取

仿真模拟是一种有效的研究方法，可帮助研究人员理解复杂系统的行为，并评估不同策略或方案的效果。在研究末端物流无人化对校园环境的影响时，仿真模拟能够提供一个实验性的平台，使研究者能够模拟不同情景下的配送过程，并评估其对校园环境的影响。而平台选取是重要的模拟要素，不同系统对应的平台工具不同，一般来说面向复杂系统模拟的软件平台有：NetLogo、Swarm、Repast、AnyLogic、Vensim 等。

本研究最终选择 AnyLogic 平台，原因如下：（1）AnyLogic 平台可用于建模和分析多种复杂系统，可选择并结合使用仿真模拟模型中常用的三种方法：系统动力学、离散事件建模和基于主体的建模，从而能够更好地模拟复杂系统的行为和互动，复杂的智能体行为可通过编写智能体函数实现。（2）平台集成了地理信息系统（GIS）功能，可以方便地在校园环境中建模和分析无人物流系统。通过 GIS 功能，可以准确地模拟校园内的道路网络、建筑物位置以及其他地理特征，从而更好地理解 and 规划无人物流的运作。（3）支持统一建模语言（UML，Unified Modeling Language），可以使用 UML 来描述系统的结构、行为和交互等方面。借助 UML 可以清晰地定义无人物流系统的各个组件、关系和功能，使得系统设计更加规范和可靠。（4）具有直观的用户界面，采用 UML 可以通过图形界面直接与模型进行交互，设置模型参数、触发事件或改变模拟条件，从而快速调整模型并观察其响应。

在城市规划领域，AnyLogic 软件已广泛应用于安全疏散模拟，和道路/轨道交通等方面的研究。通过模拟仿真技术，可以利用 AnyLogic 软件对城市交通流量、交通拥堵、交通规划和安全疏散等问题进行深入分析和研究（Desai et al., 2011; Yu et al., 2018; Long et al., 2023）。

本研究使用的是 AnyLogic 8.3.4 版本，并采用 Java 语言进行编码。模拟实验在配置为 4.2GHz 四核和 16GB RAM 的 MS-Windows 10 计算机上运行。

## 5.1.2 仿真模拟流程

计算机仿真流程主要涉及以下几个关键步骤：模型的建立与形式化、仿真建模、程序设计、模型验证、实验执行以及输出结果的分析。首先，在模型建立与形式化的阶段，需要界定模型的范围，并收集系统的先验知识与实验数据，以确保模型的可靠性。随后，进入仿真建模阶段，选取合适的算法以确保模型具有稳定性、准确性和快速性，满足仿真的基本要求。接下来，进入程序设计阶段，将仿真模型转换成计算机可执行的程序，同时进行程序的调试，并对仿真算法的有效性进行验证。接着，进行实验运行，根据仿真目的对模型进行多方面的实验，并获取输出结果。最后，进行输出分析，评价系统性能并检验模型的可信性。在实际仿真过程中，这些步骤通常需要多次迭代和反复。

## 5.2 模型建立与形式化

### 5.2.1 问题描述

首先确定仿真的目的和范围，明确需要建立的模型边界。由于模型只反映现实系统的一部分，因此需要定义针对实际系统的关键模拟问题，即对现实系统问题的抽象程度，也就是模型边界。

研究对实际末端配送过程进行了如下抽象：在没有机器人时，物品由外卖骑手配送。在校园环境内，配送始于某个校门，每个骑手接受 4-5 个校内订单，并且从靠近任一订单目的地的校门进入校园。按照最短路径寻路并配送完成所有订单。物品交付时，骑手需在目的地等待，进行卸货并联系顾客，最后骑手从距离此时位置最近的校门离开校园（图 5.1a）。

而机器人配送时，每个机器人隶属于一个配送枢纽，该配送枢纽整合了某个配送区域的一组包裹。机器人接受这一组包裹中的任意 4-5 个，并从配送枢纽出发，按照最短路径寻路并配送完成所有订单，最后回到自己的配送枢纽（图 5.1b）。

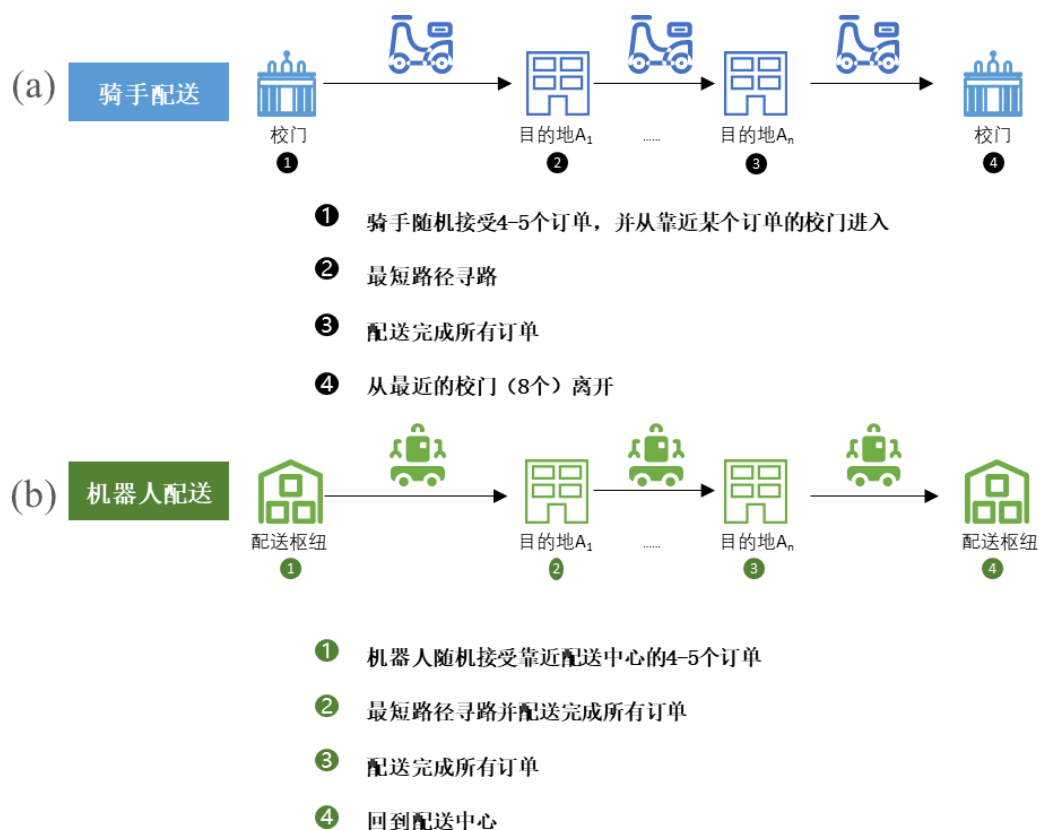


图 5.1 自动化配送流程 (a) 骑手配送流程；(b) 机器人配送流程

资料来源：作者自绘

## 5.2.2 指标构建与变量选取

仿真模拟的目的即探究无人化末端物流的外部影响，并通过外部影响绩效评估情景，辅助情景决策。不同结果绩效通常受到不同情景参数的影响，如 Figliozzi et al. (2020) 通过数学建模发现只有在物流需求密度较低的情况下，无人机的运营成本才会更高。对同一类主体来说，不同的情景变化也会产生不同的外部性结果。Khalid et al. (2020) 发现随着物流需求的增加，顾客等待时间和碳排放都会增加。因此需要首先构建综合的绩效评价指标，并选取对应不同情景的关键参数。

基于 2.5 中对文献综述的整理结果，无人化物流的绩效可以通过一系列指标进行衡量（表 5.1）。结合校园实际情况和统计数据，研究从经济、生态和社会三个维度构建了绩效指标（表 5.2），旨在综合评估配送过程。

在经济绩效方面，重点关注配送过程产生的成本和配送效率，包括总配送距离、平均每单的配送距离以及平均配送时间。其中配送距离可以有效衡量配送任务的地理效率。较低的平均配送距离意味着配送任务得到了高效的规划，减少了不必要的行驶距离，从而降低运营成本并可能减少碳排放。较低的配送时间不仅意味着更

高效的配送服务，也意味着更高的订单处理周转率，即在同样的时间内一个配送主体能在同样的时间内配送完成更多的订单，从而增加经济效益。在生态绩效方面，重点关注配送过程产生的总能耗，可评估配送的环境影响和能源效率。而在社会绩效方面，关注顾客的等待时间，可以评估服务质量和顾客满意度。

表 5.1 基于文献综述的绩效指标

资料来源：作者自绘

类别	衡量指标	指标解释	
经济绩效	交付时间	平均交付时间	从接单到送达客户的平均时间
		准时交付率	按预定时间或承诺时间准时送达的订单比例
	成本	每单成本	包括人工成本、运营成本（如燃料或电力、维护等）
		长期成本	考虑购买/租赁设备、维护、更新和其他长期投资的总成本
生态绩效	能源效率和环境影响	单位距离能耗	每单的能源消耗（如燃油、电力）
社会绩效	可靠性	交付失败率	无法按时或正确交付的订单比例
		机器故障率/人员缺勤率	机器人出现故障或骑手缺勤导致的服务中断率
	安全性	事故率	在送货过程中发生事故的频率
		货物安全	货物在运输过程中的破损率

表 5.2 研究选取的绩效指标

资料来源：作者自绘

类别	衡量指标	指标解释	
经济绩效	成本效率	总配送距离	完成全天配送任务的总行驶距离
		每单平均配送距离	配送每一个订单的平均距离
		每单平均配送时间	配送每一个订单的平均时间
生态绩效	能源效率和环境影响	总能耗	完成全天配送任务的总电力能耗
社会绩效	顾客满意度 服务质量	顾客平均等待时间	从接单到送达客户的平均时间



基于 2.5 中对文献综述的整理结果，自动化水平、机器人的规模数量和配送需求是不同情景的关键变量，此外还有空间布局、机器人的速度、可承载货物的尺寸/质量、电池续航时间等因素（表 5.3）。

研究结合既有研究基础以及后续在规划和管理过程中的管控可行性，选择部分参数作为可变参数进行情景变化（表 5.4）。具体包括以下方面：（1）交通安全：机器人速度、骑手速度。直接影响校园内行人的安全和配送过程中的安全性。通过控制行驶速度，可以有效减少事故的发生，从而提升校园的整体安全水平。（2）规划建设：配送枢纽个数及位置。配送枢纽将直接影响到校园的空间规划和交通流线组织。合理的配送枢纽布局将有效优化校园交通流线，提高校园空间的使用效率和交通体系的整体效能。（3）实施成本：自动化水平（骑手承担的配送订单比例）、机器人规模（每个枢纽的机器人个数）。这些参数影响到实施无人配送系统的成本和运行效率。较高的自动化水平意味着更低的人力成本，但需要较大的初期投资用于采购和维护机器人。而机器人规模则直接关联到配送系统的初期和长期运营成本。

表 5.3 基于文献综述的关键情景变量

资料来源：作者自绘

变量类型	参数	文献来源
空间布局	服务面积	Da Vimercate, 2018
	仓库位置	Poeting et al., 2019a
机器人	配送主体规模	Da Vimercate, 2018
	行驶速度	Da Vimercate, 2018
		Poeting et al., 2019a
	Samouh et al., 2020	
	承载尺寸	Samouh et al., 2020
续航时间	Da Vimercate, 2018	
物流需求	包裹数量	Samouh et al., 2020
	包裹密度	Jennings et al., 2019
交付过程	客户时段选择	Poeting et al., 2019a
		Poeting et al., 2019b

表 5.4 研究选取的情景变量

资料来源：作者自绘

目标导向	参数名称
交通安全	机器人速度
	骑手速度
规划建设	配送枢纽个数
	配送枢纽位置
实施成本	每个枢纽的机器人个数
	自动化水平（骑手承担配送比例）

### 5.3 仿真建模与程序设计

为了准确反映校园内需求订单的真实分布情况，本研究采用了一种数据驱动的建模方法。该方法依据数据库中记录的需求信息，自动化地生成模拟包裹和客户，包括各个需求点的名称、位置以及分配给这些需求点的不同时间段内的包裹数量。同时，拟布局的配送枢纽的具体位置信息也存储在数据库表中，以便在仿真模型初始化过程中生成。

在 AnyLogic 平台上构建了多个智能体（Agent），包括：

**主智能体（Main Agent）**：作为仿真模型中的最高级别智能体，负责整个仿真过程的协调和管理，包括收集基础数据、数据准备、设置仿真参数、启动仿真、监控仿真过程以及收集仿真结果等任务；**机器人智能体（Robot Agent）**：模拟机器人在校园内的配送活动；**骑手智能体（Rider Agent）**：模拟骑手进行配送的活动；**订单智能体（Order Agent）**：代表校园内的配送订单；**配送枢纽智能体（Door Agent）**；**建筑需求点智能体（Build Agent）**：代表校园内接收包裹的顾客所在地，也是所有订单的配送目的地。

研究还集成了 GIS 环境，导入了预先采集的详尽路网数据。通过读取所有建筑物需求点坐标、校门坐标等信息，构建了清华大学校园的虚拟空间，作为仿真的模拟环境（图 5.2）。

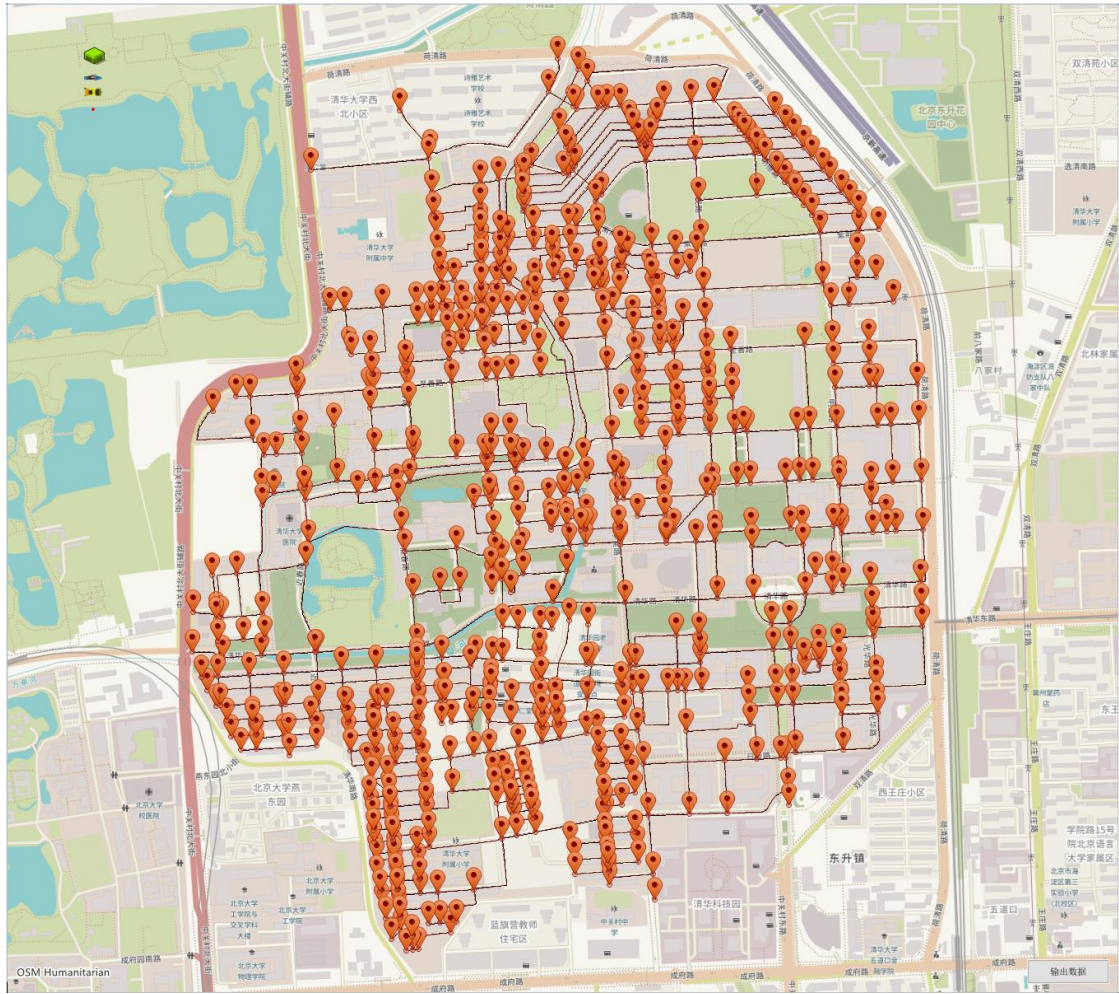


图 5.2 AnyLogic 虚拟空间

资料来源：AnyLogic 软件截图

此外，AnyLogic 平台还配备了一个主窗口，可以通过图形用户界面进行交互（图 5.3）。左侧区域内，随着模型的运行，可以实时绘制数据图表，展示模拟过程中的关键绩效数据的变化，以便于用户监控和分析模拟过程。右侧区域内设有滑块控件，允许在模型运行过程中动态调整特定参数，如配送速度、配送比例等。从而能够直观地观察到参数变化对模型绩效的影响，进而优化模拟设置以达到最佳配送效果。

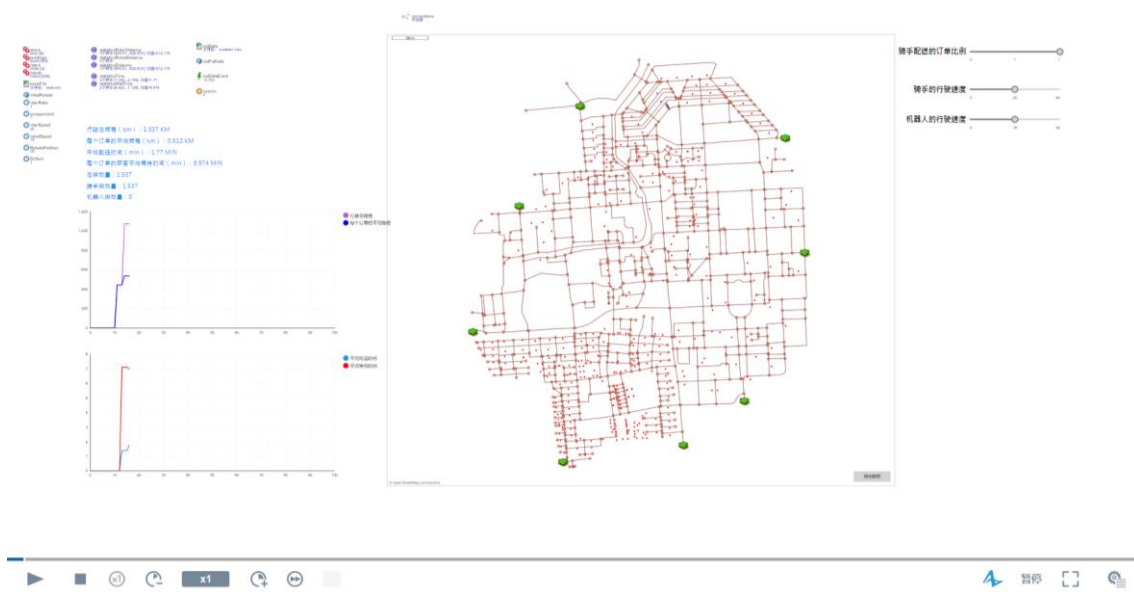


图 5.3 具有仿真模型主视图的图形用户界面

资料来源：AnyLogic 软件截图

其余输入数据还包含关键变化参数和完成配送完整流程中包含的一些必要的假设数据：

- (1) 配送策略相关参数（骑手配送订单占比）；
- (2) 配送枢纽相关参数（枢纽数量、每个枢纽拥有的机器人数量）；
- (3) 骑手相关参数（平均交付时间、平均速度和容量、装卸货时间）；
- (4) 机器人相关参数（平均速度、平均上货时间、装卸货时间）。

### 5.3.1 订单生成

生成符合现状配送需求的订单是模拟中配送和最终交付货物的基础，这些订单在模型中被设置以特定的速率生成。生成速率，即单位时间内各需求点的订单数量，已在第 4 章中计算得出。由于订单数量应为整数，生成订单的速率被近似取整。为减少订单数据中出现的零值，研究将生成速率的时间单位从 10 分钟调整为 1 小时。最终订单数据如表 5.5，涵盖早 7 点至晚 23 点的所有数据。表格中的数据即为订单的生成速率，如“紫荆 12, 11-12, 17”表示在 11 点到 12 点这一小时内，随机生成了 17 个派送至紫荆 12 号楼的订单，且这些订单的到达时间遵循泊松分布。在模型运行中，建筑需求点智能体（Build agent）会逐行读取订单表格并触发订单的后续处理。

表 5.5 订单数据示意

资料来源：作者自绘

名称	7-8	8-9	9-10	10-11	11-12	12-13	13-14	14-15	15-16	16-17	17-18	18-19	19-20	20-21
紫荆 12	0	1	3	5	7	17	17	3	5	7	10	10	10	4
紫荆 11	1	2	4	6	9	22	21	4	6	9	13	13	13	5
紫荆 10	0	1	2	3	5	12	12	2	3	5	7	7	7	3
紫荆 8	1	2	4	6	9	22	21	4	6	9	13	13	13	5
紫荆 6	1	3	6	9	14	35	33	6	10	14	20	20	20	7
紫荆 3	0	1	3	4	6	17	16	3	5	6	10	10	10	4
紫荆 2	1	2	5	8	11	29	28	5	8	11	17	17	17	6

### 5.3.2 订单分配

按照速率生成对应数量的订单后，将其存放于待分配队列中。按照“骑手配送订单占比（**rider Ratio**）”的概率分配给骑手，反之则分配给配送枢纽进一步分配给机器人。两种配送方式均为一次最多存放 4 或 5 个订单。具体实现方式如下：

首先随机生成一个 0-1 之间的数字，检查是否满足“**rider Ratio**”给定的概率。如果满足，订单则分配给骑手；如果不满足，则分配给配送枢纽。

以机器人为例（图 5.4），首先检查配送枢纽中是否有空闲的机器人（**isIdle** 为 **true**）。找到空闲机器人后，当订单总数为 4 时，有 50% 的概率将这 4 个订单分配给该机器人，之后清空订单列表，并让机器人开始配送；当订单总数超过 4 时，同样有 50% 的概率选择前 4 个订单或前 5 个订单分配给机器人。在这两种情况下，都会从配送枢纽的订单列表中移除已分配的订单，并让机器人启动配送。

骑手的分配逻辑与机器人相似，区别在于开始时骑手需要被创建并设置其初始位置，其初始位置随机位于靠近任一待配送订单的校门处。

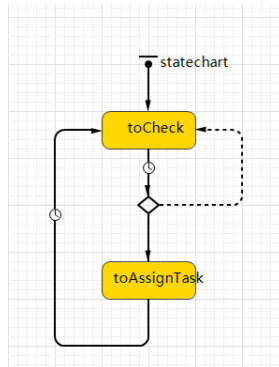


图 5.4 配送枢纽状态图

资料来源：AnyLogic 软件截图

### 5.3.3 骑手配送

由于骑手的数量是不做限制的，因此每个骑手都临时生成，完成任务后即消失。完成任务时，每个骑手都按照次序处理状态图中定义的一系列状态（图 5.5）。

骑手生成后默认处于“预备（standby）”状态。设定最大等待时间为 3 分钟，如果在这段时间内未能集齐 4 个订单，则立即启动配送，不再等待新的订单加入，从而控制非高峰期骑手的等待时长。骑手在收到订单后，会依据订单目的地与自己当前位置的距离对订单进行排序（sortCustomer），根据平台内置的最短路径算法规划配送路线，并执行配送（goToBuild）。每个订单送达后（arriveBuild）等待 1 到 2 分钟，完成卸货、打电话通知顾客等事项。重复这个流程直到所有的订单配送结束，骑手状态变为“离开校门（leaveSchool）”。随后，该智能体消失，不再参与模拟。骑手的平均行驶速度在启动参数中定义为 15km/h，后续可以根据具体情景调节这一参数。

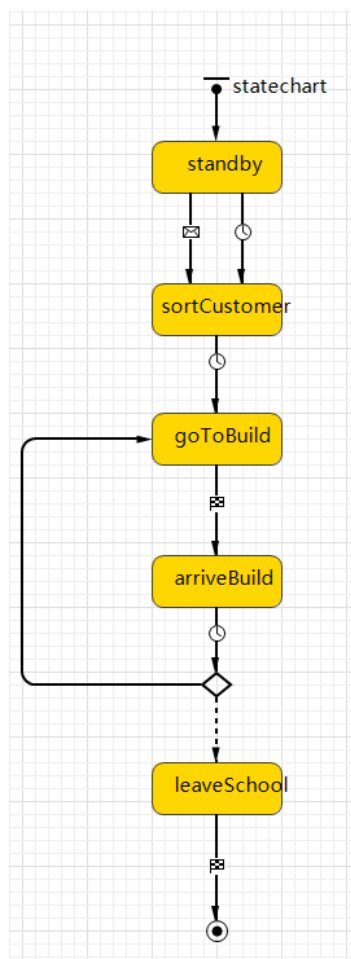


图 5.5 骑手状态图

资料来源：AnyLogic 软件截图

### 5.3.4 机器人配送

在使用机器人进行配送时，其操作流程与骑手类似，但有一些关键的区别，主要体现在机器人数量及其管理方式上。每个配送枢纽初始时就配备有固定数量的机器人，这些机器人在分配订单时的行为和状态转换也有所不同。

分配订单时，机器人的默认状态是“预备(standby)”同时标记为“空闲(Idle)”。当订单分配至特定的机器人时，其状态更改为“装载(upload)”。此阶段机器人开始装载订单 1 分钟。与骑手相同，一旦订单装载完成，机器人会根据订单目的地与当前位置的距离对订单进行排序(sortCustomer)，以最短路径算法优化配送路线。后机器人执行配送任务，每个订单送达后(arriveBuild)等待 1 到 2 分钟。重复这个流程直到所有的订单配送结束，最终回到其归属的配送枢纽，回归“空闲(Idle)”状态(图 5.6)。

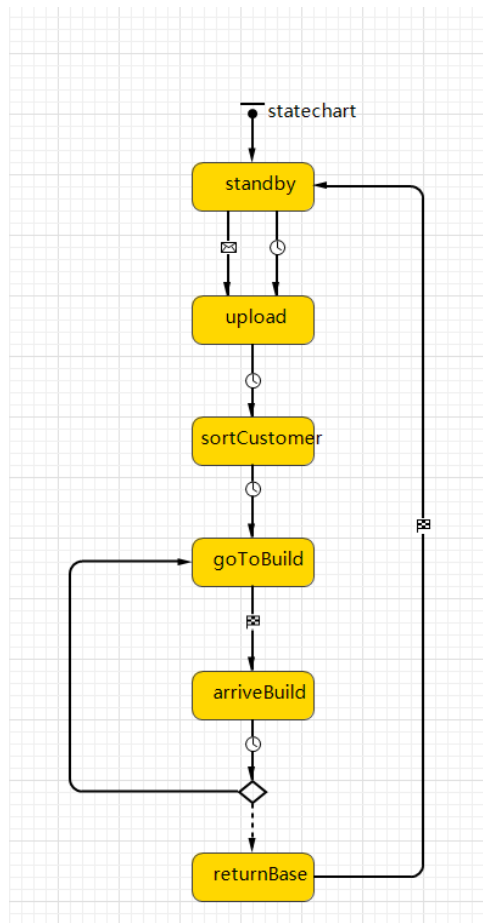


图 5.6 机器人状态图

资料来源：AnyLogic 软件截图

### 5.3.5 数据统计

为准确统计得到各绩效指标，研究在模拟过程中收集运行的基础数据，并进行计算。模型添加了多个统计数据库，分别统计了每个配送订单过程中，骑手的行驶距离  $RiderDistance$ ，机器人的行驶距离  $RobotDistance$ ，总行驶距离  $AllDistance$ ，每一单的配送距离  $PerDistance$ ，每一单的配送时间  $PerTime$  和顾客等待时间  $PerWaitTime$ 。

具体计算方法上，以骑手为例，在订单生成时记录时刻为  $startTime_{wait}$  在其进入逐单配送即“gotobuild”状态时，记录开始配送此单的时刻为  $startTime_{delivery}$ ；在其完成此单配送，处于“arrivebuild”状态时，记录此刻与该订单生成时刻的时间差为等待时间  $WaitTime$ ，记录此刻与  $startTime_{delivery}$  的配送时间差为配送时长  $totalTime$ 。

在对距离的统计中，记录每次配送前的起始位置和下一个建筑需求点位置的经纬度，计算实际配送产生的路程记为  $Distance_{rider-loaded}$  或  $Distance_{robot-loaded}$ ，最后一次配送时，记录当前位置和配送枢纽或拟出校门的经纬度，计算路程记为  $Distance_{rider-unloaded}$  或  $Distance_{robot-unloaded}$ ，并分别将该结果记录于  $RiderDistance$  和  $RobotDistance$  数据库中。总配送距离通过对所有路程进行累加得出，而平均配送距离则通过负载状态下的总距离除以订单数量计算得到。

最终各绩效指标计算如下：

$$AllDistance = \sum RiderDistance + \sum RobotDistance \quad (5-1)$$

$$RiderDistance = \sum Distance_{rider-loaded} + \sum Distance_{rider-unloaded} \quad (5-2)$$

$$RobotDistance = \sum Distance_{robot-loaded} + \sum Distance_{robot-unloaded} \quad (5-3)$$

$$PerDistance = \frac{\sum Distance_{rider-loaded} + \sum Distance_{robot-loaded}}{n} \quad (5-4)$$

$$PerTime = \frac{\sum totalTime}{n} \quad (5-5)$$

$$PerWaitTime = \frac{\sum WaitTime}{n} \quad (5-6)$$



其中,  $n$  为配送的总订单数量。

关于反映生态环境的绩效指标耗电量, 一般认为耗电量与行驶速度、行驶里程、重量均有关。本研究将其简化为仅与行驶里程有关, 并参照公开资料拟定相关参数。计算公式如下:

$$E = E_{rider} + E_{robot} = RobotDistance \cdot k_{robot} + RiderDistance \cdot k_{rider} \quad (5-7)$$

其中,  $k_{robot}=0.01636\text{kwh/km}$  (Chen et al., 2022),  $k_{rider}=0.0192\text{kwh/km}$ <sup>①</sup>。分别反映了普通电动自行车和小型机器人的耗电率。

## 5.4 模型验证

为保证后续校园尺度的模型建立, 研究首先在抽象路网中建立模型, 以 200 单位的方网格作为骑手和机器人智能体的移动路线, 配送枢纽也是校门位于左上角方格网边界, 需求点位于格网交点, 并简化一系列随机过程, 如将等候订单分配时间等设置为 1min (图 5.7)。

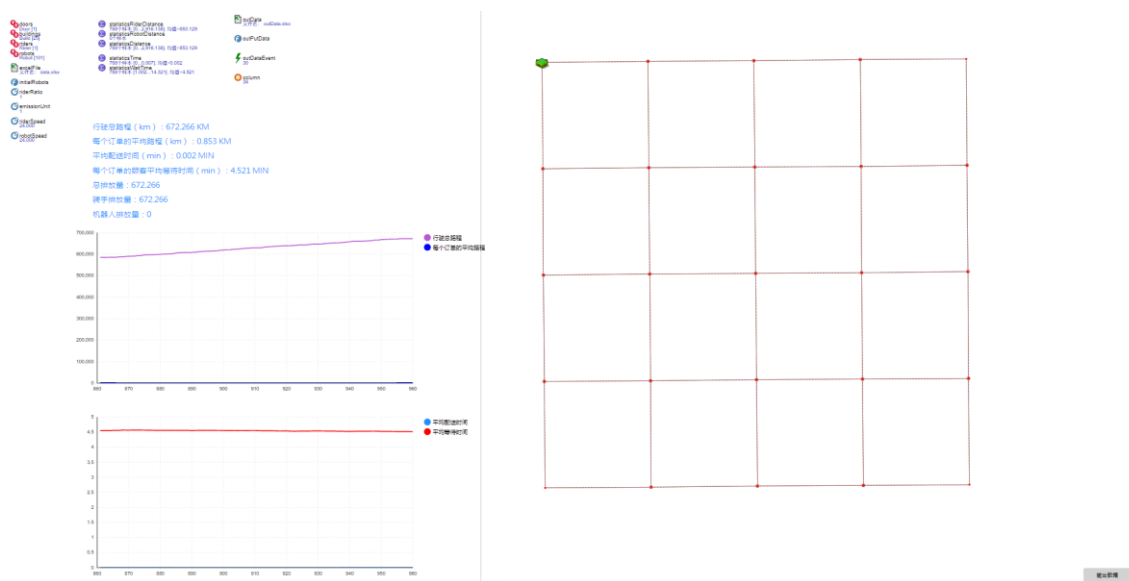


图 5.7 模型验证示意

资料来源: AnyLogic 软件截图

当校门和需求点位于格网相邻的点时, 模拟得到骑手和机器人每单配送距离为 200 单位, 1 个订单时总配送距离为 400 单位。

设置骑手和机器人的行驶速度均为 200 或 400 单位/分钟。分别以 1 个订单、

① 根据两轮电动车通用电池容量对应续航里程计算得出: 48V12Ah 电池续航 25-30 公里。

2 个订单和 4 个订单为输入数据，对模型建立进行验证。结果如表 5.6 所示，可以看到订单数量变为 2 倍后，总配送距离增加但小于 2 倍；速度变为 2 倍后，配送时间减半。可以验证模型运行符合现实逻辑。

表 5.6 模型验证结果

资料来源：作者自绘

自动化水平	0%	50%	100%
订单数：1 个/ (h*点)； 速度：200 单位/分钟	总路程：303.340 平均路程：0.740 配送时间：0.004min 等待时间：7.480min	总路程：318.030 平均路程：0.766 配送时间：0.004min 等待时间：8.870min	总路程：300.734 平均路程：0.735 配送时间：0.004min 等待时间：10.883min
订单数：1 个/ (h*点)； 速度：400 单位/分钟	总路程：303.336 平均路程：0.736 配送时间：0.002min 等待时间：7.477min	总路程：318.028 平均路程：0.766 配送时间：0.002min 等待时间：8.860min	总路程：316.377 平均路程：0.770 配送时间：0.002min 等待时间：10.6901min
订单数：2 个/ (h*点)； 速度：400 单位/分钟	总路程：515.292 平均路程：0.678 配送时间：0.002min 等待时间：5.467min	总路程：556.461 平均路程：0.667 配送时间：0.002min 等待时间：7.482min	总路程：535.566 平均路程：0.681 配送时间：0.002min 等待时间：9.779min

## 5.5 仿真模拟结果及多情景变化分析

由于仿真模拟包含多个随机过程，即使在相同的条件下，模拟结果仍然显示出一定的不确定性。为了获得一个场景下的平均结果，必须进行多次仿真模拟。本研究对每个场景进行了多次模拟，并采用平均值作为最终结果。现有研究通常进行 3 至 10 次模拟以确保数据的可靠性和代表性 (Poeting et al., 2019a)。本研究中，模拟次数的确定依据结果的稳定性和收敛性，以确保模拟次数满足要求。

研究采用了一种计算累积平均值差的方法来评估结果的稳定性和收敛性。该方法通常适用于分析时间序列数据或迭代过程的结果，通过计算连续两次模拟的累积平均值差异，并设置一个阈值来判断结果是否已稳定或收敛。一旦差值低于设定的阈值，便认为模拟结果已满足预期要求。阈值依据绩效指标的现实意义确定，例如，对于总配送距离和平均订单配送距离，阈值设为 0.1 米；对于平均配送时间和顾客平均等待时间，阈值则为 0.01 分钟。在实际模型运行过程中，经过 16 次迭代的模拟发现，进行 10 次模拟时足以达到上述阈值要求，且 10 次及之后的模拟结果稳定性没有明显变化。这表明，在本研究中，通过有限次数的模拟，能够有效评估不同场景下的仿真绩效，确保结果的可靠性与精确度。

研究进一步依据现实条件和相关规定设定了各个情景的参数变化范围(表 5.7)。

表 5.7 各参数变化范围

资料来源：作者自绘

目标导向	参数名称	变化范围
交通安全	机器人速度	6-20 km/h
	骑手速度	6-25 km/h
规划建设	配送枢纽个数	1-8 个
	配送枢纽位置	——
实施成本	自动化水平（骑手承担配送比例）	0-1
	每个枢纽的机器人个数	1-50 个

### 5.5.1 速度变化的多情景分析

根据《电动自行车安全技术规范》<sup>①</sup>，“电动自行车必须具备脚踏骑行能力、最高设计车速不超过 25km/h”；而《道路交通安全法》<sup>②</sup>第五十八条规定，“残疾人机动轮椅车、电动自行车在非机动车道行驶时，最高车速不得超过 15km/h”。基于此，本研究将骑手的速度变化范围定为 6-25km/h，以 2.5km/h 为一个变化步长。

进一步地，依据《低速无人配送车运行安全要求》团体标准<sup>③</sup>，低速无人配送车的行驶速度不应超过 20km/h，现有的商业运行配送车设计车速也为 20km/h<sup>④</sup>。对于小型机器人（使用人行道空间移动，容量较小），一般行驶速度设为 6km/h<sup>⑤</sup>。因此，机器人的速度变化范围被设定为 6-20km/h，变化步长为 2km/h。

为确保实验结果的可靠性，本研究基于预实验结果设置了宽松的其他参数，防止其成为约束条件。设置配送枢纽数量为 8 个，每个枢纽的机器人数量为 35 个。

在模拟骑手速度变化的情景下，所有订单均由骑手配送，即骑手配送订单占比为 100%。当模拟机器人速度变化时，所有订单则由机器人配送，骑手配送订单占比为 0%。

对骑手速度变化情景模拟中，每个情景模拟 10 次（图 5.8），得出以下统计结果：总配送距离的变化区间为 2087.7km 至 2111.0km，平均值约为 2099.0km；每单配送距离变化介于 151.0m 至 152.8m，平均值约为 151.8m；每单配送时间在 0.5min 至 1.98min 之间变动，平均值约为 0.97min；顾客平均等待时间从 5.72min

① 国家市场监督管理总局，中国国家标准化管理委员会. GB 17761-2018 电动自行车安全技术规范[S]. 北京：中国标准出版社，2018.

② 中华人民共和国道路交通安全法. [https://www.gov.cn/banshi/2005-08/23/content\\_25575.htm](https://www.gov.cn/banshi/2005-08/23/content_25575.htm).

③ 中国智能交通产业联盟发布团体标准《T/ITS0202—2021 低速无人配送车运行安全要求》。

④ 菜鸟 G3、小蛮驴、美团魔袋 20 等配送车产品的最高行驶速度为 20km/h。

⑤ Starship Technologies. <https://www.starship.xyz/the-starship-robot/>.

变化至 10.45min，平均值约为 7.22min；总耗电量大约为 40.3kwh。结果表明，骑手速度的变化对总配送距离、每单配送距离及耗电量的影响不显著。然而，速度的提升能够明显减少平均配送时间和顾客等待时间，尽管降低的幅度逐渐减小。因此在优化配送速率的同时，需要考虑速度增加带来的边际效益递减。

为确定最经济的速度点，研究计算了不同速度下等待时间和配送时间的效益变化，并将变化转化为累积百分比，目标是找到能够实现预定累计百分比效益增长的最优速度点。目标百分比的选择往往取决于具体的应用场景和成本效益分析（本研究拟定为 75%）。可以看到在骑手速度为 13.5km/h 左右时，即可达到 75% 的顾客平均等待时间降幅以及每单平均配送时间降幅，此后的效益增加显著放缓，同时可能伴随交通危险的增加。因此设定 13.5km/h 作为最经济的骑手速度点。

对机器人速度变化情景模拟中，每个情景模拟 10 次（图 5.9），得出以下统计结果：总配送距离介于 1610km 至 1629km 之间，平均为 1610km；每个订单的平均配送距离在 151.0m 至 152.8m 之间，平均为 151.8m；每个订单的配送时间介于 0.4min 至 1.51min 之间，平均为 0.8min；顾客的平均等待时间在 11.34min 至 7.62min 间随速度提升而降低，平均为 8.9min。总耗电量约为 26.46kwh。结果表明机器人速度的变化对总配送距离、每单配送距离及耗电量的影响不显著。然而，速度的提升能够减少平均配送时间和顾客等待时间，降低的幅度逐渐减小。

可以看到在机器人速度为 13km/h 左右时，即可达到 75% 的顾客平均等待时间降幅（顾客平均等待时间降至 8.56min）以及每单平均配送时间降幅，此后的效益增加显著放缓，同时可能伴随交通危险的增加。因此选择 13km/h 作为最经济的机器人速度点。

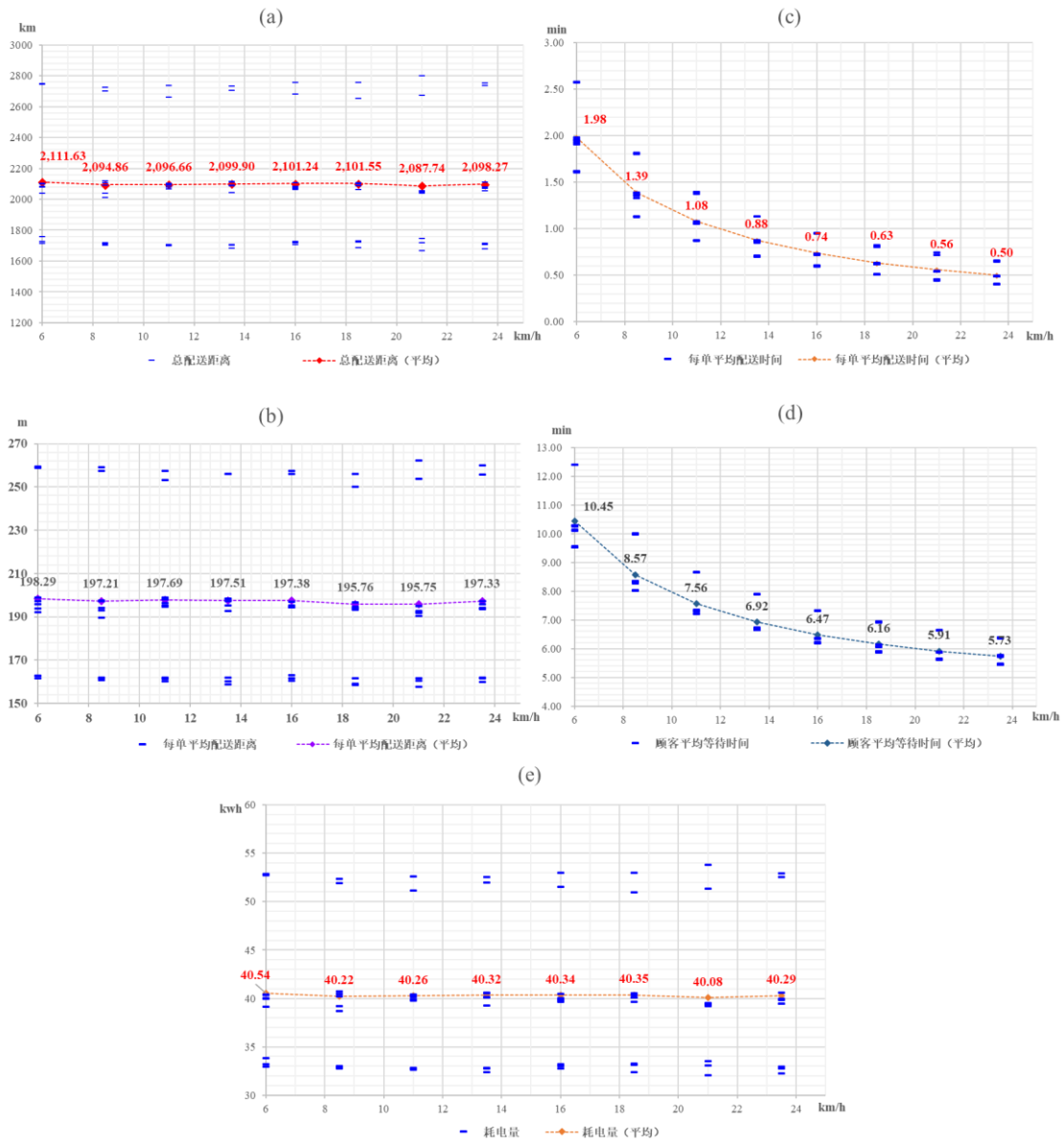


图 5.8 骑手速度变化绩效

(a) 总配送距离变化； (b) 每单平均配送距离变化；

(c) 每单平均配送时间变化； (d) 顾客平均等待时间变化； (e) 总耗电量变化

资料来源：作者自绘

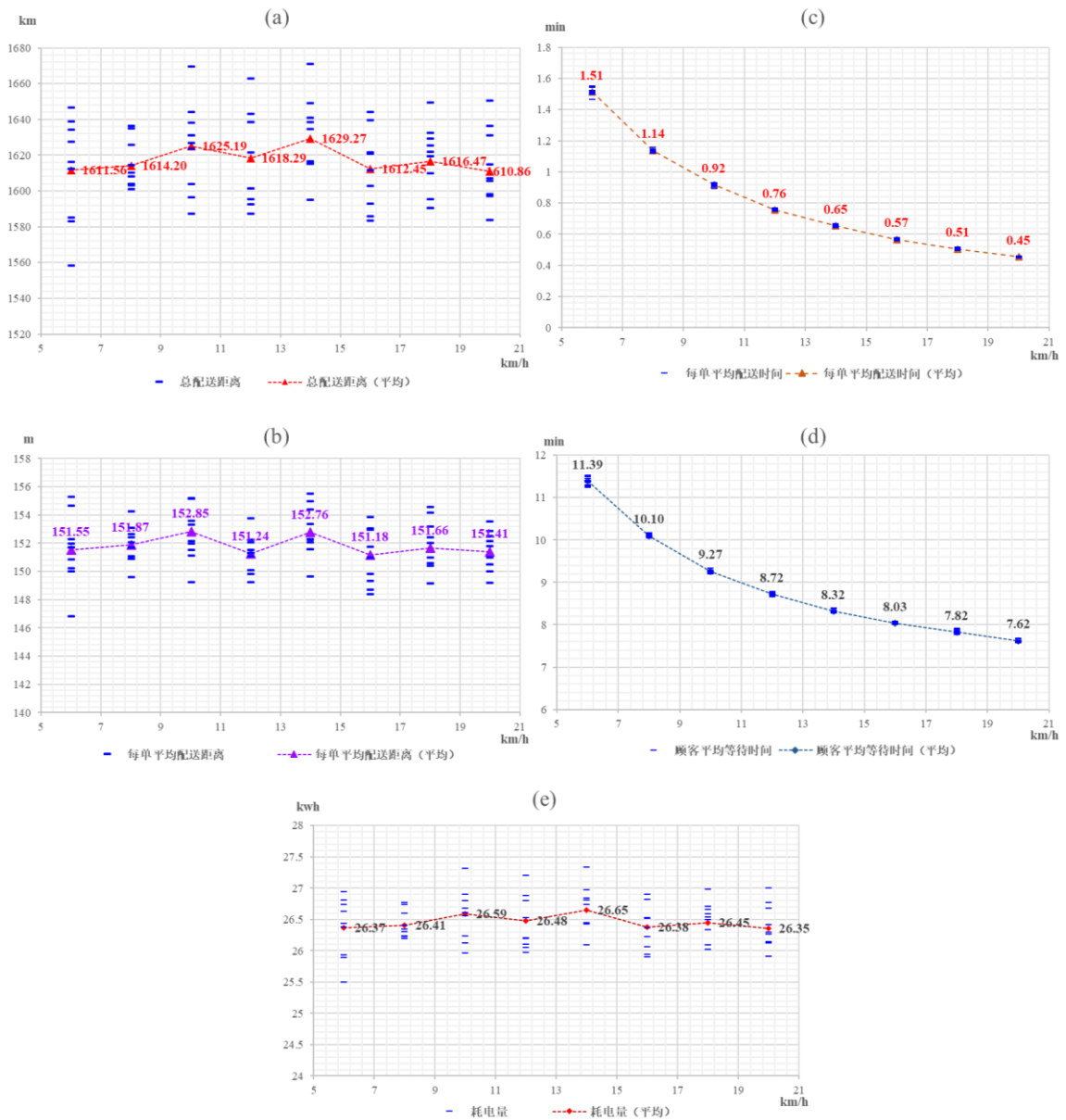


图 5.9 机器人速度变化绩效

(a) 总配送距离变化； (b) 每单平均配送距离变化；

(c) 每单平均配送时间变化； (d) 顾客平均等待时间变化； (e) 总耗电量变化

资料来源：作者自绘

研究进一步对两个主体的速度参数变化的情景进行了横向比较，以观察在相同的配送速度即遵守相同校园交通安全规定的前提下，机器人和骑手在绩效结果上的差异（图 5.10）。

机器人在总配送距离上表现出明显的优势，相比骑手降低了约 25%。机器人也在每单平均配送时间上显示出优势，每单的配送时间比骑手低 10%。这可能是由于机器人的接收订单根据距离进行了预先筛选，将其配送范围限定在一定的以枢纽为中心的缓冲区内，因此配送时间也被一定限制。在能耗方面，机器人的表现同样更佳，耗电量比骑手低 35%。这是由于机器人配送情景下，总的配送距离大大缩短。

尽管机器人在多数性能指标上优于骑手，顾客的平均等待时间却略有上升，增加了 1 至 2min。这可能是因为机器人的处理相较骑手多了一些如装货等操作流程。此外，结果显示，随着配送速度的提升，每单配送时间的差距在逐渐减小，而顾客等待时间的差距却逐渐增大，这表明骑手在速度提升时对减少顾客等待时间更为有效。

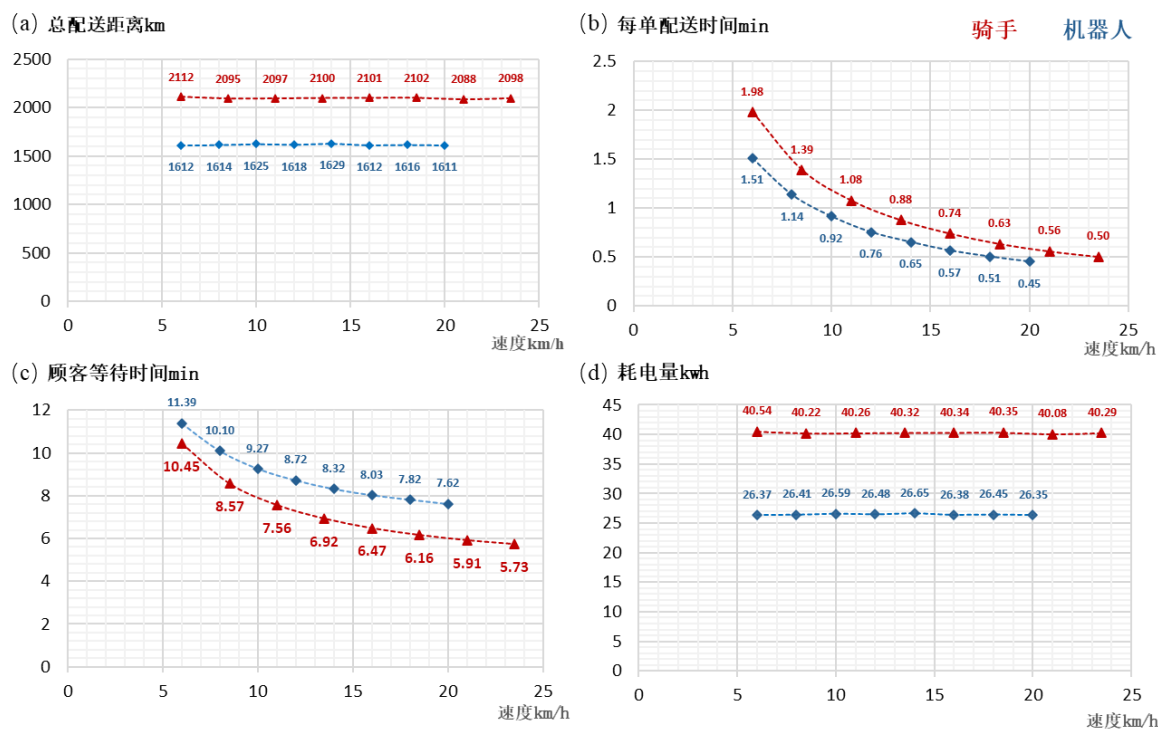


图 5.10 机器人和骑手配送绩效对比

- (a) 总配送距离变化； (b) 每单平均配送时间变化；  
(c) 顾客平均等待时间变化； (d) 总耗电量变化

资料来源：作者自绘

### 5.5.2 自动化水平变化的多情景分析

研究进一步探讨了校园物流在向全面自动化过渡期间，机器人与骑手共同配送的策略效果。这一过渡期是由不同的自动化水平来定义，即骑手承担的配送比例的变化。研究有助于评估在向无人化物流过渡的不同阶段，各种配送策略的绩效表现。其余模拟条件设置为：机器人和骑手配送速度均为最高限制速度 15km/h，8 个配送枢纽，每个枢纽配备 35 个机器人。每个情况模拟 10 次左右，并对平均值进行统计。

模拟结果如图 5.11。随着骑手在配送中的比例增加，可以发现总配送距离、每单平均配送距离以及每单平均配送时间均出现了小幅上升（约 5%）。特别是当骑手承担的订单比例在 75% 至 100% 之间时，这些增长趋于平稳。同时，耗电量的上升呈现出明显的线性趋势，增加了 23%。相较之下，顾客的平均等待时间则从 8.19min 降低至 6.41min，下降了 22%，但下降速度有所放缓。因此，选择 75% 作为较理想的骑手配送比例，即自动化水平为 25%。



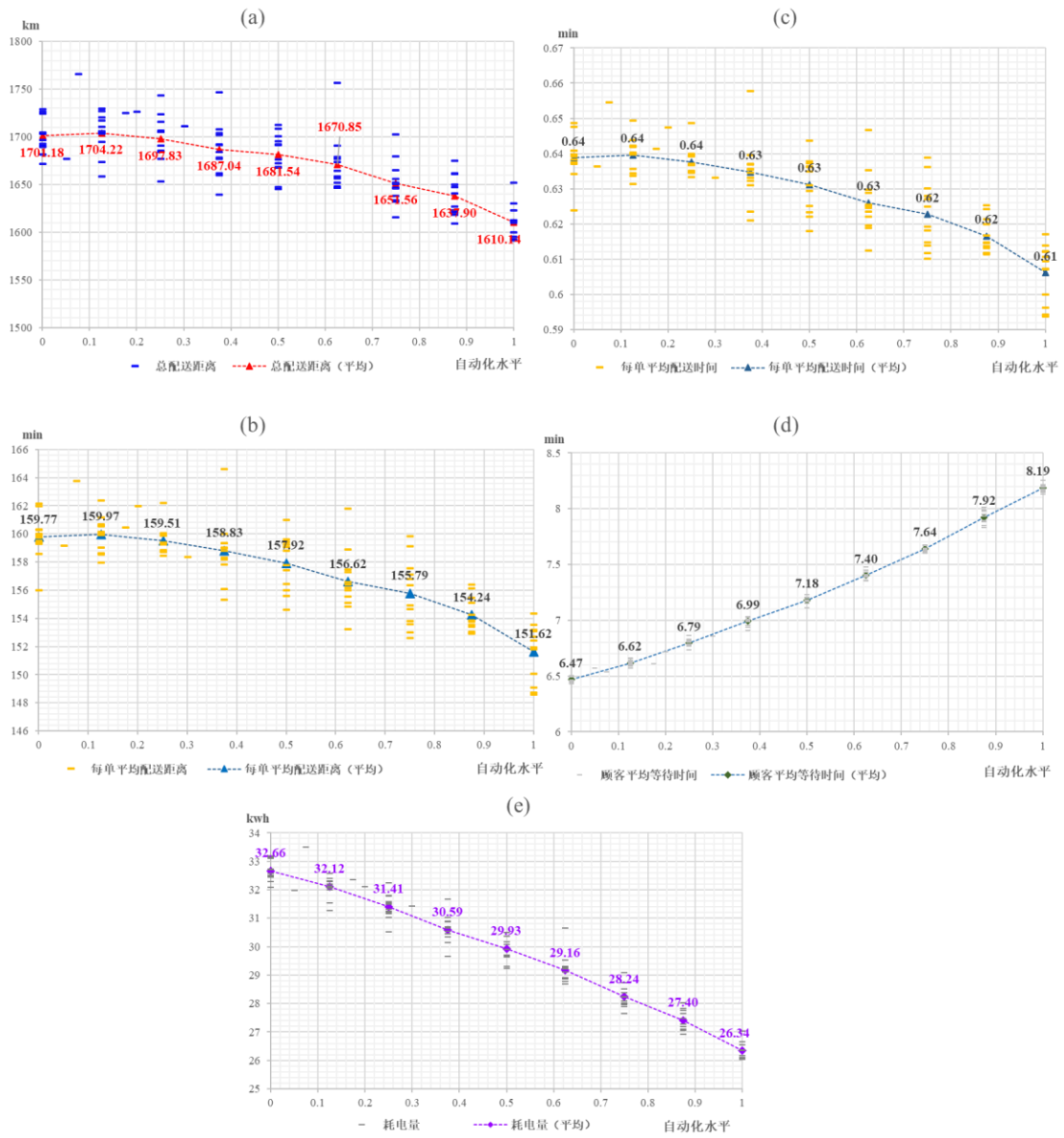


图 5.11 自动化水平变化绩效

(a) 总配送距离变化；(b) 每单平均配送距离变化；

(c) 每单平均配送时间变化；(d) 顾客平均等待时间变化；(e) 总耗电量变化

资料来源：作者自绘

### 5.5.3 机器人规模变化的多情景分析

机器人规模由“每个配送枢纽的机器人数量”以及“配送枢纽的数量”这两个参数共同决定。“每个配送枢纽的机器人数量”将决定每个配送枢纽的建设规模，“配送枢纽的数量”则直接决定了空间布局 and 成本。

本研究以多个配送枢纽为基础改变机器人的数量进行多次模拟。其他参数设置为：机器人速度 15km/h，自动化水平 100%，即全部由机器人配送订单。

对不同数量的枢纽模拟结果对比可以发现（图 5.12），较小规模的机器人无法完成全天订单的配送。当布局 8 个枢纽时，每个枢纽需要配置 5-6 个机器人可完成全天配送任务；若布局 4 个枢纽，则每个枢纽需要约 12 个机器人；而 1 个枢纽的情况下则需要配置 44 个机器人。但总计大约 40 个机器人时，即使枢纽数量不同仍可实现基本的全日配送要求。

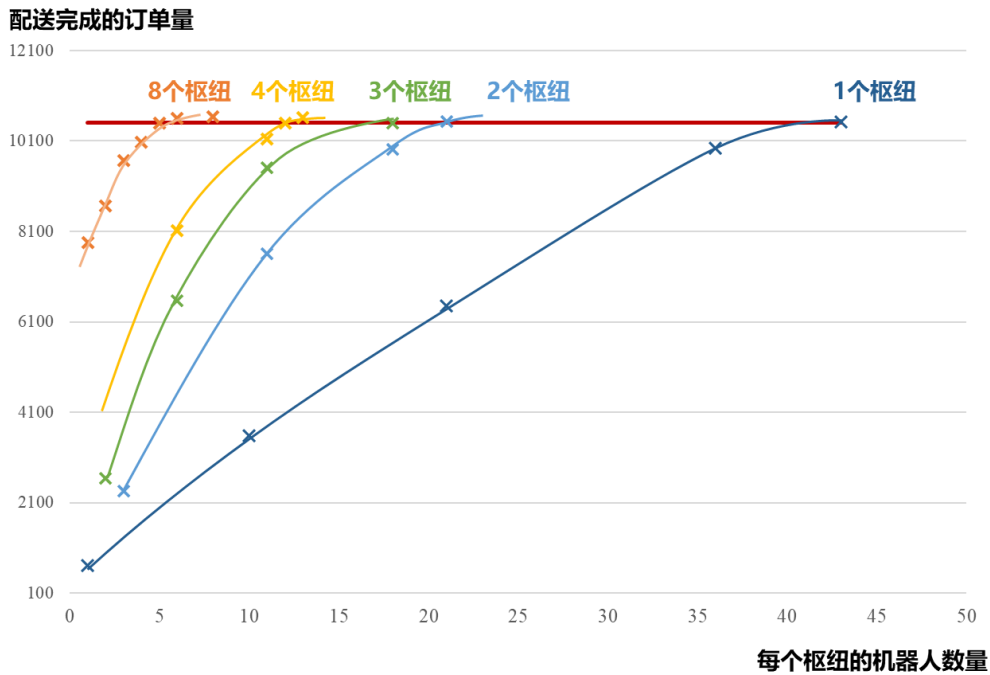


图 5.12 机器人规模变化与配送完成订单量的关系

资料来源：作者自绘

### 5.5.3.1 配送枢纽数量变化情景

在探讨配送枢纽数量的变化对绩效指标的影响时，为在保证全日配送完成的前提下进行各绩效指标比较，为使各情景绩效均达到可比的最佳水平，将各枢纽的机器人数量进一步扩大，修改为每个枢纽配置 50 个机器人，其他条件保持不变。

得出以下统计结果：总配送距离的变化区间为 2670.0km 至 1609.0km，平均值约为 1932.7km；每单配送距离变化介于 151.0m 至 253.0m，平均值约为 182.4m；每单配送时间在 1.10min 至 1.43min 之间变动，平均值约为 1.97min；顾客平均等待时间从 78.40min 变化至 10.00min，平均值约为 19.93min；总耗电量大约为 31.6kwh。

结果表明，配送枢纽数量增加整体会降低各绩效指标，但变为 2 个枢纽时，顾客等待时间显著下降，其余指标有小幅上升。4 个及更多枢纽数量的变化对结果的影响程度减弱。

### 5.5.3.2 机器人数量变化情景

在 8 个配送枢纽的情况下，对每个枢纽的机器人数量变化进行模拟。其余模拟条件保持不变。

得出以下统计结果：总配送距离的变化区间为 475.0km 至 1599.0km，由于机器人数量过少时未完成全天的配送任务，因此配送距离较小；每单配送距离变化介于 66.0m 至 148.0m；每单配送时间在 1.10min 至 1.43min 之间变动，平均值约为 1.97min；顾客平均等待时间从 147.10min 变化至 10.10min；总耗电量大约为 31.6kwh。

结果表明，各枢纽机器人数量增加将会增加总配送距离、每单平均配送距离和配送时间以及耗电量，但会降低顾客等待时间，且机器人数量增长至 10 个左右后变化趋平。

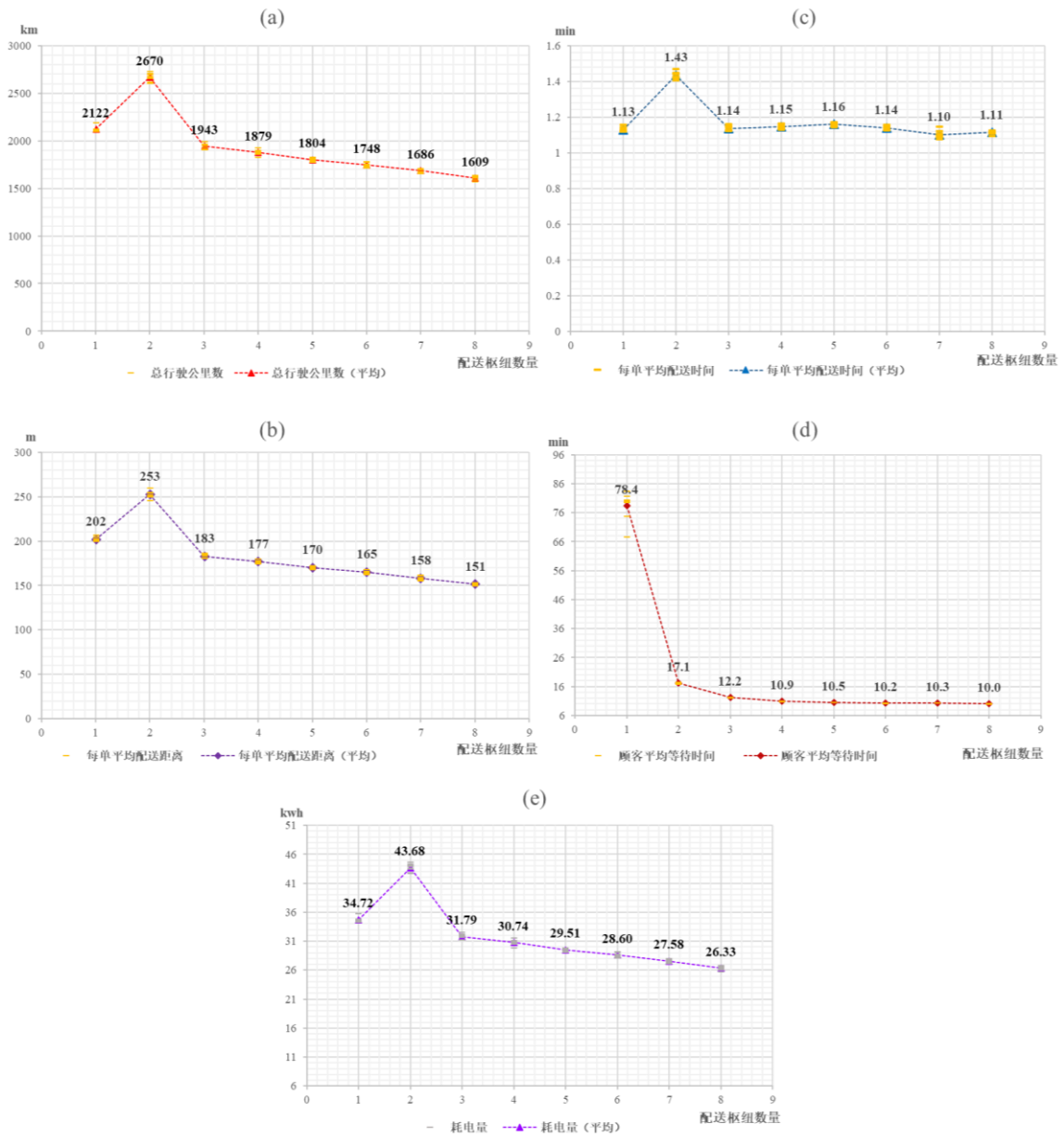


图 5.13 配送枢纽数量变化绩效

(a) 总配送距离变化； (b) 每单平均配送距离变化；

(c) 每单平均配送时间变化； (d) 顾客平均等待时间变化； (e) 总耗电量变化

资料来源：作者自绘

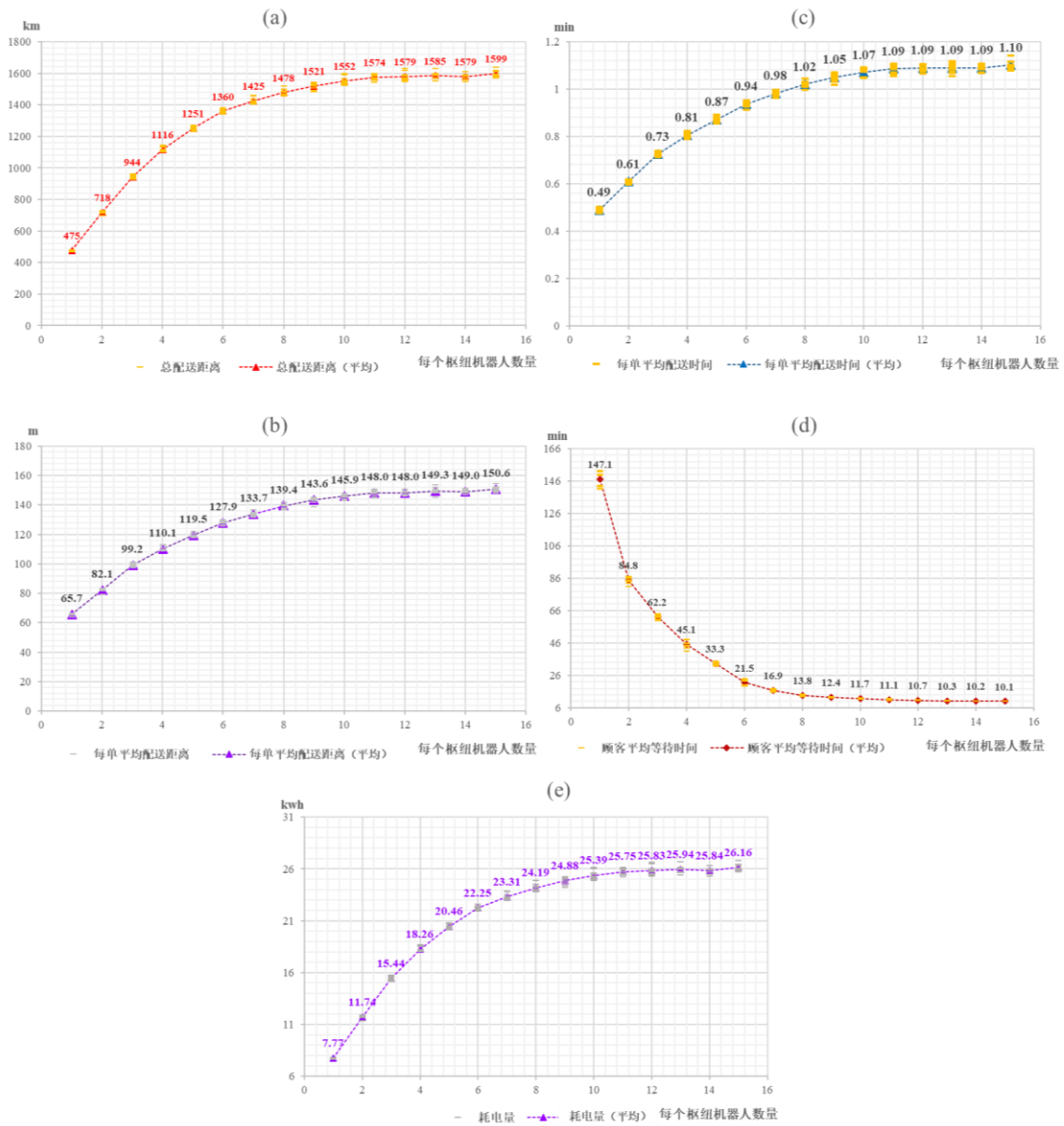


图 5.14 机器人数量变化绩效

(a) 总配送距离变化； (b) 每单平均配送距离变化；

(c) 每单平均配送时间变化； (d) 顾客平均等待时间变化； (e) 总耗电量变化

资料来源：作者自绘

### 5.5.3.3 综合变化情景

研究进一步探讨了两个规模相关的参数综合变化对绩效产生的影响。

模拟结果显示（图 5.15），枢纽数量增加可以有效降低顾客等待时间。具体而言，在只有一个枢纽的情况下，顾客的等待时间为 70min，而且即便增加更多机器人，等待时间也不会进一步减少。而当枢纽数量增至 8 个时，顾客的等待时间可以缩短至大约 9-10min。

达到最低等待时间所需的机器人数量随枢纽数量的增加而减少。具体来看，在只有单个枢纽的情景下，达到最低的顾客等待时间需要 50 个机器人。当枢纽数增至 4 个时，每个枢纽需要部署 20 个机器人。若枢纽数量达到 8 个，每个枢纽只需 10 个机器人。尽管每个枢纽所需的机器人数量随枢纽数量增加有所减少，但整体所需的机器人总数却从 50 个增加到 80 个。

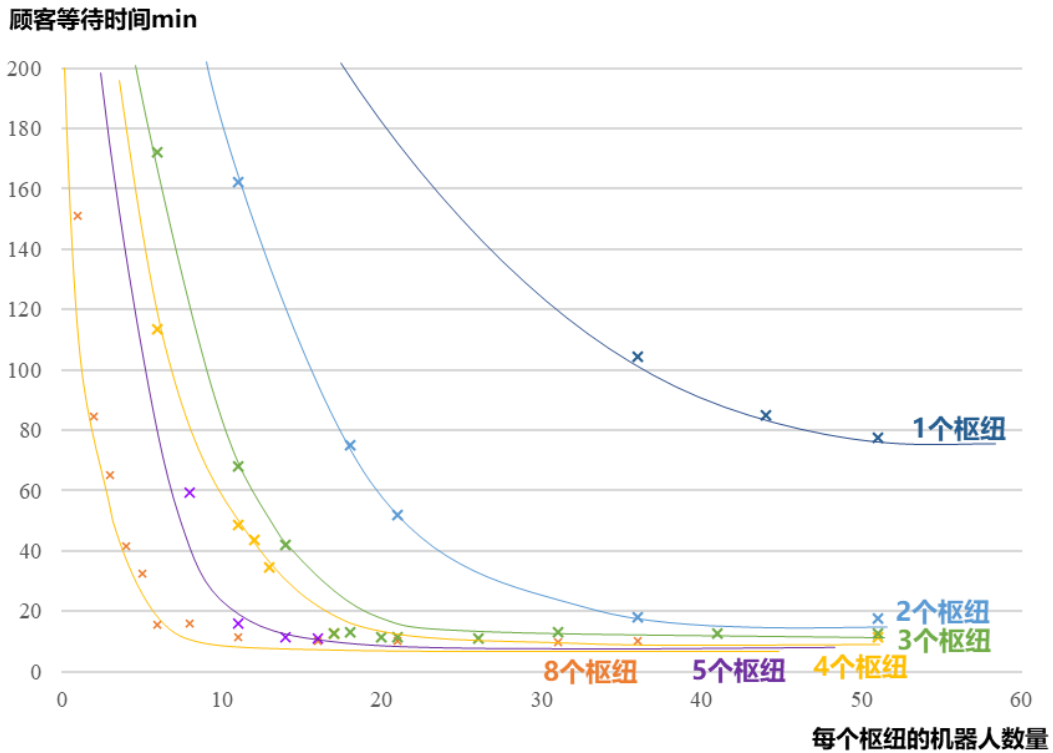


图 5.15 机器人规模变化与顾客等待时间的关系

资料来源：作者自绘

耗电量的模拟结果如图 5.16 所示。随着每个枢纽机器人数量的增加，耗电量随之增加并最终趋于平稳。而配送枢纽数量与最大耗电量之间的关系并非单调递减。当配送系统配置 2 个枢纽时，耗电量达到最高点，约为 44kwh。然而，随着枢纽数量增至 4 个，耗电量开始逐渐下降，当枢纽数量增加到 8 个时，耗电量进一步降低至 26kwh。

与顾客等待时间的变化一致，达成最大耗电量时，每个枢纽机器人数量随着枢纽数量的增加而减少，但机器人整体规模仍呈现增长的趋势。

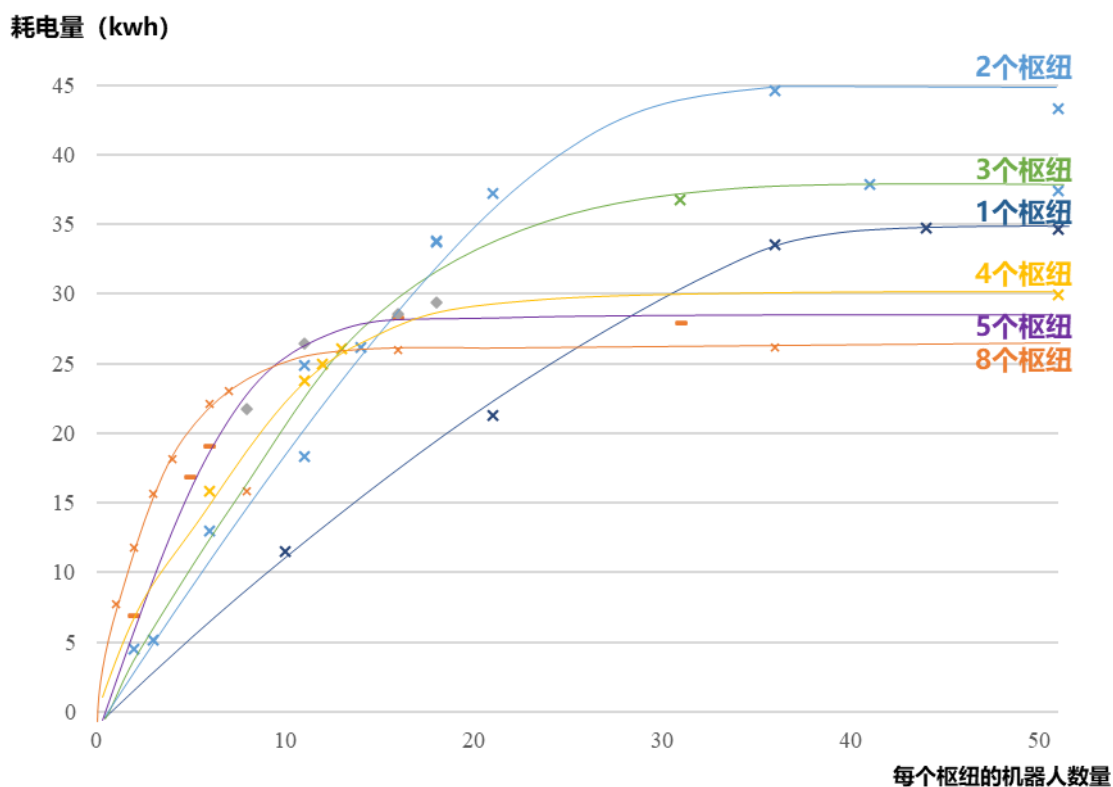


图 5.16 机器人规模变化与总耗电量的关系

资料来源：作者自绘

研究认为 4-5 个枢纽即可将顾客等待时间控制在 10min 左右，且继续增加枢纽数量绩效改变较小，而机器人数量和机器人整体规模得到了有效控制，因此是较为经济的枢纽数量。即每个枢纽的机器人数量为 15-20 个左右，整体机器人规模在 45-80 个左右。

### 5.5.4 枢纽空间布局变化的多情景分析

在保持配送枢纽数量不变的情况下，研究进一步探讨了枢纽位置对绩效结果的影响。模拟了两种不同的空间布局（图 5.17），其中第一种布局中配送枢纽位于校门附近，这一位置相较于各配送点更靠近边缘；第二种布局中，配送枢纽设置在片区的中心位置。

模拟结果显示，在两种情况下都部署了 4 个配送枢纽，而各绩效指标之间的差异非常小（表 5.8）。然而，枢纽位置从边缘向片区中心移动后，总行驶公里数和耗电量有小幅下降，但其他绩效指标基本未发生显著变化。这一结果表明，尽管枢纽的具体空间布局对绩效结果有一定的影响，但该影响相对较小。具体选址布局将在第六章校园规划中进一步分析。

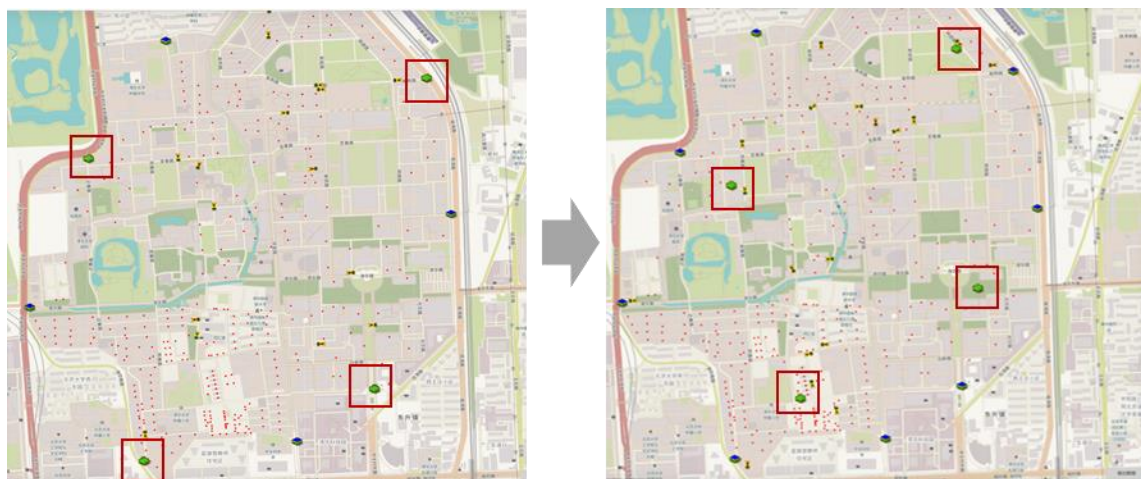


图 5.17 配送枢纽位置变化

(a) 方案 1；(b) 方案 2

资料来源：作者自绘

表 5.8 不同配送枢纽位置的平均绩效指标

资料来源：作者自绘

编号	总行驶公里数 (km)	平均订单配送公 里数 (m)	平均配送时间 (min)	顾客平均等待 时间 (min)	耗电量 (kwh)
1	2072.521	193.86	0.89	7.15	38.38
2	2053.380	192.92	0.88	7.16	37.99



## 5.6 本章小结

本章深入探讨了基于 AnyLogic 的校园末端无人化仿真模拟及结果分析。首先,详细阐释了仿真平台的选择和建模方法,展示出 AnyLogic 软件在模拟复杂系统行为和互动中的应用优势,特别是其在校园环境中模拟无人物流系统的实用性。之后,本章详细描述了建模过程,基于现实假设对配送流程进行了抽象和形式化,转化为模拟模型并进行了验证调整。参考现有研究并考虑未来校园规划与管理的可行性,研究从交通安全、规划建设和实施成本角度选取若干参数(如行驶速度、机器人规模、配送枢纽规模等)作为可调整的关键情景变量。同时建立多维度的评估绩效指标体系,包括生态效益、社会效益、经济效益,作为情景评价绩效指标。

最终以典型一日的订单数据为基础,调整关键情景变量,模拟多情景下绩效结果,并进行比较分析。模拟结果展示了机器人速度、骑手速度、自动化水平、机器人规模以及配送枢纽数量和位置对绩效的影响。结果表明,提高机器人或骑手速度、增加机器人规模和增加配送枢纽数量、优化配送枢纽空间布局(即将配送枢纽尽可能均衡地布局),可以显著降低配送时间,提高配送效率,减少顾客等待时间,同时减少能源消耗。在同样的配送速度下,机器人相比骑手可以有效降低总的配送距离、每单的配送时间、耗电量,但顾客等待时间表现稍有不足。

同时,研究基于模拟结果得出了各参数的关键取值,为校园末端物流无人化配送系统的规划和优化提供了重要的指导。若设置机器人的配送能力为一次 4-5 单,则需要大约 40 个机器人可以完成一天订单的配送。布局 4-5 个配送枢纽,每个枢纽 15-20 个机器人是较经济的规划策略。13-15km/h 是较为合理的管控速度。即以较低成本较大程度地达成目标绩效。

总体而言,本章的研究不仅证实了无人化配送在提高配送效率、降低成本和减少环境影响方面的潜力,还揭示了实现这些目标所需的关键策略和措施。通过深入的仿真分析,为校园等特定环境下末端物流无人化配送的实际应用提供了科学依据和规划指导。

## 第6章 末端物流无人化规划及应对策略

### 6.1 基于仿真模拟的校园无人化配送体系规划

在第五章的研究基础上，研究进一步探究清华大学校园无人化物流体系的空间规划。选取各参数的最佳取值作为模拟条件，并依据模拟仿真的结果对多个规划方案进行模拟和绩效比选，得出最佳方案。并对后续无人化配送的空间规划进行探索，包括配送分区、配送路线以及配送枢纽设计，旨在支持未来校园物流无人化的规划方案设计，为未来不同类别、不同尺度的无人化场景提供探索性指导。

#### 6.1.1 多方案构建

首先评估校园内可能作为配送枢纽的潜在空间。研究从基础条件和潜力条件两个角度出发，对校园空间进行详细评估，以确定备选选址。基础条件主要考虑空置建筑、空地或后勤用地的可用性，优先选择靠近现有快递点位，校门或片区中心的位置；潜力条件则关注选址点是否邻近后勤道路。最终，研究选取14个点位作为潜在的配送枢纽点（表6.1、图6.1）。

表6.1 潜力配送枢纽点位置

资料来源：作者自绘

	名称	纬度	经度
1	清华附小北	39.9956	116.3165
2	教工活动中心	39.9969	116.3148
3	照澜院南	39.9967	116.3182
4	南门锅炉房	39.9929	116.3228
5	东配楼草地	39.9991	116.3276
6	美院停车场	39.9991	116.3297
7	篮球场东	40.0088	116.3261
8	C楼	40.0086	116.3219
9	小桥快递点	40.0065	116.3199
10	变电站东	40.0061	116.3302
11	资产管理处旁边	40.0023	116.3204
12	甲所旁边	39.9992	116.3160
13	西北门快递站	40.0042	116.3127
14	西院南绿地	39.9986	116.3112



图 6.1 潜力配送枢纽点布局

资料来源：作者自绘

依据第五章的研究结论及校园不断增长的配送需求，本研究选择将 4 个或 5 个配送枢纽的组合作为规划方案。为优化模拟效率，研究首先根据空间均衡布局的原则，从 14 个潜在点位中预先筛选并组合，确保配送枢纽能更均衡地覆盖整个校园。

通过多轮实验，确定 750 米为四个配送枢纽之间的最低直线距离，这样的设定可得到一个既均衡又适中的枢纽数量组合。最终，确定了 16 种可能的组合方式（表 6.2）。

表 6.2 四个配送枢纽组合的全部方案

资料来源：作者自绘

编号	配送枢纽组合情景
1	清华附小北，清华大学南门，篮球场东，甲所旁边
2	清华附小北，清华大学南门，C 楼，甲所旁边
3	清华附小北，清华大学南门，变电站东，甲所旁边
4	清华附小北，东配楼草地，篮球场东，资产管理处旁
5	清华附小北，东配楼草地，篮球场东，甲所旁边
6	清华附小北，东配楼草地，C 楼，甲所旁边
7	清华附小北，东配楼草地，变电站东，资产管理处旁
8	清华附小北，东配楼草地，变电站东，甲所旁边
9	教工活动中心，东配楼草地，篮球场东，资产管理处旁
10	教工活动中心，东配楼草地，篮球场东，甲所旁边
11	教工活动中心，东配楼草地，C 楼，甲所旁边
12	教工活动中心，东配楼草地，变电站东，资产管理处旁
13	教工活动中心，东配楼草地，变电站东，甲所旁边
14	照澜院南，东配楼草地，篮球场东，甲所旁边
15	照澜院南，东配楼草地，C 楼，甲所旁边
16	照澜院南，东配楼草地，变电站东，甲所旁边

同样的,经过多轮实验以 780 米为五个配送枢纽最低直线距离,确保枢纽间的合理分布。最终筛选出 9 种可能的组合方式(表 6.3)。

表 6.3 五个配送枢纽组合的全部方案

资料来源:作者自绘

编号	配送枢纽组合情景
17	教工活动中心,清华大学南门,东配楼草地,篮球场东,西北门快递站
18	教工活动中心,清华大学南门,东配楼草地,C楼,西北门快递站
19	教工活动中心,清华大学南门,东配楼草地,小桥快递点,变电站东
20	教工活动中心,清华大学南门,东配楼草地,变电站东,西北门快递站
21	教工活动中心,清华大学南门,美院停车场,篮球场东,西北门快递站
22	教工活动中心,清华大学南门,美院停车场,C楼,西北门快递站
23	清华大学南门,东配楼草地,小桥快递点,变电站东,甲所旁边
24	清华大学南门,东配楼草地,小桥快递点,变电站东,西院南绿地
25	清华大学南门,美院停车场,篮球场东,资产管理处旁边,西院南绿地

对以上 25 个方案进行仿真模拟,设置条件依据第五章的模拟结果得出,为“骑手配送订单比例为 75%、骑手行驶速度设为 13.5km/h、机器人行驶速度为 13km/h、每个配送枢纽的机器人数量设为 15 个”。每个方案的模拟次数设置为 10 次,以确保数据的可靠性。得到 25 个方案在五个绩效指标上的表现(表 6.4)。

表 6.4 25 个方案的绩效结果

资料来源：作者自绘

编号	总配送距离 (m)	每单平均配送 距离 (m)	每单平均配 送时间 (min)	顾客平均等待时 间 (min)	耗电量 (kwh)
1	1702.17	159.81	0.73	8.17	31.56
2	1706.32	160.57	0.73	8.32	31.61
3	1724.16	162.47	0.74	8.32	31.95
4	1702.04	160.03	0.73	8.29	31.53
5	1715.39	161.49	0.74	8.25	31.77
6	1712.83	160.59	0.73	8.38	31.71
7	1723.83	162.10	0.74	8.31	31.96
8	1706.52	160.25	0.73	8.30	31.63
9	1710.51	161.26	0.74	8.24	31.71
10	1729.24	161.82	0.74	8.24	32.04
11	1698.95	158.95	0.73	8.27	31.50
12	1721.05	161.04	0.74	8.35	31.90
13	1703.22	160.10	0.73	8.29	31.57
14	1707.55	160.73	0.73	8.31	31.65
15	1718.19	161.67	0.74	8.26	31.83
16	1708.73	160.67	0.73	8.36	31.64
17	1788.65	168.51	0.77	8.09	33.15
18	1792.13	167.82	0.77	8.12	33.20
19	1799.61	168.62	0.77	8.12	33.34
20	1817.22	170.34	0.78	8.07	33.69
21	1772.57	167.61	0.77	8.02	32.86
22	1783.71	168.51	0.77	8.10	33.06
23	1804.89	168.96	0.77	8.10	33.43
24	1797.37	168.48	0.77	8.18	33.28
25	1790.80	167.79	0.77	8.12	33.16

### 6.1.2 多方案比选

为综合考虑各个维度的绩效指标，得出在各方面表现最优的方案，研究采用多目标优化方法。由于各目标的重要性难以被区分，研究进一步采用帕累托前沿分析方法。

在帕累托前沿分析中，一个解决方案若在至少一个绩效指标上优于另一解决方案，并且在其余指标上表现不劣，则可以说它“支配”了后者。帕累托前沿则是由那些在所有绩效目标上都未被任何其他解决方案支配的解决方案组成。这意味着，所有非支配解都构成了帕累托前沿面，这些解在多维度绩效评价中表现为最优。

由于绩效指标涉及五个不同的维度，难以通过单一图形全面展示。因此，研究通过创建多个二维散点图，成对比较，展示每两个指标之间的关系，来间接展示这些指标间的相互作用（图 6.2）。每个子图表示两个不同指标之间的关系，其中蓝色点代表所有情景，而红色点即为帕累托最优解。

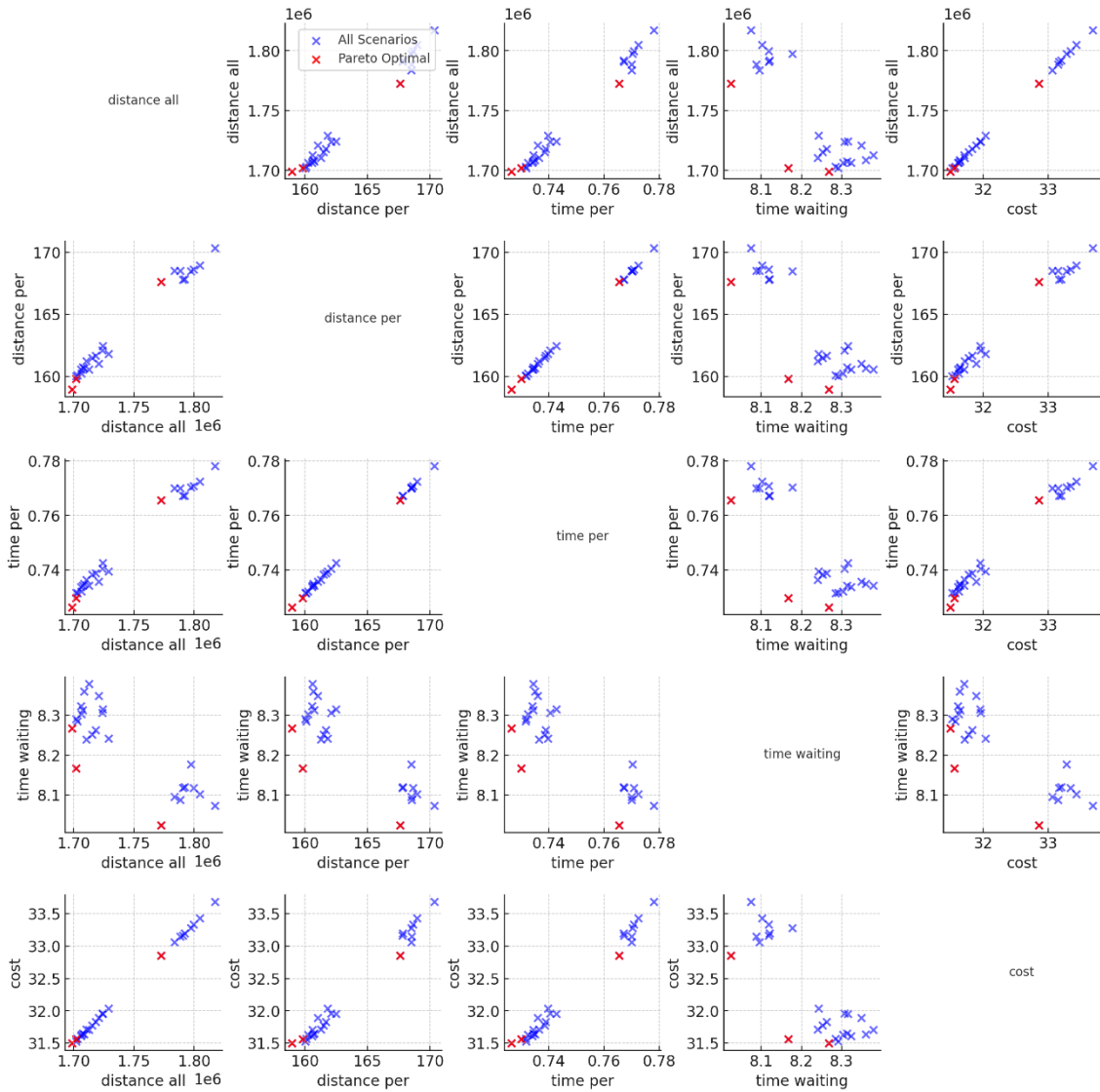


图 6.2 帕累托前沿面分析

资料来源：作者自绘

注：distance all 总配送距离；distance per 每单平均配送距离；  
time per 每单平均配送时间；time wating 顾客平均等待时间；cost 耗电量。



经过求解绘图，可以看到最优方案存在三个（图中红色的点），即在三个维度上达到最佳综合表现的方案，分别为方案 1、11、21（表 6.5）。

若将服务水平，特别是顾客的等待时间最短化作为首要考虑因素，方案 21 表现为最佳选择。此外，考虑到未来校园末端配送需求的可能增长，配置五个配送枢纽将提供更广泛的发展弹性和适应性。因此，本研究选择方案 21（图 6.3）。作为拟实施方案，进一步探索校园无人化配送的规划方法及其具体内容。

规划方案包括详细的空间布局规划、配送路线优化以及配送枢纽的具体位置和功能设计。目标是构建一个高效且社会、生态友好的校园无人配送系统，以适应未来的发展需求并提升整个校园物流服务的质量和效率。

表 6.5 最优方案

资料来源：作者自绘

编号	最优方案	总配送距离 (m)	平均每单 配送距离 (m)	平均配 送时间 (min)	顾客平 均等待时 间 (min)	耗电量 (kwh)
1	清华附小北，清华大 学南门，篮球场东， 甲所旁边	1702169.83	159.81	0.73	8.17	31.56
11	教工活动中心，东配 楼草地，C 楼，甲所旁 边	1698953.18	158.95	0.73	8.27	31.50
21	教工活动中心，清华 大学南门，美院停车 场，篮球场东，西北 门快递站	1772565.80	167.61	0.77	8.02	32.86



图 6.3 最优方案空间位置

资料来源：作者自绘

### 6.1.3 无人物流体系规划

#### 6.1.3.1 配送分区

在未来的校园无人化配送系统中，每个配送枢纽将拥有一定规模的配送机器人，并负责处理其周围最近区域的订单。这意味着校园将被划分为不同的配送片区，每个片区由相应的配送枢纽服务。

为实现这一目标，规划方法首先需要进行配送点与最近枢纽的空间匹配。首先在 GIS 中进行空间连接，确保每个配送点被正确地分配到距离其最近的配送枢纽。接着，考虑到实际操作的连续性和逻辑一致性，对既有的分区进行必要的调整。例如，同一建筑的不同出入口，尽管地理位置略有不同，但应归属于同一配送枢纽，以保证配送的效率和管理的便捷性。通过这些步骤，最终确定每个配送枢纽的服务范围，并形成清晰定义的可实施配送分区（图 6.4）。

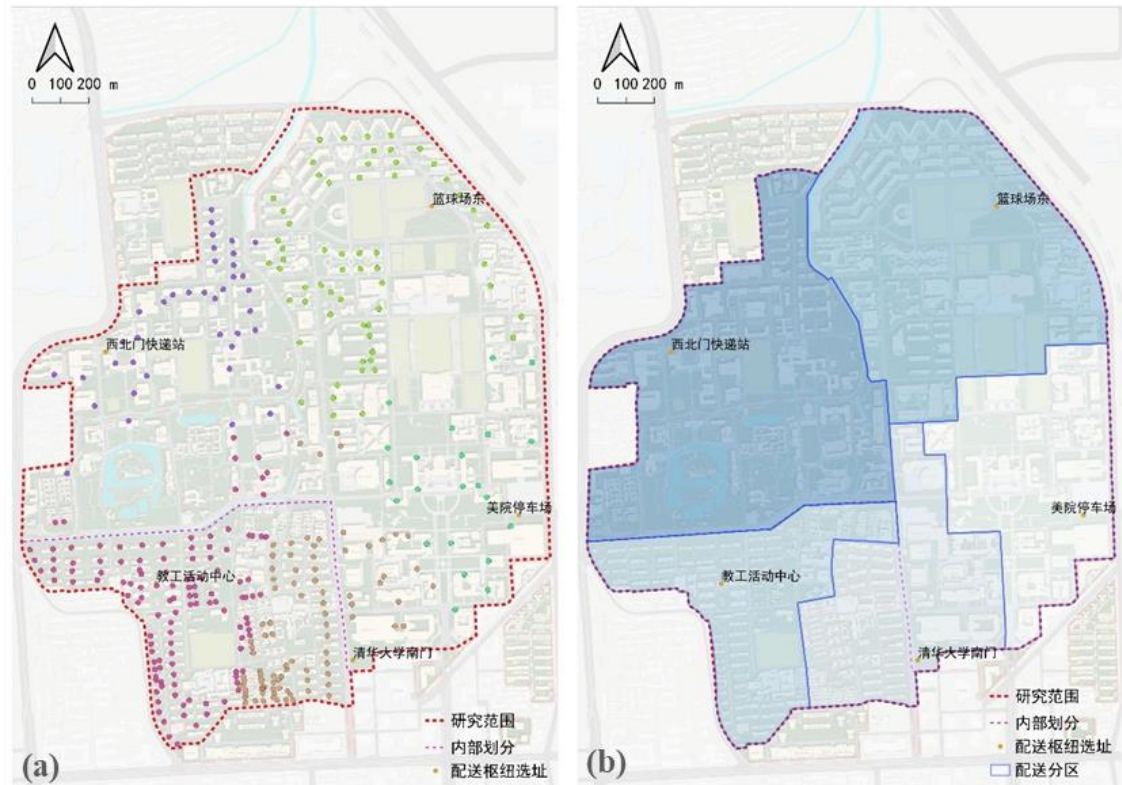


图 6.4 配送分区规划

(a) 配送点分配结果；(b) 调整后的配送分区

资料来源：作者自绘

### 6.1.3.2 道路交通设计

未来校园无人配送的过程将包括以下几个关键步骤：骑手负责将配送物品从店家运送到校园，通过距离店家最近的校门进入，运送至配送枢纽后，由工作人员将物品分拣并存放。将 4-5 单物品打包交给机器人，机器人寻路配送至需求点，后返回中心进行下一轮配送（图 6.5）。

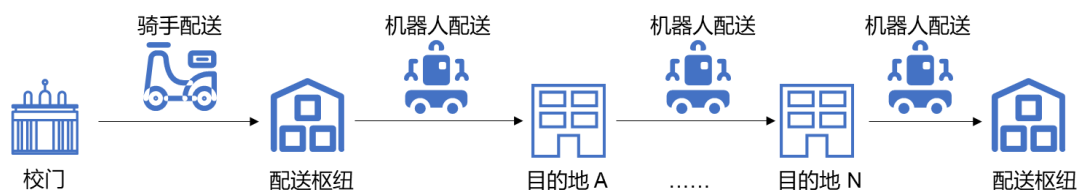


图 6.5 校园无人化配送流程示意

资料来源：作者自绘

规划进一步确定骑手可行驶的路段，即前端配送路线。由校门最短路径至配送枢纽，优先选择非主干道路和客流量较小的后勤道路（图 6.6）。不仅可以减少骑手与校园主要交通和行人的交互，降低潜在的交通安全风险，还能提高配送的速度和安全性。其他路段将禁止外来非机动车行驶，确保校园交通的有序。



图 6.6 配送枢纽及配送路线

资料来源：作者自绘

为进一步优化校园内的道路使用和安全，规划中将考虑根据现有的校园道路

分级进行区别化的道路断面改造设计，以适应无人配送系统的特定需求和保障行人安全（图 6.7）。

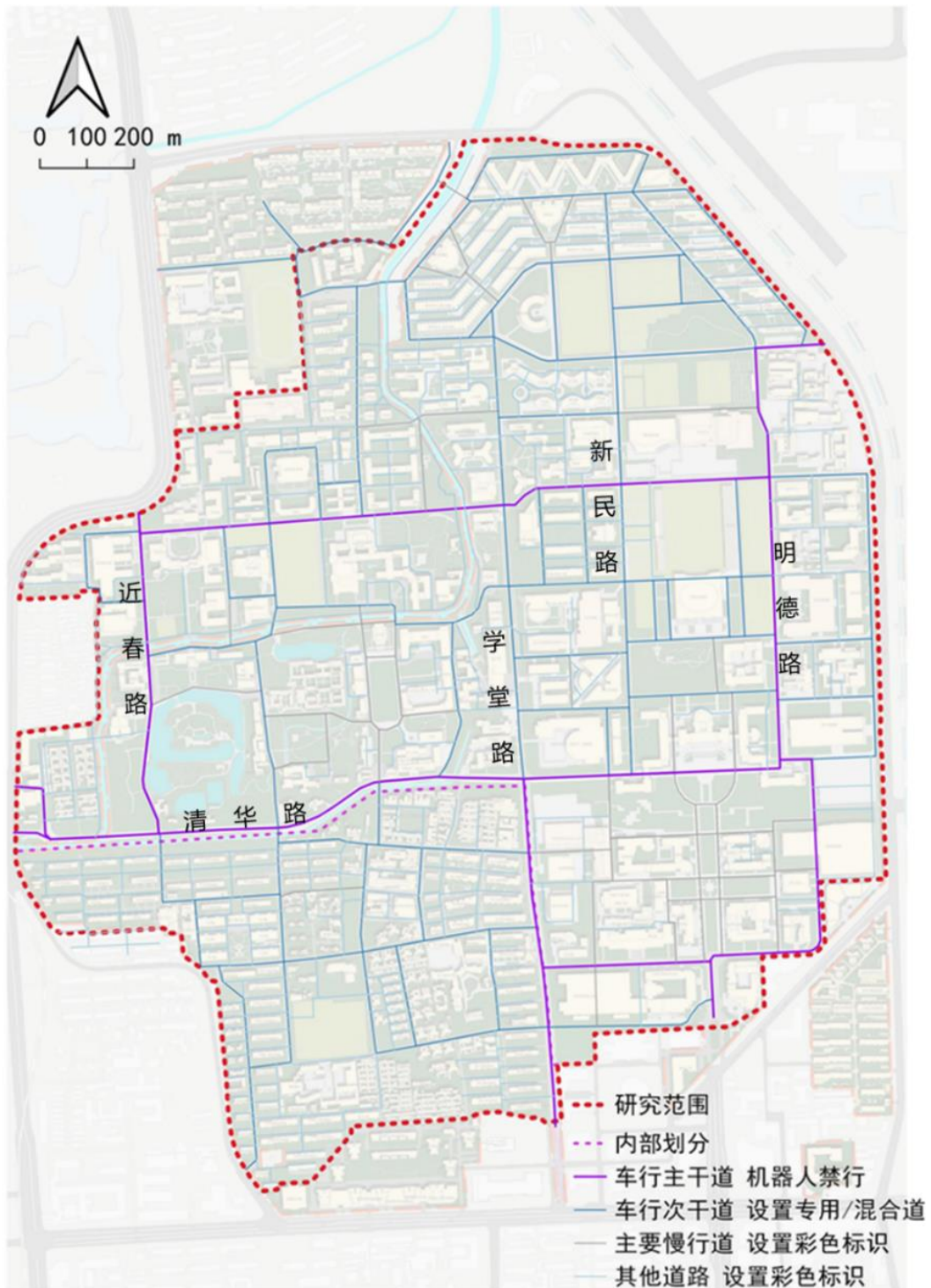


图 6.7 校园道路交通体系规划

资料来源：作者自绘

校园车行主干道未实施临时管制，是主要的机动车行驶道路。在部分路段，如学堂路南段、明德路和清华路，已实现机非分离设计。而其他路段，如近春路和至善路，则未进行此类设计，形成双向人车混行道路。这些路段面临较大的交通压力，且人车混行的矛盾和冲突尤为明显，因此，规划中应避免在这些路段增加移动主体，并考虑实施可穿过但禁止机器人行驶的规定。

在次干道上，尤其是学堂路和新民路等南北向道路，非机动车的流量在课间时段显著增加。鉴于这些道路的高流量，增加任何新的移动主体都是不适宜的。可以考虑在人行道两侧设立机器人混行道或专用道。此外，在教学区的外卖需求相对较低，可以考虑部署小型机器人来满足即时配送的需求。

而车行次干道上非机动车主要的车流量较大，如南北向的学堂路、新民路，同样为机非混行双向道路，课间时段非机动车流量非常大，同样不应增加移动主体。可以在两侧人行道上设置机器人混行或专用道。而教学区的外卖需求较少，可以由小型机器人满足即时配送需求（图 6.8）。

其他道路交通压力较小，且道路较宽，可以不进行分隔设计，保留更为自由的道路空间。建议通过铺设地面彩色标识来减少机器人行驶对现有交通空间的影响（图 6.9）。

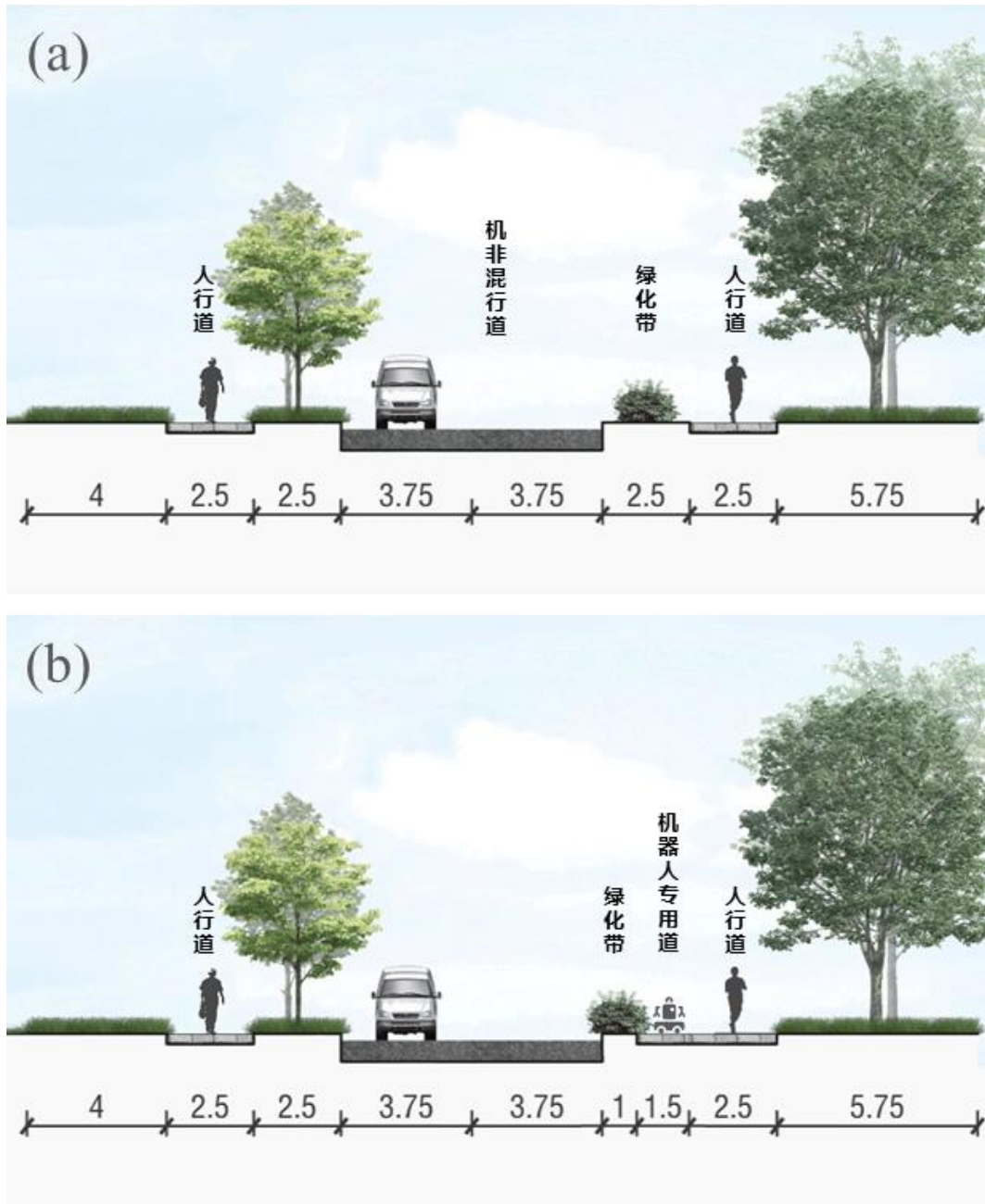


图 6.8 车行次干道断面设计

(a) 目前；(b) 改造后

资料来源：作者自绘



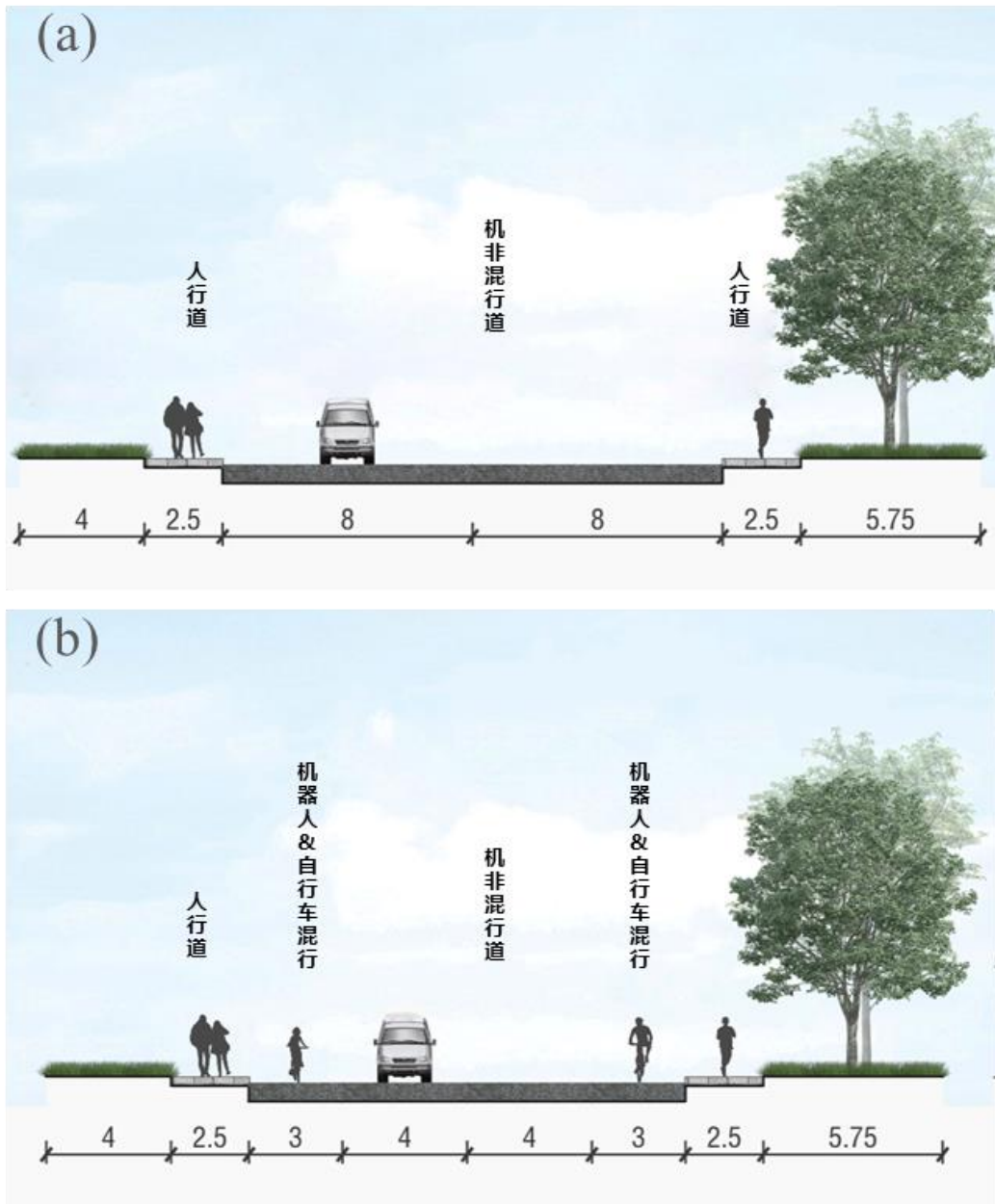


图 6.9 其他道路断面设计

(a) 目前； (b) 改造后

资料来源：作者自绘

### 6.1.3.3 配送接收点设计

目前研究范围内的货物存放包括三个方式：临时存放，如各学生宿舍出入口处设置的外卖存放桌或存放架，此类存放方式缺乏监管易丢失；固定存放，部分建筑设置专门收发室，可以用作货物存放；家属区及部分建筑可送至楼内，不需要临时存放（图 6.10）。问卷调查结果显示师生认为即时配送中“易丢件、易错件”是目前最大的问题（52.5%），“缺少外卖放置点（41.8%）”、“缺少保热保冷装置（32.7%）”同样是占比较高的问题。因此有必要结合机器人配送对货物运输至顾客端的流程加以优化。

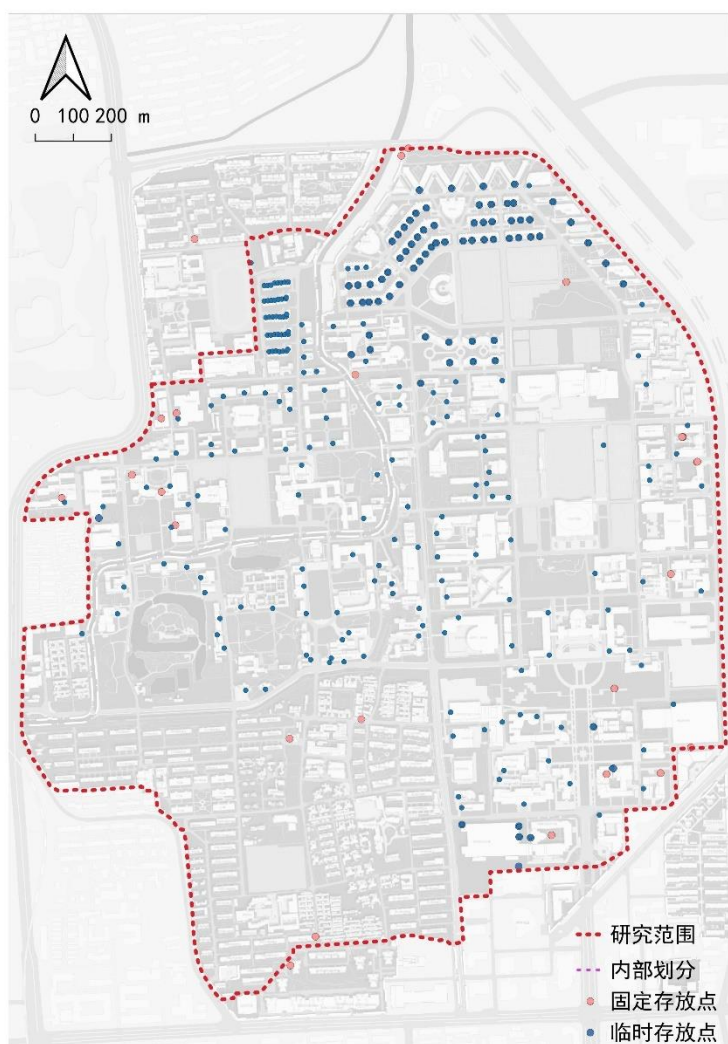


图 6.10 配送接收点现状情况

资料来源：作者自绘

除去货物存放方式存在问题，目前的无障碍设计同样未能做到全覆盖。采集数

据显示（图 6.11），研究范围内目前共有建筑出入口 1821 个，其中 731 个出入口缺乏无障碍设施（包括不常开放的出入口），占比达 40%。而在 1202 个常开的出入口中，有 838 个设计为无障碍出入口，占比约为 69.7%。这表明家属区的无障碍设计相对较为完善，这主要是因为该区域的老年人和幼儿居民比例较高。相对而言，校园科研区的一部分出入口还存在高差阶梯，未能提供无障碍通道，需进一步改善以适应不同需求的群体。

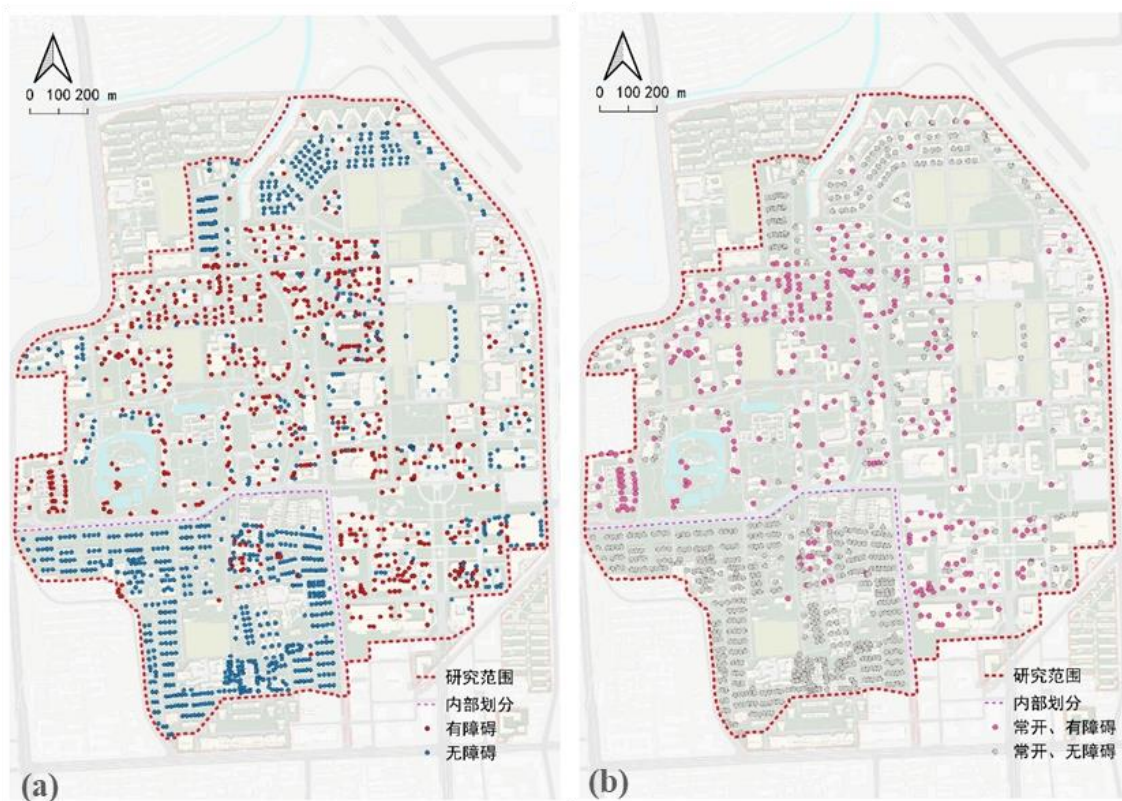


图 6.11 出入口无障碍情况统计

(a) 整体出入口无障碍情况；(b) 常开出入口无障碍情况

资料来源：作者自绘

未来配送机器人可以与建筑出入口及直梯等设施打通通信协议。对有电梯的建筑，配送机器人可以将货物送至对应楼层；对没有电梯的建筑，货物可以被放置在门厅内有监管的区域，并尽可能设置保温设施。

实现这一点需要进一步完善各建筑出入口的无障碍设计，这不仅有利于机器人在空间中的移动，也有助于提升公共空间的包容性，打造全龄友好的校园环境。对于无障碍通道的设计，有几种形式可以根据高差大小进行选择：对于较大的高差，可以设置垂直于建筑入口方向的多层坡道；若高差较小，则可采用平行于建

筑入口方向的短坡道，或者直接设计出入口处为缓坡，以便与周围场地平滑衔接。此外，无障碍坡道的设计需考虑到宽度、坡度、休息平台的宽度及深度，以及表面防滑处理，以确保安全和实用性（图 6.12）。



图 6.12 出入口无障碍设计举例

资料来源：作者自摄

#### 6.1.3.4 配送枢纽设计

校园配送枢纽主要用于实现货物的统一分拣、临时存放等功能，提供场所供无人配送车辆进行货物的转运和配送。配送枢纽设计需要考虑内部功能、占地规模以及未来的可拓展性，如进一步结合快递驿站等。

物品将经卸货、暂存、分拣和装货离开配送枢纽。因此在功能上需要包含卸货区、暂存区、分拣区、装件区、充电区以及联系各功能区的无障碍交通空间（图 6.13）。

配送枢纽的规模应当基于详细的物流需求分析来确定，确保能够应对不同时间段的订单量，尤其是高峰时期。根据订单量的高峰值和全天总量进行空间规划（表 6.6）。统计发现篮球场东、南门配送枢纽由于负责大部分学生宿舍和居民楼的即时配送，因此配送需求较大，且集中在午间。而美院停车场、西北门快递站和教工活动中心订单量相对较少，因此枢纽规模相对较小。

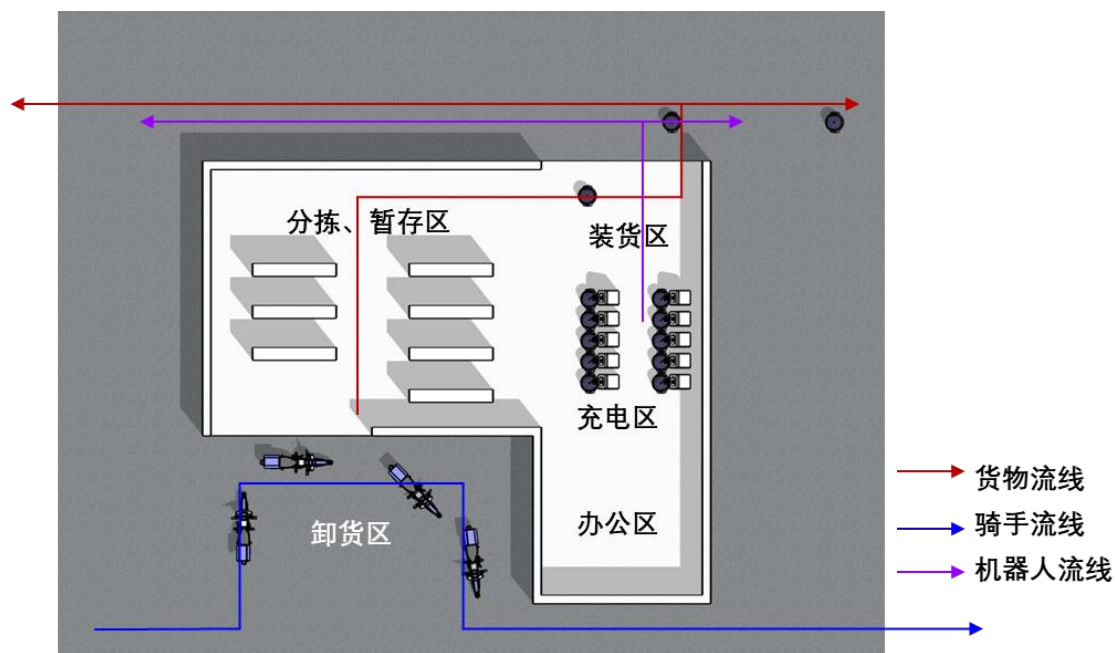


图6.13 机器人配送枢纽平面示意

资料来源：作者自绘

表 6.6 配送枢纽订单量统计

资料来源：作者自绘

时段	6-11	11-14	14-17	17-20	20-23	总量	高峰时段 (12:10-13:10)
美院停车场	73	276	154	134	43	642	101
清华大学南门	358	1371	684	722	260	3228	614
教工活动中心	224	884	362	517	210	2110	339
篮球场东	477	2051	766	1264	561	4966	816
西北门快递站	179	632	378	333	124	1557	231

假设使用储物架存储货物（图 6.14），每个尺寸为  $100\text{cm}\times 240\text{cm}\times 200\text{cm}$ ，货架间距  $2.25\text{m}$ ，每件货物的占地面积为  $30\text{cm}\times 30\text{cm}\times 40\text{cm}$ 。据此，816 件货物将需要 19 个储物架，总占地面积约为  $30\text{m}^2$ 。此外，10 个机器人的充电区域大约需要  $20\text{m}^2$ ，因此，主要配送枢纽的总面积预计在  $50\text{-}60\text{m}^2$  之间。对于其他需求较小的配送枢纽，如美院停车场，所需面积大约为  $30\text{m}^2$ 。建议利用建筑中未充分利用的空间或现有的临时构筑物（例如西北门快递站）来部署这些配送枢纽。

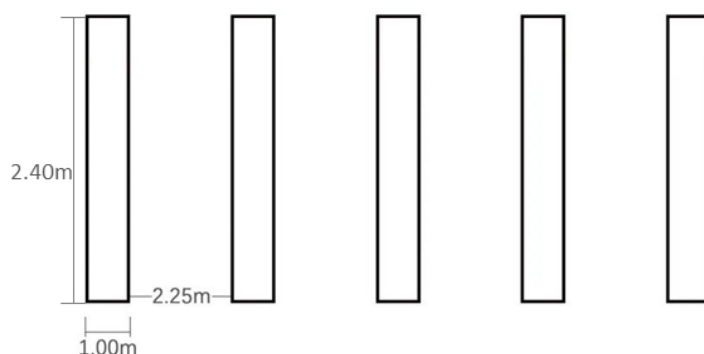


图 6.14 存储货物方式平面示意

资料来源：作者自绘

## 6.2 城市机器人面临的空间问题

### 6.2.1 城市机器人特征分析

城市机器人应用有助于提升城市基础设施和管理的效率，但同时也带来了重大挑战，包括公共安全问题、城市物理限制和隐私侵犯的道德争议。此外，它们还对监管和社会控制提出了新的要求（Woo et al., 2020）。为了全面了解城市机器人的工作属性特征以及它们在城市空间中面临的挑战，本研究从工作流程的角度出发，试图建立一个特征分析框架，并通过深入分析检索到的文献来应用此框架。

此框架的构建借鉴了现有文献中的相似研究和概念定义，例如“城市—机器人互动过程（Robot-City Interaction）”涉及三个主体：机器人、城市和信息数据（Tiddi et al., 2020）。服务型机器人作为数字、物理和社会空间的连接者，能建立人、环境和机器人之间的互联机制（徐一平等，2021）。在此基础上，研究进一步将城市机器人的特征分析框架解构为三个属性（图 6.15）：物理属性，指城市机器人作为空间实体，在工作过程中会表现出对城市空间不同的适应性（1 形态特征），执行任务时如何感知物理空间并移动（2 导航方式）；社会属性，即其执行任务时与人的关系，包括其活动空间与人群活动的交叉程度（3 活动空间）以及服务时与人如何交互（4 与人互动）；数字属性，指其在导航或服务对象的数据采集过程中是否与数字基础设施或其他机器人进行数据共享（5 信息共享）。整体特征分析框架如表 6.7，各特征的具体分类则在既有理论上结合本次样本文献分析进行了调整。

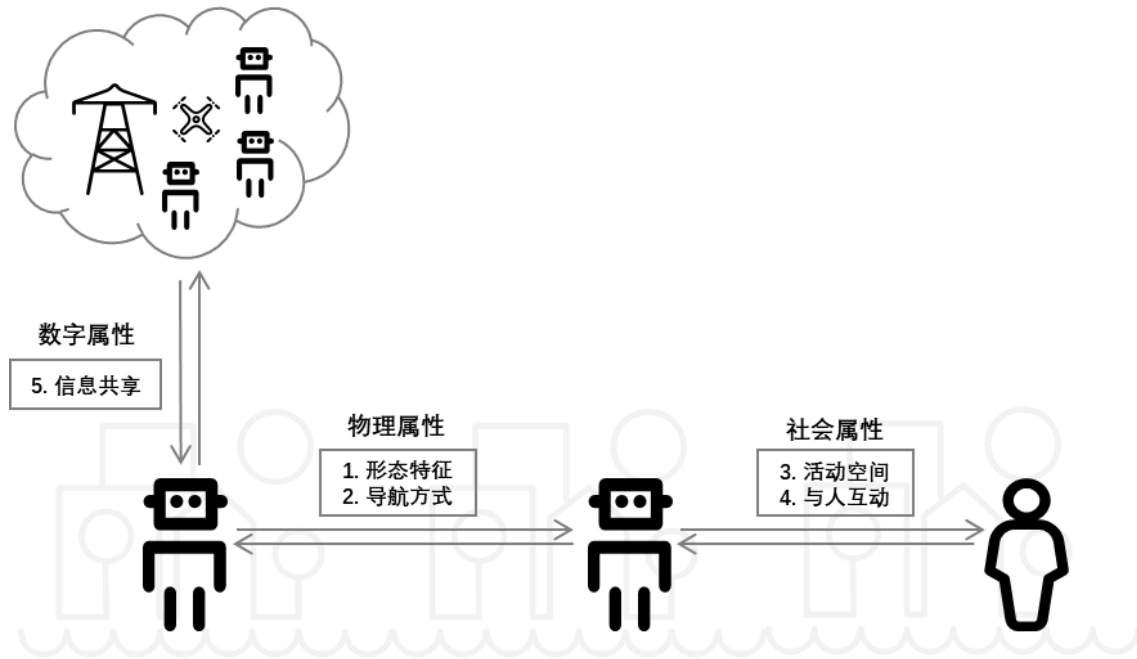


图 6.15 城市机器人属性框架概念

资料来源：作者自绘

表 6.7 城市机器人特征分析框架

资料来源：作者自绘

属性	特征指标及理论支持	具体分类
物理属性	1 形态特征 (Scholtz, 2003)	不可移动式
		可移动类人形
		地面
		可移动轮式
		腿式机器人
	2 导航方式	空中
		水中
		射频识别导航
		激光导航
		视觉导航
社会属性	3 活动空间 (吴伟, 2012)	GPS 导航
		超声波导航
		公共性高
		城市空域
		城市街道
	4 与人互动 (Hüttenrauch et al., 2006)	城市广场公园
		公共性较高（公共建筑周边及内部空间）
		公共性低（如城市基础设施内外部空间，非管理人员不得进入的空间）
		亲密互动（如操作界面或交换物品等）
		社交互动（互动过程中需采集一定人类信息，如手势互动、语言沟通、面部识别等）
数字属性	5 信息共享 (Tiddi et al., 2020)	公共互动 (如通过灯光、蜂鸣声等进行互动)
		不互动
		同类型机器人共享信息
		不同类机器人/设施共享信息
		不共享信息



在特征分析框架的指导下，本研究对第二章系统性筛选出的 89 篇文献中的集中讨论机器人技术及其应用的 63 篇样本文献进行了特征提取，结果如图 6.16 所示。

汇总结果显示，物理属性方面，城市机器人形态以地面轮式机器人为主，而空中无人机数量也在增加。导航方式多以视觉为主，多种传感器辅助，由于在城市地区，复杂的建筑遮挡导致机器人仅使用 GPS 定位性能显著下降（Georgiev et al., 2002），因此呈现出与其他户外机器人不同的导航方式。但在条件允许时（如开敞空间），GPS 导航方法仍适用（Capi et al., 2014）。社会属性方面，公共性高的街道空间是最常见的城市机器人活动空间，其多使用人行道空间进行移动或服务，与人群活动的交叉度很高。在与人互动方面，以界面操作和交换物品为主，多为亲密互动。但也存在很多城市机器人不与人互动的情况，如负责基础设施维护等工作的机器人。数字属性方面，大多数城市机器人仍采用独立采集信息并执行任务的工作方式，但随着物联网技术的成熟，越来越多机器人开始与同类机器人或多元异构设施共享数据。

总体而言，城市机器人目前主要以轮式形态为主，将街道尤其是人行道空间作为主要的移动和提供服务空间，并需要与人群进行高频的亲密互动，且具有联网共享数据的发展趋势。

进一步地，研究使用特征分析框架对不同应用领域的机器人进行分类探讨（图 6.17）。

城市安全警务领域的机器人涵盖多种形态，如水中、空中及地面机器人，以适应各类工作环境（Messina et al., 2007）。地面机器人中，履带型可克服楼梯等障碍，适合复杂的灾后环境。在数字和社会层面，这类机器人常作为团队与消防员共享数据或进行远程操控。它们装备多种传感器如红外照相机、声纳、激光扫描仪和雷达，用于识别被困者的体温、声音或运动状态。此外，维护日常城市安全的机器人通常采用轮式或腿式设计，以便快速移动。陪伴与帮助型机器人则常具有人形外观，提高亲和力，多为轮式，帮助弱势群体或提供服务。而“基础设施建设与维护”类机器人多在基础设施内外部空间活动，与人互动较少，数据共享也不多见。

场所营造型机器人则多为固定装置，需要与人群进行高频互动，常具备手势和语言识别功能（Sato-Shimokawara et al., 2008）。空中机器人作为城市治理物联网的重要组成部分，多在高空进行作业。智慧交通领域的机器人则主要使用街道、尤其是人行道空间，并与人进行频繁的亲密互动。

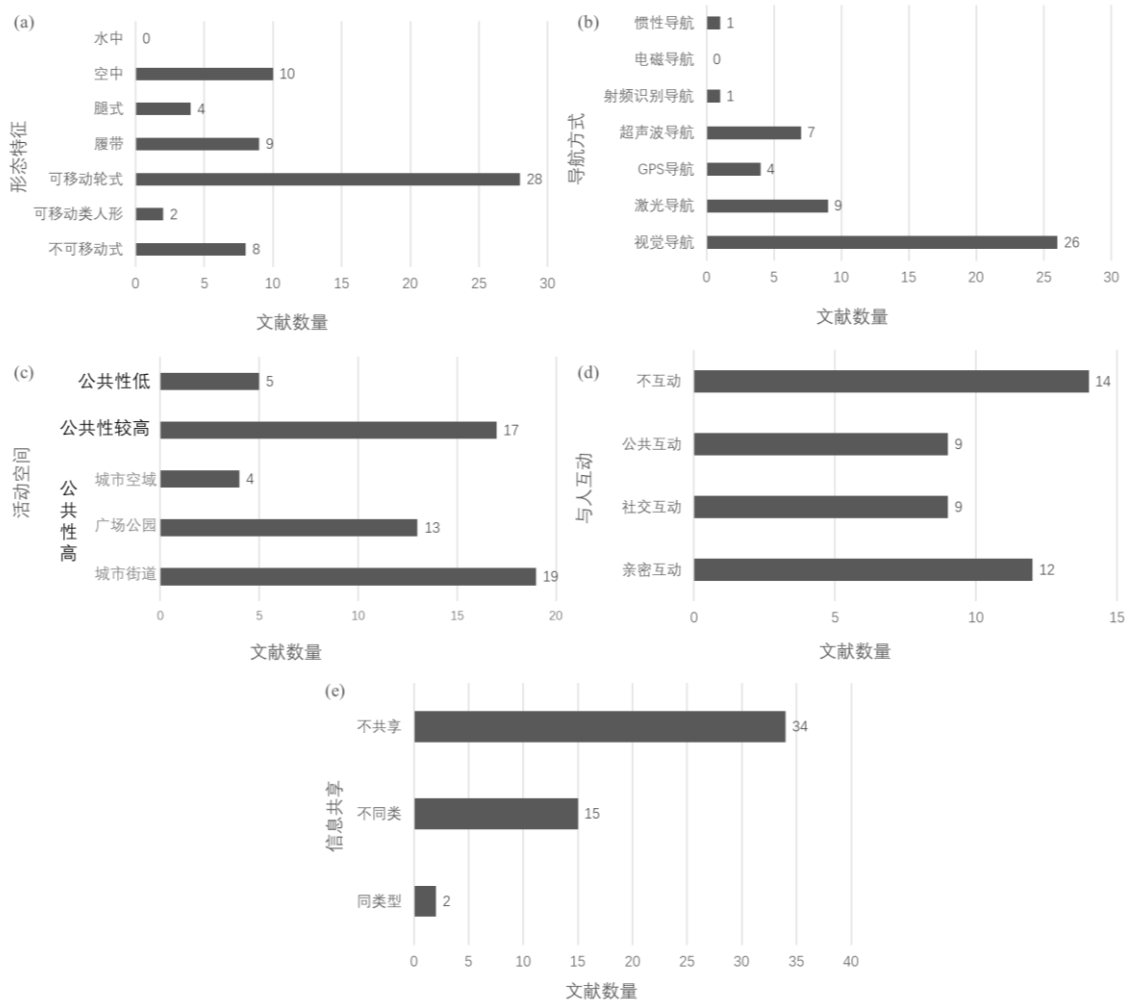


图 6.16 特征分析结果

(a) 形态特征分析； (b) 导航方式分析； (c) 活动空间分析；

(d) 与人互动分析； (e) 信息共享分析

资料来源：作者自绘

注：一篇文章提及多个机器人则对其特征属性进行重复计数，未提及该属性则不计数。

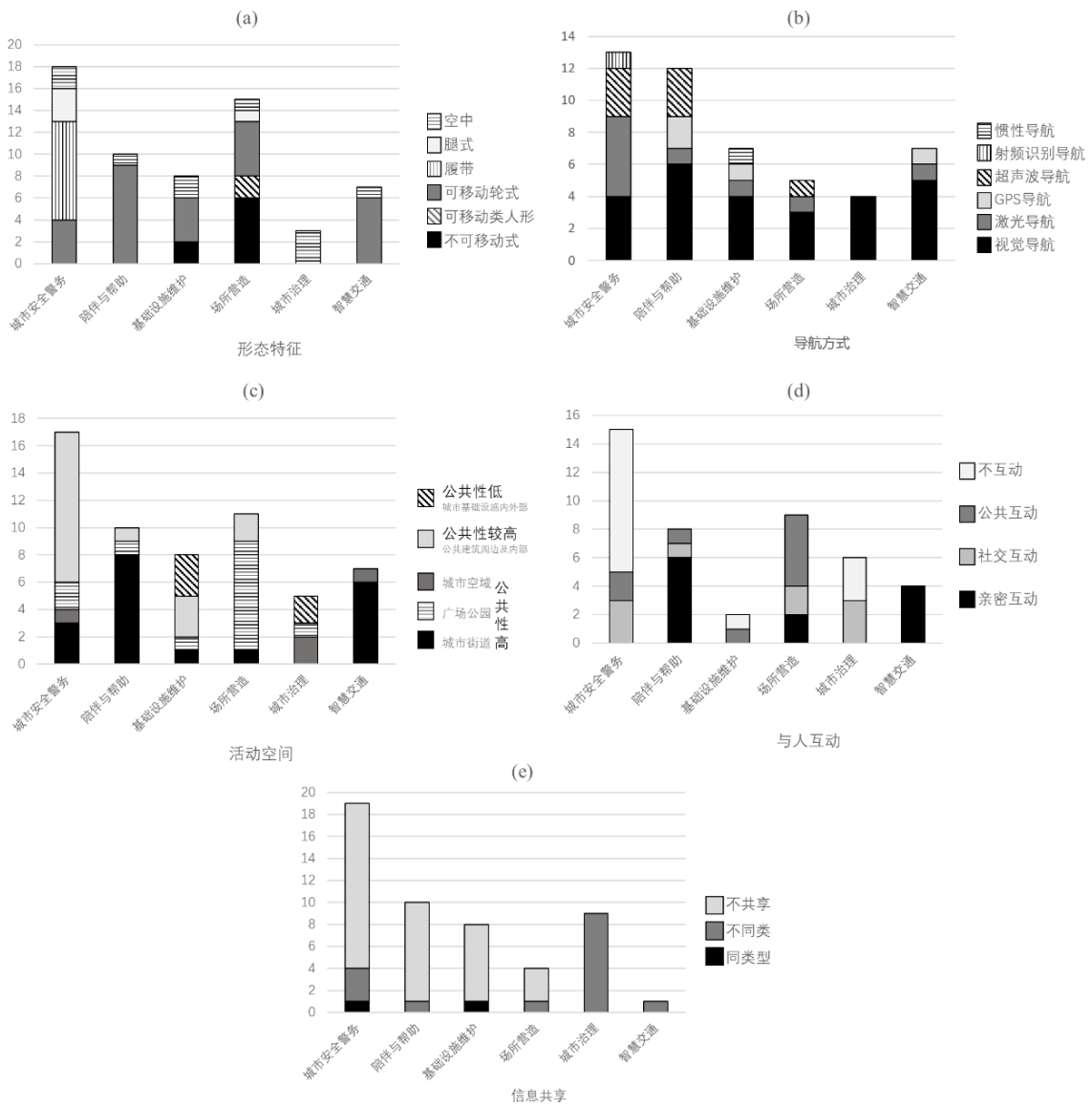


图 6.17 各领域城市机器人特征分析

(a) 形态特征分析；(b) 导航方式分析；(c) 活动空间分析；

(d) 与人互动分析；(e) 信息共享分析

总结来看，机器人常以视觉导航作为主要的导航方式，多为轮式移动形态。在社会属性方面，其以街道空间作为主要的活动空间，而在与人互动的时候多以亲密互动，如操作界面或交换物品等产生接触的活动。最后在数字基础设施方面，机器人目前仍处在各自处理信息的阶段，缺乏和其他机器人的信息共享。

### 6.2.2 基于特征的问题分析

总结机器人的特征，可以发现其将工作场景从一般环境转移到城市环境时，面临许多不适应问题（图 6.18）。在物理空间层面，相比常规野外环境，城市环境具有更多细碎且复杂的障碍物，如路缘、楼梯、管道和电线（Pratt et al., 2002）。这些障碍物对以轮式为主的城市机器人构成不小的挑战。同时，城市机器人活动的空间缺乏结构和明确的规则，这加剧了其行动的困难，并可能导致城市空间的混乱（Sabatini et al., 2018）。在社会层面，城市机器人主要在街道空间和低空空域活动，这可能侵犯市民的空间权利，并在机器人与市民活动交叉时带来安全隐患。在数字层面，多数城市机器人在工作时不进行数据共享，这可能使异构机器人们在共用一个空间工作时引发空间冲突，从而降低机器人工作效率。此外，城市环境的高度动态性和巨大的信息量带来的不确定性，给单个城市机器人带来巨大的计算压力（Tiddi et al., 2020）。

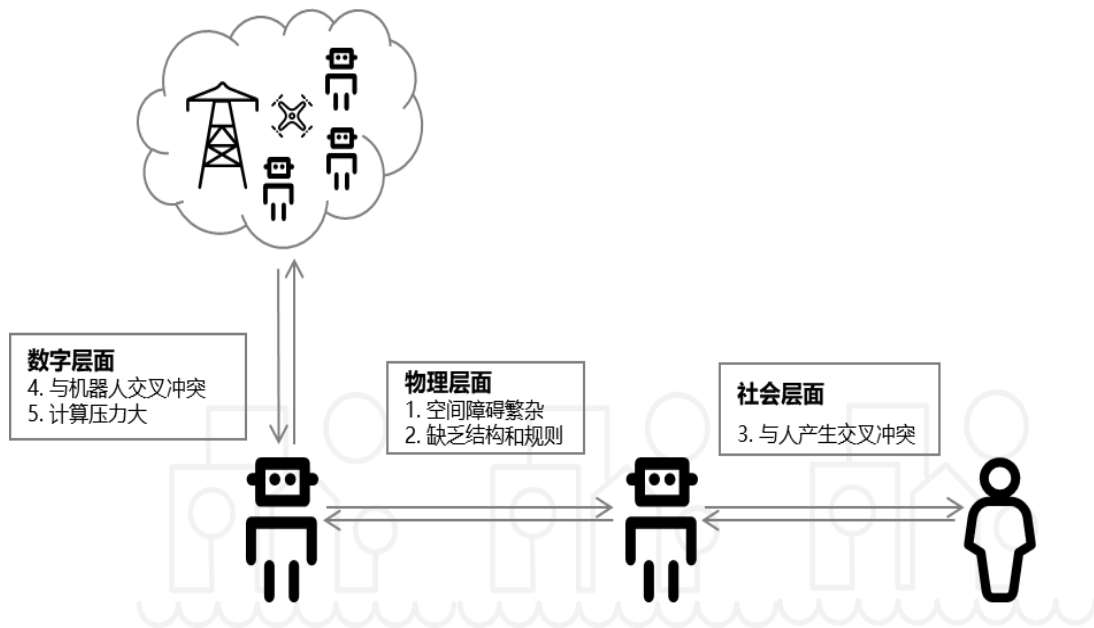


图 6.18 城市机器人面临的空間问题

资料来源：作者自绘

### 6.3 自动化趋势下城市空间的应对策略

在自动化趋势日益明显的当下，机器人及其自动化等颠覆性的新型城市技术，正在与人类社会一同进化。这种进化不仅涉及技术本身，还涉及城市基础设施、城市形态、人类行为及土地使用和交通系统（包括监管机制）。最终将在各方面的不

断互动和平衡的逐步达成。这要求城市规划者、政策制定者以及技术开发者共同考虑如何将这技术融入现有城市结构中，同时确保技术的应用不会损害公众利益。在这个过程中，既要推动技术创新，也要维护社会伦理和公平，确保所有市民都能从中受益。

同时，城市机器人所面临的空问题并非孤立存在，相似的挑战也出现在其他的微型移动设备如电动自行车和电动滑板上，以及老年人、残障人士和儿童等弱势群体，他们也正在已有的城市中寻找适合自己的空。

针对机器人在城市空中的应用，未来的城市规划与设计必须充分考虑这些新兴主体的需求，包括物理、数字、社会三个方面。物理需求：城市机器人需要适应多样的物理环境，包括不同的地形和复杂的城市基础设施。它们的空需求包括具备良好的可达性、安全的导航路径和足够的充电基础设施。社会需求：社会层面上，城市机器人的运行需要考虑人机交互和社会接受度。空设计需要考虑公众的舒适度和接受程度，包括提供互动空、确保隐私保护和加强社会参与。数字需求：在数字方面，城市机器人依赖于高度发达的信息通信技术，需要数据收集、处理和传输的空。它们对于高速的网络连接、数据处理中心的接入以及安全的数据交换平台有着明确的需求。

针对这些挑战与需求，本研究提出以下分层次的策略。宏观管控：关注制定适应机器人的管理规则并设置优先试验区域，实现机器人的逐步过渡推广。中观系统：关注片区层面的配套设施系统构建，包括配套新型和更新既有的基础设施。微观层面则重点解决机器人在提供服务过程中面对的空问题，包括街道和建筑空（图 6.19）。

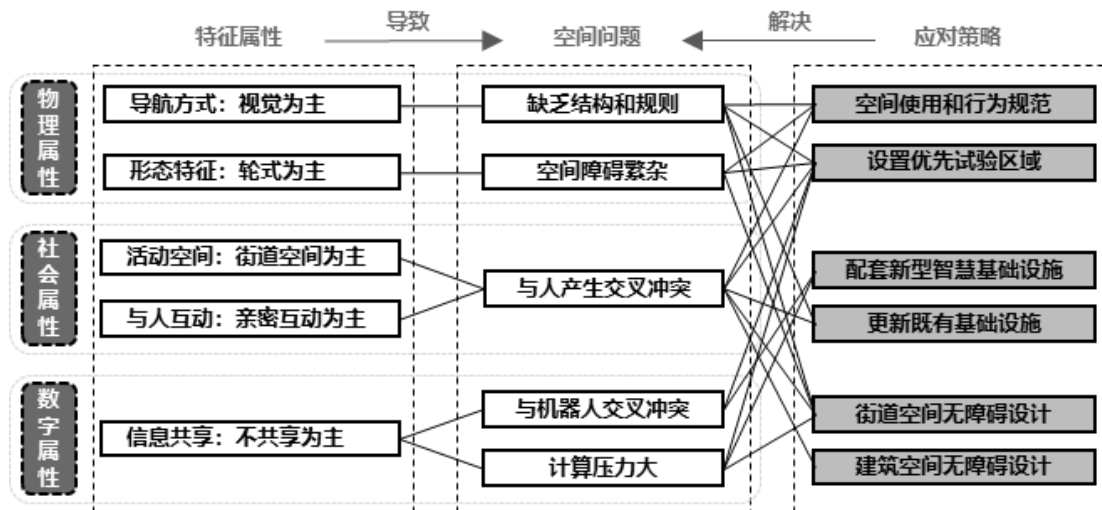


图 6.19 城市机器人特征属性、面临的空问题及空应对策略间的关系

资料来源：作者自绘

### 6.3.1 宏观管控规则

城市机器人对公共空间的占据存在着“空间商业化、不平等”等隐患，其在公共空间提供服务或与人交互时，可能会对其他人群产生打扰和影响甚至排斥，从而影响该空间的公共属性。除去对物理公共空间的再利用和再设计，在未来大量部署机器人时，公共空间的治理规则也亟需完善。宏观层面关注对机器人社会争议的避免，以及如何利用管控措施应对。

#### 6.3.1.1 空间使用和行为规范

(1) 准入规则：结合 Thomasen (2020) 的研究，建议按机器人的功能和活动空间类别制定具体的准入规则。机器人在进入公共空间时不应优先于人类，特别不应妨碍弱势群体。然而，对于那些增强公共空间可达性和服务性的机器人应用（如辅助老人和视障人士的机器人），以及对于人类难以达到的区域（如低空区域或特殊的基础设施区域），可以适当放宽准入规则。可以通过构建详细的空间移动规则实现，以减少人机交叉冲突。

(2) 行为规范：要求机器人在满足实施正确的设计功能行为时还需满足法规管辖行为，甚至良好的社会行为（如为行人让路、与人类进行必要沟通等）(Loke, 2018)。同时，政府应对商业机器人进行一系列安全方面的规定，如剑桥市对无人机和人行道移动机器人进行了政策管控，包括对其送货时间（频率、可行驶时间）和空间的限制，以及其运输货物的重量区间、种类等等，以防止其过载出现安全隐患或运输违规物品。

#### 6.3.1.2 设置优先试验区域

直接在城市开放区域进行部署和测试是极具挑战的，因此可通过开辟试验区域的方式实现城市机器人应用的空间过渡。试验区域的设置为商业公司在真实且复杂的城市环境中测试他们的机器人提供了实践平台，这种“现实世界”的测试是理解和准备机器人在复杂环境中作用的关键步骤。同时，这也帮助城市成为新兴技术的磁石，成为当今数字时代彰显城市技术创新能力的文化标签。如美国硅谷所在的加利福尼亚州 (California) 内的多数城市都允许人行道机器人在城市街道进行配送，而我国深圳则积极构建低空空域经济网络。具体的实施策略包括以下几个方面：

(1) 多方合作：有效的试点服务需要商业公司、地方政府、大学和企业园区等各方的紧密合作。例如，零售商、快递公司、电商平台、科技公司等。这种企业与企业的合作模式有助于快速实施和扩展新技术的应用。此外地方政府也需要发挥监管和政策支持的作用，Starship 的人行道机器人计划实施地点包括威斯康星州

(Wisconsin)、爱达荷州 (Idaho)、弗吉尼亚州 (Virginia)、亚利桑那州 (Arizona)、华盛顿州 (Washington) 和佛罗里达州 (Florida)，这些州的立法者已准许在人行道上使用送货机器人 (表 6.8)。

(2) 选址策略：在选择试验区域时，应从交通复杂度、基础设施完备度以及政策环境等方面综合考虑。旧金山的分区策略即是机器人最初仅在工业区运行，以减少对复杂路况的直接影响。除去基于功能分区的试点区域，还有许多“半封闭”的区域可以作为试验区域，特别是在政策鼓励、市场需求较高和交通场景复杂性较高的地区，如校园、新兴产业园区 (Intuit 软件园区 Starship 配送机器人)、以及短时间设立的特殊用途区 (东京奥运会区内提供各类机器人服务) (While et al., 2021) 等。此外，新城与郊区的物理空间组成较为简单，也有潜力成为机器人试验区，如加州的郊区城市山景城 (Mountain View)、红木城 (Redwood city) 以及英国新城米尔顿凯恩斯 (Milton Keynes) 均开始进行城市机器人试验。这些区域内基础设施较为简化，人行道更宽，行人更少，有利于降低机器人的部署难度 (Valdez et al., 2021)。

(3) 逐步拓展：在区域维度，应从大城市开始试验，逐步推广至中小城市，以便更好地控制技术推广的风险和管理成本。大城市通常具备更复杂的应用场景、更多元的市场需求和更积极的政策支持 and 人群接受度，有助于快速积累经验。在时间维度，亦应采用分时段机制，在交通量较少的时段先行测试，建立持续的跟踪评估体系，以针对出现的问题提出解决方案和政策建议，后逐步扩展到更多时段。

表 6.8 相关法规规定举例

资料来源：作者整理

类型	具体规定	文献来源
旧金山	可行驶人行道宽度大于 1.8m； 在城市的特定区域； 机器人必须有操作员陪同	Wong, 2017
美国 (各州不同)	对不同体量机器人进行区别化管理： 人行道的最大速度=16-19km/h； 道路的最大速度=32-40km/h； 最大体重 250kg，通常在 36-54kg 之间	LMAD, 2021
欧盟	立陶宛、荷兰、德国，无需驾驶员即可测试；自动驾驶汽车和人行道机器人没有区别	LMAD, 2021

### 6.3.2 中观系统规划

中观系统规划专注于解决片区尺度的机器人应用挑战，配套与机器人需求相符的基础设施，更有机会将机器人融入城市基础设施系统。这包括配套新型数字基础设施的开发以及更新或集成现有的设施系统。

#### 6.3.2.1 配套新型智慧基础设施

高频多变复杂的城市环境要求机器人具备强大的计算能力。为此，构建智能数字网络基础设施是关键，它能满足机器人与城市环境之间大量数据的交换需求，为机器人提供实时的城市环境数据。同时也可以利用分布式城市机器人动态收集信息，作为基础设施的新节点，并融合多源数据以确定并执行最佳行动路线。城市设施如道路交通信号灯、监控、出入口和电梯等，都应能与城市机器人进行通信，以便于机器人在数字层面上的无缝行动。红绿灯路口的智能路侧设备（RSU, Road Side Unit）和信号灯通过连接提供红绿灯状态信息，使机器人能实时获取并根据交通状况决定其行为，多源数据的同步汇总也便于管理部门和其他车辆了解当前路况。

随着城市机器人的数量和种类的增加，城市将面临新旧机器人更替和迭代的问题。因此，数字中台的对机器人的统一调度至关重要，它加强了不同运营商下的机器人群体间的协调与融合，确保了共享空间的高效使用，并促进了异构多功能机器人的互补合作，从而提高了机器人系统的整体性能。如釜山智慧城市设立的机器人控制中心（Smart City Korea, 2018），美国航空航天局在硅谷构建的无人机管制平台（Blake, 2021），以实时监控服务机器人的安全和运行状态。

除去数字层面的基础设施提升，还需要新建实体基础设施用于机器人管理和使用，如作为室外机器人充电及提供服务场所的机器人服务站等，并有机会整合在既有城市设施中，如路灯、公交站台、长椅等智慧化街道家具。最终，城市机器人群体本身即为新型智慧基础设施的重要组成部分。当前市场上的室外无人配送机器人和室内配送机器人均为电动，并支持充电或换电，尽管还没有实现无线充电。在“双碳”背景下，电力绿色化成为趋势，构建分布式可再生能源系统将是解决绿色电力需求的有效途径之一。例如，机器人充电站可以根据自身条件建设光伏或风力发电系统，配合相应的储能系统，克服可再生能源的间歇性和波动性，并提供绿色且经济的电力资源，机器人可直接参与电力需求响应，从而大幅降低储能系统的成本。



### 6.3.2.2 更新既有基础设施

在解决城市机器人面对的障碍过多、结构不清晰以及与人类活动的交叉冲突等问题方面，一种有效的策略是通过改造既有空间，为机器人创造无障碍的移动空间，并将这些空间视为物理基础设施的组成部分。

城市地下空间开发是提升土地利用效率的一种趋势，也是目前城市建设重点之一。这些空间因其相对隔离性和对上层建成环境影响较小的特点，成为优化城市机器人应用的理想场所。利用地下空间可以大幅提高机器人的运行效率，简化导航过程，同时减少与人类活动的直接交互。例如，瑞典的 Cargo sous terrain 项目在区域尺度上构建了一个地下系统，专门利用机器人进行快速货运。这一系统不仅优化了货物运输路径，而且与现有的物流中心相结合，形成了一个高效的物流网络枢纽（图 6.20a）。智慧城市多伦多（Sidewalk Toronto）项目中，地下隧道与社区内的建筑相连，机器人可以通过货运电梯在各楼层间进行全时段货物配送和服务（图 6.20b）。在实际应用中，城市机器人可以利用已有的地下空间，如地铁系统和地下综合管廊，以进一步降低部署和运营成本。这些策略不仅提高了机器人的运行效率，而且有助于减轻城市交通拥堵和地面空间过度使用的问题。

通过这种方式，机器人技术可以更好地融入城市的基础设施网络，为城市带来更高效、更智能的运营模式，同时保持与人类活动的和谐共存。

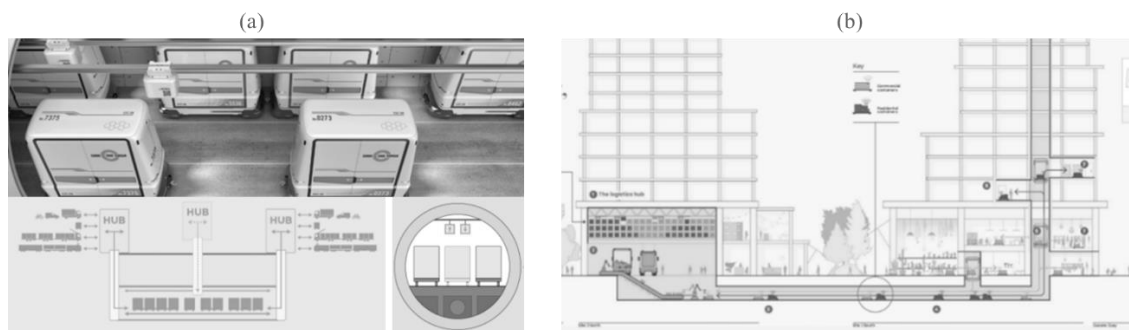


图 6.20 城市机器人利用地下空间示意

(a) Cargo sous terrain; (b) Sidewalk Toronto

资料来源：Cargo Sous Terrain, 2017；Sidewalk Labs, 2019

### 6.3.3 微观空间设计

微观层面需在建筑与公共空间中，针对宏观与中观措施，探索具体可实施的空间设计方法。

#### 6.3.3.1 街道空间设计

目前，城市机器人主要活动于地面人行道空间。首先，应提升现有人行道条件，减少移动障碍。具体改进措施包括扩宽人行道、减少横穿人行道上的车道与斑马线数量，以及减少人行道表面坑洞。这些指标可以参考 Corno et al. (2020) 的“人行道可行性指数”研究。此外，创建连续、无高差且宽敞平坦的人行道空间，也符合世界卫生组织对“老龄友好城市”的要求 (World Health Organization, 2007)。

其次，对地面和街道空间的改造也有助于机器人导航。这包括软性改造和硬性划分。在工业空间中，软性措施已被广泛应用，例如亚马逊在其自动化仓库中布置的是一个由明显标记的大网格，以便机器人导航。同时，类似虚拟围栏的传感器可以定义机器人的活动范围，简化其导航过程 (Major et al., 2020)。这些技术可以迁移到城市街道，通过数字化交通标志标线，将道路信息转化为机器更易于识别的数字信息，并通过信息化手段进行传输，帮助机器人在城市环境导航。此外，在城市公共空间中布设高饱和色彩专属地标或线条，关注 1m 高的各类配套设施和空间设计，不仅有助于机器人的视觉导航，也有助于营造儿童友好的城市环境。硬性划分即在道路结构上，为机器人设置专用移动路线，如设置机器人、自行车共享车道或专用机器人道 (Smart City Korea, 2018) (图 6.21)。这种专用道的设置不仅有助于实施多种微交通方式，促进低碳目标的实现，还通过无障碍设计增强了城市对老年人和残障人士的包容性。



图 6.21 机器人专用道示意

资料来源：（a）Smart City Korea, 2018；（b）中国电动汽车百人会等，2022

### 6.3.3.2 建筑空间设计

对建筑空间的设计改造不仅涉及建筑的外部场地，还包括其内部结构。针对多为轮式设计的机器人，无障碍坡道的设置不仅确保了机器人在室内外的无缝行动，也提高了建筑的无障碍接入性，使其更加友好地服务于弱势群体。例如，重庆特斯联 AI 园区充分考虑了机器人在室外和室内的移动需求，室内依托建筑物墙体集成机器人坡道，不仅确保机器人能够顺畅到达各个楼层，还将机器人路径与人流路径有效分隔（Archdaily, 2021）（图 6.22）。

此外，为了实现配送机器人在楼宇内部的高效运作，楼宇的入口闸机、电梯等关键设施需进行智能化改造。韩国科技公司 Naver 在其建设的“世界第一座机器人友好大楼”的核心筒中，专门为机器人配备了电梯和走廊（Kim, 2021）。这包括安装门禁控制模块、机器人专用乘梯控制模块等，通过云端调度系统，实现设备与机器人之间的高效通信与协调，从而支持复杂的室内立体配送操作。相关技术配置应涵盖楼层传感器、自动开门装置以及信号接收和控制模块等，确保机器人在建筑内的顺畅移动和任务执行。

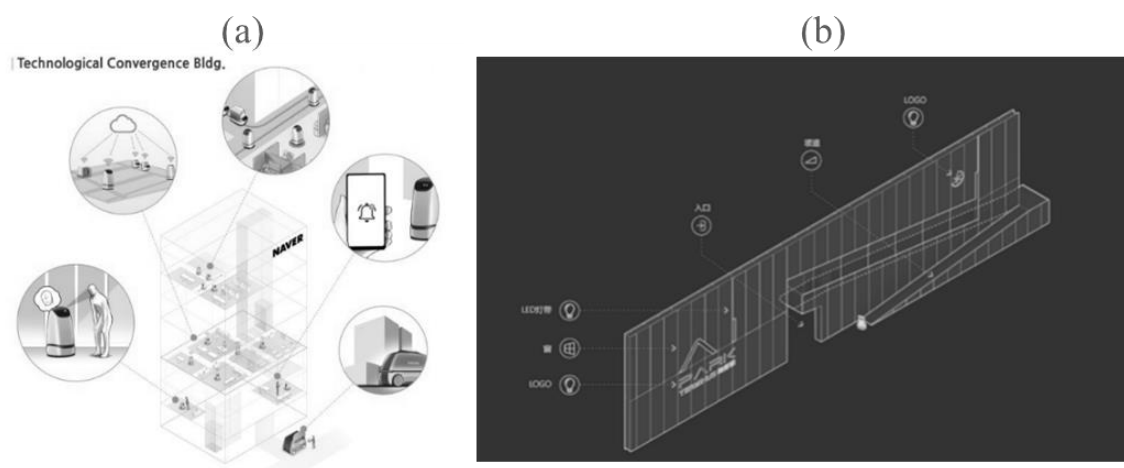


图 6.22 建筑空间设计示意 (a) Naver robot-friendly building; (b) AI PARK

资料来源: Kim, 2021; Archdaily, 2021

#### 6.3.4 空间应对策略小结

研究进一步以图示形式对各类策略进行汇总。

街道空间层面（图 6.23）：（1）提升人行道可行性：提升人行道的宽度、减少穿过人行道的车道和人行横道的数量，修复人行道表面的坑洞，增加人行道坡道设置，以便为机器人和老年人、残障人士等群体提供更安全、畅通的行走环境。（2）数字化导航辅助：在街道上设置数字路标和条形码或使用高饱和色彩的线条，以提高机器人的导航能力，并提升城市空间的儿童友好性。（3）智能城市设施通信：城市设施如交通信号灯、监控摄像头、出入口和电梯等，均应支持与城市机器人的通信，以实现高效的信息共享和指导。（4）专用道设置：设立可供机器人以及电动自行车和电动滑板车等微型交通工具使用的专用道，以提升交通流线性安全性。

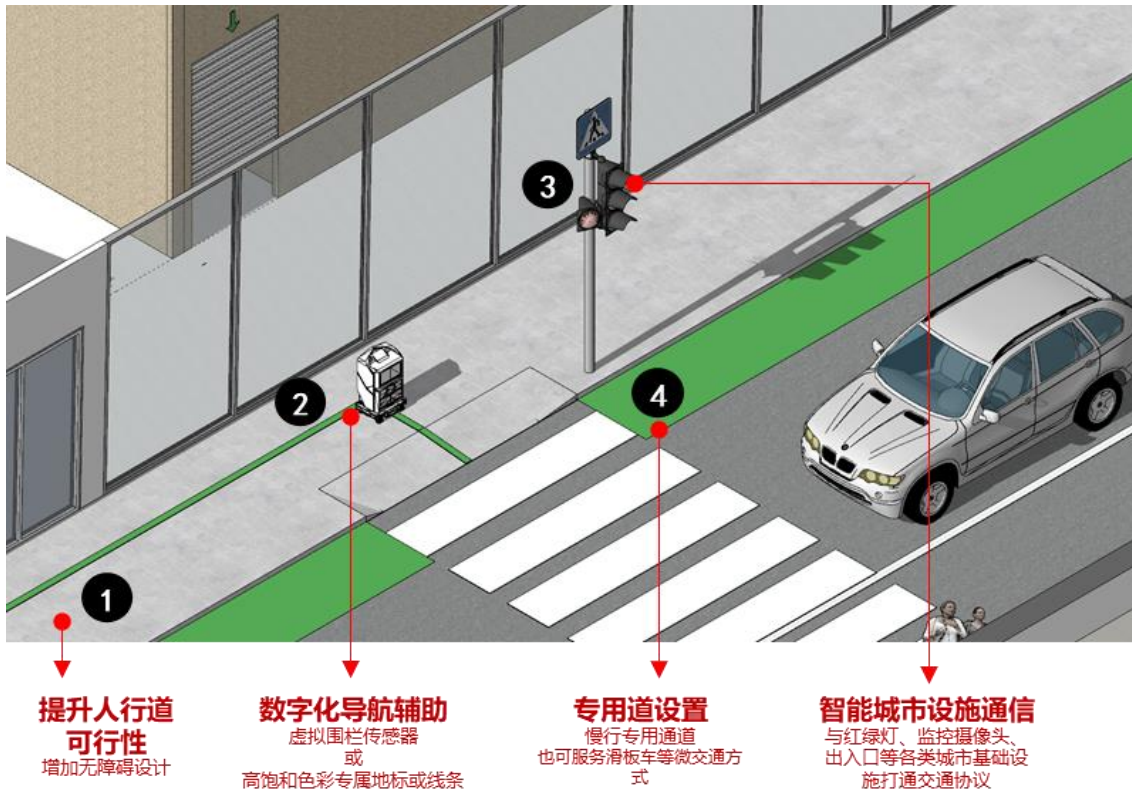


图 6.23 街道空间应对策略汇总

资料来源：作者自绘

建筑空间层面（图 6.24）：（1）无障碍出入口：确保所有出入口都具备无障碍设计，方便机器人和弱势群体的通行。（2）核心筒专用设施：在建筑的核心筒中设置专供机器人使用的电梯和走廊，优化机器人在建筑内的移动效率。（3）建筑结构集成坡道：依托建筑物墙体，集成专为机器人设计的坡道，确保其可以无障碍地到达不同楼层。（4）充电设施配置：在建筑内部和外部配置机器人充电设施。（5）增加机器人模数设计：在建筑设计时考虑机器人的通过需求，如门口宽度、走廊宽度等，确保机器人的顺畅运行。

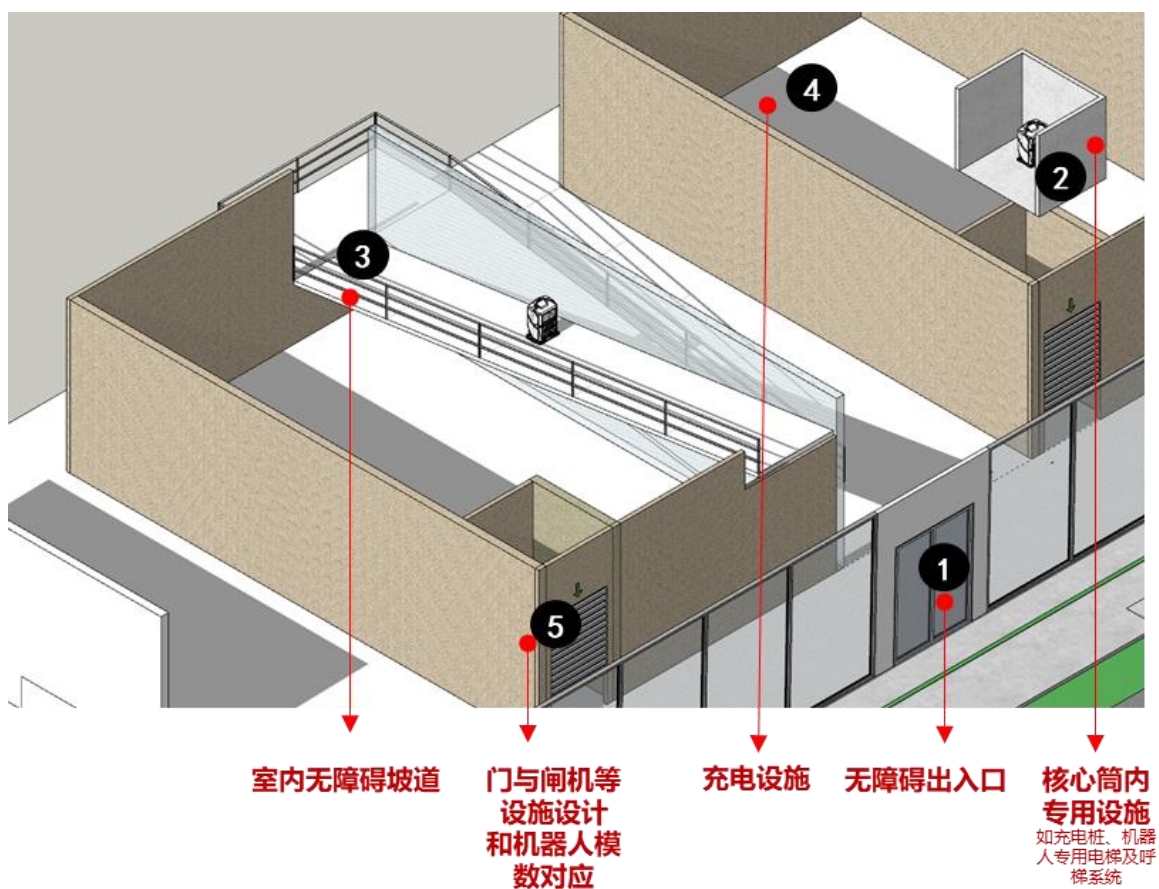


图 6.24 建筑空间应对策略汇总

资料来源：作者自绘

## 6.4 本章小结

本章在实践和文献案例两方面深入探讨了末端物流无人化规划及应对策略。

首先以清华大学校园为例探索了校园无人化物流规划的方法和内容。基于仿真模拟，对多个配送方案的仿真模拟和比选，通过帕累托前沿面分析方法确定了“教工活动中心，清华大学南门，美院停车场，篮球场东，西北门快递站”五个配送枢纽作为最优的规划方案。并以此为基础进一步划定了配送分区，依据现状道路等级，考虑不同路段的实际交通流量，采取不同的道路断面设计。研究进一步设计配送枢纽功能分区，并依据高峰时段和总量订单数规划配送枢纽规模，测算确定规模在 30 m<sup>2</sup>左右即可满足需求。为校园物流无人化提供了一系列具体可行的规划策略，以期拓展至未来不同类别和尺度的无人化场景。

随后，本章基于文献和案例综述，构建了城市机器人的特征框架，并以此为基础分析其在物理、社会、和数字维度上的特性及所面临的挑战，包括空间障碍繁杂、缺乏结构和规则、与人产生交叉冲突、计算压力大等。针对其需求和挑战，研究提出了一系列规划应对策略，涵盖从宏观到微观的多个层次，包括规范机器人的空间使用和行为，设置优点试点区域，配套新型数字基础设施，完善街道和建筑的无障碍设计，旨在为城市末端物流无人化提供全面的规划指导。

随着无人化技术的不断进步和社会实践的积累，本章提出的策略和规划将为城市末端物流无人化提供有效的支持，推动智慧城市交通系统的持续优化和发展。未来研究可以继续深化这些策略的实用性和可持续性，以应对日益复杂的城市物流需求。

## 第 7 章 研究结论与展望

### 7.1 研究结论

本研究梳理了城市机器人，特别是末端物流无人技术的应用和研究现状。以清华大学校园空间为例，运用深度学习算法和问卷访谈、实地调研等方法对当下的即时配送需求进行测度，并构建末端物流无人化的关键情景变量对应的多情景以及绩效评估指标。基于测度结果，利用 AnyLogic 模拟仿真平台对不同的情景进行模拟，总结末端物流无人化带来的经济、社会、生态方面的影响，并选取最佳校园规划方案进行无人化物流规划设计。最终，研究构建了城市机器人特征分析框架，总结其需求和面临的问题，结合国内外实践经验提出针对性应对策略，旨在为校园物流系统及更广泛的自动化城市环境提供科学的规划和设计参考。

#### 7.1.1 开发多元数据支持下的即时配送需求测度模型

相较以往模拟研究，校园空间内即时配送的配送主体多样，配送环境复杂，缺乏准确真实的模拟基础数据，因此需要借助新技术方法获得空间和需求两类基础数据。首先，研究使用主动感知方法对清华大学校园物理环境进行详尽的数据采集，关注机器人相关的各类物理空间要素。之后，研究开发了一种即时配送需求测度方法，该方法通过整合多元数据，包括监控视频数据和通过问卷调查收集的即时配送服务使用情况，有效地刻画了校园内即时配送的实际需求。鉴于外卖骑手和快递车在我国具有显著的独特性，缺少开源模型，研究利用深度学习技术自主训练并自动化识别了监控视频中的外卖骑手，选取应用 YOLOv8 模型、ByteTrack 追踪算法和 Supervision LineCounter 计数方法的组合，不仅提高了数据处理的效率，也大幅度提升了即时配送需求测量的准确性。后通过问卷调查将识别结果与校园内不同类型建筑的使用情况相结合，得出建筑物层面分钟级精细的数据，为校园末端物流无人化的模拟提供了基础也为其他城市场景提供方法探索。

#### 7.1.2 得出末端物流无人化在经济、生态、社会层面产生的影响

本研究基于已有研究及现实情况分析，构建了针对校园环境的绩效指标，覆盖经济、社会和生态三个方面；同时设置了关键情景变量，以探索物流无人化的不同情景，包括交通安全、规划建设和实施成本等。通过应用 AnyLogic 多智能体仿真平台，研究对校园配送流程进行了建模，并模拟了关键情景变量的变化。模拟结果



表明，通过提高机器人/骑手速度、增加机器人规模、增设配送枢纽数量以及优化配送枢纽空间布局（即使各枢纽保持适当距离以实现其在空间上的均衡分布），可以显著提高配送效率、减少顾客等待时间，并减少能源消耗和环境影响。此外，本研究发现，在同样的速度管控要求下，引入无人化配送系统可以有效减少总配送距离、缩短每单配送时间、降低能耗，但会轻微提高顾客等待时间。研究还识别了提高无人化配送绩效表现的关键策略，如合理规划配送枢纽数量和位置，科学配置机器人配送队伍规模等。

由于各关键情景变量变化对绩效的提升普遍存在边际递减效应，因此本研究进一步得出了各参数的经济取值。例如，如果设置机器人的配送能力为每次 4-5 单，大约需要 40 个机器人来完成一天的订单配送；配置 4-5 个配送枢纽，并在每个枢纽配备 15-20 个机器人，可以在较低成本下达成预定的目标绩效等。为校园及类似环境下无人化配送系统的实施提供了重要的理论依据和实践指导，为未来无人化技术的应用和发展奠定了基础。

### 7.1.3 得出末端物流无人化的规划及应对策略

研究以清华大学校园为例探索了校园无人化物流规划的方法和内容。首先选取可能的规划方案组合，通过仿真模拟得出所有方案的绩效表现，利用帕累托前沿分析对多个配送方案的绩效结果进行比选，确定综合表现最优的规划方案。并以此为基础进一步考虑了配送分区、配送路线及校园道路设计、配送枢纽设计以及无障碍设计，为校园物流无人化提供了一系列具体可行的规划策略，以期在未来不同类别和尺度的无人化城市场景中发挥指导作用。

基于文献和案例综述，本研究构建了城市机器人的特征框架，并以此为基础分析其在物理、社会和数字维度上的特性及所面临的挑战。目前城市机器人以视觉导航作为主要的导航方式，多为轮式形态，且以街道空间作为主要的活动空间，因此面临着空间障碍繁杂、缺乏结构和规则、与人产生交叉冲突、计算压力大等问题。针对其需求和挑战，研究提出了一系列规划应对策略，涵盖从宏观到中观到微观的多个层次。宏观管控包括空间使用和行为规范、设置优先试验区域；中观系统规划包括配套新型智慧基础设施，使交通信号灯、出入口、电梯等设施建立通信、更新既有基础设施，利用城市地下空间；微观设计层面强调提升街道空间可行性，布设数字路标或高饱和色彩标识，注重建筑空间的无障碍设计等，旨在为城市末端物流无人化提供全面的规划指导。

## 7.2 研究局限与后续研究方向

上述研究结果表明，通过结合深度学习和仿真模拟的方法可以有效评估校园末端物流无人化的实施效果和影响，为校园未来无人物流规划提供方法和数据支持。但在研究仍存在一些局限性：

首先，尽管本研究通过整合多元数据支持的即时配送需求测度方法成功获取了校园内即时配送的详细时空需求图谱，这些数据的普遍性和可推广性仍可能受到限制。由于校园监控数据的覆盖不全，从这些数据中推测出的订单信息尚需进一步的验证和精确度测试。同时，本研究尚未深入探讨在特殊天气条件和节假日背景下的配送需求变化，这些因素都可能影响配送需求的准确测量和后续策略的制定。因此，未来的研究需要扩展数据来源和类型，以增强研究结果的适用性和准确性。

其次，在研究区域和研究对象上，当前研究主要集中在大学校园环境中的无人配送系统，后续研究可以探索将无人配送技术扩展到医院、商业区、住宅区等不同类型的复杂环境中，这将对不同环境特有需求和挑战的识别与解决。研究目前使用街道空间作为模拟空间，4-5单小型机器人作为配送主体，对于城市开放道路上使用人行道空间，或大型无人配送车辆作为配送主体仍缺乏研究。

此外，基于 AnyLogic 平台进行的仿真模拟对现实世界进行了一定程度的抽象，模型的精确性和复杂性尚需进一步提升。目前，该模型主要关注机器人和骑手两种智能体，而未能将行人和自行车流等主体纳入考虑，这可能影响模型的全面性和实用性。此外，模拟中对机器人和骑手在配送过程中与其他智能体进行空间交互的处理过于简化。这种简化可能导致模型无法精确反映实际操作环境中的复杂动态，例如交通拥堵和行人交叉流动的影响。因此，未来的研究中需要扩展模型的覆盖范围和深化交互效果的模拟，以提高其在真实世界应用中的有效性和可靠性。

最后，尽管研究已经提出了无人物流系统的规划与设计指导原则，但在具体实施层面，还需要深入考察技术的可行性和成本效益。目前仅评估了配送距离、顾客等待时间、配送时间等，未来需要在人力成本节约和生态效益方面的绩效进行详细分析。此外，用户的接受度也是决定该技术成功推广的关键因素。因此，未来的研究应包括综合评估这些因素，探索如何在保证经济效益和生态友好的同时，增强用户对无人物流系统的信任和满意度。

## 参考文献

- 吴伟, 2012. 城市公共空间公共性及相关设计策略研究[D]. 重庆: 重庆大学.
- 徐一平, 董怀文, 2021. 服务机器人能为智慧城市做什么? [J]. 大数据时代(7): 6-1.
- 周利敏, 钟海欣, 2019. 社会 5.0、超智能社会及未来图景[J]. 社会科学研究(6): 1-9.
- 李一来, 李超, 2023. 主动感知技术在城市化建设设计中的应用研究[J]. 中国设备工程(23): 203-205.
- 贺紫薇, 2022. 高校快递末端配送的问题与对策研究——以内蒙古工业大学为例[J]. 内蒙古统计(6): 44-46.
- 刘凯, 2021. 网约配送员危险骑行行为特性及干预方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学.
- 中国电动汽车百人会, 京东, 2022. 社区园区无人配送智能网联基础设施白皮书[EB/OL]. 青岛: WG8, [2023-05-17]. <https://ambchina.com/zfc/uploads/1659623311220.pdf>.
- 吴春发, 鲁冰, 2016. 高校校园交通的问题与优化策略——基于 7 省区 20 所高校的调查[J]. 重庆交通大学学报(社会科学版), 16(1): 38-42.
- 张锦, 陈义友, 2015. 物流“最后一公里”问题研究综述[J]. 中国流通经济, 29(4): 23-32.
- Abbasi M, Majidi B, Manzuri M, 2018. Deep cross altitude visual interpretation for service robotic agents in smart city[C]//2018 6th Iranian Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems (CFIS). IEEE, 79-82.
- Aljohani K, Thompson R G, 2020. An examination of last mile delivery practices of freight carriers servicing business receivers in inner-city areas[J]. Sustainability, 12(7): 2837.
- ArchDaily, 2021. 特斯联科技集团人工智能城市先行区 AI PARK / 行之建筑设计工作室[EB/OL].[2022-08-01]. <https://www.archdaily.cn/cn/973635/te-si-lian-ke-ji-tuan-ren-gong-zhi-neng-cheng-shi-xian-xing-qu-ai-park-xing-zhi-jian-zhu-she-ji-gong-zuo-shi>.
- Bakach I, Campbell A M, Ehmke J F, 2021. A two-tier urban delivery network with robot-based deliveries[J]. Networks, 78(4): 461-483.
- Bardaro G, Daga E, Carvalho J, et al., 2022. Introducing a Smart City Component in a Robotic Competition: A Field Report[J]. Frontiers in Robotics and AI, 24.
- Beigi N K, Partov B, Farokhi S, 2017. Real-time cloud robotics in practical smart city applications[C]//2017 IEEE 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC). IEEE, 1-5.
- Behiri W, Belmokhtar-Berraf S, Chu C, 2018. Urban freight transport using passenger rail network: Scientific issues and quantitative analysis[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 115: 227-245.
- Bianchi Filho J F, Siebert L C, Mariani V C, et al., 2018. A Conceptual Model of a Stereo Vision System to Aid a Teleoperated Robot in Pruning Vegetation Close to Overhead

- Urban Power Lines[C]//2018 International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM). IEEE, 1119-1124.
- Biloria N, Dritsa D, 2018. Social Robotics and Human Computer Interaction for Promoting Wellbeing in the Contemporary City[C]//International Conference on Human-Computer Interaction. Springer, Cham, 110-124.
- Blake T, 2021. What is Unmanned Aircraft Systems Traffic Management? [EB/OL]. [2022-08-01].<https://www.nasa.gov/ames/utm>.
- Bonabeau E, 2002. Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems[J]. *Proceedings of the national academy of sciences*, 99(suppl\_3): 7280-7287.
- Boyer K K, Prud'homme A M, Chung W, 2009. The last mile challenge: evaluating the effects of customer density and delivery window patterns[J]. *Journal of business logistics*, 30(1): 185-201.
- Boysen N, Fedtke S, Schwerdfeger S, 2021. Last-mile delivery concepts: a survey from an operational research perspective[J]. *Or Spectrum*, 43: 1-58.
- Bruno D R, De Assis M H, Osório F S, 2019. Development of a mobile robot: Robotic guide dog for aid of visual disabilities in urban environments[C]//2019 Latin American Robotics Symposium (LARS), 2019 Brazilian Symposium on Robotics (SBR) and 2019 Workshop on Robotics in Education (WRE). IEEE, 104-108.
- Byun J, Kim S H, Roh M C, et al., 2010. Autonomous navigation of transport robot in the urban environment[C]//2010 15th International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics. IEEE, 76-81.
- Calp M H, Butuner R, Kose U, et al., 2022. IoHT-based deep learning controlled robot vehicle for paralyzed patients of smart cities[J]. *The Journal of Supercomputing*, 1-36.
- Capi G, Kitani M, Ueki K, 2014. Guide robot intelligent navigation in urban environments[J]. *Advanced Robotics*, 28(15): 1043-1053.
- Cargo Sous Terrain, 2017. What is CST?[EB/OL]. [2022-08-01]. <https://www.cst.ch/en/what-is-cst/>.
- Carlsson J G, Song S, 2018. Coordinated logistics with a truck and a drone[J]. *Management Science*, 64(9): 4052-4069.
- Chen C, Demir E, 2022. Drones and delivery robots: models and applications to last mile delivery[M]//*The Palgrave Handbook of Operations Research*. Cham: Springer International Publishing, 859-882.
- Chen P, Chankov S M, 2017. Crowdsourced delivery for last-mile distribution: An agent-based modelling and simulation approach[C]//2017 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM). IEEE, 1271-1275.
- Choe Y, Chung M J, 2012. System and software architecture for autonomous surveillance robots in urban environments[C]//2012 9th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI). IEEE, 535-536.

- City Of New York, 2007. PlaNYC: a greener, greater New York[EB/OL].[2022-08-01]. <https://www.adaptationclearinghouse.org/resources/planyc-2030-a-greener-greater-new-york.html>.
- Corno M, Savaresi S, 2020. Measuring Urban Sidewalk Practicability: a Sidewalk Robot Feasibility Index[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 53(2): 15053-15058.
- Da Vimercate A D C, 2018. Autonomous robots in food delivery: a simulation study[D]. Milan: Politecnico di Milano.
- De La Torre R, Corlu C G, Faulin J, et al., 2021. Simulation, Optimization, and Machine Learning in Sustainable Transportation Systems: Models and Applications[J]. *Sustainability*, 13(3): 1-21.
- De Mello Bandeira R A, Goes G V, Gonçalves D N S, et al, 2019. Electric vehicles in the last mile of urban freight transportation: A sustainability assessment of postal deliveries in Rio de Janeiro-Brazil[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 67: 491-502.
- Desai P, Loke S W, Desai A, et al., 2011 Multi-agent based vehicular congestion management[C]//2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 1031-1036.
- Devari A, Nikolaev A G, He Q, 2017. Crowdsourcing the last mile delivery of online orders by exploiting the social networks of retail store customers[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 105: 105-122.
- Dissanayake G, Paxman J, Miro J V, et al., 2006. Robotics for urban search and rescue[C]//First international conference on industrial and information systems. IEEE, 294-298.
- Ducarme D, Agrell P J, 2019. Sustainable solutions for “last mile” deliveries in the parcel industry: A qualitative analysis using insights from third-party logistics service providers and public mobility experts[D]. Louvain: Université catholique de Louvain Louvain School of Management.
- Ergin E, Afonso A, Fatah G. Schieck A, 2018. Welcoming the orange collars: robotic performance in everyday city life[C]//Proceedings of the 7th ACM International Symposium on Pervasive Displays, 1-7.
- Ermacora G, Toma A, Antonini R, et al., 2016. Leveraging open data for supporting a cloud robotics service in a smart city environment[M]//Intelligent Autonomous Systems 13. Springer, Cham, 527-538.
- Figliozzi M, Jennings D, 2020. Autonomous delivery robots and their potential impacts on urban freight energy consumption and emissions[J]. *Transportation research procedia*, 46: 21-28.
- Fikar C, Hirsch P, Gronalt M, 2018. A decision support system to investigate dynamic last-mile distribution facilitating cargo-bikes[J]. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 21(3): 300-317.

- Fleckenstein J, Molter P L, Chokhachian A, et al., 2022. Climate-Resilient Robotic Facades: Architectural Strategies to Improve Thermal Comfort in Outdoor Urban Environments using Robotic Assembly. *Front[J]. Built Environment*, 8: 856-871.
- Förster F, Weiss A, Tscheligi M., 2011. Anthropomorphic design for an interactive urban robot-the right design approach? [C]//2011 6th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI). IEEE, 137-138.
- Freitag M, Kotzab H, 2020. A concept for a consumer-centered sustainable last mile logistics[C]//Dynamics in Logistics: Proceedings of the 7th International Conference LDIC 2020, Bremen. Springer International Publishing, 196-203.
- Georgiev A, Allen P K, 2002. Vision for mobile robot localization in urban environments[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 1: 472-477.
- Goddard M A, Davies Z G, Guenat S, et al., 2021. A global horizon scan of the future impacts of robotics and autonomous systems on urban ecosystems [J]. *Nature Ecology & Evolution*, 5(2): 219-230.
- Golubchikov O, Thornbush M, 2020. Artificial intelligence and robotics in smart city strategies and planned smart development[J]. *Smart Cities*, 3(4): 1133-1144.
- Grau A, Bolea Y, Puig-Pey A, et al., 2017. Robotic solutions for sewage systems in coastal urban environments[C]//OCEANS 2017-Aberdeen. IEEE, 2017: 1-5.
- Grau A, Bolea Y, Puig-Pey A, et al., 2018. Sustainable Robotics Solutions in Smart Cities. The Challenge of the ECHORD++ Project[C]//2018 IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA). IEEE, 1: 1291-1296.
- Gravalos I, Avgousti A, Gialamas T, et al., 2019. A robotic irrigation system for urban gardening and agriculture[J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 50(4): 198-207.
- Greater London Authority, 2018. Smarter London Together,2018[EB/OL].[2022-08-01].[https://www.london.gov.uk/sites/default/files/smarter\\_london\\_together\\_v1.66\\_-\\_published.pdf](https://www.london.gov.uk/sites/default/files/smarter_london_together_v1.66_-_published.pdf).
- Grigorescu S D, Argatu F C, Paturca S V, et al., 2019. Robotic platform with medical applications in the smart city environment[C]//2019 11th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering (ATEE). IEEE, 1-6.
- Hashimoto N, Tomita K, Kamimura A, et al., 2014. Technology evaluations of personal mobility vehicles in Tsukuba-city mobility robot designated zone—An experimental approach for personal mobility for sharing[C]//2014 international conference on connected vehicles and expo (ICCVe). IEEE, 773-774.
- Hayashi K, Shiomi M, Kanda T, et al., 2011. Are robots appropriate for troublesome and communicative tasks in a city environment?[J]. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, 4(2): 150-160.

- He X, Bourne J R, Steiner J A, et al., 2019. Autonomous chemical-sensing aerial robot for urban/suburban environmental monitoring[J]. *IEEE Systems Journal*, 13(3): 3524-3535.
- Hey T, Tansley S, Tolle K, 2009. The fourth paradigm: data-intensive scientific discovery[M]. Redmond: Microsoft Research.
- Hofmann W, Assmann T, Neghabadi P D, et al., 2017. A simulation tool to assess the integration of cargo bikes into an urban distribution system[C]//The 5th International Workshop on Simulation for Energy, Sustainable Development & Environment (SESDE 2017).
- Hoffmann T, Prause G, 2018. On the regulatory framework for last-mile delivery robots[J]. *Machines*, 6(3): 33.
- Hoggenmueller M, Hespanhol L, Wiethoff A, et al., 2019. Self-moving robots and pulverized urban displays: newcomers in the pervasive display taxonomy[C]//Proceedings of the 8th ACM International Symposium on Pervasive Displays, 1-8.
- Hoggenmueller M, Hespanhol L, 2020. Woodie. An Urban Robot for Embodied Hybrid Placemaking[C]//Proceedings of the Fourteenth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction, 617-624.
- Hu W, Dong J, Hwang B, et al., 2019. A scientometrics review on city logistics literature: Research trends, advanced theory and practice[J]. *Sustainability*, 2019, 11(10): 2724.
- Hüttenrauch H, Eklundh K S, Green A, et al., 2006. Investigating spatial relationships in human-robot interaction[C]//2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems.IEEE, 5052-5059.
- Ignat B, Chankov S, 2020. Do e-commerce customers change their preferred last-mile delivery based on its sustainability impact?[J]. *The International Journal of Logistics Management*, 31(3): 521-548.
- Jaoua A, Ammar M B, Awasthi A, 2019. A decision support system for on-demand goods delivery using shared autonomous electric vehicles[J]. *International Journal of Decision Support System Technology (IJDSSST)*, 11(2): 72-88.
- Jaung W, 2024. The need for human-centered design for AI robots in urban parks and forests[J]. *Urban Forestry & Urban Greening*, 91: 128186.
- Justo V B, Gupta A, Umland T F, et al., 2023. Minimum Energy Utilization Strategy for Fleet of Autonomous Robots in Urban Waste Management[J]. *Robotics*, 12(6): 159.
- Jennings D, Figliozzi M, 2019. Study of sidewalk autonomous delivery robots and their potential impacts on freight efficiency and travel[J]. *Transportation Research Record*, 2673(6): 317-326.
- Kapitonov A, Lonshakov S, Berman I, et al., 2019. Robotic services for new paradigm smart cities based on decentralized technologies[J]. *Ledger*, 4(S1):56-66.
- Khalid R, Chankov S M., 2020. Drone delivery using public transport: an agent-based modelling and simulation approach[C]//Dynamics in Logistics: Proceedings of the 7th

- International Conference LDIC 2020, Bremen, Germany. Springer International Publishing, 374-383.
- Kim J, 2021. Naver says it's constructing world's first robot-friendly building [EB/OL]. [2022-08-01]<https://www.kedglobal.com/artificial-intelligence/newsView/ked202107050013>.
- Kim M S, Cha B K, Park D M, et al., 2010. Dona: Urban donation motivating robot[C]//2010 5th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI). IEEE, 159-160.
- Lavaei A, Atashgah M A, 2017. Optimal 3D trajectory generation in delivering missions under urban constraints for a flying robot[J]. *Intelligent Service Robotics*, 10(3): 241-256.
- Carson J S, 2005. Introduction to modeling and simulation[C]//Proceedings of the Winter Simulation Conference, 2005. IEEE, 8 pp.
- Le N T, Ngo T Q, 2019. Proposal of a Sewerage Cleaning Robot to Collect Garbage Applying for Ho Chi Minh City[C]//2019 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII). IEEE, 216-221.
- Leong W L, Martinel N, Huang S, et al., 2021. An Intelligent Auto-Organizing Aerial Robotic Sensor Network System for Urban Surveillance [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 102(2):33.
- Liu Y, Zhang W, Pan S, et al., 2020. Analyzing the robotic behavior in a smart city with deep enforcement and imitation learning using IoRT[J]. *Computer Communications*, 150: 346-356.
- Liu Z Z, Wang Y J, Lu T F, 2011. Odor source localization using multiple robots in complicated city-like environments[C]//Advanced Materials Research. Trans Tech Publications Ltd, 291: 3337-3344.
- LMAD, 2022. US & EU: Autonomous Delivery vs. Autonomous Vehicles Legislation[EB/OL]. [2024-02-01].<https://www.lmad.eu/news/us-eu-autonomous-delivery-autonomous-vehicles-legislation/>.
- Loke S W, 2018. Are we ready for the internet of robotic things in public spaces?[C]//Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers, 891-900.
- Loke S W, 2019. Towards Robotic Things in Society[J]. arXiv e-prints, 2019: arXiv:1910.10253.
- Long G, Binglei X, Chuanling Z, et al., 2023. Modeling and Simulation Analysis for Urban Rail Transit Hub[J]. *Journal of Civil Engineering and Urban Planning*, 5(1): 31-42.
- Macrorie R, Marvin S, While A, 2021. Robotics and automation in the city: a research agenda[J]. *Urban Geography*, 42(2): 197-217.



- Manyika J, Chui M, Bughin J, et al., 2013. Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy[EB/OL]. San Francisco, CA: McKinsey Global Institute, [2022-08-01]. <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/disruptive-technologies>
- Major L, Shah J, 2020. What to expect when you're expecting robots: the future of human-robot collaboration[M]. UK: Hachette.
- Marvin S, While A, Kovacic M, et al., 2018. Urban robotics and automation: Critical challenges, international experiments and transferable lessons for the UK[EB/OL].[2023-05-01] [https://www.researchgate.net/publication/327646478\\_Urban\\_Robotics\\_and\\_Automation\\_Critical\\_Challenges\\_International\\_Experiments\\_and\\_Transferable\\_Lessons\\_for\\_the\\_UK#fullTextFileContent](https://www.researchgate.net/publication/327646478_Urban_Robotics_and_Automation_Critical_Challenges_International_Experiments_and_Transferable_Lessons_for_the_UK#fullTextFileContent).
- Melkonyan A, Gruchmann T, Lohmar F, et al., 2020. Sustainability assessment of last-mile logistics and distribution strategies: The case of local food networks[J]. *International Journal of Production Economics*, 228: 1-17.
- Merino L, Gilbert A, Capitan J, et al., 2012. Data fusion in ubiquitous networked robot systems for urban services [J]. *Annals of Telecommunications*, 67(7-8): 355-375.
- Messina E R, Jacoff A S, 2007. Measuring the performance of urban search and rescue robots[C]//2007 IEEE Conference on Technologies for Homeland Security. IEEE, 28-33.
- Morganti E, Dablan L, Fortin F, 2014. Final deliveries for online shopping: The deployment of pickup point networks in urban and suburban areas[J]. *Research in Transportation Business & Management*, 11: 23-31.
- Nagenborg M, 2020. Urban robotics and responsible urban innovation[J]. *Ethics and Information Technology*, 22(4): 345-355.
- Nguyen D H, De Leeuw S, Dullaert W et al., 2019. What is the right delivery option for you? Consumer preferences for delivery attributes in online retailing[J]. *Journal of Business Logistics*, 40(4): 299-321.
- Pan H, Chen X, Ren J, et al., 2023. Deep Reinforcement Learning for Flipper Control of Tracked Robots in Urban Rescuing Environments[J]. *Remote Sensing*, 15(18): 4616.
- Patella S M, Grazieschi G, Gatta V, et al, 2020. The adoption of green vehicles in last mile logistics: A systematic review[J]. *Sustainability*, 13(1): 6.
- Perboli G, Rosano M, 2019. Parcel delivery in urban areas: Opportunities and threats for the mix of traditional and green business models[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 99: 19-36.
- Poeting M, Schaudt S, Clausen U, 2019. A comprehensive case study in last-mile delivery concepts for parcel robots[C]//Proceedings of the Winter Simulation Conference, 1779-1788.

- Poeting M, Schaudt S, Clausen U, 2019. Simulation of an optimized last-mile parcel delivery network involving delivery robots[C]//Advances in Production, Logistics and Traffic: Proceedings of the 4th Interdisciplinary Conference on Production Logistics and Traffic 2019 4. Springer International Publishing, 1-19.
- Pratt S S, Alibozeq F, Frost T, et al., 2002. Applications of tactical mobile robot technology to urban search and rescue: lessons learned at the World Trade Center disaster[C]//Unmanned Ground Vehicle Technology IV. SPIE, 4715: 13-20.
- Puig-Pey A, Bolea Y, Grau A, et al., 2017. Public entities driven robotic innovation in urban areas [J]. Robotics and Autonomous Systems, 92: 162-172.
- Rahman A, Jin J, Cricenti A, et al., 2016. A cloud robotics framework of optimal task offloading for smart city applications[C]//2016 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). IEEE, 1-7.
- Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al, 2016. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 779-788.
- Refaningati T, Tangkudung E S W, Kusuma A, 2020. Analysis of characteristics and efficiency of smart locker system (Case study: Jabodetabek)[J]. Evergreen, 7(1): 111-117.
- Rivera R, Amorim M, Reis J, 2020. Robotic services in smart cities: An exploratory literature review[C]//2020 15th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI). IEEE, 2020: 1-7.
- Roldan-Gomez J J, Garcia-Aunon P, Mazariegos P, et al., 2020. SwarmCity project: Monitoring traffic, pedestrians, climate, and pollution with an aerial robotic swarm[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 1-17.
- Romano A A, Sakai T, Oh S, et al, 2021. A simulation-based evaluation of a Cargo-Hitching service for E-commerce using mobility-on-demand vehicles[J]. Future Transportation, 1(3): 639-656.
- Rosenzweig J, Bartl M, 2015. A review and analysis of literature on autonomous driving[J]. E-Journal Making-of Innovation, 1-57.
- Sabatini S, Corno M, Fiorenti S, et al., 2018. Vision-based pole-like obstacle detection and localization for urban mobile robots[C]//2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 1209-1214.
- Saboori P, Morris W, Xiao J, et al., 2007. Aerodynamic analysis of city-climber robots[C]//2007 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). IEEE, 1855-1860.
- Salvini P, Teti G, Spadoni E, et al., 2010. An Investigation on Legal Regulations for Robot Deployment in Urban Areas: A Focus on Italian Law [J]. Advanced Robotics, 24(13): 1901-1917.

- Samouh F, Gluza V, Djavadian S, et al., 2020. Multimodal autonomous last-mile delivery system design and application[C]//2020 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2). IEEE, 1-7.
- Sanfeliu A, Ll acer M R, Gramunt M D, et al., 2010. Influence of the privacy issue in the deployment and design of networking robots in European urban areas[J]. *Advanced Robotics*,24(13): 1873-1899.
- Sato-Shimokawara E, Fukusato Y, Nakazato J, et al., 2008. Context-dependent human-robot interaction using indicating motion via virtual-city interface[C]//2008 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (IEEE World Congress on Computational Intelligence). IEEE, 1922-1927.
- Savela N, Latikka R, Lahtinen J, et al., 2024. Robots are coming to town: A visual experiment on urban belonging and anxiety[J]. *Cities*, 144: 104640.
- Savelsbergh M, Van Woensel T, 2016. 50th anniversary invited article—city logistics: Challenges and opportunities[J]. *Transportation science*, 50(2): 579-590.
- Scholtz J, 2003. Theory and evaluation of human robot interactions[C]//36th Annual Hawaii International Conference on System Sciences, 2003. Proceedings of the. IEEE, 10 pp.
- Schlenther T, Martins-Turner K, Bischoff J F, et al., 2020. Potential of private autonomous vehicles for parcel delivery[J]. *Transportation Research Record*, 2674(11): 520-531.
- She R, Ouyang Y, 2021. Efficiency of UAV-based last-mile delivery under congestion in low-altitude air[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 122: 102878.
- Shut V, Kasyanik V, 2013. Mobile Autonomous robots-a new type of city public transport[J]. *Transport and Telecommunication*, 14(1): 39.
- Sidewalk Labs, 2019. Toronto tomorrow: a new approach for inclusive growth[EB/OL]. Toronto: Sidewalk Labs, [2022-08-01]. <https://www.sidewalklabs.com/toronto>.
- Silvestri P, Zoppi M, Molfino R, 2019. Dynamic investigation on a new robotized vehicle for urban freight transport[J]. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 96: 101938.
- Sindi Y H O, Ascencio R L, Emes M, 2018. Towards Ethics in Robotic Cities[C]//2018 IEEE Global Conference on Internet of Things (GCIoT). IEEE, 1-7.
- Smart City Korea, 2018. Busan Eco Delta Smart City[EB/OL]. [2022-08-01].<https://smartcity.go.kr>.
- Solawetz J, Francesco, 2023. What is YOLOv8? The Ultimate Guide. [EB/OL]. [2023-05-01]. <https://blog.roboflow.com/whats-new-in-yolov8/#how-yolo-grew-into-yolov8>.
- Sumartojo, Shanti, et al., 2021 Imagining public space robots of the near-future [J].*Geoforum*, 124: 99-109.
- Sung I, Danancier K, Ruvio D, et al., 2019. A design of a scheduling system for an unmanned aerial vehicle (UAV) deployment[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13): 1854-1859.

- Swanson D, 2019. A simulation-based process model for managing drone deployment to minimize total delivery time[J]. *IEEE Engineering Management Review*, 47(3): 154-167.
- Tay T T, Low R, Loke H J, et al., 2018. Uncanny valley: A preliminary study on the acceptance of Malaysian urban and rural population toward different types of robotic faces[C]//*IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. IOP Publishing, 344(1): 012012.
- Thomassen K, 2020. Robots, Regulation, and the changing nature of public space[J]. *Ottawa Law Review*, 51(2): 287.
- Tiddi I, Bastianelli E, Daga E, et al., 2020. Robot-city interaction: Mapping the research landscape—a survey of the interactions between robots and modern cities[J]. *International Journal of Social Robotics*, 12(2): 299-324.
- Toyota, 2020. TOYOTA woven city [EB/OL]. [2022-08-01]. <https://www.woven-city.global/>.
- Ulmer M W, Streng S, 2019. Same-day delivery with pickup stations and autonomous vehicles[J]. *Computers & Operations Research*, 108: 1-19.
- Valdez M, Cook M, Potter S, 2021. Humans and robots coping with crisis—Starship, Covid-19 and urban robotics in an unpredictable world[C]//2021 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). IEEE, 2596-2601.
- Valdez M, Cook M, 2023. Humans, robots and artificial intelligences reconfiguring urban life in a crisis[J]. *Frontiers in Sustainable Cities*(5): 1081821.
- Väätäjä H, Tapio S, Häkkinen J, 2023. Exploring Dogs' Reactions when Encountering Delivery Robots in Urban Environment[C]//*Proceedings of the 26th International Academic Mindtrek Conference*, 350-353.
- Wei Y, Kou X, Lee M C, 2013. Smart rope and vision based guide-dog robot system for the visually impaired self-walking in urban system[C]//2013 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. IEEE, 698-703.
- While A H, Marvin S, Kovacic M, 2021. Urban robotic experimentation: San Francisco, Tokyo and Dubai [J]. *Urban Studies*, 58(4): 769-786.
- Wong J C, 2017. San Francisco sours on rampant delivery robots: 'Not every innovation is great'[J]. *The Guardian*, 12:10.
- Woo J, Whittington J, Arkin R, 2020. Urban robotics: Achieving autonomy in design and regulation of robots and cities[J]. *Conn. L. Rev*, 52: 319.
- World Health Organization, 2007. *Global age-friendly cities: A guide*[M]. World Health Organization.
- Willmann J, Gramazio F, Kohler M, 2015. If robots conquer airspace: the architecture of the vertical city[J]. *Future City Architecture for Optimal Living*, 1-11.
- Yokozuka M, Suzuki Y, Hashimoto N, et al., 2012. Robotic wheelchair with autonomous traveling capability for transportation assistance in an urban environment[C]//2012

IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2234-2241.

Yu J, Zhang C, Wen J, Et al., 2018. Integrating multi-agent evacuation simulation and multi-criteria evaluation for spatial allocation of urban emergency shelters[J]. International Journal of Geographical Information Science, 32(9): 1884-1910.

## 附录 A 清华大学校园即时配送需求调查问卷

非常感谢您在百忙之中参与我们的问卷调研。我们是清华大学建筑学院的学生，正在开展关于校园即时配送问题的调研。了解即时配送需求可以有效指导校园物流配送体系的改进，邀请您参与问卷填写。问卷共 10 道题，完成本问卷预计需要 3 分钟。本问卷为匿名问卷，所有数据仅供科研用途，不会泄露给任何第三方。非常感谢您的回答！

1. 基本信息：本科生 硕士研究生 博士研究生 博士后 教师 其他  
男 女
2. (1) 您所在的学院（如建筑学院）\_\_\_\_\_
- (2) 所在宿舍楼号（如紫荆 14，南 32 等）\_\_\_\_\_
- (3) 您所在或常使用的院系楼（如李兆基楼）：\_\_\_\_\_
3. 您在以下哪些地方使用过配送服务？并写出对应建筑名称  
宿舍楼 \_\_\_\_\_  
院系楼 \_\_\_\_\_  
教学楼（如六教） \_\_\_\_\_  
学生活动中心（如 C 楼，南区地下） \_\_\_\_\_  
图书馆（如北馆） \_\_\_\_\_  
其他 \_\_\_\_\_
4. 您认为目前校园配送服务存在什么问题？
  - A. 缺少保热保冷装置
  - B. 配送费用高
  - C. 送达时间难以保证
  - D. 缺乏外卖放置点
  - E. 易丢件，易错件
  - F. 其他
5. 在休息日，您在以下时间段和地点使用配送服务的次数分布是怎样的？  
休息日指周末或者法定休息日。  
可选项：总是（一周超过 2 次）；经常（一周 1 次）；有时（二至三周一）；偶尔（两个月一次）；从不。

附录 A 清华大学校园即时配送需求调查问卷

	早餐 (6:00-11:00)	午饭 (11:00-14:00)	下午茶 (14:00-17:00)	晚饭 (17:00-20:00)	夜宵 (20:00 及以后)
宿舍楼					
院系楼					
教学楼 (如六教)					
学生活动中心 (如 C 楼, 南区地下)					
图书馆 (如北馆)					
其他					

6. 在工作日, 您在以下时间段和地点使用即时配送服务的次数分布是怎样的?

工作日指周一至周五的典型一日。

可选项: 总是 (一周超过 5 次); 经常 (一周 1 至 2 次); 有时 (二至三周一次); 偶尔 (两个月一次); 从不。

	早餐 (6:00-11:00)	午饭 (11:00-14:00)	下午茶 (14:00-17:00)	晚饭 (17:00-20:00)	夜宵 (20:00 及以后)
宿舍楼					
院系楼					
教学楼 (如六教)					
学生活动中心 (如 C 楼, 南区地下)					
图书馆 (如北馆)					
其他					

7. 以下因素中, 您认为哪些会影响您使用外卖的数量?

- A. 天气
- B. 学业压力
- C. 时间紧迫
- D. 社交活动
- E. 其他 (请注明)

## 致 谢

仍记得刚确定这个方向时的迷茫与焦虑，那时的我对于研究中所要用到的种种技术还几乎一无所知，对于最终达成的目标也模糊不定。但两年多的时间里，我在老师和师门同学们的帮助下，一步一步阅读英文文献、学习深度学习和仿真模拟的相关技能并加以应用，终于完成了这个研究。

为此，要感谢很多人。

感谢我的导师龙瀛老师，老师严谨的科研思维和治学态度带我进入了科研的大门，从选题到研究推进再到论文撰写的每一步，老师都给予了极大帮助。北京市实验室的平台让我有机会参与到不同类型的项目中，让我看到专业以外更大的世界。涓涓师恩，铭记于心。

感谢实验室的各位同学感谢赵慧敏学姐、马悦、洪齐远、张恩嘉学姐、李彦学姐、李文竹学姐、涂唐奇学长、侯静轩学长、王新宇学长、李伟健学长、刘宁睿学长、郝奇学长、吴其正、张业成在数据采集中的支持，在研究推进过程中对我的重要建议以及在各类项目中对我的帮助。感谢贺雅懿、杨罗锋、蒋羽奇、钱昱嘉同学在数据校核中的贡献，感谢夏俊豪、陈弘毅、闫霄玥同学提供的数据集基础。回顾过去的一千多个日夜，非常感恩人生中可以有这样一段和优秀的大家共同学习和工作的时光，希望大家都可以，也一定会，在未来的日子里，在不同的领域中，发光发热。

感谢清华大学建筑学院武廷海老师和杨滔老师对论文提出的建议，以及其他各位老师们的教导和帮助。

感谢腾讯研究院的专家老师，他们在未来城市尤其是机器人领域的深刻洞见启发了我对于自动化趋势下城市空间的更多思考。

感谢我的朋友们，在我焦虑无助的时候向我伸出援手，在我研究苦闷之余与我分享科研以外的世间美好，也让我看到了不同却同样精彩的人生。

感谢我的父母家人在人生的各个路口都给予我最大的支持和陪伴，我会带着你们的支持，自由地奔向每一段旅程。

最后，感谢自己，从未停下。



## 声 明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

签 名： 梁佳宁 日 期： 2024.5.25

## 个人简历、在学期间完成的相关学术成果

### 个人简历

1998年8月出生于山西省太原市。

2016年9月考入东南大学建筑学院城乡规划专业，2021年7月本科毕业并获得工学学士学位。

2021年9月免试进入清华大学建筑学院攻读城乡规划学硕士学位至今。

### 在学期间完成的相关学术成果

#### 学术论文：

- [1] 梁佳宁，龙瀛. 城市机器人的应用与空间应对研究综述 [J]. 城市与区域规划研究, 2023, 15(1):47-71.
- [2] 梁佳宁，李文竹，李伟健，龙瀛. 数字技术驱动的城市景观应用场景与实践路径[J]. 风景园林, 2023, 30(7):1-7.
- [3] 李文竹，梁佳宁. 新兴技术作用下未来城市空间的碳减排效益研究综述 [J]. 城市与区域规划研究, 2023, 15(1):111-128.
- [4] 李文竹，梁佳宁，李伟健，李文越，王春龙，龙瀛. 技术驱动下的未来城市空间规划响应研究——以黑河市国土空间规划未来城市专题为例 [J]. 规划师, 2023, 39(3):27-35.
- [5] 迈克尔·巴蒂. 未来城市形态的三个推测 [J]. 梁佳宁，译. 龙瀛，校. 城市与区域规划研究, 2023, 15(1):228-233.

#### 项目参与：

- [1] 2021-2021. 腾讯科技有限公司 | WeCity X 科技规划项目，参与成员.
- [2] 2021-2022. 黑龙江省城市规划勘测设计研究院 | 黑河国土空间规划未来城市专题，参与成员.
- [3] 2021-2022. 三联生活周刊 | 人文城市光谱计划，核心成员.

**获奖情况：**

- [1] 2023. 国际城市信息学会 | 智慧城市创新奖金奖 (2/18)
- [2] 2023. 清华大学 | 清华之友-莆田二等奖学金
- [3] 2022. 清华大学建筑学院 | 清华之友-城房二等奖学金
- [4] 2021. 黑龙江省城市规划协会 | 黑龙江省优秀城乡规划设计三等奖 (13/15)
- [5] 2021. 清华大学、教育部高等学校设计学类专业教学指导委员会 | 第七届中国人居环境设计学年奖城市设计组银奖 (1/5)

## 指导教师学术评语

在第四次工业革命的浪潮中，人工智能和机器人技术正以前所未有的速度发展，为城市末端物流的自动化转型带来了巨大的机遇。这一转型不仅有望显著提升物流效率，还能从一个新的角度解决末端物流所面临的劳动密集型和安全风险问题。本文以清华大学校园作为研究的切入点，深入分析了校园末端物流无人化的需求度量、模拟优化以及空间适应性等关键问题。整体而言，这篇论文不仅工作量庞大，创新性突出，而且具有显著的现实应用价值。

为了实现校园末端物流的无人化仿真模拟，论文首先建立了一个坚实的数据基础，这包括通过大量的现场调研、数据分析和业内工作，构建了一个详细的校园基础地理信息模型。该模型不仅包含了建筑物、路网、地形等关键地理信息，还通过综合运用现场观察、摄像头数据推测以及保卫处提供的资料，实现了对末端物流网络数据库的精细化重建，从而为末端物流量的准确推测提供了坚实的数据支撑。

在技术创新方面，本文的亮点主要体现在两个核心领域：首先，作者运用了深度学习技术，结合摄像头捕捉的图像数据，开发了一个能够自动识别多种末端物流形态（如外卖和快递）的深度学习模型。这一创新不仅显著提升了校园物流现状重建的效率，也为后续的无人化物流方案设计提供了强有力的数据支持。其次，作者利用仿真模拟软件，自动生成并评估了多个校园末端物流无人化的方案，实现了从枢纽选址、路径规划到空间改造建议等多个维度的支持。

在实践应用方面，本文的研究成果为校园末端物流无人化提供了方法基础和实践指导。通过仿真模拟的结果，可以为校园物流无人化的实施提供包括枢纽选择、路径规划和空间改造在内的一系列建议。

## 答辩委员会决议书

论文研究校园末端物流无人化的需求测度与模拟优化，选题具有理论意义与实践价值。论文主要创新性成果与贡献包括：

- 1.运用深度学习技术，开发了多元数据支持下的即时配送需求测度模型。
- 2.识别了末端物流无人化关键参数响应规律，制定方案并评估其经济、生态、社会多方面效能。
- 3.基于仿真模拟技术，提出了校园物流无人化的枢纽选择、路径规划和空间改造策略。

论文工作表明作者具备扎实的专业理论与知识基础，并具有较强的科研能力。论文结构清晰，论据有据，结论明确，写作规范。答辩表达清楚，很好的回答了答辩委员提出的问题。

经答辩委员会表决，一致同意该论文达到了硕士论文的水平，通过论文答辩，并建议授予梁佳宁工学硕士学位。