

校园末端物流无人化的需求测度与模拟优化研究*

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

梁佳宁 黄子沐 龙 瀛 LIANG Jianing, HUANG Zimu, LONG Ying

摘 要 末端物流无人化作为一种新兴技术手段,虽然已初步应用于实践中,但其在实施效果和优化策略方面尚缺乏系统性和定量化的研究。通过量化校园末端物流无人化的实际需求,评估不同自动化水平和情景下的社会效益、经济效益、生态效益,为校园无人化物流规划提供科学依据。以清华大学校园为典型应用场景,结合YOLOv8和ByteTrack算法开发物流需求测度模型,实现对监控数据中骑手的自动识别与计数。在此基础上,结合问卷数据,利用Anylogic平台进行仿真模拟,分析末端物流无人化在多种情景下的影响。结果表明,末端物流无人化在提高配送效率和降低能耗方面具有明显优势,但存在导致顾客等待时间增加的问题,服务水平仍需提升。通过提高机器人或骑手速度、增加机器人数量和增加配送枢纽数量等策略,可以提高配送效率,减少顾客等待时间,并减少能源消耗。基于模拟结果,发现校园内需要部署至少40台机器人以完成配送任务。此外,布局4—5个配送枢纽、每个枢纽15—20个机器人,具有较高的经济性。同时,建议将机器人及骑手速度控制在13—15 km/h以实现安全与效率的平衡。

Abstract Unmanned last-mile logistics, as an emerging technological approach, has seen preliminary applications in practice. However, systematic and quantitative research on its implementation effectiveness and optimization strategies remains insufficient. This study aims to quantify the actual demand for unmanned last-mile logistics on campus and evaluate the social, economic, and ecological benefits across different automation levels and scenarios, providing scientific guidance for campus logistics planning. Taking the Tsinghua University campus as a typical application scenario, a logistics demand measurement model is developed by integrating the YOLOv8 and ByteTrack algorithms to automatically identify and count delivery riders from surveillance data. On this basis, combined with questionnaire data, a simulation is conducted using the AnyLogic platform to analyze the impact of unmanned last-mile logistics under various scenarios. The results indicate that unmanned last-mile logistics offers significant advantages in improving delivery efficiency and reducing energy consumption. However, it also leads to increased customer waiting times, and the service level still needs to be improved. Strategies such as increasing robot or rider speed, adding more robots, and expanding delivery hubs can enhance delivery efficiency, reduce customer waiting times, and lower energy consumption. Based on the simulation results, it is found that at least 40 robots are required on campus to complete delivery tasks. Furthermore, the layout of 4-5 delivery hubs, each equipped with 15-20 robots, is found to be highly cost-effective. It is also recommended that robot and rider speeds be controlled between 13-15 km/h to balance safety and efficiency.

关 键 词 无人物流;校园环境;仿真模拟;深度学习;规划设计

Key words unmanned delivery; campus environment; simulation modeling; deep learning; planning and design

文章编号 1673-8985 (2025) 02-0015-10 中图分类号 TU984 文献标志码 A

DOI 10.11982/j. supr. 20250203

作者简介

梁佳宁

清华大学建筑学院

硕士研究生

黄子沐

清华大学建筑学院

科研助理,硕士

龙 瀛(通信作者)

清华大学建筑学院

长聘教授,博士生导师

ylong@tsinghua.edu.cn

0 引言

随着城市化进程的加快和电子商务的迅猛发展,城市物流面临着日益严峻的挑战。末端物流,即送达给终端消费者前的最后一次运输,也称“最后一公里”,作为城市物流体系中的关键环节,其效率、成本和环境影响已成为

*基金项目:国家重点研发计划“公共场所无障碍环境关键技术与装备”(编号2023YFC3805400)资助。

制约现代物流发展的重要因素^[1-2]。传统的人工末端物流配送方式带来了诸多问题,如交通拥堵、环境污染、配送时效低、人工成本高等^[3-6]。随着机器人与自动化技术的不断发展,基于机器人(无人配送车、无人机等)无人化设备的末端物流模式,逐渐成为解决这些问题的有效途径^[7]。当前,全球许多地区已经开始将无人化设备作为主要的物流方式(见图1)。已有研究认为其不仅可以提升配送效率、降低运营成本,还能够在复杂的城市环境中减少交通安全隐患,缓解资源压力^{[8-9], [10] 补页码}。

校园作为典型的封闭园区,具备道路环境相对简单、机动车数量较少和集中管控等特点,成为机器人配送技术实验和应用的理想场所。同时,校园中末端配送需求更加集中且复杂,传统配送方式面临着如高峰时段的拥堵、配送效率低、交通安全隐患等更突出的矛盾^[11-12]。因此,探索无人化物流在此类场景下的应用具有重要的现实意义。尽管国内外多个校园已开始尝试末端物流无人化配送,但针对这一领域的科学性规划和系统研究仍显不足,现有研究多集中于技术本身的应用与效果分析,缺乏对自动化物流系统实施后对城市综合效益的系统性评估。因此,其具体实施效果仍需进一步探讨。

本文旨在填补这一空白,重点关注校园环境,探索末端物流无人化过程中的影响及应对策略。笔者首先量化配送需求,通过仿真模拟无人配送过程,得出末端物流无人化系统在

校园内的实际应用影响,为校园及其他封闭园区甚至开放城市空间中的无人物流系统设计提供数据支撑和实践指导。

1 理论研究综述

现有关于末端物流无人化的研究集中在自动驾驶机动车、无人机^{[13]补页码, [14]补页码}和地面机器人3种主体的应用上。自动驾驶机动车因其较大的载货能力和长距离运输的优势,主要用于前、中端物流的运输场景,如自动驾驶货车应用于长途运输^[15]。相比之下,无人机具有速度快、调度灵活的特点,更适用于地形复杂或紧急配送场景。然而,无人机也存在明显的局限性,如飞行里程短、起降条件严苛、货物负载能力低,并且大规模使用可能导致低空空间的拥堵^[16]。地面机器人在可靠性、负载能力和服务范围上具有优势,其运输过程中受环境的限制较小,适合禁飞或禁机动车的区域,但其速度相对较慢^{[13]补页码}。有研究探索了多种主体混合运输模式,发挥各自优势以提高运输效率。例如, Khalid等^{[17]补页码}提出了无人机与公共交通工具结合的运输方式, Samouh等^{[14]补页码}则提出无人机与地面机器人协作配送的模式等。

研究方法方面,早期研究主要依赖问卷调查^[18]、访谈^[19]、案例研究^[20]等定性方法,难以得出精确的定量结果且具有一定的主观经验性。近年来,基于主体的仿真模拟方法 (Agent-Based Simulation, ABS) 逐渐开始被应用

于物流系统研究。该方法使用自下而上的建模方法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),有助于评估各种不确定性场景^[21],尤其适用于微观的无人化交通场景。

研究数据主要包括物流需求数据和空间数据(如节点和路网)。物流需求数据由早期的假设数据^{[17]补页码}、基于概率模型的调查数据,发展为真实的订单数据(如某快递公司某月的真实包裹数据)。空间数据也由抽象的空间(如路网城市)转向真实的空间(如具备真实经纬度的配送点和路网)。

既有研究主要关注末端物流无人化对服务水平、生态绩效和经济成本的影响。多数研究认为由于无人化主体使用电力驱动,有助于降低碳排放^{[17]补页码}和减少能源消耗^{[10]补页码};同时,末端物流无人化可以提高服务水平,减少顾客等待时间^[22]并提升物流运输效率^[23]等,但可能加剧空间的拥挤^{[16]补页码}。这些影响取决于无人化的运营方式策略。

总体而言,既有研究在创新模式、研究方法和研究数据等方面取得了显著进展,但在真实物流需求的定量测度、综合效益评估以及特定场景适用性等方面仍存在不足。因此,基于更准确的配送需求数据并评估其在典型封闭园区(如大学校园)中的综合效益,将为其在更广泛应用领域的推广提供支持。

2 研究对象与数据基础

选定清华大学校园作为研究对象,研究范围如图2,总面积约289 hm²。校外物流主体仅能通过图中校门进出校园。

相比普通快递,餐食外卖等即时配送服务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,研究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。在配送主体上,考虑到清华大学校园实际情况,出于安全性与可行性考虑,排除了空中配送和自动驾驶机动车的可能性,聚焦于小型地面机器人。

研究数据包括空间数据与需求数据。空



图1 末端物流无人化国外商业实践落地情况举例
Fig.1 Examples of unmanned last-mile logistics landing in foreign business practices

资料来源:笔者根据网络公开资料整理。

间数据方面,已有一些公开数据源为研究提供基础,如测绘数据、在线地图数据、遥感数据和街景图片数据等(见表1),但其在精度、覆盖范围、时间等方面存在一定的局限性。因此,本文结合人工主动感知和线上标注方法,进一步采集和复核了相关数据,以获取更精细的物理空间数据。

需求数据方面,由于即时配送涉及的主体较多、较复杂,校园管理端数据仅涵盖总量信息,不涉及园区内的实时分布信息。因此本文利用监控视频数据,从用户侧观察推测覆盖研究范围的时空需求数据。研究向清华大学保卫处申请获得了2022年10月10日至10月16日(周一至周五)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(家属区和学生区的监控视频涉及隐私保护未能获得)(见图3)。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,且一般情况下每位骑手在1 h内可以配送完成校内订单并离开校园,研究选取了每小时前10 min的数据作为样本。

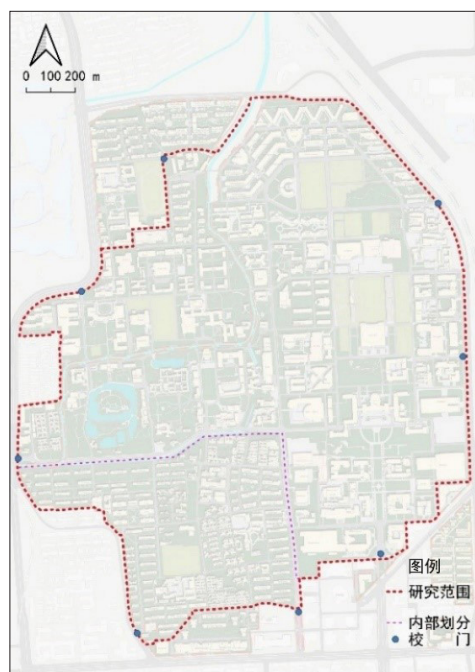


图2 研究范围
Fig.2 Study area

资料来源:笔者自绘。

3 校园末端物流潜力空间和现状需求识别

在物理空间网络的刻画过程中,研究重点识别了校园内适宜地面配送机器人使用的空间,其主要依赖于校园内的道路、人行道等交通空间,且可行性受到道路宽度、地面状况及安全管控等因素的影响^[24]。基于此,研究重点采集了清华大学校园内的各类建筑、出入口、人行道、绿地、水系、停车区等关键空间要素。通过视频回溯与在线标注平台“PinSurvey”和“两步路”的协同,进一步提升了数据的精度和可靠性。最终,收集并整理了1 851个建筑物要素,1 821个出入口要素,其中1 067个为有障碍的出入口(见图3)。这些详细的空间数据为后续仿真模拟提供了基础。

在即时配送需求测度时,研究对外卖骑手进行图像标注,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平台的矩形标注工具进行标注,获得了1 749个外卖骑手样本。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化,包括补充网络图片中新的标注数据

集等。最终,数据集扩增至4 730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。

研究使用了YOLOv8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 τ 设定为0.6),以达到更好的综合检测性能。最终模型在测试集上取得了良好的性能表现,F1值为0.76,平均精度均值(mAP)为79.2%。

使用训练完毕的模型对监控视频进行实时帧分析,运用ByteTrack算法对骑手在视频序列中进行连续追踪。同时在计数过程中,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,实时统计多个方向穿过的骑手数量(见图4)。自动化识别后进行了人工校核。

最终校核得到全天校门汇总计数观测结果(见图5),图中每小时对应的数字为前10

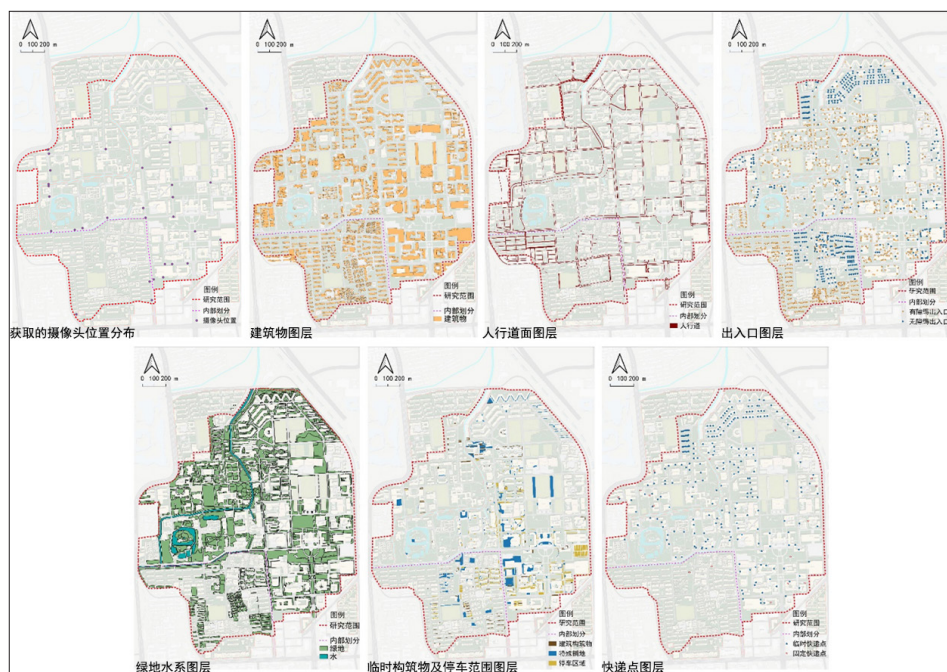


图3 校园数据
Fig.3 Campus data

资料来源:笔者自绘。

min的观测值。使用样条插值方法对每小时开始的前10 min观测值进行插值,从而预测全天各时段的交通量。

用同样的方法对所有路口进行识别计数、人工校核得到每小时前10 min的全部流量观测值(见图6),插值后得到每十分钟的全部流量预测值。

基于还原得到一天中关键点位和出入口的骑手流量预测值,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(见图7)。设定每位骑手每次配送2单,通过问卷调查收集每小时每个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,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。

通过预调研发现,不同建筑的即时配送需求与其功能和使用人群有密切的联系。因此,研究确认了所有不同建筑的使用人群特征(本科生、硕士研究生、博士研究生、博士后、教师及其性别)和人数。向全校师生发放问卷,设计问题关注受访者在不同时间段(早、中、晚)的即时配送服务使用频率及偏好建筑(宿舍楼、教学楼、学生活动中心)。问卷回收结果涵盖了47个系所、55个宿舍楼及80个科研院系楼,各群体样本量在10%以上。调查结果如

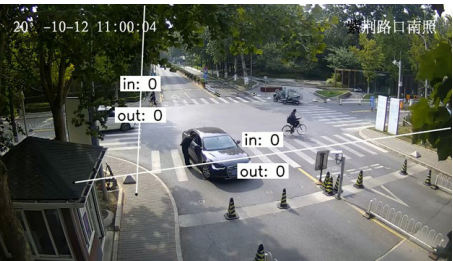


图4 使用YOLOv8、ByteTrack和Supervision进行骑手检测、跟踪和计数
Fig.4 Using YOLOv8, ByteTrack and Supervision for rider detection, tracking and counting

资料来源:笔者自绘。

图8显示,宿舍区是即时配送服务的主要需求场所,特别是在午餐和晚餐时段需求显著增加,宿舍楼在中午和晚上时段需求最高,教学楼则在下午时段使用较多,而学生活动中心在20:00后成为即时配送的主要需求场所。

通过结合深度学习识别结果和问卷调查数据,研究最终构建了覆盖350个点位、96个时间段(每10 min)的校园即时配送需求数据,统计得到全天订单总量约为11 000单(见图9)。

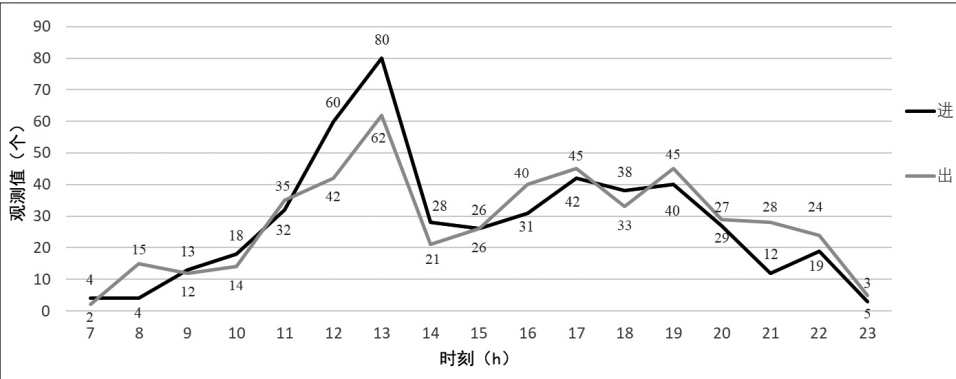


图5 典型一日的骑手数量观测值时变图
Fig.5 Time-varying plot of rider count observations for a typical day

资料来源:笔者自绘。



图6 典型时段骑手数量观测值道路分布图
Fig.6 Distribution of rider count observations across roads during typical time periods

资料来源:笔者自绘。

4 基于AnyLogic的校园末端物流无人化仿真模拟与结果分析

4.1 模型建立与形式化

结合监控录制时间的实际情况,对末端配送过程进行如下抽象:在没有机器人时,物品由外卖骑手配送。在研究范围内,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(见图10a)。

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(见图10b)。

结合文献基础和校园实际情况构建了绩效指标(见表1),并结合文献基础、管控可行性选取了情景变量(见表2)。

结合文献基础和校园实际情况构建了绩效指标(见表1),并结合文献基础、管控可行性选取了情景变量(见表2)。

4.2 仿真建模与程序设计

AnyLogic软件可有效建立ABS模拟模型,且已被广泛应用于城市规划领域的研究^[26-28]。本文采用AnyLogic 8.3.4平台构建仿真模型。

模型由多种智能体(Agent)组成,包括配送枢纽智能体、机器人智能体、骑手智能体、订单智能体等。

研究在模拟过程中收集运行的基础数据,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,记录当前的位置和配送中心或拟出校门的位置,计算基于路网的路程记为计算路程 $Distance_{rider-unloaded}$ 或 $Distance_{robot-unloaded}$,并将该结果记录于RiderDistance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

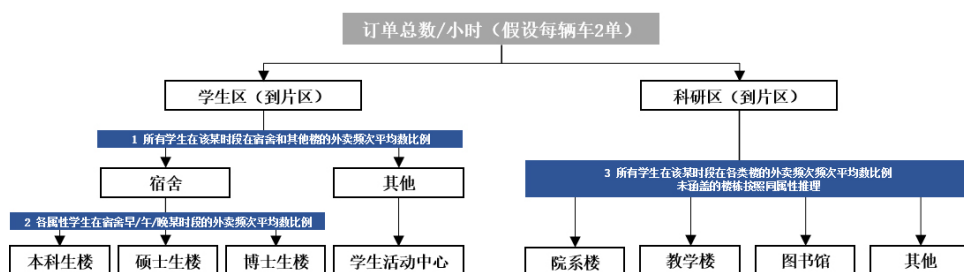
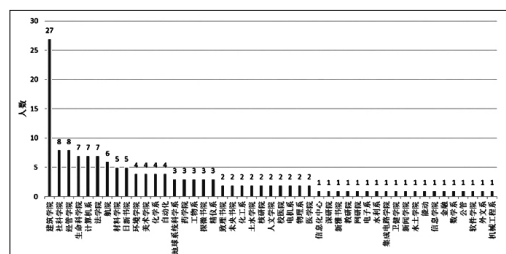
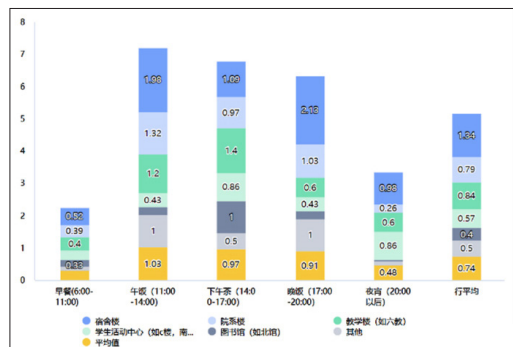


图7 推算建筑尺度订单数据方法
Fig.7 Method for estimating building scale order data

资料来源:笔者自绘。

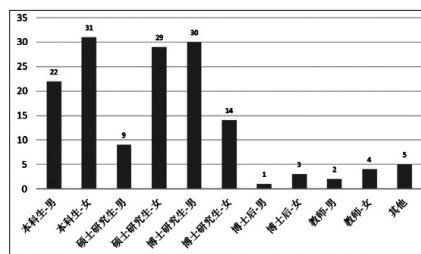


a 系所统计

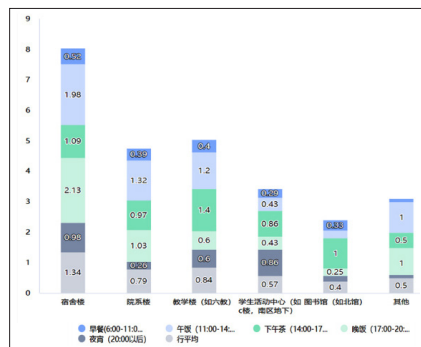


c 学生在不同地点的即时配送时间需求分布
图8 问卷结果统计

Fig.8 Statistics of questionnaire results



b 人群属性统计



d 学生在不同时间的即时配送需求地点分布

资料来源:笔者自绘。

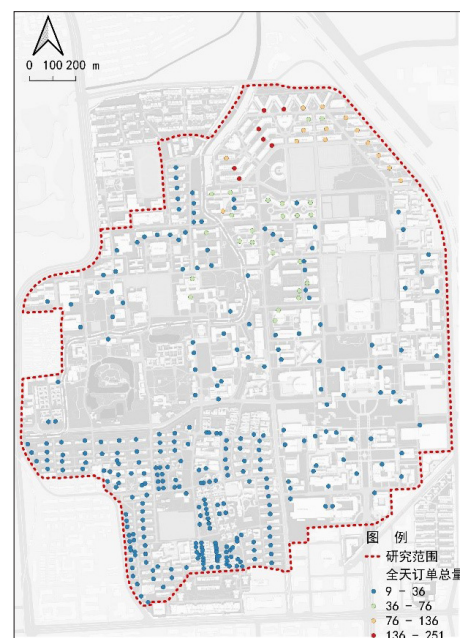


图9 校园即时配送需求分布
Fig.9 Campus instant delivery demand distribution

资料来源:笔者自绘。

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公式如下：

$$AllDistance = \sum RiderDistance + \sum RobotDistance$$
(1)

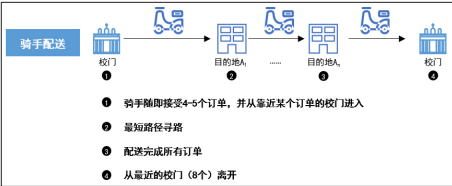
$$RiderDistance = \sum Distance_{rider-loaded} + \sum Distance_{rider-unloaded}$$
(2)

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

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

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

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



a 骑手配送流程

图10 自动化配送流程

Fig.10 Automated delivery process

式中:n为配送的总订单数量。

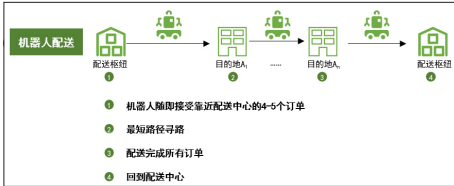
关于反映生态环境的绩效指标耗电量，一般认为耗电量与行驶速度、行驶里程、重量均有关。本文将其简化为仅与行驶里程有关，并参照公开资料拟定相关参数。计算公式如下：

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

式中, $k_{robot} = 0.01636 \text{ kwh/km}^{[25]}$, $k_{rider} = 0.0192 \text{ kwh/km}^{①}$ 。分别反映了普通电动自行车和小型机器人的耗电率。

4.3 仿真模拟结果及多情景变化分析

本文对每个场景进行了多次模拟,采用



b 机器人配送流程

资料来源:笔者自绘。

平均值作为最终结果,并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(见表3)。

表1 研究选取的绩效指标

Tab.1 Selected performance indicators for the study

绩效类型	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	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	顾客平均等待时间	从接单到送达客户的平均时间

资料来源:笔者自制。

表2 研究选取的情景变量

Tab.2 Selected situational variables for the study

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)

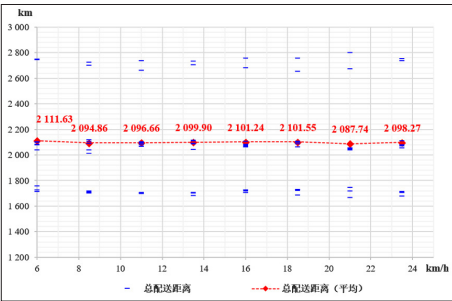
资料来源:笔者自制。

表3 各参数变化范围

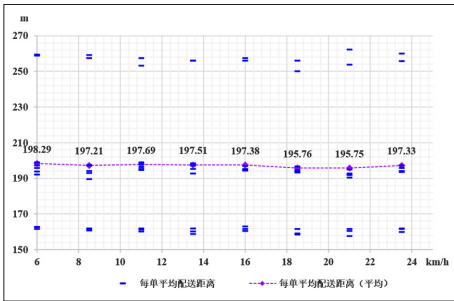
Tab.3 Variation range of each parameter

目标导向	参数名称	变化范围
交通安全	机器人速度/(km/h)	6—20 km/h
	骑手速度/(km/h)	6—25 km/h
规划建设	配送枢纽个数/个	1—8
	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/个	1—50

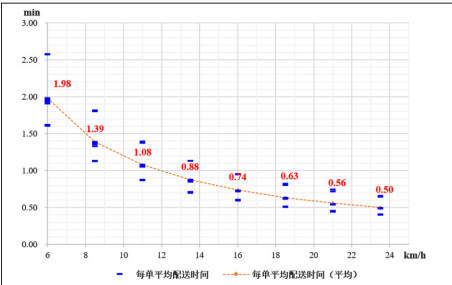
资料来源:笔者自制。



a 总配送距离变化



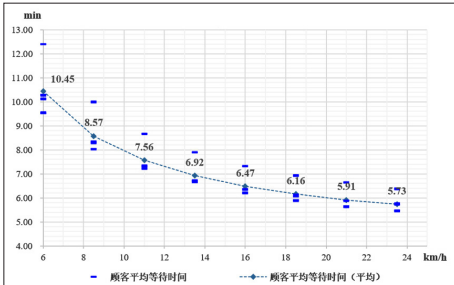
b 每单平均配送距离变化



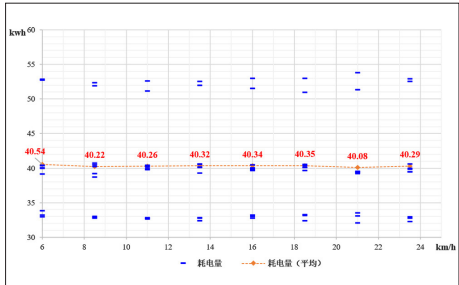
c 每单平均配送时间变化

图11 骑手速度变化绩效

Fig.11 Performance of rider speed change



d 顾客平均等待时间变化



e 总耗电量变化

资料来源:笔者自绘。

注释: ① 根据两轮电动车通用电池容量对应续航里程计算得出:48 V 12 Ah电池续航25—30 km。

4.3.1 速度变化的多情景分析

根据相关现行法律规范^{②③},研究将骑手的速度变化范围定为6—25 km/h,以2.5km/h为一个变化步长。依据配送车相关团体标准^④、商业落地实践^{⑤⑥},将机器人的速度变化范围设定为6—20 km/h,变化步长为2 km/h。基于预实验结果研究设置了相对宽松的其他参数(配送枢纽数量为8个,每个枢纽的机器人数量为35个),防止其成为约束条件。每个情况模拟10次左右,并对平均值进行统计。

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的结果表明(见图11),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,且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(本文拟定为75%)。可以看到在骑手速度为13.5 km/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13.5 km/h作为最经济的骑手速度点。

对机器人速度变化情景模拟的结果表明(见图12),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。

机器人速度为13 km/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8.56 min)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13 km/h作为最经济的机器人速度点。

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(见图13)。

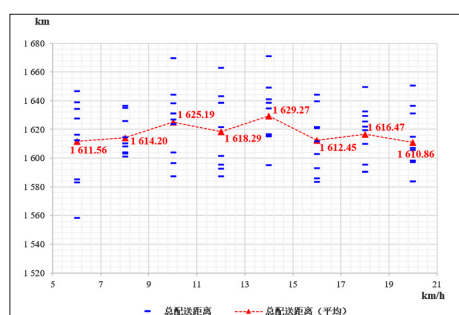
机器人在总配送距离上表现出明显的优势,相比骑手降低了约25%。机器人也在每单平均配送时间上显示出优势,每单的配送时间比骑手低10%。在能耗方面,机器人的表现同样更佳,耗电量比骑手低35%。

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—2 min。此外,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。

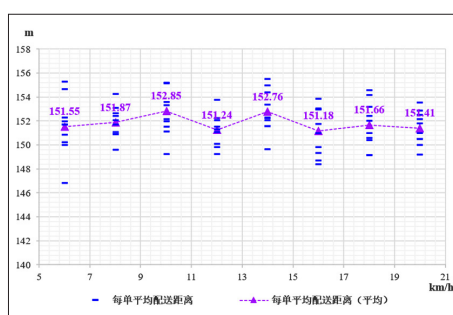
4.3.2 自动化水平变化的多情景分析

进一步探讨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。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15 km/h,8个配送枢纽,每个枢纽配备35个机器人。

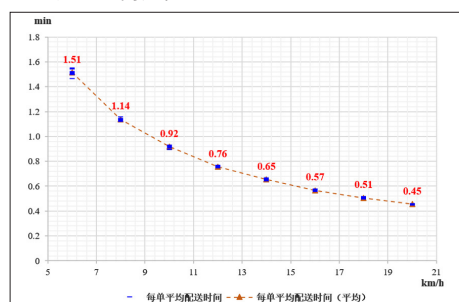
模拟结果见图14。随着骑手在配送中的比例增加,可以发现总配送距离、每单平均配送距离和每单平均配送时间均出现了小幅上升(约5%)。特别是当骑手承担的订单比例在75%—100%之间时,这些增长趋于平稳。同时,耗电量的上升呈现出明显的线性趋势,增加了23%。相较之下,顾客的平均等待时间则从8.19 min降低至6.41 min,下降了22%,但下降速度有所放缓。因此,选择75%作为较理想的骑手配送比例,即自动化水平为25%。



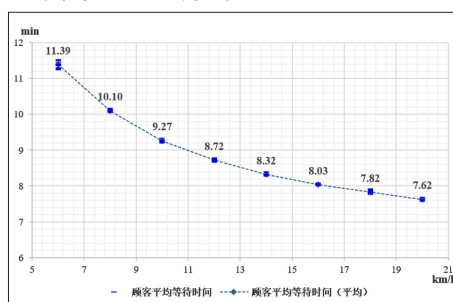
a 总配送距离变化



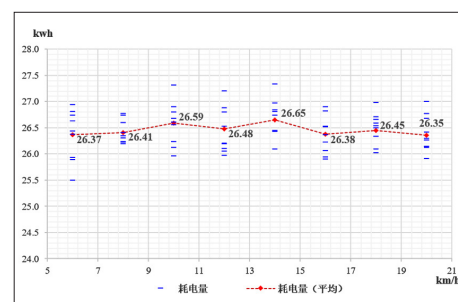
b 每单平均配送距离变化



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

图12 机器人速度变化绩效

Fig.12 Performance of robot speed change

资料来源:笔者自绘。

注释: ② 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。

③ 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。

④ 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》。

⑤ 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20 km/h。

⑥ Starship Technologies. <https://www.starship.xyz/the-starship-robot/>。

4.3.3 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”和“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

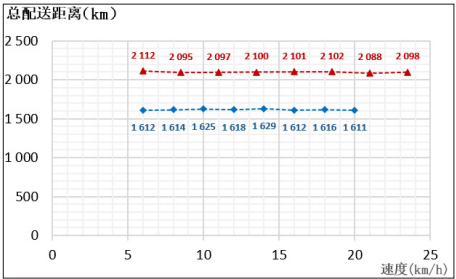
定每个配送枢纽的建设规模,“配送枢纽的数量”则直接决定了空间布局 and 成本。

本文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

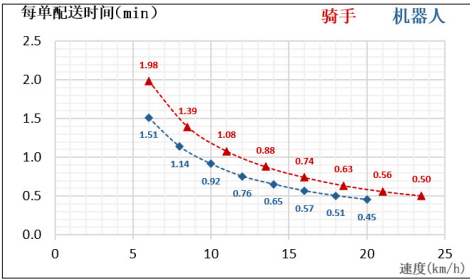
人速度15 km/h,自动化水平100%,即全部由机器人配送订单。

对不同数量的枢纽模拟结果对比可以发现(见图15),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。

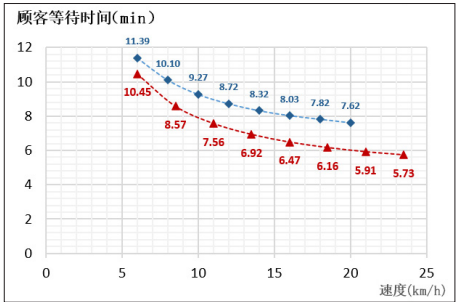
配送枢纽数量和机器人数量变化的模拟结果显示(见图16-图17),各枢纽机器人数量增加将会降低顾客等待时间,但会增加总配送距离、每单平均配送距离、配送时间及耗电量。配送枢纽数量增加整体会降低各绩效指标,且4个及以上变化幅度逐渐减小。



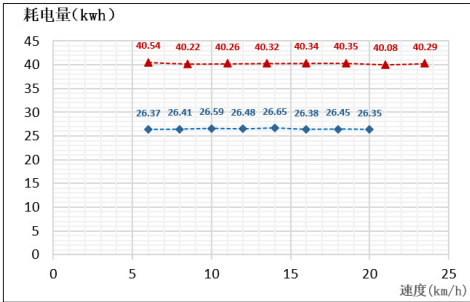
a 总配送距离变化



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

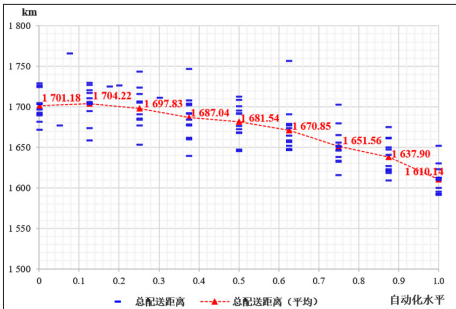
图13 机器人和骑手配送绩效对比
Fig.13 Performance comparison of robot and rider delivery

资料来源:笔者自绘。

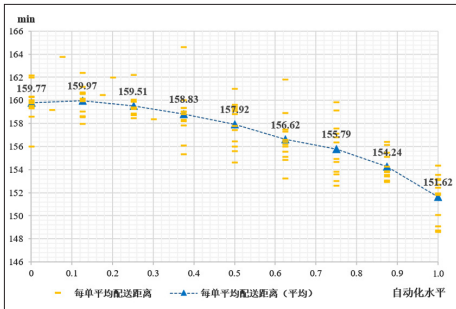
4.3.4 枢纽空间布局变化的多情景分析

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(见图18),其中第一种布局中4个配送枢纽位于校门附近,为边缘型布局;第二种布局中,4个配送枢纽设置在片区的中心位置。

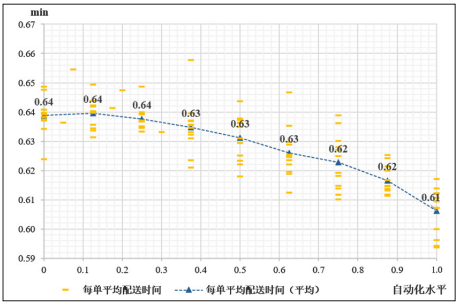
模拟结果显示,各绩效指标之间的差异非常小(见表4)。然而,枢纽位置从边缘向片区中心移动后,总行驶公里数和耗电量有小幅下降,但其他绩效指标基本未发生显著变化。这一结果表明,尽管枢纽的具体空间布局对绩效结果有一定的影响,但在较小尺度的校园空间内,枢纽位置的布局对整体配送效率的影响



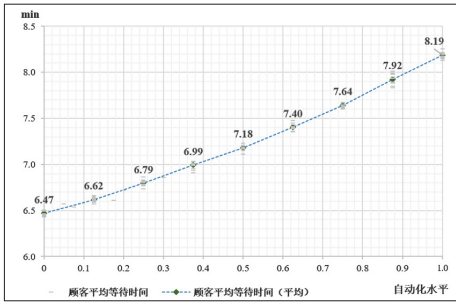
a 总配送距离变化



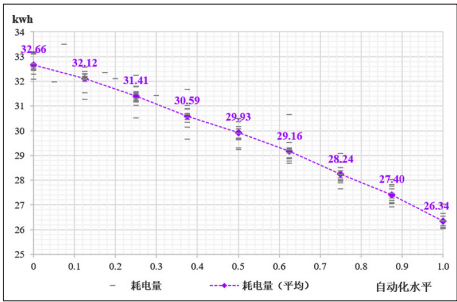
b 每单平均配送距离变化



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

图14 自动化水平变化绩效
Fig.14 Performance of changes in automation levels

资料来源:笔者自绘。

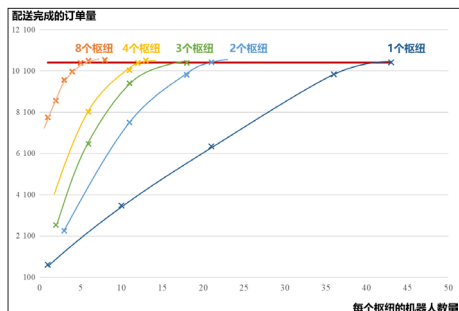


图15 机器人规模变化与配送完成订单量的关系
Fig.15 Relationship between robot size change and delivery fulfillment order volume

资料来源:笔者自绘。

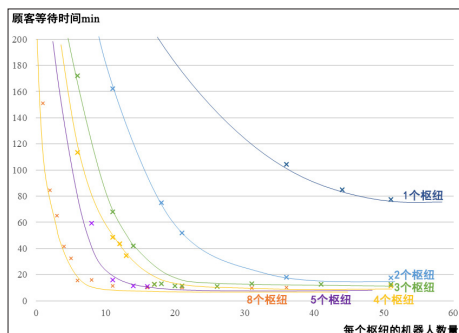


图16 机器人规模变化与顾客等待时间的关系
Fig.16 Relationship between changes in robot size and customer waiting time

资料来源:笔者自绘。

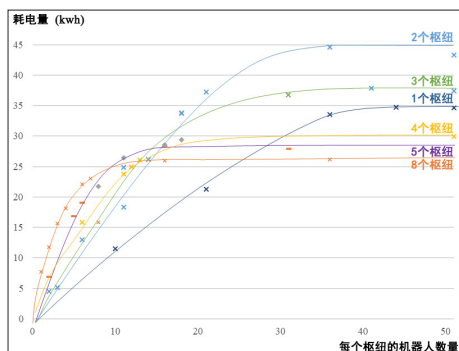


图17 机器人规模变化与总耗电量的关系
Fig.17 Relationship between changes in robot size and total power consumption

资料来源:笔者自绘。

并不显著。

5 结论与讨论

本文以清华大学校园空间为研究对象,通过融合深度学习算法、问卷访谈与实地调研方法,系统测度了校园即时配送需求特征,并构建了包含关键情景变量的末端物流无人化

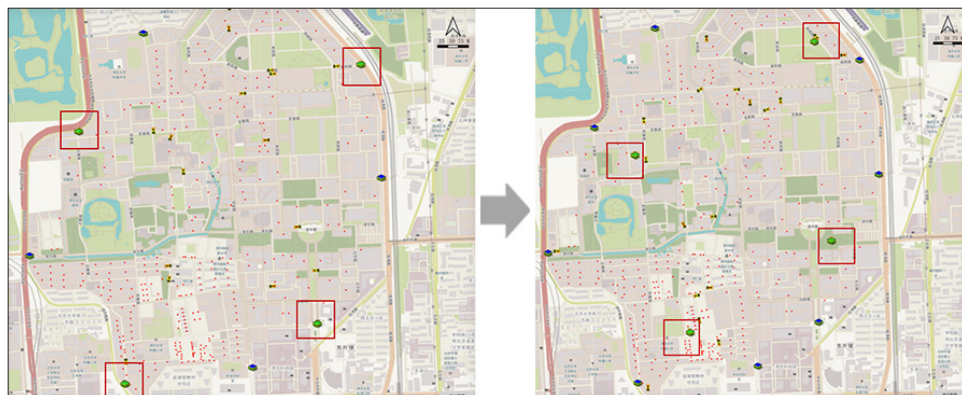


图18 配送枢纽位置变化
Fig.18 Changes in distribution hub locations

资料来源:笔者自绘。

表4 不同配送枢纽位置的平均绩效指标
Tab.4 Average performance indicators for different distribution hub locations

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	2 072.521	193.86	0.89	7.15	38.38
2	2 053.380	192.92	0.88	7.16	37.99

资料来源:笔者自制。

多情景分析框架及绩效评估体系。基于模拟结果得出各参数的关键取值,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。结果表明,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—15 km/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。研究证实,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。

尽管本文提供了一系列理论和实践指导,仍存在一些局限性。首先,校园数据的普适性和代表性可能有限,未来研究应进一步扩展数据来源,并考虑特殊天气、节假日等因素对配送需求的影响。其次,部分结论不符合常识。如机器人相较于骑手在平均配送时间上有所降低,但顾客的等待时间却略有增加。这可能是因为机器人配送流程中,相较骑手多了如装货(设定为1min)等操作步骤,而配送过程

中设定的固定订单组合可能并不最优,导致某些订单的实际等待时间延长。未来研究可以进一步采用动态路径优化算法,实时优化配送路径和订单组合,从而减少配送时间并提升服务效率。

此外,研究中的仿真模型仍有两方面的优化空间,以更精确地接近现实世界。一方面,目前模型中的主体局限在机器人、骑手和顾客,未能充分考虑行人、自行车等其他交通参与者的影响。例如,高峰时段特定道路的拥堵可能会对骑手和机器人的路线选择及配送速度产生显著影响。未来研究可以考虑引入动态变化位置的行人智能体,并根据不同交通参与者的行为特征调整各主体的行动规则。另一方面,当前模型对主体行为的设定较为简单且线性,未能充分考虑主体之间的互动和反馈机制。未来优化时,可以加入动态反馈机制,使主体能够根据环境反馈(如绩效、空间拥堵程度等)调整自身决策。例如,顾客的满意度可能会影响骑手的行为,促使其调整配送顺序或改变配送速度;多个机器人在同一区域工作时,可考虑协调路径,避免拥堵,并合理安排各自的任务。

综上所述,未来的研究应在数据扩展以及模型优化方面做出更深入的探索,以推动末端物流无人化技术的实际应用和发展。

参考文献 References

- [1] 张锦,陈义友. 物流“最后一公里”问题研究综述[J]. 中国流通经济, 2015, 29 (4): 23-32.
ZHANG Jin, CHEN Yiyu. A review of research on logistics "last kilometer"[J]. China Business and Market, 2015, 29(4): 23-32.
- [2] ALJOHANI K, THOMPSON R G. An examination of last mile delivery practices of freight carriers servicing business receivers in inner-city areas[J]. Sustainability, 2020, 12(7): 2837.
- [3] SAVELSBERGH M, VAN WOENSEL T. 50th anniversary invited article—city logistics: challenges and opportunities[J]. Transportation Science, 2016, 50(2): 579-590.
- [4] JAOUA A, AMMAR M B, AWASTHI A. A decision support system for on-demand goods delivery using shared autonomous electric vehicles[J]. International Journal of Decision Support System Technology (IJDSST), 2019, 11(2): 72-88.
- [5] PERBOLI G, ROSANO M. Parcel delivery in urban areas: opportunities and threats for the mix of traditional and green business models[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2019, 99: 19-36.
- [6] DE LA TORRE R, CORLU C G, FAULIN J, et al. Simulation, optimization, and machine learning in sustainable transportation systems: models and applications[J]. Sustainability, 2021, 13(3): 1-21.
- [7] LAVAEI A, ATASHGAH M A. Optimal 3D trajectory generation in delivering missions under urban constraints for a flying robot[J]. Intelligent Service Robotics, 2017, 10(3): 241-256.
- [8] NGUYEN D H, DE LEEUW S, DULLAERT W, et al. What is the right delivery option for you? Consumer preferences for delivery attributes in online retailing[J]. Journal of Business Logistics, 2019, 40(4): 299-321.
- [9] 刘凯. 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, 2021.
LIU Kai. Research on the characteristics of risky riding behavior and intervention methods of net delivery workers[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2021.
- [10] FIGLIOZZI M, JENNINGS D. Autonomous delivery robots and their potential impacts on urban freight energy consumption and emissions[J]. Transportation Research Procedia, 2020, 46: 21-28.
- [11] BRUNO D R, DE ASSIS M H, OSÓRIO F S. 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). New York: IEEE, 2019: 104-108.
- [12] 吴春发, 鲁冰. 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), 2016, 16 (1): 38-42.
WU Chunfa, LU Bing. Problems and optimization strategies of campus transportation in colleges and universities - a survey based on 20 colleges and universities in 7 provinces and regions[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Social Science Edition), 2016, 16(1): 38-42.
- [13] SWANSON D. A simulation-based process model for managing drone deployment to minimize total delivery time[J]. IEEE Engineering Management Review, 2019, 47(3): 154-167.
- [14] SAMOUH F, GLUZA V, DJAVADIAN S, et al. Multimodal autonomous last-mile delivery system design and application[C]//2020 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2). New York: IEEE, 2020: 1-7.
- [15] ROMANO A A, SAKAI T, OH S, et al. A simulation-based evaluation of a cargo-hitching service for e-commerce using mobility-on-demand vehicles[J]. Future Transportation, 2021, 1(3): 639-656.
- [16] SHE R, OUYANG Y. Efficiency of UAV-based last-mile delivery under congestion in low-altitude air[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 122: 102878.
- [17] KHALID R, CHANKOV S M. 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. Cham: Springer International Publishing, 2020: 374-383.
- [18] DEVARI A, NIKOLAEV A G, HE Q. 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, 2017, 105: 105-122.
- [19] MORGANTI E, DABLANC L, FORTIN F. Final deliveries for online shopping: the deployment of pickup point networks in urban and suburban areas[J]. Research in Transportation Business & Management, 2014, 11: 23-31.
- [20] MELKONYAN A, GRUCHMANN T, LOHMAR F, et al. Sustainability assessment of last-mile logistics and distribution strategies: the case of local food networks[J]. International Journal of Production Economics, 2020, 228: 1-17.
- [21] BONABEAU E. Agent-based modeling: methods and techniques for simulating human systems[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2002, 99(s3): 7280-7287.
- [22] POETING M, SCHAUDT S, CLAUSEN U. A comprehensive case study in last-mile delivery concepts for parcel robots[C]//Proceedings of the Winter Simulation Conference. 2019: 1779-1788.
- [23] DA VIMERCATE A D C. Autonomous robots in food delivery: a simulation study[D]. Milan: Politecnico di Milano, 2018.
- [24] CORNO M, SAVARESI S. Measuring urban sidewalk practicability: a sidewalk robot feasibility index[J]. IFAC-PapersOnLine, 2020, 53(2): 15053-15058.
- [25] CHEN P, CHANKOV S M. 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). New York: IEEE, 2017: 1271-1275.
- [26] DESAI P, LOKE S W, DESAI A, et al. Multi-agent based vehicular congestion management[C]//2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). New York: IEEE, 2011: 1031-1036.
- [27] YU J, ZHANG C, WEN J, et al. Integrating multi-agent evacuation simulation and multi-criteria evaluation for spatial allocation of urban emergency shelters[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2018, 32(9): 1884-1910.
- [28] LONG G, BINGLEI X, CHUANLING Z, et al. Modeling and simulation analysis for urban rail transit hub[J]. Journal of Civil Engineering and Urban Planning, 2023, 5(1): 31-42.