

6-16-2022

Multi-agent Simulation for Online Fresh Food Autonomous Delivery

Miaojia Lu

Tongji University, Shanghai 201804, China; miaojialu@tongji.edu.cn

Chengyuan Huang

Tongji University, Shanghai 201804, China;

Jing Teng

Tongji University, Shanghai 201804, China; tengjing@tongji.edu.cn

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Multi-agent Simulation for Online Fresh Food Autonomous Delivery

Abstract

Abstract: Autonomous delivery can solve the last-mile delivery problems of low efficiency, high manual cost, and potential safety hazard. *The autonomous delivery of the online fresh food in urban communities is discussed and a data-driven agent-based platform with the actual spatial-temporal demand is built.* Three kinds of agents including the autonomous vehicles, customers, and distribution center and the simulation environment based on the actual road network are construct. *To achieve the objectives of the minimum total operating costs and maximum customer satisfaction, the different static and dynamic order dispatch strategies and the route planning strategies with the principle of the closest and most urgent are designed and tested.* Based on the real order data collected from a fresh food e-commerce platform in Shanghai, the scenario simulation and sensitivity analysis are conducted based on the different strategies to optimize the transport capacity resource of autonomous vehicle.

Keywords

multi-agent simulation, autonomous delivery, online fresh food shopping, order dispatch, route planning

Recommended Citation

Miaoja Lu, Chengyuan Huang, Jing Teng. Multi-agent Simulation for Online Fresh Food Autonomous Delivery[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(6): 1185-1195.

基于多智能体的网购生鲜无人车配送调度仿真

陆淼嘉, 黄承媛, 滕靖*

(同济大学, 上海 201804)

摘要: 无人车配送可有效缓解目前末端配送效率低、人力成本高、安全隐患多等问题。以城市社区网购生鲜无人车配送为研究对象, 搭建了网购生鲜时空需求数据驱动的多智能体仿真平台, 构建了基于实际路网的仿真环境及无人车、客户、配送站3类智能体, 以运营成本最小及客户满意度最大为优化目标, 设计并测试了动静态订单分配策略及距离最近或时间最紧配送路径规划策略。基于上海某生鲜电商实际订单数据, 对不同策略展开情景模拟及敏感度分析, 实现了运力资源的优化配置。

关键词: 多智能体仿真; 无人车配送; 网购生鲜; 订单分配; 路径规划

中图分类号: TP391; U491

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2022)06-1185-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-1050

Multi-agent Simulation for Online Fresh Food Autonomous Delivery

Lu Miaojia, Huang Chengyuan, Teng Jing*

(Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: Autonomous delivery can solve the last-mile delivery problems of low efficiency, high manual cost, and potential safety hazard. *The autonomous delivery of the online fresh food in urban communities is discussed and a data-driven agent-based platform with the actual spatial-temporal demand is built.* Three kinds of agents including the autonomous vehicles, customers, and distribution center and the simulation environment based on the actual road network are construct. *To achieve the objectives of the minimum total operating costs and maximum customer satisfaction, the different static and dynamic order dispatch strategies and the route planning strategies with the principle of the closest and most urgent are designed and tested.* Based on the real order data collected from a fresh food e-commerce platform in Shanghai, the scenario simulation and sensitivity analysis are conducted based on the different strategies to optimize the transport capacity resource of autonomous vehicle.

Keywords: multi-agent simulation; autonomous delivery; online fresh food shopping; order dispatch; route planning

引言

即时物流订单量尤其是生鲜配送的规模逐年增加。调查数据显示, 每周购买一次以上的生鲜网购用户达63.8%^[1]。2019年的生鲜电商交易额达1 620亿, 相较于2018年增长29.2%^[2]。2020年新冠肺炎

疫情期间, 相关生鲜电商平台的单日订单量同比增长200%~300%^[3], 预计未来网购生鲜规模将进一步增大。据调查, 我国居民网购生鲜产品时最注重的2个因素分别是安全和品质, 其比例分别占55.7%、49.3%。缩短配送时间可有效保证生鲜产品的品

收稿日期: 2020-12-29

修回日期: 2021-04-28

基金项目: 国家自然科学基金(72101188); 上海市浦江人才计划(2020PJC112)

第一作者: 陆淼嘉(1990-), 女, 博士, 副研究员, 研究方向为行为分析、无人配送等。E-mail: miaojialu@tongji.edu.cn

通讯作者: 滕靖(1977-), 男, 博士, 教授, 研究方向为交通运输规划与管理。E-mail: tengjing@tongji.edu.cn

质^[4]。由于网购生鲜配送具有时效性强、需求随机性高、规模逐年增大等特点,导致人力配送难以满足网购生鲜配送需求,造成了配送效率低下、人力成本高昂、安全隐患多等问题。

与此同时,我国在无人配送领域的政策不断完善,为无人配送的应用落地提供了政策支持。2017年7月,国务院印发《新一代人工智能发展规划》,该规划指出行业需要不断完善无人配送车的技术标准。2019年9月,中共中央、国务院印发《交通强国建设纲要》,明确提到要“积极发展无人机(车)物流递送”。因此,许多电商企业、第三方物流和众多初创公司开始探索使用无人车、无人机、配送机器人代替人力进行配送,缓解了订单量暴涨导致的运力紧张,降低了人力成本,也降低了疫情期间人际传播带来的潜在感染风险。无人车的加入,可代替难以管理的三轮车、电动车等车辆上路,减少安全隐患。电动无人车相比燃油配送车辆,更利于保护环境。

利用无人车进行城市社区网购生鲜配送,是生鲜配送服务链的最后一个环节,属于末端配送问题。针对末端配送的研究,主要由2个部分组成—订单分配和路径规划。由于针对无人配送的订单分配研究较少,因此在本研究中主要分析物流订单分配与网约车订单分配。邓娜等^[5]基于聚类分析和旅行商问题(travelling salesman problem, TSP)路径规划建立了O2O外卖订单指派模型,将一定时长内的订单进行聚类合并;刘鹏宇等^[6]对超售策略进行了研究,根据消费者对时隙价格的偏好建立Logit模型,采用强化学习的方法求解;戴大鹏^[7]以总体的物流成本最小、配送时间最短、配送质量最高为优化目标,建立多目标规划模型,采用蚁群算法、遗传算法求解;Kuhnle等^[8]基于深度强化学习的方法对车间生产系统内的订单自组织调度进行了研究;Malus等^[9]采用多智能体强化学习的方法对生产系统内部的物料流动进行调度,通过自主移动机器人学习协同竞价的方式,实现更高效的订单分配目标。滴滴出行在2018年提出了在线调度模型,

基于实际订单数据,通过强化学习构建状态动作值函数,采用KM算法求解全局最优匹配^[10];而在2019年,滴滴出行将时间因素加入状态动作值函数中,并进一步采用深度神经网络(CVNet)进行更好地未来订单匹配价值学习^[11]。

在路径规划研究中,不仅包括无人车,还包括无人车与卡车、无人机与卡车的协同配送研究。Zhang等^[12]设定车辆有3个状态:在车站等候、服务客户、再平衡调度到另一个车站,建立混合整数规划模型进行求解;张嘉琦^[13]通过子目标点与无人车的连线将平面划分为自由扇区,并设计局部层和全局层进行路径规划;郭蓬等^[14]基于Frenet坐标系理论,采用一元三次方程拟合局部层路径,并选取代价函数最小的最优路径;胡觉亮等^[15]以配送成本最小为目标,采用遗传算法与模拟退火算法相结合的方法求解电动无人车的路径规划模型。Rabta等^[16]以灾难援助为背景,以载重、能耗为约束,以成本最小为目标建立无人机末端调度模型;Agatz^[17-18]等采用K-means算法对客户群进行分类,采用动态规划方法求解;Chang等^[19]在运用K-means进行订单分类及建立旅行商模型后,对无人机向卡车的移动路径进行优化,以最小化配送时间;Yurek等^[20]采用两阶段法,对客户和任务进行分配后,建立混合整数规划模型。彭勇等^[21]定义了3种客户类型:①只能由无人机服务;②只能由卡车服务;③既可以由无人机服务,也可以由卡车服务。以服务时间最小为目标,采用混合邻域搜索算法进行无人机-卡车协同配送问题求解。

在针对末端配送调度现有研究中,很少将订单分配与路径规划组合在一起考虑,主要分为分支定界法等精确算法和遗传算法等近似算法,随着问题规模的扩大,精确算法的计算时间将不断增加,因此模型运用范围受限。单纯地采用精确算法或启发式算法,不能很好地描述无人车配送系统,且难以应对大规模动态的无人调度决策^[22-23]。由于智能体具有个体异质、自主行动、环境感知、信息交互等特点,基于智能体的仿真能

够更加自然、连续地描述无人车、客户等实体之间的动态供需交互行为,且在仿真过程中可以灵活地改变智能体的数量、属性、行为规则等。多智能体仿真从个体级别开始建模,模拟现实系统中的个体行为决策、个体之间的交互合作,系统的变化由单个智能体行为变化而涌现^[24]。因此为了理解无人车生鲜配送系统在不同订单分配策略和路径规划策略下的表现,本文采用多智能体仿真的方法^[25],并在此方法中嵌入贪婪算法,以辅助无人车智能体的行为决策。利用地理信息强化,将实际路网、配送站等环境信息纳入仿真框架中。通过实际需求数据驱动微观个体仿真,以“自下而上”的建模思路,通过各智能体间的互动决策,群智涌现无人车配送调度系统整体优化效果。

1 基于多智能体仿真的无人车配送调度方法

1.1 多智能体仿真模型概述

基于网购生鲜需求时空变化特征,本研究搭建

了基于多智能体仿真的无人车生鲜配送模型,如图1所示。由基于实际路网仿真环境及若干辆无人车智能体、若干个已知地理位置的客户智能体和一个配送站智能体组成;基于智能体间的互动,设计不同的订单分配策略和配送路径规划策略,以实现客户满意度最大和无人车运营成本最小的优化目标。本研究建模主要基于以下假设:①所有无人车均从配送站出发并最终返回配送站;②每辆无人车型号、最大容量均一致;③每位客户的需求量为非负值且不大于每辆无人车的最大容量;④在配送过程中每位客户只能由一辆无人车服务;⑤无人车每次的装载量均不超过其最大容量;⑥无人车匀速行驶,不考虑行驶过程中出现交通拥堵、交通事故等突发情况;⑦配送站拥有全品类的生鲜产品,能够满足当日所有客户的需求;⑧只考虑单纯送货任务,不考虑客户取货情况。

1.2 智能体定义

1.2.1 智能体类型及属性

(1) 客户智能体



图1 网购生鲜无人车配送多智能体仿真平台

Fig. 1 Multi-agent simulation platform for fresh food autonomous delivery

客户智能体的属性主要包括所在位置、下单时间及可接受最大等待时间。客户智能体的行为主要包括向配送站发送订单和计算自身满意度。客户智能体的状态随着配送过程推进依次变化：客户下单后由普通客户转变为待配送客户；该客户订单分配给某一辆无人车后，状态由待配送客户转变为目标客户，但状态仍为false，待无人车在配送站取完该客户的货物后，其目标客户状态变为true；无人车决定优先配送该客户的货物时，状态由目标客户转变为当前客户；无人车完成该客户的货物配送后，状态又由当前客户转变为普通客户。

(2) 无人车智能体

无人车智能体的属性主要包括数量、位置、运行速度、最大容量、目标客户列表等。无人车智能体的行为主要包括返回仓库取货、优化目标客户配送的先后次序、记录运行公里数及运行轨迹。本研究探讨的无人车具有同样的容量和成本等参数。

(3) 配送站智能体

配送站智能体的属性主要是待配送客户列表。配送站智能体的行为主要是分配待配送客户订单给无人车以及更新待配送客户列表。

1.2.2 智能体行为规则

(1) 客户智能体

向配送站发送订单：待系统时间到了客户的下单时间，客户智能体会向配送站发送订单。配送站5 min更新一次客户新订单。

计算自身满意度：在本模型中，客户满意度被转化为与客户时间价值相关的延时惩罚成本。设客户*i*的下单时间为 T_i ，而无人车*j*的实际配到达客户*i*时间为 A_{ji} ，客户可接受最大等待时间为 D_i ，由于时间延误产生的单位时间惩罚成本与客户的收入水平成正比，表示为 VOT_i ，则客户*i*的延时惩罚成本为

$$C_{\text{custi}} = \max((A_{ji} - T_i - D_i) \cdot VOT_i, 0) \quad (1)$$

此外，客户*i*自身满意度 S_{custi} 可用式(2)进行标准化，用以在多智能体仿真界面上实时显示客户

自身满意度，即通过客户的颜色(红色表示满意度小于1，颜色越红满意度越低，绿色表示满意度为1)来判断客户的满意度水平。

$$S_{\text{custi}} = \min\left(\frac{D_i}{A_{ji} - T_i}, 1\right) \quad (2)$$

(2) 无人车智能体

返回仓库取货：无人车分配到目标客户订单后，需在配送站提取目标客户列表中所有客户的货物并装载。

优化配送的先后次序：当无人车取完目标客户列表中所有客户的货物后，采用贪婪算法，基于距离最近或时间最紧的策略，选择距离最近的或下单时间最早的目标客户依次进行配送。

记录运行公里数及运行轨迹：在运行过程中实时记录运行公里数及运行轨迹。运行公里数用于运营成本的计算，运行轨迹用于热门配送路段的识别。无人车的运营成本主要包括租赁成本及行驶成本。设每辆无人车的租赁成本为 c_1 ；无人车数量为 n ；每公里行驶成本为 c_2 ；运营成本为 C_{oper} ；无人车*k*的运行公里数为 $d(k)$ ，则配送过程中的运营成本为

$$C_{\text{oper}} = nc_1 + \sum d(k)c_2 \quad (3)$$

(3) 配送站智能体

分配待配送客户订单给相应无人车：配送站生成待配送客户列表后，基于动静态订单分配策略，分析当前无人车离配送站距离和无人车剩余容量，来筛选合适的无人车与待配送的客户订单进行匹配，如图2所示。静态订单分配策略是指无人车服务完当前目标客户列表中的客户后，才会被分配新的订单，并返回配送站取新的订单货物。动态订单分配策略是指无人车会被随机分配新生成的订单，并在剩余容量满足的条件下，判断配送站与原目标客户列表中下一个客户的距离远近，对是否返回配送站取新订单的货物进行决策，并重新进行配送路径规划。

更新待配送客户列表：待配送客户订单分配给相应无人车后，此客户将从配送站的待配送客户列表中移除。

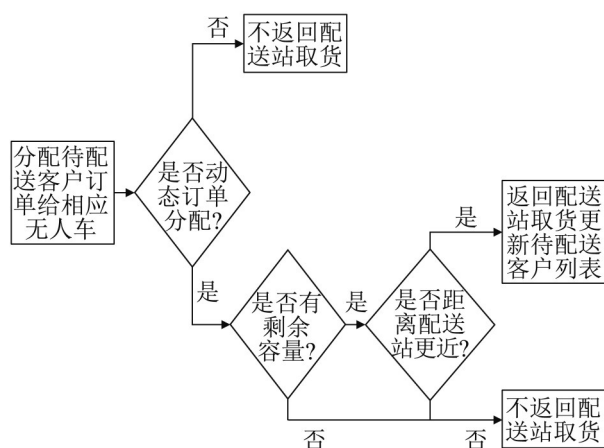


图2 动态订单分配策略

Fig. 2 Statistic or dynamic order distribution strategies

1.3 环境定义

仿真环境包括配送站、实际路网、居民区建筑等实物信息及节假日、疫情实时状态等环境信息。仿真环境中且仅有一个配送站。由国外的管理经验可知,目前国外无人车行驶的道路主要有人行道与机动车道,不允许在高速公路上行驶。因此无人车行驶的实际路网不包含高速公路。

1.4 仿真系统运行流程

本项目无人车生鲜配送仿真流程如图3所示。主要体现了无人车、客户、配送站3类智能体间的交互,通过不断调整无人车配送路径规划策略和配送站订单分配策略,涌现无人车自主配送智能调度效果,实现客户满意度最大化和运营成本最小化的优化目标。

2 城市社区无人车配送案例研究

2.1 仿真数据输入

本研究以上海市嘉定区某生鲜电商的配送区域为研究对象,拟使用无人车进行网购生鲜配送服务。配送区域为8 km×5 km,有1个生鲜配送站。共有42个住宅小区,3 400多个住宅建筑,26 000多户,基于该生鲜电商实际订单数据,新冠肺炎疫情期间,该配送区域工作日的日均订单量为800多单。本研究以该配送区域某个工作日生鲜配送需求为

例,共有858名客户智能体参与仿真。客户智能体属性参数均来源于网购生鲜客户调查数据,其中包括客户下单时间、可接受最大等待时间及家庭月收入水平,如图4所示。

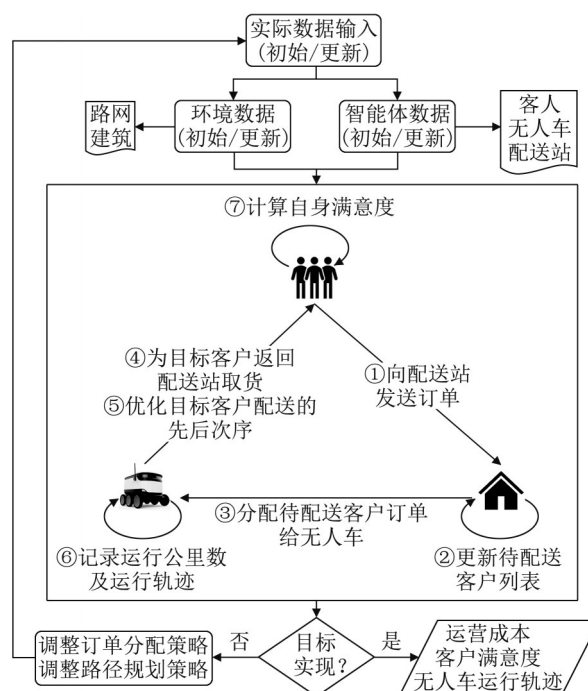
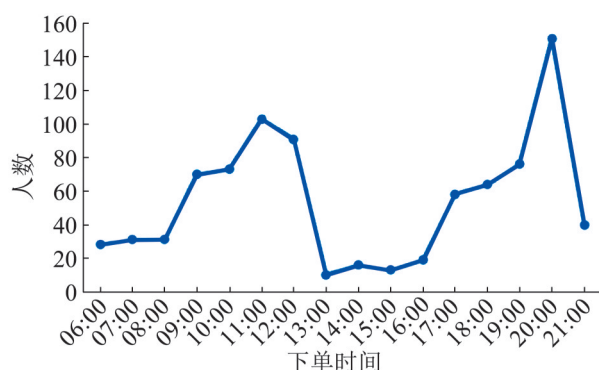
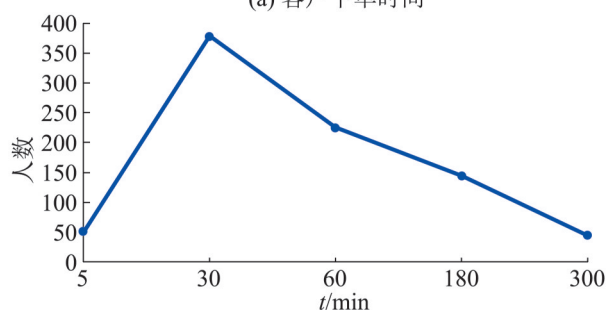


图3 无人车配送智能调度仿真流程

Fig. 3 Simulation process for autonomous vehicle delivery



(a) 客户下单时间



(b) 客户可接受最大等待时间

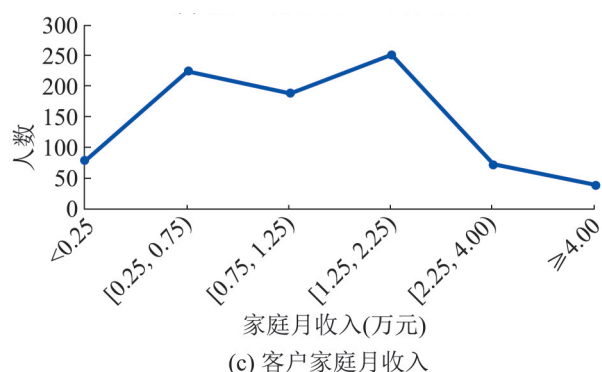


图4 网购生鲜客户调查数据

Fig. 4 Customer survey data for online fresh food shopping

无人车智能体属性参数来源于文献[15], 如表1所示, 包括车辆速度、租赁成本、行驶成本、最大容量等。目前无人车技术可实现30 s弹夹式智能换电, 100 km续航^[26], 因此本研究假设无人车在一天的配送过程中不需要中途充电。

表1 无人车智能体属性参数
Table 1 Parameters of unmanned vehicle agent

参数符号及单位	参数取值
行驶速度/(km/h)	16~25
租赁成本/(元/辆)	200
行驶成本/(元/km)	2
最大容量(单位体积件数)	3~10
无人车数量	10~30

配送站智能体属性参数来源于实际参数, 数量为1个, 位置为生鲜电商在该区域所设的生鲜前置仓位置。

2.2 仿真场景构建

在仿真场景的模拟中, 共考虑了静态、动态订单分配和距离最近、时间最紧配送路径规划两两组合的4种策略组合场景。静态订单分配与动态订单分配2种场景的区别在于无人车是否中途取货。距离最近配送与时间最紧配送2种场景主要体现在无人车取完所有目标客户的货物后, 如何进行配送路径规划。在上述4种策略组合场景中, 通过改变无人车的数量及最大容量, 来达到客户满意度最大(即延时惩罚成本最小)和运营成本最小的优化目标。同时延时惩罚成本和运营成本

共同组成了系统总成本, 因此可将多目标优化问题转化为单目标优化问题进行讨论, 从而选择最优的策略组合。

2.3 结果分析

本文以运营成本最小化及客户满意度最大化为优化目标, 设计并测试了动静态订单分配策略及基于贪婪算法的距离最近或时间最紧配送路径规划策略。

在动态分配与最近配送策略场景中, 配送站进行动态订单分配, 无人车进行距离最近的配送路径规划, 仿真结果如图5所示。当无人车数量为30, 最大容量为3时, 延时惩罚成本最低, 为4 867元; 当无人车数量、最大容量均为10时, 运营成本最低, 为5 832元; 当无人车数量为24, 最大容量为3时, 系统总成本最小, 为16 277元。

在静态分配与最近配送策略场景中, 配送站进行静态分配, 无人车进行距离最近的路径规划, 仿真结果如图6所示。当无人车数量为28, 最大容量为3时, 延时惩罚成本最低, 为3 237元; 当无人车数量、最大容量均为10时, 运营成本最低, 为5 174元; 当无人车数量为28, 最大容量为3时, 系统总成本最小, 为15 579元。

在动态分配与最紧配送策略场景中, 配送站进行动态分配, 无人车进行时间最紧的路径规划, 仿真结果如图7所示。当无人车数量为28, 最大容量为3时, 延时惩罚成本最低, 为5 213元; 当无人车数量、最大容量均为10时, 运营成本最低, 为5 988元; 当无人车数量为22, 最大容量为3时, 系统总成本最小, 为17 383元。

在静态分配与最紧配送策略场景中, 配送站进行静态分配, 无人车进行时间最紧的路径规划, 仿真结果如图8所示。当无人车数量为30, 最大容量为3时, 延时惩罚成本最低, 为3 967元; 当无人车数量、最大容量均为10时, 运营成本最低, 为6 200元; 当无人车数量为28, 最大容量为3时, 系统总成本最小, 为16 836元。

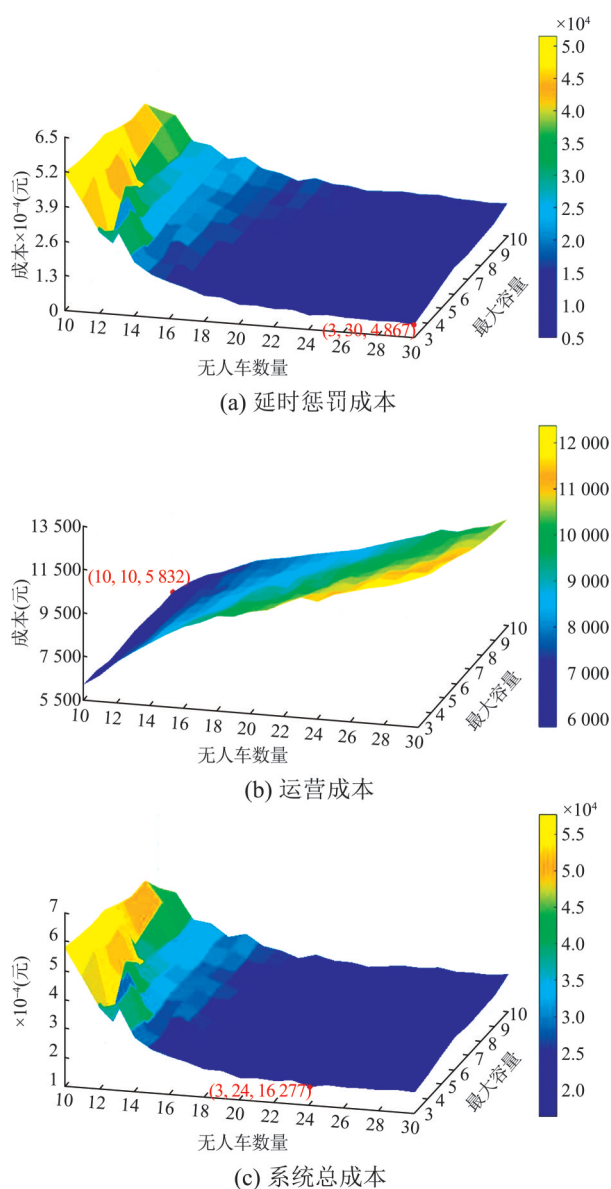


图5 动态分配与最近配送策略场景仿真结果分析
Fig. 5 Simulation results analysis of scenario of dynamic dispatching and closest route planning

为了更好地对仿真结果进行分析,在上述仿真结果中选取了4种策略下的最小延时成本、最小运营成本、最小系统总成本、最小平均行驶公里数,以及对应的无人车数量和最大容量,如表2所示。当无人车数量较大,容量最小时,延时惩罚成本最小;当无人车数量最小,容量最大,运营成本最小;当无人车数量较大,容量最小时,系统总成本最小;当无人车数量较大,容量最大时,平均行驶公里数最

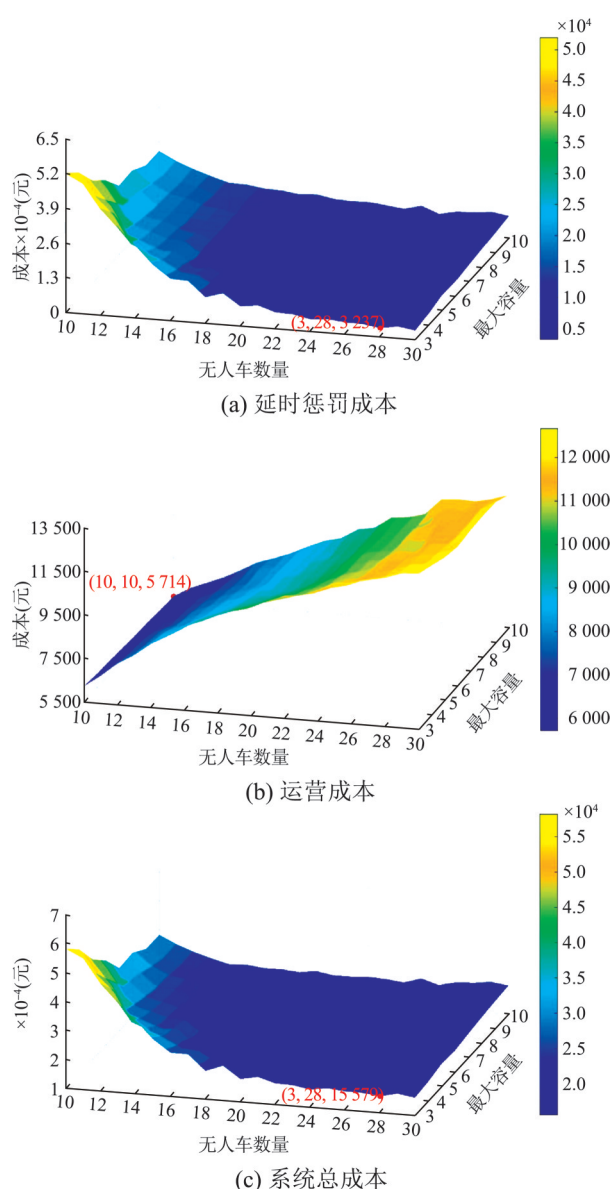


图6 静态分配与最近配送策略场景仿真结果分析
Fig. 6 Simulation results analysis of scenario of static dispatching and closest route planning

小。当订单分配策略为静态分配,配送路径规划策略为最近优先配送时,系统总成本最小为15 579元,此时无人车数量为28辆,无人车最大容量为3。

表3比较分析了4种策略组合下的平均延时惩罚成本、平均运营成本、平均系统总成本和平均行驶公里数。配送路径规划策略为最近优先配送时,客户延时惩罚成本、无人车运营成本、系统总成本、行驶公里数都要小于配送路径规划策略

为时间最紧优先配送的仿真结果,可见距离最近的路径规划策略要明显优于时间最紧即先下单先配送的路径规划策略。订单分配策略为静态分配时,客户的延时惩罚成本、系统总成本要小于订单分配策略为动态分配的仿真结果,但无人车运营成本和行驶公里数都要大于订单分配策略为动态分配的仿真结果。可见订单分配策略为静态分

配时,客户体验明显更优,但运营成本会略微增加。但本研究的订单分配问题只针对单商户多车辆的订单分配问题,且实际配送站的位置较远离居民社区中心(见图1),因此更适合做静态订单分配,针对多商户多车辆的订单分配问题,采取动态订单分配策略可能会取得更优的结果。

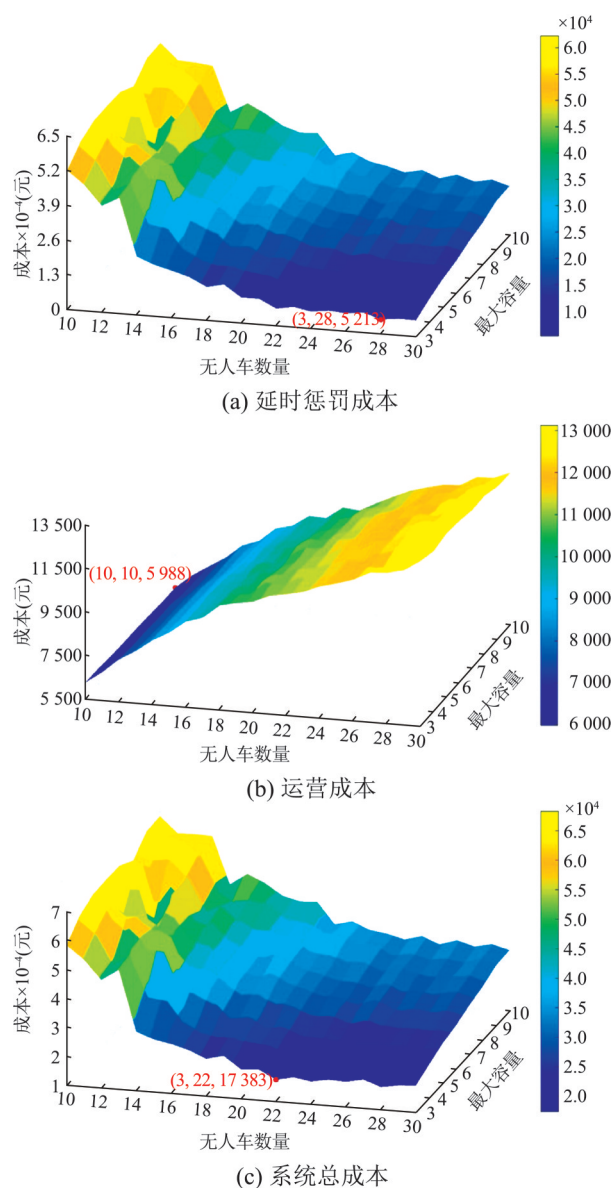


图7 动态分配与最紧配送策略场景仿真结果分析
Fig. 7 Simulation results analysis of scenario of dynamic dispatching and most urgent route planning

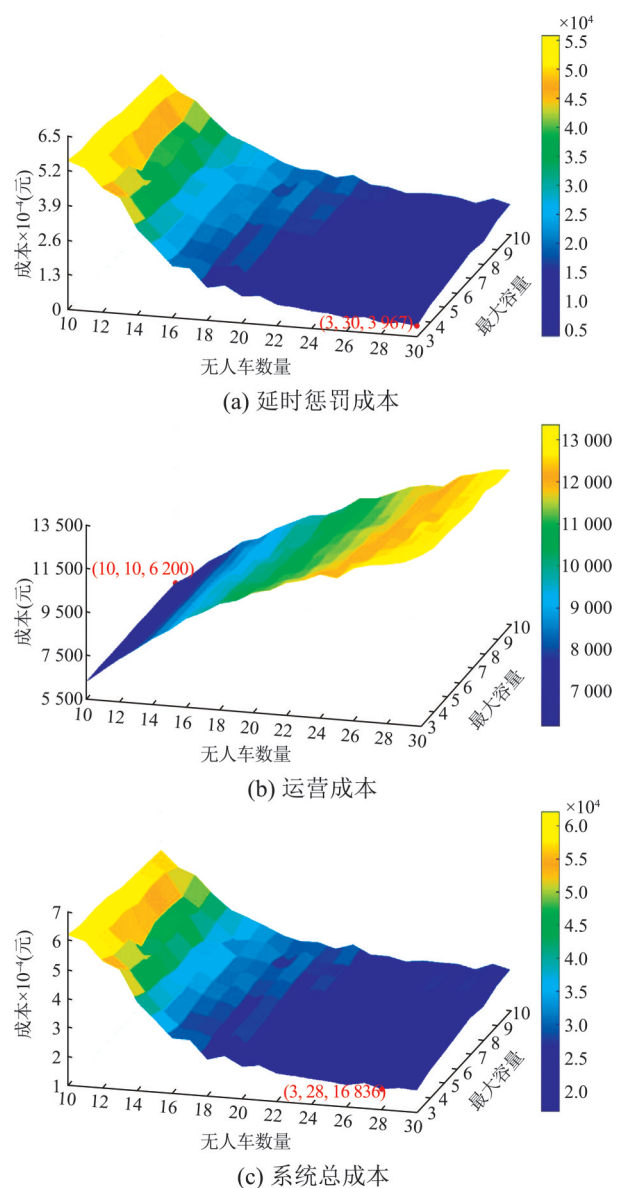


图8 静态分配与最紧配送策略场景仿真结果分析
Fig. 8 Simulation results analysis of scenario of static dispatching and most urgent route planning

表 2 无人车末端配送最小仿真结果比较分析
Table 2 Minimum simulation results of unmanned vehicle terminal delivery

项目	动态分配与最近配送	静态分配与最近配送	动态分配与最紧配送	静态分配与最紧配送
无人车容量	3	3	3	3
无人车数量	30	28	28	30
最小延时惩罚成本(元)	4 867	3 237	5 213	3 967
无人车容量	10	10	10	10
无人车数量	10	10	10	10
最小运营成本(元)	5 832	5 714	5 988	6 200
无人车容量	3	3	3	3
无人车数量	24	28	22	28
最小系统总成本(元)	16 277	15 579	17 383	16 836
无人车容量	10	10	10	10
无人车数量	29	30	30	30
最小平均行驶公里/km	73.66	93.68	109.24	111.38

表 3 无人车末端配送平均仿真结果比较分析
Table 3 Average simulation results of unmanned vehicle terminal delivery

项目	静态分配与最近配送	动态分配与最近配送	静态分配与最紧配送	动态分配与最紧配送
平均延时惩罚成本(元)	12 050	16 702	20 326	26 378
平均运营成本(元)	9 372	9 062	10 205	10 111
平均系统总成本(元)	21 423	25 764	30 531	36 490
平均行驶公里/km	143	138	165	162

2.4 敏感度分析

通过 2.3 节不同策略组合下的仿真结果对比分析, 静态订单分配与最近配送路径规划是最优的策略组合。因此基于该策略组合, 本节对无人车数量及无人车最大容量对系统总成本影响进行了敏感度分析。

2.4.1 无人车数量对系统总成本的影响

以无人车的数量作为变量, 无人车的最大容量不变, 如图 9 所示。从图 9 可以看出, 系统总成本随着无人车数量的增加而下降, 当无人车的数量大于 18 辆时下降幅度变缓。这是由于无人车数量较少(小于 18 辆)时随着无人车数量的增多, 客户的延时惩罚成本会大幅降低, 所以系统总成本下降幅度较快。但当无人车数量较多(大于 18 辆)时, 虽客户的延时惩罚成本会进一步降低, 但无人车的租赁成本也会随之增大, 因此系统总成本变化不大。

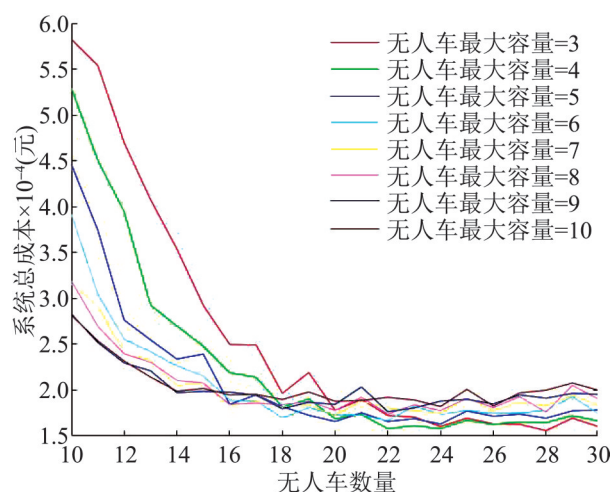


图 9 无人车数量与系统总成本

Fig. 9 Relationship between vehicle number and total cost

2.4.2 无人车最大容量对系统总成本的影响

以无人车的最大容量作为变量, 无人车数量不变, 如图 10 所示。

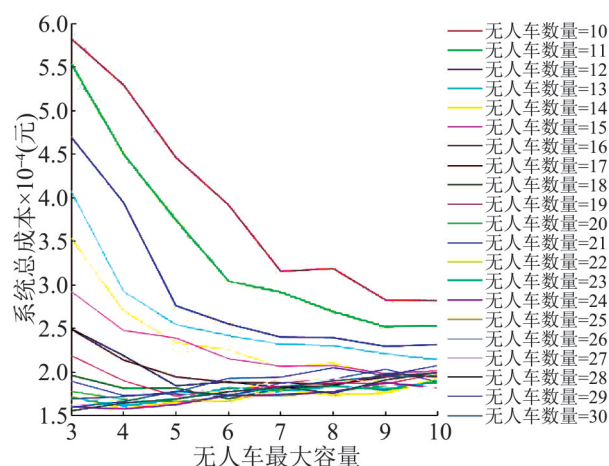


图10 无人车最大容量与系统总成本

Fig. 10 Relationship between max capacity and total cost

从图10可以看出,当无人车数量较少(小于18),无人车容量小于7时,随着无人车容量增大系统总成本减小的幅度较大,这是由于当无人车最大容量增加时,无人车服务的客户数量增多,客户延时惩罚成本变小,无人车行驶总公里数变小,降低了运营成本。当无人车最大容量大于7时,系统总成本变化不大。

当无人车数量较多(大于18时),随着无人车容量增大,系统总成本会略微变大,因为每辆车服务的客户数量变多,客户延时惩罚成本会相应变大。

综上可知,无人车数量为18时,是系统总成本和客户满意度的转折点。为满足该配送区域的订单配送,无人车日均运力供给应不少于18辆。当无人车数量较少不能满足18辆时,无人车最大容量应不小于7;当无人车数量多于18辆时,无人车最大容量可相应变小。

3 结论

随着网购生鲜规模逐年增加,传统的依靠人力配送模式已难以满足配送需求。交通强国等政策的支持及新冠肺炎疫情的影响加速了无人车配送在城市末端配送的应用落地。本研究基于网购生鲜需求时空变化特征,搭建多智能体仿真平台,评估无人车配送模型的运营成本以及客户满意度。基于上海市某生鲜电商的某配送区域的实际订单数据和网购

生鲜客户调查数据,对网购生鲜无人车配送展开实例仿真分析。通过仿真结果的对比分析,发现当组合策略为静态订单分配,路径规划策略为距离最近优先配送时,延时惩罚成本和运营成本皆最小,从而系统总成本最小。并在此策略下,对无人车数量和无人车的最大容量对系统总成本影响进行了敏感度分析,发现为满足该配送区域的网购生鲜订单配送服务无人车日均数量应不少于18辆。

本研究中的无人车配送路径规划采取了贪婪算法,无人车总是选取距离最近或时间最紧的目标客户进行优先配送,所得结果易陷入局部最优。未来的研究将融合深度强化学习从全局优化的角度进行无人车配送的智能调度。本项目研究中的无人车行驶路网已基于现有地理信息筛选优化,但还需更精细的地理信息识别,以提升方案结论的落地性。

参考文献:

- [1] 艾瑞咨询. 2019年中国生鲜电商行业研究报告[EB/OL]. [2020-07-18]. <http://report.iresearch.cn/wx/report.aspx?id=3400>. Iresearch. 2019 Chinese Fresh E-commerce Industry Research Report[EB/OL]. [2020-07-18]. <http://report.iresearch.cn/wx/report.aspx?id=3400>.
- [2] 艾媒咨询. 2019年中国生鲜电商行业商业模式与用户画像分析报告[EB/OL]. [2020-07-18]. <http://report.iresearch.cn/wx/report.aspx?id=3400>. Iresearch. 2019 Chinese Fresh E-commerce Industry Business Model and User Portrait Analysis Report[EB/OL]. [2020-07-18]. <http://report.iresearch.cn/wx/report.aspx?id=3400>.
- [3] 张珉. 新冠肺炎疫情下的无人配送[J]. 企业观察家, 2020(3): 46-47. Zhang Min. Autonomous Delivery in the Context of COVID-19[J]. Corporate Observer, 2020(3): 46-47.
- [4] 史映红. 生鲜产品物流配送中存在的问题及对策[J]. 现代商业, 2020(2): 60-61. Shi Yinghong. Problems and Countermeasures in Logistics Distribution of Fresh Products[J]. Modern Commerce, 2020(2): 60-61.
- [5] 邓娜, 张建军. O2O外卖订单配送任务分配模式研究[J]. 上海管理科学, 2018, 40(1): 63-66. Deng Na, Zhang Jianjun. Study on Assign Mode of O2O Takeaway Order Delivery Tasks[J]. Shanghai Management Science, 2018, 40(1): 63-66.

- [6] 刘鹏宇, 陈淮莉. 采用超售策略的在线订单配送时隙运能分配[J]. 上海海事大学学报, 2018, 39(4): 38-43.
Liu Pengyu, Chen Huaili. Capacity Distribution of Online Order Delivery Time Slot Using Oversold Strategy[J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2018, 39(4): 38-43.
- [7] 戴大鹏. 网购物流城市共同配送联盟环境下的订单分配问题研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
Dai Dapeng. Research on Order Allocation Problem in Online Shopping Stream City Common Distribution Alliance[D]. Chongqing: Chongqing University, 2018.
- [8] Kuhnle A, Schäfer L, Stricker N, et al. Design, Implementation and Evaluation of Reinforcement Learning for an Adaptive Order Dispatching in Job Shop Manufacturing Systems[J]. Procedia CIRP(S2212-8271), 2019, 81: 234-239.
- [9] Malus A, Kozjek D, Vrabčič R. Real-Time Order Dispatching for a Fleet of Autonomous Mobile Robots Using Multi-Agent Reinforcement Learning[J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology(S0007-8506), 2020, 69(1): 397-400.
- [10] Xu Z, Li Z X, Guan Q W, et al. Large-Scale Order Dispatch in On-Demand Ride-Hailing Platforms[C]// 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. New York: Association for Computing Machinery, 2018: 905-193.
- [11] Tang Xiaocheng, Qin Zhiwei, Zhang Fan, et al. A Deep Value-Network Based Approach for Multi-Driver Order Dispatching[C]// 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. New York: Association for Computing Machinery, 2019: 1780-1790.
- [12] Zhang R, Rossi F, Pavone M. Model Predictive Control of Autonomous Mobility-on-Demand Systems[C]// International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Stockholm: IEEE, 2016: 1382-1389.
- [13] 张嘉琦. 基于移动子目标的复合式路径规划算法[J]. 中国公路学报, 2017, 30(11): 138-146.
Zhang Jiaqi. Compound Path Planning Algorithm Based on Sliding Subtarget[J]. China Journal of Highway and Transport, 2017, 30(11): 138-146.
- [14] 郭蓬, 吴学易, 戎辉, 等. 基于代价函数的无人驾驶汽车局部路径规划算法[J]. 中国公路学报, 2019, 32(6): 79-85.
Guo Peng, Wu Xueyi, Rong Hui, et al. Local Path Planning of Driverless Cars Based on Cost Function[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(6): 79-85.
- [15] 胡觉亮, 张宇涛, 韩曙光. 城市物流中电动无人车配送优化研究[J]. 浙江理工大学学报(社会科学版), 2020, 44(2): 124-133.
Hu Jueliang, Zhang Yutao, Han Shuguang. Research on Distribution Optimization of Electric Unmanned Vehicles in Urban Logistics[J]. Journal of Zhejiang Sci-Tech University(Social Sciences Edition), 2020, 44(2): 124-133.
- [16] Rabta B, Wankmuller C, Reiner G. A Drone Fleet Model for Last-Mile Distribution in Disaster Relief Operations [J]. International Journal of Disaster Risk Reduction (S2212-4209), 2018, 28: 107-112.
- [17] Agatz N, Paul B, Schmidt M. Optimization Approaches for the Traveling Salesman Problem with Drone[J]. Transportation Science(S0041-1655), 2018, 52(4): 965-981.
- [18] Paul B, Agatz N, Schmidt M. Dynamic Programming Approaches for the Traveling Salesman Problem with Drone[J]. Networks(S1097-0037), 2018, 72(4): 528-542.
- [19] Chang Y S, Lee H J. Optimal Delivery Routing with Wider Drone-Delivery Areas Along a Shorter Truck-Route [J]. Expert Systems with Applications(S0957-4174), 2018, 104: 307-317.
- [20] Yurek E E, Ozmutlu H C. A Decomposition-Based Iterative Optimization Algorithm for Traveling Salesman Problem with Drone[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies (S0968-090X), 2018, 91: 249-262.
- [21] 彭勇, 黎元钧. 考虑疫情影响的"卡车-无人机"协同配送路径优化[J]. 中国公路学报, 2020, 33(11): 73-82.
Peng Yong, Li Yuanjun. Optimization of "Truck-drone" Collaborative Distribution Route Considering the Impact of Epidemic Situation[J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(11): 73-82.
- [22] Macal C M, North M J. Tutorial on Agent-Based Modeling and Simulation [C]// International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Orlando Florida: IEEE, 2005: 2-15.
- [23] Barbat M, Bruno G, Genovese A. Applications of Agent-Based Models for Optimization Problems: A literature Review[J]. Expert Systems with Applications (S0957-4174), 2012, 39(5): 6020-6028.
- [24] Derksen C, Brabki C, Unland R, et al. A Framework for Agent-Based Simulations of Hybrid Energy Infrastructures [C]// Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS). Wroclaw Poland: IEEE, 2012: 1293-1299.
- [25] Ma T, Nakamori Y. Modeling Technological Change in Energy Systems-From Optimization to Agent-Based Modeling[J]. Energy(S0360-5442), 2009, 34(7): 873-879.
- [26] 新石器. 新石器无人车让服务触手可及[EB/OL]. [2021-03-03]. <https://www.neolix.cn/productCenter.html>.
Neolix. Neolix Autonomous Vehicle Makes Services at Your Fingertips[EB/OL]. [2021-03-03]. <https://www.neolix.cn/productCenter.html>.