

基于动态订单的全自动无人车校园快递配送路径优化研究

曹舒齐 徐景诗 陈铭扬
南通理工学院 江苏 南通 226001

摘要：随着校园快递业务量的持续增长，传统人工配送模式在效率、成本及用户体验上的局限性日益突出。本研究针对校园场景中订单动态性、道路约束复杂性及无人车技术限制等挑战，结合DBSCAN聚类 and Prophet模型挖掘订单时空特征。设计优化框架，实证结果表明，动态模型在高峰场景下订单完成率较静态模型提升25%，时间窗违约率下降62.5%，总行驶距离减少17.9%，能源利用率提高21.43%。

关键词：动态订单；无人车配送；路径优化；校园物流；滚动时域优化

1 引言

随着电子商务的迅速发展，校园快递业务量显著增加。然而，传统人工配送模式在校园中暴露出效率低下等问题。全自动无人车配送技术提供了解决方案，但校园场景下的动态订单特性、禁行区域与限时通行路段等约束条件对无人车调度提出了挑战^[1]。本研究旨在构建针对动态订单场景的校园无人车配送路径优化模型，通过数据建模与算法设计实现配送效率和成本的双重优化，研究将通过数据收集、模型构建、算法设计和实证验证四个阶段进行，最终提出适用于校园场景的无人车调度策略。

2 数据收集与预处理

2.1 数据采集

订单数据：与校园快递驿站合作，获取2023年9月-2024年3月脱敏订单，含时间、地址、重量、类型。

校园基础数据：用OpenStreetMap结合实地拍摄生成精度1米电子地图，标注5个快递总站、20个智能柜集群、8个充电桩位置。

无人车数据：从说明书获基础参数，经10次满电续航测试拟合电量公式（误差 $\leq 10\%$ ），实时从后勤系统获取充电桩状态。

2.2 数据预处理

提炼关键特征构建时空融合数据集：

2.2.1 地理处理

区域划分：按订单密度分高、中、低密度区（见表5），高密度区优先分配车辆，低密度区合并配送。

表1 校园配送区域分类表

区域类型	订单量标准	典型场景	占比	调度策略
高密度区	≥ 100 件	宿舍1-3栋	30%	优先分配
中密度区	30-100件	教学楼A/B座	50%	动态响应
低密度区	< 30 件	图书馆/校医院	20%	定时循环

2.2.2 订单特征挖掘

时间：STL分解发现日、周周期，高峰时段订单间隔服从泊松分布（ $\lambda = 1.2$ 件/分钟）。

空间：DBSCAN聚类得10个核心配送簇，合并簇内订单可减30%无效绕路。

2.3 动态订单预测

用简单模型预估订单量：

时间序列：Prophet模型预测未来1小时订单量，输入小时刻度、工作日、活动日信息，训练耗时 < 10 分钟，测试集MAE为10件，可预分配车辆。

空间热点：K-means聚类标记高需求簇，优先向其周边充电桩派车，减15%空驶距离。

3 动态路径优化模型构建

3.1 静态基础模型：带时间窗初始路径规划

目标函数：最小化总运营成本，含行驶距离成本（依校园道路节点最短距离算，考虑单行、禁行）和时间窗惩罚成本（生鲜订单惩罚为普通3倍）^[2]。

核心约束：载重不超额定值（如50kg）；续航依公式 $E = 0.12d + 0.06w$ ，任务后剩余电量不低于15%；紧急订单按时送达，普通订单可延迟但有惩罚。

3.2 动态调度模型：实时响应与滚动优化

高峰期订单和车辆状态变化时，引入滚动时域优化（RTO）框架，实现“规划-执行-更新”闭环。

3.2.1 滚动时域优化流程

初始化窗口：以当前时间为起点，设未来60分钟规划窗口，含已确认和预测订单。

子问题求解：生成行驶路线与任务分配，仅执行前15分钟路径。

更新与滚动：15分钟后纳入新订单、更新车辆状态，构建新窗口重复循环。

突发重规划：遇紧急订单或车辆异常，立即中断规划，启动局部重规划。

3.2.2 事件触发重规划策略

新订单紧急插入：剩余时间窗 < 30分钟时触发，用最近邻算法分配车辆。

车辆状态异常处理：电量 < 20%或载重超80%时处理，低电量找最近充电桩，超载拆分或延迟订单。

3.3 无人车专属约束嵌入

3.3.1 能源消耗建模

依实测数据构建电量与距离、载重线性关系，每个时间窗口强制校验。

3.3.2 充电策略：

强制充电：电量 < 20%或需执行新任务时，中断任务快充30分钟补能50%，适用于高峰期。

机会充电：任务间隙且电量 < 50%时顺路充电，适用于平峰期。

3.3.3 安全约束

教学区禁行，限速区增加行驶时间；行人密集路段插入等待节点，用A算法选安全路线。

4 算法设计与求解

4.1 静态模型求解：约束感知的混合算法框架

4.1.1 精确算法：小规模问题的分支定界优化

下界计算融合续航公式 $E = 0.12d + 0.06w$ ，剪枝不可行分支；

上界生成采用校园最短路径矩阵结合最近邻法生成

可行解^[3]。

在双核CPU环境下，对20单问题求解时间缩短35%，约束满足率100%。

4.1.2 启发式算法：中大规模问题的多目标遗传算法（MOGA）

针对50-100单场景，设计簇优先编码的MOGA：

交叉算子采用部分映射交叉（PMX），保留同簇订单连续性；

帕累托解集覆盖82%有效解空间，最优解综合成本降低15%。

4.1.3 混合算法：2-opt邻域搜索强化局部最优

GA初始解后引入道路感知局部优化，仅允许合法边交换操作；

实测距离成本降低18%，不违反物理约束。

4.2 动态模型调度：实时响应与协同算法设计

4.2.1 基于规则的快速响应算法

新订单按“簇质心最近邻”分配，允许绕路20%；

电量 < 20%时强制充电，载重 > 80%时任务拆分并触发多车协同。

4.2.2 强化学习（RL）动态调度模型

状态空间包含车辆位置、电量、时间窗等12维特征，动作空间涵盖7种操作；

Q-learning训练后，突发订单响应延迟缩短40%，距离增幅降低22%。

4.3 仿真实验：校园场景下的多维度验证

4.3.1 场景参数与对比设置

覆盖平峰、高峰、极端（生鲜突发+禁行）三类典型场景，订单量从30单到120单不等；

参数包括平均载重、禁行路段数量、初始电量等。

4.3.2 评价指标与实验结果

表2 评价指标与实验结果

评价指标	基准算法	规则算法	本文算法	提升幅度（较规则算法）
订单完成率（%）	72	85	93	+8%
平均配送时间（分钟）	45	32	26	-18.75%
总行驶距离（km）	1350	1120	950	-15.18%
能源利用率（km/kWh）	1.1	1.4	1.7	+21.43%
约束满足率（%）	65	82	96	+17.07%

数据表明，本文算法在极端场景下表现优异，订单完成率提升8%，能源利用率提高21%，验证了约束感知与动态协同的有效性。

5 实证分析与结果验证

5.1 案例选择与数据描述

5.1.1 目标校园概况

选取2.3平方公里的A大学，具备典型校园配送特征：日均订单3200单，周五达4500单，促销节超12000单（生鲜占比30%）；

70%订单要求1小时内送达，生鲜压缩至30分钟；

当前采用30辆电动三轮车+8辆L4级无人车（载重50kg，续航60km）。

5.1.2 数据样本与预处理

数据时段：2024年10-12月，涵盖平峰、高峰、极端天气及促销场景；

数据构成：

订单数据：50万条，经DBSCAN聚类为15个配送簇；

道路数据：120条有向边，标注禁行时段、限速区、充电桩位置；

车辆状态：实时电量、位置，经卡尔曼滤波处理用于调度验证。

5.2 模型对比与结果分析

5.2.1 静态模型vs动态模型效率对比

表3 传统静态VRPTW模型与动态RTO模型对比

指标	平峰场景提升幅度	高峰场景提升幅度
订单完成率	+14.6%	+25.0%
平均配送时间	-33.3%	-30.8%
总行驶距离	-17.8%	-17.9%
时间窗违约率	-66.7%	-62.5%

结论：动态RTO模型通过滚动更新路径，在订单波动大、禁行限制多的场景下显著优于静态模型。

5.2.2 不同算法性能对比

表4 不同算法性能对比表

算法	求解时间（分钟）	最优解距离（km）	解质量差距	约束满足率
Gurobi	45	285	0%	100%
GA	8	312	+9.5%	96%
PSO	6	320	+12.3%	94%
RL（动态）	3（实时更新）	335（初始解）	—	98%

结论：GA适合作为静态规划默认算法；RL在动态调度中表现最优，约束满足率达98%。

5.2.3 敏感性分析

订单密度影响：50-100单/公顷时优化效果最佳，超过150单/公顷后因拥堵略有下降。

续航里程影响：

表5 续航里程（单位：km）对总行驶距离的影响

续航（km）	总行驶距离（km）	优化幅度
50	365	基准
60	345	-5.5%
70	330	-9.6%

结论：续航提升可减少充电次数和无效绕行，但边际效益递减。

5.3 实证结论

模型有效性：动态RTO模型在高峰场景下订单完成率提升25%，时间窗违约率下降62.5%，体现滚动优化的必要性。

算法适配性：GA平衡效率与精度，适用于静态规划；RL在动态调度中表现出高鲁棒性（约束满足率98%）。

场景敏感性：建议订单密度控制在100单/公顷、续航60km以内，合理配置无人车数量与充电桩布局以实现最优配送效率。

结束语

本研究针对校园场景下无人车配送的动态优化问题，研究揭示了校园订单的空间聚集特征和时间窗刚性需求是影响路径优化的关键，并提出利用DBSCAN聚类等方法降低规划复杂度，使跨簇绕行距离减少18%。未来的研究可结合5G与物联网技术实现更精准的实时调度，基于联邦学习的个性化调度算法可以在保护用户隐私的前提下，进一步拓展研究成果的应用范围。

参考文献

- [1]中国物流与采购联合会.2024年中国校园物流发展报告[R].北京：中国物流与采购联合会,2024.
- [2]王小明,李华.基于动态订单的无人车配送路径优化研究[J].系统工程理论与实践,2023,43(5):1325-1336.
- [3]范九伦,赵志勇.数据预处理原理与应用[M].北京：清华大学出版社,2017:78-102.