

即时零售“半小时达”多区域调动网络配送路径优化研究

何敏杰 吴群 潘鹏

南通理工学院商学院, 江苏南通, 226002;

摘要: 本文以犀牛百货南通大学门店为研究对象, 构建基于 LSTM 模型的区域订单预测机制, 并结合改进遗传算法对多区域配送路径优化进行实证分析。通过对“预测-调度-路径”三位一体的联动优化, 显著提升了配送效率、资源利用率与履约达成率, 验证了多区域协同机制在即时零售“半小时达”场景下的现实意义与应用价值。研究建议引入共享订单池、弹性运力池与虚拟仓储池机制, 以支撑高密度、高频次订单环境下的弹性调度与智能派单。

关键词: 即时零售; 多区域; 配送路径

DOI: 10. 64216/3080-1486. 25. 05. 010

引言

随着城市即时零售的迅猛发展, “30 分钟达”已成为消费者对于履约时效的新标准, 然而, 骑手调度逻辑大多依赖固定区域分配和静态派单机制, 导致配送效率下降; 多区域仓配布局缺乏协同, 形成效率瓶颈。以犀牛百货南通大学门店为例, 根据系统后台导出数据从运营热力图中可以看到: 当前消费热度主要呈现出以南通大学主校区为核心的多中心集聚格局。通过导出配送分析订单明细, 可以发现, 基于时间维度与订单维度, 南通大学店面临边界订单冲突与履约盲区问题, 尤其在空间维度存在重叠覆盖与资源浪费现象。

1 基于 LSTM 区域订单预测模型的设计

即时零售“半小时达”模式下, 配送任务极度依赖于系统对未来短时订单波动的感知与预判。因此, 设计订单预测模型, 提前 10~30 分钟预测未来各区域的订单量与热度分布, 可以后续调度与路径规划提供输入支持。在众多预测算法中, 拟采用 LSTM 模型, 相较于需要大量特征工程的传统机器学习方法, LSTM 对原始数据

清洗要求更低, 数据的实时性也较强, 可接入美团、犀牛百货等 API, 适配滚动预测。模型可用 TensorFlow 进行快速部署, 并可在闪电仓运营系统中嵌入推理模块, 实现在线预测。

在构建基于 LSTM 的区域订单预测模型过程中, 拟选取有限的五个区域作为重点预测对象, 区域划分基于热力图数据与实际运营订单分布, 力求能够有效覆盖门店服务范围内的主要订单来源。相较于过少区域样本无法反映消费行为差异、过多区域则导致模型结构复杂度上升、训练成本增加等问题, 五个区域的选取在代表性与可控性之间可以实现较好的平衡。

1.1 数据来源与特征选择

基于历史订单热力图数据来预测未来 30 分钟内各区域订单量的变化趋势, 这些数据可以从犀牛百货历史订单平台、高德天气 API 和内部促销排期表来获取。

首先, 将门店周边配送范围划分为若干子区域作为预测单元。后续引入多源外部变量丰富模型输入, 包括: 天气状况、节假日/特殊活动日指标、门店促销活动强度等因素。相关时间序列数据集如表 1 所示:

表 1: 时间序列数据集

序号	变量名	类型	说明
x_1	历史订单量	数值型	滑窗历史 5~10 个时间步的订单数量
x_2	节假日标识	0/1	是否为节假日
x_3	天气指数	数值型	晴=0, 小雨=1, 大雨=2, 雪=3
x_4	温度	数值型	摄氏度
x_5	时段变量	数值型	早=1, 午=2, 晚=3, 夜=4
x_6	促销标志变量	0/1	当前是否为促销活动时间

1.2 数据集构建和滑窗策略

采用滑动窗口机制构建训练样本。具体而言, 设定时间窗口长度为 10 步, 每步代表 30 分钟, 即每个样本使用最近 5 小时 (10 × 30 分钟) 的历史数据序列作为

输入, 用以预测第 11 步 (即未来 30 分钟) 的订单量, 构成监督学习任务中的特征目标。

为保证数据覆盖的时效性与代表性, 训练样本从每日实际运营时段中滑动提取。以犀牛百货 (南通大学店) 为例, 考虑到系统维护和仓库补货等因素的影响, 综合

日均营业时间为 22 小时，对应 44 个 30 分钟时间步。采用步长为 1 的滑窗机制，可从每日每个区域中生成约 44 条样本数据。

为保障模型的泛化能力，按时间顺序将数据集划分为训练集（60%）、验证集（20%）与测试集（20%），并在训练过程中基于验证集误差动态调整参数与模型结构，防止过拟合现象的发生。为了定量评估模型预测精度，选用均方根误差 RMSE 和平均绝对百分比误差 MAPE 作为主要评价指标。评价时，对测试集全部样本逐一计算上述指标，并报告平均结果。

表 2：区域需求 LSTM 预测量

区域号	当前时间段	预测订单	节假日	天气	温度(℃)	是否促销
南通大学主校区周边	18:30-19:00	34	是	小雨	22	是
大饭店与通大附院区域	18:30-19:00	29	是	小雨	21	是
紫琅湖公园东南生活区	18:30-19:00	18	是	小雨	21	否
文峰城市广场周边	18:30-19:00	12	是	小雨	22	否
啬园路与青年东路交汇	18:30-19:00	21	是	小雨	21	是

从预测结果可见，南通大学主校区周边区域订单量最高（34 单），该区域集聚大量高校学生，叠加节假日与促销因素，晚高峰时间段的即时消费需求显著上升。

其次为大饭店与通大附院区域（29 单），该区域医疗、住宿及高频刚需场景密集，消费行为相对稳定，节假日促销刺激使订单量保持高位。相较之下，紫琅湖东南生活区虽为居住与商业混合区，受限于未参与促销活动，订单需求预测显著偏低（分别为 18 单与 12 单），显示模型对“促销缺位”情境具有良好判别能力。

特别值得注意的是，啬园路与青年东路交汇区域在温度、天气无明显优势情况下，因具备促销因素，其订单量预测达 21 单，明显高于无促销的紫琅湖公园东南生活区。这说明 LSTM 模型在综合多维输入变量（包括天气、节假日、促销等）条件下，能合理模拟订单需求波动，具有良好的泛化与解释能力。

2 基于多目标优化的多区域配送路径模型构建

2.1 配送路径优化问题描述

以 LSTM 区域订单预测模型输出数据为基础，通过对未来 30 分钟内订单分布的前瞻性感知，为骑手任务分配与路径优化提供了输入支持。然而，仅凭预测结果尚不足以实现整体绩效提升。实际运营中，骑手调度不仅需要考虑到路径最短问题，更需在履约时效、人力负荷均衡与超时风险控制之间进行多目标权衡。

因此，可考虑构建以“总配送时间最短 + 骑手负荷均衡 + 超时订单最少”为目标的多目标路径优化模型，融合 LSTM 模型预测输出与区域配送约束条件，通过智能优化算法实现订单指派、路径生成与资源调度的协同优化，进而验证“预测+优化”联动机制在即时零售配送效率提升中的实际应用价值，就具有非常必要的

1.3 预测结果与分析

通过上述方法，使用 TensorFlow 来实现 LSTM 模型，每 5 轮保存一次模型，并记录验证集损失。从结果来看，模型在测试集上 RMSE 保持在较低水平，表明预测值与真实值的平均偏差较小，MAPE 约为 5% 左右，意味着模型预测的订单量与实际值仅有约 5% 的平均相对误差，精度在短时预测中表现出色。因此，可以发现犀牛百货南通大学店周边区域所预测的时间段未来 30 分钟分区域订单分布如表 2 所示。

现实价值。

2.2 加权综合目标函数构建

为构建多区域配送路径优化模型，首先可对模型中用到的符号和参数加以定义，令：

O_i ：第 i 个订单， $i = 1, 2, \dots, n$ （每个订单只被分派 1 次）

R_j ：第 j 个配送区域， $j = 1, 2, \dots, m$

A_k ：第 k 个骑手， $k = 1, 2, \dots, r$

T_{ij} ：从仓库到订单 i 的预计配送时间

x_{ik} ：若订单 i 分派给骑手 k ，则为 1；否则为 0

d_{ik} ：订单 i 对应路径长度（km）

L_k ：骑手 k 当前负荷（配送单数）（一般同时 5 单为 30 分钟配送上限）

基于上述符号定义，存在三方面的优化目标：首先，最小化总配送时间，其次，平衡骑手负荷，第三，最小化超时配送的订单数：尽可能提高订单按时送达率，减少超过承诺时限（30 分钟）的订单数量。各个目标所需的函数分别为：

最小化总配送时间：

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^r x_{ik} \cdot T_{ij}$$

平衡骑手负荷（最小化负荷方差 $\text{Var } L_k$ ）：

$$\min \left(\frac{1}{r} \sum_{k=1}^r (L_k - \bar{L})^2 \right)$$

其中， $\bar{L} = \frac{1}{r} \sum_{k=1}^r L_k$

最小化超时配送订单数：

设预测时间窗口为 30 分钟，若 $T_{ij} > 30$ ，则视为超时配送：

$$\min \sum_{i=1}^n \mathbb{I}(T_{ij} > 30)$$

最终可构建如下加权综合目标函数：

$$\min Z = \alpha_1 \sum_{i,k} x_{ik} \cdot T_{ij} + \alpha_2 \cdot \text{Var}(L_k) + \alpha_3 \sum_i \mathbb{I}(T_{ij} > 30)$$

其中 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 为权重参数，根据目标的重要程度，初始设定为 0.5, 0.3, 0.2。

2.3 配送模型优化算法的实现与效果对比

为了有效求解配送路径多目标优化问题，可以采用了具有全局搜索能力的改进遗传算法 IGA。在编码方式上，将每一个订单的骑手指派结果视为“基因”，将所有订单的派单方案依序排列成一个“染色体”，即为一个候选解决方案。

在适应度评估方面，算法参考三重目标函数（配送时间最短、负荷均衡、超时最少），在每一轮“进化”过程中，算法执行选择、交叉与变异操作，最后，算法设定终止条件。

选取表 2 预测数据，表中五个区域预测订单共计 114 单需要在 30 分钟内配送，调度的骑手总数为 20 名。各订单的配送距离及时间参考真实城市路网数据，以高德地图 API 估算的仓库到收货点驾车时间为基础。结合 IGA 方法，在 python 环境下进行测算，骑手初始位置默认在各自所属仓库附近，订单生成时即可进行指派。分别比较“优化前”与“优化后”两种情况下的配送绩效。

在“优化前”方案中，模拟当前许多即时配送平台采用的固定区域分配和经验调度策略，“优化后”方案利用 LSTM 预测结果事先去预测订单数据，并通过优化模型全局统筹 20 名骑手的任务。遗传算法在每个 30 分钟周期开始时搜索最优订单和骑手匹配方案，去实现前述多目标的折中优化。结果可以发现：

表 3：优化前后主要配送指标对比（30 分钟结果）

指标	优化前	优化后	改善幅度
总配送时间（分钟）	1560	1255	↓ 19.6%
骑手负荷方差	2.16	0.83	↓ 61.6%
超时订单数（>30 分钟）	28	12	↓ 57.1%
单均配送成本（估算，元/单）	¥5.20	¥4.38	↓ 15.8%

从表 3 可以看出，“优化后”方案在各项指标上均优于“优化前”，验证了预测与优化模型的有效性。

2.4 多区域协同配送方案设计

LSTM 预测和调度模型在一定程度上极大改善了犀牛百货的运行效果，但在实际运营中仍存在一些问

题。量订单，导致骑手高负荷运行、配送时长显著上升。同时，配送任务频繁出现路径重叠与空驶率上升现象，多名骑手重复驶入同一路段，降低了配送效率。

为此，需要建立多区域协同配送机制来解决上述问题。

针对犀牛百货门店在“双高峰”时间段边界订单爆发的特征，应设立共享订单池机制。平台可在门店周边 500 米范围内设定弹性缓冲区，打破以街区或商圈为界的派单限制，实现订单统一管理、动态归属。

在运力层面，需建立弹性骑手池调度机制。以预测订单增长率和任务饱和度为调度依据，系统可将当前处于“低负荷”或“待命状态”的边界区域骑手调整为“预派驻”状态，提前部署至潜在高压区域。

通过上述双重机制的协同优化，犀牛百货可实现从“静态分区式调度”向“预测驱动下的多区域弹性调度”转型，显著提升订单响应速度、路径利用效率与运力资源的边际产出，为实现“半小时达”履约目标提供技术与机制保障。

参考文献

- [1] 李红梅; 王姝翔. 带软时间窗的 O2O 外卖即时配送优化研究[J]. 广西质量监督导报, 2021. 06
- [2] 陈彦如; 刘珂良. 基于深度强化学习的外卖即时配送实时优化[J]. 计算机工程, 2024. 01
- [3] 赵琨; 史艳华. 基于遗传算法的即时配送路径优化研究[J]. 现代商贸工业, 2022. 02
- [4] 刘静; 王勇. 考虑动态新增订单需求的快递物流即时配送优化方法研究[J]. 包装工程, 2025. 01
- [5] 钱吴永; 郭凯怡. 考虑骑手异质性的外卖配送路径多目标动态优化研究[J]. 系统科学与数学, 2023, 03
- [6] 徐嘉鑫. “众包”运力模式下考虑即时配送的多目标路径优化方法研究[D]. 长安大学, 2024

作者简介：何敏杰（1989-），男，江苏南通人，南通理工学院讲师，研究方向：传播学，社会学。

吴群（1982-），男，江西景德镇人，南通理工学院副教授，研究方向：物流信息管理。

潘鹏（1988-），男，江苏南通人，南通理工学院助教，研究方向：数字营销。

基金项目：中国物流协会课题：即时零售“半小时达”履约模式下的物流网络优化研究——基于美团闪电仓多区域数据的调度模型（2025CSLKT3-596）；江苏省高校哲学社会科学研究课题：数字物流、区域经济与碳环境耦合治理影响因素及对策研究（2023CSLKT3-257）