

城市重型货车活动模式识别及管理建议 ——以上海市为例

袁泉^{1,2}, 龚正¹, 邹叶棵¹, 魏嘉¹, 高可越¹, 潘瑞煦²

(1. 同济大学城市交通研究院, 上海 201804; 2. 同济大学道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804)

摘要: 面向城市货运交通精细化管理的需求, 深入理解重型货车活动行为的驱动机理和活动模式规律具有重要意义。基于上海市重型货车高频行驶轨迹数据, 提出一种重型货车活动模式识别方法, 重点开展出行链与相关产业类型的关联分析及重型货车活动模式分类研究。首先, 利用时间阈值法结合地理空间信息识别并筛选有效停留点, 采用基于隐马尔可夫模型的算法提取重型货车的实际行驶路径; 其次, 采用缓冲区匹配算法, 识别货运行程与产业经济及设施使用相关的目的属性。在此基础上, 分析重型货车出行的时空特征, 并应用两步聚类算法识别典型活动模式。结果表明, 重型货车活动模式可归纳为5类: 市内短途批发零售、城际中转、城际中长途批发零售、城际重型设备长途运输以及中短途物流。最后, 结合不同模式的行为特征和产业属性, 进一步提出相应的精细化货运管理建议。

关键词: 货运交通; 重型货车; 活动模式; 行驶轨迹; 两步聚类; 上海市

**Identification of Urban Heavy-Duty Truck Activity Patterns and Management Recommendations:
A Case Study of Shanghai**

Yuan Quan^{1,2}, Gong Zheng¹, Zou Yeke¹, Wei Jia¹, Gao Keyue¹, Pan Ruixu²

(1. Urban Mobility Institute, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. The Key Laboratory of Road and Traffic Engineering, Ministry of Education, Shanghai 201804, China)

Abstract: To meet the needs of refined management of urban freight transportation, it is crucial to gain a deep understanding of the operational mechanisms and patterns of heavy-duty truck activity. Based on high-frequency travel trajectory data of heavy-duty trucks in Shanghai, this paper proposes a method for identifying heavy-duty truck activity patterns, focusing on the correlation analysis between travel chains and related industrial sectors, as well as the classification of heavy-duty truck activity patterns. First, the time-threshold method combined with geospatial information is used to identify and screen valid stop points, and an algorithm based on the Hidden Markov Model is employed to extract the actual travel paths of heavy-duty trucks. Second, a buffer zone matching algorithm is used to identify destination attributes related to industrial economy and facility usage in freight trips. On this basis, the spatiotemporal characteristics of heavy-duty truck trips are analyzed, and a two-step clustering algorithm is applied to identify typical activity patterns. The results indicate that heavy-duty truck activity patterns can be categorized into five types: intracity short-haul wholesale and retail, intercity transshipment, intercity medium- to long-haul wholesale and retail, intercity long-haul heavy equipment transportation, and medium- to short-haul logistics. Finally, by integrating the behavioral characteristics and industrial attributes of different patterns, the paper proposes corresponding refined freight management recommendations.

Keywords: freight transportation; heavy-duty trucks; activity patterns; travel trajectories; two-step clustering; Shanghai

收稿日期: 2024-07-26

基金项目: 国家自然科学基金项目“基于需求精准画像的城市重型货车活动决策机理和通行管控方法”(52302394)

作者简介: 袁泉(1989—), 男, 江西吉安人, 博士, 博士生导师, 研究方向为货运交通系统、城市物流, 电子邮箱 quanyuan@tongji.edu.cn。

通信作者: 潘瑞煦(1994—), 男, 福建莆田人, 博士研究生, 研究方向为货运交通系统、城市物流, 电子邮箱 rpan@wpi.edu。

引用格式: 袁泉, 龚正, 邹叶棵, 等. 城市重型货车活动模式识别及管理建议: 以上海市为例[J]. 城市交通, 2026, 24(3): 80-93.

Yuan Quan, Gong Zheng, Zou Yeke, et al. Identification of urban heavy-duty truck activity patterns and management recommendations: a case study of Shanghai[J]. Urban Transport of China, 2026, 24(3): 80-93.

0 引言

随着城镇化进程的加速和物流业的蓬勃发展, 货运交通已成为现代城市经济中不可或缺的重要组成部分。作为货运交通的重要承载工具, 重型载货汽车(总质量为12 t及以上的普通货车, 以下简称“重型货车”) 对城市交通运行、环境质量乃至社会经济发展具有深远影响^[1-2]。因此, 对货运交通, 特别是重型货运交通实施高效精准的管理, 逐渐成为提升城市发展质量的重要任务之一^[3]。在此背景下, 深入探究货车活动行为的驱动机制与活动模式的特征规律, 对于深化对货运交通活动的认识^[4]、实现精准高效的货运交通管理具有重要意义。

与客运交通相比, 货运交通, 尤其是重型货运交通的理论与应用研究相对缺乏。传统的货车活动模式识别方法多依赖于问卷调查、人工观察等手段。例如, 基于问卷调查数据, 张戎等^[5]构建了包含出行链属性特征和配送企业属性特征的多项Logit模型和巢式Logit模型, 以研究城市货车车辆的选择行为; 基于适应性行为问卷调查数据, 刘浩等^[6]构建多项Logit模型及混合Logit模型来研究货车选择行为; 借助公路收费站数据, 陈昱瑞等^[7]构建了货车绕行行为判定与预测模型; 彭美春等^[8]选取20辆重型货车, 通过加装油耗测试装置与定位装置, 研究了车辆碳排放与车速、装载率、货运周转量等因素的关系。尽管这些研究取得了一定成果, 但这些方法普遍存在耗时耗力, 且难以全面准确反映货车实际运行状态等问题。

相比之下, 利用GPS数据进行货车活动模式识别与分类具有显著优势, 能够实时、准确地获取货车的行驶轨迹、速度及停留点等信息, 为开展细粒度的货车活动模式分析提供有力支持。根据交通运输部、公安部、原国家安全生产监督管理总局于2014年11月联合发布的《道路运输车辆动态监督管理办法》, 重型货车须全部安装并使用卫星定位装置, 并接入道路货车公共平台。这为进一步开展中国货运交通, 特别是重型货运交通的相关研究提供了数据基础。

近年来, 基于GPS数据的重型货车活动研究主要集中在活动信息识别、关键特征提取与建模等方面。例如, 刘立等^[9]利用重型货车GPS数据与城市用地数据识别货运停留行为; 陈小鸿等^[10]考虑不同类型货车的作业差异, 分析了5类重型货车的出行时空差异与影响因素; 张科等^[11]开发了时空OD出行链生成算法, 可构建区分高速公路与非高速公路的重型货车活动OD矩阵; 金昱等^[12]根据GPS数据建立了重型货车碳排放模型并进行计算; T. Akter等^[13]对货车活动链的运行特征进行识别和聚类, 然而未对出行链相关的货运兴趣点与货运枢纽属性等特征进行深入刻画。

现有研究多侧重于货车运行特征的提取与分析, 较少从社会属性(如与出行链相关的产业类型)角度对货车活动行为的驱动机制进行深入探讨。实际上, 货车活动模式不仅受道路条件、交通状况等运行因素影响, 还与货物类型、运输需求等因素密切相关。因此, 结合产业类型对货车活动模式进行识别与分类, 有助于更加全面、深入地揭示其运行规律。本文基于重型货车GPS数据, 通过识别停留点、进行地图匹配等方法, 提取货车行程链的详细运行信息; 同时结合企业兴趣点(Point of Interest, POI)(工商注册数据)和兴趣区域(Area of Interest, AOI)数据, 将产业类型与货运枢纽使用特征关联至行程链, 从而实现对货车活动模式的全面刻画。在此基础上, 采用无监督聚类算法对重型货车的活动模式进行聚类分析, 揭示不同模式间的差异与内在关联。最终, 针对不同类别的货车活动模式提出管理优化建议, 为城市货运交通的精细化治理提供决策参考与理论依据。

1 城市重型货车行驶轨迹识别

1.1 数据来源

1) 重型货车GPS数据。

重型货车GPS数据来自上海市环境监测中心。为监测重型货车排放情况, 该中心采集了特定时段内进入上海市的重型货车行驶轨迹数据。数据字段包括车辆ID、时间戳、

经纬度等,未区分本地与外地号牌。数据采集时间为2022年9月12—17日,期间每日随机选取车辆,累计覆盖约6 000辆样本车辆。

2) 江浙沪地区企业工商数据(POI)。

以企业工商注册数据作为POI来源。数据字段包括企业名称、注册地址与所属行业等,共包含60余种企业类型。数据总量超过600万条,覆盖江浙沪地区24个主要城市。尽管企业注册地址与实际经营地址可能不一致,但此类情况在服务业企业中更为常见,对货运相关企业影响较小。此外,该数据集具备标准化的产业分类特征,为研究提供了其他数据源难以替代的分析维度。

3) 大型货运枢纽的AOI数据。

该数据由上海市交通管理部门提供,包含上海市13个大型货运枢纽的名称、地址及地理覆盖范围。

1.2 停留点识别

由于GPS数据由连续的行驶轨迹点构成,因此研究的首要任务是从行驶轨迹中识别出每次行程的起讫点(OD点),从而完成行驶轨迹的划分。目前,停留点识别的主要方法包括时空聚类法^[14]、阈值划分法^[15]和地理信息法^[16]。时空聚类法依据轨迹点的密度和时间持续性识别停留点,但对数据中的噪声与异常点较为敏感,尤其是当行驶轨迹中存在大量原地漂移点时。阈值划分法基于行驶速度、位置变化和停留时间进行判别;该方法应用较为广泛,但难点在于合理确定停留时间阈值。地理信息法主要借助GIS信息判断轨迹点是否位于特定地理区域内(如服务区、加油站或其他兴趣点),从而辅助识别停留点;该方法需要较完整的地理空间信息作为支撑。

本文采用时间阈值法,并结合地理信息,进行停留点的识别与筛选。首先,根据轨迹点的行驶速度与相邻距离对“待聚合点”进行初步筛选;然后,利用Lorenz曲线确定时间阈值,得到初始停留点集;最后,借助地理信息进一步辨识有效停留点,从而将GPS数据划分为若干独立行程。

1.2.1 待聚合点识别

将行驶速度低于 $10 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ 且相邻点距离小于 10 m 的GPS轨迹点初步识别为待聚合点。此类点可能对应实际停留点,也可能是空间邻近且分布密集行驶轨迹点。对待聚

合点进行空间坐标聚合后,取坐标平均值作为聚合点的位置。

1.2.2 基于Loubar方法的初始停留点识别

为更好地描述重型货车在不同停止状态下的时间分布差异及其活动特征,使用Loubar方法确定多级时间阈值,进而对不同类型的聚合点进行分类,以得到初始停留点。Loubar方法^[17]是一种非参数迭代方法,基于Lorenz曲线动态确定多级阈值。与以往依赖经验或主观设定阈值的方法相比,该方法更具客观性,因其阈值直接源于数据本身。具体而言,Loubar方法通过逐轮剔除已识别的长期停留点并重新绘制Lorenz曲线来迭代提取多级时间阈值,当某一轮Lorenz曲线近似为直线时,表明剩余数据分布趋于平衡,迭代终止。

如图1所示,第6轮的曲线近似直线,约80%的重型货车的单次停车时间 $>4.89 \text{ min}$ (对应第6轮时间阈值)。基于Lorenz曲线对停留点时间分布的分析,本文选取 5 min 作为判别阈值。停留时间 $<5 \text{ min}$ 的停车行为通常由等交通信号灯、短时拥堵等因素引起,属于临时性停留,不视为与货运活动相关的有效停留点。因此,仅将停留时间 $>5 \text{ min}$ 的停留点纳入货运初始停留点的备选集。

Step 1, 将停留点按停车时间递增排序: $t_1 < t_2 < \dots < t_i < \dots < t_n$ 。

Step 2, 建立Lorenz曲线: 横坐标 F 为初始停留点序号的累积百分比,

$$F = i/n, \quad (1)$$

纵坐标 L_i 为初始停留点对应的停车时间累积百分比,

$$L_i = \frac{\sum_{j=1}^i t_j}{\sum_{j=1}^n t_j}, \quad (2)$$

式中: t_j 为第 j 个初始停留点的停车时长; n 为初始停留点总数; $\sum_{j=1}^n t_j$ 为所有初始停留点的停车时间总和。

1.2.3 基于地理信息的二次识别

针对已获得的初始停留点备选集,需进一步筛选出真正有效的停留点以划分重型货车的行程。本文结合地理信息(道路网与服务区数据),从初始停留点备选集中剔除与货运活动无关的中间停靠点,从而得到与货运相关的有效停留点。

高等级公路上可能发生因拥堵导致的长

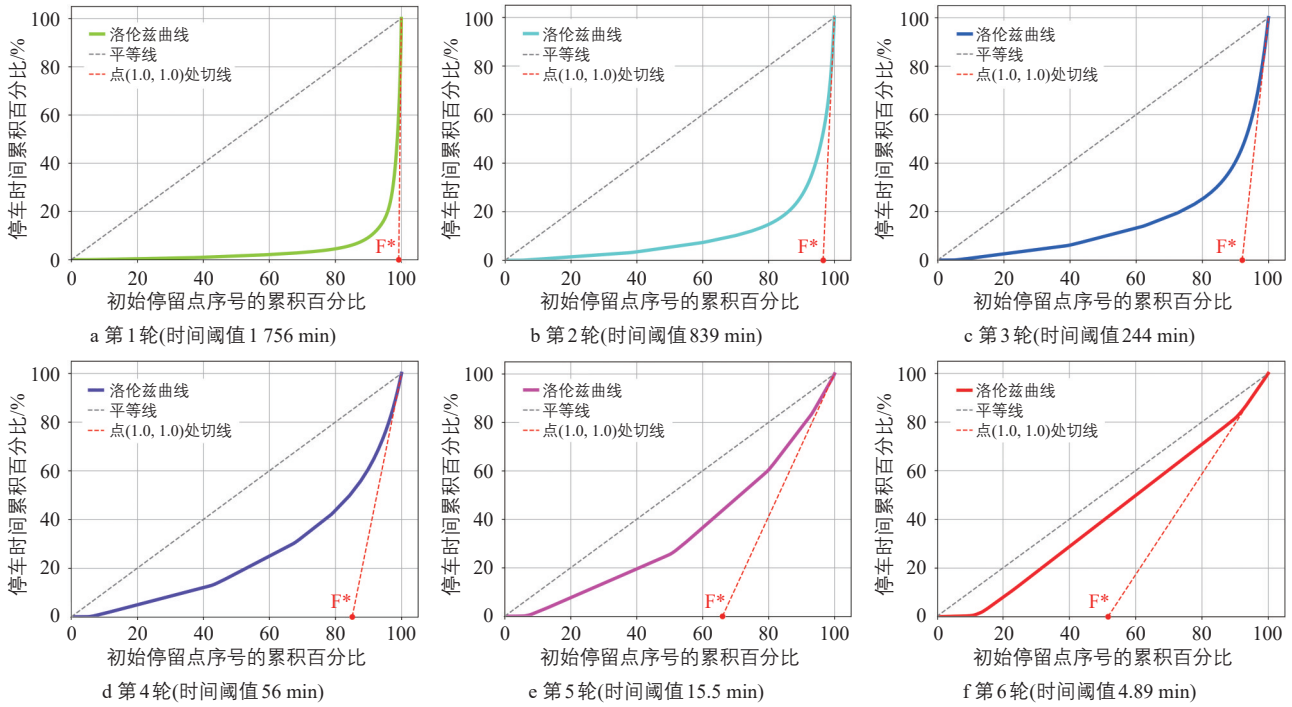


图1 重型货车停留时间的Lorenz曲线迭代

Fig.1 Iterative calculation of the Lorenz curve for heavy-duty trucks' dwell time

时间停车,也可能存在驾驶人临时休息等情况。考虑到高等级公路通常采用封闭式管理且与城市街区隔离,位于该类道路上的初始停留点实际为有效停留点的可能性较低。

城市道路中的次干路和支路主要为局部地区提供运输服务。结合重型货车平均装卸货时间通常超过1 h且多发生在路外的特点,同时参考Lorenz曲线分析结果(第4轮阈值56 min),本文将道路中心线两侧各25 m范围设定为道路缓冲区(总宽50 m),用以判别路内与路外停车(见图2)。对于路内停车(支路除外),停留时间不超过1 h的不视为有效停留点,以避免将支路上可能发生的停车装卸货行为误判为非有效停留。而支路可能直接连接物流园区、仓库等货运节点,是重型货车装卸货的主要发生区域,因此不按道路缓冲区判定路内、外停留点。

此外,针对驾驶人用餐、加油等中途停留行为,本文结合服务区信息设定500 m空间阈值。同时,根据《中华人民共和国道路交通安全法实施条例》及相关配套规定,营运车辆驾驶员每次停车休息时间不得少于20 min; Yang Yitao等^[16]发现大于26 min的停留行为才较可能与装卸活动相关。综合上述运营特征与法规要求,在服务区空间阈值范围内设定45 min时间阈值,停留时间不超过45 min的停留点不列为有效停留点。

对于已完成有效停留点识别的行驶轨迹



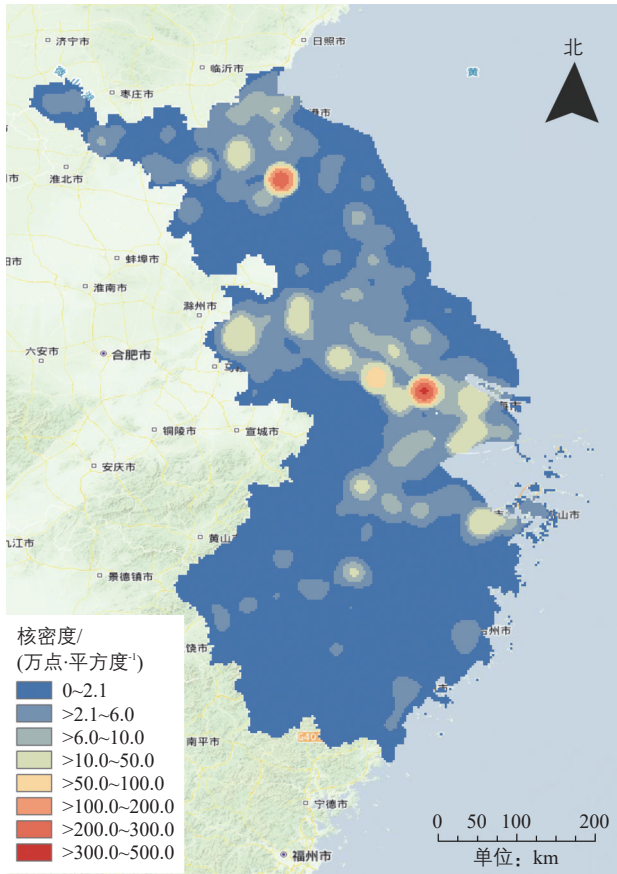
图2 重型货车路内与路外停留点示意(支路除外)

Fig.2 Illustration of on-street and off-street stopping points for heavy-duty trucks (excluding side streets)

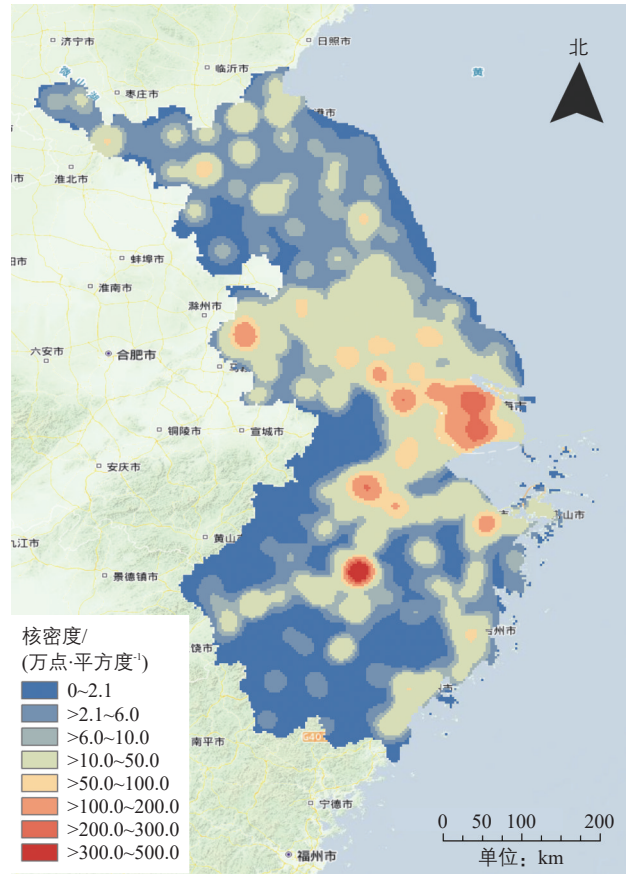
数据,采用基于隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)的Leuven地图匹配算法,推断重型货车活动的实际行驶路径^[18]。HMM是一种描述时序数据的概率模型,其核心在于通过隐含的马尔可夫链随机生成不可观测的状态序列,再由每个状态生成观测值,从而构成观测序列。

2 重型货车活动目的关联分析

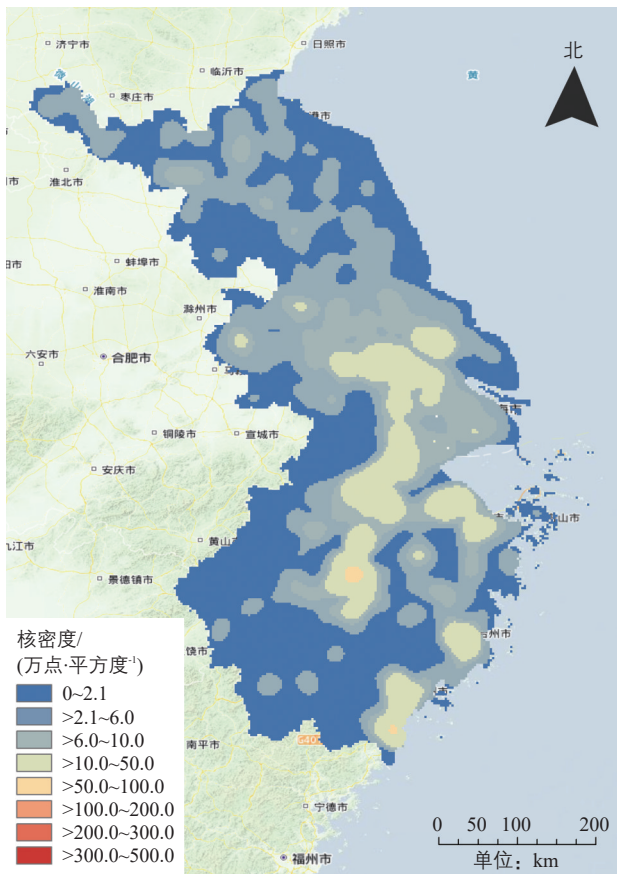
GPS数据本身不包含重型货车所运货物



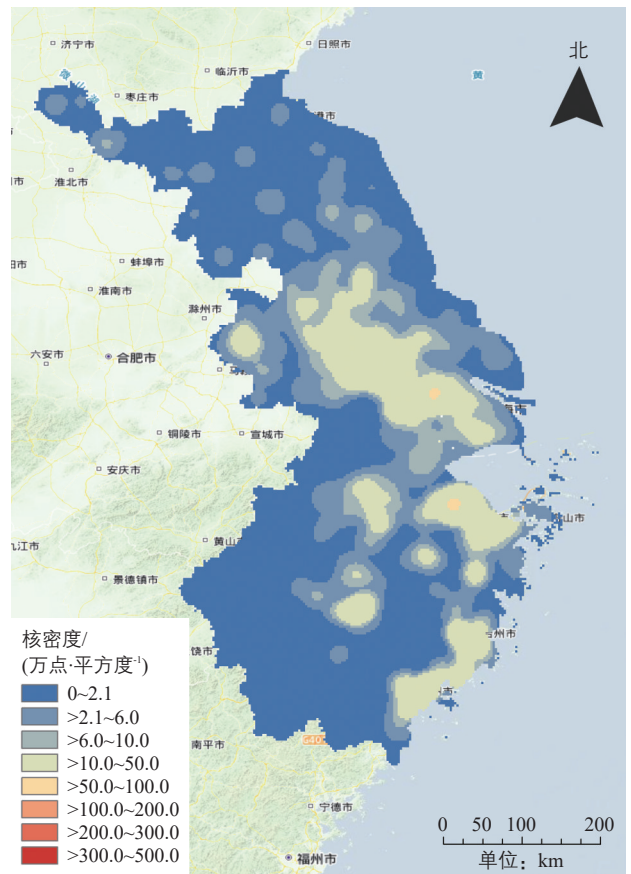
a 交通运输、仓储和邮政业



b 批发和零售业



c 轻工业



d 重工业

图3 江浙沪地区货运相关产业分布

Fig.3 Distribution of freight-related industries in the Jiangsu-Zhejiang-Shanghai region

类型、行程OD点对应的行业信息或基础设施使用信息。为研究货运模式在产业经济与设施使用方面的特征，本文将货运行程的OD点与江浙沪地区的企业工商注册数据(含具有行业分类的企业POI)及货运枢纽AOI数据进行关联，以识别货运行程的目的。在此基础上，依据《国民经济行业分类》(GB/T 4754—2017)，将与货运相关的产业类型划分为以下4类：交通运输、仓储和邮政业，批发和零售业，轻工业，以及重工业(见图3)。

鉴于货运企业POI的坐标与货运行程OD点的坐标难以完全重合，且一个OD点周边可能分布多个货运企业，本文采用图4所示算法对二者进行匹配。

在O点与D点均存在POI且行业类别不同的情况下，考虑到燃油成本因素，驾驶人更倾向于在原地等待下一个任务；且物流服务通常根据客户需求执行单环节或多环节任务(参见2019年《中国物流服务行业研究报告》)，因此D点更能反映实际的产业业务需求。基于此，本文优先依据D点缓冲区内的POI进行产业类型判断。

具体匹配规则为：1)分别以O点与D点为圆心，建立半径为200 m的缓冲区；2)若D点缓冲区内包含POI，则采用D点对应结果，不再判断O点；3)若D点无POI，则判断O点缓冲区；4)记录缓冲区内所有POI的类型及数量；5)若某一类型的POI数量最多，则将该类型确定为产业类型；6)若多个类型POI数量相同，则选取距离OD点最近的POI所属类型；7)若O点与D点均无POI，则产业类型标记为空。货运行程OD点与货运企业POI匹配流程见图4。

为验证基于缓冲区匹配方法所得产业类型的准确性，随机抽样500条匹配结果进行人工核查。通过比对企业工商信息与卫星影像，在可核查的462条样本中，匹配正确的样本为390条，识别准确率达84.4%。匹配误差主要来自产业混合区域重叠、企业工商数据更新滞后以及GPS定位偏差等因素。

上海是重要的货运枢纽城市，港口、铁路货运站、机场等大型货运枢纽是货运活动的主要目的地之一，因此需识别与各类货运枢纽相关的货运行程。考虑到实际货运装卸活动不一定位于货运枢纽内部，本文在各类货运枢纽外围建立200 m缓冲区，将OD点位于缓冲区内或货运枢纽内部的货运行程识别为停靠枢纽的货运行程。

对重型货车活动目的进行关联分析表

明：从货运行程数量来看，批发和零售业货运需求最高，其余3类数量相当，且均低于批发和零售业(见图5)；在货运枢纽使用方

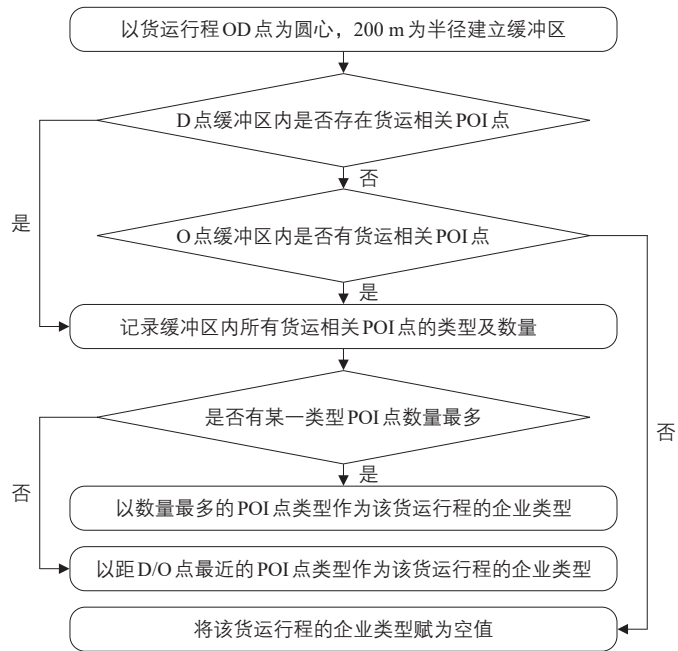


图4 货运行程OD点与货运企业POI点匹配流程
Fig.4 Process for matching freight routes (OD points) with freight enterprise locations (POIs)

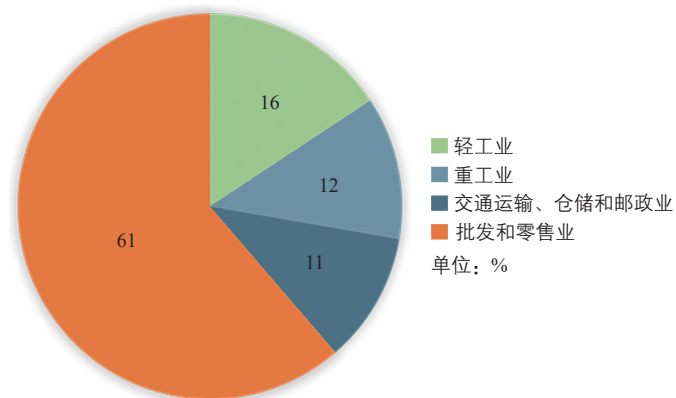


图5 上海市不同产业类型的货运行程占比
Fig.5 Proportion of freight trips by industry type in Shanghai

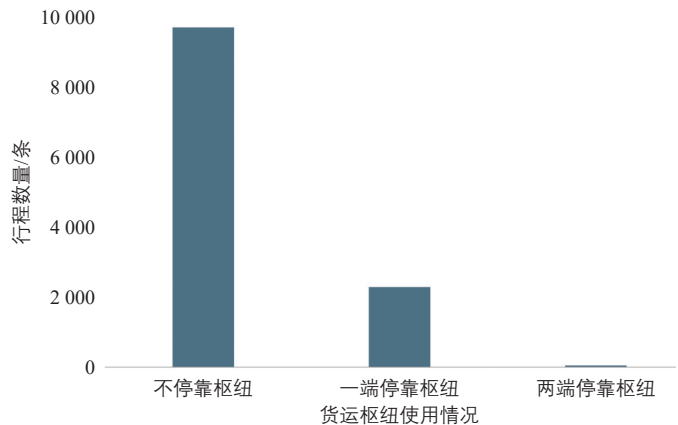


图6 上海市货运枢纽使用情况分布
Fig.6 Distribution of freight hub utilization in Shanghai

面，共有19.4%的货运行程与港口、铁路货运站、机场等相关，其中绝大多数货运行程仅在OD点中的一端停靠枢纽(见图6)。

3 重型货车出行时空特征

3.1 时间特征

在研究范围内，单次完整有效的货运行程时长主要集中在1~5 h，其中2 h的出行比例最高(占18.1%)。12 h以上的出行比例较低，但仍存在少量长时(16~21 h)运输行为。货运活动在时间上主要集中在5:00—18:00，其发车与到达时间均呈现多峰分布形态。总体而言，货运行程时间呈现“以短时为主、偶现超长时出行”及“白天为主、多峰分布”的特征(见图7)。

3.2 空间特征

上海市重型货车出行的空间特征见图8。

绝大部分货运行程距离集中在0~200 km，占出行总量的84.5%，平均行驶里程为133.81 km，表明整体以中短距离运输为主。这一出行结构反映出上海作为枢纽城市与周边地区之间频繁货物流动特征。

从出行范围来看，完全在市域内的货运行程比例为40.2%，其余多为以上海为起点或终点，或途经上海市的跨城运输。出发与到达的行程数量比例基本均衡，体现出区域间双向流动的活跃性。这一“以短途及周边地区运输为主”的特点，与上海市的超大城市功能和地理区位相符，同时也反映了其经济的活跃程度。

重型货车对基础设施的使用强度以高速公路行驶里程为度量指标。在12 013条有效货运行程中，高速公路使用比例约为86%，高速公路里程的平均占比为56%，表明重型货车对高速公路具有较高依赖性。

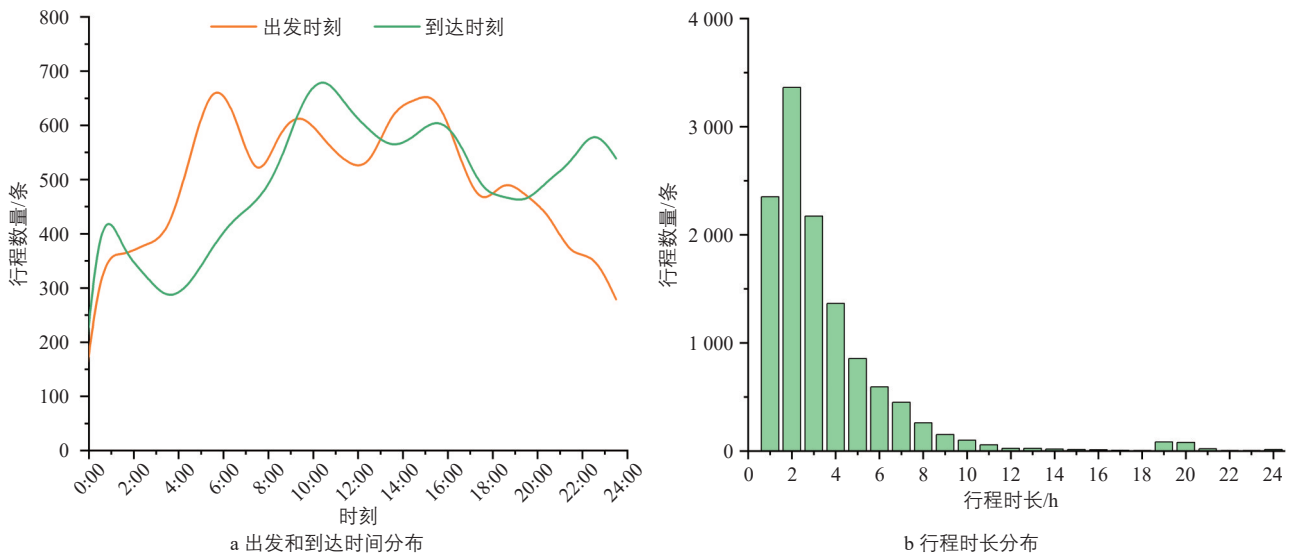


图7 上海市重型货车出行时间特征

Fig.7 Temporal characteristics of heavy-duty truck trips in Shanghai

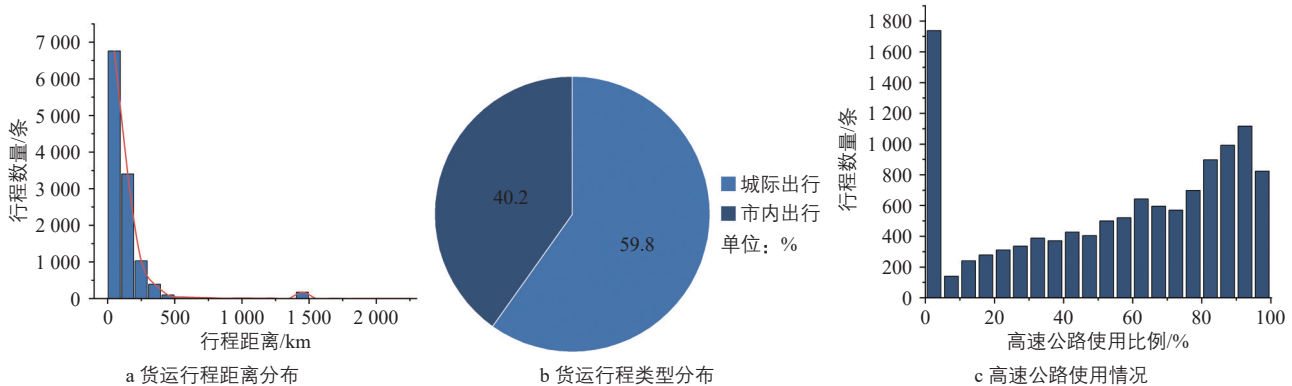


图8 上海市重型货车出行空间特征

Fig.8 Spatial characteristics of heavy-duty truck trips in Shanghai

4 重型货车活动模式识别与分类

基于重型货车出行时空特征，采用无监督机器学习中的两步聚类算法，将具有相似特征和活动目的的货运行程进行识别与分类。

4.1 两步聚类

两步聚类(Two Step Clustering)算法由 T. Chiu 等^[9]于2001年在BIRCH(Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies)算法基础上提出，是一种适用于无监督机器学习的改进算法。与其他常用无监督方法(如层次模型、DBSCAN、高斯混合模型等)相比，两步聚类既可处理连续变量，也可同时处理分类变量。由于本文所使用的聚类变量同时包含连续变量和大量无序离散变量，因此选择两步聚类法进行分析。

与K-means算法类似，两步聚类同样采用距离测度来衡量样本或类别间的相似程度，并依据距离进行类别划分。为了同时适用于连续变量和分类变量，该方法采用对数似然函数作为距离测度。对于已存在的第 j 类和第 s 类，记两者合并后的类别为 $\langle j, s \rangle$ ，则其类别间距离的计算公式为：

$$d(j, s) = \hat{\xi}_j + \hat{\xi}_s - \hat{\xi}_{\langle j, s \rangle}, \quad (3)$$

其中 $\hat{\xi}$ 为对数似然函数的具体形式，定义为

$$\hat{\xi}_v = -N_v \left(\sum_{k=1}^{K^A} \frac{1}{2} \log(\hat{\sigma}_k^2 + \hat{\sigma}_{vk}^2) + \sum_{k=1}^{K^B} \hat{E}_{vk} \right), \quad (4)$$

式(4)中：

$$\hat{E}_{vk} = - \sum_{l=1}^{L_k} \frac{N_{vkl}}{N_v} \log \left(\frac{N_{vkl}}{N_v} \right), \quad (5)$$

式中： K^A 为连续变量个数； K^B 为分类变量个数； $\hat{\sigma}_k^2$ 和 $\hat{\sigma}_{vk}^2$ 分别为第 k 个连续变量的总方差和其在第 v 类中的方差； L_k 为第 k 个分类变量的类别数； N_{vkl} 为在第 v 类中第 k 个分类变量取第 l 个类别的样本量； N_v 为第 v 类的样本量。

对于最佳聚类数目的确定，两步聚类可以通过贝叶斯信息准则(BIC)确定，其中BIC指数计算公式如下：

$$BIC(J) = -2 \sum_{j=1}^J \hat{\xi}_j + 2m_j \log(N), \quad (6)$$

式中： $m_j = \left\{ 2K^A + \sum_{k=1}^{K^B} L_k - 1 \right\}$ ，表示模型参数的个数。

选取2类连续变量与6类分类变量作为聚类特征(见表1)。

4.2 聚类结果与有效性检验

重型货车活动模式最终被划分为5类(见表2)：市内短途批发零售、城际中转、城际中长途批发零售、城际重型设备长途运输、中短途物流。各类别所包含的货运行程数量分布较为均衡。

为验证所识别出的5类活动模式在运行特征与产业属性方面具有区分度，采用单因素方差分析(ANOVA)与卡方检验(Chi-squared test)，分别对各聚类中的关键连续变量与分类变量进行统计显著性检验。结果显示，不同聚类类别在货运行程距离与高速公路使用比例上均存在显著差异(货运行程距离： $F=607.45$ ， $p<0.001$ ；高速公路使用比例： $F=118.75$ ， $p<0.001$)，说明各聚类在运行特征上具有良好区分度。同时，产业经济类型在不同聚类间的分布也具有显著差异($\chi^2=21\,509.25$ ， $p<0.001$)，进一步表明聚类提取的活动模式与产业属性之间存在显著关联。两类连续变量的特征分布见图9，货运行程距离(见图9a)呈现明显的梯

表1 城市重型货车活动模式识别聚类变量

Tab.1 Clustering variables for identifying urban heavy-duty truck activity patterns

| 变量 | 释义 |
|------|---|
| 连续变量 | 货运行程距离/km 经路径匹配后的货运行程距离 高速公路使用比例/% 货运行程中使用高速公路的比例，即高速公路里程占总里程的比例 |
| 分类变量 | 跨城类型 0：城际；1：市内 货运枢纽使用 0：不停靠枢纽；1：一端停靠枢纽；2：两端停靠枢纽 交通运输、仓储和邮政业 0：不属于；1：属于 轻工业 0：不属于；1：属于 重工业 0：不属于；1：属于 批发和零售业 0：不属于；1：属于 |

表2 城市重型货车活动模式识别聚类结果

Tab.2 Clustering results for identifying urban heavy-duty truck activity patterns

| 类别 | 样本数 | 比例/% |
|------------|--------|--------|
| 市内短途批发零售 | 2 870 | 23.90 |
| 城际中转 | 1 887 | 15.70 |
| 城际中长途批发零售 | 2 609 | 21.70 |
| 城际重型设备长途运输 | 1 392 | 11.60 |
| 中短途物流 | 3 255 | 27.10 |
| 总计 | 12 013 | 100.00 |

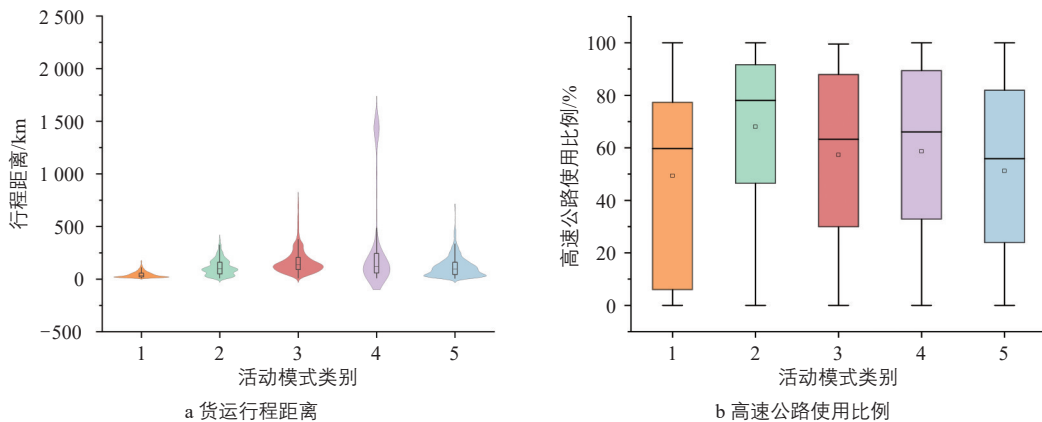


图9 城市重型货车活动模式识别连续变量特征分布

Fig.9 Distribution of continuous variables for urban heavy-duty truck activity pattern identification

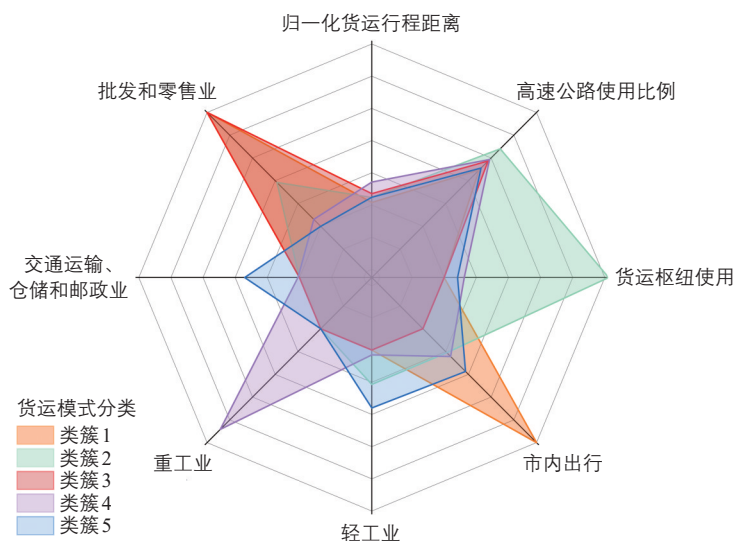


图10 城市重型货车活动模式识别聚类中心雷达图

Fig.10 Radar chart of cluster centers for urban heavy-duty truck activity pattern identification

表3 5类重型货车活动模式特征

Tab.3 Characteristics of the five types of heavy-duty truck activity patterns

| 类别 | 平均货运行程距离 /km | 平均高速公路使用比例/% | 是否停靠货运枢纽 | OD点企业类型 | 市内或城际出行 |
|------------|--------------|--------------|----------|------------------|---------|
| 市内短途批发零售 | 42.89 | 49.32 | 无停靠 | 批发和零售业 | 市内 |
| 城际中转 | 112.66 | 68.02 | 全部停靠 | 批发和零售业, 轻工业 | 城际为主 |
| 城际中长途批发零售 | 167.06 | 57.30 | 无停靠 | 批发和零售业 | 全城际 |
| 城际重型设备长途运输 | 328.54 | 58.64 | 较少 | 重工业 | 城际为主 |
| 中短途物流 | 116.36 | 51.15 | 极少 | 交通运输、仓储和邮政业, 轻工业 | 城际、市内 |

度差异, 高速公路使用比例(见图9b)与行程距离总体正相关; 各聚类中心见图10, 涵盖归一化货运行程距离, 高速公路使用比例,

货运枢纽使用, 市内出行, 轻工业, 重工业, 交通运输、仓储和邮政业, 以及批发和零售业共8个维度, 5个类簇在多维特征上形成了互补且区分明显的轮廓。

4.3 5类重型货车活动模式特征分析

根据聚类结果, 对5类重型货车活动模式的特征进行总结(见表3), 并结合各类活动模式的产业构成比例及OD区域分布(见图11)展开进一步分析。

1) 市内短途批发零售。

该类模式完全属于批发和零售业(占100%), 平均货运行程距离最短, 高速公路使用比例最低。这一特征与其“点对点、短时达”的市内运输模式相吻合。该类运输货物类型集中、运距短, 主要服务于城区内的商业网点与终端消费者, 因此批发和零售业成为其主导产业类型。例如, 城市内的工业园区、批发市场等区域的货物配送多由该类重型货车承担, 其运输需求具有高频且集中的特点, 反映了城市内部商业活动所产生的典型货运需求。

2) 城际中转。

该类模式货运行程距离适中, 高速公路使用比例最高。涉及的产业类型中约64%为批发和零售业, 36%为轻工业。所有货运行程均停靠货运枢纽, 在空间上呈现明显的枢纽聚集特征(如外高桥港、芦潮港、浦东机场及洋山港)。从产业经济角度来看, 该模式与货运枢纽高度关联, 表明其在物流网络中主要承担中转功能。具体而言, 批发和零售业在此集散, 轻工业产品则通过枢纽进行区域调配和运输。此类中转型货运模式在区域商品流通中扮演重要纽带角色, 并为进出口与对外贸易提供物流支持。

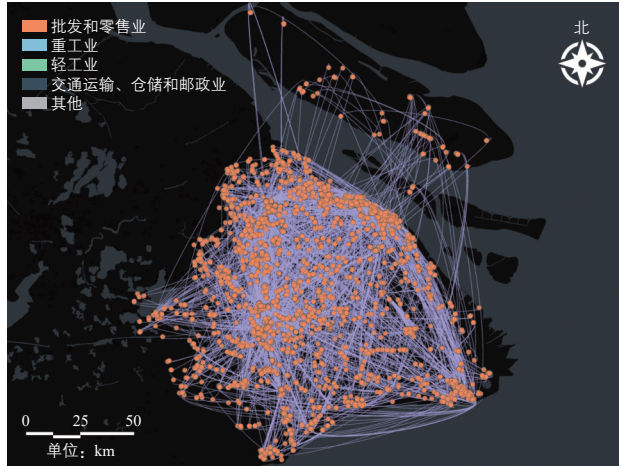
3) 城际中长途批发零售。

该类模式货运行程距离和高速公路使用比例均较高。虽与第一类同属批发和零售业主导，但因其为城际运输，特征差异显著。批发和零售业仍占主导，但其活动范围覆盖更广阔的东部区域市场，货物运输规模也更大。在产业经济层面，这类货运活动连接了

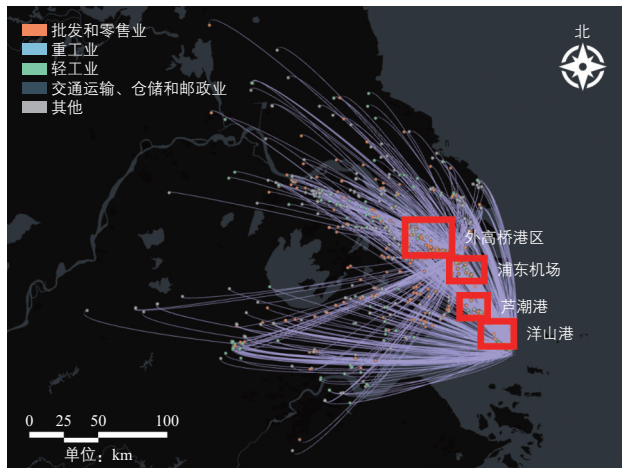
不同城市的批发零售市场，促进了区域间的商品流通和经济互动。

4) 城际重型设备长途运输。

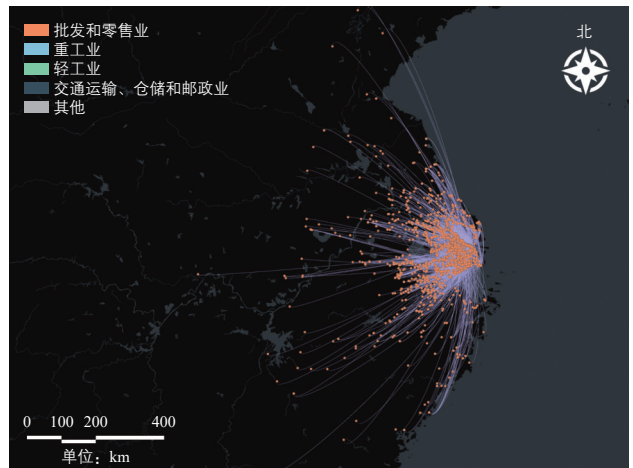
该类模式货运行程距离最长，高速公路使用比例较高，辐射范围最广。其运输活动通常为城际长距离运输，且与重工业紧密相关；大部分货运行程为城际运输，且较少涉



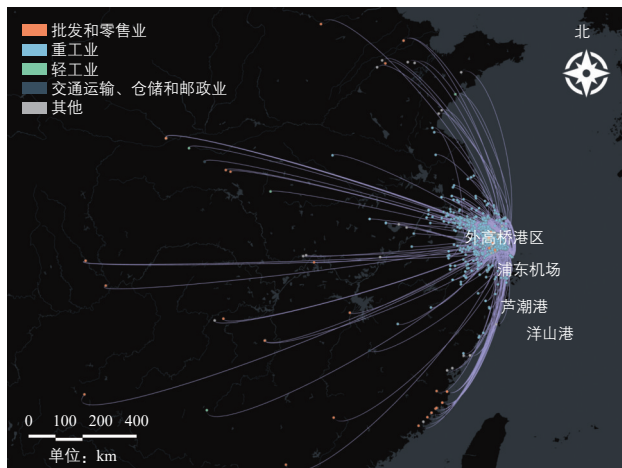
a 市内短途批发零售



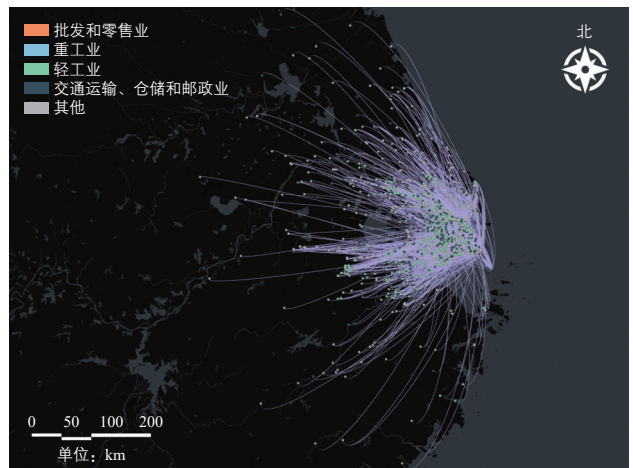
b 城际中转



c 城际中长途批发零售



d 城际重型设备长途运输



e 中短途物流

图11 5类重型货车活动模式OD区域分布

Fig.11 OD area distribution of five types of heavy-duty truck activity patterns

及货运枢纽。此类货运模式主要服务于重工业企业的原材料及产成品运输。由于重工业生产依赖大规模原材料(如钢材、机械设备)投入,其运输通常依赖重型货车,且运输路线相对稳定。

5) 中短途物流。

该类模式货运行程距离与高速公路使用比例均处于中等水平。其产业类型构成中,交通运输、仓储和邮政业与轻工业分别约占50%,且大部分行程不涉及货运枢纽。江浙沪地区经济发达,轻工业企业集聚,其产品的生产与销售依赖于高效的物流配送网络。一方面,发达的交通运输、仓储和邮政业为物流高效运转提供了基础设施保障;另一方面,轻工业产品的大规模生产与流通为此类货运模式提供了稳定的货源。例如,该地区生产的服装、电子产品等商品,通过密集的

快递网点与高效的干支线运输,得以快速分拨至区域内各消费终端,以满足市场的即时需求。这清晰地体现了区域物流体系与产业经济之间的紧密协同关系。

5 重型货车活动模式管理建议

基于对重型货车活动模式的分析,提出以下分类管理策略,以推动城市货运交通的精细化管理。1)提高货运效率:通过合理的管控措施,减少重型货车在城市道路上的停留时间、缓解拥堵状况,从而提升货运效率。2)保障交通安全:加强监管和路线规划,确保重型货车运输过程安全,降低交通事故发生率。3)优化资源配置:通过设立货运专用通道、构建资源共享信息网络等方式,优化物流资源配置,提高物流运行效率。4)减少环境影响:通过合理的货运路线规划与限行措施,降低货运活动对城市环境的负面影响。

5.1 市内短途批发零售

该模式服务于市内短途批发零售货运需求,OD点通常位于批发零售企业或商业网点,具有灵活便利的特点(见图12)。运输过程中一般无作业性停留,但可能存在加油、信号灯等待等短时停靠。受市内货车限行政策影响,其出行时段集中于凌晨2:00—3:00。

该模式下重型货车常需穿越城区,且其行程具有距离短、时间灵活的特征。建议结合大数据实时监测技术,精准识别交通高峰时段与易拥堵路段,制定差异化的通行管理策略,实施差异化的分时段、分区域限行政策。



图12 市内短途批发零售货运模式典型行驶轨迹

Fig.12 Typical travel trajectories for intracity short-haul wholesale and retail freight transportation patterns



图13 城际中转货运模式典型行驶轨迹

Fig.13 Typical travel trajectories for intercity transshipment freight transportation patterns

5.2 城际中转

该模式属于城际中转型货运,其OD点一端连接企业,另一端连接大型货运枢纽(见图13)。运输过程可能涉及进出口、对外贸易等环节,受港口、火车站等货运枢纽作业时间制约,时效性要求高,平均行驶速度快,途中停留较少。

该模式下重型货车主要依托外环高速等干线道路实现快速通行,对高速公路依赖性强,对城市内部道路的依赖相对较低。由于其途中停留少、但受货运枢纽作业时间约束,可考虑在高速公路通行方面提供优先服务,例如设置专用收费通道或优化出入口调度。

5.3 城际中长途批发零售

该模式属于城际中长途批发零售货运，其OD点均位于批发零售类企业，采用“点对点”运输方式，目标明确，对高速公路依赖性较强，平均行驶速度较高(见图14)。运输货物以批发和零售类为主，途中可能存在与货运作业相关的短时停留。

针对该模式中长途跨区域运输特点，可探索建立区域性货运补贴机制，例如对重点货运走廊(如沪宁、沪杭通道)内的运输企业给予适当的高速公路通行费用补贴，以促进批发零售货物区域集散，推动以上海为核心的区域货运经济圈建设，提升长三角地区整体货运效率。

5.4 城际重型设备长途运输

该模式属于跨省长途重型货运，运输货物以重工业相关器械设备为主，具有运距长、平均车速较低、途经服务区多次停靠等特征(见图15)。车辆广泛使用国道和高速公路，但由于连续运行时间长，驾驶人易疲劳，安全风险较高。

针对该模式的安全风险，需加强全链条监管与跨区域协同，依托车联网与大数据平台，对重型货车的连续行驶时间、行驶速度、停靠行为等关键指标进行全程动态监测，及时识别并干预疲劳驾驶等行为。此外，可在重点服务区设置专用停车与休息区，改善驾驶人途中休息条件，降低疲劳驾驶引发的事故风险。

5.5 中短途物流

该模式属于中短途物流货运，其OD点多连接生产企业和物流服务企业，也存在两端均为物流相关企业的情况(见图16)。主要特征为城际中短途运输，常与交通运输、仓储和邮政业及轻工业相关联。其运作模式近似于江浙沪快递网络，在区域内实现高效运转，货物时效性要求相对低于某些中短途运输类别。

建议由政府主导构建区域性物流信息公共服务平台，制定统一的数据接口标准及服务规范，为企业间数据互通提供基础支撑。通过政策激励(如数据接入补贴)引导企业接入运力资源、仓储状态、货运需求等关键数据，形成区域物流数字孪生系统，提升运力与资源的动态协同效率。同时，需建立完善

的数据安全监管机制，保障企业商业秘密及数据权益，以降低企业接入顾虑。



图14 城际中长途批发零售货运模式典型行驶轨迹

Fig.14 Typical travel trajectories for intercity medium- to long-haul wholesale and retail freight transportation patterns



图15 城际重型设备长途运输货运模式典型行驶轨迹

Fig.15 Typical travel trajectories for intercity long-haul heavy equipment transportation patterns



图16 中短途物流货运模式典型行驶轨迹

Fig.16 Typical travel trajectories for medium- to short-haul logistics freight transportation patterns

6 结论及建议

基于特定时段内进入上海市的12 t及以上重型货车的GPS数据,本文提出了一种从重型货车被动采集的常规GPS数据中提取代表性活动模式的方法,重点研究了出行链与兴趣点特征之间的关联关系及货运模式分类。主要结论如下:

1) 通过对货运行业类型进行重新划分,并基于缓冲区匹配算法识别货运行程的目的地属性。结果显示,涉及批发和零售业的货运行程数量最多;重工业,轻工业,交通运输、仓储和邮政业的比例较为接近。

2) 在时空特征方面,重型货车出行呈现“短时为主、白天活跃、多峰分布”的时间特征;空间上则以“短途运输为主、高速公路使用比例高”为主要特点。

3) 通过活动模式识别共得到5类具有显著区分度的模式,各类模式与特定行业类型及产业结构高度相关。市内货运主要服务于城市商业活动与居民消费,以批发和零售业为主;城际货运则覆盖了重工业、轻工业、批发和零售业等多个领域,反映出区域产业布局和物流需求的多样性。

本文提出的分类方法能够有效揭示重型货车的不同运行特征及其与产业经济的关联,为货运交通的精细化治理提供支持。具体建议包括:

1) 针对市内短途批发零售货运模式,制定更为细化的通行管控政策,优化高峰时段限行措施。

2) 针对城际中转货运模式,优化货运枢纽周边道路组织,推进货运专用走廊建设,提升中转效率。

3) 针对城际中长途批发零售货运模式,完善区域物流通道布局,降低运输成本,促进区域经济流通。

4) 针对城际重型设备长途运输货运模式,加强车联网和大数据动态监测能力,构建全链条监管与跨区域协同机制。

5) 针对中短途物流货运模式,推动建设区域性货运信息共享平台,推广共享配送理念,提升资源配置效率。

7 结束语

本文基于行驶轨迹数据实现了城市重型货车活动模式的识别与管理策略制定,但研

究仍存在一定局限性。一方面,受样本规模与路径匹配计算效率的限制,对部分细粒度的微观行为特征的识别能力尚有提升空间。未来在计算资源允许的条件下,可引入更高效的路径匹配算法,如路网分块(network partitioning)、空间索引(spatial indexing)等技术手段,以提升处理效率并扩展样本规模。另一方面,目前产业功能识别主要依赖结构化工商数据与人工校核,虽具可操作性,但在自动化与智能化方面仍有改进空间。后续研究可尝试引入图神经网络等模型,融合遥感影像、POI数据、街景图像等多源异构信息,构建更加精细化、自动化的产业归属识别体系,从而提升基于行驶轨迹数据的货运模式理解能力与空间决策支持水平。

参考文献:

References:

- [1] 杨超,雷家硕,程一唯,等.城市重要货运走廊污染物排放及人群暴露研究[J].交通与运输,2023,39(2):87-91.
Yang Chao, Lei Jiashuo, Cheng Yiwei, et al. Air pollutant emission and population exposure of important urban freight corridor[J]. Traffic & Transportation, 2023, 39(2): 87-91.
- [2] 袁泉,陈小鸿.城市物流环境影响的时空解析[J].城市交通,2021,19(2):29-36.
Yuan Quan, Chen Xiaohong. Discussion on the environmental impacts of logistics in a spatiotemporal framework[J]. Urban Transport of China, 2021, 19(2): 29-36.
- [3] Qin Zhengtao, Liang Yuan, Yang Chao, et al. Externalities from restrictions: examining the short-run effects of urban core-focused driving restriction policies on air quality[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2023, 119: 103723.
- [4] 袁泉,谭俊宇,杨超,等.洛杉矶城市货车空间分布影响机理解析[J].交通与运输,2024,40(3):95-100.
Yuan Quan, Tan Junyu, Yang Chao, et al. Analyzing the spatial distribution mechanism of urban truck traffic in Los Angeles[J]. Traffic & Transportation, 2024, 40(3): 95-100.
- [5] 张戎,李璐,简文良.城市货车选择行为模型及应用[J].交通运输系统工程与信息,2018,18(4):135-141.
Zhang Rong, Li Lu, Jian Wenliang. Urban freight vehicle type choice model and applica-

- tion[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2018, 18(4): 135-141.
- [6] 刘浩, 张戎, 诸立超. 考虑空间特征的货运方式选择行为模型[J]. 交通运输系统工程与信息, 2021, 21(1): 30-35.
Liu Hao, Zhang Rong, Zhu Lichao. Freight mode choice behavior model incorporating spatial characteristics[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2021, 21(1): 30-35.
- [7] 陈昱瑞, 黎川, 吴烈阳, 等. 高速公路收费数据的货车绕行行为分析[J]. 公路交通科技(应用技术版), 2019(1): 299-301.
- [8] 彭美春, 朱兵禄, 胡红斐, 等. 重型货车碳排放特性研究[J]. 安全与环境学报, 2016, 16(1): 269-272.
Peng Meichun, Zhu Binglu, Hu Hongfei, et al. Study on the carbon emission characteristics of the heavy duty freight trucks[J]. Journal of Safety and Environment, 2016, 16(1): 269-272.
- [9] 刘立, 张建嵩. 基于货车GPS数据的城市货运停留行为识别模型[J]. 交通与港航, 2023, 10(3): 45-50.
Liu Li, Zhang Jiansong. Recognition model of urban freight stay behavior based on truck GPS data[J]. Communication & Shipping, 2023, 10(3): 45-50.
- [10] 陈小鸿, 刘涵, 张华, 等. 重型时空差异性和影响因素分析[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(6): 160-171.
Chen Xiaohong, Liu Han, Zhang Hua, et al. Temporal and spatial characteristic differences and influencing factors of heavy freight vehicle travel[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(6): 160-171.
- [11] 张科, 陈先龙, 宋程. 基于多源数据的货车交通模型构建及应用研究: 以广州市为例[J]. 交通与港航, 2023, 10(4): 1-7.
Zhang Ke, Chen Xianlong, Song Cheng. Truck transport model development and application based on multi-source data: a case study of Guangzhou City[J]. Communication & Shipping, 2023, 10(4): 1-7.
- [12] 金昱, 刘皓冰. 基于GPS数据的重型货车碳排放计算及时空分布研究[J]. 交通运输研究, 2022, 8(6): 90-97.
- Jin Yu, Liu Haobing. Carbon emissions calculation and spatio-temporal distribution of heavy duty trucks based on GPS data[J]. Transport research, 2022, 8(6): 90-97.
- [13] Akter T, Hernandez S. Representative truck activity patterns from anonymous mobile sensor data[J]. International Journal of Transportation Science and Technology, 2023, 12(2): 492-504.
- [14] Zhang Bin, Wang Qiuxia, Li Jing, et al. Spatial-temporal grid clustering method based on frequent stay point recognition[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(12): 9247-9255.
- [15] Li Quannan, Zheng Yu, Xie Xing, et al. Mining user similarity based on location history [C]//ACM SIGSPATIAL Conference Committee. Proceedings of the 16th ACM SIGSPATIAL international conference on advances in geographic information systems. Irvine, USA: Association for Computing Machinery (ACM), 2008: 1-10.
- [16] Yang Yitao, Jia Bin, Yan Xiaoyong, et al. Identifying intercity freight trip ends of heavy trucks from GPS data[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2022, 157: 102590.
- [17] Yang Yitao, Jia Bin, Yan Xiaoyong, et al. Identifying intracity freight trip ends from heavy truck GPS trajectories[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2022, 136: 103564.
- [18] Newson P, Krumm J. Hidden Markov map matching through noise and sparseness[C]//ACM SIGSPATIAL Conference Committee. Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL international conference on advances in geographic information systems. Seattle, USA: Association for Computing Machinery (ACM), 2009: 336-343.
- [19] Chiu T, Fang Dongping, Chen J, et al. A robust and scalable clustering algorithm for mixed type attributes in large database environment[C]//ACM. Proceedings of the seventh ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. San Francisco, USA: Association for Computing Machinery (ACM), 2001: 263-268.