【交通物流 / Transportation Logistics】

基于车牌识别数据的行驶轨迹重构和排放测算

胡明伟^{1,3}, 王守峰², 黄文柯¹, 施小龙¹, 黄文伟⁴, 王 拓¹

1) 深圳大学土木与交通工程学院, 广东深圳 518060; 2) 深圳市都市交通规划设计研究院有限公司, 广东深圳 518060;
3) 深圳大学未来地下城市研究院, 广东深圳 518060; 4) 深圳职业技术学院汽车与交通学院, 广东深圳 518055

摘 要: 随着特大城市的发展, 柴油车等高排放车辆成为城市的主要移动污染源之一, 对大气环境质量控制造成越来越大的压力. 基于道路交通车辆的车牌自动识别数据集, 从识别断面的车辆通过时空数据推算车辆的行驶轨迹, 获取城市级别高排放车辆的热点行驶路径、出行特征及活动规律, 为制定车辆减排政策(如高排放车辆的管控及低排放区划定等)提供定量方法和科学依据. 提出基于地图应用程序开发接口(application programming interfaces, API)导航的车辆行驶轨迹重构方法, 较为真实地还原车辆行驶路径, 并结合移动源排放测算(motor vehicle emission simulator, MOVES)模型对行驶车辆的多种污染物排放进行估算. 以中国深圳市运行的柴油车为研究对象, 分析验证该方法的可行性及可靠性. 结果表明, 该方法可完整重构柴油车在深圳市的运行轨迹, 并实现对排放的估算, 为机动车污染物减排提供辅助决策支持.

关键词: 交通运输系统工程; 柴油车; 轨迹重构; 车牌自动识别数据; 导航 API; 排放测算; MOVES 排放模型

中图分类号: U491

文献标志码: A

doi: 10.3724/SP.J.1249.2020.02111

Vehicle trajectory reconstruction and emission estimation based on license plate recognition data

HU Mingwei^{1,3}, WANG Shoufeng², HUANG Wenke¹,
SHI Xiaolong¹, HUANG Wenwei⁴, and WANG Tuo¹

1) College of Civil and Transportation Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, Guangdong Province, P. R. China

2) Shenzhen Urban Transport Planning & Design Institute, Shenzhen 518060, Guangdong Province, P. R. China

3) Underground Polis Academy, Shenzhen University, Shenzhen 518060, Guangdong Province, P. R. China

4) School of Automotive and Transportation Engineering, Shenzhen Polytechnic, Shenzhen 518055, Guangdong Province, P. R. China

Abstract: With the rapid development of megacities, high emission vehicles such as diesel vehicles have become one of the main sources of mobile pollution in cities, which causes more and more pressure on the atmospheric environment. By exploiting automatic license plate recognition data set of road traffic vehicles, we propose a methodology to the vehicle trajectory reconstruction based on the map's real-time navigation application programming interfaces (API). Firstly, we establish the vehicle trajectory from the spatio-temporal data of vehicles in the recognition section. Then we obtain the hot routes, travel characteristics and activity rules of high emission vehicles in the city level. Finally, we combine the trajectory reconstruction results with the emission model of motor vehicle

Received: 2019-07-23; Accepted: 2019-10-12

Foundation: Shenzhen Environmental Research Project (0722-186FE1719SZB)

Corresponding author: Professor HU Mingwei. E-mail: humw@szu.edu.cn

Citation: HU Mingwei, WANG Shoufeng, HUANG Wenke, et al. Vehicle trajectory reconstruction and emission estimation based on license plate recognition data [J]. Journal of Shenzhen University Science and Engineering, 2020, 37(2): 111-120. (in Chinese)

emission simulator (MOVES) to estimate the diesel vehicle emission. In the case study of Shenzhen, we analyze and verify the feasibility and reliability of this method. The experimental results show that the proposed method can reconstruct the trajectory of diesel vehicles in Shenzhen and achieve the estimation of emission, which can provide decision support for vehicle emission reduction.

Key words: transport system engineering; diesel vehicle; trajectory reconstruction; license plate automatic recognition; navigation application programming interfaces (API); emission estimation; motor vehicle emission simulator (MOVES) emission model

据《中国机动车环境管理年报(2019)》显示,截至2018年,全国机动车保有量达3.27亿辆,汽车2.4亿辆,其中,柴油车占9.1%,达到2103万辆^[1]. 2018年柴油车排放的 NO_x 占汽车排放总量的71.2%为 3.716×10^6 t,颗粒物(particulate matter, PM)超过99%为 4.22×10^5 t,CO排放量占比11.6%为 3.317×10^6 t. 由以上数据可见,我国移动污染问题突出,已成为城市空气污染的重要来源. 城市中柴油车数量随着城市的迅速发展不断增加,由于大部分柴油车为客货运大型车辆,不仅对城市交通影响较大,其排放尾气中的 NO_x 和可吸入颗粒物是造成城市雾霾的主要来源^[2],因此,在针对尾气排放污染相对较大的柴油车管控方面,需掌握其运行规律,并对其尾气排放进行准确测算.

在物联网时代,各种类型的传感器每天都能收集大量数据. 其中,机动车相关数据已引起学界和业界的广泛关注. 自动车牌识别(automatic license plate recognition, ALPR)技术最初是为读取机动车辆上的车牌字符而开发,识别过程包括车辆检测、图像处理及光学字符识别^[3]. ALPR捕获的记录包含时间戳、车牌号及传感器身份标识(identity document, ID)字段. 由于ALPR采集的数据连续性强、精度高,且监测样本数量大^[4],已有研究将其应用于对车辆轨迹的重构方面. 王龙飞^[5]基于车牌数据探索出行轨迹分析方法,并研发车辆出行轨迹分析系统RVTTAS,验证车辆出行轨迹分析方法的现实性. RAO等^[6]提出一种基于利用车牌自动识别数据还原车辆轨迹的起讫点(origin-destination, OD)模式识别方法,并验证该方法有效. FENG等^[7]利用车牌自动识别及交通计数数据提出一种基于大规模网络的车辆轨迹重构方法,其轨迹重建精度可达90%以上. 在国际上, MONTANINO等^[8]提出一种基于NGSIM(next generation simulation)数据的多步滤波方法,通过该方法实现对车辆运动轨迹的局部重构,结果显示该方法同样适用于同一数据集的完整轨迹重构.

在排放模型的应用方面,曹杨^[9]利用移动源排放测算(motor vehicle emission simulator, MOVES)模型建立中国深圳市路网不同尺度的排放清单,结果显示,高快速路的排放强度是主干道及其他道路排放强度的2~6倍. 郝艳召等^[10]通过MOVES模型对西安市的排放清单进行分析测算和研究,结果显示,柴油车的排放分担率总体高于汽油车. 黄文柯等^[11-12]通过将AnyLogic和MOVES模型结合,揭示导航类应用(application, app)提供的交通信息对提升城市空气质量的影响. 国外的XIE等^[13]采用综合交通排放建模方法,将MOVES排放模型与PARAMICS微观交通仿真模型相结合,建立用于每日车辆的燃料使用与排放估计综合模型,并通过实例验证该模型有效. 另外, ABOU-SENNA等^[14]通过结合MOVES和VISSIM模型对某高速公路排放污染物(CO 、 NO_x 、 $\text{PM}_{2.5}$ 、 PM_{10} 及 CO_2)的排放量进行具体测算.

目前,尚未有将车辆轨迹还原结果与排放测算相结合的研究案例. 因此,本研究提出一种基于车牌自动识别数据,利用地图导航应用程序开发接口(application programming interfaces, API)进行轨迹重构的方法,将轨迹还原结果与MOVES排放模型结合,以在深圳市运行的柴油车为研究对象,对此方法的可行性进行验证.

1 柴油车轨迹还原方法

1.1 方法提出

本研究基于ALPR数据,利用地图API导航重建车辆行驶的完整轨迹. 在车辆行驶过程中一辆车的车牌识别数据可能不连续,因而其运行的完整轨迹可能包含几次行程. 因此,通过此方法还原的轨迹能将每个行程单独划分,以达到恢复车辆完整轨迹的目的. 这些还原的轨迹还包括每条轨迹的行程时间、距离及速度等信息,也为进一步的车辆运行时空分析提供依据.

1.2 研究方法

图1为本研究的流程图, 具体步骤如下。

图1 研究流程图

Fig. 1 Flow chart of research ideas

步骤1 确定车辆在道路上的活动情况。通过ALPR数据结合车辆登记信息, 可获得车辆的详细信息(如车型、负载、车型年、燃油及排量), 这也构成原始数据集的一部分。

步骤2 采用基于ALPR数据的车辆轨迹重建方法进行轨迹还原。在构建轨迹之前, 需检查和消除误差记录, 以进行数据清理及数据质量提高。

步骤3 通过地图导航还原的路径结果还包括路径信息(行程时间、距离及速度等), 以此结果进行进一步的场景分析。

步骤4 利用轨迹还原结果, 建立相应MOVES排放模型及排放估算。

2 轨迹重构步骤

车牌自动识别数据记录的是道路中行驶车辆经过监测断面的瞬间记录信息, 要将这些间断监测记录还原成完整轨迹, 需要经过一系列轨迹重构步骤, 主要还原步骤如下。

2.1 子轨迹行程划分

车辆轨迹可用一个多维点序列表示为 $\text{trajectory} = \{C_1, \dots, C_i, \dots, C_n\}$, 其中, C_i 代表第 i 条车牌识别记录; n 为该车牌识别记录的总数据条数, 并按照时间先后排序。第 i 条卡口记录表示为 $C_i = (d_i, l_j, t_k)$, 其中, d_i 为监测设备ID编号; l_j 为车辆车牌号码; t_k 为通过时间。

若将所有轨迹作为一个整体进行重构将很难提

取车辆的行驶轨迹特征, 本研究将整个轨迹 trajectory 分割成多个子轨迹 $\{S_1, \dots, S_i, \dots, S_m\}$, 每个子轨迹代表1个独立的短期行程(trip), 切分完之后共为 m 个行程。如图2所示, 示例车辆的轨迹被划分为5个行程。

图2 车辆轨迹行程划分示意图

Fig. 2 Schematic diagram of vehicle track travel division

2.2 子轨迹OD提取

子轨迹行程划分之后, 需要将原始数据中的每个子轨迹OD信息提取出来, 才能进行下一步的轨迹还原工作。这里通过一定的Python算法将原始车牌识别数据处理成 $\{\text{plate}, \text{time}_o, \text{time}_d, O_id, D_id\}$ 的OD格式, 分别表示该车辆车牌、起点时间、终点时间及起终点ID。

子轨迹OD提取算法流程见图3。先将原始的车牌识别监测数据读入, 经过清洗去掉重复项, 从清洗过的数据中遍历获取全部车牌, 以每个车牌为索引, 将每辆车经过的卡点以时间顺序排列, 并以时间先后顺序将车辆行程拆分成OD对, 将OD数据重新写入, 即得所需的所有子轨迹OD信息, 补

图3 子轨迹OD提取算法流程

Fig. 3 OD extraction algorithm flow of sub-trajectory

充材料表 S1 为某辆车的连续 19 个 OD 对 (请扫描论文末页右下角二维码查看)。最后, 将子轨迹中的起始点 ID 与监测点信息表中的经纬度匹配, 便可进行地图 API 导航的子轨迹还原。

2.3 地图导航可能路径还原

通过子轨迹提取, 得到每条子轨迹起始点的坐标信息, 应用地图导航 API 还原的可能轨迹结合了路况信息, 还原结果更趋近于实际道路行驶情况。其导航结果有不止一条的可能路径 (图 4), 并能反馈每条可能路径的相关信息 (行程时间、行程距离及道路类型等)。通过将所有子轨迹的 OD 坐标信息批量发送地图导航请求, 便可得到所有子轨迹可能路径的反馈信息。

图 4 地图导航可能路径还原示意图

Fig. 4 Possible path restoration map using map navigation API

2.4 路径匹配

通过地图导航还原的可能路径尚不能直接作为下一步工作中的还原路径, 因为一个子轨迹的 OD 通过导航返回的可能路径有时不止 1 条, 如图 4 中的路径 1 和路径 2, 甚至更多条。因此, 还需要将这些每个子轨迹的可能路径结果与前面处理的车辆子轨迹进行匹配, 才能最终还原柴油车辆的路径信息。这一步骤通过子轨迹的时间间隔与地图还原信息中的可能路径行程时间, 以及子轨迹的 OD 信息进行匹配, 路径匹配示意图如图 5。

经过子轨迹的路径匹配后, 可得车辆的完整轨迹信息, 包括其空间和时间信息, 如图 6。路径匹配后得到的时空信息不仅能完全定位这条轨迹上车辆行驶的具体路线, 还能知道在此行程上的行驶时间和距离, 进而得出这条还原轨迹的速度信息。通

图 5 路径匹配示意图

Fig. 5 Path matching diagram

过上述数据可进行下一步的轨迹还原可视化展示, 并结合可视化结果做进一步分析。

图 6 子轨迹时空信息示意图

Fig. 6 Schematic diagram of spatio-temporal information of sub-trajectories

2.5 轨迹重构结果可视化

将所有子轨迹的还原路径匹配后, 通过叠加得到每条还原路径的流量, 见补充材料表 S2 (请扫描论文末页右下角二维码查看), 但这只是每条路径单独的流量信息, 并不是整个路段的流量信息。有了这些详细的路径信息, 便可通过地理信息可视化工具进行还原轨迹的可视化操作, 本研究运用 ArcGIS, 并结合还原路径信息表, 分析车辆的运营状况和运行规律, 以下通过一个有关柴油车的轨迹重构案例进行分析研究。

3 机动车尾气排放模型

MOVES 是美国环保署研发的最新一代综合排放模型, 该模型是集宏观、中观和微观于一身的机动车尾气排放及能耗测算模型, 也是主流的行驶工况类排放模型。本研究选取 MOVES 排放模型。

针对不同的研究层次, MOVES 排放模型需要不同类型的输入数据。对于微观尺度的柴油车污染物排放模型, 为了更详细描述柴油车辆行驶的状态, 更加准确测算柴油车的具体排放情况, 应采用数据库管理器为微观数据管理器 (project data manager, PDM)。其计算方法^[14-16]为

$$\text{TotalEmission}_{\text{pro, sourType}} = \sum (\text{EmissionRate}_{\text{pro, bin}} \times \text{Ac}_{\text{bin}} \times \text{Aj}_{\text{pro}}) \quad (1)$$

其中, TotalEmission 为柴油车总排放量; 下标 pro 表示柴油车排放过程; sourType 表示排放源类型; bin 表示排放源和工况区间; EmissionRate 为排放速率; Ac 为行驶特征; Aj 为调整因子。

具体的 MOVES 排放模型操作和设置步骤为:

① 设置 RunSpecification 运行文件参数; ② 在数据管理器 (MOVES project data manager) 中输入需要测

算的基础数据。

构建 MOVES 微观模型过程的主要输入数据包含地理区域、道路类型、车辆类型、时间跨度、运行描述、污染物种类及排放过程。构建过程中首先考虑车辆类型的输入, MOVES 中有 12 种车辆类型分类, 按其 ID 顺序主要分为 11(摩托车)、21(乘用车)、31(乘用车)、32(轻型商用卡车)、41(城际巴士)、42(公交车)、43(校车)、51(垃圾回收卡车)、52(单节短途卡车)、53(单节长途卡车)、54(房车)、61(组合短途卡车)及 62(组合长途卡车), 而原始数据中的车辆类型有 6 种, 按照 MOVES 将车型分类后, 各类车型的占比见补充材

料表 S3 (请扫描论文末页右下角二维码查看)。

除车型分布外, 车速分布可根据轨迹还原信息获得; 年限分布可根据原始数据的车辆登记时间获得; 道路流量信息等也可根据轨迹还原信息表获得; 路网参数根据本研究所用的深圳路网情况设置; 天气气象数据通过网上查询历史天气得到; 燃油数据均为柴油。由于 MOVES 排放模型内部设置的地区选择均为美国的城市, 因此, 本研究在进行参数本地化时, 选取与深圳市相同纬度区域且气候条件相似的佛罗里达州杰克逊维尔市。将以上数据输入 MOVES 排放模型进行下一步的排放测算, 整个排放模型测算具体步骤如图 7。

图 7 MOVES 排放模型测算步骤图

Fig. 7 Calculation step diagram of MOVES emission model

4 深圳市柴油车轨迹重构和排放案例分析

本研究基于深圳市智能交通监测系统的车牌识别数据, 针对深圳市内运行的柴油车进行轨迹重构的实证研究, 并在重构结果基础上, 分析柴油车在深圳市的运行情况和规律。

4.1 数据介绍

本研究采用深圳相关交通管理部门获取的卡口车辆监控车牌识别数据。由于车牌数据属于敏感信息, 先对数据进行脱敏处理。原始数据集选取 2018 年中识别数据最多的一个月中某工作日的半天数据, 共包含 94 万条识别数据, 数据字段含有车牌号码、

号牌颜色、车辆类型、初次登记日期、发证机关、燃料种类、排量、过车时间、监测点 ID、监测点名称、经度以及纬度信息。这些数据字段是通过车牌自动识别车辆登记信息匹配后的完整原始数据集。

若想获得通过卡口准确的车牌识别数据, 监测点的位置信息必须准确, 而原始数据中卡口监测点的全球定位系统(global positioning system, GPS)数据部分不准确, 要靠手工校准, 结合百度地图等商业软件中的街景和百度坐标拾取系统展开监测点坐标校准工作, 经过校准的百度坐标由于自身具有加密过程, 因此, 需要利用坐标转换算法转换为适用高德地图导航的火星坐标系, 及能够应用于地理信息系统(geographic information system, GIS)轨迹展示的 WGS84 坐标系。经过校准后的监测点分布如图

8, 此数据集包含的监测点总数为 810 个, 基本覆盖深圳市各区的道路范围. 对原始数据进行统计,

柴油车总量为 160 115 辆, 其中, 货运车辆占比高达 82% 以上.

图 8 坐标校准后监测点分布图

Fig. 8 (Color online) Distribution map of monitoring points after coordinate calibration

4.2 轨迹重构结果展示与分析

该案例中对原始柴油车的车牌识别数据进行处理, 将其重构的轨迹结果通过 ArcGIS 还原到地图路网中进行展示. 图 9 为轨迹重构结果的热力图, 重构结果对比见补充材料表 S4 (请扫描论文末页

右下角二维码查看). 由图 9 可见, 较深线条较粗部分为车辆密度较大路段, 偏浅且细的部分为流量较小路段. 由表 S4 中卡口导航时间可见, 误差并不是很大.

图 9 轨迹重构热力图

Fig. 9 (Color online) Thermodynamic diagram of trajectory reconstruction

4.2.1 柴油车主要货运通道识别

由于研究的柴油车中, 货车占比超过 82%, 因此, 对柴油车轨迹的还原研究有助于掌握深圳市的主要货运通道. 补充材料图 S1 (请扫描论文末页右下角二维码查看) 中高亮蓝色部分为筛选提取的路径总流量大于 3 000 辆的轨迹. 结合地图路网来看,

这些道路主要为联系各区间的高快速路以及与邻市相连接的高速路段, 因此, 可断定这些道路即为柴油车运行的主要货运通道. 经过统计列出主要货运通道表, 将其分为南北走向和东西走向两个方向. 其中, 南北走向的主要货运通道有 G25 长深高速、G15 沈海高速及水官高速; 南北走向的主要货运通

道有 G94 珠三角环线、盐排高速及公明西环大道等。

4.2.2 柴油车运行强度分析

通过地图导航还原的柴油车轨迹信息中包括了每段轨迹的行程时间和行程距离, 其中, 路径的行程距离代表这条路径中一辆车的行驶里程, 因此, 可被用来分析柴油车在整个还原路径的路网中的运

行强度, 本研究通过各还原路径的行程距离与各条还原路径交通总量的乘积表示各还原路径中柴油车总的运行强度。通过 ArcMAP 将运行强度的信息直观的展现在路网中, 如图 10。将其分布图与前面主要货运通道分布图对比可见, 运行强度较大的还原轨迹路段正是柴油车主要运行的货运通道。

图 10 柴油车运行强度热力图

Fig. 10 (Color online) Thermodynamic diagram of operating strength of diesel vehicles

4.2.3 子轨迹分析

通过随机选取 5 辆监测次数在 15 次以上的车辆进行轨迹提取, 将其单独在地图中显示, 如图 11。可见, 这 5 辆车的运行轨迹分布情况相对分散, 且为跨区域运行, 其中 1 辆车的轨迹横跨龙岗、龙华、南山及宝安 4 个区。这 5 辆车的车型均

为轻型货车, 其机动性等性能稍强于重型货车, 因此, 其运行轨迹分布较为分散。通过与以上识别的主要货运通道对比发现, 这些轻型货车的运行轨迹路线也基本匹配, 进一步验证了主要货运识别的正确性。

图 11 随机 5 辆柴油车运行轨迹图

Fig. 11 (Color online) Trajectory diagram of random five diesel vehicles

4.2.4 区间柴油车运营情况分析

为分析柴油车在区间内的活动情况,将所有卡口根据深圳市的各区范围进行分类,为每个卡口添加区域 ID,并处理出各区间的 OD 表.根据区间的 OD 表格通过 TransCAD 软件绘制各区之间的柴油车期望线图,结果见图 12.由图 12 可直观看出各区间的柴油车相互吸引量,其中,龙岗和龙华区之间

的柴油车运行联系最为紧密,龙岗与罗湖区的柴油车运行往来相对平凡,从光明到宝安区再到南山、福田区形成一条明显的柴油车联通关系,这几个区间的柴油车运行联系相对平均,而龙岗区在整个柴油车运行分布中相对处于一个中心点位置,大鹏新区则与其他所有区之间的柴油车往来联系均较少.

图 12 各区间柴油车期望线图

Fig. 12 (Color online) Expectation line diagram of diesel vehicles in each section

4.2.5 柴油车尾气排放分析

柴油车尾气中 NO_x 和 $\text{PM}_{2.5}$ 的排放是导致城市雾霾的主要污染源之一^[7],因此,本研究基于柴油车运行轨迹重构,对其在深圳市道路的尾气排放进行估算,主要测算指标为 CO 、 NO_x 、 $\text{PM}_{2.5}$ 及能源消耗总量.由于选取的 MOVES 排放模型为 project 微观层面的,只能针对 1 h 的排放进行测算,因此,选取运行时间段为早高峰 08:00—09:00 的所有轨迹重构路径进行排放测算,总路径数量超过 9 000 条,同时对主要货运通道在 08:00—09:00 的排放也进行测算,主要货运通道排放测算结果及路段信息见表 1,08:00—09:00 所有还原轨迹排放测算及主要货运通道占比见表 2.

由表 1 中总能耗分布可见,排名前 3 的均为高速公路,结合其测算路段和流量来看,总能耗跟路段长度及流量大小有很大相关性,路段长度越长且

流量越大,总能耗越高^[17],这一点也与高速公路的性质有一定联系.

由 NO_x 、 CO 和 $\text{PM}_{2.5}$ 的排放分布可见, CO 的排放量在数量级和比例上均为最小,这也验证了以往对柴油排放物测算的研究结果^[1],即在机动车尾气排放中,汽油车的尾气排放是 CO 等含碳污染物的主要来源,而柴油车的尾气排放则是 $\text{PM}_{2.5}$ 和 NO_x 的主要来源.排放量最大的前 3 路段均为高速公路,其中,沈海高速因其路段长度最大,流量相对较大,在所有污染物排放中的总量均最高.

由表 2 对比数据可见,主要货运通道的 CO 和 NO_x 占总排放量的比例均在 3.8% 左右,总能耗占比接近 4%, $\text{PM}_{2.5}$ 占总排放量的 2.89%,但这 18 条主要货运通道的总路径长度在 08:00—09:00 内所有还原路径的总长中占比仅为 0.313 9%.

表 1 08:00—09:00 主要货运通道排放估算结果及路段信息

Table 1 Emission estimation result and section information of main freight channels from 08:00 am to 09:00 am

排序	名称	$m(\text{CO})/\text{kg}$	$m(\text{NO}_x)/\text{kg}$	$m(\text{PM}_{2.5})/\text{kg}$	总能耗/MJ	路径长度/km	车辆数/辆
1	G15 沈海高速	48.79	149.49	3.54	1 085.33	38.7	1 755
2	南光高速	24.79	75.70	1.97	547.27	18.5	2 750
3	水官高速	12.80	39.08	1.02	282.54	15.4	2 300
4	盐龙大道	12.26	33.94	1.16	241.60	17.7	994
5	G94 珠三角环线高速	10.55	32.52	0.77	236.12	21.5	812
6	龙大高速	8.54	26.33	0.62	191.13	12.1	1 045
7	龙岗大道	9.41	25.81	0.83	185.54	18.2	833
8	广深公路	9.18	25.19	0.81	181.04	18.8	770
9	光明大道	8.58	24.85	0.90	176.78	7.2	2 124
10	北环大道 + 泥岗路	8.08	22.38	0.76	159.33	25.5	481
11	盐排高速	6.93	21.37	0.51	155.18	11.2	1 053
12	公明北环大道	7.15	20.71	0.75	147.32	4.9	1 770
13	G25 长深高速	5.50	16.96	0.40	123.16	7.8	1 200
14	南坪快速路	5.67	15.56	0.46	111.94	15.6	1 000
15	公明西环大道和根玉路	4.55	12.59	0.43	89.64	8.6	960
16	福龙路	4.45	12.22	0.39	87.86	14.2	500
17	宝安大道	4.17	11.55	0.39	82.25	12.1	495
18	坪山大道	3.42	9.37	0.30	67.38	11.1	495

表 2 主要货运通道排放总量在 08:00—09:00 所有还原路径排放总量占比

Table 2 Total emissions from major freight channels:total emissions from all reduction paths from 08:00 am to 09:00 am

统计项	$m(\text{CO})/\text{kg}$	$m(\text{NO}_x)/\text{kg}$	$m(\text{PM}_{2.5})/\text{kg}$	总能耗/MJ	路径长度/km
总 计	5 086.40	15 020.43	553.49	104 426.08	88 905.64
主要货运通道	194.52	575.64	16.02	4 151.40	279.10
占比/%	3.824 2	3.832 4	2.894 8	3.975 4	0.313 9

结 语

本研究通过将地图 API 导航与车牌自动识别数据相结合的方法,通过实际案例针对深圳市柴油车车牌数据进行轨迹重构,并结合 ArcGIS 等地理信息处理工具对轨迹重构结果进行可视化的结果展示.将轨迹重构结果与柴油车特征结合,分析柴油车在深圳市的运行强度,选取随机车辆完整轨迹重构结果进行验证,并识别了深圳市主要货运通道,分析各区间柴油车运行的联系情况.通过将轨迹重构结果信息与 MOVES 排放模型结合的方式,测算柴油车在深圳市路网中的运行排放情况,从而识别了主要的高排放路段.此案例研究结果充分验证了这一整套利用车牌自动识别数据对车辆运行轨迹进行重构,以及对其排放进行测算的科学可行性,此

方法同样适用于其他各类车型,解决了在没有准确 GPS 数据的情况下,对车辆运行估计进行完整重构以及进行排放准确估算的问题.掌握城市级别高排放车辆的热点行驶路径、出行特征及活动规律,可为后续高排放车辆的管控、低排放区域划定等车辆减排政策的制定提供定量方法和科学依据.

致 谢:感谢深圳市公安局交通警察局和深圳市生态环境局在调研中提供的支持和帮助!

基金项目:深圳市环境科研课题资助项目(0722-186FE1719SZB)
作者简介:胡明伟(1972—),深圳大学教授.研究方向:智能交通. E-mail: humw@szu.edu.cn

引 文:胡明伟,王守峰,黄文柯,等.基于车牌识别数据的行驶轨迹重构和排放测算[J].深圳大学学报理工版,2020,37(2):111-120.

参考文献 / References:

[1] 中华人民共和国生态环境部.中国机动车环境管理年

<http://journal.szu.edu.cn>

- 报 (2019) [EB/OL]. (2019-09-04) [2020-02-05]. <http://www.mee.gov.cn/hjzl/sthjzk/ydyhjgl/201909/P020190905586230826402.pdf>. Ministry of Ecology and Environment of the People's Republic of China. China motor vehicle environmental management annual report (2019) [EB/OL]. (2019-09-04) [2020-02-05]. <http://www.mee.gov.cn/hjzl/sthjzk/ydyhjgl/201909/P020190905586230826402.pdf>. (in Chinese)
- [2] 周磊, 王伯光, 汤大钢. 重型柴油车对空气质量的影响及其排放的控制[J]. 环境科学, 2011, 32(8): 2177-2183.
- ZHOU Lei, WANG Boguang, TANG Dagang. Impact of heavy-duty diesel vehicles on air quality and control of their emissions [J]. Chinese Journal of Environmental Science, 2011, 32(8): 2177-2183. (in Chinese)
- [3] OLIVEIRA-NETO F M, HAN L D, JEONG M K. Tracking large trucks in real time with license plate recognition and text-mining techniques [J]. Die Quintessenz, 2009, 2121(2121): 121-127.
- [4] 阮树斌, 王福建, 马东方, 等. 基于车牌识别数据的机动车出行轨迹提取算法[J]. 浙江大学学报工学版, 2018, 52(5): 23-31.
- RUAN Shubin, WANG Fujian, MA Dongfang, et al. Vehicle travel trajectory extraction algorithm based on license plate recognition data [J]. Journal of Zhejiang University Engineering Science, 2018, 52(5): 23-31. (in Chinese)
- [5] 王龙飞. 基于车牌照的车辆出行轨迹分析方法与实践研究[D]. 西安: 长安大学, 2011.
- WANG Longfei. Study on technology and method of tracking survey of running vehicles based on plate number [D]. Xi'an: Chang'an University, 2011. (in Chinese)
- [6] RAO Wenming, WU Y, XIA Jingxin, et al. Origin-destination pattern estimation based on trajectory reconstruction using automatic license plate recognition data [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 95: 29-46.
- [7] FENG Yu, SUN Jian, CHEN Peng. Vehicle trajectory reconstruction using automatic vehicle identification and traffic count data [J]. Journal of Advanced Transportation, 2015, 49(2): 174-194.
- [8] MONTANINO M, PUNZO V. Trajectory data reconstruction and simulation-based validation against macroscopic traffic patterns [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2015, 80: 82-106.
- [9] 曹杨. 基于 MOVES 模型的深圳市机动车排放清单研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- CAO Yang. Studies of vehicle emission inventory in Shenzhen using MOVES [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018. (in Chinese)
- [10] 郝艳召, 邓顺熙, 邱兆文, 等. 基于 MOVES 模型的西安市机动车排放清单研究[J]. 环境污染与防治, 2017, 39(3): 227-231.
- HAO Yanzhao, DENG Shunxi, QIU Zhaowen, et al. Vehicle emission inventory for Xi'an based on MOVES model [J]. Environmental Pollution Control, 2017, 39(3): 227-231. (in Chinese)
- [11] HUANG Wenke, HU Mingwei. Estimation of the impact of traveler information apps on urban air quality improvement [J]. Engineering, 2018, 4(2): 224-229.
- [12] 黄文柯. 基于多方法建模的出行信息服务 app 交通与环境效益评估[D]. 深圳: 深圳大学, 2017.
- HUANG Wenke. The assessment on traffic and environmental benefits of traveler information service app based on multi-method model [D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2017. (in Chinese)
- [13] XIE Yuanchang, CHOWDHURY M, BHAVSAR P, et al. An integrated modeling approach for facilitating emission estimations of alternative fueled vehicles [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2012, 17(1): 15-20.
- [14] ABOU-SENNA H, RADWAN E, WESTERLUND K, et al. Using a traffic simulation model (VISSIM) with an emissions model (MOVES) to predict emissions from vehicles on a limited-access highway [J]. Journal of the Air & Waste Management Association, 2013, 63(7): 819-831.
- [15] United States EPA. MOVES2014a user guide [EB/OL]. (2015-11-01) [2019-05-01]. <https://nepis.epa.gov/Exe/ZyPDF.cgi?Dockey=P100NNCY.pdf>.
- [16] United States EPA. MOVES2014 and MOVES2014a technical guidance: using MOVES to prepare mission inventories for state implementation plans and transportation conformity [EB/OL]. (2018-08-01) [2019-05-01]. <https://nepis.epa.gov/Exe/ZyPDF.cgi?Dockey=P100V7EY.pdf>.
- [17] LI Ruimin, YANG Fanhang, LIU Zhiyong, et al. Effect of taxis on emissions and fuel consumption in a city based on license plate recognition data: a case study in Nanning, China [J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 215: 913-925.

【中文责编: 方 圆; 英文责编: 淡 紫】

补充材料