

站点位置缺失的公交客流 OD 估计方法及应用

邓一凌¹, 严亚丹², 韩 兵^{3,4}

(1. 浙江工业大学 建筑工程学院, 浙江 杭州 310023; 2. 郑州大学 土木工程学院, 河南 郑州 450001; 3. 南京大学
建筑与城市规划学院, 江苏 南京 210093; 4. 苏州规划设计研究院股份有限公司, 江苏 苏州 215006)

摘要:利用公交自动收费(AFC)和自动车辆定位(AVL)系统产生的数据估计公交客流 OD,可用于优化公交系统的规划和运营管理。针对公交站点位置缺失的情景,提出公交站点识别和上下车站点推断方法。首先通过时间匹配获得刷卡记录的位置信息,进而结合时间聚类方法和空间聚类方法 DBSCAN 识别公交站点并获得上车站点,接着依次采用个人公交出行链规则、个人公交出行规律性规则和公交线路客流分布规律性规则估计下车站点。应用上述方法估计深圳市公交客流 OD,并开发包含线路、站点、客流和可达性 4 个模块的公交规划支持系统,用以支持公交系统的优化调整。

关键词:公共交通;公交 IC 卡;公交站点识别;下车站点推断;公交规划支持系统

中图分类号:U491.1

文献标志码:A

文章编号:1006-4303(2019)03-0293-06

An estimation method for bus passenger flow OD and application when bus stop locations are missing

DENG Yiling¹, YAN Yadan², HAN Bing^{3,4}

(1. College of Civil Engineering and Architecture, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China; 2. School of Civil Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 3. School of Architecture and Urban Planning, Nanjing University, Nanjing 210093, China; 4. Suzhou Planning & Design Research Institute Co., Ltd., Suzhou 215006, China)

Abstract: The bus passenger flow OD estimated from the data of auto fare collection (AFC) and auto vehicle location (AVL) systems can be used to optimize the planning, design, and operation management of the urban bus system. The paper proposes a method to identify the bus stops and to infer the boarding and alighting stops when the locations of bus stops are missing. First, the positions of AFC records are obtained through time matching. The temporal clustering method and the spatial clustering method DBSCAN are then used to identify the locations of bus stops and to obtain the boarding stops. Finally, the alighting stops are estimated with the individual bus trip-chain rule, the individual bus trip regularity rule, and the bus route flow distribution regularity rule subsequently. The method is used to estimate the bus passenger flow OD of Shenzhen. A bus planning support system is developed to support bus system optimization, which includes four modules (route, stop, passenger flow and accessibility).

Keywords: public transit; transit IC card; bus stop identification; alighting stop inference; bus planning support system

优先发展公共交通是缓解交通拥堵、改善民生和促进社会公平的有效途径。基于可靠的公交数据,开展公交规划设计和运营管理对构建便捷、可靠、舒适的公共交通系统至关重要。以往公交数据的获取需要通过跟车调查、驻站调查等人工调查方法,存在耗时耗力、样本量小、难以更新的问题。信息技术的发展使得自动收费(AFC)、自动车辆定位(AVL)、自动乘客计数(APC)等自动数据采集系统(ADCS)在公共交通中应用越来越多,也使得公交数据变得非常丰富且容易获取。目前已有一些研究将这些数据用于分析乘客的出行行为、优化公交服务、制定更加精细的运行时刻表等^[1-3]。

利用 ADCS 产生的公交数据估计公交客流 OD 是开展上述工作的前提。国内外的研究通常以 AFC 数据为基础,融合 AVL 数据、APC 数据、公交车运行时刻表数据、公交线路和站点的位置信息,使用基于规则的方法来估计上下车站点,生成公交客流 OD。AFC 数据通常包含卡 ID、卡类型、刷卡时间、刷卡车辆 ID、消费金额,部分还会记录司机 ID、线路 ID、上车站点 ID、下车站点 ID。估计公交客流 OD 时,根据 AFC 数据中是否记录上下车站点,分为 3 种情况:第 1 种是记录上车站点和下车站点的情况,这时可以直接得到公交客流 OD,比如 Jang 对韩国首尔公交系统的研究^[4];第 2 种是记录上车站点、不记录下车站点的情况,通常采用公交出行链规则估计下车站点,进而得到公交客流 OD,比如 Trépanier 等对加拿大加蒂诺公交系统的研究中就使用公交出行链规则推断出了 66% 的公交出行的下车站点^[5],国内的研究和应用也多为这种情况^[6];第 3 种是不记录上车站点和下车站点的情况,这时就需要用到公交车运行时刻表数据,比如 Cui 等利用公交车运行时刻表中记录的首末站到离站时间,结合公交站点的地理位置来估计公交车经过每一个中途站的时间,并利用从 AFC 数据中提取出的换乘信息进行修正,通过匹配车辆到站时间和乘客刷卡时间推断上车站点,再利用公交出行链规则估计下车站点^[7],国内的一些研究也采用了类似的方法,并对局部进行了优化^[8-10]。在上述国内外研究中,公交站点位置信息是必不可少的输入条件,然而在国内实际的项目实践中,往往存在公交站点位置信息缺失的情况。中小城市的公交企业和政府主管部门普遍没有现成的较高精度的公交站点位置数据。一些大城市尽管建立了包含公交系统在内的城市地理信息平台,但也存在部分公交线路缺失的问题,特别是城乡公交线路。另外,客流变化、极端天气、道路

施工等造成的公交线路和站点的调整也无法在城市地理信息平台中得到及时的反馈。这对公交客流 OD 分析带来了很大的困难。针对公交站点位置信息缺失的情况,笔者提出利用 AFC 和 AVL 数据自动识别公交站点位置进而估计公交客流 OD 的方法,并在深圳市公交系统中进行应用。最后利用深圳市公交客流 OD 数据,设计并开发了公交规划支持系统。

1 站点位置缺失的公交客流 OD 估计方法

1.1 公交站点识别与上车站点推断

由于 AFC 数据是公交车停靠站点时乘客上车刷卡产生的,因此乘客每一次刷卡时公交车所在的位置就是对公交站点的一次推断。公交站点识别分为两步:首先计算每次乘客上车刷卡时公交车的位置,其次分公交线路将公交车的位置进行时间和空间聚类得到公交站点。识别出公交站点后,乘客的上车站点也随之产生。

AFC 数据包含以下字段(card_id, route_id, bus_id, time),其中 card_id 为卡 ID, route_id 为公交线路 ID, bus_id 为公交车辆 ID, time 为刷卡时间。AVL 数据包含以下字段(route_id, bus_id, gps_time, gps_loc),其中 gps_time 为 gps 记录时间, gps_loc 为 gps 坐标。首先计算每次乘客上车刷卡时公交车所处的位置。

步骤 1 逐条遍历 AFC 数据,对每一条 AFC 数据,以刷卡时间 time 为基准,从对应公交车辆的 AVL 数据中选择 gps_time 分别早于和晚于刷卡时间且均最接近刷卡时间的两条记录。以相差时间的绝对值 $|gps_time - time|$ 为权重,对筛选出的两条 AVL 数据中 gps_loc 进行加权平均得到乘客上车刷卡时公交车所处位置坐标 board_loc。将两个相差时间绝对值的调和平均作为 board_loc 的置信度 p , p 越大, board_loc 的可靠性越高。

如果将同一公交线路的全部 AFC 数据按照 board_loc 直接进行空间聚类,一方面很多 p 较小的 board_loc 会对聚类结果产生干扰;另一方面 AFC 数据较多,聚类效率很低。因此,采用两步聚类的方法,先基于刷卡时间归并 AFC 数据形成 AFC 数据组,再对 AFC 数据组进行空间聚类。

步骤 2 根据规范,同一公交线路相邻站点间距一般不小于 300 m,公交车辆平均运行速度一般在 12~15 km/h,因而两相邻公交站点间的运行时

间极少小于 60 s。将每辆公交车的 AFC 数据按照刷卡时间进行排序后,如果前后两条 AFC 数据的时间间隔小于 60 s,将后一条与前一条标记为同一组;反之,则标记为新的一组。对于每一组 AFC 数据,从中选取 p 最大的 board_loc 作为该组 AFC 数据的 board_loc。时间聚类后,每组 AFC 数据仅用 1 条记录表示,包含以下字段(route_id, bus_id, board_loc, p)。

空间聚类主要有 5 类方法,分别为基于分层、划分、密度、网格或模型的聚类。由于 AVL 数据中错误的 gps_loc 会造成由此计算的 board_loc 错误,影响聚类结果,因此选取的空间聚类方法需要能够区分噪声数据。由于事先并不知道公交线路有多少站点,因此一些需要提供期望的类簇个数作为聚类参数的方法并不适用。从噪声数据和参数需求两方面考虑,选择基于密度的聚类方法。常见的基于密度的聚类算法有 DBSCAN, OPTICS, DENCLUE, 考虑到计算量较大,选择最为高效的 DBSCAN 算法。DBSCAN 算法包含两个全局参数,分别是半径 ϵ 和最小点数 MinPts。如果一个点在以该点为中心、 ϵ 为半径的圆形邻域范围内被不少于 MinPts 个点围绕,则该点被称为中心点。如果一个点少于 MinPts 个点围绕但该点在某一中心点的圆形邻域范围内,则该点被称为边缘点。如果一个点既非中心点,也非边缘点,则被称为噪声点。一系列距离不超过 ϵ 的中心点和与它们相关联的边缘点组合成的高密度区域被定义为类簇,其中点与点之间的距离采用欧式距离^[11]。DBSCAN 算法本质是寻找类簇并扩展类簇。对任意点 p ,若其是核心点,则以 p 为中心, ϵ 为半径的邻域内的点可以形成一个类簇;遍历类簇中的其他点,若有点 q 是核心点,则以 q 为中心, ϵ 为半径的邻域内的点也划入类簇,递归直到类簇不能再扩展。

步骤 3 以同一公交线路所含公交车辆的全部 AFC 数据组的 board_loc 为输入变量,采用 DBSCAN 算法进行空间聚类,得到的类簇即为该公交线路的全部公交站点。生成的公交站点位置数据包含以下字段(route_id, stop_id, stop_loc),其中 stop_id 为站点编号,stop_loc 为站点坐标。在公交站点识别完成后,全部 AFC 数据的上车站点坐标 board_loc 也随之更新为相应的 stop_loc。

1.2 下车站点推断

下车站点的估计首先采用个人公交出行链规则。即当个人一天有两次或以上的公交出行时,其公交出行具有连续特征:即前一次出行的下车站点

临近后一次出行的上车站点,最后一次出行的下车站点临近第一次出行的上车站点。也就是说,个人在两次公交出行之间很少夹杂步行外的出行方式。Barry 等使用纽约市居民出行调查数据对公交出行链规则进行了检验,发现该规则对于 90% 的公交出行都是成立的^[12]。

步骤 4 将包含上车站点的 AFC 数据(card_id, route_id, bus_id, time, board_loc),依次按照 card_id 和 time 进行排序。以每张 card_id 每天的刷卡记录为一组进行计算。如果该卡该天刷卡记录为 2 次及以上,从前一次出行(或最后一次出行)所乘坐的公交线路的公交站点集中找出距离后一次出行(或第一次出行)上车站点最近的公交站点。如果两站点直线距离小于 1 km(预计步行约 12 min),则个人出行链规则成立,将该公交站点作为前一次出行(或最后一次出行)的下车站点 alight_loc,增加到 AFC 数据中。如果个人出行链规则不成立,则 alight_loc 为空值。

对于工作日 alight_loc 为空值的 AFC 数据,接着采用个人公交出行规律性规则。通常个人在不同工作日的出行存在规律性。即如果个人在不同工作日的相近时间在相同站点乘坐相同公交线路,则认为其下车站点也相同。因此可以用某一工作日已知下车站点的刷卡记录估计另一工作日出行特征相似的但未知下车站点刷卡记录。

步骤 5 逐一遍历所有 alight_loc 为空值的 AFC 数据,从个人其他工作日 alight_loc 值非空的刷卡记录中寻找乘坐相同公交线路、在相同公交站点上车且出行时间相差 1 h 内的刷卡记录,将其下车站点作为 alight_loc 为空值的出行记录的下车站点。

对于 alight_loc 仍然为空值的 AFC 数据,采用公交线路客流分布规律性规则。即总体上认为这些 alight_loc 仍然为空值的刷卡记录所呈现的所有公交线路客流分布特征应与之前 alight_loc 已知的刷卡记录所呈现的客流分布特征一致。

步骤 6 基于所有 alight_loc 已知的 AFC 数据,获取乘客在任一公交线路的任一站点上车后,在该公交线路剩余站点下车的概率,针对每一条公交线路分别生成一个站点 OD 分布的概率矩阵 P_{OD} 。基于这一矩阵,逐一遍历所有 alight_loc 为空值的 AFC 数据,根据公交线路选择想应的概率矩阵,根据上车站点选择相应的行,基于该行中下车站点的概率分布,采用蒙特卡洛方法预测下车站点 alight_loc。

2 深圳市公交客流 OD 估计及规划应用

2.1 深圳市公交客流 OD 估计

将上述方法应用于深圳市公交客流 OD 的估计。深圳市公交系统数据包含 2014 年 9 月 1 日—9 日间 500 条公交线路共 8 471 辆公交车产生的 57 901 062 条 AVL 数据,4 028 595 张公交卡产生的 20 036 593 条 AFC 数据。AFC 数据包括卡 ID、交易时间、车辆 ID。AVL 数据包括车辆 ID、线路 ID、记录时间、经纬度。公交卡日均刷卡次数为 0.55 次。在当天有刷卡记录的公交卡中,1 次刷卡的占 52.3%,2 次刷卡的占 35.5%,3 次刷卡的占 7.5%,4 次及以上刷卡的占 4.7%。公交车位置记录的时间间隔均值为 57 s,中位数为 20 s。由于有公交车长时间休息或停运等情况,均值接近中位数的 3 倍。对 AFC 数据进行清理。从 AFC 数据中筛选出个人连续两次刷卡时间不足 10 min 且公交车辆 ID 相同的刷卡数据,这些数据可能是 AFC 系统错误或者是持卡人的代刷行为导致的数据重复,仅保留前一次的刷卡记录。

使用 R 语言对论文提出的方法进行编程实现。深圳市公交系统无论是线网规模还是客运量都要远高于绝大多数的国外城市,因此在程序设计中需要优化程序和算法以减少计算资源并缩短计算时间。首先采用 R 语言中的向量化计算代替循环,向量化计算作为特殊的并行计算方式,运算效率更高。其次使用 data.table,dplyr 等 R 语言包进行数据的清理、排序、连接、变形、统计等,这些包中的函数一般采用 C 或 C++ 实现,运算效率更高。

使用 DBSCAN 算法识别公交站点时需要确定参数 ϵ 和 MinPts 的取值。从实际意义上来说, ϵ 为能标记为同一公交站点的相邻 AFC 数据组之间的最大距离,MinPts 为标记为中心点的 AFC 数据组的圆形邻域范围内最少 AFC 数据组数。 ϵ 越大、MinPts 越小,公交站点个数越少,同一公交站点的 AFC 数据组越多。参数的取值首先根据经验确定范围, ϵ 在 70~130 m 范围内以 10 m 为步长取值,MinPts 在 40~100 范围内以 10 为步长取值,在 500 条公交线路中选择 10 条已知公交站点数量的线路,分别计算相应参数取值下 DBSCAN 算法计算出的公交站点数量。采用 K-S 检验的方法对公交站点数量的真实值和预测值进行比较,检验结果 D 值如表 1 所示。 D 值越小,预测值和真实值的分布越类

似。因此从中选择 $\epsilon=90$,MinPts=80 作为最优的参数取值,将 10 条公交线路的公交站点的预测值和真实值的对比,如图 1 所示,平均误差为 8%。采用上述参数取值对 500 条公交线路的 AFC 数据组进行 DBSCAN 空间聚类得到公交站点。

表 1 站点个数预测值和真实值的 K-S 检验

ϵ/m	MinPts/个						
	40	50	60	70	80	90	100
70	0.2	0.2	0.2	0.3	0.2	0.3	0.4
80	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.3	0.4
90	0.3	0.2	0.2	0.1	0.1	0.2	0.3
100	0.3	0.2	0.2	0.2	0.1	0.2	0.3
110	0.4	0.3	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
120	0.6	0.4	0.3	0.3	0.2	0.2	0.3
130	0.7	0.5	0.4	0.3	0.3	0.2	0.2

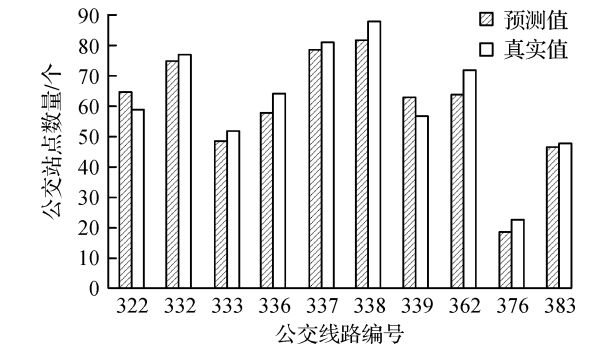


图 1 $\epsilon=90$, MinPts=80 时站点个数预测值和真实值
Fig. 1 Estimated and real numbers of stops when $\epsilon=90$ and MinPts=80

对 500 条公交线路所包含的公交站点进行识别后,可以得到所有公交出行的上车站点。接着再估计公交出行的下车站点,其中 39.1% 的公交出行可以用个人公交出行链规则估计下车站点,23.7% 的公交出行需要使用个人公交出行规律性规则估计下车站点,剩余 37.2% 的公交出行则需要使用公交线路客流分布规律性规则估计下车站点。由于 AFC 数据中并不包含地铁刷卡的记录,因此个人公交出行链规则适用的概率降低,更多的公交出行需要用公交线路客流分布规律性规则估计下车站点。

2.2 基于公交客流 OD 的深圳市公交规划支持系统

传统的公交线路规划与运营管理依赖管理者的个人经验,在线路较少的发展初期能够起到良好的效果。随着城市规模的日益增大,公交线路、站点不断扩张,公交系统结构日趋复杂,经验型的规划与管理很难满足现阶段大多数城市公交发展的要求。基于公交客流 OD,AVL,AFC 等数据,开发了公交规划支持系统,辅助公交企业对公交线路的规划与公交运营的管理,以提升公交服务水平,改善企业运营

效益,促进城市交通的可持续发展。该系统为 web 应用程序,使用 R 与 shiny 开发,部署于 linux 服务器上,可以使用浏览器直接访问,也支持跨平台应用。系统包括 4 个模块。公交线路模块实现了站点数量、客运量、线路长度、线路非直线系数、配车数、发车间隔、车公里载客量、平均运距、行程时间、高峰小时系数等核心指标呈现,线路走向、站点上下客量、车辆运行图的动态展示,如图 2(a)所示。可以从中发现重叠严重、绕行过多、效益不佳、运速低的问题线路,延误大、不准点的问题站点,在进行公交线路优化时可以重点关注。公交站点模块展示了公交站点和上下车人数的空间分布状况,如图 2(b)所示。可以从中发现缺乏公交覆盖、公交需求与供给错配等区域,在进

行公交线路的新增、删除时可以重点关注。公交客流 OD 模块呈现了公交客流 OD 的空间分布状况,并且可以根据联系强度进行筛选,如图 2(c)所示。可用于判别公交客流走廊,设计公交骨干线或定制公交线,优化公交线网组织。公交可达性模块可以基于用户选择的分析地点和缓冲区半径,动态展示从该地点出发,公交系统能够覆盖的区域,如图 2(d)所示。可用于重点区域的分析,比如新建的商业区、低收入的居住区等需要公交重点服务的区域。通过综合运用这些模块,可以找出常规公交运行效率低、可靠性差等问题的症结所在,应对城市空间结构调整、地铁引入等对常规公交带来的机遇和挑战。

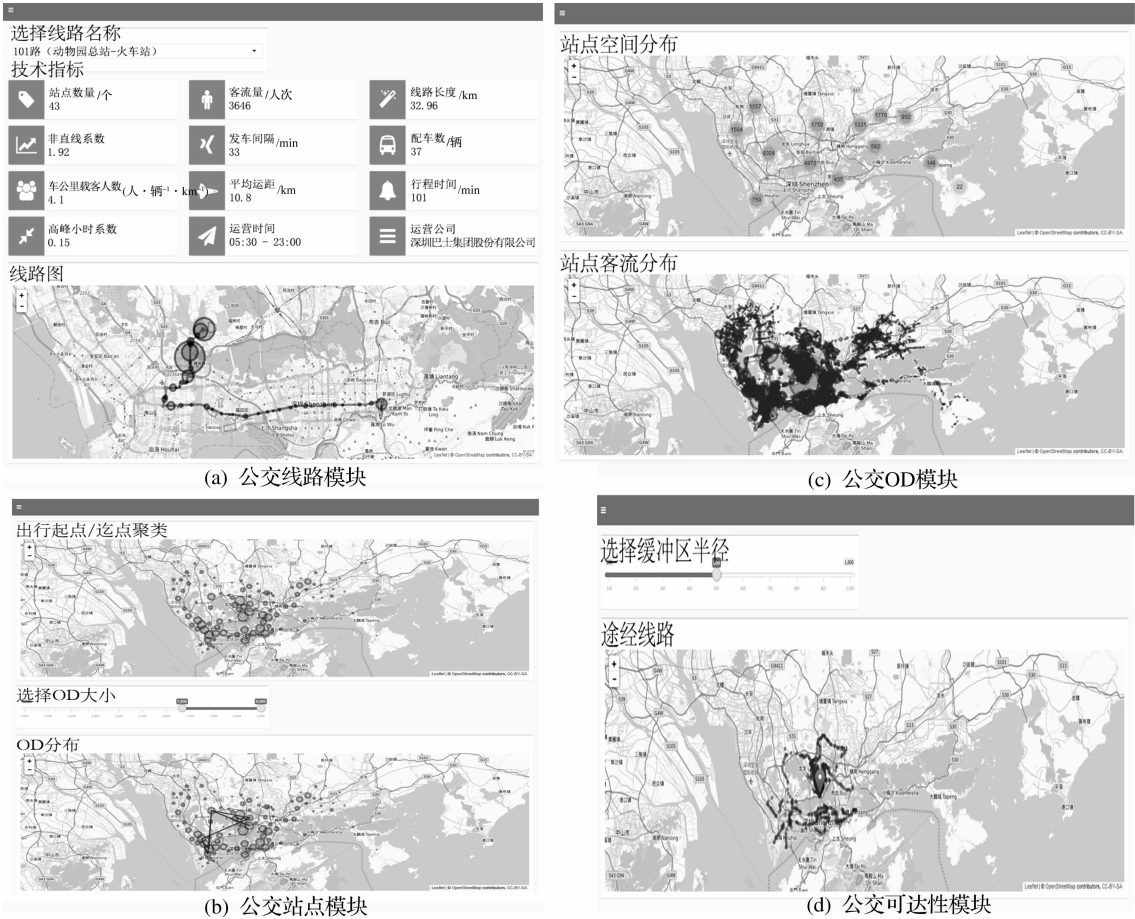


图 2 公交规划支持系统截图

Fig. 2 Snapshot of bus planning support system

3 结 论

高质量的公交客流 OD 数据是开展公交系统分析的基础。笔者对公交站点位置信息缺失情景下的公交客流 OD 估计方法进行了研究,并在深圳市进行了应用。开发了公交规划化支持系统,能用于辅

助公交规划师进行公交系统的优化,促进公交规划与管理从经验为主的决策向数据为主的决策转变。论文使用的代码和开发的系统都已开源,可以较为容易地移植到其他城市。受到数据的制约,目前公交规划支持系统所使用的数据以公交客流 OD 等公交系统内部数据为主,未来可以更多地考虑公交系统以外的数据,比如街区或交通小区等微观尺度的居住人口、

就业岗位、人口发展趋势、贫困人口分布等。结合内外部数据对公交进行分析,使公交规划师能够从公交所处的背景环境来思考公交系统的发展,更好地优化资源配置、改善运营效益、提升公交服务水平。

本文得到浙江工业大学校级教学改革项目(JG201816)和浙江工业大学研究生教学改革项目(2018105)的资助。

致谢:论文所使用的数据来源于 2015 年国际摄影测量与遥感学会(ISPRS)科学倡议数据公开大赛,在此表示感谢!

参考文献:

[1] KUSAKABE T, ASAKURA Y. Behavioural data mining of transit smart card data: a data fusion approach[J]. Transportation research part C: emerging technologies, 2014, 46: 179-191.

[2] TAO S, ROHDE D, CORCORAN J. Examining the spatial-temporal dynamics of bus passenger travel behaviour using smart card data and the flow-comap[J]. Journal of transport geography, 2014, 41: 21-36.

[3] MA X, WU Y, WANG Y, et al. Mining smart card data for transit riders' travel patterns[J]. Transportation research part C: emerging technologies, 2013, 36: 1-12.

[4] JANG W. Travel time and transfer analysis using transit smart card data[J]. Transportation research record: journal of

the transportation research board, 2010(2144): 142-149.

[5] TRÉPANIÉ M, TRANCHANT N, CHAPLEAU R. Individual trip destination estimation in a transit smart card automated fare collection system[J]. Journal of intelligent transportation systems, 2007, 11(1): 1-14.

[6] 陈学武,戴霄,陈茜. 公交 IC 卡信息采集、分析与应用研究[J]. 土木工程学报,2004,37(2):105-110.

[7] CUI A. Bus passenger origin-destination matrix estimation using automated data collection systems[D]. Boston: Massachusetts Institute of Technology, 2006.

[8] 马晓磊,刘从从,刘剑锋,等. 基于公交 IC 卡数据的上车站点推算研究[J]交通运输系统工程与信息,2015,15(4):78-84.

[9] 宋晓晴,方志祥,尹凌,等. 基于 IC 卡综合换乘信息的公交乘客上车站点推算[J]. 地球信息科学学报,2016,18(8):1060-1068.

[10] 张颂,陈学武,陈峥嵘. 基于公交 IC 卡数据的公交站点 OD 矩阵推导方法[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2014(2):333-337.

[11] ESTER M, KRIEGEL H, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]. Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96). Menlo Park: AAAI Press, 1996: 226-231.

[12] BARRY J, NEWHOUSER R, RAHBEE A, et al. Origin and destination estimation in New York city with automated fare system data[J]. Transportation research record: journal of the transportation research board, 2002(1817): 183-187.

(责任编辑:朱小惠)

(上接第 292 页)

参考文献:

[1] 陆耀庆. 实用供热空调设计手册[M]. 2 版. 北京:中国建筑工业出版社,2008.

[2] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 公共建筑节能设计标准:GB 20189—2015[S]. 北京:中国建筑工业出版社,2015.

[3] 浙江省建设厅. 公共建筑节能设计标准:DB 33/1036—2007[S]. 北京:中国计划出版社,2007.

[4] 张秉棋. 变频器在风机风量调节中的应用[J]. 电机与控制应用,2008,35(1):30-31.

[5] 杨毅,任晓东,曹志刚,等. 浙江大学艺术考古博物馆空调设计[J]. 暖通空调,2013,43(9):8-11.

[6] 虞杰,吴可立. 新安江畔某综合办公大楼水源热泵空调系统设计[J]. 浙江工业大学学报,2016,44(3):321-325.

[7] 王焕云. 风机变频调速节能技术的应用[J]. 矿冶,2013,22(11):8-12.

[8] 郭怡,吴素珍,吕文娟. 变频器在风机运行中的节能分析[J]. 郑州经济管理干部学院学报,2007,22(3):90-92.

[9] 金燕,王丹浓,刘国越. 基于迭代算法的静态电能质量扰动信号消噪[J]. 浙江工业大学学报,2011,39(1):92-96.

[10] 邓立力. 变频技术在中央空调系统冷水(热泵)机组中的应用

分析[J]. 机电产品开发与创新,2017,30(4):28-30.

[11] 高明. 浅谈变频空调[J]. 电子世界,2004(6):20-23.

[12] 梁增光. 高压风机变频改造节能分析[J]. 电力安全技术,2017,19(4):49-51.

[13] 苏丽秋,李振平. 变频器在中央空调节能系统中的应用[J]. 电机与控制应用,2013,40(8):61-64.

[14] 陈超. 关于定风量阀的使用[J]. 四川建材,2010,36(5):144-146.

[15] 赵晓军,宋四海,郭启辉,等. 一种新型的新风机组数字式定风量风阀及其控制器[J]. 智能建筑与城市信息,2007,129(8):58-61.

[16] 武中,李强,徐红涛. 供暖领域电能替代效益分析[J]. 浙江工业大学学报,2015,43(5):508-511.

[17] 吴嘉安. 论变频技术在中央空调系统节能降耗的应用[J]. 中国新技术新产品,2011(14):41-43.

[18] 张菁雯,霍益,毛禹成. 某商业广场空调及防排烟系统设计[J]. 建筑热能通风空调,2017,36(6):98-101.

[19] 徐钟铭,王雨. 高校图书馆防排烟系统设计分析[J]. 四川建筑,2014,34(5):201-202.

[20] 朱亮亮. 防排烟系统中防火阀的联动控制设计[J]. 现代建筑电气,2015,6(4):45-46.

(责任编辑:朱小惠)