

基于智能公交卡数据的出行行为的时空分析及规划启示——以布里斯班为例

Spatial-temporal Analysis of Travel Behaviour Using Transit Smart Card Data and Its Planning Implications: A Case Study of Brisbane, Australia

陶 遂 TAO Sui

摘 要 智能公交卡作为越来越普遍的城市公共交通付费方式产生了大量详细的出行数据。这种大数据的出现为出行行为研究特别在时空方面带来新的机会和挑战。以布里斯班为例,展示了一种地理可视化方法——条件流量图及其在分析智能公交卡数据方面的应用。对该数据进行可视化后,揭示了基于巴士公交的出行在一个城市尺度下相对精细的时空分布和特征,以及在不同因素(包括快速巴士公交道、乘客族群和天气)作用下的变化。这些发现对建立城市公交系统更有针对性地规划和运营以更好满足乘客出行需求有一定的启示作用。同时,未来研究需要进一步完善和补充智能公交卡数据,并发展更成熟的分析方法。

Abstract The increasing prevalence of transit smart card as a transit fare payment method has helped generate travel behaviour data of huge quantity and rich details. The emergence of such big data has brought new opportunities as well as challenges for travel behavior research, particularly in the arena of spatial and temporal analysis. Drawing on Brisbane as a case study, this paper demonstrates the development of a geo-visualisation technique, namely the flow-comap, and its application in analyzing transit smart card data. Visualizing this data has offered insights into the detailed spatial and temporal patterns and characteristics of trip-making by bus transit, and its variations under the influence of other factors including the presence of exclusive busway, different passenger groups and weather. These findings herald a series of implications that have the potential to help devise more targeted planning and operation measures for an urban public transit system with a view to better meeting the travel demands of transit users. Meanwhile, future research may continue to improve the information quality of transit smart card data, and from there, develop more sophisticated analytical techniques.

关键词 智能公交卡 | 大数据 | 出行行为 | 时空分析 | 交通规划

Keywords Transit smart card | Big data | Travel behaviour | Spatial-temporal analysis | Transport planning

文章编号 1673-8985 (2017) 05-0094-06 中图分类号 TU981 文献标识码 A

作者简介

陶 遂

香港中文大学未来城市研究所
博士后,博士

0 引言

如今,采用智能公交卡(Transit smart card)作为公交票费收取方式的做法已经变得相当普遍。相对于传统的纸票售票方式,智能公交卡缴费更为方便快捷。世界上一些知名度较高的公交卡包括伦敦的牡蛎卡(Oyster card),东京的企鹅卡(Suica)以及香港的八达通卡(Octopus card)。相对于传统的交通出行调研方法(如问卷调查),通过智能公交卡系统所收集的数据通常在时间空间上的覆盖面更广,信息也更准确。越来越多的城市和交通研究者意识

到,智能公交卡数据(Transit Smart Card Data或TSCD)可以作为用于研究出行行为方面更强大的数据源^[1]。随着智能公交卡的日益普及,很多国内外学者应用其衍生数据来研究公交出行在城市中的分布和特征^[2-5]。这些研究的成果为城市公共交通和用地系统的规划和管理提供了更具体的依据。以澳大利亚的布里斯班为例,本文旨在集中总结和讨论作者在上述领域的研究成果,以及从中提取的规划启示。

1 研究背景

1.1 出行行为的时空间研究

一个城市的交通及用地系统的规划需要以人们的出行规律作为主要依据之一。因此,如何更好地了解人们日常出行行为,尤其在时间空间上的分布和特征是城市交通研究长期以来的一个核心课题。在该领域,早期研究致力于应用数学或统计方法捕捉人们的日常出行规律(如出行频率、距离及时间等)^[6-7]。这些研究的成果很大程度上构成了今天对出行行为认知的基础。例如,相对于工作日,人们在周末或假日的出行行为在时间和空间分布上呈现出更多的随机性,体现了工作日和周末的不同活动规律。同时,社会经济属性如性别、年龄、收入和家庭结构等也在人们组织每天的出行中扮演重要的角色^[6,8]。值得注意的是,上述研究很大程度上并没有捕捉到一些出行行为的重要空间特征,如活动范围、出行路线等^[9]。考虑到这些局限性,另一些研究则发展和应用基于时间地理学的概念和方法,例如活动空间(Activity space)。活动空间代表了一个人在日常生活和出行中所能覆盖的空间范围,以及所能触及的各种社会和经济活动机会^[10]。基于这样的概念,出行行为的时空间特征被重新探索^[9,11-12]。这些研究的结果表明在其他因素被控制的情况下,具体的居住位置对活动范围的大小和出行强度也有很大的影响。

1.2 智能公交卡数据和出行行为研究

对于出行行为研究这一领域,获取可靠的数据源一直是个挑战。传统上,问卷和电话等调研方式主导了出行研究的数据获取。然而这些数据收集方式的缺陷,例如高费用、小样本等也相对突出。同时,采集的时空间信息的准确和完整性也往往不能保证,这体现在调研参与者遗忘某些出行,或者粗略地记录出行时间和地点。这些缺陷都有可能造成对出行行为时空间规律的不准确掌握^[13]。智能公交卡数据(TSCD)的出现一定程度上弥补了上述传统调研数据的不足。通常,公交乘客在使用智能公交卡时会留下具体的公交服务使用信息,如卡的ID、上下车车站、上下车时间、线路、方向等(图1)。在一个城市的尺度上,每天则可以产生数以万计的公交

线路	方向	上车时间	下车时间	卡类型	上车站ID	下车站ID	卡ID
P208	入城	7:29:00	7:44:00	成人	2447	81	x453356
120	入城	8:30:00	8:56:00	大学生	456	334	x23345
139	出城	13:25:00	14:00:00	老年	17	28	x99112

图1 TSCD示意
资料来源:作者自绘。

出行记录。鉴于这些特性(自动、大量和快速的数据收集),TSCD在提供准确的时空出行信息和数据量方面均优于传统调研数据。

现已有相当数量的研究致力于发掘TSCD在研究出行行为时空间特征方面的潜力^[1,14]。这些研究可以大致分为3个主要类别。第一类研究主要探索公交站点(如乘客上车)的使用及其在时间空间上的变化,从而揭示公交出行发生在时空间上的变化^[2]。这类研究关注对TSCD中包含的时空间信息的提取和展示,因此在对TSCD的应用上还处于相对探索的阶段。第二类研究关注对TSCD的扩充和出行起讫(OD)矩阵的推算。在很多公交系统中,TSCD只记录上车点和时间而忽略下车点。不少研究者针对TSCD的这一缺陷提出了估算下车信息的算法,并由此建立公交出行的OD矩阵^[4,15]。这类研究则为TSCD的应用提供了行为理论基础(例如多数人会以上一段的出行终点作为下一段出行的起点等)。第三类研究尝试将社会和活动属性与TSCD相结合以挖掘出更复杂的出行行为特征。例如Devillaine等^[16]针对不同的出行活动(如上班,上学)提出基于时长的判断标准(如工作时间最短为2h,学习时间最短为5h)。将这些标准运用到TSCD上可以大致提取出公交使用者不同出行活动的时空间规律。

2 条件流量图

TSCD很大程度上使出行行为研究达到更高的时空间精度和广度。同时,TSCD及其他形式的大数据(如信用卡消费和手机定位数据等)也对出行行为的时空间分析方法提出了新挑战^[17]。由于庞大的数据量,应用传统的多元统计分析方法在TSCD上可能会产生统计意义上重要,但实际意义甚微的结果。针对这种可能性,一些学者提出在建立统计模型前,地

理可视化(Geo-visualization)可以作为分析包括TSCD在内的大数据的有效方法,并为前者提供必要的依据^[18-19]。针对TSCD的大数据特性,作者提出了一个以轨迹导向、空间为中心的(Trajectory-oriented space centered)可视化方法,即条件流量图(Conditional flow-map或flow-comap)^[20-21]。该方法的核心目标是可视化TSCD来揭示一个城市中,公交乘客集体出行的起讫点和线路选择在公交网络中的时空间分布特征和规律。基于这样的目标,条件流量图可以看作是常用的两个空间可视化方法,即条件图(Conditional plot)和流量图(Flow-map)的结合。条件图是一种将空间数据(如车辆行进位置)按某种条件变量(如时间)进行分组,并对分组后的数据进行空间分析(如空间热点分析)及可视化的方法^[22](图2)。而在流量图中^[23],个体移动数据经常按相同的起讫点进行聚类并用直线和箭头表达,不同的直线宽度则表达移动流量的大小(图3)。探索出行流量在不同时间下的空间分布则形成条件流量图。

由于TSCD所包含的出行信息量巨大,仅用起讫点的直线表达移动线路,在一个密度较高的城市公交网络内可能会导致辨识度较低的可视化结果。考虑到这点,TSCD的出行记录则需要进行出行线路的还原,并以此为基础绘制条件流量图^[20]。针对这个问题,作者发展出通过利用通用运输咨询规则(General Transit Feed Specification或GTFS)对TSCD进行出行线路还原的方法。GTFS是一种提供在谷歌(Google)平台上的开源数据,一般包含某个城市详细的公共交通网络和服务数据,如公交线路,公交站及两者的对应关系(如某公交站服务于某条公交线路)。基于GTFS,公交线路上所有经过的站点及它们的排列顺序可以被提取出来。通过找到对应的公交线路和站点,TSCD中的出行记录

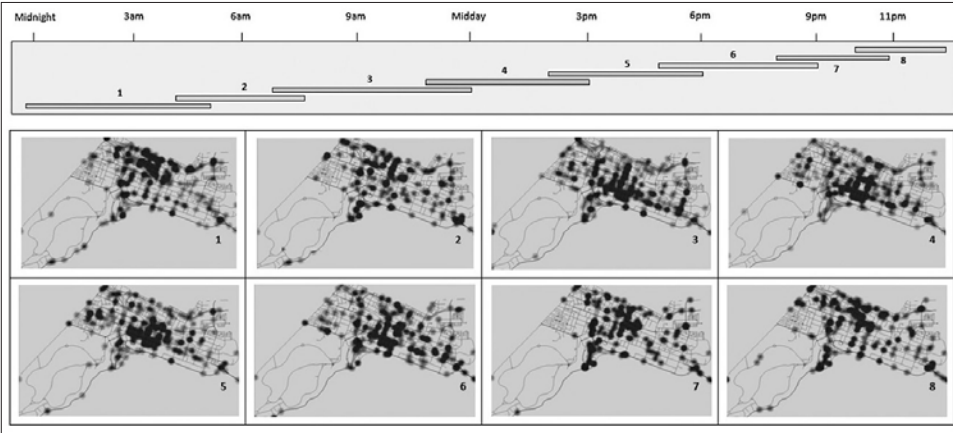


图2 条件图案案例(以撞车事故为例)
资料来源: Plug等^[24]。

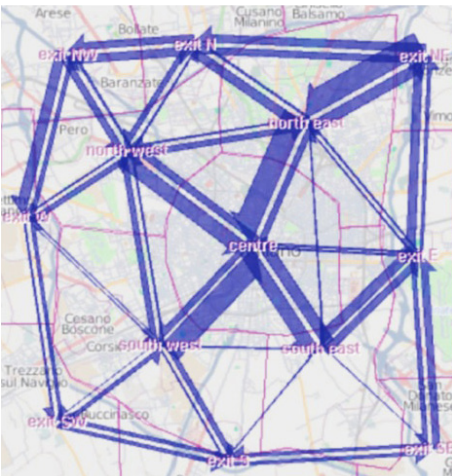


图3 交通流量图案例
资料来源: Andrienko和Andrienko^[23]。

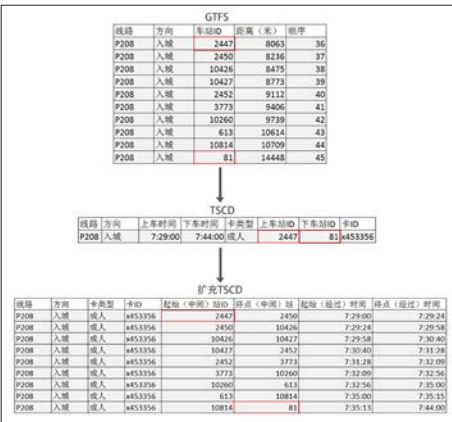


图4 TSCD出行线路还原示意
资料来源: 作者自绘。

则可以还原成更详细的出行轨迹。图4直观示意了对一条TSCD记录的线路还原的过程。对扩展后的TSCD进行基于起点和出行线路的聚集和分类并可视化,便生成可识别度较高的流量

的成果基于2012年11月初至2013年4月底间生成的TSCD。在该数据中,轨道公交和渡轮的出行记录不包含一些重要的公交服务信息(如线路ID、方向等),对它们的线路重建难以实施。因此,本文只关注基于巴士公交的出行。一个工作日的TSCD包含大约25万条巴士出行记录,在周末则有平均6万—7万条出行记录。

3.2 成果及规划启示

该节将报告和讨论条件流量图的3个应用案例:(1) 基于快速巴士专用道和普通巴士出行的时空间分布;(2) 不同巴士乘客组出行的时空间差异;(3) 天气因素对巴士乘客出行的影响。图7展示的是第一个案例,即一个工作日内快速巴士和普通巴士出行的时空间分析。如果一次巴士出行中的全部或一段使用了快速巴士专用道,那么这次出行便被划为基于快速巴士的出行;如果一个巴士出行中任何一部分都没有使用快速巴士专用道,那么该出行则被视为普通巴士出行。在水平方向,流量图按4个时间段排列,即早上(6:00—10:30),中午(10:00—14:30),下午(14:00—18:30)和晚上(18:00—22:30)。在垂直方向上,流量图则按不同巴士模式(即快速和普通)和方向(即入城和出城)区分。根据TSCD,入城指代朝向市中心方向的出行;而出城则指代朝向市区外围的出行。自然断裂法(Natural Breaks)用来划分不同等级的客流量,在图中以不同宽度的线表示。最后,依据Bell等^[27]的方法,变异系数(CV)也被计算以量化流量图中的出行分布特征。高的CV值代表空间中相对分散的出行分布,而低的CV值代表更集中的出行分布。

从图7可以看出,基于快速和普通巴士的出行都表现出比较明显的通勤特征,即相对于其他时段,早上时段的出行呈现出更多客流量高的线路(客流量>1400);而出城出行在下午时段表现出类似的特征。同时,两种巴士出行也表现出不同的空间分布特征。基于快速巴士的出行形成了若干客流量高的线路。这些线路主要连接了市中心与布里斯班外环区的北部、南部和西部。相对的,普通巴士出行的高客流量线

图,作为绘制条件流量图的基础(图5)。

3 案例分析:布里斯班

3.1 布里斯班概况

布里斯班是澳大利亚第三大城市,昆士兰州的首府。基于TSCD的条件流量图的成果展示和讨论将以该市区作为背景(包括市中心,内环区和外环区)(图6)。该区域内有将近100万的常住人口。布里斯班河由西南到东北将市区一分为二,在关键的位置则有桥梁连接。与很多西方城市类似,布里斯班的交通出行以汽车为主导,汽车承担了大约85%的日常出行量,公共交通吸收了大约8%的出行量,余下的则由其他交通方式(如自行车)承担^[25]。公共交通系统由巴士公交、轨道公交和渡轮组成。2000年以前,巴士和轨道公交的乘客量基本持平。而在10—15年中,布里斯班市政府对公共交通系统的投资则主要集中在巴士公交的扩展和改进上。在2000年,市政府投资建设了一系列图4所示的快速巴士专用道,以缓解通向市中心的交通压力。该巴士专用道,采用了开放式设计,即允许巴士在某些交叉口进出。在总共400余条巴士线路中,现有超过170条线路使用该公交专用道,承担了布里斯班大约2/3的对巴士公交的需求量^[26]。相较其他公交模式(包括轨道公交),巴士公交也吸引了更多的公交乘客量,可以说是现在布里斯班公交系统的中枢角色。

布里斯班的智能公交卡系统(Go card)基本涵盖了该市的所有公交模式。本文所展示

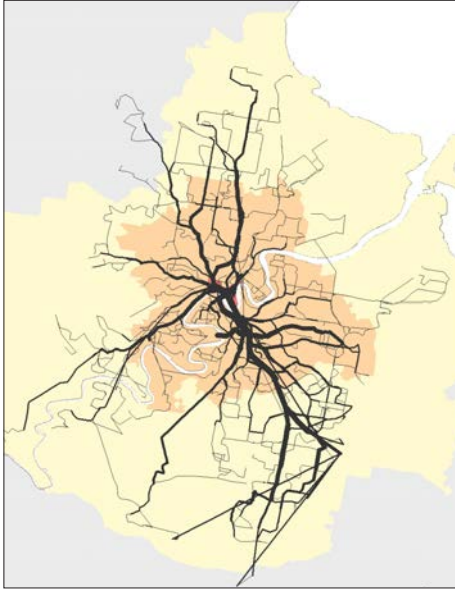


图5 基于线路还原的流量图示意
资料来源: 作者自绘。

路数量较少,并主要分布在布里斯班河以北。值得注意的是,工作日的大部分时段内,普通巴士出行的CV值却比快速巴士出行高,意味着前者在空间上的分布较后者更分散。另外,通过比较乘客出行线路和快速巴士专用道的空间布局可以看到,很多位于布里斯班北部的高流量线路只用到小段的快速专用道,意味着北部快速专用道的使用效率较南部更低。这些出行特征有以下启示。第一,对于客流量较高的线路,定期评估和保证它们的服务质量,如发车频率、准时程度等,以及乘客出行需求(特别是通勤需求)的满意程度,值得公交运营者特别关注。第二,对于乘客量较低、但分布相对分散的线路(特别是普通公交线路),运营者需要进行成本效益分析,并考虑对乘客量低但成本高的线路进行调整,例如采用更灵活、性价比更高的公交模式,如小型巴士。第三,运营者可以考虑将一些高客流量线路调整到布里斯班北部的快速专用道上,以提高后者的使用效率,并借此提升北部的出行效率(例如更短的公交出行时间)。

图8展示了第二个案例分析,即不同乘客组出行的时空间差异。布里斯班的智能公交卡主要分为4类:成人卡、老年卡、大学生卡(包括高级技术类学校学生)及中小學生卡,涵盖不同的公交使用人群。这里作者以成人组(大部分

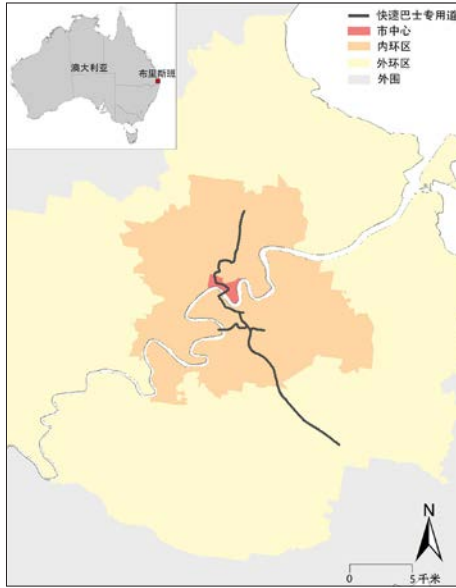


图6 研究背景:布里斯班
资料来源: 作者自绘。

为工作人群)和老年组(即60岁及以上的人群)在工作日的巴士出行为例。同样的,流量图在水平方向按时间段排列,在垂直方向按乘客组和出行方向排列。可以看到,成人组的出行分布很大程度上和图7所示的快速巴士出行的分布类似,意味着该组有相当一部分乘客乘坐基于快速巴士专用道的公交通勤。而老年组的出行,由于整体较低的客流量,其空间分布及随时间的变化并不明显。为了更好地挖掘出该组出行的时空间特征,作者进一步发展了加权条件流量图(Weighted flow-comap)。加权条件流量图的核心是直接计算不同条件下各条线路上的乘客流量差,并进行可视化。例如,一条线路在中午的客流量减去该条线路在早上的客流量,再将该计算用于全部线路。考虑到出行需求在不同时段会有较大的变化,乘客流量差再被标准化。正标准流量差值代表某条线路的乘客量相对于其他线路有增加;而负值则代表乘客量相对减少。标准流量差的绝对值越大意味着乘客量变化越大。

图9展示了在图8基础上绘制的加权条件流量图。成人和老年乘客组在早上的乘客出行量分别作为各组的比较基线,即标准客流差是其他时段(中午、下午和晚上)的客流量减去早上的客流量再标准化后的结果。对于成人组,沿

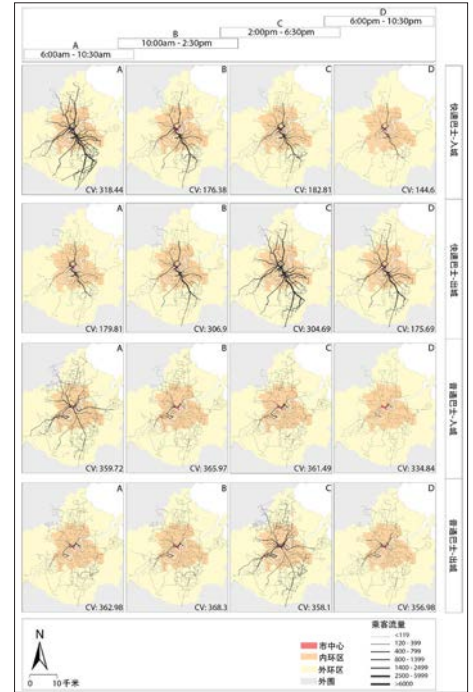


图7 快速和普通巴士出行的时空间分布图
资料来源: 参考文献[21]。

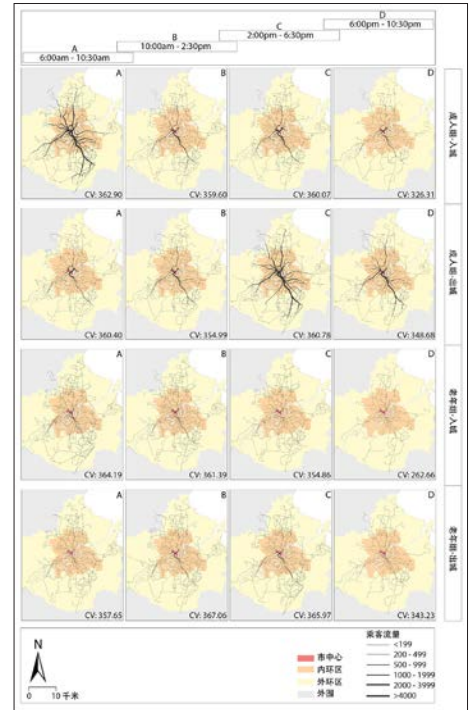


图8 成人和老年组出行的时空间分布图
资料来源: 参考文献[20]。

着若干(尤其在南部的)线路,入城出行的客流量在其他时段相对于早上有所减少;而出城出行的客流量,尤其在中午和下午,在这些线路上有所增加。这些差异均符合通勤特征。老年组

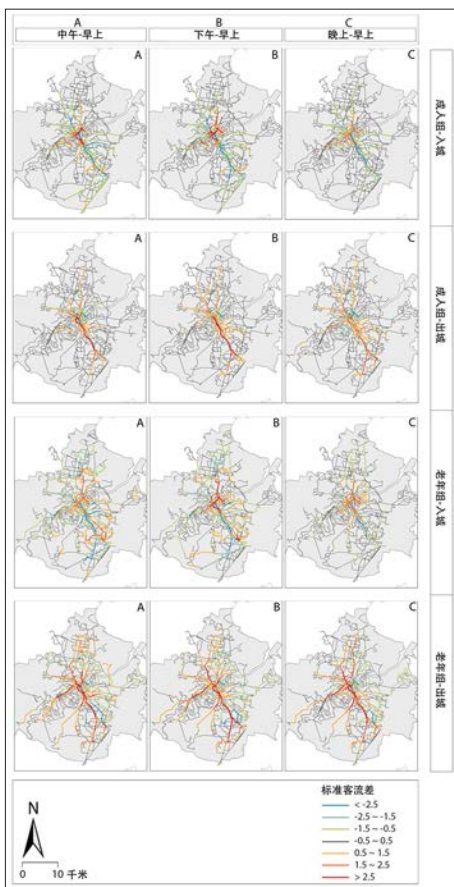


图9 成人和老年组出行的时空分布比较图
资料来源:参考文献[20]。

的出行表现出大致类似的时空差异。不同的是,在早上以外的其他时段,老年乘客组的出城出行流量比成人乘客组在更多的线路上(尤其在布里斯班北部和西南部)有所增加。这些结果为公交运营满足不同乘客组的出行需求提供了启示。除了关注主要乘客组(特别是成人组)的通勤需求外,其他乘客组的在空间上不同的出行需求也应该在设计公交线路中有所考虑。在本案例中,是否应该针对老年乘客在工作日的出城出行提供更多相应的公交线路,值得运营者结合其他数据(如调研数据)进一步调查和考虑。

天气对人的出行行为有着不可忽视的影响^[28-29]。例如在不好的天气状况下(如降雨、高温天气等),人们可能会减少室外活动及出行。本节讨论的最后一个案例则关注天气因素,特别是降雨,对巴士出行在时空分布上的影响。以2012年11月至2013年2月工作日作为主要样

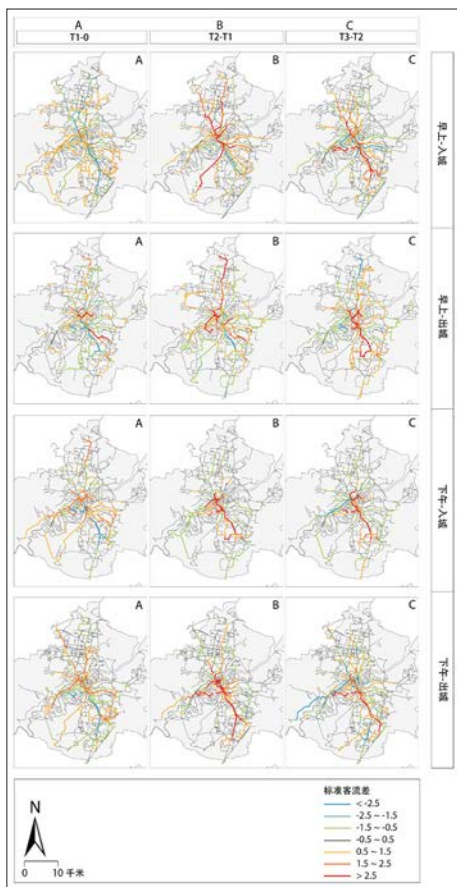


图10 不同降雨量下巴士出行的时空差异图
资料来源:参考文献[30]。

本。结合澳大利亚气象局的数据,作者将上述的工作日样本划分为两大类,即没有降雨日和有降雨日。有降雨的样本根据降雨量的大小进行排序,并根据排序再被等分为3个次样本(分别以T1、T2和T3标注)。基于4个次样本(无降雨日和3个从小到大分级的降雨日),TSCD也被分为相应的4组,作为不同降雨量天气下巴士出行时空分布的可视化数据。上文提到的加权流量图则作为这个案例的主要分析手段。

图10展示了早上(6:00—10:30)和下午(12:00—18:30)时段的加权条件流量图。为了捕捉不同雨量间的客流量差异,低一级的雨量样本作为高一级的雨量样本的比较基线。例如T1降雨量下乘客流量减去零降雨量时的乘客流量(T1-0);T2降雨量下乘客流量减去T1降雨量的乘客流量(T2-T1)。对于早上时段,一些线路的客流量在小降雨量(T1)时有所减少。而达到较高降雨量时(如从T1到T2,再到T3),有些线

路(尤其是与快速巴士专用道相连接的线路)的客流量却有增加。下午时段的巴士出行时空变化与早上时段的变化类似。这些出行变化表明,雨量较大时,有更多人选择乘坐基于快速专用道的巴士线路通勤。其中可能有两个原因:一是降雨量变大时,道路状况也变得相对不安全,促使一部分驾车的通勤者使用公交出行;二是快速巴士专用道上的车站相对于普通巴士站有更好的遮挡设计,从而可能吸引其他巴士线路的乘客乘坐快速巴士服务。根据这些结果,公交运营者可以根据不同的天气状况(如降雨)对巴士公交做出调整。例如,对于降雨时乘客量减少的线路,车次可以相应地减少;同时,这些减少的车次可以调到那些乘客量相对增加的线路。当资金相对充沛时,运营者也可以考虑加强普通巴士线路上车站的遮盖设计以改善天气不好时乘坐巴士的体验,从而提升乘客的满意度。

4 结论

TSCD作为一种新型的交通大数据,为出行行为的时空研究带来新的机遇。同时,该数据巨大的信息量也对传统的、依赖于数理统计的分析方法提出了挑战。以布里斯班为背景,本文集中展示并讨论了针对TSCD而发展的地理可视化方法——条件流量图及其应用。可视化的结果揭示了基于巴士公交的出行在一个城市尺度下相对精细的时空分布和特征,以及在不同因素(包括快速巴士公交道、乘客组群和天气)作用下的变化。基于这些发现,公交运营者可以对巴士公交系统做出更有针对性的规划和调整,如在不同情况下,根据出行量的变化对公交服务系统进行实时监控和调整。值得注意的是,由于城市结构、人口等方面的不同,本文展示的结果及规划启示很大程度上并不能直接迁移到国内,尤其是规模较大的城市。例如,北京的公交通勤出行表现出相对分散的、多中心的空间结构^[5];而布里斯班的公交通勤出行则表现出较强的单中心结构(即以市中心及周边区域为主要目的地)。尽管有这样的差异,通过本文的案例分析可以看到,TSCD结合地理可视化方法(如条件流量图)仍然可以应用在空间

结构更加复杂的城市背景下,以支持公交系统更好地满足当地的出行需求。鉴于当下愈加复杂的出行行为和持续的城市化进程,掌握这样的出行信息和分析工具也显得越来越重要。

虽然TSCD在揭示出行行为的时空特征和支持交通系统规划方面有着不可忽视的潜力,它并不能被作为治理城市交通的万能药。这点很大程度上是由于TSCD的一些自身缺陷。例如, TSCD一般并不提供关于持卡人经济社会属性和对于不同出行方式和活动的态度和偏好。而这些因素对人们的日常出行行为也有重要的影响。另外, TSCD一般也不包含除公共交通以外的交通模式和出行信息(如私人汽车、自行车和步行等)。之后的研究可以尝试将TSCD与其他数据相结合的方法以弥补TSCD的上述缺陷。最后,进一步发展更成熟的、针对TSCD的分析方法,如在3D环境下的地理可视化和建立时空出行模型等,对更好掌握城市人口的出行动态、为城市交通系统提供支持有着长远的意义。■

参考文献 References

- [1] 龙瀛,孙立君,陶遂. 基于公共交通智能卡数据的城市研究综述[J]. 城市规划学刊, 2015 (3): 71-77.
LONG Ying, SUN Lijun, TAO Sui. A review of urban studies based on transit smart card data[J]. Urban Planning Forum, 2015 (3):71-77.
- [2] MORENCY C, TRÉPANIÉ M, AGARD B. Measuring transit use variability with smart-card data[J]. Transport Policy, 2007, 14(3):193-203.
- [3] DEVILLAINÉ F, MUNIZAGA M, TRÉPANIÉ M. Detection of activities of public transport users by analyzing smart card data[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2012 (2276):48-55.
- [4] MUNIZAGA M A, PALMA C. Estimation of disaggregate multimodal public transport origin-destination matrix from passive smartcard data from Santiago, Chile[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2012 (24):9-18.
- [5] 龙瀛,张宇,崔承印. 利用公交刷卡数据分析北京职住关系和通勤出行[J]. 地理学报, 2012, 67 (10): 1339-1352.
LONG Ying, ZHANG Yu, CUI Chengyin. Identifying commuting pattern of Beijing using bus smart card data[J]. Acta Geographica Sinica, 2012, 67(10):1339-1352.
- [6] HANSON S, HUFF J. Classification issues in the analysis of complex travel behavior[J]. Transportation, 1986, 13(3):271-293.
- [7] SCHLICH R, SCHÖNFELDER S, HANSON S, et al. Structures of leisure travel: temporal and spatial variability[J]. Transport Reviews, 2004, 24(2):219-237.
- [8] 张萌,孙全欣,陈金川,等. 北京市女性出行行为研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2008, 8 (2): 19-26.
ZHANG Meng, SUN Quanxin, CHEN Jinchuan, et al. Travel behavior of the female in Beijing[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information, 2008, 8(2): 19-26.
- [9] BULIUNG R N, ROORDA M J, REMMEL T K. Exploring spatial variety in patterns of activity-travel behaviour: initial results from the Toronto Travel-Activity Panel Survey (TTAPS)[J]. Transportation, 2008, 35(6):697-722.
- [10] SCHÖNFELDER S, AXHAUSEN K W. Activity spaces: measures of social exclusion?[J]. Transport policy, 2003, 10(4):273-286.
- [11] KAMRUZZAMAN M, HINE J, GUNAY B, et al. Using GIS to visualise and evaluate student travel behaviour[J]. Journal of Transport Geography, 2011, 19(1):13-32.
- [12] 柴彦威,申悦,肖作鹏,等. 时空行为研究动态及其实践应用前景[J]. 地理科学进展, 2012, 31 (6): 667-675.
CHAI Yanwei, SHEN Yue, XIAO Zuopeng, et al. Review for space-time behavior research: theory frontiers and application in the future[J]. Progress in Geography, 2012, 31(6): 667-675.
- [13] BAGCHI M, WHITE P R. The potential of public transport smart card data[J]. Transport Policy, 2005, 12(5):464-474.
- [14] PELLETIER M P, TRÉPANIÉ M, Morency C. Smart card data use in public transit: a literature review[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2011, 19(4):557-568.
- [15] NASSIR N, KHANI A, LEE S, et al. Transit stop-level origin-destination estimation through use of transit schedule and automated data collection system[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2011 (2263):140-150.
- [16] DEVILLAINÉ F, MUNIZAGA M, TRÉPANIÉ M. Detection of activities of public transport users by analyzing smart card data[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board. 2012 (2276):48-55.
- [17] KITCHIN R. Big data and human geography: opportunities, challenges and risks[J]. Dialogues in Human Geography, 2013, 3(3):262-267.
- [18] KWAN M P. Interactive geovisualization of activity-travel patterns using three-dimensional geographical information systems: a methodological exploration with a large data set[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2000, 8(1):185-203.
- [19] ADRIENKO N, ADRIENKO G. Spatial generalization and aggregation of massive movement data[J]. IEEE Transactions on visualization and computer graphics, 2011, 17(2):205-219.
- [20] 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.
- [21] TAO S, CORCORAN J, Mateo-Babiano I, et al. Exploring bus rapid transit passenger travel behaviour using big data[J]. Applied Geography, 2014 (53):90-104.
- [22] BRUNSDON C. The comap: exploring spatial pattern via conditional distributions[J]. Computers, environment and urban systems, 2001, 25(1):53-68.
- [23] ANDRIENKO G, ANDRIENKO N. A general framework for using aggregation in visual exploration of movement data[J]. The Cartographic Journal, 2010, 47(1):22-40.
- [24] PLUG C, XIA J C, CAULFIELD C. Spatial and temporal visualisation techniques for crash analysis[J]. Accident Analysis & Prevention, 2011, 43(6):1937-1946.
- [25] Australian Bureau of Statistics. 2011 Census QuickStats[EB/OL]. (2013-03-28) [2013-11-18]. http://www.censusdata.abs.gov.au/census_services/getproduct/census/2011/quickstat/0?open=document&navpos=220.
- [26] TAO S. Investigating the travel behaviour dynamics of bus rapid transit passengers[D]. Brisbane: University of Queensland, 2015.
- [27] BELL M, BLAKE M, BOYLE P, et al. Cross national comparison of internal migration: issues and measures[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society), 2002, 165(3):435-64.
- [28] BÖCKER L, DIJST M, PRILLWITZ J. Impact of everyday weather on individual daily travel behaviours in perspective: a literature review[J]. Transport Reviews, 2013, 33(1):71-91.
- [29] DIJST M J, BÖCKER L, KWAN M P. Exposure to weather and implications for travel behaviour: introducing empirical evidence from Europe and Canada[J]. Journal of Transport Geography, 2013 (28):164-166.
- [30] TAO S, CORCORAN J, HICKMAN M, et al. The influence of weather on local geographical patterns of bus usage[J]. Journal of Transport Geography, 2016 (54):66-80.