

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)04-0454-14

论文引用格式: Jiang X R, Tian Y, Jiang L, Liang R H. Visual analytics of urban road transportation data: a survey[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(4): 0454-0467. [姜晓睿, 田亚, 蒋莉, 梁荣华. 城市道路交通数据可视分析综述[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(4): 0454-0467.] [DOI:10.11834/jig.20150401]

城市道路交通数据可视分析综述

姜晓睿¹, 田亚², 蒋莉², 梁荣华¹

1. 浙江工业大学信息工程学院, 杭州 310023; 2. 浙江工业大学计算机学院, 杭州 310023

摘要: 目的 交通是困扰现代大都市的世界性难题。近年来, 可视分析技术在分析和利用交通大数据中扮演了越来越重要的角色, 成为一项重要的智能交通技术。本文将全面回顾自信息可视化和可视分析兴起以来城市交通数据可视分析领域的研究现状。方法 从道路交通流量分析和其他交通问题分析两个方面, 按照数据的类型及问题的分类探讨交通领域的可视化技术和可视分析系统, 简单回顾近年来出现的研究新趋势。结果 早期研究注重对道路流量的可视化展示方案, 主要方法有箭头图、马赛克图和轨迹墙等。随着可视分析手段的丰富, 对城市道路交通流量的分析层次上升到交通事件层面, 但是交通事件的定义仅局限于交通拥堵。应用可视分析的其他交通问题领域包括公共交通、交通事故和人群出行行为等。近年出现了挖掘和利用交通轨迹或交通事件的社会属性或称环境上下文信息的研究新趋势。结论 从对交通流量的可视化到交通事件的可视分析, 从面向道路交通状况到与交通相关的其他社会性问题, 从单纯反映路况的交通数据到富含社会性语义的多源数据, 从传统的 PC 端可视化和交互范式到新型的可视化展示介质, 交通数据可视化领域的研究在深度和广度上都得到大大拓展, 未来该领域的研究趋势也体现于其中。

关键词: 城市交通问题; 可视分析; GPS 轨迹数据; 交通流量分析; 交通事件分析

Visual analytics of urban road transportation data: a survey

Jiang Xiaorui¹, Tian Ya², Jiang Li², Liang Ronghua¹

1. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China;

2. School of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

Abstract: **Objective** Urban transportation has become a global challenge that plagues all global metropolises. Visual analytics techniques have recently become an important intelligent transportation technology that is crucial to the analysis and utilization of big transportation data. This study attempts to review the state-of-the-art of visual analytics techniques in urban transportation data comprehensively. These techniques have been developed since the proliferation of information visualization and visual analytics. **Method** The discussion mainly focuses on two broad aspects: road traffic analysis problems and other intelligent transportation-related problems. A detailed presentation of the visualization techniques and visual analytics systems is organized according to the transportation data type and transportation problem category. Recent research trends are succinctly summarized. **Result** Many early studies have focused on designing techniques, such as arrow graph, mosaic map, and traffic wall, to visualize road traffic. With these techniques, current research on road traffic analysis has placed

收稿日期: 2014-09-01; 修回日期: 2014-11-10

基金项目: 浙江省自然科学基金杰出青年基金项目 (R14F020005); 浙江省钱江人才计划项目 (2013R10054); 浙江省公益性技术应用计划研究项目 (2014C3307)

第一作者简介: 姜晓睿 (1983—), 男, 讲师, 2013 年于中国科学院大学计算技术研究所获计算机软件与理论专业博士学位, 主要研究方向为信息可视化、可视分析、数据挖掘和科学情报分析。E-mail: xjiang@zjut.edu.cn

emphasis on traffic events. However, the definition of traffic events remains limited to traffic congestion. Other application areas of visual analytics in the intelligent transportation domain include public transportation, traffic accidents, and human mobility. In recent years, a new research trend of mining and utilizing the social dimensions or social contextual information of vehicle trajectories or traffic events has emerged. **Conclusion** From traffic flow visualization to visual analysis traffic incidents, from analyzing road traffic status to other urban transportation-related social problems, from analyzing single-source transportation data to multi-source data that are rich in social semantics, and from the traditional interactive visualization paradigm at the PC end to novel media and devices for visual presentation, the depth and breadth of research on transportation data visualization have significantly broadened. The research trend of this domain is also evident.

Key words: urban transportation problems; visual analytics; GPS trajectory data; traffic flow analysis; traffic incident analysis

0 引言

交通问题与各行业各阶层息息相关,是困扰现代大都市的世界性难题。车流的激增带来交通拥堵、尾气排放等经济、环境问题,同时也是导致交通事故频发的原因之一。与此同时,GPS地理感知设备所提供的大量定位数据为我们感知城市交通和生活脉搏提供了新的机会。通过智能交互手段分析大量个体车辆GPS时空数据,可以为诊断城市交通问题、挖掘人群出行模式提供便利。这也是智能交通研究的主要内容之一。

随着2005年来信息可视化技术的快速发展和广泛应用,在智能交通研究领域也出现了交通可视分析的重要研究分支。可视分析相较于传统的黑盒方式,通过丰富的交互手段为用户提供从概览到细节的探索能力,其图形化的分析结果展示方式也便于用户理解数据中蕴藏的规律。因此,可视分析近年来在智能交通领域受到极大的关注,产生了大量上乘的研究成果。

本文全面回顾了近年来交通领域可视分析的研究进展。首先简要叙述交通数据(主要是交通GPS轨迹数据)的预处理技术;接着从道路交通流量分析和其他交通问题分析两个大方面,按照数据的类型及问题的分类探讨交通领域的可视化技术和可视分析系统;最后,简要回顾了近一年来出现的新的研究趋势。

1 交通数据预处理

在智能交通管理中最重要和最常见的数据是由卫星定位系统采集的车辆GPS数据及从原始GPS

数据中重建出来的车辆轨迹数据。大量的研究工作集中于利用GPS轨迹数据分析道路交通流量及包括拥堵等在内的交通事件。在GPS之外,交通数据采集设备还包括地感线圈、激光探测器等。因本文侧重于交通数据的可视分析技术,以下并不打算对数据预处理进行面面俱到的介绍。因GPS数据处理较为复杂,以下仅对此类数据的预处理作简要回顾。

1.1 轨迹数据清洗

车载GPS设备缺陷和数据传输错误等因素导致原始数据集中存在异常记录。异常记录虽然在整个数据中占比不大,但是它们广泛分散在大部分车辆轨迹中,是对后续分析致命的噪声。对异常记录的处理称为数据清洗。最基本的异常记录包括数据整体丢失、经纬度缺失或错误、时间戳错误等^[1]。蕴藏于原始数据中的更复杂的轨迹数据异常还包括过快的速度、过长的距离和过大的时间间隔等^[2]。此外,长时间停车也需要从原始数据中剔除^[2]。

1.2 轨迹数据校准

即便数据被准确地发回并接收,GPS系统的精度仍会造成采样数据与真实位置存在偏差。产生位置偏差的另一个原因是GPS坐标系统与众多地图服务商采用的坐标系统不同。直接在地图上绘制GPS数据点所得的车辆轨迹会偏移在城市路网之外,因此需要对原始数据做校准,用校准后的轨迹数据替代原始数据,否则无法计算道路流量。如上所述,数据校准的第1步是校准GPS定位系统与地图服务商坐标系统间的偏差。例如,文献[3]中对所有GPS点进行经度减0.0023、纬度加0.0047的操作。在第1步校准之后,GPS点仍然会落在道路之外,这时需要采取数据校准的第2步,即判断每一个

GPS 点属于哪一条道路。这一步称为地图匹配。传统的地图匹配算法包括点对点、点对线和线对线等方式^[4]。早期的相关算法可见于文献[5]。近年来,地图匹配算法仍是地理信息系统领域的研究热点之一。其中 $S-T$ matching^[6] 和交互式投票^[7] 是对低采样率 GPS 轨迹做地图匹配的两个代表性算法。此外, Liu 等人^[8] 提出的 WI-matching 算法则将基于拓扑关系的权重投票和轨迹数据点插值结合在同一个算法中。

1.3 轨迹数据化简

在交通轨迹可视化中,最基本的办法是用直线连接相邻的 GPS 采样点。如果 GPS 采样频率较高,比如每 5~10 s 返回一个数据的话,则一条道路上往往存在许多同一轨迹的 GPS 采样点。相对于 GPS 采样点的“冗余性”,用户往往仅对该路段车流的一些统计信息(如平均/最高/最低速度和流量大小等)感兴趣,因此可以选择用路段代替轨迹点并保存流量统计信息的方法将轨迹表示成路段的序列,这样可以提高可视化时的绘制效率^[1]。

2 道路交通流量分析

2.1 交通流量的可视化与可视分析

早期的研究工作主要围绕交通流量的可视化展开,目的是直观地展示交通流量的时空变化特性,辅助管理人员了解和分析城市交通运行状况。

Andrienko 等人^[9] 提出了一个有机融合数据库处理、数据变换和交互分析等技术的车辆轨迹数据可视分析框架。数据处理任务包括重要地点的抽取和通行轨迹的重建,分别根据车辆在某点的连续停留时间和车辆在前后两停留点间的相隔时间实现。系统使用 OPTICS 算法^[10] 对重要地点和通行轨迹做聚类,以降低视觉混淆度(visual clutter)。绘制在地图上对应位置的箭头图是对车辆通行轨迹的直观摘要,箭头指向代表轨迹方向,箭头粗细则代表轨迹数量(即流量)大小(图 1)。对交通流量在地图上的类似可视化方式也参见文献[11]。后者也用箭头及其粗细表示流量的方向和大小。不同的是,后者没有将流量紧密地绘制在道路上,并且将着重点放在去往不同目标区域的流量大小及流量在主要中间区域的分流情况(图 2)。



图 1 箭头图标表示道路流量

Fig. 1 Arrow graph for road traffic flow

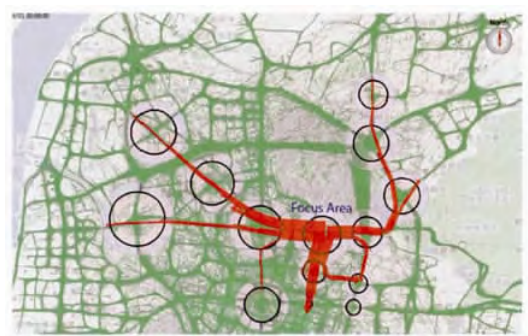


图 2 从源点区域出发的流量

Fig. 2 Traffic flow from single resort

文献[12]在此基础上,针对交通轨迹数据属性及任务特点尝试了多种可视化方法。提出“面向流量”(traffic-oriented)和“面向轨迹”(trajectory-oriented)两种车辆移动数据视图。定义“流量”为一组车辆的某种集体运动,而这种集体运动的诸如位置、速度、方向、加速度、变向等属性则视为“流量状态”。面向流量的时空集聚($S-T$ aggregation),提出用马赛克图(图 3)纵横轴分别表示小时和天,每个马赛克片的颜色代表速度。面向轨迹,提出基于起点/终点和基于路线两种聚类方法。

平铺在地图上的马赛克图只能反映通过一小块查询区域或者一小段道路的车流的时空分布特性。即便是相邻区域的一组连续马赛克图,对于表现整条道路或整段轨迹在相邻空间和时间上的变化特征仍然不够直观。因此, Tominski 等人^[13] 提出了一种融合 2 维/3 维(2D/3D)方法可视化轨迹的空间、时间特性和诸如车速等其他属性值。对每一条轨迹,用一条与其运动方向相同的条带表示。条带分段,



图3 马赛图表示区域内流量的时空聚类特性

Fig. 3 Mosaic map for the spatio-temporal characteristics of traffic flows through certain regions

每一段对应轨迹上的一段。颜色表示某属性值的大小,例如平均速度等。对空间相关的一簇轨迹,条带按照时间先后顺序自下而上堆叠成轨迹墙(trjectory wall),并将轨迹墙置于轨迹簇发生于2维地图的相应位置上(图4)。2维/3维混合方法能够同时展现在空间和时间上相近的交通事件。为辅助轨迹特性和交通状况的时间分析,文献[13]设计了一个2维的时间透镜(time lens),如图4右下角所示。透镜的外部是时间环,内部散布的空间轨迹点通过时间链接(time link)与环上的时间刻度相关联(time scale)。时间透镜清楚地告诉用户看到在什么日子、什么时间和什么地方,交通流量非常大以致发生拥堵。

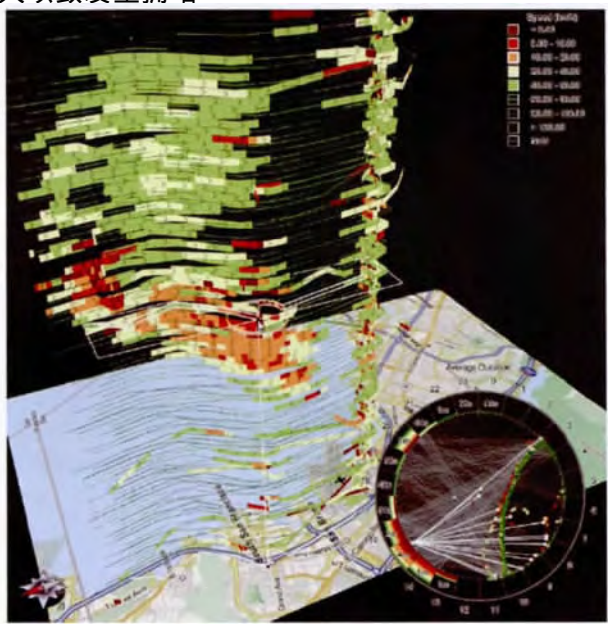


图4 结合2D/3D的时空轨迹墙及时间透镜

Fig. 4 Traffic wall and time lens that integrate 2D/3D methods

事实上,采用3维方法可视化轨迹的时空信息早见于文献[14]。在被文献[14]称之为时空立方体(space-time cube)的可视化方案中,没有用分段着色的条带表现轨迹属性。其分析着眼点是轨迹的时空聚类,因此用不同颜色的线条表示不同的轨迹聚类。与文献[13]相同,线条按照时间顺序作3维堆叠,如图5所示。

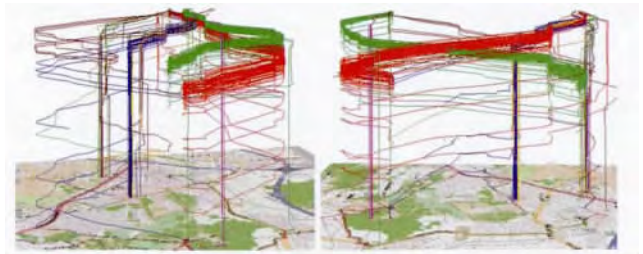


图5 可视化轨迹时空聚类的时空立方体

Fig. 5 Space-time cube for visualizing spatio-temporal clusters of trajectories

相比于文献[13],Pu等人^[15]开发的T-Watcher系统更侧重于对比分析大城市不同区域或道路进出流量的时间变化特征。这一点与文献[12]更加相似,只不过文献[15]的分析依赖于被称为视觉指纹(visual fingerprint)的视觉编码新方案(图6)。视觉指纹是一个螺旋环状视图,环向和轴向分别表示不同时间粒度,颜色的深浅代表所表征属性值的大小,如流量大小或平均车速等。视觉指纹技术也被用于Liu等人^[8]的VAIT(visual analytics for intelligent transportation)系统。在T-Watcher的基础上,VAIT提供了基于轨迹和热度图两种风格的全局视觉指纹。不同的是,在VAIT中的螺旋环状指纹里,环向代表一天24h,轴向代表一周7天,颜色的深浅表示在此区域内开车/停车的数量。

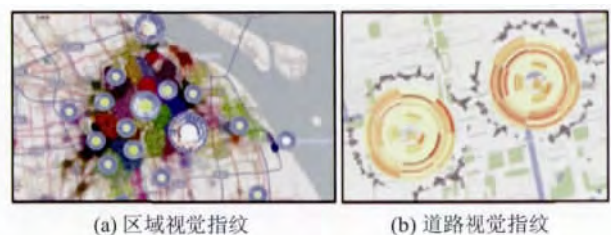


图6 T-Watcher系统中可视化流量的螺旋环状指纹

Fig. 6 Ring-style visual fingerprinting for visualizing regional traffic in the T-Watcher System

在流量可视化技术之外,Feirerra 等人^[16]则更加全面地阐述了一个对纽约市出租车运行数据的建模、管理、查询和可视分析系统 TaxiVis。与前述工作不同的是,TaxiVis 所用的数据只包含出租车轨迹的起点和终点(即出租车的上客和下客)信息及行程收费金额,因此其分析的目的更接近于文献[15]和文献[8]。系统提供了一个包括地图区域选择、时间窗口选择和一系列过滤工具的可视化界面(图7(a))辅助用户描述查询,避免复杂 SQL 语句的书写。系统同时提供了点云(point cloud)、采样、密度图(density map)和网格图(grid map)等多种细节层次的(level-of-detail)查询结果可视化技术,见图7(b)。使用 TaxiVis 能在宏观上帮助用户了解不同区域在不同日子、不同时间下的打车需求,也能发现城市中存在的一些交通枢纽。

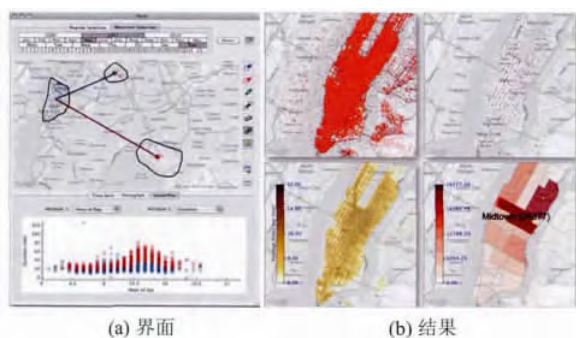


图7 TaxiVis 系统的可视化查询界面和结果展示

Fig. 7 The visual querying interface and query result visualization in the TaxiVis system

与上述研究采用 GPS 定位数据分析车辆在路网或城市空间内的移动不同,TripVista 系统^[17]使用可视化技术分析了路口车辆轨迹数据的微观模式。安置于路口的水平激光扫描仪记录了不同类型的车辆(包括自行车与行人)在通过路口时的运动轨迹。TripVista 系统集成了路口环形空间视图、主题河(theme river)时间视图和平行坐标多维视图等3个可视化组件,见图8视图a—c。空间视图显示路口的轨迹位置与走向,颜色代表轨迹的类别,即包括行人在内的6类不同交通工具。路口外侧内、外两环分别用红色、蓝色直方图描述以某个角度或方向进入、离开路口的车流密度。时间视图在传统的主题河的基础上增加了表示车辆运行方向的箭头小图标(arrow glyph)。主题河的颜色和宽度分别表示轨迹的类别和流量大小。

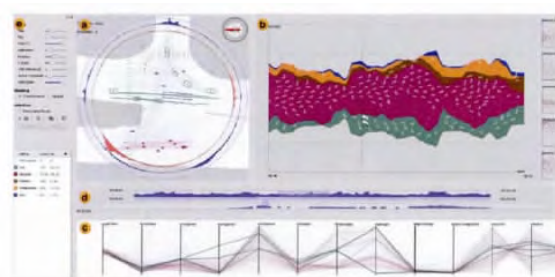


图8 路口轨迹数据微观模式可视分析系统 TripVista

Fig. 8 The TripVista visual analytics system for microscopic traffic patterns in trajectories at road intersections

2.2 交通事件可视分析

早期的研究主要着眼于如何将交通轨迹的复杂时空特性有效地展示出来。近年来,研究人员进一步开始关注如何通过新颖有效的可视化技术分析和挖掘交通流量中隐藏的交通事件。对于智能交通而言,理解交通事件的发生、原因和影响,对于管理人员适时作出决策调整具有更直接的意义。在一般的意义上交通事件指城市路网中发生的长时间流量聚集状态,在更严重的情况下则演变为交通拥堵。本文对交通“事件”采用了更宽泛的定义,也包括车辆在移动过程中发生的状态转换。

例如,von Landesberger 等人^[18]设计的动态类别数据视图(DCDV)能够有效地可视化移动轨迹数据中的状态切换,诸如开车从家中去往办公场所、然后下班等。DCDV 的主体由柱状图和柱间条带组成(图9),其中横轴表示时间。每根柱按照车辆状态分成若干段,每段长度表示该时刻下处于某一状态的车辆数目。相邻时刻间运动状态的切换用一根渐变条带表示,条带宽度表示发生状态切换的车辆数目。DCDV 十分有助于理解城市人群的生活规律和运动模式。

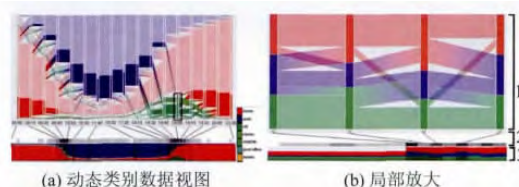


图9 可视化轨迹状态变换的动态类别数据视图

Fig. 9 Dynamic category data view for visualizing trajectory state transition

更多的研究集中于对交通拥堵情况的可视分析。例如 Andrienko 等人^[19-20]定义 m-事件为速度低

于某个阈值的移动轨迹,也即发生拥堵的轨迹,并对 m -事件作基于密度的聚类以识别道路拥堵点。拥堵点的可视化采用类似于时空立方体的技术^[14],如图10是对米兰市交通拥堵的可视分析。图10(a)用不同颜色在地图上展示了不同方向的交通拥堵状况。图10(b)则将发生在不同时间的拥堵分布在立方体中,纵轴为第3维时间。

在单纯对交通拥堵事件的可视分析之外,Wang等人^[2]进一步研究了交通拥堵在城市路网上的传播情况。利用GPS轨迹数据,Wang等人首先估计车辆移动速度,然后根据预设的阈值判断是否发生拥堵,并根据拥堵发生的时间先后顺序和空间相关关系建立路网上的交通拥堵传播图,如图11所示。用户选中某个拥堵点后,系统以像素图的方式显示该点附近路段车速的时间分布特性。图12显示了北

京某立交桥附近的拥堵传播图(图12(a))及相关路段上车速的时间分布特性(图12(b))。行和列分别表示一天和一天内的不同时间,像素单元(cell)的颜色编码该路段在对应时间的车速快慢,单元大小表示拥堵程度。

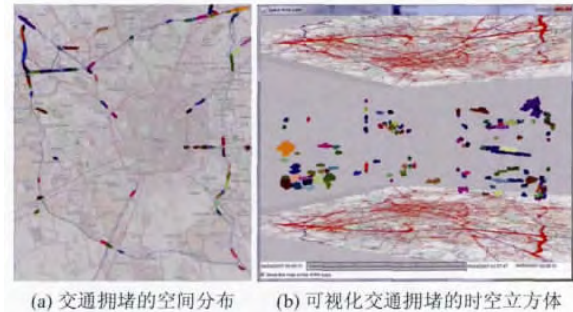


图10 交通拥堵事件的聚类及可视化

Fig. 10 Traffic congestion clustering and visualization

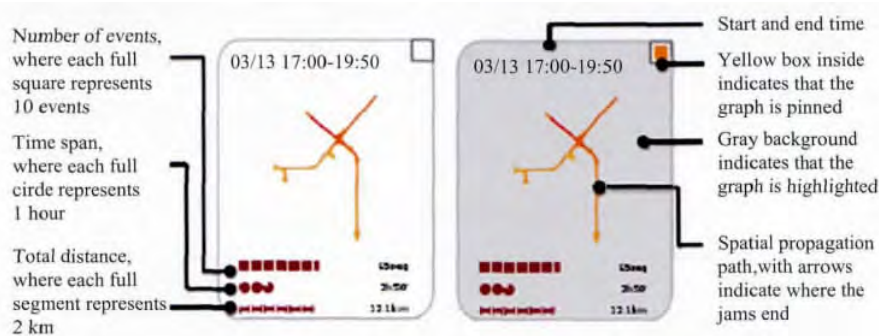


图11 道路拥堵点信息卡片及周边拥堵传播网络

Fig. 11 Information card of the congestion point and the ambient congestion point and the ambient congestion propagation network

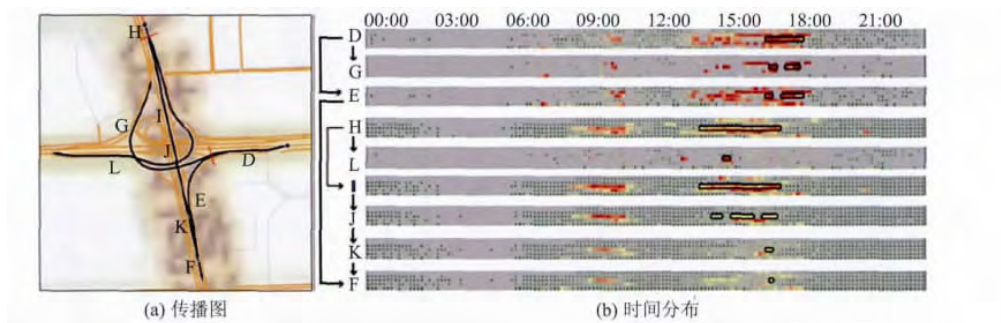


图12 交通拥堵的时间分布像素图

Fig. 12 The pixel map for visualizing the time distribution of traffic jams

3 其他交通问题分析

3.1 公共汽车

Mai等人^[21]利用改进的Marey图分析公交线路

运行的准点情况。Marey图最早于1885年被用于绘制法国火车时刻表,其横轴是时间,纵轴是站点,线路上两个站点间用直线相连(图13)。文献[21]将原始的Marey图中连接两个站点的直线修改为深浅、宽度不一的条带。条带的两条线分别表示公交

时刻表和实际运行状况。两条线之间的面积表示公交车的运行整点程度,黑色表示晚点到站,白色表示提前到站,面积越大代表时间相差越大,即误点情况更严重(图 14(a))。改进的 Marey 图中线条两边的灰色阴影部分面积大小则表示载客数量多少(图 14(b))。公交运行的整体健康状况由此

一目了然。

同样以 Marey 图为基础,Hranac 等人^[22]使用略微不同的可视编码(图 15)。规定时刻和实际时刻分别用黑色和红色虚线表示(图 15 中每条条带的左侧和右侧虚线),两条线之间的差距表示误点情况,其间的填色表示相邻站点间的载客数量。

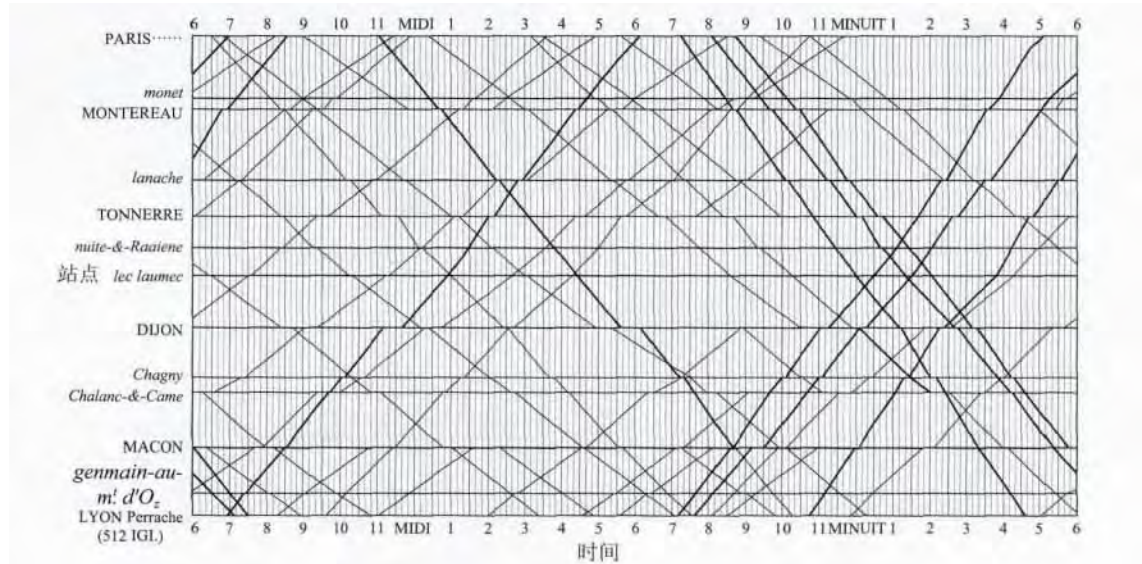


图 13 1885 年法国巴黎至里昂火车时刻表的 Marey 图

Fig. 13 The Marey graph visualization of the train schedule from Paris to Lyons in 1885

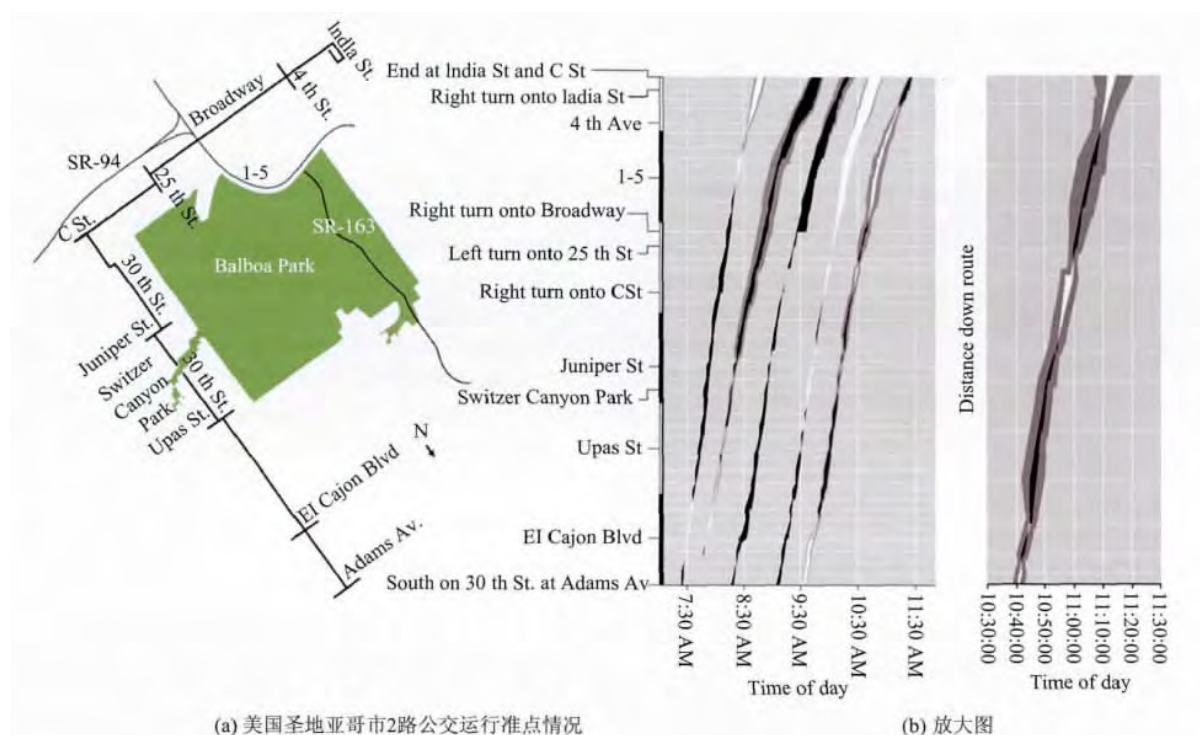


图 14 文献[21]提出的改进的 Marey 图

Fig. 14 The extended Marey graph by reference [21]

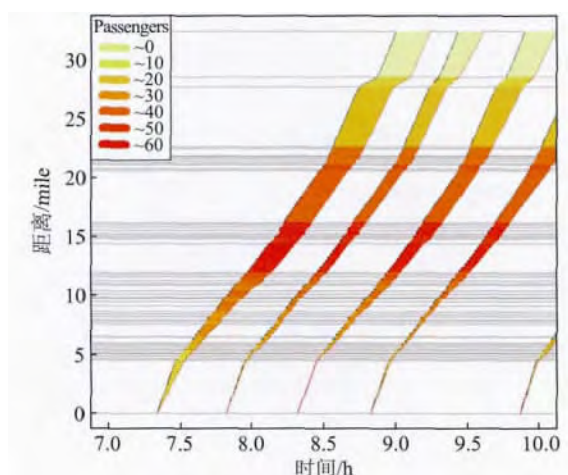


图15 文献[22]提出的改进的Marey图

Fig. 15 The extended Marev graph by reference [22]

Du 等人^[23]设计的 MetroVis 系统同样致力于分析公共交通系统的运行状况和服务质量,为线路设计和资源配置提供支持。与文献[21-22]不同的是,系统除乘客自动计数、公交规划时刻表、公交实际运行时刻等数据之外,还包括了乘车费用和费用类型。在 MetroVis 中,数据被分为站点(stop/station)、线路(route)和行程(trip)等3个级别,并提供3种可视化视图。在地图视图和线路视图上,用户可获取与地理位置相关的公共交通线路规划情况和公交线路统计数据,分别见图16(a)(b)。日历视图(图16(c))则按照行为年、纵为月、格为天的方式排列,方格颜色表示日均载客数量的高低或线路准点情况的好坏。

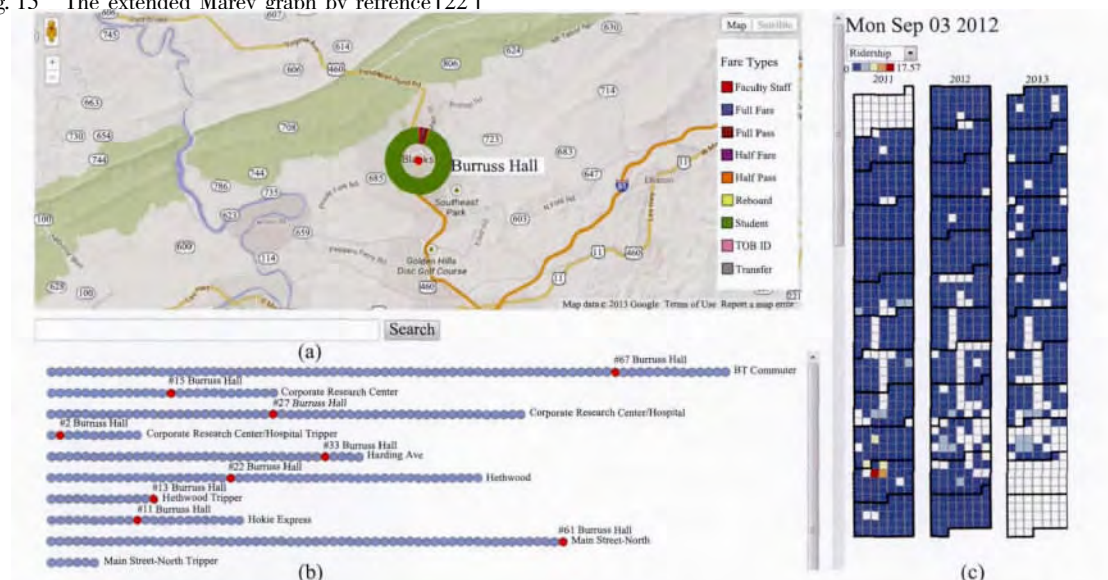


图16 MetroVis 系统可视分析界面

Fig. 16 The visual interface of the MetroVis system

3.2 地铁客流

Itoh 等人^[24]开发的可视分析系统以东京28条地铁线路的乘客路线为分析对象,旨在理解在城市事件或自然灾害发生时乘客移动的变化模式,为在类似事件或灾害发生时更好地采取措施提供知识。为方便计算,乘客路线被认为是乘客上车站点和下车站点之间的最快换乘路线。该系统提供了两种可视化组件用于数据分析。热度图视图(heatMap view, 类似于马赛克视图或像素图)表现了不同线路在不同方向、不同时间内乘客数量的变化,见图17(a)。颜色代表乘客数量与平均值之间的差值,红色代表差

值高,蓝色代表差值低。路线视图(route view)可理解为热度图视图在某一时间上的投影,用带方向的堆叠条带表示不同线路在不同站点间的乘客数量变化,见图17(b)。颜色编码与热度图视图相同。

3.3 移动决策

交通轨迹数据不仅能反映城市的交通运转状况,而且也是反映人类行为特征的有效数据来源。比如,人们在出行时会做出不同的路线选择,出租车司机在寻找客人时也有不同的策略安排,这些都可以通过交通轨迹数据得到反映。近年来在这一方面也开展了一些有趣的研究工作。

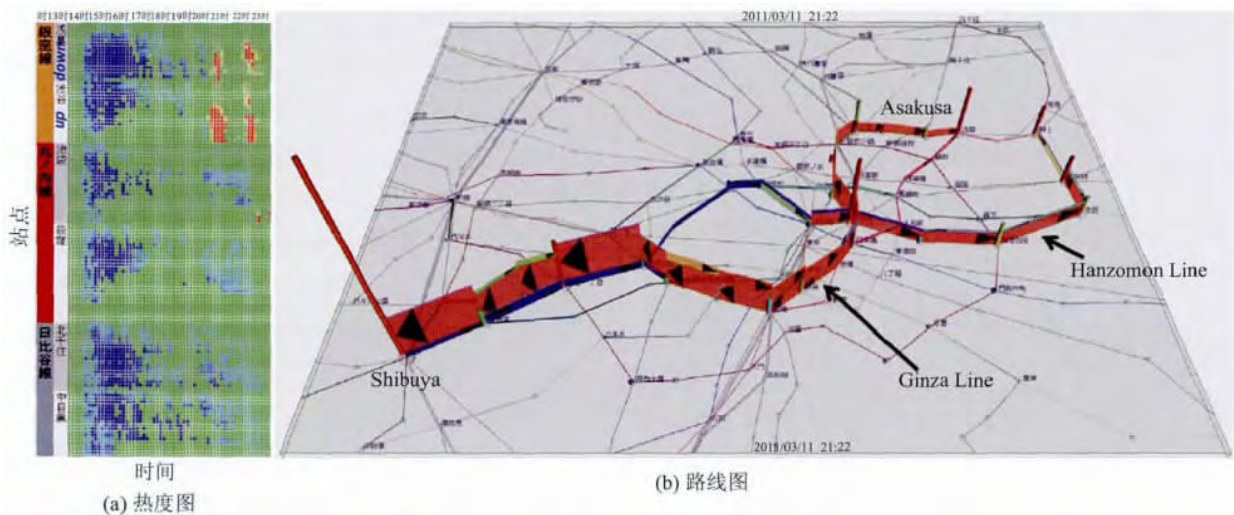


图 17 地铁人流变化可视分析
Fig. 17 Visual analysis of changes in metro passenger flows

Gao 等人^[25]开发了一套针对出租车司机的路线选择和决策智慧的可视分析方法。可视化方法包括位置选择图 (choice-of-location graph) 和停/行决策树 (wait/move strategic tree) 两种新的可视化组件 (图 18)。位置选择图以位置的热度为中心 (中心线), 分为上下两个部分。Beizer 曲线连接两个不同位置, 曲线高度表示行程的平均长度, 颜色编码行程数目。停/行 (二叉) 决策树以时间为横轴, 以 (距离起点区域的) 距离为纵轴, 上、下支分别表示司机决定离开某位置寻客或停留在该位置等客, 分支的宽度表示做出此类决策的司机数量。通过可视分析, 文献 [25] 证实了出租车司机收入高低与其驾驶行为和决策特点间的相关性, 并验证了有关高收入司机行为特点的若干假设, 例如高收入司机有更多的目标区域和高收入司机寻客更加主动等。

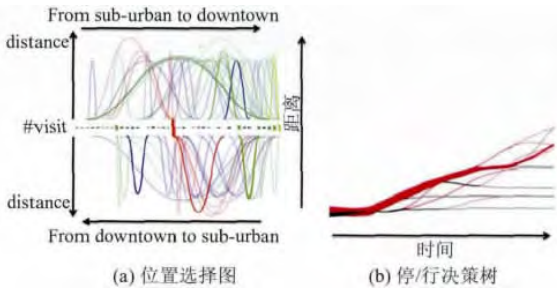


图 18 出租车司机行为习惯的可视分析
Fig. 18 Visual analysis of taxi drivers' moving intelligence

Liu 等人^[26]则基于出租车轨迹数据上研究了人们在出行时选择路线的决策多样性, 并以直观

的方法对比和评估不同的路线。系统提供了全局、行程和道路 3 个不同层次的数据视图。全局视图是对城市热点区域及其相互关系 (如进出区域的流量大小) 的概览 (图 19 (a))。行程视图 (trip view) 展示了固定起点和终点区域之间的路线在地理 (图 19 (b) 内部) 与时间 (图 19 (b) 外部) 方面的统计信息, 颜色表示速度。道路视图可以在给定一条道路后, 显示经过这条道路的所有轨

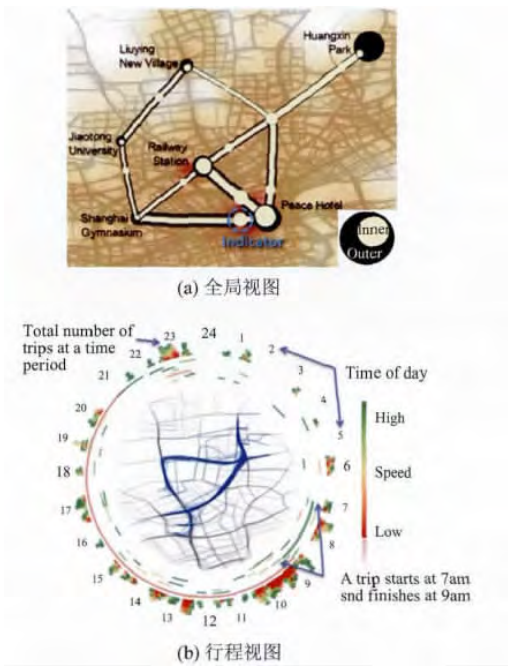


图 19 出行路线多样性可视分析
Fig. 19 Visual analysis of route diversity

迹的统计信息,包括速度、时间和每条轨迹的路程等,显示经过该路的路线多样性,反映道路在城市交通中的重要性。

3.4 交通事故

VanDaniker 描述了一个面向交通事故管理中心的分析实时和历史交通事故数据的交互系统 TIME (traffic incident management explorer)^[27]。该系统整合了围绕单个交通事故所产生的6类数据,包括事故管理人员间的通信数据、事故发生路段上的可变消息标识(VMS)、机构响应记录(agency response record)、车道的关闭和开通状态、车流量和车速等。TIME 为以上6类数据分别设计了可收放的交互分析窗口。此外,相关数据还以小图标的方式展示于可交互地图上。

同一年,Pack 等人^[28]发布了一个 Web 版的交通事故可视分析系统 ICE (incident cluster explorer), (图 20(a))。ICE 包括控制面板、地图和可视化区 3 个主要部分。控制面板提供属性过滤和属性排序两种操作。地图用图表和热度图两种方式显示事故发生地点。可视化区域集成了 1 维的直方图、2 维的散布图和网格图(图 20(b))及多维的平行坐标,分析事故相关数据的统计信息及其多维属性之间的关联性。

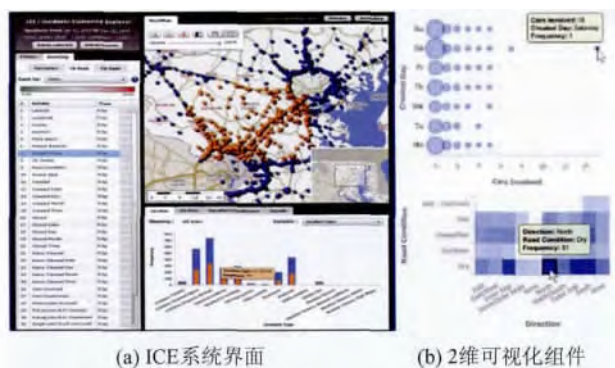


图 20 Web 版交通事故可视聚类分析系统 ICE

Fig. 20 Web-based visual incident cluster explorer ICE

4 最新研究趋势

4.1 语义分析

Chu 等人^[29]提出了一种新颖的车辆轨迹(也等同于城市道路)聚类方法。文献[29]把轨迹点所在的路段名称作为关键词,把车辆轨迹转换为轨迹

“文档”,并利用 LDA (latent dirichlet allocation)^[30]主题建模方法分析不同时间段内的轨迹文档集合,得到道路与轨迹“主题”之间的关系,并把每一个轨迹“主题”看成是车辆轨迹或城市道路的一种聚类方式。区别于传统的轨迹时空聚类,这种方法能发现语义上更加紧密的道路及依次形成的城市路网划分。这种路网划分能将空间上并不相近的相关路段合并在一起,因此更真实地反映了居民出行的语义。文献[29]设计了 VATT (visual analytic of taxi topics) 系统,共包含主题地图、路名标签云、主题演化图和平行坐标 4 个可视化组件(图 21)。主题地图用不同颜色的线段绘制不同道路簇,线段粗细表示路段之于该主题(类簇)的显著度。主题演化图则反映了不同时间段内主题之间的相似关系,以便更好地理解出行路线随时间的演化模式。路名标签云直观地展示了路段与主题之间的关联度。平行坐标以主题为坐标轴,用另一种方式绘制了道路与主题之间的关联关系。

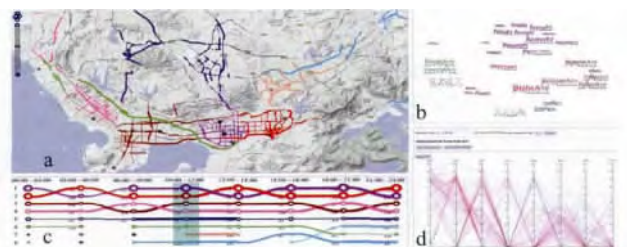


图 21 车辆轨迹暨城市道路主题可视分析

Fig. 21 Visual analysis of trajectory and road topics

与文献[29]分析不同道路共性的方法不同,Wang 等人^[30]开发了一个面向具体道路路况分析的可视推理工具。为实现对交通状况成因的有价值的分析,Wang 等人定义了描述路段流量的 4 种拓扑模式,分别为“进入”、“离开”、“覆盖”和“交叉”(图 22)。基于上述 4 种流量语义,文献[30]设计了一系列查询和交互工具,成功地分析了一些有意思的交通流量现象,诸如特定路口上的分水岭特性、1 组道路上的潮汐特性和特定路段上的拥堵成因等。使用基于草图的可视化查询工具,用户可通过流量密度视图(density map)、流量对比堆叠柱状图(stacked bar chart)、速度/距离散布图(scatter plot)和流量/速度视图等多种协同分析工具深入研究多种交通现象(图 23)。

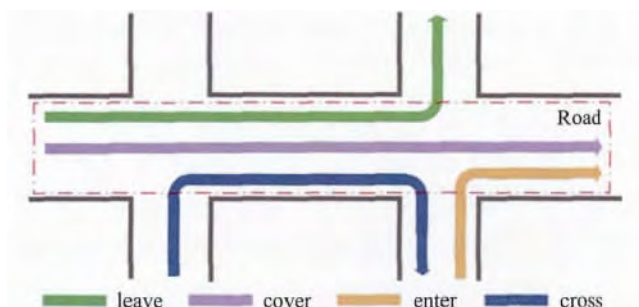


图 22 路段流量拓扑模式

Fig. 22. Topological modes of road traffic

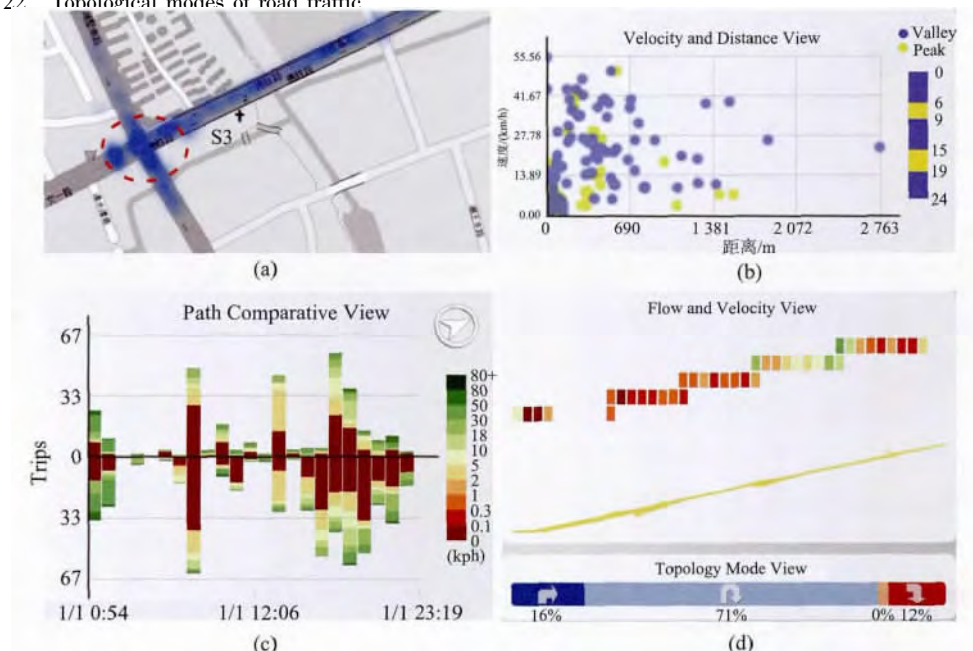


图 23 基于拓扑模式的交通流量可视化推理工具

Fig. 23 Visual reasoning tool for road traffic analysis based on topological modes

抱有这种认识, Anwar 等人^[31]认为只有理解了交通事件所发生的语境才能更好地理解交通问题。其所说的语境指的是埋设于交叉路口的线圈探测器(loop detector)所采集的在交通事件发生前后 15 min 内经过此处的车辆信息包括车牌号、车速、事件类型(事故、拥堵、故障)、位置和发生/结束时间等。Anwar 等人提出了交通源头(traffic origins)的概念来支持交通事件的发生语境的可视化(图 24)。图 24 中每一个圆圈将对应的交通事件发生的周边环境高亮出来,圆圈的颜色表示交通事件类型,圈内道路的颜色则表示路况好坏。圈的中心是受关注的交通事件发生地,圈内周边路段的流量情况则为与该事件相关的语境。

交通问题中的语境不仅包括路网中的邻近路

4.2 语境分析

文献[27-28]开发的交通事故可视分析系统虽然都用到了围绕交通事故所产生的多种数据,但是他们共同的缺点是在空间上只分析交通事故产生的地点或道路。事实上,正如文献[2]中所分析的那样,交通流量在路网中具有传导性,因此交通事件(不仅包括事故,也包括拥堵、故障等)的发生不仅在时间空间上有先兆,而且也会在一段时间内影响事故点周围路网的健康程度。

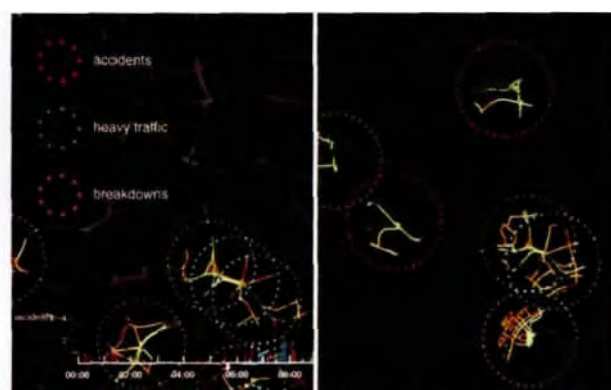


图 24 交通事件发生语境的可视化

Fig. 24 Contextual visualization of traffic incidents

段。事实上,正因其空间上局限于城市的特点,城市交通必定反映了人们一定的出行目的,而早已有

相关研究将人们的出行目的与城市中的建筑(也叫兴趣点(POI))相联系^[32-33]。Krugel等人^[34]第1次将这种思想带进交通轨迹的可视分析中。类似于文献[19-20],Krugel等人首先通过聚类寻找频繁地点(文献[19-20]称之为 places of interest)然后利用地图 POI 服务为移动轨迹的目的地增加语境信息。系统所添加的语境信息直观地展示在地理视图和时间视图中(图 25)。地理视图使用了文献[35]中提出的轨迹透镜技术实现交互查询和过滤操作。轨迹终端用不同类型的小图标表示不同的出行目的,图标的颜色亮度表示不确定性。时间视图则展示轨迹透镜所选中区域内一天中不同时间(横轴)最常出现的目的地类型(纵轴,自上而下排列),方格的颜色表示频繁程度。

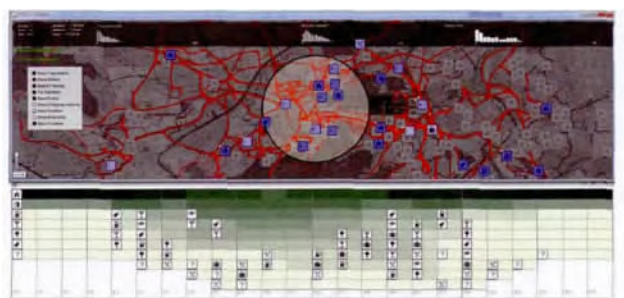


图 25 基于兴趣点的移动轨迹目的地可视分析
Fig. 25 Visual analytics of trajectory destinations based on points-of-interests

4.3 交互手段

交通数据可视化,尤其是交通轨迹数据可视化的难度,很大程度上是由数据本身与城市路网紧密结合带来的。传统的方法要么会对地图造成不同程度的遮挡(见 2.2 节),要么需要通过交互操作打开相互链接的多个视图(linked multi-view)造成视觉认知上的脱节。将可视化和地图视图有机地结合起来是交通数据可视化的一大挑战。

应对这一挑战,Sun等人^[36]提出了一种将信息可视化无缝内嵌于地图中的全新思想,以便同时观察数据的时间和空间属性。文献[36]首先使用接缝算法(seam carving)以最小失真为代价对地图中感兴趣的道路进行拓宽,然后将时间信息嵌入到道路中显示。文献[36]扩展了原始的 seam-carving 算法,使其受限于道路在路网中的连接关系,拓宽用户选中的路段作为可视化区域,同时保证道路两边的其他地图标识的大小和相对位置不变(图 26)。在

扩宽的地图道路空间上,文献[36]展示了多种不同的可视化方法的有效性。以道路方向为时间轴,拓宽道路的思想尤其适合反映交通数据的时变特征,这在图 26 中得到充分展现。



图 26 扩展的 seam-carving 算法拓宽道路可视化区域
Fig. 26 Expanding road segments for visualization using the extended seam-carving algorithm

文献[36]与前述大多数研究一样,都将电脑显示屏作为可视化输出终端。事实上,应用场景的多样化要求可视化和交互手段也能适用于多种媒体介质。Nage等人^[37]开发的 Touch Traffic 系统正是近期的一项面向多触点桌面系统的公共交通可视化的最新成果。Touch Traffic 的可视化和交互方法包括可通过多种手势操作的地图视图、时间序列视图和弧线图(图 27)。地图视图在地理空间中直观地显示每一条公共交通线路及在每一个站点上的上车/下车数据,分别用蓝绿/橙色的同心圆表示,圆的大小表示上车/下车乘客的数量。时间序列视图按行显示每条公交线路在不同时间的乘客搭载和上下车数据。弧线图反映了乘客行程的时空变化,弧线粗细代表在某两个站点间行动的乘客数量多少。Touch Traffic 可为用户提供直观的公共交通运行信息,帮助用户发现公共交通运行中感兴趣的方面,并指导用户为公共交通的运维提出质询和建议。

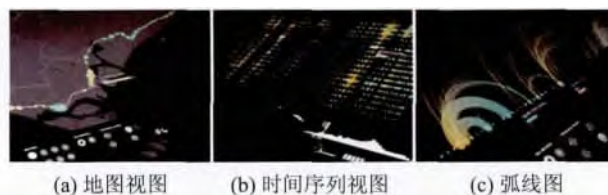


图 27 Touch Traffic 多点触控交通流量交互可视分析系统
Fig. 27 Multi-touch visual traffic analysis system Touch Traffic

5 结 语

智能交通技术是解决大城市交通问题的研究前沿。近年来,可视分析已成为智能交通研究中的一个新的研究热点。本文按照交通数据类型和交通问题类型对交通相关数据可视分析的研究现状、代表应用和最新趋势做了全面回顾。从对交通流量的可视化到对交通事件的可视分析,从面向道路交通状况到与交通相关的其他社会性问题,从单纯反映路况的交通数据到富含社会性语义的多源数据,从传统的PC端可视化和交互范式到新型的可视化展示介质,交通数据可视化领域的研究在深度和广度上都得到大大拓展,未来该领域的研究趋势也体现于其中。

参考文献 (References)

- [1] He X G. Visual analytics of road traffic with large scale taxi GPS data [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2013. [何贤国. 出租车 GPS 大数据可视化研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2013.]
- [2] Wang Z C, Lu M, Yuan X R, et al. Visual traffic jam analysis based on trajectory data [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2013, 19(12): 2159-2168.
- [3] He X G, Sun G D, Gao J Q, et al. Visual analytics of road traffic with large scale taxi GPS data [J]. Journal of Computer-Aided Graphics and Computer Graphics, 2014, 26(12): 2163-2172. [何贤国 孙国道 高家全, 等. 出租车 GPS 大数据的道路行车可视分析[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(12): 2163-2172.]
- [4] White C E, Bernstein D, Kornhauser A L. Some map matching algorithms for personal navigation assistants [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2000, 8(1-6): 91-108.
- [5] Quddus M A, Ochieng W Y, Noland R B. Current map-matching algorithms for transport applications: state-of-the art and future research directions [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2007, 15(5): 312-328.
- [6] Lou Y, Zhang C Y, Zheng Y, et al. Map-Matching for Low-Sampling-Rate GPS Trajectories [C] // Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. New York: ACM Press, 2009: 352-361.
- [7] Yuan J, Zheng Y, Zhang C Y, et al. An interactive-voting based map matching algorithm [C] // Proceedings of the 11th International Conference on Mobile Data Management. Piscataway: IEEE Press, 2010: 43-52.
- [8] Liu S Y, Pu J S, Luo Q, et al. VAIT: a visual analytics system for metropolitan transportation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(4): 1586-1596.
- [9] Andrienko G, Andrienko N, Wrobel S. Visual analytics tools for analysis of movement data [J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2007, 9(2): 38-46.
- [10] Ankerst M, Breunig M M, Kriegel H P, et al. OPTICS: ordering points to identify the clustering structure [C] // Proceedings of ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. New York: ACM Press, 1999: 49-60.
- [11] Wang Z C, Guo H Q, Yuan X R, et al. Discovery exhibition: visual analysis on traffic trajectory data [EB/OL]. [2014-08-19] <http://www.discoveryexhibition.org/uploads/Main/2011Wang.pdf>.
- [12] Andrienko G, Andrienko N, Wrobel S. Spatio-temporal aggregation for visual analysis of movements [C] // IEEE Symposium on Visual Analytics Science and Technology. Piscataway: IEEE Press, 2008: 51-58.
- [13] Tominski C, Schumann H, Andrienko G, et al. Stacking-based visualization of trajectory attribute data [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2012, 18(12): 2565-2574.
- [14] Andrienko G, Andrienko N. Poster: dynamic time transformation for interpreting clusters of trajectories with space-time cube [C] // IEEE Symposium on Visual Analytics Science and Technology. Piscataway: IEEE Press, 2010: 213-214.
- [15] Pu J S, Liu S Y, Ding Y, et al. T-watcher: a new visual analytic system for effective traffic surveillance [C] // Proceedings of the 14th International Conference on Mobile Data Management. Piscataway: IEEE Press, 2013: 127-136.
- [16] Ferreira N, Poco J, Vo H T, et al. Visual exploration of big spatio-temporal urban data: a study of new york city taxi trips [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2013, 19(12): 2149-2158.
- [17] Guo H Q, Wang Z C, Yu B W, et al. Tripvista: triple perspective visual trajectory analytics and its application on microscopic traffic data at a road intersection [C] // Pacific Visualization Symposium (PacificVis). Piscataway: IEEE Press, 2011: 163-170.
- [18] von Landesberger T, Bremm S, Andrienko N, et al. Visual analytics methods for categorical spatio-temporal data [C] // Proceedings of IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology. Piscataway: IEEE Press, 2012: 183-192.
- [19] Andrienko G, Andrienko N, Hurter C, et al. From movement tracks through events to places: extracting and characterizing significant places from mobility data [C] // Proceedings of IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology. Piscataway: IEEE Press, 2011: 161-170.
- [20] Andrienko G, Andrienko N, Hurter C, et al. Scalable analysis of

- movement data for extracting and exploring significant places [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2013, 19(7): 1078-1094.
- [21] Mai E, Backman M, Hranac R. Visualizing bus schedule adherence and passenger load through marey graphs [C/OL] // Proceedings of 18th World Congress on Intelligent Transportation Systems. [2014-08-19] <http://www.ericmai.com/documents/VisualizingAdherenceAndPassengerLoad.pdf>.
- [22] Hranac R, Kwon J Y, Bachmann M, et al. Using Marey Graphs to Visualize Transit Loading and Schedule Adherence [C/OL] // Proceedings of 90th Annual Meeting of the Transportation Research Board. [2014-08-19] <http://assets.conferencespot.org/files/server/file/32554/filename/12jkq8.pdf>.
- [23] Du F, Brule J, Enns P, et al. MetroViz: visual analysis of public transportation data [EB/OL]. [2014-08-19] https://wiki.cs.umd.edu/cmsc734_fl13/images/6/60/MetroViz_final_paper.pdf.
- [24] Itoh M, Yokoyama D, Toyoda M, et al. Visualization of passenger flows on metro [EB/OL]. [2014-08-19] http://www.tkl.iis.u-tokyo.ac.jp/top/modules/newdb/extract/1303/data/VAST2013_1.pdf.
- [25] Gao Y, Xu P P, Lu L, et al. Visualization of taxi drivers' income and mobility intelligence [C] // Proceedings of 8th International Advances in Visual Computing. Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 275-284.
- [26] Liu H, Gao Y, Lu L, et al. Visual analysis of route diversity [C] // Proceedings of IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology. Piscataway: IEEE Press, 2011: 171-180.
- [27] VanDaniker M. Visualizing real-time and archived traffic incident data [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Information Reuse & Integration. Piscataway: IEEE Press, 2009: 206-211.
- [28] Pack M L, Wongsuphasawat K, VanDaniker M, et al. ICE-visual analytics for transportation incident datasets [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Information Reuse & Integration. Piscataway: IEEE Press, 2009: 200-205.
- [29] Chu D, Sheets D A, Zhao Y, et al. Visualizing hidden themes of taxi movement with semantic transformation [C] // Pacific Visualization Symposium (PacificVis). Piscataway: IEEE Press, 2014: 137-144.
- [30] Anwar A, Nagel T, Ratti C. Traffic origins: a simple visualization technique to support traffic incident analysis [C] // Pacific Visualization Symposium (PacificVis). Piscataway: IEEE Press, 2014: 316-319.
- [31] Wang F, Chen E, Wu F F, et al. A visual reasoning approach for data-driven transport assessment on urban road [C] // IEEE Symposium on Visual Analytics Science and Technology. Piscataway: IEEE Press, 2014.
- [32] Trestian I, Hugueninz K, Su L, et al. Understanding human movement semantics: A point of interest based approach [C] // Proceedings of the 21st International Conference Companion on World Wide Web. New York: ACM Press, 2012: 619-620.
- [33] Trestian I, Ranjan S, Kuzmanovic A, et al. Taming the mobile data deluge with drop zones [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2012, 20(4): 1010-1023.
- [34] Krueger R, Thom D, Ertl T. Visual analysis of movement behavior using web data for context enrichment [C] // Pacific Visualization Symposium (PacificVis). Piscataway: IEEE Press, 2014: 193-200.
- [35] Krueger R, Thom D, Wörner M, et al. TrajectoryLenses: a set-based filtering and exploration technique for long-term trajectory data [J]. Computer Graphics Forum, 2013, 32(3-4): 451-460.
- [36] Sun G D, Liu Y, Wu W B, et al. Embedding temporal display into maps for occlusion-free visualization of spatio-temporal data [C] // Pacific Visualization Symposium (PacificVis). Piscataway: IEEE Press, 2014: 185-192.
- [37] Nagel T, Maitan M, Duval E, et al. Touching transport—a case study on visualizing metropolitan public transit on interactive tabletops [C] // Proceedings of the 2014 International Working Conference on Advanced Visual Interfaces. New York: ACM Press, 2014: 281-288.