

交通数据可视化综述

Wei Chen, Fangzhou Guo, and Fei-Yue Wang, Fellow, IEEE

翻译人 朱鑫栋 专业班级 电气1401 .

摘要： 数据驱动的智能交通系统利用智能系统内部产生的数据资源来提高交通系统的性能，提供便捷可靠的服务。 交通数据是指在移动的车辆和物体上生成和收集的数据集。 数据可视化是表示数据集的分布和结构并揭示数据中隐藏模式的有效手段。 本文介绍了交通数据可视化的基本概念和流水线，提供了相关数据处理技术的概述，并总结了描述交通数据的时间，空间，数值和分类属性的现有方法。

关键词： 交通，交通数据可视化，可视化分析，数据驱动的智能交通系统。

一、动机

所谓交通是指机动车辆，非机动车辆和行人在道路上的通行或通行，或乘客（例如地铁交汇处）的移动^[1]。交通无处不在，可以发生在城市地区，土地，海洋，空中，甚至地下。随着运输系统的快速发展，交通已经成为人类生活的重要组成部分并且对人们的生活质量产生了深远的影响。例如，大约平均有40%的人每天至少需要花费1小时来通勤^[2]。

在现代城市，大量人口和大量车辆造成问题，如拥堵，事故和空气污染。解决这些问题的一系列努力已被证明是行之有效的，其中包括智能交通系统（ITS），公共交通系统，安全座椅安全带和安全气囊。但是，越来越多的私家车极大地阻碍了交通管制的实现。在这些解决方案中，ITS被认为是有吸引力的，因为它们提高了跨平台的效率和功能，具有先进信息技术的移植系统^[3]。

特别是，由于收集到的数据的大小，数据在ITS中的作用变得至关重要。这些数据包含信息，也可用于在ITS中产生新的功能和服务^[2]。数据驱动的ITS允许用户交互式地利用与交通系统有关的数据资源，并通过更方便可靠的服务访问和使用数据来提高交通系统的性能^[2]。

数据可视化采用视觉通道来表示数据集^[30]，将各种类型的数据转换为适当的可视化表示，以便高效地完成数据理解和分析。数据可视化的优势在于将人的能力融入直观的可视化界面，从而将机器智能与人类智能相结合。科学可视化，信息可视化和可视化分析是数据可视化的三大领域。科学可视化展示了空间域中物理或化学性质的结构和演变。信息可视化侧重于抽象，非结构化和高维数据的表示，其中包括业务数据，社交网络数据和文本数据等^[31]。人工智能和数据分析的迭代，互动和动态整合建立了一种新颖的分析策略，即可视化分析^[32]。交通数据集通常是高维或时空的；因此可视化交通数据大多采用信息可视化和可视化分析。

可视化和可视化分析对于高效率的数据驱动型ITS非常重要。具体来说，交通数据可视化可以帮助理解移动物体（车辆）的行为以及发现交通，社会，地理空间乃至经济模式。一般来说，分析系统由四个主要部分组成：数据收集，数据预处理和数据查询和数据分析。每个组件都需要专门的可视化技术 例如，可视化数据清理可以帮助用户转换数据，以便用于下游分析任务^[33]。其他过程如聚合和聚类也可以通过可视化界面来增强^[25]，^[34]。需要用户友好的查询界面来检索所需的数据^[14]。此外，交通情况监测和交通模式识别被广泛研究用于智能控制和分析^[11]，^[35]。考虑到现有交通数据分析应用的任务，交通数据可视化的任务可以分类如下：

- **交通情况的视觉监控** 有趣的事件可能隐藏在交通数据中，例如交通堵塞。通过实时监控数（例如，隧道或交叉路口的视频监控），实时交通状况，

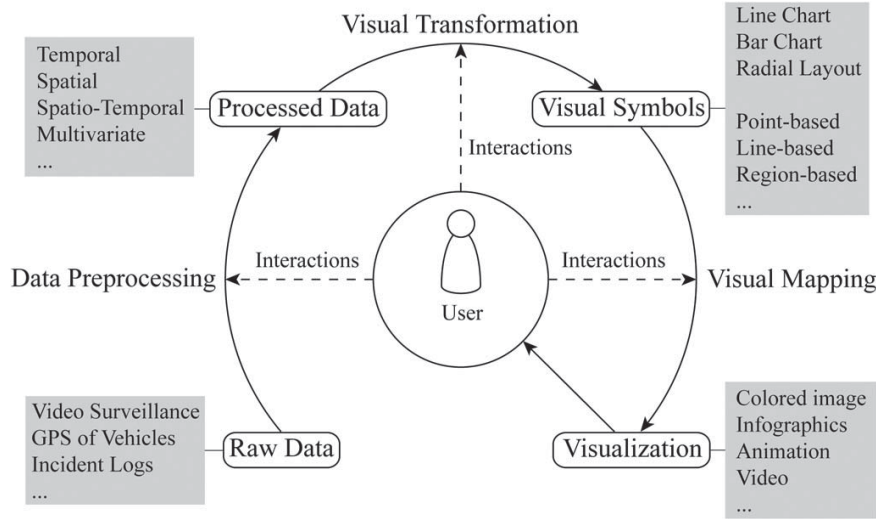


图 1.流量数据可视化的概念流程

并且可以观察和跟踪综合事件，以了解长途交通堵塞的原因和机制。一个例子是基于出租车轨迹的视觉分析系统^[11]。

- **模式发现和聚类** 流量数据可视化的一个重要目标是发现对象的移动模式并将这些模式聚类。这些模式反映了个人运动的特点，演变以及与其他参数的关联。例如，Gennady Andrienko等人^[36]提出了一种交互式视觉聚类方法来分类大量物体的轨迹。
- **情境感知探索和预测** 数据分析任务可以分为两类：描述和预测。许多分析系统都能够探索和解释交通状况，例如，视觉查询城市中的出租车行程^[14]以及预测城市中大量汽车的轨迹^[37]。
- **路线规划和建议** 交通规则和路线建议是ITS的重要组成部分。数据驱动的控制和规划已被证明是有效的，以取得令人满意的结果。将人的能力纳入分析过程可以进一步提高效率，如可视化辅助路线推荐系统^[10]所证明的。

交通数据可视化系统通常包含四个数据状态和三个过程阶段，如图1中一般可视化流水线^[38]的表示。数据流包括四个状态，即原始数据，已处理数据，视觉符号和可视化。原始数据可以从不同的数据源收集，包括视频监控，车辆GPS和事件日志。预处理的数据包含时间，空间，时空和多变量属性。之后，执行视觉变换以将数据转换为适当设计和放置的视觉符号，例如折线图，条形图，圆点图和星形图等等。最后，视觉符号和隐喻被映射成各种视觉通道（颜

色，透明度，纹理等），并被组合成各种可视化形式，例如彩色图像，信息图表，动画和视频。用户可以使用用户界面调制每个阶段的参数。在数据预处理阶段，用户可以优化预处理通过迭代地调整参数来起作用。在视觉转换阶段，用户可以转换和过滤数据以确定显示的数据。在视觉映射阶段，用户可以操作视觉映射类型并与视觉符号交互。这样，隐藏在数据中的模式和知识就可以很容易地被理解和发现。

本文的其余部分组织如下：第二部分介绍了交通数据和预处理技术的细节。第三部分从时间，地点和其他汇总或扣除变量的角度阐述了各种可视化技术。第四部分展示了可视化如何与分析技术相结合，以增强对交通数据的理解和挖掘。最后，本调查结束，未来的工作在第五节中得到强调。

二、交通数据预处理

不同类型的交通数据需要不同的可视化和分析方法。实际捕获的数据通常是原始的，错误的，并且包含不确定性，异常值，缺失值或不匹配的项目。必须处理原始数据以进行可视化和分析。

A. 交通数据

交通数据是指交通车辆或道路上安装的监视器中的传感器生成和收集的数据集。交通数据的例子包括车辆的GPS数据，GSM位置或人员移动的小区站记录以及监视设备的视频/图像/计数记录。传感器的工作模式可以粗略地分为以下三类^{[39][40]}：

- **基于位置的** 进入传感器范围后记录物体的位置。例如，在交叉路口，视频监视设备捕捉行人的位置和移动方向，当且仅当他/她经过监视器时。
- **基于活动的** 当一个对象进行某种活动时，记录相关或派生的信息。例如，当他/她拨打电话时，GSM用户的位置被自动记录。
- **设备为主** 对象携带的设备主动记录并发回位置信息和其他信息。例如，带GPS设备的出租车每20秒向数据中心发送一次信号。

轨迹是最常见的交通数据形式。轨迹包含记录运动时间线的时间信息和记

	数据	属性	数据类型			代表性数据集
			N	C	T	
轨迹	航运轨迹	事件	✓			船只的交通数据
		位置	✓			
		船型		✓		
		目的地			✓	
		速度	✓			
	飞机轨迹	位置	✓			法国、欧洲的航班数据
		飞行高度	✓			
		时间	✓			
		速度	✓			
		航班号			✓	
	汽车轨迹	时间	✓			北京的出租车 GPS 数据， 深圳， 上海， 旧金山。纽约市， 武汉， 瑞典， 南京交通监测数据
		位置	✓			
		方向		✓		
		方向改变		✓		
		速度	✓			
		加速度	✓			
		上下车位置		✓		
	火车/地铁轨迹	位置	✓			法国的火车数据， 波士顿的地铁数据
		时间	✓			
		车站			✓	
	行人轨迹	位置	✓			人的流动性痕迹 ^[22]
		时间	✓			
		速度	✓			
	其他轨迹	对象类型		✓		交点数
		位置	✓			
		速度	✓			
		方向		✓		
		时间	✓			
事件	隧道事件	有状态事件		✓		IDS 系统数据 ^[24]
		无状态事件	✓			
		影像				
	高速公路事件	位置	✓			马里兰高速公路和交通信息 ^[25] ， 交通管理中心数据 ^[26] ， 交通事件发生在新加坡 ^[27]
		日期	✓			
		天气情况				
		涉及的车辆			✓	
		事件类型				
	地铁事件	事件	✓			深圳城市智能卡记录 ^[28] ， 城市轨道交通系统数据 ^[29]
		车站			✓	
		安检				

表一 交通数据的例子。此处，N，C 和 T 分别用于数字，类别和文字

录每个时间点位置的空间信息。

以前的研究集中在轨迹的可视化和分析上, 包括[4], [7], [13], [18], [23], [41] - [43]。包括运动方向, 方向改变^[23], 运动速度^[11]和速度改变^[13]在内的其他类型的信息也可以被利用^[39]。

事件日志基于事件并且包含诸如事件类型, 事件位置和关于相关实体的其他信息的属性。

除上述两种数据类型之外, 还可以从轨迹或事件记录中导出其他多变量数据, 或者使用特殊传感器记录其他多变量数据, 包括速度, 方向和加速度。表 I 总结了现有数据集及其各自的属性。

B. 数据预处理

数据分析前需要一系列数据预处理操作; 这些操作包括数据清理, 数据匹配, 数据组织和数据聚合。

- **数据清理** 必须清除原始数据的数据错误, 异常值和冲突值^[33]。在^[7]中, 应用了一个称为GPS数据清理的步骤来消除GPS错误并滤除无用的记录。

一个典型的数据清理过程分为三个阶段: 审计数据以发现差异, 选择转换来解决这些差异, 并将转换应用到数据集^[44]。

第一阶段检测原始数据中的错误。Rahm等人 列举了原始数据^[45]中的主要问题, 包括唯一性, 参照完整性, 拼写错误, 冗余和矛盾价值。检测原始数据中的错误的常规方法包括数据分析和数据挖掘。

在第二阶段, 数据转换是根据数据源的数量和数据的肮脏程度来仔细设计和选择的。这个阶段可以手动或自动完成。例如, 用户可以编写自定义脚本来控制整个清理过程, 或使用提取/转换/加载 (ETL) 工具来转换数据。

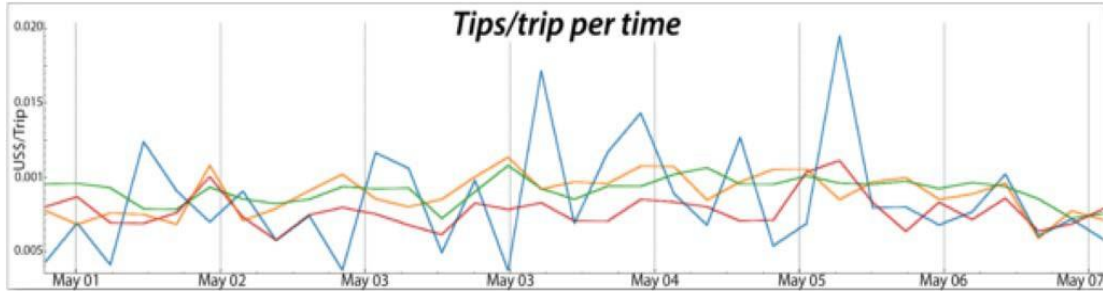
第三阶段执行数据集的转换并用已清理的数据替换脏数据。在流量可视化系统中, 需要对已清理的数据进行进一步处理以适应分析任务。

类别	特点	Ref.
几何	两阶段匹配	[48]
	基于片段	[49]
拓扑	基于权重	[50]
概率	颗粒填充	[51]
	能够调和不准确的位置	[52]
	能够确定潜在的真实路径	[53]
	基于多假设的道路追踪	[54]
高级	遗传 MMA	[55]
	基于交互式投票	[56]
	隐马尔可夫模型为基础	[57]

表二 现有的地图匹配算法和其他先进技术[47]，总结在表二

- 数据匹配** 原始交通数据记录是离散样本点，可能与城市道路网络不匹配。地图匹配，即将观察到的用户位置序列与数字地图上的道路网络对齐，是数据预处理中不可或缺的一步^[46]。现有的地图匹配算法可以分为四类，即几何，拓扑，概率和高级应用。
- 数据组织** 预处理的数据需要在数据库或数据仓库中进行组织。一个研究得很好的数据库应该支持查询结果的交互式查询和可视化，并且应该与移动对象的数据（如轨迹）兼容。索引方法分为两类。第一类包括多维索引方法，如3D R-Tree ^[58]，STR-Tree ^[59]和HR-Tree ^[60]。第二类包括将空间划分为网格并为每个网格建立时间索引的索引方法，如SETI ^[61]和MTSB-Tree ^[62]。数据立方体是另一种标准的数据结构，可以快速响应数据查询^[63]。最近，纳米立方体^[64]已经开发出来，以支持随着时间的推移快速索引和聚合空间区域的查询。Post-Gis（PostgreSQL的扩展）^[65]和MySQL Spatial（MySQL的扩展）^[66]等几个关系数据库提供空间数据的空间扩展。
- 数据汇总** 交通数据集通常包含空间和时间属性，并且跨越大规模的空间和时间。数据聚合^[25]可有效减少数据大小，并为后续分析提供便利。流量数据的基本聚合操作是空间（S），时间（T），方向（D）和属性（A）相关的聚合。它们的组合产生不同类型的聚合：ST聚合，STA聚合^[25]，^[67]，SSTT聚合^[68]，STD聚合^[69]和SS聚合^[69]。S聚合主要通过计算区域内每个网

格内的数据点的密度来完成T聚合用于显示沿时间轴的变化，并通过合并每个时间间隔中的数据点来完成。对应于T聚合的最常见的可视化是时间直方图。ST聚合只是在连续的时间间隔计算密度^[69]。时变密度可以通过动画密度图可视化。STA聚合^[67]首先根据定期采样的网格对空间记录进行分组，



然后聚合每个网格中的时间属性。SSTT聚合基于起始位置，结束位置，开始时间和结束时间来组合聚合^[68]。它计算一段时间内从一个地方移动到另一个地方的实体的数量。

图 2.表示线性时间的折线图^[4]。它显示 2011 年 5 月 1 日至 2011 年 5 月 7 日期间来自不地区的出租车行程的每趟提示。每条线代表一个地区每次旅行的提示。

STD聚合不仅按空间和时间聚合数据，还可以按移动方向聚合^[69]。SS聚合组轨迹或运动具有相同的起始位置和相同的终点位置^[69]。不同的聚合策略满足分析任务的不同要求

三、交通数据的可视化

交通数据包含多个变量，其中最重要的变量是时间和空间。本节介绍专门针对时间，地点，时空信息和其他交通数据属性设计的可视化技术。

3.1 时间的可视化

一般来说，时间可以分为线性时间，周期时间和分支时间。面向时间的可视化^[70]强调沿时间轴显示数据的趋势，周期性和异常性。

线性时间：线性时间将时间视为从开始时间点到结束时间点的线性场。它

是最广泛使用的时间表示，并产生一系列时间线可视化技术。例如，在折线图中，时间沿X轴表示，另一个变量沿Y轴表示。图2显示了美国纽约市给定日期的每次出租车行程的提示^[14]。折线图易于阅读，但由于杂波问题，它们不是显示多个变量的正确选择。

堆叠图^[71]是另一种流行的视觉形式。它可以用来显示沿Y轴有序累积的多个数量。沿着流图表的长度描绘了某个时间点的每个变量的数量。这样，不仅可以揭示每个变量的个体数量，而且还可以揭示它与所有变量之和的比率。在叠加图形布局算法的变体中，ThemeRiver^[72]是最著名的之一。它可以创建平滑，对称和艺术性的堆积图。在^[23]中，ThemeRiver被用来显示道路交叉口的交通量，如图17（b）所示。堆叠图形没有混乱问题，但需要比折线图更多的空间。线性时间能够表达流量数据如何随时间变化，并指示随时间变化的变化的峰值或谷值。

周期时间：许多递归过程发生在我们的自然世界中。它们中的许多与时间有关，例如季节，周和天的迭代。可视化周期性的常用方法是使用径向布局，例如可视化的交通信息在图3^[11]

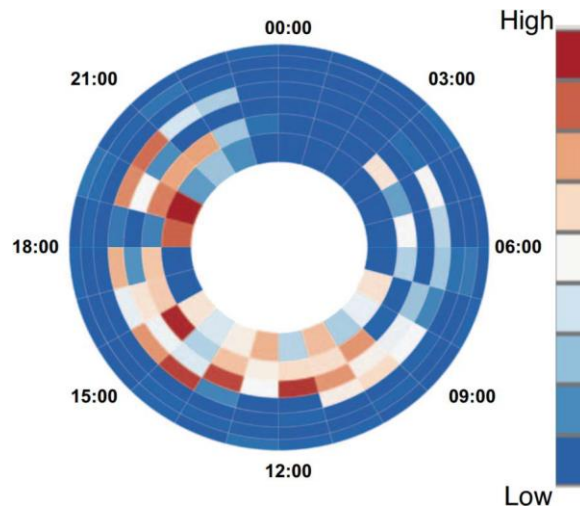


图 3.径向布局的可视化周期时间^[11]。圆形轴上显示一天中的时间，每个圆圈代表一天。

扇区颜色表示选定的流量数量，右侧显示颜色图。

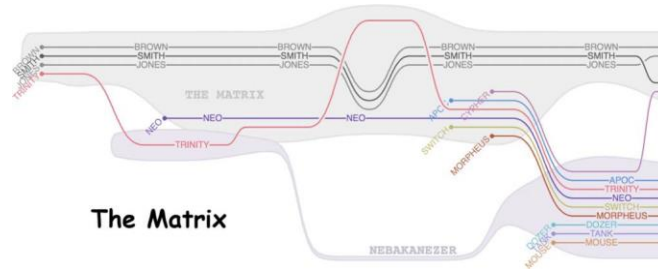


图 4.矩阵的故事情节展示了角色如何在电影中相互交流^[74]。

在该图中，每个圆圈表示一周中的一天，并且圆圈的每个扇区表示一个小时。径向布局的优点是它容易显示周期性图案，缺点是空间效率低。

分支时间：不断发展的事件或故事具有许多分支结构。事件或故事可以在许多方面进行描述。可视化的分支时间通常通过一个名为Storylines^[73]（见图4）的视觉隐喻完成，它可以描述特定事件的进展，加入，分支和消失。据我们所知，交通数据还没有通过分支时间显现出来。

3.2 空间属性的可视化

位置是交通数据的主要空间属性。它指的是行动，事件或事件发生的地方。沿时间轴分布的一系列位置形成一条轨迹。基于位置信息的聚合级别，空间属性的可视化可以分为三类：

基于点的可视化（无聚合），基于行的可视化（一阶聚合）和基于区域的可视化（二阶聚合）。

1) 基于点的可视化：基于点的可视化将交通信息样本视为单独的离散点，并通过利用点相关来呈现这些样本。

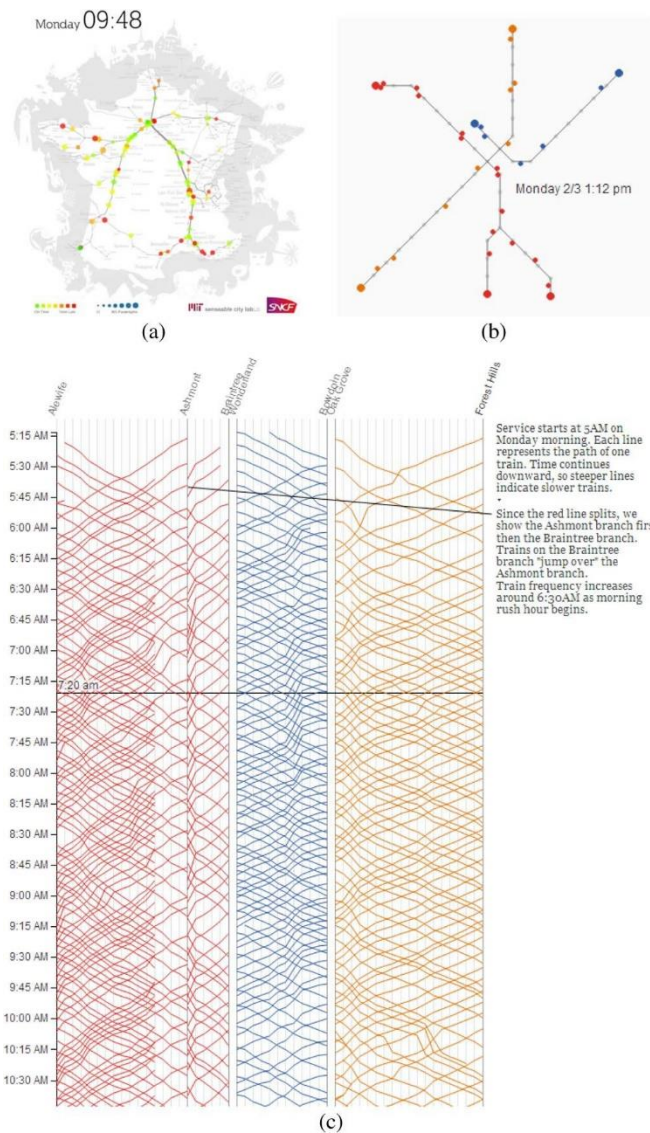


图 5. (a) 在法国上午 9 点 48 分的列车状态^[20]，其中可视化是基于铁路地图，并且列车在其位置处用彩色点标记。 (b) 和 (c) 波士顿地铁^[21]是根据波士顿地铁地图创建的：

(b) 星期一下午 1 点 12 分，列车运行的位置；

(c) 一天的地铁运行状况概览。

大多数交通数据是汽车，飞机和行人的移动记录，因此这种技术可以直观地显示某个时间点上物体的位置。通过使用动画技术，可以直观地观察物体的轨迹。



图 6.通过热图技术显示城市热点^[75]。红色区域表示高流量，而蓝色区域表示低流量。

在Trains of Data^[20]项目中，可视化将每列火车表示为一个移动点，它在2D地图中运行。其中一个例子是法国上午9:48的列车运输状况，如图5（a）所示。具体地说，点尺寸表示乘客号码，点颜色表示列车是否延迟，即绿色表示准时，红色表示延迟。Mike Barry和Brian Card^[21]使用点表示地图上的正在运行的列车来显示波士顿地铁系统，并使用折线图显示列车的运行时间^[见图5（b）和（c）]。地铁系统的概况可以通过检查这两个数字清楚地获得。

基于点的表示通常单独放置点。这种方法的优点是它使用户能够观察数据中每个对象的状态。但是当数据包含大量的对象时，可视化变得不清晰并且难以理解。可以使用热图来显示地图中大量对象的集成数量。例如，交通网络中的热区域或道路可以用颜色编码的热图^[75]来描绘，如图6所示。核密度估计（KDE）是生成热图的常用算法。网络KDE（NKDE）是一种改进的KDE算法，能够表征路网上的某些点事件^{[76]，[77]}。

2) 基于行的可视化：基于行的可视化技术旨在显示交通轨迹，大规模区域的路线图或分布式网络中的交通流。基于轨迹的扩展分析已经被证明在许多应用中是有用的，如轨迹的语义挖掘^[9]，轨迹聚类^[36]和路线推荐^[10]。常规地，轨迹由线或曲线表示，并且关于其属性被缩放或着色。用户可以交互式地浏览，选择，甚至分析一组轨迹。在^[5]中，Hurter等人提出了一个分析法国飞机轨迹

的互动系统。每条轨迹由连接初始点和最后点的线表示点，如图7（a）所示。

为了克服轨迹的复杂性，可以将它们转换成其他形式或使用拓扑和几何算法进行简化。例如，Tarik Crnovrsanin等人^[78]提出将轨迹从给定的空间布局转换为抽象空间。这种方法可以有效揭示危害预防，迁移模式和其他行为模式（见图7）。在给定的空间图中，实体的时间信息难以显示，特别是对于相当数量的实体。然而，在抽象空间中，空间信息显示在Y轴上，

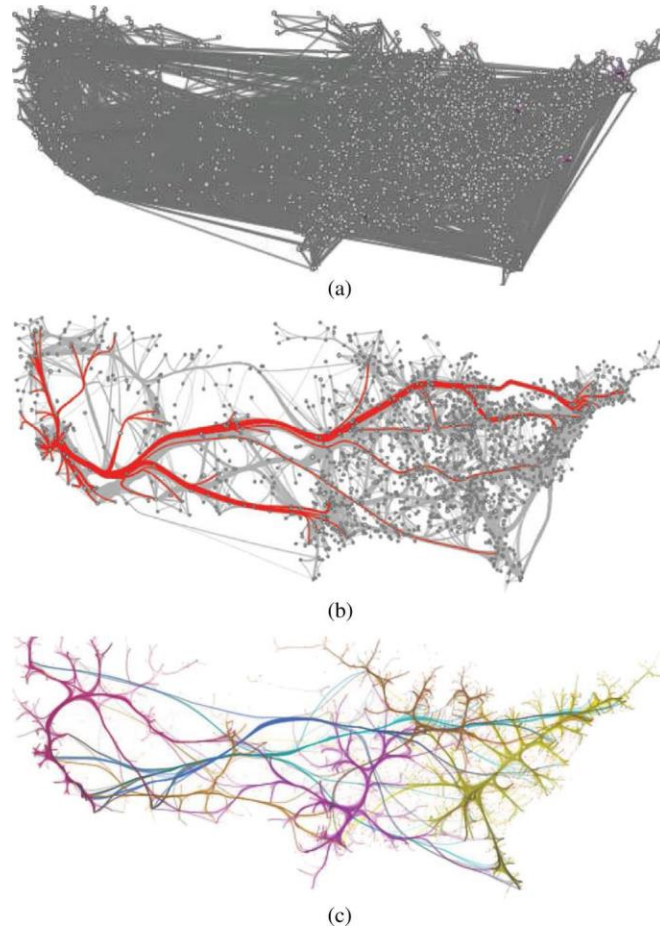


图 7. (a) 法国飞机轨迹^[75]。 (b) 通过将轨迹从绝对坐标映射到相对坐标，发现了八种模式^[78]。

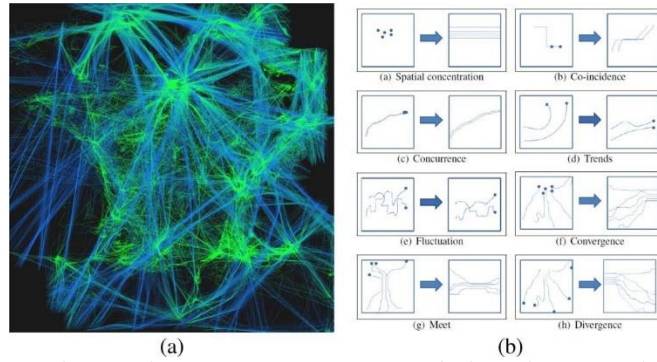


图 8. (a) 美国移民信息的直线可视化^[79]; (b) 由^[80]产生的边缘捆绑结果; (c) 由^[81]产生的边缘捆绑结果。

在X轴上显示波尔信息; 因此, 模式变得更清晰和更全面。在图7 (b) 中, 定义了轨迹和相关变换表示之间的八种关系, 即空间集中, 共同入射, 并发, 趋势, 波动, 收敛, 相遇和发散。

当轨迹数量变大时, 出现沉重的视觉混乱, 使得可视化结果不清晰且无序。现在已经开发出许多方法来解决这个问题。

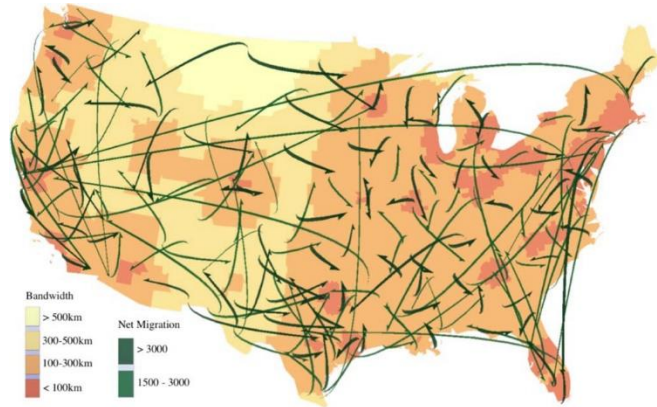


图 9. 使用箭头显示主要移民流量^[82]。

其中最有效的是边缘捆绑^[79]。

边缘绑定将相似的边缘转换并分组成束。在扭曲和聚集原始边缘之后, 杂波减少。图8 (a) 显示了美国各州之间移民信息的可视化。图8 (b) 显示了由^[80]通过基于几何的边缘绑定算法生成的结果。图8 (c) 显示了使用基于骨架的边缘捆绑算法生成的结果^[81]。

尽管边缘捆绑可以减少混乱问题, 但识别两个位置之间的实际连接方向变得困难。郭等人。^[82]提出了另一种解决方案, 可以提取海量流量数据中的主

要流量模式，而无需捆绑或改变路径。它通过基于矢量的密度模型来估计每对位置的流密度。然后选择平滑路径的子集来表示流程图中的主要流程。图9显示了这种方法产生的移民流量。

KDE也可以应用于轨迹。在[4]，[41]，[83]中，轨迹的密度图被可视化（图10）。图10（a）是美国空中交通的边缘KDE结果。这种技术不是像边缘绑定那样扭曲和聚集边缘，而是使用颜色来表示轨迹的密度：较暗的区域意味着较大的边缘密度。图10（b）显示了鹿特丹附近的船舶交通密度图。

基于行的可视化可以处理分析任务轨迹。但是，当轨迹的数量增加时，杂波问题变得严重。基于区域的可视化可以用来减少可视化结果的复杂性。

基于区域的可视化：基于区域的可视化显示基于单个区域的交通状况。通常，根据预定规则将流量数据聚合到区域中。例如，汽车的交通流量是沿着街道汇总的，或者人口统计是根据行政区划收集的。Zeng等人应用基于区域的可视化来可视化城市不同区域之间的交换模式。径向隐喻用于表示一个区域与其他区域的交换，其他视觉通道用于表示附加属性（参见图11）。

基于区域的技术在揭示交通数据中的宏观模式方面具有优势。例如，当分析从一个地区到另一个地区的车辆运动模式时，

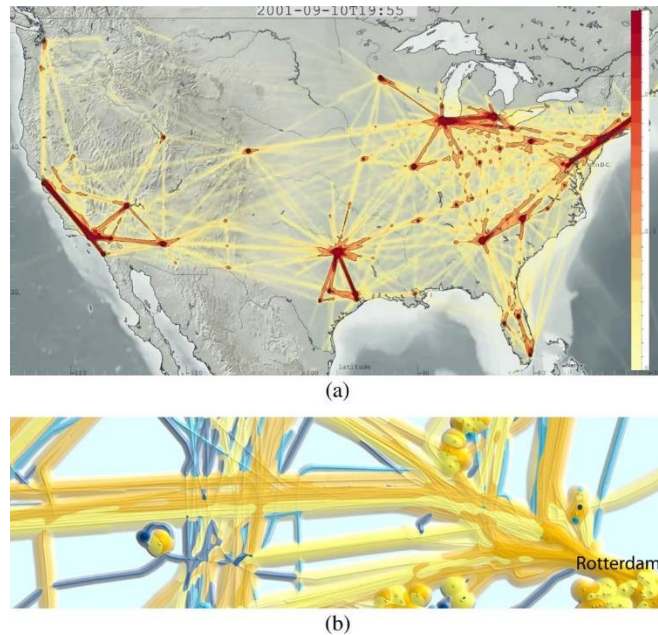


图 10.航迹的密度图：（a）美国的空中交通^[83]；（b）鹿特丹附近的船只交通^[4]。

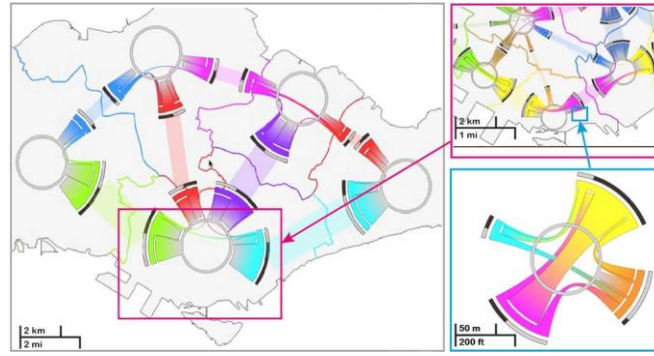


图 11.基于区域的可视化示例：城市规模，区域规模和路网规模的地铁系统交换模式^[35]。

基于网络的技术完美运作 但是，它们不够用于分析微型图案，例如单个图案车辆。 细节层次的技巧可以用来组合不同规模的信息，研究宏观和微观图案。

3.3 时空可视化

空间 - 时间立方体（STC）^[84]是一种广泛研究的具有时空属性的数据方法。在STC（图12）中，3D轨迹在3D坐标系中可视化，其中由X轴和Y轴组成的平面用于映射空间地理信息，并且Z轴代表时间轴。通过这种方式，任意物体的时空变化被描述在典范空间中。STC方法有许多变体，这些变体在下面的小节中介绍。

A. 可视化多个属性

在很多情况下，交通数据除了空间和时间信息之外还包含各种属性。 这些属性

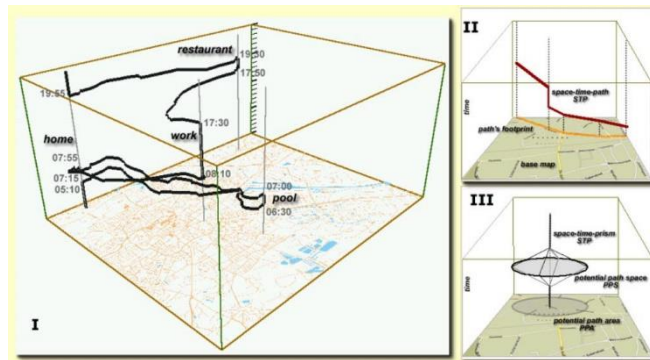


图 12.时空立方体：空间信息和时间信息都在一个立方体中可视化^[84]。 X 轴和 Y 轴表示空间信息，而 Z 轴表示时间信息。

大致可以分为三类：

- 数值性质

数值属性是表示数据对象的量化值的连续变量。 每个数值属性都描

述了数据对象的一个特定方面，例如速度，加速度，重量等。这些属性中的大多数属于时间变量，因此应采用前述的面向时间的可视化技术。

但是，在许多应用中，用户可能会关注这些属性的统计信息。在这种情况下，直方图是可视化的好选择。

- 分类属性

分类属性是描述数据对象状态的离散变量。方向，车辆类型和事件类型是代表性的分类属性。分类属性的最简单的可视化是颜色映射，它指定一个特定的颜色来表示一个值。在信息可视化方面流行的彩色地图方案是ColorBrewer系统^[85]。

- 文本属性

文本属性是指词汇，词汇信息或描述有关流量的额外信息的日志，例如事件中涉及的车辆名称，兴趣点等。这些属性通常包含语义信息，对于分析和解释交通状况至关重要。基于文本的可视化技术，如TagCloud^[86]和Wordle^[87]可以用来显示一组单词。一些研究提供了关于如何有效地在2D地图上布置多个标签的说明^{[88][89]}。

为了描述时空信息和相关属性，可以增强标准STC。代表性的包括GeoTime^[43]和基于堆栈的STC^[13]。前者在STC的相应点处添加对象和事件，如图13（a）所示。具体而言，将每个事件添加到轨道并放置在相应的时间节点周围以标识事件发送者。虚线用于连接相关的对象和事件。后一种方法沿Z轴叠加多条轨迹，并将它们形象化为叠加带来描绘速度^[见图13（b）]。

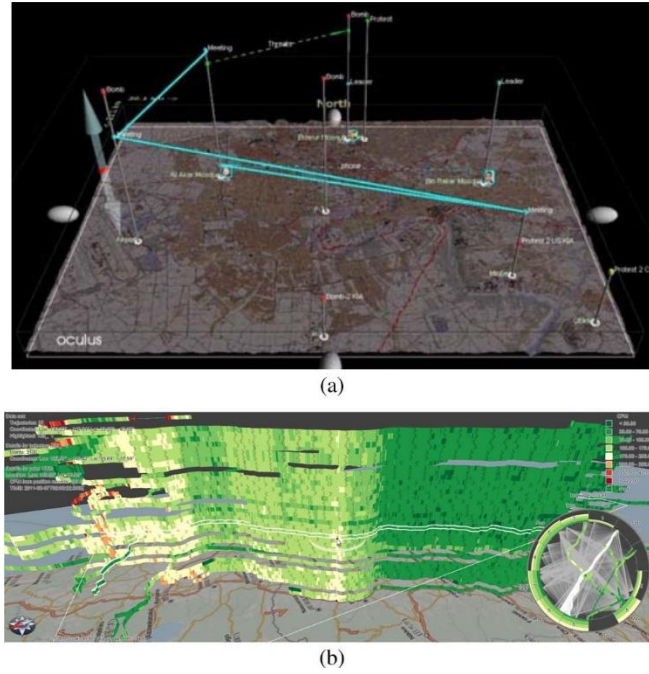


图 13.说明交通数据相关属性的两种 STC 变体:

(a) 地球时间^[43], 其中事件, 对象和活动被表示为三维轨迹; (b) 基于堆栈的可视化^[13], 其中轨迹堆叠在一起。

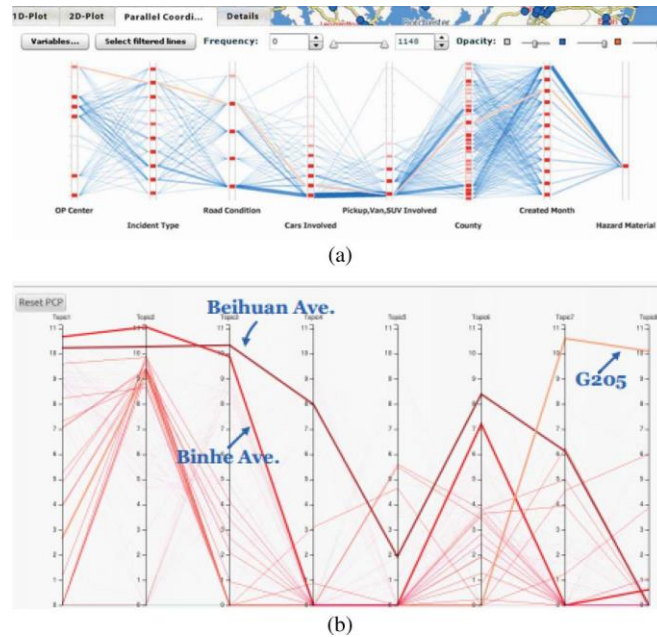


图 14.流量可视化中 PCP 的两个例子: (a) 可视化交通事件数据^[26]; (b) 显示每个街道属于某个特定主题的可能性^[9]。

许多交通数据可视化应用^[26]采用平行坐标图（PCP）^[90]来显示多个属性^[图14（a）]。平行坐标图使用多个平行坐标轴，每个坐标轴代表一个属性。每个数据对象都映射到一组通过所有轴的连接线。在^[9]中，PCP用于帮助用户在将轨迹聚类到不同主题后，通过概率分布在主题上交互式地发现知识^[图14（b）]。

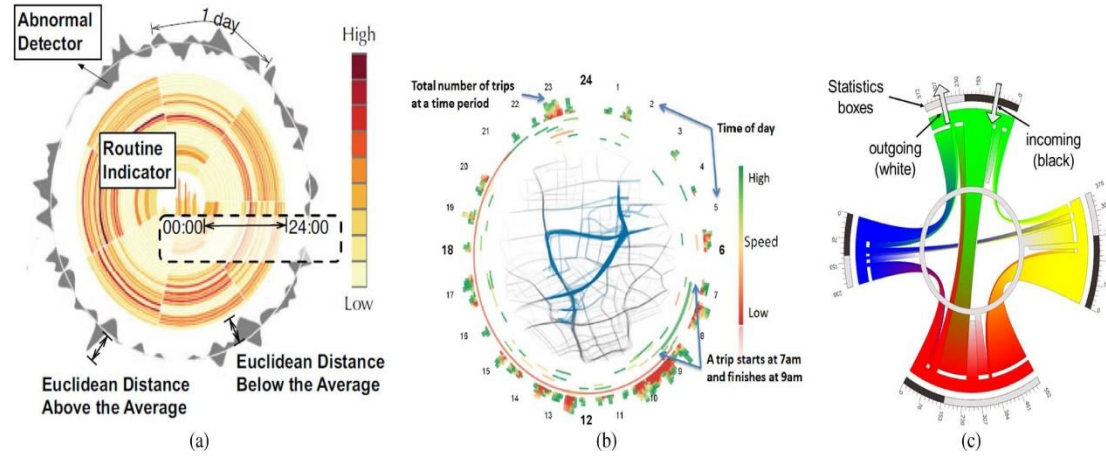


图 15.多元交通信息的可视化：（a）出租车的分布^[11]；（b）计程车和统计资料^[10]；（c）运动数据交换模式^[35]。

任务	工具	特点	数据集	开发平台
情境意识的探索和生产	Ferreira et al. ^[14]	出租车数据的可视化查询	出租车GPS数据	
	Liu et al. ^[75]	ITS的视觉分析	出租车GPS数据	Java and Oracle
	Wang et al. ^[18]	探索稀疏的交通轨迹数据	交通小区监测数据	
	/engel et al. ^[94]	交通运输系统的机动性探索	地铁和巴士乘客数据	
	Aurisano et al. ^[95]	用户驱动的预测性可视化分析	主抵抗军事件数据。	JS and HTML5
	Andrienko et al. ^[96]	通过视觉建模进行预测	GPS数据	
模式发现和聚类	*Schreck et al. ^[34]	视觉聚类的轨迹	从财务数据中提取的轨迹	
	Andrienko et al. ^[36]	视觉分类和分类图像	GPS数据	
	Rinzivillo et al. ^[92]	渐进式轨迹聚类	GPS数据	
	Guo et al. ^[23]	复杂轨迹数据的分析	道路交叉口的交通数据	C++, Qt, boost and OpenGL
	Zengel et al. ^[35]	视觉/交汇处的联合	地铁和巴士乘客数据	Java
	Chuel et al. ^[9]	出租车话题的可视化	出租车轨迹	
交通情况监测	Pack et al. ^[26]	交通事件可视化	马里兰州高速公路事件数据	ColdFusion, Flex and PosicreSQL
	Anwar et al. ^[27]	道路事故影响的可视化	环路检测器数据和事件数据	Java and Processing
	Piringer et al. ^[24]	隧道事件可视化	事件检测系统数据	C#
	Puccini et al. ^[11]	多级监视和分析	出租车GPS数据	
	Vandanik et al. ^[93]	情境意识和决策	交通事故数据	ColdFusion, Hex and PostgreSQL
	Wang et al. ^[7]	城市交通拥堵分析	出租车GPS数据	

表三 现有的可视化分析系统用于交通数据

我们可以使用专门设计的视觉编码和交互方案来增强传统的多元数据可视化

技术。例如，一个所谓的“相似镜头”图15（a）是为了显示出租车的分布，出租车的平均速度以及道路上的接送/下车活动而设计的^[11]。统计出租车的属性（例如速度和车辆密度），每次属性值和欧几里德距离与平均值的对比。同样，旅行视图图15（b）旨在显示出租车轨迹数据的时间，空间，统计和其他属性^[10]。时间统计信息包含在区域外的圈内。空间信息由插图中心的地图显示。行程的开始和结束时间点通过地图周围的圆形轨迹显示。图15（c）显示了交汇循环图（ICD）^[35]，显示交汇点，流量，流向和流量统计。

四、交通数据的可视化分析

为交通数据开发了大量可视化分析工具和应用程序。它们涵盖情境意识探索 and 预测^{[5][14][75][91][94]}模式，发现和聚类^{[9][23][34][36][68][92]}和交通状况监测^{[7][11][24][26][27][93]}。在本节中，我们将展示具有代表性的作品，并在表三中总结这些作品。

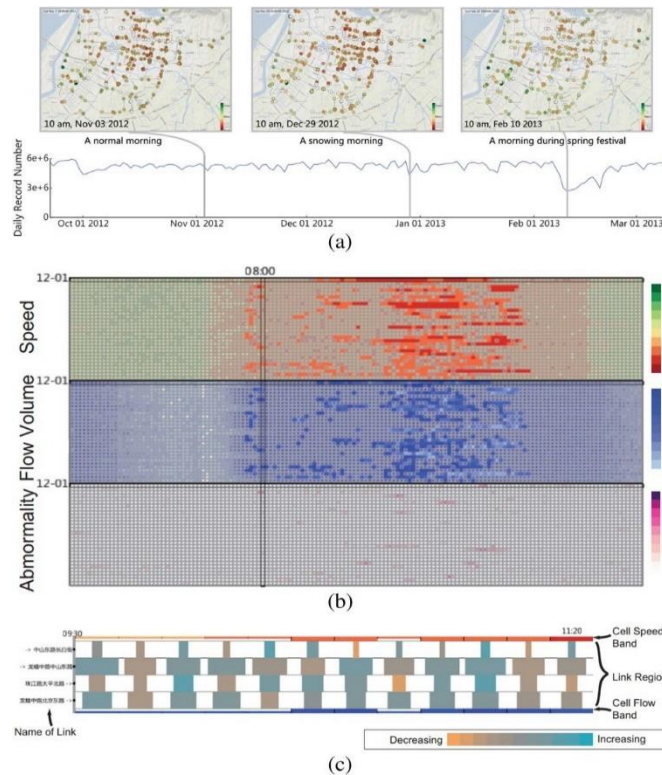


图 16.支持探索稀疏交通轨迹数据的视觉分析系统^[18]。提供了三个视图，即地图视图，像素地图视图和链接视图。

情境意识的探索和预测

查询非结构化数据，特别是移动对象对于传统的基于数据立方体的查询模型来说具有挑战性。许多研究专注于新的查询模型，以便快速响应查询交通数据和探索交通信息的界面。

费雷拉等人提出了一个新的模型，允许用户直观地查询出租车行程^[14]。在这个模型中，存在三种类型的查询约束：空间，时间和属性约束。这些约束条件通过五个视图进行直观指定和调整。地图视图显示查询结果并指定空间约束。时间选择小部件指定时间约束。数据摘要视图显示与查询结果相关的信息。工具栏提供了多种操作（例如拾取，放置等）。多个协调视图指定时间和属性约束。

Wang等人提出了一个基于出租车轨迹数据评估真实交通状况的系统^[91]。提出基于道路的查询模型和基于散列的数据结构来支持对轨迹的动态查询。所提出的系统有效地完成了数据驱动的道路评估任务。

用于智能交通的视觉分析（VAIT）是一种通过交互式可视界面可视化交通数据并支持分析查询的系统^[75]。为流量数据定义了十二个查询。分析过程包括三个步骤：概述，分布勘探和演化勘探。此后，执行查询和重新检查来调查研究结果。

Wang等人最近提出了一个可视化分析系统来探索稀疏交通数据^[18]（见图16）。本地动画和聚合技术被用来解决稀疏数据中的不确定性问题。分析过程由三个步骤组成，即全球探索，细胞勘探和相关勘探，这是三种观点促进的。借助集成的可视化界面，用户可以轻松观察隐藏的宏观模式。

Aurisano等人^[95]提出了一个关于上帝抵抗军在中部非洲活动的多变量和时空事件报告数据的用户驱动的可视化分析系统。本系统使用的数据与交通事故数据类似。所提出的预测方法对于交通事件预测场景也是可行的。Andrienko等人^[96]开发了交互式视觉界面，表现了抽象道路网络中交通密度和速度之间的相互依赖关系，可用于预测特定时刻的可预期正常交通状况及其随时间的发展情况。

A. 模式发现和聚类

通过可视化和交互作用可以大大增强物体移动中的模式检测和轨迹聚类。

Schreck等人 提出了延伸Kohonen特征图（或自组织图，SOM）的视觉交互式监控框架^[34]。这项工作的一个显著特点是自动数据分析和人类专家监督相结合。用户可以监视和控制SOM集群过程并获得适当的集群结果。虽然此系统中使用的数据不是流量数据，但聚类方法可用于聚合流量轨迹。在^[36]，^[92]中，OPTICS算法是DBSCAN族的一员，用于对轨迹数据进行聚类。用户可以通过交互式可视化和操纵来优化聚类结果，例如从集群中排除一个或多个子集群，创建新集群或将子集群划分为两个或更多个较小的子集群。这种方法比传统方法更有效，因为它包含了分析循环中的人类智能。

Zeng等人 提出了一套视觉分析技术来研究运动数据中的交换模式^[35]。ICD旨在检查交换模式^[见图15(c)]。它支持三种尺度的描述，即城市，地区和道路网络尺度（见图11）。在道路网络规模上，每个ICD代表一个道路交叉口。在城市/地区范围内，每个ICD代表一个分区。

三重视角视觉轨迹分析（TripVista）是一种交互式可视化分析系统，用于探索和分析复杂的交通轨迹数据^[23]。该系统主要由三个视图组成：流量，ThemeRiver和PCP，如图17所示。流量视图显示空间信息。ThemeRiver视图显示方向信息，PCP视图显示多维数据。利用这些视图，用户可以有效地检测定期和不定期的交通流量模式。

出租车主题的视觉分析是一种视觉分析系统，可以发现出租车轨迹的运动模式^[9]。它集成了四种观点：出租车主题地图，街道云，PCP和主题路线。该系统的主要贡献是将出租车轨迹转换为文件，并使用潜在的狄利克雷分配（LDA）找到隐含的信息。

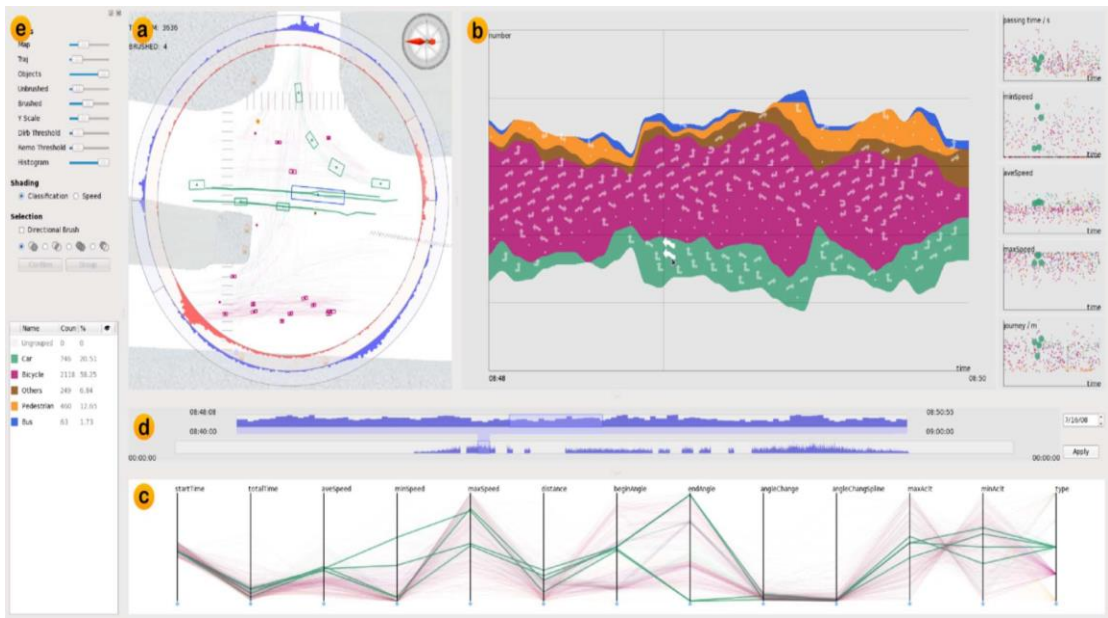


图 17. TripVista 是一个可视化分析系统，用于查找道路交叉口的交通流模式^[23]。



图 18. ICE 是用于研究运输事件数据的视觉辅助应用程序^[26]。

B. 交通情况的视觉监控

交通监控侧重于调查交通事故。交通监控系统使用的数据集要么有事故记录，要么没有事故记录。对于后者，事件可以从原始数据中提取。

Incident Cluster Explorer (ICE) 是研究运输事件数据集的应用程序^[26] (图 18)。地理空间可视化 (地图)，柱状图，二维图和PCP集成在应用程序中。事件在地图上以两种模式显示：使用彩色点的图标模式和描绘密度分布的热图模式。

交通起源系统设计用于执行交通事件分析^[27]。动画过渡技术被用来强调事件的开始和结束。当事件发生时，会出现一个圆圈并围绕事件现场。当事件结束时，相应的循环逐渐消失。每条道路的颜色表示其上的车辆的平均速度。

AIVis^[24]是一个监测公路隧道交通情况的系统。实时自动从视频序列中检测事件。如图19所示,该系统包括spatialCtemporal视图,包括未来视图,当前视图,历史视图,时间概览和附加窗口。特别是,现在的视图被描绘成隧道形状,并且显示了特殊的位置,例如隧道中存在的摄像机和紧急情况的位置。历史视图显示最近三分钟内发生的事件,未来视图预测可能在一分钟内发生的事件。

T-Watcher是一个交互式可视化分析系统,用于监控和分析大城市的复杂交通情况^[11]。监控任务在三个视图中完成:区域视图,道路视图和车辆视图(图20)。每个视图对应于特别设计的指纹,允许用户完成专门的任务。

交通事件管理探索者(TIME)是一个将时间和空间数据与事件日志相结合的系统^[93]。TIME集成了六个可视化,即通信,可变消息标志,响应者,车道状态,交通速度和交通量。

Wang等人提出了一个交通拥堵视觉分析系统^[7]。交通堵塞是通过设置道路速度阈值自动检测的。该系统集成了五种观点:空间视图呈现交通拥堵的概况;道路速度视图显示每条道路的速度模式;图表列表视图显示传播图表的列表;图形投影视图显示传播图的拓扑关系;多面过滤视图为查询传播图提供了一个动态

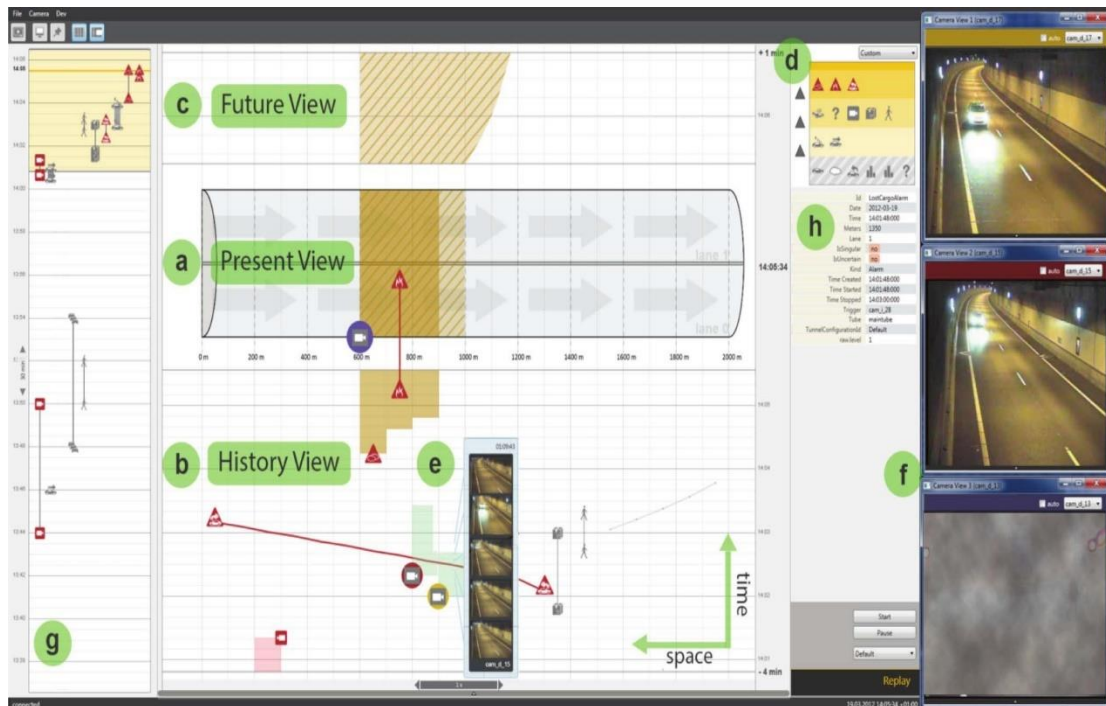


图 19.AIVis 是一个监测公路隧道交通情况的系统^[24]

查询工具，如图 21 所示。

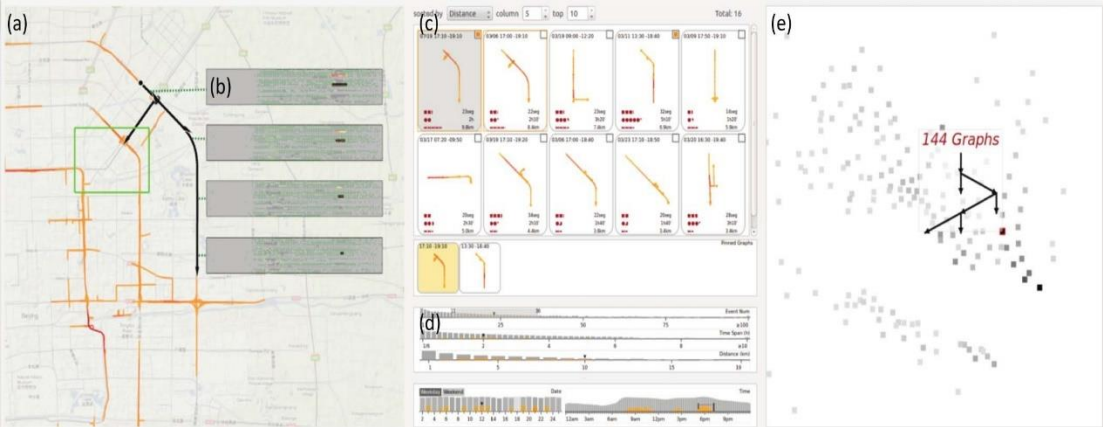


图 20. T-Watcher 系统通过三级指纹来监控和分析流量^[11]

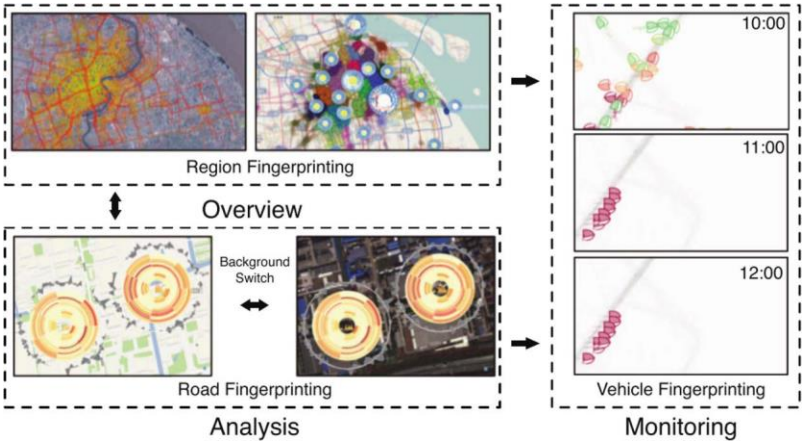


图 21.用于分析交通拥堵的可视分析系统，包括五个视图：（a）空间视图；（b）道路速度观点；（c）图表列表视图；（d）多面过滤器视图；（e）图投影视图^[7]。

五、结论

大量数据给交通数据分析领域带来了诸多机遇和挑战。交通数据可视化在解决大规模，多模式和非结构化数据所带来的问题方面发挥了关键作用。本文概述了流量分析环境下的相关可视化技术和可视化分析系统，并介绍了流量数据可视化中的常见数据流。根据交通数据的特点，从时间，空间，时空和多变量四个方面提出了交通分析的可视化技术。基于分析任务呈现现有的交通可视化应用程序和可视化分析系统。

当数据量很大时，实时执行分析任务是很困难的。很少有作品支持大流量

数据的视觉分析。费雷拉等人。[14]提出了一个支持大时空数据视觉探索的系统。然而，在这样的设计中发展并不止于此系统。因此，情境感知和身临其境的环境中的分析是有前景的方向。

视觉分析为分析数据提供了一种易理解的方式，从而显着提高了分析的效率和准确性。在ITS的背景下，可视化分析可以完成各种任务，如路线规划，交通堵塞检测，事故监测和流量模式识别。但是，大多数现有的流量可视化和可视化分析系统都使用离线数据。使用在线和流式数据设计和实施系统可能是一个潜在的研究方向。

受益于传感器技术的发展和普及，目前与交通数据相关的数据源数量正在增加。例如，视频监控^[24]与道路事件数据相结合，以便更好地监控。

我们认为，对来自不同来源（如社交媒体）的异构数据进行可视化分析将成为数据驱动ITS的下一个研究课题。

另一个有趣的方向是社会交通的可视化和可视化分析，目的是收集，分析和利用ITS的网络，物理和社会空间数据。

参考文献

- [1] “Traffic.”[Online].Available:[http://en.wikipedia.org/wiki/Traffic_\(disambiguation\)](http://en.wikipedia.org/wiki/Traffic_(disambiguation))
- [2] (disambiguation)J.Zhang et al.,“Data-driven intelligent transportation systems: A survey,”IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 12, no. 4, pp. 1624–1639,Dec. 2011.
- [3] L. Figueiredo, I. Jesus, J. T. Machado, J. Ferreira, and J. M. de Carvalho, “Towards the development of intelligent transportation systems,” in Proc.IEEE Intell. Transp. Syst., 2001, pp. 1206–1211.
- [4] R. Scheepens, N. Willems, H. van de Wetering, and J. J. van Wijk, “Inter-active visualization of multivariate trajectory data with density maps,” inProc. IEEE Pac. Vis. Symp., 2011, pp. 147–154.
- [5] Hurter, B. Tissoires, and S. Conversy, “FromDaDy: Spread-ing aircraft trajectories across views to support iterative queries,”IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics, vol. 15, no. 6, pp. 1017–1024,Nov./Dec. 2009.
- [6] “Europe 24—An Air Traffic Data Visualisation.” [Online]. Available:<http://nats.aero/blog/2014/03/europe-24-air-traffic-data-visualisation/>
- [7] Z. Wang, M. Lu, X. Yuan, J. Zhang, and H. V. D. Wetering, “Visualtraffic jam analysis based on trajectory data,” IEEE Trans. Vis. Comput.Graphics, vol. 19, no. 12, pp. 2159–2168, Dec. 2013.
- [8] X. Liang, X. Zheng, W. Lv, T. Zhu, and K. Xu, “The scaling of humanmobility by taxis is exponential,” Phys. A, Stat. Mech. Appl., vol. 391,no. 5, pp. 2135–2144, Mar. 2012.
- [9] Chu et al., “Visualizing hidden themes of taxi movement with semantictransformation,” in Proc. IEEE Pac. Vis. Symp., 2014, pp. 137–144.
- [10]H. Liu et al., “Visual analysis of route diversity,” in Proc. IEEE Conf.Visual Anal. Sci. Technol., 2011, pp. 171–180.
- [11]J. Pu, S. Liu, Y. Ding, H. Qu, and L. Ni, “T-Watcher: Anew visual analyticsystem for effective traffic surveillance,” in Proc. IEEE 14th Int. Conf.MDM, 2013, vol. 1, pp. 127–136.
- [12]Y. Liu, C. Kang, S. Gao, Y. Xiao, and Y. Tian, “Understanding intra-urbantrip patterns from taxi trajectory data,” J. Geogr. Syst., vol. 14, no. 4,pp. 463–483, Oct.

2012.

- [13] Tominski, H. Schumann, G. Andrienko, and N. Andrienko, "Stacking-based visualization of trajectory attribute data," *IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics*, vol. 18, no. 12, pp. 2565–2574, Dec. 2012.
- [14] N. Ferreira, J. Poco, H.T.Vo, J.Freire, and C. T.Silva, "Visual exploration of big spatio-temporal urban data: A study of New York City taxi trips," *IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics*, vol. 19, no. 12, pp. 2149–2158, Dec. 2013.
- [15] Y. Yue, Y. Zhuang, Q. Li, and Q. Mao, "Mining time-dependent attractive areas and movement patterns from taxi trajectory data," in *Proc. 17th Int. Conf. Geoinf.*, 2009, pp. 1–6.
- [16] Y. Yue, B. Hu, H. D. Wang, and Q. Q. Li, "Identifying shopping center attractiveness using taxi trajectory data," in *Proc. Int. Workshop Trajectory Data Mining Anal.*, 2011, pp. 31–36.
- [17] Jiang, J. Yin, and S. Zhao, "Characterizing the human mobility pattern in a large street network," *Phys. Rev. E, Stat. Nonlin. Soft Matter Phys.*, vol. 80, no. 2, Aug. 2009, Art. ID. 021136.
- [18] Z. Wang et al., "Visual exploration of sparse traffic trajectory data," *IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics*, vol. 20, no. 12, pp. 1813–1822, Dec. 2014.
- [19] A. Quiroga and D. Bullock, "Travel time studies with global positioning and geographic information systems: An integrated methodology," *Transp. Res. C, Emerging Technol.*, vol. 6, no. 1/2, pp. 101–127, Feb. 1998.
- [20] K. Kloeckl, X. Chen, C. Sommer, C. Ratti, and A. Biderman, "Trains of data." [Online]. Available: <http://senseable.mit.edu/trainsofdata/>
- [21] M. Barry and B. Card, "Boston's Massachusetts Bay Transit Authority (MBTA)." [Online]. Available: <http://mbtaviz.github.io/>
- [22] I. Rhee, M. Shin, S. Hong, K. Lee, and S. Chong, "On the levy-walk nature of human mobility," in *Proc. IEEE INFOCOM*, 2008, pp. 924–932.
- [23] H. Guo, Z. Wang, B. Yu, H. Zhao, and X. Yuan, "Trip Vista: Triple perspective visual trajectory analytics and its application on microscopic traffic data at a road intersection," in *Proc. IEEE Pac. Vis. Symp.*, 2011, pp. 163–170.
- [24] H. Piringer, M. Buchetics, and R. Benedik, "AlVis: Situation awareness in the

- surveillance of road tunnels,” in *Proc. IEEE Conf. Visual Anal. Sci. Technol.*, 2012, pp. 153–162.
- [25] A. Fredrikson, C. North, C. Plaisant, and B. Shneiderman, “Temporal, geographical and categorical aggregations viewed through coordinated displays: A case study with highway incident data,” in *Proc. Workshop New Paradigms Inf. Vis. Manipulation*, 1999, pp. 26–34.
- [26] M. L. Pack, K. Wongsuphasawat, M. VanDaniker, and D. Filippova, “Ice-visual analytics for transportation incident datasets,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Inf. Reuse Integr.*, 2009, pp. 200–205.
- [27] A. Anwar, T. Nagel, and C. Ratti, “Traffic origins: A simple visualization technique to support traffic incident analysis,” in *IEEE Pac. Vis. Symp.*, 2014, pp. 316–319.
- [28] Y. Gong et al., “Exploring spatiotemporal characteristics of intra-urban trips using metro smartcard records,” in *Proc. 20th Int. Conf. Geoinf.*, 2012, pp. 1–7.
- [29] J. Wang, Y. Li, J. Liu, K. He, and P. Wang, “Vulnerability analysis and passenger source prediction in urban rail transit networks,” *PloS One*, vol. 8, no. 11, 2013, Art. ID. e80178.
- [30] D. Hansen and C. R. Johnson, *The Visualization Handbook*. San Diego, CA, USA: Academic, 2004.
- [31] Ware, *Information Visualization: Perception for Design* (Interactive Technologies). San Mateo, CA, USA: Morgan Kaufman, 2012.
- [32] J. J. Thomas and K. A. Cook, *Illuminating the Path: The Research and Development Agenda for Visual Analytics*. Richland, WA, USA: National Visualization and Analytics Center, 2005.
- [33] S. Kandel et al., “Research directions in data wrangling: Visualizations and transformations for usable and credible data,” *Inf. Vis.*, vol. 10, no. 4, pp. 271–288, Oct. 2011.
- [34] T. Schreck, J. Bernard, T. Von Landesberger, and J. Kohlhammer, “Visual cluster analysis of trajectory data with interactive Kohonen maps,” *Inf. Vis.*, vol. 8, no. 1, pp. 14–29, Jan. 2009.
- [35] W. Zeng, C.-W. Fu, S. M. Arisona, and H. Qu, “Visualizing interchange patterns in massive movement data,” *Comput. Graph. Forum*, vol. 32, no. 3, pp. 271–280,

Jun. 2013.

- [36] G. Andrienko et al., “Interactive visual clustering of large collectionsof trajectories,” in *Proc. IEEE Symp. Visual Anal. Sci. Technol.*, 2009, pp. 3–10.
- [37] J. Zhou, A. K. Tung, W. Wu, and W. S. Ng, “A semi-lazy ap-proach to probabilistic path prediction,” in *Proc. ACM SIGKDD*, 2013, pp. 748–756.
- [38] S. K. Card, J. D. Mackinlay, and B. Shneiderman, *Readings in Infor-mation Visualization: Using Vision to Think*. San Mateo, CA, USA: Morgan Kaufmann, 1999.
- [39] N. Andrienko, G. Andrienko, N. Pelekis, and S. Spaccapietra, “Basic concepts of movement data,” in *Mobility, Data Mining and Privacy*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2008, pp. 15–38.
- [40] N. Andrienko, G. Andrienko, H. Stange, T. Liebig, and D. Hecker, “Visualanalytics for understanding spatial situations from episodic movementdata,” *KI-Künstl. Intell.*, vol. 26, no. 3, pp. 241–251, Aug. 2012.
- [41] R. Scheepens et al., “Composite density maps for multivariate trajectories,” *IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics*, vol. 17, no. 12, pp. 2518–2527, Dec. 2011.
- [42] G. Andrienko, N. Andrienko, and S. Wrobel, “Visual analytics tools foranalysis of movement data,” *ACM SIGKDD Explor. Newslett.*, vol. 9, no. 2, pp. 38–46, Dec. 2007.
- [43] T. Kapler and W. Wright, “Geotime information visualization,” *Inf. Vis.*, vol. 4, no. 2, pp. 136–146, Summer 2005.
- [44] V. Raman and J. M. Hellerstein, “Potter’s wheel: An interactive datacleaning system,” in *Proc. VLDB*, 2001, vol. 1, pp. 381–390.
- [45] Rahm and H. H. Do, “Data cleaning: Problems and current ap-proaches,” *IEEE Data Eng. Bull.*, vol. 23, no. 4, pp. 3–13, Dec. 2000.
- [46] Y. Lou et al., “Map-matching for low-sampling-rate GPS trajectories,” in *Proc. ACM SIGSPATIAL*, 2009, pp. 352–361.
- [47] M. A. Quddus, W. Y. Ochieng, and R. B. Noland, “Current map-matching algorithms for transport applications: State-of-the art and futureresearch directions,” *Transp. Res. C, Emerging Technol.*, vol. 15, no. 5, pp. 312–328, Oct. 2007.
- [48] X. Li, M. Li, W. Shu, and M. Wu, “A practical map-matching algorithmfor GPS-

- based vehicular networks in Shanghai urban area,” in Proc. IETConf. Wireless, Mobile Sensor Netw., 2007, pp. 454–457.
- [49] S. S. Chawathe, “Segment-based map matching,” in Proc. IEEE Intell. Veh. Symp., 2007, pp. 1190–1197.
- [50] N. R. Velaga, M. A. Quddus, and A. L. Bristow, “Developing an enhanced weight-based topological map-matching algorithm for intelligent transport systems,” *Transp. Res. C, Emerging Technol.*, vol. 17, no. 6, pp. 672–683, Dec. 2009.
- [51] P. Bonnifait et al., “Multi-hypothesis map-matching using particle filtering,” in Proc. 16th World Congr. ITS Syst. Serv., 2009, pp. 1–8.
- [52] W. Y. Ochieng, M. Quddus, and R. B. Noland, “Map-matching in complex urban road networks,” *Rev. Brasileira Cartogr.*, vol. 55, no. 2, pp. 1–14, 2009.
- [53] M. Bierlaire, J. Chen, and J. Newman, “A probabilistic map matching method for smartphone GPS data,” *Transp. Res. C, Emerging Technol.*, vol. 26, pp. 78–98, Jan. 2013.
- [54] M. Jabbour, P. Bonnifait, and V. Cherfaoui, “Map-matching integrity using multi-hypothesis road-tracking,” *J. Intell. Transp. Syst.*, vol. 12, no. 4, pp. 189–201, Nov. 2008.
- [55] C. Pereira, H. Costa, and N. M. Pereira, “An off-line map-matching algorithm for incomplete map databases,” *Eur. Transp. Res. Rev.*, vol. 1, no. 3, pp. 107–124, Oct. 2009.
- [56] J. Yuan, Y. Zheng, C. Zhang, X. Xie, and G.-Z. Sun, “An interactive-voting based map matching algorithm,” in Proc. 11th Int. Conf. Mobile Data Manage., 2010, pp. 43–52.
- [57] C. Y. Goh et al., “Online map-matching based on hidden Markov model for real-time traffic sensing applications,” in Proc. IEEE Intell. Transp. Syst., 2012, pp. 776–781.
- [58] Y. Theodoridis, M. Vazirgiannis, and T. Sellis, “Spatio-temporal indexing for large multimedia applications,” in Proc. 3rd IEEE Int. Conf. Multimedia Comput. Syst., 1996, pp. 441–448.
- [59] K. Deng, K. Xie, K. Zheng, and X. Zhou, “Trajectory indexing and retrieval,” in

- Computing With Spatial Trajectories. Berlin, Germany:Springer-Verlag, 2011, pp. 35–60.
- [63]M. A. Nascimento and J. R. Silva, “Towards historical r-trees,” in Proc.ACM Symp. Appl. Comput., 1998, pp. 235–240.
- [64]V. P.Chakka, A. C. Everspaugh, and J.M. Patel, “Indexing large trajectorydata sets with SETI,” in Proc. CIDR, 2003, pp. 48109–2122.
- [65]P. Zhou, D. Zhang, B. Salzberg, G. Cooperman, and G. Kollios, “Closepair queries in moving object databases,” in Proc. 13th Annu. ACM Int.Workshop Geogr. Inf. Syst., 2005, pp. 2–11.
- [66]J. Gray et al., “Data cube: A relational aggregation operator generalizinggroup-by, cross-tab, and sub-totals,” Data Mining Knowl. Discov., vol. 1,no. 1, pp. 29–53, 1997.
- [67]L. Lins, J. T. Klosowski, and C. Scheidegger, “Nanocubes for real-timeexploration of spatiotemporal datasets,” IEEE Trans. Vis. Comput. Graph-ics, vol. 19, no. 12, pp. 2456–2465, Dec. 2013.
- [68]“Postgis.” ^[Online]. Available: <http://postgis.net/>
- [69]“Mysql Spatial.”. Available: <http://dev.mysql.com/doc/refman/5.0/en/spatial-extensions.html>
- [70]A.Slingsby, J.Dykes, and J.Wood, “Using treemaps for variable selectionin spatio-temporal visualisation,” Inf. Vis., vol. 7, no. 3/4, pp. 210–224,Sep. 2008.
- [71]Guo, J. Chen, A. M. MacEachren, and K. Liao, “Avisualization systemfor space-time and multivariate patterns (VIS-STAMP),” IEEE Trans. Vis.Comput. Graphics, vol. 12, no. 6, pp. 1461–1474, Nov./Dec. 2006.
- [72]Andrienko and N. Andrienko, “Spatio-temporal aggregation for visualanalysis of movements,” in Proc. IEEE Symp. Visual Anal. Sci. Technol.,2008, pp. 51–58.
- [73]W.Aigner, S. Miksch, W. Muller, H.Schumann, and C. Tominski, “Visualmethods for analyzing time-oriented data,” IEEE Trans. Vis. Comput.Graphics, vol. 14, no. 1, pp. 47–60, Jan./Feb. 2008.
- [74]L. Byron and M. Wattenberg, “Stacked graphs—Geometry & aesthet-ics,” IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics, vol. 14, no. 6, pp. 1245–1252,Nov./Dec. 2008.
- [75]S. Havre, B. Hetzler, and L. Nowell, “ThemeRiver: Visualizing themechanges

- over time,” in Proc. IEEE Symp. Inf. Vis., 2000, pp. 115–123.
- [76] M. Ogawa and K.-L. Ma, “Software evolution storylines,” in Proc. 5th Int. Symp. Softw. Vis., 2010, pp. 35–42.
- [77] Y. Tanahashi and K.-L. Ma, “Design considerations for optimizing storyline visualizations,” IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics, vol. 18, no. 12, pp. 2679–2688, Dec. 2012.
- [78] S. Liu et al., “VAIT: A visual analytics system for metropolitan transportation,” IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 14, no. 4, pp. 1586–1596, Dec. 2013.
- [79] Z. Xie and J. Yan, “Kernel density estimation of traffic accidents in a network space,” Comput., Environ. Urban Syst., vol. 32, no. 5, pp. 396–406, Sep. 2008.
- [80] Borruo, “Network density estimation: A GIS approach for analysing point patterns in a network space,” Trans. GIS, vol. 12, no. 3, pp. 377–402, Jun. 2008.
- [81] T. Crnovrsanin, C. Muelder, C. Correa, and K.-L. Ma, “Proximity-based visualization of movement trace data,” in Proc. IEEE Symp. Visual Anal. Sci. Technol., 2009, pp. 11–18.
- [82] H. Zhou, P. Xu, X. Yuan, and H. Qu, “Edge bundling in information visualization,” Tsinghua Sci. Technol., vol. 18, no. 2, pp. 145–156, Apr. 2013.
- [83] W. Cui, H. Zhou, H. Qu, P. C. Wong, and X. Li, “Geometry-based edge clustering for graph visualization,” IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics, vol. 14, no. 6, pp. 1277–1284, Nov./Dec. 2008.
- [84] O. Ersoy, C. Hurter, F. V. Paulovich, G. Cantareiro, and A. Telea, “Skeleton-based edge bundling for graph visualization,” IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics, vol. 17, no. 12, pp. 2364–2373, Dec. 2011.
- [85] D. Guo and X. Zhu, “Origin–destination flow data smoothing and mapping,” IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics, vol. 20, no. 12, pp. 2043–2052, Dec. 2014.
- [86] O. D. Lampe and H. Hauser, “Interactive visualization of streaming data with kernel density estimation,” in Proc. IEEE Pac. Vis. Symp., 2011, pp. 171–178.
- [87] M.-J. Kraak, “The space-time cube revisited from a geovisualization perspective,” in Proc. 21st Int. Cartogr. Conf., 2003, pp. 1988–1996.
- [88] “Colorbrewer 2.0.” [Online]. Available: <http://colorbrewer2.org/>

- [89] A.W. Rivadeneira, D. M. Gruen, M. J. Muller, and D. R. Millen, “Getting our head in the clouds: Toward evaluation studies of tagclouds,” in *Proc. ACM SIGCHI*, 2007, pp. 995–998.
- [90] “Wordle.” [Online]. Available: <http://www.wordle.net/>
- [91] J.-D. Fekete and C. Plaisant, “Excentric labeling: Dynamic neighborhood labeling for data visualization,” in *Proc. ACM SIGCHI*, 1999, pp. 512–519.
- [92] P. Goffin, W. Willett, J.-D. Fekete, and P. Isenberg, “Exploring the placement and design of word-scale visualizations,” *IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics*, vol. 20, no. 12, pp. 2291–2300, Dec. 2014.
- [93] A. Inselberg and B. Dimsdale, “Parallel coordinates,” in *Human–Machine Interactive Systems*. New York, NY, USA: Springer-Verlag, 1991, pp. 199–233.
- [94] Wang et al., “A visual reasoning approach for data-driven transport assessment on urban road,” in *Proc. IEEE Conf. Visual Anal. Sci. Technol.*, 2014, pp. 103–112.
- [95] S. Rinzivillo et al., “Visually driven analysis of movement data by progressive clustering,” *Inf. Vis.*, vol. 7, no. 3/4, pp. 225–239, Jun. 2008.
- [96] M. VanDaniker, “Visualizing real-time and archived traffic incident data,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Inf. Reuse Integr.*, 2009, pp. 206–211.
- [97] W. Zeng, C.-W. Fu, S. Arisona, A. Erath, and H. Qu, “Visualizing mobility of public transportation system,” *IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics*, vol. 20, no. 12, pp. 1833–1842, Dec. 2014.
- [98] J. Aurisano, M. Cha, and M. Snyder, “User-driven predictive visual analytics on multivariate, spatio-temporal incident reports,” in *Proc. IEEE VIS Workshop Vis. Predictive Anal.*, Paris, France, 2014.
- [99] N. Andrienko, G. Andrienko, and S. Rinzivillo, “Experiences from supporting predictive analytics of vehicle traffic,” in *Proc. IEEE VIS Workshop Vis. Predictive Anal.*, Paris, France, 2014.