

基于空间区域功能划分的人群移动模式可视分析

孙国道, 柳芬, 蒋莉*, 梁荣华

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)
(jl@zjut.edu.cn)

摘要: 随着城市发展和城市人口密集化趋势的愈加明显, 大量人群移动造成的交通拥堵、空气污染等城市问题日益突出; 为了直观、有效地分析人群移动现象和理解背后的语义信息, 提出了一可视分析方法, 通过整合道路卡口数据和城市 POI 数据, 采用改进后的 DBSCAN 算法将区域进行功能相似性划分以增强移动模式背后的意图, 从而挖掘人群移动在数值和语义上的模式. 进一步, 基于 BubbleSet 可视化展示不同功能区域的分布和差异性, 并连接不同的功能区块以展示区域之间的人群移动. 最后通过案例分析, 结合真实数据和区域功能特征, 分析和探索人群移动意图, 得到人群移动模式和功能区域之间的联系.

关键词: 可视分析; 人群移动模式; 空间区域功能划分

中图分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2018.16690

Visual Analysis of Human Movement: A Functional Region Perspective

Sun Guodao, Liu Fen, Jiang Li*, and Liang Ronghua

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract: With the rapid development of the urbanization process, the society is suffering from traffic congestion, air pollution and other urban problems caused by the large amount of human movement. This paper presents a visual analysis method, which integrates vehicle surveillance data, POI data to help analyze the human mobility patterns. The proposed method applies an improved DBSCAN algorithm, which divides geographical area into functional regions based on the POI data to enhance the hidden intention behind human movement. Furthermore, we present the distribution and differentiation of different functional regions with BubbleSet, and visually link the human mobility patterns among different functional regions. Finally, we analyze and explore the human movement intention through the case studies. The case studies are equipped with real world data and the characteristics of the functional regions to help understand the human mobility patterns.

Key words: visual analysis; human mobility pattern; region functional division

随着国家经济的快速发展, 发达城市人口密集化趋势愈加明显. 人口增加伴随大量人群移动造成的城市问题日益突出, 如交通拥堵, 造成人们

出行时间浪费、出行成本上升和出行体验下降等问题. 近年来, 随着传感技术的广泛渗透和数据存储技术的不断发展, 海量城市交通数据已能准确收集

收稿日期: 2017-06-30; 修回日期: 2017-10-27. 基金项目: 国家自然科学基金(61602409); 浙江省杰出青年科学基金(LR14F020002); 科技部中小企业中欧国际合作项目; “控制科学与工程”浙江省重中之重学科. 孙国道(1988—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为信息可视化; 柳芬(1991—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为信息可视化; 蒋莉(1976—), 女, 硕士, 副教授, 论文通讯作者, 主要研究方向为图形与图像处理; 梁荣华(1974—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 高级会员, 主要研究方向为可视化和计算机图形图像处理.

和记录。这给挖掘分析人群移动模式,改善城市交通带来了新的机遇。因此,一套有效的对人群移动模式可视化分析系统对政府工作者、城市规划人员非常重要。然而,研究人群移动模式所用数据无论在时间跨度,还是空间跨度均较大,如何处理海量数据并从中挖掘模式信息是研究人员要解决的难题。此外,人群移动模式受社会、环境因素影响会发生较大变化,如交通拥堵、法定节假日等,挖掘人群移动模式背后的意图和语义信息,是研究人员要面临的另一大难点。

研究人员对于人群移动模式的研究相对成熟,对人群移动随时间变化在数值上表现的模式已经提出了不同的分析和可视化方法。然而,对人群移动背后的语义信息和语义意图分析依然处于薄弱阶段。

因此,本文提出了基于空间区域功能性划分,以增强人群移动背后的语义信息来探索人群移动模式的可视分析概念。本文系统使用的数据是城市卡口车辆数据和城市兴趣点(point of interest, POI)数据,先整理每个卡口附近周边的 POI 数据,以 POI 类别数量作为卡口特征向量,使用本文提出的改进后的 DBSCAN 算法,对城市卡口进行聚类划分。即将周围环境相似的卡口聚为一类,以环境信息为人群移动增强语义信息;此外,本文系统统计了每小时经过城市所有卡口的车辆数量以绘制城市车流量随时间变化的时序视图,以引导用户根据时序视图发现异常时段,或选择感兴趣时段。然后结合所展示人群移动的地理视图,以及展示区域属性特征的雷达视图,探索人群的移动模式和移动意图。

本文的主要贡献如下:

- 提出了一个扩展后的 DBSCAN 算法,对卡口进行聚类,以区域功能相似性划分地理空间。
- 提出了一个可视分析系统来研究人群移动模式。该系统包括基于 BubbleSet 的地理视图、focus-context 时序视图和雷达视图。
- 对区域功能特征和人群移动意图之间的联系提出了深刻的见解。

1 相关工作

近年来,因城市人口密集化带来的交通拥堵、环境恶化等问题的加剧,许多研究者对人群移动

模式进行了大量研究,他们使用的方法包括人群移动模式空间简化、时间简化和可视分析方法,本节概括了关于上述 3 中方法的相关工作。

1.1 人群移动模式的空间简化

空间简化的目的是将人群移动模式研究的对象从数量庞大的具体个体转化为经过划分并聚集初始数据的区域,从而极大地减小研究对象的数量。Landesbeger 等^[1]使用基于密度的聚类方法将强相关的地区聚合,然后应用图表绘制技术以抽象的方式来表示区域之间的移动。Guo 等^[2]提出了一种空间约束的图形分割方法,将空间上相邻的地区进行分组,使得数据的组内联系比组间联系更紧密。对于代表个体的数据移动,区域可以通过空间聚类起点和目的地来定义^[3]。Gao 等^[4]应用地点聚类来简化存在时间依赖的移动情况,不过,对于每个时间步长,地点和移量是分开聚合的,这使得跟踪时间步长之间的变化复杂化。此外,流量数据还可以通过层次聚类^[5]和基于内核的密度估计来分组和聚合^[6]。简化后,重要的数据移动在移动地图上可视化,而较小的移动被隐藏,以此减少显示杂乱。

1.2 人群移动数据的时间简化

为了分析一段时间内的移动情况变化,Landesberger^[1]等和 Andrienko 等^[7-8]提出了将不同时间段的相似情况归为一组的聚类方法。这些相似情况取决于数据包含的最重要的几个特征向量。这种聚类方法产生了存在时间间隔的集群,即用离散的时间展示集群,如日历显示^[9]。对于这种时间集群,常常会计算每个时间段的流量均值,并用小型的复合流量图展示结果^[10]。但是,这种方法存在 2 个仍待解决的问题。一是需要绘制大量的移动路线;二是如何确定特征向量的长度——随着不同地点数量的增加,特征向量的长度呈 2 次增长。对于聚类工具来说,处理这样的数据太复杂^[11],因此需要降低数据的维度,并且减少偶然因素的影响^[12-14]。作为时间聚类的替代方案并适用于各种图形和时变数据的飞机模型法^[15],可以将代表不同时间点的流量空间分布情况投影到飞机的对应位置。每种情况对应一个点,代表相似情况的点组成一个簇,用户可以自主选择点来查看对应的数据移动情况,所有点依次按时间顺序连接,构成了一个“时间”曲线^[16]。但是,这种可视化方案并不适合于具有周期性变化的数据,特别是对还存在时间嵌套情形,例如,每周和每日。

1.3 移动数据的可视化

近期对于起止点(origin-destination, OD)流程可视化方法的探究主要有大 3 类技术: 流动图^[17]、OD 矩阵图^[18], 以及矩阵和 OD 映射的结合^[19-20]. OD 矩阵图是指将从起点到终点的流量大小由颜色深浅表所构成的可视化视图, 其优点在于用户可直观观察各区域间的流量大小; 但缺点也很明显, 一是其可以表示不同位置的数量有限, 二是其数据在空间上缺乏相关性. 流动图则是用位置之间的连线来表示人群移动的趋势, 流量的大小则以线条的宽度等比例表示; 再结合相应的筛选条件, 可以过滤仅显示一定阈值以上的流量情况, 或者只显示选定区域之间的移动情况. 矩阵与 OD 映射结合的方法就是将 OD 图布置成矩阵形式, 从而最小化数据在空间位置上的扭曲程度. 每个位置由一个矩阵表示, 该矩阵又由一些相同结构的小矩阵组成, 用以表示 OD 数据的移动方向. 该方法的优点在于显示无遮挡, 但海量的矩阵数目会给用户查看造成困扰, 同时也不适合表示大量不同位置的移动信息.

上述方法虽在时空上对数据进行了一定程度的简化, 对人群移动在数值上的变化研究比较成熟, 但对于研究人群移动模式背后的意图、语义信息及对上述信息的可视表达仍显不足. 对此, 本文提出了一个可视分析系统, 对道路卡口提取特征向量后, 通过改进后的 DBSCAN 算法对其进行聚类. 进一步, 基于 BubbleSet 可视分析方法将属于同一聚簇的卡口包在一起, 由此基于区域功能相似性划分地理空间. 最后, 根据人群移动 OD 数据连接各区域, 以展示区域之间的人群移动, 并结合展示区域功能属性的雷达视图分析人群移动的语义信息和背后意图.

2 方法概览

2.1 数据源

本文的数据来源于 2016 年 1 月份杭州市的卡口数据, 1 天的卡口数据大小为 400MB 左右. 表 1 概括了卡口数据的属性和其说明, 包括 14 个维度, 如“kkId”代表了每个卡口的唯一编号, “speed”代表了车辆行驶的速度, 单位是 km/h, “stayPointDate”确定车辆经过卡口的时间, 但属性“stayDuration”在实际数据分析中未用到; 并对卡口数据的预清洗. 由于私家车的数据与空间区域功能划分的人

群移动模式关联性强, 因此, 首先根据“vehicle-Type(车辆类型)”筛选出私家车的数据库, 剔除其他车型数据; 然后, 根据“plateNumber(车牌号)”属性, 整理出杭州市私家车和出租车的相关数据, 即过滤出以“浙 A”和“浙 AT”开头的车辆数据, 并剔除“警”和“学”结尾的车辆数据, 以便分析杭州市的人群移动模式.

表 1 卡口数据的属性

序号	属性	说明
1	kkId	卡口 id
2	direction	方向
3	plateColor	车牌颜色
4	vehicleType	车辆类型
5	speed	行驶速度
6	plateNumber	车牌号
7	kkName	卡口名称
8	stayPointDate	路过时刻
9	stayDuration	路过时间
10	vehicleColor	车辆颜色
11	fxbh	方向编号
12	kkType	卡口类型
13	lng	纬度
14	lat	经度

2.2 可视分析任务

在对人群移动模式的研究中, 对于卡口数据的分析有不同的分析任务, 主要分为以下 4 类:

(1) 人群移动模式全局概览. 人群移动在空间上的全局概览. 示例问题如人群在空间上大致移动模式, 城市中人群移动频繁的区域有哪些, 各区域功能熵值分布情况.

(2) 区域间人群移动模式局部概览. 功能性区域与其他区域间的人群移动模式和概况. 示例问题如用户选中的区域与其他功能性区域之间流量流入和流出强度概览.

(3) 人群移动模式时序分析. 人群移动在时序上的变化模式. 示例问题如城市人群移动在什么时间段上开始繁忙进入高峰或低谷.

(4) 人群移动和区域功能联系挖掘. 探索人群移动与区域功能直接的联系.

3 可视化技术

本节介绍本文系统中使用的可视化技术.

3.1 卡口聚类结果可视化

3.1.1 基于改进后 DBSCAN 的卡口聚类算法

为了分析基于空间区域功能划分的人群移动

模式, 本文首先需要对空间区域进行功能性划分. 对于空间区域划分, 本文使用的数据是杭州卡口数据和杭州 POI 数据, 并整理出每个卡口附近 3km 范围内 POI 数据. 此 POI 数据来自于高德地图服务器, 高德地图将 POI 数据分为 20 个大类, 但本文只挑选了如表 2 所示和区域功能划分相关的 13 个类别. 因此, 本文提取 POI 数据构成的卡口特征向量 13 个维度, 然后对卡口特征向量使用 min-max 进行标准化.

表 2 卡口数据的属性

序号	POI 类别名称
1	餐饮服务
2	购物服务
3	生活服务
4	体育休闲服务
5	医疗保健服务
6	住宿服务
7	风景名胜
8	商务住宅
9	政府机构及社会团体
10	科教文化服务
11	交通设施服务
12	金融保险服务
13	公司企业

常见的聚类算法有 DBSCAN, 该算法利用基于密度的聚类的概念, 即要求聚类空间中的一定区域内所包含对象(点或其他空间对象)的数目不小于某一给定阈值. DBSCAN 算法的显著优点是聚类速度快且能够有效地处理噪声点和发现任意形状的空间聚类.

DBSCAN 算法基于一个事实: 一个聚类可以由其中的任何核心对象唯一确定. 等价可以表述为: 任一满足核心对象条件的数据对象 p , 数据库 D 中所有从 p 密度可达的数据对象 o 所组成的集合构成了一个完整的聚类 C , 且 $p \in C$.

但此算法只是简单地依据空间点密度进行聚类分类. 为使具有相似周边环境的卡口聚为一类, 从而以区域功能相似性划分空间, 本文改进了 DBSCAN 算法. 其改进在于, 本文不仅将距离卡口 p 较近距离(此距离用 a 表示)的点与 p 聚为一类, 还将距离卡口 p 范围在 $[a, b]$ 的卡口, 且和卡口 p 的特征向量的相似度满足一定阈值的聚为同一簇. 本文中相似度使用的是欧氏距离, 用变量 s 表示.

此外, 聚类算法执行最后, 噪声点也是城市卡口的一部分, 故没有舍弃, 而是将每个噪声点作为

单独的簇.

本文算法步骤如下:

输入. 卡口点集合 D , 半径 a , 半径 $b(a < b)$, 给定点在 a 邻域内成为核心对象的最小邻域点数 n , 相似度阈值 s

输出. 目标类簇集合.

Repeat

Step1. 判断输入点是否为核心对象.

Step2. 找出核心对象的 a 邻域中的所有直接密度可达点, 或者在范围 $[a, b]$ 中且和核心对象之间的欧式距离相似度小于等于阈值 s .

Until 所有输入点都判断完毕.

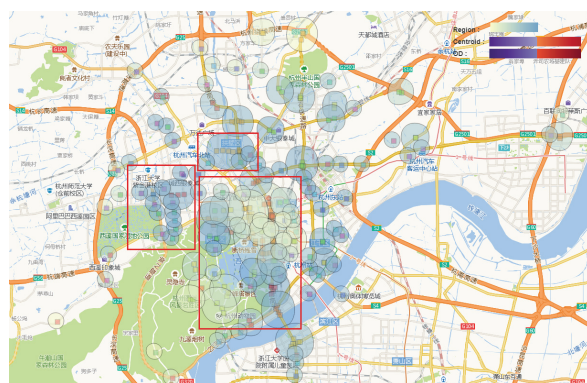
Repeat

Step3. 针对所有核心对象的 ϵ 邻域内所有直接密度可达点找到最大密度相连对象集合, 中间涉及一些密度可达对象的合并.

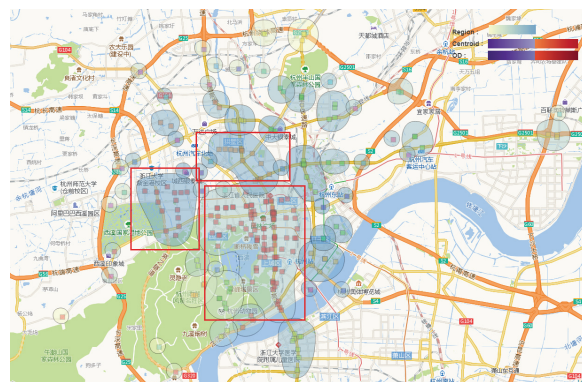
Until 所有核心对象的 ϵ 领域都遍历完毕.

Step4. 将所有噪声点作为簇加入最终结果中.

本文取 $a = 0.5 \text{ km}$, $b = 1 \text{ km}$, $n = 1$, $s = 0.2$. 这种改进方法, 不仅将距离较近的卡口数据聚类在一起, 而且将距离较远、但周围环境相似的卡口也聚在一起, 以提高聚类的效果. 如图 1 所示, 1 个气泡(Bubble)表示 1 个簇, 正方形表示卡口; 图 1a 所示为同样参数下没有改进的 DBSCAN 算法, 图



a. 传统的 DBSCAN 算法



b. 改进后 DBSCAN 算法

图 1 DBSCAN 算法改进前后聚类效果比较

1b 所示为改进后的 DBSCAN 得出的聚类效果图. 图 1 中红色部分为两者聚类结果不一样的地方, 可以看到改进后的 DBSCAN 算法可将距离较远, 但相似度较高的卡口聚为一类.

3.1.2 基于 BubbleSet 的卡口空间可视化

BubbleSet 是一种的多元关系的可视化方法, 在不改变原始节点布局的前提下, 使用隐式曲面算法对每一个集合关系都生成一个连续光滑的闭包.

为探索人群移动模式和功能性区域间的联系, 本文首先需要对空间区域进行聚类划分, 将周围环境相似的卡口聚为一类. 然后, 本文使用 BubbleSet 对聚类的最终结果进行可视化展示, 如图 1 中小方格表示卡口, 1 个气泡代表 1 个簇, 即本文将属于同 1 个簇的所有卡口用 1 个气泡包围.

此外, 本文根据各卡口 i 特征向量 $a_i = (x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_j}, \dots, x_{i_n})$, 其中 $i = 1, 2, \dots, m$, m 为区域卡口数目, $j = 1, 2, \dots, n$, n 为特征向量维度. 计算向量平均值作为区域特征向量 $b = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, 再由向量 b 计算该区域的熵值 S .

对某区域的熵值 S 计算公式为

$$S = -\sum_{j=1}^n P_j \log P_j$$

其中,

$$P_j = \frac{y_j}{y_1 + y_2 + \dots + y_n},$$

$$y_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{i_j}.$$

熵值是信息多样性的一种描述, 区域熵值越高, 说明此区域城市公共设施越丰富. 如图 2 所示, 本文将熵值高的区域, 映射为蓝色; 反之, 映射为黄色. 从图 2 可以看到, 城市周围熵值偏低, 说明周边公共设置偏少, 而市中心则设施较齐全.

3.1.3 基于雷达图的卡口功能可视化

如图 3 所示, 雷达图是一种常见的用于展示高纬属性的可视化视图, 雷达图中每个射线表示一个维度, 雷达视图的中心值为 0, 往外逐渐增大. 在本文分析系统中, 可以通过点击地图中聚类划分后的区域(图中由气泡表示的部分), 以在雷达视图中显示出来. 域中各个卡口特征向量的平均值. 本文可以借助此视图, 同时结合地理视图中区域颜色映射, 判断区域之间功能性的区别, 以增强移动背后语义信息(可视分析任务 4).



图 2 阈值颜色映射

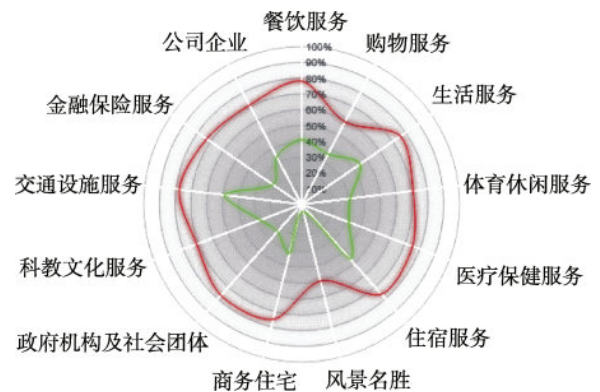


图 3 区域功能属性雷达视图

展示高纬属性的视图除了雷达图, 还有平行坐标轴. 但雷达视图的优点是无论从整体的角度看, 还是从任意射线方向看去, 可以方便地比较各个向量在整体或在维度上值的大小. 此外, 雷达视图对空间占有需求不大. 很明显, 如图 3 所示红色表示的高纬向量, 便比黄色表示的高纬向量各个属性的值都大.

使用雷达视图展示了区域 POI 类别的整体信息, 但无法展示区域 POI 详细信息. 因此, 本文在雷达视图的下方使用列表展示当前被选中区域的关键 POI 详细信息, 如图 4 所示. 本文将被选中区域所有的 POI 名称作为参数传至百度搜索服务器,



图 4 POI 列表

选取其在百度搜索引擎的搜索条目数最多的前 20 个 POI 作为显示, 为此区域功能提供更详细的信息.

3.2 基于 focus-context 交互的车流量时序变化可视化

为探索人群移动流量在时序上的变化, 本文统计每小时经过卡口的车辆数目, 并使用折线视图展示. 但是卡口车辆数据的时间跨度较大, 在本文中是近一个月共 27 天的数据, 而系统界面空间

有限. 为能分析探索具体某段时间内的人群移动模式, 本文采取 focus-context 技术可视化车流量时序变化. 如上图 5a 所示为时序图交互前, 图 5b 所示为时序图交互后. 在时序图 context 区域上选取一时间, 将在 focus 区域上展示此时间段车流量变化. 对于 focus 折线视图, 用户选取其中一段时间, 将可在地理视图中展示人群移动 OD 模式(可视分析任务 3).

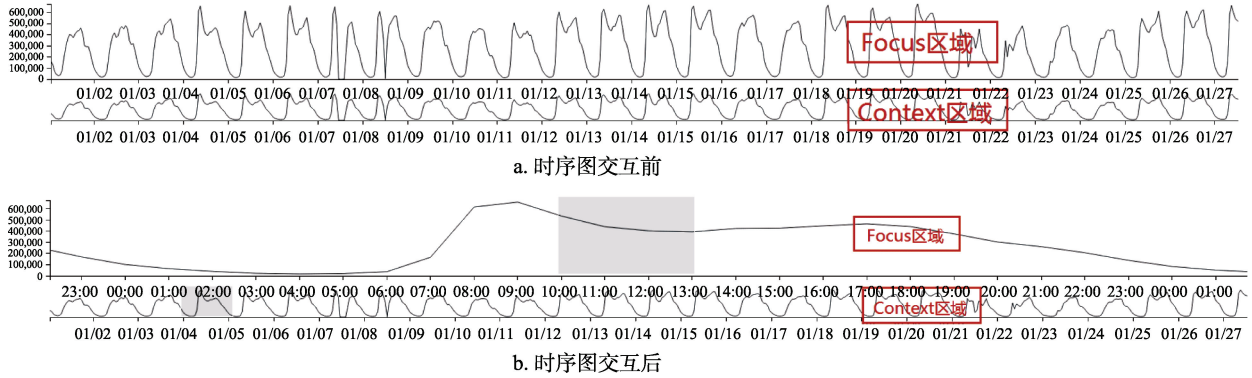


图 5 车流量时序图

3.3 人群移动模式的可视化

当用户在时序图上选取自己感兴趣的时间段后, 本系统将整理出在此时间段所有车辆的起始位置(OD), 即车辆所在经过的起始卡口. OD 数据的可视化可分为需要-无需凸显起始点地理属性 2 类. 在对需要凸显的 OD 数地理属性可视化, 近几年较为常用的可视化方案是结合地图. 地图对于地理位置的编码最为直观, 在地图上可直接标记展示起始点的位置, 同时在起始点到终点之间画一条有向边, 边的粗细可以来编码从起点到终点的流量; 对于无需凸显空间的地理位置, 可使用弦图展示多个节点之间的关系, 并从弦图可直观地看到某一节点与其他节点之间的权重关联. 即当使用弦图对 OD 数据进行可视化时, 其对于某一点

到其他点的流量流入流出表现直观易懂.

本系统对 OD 数据的可视化第 1 类, 如图 6 所示. 本文中卡口聚类结果由 BubbleSet 展示, 然后计算每个气泡的几何中心作为 OD 点所在位置. 通过整理卡口车辆数据, 连接几何中心以绘制车辆在区域间的流入和流出, 这种方式可使用户从全局概览人群移动的模式 (可视分析任务 1).

如图 6 所示, 对于气泡的几何中心, 由大小相同的圆绘制, 红色圆表示此区域车流量流入大于流出, 紫色表示车流量流入小于流出. 几何中心的连线表示区域间车流来往, 曲线宽度表示流量强度. 点击图 6 中的几何中心, 将高亮显示与此区域相关的流入和流出(可视分析任务 2), 如图 7 所示, 其中使用暖色系红色表示为流入, 冷色系紫色表示

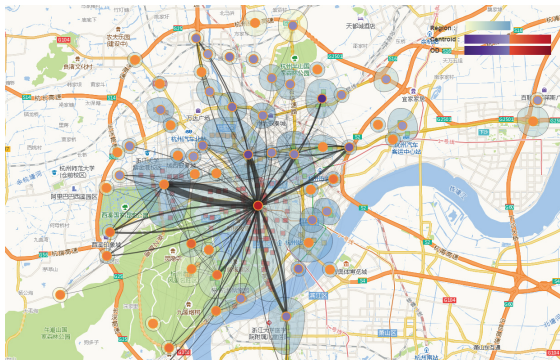


图 6 人群移动模式可视化图

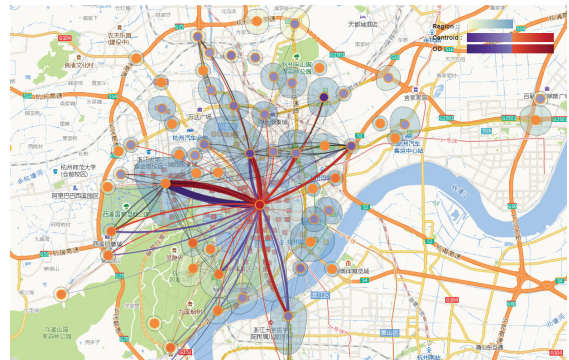


图 7 人群移动模式局部高亮图

为流出。根据流入流出, 用户可以进一步探索自己感兴趣的区域, 点击图中任意区域, 在雷达图里会展示区域的功能属性, 同时在列表中显示此区域关键 POI 的详细信息。

4 案例分析

本文系统可以帮助用户交互分析人群移动在城市各功能区域之间的移动模式, 主要探索了工作日(2016-01-04)和节假日(2016-01-01)的人群移动模式。

4.1 工作日人群移动可视分析

图 8 与图 9 分别展示了 2016-01-04 (工作日)早高峰(06:00—10:00)和晚高峰(16:00—20:00) 2 个时间段人群在各区域间的移动模式。

从图 8 可以看到, 在早高峰时段, 周边区域以紫色为主, 即周边人流以流出为主; 而在图 9 中, 周边区域则以红色为主, 即周边人流以流入为主, 尤其以区域 1, 2, 3, 5 等非中心区域的变化最为显著(区域 1 由浅红变为深红, 区域 2 由浅红变为深红, 区域 3 由浅紫变为浅红, 区域 5 由浅紫变为浅红)。通过分析可以看出, 杭州市民一般在周边区域

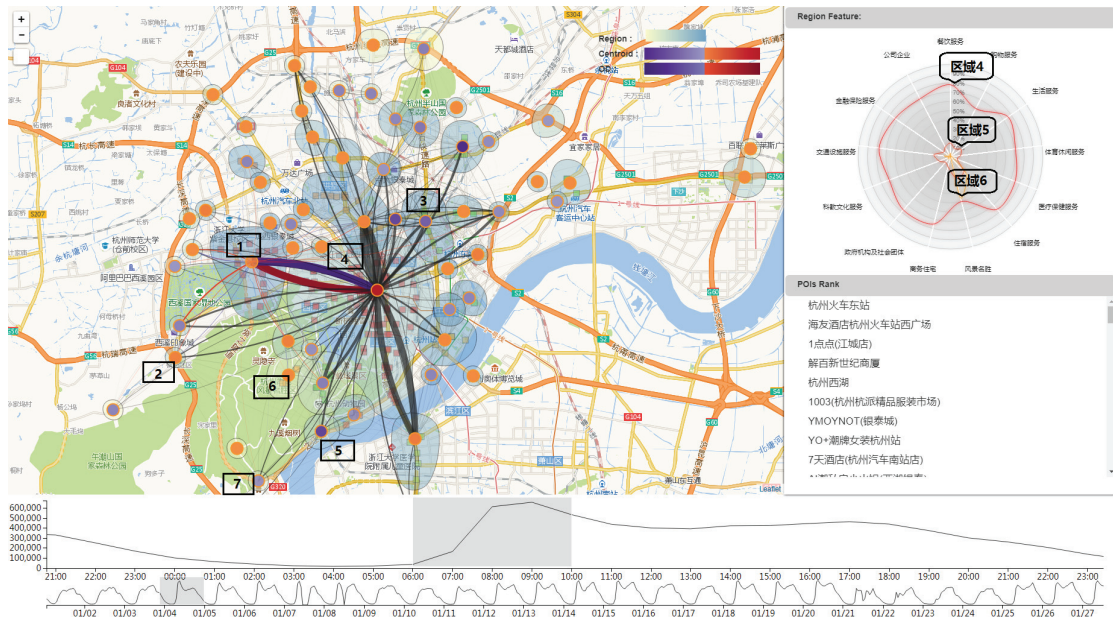


图 8 工作日早高峰

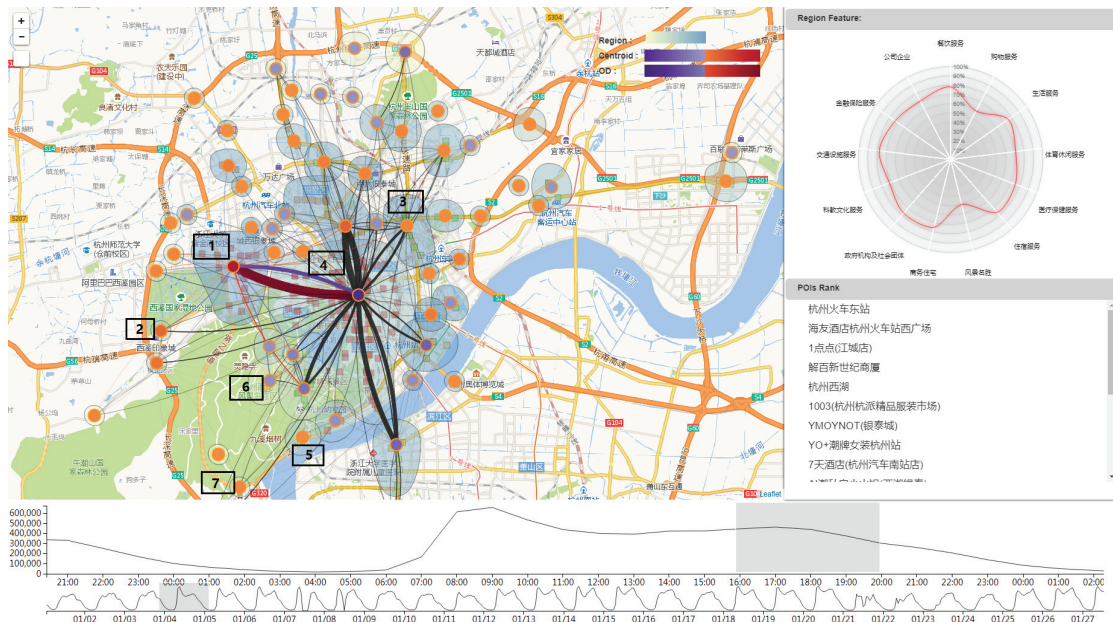


图 9 工作日晚高峰

居住,进入市中心(区域 4)工作或者经过市中心去其他地方工作.故区域 4 是主要的工作区域,也是娱乐中心,同时也是交通枢纽所在的区域.点击此区域,在雷达视图中可以看到,此区域特征向量各个维度值均较高,这 and 市中心公共设施配套齐全相符合.此外,在 POI 列表中可以看到此区域详细的 POI 信息.

对于区域 6 及其周围相近区域,这些区域功能熵值较低;点击此区域,在雷达视图中可以看到此区域“风景名胜”较为突出,其他属性均较低.在早高峰和晚高峰,此区域及周围区域颜色变化并非很大,早高峰以人群流入为主,晚高峰也存在人群流入,同时也有部分流出.说明此“风景名胜”区域在杭州全天都受人欢迎,即使在工作日.

点击区域 1,在地理视图中可展示此区域人流流入流出情况.早高峰时段此区域中心点变现为橙色,晚高峰时段此区域表现为深红色.此外,此区域与市中心区域 4 的人群流入和流出强度均较大,可以看出此处卡口是杭州市中心和此区域的交通要点.

4.2 节假日人群移动模式分析

上述案例统计的是工作日的人群移动现象.本文还可以选择如图 10 所示 2016-01-01(元旦)与图 8 所示工作日对应的时间段进行比较分析.可以看到,与工作日的早高峰不同,市中心依然以人群流入为主,但周边区域与市中心的连线宽度小了很多,这与节假日不上班人群移动量减小的事实相符.但市中心配套齐全,其他地区人群涌入杭州进入市中心进行娱乐活动,故市中心依然是全市最繁忙的区域.再如区域 6,点击此区域,从雷达图(图 8 中)和 POI 列表(图 11)可知,此处是风景名胜聚集的区域,与工作日相比,这些区域红色加深,说明节假日市民倾向于前往风景名胜的区域.

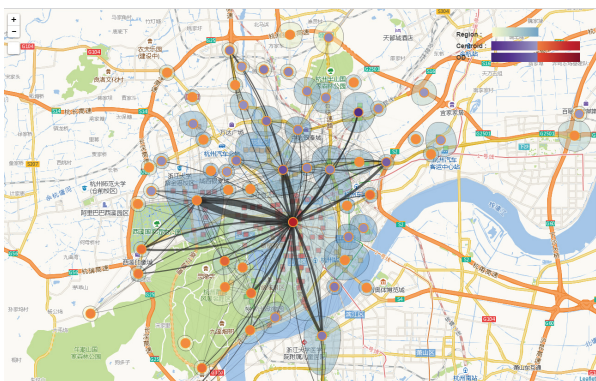


图 10 节假日早高峰

POIs Rank

杭州西湖风景名胜区-西湖
杭州西湖风景名胜区-天香法雨
杭州西湖风景名胜区-天竺山
杭州西湖风景名胜区-统秀
杭州西湖风景名胜区-魏庐
杭州西湖风景名胜区-陶成章墓
布丁酒店(杭州西湖虎跑店)
虫二人文茶楼
虎跑路四眼井

图 11 区域 6 POI 列表

本文系统还可以通过时序图刷选其他不同时间段进行人群移动的可视分析.利用本文系统,用户可以清楚地了解各区域的功能特征,同时也可以根据自身需求选择前往的目的地;此外,各时间段内显示的人群移动量大小可以帮助用户避开高峰期.

5 结 语

本文提出了一个基于空间区域功能划分的人群移动模式的可视化分析方法,以分析在空间区域功能与人群移动模式的关联.本文可视分析系统中使用了改进后的 DBSCAN 算法对区域功能划分,并基于 POI 数据和聚类后的结果以增强移动模式背后的意图识别,并通过雷达视图实现卡口功能特征的可视化.在此基础上,本文基于 BubbleSet 可视化不同功能区域的分布和差异性,并连接不同的功能区块,以展示区域之间人群移动模式.为了保证有效的可视化和避免认知负担,本文系统中采用了颜色一致性编码方案.

本文原型系统可以用来研究人群移动模式的趋势,并为政府工作人员、城市规划人员做出相应的决策及进一步改善交通状况提供帮助,同时为用户的出行提供建议具有显著意义.空间区域功能和人群移动模式的可视分析的 2 个案例研究证明了本文可视化方法的有效性.未来,计划将深入目前的工作,如挖掘车辆任意一段路程的起始点,由此分析出的人群移动模式将更准确.

参考文献(References):

- [1] von Landesberger T, Brodtkorb F, Roskosch P, *et al.* Mobility-graphs: visual analysis of mass mobility dynamics via spatio-temporal graphs and clustering[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2016, 22(1): 11-20

- [2] Guo D S. Flow mapping and multivariate visualization of large spatial interaction data[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2009, 15(6): 1041-1048
- [3] Guo D S, Zhu X, Jin H, *et al.* Discovering spatial patterns in origin-destination mobility data[J]. *Transactions in GIS*, 2012, 16(3): 411-429
- [4] Gao S, Liu Y, Wang Y L, *et al.* Discovering spatial interaction communities from mobile phone data[J]. *Transactions in GIS*, 2013, 17(3): 463-481
- [5] Zhu X, Guo D S. Mapping large spatial flow data with hierarchical clustering[J]. *Transactions in GIS*, 2014, 18(3): 421-435
- [6] Guo D S, Zhu X. Origin-destination flow data smoothing and mapping[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2014, 20(12): 2043-2052
- [7] Andrienko N, Andrienko G, Stange H, *et al.* Visual analytics for understanding spatial situations from episodic movement data[J]. *KI-Künstliche Intelligenz*, 2012, 26(3): 241-251
- [8] Andrienko N, Andrienko G, Bak P, *et al.* Visual analytics of movement[M]. Heidelberg: Springer Science & Business Media, 2013
- [9] van Wijk J J, van Selow E R. Cluster and calendar based visualization of time series data[C] //Proceedings of IEEE Symposium on Information Visualization. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1999: 4-9
- [10] Jiang Xiaorui, Tian Ya, Jiang Li, *et al.* Visual analytics of urban road transportation data: a survey[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2015, 20(4): 454-467
(姜晓睿, 田亚, 蒋莉, 等. 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): 454-467)
- [11] Kriegel H P, Kröger P, Zimek A. Clustering high-dimensional data: a survey on subspace clustering, pattern-based clustering, and correlation clustering[J]. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, 2009, 3(1): Article No.1
- [12] Jiang Xiaorui, Zheng Chunyi, Jiang Li, *et al.* Visual analytics of large taxi origin-destination data[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(10): 1907-1917
(姜晓睿, 郑春益, 蒋莉, 等. 大规模出租车起止点数据可视分析[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, 27(10): 1907-1917)
- [13] Engel D, Greff K, Garth C, *et al.* Visual steering and verification of mass spectrometry data factorization in air quality research[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2012, 18(12): 2275-2284
- [14] Li J, Xiao Z, Zhao H Q, *et al.* Visual analytics of smogs in China[J]. *Journal of Visualization*, 2016, 19(3): 461-474
- [15] van den Elzen S, Holten D, Blaas J, *et al.* Reducing snapshots to points: a visual analytics approach to dynamic network exploration[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2016, 22(1): 1-10
- [16] Bach B, Shi C L, Heulot N, *et al.* Time curves: folding time to visualize patterns of temporal evolution in data[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2016, 22(1): 559-568
- [17] Tobler W R. Experiments in migration mapping by computer[J]. *The American Cartographer*, 1987, 14(2): 155-163
- [18] Guo D. Visual analytics of spatial interaction patterns for pandemic decision support[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2007, 21(8): 859-877
- [19] Wood J, Dykes J, Slingsby A. Visualisation of origins, destinations and flows with OD maps[J]. *The Cartographic Journal*, 2010, 47(2): 117-129
- [20] Wood J, Slingsby A, Dykes J. Visualizing the dynamics of London's bicycle-hire scheme[J]. *Cartographica: The International Journal for Geographic Information and Geovisualization*, 2011, 46(4): 239-251