引文格式：彭海波, 陈美华, 陶珂, 等. 城市交通多层网络社团结构探测[J]. 地理空间信息, 2023, 21(8): 1-4. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.08.001

城市交通多层网络社团结构探测

彭海波[1]，陈美华[2*]，陶　珂[3]，刘启亮[2]
（1. 湖南省第三测绘院，湖南 长沙 410000；2. 中南大学地理信息系，湖南 长沙 410083；
3. 湖南省自然资源事务中心，湖南 长沙 410004）

摘　要：海量的城市交通流数据已经可以被广泛获取，发现不同类型交通流空间交互结构间的关系以及交通流与交通网络间的联系对于优化城市交通设计、缓解城市交通拥堵具有重要价值。为此，采用北京市六环以内区域2016年5月9日与5月15日的公交刷卡、出租车轨迹、公交线路数据，借助单层与多层社团检测方法，探索：①不同交通流空间分布模式间的联系；②公交服务与公交乘客之间的供需关系。研究发现：①从公交刷卡与出租车轨迹数据中发现的社团结构具有明显差异，表明2种不同交通流反映城市空间交互的不同作用；②北京市公交线路社团结构与公交出行社团结构相似性较高，但也存在局部的差异，可以反映公共交通供需不平衡模式。研究结论可为城市交通设计优化提供一定的参考。

关键词：多层网络；社团检测；交通流；供需关系
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）08-0001-04

Exploration and Identification of Community Structure of Urban Transportation Multi-layer Graphs

PENG Haibo[1], CHEN Meihua[2], TAO Ke[3], LIU Qiliang[2]
(1. The Third Surveying and Mapping Institute of Hunan Province, Changsha 410000, China; 2. Department of Geo-informatics, Central South University, Changsha 410083, China; 3. Hunan Center of Natural Resources Affairs, Changsha 410004, China)

Abstract: In the era of big data, massive amounts of urban traffic flow data can be easily collected. Discovering the relationships among different types of traffic flows is of great value for optimizing urban traffic design and alleviating urban traffic congestion. In this study, we used single-layer and multi-layer community detection methods to identify the relationship between the spatial interaction patterns revealed by smart card transactions, taxi GPS trajectories and the supply and demand interaction between bus network and smart card transactions. Taking the area within the sixth ring road of Beijing as study area, we collected the smart card transactions and taxi GPS trajectories data on 9th May 2016 and 15th May 2016. The experimental results show that①the community structures identified in smart card transactions and taxi GPS trajectories are different, indicating that these two types of traffic flows play different roles in spatial interactions.②Although the communities discovered from smart card transactions and bus network are similar, there are some local differences which can reflect the imbalance mode of bus supply and demand. The research conclusions of this study may provide useful references foroptimizing urban traffic design.

Key words: multi-layer graph, community detection, traffic flow, supply and demand interaction

随着我国城镇化进程的不断推进，特别是大城市规模的不断扩张，使得城市交通需求迅速增长[1]。在这一背景下，交通拥堵成为我国大城市所面临的突出交通问题[2]。为了缓解交通拥堵问题，亟需综合考虑分析各种交通方式的特性，挖掘交通系统中不同类型交通流空间交互结构间的关系以及交通流与交通设施间的联系，为城市交通规划提供决策支持[3-4]。

本文以北京六环以内区域为研究区域，采用相同时段公交刷卡数据、出租车轨迹数据，公交线路数据分别采用单层和多层社团检测方法，探索不同交通流反映城市空间交互关系的联系，及公交服务与公交乘客之间的供需关系。研究结论对于深入理解交通网络中不同的交通方式间的内在联系以及优化城市交通规划具有重要的参考价值。

1　研究区域与研究数据

本文研究的基本空间单元为交通分析小区（共包含1 451个交通分析小区）。实验采用北京市公交

收稿日期：2022-04-03；修回日期：2023-03-22。
项目来源：国家自然科学基金资助项目（41971353）；湖南省自然科学基金资助项目（2021JJ20058、2020JJ4695）。
第一作者简介：彭海波（1979—），硕士研究生，高级工程师，研究方向为智慧城市与地理信息应用，E-mail：14668594@qq.com。
通信作者：陈美华（1999—），博士生，研究方向为多层空间网络社团挖掘，E-mail：215007008@csu.edu.cn。

线路数据、公交刷卡数据、出租车轨迹数据3种城市交通数据，数据详情列于表1。本研究以交通分析小区为节点，构造空间嵌入图 $G=(V, E, W)$，其中，V 为节点集，E 为边的集合（图中的一条边表示2个交通分析小区间的交互关系），W 为2个交通分析小区间的交互权重。图1展示了不同数据集构建的空间嵌入图：$G^b=\left(V, E^b, W^b\right)$ 为公交网络层，$G^p=\left(V, E^p, W^p\right)$ 为公交乘客层，$G^t=\left(V, E^t, W^t\right)$ 为出租车乘客层。在 G^p 和 G^t 出租车乘客层中，交互权重通过2个交通分析小区间OD对的数目度量。在公交网络层中，交互权重定义为2个交通分析小区之间公交站点对的数目。若将不同空间嵌入图构建多层网络，不同层间相同的交通分析小区认为存在边连接关系。

表1 实验数据简介

数据名称	数据描述	数据量
公交线路数据	北京公交车线路数据的数据项包括线路编号、线路名称、站点ID、站点名称、站点纬度、站点经度等内容	834条线路，26 668个站点
公交刷卡数据	北京市2016年5月9日和2016年5月15日公交刷卡数据，包含乘客所在的公交线路以及上下车站点等信息	5月9日：3 805 599条记录 5月15日：3 238 068条记录
出租车轨迹数据	北京市2016年5月9日和2016年5月15日出租车OD数据	5月9日：176 261条记录 5月15日：141 100条记录

2 研究方法

2.1 单层网络社团结构探测方法

本文采用了一种基于模块度的经典算法Louvain算法[5]对每层网络进行社团检测，该算法分为2个迭代步骤：

1）模块度优化：初始化每个节点为一个社团。针对网络中的每一个节点 i，将 i 从其所在分区移动到其邻居节点 j 所在社团，计算模块度增量。将正增量最大时的节点 i 划分到对应的邻居节点所在的社团。如果不存在正增量，则保持对 i 的划分。模块度定义为[6]：

$$Q=\frac{1}{2m}\sum_{ij}\left(A_{ij}-\frac{k_i k_j}{2m}\right)\delta\left(g_i, g_j\right) \tag{1}$$

式中，A_{ij} 为节点 i 与节点 j 的连接权值；$k_i=\sum_j A_{ij}$ 为与节点 i 相连的所有边的权值之和；g_i 为节点 i 被分配到的社团；如果 $u=v$，则 $\delta(u, v)$ 为1，否则为0；$m=\frac{1}{2}\sum_{ij}A_{ij}$。

2）社团聚合：将步骤（1）阶段划分的社团聚合为节点，重新构建网络。

1）和2）2个步骤不断迭代，直到模块度值不再增加，社团检测过程中止。为了定量比较各层的社团结构，本文采用如下相似性度量方法[3]：

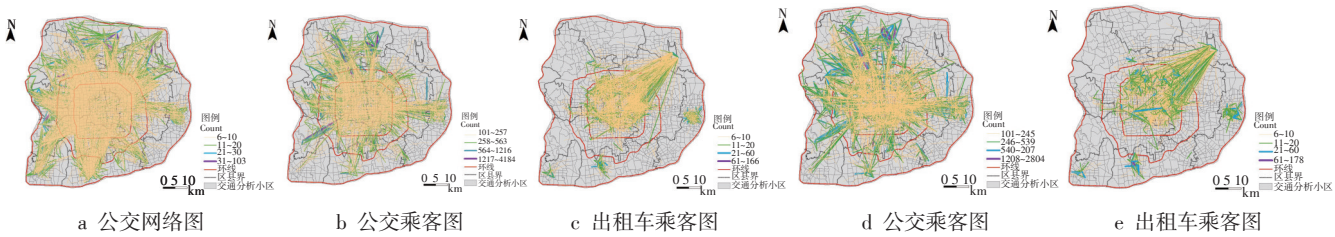
$$\sigma_{ps}=\frac{\sum_i\sum_{i\neq j}\alpha_{ij}^p * \alpha_{ij}^s}{\min\left(\sum_i\sum_{i\neq j}\alpha_{ij}^p, \sum_i\sum_{i\neq j}\alpha_{ij}^s\right)} \tag{2}$$

式中，σ_{ps} 为 p 层和 s 层之间的相似性度量，取值在0到1之间。若 i 和 j 在 p 层中的同一个社团中，则 α_{ij}^p 为1；否则为0。α_{ij}^s 定义与 α_{ij}^p 类似。

2.2 多层网络社团结构探测方法

单层网络探测到的社团结构能够识别每一层中的空间交互结构，但无法在不同层之间进行直接比较。为此，本文采用一种多层网络社团检测的Louvain算法直接从多层网络中发现社团结构[7]。多层网络中的模块度函数定义如下[8]：

$$Q_{\text{multilayer}}=\frac{1}{2\mu}\sum_{ijsr}\left[\left(A_{ijs}-\gamma_s\frac{k_{is}k_{js}}{2m_s}\right)\delta_{sr}+\delta_{ij}\omega\right]\delta\left(g_{is}, g_{jr}\right) \tag{3}$$



a 公交网络图　b 公交乘客图（2016年5月9日）　c 出租车乘客图（2016年5月9日）　d 公交乘客图（2016年5月15日）　e 出租车乘客图（2016年5月15日）

图1 空间嵌入图

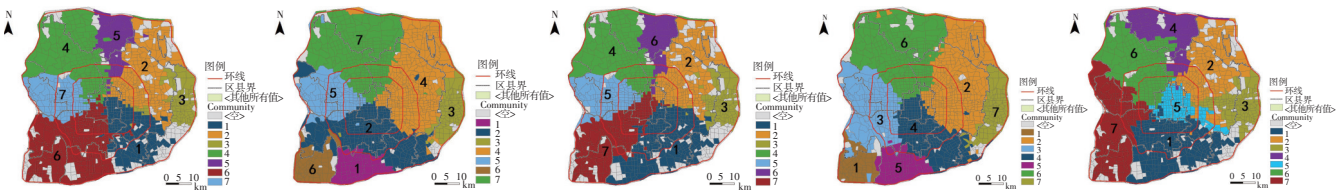
式中，A_{ijs} 为 s 层上节点 i 和 j 之间的连接权重；$k_{is}=\sum_j A_{ijs}$ 为 s 层上与节点 i 相连的所有边的权值之和；g_{is} 和 g_{jr} 分别为 s 层和 r 上节点 i 和 j 被分配的社团；若 $u=v$，则 δ_{uv} 为1，否则为0。$m_s=\frac{1}{2}\sum_{ij}A_{ijs}$，$\mu=\frac{1}{2}\sum_{jr}k_{jr}$。$\gamma_s$ 为 s 层的分辨率参数，用以表示各层网络内社团划分规模和数量，默认值为1。ω 为层间连接强度的耦合参数（取值范围为0到1）。当 $\omega=0$ 时，相当于进行逐层社团结构探测。随着 ω 的增加，层间耦合性变强，使得位于不同层上的同一个节点更有可能被划分至同一个社团。

多层网络社团检测的Louvain算法的步骤与单层网络的Louvain算法类似。采用式（3）所示模块度，参照2.1节中2个步骤迭代的策略，直到模块度值不再增加，社团检测操作中止。

3　实验结果分析

3.1　逐层网络社团结构探测

采用Louvain算法逐层探测的社团结构如图2所示。图3中，采用桑基图分别描述工作日和周末跨层社团之间的联系。可见，虽然发现的社团结构具有一定的相似性且空间连续性较好，但存在一定差异。



a 公交乘客层社团（5月9日）　b 出租车乘客层社团（5月9日）　c 公交乘客层社团（5月15日）　d 出租车乘客层社团（5月15日）　e 公交网络层社团

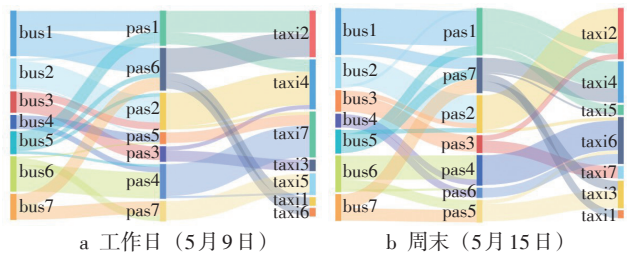
图2　逐层社团检测结果

1）公交乘客层在工作日和非工作日社团结构对比（相似度为0.91）。针对公交乘客层，工作日与非工作日发现的社团结构（图2a、c）在研究区域北部基本一致，表明在此区域公交乘客在工作日和非工作日的活动较为稳定。相较于工作日，图2a中社团1在周日时向西进行了扩张，有可能是研究区域东南部包含了较多休闲娱乐场所，导致周末人流的涌入。

2）出租车乘客层在工作日和非工作日社团结构对比（相似度为0.81）。大部分社团在周一与周日的范围大致相同（图2b、d）。但是，工作日发现的社团2和5在周末变化较大（对比图2d中社团4和3）。社团结构变化的原因可能与公交乘客层类似，工作日中，社团2包含了大量的工作场所，活跃度高，而社团5包含了大量的休闲娱乐区域，其在周末的活跃度高，导致在周末的范围（图2d社团3）有所扩张。

3）公交乘客层和出租车乘客层发现社团结构对比。在工作日，两层网络发现社团的相似度为0.66，在研究区域的北部，公交乘客图和出租车乘客图发现的社团边界比较一致。在研究区域南部，公交乘客图与出租车乘客图表现出截然不同的社团划分，如在西南部分，前者返回的是一个社团，而后者返回了多个社团，这表明该区域内公共交通可能不太便利，因此许多人选择乘坐出租车出行。在非工作日，两层网络发现的社团结构差异较大（相似度为0.60），表明了周日公交乘客和出租乘客2种类型人群的出行模式存在较大差异。

4）公交网络层和公交乘客层发现社团结构对比。在工作日，两层网络发现社团结构的相似度为0.71，而在周末，两层网络发现社团的相似度为0.75。相较于工作日，周末的公交乘客层与公交网络层包含的社团结构更加相似。公交网络层和公交乘客层发现的社团亦存在一定差异，例如，在公交网络图中（图2e）城市中心区域由一个社团独占，而在公交乘客层中（图2a和图2c），社团的分布呈放射状，城市中心区域由多个社团共享。这表明北京市的公交供需存在一定的不平衡现象。



a 工作日（5月9日）　b 周末（5月15日）

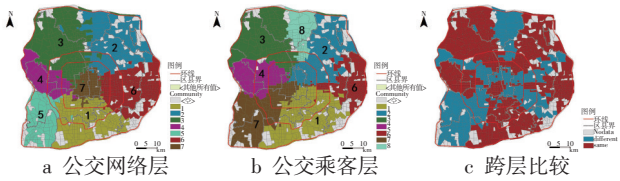
图3　跨层社团间的联系

3.2　多层网络社团结构探测

为了进一步分析交通线路层与交通乘客层在哪些空间单元存在差异性，本文采用多层社团检测方法联

合公交网络层和公交乘客层进行社团检测（本文将 ω 和 γ_s 均设为1[3]），社团检测结果及同一社团中存在差异的空间单元如图4和5所示。若同一交通分析小区在多层网络中属于同一跨层社团则表明，该区域的交通供需较为平衡（即交通线路密集的区域，乘客交互也频繁），若同一交通分析小区分属不同社团，则表明该区域可能存在供需不平衡的情况（例如公交线路密集但乘客交互相对不频繁）。

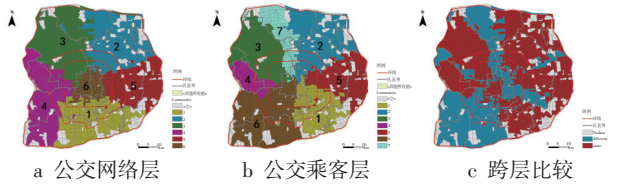
在工作日，1 235个交通分析小区中，共有479个交通分析小区被分配至不同的社区（图4c）。大部交通分析小区被跨层分配至同一社区，反映了公交网络层社团结构和公交乘客层社团结构的“一致性”。同时，亦可以发现从城市中心向外延伸的5个方向存在部分交通小区被分配到不同社区，例如：公交网络层出现了该层独有的社区5，而公交乘客层也出现了其独有社区8，体现了公交供需的局部差异性。



a 公交网络层　b 公交乘客层　c 跨层比较

图4　多层网络社团探测结果（2016年5月9日）

在周末，共有476个交通分析小区被分配至不同的社区（图5c）。虽然从数量上来看，工作日和周末被分配到不同社区内交通分析小区的数量相差不大，但是在空间分布结构上存在较为明显的差异。例如：在研究区域西南角，周末有更多的交通分析小区被划分至不同社区。结合逐层网络社团检测的结果（图2a、c），由于周末人流向西涌入，导致了公交线路供给的不足，从而使得公交服务与乘客出行需求之间不平衡状态加剧。



a 公交网络层　b 公交乘客层　c 跨层比较

图5　多层网络社团结构探测结果（2016年5月15日）

4　结　语

本文以北京市为例，采用公交刷卡数据、出租车轨迹数据、公交线路数据构建多层空间嵌入图，分别采用逐层和多层社团检测方法，研究了不同交通流数据反映城市空间交互结构的联系以及城市公交网络的供需关系。对多层空间嵌入图进行逐层社区检测，分别从定性和定量的角度评价了公交刷卡数据和出租车轨迹数据中社区结构的差异，并发现公交线路数据和公交刷卡数据中社区结构具有高度相似性。针对公交网络层与公交乘客层进行多层社区检测，发现了公交网络与公交乘客网络中社团结构不匹配的空间区域，可以一定程度反映公交供需的不平衡问题。本文研究对于发现不同类型交通流运行规律间的联系以及城市公交网络的供需不平衡问题具有重要价值，有望为城市交通设计优化提供一定的参考。进一步，需要深入研究交通流运行差异性以及公交网络供需不平衡问题背后的驱动力，同时可在时间维上进行扩展，研究动态多层网络中的社团结构，发现城市交通流运行的时间演化规律。

参考文献

[1] 陆化普. 交通强国战略下城市交通发展要求与对策重点[J]. 城市交通,2020,18(6):1-9

[2] 胡晓伟,包家烁,安实. 城市交通治理政策研究综述与展望[J]. 交通运输系统工程与信息,2021,21(5):139-147

[3] Yildirimoglu M, Kim J. Identification of Communities In Urban Mobility Networks Using Multi-layer Graphs of Network Traffic[J]. Transportation Research Part C, 2018, 89: 254-267

[4] Zhang J, Liu X, Senousi A M. A Multilayer Mobility Network Approach to Inferring Urban Structures Using Shared Mobility and Taxi Data[J]. Transactions in GIS,2021, 25(6):2 840-2 865

[5] Blondel V D,Guillaume J L,Lambiotte R,et al. Fast Unfolding of Communities in Large Networks[J]. Journal of Statistical Mechanics Theory and Experiment,2008,155e168

[6] Newman M E J. Fast Algorithm for Detecting Community Structure in Networks[J]. Physical Review E, 2004, 69(6): 066133

[7] Jeub L G S, Bazzi M, Jutla I S, et al. A Generalized Louvain Method for Community Detection Implemented in Matlab[EB/OL]. (2019-11-4) [2021-5-10]. https://github.com/GenLouvain/GenLouvain

[8] Mucha P J,Richardson T,Macon K,et al. Community Structure in Time-dependent, Multiscale, and Multiplex Networks[J]. Science,2010,328(5 980):876-878