引文格式：刘成帅,顾海硕,陈鹏. 新冠疫情前后北京市地铁出行时空模式对比分析[J]. 地理空间信息, 2024, 22(9): 13-18. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.09.003

新冠疫情前后北京市地铁出行时空模式对比分析

刘成帅[1]，顾海硕[1]，陈　鹏[1,2]
（1. 中国人民公安大学 信息网络安全学院，北京 100038；2. 安全防范技术与风险评估公安部重点实验室，北京 102600）

摘　要：新冠疫情的爆发对城市居民生活造成显著影响，研究疫情背景下居民出行行为的变化规律，对于公共交通系统规划运营具有重要意义。利用非负张量分解方法对2020年新冠疫情前后各一周的北京市地铁交通数据进行分析，得到早、晚通勤和日常3种出行模式，并对各出行模式疫情前后的时空变化进行了对比。研究表明，疫情后日常出行模式基本时间特征变化较大，而工作日通勤出行模式基本时间特征变化较小；以商业区为目标站点的出行在日期和时段选择上均呈现错峰特点。

关键词：城市交通；新冠疫情；非负张量分解；时空特征；地铁出行
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）09-0013-06

Spatio-temporal Pattern Comparative Analysis of Subway Travel in Beijing City Before and After the COVID-19

LIU Chengshuai[1], GU Haishuo[1], CHEN Peng[1,2]
(1. School for Informatics and Cyber Security, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China;
2. Key Laboratory of Security Technology & Risk Assessment, Ministry of Public Security, Beijing 102600, China)

Abstract: The outbreak of COVID-19 has had a significant impact on the lives of urban residents. It is of great significance for the planning and operation of public transportation system to study the change rules of residents' travel behavior under the background of epidemic. We used the nonnegative tensor factorization method to analyze the Beijing subway traffic data for one week before and after the COVID-19 pandemic in 2020, obtained three travel modes, including morning, evening commuting and daily, and analyzed the spatio-temporal changes of several travel modes before and after the pandemic. The results show that after the pandemic, the basic time characteristics of daily travel mode have changed greatly, while the basic time characteristics of commuting travel modes on weekdays have not changed much. The travel with the commercial area as the target station presents the characteristics of staggered peak in the choice of date and time period.

Key words: urban traffic, COVID-19, nonnegative tensor factorization, spatio-temporal characteristic, subway travel

2019 年 12 月新冠疫情爆发并席卷全球。作为百年来全球发生的最严重的传染病大流行[1]，新冠疫情深刻改变了人们的生活，对日常社交和出行行为产生了严重影响[2-3]。城市内的公交车、地铁、轻轨等公共交通由于载客量大、交通网络密集、人员结构复杂等特征，成为疫情防控期间需要重点关注的对象。因此，疫情视角下的公共交通出行时空分析也成为热点问题之一。现有研究大多关注疫情对公共交通出行时空分布的总体影响，如 Aloi A[4]等结合智能交通系统和 GPS 定位等数据分析西班牙桑坦德市新冠疫情前后居民出行变化规律发现，相较于其他出行方式，公共交通流量下降最多，且上午和中午的流量下降幅度小于下午，特别是下午的高峰时段消失后，流量下降幅度更大；Mützel C M[5]等分析台北市的智能卡行程数据发现，在 COVID-19 的影响下，地铁使用率在空间和时间上呈高度异质的特点；Bhin M[6]等根据公交卡数据分析韩国京畿道各公交车站的公交车使用频率发现，疫情导致站点流量的空间分布变得更加均匀，这主要是由于大型站点的使用频率大幅降低而一些小型的、分布在外围的站点使用频率增加所致；Aparicio J T[7]等根据葡萄牙里斯本市地铁、公交车、电车公共交通出行数据研究疫情前后交通变化发现，高收入、高房价地区公共交通下降量大于低收入地区，与中心区和商业区相比，服务于周边和更多居民区的地铁线路受疫情影响较小。此外，还有部分研究引入环境因素对疫情影响下的公共交通出行进行探讨，如 Chai X[8]等

收稿日期：2022-07-01。
项目来源：北京市优质本科课程——犯罪活动空间分析与制图；北京市自然科学基金面上基金资助项目（9192022）。
第一作者简介：刘成帅（1999—），硕士，主要从事时空数据挖掘方面的工作，E-mail：2870346756@qq.com。

利用北京市共享单车数据分析疫情前后居民的时空行为模式发现，POI中科技公司的共享单车使用在大流行期间下降最多，地铁站和超市下降较少；Song J[9]等调查新加坡自行车共享系统在实施封锁措施之前、期间和之后的使用模式发现，局部聚集现象和多中心特征在空间上与居住区和土地利用混合程度相关，且这种关联性随着新冠疫情的发展而增强。总体来看，虽然疫情防控对公共交通的影响研究已取得了一定的成果，但大多是对总体时间、空间分布及其与环境之间的关系进行探讨，较少涉及具体的、不同类别的出行模式的时空分布，精细化程度不足，对于疫情所导致的城市公共交通的时空特征变化缺乏更加清晰的了解和认识。因此，本文对北京市新冠疫情爆发前后的地铁交通数据开展实证分析，获得疫情发生前后城市公共交通各种出行模式的时空分布特征，为突发公共卫生事件下的城市公共交通管理提供参考。

1 数据来源和分析方法

1.1 数据来源

1）北京地铁AFC数据。2020年1月24日北京市启动重大突发公共卫生事件一级响应，建议市民少聚会、少旅行、不去或少去人员密集场所，乘坐公交地铁火车航班等全程戴口罩（https://baijiahao.baidu.com/s?id=1656595602972296715&wfr=spider&for=pc）。由于恰逢2020年春节假期（2020年1月23—30日），地铁出行可能同时受到疫情和春节假期的影响。本文以1月24日为节点，收集了1月24日前、后各一周的北京市地铁AFC数据进行疫情前后地铁出行模式的对比分析。为消除节假日对地铁交通出行的影响，分别选择了2020年1月8—14日、2月2—8日的数据进行分析。初始数据总量为1 755余万条，包括卡号、刷卡金额、进出站站点编号、进出站时间。对数据进行清洗处理，去除有误和重复的数据，并将记录时间限制在5：00—24：00之间，出行耗时限制在3~360 min之间，得到清洗后的最终数据为1 745余万条。本文将周一至周五的出行归为工作日出行，周六、日出行归为非工作日出行。疫情前后北京地铁每日出行产生的交易数据量分布见图1，可以明显看出疫情爆发后每日产生的出行交易数据量大幅下降。

2）兴趣点（POI）数据。城市POI数据是将与人们日常生活密切相关、能反映城市区域功能属性的地理实体进行抽象后得到的点数据。利用高德地图的

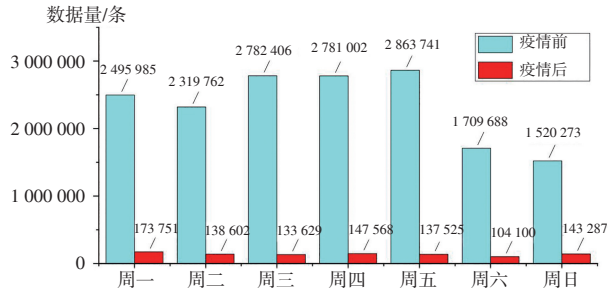


图1 疫情前后地铁刷卡量数据分布

API获得2020年北京市POI数据，本文选择能反映地铁站点周边土地功能特征的部分类别POI数据，包括餐饮、购物、体育休闲、风景名胜、交通设施服务等，数据总量为364 068条。

1.2 分析方法

本文采用非负张量分解法对疫情前后北京地铁交通出行的时空模式进行比较。该方法能提取时空出行的组成成分，从而为时空模式分析提供合适的尺度[10-11]。

1）非负张量分解是一种张量奇异值分解的高阶扩展方法，将一个张量表示为若干个秩为1的张量之和，每个秩为1的张量均可表示为 n 个非负值向量的内积（n 为张量维度），这些秩为1的张量组成的重构张量是原张量的近似。例如，对于矩阵 $\boldsymbol{X}\in\boldsymbol{R}_{+}^{m\times n}$，其非负张量分解可表示为：

$$\boldsymbol{X}\approx\sum_{r=1}^{R}\boldsymbol{a}_r\circ\boldsymbol{b}_r \tag{1}$$

通过分解可以得到 R 个组成成分，其中向量 $\boldsymbol{a}_r\in\boldsymbol{R}_{+}^{m\times 1}$、$\boldsymbol{b}_r\in\boldsymbol{R}_{+}^{1\times n}$。若将 $\boldsymbol{a}_r$ 和 $\boldsymbol{b}_r$ 转化为单位向量，则得到一个系数 λ_r，此时非负张量分解可表示为：

$$\boldsymbol{X}\approx\sum_{r=1}^{R}\lambda_r\boldsymbol{a}_r\circ\boldsymbol{b}_r \tag{2}$$

将 m 个站点每日划分为 n 个时间段，即可得到第 p 天的进站流量矩阵 $\boldsymbol{M}_{op}\in\boldsymbol{R}_{+}^{m\times n}$。对 $\boldsymbol{M}_{op}$ 进行非负张量分解，则有：

$$\boldsymbol{M}_{op}\approx\sum_{r=1}^{R}\lambda_{pr}\boldsymbol{a}_{pr}\circ\boldsymbol{b}_{pr} \tag{3}$$

式中，R 为分解得到的时空组成成分数量；λ_{pr} 为第 p 天第 r 个组成成分的强度；$\boldsymbol{b}_{pr}$ 为第 p 天第 r 个组成成分的时间分布，即各时间段客流量相对于当日总客流量的占比；$\boldsymbol{a}_{pr}$ 为第 p 天第 r 个组成成分的空间分布，即人们访问某个站点的概率。

通过非负张量分解，可将总体的出行模式分解为几种基本出行模式的线性组合，再研究疫情对不同基本出行模式的影响，可使疫情下的出行分析更加具体

和精细化。

2）Pearson相关系数。为了对组成成分进行合理划分，本文利用Pearson相关系数探索考察时间范围内每天各组成成分之间的内在联系。不同出行日之间相关性较强的组成成分视为同一种出行模式，对于同一种出行模式可利用Pearson相关系数研究不同出行日之间相关性的变化特点。对于第 p 天第 v 个组成成分和第 q 天第 w 个组成成分，时间维度相关系数 $r_{t,v,w}^{p,q}$ 和空间维度相关系数 $r_{s,v,w}^{p,q}$ 的计算公式为：

$$r_{t,v,w}^{p,q}=\frac{\sum_{k=1}^{n}(b_{p,v,k}-\overline{b_{p,v}})(b_{q,w,k}-\overline{b_{q,w}})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{n}(b_{p,v,k}-\overline{b_{p,v}})^2\sum_{k=1}^{n}(b_{q,w,k}-\overline{b_{q,w}})^2}} \tag{4}$$

$$r_{s,v,w}^{p,q}=\frac{\sum_{k=1}^{m}(a_{p,v,k}-\overline{a_{p,v}})(a_{q,w,k}-\overline{a_{q,w}})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{m}(a_{p,v,k}-\overline{a_{p,v}})^2\sum_{k=1}^{m}(a_{q,w,k}-\overline{a_{q,w}})^2}} \tag{5}$$

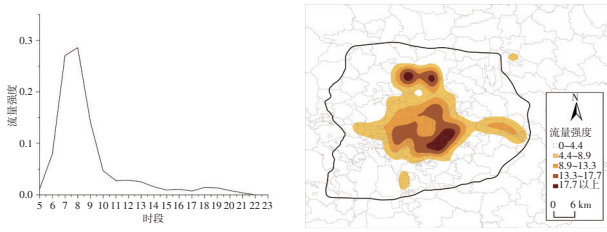
式中，$\overline{b_{p,v}}$、$\overline{b_{q,w}}$ 分别为第 p 天第 v 个和第 q 天第 w 个组成成分的时间分布均值；$b_{p,v,k}$、$b_{q,w,k}$ 分别为第 p 天第 v 个和第 q 天第 w 个组成成分时间分布的第 k 个元素值；$\overline{a_{p,v}}$、$\overline{a_{q,w}}$ 分别为第 p 天第 v 个和第 q 天第 w 个组成成分的空间分布均值；$a_{p,v,k}$、$a_{q,w,k}$ 分别为第 p 天第 v 个和第 q 天第 w 个组成成分空间分布的第 k 个元素值。

2　研究结果与分析

2.1　模式提取

北京地铁交通共覆盖289个站点，每天AFC业务数据生成的时间范围为5：00—24：00，按小时可划分为19个时段。因此，可根据地铁站点数量和每日产生数据的时间范围，对14 d的AFC数据构建每日进出站客流量矩阵 $\boldsymbol{M}_o\in\boldsymbol{R}_+^{289\times19}$ 和 $\boldsymbol{M}_d\in\boldsymbol{R}_+^{289\times19}$，其中元素 m_{ij} 为地铁站 i 在时间段 j 内的进、出站客流量。利用HALS算法[12]对构建的14 d共28个客流量矩阵进行非负张量分解。对于分解的组成成分数量，参考文献[10]认为 $R=3$ 时的分解结果最能体现公共出行的行为模式，因此将 R 设置为3。最终得到考察时间范围内每天进站和出站的3种模式，根据时间分布特征将其称为早通勤模式、晚通勤模式和日常模式（图2~4）。

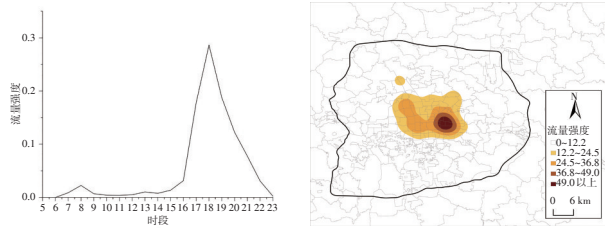
对非负张量结果进行Pearson相关系数分析发现，时间和空间维度的结果具有较高的一致性，且这14 d中同类型模式之间的相关性明显强于不同类型模式之间的相关性，即同为工作日或非工作日的相关性较强，工作日与非工作日之间的相关性较弱；同为疫情前或疫情后的相关性较强，疫情前与疫情后的相关性较弱（图5）。基于上述结果，按照疫情前后、是否为工作日对3种模式进行分组，再对疫情前后3种模式的变化情况进行分析。根据式（3）中的 λ 可得到3种出行模式的强度，计算各分组各模式强度的占比发现（表1），疫情后早通勤模式强度变化不大，晚通勤模式强度增加，日常模式强度减小。同时，考虑到疫情导致地铁出行量明显减小，可进一步推测早通勤模式和晚通勤模式的出行量减小程度小于日常模式。



a 时间特征　　b 空间特征

图2　早通勤模式

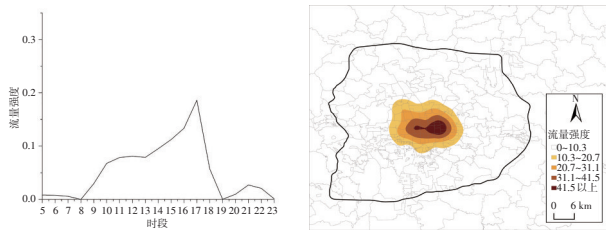
审图号：GS(2020)4619



a 时间特征　　b 空间特征

图3　晚通勤模式

审图号：GS(2020)4619



a 时间特征　　b 空间特征

图4　日常模式

审图号：GS(2020)4619

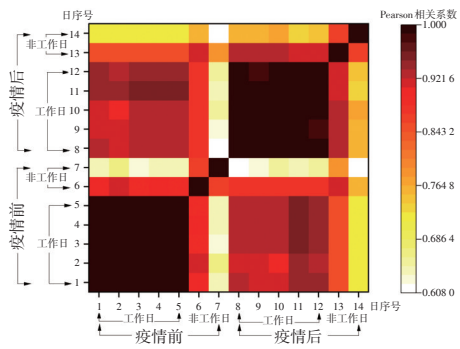


图5　相关性分析结果

表1　不同出行模式的强度占比/%

时间维度		早通勤模式	晚通勤模式	日常模式
工作日进站	疫情前	43.02	26.88	30.10
	疫情后	43.26	40.89	15.85
工作日出站	疫情前	20.77	45.99	33.24
	疫情后	28.01	51.81	20.18
非工作日进站	疫情前	43.15	27.94	28.91
	疫情后	42.59	40.45	16.95
非工作日出站	疫情前	26.48	37.17	36.35
	疫情后	24.05	55.54	20.41

2.2　时间模式分析

分组后的3种时间模式分布经过插值处理的结果见图6、7，可以看出，早通勤模式的分布集中在早晨和上午，晚通勤模式的分布集中在傍晚，日常模式的分布较均匀且大部分位于早通勤模式和晚通勤模式的分布高峰之间。本文利用峰值、峰位、半峰宽对工作日进出站早通勤模式和晚通勤模式进行量化，利用方差对日常模式进行量化，结果见表2。①工作日期间早通勤模式和晚通勤模式在疫情前后的相似程度较高，且疫情后峰值减少、峰位前移、半峰宽主要呈减少趋势（进站的早通勤模式半峰宽有所增加），说明相较于疫情前，疫情后人们在工作日期间通勤出行的基本时间特征变化不大，出行时段有一定提前，客流量高峰基本没有降低，但峰值流量占比有所减小，这可能是由于相关管控措施或出行者尝试规避密集人群所造成的结果；同时进出站峰位的时差减小，这可能是由于出行者出于安全考虑尽可能减少自身在人员密集的地铁设施的时间，也可能是因为疫情后地铁客流的明显减少使得乘客减少了地铁拥堵造成的时间消耗。②工作日期间日常模式在疫情前后的相似程度较低，且疫情后进站方差减小、出站方差增加，说明疫情后人们日常模式出行的基本时间特征变化较大，时间选择范围较大，出发时间选择更加均匀；比较工作日这3种出行模式发现，疫情后早、晚通勤模式出行的出发时间和到达时间均有所提前。③非工作日3种出行模式在疫情后曲线波动较大，这可能是由于疫情后非工作日出行数量过少（仅占总数据量的1.42%）导致出行的随机性更强。通过观察早、晚通勤模式分布发现，疫情后人们的出行高峰有一定的提前；而疫情后日常模式仍出现基本时间特征变化较大且进站方差减小、出站方差增加的现象。

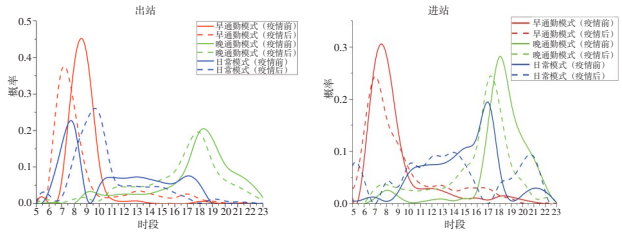


图6　疫情前后工作日进出站模式分布

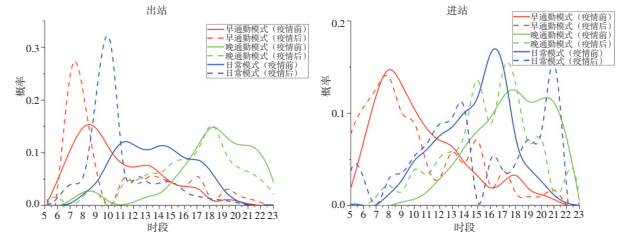


图7　疫情前后非工作日进出站模式分布

表2　疫情前后工作日与非工作日期间不同出行模式的量化分析结果

日期模式		时间维度	峰值	峰位	半峰宽	方差
工作日进站	早通勤模式	疫情前	0.306	7.520	2.592	–
		疫情后	0.244	7.016	2.88	–
	晚通勤模式	疫情前	0.282	17.996	2.772	–
		疫情后	0.245	17.168	2.412	–
	日常模式	疫情前	–	–	–	0.002 50
		疫情后	–	–	–	0.000 97
工作日出站	早通勤模式	疫情前	0.452	8.564	2.088	–
		疫情后	0.376	7.196	2.016	–
	晚通勤模式	疫情前	0.205	18.248	3.132	–
		疫情后	0.196	17.816	2.988	–
	日常模式	疫情前	_	_	–	0.002 93
		疫情后	_	_	_	0.005 08
非工作日进站	日常模式	疫情前	_	_	_	0.002 56
		疫情后	_	_	_	0.001 53
非工作日出站	日常模式	疫情前	_	_	_	0.002 10
		疫情后	_	_	_	0.006 34

2.3　空间模式分析

地铁站点所在区域的城市功能可从一定程度上反映人们的出行目的，展现空间流动特点，因此本文对北京地铁站点进行分类处理。为提高分类的合理性，采用多种方法相结合的方式，具体过程为：①对于北京南站、T2航站楼等地铁站点，火车站、机场等功能属性明显，将其作为客运航运类；②以各地铁站点疫情前工作日的小时客流统计为特征，利用主成分分析和K-means聚类算法对站点进行分类，得到6个簇，其中两个簇具有明显的早晚高峰特征，将早高峰为进站且晚高峰为出站的簇包含的站点作为居住类，早高峰为出站且晚高峰为进站的簇包含的站点作为工作类[13]；③利用地铁站点周边1 km缓冲区范围内的POI数据对地

铁站点功能进行分类，将站点缓冲区内餐饮、购物、体育休闲、风景名胜类POI占比较大的站点作为商业类，交通设施服务类POI占比较大的站点作为交通枢纽类；④将地铁站点分为居住、工作、客运航运、交通枢纽和商业5个类别。地铁站点空间功能分类见图8。基于分类结果对模式空间分布进行量化，具体方法为：对于疫情前工作日第 r 个模式的空间分布 $a_{q,w,r}$，根据其元素值可得到20个概率值最大的站点；再统计这20个站点各类别地铁站点数量，得到空间分布的量化特征，能在一定程度上表达人们的出行目的。例如，若某个进站模式的居住类数量较高，则反映人们从该站点出发的出行倾向于从居住地出发前往其他地方。

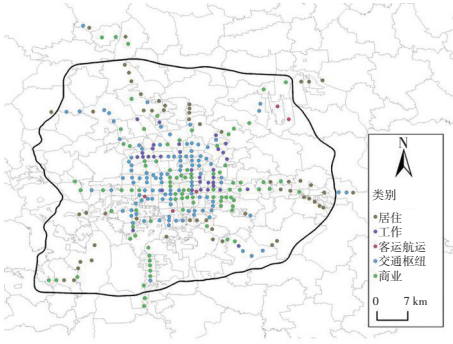


图8　站点功能分类

审图号：GS(2020)4619

采用该方法对数据进行处理，结果见表3。①疫情前后早通勤模式主要为居住类（进站）、工作类（出站），晚通勤模式主要为工作类（进站）、居住类（出站），日常模式主要为客运航运类、交通枢纽类和商业类，说明疫情前后早通勤模式和晚通勤模式分别是居住地与工作地间的早、晚通勤出行，日常模式空间分布更加复杂，具有商业、交通服务等多样目的，属于多样化出行；而疫情前后各模式的客运航运类总体分布都较均匀、稳定，说明具有城际、省际等中长途旅行需求的人们的地铁出行选择受疫情影响不大。②对于工作日早、晚通勤模式，疫情前后其居住类和工作类比例明显下降，交通枢纽类和商业类比例有所上升，且工作日期间出站早通勤模式的交通枢纽类上升幅度最大；相似的，疫情前后非工作日早、晚通勤模式的居住类和工作类比例也出现了一定程度的下降，交通枢纽类和商业类比例上升，且非工作日进站早通勤模式的商业类上升幅度最大，说明疫情后每天较早或较晚时间，前往商业活动相关地点的人群仍较多，而疫情前类似的出行主要存在于日常模式那种相对适中的时间段。③对于日常模式，疫情后工作日期间商业类的比例上升而非工作日期间商业类比例下降，这意味着疫情后在工作日前往商业场所的人群比例有所提高。

表3　空间模式分布

日期	模式	时间维度	居住类	工作类	客运航运类	交通枢纽类	商业类
工作日进站	早通勤模式	疫情前	12	0	0	6	2
		疫情后	7	0	1	7	5
	晚通勤模式	疫情前	0	14	0	5	1
		疫情后	0	7	3	7	3
	日常模式	疫情前	0	6	3	7	4
		疫情后	1	5	4	6	4
工作日出站	早通勤模式	疫情前	12	0	0	6	2
		疫情后	7	0	1	7	5
	晚通勤模式	疫情前	0	14	0	5	1
		疫情后	0	7	3	7	3
	日常模式	疫情前	0	6	3	7	4
		疫情后	1	5	4	6	4
非工作日进站	早通勤模式	疫情前	11	0	3	4	2
		疫情后	8	0	2	3	7
	晚通勤模式	疫情前	0	7	3	4	6
		疫情后	0	5	3	6	6
	日常模式	疫情前	0	1	2	9	8
		疫情后	1	2	5	8	4
非工作日出站	早通勤模式	疫情前	0	9	3	4	4
		疫情后	0	8	3	7	2
	晚通勤模式	疫情前	10	1	3	4	2
		疫情后	10	0	2	4	4
	日常模式	疫情前	0	3	3	5	9
		疫情后	0	4	3	6	7

3 结 语

研究时空模式变化特点可为地铁系统应对特定事件提供规划和运营管理方面的参考建议，在新冠疫情时期有助于公安等有关部门更有针对性地采取防控措施。本文利用非负张量分解法对北京地铁AFC数据进行分析，得到疫情前后出行模式的时间、空间和强度等特征的变化，主要结论为：

1）疫情后地铁出行量明显减小，在3种出行模式中，早、晚通勤模式的出行量减小程度小于日常模式。

2）对于通勤出行（早、晚通勤模式），出行时段提前，在工作目的基本时间特征变化不大，耗时降低，峰值流量明显减小；对于多样化出行（日常模式），基本时间特征变化较大，出发时间更加均匀化。

3）以商业区为目标站点的出行在日期和时段的选择上均呈现错峰特点，为满足中长途旅行需要而以客运和航运等为目标站点的出行未受显著影响。

本文的不足之处在于采用的数据规模较小，导致个别分解结果波动性较强，且仅研究了地铁这一种出行方式，对时空出行的刻画不够全面，因此下一步将扩充数据覆盖的日期范围，提高数据多样性，并结合公交车等其他公共交通数据和私家车等非公共交通数据，对疫情前后各类出行进行更系统的研究。

参考文献

[1] 习近平.在全国抗击新冠肺炎疫情表彰大会上的讲话[N].人民日报,2020-09-09(2)

[2] 韩宝明，李亚为，鲁放，等. 2021年世界城市轨道交通运营统计与分析综述[J].都市快轨交通，2022，35(1):5-11

[3] 赵梓渝，韩钟辉，魏冶，等.中国人口流动管控应对COVID-19疫情效应评估[J].地理学报，2022，77(2):426-442

[4] Aloi A，Alonso B，Benavente J，et al. Effects of the COVID-19 Lockdown on Urban Mobility: Empirical Evidence from the City of Santander (Spain)[J]. Sustainability，2020，12(9):3 870

[5] Mützel C M，Scheiner J. Investigating Spatio-temporal Mobility Patterns and Changes in Metro Usage Under the Impact of COVID-19 Using Taipei Metro Smart Card Data[J]. Public Transport，2021(8):1-24

[6] Bhin M，Son S. Reduction and Reallocation of Bus Use Under COVID-19: An Analysis of Bus Card Data of Gyeonggi Province，South Korea[J]. International Journal of Urban Sciences，2021，25(3):416-436

[7] Aparicio J T，Arsenio E，Henriques R. Understanding the Impacts of the COVID-19 Pandemic on Public Transportation Travel Patterns in the City of Lisbon[J]. Sustainability，2021，13:8 342

[8] Chai X，Guo X，Xiao J，et al. Analysis of Spatio-temporal Behavior Pattern of the Share Bike Usage During COVID-19 Pandemic in Beijing[J].arXiv preprint arXiv，2020: 12 340

[9] Song J，Zhang L，Qin Z，et al. Spatio-temporal Evolving Patterns of Bike-share Mobility Networks and Their Associations with Land-use Conditions Before and After the COVID-19 Outbreak[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications，2022，592:126-129

[10] Yong N，Ni S，Shen S，et al. Uncovering Stable and Occasional Human Mobility Patterns: A Case Study of the Beijing Subway[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications，2018，492:28-38

[11] Tang J，Wang X，Zong F，et al. Uncovering Spatio-temporal Travel Patterns Using a Tensor-based Model from Metro Smart Card Data in Shenzhen，China[J]. Sustainability，2020，12(4):1 475

[12] Gillis N，Glineur F. Accelerated Multiplicative Updates and Hierarchical ALS Algorithms for Nonnegative Matrix Factorization[J]. CORE Discussion Papers RP，2012，24(4):1 085-1 105

[13] 尹芹，孟斌，张丽英.基于客流特征的北京地铁站点类型识别[J].地理科学进展，2016，35(1):126-134