

# 基于选座行为的定制公交车内新冠病毒传播风险建模与分析

沈煜, 吕叶婷, 暨育雄, 杜豫川

(同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804)

**摘要:** 为精细度量公共交通工具内不同乘客位置分布下的传染病传播风险, 以新冠病毒早期传播特征为例, 首先, 分析了我国 2019—2020 年新冠病毒感染爆发前后的定制公交乘客选座行为变化规律。其次, 基于加权接触网络, 构建了传染病扩散模型 (susceptible-exposed-infectious-recovered, SEIR), 并探究了不同乘客位置分布下的新冠病毒传播风险。最后, 量化对比分析了优化座位分配、控制上车人数、引导个人防护等管理策略下的防控效果。结果表明, 新冠病毒爆发初期, 乘客自发将座间距增大 15%, 降低了超 30% 的感染风险; 在防控策略方面, 除个人防护可取得显著效果外, 通过控制上车人数与优化乘客座位分布, 也可大幅降低公交系统内的新冠病毒扩散风险。在最优选座策略下, 以现有平均班次客流为参照, 乘客感染风险可下降约 40%。

**关键词:** 公共交通; 选座行为; 加权接触网络; 新冠病毒传播规律; 定制公交

中图分类号: U491.1+7

文献标志码: A

## Modeling and Analysis of Risks of COVID-19 Spreading in Customized Buses Based on Seat Choice Behaviors

SHEN Yu, LÜ Yeting, JI Yuxiong, DU Yuchuan

(Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** This paper aims to quantify the spreading risks of infectious disease in public transport vehicles under various distributions of the passengers. Using the spreading characteristics of COVID-19 in 2020 as an example, first, the patterns of customized bus seat choice behaviors before and after the outbreak of the disease ranging from 2019 to 2020 were analyzed. Then, based on weighted encounter network, a susceptible-exposed-

infectious-recovered (SEIR) model for epidemic dynamics was constructed, while the risks of spreading of disease with various distributions of passengers were studied. Finally, a comparative analysis was conducted to quantify the impacts of different infectious disease control policies such as seat assignment optimization, ridership control, and personal protection guidance. The results demonstrate that at the beginning of the outbreak of the diseases, customized passengers spontaneously increase their distances by 15% which effectively reduced the risks of infection by over 30%. In terms of the epidemic control policies, in addition to personal protection with significant impacts on reducing the risks, the implementation of ridership control with seat assignment can also largely decrease the risks of spreading of infectious disease in public transport systems. With the optimized allocation of seats, using the current average ridership as the reference, the risk of infection may decline by about 40%.

**Keywords:** public transport; seat choice behaviors; weighted encounter network; patterns of covid-19 spreading; customized bus

大规模流行病的爆发严重威胁人类生命, 扰乱人们正常生活, 造成经济社会重大损失<sup>[1-2]</sup>。自量化方法于 18 世纪首次应用在疾病传播分析以来<sup>[3]</sup>, 复杂网络、多智能系统等数学建模方法逐渐成为理解流行病传播的主要工具<sup>[4-5]</sup>。多项研究表明, 交通系统带来的人口流动对流行病的加速传播影响极大<sup>[6-7]</sup>。以公共交通系统为例, 其车厢内人群密度高、接触距离近、出行时间长, 是潜在导致传染病加速传

收稿日期: 2022-11-10

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFB1600100); 国家自然科学基金(52272321)

第一作者: 沈煜, 副教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为交通数据挖掘, 车路协同系统分析与优化。

E-mail: yshen@tongji.edu.cn

通信作者: 暨育雄, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为共享交通与物流调度, 交通全息感知与数据分析。

E-mail: xyji@tongji.edu.cn



论文  
拓展  
介绍

播的重要风险环境之一<sup>[8]</sup>。自我国平稳进入新冠病毒“乙类乙管”的常态化防控阶段以来<sup>[9]</sup>,群众的公共卫生意识逐渐增强,更加重视交通出行中的相关防护。因此,在现有疾病传播模型基础上引入交通出行因素,有利于更全面地理解传染病在交通系统内的传播风险特征,支撑科学必要的防控措施制定<sup>[9]</sup>。

近年来,国内外学者多基于公交卡数据对城市交通系统内的个体出行接触规律开展研究<sup>[10-12]</sup>。然而,公交刷卡数据只记录乘客上下车信息,无法获得乘客在车厢内的具体位置分布,将潜在造成个体感染风险的量化分析偏差。因此,面向国家加强疫情监测和常态化预警能力的建设要求,为精细化探究公交车内不同位置下个体感染风险,研究基于我国2019—2020年新冠病毒爆发前后的定制公交选座数据,解析不同病毒流行阶段下乘客在车内的距离保持行为,构建基于加权接触网络的疾病传播模型,探索不同位置分布下的传播风险,量化对比分析选座引导、人数限制、个人防护等管理策略下的传染病防控效果,并结合量化结果提出公交系统内的防控策略建议,为科学防控措施的制定提供理论支撑。

## 1 定制公交班次客流及选座特征

本研究以上海最大的定制公交服务公司之一的驿动定制公交2019—2020年间近150万条购票与选座数据为研究对象。新冠病毒爆发期间,该定制公交服务并未控制车厢满载率,也未限制乘客的选座位置,因此可真实反映新冠病毒传染病发生前后人们的自发性出行需求及社交距离保持偏好。

### 1.1 班次客流变化

定制公交的月平均班次上座人数如图1所示。2019年新冠病毒爆发前,各月班次客流稳定在12~14人。2020年2月,受封控等因素影响,上座人数骤减至3人,下降幅度超过75%。其后,随着复工复产的逐步推进,班次平均上座人数稳步回升并于2020年5月基本恢复至2019年水平。此后,受全国各地零星小规模疫情复发的影响,定制公交客流呈现出小幅回落的趋势。总体而言,新冠病毒的出现对公交出行需求造成了较为负面的影响,但总体出行量仍大致恢复到疫情前的80%。

### 1.2 选座特征

研究基于上海地区定制公交最广泛采用的45座客车“2+2”型座位布局,以前后、左右相邻座位间

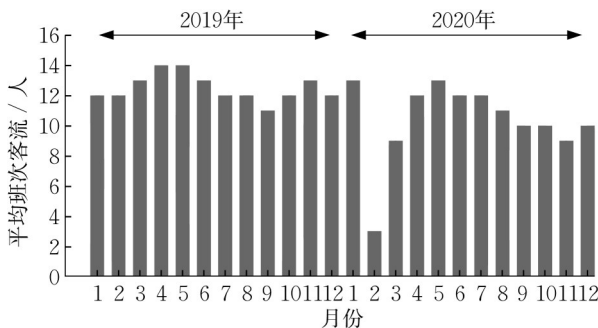


图1 2019—2020年各月定制公交平均班次人数

Fig. 1 Average number of passengers in each month from 2019 to 2020

距为单位距离,统计各月在不同上座率情况下乘客间的平均欧式距离,结果以双对数曲线绘制,如图2所示。图2中,浅色短横线( $p$ 值小于0.05)和深色五角星( $p$ 值大于等于0.05)均表示该上座人数时,2020年各月选座距离均值相较于2019年全年选座距离均值增加的百分比。对各上座人数下,2020年各月选座距离与2019年距离分布做 $t$ 检验,结果如图3所示。

结果表明,在新冠病毒流行较为严重的2020年2月,乘客会刻意选择与他人距离较大的座位以降低感染的风险。平均座位间距离相比之前增加20%~30%。2020年3月起,随着防控态势好转,乘客座位平均间距有所降低,总体特征与病毒爆发前趋同。但是,即使在疫情得到控制后,座间距离相较之前仍有所增大,该特征在车内人数处于10~35人时较为明显,距离增幅约为5%~10%,且上述差异均在统计学意义上显著。由此可见,病毒爆发后,出于自我防护需求,乘客在选座时趋向出现自发的距离保持行为。

## 2 新冠病毒在公交车内的传播模型构建和求解

新冠病毒具有极强传染性,可通过飞沫和接触传播,封闭环境下存在气溶胶传播的可能<sup>[13]</sup>。距患者2 m范围内,感染风险明显增加<sup>[14]</sup>。在公交车辆相对密闭的空间内,近距离的乘客接触将大幅提高病毒传播风险。因此,构建基于乘客位置分布的传播模型,对解析公交系统内的病毒传播规律具有重要意义。

### 2.1 考虑病毒传染特性的传播动力学模型构建

考虑新冠病毒的传染特性,建立传播模型

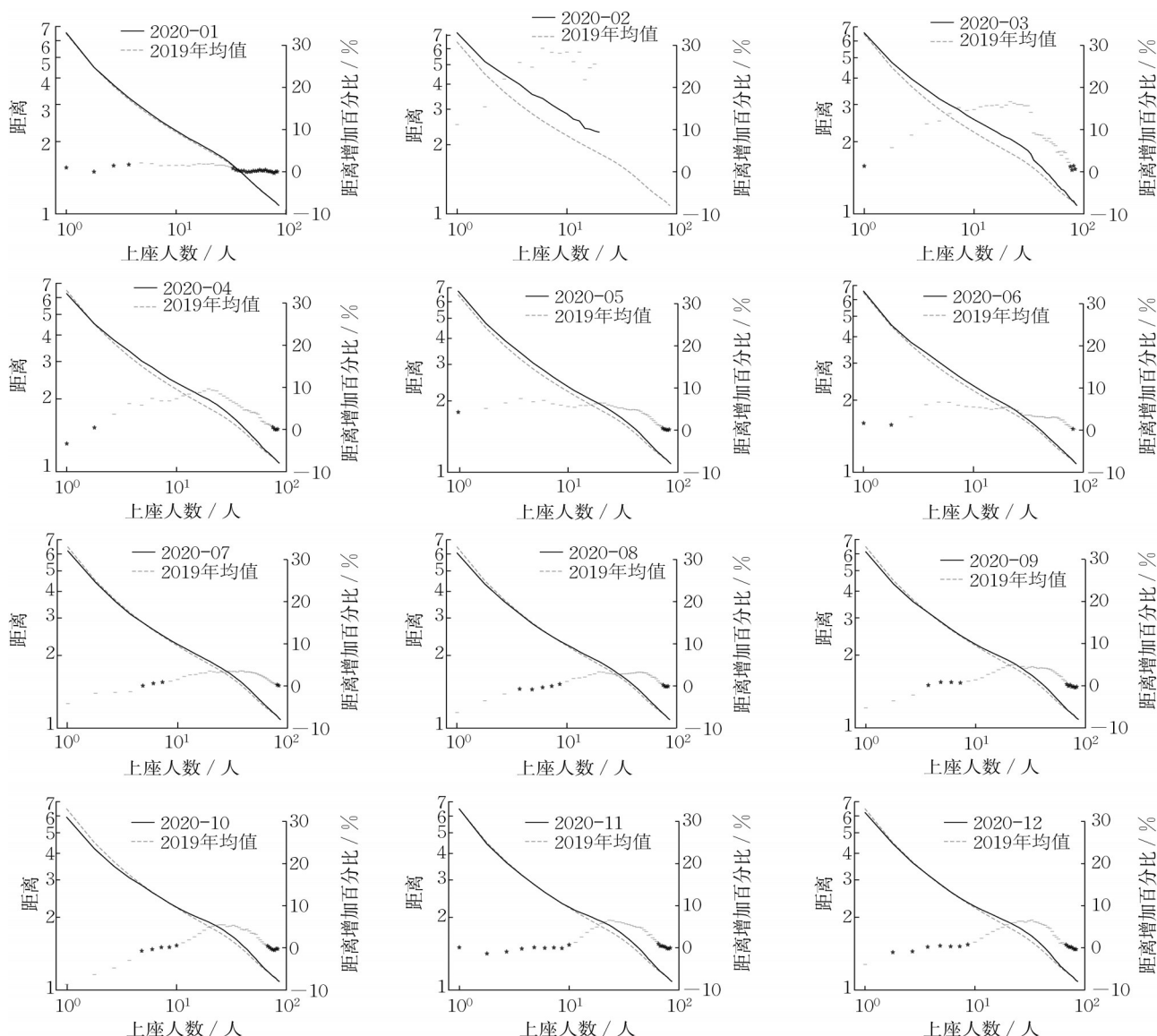


图 2 2020 年各月选座距离与 2019 年均值曲线

Fig. 2 Distance in each month in 2020 and mean value in 2019

(susceptible-exposed-infectious-recovered, SEIR), 模型示意图如图 4 所示。其中 susceptible ( $S$ )、exposed ( $E$ )、infectious ( $I$ )、recovered/removed ( $R$ ) 分别表示未被感染、潜伏无症状、感染出现症状以及恢复或死亡 4 个阶段。其中潜伏期个体( $E$ )及感染出现症状个体( $I$ )均具有病毒传播能力,因此个体从  $S$  状态转移至  $E$  状态的概率由与  $E$  接触的累计传播率  $\beta_E$  和与  $I$  接触的累计传播率  $\beta_I$  综合决定。 $\sigma$ 、 $\gamma$  分别代表潜伏患者变成感染患者的概率、感染患者恢复/死亡的概率。系统每隔一个时间周期(5 min)更新每个个体的  $S$ 、 $E$ 、 $I$ 、 $R$  状态,此时 SEIR 模型的病毒传播过程可以被描述为具有特定转移概率的离散马尔可夫过程。

模型中各状态间的转移概率参数由 2020 年早期新冠病毒相关流行病学参数研究确定。其中,基于 Read 等<sup>[15]</sup>的研究结果,2020 年早期主流传播的毒株潜伏期约为 4 d,则由潜伏期状态  $E$  转移至有症状状态  $I$  的参数  $\sigma = 1/(4 \times 24 \times 12) = 8.680 \times 10^{-4}$ 。在新冠病毒传播早期,每名感染者每天可传染 1.96 人<sup>[15]</sup>。基于图 1 中定制公交班次平均上座人数约 11 人,公交停站时间约 30 s<sup>[16]</sup>,假定感染者在公交车中与另 10 人平均近距离密切接触 30 s,可得每 5 min 通过密切接触而感染的概率为  $\beta_{E_i} = (1.96 \times 10)/(24 \times 12 \times 10) = 6.806 \times 10^{-3}$ 。有研究指出病毒传播概率与乘客间接触距离呈负相关<sup>[17]</sup>,参考引文中各座位乘客风险分布,本文假定影



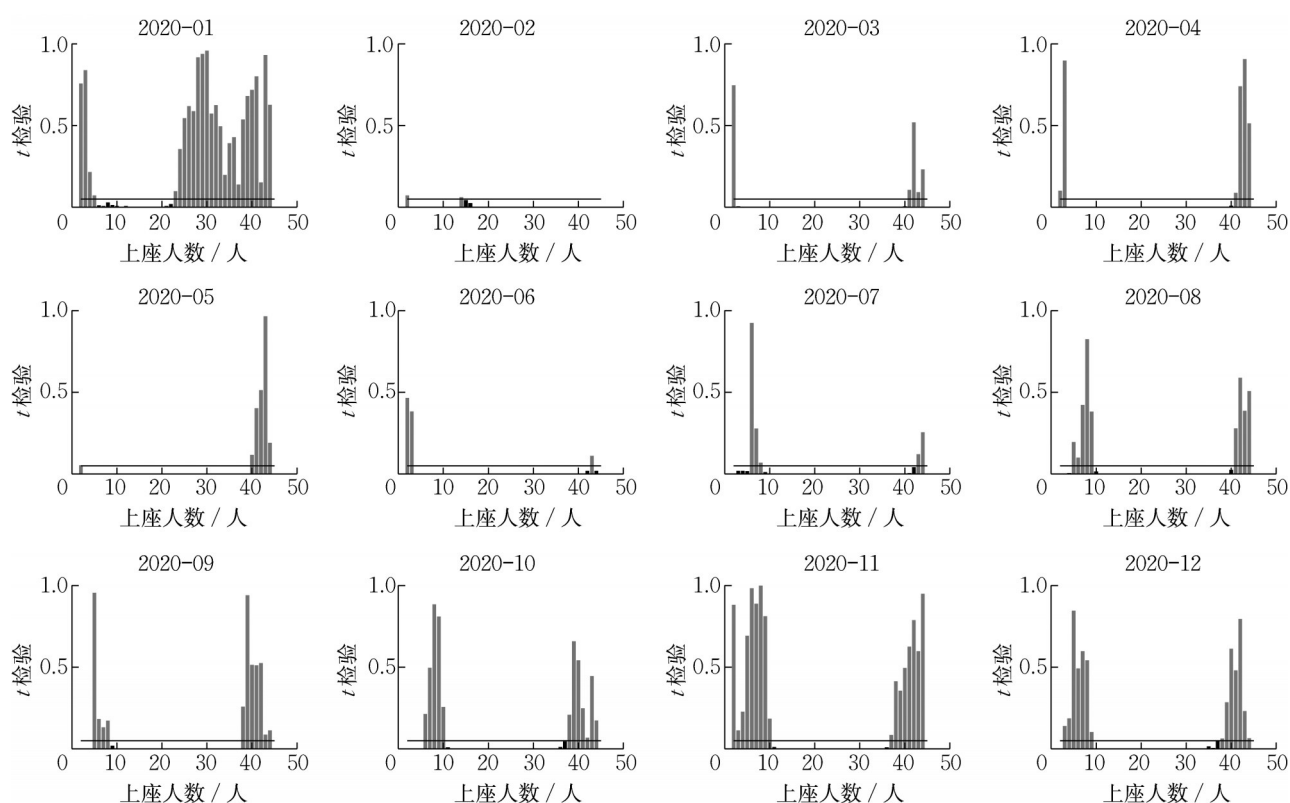


图3 2020年各月选座距离分布与2019年选座距离分布的 $t$ 检验结果展示( $p=0.05$ )

Fig. 3  $t$ -test result of distance distribution in each month in 2020 and in 2019 in any number of attendants ( $p=0.05$ )

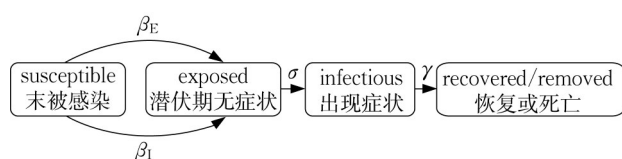


图4 SEIR传播动力学模型示意图

Fig. 4 Dynamics model of SEIR propagation

响权重为  $1/d_{ij}$ , 即  $i$  被感染者  $j$  传染的概率为  $\beta_{I_j} = \beta_{I_0} w_{ij} = \beta_{I_0} (1/d_{ij})$ 。考虑到座位纵向上的座椅靠背遮挡可在一定程度上阻挡病毒传播, 本文在计算距离  $d_{ij}$  时引入“座椅系数” $\varphi$ , 即

$$d_{ij} = \sqrt{(\Delta x)^2 + (\varphi \Delta y)^2} \quad (1)$$

式中:  $\Delta x$ 、 $\Delta y$  分别为座位  $i$  和  $j$  的横向和纵向距离。

由于现有文献中未见座椅靠背对距离影响具体取值的相关讨论, 本文取  $\varphi = \{1.0, 1.5, 2.0\}$ , 分别用于后续传播风险的计算。此外, 国家卫健委发布的《新型冠状病毒肺炎诊疗方案(试行第八版)》中指出, 新冠病毒在潜伏期即具备传染性<sup>[18]</sup>, 因此需考虑健康群体  $S$  被潜伏期人群  $E$  感染的情况。参考 Chen 等<sup>[19]</sup>、Li 等<sup>[20]</sup> 的研究, 潜伏期传染力约为患病期一

半, 设定  $\beta_E = 0.5 \beta_I$ 。最终, 健康群体  $S$  被感染的概率为接触所有感染者  $I$  与潜伏期人群  $E$  的感染概率之和。基于 Mo 等<sup>[11]</sup> 提到的新冠病毒早期治愈率/死亡率约 0.01, 确定每 5 分钟治愈或死亡概率为  $\gamma = 0.01/(24 \times 12) = 3.472 \times 10^{-5}$ 。

综上, 基于新冠病毒传播特点的传播动力学模型参数取值如表 1 所示。

进一步, 构建状态转移方程如下:

$$S(t+\tau) = S(t) - \beta_I SI - \beta_E SI \quad (2)$$

$$E(t+\tau) = E(t) + \beta_I SI + \beta_E SI - \sigma E \quad (3)$$

$$I(t+\tau) = I(t) + \sigma E - \gamma I \quad (4)$$

$$R(t+\tau) = R(t) + \gamma I \quad (5)$$

## 2.2. 模型求解

首先定义传播风险为网络中由于传播而新增的潜伏个体  $E$  及感染个体  $I$  的数量。对于任意班次, 设定初始  $E$  状态感染人数为 1, 同乘乘客均为易感个体  $S$ 。随机分配感染个体  $E$  于任意所选座位, 而后基于设定的转移概率, 利用蒙特卡洛数值仿真, 随机生成个体下一时间片段的状态结果, 由此不断更新迭代。仿真中, 对同一班次重复 100 次状态转移过程, 计算均值得到可信结果。

表1 COVID-19的传播参数及后续求解初始参数取值

Tab. 1 Propagation parameters of COVID-19 and initial parameter values for subsequent solution

类别	参数	取值	含义
疾病传播参数	$\beta_{I_0}$	$6.806 \times 10^{-3}$	与I密切接触传播率
	$\beta_{E_0}$	$3.403 \times 10^{-3}$	与E密切接触传播率
	$\beta_I$	$\sum_{j \in I} \beta_{I,i,j,d} = \sum_{j \in I} \beta_{I_0} w_{ij}$	与I接触的累计传播率
	$\beta_E$	$\sum_{j \in E} \beta_{E,i,j,d} = \sum_{j \in E} \beta_{E_0} w_{ij}$	与E接触的累计传播率
	$\sigma$	$8.680 \times 10^{-4}$	潜伏患者转变成感染患者概率
	$\gamma$	$3.472 \times 10^{-5}$	感染患者恢复/死亡概率
初始条件取值	$N$	1, 2, ..., 45	网络总人数
	$\epsilon$	1	初始潜伏(E)患者数
	$\rho$	0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0	车厢中戴口罩人数占比
	$\tau$	5 min	单个时间段的时间长度
	$\Gamma$	16, 1 000, 10 000	更新求解的时间片段数

2.3 班次传播风险求解结果

针对每一班次,建立模型并求解风险结果。考虑到驿动定制公交单程总运行时间范围大约为20~120 min,设定更新求解时间间隔 $\tau=5$  min步长,求解时间片段总数 $\Gamma=16$ ,总分析时长为80 min。

为了便于后续分析与展示,本文将两年的研究周期按照国内防疫态势,分成以下4个阶段:

- 阶段1为感染爆发前阶段(2019-01至2020-01)。
- 阶段2为感染爆发初期(2020-02至2020-03)。
- 阶段3为感染有效控制阶段(2020-04至2020-06)。
- 阶段4为常态化防控阶段(2020-07至2020-12)。

2.3.1 各月平均班次传播风险值分析

对各月每个班次计算传播风险值,统计时间片段 $\Gamma=16$ 时,得到如图5所示风险曲线。结果显示,在相同初始感染条件下,新冠病毒爆发后的2020年2月,车内传播风险尤其低。逐渐地,从2020年3月起车厢内传播风险逐渐增加,从6月起又逐渐下降。而无论“座椅系数” $\varphi$ 取值如何,车厢内传播风险的变化趋势相同。为方便讨论,后文以 $\varphi=2.0$ 为例展开进一步计算分析。

由本文第1部分的分析可知,不同月份的定制

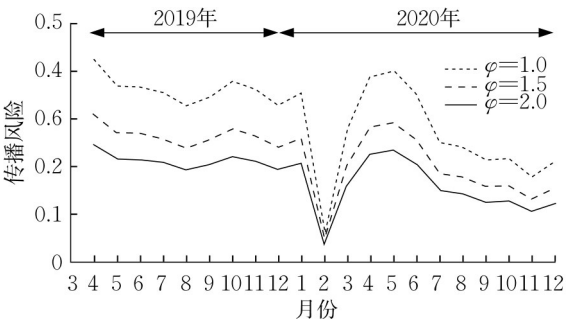


图5 各月平均班次传播风险  
Fig. 5 Average spread risk of each month

公交出行需求及乘客选座特征均有所差异。因此,车厢平均上座人数和车内乘客物理社交距离也将有所区别。本研究分别控制选座距离与上座人数两个参量,探究不同选座行为对传播风险的影响。

2.3.2 选座距离对传播风险的影响

首先综合各月数据,计算各选座距离下的平均传播风险值,量化选座距离对传播风险的影响。当初始感染人数为1时,风险结果如图6所示。

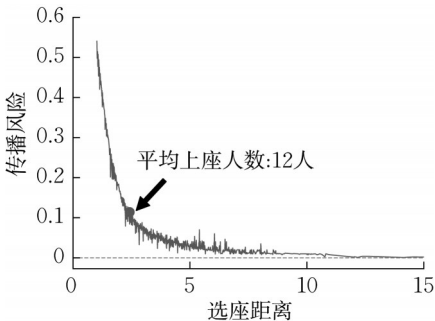


图6 不同选座距离下的传播风险曲线  
Fig. 6 Spread risk of different distances

由图6所示,当乘客间选座距离较小时,传播风险有快速增长趋势,计算曲线切线的导数,定位传播风险快速增大的位置,对应平均上座人数约在12人左右,此时乘客间最小距离的均值约为2.5。因此,在密闭车厢环境中,当车内人数超过12人后,感染风险将快速增加。

此外,为单独分析由于距离保持行为不同带来的传播风险差异,固定上座人数( $n=4, 8, 12, 16$ ),计算在给定人数下的班次平均风险值。结果如图7所示。

固定上座人数条件下,可观察到增大选座距离对于降低传播风险定量的正向价值。当上座人数为

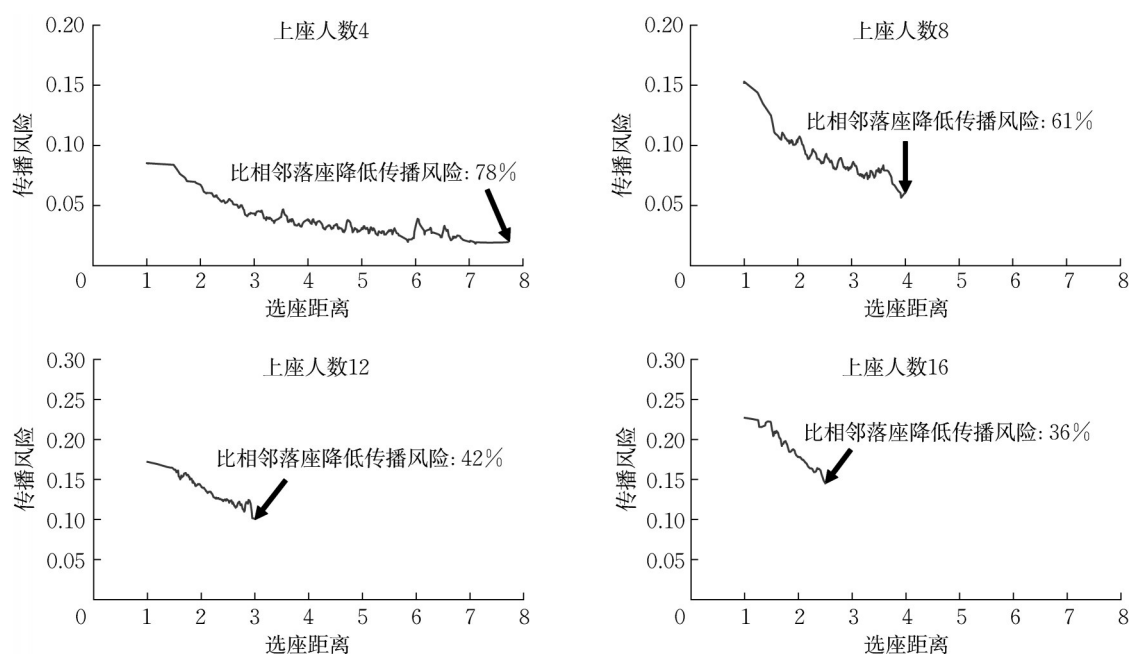


图7 固定上座人数下不同选座距离的传播风险

Fig. 7 Spread risk of different seat selection distances at a fixed number of seats

4时,乘客自发保持最大选座距离的行为,相比相邻落座可降低传播风险近80%。随着上座人数的增加,乘客在车厢内可选座位减少,增大座位间距离对于传播风险的作用减弱。然而,即使在上座人数较多的情况下(如16人),乘客选座时仍可通过增大与他人的距离,将车内感染风险降低36%。

### 2.3.3 班次上座人数对传播风险的影响

图8绘制了各阶段传播风险随上座人数变化曲线。结果表明,各阶段风险均随上座人数增加而快速提升。对比由乘客选座距离而产生的传播风险差异,由上座人数增加而产生的风险提升的影响更为突出。这表明,常态化防控背景下,控制车厢内上座总人数的策略相对控制乘客座位分布更为重要。

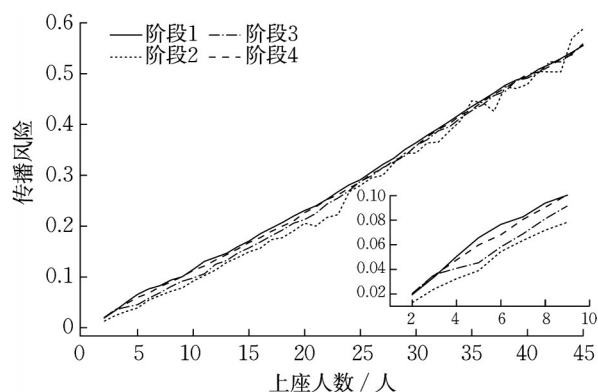
图8 各阶段传播风险值( $\Gamma=16$ )随上座人数变化

Fig. 8 Spread risk values versus number of attendants in different stages

对比2019年,进一步统计2020年各月在不同上座人数下的传播风险降低效果,结果如图9所示。新冠病毒爆发后的阶段二、阶段三,受乘客增大距离的选座行为影响,不同上座人数条件下,传播风险降低的程度不同。其中2月效果最为突出,乘客座位间距增加约25%,传播风险最高下降超40%。

总而言之,新冠病毒爆发后,乘客倾向与他人保持较大距离,其选座行为使在车厢内的疫情传播风险值明显降低,且该影响在上座人数较低(小于25人)时更为明显。

## 3 公交车内传染病防控策略

除免疫接种、药物治疗等药物防控以外,个人防护、减少出行等非药物防控措施合理运用也是有效控制病毒传播的重要手段。量化分析不同措施的防控效果,实现防控策略的精准实施,是兼顾社会经济代价与流行病防控效果的关键。由此,基于前文建立的车内个体传染病传播模型,本研究进一步量化评估不同防控策略的实施效果。

### 3.1 优化座位分配

新冠病毒等传染病的传播感染概率与社交距离密切相关。因此控制社交距离,优化分配乘客座位是公交系统内流行病防控较为经济且有效的解决方案。

乘客在选座时自身有保持社交距离的倾向。该

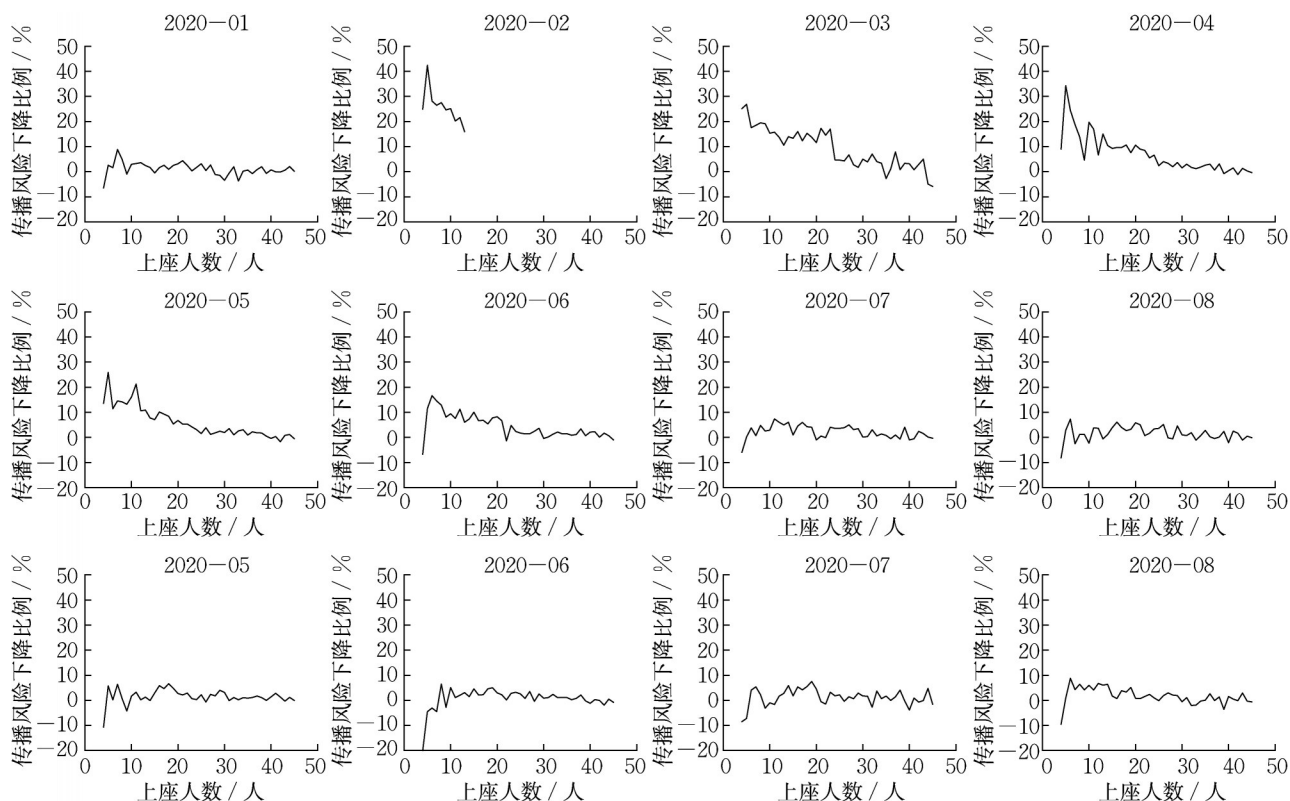


图9 2020年各月相比2019年均值传播风险降低百分比

Fig. 9 Percentage reduction of spread risk in each month in 2020 compared with the average values in 2019

倾向可能有两类表现形式:①与最近邻位置的距离最大;②与已选座的其他所有乘客的平均距离最大。

本研究分别基于这两类心理偏好建立优化模型,求解任意上座人数下的最优座位选择。

模型1:与最近邻位置的距离最大

对于一个上座人数为 $n$ 的选座分布,乘客间平均距离 $\delta_n$ 定义为各名乘客 $i$ 与他人距离 $\delta_i$ 的均值。 $\delta_i$ 取值为座位 $i$ 相对其他乘客的最近邻距离。

各变量定义及计算公式如下:

$$\delta_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_i \quad (6)$$

$$\delta_i = \min d_{ij}, \quad i, j \in \{\text{已选座位}\} \quad (7)$$

建立优化模型为

$$\max \delta_n^* = \frac{1}{n} \sum_{i \in J} r_i \quad (8)$$

约束条件

$$\sum_{i \in J} z_i = n \quad (9)$$

$$r_i \leq z_i (1 + M(1 - z_j)) d_{ij}, \quad i, j \in J, j \neq i \quad (10)$$

模型建立所用符号及类型、释义如表2所示。

其中, $d_{ij}$ 的计算由公式(1)给出。公式(8)建立的模型优化目标为求解 $n$ 名乘客在车厢内选座距离

表2 优化模型建立所用符号、类型及释义

Tab. 2 Notations, types, and interpretations for modeling

变量类型	符号	释义
集合	$J$	座位的集合
连续变量	$d_{ij}$	座位 $i$ 和 $j$ 之间的欧式距离
整型变量	$n$	优化求解的上座乘客数
0-1变量	$z_i$	若座位 $i$ 上有乘客, $z_i=1$ ;否则 $z_i=0$
连续变量	$r_i$	座位 $i$ 上乘客相对其他乘客的距离
人工系数	$M$	一个任意的正数

的最大值 $\delta_n^*$ 。模型最终求得最大距离及相应的选座方案。变量 $z_i=1$ 表示座位 $i$ 上有乘客, $z_i=0$ 则表示座位 $i$ 上没有乘客。其自变量数量等于车厢可选座位数,为45。变量 $r_i$ 表示座位 $i$ 上的乘客相对其他乘客的距离,通过公式(10)确定。若座位 $i$ 上没有乘客, $r_i=0$ ,不计入目标函数;若座位 $i$ 上有人,则取决于其余各座位 $j$ :若座位 $j$ 上无人,约束无效;若座位 $j$ 上有人,则 $r_i \leq d_{ij}$ ,约束有效。当所有 $j$ 纳入约束时,则等价于 $r_i \leq \min(d_{ij} | j \in J \setminus i)$ 。目标函数求最大值,最优解情况下 $r_i = \min(d_{ij} | j \in J \setminus i)$ 。

模型2:与其他 $n-1$ 名乘客的平均距离最大  
乘客间平均距离 $\tilde{\delta}_n$ 的计算如式(11)所示。其



中,  $\tilde{\delta}_i$  为其他座位相对座位  $i$  的欧式距离均值。

$$\tilde{\delta}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \tilde{\delta}_i \quad (11)$$

$$\tilde{\delta}_i = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^J d_{ij}, \quad i, j \in \{\text{已选座位}\} \text{ 且 } j \in J \setminus i \quad (12)$$

同样,建立优化模型如式(13)~(15)所示。

$$\max \tilde{\delta}_n^* = \frac{1}{n} \sum_{i \in J} r_i \quad (13)$$

约束条件为

$$\sum_{i \in J} z_i = n \quad (14)$$

$$r_i = \frac{1}{n-1} \sum_{j \in J} z_i z_j d_{ij}, \quad i, j \in J \quad (15)$$

以最大距离选座结果作为优化座位引导方案,分别对不同上座率下的传播风险值进行分析,并与实际选座求解的传播风险值进行比较,结果见图10。

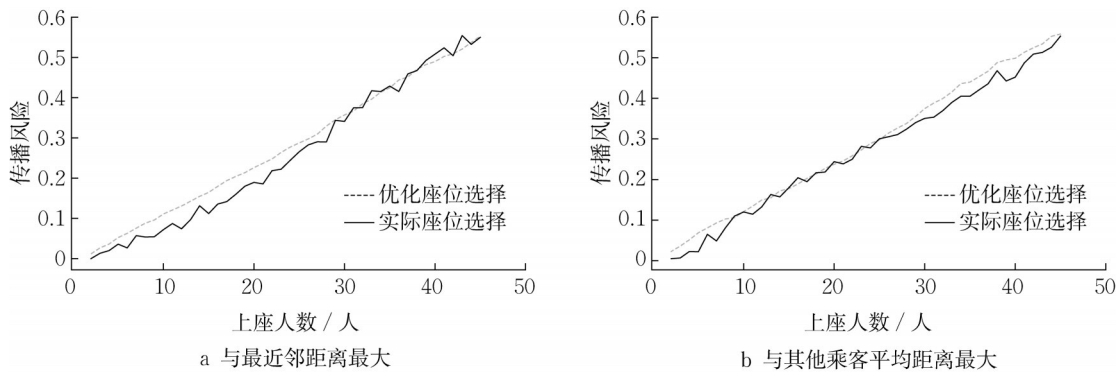


图10 两种优化模型下的传播风险曲线

Fig. 10 Propagation risk of two optimization models

由图10可知,基于最近邻距离最大的优化模型在上座人数不高(小于28人)时有较好的降低风险效果。而基于平均距离最大的优化模型则在上座人数较高(大于30人)时有良好表现。因此,通过综合两个模型的求解结果,得到任意上座人数下的最低风险方案,结果如图11所示。进一步绘制优化选座后的传播风险降低情况如图12所示。

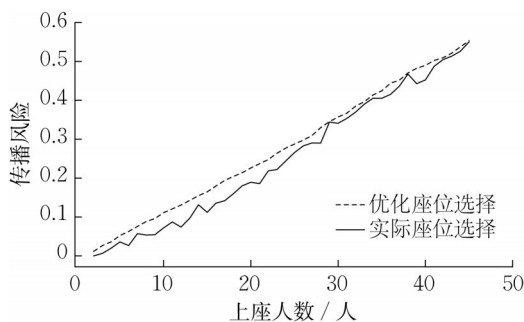


图11 综合优化的传播风险

Fig. 11 Propagation risk in comprehensive optimization

由图12可知,通过优化选座方案,车厢内疾病传播风险得到明显控制。尤其是当车内人数小于20人时,传播风险可降低20%~80%,对比2月乘客自主控制距离,优化模型的效果更加明显。

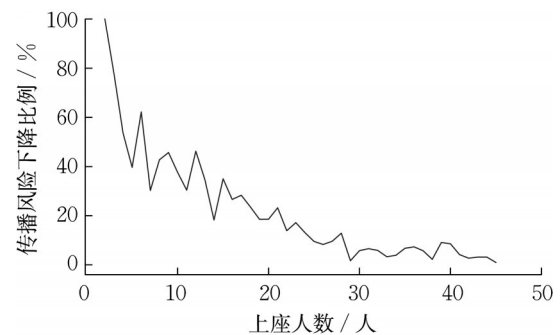


图12 传播风险降低百分比

Fig. 12 Percentage reduction of propagation risk

### 3.2 控制上座人数

车厢内人数过多时,由于车内空间有限,乘客间距离不可避免地减小,此时传播风险值明显提高。此外,结合图9和图12的结果,可知在车厢上座率较高的情况下,通过调整选座方案并不能起到十分显著的效果。即使是优化选座方案,在上座人数较高时,传播风险也无法有效降低。因此,需通过适当控制上座人数,保证足够的可选座位优化空间。在此基础上,结合优化座位分配的策略,最大化乘客座间距离。充分结合两种策略的特点,以达到控制疫情传播的最佳效果。



### 3.3 引导个人防护

新冠病毒流行期间,戴口罩对于防护他人有60%~70%的有效性,对于保护自身有50%的有效性<sup>[21]</sup>。因此,戴口罩是降低车内传播感染风险的经济便捷的防护手段。

为量化个人防护对控制病毒传播的影响,图13绘制了不同戴口罩比例下,车内传播风险值范围。可发现,不同上座人数条件下,戴口罩均能明显降低车厢内传播风险,且上座人数越高,风险控制的优势越明显。此外,随车内乘客戴口罩比例提高,车内传播风险明显降低。

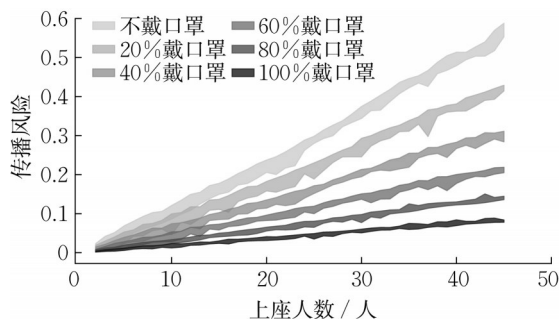


图13 不同戴口罩比例下传播风险范围

Fig. 13 Propagation risk range at different proportion of wearing masks

进一步将计算不同带口罩比例下,传播风险相比不带口罩的下降比例如图14所示。

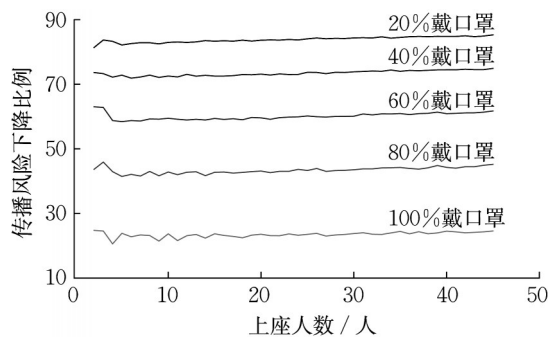


图14 不同戴口罩比例下传播风险降低百分比

Fig. 14 Percentage reduction of propagation risk at different proportion of wearing masks

图14的结果证明了戴口罩是公交车内控制疫情传播的有效解决方案。当车厢内100%的人戴口罩时,传播风险降低80%以上。即使车内只有20%的乘客佩戴口罩,传播风险也降低25%。且在任意上座人数下,均可看出传播风险降低的显著效果。

## 4 结论

(1)乘客在新冠病毒爆发初期的选座距离相较病毒流行前平均增加了20%~30%,一定程度上反映出乘客的自我保护意识。

(2)戴口罩是传染病防控最经济有效便捷的解决方式。当全部乘客佩戴口罩时,病毒传播风险相比不佩戴口罩可降低80%以上。

(3)通过控制上车人数与优化乘客座位分布,也可在相当程度上降低公交系统内的传播风险。需指出的是,上车人数的控制需配合公交发车频率的增加。因此,实际运行中需平衡好病毒传播的社会成本与更高发车频率带来的运营成本。

### 作者贡献声明:

沈煜:研究设计,技术指导,论文完善。

吕叶婷:论文框架构建,数据处理与分析,论文撰写。

暨育雄:提供研究思路,论文完善。

杜豫川:技术指导,论文完善。

### 参考文献:

- [1] DYE C, GAY N. Modeling the SARS epidemic [J]. *Science*, 2003, 300(5627): 1884.
- [2] 赵敬,夏承遗,孙世温,等. 复杂网络上同时考虑感染延迟和非均匀传播的SIR模型[J]. *智能系统报*, 2013, 8: 128.  
ZHAO Jing, XIA Chengyi, SUN Shiwen, *et al.* A SIR model considering both infection delay and non-uniform propagation on complex networks [J]. *Journal of Intelligent Systems*, 2013, 8:128.
- [3] BERNOULLI D, BLOWER S. An attempt at a new analysis of the mortality caused by smallpox and of the advantages of inoculation to prevent it [J]. *Reviews in Medical Virology*, 2004, 14(5): 275.
- [4] PASTOR-SATORRAS R, CASTELLANO C, VAN MIEGHEM P, *et al.* Epidemic processes in complex networks [J]. *Reviews of Modern Physics*, 2015, 87(3): 925.
- [5] BROCKMANN D, HELBING D. The hidden geometry of complex, network-driven contagion phenomena [J]. *Science*, 2013, 342(6164): 1337.
- [6] WESOLOWSKI A, BUCKEE C O, ENGØ-MONSEN K, *et al.* Connecting mobility to infectious diseases: the promise and limits of mobile phone data [J]. *The Journal of Infectious Diseases*, 2016, 214(S4): 414.
- [7] MARI L, BERTUZZO E, RIGHETTO L, *et al.* Modelling cholera epidemics: the role of waterways, human mobility and sanitation [J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2012, 9 (67): 376.
- [8] QIAN X, SUN L, UKKUSURI S V. Scaling of contact

- networks for epidemic spreading in urban transit systems [J]. *Scientific Reports*, 2021, 11(1): 1.
- [9] 仲音. 重大决定性胜利 人类文明史上的奇迹[N]. 人民日报, 2023-02-18(002). DOI:10.28655/n.cnki.nrmrb.2023.001650.
- ZHONG Yin. Major decisive victory, a miracle in the history of human civilization [N]. *People's Daily*, 2023-02-18 (002). DOI:10.28655/n.cnki.nrmrb.2023.001650.
- [10] LIU K, YIN L, MA Z, *et al.* Investigating physical encounters of individuals in urban metro systems with large-scale smart card data [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2020, 545: 123398.
- [11] MO B, FENG K, SHEN Y, *et al.* Modeling epidemic spreading through public transit using time-varying encounter network [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2021, 122: 102893.
- [12] SUN L, AXHAUSEN K W, LEE D H, *et al.* Understanding metropolitan patterns of daily encounters [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2013, 110(34): 13774.
- [13] Centers for Disease Control and Prevention. Coronavirus disease 2019 (COVID-19) situation summary [EB/OL]. [2022-05-16]. <https://www.cdc.gov/coronavirus/2019-ncov/index.html> Accessed 25 July 2020.
- [14] Interim U S. Guidance for risk assessment and public health management of healthcare personnel with potential exposure in a healthcare setting to patients with coronavirus disease (COVID-19) [EB/OL]. [2022-06-16]. <https://www.cdc.gov/coronavirus/2019-ncov/hcp/guidance-risk-assesment-hcp.html>.
- [15] READ J M, BRIDGEN J R E, CUMMINGS D A T, *et al.* Novel coronavirus 2019-nCoV (COVID-19): early estimation of epidemiological parameters and epidemic size estimates [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, 2021, 376 (1829): 20200265.
- [16] 贾斌, 李新刚, 姜锐, 等. 公交车站对交通流影响模拟分析 [J]. *物理学报*, 2009, 58(10): 6845.
- JIA Bin, LI Xingang, JIANG Rui, *et al.* Simulation analysis of the impact of bus stops on traffic flow [J]. *Journal of Physics*, 2009, 58 (10): 6845
- [17] 吴家麟, 翁文国. 新冠肺炎病毒颗粒在空调大巴中的传播与乘客感染风险 [J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2021, 61 (2): 89
- WU Jialin, WENG Wenguo The transmission of COVID-19 virus particles in air-conditioned buses and the risk of passenger infection [J]. *Journal of Tsinghua University (Natural Science)*, 2021, 61 (2): 89
- [18] 中华人民共和国国家卫生健康委员会. 关于印发新型冠状病毒肺炎诊疗方案(试行第八版)的通知 [R]. 北京: 中华人民共和国国家卫生健康委员会, 2020.
- State Health Commission of the people's Republic of China. Notice on the diagnosis and treatment plan for New Coronavirus pneumonia (Trial Eighth Edition) [R]. Beijing: State Health Commission of the people's Republic of China, 2020.
- [19] CHEN T M, RUI J, WANG Q P, *et al.* A mathematical model for simulating the phase-based transmissibility of a novel coronavirus [J]. *Infectious Diseases of Poverty*, 2020, 9(1): 1.
- [20] LI R, PEI S, CHEN B, *et al.* Substantial undocumented infection facilitates the rapid dissemination of novel coronavirus (SARS-CoV-2) [J]. *Science*, 2020, 368(6490): 489.
- [21] GANDHI M, MARR L C. Uniting infectious disease and physical science principles on the importance of face masks for COVID-19 [J]. *Med*, 2021, 2(1): 29.