



## 基于密切接触者人数推断新冠肺炎疫情影响发展趋势

谭索怡<sup>1</sup>, 曹自强<sup>1</sup>, 秦 烁<sup>2</sup>, 陈洒然<sup>2</sup>, 赛 斌<sup>1</sup>, 郭淑慧<sup>1</sup>, 刘楚楚<sup>1</sup>, 蔡梦思<sup>1</sup>,  
周 涛<sup>3\*</sup>, 张 伟<sup>4\*</sup>, 吕 欣<sup>1\*</sup>

(1. 国防科技大学系统工程学院 长沙 410073; 2. 盲信号处理国家重点实验室 成都 610041;

3. 电子科技大学大数据研究中心 成都 611731; 4. 四川大学华西医院华西生物医学大数据中心 成都 610041)

**【摘要】**密切接触者人数由于数据基数大且受统计口径变化影响较小, 更能客观地反映新冠肺炎疫情的发展趋势。该文分析发现, 2020年1月底-2月中旬北京市密切接触者转诊人数在新增确诊中的占比由50%提高接近100%, 证实了严密筛查密切接触者并采取隔离措施对阻断新的传播风险的有效性。进一步对全国数据进行分析发现, 全国累计密切接触者人数逐步稳定在感染者数量的8倍左右, 而新增密切接触者的增长率与5~6天后的新增确诊病例的增长率变化趋势一致。因此, 追踪新增密切接触者的变化趋势, 能提前一周左右推断新增确诊病例的变化, 有利于各地医疗卫生机构做好应急准备工作, 提前调度并储备相应救治物资, 有效提升疫情防控效率。

**关键词** COVID-19; 密切接触者; 疫情发展趋势; 疾病传播

**中图分类号** TP391 **文献标志码** A **doi**:10.12178/1001-0548.2020263

## Inferring the Trend of COVID-19 Epidemic with Close Contacts Counting

TAN Suo-yi<sup>1</sup>, CAO Zi-qiang<sup>1</sup>, QIN Shuo<sup>2</sup>, CHEN Sa-ran<sup>2</sup>, SAI Bin<sup>1</sup>, GUO Shu-hui<sup>1</sup>, LIU Chu-chu<sup>1</sup>,  
CAI Meng-si<sup>1</sup>, ZHOU Tao<sup>3\*</sup>, ZHANG Wei<sup>4\*</sup>, and LÜ Xin<sup>1\*</sup>

(1. College of Systems Engineering, National University of Defense Technology Changsha 410073;

2. State Key Laboratory on Blind Signal Processing Chengdu 610041;

3. Big Data Research Center, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 611731;

4. West China Biomedical Big Data Center, West China Hospital, Sichuan University Chengdu 610041)

**Abstract** Close contacts with high-risk exposure to COVID-19 cases are more robust in statistics for inferring future development of COVID-19 epidemic. In Beijing, the proportion of close contact cases in newly confirmed cases had increased from about 50% at the end of January to nearly 100% in mid-February, indicating that contact tracing and quarantine measures are effective non-pharmaceutical interventions for containing the epidemic. In addition, we show at the national level that the cumulative number of close contacts was stabilized at about eight times as much as infected individuals, and the growth rate of daily close contacts was consistent with that of daily confirmed cases 5~6 days later. Consequently, tracking the daily change of close contacts is beneficial to predict the trend of the epidemic, based on which advanced medical supplies scheduling and effective epidemic prevention can be achieved.

**Key words** COVID-19; close contacts; epidemics; disease spread

COVID-19 成为继 2002 年 SARS、2012 年 MERS 之后, 由冠状病毒导致的第三次大规模流行病<sup>[1-2]</sup>。

疫情爆发后, 受限于对新型冠状病毒肺炎传播

机制、传播能力认知的不足, 政府、医疗和公共卫生机构面临严峻的防疫考验。疫情初期, 国内外学者利用有限的公开数据集对疫情的流行病参数进行

收稿日期: 2020-06-16; 修回日期: 2020-06-30

基金项目: 国家自然科学基金(82041020); 四川省科技厅科技攻关项目(2020YFS0007); 国家自然科学基金重大研究计划集成项目(91846301); 国家自然科学基金青年基金(71901067); 湖南省自然科学基金(2020JJ5679, 2018JJ1034)

作者简介: 谭索怡(1989-), 男, 博士, 主要从事复杂网络与大数据分析方面的研究。

通信作者: 周涛, E-mail: zhutou@ustc.edu; 张伟, E-mail: zhangwei@wchscu.cn; 吕欣, E-mail: xin\_lyu@sina.com

了估计。文献 [3] 对 9 位早期确诊病例的潜伏期分析结果显示,其平均潜伏期约为 5.1 天。文献 [4] 分析了 181 例确诊患者数据发现,97.5% 的患者会在接触病毒 11.5 天之内出现症状,表明采取 14 天隔离期是合理的。文献 [5] 对早期武汉 425 名确诊病例的回顾性研究表明,疾病平均潜伏期约为 5.2 天,平均传染周期约为 7.5 天,基本再生数  $R_0$  约为 2.2。这些回顾性统计研究为构建动力学模型推演疫情发展趋势提供了参数设置依据。文献 [6] 通过 SEIR 仓室模型,基于国内早期公开数据估算基本再生数  $R_0$  为 2.8~3.3;如以国外同行预测的感染人数为基准, $R_0$  在 3.2~3.9 之间。文献 [7] 建模研究估计  $R_0$  值为 2.68,并估算截至 1 月 25 日,武汉有 75 815 人感染 COVID-19。文献 [8] 考虑对易感人群和隔离人群的刻画,建立了带隔离机制的 SEIR 模型,估算出  $R_0$  高达 6.47。此外,改进的 SEIR 仓室模型还被应用于拐点预测<sup>[9]</sup>和疫情发展趋势预测<sup>[10-11]</sup>。综合来看,基于动力学模型的研究普遍认为 COVID-19 早期致病传播能力高于 SARS,属于中高度传染性的传播疾病,为有关部门提供了早期预警与决策支持。由于动力学模型的假设十分严格,其结果显著依赖于固定参数的初始值,难以充分考虑各种防控措施的动态变化以及执行效果对疫情发展的影响,因此疫情早期基于传播动力学模型的预测结果与疫情实际发展情况有一定的偏差<sup>[12]</sup>。随着疫情发展,很多研究工作利用人口迁徙数据对疫情发展与防控进行了分析。文献 [13] 对疫情爆发前期武汉外流人口去向的地理分布进行了统计分析。文献 [14] 的研究结果表明,COVID-19 在中国的早期传播与湖北人口的迁徙高度相关,但得益于隔离措施,其感染率呈指数级下降。文献 [15] 使用海量手机用户定位数据,根据人口流动情况准确地预测了疫情爆发的时间、地点和强度。文献 [16] 基于人口流动大数据,研究了武汉“封城”对疫情阻断的效果,结果表明武汉“封城”极大地减少了全国各省的输入和感染人数,加速了全国各地进入一级响应状态的进程,有效控制了疫情在中国的传播。大量研究也表明,遵循社会疏离政策对控制海外疫情传播同样有效<sup>[17-20]</sup>。

自疫情爆发以来,专家学者在 COVID-19 的流行病学特征分析<sup>[21]</sup>、疫情发展趋势预测以及人口流动对疫情传播的影响<sup>[22-24]</sup> 等方向展开了大量研究工作,有效推动了疫情的防控工作。然而,大部分研究是基于确诊、疑似和死亡等病例数据展开,确诊

病例等数据的滞后性,对提前判断疫情发展并及时制定相关防疫策略提出了挑战。事实上,作为高风险人群,密切接触者人数蕴含了未来可能感染人数的变化趋势。追踪、隔离每一位密切接触者并为其提供最大程度的医疗服务,是疫情初期最具成效的防控措施<sup>[25]</sup>。目前,有关密切接触者的研究还少见报道,仅有部分关于集聚性病例流行病学特征的回顾性研究<sup>[26-29]</sup>。因此,本文通过分析密切接触者的数据,在疫情早期推断疫情发展趋势,为制定和完善新型冠状病毒肺炎防控措施提供判断依据。

## 1 密切接触者与医学观察的定义

根据国家卫健委《新型冠状病毒感染的肺炎防控方案(第五版)》关于密切接触者的最新判定标准,密切接触者指从疑似病例和确诊病例症状出现前 2 天开始,或无症状感染者标本采样前 2 天开始,未采取有效防护与其有近距离接触(1 m 内)的人员。具体包括:1) 共同居住、学习、工作,或其他有密切接触的人员,如近距离工作或共用一个教室或在同一所房屋中生活;2) 诊疗、护理、探视病例的医护人员、家属或其他有类似近距离接触的人员,如到密闭环境中探视患者或停留,同病室的其他患者及陪护人员;3) 乘坐同一交通工具并有近距离接触的人员,包括在交通工具上照料护理人员;同行人员(家人、同事、朋友等)、或经调查评估后发现有可能近距离接触病例(疑似病例、确诊病例)和感染者(轻症病例、无症状感染者)的其他乘客和乘务人员;4) 现场调查人员调查后经评估认为符合与密切接触者接触的人员。

医学观察包括居家隔离医学观察和集中隔离医学观察。目前,各地主要采取的是居家隔离医学观察。尚在接受医学观察期限为被观察对象自最后一次与病例发生无有效防护的接触或可疑暴露后 14 天。观察期满未发病者可恢复正常的学习、工作和生活。

## 2 由密切接触者转为新增确诊病例的分析

COVID-19 确诊病例的密切接触者被感染的机率直观反映了病毒的传染性,可以被视为除基本再生数之外,评估病毒传播能力的重要指标。目前,全国有关这方面的数据较少,仅北京市卫健委在每日疫情报告中统计了由密切接触者转诊为确诊病例的人数信息。基于该数据,本文计算了北京市每日新增确诊病例中源于密切接触者转诊的比例为:

$$R = \frac{C_{\text{trans}}}{C_{\text{new}}} \quad (1)$$

式中,  $C_{\text{new}}$  是每日新增的确诊人数;  $C_{\text{trans}}$  是每日新增确诊人数中, 由密切接触者转为确诊病例的人数。由于 2020 年 2 月 22 日至发现境外输入病例较长一段时间内北京市无新增确诊病例报告, 因此选取分析的日期范围为 2020 年 1 月 26 日-2020 年 2 月 21 日。在此期间,  $R$  的平均值  $\bar{R}=0.62$ , 说明这段时期在北京市每日的新增确诊病例中, 超过半数源于密切接触者。为进一步分析这段时间内  $R$  的分布情况, 设置 0.5 为阈值, 并定义一个二进制变量

$L$  用于区分阈值上下的  $R$  值, 如果  $R \geq 0.5$ , 则将  $L$  置为 1, 否则  $L=0$ 。通过  $L$  进一步计算转诊比例高于 0.5 的天数占这段时间窗口的比例  $R_L$ :

$$R_L = \frac{\sum_{i=1}^n L_i}{\text{length}} \quad (2)$$

式中,  $L_i$  表示时间段内第  $i$  天的  $L$  值;  $\text{length}$  表示时间段的区间长度。计算得到  $R_L = 18/27 = 0.67$ , 该时间段内  $R_L$  的分布如图 1 所示。结果表明, 在此期间, 67% 的时间里 50% 以上的新增确诊病例是由密切接触者转诊而来。

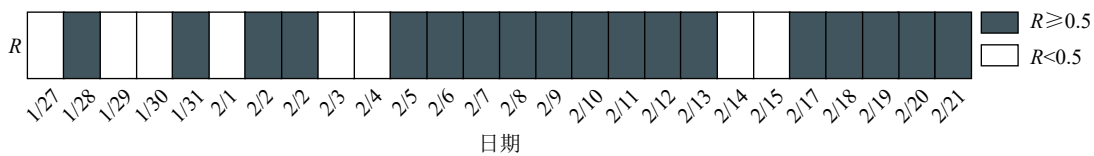


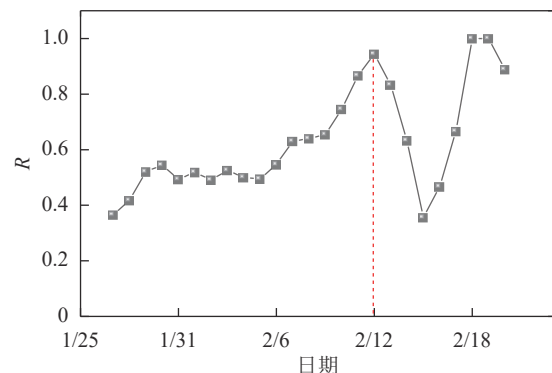
图 1 北京市密切接触者转为确诊病例的比例高于 0.5 的日期

由于北京市每日的数据基数小, 波动较大, 考虑通过取滑动平均值消除波动的影响, 将时间窗口设为前后 3 天, 由此可绘制出取滑动平均值之后  $R$  的变化趋势, 以及新增确诊人数与由密切接触者转为确诊人数的变化趋势如图 2 所示。

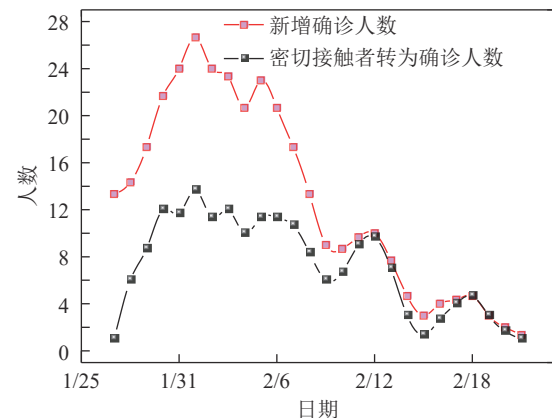
分析图 2a 可以发现, 春节期间, 人员流动、接触频繁, 在滞后的一个潜伏期 (7~14 天) 内, 新增确诊病例由密切接触者转诊的比例呈快速增长的趋势, 并于 2020 年 2 月 12 日达到峰值, 之后连续 3 天呈下降趋势, 而后又出现短暂上升。事实上, 由于疫情早期传播速度较快, 密切接触者人数不断攀升, 加之医疗资源紧张, 疫情上升阶段接受核酸检测的人数是少于实际感染者人数的。随着 2 月中上旬“应收尽收”举措的实施, 检测能力及效率大幅提高, 有足够的医疗资源进行更大比例的密切接触者的检测, 因此这一时期转诊比例有所回升。

同时也注意到, 在疫情早期, 除了由密切接触者转诊, 还有一定数量的直接确诊病例未被追踪到, 而在 2020 年 2 月 12 日转诊比例达到最高点之后, 每日新增确诊人数几乎全由密切接触者转诊而来, 如图 2b 所示, 表现为新增确诊人数曲线与密切接触者转为确诊人数曲线几乎重合。这说明北京市 1 月 24 日启动的重大突发公共卫生事件一级响应有效阻止了疫情的进一步传播和扩散。在此期间, 居民的主动居家隔离减少人员流动, 国民公共安全意识的提高也保证了相关举措的顺利实施。经

过一个潜伏期后, 绝大部分新增确诊病例都来源于之前感染者的密切接触者, 最大限度地阻断了疫情的传播途径。



a. 密切接触者转为确诊病例的比例



b. 新增确诊病例与密切接触者转为确诊病例的人数变化趋势

图 2 北京市由密切接触者转为确诊病例的变化趋势分析



### 3 基于密切接触者增长速度推测疫情发展趋势

北京市有关密切接触者转为确诊病例的研究结果表明, 密切接触者是确诊病例的主要来源, 因此对密切接触者变化趋势的研究尤为重要。考虑到 2020 年 2 月 12 日确诊病例的统计口径发生了变化, 在将具有肺炎影像学特征的疑似病例确定为临床诊断病例后, 当天全国新增确诊高达 15 152 例。在不考虑该异常值的情况下, 本文进一步计算了累计密切接触者人数与确诊人数的比例  $R_c$ , 如图 3 所示。根据  $R_c$  的值, 可以大致将疫情分为两个阶段。第一阶段, 从疫情发生后至 2 月 11 日,  $R_c$  一直在 10~12 之间波动; 第二阶段自 2 月 13 日开始, 全国累计密切接触人数稳定在感染者数量的 8 倍左右。

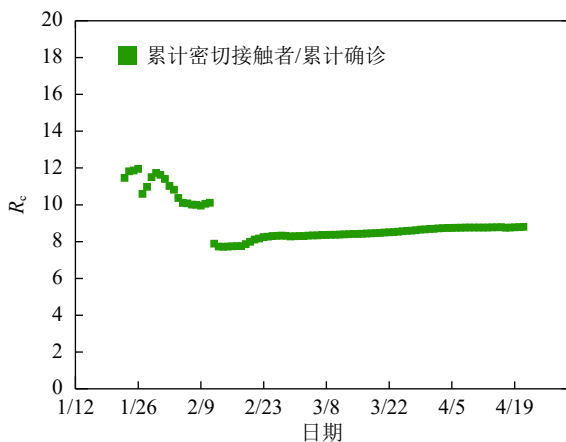


图 3 全国累计密切接触者与累计确诊人数走势

受到以上结果启发, 本文通过分析新增密切接触者增长率的变化趋势, 预测未来一段时间内的新增确诊人数的变化, 从而判断和把握疫情未来发展的大致趋势和走向。定义新增密切接触者增长率= $(t+1$  日新增密切接触者人数 $-t$  日新增密切接触者人数) $/t$  日新增密切接触者人数。类似地, 定义新增确诊人数增长率= $(t+1$  日新增确诊人数 $-t$  日新增确诊人数) $/t$  日新增确诊人数。

考虑在真实疫情的传播过程中, 由于干预政策的实施以及个体行为的改变, 疫情早期的传播过程客观上更能反映其传染能力与传播规律, 因此, 本文选取第一阶段, 即 2020 年 1 月 23 日-2 月 11 日的数据展开分析。

图 4 展示了 1 月 23 日-2 月 5 日新增密切接触者的增长率曲线与 1 月 28 日-2 月 11 日新增确诊

人数的增长率曲线。右上角的雷达图直观地展示了相应时间段内两组数据的增长率数值。对比发现, 两组数据的变化趋势基本同步。准确地说, 1 月 23 日-1 月 28 日连续 6 天的新增密切接触者增长率变化趋势, 与 1 月 28 日-2 月 2 日 ( $\Delta t=5$  d) 的新增确诊人数增长率的变化曲线同步; 1 月 28 日-2 月 5 日连续 9 天的新增密切接触者的增长率变化趋势, 与 2 月 3 日-2 月 11 日 ( $\Delta t=6$  d) 的新增确诊人数的增长率曲线同步, 如图 5 所示。

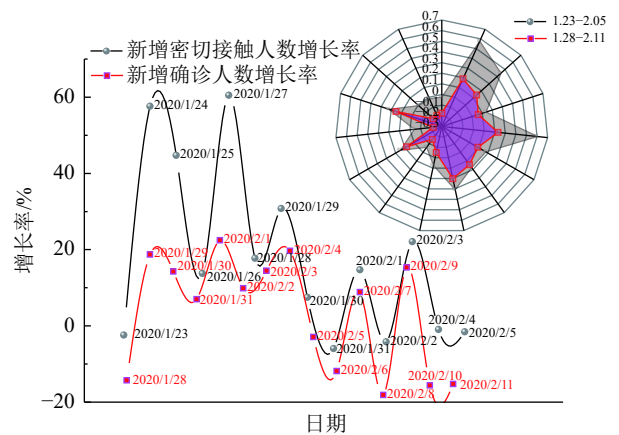
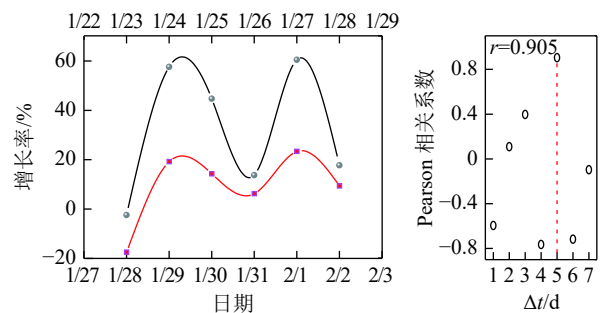
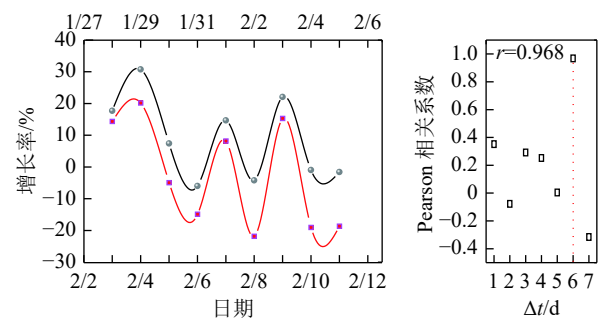


图 4 1 月 23 日-2 月 5 日新增密切接触者与 1 月 28 日-2 月 11 日新增确诊增长率曲线图



a.  $\Delta t=5$  d 的新增密切接触者与新增确诊病例增长率曲线



b.  $\Delta t=6$  d 的新增密切接触者与新增确诊病例增长率曲线

图 5 新增确诊病例与新增密切接触者在  $\Delta t=5\sim 6$  d 的变化趋势图

进一步计算了两个时间段内 $\Delta t = [1, 7]$  d 内两组数据的相关系数,发现仅在 $\Delta t = 5$  d与 $\Delta t = 6$  d时相关性最高,其 Pearson 系数分别为 0.905 和 0.968,如图 5 右侧子图所示。上述结果说明,新增密切接触者增长率的变化趋势,可以作为预测 $\Delta t = 5 \sim 6$  d 后,新增确诊人数变化趋势的判断依据,这部分新增的密切接触者将影响未来 5~6 天新增确诊人数的变化,为早期推断疫情发展趋势提供了一个新的思路。显然,提前 5~6 天预知疫情发展趋势,有利于政府部门与医疗机构提前做好救治病例的准备工作,合理规划接收各种类型病例的医院、医护人员与床位数,并提前调度、储备好相应的救治物资。

新型冠状病毒肺炎作为一种新型传染病,在疫情早期其流行病学特征尚未得到充分研究,国内疑似病例与确诊病例的统计口径都发生过改变。此外,由于武汉是国内重要的交通枢纽,以及疫情初期与春运重合等多种原因,国内早期疫情十分复杂,新增确诊病例和疑似病例的增长速度变化还非常不稳定,未形成一段时间内的连续递增或者递减趋势,仅通过确诊、疑似病例与治愈率等数据来判断疫情走势十分困难。本文计算了截至 2020 年 4 月 21 日新增密切接触者与尚在接受医学观察人数的变化趋势,并与新增确诊病例的变化趋势比较,如图 6 所示。注意到,尚在接受医学观察的人数与新增密切接触者同时在 2 月 7 日达到最大值,在不考虑因统计口径改变导致 2 月 12 日新增确诊病例剧增的情况下,6 天之后,新增确诊病例达到峰值,国内新增确诊人数在 2 月 13 日左右开始出现进入下行阶段。

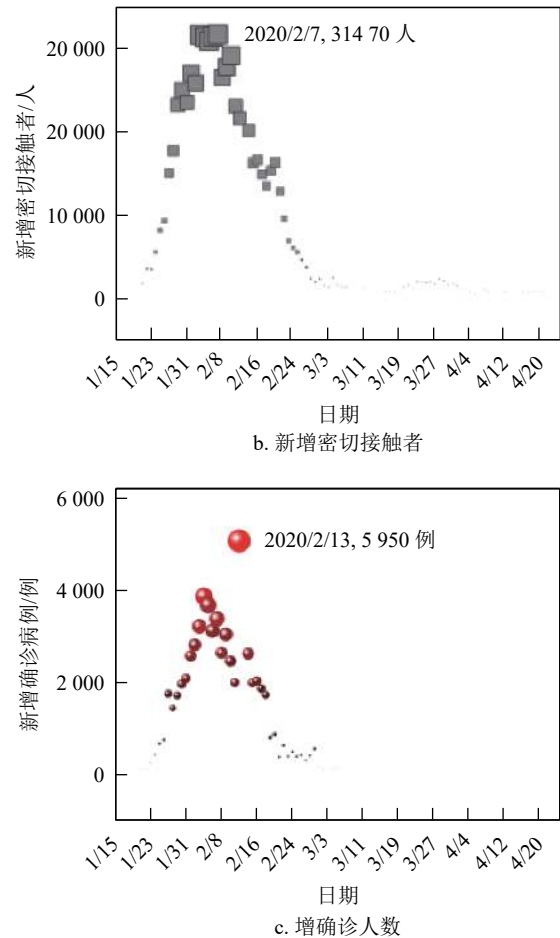
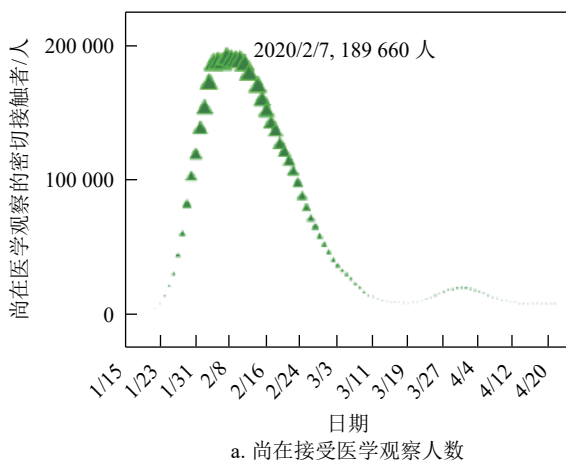


图 6 几类人员数量随时间变化趋势

## 4 结束语

本文根据全国与北京市卫健委公布的密切接触者的数据,分析了其与确诊病例的关系,并探讨了每日新增密切接触者增长率的变化趋势与数天后新增确诊病例变化趋势的相关性。北京市的研究结果表明,从发现疫情到持续多日“零新增”期间,67%的时间里,有 50% 以上的新增确诊病例来自于密切接触者转诊。因此,追踪和管理密切接触者对防疫工作十分重要。相比于境外很多国家在早期就放弃了密切接触者的统计,我国利用大数据统筹、协助传染源和密切接触者的调查防控工作收效显著,表现为经过一个潜伏期后,由密切接触者转诊为确诊病例的占比由 2020 年 1 月底的 50% 左右提高到 2 月中旬的接近 100%,证实了我国严密筛查密切接触者并采取隔离措施对阻断新的传播风险的有效性。

从密切接触者的追踪人数和尚在接受医学观察的人数来看,国内疫情发展趋势在武汉“封城”后的 1~2 个潜伏期后,于 2020 年 2 月 13 日左右进

入下行阶段,该阶段的全国累计密切接触人数稳定在感染者数量的8倍左右。此外,在疫情早期扩散阶段,新增密切接触者增长率与5~6天后新增确诊病例增长率的变化趋势具有很强的相关性。因此,重点关注追踪到的密切接触者数量,可以提前一周左右推断疫情的未来发展趋势,有利于各地做好医疗机构救治病例的预测,规划好接收各种类型病例的医院、医护人员与床位数,并提前调度和储备好相应的救治物资,做好疫情精准防控工作。

### 参 考 文 献

- [1] POON L L M, PEIRIS M. Emergence of a novel human coronavirus threatening human health[J]. *Nature Medicine*, 2020, 26(3): 317-319.
- [2] DONG E S, DU H R, GARDNER L. An interactive web-based dashboard to track COVID-19 in real time[J]. *The Lancet Infectious Diseases*, 2020, 20(5): 533-534.
- [3] CHAN J F W, YUAN S, KOK K H, et al. A familial cluster of pneumonia associated with the 2019 novel coronavirus indicating person-to-person transmission: A study of a family cluster[J]. *The Lancet*, 2020, 395(10223): 514-523.
- [4] LAUER S A, GRANTZ K H, BI Q, et al. The incubation period of coronavirus disease 2019 (COVID-19) from publicly reported confirmed cases: Estimation and application[J]. *Annals of Internal Medicine*, 2020, 172(9): 577-582.
- [5] LI Q, GUAN X, WU P, et al. Early transmission dynamics in Wuhan, China of novel coronavirus-infected pneumonia[J]. *New England Journal of Medicine*, 2020, 382(13): 1199-1207.
- [6] 周涛,刘权辉,杨紫陌,等.新型冠状病毒肺炎基本再生数的初步预测[J]. *中国循证医学杂志*, 2020, 20(3): 359-364. ZHOU Tao, LIU Quan-hui, YANG Zi-mo, et al. Preliminary prediction of the basic reproduction number of the novel coronavirus 2019-nCoV[J]. *Chinese Journal of Evidence-Based Medicine*, 2020, 20(3): 359-364.
- [7] WU J T, LEUNG K, LEUNG G M. Nowcasting and forecasting the potential domestic and international spread of the 2019-nCoV outbreak originating in Wuhan, China: A modelling study[J]. *The Lancet*, 2020, 395(10225): 689-697.
- [8] TANG B, WANG X, LI Q, et al. Estimation of the transmission risk of 2019-nCoV and its implication for public health interventions[J]. *Journal of Clinical Medicine*, 2020, 9(2): 462.
- [9] 范如国,王奕博,罗明,等.基于SEIR的新型肺炎传播模型及拐点预测分析[J]. *电子科技大学学报*, 2020, 49(3): 369-374. FAN Ru-guo, WANG Yi-bo, LUO Ming, et al. SEIR-based COVID-19 transmission model and inflection point prediction analysis[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2020, 49(3): 369-374.
- [10] WANG C, LIU L, HAO X, et al. Evolving epidemiology and impact of non-pharmaceutical interventions on the outbreak of coronavirus disease 2019 in Wuhan, China[EB/OL]. (2020-03-03). <https://doi.org/10.1101/2020.03.03.20030593>.
- [11] 魏永越,卢珍珍,杜志成,等.基于改进的SEIR+CAQ传染病动力学模型进行新型冠状病毒肺炎疫情趋势分析[J]. *中华流行病学杂志*, 2020, 41(4): 470-475. WEI Yong-yue, LU Zhen-zhen, DU Zhi-cheng. Fitting and forecasting the trend of COVID-19 by SEIR+CAQ dynamic model[J]. *Chinese Journal of Epidemiology*, 2020, 41(4): 470-475.
- [12] 魏永越,赵杨,陈峰,等.传染病动力学模型的理论基础及在疫情防控中的应用价值[J/OL]. *中华预防医学杂志*, 2020, <https://doi.org/10.3760/cma.j.cn112150-20200315-00340>. WEI Yong-yue, ZHAO Yang, CHEN Feng, et al. Principles of dynamics model and its application in forecasting the epidemics and evaluation the efforts of prevention and control interventions[J/OL]. *Chinese Journal of Prevention Medicine*, 2020, <https://doi.org/10.3760/cma.j.cn112150-20200315-00340>.
- [13] 许小可,文成,张光耀,等.新冠肺炎爆发前期武汉外流人口的地理去向分布及影响[J]. *电子科技大学学报*, 2020, 49(3): 324-329. XU Xiao-ke, WEN Cheng, ZHANG Guang-yao, et al. The geographical destination distribution and effect of outflow population of wuhan when the outbreak of COVID-19[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2020, 49(3): 324-329.
- [14] GROSS B, ZHENG Z, LIU S, et al. Spatio-temporal propagation of COVID-19 pandemics[EB/OL]. (2020-03-23). <https://doi.org/10.1101/2020.03.23.20041517>.
- [15] JIA J S, LU X, YUAN Y, et al. Population flow drives spatio-temporal distribution of COVID-19 in China[J]. *Nature*, 2020(582): 389-394.
- [16] TIAN H, LIU Y, LI Y, et al. An investigation of transmission control measures during the first 50 days of the COVID-19 epidemic in China[J]. *Science*, 2020, 368(6491): 638-642.
- [17] YANG C, WANG R, GAO F, et al. Quantifying projected impact of social distancing policies on COVID-19 outcomes in the US[EB/OL]. (2020-04-30). <https://arxiv.org/abs/2005.00112>.
- [18] BRUGNAGO E L, SILVA R M D, MANCHEIN C, et al. How relevant is the decision of containment measures against COVID-19 applied ahead of time?[EB/OL]. (2020-05-04). <https://arxiv.org/abs/2005.01473>.
- [19] GAO S, RAO J, KANG Y, et al. Mobile phone location data reveal the effect and geographic variation of social distancing on the spread of the COVID-19 epidemic[EB/OL]. (2020-04-23). <https://arxiv.org/abs/2004.11430>.
- [20] FERGUSON N M, LAYDON D, GEMMA N G, et al. Report 9-impact of non-pharmaceutical interventions (NPIs) to reduce COVID-19 mortality and healthcare demand[EB/OL]. [2020-05-12]. <https://www.imperial.ac.uk/mrc-global-infectious-disease-analysis/covid-19/report-9-impact-of-npis-on-covid-19/>.
- [21] 中华预防医学会新型冠状病毒肺炎防控专家组. 新型冠

- 状病毒肺炎流行病学特征的最新认识[J]. *中华流行病学杂志*, 2020, 41(2): 139-144.
- Special Expert Group for Control of the Epidemic of Novel Coronavirus Pneumonia of the Chinese Preventive Medicine Association. An update on the epidemiological characteristics of novel coronavirus pneumonia (COVID-19)[J]. *Chinese Journal of Epidemiology*, 2020, 41(2): 139-144.
- [22] QIU Yun, XI Chen, WEI Shi. Impacts of social and economic factors on the transmission of coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China[EB/OL]. (2020-03-13). <https://doi.org/10.1101/2020.03.13.20035238v1>.
- [23] ROSSMAN H, KESHET A, SHILO S, et al. A framework for identifying regional outbreak and spread of COVID-19 from one-minute population-wide surveys[J]. *Nature Medicine*, 2020, 26(5): 634-638.
- [24] LAU L S, SAMARI G, MORESKY R T, et al. COVID-19 in humanitarian settings and lessons learned from past epidemics[J]. *Nature Medicine*, 2020, 26(5): 647-648.
- [25] 张文宏. 追踪密切接触者是最具成本效益的防控措施[EB/OL]. [2020-06-04]. <http://www.caixin.com/2020-06-04/101562835.html>.
- ZHANG Wen-hong. Tracking close contacts is the most cost-effective prevention and control measure[EB/OL]. [2020-06-04]. <http://www.caixin.com/2020-06-04/101562835.html>.
- [26] 雷明玉, 黄艳, 勾云, 等. 贵州省新型冠状病毒肺炎聚集性疫情特征分析[J]. *中国公共卫生*, 2020, 36(4): 493-497.
- LEI Ming-yu, HUANG Yan, GOU Yun, et al. Characteristics of cluster epidemic of 2019 novel coronavirus disease in Guizhou province[J]. *Chinese Journal of Public Health*, 2020, 36(4): 493-497.
- [27] 曾晶, 邱乐平, 邹晏, 等. 四川省新型冠状病毒肺炎密切接触者分析[J]. *中国公共卫生*, 2020, 36(4): 503-506.
- ZENG Jing, QIU Le-ping, ZOU Yan, et al. Epidemiological outcome of close contacts of coronavirus disease 2019 cases in Sichuan province[J]. *Chinese Journal of Public Health*, 2020, 36(4): 503-506.
- [28] 马钰, 马蒙蒙, 罗业飞, 等. 广州市新型冠状病毒肺炎密切接触者感染危险因素分析[J]. *中国公共卫生*, 2020, 36(4): 507-511.
- MA Yu, MA Meng-meng, LUO Ye-fei. Risk factors of 2019 novel coronavirus infection among close contacts in Guangzhou city[J]. *Chinese Journal of Public Health*, 2020, 36(4): 507-511.
- [29] 杨丽, 李战, 刘晓雪, 等. 济南市新型冠状病毒肺炎密切接触者隔离医学观察情况分析与评价[J]. *山东大学学报(医学版)*, 2020, 58(4): 12-16.
- YANG Li, LI Zhang, LIU Xiao-xue, et al. Analysis and evaluation of the isolation medicine observation for close contacts of coronavirus disease 2019 in Jinan city[J]. *Joutanl of Shandong University (HEALTH SCIENCES)*, 2020, 58(4): 12-16.

编辑 蒋晓