

# 评估新型冠状病毒地区防控效果的一种近似方法

李冀鹏<sup>1)</sup> 洪峰<sup>1)</sup> 白薇<sup>1)</sup> 廖敬仪<sup>2)</sup> 张彦如<sup>1)</sup> 周涛<sup>1)†</sup>

1) (电子科技大学大数据研究中心, 成都 611731)

2) (清华大学深圳国际研究生院, 深圳 518055)

(2020年3月14日收到; 2020年5月15日收到修改稿)

我们观察到地区累计确诊的病例数目和武汉封城前流入的人口总数高度相关, 且本地第三代感染者占比很小. 基于此, 提出了一种考虑输入病例和地区人口效应的定量化评估新型冠状病毒地区防控效果的近似方法, 并将其用于评估武汉流出人口前50的城市防控的成效. 防控效果最显著的10个城市依次是石家庄、洛阳、恩施、周口、厦门、贵阳、咸宁、安庆、信阳、南宁.

**关键词:** 新型冠状病毒, 防控效果, 人口流动

**PACS:** 02.30.Hq

**DOI:** 10.7498/aps.69.20200441

## 1 引言

新型冠状病毒(COVID-19)在世界范围内迅速流行, 对人类健康和全球经济发展造成了不可估量的影响<sup>[1-5]</sup>. 估计一种传染病传染能力最重要的参数是基本再生数  $R_0$  (basic reproduction number), 指在一个全是易感染态个体构成的群体中, 一个感染态的个体在恢复之前平均能感染的人数<sup>[6]</sup>:  $R_0 > 1$  表示有流行病爆发的可能,  $R_0 < 1$  则表示疾病难以传播. 早期的分析显示, COVID-19的基本再生数所属区间约为 [2.0, 4.0], 例如 2.47—2.86<sup>[1]</sup>, 1.4—3.9<sup>[7]</sup>, 2.39—4.13<sup>[8]</sup>, 2.0—3.3<sup>[9]</sup>, 1.5—3.5<sup>[10]</sup>, 2.88—3.67<sup>[11]</sup>, 1.4—3.8<sup>[12]</sup>. Zhou等<sup>[13]</sup>假设 COVID-19早期传播可以用一个 SEIR 动力学模型近似刻画, 且自由传播时呈指数趋势, 估计基本再生数为 2.8—3.9, 后根据最新的流行病学特征参数修正为 2.2—3.0. 宋倩倩等<sup>[14]</sup>用指数增长法、最大似然法和 SEIR 模型分别对  $R_0$  进行了估计, 其估计区间分别为 3.63—3.87, 2.90—3.43 和 3.71—4.11. 总体来说, 新型冠状病毒肺炎属于

具有中-高等级传播能力的传染性疾​​病, 最近全球范围内的快速爆发也验证了这一结论.

2020年1月20日, 中华人民共和国国家卫生健康委员会发布公告, 将新型冠状病毒肺炎纳入《中华人民共和国传染病防治法》规定的乙类传染病, 并采取甲类传染病的预防、控制措施. 随后, 各省市自治区出台了有力的防控措施, COVID-19的传播经历了短暂的高峰之后迅速在中国得到遏制. 定量化评估一个地区防控的效果具有非常重要的意义——既有助于我国流行病学专业人士和相关管理人员比较性地回顾总结得失, 又可以为依然饱受病毒肆虐的海外地区提供参考. 为了评价防控措施的效果, 通常采用有效再生数对传染病在采取了防控措施(非自由传播状态)下的传播能力进行实时评估. 有效再生数  $R_t$  定义为在某时刻  $t$ , 一个感染者平均而言可以感染其他个体的数量<sup>[6]</sup>, 如果有效再生数下降到1以下, 就说明该传染病已经处于可控的状态. Zhang等<sup>[15]</sup>分析了湖北之外若干地区的有效再生数, 发现均在一月底之前降到了1以下. Chen和Zhou<sup>[16]</sup>以1月21日为全国强有力防控措施的起点, 通过计算有效再生数, 发现

† 通信作者. E-mail: zhtout@ustc.edu

绝大部分省份在 1 月 21 日之后一周以内,有效再生数就下降到 1,湖北的有效再生数也在 2 月 2 日下降到 1 以下.陈端兵等<sup>[17]</sup>进一步的分析显示,经历了短暂的爆发增长后,韩国的有效再生数也于 2 月 25 日下降到 1 以下.尽管有效再生数可以在疾病传播过程中反映当前控制的效果,但依然不适于作为一个地区防控效果的总体指标.这是因为有效再生数是一个时间序列,而我们很难直接比较两个时间序列,除非某序列的取值一直低于或者高于另外一个序列.文献<sup>[15–17]</sup>暗示可以用有效再生数降到 1 的时间来衡量防控效果.这有明显的实用价值,但是作为事后评估是不公平的,因为不同地区人口密度、人口结构和生活工作习惯可能存在重大差异,因此在传染病自由传播时期的基本再生数就可能存在显著差异.另外一种直观而又简单的方式,就是直接用地区的累计确诊人数或者累计确诊者占地区总人口的比例(确诊比例)作为防控效果的指标.前者显然是不合适的,因为不同地区人口总数差异很大;后者表面合理,实际上也不公平,因为不同地区与武汉“亲疏有别”,输入病例数目相差很大,如果只看确诊比例,那么与武汉人员来往越少,防控效果就越好.

本文拟提出一种可以量化评估一个地区防控效果的方法.我们的基本思路是根据 COVID-19 在中国传播的特征和流行病学动力学的机制,推断影响一个地区流行病传播的普适规律并把它们看作不可控的因素.利用数据分析的方法剥离这些不可控因素后,剩余的差异部分就被认为是不同控制效果导致的,从而可以用这些差异来评估一个地区防控的效果.

## 2 方法

在介绍具体的方法和假设之前,我们先指出两个重要的事实.第一,各地区确诊人数很大程度上受到了武汉封城前流入人口的影响<sup>[18–20]</sup>.表 1 列出了武汉封城前 2 周流入人口前 50 名的城市的流入人口数(按照流入人口数排序)、常住人口数和截止到 2020 年 2 月 25 日的累计确诊数(后面零星确诊病例可以忽略).图 1 显示了这 50 个城市武汉流入人口数和累计确诊数的关联,可以看到,两者几乎是线性关系,相应的 Pearson 关联系数高达 0.9705.第二,不同地区确诊病例中的相当一部分是输入病例,例如 Zhang 等<sup>[15]</sup>采集的有详细信息

的湖北外 8579 例病例中,截止到 2 月 17 日,有 42.80% 在武汉或除武汉外湖北其他地区有过暴露史.能够获取较完整病例数据的地区,例如深圳、四川等地,均有 1/3—1/2 病例系输入病例——绝大多数来源于武汉和除武汉外湖北其他地区,少数来自于其他省、市、自治区.如果将输入病例视作第一代,输入病例在本地的感染者视作第二代,第二代感染的病例视作第三代,则第三代及以上的感染者是少见的.

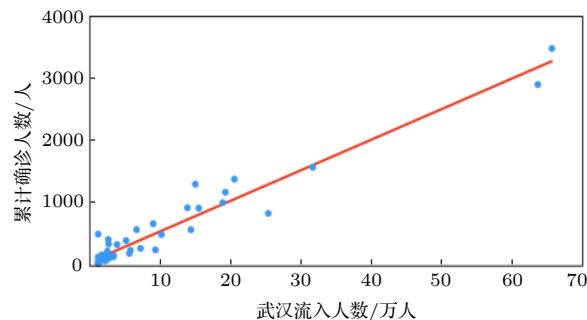


图 1 武汉流入人口最多的 50 个城市的累计确诊数(人)与武汉流入人口数(万人)之间的关系.其中数据点代表城市,红色直线代表线性拟合的结果( $R^2 = 0.942$ )

Fig. 1. The relationship between the cumulative number of confirmed cases in the top-50 cities with maximum inflow population from Wuhan and the number of corresponding inflow people. Cities are represented by data points and the linear fitting is represented by the red line ( $R^2 = 0.942$ ).

基于以上事实,我们忽略一个地区三代以及三代以上的感染者,则一个地区最终的累计确诊人数主要由两部分组成:一是输入病例(包括武汉和其他地区,但以武汉为主),二是由输入病例直接引起的本地传播.根据仓室模型,后者应该与输入病例和本地常住人口(易感人群数量)的乘积成正比<sup>[6,21]</sup>.记地区  $i$  的累计确诊人数为  $N_i$ ,可得:

$$N_i = uA_i + c_i u A_i P_i, \quad (1)$$

其中  $u$  是待定参数,大约是武汉封城前人口感染比例(武汉封城前出现了人口流出的峰值,具体请参见文献<sup>[18]</sup>),  $A_i$  是从武汉流入地区  $i$  的人口数,  $P_i$  是地区  $i$  的常住人口数.需要计算的关键量是控制参数  $c_i$ ,它标志了地区  $i$  防控措施的效果.  $c_i$  值越小,说明地区  $i$  的防控成效越显著.显然,这种全接触的假设太过简单,例如对于千万人口的大城市,任何人都不能接触到所有人口,而只能接触到很少一部分人<sup>[22]</sup>——如“顿巴数”所暗示的<sup>[23,24]</sup>,一个人具有紧密关系的人是非常有限的.事实上,在很多关于流行病传播动力学的研究中,每一个染病

表 1 武汉封城前 2 周流入人口前 50 的城市名称、流入人口数、常住人口数、截止到 2020 年 2 月 25 日的累计确诊人数、控制因子  $c$  的取值以及利用本文方法所得到的防控效果的排名. 武汉流入人口统计的是 2020 年 1 月 10 日至 1 月 22 日离开武汉的人数, 数据来源于“百度迁徙”. 常住人口数取自第六次全国人口普查数据 (<http://www.stats.gov.cn/tjsj/pcsj/rkpc/6rp/indexch.htm>)

Table 1. The six columns respectively show the names of the top-50 cities with maximum inflow population from Wuhan during the two weeks before the closure, the inflow population, the permanent resident population, the cumulative number of confirmed cases as of February 25, 2020, the values of the controlling parameter  $c$ , and the rankings of the control efficacy by the present method. The inflow population accounts for the number of people who left Wuhan from January 10 to January 22, 2020, obtained from “Baidu Migration”. The number of permanent residents is taken from the sixth national census (<http://www.stats.gov.cn/tjsj/pcsj/rkpc/6rp/indexch.htm>).

城市名称	武汉流入人数 (万人)	常住人口数 (万人)	累计确诊人数	控制因子 $c$ 的取值	防控效果排名
孝感市	65.620	492.000	3482	0.0758	26
黄冈市	63.630	633.000	2904	0.0579	18
荆州市	31.660	559.020	1576	0.0674	22
咸宁市	25.340	254.330	836	0.0430	7
鄂州市	20.525	107.770	1385	0.1481	45
襄阳市	19.240	566.900	1175	0.0884	31
黄石市	18.875	247.070	1008	0.0898	33
荆门市	15.460	289.650	920	0.1000	37
随州市	14.980	221.670	1305	0.1710	47
仙桃市	14.345	114.000	575	0.0713	24
宜昌市	13.850	413.585	926	0.1068	38
天门市	10.165	127.230	495	0.0924	35
恩施市	9.310	337.800	251	0.0275	3
十堰市	8.975	340.600	671	0.1285	41
信阳市	7.190	647.410	274	0.0439	9
重庆市	6.620	3101.790	576	0.0921	34
长沙市	5.755	815.470	242	0.0484	13
潜江市	5.610	96.200	195	0.0590	20
北京市	5.130	2154.200	400	0.0879	30
上海市	3.855	2423.780	336	0.0978	36
郑州市	3.385	1013.600	157	0.0531	16
南阳市	3.360	1001.360	155	0.0528	15
驻马店市	3.320	805.180	139	0.0482	12
九江市	2.720	489.680	118	0.0571	17
广州市	2.660	1490.440	346	0.1738	48
成都市	2.650	1604.470	143	0.0588	19
深圳市	2.610	1302.660	417	0.2253	49
岳阳市	2.560	579.710	156	0.0877	29
南昌市	2.490	554.550	229	0.1471	44
安庆市	2.310	469.100	83	0.0430	8
合肥市	2.260	808.700	174	0.1088	39
周口市	2.190	867.780	76	0.0352	4
西安市	1.855	1000.370	120	0.0833	27
南京市	1.845	843.620	93	0.0623	21
阜阳市	1.690	1036.000	169	0.1402	43
杭州市	1.690	820.700	155	0.1338	42
商丘市	1.655	732.530	91	0.0725	25

表 1 (续) 武汉封城前 2 周流入人口前 50 的城市名称、流入人口数、常住人口数、截止到 2020 年 2 月 25 日的累计确诊人数、控制因子  $c$  的取值以及利用本文方法所得到的防控效果的排名. 武汉流入人口统计的是 2020 年 1 月 10 日至 1 月 22 日离开武汉的人数, 数据来源于“百度迁徙”. 常住人口数取自第六次全国人口普查数据 (<http://www.stats.gov.cn/tjsj/pcsj/rkpc/6rp/indexch.htm>)

Table 1 (continued). The six columns respectively show the names of the top-50 cities with maximum inflow population from Wuhan during the two weeks before the closure, the inflow population, the permanent resident population, the cumulative number of confirmed cases as of February 25, 2020, the values of the controlling parameter  $c$ , and the rankings of the control efficacy by the present method. The inflow population accounts for the number of people who left Wuhan from January 10 to January 22, 2020, obtained from “Baidu Migration”. The number of permanent residents is taken from the sixth national census (<http://www.stats.gov.cn/tjsj/pcsj/rkpc/6rp/indexch.htm>).

城市名称	武汉流入人数 (万人)	常住人口数 (万人)	累计确诊人数	控制因子 $c$ 的取值	防控效果排名
常德市	1.580	582.700	82	0.0707	23
宜春市	1.455	555.370	106	0.1110	40
南宁市	1.405	725.410	55	0.0446	10
苏州市	1.315	1072.170	87	0.0844	28
昆明市	1.245	685.000	53	0.0513	14
衡阳市	1.215	720.530	48	0.0453	11
温州市	1.160	925.000	504	0.7040	50
六安市	1.155	483.700	69	0.0891	32
天津市	1.140	1559.600	135	0.1547	46
石家庄市	1.135	1103.120	29	0.0186	1
洛阳市	1.120	688.850	31	0.0245	2
贵阳市	1.120	488.190	36	0.0353	6
厦门市	1.115	411.000	35	0.0352	5

者单位时间能够接触的易感者人数被假设与该个体活动区域的易感人口无关, 而是一个常数<sup>[25-27]</sup>. 在这种情况下, 一个地区  $i$  的确诊人数可以近似为

$$N_i = uA_i + c_i u A_i, \quad (2)$$

(1) 式和 (2) 式中的  $c_i$  都是待计算的控制参数, 但是取值显然不同. (1) 式和 (2) 式都是极端的简化, 尽管在人口密集的大城市中一个感染者不可能和所有易感人口接触, 但相比小城市或者乡镇, 他有更多机会通过聚集居住的小区、公共交通和商场超市等场所和更多人接触. 事实上, 在流行病仿真模型中, 人口密集的大城市中平均每个人产生的接触也更多<sup>[28,29]</sup>, 因此我们认为真实情况应该介于两者之间, 即:

$$N_i = uA_i + c_i u A_i P_i^a, \quad (3)$$

其中  $a$  是一个  $[0, 1]$  区间中的自由参数, 当  $a = 1$  时方程 (3) 退化到方程 (1), 当  $a = 0$  时方程 (3) 退化到方程 (2). 显然, 如果能确定  $u$  和  $a$  的取值, 就可以通过公式

$$c_i = (N_i - uA_i) / uA_i P_i^a \quad (4)$$

计算出每个地区  $i$  的控制参数  $c_i$ , 进而对不同地区防控的效果进行评价.

### 3 结 果

首先估计  $u$  的取值. 2020 年 1 月 26 日, 湖北省人民政府新闻办公室就新型冠状病毒感染的肺炎疫情防控工作召开了新闻发布会, 武汉市长周先旺表示: 受春节和疫情影响, 目前有 500 多万人离开武汉, 还有 900 多万人留在城里. 武汉 2019 年统计的常住人口是 908 万人, 考虑到本文所有计算都选用常住人口数 (春节大量流动人口返乡), 且武汉常住人口数和周先旺的表述基本一致, 本文选择武汉封城后人口为 908 万. Li 等<sup>[30]</sup> 估计武汉封城前两周, 即从 1 月 10 日到 1 月 23 日, 武汉累计新增感染人数为 13118 人 (95% 置信区间为 [2974, 23435]), 则封城前后感染率大约为 0.1445%, 所以可以认为  $u \approx 0.001445$  (所有变量以“人”为单位). 根据 Zhang 等<sup>[15]</sup> 的报告, 截止到 2 月 17 日, 湖北省外在武汉或者除武汉外的湖北其他地区暴露过的输入病例占比为 42.80%. 因为武汉 1 月 23 日后封城, 故 2 月 17 日之后出现症状的武汉输入病例可以忽略不计. 根据国家卫健委的公开数据, 2 月 17 日湖北省外累计确诊病例数为 12447 人, 2 月

25 日湖北省外累计确诊病例数为 12877 人. 因此在本文数据分析的时间点 2 月 25 日, 在武汉或者除武汉外湖北其他地区暴露过的输入病例占比约为  $0.428 \times 12447/12877 = 41.37\%$ . 考虑到本文分析的是武汉的输入病例数, 要从上述数字中去掉在除武汉外湖北其他地区暴露的病例, 因此我们估计这个比例应该在 30%—40% 之间. 如果根据从武汉流入人口最多的 50 个城市的数据为基础 (表 1), 以公式

$$\sum_i uA_i / \sum_i N_i \in [0.3, 0.4] \quad (5)$$

来估计, 则  $u$  的取值应该在区间  $[0.001436, 0.001915]$ . 两种方法 (数据来源于两篇不同文献<sup>[15,30]</sup>) 获得的  $u$  的取值具有相当的一致性. 考虑到估计比较粗糙, 我们取两位有效数字, 即  $u = 0.0014$ .

由 (4) 式可知,  $(N_i - uA_i)/uA_i = c_i P_i^a$ , 图 2 给出了  $(N_i - uA_i)/uA_i$  与  $P_i$  之间的关系, 可以看出, 两者具有正相关. 在双对数坐标下, 基于最小二乘法的线性拟合结果显示两者具有弱线性关系, 最佳参数  $a = 0.234$ , 可以解释 14.1% 的方差. 因为已经去掉了主要因素, 所以图 2 所示的可解释明显弱于图 1 ( $R^2 = 0.942$ ), 但从统计角度而言, 仍然具有一定的解释能力. 直观来看, 去掉主要因素之后次要因素解释性显著降低, 是因为次要因素 (城市人口总数) 和主要因素 (武汉流入人口数) 之间是关联的——根据社会引力模型, 城市人口越多, 对其他城市人流的吸引力就越大<sup>[31]</sup>. 一些直观上很相关的因素, 在去掉主要因素之后, 也会失去解释能力. 以人口密度为例, 如果直接计算人口密度和城市累计确诊人数之间的关联, 其 Pearson 关联

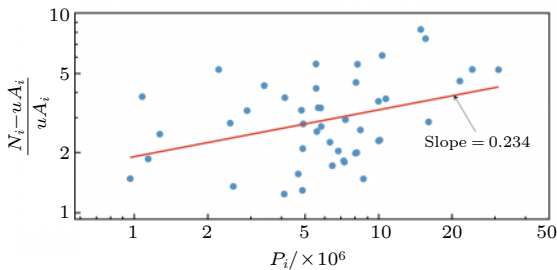


图 2 双对数坐标下  $(N_i - uA_i)/uA_i$  与  $P_i$  的关联关系. 其中数据点代表城市, 红色直线代表线性拟合的结果 ( $R^2 = 0.141$ ), 拟合的斜率是 0.234

Fig. 2. The correlation between  $(N_i - uA_i)/uA_i$  and  $P_i$  in the log-log coordinates, where data points represent cities and the red line represents the linear fitting ( $R^2 = 0.141$ ). The fitting slope is 0.234.

系数是 0.411, 但如果去掉了主要因素, 即考虑“确诊人数减去估计武汉输入病例数”和“城市人口密度”的关系, 则 Pearson 关联系数降为  $-0.094$ , 如强行进行线性拟合,  $R^2$  仅为 0.0088, 不具备解释性.

至此, 我们认为, 对于各地区最终的确诊人数而言, 输入病例数是最主要的因素, 有很强的解释作用; 当地的人口数 (大约是人口数的 1/4 次方) 是次要的因素, 也具有一定的解释作用. 控制掉这两个因素后, 各地区存在的差异, 也就是  $c_i$  取值的大小, 就可以反映各地区防控的效果. 基于估计的  $u$  值和  $a$  值, 利用 (4) 式计算得到各地区的  $c_i$  值, 并按从小到大排序, 得到的控制效果排名即为表 1 的最后一列. 根据我们的计算结果, 防控效果最好的 10 个城市 (从最好往下排序) 依次是石家庄、洛阳、恩施、周口、厦门、贵阳、咸宁、安庆、信阳、南宁; 防控效果最差的 10 个城市 (从最差的往上排序) 依次是温州、深圳、广州、仙桃、天津、鄂州、南昌、阜阳、杭州、十堰.

以上通过假设各  $c_i$  相同来估计  $a$  值的方法是很粗糙的 (实际上我们又要用这个估计的  $a$  值来算出不同取值的  $c_i$ ), 因此以  $a = 0.234$  为中心, 就  $a$  的不同取值对最终排序结果的影响进行了敏感性分析. 给定两个不同的  $a$  值  $a_1, a_2$ , 以及对应的两个排序  $X_1, X_2$ , 我们用 Kendall's Tau 值<sup>[32]</sup> 来刻画排序  $X_1$  和  $X_2$  之间的相近程度. 本文考虑 50 个城市, 则会形成 1225 个城市对. 依次考察这 1225 个城市对, 如果某对城市  $i, j$  在  $X_1$  和  $X_2$  中是同序的 ( $i$  在  $X_1$  和  $X_2$  中排名都高于  $j$ , 或  $i$  在  $X_1$  和  $X_2$  中排名都低于  $j$ ), 则加 1 分; 如果它们在  $X_1$  和  $X_2$  中是逆序的 ( $i$  在  $X_1$  中排名高于  $j$  但在  $X_2$  中排名低于  $j$ , 或  $i$  在  $X_1$  中排名低于  $j$  但在  $X_2$  中排名高于  $j$ ), 则减 1 分. Kendall's Tau 值就是总分除以 1225. 如果 Tau 值为 1, 则说明两个排序完全一致; 如果 Tau 值为  $-1$ , 则说明两个排序完全相反. 从图 3 可以看出, 在以  $a = 0.234$  为中心的一个相当大的范围内, 这个排序是相当稳定的——所有其他排序与  $a = 0.234$  对应排序之间的 Tau 值都大于 0.8. 基于此, 我们认为  $a = 0.234$  对应的排序结果具有一定的参考价值. 如果考虑每一个输入病例接触的易感者数目是一个常数<sup>[25–27]</sup>, 即  $a = 0$ , 则得到的城市排名和  $a = 0.234$  对应的排名的 Kendall's Tau 值为 0.827, 具有高度的一致性. 举例而言,  $a = 0$  对应排名前 10 的城市为石家庄、恩

施、洛阳、厦门、贵阳、咸宁、周口、潜江、安庆和信阳, 其中有 9 个城市都和  $a = 0.234$  对应排名重合.

$\alpha$ 值	0	0.1	0.2	0.234	0.3	0.4	0.5
0	1	0.933	0.858	0.827	0.783	0.742	0.633
0.1	0.933	1	0.925	0.894	0.85	0.809	0.7
0.2	0.858	0.925	1	0.969	0.925	0.884	0.775
0.234	0.827	0.894	0.969	1	0.956	0.915	0.806
0.3	0.783	0.85	0.925	0.956	1	0.959	0.85
0.4	0.742	0.809	0.884	0.915	0.959	1	0.891
0.5	0.633	0.7	0.775	0.806	0.85	0.891	1

图 3 不同  $a$  值所得到的 50 个城市防控效果排序的 Kendall's Tau 值

Fig. 3. Kendall's Tau between rankings of control efficacy for different  $a$ .

## 4 讨论

本文的分析显示石家庄的防控效果最佳. 我们认为取得如此出色的成绩有四方面主要的原因. 一是石家庄具有发达的制药业和纺织业, 提供了疫情攻坚战亟需的基础防疫物资. 石家庄有一百多家药企, 抗生素和维生素产量全球领先, 石家庄也是全国纺织基地之一, 其中仅汇康日用品有限公司的防护口罩日产量在疫情初期就达到了 80 万只. 二是石家庄是武汉外最早开展全民摸排的城市, 在 1 月 21 日就对全体居民进行了摸排, 特别关注湖北迁入人员和出现新冠肺炎类似感染症状的居民. 石家庄抓住了“防止外来输入病例, 控制传染源”这一疫情初期防控措施的关键, 有效阻断了这些潜在的传染链条. 三是石家庄老百姓对疫情非常重视, 配合程度高. 在“信用石家庄”网站公布的疫情处罚公示和疫情失信名单上未出现一例个人, 均为超市和药房. 2 月 25 日前石家庄新闻报导中仅出现一位女士因为未佩戴口罩和小区保安争吵. 四是石家庄特别重视重点地区 (例如交通枢纽和人口密度大的居住区域) 的消毒和医废处理, 动用了无人机等新技术手段提高消毒的覆盖率和频率. 与石家庄相比, 温州之所以防疫效果不佳, 除了基础防疫物资条件不足外, 还归咎于政府前期重视程度和宣传力

度不足, 造成市民对防疫工作的配合度也相对较差——温州本地新闻中有多人起暴力反抗检测和拒不配合隔离的恶性事件, 以及基层干部自身不配合检测措施的事件. 根据“信用温州网”公布的信息, 截止 2 月 20 日, 温州共有 254 人因不配合疫情相关政策而失信. 在 2003 年非典疫情阶段, 石家庄是重灾区, 确诊患者达 33 人, 而温州仅有 1 人, 因此政府和老百姓对于类似公共卫生事件的应急处置经验以及重视程度或有不同. 从流行病学的角度看, 政府早期的重视, 特别是全面摸排 (尽早发现可能的感染者), 以及通过宣传和防控措施加强对老百姓的引导 (减少人与人之间的接触), 是快速高效控制疫情的关键. 希望石家庄的经验能够成为未来我国及其他国家和地区处理相似公共卫生事件的参考.

本文的方法也具有局限性. 首先, 没有考虑三代以上的感染者, 因此这种方法并不适用于评价武汉与国外其他疫情严重的地区. 事实上湖北部分受疫情影响严重的城市, 三代及以上的感染者数目不在少数. 其次, 不管是 (1) 式的仓室模型还是修正后的 (3) 式, 都暗含了平均场的假设, 而实际的传播是具有非常明显的聚集性<sup>[33]</sup>. 我们注意到图 2 的关系暗示一个人能够在城市中产生的密切接触数与城市人口规模正相关, 大体上和城市人口之间是  $1/4$  次方的关系. 这是合理的, 因为大城市提供了更多大量人群聚集和接触的设施, 但是这些设施的数目不是和城市人口规模成正比, 而是呈亚线性的幂律关系<sup>[34]</sup>. 尽管这个数值本身具有直观的合理性, 但是我们估计  $a$  值的方法很粗糙, 实际上, 应该通过外在的方法确定  $a$  的取值. 使用健康码形成的带有时空位置信息的“亮码/扫码”数据来量化分析不同规模和社会经济发展水平下城市人口的流动和接触模式, 从而确定  $a$  值. 我们多次呼吁政府在进行数据脱敏 (人员和地点匿名化) 后开放这部分数据, 并已经获得了多个城市的支持——这部分数据不仅可以用于确定  $a$  值, 还可以用于建立流行病动力学的仿真模型, 从而更好预测传播趋势和预估政策效果. 总体来说, 本工作是以传播动力学机制为出发点, 尝试量化评估地区传染病防控效果的有益尝试, 尽管还存在一些局限, 但我们相信本文报导的结果对于评价城市防控效果是有一定借鉴意义的. 与此同时, 需要提醒读者, 本文结果尚属于学术探索的阶段性成果, 不宜作为政府或

者相关管理结构对地区防控情况评估的官方参考.

## 参考文献

- [1] Wu J T, Leung K, Leung G M 2020 *LANCET* **395** 689
- [2] Vincent J M, Marion K, Neeltje V D, Debby V R, Emmie D W 2020 *N. Engl. J. Med.* **382** 692
- [3] Zhu N, Zhang D Y, Wang W L, Li X W, Yang B 2019 *N. Engl. J. Med.* **382** 727
- [4] Epidemiology group of covid-19 emergency response mechanism, Chinese center for disease control and prevention 2020 *Chinese Journal of Epidemiology* **41** 145 (in Chinese) [中国疾病预防控制中心新型冠状病毒肺炎应急响应机制流行病学组 2020 *中华流行病学杂志* **41** 145]
- [5] Luan R S, Wang X, Sun X, Chen X S, Zhou T, Liu Q H, Lu X, Wu X P, Gu D Q, Tang M S 2020 *J. Sichuan University (Medical Edition)* **51** 131 (in Chinese) [栾荣生, 王新, 孙鑫, 陈兴蜀, 周涛, 刘权辉, 吕欣, 吴先萍, 谷冬晴, 唐明霜 2020 *四川大学学报(医学版)* **51** 131]
- [6] Adnerson R M, May R M 1991 OUP. OX.
- [7] Li Q, Guan X H, Wu P, Wang X Y, Zhou L, Tong Y Q, Ren R Q, Kathy S M L, Eric H Y L, Jessica Y W, Xing X S, Xiang N J, Wu Y, Li C, Chen Q, Li D, Liu T, Zhao J, Liu M, Tu W X, Chen C D, Jin L M, Yang R, Wang Q, Zhou S H, Wang R, Liu H, Luo Y B, Liu Y, Shao G E, Li H, Tao Z F, Yang Y, Deng Z Q, Liu B X, Ma Z T, Zhang Y P, Shi G Q, Tommy T Y L, Joseph T W, George F G, Benjamin J C, Yang B, Gabriel M L, Feng Z J 2020 *N. Engl. J. Med.* **382** 727
- [8] Jonathan M R, Jessica R E B, Derek A T C, Antonia H, Chris P J 2020 MedRxiv 20018549
- [9] Majumder M, Mandl K D 2020 SSRN 3524675
- [10] Natsuko I, Anne C, Ilaria D, Marc B, Christl A D, Steven R, Neil M F 2020 Imperial College London
- [11] Liu T, Hu J, Kang M, Lin L, Zhong H, Xiao J, He G, Song T, Huang Q, Rong Z 2020 bioRxiv 919787
- [12] Riou J, Althaus C L 2020 *Eurosurveillance* **25** 2000058
- [13] Zhou T, Liu Q H, Yang Z M, Liao J Y, Yang K X, Bai W, Lu X, Zhang W 2020 *Journal of Evidence-Based Medicine* **13** 3
- [14] Song Q Q, Zhao H, Fang L Q, Liu W, Zheng C, Zhang Y 2020 *Chinese Journal of Epidemiology* **41** 461 (in Chinese) [宋倩倩, 赵涵, 方立群, 刘玮, 郑创, 张勇 2020 *中华流行病学杂志* **41** 461]
- [15] Zhang J, Litvinova M, Wang W, Wang Y, Deng X, Chen X, Li M, Zheng W, Yi L, Chen X 2020 medRxiv 2002632 8
- [16] Chen D B, Zhou T arXiv 2003.00305
- [17] Chen D B, Bai W, Wang Y, Wang M, Yu W P, Zhou T 2020 *Journal of University of Electronic Science and Technology of China (in Press)* (in Chinese) [陈端兵, 白薇, 王岩, 王敏, 俞伍平, 周涛 2020 *电子科技大学学报* ]
- [18] Xu X K, Wen C, Zhang G Y, Sun H C, Liu B, Wang X W 2020 *Journal of University of Electronic Science and Technology of China (in Press)* (in Chinese) [许小可, 文成, 张光耀, 孙皓宸, 刘波, 王贤文 2020 *电子科技大学学报* ]
- [19] Yang Z, Yuan Z X, Jia Z Y 2020 *Journal of University of Electronic Science and Technology of China (in Press)* (in Chinese) [杨政, 原子霞, 贾祖瑶 2020 *电子科技大学学报* ]
- [20] Du Z W, Wang L, Cauchemez S, Xu X K, Wang X W, Cowling B J, Meyers L A 2020 *Emerging Infectious Diseases* **2020** 26
- [21] Hethcote H W 2020 *SIAM Rev.* **42** 599
- [22] Pastor-Satorras R, Castellano C, Van M P, Vespignani A 2015 *Phys. Rev.* **87** 925
- [23] Dunbar R I M 1992 *J. Human Evol.* **22** 469
- [24] Wang Q, Gao J, Zhou T, Hu Z, Tian H 2016 *EPL* **114** 58004
- [25] Zhou T, Liu J G, Bai W J, Chen G, Wang B H 2006 *Phys. Rev. E* **74** 056109
- [26] Yang R, Wang B H, Ren J, Bai W J, Shi Z W, Wang W X, Zhou T 2007 *Phys. Lett. A* **364** 189
- [27] Yang R, Zhou T, Xie Y B, Lai Y C, Wang B H 2008 *Phys. Rev. E* **78** 066109
- [28] Balcan D, Gonçalves B, Hu H, Ramasco J J, Vittoria C, Alessandro V 2010 *J. Comput.Sci.* **1** 132
- [29] Liu Q H, Ajelli M, Aleta A, Merler S, Moreno Y, Vespignani A 2018 *PNAS* **115** 12680
- [30] Li R, Pei S, Chen B, Song Y, Zhang T, Yang W, Shaman J 2020 *Science* **368** 489
- [31] Yan X Y 2020 *Acta Phys. Sin.* **69** 088904 (in Chinese) [闫小勇 2020 *物理学报* **69** 088904]
- [32] Kendall M 1938 *Biometrika* **30** 81
- [33] Goltsev A V, Dorogovtsev S N, Oliveira J G, Mendes J F F 2012 *Phys. Rev. Lett.* **109** 128702
- [34] Um J, Son S W, Lee S I, Jeong H, Kim B J 2012 *PNAS* **106** 14236

# Approximate method to evaluate the regional control efficacy of COVID-19

Li Ji-Peng<sup>1)</sup> Hong Feng<sup>1)</sup> Bai Wei<sup>1)</sup> Liao Jing-Yi<sup>2)</sup>  
Zhang Yan-Ru<sup>1)</sup> Zhou Tao<sup>1)†</sup>

1) (*Big Data Research Center, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China*)

2) (*Shenzhen International Graduate School, Tsinghua University, Shenzhen 518055, China*)

( Received 14 March 2020; revised manuscript received 15 May 2020 )

## Abstract

The cumulative number of local confirmed cases was highly correlated with the total inflow population from Wuhan before the city closure, and the proportion of third-generation infections in a local region is tiny. Accordingly, we proposed an approximate method to quantitatively evaluate the regional control efficacy of COVID that takes into account effects of both imported cases and regional population. We applied this method to evaluate the control efficacy of the top-50 cities with maximum inflow population from Wuhan. The 10 cities with the most significant control efficacy are Shijiazhuang, Luoyang, Enshi, Zhoukou, Xiamen, Guiyang, Xianning, Anqing, Xinyang, and Nanning.

**Keywords:** COVID-19, control efficacy, population flow

**PACS:** 02.30.Hq

**DOI:** [10.7498/aps.69.20200441](https://doi.org/10.7498/aps.69.20200441)

---

† Corresponding author. E-mail: [zhutou@ustc.edu](mailto:zhutou@ustc.edu)