

# 最优“封城”时间对策

## ——基于新冠肺炎疫情的福利经济学分析

张龙天 汤珂 谢丹夏\*

**摘要:** 本文从传统的传染病动力学模型出发, 建立了一个两地区的 SEIRD 模型, 对 2019 年 12 月在武汉开始暴发的新型冠状病毒引发的肺炎疫情走势进行分析和预测, 并对大规模传染病发生情况下的“封城”最优时机决策问题进行了一般性的理论分析。结果表明, 开始“封城”的时机与社会总损失间的关系总体呈现出“先下降、后上升、再下降”的变化趋势, 最优“封城”时间处于第一段下降结束后的疫情暴发前期, 且对于“封城”福利损失越大的城市来说, 这一变化趋势越明显。因此, 对武汉这样拥有千万级人口的大城市采取“封城”措施, 在选取最佳的“封城”时机时则要求对形势判断具有非常高的准确性。

**关键词:** 新型冠状病毒肺炎、“封城”、传染病模型

本研究得到国家自然科学基金面上项目(项目号: 71973076)的资助。

(作者单位: 清华大学经济学研究所)

### 一、引言

从 2019 年 12 月底开始暴发的新型冠状病毒(以下简称“新冠病毒”)感染引发的肺炎疫情牵动着全国人民的心。这一疫情暴发于我国中部最大的城市——武汉, 并且由于这座城市自古以来便有“九省通衢”的美誉, 加之春节返乡潮的临近, 在疫情暴发的初期扩散得非常快。据 2020 年 1 月 24 日发表于国际顶级医学杂志《柳叶刀》的题为《中国武汉地区 2019 年新型冠状病毒感染者的临床特征》(Huang et al., 2020)一文报道, 最早接诊的一例疑似新冠病毒感染患者是在 2019 年 12 月 1 日。考虑到病毒感染有潜伏期, 该病例感染的时间应该更早。在此之后 2019 年 12 月 10 日接诊到 3 例疑似患者, 其中有一例与华南海鲜市场有直接的接触。武汉市卫生健康委员会于 2019 年 12 月 31 日向社会通报了 27 例新冠病毒感染(其中有 7 例重症), 华南海鲜市场也于两天后停业整顿。到了 2020 年 1 月 23 日上午 10 点, 武汉“封城”: 全市城市公交、地铁、轮渡、长途客运暂停运营; 机场、火车站离汉通道暂时关闭。所幸的是, 目前国内的疫情已经基本得到控制, 武汉地区已经连续数天零新增病例。但是, 目前来自境外的输入病例压力仍然非常巨大, 世界范围内已有 21 万余例确诊、1 万余例死亡病例, 此次应对疫情的“战争”仍然任重而道远。

“封城”作为本次疫情当中我国政府做出的一大极具特点、影响非常广泛的举措, 不仅

对遏制疫情起到了举足轻重的作用，还为其他国家提供了疫情防控的范本。目前，继武汉实行“封城”之后，世界其他疫情严重的国家也采取了不同程度的封城。意大利当地时间3月9日夜，意大利总理孔特宣布，因新冠肺炎疫情严峻，人员流动紧急管控措施将推大至意大利全境。从3月10日开始，如非工作或健康需要，禁止人员跨区域流动。意大利全国学校继续停课至4月3日，同时暂停体育赛事与活动。除了意大利以外，目前已有多个国家和地区颁布了“封城”甚至“封国”等人口流动禁令。历史上，也有许多由于战争、天灾、瘟疫而被封锁的城市。例如，1910年的晚清东北，由于鼠疫的大规模流行，时任东三省总督锡良采纳了伍连德的建议，对东三省全境进行封锁，最终在1911年3月将瘟疫消灭了。近在2014年，甘肃玉门也因为鼠疫实行过为期9天的封城。可见，切断公共交通与减少人员流动，对于疫情大规模传播的遏制，具有非常重要的作用。因此，关于“封城”的利与弊，也需要我们更加深入地进行探讨。

已有的文献中，描述传染病传播的模型主要有SIR模型(Cantó et al., 2017)及其拓展SEIR(Stehlé et al., 2011)和SEIR模型(Chowell et al., 2003)等，这一类模型源自于1927年由Kermack和McKendrick提出的传染病房室模型(Compartmental models in epidemic)(Kermack and McKendrick, 1927)。这一类模型的主要思想是将人群分为易感者S、感染者I、康复者R等不同群体，通过设定不同群体间的传播途径建立常微分方程组，以研究疫情发展的规律。这一类模型曾被用于研究天花、麻疹、SARS、埃博拉等传播病的暴发和流行过程。另外，一些经济学家也在利用类SIR模型对于各种疫情的传播和管控进行研究和探讨。Yoo等(2010)以SIR模型为基础分析了2009年间美国和澳大利亚暴发H1N1流感疫情期间公共预防措施的效果。Bobashev等(2011)采用两城市的SIR模型以及多城市的SIR网络模型对流感的流行进行模拟，并认为富有的地区在疾病流行期间应帮助贫穷地区以达到更好地遏制疾病传播的目的。

针对这次新冠病毒肺炎疫情的暴发和传播，到目前为止已有许多文献在进行了一系列的研究。除了对疾病本身的治疗方法所展开的研究之外，还有一些文献致力于对疫情的发展趋势进行预测。Nishiura等(2020)通过对中国境外疫情传播情况经过反演算分析，得出了在2020年1月24日官方正式通报时，至少已有5502例潜在病例存在。严阅等(2020)提出了一类基于时滞动力学系统的传染病动力学模型，重点描述病毒的潜伏期和治疗周期，准确地推测出了与疫情传播有关的几个重要模型参数。喻孜等(2020)则采用时变参数的SIR模型推测了本次疫情峰值到来的时间。针对“封城”措施，钟南山院士团队还发表了一篇基于改进的SEIR模型对该项措施评价的文章，并认为：如果封城措施能够早5天实施，对于

疫情的控制将会有非常显著的效果(Yang et al., 2020)。类似地,Chinazzi 等(2020)在《Science》杂志上发表了文章,认为在 2020 年 1 月 23 日武汉正式实行“封城”时,疫情就已经在全国范围内扩散开了,因此“封城”措施的效果有限。这些研究均是仅从流行病学的角度出发进行的分析,而对于“封城”这样一个涉及范围非常广泛的措施,还需要我们从社会经济等更多的角度去考虑。

关于疾病流行的经济学研究,一直以来都有许多研究者基于历史上的几次大规模疾病流行进行了各方面的思考。Almond (2006)以 1918 年西班牙流感的流行所产生的长期效应为自然实验,检验胚胎决定论的真伪,并认为加大对于婴儿期健康的投入能够有效提升人力资本。Goyal 和 Vigier (2015)建立模型来说明个体进行疾病预防决策时,在对自我保护的投入和减少人际交往两种方式之间的取舍问题。Adda (2016)采用了来自法国关于各类疾病发生的高频数据,以此来分析突发疾病对于经济活动的影响,以及隔离措施的有效性和卫生资源的有效分配问题。此外,关于疾病控制过程中所面临的一系列政治与经济的问题,如 Barrett (2004)曾经从福利的角度进行过阐述。

本文主要试图从福利经济学的视角来分析在本次疫情中所实施的一项前所未有的重大举措——武汉“封城”。这是新中国历史上第一次、也是人类历史上第一次,对一个千万人口级别的大城市采取的最严厉的防疫措施。对这样的一座超级大城市下达“封城”令,对于武汉市以及湖北省政府的治理能力是一次极为严峻的考验,对于武汉人民的压力承受能力也是一次非常严峻的考验。同时,“封城”令的实行,体现了中央政府在面对重大突发公共卫生事件时处理的果断,也体现了中央政府对于迅速消灭本次疫情的坚定决心。“封城”是否合理、何时“封城”才是最佳的时机,仍需我们在权衡各方利弊之后才能得出,并在此次疫情结束后进行深入地讨论和总结。

具体来说,本文在传统传染病动力学模型基础上,构建了福利经济学模型,对疫情发生和发展过程中不同时间开始“封城”所带来的损失进行研究,并探讨大规模传染病发生时可能面临的“封城”决策及最优时机选择问题,以期对今后应对此类重大突发事件的决策有所帮助。基于上述防疫经济学模型的模拟结果显示,开始“封城”的时机与社会总损失间的关系呈现出“先下降、后上升、再下降”的变化趋势,最优“封城”时间处于第一段下降结束后的疫情暴发前期,且对于“封城”损失越大的城市来说,这一变化趋势越明显。在疫情发展到暴发的最高峰之后再“封城”,将不再具有太大的现实意义。因此,对武汉这样拥有千万级人口的超级大都市采取“封城”措施,在选取最佳的“封城”时机时则要求对形势判断具有非常高的准确性。本文的分析方法可作为今后面对突发公共卫生事件决策过程中的一个

有力的参考框架，相比于纯粹以流行病学为基础的分析来说，能够更加全面地考虑防疫措施所带来的经济成本和社会成本，使得决策在保证科学性的基础上更加的有效率。

本文其余部分安排如下。第 2 节对本文所采用的模型进行介绍。第 3 节从已有文献及目前可得的数据中得到模型中各类参数的取值。第 4 节对模拟的结果进行讨论。第 5 节得出结论并给出相应的政策建议。

## 二、模型设定

### (一) 传染病动力学模型

本文采用的是在传统的传染病动力学模型 SEIR 模型的基础上扩展的新模型，可称为两地区的 SEIRD 模型。为了研究在突发疫情中进行“封城”的作用，区别于传统的模型，我们设定了 1 号（武汉）和 2 号（其他地区）两座城市，并将模型中的各类人员扩展为易感者、暴露者、感染者、康复者、死者五类人，使用如下记号分别代表每一类人群的人数：

- $S(t)$ : 易感者，人群中健康的但可能会感染上病毒的人数；
- $E(t)$ : 暴露者，已经感染上病毒，但尚处于潜伏期，还没有明显病征的人数，这一类人具有传染性；
- $I(t)$ : 感染者，已经感染上病毒并出现症状的人数；
- $R(t)$ : 康复者，经过治疗后康复的人数，此处我们假设人们康复后体内便产生了相应的抗体，不会再被感染；
- $D(t)$ : 死者，死亡的人数。

在这个模型中，我们假设易感者一旦感染上病毒，便会变成暴露者，经过一段时间的潜伏期后将变成感染者。出现症状之后的感染者都能够得到一定的治疗，如果治疗成功，则变为康复者，以后将不再会感染此类病毒；而如果治疗失败，则会死亡。我们分别对城市 1 和城市 2 都设定了这五类人群，两城市之间在每期都会有一定量的人口流动。故而，康复者与死者虽都来自于感染者，且不会再次感染上病毒，但康复者能够在两城市之间流动，而死者将无法再移动。假设  $S_1(t)$  和  $S_2(t)$  分别为城市 1 和城市 2 内的易感者人群数量，其他的变量依此类推，我们有如下的传染病动力学系统：

$$\begin{aligned} \frac{dS_1(t)}{dt} = & -\frac{\beta_1}{N_1(t)} [(1-\eta_1)I_1(t) + \eta_2 I_2(t) + (1-\eta_1)E_1(t) \\ & + \eta_2 E_2(t)] [(1-\eta_1)S_1(t) + \eta_2 S_2(t)] \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \frac{dE_1(t)}{dt} = & \frac{\beta_1}{N_1(t)} [(1 - \eta_1)I_1(t) + \eta_2 I_2(t) + (1 - \eta_1)E_1(t) + \eta_2 E_2(t)] [(1 - \eta_1)S_1(t) \\ & + \eta_2 S_2(t)] - \alpha [(1 - \eta_1)E_1(t) + \eta_2 E_2(t)] \end{aligned} \quad (2)$$

$$\frac{dI_1(t)}{dt} = \alpha [(1 - \eta_1)E_1(t) + \eta_2 E_2(t)] - (\gamma_1 + \lambda_1) [(1 - \eta_1)I_1(t) + \eta_2 I_2(t)] \quad (3)$$

$$\frac{dR_1(t)}{dt} = \gamma_1 [(1 - \eta_1)I_1(t) + \eta_2 I_2(t)] \quad (4)$$

$$\frac{dD_1(t)}{dt} = \lambda_1 [(1 - \eta_1)I_1(t) + \eta_2 I_2(t)] \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \frac{dS_2(t)}{dt} = & -\frac{\beta_2}{N_2(t)} [(1 - \eta_2)I_2(t) + \eta_1 I_1(t) + (1 - \eta_2)E_2(t) \\ & + \eta_1 E_1(t)] [(1 - \eta_2)S_2(t) + \eta_1 S_1(t)] \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \frac{dE_2(t)}{dt} = & \frac{\beta_2}{N_2(t)} [(1 - \eta_2)I_2(t) + \eta_1 I_1(t) + (1 - \eta_2)E_2(t) + \eta_1 E_1(t)] [(1 - \eta_2)S_2(t) \\ & + \eta_1 S_1(t)] - \alpha [(1 - \eta_2)E_2(t) + \eta_1 E_1(t)] \end{aligned} \quad (7)$$

$$\frac{dI_2(t)}{dt} = \alpha [(1 - \eta_2)E_2(t) + \eta_1 E_1(t)] - (\gamma_2 + \lambda_2) [(1 - \eta_2)I_2(t) + \eta_1 I_1(t)] \quad (8)$$

$$\frac{dR_2(t)}{dt} = \gamma_2 [(1 - \eta_2)I_2(t) + \eta_1 I_1(t)] \quad (9)$$

$$\frac{dD_2(t)}{dt} = \lambda_2 [(1 - \eta_2)I_2(t) + \eta_1 I_1(t)] \quad (10)$$

$\alpha$ 为从处于潜伏期的暴露者发病成为感染者的速率，其实际意义为潜伏期时长的倒数。 $\beta_1$ 和 $\beta_2$ 分别为两座城市由健康的人变为暴露者的传染速率。需要指出的是，此处的传染速率不同于一般用于表示疾病传染能力的基本传染数（ $R_0$ ），而指的是单位时间内两个相遇的人发生相互传染的概率，将在下文通过实际数据估计得出。 $N_1$ 和 $N_2$ 分别为两座城市的总人口数，满足以下条件：

$$N_i(t) = S_i(t) + E_i(t) + I_i(t) + R_i(t), i = 1, 2 \quad (11)$$

对于（1）、（2）、（6）和（7）式中的感染方程的含义，有如下解释。单位时间内相遇的任意两人，如果一个病毒携带者而另一个是易感者，则会有一定概率发生传染，那么，单位时间内新增的暴露者数量可表示为四个部分相乘：总人口数（ $N_i(t)$ ）、感染速率（ $\beta_i$ ）、病毒携带者占总人口的比例（ $[E_i(t) + I_i(t)]/N_i(t)$ ）和易感者占总人口的比例（ $S_i(t)/N_i(t)$ ），由此可得以上几个式子。

此外， $\gamma_1$ 和 $\gamma_2$ 分别为两座城市的治愈速率，代表了两座城市的医疗卫生水平； $\eta_1$ 和 $\eta_2$ 分别代表由城市 1 迁入城市 2 的速率和由城市 2 迁入城市 1 的速率； $\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 分别为两座城市的死亡速率。由于在模型中，城市 1 代表武汉，城市 2 代表其他地区，我们可以认为：城市 2 的人口数远大于城市 1 的（ $N_2 > N_1$ ）；城市 2 相比于城市 1 有更充足的医疗资源，故治愈率

更高 ( $\gamma_2 > \gamma_1$ )、死亡率更低 ( $\lambda_2 < \lambda_1$ )；相比于由城市 2 迁入城市 1 的速率，城市 1 迁出的速率更快 ( $\eta_2 < \eta_1$ )。同样需要指出的是，此处的治愈速率、死亡速率也不同于就总体样本而言的治愈率、死亡率，而代表着单位时间内，现存确诊病例中分别转换成治愈病例和死亡病例的比例，同样也将在下文由实际数据估计得到。

疫情发生之后，在没有“封城”措施的情形下，两座城市的人口仍可保持正常的迁移速率，即 $\eta_1, \eta_2 > 0$ 。实行“封城”之后，相当于阻断了两座城市间人口的迁移，即从“封城”令开始执行的时期起， $\eta_1, \eta_2 = 0$ 。同时，我们还考虑“封城”令下达之后，城市内部的大多数人员交流活动也同时被禁止，即使得传染率 $\beta_i$ 下降（考虑到武汉与其他地区的出行限制力度不同，本文设定武汉市下降为原来的五分之一，其他地区下降为原来的二分之一）。为简化起见，本模型中假设所有处于潜伏期的人都不会自愈。此外，各类人群（除死者之外）在人口流动中的机会是均等的，即每期的实际人口流动速率 $\eta'_1$ 和 $\eta'_2$ 分别为

$$\eta'_i = \eta_i \frac{S_i + E_i + I_i + R_i + D_i}{S_i + E_i + I_i + R_i}, i = 1, 2 \quad (12)$$

最后，系统的初始条件为：除城市 1 出现了 1 个感染者之外，其他所有人口均为易感者。以上发病至治疗结束的过程可总结为图 1。

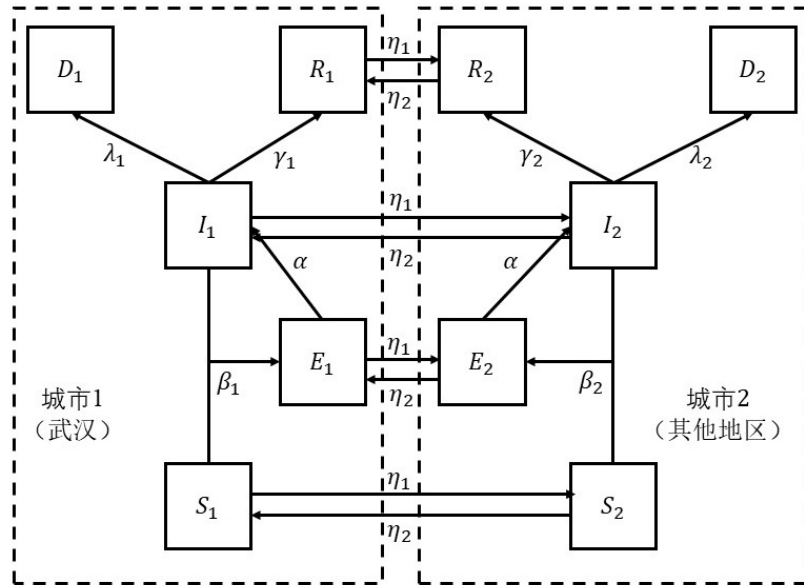


图 1 模型示意图

## (二) “封城”的福利经济学模型

“封城”虽能有效减缓疫情的传播和扩散，但其代价同时也是非常巨大的，尤其是对于武汉这样一个拥有千万级人口的大城市来说。“封城”，就意味着绝大多数与外界的联系和交流都被暂时停止了。对于这座大城市来说，如何保障好物资的运输、做好人员流动管理等问题

题就变得更为复杂。此外，“封城”时间越长，城中居民的心理压力也会越来越大，生产活动也会受到极大的抑制。因此，在面对突发疫情时，是否应当“封城”、何时“封城”，都是非常值得考虑的问题。Yang 等（2020）在他们的文章中也分析了类似的问题，并得出了开始“封城”时间应当更早开始的结论。与他们不同的是，本文不仅仅是从流行病学出发，而是采取从福利经济学的角度进行分析，综合考虑“封城”带来的损失以及不“封城”可能带来的医疗资源更有效配置、缓解医疗资源“挤兑”问题之间的取舍。

在本模型中，我们假设一旦开始“封城”，则“封城”解除的时间为两城中的感染者数量下降到 1 个以下时，“封城”的总损失即为由从开始到解除“封城”总时长计算的损失。除了“封城”带来的损失之外，因疫情带来的损失还有以下两个方面：治愈感染者需要付出的相关医疗费用、染病死亡人数增加对整个社会带来的负面影响。对前者而言，可以由相关数据确定。而对后者而言，每出现一例死者带来的直接损失可由武汉地区及全国平均死亡赔偿金确定<sup>1</sup>。由此，我们可以得到疫情发生全过程的总损失为<sup>2</sup>：

$$\text{总损失} = (\text{解除“封城”时间} - \text{开始“封城”时间}) \times l + a \times \text{总死亡人数} + d \quad (13)$$

$$\times \text{总治愈人数}$$

由以上模型设定可知，决定是否“封城”、何时“封城”需要在“封城”带来的损失和不“封城”造成的病患增多之间进行权衡。如果允许人员流动，由于城市 2 的治愈率较城市 1 的更高，患病的人可能会在城市 2 获得更好的治疗，同时也缓解了城市 1 的医疗资源压力。然而，允许人员流动的同时也加大了疫情传播的风险，造成更多的人被感染，无论是最终被治愈还是不幸死亡，都会对社会造成更大的损失。因此，基于以上的模型设定，我们想要得到开始“封城”的时间与社会总损失之间的变化关系，旨在对今后应对重大突发疫情时的决策起到指导作用。

### 三、模型参数校准

在使用计算机对模型进行模拟之前，我们需要确定模型相关的各参数：

$$\{\alpha, b_1, b_2, \gamma_1, \gamma_2, \lambda_1, \lambda_2, \eta_1, \eta_2, l, a, c, d, r, N_1, N_2\}$$

对于这些参数的估计，我们主要从已有的各类文献及官方公布的数据推算得出。

<sup>1</sup> 这里并不是将生命的价值等同于一定数量的死亡赔偿金，而是考虑了因为失去一个生命所带来的劳动力损失及相应的丧葬费用。并且，这一部分仅仅是每出现一位死者的直接损失。在发达国家，一般的算法为人均 GDP 的 10~60 倍。

<sup>2</sup> 在现代社会中，一般预期突发新型疾病疫情的持续时间通常较短（200 天左右），故此处不考虑贴现。

对于由处于潜伏期的暴露者转换为感染者的速率 $\alpha$ ，其含义为潜伏期时长的倒数。在钟南山院士最新发表的一篇文献（Yang et al., 2020）中指出，目前观察到由此病毒引发的肺炎潜伏期从 0 天到 24 天不等，文中取 7 天作为平均潜伏时长。因此，在此我们取 $\alpha$ 为 0.14。

对于治愈速率和死亡速率的估计，我们可以从疫情趋势数据（来自百度疫情实时大数据报告）来估算。目前国内的疫情已经进入收尾阶段，从治愈率的变化趋势中可以看出，无论是湖北地区还是非湖北地区，治愈率变化的曲线都经历了开始的缓慢增长到中间接近线性的快速增长再到最后的缓慢增长阶段。因此，对于治愈速率的估计应当取中间治愈率变化接近线性的快速增长阶段，并且考虑到 2 月 12 日国家曾对确诊条件做过一次大调整导致当日新增确诊病例突增，故取 2 月 13 日至 3 月 7 日这段时间进行考察。同时，死亡率的变化一直保持在比较平稳的趋势下。因此，由每日的现存确诊病例数（累计确诊病例数减去累计治愈出院数与累计死亡数之和）、每日新增治愈出院数和每日新增死亡数，算出每日的治愈速率和死亡速率，并分别取平均值，可以得到以下估计：对湖北地区，治愈速率 $\gamma_1$ 为 0.0509，死亡速率 $\lambda_1$ 为 0.0018；而对于非湖北地区，治愈速率 $\gamma_2$ 为 0.1160，死亡速率 $\lambda_2$ 为 0.0006。

对于传染速率的估计，可采用如下方法估计。在疫情初期，可以近似地认为暴露者（E）的变化率为 0，且易感者（S）约等于总人口数（N），故有

$$\frac{dI}{dt} = \beta \frac{IS}{N} - (\gamma + \lambda)I \approx (\beta - \gamma - \lambda)I$$

求解此微分方程可得

$$\ln I(t) = (\beta - \gamma - \lambda)t + C$$

其中， $C$ 为常数。因此，我们可以使用疫情暴发初期的病例数据与时间做回归，最终得到传染速率的估计值。此处我们以 2019 年 12 月 1 日作为新冠肺炎开始流行的时间，采用来自 Yang 等（2020）中所列的 2020 年 1 月 16 日至 1 月 25 日的武汉确诊病例数据，得到武汉内传染速率的估计值为 $\beta_1 = 0.3917$ ；采用国家卫生健康委员会官方网站上所提供的 2020 年 1 月 20 日至 1 月 29 日非武汉确诊病例数据，得到全国非武汉地区的传染速率估计值为 $\beta_2 = 0.6661$ 。

对于人口流动速率，我们采用 2019 年春节期间由武汉发送的旅客数量进行估计。综合各类来源的数据，这一时期由武汉发往全国各地的旅客人数每天约为 100 万人，考虑到武汉的常住总人口数为 1,000 万人左右，故可取 $\eta_1$ 为 0.1。然而，由于武汉素有“九省通衢”之名，可得的数据中通常只关注由武汉发出的客流人数，因此逆向客流数据难以获得，此处为简化起见取 $\eta_2$ 为 0.05。



对于与传染病模型相关的其他几个参数，我们采用如下假设：我们设城市 1（武汉）的初始总人口数 $N_1$ 为 10,000,000 人，城市 2（其他地区）的初始总人口数 $N_2$ 为城市 1 的 5 倍（这里并不能设定为全国的人口，毕竟全国的人口也不会是自由流动的）。

对于社会总损失所涉及到的几个参数，从目前已有的资料来看仍难以准确估计，并且，对于这些参数的取值，取决于政策制定者对于“封城”、死亡病患和新增治愈病患这三方面损失之间的权衡取舍，此处仅给出比较合理的估计。从现有的资料来看，治愈一例病患大约需要花费 40 到 60 万元人民币。而按照西方国家的一般定义，生命的价值大约在人均 GDP 的 10 倍到 60 倍，因此可以认为出现一例死亡患者的损失大约为 200 万元人民币，故可以取  $d$  为 1， $a$  为 4。最后，对于“封城”带来的每一天的损失，我们有理由认为会是一个远大于  $a$  和  $d$  的数，这里我们取 1,000 到 2,500 分别进行分析和讨论，即每“封城”一天的损失大约为千万级的数量。

#### 四、模拟结果及政策分析

本文主要关注于综合评价疫情发展的不同时期实行“封城”所带来的社会总损失。在采用两地区的 SEIRD 模型对本次新冠肺炎疫情的发展趋势进行预测的基础上，估算出不同“封城”开始时间与相应的社会总损失的关系，从而得到最优的“封城”时间。在给定了模型各参数和初始条件之后，并分别给定不同的“封城”开始时间，利用 MATLAB®软件的内置程序 ode45，对动力学系统（1）—（10）进行数值求解，从而得到不同条件下，疫情结束的时间、死亡的人数、被治愈的人数，由此求得社会总损失。

##### （一）“封城”损失与最优“封城”开始时间

首先，我们考察不同“封城”损失水平下，封城开始时间与社会总损失间的关系，结果如图 2 所示。

由图 2 可以看出，“封城”时间与社会总损失之间的关系大致呈现出“先下降，再上升，最后下降”的变化趋势。在疫情出现的初始阶段，由于相较于城市 1（武汉）一座城市的力量，代表全国其他地区的城市 2 在医疗资源等方面更加充裕，此时允许人口自由流动，城市 1 内的病患迁移到其他地区进行治疗，一定程度上能够缓解紧张的医疗资源。并且，我们还可以看出，“封城”带来的损失越大，这一效果越明显。当疫情发展到了暴发期，病患数量开始呈现出暴发式的增长，此时如果不采取措施，则不仅城市 1 内的疫情无法得到有效控制，城市 2 内的疫情也会变得严重。一旦疫情暴发进入了这一阶段，每多经过一天，损失的增加会变得非常快。最后，如果疫情发展到了后期，则“封城”非但不能有效控制疫情，还

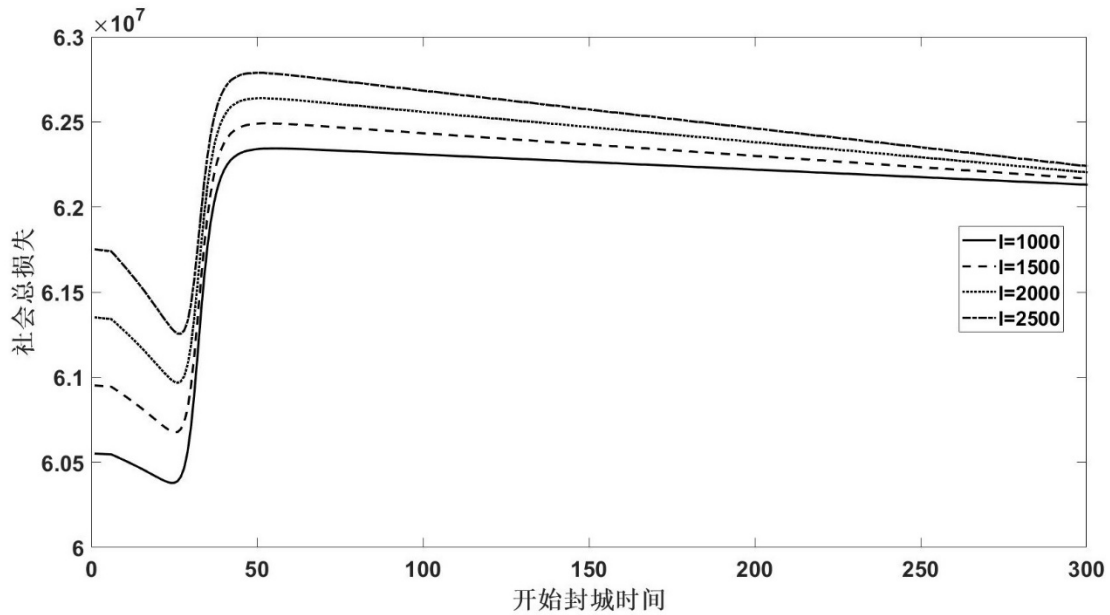


图 2 不同“封城”损失水平下“封城”开始时间与社会总损失间的关系

会带来额外的损失。由此，我们可以得到开始“封城”的“最佳时机”。值得注意的是，对于“封城”损失较小的情形，最优的决策应当是越早“封城”越好，以免错过了最佳时机到了疫情的第二阶段；而对于“封城”损失较大的情形，则应当经过对疫情形势的仔细研判之后，才可决定何时开始“封城”。考虑到武汉市一座拥有千万级别人口的超级大都市，在这样一座城市下达“封城”令，更需要勇气和对现实情况的准确把握。

图 2 除了能够描述“封城”的损失与最优“封城”时间之间的关系之外，还可以用来分析人命的价值大小和治愈的花费与最优“封城”时间之间的关系。由于本模型中的福利函数中各部分的参数是按比例取值的，人命价值或治愈花费的提升也可以看作是“封城”损失的相对减小。因此，由图 2 可以看出，当人命的价值越来越高时，即如果在决策时更看重每一个病例，更加不愿意出现死亡病例时，最优的“封城”时间就应当提前。这一变化趋势是非常重要的。随着经济的不断发展、社会的不断进步，政府在进行决策时应当越来越注意到受到影响的每一个个体，尤其是那些弱势群体。在“封城”的决策上，政府对于个体的价值和集体的损失之间的取舍，则更加值得人们进行深入地讨论。

## （二）传染率水平与最优开始“封城”时间

除了对不同体量的城市最优开始“封城”时间进行考察之外，我们还研究了不同传染率水平下，开始“封城”时间与社会总损失之间的关系，结果如图 3 所示。虽然目前已有许多文献估计了此次新冠肺炎疫情的传染率水平，并基本达成了一些共识，但我们认为还应当对不同传染率水平下的多种情形进行假设与模拟，以便将此分析框架推广到今后可能发生的类

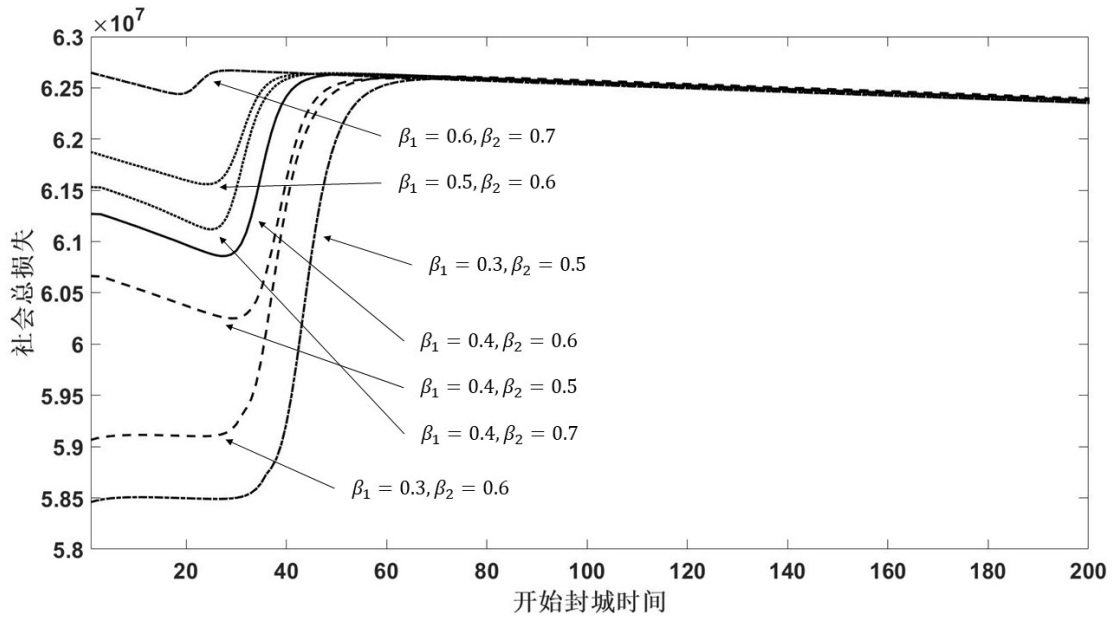


图 3 不同传染率水平下“封城”开始时间与社会总损失间的关系

似突发公共卫生事件。

在图 3 中我们选取了七组不同的传染速率 $\beta_1$ 和 $\beta_2$ 水平的组合来考察它们与最优“封城”时间之间的关系。可以看出，无论是城市 1 还是城市 2，当传染率水平升高时，最优“封城”时间都发生了相应的前移。相比于城市 1 传染率水平的升高，城市 2 传染率水平的升高

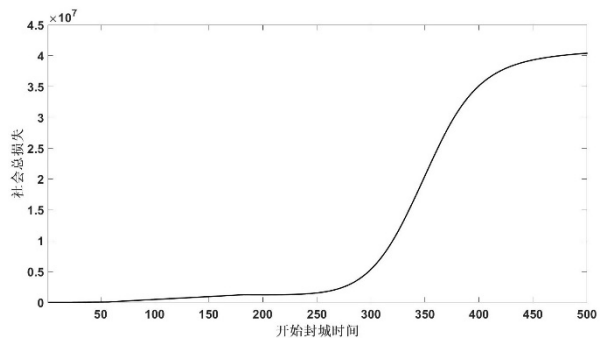


图 4 低传染率下“封城”开始时间与社会总损失间的关系 ( $\beta_1 = 0.05, \beta_2 = 0.11$ )

对于社会总损失的影响更大。这是因为，如果城市 2 的传染率水平较高，作为疫情暴发中心的城市 1 更不应该任由病患迁移到城市 2，此时“封城”的意义将更加重大。此外，我们试验了其他不同的参数组合，发现当 $\beta_1$ 和 $\beta_2$ 逐渐减小至接近对应的治愈率水平时，该曲线逐渐向零点逼近并趋于平缓；当传染率小于治愈率时，该曲线呈现单调递增的趋势，由于此时疾病已不可能暴发，则再无“封城”的必要（如图 4 所示）。

### （三）最优开始“封城”时间下疫情发展的预测

对于以上所述疫情发展的三个阶段与“封城”时间选择的关系，可以通过对比传染病动力学模型的模拟结果进行进一步的阐释。此处，我们选择“封城”损失 $l = 2,000$ ，可得对应的最优“封城”时间为疫情开始后的第 26 天，分别做出两座城市各类人群的变化趋势图（易感者数量由于数值较大不便于显示），如图 5 所示。我们还做出了在不“封城”的条件下，

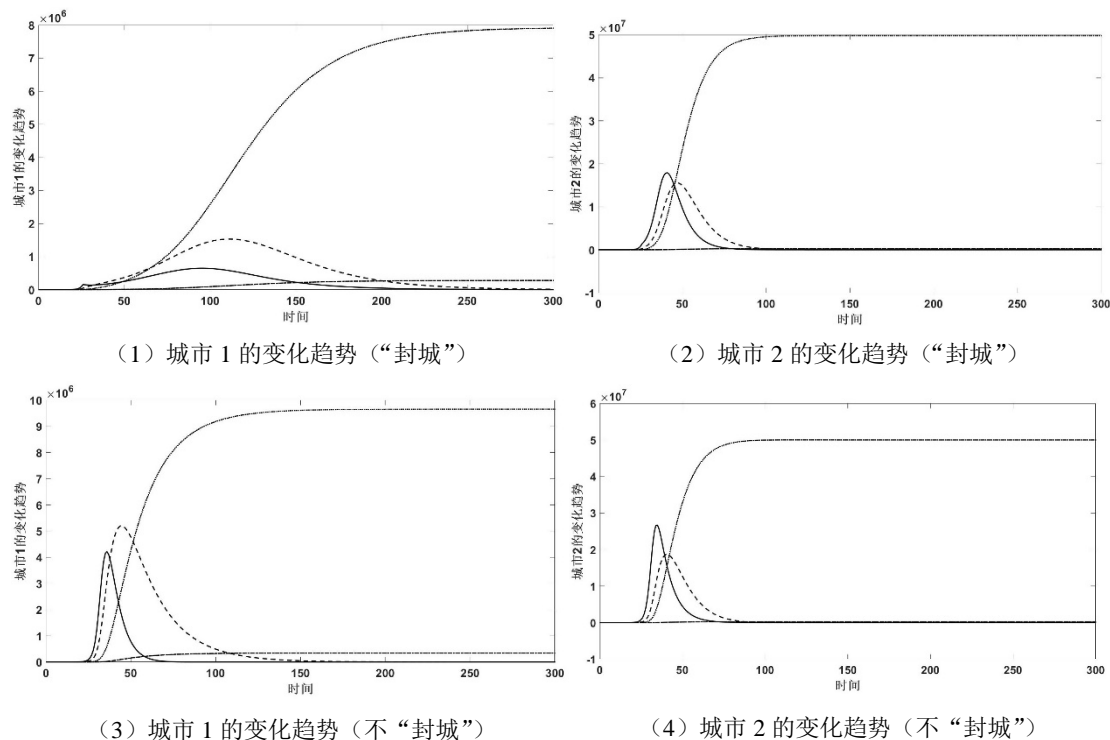


图 5 两城市在“封城”和不“封城”的条件下各类人群的变化趋势

注：“-”表示暴露者 (E)，“--”表示感染者 (I)，“:”表示康复者 (R)，“-.”表示死者 (D)。

两座城市各类人群的变化趋势图进行对比。

由图 5 可以看出，“封城”对于疫情的有效控制以及阻止病患数的增加都有非常重要的意义。“封城”能够使得疫情暴发的拐点提前到来，并能大幅减少总的病患数量，尤其是对城市 1 的影响更为明显。准确把握疫情暴发城市的“封城”时机，不仅是对该城市人民负责，也是对全国其他地区的人民负责。由于本模型所采用的参数估计比较粗糙，实际情况下还需对福利函数所涉及到的各方面参数进行更加准确的估量。

## 五、结论与政策建议

针对本次新冠肺炎疫情的发展，基于传统的传染病模型构建了一个两地区的 SEIRD 模型，并由此模型的模拟结果对面临突发疫情时实行“封城”政策的最佳时机进行讨论，为今后再遇到此类突发事件时正确决策提供参考。数值模拟的结果表明，社会总损失虽“封城”开始时间的变化呈现出三个阶段：疫情暴发前的下降期、疫情暴发后的快速上升期、疫情暴发后期的下降期。并且，对于“封城”损失越大的城市来说，这一变化趋势越明显，对选取最佳的“封城”时机所要求的对形势判断的准确性越高。

基于以上的模拟结果，提出以下两点政策建议。

第一，疫情的防控应坚持全国一盘棋。传染病的流行不同于其他灾难，很多时候不是一个地区、一个省的力量能够解决的。并且，疫情一旦失控，将会对全国甚至全世界人民生命健康和财产造成极大的威胁。因此，对于疫情的防控工作应坚持统一的指挥和部署，各级政府部门应做到令行禁止。

第二，当前阶段，应切实做好各项隔离措施，严格执行疫情防控和应急处置法律法规。本模型的估计结果是基于现阶段疫情防控工作的效果做出的，如果能够继续保持现有的高压态势，预计疫情能够在4月上旬左右被消灭。目前疫情虽已经得到有效控制，包括武汉在内的全国许多省份已经实现连续多日零新增确诊病例，但由于疫情在世界各个国家已开始呈现暴发的态势，来自境外的输入病例造成的压力正在不断加大。在这一时期更应该加强各项防控工作，加强机场等对外口岸的检验防疫工作强度，确保不让境外输入的病例在国内造成二次传播，坚决保卫一个多月以来全民抗“疫”的宝贵成果。

第三，从长期来看，应当建立健全透明、独立的突发公共卫生事件快速响应机制和上报制度，在做决策时应以人民群众的生命健康为第一位。在本模型中，城市的体量越大，“封城”带来的损失越大，对于最佳“封城”时机的选取难度就更大，决策失误带来的额外损失也越大，尤其是在面对高传染率疾病时损失将更为严重。因此，为了更准确地判断疫情发展的趋势，首先应做到疫情上报的直接、公开、透明。同时，这也能够避免人民群众产生不必要的恐慌，引起不必要的社会问题。

## 参考文献

(1) 严阅, 陈瑜, 刘可伋, 等, 2020.基于一类时滞动力学系统对新型冠状病毒肺炎疫情的建模和预测[J].中国科学: 数学, 50(3): 1-8.

(2) 喻孜,张贵清,刘庆珍,等.基于时变参数-SIR 模型的 2019-nCoV 疫情评估和预测[J/OL].电子科技大学学报:1-5[2020-03-23].

(3) Adda J. Economic activity and the spread of viral diseases: Evidence from high frequency data[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2016, 131(2): 891-941.

(4) Almond D. Is the 1918 influenza pandemic over? Long-term effects of in utero influenza exposure in the post-1940 US population[J]. Journal of political Economy, 2006, 114(4): 672-712.

(5) Barrett S. Eradication versus control: the economics of global infectious disease

policies[J]. Bulletin of the World Health Organization, 2004, 82: 683-688.

(6) Bobashev G, Cropper M L, Epstein J M, et al. Policy Response to Pandemic Influenza: The Value of Collective Action[R]. National Bureau of Economic Research, 2011.

(7) Cantó B, Coll C, Sánchez E. Estimation of parameters in a structured SIR model[J]. Advances in Difference Equations, 2017, 2017(1): 33.

(8) Chinazzi M, Davis J T, Ajelli M, et al. The effect of travel restrictions on the spread of the 2019 novel coronavirus (COVID-19) outbreak[J]. Science, 2020.

(9) Chowell G, Fenimore P W, Castillo-Garsow M A, et al. SARS outbreaks in Ontario, Hong Kong and Singapore: the role of diagnosis and isolation as a control mechanism[J]. Journal of theoretical biology, 2003, 224(1): 1-8.

(10) Goyal S, Vigier A. Interaction, protection and epidemics[J]. Journal of Public Economics, 2015, 125: 64-69.

(11) Guan W, Ni Z, Hu Y, et al. Clinical characteristics of 2019 novel coronavirus infection in China[J]. MedRxiv, 2020.

(12) Huang C, Wang Y, Li X, et al. Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan, China[J]. The Lancet, 2020, 395(10223): 497-506.

(13) Kermack W O, McKendrick A G. A contribution to the mathematical theory of epidemics[J]. Proceedings of the royal society of london. Series A, Containing papers of a mathematical and physical character, 1927, 115(772): 700-721.

(14) Nishiura H, Jung S, Linton N M, et al. The extent of transmission of novel coronavirus in Wuhan, China, 2020[J]. 2020.

(15) Stehlé J, Voirin N, Barrat A, et al. Simulation of an SEIR infectious disease model on the dynamic contact network of conference attendees[J]. BMC medicine, 2011, 9(1): 87.

(16) Yoo B K, Kasajima M, Bhattacharya J. Public avoidance and the epidemiology of novel H1N1 influenza A[R]. National Bureau of Economic Research, 2010.

(17) Yang Z, Zeng Z, Wang K, et al. Modified SEIR and AI prediction of the epidemics trend of COVID-19 in China under public health interventions[J]. Journal of Thoracic Disease, 2020, 12(2).

**The Optimal Time of Quarantining a City:  
An Economic Analysis Based on the Pneumonia Outbreak  
Associated with the Novel Coronavirus  
Zhang Longtian Tang Ke and Xie Danxia**

**Abstract:** We build a two-region SEIRD economic model based on epidemic theories, to predict the epidemic trend of Novel Coronavirus Pneumonia outbreak in Wuhan, China since December, 2019, and generalize the analysis of the optimal timing of quarantining a city facing the mass outbreak of an infectious disease. Our results show that the relationship between the starting time of quarantining the outbreak city and the total social loss displays a trend of “first decreasing, then increasing, and finally decreasing”, and the optimal timing of quarantine is located at the end of the first phase. Moreover, this trend will look sharper when facing a larger social loss of quarantining a city. Thus, it demands much higher accuracy regarding scientific data when choosing the optimal time of quarantining a city as big as Wuhan with a population of over ten million.

**Keywords:** Novel Coronavirus Pneumonia, Quarantining a city, Epidemic model.

通讯作者联系方式：谢丹夏，[邮箱 xiedanxia@tsinghua.edu.cn](mailto:xiedanxia@tsinghua.edu.cn)