

援助医疗对公共卫生事件的控制及模型构建

陈 龙¹, 陈 明^{2*}, 闫晓明²

¹河海大学商学院, 江苏 南京

²黑龙江省中医药科学院, 黑龙江 哈尔滨

Email: chenlong4845@163.com, *chenming.6410@126.com, yanxiaoming604@126.com

收稿日期: 2020年12月11日; 录用日期: 2020年12月26日; 发布日期: 2021年1月13日

摘 要

基于SEIR传染病模型, 构建了能够评估援助医疗对突发公共卫生事件影响的动力学模型, 以湖北省的疫情数据以及援鄂医疗队的的数据, 采用启发式算法对动力学模型中的参数进行了估计, 利用MATLAB 2018b软件进行了模拟仿真。结果表明: 医疗援助能降低现有确诊病例数和累积死亡病例数, 还可以在疫情发展中促进治愈病例数的累积。本研究所构建的模型揭示了援助医疗在突发公共卫生事件中所起到的控制作用。

关键词

援助医疗队, 突发公共卫生事件, 疫情防控, SEIR传染病模型

The Control Effect of Medical Assistance on Public Health Emergencies and Model Construction

Long Chen¹, Ming Chen^{2*}, Xiaoming Yan²

¹Business School, Hohai University, Nanjing Jiangsu

²Heilongjiang Academy of Chinese Medical Sciences, Harbin Heilongjiang

Email: chenlong4845@163.com, *chenming.6410@126.com, yanxiaoming604@126.com

Received: Dec. 11th, 2020; accepted: Dec. 26th, 2020; published: Jan. 13th, 2021

Abstract

Based on SEIR infectious disease model, this study constructs a dynamic model that can evaluate

*通讯作者。

the impact of medical assistance on public health emergencies. Utilizing the epidemic data of Hubei province and the data of medical teams that aid in Hubei, this study estimates the parameters of the dynamic model via heuristic algorithm. This study conducts simulation experiments and analyzes the effect of medical assistance on epidemic control by using MATLAB 2018b software. Results show that the medical assistance is able to reduce number of confirmed cases and cumulative number of deaths cases as well as promote the cumulating of cured cases during the epidemic development. The established model of this study reveals the specific role of medical assistance in the public health emergencies.

Keywords

Medical Assistance, Public Health Emergencies, Epidemic Control, SEIR Infectious Disease Model

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

2019年12月,新型冠状病毒肺炎疫情在湖北武汉爆发,并在两个月的时间内迅速扩散。为此,国家和政府采取了隔离和封城等有效措施控制疫情的发展,同时对新型冠状病毒感染患者进行集中管理和分层治疗。我国的疫情在2020年3月初开始逐步得到了有效地控制,全国累计确诊病例数逐步趋于平缓,全国新增病例数显著减少。在我国疫情常态化管理的同时,仍需要思考的问题是,哪些因素是帮助我国控制新型冠状病毒肺炎疫情的关键因素,如果缺少这些因素会对疫情的发展起到怎样的影响。针对这些问题的思考可以为可能出现的突发公共卫生事件提供防控的建议和策略,最大限度地挽救生命和财产的损失,具有重要的现实意义。虽然以往学者对此进行了诸多的研究,并取得了丰富的研究成果[1] [2] [3]。比如在控制一些具有传染性的流行疾病时,很多研究都认为对隔离人群的筛查、对确诊人群的治疗和针对密切接触者的追踪能够有效地控制传染病疫情的发展[2] [3];还有一些学者指出人口密度越大和人口流动性越高等城市因素会使得传染病这种公共卫生事件恶化,所以居家隔离和封城也是控制这种类型公共卫生事件的重要手段[4] [5];除此之外,疫苗的提早研发、公共卫生知识的教育、对公共区域的及时消毒和基层群众性自治组织行为都是抑制传染病疫情的措施[6] [7] [8]。然而,以往针对流行性传染病这种公共卫生事件的防控研究中,却鲜有学者分析医护人员对确诊人群的治疗在控制流行性传染病中的作用并建立相应的数学模型。尤其是在本次的疫情防控中,自2020年1月23日起,全国各省响应国家号召纷纷组建医疗队,前后共有4万多名医护人员奔赴湖北,参与普通感染者和重症感染者的治疗工作,极大地缓解了湖北当地医护人员紧张的局面。既然援助医疗队在流行性传染病这种公共卫生事件中的防控中具有重要的作用,同时以往的理论模型还忽略了医护人员的因素。为此,本研究将在SEIR传染病模型的基础上,建立能够揭示医护人员数量对传染病疫情控制影响的数学模型,并利用湖北省疫情发展状况的数据以及全国各省援助湖北的医护人员数量估计相关的参数。

2. 资料与方法

2.1. 数据来源

本研究中所采用的疫情数据主要来源于湖北省卫生健康委员会官方网站,军队及各省援助湖北的批

次及人数主要来源于国家及各省的卫生健康委员会官方网站和新华网等媒体公布的数据[9] [10]。湖北省常住人口数量来源于湖北省 2019 年统计年鉴所公布的 2018 年底的数据[11]。采集数据的区间为 2020 年 1 月 23 日到 4 月 14 日。之所以在这个期间采集数据是因为，湖北省各城市在 1 月 23 日之后纷纷采取封城的措施控制疫情的发展，人口的流动率稳定，人员之间的接触率也相对稳定[3]。而且，军队及各省的援鄂医疗队也是在 1 月 23 日之后才开始进驻湖北。从本研究搜集的资料来看，最后一批医疗队撤离湖北的时间是在 4 月 12 日左右，湖北省的疫情状况也趋于稳定。所以，本研究认为采用 1 月 23 日到 4 月 14 之间的数据能够更好的估计模型中的参数并揭示医护人员对疫情控制的作用。

2.2. 模型构建

传统的 SEIR 模型将人群分为 S 、 E 、 I 和 R 四种类型[12]。其中 S 为易感人群(Susceptible)，表示潜在的可感染的人群，个体在被感染之前都处于易感状态； E 为潜伏人群(Exposed)，表示已经被感染，但是还没有表现出感染症状的群体，这类人群也可能对其所接触到的易感人群进行传染； I 为感染人群(Infected)代表已经表现出感染症状的人，并且还会以一定的概率感染其他能够接触到的易感人群； R 代表移出人群(Removed)，代表不具传染能力的人群，可以具体分为治愈者(Recovered)和死亡者(Death)两种。治愈者表示本身已经具有抗体并且不会再被感染的人群，本研究中统一采用字母 R 来代表治愈者人群；死亡者表示因为疾病已经死亡的人群，本研究中采用字母 D 来代表死亡者人群。

为说明医护人员在抗疫中的作用，本研究还引入了医疗处理水平上限 M 和被援助地区医护人员总量 A 两个变量。 M 代表了被援助地区的医疗处理水平的上限，也就是一个区域内最多能够同时治疗的感染者数量，是影响感染人群治愈率的重要因素。 A 代表为了控制感染人群数量在被援助地区的进一步扩大，其他地区所派遣的援助医护人员的总量。

将 $S(t)$ 、 $E(t)$ 、 $I(t)$ 、 $R(t)$ 、 $D(t)$ 和 $A(t)$ 分别代表时刻 t 的易感人群数、潜伏人群数、感染人群数、治愈人群数、死亡人群数和新增医护人员数。假设 $N(t)$ 为该区域 t 时刻的总人数，必然存在

$$N(t) = S(t) + E(t) + I(t) + R(t) - D(t)。$$

假设易感人群在单位时间内接触到潜伏人群或感染人群并受到感染的概率为 $\beta(t)$ ，由于易感人群接触到潜伏人群受感染的概率可能会与接触到感染人群后受感染的概率存在差异，所以设定 θ 为潜伏者传染率调节因子。由于易感个体在 t 时刻的比例为 $S(t)/N(t)$ ，并且时刻 t 内有 $I(t)$ 个感染的个体，所以易感人群数目会呈现以下变化：

$$\frac{dS}{dt} = \frac{dA}{dt} - \frac{\beta(t)S(t)}{N(t)}(I(t) + \theta E(t))$$

由于采取了封城、追踪隔离等手段，日接触感染率 $\beta(t)$ 会逐渐降低。为反应这种变化趋势，本研究采用以下函数来代表 $\beta(t)$ ：

$$\beta(t) = \frac{\beta_0}{1 + \beta_1 e^{\sigma t}}$$

潜伏人群会在单位时间内以 σ 的概率转变为感染者，所以潜伏个体的数目会呈现以下变化：

$$\frac{dE}{dt} = \frac{\beta(t)S(t)}{N(t)}(I(t) + \theta E(t)) - \sigma E(t)$$

感染的人群将以 $r(t)$ 的概率转变为治愈者，并以 d 的概率死亡，所以感染人群数会呈现以下变化：

$$\frac{dI}{dt} = \sigma E(t) - r(t)I(t) - dI(t)$$

相应的治愈人群和死亡人群的变化趋势如下所示：

$$\frac{dR}{dt} = r(t)I(t)$$

$$\frac{dD}{dt} = d(t)I(t)$$

本研究认为 $r(t)$ 是一个关于医疗处理水平 $M(t)$ 的函数，并且随着 $M(t)$ 的增大而增大，并且 $r(t)$ 会逐渐收敛于一个常数水平。为了表达出这种变化趋势，本研究采用 Sigmoid 函数来表示：

$$r(t) = \frac{k}{1 + \varepsilon e^{-M(t)}}$$

假设医疗处理水平 M 是治疗感染者的医护人员总数的函数。 ts 为被援助地区原有治疗感染者的医护人员总量， $A(t)$ 为 t 时刻其他地区派遣的援助的医护人员总量。需要说明的是本研究中的 ts ，是指直接参与和治疗普通和重症感染者的医护人员，其他投入到发热病人和疑似病例的医护人员，还有其他在社区、乡镇和农村等基层的一线抗疫人员并不包括在内。虽然这些医务人员同样也为抗疫做出了突出贡献，但本研究更关注的是与治愈率直接相关的医护人员的作用，并且根据相关的报道，几乎所有的援助的医护人员都直接参与治疗普通和重症感染者，所以本研究采用被援助地区原有治疗感染者的医护人员总量 ts 和其他地区派遣的援助医护人员总量 $A(t)$ 来反映医疗处理水平。

当医护人员受到感染后，会降低治疗和护理的水平，假设医护人员感染的概率为 β_M 。本研究认为医护人员数量到医疗处理水平会受到一个调节系数的影响，并且这个调节系数会随着时间的变化逐步的变大，因为医护人员自身的抗疫经验会随着时间的积累而增大，不过这个调节系数也不可能一直增大，这个数值会收敛于一个常数。为表达出这种变化趋势，本研究采用 Sigmoid 函数来代表医护人员数量到医疗处理水平的调节系数。所以， t 时刻被援助地区的医疗处理水平会表现为以下公式：

$$M(t) = \frac{\alpha}{1 + \eta e^{-\lambda t}} (ts + A(t))(1 - \beta_M)$$

将 $M(t)$ 代入 $r(t)$ 中可以得到治愈率随着时间变化的公式，如下所示：

$$r(t) = \frac{k}{1 + \varepsilon e^{-\frac{\alpha}{1 + \eta e^{-\lambda t}} (ts + A(t))(1 - \beta_M)}}$$

对感染者到死亡者的转移率 $d(t)$ ，本研究利用湖北地区 1 月 23 日到 4 月 14 日每天新增的死亡病例数除以现有确诊病例数，得到了每天从感染者到死亡者的转移率，发现 $d(t)$ 随时间的推移会逐渐降低，并逐渐趋于一定的数值。为反应这种变化趋势，本研究采用如下函数来代表：

$$d(t) = \varphi + \frac{p}{e^{ot}}$$

2.3. 参数估计及模型评价

为估计相关的参数，本研究从湖北省卫生健康委员会网站上获取了 2020 年 1 月 23 日到 2020 年 4 月 14 日每天新增确诊病例数、累计确诊病例数、每天新增治愈病例数、累积治愈病例数，每天新增死亡病例数、累积死亡病例数和现有确诊病例数[10]。除此之外，本研究还从国家以及各省的健康卫生委员会网站和新华网等网站上，搜集了 2020 年 1 月 23 日到 4 月 12 日之间各省每天支援湖北的医护人员数量以及每天撤离湖北的医护人员数量。

本研究采用 2020 年 1 月 23 日现有确诊病例数、累积治愈病例数、累积死亡病例数和援鄂医护人员的数量，分别作为感染人群 $I(0)$ 、治愈人群 $R(0)$ 、死亡人群 $D(0)$ 和援助医护人员的初始数量 $A(0)$ 。依据湖北省的统计年鉴，2018 年底湖北省的常住人口人口规模为 5917 万人[11]，利用该数据减去累积死亡病例数估算了湖北省初始人数 $N(0)$ ；利用每天新增确诊者数量、新增治愈者数量和新增死亡者数量以及潜伏者到感染者的转移率可以估算潜伏人群初始数量 $E(0)$ ；最后利用 $N(0)$ 减去 $I(0)$ 、 $R(0)$ 、 $D(0)$ 和 $E(0)$ 可以估算出易感人群初始数量 $S(0)$ 。对应的初始数值如表 1 所示。

对于潜伏者到感染者的转移率 σ ，本研究采用白宁等人(2020)所采用的 1/7 作为参数值[2]。对被援助地区原有治疗感染者的医护人员初始总量 t_s ，依据湖北省卫生健康委员会 2020 年 2 月 1 日的报告，总共有 80000 多医护人员投入到医治工作中[13]，所以本研究将 t_s 值设置为 80000。对于医护人员的感染率 β_M ，本研究采用以下的估计方法。依据湖北省卫生健康委员会主任刘英姿在 2020 年 1 月 29 号的估计，湖北全省会有超过 17 万医护人员参加一线的抗疫活动，这 17 万医护人员包含了基层的医护人员和治疗感染者的医护人员[13]。此外，根据国务院新闻办公室副秘书长丁向阳的汇报，截至 2020 年 3 月 6 日，湖北省有超过 3000 位医护人员受到感染。所以，本研究利用 3000 除以 170000 估算医护人员的感染率为 0.0176。

对日接触感染率调节系数 β_0 、日接触感染率指数调节系数 β_1 和日接触感染率时间调节系数 c 等参数的设定，本研究采用启发式算法进行估计[14]。在进行启发式算法之前，本研究首先设定了各个参数的取值范围和参数的粒度。经过反复的模拟实验，本研究发现 β_0 、 β_1 、 c 、 θ 、 k 、 α 、 λ 、 φ 和 ω 应该在 0 到 1 之间， ε 和 η 在 0 到 10000 之间最有可能得到与实际数据拟合的模型。本研究对各个参数在区间内进行随机采样，其中 β_0 、 c 、 θ 、 k 、 α 、 λ 、 φ 和 ω 的粒度设为 0.0001， β_1 的粒度设为 0.000001， ε 和 η 的粒度设为 1，设置迭代次数为 100000，不断地代入到微分方程中求解，并通过均方根误差(RMSE)最小的原则与真实数据进行比对，优化得到该粒度下的最优解参数。最终得到的各个参数如表 1 所示。

Table 1. The meaning and estimates of parameters and variables in the model

表 1. 模型中参数和变量的意义以及估计值

初始值	含义	参数值	来源
$N(0)$	被援助地区初始人数	59169952	估计
$S(0)$	易感人群初始数量	59168646	估计
$E(0)$	潜伏人群初始数量	805	估计
$I(0)$	感染人群初始数量	494	[10]
$R(0)$	治愈人群初始数量	31	[10]
$D(0)$	死亡人群初始数量	24	[10]
$A(0)$	援助医护人员初始数量	0	估计
参数	含义	参数值	来源
β_0	日接触感染率调节系数	0.5825	估计
β_1	日接触感染率指数调节系数	0.000647	估计
c	日接触感染率时间调节系数	0.6082	估计
θ	潜伏者接触率调节因子	0.2635	估计
σ	潜伏者到感染者的转移率	1/7	[2]
k	医疗处理治愈率调节系数	0.1592	估计
α	医护人员数量到医疗处理水平收敛调节系数	0.0452	估计

Continued

λ	医护人员数量到医疗处理水平的时间调节系数	0.0288	估计
η	医护人员数量到医疗处理水平的指数调节系数	4320	估计
ε	医疗处理治愈率指数调节系数	77	估计
p	感染者到死亡者的转移率调节系数	0.0233	估计
φ	感染者到死亡者的转移率收敛系数	0.0022	估计
ω	感染者到死亡者的转移率时间调节系数	0.2191	估计
ts	被援助地区治疗感染者的医护人员初始总量	80000	[13]
β_M	医护人员感染率	0.0176	估计

为进一步验证模型及参数设置的合理性，本研究观察了1月23日到4月14日湖北省现有确诊病例数、累积治愈病例数、累积死亡病例数和每天新增确诊病例数拟合的结果，如图1所示。从图1可知，本研究的模型能够基本上模拟湖北省现有确诊病例数、累积治愈病例数、累积死亡病例数和每天新增确诊病例数的历史变化趋势。特别是对现有确诊病例数拐点的预测时间上，本研究所预测的结果与实际数据是一致的，都是在2月18日和19号左右。接下来本研究将利用该模型探讨援助医疗队在本次疫情控制中的作用。

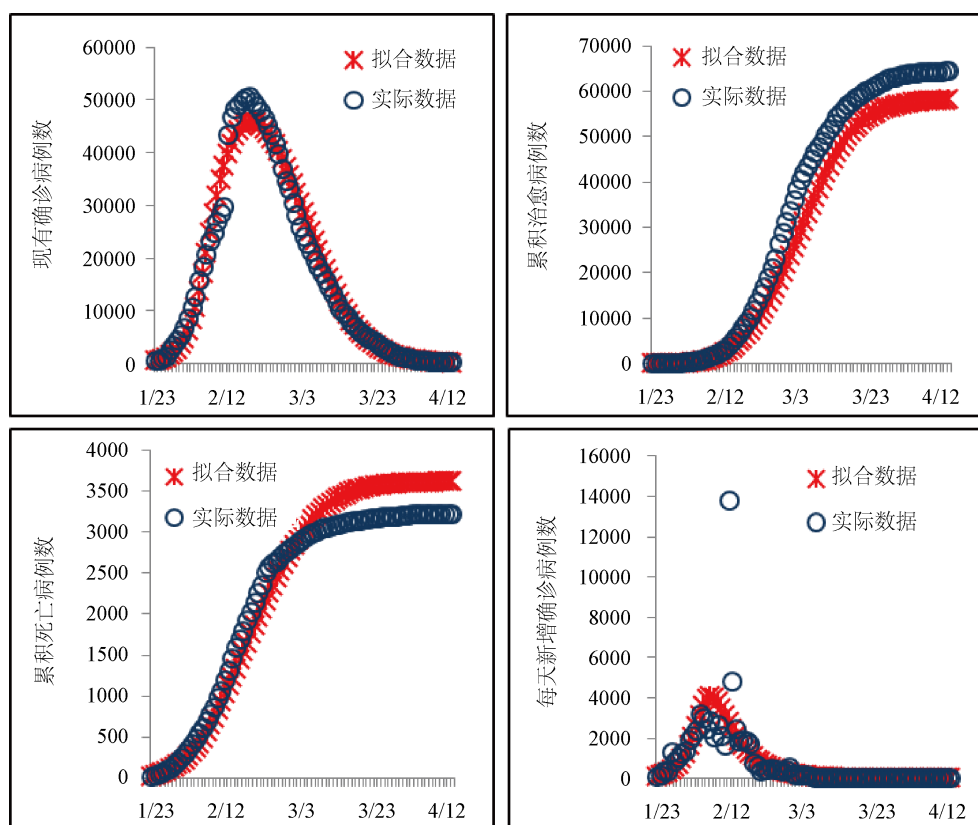


Figure 1. The fitting results of the number of confirmed cases, the cumulating of cured cases, cumulative number of deaths cases and number of new confirmed cases every day in Hubei province. The red asterisk represents the fitting result, and the blue circle represents the actual data

图 1. 湖北省现有确诊病例数、累积治愈病例数、累积死亡病例数和每天新增确诊病例数拟合结果。其中红色星号表示拟合结果，蓝色圆圈表示实际数据

2.4. 参数估计及模型评价

利用所构建的模型,本研究分析了援助医疗队在疫情控制中起到了哪些作用。本研究模拟了,在没有援助医疗队的情况下,现有确诊病例数、累积治愈病例数和累积死亡病例数的变化趋势,结果如图2所示。图2中有援助医疗队的情况,采用的是湖北省1月23日到4月12日之间各省每天援助医疗队进驻湖北的数据。由图2可知,援助医疗队在疫情控制中起到了重要的作用,具体来说,援助医疗队使得现有确诊病例数能够快速减少,并使累积治愈的病例数快速增加,还能减少累积的死亡病例数。通过对比4月12日的模型运行结果可知,在医疗援助的作用下,现有确诊病例数降低了81.85%,累积治愈病例数提升了3.03%,累计死亡病例数降低了24.14%。

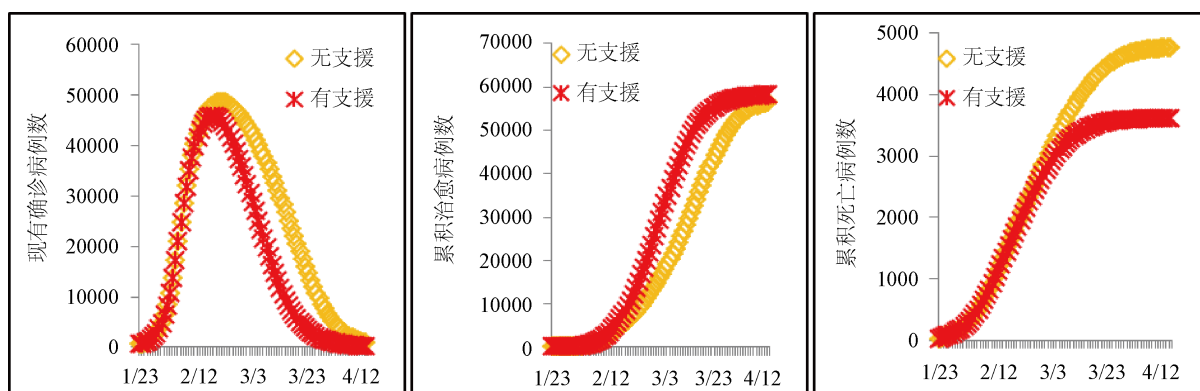


Figure 2. The comparison of the number of confirmed cases, the cumulating of cured cases, cumulative number of deaths cases, with and without the presence of an assisted medical team. The red asterisk represents the simulated data for the supported group, and the yellow diamond represents the simulated data for the unsupported group

图 2. 有和无援助医疗队进驻的情况下,现有确诊病例数、累积治愈病例数和累积死亡病例数的对比结果。其中红色星号表示有支援组的模拟数据,黄色菱形表示无支援组的模拟数据

3. 结论

本研究利用1月23日到4月14日国家以及各省的健康卫生委员会等网站公布的疫情数据和援鄂医疗队的支援数据,基于传统的SEIR传染病模型建立了援助医疗队对流行性传染病疫情控制的传播动力学模型,揭示了援助医疗队对现有确诊病例数、累积治愈病例数和累积死亡病例数变化趋势的影响。研究结果表明:援助医疗队的进驻能够显著地减少累积死亡的病例数,增加累积治愈的病例数,还能够在疫情发展的后期减少现有确诊病例数。虽然很多学者都采用SEIR传染病模型对公共卫生事件的预测和控制做了很多研究,但都忽略了医疗援助的作用。本研究将医疗援助的作用纳入到了SEIR传染病模型中,并分析了援助医疗队在控制流行性传染病这种公共卫生事件中的作用,拓展了SEIR传染病模型的研究。

基金项目

本研究受到中央高校基本科研业务费项目(2019B03614)的支持。

参考文献

- [1] Tian, H., Liu, Y., Li, Y., *et al.* (2020) An Investigation of Transmission Control Measures during the First 50 Days of the COVID-19 Epidemic in China. *Science*, **1126**, 638-642. <https://doi.org/10.1126/science.abb6105>
- [2] 白宁, 宋晨玮, 徐瑞. 基于动力学模型的 COVID-19 疫情预测与控制策略研究[J/OL]. 应用数学学报. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2040.O1.20200601.0958.002.html>, 2020-06-02.
- [3] 曹盛力, 冯沛华, 时朋朋. 修正 SEIR 传染病动力学模型应用于湖北省 2019 冠状病毒病(COVID-19)疫情预测和

- 评估[J]. 浙江大学学报(医学版), 2020, 49(2): 178-184.
- [4] 漆翠芳, 杨力仁, 杨子轩, 等. 影响新型冠状病毒肺炎省际传播与发展的因素: 基于 30 个省市的数据分析[J/OL]. 西安交通大学学报(医学版), 2020. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1399.r.20200417.1413.002.html>, 2020-04-21.
- [5] 李欣, 周林, 贾涛. 城市因素对 COVID-19 疫情的影响——以武汉市为例[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1676.tn.20200514.1542.002.html>, 2020-05-15.
- [6] 倪莉红, Joseph Wu. 动力模型在评价流感疫苗控制大流行疫情效果中的研究[J]. 现代预防医学, 2011(21): 4487-4489.
- [7] 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/OL]. 电子科技大学学报. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1207.T.20200221.1041.002.html>, 2020-02-22.
- [8] 詹振运, 张朝霞. 基层群众性自治组织应急行为的合法性检视——以突发公共卫生事件为例[J]. 河北科技大学学报(社会科学版), 2020, 20(20): 104-112.
- [9] 中华人民共和国国家卫生健康委员会. 新型冠状病毒感染的肺炎疫情最新情况[EB/OL]. <http://www.nhc.gov.cn>
- [10] 湖北省卫生健康委员会. 湖北省新型冠状病毒感染的肺炎疫情情况通知公告[EB/OL]. <http://wjw.hubei.gov.cn>
- [11] 湖北省统计局. 2019 年统计年鉴[EB/OL]. <http://tjj.hubei.gov.cn/tjsj/sjkscx/tjn/qstjnj>
- [12] Anderson, R.M., Anderson, B. and May, R.M. (1992) *Infectious Diseases of Humans: Dynamics and Control*. Oxford University Press, Oxford.
- [13] 湖北省卫生健康委员会. (健康报)湖北: 超 17 万医务人员上一线[EB/OL]. http://wjw.hubei.gov.cn/bmdt/ztzl/fkxxgzbdgrfyq/fkdt/202002/t20200201_2017410.shtml, 2020-02-01.
- [14] Armour, G.C. and Buffa, E.S. (1963) A Heuristic Algorithm and Simulation Approach to Relative Location of Facilities. *Management Science*, 9, 294-309. <https://doi.org/10.1287/mnsc.9.2.294>