

控制与决策

Control and Decision

数据驱动的突发疫情传染扩散参数动态更新策略

汪越, 刘明, 曹杰

引用本文:

汪越, 刘明, 曹杰. 数据驱动的突发疫情传染扩散参数动态更新策略[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 555–561.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1028>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于TVA-TCN的制造过程关键参数多步预测方法

Multi-step prediction method for key parameters of manufacturing process based on TVA-TCN

控制与决策. 2022, 37(12): 3321–3328 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0922>

社会网络环境下基于公众行为大数据属性挖掘的大群体应急决策方法及应用

A large group emergency decision making method and application based on attribute mining of public behaviour big data in social network environment

控制与决策. 2022, 37(1): 175–184 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1789>

基于矩阵的混合型邻域决策粗糙集增量式更新算法

Incremental updating algorithms of neighborhood decision-theoretic rough set model for hybrid data based on matrix

控制与决策. 2022, 37(6): 1621–1631 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1371>

基于HI-DD-AdaBoost.RT的锂离子动力电池SOH预测

Prediction of Li-ion battery SOH based on HI-DD-AdaBoost.RT

控制与决策. 2021, 36(3): 686–692 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0764>

具有动态弹性稀疏表示的鲁棒目标跟踪算法

Dynamic elastic net sparse representation robust visual tracking

控制与决策. 2021, 36(11): 2674–2682 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0865>

数据驱动的突发疫情传染扩散参数动态更新策略

汪越¹, 刘明^{1†}, 曹杰²

(1. 南京理工大学经济管理学院, 南京 210094; 2. 徐州工程学院管理工程学院, 江苏徐州 221018)

摘要: 在对各类重大突发疫情进行建模拟合时, 参数取值一直是困扰众多学者的重要现实难题, 现有研究大多参考相关文献或结合医学实验选取某一固定参数. 为克服这种固定参数取值的局限性, 基于数据驱动的逆向思维, 借助欧拉差分变换和线性方程组解的特性, 构建一种疫情传染扩散参数动态更新策略, 可以帮助决策者结合疫情实时更新的状态数据, 反推计算最佳的疫情传播扩散参数. 以武汉新冠肺炎疫情相关数据进行算例测试, 结果表明, 结合所设计的参数动态更新策略, 能够有效地提升重大突发疫情演化预测的准确性, 这对于政府应急资源的精准配置具有重要的决策支持作用.

关键词: 突发疫情; 传染病模型; 数据驱动; 参数更新; 动态调整

中图分类号: C934

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1028

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 汪越, 刘明, 曹杰. 数据驱动的突发疫情传染扩散参数动态更新策略[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 555-561.

A dynamic design strategy of epidemic spreading parameters based on data driven

WANG Yue¹, LIU Ming^{1†}, CAO Jie²

(1. School of Economics and Management, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China; 2. School of Management Engineering, Xuzhou University of Technology, Xuzhou 221018, China)

Abstract: When modeling and fitting various kinds of epidemic outbreaks, the value of parameters has always been an important practical problem for many scholars. In the existing studies, most of the authors select a fixed parameter by referring to the relevant literature or combined with medical experiments. With the help of Euler difference transformation and the characteristics of the solution of linear equations, we innovatively propose a dynamic update strategy of epidemic diffusion parameters based on data-driven in this study in order to overcome the above limitation. The method can help decision-makers to calculate the optimal parameters of epidemic spread by combining the real-time update data. A case study is conducted with the COVID-19 data of Wuhan. The results show that the dynamic parameter update strategy designed in this paper can effectively improve the accuracy of the evolution prediction of epidemic outbreaks, which provides an important decision support for the accurate allocation of government emergency resources.

Keywords: unexpected epidemic; infectious disease model; data driven; parameter update; dynamic adjustment

0 引言

近 20 年来, 全球先后爆发了 SARS(2003)、H1N1(2009)、MERS(2012)、Ebola(2014)、Zika(2016)、COVID-19(2019) 等重大突发疫情, 这些重大突发公共卫生事件严重危害到人类的生命健康安全^[1]. 以此次新冠肺炎疫情为例, 截至 2021 年 6 月 10 日, 全球累计感染人数达 174 490 605 例, 其中死亡病例达 3 759 138 例^[2], 不亚于一场世界大战. 更为严峻的是, 除中国等少数国家通过严格管控有效控制了疫情, 其

他大部分国家仍然处于水深火热之中.

传染病动力学模型作为研究疫情扩散演化的重要方法, 一直是传染病领域研究的热点问题之一^[3]. 现有研究大多结合传染病的传播特点进行动力学建模以对疫情的传播趋势进行预测, 如文献 [4-5] 利用 SEIR 模型对武汉市新冠肺炎疫情发展进行预测, 同时结合武汉人口流动情况对中国其他城市以及邻国的疫情发展进行评估; 文献 [6] 结合新冠肺炎疫情存在超级传播者情况, 建立 SEIHR-APF 模

收稿日期: 2021-06-11; 录用日期: 2021-10-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71771120, 72171119); 江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX20_0336).

责任编辑: 李登峰.

[†]通讯作者. E-mail: liuming@njust.edu.cn.

型对疫情传播扩散进行研究. 此外, 部分研究者将传染病动力学模型与其他数理模型进行融合后对疫情发展趋势进行研究, 如文献[7-9]分别通过建立GLEAM(global epidemic and mobility model)模型、Hawkes模型并与SIR模型结合来对疫情传播及发展规律进行研究.

在将上述动力学模型进行具体运用时, 模型参数的取值却成为困扰众多学者的难题^[10]. 现有研究大多参考相关文献或结合医学实验选取某一固定参数或给定参数范围^[11-13], 也有部分研究利用数理方法对模型参数进行计算, 如文献[3,14-15]分别利用最小二乘法、马尔可夫链蒙特卡罗算法(MCMC)并结合疫情数据拟合出模型参数后, 通过其构建的扩散模型对病毒传播进行风险评估. 此外, 部分研究利用参数反演方法对参数进行估计, 如文献[16-18]分别利用最佳摄动量法、回归参数最小二乘估计法(Levenberg-Marquadt)、MCMC法及BP神经网络对模型参数进行反演, 利用反演后的参数进一步对疫情发展进行评估及预测; 同时也有学者结合相关算法的收敛性对模型参数进行估计求解, 如遗传算法^[19]、模拟退火算法^[20]、K-means聚类算法^[21]等.

上述动力学模型及其模型参数的相关研究为本文研究奠定了良好的基础, 但上述研究中模型参数一旦确定便不会随着疫情发展而作更改, 这类固定参数设置将导致决策者对疫情的发展过于悲观或乐观^[22-23], 这也是部分早期新冠肺炎疫情相关文献对疫情发展趋势估算不足的重要原因. 因此, 面对各类重大突发疫情, 如何利用不断更新的疫情实时数据, 对模型参数进行动态调整, 从而提高疫情发展趋势研判的精度, 提升政府有限应急医疗资源的精准配置程度, 则成为具有重要现实意义的科学问题.

基于上述分析, 本文以新冠肺炎疫情为例, 首先结合疫情的扩散行为规律, 构建离散化的传染病动力学模型, 并将疫情扩散过程划分为若干个连续决策周期 $C(c = 1, 2, \dots, C)$, 具体决策周期 C 的时间长度 $T(t = 1, 2, \dots, T)$ 可以根据疫情的严重程度决定; 其次, 在每个决策周期的末端, 基于数据驱动的逆向思维, 构建突发疫情传播扩散参数的动态更新策略, 该策略可以帮助决策者结合本周期内的疫情实际数据, 反推计算最佳的疫情传播扩散参数; 最后, 将更新后的传播扩散参数重新代入到疫情扩散动力学模型中, 进入下一个阶段的疫情演化预测.

与现有文献相比, 本文的主要理论贡献在于: 1) 充分利用政府部门每日公布的疫情实时数据, 对传染病模型的相关参数进行不断修正调整, 使得模型

具有自学习和自修正能力, 从而大大改进传统固定模型参数在现实应用中的不足, 在此基础上, 实现对传染病基本再生数更为准确地追踪刻画, 以进一步提高模型预测的精度和政府调控政策的针对性. 2) 在模型参数更新策略设计中, 巧妙地应用线性方程组解的特性, 以保障问题解的唯一性; 不仅如此, 考虑到趋势预测原理, 在每次迭代进入下一决策周期时, 将下一决策周期的初始参数构建为上一决策周期内所有已求得参数的凸组合, 从而使得各个决策周期的模型参数能够有序关联.

1 模型构建

1.1 传染病动力学模型

基于武汉地区新冠肺炎疫情防控实际情况, 给出模型假设如下: 1) 不考虑人口流动, 即区域内的人口总数稳定不变; 2) 不考虑人口出生率和死亡率.

基于上述假设, 构建疫情传播扩散的SEIRD模型, 其模型参数如下:

C : 决策周期, $c = 1, 2, \dots, C$;

T : 每个决策周期的时间长度, $t = 1, 2, \dots, T$;

N : 疫情爆发期间的总人口($N = S + E + I + R + D$);

$S(t)$: t 时刻的易感染者数量;

$E(t)$: t 时刻的暴露者数量;

$I(t)$: t 时刻的感染者数量;

$R(t)$: t 时刻的康复者数量;

$D(t)$: t 时刻的因病死亡者数量;

β : 易感染者被感染者感染而转换为暴露者的概率;

β_1 : 易感染者被暴露者感染而转换为暴露者的概率;

σ : 暴露者的发病率;

γ : 感染者的治愈率;

λ : 感染者的因病死亡率.

基于上述参数定义, 设置SEIRD系统动力学模型如下:

$$\frac{dS(t)}{dt} = -\beta S(t)I(t) - \beta_1 E(t), \quad \forall t \in T; \quad (1)$$

$$\frac{dE(t)}{dt} = \beta S(t)I(t) + (\beta_1 - \sigma)E(t), \quad \forall t \in T; \quad (2)$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = \sigma E(t) - \gamma I(t) - \lambda I(t), \quad \forall t \in T; \quad (3)$$

$$\frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t), \quad \forall t \in T; \quad (4)$$

$$\frac{dD(t)}{dt} = \lambda I(t), \quad \forall t \in T. \quad (5)$$

在传染病模型中, 基本再生数(basic reproduction number) R_0 作为判断疾病是否会发展成为流行病的

重要标志.若 $R_0 > 1$,则说明该疾病将会爆发并形成流行病;若 $R_0 < 1$,则疾病最终会自行消亡.结合上述微分方程组(1)~(5),可得上述传染病模型的基本再生数公式为

$$R_0 = \frac{\beta\beta_1}{\sigma} + \frac{\beta}{\gamma + \lambda} = \frac{\beta^2}{\sigma} + \frac{\beta}{\gamma + \lambda}. \quad (6)$$

1.2 参数更新设计

由于上述系统动力学模型为微分方程组,现有研究大多是通过仿真模拟的方式对其进行应用^[24].为克服固定参数取值的不足,本文首先应用欧拉近似法对上述微分方程组进行处理,即令 $\frac{dS(t)}{dt} \approx \frac{S(t + \Delta t) - S(t)}{\Delta t}$.当 Δt 足够小时,可将上述微分方程组近似表示如下:

$$S(t + \Delta t) = S(t) - [\beta S(t)I(t) + \beta_1 E(t)]\Delta t, \quad \forall t \in T; \quad (7)$$

$$E(t + \Delta t) = E(t) + [\beta S(t)I(t) + \beta_1 E(t)]\Delta t, \quad \forall t \in T; \quad (8)$$

$$I(t + \Delta t) = I(t) + [\sigma E(t) - (\gamma + \lambda)I(t)]\Delta t, \quad \forall t \in T; \quad (9)$$

$$R(t + \Delta t) = R(t) + \gamma I(t)\Delta t, \quad \forall t \in T; \quad (10)$$

$$D(t + \Delta t) = D(t) + \lambda I(t)\Delta t, \quad \forall t \in T. \quad (11)$$

令 $\Delta t = 1$,结合假设 $\beta = \beta_1$,则对于任一决策周期 c 而言,该决策周期内 T 天的实际疫情数据均已公布后,可以构建如下线性方程组:

$$\hat{S}(t) = \zeta(\beta), \quad \forall t \in 2, 3, \dots, T; \quad (12)$$

$$\hat{E}(t) = \zeta(\beta, \sigma), \quad \forall t \in 2, 3, \dots, T; \quad (13)$$

$$\hat{I}(t) = \zeta(\sigma, \gamma, \lambda), \quad \forall t \in 2, 3, \dots, T; \quad (14)$$

$$\hat{R}(t) = \zeta(\gamma), \quad \forall t \in 2, 3, \dots, T; \quad (15)$$

$$\hat{D}(t) = \zeta(\lambda), \quad \forall t \in 2, 3, \dots, T. \quad (16)$$

对于 $\forall t \in 2, 3, \dots, T$:上述线性方程组的左端 $\hat{S}(t)$ 、 $\hat{E}(t)$ 、 $\hat{I}(t)$ 、 $\hat{R}(t)$ 、 $\hat{D}(t)$ 分别表示该周期内 t 时刻与其前一天 $t - 1$ 时刻的实际疫情状态数据的差值,可以根据实际公布数据求得;而方程组的右端则表示上述差值可以表示为相关参数(此时参数转变为待求解的变量)的线性函数, ζ 表示某种线性关系.为此,进一步定义 $X = (\beta(t), \sigma(t), \gamma(t), \lambda(t))$, B 为系数矩阵, b 为固定向量,则可以将式(12)~(16)简写为

$$BX = b. \quad (17)$$

由于不考虑区域人口流动,总人口数恒定,基于此,可对上述线性方程组进行行列式变换,能够得出

其系数矩阵的秩等于其增广矩阵的秩,且等于上述线性方程组中未知数的个数,即

$$r_B = r_{B|b} = 4. \quad (18)$$

根据线性方程组解的特性,式(17)存在唯一解且该解为 $x = B^{-1}b$.以此类推,对于决策周期内的 $\forall t, t = 2, 3, \dots, T$,存在 $T - 1$ 个独立的模型参数组合 $\beta(t)$ 、 $\sigma(t)$ 、 $\gamma(t)$ 、 $\lambda(t)$.考虑到趋势预测原理,本文将下一决策周期的初始参数构建为上一决策周期内所有求得参数的凸组合,从而使得各个决策周期的模型参数能够有序关联.为此,进一步构建趋势预测原理的权重赋值函数如下:

$$w_t = \frac{2(t - 1)}{T(T - 1)}, \quad \forall t \in 2, 3, \dots, T. \quad (19)$$

权重赋值式(19)具有两个特性:一是有效地反映了越靠近决策周期的后端,疫情实际数据对下一决策周期的模型参数更新影响越大;二是权重系数之和自然为1.基于该权重系数设计,更新下一决策周期的传染病模型参数如下(即下一决策周期的初始参数为上一决策周期内所有求得 $T - 1$ 个参数的凸组合):

$$\beta^*(t) = \sum_{i=2}^T w_i \beta(i), \quad \forall t \in 2, 3, \dots, T; \quad (20)$$

$$\sigma^*(t) = \sum_{i=2}^T w_i \sigma(i), \quad \forall t \in 2, 3, \dots, T; \quad (21)$$

$$\gamma^*(t) = \sum_{i=2}^T w_i \gamma(i), \quad \forall t \in 2, 3, \dots, T; \quad (22)$$

$$\lambda^*(t) = \sum_{i=2}^T w_i \lambda(i), \quad \forall t \in 1, 2, \dots, T. \quad (23)$$

在实现参数更新后,将更新后的参数代入方程(1)~(5)中,即可对下一决策周期的疫情扩散规律进行演化预测分析.

2 算例分析

2.1 异常数据预处理

本文选取武汉市2020-01-23(武汉市封城)至2020-04-08(武汉市解封)的疫情数据进行算例分析.通过对收集的数据进行初步分析能够发现,在2020-02-12当天,由于诊疗标准变化和统计口径变化等外在因素,累计感染人数的增加量较前一天显著提升,属于明显的异常值,因此需要对该类异常数据进行预处理.由于易感染者感染后潜伏期一般为7~14天,在2020-02-12的感染人数增加量并不全是当天产生,而是在这之前就已经被感染.遵循趋势预测原理,本文将该天的异常数据按比例分配到前14天中,处理前后的数据结果如表1所示.

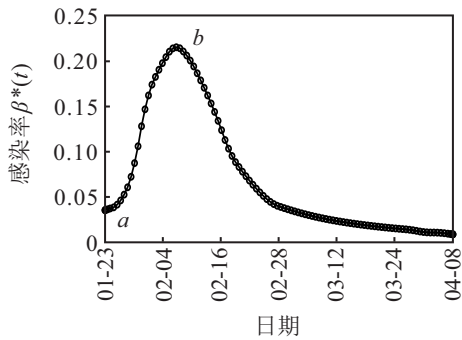
表1 累计感染人数异常值处理

	日期													
	01-30	01-31	02-01	02-02	02-03	02-04	02-05	02-06	02-07	02-08	02-09	02-10	02-11	02-12
数据处理前	2639	3215	4109	5142	6384	8351	10117	11618	13603	14982	16902	18454	19558	32994
数据处理后	3599	5134	6988	8981	11183	14109	16835	19296	22240	24579	27459	29971	32024	32994

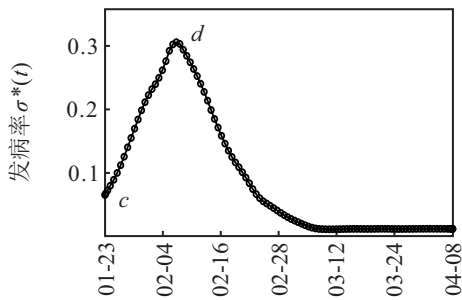
2.2 参数演化结果分析

1) 参数变化情况.

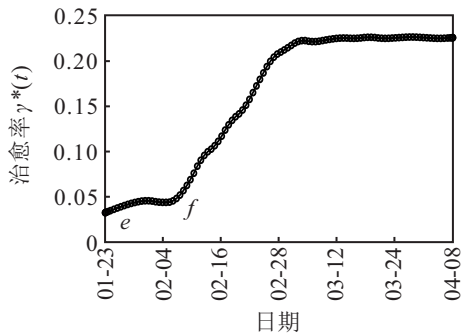
模型参数演化结果如图1所示.



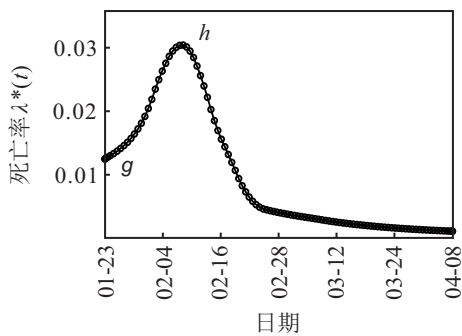
(a) $\beta^*(t)$ 演化趋势



(b) $\sigma^*(t)$ 演化趋势



(c) $\gamma^*(t)$ 演化趋势



(d) $\lambda^*(t)$ 演化趋势

图1 模型参数演化结果

在对数据进行预处理后,图1(a)~图1(d)分别为模型参数 $\beta^*(t)$ 、 $\sigma^*(t)$ 、 $\gamma^*(t)$ 、 $\lambda^*(t)$ 的演化趋势图.从该图可以看出,各参数在疫情发展的过程中并不是固定不变的,而是随着疫情的发展以及政府管控政策的变化而变化,结合不同参数的含义,具体分析如下:

从图1的4个子图可以看出,在封城后,感染率、发病率、死亡率都呈现了上升的变化趋势($a \sim b, c \sim d, g \sim h$).事实上,在疫情爆发初期,虽然已经封城,武汉地区甚至全国都是一样的,既缺乏对此次突发疫情传播的科学认知,也缺乏有效的监测和治疗手段,老百姓对该新型传染病知之甚少同时也缺乏正确的应对,由于在封城前已经存在大量的感染者和暴露者,导致封城后患者人数急剧上升.随着监测手段和诊疗标准的不断更新,特别是到了2月12日国家发布新的诊疗标准后,很多早期的患者都被筛查出来,这一时期发病率、感染率均到达了顶峰.与上述3个参数不同的是,这一时期内的治愈率尚处于稳定上升的水平,通过前期的摸索和经验的总结,医生们逐渐积累了对患者治疗的有效手段,因而治愈率呈现了稳步上升的趋势.

在经历了疫情传播扩散的高峰期后,由于检测手段的提升、方舱医院的建设、各类隔离措施到位以及治疗手段的不断完善等,可以观测到感染率、发病率和死亡率都呈现了明显的下降趋势.到了3月初期,这3个参数都已降低到相当低的水平,反映在实际中即此时每日的新增感染人数已较少;与此同时,通过前期的经验积累,治愈率稳步上升并最终达到稳定水平,绝大部分患者经过治疗后可康复出院.

2) 基本再生数演化情况.

基本再生数的变化对于疫情的扩散演化更具有指导意义.将上述各参数数据代入式(6),得到武汉地区新冠肺炎疫情的基本再生数演化轨迹如图2所示.

显然,在封城的初始阶段,基本再生数 R_0 呈快速增长状态,变化范围在1.67~3.64之间,说明这段时期内平均每名患者还会传染多人,疫情将持续加重;当经过最高点 j 时(2020年2月10日, $R_0 = 3.64$),疫情属于最严重阶段;之后由于各项防疫措施和急救治疗的逐步到位, R_0 开始减少,反映在实际中即疫情增长速度开始缓和;当 R_0 减少至 k 点时(2020年3月6

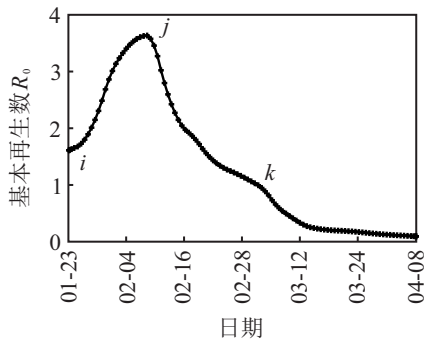


图2 基本再生数演化轨迹

日, $R_0 = 0.94$), $R_0 < 1$,说明疫情已经得到了较好地控制,后续将逐步趋于消亡.这一测试结果与武汉地区疫情的实际情况基本吻合.

3) 基于参数更新的疫情情景再现.

令 $T = 3$ (即将3天视为一个决策周期),利用本文设计的参数动态调整更新决策框架对武汉地区的新冠肺炎疫情扩散情景进行再现,结果如图3所示.

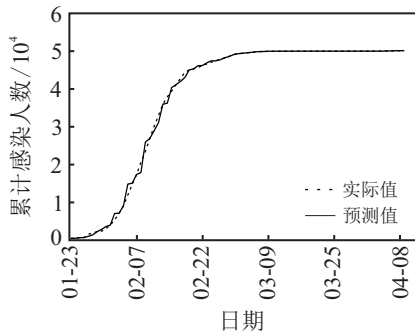


图3 参数动态更新设计下累计感染人数预测

由图3可以看出,采用本文设计的参数动态更新策略对疫情环境下累计感染人数有着良好的预测能力.当然,预测值曲线与实际值曲线值仍然存在部分偏差,这部分偏差主要来自于传染病动力学微分方程组转成差分方程组时本身就存在一定误差,此外由于决策周期的选取等因素,也会导致预测值与实际值之间存在一定的偏差.

2.3 测试结果讨论

1) 决策周期的敏感性分析.

本文将闭环的参数调整更新设计转换为合理的决策周期选择问题,因此决策周期的选取对于疫情演化预测的准确性起到关键作用.从理论分析可知,由于本文采取了欧拉近似差分的方式对传染病动力学微分方程组进行转换,这其中必然存在一定的误差.在每个决策周期内部,随着决策周期 T 值选取的不同,显然误差也不一样.为定量刻画这一误差值,在保持其他参数值不变的前提下,将决策周期 $T = 3$ 分别调整为 $T = 6, T = 9$,对累计感染人数在不同决策周期下进行敏感性分析,测试结果如图4所示.

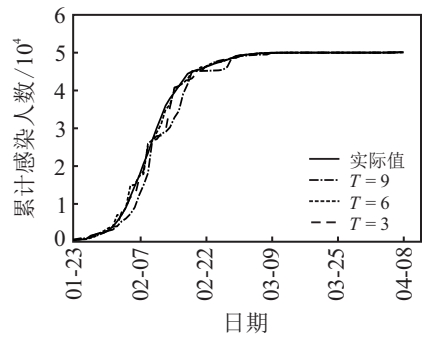


图4 累计感染人数随决策周期变化情况

从图4可以明显看出,尽管每当进入新决策周期时,本文将上一决策周期末端的实际值作为下一决策周期的初始值,以达到周期性的延缓误差目的,但由于决策周期时间的延长,预测误差仍然在不断扩大.以 $T = 9$ 为例,可以看出预测曲线具有明显的分阶段增长特性.基于上述分析可知,尽管欧拉近似差分后的传染病动力学模型具有很好的线性特征,可以方便进行参数更新设计或作为线性约束条件融入应急资源分配模型^[8,21],但也部分损失了模型的预测精度.因此在实际应用中,应设置合理的决策周期.

2) 与固定参数模型对比分析.

如前文所述,现有研究大多假设疫情传播参数为一固定值,为进一步展示本文设计的参数动态调整更新优势,将固定参数与可变参数环境下的累计感染人数演化预测轨迹进行对比分析,选取 $\beta^* = 0.1816, \sigma^* = 0.075, \gamma^* = 0.074, \lambda^* = 0.029$ 作为初始固定参数,对比分析结果如图5所示.

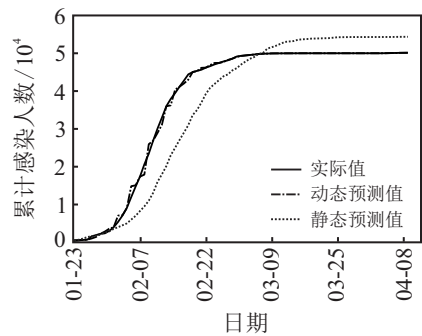


图5 动、静态模型参数下疫情扩散情况对比

就总体变化趋势而言,无论是固定参数模型还是动态更新参数模型,都对疫情的传播扩散行为有较好的刻画效果,但显然基于参数动态调整更新模型的预测结果与疫情实际值要更加逼近.从图5可以看出,实际的累计感染人数在前期明显比固定参数预测的情况增长快,累计感染人数的高峰也明显比固定参数模型来得更早.就另一视角而言,采用固定参数模型,前期往往低估了疫情的发展态势,后期却又高估了疫情的持续时间和累计感染人数^[25].而由于疫情发展

预测的不准,会进一步导致应急资源在前期配置的不足和后期资源的浪费,而利用本文设计的参数动态调整更新策略,则可以较好地反映疫情传播现实变化,继而为疫情应急响应提供更加精准的决策支持。

3) 多数据检验.

为进一步验证本文设计的参数动态调整更新的有效性,选取经过异常值处理后的瑞士2020-03-13至2020-05-26累计感染人数数据,并令 $T = 3$ 进行检验,检验结果如图6所示。

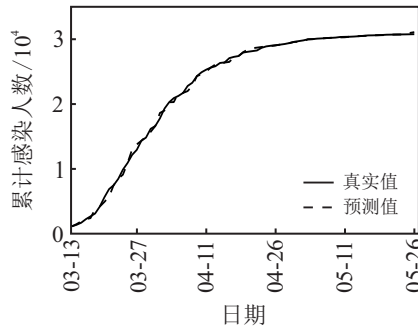


图6 瑞士累计感染人数预测

由图6检验结果能够看出,基于数据驱动的疫情传染扩散参数动态更新设计对瑞士的累计感染人数变化趋势同样有着较好的预测能力,这也进一步表明了参数动态调整更新能够有效地对疫情的发展变化进行预测。

3 结论

本文基于数据驱动的逆向思维,构建了一种突发疫情传染扩散参数的动态更新策略,其本质是通过不断收集的疫情实时数据,对疫情传播扩散模型中的参数进行周期性的调整更新;在实现了参数更新后,将更新后的参数重新代入传染病动力学方程进入下一阶段决策,通过这种闭环设计,使得传染病动力学模型具有自学习和自修正能力.为验证本文设计的模型参数动态更新策略的可靠性,以武汉地区的新冠肺炎疫情为例,将经过异常值处理后的疫情真实数据作为数据源进行测试,同时用瑞士的部分疫情数据进行检验,结果显示:1)基于数据驱动的疫情传染扩散参数动态更新设计,能够更加准确地刻画出疫情实际演化趋势,而这种趋势是医疗干预和非医疗干预双重作用的结果;2)通过参数的动态变化分析,可以更加清晰地刻画出传染病基本再生数的变化规律,从而对疫情的传播规律有更明确的认知;3)在实践应用中,决策者需要给定一个预测误差的允许范畴,然后结合这个误差允许范围设定合理的决策周期。

疫情演化预测的准确性,是政府能否提供精准应急响应的前提.本文在传染病模型参数更新策略设

计中,巧妙应用了线性方程组解的特性,以保障参数求解的唯一性,但在实际应用中,这种设计也限制了本文模型所能应用的场景.为解除这一限制,未来研究将进一步结合疫情实时更新数据,利用趋势预测原理和最小二乘法进行参数拟合,然后利用机器学习方法进行求解;同时也将考虑结合疫情实时数据,构建参数拟合的二次规划模型并利用拉格朗日乘子法进行求解.所有这些研究问题的突破,都是疫情演化预测未来值得深入探索的研究方向。

参考文献(References)

- [1] 陈彦凤,姜丽英,陈林军,等.基于新型冠状病毒肺炎疫情的现场流行病学调查教学实践[J].中华疾病控制杂志,2021,25(4):478-482.
(Chen Y F, Jiang L Y, Chen L J, et al. Teaching practice of field epidemiological investigation based on COVID-19 epidemic[J]. Chinese Journal of Disease Control & Prevention, 2021, 25(4): 478-482.)
- [2] Johns Hopkins University & Medicine. Coronavirus COVID-19 global cases by the center for systems science and engineering[EB/OL].(2021-6-7)[2021-6-11].<https://coronavirus.jhu.edu/map.html>.
- [3] 桑茂盛,丁一,包铭磊,等.基于新冠病毒特征及防控措施的传播动力学模型[J].系统工程理论与实践,2021,41(1):124-133.
(Sang M S, Ding Y, Bao M L, et al. Propagation dynamics model considering the characteristics of 2019-nCoV and prevention-control measurements[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2021, 41(1): 124-133.)
- [4] 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]. Lancet, 2020, 395(10225): 689-697.
- [5] Tang B, Wang X, Li Q, et al. Estimation of the transmission risk of the 2019-nCoV and its implication for public health interventions[J]. Journal of Clinical Medicine, 2020, 9(2): 462-475.
- [6] Ndaïrou F, Area I, Nieto J J, et al. Mathematical modeling of COVID-19 transmission dynamics with a case study of Wuhan[J]. Chaos, Solitons, and Fractals, 2020, 135(1): 109846-109858.
- [7] 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, 368(6489): 395-400.
- [8] Rizoïu M A, Mishra S, Kong Q Y, et al. SIR-hawkes: Linking epidemic models and hawkes processes to model diffusions in finite populations[J]. Social Network Analysis, 2017, 18: 419-428.
- [9] Park J, Chaffee A W, Harrigan R J, et al. A non-parametric Hawkes model of the spread of Ebola in west Africa[J].

- Journal of Applied Statistics, 2022, 49(3): 621-637.
- [10] 刘明, 李颖祖, 曹杰, 等. 突发疫情环境下基于服务水平
的应急物流网络优化设计[J]. 中国管理科学, 2020,
28(3): 11-20.
(Liu M, Li Y Z, Cao J, et al. An optimal design of
emergency logistics network for epidemic controlling
based on service level[J]. Chinese Journal of Management
Science, 2020, 28(3): 11-20.)
- [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冠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 Y Y, Lu Z Z, Du Z C, et al. Fitting and forecasting
the trend of COVID-19 by SEIR+CAQ dynamic model[J].
Chinese Journal of Disease Control & Prevention, 2020,
41(4): 470-475.)
- [12] 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.
(Cao S L, Feng P H, Shi P P. Study on the epidemic
development of COVID-19 in Hubei Province by a
modified SEIR model[J]. Journal of Zhejiang University:
Medical Sciences, 2020, 49(2): 178-184.)
- [13] Li R Y, Pei S, Chen B, et al. Substantial undocumented
infection facilitates the rapid dissemination of novel
coronavirus (COVID-19)[J]. Science, 2020, 368(6490):
489-493.
- [14] 马勋, 倪顺江, 申世飞. 基于早期监测病例的埃博拉病
毒传播风险评估[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2017,
57(8): 821-825.
(Ma X, Ni S J, Shen S F. Risk evaluation of Ebola
spreading based on nearly reported cases[J]. Journal of
Tsinghua University: Science and Technology, 2017,
57(8): 821-825.)
- [15] 闵涛, 申旭, 杨胜. 一类传染性疾疾病动力学数学模
型的参数反演[J]. 应用泛函分析学报, 2020, 22(3):
124-132.
(Min T, Shen X, Yang S. Parameter inversion for a class of
infectious diseases dynamic mathematical model[J]. Acta
Analysis Functionalis Applicata, 2020, 22(3): 124-132.)
- [16] 严阅, 陈瑜, 刘可伋, 等. 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, 2020, 50(3): 1-8.
(Yan Y, Chen Y, Liu K J, et al. Modeling and prediction
of new Coronavirus pneumonia epidemic based on a
class of time-delay dynamic systems[J]. Scientia Sinica:
Mathematica, 2020, 50(3): 1-8.)
- [17] 胡军文, 阮周生. BP神经网络算法在修正SIR传染病
模型参数反演中的应用[J]. 江西科学, 2021, 39(2):
187-190.
(Hu J W, Ruan Z S. Application of the BP neural network
algorithm for the parameters identification of the modified
SIR model[J]. Jiangxi Science, 2021, 39(2): 187-190.)
- [18] 刘嵩, 石润, 张兰兰. 遗传算法在甲流SIR模型参数求
解中的应用[J]. 测绘地理信息, 2012, 37(6): 6-9.
(Liu S, Shi R, Zhang L L. Application of genetic algorithm
to SIR model parameters[J]. Journal of Geomatics, 2012,
37(6): 6-9.)
- [19] 曹志冬, 王劲峰, 韩卫国, 等. 广州市SARS流行的数学
建模与干预措施的定量评估[J]. 复旦学报: 自然科学
版, 2009, 48(6): 793-800.
(Cao Z D, Wang J F, Han W G, et al. Mathematical
modeling of infectious disease and quantitative
assessments of control measures: A case study of
SARS epidemic in Guangzhou, 2003[J]. Journal of Fudan
University: Natural Science, 2009, 48(6): 793-800.)
- [20] Li M, Wang Q W, Shen Y Z, et al. Customer
relationship management analysis of outpatients in a
Chinese infectious disease hospital using drug-proportion
recency-frequency-monetary model[J]. International
Journal of Medical Informatics, 2021, 147(1): 1-8.
- [21] Zhang T L, Lin G. Generalized K -means in GLMs with
applications to the outbreak of COVID-19 in the United
States[J]. Computational Statistics & Data Analysis,
2021, 159: 107217.
- [22] Jonathan M R, Jessica R E Baidgen, Derek A C, 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 Biological Sciences, 2021, 376(1829):
20200265.
- [23] 方乐恒, 侯嘉文, 来俊杰, 等. 基于真实城市地图的
新型冠状病毒疫情传播仿真数学模型: 计算模拟与
防控策略的初试研究[J]. 应用数学学报, 2020, 43(2):
383-401.
(Fang L H, Hou J W, Lai J J, et al. Mathematical
modeling of COVID-19 spreading dynamics based
on a real megapolis map: An elementary study of
computational simulations and intervention strategies[J].
Acta Mathematicae Applicatae Sinica, 2020, 43(2):
383-401.)
- [24] Liu M, Ning J, Du Y, et al. Modelling the evolution
trajectory of COVID-19 in Wuhan, China: Experience
and suggestions[J]. Public Health, 2020, 183: 76-80.
- [25] Büyüktaktak I E, des-Bordes E, Kibis E Y. A new
epidemics-logistics model: Insights into controlling the
Ebola virus disease in west Africa[J]. European Journal
of Operational Research, 2018, 265(3): 1046-1063.

作者简介

汪越(1993—), 男, 博士生, 从事应急管理的研究,
E-mail: 463083356@qq.com;

刘明(1983—), 男, 教授, 博士生导师, 从事疫情应急管
理、物流系统优化等研究, E-mail: liuming@njust.edu.cn;

曹杰(1973—), 男, 教授, 博士生导师, 从事应急管理、管
理系统工程等研究, E-mail: cj@amss.ac.cn.

(责任编辑: 闫妍)