

文章编号: 2095-2163(2020)08-0161-03

中图分类号: R181.3

文献标志码: A

基于 SIR 模型对 2019 年重庆市手足口病防控效果的分析

周 静

(贵州大学 医学院, 贵阳 550025)

摘要: 手足口病, 流行性感冒和其它感染性腹泻病在丙类法定传染病统计中位列前三。手足口病在儿童群体易感, 对其进行有效的预测具有重大意义。本文利用 SIR 模型对重庆市 2019 年手足口病防控效果进行分析, 通过采用 SAS 软件对手足口病传染率预测分析, 并针对分析结果对后续采取防控措施提供建议。本研究结果表明 SIR 模型可以较好预测手足口病的发展趋势, 传染率的变化情况反应了重庆市对于手足口防控措施的效果明显, 传染情况得到了较好的控制。

关键词: 手足口病; SIR 模型; 传染率

Prevention and control of hand-foot-and-mouth disease in Chongqing city in 2019 based on SIR model

ZHOU Jing

(College of medicine, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

【Abstract】 Hand-foot-and-mouth disease, influenza and other infectious diarrhea diseases rank in the top three in the statistics of Type C infectious diseases. Children is susceptible to hand-foot-and-mouth disease, and it is of great significance to effectively predict it. The SIR model is used to analyze the prevention and control effect of hand-foot-and-mouth disease in Chongqing in 2019, and provide suggestions for subsequent prevention and control measures based on the analysis results. The results of this study show that the SIR model can better predict the development trend of hand-foot-and-mouth disease, and the change in the infection rate effectively reflects the effectiveness of Chongqing's prevention and control measures for hand-foot-and-mouth, which makes the infection well controlled.

【Key words】 hand-foot-and-mouth disease; SIR model; infection rate

0 引言

手足口病 (Hand-foot-and-mouth disease, HFMD) 是一种由人类肠道病毒引起的儿童常见传染病^[1], 主要临床表现为发热、手掌、脚底、口腔和臀部出疹。大多数手足口病患者愈后良好。少数患者可出现无菌性脑膜炎、脑炎、急性弛缓性麻痹、神经源性肺水肿和心肌炎等并发症, 个别重症儿童可能因病情加重而死亡^[2]。由常见的病例分析, 会导致手足口病的人体肠道病毒是在肠道细胞浆中进行繁殖并生长。自 2008 年 3 月安徽省爆发手足口病以来, 它已成为严重危害婴幼儿健康的主要公共卫生问题之一。在 2008 年 5 月 2 日, 手足口病被定为中国内地法定须呈报的丙类传染病 (公共卫生严重程度及重要性的第三级)^[3]。重庆市丙类传染病中手足口病疫情, 历年来发病例数排在前列。本文通过 SIR 模型对疾病的发生发展过程有效模拟, 并探索疫情防控中的关键环节, 在此之前已经有很多国内外学者关注数学建模在手足口病疫情控制中的应用^[4]。本次研究利用 SIR 模型对重庆市 2019 年手

足口病流行曲线进行拟合, 对该市手足口病发病趋势进行分析。通过 SAS 软件对传染率进行有效的估计预测, 判断手足口传染病防控措施的效果, 并根据模型拟合结果对防控措施提出建议。

1 对象和方法

1.1 研究对象

本研究主要涵盖从重庆市疾病预防控制中心官网处获取的 10 个月的法定传染病统计数据, 用于构建 SIR 模型, 并对其流行性特征进行分析。统计数据显示 2019 年 3 月至 12 月重庆市累计确诊手足口病病例 59468 例^[5]。本研究将 2019 年 3 月的统计数据视为第一个统计节点月。由于重庆市面对手足口病疫情的反应比较及时, 疫情的传播过程视为在有干预的前提下进行。

1.2 SIR 模型

SIR 模型也称“仓室”模型, 是最基本也是最经典的传染病模型, 可以抽象描述信息的传播过程。模型中, S 代表易感者 (susceptible), I 代表感染者 (infective), R 代表移出者 (removed), 即病愈后拥有

作者简介: 周 静 (1993-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能信息处理。

收稿日期: 2020-06-18

免疫力的人。在 t 时刻未染病但可能被传染患病的个体表示为 $S(t)$; 在 t 时刻已经被感染且具有传染力的人群数量表示为 $I(t)$, 在本研究中即为确诊病例人数; 在 t 时刻患病痊愈或者死亡被移除的人的数量表示为 $R(t)$ 。在 SIR 模型中假设这三类人群之间存在一定的比例动态移动, 并且不考虑人口出生、死亡、流动等其余因素, 假定 S 与 I 接触必然会有传染力, 用 β 表示传染率, 即在单位时间内每个病人对易感人群感染的比例, 从而 t 时刻的新发病例数可表示为 βSI ; 单位时间内 R 人数与 I 数量成正比, 假设比例系数为 γ , 则移出者数量为 γI , 传染病的感染周期表示为 $\frac{1}{\gamma}$ 。SIR 模型的简易流程图可以表示为图 1。



图 1 SIR 模型简易流程

Fig. 1 Simple flow of SIR model

根据上述假设条件, SIR 模型的微分方程可表示为式(1):

$$\begin{cases} \frac{dS(t)}{dt} = -\beta I(t)S(t), \\ \frac{dI(t)}{dt} = \beta I(t)S(t) - \gamma I(t), \\ \frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t). \end{cases} \quad (1)$$

1.3 统计分析

根据重庆市最新人口统计资料显示, 截止 2018 年 12 月止重庆市常住人口为 3016 万, 0-14 岁人口占 16.49%, 约为 497 万人^[6]。利用 SAS 9.2 进行模型拟合, 对随着时间变化的传染率估计预测, 从而对该时间段下疫情的发展趋势进行预测。使用 R 软件构建模型微分方程并对其求解, 通过 optim 函数对其优化, 将 t 时刻对应的感染者数量与预测值的平方差之和最小化, 绘制出 2019 年 3 月-12 月重庆市手足口病 SIR 模型。

2 实验结果与分析

2.1 重庆市 2019 年手足口病例变化趋势

通过重庆市疾控中心官网收集了重庆市 2019 年 3 月至 12 月的确诊病例, 绘制出这个时间段重庆市手足口病随月变化趋势的曲线图, 如图 2(a) 所示。

从图 2 的统计曲线可见, 2019 年手足口病初期确诊病例数相对全年情况而言处于较低状态。由于

手足口病具有一定的传染周期, 随着时间的推移患病人数增长的趋势越来越明显, 约在 5-6 月的时候出现小高峰。

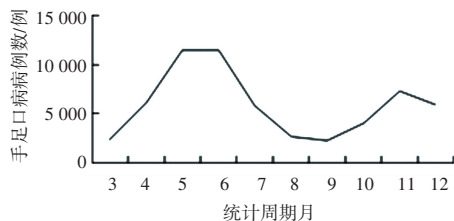


图 2 手足口病例数随月变化趋势

Fig. 2 Hand, foot and mouth cases change trend with the month

丙类传染病包括流行性感冒, 手足口病, 水痘, 流行性腮腺炎, 风疹等传染病。根据数据绘制出对应统计时间手足口病在重庆市丙类传染病中所占百分比情况的折线统计图如图 3 所示。

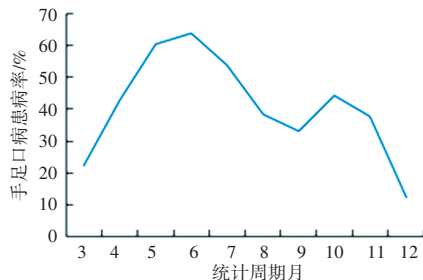


图 3 手足口病占丙类传染病的百分比随月变化趋势

Fig. 3 Hand, foot and mouth disease as a percentage of category C infectious diseases change trend with month

由图 3 折线图可知, 手足口病在该地区的患病率较高, 并在 6 月的时候出现小高峰。根据数据显示在重庆市每月法定传染病丙类统计中, 手足口病患病率处于前列。鉴于数据统计结果, 在目前重庆市对手足口病采取的防控措施条件下, 还需继续讨论并实施更有效的方法以达到降低患病人数的目的。

2.2 传染率变化情况

利用目前从官网获取的数据对模型的初始值进行估计, $S(0) = 166$ 万, 用 2019 年 3 月第一周的手足口病统计结果作为初始感染例数, 则 $I(0) = 590$, 有研究表明该病的感染周期为 7-10 日, 本次研究用 10 日 (1.43 周) 作为估计, 即 $\gamma = 0.699$, 从而 $R(0)$ 的估计值为 413。有研究表明传染率 β 在遵循韦氏分布进行估计的时候最接近真实值, β 随时间变化的表达式可表示为式(2):

$$\beta(t) = b \frac{k}{\lambda} \left(\frac{t}{\lambda} \right)^{k-1} e^{-(t/\lambda)^k}, \quad (2)$$

其中 t 为统计周数; λ 是比例参数; k 是形状参数。传染率随时间的变化趋势如图 4 所示。

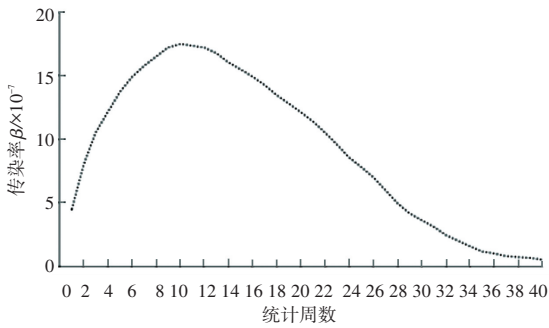


图 4 传染率随时间的变化趋势图

Fig. 4 The trend of infection rate changes with time

由参数估计值, $b = 4.28 \times 10^{-5}$, $k = 1.678$, $\lambda = 19$ 。由图 4 曲线图可见, 传染率 β 随着时间变化有着较明显的上升趋势, 并在传染后的第 11 周出现最大值, 随后出现下降走势。

2.3 重庆市 2019 年手足口病 SIR 模型

在保持现有条件不变的情况下, 绘制出 SIR 模型如图 5 所示。

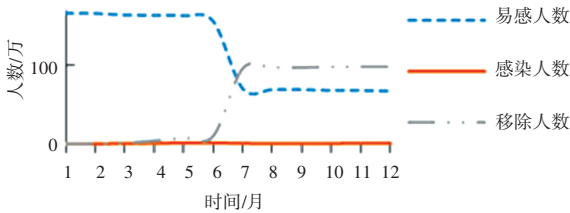


图 5 重庆市 2019 年手足口病 SIR 模型

Fig. 5 2019 SIR model of hand-foot-and-mouth disease in Chongqing

由图 5 可见, 在现有重庆市采取的防控措施不变的情况下, 手足口病的患病情况在 5, 6 月的时候

出现峰值, 在此之后患病人数出现回落。从模型图显示数值来看预测值比实际值大, 即预测患病人数多于实际患病人数, 则表明重庆市目前采取的防控措施得到了较好的防控效果。

3 结束语

在本研究中通过使用 R 软件构建出 SIR 模型的微分方程的方式, 从而绘制出重庆市 2019 年手足口病 SIR 模型。结果显示经典 SIR 模型可以对手足口病的发展趋势进行较好的预测分析。通过采用 SAS 软件分析了手足口病传染率随时间的变化趋势, 对传染率 β 有效估计预测, 可对后期重庆市相关机构采取手足口病防控措施提供帮助。若获得更多的数据统计, 通过构建更加完善的模型将会对传染病更好的预测分析。希望本次研究能够为手足口病的防控提供一定的帮助, 并在以后能为疾病防控做出一点贡献。

参考文献

- [1] SOLOMON, T. Virology, epidemiology, pathogenesis, and control of enterovirus 71[J]. Lancet. Infect. Dis. 2010, 10: 778-790.
- [2] XING, W. Hand, foot, and mouth disease in China, 2008-2012: an epidemiological study[J]. Lancet. Infect. Dis. 2014, 14: 308-318.
- [3] 国家卫生和计划生育委员会. 2016 年全国法定传染病疫情概况 [EB/OL]. (2017-02-23) [2017-12-09]. <http://www.moh.gov.cn/jkj/s3578/201702/38ca5990f8a54ddf9ca6308fec406157.shtml>.
- [4] 杨仁东, 胡世雄, 曾小敏, 等. 手足口病疫情预测预警模型研究进展[J]. 实用预防医学, 2015, 22(11): 1399-1402.
- [5] 重庆市疾病预防控制中心. <http://www.cqcdc.org/html/tjxx/>
- [6] 重庆市最新人口数量统计. <http://www.creditsailing.com/ShuJuXiangGuan/642400.html>

(上接第 160 页)

- [7] CHO K, VAN MERRIËNBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J]. arXiv preprint arXiv:1406.1078, 2014.
- [8] MISHRA A, ALAHARI K, JAWAHAR C V. Top-down and bottom-up cues for scene text recognition [C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 2687-2694.
- [9] KARATZAS D, GOMEZ-BIGORDA L, NICOLAOU A, et al. ICDAR 2015 competition on robust reading [C]//2015 13th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR). IEEE, 2015: 1156-1160.
- [10] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [11] SHI B, YANG M, WANG X, et al. Aster: An attentional scene text recognizer with flexible rectification[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2018, 41(9): 2035-2048.
- [12] JADERBERG M, SIMONYAN K, ZISSERMAN A, et al. Spatial

- transformer networks[C]// In NIPS, 2015.
- [13] LONG S, RUAN J, ZHANG W, et al. Textsnake: A flexible representation for detecting text of arbitrary shapes [C]// Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018: 20-36.
- [14] YANG M, GUAN Y, LIAO M, et al. Symmetry-constrained rectification network for scene text recognition [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2019: 9147-9156.
- [15] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017: 2117-2125.
- [16] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 770-778.
- [17] ILG E, MAYER N, SAIKIA T, et al. FlowNet 2.0: Evolution of optical flow estimation with deep networks [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017: 2462-2470.