

食源性疾病

基于Python语言的ARIMA模型在江西省食源性疾病发病率
预测中的应用陈丽敏^{1,2},刘成伟^{3,4},梁新民^{1,2},张强^{3,4},周厚德^{3,4},游兴勇^{3,4},刘道峰^{3,4},彭思露^{3,4}(1. 南昌大学公共卫生学院, 江西南昌 330006; 2. 江西省预防医学重点实验室, 江西南昌 330006;
3. 江西省疾病预防控制中心, 江西南昌 330029; 4. 江西省食源性疾病诊断溯源重点实验室,
江西南昌 330029)

摘要:目的 评估整合移动平均自回归模型(ARIMA)预测江西省食源性疾病月发病率的可行性。方法 应用Python软件构建ARIMA模型,以2021年数据验证及评估ARIMA模型预测效能,并对2022年1~6月江西省食源性疾病月发病率进行短期预测。结果 江西省2016—2021年食源性疾病发病率总体呈下降趋势,每年的8月份为发病高峰期;预测最佳模型为ARIMA(1,0,0)(1,0,2)₁₂,贝叶斯信息准则(BIC)为96.66,模型残差为白噪声序列($P>0.05$)。模型预测发病率与实际发病率流行趋势基本吻合,整体均方根误差(RMSE)为0.656,以2021年数据验证模型预测效果,预测值与实际值平均绝对百分误差(MAPE)为11.25%,表明模型外推效果较好。结论 ARIMA(1,0,0)(1,0,2)₁₂模型可用于江西省食源性疾病发病趋势的短期预测。

关键词:食源性疾病; ARIMA模型; Python语言; 预测

中图分类号:R155 文献标识码:A 文章编号:1004-8456(2023)03-0458-06

DOI:10.13590/j.cjfh.2023.03.022

Application of ARIMA model based on Python language to predict the incidence of foodborne diseases in Jiangxi ProvinceCHEN Limin^{1,2}, LIU Chengwei^{3,4}, LIANG Xinmin^{1,2}, ZHANG Qiang^{3,4}, ZHOU Houde^{3,4},
YOU Xingyong^{3,4}, LIU Daofeng^{3,4}, PENG Silu^{3,4}(1. School of Public Health, Nanchang University, Jiangxi Nanchang 330006, China; 2. Jiangxi Provincial Key Laboratory of Preventive Medicine, Nanchang University, Jiangxi Nanchang 330006, China;
3. Jiangxi Provincial Center for Disease Control and Prevention, Jiangxi Nanchang 330029, China;
4. Jiangxi Province Key Laboratory of Diagnosing and Tracing of Foodborne Disease, Jiangxi Nanchang 330029, China)

Abstract: Objective To evaluate the feasibility of the autoregressive moving average model (ARIMA) for predicting the monthly incidence of foodborne diseases in Jiangxi Province. **Methods** The ARIMA model was constructed by Python software, and the data from January to December in 2021 was used as the validation set to evaluate the prediction performance of the ARIMA model. The short-term prediction of the monthly incidence of foodborne diseases in Jiangxi Province from January to June in 2022 was carried out. **Results** The incidence of foodborne diseases in Jiangxi Province from 2016 to 2021 generally showed a downward trend, with the peak incidence in August each year. The best prediction model was ARIMA(1,0,0)(1,0,2)₁₂. The Bess Information Criterion (BIC) was 96.66, and the model residual was a white noise sequence ($P>0.05$). The predicted incidence rate of the model was roughly consistent with the actual incidence trend, and the overall root mean square error (RMSE) was 0.656. The efficacy of the model was verified by the data in 2021. The mean absolute percentage error (MAPE) between the predicted value and the actual value was 11.25%. It showed that the model extrapolation effect was better. **Conclusion** The ARIMA(1,0,0)(1,0,2)₁₂ model can be used for short-term prediction of the incidence trend of foodborne diseases in Jiangxi Province.

收稿日期:2022-06-15

基金项目:江西省重点实验室计划(2017BCD40021);江西省卫计委科研项目(SKJP_220211996,202110115)

作者简介:陈丽敏 女 在读研究生 研究方向为公共卫生 E-mail:1985562664@qq.com

通信作者:张强 男 主管技师 研究方向为卫生检验 E-mail:yuxiaqingfeng@qq.com

Key words: Foodborne disease; ARIMA model; Python language; prediction

食源性疾病是全球最突出的公共卫生问题之一,据世界卫生组织(World Health Organization, WHO)估计全球每年有多达 6 亿人(几乎每 10 人中就有 1 人)因食用受污染的食品而患病^[1]。尽管食源性疾病的临床症状通常是轻度和自限性的,但基于我国人口总量大,食源性疾病仍然是我国头号食品安全问题^[2]。ARIMA 模型是时间序列预测方法中最为经典的模型之一,在预测过程中综合考虑了时间序列的趋势性、周期性与随机波动性^[3]。而食源性疾病的发病往往融合了短期波动与季节性等特点,因此本研究应用 ARIMA 乘积模型对江西省食源性疾病月发病率进行短期预测,以期对江西省食源性疾病的防控策略制定提供参考。

1 材料与方法

1.1 资料来源

2016—2021 年食源性疾病月发病数资料来源于江西省疾病预防控制中心食源性疾病监测系统,同期人口数据来源于江西省统计年鉴。

1.2 Python 语言

Python 是面向对象的解释型程序设计,是一种可操作性强、易于使用、功能齐全的工具,广泛用于数据分析,拥有 Pandas、NumPy、StatsModels、Matplotlib 等经典的分析扩展库,可为科学计算、数据分析绘图提供技术支撑^[4]。Python 在人工智能大范围领域内的机器学习、神经网络、深度学习等方面都是主流的编程语言,得到广泛的支持和应用^[5]。

1.3 整合移动平均自回归模型模型

整合移动平均自回归模型(autoregressive moving average model, ARIMA)模型是一种常用的线性预测分析方法,预测的基本原理是:将预测对象随时间推移而形成的数据序列视为一个随机序列,用一定的数学模型来近似描述这个序列^[6]。对于存在季节性的时间序列数据,使用乘积 ARIMA 模型,模型结构为:ARIMA(p, d, q)×(P, D, Q)_s,其中 d 和 D 分别是非季节性和季节性差分次数, s 是季节周期长度;其中 p、q 为自回归和移动平均项数, P、Q 为季节性自回归和移动平均项数^[7]。

1.4 建模步骤

1.4.1 时间序列分解

时间序列中的非平稳性、周期性变化和季节性变化等干扰因素会影响时间序列变化,因此通过 Python 中的 seasonal_decompose() 函数提取原始时间序列的趋势性、季节性和随机性成分。

1.4.2 ARIMA 模型构建

利用 Python 中的 pm.auto.arima() 代码自动选取 ARIMA 模型。主要代码如下: pm.auto_arima(data, start_p=0, start_q=0, max_p=2, max_q=2, m=12, max_d=1, start_Q=0, start_P=0, seasonal=True, trace=True, stationary=True, information_criterion='aic', error_action='ignore', suppress_warnings=True, stepwise=False)。选取贝叶斯信息准则(Bess information criterion, BIC)和赤池信息准则(Akaike information criterion, AIC)值最小的 ARIMA 模型为相对最优模型。

1.4.3 参数估计及检验

对选取的模型各项参数的显著性进行检验,当 $P < 0.05$ 时,表明该参数项具有统计学意义可纳入模型。

1.4.4 模型残差检验

利用 plot_diagnostics() 函数获取模型残差诊断图来判断模型是否需要改进;对模型残差进行 Ljung-Box 检验,当 $P > 0.05$ 时为白噪声序列,表明拟合模型充分提取了序列中的信息。

1.4.5 模型效果评价及预测

将江西省 2021 年食源性疾病月发病率资料回代到模型中,观察模型的整体拟合效果,并对江西省 2022 年 1~6 月食源性疾病发病率进行短期预测。以均方根误差(Root mean square error, RMSE)、平均绝对百分误差(Mean absolute percentage error, MAPE)评估模型的预测效果,其中 RMSE、MAPE 值越小,表示预测精准度越高,拟合模型效果较好^[8]。

1.5 统计学分析

利用 Python 3.8 软件中的 NumPy、Pandas 库进行数据分析与整理;matplotlib 库进行绘图;Statsmodels 库进行 ARIMA 模型构建、评价及预测。

2 结果

2.1 时间序列分解

构建江西省 2016—2021 年食源性疾病月发病率的原始时间序列,进行趋势性、季节性和随机效应分解。时间序列的趋势性成分图显示食源性疾病发病率整体呈缓慢下降趋势;从季节性成分图(图 1)可以看出时间序列具有周期长度为 12 个月的季节变动,且每年 8 月是食源性疾病发病的高峰期,至每年 1 月份发病人数骤然降低;随机成分图表明提取出趋势和季节效应后的序列残差基本稳定。

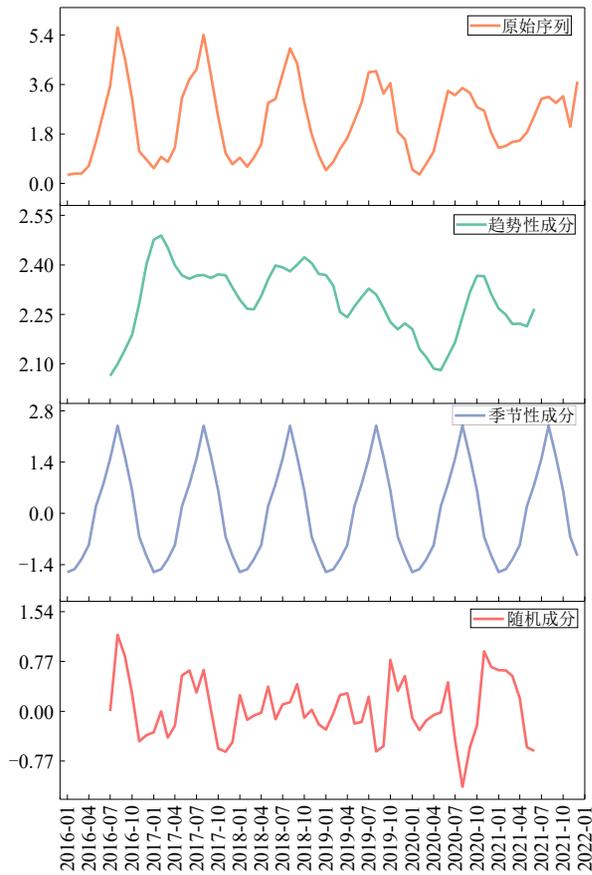


图1 江西省2016—2021年食源性疾病月发病率
时间序列分解图

Figure 1 Time series decomposition of monthly incidence of foodborne diseases in Jiangxi province from 2016 to 2021

2.2 ARIMA 模型构建

为避免模型阶数过高造成过拟合,一般限定各

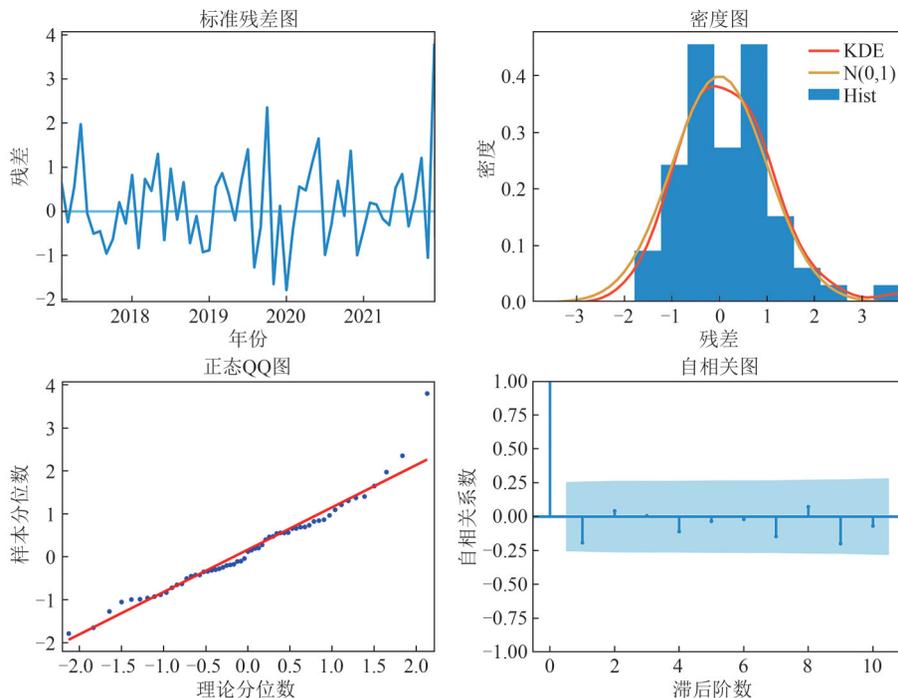


图2 江西省2016—2021年食源性疾病月发病率时间序列ARIMA(1,0,0)(1,0,2)₁₂模型残差分布和自相关图

Figure 2 ARIMA(1,0,0)(1,0,2)₁₂ model residual distribution and autocorrelation plot of the time series of monthly incidence of foodborne diseases in Jiangxi Province from 2016 to 2021

阶数不超过 2,因此设置 max_p,max_q 值为 2^[9]。通过 pm. auto. arima()代码获取 ARIMA 模型,初步纳入模型 ARIMA(1,0,0)(1,0,1)₁₂与 ARIMA(1,0,0)(1,0,2)₁₂,比较发现 ARIMA(1,0,0)(1,0,2)₁₂模型的 AIC 和 BIC 值最小,故选取该模型作为本次研究相对最优模型。见表 1。

表 1 备选模型及残差 Ljung-Box 检验

Table 1 Alternative models and residual Ljung-Box test

| ARIMA 模型 | AIC | BIC | Ljung-Box 检验 (lags=24) | |
|-----------------------------------|--------|--------|------------------------|------|
| | | | Q | P |
| ARIMA(1,0,0)(1,0,1) ₁₂ | 102.02 | 110.33 | 23.34 | 0.50 |
| ARIMA(1,0,0)(1,0,2) ₁₂ | 87.41 | 96.66 | 26.01 | 0.35 |

2.3 参数估计及检验

模型参数估计结果显示,除 ma. S. L12,ma. S. L24 外,其余各项参数均具有统计学意义(P<0.001),因此纳入 ARIMA(1,0,0)(1,0,2)₁₂模型中的各项参数是合理的。见表 2。

表 2 ARIMA(1,0,0)(1,0,2)₁₂模型的参数估计

Table 2 Parameter estimates of ARIMA (1,0,0)(1,0,2)₁₂ model

| 参数 | 系数 | SE | t | P | 95%CI |
|----------|-------|------|-------|--------|----------------|
| ar.L1 | 0.94 | 0.08 | 12.13 | <0.001 | 0.789 ~ 1.093 |
| ar.S.L12 | 0.68 | 0.10 | 6.48 | <0.001 | 0.472 ~ 0.880 |
| ma.S.L12 | -0.53 | 0.30 | -1.76 | 0.079 | -1.110 ~ 0.060 |
| ma.S.L24 | 0.32 | 0.50 | 0.65 | 0.516 | -0.650 ~ 1.294 |
| sigma2 | 0.28 | 0.04 | 6.53 | <0.001 | 0.193 ~ 0.358 |

2.4 模型残差检验

由模型的残差诊断结果可知,残差随着时间的波动基本稳定;由密度图以及正态 QQ 图可知,模型拟

合后残差呈正态分布;在置信区间内残差不存在自相关性(图 2),表明拟合的模型效果较好。且模型残差经 Ljung-Box 检验为白噪声序列($P>0.05$),表明该模型已充分提取序列中的信息,可进行下一步预测。

2.5 模型效果评价及预测

采用模型 $ARIMA(1,0,0)(1,0,2)_{12}$ 拟合江西省 2016—2021 年的食源性疾病月发病率数据,可以看出拟合序列与原始序列的变化趋势基本吻合,见图 3。以 2021 年 1~12 月的食源性疾病月发病率为验证集进行验证,结果显示除 11、12 月份外,其他月份实际值与预测值相对误差均在 10% 以内,见表 3。利用该模型对江西省 2022 年 1~6 月食源性疾病发病率进行短期预测,结果显示 2022 年 1~6 月食源性疾

病预测发病率对比去年同期略有上升,见图 3。

3 讨论

本研究通过构建 $ARIMA(1,0,0)(1,0,2)_{12}$ 模型对江西省未来食源性疾病的发病趋势进行短期预测。研究结果显示 2016—2021 年江西省食源性疾病发病率总体呈现下降趋势。一方面原因是随着人民生活质量的提升以及近年来食源性疾病防治的宣传教育,人们对食源性疾病预防意识不断增强;另一方面是国家食品安全监管体制不断完善,居民食品安全得到有效保障^[10]。时间序列图显示,江西省食源性疾病发病呈现明显的季节性,每年 8 月份是江西省食源性疾病的高峰期,该时间段高温潮湿的环境利于微生物的生长繁殖,且天气酷热易食生冷食品^[11]。ARIMA 乘积季节模型一般适用于短期预测,对于以 1 年为周期的短期预测,时间跨度最多为 1 年,最少为 3 个月^[12]。对于稳健预测至少需要 50 条以上数据、至少包含 7 个以上的季节周期才能做到^[13]。因此使用该模型对江西省 2022 年 1~6 月发病率进行短期预测,结果显示相比去年同期食源性疾病发病率略有上升。

在疾病发病率预测中时间序列得到广泛的应用,其中 ARIMA 模型作为时间序列中最重要的模型之一,被广泛用于医疗卫生、金融等领域的预测^[14-15]。相比于观察传统 ACF、PACF 图定阶,本研究通过 Python 语言的 `pm. auto. arima()` 代码根据 AIC 与 BIC 最小值准则获取最优模型,能够避免因个人主观选择可能导致的模型过拟合,同时提高筛选最优模型的效率^[16]。利用 $ARIMA(1,0,0)(1,0,2)_{12}$ 模型进行拟合,结果显示 2016—2021 年食源性疾病预测发病率与实际发病率流行趋势基本吻合,对拟合模型的整体精准度进行判断,模型均方误差 (Mean squared error, MSE) = 3.574 8, RMSE = 0.656, 两个值均较小,说明模型整体预测效果较好^[17]。以 2021 年 1~12 月的食源性疾病月发病率为验证数据进行验证,拟合值与实际值之间的 MAPE 为 11.25%。

虽然模型整体拟合效果较好,但部分月份如 12 月食源性疾病发病率预测值相对误差较大。一方面通过分析往年各地区的上报数据发现某个别县市存在数据漏报现象,在加强督促下导致年底上报数据增多;另一方面可能是拟合的 ARIMA 模型过多关注的是时间序列的线性关系,对于非线性关系的处理表现出一定的局限性^[18]。

模型预测结果显示,相比去年同期食源性疾病发病率略有上升,一方面可能是随着相关食源性疾

表 3 江西省 2021 年食源性疾病月发病率
(/10 万)实际发病率与预测值比较

Table 3 Comparison of actual incidence and predicted value of monthly incidence of foodborne diseases (/100 000) in Jiangxi Province in 2021

| 时间(月) | 实际值 | 预测值 | 预测值 95%CI | 相对误差/% |
|-------|-------|-------|---------------|--------|
| 1 | 1.302 | 1.422 | 0.378 ~ 2.465 | 9.23 |
| 2 | 1.361 | 1.256 | 0.224 ~ 2.289 | -7.72 |
| 3 | 1.508 | 1.602 | 0.569 ~ 2.634 | 6.24 |
| 4 | 1.556 | 1.690 | 0.657 ~ 2.722 | 8.58 |
| 5 | 1.855 | 1.935 | 0.902 ~ 2.968 | 4.31 |
| 6 | 2.453 | 2.212 | 1.180 ~ 3.245 | -9.80 |
| 7 | 3.075 | 2.884 | 1.851 ~ 3.916 | -6.21 |
| 8 | 3.157 | 3.060 | 2.028 ~ 4.093 | -3.05 |
| 9 | 2.933 | 2.835 | 1.802 ~ 3.867 | -3.35 |
| 10 | 3.168 | 2.924 | 1.892 ~ 3.957 | -7.69 |
| 11 | 2.061 | 2.379 | 1.347 ~ 3.412 | 15.46 |
| 12 | 3.706 | 1.728 | 0.695 ~ 2.760 | -53.38 |

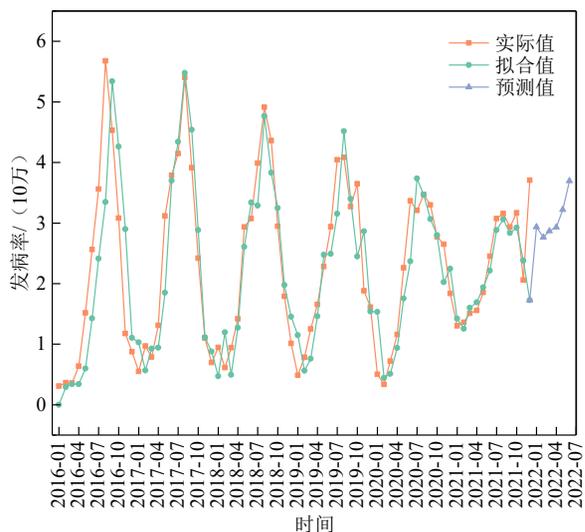


图 3 江西省食源性疾病月发病率时间序列 ARIMA (1,0,0)(1,0,2)₁₂ 模型的拟合及预测效果图

Figure 3 Fitting and forecasting effect of the ARIMA(1,0,0)(1,0,2)₁₂ model for the monthly incidence of foodborne diseases in Jiangxi Province

病监测制度的落实,瞒报率与漏报率大幅减少;另一方面是2021年的年底上报数据的异常增高导致后续短期预测值偏高。针对此问题后续应考虑探索异常值的最优处理方法,目前处理时间序列异常值的方法主要有删除法(将异常值直接删除)、缺失值法(由缺失值处理算法填补异常值)、修正法(将异常值替换为估计值,估计值一般为均值、中位数、线性插值)等^[19]。未来还应结合动态监测数据,对模型参数不断完善与修正,同时探索将多因素纳入模型并与LSTM、GNN等神经网络模型结合修正误差,提高模型预测的精准度,以便为江西省食源性疾病的早期防控策略制定提供参考^[20-21]。

参考文献

- [1] BARTELME M Z. WHO estimates global burden of foodborne diseases[J]. *Food Technology*, 2016, 70(2): 12-13.
- [2] ZHANG Z, CHEN Y H, WU L H. Effects of governmental intervention on foodborne disease events: Evidence from China [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2021, 18(24): 13311.
- [3] 翟梦梦, 李国华, 高雪芬, 等. 基于奇异谱分析的ARIMA模型在山西省流感预测中的应用[J]. *现代预防医学*, 2021, 48(9): 1550-1555.
- ZHAI M M, LI G H, GAO X F, et al. Application of ARIMA model based on singular spectrum analysis in prediction of influenza in Shanxi Province [J]. *Modern Preventive Medicine*, 2021, 48(9): 1550-1555.
- [4] 张晓卉, 姚婷婷, 陈阳, 等. 基于Python语言的ARIMA模型在天津市结核病发病率预测中的应用[J]. *中国感染控制杂志*, 2020, 19(7): 634-642.
- ZHANG X H, YAO T T, CHEN Y, et al. Application of ARIMA model in predicting the incidence of tuberculosis in Tianjin City based on Python language [J]. *Chinese Journal of Infection Control*, 2020, 19(7): 634-642.
- [5] 韦斯·麦金尼. 利用Python进行数据分析[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018: 3-4.
- MCKINNEY W. Python for data analysis [M]. Beijing: China Machine Press, 2018: 3-4.
- [6] 李志辉, 罗平. SPSS常用统计分析教程: SPSS 22.0中英文版[M]. 4版. 北京: 电子工业出版社, 2015.
- LI Z H, LUO P. SPSS Statistical Analysis tutorial: SPSS 22.0 Chinese and English version [M]. 4th edition. Beijing: Publishing House of Electronics industry, 2015.
- [7] BENVENUTO D, GIOVANETTI M, VASSALLO L, et al. Application of the ARIMA model on the COVID-2019 epidemic dataset [J]. *Data in Brief*, 2020, 29: 105340.
- [8] KIRBAŞ İ, SÖZEN A, TUNCER A D, et al. Comparative analysis and forecasting of COVID-19 cases in various European countries with ARIMA, NARNN and LSTM approaches [J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2020, 138: 110015.
- [9] 李晓松, 冯子健, 殷菲. 传染病时空聚集性探测与预测预警方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2014.
- LI X S, FENG Z J, YIN F. Spatio-temporal cluster detection, forecasting and early warning for infectious disease [M]. Beijing: Higher Education Press, 2014.
- [10] 陈君石. 中国食品安全的过去、现在和将来[J]. *中国食品卫生杂志*, 2019, 31(4): 301-306.
- CHEN J S. Food safety situation in China-past, present and future [J]. *Chinese Journal of Food Hygiene*, 2019, 31(4): 301-306.
- [11] 游兴勇, 周厚德, 刘道峰, 等. 2018—2019年江西省感染性腹泻患者病原微生物监测结果及流行病学特征分析[J]. *中国食品卫生杂志*, 2022, 34(2): 370-376.
- YOU X Y, ZHOU H D, LIU D F, et al. Epidemiologic and etiologic characteristics of infectious diarrhea in Jiangxi province, 2018—2019 [J]. *Chinese Journal of Food Hygiene*, 2022, 34(2): 370-376.
- [12] 邓雯文, 曾德唯, 吴小花, 等. 季节自回归滑动平均模型在食源性疾病发生预测中的作用[J]. *中国预防医学杂志*, 2021, 22(3): 197-202.
- DENG W W, ZENG D W, WU X H, et al. The role of SARIMA model in forecasting food-borne disease activity in Chongqing [J]. *Chinese Preventive Medicine*, 2021, 22(3): 197-202.
- [13] 潘兴强, 马瑞, 杨天池, 等. 应用Python编程语言构建宁波市水痘发病率预测的季节性ARIMA模型[J]. *中国疫苗和免疫*, 2022, 28(1): 83-87, 104.
- PAN X Q, MA R, YANG T C, et al. Establishing a seasonal ARIMA prediction model of varicella incidence in Ningbo city using Python programming language [J]. *Chinese Journal of Vaccines and Immunization*, 2022, 28(1): 83-87, 104.
- [14] 马晶, 王梅, 谯小伟, 等. ARIMA季节性模型在预测兰州市丙肝发病人数中的应用[J]. *中国卫生统计*, 2022, 39(1): 98-100, 105.
- MA J, WANG M, QIAO X W, et al. Application of ARIMA seasonal model in predicting the number of hepatitis C patients in Lanzhou [J]. *Chinese Journal of Health Statistics*, 2022, 39(1): 98-100, 105.
- [15] 周扬, 梁士杰. ARIMA乘积季节模型在郑州市肺结核月发病趋势预测中的应用[J]. *中国卫生统计*, 2021, 38(4): 554-555.
- ZHOU Y, LIANG S J. Application of ARIMA multiple seasonal model in predicting the monthly incidence trend of pulmonary tuberculosis in Zhengzhou [J]. *Chinese Journal of Health Statistics*, 2021, 38(4): 554-555.
- [16] 刘伟, 刘远, 胡文穗, 等. 差分自回归移动平均乘积季节模型预测广州市肺结核发病趋势[J]. *中华疾病控制杂志*, 2021, 25(2): 240-243, 248.
- LIU W, LIU Y, HU W S, et al. Application of multiple seasonal ARIMA model for predicting the incidence trend of tuberculosis in Guangzhou City [J]. *Chinese Journal of Disease Control & Prevention*, 2021, 25(2): 240-243, 248.
- [17] QIU H F, ZHAO H, XIANG H Y, et al. Forecasting the incidence of mumps in Chongqing based on a SARIMA model [J]. *BMC Public Health*, 2021, 21(1): 373.
- [18] SCHAFFER A L, DOBBINS T A, PEARSON S A. Interrupted time series analysis using autoregressive integrated moving average (ARIMA) models: a guide for evaluating large-scale health interventions [J]. *BMC Medical Research Methodology*, 2021,

- 21(1): 58.
- [19] LÓPEZ-ORIONA Á, VILAR J A. Outlier detection for multivariate time series: A functional data approach [J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 233: 107527.
- [20] 张雪凝, 施学忠, 赵浩, 等. SARIMA 和 SARIMA-GRNN 模型在流行性腮腺炎发病率预测中的应用对比 [J]. 中国卫生统计, 2020, 37(4): 489-492.
- ZHANG X N, SHI X Z, ZHAO H, et al. Comparison of SARIMA and SARIMA-GRNN models in predicting the incidence of mumps [J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2020, 37(4): 489-492.
- [21] ZHANG R, GUO Z, MENG Y J, et al. Comparison of ARIMA and LSTM in forecasting the incidence of HFMD combined and uncombined with exogenous meteorological variables in Ningbo, China [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2021, 18(11): 6174.

(上接第457页)

- 邓小玲(广东省疾病预防控制中心)
卢江(国家食品安全风险评估中心)
匡华(江南大学食品学院)
朱心强(浙江大学医学院)
刘弘(上海市疾病预防控制中心)
刘长青(河北省疾病预防控制中心)
刘成伟(江西省疾病预防控制中心)
刘兆平(国家食品安全风险评估中心)
刘守钦(济南市疾病预防控制中心)
刘烈刚(华中科技大学公共卫生学院)
刘爱东(国家食品安全风险评估中心)
孙长颢(哈尔滨医科大学)
李宁(国家食品安全风险评估中心)
李黎(中华预防医学会)
李凤琴(国家食品安全风险评估中心)
李业鹏(国家食品安全风险评估中心)
李国梁(陕西科技大学食品与生物工程学院)
李静娜(武汉市疾病预防控制中心)
杨方(福州海关技术中心)
杨钧(青海省卫生健康委员会卫生监督所)
杨大进(国家食品安全风险评估中心)
杨小蓉(四川省疾病预防控制中心)
杨杏芬(南方医科大学公共卫生学院)
肖荣(首都医科大学公共卫生学院)
吴永宁(国家食品安全风险评估中心)
何更生(复旦大学公共卫生学院)
何来英(国家食品安全风险评估中心)
何洁仪(广州市疾病预防控制中心)
赵舰(重庆市疾病预防控制中心)
赵云峰(国家食品安全风险评估中心)
赵贵明(中国检验检疫科学研究院)
钟凯(科信食品与营养信息交流中心)
姜毓君(东北农业大学食品学院)
聂俊雄(常德市疾病预防控制中心)
贾旭东(国家食品安全风险评估中心)
徐娇(国家卫生健康委员会食品标准与监测评估司)
徐海滨(国家食品安全风险评估中心)
高志贤(军事科学院军事医学研究院)
郭云昌(国家食品安全风险评估中心)
郭丽霞(国家食品安全风险评估中心)
唐振柱(广西壮族自治区疾病预防控制中心)
黄薇(深圳市疾病预防控制中心)
黄锁义(右江民族医学院药学院)
常凤启(河北省疾病预防控制中心)
崔生辉(中国食品药品检定研究院)
章宇(浙江大学生物工程与食品学院)
章荣华(浙江省疾病预防控制中心)
梁进军(湖南省疾病预防控制中心)
程树军(广州海关技术中心)
傅武胜(福建省疾病预防控制中心)
谢剑炜(军事科学院军事医学研究院)
赖卫华(南昌大学食品学院)
裴晓方(四川大学华西公共卫生学院)
廖兴广(河南省疾病预防控制中心)
熊丽蓓(上海市疾病预防控制中心)
樊永祥(国家食品安全风险评估中心)