

湖北省肾综合征出血热预测模型建立

刘天^{1,2}, 吴杨³, 刘漫³, 陈琦³, 童叶青³, 赵婧⁴

1. 荆州市疾病预防控制中心传染病防治所, 湖北 荆州 434000; 2. 长江大学公共卫生研究中心;

3. 湖北省疾病预防控制中心传染病防治所;

4. 中国疾病预防控制中心卫生应急中心(传染病溯源预警与智能决策全国重点实验室, 中国疾病预防控制中心)

摘要:目的 探讨湖北省肾综合出血热最优预测模型, 为建立湖北省肾综合征出血热监测预警模型提供依据。方法 利用 2005—2021 年湖北省肾综合征出血热逐月发病率监测数据, 以指数平滑模型(ETS), 乘积季节自回归移动平均模型(SARIMA)及带回归变量的 SARIMA-REG, 具有 Box-Cox 变换、ARMA 误差、趋势和季节性分量的指数平滑状态空间模型(TBATS), 时间序列神经网络模型(NNETAR)及带回归变量的 NNETAR-REG, 线性回归时间序列模型(TSLM)和三次样条预测模型(SPLINEF)8 种单一时间序列模型为基础, 通过 1~4 个模型进行组合, 共建立 162 个模型。采用平均绝对百分比误差(MAPE)作为评价指标, 评价模型拟合及预测效果。拟合及预测综合效果通过计算拟合、预测 MAPE 均值评价。结果 TSLM 模型及其构建组合模型拟合及预测综合 MAPE 均超过 100%。其它 98 个模型中, 单一模型、2 个模型的组合模型、3 个模型的组合模型、4 个模型的组合模型最优拟合模型分别为 SPLINEF(11.98%), SARIMA-SPLINEF(15.14%), SARIMA-NNETAR-REG-SPLINEF(16.06%), SARIMA-TBAT-NNETAR-REG-SPLINEF(17.75%)。单一模型、2 个模型的组合模型、3 个模型的组合模型、4 个模型的组合模型最优预测模型分别为 SARIMA-REG(34.48%), SARIMA-REG-TBATS(22.77%), SARIMA-TBATS-SPLINEF(23.84%), SARIMA-SARIMA-REG-TBATS-SPLINEF(20.92%), SARIMA-SARIMA-REG-TBATS-SPLINEF(20.75%)。结论 综合模型数量、模型拟合及预测精度度认为 SARIMA-TBATS-SPLINEF 为最优预测模型, 可以用于湖北省肾综合征出血热监测预警。

关键词:肾综合征出血热; 预测; 组合模型; 湖北省; 权重

中图分类号: R512.8 文献标志码: A 文章编号: 1003-8507(2024)12-2287-07

DOI: 10.20043/j.cnki.MPM.202312041

Establishments of a prediction model for hantavirus hemorrhagic fever with renal syndrome, Hubei

LIU Tian*, WU Yang, LIU Man, CHEN Qi, TONG Ye-qing, ZHAO Jing

* Department for Infectious Disease Control and Prevention, Jingzhou Center for Disease Control and Prevention, Jingzhou, Hubei 434000, China

Abstract: Objective To explore the optimal prediction model for hantavirus hemorrhagic fever with renal syndrome (HFRS) in Hubei province, and to provide a basis for establishing a monitoring and early warning model for HFRS. **Methods** Using monthly surveillance data of HFRS incidence in Hubei province from 2005 to 2021, eight single time series models based on exponential smoothing (ETS), seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) with and without regression variables, a state space model with Box-Cox transformation, ARMA errors, trend, and seasonal components (TBATS), a time series neural network model (NNETAR) with and without regression variables, a linear regression time series model (TSLM), and a cubic spline prediction model (SPLINEF) were used to build 162 models through 1-4 model combinations. The mean absolute percentage error (MAPE) was used as an evaluation index to evaluate the fitting and prediction performance of the models. The comprehensive fitting and prediction performance were evaluated by calculating the mean MAPE of fitting and prediction. **Results** The TSLM model and its combined models had a comprehensive MAPE of more than 100%. Among

基金项目: 中国疾病预防控制中心公共卫生应急响应机制的运行(102393220020010000017); 荆州市科技局 2023 年医疗卫生科技计划项目(2023HC38)

作者简介: 刘天(1991—), 男, 本科, 主管医师, 研究方向: 急性传染病防控工作

通信作者: 赵婧, E-mail: zhaojing@chinacdc.cn

the other 98 models, the optimal fitting models for single, two, three, and four - model combinations were SPLINEF (11.98%), SARIMA - SPLINEF (15.14%), SARIMA - NNETAR - REG - SPLINEF (16.06%), and SARIMA - TBAT - NNETAR - REG - SPLINEF (17.75%), respectively. The optimal prediction models for single, two, three, and four - model combinations were SARIMA - REG (34.48%), SARIMA - REG - TBATS (22.77%), SARIMA - TBATS - SPLINEF (23.84%), and SARIMA - SARIMA - REG - TBATS - SPLINEF (22.31%), respectively. The optimal fitting and prediction models for single, two, three, and four - model combinations were SPLINEF (24.75%), SARIMA - SPLINEF (22.55%), SARIMA - TBATS - SPLINEF (20.92%), and SARIMA - SARIMA - REG - TBATS - SPLINEF (20.75%), respectively. **Conclusion** Based on the number of models, fitting and prediction accuracy, SARIMA - TBATS - SPLINEF is considered the optimal prediction model and can be used for monitoring and early warning of HFRS in Hubei.

Keywords: Hemorrhagic fever with renal syndrome; Prediction; Hybrid model; Hubei province; Weights

肾综合征出血热是由汉坦病毒感染引起的,以鼠类等啮齿类动物为主要传染源的自然疫源性传染病^[1]。我国是肾综合征出血热的高发国家,全世界约 90% 病例分布在我国^[2]。准确拟合及预测传染病的趋势是科学、精准实施监测预警的基础。肾综合征出血热监测预警能为识别该传染病流行特征、早期发现规模化疫情提供重要参考,为进一步采取以防鼠灭鼠、应急接种及健康教育为主的综合性干预措施提供依据。既往曾有研究建立了全国肾综合征出血热预测模型^[3-4];但华中地区,尤其是湖北省肾综合征出血热预测模型鲜有报道。湖北省是我国肾综合征出血热的老疫区^[5],2014—2019 年湖北省肾综合征出血热报告发病率呈上升趋势^[6],防控形势严峻,建立拟合及预测精度高的模型对该省肾综合征出血热监测预警至关重要。本研究利用 2005—2021 年湖北省肾综合征出血热逐月发病率监测数据,分别建立多种模型,评价拟合及预测效果,筛选最优模型,以期为该省肾综合征出血热的防控提供科学依据。

1 资料与方法

1.1 资料来源 中国疾病预防控制中心的《监测报告管理》系统按照发病日期为 2005 年 1 月 1 日—2021 年 12 月 31 日,现住址为湖北省,卡片状态为“已终审”导出肾综合征出血热病例资料。湖北省人口数据来源于中国疾病预防控制中心的《综合管理系统》。通过逐月发病数与人口数计算逐月发病率。

1.2 方法 为探讨湖北省肾综合征出血热时间序列最优预测模型,本研究以 6 种常见单一时间序列模型为基础,通过不同组合,共建立 3 类共 162 个模型。第 1 类是指数平滑模型(ETS),乘积季节自回归移动平均模型(SARIMA),具有 Box - Cox 变换、ARMA 误差、趋势和季节性分量的指数平滑状态空间模型(TBATS),时间序列神经网络模型(NNETAR),线性回归时间序列模型(TSLM)和三次样条预测模型(SPLINEF)6 个单一时间序列预测模型;第 2 类是带回归变量的 SARIMA (SARIMA - REG) 和 NNETAR

(NNETAR - REG);第 3 类是上述 8 个模型分别选取 2~4 个进行组合的组合模型(共 154 个,2 个组合 28 个,3 个组合 56 个,4 个组合 70 个)。所有模型建立均在 R 软件中实现。

1.2.1 ETS ETS 模型具有三个主要参数:误差、趋势和季节性分量,可以是加法(A)模型、乘法(M)模型或无(N)趋势模型^[7]。本文采用自动定阶方法,拟合 ETS 模型,基于 Akaike 信息准则(AIC)最小值选择最佳模型^[7]。

1.2.2 SARIMA 与 SARIMA - REG SARIMA 模型一般表达式为 $SARIMA(p, d, q) (P, D, Q)_s$ 。式中, d 表示时间序列的差分次数, p 表示自回归阶数, q 表示移动平均的阶数。 D 表示季节性差分次数, P 表示季节性自回归阶数, Q 表示季节性移动平均阶数, s 表示周期性模式的长度^[8]。在 R 软件中,auto.arima() 函数根据 AIC 自动选择最佳 SARIMA 模型^[9]。SARIMA - REG 模型是指含回归变量的 SARIMA 模型。本研究回归变量包括 3 个:一是考虑周期性,根据该省荆州市既往研究结果,肾综合征出血热周期性升高为 12 年/次,最近一次发病高峰出现在 2006—2007 年;本研究将 2005—2009 年、2017—2021 年赋值为 1,其它年份赋值为 0。二是考虑季节性,湖北省肾综合征出血热出血热发病高峰为 5—6 月、11 月—次年 1 月^[6],将上述月份赋值为 1,其他月份赋值为 0。三是考虑新型冠状病毒疫情影响,将 2020—2021 年赋值为 1,其它年份赋值为 0。

1.2.3 TBATS 该模型是含多个成分的组合模型,T 表示傅里叶三角变换,B 表示 Box - Cox 变换,A 表示 ARMA 模型,T 是对象时间序列中的趋势特征,S 表示对象时间序列中的季节性。模型一般表达式为 $TBATS(\omega, p, q, \varphi, \{m_1, k_1\}, \{m_2, k_2\}, \dots, \{m_T, k_T\})$,其中 ω 代表 Box - Cox 变换参数, p, q 为 ARMA 模型参数, φ 表示阻尼参数值, m 表示季节周期, k 是用于季节性特征的谐波数^[10]。在 R 软件中,采用 tbats() 函数建立模型^[10]。

1.2.4 NNETAR 与 NNETAR - REG NNETAR 是一

种神经网络,是一种应用于预测问题的参数非线性模型。在 NNETAR 模型中,预测分两个阶段进行。首先采用自回归模型(AR)进行定阶,AIC 最小原则确定自回归阶数 p 。第二阶段,以非季节 1 至 p 期滞后数据、 P 期季节性滞后数据作为输入层, k 个隐藏神经元的数量,实际值作为输出层训练神经网络^[11]。模型表达式为 $NNETAR(p, P, k)_m$, m 表示季节周期^[11]。在 R 软件中,采用 `nnetar()` 函数建立模型。NNETAR-REG 模型为含回归变量的 SARIMA 模型,纳入回归变量同 SARIMA-REG 模型。

1.2.5 TSLM 该模型是由 J Hyndman 等人开发的一种时间序列回归模型,在线性回归基础上考虑季节性和趋势性变化。模型通过建立多个月份的哑变量和趋势性变量建立线性回归模型^[12]。在 R 软件中,采用 `tslm()` 函数建立模型。

1.2.6 SPLINEF 三次样条基于随机状态空间模型,该模型允许使用似然技术估计平滑参数。三次样条模型可以被看作是 ARIMA(0, 2, 2)模型的特例。它为预测提供了更好的长期趋势平滑性和线性度^[13]。在 R 软件中,采用 `splinef()` 函数建立模型。

1.2.7 组合模型 对上述 8 个模型选取 2~4 个进行组合,模型组合按相同权重计算得到拟合(预测)最终值 y , y 的计算公式为: $y = \frac{1}{n}y_1 + \frac{1}{n}y_2 + \dots + \frac{1}{n}y_i$, 其中 n 表示组合模型个数,取值为 2~4, y_1, y_2, \dots, y_i 表示进行组合的单一模型。

1.3 模型评价及统计分析 2005 年 1 月—2020 年 12 月湖北省逐月肾综合征出血热发病率数据作为训练数据,用于模型训练及拟合效果评价;2021 年 1—12 月数据作为测试数据,用于模型预测效果评价。评价指标选择平均绝对百分比误差(MAPE)。为兼顾拟合及预测效果,以拟合及预测评价的 MAPE 均值(MMAPE)作为模型最终筛选指标,以 MMAPE 最小者为最优模型。局部回归季节分解法(STL)用于分析肾综合征出血热季节性和趋势性,在 R 软件中利用 `stl()` 函数进行分解^[14]。*Ljung-Box Q* 检验用于诊断残差序列是否为白噪声序列。统计分析均在 R 4.1 软件中进行,“ggplot2”包用于图形绘制。检验水准 $\alpha = 0.05$ 。

2 结果

2.1 肾综合征出血热发病概况 2005—2021 年湖北省累计报告肾综合征出血热 5 798 例,年均发病率 0.57/10 万,月均发病率 0.05/10 万。湖北省肾综合征出血热存在明显长期趋势,2016 年前发病率维持较低水平,2016 年后发病率明显升高,至 2018 年达到

发病高峰,随后有所下降,但较 2016 年前仍较高。肾综合征出血热发病存在明显季节性,呈双峰型特点;4—7 月为春夏季发病高峰,11 月—次年 1 月为秋冬季发病高峰,春夏季发病高峰(2 449 例,占 42.24%)略高于秋冬季发病高峰(2 127 例,占 36.69%)。分地区来看,除神农架林区无病例报告外,其余 16 个地级市(自治州、省辖县)均有病例报告;发病率最高的 5 个地区为潜江市(761 例,4.68/10 万)、天门市(578 例,2.30/10 万)、荆门市(695 例,1.41/10 万)、荆州市(1 399 例,1.40/10 万)、仙桃市(303 例,1.37/10 万)。见图 1。

2.2 模型建立 分别建立 8 个模型,*Ljung-Box Q* 检验显示 SARIMA、SARIMA-REG、TBATS、ETS、NNETAR-REG 残差为白噪声,模型对原始数据信息提取充分;NNETAR、TSLM、SPLINEF 模型残差非白噪声序列,模型对原始数据信息提取不充分,残差存在明显趋势性变化,见表 1、图 2。对获得的 8 个模型选择 2~4 个进行组合,共获得 154 个组合模型。

表 1 ETS 等 8 个模型对 2005—2021 年湖北省肾综合征出血热逐月发病率拟合残差的 *Ljung-Box Q* 检验

Table 1 *Ljung-Box Q* test was conducted on the residuals of the fitted models of ETS and 8 other models for the monthly incidence rate of HFRS in Hubei from 2005 to 2021

模型	表达式	<i>Q</i> 统计量	<i>P</i> 值
ETS	ETS(A, N, A)	12.908	0.045
SARIMA	SARIMA(2, 1, 2)(2, 1, 1) [12]	3.154	0.790
SARIMA-REG	SARIMA(2, 1, 1)(1, 1, 1) [12]带回归项	2.536	0.864
TBATS	TBATS(0.288, {0, 0}, 0.856, {<12, 4>})	9.277	0.158
NNETAR	NNAR(2, 1, 2)[12]	20.883	0.002
NNETAR-REG	NNAR(2, 1, 3)[12]带回 归项	12.894	0.045
TSLM	-	420.456	<0.001
SPLINEF	-	104.332	<0.001

注:ETS:指数平滑模型;SARIMA:乘积季节自回归移动平均模型;SARIMA-REG:及带回归变量的乘积季节自回归移动平均模型;TBATS:具有 Box-Cox 变换、ARMA 误差、趋势和季节性分量的指数平滑状态空间模型;NNETAR:时间序列神经网络模型;NNETAR-REG:带回归变量的时间序列神经网络模型;TSLM:线性回归时间序列模型;SPLINEF:三次样条预测模型。

2.3 模型拟合及预测结果比较 TSLM 模型及其构建组合模型拟合及预测综合 MAPE 均超过 100%,模型拟合及预测效果较差予以剔除。剩余 98 个模型中,总体来看,组合模型拟合及预测效果优于单一模型;组合模型个数越多,模型拟合及预测综合 MAPE 越小,精度越高。综合精度最高的模型为 ARIMA、SARIMA-REG、TBATS、SPLINEF 组成的组合模型,

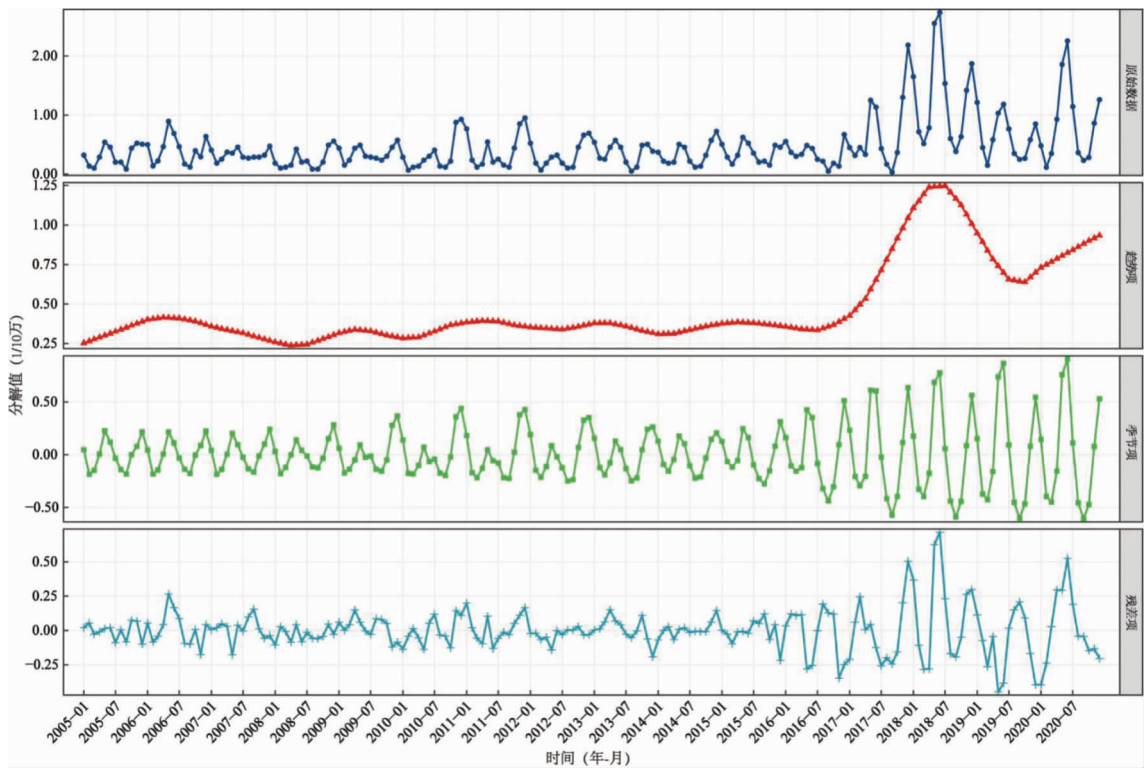
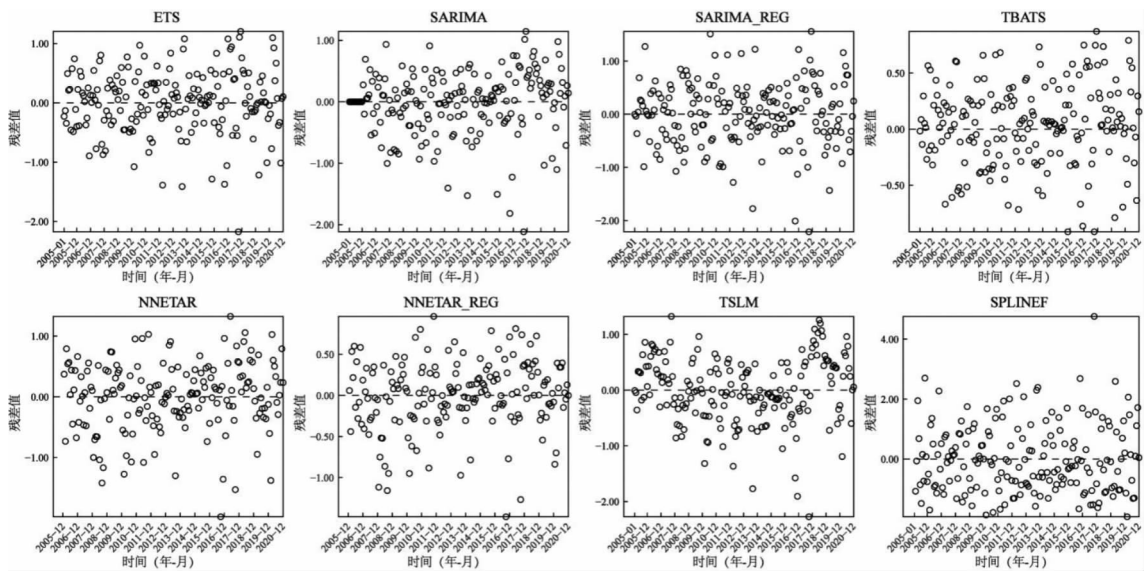


图 1 2005—2021 年湖北省肾综合征出血热逐月发病率季节性分解

Fig. 1 Seasonal decomposition of the monthly incidence of HFERS in Hubei Province from 2005 to 2021



注:ETS:指数平滑模型;SARIMA:乘积季节自回归移动平均模型;SARIMA-REG:及带回归变量的乘积季节自回归移动平均模型;TBATS:具有 Box-Cox 变换、ARMA 误差、趋势和季节性分量的指数平滑状态空间模型;NNETAR:时间序列神经网络模型;NNETAR-REG:带回归变量的时间序列神经网络模型;TSLM:线性回归时间序列模型;SPLINEF:三次样条预测模型。

图 2 ETS 等 8 个模型对 2005—2021 年湖北省肾综合征出血热逐月发病率拟合残差分布

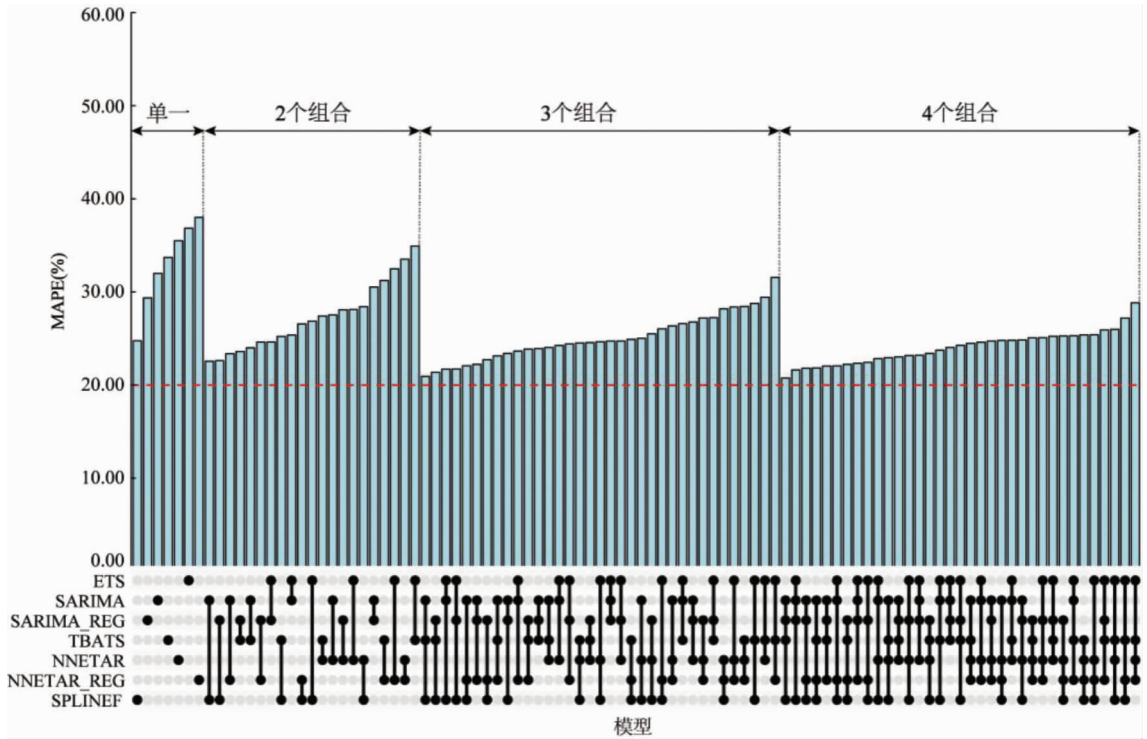
Fig. 2 Residual distribution of ETS and 8 other models for the monthly incidence rate of HFERS in Hubei from 2005 to 2021

其次为 SARIMA, TBATS 和 SPLINEF 组成的组合模型。单一模型 SPLINEF 模型综合 MAPE 最小,其次为 SARIMA-REG,预测 MAPE 均超过 30%。2 个模型

组合的组合模型,综合考虑拟合及预测效果,SARIMA-REG 和 TBATS 组合模型最优(拟合 MAPE: 24.42%,预测 MAPE:22.77%);3 个模型组合的组

合模型,综合考虑拟合及预测效果, SARIMA、TBATS 和 SPLINEF 组合模型最优(拟合 MAPE:18.00%, 预测 MAPE:23.84%); 4 个模型组合的组合模型,综合考虑拟合及预测效果, SARIMA、SARIMA - REG、TBAT 和 SPLINEF 组合模型最优(拟合 MAPE:

19.19%, 预测 MAPE:22.31%)。综合考虑拟合及预测效果、纳入模型数量, SARIMA、TBATS 和 SPLINEF 组合模型为最优模型(拟合 MAPE:18.00%, 预测 MAPE:23.84%)。见图 3、4,表 2。



注:ETS:指数平滑模型;SARIMA:乘积季节自回归移动平均模型; SARIMA - REG:及带回归变量的乘积季节自回归移动平均模型; TBATS:具有 Box - Cox 变换、ARMA 误差、趋势和季节性分量的指数平滑状态空间模型; NNETAR:时间序列神经网络模型; NNETAR - REG:带回归变量的时间序列神经网络模型; TSLM:线性回归时间序列模型; SPLINEF:三次样条预测模型。

图 3 ETS 等 8 个单一和组合模型共 98 个模型的拟合及预测综合精度

Fig. 3 The comprehensive accuracy of fitting and forecasting for 98 models, including 8 individual and combined models such as ETS, was evaluated

表 2 ETS 等 8 个单一和组合模型共 98 个模型中拟合及预测综合最小 MAPE 前 5 位(%)

Table 2 The top 5 models with the minimum MAPE for fitting and forecasting among the 98 models, including 8 individual and combined models such as ETS, are as follows (%)

模型类型	模型组合	拟合	预测	综合
单一	SPLINEF	11.98	37.51	24.75
	SARIMA - REG	24.23	34.48	29.36
	SARIMA	24.47	39.50	31.98
	TBATS	27.55	39.84	33.70
	NNETAR	31.08	38.99	35.04
2 个组合	SARIMA - SPLINEF	15.14	29.96	22.55
	SARIMA - REG - SPLINEF	15.38	29.84	22.61
	SARIMA - REG - TBATS	24.42	22.77	23.60
	SARIMA - TBATS	24.21	23.76	23.98
	SARIMA - NNETAR - REG	20.97	27.29	24.13
3 个组合	SARIMA - TBATS - SPLINEF	18.00	23.84	20.92
	SARIMA - REG - TBATS - SPLINEF	18.31	24.42	21.36
	ETS - SARIMA - SPLINEF	17.86	25.55	21.71
	ETS - SARIMA - REG - SPLINEF	17.95	25.49	21.72
	SARIMA - NNETAR - REG - SPLINEF	16.06	28.41	22.23

(续表)

模型类型	模型组合	拟合	预测	综合
4 个组合	SARIMA - SARIMA - REG - TBATS - SPLINEF	19.19	22.31	20.75
	ETS - SARIMA - SARIMA - REG - SPLINEF	19.09	24.15	21.62
	SARIMA - SARIMA - REG - NNETAR - REG - SPLINEF	17.86	25.82	21.84
	SARIMA - TBAT - NNETAR - REG - SPLINEF	17.75	26.58	22.16
	SARIMA - SARIMA - REG - TBATS - NNETAR - REG	22.09	22.68	22.38

注:ETS:指数平滑模型;SARIMA:乘积季节自回归移动平均模型;SARIMA - REG:及带回归变量的乘积季节自回归移动平均模型;TBATS:具有 Box - Cox 变换、ARMA 误差、趋势和季节性分量的指数平滑状态空间模型;NNETAR:时间序列神经网络模型;NNETAR - REG:带回归变量的时间序列神经网络模型;TSLM:线性回归时间序列模型;SPLINEF:三次样条预测模型。

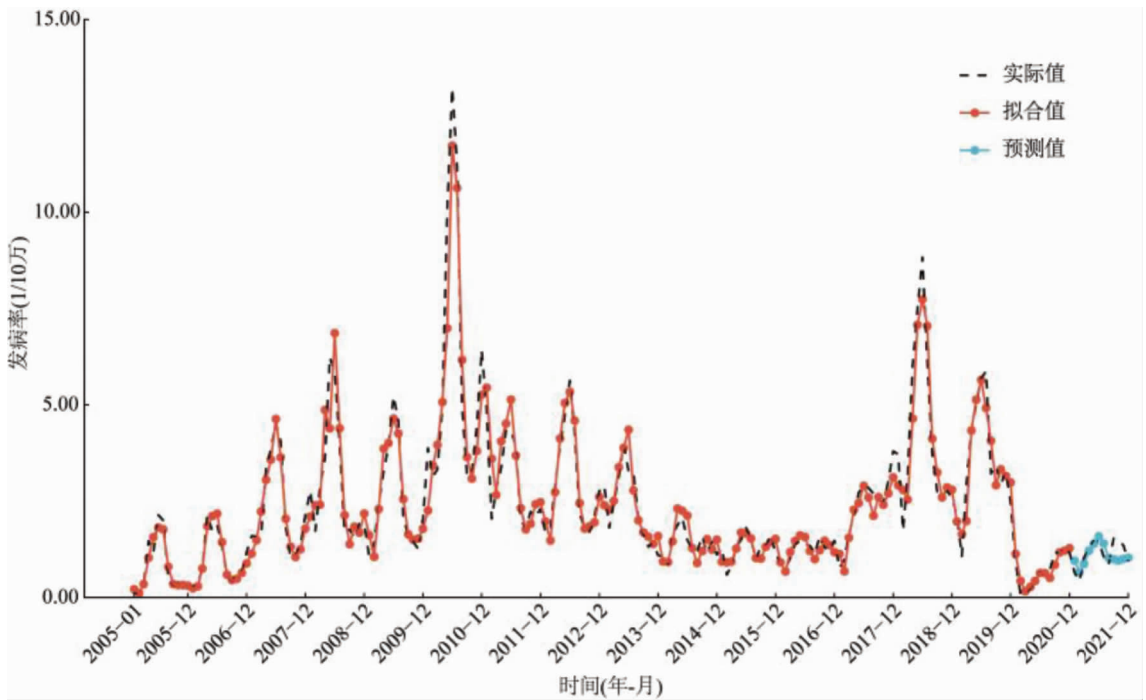


图 4 SARIMA - TBATS - SPLINEF 的组合模型拟合及预测效果

Fig. 4 Fitting and prediction performance of the combined SARIMA, TBATS, and SPLINEF model

3 讨论

季节分解显示,湖北省肾综合征出血热 2017 年呈快速上升趋势。建立肾综合征出血热监测预警模型是动态监测该省肾综合征出血热趋势变化的关键,既往有关于该省肾综合征出血热未来趋势预测的报道^[15],但主要为预测应用的研究,未对模型的适用性及模型优化进行探讨。准确预测疾病未来基线水平是监测预警的关键技术。为了筛选湖北省肾综合征出血热最优预测模型,本文以 6 种常见时间序列模型为基础,通过不同组合共建立 162 个模型,采用 MAPE 作为模型筛选指标,综合考虑拟合及预测效果,最终筛选出最优模型为 SARIMA - REG - TBATS - SPLINEF 组合模型。按照 Pao 等^[16]的分类标准,最优模型的拟合及预测精度均达到了“较好”,可以用于该省肾综合征出血热的监测预警。

既往传染病预测模型的筛选通常基于数个模型

进行探讨;建立组合模型多集中在某个组合模型与单一模型比较,鲜有批量组建组合模型再筛选最优模型的研究。本文在 3 个方面进行创新:一是批量组建组合模型。早在 1969 年 Bates 等^[17]指出组合模型预测精度往往优于单一模型。但关于组合模型组合方式 - 组合原则无统一标准。为了筛选最优模型,本文对单一模型及 2 ~ 4 个模型的组合模型自由组合,以筛选出最优模型。本文至多选择 4 个模型进行组合,主要考虑随着模型个数增加,模型拟合及预测精度提升不大;同时,单一模型数量过多可能导致组合模型过于冗杂,不便于解释。在本文最优模型选择中,SARIMA - SARIMA - REG - TBATS - SPLINEF 组合模型总综合 MAPE 最小,但考虑到 SARIMA 与 SARIMA - REG 均在组合模型中,且较 SARIMA - REG - TBATS - SPLINEF 组合模型精度提升不大,综合认为 SARIMA - REG - TBATS - SPLINEF 组合模型为最优模型。二是在建立单一模型时,充分考虑其它

因素,包括周期性-季节性和新冠病毒疫情的影响,结果显示 SARIMA-REG 综合精度高于单一 SARIMA 模型;最优模型将 NNETAR-REG 纳入,提示本文纳入的变量提升了单一模型精度。三是在模型评价方面。MAPE 是最常用的模型传染病预测模型精度评价指标。预测模型往往存在拟合精度高,预测精度低。提示模型可能存在过拟合,模型泛化能力差;另一方面,预测模型有时存在模型拟合效果不好,预测精度较高的情况。2 种情况的存在,不便于筛选最优模型。在本文中,本文已拟合-预测的 MAPE 均值作为综合 MAPE,综合评价模型拟合及预测效果。在尚无综合性评价指标的情况下,不失为一种较好的处理方法。

综上,本文通过建立多种组合模型,筛选出了湖北省肾综合征出血热较好的监测预警模型,今后湖北省可利用该模型动态监测肾综合征出血热趋势变化,为该省肾综合征出血热防控提供科学指导。

利益冲突声明 本研究不存在任何利益冲突

参考文献

- [1] Klein SL, Marks MA, Li W, et al. Sex differences in the incidence and case fatality rates from hemorrhagic fever with renal syndrome in China, 2004-2008[J]. *Clinical Infectious Diseases*, 2011, 52(12): 1414-1421.
- [2] Avšič - Županc T, Saksida A, Korva M. Hantavirus infections [J]. *Clinical Microbiology and Infection: the Official Publication of the European Society of Clinical Microbiology and Infectious Diseases*, 2019, 21S: e6-e16.
- [3] 刘天,姚梦雷,侯清波,等. 7 种时间序列模型对全国肾综合征出血热发病率预测效果比较[J]. *中国媒介生物学及控制杂志*, 2022, 33(4): 548-554.
Liu T, Yao ML, Hou QB, et al. Comparison of seven time series models in fitting and predicting the incidence of hemorrhagic fever with renal syndrome in China [J]. *Chinese Journal of Vector Biology and Control*, 2022, 33(4): 548-554.
- [4] Zhang R, Song HJ, Chen QL, et al. Comparison of ARIMA and LSTM for prediction of hemorrhagic fever at different time scales in China[J]. *PLOS One*, 2022, 17(1): e0262009.
- [5] Teng JQ, Ding SZ, Zhang HG, et al. Bayesian spatiotemporal modelling analysis of hemorrhagic fever with renal syndrome outbreaks in China using R-INLA [J]. *Zoonoses and Public Health*, 2023, 70(1): 46-57.
- [6] 刘漫,刘力,杨瑞,等. 湖北省 2005—2019 年肾综合征出血热监

- 测结果分析[J]. *全科医学临床与教育*, 2021, 19(2): 149-152.
Liu M, Liu L, Yang R, et al. Analysis on the monitoring of hemorrhagic fever with renal syndrome in Hubei from 2005-2019 [J]. *Clinical Education of General Practice*, 2021, 19(2): 149-152.
- [7] Hyndman RJ, Koehler AB, Ord JK, et al. *Forecasting with Exponential Smoothing: The state space approach* [M]. Germany: Springer, 2008.
- [8] Atchadé MN, Sokadjo YM, Moussa AD, et al. Cross-validation comparison of COVID-19 forecast models [J]. *SN Computer Science*, 2021, 2(4): 296.
- [9] Gecili E, Ziady A, Szczesniak RD. Forecasting COVID-19 confirmed cases, deaths and recoveries; Revisiting established time series modeling through novel applications for the USA and Italy [J]. *PLOS One*, 2021, 16(1): e0244173.
- [10] DeLivera AM, Hyndman RJ, Snyder RD. Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 2011, 106(496): 1513-1527.
- [11] Sena D, Nagwani NK. A neural network autoregression model to forecast per capita disposable income [J]. *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, 2016, 11(22): 13123-13128.
- [12] Hyndman R, Khandakar Y. Automatic time series forecasting: the forecast package for R [J]. *Journal of Statistical Software*, 2008, 27(3): 1-22.
- [13] Hyndman RJ, King ML, Pitru I, et al. Local linear forecasts using cubic smoothing splines [J]. *Australian & New Zealand Journal of Statistics*, 2005, 47(1): 87-99.
- [14] Ke GB, Hu Y, Huang X, et al. Epidemiological analysis of hemorrhagic fever with renal syndrome in China with the seasonal-trend decomposition method and the exponential smoothing model [J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 39350.
- [15] 刘红慧,刘天,邢学森. 2010—2017 年湖北省肾综合征出血热流行特征及时空分布与发病趋势预测 [J]. *疾病监测*, 2019, 34(1): 21-26.
Liu HH, Liu T, Xing XS. Epidemiological characteristics, spatial and temporal distribution and incidence trend of hemorrhagic fever with renal syndrome in Hubei, 2010-2017 [J]. *Disease Surveillance*, 2019, 34(1): 21-26.
- [16] Pao HT. Forecasting energy consumption in Taiwan using hybrid nonlinear models [J]. *Energy*, 2009, 34(10): 1438-1446.
- [17] Bates JM, Granger CWJ. The combination of forecasts [J]. *Journal of the Operational Research Society*, 1969, 20(4): 451-468.

收稿日期: 2023-12-04