·流行病与统计方法·

中国病毒性肝炎发病的循环周期特征分析与机器学习模型预测

孟庆刚[1],武茜茜[2],张义婷[2],李晓钰[2],刘超[2,3]
1.河北大学科学与技术创新研究院,河北 保定 071000;2.河北大学统计学系,河北 保定 071000;
3.河北省公共卫生安全重点实验室,河北 保定 071000

摘要:目的 本研究通过揭示中国病毒性肝炎的发病波动规律与周期特征,实现对其短期趋势的预测,从而为科学优化防控策略提供支持。**方法** 基于国家疾病预防控制局 2015 年 1 月—2025 年 1 月中国病毒性肝炎的月度发病数据,采用 Census X-13 方法进行季节性调整,深入探究病毒性肝炎的流行规律与变化趋势。使用 HP 滤波法剖析病毒性肝炎发病的循环周期特征,并利用机器学习模型(long short-term memory,LSTM)与时间序列分析模型(seasonal autoregressive integrated moving average,SARIMA)进行预测,同时对该预测模型的预测性能进行评估。**结果** 研究发现病毒性肝炎的发病病例数呈上升态势,且各年份的发病情况均表现出季节性波动特征,每年的 3—4 月为发病高峰。2015 年 1 月—2025 年 1 月,中国病毒性肝炎的发病数呈现出三个完整的循环周期,平均周期跨度为 40 个月,且各周期的振幅并不稳定。机器学习与时间序列模型的平均相对预测误差分别为 6.37%和 6.71%, 其中 LSTM 模型的均方根误差与平均绝对误差均较低,显示出更优的预测性能。**结论** 结合循环周期分析和机器学习模型可有效提升预测精度,助力实现"健康中国 2030"目标。

关键词:病毒性肝炎;循环周期特征;机器学习
中图分类号:R183.1 **文献标志码**:A **文章编号**:1003-8507(2026)05-782-06
DOI:10.20043/j.cnki.MPM.202509171

Cyclical characteristics analysis and machine learning based forecasting of viral hepatitis incidence in China

MENG Qing-gang*, WU Qian-qian, ZHANG Yi-ting, LI Xiao-yu, LIU Chao
Institute of Science and Technology Innovation, Hebei University, Baoding, Hebei 071000, China

Abstract: Objective To reveal fluctuation patterns and cyclical characteristics of viral hepatitis incidence in China and to forecast its short-term trend, thereby supporting the optimization of prevention and control strategies. **Methods** Based on the monthly incidence data of viral hepatitis in China from January 2015 to January 2025 by the National Disease Control and Prevention Bureau, this study employed the Census X-13 Seasonal Adjustment Method to analyze the epidemiological patterns and temporal trends of viral hepatitis during this period. The HP filter was applied to dissect the cyclical patterns of incidence. Forecasting was conducted using a machine learning model (long short-term memory, LSTM) and a time-series model (SARIMA), and and the predictive performance of the models was evaluated. **Results** The number of viral hepatitis cases showed an overall increasing trend, with clear seasonal fluctuations observed each year, and the annual peak occurred in March—April. From January 2015 to January 2025, the incidence of viral hepatitis in China was divided into three complete cyclical cycles, with an average cycle length of 40 months. Notably, the amplitude of these cyclical fluctuations was unstable over time. The mean relative prediction errors for the LSTM model and the SARIMA model were 6.37% and 6.71%, respectively. The LSTM model demonstrated lower root mean square error and mean absolute error, indicating superior predictive performance. **Conclusion** Combining cyclical analysis and machine learning models can effectively improve prediction accuracy, contributing to achieving the goal of "Healthy China 2030".

Keywords: Viral hepatitis; Cyclical characteristics; Machine learning

病毒性肝炎已成为威胁公共卫生安全和社会经济发展的重大隐患[1]。病毒性肝炎在全球范围内广泛流行,死亡负担沉重,其年死亡人数已超过结核病和艾滋病之和[2]。从致病类型看,乙型病毒性肝炎(viral hepatitis B)与丙型病毒性肝炎(viral hepatitis C)

基金项目:国家社会科学基金项目(21BRK025);河北大学多学科交叉研究计划资助项目(DXK202415)
作者简介:孟庆刚(1986—),男,硕士,实验师,研究方向:预测技术分析
通信作者:刘超,E-mail:liuchao003003@126.com

占据主导，是导致肝硬化和肝癌的关键诱因。值得注意的是，中国因人口基数大和既往感染率高等因素，承载了全球近 30%的肝炎相关疾病负担[3]。因此，开发高精度、高可靠性的预测方法，对于病毒性肝炎的防控工作至关重要。

国内有关病毒性肝炎的研究多聚焦于区域流行特征分析或特定防治技术评估，而针对全国发病趋势的系统性研究较少[4]。鉴于此，本研究基于 2015 年 1 月—2025 年 1 月中国病毒性肝炎的月度发病数据，采用 Census X-13 方法进行季节性调整，深入探究病毒性肝炎的流行规律与变化趋势。使用 Hodrick-Prescott(HP)滤波法剖析病毒性肝炎发病的循环周期特征，并利用机器学习模型（long short-term memory，LSTM）与时间序列分析模型（seasonal autoregressive integrated moving average，SARIMA）对 2025 年 2 月—2025 年 12 月年发病趋势进行预测，旨在为优化“预防－筛查－治疗”全链条防控策略提供科学依据，助力“健康中国 2030”目标实现。

1　资料与方法

1.1　数据来源　本研究的数据来源于国家疾病预防控制局，涵盖 2015 年 1 月—2025 年 1 月全国病毒性肝炎发病信息。为构建与评估预测模型，研究将 2015 年 1 月—2023 年 3 月数据设为训练集，2023 年 4 月—2024 年 5 月数据设为测试集，同时报告了 2023 年 4 月—2024 年 5 月全国病毒性肝炎发病数的平均相对预测误差（mean relative prediction error，MRPE）和平均绝对误差（mean absolute error，MAE）。

1.2　研究设计

1.2.1　Census X-13 季节调整法　针对病毒性肝炎发病数的季节性特征，本研究运用 Census X-13 季节调整法，旨在剔除季节干扰，生成平稳的时间序列，为后续精准预测奠定基础[5]。模型构建如下：

$$Y_t = T_t \cdot C_t \cdot S_t \cdot I_t \quad \text{公式(1)}$$

其中，Y_t 为全国病毒性肝炎发病数的月度序列数据，T_t 为长期趋势成分，S_t 为季节成分，C_t 为短期周期成分，I_t 为不规则成分。

1.2.2　HP 滤波法　是计量经济学领域一种重要的数据处理方法，其核心功能在于将时间序列数据拆解为反映长期变化规律的趋势成分与体现短期波动特征的周期成分[6]，分解公式如下：

$$y_t = g_t + c_t \quad \text{公式(2)}$$

其中，y_t 为病毒性肝炎发病数的月度序列数据，g_t 为长期趋势成分，c_t 为短期周期成分。

1.2.3　LSTM 模型　是一种专为序列数据设计的深度学习模型，它通过输入门、遗忘门、输出门等门控单元与细胞状态，有效克服了传统循环神经网络（recurrent neural network，RNN）的长期依赖问题，能更好捕捉时间序列中的长期趋势[7]。具体建模过程如下：

遗忘门负责筛选单元状态中的记忆流，公式如下：

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad \text{公式(3)}$$

输入门由两部分构成：一是 *sigmoid* 层，决定更新值；二是 tanh 层，创建新的候选值向量，公式如下：

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad \text{公式(4)}$$

$$\widetilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad \text{公式(5)}$$

在单元状态的更新过程中，会综合遗忘门与输入门所传递的所有信息：

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \widetilde{C}_t \quad \text{公式(6)}$$

输出门决定输出值，tanh 函数则对输出值进行缩放：

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad \text{公式(7)}$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad \text{公式(8)}$$

其中，σ 表示 *sigmoid* 函数，·表示向量或矩阵的点积，x_t 是 t 时刻的输入，h_t 是 t 时刻的隐藏状态，C_t 是 t 时刻的单元状态，W 和 b 分别是权重和偏置。

1.2.4　SARIMA 模型　SARIMA 模型在 ARIMA 的基础上，既涵盖非季节性变化参数，也包含四个季节性参数，其中三个超参数和一个周期参数，以精准建模具有季节性规律的时间序列[8]。模型具体公式如下：

$$\phi_p(B)\Phi_P(B_s)(1-B_s)^d(1-B_s)^D x_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B_s)\epsilon_t \quad \text{公式(9)}$$

B 为延迟算子，B_s 为季节性延迟算子，$\phi(B)$和 $\theta(B)$为延迟多项式算子，$\Phi(B_s)$和 $\Theta(B_s)$为季节性延迟多项式算子，D 次季节性差分和 d 次常差分。

1.2.5　模型检验　基于模型性能的评估需求，本文采纳了以下三个评价指标：相对预测误差（relative prediction error，RPE）、MRPE 与 MAE[9]。各指标的定义如下：

$$RPE_i = \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \cdot 100\% \quad \text{公式(10)}$$

$$MRPE = \frac{\sum_i^n RPE_i}{n} \quad \text{公式(11)}$$

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i| \quad \text{公式(12)}$$

其中，y_i 表示第 i 个真实值，$\hat{y}_i$ 表示第 i 个预测值，n 为测试集的样本数量。

1.2.6　统计分析　使用 EViews13 软件进行 Census X-13 季节调整，并使用 HP 滤波法剖析病毒性肝炎

发病的循环周期特征。运用 Python 3.10 软件建立 SARIMA 模型与 LSTM 模型并检验拟合效果，对 2025 年 2 月—2025 年 12 月全国病毒性肝炎的发病数进行预测分析。

2　结　果

2.1　中国病毒性肝炎发病的循环周期分析　在本研究中，通过 Census X-13 季节调整法对病毒性肝炎发病相关数据进行季节调整，将数据分解为趋势成分、季节成分、周期成分及不规则成分。结果显示，发病数存在明显的季节性规律，且各年季节指数均呈现典型的双峰模式。其周期性波动表现为，每年在 2 月的初次波谷后迎来 3—4 月的主高峰，此后一段时间内病毒性肝炎的发病受季节性影响趋于平缓，继而经过 7—8 月的次高峰后，在 10 月达到第二个波谷，至此完成一个完整的波动周期。

在剔除季节因素后，本研究采用 HP 滤波法将数据分解为长期趋势与循环周期，以揭示其周期特征。结果显示，中国病毒性肝炎发病数的长期趋势总体呈逐步上升态势。

就病毒性肝炎的循环周期特征而言，在 2015 年 1 月—2025 年 1 月大致呈现三个完整的循环周期，平均周期长度为 40 个月。第 1 周期（2015 年 1 月—2018 年 3 月）长度为 39 个月，波动相对平缓；第 2、3 周期振幅明显加剧。其中，第 2 周期（2018 年 4 月—2021 年 12 月）长达 45 个月，发病数达 148 245 例；第 3 周期（2022 年 1 月—2025 年 1 月）虽时长缩短至 37 个月，发病数却攀升至更高峰值 181 006 例。由此可见，各周期的振幅与长度并不稳定。见表 1、图 1。

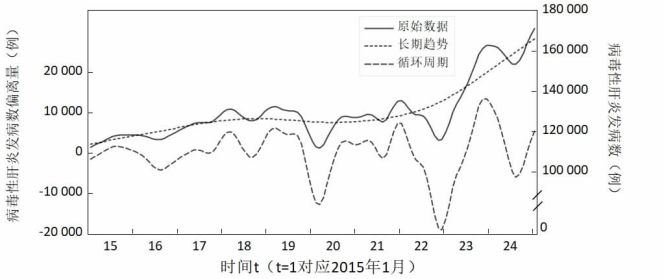


图 1　2015 年 1 月—2025 年 1 月中国病毒性肝炎发病数 HP 滤波图

Figure 1　Hodrick-Prescott filter chart of viral hepatitis cases in China, January 2015—January 2025

表 1　2015 年 1 月—2025 年 1 月中国病毒性肝炎发病波动周期划分

Table 1　Classification of viral hepatitis incidence fluctuation cycles in China, January 2015—January 2025

周期序号	起止时间（年 / 月）	峰值	谷值	峰谷落差	周期长度（月）
1	2015.01—2018.03	151 849	92 978	58 871	39
2	2018.04—2021.12	148 245	63 330	84 915	45
3	2022.01—2025.01	181 006	72 630	108 376	37

2.2　LSTM 的结果分析与对比　以 2015 年 1 月—2023 年 3 月全国病毒性肝炎发病数时序数据作为训练集，根据公式（10）~（12），分别计算 LSTM 与 SARIMA 2023 年 4 月—2024 年 5 月每个月的 RPE 值、MRPE 值和 MAE 值，结果显示 2023 年 4 月—2024 年 5 月 LSTM 模型与 SARIMA 模型的 MRPE 分别为 6.37%和 6.71%，模型预测表现优秀。且使用 LSTM 模型预测获得的 MAE 为 9 998.727，比使用 SARIMA 模型预测获得的值小，相比之下使用 LSTM 模型的预测效果更好。见表 2。

为直观比较，本研究绘制了 2023 年 4 月—2024 年 5 月全国病毒性肝炎发病数的实际值与 LSTM、SARIMA 模型预测值的走势图。结果显示，两种模型的预测曲线均与实际值高度吻合，表明预测偏差较小。见图 2。

为评估模型对 2025 年全国病毒性肝炎发病数的预测表现，本研究收集 2024 年 6 月—2025 年 1 月的实际发病数作为测试集。采用 MRPE 作为评价指标，MRPE 处于 0 ~ 10%之间说明预测表现优秀。使用 LSTM 模型与 SARIMA 模型，分别对 2024 年 6 月—2025 年 1 月全国病毒性肝炎的发病数进行预测，MRPE 分别为 5.62%、5.75%，两者均小于 10%，说明预测效果较为可靠。使用 LSTM 模型预测获得的 MAE 和 MRPE 均比使用 SARIMA 模型预测获得的值小，相比之下使用 LSTM 模型的预测效果更好。见表 3。

综上所述，本研究分别以 2015 年 1 月—2023 年 3 月全国病毒性肝炎发病数检测数据为训练集，并先后以 2023 年 4 月—2024 年 5 月及 2024 年 6 月—2025 年 1 月的数据为测试集进行建模与验证。结果表明，LSTM 与 SARIMA 模型的 MRPE 均低于 10%，模型预测结果表现优秀。但使用 LSTM 模型预测获得的 MAE 和 MRPE 值均比使用 SARIMA 模型预测获得的值小，相比之下使用 LSTM 模型的预测效果更好。

2.3　LSTM 的预测结果　基于 2015 年 1 月—2025 年 1 月全国病毒性肝炎月度发病数据，构建时间序列模型以预测 2025 年 2 月—12 月的发病趋势。在数据预处理阶段，采用四分位距（IQ_R）法识别并处理异常值，并通过滚动平均平滑数据，有效降低噪声干扰。

模型采用 LSTM 架构，包含一个含 50 个神经元的 LSTM 层及一个全连接输出层。训练期间，模型损失值迅速下降后趋于平稳，在训练集与验证集上均表现出良好的预测性能。模型预测结果显示，2025 年 2 月—12 月全国病毒性肝炎的发病数呈现类似周期性模式，且整体呈现持续平缓下降趋势。见图 3。

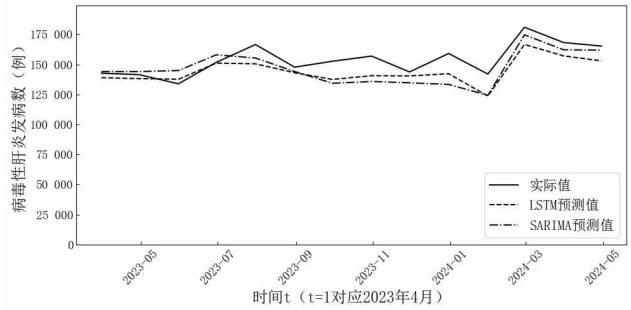


图 2　2023 年 4 月—2024 年 5 月中国病毒性肝炎发病数实际值和预测值走势曲线图

Figure 2　Trend curve chart of actual and predicted values for viral hepatitis cases in China, April 2023—May 2024

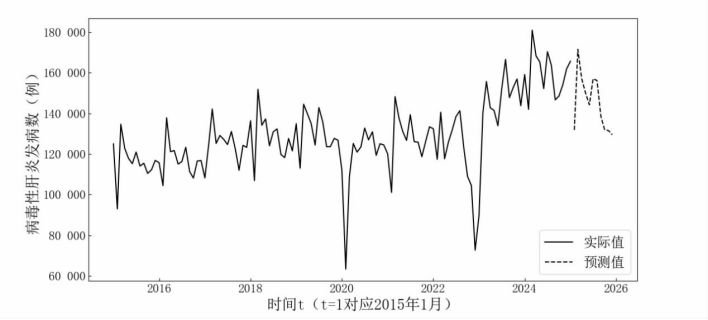


图 3　2025 年 2 月—2025 年 12 月中国病毒性肝炎发病数的 LSTM 模型预测图

Figure 3　LSTM-based forecast of the number of viral hepatitis cases in China, February 2025—December 2025

表 2　2023 年 4 月—2024 年 5 月中国病毒性肝炎发病数实际值、预测值和预测误差

Table 2　Viral hepatitis cases: actual values, predicted values, and prediction error in China, April 2023—May 2024

时间(年 / 月)	实际发病数	LSTM 模型		SARIMA 模型	
		预测值	RPE(%)	预测值	RPE(%)
2023/04	142 746	138 972	2.64	144 110	0.96
2023/05	141 492	138 255	2.29	144 096	1.84
2023/06	133 888	137 688	2.84	144 912	8.23
2023/07	151 809	151 135	0.44	158 041	4.11
2023/08	166 606	150 550	9.64	155 393	6.73
2023/09	147 758	143 120	3.14	144 135	2.45
2023/10	152 695	137 538	9.93	134 346	12.02
2023/11	156 977	140 634	10.41	135 813	13.48
2023/12	143 778	140 451	2.31	134 725	6.30
2024/01	159 136	142 295	10.58	133 386	16.18
2024/02	142 012	123 714	12.88	124 275	12.49
2024/03	181 006	166 670	7.92	174 723	3.47
2024/04	168 275	157 132	6.62	162 234	3.5
2024/05	165 333	152 974	7.48	161 934	2.06
MRPE(%)		6.37		6.71	
MAE		9 998.727		10 274.03	

表 3　2024 年 6 月—2025 年 1 月中国病毒性肝炎发病数实际值、预测值和预测误差

Table 3　Viral hepatitis cases: actual values, predicted values, and prediction errors in China, June 2024—January 2025

时间(年 / 月)	实际发病数	LSTM 模型		SARIMA 模型	
		预测值	RPE(%)	预测值	RPE(%)
2024/06	152 225	150 217	1.32	162 268	6.60
2024/07	170 397	162 301	4.75	177 490	4.16
2024/08	163 748	162 444	0.80	176 493	7.78
2024/09	146 669	145 414	0.86	161 190	9.90
2024/10	148 566	137 859	7.21	151 399	1.91
2024/11	154 173	144 145	6.50	152 130	1.33
2024/12	161 938	142 177	12.20	151 957	6.16
2025/01	165 723	146 922	11.34	152 145	8.19
MRPE(%)		5.62		5.75	
MAE		8 995		9 104.638	

3 讨 论

已有研究在分析中国病毒性肝炎疾病负担时指出，中国在病毒性肝炎防控领域已经取得了部分成效，但是负担仍然沉重，严重影响人群健康[10]。因此，为进一步降低病毒性肝炎疾病负担，提升公共卫生整体水平，需要加大防控力度，完善干预策略，优化防治服务体系[11]。为此本研究旨在分析 2015—2025 年全国病毒性肝炎的流行规律，发现其流行的长期趋势、季节性特征以及周期性特征，并对比 LSTM 模型和 SARIMA 模型的预测性能，找出较优的预测模型，为制定精准的防控政策提供数据支持。

本研究结果显示，从长期趋势来看，2015—2025 年中国病毒性肝炎发病数整体呈上升趋势[12]，发病数由 2015 年 124 984 例上升至 2025 年 165 723 例；从季节性规律来看，中国病毒性肝炎发病存在明显的季节性规律[13]，各年季节指数均呈现典型的双峰模式，其高峰期主要集中于 3—4 月，并于 7—8 月出现次高峰。从循环周期来看，2015 年 1 月—2025 年 1 月，中国病毒性肝炎的发病数呈现出 3 个完整的循环周期，平均周期跨度为 40 个月，且各周期的振幅并不稳定，第 1 周期波动相对平缓，第 2、3 周期振幅明显加剧。病毒性肝炎发病预测研究也证实，存在类似的周期性模式，且整体呈现持续平缓上升趋势。未来 10 年（2025—2035 年）我国病毒性肝炎发病将呈现“周期性波动下降”的总体特征。

科学的统计模型是实现精准、高效预测的关键。本研究发现，LSTM 模型的预测性能优于 SARIMA 模型，与倪茹玉等人[14]的研究一致。以 2015 年 1 月—2023 年 3 月全国病毒性肝炎月度发病数据训练模型，并以两个时间段进行测试评估。结果表明，LSTM 与 SARIMA 模型的 MRPE 均低于 10%，拟合效果良好，且 LSTM 在 MAE 和 MRPE 上均优于 SARIMA，预测精度分别提升 0.34%和 0.13%，显示出更好的稳健性与准确性。此外，据楼润平等人[15]的研究结果显示，SARIMA 模型在预测肺结核发病率时表现不佳，而武长礼等人[16]、肖国栋等人[17]则证明 LSTM 模型的预测精度优于 SARIMA 模型。

参照既有研究定义 2020 年 1 月—2023 年 3 月为 COVID-19 疫情期间[18]，排除 2020 年 1 月—2023 年 3 月的数据，即使用 2015 年 1 月—2019 年 12 月的数据作为训练集，进行敏感性分析[19]。在此基础上，重新应用 Census X-13 季节调整法和 HP 滤波法分析循环周期特征，并分别训练 LSTM 和 SARIMA 模型，比较全数据集与剔除疫情数据集的预测误差，以检验模型的稳健性。结果显示，剔除疫情数据集后在 2023 年 4 月—2024 年 5 月的预测中，LSTM 模型的 MAE 和 MRPE 值均低于 SARIMA 模型，分别为 18 113.31 和 11.53%，证实了 LSTM 模型具有更优的预测效果与稳健性。然而全数据集与剔除疫情数据集比较，全局数据集的预测误差更优。基于更短、未受疫情干扰的数据所建立的模型，其预测误差相较于全局数据局增大。这一对比恰恰证明了使用全数据模型的优越性[20]。

基于本研究发现的中国病毒性肝炎季节性和周期性规律，可在预测高发期前精准部署防控资源，灵活调整防控策略强度[21]。同时，结合本研究证实 LSTM 在短期预测中表现优异，能够实现发病趋势的月度滚动预测，为精准防控提供了关键技术支撑[22]，优化“预防 - 筛查 - 治疗”全链条效率。该“时序分析 + 机器学习”框架亦具备向其他传染病预测推广的潜力[23]。未来通过融入多源数据并建立模型更新机制，可进一步提高预测精度，推动肝炎防控工作的科学化与精准化，助力“健康中国 2030”目标实现。

本研究存在一定的局限性。一是，模型存在数据维度单一的局限，未能涵盖除历史发病数外的其他影响因素；二是，原始数据本身可能存在的偏差也会对预测结果的准确性造成影响。

综上所述，该研究揭示了中国病毒性肝炎发病数呈周期性波动上升趋势，平均周期约为 40 个月，具有明显的季节性（高峰在 3—4 月），且 LSTM 模型在预测中表现优异。这一发现不仅深化了对该病毒性肝炎流行规律的认识，其准确预测也为防控方案的制定提供了关键的决策支持。

利益冲突声明 本研究不存在任何利益冲突

参考文献

[1] 王宇. 建立公共卫生管理模式,促进消除病毒性肝炎危害[J]. 临床肝胆病杂志,2025,41(2):201-204.
Wang Y. Public health management strategies: A pathway to eliminating viral hepatitis threats [J]. Journal of Clinical Hepatology, 2025, 41(2): 201-204.(In Chinese)

[2] Thomas DL. Global elimination of chronic hepatitis[J]. New England Journal of Medicine, 2019, 380(21): 2041-2050.

[3] 黄文琪,温卉妍,李佳昕,等. 全球病毒性肝炎现状及消除进展[J]. 中国公共卫生,2024,40(11):1413-1416.
Huang WQ, Wen HY, Li JX, et al. Viral hepatitis: a review of global prevalence and research progress toward elimination [J]. Chinese Journal of Public Health, 2024, 40(11): 1413-1416.(In Chinese)

[4] Yue TT, Zhang QQ, Cai T, et al.Trends in the disease burden of HBV and HCV infection in China from 1990-2019 [J]. International Journal of Infectious Diseases, 2022, 122: 476-485.

[5] 刘建平,王雨琴. 季节调整方法的历史演变及发展新趋势[J]. 统计研究,2015,32(8):90-98.
Liu JP, Wang YQ. The historical evolution and new development trend of seasonal adjustment method [J]. Statistical Research, 2015,

32(8): 90-98.(In Chinese)

[6] 刘超,白莎莎,韩敏,等. 中国艾滋病发病和死亡的循环周期特征与非线性预测[J]. 中华疾病控制杂志,2025,29(1):55-60.
Liu C, Bai SS, Han M, et al. Characteristics of the cyclical cycle and non-linear prediction of acquired immunodeficiency syn-drome incidence and mortality in China [J]. Chinese Journal of Disease Control & Prevention, 2025, 29(1): 55-60.(In Chinese)

[7] 范子亮,韩雪峰,申亚琦,等. 长短期记忆网络模型在预测乙型肝炎发病趋势中的应用 [J]. 预防医学论坛,2023,29(11):812-815, 819.
Fan ZL, Han XF, Shen YQ, et al. Application of Long Short-Term Memory (LSTM) network model in predicting hepatitis B incidence trends [J]. Preventive Medicine Tribune, 2023, 29 (11): 812-815, 819.(In Chinese)

[8] Schaffer AL, Dobbins TA, Pearson SA. 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.

[9] 王志燕,石敏,赵鹏,等. 老年肺癌患者机械通气相关性肺部感染的风险预警模型构建及临床验证 [J]. 四川大学学报 (医学版),2025,56(6):1620-1626.
Wang ZY, Shi M, Zhao P, et al. Construction and clinical validation of a risk warning model for mechanical ventilation-associated pulmonary infection in elderly patients with lung cancer[J]. Journal of Sichuan University(Medical Sciences), 2025, 56(6): 1620-1626.(In Chinese)

[10] 李健,王富珍,陈仲丹,等. 中国病毒性肝炎疾病负担研究进展[J]. 临床肝胆病杂志,2025,41(2):221-227.
Li J, Wang FZ, Chen ZD, et al. Research advances in the disease burden of viral hepatitis in China [J]. Journal of Clinical Hepatology, 2025, 41(2): 221-227.(In Chinese)

[11] 单姗,贾继东. 中国慢性乙型肝炎治疗的进展与挑战[J]. 临床肝胆病杂志,2025,41(2):205-209.
Shan S, Jia JD. Advances and challenges in the treatment of chronic hepatitis B in China [J]. Journal of Clinical Hepatology, 2025, 41(2): 205-209.(In Chinese)

[12] 孙亚军,刘天,姚远.时间序列广义回归神经网络模型在病毒性肝炎发病率预测中的应用 [J]. 现代预防医学,2024,51(23):4260-4265.
Sun YJ, Liu T, Yao Y. Application of time series generalized regression neural network model in predicting the incidence of viral hepatitis[J]. Modern Preventive Medicine, 2024, 51(23): 4260-4265.(In Chinese)

[13] 赵敏,彦子博. 2010-2022 年黑龙江省戊型病毒性肝炎流行病学特征分析[J]. 现代预防医学,2025,52(6):1019-1023, 1043.
Zhao M, Yan ZB. Epidemiological characteristics of hepatitis E in Heilongjiang Province,2010-2022 [J]. Modern Preventive Medicine, 2025, 52(6): 1019-1023, 1043.(In Chinese)

[14] 倪茹玉,胡婉,张恒川,等. ARIMA 乘积季节模型与 LSTM 神经网络模型对我国麻疹发病数预测效果的比较[J]. 现代预防医学,2023,50(1):177-182.
Ni RY, Hu W, Zhang HC, et al. Comparison between ARIMA model and LSTM neural network model in predicting measles incidence in China [J]. Modern Preventive Medicine, 2023, 50 (1): 177-182.(In Chinese)

[15] 楼润平,潘依菲,王棣楠,等. 2011-2021 年浙江省肺结核发病率预测: 基于三体模型和三体预测法 [J]. 中国感染控制杂,2024,23(7):806-811.
Lou RP, Pan YF, Wang DN, et al. Predicting pulmonary tuberculosis incidence in Zhejiang Province (2011 - 2021): Based on triple model and triple prediction method[J]. Chinese Journal of Infection Control, 2024, 23(7): 806-811.(In Chinese)

[16] 武长礼,徐锋顺,段萌,等. 基于 SARIMA 模型与 LSTM 神经网络模型的中国肺结核发病预测比较研究[J]. 中国口岸科学技术,2025,7(3):4-12.
Wu CL, Xu FS, Duan M, et al. Comparative study of SARIMA and LSTM neural network models for pulmonary tuberculosis incidence prediction in China [J]. China Port Science and Technology, 2025, 7 (3): 4-12.(In Chinese)

[17] 肖国栋,陈兴书,罗勇军. 基于 SARIMA、LSTM 的西藏某医院肺结核病例数据的预测模型建立与初步应用[J/OL]. 陆军军医大学学报,1-17 [2026-02-01]. https://doi.org/10.16016/j.2097-0927.202406089.
Xiao GD, Chen XS, Luo YJ. Establishment and preliminary application of a prediction model for tuberculosis case data based on SARIMA and LSTM in a hospital in Tibet [J/OL]. Journal of Army Medical University, 1-17 [2026-02-01]. https://doi.org/10.16016/j.2097-0927.202406089.(In Chinese)

[18] 魏於家,马斌忠,王朝才,等. COVID-19 疫情对青海省结核病病例登记情的影响因素分析[J]. 医学动物防制,2025,41(7):654-657, 662.
Wei YJ, Ma BZ, Wang CC, et al. Analysis of factors influencing the registration of tuberculosis cases in Qinghai Province during the COVID-19 pandemic [J]. Journal of Medical Pest Control, 2025, 41 (7): 654-657, 662.(In Chinese)

[19] 符振旺,范世恒,李卫霞. 海南省 2015-2021 年乙型肝炎流行病学特征分析及趋势预测[J].中国热带医学,2024,24(2):143-149.
Fu ZW, Fan SH, Li WX. Epidemiological characteristics and trend prediction of hepatitis B in Hainan Province,2015-2021 [J]. China Tropical Medicine, 2024, 24(2): 143-149.(In Chinese)

[20] 夏爽,汪鹏,吴利沙,等. 2005-2023 年湖北省武汉市急性乙型肝炎流行特征及发病预测分析[J].疾病监测,2025,40(3):365-370.
Xia S, Wang P, Wu LS, et al. Epidemiological characteristics and incidence prediction of acute hepatitis B in Wuhan, Hubei, 2005-2023[J]. Disease Surveillance, 2025, 40(3): 365-370.(In Chinese)

[21] 董邓波,邹圣强,唐舒. 2009-2019 年中国病毒型肝炎发病的时空流行病学特征分析[J]. 现代预防医学,2024,51(4):595-601.
Dong DB, Zou SQ, Tang S. Spatio-temporal epidemiological characterisation of viral hepatitis incidence in China,2009-2019[J]. Modern Preventive Medicine, 2024, 51(4): 595-601.(In Chinese)

[22] 杨敏雪,于斐,王培生,等. 基于 ARIMA 和 LSTM 神经网络的乌鲁木齐市乙型肝炎发病预测研究 [J]. 现代预防医学,2022,49(16):2903-2907.
Yang MX, Yu F, Wang PS, et al. Prediction study of hepatitis B incidence in Urumqi based on ARIMA model and the LSTM neural network model [J]. Modern Preventive Medicine, 2022, 49 (16): 2903-2907.(In Chinese)

[23] Chretien JP, George D, Shaman J, et al. Influenza forecasting in human populations: a scoping review[J]. PLOS One, 2014, 9(4): e94130.

收稿日期:2025-09-13