

· 调查研究 ·

基于 ARIMA 模型与 NNAR 模型的中国青光眼疾病负担预测

苏美玲¹ 李瑞^{1,2} 王政来^{1,2} 刘科言¹ 庄文娟^{1,2} 刘洋^{1,3}¹宁夏医科大学第三临床医学院, 银川 750004; ²宁夏回族自治区人民医院眼科 宁夏眼科医院, 银川 750002; ³宁夏回族自治区人民医院 临床医学研究所, 银川 750002

通信作者: 刘洋, Email: herbliuyang@163.com; 庄文娟, Email: zh_wenj@163.com

【摘要】 目的 基于自回归积分移动平均 (ARIMA) 模型与神经网络自回归 (NNAR) 模型分析 1991—2019 年中国青光眼的疾病负担及其演变趋势, 并采用最佳模型预测 2020—2050 年中国青光眼疾病负担的未来变化趋势。方法 从 2019 年全球疾病负担数据库中提取 1991—2019 年中国青光眼年龄标准化患病率、伤残所致生命年损失 (YLD) 率和伤残调整寿命年 (DALY) 率等疾病负担指标的数据, 基于以上数据建立 ARIMA 模型和 NNAR 模型, 采用平均绝对百分比误差 (MAPE)、平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 比较 2 个模型的拟合和预测效果, 并采用最佳模型预测 2020—2050 年中国青光眼疾病负担。结果 中国全年龄段青光眼的年龄标准化患病率从 1991 年的 45.91 人/10 万人增长至 2019 年的 94.08 人/10 万人, 年平均增长 3.62%, 男性和女性青光眼年龄标准化患病率分别年均增长 3.24% 和 4.03%; 中国全年龄段青光眼年龄标准化 YLD 率及 DALY 率均由 5.20 人/10 万人增高至 7.91 人/10 万人, 年均变化率为 1.80%, 男性和女性的青光眼年龄标准化 YLD 率及 DALY 率均呈增高趋势, 平均每年增长 1.50% 和 2.16%。由 ARIMA 和 NNAR 模型预测的青光眼疾病负担结果显示动态趋势与实际情况基本相同, 且 ARIMA 模型的 MAPE、MAE 和 RMSE 值均小于 NNAR 模型, 即 ARIMA 模型的预测效果更佳, 预测结果更为精确。经 ARIMA 模型预测得到 2020 年中国青光眼年龄标准化患病率、YLD 率和 DALY 率分别为 128.70 人/10 万人、10.63 人/10 万人和 10.63 人/10 万人, 预计到 2050 年, 将分别上升至 942.17 人/10 万人、10.87 人/10 万人和 10.87 人/10 万人。结论 2020—2050 年中国青光眼疾病负担呈上升趋势, ARIMA 模型较 NNAR 模型预测结果的准确性更高, 能够为预测青光眼疾病负担提供有效的参考依据。

【关键词】 青光眼; 疾病负担; 自回归积分移动平均模型; 神经网络自回归模型; 预测**基金项目:** 国家自然科学基金 (82460215); 宁夏自然科学基金 (2024AAC03515); 银川市科技创新项目 (2024SF006); 宁夏医科大学校级科研项目 (XY2024058)

DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20250331-00102

A study on the burden prediction of glaucoma in China based on ARIMA and NNAR models

Su Meiling¹, Li Rui^{1,2}, Wang Zhenglai^{1,2}, Liu Keyan¹, Zhuang Wenjuan^{1,2}, Liu Yang^{1,3}¹The Third Clinical Medical College of Ningxia Medical University, Yinchuan 750004, China; ²Department of Ophthalmology, Ningxia Eye Hospital, People's Hospital of Ningxia Hui Autonomous Region, Yinchuan 750002, China; ³Ningxia Institute of Clinical Medicine, Ningxia Eye Hospital, People's Hospital of Ningxia Hui Autonomous Region, Yinchuan 750002, China

Corresponding authors: Liu Yang, Email: herbliuyang@163.com; Zhuang Wenjuan, Email: zh_wenj@163.com

【Abstract】 Objective To analyze the disease burden of glaucoma in China and its evolution trend from 1991 to 2019 based on an autoregressive integrated moving average (ARIMA) model and a neural network autoregressive (NNAR) model, and predict the future change trend of glaucoma disease burden in China from 2020 to 2050 using the better model. **Methods** Data on the age-standardized prevalence of glaucoma, years lost due to disability (YLD) rate, disability adjusted life year (DALY) rate in China from 1991 to 2019 were extracted from the 2019 Global Burden of Disease Database. Based on those data, an ARIMA model and an NNAR model were constructed. The performance of the two models in terms of fitting and prediction was evaluated and compared using metrics



including the mean absolute percentage error (MAPE), mean absolute error (MAE), and root mean square error (RMSE). The superior model was selected to forecast the disease burden of glaucoma in China from 2020 to 2050. **Results** From 1991 to 2019, the age-standardized prevalence of glaucoma in China across all age groups increased from 45.91 per 100 000 population to 94.08 per 100 000 population, with an average annual growth rate of 3.62%. Additionally, the annual average growth rates of glaucoma age-standardized prevalence for males and females were 3.24% and 4.03%, respectively. The years lost due to YLD rate and DALY rate of glaucoma in China across all age groups increased from 5.20 per 100 000 population to 7.91 per 100 000 population, with an average annual change rate of 1.80%. The age-standardized YLD rate and DALY rate of glaucoma in males and females showed an increasing trend by 1.50% and 2.16% per year on average, respectively. The trends predicted by both the ARIMA and NNAR models were essentially in line with the actual observed trends. Moreover, the MAPE, MAE, and RMSE values of the ARIMA model were all lower than those of the NNAR model, suggesting that the ARIMA model provided better prediction performance and more accurate results. According to the ARIMA model prediction, the age-standardized prevalence rate, YLD rate, and DALY rate of glaucoma in China in 2020 were 128.70 per 100 000 people, 10.63 per 100 000 people, and 10.63 per 100 000 people, respectively, which were projected to increase to 942.17 per 100 000 people, 10.87 per 100 000 people, and 10.87 per 100 000 people, respectively, by 2050. **Conclusions** Trend of the burden of glaucoma in China is predicted to increase from 2020 to 2050. The ARIMA model shows higher accuracy in forecasting compared to the NNAR model and can provide an effective reference for predicting the burden of glaucoma.

[Key words] Glaucoma; Disease burden; Autoregressive integrated moving average model; Neural network autoregressive model; Prediction

Fund program: National Natural Science Foundation of China (82460215); Natural Science Foundation of Ningxia (2024AAC03515); Yinchuan Science and Technology Innovation Project (2024SF006); School-level Scientific Research Project of Ningxia Medical University (XY2024058)

DOI: 10.3760/cma.j.cn115989-20250331-00102

青光眼是由视神经和视网膜神经纤维层受损导致周边视力丧失的一类疾病,常伴有眼压升高^[1-2],是全球首位不可逆性致盲眼病^[3]。近年来随着全球老年人口比例迅速上升,青光眼发病率逐年增长^[4]。2020年全球青光眼患者约7600万人,致盲人数约320万,预计到2040年患病人数将达到1.12亿^[5]。2020年中国青光眼患者已达2100万,约占全球青光眼患者的1/4^[6]。青光眼导致的视力损害严重影响患者的生存质量和预期寿命,同时给家庭和社会造成沉重的经济负担^[7]。基于我国青光眼患病率高的现状,有效预测青光眼疾病负担发展趋势可以为疾病的预防与治疗提供科学依据,为全球视力损害问题提供早期预警。以往研究多侧重于对青光眼疾病负担的变化趋势进行统计学描述和分析,而对该疾病未来发展趋势的预测研究相对较少^[8]。患病率、伤残调整寿命年(disability adjusted life year, DALY)率和伤残所致生命年损失(years lost due to disability, YLD)率是描述疾病长期发展趋势的指标,在不同危险因素影响下具有随机波动的特点^[8-9],这3项指标可作为评估青光眼疾病负担的重要量化指标。自回归积分移动平均(auto-regressive integrated moving average, ARIMA)模型

和神经网络自回归(neural network autoregression, NNAR)模型是常用于处理具有时间序列数据的统计学模型。ARIMA模型因结构简单、适用性强,广泛用于短期线性关系数据预测,常见于医疗卫生领域^[10-11]。NNAR模型在处理非线性时间序列数据方面表现突出,假设条件较少,也常被用于疾病预测^[12]。本研究通过搜集2019年全球疾病负担(The Global Burden of Diseases Study, GBD 2019)数据库中1991—2019年中国青光眼人群的年龄标准化患病率、年龄标准化YLD率和年龄标准化DALY率数据,分析1991—2019年中国青光眼的疾病负担情况及其演变趋势,采用ARIMA和NNAR模型对数据进行建模,预测2020—2050年中国青光眼疾病负担发展趋势,并比较这2种模型的预测性能,为青光眼的防治提供参考依据。

1 材料与方法

1.1 数据来源

1991—2019年中国青光眼患病率、YLD率和DALY率等数据来源于GBD 2019数据库。GBD数据库是研究全球主要疾病及伤害的健康损失水平和趋势的全面、权威、可信的信息来源,是国际公认的疾病负

担评价体系^[13-14]。GBD 2019 数据库对 1990—2019 年全球 204 个国家和地区的 369 种疾病、伤害和危险因素进行了系统性科学评估,旨在从全球、区域和国家层面量化疾病、残疾和死亡对社会经济及健康的影响。关于数据库的详细信息和操作指导参见 <http://ghdx.healthdata.org/gbd-2019>^[15]。

1.2 方法

1.2.1 青光眼疾病负担趋势分析 利用全球健康数据交换平台 (<http://ghdx.healthdata.org/gbd-results-tool>) 采集 GBD 2019 数据库中 1990—2019 年中国青光眼人群的年龄标准化患病率、年龄标准化 YLD 率和年龄标准化 DALY 率数据,分析中国全年龄段和不同性别人群青光眼疾病负担的变化趋势。变化率 = (2019 年指标值 - 1991 年指标值) / 1991 年指标值 × 100%。通过 R 软件构建 ARIMA 和 NNAR 模型,预测 2020—2050 年我国青光眼疾病负担趋势,采用平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和均方根误差 (root mean square error, RMSE) 评价 2 种模型的预测性能。

1.2.2 ARIMA 模型建立 ARIMA 模型 (p, d, q) 适用于呈现趋势性或季节性特征的数据序列^[16],通过分析历史时间序列数据预测未来趋势,现被广泛应用于人口统计学以及疾病流行病学领域^[17]。其中 p、d 和 q 分别表示自回归阶数、差异度阶数和移动平均阶数。利用 R 语言 (版本 4.1.0) 的“forecast”和“tseries”包中的“auto.arima”等函数构建 ARIMA 模型的时间序列模型,建立模型的 3 个主要步骤:(1) 数据预处理 通过审视时间序列图,评估其是否缺乏趋势性和季节性成分,从而判断其稳定性。如果序列是非平稳序列,则采用相应的差值对序列进行平滑处理,并进行白噪声检验,以评估差分后的时间序列是否展现随机性和无序性。(2) 模型辨识、定阶和模型参数估计 在模型选择过程中,通常采用 Akaike 信息准则 (Akaike information criterion, AIC) 和贝叶斯信息准则 (Bayesian information criterion, BIC) 来确定最优模型类型和参数配置。模型的优越性通常体现在其 AIC 或 BIC 值最小化方面。(3) 模型建立 采用 Ljung-Box 检验检测时间序列模型残差中是否存在自相关性,理想模型应具备最小的残差自相关性,即残差接近白噪声。最后采用拟合度更优的模型进行预测。

1.2.3 NNAR 模型建立 NNAR 模型可被视为一个由神经元或节点构成的网络,其能够捕捉数据中的非线性关系和动态变化^[18]。在基本神经网络框架中,神

经元被划分为 2 层,底层识别原始时间序列,顶层识别预测结果,得到的模型等同于一个简单的线性回归模型。模型的非线性特性仅在引入含有“隐藏神经元”的中间层时才会显现。对于季节性数据,NNAR 模型可用符号 $NNAR(p, P, k)_m$ 来描述,其中 m 表示季节周期的长度;p 表示非季节性数据的滞后阶数,即模型中所采用的非季节性时间序列的滞后值;P 表示季节性数据的滞后阶数,即模型中所采用的同一季节的滞后值;k 表示隐藏层中的节点数,即神经网络中隐藏层的神经元数量^[19]。由于本研究数据为年度序列,无季节周期, $m = 1$, 因此模型简化为非季节性形式 $NNAR(p, k)$ 。NNAR 模型通过 R 语言“forecast”包中的“nnetar”等函数构建。

1.2.4 模型比较 采用 MAE、MAPE 和 RMSE 3 个性能指标来比较和评估模型匹配度及预测准确性。MAE 是最简单的拟合和预测精度度量指标,用于确定平均预测误差。MAPE 是无符号百分比误差的平均值,可有效区分预测结果中的大误差和小误差,但可能会低估罕见误差。RMSE 对罕见误差具有极高敏感性,通过放大预测误差,可更精准地评估预测模型的稳定性。上述 3 个指标值越小,预测效果越好^[11]。通过比较 ARIMA 和 NNAR 模型的预测效果,探索适用于预测青光眼疾病负担水平的方法。

2 结果

2.1 1991—2019 年中国青光眼疾病负担变化趋势

1991—2019 年,中国青光眼疾病负担数据显示中国全年龄段人群青光眼的年龄标准化患病率从每 10 万人口中 45.91 例增加到 94.08 例,增长 104.92%,年增长率达 3.62%;青光眼导致的年龄标准化 YLD 率和 DALY 率均从每 10 万人口中 5.20 例增加到 7.91 例,年均变化率为 1.80%。在性别方面,男性和女性的青光眼年龄标准化患病率均呈上升态势,年均增长率分别为 3.24% 和 4.03%;年龄标准化 YLD 率和年龄标准化 DALY 率也呈现相似的上升趋势,年均增长率分别为 1.50% 和 2.16% (表 1, 图 1~3)。

2.2 青光眼年龄标准化患病率预测模型

在青光眼年龄标准化患病率的预测中, AIC 和 BIC 最小的青光眼年龄标准化患病率预测模型为 ARIMA(1, 2, 0) (AIC = 70.35, BIC = 72.79)。对残差序列进行 Ljung-Box 检验,结果显示在延迟 6 阶和 12 阶时, χ^2 值分别为 6.648 ($P = 0.248$) 和 8.888 ($P = 0.632$), 均高于显著性水平,表明残差序列是白噪声。ARIMA(1, 2, 0) 模型的 MAPE、MAE 和 RMSE 分别为

表 1 1991—2019 年中国青光眼疾病负担变化趋势(人/10 万人)
Table 1 Trends in the burden of glaucoma in China from 1991 to 2019 (per 100 000 people)

年份(年)	患病率			YLD 率			DALY 率		
	男	女	总	男	女	总	男	女	总
1991	46.95	44.80	45.91	5.58	4.80	5.20	5.58	4.80	5.20
1992	43.70	42.71	43.22	5.08	4.50	4.80	5.08	4.50	4.80
1993	41.31	41.32	41.32	4.70	4.28	4.50	4.70	4.28	4.50
1994	40.06	40.75	40.39	4.48	4.18	4.33	4.48	4.18	4.33
1995	40.26	41.13	40.68	4.48	4.19	4.34	4.48	4.19	4.34
1996	42.25	43.02	42.62	4.71	4.41	4.57	4.71	4.41	4.57
1997	45.69	46.43	46.05	5.13	4.81	4.97	5.13	4.81	4.97
1998	49.81	50.57	50.18	5.63	5.29	5.47	5.63	5.29	5.47
1999	53.83	54.53	54.17	6.11	5.73	5.93	6.11	5.73	5.93
2000	56.73	57.27	56.99	6.43	6.01	6.23	6.43	6.01	6.23
2001	58.16	58.63	58.39	6.53	6.10	6.32	6.53	6.10	6.32
2002	58.62	59.24	58.92	6.45	6.06	6.26	6.45	6.06	6.26
2003	58.50	59.43	58.96	6.29	5.94	6.12	6.29	5.94	6.12
2004	58.44	59.59	58.99	6.14	5.83	5.99	6.14	5.83	5.99
2005	58.78	60.00	59.37	6.08	5.78	5.93	6.08	5.78	5.93
2006	59.80	60.85	60.31	6.13	5.81	5.98	6.13	5.81	5.98
2007	60.99	61.79	61.38	6.21	5.86	6.04	6.21	5.86	6.04
2008	62.23	62.84	62.53	6.30	5.91	6.11	6.30	5.91	6.11
2009	63.66	64.10	63.87	6.41	5.99	6.20	6.41	5.99	6.20
2010	65.01	65.47	65.24	6.50	6.07	6.29	6.50	6.07	6.29
2011	66.71	67.23	66.96	6.62	6.18	6.41	6.62	6.18	6.41
2012	68.71	69.29	68.99	6.74	6.29	6.52	6.74	6.29	6.52
2013	71.06	71.81	71.43	6.88	6.43	6.66	6.88	6.43	6.66
2014	74.17	75.00	74.58	7.08	6.62	6.86	7.08	6.62	6.86
2015	77.59	78.67	78.12	7.31	6.86	7.09	7.31	6.86	7.09
2016	84.98	86.99	85.96	7.91	7.53	7.72	7.91	7.53	7.72
2017	92.11	95.49	93.77	8.50	8.23	8.37	8.50	8.23	8.37
2018	93.39	98.07	95.68	8.50	8.27	8.38	8.50	8.27	8.38
2019	91.07	97.21	94.08	8.01	7.81	7.91	8.01	7.81	7.91

注:由于青光眼为非致死性疾病,DALY 率与 YLD 率相同 YLD:伤残所致生命年损失;DALY:伤残调整寿命年

Note: Since glaucoma is a non-fatal disease, the DALY rate was the same as the YLD rate YLD: years lost due to disability; DALY: disability adjusted life year

0.740、0.452 和 0.857, 这些误差指标表明该 ARIMA 模型对青光眼年龄标准化患病率的预测效果出色。青光眼年龄标准化患病率预测模型 NNAR(1,1) 的 MAPE、MAE 和 RMSE 分别为 2.557、1.303、1.799, 2 种模型的预测趋势基本一致, 但 ARIMA(1,2,0) 模型的 MAPE、MAE 和 RMSE 值均小于 NNAR(1,1) 模型, 提示 ARIMA 模型预测表现更优(图 4、5, 表 2)。青光眼作为一类非致死性疾病, DALY 率在实际计算中等同于 YLD 率, 两者的预测误差值具有一致性。

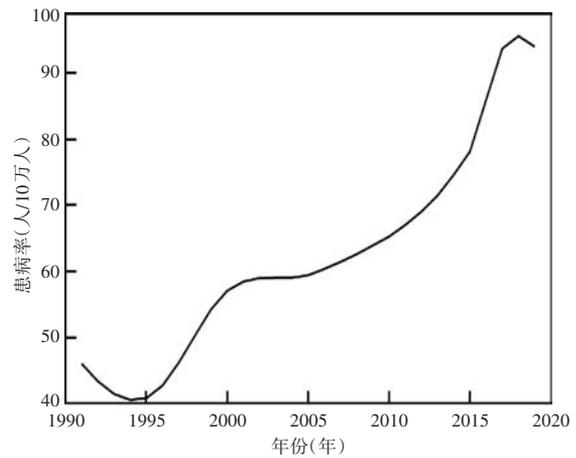


图 1 1991—2019 年中国青光眼疾病负担患病率时序图
Figure 1 Time series plot of prevalence in the burden of glaucoma in China from 1991 to 2019

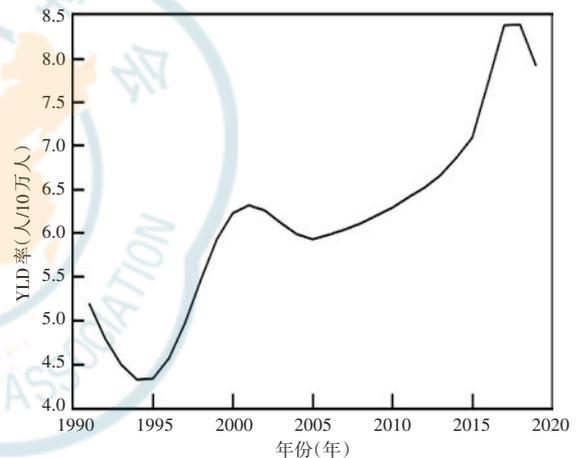


图 2 1991—2019 年中国青光眼疾病负担 YLD 率时序图 YLD: 伤残所致生命年损失
Figure 2 Time series plot of YLD in the burden of glaucoma in China from 1991 to 2019 YLD: years lost due to disability

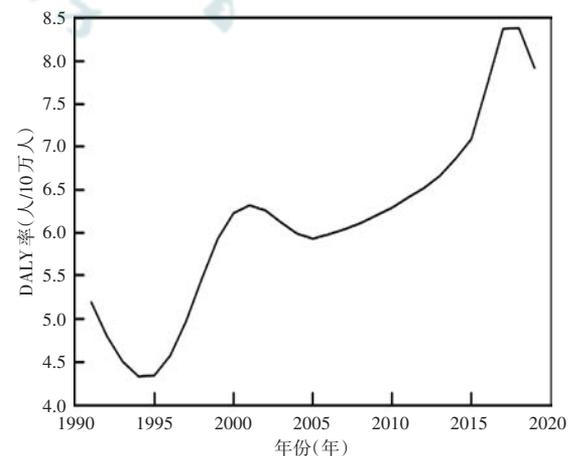


图 3 1991—2019 年中国青光眼疾病负担 DALY 率时序图 DALY: 伤残调整寿命年
Figure 3 Time series plot of DALY in the burden of glaucoma in China from 1991 to 2019 DALY: disability adjusted life year

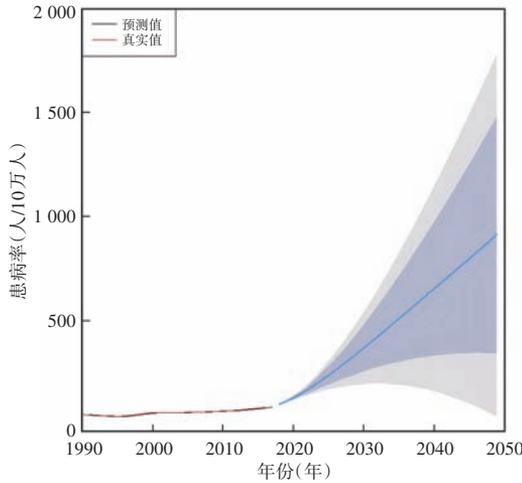


图 4 ARIMA(1,2,0) 青光眼患病率预测模型的拟合和预测效果 蓝色线条为 ARIMA 模型预测值,浅灰色区域为预测值的 95% CI,深灰色区域为预测值的 80% CI ARIMA:自回归积分移动平均;CI:置信区间

Figure 4 The fitting and forecasting performance of the ARIMA (1, 2, 0) model for glaucoma prevalence prediction The blue line represented the forecast values of the ARIMA model, the light gray area indicated the 95% CI of the forecast values, and the dark gray area represented the 80% CI of the forecast values ARIMA: autoregressive integrated moving average; CI: confidence interval

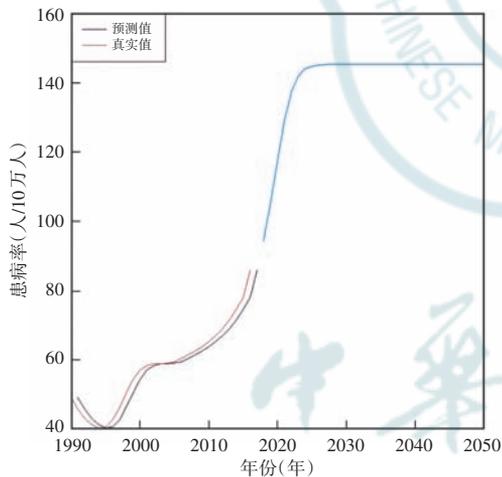


图 5 NNAR(1,1) 青光眼患病率预测模型的拟合和预测效果 蓝色线条为 NNAR 模型预测值 NNAR:神经网络自回归

Figure 5 The fitting and forecasting performance of the NNAR (1, 1) model for glaucoma prevalence prediction The blue line represented the forecast values of the NNAR model NNAR: neural network autoregression

2.3 青光眼年龄标准化 YLD 率预测模型

在青光眼年龄标准化 YLD 率的预测中,AIC 和 BIC 最小的 ARIMA 模型为 ARIMA (2, 1, 0) (AIC = -42.82, BIC = -39.04)。对模型残差进行 Ljung-Box 检验,结果显示在延迟 6 阶和 12 阶时, χ^2 值分别为 1.845 ($P=0.870$) 和 2.689 ($P=0.994$),均高于显著性水平,表明残差序列是白噪声。ARIMA (2, 1, 0) 模型

的 MAPE、MAE 和 RMSE 分别为 0.778、0.048 和 0.085,NNAR(1,1) 模型的 MAPE、MAE 和 RMSE 分别为 3.191、0.173 和 0.232,ARIMA(2,1,0) 在所有误差指标上的表现均优于 NNAR(1,1),显示出 ARIMA 模型在预测青光眼 YLD 率方面的优越性(图 6、7)。

表 2 中国青光眼疾病负担 ARIMA 和 NNAR 模型的拟合和预测效果检验

Table 2 Fitting and forecasting performance evaluation of ARIMA and NNAR models for the burden of glaucoma in China

模型	患病率			YLD 率			DALY 率		
	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE
ARIMA	0.740	0.452	0.857	0.778	0.048	0.085	0.778	0.048	0.085
NNAR	2.557	1.303	1.799	3.191	0.173	0.232	3.191	0.173	0.232

注:由于青光眼为非致死性疾病,其 YLL 率 ≈ 0 ,DALY 率=YLL 率+YLD 率,因此 DALY 率与 YLD 率及其预测误差结果一致 ARIMA:自回归积分移动平均;NNAR:神经网络自回归;MAPE:平均绝对百分比误差;MAE:平均绝对误差;RMSE:均方根误差;YLD:伤残所致生命年损失;DALY:伤残调整寿命年;YLL:生命损失年

Note: Glaucoma is a non-fatal disease, with its YLL rate ≈ 0 and DALY rate=YLL rate+YLD rate, the DALY rate was consistent with the YLD rate and its prediction error results ARIMA: autoregressive integrated moving average; NNAR: neural network autoregression; MAPE: mean absolute percentage error; MAE: mean absolute error; RMSE: root mean square error; YLD: years lost due to disability; DALY: disability adjusted life year; YLL: years of life lost

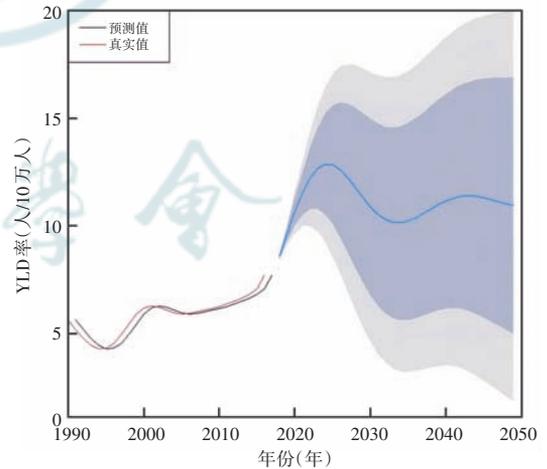


图 6 ARIMA(2,1,0) 青光眼 YLD 率预测模型的拟合和预测效果 蓝色线条为 ARIMA 模型预测值,浅灰色区域为预测值的 95% CI,深灰色区域为预测值的 80% CI ARIMA:自回归积分移动平均;YLD:伤残所致生命年损失;CI:置信区间

Figure 6 The fitting and forecasting performance of the ARIMA (2, 1, 0) model for glaucoma YLD rate prediction The blue line represented the forecast values of the ARIMA model, the light gray area indicated the 95% CI of the forecast values, and the dark gray area represented the 80% CI of the forecast values ARIMA: autoregressive integrated moving average; YLD: years lost due to disability; CI: confidence interval

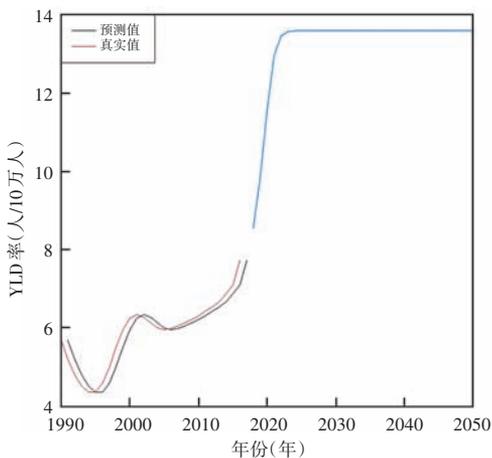


图7 NNAR(1,1)青光眼 YLD 率预测模型的拟合和预测效果 蓝色线条为 NNAR 模型预测值 NNAR: 神经网络自回归; YLD: 伤残所致生命年损失

Figure 7 The fitting and forecasting performance of the NNAR (1, 1) model for glaucoma YLD rate prediction The blue line represented the forecast values of the NNAR model NNAR: neural network autoregression; YLD: years lost due to disability

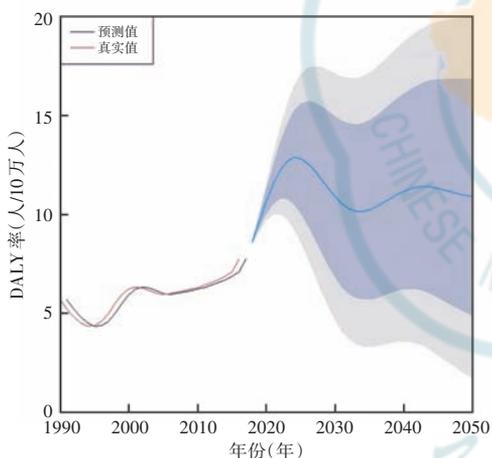


图8 ARIMA(1,2,0)青光眼 DALY 率预测模型的拟合和预测效果 蓝色线条为 ARIMA 模型预测值, 浅灰色区域为预测值的 95% CI, 深灰色区域为预测值的 80% CI ARIMA: 自回归积分移动平均; DALY: 伤残调整寿命年; CI: 置信区间

Figure 8 The fitting and forecasting performance of the ARIMA (1, 2, 0) model for glaucoma DALY rate prediction The blue line represented the forecast values of the ARIMA model, the light gray area indicated the 95% CI of the forecast values, and the dark gray area represented the 80% CI of the forecast values ARIMA: autoregressive integrated moving average; DALY: disability adjusted life year; CI: confidence interval

2.4 青光眼年龄标准化 DALY 率预测模型

在青光眼年龄标准化 DALY 率的预测中, AIC 和 BIC 最小的 ARIMA 模型为 ARIMA (2, 1, 0) (AIC = -42.82, BIC = -39.04)。对残差序列进行 Ljung-Box 检验, 结果显示在延迟 6 阶和 12 阶时, χ^2 值分别为 1.845 ($P=0.870$) 和 2.689 ($P=0.994$), 均高于显著性水平, 表明残差序列是白噪声。ARIMA(2,1,0)模型的 MAPE、

MAE、RMSE 分别为 0.778、0.048、0.085, NNAR(1,1)模型的 MAPE、MAE 和 RMSE 分别为 3.191、0.173 和 0.232, ARIMA(1,2,0)模型在所有误差指标上的表现均优于 NNAR(1,1)模型, 表明 ARIMA(1,2,0)模型预测青光眼 DALY 率方面表现更佳(图 8、9)。

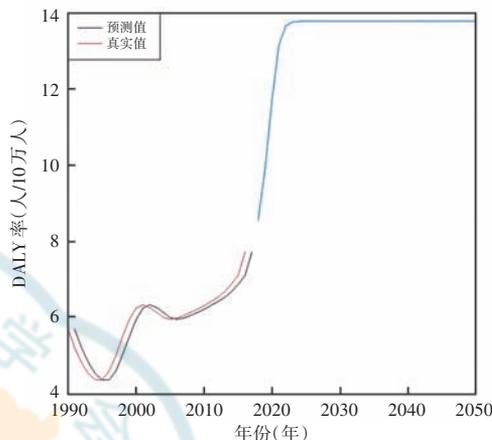


图9 NNAR(1,1)青光眼 DALY 率预测模型的拟合和预测效果 蓝色线条为 NNAR 模型预测值 NNAR: 神经网络自回归; DALY: 伤残调整寿命年

Figure 9 The fitting and forecasting performance of the NNAR (1, 1) model for glaucoma DALY rate prediction The blue line represented the forecast values of the NNAR model NNAR: neural network autoregression; DALY: disability adjusted life year

2.5 青光眼疾病负担预测结果

利用 MAPE、MAE 和 RMSE 作为评价指标, 发现 ARIMA 模型在中国青光眼的年龄标准化患病率、YLD 率和 DALY 率的预测方面相较于 NNAR 模型有着更好的拟合效果和更高的预测准确性。运用该模型对 2020—2050 年中国青光眼的疾病负担进行预测, 结果显示 2020 年中国青光眼的年龄标准化患病率、YLD 率和 DALY 率分别为 128.70 人/10 万人、10.63 人/10 万人和 10.63 人/10 万人, 预计到 2050 年, 年龄标准化患病率、YLD 率、DALY 率将分别上升至 942.17 人/10 万人、10.87 人/10 万人和 10.87 人/10 万人, 未来我国因青光眼造成的疾病负担仍呈上升趋势(表 3)。

3 讨论

青光眼发病隐匿, 早期检出率低, 大多数患者被确诊时视力损害已不可逆。《中国青光眼指南(2020 年)》中明确提到, 随着人口老龄化迅速发展, 我国青光眼患病率将逐年增加^[3]。目前基于我国青光眼疾病负担未来发展趋势全面且详细的预测研究相对较少。本研究在分析 GBD 2019 中国青光眼年龄标准化患病率、YLD 率和 DALY 率等现有数据的基础上, 利

表 3 基于 ARIMA 模型的 2020—2050 年中国青光眼疾病负担预测结果(人/10 万人)

Table 3 Forecast results of the burden of glaucoma in China from 2020 to 2050 based on ARIMA model (per 100 000 people)

年份(年)	患病率(95% CI)	YLD 率(95% CI)	DALY 率(95% CI)
2020	128.70(117.98-139.42)	10.63(9.66-11.60)	10.63(9.66-11.60)
2021	147.64(129.40-165.89)	11.52(9.96-13.08)	11.52(9.96-13.08)
2022	168.30(140.47-196.13)	12.21(9.99-14.43)	12.21(9.99-14.43)
2023	190.38(150.94-229.82)	12.67(9.75-15.58)	12.67(9.75-15.58)
2024	213.65(160.61-266.69)	12.86(9.27-16.46)	12.86(9.27-16.46)
2025	237.90(169.32-306.48)	12.83(8.59-17.06)	12.83(8.59-17.06)
2026	262.98(176.99-348.96)	12.59(7.79-17.39)	12.59(7.79-17.39)
2027	288.73(183.54-393.93)	12.22(6.94-17.51)	12.22(6.94-17.51)
2028	315.05(188.91-441.20)	11.77(6.09-17.45)	11.77(6.09-17.45)
2029	341.85(193.09-490.60)	11.30(5.30-17.31)	11.30(5.30-17.31)
2030	369.03(196.06-542.01)	10.88(4.62-17.13)	10.88(4.62-17.13)
2031	396.55(197.80-595.29)	10.53(4.08-16.98)	10.53(4.08-16.98)
2032	424.33(198.33-650.33)	10.28(3.67-16.89)	10.28(3.67-16.89)
2033	452.34(197.66-707.02)	10.15(3.41-16.89)	10.15(3.41-16.89)
2034	480.53(195.79-765.27)	10.13(3.28-16.99)	10.13(3.28-16.99)
2035	508.89(192.75-825.02)	10.21(3.25-17.17)	10.21(3.25-17.17)
2036	537.37(188.56-886.18)	10.36(3.30-17.43)	10.36(3.30-17.43)
2037	565.96(183.23-948.68)	10.56(3.38-17.74)	10.56(3.38-17.74)
2038	594.64(176.80-1 012.48)	10.77(3.47-18.08)	10.77(3.47-18.08)
2039	623.39(169.27-1 077.52)	10.98(3.53-18.42)	10.98(3.53-18.42)
2040	652.21(160.67-1 143.75)	11.15(3.56-18.75)	11.15(3.56-18.75)
2041	681.08(151.03-1 211.12)	11.28(3.52-19.04)	11.28(3.52-19.04)
2042	709.99(140.37-1 279.61)	11.36(3.43-19.29)	11.36(3.43-19.29)
2043	738.94(128.70-1 349.17)	11.38(3.28-19.49)	11.38(3.28-19.49)
2044	767.91(116.05-1 419.78)	11.36(3.08-19.64)	11.36(3.08-19.64)
2045	796.91(102.44-1 491.39)	11.30(2.85-19.75)	11.30(2.85-19.75)
2046	825.94(87.88-1 563.99)	11.22(2.60-19.83)	11.22(2.60-19.83)
2047	854.97(72.41-1 637.54)	11.12(2.35-19.89)	11.12(2.35-19.89)
2048	884.03(56.02-1 712.03)	11.02(2.11-19.94)	11.02(2.11-19.94)
2049	913.09(38.75-1 787.44)	10.94(1.88-20.00)	10.94(1.88-20.00)
2050	942.17(20.60-1 863.74)	10.87(1.69-20.06)	10.87(1.69-20.06)

注:由于青光眼为非致死性疾病,DALY 率与 YLD 率相同 ARIMA:自回归积分移动平均;YLD:伤残所致生命年损失;DALY:伤残调整寿命年

Note: Since glaucoma is a non-fatal disease, the DALY rate was the same as the YLD rate ARIMA: autoregressive integrated moving average; YLD: years lost due to disability; DALY: disability adjusted life year

用 R 语言构建预测模型,对 2020—2050 年中国青光眼疾病负担变化趋势进行预测,并比较 ARIMA 和 NNAR 模型在青光眼疾病负担方面的预测性能,进一步为预防视力丧失、减轻疾病负担及制定防治策略提供参考依据。本研究结果显示,1991—2019 年中国全年龄段不同性别青光眼年龄标准化患病率、YLD 率和 DALY 率呈波动变化,整体呈上升趋势。1991—1995 年呈下降趋势,2000—2005 年增速缓慢,2015 年后增速明显

加快,截至 2019 年,上述 3 项指标在全球范围内均处较高水平,这与其他研究者的研究结果具有一致性。如 Xu 等^[20]发现,1990—2019 年导致中国中重度视力障碍的疾病中,白内障和青光眼增幅显著。同时 ARIMA 和 NNAR 模型预测结果显示,2020—2050 年我国青光眼的年龄标准化患病率、YLD 率和 DALY 率仍保持上升趋势。以上数据提示,青光眼在中国造成的疾病负担依然十分沉重,这可能与中国庞大的人口基数、人口结构变化(尤其是老龄化进程加速)及青光眼潜在风险因素的暴露密切相关。一项针对中国中老年人青光眼发病情况及相关风险因素的前瞻性队列分析表明,2011—2018 年,中国 45 岁及以上中老年人群青光眼的累计发病率为 2.80%,在 60 岁及以上老年人群中,其青光眼累计发病率上升至 3.78%,并且女性发病率(3.18%)高于男性(2.39%)^[21]。同时 Lin 等^[22]发现,1990—2019 年全球男性 70~74 岁年龄组和女性 75~79 岁年龄组青光眼患病率最高。另有多项研究证实,青光眼发病的潜在风险因素是多方面的,除高龄、性别差异外,还包括种族、家族史、高眼压、近视及雌激素水平异常等^[17,23]。如近视与原发性开角型青光眼之间的关联已得到充分证实^[24];亚洲人群青光眼患病率为 0.5%~3.9%,高于欧洲人群^[21]。此外,青光眼还可能因某些系统性疾病或治疗而发生,例如糖尿病、高血压、阻塞性睡眠呼吸暂停综合征、甲状腺功能减退和糖皮质激素使用等^[25]。同时,不良生活习惯也会影响青光眼的发生和发展,如吸烟、饮酒和肥胖等^[26],上述风险因素可单独或共同发挥作用,影响青光眼的发病。这些因素不同程度增加了青光眼患者的疾病负担,识别并

管理可调控的风险因素,可降低青光眼的发病率及其对社会造成的经济负担。

值得一提的是,尽管 2019 年中国青光眼的年龄标准化患病率较高,年龄标准化 DALY 率也高于部分发达地区,但与全球其他地区的疾病负担相比,中国因青光眼导致的年龄标准化 DALY 率降幅最大,为 40.87%,该下降趋势表明中国在青光眼预防和治疗方面取得了积极进展^[8]。

本研究中采用的 ARIMA 模型是传统时间序列预测方法中经典且应用广泛的方法之一,具有结构简单、适用性强和能够解释数据内在规律等优点,在医疗卫生领域中得到了广泛应用^[17,27]。此外,ARIMA 模型可揭示数据动态规律,并将影响因素的综合效应统一纳入时间变量,不仅可规避与疾病负担相关的因素干扰及数据获取困难,还可克服随机干扰。所以为了更好地反映青光眼疾病负担的实际变化趋势,本研究最终采用 ARIMA 模型模拟 1991—2019 年中国青光眼的疾病负担,并应用此模型对青光眼的年龄标准化患病率、YLD 率及 DALY 率进行未来 30 年趋势预测,所得的 MAPE、MAE 和 RMSE 指标均显示 ARIMA 模型具有较高的预测准确性。然而,ARIMA 模型对数据有严格的要求,需满足数据为平稳序列或经差分变换后达到平稳序列的条件。该模型的辨识和计算过程相对复杂,且存在非线性映射能力弱、难以拟合不规则序列等问题^[11]。

对于非平稳的时间序列,NNAR 模型在预测方面有一定优势^[28-30]。既往研究表明,NNAR 模型仅适用于单变量时间序列,对于受多种因素影响的复杂数据,预测结果易受干扰,难以实现精准预测^[31],这可能是其在医疗领域应用较少的原因之一。此外,NNAR 模型因结构复杂、易过拟合、对数据量和质量要求高、优化难度大以及计算资源需求高,在某些情况下(如短期线性关系数据预测)精确度不如 ARIMA 模型^[12]。例如本研究对青光眼疾病负担的预测中,由于其受多种风险因素的影响,NNAR 模型的拟合精度稍逊于 ARIMA 模型。尽管如此,NNAR 模型在处理非线性关系和复杂数据时仍具有独特优势,尤其在与其他模型组合使用时,可显著提升预测准确性。

有研究显示,混合模型在疾病负担预测方面优于 ARIMA 模型。混合模型通过融合多种算法,对复杂数据具有更强的适应性,能显著提升预测准确度。例如,LSTM-ARIMA 模型可有效捕捉数据的线性、非线性特征和季节性疫情模式,其预测效果优于单一模型。但融合多种算法会增加模型的复杂性和计算成本,尤其在处理大规模数据集时更为明显^[19,32]。时间融合变换器在多变量时间序列预测中表现突出,可整合多源数据,如在预测抑郁症发病率时可同时考虑失业率等外部因素,但存在模型复杂度高,解释性较差的问题^[33]。未来研究可进一步引入深度学习技术和混合模型,在提升预测性能的同时,与现有主流预测方法开展系统性比较验证。

本研究的局限性在于:(1)GBD 2019 主要通过现

有的省级数据和既往文献来获取青光眼疾病负担数据,不同地区数据采集标准不同,GBD 对源数据的修订处理,以及随着时间推移部分数据的更新,均不可避免地增加了数据分析结果的不确定性。(2)青光眼的发生和发展受多种因素影响,本研究仅基于单变量时间序列模型进行预测,未纳入人口老龄化趋势、近视和糖尿病患病率等风险因素,其长期预测结果或有偏差。未来研究可构建多变量预测模型,纳入更全面的数据和风险因素,以提升预测结果的解释性和现实适用性。(3)GBD 2019 数据库仅提供国家层面的青光眼总体负担数据,未涵盖青光眼各亚型数据,可能掩盖不同亚型间潜在的差异。未来本课题组将结合国家眼病监测项目或区域医院病例资料等细化数据,开展不同青光眼亚型的预测研究,以更精准反映各亚型在疾病负担中的贡献和趋势。(4)疾病筛查策略、诊断技术及设备的更新和推广均会影响青光眼未来的发病趋势。开展高质量的流行病学研究,可进一步提高未来发病趋势预测的精确度和可靠性。

综上所述,本研究评估了 1991—2019 年中国青光眼的患病情况和疾病负担,并预测了 2020—2050 年中国青光眼的疾病负担发展趋势。ARIMA 和 NNAR 模型预测的年龄标准化患病率、YLD 率和 DALY 率数据与实际情况较为一致,ARIMA 模型表现更为出色。随着未来 30 年老龄化趋势的急剧发展,我国青光眼的患病率和疾病负担将继续增加。依据《全国眼健康规划(2021—2025 年)》等政策,应加强高危人群(高龄、近视)的早期筛查、完善基层眼健康服务,提高青光眼治疗依从性。本研究结果对于向临床医生和研究人员提供中国青光眼疾病负担信息至关重要,也可为卫生政策制定者合理有效地分配卫生资源提供重要依据。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

作者贡献声明 苏美玲:数据采集和分析、论文撰写;李瑞:数据分析;王政来:数据解释;刘科言:文献收集;庄文娟:数据审核、论文修改及定稿;刘洋:研究设计、技术指导、论文修改及定稿

参考文献

- [1] Jayaram H, Kolko M, Friedman DS, et al. Glaucoma: now and beyond [J]. *Lancet*, 2023, 402(10414): 1788-1801. DOI: 10.1016/S0140-6736(23)01289-8.
- [2] Kolovos A, Maxwell G, Souzeau E, et al. Progress in translating glaucoma genetics into the clinic: a review [J]. *Clin Exp Ophthalmol*, 2025, 53(3): 246-259. DOI: 10.1111/ceo.14500.
- [3] 中华医学会眼科学分会青光眼学组, 中国医师协会眼科医师分会青光眼学组. 中国青光眼指南(2020 年) [J]. *中华眼科杂志*, 2020, 56(8): 573-586. DOI: 10.3760/ema.j.cn112142-20200313-00182.
- [4] Aboobakar IF, Wiggs JL. The genetics of glaucoma: disease associations, personalised risk assessment and therapeutic opportunities-

- a review[J]. *Clin Exp Ophthalmol*, 2022, 50(2): 143–162. DOI: 10.1111/ceo.14035.
- [5] Shan S, Wu J, Cao J, et al. Global incidence and risk factors for glaucoma: a systematic review and meta-analysis of prospective studies [J]. *J Glob Health*, 2024, 14: 04252. DOI: 10.7189/jogh.14.04252.
- [6] 梁远波, 江俊宏. 我国青光眼防治问题与展望 [J]. *浙江医学*, 2020, 42(22): 2377–2382. DOI: 10.12056/j.issn.1006-2785.2020.42.22.2020-3639.
- [7] Kühn T, Rohrmann S, Karavasiloglou N, et al. Glaucoma and mortality risk: findings from a prospective population-based study [J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 11771. DOI: 10.1038/s41598-021-91194-3.
- [8] Sun Y, Chen A, Zou M, et al. Disease burden of glaucoma in China: findings from the Global Burden of Disease 2019 study [J]. *Clin Epidemiol*, 2022, 14: 827–834. DOI: 10.2147/CLEP.S357188.
- [9] Yang K, Yang X, Jin C, et al. Global burden of type 1 diabetes in adults aged 65 years and older, 1990–2019: population based study [J/OL]. *BMJ*, 2024, 385: e078432 [2025–09–20]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38866425/>. DOI: 10.1136/bmj-2023-078432.
- [10] 袁空军, 杨媛, 赵创艺, 等. 1990–2019 年中国高血清低密度脂蛋白胆固醇疾病负担趋势分析与预测 [J]. *现代预防医学*, 2022, 49(14): 2502–2509. DOI: 10.20043/j.cnki.MPM.202112618.
- Yuan KJ, Yang Y, Zhao CY, et al. Trend analysis and prediction of disease burden of high level serum low-density lipoprotein cholesterol in China from 1990 to 2019 [J]. *Mod Prev Med*, 2022, 49(14): 2502–2509. DOI: 10.20043/j.cnki.MPM.202112618.
- [11] Lou HR, Wang X, Gao Y, et al. Comparison of ARIMA model, DNN model and LSTM model in predicting disease burden of occupational pneumoconiosis in Tianjin, China [J]. *BMC Public Health*, 2022, 22(1): 2167. DOI: 10.1186/s12889-022-14642-3.
- [12] Punyapornwithaya V, Arjkumpa O, Buamithup N, et al. Forecasting of daily new lumpy skin disease cases in Thailand at different stages of the epidemic using fuzzy logic time series, NNAR, and ARIMA methods [J]. *Prev Vet Med*, 2023, 217: 105964. DOI: 10.1016/j.prevetmed.2023.105964.
- [13] Murray C. The global burden of disease study at 30 years [J]. *Nat Med*, 2022, 28(10): 2019–2026. DOI: 10.1038/s41591-022-01990-1.
- [14] GBD 2021 Diseases and Injuries Collaborators. Global incidence, prevalence, years lived with disability (YLDs), disability-adjusted life-years (DALYs), and healthy life expectancy (HALE) for 371 diseases and injuries in 204 countries and territories and 811 subnational locations, 1990–2021: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2021 [J]. *Lancet*, 2024, 403(10440): 2133–2161. DOI: 10.1016/S0140-6736(24)00757-8.
- [15] GBD 2019 Mental Disorders Collaborators. Global, regional, and national burden of 12 mental disorders in 204 countries and territories, 1990–2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019 [J]. *Lancet Psychiatry*, 2022, 9(2): 137–150. DOI: 10.1016/S2215-0366(21)00395-3.
- [16] de Araújo Morais LR, da Silva Gomes GS. Forecasting daily Covid-19 cases in the world with a hybrid ARIMA and neural network model [J]. *Appl Soft Comput*, 2022, 126: 109315. DOI: 10.1016/j.asoc.2022.109315.
- [17] Tong F, Wang Y, Gao Q, et al. The epidemiology of pregnancy loss: global burden, variable risk factors, and predictions [J]. *Hum Reprod*, 2024, 39(4): 834–848. DOI: 10.1093/humrep/deae008.
- [18] Almarashi AM, Daniyal M, Jamal F. A novel comparative study of NNAR approach with linear stochastic time series models in predicting tennis player's performance [J]. *BMC Sports Sci Med Rehabil*, 2024, 16(1): 28. DOI: 10.1186/s13102-024-00815-7.
- [19] Perone G. Comparison of ARIMA, ETS, NNAR, TBATS and hybrid models to forecast the second wave of COVID-19 hospitalizations in Italy [J]. *Eur J Health Econ*, 2022, 23(6): 917–940. DOI: 10.1007/s10198-021-01347-4.
- [20] Xu T, Wang B, Liu H, et al. Prevalence and causes of vision loss in China from 1990 to 2019: findings from the Global Burden of Disease Study 2019 [J/OL]. *Lancet Public Health*, 2020, 5(12): e682–e691 [2025–09–20]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33271081/>. DOI: 10.1016/S2468-2667(20)30254-1.
- [21] 金鑫, 郭帅, Catherine Jan, 等. 中国中老年人青光眼发病情况及其风险因素的前瞻性队列分析 [J]. *中国慢性病预防与控制*, 2024, 32(11): 801–806, 814. DOI: 10.16386/j.cjpcd.issn.1004-6194.2024.11.001.
- Jin X, Guo S, Jan C, et al. Incidence and risk factors of glaucoma in middle-aged and elderly Chinese: a prospective cohort study [J]. *Chin J Prev Control Chronic Dis*, 2024, 32(11): 801–806, 814. DOI: 10.16386/j.cjpcd.issn.1004-6194.2024.11.001.
- [22] Lin Y, Jiang B, Cai Y, et al. The global burden of glaucoma: findings from the Global Burden of Disease 2019 Study and predictions by Bayesian age-period-cohort analysis [J]. *J Clin Med*, 2023, 12(5): 1828. DOI: 10.3390/jcm12051828.
- [23] Zhou X, Zhu Q, Yi J, et al. The prevalence of glaucoma and its related factors in rural residents: a cross-sectional study in Jiangxi, China [J]. *J Ophthalmol*, 2021, 2021: 5551837. DOI: 10.1155/2021/5551837.
- [24] Sun MT, Tran M, Singh K, et al. Glaucoma and myopia: diagnostic challenges [J]. *Biomolecules*, 2023, 13(3): 562. DOI: 10.3390/biom13030562.
- [25] Michels TC, Ivan O. Glaucoma: diagnosis and management [J]. *Am Fam Physician*, 2023, 107(3): 253–262.
- [26] Huang J, Zhang Y, Wu C, et al. Association between oxidative balance score and glaucoma in the National Health and Nutrition Examination Survey [J]. *Front Nutr*, 2025, 12: 1528114. DOI: 10.3389/fnut.2025.1528114.
- [27] Li Y, Ning Y, Shen B, et al. Temporal trends in prevalence and mortality for chronic kidney disease in China from 1990 to 2019: an analysis of the Global Burden of Disease Study 2019 [J]. *Clin Kidney J*, 2023, 16(2): 312–321. DOI: 10.1093/ckj/sfac218.
- [28] Almarashi AM, Daniyal M, Jamal F. Modelling the GDP of KSA using linear and non-linear NNAR and hybrid stochastic time series models [J/OL]. *PLoS One*, 2024, 19(2): e0297180 [2025–09–20]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38394105/>. DOI: 10.1371/journal.pone.0297180.
- [29] Daniyal M, Tawiah K, Muhammadullah S, et al. Comparison of conventional modeling techniques with the neural network autoregressive model (NNAR): application to COVID-19 data [J]. *J Healthc Eng*, 2022, 2022: 4802743. DOI: 10.1155/2022/4802743.
- [30] Akermi SE, L'Hadji M, Selmane S. Epidemiology and time series analysis of human brucellosis in Tebessa province, Algeria, from 2000 to 2020 [J/OL]. *J Res Health Sci*, 2022, 22(1): e00544 [2025–09–20]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36511254/>. DOI: 10.34172/jrhs.2022.79.
- [31] 张欣, 刘振球, 袁黄波, 等. 神经网络自回归模型在丙肝发病趋势和预测研究中的应用 [J]. *中国卫生统计*, 2020, 37(4): 524–526.
- [32] Cheng Y, Cheng R, Xu T, et al. Machine learning techniques applied to COVID-19 prediction: a systematic literature review [J]. *Bioengineering (Basel)*, 2025, 12(5): 514. DOI: 10.3390/bioengineering12050514.
- [33] Yang D, Tang Y, Chan VKY, et al. Population-wide depression incidence forecasting comparing autoregressive integrated moving average and vector autoregressive integrated moving average to temporal fusion transformers: longitudinal observational study [J/OL]. *J Med Internet Res*, 2025, 27: e67156 [2025–09–20]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/40354111/>. DOI: 10.2196/67156.

(收稿日期:2025-09-20 修回日期:2025-12-13)

(本文编辑:施晓萌)