·调查报告与分析·

1990—2021 年中国 2 型糖尿病疾病负担及未来变化趋势预测

马军豪[1]，苗广强[2]，王贵骁[2]，李燊[2]，杨立平[2,3]

1. 杭州医学院公共卫生学院，杭州 310053；
2. 新疆医科大学医学工程技术学院，乌鲁木齐 830017；
3. 新疆医科大学医工交叉研究所，乌鲁木齐市 830017
通信作者：杨立平，E-mail：young_liping@sina.com

【摘　要】目的　分析 1990—2021 年中国 2 型糖尿病（T2DM）的疾病负担和变化趋势，预测 2022—2026 年的 T2DM 疾病负担，为制定和评估糖尿病防治策略提供数据支持和科学依据。**方法**　从全球疾病负担 2021 数据库中获取中国 T2DM 疾病负担数据，分析 1990—2021 年中国 T2DM 患病率、死亡率和 DALYs 率的变化趋势；基于 1990—2016 年数据（训练集）建立中国 T2DM 患病率、死亡率及 DALYs 率的自回归整合移动平均（ARIMA）模型、神经网络自回归（NNAR）模型和 ARIMA-NNAR 组合模型，利用 2017—2021 年数据（测试集）进行模型评价；采用平均绝对百分误差（MAPE）、平均绝对误差（MAE）和均方根误差（RMSE）比较模型的拟合和预测效果，选择最佳模型预测 2022—2026 年中国 T2DM 疾病负担。**结果**　通过计算 1990—2021 年中国 T2DM 的变化率，2021 年中国 T2DM 患病率、死亡率、DALYs 率相较 1990 年均具有明显上升趋势，且男性疾病负担高于女性。ARIMA 模型、NNAR 模型和 ARIMA-NNAR 组合模型预测值的动态趋势与实际情况基本一致，但组合预测模型各评价指标的值均显示预测效果好于单预测模型。经 ARIMA-NNAR 模型预测得到 2022—2026 年中国 T2DM 患病率分别为 8 353.71/10 万、8 565.00/10 万、8 776.30/10 万、8 987.60/10 万、9 198.90/10 万，死亡率分别为 12.55/10 万、12.78/10 万、12.99/10 万、13.20/10 万、13.41/10 万，DALYs 率分别为 826.79/10 万、846.22/10 万、864.49/10 万、881.86/10 万、898.54/10 万。**结论**　ARIMA-NNAR 组合模型在预测中国 T2DM 疾病负担应用中具有良好的效果，可为 T2DM 疾病负担短期预测提供借鉴与参考。中国 T2DM 疾病患病率、死亡率和 DALYs 率在 2022—2026 年仍会增长，表明中国 T2DM 疾病负担将持续加重，疾病防控形势依然严峻。

【关键词】 2 型糖尿病；疾病负担；ARIMA 模型；NNAR 模型；组合预测模型

Projected changes and burden of type 2 diabetes in China from 1990 to 2021: an analysis of GBD 2021 data

MA Junhao[1], MIAO Guangqiang[2], WANG Guixiao[2], LI Shen[2], YANG Liping[2,3] (*1. School of Public Health*, *Hangzhou Medical College*, *Hangzhou* 310053, *China*; *2. Department of Medical Engineering and Technology*, *Xinjiang Medical University*, *Urumqi* 830017, *China*; *3. Institute of Medical Engineering Interdisciplinary Research*, *Xinjiang Medical University*, *Urumqi* 830017, *China*)
Corresponding author: YANG Liping, E-mail: young_liping@sina.com

【Abstract】 Objective To analyze the disease burden and trends of type 2 diabetes mellitus (T2DM) in China from 1990 to 2021, and to predict the T2DM disease burden from 2022 to 2026, providing data support and a scientific basis for the development and evaluation of diabetes prevention and control strategies. **Methods** Data on the disease burden of T2DM in China were obtained from the Global Burden of Disease Study 2021 database. The trends in the prevalence, mortality, and disability-adjusted life years (DALYs) rates of T2DM in China from 1990 to 2021 were analyzed. Autoregressive integrated moving average (ARIMA) models, neural network autoregression (NNAR) models, and combined ARIMA-NNAR models for the prevalence, mortality, and DALYs rates of T2DM in China were established based on data from 1990 to 2016 (training set). Model evaluation was performed using data from 2017 to 2021 (test set). The mean absolute percentage error (MAPE), mean absolute error (MAE), and root mean square error (RMSE) were used to compare the fitting and prediction performance of the models, and the best model was selected to predict the disease burden of T2DM in China from 2022 to 2026. **Results** By calculating the rate of change of T2DM in China from 1990 to 2021, the prevalence, mortality, and DALYs rates of T2DM in China in 2021 showed a significant upward trend compared with 1990, and the disease burden was higher in males than in females. The dynamic trends of the predicted values of the ARIMA model, NNAR model, and combined ARIMA-NNAR model were basically consistent with the actual situation, but the values of each evaluation index of the combined prediction model showed that the prediction effect was better than that of the single prediction model. The prevalence, mortality, and DALYs rates of T2DM in China from 2022 to 2026 predicted by the ARIMA-NNAR model were 8 353.71/10^5, 8 565.00/10^5, 8 776.30/10^5, 8 987.60/10^5,

开放获取：CC BY-NC-ND 4.0 DOI：10.11847/zgggws1145990
基金项目：新疆自然科学基金青年项目（2022D01C703）；新疆医科大学研究生科研创新项目（CXCY2024006）
第一作者：马军豪（2001—），硕士在读，研究方向：预防医学、生物医学数据分析。
收稿日期：2024-10-31　修回日期：2024-11-18　录用日期：2025-02-17
利益冲突：不存在　伦理审查：免除审查　出版授权：全体作者已与编辑部签署作者贡献声明及版权转让协议

and 9 198.90/10^5; 12.55/10^5, 12.78/10^5, 12.99/10^5, 13.20/10^5, and 13.41/10^5; and 826.79/10^5, 846.22/10^5, 864.49/10^5, 881.86/10^5, and 898.54/10^5, respectively. **Conclusions** The combined ARIMA-NNAR model has a good effect in predicting the disease burden of T2DM in China and can provide a reference for short-term prediction of the T2DM disease burden. The prevalence, mortality, and DALYs rates of T2DM in China will continue to increase from 2022 to 2026, indicating that the disease burden of T2DM in China will continue to increase, and the situation of disease prevention and control remains severe.

【**Keywords**】 type 2 diabetes mellitus; disease burden; ARIMA model; NNAR model; combined forecasting model

糖尿病（diabetes mellitus，DM）是一种慢性代谢性疾病，其特征是胰岛素分泌和/或作用缺陷导致高血糖水平[1]。根据病理生理学，糖尿病分 1 型糖尿病和 2 型糖尿病（type 2 diabetes mellitus, T2DM）两种形式[2]。据统计，2017 年全球约有糖尿病患者 4.25 亿人，其中大约 90 %～95% 患者为 T2DM[3]。国际糖尿病联盟（International Diabetes Federation, IDF）发布的《2021 IDF 全球糖尿病地图（第 10 版）》[4] 显示，2021 年中国 20 ～ 79 岁成人糖尿病患者约 1.41 亿，位居全球第一，年龄调整后的患病率为 10.6%，相关卫生支出约 1 653 亿美元；预计到 2030 年和 2045 年我国将分别约有 1.64 亿和 1.74 亿糖尿病患者，年龄调整后的患病率将分别达到 11.8% 和 12.5%。这些数据表明，糖尿病给国家及家庭带来了沉重的经济负担，且中国糖尿病患者数量庞大，防治形势严峻，糖尿病防控工作仍面临巨大挑战。本研究基于最新发布的 2021 全球疾病负担（Global Burden of Disease 2021, GBD 2021）数据库中 1990—2021 年中国 T2DM 疾病负担数据，运用时间序列分析方法，分析流行现状及发展趋势，并建立组合模型预测未来 5 年 T2DM 疾病负担，旨在为降低中国 T2DM 的疾病负担提供科学依据和决策支撑。

1 资料与方法

1.1 *数据来源*　本研究所用的数据来源于华盛顿大学健康指标与评估研究所（IHME）发布的 GBD 2021 数据库。GBD 提供了有关发病率，死亡率，残疾调整生命年（DALYs）和年龄标准化率（ASRs）等指标的详细数据，旨在量化 1990—2021 年 204 个国家和地区的 371 种疾病和伤害以及 88 种风险因素的年龄和性别健康损失[5−7]。根据《国际疾病分类第 10 版》（International Classification of Diseases Version 10, ICD-10）[8]，T2DM 疾病编码为：E14、E11。

1.2 *方法*

1.2.1 指标定义　对 T2DM 疾病负担在全人群及不同性别人群中的变化趋势进行描述性分析，同时探究了 T2DM 疾病负担在不同年龄段的变化趋势，其中，变化率[9]=（2021 年指标值−1990 年指标值）/1990 年指标值×100%。DALYs 是描述疾病负担最重要的综合性指标之一，由 YLL 和 YLD 相加得出[10]。

1.2.2 ARIMA 模型　ARIMA（p，d，q）模型是一种广泛应用于时间序列分析的统计模型，其中 p 代表自回归项的阶数，d 代表使序列平稳所需的差分次数，而 q 代表移动平均项的阶数。在 R 语言中，可以利用“forecast”和“tseries”包提供的“auto.arima”函数来自动识别和构建最优的 ARIMA 模型。这一过程通常基于赤池信息准则（AIC）和贝叶斯信息准则（BIC）来选择最佳的模型参数，从而实现对时间序列数据的良好拟合。构建模型后，评估模型拟合优度的一个重要步骤是对残差序列进行 Ljung-Box 检验，若残差序列的 Ljung-Box 检验的 P 值>0.05，表明残差序列近似为白噪声，意味着 ARIMA 模型对数据的拟合度较好。反之，若 P 值<0.05，则表明残差序列中存在可检测的自相关性，提示模型需要重新构建或调整。

1.2.3 NNAR 模型　NNAR 模型是一种基于人工神经网络的时间序列预测方法，能够捕捉数据中的复杂非线性动态。该模型通过模拟生物神经网络的结构，由输入层、隐藏层和输出层组成。输入层接收时间序列的滞后值，隐藏层包含一定数量的神经元（或节点），这些神经元的数量（用 k 表示），决定了模型捕捉非线性关系的能力。NNAR 模型的滞后输入数由 p 确定，而模型的复杂性和预测能力则由隐藏层的节点数 k 决定。在 R 语言中，可以通过“forecast”包提供的“nnetar”函数来实现 NNAR 模型的自动拟合和预测。

1.2.4 ARIMA-NNAR 组合模型　ARIMA-NNAR 组合模型将 ARIMA 模型与 NNAR 模型结合起来，形成一种新的预测模型，即 ARIMA-NNAR 组合模型，该模型首先基于 ARIMA 模型对时间序列数据进行平稳化处理，然后基于 NNAR 模型对平稳序列进行非线性建模。使用 ARIMA 对中国 T2DM 疾病负担进行预测，设预测结果为$\widehat{L_t}$，原序列和 ARIMA 模型预测结果的残差为e_t，即 $e_t = P_t - \widehat{L_t}$，序列$\{e_t\}$隐含了原序列中的非线性关系，$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \cdots, e_{t-n}) + \varepsilon$，其中，$\varepsilon$为随机误差。对上一步的残差序列进行输入向量构造，得到 NNAR 样本集$\{e(t_i)e(t_i - s)\cdots, e(t_i - \tau_s)\}$，利用 NNAR 对残差进行预测，设预测结果为$\widehat{e_t}$。最终的预测

结果$\widehat{P_t}$，则$\widehat{P_t}=\widehat{L_t}+\widehat{e_t}$。

1.2.5 模型比较 采用平均绝对百分误差(MAPE)、平均绝对误差(MAE)及均方根误差(RMSE)对模型的拟合和预测效果进行评价。MAPE、MAE、RMSE 值越小，模型拟合精度越高，MAPE<15%时提示预测精度较好[11]。

1.3 统计分析 所有数据均采用 Excel 2019 录入整理，使用 R 4.3.3 进行统计分析及可视化。

2 结 果

2.1 T2DM 患病率、死亡率和 DALYs 率(表 1) 1990—2021 年中国 T2DM 的患病率和标化患病率均呈现上升趋势，男性的增长速度高于女性。患病率从 2 943.19/10 万增至 8 142.41/10 万，标化患病率从 3 519.81/10 万增至 6 055.51/10 万。同时，T2DM 的死亡率整体上升了 117.17%，但标化死亡率略有下降(5.92%)，男性死亡率的增长高于女性。DALYs 率显著增长 139.40%，标化 DALYs 率增长 29.89%，男性的 DALYs 率和标化 DALYs 率的增长均超过女性。

表 1 1990—2021 中国 T2DM 疾病负担变化情况(1/10 万)
Table 1 Changes in the disease burden of T2DM in China from 1990 to 2021 (1/10^5) in male and female

组别		患病率	标化患病率	死亡率	标化死亡率	DALYs率	标化DALYs率
男性	1990	2 963.77	3 571.20	4.62	9.04	316.96	429.18
	2021	8 545.25	6 554.50	11.82	9.97	830.09	620.06
	变化率/%	188.32	83.54	155.84	10.29	161.89	44.48
女性	1990	2 921.27	3 454.11	6.74	9.84	357.54	450.10
	2021	7 720.16	5 532.67	12.74	8.08	780.41	523.52
	变化率/%	164.27	60.18	89.02	–17.89	118.27	16.32
总计	1990	2 943.19	3 519.81	5.65	9.29	336.61	438.68
	2021	8 142.41	6 055.51	12.27	8.74	805.84	569.84
	变化率/%	176.65	72.04	117.17	–5.92	139.40	29.90

2.2 2021 年不同年龄段、不同性别患病率、死亡率和 DALYs 率及其数量变化趋势(图 1) 由图 1 可以看出，男性、女性患病人数和患病率均随年龄增长呈现先升高后降低的趋势，患病人数在 55～59 岁达到高峰。85～89 岁之前男性患病率高于女性，之后女性反超。死亡人数在 70～74 岁达到最高，男性死亡率在 90～94 岁后呈现下降趋势，女性死亡率随着年龄的增加不断上升。DALYs 数在 65～69 岁达到峰值，之后女性 DALYs 数超过男性。男性 DALYs 率在 75～79 岁后显著上升，女性则持续下降，男性在 90～94 岁后呈现下降趋势。

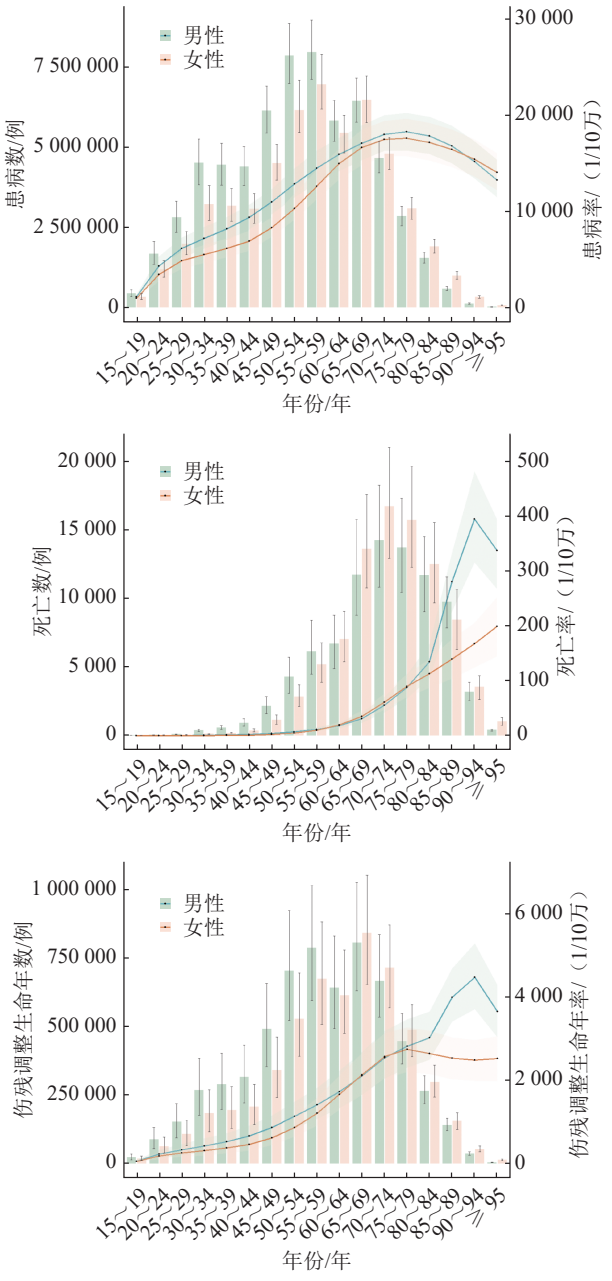


图 1 2021 年不同年龄段男女患病水平(上)、死亡水平(中)及 DALYs 水平(下)变化(率)情况
Fig. 1 Changes (rates) in morbidity (left), mortality (middle), and DALYs (right) by age and sex in 2021

2.3 基于 ARIMA、NNAR 和组合模型的 T2DM 疾病负担预测研究(图 2～4) 以 1990—2016 年的中国 T2DM 疾病负担数据为训练集，分别采用 ARIMA、NNAR、ARIMA-NNAR 方法进行模型拟合，用 2017— 2021 年的 T2DM 疾病负担数据作为验证集检验模型的预测效果。基于各预测模型对中国 T2DM 总人群的疾病负担拟合结果如下：由“auto.arima”函数得到最小的 AIC 和 BIC 对应的 ARIMA 模型，即总人群患病率最优模型为 ARIMA(2，1，0)(AIC=150.66，BIC=155.2)、死亡率最优模型为 ARIMA(0，1，1)(AIC=71.7，BIC=75.1)和 DALYs 率最优模型为 ARIMA(0，1，1)(AIC=202.75，BIC=206.16)。由图 2 可知，ARIMA 模型对于训练集的患病率、死亡率还是 DALYs

率的拟合程度均较好，并预测得到 2017—2021 年中国 T2DM 总人群的患病率、死亡率和 DALYs 率均呈现上升趋势。由“nnetar”函数得到的最优模型为 NNAR(1,1)，由图 3 可知，NNAR 模型对于训练集的患病率、死亡率及 DALY 率的拟合程度相对较差。最后，使用 ARIMA 模型对时间序列数据进行初步拟合，并利用 NNAR 模型对残差进行进一步的非线性建模，以捕捉数据中的非线性特征和剩余的动态变化。由图 4 可知，ARIMA-NNAR 组合模型对于训练集的患病率、死亡率及 DALYs 率的拟合程度较好，并预测得到 2017—2021 年中国 T2DM 总人群患病率、死亡率和 DALYs 率呈上升趋势。

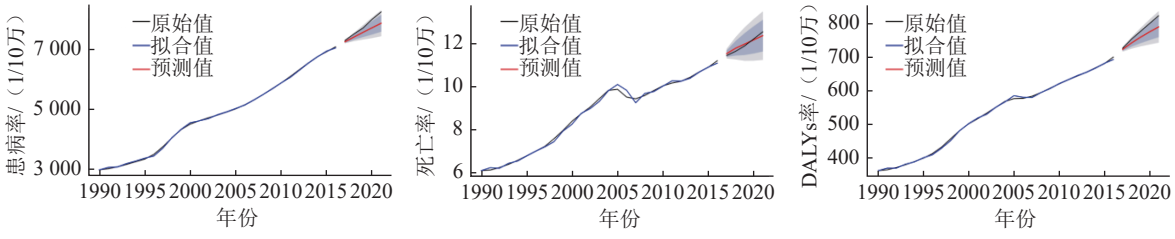


图 2　基于 ARIMA 模型的 T2DM 患病率、死亡率、DALYs 率拟合预测

Fig. 2　Fitted and predicted incidence, mortality, and DALY rates of T2DM based on the ARIMA model

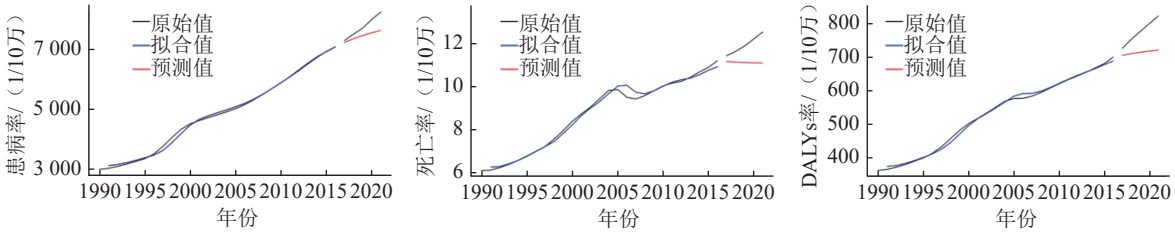


图 3　基于 NNAR 模型的 T2DM 患病率、死亡率、DALYs 率拟合预测

Fig. 3　Fitted and predicted prevalence, mortality, and DALY rates of T2DM based on the NNAR model

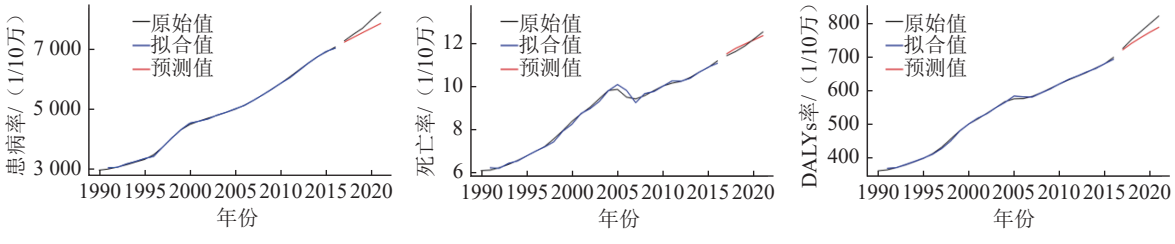


图 4　基于 ARIMA-NNAR 组合模型的 T2DM 患病率、死亡率、DALYs 率拟合预测

Fig. 4　Fitted and predicted prevalence, mortality, and DALY rates of type 2 diabetes mellitus based on the ARIMA-NNAR combined model

2.4　模型比较（表 2）　无论训练集还是测试集，ARIMA-NNAR 组合模型的中国 T2DM 患病率、死亡率、DALYs 率的各评价指标的值均低于 ARIMA 模型和 NNAR 模型，即 ARIMA-NNAR 组合模型在预测中国 T2DM 患病率、死亡率和 DALYs 率的性能优于单预测模型。最终选择使用 ARIMA-NNAR 组合模型预测 2022—2026 年中国 T2DM 的患病率、死亡率和 DALYs 率。

表 2　不同模型预测效果比较

Table 2　Comparison of prediction effects of different models in the prevalence, mortality, and DALYs rates

特征	模型	训练集			测试集		
		MAPE/%	MAE	RMSE	MAPE/%	MAE	RMSE
患病率	ARIMA	0.434	17.918	23.854	2.372	186.370	221.665
	NNAR	1.191	48.486	65.219	3.763	295.837	354.048
	ARIMA-NNAR	0.397	16.784	22.349	2.369	185.662	221.752
死亡率	ARIMA	0.822	0.069	0.101	0.864	0.101	0.110
	NNAR	1.257	0.108	0.159	6.458	0.766	0.866
	ARIMA-NNAR	0.820	0.069	0.100	0.859	0.101	0.110
DALYs率	ARIMA	0.451	2.163	3.028	2.262	17.580	20.194
	NNAR	0.966	4.608	6.012	7.746	59.919	66.083
	ARIMA-NNAR	0.407	2.000	2.862	2.243	17.433	20.089

2.5　基于 ARIMA-NNAR 组合模型的中国 T2DM 疾病负担预测（图 5～7、表 3）　由组合模型预测结果可知，2022—2026 年中国 T2DM 男性、女性以及总人群的患病率、死亡率和 DALYs 率均呈现上升趋势，即中国 T2DM 的疾病负担依然在不断加重，防控形势依旧严峻。经 ARIMA-NNAR 组合模型预测得到 2022—2026 年中国 T2DM 患病率分别为 8 347.18/10 万、8 569.86/10 万、8 781.15/10 万、8 992.45/10 万、9 203.75/10 万；死亡率分别为 12.55/10 万、12.78/10 万、12.99/10 万、13.20/10 万、13.41/10 万；DALYs 率分别为 826.91/10 万、846.34/10 万、864.60/10 万、881.98/10 万、898.66/10 万。

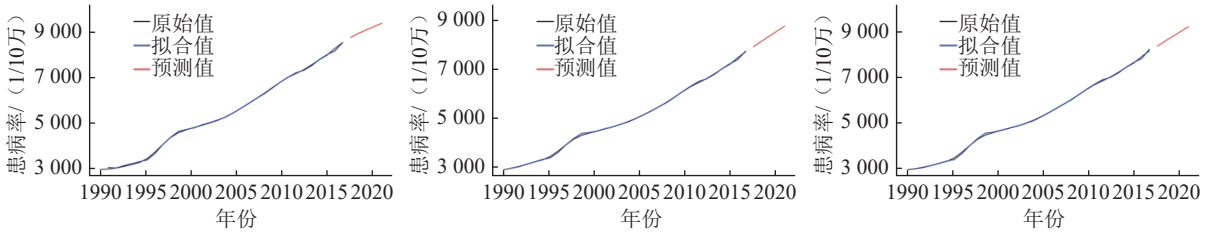


图 5　基于组合模型的 T2DM 男性（左）、女性（中）以及总人群（右）患病率拟合预测

Fig. 5　Fitted and predicted prevalence of type 2 diabetes mellitus in males (left), females (middle), and the total population (right) based on the combined model

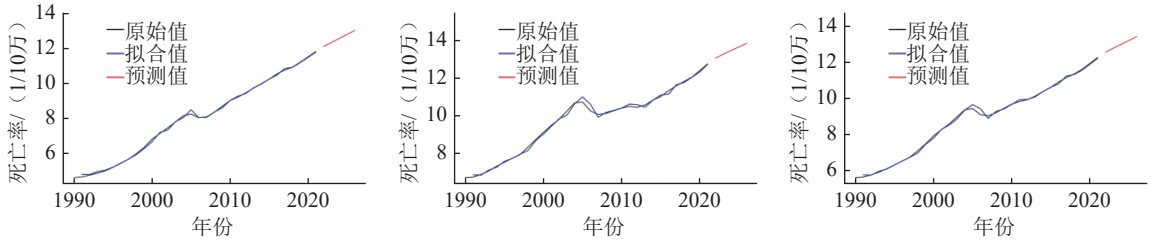


图 6　基于组合模型的 T2DM 男性（左）、女性（中）以及总人群死亡率（右）拟合预测

Fig. 6　Fitted and predicted mortality of T2DM males (left), females (middle), and the total population (right) based on the combined model

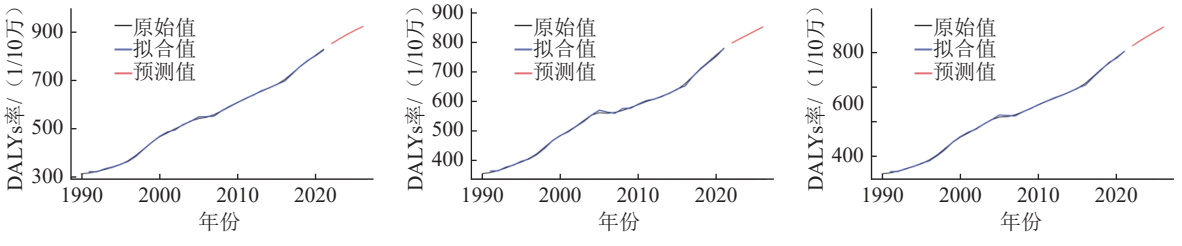


图 7　基于组合模型的 T2DM 男性（左）、女性（中）以及总人群（右）DALYs 率拟合预测

Fig. 7　Fitted and predicted DALYs rates of T2DM in males (left), females (middle), and the total population (right) based on the combined model

表 3　基于 ARIMA-NNAR 组合模型的 2022—2026 年 T2DM 疾病负担预测情况（1/10 万）

Table 3　Predicted burden of type 2 diabetes mellitus from 2022 to 2026 based on the ARIMA-NNAR combined model (1/10^5)

年份	患病率	死亡率	DALYs率
2022	8 347.18	12.55	826.91
2023	8 569.86	12.78	846.34
2024	8 781.15	12.99	864.60
2025	8 992.45	13.20	881.98
2026	9 203.75	13.41	898.66

3　讨　论

本研究利用 GBD 2021 数据库分析了 1990—2021 年中国 T2DM 的患病率、死亡率和 DALYs 率，并用 ARIMA-NNAR 组合模型预测了 2022—2026 年的疾病负担变化趋势。结果显示，1990—2021 年中国 T2DM 疾病负担整体呈现上升趋势，预计未来 5 年将继续增长，防控形势十分严峻。

本研究结果显示，1990—2021 年中国总人群 T2DM 患病率、死亡率和 DALYs 率整体呈上升趋势，且男性患病率和 DALYs 率略高于女性，死亡率则低于女性。目前，中国糖尿病患病率急剧

上升，成为导致失明、肾衰竭和截肢的主要原因[12]。糖尿病不仅与癌症[13]、认知功能障碍[14]紧密相关，还受性别、年龄和居住地等因素的影响，城市及经济发达地区的居民患病风险较高[15–16]。环境因素如空气污染[17]，特别是 PM_{10}、$PM_{2.5}$、NO_2 和 NO 等[18]，与糖尿病的高发有显著关联。另外，肥胖也是 2 型糖尿病的主要诱因[19]。1990—2021 年中国 T2DM 的疾病负担显著增加，这一趋势可能与中国经济的持续发展、饮食结构的变化以及人口老龄化的加速密切相关。目前糖尿病的发病人群倾向于年轻化，尤其是男性的患病和死亡风险更高[20]。而定期中等强度的运动可以有效预防 T2DM，降低患病风险[21]。

此外，本研究发现，中国 T2DM 的疾病负担在不同性别和年龄段间存在显著差异。T2DM 患病人数在 55～59 岁达到高峰，之后随年龄增长而减少，可能因为年长者更注重健康和改善生活习惯；65～69 岁之前男性 T2DM 患者数量多于女性，可能与男性更高的吸烟和饮酒比例、社会环境因素、经济水平以及工作压力有关[22–24]。65～69 岁后的女性患病人数超过男性，这可能与女性更年期后，激素变化和代谢功能下降有关[25]。男性死亡率在 75～79 岁后显著上升，这可能与共病如心血管疾病的高比例有关，这些共病增加了死亡风险。有研究显示，≥75 岁人群中，不健康睡眠成为最主要的生活方式风险因素[26]。男性在 75～79 岁可能面临更多生活方式风险因素，如长期吸烟和饮酒，导致病情加重，DALYs 率上升并超过女性。女性 DALYs 率在更年期后略有下降，可能因为某些激素在特定阶段对心血管等器官具有保护作用，减轻了糖尿病并发症的严重程度[27]。

本研究比较了 ARIMA、NNAR 和 ARIMA-NNAR 组合模型在中国 T2DM 患病率、死亡率和 DALYs 率预测中的应用效果。结果显示，ARIMA-NNAR 组合模型在预测中国 T2DM 疾病负担方面表现最佳，其在训练集和测试集上的 MAPE、MAE、RMSE 等拟合参数均优于单独的 ARIMA 和 NNAR 模型，即组合模型具有更高的预测精度。

ARIMA 模型[28]是一种经典的时间序列模型，可以很好地捕捉时间序列数据的稳定趋势[29]，由于 ARIMA 模型假设时间序列是线性的，并且模型要求时间序列数据满足平稳性和同方差性的条件，这就限制了它对于非线性关系的建模能力以及对于非平稳性或异方差的数据不适用性。NNAR 模型是一种以时间序列为基础的神经网络模型，具有逼近非线性不平稳时间序列的优势，模型泛化能力较强[30–31]，但由于 NNAR 神经网络中的延时阶数及隐藏的神经元个数无法用科学的方法得出，只能依靠经验获取，即 NNAR 模型依旧是“黑盒”模型[32]。ARIMA-NNAR 组合模型结合了 ARIMA 模型与 NNAR 模型的优势，具有更好的预测性能。这种组合方法的性能在疾病趋势预测等领域也得到了验证，如陈登建等人[33]将 ARIMA 与支持向量机（SVR）结合用于股票数据预测，孙存浩等人[34]提出 BP 神经网络与 LSTM 神经网络的组合模型，王颖等人[35]采用 ARIMA-GM 组合模型预测涌水量，王仕鸿等人[36]则分别使用 ARIMA 和 NNAR 模型预测慢性肾病的发病率和患病率，这些研究表明，组合模型在提高预测精度和鲁棒性方面具有显著优势。

针对未来 5 年中国 T2DM 疾病负担仍呈现不断上升的趋势，本研究结合世界卫生组织（WHO）对于糖尿病防治策略提出以下建议：个人应保持健康生活方式，如理想体重、规律运动、健康饮食、戒烟，并定期检测血糖；社会层面应重视预防，控制风险因素，增加筛查，早期干预高危人群，提高农村慢性病管理，关注男性和老年人群，以提高治疗和控制率。

本研究的局限性：（1）本研究仅探究 ARIMA-NNAR 组合模型对于中国 T2DM 疾病负担的拟合精度和预测效果，对于其他组合模型的性能还有待验证；（2）预测是在限定条件中模拟的，而疾病发生的不可控因素较多，包括人口、环境、卫生、经济等多方面因素，故本研究的预测结果与实际发生情况会有偏差，且预测结果准确度会随着预测时间的增加而下降，需要进一步完善模型，提高预测的准确性。尽管存在局限，但本研究仍从全国层面分析了糖尿病疾病负担情况及不同性别、年龄段患者的疾病负担特点及变化趋势，为我国糖尿病精准防治提供了重要依据。

参考文献

[1] Association A D. Standards of medical care in diabetes-2013[J]. Diabetes Care, 2013, 36(S1): S11-S66.

[2] Kotwas A, Karakiewicz B, Zabielska P, et al. Epidemiological factors for type 2 diabetes mellitus: evidence from the Global Burden of Disease [J]. Archives of Public Health, 2021, 79(1): 110.

[3] Huebschmann A G, Huxley R R, Kohrt W M, et al. Sex differences in the burden of type 2 diabetes and cardiovascular risk across the life course[J]. Diabetologia, 2019, 62(10): 1761-1772.

[4] Magliano D J, Boyko E J, IDF Diabetes Atlas 10th Edition Scientific Committee. IDF DIABETES ATLAS [Internet][M]. 10th ed. Brussels: International Diabetes Federation, 2021.

[5] GBD 2021 Carbon Monoxide Poisoning Collaborators. Global, regional, and national mortality due to unintentional carbon monoxide poisoning, 2000-2021: results from the Global Burden of Disease Study 2021[J]. The Lancet Public Health, 2023, 8(11): e839-e849.

[6] Rezaei F, Mazidimoradi A, Rayatinejad A, et al. Temporal trends of tracheal, bronchus, and lung cancer between 2010 and 2019, in Asian

countries by geographical region and sociodemographic index, comparison with global data[J]. Thoracic Cancer, 2023, 14(18): 1668-1706.

[7] 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]. The Lancet, 2024, 403(10440): 2133-2161.

[8] 周伍明, 崔璇璇, 陆宗庆, 等. 1990—2019 年中国 2 型糖尿病疾病负担分析 [J]. 中华疾病控制杂志, 2023, 27(6): 650-654, 690.

[9] 赵创艺, 袁空军, 杨媛, 等. 基于 ARIMA 与 NNAR 模型的中国慢性阻塞性肺疾病疾病负担预测研究 [J]. 中国全科医学, 2022, 25(16): 1942-1949.

[10] Li J, Lu Q, Wen Y L. Multi-kernel linear mixed model with adaptive lasso for prediction analysis on high-dimensional multi-omics data[J]. Bioinformatics, 2020, 36(6): 1785-1794.

[11] Li Z Q, Wang Z Z, Song H, et al. Application of a hybrid model in predicting the incidence of tuberculosis in a Chinese population[J]. Infection and Drug Resistance, 2019, 12: 1011-1020.

[12] 周健, 贾伟平. 血糖监测技术在糖尿病管理中的作用及需要注意的问题 [J]. 中华内科杂志, 2018, 57(4): 233-236.

[13] Brown J C, Carson T L, Thompson H J, et al. The triple health threat of diabetes, obesity, and cancer-epidemiology, disparities, mechanisms, and interventions[J]. Obesity, 2021, 29(6): 954-959.

[14] Biessels G J, Despa F. Cognitive decline and dementia in diabetes mellitus: mechanisms and clinical implications[J]. Nature Reviews Endocrinology, 2018, 14(10): 591-604.

[15] Xu Y, Wang L M, He J, et al. Prevalence and control of diabetes in Chinese adults[J]. JAMA, 2013, 310(9): 948-959.

[16] Wang L M, Gao P, Zhang M, et al. Prevalence and ethnic pattern of diabetes and prediabetes in China in 2013[J]. JAMA, 2017, 317(24): 2515-2523.

[17] Meroni G, Valerio A, Vezzoli M, et al. The relationship between air pollution and diabetes: a study on the municipalities of the Metropolitan City of Milan[J]. Diabetes Research and Clinical Practice, 2021, 174: 108748.

[18] Li X, Wang M Y, Song Y Z, et al. Obesity and the relation between joint exposure to ambient air pollutants and incident type 2 diabetes: a cohort study in UK Biobank[J]. PLoS Medicine, 2021, 18(8): e1003767.

[19] Lascar N, Brown J, Pattison H, et al. Type 2 diabetes in adolescents and young adults[J]. The Lancet Diabetes and Endocrinology, 2018, 6(1): 69-80.

[20] 李赞, 刘喜洋, 贺卓佳, 等. 1999—2019 年中国糖尿病疾病负担的调查研究 [J]. 解放军医学杂志, 2024, 49(7): 776-782.

[21] 彭莉, 韩攀. Ⅱ型糖尿病患者的体力活动水平、静坐时间与其糖脂代谢的关系 [J]. 现代预防医学, 2017, 44(23): 4391-4394.

[22] Kautzky-Willer A, Harreiter J, Pacini G. Sex and gender differences in risk, pathophysiology and complications of type 2 diabetes mellitus[J]. Endocrine Reviews, 2016, 37(3): 278-316.

[23] Mauvais-Jarvis F, Manson J E, Stevenson J C, et al. Menopausal hormone therapy and type 2 diabetes prevention: evidence, mechanisms, and clinical implications[J]. Endocrine Reviews, 2017, 38(3): 173-188.

[24] Hu C, Jia W P. Diabetes in China: epidemiology and genetic risk factors and their clinical utility in personalized medication[J]. Diabetes, 2018, 67(1): 3-11.

[25] 王伽婷, 王紫荆, 武轶群, 等. 北京地区 115 万 2 型糖尿病患者常见共患疾病的流行情况及特点 [J]. 第三军医大学学报, 2021, 43(12): 1126-1132.

[26] Wang T G, Zhao Z Y, Wang G X, et al. Age-related disparities in diabetes risk attributable to modifiable risk factor profiles in Chinese adults: a nationwide, population-based, cohort study[J]. The Lancet Healthy Longevity, 2021, 2(10): e618-e628.

[27] Qian C Y, Liu J J, Liu H D. Targeting estrogen receptor signaling for treating heart failure[J]. Heart Failure Reviews, 2024, 29(1): 125-131.

[28] 陈亮, 连巧龄, 刘美增, 等. ARIMA 模型在预测福建省新报告 HIV/AIDS 病例中的适用性 [J]. 中国艾滋病性病, 2021, 27(12): 1353-1357.

[29] 陈雅霖, 洪秋棉, 温昊于, 等. 全球 COVID-19 疫情主要预测模型比较分析 [J]. 中国卫生统计, 2024, 41(3): 382-386.

[30] 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.

[31] 马倩倩, 何贤英, 崔芳芳, 等. 基于 ARIMA 与 NNAR 模型的中国食管癌疾病负担预测 [J]. 中华疾病控制杂志, 2021, 25(9): 1048-1053.

[32] 李环, 孙素芬, 罗长寿. 基于 NARX 神经网络的粮食产量预测模型 [J]. 江苏农业科学, 2020, 48(22): 228-232.

[33] 陈登建, 杜飞霞, 夏换. 基于 ARIMA 与 SVR 滚动残差模型组合的股票预测 [J]. 计算机时代, 2022(5): 76-81.

[34] 孙存浩, 胡兵, 邹雨轩. 指数趋势预测的 BP-LSTM 模型 [J]. 四川大学学报 (自然科学版), 2020, 57(1): 27-31.

[35] 王颖, 刘郑秋, 李成帅, 等. 基于 ARIMA-GM 模型的矿井涌水量预测 [J]. 煤炭技术, 2024, 43(9): 154-157.

[36] 王仕鸿, 令垚, 杨子华, 等. 基于时间序列模型的中国 2020—2029 年慢性肾病发病和患病情况预测研究 [J]. 中国慢性病预防与控制, 2023, 31(11): 801-806.