Operations Research and Fuzziology 运筹与模糊学, 2023, 13(3), 1515-1524
Published Online June 2023 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/orf
https://doi.org/10.12677/orf.2023.133152

基于ARIMA-BP组合模型的全国卫生总费用预测

王秋彤[1*]，王　旭[2]，范馨月[1#]

[1]贵州大学数学与统计学院，贵州　贵阳
[2]华北理工大学以升创新教育基地，河北　唐山

收稿日期：2023年3月25日；录用日期：2023年6月5日；发布日期：2023年6月12日

摘　要

目的：对卫生总成本的特征分析及变化趋势预测，能够为我国有关行政部门医疗卫生政策的法规制定、合理的卫生费用规划提供依据。方法：搜集我国1991~2020年卫生总费用统计数据通过方差倒数法构建ARIMA-BP组合模型。模型检验通过后，对2021年的卫生成本进行预测和评价。结果：将1991~2017年全国卫生总费用作为训练集，采用ARIMA(0,2,0)模型和BP模型拟合效果较好，通过滑动窗口方法生成新的数据样本后构建三层BP神经网络模型，结合方差倒数法，构建ARIMA-BP组合模型在2018~2020预测效果优于ARIMA(0,2,0)和BP，ARIMA模型、BP神经网络模型和ARIMA-BP组合模型的平均相对误差分别为：1.127%、1.052%、0.05%。结论：ARIMA-BP组合模型的预测效果为三种模型中最佳的，可通过该模型预测未来的卫生总费用，得到较为可靠的卫生总成本预算。

关键词

ARIMA模型，BP神经网络，ARIMA-BP组合模型

Prediction of Total Health Expenditure in China Based on ARIMA-BP Combination Model

Qiutong Wang[1*], Xu Wang[2], Xinyue Fan[1#]

[1]School of Mathematics and Statistics, Guizhou University, Guiyang Guizhou
[2]North China University of Science and Technology Innovation Education Base, Tangshan Hebei

Received: Mar. 25th, 2023; accepted: Jun. 5th, 2023; published: Jun. 12th, 2023

*第一作者。
#通讯作者。

文章引用: 王秋彤, 王旭, 范馨月. 基于 ARIMA-BP 组合模型的全国卫生总费用预测[J]. 运筹与模糊学, 2023, 13(3): 1515-1524. DOI: 10.12677/orf.2023.133152

Abstract

Objective: The characteristic analysis and change trend prediction of the total health cost can provide a basis for the formulation of medical and health policies and reasonable health cost planning of relevant administrative departments in China. Methods: The statistical data of China's total health expenditure from 1991 to 2020 were collected, and the ARIMA-BP combination model was constructed by the reciprocal of variance method. After the model test is passed, the health cost in 2021 is predicted and evaluated. Results: Taking the total national health expenditure from 1991 to 2017 as the training set, ARIMA(0,2,0) model and BP neural network model have good fitting effect. After generating new data samples through the sliding window method, a three-layer BP neural network model is constructed. Combined with the reciprocal of variance method, the ARIMA-BP combined model is constructed. The prediction effect of 2018~2020 is better than ARIMA(0,2,0) and BP. The average relative errors of ARIMA model, BP neural network model and ARIMA-BP combined model are 1.127%, 1.052%, 0.05% respectively. Conclusion: ARIMA-BP combined model has the best prediction effect among the three models. This model can predict the total health cost in the future and obtain a more reliable budget of the total health cost.

Keywords

ARIMA, BP Neural Network, ARIMA-BP Combination Model

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

卫生总费用是指一个国家或地区在一定时间段(通常为一年)内用于卫生服务的总成本。这是衡量一个国家或地区卫生投资和卫生资金使用水平的重要指标。了解卫生未来的发展趋势，不仅可以为政府控制卫生费用提供合理的支出，也可以为卫生部门制定卫生政策提供参考[1]。

近年来，国内大量学者对卫生总费用的预测进行了探讨。主要预测的模型有 ARIMA 模型[2] [3] [4]、GM 模型[5] [6]、BP 神经网络[7] [8]和 Elman 神经网络[9]等。丁海峰等利用 ARIMA 模型对我国长三角地区卫生总费用进行了预测分析；戴泽阳等通过比较不同 GM 模型对江苏省卫生总费用进行了预测分析；有学者用 Elman 神经网络和 BP 神经网络对我国卫生总费用进行预测研究。

组合预测模型比单一预测模型更系统、更全面，可以避免有效信息浪费，减少偶然因素对预测结果的影响，提高预测结果的准确性和稳定性。在组合预测方面，鲍晓露[10]结合灰色 GM 模型和 SVM 模型对广东省的卫生总费用预测，为组合预测模型研究提供较可靠的方案。ARIMA 模型[11]仅依赖于数据自身，不需要借助其他外生变量，所以广泛应用于预测时序数据。BP 神经网络是一种应用较为广泛的神经网络模型，多用于电力负荷预测[12]和时间序列预测[13]等领域重要应用模型。

ARIMA 模型是一种经典的时间序列模型，拥有广泛的应用领域和深厚的理论基础。ARIMA 能够处理非线性、非平稳的时间序列数据，可以较好地捕捉时间序列数据中的趋势、季节性和周期性变化，能够通过模型参数解释时间序列数据的特征。相较于其他模型，ARIMA 模型具有较好的灵活性，参数可以通过模型拟合来自动确定，不需要手动调整，可以在模型中引入外部因素，提高预测精度。本文结合 ARIMA 模型和 BP 神经网络模型[14]，对我国 1991~2020 年卫生总费用发展趋势进行预测对比分析，通

过方差倒数法的组合，构建一种新预测模型，用于实证研究，为我国相关部门制定医疗卫生政策提供借鉴及参考。

2. 资料和方法

2.1. 资料来源

本研究数据来源于 1991~2020 年《中国统计年鉴》和《中国卫生统计年鉴》，数据的来源真实、可靠。

2.2. 研究方法

1) ARIMA 模型(AutoRegressive Integrated Moving Average Model)，即差分自回归滑动平均模型，是由 Box 和 Jenkins 等人于上世纪七十年代初发明的一种针对平稳时间序列数据的预测方法之一，它包含自回归过程和滑动平均过程两个部分[15]。ARIMA 模型的优点是不用考虑对序列产生影响的其他因素，只需考虑序列自身的历史数据，适用于时序性较强的序列。模型中最重要的部分——ARMA(p,q)的一般结构如下：

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \cdots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-t} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \tag{1}$$

其中，y_t 表示当期变量，$y_{t-1} \cdots y_{t-p}$ 表示滞后 1 到 p 期变量；β_i 则表示滞后期变量的系数；ε_t 表示 t 时期的误差值，$\varepsilon_{t-1} \cdots \varepsilon_{t-q}$ 表示滞后 1 到 q 期的误差值，θ_i 为误差项的系数。模型的参数 p、q 可由时间序列的自相关系数和偏自相关系数来确定。ARIMA(p,d,q)中的 d 则表示对非平稳序列差分 d 次后得到平稳序列。

ARIMA(p,d,q)建模过程可分为以下几个步骤：

步骤一、序列平稳化处理；对非平稳的时间序列进行差分，使之成为平稳序列，记差分次数为 d。

步骤二、确定模型的阶数 p、q；基于 AIC 准则和 BIC 准则确定模型的阶数。

步骤三、白噪声检验；使用确定的参数对模型进行估计，得到残差序列，若残差序列依然存在相关性，说明模型参数选取不准确，则回到步骤二重新进行参数的选取。

步骤四、序列预测；对模型参数的检验通过后，对时间序列进行预测。

2) BP 神经网络(Back Propagation Network)是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络。BP 神经网络的特点在于不需要揭示映射变量之间的方程式，对于大样本数据可以很好的学习和拟合样本的特征。其结构为输入层、隐含层和输出层，每层都由一定数量的神经元构成，如图 1。输入层用于输入自变量，神经元的数量取决于输入变量的数量；输出层输出响应变量，有几个响应变量则设置几个输出神经元；而隐层层数和神经元的数量均由模型本身的训练过程决定，选择训练损失最小的隐含层数和神经元数。

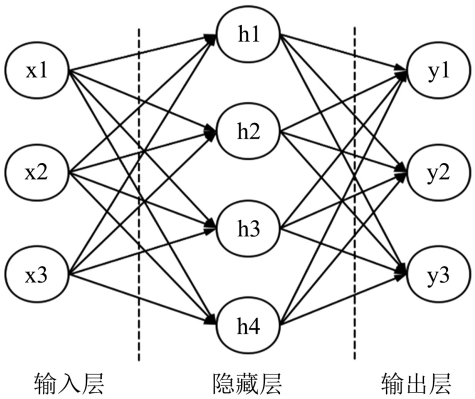

Figure 1. Diagram of the internal structure of a neural network
图 1. 神经网络内部结构图

BP 神经网络的建模过程如下：

1) 归一化处理。使数据大小落在[0, 1]范围内，归一化公式为：

$$x_i' = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{2}$$

其中，x_i、x_i' 分别表示卫生总费用的原始值和归一化后的值，$x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别表示变量序列的最大值和最小值。

2) 网络结构的确定。确定各层的神经元个数，以及激活函数。

3) 初始化各连接的权重和阈值。

4) 输入数据，训练模型。直到模型的最小均方误差小于设置的误差要求。

5) 利用训练后的模型进行时间序列预测

3) 组合预测模型：组合预测模型的重点是确定每个预测模型的权重系数，由于 ARIMA 和 BP 神经网络模型预测两种不同的结果，本文采用倒数方差法计算加权系数，其基本原理是先计算每个预测模型的误差平方和 e_i，然后根据总体误差平方和最小的原则确定每个预测模型的权重。其计算公式如下：

$$w_i = \frac{e_i^{-1}}{\sum_{i=1}^{m} e_i^{-1}} \tag{3}$$

$$e_i = \sum_{t=1}^{N} \left(y(t) - y_i(t) \right)^2 \quad t = 1, 2, \cdots, n \tag{4}$$

(3)式中，w_i 是第 i 个模型的权重，e_i 是第 i 个模型的预测误差平方和。(4)式中 $y_i(t)$ 表示第 i 个模型的预测值，$y(t)$ 表示真实值。最终组合预测模型可表示为：

$$y = w_1 y_1 + w_2 y_2 \tag{5}$$

首先将数据分为训练集和测试集，然后分别使用 ARIMA 模型和 BP 神经网络模型获得预测结果。两种不同方法的权重根据方差倒数法计算，最后根据式(3)计算最终组合预测值。流程如图 2 所示。

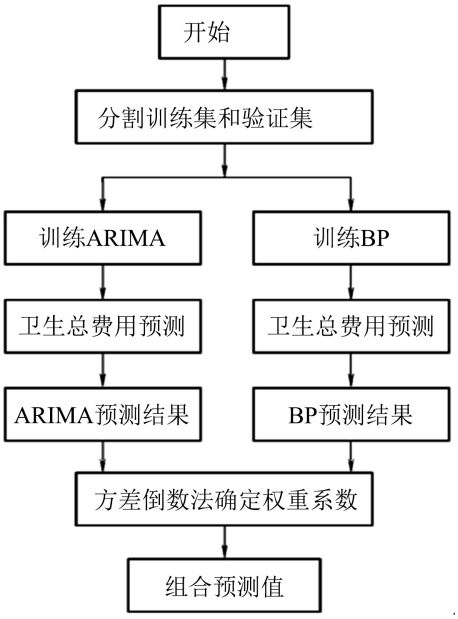

Figure 2. ARIMA-BP combined model prediction flow chart
图 2. ARIMA-BP 组合模型预测流程图

3. 结果

3.1. 我国卫生总费用发展现状

1991~2020 年我国卫生总费用总体上呈现增长趋势，卫生总费用从 893.49 亿元增长至 72,175 亿元。见表 1。

Table 1. Total health expenditure in China, 1991~2020
表 1. 1991~2020 年我国卫生总费用

年份	卫生总费用(亿元)	年份	卫生总费用(亿元)	年份	卫生总费用(亿元)
1991	893.49	2001	5025.93	2011	24345.91
1992	1096.86	2002	5790.03	2012	28119.00
1993	1377.78	2003	6584.10	2013	31668.95
1994	1761.24	2004	7590.29	2014	35312.40
1995	2155.13	2005	8659.91	2015	40974.64
1996	2709.42	2006	9843.34	2016	46344.88
1997	3196.71	2007	11573.97	2017	52598.28
1998	3678.72	2008	14535.40	2018	59121.91
1999	4047.50	2009	17541.92	2019	65841.39
2000	4586.63	2010	19980.39	2020	72175.00

3.2. ARIMA 模型的预测过程及结果

3.2.1. 平稳性处理

1991~2020 年我国卫生总费用数据为非平稳序列，为了不影响研究结果，需要对原序列进行平稳性检验。对我国 1991~2017 年卫生费用序列进行差分，并进行 ADF 单位根检验，二阶差分之后的序列为平稳序列，故 $d = 2$。因此选择我国卫生总费用的二阶差分序列进行分析。差分序列见图 3。

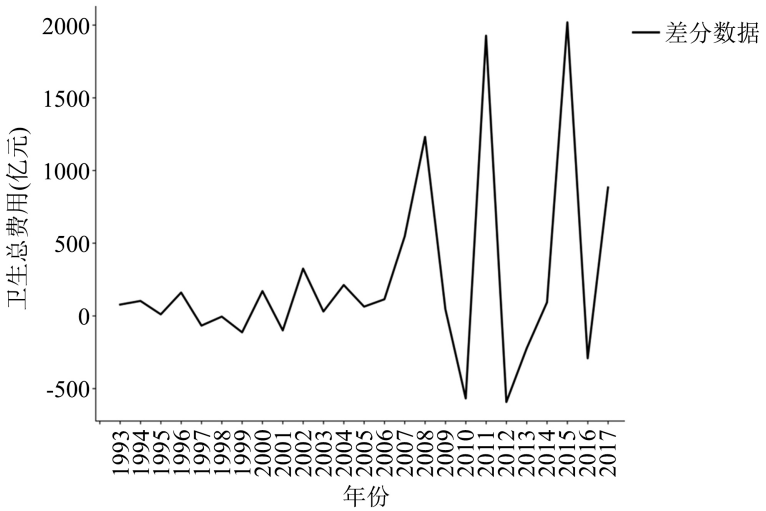

Figure 3. 2nd order differential plot
图 3. 2 阶差分图

3.2.2. 参数的估计及检验

差分处理之后，利用 python3.8 软件对我国卫生总费用进行拟合，估计 ARIMA 模型的各项参数，通过自相关及偏自相关图判断拖尾和截尾情况定参数过于主观，本文采用 AIC 准则和 BIC 准则[11]得到最优参数为 $p = 0$，$d = 2$，$q = 0$。建立 ARIMA(0,2,0)预测模型。ARIMA 预测模型要求残差为白噪声序列，利用 python 对残差序列进行白噪声检验，具体结果如表 2，结果显示 P 值为 0.077 > 0.05，残差是白噪声序列，且模型拟合优度 R^2 为 0.998，可以利用其对我国卫生总费用进行预测。

Table 2. ARIMA inspection table
表 2. ARIMA 检验表

ARIMA(0,2,0)检验表						
项	样本数量	信息准则		白噪声检验		拟合优度
符号	N	AIC	BIC	Q	P	R^2
值	27	397.44	399.88	3.121	0.077	0.998

3.2.3. 模型预测

利用所建立的 ARIMA(0,2,0)模型对验证集即 2018~2020 年卫生总费用进行预测，并求出其相对误差。拟合结果如表 3，预测结果如表 4 所示。

Table 3. ARIMA(0,2,0) fitted values from 1991 to 2017
表 3. 1991~2017 年 ARIMA(0,2,0)拟合结果

年份	真实值	ARIMA (0,2,0)	相对误差(%)	年份	真实值	ARIMA(0,2,0)	相对误差(%)
1991	893.49	-	-	2005	8659.91	8596.48	0.732
1992	1096.86	-	-	2006	9843.34	9729.53	1.156
1993	1377.78	1300.23	5.629	2007	11573.97	11026.77	4.728
1994	1761.24	1658.70	5.822	2008	14535.4	13304.60	8.468
1995	2155.13	2144.70	0.484	2009	17541.92	17496.83	0.257
1996	2709.42	2549.02	5.920	2010	19980.39	20548.44	2.843
1997	3196.71	3263.71	2.096	2011	24345.91	22418.86	7.915
1998	3678.72	3684.00	0.144	2012	28119.00	28711.43	2.107
1999	4047.50	4160.73	2.798	2013	31668.95	31892.09	0.705
2000	4586.63	4416.28	3.714	2014	35312.4	35218.90	0.265
2001	5025.93	5125.76	1.986	2015	40974.64	38955.85	4.927
2002	5790.03	5465.23	5.610	2016	46344.88	46636.88	0.630
2003	6584.10	6554.13	0.455	2017	52598.28	51715.12	1.679
2004	7590.29	7378.17	2.795	-	-	-	-

Table 4. ARIMA(0,2,0) model prediction results
表 4. ARIMA(0,2,0)模型预测结果

年份	ARIMA(0,2,0)	真实值	相对误差(%)
2018	58451.68	59121.91	1.134
2019	65105.08	65841.39	1.118
2020	71358.48	72175	1.131

3.3. BP 神经网络预测过程及结果

3.3.1. 数据归一化处理

在数据集中取前 n 年的卫生总费用对应 $n+1$ 年的卫生总费用，即 $[x_1, x_2, \cdots, x_n]$ 对应 x_{n+1}，同理，步长不变，数据集往后移动，变成 $[x_2, x_3, \cdots, x_{n+1}]$ 对应 x_{n+2}，以此类推，对训练集进行划分，测试集也做相同的处理。将数据归一化，本文以前三年数据来预测第四年数据，即将 1991 年、1992 年和 1993 年的数据作为输入变量，1994 年卫生总费用作为输出变量。1994~2017 年的数据作为训练集，将 2018~2020 年数据作为验证集，数据如表 5 所示。

Table 5. Sample data
表 5. 数据样本

年份	X1	X2	X3	Y	年份	X1	X2	X3	Y
1994	893.49	1096.86	1377.78	1761.24	2008	8659.91	9843.34	11573.97	14535.40
1995	1096.86	1377.78	1761.24	2155.13	2009	9843.34	11573.97	14535.40	17541.92
1996	1377.78	1761.24	2155.13	2709.42	2010	11573.97	14535.40	17541.92	19980.39
1997	1761.24	2155.13	2709.42	3196.71	2011	14535.40	17541.92	19980.39	24345.91
1998	2155.13	2709.42	3196.71	3678.72	2012	17541.92	19980.39	24345.91	28119.00
1999	2709.42	3196.71	3678.72	4047.50	2013	19980.39	24345.91	28119.00	31668.95
2000	3196.71	3678.72	4047.50	4586.63	2014	24345.91	28119.00	31668.95	35312.40
2001	3678.72	4047.50	4586.63	5025.93	2015	28119.00	31668.95	35312.40	40974.64
2002	4047.50	4586.63	5025.93	5790.03	2016	31668.95	35312.40	40974.64	46344.88
2003	4586.63	5025.93	5790.03	6584.10	2017	35312.40	40974.64	46344.88	52598.28
2004	5025.93	5790.03	6584.10	7590.29	2018	40974.64	46344.88	52598.28	59121.91
2005	5790.03	6584.10	7590.29	8659.91	2019	46344.88	52598.28	59121.91	65841.39
2006	6584.10	7590.29	8659.91	9843.34	2020	52598.28	59121.91	65841.39	72175.00
2007	7590.29	8659.91	9843.34	11573.97	2021	59121.91	65841.39	72175.00	-

3.3.2. 参数调整

本文预测卫生总费用建立了含有 1 个隐藏层的 BP 神经网络模型。模型采用了 python3.8 中的 MLPRegressor 包构建 BP 神经网络模型，并实现我国卫生总费用预测，经过不断调参，最优参数为：隐

藏神经元为 9 个，激活函数为 relu，正则化系数为 0.001，训练网络设定的网络训练次数为 50,000 次，误差目标为 0.001，当网络训练到 3400 次时，误差达到了预期要求，此时使用确定的测试样本进行测试。训练集拟合效果如图 4 所示，具体结果如表 6 所示。

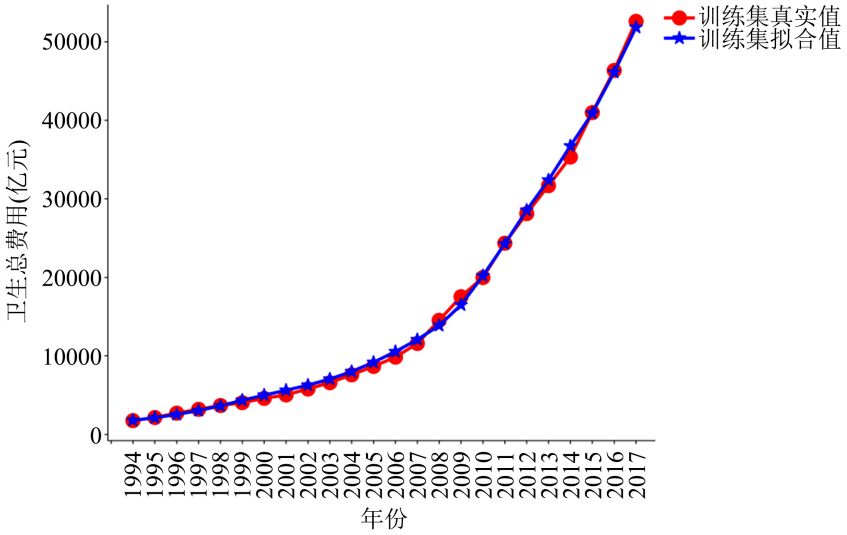

Figure 4. Training set fitting diagram
图 4. 训练集拟合图

Table 6. Fitting value of BP neural network from 1991 to 2017
表 6. 1991~2017 年 BP 神经网络拟合值

年份	真实值	BP 预测值	相对误差(%)	年份	真实值	BP 预测值	相对误差(%)
1991	893.49	-	-	2005	8659.91	9179.17	5.996
1992	1096.86	-	-	2006	9843.34	10538.85	7.066
1993	1377.78	-	-	2007	11573.97	12062.77	4.223
1994	1761.24	1784.30	1.309	2008	14535.40	13863.53	4.622
1995	2155.13	2117.31	1.755	2009	17541.92	16481.41	6.046
1996	2709.42	2537.44	6.347	2010	19980.39	20199.46	1.096
1997	3196.71	3038.16	4.960	2011	24345.91	24257.48	0.363
1998	3678.72	3629.37	1.342	2012	28119.00	28535.20	1.480
1999	4047.5	4343.60	7.316	2013	31668.95	32389.47	2.275
2000	4586.63	4992.18	8.842	2014	35312.40	36730.55	4.016
2001	5025.93	5611.99	11.661	2015	40974.64	40886.21	0.216
2002	5790.03	6276.25	8.397	2016	46344.88	46105.02	0.518
2003	6584.10	7038.90	6.908	2017	52598.28	51830.30	1.460
2004	7590.29	8001.11	5.412	-	-	-	-

3.3.3. 模型预测

利用所建立的 BP 神经网络模型对验证集进行预测，并求出其相对误差如表 7 所示：

Table 7. 2018~2020 BP neural network predictions
表 7. 2018~2020 年 BP 神经网络预测值

年份	BP 预测值	真实值	相对误差(%)
2018	59706.76	59121.91	0.989
2019	66527.8	65841.39	1.043
2020	72987.46	72175	1.126

3.4. 组合预测模型

根据公式(3)求出 ARIMA 的权重为 0.459，BP 神经网络的权重为 0.541。具体模型公式为：

$$y = 0.459y_{ARIMA} + 0.541y_{BP} \tag{6}$$

组合预测的结果如表 8 所示：

Table 8. Total health cost projections for 2018~2020
表 8. 2018~2020 年卫生总费用预测

年份	ARIMA(0,2,0) 预测值	BP 神经网络预测值	组合预测值	真实值	ARIMA(0,2,0) 相对误差(%)	BP 神经网络相对误差(%)	ARIMA-BP 相对误差(%)
2018	58451.68	59706.76	59130.68	59121.91	1.134	0.989	0.01
2019	65105.08	66527.8	65874.77	65841.39	1.118	1.043	0.05
2020	71358.48	72987.46	72239.76	72175.00	1.131	1.126	0.09
平均相对误差	-	-	-	-	1.127	1.052	0.05

在验证集上 ARIMA 模型的预测平均相对误差为 1.127%，BP 神经网络的平均相对误差为 1.052%，组合模型的平均相对误差为 0.05%，均小于 ARIMA 模型和 BP 神经网络模型。此组合模型的整体预测效果良好，预测精度比单一模型的精度高。

根据预测结果和权重，同理可预测我国未来三年即 2021、2022 和 2023 年的卫生总费用，具体预测结果见表 9。

Table 9. Total health cost projections for 2021~2023
表 9. 2021~2023 年卫生总费用预测

年份	卫生总费用(亿元)		
	ARIMA(0,2,0)	BP 神经网络	ARIMA-BP 组合模型
2021	78508.61	72960.18	75506.91
2022	84842.22	86904.92	85958.14
2023	91175.83	89330.06	90177.27

4. 讨论

十四五时期，国家卫生健康委指出在推进疫情常态化的同时，要积极推动我国卫生事业的发展，应对人口老龄化问题。在构建卫生公共体系上，加强制度建设、人才建设和经费的投入[15]。合理的规划卫生费用可以提高经费使用效益，卫生标准化健康体系更加健全，国际影响力显著增强。

本文基于 1991~2020 年卫生总费用数据预测未来三年我国卫生总费用，从本文结果发现 BP 神经网络模型要优于 ARIMA(0,2,0)模型的预测精度，神经网络模型划分了训练集和验证集[11]，验证集没有参与神经网络的学习过程，可以很好的体现出神经网络模型在未观测的数据上预测的准确性。但由于本文样本量较少，训练误差不能设置太低，否则会导致训练集过拟合。对于 ARIMA 模型来说，每次差分运算都会造成数据信息的损失。组合模型可以系统全面的结合 BP 神经网络和 ARIMA 模型来预测我国卫生总费用，基于该模型预测结果，2021~2023 年我国卫生总费用分别为 75506.91 亿元、85958.14 亿元、90177.27 亿元，该组合模型为预测我国卫生总费用提供一种预测方法。在疫情形势下，未来三年我国卫生总费用呈增长趋势，我国可以对未来卫生服务相关问题积极采取应对措施和政策。

基金项目

贵州省科技计划项目(黔科合平台人才[2020] 5016)；贵州大学教改项目(XJG2021027)；贵州大学一流课程培育项目(XJG2021040)；贵州大学研究生创新人才计划项目。

参考文献

[1] 王永照, 朱鹏瞻, 于炳江. 2015-2020 年全国卫生总费用现状分析及对策探讨[J]. 经济师, 2022(2): 243-244.

[2] 丁海峰, 李立清. ARIMA 和 GM(1,1)模型预测上海市卫生总费用[J]. 南京医科大学学报(社会科学版), 2021, 21(5): 418-423.

[3] 王超璠. 基于 ARIMA 模型的全国卫生总费用的分析与预测[J]. 中国外资, 2020(8): 113-114.

[4] 丁海峰, 李立清. 基于 ARIMA 模型的我国长三角地区卫生总费用时间序列预测分析研究[J]. 中国医疗管理科学, 2022, 12(2): 4-10.

[5] 王燕. 时间序列分析: 基于 R 应用的统计学丛书[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2015.

[6] 于菲, 耿顺利, 高建民, 等. 基于 ARIMA 和 GM(1,1)模型的陕西省个人卫生支出预测[J]. 中国卫生政策研究, 2018, 11(7): 19-23.

[7] 翟静, 曹俊. 基于时间序列 ARIMA 与 BP 神经网络的组合预测模型[J]. 统计与决策, 2016(4): 29-32.

[8] 徐融飞. 基于主成分神经网络模型的我国卫生总费用发展趋势及预测研究[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东大学, 2013.

[9] 马明媛, 韩玉珍, 刘国栋, 等. 基于 Elman 神经网络的我国卫生总费用预测研究[J]. 中国医院管理, 2018, 38(6): 52-54.

[10] 鲍晓露, 向国春, 史卢少博, 王冬. 基于灰色 GM(1,1)-SVM 组合模型的广东省卫生总费用预测研究[J]. 现代预防医学, 2022, 49(5): 856-859.

[11] 王高玲, 张怡青. 基于 ARIMA 模型的我国卫生总费用趋势及构成预测分析[J], 中国卫生统计, 2019, 36(1): 121-125.

[12] 姚程文, 杨苹, 刘泽健. 基于 CNN-GUR 混合神经网络的负荷预测方法[J]. 电网技术, 2020, 44(9): 3416-3424.

[13] 唐舒宜. 基于 PCA-BP 神经网络模型的我国卫生总费用预测[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京交通大学, 2021.

[14] 张秀华, 马佳杰, 徐雷, 等. 基于组合模型的浙江省 GDP 预测研究[J]. 科技和产业, 2021, 21(12): 370-376.

[15] 王延赏, 李浣青, 孙华君, 等. 基于灰色马尔可夫模型的我国卫生总费用预测及影响因素研究[J]. 中国社会医学杂志, 2020, 37(1): 89-91.