

目录

摘 要	2
一、研究目的	2
二、国内文献综述	3
三、时间序列方法与误差度量指标	4
(一) 指数平滑法	5
(二) ARIMA 模型	6
(三) 误差度量标准	7
四、建模与实证分析	8
(一) 数据来源与说明	8
(二) 数据预处理	9
(三) 实证分析	10
1. 指数平滑法	10
2. ARIMA 模型	12
3. 指数平滑模型与 ARIMA 模型的比较	17
4. 2018 年-2025 年的实际最终消费支出的预测	18
五、结论	20
参考文献	20

中国中长期最终消费支出预测

摘 要

本文对我国 1978-2017 年最终消费支出进行了分析,分别建立了指数平滑模型和 ARIMA 模型,并通过对数据的平稳性检验、模型参数识别与检验、模型评估等综合分析,确立了 ARIMA(3,1,1)模型作为最终预测模型。该模型具有简单实用、预测效果在短期保持较高精度,能恰当描述当年我国最终消费支出状况,同时揭示在现有经济环境下最终消费支出在中长期的运行规律,为政府部门制定经济计划提供依据和参考。

一、研究目的

改革开放以来,我国消费市场蓬勃发展,消费规模持续扩大,消费结构逐步合理,消费理念和方式快速升级,消费环境不断优化,消费对国民经济增长的贡献率进一步提升,充分发挥了经济增长“稳定器”和“压舱石”的作用。从近五年三大需求对经济增长的贡献率来看,2013-2017 年,最终消费支出的年平均贡献率为 56.2%,资本形成总额的年平均贡献率为 43.8%,货物和服务净出口的年平均贡献率几乎为 0。其中 2017 年,我国最终消费支出达 435453.2 亿元,

占 GDP 的 53.60%，对经济增长的贡献率为 58.8%，高于资本形成总额贡献率 26.7 个百分点，且比 2012 年提高 3.9 个百分点。因此最终消费支出仍是拉动经济增长的主要动力。在当前及今后一段时期，扩大国内消费需求已成为拉动经济增长、保持国民经济持续健康协调发展的重要途径和必然选择。因此，深入探讨影响我国居民消费的主要因素并对未来的消费支出进行预测具有十分重要的现实意义。

二、国内文献综述

近二十年来，我国有学者对于中短期（5 年内）的消费支出预测进行的大量的研究。主要有两个方面，一方面是使用单一模型或改进的单一模型进行预测，常用的预测方法有回归预测法、时间序列预测法、BP 神经网络预测法以及灰色预测法等。另一方面利用多种模型的组合预测。

在单一模型预测方法方面，曹飞（2009）运用 1978～2007 年云南省农村居民人均消费支出数据建立了 ARIMA(3, 1, 0) 模型并对此进行预测；达瓦（2010）以西藏农村居民人均生活消费支出作为研究对象，建立了灰色模型，对西藏农村居民未来消费支出的年均增长率作出了预测。张长耀（2014）应用灰色系统理论对 2006-2012 年林芝地区城镇居民人均消费支出进行研究，建立 GM(1, 1) 预测模型，并对未来五年林芝地区城镇居民人均生活消费支出作出预测；肖建华等

(2014)基于 2007~2012 年的省级面板数据,利用回归方法分析了我国社会性基本公共服务财政支出对居民消费的影响,实证结果表明,我国社会性基本公共服务财政支出对居民消费的影响具有明显的城乡差异性。

组合预测方面,回归预测和神经网络模型的组合是预测方法的主流。刘子玉根据吉林省 1994-2007 年农村居民消费需求量和消费结构中的各因素与居民收入的数据,分别应用回归预测法、灰色预测法和神经网络预测法对吉林省农村居民消费水平和消费结构的发展趋势进行预测,并利用权重计算方法构建组合预测模型;喻胜华,张静(2016)对 1981-2013 我国城乡居民的消费支出构建 Lasso 方法和 BP 神经网络的预测模型,结果显示组合预测精度要明显高于单一方法的预测精度,并预计在 2014-2020 年,我国农村居民消费增长率有所提升,城镇居民消费增长率减缓,城乡居民消费增长率之间的差距呈下降趋势。

三、时间序列方法与误差度量指标

时间序列模型和回归模型是常用的两类预测方法,时间序列模型的思路是找到未来采购价格与历史采购价格之间的关系,然后根据历史数据对未来数据进行预测;回归模型的主要分析思路是找到与因变量相关程度高,且可以影响到因变量的主要因素,根据这些因素预测因变量。本文主要尝

试了时间序列模型，基于我国历史最终消费支出对其未来进行预测；未采用回归模型进行预测，主要原因是：回归模型只适用于短期预测，而不适用与中长期预测，暂时不尝试回归模型进行预测。

时间序列的分析方法很多，指数平滑法和 ARIMA 模型是最常用的两种方法。

（一）指数平滑法

单参数指数平滑根据现有的时序值的加权平均对未来值做短期预测，其中权数选择的宗旨是使得距离现在越远的观测值对平均数的影响越小。单参数指数平滑模型假定时序中的观测值可被表示为：

$$\hat{x}_t = \alpha x_t + (1 - \alpha)\hat{x}_{t-1}$$

双参数指数平滑在单参数指数平滑的水平项 L_t 基础上加入了趋势项 T_t ，在时刻 t ， h 步向前预测的形势为：

$$L_t = \alpha x_t + (1 - \alpha)L_{t-1}$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

$$\hat{x}_t(h) = (L_t + h(T_t))$$

单参数模型拟合的是只有常数水平项和时间点 i 处随机项的时间序列，这时认为时间序列不存在趋势项和季节效应；双参数模型，也叫 Holt 指数平滑，拟合的是有水平项和趋势

项的时序；三参数模型，也叫 Holt-Winters 指数平滑，拟合的是有水平项、趋势项以及季节效应的时序。

平滑参数 α 控制水平项的指数型下降， β 控制斜率的指数型下降。同样，两个参数的有效范围都是 $[0, 1]$ ，参数取值越大意味着越近的观测值的权重越大。 γ 光滑参数控制季节项的指数下降。 γ 参数的取值范围同样是 $[0, 1]$ ， γ 值越大，意味着越近的观测值的季节效应权重越大。

(二) ARIMA 模型

ARIMA 包含 3 个部分，即 AR、I、MA。AR 表示自回归模型 (auto regression)；MA 表示移动平均模型 (moving average)；I 表示单整阶数 (integration)，时间序列模型必须是平稳性序列才能建立计量模型，如果是非平稳序列，就要通过差分来转化为平稳序列，经过几次差分转化为平稳序列，就称为几阶单整。可见，ARIMA 模型实际上是 AR 模型和 MA 模型的组合。

ARMA 模型是针对平稳时间序列建立的模型。ARIMA 模型是针对非平稳时间序列建模。即非平稳时间序列要建立 ARMA 模型，首先需要经过差分转化为平稳时间序列，然后建立 ARMA 模型。

AR (p) 模型的形式如下：

$$x_t = \mu + \phi_1 x_{t-1} + \cdots + \phi_p x_{t-p} + w_t$$

其中：参数 μ 为常数， ϕ 是阶自回归模型的系数； p 为自回归模型滞后阶数， w_t 是均值为 0，方差为 1 的白噪声序列。

MA (q) 模型的形式如下：

$$x_t = \mu + w_t + \theta_1 w_{t-1} + \cdots + \theta_q w_{t-q}$$

其中：参数 μ 为常数；参数 θ 是阶移动平均模型的系数； q 为移动平均模型滞后阶数； w_t 是均值为 0，方差为 1 的白噪声序列。

ARIMA (p, d, q) 模型的形式如下：

$$\nabla^d x_t = \mu + \phi_1 x_{t-1} + \cdots + \phi_p x_{t-p} + w_t + \theta_1 w_{t-1} + \cdots + \theta_q w_{t-q}$$

p 为自回归模型滞后阶数， d 为时间序列单整阶数， q 为阶移动平均模型滞后阶数。当时， $p=0$ ，此时 ARIMA 模型退化为 MA 模型；当时， $q=0$ ，ARIMA 模型退化为 AR 模型。

预测方法的选择依赖于时间序列数据的性质，如是否有趋势性和季节性，是否满足模型假设条件等，这都需要画图等探索性分析。对于时间序列的分析，最好能尝试多种方法，综合比较后得到最后的结果。

(三) 误差度量标准

对于观测的序列 $\{x_t\}$ ，用 $\{\hat{x}_t\}$ 表示预测值，下面是一些常用的误差度量：

平方绝对误差：

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |x_t - \hat{x}_t|$$

均方误差：

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \hat{x}_t)^2$$

均方根误差：

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

四、建模与实证分析

（一）数据来源与说明

本文选取我国的年度实际最终消费支出数据（1978 年为基期）进行研究，选取 1978-2017 年我国支出法核算的现价 GDP 中的最终消费支出及其实际同比，并根据两者换算成 1978 年为基期的、剔除价格因素的实际最终消费支出数据。由于本文写作时，统计局尚未公布 2017 年实际最终消费支出同比增速，因此根据 2017 年最终消费支出的 GDP 占比为 53.6%，2017 年 GDP 增速为 6.9%，2016 年最终消费率为 53.62%，推算 2017 年的实际增速为 6.86%，从而算出 2017 年实际最终消费支出为 61726.13 亿元。其中涉及具体公式如下所示：

实际最终消费支出_(基期=1978)

= 名义最终消费支出₁₉₇₈ × 最终消费支出累计实际同比

$$\begin{aligned}
 \text{2017 实际最终消费增速} &= \frac{\text{实际最终消费支出}_{2017} - \text{实际最终消费支出}_{2016}}{\text{实际最终消费支出}_{2016}} \\
 &= \frac{\text{最终消费率}_{2017} \times \text{实际 GDP}_{2016} \times (1 + \text{GDP增速}_{2017}) - \text{实际 GDP}_{2016} \times \text{最终消费率}_{2016}}{\text{实际 GDP}_{2016} \times \text{最终消费率}_{2016}} \\
 &= \frac{\text{最终消费率}_{2017} (1 + \text{GDP增速}_{2017}) - \text{最终消费率}_{2016}}{\text{最终消费率}_{2016}}
 \end{aligned}$$

表 1 1978-2017 年我国实际最终消费支出数据 (1978 年为基期)

年份	实际最终消费支出 (亿元)	实际同比 (%)	年份	实际最终消费支出 (亿元)	实际同比 (%)
1978	2232.90	7.8	1998	13339.38	7.9
1979	2516.48	12.7	1999	14686.66	10.1
1980	2737.93	8.8	2000	16081.89	9.5
1981	2943.27	7.5	2001	17159.38	6.7
1982	3202.28	8.8	2002	18274.74	6.5
1983	3589.76	12.1	2003	19371.22	6.0
1984	4149.76	15.6	2004	20688.47	6.8
1985	4855.22	17	2005	22322.86	7.9
1986	5131.97	5.7	2006	24465.85	9.6
1987	5573.31	8.6	2007	27132.63	10.9
1988	6047.05	8.5	2008	29438.90	8.5
1989	6198.22	2.5	2009	32176.72	9.3
1990	6377.97	2.9	2010	35104.80	9.1
1991	6990.26	9.6	2011	39352.48	12.1
1992	8143.65	16.5	2012	42776.15	8.7
1993	9202.32	13	2013	45898.81	7.3
1994	9772.87	6.2	2014	49203.52	7.2
1995	10574.24	8.2	2015	53287.41	8.3
1996	11673.96	10.4	2016	57763.55	8.4
1997	12362.73	5.9	2017	61726.13 (估)	6.9 (估)

(二) 数据预处理

因此本部分分别采用指数平滑法和 ARIMA 模型进行时间序列建模, 将 1978-2013 年的作为建模样本, 2014-2017 年的作为测试样本, 选择上述 3 种误差度量来评估模型的准确性。

我国历史最终消费支出时间序列图如图 1 左图所示，呈指数式增长，先对其取对数，令 $X = \ln(\text{实际最终消费支出})$ ，取对数后的时间序列图如图 1 右图所示，呈存在一些波动的直线状，用取对数后的实际最终消费支出进行建模。

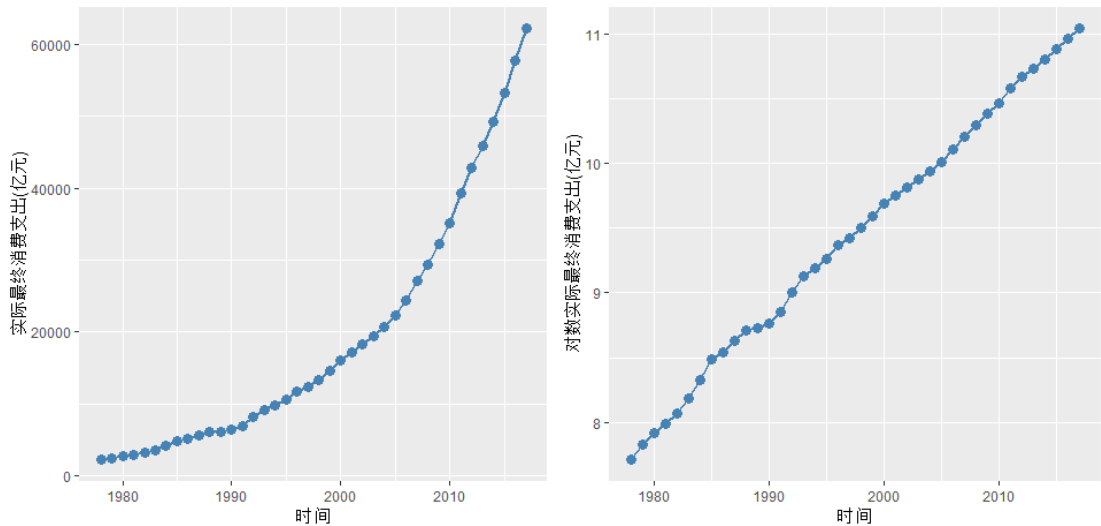


图 1 实际最终消费支出取对数前后时间序列对比图

(左：实际最终消费支出，右：取对数后的实际最终消费支出)

(三) 实证分析

1. 指数平滑法

(1) 参数估计与模型选择

由于从时间序列图可以看出，取对数后的最终消费支出并不存在明显的季节波动，因此采用指数平滑法中的单参数、双参数模型对取对数后的最终消费支出进行建模，以预测集拟合的均方误差为标准，并在两模型中进行模型选择。

表 2 指数平滑模型的比较

		RMSE	MAE
单参数模型	Training set	0.0912	0.0864
	Test set	0.2072	0.1879

双参数模型	Training set	0.0320	0.0254
	Test set	0.0259	0.0246

从表 2 可以看出，双参数模型的拟合均方误差（RMSE）和平方绝对误差（MAE）均比单参数模型小，说明双参数模型对取对数的最终消费支出序列的拟合效果更好。参数估计结果如表 3 所示，向前预测 h 步的模型形式为：

$$T_t = 0.1737(x_t - x_{t-1}) + 0.8263T_{t-1}$$

$$\hat{x}_{t+h} = x_t + hT_t$$

表 3 双参数模型的拟合结果

Smoothing parameters:		
alpha	beta	gamma
1	0.1737	0
Coefficients:		
A 水平项	B 截距项	
10.7319	0.0850	

（2）模型诊断

对序列的混成检验是一类检验，其零假设为序列独立。对于不相关的预测值，如纯随机过程， p 值应该很大。混成检有广义方差检验（图 2 左上），Ljung-Box 检验（图 2 右上）等。图 13 显示，广义方差检验和 Ljung-Box 检验的 P 值在滞后 25 阶之前小于 0.05，说明残差之间存在一定的自相关关系，从残差的自相关系数图（图 2 左下）和序列图（图 2 右下）也可以看出残差有正自相关关系，模型的合理性存疑。

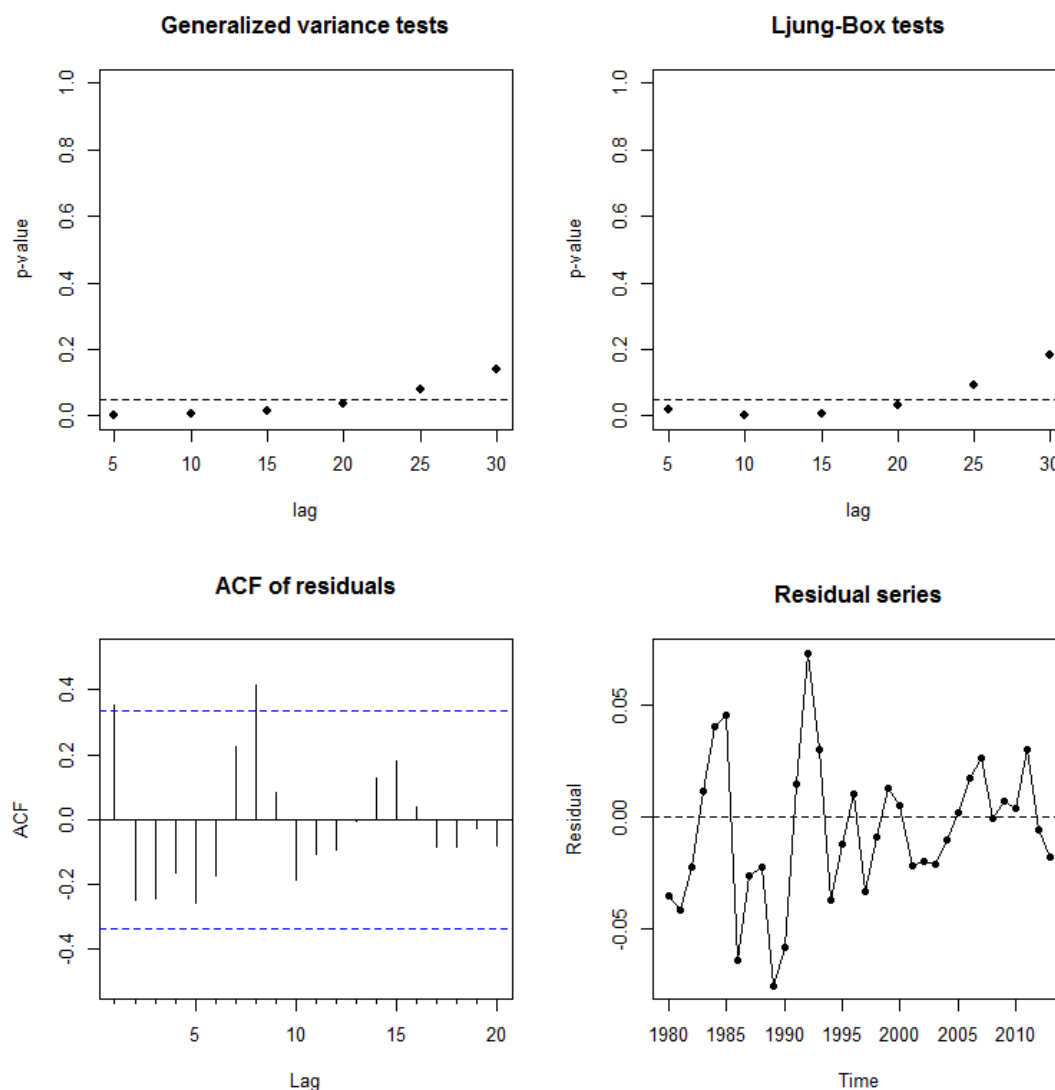


图 2 指数平滑法的残差诊断图

2. ARIMA 模型

(1) 平稳性检验

ARMA 模型要求数据必须平稳，首先对原始数据进行平稳性检验，ADF 检验是平稳性检验常用的一种方法，原假设为时间序列数据为不平稳数据。取对数后的实际最终消费支出仍是包含上升趋势的不平稳数据。差分一次后，Dickey-

Fuller 值为-3.5684, p 值为 0.048, 小于 0.05, 可认为差分一次的数据是平稳的, 可以建立 ARIMA 模型。

(2) 模型定阶

如图 3 所示, 差分前对数实际最终消费支出的 acf 图(图 3 左上)拖尾, 而 pacf 图(图 3 右上)1 阶截尾, 差分后 acf 图(图 3 左下)1、8 阶自相关系数显著, 而 pacf 图(图 3 右下)1、2 阶显著, 由于阶数越大模型越复杂, 估计效果会变差, 因此只在 acf 图和 pacf 暗示的阶数范围尝试猜测可能的模型为 ARIMA(2, 1, 1), 忽略 acf 图 8 阶自相关系数显著性。另外, 使用 R 语言 forecast 包的 auto.arima 函数识别模型, 该函数的模型选择准则为 aic 与 bic 值, 提供的最佳模型为 ARIMA(0, 1, 1)。因此在以上两个模型中进行选择。

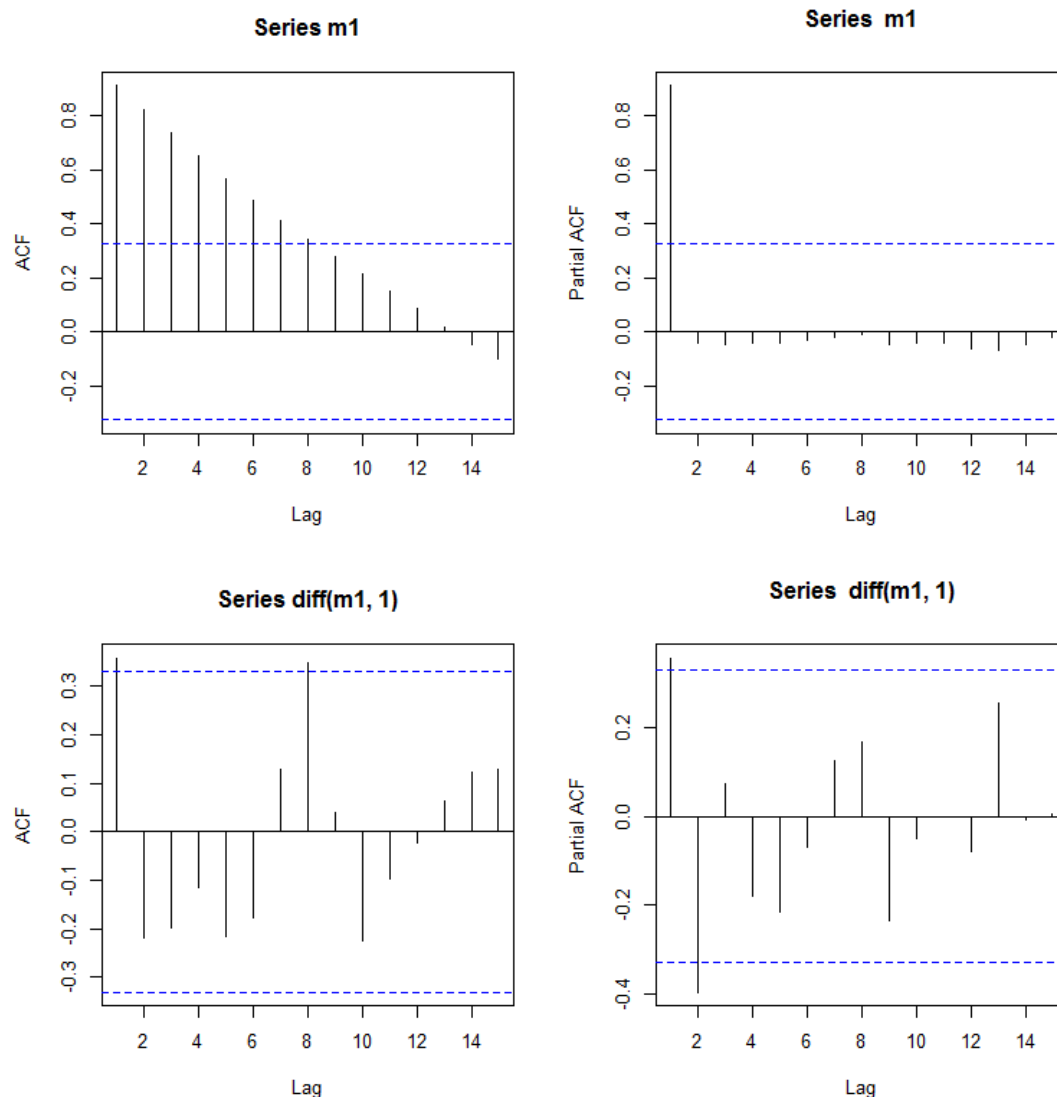


图 3 差分前后对数最终消费支出的 acf 图和 pacf 图

(3) 参数估计与模型比较

表 4 为模型比较的结果。可以看出 ARIMA (2, 1, 1) 拟合的测试集误差度量指标都更小，说明拟合的效果更好。

(4) 模型诊断

残差诊断图 4 显示，残差未通过了广义方差检验和 Ljung-Box 检验，从 acf 图和残差序列图也可以看出残差之间存在自相关关系，因此考虑增加自回归阶数，消除残差自

相关性。考虑 ARIMA (3, 1, 1), 如表 4 所示, ARIMA (3, 1, 1) 的拟合效果最好, 且图 5 显示, ARIMA (3, 1, 1) 拟合模型后的残差通过了广义方差检验和 Ljung-Box 检验, 从 acf 图和残差序列图也可以看出残差之间不存在自相关关系, 模型拟合较好, 因此选择该模型为预测模型。该模型的参数估计值如表 5 所示, 最终模型为:

$$\nabla^1 x_t = \mu + 1.5376x_{t-1} - 0.9296x_{t-2} + 0.3920x_{t-3} + w_t - 0.9715w_{t-1}$$

模型显示, 不仅滞后 1 期-3 期的最终消费支出影响着当期消费支出, 滞后 1 期的白噪声也对当期的消费支出, 产生一定的正面影响。

表 4 ARIMA 模型的比较

		RMSE	MAE
ARIMA (0, 1, 1)	Training set	0.0249	0.0196
	Test set	0.0292	0.0275
ARIMA (2, 1, 1)	Training set	0.0311	0.0239
	Test set	0.0273	0.0225
ARIMA (3, 1, 1)	Training set	0.0251	0.0193
	Test set	0.0258	0.0230

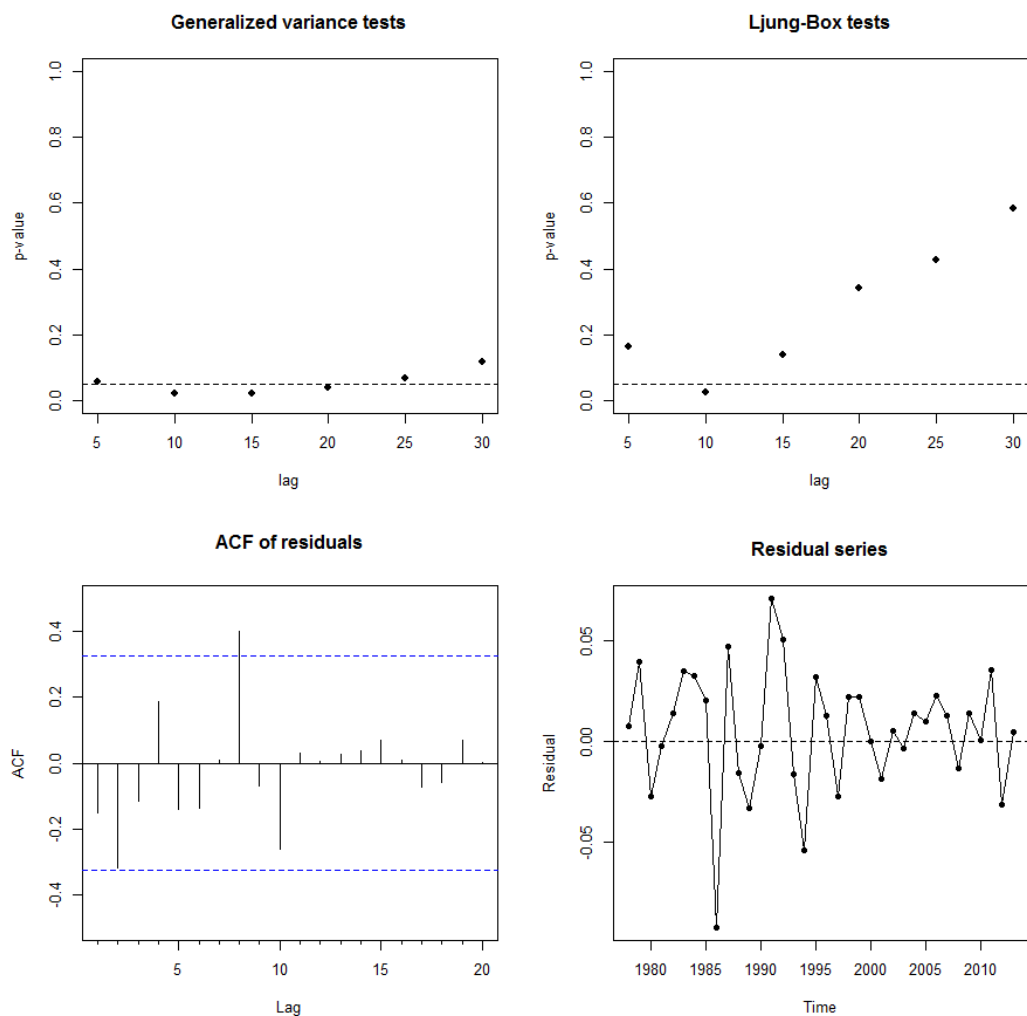


图 4 ARIMA(2,1,1)的残差诊断图

表 5 ARIMA(3,1,1)的拟合结果

	ar1	ar2	ar3	ma1
Coefficients	1.5376	-0.9296	0.392	-0.9715
s.e.	0.161	0.2581	0.1561	0.1504
sigma^2 estimated as 0.0007325: log likelihood=76.17				
AIC=-142.33 AICc=-140.27 BIC=134.56				

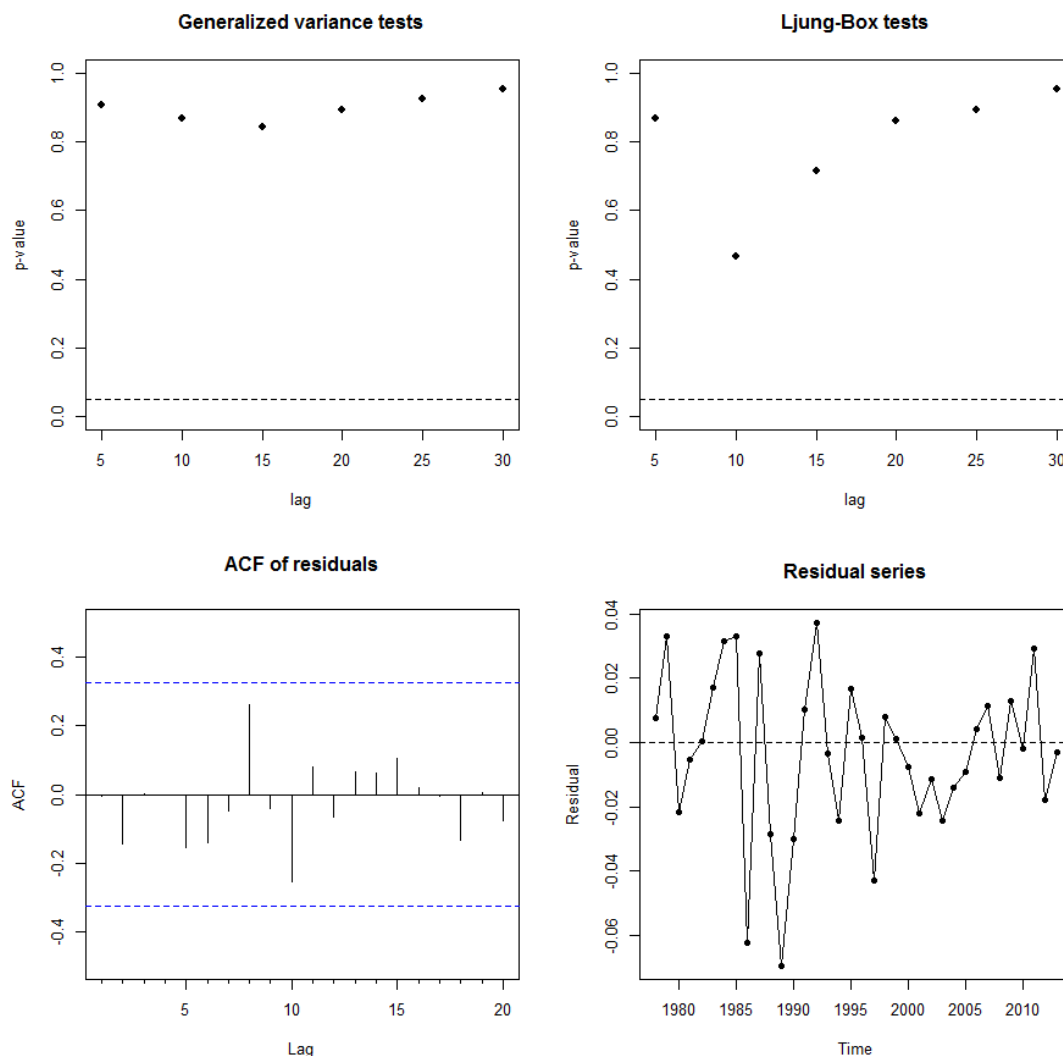


图 5 ARIMA (3, 1, 1) 的残差诊断图

3. 指数平滑模型与 ARIMA 模型的比较

接下来对指数平滑模型和 ARIMA 模型进行比较，绘制 2014-2017 年实际最终消费支出与两个模型的预测。从图 6 可以看出，指数平滑法和 ARIMA 模型的 4 年预测值与真实值较为相似，但双参数指数平滑的预测值的趋势与真实值呈现偏离，而 ARIMA 模型更接近实际值。且表 7 中两者的 RMSE 及 MSE 也说明了这一点。因此以 ARIMA (3, 1, 1) 作为最终的预测模型。

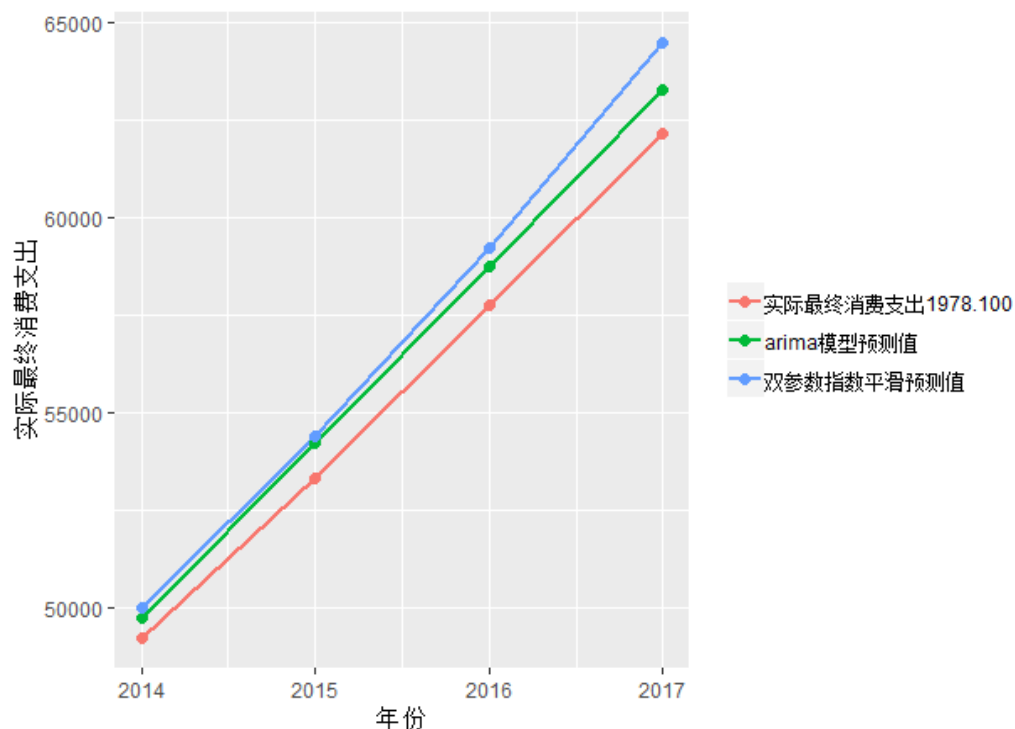


图 6 不同模型的预测效果图

表 6 不同模型的预测结果评估

	RMSE	MSE
双参数指数平滑	0.0259	0.0246
Arima (3, 1, 1)	0.0258	0.0230

4. 2018 年-2025 年的实际最终消费支出的预测

利用 ARIMA (3, 1, 1) 对 2018 年-2025 年的对数实际最终消费支出进行预测，将预测结果取 e 的指数，得到实际最终消费支出的预测结果。图 7 左图为对数实际最终消费支出的预测值，蓝线表示预测值，深灰色及灰色部分表示 95%和 80%的置信区间。预测价格的波动范围随着离目前越远而越宽。右图为实际最终消费支出的预测，红色虚线分割实际值与预测值，蓝线表示预测值，灰色虚线表示 95%的置信区间。可

以看到，2018-2025 年实际最终消费支出呈现继续上升态势，但曲线斜率有微弱递减的特征。

表 8 模型预测结果显示，2018 年实际最终消费支出将达到 66890.31 亿元，换算成 2017 年的物价水平，则为 468769.80 亿元，比 2017 年增长 7.7%。在保持国内外现有政治经济的条件下，实际增速将以每年 0.3 到 0.4 个百分点递减，到 2025 年实际最终消费支出将达到 98517.22 亿元，为 2017 年的 1.47 倍，增速减缓至 4.6%。

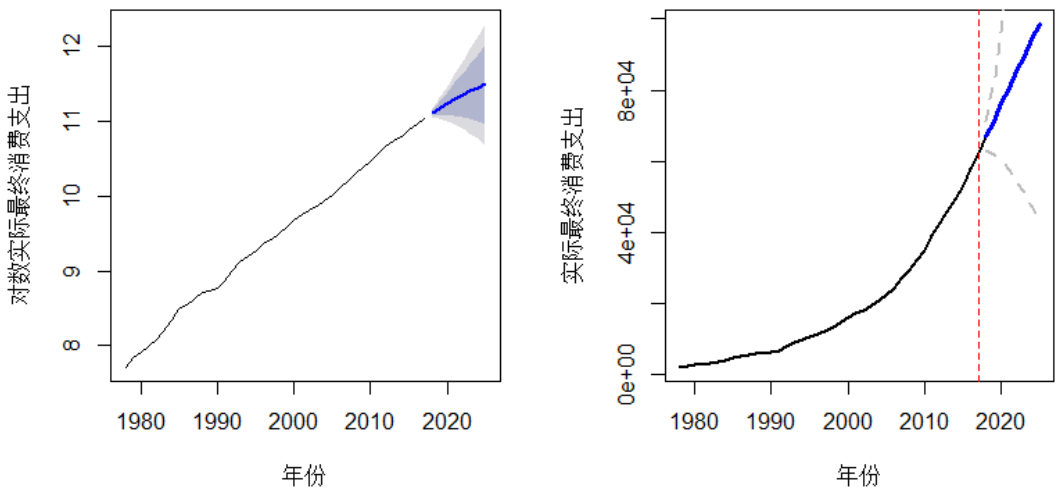


图 7 对数实际最终消费支出与实际最终消费支出的预测结果

(左：实际最终消费支出，右：取对数后的实际最终消费支出)

表 7 实际最终消费支出预测结果

年份	预测值	95%预测下限	95%预测上限	增速预测值
2018	66890.31	62894.51	71139.97	7.7%
2019	71387.93	61888.50	82345.46	6.7%
2020	76104.98	60259.38	96117.29	6.6%
2021	80625.63	57586.21	112882.79	5.9%
2022	85249.12	54583.47	133143.11	5.7%
2023	89708.12	51133.14	157384.20	5.2%
2024	94187.39	47602.91	186359.72	5.0%
2025	98517.22	43970.13	220732.63	4.6%

五、结论

本文通过以 1978-2013 年实际最终消费支出数据构建两种最为常用的时间序列模型——指数平滑模型和 ARIMA 模型,其中指数平滑模型不能通过混成检验,ARIMA (3,1,1) 模型诊断结果均无明显问题,且根据模型对 2014-2017 年数据进行预测效果评估后,确定采用 ARIMA (3,1,1) 作为最终的预测模型。模型拟合结果显示,不仅滞后 1 期-3 期的最终消费支出影响着当期消费支出,滞后 1 期的白噪声也对当期的消费支出产生一定的正面影响。

ARIMA (3,1,1) 的预测结果显示,从短期来看,2018 年实际最终消费支出将达到 66890.31 亿元,换算成 2017 年的物价水平,则为 468769.80 亿元,比 2017 年增长 7.7%;从长期来看,在保持现有经济发展规律下,实际最终消费支出增速将以每年 0.3 到 0.4 个百分点递减,到 2025 年实际最终消费支出将达到 98517.22 亿元,为 2017 年的 1.47 倍,最终消费支出增速减缓至 4.6%。

参考文献

- [1] 曹飞. ARIMA 模型在云南省农村居民人均消费预测中的应用[J]. 安徽农业科学, 2009, 37(30):14923-14925.
- [2] 达瓦. 西藏农村居民消费支出发展趋势的 GM(1,1) 预

测模型及因素分析[J]. 统计研究, 2010, 27(4): 79-82.

[3] 刘子玉. 吉林省农村居民消费问题研究[D]. 吉林大学, 2010.

[4] 张长耀. 西藏林芝地区城镇居民消费支出的 $G(1, 1)$ 模型预测及其影响因素的关联度分析[J]. 数学的实践与认识, 2014, 44(16): 314-320.

[5] 肖建华, 黄蕾, 肖文军. 社会性基本公共服务财政支出与居民消费关系的实证分析——基于 2007~2012 年省级面板数据[J]. 财经理论与实践, 2015(2): 89-94.

[6] 喻胜华, 张静. 基于 Lasso 和 BP 神经网络的组合预测及其应用——以居民消费支出预测为例[J]. 财经理论与实践, 2016(1): 123-128.

[7] 吴喜之, 刘苗. 应用时间序列分析[M]. 机械工业出版社, 2014.