
目录

摘 要	2
一、研究目的	2
二、文献综述	3
(一) 传统宏观经济模型	4
(二) 动态随机一般均衡模型	4
(三) 时间序列模型	5
(四) 组合预测	7
三、VAR 模型简介	7
四、实证分析	8
(一) 数据来源	9
(二) 数据预处理	10
(三) VAR 模型的构建和检验	13
1. 时间序列平稳性检验	13
2. 协整检验	14
3. 滞后期的确定	15
4. 模型平稳性检验	16
(四) 脉冲响应分析	18
(五) VAR 模型预测	20
1. 模型评价	20
2. 模型预测	23
五、结论	27

基于 VAR 模型的中国宏观经济预测

摘 要

本文基于 2000 年到 2018 年期间的季度数据，建立包含 8 个宏观经济变量的 VAR 模型，试图通过科学有效的统计计算方法对我国季度 GDP 进行短期预测，以求恰当描述当年我国 GDP 状况，同时揭示在现有经济环境下 GDP 在短期的运行规律，为政府部门制定经济计划提供依据和参考。

关键词： VAR 模型、宏观经济预测、季度 GDP 预测

一、研究目的

国内生产总值是指在一个特定时期内，一个国家或地区的经济中所生产出的全部最终产品和劳务的价值，它反映一国或者一个地区所有常住单位在核算期内生产活动的最终成果及衡量国民经济发展规模、速度、结构、效益的代表性指标，也是制定经济发展战略目标的主要依据，通过它可以判断经济是在萎缩还是在膨胀，是需要刺激还是需要控制，是处于严重衰退还是处于通胀威胁之中。预测准确与否极大地影响政府决策结果的科学性和有效性。因此，如

何运用科学有效的方法来对其进行预测具有重要的现实意义。

国内的宏观经济预测主要是采用主观判断性预测，其中比较有影响力的是朗润预测。“朗润预测”是由北京大学中国经济研究中心于 2005 年 7 月开始实行的一个项目，对中国宏观经济主要指标提供季度预测。具体预测指标包括 GDP、CPI、工业增加值、固定资产投资、消费品零售额、出口、进口、利率、汇率等。“朗润预测”实行特约机构制度，参与机构除 CCER 以外还包括中国社会科学院以及十多家国内证券公司、国际金融机构等。在每个季度结束时，“朗润预测”记录并发布各特约机构对下一季度的预测数据，并在此基础上形成一个综合预测结果。

本文用 VAR 模型对季度 GDP 进行拟合，并将预测结果与相对权威的主观预测结果朗润预测进行比较，以检验 VAR 模型的预测效果。

二、文献综述

对宏观变量的预测包括两大类方法：利用模型预测和主观判断性预测。上世纪六、七十年代各国中央银行盛行使用结构性计量模型进行预测，进入 80 年代，结构性模型逐渐被 VAR 模型取代。对于 GDP 的模型预测方法，通常分为以下几种：

（一）传统宏观经济模型

这类模型建立在经典宏观经济学理论之上，其理论框架明确，因而有助于解释预测结果的经济学含义。欧洲各国央行一度曾基于 IS-LM, AS-AD 模型对 GDP 进行估计。该模型由希克斯和汉森于 1936 年提出，是在产品市场和货币市场同时均衡的条件下，反映国民收入和利率关系的模型。该模型通过估计行为方程获得估计参数，经常使用变量的滞后值。这些预期都属于适应性预期，是人们基于过去的的数据估计对未来趋势的预期模型。

（二）动态随机一般均衡模型

动态随机一般均衡模型 (Dynamic Stochastic General Equilibrium, 简称 DSGE), 是对传统的真实周期理论的拓展，主要用于政策模拟。传统的真实经济周期理论认为，市场机制本身是完善的，在长期或短期中都可以自发地使经济实现充分均衡；经济周期本身就是经济趋势或者潜在的国内生产总值的变动，并不存在与长期趋势不同的短期经济背离。由于在传统的真实周期理论里没有货币和政府，而货币和政府可能在经济活动中起着重要作用。通过在真实经济周期模型中引入政府冲击、偏好冲击、货币冲击、不完全竞争等因素，形成扩展后的真实周期模型，亦即所谓的 DSGE 模型。从 DSGE 模型中可以清晰地观察经济主体的最优决策

方式，以及决策与行为之间的相互关系，具有坚实的微观理论基础。因为 DSGE 模型不仅描述行为方程的长期均衡关系，也描述短期调整过程，所以能清楚地识别各结构性冲击造成的影响。

近年来，欧洲中央银行在 DSGE 模型的基础上进一步研究，开发出 NAWM 模型（New Area Wide Model），预计该模型将会成为欧央行重要的政策分析工具。在中国，经济学界和政策机构对 DSGE 模型的研究也正在兴起，国务院发展研究中心、中国社会科学院等机构已经开始建立具体问题导向的 DSGE 模型。

（三）时间序列模型

目前较为通用的 GDP 预测方式，是采用时间序列模型的计量经济学分析。该方法特别适用于经济运行的短期分析。时间序列模型，是根据系统观测得到的时间序列数据，通过曲线拟合和参数估计，来建立数学模型的理论和方法。其中最为常见的是自回归移动平均模型（ARIMA 模型）和向量自回归模型（VAR 模型）。

ARIMA 模型方面，石柱鲜，王威，王立勇（2005）对我国 1989～2004 年 GDP 的季度数据建立 ARIMA 模型，从而有效模拟我国经济时间序列趋势、季节和周期变化，并在此基础上对 2005～2006 年的 GDP 进行预测；华鹏，赵学民（2010）

对 1978-2008 年广东省不变价 GDP 建立 ARIMA (1, 1, 0) 模型, 取得良好的预测效果。

VAR 模型方面, Litterman (1980) 第一次将 VAR 模型用于经济预测。Litterman 模型包含六个变量: 国债利率、M1、GNP 缩减指数、真实 GNP、真实固定资产投资和失业率, 预测结果表明在 GDP 和就业等真实变量上 VAR 超过了传统的结构性模型, 在通货膨胀率的预测上则不令人满意。随后有大量文献对 VAR 模型预测技术进行发展, 比如: Litterman (1984) 在最初的模型中增加了汇率、股票指数和商品价格指数等变量; Leeper、Sims 和 Zha (1996) 估计了包含 13 和 18 个变量的 VAR 模型; Banbura、Giannone 和 Reichlin (2008) 估计了超过 100 个变量的贝叶斯向量自回归 (BVAR) 模型。

国内将 AR 模型用于经济预测方面, 仝冰 (2009) 基于 1994 年到 2008 年期间的货币 M2、固定资产投资、工业增加值、CPI、进口、出口的月度数据建立 VAR 模型, 利用均方根误差 (RMSE) 评估 VAR 模型预测绩效并将其与郎润预测加以比较, 结果两者各有千秋; 袁靖 (2014) 基于 2002 第一季度至 2012 第 3 季度的 CPI、GDP 增长率、失业率等季度数据建立 VAR 模型, 并比较不同 VAR 模型之间的预测效果。

关于 VAR 模型与 DSGE 模型的比较方面, Edge、Kiley 和 Lafor te (2006) 比较了美联储绿皮书预测、随机游走模型、

VAR 模型和动态随机一般均衡 (DSGE) 模型的预测, 结果发现在预测 GDP 方面 DSGE 模型和 VAR 模型优于主观预测, 而在预测通胀率方面主观预测更好。林慧娟 (2016) 基于 1992 年到 2016 年第 1 季度的产出、消费、投资、通胀和货币的季度数据建立 DSGE、VAR、DSGE-VAR 模型并比较三者预测效果, 结论为在短期预测方面 DSGE-VAR 总体优于 DSGE 模型。

(四) 组合预测

ARIMA 模型、灰色模型、神经网络模型的组合是预测方法的主流。王莎莎, 陈安, 苏静 (2009) 对 1980-2006 年的不变价 GDP 建立基于 ARIMA、混合时间序列和 GM(1, 1) 的组合预测模型, 所得结果误差优于三个模型的分别预测; 尹静, 何跃 (2011) 对四川省 GDP 建立了 ARIMA-GMDH 组合预测模型, 结果表明组合模型的拟合和预测都优于另外两种单预测模型; 熊志斌 (2011) 建立了 ARIMA 模型和前向神经网络模型两种模型集成的 GDP 时间序列预测模型, 并选取 1978-2009 年期间的 GDP 数据进行仿真实验, 结果表明集成模型在 GDP 预测中的预测准确率优于单一预测模型。

三、VAR 模型简介

VAR 把系统中每一个内生变量作为系统中所有内生变量滞后值的函数来构造模型。它可以根据检验判断的结果有针

对性地选取具有相互关联关系的变量进行模型分析，常用于相关时间序列的预测和扰动对变量系统动态影响的分析。VAR 模型采用多方程联立的形式，在模型的每一个方程中，内生变量对模型的全部内生变量的滞后项进行回归，从而估计全部内生变量动态关系。含有 N 个变量滞后 k 期的 VAR 模型表示如下：

$$Y_t = c + \Pi_1 Y_{t-1} + \Pi_2 Y_{t-2} + \cdots + \Pi_k Y_{t-k} + u_t$$

$$\text{其中, } Y_t = (y_{1,t} \ y_{2,t} \ \cdots \ y_{N,t})'$$

$$c = (c_1 \ c_2 \ \cdots \ c_N)', \quad u_t \sim IID(0, \Omega),$$

$$\Pi_j = \begin{pmatrix} \pi_{11.j} & \cdots & \pi_{1N.j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi_{N1.j} & \cdots & \pi_{NN.j} \end{pmatrix}, j = 1, 2, \dots, k$$

四、实证分析

本文首先对收集的数据进行必要的预处理，接着对 2000—2017 年 8 个宏观变量数据建立 VAR 模型，展开实证分析。首先采用单位根检验判断数据的平稳性，避免宏观经济变量的不平稳性造成的伪回归；再进行 Johansen 协整检验、确保数据满足构建 VAR 模型的条件；其次确定滞后阶数，构建 VAR 模型；再检验 AR 根稳定性，确保模型的有效性；最后使用 VAR 模型对 2018 年前 3 季度的 GDP 增长率进行预测，并实际 GDP 增长率进行比较，评估 VAR 模型的预测效果。

（一）数据来源

本文选择 2000-2018 年第 3 季度共计 75 个季度时间序列数据，以此规避 2000 年之前 M2 数据的缺失。整个样本期间包括 2001 年美国互联网泡沫，以及 08 年经济危机，包含了经济的扩张与衰退，更适合研究长期均衡关系。

表 1 选用指标说明

指标	符号	单位	频率	备注
国内生产总值当季值	GDP	亿元	季度	原数据为季度名义值，后以国内生产总值指数（即季度实际 GDP 增速）计算以 2000 年第 1 季度为基期的实际值
国内生产总值指数	GDP_index		季度	季度同比值
工业增加值当季值	Ind	亿元	季度	原数据缺失 1 月，且为季度名义值，后以工业增加值指数（即季度实际工业增加值增速）计算以 2000 年第 1 季度为基期的实际值
工业增加值指数	Ind_index		季度	季度同比值
进口金额	Import	千美元	月度	后面依据美元兑人民币将单位换算为亿元
出口金额	Export	千美元	月度	同上
社会消费品零售总额	Retail	亿元	月度	原数据缺失 1-2 月
固定资产投资完成额累计值	Invest	亿元	月度	2018 年 4 月及之后的数据因缺失，由累计同比值推算得到，后以此计算当季值
货币和准货币供应量	M2	亿元	月度	缺失 1999-12 之前的数据
居民消费价格指数	CPI		月度	原数据为月度环比值，后以此推算出以 2000 年 1 月为基期的定基值
美元兑人民币	rate		月度	月度平均汇率

数据来源：国家统计局、wind 数据库

指标采用季度国内生产总值 GDP 度量总体经济发展水平；进口金额 import 、出口金额 export 度量对外贸易发展水平；

采用社会消费品零售总额 retail、工业增加值 ind、固定资产投资 invest 度量国内贸易与投资情况；由于许多文献认为货币是经济波动的先行指标，对于通货膨胀率有很好的预测，因此货币和准货币供应量 M2 也纳入模型。

（二）数据预处理

对各个变量的处理如下所述：对 GDP、进出口金额、社会零售品总额、工业增加值、固定资产投资，这些宏观经济要素进行实证分析的过程中，必须消除物价上涨和通货膨胀的影响，具体各个变量的处理方式如下：

（1）GDP 为季度名义 GDP，通过季度实际 GDP 增速计算出以 2000 年第 1 季度为基期的实际 GDP，计算公式为：

$$GDP_{\text{实际}} = GDP_{2000} \times GDP_index_{2000=100};$$

（2）工业增加值为季度名义工业增加值，通过季度实际工业增加值增速计算出以 2000 年第 1 季度为基期的实际工业增加值，计算公式为： $ind_{\text{实际}} = ind_{2000} \times ind_index_{2000=100};$

（3）进出口金额、社会零售品总额、固定资产投资本为月度数据，以 2000 年为基期的月度消费者物价指数 CPI 折算出实际值，之后将其取季度的和值。此外由于进出口金额是以千美元计价，因此先以当月美元兑人民币平均汇率转换为人民币计价；

(4) 货币 M2 是存量，因此将月度数据中 3、6、9、12 月的存量值作为季度值，并以 2000 年为基期的月度消费者物价指数折算出实际数额。

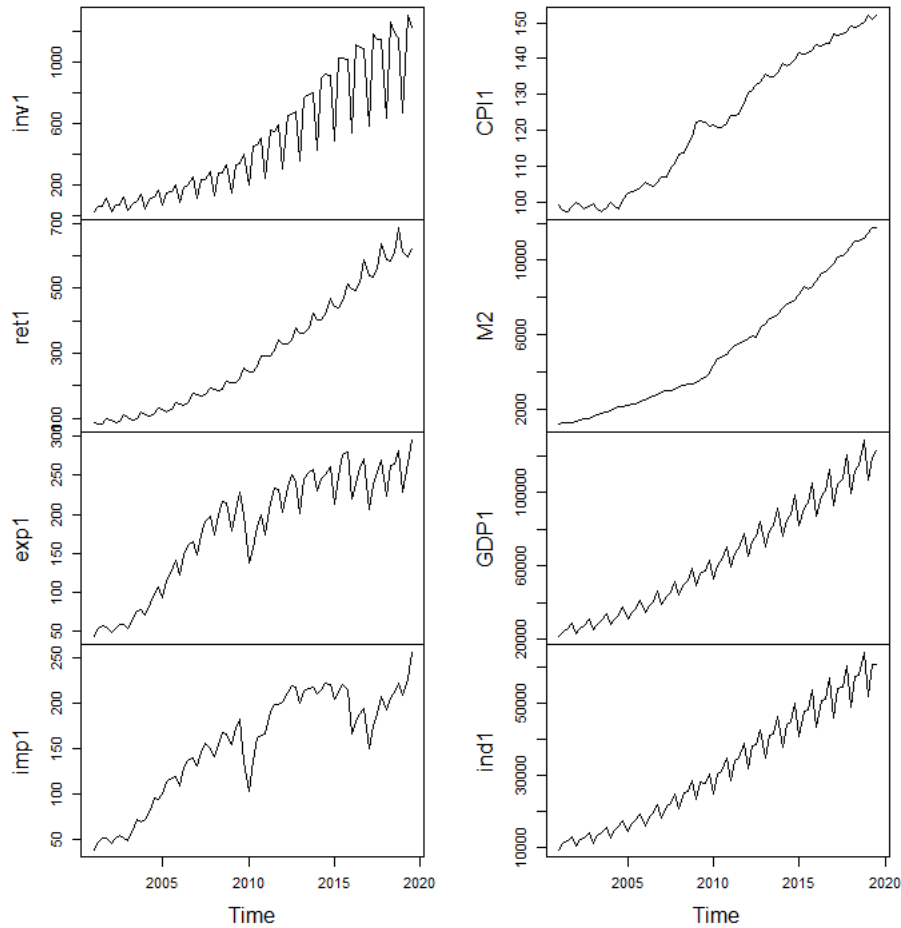


图 1 对数差分前指标时间序列图

从图 1 可以看出，8 个时间序列均向右上方倾斜，均或多或少带有季节波动。

(5) 为了消除数据中可能存在的伪相关、异方差，以及避免数据变化带来的剧烈波动，各变量取自然对数值；因为 11 个变量都是单整序列，若直接建立 VAR 模型，模型不稳定且脉冲响应函数不收敛。为此，建立 VAR 模型时采用各

变量的一阶差分对数值 $D\ln GDP$ 、 $D\ln imp$ 、 $D\ln exp$ 、 $D\ln ret$ 、 $D\ln ind$ 、 $D\ln inv$ 、 $D\ln M2$ 、 $D\ln CPI$ 。实证分析使用的计量软件为 R 语言的 VARS 包。

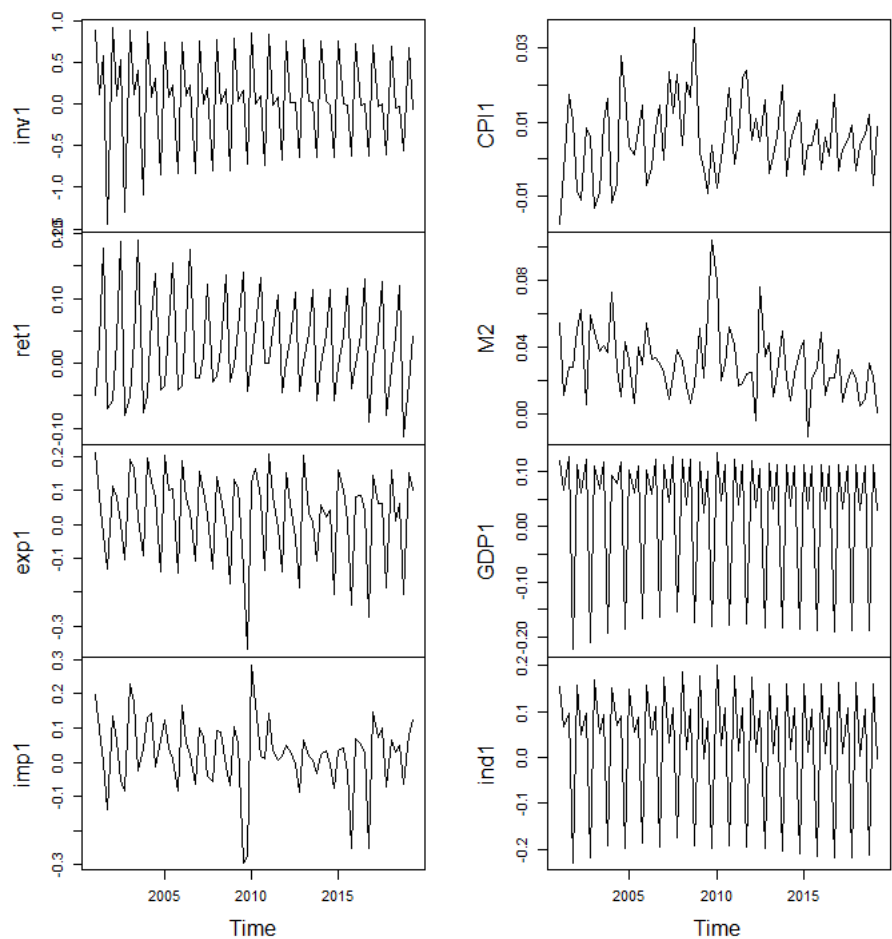


图 2 对数差分后指标时间序列图

从图 2 可以看出，取对数差分后的时间序列趋势平稳，异方差、偶发波动性明显缓解

指标预处理完成后，从图 3 指标相关系数矩阵图可以看到，对数差分后， $D\ln GDP$ 与 $D\ln ind$ 存在高度相关性，相关系数达 0.98。另外， $D\ln GDP$ 、 $D\ln imp$ 、 $D\ln exp$ 、 $D\ln ind$ 、 $D\ln inv$ 这 5 个具有明显季节性波动的变量之间存在较高的相关性，

相关系数在 0.8 以上。

VAR 的每个方程都引入了多个滞后项，本就造成严重的多重共线性，导致参数不能通过 T 检验，因此 VAR 的参数是没有意义的，建立 VAR 模型无需考虑多重共线性。实际上，VAR 模型一般不看重参数估计，更多的是通过脉冲分析和方差分解来解释变量之间的关系，另外还有一点就是预测。

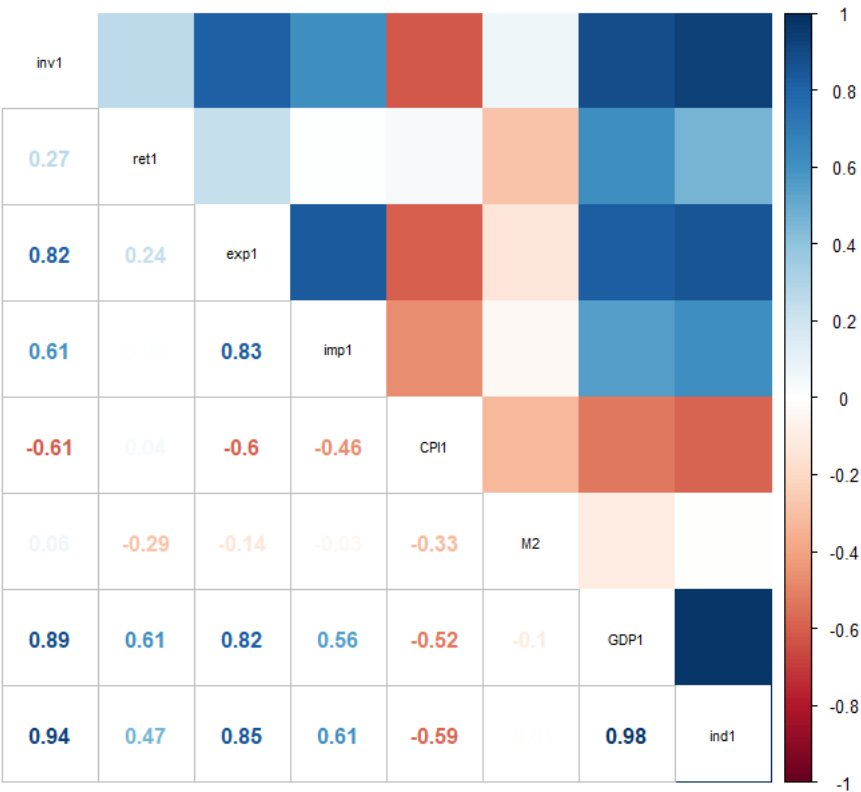


图 3 指标相关系数矩阵图

(三) VAR 模型的构建和检验

1. 时间序列平稳性检验

本文以运用 KPSS 检验对 $D1nGDP$ 、 $D1nimp$ 、 $D1nexp$ 、 $D1nret$ 、 $D1nind$ 、 $D1ninv$ 、 $D1nM2$ 、 $D1nCPI$ 进行单位根检验。从表 2

可知，取对数后的序列的 KPSS 检验 p 值均小于 0.01，因此在 0.05 的显著性水平下，拒绝原假设，认为四个序列在 95% 的置信区间内都是非平稳的；一阶差分以后，七个序列 KPSS 检验 p 值均大于 0.1，因此在 0.05 的显著性水平下，接受原假设，认为一阶差分后的序列是平稳的。因此七个序列均为一阶单整序列，符合协整检验条件。

从时间序列图 1 可以看出，除 M2、CPI 外，其余序列具有明显的季节波动性，取对数后的序列波动幅度明显降低，波动趋势接近线性趋势。

表 2 KPSS 平稳性检验结果

变量	KPSS 检验 p 值	变量	KPSS 检验 p 值
DlnGDP	<0.01	DlnGDP	>0.1
Dlnimp	<0.01	Dlnimp	>0.1
Dlnexp	<0.01	Dlnexp	>0.1
Dlnret	<0.01	Dlnret	>0.1
Dlnind	<0.01	Dlnind	>0.1
Dlninv	<0.01	Dlninv	>0.1
DlnM2	<0.01	DlnM2	>0.1
DlnCPI	<0.01	DlnCPI	>0.1

2. 协整检验

由之前的平稳性检验可知，DlnGDP、Dlnimp、Dlnexp、Dlnret、Dlnind、Dlninv、DlnM2、DlnCPI 都是一阶单整序列，满足协整检验的前提条件。在已经构建的 VAR 模型的基础上，采用 Johansen 协整法对各变量进行检验，以确定 8 个变量之间是否具有长期均衡关系，检验结果如表 3 所示。

特征根迹检验和最大特征值检验都表明，在显著性水平为 0.05 时，原假设 $H_0: r \leq 5$ 能够被拒绝，但 $H_0: r \leq 6$ 不

能被拒绝，因此有可能 $r=6$ ，表明 8 个变量在 0.05 的显著性水平存在 6 个协整关系。

表 3 Johansen 检验表

最大特征检验				
	10pct	5pct	1pct	统计量值
$r \leq 7$	7.52	9.24	12.97	6.40
$r \leq 6$	17.85	19.96	24.60	17.26
$r \leq 5$	32.00	34.91	41.07	42.44
$r \leq 4$	49.65	53.12	60.16	85.28
$r \leq 3$	71.86	76.07	84.45	132.83
$r \leq 2$	97.18	102.14	111.01	192.91
$r \leq 1$	126.58	131.70	143.09	271.08
$r = 0$	159.48	165.58	177.20	382.40
迹检验				
	10pct	5pct	1pct	统计量值
$r \leq 7$	7.52	9.24	12.97	6.40
$r \leq 6$	13.75	15.67	20.20	10.86
$r \leq 5$	19.77	22.00	26.81	25.18
$r \leq 4$	25.56	28.14	33.24	42.84
$r \leq 3$	31.66	34.40	39.79	47.55
$r \leq 2$	37.45	40.30	46.82	60.08
$r \leq 1$	43.25	46.45	51.91	78.17
$r = 0$	48.91	52.00	57.95	111.31

3. 滞后期的确定

基于实证研究选择的变量： $DlnGDP$ 、 $Dlnimp$ 、 $Dlnexp$ 、 $Dlnret$ 、 $Dlnind$ 、 $Dlninv$ 、 $DlnM2$ 、 $DlnCPI$ 构建 8 维向量自回归模型，用滞后结构中的滞后长度标准确定 VAR 模型的滞后阶数，结果如表 3。

如表 4 所示，3 个检验指标认为滞后 4 期是最优滞后期，1 个指标认为滞后 1 期是最优滞后期，不妨建立滞后 1-4 期即 4 个 VAR 模型。建立的 VAR 模型形式如下所示。

$$\begin{array}{ll}
 Dlnimp_t & Dlnimp_{t-i} \\
 Dlnexp_t & Dlnexp_{t-i} \\
 Dlnret_t & Dlnret_{t-i} \\
 (Dlnind_t) = \hat{\mu} + \hat{\beta}t + \sum_{i=1}^4 \hat{\phi}_i(Dlnind_{t-i}) & \\
 Dlninv_t & Dlninv_{t-i} \\
 DlnM2_t & DlnM2_{t-i} \\
 DlnCPI_t & DlnCPI_{t-i}
 \end{array}$$

表 4 VAR 模型滞后期的确定

指标/ 阶数	1	2	3	4
AIC (n)	-63.53	-63.97	-65.64	-67.45
HQ (n)	-62.18	-61.78	-62.61	-63.59
SC (n)	-60.11	-58.44	-58.00	-57.71
FPE (n)	2.66E-28	1.96E-28	5.09E-29	1.55E-29

4. 模型平稳性检验

对于建立的所有 VAR 模型，必须验证模型的稳定性以确保模型是有效的，包括模型结构稳定性检验和残差的自相关、正态性检验。

模型结构稳定性检验方法使用“OLS-CUSUM”，该方法将给出残差累积和。生成的曲线图中，残差累积和曲线以时间为横坐标，如果累积和超出了两条红色临界线，则说明参数不具有稳定性。如图 4 给出 VAR(4) 模型的平稳性检验图，8 个变量的曲线均未超过红色临界值，说明模型结构稳定。其他模型均通过检验。

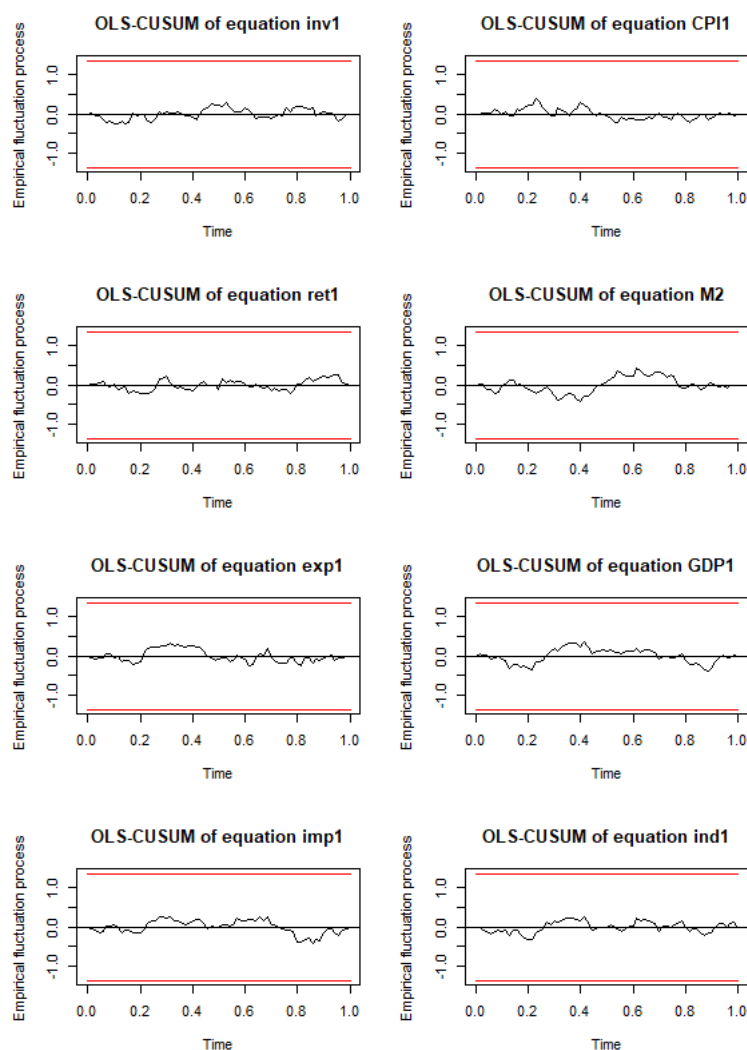


图 4 VAR (4) 模型整体稳定性检验图

表 4 给出 VAR (4) 模型自相关、正态性检验结果，一元混成检验 (Portmanteau Test) 显示，在 0.05 显著性水平下，接受残差是非自相关的原假设，多元正态检验 (JB-Test) 显示，接受残差服从正态分布的原假设，因此建立的 VAR (4) 模型是稳定的。其他模型均通过检验。

表 5 VAR (4) 模型自相关、正态性检验

Portmanteau Test (asymptotic)
Chi-squared = 948.95, df = 896, p-value = 0.107
JB-Test (multivariate)
Chi-squared = 22.712, df = 16, p-value = 0.1217

(四) 脉冲响应分析

脉冲响应函数方法 (Impulse Response Function, IRF) 是分析 VAR 模型受到某种冲击时对系统的动态影响。具体地说, 它描述的是在某个内生变量的随机误差项上施加一个标准差大小的冲击后对所有内生变量的当期值和未来值所产生的影响。下文以 VAR(2) 模型为例进行脉冲响应分析。

从图 7 可以看出, 长期来看, 社会消费品零售总额 retail 对 GDP 无明显影响; 固定资产投资 inv 和进口金额 imp 对 GDP 有显著的负向影响, 出口金额 exp 对 GDP 有显著的正向影响, 但这三者均对 GDP 影响较小; 货币和准货币发行量 M2、居民消费价格指数 CPI 和工业增加值 Ind 对 GDP 有显著的正向影响, 这三者影响较大。

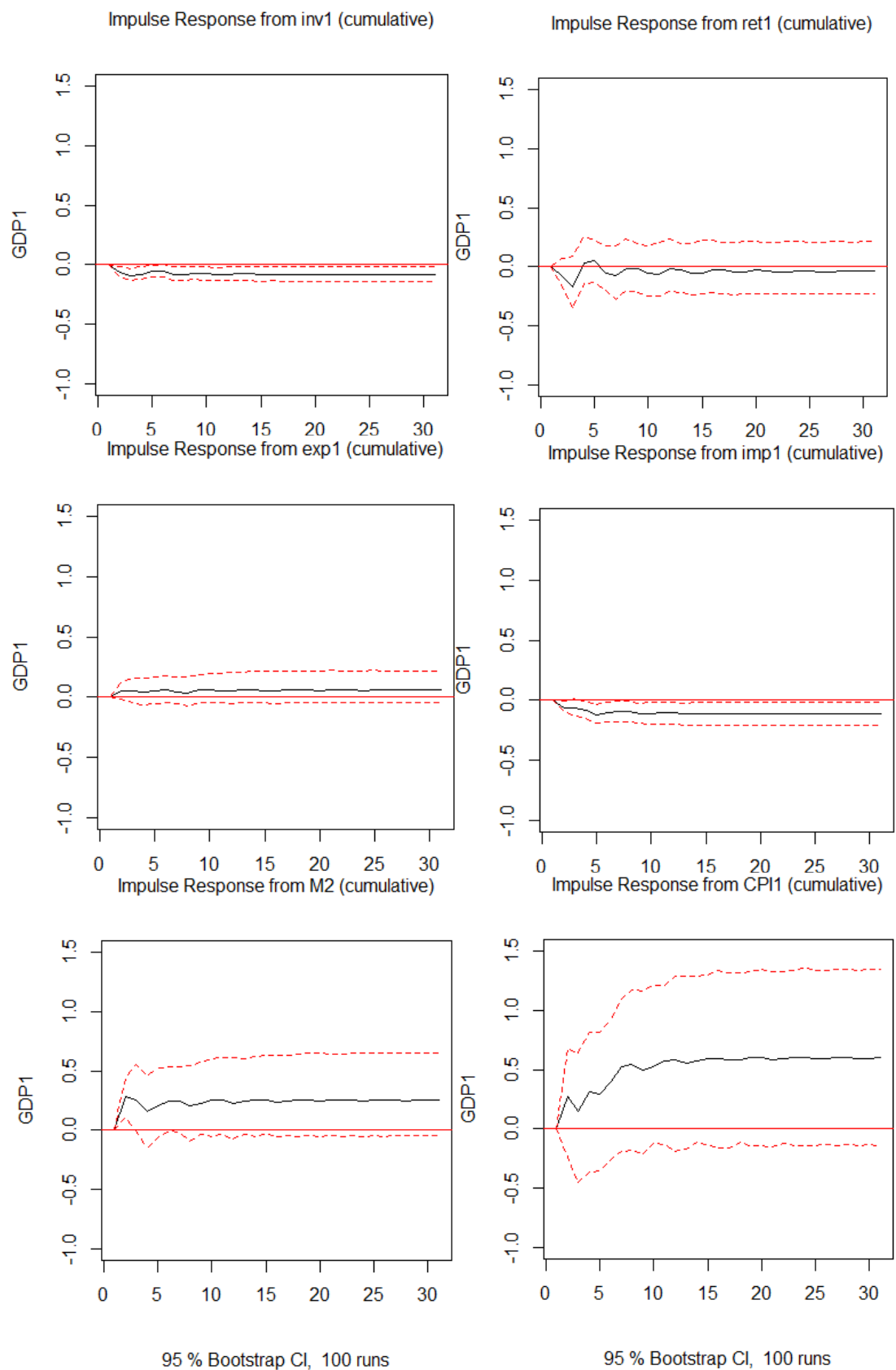


图 5 各指标对 GDP 的累积脉冲响应函数

（五）VAR 模型预测效果分析

1. 模型评价

本文以 2000 年-2017 年的季度数据建立 VAR 模型，预测 2018 年前 3 季度的实际 GDP（以 2000 年为基期）及 GDP 同比增长率。

对模型预测精度的评估是基于两个总结预测误差信息的常用指标，一是样本外均平方根预测误差（RMSE），一是绝对平均误差（MAE）。RMSE、MAE 值越小，表明模型预测效果越好。

RMSE 的计算公式为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}$$

MAE 的计算公式为：

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \hat{x}_i|$$

预测结果如表 6 所示，如果以 RMSE 为标准，则 VAR(2) 的预测效果更准确，如果以 MAE 为标准，则 VAR(1) 的预测效果更好。因此下文只展示 VAR(1) VAR(2) 的预测结果。

表 6 VAR(1)-VAR(4)模型比较

模型	RMSE	MAE
VAR (1)	578.62	369.71
VAR (2)	545.86	523.73
VAR (3)	811.01	724.01
VAR (4)	782.20	634.65

（1）VAR(1) 模型预测结果

由表 7 和图 5 图 6 可以看出，预测值与实际值较接近，2018Q3 实际 GDP 预测值轻微高估，导致 2018Q3 实际 GDP 增速明显高估。总体来说预测效果较理想，但离实际值越远，上下极限之间越宽，表明预测值可信度越低。

表 7 VAR(1)模型预测结果与实际值比较

	2018Q1	2018Q2	2018Q3
DlnGDP 预测值	-0.1846	0.1038	0.0280
实际 GDP 预测值	106530.1	119050.1	123579
95%下限	104222.7	113640.1	115012.3
95%上限	108888.5	124717.6	132783.9
实际 GDP 真实值	106475.2	119105.1	122579.9
GDP 增长率预测值	106.85	106.65	107.36
95%下限	104.55	101.81	99.93
95%上限	109.22	111.72	115.36
GDP 增长率真实值	106.50	106.70	106.80

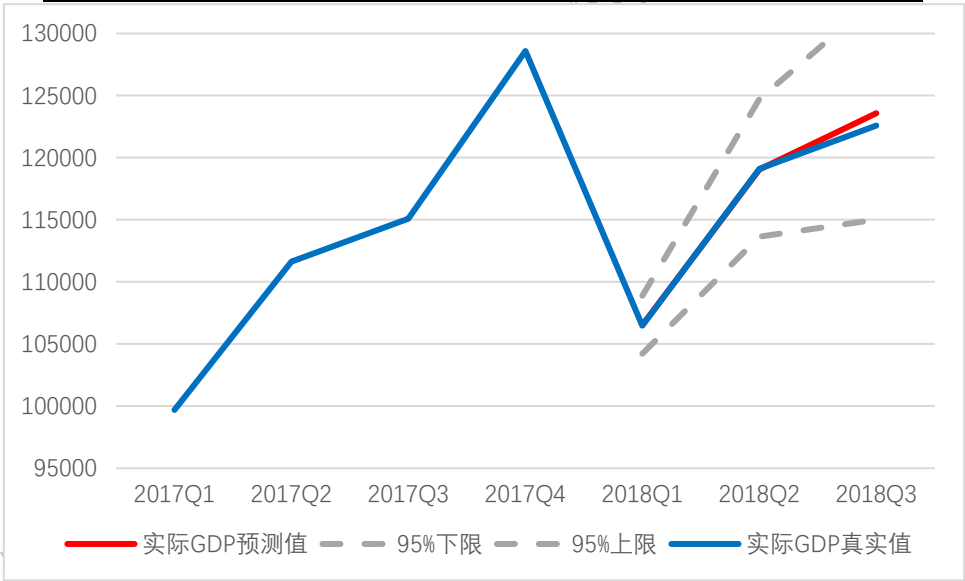


图 6 VAR(1)实际 GDP 预测值与真实值对比

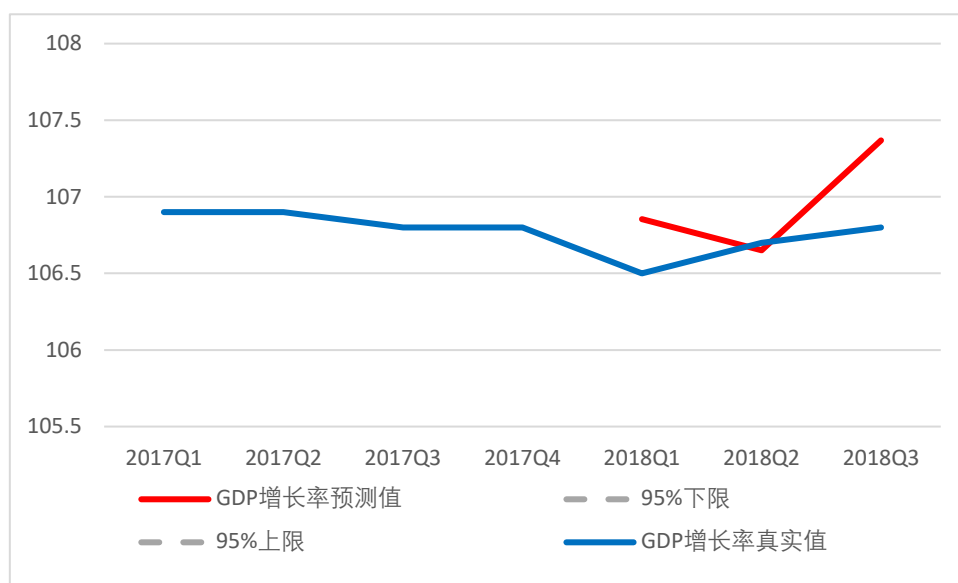


图 7 VAR(1)GDP 增长率预测值与真实值对比

(2) VAR(2) 模型预测结果

由表 8 和图 8 图 9 可以看出, 2018Q3 实际 GDP 预测值及增速预测值与实际值均较接近, 存在轻微高估情况, 预测效果较理想。

表 8 VAR(2)模型预测结果与实际值比较

	2018Q1	2018Q2	2018Q3
DlnGDP 预测值	-0.1853	0.1127	0.0307
实际 GDP 预测值	106836.7	119584.6	123310.1
95%下限	104859.0	114764.1	115586.6
95%上限	108851.7	124607.7	131549.7
实际 GDP 真实值	106475.2	119105.1	122579.9
GDP 增长率预测值	107.16	107.13	107.13
95%下限	105.17	102.81	100.42
95%上限	109.18	111.63	114.29
GDP 增长率真实值	106.50	106.70	106.80

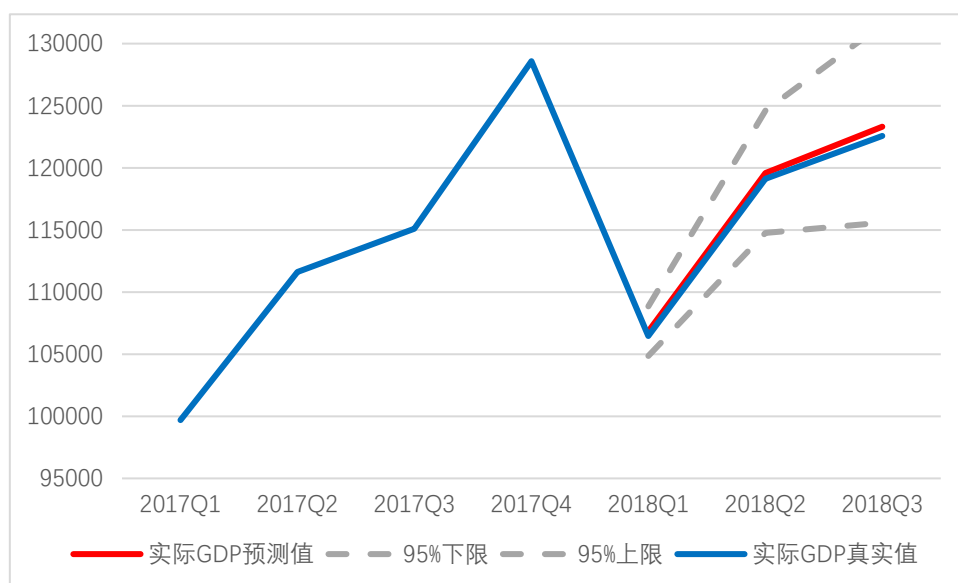


图 8 VAR(2)实际 GDP 预测值与真实值对比

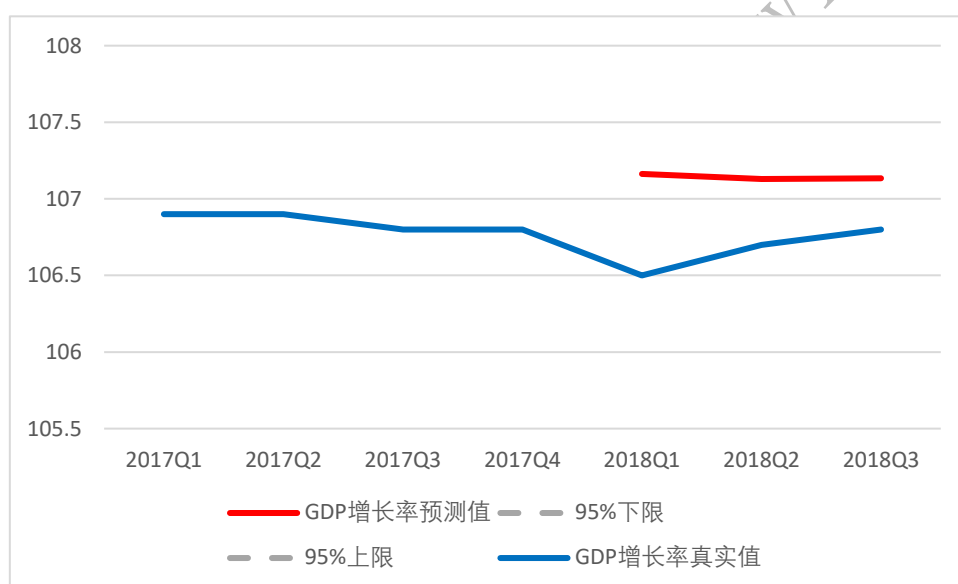


图 9 VAR(2)GDP 增长率预测值与真实值对比

2. 模型预测

本文以 2000 年-2018 年前 3 季度数据建立 VAR 模型，预测 2018 年第 4 季度至 2020 年实际 GDP、名义 GDP 及实际 GDP 同比增长率。

(1) 季度实际 GDP 及增长率预测

对于实际 GDP 预测值，从表 9 可以看出，两个模型预测差别不大，图 10 中的预测折线形态几乎一致。

对于实际 GDP 增速，从图 11 中可以看出，GDP 增长率真实值非常平稳，但两个模型的预测值的波动性较大，且波动方向并不一致，VAR (1) 的预测值先下降再上升再回落，VAR (2) 的预测值先上升再下降再回升，两者的相关系数为-0.76，说明两个模型的预测值波动趋势在一定程度上是相反的。

表 9 2019-2020 实际 GDP 及增速预测值

季度	VAR (1) 实际 GDP 预测值	VAR (2) 实际 GDP 预测值	VAR (1) GDP 增速预测值	VAR (2) GDP 增速预测值
2018Q4	136079.6	137253.5	105.83	106.74
2019Q1	112729.4	113487.1	105.87	106.59
2019Q2	125995.4	126254.5	105.79	106.00
2019Q3	130577.3	129855.2	106.52	105.94
2019Q4	145431.8	144970.0	106.87	105.62
2020Q1	120182.8	120265.4	106.61	105.97
2020Q2	133822.8	134010.9	106.21	106.14
2020Q3	138875.4	138106.6	106.35	106.35
2020Q4	154574.8	153916.0	106.29	106.17

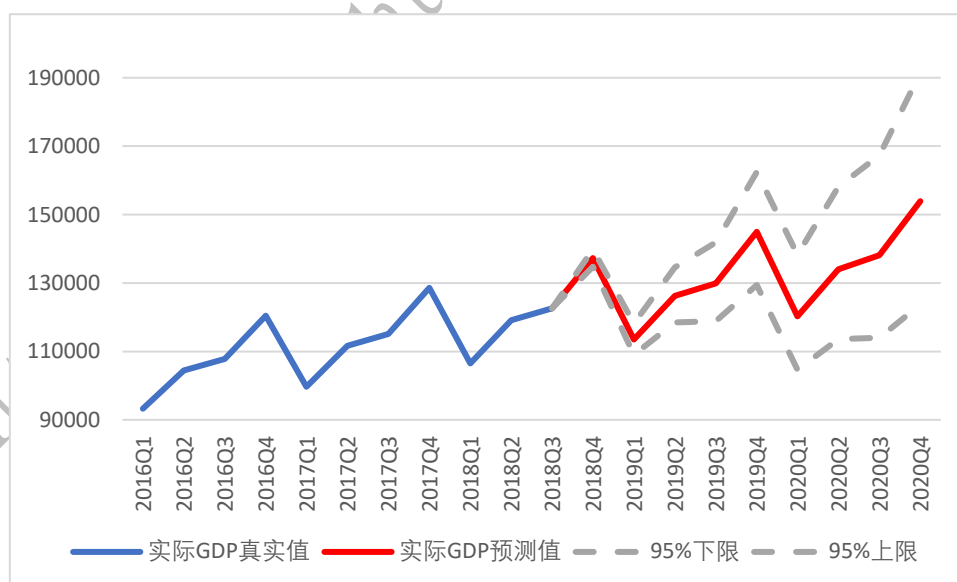


图 10 2019-2020 实际 GDP 预测值

(VAR(1)及 VAR(2)预测值非常接近)

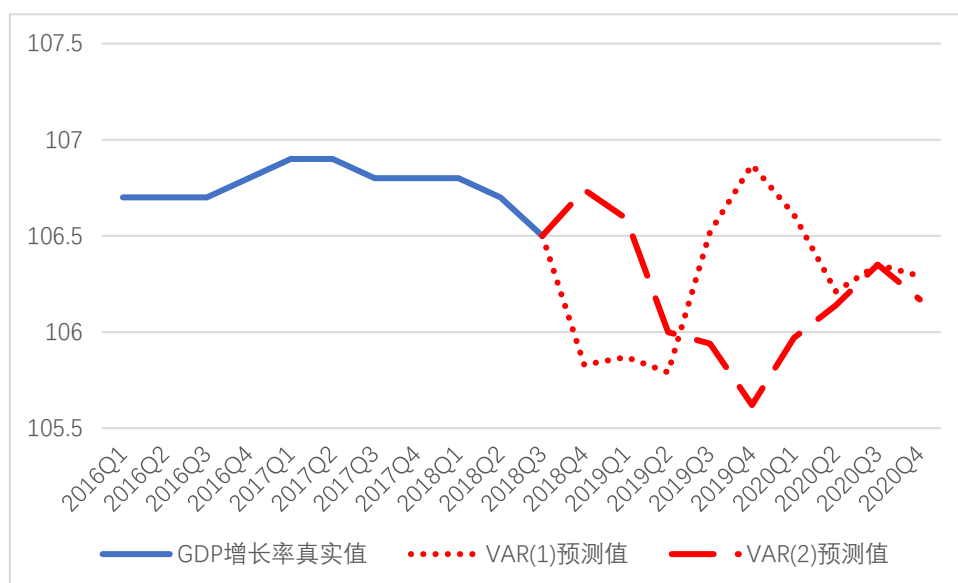


图 11 VAR(1)VAR(2)模型 2019-2020 实际 GDP 增速预测值

(2) 年度实际 GDP 增长率预测

季度实际 GDP 预测值加总计算年度实际 GDP，由此计算年度 GDP 增速，其中 2018 年实际 GDP 值为前 3 季的真实值加上第 4 季度的预测值得到。结果如表 11 所示，VAR(1)模型预测值为较平稳的 GDP 年度增速，而 VAR(2)模型预测值为下降的 GDP 年度增速。

表 10 年度 GDP 增速预测结果

	年度实际 GDP 增速 VAR(1) 预测值	年度实际 GDP 增速 VAR(2) 预测值
2018	106.42	106.68
2019	106.30	106.01
2020	106.36	106.17

(3) 季度名义 GDP、年度名义 GDP 预测

上文已算出 2018-2020 季度实际 GDP，则季度名义 GDP 为季度实际 GDP 与以 2000 年为基期的季度 GDP 平减指数的乘积。由于未来的季度 GDP 平减指数未知，因此先通过时间序列预测 2018 年第 4 季度至 2020 年的季度 GDP 平减指数，

则将其与对应实际 GDP 相乘，得到季度名义 GDP，进而加总得到年度名义 GDP。

通过 R 语言 forecast 包的 auto.arima 函数自动寻找与数据最匹配的模型为 $\text{arima}(2, 0, 0)(2, 1, 0)[4]$ ，以此预测 2018 年第 4 季度至 2020 年的季度 GDP 平减指数，结果如图 12、表 11 所示。

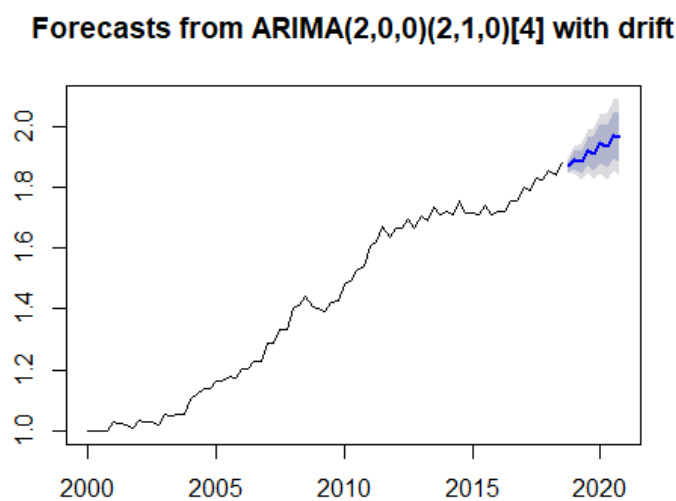


图 12 2018 年第 4 季度至 2020 年的季度 GDP 平减指数预测值

表 11 2018 年至 2020 年的季度及年度名义 GDP 预测值

年份	季 度	GDP 平减 指数 预测 值	季度实际 GDP		季度名义 GDP		年度名义 GDP	
			VAR (1) 预测值	VAR (2) 预测值	VAR (1) 预测值	VAR (2) 预测值	VAR (1) 预测值	VAR (2) 预测值
2018	4	1.87	136079	137253	254345	256539	905244	907438
2019	1	1.89	112729	113487	213126	214559	979310	978961
	2	1.88	125995	126254	237287	237775		
	3	1.92	130577	129855	250804	249417		
	4	1.91	145431	144970	278091	277208		
2020	1	1.94	120182	120265	233469	233630	1069751	1067466
	2	1.93	133822	134010	258876	259240		
	3	1.97	138875	138106	273764	272248		
	4	1.96	154574	153916	303640	302346		

根据下列公式，由此计算的 2018-2020 的名义 GDP，VAR (1)

预测值为 905244、979310、1069751,VAR (2) 预测值为 907438、978961、1067466。单位均为亿元。

$$\text{季度名义 GDP} = \text{季度实际 GDP}_{2000 \text{ 基期}} \times \text{季度GDP平减指数}_{2000 \text{ 基期}}$$

五、结论

本文采用 2000-2017 年数据,通过对进口金额、出口金额、社会消费品零售总额、工业增加值、固定资产投资、货币发行量、居民消费价格指数构建 VAR (1)、VAR (2) 模型,以预测 2018 前 3 季度 GDP,预测结果存在轻微高估情况,预测效果较好。

通过对 VAR (2) 模型进行脉冲响应分析,可知货币和准货币发行量、居民消费价格指数和工业增加值对 GDP 有较大的正向影响。

最后通过利用 2000-2018 前 3 季度数据构建 VAR (1)、VAR (2) 模型,预测 2018-2020 年的年度、季度的名义 GDP 及实际 GDP 增速。VAR (1) 模型认为 2018-2020 年度名义 GDP 为 905244、979310、1069751 亿元,增速为 106.42 、106.30 、106.36;VAR (2) 模型认为 2018-2020 年度名义 GDP 为 907438、978961、1067466 亿元,增速为 106.68 、106.01 、106.17。

参考文献

- [1]Banbura, M., D. Giannone and L. Reichlin, “Bayesian VARs with

Large Panels.” CEPR Discussion Papers No .6326, 2008.

- [2]Edge, R. M., M. T.Kiley and J. P. Laforte, “A Comparison of Forecast Performance Between Federal Reserve Staff Forecasts, Simple Reduced -Form Models, and a DSGE Model” , paper presented at the 7th Workshop of Euro Area Business Cycle Network (EABCN), 2006.
- [3]Kapetanios, G., V.Labhard and S. Price, “Forecast combination and the Bank of England’s suite of statistical forecasting models” , Economic Modelling, 2008, 25(4), 772-792.
- [4]Koenig, E. F., S.Dolmas and J. Piger, “The use and abuse of real -time data in economic forecasting” ,Review of Economics and Statistics, 2003,85(3), 618-628.
- [5]Leeper, E. M., C. A. Sims and T. A. O.Zha, “What Does Monetary Policy Do?” Brookings Papers on Economic Activity, 1996, 2(1), 1-78.
- [6]全冰. 基于 VAR 的宏观经济预测及与郎润预测的比较[J]. 金融理论与实践, 2009(7): 23-26.
- [7]袁靖. 中国宏观经济变量的预测方法与实证[J]. 统计与决策, 2014(7): 129-132.
- [8]林慧娟. 基于 DSGE-VAR 方法预测中国宏观经济[J]. 金融理论与实践, 2016(12): 90-94.

-
- [9] 石柱鲜, 王威, 王立勇. 对我国 2005 ~ 2006 年经济增长态势的分析与预测[J]. 经济与管理研究, 2005 (11): 7-10.
- [10] 王莎莎, 陈安, 苏静, 等. 组合预测模型在中国 GDP 预测中的应用[J]. 山东大学学报: 理学版, 2009, 44 (2): 56-59.
- [11] 华鹏, 赵学民. ARIMA 模型在广东省 GDP 预测中的应用[J]. 统计与决策, 2010, 2010 (12): 166-167.
- [12] 尹静, 何跃. 基于 ARIMA-GMDH 的 GDP 预测模型[J]. 统计与决策, 2011 (05): 35-37.
- [13] 熊志斌. 基于 ARIMA 与神经网络集成的 GDP 时间序列预测研究[J]. 数理统计与管理, 2011, 30 (2): 306-314.
- [14] 龙会典, 严广乐. 基于 SARIMA、GM(1, 1) 和 BP 神经网络集成模型的 GDP 时间序列预测研究[J]. 数理统计与管理, 2013, 32 (5): 814-822.
- [15] 李凯, 张涛. 上海市 2017-2020 年 GDP 预测研究——基于改进的 GM(1, 1) 模型[J]. 华东经济管理, 2017, 31 (10): 11-15.
- [16] 吴喜之, 刘苗. 应用时间序列分析[M]. 机械工业出版社, 2014.