

文章编号: 1002-1566(2016)02-0243-10  
DOI: 10.13860/j.cnki.sltj.20160322-023

# 混合分层结构 Gibbs 算法与时变 因果关系检验及应用

刘洋<sup>1,2</sup> 陈守东<sup>1,2</sup>

(1. 吉林大学 数量经济研究中心, 吉林 长春 130012; 2. 吉林大学 商学院, 吉林 长春 130012)

**摘要:** 传统的 Granger 因果检验方法受阻于非平稳数据与时变因果关系的存在, 本文以无限状态的 Markov 过程为基础, 设计混合分层结构 Gibbs 算法, 实现区制时变 VAR 模型, 用于非平稳数据的时变因果关系检验。实证分析我国经济环境中, 需求拉动效应的时变特征。结果表明: 国内需求逐渐成为更加重要的经济增长动力; 经济增长降低了对投资和出口的依赖; 在增长方式的转变过程中, 内需效应易受外需变动的影响而波动, 需要适时的货币政策调节和投资效应的推动以保证稳定的经济增长, 以利于进一步升级产业结构。

**关键词:** 因果关系检验; 需求拉动效应; Gibbs 算法

**中图分类号:** F064.1, O212

**文献标识码:** A

## Hybrid Hierarchical Gibbs Algorithm and Time-varying Causality Test and Application

LIU Yang<sup>1,2</sup> CHEN Shou-dong<sup>1,2</sup>

(1. Research Center for Quantitative Economics, Jilin University, Jilin Changchun 130012, China,  
2. School of Business, Jilin University, Jilin Changchun 130012, China)

**Abstract:** Traditional Granger-causality test method hard to handle the non-stationary data and Time-vary causal relationship, so this paper implemented regime Time-varying VAR model with hybrid hierarchical Gibbs algorithm based on infinite state Markov process for Time-vary causality test aimed at the non-stationary data. By empirical analysis of the time-varying characteristics of demand-pull effect in China's economic environment, we got the following conclusions: domestic demand is becoming more important to the economic growth; economic growth reduces the dependence on investment and exports; the domestic effect easily be affected by changes of external demand in the transformation process of economic growth, so timely adjustment of monetary policy and driving force of investment are needed to ensure the stability of economic growth, which is good for further upgrading of industrial structure.

**Key words:** causality test, demand-pull effect, Gibbs algorithm

## 0 引言

判断一个经济变量是否是另一个经济变量变化的原因, 是计量经济学中的常见问题。最常用的手段莫过于 Granger<sup>[1]</sup> 提出的 Granger 因果检验方法, 其核心在于检验一个经济变量的滞

收稿日期: 2015 年 1 月 16 日

基金项目: 教育部人文社科重点研究基地重大项目 (14JJD790043)。

后项对另一个经济变量的解释或预测的能力。如果时间上较早发生的  $x$  变量的滞后项,能够解释或有助于预测在时间上后发生的  $y$  变量,即认为存在  $x$  指向  $y$  的 Granger 因果关系。Sims<sup>[2]</sup> 以 VAR 模型为经济领域 Granger 因果关系的检验方法,提供了便捷的计量方法和实现框架。这种基于假设检验的方法,不仅对数据平稳性有着特定的要求,且只能对时间序列之间稳定的因果关系给出是非性的判断。然而,Stock 和 Watson<sup>[3]</sup> 的研究表明宏观经济时间序列数据之间的相关性往往是不稳定的,宏观经济时间序列数据之间因果关系的时变性是广泛存在的,这使得传统方法的检验结果往往因对数据区间的选取非常敏感而得到困惑的结论。可见,传统方法在处理时变因果关系与非平稳数据时,无法满足实证分析问题的需要。

以消费者价格指数 (CPI) 与生产者价格指数 (PPI) 的因果关系为例,贺力平等<sup>[4]</sup> 采用 Granger 因果检验的方法,研究了 2001–2008 年中国 PPI 与 CPI 的关系,认为下游的 CPI 对上游的 PPI 具有单向的因果关系。而得出不同结论的张成思<sup>[5]</sup>,认为贺力平等<sup>[4]</sup> 在 Granger 因果检验中对非平稳数据的处理影响了结论的准确性。杨子辉等<sup>[6]</sup> 采用非线性 Granger 因果关系检验方法对 CPI 与 PPI 之间的因果关系进行了分析,认为 CPI 与 PPI 之间的传导机制并非一成不变,CPI 对 PPI 的需求拉动效应更可能是时变的。现有方法在实证分析结果上的差异与困惑,被认为是传统的研究方法难以适应因果关系的非线性时变特征所致。由此可见,兼容经济数据的非平稳性,支持对不稳定因果关系的时变分析是计量经济方法上的迫切需要。

从现有的研究中可以看出:(1) 经济数据时间序列的非平稳性和潜在的结构不稳定性,使现有方法体系下的分析结果往往存在分歧。(2) 经济指标之间的影响关系很可能存在着动态演变的过程,单纯地对因果关系做出存在与否的判断性检验,无法全面和准确地解释经济现象。(3) 两个变量的因果关系检验,容易忽略更具解释能力的其他变量。两变量因果关系检验的结果,在引入更具解释能力的第三变量时,可能得出不尽相同的结论。Sims<sup>[2]</sup> 就曾指出,如果在 Granger<sup>[1]</sup> 的实际产出与货币的关系方程中引入利率变量,货币供给对实际产出的解释作用将不再显著。李永立和吴冲<sup>[7]</sup> 也认为单纯检验两个变量的因果关系,易导致间接因果与直接因果的混淆。(4) 为适应传统方法的使用要求,对非平稳数据进行的额外处理,不仅容易偏离了经济指标原有的含义,还损失了原始数据中可反映短期动态的有用信息。因此,迫切的需要构建出能更好的适应非平稳数据与时变因果关系检验问题的多元时变分析方法。

本文在无限状态 Markov 过程的假设下,将传统的 VAR 模型扩展为无限状态 Markov 区制时变 VAR 模型(简称区制时变 VAR 模型,即 RTV-VAR 模型),设计出混合分层结构的 Gibbs 算法以给出该模型的非参数贝叶斯方法实现。该模型可兼容具有非平稳性与结构不稳定性的经济数据,能够更充分地挖掘出隐含在其原始非平稳数据中的信息,度量二元或多元非平稳变量之间时变的因果关系。通过 RTV-VAR 模型,本文重点检验了我国 CPI 对 PPI 的因果关系,以此角度分析在我国经济增长方式转换的过程中,国内需求拉动效应的时变特征,特别是在近期我国持续实施稳健的货币政策与外需下滑等因素的作用下,需求拉动效应所受到影响和变化。

## 1 非平稳数据时变因果关系的检验方法

### 1.1 区制时变 VAR 模型与时变因果关系的检验方法

Sims<sup>[2]</sup> 以 VAR 模型为基础的检验方法为多元因果关系的分析提供了一个宽松的框架,这种以自回归模型的滞后项系数为基础的检验方法得到了最广泛的应用。Stock 和 Watson<sup>[3]</sup> 将自回归模型的系数假设为遵循一个独立的 AR 过程的时变参数,以此为基础建立了时变参数

模型 VAR 模型 (Time-varying parameter VAR, 即 TVP-VAR 模型), 用以分析宏观经济时间序列数据间不稳定的时变关系。Psaradakis 等<sup>[8]</sup> 提出在 Sims<sup>[2]</sup> 的基础上将 VAR 模型扩展为 Hamilton<sup>[9]</sup>、Kim 和 Nelson<sup>[10]</sup> 的 MS-VAR 模型, 在给定区制状态数量的假设条件下, 依靠不同区制状态下因果关系显著性的不同来分析因果关系的时变性。延续以随机过程为基础进行扩展的思路, 与 TVP-VAR 模型和 MS-VAR 模型这两种随机过程的扩展方式相比, 本文以 Beal 等<sup>[11]</sup> 的 IHMM(Infinite Hidden Markov Model, 简称 IHMM) 模型为代表的无限状态的 Markov 过程为基础, 进一步放宽模型的先验条件, 使经济数据被认为可以在任意时点上出现新的区制状态, 突破有限状态 Markov 过程的限制, 以充分适应数据的非平稳性或潜在的结构不稳定性, 并以有效的 Gibbs 算法和充分的 MCMC 过程计算代表因果关系的滞后项系数的后验中位数估计值, 实现对非线性时变因果关系的计量分析。

本文在 IHMM 的无限状态 Markov 过程的假设下, 通过混合分层结构的 Gibbs 算法升级 Kim 和 Nelson<sup>[10]</sup> 的贝叶斯 Markov 区制转移模型为无限状态 Markov 区制时变 VAR 模型, 即 RTV-VAR 模型。在本文的假设下, RTV 模型的参数遵循 Beal 等<sup>[11]</sup> 与 Fox 等<sup>[12]</sup> 的无限状态 Markov 过程, 以分层 Dirichlet 随机过程驱动, 将经济指标的 AR 结构看作是一个在无限状态空间下的 Markov 过程进行计量分析。以二元 RTV-VAR 模型为例, 在 (1) 式所描述的 Markov 区制转移 VAR 模型的基础上, 结合 (2) 所示的服从 IHMM 的无限 Markov 过程下的状态变量  $S_t$ , 形成区制时变的 VAR 模型。其中各式中的  $m$  代表所考察的滞后期阶数。如公式 (3) 所示, 通过  $x$  变量滞后项系数  $\{\beta_{i+m,t}^{RTV}\}_{i=1}^m$  的后验无偏中位数估计值 (即区制时变的后验估计值, 简称 RTV 估计值), 来检验滞后期经济变量  $x_{t-i}$  对当期经济变量  $y_t$  的因果影响关系。当  $x$  变量滞后项系数  $\{\beta_{i+m,t}^{RTV}\}_{i=1}^m$  大于 0 时, 代表  $x$  变量对  $y$  变量存在因果影响关系, 当  $x$  变量滞后项系数  $\{\beta_{i+m,t}^{RTV}\}_{i=1}^m$  等于 0 或小于 0 时, 代表  $x$  变量对  $y$  变量不存在因果影响关系, 或者在当前时点其影响关系受其他因素的影响而无法得到体现。当需要进一步考虑其他变量对此二元关系的影响时, 可以考虑在 (3) 式的基础上, 再加入其他变量以组成三元或三元以上的 RTV-VAR 模型进行进一步的分析。

$$y_t = \beta_{0,s_t} + \sum_{i=1}^m \beta_{i,s_t} y_{t-i} + \sum_{i=1}^m \beta_{i+m,s_t} x_{t-i} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{s_t}^2), \quad t = 1, \dots, T, \quad (1)$$

$$S_t | \beta_{0,j}, \beta_{1,j}, \dots, \beta_{2m,j}, \sigma_j^2 \sim IHMM, \quad j = 1, \dots, \infty, \quad t = 1, \dots, T, \quad (2)$$

$$y_t = \beta_{0,t}^{RTV} + \sum_{i=1}^m \beta_{i,t}^{RTV} y_{t-i} + \sum_{i=1}^m \beta_{i+m,t}^{RTV} x_{t-i} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_r^{2RTV}), \quad t = 1, \dots, T. \quad (3)$$

## 1.2 混合分层结构的 Gibbs 算法实现

本文为 RTV-VAR 模型的设计的非参数贝叶斯方法是分层 Dirichlet 随机过程的 Sticky HDP-HMM 与分层共轭分布族结构相结合, 组成混合分层结构的 Gibbs 算法。算法的核心是以混合分层结构的 Dirichlet 随机过程替代 Kim 和 Nelson<sup>[10]</sup> 的 Gibbs 算法过程中的 Dirichlet 分布, 将贝叶斯 Markov 区制转移模型扩展到无限状态。从 (1) 式所描述的 Markov 区制转移自回归模型出发, 以 (4) 式所示 Sticky HDP-HMM 驱动区制状态  $S_t$ , 在无限状态 Markov 过程的假设条件下, 对其可能存在非平稳性与结构不稳定性的 AR 过程, 通过 MCMC 模拟过程进行后验估计。

$$S_t | \beta_{0,j}, \beta_{1,j}, \dots, \beta_{2m,j}, \sigma_j^2 \sim StickyHDP-HMM, \quad j = 1, \dots, \infty, \quad t = 1, \dots, T, \quad (4)$$

Sticky HDP-HMM 是 Fox 等<sup>[12]</sup>对 Beal 等<sup>[11]</sup>的 IHMM 的扩展,根据 Fox 等<sup>[12]</sup>与 Kim 和 Nelson<sup>[10]</sup>中的分层 Dirichlet 过程与共轭分布族结构,将 (4) 式所示的 Sticky HDP-HMM 与 Markov 区制转移的截距项、AR 系数与扰动项方差的双层结构的共轭分布分别描述为 (5) 至 (12) 式的形式。公式 (1) 中  $\beta_{0,s_t}$  代表截距项,其下角标中的 0 代表它是截距项,其下角标中的  $s_t$  代表  $t$  时期数据模型所处的区制状态序号,在无限状态的假设条件下,该值在理论上可以为任意正整数。每个滞后项的系数  $\beta_{i,s_t}$  的下角标代表它是滞后  $i$  期的系数,且处于序号为  $s_t$  的区制状态。包括截距项  $\beta_{0,s_t}$ , 滞后项系数  $\beta_{i,s_t}$  与如 (9) 式所示的服从正态分布的随机误差项  $\varepsilon_t$  的方差  $\sigma_{s_t}^2$  都是遵循 Markov 过程的区制项。这些区制项参数在每个区制状态下的值以分层共轭分布过程抽取,与 Kim 和 Nelson<sup>[10]</sup>所设计的 Gibbs 算法过程相近。其中的截距项和滞后项系数,如式 (5) 所示,服从多元正态分布,该分布的均值向量  $\mu$  与多元协方差矩阵  $\Sigma$  的值服从由 (6) 式与 (7) 式所示的第二层分布。 $\mu$  的先验分布是正态分布,其均值  $b_0$  与方差  $B_0$  作为超参数设定。 $\Sigma$  的先验分布是逆 Wishart 分布,  $m_0$  是该分布的自由度参数,  $Z_0$  是其尺度矩阵参数,作为超参数设定。 $\sigma_{s_t}^2$  服从如公式 (9) 所示的逆伽马分布,  $c_0$  是其形状参数,  $d_0$  为尺度参数。在 (5) 至 (9) 所描述的双层共轭分布结构中的状态参数潜变量  $s_t$  服从分层结构的 Dirichlet 过程。

$$\beta_{\cdot,s_t} \sim N(\mu, \Sigma), \quad t = 1, \cdots, T, \tag{5}$$

$$\mu \sim N(b_0, B_0), \tag{6}$$

$$\Sigma \sim Inv - Wishart(Z_0, m_0), \tag{7}$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_t}^2), \quad t = 1, \cdots, T, \tag{8}$$

$$\sigma_{s_t}^2 \sim Inv - Gamma(c_0, d_0), \quad t = 1, \cdots, T, \tag{9}$$

$$\gamma \sim stick - breaking(\eta), \tag{10}$$

$$\omega_j | \alpha, \gamma, \kappa \sim DP\left(\alpha + \kappa, \frac{\alpha \gamma + \kappa \delta_j}{\alpha + \kappa}\right), \quad j = 1, \cdots, \infty, \tag{11}$$

$$S_t \sim Multinomial(\omega_{s_{t-1}}), \quad t = 1, \cdots, T. \tag{12}$$

所谓分层结构的 Dirichlet 过程是由 (10) 与 (11) 式所示的,一个两层结构的随机抽取过程。其中第一层的  $\gamma$  是由 (10) 式所代表的 stick-breaking(断棍过程)过程所产生的分布特征参数向量,也是第二层 Dirichlet 过程的超参数之一。DP 代表一个标准的 Dirichlet 过程,  $\alpha, \eta, \kappa$  是超参数,在 (11) 式所表达的 DP 过程中,第一个设定参数值  $\alpha + \kappa$  对应可能新出现的状态,第二个参数向量,对应于已出现过的既有状态。其中  $\delta_j$  的下角标  $j$  与  $\omega_j$  的相同时,  $\delta_j$  的值为 1, 否则为 0。 $\kappa$  代表粘性系数,从 (11) 式中不难发现,  $\kappa$  的值越大, DP 过程向自转移收敛的速度更快,不同的粘性系数  $\kappa$  适用于处理不同学科领域中自转移倾向的数据,本文依据 Fox 等<sup>[12]</sup>以适用于经济数据时间序列的方式设定粘性系数  $\kappa$ 。第二层的 DP 过程不仅捕获出可能存在状态数量,同时为序号为  $j$  的状态抽取代表该状态向包括其自身的所有状态转移的概率测度向量  $\omega_j$ 。至此,由 (10) 至 (12) 式表示的 Sticky HDP-HMM 分层 Dirichlet 过程,实现了可抽取代表不同时期所处区制状态潜变量向量  $S = (s_1, \cdots, s_T)$  边缘后验分布的动态模拟。

本文采用 Chib<sup>[13]</sup>的向前滤波与向后抽样算法 (Forward-Filtering, Backward-Sampling, 简称 FF 与 BS) 对区制状态潜变量向量  $S$  进行模拟抽样,以此为核心实现了 RTV 模型的混合分层结构的 Gibbs 算法,具体过程由以下 5 个步骤组成:

1. 初始化所有参数, 并约定  $\theta = \{\beta_{0,j}, \beta_{1,j}, \dots, \beta_{2m,j}, \sigma_j^2\}_{j=1}^L$ ,  $\beta_j = \{\beta_{i,j}\}_{i=1}^{2m}$ ,  $\beta = \{\beta_j\}_{j=1}^L$ ,  $\sigma^2 = \{\sigma_j^2\}_{j=1}^L$ ,  $\omega = \{\omega_j\}_{j=1}^L$ ,  $S = \{s_t\}_{t=1}^T$ ,  $y = \{y_t\}_{t=1-m}^T$ ,  $x = \{x_t\}_{t=1-m}^T$ ,  $n = \{n_{i,j}\}_{i=1}^L$ ,  $u = \{u_{i,j}\}_{i=1}^L$ ,  $r = \{r_i\}_{i=1}^L$ ,  $\gamma = \{\gamma_i\}_{i=1}^L$ , 设定足够大的整数变量  $L$  代表无穷大以限定可能出现的最大的状态数量。

2. 以 Forward-Filtering, Backward-Sampling, 算法对区制状态潜变量向量  $S$  进行模拟抽样:

$$FF: \quad p(s_{t+1}|\theta, y_{t+1}) = \frac{p(y_{t+1}|s_{t+1}, \theta)p(s_{t+1}|\theta, y_t, x_t)}{\sum_{\xi=1}^L p(y_{t+1}|\xi, \theta)p(\xi|\theta, y_t, x_t)},$$

$$p(s_{t+1}|\theta, y_t, x_t) = \sum_{j=1}^L p(s_{t+1}|s_t, \theta)p(s_t|\theta, y_t, x_t),$$

以  $t$  时点的数据向前一步计算对  $t+1$  时点状态潜变量预测概率, 结合以  $t+1$  时点对状态潜变量的更新概率, 计算得到状态潜变量向前滤波概率。

$$BS: p(s_t|s_{t+1}, \theta, y, x) = \frac{p(s_{t+1}|s_t, \theta)p(s_t|\theta, y_t)}{\sum_{\xi=1}^L p(s_{t+1}|\xi, \theta)p(\xi|\theta, y_t, x_t)},$$

其中  $p(s_t|\theta, y_t)$  源自 FF 步骤的向前滤波概率, 以计算所得的向后抽样概率, 从后向前对区制状态潜变量向量  $S$  进行模拟抽样。

3. 以 Sticky HDP-HMM 分层 Dirichlet 过程对  $\gamma, \omega$  进行模拟抽样:

$\gamma$ : 以伯努利分布抽取  $u_{i,j} = \sum_{j=1}^{n_{i,j}} \text{Bernoulli}(\frac{\alpha\gamma_j + \kappa\delta(i,j)}{1-\alpha\gamma_j + \kappa\delta(i,j)})$ , 其中  $n_{i,j} = \sum_{t=1}^T 1(s_{t-1} = i, s_t = j)$ 。以二项式分布抽取  $\{r_i = \text{Binomial}(u_{i,j}, \frac{\kappa}{\kappa + \alpha\gamma_i})\}_{i=1}^L$ 。在以上计算结果的基础上, 以 Dirichlet 分布抽取  $\{\gamma_i = \text{Dirichlet}(\frac{\eta}{L} + \sum_{i=1}^L (u_{i,1} - \delta(i,1)r_i), \dots, \frac{\eta}{L} + \sum_{i=1}^L (u_{i,L} - \delta(i,L)r_i))\}_{i=1}^L$ 。

$\omega$ : 以 Dirichlet 分布抽取  $\{\omega_l = \text{Dirichlet}(\alpha\gamma_{l,1} + n_{l,1}, \dots, \alpha\gamma_l + \kappa + n_{l,l}, \dots, \alpha\gamma_L + \eta_{l,L})\}_{l=1}^L$ 。

4. 以分层结构的共轭分布, 对  $\beta, \sigma^2, \mu, \Sigma$  进行模拟抽样:

$\beta$ : 以多元正态分布, 抽取  $\{\beta_l = N(\bar{\mu}, \bar{\Sigma})\}_{l=1}^L$ , 其中

$$\bar{\mu} = \bar{\Sigma} \left( \Sigma^{-1} \mu + \sum_{t:s_t=l} \frac{(y_{t-1}, \dots, y_{t-m}, x_{t-1}, \dots, x_{t-m})' y_t}{\sigma_l^2} \right),$$

而

$$\bar{\Sigma} = \left( \Sigma^{-1} + \sum_{t:s_t=l} \frac{(y_{t-1}, \dots, y_{t-m}, x_{t-1}, \dots, x_{t-m})(y_{t-1}, \dots, y_{t-m}, x_{t-1}, \dots, x_{t-m})'}{\sigma_l^2} \right)^{-1}.$$

$\sigma^2$ : 以逆伽马分布抽取

$$\{\sigma_l^2 = \text{Inv-Gamma}(c_0 + \frac{\sum 1(t:s_t=l)}{2}, d_0 + \frac{\sum_{t:s_t=l} (y_t - (y_{t-1}, \dots, y_{t-m}, x_{t-1}, \dots, x_{t-m})' \beta_l)^2}{2})\}_{l=1}^L.$$

$\mu$ : 以多元正态分布, 抽取  $\{\mu_l = N((B_0^{-1} + \bar{L}\Sigma^{-1})^{-1}(b_0 B_0^{-1} + \sum_{j=1}^{\bar{L}} \Sigma^{-1} \beta_j), (B_0^{-1} + \bar{L}\Sigma^{-1})^{-1})\}_{l=1}^L$ , 其中  $\bar{L}$  为当前至少出现过一次的区制状态总数。

$\Sigma$ : 以逆 Wishart 分布抽取  $\Sigma = \text{Inv-Wishart}(m_0 + \bar{L}, S_0 + \sum_{l=1}^{\bar{L}} (\beta_l - \mu)(\beta_l - \mu)')$ 。

5. 将步骤 1 至 4 迭代  $(M_0 + M_1)$  次, 前  $M_0$  次为预烧期, 预烧期过后结果将达到稳定。再继续迭代  $M_1$  次该 MCMC 过程以统计后验结果, 其中以  $t = 1, \dots, T$  时点  $x$  变量滞后项

$\{x_{t-i}\}_{i=1}^m$  的系数, 即  $\{\beta_{i+m,t}\}_{i=1}^m$  的后验中位数, 作为  $x$  变量滞后项系数的区制时变的后验估计值, 简称 RTV 估计值, 即前述公式 (3) 中的  $\{\beta_{i+m,t}^{RTV}\}_{i=1}^m$ 。

本文在实证中采用的预烧期  $M_0$  均为 10000 次,  $M_1$  均为 50000 次, 具体的算法过程以 GNU C++ 编程实现, 矩阵运算部分引用了著名的 lapack 与 blas 标准运算库, 以确保计算的准确性。

2 实证应用: 需求拉动效应的时变特征分析

2.1 CPI 与 PPI 的二元时变因果关系的检验

从 CPI 与 PPI 的相关影响关系的角度来分析经济环境中的需求拉动效应, 如公式 (13) 所示, 本文选取 1997 年 1 季度至 2014 年 3 季度我国 CPI 与 PPI 的季度同比增长率数据, 建立滞后 1 阶的二元区制时变 VAR 模型, 以研究其时变的因果影响关系。滞后阶数的选取是参考相关系数和贝叶斯信息准则来确定的。通过 CPI 滞后项系数  $\beta_{1,t}^{CPI-RTV}$  的后验无偏中位数估计值, 度量滞后期 CPI 对 PPI 的因果影响关系, 如果系数为正, 说明存在因果影响关系。另一方面, 公式 (14) 中的  $\beta_{1,t}^{PPI-RTV}$  代表 PPI 对 CPI 的因果影响关系, 即成本推动效应。

$$PPI_t = \beta_{0,t}^{RTV} + \beta_{1,t}^{PPI-RTV} PPI_{t-1} + \beta_{1,t}^{CPI-RTV} CPI_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^{2RTV}), \quad t=1, \dots, T, \quad (13)$$

$$CPI_t = \beta_{0,t}^{RTV} + \beta_{1,t}^{CPI-RTV} PPI_{t-1} + \beta_{1,t}^{PPI-RTV} CPI_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^{2RTV}), \quad t=1, \dots, T. \quad (14)$$

中国的 PPI 与 CPI 季度同比增长率数据如图 1a 所示 (本文所用经济指标数据均来源于 Wind 数据库)。图 1b 与图 1c 为计量结果中 CPI 与 PPI 的相互影响关系的 1 阶滞后项系数的估计值。如图 1b 所示, 中国的 CPI 滞后项对 PPI 的影响系数在 2003 年以后总体上为正, 且在 2008 年之前保持在 0.3 的高水平上。在 2009 年前后与 2012 年之后, 受到国际外需减弱的影响而无法体现在二元因果关系的检验结果上。图 1c 所示的 PPI 滞后项对 CPI 的影响系数在 2003 年以前均大于 0, 即存在 PPI 对 CPI 的成本推动效应, 这种成本推动的供给效应随着我国生产能力的规模效应与融入世界经济的深入过程而逐步削弱, 只在 2008 年前后与 2011 年受到外部因素冲击时, 在短期内显现。

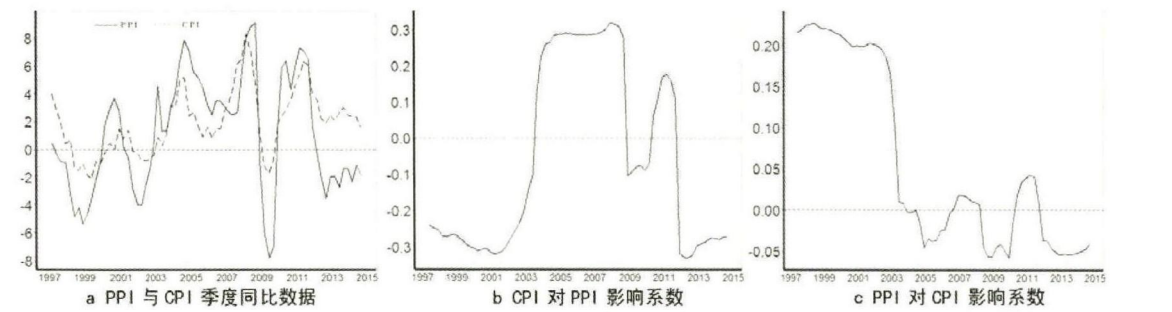


图 1 PPI 与 CPI 季度数据与影响关系

2.2 外需变动影响下的需求拉动效应

由于出口占 GDP 的比重较高, 外需因素对我国经济的影响较大, 为进一步检验中国经济的需求拉动效应, 有必要将体现外需形势的中国外贸出口总额增长率加入到 CPI 与 PPI 的区制时变 VAR 模型之中, 组成三元的区制时变 VAR 模型, 以检验在考虑外需影响下的需求拉动效应。

通过三元区制时变模型, 对如图 2a 所示的 1997 年 1 季度至 2014 年 3 季度, 我国 PPI、CPI 的同比增长率与出口总额增长率率的季度数据进行分析, 得到如图 2b 所示的 CPI 滞后项与出口增长率滞后项对 PPI 的影响系数, 如图 2c 所示的 PPI 滞后项与出口增长率滞后项对 CPI 的影响系数。从图 2b 中可以看到, 如果考虑并剔除外需因素的影响, 中国 CPI 滞后项对 PPI 的影响关系长期在 0.1 以上, 而且在 2008 年之前一直保持着上升趋势, 直到 2012 年左右调整回接近 2003 年前后的水平, 但依然稳固在 0.1 左右。通过与图 1b 的结果对比可见, CPI 对 PPI 的需求拉动效应受外需变动的影响, 在出口增速放缓与外需相对减弱的情况下, 内部需求拉动效应的作用效果也受到了影响。因此, 在 CPI 与 PPI 的二元模型中引入出口增长率之后, 在计量结果上还原了这部分被外需冲击抵消的内部需求效应。另一方面, 从图 2c 中可以看出, 自 2003 年之后, 中国的 PPI 失去了对 CPI 的影响力。相比之下, 在 2003 年之后, 中国的 CPI 在一定程度上受到来自出口增长率的影响。这说明在中国经济加速融入世界之后, 伴随着国际贸易额的增长, CPI 持续受到外需变动的影响。

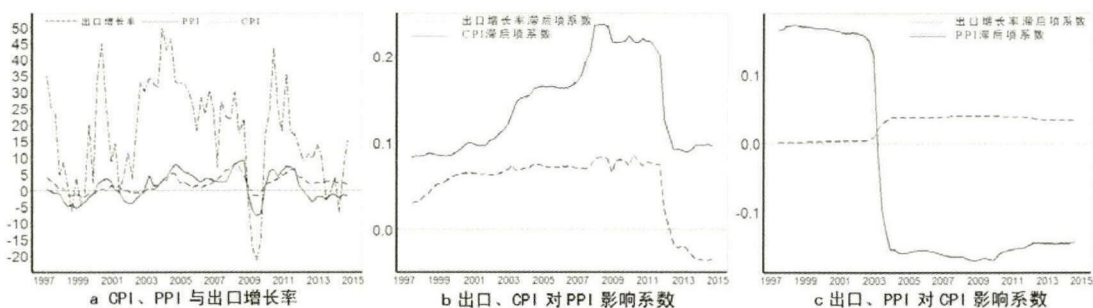


图 2 PPI、CPI 的同比增长率与出口总额增长率率的季度数据

### 2.3 货币投入变化影响下的需求拉动效应

由于我国经济曾经长期依赖于投资拉动效应, 特别是在 2008 年之后曾经实施适度宽松的货币政策, 并且又转而实施稳健的货币政策至今, 货币投入的变化对经济的影响作用不容忽视。在投资, 出口与消费拉动的经济增长模式下, 有必要结合以 M2 增长率为代表的货币投入情况对 CPI 与 PPI 之间因果关系所反应的需求拉动效应进行分析。

选取如图 3a 所示的 1997 年 1 季度至 2014 年 3 季度, 中国 M2 增长率、CPI 与 PPI 的同比增长率的季度数据组成三元区制时变 VAR 模型进行分析, 得到如图 3b 所示的 CPI 滞后项与 M2 增长率滞后项对 PPI 的影响系数, 如图 3c 所示的 PPI 滞后项与 M2 增长率滞后项对 CPI 的影响系数。将图 3b 与图 1b 相比可以发现, 如果剔除货币投入变化因素的影响, 中国 CPI 滞后项对 PPI 的影响关系长期在 0.2 以上, 而且在 2008 年之前一直保持着上升趋势。但是在 2009 年前后和 2012 年至今, 即使剔除了货币增速放缓的影响, CPI 对 PPI 的拉动作用也下降到了接近 2003 年左右的水平。由此可见, 在 2012 年至今, 在外需下降与相对谨慎的货币政策环境下, 我国经济的内部需求拉动效应在持续发挥作用, 但其水平有所下降。另一方面, 从图 3c 所示, 自 2003 年之后, 中国的 PPI 失去了对 CPI 的影响力, 这与图 1c 与图 2c 的结果相近。图 3c 中 M2 增长率滞后项系数也说明了中国的 CPI 长期明显的受到来自货币增速变化的影响, 货币政策可以发挥有效的调控作用。

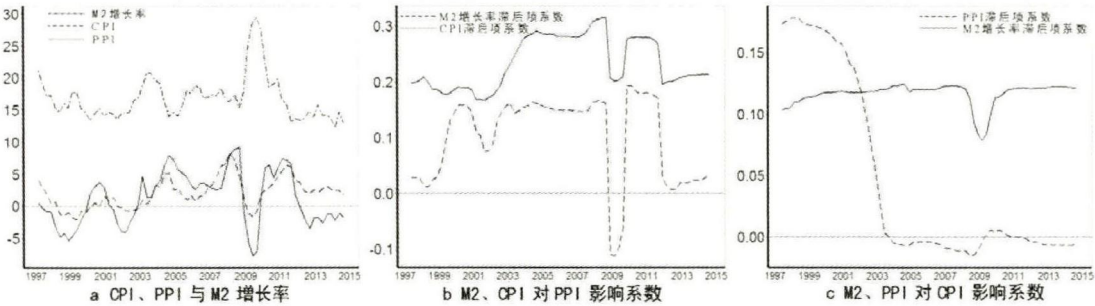


图 3 M2 增长率、CPI 与 PPI 的同比增长率的季度数据

2.4 生产成本因素影响下的需求拉动效应

从生产成本的角度考虑，CPI 与 PPI 都与原材料和能源的价格相关。在研究 CPI 所代表的消费需求对 PPI 的影响时，特别是在近期国际能源价格波动的情况下，有必要考察生产成本因素的影响。本文在 CPI 与 PPI 的关系中引入工业企业原料、燃料与动力购进价格指数 (PPIRM)，选取如图 4a 所示的 1999 年 1 季度至 2014 年 3 季度的 PPIRM、CPI 与 PPI 同比增长率的季度数据，通过三元区制时变 VAR 模型进行分析，检验在考虑成本波动影响下的需求拉动效应。

如图 4b 所示，PPIRM 对 PPI 的影响系数一直保持在 0.5 以上，说明 PPIRM 对 PPI 的影响很大。相比之下，图 4c 显示 PPIRM 对 CPI 的影响虽然也很稳定，但远低于 PPIRM 对 PPI 的影响系数。最重要的是，通过对比图 4b 与图 1b 的结果后，发现在 CPI 与 PPI 的二元模型中引入 PPIRM 之后，CPI 对 PPI 的影响系数，即图 4b 中 CPI 滞后项系数与图 1b 的结果总体相近。只有在 2008 年前后略高于图 4b 中结果，这说明 2008 年前后 CPI 对 PPI 的拉动效应的一部分被 PPIRM 所代表的成本因素的影响所抵消，在引入 PPIRM 后的三元模型中，还原了这部分效应。另一方面，在引入 PPIRM 后，将图 4c 与图 1c、图 2c 和图 3c 的结果相比，2003 年之前 PPI 对 CPI 的影响作用也消失了，这说明在 2003 年之前 PPI 对 CPI 的影响主要源于 PPIRM 所代表的成本因素，而在 2003 年以后，CPI 基本摆脱了这种从 PPI 自 PPIRM 传导而来的成本效应。

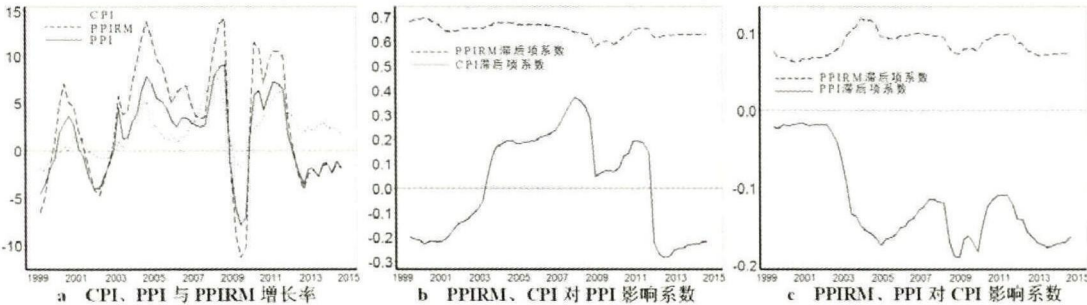


图 4 PPIRM、CPI、PPI 的影响系数

2.5 综合外需与货币投入变化影响下的需求拉动效应

综合考虑外需波动与货币投入变化对需求拉动效应的影响，通过四元区制时变 VAR 模型，对 1997 年 1 季度至 2014 年 3 季度的 M2 增长率、出口增长率、CPI 与 PPI 的同比增长率数据进行分析。得到如图 5 所示的出口、M2 与 CPI 对 PPI 的影响系数。从 CPI 滞后项系数

上可以看到,随着我国深化改革与经济结构的调整,以消费为代表的内需拉动效应不断提高。在 2008 年美国金融危机爆发之后,这种需求拉动效应有所回调。在其后的宽松货币政策时期,在投资拉动效应拉升的同时,内需拉动效应也被带动。直到 2012 年至今,在转向并持续保持稳健型货币政策的环境下,内需拉动效应明显下降。从出口增长率滞后项系数上可以看到,虽然我国的国际贸易额多年来长期保持着快速增长的势头,但是随着内需的稳健增长,对外需的依赖性却自 2005 年之后始终保持着下降的趋势。

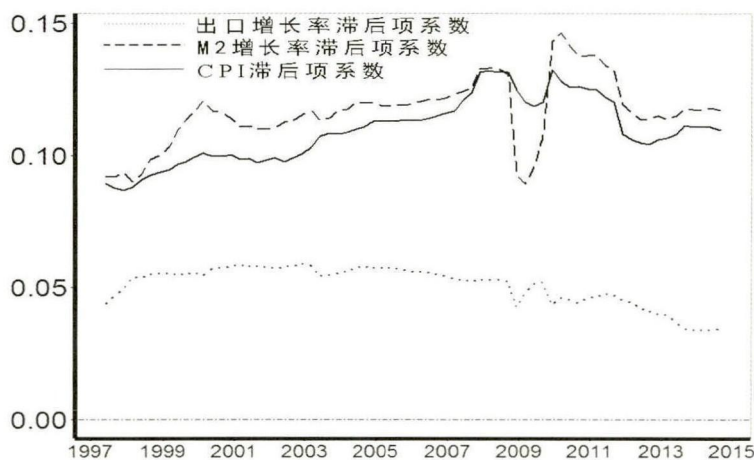


图 5 出口、M2 与 CPI 对 PPI 影响系数

通过上述多元区制时间 VAR 模型的分析并结合前述二元区制时变 VAR 模型的分析结果,可以发现我国经济增长方式的转变与产业结构升级背景下,需求拉动效应具有显著的动态变化特征,并且易于受到外部需求变动的影响,不易受到生产成本因素的影响,对货币投入的变化比较敏感。

### 3 总结

本文以无限状态的 Markov 过程为基础,构建混合分层结构 Gibbs 算法实现的区制时变 VAR 模型,用于检验非平稳经济数据的时变因果关系。通过 CPI 与 PPI 组成二元的区制时变 VAR 模型,初步检验了我国经济环境中的需求效应的时变特征。通过多元的区制时变 VAR 模型,将外需影响与货币投入因素纳入多元因果关系之中,分析剔除过这些影响因素后的需求拉动效应,揭示我国内需增长对经济影响的时变特征。

实证分析表明,我国经济在长期快速增长的同时,需求效应具有时变特征,曾经偏重投资拉动,过多依赖出口的情况得到不断的改善,内需消费逐渐成为更加重要的增长方式。在经济增长方式的转变过程中,我国的内需拉动效应长期有效,但近期出现了相对减弱的现象。这说明内需效应易受外需变动的影响而波动,需要适时适度的货币政策调节和投资效应的推动以保证稳定的经济增长,以利于优化产业结构与进一步推进经济增长方式的转变。

### [ 参考文献 ]

- [1] Granger C W J. Investigating causal relations by econometric models and crossspectral methods [J]. *Econometrica*, 1969, (37): 424-438.
- [2] Sims C A. Comparison of interwar and postwar cycles: Monetarism reconsidered [J]. *American Economic Review*, 1980, (70): 250-257.

- [3] Stock James H, Watson Mark W. Evidence on structural instability in macroeconomic time series relations [J]. Journal of Business & Economic Statistics, 1996, (14): 11–30.
- [4] 贺力平, 樊纲, 胡嘉妮. 消费物价指数与生产者价格指数: 谁带动谁?[J]. 经济研究, 2008, 43(11): 16–26.
- [5] 张成思. 长期均衡、价格倒逼与货币驱动 — 我国上中下游价格传导机制研究 [J]. 经济研究, 2010, 45(6): 42–52.
- [6] 杨子辉, 赵永亮, 柳建华. CPI 与 PPI 传导机制的非线性研究: 正向传导还是反向传导 [J]. 经济研究, 2013, 48(3): 83–95
- [7] 李永立, 吴冲. 基于多变量的因果检验方法 [J]. 数理统计与管理, 2014, 33(1): 50–58.
- [8] Psaradakis Z, Ravn, M O, Sola, M. Markov switching causality and the money-output relationship [J]. Journal of Applied Econometrics, 2005, (20): 665–683.
- [9] Hamilton James. A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle [J]. Econometrica, 1989, (57): 357–384.
- [10] Kim C J, Nelson C R. State-space Models with Regime Switching [M]. Cambridge, Mass: MIT Press, 1999.
- [11] Beal M J, Ghahramani Z, Rasmussen C E. The infinite hidden Markov model [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2002, (14): 577–584.
- [12] Fox E, Sudderth E, Jordan M, Willsky A. A sticky HDP-HMM with application to speaker diarization [J]. Annals of Applied Statistics, 2011, (5): 1020–1056.
- [13] Chib S. Calculating posterior distributions and modal estimates in Markov mixture models [J]. Journal of Econometrics, 1996, (75): 79–97.