

# 通货膨胀率的非平稳时间序列预测和结构性 断点诊断：以中美等国为例

高维清<sup>1,2</sup>, 吴奔<sup>1,2</sup>, 张波<sup>1,2</sup>

(1. 中国人民大学应用统计科学研究中心, 北京 100872; 2. 中国人民大学统计学院, 北京 100872)

**摘要** 当今中国和世界正处于百年未有之大变局, 维护国家的经济稳定性至关重要。众所周知, 严重的通货膨胀是经济不稳定的一个重要因素。因此, 建模和预测通货膨胀率成为了亟待解决的问题。在本文中, 我们研究了包括中国和美国在内的世界四个主要国家近十年的消费者价格指数 (CPI) 通胀率, 提出含结构性断点波动率与时变参数均值随机波动模型 (stochastic volatility in mean model with time-varying parameters and structural breaks in the volatility, SB-TVP-SVM), 并给出了相应的贝叶斯估计框架。在以往的大多数研究中, 研究者们往往忽略了非平稳特征同时存在于 CPI 通胀率的条件均值和波动率序列中的可能性。通过引入不可观测的结构性断点, SB-TVP-SVM 解决了这一问题, 从而得到相比于既有方法更高的序列预测精度。我们模型估计出的结构性断点与过去十年来最大的全球事件高度相关, 例如新冠病毒疫情以及俄乌地区冲突。

**关键词** 通货膨胀; 分段平稳; 结构性断点; 贝叶斯估计; TVP-SVM

## Nonstationary Time Series Prediction and Structural Break Points Diagnosis for Inflation: A Case Study of China, USA and Other Countries

GAO Weiqing<sup>1,2</sup>, WU Ben<sup>1,2</sup>, ZHANG Bo<sup>1,2</sup>

(1. Center for Applied Statistics, Renmin University of China, Beijing 100872, China; 2. School of Statistics, Renmin University of China, Beijing 100872, China)

收稿日期: 2022-10-28

基金项目: 国家自然科学基金 (71873137, 72271232, 12201628); 中国人民大学科学研究基金 (中央高校基本科研业务费专项资金) (21XN1G08)

Supported by National Natural Science Foundation of China (71873137, 72271232, 12201628); The Fundamental Research Funds for the Central Universities, the Research Funds of Renmin University of China (21XN1G08)

作者简介: 高维清, 中国人民大学统计学院博士研究生, 研究方向: 金融模型、贝叶斯分析, E-mail: gaowq143@ruc.edu.cn; 吴奔, 中国人民大学统计学院讲师, 研究方向: 高频模型、贝叶斯分析, E-mail: wuben@ruc.edu.cn; 通信作者: 张波, 中国人民大学统计学院教授, 研究方向: 金融随机分析、数理金融, E-mail: mabzhang@ruc.edu.cn.

**Abstract** China and the world today are undergoing great changes that have not been seen in a century, and it is fundamental to maintain the country's economic stability. As is known, extreme inflation is one of the major sources of economic instability. Modeling and predicting inflation thus become an urgent problem to be solved. In this work, we investigate the consumer price index (CPI) inflation from the recent ten years of four major countries in the world, including China and USA, and propose a novel stochastic volatility in mean model with time-varying parameters and structural breaks in the volatility (SB-TVP-SVM), and a corresponding Bayesian inference framework. In most of the previous studies, researchers usually ignored the potential coexistent non-stationarity of both the conditional mean and volatility series for CPI inflation. By introducing unobserved structural break points in the volatility process, SB-TVP-SVM model solved this problem and achieves better prediction accuracy than its competitors. The structural break points estimated from our model are found to be highly related to the biggest global events over the last decade such as the COVID-19 epidemic and the conflict between Russia and Ukraine.

**Keywords** inflation; piecewise stable; structural break points; Bayesian estimation; TVP-SVM

## 1 引言

严重的通货膨胀常常会引起未来经济政策不确定性增高, 影响经济的稳定性 (Frank (1921), Friedman (1977), Ball (1992)). 当今中国正处在两个一百年奋斗目标的关键节点上, 世界也正面临着百年未有之大变局 (习近平 (2022)). 近十年来, 前有经济危机的余震, 后有新冠病毒疫情的肆虐、俄乌地区冲突, 再加上全球贸易保护主义加剧、中美贸易摩擦不断, 经济环境同时受到内部压力和外部冲击. 预测未来经济趋势, 特别是通货膨胀趋势, 提前做好财政政策和货币政策的部署, 维护经济的稳定性, 是中国和各国政府都必须面对的挑战. 在这样的大背景下, 预测中国甚至世界各国的通货膨胀率成为了亟需解决的问题. 研究表明, 准确预测通货膨胀率的前提是对通货膨胀率波动率的合理刻画 (Primiceri (2005), Koop et al. (2009)). 然而, 由于通货膨胀率波动率的不可观测性, 建立合理的通货膨胀率与其波动率的模型并非易事, 如何对二者的未来趋势进行预测需要深入的探讨 (Grier and Perry (1998), Bredin and Fountas (2009), Eisenstat and Strachan (2016)).

通货膨胀率通常用消费者物价指数 (CPI) 作为指标来衡量. CPI 指数是与居民生活有关的产品及劳务价格统计出来的物价变动指标, 各国的统计口径略有不同. 我们定义 CPI 通胀率为 CPI 比值的对数, 并在实证研究中指代通货膨胀率 (Chan (2017), Huber and Pfarrhofer (2021)),

$$\text{CPIInflation}_t = 400 \log \left( \frac{\text{CPI}_t}{\text{CPI}_{t-1}} \right). \quad (1)$$

由于十八大以来, 我国进入了中国特色社会主义新时代 (习近平 (2022)), 我们更加关注新时代下通货膨胀的一些潜在规律. 图 1 中展示了 2012 年 2 月至 2022 年 7 月的 CPI 通胀率, 可以发现我国的 CPI 通胀率这十年来在 0 上下波动, 呈现较为健康的趋势. 波动率反映了未来经济政策不确定性 (Friedman (1977)), 自新冠病毒疫情爆发以来, CPI 通胀率波动率平稳

性改变,随着经济未来走势的不确定性增加,波动明显走高.同时,我们也横向比较了相同时间段世界上其它国家的CPI通胀率,为增加代表性,选取了北美洲的美国、欧洲的德国以及亚洲的韩国,结果展示在图1上.可以看到,美国和德国的CPI通胀率及其波动受新冠病毒疫情影响明显升高,但在韩国却不明显.根据各国的月度CPI通胀率,我们发现一些重大事件不仅会对通货膨胀带来冲击,还会引起未来经济政策不确定性的增高,从而改变通货膨胀率波动率的平稳性(Bloom (2009)).然而,过去对通货膨胀率的研究大部分集中在条件均值的不平稳性上(Chan (2017), Huber and Pfarrhofer (2021)),少部分考虑了不平稳的波动率,但是又忽略了条件均值本身的不平稳性(Eisenstat and Strachan (2016)),没有将条件均值和波动率不平稳性联合起来考虑.

本文的重点在于同时对通货膨胀率不平稳的条件均值和波动率建模.在条件均值上,我们沿用Chan (2017)提出的时变参数均值随机波动模型(stochastic volatility in mean model with time-varying parameters, TVP-SVM),将随时间变化的参数引入通货膨胀率的条件均值模型中.而建模非平稳波动率的一种常见方法是假设分段平稳,即在每段时间区域里,时间序列都被认为是平稳的(Safikhani and Shojaie (2022)).因此,我们假设通货膨胀率的波动率是一个分段平稳的序列,模型参数仅在结构性断点处发生变化.这些结构性断点往往标志着一些可以改变系统平稳性的重大事件(Chan et al. (2014), Cho and Fryzlewicz (2015), Safikhani and Shojaie (2022)).然而,由于结构性断点的数量和位置都是未知的,且通货膨胀率波动率是不可观测的,所以同时诊断结构性断点,估计模型参数和波动率是一个比较复杂且困难的问题.我们提出一个贝叶斯估计的框架,通过引入“spike-and-slab”先验(Is-

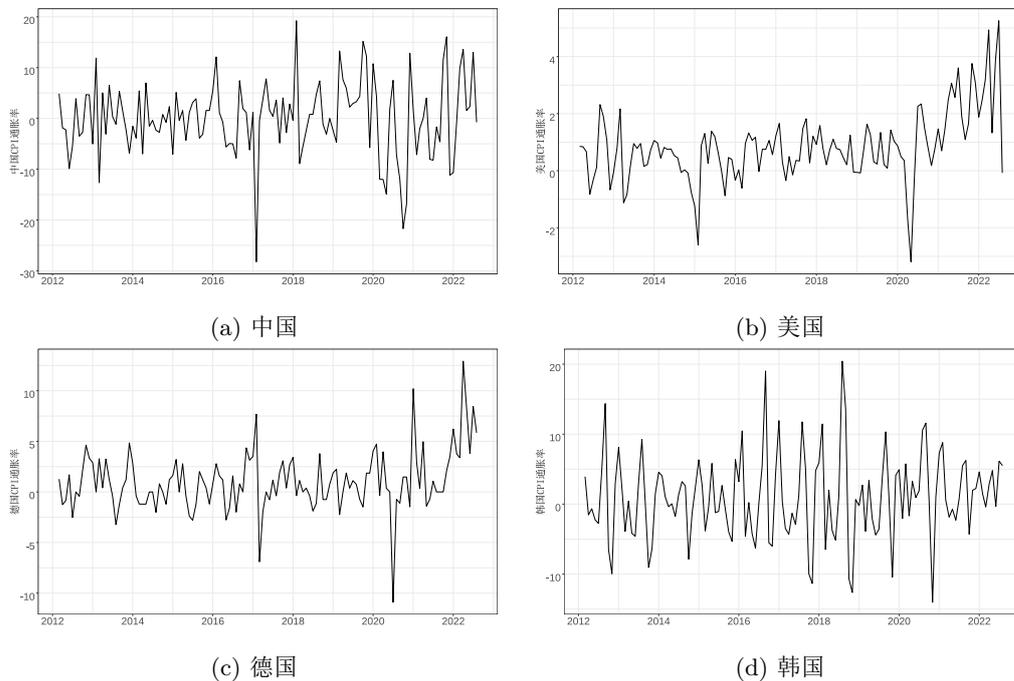


图1 中国、美国、德国和韩国2012年2月至2022年7月的月度CPI通胀率

hwaran and Rao (2003, 2005), Ročková and George (2014)), 将 Chan et al. (2014) 参数重构的思想拓展到 Bayes 框架下, 得到结构性断点位置、波动率和模型参数的估计. 我们提出一种高效的马尔可夫链蒙特卡罗 (MCMC) 方法更新迭代.

本文的贡献主要包括以下两点: 第一、本文提出含结构性断点波动率与时变参数均值随机波动模型 (SB-TVP-SVM), 刻画了非平稳的通货膨胀率条件均值和波动率的动态变化规律, 一方面提高了通货膨胀率估计和预测的准确性, 为国家提前制定财政政策和货币政策, 预防经济金融风险提供了有效的理论模型依据; 另一方面, 揭示了改变波动率系统平稳性的重大事件, 刻画了高通货膨胀往往对应高波动率的规律. 第二、本文基于 SB-TVP-SVM 模型提出了结构性断点的贝叶斯估计方法, 通过对重构参数引入 “spike-and-slab” 先验, 同时得到参数和断点的后验推断. 该估计方法拓展了 Chan et al. (2014), Safikhani and Shojaie (2022) 断点诊断法的适用范围, 可以一般地适用于不可观测序列的结构性断点诊断.

本文的结构安排如下: 第二章对通货膨胀率模型和结构性断点估计方法进行文献综述; 第三章提出了 SB-TVP-SVM 模型; 第四章提出了高效的基于 MCMC 迭代算法的贝叶斯估计方法框架; 第五章是实证结果, 以中国、美国、德国、韩国为例; 第六章是结论与启示.

## 2 文献综述

通货膨胀是宏观经济研究中的一个热门话题, 与很多重要的经济问题都有紧密的联系. 如, 货币政策冲击传导研究 (Cogley and Sargent (2005), Primiceri (2005), Sargent et al. (2006), Koop et al. (2009)), Phillips 曲线研究 (King and Watson(1994), Staiger et al. (1997), Koop et al. (2010), 何启志和姚梦雨 (2017)), 通货膨胀率预测 (Koop and Potter (2007), Chan (2013), D’Agostino et al. (2013), Eisenstat and Strachan (2016), Chan (2017), Huber and Pfarrhofer (2021), 姜婷凤等 (2022)) 等等.

常见的通货膨胀率模型包含 GARCH 类模型和 SV 类模型. 为更好地预测通货膨胀率, ARCH-M 模型 (Engle et al. (1987)) 和均值随机波动模型 (stochastic volatility in mean, SVM, Koopman (2002)) 将波动率纳入到条件均值中. 其中, ARCH-M 模型侧重估计预期通货膨胀率和预期波动率之间的关系, 而 SVM 模型旨在同时估计通货膨胀率和波动率以及波动率反馈效应之间的因果关系. 然而, 由于实际数据中通货膨胀率是不平稳的, ARCH-M 模型和 SVM 模型的表现往往不好, 因此现有研究在系统非平稳性建模上做了很多尝试. 一方面, 为构建非平稳的条件均值, Chan (2017) 提出的 TVP-SVM 模型, 通过在条件均值中引入时变参数 (TVP, Cogley and Sargent (2005), Primiceri (2005)), 拓展了标准 SVM 模型; Huber and Pfarrhofer (2021) 引入时变收缩先验来平衡模型复杂度和预测效果. 另一方面, 在通货膨胀率波动率上, Eisenstat and Strachan (2016) 在 SV 模型的基础上假设波动率存在有限个数量已知的断点, 是该假设简化了实际数据. 并且, 各国的通货膨胀率数据中条件均值和波动率往往都是非平稳的, 而已有的研究没有同时考虑二者的非平稳性.

而对数量未知的结构性断点检验, 现有的文献主要考虑的是两大类方法: 一类是参数化的方法, Chan et al. (2014) 提出对 AR 模型参数进行重构, 利用 LASSO 惩罚选取非零的重构参数, 从而确定结构性断点位置; Cho and Fryzlewicz (2015), Safikhani and Shojaie (2022) 将 Chan et al. (2014) 的方法拓展到了高维的情况. 另一类是非参数化的方法, Busetti and

Taylor (2004) 提出对所有可能的断点进行 LBI 检验; CUSUM 统计量 (cumulative sum control chart) 被广泛用于断点识别 (Leybourne et al. (2007), Martins and Rodrigues (2014)), 也被拓展到高维的情况 (Enikeeva and Harchaoui (2019), Cho and Fryzlewicz (2015), Wang and Samworth (2018)). 然而, 过去的研究大多局限于对可观测的序列诊断断点, 而忽略了对于不可观测的波动率序列的结构性断点诊断问题, 从而无法直接适用于本文关心的分段平稳的通货膨胀率波动率的结构性断点诊断问题.

### 3 模型

我们假设通货膨胀率的条件均值参数  $\alpha_t$  随时间变化 (Chan (2017)), 波动率  $h_t$  可以看成是一系列分散的 AR( $p$ ) 模型在结构性断点上连接而成的. 这  $m_0$  个断点都发生在观测时刻, 满足  $0 = t_0 < t_1 < \dots < t_{m_0} < t_{m_0+1} = n$ , 那么当  $t_{j-1} \leq t < t_j, j = 1, \dots, m_0 + 1$  时, 含结构性断点波动率与时变参数均值随机波动模型 (SB-TVP-SVM) 为,

$$\begin{cases} y_t = \alpha_t e^{h_t} + \epsilon_t^y, \\ h_t = \mu_t + \sum_{l=1}^p \phi_{t,l} h_{t-l} + \epsilon_t^h, \\ \alpha_t = \alpha_{t-1} + \epsilon_t^\alpha, \end{cases} \quad (2)$$

其中  $y_t$  是  $t$  时刻观测到的通货膨胀率. 在每两个相邻的结构性断点之间, 我们假设波动率序列是平稳的, 模型参数不随时间变化, 并称之为“第  $j$  段”波动率.  $\mu_t = \mu^{(j)}, \phi_{t,l} = \phi^{(j)}$  是 AR( $p$ ) 过程在第  $j$  段的滞后  $l$  阶系数. 误差项  $\epsilon_t^h, \epsilon_t^y, \epsilon_t^\alpha$  可以看成是独立的高斯白噪声, 满足  $\epsilon_t^h \sim N(0, \sigma^2), \epsilon_t^y \sim N(0, e^{h_t}), \epsilon_t^\alpha \sim N(0, \Omega)$ .

参数  $\mu_t - \mu_{t-1}, \phi_{t,l} - \phi_{t-1,l}$  的取值反映了结构性断点的情况, 当取值不为零时, 参数值在  $t$  时刻前后发生了变化, 即波动率在  $t$  时刻出现了结构性断点. 我们将  $t$  时刻的参数  $\mu_t, \phi_{t,l}$  分别改写为  $\mu^{(1)} + \sum_{i=2}^t (\mu_i - \mu_{i-1}), \phi_l^{(1)} + \sum_{i=2}^t (\phi_{i,l} - \phi_{i-1,l})$  的形式, 并定义  $t$  时刻的参数  $\psi_t = (\mu_t, \phi_t, \dots, \phi_t)'$  是一个  $p+1$  维的向量, 那么  $\psi_t$  可以表示为  $t$  时刻之前的参数差值求和  $\psi_t = \psi_1 + \sum_{i=2}^t (\psi_i - \psi_{i-1})$ . 其中  $t$  时刻参数差值定义为  $\theta_t = \psi_t - \psi_{t-1}, t \geq 2$ , 那么检测结构性断点等价于寻找使参数差值  $\theta_t$  不为零的观测时刻  $t$ .

根据上述分析, 我们将公式 (2) 改写为高维的形式 (Chan et al. (2014)). 我们定义观测到的通货膨胀率序列及其对应的波动率, 时变参数分别为  $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)', \mathbf{h} = (h_1, \dots, h_n)', \boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)'$ , 则 SB-TVP-SVM 有线性回归的形式,

$$\begin{cases} \mathbf{y} = Z\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\epsilon}^y, & \boldsymbol{\epsilon}^y \sim N(0, Z), \\ \mathbf{h} = H_1\boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\epsilon}_t^h, & \boldsymbol{\epsilon}_t^h \sim N(0, S_\sigma), \\ H_2\boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{\delta}_\alpha + \boldsymbol{\epsilon}^\alpha, & \boldsymbol{\epsilon}^\alpha \sim N(0, S_\Omega), \end{cases} \quad (3)$$

其中, 误差项  $\boldsymbol{\epsilon}^y, \boldsymbol{\epsilon}_t^h, \boldsymbol{\epsilon}^\alpha$  服从独立的  $n$  维正态分布, 方差  $Z, S_\Omega, S_\sigma$  都为对角阵, 对角线元素分别为  $(e^{h_1}, \dots, e^{h_n})$  和  $\Omega, \sigma^2$  构成的  $n$  维向量,  $\boldsymbol{\delta}_\alpha = (a_0, 0, \dots, 0)'$  是  $n$  维向量,  $H_2 =$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 1 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & -1 & 1 \end{pmatrix} \text{ 是一个 } n \text{ 维的矩阵, } H_1 = \begin{pmatrix} 1 & \tilde{h}_0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & \tilde{h}_1 & 1 & \tilde{h}_1 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & \tilde{h}_{n-1} & 1 & \tilde{h}_{n-1} & \cdots & \tilde{h}_{n-1} \end{pmatrix}$$

是一个  $n \times (p+1)n$  维的矩阵, 其中  $\tilde{h}_i = (h_i, \dots, h_{i-p+1})$ .  $(p+1)n$  维重构参数  $\theta = (\theta'_1, \dots, \theta'_n)'$  是由所有观测时刻上的参数差值  $\theta_i$  构成的向量. 重构参数  $\theta$  的非零取值对应的时刻就是基于 SB-TVP-SVM 模型诊断的结构性断点的位置.

#### 4 贝叶斯估计

为同时诊断结构性断点、估计模型参数和波动率, 在这一章中, 我们提出一个基于 Gibbs 抽样的 MCMC 迭代算法的贝叶斯估计框架. 我们假设误差项的方差参数  $\sigma^2, \Omega$  的先验是逆伽马分布,

$$\sigma^2 \sim \text{IG}(v_\sigma, S_\sigma), \quad \Omega \sim \text{IG}(v_\Omega, S_\omega), \tag{4}$$

我们假设重构参数  $\theta$  服从“spike-and-slab”的高斯混合先验 (Ishwaran and Rao (2003, 2005)),

$$\theta | \omega \sim N_{(p+1)n}(0, D_{\gamma, \omega}), \tag{5}$$

其中  $\omega = (\omega_{1,1}, \dots, \omega_{1,p+1}, \omega_{2,1}, \dots, \omega_{n,p+1})$  是一系列取值为 0 或 1 的潜在变量, 若  $\omega_{i,l} = 1$ , 则  $\theta_{i,l}$  服从“spike”分布, 即观测时刻  $i$  处波动率模型中第  $l$  个参数发生变化, 存在结构性断点. 由于  $D_{\gamma, \omega}$  是一个  $(p+1)n$  维对角阵, 所以重构参数  $\theta$  的先验等价于

$$\theta_{i,l} | \omega_{i,l} \sim N(0, a_{i,l}), \quad i = 1, \dots, n, l = 1, \dots, p+1, \tag{6}$$

其中  $a_{i,l} = \gamma_l ((1 - \omega_{i,l})r_l + \omega_{i,l})$ . “spike”分布的方差参数  $r_l$  是一个固定的小值, 从而鼓励排除不重要的非零  $\theta_{i,l}$ . 值得注意的是, 为在 MCMC 更新时纳入区别于初值选取的一些可能的结构性断点, 参数  $r_l$  的取值为正, 从而增加后验概率 (Ročková and George (2014)). 另一方面, “slab”分布的方差  $\gamma_l$  是用来容纳所有合理的非零  $\theta_{i,l}$  的超参数. 超参数  $\gamma_l$  的先验服从逆 Gamma 分布  $\text{IG}(v_\gamma, S_\gamma)$ .

我们假设  $\omega$  的先验为:

$$\pi(\omega | \kappa) = \kappa^{\sum \omega_{i,l}} (1 - \kappa)^{n(p+1) - \sum \omega_{i,l}}, \tag{7}$$

其中超参数  $\kappa$  的先验服从均匀分布  $U(0, 1)$ .

定义  $\eta = (\mathbf{h}, \boldsymbol{\alpha}, \theta, \sigma^2, \Omega, \kappa, \omega, \gamma)$ , 其后验分布正比于先验分布和条件分布的乘积,

$$\pi(\eta | \mathbf{y}) \propto \pi(\mathbf{y} | \boldsymbol{\alpha}, \mathbf{h}) \pi(\mathbf{h} | \theta, \sigma^2) \pi(\boldsymbol{\alpha} | \Omega) \pi(\theta | \omega, \gamma) \pi(\omega | \kappa) \pi(\kappa) \pi(\sigma^2) \pi(\Omega) p(\gamma), \tag{8}$$

其中条件分布  $\pi(\mathbf{y} | \boldsymbol{\alpha}, \mathbf{h})$  以及波动率和时变参数  $\mathbf{h}, \boldsymbol{\alpha}$  的先验  $\pi(\mathbf{h} | \theta, \sigma^2), \pi(\boldsymbol{\alpha} | \Omega)$  由公式 (3) 决定. 我们通过基于 Gibbs 抽样的 MCMC 方法迭代更新我们感兴趣的  $\eta$ . 具体来说, 分为以下五步:

第一步: 更新  $\mathbf{h}$

$$\pi(h_i | \mathbf{h}_{-(i)}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\theta}, \sigma^2) \propto \frac{1}{\sqrt{e^{h_i}}} \exp \left\{ -\frac{(y_i - \alpha_i e^{h_i})^2}{2e^{h_i}} - \sum_{l=0}^p \frac{(h_{i+l} - (H_1 \boldsymbol{\theta})_{i+l})^2}{2\sigma^2} \right\}, \quad (9)$$

我们通过 MH 算法迭代更新  $\mathbf{h} = (h_1, \dots, h_n)'$ .

第二步: 更新  $\boldsymbol{\alpha}$

$$\boldsymbol{\alpha} | \Omega, \mathbf{y}, \mathbf{h} \sim N(\hat{\boldsymbol{\alpha}}, D_{\boldsymbol{\alpha}}), \quad (10)$$

其中  $\hat{\boldsymbol{\alpha}} = D_{\boldsymbol{\alpha}}(H_2' S_{\Omega}^{-1} \delta_{\boldsymbol{\alpha}} + \mathbf{y})$ ,  $D_{\boldsymbol{\alpha}} = (H_2' S_{\Omega}^{-1} H_2 + Z)^{-1}$ .

第三步: 更新  $\boldsymbol{\theta}$

$$\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{\omega}, \mathbf{h}, \sigma^2, \boldsymbol{\gamma} \sim N(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \tilde{D}_{\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\theta}}), \quad (11)$$

其中  $\hat{\boldsymbol{\theta}} = \tilde{D}_{\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\theta}}(H_1' S_{\sigma}^{-1} \mathbf{h})$ ,  $\tilde{D}_{\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\theta}} = (D_{\boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\omega}}^{-1} + H_1' S_{\sigma}^{-1} H_1)^{-1}$ .

第四步: 更新  $\sigma^2, \Omega, \boldsymbol{\gamma}$

$$\begin{aligned} \sigma^2 | \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta} &\sim \text{IG} \left( v_{\sigma} + \frac{n}{2}, S_{\sigma} + \frac{\sum_{i=1}^n (h_i - (H_1 \boldsymbol{\theta})_i)^2}{2} \right), \\ \Omega | \boldsymbol{\alpha} &\sim \text{IG} \left( v_{\Omega} + \frac{n}{2}, S_{\Omega} + \frac{\sum_{i=1}^n [(H_2 \boldsymbol{\alpha})_i - \delta_{\alpha, i}]^2}{2} \right), \\ \boldsymbol{\gamma}_l | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\omega} &\sim \text{IG} \left( v_{\boldsymbol{\gamma}} + \frac{n}{2}, S_{\boldsymbol{\gamma}} + \frac{\sum_{i=1}^n \frac{\theta_{i,l}^2}{(1-\omega_{i,l})r_l + \omega_{i,l}}}{2} \right). \end{aligned} \quad (12)$$

第五步: 更新  $\kappa, \boldsymbol{\omega}$

$$\begin{aligned} \kappa | \boldsymbol{\omega} &\sim \text{Be} \left( \sum \omega_{i,l} + 1, n(p+1) - \sum \omega_{i,l} + 1 \right), \\ \pi(\omega_{i,l} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\gamma}, \kappa) &\propto \frac{1}{\sqrt{a_{i,l}}} \exp \left\{ -\frac{\theta_{i,l}^2}{2a_{i,l}} \right\} \kappa^{\omega_{i,l}} (1-\kappa)^{1-\omega_{i,l}}, \end{aligned} \quad (13)$$

由于  $\omega_{i,l}$  的取值是非 0 即 1 的, 我们用伯努利分布更新  $\omega_{i,l}$ .

我们将第 1~5 步循环迭代, 直至 MCMC 链平稳为止. 为推断结构性断点的位置, 我们定义结构性断点出现在  $i$  时刻的后验概率为  $\tilde{p}_i$ ,

$$\tilde{p}_i = P(\exists l, \omega_{i,l} = 1 | \mathbf{y}), \quad (14)$$

当后验概率  $\tilde{p}_i$  大于一个阈值时, 认为  $i$  时刻存在结构性断点. 我们也可以利用后验均值得到波动率和均值参数的估计, 即  $\hat{\mathbf{h}} = E(\mathbf{h} | \mathbf{y})$ ,  $\hat{\boldsymbol{\alpha}} = E(\boldsymbol{\alpha} | \mathbf{y})$ . 同样的, 我们可以得到  $\sigma^2, \Omega$  的估计  $\hat{\sigma}^2, \hat{\Omega}$ .

然而, 由于我们在  $\boldsymbol{\theta}$  的先验中假设尖峰分布的方差参数  $r_l > 0$ , 几乎所有  $\theta_i$  都为非零的小值, 这和我们的模型设置之间存在一些差异 (Ročková and George (2014)). 因此, 我们利用线性回归法 (LR), 给定波动率的后验估计  $\hat{\mathbf{h}}$  及结构性断点  $\tau_j$ , 估计波动率模型参数  $\mu_t^{(j)}, \phi_{t,l}^{(j)}$ .

## 5 实证研究

为预防经济不稳定, 提前做好财政政策和货币政策的战略部署, 诊断影响通货膨胀的重大事件和预测通货膨胀率显得尤为重要. 本节以中美德韩四国近十年的通货膨胀率为例, 展示 SB-TVP-SVM 模型在结构性断点诊断、样本内估计及通货膨胀率预测上的表现.

### 5.1 样本与数据来源

本文的样本包含中国、美国、德国和韩国四个国家. 选择这四个国家, 是因为这四个国家处在不同的地理位置, 有着不同的区域经济和盟友关系. 中韩共处东亚, 德国是欧盟第一大经济体, 美国在经济上对世界有重要影响. 研究美德韩的通货膨胀对中国未来政策也有重要的意义. 本文主要选取的时间段是 2012 年 1 月至 2022 年 7 月近十年的 CPI 月度数据. 自十八大以来中国进入社会主义现代化建设新时代, 且当今世界正处在百年未有之大变局上, 当前经济形势变幻莫测较过去更甚. 因此, 研究近十年通货膨胀趋势, 揭示通货膨胀及其波动率的变化规律更有意义, 也为未来突发事件可能对经济体系的影响提供一些指导. 我们的数据来源是 CEIC 经济数据库<sup>1</sup>.

中国、美国、德国和韩国四国的月度 CPI 通胀率详见引言部分图 1. 我们在表 1 中展示四国月度 CPI 通胀率的基本统计量. 从均值可以看出, 美国、德国和韩国的 CPI 通胀率整体呈正, 且差别不是很大, 而中国的 CPI 通胀率是一个接近 0 的负数, 反映出中国社会主义市场经济体制下宏观政策对经济的调控较严格, 对市场实施了强有力的干预. 偏度统计量显示美德韩的 CPI 通胀率略有右偏特征, 说明这三国会出现严重的通货膨胀, 从而引发经济不稳定, 该现象在美德更加严重. 因此, 预测美德通货膨胀率, 提前做好财政政策和货币政策的部署显得尤为重要.

### 5.2 模型设置

为简化模型, 我们考虑波动率模型中分段平稳的  $AR(p)$  模型中阶数  $p = 1$ , 即只考虑滞后一阶的情况. “spike and slab” 先验中的方差参数  $r_1, r_2$  分别选取  $5 \times 10^{-3}$  和  $10^{-7}$ . 我们参考 Chan (2017) 的先验选取方法,  $\sigma^2$  和  $\Omega$  的先验分别满足  $\sigma^2 \sim IG(10, 0.36)$ ,  $\Omega \sim IG(10, 0.812)$ .  $\gamma_l$  的先验满足  $\gamma_l \sim IG(10, 0.36)$ .

我们选取 Nadaraya-Watson 核估计法 (NW) 计算的波动率和时变参数  $h_t, \alpha_t$  的非参数估计作为初值, 并选取 Student- $t$  检验下的结构性断点 (Hawkins et al. (2003)) 作为  $\omega$  的初值.  $\theta, \sigma^2, \Omega$  的初值随机生成.

表 1 中国、美国、德国和韩国四国 2012 年 2 月至 2022 年 7 月的月度 CPI 通胀率的基本统计特征

国家	均值	标准差	最小值	最大值	偏度	峰度
中国	0.00	7.42	-28.24	19.23	-0.39	1.37
美国	0.82	1.22	-3.19	5.25	0.54	2.58
德国	1.04	2.93	-10.9	12.92	0.45	3.88
韩国	0.95	6.04	-14.01	20.42	0.32	0.71

<sup>1</sup><https://www.ceicdata.com/>.

对于 MCMC 算法的实现, 我们抽取 5,000 次样本, 并将前 2,000 次作为 burn-in 部分丢弃. 我们对 10 条  $\theta, \sigma^2, \Omega$  初值不同的 MCMC 链进行 Gelman-Rubin 诊断, 发现后验似然点估计和 95 % 置信上界分别为 1.05、1.10, 说明算法在不同初值下都是稳健的.

### 5.3 结构性断点诊断

四国 CPI 通胀率的波动率在  $i$  时刻存在结构性断点的后验概率  $\tilde{p}_i$  展示在图 2 中, 其中灰色阴影部分是识别出的结构性断点. 我们也在图中展示了结构性断点处对应的 CPI 通胀率. 为检验基于 SB-TVP-SVM 模型检验的结构性断点的合理性, 我们选取了非参数的 LBI 检验 (Busetti and Taylor (2004))、CUSUM 统计量 (Leybourne et al. (2007), Martins and Rodrigues (2014))、Student- $t$  检验、Cramer-von-Mises 检验 (Ross and Adams (2012)) 四种作为对比方法. 由于对比方法需在可观测的序列上进行断点检验, 而 CPI 通胀率的波动率是不可观测的, 我们首先利用 NW 核估计法得到波动率的非参数估计. 其中, LBI 和 CUSUM 程序依托 R 语言 “memochange” 包, 而 Student- $t$ 、Cramer-von-Mises 的程序则调用 R 语言 “cpm” 包. 表 2 展示了 SB-TVP-SVM 方法和四种对比方法在四国 CPI 通胀率上的结构性断点诊断结果, 其中加粗的日期表示 SB-TVP-SVM 模型与对比方法识别出相近的结构性断点. 从表 2 可以看到, 大部分基于我们提出的 SB-TVP-SVM 方法识别出的结构性断点与其余四种方法选出的断点相近, 且有很强的解释意义.

根据图 2, 2019 年 10 月的结构性断点指的是新冠病毒疫情的影响. 自新冠病毒疫情爆发以来, 中国的通货膨胀率呈现明显的下跌. 这说明新冠病毒疫情使我国物价普遍下跌, 货币流动性放缓, 经济持续变冷 (郇松桦和刘秀丽 (2022)). 同时, 受新冠肺炎疫情影响, 经济下行压力加大 (中国人民银行 (2022)), 国际价值链收缩 (孙克娟等 (2022)), 从基于新闻的 EPU 指数 (Baker et al. (2016)) 上看经济政策不确定性显著增大 (Iyke (2021)), 虽然中国人民银行一直坚持较为稳健的货币政策, 维护金融稳定 (中国人民银行 (2022)), 但是通货膨胀率波动率还是发生了系统性转变, 并且直至 2022 年下半年, 中国逐渐走出疫情的影响.

我们也发现新冠病毒疫情对美国、德国的通货膨胀影响严重. 美国 EPU 指数在 2020 年 3 月从 100 跳跃到 400, 反映了经济政策的极端不确定性 (Sharif et al. (2020)). 同月, 美股 4 次熔断, 为维持经济稳定, 避免经济通缩风险, 美联储采取了激进的货币宽松政策 (Cachanosky et al. (2021), Rebucci et al. (2022)). 2021 年新冠病毒疫情缓解, 供求失衡, 使得美国通货膨胀持续在高位, 2020 年 3 月至今的均值远高于其它时间段. 通货膨胀较高时, 未来货币政策不确定性增高, 往往会带来较高的通货膨胀率波动率 (Friedman (1977), Ball (1992)), 因此, 2020 年 3 月以来美国通货膨胀率波动率持续走高. 疫情对德国的影响与美国相似, 但是 2021 年德国通货膨胀率及其波动率开始回落到正常趋势; 2022 年 4 月以来, 德国通货膨胀率进入新的高峰. 区别于大部分其它方法, 我们提出的 SB-TVP-SVM 模型将 2022 年 4 月识别为一个结构性断点. 这是由于 2022 年 2 月俄乌地区冲突导致欧盟金融市场震荡, 欧元走弱, 能源和粮食价格上涨 (IMF (2022)). 而德国作为欧盟第一大经济体, 俄乌地区冲突叠加后疫情时代的影响, 未来经济不确定性达到了新高. 并且短期内, 德国的通货膨胀体系很可能保持在这个阶段. 另外, 美国 2012 年至 2013 年上半年, 受党派斗争和金融危机的影响, 财政政策的不确定性导致通货膨胀率的高波动 (Dai and Zhang (2019)). 而 2014 年,



表 2 SB-TVP-SVM、LBI、CUSUM、Student、Cramer-von-Mises 五种方法下中国、美国、德国、韩国 CPI 通胀率的结构性断点诊断

国家	方法	日期
中国	SB-TVP-SVM	<b>2/2017, 10/2019, 7/2022</b>
	LBI	3/2019, 5/2020
	CUSUM	<b>2/2017, 6/2020</b>
	Student	4/2012, 6/2012, 1/2014, 3/2015, 1/2016, <b>1/2017, 1/2018, 1/2019, 2/2020</b>
	Cramer-von-Mises	8/2012, 1/2014, 2/2105, 1/2016, <b>1/2017, 1/2018, 1/2019, 9/2019, 6/2020, 4/2021</b>
美国	SB-TVP-SVM	<b>11/2013, 3/2020, 6/2022</b>
	LBI	10/2014, 8/2020
	CUSUM	1/2015, <b>6/2020</b>
	Student	5/2012, <b>10/2013, 1/2015, 7/2015, 7/2018, 11/2018, 3/2020, 10/2020</b>
	Cramer-von-Mises	8/2012, 8/2013, 1/2015, 7/2015, <b>8/2016, 3/2020, 10/2020</b>
德国	SB-TVP-SVM	10/2012, 9/2019, <b>6/2020, 4/2022</b>
	LBI	5/2019, <b>9/2020</b>
	CUSUM	12/2014, <b>7/2020</b>
	Student	10/2014, 11/2015, 1/2017, 12/2018, <b>6/2020, 12/2020, 3/2022</b>
	Cramer-von-Mises	6/2014, 11/2014, 11/2015, 10/2016, 2/2017, 4/2018, 2/2019, 1/2020, 12/2020, 12/2021
韩国	SB-TVP-SVM	<b>9/2012</b>
	LBI	/
	CUSUM	/
	Student	<b>8/2012, 8/2014, 7/2015, 8/2016, 9/2017, 7/2018, 9/2019, 7/2020, 10/2021</b>
	Cramer-von-Mises	<b>9/2012, 3/2013, 7/2014, 5/2015, 4/2016, 3/2017, 1/2018, 7/2018, 7/2019, 5/2020, 10/2021</b>

注: 加粗的日期表示其它四种方法识别出与 SB-TVP-SVM 法相近的结构性断点.

了 1 个断点, 但从时间节点上看, 没有显著的解释意义. 另一方面, 从图 2 上看, 结构性断点也没有改变通货膨胀率及波动率系统, 所以韩国的波动率可以看成是平稳的序列.

#### 5.4 样本内估计

对于通货膨胀率的建模, 研究者们提出了大量的模型 (Koop and Potter (2007), Chan (2013), D'Agostino et al. (2013), Eisenstat and Strachan (2016), Chan (2017), Huber and Pfarrhofer (2021)). 为了更有可比性, 我们选取了 TVP-SVM 模型作为基准, 并采取了与 SB-TVP-SVM 模型相同的先验和初值选取方式.

图 3 展示了 SB-TVP-SVM 和 TVP-SVM 模型下月度 CPI 通胀率的波动率的后验均值和 90% 可信区间. 从结果中可以看出, 两种方法的波动率趋势在大体上是一致的, 符合高通货膨胀往往对应高波动率的规律 (Friedman (1977), Ball (1992), Bloom (2009), 雷立坤等 (2018)). 但是 SB-TVP-SVM 刻画出了中国、美国、德国的通货膨胀率波动率受新冠病毒疫情影响明显升高的趋势, 而 TVP-SVM 模型下此趋势, 特别是在中美不明显, 这说明 SB-TVP-SVM 模型对通货膨胀率有更好的解释性.

图 4 展示了 SB-TVP-SVM 和 TVP-SVM 模型下月度 CPI 通胀率的后验均值和 90% 可信区间. 与真实 CPI 通胀率相比, 两种方法都估计出了真实值的大致趋势. 为定量的评估模型样本内估计效果, 我们选取平均绝对误差 (MAE), 均方根误差 (RMSE) 和对数似然 (LL)

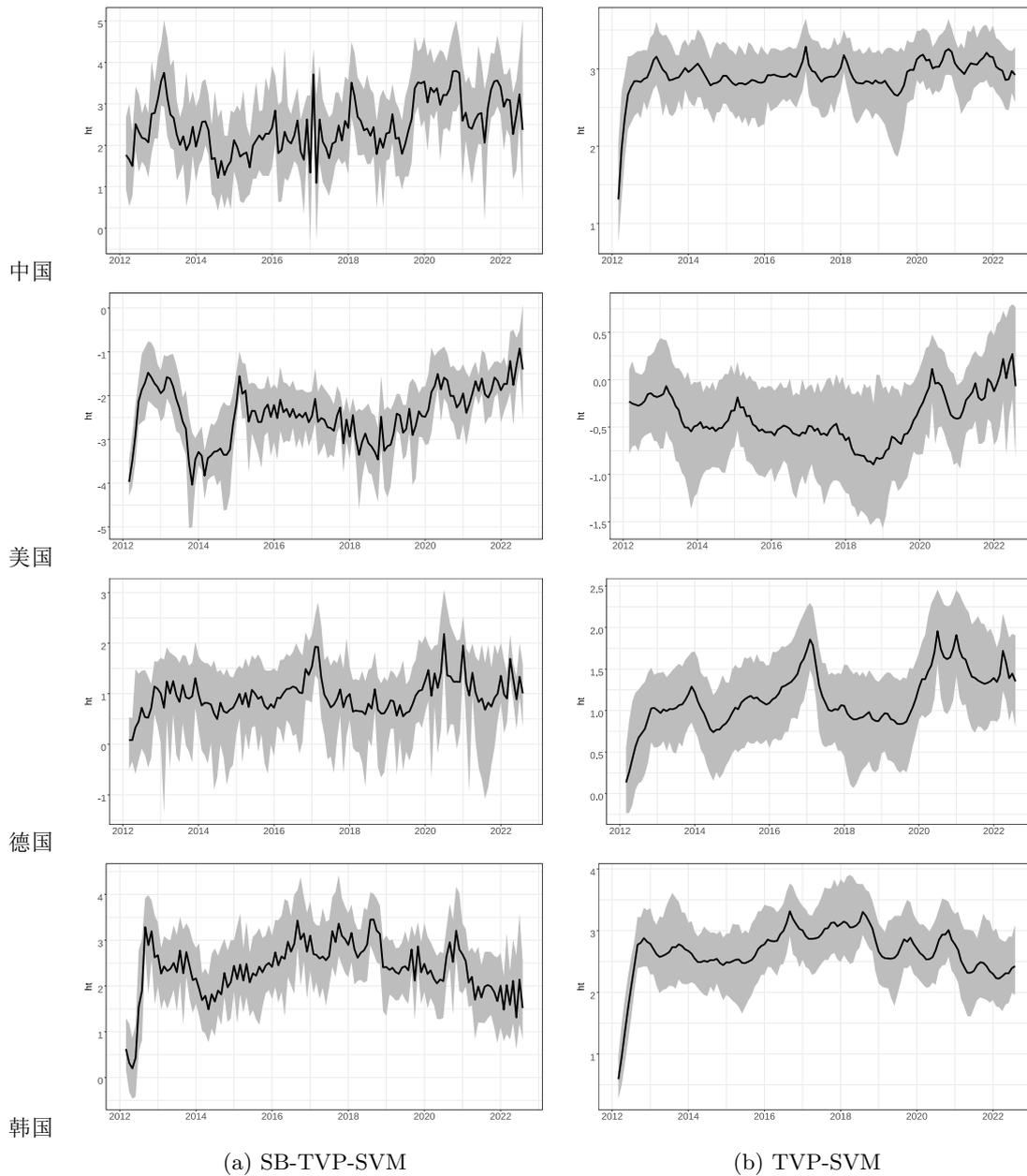


图 3 基于 SB-TVP-SVM 和 TVP-SVM 方法下中国、美国、德国和韩国 2012 年 2 月至 2022 年 7 月的月度 CPI 通胀率的波动率的后验均值 (灰色阴影是 90% 可信区间)

来衡量,

$$\begin{aligned}
 \text{MAE} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{\alpha}_i \exp(\hat{h}_i)|, \\
 \text{RMSE} &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\alpha}_i \exp(\hat{h}_i))^2}, \\
 \text{LL} &= \sum_{i=1}^n -\log(2\pi) - \hat{h}_i - \frac{(y_i - \hat{\alpha}_i \exp(\hat{h}_i))^2}{2 \exp(\hat{h}_i)}.
 \end{aligned} \tag{15}$$

表 3 展示了 SB-TVP-SVM 和 TVP-SVM 模型的 MAE、RMSE 和 LL. 所有统计量的计算结果一致的说明 SB-TVP-SVM 在各国通货膨胀率的估计上要优于 TVP-SVM 模型.

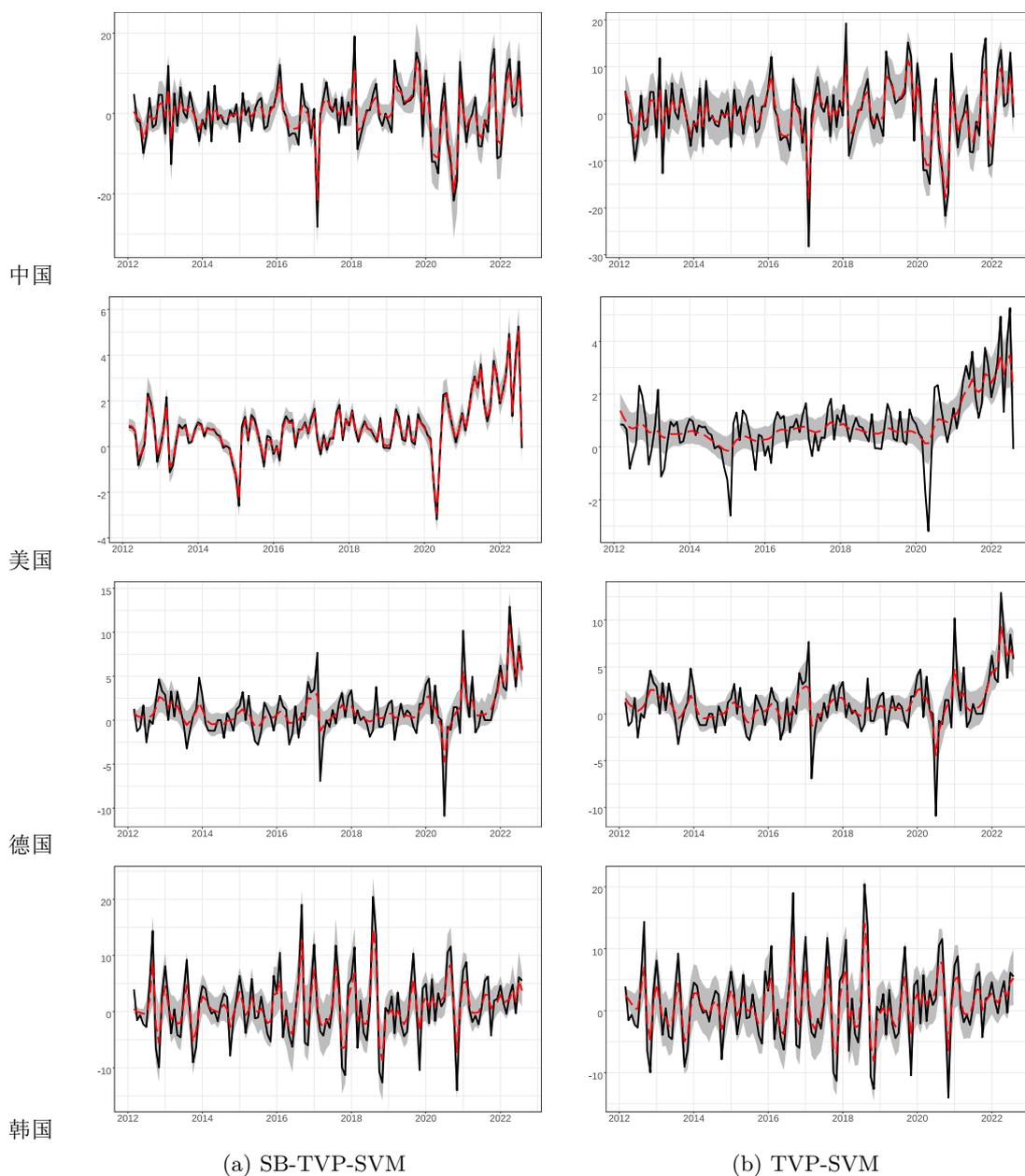


图 4 基于 SB-TVP-SVM 和 TVP-SVM 方法下中国、美国、德国和韩国 2012 年 2 月至 2022 年 7 月的月度 CPI 通胀率的后验推断 (灰色阴影是 90% 可信区间, 黑色实线是真实通货膨胀, 红色虚线是 CPI 通胀率的后验均值)

表 3 SB-TVP-SVM、TVP-SVM 模型下中国、美国、德国、韩国 CPI 通胀率样本内估计的 MAE、RMSE 和 LL

方法	MAE	RMSE	LL	MAE	RMSE	LL
	中国			美国		
SB-TVP-SVM	2.422	2.956	-352.6111	0.104	0.129	-28.145
TVP-SVM	2.435	3.128	-367.940	0.604	0.803	-153.655
	德国			韩国		
SB-TVP-SVM	1.199	1.576	-249.445	2.259	2.754	-344.039
TVP-SVM	1.259	1.673	-257.695	2.280	2.851	-352.526

### 5.5 样本外预测

尽管我们的模型具有较强的解释意义, 且在样本内估计效果良好, 但政府和国家更关心的是未来的通货膨胀率的预测效果, 从而及时的进行财政政策和货币政策的部署和调整. 因此, 我们在这一节中对 SB-TVP-SVM 模型的样本外预测能力进行评估.

和上一节类似地, 我们仍选取 TVP-SVM 模型作为对比方法. 另外, 我们还与向前 10 期的移动平均法 (MA) 进行了对比. 本文的样本外预测采用的是扩张窗的方式, 初始窗宽设置为  $L = 105$ , 此时对应的测试集上的时间为 2020 年 12 月, 每次往前扩张 1 个月. 我们利用扩张窗内数据为训练集拟合模型, 并对未来一个月做出预测, 这样的预测一共有  $q = 20$  次. 本文利用 MAE、RMSE 来衡量样本外的预测效果,

$$\begin{aligned} \text{MAE} &= \frac{1}{q} \sum_{d=1}^q |y_{L+d}^O - E(y_{L+d} | \mathbf{y}_{1:L+d-1})|, \\ \text{RMSE} &= \sqrt{\frac{1}{q} \sum_{d=1}^q (y_{L+d}^O - E(y_{L+d} | \mathbf{y}_{1:L+d-1}))^2}, \end{aligned} \quad (16)$$

其中,  $y_{L+d}^O$  是 CPI 通胀率在  $L+d$  时刻的观测值,  $E(y_{L+d} | \mathbf{y}_{1:L+d-1})$  是不同方法下的向前一期预测, 在 MCMC 算法下用向前一期预测的后验均值代替.

表 4 展示了在 SB-TVP-SVM、TVP-SVM、MA 模型下四国 CPI 通胀率样本外预测的结果. 从 MAE、RMSE 两个指标上看, 基于 SB-TVP-SVM 模型的 CPI 通胀率预测误差一致的小于 TVP-SVM 模型和 MA 模型, 特别是在中美德三国上预测效果得到明显提升, 这说

表 4 SB-TVP-SVM、TVP-SVM、MA 模型下中国、美国、德国、韩国 CPI 通胀率样本外预测的 MAE、RMSE

方法	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
	中国		美国		德国		韩国	
SB-TVP-SVM	<b>6.799</b>	<b>8.377</b>	<b>1.398</b>	<b>1.664</b>	<b>2.853</b>	<b>3.833</b>	<b>2.882</b>	<b>3.627</b>
TVP-SVM	7.029	8.630	1.864	2.232	3.446	4.689	2.898	3.647
MA	7.388	9.504	1.609	1.981	3.131	4.332	3.207	3.870

明 SB-TVP-SVM 模型普遍的适用于非平稳的通货膨胀率预测. 另一方面, 在韩国, SB-TVP-

SVM 模型在 MAE 和 RMSE 上的表现也略好于 TVP-SVM 模型, 说明 SB-TVP-SVM 模型在平稳波动率序列的预测上具有稳健性, 表现不会差于 TVP-SVM 模型.

然而上述统计量都只能从整体上说明 SB-TVP-SVM 模型优于 TVP-SVM 和 MA 模型, 但忽略了每次独立预测的细节特征. 因此, 我们构建了基于 SB-TVP-SVM 模型与对比模型 TVP-SVM 和 MA 的绝对误差的差分序列  $DCPE_d^{(TVP-SVM)}$ ,  $DCPE_d^{(MA)}$  (Rapach et al. (2010), 刘小军等 (2022)),

$$DCPE_d^{(k)} = \sum_{i=1}^d e_{L+i}^{(k)} - \sum_{i=1}^d e_{L+i}^{(SB-TVP-SVM)} \quad (17)$$

其中  $e_{L+d}^{(k)}$  表示  $L+d$  时刻模型  $k$  的绝对预测误差,  $d = 1, \dots, q$ . 对于序列  $DCPE_d^{(k)}$ , 曲线起点和终点位置的高低衡量了模型整体的表现效果. 若 SB-TVP-SVM 模型一致的好于对比模型, 则  $DCPE_d^{(k)}$  任意一点的斜率都为正.

图 5 展示了中国、美国、德国、韩国 CPI 通胀率的  $DCPE_d^{(TVP-SVM)}$ ,  $DCPE_d^{(MA)}$ . 从图中可以看出, 中美德三国的  $DCPE_d^{(TVP-SVM)}$  曲线整体呈上升趋势, 这与上表 4 中统计量 MAE 结果一致, 说明 SB-TVP-SVM 模型在样本外预测效果从整体上看几乎都好于 TVP-SVM 模型. 同时, 我们可以看出, 美德 CPI 通胀率的  $DCPE_d^{(TVP-SVM)}$  曲线斜率只有短暂的几次为负, 说明 SB-TVP-SVM 模型的样本外预测在绝大多数时间段内的局部表现也好于 TVP-SVM 模型. 从数值上看, SB-TVP-SVM 模型相较 TVP-SVM 模型在德国提升最多, 美国次之, 而 SB-TVP-SVM 模型在中国也一定程度上提升了预测效果. 这说明在 CPI 通胀率波动率非平稳的序列上, SB-TVP-SVM 模型在局部预测上几乎一致的优于 TVP-SVM 模型. 韩国的  $DCPE_d^{(TVP-SVM)}$  曲线呈震荡趋势, 从数值上看, 也没有明显的优势. 这也与韩国的波动率序列平稳的推断一致. 而在  $DCPE_d^{(MA)}$  曲线上, 美德韩三国绝大多数局部时间段内曲线斜率为正, 在中国预测效果的提升幅度最大, 说明 SB-TVP-SVM 模型在预测上效果稳定的优于 MA 模型.

进一步, 为探索模型稳健性, 我们分别进行了双月预测和季度预测, 其中向前  $m = 2$  期是双月预测,  $m = 3$  是季度预测. 我们仍使用和一期预测相同的扩张窗, 并计算预测误差均值  $err_d, d = 1, \dots, q$ , 其中  $q = 21 - m$ . 我们在表 5 中展示了四国 CPI 通胀率基于 SB-TVP-SVM、TVP-SVM 和 MA 模型的多期样本外预测的 MAE、RMSE. 为方便对比, 我们还报告了基于绝对误差和均方误差的 DM 检验结果 (Diebold and Mariano (1995)), 其中  $DM(TVP-SVM)$  是基于 SB-TVP-SVM 和 TVP-SVM 模型的检验结果, 而  $DM(MA)$  是基于 SB-TVP-SVM 和 MA 模型的检验结果, \* 代表了显著程度, 正数说明 SB-TVP-SVM 优于对比模型, 负号反之. 从表中可以看出, 在美国和德国, 双月预测和季度预测下 SB-TVP-SVM 模型更有优势, 特别是在季度预测时, 分别以 1%, 10% 的显著水平优于 TVP-SVM 和 MA 模型. 而在中国, 从数值上看 SB-TVP-SVM 模型表现优于 MA 模型, 但略差于 TVP-SVM 模型, 从 DM 检验结果看基本没有显著区别. 这说明在 CPI 通胀率波动率非平稳的序列上, SB-TVP-SVM 模型不会差过 TVP-SVM 和 MA 模型, 且在大多数情况下显著的优于对比模型. 在韩国, SB-TVP-SVM 模型的表现也与 TVP-SVM 模型类似, 都好于 MA 模型, 说明了 SB-TVP-SVM 模型在平稳波动率序列多期预测上的稳健性.

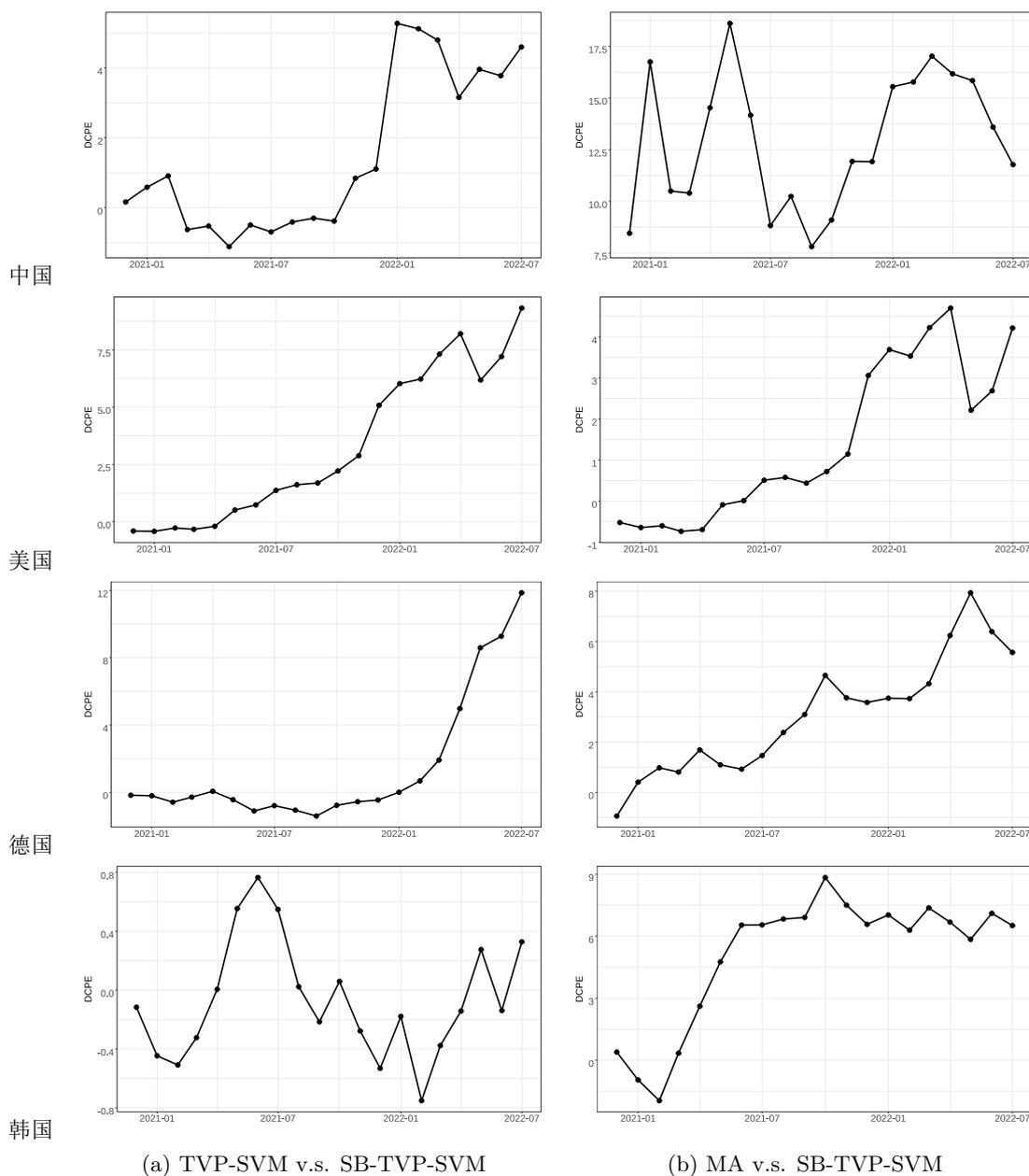


图 5 SB-TVP-SVM 对比 TVP-SVM 和 MA 模型在中国、美国、德国、韩国 CPI 通胀率样本外的  $DCPE_d^{(TVP-SVM)}$ ,  $DCPE_d^{(MA)}$

## 6 总结

当今世界正处于百年未有之大变局, 为预防经济风险, 准确地预测通货膨胀率成为了一个亟待解决的问题. 鉴于通货膨胀率的条件均值和波动率都是非平稳的序列, 本文提出含结构性断点波动率与时变参数均值随机波动模型 (SB-TVP-SVM), 通过引入不可观测的结构

表5 SB-TVP-SVM、TVP-SVM 和 MA 模型下中国、美国、德国、韩国 CPI 通胀率多期样本外预测的 MAE 和 RMSE

方法	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
	中国		美国		德国		韩国	
<i>m</i> = 2, 双月								
SB-TVP-SVM	6.838	7.756	1.410	1.584	3.002	3.588	2.936	3.353
TVP-SVM	6.750	7.671	1.851	2.062	3.342	4.217	2.927	3.296
MA	7.048	8.339	1.611	1.815	3.148	3.902	3.195	3.546
DM(TVP-SVM)	-0.703	-0.689	3.886***	2.393**	1.292	1.468	-0.891	-1.383
DM(MA)	0.837	1.278	2.830***	2.359**	1.111	1.385	0.800	-0.345
<i>m</i> = 3, 季度								
SB-TVP-SVM	7.064	7.692	1.378	1.500	2.815	3.238	2.916	3.160
TVP-SVM	6.829	7.412	1.844	1.970	3.256	3.945	2.896	3.115
MA	7.172	7.834	1.619	1.737	3.137	3.625	3.102	3.348
DM(TVP-SVM)	-1.135	-1.332	4.150***	3.740***	1.920*	1.842*	-1.094	-1.785*
DM(MA)	0.347	0.437	2.719***	2.242**	1.835*	1.779*	0.912	0.633

注: \*, \*\*, \*\*\* 分别代表 10%、5% 和 1% 的显著性水平。

性断点, 假设波动率分段平稳且条件均值参数随时间变化, 刻画通货膨胀率和波动率的动态变化规律. 为同时诊断结构性断点和估计预测通货膨胀率, 本文提出了一个基于 MCMC 迭代的贝叶斯估计的框架.

本文针对中国、美国、德国、韩国近 10 年的月度 CPI 通胀率进行了实证分析. 结果发现, SB-TVP-SVM 模型诊断出的结构性断点与近十年全球重大事件高度相关, 如新冠病毒疫情改变了中美德四国的通货膨胀波动率系统, 德国受俄乌地区冲突冲击严重, 美国会受到党派政治的影响. 并且中美德三国波动率的平稳性在结构性断点前后发生了改变, 说明通货膨胀率波动率可以看成是分段平稳的序列. SB-TVP-SVM 模型还符合高通货膨胀往往对应高波动率的规律, 有良好的解释性. 本文将 SB-TVP-SVM 模型与 TVP-SVM、MA 模型进行了对比, 发现在通货膨胀波动率非平稳时, SB-TVP-SVM 模型在估计和中短期预测效果上要明显优于对比方法, 且这种优越性在预测上不仅体现在整体, 也体现在绝大多数时间段内的局部表现. 而即使当波动率平稳时, SB-TVP-SVM 模型的表现也不会比 TVP-SVM 模型差, 这也说明了 SB-TVP-SVM 模型的稳健性.

本文在实证中还发现, 不同国家有时会识别出时间比较接近的结构性断点, 可能标志着一些影响世界经济形势的大事件. 将 SB-TVP-SVM 模型拓展到高维情况, 考虑各国之间共性和异质性, 也是未来的一个值得研究的方向. 我们也将在今后的论文中进行深入的探讨.

## 参 考 文 献

何启志, 姚梦雨 (2017). 中国通胀预期测度及时变系数的菲利普斯曲线 [J]. 管理世界, (5): 66-78.

He Q Z, Yao M Y, (2017). China's Inflation Expectations Measurement and the Time-varying Coefficient Phillips Curve[J]. Management World, (5): 66-78.

- 郇松桦,刘秀丽,(2022).一种改进的 CEEMDAN-LSTM-Neural Prophet Net 模型:用于 COVID-19 背景下我国月度消费预测 [J]. 计量经济学报, 2(3): 620-643.
- Huan S H, Liu X L, (2022). An Improved CEEMDAN-LSTM-Neural Prophet Net Model for Monthly China's Total Retail Sales of Consumer Goods Prediction under the Background of COVID-19[J]. China Journal of Econometrics, 2(3): 620-643.
- 姜婷凤,汤珂,刘涛雄,(2022).基于在线大数据的通货膨胀“现时”预测 [J]. 计量经济学报, 2(3): 597-619.
- Jiang T F, Tang K, Liu T X, (2022). Nocasting the Inflation with Online Big Data[J]. China Journal of Econometrics, 2(3): 597-619.
- 雷立坤,余江,魏宇,赖晓东(2018).经济政策不确定性与我国股市波动率预测研究 [J]. 管理科学学报, 21(6): 88-98.
- Lei L K, Yu J, Wei Y, Lai X D, (2022). Forecasting Volatility of Chinese Stock Market with Economic Policy Uncertainty[J]. Journal of Management Sciences in China, 21(6): 88-98.
- 刘小军,汪寿阳,谢海滨,(2022).已实现波动率预测:非对称二次滑动平均模型 [J]. 计量经济学报, 2(4): 930-945.
- Liu X J, Wang S Y, Xie H B, (2022). Realized Volatility Forecasting: An Asymmetric Double Moving Average Model[J]. China Journal of Econometrics, 2(4): 930-945.
- 孙克娟,肖皓,毕慧敏,赖明勇,(2022).基于 GVC-CGE 模型的投入产出表模拟更新与全球价值链重构测度:以 RCEP 为例 [J]. 计量经济学报, 2(4): 773-795.
- Sun K J, Xiao H, Bi H M, Lai M Y, (2022). Simulation Update of Input-output Table and Measurement of Global Value Chain Reconstruction Based on GVC-CGE Model: A Case Study of RCEP[J]. China Journal of Econometrics, 2(4): 773-795.
- 习近平,(2022).高举中国特色社会主义伟大旗帜为全面建设社会主义现代化国家而团结奋斗——在中国共产党第二十次全国代表大会上的报告 [R]. 新华网.
- Xi J P, (2022). Hold High the Great Banner of Socialism with Chinese Characteristics and Strive in Unity to Build a Modern Socialist Country in All Respects — Report on the 20th National Congress of the CPC[R]. Xinhua.
- 中国人民银行,(2022).易纲行长在博鳌亚洲论坛上的讲话 [R].
- People's Bank of China, (2022). PBC Governor Yi Gang's speech at the Boao Forum for Asia[R].
- Baker S R, Bloom N, Davis S J, (2016). Measuring Economic Policy Uncertainty[J]. The Quarterly Journal of Economics, 131(4): 1593-1636.
- Ball L, (1992). Why Does High Inflation Raise Inflation Uncertainty?[J]. Journal of Monetary Economics, 29(3): 371-388.
- Bloom N, (2009). The Impact of Uncertainty Shocks[J]. Econometrica, 77(3): 623-685.
- Bredin D, Fountas S, (2009). Macroeconomic Uncertainty and Performance in the EU[J]. Journal of International Money and Finance, 28(6): 972-986.
- Busetti F, Taylor R, (2004). Tests of Stationarity Against a Change in Persistence[J]. Journal of Econometrics, 123(1): 33-66.
- Cachanosky N, Cutsinger B P, Hogan T L, Luther W J, Salter A W, (2021). The Federal Reserve's Response to the COVID-19 Contraction: An initial appraisal[J]. Southern Economic Journal, 87(4): 1152-1174.
- Chan J C C, (2013). Moving Average Stochastic Volatility Models with Application to Inflation Forecast[J]. Journal of Econometrics, 176(2): 162-172.
- Chan J C C, (2017). The Stochastic Volatility in Mean Model With Time-varying Parameters: An

- Application to Inflation Modeling[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 35(1): 17–28.
- Chan N H, Yau C Y, Zhang R M, (2014). Group Lasso for Structural Break Time Series[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 109(506): 590–599.
- Cho H, Fryzlewicz P, (2015). Multiple-Change-Point Detection for High Dimensional Time Series via Sparsified Binary Segmentation[J]. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 77(2): 475–507.
- Cogley T, Sargent T, (2005). Drifts and Volatilities: Monetary Policies and Outcomes in the Post WWII U.S.[J]. *Review of Economic Dynamics*, 8(2): 262–302.
- D’Agostino A, Gambetti L, Giannone D, (2013). Macroeconomic Forecasting and Structural Change[J]. *Journal of Applied Econometrics*, 28(1): 82–101.
- Dai L, Zhang B, (2019). Political Uncertainty and Finance: A Survey[J]. *Asia-Pacific Journal of Financial Studies*, 48(3): 307–333.
- Diebold F X, Mariano R S, (1995). Comparing Predictive Accuracy[J]. *Asia-Pacific Journal of Business & Economic Statistics*, 13(3): 253–263.
- Eisenstat E, Strachan R W, (2016). Modelling Inflation Volatility[J]. *Journal of Applied Econometrics*, 31(5): 805–820.
- Engle R F, Lilien D M, Robins R P, (1987). Estimating Time-varying Risk Premia in the Term Structure: The ARCH-M Model[J]. *Econometrica*, 55(2): 391–407.
- Enikeeva F, Harchaoui Z, (2019). High-Dimensional Change-Point Detection under Sparse Alternatives[J]. *The Annals of Statistics*, 47(4): 2051–2079.
- Frank K, (1921). *Risk, Uncertainty and Profit*[M]. Boston: Houghton Mifflin Co.
- Friedman M, (1977). Nobel Lecture: Inflation and Unemployment[J]. *Journal of Political Economy*, 85(3): 451–472.
- Grier K, Perry M, (1998). On Inflation and Inflation Uncertainty in the G7 Countries[J]. *Journal of International Money and Finance*, 17(4): 671–689.
- Hawkins D, Qiu P, Kang C, (2003). The Changepoint Model for Statistical Process Control[J]. *Journal of Quality Technology*, 35(4): 355–366.
- Huber F, Pfarrhofer M, (2021). Dynamic Shrinkage in Time-varying Parameter Stochastic Volatility in Mean Models[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 36(2): 262–270.
- IMF, (2022). *World Economic Outlook*[R].
- Ishwaran H, Rao S J, (2003). Detecting Differentially Expressed Genes in Microarrays Using Bayesian Model Selection[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 98(462): 438–455.
- Ishwaran H, Rao S J, (2005). Spike and Slab Variable Selection; Frequentist and Bayesian Strategies[J]. *Annals of Statistics*, 33(2): 730–773.
- Iyke N B, (2021). Economic Policy Uncertainty in Times of COVID-19 Pandemic[J]. *Asian Economics Letters*, 1(2): 1–4.
- King R, Watson M, (1994). The Post-War U.S. Phillips Curve: A Revisionist Econometric History[J]. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 41: 157–219.
- Koop G, Potter S M, (2007). Estimation and Forecasting in Models with Multiple Breaks[J]. *The Review of Economic Studies*, 74(3): 763–789.
- Koop G, León-González R, Strachan R W, (2009). On the Evolution of Monetary Policy[J]. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 33(4): 997–1017.
- Koop G, León-González R, Strachan R W, (2010). Dynamic Probabilities of Restrictions in State Space

- Models: An Application to the Phillips Curve[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 28(3): 370–379.
- Koopman S J, Hol Uspensky E, (2002). The Stochastic Volatility in Mean Model: Empirical Evidence from International Stock Markets[J]. *Journal of Applied Econometrics*, 17(6): 667–689.
- Leybourne S, Kim T, Taylor R, (2007). CUSUM of Squares-Based Tests for a Change in Persistence[J]. *Journal of Time Series Analysis*, 28(3): 408–433.
- Martins L, Rodrigues P, (2014). Testing for Persistence Change in Fractionally Integrated Models: An Application to World Inflation Rates Cusum of Squares-based Tests for a Change in Persistence[J]. *Computational Statistics and Data Analysis*, 76: 502–522.
- Primiceri G E, (2005). Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy[J]. *Review of Economic Studies*, 72(3): 821–852.
- Rapach D E, Strauss J K, Zhou G, (2010). Out-of-Sample Equity Premium Prediction: Combination Forecasts and Links to the Real Economy[J]. *The Review of Financial Studies*, 23(2): 821–862.
- Rebucci A, Hartley J S, Jiménez D, (2022). An Event Study of COVID-19 Central Bank Quantitative Easing in Advanced and Emerging Economies[J]. *Essays in Honor of M. Hashem Pesaran: Prediction and Macro Modeling*, 43A: 291–322.
- Ross G J, Adams N M, (2012). Two Nonparametric Control Charts for Detecting Arbitrary Distribution Changes[J]. *Journal of Quality Technology*, 44(2): 102–116.
- Ročková V, George E I, (2014). EMVS: The EM Approach to Bayesian Variable Selection[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 109(506): 828–846.
- Safikhani A, Shojaie A, (2022). Joint Structural Break Detection and Parameter Estimation in High-Dimensional Nonstationary VAR Models[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 117(537): 251–264.
- Sargent T, Williams N, Zha T, (2006). Shocks and Government Beliefs: The Rise and Fall of American Inflation[J]. *American Economic Review*, 96(4): 1193–1224.
- Sharif A, Sharif C, Yarovaya L, (2020). COVID-19 Pandemic, Oil Prices, Stock Market, Geopolitical Risk and Policy Uncertainty Nexus in the US Economy: Fresh Evidence from the Wavelet-based Approach[J]. *International Review of Financial Analysis*, 70: 101496.
- Staiger D, Stock J, Watson M, (1997). The NAIRU, Unemployment and Monetary Policy[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 11(1): 33–49.
- Wang T, Samworth R, (2018). High-dimensional Change-point Estimation via Sparse Projection[J]. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 80(1): 57–83.