

# 构建经济政策不确定指数及政策不确定 冲击下的宏观预测 —— 基于一种 新文本挖掘方法

蔡宗武<sup>1</sup>, 袁靖<sup>2</sup>, 彭燕<sup>2</sup>

(1. 堪萨斯大学经济系, 堪萨斯劳伦斯 66045, 美国; 2. 山东工商学院统计学院, 烟台 264005)

**摘要** 本文首先提出采用网络爬虫文本挖掘技术, 结合新闻报道及学术研究信息数据 (新华网和谷歌学术搜索网) 两个数据来源, 根据预测最小偏差采用动态权重方法构建我国 2002 年 1 月至 2021 年 12 月的中国经济政策不确定指数, 研究其统计性质, 并且采用混频 VAR 模型融合该指数对我国 11 个主要宏观变量进行了预测, 实证研究发现: 1) 本文构建 EPU 指数与现实经济政策及内外经济环境不确定一致性较高, 我国经济政策不确定指数具有时间序列长记忆特征, 对未来经济波动具有持续影响效应; 2) 本文构建 EPU 指数对我国 11 个主要宏观经济变量预测优于不包含 EPU 指数及基于报纸信息编制的 EPU 指数; 3) 根据混频 VAR 模型预测, 经济政策不确定对我国主要宏观经济波动存在负向显著效应, 我国 2022 年 GDP 增长率预测区间波动幅度为 2%, 城镇登记失业率呈现波动幅度越来越大的趋势. 本文采用大数据网络爬虫文本挖掘技术构建动态经济政策不确定动态指数, 避免了信息量过少导致的采样误差及媒体报道的主观偏差性, 多来源大数据文本挖掘动态权重技术可为我国货币政策不确定指数、财政政策不确定指数等其它不确定指数构建提供可行策略.

**关键词** 经济政策不确定; 文本挖掘; 混频 VAR 模型; 宏观预测; 动态权重

收稿日期: 2022-07-21

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (71631004, 72033008); 教育部人文社会科学基金项目 (18YJA790101)  
Supported by National Natural Science Foundation of China (71631004, 72033008); The Humanities and Social Sciences Foundation of Ministry of Education of China (18YJA790101)

作者简介: 蔡宗武, 美国堪萨斯大学经济系 Charles Oswald Distinguished 教授, 研究方向: 计量经济、金融计量、经济政策评估、数据科学、机器学习, E-mail: caiz@ku.edu; 通信作者: 袁靖, 博士, 山东工商学院统计学院副教授, 研究方向: 计量经济、宏观经济与金融, E-mail: xoy1977@126.com; 彭燕, 硕士研究生, E-mail: pengivy\_love@163.com.

# China Economic Policy Uncertainty and Its Forecasting Based on a New Textual Mining Method

CAI Zongwu<sup>1</sup>, YUAN Jing<sup>2</sup>, PENG Yan<sup>2</sup>

(1. Department of Economics, University of Kansas, Lawrence, KS 66045, USA; 2. School of Statistics, Shandong Technology and Business University, Yantai 264005, China)

**Abstract** Based on big data information from both academic search engine and media, this paper proposes using web crawler text analysis technique to construct China's economic policy uncertainty index from 2002 to 2021 in a dynamic way and investigates its statistical properties. Then, we employ a mixed-frequency VAR model including the EPU index constructed in our paper, the EPU index based on newspaper, and the main macroeconomic variables in China, to forecast 11 major macroeconomic variables in China. Our empirical results show that: 1) The EPU index proposed in our paper has a high consistency with the real economic policy and the uncertainty economic environment of internal and external; 2) The prediction of 11 main macroeconomic variables by the EPU index is better than that without EPU index and the EPU Index based on newspaper; 3) China's 2022 GDP growth rate range is expected to be 2% and the unemployment rate shows a trend of increasing volatility. In this paper, a dynamic economic policy uncertainty index constructed by using the large data web crawler text mining technology can avoid the sampling error caused by too little information and the subjective bias of media reports, and multi-source large data text mining dynamic weight technology can provide a feasible strategy for China's monetary policy uncertainty index, fiscal policy uncertainty index and other uncertainty index construction.

**Keywords** economic policy uncertainty; textual mining; mixed frequency VAR model; macro prediction; dynamic weight

## 1 引言及文献评述

对宏观经济核心指标进行预测一直是统计学和宏观计量经济学等的重要研究课题。近年来我国学者致力于改进预测模型提高预测精度,其中采用混频数据对宏观经济进行预测得到了一致认可,比如参考刘金全等(2010),刘汉和刘金全(2011),郑挺国和王霞(2013),张劲帆等(2018),王霞和郑挺国(2020)。模型改进提高预测精度是一方面,进入模型的变量选择也是决定预测精度的另一方面。宏观经济预测需要密切关注宏观经济运行环境,近年来突发事件凸显不确定冲击是影响宏观经济运行的主要冲击,尤其经济政策不确定是引起宏观经济波动的原因,并且对经济变量总体上表现为负面效应,比如参考 Baker et al. (2016), Bloom et al. (2009, 2014), Jones and Olson (2013), Caggiano et al. (2014), Jurado et al. (2015), 许志伟和王文甫(2018)。

2020年1月全球爆发了新型冠状病毒感染疫情,疫情凸显不确定性对经济的巨大冲击,

我国 GDP 2020 年一季度相对 2019 年四季度下降幅度达到 25.7%<sup>1</sup>, 与此同时 2020 年一季度失业率相对 2019 年四季度上升 0.04 个百分点, 5000 户企业景气指数下降到 30.3, 创有史以来最低点, 消费者信心指数自 2020 年 1 月起持续下跌. 全球经济陷入低迷状态, 很多学者指出疫情带来的不确定冲击将造成世界经济出现严重衰退, 衰退程度不亚于大萧条时期. 为应对疫情冲击各国政府相继出台经济复苏计划, 各国政府在制定政策时都一致认为需要重点关注未来不确定性导致的负面效应. 以往对宏观经济总量指标预测均未考虑政策不确定特性, 在当前及今后不确定日益增加的环境下, 经济政策不确定性是否有助于更准确预测主要宏观经济指标?

根据经济心理学的研究, 经济主体面对不确定时, 典型的应对措施是搜索更多的信息 (Liemieux and Peterson (2011)), 因此不确定性的的大小可以由搜索引擎相关关键字的搜索量的大小来反映, 或相关媒体的报道量来反映, 采用文本分析方法构造不确定指标的优势在于实时性和方便性, 可以直接利用现有的搜索引擎和文本数据库获取相关数据, 更为重要的是, 基于文本分析的方法能够提取政策不确定性的综合指标. 大量学者基于此认知构造经济政策不确定指标, 参见 Gentzkow and Shapiro (2010), Hoberg and Phillips (2010), Boudoukh et al. (2013), Alexopoulos and Cohen (2015), 其中最具代表性的是 Baker et al. (2016) 利用媒体报刊杂志的文本分析构造的经济政策不确定性指数, Baker et al. (2016) 根据世界各国媒体报刊杂志, 选取各个国家主流报纸构建相关词库, 通过词频统计构建经济政策不确定性指数 (EPU 指数), 该指数被广泛使用. 中国的 EPU 指数 (以下简称 BBD) 是基于我国香港的《南华早报》进行编制的, 《南华早报》主要报道我国香港经济发展状况, 与中国内地经济关联性差, Huang and Luk (2020) 基于我国 10 家主流报纸重新编制了我国的经济政策不确定指数, 简称为 HL 指数, 采用 SVAR 模型分析经济政策不确定对产出、失业及股价波动的冲击效应, 结论认为 10 家报纸编制的 EPU 指数比 BBD 的 EPU 指数更符合实际. 但是值得注意的是, 当今大数据时代, 仅仅采用报纸所提供的信息量是非常有限的, 而且报纸报道容易受到政治不确定因素影响存在媒体偏差 (media bias), 参见 Qin et al. (2018).

目前, 涵盖经济运行频率最高、相对全面的官方统计数据是月度数据, 中国包括物价、生产、货币等在内的主要经济指标已经逐月公布, 但 GDP 等反映宏观经济运行的核心指标仍然只公布季度统计数据, 经济政策不确定指数 (包括 BBDH 指数) 均公布月度数据. 近年来混频模型广泛用于宏观经济预测, 混频数据建模最早由 Ghysels (2004) 开发的 MIDAS 模型, 该模型的应用背景是允许数据以不同频率抽样并采用滞后多项式进行建模, MIDAS 自开发以来得到广泛应用, 参见 Clements and Galvo (2008), Kuzin et al. (2010), 刘金全等 (2010), 刘汉和刘金全 (2011). 与此同时, 在 VAR 模型基础上 Zadrozny (1988), Mariano and Murasawa (2010) 开发了混频 VAR 模型. MIDAS 模型使用参数控制的滞后权重多项式函数对高频滞后数据进行有权重的加总并构建简约式模型, 而混频 VAR 模型对参数没有施加严格的约束条件, 并且采用 MCMC 方法估计参数能够降低变量较多情况下的参数维度. Kuzin et al. (2011) 采用 MIDAS 模型与混频 VAR 模型对欧盟 GDP 数据进行预测对比, 结论发现 MIDAS 模型在 4~5 个月预测区间精度较高, 而混频 VAR 模型在 9 个月及以上的预测区间

<sup>1</sup>我国 GDP 自 1992 年以来下降幅度超过 20% 的数据分别为 1997 年一季度 (下降幅度为 22.1%)、1998 年一季度 (下降幅度为 22.7%) 1999 年一季度 (下降幅度为 22.7%) 及 2020 年一季度 (下降幅度为 25.7%).

精度较高。

经济政策不确定日益受到政策制定者的关注,因而如何得到准确反映现实经济政策不确定数据显得更为重要。通过对现有文献的梳理,我们发现以往经济政策不确定指数编制仅依赖报刊构建文本数据库,数据库信息量不足以体现不确定特征且报纸报道容易受到政治不确定因素影响存在媒体偏差。若采用多数据库来源构建经济政策不确定指数,则多数据库存在权重的选择,如邝雄等(2019)以中国新闻网与新浪新闻的新闻报道作为数据库,根据关键词采用爬虫技术构建我国货币政策不确定指数,但是计算最终货币政策不确定指数时两个数据来源的权重都为0.5,但数据来源不同,其对经济政策不确定的反应贡献度有所不同。Jiang et al. (2019)基于公司财务报表和电话会议中的文本挖掘技术构建了一个动态月度管理者情绪指数,此指数对未来股市总收益具有较强的负预测作用。基于此,本文对以往研究做两方面创新,一是探讨采用网络爬虫文本挖掘技术,结合新闻报道及学术研究信息数据(对新华网和谷歌学术搜索网),沿用 Baker et al. (2016)编制 EPU 指数的技术策略,将此指数与我国 11 个主要宏观经济变量构建混频 VAR 模型,根据对宏观变量的预测最小偏差确定新华网和谷歌学术搜索网在计算最终经济政策不确定指数中的贡献权重,以此得到我国动态权重技术不同数据来源下文本分析的经济政策不确定指数。二由于本文数据变量较多,并且对未来宏观经济变量进行一年期预测,因此本文选用混频 VAR 模型基于经济政策不确定指数对宏观经济运行给出合理预测区间,并与不包含 EPU 指数及报纸编制的 EPU 指数预测能力进行比较分析。

本文的主要贡献是:第一,本文采用大数据网络爬虫文本挖掘技术构建动态经济政策不确定指数,具有如下特点和优势,一是从大数据入手避免了信息量过少导致的采样误差,二是避免了媒体报道的主观偏差性,三是根据对我国 11 个主要宏观经济变量预测偏差和最小确定数据来源动态权重。第二,将 EPU 指数引入混频 VAR 模型,对宏观经济运行进行预测区间,验证经济政策不确定冲击对我国宏观经济的负向效应。第三,根据 EPU 指数与经济运行之间的相互关联,采用混频 VAR 模型得到主要宏观经济变量的预测区间,对于未来不确定经济环境下政策实施给出指导性建议。

本文的结构安排如下:第 1 部分指出了本文的研究背景,意义及贡献;第 2 部分简单介绍中国经济政策不确定性指数构建技术;第 3 部分着重介绍了计量模型,阐述了如何构建适用于描述我国经济的、可以综合利用季度数据和月度数据的混频 VAR 模型,采用 MCMC 迭代估计模型并进行实时预测;第 4 部分是实证分析与结果部分,详细介绍了如何我国动态经济政策不确定指数及其统计性质,同时展示了主要宏观指标预测结果及其比较;第 5 部分是结论与政策建议。

## 2 经济政策不确定性指数构建技术

### 2.1 经济政策不确定性指数构建理论依据

Baker et al. (2016)指出,新闻报道与综合指数具有很强的相关性,因此 Baker et al. (2016)通过统计同时包含关键词组合的新闻报道数量来编制中国经济政策不确定性指数,在指数构建过程中一个关键点在于关键词选取与构成方式能否充分反映不确定性。Baker et al. (2016), Huang and Luk (2020)的关键词组合为“经济”+“利率/税等相关政策工具”+“不明

朗/不确定/难以预料等隐含不确定性相关中文表达”三部分, 符合条件新闻报道内容同时包含三部分关键词, 那么关键词组合的三部分是可以分布在新闻报道全文中. 延续以上思路, 本文选取的关键词组合为“经济”+“隐含经济政策组合”+“不确定性相关指标组合”, 具体描述如表 1.

表 1 隐含经济政策不确定性相关指标组合

Criteria	English	Chinese
1) Economic	Economic/economy	经济
2) Uncertainty	Uncertainty/uncertain	不确定/不明确
	Volatile	波动/震荡/动荡
	Unstable/unclear	不稳/未明/不明朗/不清晰/未清晰
	Unpredictable	难料/难以预料/难以预测/难以预计/难以估计/无法预料/无法预测/无法预计/无法估计/不可预料/不可预测/不可预计/不可估计
3) Policy	Policy/measures	政策/制度/体制/战略/措施/规章/规例/条例
	Politics	政治/执政
	Government/authority	政府/政委/国务院/人大/人民代表大会/中央
	President	国家主席/总书记/国家领导人
	Prime minister	总理
	Reform	改革/整改
	Regulation	整治/规管/监管
	Fiscal	财政
	Tax	税
	People's Bank of China/PBOC	人民银行/央行
	Deficit	赤字
	Interest rate	利率
reserve requirement	存款准备金率	

## 2.2 指数构建

1) 选择媒体来源. 本文选取 2002 年 1 月到 2021 年 12 月新华网作为新闻媒介大数据来源<sup>2</sup>, 选用谷歌学术搜索网作为学术研究数据媒介网<sup>3</sup>, 其目的之一是减少新闻媒介由于受到政

<sup>2</sup>根据 2021 年 Alexa 对中文简体网站浏览排名, 排在前 15 名之内的网站分别是: 百度、腾讯、淘宝、Hao123、搜狐、新浪、新浪微博、天猫、谷歌翻译、百度百科、百度文库、谷歌搜索、优酷、百度网盘和新华网. 2021 年 Alexa 对中文繁体网站浏览排名前五位分别是维基百科、新浪微博、MSN、谷歌搜索和新华网. 虽然采用网络大数据作为文本来源, 但为了保证数据权威性和科学性, 新华网, 由我国官方通讯社新华社主办, 为我国最重要的官方网站之一. 本文选择新华网作为最终数据来源. 本文只选择一个网站, 仍然是在满足网络大数据基础上保证数据真实性和权威性.

<sup>3</sup>我国常用学术搜索引擎包括谷歌学术、微软学术和百度学术等. 各排名显示谷歌学术是学术搜索引擎网站第一名, 它可以帮助用户快速查找学术资料, 包括来自学术著作出版商、专业性社团、预印本、各大学及其他学术组织的经同行评论的文章、论文、图书、摘要和技术报告, 谷歌学术搜索滤掉了普通搜索结果中大量的垃圾信息, 排列出文章的不同版本以及被其它文章的引用次数, 并且很多文章可以下载 PDF 原文. 为了避免重复性, 本文只选择一个学术搜索网站而没有将所有学术搜索网站囊括在内.

治不确定带来的媒体偏差,二是谷歌学术搜索网反映学界对经济政策不确定关注度,将学界与业界相结合编制 EPU 指数会一定程度的减少主观偏差.由于谷歌学术搜索网包含英文文章,因而在三个关键词组合后再 + China 或 Chinese 关键词.

2) 数据获取方法. 本文利用 Python 软件对新闻报道及学术文章进行文本分析筛选出符合以下两个条件的新闻报道和学术文章. (a) 同时包含关键词组合“经济”+“隐含经济政策组合”+“不确定性相关指标组合”; (b) 第二部分关键词“隐含经济政策组合”必须在新闻报道中和学术文章的一句话里出现.

3) 经济政策不确定性指数构建流程. 首先进入两个网站搜索相关关键词,通过 Python 软件获取相关报道或文章并进行文本分析筛选出符合条件的报道或文章,其具体计算公式为:

$$Y_{i,t} = \frac{X_{i,t}}{\sigma_i}, \quad Z_{i,t} = \frac{\sum Y_{i,t}}{T}, \quad \text{EPU}_{i,t} = \frac{100}{Z_{i,t}} Y_{i,t}, \quad i = 1, 2,$$

和

$$\text{EPU}_t = \alpha_{1t} \text{EPU}_{1,t} + \alpha_{2t} \text{EPU}_{2,t}, \quad \alpha_{1t} + \alpha_{2t} = 1,$$

其中,  $X_{i,t}$  表示在第  $i$  个媒介第  $t$  期 (月度) 含有经济政策不确定性报道文本量 ( $i = 1, 2$  分别表示新华网与谷歌学术网),  $\sigma_i$  表示第  $i$  个媒介文本量的标准差,  $Y_{i,t}$  是对  $X_{i,t}$  的标准化处理,  $Z_{i,t}$  是第  $i$  个媒介文本量在每个月内的平均值 ( $T = 12 \times 20 = 240$ ), 得到标准化后的  $\text{EPU}_1$  和  $\text{EPU}_2$  (分别根据新华网与谷歌学术网计算得到的经济政策不确定性指数),  $\alpha_{1t}$ ,  $\alpha_{2t}$  表示两者权重,  $\text{EPU}$  表示最终经济政策不确定指数. 对于  $\alpha_{1t}\alpha_{2t}$  权重的选择, 以往研究采用 0.5 和 0.5, 即认为两个数据来源对不确定指数的贡献度是相同的, 但是众所周知, 期刊发表存在一定周期, 媒体关注总追逐热点问题因而对于同一问题的关注度时间较短, 由于以上原因, 期刊的文本量往往当期较少而后期较多, 但是媒体关注度往往当期较多而后期较少; 另一方面, 媒体往往比期刊关注度搜索量更多, 所以仅仅简单采用 0.5 和 0.5 权重是有失偏颇的, 本文将根据其对 11 个变量的一个月窗口期预测均方偏差确定最优权重, 从而得到我国动态经济政策不确定指数.

特别指出, 由于本文采用两个不同来源的文本来构建经济政策不确定指数, 两个网站和不同时间的文本总量是不同的. 因此, 参考 Baker et al. (2016), Huang and Luk (2020), 我们根据同一个网站和同一个月的文本量来进行调整. 我们首先根据同月符合标准的文本量对每月的文本量进行标准化. 然后在 2002 年 1 月至 2021 年 12 月期间对该系列进行标准化, 使其具有统一的标准差, 然后计算两个来源的数据文本量每月的简单平均数. 最后, 使得指数在 2002 年 1 月至 2021 年 12 月期间的平均值为 100.

### 3 混频 VAR 模型构建、估计及预测

本节构建适用于描述我国经济的、可以综合利用季度数据和月度数据的混频 VAR 模型, 采用 MCMC 迭代估计模型并进行实时预测.

#### 3.1 混频 VAR 模型状态空间系统构建

目前我国 GDP、失业及 5000 户企业景气扩散指数等主要宏观经济指标只公布季度数据, 物价、消费、投资及货币等主要经济指标则公布月度数据.

VAR 模型的状态空间系统方程包含量测方程 (measurement equation) 和转移方程 (transition equation), 量测方程描述了观测变量与不可观测的状态变量之间的相依关系, 转移方程描述了不可观测的状态变量的动态路径. 我们首先根据基准 VAR 模型构建状态空间转移方程.  $x_t$  为我们所关注的  $n \times 1$  维宏观经济向量, 对于混频数据, 它包含两部分, 一部分是月度观测向量, 即  $n_m \times 1$  维向量  $x_{m,t}$ , 例如物价指数、货币供应量和利率等向量组合; 一部分是季度观测向量, 即  $n_q \times 1$  维向量  $x_{q,t}$  (本文采用下标  $m$  代表月度维度, 下标  $q$  代表季度维度), 例如 GDP、失业率等向量组合, 季度与月度观测向量合并为不可观测向量  $x_t = [x_{m,t}^\top, x_{q,t}^\top]^\top$ . 由于 VAR 模型描述向量与其滞后期向量之间的相依关系, 因而定义  $z_t = [x_t^\top, \dots, x_{t-p+1}^\top]^\top$  为模型所有变量及其滞后组合,  $\phi = [\phi_1, \dots, \phi_p, \phi_c]^\top$  为模型常数矩阵, 由此, 我们得到每个变量动态路径方程 (1) 及模型状态空间转移方程 (2):

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \dots + \phi_p x_{t-p} + \phi_c + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N(0, \Sigma) \quad (1)$$

和

$$z_t = F_1(\Phi)z_{t-1} + F_c(\Phi) + v_t, \quad v_t \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N(0, \Omega(\Sigma)). \quad (2)$$

接下来我们构建量测方程, 对于量测方程, 不可观测变量处理有三种方法, 分别是将量测方程观测变量载荷矩阵设置为 0 (Mariano and Murasawa (2003))、将量测误差方差设定为无穷 (Giannone et al. (2008)) 以及改变观测向量的维数作为时间的函数 (Durbin and Koopman (2001)), 由于本文的最终目的是采用混频 VAR 模型进行精确预测, 因而采用最后一种方法, 即设  $T$  为预测起点,  $T_b \leq T$  为季度最后一个月对应的时间, 直到  $T_b$  期, 我们关注的月度数据每月均可获得观测值, 实际数据观测值  $y_{m,t}$  表示为:

$$y_{m,t} = x_{m,t}, \quad t = 1, \dots, T_b.$$

因而, 本文构建的 VAR 模型至少存在三期滞后, 即  $p \geq 3$ , 实际数据观测值是潜在变量的函数方程, 对于季度数据计算三期平均:

$$\tilde{y}_{q,t} = \frac{1}{3}(x_{q,t} + x_{q,t-1} + x_{q,t-2}) = \Lambda_{qz} z_t,$$

其中, 季度流量是平均的, 而不是月度流量的总和. 对于以对数形式度量的变量, 如  $\ln(\text{GDP})$ , 采用流量平均可以是 GDP 算术平均值的对数线性近似, 该近似就保留了状态空间模型的线性结构. 设  $M_{q,t}$  为示性矩阵, 时间是季度数据最后一个月则矩阵等于该数据矩阵, 其余为 0, 则得到季度数据量测方程为:

$$y_{q,t} = M_{q,t} \tilde{y}_{q,t} = M_{q,t} \Lambda_{qz} z_t,$$

月度数据量测方程对应为:

$$y_{m,t} = M_{m,t} x_{m,t}, \quad t = T_b + 1, \dots, T,$$

两者结合得到混频 VAR 模型的量测方程:

$$y_t = M_t \Lambda_z z_t, \quad t = 1, \dots, T.$$

所以, 模型状态空间系统方程构建之后, 由于不存在缺失值, 可以收集可观测数据进行参数估计及预测.

### 3.2 模型估计及预测

本文模型采用贝叶斯估计的 MCMC 算法, 基本思路是: 首先收集可观测数据  $Y_{1:T}$ , 数据要求存在  $p$  阶滞后, 设定潜在变量初始状态  $Z_{0:T}$  和参数集  $(\Phi, \Sigma)$  的联合先验分布, 采用 Gibbs 抽样, 产生参数集和状态变量的后验分布  $(\Phi, \Sigma)|(Z_{0:T}, Y_{-p+1:T})$ ,  $Z_{0:T}|(\Phi, \Sigma, Y_{-p+1:T})$  通过抽样模拟得到实际变量  $y_t$  的未来路径轨迹从而产生预测值.

VAR 模型的应用一个最大的挑战就是系数矩阵的维度, 由于 VAR 模型有较多待估参数, 如 5 个内生变量的 VAR(4) 包含 105 个待估参数, 若没有先验信息很难得到精确估计, 以及进行模型脉冲响应和预测. 先验分布选择依赖于分析目的, 有学者研究目的是得到后验分布密度, 有学者研究目的是利用 MCMC 进行贝叶斯推断, 对于 VAR 模型若分析目的是前者, 则多采用共轭先验分布. 早期贝叶斯 VAR 模型的研究均由明尼阿波利斯联邦储备银行或明尼苏达州立大学的学者进行 (Doan et al. (1984)), 因此被称为著名的明尼苏达 (Minnesota) 先验分布, 此先验分布的最大优点是减少参数维度, VAR 模型等式容易估计, 大大提高了模型计算效率.

模型参数集及变量初始状态联合先验分布, 本文亦采用 Minnesota 先验分布, 参见 Litterman (1980), Doan et al. (1984), Sims and Zha (1998), Del Negro and Schorfheide (2011) 等文献, 详细描述了 VAR 模型贝叶斯估计的 Minnesota 先验分布理论基础及应用. 参数集、状态变量及可观测数据的联合条件概率密度函数为:

$$p(Y_{1:T}, Z_{0:T}, \Phi, \Sigma | Y_{-p+1:0}, \lambda) = p(Y_{1:T} | Z_{0:T})p(Z_{1:T} | z_0, \Phi, \Sigma)p(z_0 | Y_{-p+1:0})p(\Phi, \Sigma | \lambda),$$

其中, 先验分布方差由低维度参数  $\lambda$  控制, 通过最大化边际联合概率密度函数得到  $\lambda$  最优值. 最后我们采用 Gibbs 抽样对模型后验分布进行迭代, 由于先验分布为 Minnesota 先验分布, 则模型状态空间系统的状态转移方程 (2) 的形式为多元线性高斯回归, 后验分布抽样可以直接采用 MCMC 算法进行迭代, 并且概率分布  $p(z_0 | Y_{-p+1:0})$  可以进行模拟的卡尔曼滤波操作, 具体详细介绍参见文献 Carter and Kohn (1994), Del Negro and Schorfheide (2011). 通过以上抽样迭代, 我们根据状态转移方程 (2) 模拟每一次从后验概率中抽取  $(\Phi, \Sigma, Z_{0:T})$  的轨迹  $Z_{T+1:T+H}$ , 从而得到实际数据点预测及区间预测值.

## 4 实证分析与结果

### 4.1 指标选取与数据处理

本文根据我国政府统计数据, 利用我国月度宏观经济统计数据和季度核算数据, 构造数据集主要考虑了三个方面因素: 一是指标范围尽可能综合全面, 能够反映宏观经济运行各个方面主要特征; 二是在不确定环境下, 企业生产及投资者信心受到较大冲击, 出台相应政策的目的是首先恢复企业生产及投资者投资信心, 进而达到提升就业率, 有效刺激消费、投资及繁荣资本市场等政策目标, 所以本文选取指标考虑了投资者信心指数及 5000 户企业景气扩散指数两个指标; 三是本文考察在政策不确定性宏观经济指标的预测, 因而模型分别对包含我国经济政策不确定指数及不包含该指数进行预测并进行对比. 综合以上三个因素, 本文选择了 8 个月度指标和 3 个季度指标. 其中, 8 个月度指标包括居民消费价格指数、银行间同业拆借利率 7 天加权平均、全国财政收支差额、货币供应量、沪深 300 指数、社会消费品零

售总额同比增速、固定资产投资完成额和投资者信心指数, 3 个季度指标包括国内生产总值环比增速、城镇登记失业率及 5000 户企业景气扩散指数, 时间跨度为 2002 年 1 月到 2021 年 12 月. 3 个季度指标包括国内生产总值环比增速、5000 户企业景气扩散指数及城镇登记失业率, 时间跨度为 2002 年一季度至 2021 年四季度. 所有数据均来自中经网数据库, 表 2 给出了本文选择的指标及说明.

表 2 经济变量一览表

数据频率	变量	说明	处理方式
季度	GDP	国内生产总值环比增速	
	Unt	城镇登记失业率	
	BCI	5000 户企业景气扩散指数	
月度	CPI	居民消费价格指数	月度数据减 100 (同比增长率)
	$M_2$	货币供应量	同比增速
	IR	银行间同业拆借利率 7 天加权平均	
	RB	全国财政收支差额环比增速	
	SZ300 Index	沪深 300 指数	
	Consumption	社会消费品零售总额环比增速	
	Investment	固定资产投资完成额	对数处理后 HP 滤波
	ICI	投资者信心指数	同比数据减去 100

注: 此外, 为避免季节因素影响, 用  $X11$  方法对以上数据进行了季节调整, 对季节调整后的指标进行中心化处理, 以避免量纲对计算结果的影响.

首先检验变量的平稳性, 本文采用 ADF 检验和 PP 检验, ADF 检验滞后阶数选取根据 SIC 准则, PP 检验选择的谱估计方法为 Bartlett kernel 方法. 由表 3 可知, 不论 ADF 检验还是 PP 检验, 在 1% 的水平下, 它们的  $p$  值都远小于 0.01, 即认为模型变量没有单位根, 因此可以推断本文变量是平稳的.

#### 4.2 我国动态经济政策不确定指数构建

本节构建我国动态经济政策不确定指数及采用混频 VAR 模型对我国主要宏观经济指标进行预测, 主要包含三部分内容: 1) 采用混频 VAR 模型 (包含及不包含经济政策不确定指数 EPU) 对我国主要宏观经济 11 个变量进行预测对比, 通过一个月期窗口预测误差最小化得到我国动态经济政策不确定指数; 2) 考察本文编制动态经济政策不确定指数的统计性质及进行稳健性检验; 3) 采用混频 VAR 模型 (本文构建动态经济政策不确定指数及 HL 指数) 对我国主要宏观经济指标进行预测对比, 通过预测误差说明本文构建经济政策不确定指数预测能力更佳.

根据前文模型解决技术, 首先通过最大化混频 VAR 模型边际联合概率密度函数来确定参数  $\lambda$  的取值, 采用 MCMC 算法从 VAR 参数的后向分布中生成 20000 个样本, 放弃前 10000 次抽样, 用剩下的 10000 次来计算参数集后验矩的蒙特卡罗近似. 由于混频特征, 本文模型选定滞后阶数为 6 个月. 为了更有效对比分析, 本文将预测集分为三组: 由于 1 月、4 月、7 月、10 月为季度后第一个值, 其预测没有利用月度数据有效信息, 将其预测值归为一

表3 变量平稳性检验

变量	ADF 检验		PP 检验	
	t 值	p 值	t 值	p 值
GDP	-4.0418	0.0017***	-10.7716	0.0000***
UNT	-11.0199	0.0000***	-11.0582	0.0000***
BCI	-11.4278	0.0000***	-11.6643	0.0000***
CPI	-10.9246	0.0000***	-10.3827	0.0000***
M <sub>2</sub>	-13.1030	0.0000***	-13.1161	0.0000***
IR	-7.1789	0.0000***	-7.4100	0.0000***
RB	-3.9419	0.0024***	-11.7034	0.0000***
SZ300 Index	-12.4592	0.0000***	-12.6631	0.0000***
Consumption	-7.6236	0.0000***	-8.9315	0.0000***
Investment	-9.3672	0.0000**	-9.5563	0.0000***
ICI	-10.0254	0.0000***	-11.3085	0.0000***

注: \*, \*\*, \*\*\* 分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平拒绝原假设, ADF 检验及 PP 检验原假设为变量存在单位根, 即变量为不平稳变量.

组, 记为“+0”月预测集合; 2月、5月、8月、11月为季度后公布第二个值, 混频模型预测利用了月度数据一个信息点, 将其归为一组, 记为“+1”月预测集合; 3月、6月、9月、12月为季度数据公布最后一个值, 混频模型预测利用了月度数据两个信息点, 将其归为一组, 记为“+2”月预测集合.

我们采用均方偏差 (MSE) 作为预测结果测度方法, 其定义如下:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{\tau=t_0}^{t_{N-1}} [Y_{\text{obs}, \tau+h} - Y_{\text{model}, \tau+h}]^2. \quad (3)$$

本文预测评估区间选择窗口期 2002 年 1 月至 2021 年 12 月 (相对应季度数据为 2002 年一季度至 2021 年四季度), 季度数据预测值共 80 个时间点, 月度数据共 240 个时间点. 因而式 (3) 中:

$$h = 1, \quad N = 80(240), \quad t_0 = 2002 : Q1(2002 : M1), \quad t_{N-1} = 2021 : Q12(2021 : M4),$$

其中下标为 model 的  $Y$  为模型点预测值. 本文采用混频 VAR 模型对我国 11 个主要经济变量进行预测, 计算 11 个变量一个月窗口期预测区间内的均方偏差, 并根据均方偏差最小化得到最优权重. 具体计算过程如下: 1) 由于  $\alpha_{1t} + \alpha_{2t} = 1$ , 我们将每个月的权重  $\alpha_{1t}, \alpha_{2t}$  设置从 0 和 1 开始, 以 0.01 为单位进行迭代, 即:  $\alpha_{1t} = 0, \alpha_{2t} = 1 \rightarrow \alpha_{1t} = 0.01, \alpha_{2t} = 0.99 \rightarrow \alpha_{1t} = 0.02, \alpha_{2t} = 0.98 \rightarrow \dots \rightarrow \alpha_{1t} = 1, \alpha_{2t} = 0$ ; 2) 将不同的权重代入 EPU 计算公式中 ( $\text{EPU}_t = \alpha_{1t}\text{EPU}_{1,t} + \alpha_{2t}\text{EPU}_{2,t}$ ), 然后将 EPU 代入混频 VAR 模型中对 11 个变量 2002 年 1 月至 2021 年 12 月进行拟合, 计算预测均方偏差; 3) 根据 11 个变量预测均方偏差和最小, 确定每个月的最优权重  $\alpha_{1t}, \alpha_{2t}$ ; 4) 根据每个月的最优权重  $\alpha_{1t}, \alpha_{2t}$  计算每个月的 EPU.

最后得到的我国动态经济政策不确定指数如图 1 所示。

由图 1 可以看出: 1) 我国经济政策不确定指数存在高低起伏的波动性特征, 并且近年来呈现波动较大持续增长的趋势, 这与 Baker et al. (2016) 构建的我国 EPU 指数结论一致 (中国 2008 年后经济政策不确定性显著上升, 2016–2017 年间的中国经济政策不确定性远远超过美国和欧洲); 2) EPU 指数的波动不仅能够反映国内经济环境不确定及经济政策不确定, 同时也一定程度反映了国外经济环境不确定带来的溢出效应, 例如 2017 年美国特朗普上任总统事件也表现出对我国经济政策不确定的影响效应; 3) EPU 指数起伏波动与经济现实情景吻合度非常高, 几次极大波动对应了历年政策变动, 包括 2003 年 SARS 的爆发、2008 年金融危机出台的“四万亿”政策、2010 年“国五条”后的三次加息、2015–2016 年实行股市“熔断”制度、2017 年出台“三去一降一补”供给侧改革政策、2018 年中美贸易战开端带来的政策不确定以及 2020 年初全球爆发的新冠疫情冲击。

通过上述分析, 得到三点结论: 1) 基于大数据网络爬虫文本分析得到的我国动态 EPU 指数敏感度较高, 与现实经济政策及内外经济环境不确定一致性较高; 2) 国内外重大经济事件、突发自然灾害等因素在一定程度上带来经济环境的不确定都会体现在经济政策不确定指数波动上, 但不同事件引起的波动幅度、影响时长存在差异, 相比较而言, 自然灾害引发的不确定程度波动幅度小于经济事件引发的不确定波动幅度, 前者影响持续时间也比后者影响持续时间短; 3) 经济政策不确定性与实际经济波动密切关联, 且我国经济政策不确定存在显著长记忆特征, 正是由于宏观经济的波动, 相应政策与之呼应波动, 反过来, 经济政策波动带来的不确定环境, 又进一步引发未来可能的宏观经济波动, 对未来经济波动及经济政策存在长期显著影响。

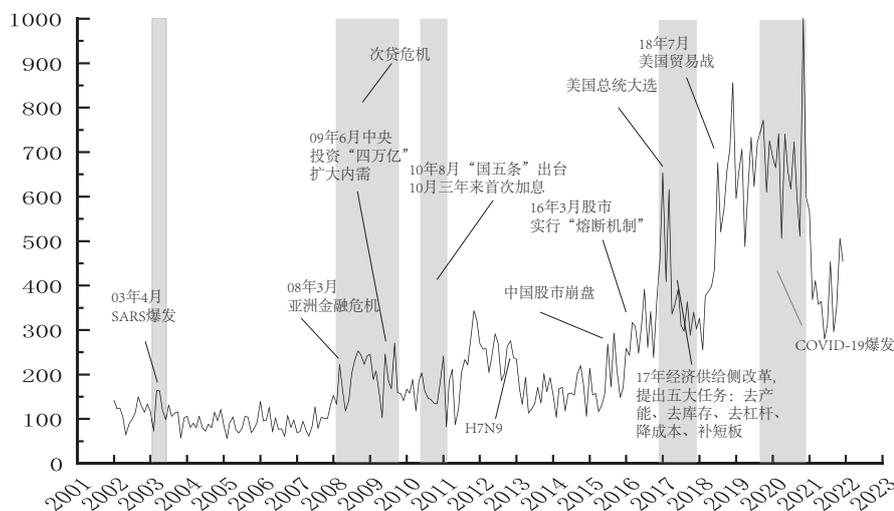


图 1 我国动态经济政策不确定指数

### 4.3 我国动态经济政策不确定指数统计性质及稳健性检验

#### 4.3.1 本文构建我国动态 EPU 指数统计性质

由 EPU 指数结果的图 1 和表 4, 我们可以看出我国的经济政策不确定指数可能存在断点及具有长记忆特征, 因而需要对我国 EPU 指数的序列特征 (长记忆及断点) 进行检验. 首先我们对 EPU 指数进行单位根 ADF 检验及 KPSS 检验, 结果如表 4 所示<sup>4</sup>:

对我国 EPU 的 ADF 检验显示我国 EPU 序列存在单位根, 因而是非平稳序列, KPSS 检验结果显示我国 EPU 数据是非平稳序列, 但是其一阶差分为平稳时间序列. 同时, 我们还采用 ARFIMA ( $p, d, q$ ) 模型 ( $0 < d < 0.5$  说明序列存在长记忆特征) 对 EPU 数据进行拟合, 得到  $d$  的点估计值为 0.4901, 说明我国 EPU 序列存在长记忆特征. 接下来我们采用 Bai and Perron (2003) 对 EPU 进行断点检验, 结果显示我国 EPU 序列存在三个显著断点, 即 2008 年 9 月、2016 年 11 月及 2017 年 3 月, 这与我国实际经济政策较大波动时间点也是高度吻合的.

表 4 EPU 平稳性 ADF 检验

变量	无常数项和漂移项		有截距项		有截距项和漂移项	
	ADF 值	$p$ 值	ADF 值	$p$ 值	ADF 值	$p$ 值
EPU	0.333	0.217	-0.993	0.165	-2.542	0.109
EPU 一阶差分	11.02	0.000	11.11	0.000	11.35	0.000

注: \*, \*\*, \*\*\* 分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平拒绝原假设, ADF 检验原假设为变量存在单位根, 即变量为不平稳变量.

#### 4.3.2 本文构建动态 EPU 指数与 BBD 及 HL 指数对比分析

将本文构建动态 EPU 指数与 Baker et al. (2016) 构建 EPU 指数 BBD 及 Huang and Luk (2020) 的 HL 指数计算相关系数分别为 0.81 和 0.66, 并将三者 in 图 2 表示出来.

由图 2 可以看出: 1) BBD 指数基于香港的《南华早报》进行编制, 其指数波动与国际经济环境波动一致度较高, 但对于我国主要经济波动走势及经济政策变动关键点捕捉较少; 相对应的, Huang and Luk (2020) 的研究中在我国 10 家主流报纸基础上拓展至 114 份报纸编制我国经济政策不确定指数, 结果显示 114 份报纸基础上编制的指数比 10 家主流报纸编制的指数平滑, 说明若数据来源考虑所有媒介, 则会降低指数的敏感性; 2) 本文构建动态 EPU 指数与 BBD 指数相关性强于与 HL 指数相关性, 尤其 2016 年之后, 由于 HL 指数较平滑, EPU 与 BBD 波动较明显, 而 HL 指数对经济波动的刻画不如 EPU 与 BBD; 3) HL 指数相对平稳, 没有良好地捕捉到我国经济波动的主要关键时间点, 其时间序列长记忆特征不如本文构建动态 EPU 指数及 BBD 指数明显; 4) 本文构建动态 EPU 指数与 BBD 指数 2018 年之后的波动走势及关键点存在较大差别. 由此我们得到结论: 1) Baker et al. (2016) 编制我国 EPU 指数是基于香港的《南华早报》, 主要报道我国香港经济发展状况, 近年来该报纸越来越关心我国经济发展, 基于此编制的 EPU 指数近年来波动走势更明显; 2) HL 指数编制将报纸范围扩大, 导致 HL 较 BBD 指数平滑; 3) 本文编制动态 EPU 指数综合了网络大数据及

<sup>4</sup>KPSS 检验结果没有在表 4 出现, 因为其结果和 ADF 检验类似.

学术研究信息数据, 既避免了信息量过少导致的采样误差, 又避免了媒体报道的主观偏差性, 因而其统计特征明显及对关键时间点的拟合表现出一定的优越性.

#### 4.3.3 本文构建动态 EPU 指数与仅采用学术研究信息数据构建 EPU 指数对比分析

将本文构建动态 EPU 指数与仅采用学术研究信息数据 (即仅对谷歌学术搜索网进行文本挖掘采用相同策略得到我国 EPU, 不需要动态权重) 形成图 3.

由图 3 可以看出: 1) 两者波动走势一致, 但仅采用学术研究信息数据构建 EPU 指数波动性前期较平稳, 2018 年之后波动性较大; 2) 仅采用学术研究信息数据构建 EPU 指数的波峰波谷时间点比本文构建动态 EPU 指数存在滞后并且波峰波谷持续时间长. 由此我们得到结论: 1) 网络大数据比学术信息网对政策变动反应更迅速一些; 2) 近年来学术期刊对经济政策不确定的关注度越来越高, 说明经济政策不确定研究成为现代主流宏观经济学研究的一个重要方向; 3) 采用网络大数据进行文本挖掘分析方法得到的动态 EPU 体现了不确定与媒体关注度的一致性, 虽然其拟合度非常高, 但是新闻媒介报道量偏大容易造成不确定恐慌, 因而本文采用两种大数据来源一定程度上降低了未来面对的不确定恐慌, 又能真实体现当前不确定程度.

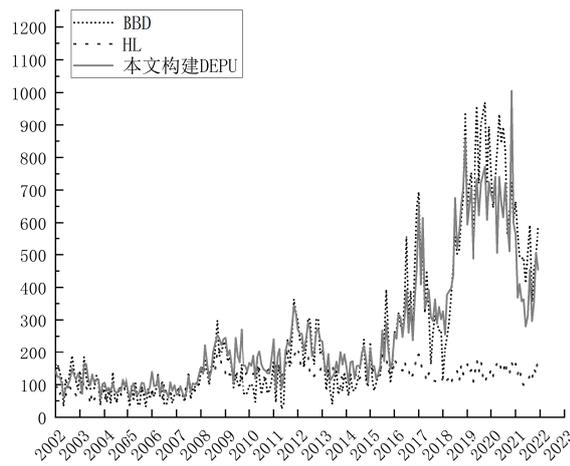


图 2 本文构建我国动态 EPU 指数与 BBD、HL 指数

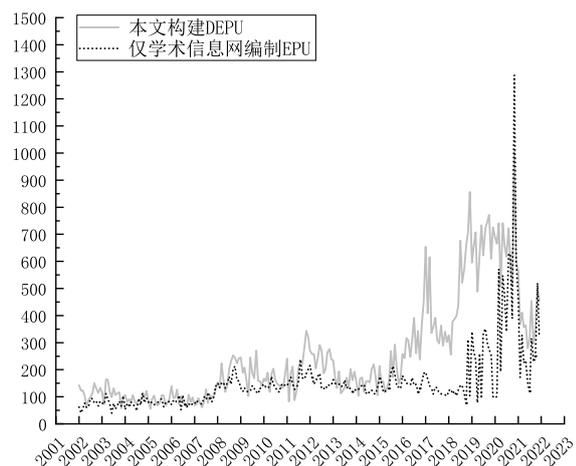


图 3 本文构建我国动态 EPU 指数与仅采用学术研究信息挖掘构建的 EPU 指数

#### 4.4 经济政策不确定指数 EPU 对宏观经济变量预测能力分析

本文分别采用混频 VAR 模型包含 EPU 指数 (一阶差分) 及不包含 EPU 指数对我国 11 个主要经济变量进行预测, 记为模型 1 与模型 2, 计算 11 个变量两个模型下预测区间内的均方偏差比:

$$MSE_{\text{Ratio}} = \frac{MSE_1}{MSE_2}$$

所以, 若  $MSE_{\text{Ratio}} = 1$ , 这说明两模型预测能力相当, 若  $MSE_{\text{Ratio}} < 1$ , 这说明包含 EPU 指数的混频 VAR 模型预测能力更优. 为了对模型预测能力进行显著性比较, 本文对两模型预测

进行 Diebold-Mariano 检验, 简称为 DM 检验. 假设  $\hat{y}_{t+h|t}^1$  和  $\hat{y}_{t+h|t}^2$  分别是模型 1 和模型 2 对  $y_t$  向前  $h$  步预测值, 模型 1 和模型 2 的预测误差可以表示为:  $\epsilon_{t+h|t}^i = \hat{y}_{t+h|t}^i - y_{t+h}$ ,  $i = 1, 2$ . 定义  $L$  为平方误差损失函数. 为了判断模型 1 和模型 2 的预测结果在统计上是否存在显著差异, 我们检验原假设:  $H_0 : E[L(\epsilon_{t+h|t}^1)] = [L(\epsilon_{t+h|t}^2)]$ , 备择假设为:  $H_0 : E[L(\epsilon_{t+h|t}^1)] \neq [L(\epsilon_{t+h|t}^2)]$ , 定义损失差为:  $d_t = L(\epsilon_{t+h|t}^1) - L(\epsilon_{t+h|t}^2)$ , 则原假设等价于:  $H_0 : E[d_t] = 0$ . DM 检验统计量可以表示为:

$$S = \frac{\bar{d}}{(\text{LRV}_{\bar{d}}/T)^{\frac{1}{2}}},$$

其中,  $\bar{d}$  是损失差  $d_t$  的均值,  $\text{LRV}_{\bar{d}}$  是  $\sqrt{T}\bar{d}$  渐进方差一致估计量. 根据 Diebold-Mariano (1995),  $S \rightarrow_d N(0,1)$  当  $T \rightarrow \infty$ .

我们分别计算三个预测集合下两模型 11 个变量预测均方偏差比及 DM 检验统计量, DM 统计检验量为正值代表模型一优于模型二, 负值则相反. 三个季度变量只能预测“+0”月预测集, 结果见表 5. 由两模型预测均方偏差比及 DM 检验统计量展示结果归纳如下: 1) 所有变量三集合预测集对应的均方偏差比均小于 1, 说明包含 EPU 指数的模型预测能力优于不包含 EPU 指数的模型; 2) 相同条件下, 对 8 个月度变量的三个预测集, “+2”月预测均方偏差比最小, “+0”月预测均方偏差比最大; 3) 11 变量中, 包含 EPU 指数的模型对 GDP、UNT (失业率) 及 BCI (5000 户企业景气扩散指数) 三个季度数据的预测更优; 4) 11 个变量中, 模型对 M2 (货币供应量)、IR (利率) 和 SZ300 Index (沪深 300 指数) 三变量预测能力差距较小; 5) DM 检验结果显示, 对 11 个变量的预测 DM 检验结果均为正值且显著拒绝原假设, 说明包含 EPU 指数的混频 VAR 模型预测能力在统计上具有绝对优势, 尤其是三个季度变量.

我们可以得到以下结论: 第一, 2008 年全球金融危机以来, 世界经济经历了 10 年的“长期停滞期”, 我国经济增速从 2010 年一季度的 12.2% 持续下跌至 2019 年第三季度的 6%, 世界各国政府推出各项政策方案以应对经济下滑, 但全球经济复苏的速度远不及预期, 学界和业界一致认为经济政策不确定冲击是加深经济衰退、造成经济波动的关键因素, 2020 年初爆发的新冠疫情也佐证了这一命题. 经济政策不确定已经是影响宏观经济波动的重要因素, 因此对未来宏观经济走势进行预测必须考虑经济政策不确定冲击. 第二, 混频数据模型由于同时捕捉低频和高频宏观数据, 优化长、短期数据信息, 因而能够有效提高模型的预测能力. 最后, 包含经济政策不确定的模型对主要宏观经济变量的预测能力优于对货币供应量、利率和股票市场相关指标的预测能力, 我们可以看到, 经济政策不确定指数对失业率及 5000 户企业景气扩散指数两个变量的影响效应最强, 即对生产的影响效应最强, 而对货币供应量、利率及沪深 300 指数影响效应最弱, 以上说明主要宏观经济变量预测需要考虑经济政策不确定指数这一变量的波动趋势, 而针对货币供应量及利率等货币政策操作, 有学者编制了我国货币政策不确定指数.

#### 4.5 本文编制 EPU 指数与基于报纸编制 EPU 指数对宏观经济变量预测能力分析

一直以来, 我国学者对经济政策不确定性的宏观效应研究中, 经济政策不确定指数均采用 Baker et al. (2016) 编制的 EPU, Huang and Luk (2020) 在 Baker et al. (2016) 基础上扩

表5 包含与不包含 EPU 指数下两模型预测均方偏差比及 DM 检验结果

	“+0”月预测集		“+1”月预测集		“+2”月预测集	
	MSE <sub>Ratio</sub>	DM 检验	MSE <sub>Ratio</sub>	DM 检验	MSE <sub>Ratio</sub>	DM 检验
GDP	0.5627	2.9874***				
UNT	0.7399	3.0648***				
BCI	0.5562	2.9883***				
CPI	0.7678	2.3397***	0.7571	2.5855***	0.7506	1.6380
M <sub>2</sub>	0.9031	1.6421**	0.9045	1.5398	0.8872	1.3773**
IR	0.8671	2.3656***	0.8879	1.6606	0.8120	1.5091**
RB	0.7108	2.7566***	0.7091	2.9630***	0.6982	2.4997***
SZ300 Index	0.8134	1.4038**	0.8231	1.3295	0.8019	1.2909*
Consumption	0.6135	3.7134***	0.6136	3.2806***	0.6033	3.2135***
Investment	0.8321	2.8290***	0.8017	2.7666***	0.7922	2.3738***
ICI	0.7136	3.2051***	0.7147	3.4419***	0.6832	3.6445***

注: MSE<sub>Ratio</sub> = 1 表明包含及不包含 EPU 指数模型预测能力相同, MSE<sub>Ratio</sub> < 1 说明包含 EPU 指数模型预测能力更优. \*, \*\*, \*\*\* 分别代表在 10%、5% 及 1% 显著性水平拒绝原假设.

展了其 EPU 指数, 两者是都是在报纸报道量基础上编制, 但是后者将报纸覆盖范围扩大, 两者的数据来源均为报纸文本, 本文采用网络媒介大数据及学术媒介关心度构建 EPU, 是否在预测能力上更优于报纸编制的 EPU 指数?

本部分将采用混频 VAR 模型将 EPU 包含在模型内, 对本文编制的 EPU 及 HL 指数预测能力进行对比, 选择 HL 指数的原因有 3 点: 1) Baker et al. (2016) 编制我国的 EPU 指数仅根据香港的《南华早报》, Huang and Luk (2020) 则在 Baker et al. (2016) 思路下根据我国 10 家报纸(《北京青年报》《广州日报》《解放日报》《人民日报》海外版、《上海晨报》《南方都市报》《北京新闻》《今日晚报》《文汇报》和《羊城晚报》)编制了我国 EPU 指数, 并采用 SVAR 模型脉冲响应分析了其编制的 EPU 指数对失业、GDP 及股价指数三变量的影响效应, 结论认为其编制的 EPU 指数对三变量波动存在负面效应, 与国际学者对 EPU 影响效应分析一致, 而 Baker et al. (2016) 编制的 EPU 指数做 SVAR 脉冲响应分析得不到此结论; 2) BBD 指数与国际经济环境波动一致度较高, 但对于我国主要经济波动走势及经济政策变动关键点捕捉较少; 3) 由于 BBD 与 HL 指数都是基于报纸来源数据进行编制, HL 指数是 BBD 指数的拓展, 并且目前没有文献采用 HL 指数代表我国经济政策不确定指数. 基于以上三点原因, 本文选择与 HL 指数的预测能力进行对比.

重复上文实证部分内容, 包含本文构建 EPU 指数的混频 VAR 模型记为模型 1, 包含 HL 指数的混频 VAR 模型记为模型 2, 仍然对 2015 年 1 月至 2018 年 12 月(相对应季度数据为 2015 年一季度至 2018 年四季度)相应窗口期 11 个主要经济变量进行预测, 计算三个预测集合下两模型 11 个变量预测均方偏差比及 DM 检验统计量(DM 统计检验量为正值代表模型一优于模型二, 负值则相反.), 结果见表 6.

由两模型预测均方偏差比及 DM 检验统计量展示结果归纳如下: 1) 11 个变量中, 对 M2(货币供应量)和 SZ300 Index(沪深 300 指数)两变量预测均方偏差比略大于 1, 说明 HL 指

表 6 不同 EPU 指数下两模型预测均方偏差比及 DM 检验结果

	“+0”月预测集		“+1”月预测集		“+2”月预测集	
	MSE <sub>Ratio</sub>	DM 检验	MSE <sub>Ratio</sub>	DM 检验	MSE <sub>Ratio</sub>	DM 检验
GDP	0.8678	1.9183***				
UNT	0.9455	1.3474**				
BCI	0.8851	1.0158**				
CPI	0.7673	1.8467***	0.7778	1.0097***	0.7322	1.6057***
M <sub>2</sub>	1.0996	-0.0599*	1.1123	-0.0167	1.0935	-0.0367*
IR	0.9982	0.2796*	0.9974	0.2375**	0.9406	0.2273***
RB	0.7537	1.6638***	0.7128	1.5716***	0.7102	1.1629***
SZ300 Index	1.0103	-0.0367	1.0063	-0.0978	1.0001	-0.0220
Consumption	0.8123	0.8692**	0.8037	0.8648**	0.7621	0.8129**
Investment	0.8673	0.9029**	0.8129	0.8537**	0.7524	0.7936***
ICI	0.7571	1.5213***	0.7124	1.0158***	0.6905	1.1629***

注:  $MSE_{Ratio} = 1$  表明两种 EPU 指数模型预测能力相同,  $MSE_{Ratio} < 1$  表明本文编制 EPU 指数模型预测能力更优,  $MSE_{Ratio} > 1$  表明 HL 指数模型预测能力更优. \*, \*\*, \*\*\* 分别代表在 10%、5% 及 1% 显著性水平拒绝原假设.

数模型预测能力略优于本文构建 EPU 指数模型预测能力; 2) 剩余 9 个变量预测均方偏差比均小于 1, 说明本文构建 EPU 指数模型预测能力优于 HL 指数模型预测能力; 3) 11 个变量中, 两模型对 RB (全国财政收支差额)、ICI (投资者信心指数) 和 CPI (价格) 预测均方偏差最小; 4) 11 个变量中, 两模型对 IR (利率) 及 UNT (失业率) 预测能力几乎相近; 5) 两模型 DM 检验结果显示, 本文编制的 EPU 模型预测能力具有显著优势, 11 个变量中, SZ300 Index (沪深 300 指数) 变量的 DM 检验统计量未负值但未通过显著性检验, 即接受原假设. 对 M2 (货币供应量) 预测 DM 统计量为负值且拒绝原假设, 说明 HL 指数模型对此变量预测能力稍强, 其余 9 个变量 DM 检验统计量均为正值, 说明本文编制 EPU 指数模型预测能力具有绝对统计优势.

我们可以得到以下 2 点结论: 第一, 本文基于网络大数据及学术文章数据关注度编制的我国动态 EPU 指数, 明显将数据来源扩大, 并且避免了报纸媒介数据媒体偏差的内生性问题, 因而得到结果对主要宏观变量预测能力提高; 第二, 本文编制的 EPU 指数对价格、全国财政收入差额及投资者信心指数预测能力明显优于 HL 指数模型, 说明本文编制的 EPU 指数对未来政策走向 (尤其财政政策) 影响效应尤其突出.

#### 4.6 包含 EPU 指数的混频 VAR 模型对我国宏观经济变量预测

对宏观经济变量进行预测包括点预测及预测区间, 前文对本文编制 EPU 指数与 BBD 及 HL 指数对比分析时均基于对我国 11 个经济变量的点预测, 但是预测区间较点预测能够更好地评估未来的不确定性及了解导致不同可能结果的各种情形, 下面我们就补充混频 VAR 模型下包含本文编制的 EPU 指数对我国主要宏观经济变量的预测百分位数衡量的预测区间效果. 本文选取的变量中 GDP、失业率及 5000 户企业生产景气指数为季度变量, 其他为月度变量. 季度变量的公布时间为每年的 1、4、7、10 月, 月度变量的公布时间为为当月月末, 因

此对于季度变量我们选取 2002 年一季度到 2021 年四季度为窗口期, 并站在 2021 年四季度即 2021 年 12 月末的时点上进行未来 4 个季度预测, 对于月度数据, 我们选取 2002 年 1 月至 2021 年 12 月为窗口期, 站在 2021 年 12 月末时点上进行未来一年预测, 最终得到 11 个变量的预测区间结果如图 4 所示。

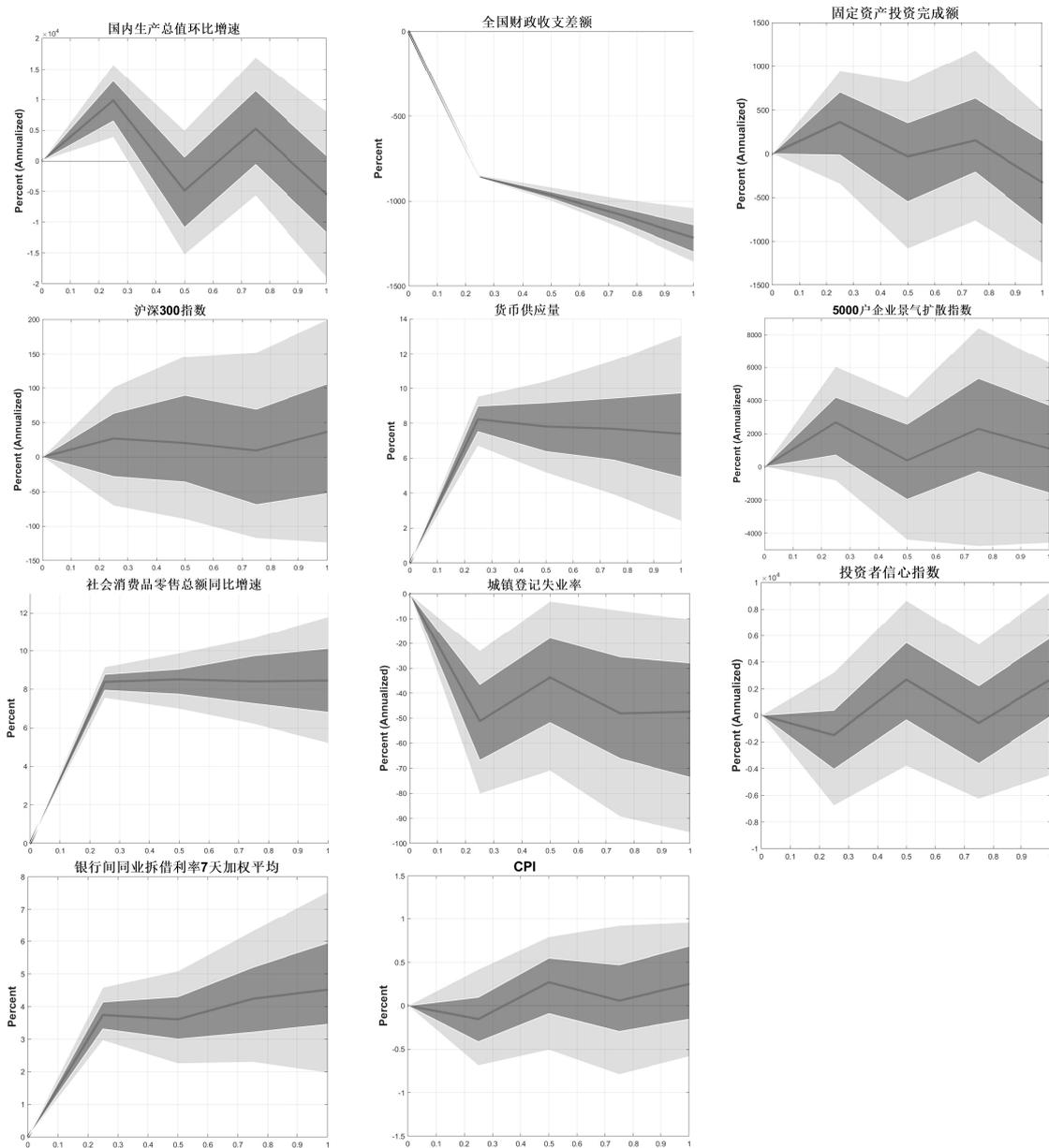
11 个宏观变量增长率预测区间结果图 4 显示: 1) 首先来看 11 个变量 2022 年年初走势, 整体上, GDP 环比增速、财政收支差额、投资者信心指数及失业率呈下降趋势, 价格指数、货币供应量、利率、投资、消费、企业景气扩散指数及沪深 300 指数呈上升趋势; 2) 由 10% 至 90% 分位预测区间看出, GDP 环比增速上下波动区间为 2%, 失业率波动区间较大, 为 50%, 消费和投资相比较, 投资波动区间的 500% 远大于消费波动区间 10%; 3) 对于财政政策工具, 财政收支差额波动区间为 1000%; 对于货币政策工具, 货币供应量波动区间 10%, 而利率波动区间为 5%; 4) 对于三个指数指标, 5000 户企业景气指数 10% 至 90% 分位预测区间高达 2000%, 沪深 300 指数波动区间达到 100%, 投资者信心预测区间仅达到 1%。

由以上预测区间结果我们得到以下结论: 1) 经济政策不确定对我国主要宏观经济波动存在负向显著效应, 这与 Baker et al. (2016), Bloom et al. (2009, 2014), Jones and Olson (2011), Caggiano et al. (2014), Jurado et al. (2015), 许志伟和王文甫 (2018), Huang and Luk (2020) 的结论是一致的, 再一次说明本文构建的经济政策不确定指数具备稳健性, 并且为未来宏观经济周期研究需要密切关注经济政策不确定指数提供有力佐证; 2) 2022 年, 失业率及价格指数呈现波动幅度越来越大的趋势, 其余变量在一年里波动幅度几乎一致, 说明 2022 年宏观指标需格外关注失业问题和价格波动; 3) 我国 2022 年月度数据已公布至 2022 年 8 月, 季度数据已公布前两个季度数据, 根据真实数据, 我国 2022 年失业率持续上升至 4 月开始下降, 我们的预测是在 6 月后才稳步下降, 居民消费价格指数真实数据是进入 2022 年开始上升至 7 月, 我们的预测是在 6 月后才稍微有所下降并稳定, 总体来看, 本文的预测趋势及波动拐点与真实数据比较一致, 且 6 个月以上的预测优于 6 个月以内的预测精度, 本文计算了 2022 年的预测值与真实值之间的均方偏差值 (月度数据采用前文 +0 月预测集、+1 月预测集及 +2 月预测集, 季度数据仅采用 +0 月预测集), 得到 11 个变量 (居民消费价格指数、银行间同业拆借利率 7 天加权平均、全国财政收支差额、货币供应量、沪深 300 指数、社会消费品零售总额同比增速、固定资产投资完成额、投资者信心指数、国内生产总值环比增速、城镇登记失业率及 5000 户企业景气扩散指数) 的预测均方偏差分别为 0.912、2.55、2.012、2.134、2.586、1.499、1.909、0.752、0.707、0.505 和 0.568, 远远低于不包含 EPU 指数的预测均方偏差 (对以上 11 个变量的预测均方偏差以此为 7.006、7.677、7.461、8.823、8.774、9.573、10.195、8.865、8.39、8.898 和 9.396)。

## 5 结论

本文基于网络大数据及学术研究信息数据构建我国近年来的动态经济政策不确定指数, 采用混频 VAR 模型对包含经济政策不确定指数的 11 个主要宏观变量进行预测, 详细论证了本文经济政策不确定指数的经济统计含义, 并就本文经济政策不确定指数与其他策略得到的经济政策不确定指数进行对比分析。综合以上分析, 得出以下结论:

第一, 近年来全球经济增长放缓, 突发“黑天鹅”事件频发, 使得全球经济不确定性程度



注：图形中一共 5 条曲线，曲线从上到下依次为预测值的 90 分位、75 分位、50 分位（贯穿中间的实线）、25 分位和 10 分位数。横轴为一年期预测，将一年期分为 10 等分，即 0.5 代表 22 年 6 月份的预测区间。

图 4 包含经济政策不确定指数的混频 VAR 模型对我国 11 个变量预测区间

明显增加。2008 年金融危机后已有学者开始关注不确定性冲击的宏观经济效应，并将其引入到宏观经济模型中进行求解 (Andreasen (2012))。Bloom (2009) 认为不确定性冲击是宏观经济波动的重要来源之一，同时，不少学者的研究表明政府的经济政策也存在一定程度的

不确定性,并且可能会成为新的经济波动源 (Born and Pfeifer (2014), Bianchi and Melosi (2017)). 已有研究表明,该波动源可能通过违约风险累计渠道叠加不确定性冲击的影响,从而造成更大的宏观经济波动. 经济政策包括财政政策、货币政策及贸易政策等多角度政策实施,因而对政策不确定指数的编制包括财政政策不确定指数、货币政策不确定指数及贸易政策不确定指数等,本文构建政策不确定指数策略可推广至其它不确定指数编制,只有完善这些不确定指数的度量方式,才能对未来不确定冲击效应及不确定风险进行及时预警管理.

第二,自2020年疫情之后,近两年的政府工作报告最重要的一个变化是不设GDP增速目标,即没有一个具体的量化目标,政策更重视“稳就业保民生”,本文预测失业率呈现宽幅波动,因而近两年的政策重心之重是稳就业,只有失业率得到控制,生产得以恢复,才能实质降低不确定冲击对供给侧的影响.

第三,面对不确定冲击需要财政政策与货币政策相互配合,相比较而言,财政政策效应时滞较短,货币政策效应存在一定时长的滞后,我国历次应对经济危机财政政策起到了初期关键性作用,这与本文的预测结果也是一致的.

## 参 考 文 献

- 邝雄,胡南贤,徐艳,(2019). 货币政策不确定性与银行信贷决策——基于新闻报道文本分析的实证研究[J]. 金融经济研究,34(5): 68-79.
- Kuang X, Hu N X, Xu Y, (2019). Monetary Policy Uncertainty and Banks, Credit Decisions: An Empirical Study Based on the Textual Analysis of News Coverage[J]. Financial Economics Research, 34(5): 68-79.
- 刘汉,刘金全,(2011). 中国宏观经济总量的实时预报与短期预测——基于混频数据预测模型的实证研究[J]. 经济研究,(3): 4-17.
- Liu H, Liu J Q, (2011). Nowcasting and Short-term Forecasting of Chinese Macroeconomic Aggregates: Based on the Empirical Study of MIDAS Model[J]. Economics Research, (3): 4-17.
- 刘金全,刘汉,印重,(2010). 中国宏观经济混频数据模型应用——基于MIDAS模型的实证研究[J]. 经济科学,(5): 23-34.
- Liu J Q, Liu H, Yin Z, (2011). Application of Macroeconomic Mixing Data Model in China: An Empirical Study Based on MIDAS Model[J]. Economic Science, (5): 23-34.
- 王霞,郑挺国,(2020). 基于实时信息流的中国宏观经济不确定性测度[J]. 经济研究,(10): 55-71.
- Wang X, Zheng T G, (2020). Measuring China's Macroeconomic Uncertainty Using Real Time Data Information[J]. Economics Research, (10): 55-71.
- 许志伟,王文甫,(2018). 经济政策不确定性对宏观经济的影响——基于实证与理论的动态分析[J]. 经济学季刊,18(1): 23-50.
- Xu Z W, Wang W F, (2018). Does Policy Uncertainty Drive Chinese Aggregate Fluctuations? — Evidences and Dynamic Analysis[J]. China Economic Quarterly, 18(1): 23-50.
- 张劲帆,刚健华,钱宗鑫,张龄琰,(2018). 基于混频向量自回归模型的宏观经济预测[J]. 金融研究,(7): 34-48.
- Zhang J F, Gang J H, Qian Z X, Zhang L Y, (2018). Macro-economic Forecasts Based on the MF-BVAR[J]. Finance Research, (7): 34-48.
- 郑挺国,王霞,(2013). 中国经济周期的混频数据测度及实时分析[J]. 经济研究,(6): 58-70.

- Zheng T G, Wang X, (2013). Measuring China's Business Cycle with Mixed-frequency Data and Its Real Time Analysis[J]. *Economics Research*, (6): 58–70.
- Alexopoulos M, Cohen J, (2015). The Power of Print: Uncertainty Shocks, Markets, and the Economy[J]. *International Review of Economics and Finance*, 40: 8–28.
- Andreasen M M, Fernández-Villaverde J, Rubio-Ramírez J F, (2018). The Pruned State-space System for Non-linear DSGE Models: Theory and Empirical Applications[J]. *The Review of Economic Studies*, 85(1): 1–49.
- Bai J, Perron P, (2003). Computation and Analysis of Multiple Structural Change Models[J]. *Journal of Applied Econometrics*, 18(1): 1–22.
- Baker S R, Bloom N, Davis S J, (2016). Measuring Economic Policy Uncertainty[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 131(4): 1593–1636.
- Bianchi F, Melosi L, (2017). Escaping the Great Recession[J]. *American Economic Review*, 107(4): 1030–1058.
- Bloom N, (2009). The Impact of Uncertainty Shocks[J]. *Econometrica*, 77(3): 623–685.
- Bloom N, (2014). Fluctuations in Uncertainty[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 28(2): 153–176.
- Boudoukh J, Feldman R, Kogan S, Richardson R, (2013). Which News Moves Stock Prices? A Textual Analysis[R]. NBER Working Paper: 18725.
- Born B, Pfeifer J, (2014). Policy Risk and the Business Cycle[J]. *Journal of Monetary Economics*, 68(1): 68–85.
- Caggiano G, Castelnuovo E, Groshenny N, (2014). Uncertainty Shocks and Unemployment Dynamics in U.S. Recessions[J]. *Journal of Monetary Economics*, 67(1): 78–92.
- Carter C K, Kohn R, (1994). On Gibbs Sampling for State Space Models[J]. *Biometrika*, 81(3): 541–553.
- Clement M, Galvo A B, (2008). Macroeconomic Forecasting with Mixed-frequency Data[J]. *Journal of Business and Economic Statistics*, 26(4): 546–554.
- Doan T, Litterman R, Sims C A, (1984). Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distributions[J]. *Econometric Reviews*, 3(1): 1–100.
- Del Negro M, Schorfheide F, (2011). *Bayesian Macroeconometrics*[M]. Oxford: Oxford University Press.
- Diebold F X, Mariano R S, (1995). Comparing Predictive Accuracy[J]. *Journal of Business and Economic Statistics*, 13(3): 253–263.
- Durbin J, Koopman S J, (2011). *Time Series Analysis by State Space Methods*[M]. Oxford: Oxford University Press.
- Gentzkow M, Shapiro J M, (2010). What Drives Media Slant? Evidence from U.S. Daily Newspapers[J]. *Econometrica*, 78(1): 35–71.
- Giannone D, Reichlin L, Small D, (2008). Nowcasting: The Real-time Informational Content of Macroeconomic Data[J]. *Journal of Monetary Economics*, 55(4): 665–676.
- Ghysels E, (2004). Macroeconomics and the Reality of Mixed Frequency Data[J]. *Journal of Econometrics*, 193(2): 294–314.
- Hoberg G, Phillips G, (2010). Product Market Synergies and Competition in Mergers and Acquisitions: A Text-based Analysis[J]. *Review of Financial Studies*, 23(10): 3773–3811.
- Huang Y, Luk P, (2020). Measuring Economic Policy Uncertainty in China[J]. *China Economic Review*, 59: 1–18.
- Jiang F, Lee J, Martin X, Zhou G, (2019). Manager Sentiment and Stock Returns[J]. *Journal of Financial Economics*, 132(1): 126–149.

- Jones P M, Olson E, (2013). The Time-Varying Correlation Between Uncertainty, Output, and Inflation: Evidence from a DCC-GARCH Model[J]. *Economics Letters*, 118: 33–37.
- Jurado K, Ludvigson S C, Ng S, (2015). Measuring Uncertainty[J]. *American Economic Review*, 105(3): 1177–1216.
- Kuzin V, Marcellino M, Schumacher C, (2010). MIDAS vs. Mixed-Frequency VAR: Nowcasting GDP in the Euro Area[J]. *International Journal of Forecasting*, 27(2): 529–542.
- Litterman R B, (1986). Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions—five Years of Experience[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 4(1): 25–38.
- Liemieux J, Peterson R A, (2011). Purchase Deadline as a Moderator of the Effects of Price Uncertainty on Search Behavior[J]. *Journal of Economic Psychology*, 32(1): 33–44.
- Mariano R S, Murasawa Y, (2003). A New Coincident Index of Business Cycles Based on Monthly and Quarterly Series[J]. *Journal of Applied Econometrics*, 18(4): 427–443.
- Mariano R S, Murasawa Y, (2010). A coincident Index, Common Factors, and Monthly Real GDP[J]. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 72: 27–46.
- Qin B, Strömberg D, Wu Y, (2018). Media Bias in China[J]. *American Economic Review*, 108(9): 1–44.
- Sims C A, Zha T, (1998). Bayesian Methods for Dynamic Multivariate Models[J]. *International Economic Review*, 39(4): 949–968.
- Zadrozny P A, (1988). Gaussian-Likelihood of Continuous-time ARMAX Models When Data are Stocks and Flows at Different Frequencies[J]. *Econometric Theory*, 4: 108–124.