

# 系统性风险指标是否具有 前瞻性的预测能力?

杨子晖 李东承\*

**摘要** 本文首次从非线性的研究视角,对国际主流金融风险测度方法的预测能力以及在中国的适用性展开全面、综合的比较分析。在此基础上,我们通过降维方法构建出更具“前瞻性”的“风险测度指标”,并结合 GSADF 方法考察降维指标的风险识别能力与预警能力。与此同时,我们还结合时变参数向量自回归模型,分别从贷款渠道和消费渠道探讨金融风险对宏观经济的冲击影响,进而为我们构建“早识别、早发现、早处置”的风险预警机制提供重要参考依据。

**关键词** 系统性风险,非线性,预测能力

**DOI:** 10.13821/j.cnki.ceq.2021.02.12

## 一、引言

2008 年全球金融危机的爆发使得系统性风险问题被广泛关注,各国政府迫切希望完善宏观审慎监管机制,以应对系统性风险的冲击。正因如此,在 2017 年 7 月全国金融工作会议上习近平总书记指出,“要把主动防范化解系统性金融风险放在更加重要的位置,科学防范,早识别、早预警、早发现、早处置,着力防范化解重点领域风险。”除此之外,李克强总理在 2019 年 3 月的政府工作报告中,再次强调“加强金融风险监测预警”的重要性。随着全球金融一体化进程的不断推进,我国金融市场面临着日益严峻的外部冲击;而且,中美贸易冲突的进一步升级加剧了经济下行压力和潜在金融风险。在此背景下,结合中国实际经济条件对风险测度指标的预测能力展开全面、综合的研究,并由此构建前瞻性的预测指标具有重要的学术价值与现实意义,它不仅有助于我们客观评价国际主流测度方法在中国的适用性,而且也为我

---

\* 杨子晖,中山大学岭南学院、中山大学高级金融研究院;李东承,中山大学岭南学院金融博士研究生。通信作者及地址:杨子晖,广东省广州市新港西路 135 号中山大学岭南行政中心,510275;电话:(020) 84110625;E-mail: yangzhui@mail.sysu.edu.cn。本文获得 2017 年度国家自然科学基金重大项目“基于结构性数据分析的我国系统性金融风险防范体系研究”(17ZDA073)的资助,在此表示感谢。此外,感谢两位匿名审稿人提出的宝贵意见,当然文责自负。

国金融风险预警机制的完善提供理论分析与实证检验的参考依据,从而有助于我国未雨绸缪地化解金融系统中的潜在风险,为新常态下中国经济的持续健康发展创造有利条件。

风险测度是系统性风险研究领域的重要问题 (Benoit *et al.*, 2017), 相关学者从不同的研究视角, 提出了各类风险测度指标。Adrian and Brunnermeier (2016) 以及 Acharya *et al.* (2017) 分别构造了条件在险价值 (Conditional Value-at-Risk, CoVaR) 和边际期望损失 (Marginal Expected Shortfall, MES) 来考察单个金融机构的风险贡献。Brownlees and Engle (2016) 考虑到银行杠杆率对系统性风险的影响, 采用衡量资本缺口的风险指数 SRISK 对 MES 进行完善; Banulescu and Dumitrescu (2015) 对 MES 没有考虑金融机构规模的问题进行修正, 他们构造的成分期望损失 (Component Expected Shortfall, CES) 拥有更强的可加性。然而, 以上方法从不同角度测度了金融风险, 也使得它们对不同的资本市场具有不同的适用性与局限性。<sup>1</sup> 近年来的研究更是表明, 每种衡量指标都只能捕捉到某一方面的潜在风险, 并且鲜有先行指标 (Bisias *et al.*, 2012; Giglio *et al.*, 2016; Benoit *et al.*, 2017), 这也使得考察风险测度指标能否有效预测金融市场变动乃至宏观经济下行, 成为该领域崭新的研究视角。其中, Allen *et al.* (2012) 通过对三种 VaR 测度求算术平均值构建了 CATFIN 指标, 其分析结果表明该指标能有效预测未来 6 个月的宏观经济走势。Frankel and Saravelos (2012) 探讨了 50 个宏观经济变量在全球金融危机期间预警能力的强弱, 发现外汇储备水平以及本币汇率是金融脆弱性的先行指标; Drehmann and Juselius (2014) 评估了 9 种潜在早期预警指标的有效性, 其研究结论表明信贷占比偏离长期趋势的程度以及偿债比率分别在长期和短期具备较优的预警能力。最近, Giglio *et al.* (2016) 通过分位数回归的方法发现 19 种风险指标的预测能力较弱, 相比较而言, 他们构造的降维指标更能准确地对工业增加值进行预测。<sup>2</sup>

纵观该领域的研究, 首先自 2008 年国际金融危机爆发以来, 系统性风险测度方法不断涌现, 却鲜有学者结合中国实际经济条件, 对主流测度方法的有效性及其前瞻性展开全面的比较与分析, 由于每种风险测度方法都具有一定的适用范围与应用条件, 这就使得现阶段对各主流风险指标的预测能力进行全面的比较分析显得十分必要。其次, 在为数不多的考察风险指标预测能力

<sup>1</sup> CoVaR 只考虑到机构与市场回报率的相关性, 而没有考虑到其自身回报率的波动对系统性风险的影响 (Acharya *et al.*, 2017, p. 6)。MES 则忽略了银行规模及杠杆率对风险的影响 (Banulescu and Dumitrescu, 2015, p. 576); 并且, 该方法没有考虑到金融网络的整体关联性 (van de Leur *et al.*, 2017, p. 84)。此外, SRISK 方法将季频财报数据与日频收益率数据混合使用, 其时效性与合理性也受到了一定质疑 (Banulescu and Dumitrescu, 2015, pp. 576-577)。

<sup>2</sup> 国内学者也就系统性风险问题从不同的角度展开了很好的分析阐述, 其中代表性的有刘晓星等 (2011)、梁琪等 (2013)、方意和郑子文 (2016)、郑挺国和刘堂勇 (2018) 等人的研究。

的文献中，大多仍然基于线性框架展开研究，鲜有从非线性的研究视角对风险测度方法的预测能力进行比较分析。最新的文献相继表明，金融危机的爆发与系统性风险的蔓延都呈现出显著的非线性特征（Bisias *et al.*，2012；Giglio *et al.*，2016）。<sup>3</sup>由此可见，从非线性的研究视角对风险指标的预测能力展开深入研究显得尤为重要。再次，现有文献仍较少结合中国金融市场的实际状况考察各测度方法在中国的适用性。具体而言，国际主流系统性风险指标测度的准确性有赖于欧美资本市场较强的有效性。然而，由于股指期货的交易被严格限制，融券业务亦不够完善导致我国股票市场的做空机制存在一定局限性（Gu *et al.*，2018；Lepone *et al.*，2019），中国证券市场的有效性不如发达国家资本市场（Beltratti *et al.*，2016，Luo *et al.*，2015）。因此，现阶段考察国际主流测度方法在中国的适用性显得十分必要。此外，现有的文献相继表明，不同测度方法衡量的是不同方面的系统性风险，相比较单一的指标，基于不同测度方法的综合指标具有更好的预测能力，也将为完善宏观审慎监管机制提供有益的参考依据（Laeven *et al.*，2016，p. 527）。最后，更重要的是，2019年国际资本市场持续动荡、中美贸易摩擦进一步恶化，我国宏观经济运行面临着严峻的风险冲击，因此，现阶段构建适用于我国实际经济条件的前瞻性风险指标具有重要的学术价值与现实意义，它将为我国完善“早识别、早预警、早发现、早处置”的风险预警与防范体系提供重要的参考依据。

有鉴于此，本文尝试在现有研究的基础上进行有益补充，深入比较分析9种系统性风险指标的非线性预测能力，并结合分时期样本展开研究，从而为我们构建先行指标提供参考依据。在此基础上，我们通过主成分法、因子分析法等构建出更具“前瞻性”的“风险测度指标”，并结合GSADF方法（Philips *et al.*，2015）考察降维指标的风险识别能力，与此同时，我们还就新构建指标对宏观经济下行的预测能力展开对比分析，并结合时变参数向量自回归模型（TVP-VAR-SV）（Primiceri，2005；Nakajima，2011），分别从贷款渠道和消费渠道探讨金融风险对宏观经济的影响，进而为我们客观评价降维指标合理性提供参考依据，在此基础上，本文提出了完善我国风险预警机制与防范体系的相关建议。

---

<sup>3</sup> 当金融系统处于困境时，任何微小的外生冲击都会被放大，并导致严重的经济衰退或危机；反之，却不一定引发经济的繁荣（Brunnermeier and Sannikov，2014）；相对于上行收益，投资者对股票价格的下跌更为敏感（López-Espinosa *et al.*，2015）；除此之外，当银行面临极端外生冲击时，其大幅出售金融资产的行为可能导致恐慌性抛售的连锁反应，并最终使得持有该类资产的金融机构市值螺旋式下跌（Brunnermeier and Pedersen，2009）。

## 二、方法和数据说明

### (一) 系统性风险的衡量指标

#### 1. 金融机构层面的衡量指标

这一类指标用于考察金融机构对整体系统性风险的贡献度,包括:条件在险价值 (CoVaR) 和  $\Delta\text{CoVaR}$ , 边际期望损失 (MES), 系统性风险指数 (SRISK) 和成分期望损失 (CES)。假设系统中有  $N$  家金融机构, 我们定义  $t$  时刻机构  $i$  的股票收益率为  $r_{it}$ , 则整体市场的加权回报率为  $r_{mt} = \sum_{i=1}^N \omega_{it} r_{it}$ , 其中  $\omega_{it}$  为各金融机构的权重。此时, 我们可以基于  $t-1$  时刻的信息集定义  $t$  时刻的  $ES$  为:

$$ES_{mt}(\alpha) = -\mathbb{E}_{t-1}(r_{mt} | r_{mt} \leq -\text{VaR}_\alpha) = -\sum_{i=1}^N \omega_{it} \mathbb{E}_{t-1}(r_{it} | r_{mt} \leq -\text{VaR}_\alpha). \quad (1)$$

此处  $\text{VaR}_\alpha$  为  $\alpha$  分位数下的阈值, 每家金融机构  $i$  的  $MES$  可定义为:

$$MES_{it}(\alpha) = \frac{\partial ES_{mt}(\alpha)}{\partial \omega_{it}} = -\mathbb{E}_{t-1}(r_{it} | r_{mt} \leq -\text{VaR}_\alpha). \quad (2)$$

依据 Acharya *et al.* (2017), 我们将每一家金融机构的  $MES$  取平均得到金融系统的  $MES$ 。Brownlees and Engle (2016) 在  $MES$  的基础上, 考虑金融机构规模以及杠杆倍数对系统性风险的影响, 使用  $SRISK$  衡量金融机构的资本缺口:

$$SRISK_{it} = W_{it} [k \times LVG_{it} + (1-k) \times LRMES_{it} - 1], \quad (3)$$

其中  $k$  为资本充足率,  $W_{it}$  和  $LVG_{it}$  分别代表金融机构  $i$  的权益价值和杠杆倍数,  $LRMES_{it}(\alpha) = -\mathbb{E}_t(R_{it+1:t+h} | R_{mt+1:t+h} \leq C)$ ,  $R_{it+1:t+h}$  代表  $t+1$  时刻到  $t+h$  时刻的股票累积收益率。Banulescu and Dumitrescu (2015) 从另一个角度改进  $MES$ , 他们将  $CES$  定义为总体期望损失的组成成分:

$$CES_{it}(C) = \omega_{it} \frac{\partial ES_{mt}(C)}{\partial \omega_{it}} = -\omega_{it} \mathbb{E}_{t-1}(r_{it} | r_{mt} \leq C). \quad (4)$$

在  $SRISK$  和  $CES$  测度下各金融机构的系统性风险具备良好的可加性, 将其加总即可得到总体风险测度。与上述方法不同,  $\Delta\text{CoVaR}$  考察的是金融机构  $i$  处于不同状况时对金融系统的影响:

$$\Pr[r_{mt} \leq \text{CoVaR}_{it}^m | r_{it} = \text{VaR}_{it}(\alpha)] = \alpha. \quad (5)$$

通过比较该金融机构处于困境时的  $\text{CoVaR}$  与正常运转时的  $\text{CoVaR}$ , 可以构造  $\Delta\text{CoVaR}$  作为系统性风险测度指标:

$$\Delta\text{CoVaR}_{it}(\alpha) = \text{CoVaR}_{it}^m | r_{it} = \text{VaR}_{it}(\alpha) - \text{CoVaR}_{it}^m | r_{it} = \text{Median}(r_{it}). \quad (6)$$

#### 2. 衡量市场波动性及不稳定性的指标

为了衡量金融市场的风险及波动性, 本文选取了以下两个指标: 市场杠

杆倍数（总资产/净资产）以及中国 ETF 波动率指数（VXFXI）。

### 3. 衡量市场流动性的指标

金融市场的流动性也与系统性风险息息相关。本文构造了两种利差来刻画市场的流动性及信贷情况：（1）流动性利差，定义为3个月 SHIBOR 与3个月国债到期收益率的差；（2）信用利差，定义为全体企业债券收益率与国开债收益率之差的中位数。

### （二）非线性 Granger 因果检验

非线性 Granger 因果检验方法认为，当变量呈现非线性特征时，传统线性检验方法可能导致研究结论出现显著偏差（DeVita *et al.*，2018），而通过 VAR 等模型对变量进行线性过滤后，具有“剩余预测能力”的残差成分之间将被认为存在非线性预测关系。在检验过程中，给定两个严格平稳且弱相关的时间序列  $\{X_t\}$  和  $\{Y_t\}$ ，让  $Z_t^k$  表示  $X_t$  的  $k$  阶领先向量， $X_t^{L_X}$  与  $Y_t^{L_Y}$  则分别表示  $X_t$  与  $Y_t$  的  $L_X$  与  $L_Y$  阶滞后向量。为了表述简便，令  $k=L_X=L_Y=1$ ，且省去时间下标  $t$ ，不存在 Granger 因果关系的原假设为：

$$\frac{f_{X, Y, Z}(X, Y, Z)}{f_{X, Y}(X, Y)} = \frac{f_{Y, Z}(Y, Z)}{f_Y(Y)}. \quad (7)$$

Hiemstra and Jones (1994) 使用联合概率关联积分将式 (7) 重新表述为：

$$\frac{C_{X, Y, Z}(\theta)}{C_{X, Y}(\theta)} = \frac{C_{Y, Z}(\theta)}{C_Y(\theta)}, \quad (8)$$

其中  $\theta > 0$ ， $C_W(\theta)$  为联合概率的关联积分，用  $P(\cdot)$  和  $\|\cdot\|$  分别表示概率函数和最大模，则  $C_W(\theta) \equiv P(\|W_1 - W_2\| < \theta)$ ， $W_1, W_2 \sim W$ 。基于以上定义，他们构建了 HJ 检验统计量：

$$\hat{C}_W(\theta, n) = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i < j} \sum I_{ij}^W. \quad (9)$$

Diks and Panchenko (2006) 提出了一种新的非参数检验统计量 DP，以克服 HJ 方法“过度拒绝”的缺陷。他们将原假设重新表述为：

$$q = E[f_{X, Y, Z}(X, Y, Z) f_Y(Y) - f_{X, Y}(X, Y) f_{Y, Z}(Y, Z)] = 0. \quad (10)$$

则  $q$  的估计量为：

$$\hat{q}_n(\theta_n) = \frac{n-1}{n(n-2)} \sum_i (\hat{f}_{X, Y, Z}(X_i, Y_i, Z_i) \hat{f}_Y(Y_i) - \hat{f}_{X, Y}(X_i, Y_i) \hat{f}_{Y, Z}(Y_i, Z_i)), \quad (11)$$

其中,  $\hat{f}_w(W_i) = \frac{(2\theta_n)^{-dX}}{n-1} \sum_{j \neq i} I_{ij}^X$  为随机向量的局部密度估计。

### (三) GSADF 检验

Phillips *et al.* (2015) 对 PWY 法 (Phillips *et al.*, 2011) 进行了完善, 提出了基于可变窗宽的双重递归分析方法 (GSADF 检验法)。GSADF 方法是一种资产泡沫的识别方法, 借鉴其检验的基本原理, 本文将拓展应用于考察风险测度指标的识别能力。

我们将时间序列  $y_t$  表述为如下自回归方程:

$$y_t = \alpha + \beta y_{t-1} + \sum_{i=1}^T \varphi_i \Delta p_{t-i} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim iid(0, \sigma^2). \quad (12)$$

时间序列是否平稳取决于  $\beta$  是否显著大于 1。对于全样本中处于  $r_a, r_b$  分位数的任意子样本  $y_t (t = [r_a T], \dots, [r_b T])$  进行 ADF 检验, 得到  $t$  检验统计量:

$$ADF_{r_a}^{r_b} = \frac{\beta_{r_a, r_b}}{se(\beta_{r_a, r_b})}. \quad (13)$$

PWY 法首先在全样本中选取前  $r_2$  部分的样本  $\{y_t\} (t = 1, 2, \dots, [r_2 T])$ , 得到其检验统计量  $ADF_0^{r_2}$ 。接下来, 不断增大  $r_2$  的取值, 得到一系列 ADF 检验统计量, 并构造 SADF 检验统计量以判断时间序列  $y_t$  是否平稳。

$$SADF(r_0) = \sup_{r_2 \in [r_0, 1]} ADF_0^{r_2}. \quad (14)$$

GSADF 方法在子样本选取中具备更高的覆盖率以及拥有可变窗宽的优势, 它可以帮助我们甄别样本期内出现的风险事件, 进而为我们评价风险指标的合理性提供参考依据。GSADF 检验使用前双重递归替代了原有单侧递归方法, 当区间的终点  $r_2$  在  $[r_0, 1]$  之间变动时, 区间的起点  $r_1$  也在  $[0, r_2 - r_0]$  之间变动, 此时每一组区间  $[r_1, r_2]$  都能得到相应的检验统计量  $ADF_{r_1}^{r_2}$ 。在设定最小窗宽后, 对于所有可行的区间组合  $[r_1, r_2]$ , 我们得到一系列检验统计量  $\{ADF_{r_1}^{r_2}\}$ , 并最终构造 GSADF 检验统计量:

$$GSADF(r_0) = \sup_{\substack{r_1 \in [0, r_2 - r_0] \\ r_2 \in [r_0, 1]}} \{ADF_{r_1}^{r_2}\}. \quad (15)$$

### (四) 时变参数向量自回归模型

传统 VAR 模型的参数不随时间变化, 然而, 当系统性风险事件发生时,

模型中各变量的作用关系将发生明显改变。此时，我们使用时变参数向量自回归模型（TVP-VAR）进行建模以更准确地刻画其动态演变关系。

参照 Primiceri（2005）和 Nakajima（2011），定义标准的结构 VAR 模型：

$$A y_t = B_1 y_{t-1} + \dots + B_k y_{t-k} + u_t, \quad t=1, \dots, T. \quad (16)$$

$y_t$  为  $n \times 1$  维的时间序列变量， $A, B_1, \dots, B_k$  为  $n \times n$  的系数矩阵， $u_t$  为  $n \times 1$  维服从正态分布的冲击， $u_t \sim N(0, \Sigma \Sigma')$ ， $k$  为模型的滞后阶数，并假定矩阵  $A$  为下三角的。将式（16）结构性 VAR 模型改写成简约形式：

$$y_t = C_1 y_{t-1} + \dots + C_k y_{t-k} + A^{-1} \sum \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, I_n), \quad (17)$$

其中， $C_i = A^{-1} B_i$ ，进一步地，我们用  $\otimes$  表示克罗内克积，将所有  $y_t$  由  $X_t$  表示， $X_t = I_n \otimes (y'_{t-1}, \dots, y'_{t-k})$ ，并将所有的系数记为  $\gamma$ ，将式（17）简化为  $y_t = X_t \gamma + A^{-1} \sum \epsilon_t$ 。在此基础上，我们将系数拓展到时变形式，并由此定义标准的 TVP-VAR 模型：

$$y_t = X_t \gamma_t + A_t^{-1} \sum \epsilon_t, \quad t=1, \dots, T. \quad (18)$$

针对以上包含随机波动率的 TVP-VAR-SV 模型，由于其似然方程的复杂性，我们将使用马尔可夫蒙特卡洛算法（MCMC）对其进行估计。

### （五）数据说明

在实证分析中，我们选取的检验变量包括：日频的上证综指收益率、有效汇率指数以及月度的工业增加值定基指数，此外，我们还使用了月度银行业贷款余额、各行业投资完成额以及居民消费水平，以上数据均来自国际清算银行（BIS）和 Wind 数据库。此外，考虑到月度数据中的季节性因素，我们采用 X12 的方法对其进行季节性调整。系统性风险指标采用上述提及的 3 类共 9 种指标，均为日频序列。选取的金融机构包括 2011 年 1 月前在 A 股上市的国内金融机构合计 36 家，其中包括 16 家银行、17 家证券、3 家保险机构。考虑到我国主要金融机构上市时间较晚的问题，本文选取的样本区间为 2011 年 1 月 1 日到 2019 年 3 月 31 日。

## 三、风险测度指标的预测能力分析

### （一）系统性风险测度

首先，我们分别估算出  $MES$ 、 $SRISK$ 、 $CES$ 、 $CoVaR$  和  $\Delta CoVaR$  等指

标,并将其时间变化趋势列于图1<sup>4</sup>,我们发现同类型的风险测度指标具有较高的一致性。2015年6月“重大股灾”来临时,代表金融机构层面的MES、SRISK、CES、CoVaR、 $\Delta$ CoVaR,以及代表整体市场不稳定性的波动率指数均明显上升;MES、 $\Delta$ CoVaR、CoVaR和CES更是早在半年前的2014年年末就明显上升,当其时股票市场中由于场内场外配资等高杠杆的非理性投资行为已蕴含了较高的风险,股灾后股指跌回该点位。因此从事后分析的角度而言,高于该点位时泡沫就已开始显现,此时上述指标显著上扬,我们初步判断其可能成为金融风险的前瞻性指标。除此之外,2013年6月银行业大闹“钱荒”时,如图1对应阴影位置所示,9种系统性风险指标亦表现出不同程度的上涨。此外,我们还发现,在2016年下半年到2017年年末金融市场稳定时,大多数风险指标持续平稳;而到了2018年2月以来,中美贸易摩擦不断兴起,各金融风险指标的波动性也随之再次增强。因此,我们初步判断,国际主流的风险测度指标能相对较好地识别出包括2013年6月“银行钱荒”、2015年6月“重大股灾”等重要的风险事件,但不同指标具有不同的相对有效性。

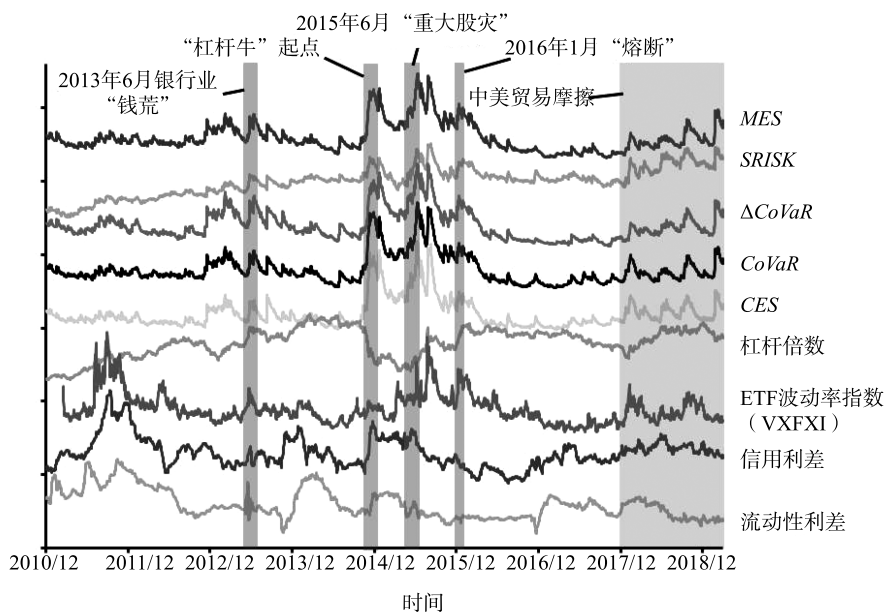


图1 系统性风险测度水平

接下来,我们进一步分析各行业的系统性风险。图2分别列举了MES、SRISK、 $\Delta$ CoVaR、CoVaR、CES和杠杆倍数(Leverage)对各行业的分析

<sup>4</sup> 图1中各系统性风险指标均已经过标准化,纵坐标轴不具实际意义,我们将其隐去。图3类似,不再赘述。



结果。 $SRISK$ 、 $CES$ 和杠杆倍数显示银行部门（图中实线所示）的系统性风险最高， $SRISK$ 和 $CES$ 均考虑了金融机构规模对系统性风险的影响，并且由于存在大量存款性负债，银行业的杠杆倍数也显著地高于保险和证券业。因此，以上三种方法的测度结果表明银行业积聚了金融系统中的主要风险。另一方面， $MES$ 、 $CoVaR$ 和 $\Delta CoVaR$ 的测度结果则显示各行业风险相差不大，这是由于它们在测度时不考虑规模因素，从而使各行业表现出相似的风险特征。我们进一步发现，金融机构层面的指标在“2015年股灾”发生前6个月就已经明显上升，具有一定前瞻性。

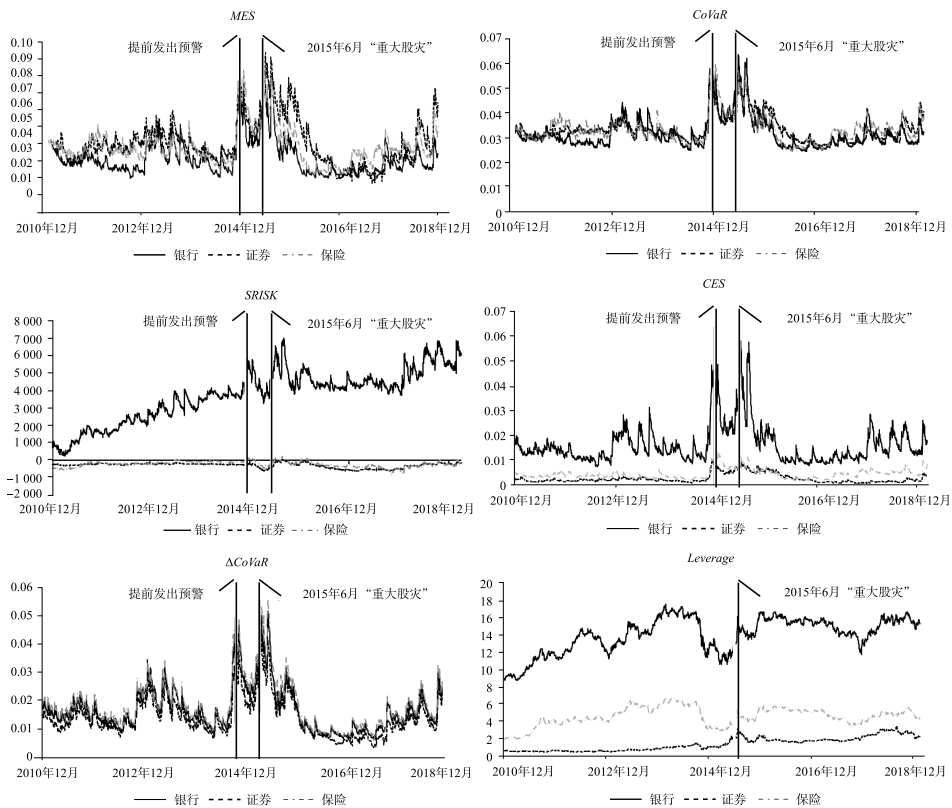


图2 相关金融行业金融风险测度水平

## （二）风险测度指标预测能力的非线性检验

本文分别采用HJ和DP检验方法，从“非线性”的研究视角深入考察风险测度指标的预测能力。经过VAR线性过滤后，残差序列的剩余预测能力将被视为非线性预测能力(DeVita *et al.*, 2018)。因此，本文将对各变量经VAR

系统线性过滤后的残差成分进行非线性因果检验。<sup>5</sup>其中,表1报道了各经济(金融)变量对风险指标因果关系的检验结果,表2则展示了9种测度指标对经济(金融)变量预测能力的分析结果。

由表1的Panel A我们可以看出,大部分检验统计量均能在1%的显著性水平下拒绝原假设,从而得出“存在着由股指收益率到风险指数”的非线性因果关系。这意味着当证券市场收益出现明显震荡时,投资者和金融机构均面临着更高的风险,从而导致了风险测度指标的显著变化。Panel B则表明,除流动性利差外,人民币有效汇率对其他风险指标均呈现出显著的非线性因果关系,这意味着人民币有效汇率同样会通过非线性途径引发系统性风险。其中,人民币大幅贬值会导致资金外流,从而对金融系统造成冲击;而人民币汇率的大幅升值则会削弱中国出口品在国外市场的竞争力,从而可能导致经济增长下滑以及金融风险的上升,此外,现有研究表明,股票市场与外汇市场间存在显著的风险联动效应,汇市的尾部风险也会对股市产生非线性传染(Tabak, 2006)。而Panel C的检验结果则显示,工业增加值的变动不是引发金融风险的重要因素。

与此同时,表2 Panel A的检验结果显示,大部分检验统计量均显著地拒绝“不存在非线性Granger因果关系”的原假设,因此,国际主流测度指标对于中国股票市场具备较强的预测能力。而Panel B的检验结果则表明,作为整体金融市场的一个重要组成部分,外汇市场亦与系统性风险息息相关,除信用利差和流动性利差外,大部分检验统计量均显著拒绝原假设。因此,大部分主流风险测度指标对外汇市场的变动同样具备非线性预测能力。究其原因,这是因为金融风险常常呈现跨市场传染的特征,使得股票与汇率市场常呈现联动共振的现象,因此,股票市场的风险测度指标对于汇率市场同样具备显著的预测能力。最后,由Panel C我们可以看出, $\Delta\text{CoVaR}$ 和流动性利差对工业增加值存在非线性的预测能力,而且,相对 $\Delta\text{CoVaR}$ 而言,流动性利差更是一个显著的预测指标。这是由于流动性利差的扩大会显著提高企业的融资成本,进而抑制其扩大再生产能力,从而对经济增长带来一定冲击,这使得流动性利差成为工业增加值的前瞻性指标。其余多数指标无法有效预测工业增加值的变动,这与Allen *et al.* (2012)、Giglio *et al.* (2016)的研究结论相一致。

<sup>5</sup> 与该领域的主流研究相一致(Hiemstra and Jones, 1994; DeVita *et al.*, 2018),我们将窗宽设置为 $e = 1.5\sigma$ 。在进行VAR线性过滤之前,我们对各变量的平稳性进行了单位根检验,其中有效汇率、工业增加值、SRISK和杠杆倍数的原序列无法拒绝“存在单位根”的原假设,因此在后续的分析中使用其一阶差分序列。此外,我们对残差序列进行了非线性特征检验,绝大多数检验统计量均显著地拒绝“线性”的原假设。单位根检验与非线性特征检验的结果以备索的方式提供。

表1 各经济(金融)变量对风险指标的非线性Granger因果检验

$L_x = L_y$	MES	SRISK	$\Delta CoVaR$	CoVaR	CES	杠杆倍数	波动率指数	信用利差	流动性利差
Panel A (原假设: 股指收益率不是系统性风险指标的非线性Granger因果原因)									
1	13.466*** [0.000]	10.552*** [0.000]	12.534*** [0.000]	12.813*** [0.000]	11.516*** [0.000]	3.330*** [0.000]	3.159*** [0.001]	3.310*** [0.000]	2.478*** [0.007]
2	13.125*** [0.000]	9.768*** [0.000]	12.208*** [0.000]	12.519*** [0.000]	10.955*** [0.000]	3.177*** [0.001]	2.884*** [0.002]	2.673*** [0.004]	2.398*** [0.008]
3	12.417*** [0.000]	8.938*** [0.000]	11.435*** [0.000]	11.772*** [0.000]	10.276*** [0.000]	2.713*** [0.003]	2.802*** [0.003]	3.035*** [0.001]	2.979*** [0.001]
4	10.794*** [0.000]	8.169*** [0.000]	10.468*** [0.000]	10.318*** [0.000]	9.230*** [0.000]	1.602* [0.055]	2.189** [0.014]	2.943*** [0.002]	3.057*** [0.001]
5	9.535*** [0.000]	7.542*** [0.000]	9.163*** [0.000]	9.043*** [0.000]	8.167*** [0.000]	2.059** [0.020]	2.169** [0.015]	2.541*** [0.006]	3.123*** [0.001]
Panel B (原假设: 有效利率不是系统性风险指标的非线性Granger因果原因)									
1	2.399*** [0.008]	3.420*** [0.000]	2.505*** [0.006]	3.143*** [0.001]	3.203*** [0.001]	2.867*** [0.002]	1.945** [0.026]	1.557* [0.060]	0.420 [0.337]
2	2.493*** [0.006]	3.196*** [0.001]	2.650*** [0.004]	2.904*** [0.002]	3.091*** [0.001]	2.849*** [0.002]	1.844** [0.033]	2.457*** [0.007]	0.230 [0.409]
3	2.411*** [0.008]	2.300** [0.011]	2.120** [0.017]	2.483*** [0.007]	2.014** [0.022]	2.762*** [0.003]	1.607* [0.054]	2.462*** [0.007]	0.375 [0.354]
4	1.906*** [0.028]	1.502* [0.067]	1.746** [0.040]	1.894** [0.029]	1.144 [0.126]	2.756*** [0.003]	1.771** [0.038]	2.484*** [0.007]	0.310 [0.378]
5	1.879*** [0.030]	1.380* [0.084]	1.738** [0.041]	1.941** [0.026]	0.948 [0.172]	2.469*** [0.007]	2.823*** [0.002]	2.050** [0.020]	0.970 [0.166]
Panel C (原假设: 工业增加值不是系统性风险指标的非线性Granger因果原因)									
1	0.905 [0.183]	0.905 [0.183]	0.931 [0.176]	0.771 [0.220]	0.814 [0.208]	-0.157 [0.562]	-2.269 [0.988]	0.352 [0.363]	0.340 [0.367]
2	0.488 [0.313]	0.433 [0.333]	-0.023 [0.509]	0.458 [0.324]	-0.030 [0.512]	0.770 [0.221]	0.013 [0.495]	-0.403 [0.657]	-0.385 [0.650]
3	-0.459 [0.677]	-0.386 [0.650]	-1.239 [0.892]	0.080 [0.468]	-0.149 [0.559]	0.117 [0.453]	0.036 [0.486]	-0.168 [0.567]	-0.971 [0.834]
4	-0.271 [0.607]	1.177 [0.120]	-0.638 [0.738]	-0.110 [0.544]	-0.036 [0.514]	-0.254 [0.600]	-0.085 [0.534]	-0.529 [0.702]	-0.521 [0.699]
5	-0.920 [0.821]	0.534 [0.297]	-1.016 [0.845]	-0.628 [0.735]	0.143 [0.443]	-0.119 [0.547]	-0.109 [0.543]	-1.917 [0.972]	-0.918 [0.821]

注: (1)  $L_x = L_y$  表示残差序列的共同滞后阶数; (2)\*\*\*、\*\*及\* 分别表示1%、5%及10%的显著性水平上拒绝原假设, 方括号内为检验的P值; (3) 为了节省篇幅, 此处仅展示DP检验结果, 基于HJ方法的分析结果依然稳健(备索); (4) 表2至表8类似, 不再赘述。

表2 风险测度指标对经济(金融)变量的非线性预测能力分析

Panel A (原假设: 系统性风险指标不是股指收益率的非线性 Granger 因果原因)										
$L_x = L_y$	MES	SRISK	$\Delta CoVaR$	CoVaR	CES	杠杆倍数	波动率指数	信用利差	流动性利差	
1	3.357*** [0.000]	3.510*** [0.000]	3.142*** [0.001]	3.188*** [0.001]	3.515*** [0.000]	1.568* [0.058]	3.184*** [0.001]	1.645** [0.050]	1.814** [0.035]	
2	2.344*** [0.010]	1.609* [0.054]	1.962** [0.025]	2.379*** [0.009]	2.699*** [0.003]	1.729** [0.042]	3.562*** [0.000]	1.068 [0.143]	2.328*** [0.010]	
3	1.995** [0.023]	1.721** [0.043]	2.245** [0.012]	2.493*** [0.006]	2.896*** [0.002]	1.235 [0.108]	2.437*** [0.007]	1.413* [0.079]	1.928** [0.027]	
4	1.910** [0.028]	1.320* [0.093]	2.353*** [0.009]	2.586*** [0.005]	2.474*** [0.007]	2.561*** [0.005]	2.428*** [0.008]	1.621* [0.052]	1.278 [0.101]	
5	2.257** [0.012]	1.822** [0.034]	1.973** [0.024]	2.260** [0.012]	2.170** [0.015]	2.303** [0.011]	2.568*** [0.005]	1.832** [0.033]	0.722 [0.235]	
Panel B (原假设: 系统性风险指标不是有效汇率的非线性 Granger 因果原因)										
1	1.236 [0.108]	1.701** [0.044]	0.524 [0.300]	1.156 [0.124]	0.588 [0.278]	0.022 [0.491]	2.629*** [0.004]	-0.899 [0.816]	0.801 [0.212]	
2	1.152 [0.125]	2.067** [0.019]	1.559* [0.059]	1.465* [0.071]	1.412* [0.079]	0.837 [0.201]	2.333*** [0.010]	0.552 [0.290]	1.479* [0.070]	
3	1.774** [0.038]	2.320** [0.010]	2.319** [0.010]	2.009** [0.022]	1.797** [0.036]	1.690** [0.045]	3.401*** [0.000]	0.776 [0.219]	1.102 [0.135]	
4	2.196** [0.014]	2.840*** [0.002]	3.138*** [0.001]	2.848*** [0.002]	2.843*** [0.002]	2.010** [0.022]	3.560*** [0.000]	1.341* [0.090]	0.910 [0.181]	
5	2.023** [0.022]	2.611*** [0.005]	2.770*** [0.003]	2.746*** [0.003]	2.893*** [0.002]	2.504*** [0.006]	2.836*** [0.002]	0.980 [0.163]	0.787 [0.215]	
Panel C (原假设: 系统性风险指标不是工业增加值的非线性 Granger 因果原因)										
1	-0.573 [0.717]	-2.487 [0.994]	-0.608 [0.728]	-0.132 [0.553]	-0.496 [0.690]	1.478* [0.070]	0.637 [0.262]	-0.310 [0.622]	3.334*** [0.000]	
2	0.995 [0.160]	0.410 [0.341]	1.656** [0.049]	1.071 [0.142]	0.808 [0.210]	1.426* [0.077]	0.640 [0.261]	1.349* [0.089]	2.323** [0.010]	
3	1.247 [0.106]	-0.247 [0.598]	1.948** [0.026]	0.762 [0.223]	0.767 [0.221]	0.916 [0.180]	0.163 [0.435]	0.574 [0.283]	2.014** [0.022]	
4	1.060 [0.145]	-0.367 [0.643]	1.536* [0.062]	0.994 [0.160]	0.619 [0.268]	0.661 [0.254]	0.809 [0.209]	-0.223 [0.588]	1.321* [0.093]	
5	0.706 [0.240]	-0.293 [0.615]	1.099 [0.136]	0.545 [0.293]	0.562 [0.287]	0.605 [0.273]	1.097 [0.136]	-0.899 [0.816]	0.360 [0.360]	

### （三）分时期样本的进一步讨论

在全样本分析的基础上，我们进一步展开分样本研究，以对风险指标在不同市场阶段的预测能力进行比较分析。参照 Fang *et al.* (2018) 的划分方法，我们选取了2014年6月30日、2015年6月15日以及2016年6月30日三个时间点，将中国股市划分为四个阶段，即平稳时期（2011.1.4—2014.6.30），牛市时期（2014.7.1—2015.6.12），股灾时期（2015.6.15—2016.6.30）以及股灾后时期（2016.7.1—2019.3.31）。

表3的检验结果表明<sup>6</sup>，不同时期各指标的预测能力存在显著的差异，而且，在不同样本期内多数指标都不具备一致、稳定的预测能力。具体而言，仅有波动率指数能在四个子样本期内成为股票市场变动的先行指标，而流动性利差则仅在“牛市”及“股灾”时期对股指收益率有着前瞻性的预测能力。与此同时，金融机构层面的5种测度指标则在“牛市”及“股灾后”时期具有一定的预测能力。此外，杠杆倍数和信用利差在大多数时期都不具备显著的预测能力。<sup>7</sup>这就充分表明，大多数指标在不同市场阶段无法成为一致、稳定的前瞻性指标。

## 四、前瞻性的系统性风险指数

### （一）构建系统性风险指数

不同的测度指标在刻画金融风险方面有着不同的侧重点，基于不同测度方法的综合指标将具有更好的预测能力 (Laeven *et al.*, 2016, p. 527)。因此，借鉴 Allen *et al.* (2012)、Giglio *et al.* (2016) 的研究思路，我们进一步通过降维方法构建更具“前瞻性”的“风险测度指标”。具体而言，本文所采用的降维方法包括算术平均法、主成分法和因子分析法<sup>8</sup>。图3展示了三种指标的时间趋势。当股市面临风险事件冲击而呈现剧烈震荡时（图中实线），通过主成分与因子分析所获得的指标（图中虚线与点划线）会迅速攀升，而基于算术平均法得到的指数（图中灰色线）则未必能做出“显著上升”的反应，因此，先验分析表明主成分法与因子分析法可能是构建前瞻性指标更为合适的方法。

<sup>6</sup> 限于篇幅，分阶段的股指收益率对系统性风险指标的 Granger 因果检验结果未列示，留存备案。

<sup>7</sup> 其中杠杆倍数与信用利差分别只在“股灾后”与“平稳”时期具备预测能力。

<sup>8</sup> 主成分法和因子分析法分别选取第一主成分和解释力度最高的因子作为降维结果。

表3 分时期的非线性Granger因果检验(系统性风险→股指收益率)

时期	$L_x = L_y$	MES	SRISK	$\Delta CoVaR$	CoVaR	CES	杠杆倍数	波动率指数	信用利差	流动性利差
原假设: 系统性风险指标不是股指收益率的非线性Granger因果原因										
平 稳 期	1	0.274 [0.392]	0.287 [0.395]	0.106 [0.458]	0.226 [0.411]	0.519 [0.302]	-0.270 [0.606]	1.506* [0.066]	1.941** [0.026]	1.621* [0.052]
	2	-2.200 [0.886]	-1.510 [0.935]	-2.626 [0.996]	-2.352 [0.991]	-1.528 [0.937]	-0.419 [0.662]	1.359* [0.087]	2.020** [0.022]	1.089 [0.138]
	3	-0.516 [0.697]	-0.605 [0.727]	-0.822 [0.795]	-0.555 [0.711]	-0.287 [0.613]	-0.901 [0.816]	1.406* [0.080]	2.124** [0.017]	1.123 [0.131]
	4	-0.986 [0.838]	-1.210 [0.887]	-0.966 [0.833]	-0.851 [0.803]	-0.596 [0.725]	-0.266 [0.605]	1.289* [0.099]	2.535*** [0.006]	1.125 [0.130]
	5	-0.437 [0.669]	-0.085 [0.534]	-0.336 [0.632]	0.303 [0.381]	0.589 [0.278]	0.041 [0.484]	1.656** [0.049]	2.502*** [0.006]	0.953 [0.170]
牛 市 期	1	2.095** [0.018]	2.376*** [0.009]	1.560* [0.059]	2.216** [0.013]	2.535*** [0.006]	0.535 [0.296]	0.655 [0.256]	0.206 [0.419]	1.051 [0.147]
	2	0.900 [0.184]	0.961 [0.168]	0.962 [0.168]	0.855 [0.196]	1.107 [0.134]	1.279 [0.100]	0.750 [0.227]	0.535 [0.296]	2.200** [0.014]
	3	0.874 [0.191]	0.141 [0.444]	1.074 [0.141]	0.710 [0.239]	0.857 [0.196]	1.154 [0.124]	0.930 [0.176]	1.052 [0.146]	2.433*** [0.007]
	4	1.319* [0.094]	1.071 [0.142]	1.343* [0.090]	1.151 [0.125]	1.802** [0.036]	0.533 [0.297]	1.603* [0.054]	1.058 [0.145]	2.534*** [0.006]
	5	1.819** [0.034]	1.660** [0.048]	1.947** [0.026]	1.520* [0.064]	1.984** [0.024]	0.667 [0.252]	1.298* [0.097]	2.074** [0.019]	1.911** [0.028]
股 灾 期	1	1.054 [0.146]	0.607 [0.272]	0.630 [0.264]	0.239 [0.406]	0.411 [0.341]	0.834 [0.202]	1.815** [0.035]	1.319* [0.094]	1.739** [0.041]
	2	0.759 [0.224]	1.262 [0.104]	0.789 [0.215]	0.625 [0.266]	1.043 [0.149]	0.808 [0.209]	2.679*** [0.004]	-0.523 [0.699]	3.345*** [0.000]
	3	-0.600 [0.726]	-1.047 [0.852]	-0.346 [0.635]	-0.726 [0.766]	-0.651 [0.742]	0.094 [0.463]	1.931** [0.027]	-1.190 [0.883]	2.687*** [0.004]
	4	-2.204 [0.886]	-1.087 [0.862]	-1.901 [0.971]	-1.783 [0.963]	-0.568 [0.715]	1.258 [0.104]	1.448* [0.074]	-1.201 [0.885]	2.143** [0.016]
	5	-0.714 [0.762]	-1.091 [0.862]	-0.592 [0.723]	-1.053 [0.854]	-0.023 [0.509]	0.387 [0.349]	1.108 [0.134]	0.126 [0.450]	2.172** [0.015]
股 灾 后	1	1.539* [0.062]	2.051** [0.020]	2.132** [0.016]	1.429* [0.076]	2.124** [0.017]	1.426* [0.077]	1.557* [0.060]	-0.783 [0.783]	1.038 [0.150]
	2	1.520* [0.064]	1.478* [0.070]	1.231 [0.109]	1.173 [0.120]	0.733 [0.232]	0.679 [0.249]	1.469* [0.071]	-0.550 [0.709]	1.677** [0.047]
	3	2.469*** [0.007]	2.674*** [0.004]	2.460*** [0.007]	2.599*** [0.005]	3.048*** [0.001]	1.442* [0.075]	1.171 [0.121]	-0.158 [0.563]	1.169 [0.121]
	4	2.242** [0.012]	2.485*** [0.006]	2.451*** [0.007]	2.237** [0.013]	2.516*** [0.006]	2.277** [0.011]	1.336* [0.091]	-0.216 [0.585]	0.256 [0.399]
	5	0.898 [0.185]	2.117** [0.017]	1.787** [0.037]	1.291* [0.098]	2.108** [0.018]	1.974** [0.024]	1.767** [0.039]	0.753 [0.226]	-0.163 [0.565]

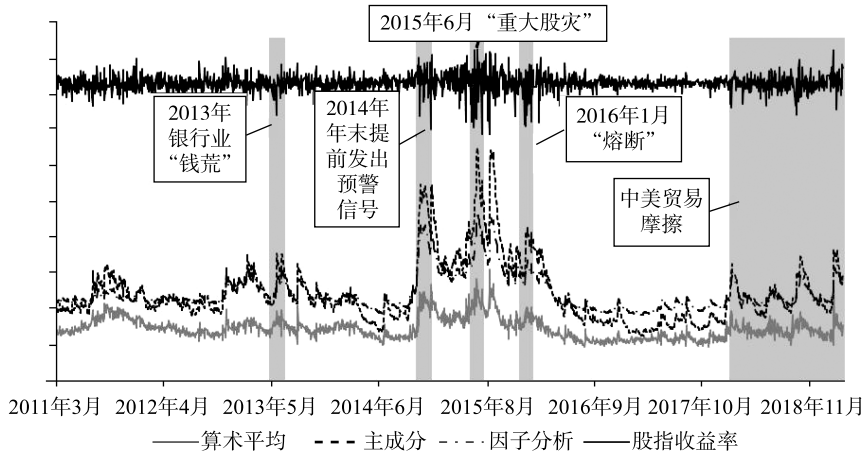


图 3 股指收益率与降维系统性风险指数

在先验分析的基础上，我们对三种降维风险指标的预测能力展开非线性检验。由表 4 我们可以清楚地看出，基于算术平均法获得的降维指标在平稳时期和股灾时期对股市的变动不具有显著的预测能力。相比较而言，主成分法及因子分析法构建的降维指标不仅在全样本下能有效预测未来股指收益率的变动，而且，在各分样本时期中也都显著地拒绝“不存在因果关系”的原假设。结合前文表 3 的分析结果，与单一指标相比，基于主成分法及因子分析法降维所构建的新指标对中国股市变动具有持续、稳定的预测能力。

表 4 降维指标的非线性预测能力分析

原假设：系统性风险指标不是股指收益率的非线性 Granger 因果原因				
样本期	$L_x=L_y$	算术平均法	主成分法	因子分析法
全样本	1	3.348*** [0.000]	3.216*** [0.001]	3.163*** [0.001]
	2	2.922*** [0.002]	3.615*** [0.000]	3.013*** [0.001]
	3	2.329*** [0.010]	3.181*** [0.001]	3.181*** [0.001]
	4	2.437*** [0.007]	3.074*** [0.001]	3.181*** [0.001]
	5	1.788** [0.037]	2.840*** [0.002]	2.820*** [0.002]
平稳时期	1	0.651 [0.257]	1.727** [0.042]	1.412* [0.079]
	2	-0.906 [0.818]	1.733** [0.042]	1.500* [0.067]
	3	-0.325 [0.627]	1.634* [0.051]	1.507* [0.066]
	4	-0.276 [0.609]	1.702** [0.044]	1.538* [0.062]
	5	-0.049 [0.520]	2.095** [0.018]	1.748** [0.040]

(续表)

原假设：系统性风险指标不是股指收益率的非线性 Granger 因果原因				
样本期	$L_x=L_y$	算术平均法	主成分法	因子分析法
牛市时期	1	2.718*** [0.003]	1.117 [0.132]	0.979 [0.164]
	2	1.380* [0.084]	1.641* [0.050]	2.165** [0.015]
	3	1.023 [0.153]	1.769** [0.038]	2.355*** [0.009]
	4	1.720** [0.043]	1.153 [0.124]	2.500*** [0.006]
	5	2.062** [0.020]	1.218 [0.112]	1.899** [0.029]
股灾时期	1	1.212 [0.113]	1.433* [0.076]	1.763** [0.039]
	2	1.745** [0.041]	1.786** [0.037]	3.380*** [0.000]
	3	-0.232 [0.592]	2.509*** [0.006]	2.738*** [0.003]
	4	0.170 [0.433]	2.062** [0.020]	2.174** [0.015]
	5	-0.677 [0.751]	1.883** [0.030]	2.177** [0.015]
股灾后时期	1	2.072** [0.019]	2.214** [0.013]	2.129** [0.017]
	2	1.189 [0.117]	0.736 [0.231]	0.716 [0.237]
	3	2.362*** [0.009]	3.024*** [0.001]	3.032*** [0.001]
	4	2.649*** [0.004]	2.891*** [0.002]	2.567*** [0.005]
	5	2.198** [0.014]	2.237** [0.013]	2.177** [0.015]

更进一步地,我们借鉴 Philips *et al.* (2015) 提出的 GSADF 方法,对三种降维指标的风险识别能力进行对比分析。GSADF 方法能够检测出样本期内出现的多次显著“凸起”,通过将 GSADF 统计量与临界值进行对比,我们能够有效地进行风险识别与预警。图 4.1 表明,基于算术平均法得到的预警区间仅为 2014 年 12 月,然而无论是图 4.2 中的主成分法,还是图 4.3 中的因子分析法,预警区间还包括 2015 年 7 月以及 2018 年 2 月。其中,2015 年 7 月我国股票市场发生“千股跌停”的剧烈震荡,上证指数单日跌幅高达 14.3%,短时间内大量的股票出现“腰斩”,系统性风险明显飙升。而 2018 年 2 月则是中美贸易摩擦的开端,时任美国总统特朗普宣布对所有进口钢铁和铝产品全面征税 25% 和 10%。这一举措导致国际贸易环境紧张,并对我国金融市场造成显著冲击,其中上证指数在 2018 年 2 月 6—9 日的累计跌幅高达 10.26%。由此可见,相对于算术平均法,另外两种方法所构建的新指标能更加有效地识别出代表性的风险事件,具有相对较好的风险预警能力。



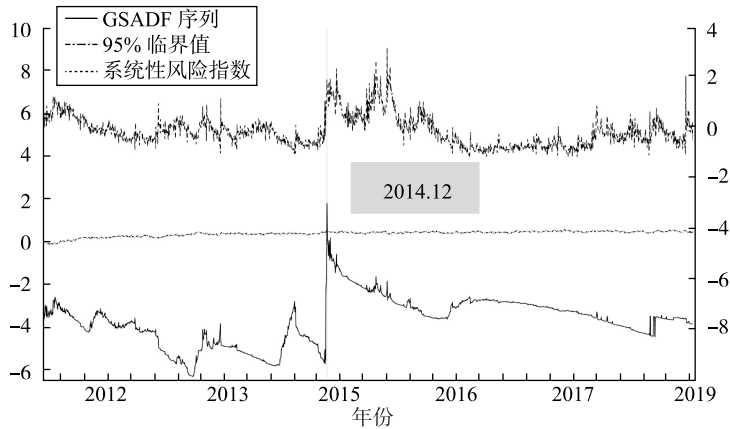


图 4.1 降维指标风险识别能力分析（基于算术平均法）

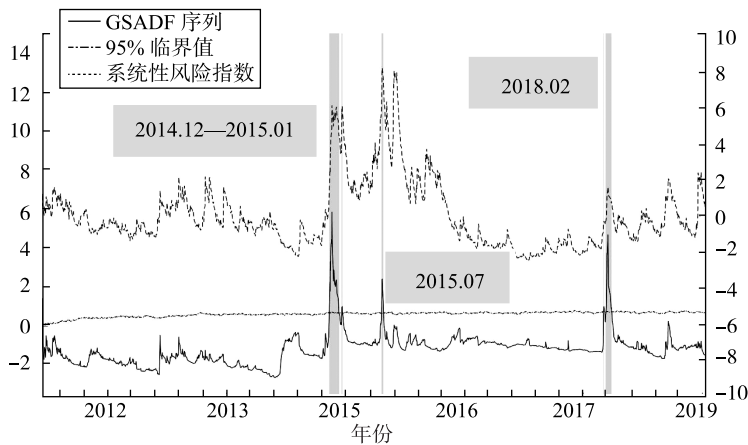


图 4.2 降维指标风险识别能力分析（基于主成分法）

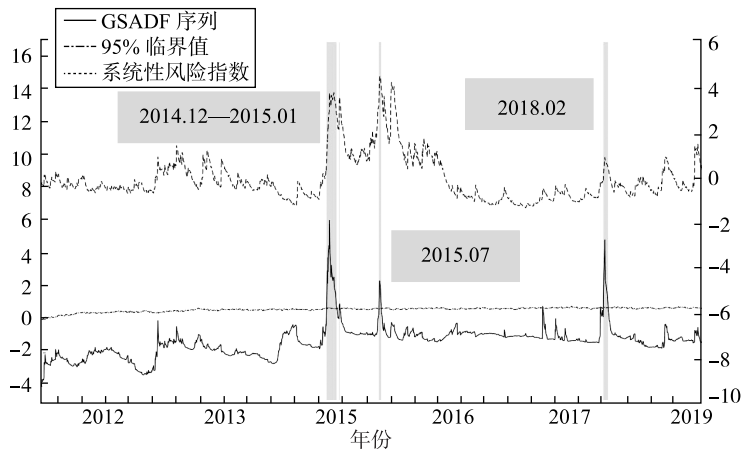


图 4.3 降维指标风险识别能力分析（基于因子分析法）

注：GSADF 统计量（实线）与临界值（点划线）的 Y 轴为左轴，而系统性风险指标（虚线）的 Y 轴对应右轴。

## (二) 风险测度指标对宏观经济下行预测能力的对比分析

Allen *et al.* (2012) 的研究发现, 银行在面临系统性风险时, 往往会主动减少贷款发放, 从而抑制了企业的投资活动, 降低了居民消费, 使得宏观经济面临下行压力。有鉴于此, 我们进一步考察基于降维方法构建的风险测度指标, 对宏观经济下行是否具有显著的预测能力。具体而言, 我们分别选取工业增加值与银行业贷款余额作为被解释变量, 并以人民币有效汇率、消费、投资和财政收支差作为控制变量, 进而检验“降维指标”预测宏观经济下行的有效性<sup>9</sup>, 具体检验模型如下:

$$Y_{n+t} = \alpha + \beta index_t + \gamma X_t + \varepsilon_{n+t}, \quad (19)$$

其中,  $Y_{n+t}$  为被解释变量, 此处分别代表工业增加值与银行业贷款余额;  $index_t$  为两种降维指标;  $X_t$  为宏观控制变量,  $\varepsilon_t$  为随机扰动项。回归结果见表 5, 无论是以银行业贷款余额还是工业增加值作为被解释变量, 降维指标滞后 1—3 期的回归系数大多显著为负。这就意味着当面临系统性风险的冲击时, 银行倾向于通过减少贷款来降低可能面临的“逆向选择”与“道德风险”问题, 从而抑制了企业的投资行为, 并加剧了经济下行的风险。

此外, 我们借鉴 Allen *et al.* (2012) 的研究思路, 将降维指标与传统风险指标一起纳入回归方程 (19) 作为解释变量<sup>10</sup>, 从而考察在控制了传统指标后, 降维指标能否对宏观经济下行 (以工业增加值作为代表变量) 具备额外的预测能力。由表 6 我们可以发现, 除 CES 外其余 8 个指标对工业增加值的系数符号多数为正, 这与理论预期相违背, 这就进一步验证了 Allen *et al.* (2012, p. 3001, pp. 3014—3015) 关于单一的传统指标无法对未来宏观经济下行进行有效预测的结论。与其形成鲜明对比的是, 即便是控制了传统测度指标之后, 大多数降维指标依然与未来工业增加值呈显著负相关关系, 这再次表明, 降维指标对宏观经济下行具备稳健的预测能力, 能够成为我国系统性风险的前瞻性指标。

最后, 我们进一步将贷款分成了不同行业、不同期限的四大类, 并分别将其作为式 (19) 的被解释变量, 来考察降维指标与各期限、各部门贷款之间的预测关系。表 7 的回归结果显示, 居民短期贷款将受到系统性风险的负面冲击, 由于居民短期贷款主要为消费贷, 这意味着金融风险的上升将通过股市的“财富效应”使得居民面临更严峻的财务困境以及预算约束, 从而抑

<sup>9</sup> 我们对宏观变量进行了季节性调整等数据预处理, 检验样本期为 2011 年 3 月到 2019 年 3 月。

<sup>10</sup> 与 Allen *et al.* (2012) 的做法一致, 为了避免出现多重共线性的问题, 回归方程中每次加入一个系统性风险指标与一种降维指标, 两两对比它们的预测能力。

表 5 降维风险指标的宏观预测能力分析

	主成分法 → 银行业贷款余额	Adj. $R^2(\%)$	因子分析法 → 银行业贷款余额	Adj. $R^2(\%)$	主成分法 → 工业增加值	Adj. $R^2(\%)$	因子分析法 → 工业增加值	Adj. $R^2(\%)$
$n = 1$	-16 709.188* [0.086]	41.39	-23 240.623 [0.136]	40.83	-0.018* [0.084]	20.32	-0.036* [0.053]	20.76
$n = 2$	-17 881.333* [0.069]	40.03	-24 990.942 [0.111]	39.39	-0.020** [0.043]	12.28	-0.037** [0.027]	12.64
$n = 3$	-19 190.134* [0.066]	39.90	-26 191.996 [0.115]	39.09	-0.021** [0.026]	17.96	-0.042** [0.013]	18.61
控制变量	是		是		是		是	

表 6 降维指标与传统测度指标的宏观预测能力的对比分析

Panel A: 主成分法降维									
	降维指标	MES	Adj. $R^2(\%)$	降维指标	SRISK	Adj. $R^2(\%)$	降维指标	$\Delta CoVaR$	Adj. $R^2(\%)$
$n = 1$	-0.005 [0.926]	-1.933 [0.823]	19.44	-0.018* [0.087]	0.000 [0.972]	19.40	-0.058* [0.063]	9.608 [0.242]	20.25
$n = 2$	-0.028 [0.665]	1.272 [0.891]	11.27	-0.020** [0.046]	0.001 [0.430]	11.93	-0.055 [0.136]	8.630 [0.295]	12.03
$n = 3$	-0.075 [0.209]	7.932 [0.350]	17.76	-0.021** [0.024]	-0.001 [0.305]	17.74	-0.094** [0.016]	17.592** [0.045]	20.25
	降维指标	CoVaR	Adj. $R^2(\%)$	降维指标	CES	Adj. $R^2(\%)$	降维指标	杠杆倍数	Adj. $R^2(\%)$
$n = 1$	0.028 [0.629]	-14.798 [0.408]	19.84	0.076** [0.028]	-16.091*** [0.005]	24.35	-0.020** [0.048]	0.757 [0.146]	20.87
$n = 2$	0.015 [0.777]	-11.038 [0.508]	11.53	0.091*** [0.008]	-18.792*** [0.001]	18.87	-0.021*** [0.030]	0.563 [0.370]	12.17
$n = 3$	0.043 [0.435]	-20.739 [0.237]	17.95	0.081** [0.027]	-17.287*** [0.003]	23.49	-0.024*** [0.007]	0.862 [0.132]	19.17

(续表)

Panel A: 主成分法降维									
降维指标	波动率指数	Adj. R <sup>2</sup> (%)	降维指标	流动性利差	Adj. R <sup>2</sup> (%)	降维指标	信用利差	Adj. R <sup>2</sup> (%)	
<i>n</i> = 1	-0.035*** [0.006]	22.50	-0.021** [0.046]	0.001 [0.209]	20.27	-0.017 [0.127]	0.069** [0.042]	22.59	
<i>n</i> = 2	-0.035*** [0.004]	14.34	-0.024** [0.018]	0.001** [0.036]	14.03	-0.018* [0.075]	0.073** [0.024]	15.32	
<i>n</i> = 3	-0.036*** [0.004]	19.60	-0.026** [0.015]	0.001 [0.143]	19.33	-0.020** [0.043]	0.056 [0.116]	19.37	
Panel B: 因子分析法降维									
降维指标	MES	Adj. R <sup>2</sup> (%)	降维指标	SRISK	Adj. R <sup>2</sup> (%)	降维指标	ΔCoVaR	Adj. R <sup>2</sup> (%)	
<i>n</i> = 1	-0.092 [0.287]	20.10	-0.036* [0.055]	0.000 [0.982]	19.84	-0.136** [0.012]	13.539* [0.086]	21.67	
<i>n</i> = 2	-0.104 [0.312]	12.02	-0.038** [0.030]	0.001 [0.437]	12.26	-0.119** [0.046]	11.130 [0.140]	13.00	
<i>n</i> = 3	-0.218** [0.018]	20.48	-0.041** [0.012]	-0.001 [0.304]	18.40	-0.204*** [0.001]	21.951*** [0.008]	22.99	
降维指标	CoVaR	Adj. R <sup>2</sup> (%)	降维指标	CES	Adj. R <sup>2</sup> (%)	降维指标	杠杆倍数	Adj. R <sup>2</sup> (%)	
<i>n</i> = 1	-2.292** [0.014]	24.72	0.184** [0.029]	-20.570*** [0.008]	24.49	-0.038** [0.036]	0.708 [0.181]	21.15	
<i>n</i> = 2	-1.639** [0.026]	14.39	0.254*** [0.001]	-27.152*** [0.000]	20.76	-0.039** [0.019]	0.511 [0.407]	12.37	
<i>n</i> = 3	-1.308 [0.140]	19.25	0.197** [0.018]	-22.310*** [0.003]	23.70	-0.044*** [0.004]	0.807 [0.155]	19.56	
降维指标	波动率指数	Adj. R <sup>2</sup> (%)	降维指标	流动性利差	Adj. R <sup>2</sup> (%)	降维指标	信用利差	Adj. R <sup>2</sup> (%)	
<i>n</i> = 1	-0.054*** [0.009]	21.94	-0.040** [0.035]	0.001 [0.245]	20.60	-0.031 [0.107]	0.066** [0.049]	22.80	
<i>n</i> = 2	-0.053*** [0.003]	13.55	-0.043** [0.015]	0.001** [0.046]	14.10	-0.032* [0.068]	0.071** [0.030]	15.39	
<i>n</i> = 3	-0.056*** [0.002]	19.29	-0.048** [0.010]	0.001 [0.162]	19.74	-0.038** [0.029]	0.053 [0.132]	19.74	

表 7 系统性风险对不同期限、不同部门贷款的预测分析

Panel A: 主成分法降维指标								
	居民户短期贷款	Adj. $R^2$ (%)	居民户中长期贷款	Adj. $R^2$ (%)	非金融公司短期贷款	Adj. $R^2$ (%)	非金融公司中长期贷款	Adj. $R^2$ (%)
$n = 1$	-109.573*** [0.001]	9.38	-160.260** [0.017]	37.45	32.870 [0.564]	14.38	-226.028** [0.017]	13.43
$n = 2$	-101.431*** [0.007]	27.19	-115.884* [0.085]	36.59	87.832 [0.139]	7.64	-222.227** [0.032]	24.23
$n = 3$	-154.444*** [0.000]	24.57	-103.827 [0.147]	37.97	80.427 [0.213]	15.87	-237.198** [0.039]	21.89
$n = 4$	-133.068*** [0.002]	18.85	-64.940 [0.358]	38.78	48.063 [0.492]	14.86	-217.331** [0.043]	23.50
$n = 5$	-146.219*** [0.000]	16.58	-41.843 [0.543]	36.92	29.291 [0.692]	15.16	-225.059** [0.043]	31.90
$n = 6$	-145.265*** [0.000]	17.30	11.864 [0.859]	36.45	-18.349 [0.788]	17.37	-203.165* [0.065]	21.05
控制变量	是		是		是		是	
Panel B: 因子分析法降维指标								
	居民户短期贷款	Adj. $R^2$ (%)	居民户中长期贷款	Adj. $R^2$ (%)	非金融公司短期贷款	Adj. $R^2$ (%)	非金融公司中长期贷款	Adj. $R^2$ (%)
$n = 1$	-171.559*** [0.005]	7.64	-256.244** [0.029]	36.75	42.762 [0.657]	14.25	-359.303** [0.029]	12.38
$n = 2$	-152.507** [0.034]	25.30	-182.386 [0.105]	36.17	138.273 [0.156]	7.20	-331.699* [0.069]	22.74
$n = 3$	-255.467*** [0.000]	22.44	-174.292 [0.135]	37.79	119.819 [0.277]	15.37	-361.670* [0.057]	20.34
$n = 4$	-211.185*** [0.009]	16.49	-95.830 [0.405]	38.59	54.603 [0.663]	14.51	-321.306* [0.070]	21.98
$n = 5$	-252.942*** [0.000]	15.74	-51.021 [0.664]	36.78	16.548 [0.901]	14.96	-342.986* [0.069]	30.47
$n = 6$	-251.660*** [0.000]	16.53	43.810 [0.698]	36.52	-75.903 [0.535]	17.76	-304.674 [0.102]	19.78
控制变量	是		是		是		是	

制了国内消费。此外,当我们以中长期贷款作为被解释变量时,降维指标的各期滞后系数大多显著为负,由于企业的中长期贷款往往用于新增项目的固定资产投资或扩大再生产,因此系统性风险将导致投资的萎缩,进而对宏观经济造成下行冲击。由此可见,基于降维方法构建的新指标不仅能有效预测未来股票市场的变动,同时也是宏观经济下行的先行指标。

### (三) 降维指标与宏观经济演变关系的动态分析

基于以上的分析,我们得知系统性风险将抑制贷款、减少投资与消费,进而对宏观经济运行带来冲击。因此,接下来我们将应用 TVP-VAR-SV 模型,对降维指标与宏观变量之间的动态关系展开分析。具体而言,我们将分别考察“系统性风险-贷款-工业增加值”以及“系统性风险-消费-工业增加值”之间的时变关系,分别从贷款渠道和消费渠道探讨金融风险对宏观经济的影响,进而为我们客观评价降维指标合理性提供参考依据。<sup>11</sup>

图 5.1 与图 5.2 分别报道了两种降维指标与贷款、工业增加值的时变脉冲响应图。无论是滞后期为 4 个月、8 个月还是 12 个月的分析结果,我们均得到一致的结论,即系统性风险对贷款乃至工业增加值有显著的负冲击。此外,我们还发现在 2015—2016 年间,降维指标所刻画系统性风险对贷款的负面冲击明显增强。由此可见,降维指标较好地刻画了系统性风险通过贷款渠道冲击宏观经济的传导机制。

接下来,我们进一步考察了两种降维指标与消费、工业增加值的时变脉冲响应。图 6.1 与图 6.2 表明,系统性风险对社会消费总额乃至工业增加值有负效应影响。同时我们还发现,系统性风险对消费的负面影响随着时间的推移呈现逐步减弱的趋势。部分原因在于,自 2008 年以来我国政府实施了“刺激消费、扩大内需”的积极财政政策,“结构性减税”“增加民生投入”“家电下乡”在内一系列刺激政策大大提振了居民消费信心,部分平抑了金融风险带来的负面冲击。由此可见,降维指标同样能较好刻画系统性风险通过消费渠道影响宏观经济的作用机制。

<sup>11</sup> 我们将 TVP-VAR-SV 模型的滞后阶数设为 1;三个参数  $a$ ,  $\beta$ ,  $h$  的协方差矩阵均设定为对角阵,当  $\beta$  的协方差矩阵设定为非对角阵时结果无显著变化;三个参数的先验分布参照 Nakajima (2011) 预设为  $(\sum_{\beta}^{-2})_i \sim \text{Gamma}(40, 0.02)$ ,  $(\sum_a^{-2})_i \sim \text{Gamma}(4, 0.02)$ ,  $(\sum_h^{-2})_i \sim \text{Gamma}(4, 0.02)$ 。并将 MCMC 方法的抽样次数设定为 10 000 次,在抽样前预烧 1 000 次。我们对 MCMC 抽样的有效性进行了检验, Geweke 统计量的值均小于 5% 的临界值,这意味着 MCMC 抽样估计是有效的。限于篇幅,检验结果未列示,留存备索。

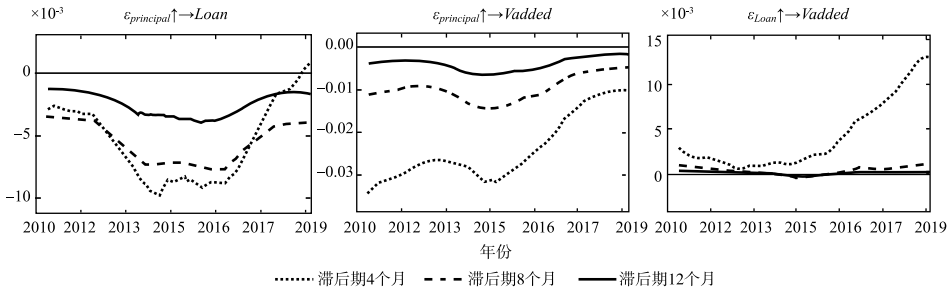


图 5.1 时变脉冲响应分析结果 (“主成分法”降维指标→贷款→工业增加值)

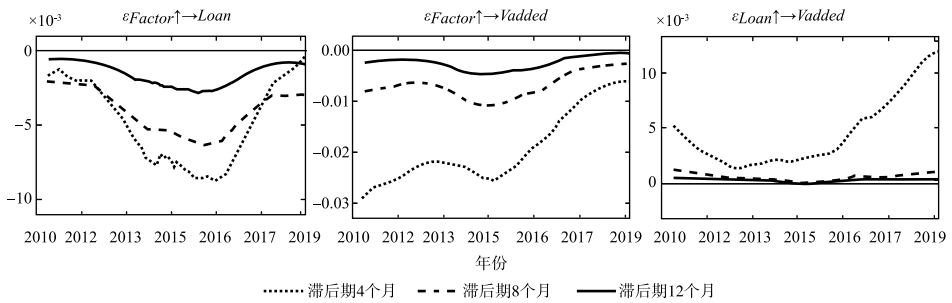


图 5.2 时变脉冲响应分析结果 (“因子分析法”降维指标→贷款→工业增加值)

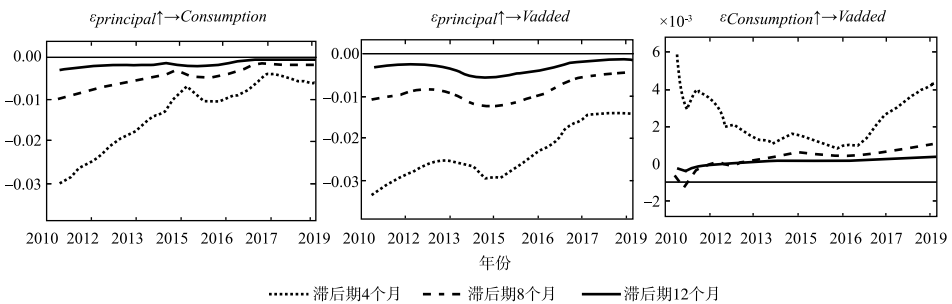


图 6.1 时变脉冲响应分析结果 (“主成分法”降维指标→消费→工业增加值)

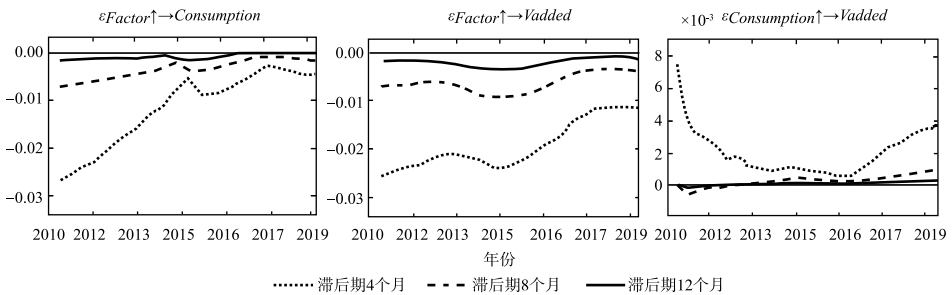


图 6.2 时变脉冲响应分析结果 (“因子分析法”降维指标→消费→工业增加值)

为了进行对比分析,我们也对传统风险测度指标与宏观经济变量的动态关系展开研究。分析结果表明,三类传统系统性风险指标的时变脉冲响应的相关分析结果与理论预期相违背。例如,VXFXI指数对贷款始终产生正向影响,而以SRISK衡量的系统性风险则对消费产生了正面影响,此外,波动率指数对消费的冲击,以及流动性指标对工业增加值的影响也都与理论预期不一致。这就意味着,传统的测度指标无法完全合理刻画金融风险对中国宏观经济的冲击影响。<sup>12</sup>

## 五、结论与启示

本文的分析表明,国际主流的风险测度指标能相对较好地识别出2015年6月“重大股灾”等重要的风险事件,但不同指标具有不同的相对有效性。在此基础上,我们展开非线性检验发现,存在由股指收益率到各系统性风险测度指标的非线性因果关系。这意味着当证券市场收益出现明显震荡时,投资者以及各金融机构均面临着更高的金融风险。同时,除了流动性利差之外,人民币有效汇率对其他风险测度指标均呈现出了显著的非线性因果关系,这意味着人民币有效汇率同样会通过非线性传导途径引发系统性风险。进一步的分析发现,主流测度指标对于中国股票市场具备较强的预测能力,是中国资本市场的先行指标,并且,由于极端金融风险常呈现跨市场传染的特征,使得股票市场与汇率市场常呈现联动共振的现象,因此,股票市场的风险测度指标对汇率市场同样具备显著的预测能力。

然而,分样本研究结果表明不同指标对股票市场的预测能力在不同时期存在显著的差异,而且大多数指标无法成为一致、稳定的前瞻性指标。由此,我们基于降维方法构建了新的风险测度指标,并且发现通过“主成分法”与“因子分析法”进行降维的新指标,不仅能在全样本下有效预测未来股指收益率的变动,而且,在各分样本时期也成为股票市场的先行指标。此外,结合GSADF方法的研究发现,降维新指标的预警区间与重要的风险事件十分吻合,具有相对较好的风险识别能力。

除此之外,我们还对新构建指标对宏观经济下行的预测能力展开对比分析,结合工业增加值以及银行贷款等变量的分析表明,相对于传统测度指标而言,降维新指标对于宏观经济下行具备稳健的预测能力。此外,我们运用TVP-VAR模型,对降维指标与宏观变量的动态关系展开研究,分析结果表

<sup>12</sup> 限于篇幅,传统风险测度指标与宏观经济变量的动态关系分析结果未列示,留存备案。



明，相对于传统指标而言，降维指标更好地刻画了系统性风险通过贷款与消费渠道冲击宏观经济的传导机制。

基于以上研究结论，本文得到三点启示：

第一，存在着由“股指收益率”和“人民币有效汇率”到“系统性金融风险”的因果原因，这表明证券市场和外汇市场的不稳定性与脆弱性将导致系统性风险的加速积聚。因此，当面临严重的外部冲击时，应妥善引导投资者情绪，避免大面积非理性杀跌行为的出现；与之同时，还应谨防人民币汇率大幅波动所带来的风险冲击。当前中美贸易摩擦的背景下，维持证券市场与外汇市场的安全与稳定显得尤为重要。

第二，在不同的市场阶段，各系统性风险指标的有效性存在着一定的差异，因此我们在衡量系统性风险时不应局限于其中的一种指标。基于降维构造的风险指数在中国具备较高的适用性，能相对较好地识别重要的风险事件，它可以作为一种参考性指数，帮助监管部门实施动态监控，从而未雨绸缪地化解金融系统的潜在风险，为中国经济的平稳发展“保驾护航”。

第三，系统性风险将通过贷款与消费渠道对实体经济造成负面冲击。因此，为了确保经济的持续健康发展，当系统性风险凸显时，政府部门应及时通过政策手段保证银行业中长期贷款的有效供给，并适时出台扩张性政策以“刺激消费、扩大内需”，从而将金融风险对企业贷款和居民消费的影响限制在可控范围内，缓解系统性风险对实体经济造成的冲击与影响。

## 参 考 文 献

- [1] Acharya, V. V., L. H. Pedersen, T. Philippon, and M. P. Richardson, “Measuring Systemic Risk”, *The Review of Financial Studies*, 2017, 30 (1), 2-47.
- [2] Adrian, T., and M. K. Brunnermeier, “CoVaR”, *American Economic Review*, 2016, 106 (7), 1705-1741.
- [3] Allen, L., T. G. Bali, and Y. Tang, “Does Systemic Risk in the Financial Sector Predict Future Economic Downturns?”, *The Review of Financial Studies*, 2012, 25 (10), 3000-3036.
- [4] Banulescu, G. D., and E. I. Dumitrescu, “Which Are the SIFIs? A Component Expected Shortfall Approach to Systemic Risk”, *Journal of Banking & Finance*, 2015, 50, 575-588.
- [5] Beltratti, A., B. Bortolotti, and M. Caccavaio, “Stock Market Efficiency in China: Evidence from the Split-Share Reform”, *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 2016, 60, 125-137.
- [6] Benoit, S., J. E. Colliard, C. Hurlin, and C. Pérignon, “Where the Risks Lie: A Survey on Systemic Risk”, *Review of Finance*, 2017, 21 (1), 108-152.
- [7] Bisias, D., M. Flood, A. W. Lo, and S. Valavanis, “A Survey of Systemic Risk Analytics”, *An-*

- nual Review of Financial Economics*, 2012, 4 (1), 255-296.
- [8] Brownlees, C. T., and R. Engle, "SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk", *The Review of Financial Studies*, 2016, 30 (1), 48-79.
- [9] Brunnermeier, M., and L. Pedersen, "Market Liquidity and Funding Liquidity", *The Review of Financial Studies*, 2009, 22 (6), 2201-2238.
- [10] Brunnermeier, M., and Y. Sannikov, "A Macroeconomic Model with a Financial Sector", *American Economic Review*, 2014, 104 (2), 379-421.
- [11] DeVita, G., E. Trachanas, and Y. Luo, "Revisiting the Bi-directional Causality between Debt and Growth: Evidence from Linear and Nonlinear Tests", *Journal of International Money and Finance*, 2018, 83, 55-74.
- [12] Diks, L., and V. Panchenko, "A New Statistic and Practical Guidelines for Nonparametric Granger Causality Testing", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2006, 30 (9-10), 1647-1669.
- [13] Drehmann, M., and M. Juselius, "Evaluating Early Warning Indicators of Banking Crises: Satisfying Policy Requirements", *International Journal of Forecasting*, 2014, 30 (3), 759-780.
- [14] Fang, L., B. Sun, H. Li, and H. Yu, "Systemic Risk Network of Chinese Financial Institutions", *Emerging Markets Review*, 2018, 35, 190-206.
- [15] 方意、郑子文, "系统性风险在银行间的传染路径研究——基于持有共同资产网络模型", 《国际金融研究》, 2016年第6期, 第61—72页。
- [16] Frankel, J., and G. Saravelos, "Can Leading Indicators Assess Country Vulnerability? Evidence from the 2008-09 Global Financial Crisis", *Journal of International Economics*, 2012, 87 (2), 216-231.
- [17] Giglio, S., B. Kelly, and S. Pruitt, "Systemic Risk and the Macroeconomy: An Empirical Evaluation", *Journal of Financial Economics*, 2016, 119 (3), 457-471.
- [18] Gu, M., W. Kang, and B. Xu, "Limits of Arbitrage and Idiosyncratic Volatility: Evidence from China Stock Market", *Journal of Banking & Finance*, 2018, 86, 240-258.
- [19] Hiemstra, C., and J. D. Jones, "Testing for Linear and Nonlinear Granger Causality in the Stock Price-Volume Relation", *Journal of Finance*, 1994, 49 (5), 1639-1664.
- [20] Laeven, L., L. Ratnovski, and H. Tong, "Bank Size, Capital, and Systemic Risk: Some International Evidence", *Journal of Banking & Finance*, 2016, 69, 25-34.
- [21] Lepone, A., J. Wen, J. B. Wong, and J. Y. Yang, "Short Selling Restrictions and Index Futures Pricing: Evidence from China", *International Review of Economics & Finance*, 2019, 61, 179-187.
- [22] 梁琪、李政、郝项超, "我国系统重要性金融机构的识别与监管——基于系统性风险指数 SRISK 方法的分析", 《金融研究》, 2013年第9期, 第56—70页。
- [23] 刘晓星、段斌、谢福座, "股票市场风险溢出效应研究: 基于 EVT-Copula-CoVaR 模型的分析", 《世界经济》, 2011年第11期, 第145—159页。
- [24] López-Espinosa, G., A. Moreno, A. Rubia, and L. Valderrama, "Systemic Risk and Asymmetric Responses in the Financial Industry", *Journal of Banking & Finance*, 2015, 58, 471-485.
- [25] Luo, Y., J. Ren, and Y. Wang, "Misvaluation Comovement, Market Efficiency and the Cross-sec-

- tion of Stock Returns: Evidence from China”, *Economic Systems*, 2015, 39 (3), 390-412.
- [26] Nakajima, J., “Time-Varying Parameter VAR Model with Stochastic Volatility: An Overview of Methodology and Empirical Applications”, *Institute for Monetary and Economic Studies, Bank of Japan*, 2011.
- [27] Phillips, P. C., S. Shi, and J. Yu, “Testing for Multiple Bubbles: Historical Episodes of Exuberance and Collapse in the S&P 500”, *International Economic Review*, 2015, 56 (4), 1043-1078.
- [28] Phillips, P. C., Y. Wu, and J. Yu, “Explosive Behavior in the 1990s Nasdaq: When Did Exuberance Escalate Asset Values?”, *International Economic Review*, 2011, 52 (1), 201-226.
- [29] Primiceri, G. E., “Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy”, *Review of Economic Studies*, 2005, 72 (3), 821-852.
- [30] Tabak, B. M., “The Dynamic Relationship between Stock Prices and Exchange Rates: Evidence for Brazil”, *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 2006, 9 (8), 1377-1396.
- [31] van de Leur, M. C., A. Lucas, and N. J. Seeger, “Network, Market, and Book-Based Systemic Risk Rankings”, *Journal of Banking & Finance*, 2017, 78, 84-90.
- [32] 郑挺国、刘堂勇, “股市波动溢出效应及其影响因素分析”, 《经济学》(季刊), 2018 年第 17 卷第 2 期, 第 669—692 页。

## Do Systemic Risk Indicators Have Prospective Predictive Capability?

ZIHUI YANG\*

*(Lingnan College, Sun Yet-sen University; Advanced Institute of  
Finance, Sun Yet-sen University)*

DONGCHENG LI

*(Lingnan College, Sun Yat-sen University)*

**Abstract** In this paper, we conduct a comprehensive analysis of the predictive power of the global mainstream financial risk measurement indicators based on the perspective of nonlinear. We then construct more forward-looking financial risk precaution indices through “dimension reduction” methods, and use the GSADF method to investigate their predictive capability. Furthermore, we employ the time-varying parameter vector autoregression (TVP-VAR) method to discuss the impact of financial risk on macroeconomy from “loan channel” and “consumption channel” respectively, aiming to provide references to improve the risk early-warning mechanism of “early identification, early detection and early disposal”.

**Keywords** systemic risk, nonlinear, predictive capability

**JEL Classification** C58, G01, G17

---

\* Corresponding Author: Zihui Yang, Lingnan College, Sun Yat-sen University; Advanced Institute of Finance, Sun Yet-sen University, Guangzhou, Guangdong, 510275, China; Tel: 86-20-84110625; E-mail: yangzhui@mail.sysu.edu.cn.