

中国系统性金融风险的度量

——基于实体经济的视角

何 青 钱宗鑫 刘 伟

(中国人民大学中国财政金融政策研究中心/财政金融学院,北京 100872;
中国建设银行股份有限公司,北京 100033)

摘 要:本文综合考虑机构个体风险、联动和传染效应、波动和不稳定性以及流动性与信用等风险因素,采用主成分分析分位数回归法(PCQR)构造出可以全面反映实体经济运行情况的系统性金融风险指数,并对系统性风险影响实体经济的传导途径进行了探究。实证结果表明,该指数能较为准确、有效地预测未来宏观经济冲击的分布情形。系统性金融风险主要通过信贷这一渠道传导至实体部门,进而对宏观经济产生负面影响。依据本文构建的指数,当前中国的系统性金融风险处于中高位,防范和化解系统性风险,保持信贷的稳健,是当前中国宏观经济调控的重要任务。

关键词:系统性风险;主成分分析分位数回归法;实体经济

JEL 分类号:G32, E44, E51 **文献标识码:**A **文章编号:**1002 - 7246(2018)04 - 0053 - 18

一、引 言

当前,我国经济已进入“新常态”,虽然 GDP 增速仍维持在 7% 左右,但经济发展的背后也面临着经济结构失衡、产能过剩、房地产泡沫日趋严重、地方政府债务较高、影子银行风险上升等一系列问题和风险。其中,最为显著的表现就是“金融过热、实体经济遇冷”。缺乏良好经济基础支撑的金融体系脆弱性增强,同时金融过度自我创新,加剧经济泡沫

收稿日期:2017 - 06 - 14

作者简介:何 青,经济学博士,教授,中国人民大学中国财政金融政策研究中心,财政金融学院,Email: qinghe@ruc.edu.cn.

钱宗鑫(通讯作者),经济学博士,副教授,中国人民大学财政金融学院,Email: qianzx@ruc.edu.cn.

刘 伟,经济学硕士,中国建设银行股份有限公司,Email: 93liuwei51@ruc.edu.cn.

* 本文获教育部人文社会科学重点研究基地项目(16JJD790056)、马克思主义理论研究和建设工程重大项目(2015MZD033)、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资助)项目(13XNJ003)资助。感谢匿名审稿人的宝贵意见。文责自负。

化,也催生各种金融风险。国务院总理李克强在世界经济论坛 2015 年新领军者年会指出,最近国际金融市场发生新的波动,是 2008 年国际金融危机以来的延续。中国资本市场,特别是股市在 2015 年 6、7 月份也发生异常波动,中国政府采取措施稳定市场,是为了防止风险的蔓延,防范系统性金融风险的发生。下一步会继续推进发展多层次的资本市场,而且要坚持市场化和法治化的方向,努力培育公开透明、长期稳定健康发展的资本市场。周小川(2015)指出,要从严从实推动金融改革创新,进一步激发金融活力,促进金融资源优化配置,牢牢守住不发生系统性区域性金融风险的底线。由此可见,如何防范和化解系统性金融风险是当前亟待解决的重大问题。

对整个金融体系的系统性风险进行准确的测度和识别是重要前提。事实上自 2008 年全球性金融危机以来,系统性风险就成为学术界和政策制定者共同关注的焦点。学者们针对系统性风险的各种特质构建了多样化的测度方法,尝试预警系统性风险的触发事件,以期作为识别系统性风险的替代性指标。这些测度方法确实为监管当局提供了预判或识别系统性风险的技术手段,但大多数测度指标只反映了系统性风险的某个特定方面,再加上系统性风险本身的复杂特性,这些测度方法看似相互独立实则衡量内容上有所交叉,并不能全面准确地反映系统性金融风险。此外,这些测度和识别系统性风险的方法只着重于金融系统本身,而忽视了金融与实体经济之间的内在联系。构建和实体经济紧密联系的系统性金融风险测度方法,并将可以有效识别金融风险对实体经济影响的信息纳入测度指标中,对于“坚守不发生系统性风险底线”这一政策目标具有现实意义。

本文以现有的系统性风险测度方法为基础,检验多个系统性风险测度指标的有效性以及它们对实体经济变动的预测能力,并构造出能准确、有效地预测经济衰退的系统性风险指数。由于系统性风险和实体经济之间存在明显的不对称关系:系统性风险的累积会加重对经济发展的不利冲击,导致经济下行甚至带来严重的经济危机,但系统性风险的缓和并不一定带来经济繁荣。因此,本文沿用 Giglio et al. (2016)的分析框架,首次采用分位数回归样本外预测的方法,确定各个系统性风险指标预测中国经济衰退的准确性。在此基础上,采用主成分分析分位数回归法,加总并提取这些测度中的有效信息构建系统性风险指数。利用该指数,本文进一步探究了系统性风险对中国实体经济传导的主要途径。

本文余下部分的安排如下:第二节对相关文献进行综述;第三节介绍构建中国系统性风险指数的方法;第四节进行实证分析;第五节给出结论和相关政策建议。

二、文献综述

(一)系统性风险的内涵和范畴

早在上世纪 70 年代,国际清算银行已经开始认识到系统性风险(Systemic Risk)的重要性,并逐渐地将系统性风险的识别和测度纳入到金融稳定政策的制定中(Borio, 2003)。然而,学术界和政策制定者对于系统性风险所涉及的内容和范畴却存在一定的争议。从危害范围的角度,Billio et al. (2012)认为,系统性风险是威胁整个金融体系以及

宏观经济稳定的一种风险。它会导致金融体系极度脆弱,金融不稳定,严重损害金融体系运行的能力,进而影响经济增长和社会福利。从风险传染的角度,Schwarcz(2008)强调,随着金融脱媒的加剧,对系统性风险的定义应该更侧重于风险事件爆发后金融市场及机构和市场之间的一系列连锁反应。从影响实体经济的角度,G20财长和央行行长报告(2011)认为系统性风险是“可能对实体经济造成严重负面影响的金融服务过程受损或中断的风险”。作为全球金融监管机构,金融稳定委员会FSB(2009)对系统性风险进行了更为具体地阐述,“经济周期、宏观经济政策的变动、外部金融因素冲击等因素引发一国金融体系激烈动荡的可能性,且这种风险对国际金融体系和全球实体经济都会产生巨大的负外部性”。国际货币基金组织(IMF)、国际清算银行(BIS)和金融稳定委员会(FSB)在2011年共同出具的报告,将系统性风险定义为金融体系部分或全部受损时引发的大范围金融服务失效并且可能对实体经济产生严重冲击的风险。

从已有的研究成果来看,虽然出发角度不同,学者和监管当局对系统性风险却存在共同的认识:首先,系统性风险关注的对象不局限于单一的机构或市场,而是整个金融体系的全部或重要组成部分;其次,系统性风险具有传染性,个体的损失会引发整个体系的连锁反应,风险由金融系统内所有参与者共同承担;最后,系统性风险会对实体经济产生溢出效应。

(二)系统性风险的测度和识别

系统性金融风险的测度和识别方法,大体上可以分为预警指标体系法和风险传染测度法。第一种方法通过分析发生过金融危机国家的历史数据,找出影响和预测金融危机的指标,进而构建可以反映金融体系风险综合情况的预警指标体系。比如,国际货币基金组织开发的金融稳健指标采用企业层面的财务数据对金融体系的稳定性进行分析和预警。Illing and Liu(2006)构建的金融压力指数(FSI)则是运用高频的金融市场交易数据来预测金融危机。第二种方法主要侧重于多角度测量金融机构间的风险溢出和传导效应。一些学者基于银行间交易数据建立与资产负债表相关的风险敞口模型,比较具有代表性的是Muller(2006)的网络模型。而另外一些学者则从金融机构收益率的相关性出发测度风险传染的可能性(Billio et al., 2012; Acharya et al., 2016)。

国内对系统性风险测度的研究起步较晚,主要是参考国外的测度方法,结合我国的经济金融数据进行单一角度的系统性风险度量或建立预警指标。肖璞等(2012)采用CoVaR方法测度了我国上市银行间的风险溢出效应以及单个银行陷入困境时对整个银行体系的风险贡献度。梁琪等(2013)改进了Brownlees and Engle(2017)提出的系统性风险指数SRISK方法,计算了我国上市金融机构的资本短缺程度。李志辉等(2016)采用基于银行负债端的SCCA(系统未定权益分析)技术,测度多家机构的联合违约风险,动态监测我国银行业系统性风险的演变过程。基于信息溢出的视角,李政等(2016)采用网络分析法分析了我国金融系统各部门的关联特征,并分析关联的影响因素。除了单一测度方法的应用和优化,陶玲和朱迎(2016)构建了中国系统性风险监测指标体系,并对系统性风险指标的状态和拐点进行识别。

然而,现有关于中国系统性风险的研究,并没有对各个系统性风险指标与实体经济的相关关系进行考察,构造的系统性风险指数或预警指标体系也多是金融部门和宏观经济指标的直接加总,对二者之间的相互关系缺乏系统性的研究。Giglio et al. (2016) 采用分位数回归样本外预测的方法,测度了多个系统性风险指标对欧美经济衰退的预测能力,构建了系统性风险指数。为了能够全面反映中国实体经济的运行情况,我们沿用 Giglio et al. (2016) 的分析框架构建了系统性金融风险指数,并深入地探讨系统性风险对实体经济的影响渠道。

三、中国系统性风险指数的构建方法

中国系统性风险指数的构建分为以下两个步骤。第一步,归纳总结已有的系统性风险测度指标,采用分位数回归的样本外预测分析方法衡量各个测度指标预测宏观经济冲击的有效性。第二步,采用主成分分析分位数回归法 (PCQR) 提取单个测度指标中能够有效预测宏观经济冲击的不可观测因子,加总并提取这些测度中的有效信息构建系统性风险指数。

(一) 分位数回归样本外预测分析方法

采用分位数回归能更好地评估系统性风险和宏观经济之间存在的非对称关系。样本外预测可以评估这些系统性风险指标对未来宏观经济冲击分布的预测能力。具体方法如下:

记 y_{t+1} 为宏观经济冲击变量,则 y_{t+1} 的累积分布函数为:

$$F(y) = P(y_{t+1} \leq y) \quad (1)$$

y_{t+1} 的 τ 分位数即为 y_{t+1} 的累积分布函数的反函数,定义为:

$$Q_{\tau}(y_{t+1}) = \inf\{y: F(y) \geq \tau\} \quad (2)$$

定义 τ 分位数回归的损失函数如下:

$$\rho_{\tau}(x) = x(\tau - I_{x < 0}) \quad (3)$$

其中, $I_{x < 0}$ 为指示函数,

$$I_{x < 0} = \begin{cases} 1, & x < 0 \\ 0, & x \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

则 y_{t+1} 的 τ 分位数函数也可表示为求解如下的最优化问题:

$$Q_{\tau}(y_{t+1}) = \arg \inf_q E[\rho_{\tau}(y_{t+1} - q)] \quad (5)$$

即样本分位数回归就是使加权误差绝对值之和最小化,方程(5)可等价于:

$$\min \left\{ \sum_{y_{t+1} \geq q} \tau |y_{t+1} - q| + \sum_{y_{t+1} < q} (1 - \tau) |y_{t+1} - q| \right\} \quad (6)$$

假设宏观经济冲击 y_{t+1} 可由系统性风险测度指标 x_t 线性表示,回归形式如下:

$$Q_{\tau}(y_{t+1} | I_t) = \beta_{\tau,0} + \beta'_{\tau} x_t \quad (7)$$

$$\hat{\beta}_{\tau} = \operatorname{argmin} \left\{ \sum \rho_{\tau}(y_{t+1} - \beta'_{\tau} x_t) \right\} \quad (8)$$

分位数回归的一大优势在于对参数 $\beta_{\tau,0}$ 、 β_{τ} 的估计值会随着分位数 τ 的变化而改变,从而可以得到关于目标变量分布更全面的信息。因此在本文的模型设定中,分位数 τ 分别取值为 0.2、0.5 和 0.8,以刻画系统性风险对宏观经济冲击的影响在极值区域和中位数分布的情况¹。

衡量系统性风险指标预测宏观经济有效性的重要标准是:基于 $\mathbf{x}_t$ 的信息下的条件分位数回归是否能够比无条件分位数回归更准确地预测宏观经济冲击分布的情况。预测的准确性可以通过样本外分位数回归的拟合优度 R^2 来表示,即:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_t [\rho_{\tau}(y_{t+1} - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_t)]}{\sum_t [\rho_{\tau}(y_{t+1} - \hat{q}_{\tau})]} \quad (9)$$

其中 ρ_{τ} 为 τ 分位数回归的损失函数, $\hat{q}_{\tau}$ 是被解释变量 y_{t+1} 的 τ 分位数。

由 R^2 的表达式可以看出它衡量的是基于信息 $\mathbf{x}_t$ 情况下的条件分位数回归相对于无条件分位数回归在预测准确性上的差别。当基于信息 $\mathbf{x}_t$ 的条件分位数回归预测效果好于无条件分位数回归的效果时,由方程(9)可知, R^2 为正数。反之, R^2 则取负值。由此可见, R^2 的数值越大,意味着基于信息 $\mathbf{x}_t$ 情况下的条件分位数回归的预测越准确。

最后,本文采用 Clark and West(2007)的调整后 MSPE 统计量来检验分位数回归的显著性,表达式如下:

$$f_{t+1} = (y_{t+1} - \hat{q}_{\tau})^2 - [(y_{t+1} - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_t)^2 - (\hat{q}_{\tau} - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_t)^2] \quad (10)$$

(二)主成分分析分位数回归

由于单独的基础系统性风险测度指标大多只针对系统性风险的某一层面进行度量,在预测经济波动时表现可能不全面或不稳健。参考 Giglio et al. (2016),我们利用主成分分析分位数回归法(PCQR)提取单个测度指标中能够有效预测经济波动的不可观测因子,再进行分位数回归,加总并提取这些测度中的有效信息构建系统性风险指数。具体分析模型如下:

假设经济冲击变量 y_{t+1} 在给定信息集 I_t 条件下的 τ 分位数是不可观测的单变量因素 f_t 的线性方程:

$$Q_{\tau}(y_{t+1} | I_t) = \alpha f_t \quad (11)$$

则 y_{t+1} 的真实值可表达为如下形式:

$$y_{t+1} = \alpha f_t + \eta_{t+1} \quad (12)$$

其中 f_t 是潜变量,不可观测; η_{t+1} 是分位数估计误差项。

向量 $\mathbf{x}_t$ 包含所有的系统性风险测度指标,其表达式如下:

$$\mathbf{x}_t = \Lambda \mathbf{F}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t \equiv \boldsymbol{\varphi} f_t + \boldsymbol{\psi} \mathbf{g}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (13)$$

¹ 由于本文关注系统性风险指标对宏观经济冲击的预测能力,故采用递归的样本外预测来进行分位数回归,即(t+1)期的被解释变量是由|1,2,...,t|期的解释变量估计出来的,依此类推直到最后一期。

其中 ε_t 是异质的测量误差项。由上式可以看出, x_t 表示为两部分因素的线性组合, 一部分是包含与预测经济波动相关信息的潜变量 f_t , 另一部分是预测 y_{t+1} 无关的额外信息 g_t , 比如一些可以影响金融系统但并不会传染给实体经济的风险因素或者通过政府干预可以消除的金融风险。

在公共因子提取阶段, 用主成分分析法对 x_t 估计公共因子 $\hat{F}_t$:

$$\hat{F}_t = (\Lambda' \Lambda)^{-1} \Lambda' x_t \quad (14)$$

其中 Λ 为 $\sum_{t=1}^T x_t x_t'$ 前 K 个特征值的特征向量;

在预测阶段, 将 y_{t+1} 对 $\hat{F}_t$ 进行样本外分位数回归:

$$Q_\tau(y_{t+1} | I_t) = \hat{\alpha}' \hat{F}_t \quad (15)$$

$$\forall t, \text{当 } N, T \rightarrow \infty, \hat{\alpha}' \hat{F}_t - \alpha' f_t \xrightarrow{P} 0 \quad (16)$$

即 PCQR 方法能够给出对 y_{t+1} 的条件分位数的一致估计。利用上述降维的方法提取出的公共因子就是综合利用各个指标信息的系统性金融风险指数。

四、实证分析

(一) 数据

1. 基础系统性风险测度指标

Giglio et al. (2016) 指出金融体系系统性风险产生的内在原因主要有四个方面: 一是金融机构自身的脆弱性, 表现为金融机构经营不善、融资结构失衡等; 二是金融体系的联动性与传染性, 各机构拥有共同的风险敞口或交叉持有头寸, 风险在不同金融行业间转移和扩散; 三是金融市场的波动性, 如股票和债券市场的大幅震荡、金融机构杠杆过高等情形带来的不确定性等; 四是金融市场的流动性与信用状况, 如银行间市场的流动性风险、债券违约事件频发引发的信用危机。因此, 本文选取的系统性风险测度指标涵盖了机构个体风险、联动和传染效应、波动和不稳定性以及流动性与信用等方面的 15 个指标。指标的测度方法主要参考 Bisias et al. (2012) 和 Allen et al. (2012)。表 1 总结了这些指标的具体含义及测度方法 (对于一些测度方法较复杂的指标, 本文仅给出相应测度方法的参考文献)²。

² Giglio et al. (2016) 的研究还考虑了基于公司债数据的违约利差, 但我国的相关数据从 2009 年才开始有, 故本文未纳入考虑。

表 1 系统性风险测度方法汇总

指标类别	指标名称	指标含义	指标定义(参考文献)
机构个体 风险	CoVaR	条件在险值	$\Pr(X^i < VaR^i) = q$ $\Pr(X^{ysst} < CoVaR^i \mid X^i = VaR^i) = q$
	$\Delta CoVaR$	条件在险值差	$\Delta CoVaR^i = CoVaR^i(q) - CoVaR^i(0.5)$ (Adrian and Brunnermeier(2010))
	MES	边际期望损失	$MES^i = E[R^i \mid R^m < q]$ (Acharya et al. (2010))
联动和传染 效应	Absorption ratio	吸收比率	$Absorption(K) = \frac{\sum_{i=1}^K Var(PC_i)}{\sum_{i=1}^N Var(PC_i)}$ (Kritzman and Li(2010))
	ΔAbs	吸收比率差	$\Delta Abs = Absorption(K)_{short} - Absorption(K)_{long}$
	DCI	动态因果指数	$DCI_t = \frac{\#significant - GC - relations}{\#relations}$ (Billio et al. (2012))
波动率和不稳定性	Volatility	收益波动率	个股平均日收益率月度标准差
	Turbulence	溢出波动率	$Turbulence_t = (r_t - \mu)' \Sigma^{-1} (r_t - \mu)$ (Kritzman and Li(2010))
	Catfin	截面在险值	非参数估计(Allen et al. (2012))
	Book leverage	账面杠杆率	总负债/总资产
	Market leverage	市场杠杆率	总负债/总市值
	Size concentration	规模集中度	$Herfindahl_t = N \frac{\sum_{i=1}^N ME_i^2}{(\sum_{i=1}^N ME_i)^2}$ (ME 为市值)
流动性和 信用	AIM	个股流动性	$AIM_t^i = \frac{1}{K} \sum_{\tau=t-k}^t \frac{ r_{i,\tau} }{turnover_{i,\tau}}$ (Giglio et al. (2016))
	TED spread	泰德利差	(3M)SHIBOR 和国债收益率利差
	Term spread	期限利差	国债 3 个月和 10 年到期收益率利差

考虑到我国金融公司的同质性、资产规模以及系统重要性等因素,本文选择 2005 – 2017 年间的上市金融公司(证监会行业分类)作为我国金融机构的样本³。由于股权分置改革从 2005 年开始,我们选取样本的时间跨度为 2005 年到 2017 年。表 1 的测度方法中涉及到的个股收益率由上市金融公司的日收盘价计算得到。本文采用沪深 300 收益率来度量市场收益率,通过上市公司季报披露数据来计算账面和市场杠杆率。所有数据均来源于国泰安和 Wind 数据库。机构的个体风险的测度,采用市场交易数据,通过 CoVaR 和 MES 的方法计算单个金融机构对金融系统风险的影响。本文采用全部上市金融公司相关指标的平均值作为衡量系统性风险的基础指标。

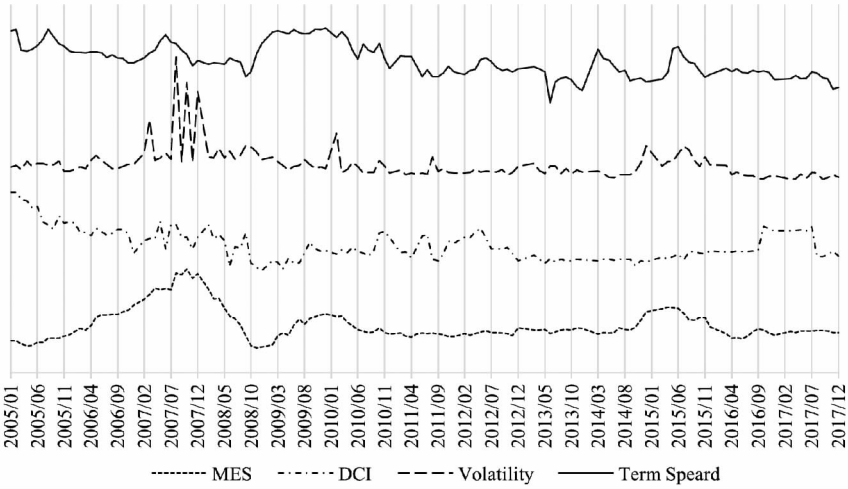


图 1 基础系统性风险测度指标

图 1 描绘了几个代表性基础系统性风险测度指标在样本期间的变化趋势⁴。为了便于观察它们的趋势,本文对这些指标都进行了标准化处理。从图中可明显看出,这些指标整体走势相仿,波动的趋同性较高,在 2007 – 2008 年全球金融危机期间和 2015 年下半年我国股市大跌期间均出现尖峰状突起,且 2008 年的波动尤其剧烈,充分体现了金融风险的反复加剧。但这些指标的波动也存在一定的差异。如在样本初期,DCI 所测度的系统性金融风险下降而其它指标显示系统性金融风险上升。因此,单个测度指标可能只反映了系统性风险的某个特定方面,需要综合考虑多个测度指标,才能全面准确地反映系统性金融风险。

3 具体包含以下 45 个金融机构:平安银行,宁波银行,浦发银行,华夏银行,民生银行,招商银行,南京银行,兴业银行,北京银行,农业银行,交通银行,工商银行,光大银行,建设银行,中国银行,中信银行,申万宏源,东北证券,锦龙股份,国元证券,国海证券,广发证券,长江证券,山西证券,西部证券,国信证券,中信证券,国金证券,西南证券,海通证券,东方证券,招商证券,东兴证券,国泰君安,兴业证券,东吴证券,华泰证券,光大证券,方正证券,国投安信,太平洋,中国平安,新华保险,中国太保,中国人寿。

4 为使图表简明,本文从基础系统性风险测度涵盖的四个方面各选取一个代表性指标,其余指标的走势大体趋同,如有需要,可联系作者获得全部测度指标的描述统计。

2. 宏观经济变量

本文选择实际工业增加值增长率度量实际经济活动的月度变化,样本期间为 2005 年 1 月到 2017 年 12 月,数据来源于 CEIC。我们对实际工业增加值增长率(Y_t)进行如下自回归,宏观经济冲击定义为自回归的残差项。

$$Y_t = c + \sum_{l=1}^p a_l Y_{t-l} = a_p(L) Y_t$$

(17)

(二)实证结果

1. 系统性金融风险与实体经济

为了检验表 1 中的基础系统性风险测度指标预测宏观经济冲击的有效性,本文将它们与实体经济冲击序列进行了条件分位数回归:

$$Q_{\tau}(y_{t+1} \mid \mathbf{I}_t) = \boldsymbol{\beta}_{\tau,0} + \boldsymbol{\beta}_{\tau}' \mathbf{x}_t$$

(18)

同时采取 PCQR 方法对这些基础指标提取公共因子,得到了能够有效囊括实体经济衰退信息的系统性金融风险指数。实证检验主要分月度数据和季度数据两部分进行,其中季度数据作为月度数据的稳健性检验。具体实证结果如下表所示。

表 2 系统性风险与实体经济(月度数据)

	20 percentile	median	80 percentile
Panel 1:基础系统性风险测度			
AIM	0.1163 **	0.0404 ***	0.0151 ***
CoVaR	0.1422 ***	0.0390 **	0.0279 ***
Δ CoVaR	0.1315 ***	0.0381 **	0.0534 ***
MES	0.1182 **	0.1972 ***	0.0730 ***
DCI	0.1974 ***	0.1808 ***	0.1215 ***
Size Con	0.2089 ***	0.0695 ***	0.0090
Volatility	0.0986 **	0.1161 ***	0.0689 ***
Turbulence	0.1025 *	0.0325 ***	0.0108 ***
Catfin	0.1184 ***	0.1132 ***	0.0736 ***
Absorption	0.2985 *	0.2789 ***	0.1383 ***
Δ Abs	0.2348 ***	0.2711 ***	0.1682 ***
TED	0.1058 ***	0.0343 ***	0.0218
Term spread	0.2134 **	0.2534 ***	0.2365 ***
Panel 2:系统性风险指数			
PCQR	0.4583 ***	0.4064 ***	0.3652 ***

注:表 2 第一部分(Panel 1)展示了单个基础系统性风险测度指标(月度)的预测结果,表格估计值是样本外分位数回归的 R^2 , *、**和***分别代表显著性水平 10%、5%和 1%。全部样本期间为 2005 年 1 月到 2017 年 12 月,样本外预测起始时间为 2007 年 8 月。第二部分(panel 2)汇报了基于 PCQR 分析方法的 R^2 。

表 2 第一部分 (Panel 1) 显示,每个基础系统性风险测度指标的样本外预测 R^2 均为正,这说明加入单个基础系统性风险测度指标的条件分位数回归均能够更好地预测实体经济冲击的分布情况⁵。尽管每个基础指标描述金融风险的角度不同,但这些指标可以在一定程度上反映我国系统性风险的特征,另一方面也说明我国系统性风险会从不 同侧面传导到实体经济。表 2 第一部分所包含的 13 个指标中,有 11 个指标在 20th、中位数和 80th分位数回归的样本外预测 R^2 均显著为正,显示出对实体经济冲击有良好的预测能力。其中 DCI、Size con、Absorption ratio 和 Term spread 这几个测度指标对未来经济冲击下尾分布的预测能力相对较好,样本外 R^2 均在 20% 左右。而对比不同数值的分位数回归的 R^2 可以发现,9/13 的基础测度指标在 20th 分位数回归中的 R^2 均大于中位数回归的 R^2 ,且二者数值相差较大;而中位数回归的 R^2 基本上都大于 80th 分位数回归的结果。这一趋势说明系统性风险指标对宏观经济冲击的下尾分布预测能力较好,对中间趋势和上尾分布预测能力较弱。

表 2 的第二部分 (Panel 2) 显示本文构造的系统性风险指数对未来的宏观经济冲击可以提供显著的样本外预测。PCQR 在 20th 分位数回归的 R^2 达到 45.83%,高于单个指标的预测能力。这反映出我们的综合系统性金融风险指标对经济下行风险有更好的预测能力。

图 2 展示了使用 PCQR 方法进行样本外预测与实际宏观经济冲击的拟合情况。图中圆点表示真实的宏观经济冲击,实线是 PCQR 进行样本外 20 百分位回归得到的预测值。图中虚线是全样本的经济冲击的 20 百分位数。虚线以下是样本期间内比较大的两次负面的经济冲击,分别对应 2008 年美国金融危机传导到我国和 2015 年股灾的影响。可以看到本文构建的系统性金融风险指标准确预测到了这两次经济下行的冲击。

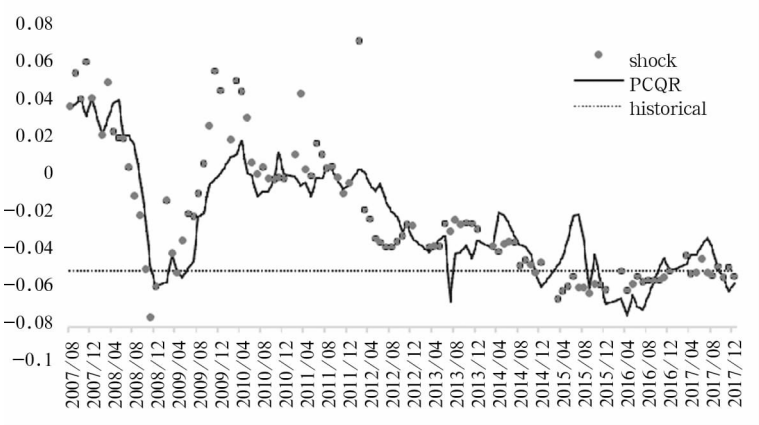


图 2 PCQR 预测拟合情况 (20 百分位回归)

5 Giglio et al. (2016) 对美国的系统性风险进行了研究,发现大部分基础系统性风险测度指标的样本外预测 R^2 取负值。这说明大部分单独的系统性风险测度指标对美国实体经济预测能力较差。而本文的研究结果表明,单独的系统性风险测度指标对中国实体经济冲击有一定的预测能力。

图3是采用PCQR方法构造的系统性风险指数的时间序列。虚线(realvai_sa)是经过季节性调整的实际工业增加值增长率的时间序列,三个子图中的实线分别对应基础测度指标实施主成分分析得到的三个主成分(pc1、pc2和pc3的特征值均大于1)。构成系统性风险指数的这三个成分分别对应基础指标的不同维度,且随我国金融体系的发展处于不断变化中。对基础指标方差贡献最大的主成分(pc1)对实体经济变动具有较好的预测性。以2007年金融危机为例,系统性风险指数主成分在2007年初大幅上升,恰好表现出危机爆发前金融系统泡沫的积聚,而实际工业增加值增长率在2008年第二季度才出现大幅回落。其余两个系统性风险指数主成分(pc2和pc3)也对实体经济变动有一定的预测性。

综合图3的系统性风险指数三个主成分来看,我国系统性风险指数在经济发展平稳阶段处于中低水平;危机爆发阶段,金融系统风险急速攀升,经济陷入衰退;随着系统性风险指数逐渐回落,经济状况有所好转。经济复苏阶段,系统性风险指数在较低水平平稳小幅波动。当前我国经济转型已进入关键时期,从图3可以看出自2016年第三季度开始,各系统性风险指数主成分呈现出上升趋势,可能会对实体经济产生负面冲击。

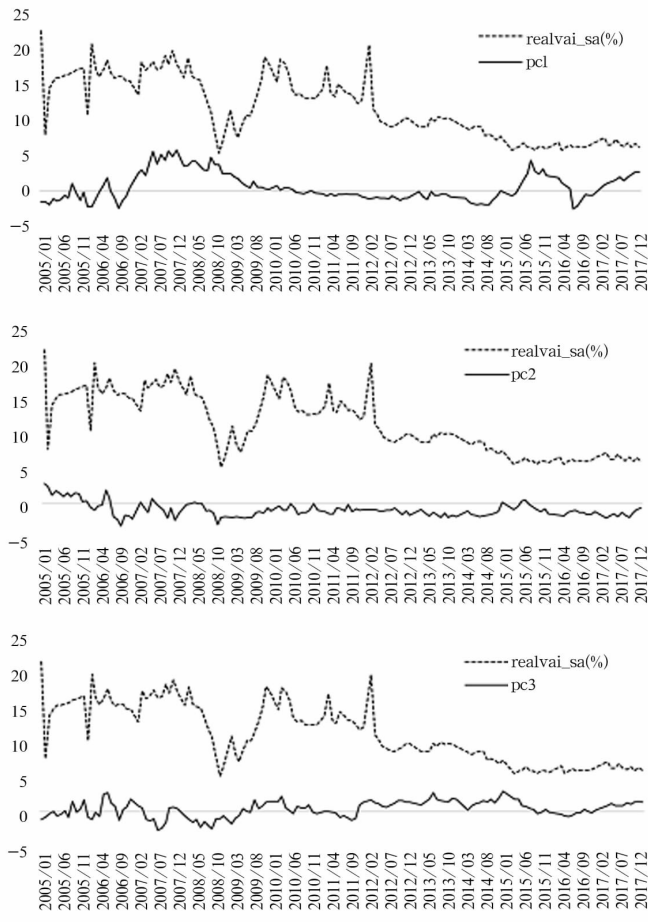


图3 系统性金融风险指数与实际工业增加值增长率

表 3 是基础系统性风险测度指标和系统性风险指数季度数据的预测结果。相较于表 2 而言,少部分基础系统性风险测度指标季度数据的 R^2 为负,20 百分位回归中 CoVaR、 Δ CoVaR 和 MES 的 R^2 为正但不显著。这说明部分指标提前一个季度对宏观经济冲击分布的预测能力并没有用经济冲击自身历史数据预测的效果好。 R^2 显著为正且数值较高的指标有规模集中度 (Size conc)、吸收率 (Absorption) 和杠杆率 (Book lev 和 Market lev) 等,这表明金融系统杠杆率的变动对我国实体经济的影响较大。总体来看,单个基础指标季度数据对宏观经济冲击分布的预测能力下尾最好,中间趋势次之,上尾最弱。此外,表 3 第二部分 (Panel 2) 再次表明系统性风险指数对实体经济有良好的样本外预测能力。在对宏观经济冲击各分布的预测能力方面,PCQR 均超过了单一指标。

表 3 系统性风险与实体经济 (季度数据)

	20 percentile	median	80 percentile
Panel 1: 单个系统性风险测度			
AIM	0.2324 ***	0.0690 ***	-0.0107
CoVaR	0.1032	-0.0420	0.0211
Δ CoVaR	0.0253	-0.0513	0.0582 *
MES	0.1366	0.1783 ***	0.0521 ***
DCI	0.1409 **	0.2361 ***	0.0545
Size Con	0.4008 ***	0.1107 ***	-0.0229
Volatility	0.2741 ***	0.0910 ***	0.0227 ***
Turbulence	0.0564 **	0.0090	0.0375 **
Catfin	0.2675 **	0.0591 ***	0.0180
Absorption	0.4352 ***	0.3152 ***	0.1500 ***
Δ Abs	0.4262 ***	0.2665 ***	0.1267 ***
TED	0.1668 ***	0.0677 ***	-0.0041
Term spread	0.3540 **	0.2269 ***	0.2752 ***
Book lev	0.5043 **	0.2489 ***	0.0775 * **
Market lev	0.4515 **	0.5037 ***	0.2988 ***
Panel 2: 系统性风险指数			
PCQR	0.5207 ***	0.5139 ***	0.4776 ***

注:表 3 第一部分 (Panel 1) 展示了单个系统性风险测度指标 (季度) 的预测结果。表格估计值是样本外分位数回归的 R^2 , *、**和 ***分别代表显著性水平 10%、5% 和 1%。全部样本期间为 2005 年 1 季度到 2017 年 3 季度,样本外预测起始时间为 2012 年 3 季度。第二部分 (panel 2) 汇报了基于 PCQR 分析方法的 R^2 。

表 2 和表 3 的对比说明,基础指标中的绝大多数系统性风险测度指标对我国的宏观经济冲击分布具有一定的预测能力,但是不够稳健,而用 PCQR 方法构造的系统性风险指数则对未来的实体经济走势具有显著且稳健的预测能力。并且整体上金融部门的系统性风险测度对未来宏观经济冲击下尾分布的预测能力最好、中间趋势次之、上尾分布最弱。

2. 稳健性检验

我们也采用偏分位数回归法(PQR)检验结果的稳健性,具体的步骤如下:

在提取公共因子阶段,首先将 y_{t+1} 对每个解释变量 x_{it} (即每个单独的基础系统性风险测度指标)进行分位数回归得到估计参数 $\hat{\varphi}_i$:

$$Q_{\tau}(y_{t+1} \mid I_t) = \hat{\varphi}_i x_{it} + cons$$

(19)

然后对 x_{it} 和 $\hat{\varphi}_i$ 求协方差得到每一期的公共因子 $\hat{f}_t$, 根据 Giglio et al. (2016), $\hat{f}_t$ 即为集合了所有预测宏观经济波动相关信息的综合系统性风险因素。

在预测阶段,将 y_{t+1} 对 $\hat{f}_t$ 进行样本外分位数回归:

$$Q_{\tau}(y_{t+1} \mid I_t) = \hat{\alpha} \hat{f}_t$$

(20)

$$\forall t, \text{当 } N, T \rightarrow \infty, \hat{\alpha} \hat{f}_t - \alpha f_t \xrightarrow{p} 0$$

(21)

采用偏分位数回归法 PQR 构造系统性风险指数预测宏观经济冲击的结果如表 4 所示。

表 4 系统性风险与宏观经济(PQR)

	20 percentile	median	80 percentile
PQR(月度)	0.1656 ***	0.2893 ***	0.0705 ***
PQR(季度)	0.5204 ***	0.4537 ***	0.5502 ***

注:表 4 展示了采用 PQR 方法构造的系统性风险指数的预测结果。表格估计值是样本外分位数回归的 R^2 , *,**和***分别代表显著性水平 10%、5%和 1%。月度数据的样本期间是 2005 年 1 月到 2017 年 12 月,样本外预测起始时间为 2007 年 8 月;季度数据的样本期间是 2005 年 1 季度到 2017 年 3 季度,样本外预测起始时间为 2012 年 3 季度。

表 4 的结果显示,通过 PQR 构造的系统性风险指数同样能够准确、稳健地预测宏观经济波动的分布情况。对比表 2 和表 3,PQR 的预测能力要好于单个的基础指标,但在预测精度上弱于 PCQR。

3. 系统性风险与信贷

为了探究系统性风险通过何种渠道影响实体经济,本文用上述系统性风险指标和 PCQR 构建的系统性风险指数对信贷增长率进行了预测。我国实际信贷增长率为月度数据,数据来源为 CEIC,同样进行季节性调整和自回归处理。

表 5 系统性风险与信贷

	20percentile	median	80percentile
AIM	0. 0410 ***	0. 0181	0. 0559
CoVaR	0. 1604 ***	0. 2382 ***	0. 4942 ***
Δ CoVaR	0. 2666 ***	0. 2941 ***	0. 4245 ***
MES	0. 0658 ***	-0. 0004	0. 0342
DCI	0. 0770 ***	-0. 0072	0. 1780
Size Con	0. 0062	0. 0204 ***	0. 0789 *
Volatility	0. 0282 *	0. 0237	0. 0607
Turbulence	0. 0281 ***	0. 0129 ***	0. 0596 *
Catfin	0. 0246 ***	0. 0235 ***	0. 0723
Absorption	0. 1144 ***	0. 0513 ***	0. 1229
Δ Abs	0. 0345 ***	0. 0307 ***	0. 1362
TED	0. 0664 ***	0. 0179 *	0. 0727
Term spread	-0. 0020	0. 0357 ***	0. 2010 ***
PCQR	0. 2586 ***	0. 3020 ***	0. 5152 ***

注:表 5 是单个系统性风险测度指标和系统性风险指数(月度)的预测结果。表格估计值是样本外分位数回归的 R^2 , *、**和 ***分别代表显著性水平 10%、5% 和 1%。全部样本期间为 2005 年 1 月到 2017 年 12 月,样本外预测起始时间为 2007 年 8 月。

从表 5 可以看出,11/13 的系统性风险测度指标在预测信贷增长率下尾分布时 R^2 显著为正, Δ CoVaR 的 R^2 最高为 26. 66%。对信贷增长率中位数和上尾分布的预测结果也类似。这表明单个基础测度指标对信贷增长率有一定的预测能力。最后一行展示了系统性风险指数对信贷增长率的预测结果。结果表明 PCQR 的 R^2 在三组回归中都显著为正, 且远大于单个测度指标的 R^2 , 这说明系统性风险指数能够更加准确地预测未来信贷冲击的分布情况。

我们进一步参考 Allen et al. (2012) 的方法,检验单个系统性风险测度指标和 PCQR 构建的系统性风险指数对下一期信贷增长率的预测能力:

$$Credit_{t+1} = \alpha + \gamma Index_t + \beta Z_t + \sum_{l=0}^p \lambda_l Credit_{t-l} + \varepsilon_{t+1}$$

(22)

其中 $Credit_{t+1}$ 为信贷增长率, $Index_t$ 为基础性风险测度指标或 PCQR 构建的系统性风

险指数。参考 Allen et al. (2012), 向量 Z_t 包含了以下的控制变量⁶: 相对短期利率 (RREL), 定义为 1 个月国债到期收益率和前 12 个月移动平均值之差; FIN_SKEW 是我国上市金融机构超额收益率的月度偏度⁷; FIN_BETA 是根据各上市金融机构过去 5 年的月度收益率估计出的 beta 的平均值; 市场波动率, 即市场指数 (沪深 300) 收益率的月度波动率; CORR 是个体金融机构和市场指数超额收益率的相关系数的均值, 相关系数的估计窗为 24 个月。同时, 本文将信贷增长率的滞后项也纳入回归方程, p 代表滞后的阶数, 根据 AIC 准则确定。回归结果如表 6 所示。

表 6 系统性风险测度对信贷增长率的预测结果

	γ (季度)	R^2	γ (月度)	R^2
AIM	-0.0277 (-0.09)	0.788	0.0843 (0.96)	0.951
CoVaR	-1.1086 ** (-2.54)	0.818	-0.2862 ** (-2.18)	0.952
Δ CoVaR	-1.2602 *** (-2.88)	0.825	-0.3626 *** (-2.74)	0.953
MES	-0.3508 (-0.62)	0.790	-0.0310 (-0.20)	0.951
DCI	-0.7933 ** (-2.22)	0.812	-0.1152 (-1.06)	0.951
Size Con	0.3646 (1.15)	0.795	0.0071 (0.08)	0.951
Volatility	0.0335 (0.08)	0.788	0.0199 (0.18)	0.951
Turbulence	0.4082 (1.11)	0.795	0.1640 * (1.87)	0.952
Catfin	-0.1563 (-0.28)	0.789	0.0009 (0.01)	0.951
Absorption	0.0006 (0.00)	0.788	0.0249 (0.20)	0.951
Δ Abs	-0.8828 ** (-2.60)	0.819	-0.1909 * (-1.88)	0.952

6 Allen et al. (2012)所选取的部分控制变量与本文的基础系统性风险测度指标重合,因此向量 Z_t 只包含不重合的控制变量。

7 偏度 (skewness)的计算公式: $skewness(X) = E[(\frac{X-\mu}{\sigma})^3]$ 。

续表

	γ (季度)	R^2	γ (月度)	R^2
TED	0.6836 (1.81)	0.804	0.0239 (0.23)	0.951
Term spread	-0.3695 (-0.65)	0.791	0.1399 (0.98)	0.951
Book lev	0.6415 (1.59)	0.801	-	-
Market lev	0.4069 (0.66)	0.791	-	-
PCQR	-0.8955 *** (-3.14)	0.830	-0.2757 ** (-2.59)	0.951

注：表 6 是用滞后一期的基础系统性风险测度指标和系统性风险指数分别预测季度和月度信贷增长率的结果。季度回归的样本期间为 2005 年 1 季度到 2017 年 3 季度。月度回归的样本期间为 2005 年 1 月到 2017 年 12 月。 γ 列的估计值是回归方程中基础系统性风险测度指标或系统性风险指数 ($Index_t$) 的估计系数,括号中的数字是对应的 t 值,*、**和***分别代表显著性水平 10%、5% 和 1%。 R^2 为调整后的拟合优度。

结果表明,无论是季度预测还是月度预测,大多数的基础测度指标对信贷增长率的预测系数为负,其中条件在险价值(CoVaR)、条件在险价值差(Δ CoVaR)、动态因果关系指数(DCI)和吸收比率差(Δ Abs)的回归系数显著为负。PCQR 方法构建的系统性风险测度指数的回归系数显著为负,且模型的拟合优度较高。这表明系统性风险指数对信贷的变动有较好的解释和预测能力。系统性风险的上升会导致信贷的紧缩,进而对实体经济产生负面影响。

五、结 论

本文从机构个体风险、联动和传染效应、波动和不稳定性以及流动性与信用这四个层面出发,检验多个系统性风险测度指标的有效性以及它们对实体经济变动的预测能力,并采用主成分分位数回归方法(PCQR)构造出可以全面反映实体经济运行情况的系统性风险指数。结果发现,单独的系统性风险基础测度指标对我国宏观经济未来冲击的下尾分布具有一定的预测能力,但不够稳健。而采用 PCQR 构造的系统性金融风险指数则能够稳健地预测实体经济冲击分布的情况,特别是指数的上升能够准确地预测经济衰退的可能性。我们进一步将基础测度指标和系统性风险指数分别对我国信贷增长率进行预测分析,发现基础测度指标和系统性风险指数对信贷增长下尾波动有很强的预测能力。这表明系统性风险上升导致信贷紧缩,进而对实体经济产生负面影响。

根据本文构建的系统性风险指数,2017 年末的系统性风险指数水平处于中高位,实体经济可能面临负面冲击。要实现“坚守不发生系统性风险底线”的政策目标,需要从系统性风险指数主成分对应的不同风险维度入手。鉴于信贷传导渠道对实体经济的重要

性,一方面需要保持信贷的稳健,加强信贷市场的预期管理。另一方面需要构建全口径的宏观审慎监管框架,扩大监管覆盖范围,将影子银行体系等相关业务纳入监管范畴。对银行表外业务实施有效监测,注重监测影子银行与银行风险传递通道,监控影子银行与银行体系的关联情况,并识别其中可能形成系统性风险或监管套利问题的领域。

需要指出的是,由于我国的金融市场还处于动态发展过程中,金融风险也会不断演化,以市场数据为基础的系统性风险测度方法体系还需要进一步完善。需要进一步提高数据披露的广泛性、准确性和连续性,使得系统性风险指数能够及时调整,反映系统性风险和实体经济的动态传导特征,从而为相关政策的制定提供前瞻性指引。

参 考 文 献

- [1]李政、梁琪和涂晓枫,2016,《我国上市金融机构关联性研究——基于网络分析法》,《金融研究》第8期,第95~110页。
- [2]李志辉、李源和李政,2016,《中国银行业系统性风险监测研究——基于SCCA技术的实现与优化》,《金融研究》第3期,第92~106页。
- [3]梁琪、李政和郝项超,2013,《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》第9期,第56~70页。
- [4]陶玲和朱迎,2016,《系统性风险的监测和度量》,《金融研究》第6期,第18~36页。
- [5]肖璞、刘轶和杨苏梅,2012,《相互关联性、风险溢出与系统重要性银行识别》,《金融研究》第12期,第96~106页。
- [6]Acharya, V., L. Pedersen, T. Philippon, and M. Richardson, 2016, “Measuring Systemic Risk,” *Review of Financial Studies*, 30, 2~47.
- [7]Adrian, T. and M. Brunnermier, 2016, “CoVaR”, *American Economic Review*, 106, 1705~1741.
- [8]Allen, L., T. Bali and Y. Tang, 2012, “Does Systemic Risk in the Financial Sector Predict Future Economic Downturns?” *Review of Financial Studies*, 25, pp. 3000~3036.
- [9]Billio, M., A. Lo, M. Getmansky and L. Pelizzon, 2012, “Econometrics Measures of Connectedness and Systemic Risk in the Finance and Insurance Sectors,” *Journal of Financial Economics*, 104, pp. 535~559.
- [10]Bisias, D., M. Flood, A. Lo, S. Valavanis, 2012, “A Survey of Systemic Risk Analytics,” Office of Financial Research Working paper.
- [11]Borio, C., 2003, “Towards a Macroprudential Framework for Financial Supervision and Regulation?,” BIS Working Paper, No. 128.
- [12]Brownlees, C. and R. Engle, 2017, “SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk”, *Review of Financial Studies*, 30(1), 48~79.
- [13]Clark, T. and K. West, 2007, “Approximately Normal Tests for Equal Predictive Accuracy in Nested Models”, *Journal of Econometrics*, 138, pp. 291~311.
- [14]Financial Stability Board, 2009, “Guidance to Assess the Systemic Importance of Financial Institutions, Markets and Instruments: Initial Considerations,” Report to G20 Finance Ministers and Governors.
- [15]FSB, IMF and BIS, 2011, “Macroprudential Policy Tools and Frameworks”, Progress Report to G20.
- [16]Giglio, S., B. Kelly and S. Pruitt, 2016, “Systemic Risk and the Macroeconomy: An Empirical Evaluation,” *Journal of Financial Economics*, 119, pp. 457~471.
- [17]Illing, M., and Y. Liu, 2006, “Measuring Financial Stress in A Developed Country: An Application to Canada,” *Journal of Financial Stability*, 2(3), pp. 243~265.

- [18] Jeannette Muller, 2006, “Interbank Credit Lines as a Channel of Contagion,” *Journal of Financial Services Research*, 29, pp. 37 ~ 60.
- [19] Kritzman M. and Y. Li, 2010, “Skulls, Financial Turbulence and Risk Management,” *Financial Analysts Journal*, 66, pp. 30 ~ 41.
- [20] Schwarcz S. L. , 2008, “Systemic Risk,” 97 *Georgetown Law Journal*, pp. 193 ~ 249.

Systemic Financial Risk and Real Economic Activity in China

HE Qing QIAN Zongxin LIU Wei

(China Financial Policy Research Center & School of Finance,
Renmin University of China; China Construction Bank)

Abstract: Using principal components quantile regression (PCQR) method, we construct a systemic financial risk index that includes institution – specific risk, comovement effect as well as volatility, liquidity and credit. The empirical results indicate that our index is able to accurately predict the distribution of subsequent shocks to the macroeconomy. The bank and credit system is the major channel, through which the systemic financial risk influences the real economy. Our result also suggests that China’s systemic financial risk is rising significantly. Preventing systemic risk and maintaining the stability of credit should be China’s first priority in macroeconomic policies.

Key words: Systemic Financial Risk, Principal Components Quantile Regression, Real Economy

(责任编辑:李景农)(校对:LN)