

中国系统性金融压力的监测

清华大学国家金融研究院金融与发展研究中心课题组

内容摘要：及时有效地识别和监测金融风险，判断风险的演化方向，对于宏观审慎措施和危机干预措施的制定有重要意义。然而，许多常用的风险度量指标仅适用于单个市场，难以反映系统性风险。由于系统性金融风险爆发时期的一个重要特征是各金融市场风险联动性、传染性的显著增强，本文基于这个特征，构建了描述中国金融市场系统性压力的指数——中国 CISS。本文选取债券市场、金融部门、股票市场和外汇市场的 13 个子指标，用子指标间时变的相关系数矩阵作为动态权重，对市场间相关性增强且各子指标均上升到高位的情况（显示风险在市场之间的传染）赋予更高的权重，以此识别系统性压力。结果显示，中国 CISS 指标的峰值与历史上的金融风险事件高度吻合，且具备很好的稳健性，可以及时发挥监测金融市场压力的作用。

关键词：系统性压力 监测指标 CISS

中图分类号：F832 **文献标识码：**A

DOI:10.16475/j.cnki.1006-1029.2019.12.001

引言

维护金融稳定对一国的经济发展具有重要意义。然而，由于现代金融系统的结构越来越复杂，一个市场冲击往往会波及其他市场，对金融系统稳定性造成威胁。市场不确定性的上升和预期收益的下降会让市场参与者的情绪和行为发生变化，进而放大冲击，加剧对金融系统和实体经济的负面影响。政府和监管机构根据金融系统的实时状况进行宏观审慎操作，是避免风险演化成金融危机的关键。

然而，长期以来，对于监管者和政策研究者而言，实时、准确地度量金融风险一直是个难题。当金融环境发生变化时，多种金融指标常常发出不同信号，令监管机构难以根据混合的信号来判断风险的演化趋势。例如，我国近年来股票市场、外汇市场发生的金融风险事件，都曾引发市场的恐慌情绪，但期间没有人能判断这些风险事件是否演变成系统性风险。尽管决策机构可能担忧一个市场的冲击会演化成系统性风险，但在缺乏一个较为可靠的、有效的监测指标能够判断整个金融市场压力程度的情况下，决策机构难以做出是否应该干预和如何干预的决策。因此，构建一个综合各金融市场信息的、可度量“系统性”压力程度的指标，并对其进行实时监测，应当是防范系统性金融风险政策组合中的重要部分。

作者简介：课题组成员包括：马骏，经济学博士，清华大学国家金融研究院研究员，中国人民银行货币政策委员会委员；Manfred Kremer，经济学博士，欧洲中央银行；何晓贝，经济学博士，清华大学国家金融研究院金融与发展研究中心；刘姝睿，清华大学五道口金融学院博士研究生；王立升，经济学博士，野村证券。

系统性金融压力的衡量指标不但可以为宏观审慎政策的实施和退出时机提供参考，还可以作为一个连续性的指标成为金融危机的代理变量，取代学术文献中通常采用二元变量来描述金融危机的做法，降低由于事件分类造成的信息损失。学术界对于度量系统性金融压力进行了许多探索，但到目前为止，对于如何更好地识别“系统性”事件仍然有很多争议。本文构建的中国系统性压力指数(Composite Indicator of Systemic Stress, CISS)，目标是提供一个衡量中国系统性金融事件的连续变量，为机构提供监测金融市场的参考指标。具体而言，本文在四个市场(债券和货币市场、股票市场、金融部门、外汇市场)中选择13个基础指标，用四个市场随时间变化的相关系数矩阵，将基础指标合成为中国系统性压力指数——中国CISS。

相对于已有文献，中国CISS有新的特点。首先，由于金融市场的联动性增强是金融危机的一个重要特征，中国CISS通过各子市场间时变的相关系数矩阵对各市场的指标进行加权，对各市场相关系数增大、波动率升高的时点赋予更高的权重，有利于更好地识别“系统性”压力。其次，构成中国CISS的基础指标都是基于中国金融市场的特征选取的，充分考虑了代表性、经济含义和时效性等要求。虽然大部分的金融数据都能达到日度的频率，但考虑日度数据的噪音较大，可能带来更多不准确的信息，本文将日度数据转换为周度数据，从而兼顾高频监测和准确信号的作用。最后，在不对数据的概率分布特征做任何假设的前提下，本文在经验累积分布函数(CDF)和顺序统计量的基础上，对原始数据进行转化，避免了由于金融市场结构变化或新增样本造成的历史数据的不可比，强化计算结果的稳健性。

一、文献综述

2008年全球金融危机后，如何理解金融市场的变化与金融稳定的关系、如何有效监测金融市场的压力和潜在风险成为学术界和政策界非常关注的研究领域。虽然一些文献经常将金融“风险”与金融“压力”视为同义，但事实上“风险”反映的是预期，对风险的估算通常涉及对不同情景的概率判断；而金融“压力”则反映金融市场的实时情况。

本部分对文献中常用的系统性风险度量方法进行简要综述，然后，重点回顾构建金融压力指标的国际和国内文献，并解释本文构建的中国CISS与这两类文献的联系与区别。

(一) 金融机构的系统性风险度量指标

许多文献以金融机构在一定市场条件下(例如，尾部风险发生时)潜在的资产或资本损失来衡量系统性风险的强度。Adrian & Brunnermeier¹(2016)用条件风险价值(Co-VaR)，描述一个金融机构陷入违约风险时对整个系统的风险溢出，表示该金融机构对系统性风险的贡献度。但Co-VaR的方法并不满足风险可加性，各个金融机构对系统风险的边际贡献之和不等于全部金融机构的风险贡献，因此，并不适用于测度整体金融系统的系统性风险。Acharya et al.(2012, 2016)认为，金融机构的资本充足率不足是金融机构的风险在系统中扩散且造成严重负外部性的主要原因。他们估算单个金融机构的预期的资本损失(Systemic Expected Shortfall, SES)，并将主要金融机构的SES加总(SES具备可加性)，作为衡量系统性金融风险的指标。Brownlees & Engle(2017)基于SES的方法，构建了SRISK指标(在股价下跌一定幅度情景下，金融机构的损失)，并将各个国家的金融机构的SRISK加总，获得可用于跨国比较的SRISK值。

金融系统的规模和结构都随着时间变化，目前Co-VaR、SES、SRISK等指标更多用于衡量某一特定时期各个金融机构(或金融行业)的系统性风险贡献度，并进行同一时间轴上横向的比较，因此，也更适用于政策机构对金融机构的微观审慎监管。但由于上述文献主要以金融机构的损失作为衡量其对系统性风险贡献度的指标，且构建方法主要针对银行，因此，很大程度上忽略了其他金融市场，更没有考虑金融市场之间的关联和传染，难以起到宏观审慎监管的作用。例如，外汇市场是

影响新兴市场金融稳定性的非常重要的因素，但基于金融机构层面的分析难以及时有效监测外汇市场演生出来的系统性风险。

(二) 金融压力指数

在实践中，许多发达国家的央行基于各个金融市场的交易价格数据，构建有时效性的、可用于长期跟踪的“金融压力”指数，对整体金融市场的压力情况进行跟踪和监测。金融压力指数可以识别历史上的系统性压力事件，实质上是构建了反映系统性金融压力的连续变量，可以为政策制定者判断政策实施和退出的时机提供参考。因此，相关的研究通常根据各国的金融市场结构来涵盖不同的金融市场变量。由于许多实证研究显示，将多个市场的金融指标和经济指标进行简单加总，并不能有效反映系统性金融风险的强度和演化路径，因此，如何对指标加权是构建金融压力指数的关键。

金融压力指数 (Financial Stress Indicator, FSI) 的概念最早由加拿大央行学者 Illing & Liu (2006) 提出。Illing & Liu (2006) 将覆盖加拿大的银行体系、外汇、债券、股票等金融市场的 11 个子指标，通过等方差权重法、因子分析法和市场规模作为权重的方法合成 FSI。在进行稳健性检验后，他们认为，用市场规模作为权重是最有效的方式。堪萨斯联储 (Kansas Fed) 也开发了衡量金融压力的指标 KCFSI (Kansas City Financial Stress Index)，该指标也基于 11 个金融市场变量，包括衡量不同风险和期限溢价的多个利差、股票价格波动率、银行股价波动率、股票与债券收益的相关性等。与加拿大央行不同的是，汇率波动对美国这样的大型经济体的影响较为有限，所以 KCFSI 并不考虑汇率波动率，但 KCFSI 多增加了反映银行股价变动的不确定性指标。

近十年来，学者对金融压力指数构建方法进行了很多探索，目前常用的加权方法主要包括等方差权重法、主成分分析法以及因子分析法等。Cardarelli et al. (2011) 在分析 17 个国家的金融风险时，基于等方差权重的方法对 12 个标准化后的金融压力指标取算数平均值，得到金融压力指数。Balakrishnan et al. (2011) 沿用这一方法，构建了针对发展中国家的金融压力指数。Yiu et al. (2010) 在计算香港月度金融压力指数时，也采用了相类似的等方差权重方法。Kliesen & Smith (2010) 采用主成分分析法，将 18 个周度金融市场指标合成为圣路易斯金融风险指数 (STLFSI)。Van Roye (2011) 通过动态因子分析法，将 22 和 23 个原始压力数据合成为金融市场压力指数，为德国和欧元区分别建立了金融风险的度量指标。除此以外，还有学者用非线性回归模型 (例如，Probit 模型) 估计的参数作为基础指标的权重。例如，Nelson & Perli (2007) 将原始数据转换为水平指标、变化率指标与相关系数指标，然后以金融风险事件作为二元被解释变量，以上述三个指标为解释变量构建 Logit 回归模型，将拟合概率作为美国的金融脆弱指数。Blix Grimaldi (2010) 则基于 Probit 回归模型，构建了欧元区国家的金融压力指数。Girardi & Ergün (2013) 和 Louzis & Vouldis (2013) 则基于多维度 GARCH 模型，合成了关于欧洲和希腊金融压力指数。

尽管将基础指标合成金融压力指数的方法有很多，但这些方法均存在一定局限性。例如，等方差权重虽然计算简单，但其权重的选择并不具有明确的经济学含义。在指标选择的过程中，多个基础指标可能反映同一部门的风险信息。一旦将这些指标全部纳入模型中，该市场的重要程度会被高估。主成分分析法与因子分析法虽然可以实现数据降维的目的，但是其未考虑变量之间的高度依赖性和时间关联性，难以在系统层面反映金融风险的动态变化。并且，两种方法均依赖于正态分布的假设，而随着数据量的增加，不可避免会有更多离群点将被纳入模型中，导致金融压力指数发生较大程度波动 (Wold et al., 1987)。由此可能导致的后果是事件重分类问题，即过去所确认的历史性金融风险事件，可能因为新样本的加入而被重新归类于非风险事件，这将使得指标不具有历史可比性。Logit 和 Probit 等模型是基于对金融风险事件概率的估计，但回归等式的两端均是对于风险的测度，即左边的被解释变量为关于金融风险事件的二元变量，等式右边通常为关于金融风险的连续变量，同时金融风险事件的界定本来就没有统一标准，存在较大的主观性 (Illing

& Liu, 2006)。

总体而言,虽然金融压力指数的构建方法有很多,但关于如何提高指标对“系统性”压力的识别能力,上述文献并没有给出解决方案。许多实证研究显示,金融系统内各市场的联动性在危机期间会突然加强,而这种联动性的加强,容易使得爆发于极少数机构的财务危机迅速蔓延到整个金融体系(Adrian & Brunnermeier, 2009)。换句话说,金融市场的联动性突然增加是系统性金融风险爆发时的重要特征。基于这种特征, Hollo et al. (2012) 构建了系统性压力指数(Composite Indicator of Systemic Stress, CISS),他们对各子市场的相关性增强、各市场的波动率均上升到高位的情况(剔除各市场相关性增强,但都处于低波动时期的情况)赋予更高的权重,因此,综合金融压力指标在上述时点会出现明显的上升。在具体的构建过程中, Hollo et al. (2012) 选择了与五个市场(金融中介、货币市场、资本市场、债券市场和外汇市场)有关的15个基础指标,通过累积分布函数将其转换为反映各市场压力程度的子指标。在计算这些子指标间具有时变性的相关系数矩阵之后,以该矩阵为权重,将上述15个子指标合成为综合性金融压力指标 CISS。目前,欧洲中央银行每周定期发布欧元区的 CISS 指数。

(三) 中国金融市场压力监测指标

当然,本文并非首个尝试建立中国金融压力(风险)指数的研究。许多学者采用 Co-VaR, SES, SRISK 等方法衡量我国不同类型金融机构对系统性风险的贡献度,例如,周皓等(2016, 2017, 2018)。然而,上述方法一般需要采用金融机构信用违约掉期的数据来预测机构的违约风险,我国的信用违约衍生品市场仍在发展的初期,缺乏足够的市场深度和合理的价格数据,也削弱了风险衡量指标的意义。在金融压力指数(FSI)方面,许涤龙和陈双莲(2015)、周桦等(2018)分别采用了 CRITIC 赋权法和主成分分析法测量金融系统性风险。但这两种加权方式不具备明确的经济学含义,没有捕捉到“系统性”金融压力区别于局部金融压力的特征,加总的综合指数对政策的指导意义比较有限。此外,陶玲和朱迎(2016)提出了中国系统性风险指数计算方法,虽然该方法与 Hollo et al. (2012) 的方法存在相似的部分,但是二者之间存在几处重要的区别。陶玲和朱迎(2016)的指数综合了同期金融市场指标和实体经济指标(GDP、财政收入、固定资产投资等数据的当月同比),共近40个子指标。但实体经济指标频率较低,其变化通常滞后于金融市场,因此,金融和实体变量的综合指标也只能是月度指标,难以及时反映金融风险的变化,削弱了其对市场实时监测的作用。另外,该文使用主成分分析法并假定数据呈正态分布假设,容易导致估计误差。

二、中国 CISS 指数构建

本部分介绍中国 CISS 的构建方法,主要包括三个步骤。首先,探讨基础指标的选择;其次,基础指标经过标准化处理,转化为可用于加权的子指标;最后,介绍动态赋权方法和中国 CISS 的合成。

(一) 基础指标选择

本文构建的中国 CISS 覆盖货币和债券市场、股票市场、外汇市场和金融部门四个子市场。每个市场选取3~4个基础指标,转换成构成中国 CISS 的13个基础指标。其中,股票市场的基础指标只包含非金融企业,而金融机构的股票指标归到金融部门。将金融机构和非金融机构区分开,主要是有利于识别与判断风险的起源与传染路径。需要说明的是,本文将房地产开发商归类于金融机构,主要是因为房地产的金融属性非常强(在中国尤其如此),房地产作为一种资产的价格与金融市场的周期密切相关,因此,归为金融机构更具合理性。然而,虽然房地产市场是中国金融系统非常重要的组成部分,也是系统性风险潜在的来源,但本文并未将衡量房地产市场的指标纳入中国

CISS 指数, 主要是因为缺乏可靠、高频的统计数据 (常用的房地产价格和销售数据均为月度)。

由于中国的一些金融市场数据的时间序列较短, 为了保证 CISS 的历史可比性, 本文选择的基础指标都具备一定的时间序列长度 (至少从 2008 年开始), 以便 CISS 的时间跨度能够覆盖历史上尽量多的金融风险事件。本文构建周度频率的 CISS, 因为 CISS 需要有较高的频率以实现跟踪和监测金融市场压力的功能, 但日度数据的噪音太大并不利于监管机构形成判断, 而周度数据能平衡这种需求。因此, 本文将金融市场的日度数据全部转化为周度平均值。下面对各个子市场基础指标的选择进行解释。

货币和债券市场压力上升主要体现为波动率和信用利差的上升。在货币市场方面, 7 天质押式回购利率是最具代表性的银行间市场 (包括银行与非银金融机构) 回购利率。基于 7 天质押式回购定盘利率的互换 (3 个月) 是交易最活跃的互换交易, 因此, 本文用该互换利率作为短期低风险利率的代表。在债券市场方面, 5 年期国债是交易比较活跃的债券, 本文用其代表中长期低风险利率, 用日度收益率的绝对值表示波动率。信用利差用 5 年期 AA 级企业债与 5 年期国债的利差表示。虽然离岸市场上有中国国债信用违约互换 (Credit Default Swap, CDS), 但其价格变动主要受投资者对整个新兴市场风险预期的影响, 并不完全受中国国内因素驱动, 故本文并未采用。

股票市场压力上升可能体现为波动率的上升、损失率的上升、估值过高和流动性变差。首先, 本文用非金融部门股票指数的日度收益率的绝对值表示价格波动率。其次, 由于股价上涨期间波动率也会上升, 因此, 需要用非金融部门股票在一段时期内 (用 T 表示) 的累计最大损失 (Cumulative Max Loss, CMAX) 来表示股票下跌时期的市场压力, 计算公式为: $CMAX_t = 1 - x_t / \max[x \in (x_{t-j}, j=0, 1, 2, \dots, T)]$, 其中, T 是个移动的时间窗口。本文在基准模型中将 T 设置为 104 周, 表示与过去 104 周内的股票价格最高点相比, 当前价格的相对损失率。再者, 市净率高的情况一般表示风险正在累积, 因此, 用非金融部门的股票平均市净率作为一个压力指标。最后, 股票市场的流动性降低也是市场压力上升的重要体现。本文用整个股票市场的日均交易量除以日均收益率绝对值 (价格波动率), 得到股票市场流动性指标, 然后用流动性的倒数 (即非流动性) 作为衡量金融市场压力的基础指标。值得注意的是, 非流动性指标覆盖金融部门和非金融部门的股票两类。

关于金融部门, 由于金融机构报告的财务数据 (资产负债表和现金流量表) 的频率低 (季度)、时滞性强, 不适合用于高频、及时的金融压力监测; 而金融机构股票数据频率更高, 隐含了投资者对金融机构的财务情况和风险的实时判断, 因此, 本文主要通过金融机构的股票交易数据来衡量金融部门的压力, 具体包括金融部门股票指数日度收益率的绝对值、金融部门股票的累积最大损失和金融部门股票平均市净率。虽然国际文献通常用信用违约互换 (CDS) 来衡量机构的违约风险, 但由于我国的信用违约衍生品市场不发达, 不具备足够的市场深度和可靠价格, 故本文未采用相关指标。

外汇市场方面, 本文采用在岸市场的美元兑人民币和欧元兑人民币汇率的波动率 (日度收益率的周平均值)。这主要是因为在实践中, 投资者更关注人民币兑美元的汇率而非人民币兑一篮子汇率。离岸市场的人民币汇率通常领先在岸市场的波动, 受央行的直接干预较少, 因此, 本文也将离岸市场上的无本金交割远期 (Non-Deliverable Forward, NDF) 外汇交易合约价格波动率作为一个基础指标。

综上, 本文在四个市场中分别选择 3~4 个基础指标, 总共由 13 个基础指标转化而成的子指标, 加总构成中国 CISS。基础指标汇总如表 1 所示。

(二) 对原始数据进行标准化处理

13 个基础指标所使用的度量单位有所不同, 因此, 需要对各个指标进行标准化处理。但由于金融数据通常不是标准的正态分布, 无法按照正态分布的方式进行简单的标准化。对数据的标准化有两个要求: 一是不同单位的基础指标的横向标准化; 二是在时间序列的维度上保持历史数据和新样

本的可比性。

本文参考 Hollo et al. (2012) 的做法, 根据经验累积分布函数 (Empirical Cumulative Distribution Function, ECDF), 将基础指标转化为位于 (0, 1) 之间的子指标。其本质是将每个基础指标在时间序列上的样本根据升序排列, 用排序的新位置 (0 至 1 之间) 作为每个样本的转化值。这种做法的优点是不需要事前对数据的分布作假设, 而是基于足够的样本量 (例如, 10 年) 构造经验累积分布, 然后允许分布随着时间序列的拓展而调整。

将基础指标转化为子指标的具体的做法如下。第一步, 在一个足够长的时间区

间内 (足以覆盖比较明显的金融风险事件), 构建经验累积分布函数。本文以 2007 年 2 月 1 日至 2017 年 1 月 31 日作为窗口期 (由于数据可得性的原因, 部分数据从 2008 年 2 月 1 日开始), 定义某一基础指标的数据样本为 $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 对这段时间的样本进行升序排序, 形成 $(x_{[1]}, x_{[2]}, \dots, x_{[n]})$, 其中, $x_{[1]} \leq x_{[2]} \leq \dots \leq x_{[n]}$ 。 $x_{[1]}$ 最小, 代表金融压力程度最低; $x_{[n]}$ 最大, 代表金融压力程度最高。然后, 基于如下经验分布函数 $F_n(x)$, 可以将基础指标 x_t 转化为子指标 s_t :

$$s_t = F_n(x_t) := \begin{cases} \frac{r}{n}, & \text{对于 } x_{[r]} \leq x_t < x_{[r+1]}, r=1, 2, \dots, n-1 \\ 1, & \text{对于 } x_t \geq x_{[n]} \end{cases} \quad (1)$$

其中, 经验分布函数 $F_n(x)$, 衡量的是观测值 x_t 中不超过特定值 x^* 的样本数量占样本观测总量之比; r 为观测值 x_t 在窗口期的序号。如果向量 x 中某个取值多次出现, 则分配给该观测值转换后的子指标是其所占次序的平均值。例如, 如果统一观测值分别位于第 3、4 位置, 则该观测所对应的子指标是 $(3+4)/2=3.5$, 即对应的 s_t 取值为 0.35。根据式 (1) 计算出来的子指标是针对历史数据的一个非递归转换, 目的是为窗口期外的扩展样本给出一个排序基础。

第二步, 在窗口期内的排序基础上, 根据式 (2) 拓展到新增加的样本。例如, 每周更新数据后, 根据递归式 (2) 对扩展样本进行转换。换句话说, 每加入一个新的观测值后, 均基于以下递归方式重新计算:

$$s_{n+T} = F_{n+T}(x_{n+T}) := \begin{cases} \frac{r}{n+T}, & \text{对于 } x_{[r]} \leq x_t < x_{[r+1]}, r=1, 2 \dots n-1 \dots n+T-1 \\ 1, & \text{对于 } x_{n+T} \geq x_{[n+T]} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $T=1, 2, \dots, N$, N 为样本期末。

经过式 (2) 的转换后, 各个基础指标都被转化为 (0, 1) 之间的子指标, 不但单个指标的样本在时间序列上有历史可比性, 而且子指标间可以横向加总。

(三) 综合压力指数合成

得到标准化的 13 个子指标后, 下一步是探讨如何设定加权方法, 将子指标合成中国 CISS。这涉及市场维度和时间维度两个层面的加权。首先, 如何对各个子市场之间进行权重设置是个相对主观的问题。在没有任何实证证据显示某个子市场 (持续性地) 比其他市场对系统性风险贡献度更高的情况下, 本文对各个子市场赋予等权重 [式 (3) 中的 w_i]。其次, 时间维度上的动态加权方法。如上文所述, 许多实证证据显示, 各子市场之间相关性增强、波动率都增大是金融危机时期的重要特

表 1 四个子市场及相应基础

子市场	基础指标
货币和债券市场	3 个月基于 FR007 的利率互换
	5 年期国债收益率波动率
	5 年期 AA 级企业债与 5 年期国债之间的利差
股票市场	非金融部门股票波动率
	非金融部门累计最大损失 CMAX
	非金融部门市净率
	(非) 流动性 (金融与非金融)
金融部门	金融部门股票波动率
	金融部门股指的累积最大损失 CMAX
	金融部门市净率
外汇市场	美元兑人民币汇率的波动率
	欧元兑人民币汇率的波动率
	离岸 NDF 波动率

征。因此，本文针对这一特征，以子指标间具有时变性的相关性作为赋权方法，指标间相关系数增大且波动率上升的时点被赋予更高权重；而相关系数较低或者相关系数高但市场都很平静的时期被赋予较低的权重。这种赋权方式有利于在时间序列上识别金融风险事件。具体而言，中国 CISS 的具体计算式为：

$$CISS_t = (w_t \cdot s_t) C_t (w_t \cdot s_t)' \quad (3)$$

其中， s_t 为子指标向量； $w_t = \{\frac{1}{13}, \dots, \frac{1}{13}\}$ 为 1×13 的向量，代表各个指标在主观上是等权重的，各占 $1/13$ ； C_t 为 13×13 的矩阵，代表 t 时刻不同子指标之间的相关系数矩阵，是构成权重的核心部分。 C_t 由每两个指标间的相关系数 ρ_t^{ij} 构成，其中， ρ_t^{ij} 通过指数移动加权 (EWMA) 的方法计算。具体而言，用 $\sigma_{ij,t}$ 代表 t 时期子指标 s_{it} 和 s_{jt} 之间移动加权的协方差， $\sigma_{i,t}^2$ 代表子指标 s_{it} 的移动加权的方差。协方差和方差根据指数加权移动平均法更新，然后根据协方差和方差计算相关系数 ρ_t^{ij} ：

$$\sigma_{ij,t} = \lambda \sigma_{ij,t-1} + (1-\lambda) \tilde{s}_{i,t} \tilde{s}_{j,t} \quad (4)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = \lambda \sigma_{i,t-1}^2 + (1-\lambda) \tilde{s}_{i,t}^2 \quad (5)$$

$$\rho_{ij,t} = \sigma_{ij,t} / \sigma_{i,t} \sigma_{j,t} \quad (6)$$

其中， $i=1, \dots, 13$ ； $j=1, \dots, 13$ ； $i \neq j$ ， $t=1, \dots, N$ 。经过累积分布函数转化后，子指标的理论均值为 0.5， $\tilde{s}_{i,t} = (s_{i,t} - 0.5)$ 表示子指标减去理论均值。 λ 是平滑参数， λ 越大，表示以越慢的速率反映最新的金融数据信息。由于本文采用周频率数据，在本文的基准 CISS 中 λ 的取值为 0.93，与文献中的设置相一致^①。

图 1 展示了 2008 年至 2019 年期间，四个市场之间的相关系数。其中，1 表示货币与债券市场，2 表示股票市场，3 表示金融机构，4 表示外汇市场。例如，cor_12 表示货币市场与股票市场之间的相关系数。可以看出，十年来出现过数次各市场相关性都上升的情况，包括 2009 年、2011 年、2015 年和 2018 年年初。然而， C_t 矩阵仅识别指标间相关系数高的时点，但无法识别是指标都升高，还是指标都降低。其中，各市场指标相关系数高但各指标都处于低值的情况，是市场相对平静的状态；只有当指标都升高时，才是金融压力上升的情况。因此，本文用 $s_t s_t'$ 矩阵计算子指标都升高的情况，目标是赋予子指标同时达到极大值（而非最小值）更高的权重。综上，时变的相关系数能够对多市场同时出现金融风险的情况赋予更大权重。最终得到的中国 CISS 指标是一个连续型指标，取值介于 (0, 1) 内。2008 年至 2019 年年初的中国 CISS 如图 2 所示。

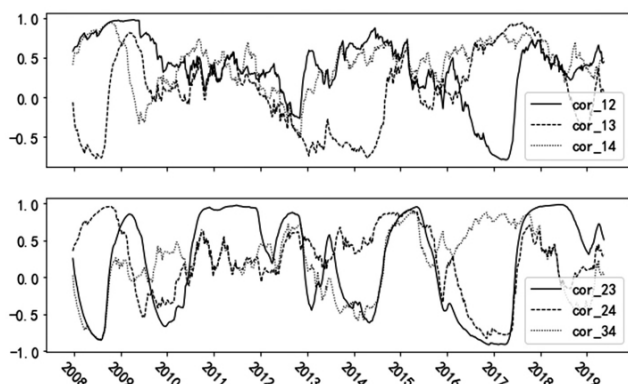


图 1 若干子市场之间相关系数

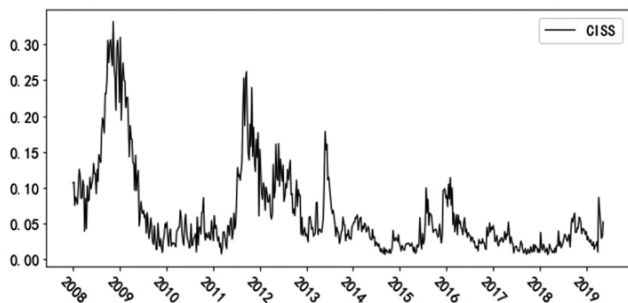


图 2 2008—2019 年年初中国 CISS 指数

^①方差与协方差的初始值设定如下： $\sigma_{ij,initial}$ 为递归前时期（2008 年 2 月 1 日至 2015 年 1 月 2 日）样本数据协方差， $\tilde{s}_{i,initial}$ 和 $\tilde{s}_{j,initial}$ 为递归前时期的均值。

三、稳健性检验

如果沿用 (Illing & Liu, 2006) 的方法, 将一个标准差作为风险事件的阈值, 即当 CISS 高于均值一个标准差后, 认为该阶段产生了显著的金融系统性压力, 那么中国 CISS 指标的风险门限值应设在 0.195。根据这一阈值, 在 2008 年至 2018 年的十年间, 我国 CISS 分别在 2008 年年底 (金融危机)、2011 年年底 (欧债危机)、2013 年年中 (“钱荒”)、2015 年年中 (“股灾”) 和 2016 年年初 (人民币贬值与股市下跌), 显示我国的金融市场出现了系统性压力。

本文对中国 CISS 的构建是建立在一些参数设置和区间定义基础上的。这些参数是否影响 CISS 的走势和对历史上系统性压力事件的识别, 需要通过稳健性检验来确认。本部分从三个方面进行稳健性检验: 一是改变对基础指标进行标准化转化过程中的递归区间段; 二是改变相关系数矩阵中的平滑参数设置; 三是最重要的一点, 比较通过相关系数矩阵进行加权与不变权重对合成指数的影响。

(一) 子指标转化过程中的递归区间

将基础指标作标准化处理的过程中, 涉及对初期经验累积分布函数的区间的设定基准。中国 CISS 将区间设定为 2007 年 2 月 1 日至 2017 年 1 月 31 日, 即用 10 年的数据通过式 (1) 构建经验累积分布函数, 然后将 2017 年 2 月 1 日起的所有数据都根据式 (2) 进行递归运算。作为稳健性检验的一部分, 在此用 2007 年 2 月 1 日至最新的数据, 即全样本来构建经验累积分布函数, 而不再进行递归运算。

图 3 比较了进行递归计算和不进行递归计算的 CISS。可以看出, 两个结果的差距并不大, 平均偏差在 0.006。其中, 最大的偏差是 2016 年 1 月的 0.041, 但也没有影响该压力事件的归类。因此, 中国 CISS 在时间维度上是稳健的。

(二) 子指标相关系数的平滑系数

中国 CISS 根据相关系数矩阵对各个子指标进行加权。其中, 协方差和方差均由指数加权平均法进行更新, λ 表示调整最新金融信息的速度, λ 越大, 表示更新的速度越慢 (对最新的数据信息赋予越小的权重 $1-\lambda$)。作为稳健性检验的一部分, 这里比较采用不同平滑系数, 即 λ 等于 0.86 和 0.93 时, 对 CISS 的影响。从图 4 可以看出, λ 较大则 CISS 曲线较缓和, λ 较小则曲线的波动幅度较大。总体而言, λ 的取值并没有改变 CISS 在时间序列上的可比性或系统性压力事件的识别, 不影响中国 CISS 的稳健性。

(三) 是否采用相关系数矩阵的动态赋权

用时变的相关系数矩阵进行动态加

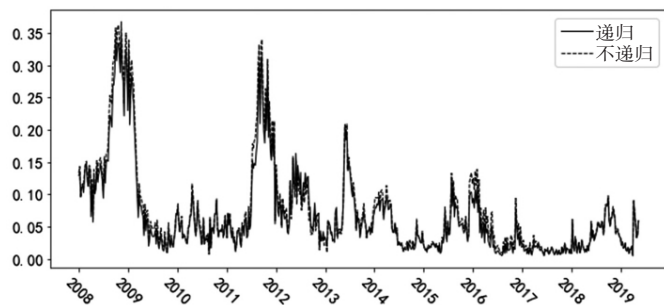


图3 递归与非递归计算的 CISS

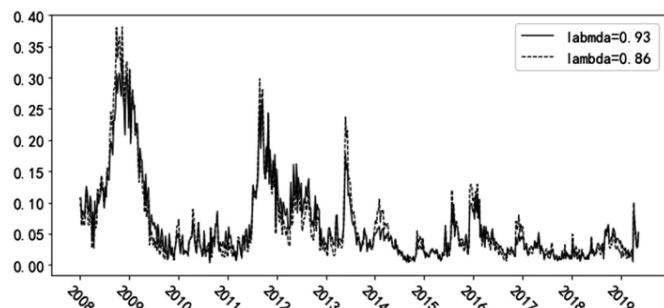


图4 平滑系数对 CISS 的影响

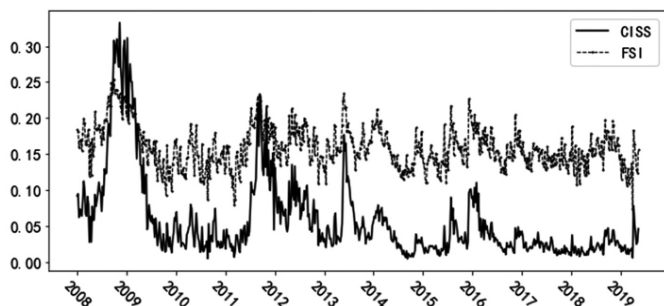


图5 CISS 与非动态加权的 FSI 比较

权是中国 CISS 与其他金融压力指数的最大区别,因此,有必要检验这一加权方法的必要性。图 5 显示基准 CISS 以及基于同样子指标、但没有采用相关系数矩阵的进行加权的金融压力指数,即 FSI。可以看出,FSI 主要围绕均值上下波动,没有突出任何与直觉相符的系统性压力事件,因此,该指标的经济和政策含义非常有限。这正是因为缺少了时变加权矩阵而损失了“风险在不同市场间传染”信息所造成的。中国 CISS 则通过把握金融危机的典型特征——各市场相关性增强,更有效地识别出了金融压力事件。

四、结论与启示

识别和监测金融压力是决策层判断金融市场形势、进行宏观审慎操作的重要依据,对于防范金融危机的爆发具有重要意义。近年来,国内外频繁发生的金融风险事件,部分表明了识别金融风险的理论和实际应用之间仍存在较大差距。本文构建了一个描述中国金融市场系统性金融压力的综合指数——中国 CISS。与现有的金融压力指数相比,中国 CISS 的特征在于通过时变的相关系数矩阵对各市场子指标进行加权,充分反映了金融风险在各个市场之间传染的程度,以此强化识别“系统性”金融压力的能力。中国 CISS 的历史数据与过去十年内观察到的各次金融风险事件比较吻合。本文还从三个方面进行了稳健性检验,结果显示,中国 CISS 的走势和对风险事件的识别未受到参数选择的明显影响,相关系数矩阵的动态加权方式有效提高了中国 CISS 对系统性事件的识别能力,可以为决策机构及时监测金融风险提供有用的参考。本文的研究可以进一步深化,例如,科学地设定风险预警阈值,作为系统性风险临界点的信号,为监管机构实施政策干预提供更有效的指引。

(责任编辑 田 园)

参考文献:

- [1] 陶玲,朱迎.系统性金融风险的监测和度量——基于中国金融体系的研究[J].金融研究,2016(6):18-36
- [2] 许涤龙,陈双莲.基于金融压力指数的系统性金融风险测度研究[J].经济学动态,2015(4):69-78
- [3] 周皓,何碧清,赵靖.中国系统性金融风险报告[M].清华大学国家金融研究院,2016
- [4] 周皓,何碧清,赵靖.中国系统性金融风险报告[M].清华大学国家金融研究院,2017
- [5] 周皓,何碧清,赵靖.中国系统性金融风险报告[M].清华大学国家金融研究院,2018
- [6] 周桦,庞家任,王子悦.基于主成分分析方法的我国金融系统性风险度量研究[J].保险研究,2018(4):3-17
- [7] Acharya V, Engle R, Richardson M. Capital Shortfall: A New Approach to Ranking and Regulating Systemic Risks [J]. American Economic Review, 2012, 3 (102): 59-64
- [8] Acharya V, Pedersen L H, Philippon T et al. Measuring Systemic Risk[J]. The Review of Financial Studies, 2017, 1 (30): 2-47
- [9] Balakrishnan R, Danninger S, Elekdag S et al. The Transmission of Financial Stress from Advanced to Emerging Economies[J]. Emerging Markets Finance and Trade, 2011, sup2 (47): 40-68
- [10] Brownlees C, Engle R F. SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk[J]. The Review of Financial Studies, 2016, 1 (30): 48-79
- [11] Cardarelli R, Elekdag S, Lall S. Financial Stress and Economic Contractions[J]. Journal of Financial Stability, 2011, 2 (7): 78-97
- [12] Chan Lau J A. Regulatory Capital Charges for Too Connected to Fail Institutions: A Practical Proposal[J]. Financial Markets, Institutions and Instruments, 2010, 5 (19): 355-379

- [13] De Bandt O, Hartmann P. Systemic Risk: A Survey[J]. 2000
- [14] Giglio S, Kelly B, Pruitt S. Systemic Risk and the Macroeconomy: An Empirical Evaluation[J]. *Journal of Financial Economics*, 2016, 3 (119): 457–471
- [15] Girardi G, Ergün A T. Systemic Risk Measurement: Multivariate GARCH Estimation of CoVaR[J]. *Journal of Banking and Finance*, 2013, 8 (37): 3169–3180
- [16] Glasserman P, Young H P. How Likely Is Contagion in Financial Networks? [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2015 (50): 383–399
- [17] Grimaldi M. Detecting and Interpreting Financial Stress in the Euro Area[J]. 2010
- [18] Hakkio C S, Keeton W R. Financial Stress: What Is It, How Can It Be Measured, and Why Does It Matter? [J]. *Economic Review*, 2009, 2 (94): 5–50
- [19] Hollo D, Kremer M, Lo Duca M. CISS—A Composite Indicator of Systemic Stress in the Financial System[J]. 2012
- [20] Idier J, Lamé G, Mésonnier J. How Useful Is the Marginal Expected Shortfall for the Measurement of Systemic Exposure? A Practical Assessment[J]. *Journal of Banking and Finance*, 2014 (47): 134–146
- [21] Illing M, Liu Y. Measuring Financial Stress in a Developed Country: An Application to Canada[J]. *Journal of Financial Stability*, 2006, 3 (2): 243–265
- [22] Jobst M A A, Gray M D F. Systemic Contingent Claims Analysis: Estimating Market-Implied Systemic Risk[M]. International Monetary Fund, 2013
- [23] Kliesen K L, Smith D C. Measuring Financial Market Stress[J]. *Economic Synopses*, 2010
- [24] Kremer M. Macroeconomic Effects of Financial Stress and the Role of Monetary Policy: A VAR Analysis for the Euro Area[J]. *International Economics and Economic Policy*, 2016, 1 (13): 105–138
- [25] LaBerge D, Samuels S J. Toward a Theory of Automatic Information Processing in Reading[J]. *Cognitive Psychology*, 1974, 2 (6): 293–323
- [26] Louzis D P, Vouldis A T. A Financial Systemic Stress Index for Greece[Z]. 2013
- [27] Nelson W R, Perli R. Selected Indicators of Financial Stability[J]. *Risk Measurement and Systemic Risk*, 2007 (4): 343–372
- [28] Tobias A, Brunnermeier M K. CoVaR[J]. *The American Economic Review*, 2016, 7 (106): 1705
- [29] Van Roye B. Financial Stress and Economic Activity in Germany and the Euro Area[R]. Kiel Working Paper, 2011
- [30] Wold S, Esbensen K, Geladi P. Principal Component Analysis[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1987, 1–3 (2): 37–52
- [31] Yiu M S, Ho W A, Jin L. A Measure of Financial Stress in Hong Kong Financial Market the Financial Stress Index [J]. *Hong Kong Monetary Authority Research Note*, 2010 (2): 2010

Abstract: It is critical for financial regulators to assess the overall level of stress in the financial system in a timely manner, but various financial markets often send mixed signals. To address this problem, this paper presents a single composite indicator of system stress (China CISS) based on 13 financial indicators of the equity market, the bond market, financial institutions and the foreign exchange market. To capture the stylized fact that co-movements between markets are much stronger during times of financial stress, the paper uses the time-varying correlation matrix between sub-indices as a dynamic weighting mechanism and identifies the episodes when both the covariance and co-extremeness across markets are jointly high as “systemic” stress events. Multiple robustness checks have been conducted and China CISS proves to be a kind of remarkably robust statistic in the time dimension.

Keywords: Systemic Financial Stress; Stress Indicator; CISS