

极端金融事件对系统性风险的影响 分析 * ——以中国银行部门为例

唐文进 苏帆

内容提要：极端金融事件往往因为发生概率极小而被主流研究所忽略，而且，基于平稳随机过程的传统理论和模型难以刻画和分析风险突然全面爆发的现象。本文的边际贡献在于，从理论上将风险激增的非线性机制纳入考量，改进已有模型使之更贴近极端金融事件的实际；从方法上探索利用改进后模型预警系统性风险的可行性并验证其先进性。以中国银行部门为例的研究结果表明，本文提出的跳跃未定权益分析模型将传统模型的连续扩散假设放松为跳跃扩散假设，能更好地刻画极端金融事件的风险激增特征，并可比传统研究提前大约 3~6 个月预警其系统性风险；而如果进一步纳入本文创造性地综合利用金融市场和宏观经济信息构建的混频宏观动态因子作为风险信息源，就还可提前识别金融市场噪声信号并降低其影响，即使在噪声条件下也能为防范系统性风险提供 2~3 个月的政策反应时间。

关键词：系统性风险；极端金融事件；宏观跳跃未定权益分析；混频宏观动态因子

一、引言

极端金融事件 一般被认为是发生概率极小的“黑天鹅”事件而被主流研究所忽略。更有甚者，传统经济学和金融学理论和模型往往基于平稳随机过程采用连续扩散假设，难以刻画和分析风险从逐步积累到突然全面爆发的过程，未能全面考虑金融风险突变和传染的非线性机制。

然而，20 世纪以来，极端金融事件在世界各国的发生频率不断提高，规模不断扩大。从美国 1929 年“黑色星期四”和 1987 年“黑色星期一”的股市大崩盘，到 1997 年亚洲金融危机和 1998 年美国 LTCM 基金危机事件，再到 2007 年持续影响至今的“事件推进型”的全球性金融危机和 2009 年延续至今阴云不散的欧债危机，每一次极端金融事件，都给受牵连国家的金融体

* 唐文进，中南财经政法大学金融学院，邮政编码：430073，电子邮件：wjtang@aliyun.com；苏帆，中南财经政法大学金融学院，邮政编码：430073，电子邮件：amamiyas@163.com。本文得到国家自然科学基金面上项目（71473271）资助。非常感谢审稿人的宝贵建议，文责自负。

① 极端金融事件是指突然发生，无法预期或难以预期，造成或可能造成重大损失或重大社会影响，对某个国家（地区）乃至全世界的金融系统或经济系统的稳定运行造成巨大冲击或严重威胁的金融事件。这类事件前兆不充分，具有明显的复杂性特征（Ellsberg, 1961）和潜在的次生衍生危害，而且破坏性严重，采用常规管理方式难以有效应对（钟永光等，2012）；因而又称“黑天鹅”（Black Swan）事件。

系带来极大挑战，同时对经济和社会造成重大影响。

我国金融市场发展历程较为短暂，但依然经历了多起惊心动魄的极端金融事件。1995年“327国债期货”事件直接导致金融期货在我国的试点停顿长达15年直至2010年4月16日沪深300股指期货合约正式上市交易，而1996年12月16日上证指数跌停、2001年7月26日开始的国有股减持引发股市暴跌、2013年6月20日SHIBOR隔夜拆借利率创下13.444%纪录的“钱荒”事件以及2015-16年频发的股灾等无不对我国金融市场乃至宏观经济的发展造成了重大影响。

近年来，我国面临的国际国内经济环境非常复杂，各种风险呈加速集聚之势，极端金融事件爆发的可能性剧增。对此，习近平总书记指出，“今后5年，可能是我国发展面临的各方面风险不断积累甚至集中显露的时期。”“如果发生重大风险又扛不住，国家安全就可能面临重大威胁，全面建成小康社会进程就可能被迫中断。”因此，“必须把防风险摆在突出位置，‘图之于未萌，虑之于未有’，力争不出现重大风险或在出现重大风险时扛得住、过得去。”他进一步明确要求，要加强对各种风险源的调查研判，提高动态监测、实时预警能力，推进风险防控工作科学化、精细化，力争把风险化解在源头，不让小风险演化为大风险，不让个别风险演化为综合风险，不让局部风险演化为区域性或系统性风险。

这无疑对系统性风险的研究提出了更高要求。的确，在极端金融事件无可避免地发生后，最重要的就是要阻止其风险传染扩大成为系统性风险。由此我们设想，若能对极端金融事件诱发的金融风险进行提前预警，则可望提高其实时预警能力，为政策干预和介入争取时间，从而有效避免其风险激增甚至传染扩大成为系统性风险。但实际上，从1997年亚洲金融危机，再到2008年的全球性金融危机和2010—2012年持续发展的欧债危机，每一次极端金融事件的经历都证明，无论是IMF倡导的FSAP评估体系（Financial Sector Assessment Program）还是各国开发的指标模型或压力测试，都很难有效预警极端金融事件的爆发及其造成的巨大损失。极端金融事件引发的系统性风险之所以难以预测，主要是因为它存在不同于常规风险事件的风险激增机制：其系统性风险呈现跳跃式波动特征，在爆发前缓慢积累而不易重视，但爆发后急剧增加又猝不及防。因此，极端金融事件的风险激增机制使得其系统性风险研究至今仍是一个颇具挑战性的世界难题。

已有研究证实了未定权益分析（Contingent Claims Analysis, CCA）的风险指标对我国极端金融事件及其系统性风险预警已具备较好的适用性（宫晓琳，2012；方意等，2013；吴恒煜等，2013），为本文的探索提供了良好的基础。美中不足的是，这些研究仍未从理论上考察其风险激

① 参见习近平总书记2015年10月29日在党的十八届五中全会第二次全体会议上的讲话。

增机制，其实证结果仍面临时效性不足和预警信号模糊等问题的挑战。因此，本文的边际贡献在于：从理论上将风险激增的非线性机制纳入考量，改进已有模型使之更贴近极端金融事件的实际，大幅增强了其系统性风险研究的理论可行性；从方法上探索利用改进后模型预警系统性风险的可行性并验证其先进性。

本文的研究表明，跳跃 CCA 模型将传统模型的连续扩散假设放松为跳跃扩散假设，能更好地刻画极端金融事件的风险激增特征并可提前大约 3~6 个月预警其系统性风险。然而，由于前瞻性信息完全源于金融市场的做法仍然存在与系统性风险不匹配的问题，跳跃 CCA 方法易出现噪声信号干扰和政策反应时间失效等问题；而如果进一步纳入本文创造性地综合利用金融市场和宏观经济信息构建的混频宏观动态因子作为风险信息源，就还可提前识别金融市场噪声信号并降低其影响，即使在噪声条件下也能为防范系统性风险提供 2~3 个月的政策反应时间。论文结构安排如下：第二部分为文献回顾和研究贡献；第三部分为宏观跳跃未定权益分析的理论方法；第四部分为以我国银行部门为例的实证研究；第五部分为结论。

二、文献综述和研究贡献

1. 未定权益分析方法和跳跃扩散假设的引入

2008 年金融危机之前，基于微观审慎的金融风险测度方法往往局限于考察个体风险，难以探究综合性的系统性风险，更难以对极端金融事件风险积累引发的系统性风险进行预警。危机让人们认识了极端金融事件传导至系统性风险后的巨大破坏力，也使得系统性风险成为研究热点。

为对风险实施有效管理和预警，学者们提出了大量系统性风险的测度方法^①，由于对系统性风险认识角度和关注特征的不同，不同方法在系统性风险研究中各有其适用之处。但相比其他方法，Gray et al. (2007) 倡导的未定权益分析 (CCA) 方法综合运用历史的账面信息和前瞻性的市场信息，表现出对极端金融事件更稳定的预测效果 (Bisias et al., 2012)，得到了学者的广泛应用 (Gray and Jobst, 2010; IMF, 2011; Saldías, 2013; Harada et al., 2013; Milne, 2014)。Harada et al. (2013) 发现 CCA 方法的风险指标能对日本“失去十年”期间的银行破产事件起到显著预警作用。类似地，Milne (2014) 的研究表明，CCA 方法对 2008 年金融危机也有预警作用，但过于低频的风险指标制约了其政策时效性。为进一步实现 CCA 方法的优化，后续研究从机构资产关联性 (IMF, 2011; Saldías, 2013)、风险相依性 (Gray and Jobst, 2010) 以及高阶矩 (张

^① 其中最有影响力的测度方法主要有三种：一是 Adrian & Brunnermeier (2010) 提出的 CoVaR；二是 Acharya et al. (2010) 提出的基于 SES 和 MES 的测度方法；三是 Gray et al. (2007) 提出的未定权益分析 (CCA)。

立华和丁建臣，2016）等方面进行了扩展，但仍未对极端金融事件的重要特征——风险激增机制进行刻画。

因此，在得到广泛应用的同时，CCA 方法过于严格的理论假设和单一的风险信息源均与现实中极端金融事件引发的风险激增机制存在内在冲突，其风险测度的准确性受到质疑（Aktug，2014）。一方面，传统 CCA 方法以经典期权定价理论为基础并采用连续扩散假定，将宏观部门的资产价值波动限制为平稳随机过程，没有考虑到极端金融事件冲击下损失可能出现的跳跃性波动；另一方面，捕捉风险激增的前瞻特征对 CCA 方法的风险信息源提出了新的要求，传统 CCA 方法直接使用资产的市场波动信息来表示连续扩散的动态特征，考虑极端金融事件的风险激增机制后，就需要在原有波动信息基础上挖掘蕴含的跳跃性风险信息：进一步的问题在于，单纯依赖金融市场只能得到市场价格跳跃性波动信息，而宏观部门资产价值的跳跃性风险信息对应的是系统性风险激增的信息，两者存在市场风险层面和宏观风险层面的不匹配。因此，本文拟从风险激增视角拓展传统 CCA 方法的理论设定同时改进其风险信息源，据此提出一种更适用于研究极端金融事件及其系统性风险的宏观跳跃 CCA 方法。

相比传统 CCA 方法，宏观跳跃 CCA 方法在理论上的改进与发展显而易见。传统 CCA 方法以 Black & Scholes（1973）、Merton（1974）的经典期权定价理论为基础，假定部门资产和权益的收益满足连续扩散过程，这种假设适合分析常规金融风险事件，但从宏观经济系统的实际情况来看，极端金融事件诱发的系统性风险普遍存在“缓积急释”的激增特征，致使宏观部门的资产和权益也会像微观部门的资产价格一样出现不连续的跳跃式变化，这是传统 CCA 方法采用的连续扩散设定所无法拟合的。换言之，在拟合极端金融事件的系统性风险时，传统 CCA 方法可能出现模型设定偏误。而本文试图借鉴 Merton（1974）、Zhou（2001）在微观金融市场领域提出的跳跃扩散设定，在传统 CCA 方法的基础上放松资产收益连续扩散的假设，提出宏观部门资产价值和权益市场价值符合跳跃扩散假设的跳跃 CCA 方法，并在模型设定上通过泊松跳过程来反映极端金融事件引起的跳跃性风险激增机制，实现在理论设定上对极端金融事件风险激增机制的拟合，从而大幅增强了研究其系统性风险的理论可行性。

2. 跳跃 CCA 方法和混频宏观动态因子

已有跳跃扩散设定仅适用于研究微观金融市场的跳跃风险，无法直接用于系统性风险领域的跳跃参数估计。传统 CCA 方法多使用与宏观部门经济关联紧密的金融资产价格波动率来代替前瞻性信息，在连续扩散假设下，使用金融市场信息来近似表征宏观部门权益不确定的做法具有一定合理性；然而，一旦考虑到宏观部门的权益价值在极端金融事件冲击下可能发生的跳跃

性变动，再纯粹依据金融市场信息来判定宏观层面的跳跃波动性则可能引起显著的误差：金融市场的资产价格既包括与经济基本面相关的信息，也包括短暂性、投机性甚至非理性等因素所引起的信息(费兆奇,2014)，而宏观部门权益的跳跃行为则不仅仅是市场跳跃信息的简单反映，而且还包含宏观经济波动所引起的“宏观跳跃”。因此，要全面准确地反映宏观部门的风险激增机制，就不仅要依赖金融市场交易信息，还要进一步考察宏观经济波动信息。

可见，在跳跃 CCA 方法框架下构建一个能有效衔接金融市场和宏观经济信息的前瞻性因子非常重要。为此，本文拟基于混频动态因子模型，综合利用金融市场信息和宏观经济因素以合成能准确捕捉宏观风向的混频宏观动态因子^①，再将其应用于跳跃 CCA 方法，提出一种能更有效地监测极端金融事件系统性风险的预警方法——宏观跳跃 CCA 方法，以求能够在事前更准确监测宏观部门的系统性风险动态。

混频宏观动态因子本质上是一种合成指数，该指数通过综合利用各类重要变量的信息，力求客观衡量一个国家或部门的整体运行情况。Goodhart & Hofmann (2001) 提出的金融状况指数 (Financial Conditions Index) 是一种在宏观经济和金融变量基础上引入股价和房价等资产价格的合成指数，由于金融状况指数所涵盖的信息更加全面，能够更准确地反映经济金融形势，因而得到了广泛的研究与应用。类似地，Grimaldi (2010)、Louris & Vouldis (2012) 构建的金融压力指数 (Financial Stress Index) 也涵盖了金融市场和宏观经济的综合信息。然而，无论是金融状况指数还是金融压力指数，其合成方法都是同频率数据的加权求和，而金融市场信息和宏观经济变量在合成中还存在着不同频率数据带来的冲突：一方面，损失金融市场交易的部分高频信息，转换为低频数据合成难以达到跳跃参数估计对高频数据的要求；而另一方面，高频数据合成又受限于宏观经济变量的低频可测性。直到 Aruoba et al. (2009) 提出的混频动态因子模型，才从技术上解决了不同频率变量在不损失信息条件下的数据合成问题，相比在 CCA 方法中使用金融资产价格来代替宏观部门权益价值，依据混频动态因子模型估计的混频宏观动态因子能更准确地表征宏观部门的跳跃性风险激增的动态，因而在理论上更具适用性。

本文综合利用金融市场和宏观经济信息创造性地构建混频宏观动态因子，以此替换原有单纯从金融市场获得的资产价格信息，从而可望有效解决引入跳跃扩散假设带来的市场跳跃性风险信息 and 系统性风险激增信息不匹配等问题，提高风险信息源的前瞻性反映效果。由此，本文可望较彻底地解决传统 CCA 方法对跳跃性风险激增特征刻画缺失的问题，从而开辟出应用 CCA 方法的一个新领域。

^① 动态因子模型估计的不可观测变量一般称为“动态因子”，为突出 CCA 中引入宏观经济信息的重要影响，本文将混频动态因子模型估计的因子统称为“混频宏观动态因子”。

三、宏观跳跃未定权益分析的理论方法

1. 基于跳跃扩散假设的拓展

极端金融事件的风险激增机制会促发宏观部门资产和权益价值的跳跃性波动，这是传统 CCA 方法采用的连续扩散设定无法拟合的。本文研究的初衷正是试图改进 CCA 方法在分析极端金融事件时的内生缺陷。具体而言，借鉴 Merton (1974) 和 Zhou (2001) 在微观金融市场领域提出跳跃扩散，本文通过引入泊松跳跃过程来反映宏观部门风险状况的跳跃性激增，并在此基础上提出更适用于预警极端金融事件及其系统性风险的跳跃 CCA 方法。

跳跃 CCA 方法首先要将传统 CCA 方法中连续扩散的设定扩展为跳跃扩散，常见跳跃扩散类型包括连续型的 Levy 跳跃和离散型的泊松跳跃。由于诱发公司资产价值出现跳跃行为的“异常信息”是离散的事件信息，Zhou (2001) 采用泊松跳跃的设定来研究公司违约风险。与公司资产价值跳跃行为类似，宏观部门资产价值跳跃也表现为低频化和事件驱动的特征，因而选择离散的泊松跳跃来对原有连续扩散假设进行修正，假定宏观部门资产价值满足如下的跳跃扩散微分方程：

$$dA_t / A_t = (r - \lambda_A v_A) dt + \sigma_A dB_t + (J_A - 1) dN_{A_t} \quad (1)$$

根据 (1) 式可知，宏观部门资产价值变动可分为两个部分，一个是连续扩散部分，主要体现在“正常信息”驱动下宏观部门资产价值的常规变动过程，另一部分是跳跃扩散部分，主要体现在“异常信息”驱动下部门资产价值的跳跃变动过程。其中， σ_A 为连续扩散的波动率， N_{A_t} 为发生跳跃次数，它服从参数为 λ_A 的泊松过程，即 $P(N_{A_t} = n) = e^{-\lambda_A t} (\lambda_A t)^n / n!$ ($n=0, 1, 2, \dots$)， J_A 用于描述宏观部门资产发生跳跃行为时对应的跳跃幅度，出于简化考虑，假设跳跃幅度 J_A 是服从均值为 θ_A 、标准差为 δ_A 的对数正态分布随机变量，即有 $\ln J_A \sim N(\theta_A, \delta_A^2)$ 。同时有 $v_A = E(J_A - 1) = \exp(\theta_A + \delta_A^2 / 2) - 1$ 。连续扩散波动率和跳跃扩散波动率共同反映整体波动率，因而宏观部门资产收益率的总体方差可表示为： $\sigma_{TA}^2 = \sigma_A^2 + \lambda_A \times \delta_A^2$ ，与连续扩散相比，在引入跳跃扩散后资产收益率的总体方差没有发生变化，但方差的内部结构发生了变化。也就是说，在同等方差条件下，总体方差中跳跃方差 $\lambda_A \times \delta_A^2$ 的存在使得宏观部门资产价值蕴含跳跃性波动的风险。

宏观部门资产价值 A_t 、连续波动率 σ_A 和跳跃波动率 δ_A 不能直接观测，需要根据权益的价值 E_t 、连续波动率 σ_E 和跳跃波动率 δ_E 来计算。注意到欧式买入期权和其标的物具有类似的动态特征，宏观部门权益的波动率也应该考虑跳跃因素的结构影响，因而同样采用跳跃扩散的设定：

$$dE_t / E_t = (r - \lambda_E v_E) dt + \sigma_E dB_t + (J_E - 1) dN_{E_t} \quad (2)$$

σ_E 表示权益价值连续扩散部分的波动率，权益价值 E_t 的跳跃次数 $N_{E,t}$ 服从一个参数为 λ_E 的泊松分布过程， J_E 表示发生跳跃行为时的跳跃幅度，它服从一个均值为 θ_E 、标准差为 δ_E 的对数正态分布，即可得到 $\ln J_E \sim N(\theta_E, \delta_E^2)$ 。同时有 $v_E = E(J_E - 1) = \exp(\theta_E + \delta_E^2/2) - 1$ 。同样地，宏观部门权益的总体方差也分为连续部分和跳跃部分： $\sigma_{TE}^2 = \sigma_A^2 + \lambda_E \times \delta_E^2$ 。在明确权益价值及其波动率后，再根据跳跃扩散的期权定价公式将权益和资产联系起来，就可求解资产价值及其波动率。跳跃 CCA 方法中宏观部门权益可视为以资产价值 A_t 为标的物、以债务的账面价值 D_t 为执行价格、期限为 t 的欧式买入期权，根据 Merton (1976) 开创性求解的跳跃扩散 - 期权定价公式，可以得到权益价值 E_t 的期权定价：

$$E_t = A_t \sum_{n=0}^{\infty} \frac{[\lambda_A(1+v_A)t]^n e^{-\lambda_A(1+v_A)t}}{n!} * N(d_1) - D_t e^{-rt} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{[\lambda_A t]^n e^{-\lambda_A t}}{n!} * N(d_2) \quad (3)$$

$$d_1 = \frac{\ln \frac{A_t(1+v_A)^n}{K} + (r - \lambda_A v_A)t + 0.5 * (\sigma_A^2 t + n * \delta_A^2)}{\sqrt{\sigma_A^2 t + n * \delta_A^2}} \quad (4)$$

$$d_2 = d_1 - \sqrt{\sigma_A^2 t + n * \delta_A^2} \quad (5)$$

根据唐齐鸣和黄蓓 (2010) 的推导，宏观部门资产价值 A_t 和权益价值 E_t 具有如下关系：

$$\text{std}(\ln \frac{E_{t2}}{E_{t1}}) = \frac{A_t}{E_t} * \left\{ \sum_{n=0}^{\infty} \frac{[\lambda_A(1+v_A)t]^n e^{-\lambda_A(1+v_A)t}}{n!} N(d_1) \right\} * \text{std}(\ln \frac{A_{t2}}{A_{t1}}) \quad (6)$$

根据 (1) 式可得到 $\ln \frac{A_{t2}}{A_{t1}}$ 的概率分布：

$$\ln \frac{A_{t2}}{A_{t1}} \sim \sum_{n=0}^{\infty} \frac{e^{-\lambda_A t} (\lambda_A t)^n}{n!} N(\alpha t + n\theta_A, \sigma_A^2 t + n\delta_A^2) \quad (7)$$

其中， $\alpha = \mu_A - 0.5 \times \sigma_A^2 - \lambda_A v_A$ ， $t = t_2 - t_1$ 。

同样根据 (2) 式可得到 $\ln \frac{E_{t2}}{E_{t1}}$ 的概率分布

$$\ln \frac{E_{t2}}{E_{t1}} \sim \sum_{n=0}^{\infty} \frac{e^{-\lambda_E t} (\lambda_E t)^n}{n!} N(\beta t + n\theta_E, \sigma_E^2 t + n\delta_E^2) \quad (8)$$

其中， $\beta = \mu_E - 0.5 \times \sigma_E^2 - \lambda_E v_E$ ， $t = t_2 - t_1$ 。

将 (7) 式和 (8) 式代入 (6) 式即可得到资产和权益波动率之间的关系：

$$\sqrt{\sum_{n=0}^{\infty} \left[\frac{e^{-\lambda_E t} (\lambda_E t)^n}{n!} \right]^2 (\sigma_E^2 t + n \delta_E^2)} = \frac{A_t}{E_t} * \left\{ \sum_{n=0}^{\infty} \frac{[\lambda_A (1 + \nu_A) t]^n e^{-\lambda_A (1 + \nu_A) t}}{n!} N(d_1) \right\} \quad (9)$$

$$* \sqrt{\sum_{n=0}^{\infty} \left[\frac{e^{-\lambda_A t} (\lambda_A t)^n}{n!} \right]^2 (\sigma_A^2 t + n \delta_A^2)}$$

Leland (2002) 的实证研究得到了资产收益率 μ_A 和权益收益率 μ_E 之间具有一个重要关系：

$$\mu_A = \mu_E \times E_t / A_t \quad (10)$$

在风险中性测度的条件下，资产收益率 $\mu_A = r - \lambda_A E (J_A - 1) = r - \lambda_A \nu_A$ ，其中 $\nu_A = \exp(\theta_A + \delta_2 A/2) - 1$ 。权益收益率 $\mu_E = r - \lambda_E E (J_E - 1) = r - \lambda_E \nu_E$ ，其中 $\nu_E = \exp(\theta_E + \delta_2 E/2) - 1$ 。将 μ_A 和 μ_E 表达式代入 (10) 式即得到资产跳跃波动率和权益跳跃波动率之间的关系：

$$r - \lambda_A [\exp(\theta_A + \delta_A^2 / 2) - 1] = \{r - \lambda_E [\exp(\theta_E + \delta_E^2 / 2) - 1]\} \times E_t / A_t \quad (11)$$

跳跃项和跳跃参数的引入使得跳跃 CCA 与传统 CCA 相比求解非常复杂，在实际处理中需要施加条件以简化实证。假设宏观部门资产和权益的跳跃频率和跳跃幅度的均值均相同，所以有 $\lambda_A = \lambda_E$ 和 $\theta_A = \theta_E$ 。只要通过技术手段获悉宏观部门权益价值 E_t 、连续波动率 σ_E 、跳跃参数 λ_E 和跳跃波动率 δ_E ，就可联立方程 (3)、(9) 和 (11) 得到宏观部门资产市场价值 A_t 、连续波动率 σ_A 和跳跃波动率 δ_A 。最后，由于资产价值波动不再符合 (1) 式所描述的几何布朗运动，我们选用 Crosbie & Bohn (2003) 提出的 KMV 违约距离 $DD_t = (A_t - D_t) / (A_t \times \sigma_{TA})$ 作为跳跃 CCA 方法的系统性风险测度指标。

2. 基于混频宏观动态因子的进一步拓展

相比跳跃 CCA 方法，宏观跳跃 CCA 方法的拓展在于宏观部门的前瞻性跳跃和波动信息将通过混频宏观动态因子来获得，而不是依据金融资产价格。混频宏观动态因子的估计方法主要依据 Aruoba et al. (2009) 提出的混频动态因子模型，该模型假定存金融市场信息和宏观经济信息之间相互影响，最终会存在一个不可观测的混频宏观动态因子驱动着金融市场信息和宏观经济变量的变动，并以此来决定宏观经济运行的动态轨迹。

设定不可观测的混频宏观动态因子 X_t 服从 AR(p) 过程，

$$X_t = \rho_1 X_{t-1} + \rho_2 X_{t-2} + \dots + \rho_p X_{t-p} + e_t \quad (12)$$

由于估计宏观因子的目的只在于跟踪宏观部门权益的价值变动，因而采用单因子模型的设定，即 X_t 为标量。其中， ρ_i ($i=1, 2, \dots, p$) 为 X_t 的 i 阶自回归系数， e_t 为白噪声序列。

虽然混频动态因子模型具有不同频率的观测变量，但假定每个观测变量都是逐日演变，对于 t 时期第 i 个观测变量 $y_{i,t}$ ，其动态轨迹依赖于混频宏观动态因子 X_t 、 $y_{i,t}$ 的滞后项和外生变

① KMV 违约距离 DD_t 是更具一般性的违约距离，(5) 式表示的违约距离 d_2 可看作是 DD_t 在资产价值 A_t 满足几何布朗运动的特例。为保证指标的可比性，后文对不同 CCA 方法的违约距离统一使用 KMV 违约距离 DD_t 的计算公式。

量 w_t ，具体表达式为：

$$y_t^i = c_i + \alpha_i X_t + \beta_{i1} w_t^1 + \beta_{i2} w_t^2 + \cdots + \beta_{ik} w_t^k + \gamma_{i1} y_{t-D_i}^i + \cdots + \gamma_{in} y_{t-nD_i}^i + u_t^i \quad (13)$$

在式 (13) 中， n 为 y_t^i 的滞后期数， u_t^i 为 y_t^i 的观测误差。观测变量频率的区别主要通过 D_i 反映，对于日度频率的金融变量而言， $D_i=1$ ，对于低频的宏观变量而言，则 $D_i>1$ 。由于低频宏观经济变量无法逐日观测，式 (12) 和式 (13) 还不能直接表示成状态空间方程。按照

Aruoba et al. (2009) 的思路，用 \tilde{y}_t^i 表示低频的观测序列，并以此作为状态方程中的观测变量。

首先考虑 y_t^i 是存量变量的情况。若 y_t^i 在 t 时期被观测到，则有 $\tilde{y}_t^i = y_t^i$ ，若 y_t^i 无法观测到，

则 $\tilde{y}_t^i = \text{NA}$ (数据缺失)。再考虑 y_t^i 为流量变量时，非日度频率变量的观测值是一段时间内日度

发生量的加总。因此，若 y_t^i 在 t 时期被观测到，则有 $\tilde{y}_t^i = \sum_{j=0}^{D_i-1} y_{t-j}^i$ ，若 y_t^i 无法观测到，则 $\tilde{y}_t^i = \text{NA}$ 。

明确 \tilde{y}_t^i 和 y_t^i 关系之后，即可建立如下的状态空间方程：

$$\tilde{y}_t^i = A_i X_t + B_i w_t + \varepsilon_t \quad (14)$$

$$X_t = T X_{t-1} + R \eta_t \quad (15)$$

(14) 式和 (15) 式分别为观测方程和状态方程。基于卡尔曼滤波即可得到混频宏观动态因子 X_t 的平滑估计，将 X_t 替代跳跃 CCA 中的金融资产价格，再获得混频宏观动态因子的跳跃参数和连续波动率，最后按照跳跃 CCA 方法的测度过程即可得到综合宏观经济和金融市场信息的违约距离。

四、极端金融事件的系统性风险测度

我国银行业不仅在金融体系中起主导作用，而且与其他宏观部门关联紧密，因而在整个国民经济体系中具有系统重要性地位。因此，本文主要以银行部门为例进行研究，选取 A 股上市的银行机构为样本，并通过加总各个机构市值和负债数据来代表银行部门的数据。根据所选样本，本文基于传统 CCA、跳跃 CCA 和宏观跳跃 CCA 方法测度我国银行部门的系统性风险，并通过三种方法实际测度结果的分析来探讨引入跳跃扩散和宏观经济信息能否更有效地预警极端金融事件的系统性风险。此外，本文还将样本拓展至证券部门和保险部门，从而进一步分析了系统性风险在不同金融子部门之间的差异特征。

① 对于不同频率的宏观变量， D_i 是时变的，例如当月一共有 30 天，月度频率变量对应的 $D_i=30$ ，下月有 31 天，则 $D_i=31$ 。

1. 数据说明

为顺利开展我国银行部门系统性风险的实证研究，我们需要获取所有银行机构的总体资产负债数据。一般认为，使用上市银行的数据即可较好地代表我国商业银行部门，因为上市银行的资产和利润在整个银行部门中居于主要地位（吴恒煜等，2013）。而且，在 CCA 的应用中，金融部门的权益采用市场价值表示，因而选择上市金融机构作为研究对象也更符合 CCA 方法对市场信息的内在要求。由于我们的研究目的是探讨极端金融事件的系统性风险预警效果，因而样本时间跨度要尽可能涵盖对银行部门有重要冲击的极端金融事件，最终选择 2007 年 1 月至 2016 年 6 月 为样本期，期间包含了 2008 全球金融危机、2010~2011 年期间持续发酵的欧债危机、2013 年 6 月我国银行同业拆借市场爆发的“钱荒”事件和 2015 年 6~8 月爆发的“股灾”等极端金融事件发展和演变的全部过程，具有较好的研究代表性。违约临界点一般用短期负债加上长期负债的一半，或是直接用总负债水平来表示，大量实证研究均表明二者计算结果基本一致，本文选择总负债水平作为违约点，以尽可能谨慎测度银行部门的系统性风险。本文选择应用较为广泛的申银万国银行指数来表征银行部门的前瞻性走势。扩展到跳跃 CCA 方法后，本文综合使用日度的银行指数、月度的广义货币供应量 M2 和季度 GDP 合成银行部门的混频宏观动态因子。考虑到我国国债市场仍不发达，其对应利率价格信号作用有限，而人民银行发布的存款基准利率在我国有更广泛影响，为此本文选取 1 年期存款基准利率作为无风险利率。作为对比的证券部门和保险部门均采用与银行部门类似的处理方法，即通过分行业加总各个机构来代表证券部门和保险部门的数据，同时以申银万国证券指数和申银万国保险指数代表市场信息数据。以上所有数据来源于 Wind 数据库和 Resset 数据库。

2. 传统 CCA 方法的实证研究

银行部门权益波动率的计算方法主要包括基于期权的隐含波动率、历史滚动波动率和 GARCH 波动率。基于期权交易的隐含波动率具有最优良的前瞻性信息，但我国目前还没有完善的股票期权交易数据，因而本文主要考虑使用历史滚动波动率和 GARCH 波动率。根据计算，银行部门对应指数的 20 日滚动标准差和 GARCH (1, 1) 计算的波动率基本一致，但 GARCH (1, 1) 结果更平滑，更适合表示我国银行部门的波动特征。得到银行部门权益波动率 σ_E 后，再根据 CCA 方法即可得到银行部门的系统性风险指标 DD。

图 1 显示了本文基于传统 CCA 方法计算的银行部门 DD，可以看到，随着 2008 年第一季度

① 2007 年之前上市金融机构数量较少，所以选择 2007 年 1 月为样本初始期。将混频宏观动态因子和银行指数收益率的布朗波动率和跳跃参数在月度内取均值即为其月度数据，虽然平均处理有高频信息损失，但平滑处理也更符合宏观部门的运行特征。

② 为简化表述，后文将“申银万国银行指数”简称为“银行指数”。

③ 无风险利率取值为中国人民银行发布的 1 年期存款基准利率与其持续时间的加权平均值。需要说明的是，不同的无风险利率指标差别很小，选择其他指标度量无风险利率也并未改变 CCA 的测度结果。

经济下滑和美国金融危机的愈演愈烈，我国银行部门的系统性风险开始快速上升，但期间主要 DD 的下滑只出现在 2008 年 1 月，其后一直徘徊于低位，直到 2008 年 9 月，雷曼兄弟的倒闭使得 DD 开始继续下跌。DD 的走势基本可以反映银行部门风险的动态变化，这也验证了 CCA 方法在我国实践中的适用性。然而，从对极端金融事件的预警效果来看，DD 只能作为一种辅助性的风险测度指标。2008 年 1 月我国经济指标尚可，但进入下行周期的趋势已明显存在，DD 下降较好地反映了这一趋势。DD 在预警存在一个明显的问题，即在危机发生之前 DD 下降幅度较小，难以对潜在系统性风险提供明确信号，而等到 2008 年 9 至 10 月出现更低值时，美国金融危机的影响已深入我国实体领域，宏观政策已错过最佳介入时机。再考虑 2013 年初和 2014 年末 DD 快速下降的现象，虽然其对 2013 年的“钱荒”事件有一定预测作用，但直到“钱荒”事件发生 DD 都未跌破 2008 年的平均水平，缺乏明确的预警信号。此外，股票市场的“噪音”信息也使得对“股灾”的预警存在较多干扰，特别是 2015 年 8 月出现了 DD 大幅上升的现象。

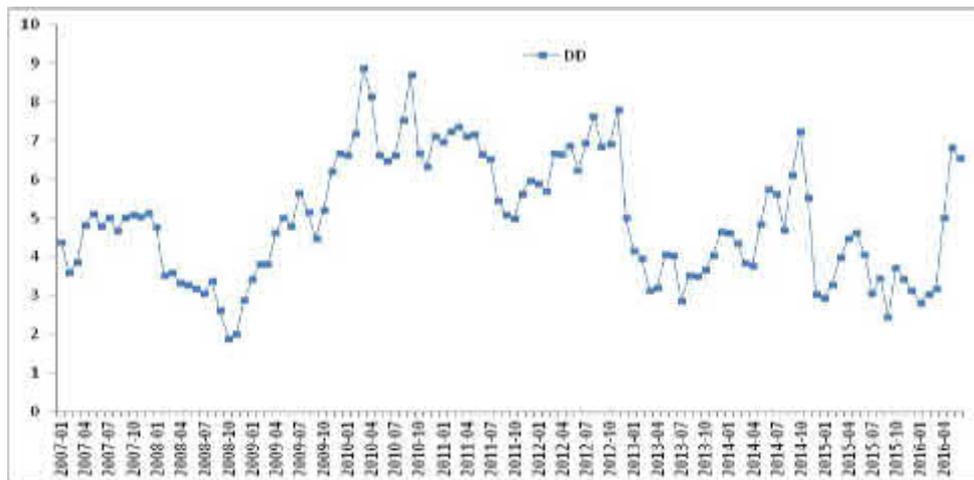


图 1 传统 CCA 方法计算的银行部门违约距离 DD

3. 混频宏观动态因子和跳跃参数的估计

在引入跳跃扩散假设后，需构建能准确反映银行部门权益走势的混频宏观动态因子。借鉴栾惠德、侯晓霞（2015）测算我国实时金融状况指数，再考虑与银行部门关联的紧密程度，初步选定月度频率的广义货币供应量 M2 和季度频率的国内生产总值 GDP，广义货币供应量 M2 从总量角度反映了宏观流动性状况，而 GDP 是混频因子模型中最能准确刻画经济周期的基础指标（郑挺国、王霞，2013）。

为避免量纲差异对合成结果的影响，货币供应量 M2 和 GDP 均通过 HP 滤波消除长期趋势，并以相对值作为去势后的序列，即货币供应量序列转化为 $m=(M2-M2trend)/M2trend$ ，GDP 序列

转化为 $gdp=(GDP-GDPtrend)/M2trend$ 。银行指数收益率本身已是相对值，可直接作为动态因子模型的观测值。同时，本文将银行指数收益率对应的因子载荷设为 0.1，再将 m 和 gdp 对应的因子载荷设定为待估参数，这样设定的目的在于使得提取的混频宏观动态因子既能够最大程度保留原有银行指数收益率序列的基本动态特征，又能结合宏观波动信息以修正金融交易市场过多的噪声信号。



图 2 基于混频数据提取的混频宏观动态因子序列

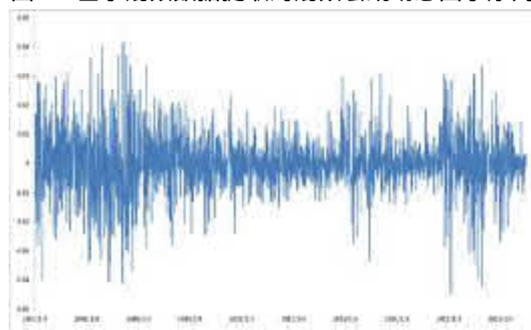


图 3 银行指数的对数收益率序列

根据 Aruoba et al.(2009)提出的混频动态因子模型 ,本文基于日度频率的银行部门指数 ind 、月度频率的货币供应量 $M2$ 和季度频率的产出 GDP 来估计混频宏观动态因子，具体方程为：

$$\begin{pmatrix} ind \\ M - g_2 M_{t-m} \\ GDP - g_3 GDP_{t-q} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 & 0 & 1 \\ b_2 & 0 & 0 \\ 0 & b_3 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_t \\ \sum_0^{q-1} X_{t-j} \\ u_{1t} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ u_{2t} \\ u_{3t} \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$\begin{pmatrix} X_t \\ \sum_0^{q-1} X_{t-j} \\ u_{1t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \rho & 0 & 0 \\ \rho & 0 & 0 \\ 0 & 0 & g_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_{t-1} \\ \sum_0^{q-1} X_{t-j-1} \\ u_{1t} - 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 10 \\ 10 \\ 01 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ \zeta_{1t} \end{pmatrix} \quad (17)$$

(16) 式和 (17) 式分别表示观测方程和状态方程。图 2 给出了基于混频数据提取的混频宏观动态因子，为更清晰展现吸收宏观信息后的变化，图 3 展示了未经过混频处理的银行指数

收益率作对照。首先，混频宏观动态因子与银行指数有大致相同的变动趋势，且都具有波动聚集性，说明提取的混频宏观动态因子很好地保持了原始银行指数收益率序列动态特征；其次，混频宏观动态因子的波动表现出一定的短周期性，可以看到，与银行指数收益率序列围绕 0 均值随机波动不同，混频宏观动态因子的短期走势带有明显的趋势性；最后，银行指数收益率序列只能通过其波动率的大小来推断银行部门权益的风险，而混频宏观动态因子除了依据波动率，其水平值本身就包含了风险状况信息，例如 2008 年 1 季度至 2 季度期间，银行指数收益率的波动性虽然反应灵敏，但难以与 2006-2007 年纯粹由牛市引起的高波动率区别开来，相比而言，同期的混频宏观动态因子序列持续处于负值，并在 6 月达到局部极小值，其单向的负值反应能表现出更明确的风险预警信号。

在明确市场信息和混频宏观动态因子之后，还要进一步提取跳跃和波动参数以计算跳跃扩散假定下的违约距离。与连续扩散假设下单一连续波动率不同，跳跃扩散假设要分辨波动率的跳跃结构特征，Chan & Maheu (2002) 提出的 GARCH-ARJI 模型不仅能对波动率的跳跃成分和连续成分进行有效估计，还可描述跳跃波动的聚集现象和时变特征，因而符合系统性风险跳跃的现实情况。所以，本文使用 GARCH-ARJI 模型对混频宏观动态因子和银行指数收益率序列分别建模，其均值方程为： $r_t = \mu + \sum_i \phi_i r_{t-i} + \sqrt{h_t} z_t + \sum_{k=1}^{n_t} Y_{t,k}$ ， r_t 为银行指数收益率或混频宏观动态因子， $\sqrt{h_t} z_t$ 为标准布朗运动的误差项，连续波动的条件方差 h_t 满足 GARCH(1,1) 过程： $h_t = \omega + \alpha_1 h_{t-1} + \beta_1 h_{t-1}$ 。第 k 次跳跃幅度 $Y_{t,k}$ 服从正态分布 $N(\mu_j, \sigma_j^2)$ ，跳跃次数 n_t 服从为均值为 λ 的泊松分布。为简化估计，假定跳跃均值 $\mu_j = 0$ ，跳跃强度 λ 为一个常数，跳跃波动的时变性完全由跳跃方差 σ_j^2 来决定，跳跃方差设定为： $\sigma_j^2 = \sigma_0^2 + \alpha_j \times h_{t-1}$ 。

GARCH-ARJI 模型估计结果见表 1。估计结果中跳跃参数都是显著的，且修正 LB 统计量显示不存在自相关性，说明无论是银行指数收益率还是混频宏观动态因子序列均具有显著跳跃波动性，引入的跳跃扩散假设是合适的。从二者的跳跃方差来看（图 4），银行指数收益率与混频宏观动态因子的跳跃方差的动态趋势基本一致，出现波动聚集的时期基本吻合，混频宏观动态因子稍具领先性，且波动幅度略有差异，一方面说明二者对跳跃风险趋势的判断接近，另一方面也表明金融市场噪声信号易导致波动放大，宏观因素的引入有助于修正金融市场过大的跳跃波动性。关于跳跃强度参数 λ ，银行指数收益率的估计值 0.214 反而小于混频宏观动态因子的估计值 0.856，显示银行指数收益率的跳跃波动性更大，但跳跃频率却低于混频宏观动态因子，表明宏观部门的部分跳跃信息不能被金融市场充分发现，这也从侧面印证了综合利用金融变量

① 篇幅所限，混频宏观动态因子模型的估计结果未能展示，有兴趣读者可与作者联系。

和宏观变量进行混频估计的正确性。

表 1 GARCH-ARJI 模型的估计结果

参数	ARJI 银行指数收益率	ARJI 混频宏观动态因 子	参数 (续)	ARJI 银行指数收益率	ARJI 混频宏观动态 因子
μ	0.002 (0.393)	0.035*** (5.624)		0.316*** (11.210)	0.726*** (23.694)
ϕ_1	1.187*** (36.575)	1.465*** (18.369)	0	0.346*** (7.726)	0.198*** (6.159)
ϕ_2	-0.469*** (-15.632)	-0.082*** (-8.269)	1	0.813*** (11.356)	0.369*** (10.375)
w	0.012*** (5.392)	-0.082 (-0.694)		0.214*** (3.624)	0.856*** (17.378)
	0.597*** (13.646)	0.365*** (6.249)	Q^2	9.862 (p=0.675)	0.000 (p=1.00)

注：***表示 1% 的显著性水平，括号内为参数估计 T 统计量。 Q^2 为滞后期为 15 的修正 Ljung-Box 统计量，括号内为对应的伴随概率，LR 代表对数似然值。

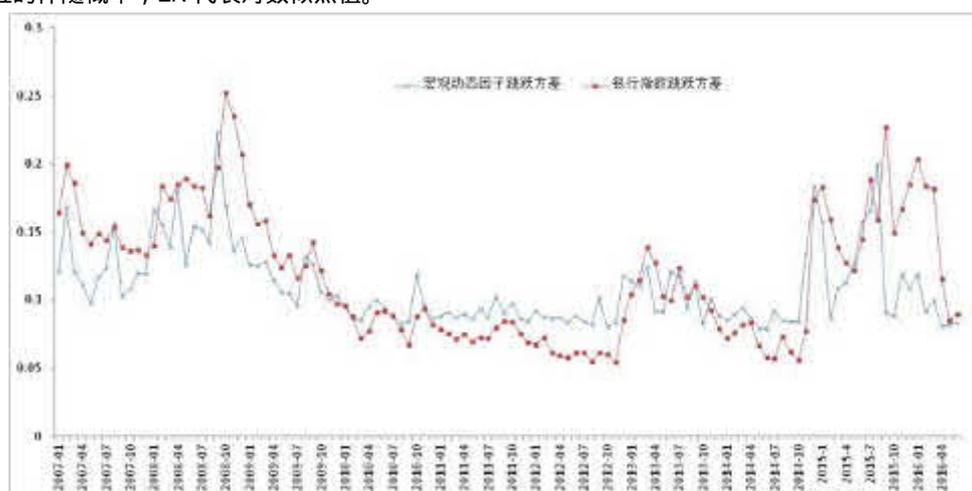


图 4 银行指数收益率和混频宏观动态因子的跳跃方差

4. 违约距离的计算

在估计跳跃参数和跳跃方差之后，再结合银行部门资产负债信息，就可以计算出 CCA 方法的风险指标——违约距离。基于传统 CCA 方法计算的违约距离记为 DD，基于跳跃 CCA 计算的违约距离记为 DD-J，基于宏观跳跃 CCA 方法计算的违约距离记为 DD-J-M。

首先计算银行部门在整个样本期间的 DD、DD-J 和 DD-J-M，结果见图 5。可以看到，在大部分样本期内，DD-J 不仅与 DD 步调基本一致，而且二者分离和收敛状态交替出现。在系统性风险较小，整体违约距离较大的时期内（2010 年-2012 年、2014 年 1 月-2014 年 11 月），DD-J 与 DD 之差的平均值达到 2.1，而在系统性风险急剧上升的时期，DD-J 会“跳跃”收敛到与 DD 趋于一致，表明跳跃扩散假设的引入使得 DD-J 能够反映出极端金融事件冲击下系统性风险的

激增机制。与 DD-J 特征类似,组合违约距离 PDD(Chan-Lau and Gravelle ,2005 ;Saldias ,2013) 同样对市场负面信息和风险激增现象反应灵敏,但 PDD 应用于我国银行部门时会存在反应过度的问题(吴恒煜等,2013),相比较而言,DD-J 和 DD 的联动反应对风险激增的预警信号则更加明确:在系统性风险较低的时期,DD-J 会大于 DD;更重要的是,若系统性风险由低水平向高水平演变,DD-J 与 DD 的差距将跳跃式下降。DD-J 单独作为一个风险指标存在风险信号识别问题,但结合 DD 的联动分析则能有效提高对部门风险压力状况的测度效果。

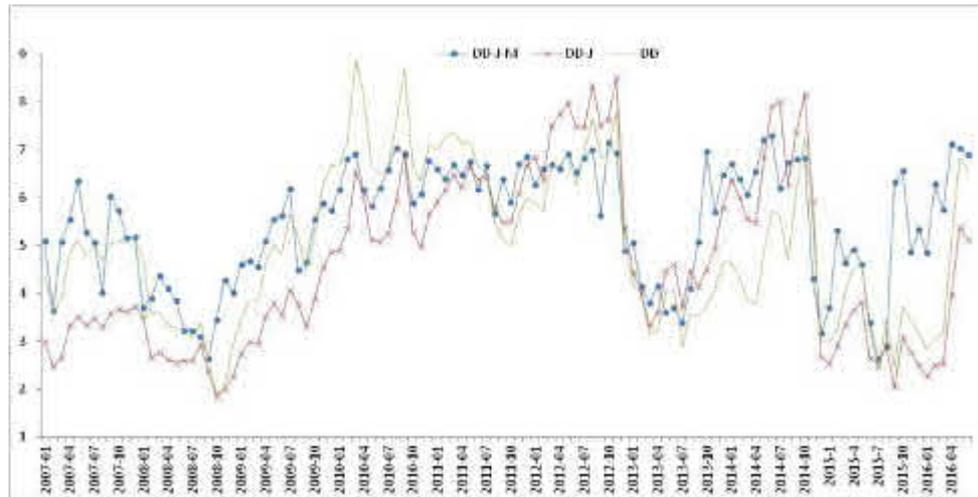


图5 银行部门 DD、DD-J 和 DD-J-M 在整个样本期的时序图

引入了跳跃扩散虽然使得 DD-J 相比 DD 可以有效把握跳跃性风险激增特征,但由于预判风险的前瞻性信息均源于金融市场,因而二者步调是基本一致的,都不能克服噪声信息对极端金融事件及其系统性风险预警的干扰问题。基于混频宏观动态因子计算的违约距离吸收了宏观经济信息,新信息的引入使得 DD-J-M 在某些时期与 DD-J 存在明显不同的动态趋势。从整体上看,DD-J 在样本期内阶段性地呈现上升或下降趋势,与现实中银行部门日常运行中风险相对平稳变动的特点不符,而 DD-J-M 除了在极端金融事件爆发期附近出现跳跃性变化,其他时期的走势都比较平缓。观察可知,DD 和 DD-J 的波动性更大,在金融市场表现较好时期内往往大幅度上升,而 DD-J-M 则表现出相对平稳的走势。此外,虽然 DD-J 向 DD 的收敛变动能够预警系统性风险,但金融市场过多噪声会对收敛趋势产生干扰,例如 2008 年 8 月、2015 年 3 月至 5 月均为极端金融事件爆发前夕,但 DD 和 DD-J 在整体下降趋势下出现了局部的明显上升,从而对未来危机的预警产生干扰,而 DD-J-M 则表现出不同的变动步调,对应时间区内更多是提前或持续下降,并没有可以出现“干扰式”的上升信号。总之,引入混频宏观动态因子的一个重要改进在于修正金融市场信息的过度反应。

5. 违约距离与极端金融事件

CCA 方法测度系统性风险的重要意义在于对金融压力事件和极端金融事件进行预警。考虑到实证样本期涵盖的重要极端金融事件包括 2008 年 9 雷曼兄弟倒闭引致的全球金融危机、2012 年初的欧洲债务危机、2013 年 6 月我国银行业爆发“钱荒”以及 2015 年我国股票市场经历的“股灾”，本文将进一步探讨在以上四个极端金融事件爆发前后，DD、DD-J 和 DD-J-M 能否发出有效预警信号并准确测度事件爆发前后的系统性风险动态。

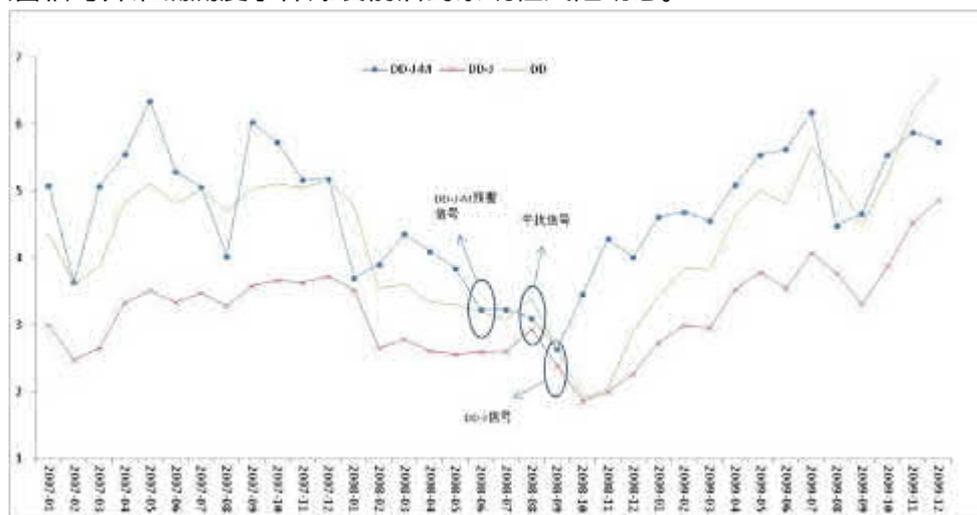


图 6 2008 年金融危机期间银行部门的 DD、DD-J 和 DD-J-M 时序图

首先分析银行部门违约距离在 2008 年的全球金融危机前后的测度效果（图 6）。在危机全面爆发之前，DD、DD-J 和 DD-J-M 都有不同程度的领先反应，从 2008 年 2 月开始，DD、DD-J 和 DD-J-M 出现明显下滑，最后到 9 月、10 月，金融危机已全面扩散，DD、DD-J 和 DD-J-M 进行最后一轮的深跌，较为准确地测度了当时极端的系统性风险状况。引入跳跃因素后，DD-J 与 DD 在危机深刻时期的 2008 年 9 月和 10 月出现收敛状态，表现出对 2008 年金融危机的预警效果，重新回顾 2008 年初的货币政策决策，央行除了关注经济增长和通货膨胀等经济变量的绝对水平，还应从宏观审慎角度适当考虑系统性风险加剧对金融稳定的冲击。但若根据 DD 和 DD-J 来进行决策，仍会面临噪声信号。因为在 2008 年 7 月至 8 月期间，DD 和 DD-J 又呈现小幅回升的趋势，且二者始终为离状态，危机爆发前明显的风险缓释信号极大地制约了 DD-J 的预警能力，而危机爆发之时出现的收敛状态又缺乏预警价值。DD-J-M 引入宏观经济信息的重要价值就在于有效避免噪声信号干扰。从 2007 年末开始，DD-J-M 一直处于快速下降趋势，仅在 2008 年 3 月有一次短暂回升，之后处于持续下降趋势，并在 2008 年 6 月出现 DD-J-M 和 DD 的收敛并持续收敛至 2008 年 9 月，发出明确预警信号，从而避免 DD 和 DD-J 在 2008 年 7 月出现的错误信号，最终能为政策反应提供 3 个月左右时间。

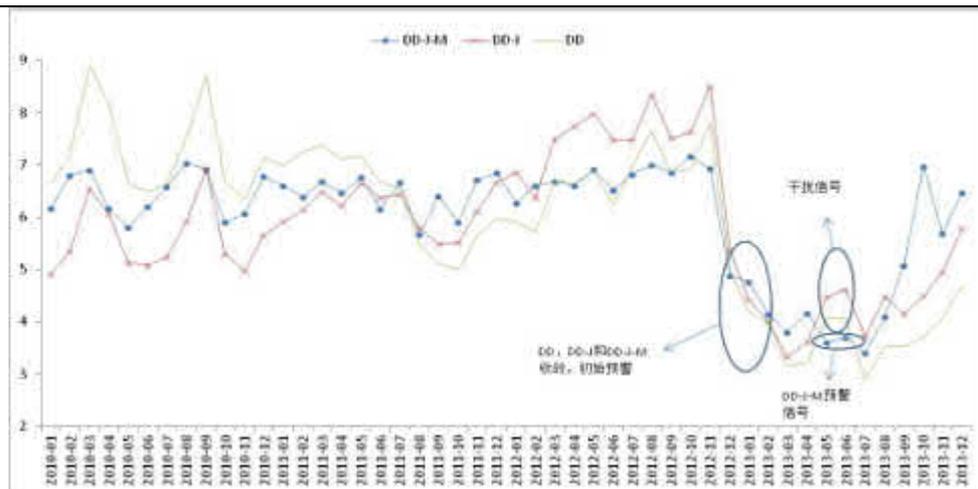


图7 2010-2011年欧债危机和2013年“钱荒”事件期间银行部门的DD、DD-J和DD-J-M时序图

图7是2010-2011年欧债危机和2013年“钱荒”事件期间银行部门DD、DD-J和DD-J-M的时序图。关于欧债危机的测度效果，DD、DD-J和DD-J-M有不同的反应，在欧债危机影响最深刻的2010-2011年期间，DD、DD-J却呈现持续上升态势，而DD-J-M整体呈现基本平稳波动的趋势，因此，DD、DD-J和DD-J-M三者测度结果均显示欧债危机对我国银行部门的系统性风险传染并不明显，但从2012年12月开始，银行部门的DD、DD-J和DD-J-M均从高位急剧下降，且三者持续收敛至2013年3月。三个违约距离的剧烈变化期正对应于银行“钱荒”事件的风险快速积累时期，该事件一直在逐步发展，直到2013年6月才全面爆发。从违约距离的绝对水平来看，DD、DD-J和DD-J-M在3月的低值已经接近2008年金融危机期间的预警值水平，且出现收敛状态，从而能提前反映金融部门系统性风险的急剧聚集并发出预警信号。然而，DD和DD-J在4-6月期间持续回升，表现出对之前预警信号的严重干扰。相比而言，DD-J-M只在4月微小上升，之后的快速下滑并在2013年5月与DD收敛从而发出明确预警信号。总体来看，DD、DD-J和DD-J-M对“钱荒”事件系统性风险的测度总体都是有效的，但市场信息干扰可能导致DD和DD-J预警的完全失效，而吸收宏观经济信息的DD-J-M可适当降低噪声影响，为政策介入争取2个月的反应空间。

最后，如图8所示，距离“钱荒”预警期1年后，银行部门的DD、DD-J和DD-J-M又同时在2014年末出现大幅度下跌，相比2012年末，此次跌幅更大，三个违约距离均跌穿2013年“钱荒”事件的最低点。就在违约距离发出强烈预警信号的时期，我国股市反而走出一波“牛市”行情，极端系统性风险的凸显和股票价格的疯涨反映出我国实体经济与虚拟经济的严重背离，也从侧面预示了股市上涨缺乏实体经济的支撑，存在泡沫破灭的风险。然而，随着“牛市”的继续发展，股市过高的估值使得DD和DD-J在2015年2-5月期间出现了持续回升，此时违

约距离的走势又与之前的预警信号相冲突，直到6月股市已向“疯牛”的迈进，DD和DD-J才重新转向下降趋势，2015年7月才重新出现DD和DD-J的收敛，但6月底“股灾”已开始爆发，预警时滞明显。此时吸收宏观经济信息的DD-J-M起到了明显修正作用，金融市场过热虽然也造成DD-J-M在“股灾”前的上升，但持续时间较短，2015年2达到一个局部高点后便开始快速下降，并于2015年5月出现DD-J-M和DD的收敛，从而发出明确预警信号。总之，虽然DD、DD-J和DD-J-M测度的是银行部门宏观层面的系统性风险，但仍可通过观察金融市场走势与实体经济（系统性风险）的背离程度，来对纯粹源于市场风险的“股灾”事件进行间接预警。若不考虑后期噪声信息的影响，DD和DD-J在能在“股灾”爆发前6个月左右发出预警信号，但之后“牛市”的噪声信号则会导致政策反映空间的失效，而DD-J-M则在面临噪声干扰情况下仍可提前2个月左右发出预警信号。

6.金融子部门的对比分析

除银行部门外，证券部门和保险部门也是金融部门中重要组成部分。进一步研究证券部门和保险部门的系统性风险，不仅可以更为全面把握金融部门系统性风险的全貌，还可以识别系统性风险在不同金融子部门之间的差异特征。

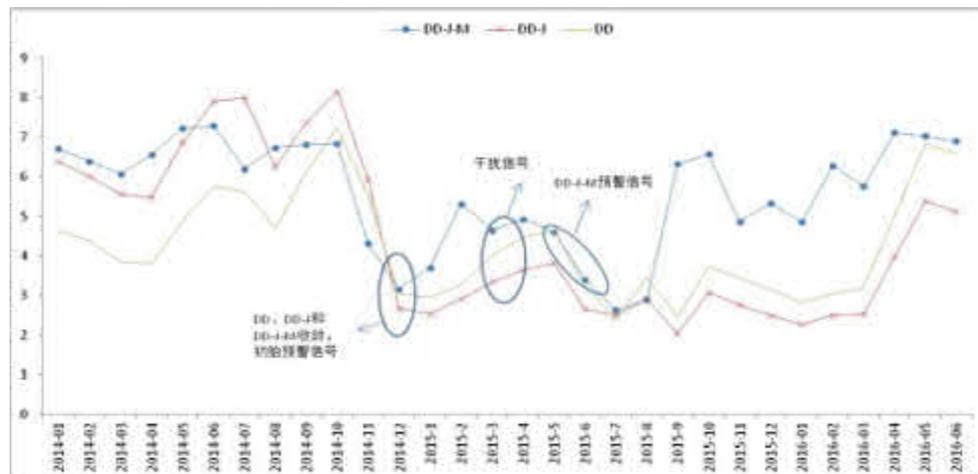


图8 2015年“股灾”事件期间的银行部门的DD、DD-J和DD-J-M时序图

图9和图10分别展示了证券部门和保险部门在整个样本期间的DD、DD-J和DD-J-M。与银行部门类似，证券部门和保险部门的DD和DD-J同样具有风险激增时收敛和风险缓释时分离的联动规律。但从变动趋势和步调上看，各个金融子部门违约距离对极端金融事件的反应存在差异。首先，2008年金融危机期间前后，证券部门的DD和DD-J收敛信号出现于2008年10月，缺乏对2008年金融危机的预警价值，进一步的DD-J-M在2008年9月与DD收敛，从而在原有DD和DD-J指标基础上提前了1个月的预警时间，只是效果非常微弱。保险部门的

DD-J 和 DD 变动较为平稳，且在 2008 年金融危机前后基本是完全分离的，因此并不具备预警价值，其 DD-J-M 波动性虽有增大趋势，但直到 2008 年 10 月才出现向 DD 收敛。其次，证券部门的 DD 和 DD-J 在“钱荒”事件之前只有小幅下降趋势，DD-J-M 出现了快速下降，只是未达到收敛状态而缺乏预警价值。保险部门 DD-J 波动极小，并未向 DD 收敛，而 DD-J-M 虽然与 DD 在 2012 年 12 月至 2013 年 3 月期间存在收敛，但在 4 月、5 月却出现大幅度上升。最后，2015 年“股灾”事件前后，证券部门的违约距离则表现出较好的预警效果，证券部门的 DD 和 DD-J 在 2015 年 1 月至 4 月期间持续上升，但二者在 2015 年 5 月出现跳跃式下降并处于收敛状态，即使不依赖 DD-J-M 的引入也能提前 2 个月左右发出明确预警信号，而引入 DD-J-M 后预警时间提前至 2015 年 3 月即提前 4 个月左右进行预警。保险部门的 DD-J-M 和 DD-J 虽然都有向 DD 收敛，但均发生在违约距离上升过程中，仍然没有预警意义。

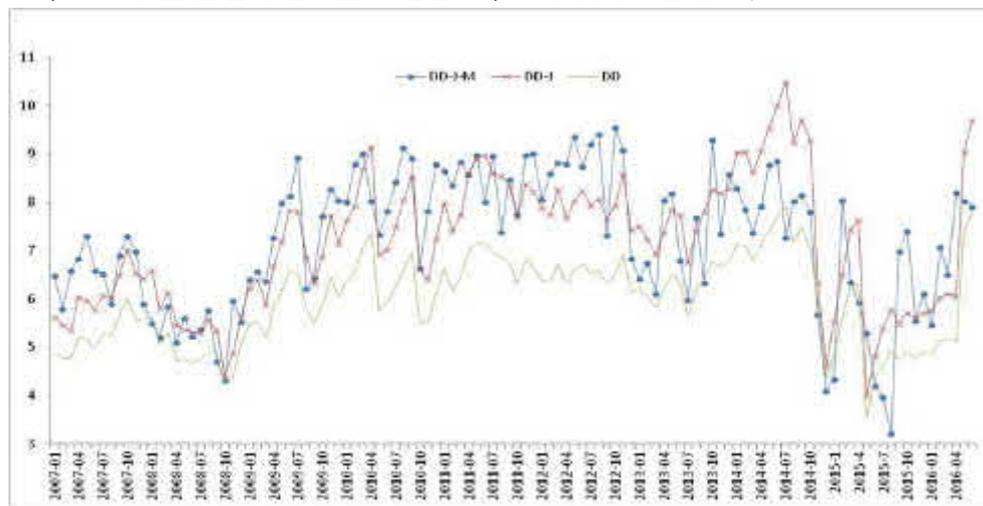


图9 证券部门 DD、DD-J 和 DD-J-M 在整个样本期的时序图

各个子金融部门对比分析表明，证券和保险部门系统性风险的相对稳定性，而银行部门在极端金融事件爆发期则表现出更大的脆弱性。银行部门的违约距离对 2008 年金融危机、“钱荒”和“股灾”事件均反应灵敏，但证券部门对相关性强“股灾”事件的预警效果较好，而对其他事件并无显著反应，保险部门则基本没有预警价值。观察各个子金融部门违约距离的最低点，可以发现，在各个极端金融事件期间，证券部门和保险部门违约距离的最低值均明显大于银行部门。由此分析，证券和保险部门违约距离缺乏预警价值原因可能在于其本身的系统性风险增大幅度有限，还未触发预警信号。所以，金融子部门的对比分析表明，相比证券和保险部门，银行部门的潜在系统性风险更大，对其预警意义更大，因而有必要重点检测银行部门的系统性风险。

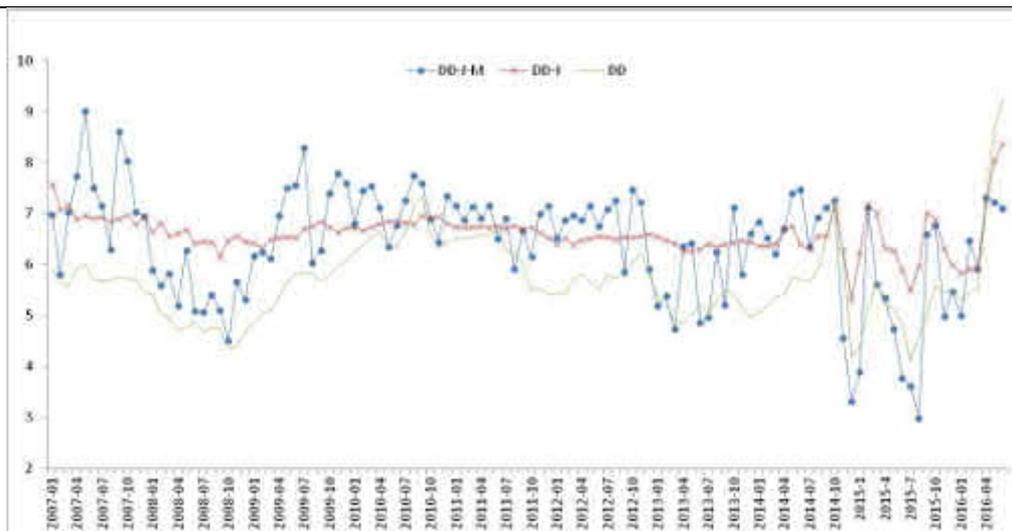


图 10 保险部门 DD、DD-J 和 DD-J-M 在整个样本期的时序图

五、结论

考虑到极端金融事件会引起难以被金融市场准确反映的跳跃性风险变动，本文将传统 CCA 方法的连续扩散假设放松为跳跃扩散假设，并综合利用金融市场和宏观经济信息构建混频宏观动态因子来提高权益波动和跳跃波动信息的前瞻性反映效果，据此提出一种更适于预警极端金融事件的宏观跳跃 CCA 方法。本文依据混频动态因子模型估计了综合金融市场和宏观经济信息的混频宏观动态因子，再基于宏观跳跃 CCA 方法测度了我国银行部门 2007 年 1 月至 2016 年 6 月的系统性风险，并以 2008 年金融危机、欧债危机、2013 年“钱荒”事件和 2015 年“股灾”事件为例，比较分析了传统 CCA、跳跃 CCA 和宏观跳跃 CCA 对系统性风险的预警效果，最后还将样本拓展至证券部门和保险部门，进一步分析了系统性风险在不同金融子部门之间的差异特征。本文研究发现：

第一，应用跳跃 CCA 方法可提前 3~6 个月左右预警系统性风险，并有效提高系统性风险的预警信号强度：当系统性风险平稳时，跳跃 CCA 和传统 CCA 的违约距离呈现分离状态；当出现系统性风险激增并存在爆发极端金融事件的前兆时，跳跃扩散的违约距离会表现出向传统 CCA 违约距离的跳跃式收敛。

第二，跳跃 CCA 和传统 CCA 的风险信息均来源于金融市场信息，但完全依赖金融市场信息易导致风险激增的预警信号受到噪声干扰，造成原有 3~6 个月左右的政策反应时间完全失效。

第三，从改进前瞻性风险信息质量角度出发，本文估计的混频宏观动态因子在基本保持银行指数收益率序列动态特征和跳跃聚集性的基础上，既吸收了未被金融市场充分反映的宏观经济信息，又修正了银行业指数收益率过大的跳跃波动性，具有实时捕捉系统性风险及其风险激

增动态的良好特征。

第四，相比跳跃 CCA 方法因完全依赖金融市场信息而导致政策反应时间失效的无效预警，以混频宏观动态因子作为风险信息源的宏观跳跃 CCA 方法可提前识别金融市场噪声信号，降低错误信号的影响，从而在噪声条件下也能为系统性风险预警提供 2~3 个月的政策反应时间。

第五，各个金融子部门对极端金融事件预警效果存在差异，其中银行部门对极端金融事件具有最好预警效果，而证券和保险部门系统性风险的相对稳定，对部分极端金融事件缺乏预警信号。

参考文献

方意、王道平、范小云, 2013:《我国银行系统性风险的动态特征及系统重要性银行甄别——基于 CCA 与 DAG 相结合的分析》,《金融研究》第 11 期。

费兆奇, 2014:《国际股市一体化与传染的时变研究》,《世界经济》第 9 期。

宫晓琳, 2012:《未定权益分析方法与中国宏观风险的测度分析》,《经济研究》第 3 期。

栾惠德、侯晓霞, 2015:《中国实时金融状况指数的构建》,《数量经济技术经济研究》第 4 期。

唐齐鸣、黄蔚, 2010:《中国上市公司违约风险的测度与分析——跳扩散模型的应用》,《数量经济技术经济研究》第 10 期。

吴恒煜、胡锡亮、吕江林, 2013:《我国银行业系统性风险研究——基于拓展的未定权益分析法》,《国际金融研究》第 7 期。

张立华、丁建臣, 2016:《高阶矩, HCCA 模型与银行系统风险前瞻预判》,《统计研究》第 1 期。

郑挺国、王霞, 2013:《中国经济周期的混频数据测度及实时分析》,《经济研究》第 6 期。

钟永光、毛中根、翁文国、杨列勋, 2012:《非常规突发事件应急管理研究进展》,《系统工程理论与实践》第 5 期。

Aktug, R. E., 2014, "A Critique of the Contingent Claims Approach to Sovereign Risk Analysis", *Emerging Markets Finance and Trade*, Vol.50(1S), 294-308.

Acharya, V., L. Pedersen, and T. Philippon, et al, 2010, "Measuring systemic risk", New York University Working Paper.

Adrian, T., and M. Brunnermeier, 2010, "CoVaR", Federal Reserve Bank of New York Staff Report No.348.

Aruoba, S. B., F. X. Diebold, and C. Scotti, 2009, "Real-Time Measurement of Business Conditions", *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol.27(4), 417-427.

Bisias, D., M. D. Flood, A. W. Lo, and S. Valavanis, 2012, "A Survey of Systemic Risk Analytic", Office of Financial Research Working Paper No. 0001.

Black, S., and M. Scholes, 1973, "The Pricing of Corporate Options and Liabilities". *Journal of Political Economy*, Vol.81(3), 637-654.

Grimaldi, M., 2010, "Detecting and interpreting financial stress in the euro area", European Central Bank working paper No. 1214.

Castren, O., and I. K. Kavonius, 2009, "Balance sheet interlinkages and macro-financial risk analysis in the

euro area” , ECB Working Paper No. 1124.

Chan, W. H., and J. M. Maheu, 2002, “Conditional jump dynamics in stock market returns” , *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol.20(3), 377-389.

Chan-lau, J. A., T. Gravelle, and A. Chan-lau, 2005, “The END: A New Indicator of Financial and Nonfinancial Corporate Sector Vulnerability” , IMF Working Paper No. 05/231.

Crosbie, P., and J. Bohn, 2003, “Modeling Default Risk” , Moody's KMV.

Ellsberg, D., 1961, “Risk, Ambiguity, and the Savage Axioms.” , *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.75(4), 643-669.

Goodhart, C., and B. Hofmann, 2001, “Asset prices, financial conditions and the transmission of monetary policy” , Federal Reserve Bank of San Francisco Proceedings in March.

Gray D.F., and A. A. Jobst, 2010, “New directions in financial sector and sovereign risk management” , *Journal of Investment Management*, Vol.8(1), 23-28.

Gray, D.F., R. C. Merton, and Z. Bodie, 2007, “New framework for measuring and managing macro-financial risk and financial stability” , NBER Working Paper No.13607.

Harada, K., T. Ito, and S. Takahashi, 2013, “Is the Distance to Default a good measure in predicting bank failures? A case study of Japanese major banks” , *Japan and the World Economy*, Vol.27, 70-82.

IMF, 2011, “Global financial stability report: Grappling with crisis legacies” , World Economic and Financial Services Working Paper.

Jobst, A., and D. F. Gray, 2013, “Systemic Contingent Claims Analysis: Estimating Market-Implied Systemic Risk” , IMF Working Paper No.13/54 .

Leland, H., 2002, “Predictions of expected default frequencies in structural models of debt” , Venice Conference on Credit Risk Working Paper.

Louzis, D. P., and A. T. Vouldis, 2012, “A methodology for constructing a financial systemic stress index: An application to Greece” , *Economic Modelling*, Vol.29(4), 1228-1241.

Merton, R. C., 1974, “On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates” , *Journal of Finance*, Vol.29(2), 449-470.

Milne, A., 2014, “Distance to default and the financial crisis” , *Journal of Financial Stability*, Vol.12, 26-36.

Saldías M., 2013, “Systemic risk analysis using forward-looking distance-to-default series” , *Journal of*

Financial Stability, Vol.9(4), 498-517.

Taleb, N. N., 2007, “The Black Swan The Impact of the Highly Improbable” , New York: Random House.

Zhou, C., 2001, “The term structure of credit spreads with jump risk” , Journal of Banking & Finance, Vol.25(11), 2015-2040.