

我国网贷平台对商业银行风险溢出效应的实证研究^{*}

韦起 张强

〔摘要〕首先,本文分析我国网贷平台对传统商业银行的风险溢出效应,在此基础上,基于网贷平台综合利率波动水平的金融时间序列特征,构建 GARCH-GPD 模型估计变量的边缘分布,进而用阿基米德 Copula 函数求得网贷平台综合利率和股票指数之间的整体相关系数和尾部相关系数。研究表明:网贷平台对传统商业银行的风险溢出主要体现在直接和间接两个方面;与传统银行市场相比,利好消息对网贷市场行为的影响更大,网贷平台中信息的隐含度更高,市场消化信息所需要的时间更长;相比较于其他金融机构,网贷平台的风险更容易向传统商业银行溢出,且网贷平台综合利率的波动和商业银行指数的变动具有正相关的关系;极端事件造成的网贷平台综合利率的剧烈下跌会引发大盘指数和银行指数收益更加强烈的相关反应,其造成的影响远超过相应市场指数同时上涨的作用。

关键词: 网贷平台 风险溢出效应 GPD-Copula

JEL 分类号: C22 E51 G21

一、引言

2013 年被称为互联网金融元年,P2P 网络借贷平台作为互联网金融的典型代表,受到越来越多的关注。截至 2014 年 11 月,我国网络借贷平台数量超过 1500 家。然而,由于行业门槛较低、相关法律法规滞后、缺乏有效监管、个人征信体系不完善、投资者认知风险和自我保护意识薄弱等原因,投资者血本无归、网贷平台“卷款跑路”等现象不绝于耳。

金融市场是互联互通的,网贷平台自身风险不仅体现在网贷平台内部,也会通过支付结算、担保、消费者心理等方面传导到传统银行金融机构,从而造成网贷平台的风险外溢。有效的风险评估是有效监管的前提,因此,评价网贷平台对传统商业银行的风险溢出效应,对于进一步健全网络借贷监管体系,完善风险管理体系有着十分重要的意义。

本文在传统风险溢出效应评价模型的基础上,针对网贷平台综合利率波动率和银行指数收益率序列的非对称性和风险溢出的非对称性,首先用 EGARCH-GPD 方法拟合网贷平台综合利率波动率序列和指数收益率序列的分布情况,然后运用阿基米德 Copula 模型测算网贷平台与相应市场之间的整体相关系数和尾部相关系数,最后得出网贷平台风险溢出效应的有关结论和基本判断。

二、文献综述

现有的研究还没有涉及到网贷平台的风险溢出情况,相关的研究主要集中在三个方面:

^{*} 韦起,湖南大学金融与统计学院,博士研究生;张强,湖南大学金融与统计学院,教授,博士生导师。本研究受国家社会科学基金重点项目“财政政策和信贷政策与产业政策的协调配合研究”(项目号:12AZD035)资助。

第一方面是关于网贷平台自身风险情况的分析。有研究认为网贷平台由于缺乏有效的监管和法律地位界定,普遍存在信用风险、道德风险、操作风险、流动性风险等问题(如潘庄晨和邢博,2014;刘丽丽,2013)。其中一些研究重点强调征信系统对网贷平台风险防范的重要性,认为征信可以最大限度的保护投资者利益,应有效控制信用风险(如陈曦和计兴辰,2014;胡旻昱和孟庆军,2014)。

第二方面是关于网贷平台对传统商业银行的影响。一部分研究认为网贷平台的发展会对传统商业银行的经营方式、金融生态环境带来巨大的挑战,也会对商业银行现有的金融平台和渠道形成明显的冲击(如井凯,2014;包爱民,2013;刘明彦,2014)。还有一部分研究认为网络借贷的发展能有效推动我国的金融体制改革,促进商业银行的转型发展,通过去中介化、泛金融化、全智能化方式,形成和传统商业银行互补共赢的格局(如袁博等,2013;周振,2014;范淑莲等,2014)。

第三方面是关于风险溢出效应评价的方法研究。现有的关于风险溢出、风险传染的主要方法包括 VaR 方法、CoVaR 方法(如 Engsted and Tanggaard, 1999; 谢福座, 2010; 高国华和潘英丽, 2011; 王宣承和陈艳, 2014)、GARCH 模型(如 Billio and Caporin, 2010; Asai and Brugal, 2012; 鲁旭和赵迎迎, 2012)、DCC 模型(如谢赤等, 2013; Duffie et al., 2000)、极值理论(如 McNeil, 1999; 林宇, 2012; 王锦华, 2012)和 Copula 模型(如 Hu, 2002; 郭立甫等, 2013; 史东永等, 2013)。这些方法在金融市场风险分析中都有十分重要的地位,各有优劣。VaR 方法不能刻画金融时间序列数据尖峰厚尾的特点,GARCH 模型在参数估计时存在众多限制,DCC 模型一般不能反映组合风险,极值理论主要关注时间序列分布的尾部,对中间部分没有讨论。而 Copula 函数由于具备众多函数族,灵活性较强,能很好地兼顾金融数据尖峰厚尾的特征,也能有效反应尾部和中间分布情况,但 Copula 函数对于边缘分布的依赖程度较高。因此,本文在传统 Copula 函数的基础上,结合 GARCH 方法和极值理论,分别估计变量的中间分布和尾部分布,在测算变量间整体相关系数之后,再使用 Gumbel Copula 函数和 Clayton Copula 函数分别估计变量间的上下尾相关系数,分析网贷平台发展对传统商业银行的风险溢出效应。

三、我国网贷平台对商业银行风险溢出效应分析

2015年1月20日,银监会发布的《银监会实行监管架构改革》明确规定了我国P2P行业的主要监管部门为普惠金融工作部,但是针对P2P行业的明确监管细则仍未出台。P2P行业本身的特点决定了其在传统金融机构借贷业务所面临的风险之外,还存在道德风险、资金安全风险、法律监管风险、流动性风险、市场风险、隐私保护风险、平台技术风险、运营风险等风险。而P2P行业和传统银行业之间机构、人员和业务上存在交叉且联系日益紧密,P2P平台内部风险会直接或间接外溢到传统商业银行,引发银行体系甚至金融系统性风险。其风险溢出效应主要体现在以下几个方面。

(一)直接的风险溢出

网贷平台和商业银行间存在直接的业务往来。首先,部分网贷平台本身就是商业银行的贷款客户,网贷平台一般出于自身流动性管理的需要同商业银行发生业务往来。在经济上行阶段,网贷平台运行良好,能够按时还本付息,银行资金安全无虞,相反一旦经济增速放缓,P2P借款人出现还款困难甚至整个P2P行业陷入“跑路”危机,网贷公司出现流动性管理困难甚至流动性危机,将直接影响到银行的资金安全。其次,P2P平台的借款人通常不只是通过网贷平台获取资金,其同时也是商业银行或类银行金融机构的借款客户,在所有资金来源得到有效保障的前提下,借款客户可以维持自身正常运转。当P2P行业出现危机,整个行业缺少投资资金,可能会造成借款人资金链条的断裂或缺失,进而影响借款人对商业银行贷款的正常还款,造成商业银行损失。

P2P平台和商业银行的资金托管合作。P2P监管10项原则中明确提出“P2P资金必须托管”,

也认可由银行进行资金托管相比第三方支付机构在防止恶性“跑路”事件中更为有效。已有部分P2P平台和商业银行达成资金托管合作,托管资金包含风险准备金和交易资金。考虑到P2P行业的高风险性,银行在选择合作伙伴时会设定相应的门槛,无形中为P2P平台做了信用背书。在P2P行业出现信任危机时,合作平台获取资金的难度必然加大,甚至出现部分借款人无法还款的情况,会变相增加银行相应资金管理的难度。

部分P2P平台本身具有银行背景。2014年银行系P2P平台发展迅速,虽然数量上仍然不多,但是传统商业银行开展P2P业务已成为发展趋势。商业银行为P2P平台进行信用背书,能够获得投资者较多的信任感,但是当P2P行业整体陷入信任危机时,投资者基于风险厌恶的本能,会降低甚至完全放弃对网络借贷的投资,银行系P2P平台也无法例外,严重时可能将整个银行拖入流动性危机中。

(二)间接的风险溢出

高收益率加剧市场波动增加银行业风险。P2P行业为吸引投资者一般会提供远高于银行理财产品的收益率,为保证平台的正常运营,需要借款人提供更高的借款利率。过高的收益率容易引发融资方的违约,P2P平台本身抗拒风险的能力较弱,一旦出现较多的融资方违约情况,容易加剧市场波动,使风险传递到银行业和其他金融市场之中,金融风险被蔓延和放大。

通道型P2P平台类资产证券化业务的复杂性加剧系统性风险。通道型P2P平台,是指在资产端主要通过与小贷公司、担保公司等机构合作的方式来运作的平台。P2P平台通道模式本质是非标资产的证券化过程,操作过程中业务链条过长,每个机构和环节通过复杂的衍生产品产生了高度的风险联系。同时,P2P平台在进行通道业务时较少对相关资产进行有效的分级和管理,不能有效的将风险控制在小范围内。一旦通道模式中的某个环节发生风险,会不可避免地影响链条中的其他机构,并逐层放大和传递,从而引发系统性风险。

缺乏严格监管将导致信用风险溢出。与传统商业银行明确审慎的监管相比,针对P2P平台的明确监管细则还未出台,P2P行业游离于中央银行和监管当局的审慎监管体系之外。一方面P2P借贷平台在进行类似于银行贷款的业务,但是又没有严格的资本金监管,缺乏有效的缓冲资本,极易造成风险暴露。另一方面,P2P平台没有政府支持或隐性保护,在发生融资方违约时,容易陷入流动性危机,严重情况下可能会扰乱金融市场、阻碍信贷流动、严重打击金融市场的投资者信心,引发系统性风险,从而危及商业银行。

削弱货币政策效果增加商业银行流动性风险控制难度。P2P平台上的信用创造活动并没有纳入中央银行对货币供应的监测范围,降低了货币供应量的可测性。纳入统计范围的货币供应量与实际不符,可能导致中央银行调控政策方向偏差,影响商业银行的信贷规模。

四、研究设计

(一)变量选取

1.传统商业银行变量

在选择传统商业银行的指数时采用上证银行指数和沪深300银行指数,时间跨度上选择从2013年4月26日~2014年11月12日间所有交易日的指数数据,共375组。

2.比较变量

为对网贷平台情况对传统商业银行的风险溢出进行比较研究,选用上证综合指数作为比较变量,比较分析网贷平台交易对整个金融市场的风险溢出和对传统商业银行的风险溢出情况是否有所差异,时间跨度上选择从2013年4月26日~2014年11月12日间所有交易日的指数数据,共

375 组。

3.网贷平台变量

选择衡量网贷平台情况的变量时首先要明确网贷平台的基本交易程序,目前网贷平台交易的基本模式是自由竞价、撮合成交。如果将网贷平台看作是传统的交易所,资金贷出方和资金获得方通过提交贷款利率水平进行交易,如果买卖双方同意对方提出的利率要求及资金数量,资金贷出方向借入方提供资金,网贷资金贷出程序完成。因而网贷利率可以近似地看作是双方自由竞价的报价,而利率水平的波动情况也可以很好地衡量整个网贷平台的运作及网贷交易双方的交易预期和风险承担情况。因此,本文选取网贷平台综合利率水平作为研究网贷平台的变量,时间跨度上选择从 2013 年 4 月 26 日~2014 年 11 月 12 日间所有交易日的数据,共 375 组。

在进行实证研究前,还有一个问题必须明确,网贷平台综合利率水平的波动情况是否具备传统金融时间序列数据的一般特征,这需要进一步讨论。根据一般金融数据波动率的计算公式,首先计算网贷平台综合利率的波动率,根据图 1,网贷平台利率波动率和一般金融数据一样具有波动丛聚性的特征,即大的波动后伴随大的波动,小的波动后跟随小的波动。且从图中可以看出网贷综合利率的波动大于股票市场指数波动也大于传统商业银行指数波动,说明网贷平台积聚的不确定性远大于传统金融机构。

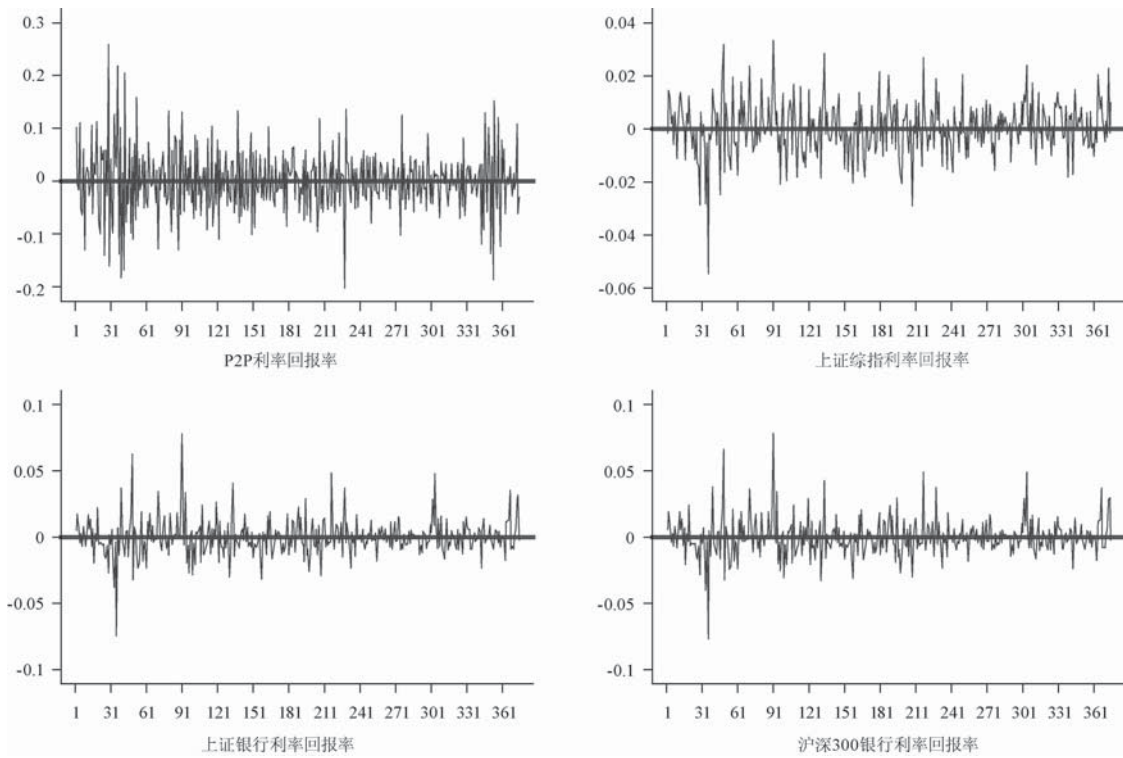


图 1 网贷平台利率波动率和股票指数波动率时间序列图

再比较网贷平台综合利率波动率的分布情况。根据图 2,网贷平台综合利率的波动率也符合一般金融时间序列数据尖峰厚尾的特征,且根据分布检验数据可以看出网贷平台综合利率波动率左峰的厚度略大于一般股指波动率,说明网贷平台更易出现负向极端值。

(二)研究方法

上文分析了网贷平台综合利率波动的一般金融时间序列数据特性,据此本文选择 Copula 函

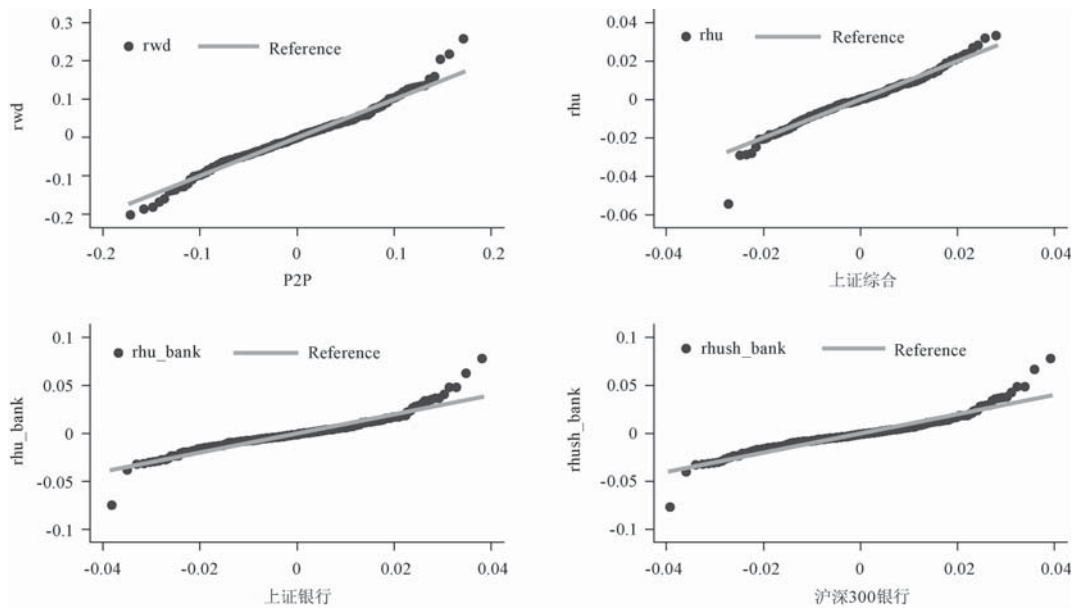


图 2 网贷平台利率波动率和股指波动率 QQ 图

数来分析网贷平台对传统商业银行的风险溢出效应。但是在运用 Copula 函数之前有两个问题是值得注意的:第一,要对单变量的边缘分布进行估计,以排除金融市场的变动情况对金融溢出效应的影响,确保本文所考察的网贷平台和商业银行间的溢出效应完全源自于其内在的固有影响。第二,在运用 Copula 函数时,不仅要估计两变量间的整体相关系数,还要针对金融风险的来源即尾部数据估量尾部相关系数,这就要求必须选择合适的 Copula 函数进行估计。

基于以上的两点考虑,本文的研究思路如下:首先利用 ARMA(1,1)-EGARCH(1,1)模型对单变量的分布进行估计,得到波动率的标准化残差序列;然后利用极值理论广义帕累托最优(GPD)方法估计残差,得到相关参数并对原序列进行概率积分变换,变换后的序列是服从[0,1]分布的均匀序列;最后选择阿基米德 Copula 函数得到变量间的总体相关系数和尾部相关系数。

1. 网贷平台和传统商业银行边缘分布估计

在选择 GARCH 模型时,尽管需要考虑多重之后结束的问题,但是根据以往的研究经验,GARCH(1,1)模型可以获得大多数金融时间序列数据的动态性,同时考虑到金融市场一般具有非对称效应,即好消息和坏消息的金融数据的波动情况的影响是不同的,在金融市场中存在杠杆效应,为更好地刻画金融市场这种非对称性,根据 AIC、BIC 准则,本文选取 ARMA(1,1)-EGARCH(1,1)模型对单变量的边缘分布进行估计,具体的估计模型如下:

$$y_t = c_1 + \mu_t \tag{1}$$

$$\mu_t = c_2 \mu_{t-1} + e_t \tag{2}$$

$$e_t = z_t \sqrt{h_t} \quad z_t \sim iidN(0,1) \tag{3}$$

$$\log(h_t) = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i [|z_{t-i}| - E(|z_{t-i}|)] + \sum_{k=1}^r g_k z_{t-k} + \sum_{j=1}^q \beta_j \log(h_{t-j}) \tag{4}$$

EGARCH 模型的优势在于不需要对方差方程的系数进行限制,而其他种类的 GARCH 模型都需要限制方差方程的系数,这些限制条件往往是比较复杂的,模型的设置难度和估计难度也相对较高。模型中 β 表示信息冲击的持续性, β 的数值越大,说明市场中的信息隐含度越高,越不容易被市场吸收,信息对市场冲击的持续时间也就越长。

如上文分析，一般金融时间序列数据都具有尖峰厚尾的特性，而尾部极端值的出现往往会给投资者带来意外损失，关注市场间的风险溢出效应最重要的是关注市场间尾部极端值的相关性。因此，本文使用极值理论的广义帕累托最优(GPD)方法对标准化残差序列进行估计，得到尾部阈值，并采用极值理论估计变量序列的尾部分布，使其更符合一般金融时间序列的特性。GPD 方法的分布函数为：

$$G(x;\mu,\sigma,\xi)=1-(1+\xi\frac{x-\mu}{\sigma})^{-1/\xi}$$

$$x\geq\mu$$

$$1+\xi(x-\mu)/\sigma>0 \tag{5}$$

其中， $\mu \in R$ 为位置参数， $\sigma > 0$ 为尺度参数， $\xi \in R$ 为形状参数。对于而参数 GPD 分布的分布尾部为：

$$\bar{G}(x;\sigma,\xi)=\begin{cases} (1+\xi x/\sigma)^{-1/\xi}, & \text{若 } \xi \neq 0, \\ e^{-x/\sigma}, & \text{若 } \xi = 0, \end{cases} \quad x \in D(\sigma,\xi) \tag{6}$$

其中，

$$D(\xi,\sigma)=\begin{cases} [0, \infty), & \text{若 } \xi \geq 0 \\ [0, -\sigma/\xi], & \text{若 } \xi < 0 \end{cases}$$

2.网贷平台和传统商业银行整体相关性的估计

多维分析中，最常用的 Copula 分布函数和概率密度函数分别为：

$$C(u_1, u_2, \dots, u_n; \rho) = \Phi_\rho[\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2), \dots, \Phi^{-1}(u_n)] \tag{7}$$

$$C(u_1, u_2, \dots, u_n; \rho) = |\rho|^{\frac{1}{2}} \exp[-\frac{1}{2}\zeta^{-1}(\rho-I)\zeta] \tag{8}$$

其中， ρ 是对角线元素为 1 的对称正定矩阵，而 $|\rho|$ 则是与矩阵 ρ 对应的行列式值； $\Phi_\rho[\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2), \dots, \Phi^{-1}(u_n)]$ 是相关系数矩阵为 ρ 的标准 N 元 Guass 分布函数， $\Phi^{-1}(\cdot)$ 则是标准 N 元 Guass 分布函数的逆函数； $\zeta = (\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_n)'$ ； $\zeta_n = \Phi^{-1}(u_n)$ ， $n=1, 2, \dots, N$ ； I 是单位矩阵。

为了更好地分析金融时间序列数据之间的尾部相关关系，还需要在原有的 Copula 函数基础上进行延伸，使用阿基米德 Copula 函数中的 Clayton Copula 函数和 Gumbel Copula 函数来刻画变量的下尾分布和上尾分布。其中 Clayton Copula 函数的密度分布呈现出上尾低而下尾高的分布特征，对金融变量分布的下尾部分变化十分敏感，很容易快速捕捉到来自分布的下尾相关性的变化。Clayton Copula 函数的分布函数和概率密度函数的表达式分别为：

$$C_{cl}(u, v; \theta) = (u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-1/\theta} \tag{9}$$

$$C_{cl}(u, v; \theta) = (1 + \theta)(uv)^{-\theta-1}(u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-2-1/\theta} \tag{10}$$

其中， $\theta \in (0, \infty)$ 是相关参数。

相应的，为更好地刻画金融时间序列数据的上尾相关性，本文选取 Gumbel Copula 函数来进行分析，Gumbel Copula 函数对变量分布的上尾部的变化十分敏感，可以很快的捕捉到变量间上尾相关性。Gumbel Copula 函数的分布函数和概率密度函数的表达式分别为：

$$C_G(u, v; \alpha) = \exp\{-[(-\ln u)^{1/\alpha} + (-\ln v)^{1/\alpha}]^\alpha\} \tag{11}$$

$$C_G(u, v; \alpha) = \frac{C_G(u, v; \alpha)(\ln u \cdot \ln v)^{\frac{1}{\alpha}-1}}{uv[(-\ln u)^{1/\alpha} + (-\ln v)^{1/\alpha}]^{2-\alpha}} \{ [(-\ln u)^{1/\alpha} + (-\ln v)^{1/\alpha}]^\alpha + \frac{1}{\alpha} - 1 \} \tag{12}$$

其中， $\alpha \in (0, 1]$ 是相关参数。

在 Copula 函数中估算整体相关系数一般为 Kendall 秩相关系数 τ ：

$$\tau = P\{(x_1-x_2)(y_1-y_2) > 0\} - P\{(x_1-x_2)(y_1-y_2) < 0\}$$

$$\tau = 4 \int_0^1 \int_0^1 C(u, v) dC(u, v) - 1 \quad (13)$$

而具体到 Clayton Copula 函数的秩相关系数为:

$$\tau_c = \theta / (\theta + 2) \quad (14)$$

Gumbel Copula 函数的秩相关系数为:

$$\tau_G = 1 - \alpha \quad (15)$$

3. 网贷平台和传统商业银行尾部相关性的估计

在分析网贷平台和传统商业银行整体相关性之后,本文更关注两者的尾部相关性,这一部分也正是风险的主要来源。

以二元的 Copula 函数为例,变量 X, Y 基于 Copula 函数的下尾相关系数为:

$$\lambda_l(a') = \lim_{a' \downarrow 0} P[Y < G^{-1}(a') / X < F^{-1}(a')] = \lim_{a' \downarrow 0} \frac{C(a', a')}{a'} \quad (16)$$

上尾相关系数为:

$$\lambda_u(a') = \lim_{a' \uparrow 1} P[Y > G^{-1}(a') / X > F^{-1}(a')] = \lim_{a' \uparrow 1} \frac{1 - 2a' + C(a', a')}{1 - a'} \quad (17)$$

其中, a' 和 θ' 分别表示 Copula 函数的相关参数, $\lambda_l, \lambda_u \in [0, 1]$, 当 $\lambda_l(\lambda_u) > 0$ 时, 称 X, Y 上(下)尾渐进相关, 当 $\lambda_l(\lambda_u) = 0$ 时, 称 X, Y 上(下)尾渐进独立。

五、实证结果与分析

(一) 数据描述性统计

从表 1 中可以看出,网贷平台综合利率波动率的平均值相比较于商业银行股票指数收益率的平均水平要高,且变动幅度要大于商业银行股票指数。不论是商业银行股票指数收益率均值还是网贷平台综合利率的均值都大于上证综指收益率的均值,方差也较大,说明相较于大盘情况,网贷平台综合收益率的波动率变化幅度较大。

相比较于传统商业银行和上证综指的情况,网贷平台综合收益波动率的尖峰特征较弱,具有同传统银行业一致的右偏特性。说明网贷平台和传统银行业可能存在正相关性,而和整个股票大盘存在负的相关性。

表 1 样本描述性统计

	Min	Max	Mean	Var	Kurtosis	Skewness
rwd ^a	-0.20231	0.25818	-0.00031	0.00379	4.540	0.1803
rhu ^b	-0.05449	0.03331	0.00036	0.00009	5.867	-0.3514
rhu_bank ^c	-0.07435	0.07793	-0.00006	0.00019	9.374	0.6781
rhush_bank ^d	-0.07691	0.07820	-0.00007	0.00020	9.300	0.6490

注:a 表示网贷平台综合利率的波动情况,b 表示上证综指收益率,c 表示上证银行指数收益率,d 表示沪深 300 银行指数收益率。

(二) 网贷平台和股票指数边缘分布估计

根据一般金融时间序列数据的特性,采用 ARMA(1,1)-EGARCH(1,1)模型来估计变量的边

缘分布。考虑到风险传染的特性,更应关注时间序列数据中处于分布尾部的数据,即极端值的出现情况,因此考虑使用广义帕累托(GPD)模型估计变量的尾部边缘分布,中间分布则用 ARMA(1,1)-EGARCH(1,1)进行估计。

表 2 给出了 ARMA(1,1)-EGARCH(1,1)模型进行分布估计的结果。可以看出网贷平台的 β 值高于上证银行指数和上证综指的 β 值,说明网贷平台的信息隐含度更高,市场消化信息所需要的时间更长,新的信息冲击持续时间更久。这和实际情况也是吻合的,虽然网贷平台中资金供求双方提供的信息量巨大,但是由于缺乏严格的监管和审核机制,大量信息中的信息真实程度得不到保障,贷款参与双方需要对信息进行大量分析和鉴别,信息消化时间长。另外,股票指数的 g 值均为负,说明相应市场中负向信息的冲击更大,因为市场中的交易者均是风险厌恶的,不好的消息会更多地影响交易者的交易决策和具体的交易行为,这和真实股票市场的情况也是相符的。而网贷平台的 g 值为正,说明正向的信息对交易行为的冲击更大,存在这样情况的原因可能是参与网贷平台交易的资金需求方多数属于存在融资困难的中小企业、个体工商户和个人,他们从传统银行渠道获得资金的难度较大,但是又存在迫切的资金需求,也就是说他们的资金需求具有一定的刚性性质,市场内坏消息不会对其需求造成很大的影响。相反的,一旦市场内有利好消息出现时,会很大程度上刺激他们的交易需求,从而造成好消息的冲击更大的情况。另一方面原因也可能是从事网贷平台交易的交易者一般具有更大的风险容忍度,其在交易之初的风险预期较大,承担风险的意愿也相对较强,这些也造成了正向消息的冲击较大。

表 2 ARMA(1,1)-EGARCH(1,1)模型的估计结果

	g	α	β	c	KS-TEST
rwd	0.04689*	0.15362***	0.96563***	-0.20340**	0.0018
rhu	-0.07334***	0.08134***	0.94674***	-18.03931***	0.0000
rhu_bank	-0.01932*	0.51454***	0.77198***	-1.91752***	0.0000
rhush_bank	-0.03779***	0.03888**	0.98977***	-0.08580**	0.0000

注: *、** 与 *** 分别表示回归系数在 10%、5%、1% 的置信水平下显著。

将 ARMA(1,1)-EGARCH(1,1)模型的标准化残差序列进行 K-S 检验,统计量均拒绝了残差服从白噪声过程的原假设。因此可以使用 GPD 模型对残差序列进行模拟,选取适当的阈值,再根据已经选取的阈值情况对原序列进行概率积分变换。

图 3 和图 4 依次是网贷平台、上证综指、上证银行和沪深 300 银行波动率的 GPD 分布 hill 图和剩余寿命图,综合图形显示结果,可以得出各变量的阈值如表 3 所示。

K-S 检验表明 GPD 模型能较好地拟合残差的分布特征,并且变换后的序列服从[0,1]均匀分布。此外,对变换后的各序列做自相关检验还发现,变换后的各序列均不存在自相关。因此,可以认为 GARCH-GPD 较好地拟合了各变量的边缘分布。

(三)网贷平台和商业银行整体相关性估计

首先利用相应的阿基米德 Copula 函数的参数估计方法得到 copula 参数的估计值,再利用参数值求得相应阿基米德 Copula 函数整体 Kendall 相关系数,具体情况如表 4、表 5 所示。

据整体相关系数可以看出,网贷平台和整个股票市场的相关性要低于网贷平台和商业银行之间的相关性,也就是说相对于其他机构,网贷平台的风险更容易向传统商业银行溢出。再比较上证银行和沪深 300 银行之间的相关系数情况,可以看出网贷平台和他们二者的相关系数差异不大,也就是说网贷平台对传统商业银行的风险溢出不随着样本中间个体的变化而变化,说明溢出效应

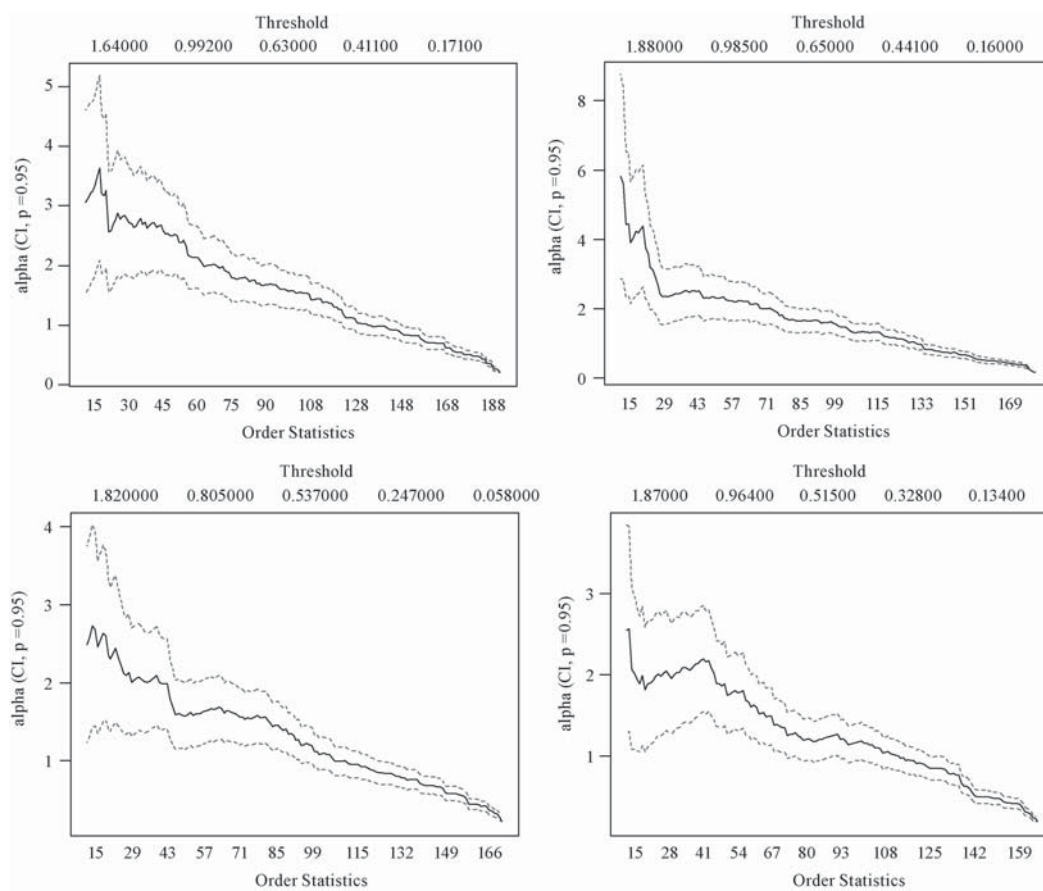


图3 GPD分布hill图

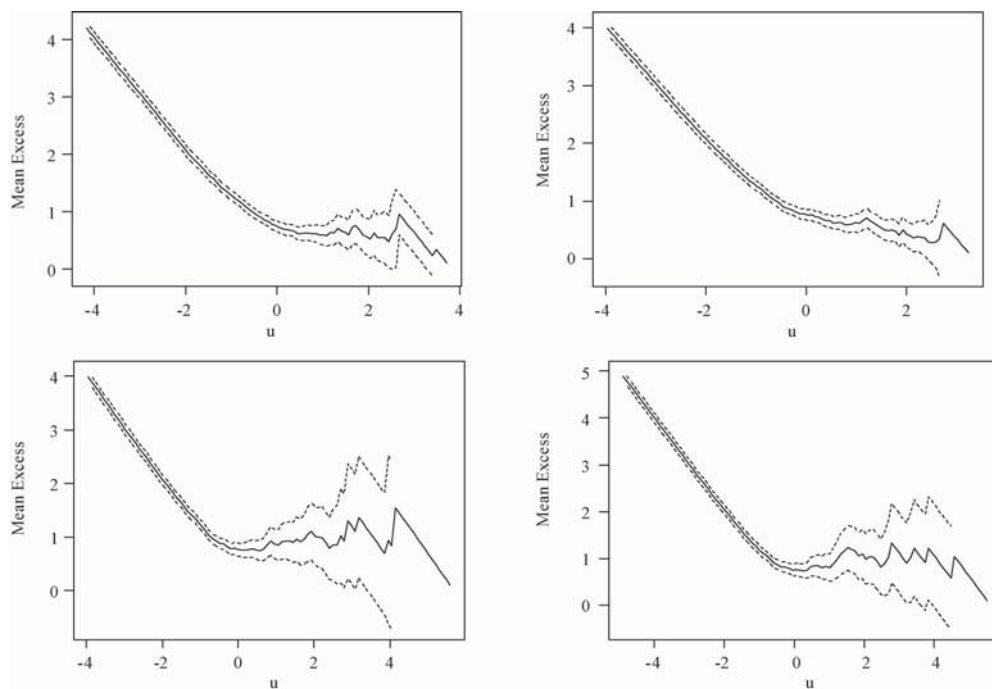


图4 GPD分布剩余寿命图

表 3 各变量阈值

	网贷平台	上证综指	上证银行	沪深 300 银行
阈值	0.992	1.096	0.833	0.993
超阈值数	52	42	51	46

表 4 Gumbel Copula 函数整体相关系数情况

	网贷平台综合利率- 上证综指	网贷平台综合利率- 上证银行	网贷平台综合利率- 沪深 300 银行
参数 α	1.0033	1.0274	1.0250
Kendall 相关系数	0.0033	0.0267	0.0244

表 5 Clayton Copula 函数整体相关系数情况

	网贷平台综合利率- 上证综指	网贷平台综合利率- 上证银行	网贷平台综合利率- 沪深 300 银行
参数 α	0.0283	0.1289	0.1280
Kendall 相关系数	0.0140	0.0605	0.0602

具有相对的稳定性。且网贷平台综合利率的波动和传统商业银行指数的变动具有正相关的关系，说明网贷平台综合利率出现正向的波动时，传统商业银行指数也发生正向的波动，反之亦然。

(四)网贷平台和商业银行尾部相关性估计

为更好地反应变量间尾部不对称的相关关系，选取 Gumbel Copula 函数和 Clayton Copula 函数分别估计变量间的上尾相关性和下尾相关性，具体如表 6、表 7 所示。

表 6 Gumbel Copula 函数尾部相关系数情况

	网贷平台综合利率- 上证综指	网贷平台综合利率- 上证银行	网贷平台综合利率- 沪深 300 银行
参数 α	1.0033	1.0274	1.0250
上尾相关系数 λ^U	0.0050	0.0401	0.0367

表 7 Clayton Copula 函数尾部相关系数情况

	网贷平台综合利率- 上证综指	网贷平台综合利率- 上证银行	网贷平台综合利率- 沪深 300 银行
参数 α	0.0283	0.1289	0.1280
下尾相关系数 λ^L	0.0210	0.0908	0.0903

以上估计中，Gumbel Copula 函数的置信水平为 95%，Clayton Copula 函数的置信水平为 5%。可以看出当网贷平台综合利率波动率序列上尾超过 95%分位数时，上证综指收益率序列上尾超过

95%分位数的概率为 0.50%, 上证银行收益率序列上尾超过 95%分位数的概率为 4.01%, 沪深 300 银行收益率序列上尾超过 95%分位数的概率为 3.67%。当网贷平台综合利率波动率序列下尾超过 5%分位数时, 上证综指收益率序列下尾超过 5%分位数的概率为 2.10%, 上证银行收益率序列下尾超过 5%分位数的概率为 9.08%, 沪深 300 银行收益率序列下尾超过 5%分位数的概率为 9.03%。

在相应置信水平下, 网贷平台综合利率和股票指数的尾部相关不对称, 下尾相关性大于上尾相关性。具体来说, 在相应置信水平下, 下尾损失均较上尾收益高, 说明极端事件造成的网贷平台综合利率的剧烈下跌会引发大盘指数和银行指数收益更加强烈的相关反应, 其造成的影响远超过相应市场同时上涨的作用。分析其原因, 一方面, 由于投资者的风险厌恶特性, 其对损失的敏感性超出对收益率的敏感性, 这一点在传统银行业投资者的身上体现的更加突出; 另一方面, 网贷平台相比较于传统银行业具有更高的风险水平, 网贷平台的交易者也相应的具有更强的风险容忍度, 一旦网贷平台交易中发生足以引起投资者投资策略剧烈变化的极端事件, 说明系统内的风险累计值已经达到较高的水平, 而突发事件的负面影响会使原本无关联的风险开始产生关联, 有关联的风险将会被成倍放大, 这也解释了尾部相关系数均大于整体相关系数的情况。

六、研究结论与建议

网贷平台对传统商业银行的风险溢出是非常复杂的, 既包括了相关程度的研究, 也包括了相对依存结构的研究。本文首先分析了我国网贷平台对传统商业银行的风险溢出效应, 其中直接风险溢出包括直接业务往来、托管合作和银行背景等, 间接风险溢出包括高收益率增加市场波动、类证券化模式加剧系统性风险、缺乏有效监管引发信用风险和削弱货币政策效果导致流动性风险等。其次, 讨论了网贷平台综合利率波动率具有“丛聚、尖峰、厚尾”等金融时间序列数据的一般特性, 运用 EGARCH-GPD 方法拟合网贷平台综合利率波动率序列、上证综指收益率序列、上证银行收益率序列和沪深 300 银行收益率序列的边缘分布。最后, 运用阿基米德 Copula 函数测度网贷平台综合利率波动率序列和其他序列之间的整体相关系数和尾部相关系数, 从而分析网贷平台和整个股票市场以及传统商业银行之间的风险溢出效应。

根据分析主要得出以下结论: 第一, 网贷平台综合利率波动率具有一般金融时间序列丛聚、尖峰、厚尾的特性; 第二, 相比较于股票市场和传统商业银行, 网贷平台的信息具有更大的隐含性, 市场消化信息的时间更久, 信息冲击持续时间更长; 第三, 正向的信息对于网贷平台综合利率波动率的冲击更大, 这一点与股票市场和传统商业银行的情况正好相反, 主要是因为网贷交易者的风险容忍度更高和一定程度上的资金需求刚性; 第四, 网贷平台综合利率波动率和整个股票市场收益率的整体相关性小于网贷平台综合利率波动率和银行指数收益率的整体相关性, 说明网贷平台风险更易于向传统商业银行溢出, 且溢出效应具有稳定性; 第五, 网贷平台和整个股票市场、传统商业银行之间的整体相关性小于尾部相关性, 上尾相关性小于下尾相关性, 说明负向的溢出效应更加明显, 网贷平台综合利率的剧烈下跌会引发大盘指数和银行指数收益更加强烈的相关反应, 影响效应大于相应市场同时上涨的作用, 而网贷交易参与者具有较高的风险容忍度, 一旦发生极端损失事件, 负面影响会使原本无关的风险开始产生关联, 从而尾部风险溢出效应大于整体风险溢出效应。

在以上研究结论的基础上, 本文形成对网贷平台风险和风险溢出效应的基本判断: 目前我国的网贷平台交易存在一定程度的监管缺位、征信体系不健全、信息透明度低和道德风险隐患等, 而

网贷平台的极端事件会诱发股票市场和传统商业银行风险。因此,要有效防范网贷平台风险,弱化风险溢出效应,就要进一步明确网贷平台的法律地位和监管主体,加强网贷平台准入监管,明确规定网贷平台信息披露内容,健全网络借贷征信体系,推行网贷平台结算清算分离制度,探索建立网贷平台的借贷保险制度。

参考文献

- 包爱民(2013):《互联网金融对传统金融的挑战与风险防范》,《内蒙古金融研究》,第12期。
- 陈曦、计兴辰(2014):《浅谈P2P网贷平台的征信和信用风险的控制》,《时代金融》,第6期。
- 范淑莲、刘志平、郑鹏(2014):《传统银行对接互联网金融的策略研究》,《华北金融》,第10期。
- 高国华、潘英丽(2011):《银行系统性风险度量——基于动态CoVaR方法的分析》,《上海交通大学学报》,第12期。
- 郭立甫、高铁梅、姚坚(2013):《基于Copula函数和极值理论的金融传染度量——测度美国次贷危机对重要经济体的传染效应》,《数学的实践与认识》,第2期。
- 胡昱昱、孟庆军(2014):《P2P网贷平台发展中的风险及其系统分析》,《武汉金融》,第6期。
- 井凯(2014):《互联网金融对传统金融模式影响研究》,《山东青年政治学院学报》,第4期。
- 林宇(2012):《典型事实、极值理论与金融市场动态风险测度研究》,《投资研究》,第1期。
- 刘丽丽(2013):《我国P2P网络借贷的风险和监管问题探讨》,《征信》,第11期。
- 刘明彦(2014):《互联网金融,传统银行的掘墓者?——从P2P说起》,《银行家》,第1期。
- 鲁旭、赵迎迎(2012):《沪深港股市动态联动性研究——基于三元VAR-CJR-GARCH-DCC的新证据》,《经济评论》,第1期。
- 潘宇晨、邢博(2014):《我国P2P网络借贷模式的发展现状及风险揭示研究》,《未来与发展》,第6期。
- 史东永、丁伟、袁绍锋(2013):《市场互联、风险溢出与金融稳定——基于股票市场与债券市场溢出效应分析的视角》,《金融研究》,第3期。
- 王锦华(2012):《基于时间序列极值理论的跳跃风险研究》,《投资研究》,第4期。
- 王宣承、陈艳(2014):《典型事实约束下的沪深300股指期货动态保证金设定研究——基于APARCH-GPD模型的VaR度量》,《投资研究》,第1期。
- 谢赤、王彭、杨娇娇、王纲金(2013):《基于DCC-MSV-KMV模型的第三产业行业信用风险传染效应度量》,《湖南大学学报(自然科学版)》,第10期。
- 谢福座(2010):《基于GARCH-Copula-CoVaR模型的风险溢出测度研究》,《金融发展研究》,第12期。
- 袁博、李永刚、张逸龙(2013):《互联网金融发展对中国商业银行的影响及对策分析》,《金融理论与实践》,第12期。
- 周振(2014):《P2P网络贷款为商业银行发展带来的机遇和挑战——以“开鑫贷”银网合作项目为例》,《市场周刊(理论研究)》,第3期。
- Asai, M. and I. Brugal (2012): "Forecasting Volatility Via Stock Return, Range, Trading Volume and Spillover Effects: the Case of Brazil", *North American Journal of Economics and Finance*, 7, 328-340.
- Billio, M. and M. Caporin (2010): "Market Linkages, Variance Spillovers, and Correlation Stability: Empirical Evidence of Financial Contagion", *Computational Statistics and Data Analysis*, 54, 2443-2458.
- Duffie, D., J. Pan and K. Singleton (2000): "Transform Analysis and Asset Pricing for Affine Jump-diffusions", *Econometric*, 68, 1343-1376.
- Engsted, T. and C. Tanggaard (1999): "The Danish Stock and Bond Markets: Co-movement, Return Predictability and Variance Decomposition", Working Paper Series 40.
- Hu, L. (2002): "Dependence Patterns Across Financial Market: Methods and Evidence", Working Paper.
- McNeil, A. (1999): "Extreme Value Theory for Risk Managers, Department Mathematical", ETH Zentrum, Working Paper.

(责任编辑:马辰)