

互联网金融与传统金融业双向风险溢出效应研究^{*}

代婉瑞, 姚 俭

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘 要 基于 2013—2019 年互联网金融指数和申万行业指数的日收盘价数据, 采用 GARCH 族模型结合 CoVaR 方法, 从定量计量和动态特征分析两方面入手, 考察了互联网金融行业与传统金融业之间的双向风险溢出效应。结果表明, 互联网金融与各传统金融业之间均存在双向不对称的正向风险溢出且传统金融业对互联网金融的风险溢出强度显著高于互联网金融对传统金融业的风险溢出强度; 从整体来看, 互联网金融与银行业之间双向风险溢出效应最强, 但从局部分析, 互联网金融可能会对证券业造成“激增式”风险溢出, 不可掉以轻心; 此外, 互联网金融与各传统金融业之间的风险溢出还具有周期性特征。

关键词 互联网金融; 传统金融业; 双向风险溢出效应; GARCH 族模型; CoVaR 方法

中图分类号 F830.9

文献标识码 A

DOI: 10.16339/j.cnki.hdjjsx.2020.04.003

Research on the Two-Way Risk Spillover Effect of Internet Finance and Traditional Financial Industry

DAI Wanrui, YAO Jian

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract Based on the daily closing price data of internet finance index and Shenwan industry index from 2013 to 2019, GARCH family model and CoVaR method are used to investigate the two-way risk spillover effect between internet financial industry and traditional financial industry from two aspects of quantitative measurement and dynamic feature analysis. The results show that there is a two-way asymmetric positive risk spillover between internet finance and traditional financial industry, and the risk spillover intensity of traditional financial industry to internet finance is significantly higher than that of internet finance to traditional financial industry; On the whole, the two-way risk spillover effect between internet finance and banking industry is the strongest; but from the partial analysis, internet finance may cause "surge type" risk spillover to the securities industry, which should not be taken lightly; In addition, the risk spillover between internet finance and traditional financial industry is also cyclical.

Key words Internet finance; traditional financial industry; two-way risk spillover effect; GARCH family model; CoVaR method

1 引 言

金融业与人们的经济生活密不可分, 而作为传统金融业的银行业、证券业和保险业, 它们的稳健运行对

* 收稿日期: 2020-05-04

作者简介: 代婉瑞(1994—), 女, 安徽亳州人, 硕士研究生, 研究方向: 金融定量分析

E-mail: 736152185@qq.com

于整个金融系统稳定至关重要.与此同时,互联网金融的诞生也给金融业带来了新鲜元素,二者相辅相成,不断推动我国金融业的发展.

国外关于互联网金融对传统金融业风险溢出效应的研究较少,学者们更多的是对互联网金融对银行业的影响作相应研究,但观点不一.一些学者认为互联网金融会对商业银行产生积极作用并不会增大银行业的风险承担:Lapavitsas 等(2008)^[1]认为传统银行业利用互联网金融的优势提高了自身的风险管理水平. Allen 等(2002)^[2]指出互联网金融反而可以提升商业银行效率分散其风险.而另一些学者认为互联网金融会对银行业产生消极作用:Acharya 和 Kagan(2004)^[3]表示互联网金融的冲击增大了商业银行的风险. Claessens 等(2012)^[4]研究发现互联网金融会转变商业银行的经营模式使其风险增加.国内方面,马理等(2019)^[5]认为互联网金融在处于极端风险时,对证券业平均溢出水平最高、保险业次之、银行业最小.翁志超和颜美玲(2019)^[6]研究发现互联网金融对商业银行有明显正向的风险溢出效应.陈慧雯(2018)^[7]研究表明互联网金融爆发风险时对证券业风险传染度最小,对银行业传染度最高.

在风险度量方面,学者们也做了较多研究:2008 年 Adrian 和 Brunnermeier(2008)^[8]提出了条件风险价值 CoVaR 方法,并给出分位数回归技术用以测度 CoVaR 值.宋美喆和胡丕吉(2016)^[9]采用分位数回归方法和 CoVaR 模型对我国城商行的风险外溢效应进行分析.由于分位数回归无法刻画经济问题中的非线性结构,所以国内外的学者们开始探究其他方法来测度风险溢出效应.目前应用较为广泛的是利用 GARCH 模型的方法估算 CoVaR: Salisu 和 Oloko(2015)^[10]对美国股票市场和原油市场之间的波动溢出进行研究分析,研究过程中使用 VARMA-BEKK-GARCH 模型来建模.王玉婷等(2019)^[11]以二元 DCC-GARCH-CoVaR 为模型具体分析了互联网货币基金对商业银行的风险溢出效应.此外,还有学者利用 Copula 方法研究金融机构或市场间的风险溢出效应:马亚明和宋玲娜(2017)^[12]构建 GARCH-Copula-CoVaR 模型研究了我国影子银行对传统商业银行的风险溢出.翟永会(2019)^[13]基于 t-Copula-CoVaR 模型对我国银行业和实体行业之间的风险溢出效应进行实证研究,并指出房地产业与银行业之间双向风险溢出效应最强.

从已有的研究文献来看,首先在研究内容方面,多数研究都只是针对互联网金融对其他金融机构或行业的单方面风险溢出和传递,没有考虑到逆向风险传导问题;其次在研究角度考虑,现有研究成果中很少从动态波动特征分析的角度探究互联网金融与传统金融业之间的风险溢出效应.基于此,本文在已有研究的基础上选择 GARCH 族模型建模,采用定量计量与动态特征分析相结合的方法对互联网金融与银行业、证券业和保险业之间的双向风险溢出效应进行研究,并根据结果提出相关建议.

2 模型选择和估计方法

2.1 CoVaR 方法

CoVaR(Adrian 和 Brunnermeier,2008)是指在一定的概率水平下,当某一金融机构或市场在未来特定时间内陷入极端风险水平时,其他金融机构或市场的最大可能损失.其表达式为

$$\text{Prob}(X^j \leq \text{CoVaR}_q^{j|i} | X^i = \text{VaR}_q^i) = q. \quad (1)$$

其中 q 为显著性水平, $\text{CoVaR}_q^{j|i}$ 表示当金融机构 i 处于风险时,金融机构 j 所面临的风险水平. VaR_q^i 为金融机构 i 在显著性水平 q 下可能发生的最大损失,即:

$$\text{Prob}(X^i \leq \text{VaR}_q^i) = q. \quad (2)$$

同时将风险溢出值定义为 $\Delta\text{CoVaR}_q^{j|i}$,其表达式为

$$\Delta\text{CoVaR}_q^{j|i} = \text{CoVaR}_q^{j|i} - \text{VaR}_q^j. \quad (3)$$

此外,为了方便比较风险溢出强度大小,将 $\Delta\text{CoVaR}_q^{j|i}$ 标准化处理,即

$$\% \text{CoVaR}_q^{j|i} = (\Delta\text{CoVaR}_q^{j|i} / \text{VaR}_q^j) \times 100\%. \quad (4)$$

2.2 GARCH 族模型

1986 年,Bollerslev 在 Engle 的 ARCH 模型的基础上拓展延伸进而提出了 GARCH 模型.其中,最主要

的改进在于对误差项方差的进一步建模. 由于金融时间序列大多具有“波动集群”的特征, 伴随而来的是时间序列数据的异方差问题, 而 GARCH 族模型可以很好地解决此类问题. 标准 GARCH 模型的设定形式为

$$r_t = \beta_0 + \beta_1 r_{mt} + A(L)r_t + B(L)u_t, \quad (5)$$

$$\sigma_t^2 = \gamma_0 + \gamma_1 \mu_{t-1}^2 + \gamma_2 \sigma_{t-1}^2. \quad (6)$$

其中, 式(5)是 GARCH 模型的均值方程, r_t 表示各行业指数的收益率, r_{mt} 为状态变量, $A(L)$ 和 $B(L)$ 为滞后算子, 由于金融时间序列可能存在自相关的问题, 可以通过在均值方程中加入 ARMA 项来解决. 式(6)是条件方差方程, 分别考虑对称的 GARCH 模型和不对称的 GARCH 模型: EGARCH 模型和 TARCH 模型.

由于资产价格的变动可能存在不对称的杠杆效应, 即正负面冲击对资产价格的影响存在不对等的现象, 而具有杠杆效应的 EGARCH 模型和 TARCH 模型可以较好地描述这样的现象, 它们的方差方程与标准 GARCH 模型不同, 均值方程不变.

标准 EGARCH 模型的条件方差方程为

$$\ln(\sigma_t^2) = \gamma_0 + \gamma_1 \left| \frac{\mu_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma^* \left(\frac{\mu_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right) + \gamma_2 \ln(\sigma_{t-1}^2), \quad (7)$$

其中, $\gamma^* \left(\frac{\mu_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right)$ 为非对称效应项, 若 $\gamma_1^* \neq 0$, 则存在杠杆效应. 标准 TARCH 模型的条件方差方程为

$$\sigma_t^2 = \gamma_0 + \gamma_1 \mu_{t-1}^2 + \gamma_1^* \mu_{t-1}^2 d_{t-1} + \gamma_2 \sigma_{t-1}^2, \quad (8)$$

其中, $\gamma_1^* \mu_{t-1}^2 d_{t-1}$ 为非对称效应项, 若 $\gamma_1^* \neq 0$, 则存在杠杆效应. d_{t-1} 为虚拟变量, 当均值方程中 $u_t < 0$ 时, $d_{t-1} = 1$, 否则 $d_{t-1} = 0$.

2.3 估算 VaR

依据各行业指数收益率的 GARCH 族模型的拟合结果, 选择最优模型分别计算银行业、证券业、保险业及互联网金融行业的 VaR 序列, 其中扰动项 ϵ_t 服从 t 分布, 这里借鉴王周伟等(2015)^[14]的公式推导过程, 将公式(1)改写为:

$$r_t = \beta_0 + \beta_1 r_{mt} + \sum_{i=1}^p \theta_i r_{t-i} + \sum_{i=1}^q \varphi_i u_{t-i} + u_t = \mu_t + u_t, \quad (9)$$

$$u_t = r_t - \mu_t. \quad (10)$$

根据 VaR 定义可进行如下化简:

$$\text{Prob}(r_t < \text{VaR}_t) = P\left(\frac{r_t - \mu_t}{\sigma_t} < \frac{\text{VaR}_t - \mu_t}{\sigma_t}\right) = \text{Prob}\left(\epsilon_t < \frac{\text{VaR}_t - \mu_t}{\sigma_t}\right) = 1 - q, \quad (11)$$

$$\text{VaR}_t = \mu_t - Q(q)\sigma_t. \quad (12)$$

其中, μ_t 为 GARCH 族模型的一步向前预测的均值, σ_t 为一步向前预测的条件方差, $Q(q)$ 为 q 置信水平下的分位数.

2.4 估算 CoVaR

计算 CoVaR 时同样需要先利用 GARCH 族模型进行拟合, 与计算 VaR 值不同之处在于均值方程的设定, 模型构建为:

$$r_{jt} = \beta_0^* + \beta_1^* \text{VaR}_{it} + A(L)r_{jt} + B(L)u_{jt}, \quad (13)$$

其中, r_{jt} 为金融机构 j 的指数收益率, VaR_{it} 为金融机构 i 的风险价值, 同时还包括一些自回归移动平均项. 依据所选模型计算各行业的 CoVaR 值, 计算公式为:

$$\text{CoVaR}_{jt}^{j|i} = \hat{R}_{jt} - Q(q)\hat{\sigma}_{jt}. \quad (14)$$

同样, \hat{R}_{jt} 为 GARCH 族模型的一步向前的预测均值, $\hat{\sigma}_{jt}$ 为一步向前预测的条件方差, $Q(q)$ 为 q 置信水平下的分位数.

再根据式(3)和(4)求出相应的 $\Delta \text{CoVaR}_q^{j|i}$ 和 $\% \text{CoVaR}_q^{j|i}$.

3 实证分析

3.1 数据选取和描述性统计

选取由中证指数有限公司发布的互联网金融指数代表互联网金融行业,该指数选取如融资、支付等其他与互联网金融相关的沪深 A 股作为样本股.选取申万行业指数中的申万银行指数、申万证券指数和申万保险指数分别作为银行业、证券业和保险业的代表,状态变量选取沪深 300 指数,数据为各指数的日收盘价数据.所选数据的时间区间为 2013 年 7 月 18 日—2019 年 12 月 5 日,每个指数的样本容量为 1558 个,共 7790 个样本数据,所有数据均来源于 wind 数据库.

首先,对所有指数变量的日收盘价数据进行对数化处理得到日收益率,为了计算结果更加准确,将结果扩大 100 倍,即

$$r_t = 100 \times \ln(P_t/P_{t-1}), \quad (15)$$

其中, r_t 为各行业指数在 t 日的收益率, P_t 和 P_{t-1} 分别为各指数在 t 日和 $t-1$ 日的收盘价格.在本文中,分别用 r_h, r_y, r_z, r_b 和 r_{300} 代表互联网金融指数、申万银行指数、申万证券指数、申万保险指数和沪深 300 指数的对数收益率.对各指数收益率序列进行描述性统计,结果见表 1,各指数收益率序列的峰度都大于 3,偏度均不为 0,“尖峰厚尾”特征明显,且 JB 统计量检验结果的 P 值都为 0,因此,各指数收益率序列均不服从正态分布,故在选择 GARCH 族模型建模时选用“尖峰厚尾”的 t 分布进行分布拟合.

表 1 各指数收益率序列的描述性统计

变量	均值	中位数	标准差	最大值	最小值	偏度	峰度	JB 统计量	P 值
r_y	0.0362	-0.0346	1.5342	7.8488	-10.5058	-8.83e-05	10.3728	3526.4710	0.0000
r_z	0.0222	-0.0475	2.3774	9.5313	-10.5369	-0.0009	7.6310	1391.3290	0.0000
r_b	0.0903	0.0204	1.9780	9.2088	-9.9240	0.1175	6.9185	999.7228	0.0000
r_h	0.0488	0.0773	2.0092	7.9763	-9.5101	-0.5794	5.8189	602.6159	0.0000
r_{300}	0.0351	0.0399	1.4894	6.4989	-9.1544	-0.8809	9.2753	2756.0690	0.0000

3.2 数据的检验

为了避免回归分析中出现伪回归现象,需要对各指数收益率序列进行单位根检验,结果见表 2.

表 2 单位根检验结果

变量	ADF 值	各显著水平下的临界值			P 值
		1%	5%	10%	
r_y	-39.7910	-3.4343	-2.8632	-2.5677	0.0000
r_z	-37.3059	-3.4343	-2.8632	-2.5677	0.0000
r_b	-39.6611	-3.4343	-2.8632	-2.5677	0.0000
r_h	-36.1888	-3.4343	-2.8632	-2.5677	0.0000
r_{300}	-37.8226	-3.4343	-2.8632	-2.5677	0.0000

结果表明各指数收益率序列的 ADF 值均小于各显著性水平下的临界值,因此,各指数收益率序列都是平稳的.

由于金融时间序列数据往往存在由于波动的集群性而造成的异方差问题,所以在进行 GARCH 族模型建模前必须对各指数收益率回归后的残差序列进行 ARCH 效应检验,这里采用 ARCH-LM 检验法.同时针对各收益率序列可能出现的自相关现象,可用自相关 LM 检验进行判断,结果见表 3.

从表 3 中可以看出,在对回归得到的各指数收益率残差序列的 ARCH-LM 检验中,各指数收益率残差序列的检验统计量所对应的 p 值都为 0,说明各指数收益率序列 ARCH 效应显著.同时,在对各指数收益率残差序列的自相关 LM 检验中,除申万银行指数和互联网金融指数以外,其他指数收益率残差序列的检验统计量所对应的 P 值远大于显著性水平 5%,因此不存在序列相关,所以在对申万银行指数和互联网金融指

数收益率序列拟合的过程中依据实际情况采用 ARMA 模型修正。

表3 ARCH-LM 检验和自相关 LM 检验结果

变量	ARCH-LM 检验		自相关 LM 检验	
	F-statistic	Obs* R-squared	F-statistic	Obs* R-squared
r_y	62.0862** (0.0000)	59.7778** (0.0000)	3.9190** (0.0201)	7.8187** (0.0201)
r_z	80.2230** (0.0000)	76.3831** (0.0000)	0.7034 (0.4951)	1.4092 (0.4943)
r_b	29.3411** (0.0000)	28.8345** (0.0000)	0.3912 (0.6763)	0.7840 (0.6757)
r_h	48.1725** (0.0000)	46.7842** (0.0000)	8.0317** (0.0003)	15.9399** (0.0003)

注: **表示在 5% 的显著性水平下显著, 括号内为 p 值。

3.3 VaR 的估算及模型选择

通过构建 GARCH-t 族模型对各行业指数收益率序列进行拟合, 包括 GARCH-t、EGARCH-t 和 TARCH-t 模型, 根据各指数的实际情况选择拟合效果最优的模型对各指数收益率序列进行拟合, 通常 GARCH(1,1) 模型能够较好地拟合金融时间序列, 在 5% 的显著性水平下各指数收益率的拟合结果及各行业的 VaR 值见表 4。

表4 传统金融业与互联网金融 VaR 测算模型估计结果

名称	参数	系数值	标准差	Z 统计量	P 值	VaR 值	选用模型
银行业 (r_y)	β_0	-0.0492	0.0158	-3.1057	0.0019	-1.7266	EGARCH(1,1)
	β_1	0.7041	0.0120	58.8530	0.0000		
	γ_0	-0.2148	0.0307	-6.9894	0.0000		
	γ_1	0.2781	0.0436	6.3744	0.0000		
	γ_1^*	0.0544	0.0275	1.9757	0.0482		
	γ_2	0.9642	0.0097	99.0042	0.0000		
证券业 (r_z)	β_0	-0.0805	0.0213	-3.7850	0.0002	-2.2340	GARCH(1,1)
	β_1	1.3060	0.0165	79.0291	0.0000		
	γ_0	0.0229	0.0085	2.6963	0.0070		
	γ_1	0.1103	0.0207	5.3315	0.0000		
	γ_1^*	—	—	—	—		
	γ_2	0.8852	0.0177	50.0354	0.0000		
保险业 (r_b)	β_0	-0.0022	0.0222	-0.0999	0.9205	-2.0806	EGARCH(1,1)
	β_1	1.0057	0.0169	59.4430	0.0000		
	γ_0	-0.1172	0.0199	-5.8937	0.0000		
	γ_1	0.1559	0.0287	5.4295	0.0000		
	γ_1^*	0.0407	0.01869	2.1763	0.0295		
	γ_2	0.9893	0.0050	197.9570	0.0000		
互联网金融 (r_h)	β_0	-0.0291	0.0249	-1.1695	0.2422	-1.9504	AR(1)-GARCH(1,1)
	β_1	1.1350	0.0189	60.1708	0.0000		
	AR(1)	0.0638	0.0250	2.5538	0.0107		
	γ_0	0.0069	0.0041	1.6746	0.0940		
	γ_1	0.0696	0.0136	5.1002	0.0000		
	γ_1^*	—	—	—	—		
	γ_2	0.9285	0.0127	72.8991	0.0000		

首先, 由表 4 的估计结果可以看出: γ_1 和 γ_2 均大于 0, 表明各行业收益率波动的持久性和聚集性。此外, 对于证券业和互联网金融行业, 其方差方程式中的 ARCH 项和 GARCH 项系数之和 $\gamma_1 + \gamma_2$ 分别等于 0.9955 和 0.9981, 表明所建立的 GARCH 模型是稳定的, 前期的波动状况可以较为稳定地预测未来的波动情况。其次, 将计算得出的各行业的 VaR 序列取中位数, 比较结果可知, 证券业的风险价值水平最高, 银行业最小, 互联网金融行业与保险业的风险价值水平相当。证券业的高风险价值表明其自身蕴含着较高的风险。

银行业自身风险较小,表明其抗风险能力较强,监管较为规范.而互联网金融风险虽在近几年国家大力整治下有所降低,但仍处于较高水平.

3.4 CoVaR 的估算及模型选择

对于 CoVaR 的计算,其原理与计算 VaR 一样,限于篇幅,这里直接给出最终的拟合模型和计算结果,见表 5 和表 6,其中对计算所得的 CoVaR 序列取中位数.

表 5 互联网金融对传统金融业的风险溢出效应

名称	CoVaR _{0.05} ^{il} 估计模型	CoVaR _{0.05} ^{il}	$\Delta\text{CoVaR}_{0.05}^{il}$	%CoVaR _{0.05} ^{il}
银行业	ARMA(1,1)-GARCH(1,1)	-1.8262	-0.0996	5.77%
证券业	ARMA(1,1)-GARCH(1,1)	-2.2690	-0.0350	1.57%
保险业	ARMA(1,1)-GARCH(1,1)	-2.1128	-0.0322	1.55%

首先,从传统金融业的 CoVaR 值的测算结果可以看出,当互联网金融陷入极端风险时,三大传统金融业的 CoVaR 值均会增大,产生较显著的风险溢出效应,且对银行业的风险溢出效应最强,为 5.77%,对证券业和保险业风险溢出强度大小相当,分别为 1.57%和 1.55%.通过与表 4 中 VaR 值的比较可以发现,银行业、证券业和保险业 CoVaR 的绝对值都大于各自的 VaR 绝对值,表明在计算风险时使用 VaR 模型容易低估风险.

表 6 传统金融业对互联网金融的风险溢出效应

名称	CoVaR _{0.05} ^{hl} 估计模型	CoVaR _{0.05} ^{hl}	$\Delta\text{CoVaR}_{0.05}^{hl}$	%CoVaR _{0.05} ^{hl}
银行业	ARMA(2,1)-GARCH(1,1)	-2.2829	-0.3325	17.05%
证券业	ARMA(2,1)-GARCH(1,1)	-2.0360	-0.0856	4.39%
保险业	ARMA(1,1)-GARCH(1,1)	-2.0736	-0.1232	6.32%

由表 6 可以看出,当各传统金融业爆发风险时,对互联网金融也会造成风险溢出且溢出效应更强.其中,银行业对互联网金融风险溢出强度最大,为 17.05%,其次是保险业,为 6.32%,证券业对互联网金融溢出效应最小,仅为 4.39%.

最后,通过对比表 5 和表 6 的风险溢出强度(%CoVaR)可以看出,互联网金融与各传统金融业之间均存在双向不对称的正向风险溢出,其中互联网金融与银行业之间双向风险溢出效应最强且传统金融业对互联网金融的风险溢出效应更强.

3.5 互联网金融与传统金融业风险溢出效应动态特征分析

基于以上模型和计算结果,绘制出互联网金融对各传统金融业风险溢出值($\Delta\text{CoVaR}_{0.05}^{il}$)的动态变化图以及各传统金融业对互联网金融的风险溢出值($\Delta\text{CoVaR}_{0.05}^{hl}$)动态变化图,如图 1 所示.

首先,通过比较互联网金融对各传统金融业风险溢出值的动态变化图 1 中(a)(c)和(e)可以看到,第一,从 2014 年第三个季度开始至整个 2015 年,互联网金融对三大传统金融业风险溢出效应最强烈,这是由于该时间段内正是互联网金融行业风险爆发的集中期,导致互联网金融风险频发且对传统金融业造成较大冲击.第二,从动态图的整体波动趋势来看,互联网金融对银行业的风险溢出效应波动大,表明银行业受其影响更大,但从纵坐标反映的数值大小来看,从极值的角度出发,互联网金融对证券业的风险溢出值绝对值最大可达到 3.5 左右,而对银行业和保险业的最大风险溢出值绝对值仅有 2.0 左右,一定程度上反映了从局部看,互联网金融对证券业的风险溢出也同样不可小觑.

虽然根据表 5 的最终计算结果得到,整体来看,互联网金融对银行业风险溢出效应最强,但从互联网金融对证券业风险溢出值的动态变化图中可以得到启示:互联网金融对证券业的风险溢出可能会在某一时间节点急剧增加,尤其在互联网金融风险集中爆发期,从而造成互联网金融对证券业的“激增式”风险溢出.

其次,再比较各传统金融业对互联网金融风险溢出值的动态变化图 1 中(b)(d)和(f),从 2014 年第四季度至整个 2015 年,各传统金融业对互联网金融风险溢出最强烈.在这个时期,我国经济增速下行,经济压力加大,银行业处于负债成本不断攀升、不良贷款加速暴露的困境之中,同时“股灾”的发生使得证券行业波动

极大,而且由于保险机构是各证券市场的主要投资者,证券市场大起大落导致保险业信用风险上升,由此引发传统金融业对互联网金融更大的风险传导且从图1中可以看出,银行业对互联网金融的风险溢出效应波动大,互联网金融更容易受到银行业的冲击。

综合来看,互联网金融与各传统金融业之间均存在明显的风险溢出,且风险溢出值随着时间变化不停波动,并呈现出周期性特征。

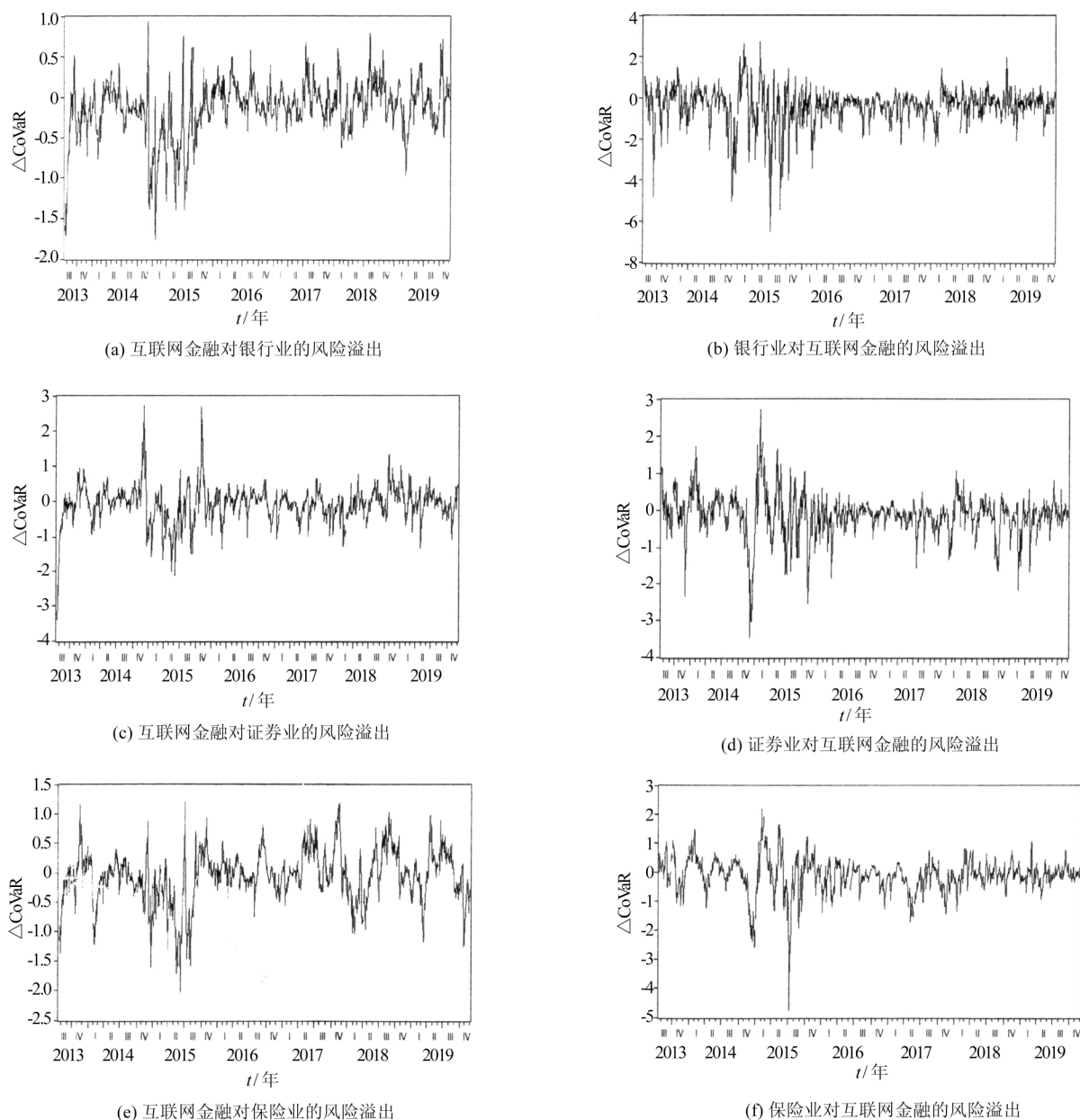


图1 互联网金融与各传统金融业双向风险溢出动态变化图

4 结论与建议

4.1 主要结论

自互联网金融诞生以来,与传统金融业的联系日益紧密,两者在互利共赢的同时其之间的风险传染问题同样不容忽视,基于此,通过运用 GARCH 族模型结合 CoVaR 的方法实证研究了互联网金融与传统金融业

之间的双向风险溢出效应,得出以下结论:

1) 证券业的风险价值最高,银行业最小,互联网金融与保险业的风险价值水平相当,此外,证券业和互联网金融业的行业波动起伏较大,具有高波动的特点。

2) 互联网金融与各传统金融之间均存在双向不对称的正向风险溢出且传统金融对互联网金融的风险溢出强度显著强于互联网金融对传统金融的风险溢出强度。

3) 从整体来看,互联网金融与银行业之间双向风险溢出效应最强。但从互联网金融对各传统金融风险溢出值的动态变化图的局部来看,在某些特殊时间节点,如互联网金融风险集中爆发期或宏观经济环境下行期,互联网金融对证券业的风险溢出效应激增,远超银行业和保险业。

4) 互联网金融与各传统金融的风险溢出值呈现出周期性特征,即不管是互联网金融行业还是传统金融都会受到国家宏观经济的影响,当国家整体经济趋势差时,各金融之间风险外溢程度均会增大。

4.2 政策建议

基于以上结论,给出以下建议:

1) 相关监管部门应将防控传统金融风险纳入互联网金融行业的监管框架,构建互联网金融与各传统金融双向风险监管体系,努力建立起风险传染隔离机制。

2) 具体到各金融行业的风险监管方面,监管当局首先需要重点关注银行业与互联网金融之间的风险溢出效应,做好前瞻性调控和风险动态监控相结合,但同时监管部门也不可对互联网金融与证券业之间的风险传导掉以轻心,尤其是在风险爆发或经济大环境较差时期,更应实时监控互联网金融与证券业之间的风险溢出变化,以防造成证券行业突发性风险。

3) 一方面监管当局在做好微观审慎监管的同时,也不能忽视宏观审慎监管,对整个金融体系的监管政策应依据国家宏观经济环境的变化及时调整。另一方面在传统金融与互联网金融行业的合作过程中要把握适度原则,保持一定边界,减少风险传染。

参考文献

- [1] LAPAVITSAS C, DOS SANTO P L D. Globalization and contemporary banking: On the impact of new technology[J]. Contributions to Political Economy, 2008, 27(1): 31—56.
- [2] ALLEN F, MCANDREWS J, STRAHAN P. E-finance: An introduction[J]. Journal of Financial Services Research, 2002, 22(1): 5—27.
- [3] ACHARYA R N, KAGAN A. Community banks and internet commerce[J]. Journal of Internet Commerce, 2004, 3(1): 23—30.
- [4] CLAESSENS S, KOSE M A, TERRONES M E. How do business and financial cycles interact? [J]. Journal of International Economics, 2012, 87(1): 178—190.
- [5] 马理, 彭程亮, 何启志, 等. 互联网金融对传统金融风险溢出效应研究[J]. 证券市场导报, 2019(5): 14—21.
- [6] 翁志超, 颜美玲. 互联网金融对商业银行的系统性风险溢出效应测度[J]. 统计与决策, 2019(22): 159—162.
- [7] 陈慧雯. 互联网金融对传统金融的风险溢出效应测度[D]. 杭州: 浙江财经大学金融学院, 2018.
- [8] ADRIAN T, BRUNNERMEIER M K. CoVaR[R]. New York: Federal Reserve Bank of New York Staff Reports, 2008.
- [9] 宋美喆, 胡丕吉. 我国城市商业银行系统性风险溢出效应的测度研究——基于 CoVaR 模型的分位数估计[J]. 武汉金融, 2016(2): 38—42.
- [10] SALISU A A, OLOKO T F. Modeling oil price——US stock nexus: A VARMA-BEKK-GARCH approach [J]. Energy Economics, 2015 (50): 1—12.
- [11] 王玉婷, 马慧子, 马向荣. 互联网货币基金对商业银行的风险溢出效应研究[J]. 金融理论与实践, 2019(3): 7—14.
- [12] 马亚明, 宋玲娜. 金融网络关联与我国影子银行的风险溢出效应——基于 GARCH-Copula-CoVaR 模型的分析[J]. 财贸研究, 2017(7): 69—76.
- [13] 翟永会. 系统性风险管理视角下实体行业与银行业间风险溢出效应研究[J]. 国际金融研究, 2019(12): 74—84.
- [14] 王周伟, 崔百胜, 朱敏, 等. 经济计量研究指导: 实证分析与软件实现[M]. 北京: 北京大学出版社, 2015.

(责任编辑: 文 轩)