

互联网金融与中国商业银行之间的风险溢出效应研究

代婉瑞, 姚 俭

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要: 基于 2013—2019 年国内 14 家商业银行和互联网金融指数的日股票收盘价数据, 采用分位数回归的 CoVaR 模型, 对互联网金融行业与国有银行、股份制银行和城市商业银行之间的双向风险溢出效应进行研究。结果表明: 第一, 城商行自身风险最大, 且互联网金融风险与城商行差别不大, 国有银行风险最小; 第二, 互联网金融与各类型商业银行之间均存在双向不对称的正向风险溢出, 且各商业银行对互联网金融的风险溢出效应更强; 第三, 通过比较分析三类商业银行与互联网金融之间的风险溢出值发现, 互联网金融与城商行之间的双向风险溢出效应最强; 第四, 银行规模大小不是决定风险溢出强度的主要标准, 互联网金融与城商行之间的风险溢出效应存在被低估的可能。

关键词: 互联网金融; 商业银行; 分位数回归; CoVaR 模型; 双向风险溢出效应
中图分类号: F 832 **文献标志码:** A

Risk spillover effect between internet finance and Chinese commercial banks

DAI Wanrui, YAO Jian

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

Abstract: Based on the daily stock closing price data of 14 domestic commercial banks and internet finance index from 2013 to 2019, the quantile regression CoVaR model was used to study the two-way risk spillover effect between internet finance industry and state-owned banks, joint-stock banks and city commercial banks. The results show that: first, city commercial banks have the highest risk, and the risk for internet finance does not differ from that for city commercial banks. State-owned banks have the lowest risk. Second, there is a two-way asymmetric positive spillover between Internet finance and various types of commercial banks, and each commercial bank has a stronger risk spillover effect on Internet finance. Third, by comparing and analyzing the risk spillover values between the three types of commercial banks and Internet finance, it is found that the two-way risk spillover effect between Internet finance and city commercial banks is the strongest. Fourth, the size of banks is not the main

criterion to determine the risk spillover intensity. The risk spillover effect between Internet finance and city commercial banks may be underestimated.

Keywords: internet finance; commercial banks; quantile regression; CoVaR model; two-way risk spillover effect

自互联网金融走进社会大众的生活,就备受关注和热议。它在带来方便高效的同时又对银行业务形成巨大挑战,甚至发生了譬如携款跑路、非法集资等一系列恶性事件,使投资者们遭受了不小损失,同时冲击着我国金融系统的稳定,引起社会各界的广泛关注。

关于互联网金融对商业银行的影响,国内外众多学者研究后得到的结论存在一定差异。一部分学者认为互联网金融对商业银行有正面、有利的影响:Lin等^[1]表示由于互联网金融产品的高效率使得传统金融业受到冲击,但与此同时也促使商业银行紧跟互联网金融的步伐,逐渐参与到互联网金融的创新中来;Allen等^[2]指出互联网金融可以提升商业银行效率分散其风险;国内学者牛蕊^[3]也认为互联网金融对商业银行金融效率的提高有明显的促进作用,且股份制银行的效率指标比国有银行要好;管仁荣等^[4]表示互联网金融在银行综合效率和纯技术效率方面起到积极作用。而另一部分学者表示互联网金融的出现会对商业银行造成负面冲击,甚至加大银行的风险承担: Claessens等^[5]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,并对金融系统的稳定性造成冲击;戴国强等^[6]指出互联网金融通过影响银行的资金成本和贷款利率增大了银行风险;李庆华等^[7]通过研究余额宝与商业银行利率之间的波动关系后发现,短期内余额宝会对商业银行造成冲击,增加其系统性风险。

而目前在探究系统性风险的理论体系中,在对风险定量测度方面,Adrian等^[8]提出的条件风险价值 CoVaR(Conditional Value at Risk)模型仍是现在应用较为广泛的主流技术,它是在原来风险价值 VaR(Value at Risk)模型的基础上进行了改进,解决了 VaR 模型无法测度不同金融机构之间风险关联性的问题。对于 CoVaR 值的估算,国内外学者也进行了较多研究:Stolbov^[9]基于分位数回归法的 CoVaR 模型对中美法等 11 个国家的主权 CDS 价格与股市指数之间的条件风险关系进行了

研究;李强等^[10]运用分位数回归技术和 CoVaR 方法研究了中美股、汇市场间的双向风险溢出效应,结果发现美国股、汇市场对中国股、汇市场存在较强的单向风险溢出。陈珂等^[11]通过建立 GARCH 模型估算 CoVaR 值的方法研究了互联网货币基金产品对金融市场的风险溢出效应;叶乔冰等^[12]建立 GARCH-CoVaR 模型,实证分析了我国上市商业银行的综合风险网络传染溢出效应;王培辉等^[13]采用时变 Copula-CoVaR 方法研究了我国保险业系统性风险溢出效应;王帅等^[14]构建动态 Copula-CoVaR 模型,系统考量了影子银行和传统金融市场之间的风险溢出效应,结果表明两者之间存在双向净风险溢出,且随着时间的推移溢出程度加大。

就目前来看,在前期的研究中,学者们对互联网金融风险的定量研究不多,在对互联网金融与商业银行之间风险溢出效应的研究方面也仅涉及互联网金融对商业银行的单方向风险溢出,未考虑各商业银行对互联网金融的风险溢出效应。基于此,本文在前期学者研究的基础上,对互联网金融与商业银行之间的双向风险溢出效应展开研究。同时选用分位数回归方法,结合 CoVaR 模型测度两者之间的风险溢出效应,利用分位数回归的优势,选取不同的分位数水平,更系统全面地研究互联网金融与各商业银行之间的双向风险溢出效应变化。

1 研究模型与方法

1.1 CoVaR 模型

20 世纪 90 年代,JP Morgan 提出了 VaR 理论,在风险理论测度方面做出了巨大贡献,现已成为风险管理领域的主流技术,被广泛应用。

VaR 称为风险价值,是指某金融机构或市场在某一特定置信区间下可能发生的最大损失,其表达式为

$$\Pr(X^i \leq VaR_q^i) = q \quad (1)$$

式中: q 为显著性水平; X^i 表示金融机构 i 在该时间段内的损失; VaR_q^i 为金融机构 i 在 $1\sim q$ 的概率水平下可能发生的最大损失。

随后, Adrian 等提出了条件风险价值 CoVaR, 表达式为

$$\Pr(X^j \leq CoVaR_q^{ji} | X^i = VaR_q^i) = q \quad (2)$$

式中, $CoVaR_q^{ji}$ 表示当机构 i 处于风险时, 机构 j 所面临的风险水平。为了更准确地衡量机构 i 对机构 j 的风险溢出大小, 将风险溢出值定义为 $\Delta CoVaR_q^{ji}$, 表达式为

$$\Delta CoVaR_q^{ji} = CoVaR_q^{ji} - VaR_q^j \quad (3)$$

为了方便直接地反映金融机构 i 对金融机构 j 的风险溢出幅度大小, 将 $\Delta CoVaR_q^{ji}$ 标准化处理, 表达式为

$$\%CoVaR_q^{ji} = (\Delta CoVaR_q^{ji} / VaR_q^j) \times 100\% \quad (4)$$

1.2 分位数回归

传统的回归模型一般考察的是解释变量对被解释变量条件期望的影响, 其本质是均值回归; 而分位数回归则能够考察解释变量对被解释变量整个条件分布的影响, 且对于分布假设要求不高, 在扰动项非正态时, 估计结果比传统回归更加有效。因此, 与传统回归模型相比, 分位数回归能够更详尽具体地反映解释变量对被解释变量的影响情况, 估计结果也更加稳健。

2 实证分析

2.1 样本选取

我国共有 16 家上市银行, 但由于光大银行和农业银行相较于其他商业银行上市时间较晚, 故暂不作为此次的研究对象, 所以以我国 14 家上市商业银行为研究对象: 选择工商银行、中国银行、交通银行和建设银行代表国有银行; 选择平安银行、民生银行、华夏银行、招商银行、浦发银行、兴业银行和中信银行代表股份制银行; 选择北京银行、南京银行和宁波银行代表城市商业银行, 选用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, 具有一定的权威性和代表性。样本数据选择 2013 年 7 月 18 日至 2019 年 12 月 31 日期间的 14 家商业银行和互联网金融指数的日股票收

盘价数据, 所有数据均来自 wind 数据库。在下面实证过程中, 以各银行的首字母代表各银行, 如建设银行表示为 js, 其他银行以此类推, hj 代表互联网金融。

2.2 数据处理

以互联网金融指数和各银行股的日收盘价数据作为原始数据, 样本容量为 1576 个, 将互联网金融指数和各银行股的收盘价转换成对数收益率形式。为了计算结果更加准确, 将结果扩大 100 倍, 即

$$R_t = 100 * \ln(P_t / P_{t-1}) \quad (5)$$

式中: R_t 为股票在 t 日的收益率; P_t 和 P_{t-1} 分别为股票在 t 日和 $t-1$ 日的收盘价格。对 14 家银行和互联网金融指数的收益率序列进行描述性统计, 结果如表 1 所示。各银行和互联网金融收益率序列的偏度均不为 0, 峰度都大于 3, JB(Jarque-Bera) 统计量检测的 P 值都为 0, 显然不服从正态分布, “尖峰厚尾” 的特征显著, 适合用分位数回归方法进行实证分析。

为了避免回归分析中出现伪回归现象, 有必要对各收益率序列进行单位根检验, 判断收益率序列是否平稳。各银行和互联网金融指数收益率序列的单位根检验结果如表 2 所示。结果表明, 各银行和互联网金融收益率序列的 ADF(Augmented Dickey-Fuller) 值均小于显著性水平在 1%, 5% 和 10% 下的临界值, 所以各收益率序列均为平稳序列, 可以直接进行回归分析。

2.3 各银行与互联网金融的双向风险溢出效应

银行与互联网金融之间的风险溢出效应是双向的, 所以应当分别计算当互联网金融处于风险时各银行面临的风险, 以及当各银行处于风险时互联网金融面临的风险。本文以建设银行为例, 研究各商业银行与互联网金融之间的风险溢出效应, 建立当 $q=0.05$ 时的分位数模型。

$$R_{0.05}^{js} = \alpha^{js|hj} + \beta^{js|hj} R_{0.05}^{hj} \quad (6)$$

$$R_{0.05}^{hj} = \alpha^{hj|js} + \beta^{hj|js} R_{0.05}^{js} \quad (7)$$

$$VaR_{0.05}^{hj} = \alpha^{hj|js} + \beta^{hj|js} R_{0.05}^{js} \quad (8)$$

$$CoVaR_{0.05}^{js|hj} = \alpha^{js|hj} + \beta^{js|hj} VaR_{0.05}^{hj} \quad (9)$$

运用 Eviews9.0 软件进行分析, 采用分位数回归方法, 将建设银行及互联网金融的收益率数据代入式(6)和式(7), 得出结果如下:

表 1 14 家银行股和互联网金融指数收益率的描述性统计

Tab.1 Descriptive statistics on the yields of 14 bank stocks and internet finance index

名称	平均值	中位数	标准差	最大值	最小值	偏度	峰度	JB 统计量	P
中国银行	0.0208	0.0000	1.6229	9.6581	-11.6287	0.0108	14.3197	8408.9880	0.0000
工商银行	0.0256	0.0000	1.5000	9.5310	-10.4282	-0.2142	12.2662	5646.7380	0.0000
建设银行	0.0324	0.0000	1.7589	9.5661	-10.5766	-0.1522	11.0974	4308.9340	0.0000
交通银行	0.0231	0.0000	1.7660	9.6247	-10.5999	-0.0394	14.3106	8395.7890	0.0000
民生银行	-0.0206	0.0000	1.7987	9.5437	-19.5567	-1.2771	25.6232	34015.5900	0.0000
平安银行	0.0328	0.0000	2.2433	9.5310	-19.7377	-1.0542	15.2600	10155.6100	0.0000
招商银行	0.0770	0.0000	1.8334	9.5542	-10.4403	0.3163	7.6173	1425.3450	0.0000
浦发银行	0.0261	0.0000	1.8083	9.5595	-17.9353	-0.6894	15.8261	10920.6200	0.0000
兴业银行	0.0454	0.0000	1.7945	9.5231	-10.5427	0.3904	9.3407	2678.4660	0.0000
中信银行	0.0337	0.0000	2.1188	9.6129	-10.5643	0.3797	9.0720	2457.3890	0.0000
华夏银行	-0.0113	0.0000	2.1217	9.5801	-34.0792	-4.2878	66.5538	269891.3000	0.0000
北京银行	-0.0220	0.0000	1.9790	9.5801	-21.0920	-2.3135	32.8724	59966.1400	0.0000
南京银行	0.0053	0.0000	2.7018	9.5529	-60.7442	-8.9584	188.5006	2279253.0000	0.0000
宁波银行	0.0778	0.0000	2.3404	9.5634	-27.2356	-1.5921	24.0647	29784.5700	0.0000
互联网金融	0.0521	0.0850	2.0023	7.9763	-9.5101	-0.5834	5.8406	618.8627	0.0000

表 2 单位根检验结果

Tab.2 Unit root test result

名称	ADF 统计量	P
中国银行	-30.4362	0.0000
工商银行	-19.3085	0.0000
建设银行	-31.1636	0.0000
交通银行	-37.6475	0.0000
民生银行	-40.3055	0.0000
平安银行	-40.7260	0.0000
招商银行	-40.0920	0.0000
浦发银行	-38.6892	0.0000
兴业银行	-39.2780	0.0000
中信银行	-37.4552	0.0000
华夏银行	-40.6433	0.0000
北京银行	-30.8715	0.0000
南京银行	-38.4256	0.0000
宁波银行	-38.8874	0.0000
互联网金融	-36.3874	0.0000

$$\alpha^{jshj} = -2.354251, \beta^{jshj} = 0.468425$$

$$\alpha^{hjjs} = -3.294703, \beta^{hjjs} = 0.415645$$

即

$$R_{0.05}^{js} = -2.354251 + 0.468425R_{0.05}^{hj} \quad (10)$$

(-13.80920)(9.887992)

$$R_{0.05}^{hj} = -3.294703 + 0.415645R_{0.05}^{js} \quad (11)$$

(-20.55772)(14.81496)

式中括号内的数字为 t 统计量。

将上述结果代入式(8)和式(9)中, 即得

$$VarR_{0.05}^{hj} = -3.294703 + 0.415645R_{0.05}^{js} \quad (12)$$

$$CoVar_{0.05}^{jshj} = -2.354251 + 0.468425VarR_{0.05}^{hj} \quad (13)$$

将建设银行的收益率序列从小到大排列, 取 5% 水平下的收益率数值, 则 $R_{0.05}^{js} = -2.313$, 代入式(12)和式(13)中可得

$$VarR_{0.05}^{hj} = -4.256, CoVar_{0.05}^{jshj} = -4.348$$

同理, 可得

$$VarR_{0.05}^{js} = -3.966, CoVar_{0.05}^{hjjs} = -4.943$$

由此, 可以计算出建设银行与互联网金融之间的风险溢出值, 即

注: 1%显著性水平下临界值为-3.4343; 5%显著性水平下临界值为-2.8632; 10%显著性水平下临界值为-2.5677

$$\Delta CoVaR_{0.05}^{is|hj} = CoVaR_{0.05}^{is|hj} - VaR_{0.05}^{is} = -0.382$$

$$\Delta CoVaR_{0.05}^{hj|is} = CoVaR_{0.05}^{hj|is} - VaR_{0.05}^{hj} = -0.687$$

为了消除量纲的影响,标准化处理 $\Delta CoVaR_{0.05}^{is|hj}$ 和 $\Delta CoVaR_{0.05}^{hj|is}$,这样可以更为准确地表达交通银行与互联网金融之间的风险溢出效应,即

$$\%CoVaR_{0.05}^{is|hj} = [(CoVaR_{0.05}^{is|hj} - VaR_{0.05}^{is}) / VaR_{0.05}^{is}] \times 100\% = 9.63\%$$

$$\%CoVaR_{0.05}^{hj|is} = [(CoVaR_{0.05}^{hj|is} - VaR_{0.05}^{hj}) / VaR_{0.05}^{hj}] \times 100\% = 16.14\%$$

研究结果可知,当互联网金融处于风险时,对

建设银行的风险溢出效应为9.63%;当建设银行处于风险时,对互联网金融的风险溢出效应为16.14%。互联网金融对建设银行的风险溢出效应远小于建设银行对互联网金融的风险溢出效应,这说明建设银行发生风险损失时,对互联网金融的影响是很大的。相反,建设银行受外部冲击较小,表明建设银行防范外部风险能力较强,这与建设银行作为我国四大国有银行的地位是相符的。

与研究建设银行的方法类似,可以用相同的方法估算其他银行与互联网金融的双向风险溢出效应,结果如表3和表4所示。

表3 互联网金融对商业银行的风险溢出值

Tab.3 Risk spillover value of internet finance to commercial banks

类别	名称	$VaR_{0.05}^{hj}$	$VaR_{0.05}^i$	$CoVaR_{0.05}^{ihj}$	$\Delta CoVaR_{0.05}^{ihj}$	$\%CoVaR_{0.05}^{ihj}$	按 $\%CoVaR_{0.05}^{ihj}$ 排名
国有银行	中国银行	-4.185	-3.284	-3.559	-0.275	8.37%	12
	工商银行	-4.197	-2.907	-3.117	-0.210	7.22%	14
	建设银行	-4.256	-3.966	-4.348	-0.382	9.63%	10
	交通银行	-4.123	-3.621	-3.920	-0.299	8.26%	13
	均值	-	-3.445	-3.736	-0.292	8.37%	-
股份制银行	民生银行	-4.254	-3.712	-4.052	-0.340	9.16%	11
	平安银行	-4.764	-4.496	-5.244	-0.748	16.64%	1
	招商银行	-4.496	-3.621	-4.005	-0.384	10.60%	7
	浦发银行	-4.546	-3.554	-3.932	-0.378	10.64%	6
	兴业银行	-4.425	-3.953	-4.378	-0.425	10.75%	4
城市商业银行	中信银行	-4.241	-4.730	-5.188	-0.458	9.68%	9
	华夏银行	-4.325	-4.085	-4.520	-0.435	10.65%	5
	均值	-	-4.022	-4.474	-0.453	11.16%	-
	北京银行	-4.353	-3.510	-3.870	-0.360	10.26%	8
	南京银行	-4.360	-4.863	-5.477	-0.614	12.63%	3
城市商业银行	宁波银行	-4.633	-4.606	-5.273	-0.667	14.48%	2
	均值	-	-4.326	-4.871	-0.547	12.46%	-

根据表3,从VaR值和CoVaR值的计算结果可以发现,国有银行风险最小,其VaR值和CoVaR值均值的绝对值分别为3.445和3.736;城市商业银行风险最大,其VaR值均值的绝对值为4.326,CoVaR值均值的绝对值为4.871。其中,风险最小的是工商银行2.907,最大的是南京银行4.863,表明国有银行具有良好的抗风险能力,中小型商业银行尤其是城商行仍存在很大的潜在风险。与此同时,通过对比VaR值可以发现互联网

金融风险远大于国有银行风险,但和城市商业银行风险差别不大。其次,14家银行的CoVaR绝对值都大于VaR绝对值,表明在计算风险时使用VaR模型容易低估风险,相较之下CoVaR模型有效性更高。最后,根据表3中的风险溢出值($\%CoVaR$)及其排名可知,互联网金融在爆发风险时三类银行受到的影响并不相同,它对股份制银行和城市商业银行的风险溢出效应较大,其中对平安银行的风险溢出效应最大,为16.64%。但从

表4 商业银行对互联网金融的风险溢出值

Tab.4 Risk spillover value of commercial banks to internet finance

类别	名称	$VaR_{0.05}^{hj}$	$VaR_{0.05}^i$	$CoVaR_{0.05}^{hji}$	$\Delta CoVaR_{0.05}^{hji}$	$\%CoVaR_{0.05}^{hji}$	按 $\%CoVaR_{0.05}^{hji}$ 排名
国有银行	中国银行	-4.185	-3.284	-4.712	-0.527	12.59%	10
	工商银行	-4.197	-2.907	-4.541	-0.344	8.20%	14
	建设银行	-4.256	-3.966	-4.943	-0.687	16.14%	7
	交通银行	-4.123	-3.621	-4.754	-0.631	15.30%	8
	均值	-	-3.445	-4.738	-0.547	13.06%	-
股份制银行	民生银行	-4.254	-3.712	-4.790	-0.536	12.60%	9
	平安银行	-4.764	-4.496	-5.586	-0.822	17.25%	4
	招商银行	-4.496	-3.621	-5.025	-0.529	11.77%	12
	浦发银行	-4.546	-3.554	-5.005	-0.459	10.10%	13
	兴业银行	-4.425	-3.953	-5.149	-0.724	16.36%	5
城市商业银行	中信银行	-4.241	-4.730	-4.928	-0.687	16.20%	6
	华夏银行	-4.325	-4.085	-5.194	-0.869	20.09%	2
	均值	-	-4.022	-5.097	-0.661	14.91%	-
	北京银行	-4.353	-3.510	-4.889	-0.536	12.31%	11
	南京银行	-4.360	-4.863	-5.461	-1.101	25.25%	1
均值	宁波银行	-4.633	-4.606	-5.444	-0.811	17.50%	3
	均值	-	-4.326	-5.265	-0.816	18.35%	-

总体分析,互联网金融对城市商业银行的风险溢出最高,风险溢出值均值达到12.46%,且三大城市商业银行的风险溢出值排名均靠前,但对股份制银行的风险溢出值均值只有11.16%,显然对国有银行风险溢出最小,风险溢出均值仅为8.37%,其中对工商银行风险溢出最小,为7.22%。

通过对表4风险溢出值($\%CoVaR$)的比较可以看出,不同类型的商业银行在发生风险时对互联网金融的风险溢出值也不同,城市商业银行对互联网金融的风险溢出值最大,高达18.35%。其中南京银行对互联网金融风险溢出值最高,为25.25%;其次是股份制银行对互联网金融的风险溢出值,为14.91%;国有银行对互联网金融的风险溢出值最小,为13.06%。此外,结合表3可知,各商业银行对互联网金融的风险溢出效应比互联网金融对商业银行的风险溢出效应更强,表明银行对互联网金融的影响更大,互联网金融行业更容易受到银行风险变化的影响。

2.4 不同分位数下各银行与互联网金融的双向风险溢出效应

为了更好地分析各商业银行与互联网金融之

间的双向风险溢出效应,利用分位数回归技术的优势,对 q 进行不同取值,分别计算不同分位数水平下各商业银行与互联网金融之间的双向风险溢出值,这里分别取 $q=0.01, 0.03, 0.05$,并将最终计算结果汇总,如表5和表6所示。

首先,通过对表5中各分位数下互联网金融对各商业银行风险溢出值的计算结果比较可知:第一,从互联网金融对不同类型商业银行的风险溢出均值的横向比较来看,当 $q=0.01, 0.03, 0.05$ 时,均是互联网金融对城商行的风险溢出效应最强,对股份制银行风险溢出效应次之,对国有银行的风险溢出效应最小。第二,从互联网金融对同类型商业银行的风险溢出均值的纵向比较来看,随着分位数 q 的取值减小和置信水平的提高,互联网金融对同类型商业银行的风险溢出强度逐渐增大。以国有银行为例,当 $q=0.05$ 时,互联网金融对其风险溢出强度为8.37%;当 $q=0.03$ 时,风险溢出强度为8.68%;当 $q=0.01$ 时,风险溢出强度为11.32%。互联网金融对股份制银行和城市商业银行的风险溢出也有同样情况,这是由于各金融机构处于越极端风险水平时,机构之间

表5 不同分位数下互联网金融对商业银行的风险溢出值

Tab.5 Risk spillover value of internet finance to commercial banks in different quantiles

类别	名称	$q = 0.01$		$q = 0.03$		$q = 0.05$	
		$\%CoVaR_{0.05}^{hij}$	排名	$\%CoVaR_{0.05}^{hij}$	排名	$\%CoVaR_{0.05}^{hij}$	排名
国有银行	中国银行	9.71%	14	7.34%	14	8.37%	12
	工商银行	13.00%	8	8.12%	12	7.22%	14
	建设银行	11.53%	9	8.38%	11	9.63%	10
	交通银行	11.05%	10	10.88%	9	8.26%	13
	均值	11.32%	-	8.68%		8.37%	
股份制银行	民生银行	10.25%	12	8.01%	13	9.16%	11
	平安银行	14.83%	4	18.35%	1	16.64%	1
	招商银行	10.82%	11	11.41%	6	10.60%	7
	浦发银行	10.24%	13	10.51%	10	10.64%	6
	兴业银行	13.54%	7	15.66%	3	10.75%	4
	中信银行	14.12%	5	10.95%	8	9.68%	9
	华夏银行	15.93%	2	11.82%	5	10.65%	5
	均值	12.82%	-	12.39%	-	11.16%	-
城市商业银行	北京银行	13.78%	6	11.04%	7	10.26%	8
	南京银行	14.94%	3	16.52%	2	12.63%	3
	宁波银行	16.01%	1	14.27%	4	14.48%	2
	均值	14.91%	-	13.94%	-	12.46%	

表6 不同分位数下商业银行对互联网金融的风险溢出值

Tab.6 Risk spillover value of commercial banks to internet finance in different quantiles

类别	名称	$q = 0.01$		$q = 0.03$		$q = 0.05$	
		$CoVaR_{0.01}^{hij}/\%$	排名	$CoVaR_{0.01}^{hij}/\%$	排名	$CoVaR_{0.01}^{hij}/\%$	排名
国有银行	中国银行	16.08%	8	15.44%	7	12.59%	10
	工商银行	14.84%	10	9.31%	14	8.20%	14
	建设银行	17.22%	4	15.94%	6	16.14%	7
	交通银行	16.22%	7	16.23%	5	15.30%	8
	均值	16.09%	-	14.23%	-	13.06%	-
股份制银行	民生银行	7.38%	14	9.80%	13	12.60%	9
	平安银行	17.10%	5	18.17%	4	17.25%	4
	招商银行	9.98%	13	11.83%	11	11.77%	12
	浦发银行	19.26%	3	11.83%	11	10.10%	13
	兴业银行	19.81%	2	15.23%	8	16.36%	5
	中信银行	10.00%	12	13.05%	10	16.20%	6
	华夏银行	15.97%	9	19.27%	3	20.09%	2
	均值	14.21%	-	14.17%	-	14.91%	-
城市商业银行	北京银行	16.71%	6	14.47%	9	12.31%	11
	南京银行	24.24%	1	23.01%	1	25.25%	1
	宁波银行	14.53%	11	20.21%	2	17.50%	3
	均值	18.49%	-	19.23%	-	18.35%	-

越容易发生较大的风险溢出, 风险传染度增强。第三, 虽然从总体上看, 当互联网金融陷入风险危机时, 对城市商业银行的风险溢出效应最大, 但从不同分位数水平下的风险溢出值的排名中可以得到警示: 互联网金融对平安银行的风险溢出不能忽视, 监管部门除了需要重视互联网金融对城市商业银行的风险溢出情况外, 还需在管控互联网金融对股份制银行的风险外溢时, 尤其注意其对平安银行的风险溢出。

其次, 同样对表6中不同分位数水平下各商业银行对互联网金融风险溢出值的计算结果比较可知: 第一, 在 q 的不同取值下, 均是城市商业银行对互联网金融的风险溢出效应最强, 而国有银行与股份制银行相比, 更易在极端风险水平下对互联网金融产生较大的风险溢出。如当 $q = 0.01$ 时, 国有银行对互联网金融的风险溢出总体均值为16.09%, 而股份制银行为14.21%。第二, 从各商业银行对互联网金融的风险溢出值的排名中可知, 在不同分位数下宁波银行对互联网金融的风险溢出效应均是最强, 因此, 监管部门要采取更严格的风控和监督措施, 严防宁波银行爆发风险时对互联网金融的风险传导。而国有银行中的建设银行, 股份制银行中的平安银行、兴业银行和华夏银行, 在其陷入风险危机时, 对互联网金融也会造成不小的风险溢出, 所以互联网金融行业需要对这些银行进行重点风险监控和防范。

最后, 综合表5和表6来看, 在不同分位数水平下, 均是互联网金融与城市商业银行之间双向风险溢出效应最强, 且各商业银行对互联网金融的风险溢出效应比互联网金融对商业银行的风险溢出效应更强。此外还可以看出, 当互联网金融行业与各商业银行之间发生风险溢出情况时, 银行规模大小不是决定风险溢出强度的主要标准, 规模大的国有银行与互联网金融之间的风险溢出强度反而不及城市商业银行, 城市商业银行与互联网金融之间的风险溢出程度可能被低估。

2.5 实证结果分析

基于以上实证结果, 本文对此作出如下分析:

第一, 互联网金融与城市商业银行之间双向风险溢出效应最强。一方面由于城市商业银行扎根于地方, 主要服务于当地居民和中小企业, 为他们提供资金支持, 因此相较于大型国有银行, 城市商业银行占据了地利, 客户资源更丰富, 区

域影响力更强; 而互联网金融业务活动的背后依赖于强大的客户需求基础, 当城商行陷入风险危机时, 庞大的客户群体业务受到影响, 造成客户群体出现资金或支付结算等问题, 进而对互联网金融行业的运行造成不小冲击, 引发风险传导, 使其风险加大。另一方面, 由于中间业务成本低, 对银行收入贡献大, 近年来越来越多的城市商业银行开始重点发展中间业务。而互联网金融对于城商行中间业务的发展具有明显的促进作用: 如互联网货币基金的出现促使城市商业银行在理财业务方面不断创新, 2019年2月, 各类银行的平均理财收益率的排名中, 城商行居于首位, 达到4.43%, 而第三方支付也在中间业务方面与城商行逐渐由竞争走向合作, 联系日益紧密。当互联网金融爆发风险时, 会显著影响城商行的中间业务从而造成较大的风险溢出。

第二, 各大商业银行对互联网金融的风险溢出效应比互联网金融对商业银行的风险溢出效应更强。一方面, 互联网金融依附于商业银行, 其业务活动的背后仍有赖于实际金融, 而不可能是一种纯粹的虚拟金融, 比如第三方支付很大程度上依赖于银行搭建的支付平台; 同时, 互联网金融也依附于商业银行的资金供给, 其行业的产品创新和技术升级也离不开商业银行庞大的资金支持。因此, 当商业银行发生风险时, 对互联网金融行业无疑会造成巨大冲击, 进而产生显著的风险溢出效应造成互联网金融风险增大。另一方面, 各商业银行发展历史悠久, 建立了较完善的风险控制体系, 监管方面也十分审慎, 抗风险能力较强; 而互联网金融是近几年才兴起壮大的, 发展时间较短, 抗风险能力相对较弱, 监管方面相对缺失。因而在商业银行与互联网金融的风险传染过程中, 表现为各商业银行对互联网金融的风险溢出效应更强。

3 结论与建议

互联网金融是互联网与金融业相结合的一种新兴金融模式, 但随着互联网金融行业的迅猛发展, 其风险问题也不容小觑。互联网金融领域的风险事件频繁发生, 对商业银行造成了风险溢出效应。基于此, 本文通过运用CoVaR模型, 结合分位数回归方法, 以我国14家上市商业银行为研

究对象,对互联网金融与不同类型商业银行之间的风险溢出效应进行了研究,并对两者之间不同方向上的风险溢出效应进行了对比分析,最终根据实证结果得到以下结论并提出相关建议:

a. 各上市商业银行风险测度的 VaR 绝对值均低于 CoVaR 绝对值,表明在计算风险时使用 VaR 模型容易低估风险。与 VaR 方法相比,CoVaR 方法更能准确地测度金融机构在面临极端风险时可能存在的风险溢出效应,是一种更全面的风险测量方法。

b. 互联网金融与各类型商业银行的自身风险价值并不一样。国有银行风险最小,其中最小的是工商银行,表明国有银行的风险管控能力较强;其次是股份制银行;风险最大的是城市商业银行。互联网金融风险与城市商业银行风险水平相当。

c. 通过对分位数水平的不同取值,进一步分析互联网金融与各商业银行的双向风险溢出效应,结果表明,互联网金融与各类型商业银行之间均存在双向不对称的正向溢出,且各商业银行对互联网金融的风险溢出效应更强。其中,互联网金融对城商行的风险溢出效应最强、股份制银行次之、国有银行最小。反之,当各商业银行爆发风险时,也会对互联网金融行业造成冲击,其中,城市商业银行对互联网金融的风险溢出程度最大,国有银行与股份制银行相比,更易在极端风险水平下对互联网金融行业产生较大的风险溢出。

d. 当互联网金融行业与各商业银行之间发生风险溢出情况时,银行规模大小并不是决定风险溢出强度的主要标准。现实中,大家的直观感受更倾向于国有银行与互联网金融之间风险溢出效应更强,但实际上可能是城商行与互联网金融的双向风险溢出效应更大,城商行与互联网金融之间的风险溢出程度存在被低估的可能。

因此,在风险溢出效应管控层面,监管当局一方面要进一步健全各金融机构的外部风险预警机制,尤其要提高互联网金融行业和城商行的抗风险能力,努力降低其自身潜在的高风险隐患。另一方面要重点监控和防范互联网金融与城商行之间的风险溢出,对国有银行和股份制银行与互联网金融之间的风险管理,采取差异化措施,对风险溢出强度高的银行严防严控,如国有银行中的建设银行,股份制银行中的平安银行、兴业银

行和华夏银行。同时,可依据对互联网金融与各商业银行之间的实时风险监测结果及时调整管理手段,切实保障金融系统的安全稳定。

参考文献:

- [1] LIN L H, GENG X J, WHINSTON A. A new perspective to finance and competition and challenges for financial institutions in the internet era[J]. *Electronic Finance*, 2001(7): 13-25.
- [2] ALLEN F, MCANDREWS J, STRAHAN P. E-finance: an introduction[J]. *Journal of Financial Services Research*, 2002, 22(1): 5-27.
- [3] 牛蕊. 互联网金融对商业银行金融效率影响研究[J]. *山西大学学报(哲学社会科学版)*, 2019, 42(3): 122-131.
- [4] 管仁荣, 张文松, 杨朋君. 互联网金融对商业银行运行效率影响与对策研究[J]. *云南师范大学学报(哲学社会科学版)*, 2014, 46(6): 56-64.
- [5] CLAESSENS S, AYHAN KOSE M, TERRONES M E. How do business and financial cycles interact?[J]. *Journal of International Economics*, 2012, 87(1): 178-190.
- [6] 戴国强, 方鹏飞. 利率市场化与银行风险——基于影子银行与互联网金融视角的研究[J]. *金融论坛*, 2014(8): 13-19.
- [7] 李庆华, 李峰波, 徐淑华. 互联网金融与商业银行能互利共生吗?——基于利率联动与系统性风险视角[J]. *商业研究*, 2019(8): 73-80.
- [8] ADRIAN T, BRUNNERMEIER M K. CoVaR[R]. New York: Federal Reserve Bank, 2009.
- [9] STOLBOV M. Assessing systemic risk and its determinants for advanced and major emerging economies: the case of Δ CoVaR[J]. *International Economics and Economic Policy*, 2017, 14(1): 119-152.
- [10] 李强, 覃春面, 董耀武. 中美贸易摩擦视角下的股、汇市风险溢出研究[J]. *武汉金融*, 2019(10): 3-9.
- [11] 陈珂, 张竞文. 互联网货币市场基金与金融市场风险溢出效应研究——基于 GARCH-CoVaR 模型[J]. *金融理论与实践*, 2017(9): 41-46.
- [12] 叶乔冰, 周伟. 我国商业银行综合风险网络传染效应度量研究——基于 GARCH-CoVaR 模型[J]. *金融管理研究*, 2014(2): 204-226.
- [13] 王培辉, 尹成远, 袁薇. 我国保险业系统性风险溢出效应研究——基于时变 Copula-CoVaR 模型[J]. *南方金融*, 2017(2): 14-24.
- [14] 王帅, 李治章. 基于动态 Copula-CoVaR 模型的影子银行风险溢出效应研究[J]. *财经理论与实践*, 2019, 40(2): 36-40.