

Comparative Analysis of Risks between Internet Finance and Traditional Finance

Qi Xiao, Rongxia Shao

School of Applied Mathematics, Xinjiang University of Finance and Economics, Urumqi Xinjiang
Email: 1486140118@qq.com

Received: Dec. 24th, 2018; accepted: Jan. 14th, 2019; published: Jan. 21st, 2019

Abstract

This paper quantifies the systemic risk of Internet financial market and traditional financial market by ARMA-GARCH volatility equation. The VaR and ES values were calculated by using the risk value method. The results show that the VaR and ES of Internet financial markets are higher, and there may be higher systemic risk. Both indexes selected a total of 796 samples for the 2015-7-28 to 2018-11-1 closing price.

Keywords

Internet Financial Risk, VAR ARMA-CARCH Volatility Equation, ES

互联网金融与传统金融的风险对比分析

肖琦, 邵荣侠

新疆财经大学 应用数学学院, 新疆 乌鲁木齐
Email: 1486140118@qq.com

收稿日期: 2018年12月24日; 录用日期: 2019年1月14日; 发布日期: 2019年1月21日

摘要

本文通过ARMA-GARCH波动方程量化互联网金融市场和传统金融市场的系统性风险。采用风险价值法, 计算其VaR和ES值。对比结果显示互联网金融市场的VaR和ES较高, 可能存在更高的系统性风险。两个指数均选取2015-7-28至2018-11-1的交易日收盘价, 共计796个样本。

关键词

互联网金融风险, VaR ARMA-CARCH波动方程, ES

Copyright © 2019 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

研究背景与意义

互联网金融(ITFIN)就是互联网技术和金融功能的有机结合,依托大数据和云计算在开放的互联网平台上形成的功能化金融业态及其服务体系,包括基于网络平台的金融市场体系、金融服务体系、金融组织体系、金融产品体系以及互联网金融监管体系等,并具有普惠金融、平台金融、信息金融和碎片金融等相异于传统金融的金融模式[1]。互联网金融以其成本低、效率高、覆盖广得以迅速发展,但是其管理弱、风险大的弊端也渐渐显露。现今互联网+金融格局,由传统金融机构和非金融机构组成。互联网金融的发展使得传统金融有了新的形式,互联网金融风险与传统金融风险相互作用共同对系统性金融风险产生影响。面对互联网的快速发展给传统金融业带来的影响和冲击,本文分别对比分析二者的风险及变化波动。

2. 文献综述

国外大部分文献都以传统金融的互联网化为研究对象。关于金融风险量化领域,最经典的方法当属 VaR。陆静,《金融风险管理》中详细讲解了最新的金融风险管理方法和工具,不仅提高了金融风险管理教学研究水平,还为金融机构在识别、计量和控制风险上提供了帮助[2]。兰翔,采用 VaR 分析与 copula 方法对互联网金融风险做了度量[3]。McNeil 分别利用 GARCH 模型和极值理论模型,计算 VAR,并且提出预期损失(ES)的概念[4]。谢平,“互联网金融”是“第三种”金融模式[5]。谢平,互联网金融风险与传统金融有共通点[6]。吴晓求,(2015)分析出互联网金融存在流动性方面的风险[7]。沈蕾,选用我国 7 支互联网金融货币基金,通过建立 EGARCH-VaR 模型分析其风险[8]。贾楠,提出互联网金融发展影响了传统金融风险的形式[9]。邹静,运用主成分分析法实证了互联网金融对我国商业银行系统性风险的影响[10]。本文借鉴以上文献方法,运用 ARMA-GARCH 模型分别计算互联网金融市场和传统金融市场中的两个重要股指收益率的在险价值(VaR)和预期损失(ES)并进行分析。

2.1. 指数介绍

本文以中证互联网金融指数代表互联网金融市场的变化,中证 800 金融指数代表传统金融市场的波动。中证互联网金融指数(指数代码:399805,简称互联网金融)是由中证指数有限公司 2015 年 2 月 10 日发布的反映互联网金融主题公司的整体表现的股票指数。中证 800 金融指数是一个二级行业指数,将其中成分为银行、综合金融和保险行业的股票作为样本股。该指数侧重反映金融行业公司在二级市场的整表现[3]。

互联网金融和 800 金融指数的公共成分股有:平安银行、第一创业、中国平安、中信银行。反映互联网金融对传统金融的延展关系。

2.2. 描述性统计分析

首先从收盘价时序图可以观察到, 互联网金融与 800 金融的变化趋势类似。本文决定采取 GARCH 族模型计算互联网金融的 VaR 值, 量化其系统风险。以收益率序列代替价格序列, 定义为对数价格的一阶差分: $r_t = \ln(p_t) - \ln(p_{t-1})$, 其中 r_t 为收益率, p_t 为第 t 天指数收盘价[3]。

3. 互联网金融风险建模

3.1. 基础性检验

首先对收益率序列进行一些基础性检验, 得到序列的正态 QQ 图和直方图如下:

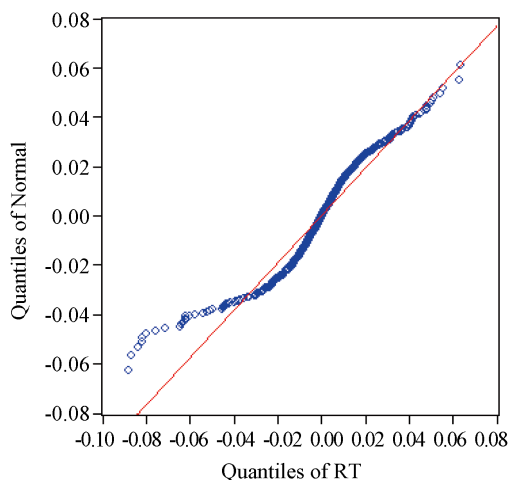


Figure 1. Normal QQ diagram

图 1. 正态 QQ 图

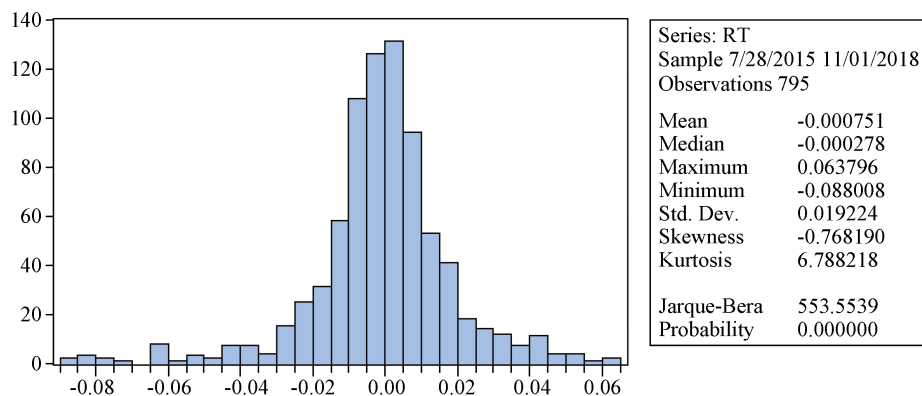


Figure 2. Histogram

图 2. 直方图

图 1 所示为收益率序列的正态 QQ 图, 样本序列尾部尤其是左侧明显偏离直线, 序列的分布存在尖峰厚尾现象。如图 2 所示, 序列的直方图中看出分布不对称。所以互联网金融收益序列具有波动聚集、尖峰厚尾特征, 本文决定选用 GARCH 类模型来量化收益率风险。

然后对收益率序列的自相关性进行检验, 观测自相关系数 AC 与偏自相关系数 PAC 的值, 图 3 所示, 滞后 1 阶和 10 阶有较小相关性。

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.515	-0.515	211.43	0.000
		2 0.010	-0.347	211.52	0.000
		3 0.056	-0.178	214.05	0.000
		4 -0.063	-0.171	217.19	0.000
		5 0.006	-0.160	217.23	0.000
		6 0.022	-0.144	217.61	0.000
		7 -0.034	-0.129	218.56	0.000
		8 0.033	-0.087	219.43	0.000
		9 0.027	-0.008	220.01	0.000
		10 -0.128	-0.169	233.16	0.000

Figure 3. Autocorrelation test

图 3. 自相关性检验

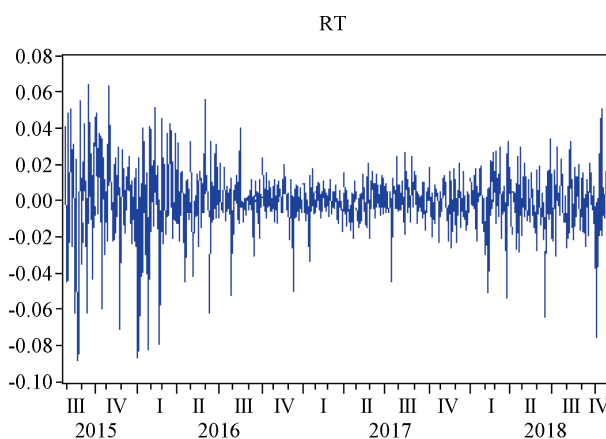


Figure 4. Sequence chart

图 4. 时序图

因此可以建立波动性模型。根据图 4 收益率序列 $\{r_t\}$ 的时序图, 图中显示该收益率序列存在波动聚集性, 即可能存在条件异方差性。通过 ARCH-LM 检验如图 5 所示, 收益率序列存在自回归条件异方差; 模型可以采用 GARCH 族模型。由于波动率模型的建立前提是所选时间序列必须是平稳的, 结果显示收益率序列平稳。经过多次试验后, 在 AIC, SC 最小原则下, AR(1)模型的系数均通过检验如图 6 所示。且残差序列已消除自相关性, 互联网金融的收益率的自相关信息都包含在 AR(1)模型中, 因此模型合理。

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	32.44923	Prob. F(1,790)	0.0000
Obs*R-squared	31.24787	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Figure 5. ARCH-LM test results

图 5. ARCH-LM 检验结果

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.515074	0.030458	-16.91112	0.0000
R-squared	0.265292	Mean dependent var	-6.42E-05	
Adjusted R-squared	0.265292	S.D. dependent var	0.026942	
S.E. of regression	0.023093	Akaike info criterion	-4.697280	
Sum squared resid	0.422378	Schwarz criterion	-4.691383	
Log likelihood	1863.471	Hannan-Quinn criter.	-4.695014	
Durbin-Watson stat	2.354952			

Figure 6. The coefficients of AR (1) model have passed the test

图 6. AR(1)模型的系数均通过检验

3.2. ARMA-GARCH 模型的构建

经多次实验, 本文决定采用 GARCH(1,1)模型, 基本形式为:

$$\text{均值方程: } r_t = \rho r_{t-1} + u_t$$

$$\text{方差方程: } \sigma_t^2 = \omega + \alpha \mu_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

在此我们把 GARCH(1,1)模型选用不同分布假定时的模型参数估计值整理如表 1:

Table 1. Parameter estimates for each distribution model

表 1. 各分布模型参数估计值

参数	正态分布	t-分布	GED 分布
ρ	-0.502853 0.0000	-0.510185 0.0000	-0.511456 0.0000
ω	3.05E-06 0.0062	3.64E-06 0.0734	3.36E-06 0.0411
α	0.052379 0.0000	0.067175 0.0002	0.057647 0.0001
β	0.939128 0.0000	0.924003 0.0000	0.933192 0.0000
n (t 分布自由度)		9.102026 0.0010	
ν (GED 分布参数)			1.584681 0.0000
AIC	-5.02994...	-5.05072...	-5.04303...
SC	-5.00636...	-5.02123...	-5.01355...

系数 α 代表外部因素对互联网金融收益率的影响, β 代表自回归项的影响。根据 AIC + SC 最小原则, 确定 AR(1)-GARCH(1,1)-t 模型为样本序列最优模型。具体形式为:

$$\begin{cases} r_t = -0.510185r_{t-1} + \mu_t \\ \mu_t = \sigma_t \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 = 3.64e^{-6} + 0.067175\mu_{t-1}^2 + 0.924003\sigma_{t-1}^2 \\ \varepsilon_t^{i,j,d} \sim t(9.102026) \end{cases}$$

再次对残差平方和进行自相关检验, 检验结果为, 残差不再自相关。

3.3. VaR 及 ES 计算

本文采用风险价值度量两个金融指数的风险。VaR, 意为处于风险之中的价值简称风险价值或在险价值。与传统的风险测度相比, VaR 的方法具有很多优势, 它具有可比性、具有全面性、具有直观性、简单, 有效、易于理解、具有信息沟通, 控制风险性, 管理风险的作用。总之, 由于 VaR 为不同类型的金融风险提供了一个一致的、可比的、全面的、直观的测度方法。其被全球范围内的各类金融业务部门或金融监管机构广泛应用于风险比较, 风险控制, 业绩评估, 风险资本评估, 风险投资决策, 以及风险监管等诸多领域。

作为风险测度工具, VaR 度量的是超出置信水平以外的风险事件, 不发生时可能的最大损失。这意味着, 当投资组合在较小概率下存在巨大损失可能时, 仅仅依据 VaR 进行风险决策, 可能导致错误判断,

使投资者暴露在超额损失的风险之下, 可能导致及其严重的不良后果。合理的风险测度方式必须满足一致性条件。事实上, 只有在投资组合收益, 服从正态分布等椭圆分布时, VaR 具有次可加性。反之则意味着不满足一致性条件。因此不是最好的风险测度方法, 因此有必要寻找另外一种满足一致性性质的风险测度方式作为替代, 其中较为常用的, 是预期损失 ES, 预期损失是在一定置信水平下超过 VaR 这一损失的风险事件, 导致的收益或损失 X 的平均数或期望值[2]。在保持了 VaR 的共通性、整体性与简洁性等优点的同时, ES 与 VaR 相比还具备这几个优势: 1) ES 会告诉我们最坏的损失。2) ES 是一致性风险测度、满足次可加性, 基于 ES 的风险决策更可行。3) ES 在投资决策的最优化问题中总是能够得到唯一最优解。

经过实验对比确定模型后, VaR 的计算步骤为:

① 按照模型及参数计算各期条件方差 σ_t^2 , 开方得其标准差 σ_t ;

② 本文采用陆静《金融风险管理》中的参数分布的 VAR 计算, 公式: $VaR_t = r_t Z_\alpha \sigma_t$, r_t 为互联网金融的投资收益率, Z_α 是 t 分布的分位数, 可由 Eviews8.0 求得;

③ 期望损失即条件均值 $ES_t(\alpha) = -E[X_t | X_t < -V_t(\alpha)]$, α 是置信水平为 0.05, $V_t(\alpha)$ 是风险价值, X_t 是股票指数在 t 时期的收益率。在置信水平下的期望损失是假定危机发生情况下的预期损失(当实际损失超出风险价值时即视为危机发生) [11]。

AR(1)-GARCH(1.1)-t 模型下 VaR 和 ES 的描述性统计如下表 2, 置信水平 α 选择 95%。

Table 2. Descriptive Statistics of VaR and ES

表 2. VaR 和 ES 的描述性统计

	VaR	ES
均值	3.78E-05	0.000047
中位数	1.16E-05	0.000034
最大值	0.005471	0.006282
最小值	-0.003786	-0.004279
标准差	0.000917	0.001156

由表 2 可以得出以下结论: ① 说明 ES 比 VaR 有更稳健的风险预估能为; ② ES 虽保守但却能反映出绝大多数情况下各序列最大可能的损失。③ AR(1)-GARCH(1,1)-t 可以较为准确的度量互联网金融序列的波动性和风险。

4. 传统金融风险建模

4.1. 同理建立 800 金融指数收益率序列的模型

在对 800 金融指数的收益率序列进行一些基础检验后, 发现序列存在尖峰厚尾特征。800 金融指数收益率序列是平稳的, 存在 10 阶后的自相关和偏自相关。实验后 AR(1)模型的 AIC、SC 最小; 残差具有异方差。假定均值方程为:

$$r_t = u + \mu_t$$

4.2. GARCH 模型的构建

经过试验, 决定采用 GARCH(1,1)模型, 不同分布假定的模型参数估计值见下表 3:

Table 3. Parameter estimates for each distribution model**表 3.** 各分布模型参数估计值

参数	正态分布	t-分布	GED 分布
p	-0.486968 0.0000	-0.495013 0.0000	-0.491743 0.0000
w	1.71E-06 0.0071	2.03E-06 0.0429	1.84E-06 0.0362
α	0.087723 0.0000	0.090518 0.0000	0.087418 0.0000
β	0.906193 0.0000	0.901414 0.0000	0.905021 0.0000
n (t 分布自由度)		8.027084 0.0002	
v (GED 分布参数)			1.538213 0.0000
AIC	-5.66327...	-5.69071...	-5.68162...
SC	-5.64012...	-5.66178...	-5.65268...

满足 AIC 和 SC 最小准则, 确定选用 GARCH(1,1)-t 模型, 此时 $AIC = -5.69071$, $SC = -5.66178$ 。方程形式为:

$$\begin{cases} r_t = -0.495031r_{t-1} + \mu_t \\ \mu_t = \sigma_t \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 = 2.03e^{-6} + 0.090510\mu_{t-1}^2 + 0.901414\sigma_{t-1}^2 \\ \varepsilon_t^{i,j,d} \sim t(8.027084) \end{cases}$$

残差通过检验。

4.3. VaR 及 ES 计算

在置信水平 α 为 5% 下的 VaR 和 ES 值基本统计信息为表 4:

Table 4. Descriptive Statistics of VaR and ES**表 4.** VaR 和 ES 的描述性统计

	VaR	ES
均值	-1.92E-05	-0.000035
中位数	1.72E-05	0.000031
最大值	0.004147	0.005894
最小值	-0.007349	-0.008352
标准差	0.000868	0.000987

5. 风险比较

从以上结果中可以看出, 两股票指数收益率序列的分布确实存在厚尾现象, 互联网金融的 VaR 值总体高于 800 金融的 VaR 值, 但是波动较小。在选择恰当模型度量互联网金融和 800 金融的收益率序列后, 从各序列对应的 VaR 和 ES 来看, VaR 基本反映出最大可能的损失情况, 在此情况下使用 ES 会高估实际

的风险水平; 从 VaR 和 ES 的描述性统计中可以看出, 互联网金融行业可能面临比传统金融更高的风险。

参考文献

- [1] 帅情红, 李忠俊. 互联网金融[M]. 大连: 东北财经大学出版社, 2016.
- [2] 陆静. 金融风险管理[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2015.
- [3] 兰翔. 基于 VaR 分析与 copula 方法的互联网金融风险度量[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东大学, 2017.
- [4] McNeil, A.J. and Frey, R. (2000) Estimation of Tail-Related Risk Measures for Heteroscedastic Financial Time Series: An Extreme Value Approach. *Journal of Empirical Finance*, 7, 271-300.
- [5] 谢平, 邹传伟. 互联网金融模式研究[J]. 金融研究, 2012(12): 11-22.
- [6] 邹传伟. 互联网金融监管的必要性与核也原则[J]. 国际金融研究, 2014(8): 3-9.
- [7] 吴晓求. 互联网金融: 逻辑与结构[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2015.
- [8] 沈蕾. 基于 VaR 模型的互联网金融产品的收益风险度量及绩效评价[J]. 2015(7): 72-75.
- [9] 贾楠. 中国互联网金融对银行业风险影响及其系统性风险度量研究[J]. 经济问题探索, 2018(4): 149-161.
- [10] 邹静, 王洪卫. 互联网金融对中国商业银行系统性风险的影响——基于 SVAR 模式的实证研究[J]. 财经理论与实践, 2017, 38(1):17-23.
- [11] 洪永淼. 概率论与统计学[M]. 北京: 中国统计出版社, 2017.

知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2324-7991, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: aam@hanspub.org