

基于DCC-GARCH模型的证券公司 系统性风险研究

邹奇麟

贵州大学经济学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2024年9月19日; 录用日期: 2024年11月21日; 发布日期: 2024年11月28日

摘要

本研究运用DCC-GARCH模型, 针对中国八大证券公司在2015年7月1日至2023年7月1日期间的股票收益率数据进行了深入分析, 旨在揭示这些证券公司间系统性风险的动态关联性。实证分析结果显示, 中国这八大证券公司的股票收益率呈现出波动聚集性, 并且风险动态相关性为正。鉴于此, 证券公司应持续强化其对系统性风险的管理能力, 不断完善内部风险防控体系, 增强其风险抵御力, 以期有效降低风险对公司造成的损失。

关键词

证券公司, 系统性风险, 股票收盘价, 对数收益率, 动态相关

Research on Systematic Risk of Securities Companies Based on DCC-GARCH Model

Qilin Zou

School of Economics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Sep. 19th, 2024; accepted: Nov. 21st, 2024; published: Nov. 28th, 2024

Abstract

This paper establishes DCC-GARCH model to study the stock returns of eight major securities companies from July 1, 2015 to July 1, 2023, and finds the dynamic correlation of systemic risk among eight major securities companies in China. Through empirical analysis, it can be found that the stock returns of China's eight securities companies have the characteristics of volatility clustering, and there is a positive risk dynamic correlation. Securities companies should continuously strengthen their ability to manage systemic risks, adhere to improving their internal risk prevention and control

文章引用: 邹奇麟. 基于 DCC-GARCH 模型的证券公司系统性风险研究[J]. 电子商务评论, 2024, 13(4): 5494-5502.

DOI: 10.12677/ec.2024.1341787

mechanism, and improve their ability to resist risks, so as to reduce the losses brought by risks to securities companies.

Keywords

Securities Company, Systemic Risk, The Closing Price of the Shares, Log Rate of Return, Correlation of Dynamics

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

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



Open Access

1. 引言

自 2007 年金融危机爆发以来, 学术界的研究者们着手探究其成因, 研究结果显示, 全球性金融危机的起因在于风险管理的缺失[1]。金融危机的爆发及其对全球金融市场的广泛影响, 彰显了金融体系的相互关联性。某一地区或资产类别遭受的冲击, 可能对全球金融机构的稳定性和市场造成深远影响。鉴于风险在金融网络中传播速度之快, 一旦证券公司面临风险暴露, 不仅其他证券公司及关联金融机构会受波及, 乃至整个社会的经济状况亦可能遭受一定程度的冲击。因此, 证券公司如何有效管理其潜在风险, 不仅对其自身的可持续发展至关重要, 也与国家层面的金融稳定、经济发展乃至社会福祉紧密相连。

2. 证券公司系统性风险的文献综述

根据证券业协会的统计数据, 截至 2022 年末, 我国共有 140 家注册证券公司, 行业总资产规模达到 11.06 万亿元, 净资产额为 2.79 万亿元, 而净资本则为 2.09 万亿元。然而, 值得注意的是, 资本市场仍被视为我国金融市场的一个薄弱环节。2022 年 6 月 17 日, 中共中央政治局会议着重指出, “必须坚持并强化党在金融工作中的领导地位, 有效防范并化解金融风险”。随着资本市场在我国社会主义现代化经济体系中扮演的角色日益重要, 其对证券行业的发展也提出了更为严格的要求。同时, 证券行业在我国金融市场中的地位不断提升, 与其他金融行业的相互联系也日益紧密。鉴于此, 为更有效地管理我国金融市场面临的系统性风险, 对证券行业系统性风险进行深入研究显得尤为必要。

Financial Stability Board 对系统性风险的界定涉及遭遇重大系统事件的风险, 而系统性风险的显现必然关联“系统性事件”。此类事件的起因既可能源自外部冲击, 也可能源自金融体系内部乃至整个经济体系的内生因素, 波及众多具备系统关键性的中介机构或市场。此现象被视为金融机构损失所诱发, 且具备“系统性关键性”特征的机构所显现的风险, 对其他机构的冲击效应不容忽视。

在学术界, 评估系统性风险的方法众多, 涵盖结构化方法与模型法。结构化方法进一步分解为网络分析技术、风险管控策略及矩阵法。具体而言, 网络分析技术依据金融机构间交易数据的差异性构建不同的网络架构, 以此来量化潜在风险[2]; 风险管控策略则是在假定资产规模一致的前提下, 依据银行资产间的相互关联度来衡量系统性风险的水平; 而矩阵法, 则是通过估算某银行破产清算可能引发的其他银行倒闭数量, 来评估系统性风险扩散的程度[3]。而另一种方法涉及应用 CoVaR 模型与 GARCH 模型等工具。尽管传统的 VaR 模型同样能用于风险评估, 但其存在诸多局限性。Girardi 与 Ergun [4]在研究中, 特别关注了尾部风险, 他们通过引入条件在险价值(CoVaR)这一指标, 来衡量当某一金融机构遭遇风险时, 对整个金融市场及其参与者可能造成的损失风险。此后, 众多学者在研究金融机构间的风险传染机制时, 纷纷采纳了 CoVaR 作为分析工具。范小云等[5]则进一步将边际期望损失的概念整合进了 CoVaR 模型中,

以增强其分析效果。然而, Lee 与 Ryu [6] 在研究中指出, CoVaR 方法并非尽善尽美, 仍存在一定的局限性。GARCH 模型, 最初由 Engle [7] 提出, 该模型能够较为精确地刻画金融市场波动的时变性特征。Lee 等 [8] 采用 DCC-GARCH 模型, 实现了对股票组合风险价值的更为精确的度量。在国内, 学者们利用多元 GARCH 模型开展了广泛的研究, 这些研究既涵盖了我国股票市场与外汇市场价格波动关联性的分析 [9], 也包括了对我国金融机构系统性风险的深入探讨 [10]。

在国内针对金融市场系统性风险的研究领域里, 多数文献聚焦于银行业系统性风险的分析, 或是探讨不同金融行业间系统性风险的溢出影响, 而对于证券行业系统性风险的研究则显得较为稀缺。曹源芳与蔡则祥 [11] 在研究中利用时变 CoVaR 模型分别评估了证券业与银行业的系统性风险, 通过对比分析揭示出证券业的系统性风险水平低于银行业。随后, 余笑荷等 [12] 从尾部相依性的角度出发, 构建了多种 Vine Copula 模型, 以实现证券业系统性风险的精确量化。关于证券业与其他相关行业间的风险溢出效应, 沈悦等 [13] 在研究中构建了一个 GARCH-Copula-CoVaR 扩展模型, 用以量化信托、证券、保险及银行等行业对金融业整体系统性风险的贡献, 以及这些行业相互之间的风险溢出水平。随后, 杨扬与徐汇 [14] 采用静态与动态 CoVaR 模型, 深入探讨了保险、证券、银行三个子系统之间的风险传递与溢出机制。杨子晖等 [15] 利用 ΔCoVaR 、CoVaR、MES 及 VaR 四种度量方法, 对中国金融风险跨部门传播的问题进行了全面研究, 并指出在“熔断机制”事件中, 证券行业与房地产行业易成为风险传播网络的核心节点。进一步地, 李政等 [16] 在研究中引入了上行与下行 ΔCoES 指标, 分析了我国保险、银行、证券三大行业间的系统性风险溢出效应, 并特别指出证券业是系统性风险的主要承受方。

现有研究已探讨了证券行业的系统性风险及其与相关行业的风险溢出关联, 然而, 针对证券行业内各证券公司间风险相关性和传染性的分析尚显不足。DCC-GARCH 模型不仅能够评估单个证券公司面临的风险水平, 还能捕捉并量化不同证券公司之间风险的动态相关性。鉴于此, 本文采用 DCC-GARCH 模型, 对八大证券公司的股票收益率时间序列数据进行深入分析。

3. 样本选取与模型构建

本研究聚焦于八家主要证券公司, 具体为: 中信证券、国泰君安、申万宏源、招商证券、华泰证券、海通证券、广发证券以及国信证券, 并依次赋予代码 ZXZQ、GTJA、SWHY、ZSZQ、HuaTZQ、HaiTZQ、GFZQ、GXZQ 以示区分。研究数据采集自 2015 年 7 月 1 日至 2023 年 7 月 1 日期间, 这八家券商每日的股票收盘价, 数据来源于中信证券。此外, 本研究采用收益率作为指标, 以评估所述八家证券公司在上述期间内系统性风险的变化情况。收益率计算方法为:

$$r_t = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \times 100 \quad (1)$$

式(1)中: P_t 表示 t 时期的股票日收盘价, r_t 表示 t 时期对数收益率。

回顾过往研究文献, 收益率指标展现出两大分布特性: 一是尖峰肥尾, 二是波动聚集性。鉴于此, 本研究选定采用 GARCH 模型来估算条件异方差序列。接下来, 我们将依托 Eviews10 软件平台, 首先是检验收益率序列中是否存在 ARCH 效应。随后, 针对那些呈现出 ARCH 效应的变量序列, 我们将应用 GARCH 模型进行进一步的估算。最终, 我们将利用 DCC-GARCH 模型, 来估算并分析这八家主要证券公司股票收益率时间序列间的风险动态相关系数。

3.1. 数据描述性统计分析

对八大证券公司股票对数收益率的时间序列进行深入剖析, 可以观察到其变动呈现出显著的波动聚集特性, 具体表现为正向收益率在历经一段时间后往往转向为负向。因此, 本研究采用 GARCH 模型对

收益率时间序列展开了更为详尽的分析。

在描述性统计方面，以申万宏源为例，其收益率指标的平均值为-0.0612，中位数恰好为 0，而最大值与最小值则分别达到了 9.5997 和-32.6736，标准差计算为 2.1197，偏度值为-2.0417，显示出左偏；峰度高达 37.3534，远超标准正态分布，表明其分布形态为尖峰。P 值检测结果为 0.000，这意味着在 5% 的显著性水平下，拒绝收益率服从正态分布的原假设。值得注意的是，其余七家证券公司的相关统计指标也呈现出类似的特征(见表 1)。

观察图 1 中展示的八大证券公司收益率 QQ 图，可以清晰地辨识出，各证券公司的收益率数据均显著偏离了图中的参考直线，并呈现出一种“S”形态。此图形直观地揭示了八大证券公司对数收益率的样本数据并不遵循正态分布的特征。进一步总结，这八大证券公司收益率序列的共同特性表现为：尖峰肥尾及非对称分布。

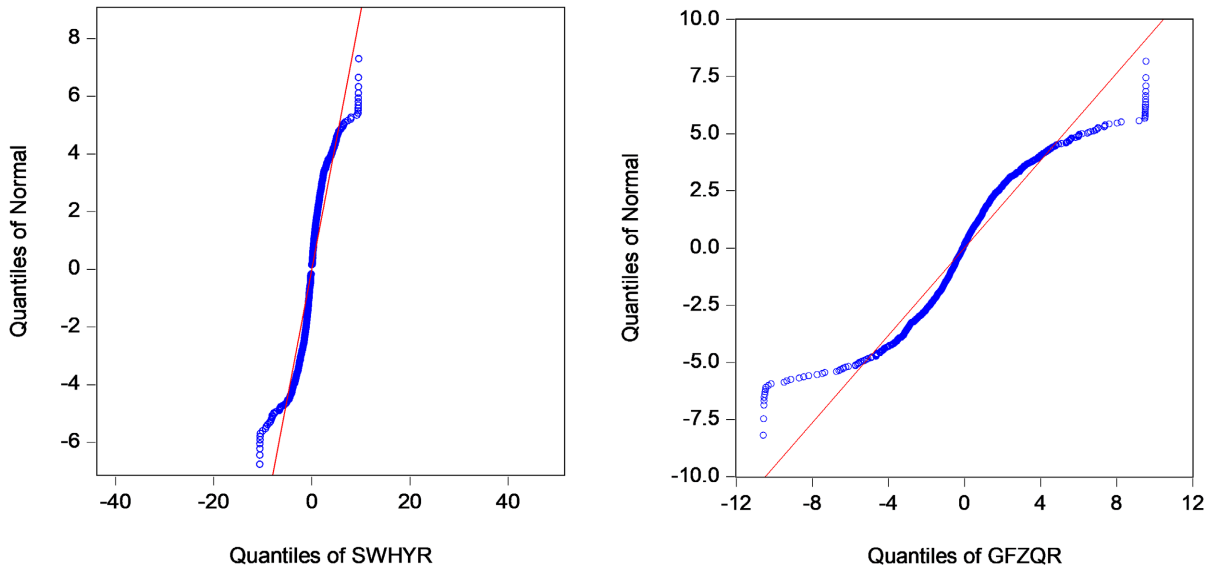
3.2. 收益率序列单位根检验与自相关检验

在着手构建 GARCH 模型之前，首要步骤是对收益率序列的平稳性进行验证。针对平稳性的检测，

Table 1. Descriptive analysis results of the time series of return rates of eight major securities companies

表 1. 八大证券公司收益率时间序列的描述性分析结果

证券公司	均值	中位数	最大值	最小值	标准差	偏度	峰度	P 值
SWHY	-0.0612	0.0000	9.5997	-32.6736	2.1197	-2.0417	37.3534	0.0000
GFZQ	-0.0184	-0.0617	9.5565	-10.5681	2.3547	0.0701	7.8521	0.0000
GXZQ	-0.0515	-0.0736	9.5964	-10.5361	2.2502	-0.0737	8.5875	0.0000
DFCF	-0.0741	-0.0544	14.4896	-64.1302	3.6248	-3.3296	56.5560	0.0000
ZXZQ	-0.0121	-0.0535	9.5578	-10.5527	2.2206	0.0022	8.4518	0.0000
HaiTZQ	-0.0403	-0.0695	9.5667	-10.5534	2.0407	-0.0605	9.4685	0.0000
ZSZQ	-0.0299	-0.0543	9.5517	-20.4175	2.2815	-0.2423	11.1018	0.0000
GTJA	-0.0453	0.0000	9.5406	-10.5552	2.0261	-0.2776	9.9783	0.0000
HuaTZQ	-0.0221	-0.0536	9.5653	-10.5599	2.2994	0.0550	7.9375	0.0000



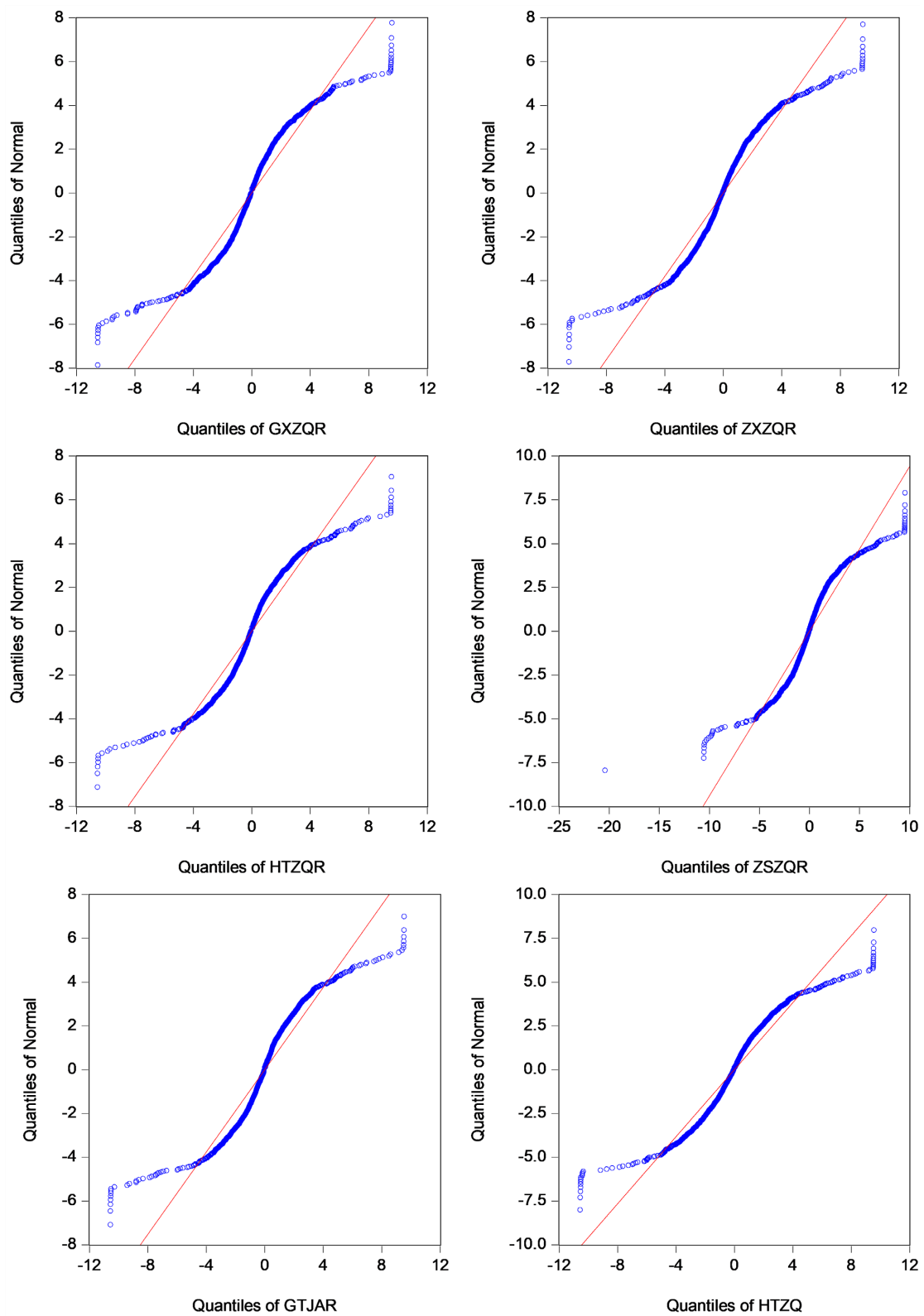


Figure 1. QQ chart of return rate

图 1. 收益率的 QQ 图

ADF 单位根检验与 PP 单位根检验是两种广泛应用的方法。本研究选择了 ADF 单位根检验。检验结果显示，八大证券公司收益率时间序列的 ADF 统计量均低于各显著性水平对应的临界值，且所有 P 值均为 0，这表明序列中不存在单位根，从而确认了收益率序列的平稳性，满足了 GARCH 模型构建的基本前提。

构建 GARCH 模型的第二个关键步骤是建立均值回归模型，并利用 Q 检验统计量来探查收益率序列的自相关性。通过对八大证券公司收益率序列进行自相关检验，从滞后 1 期至 6 期的分析中发现，当滞后阶数在 2 至 6 阶时，各公司的 Q 统计量在 5%的置信水平下对应的概率值均小于 0.05，这表明八大证券公司的收益率序列均存在显著的自相关性，表明可以进行进一步的 ARCH 效应检验。

3.3. ARCH 效应检验

在 GARCH 模型的构建流程中，第三步涉及利用拉格朗日乘数检验(LM 检验)来判定 OLS 残差序列中是否存在 ARCH 效应。相关的检验结果已整理于表 2 中。分析表 2 数据，我们发现，在 5%的显著性水平下，从滞后 1 阶至 4 阶的收益率样本残差序列所对应的 P 值均小于 0.05，这一结果有力地证明了收益率残差序列中存在着显著的 ARCH 效应。

Table 2. LM test results of return residual sequence

表 2. 收益率残差序列 LM 检验结果

滞后项	P 值							
	SWHY	GFZQ	GXZQ	ZXZQ	HaiTZQ	ZSZQ	GTJA	HuaTZQ
1	0.0053	0	0	0	0	0	0	0
2	0.0045	0	0	0	0	0	0	0
3	0.0063	0	0	0	0	0	0	0
4	0.009	0	0	0	0	0	0	0

4. 八大证券公司间风险动态相关性的实证研究

4.1. 模型构建

基于前述分析，已确认八大证券公司股票收益率样本序列展现出平稳性、显著的自相关性以及 ARCH 效应，这些特性恰好契合了 DCC-GARCH 模型的构建前提。据此，本节将深入探讨并估计八大证券公司间风险动态相关性检验模型的参数，具体模型构建如下所示：

$$A_t = c + \sum_{i=1}^q \gamma_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j A_{t-j}$$
 (2)

式(2)中： A_t 为当期半向量化处理后的扰动项； A_{t-j} 为滞后期半向量化处理后的扰动项；C 为常数； γ_i 和 β_j 分别表示待估系数矩阵； ϵ_{t-i}^2 代表随机干扰项 ϵ_t 的滞后平方项矩阵； p 、 q 分别为 GARCH 和 ARCH 项中的滞后阶数。

4.2. 实证检验及结果分析

经反复检验后，选取 GARCH 项和 ARCH 项的滞后阶数 p 、 q 均为 1 构建 DCC-GARCH 模型，模型估计的参数如表 3 所示。

从表 3 的展示中可以观察到，我国八大证券公司的 γ 与 β 参数值均呈现出差异性。具体而言， γ 参数的大小衡量了股票收益率对市场信息反应的敏捷程度，其中，申万宏源拥有最高的 γ 估计值，紧随其后的是国信证券，而海通证券与华泰证券则位列末位。这表明，在反应速度上，申万宏源最为迅速，相比

之下，华泰证券则显得较为迟缓。至于 β 参数，其大小反映了收益率波动的衰减速度及历史信息对其影响程度。分析结果显示，广发证券、国信证券、中信证券、海通证券、招商证券、国泰君安以及华泰证券均较大程度地受到过去信息的影响，但与这些公司相比，申万宏源的收益率波动衰减速度显著更快。进一步地， γ 与 β 参数之和能够体现股市收益率波动的持久性，数值越接近 1，持久性越强。值得注意的是，这八家证券公司的 $\beta + \gamma$ 值均超过了 0.97，彼此间差异甚微且均逼近 1，这一现象揭示了收益率波动的持久性是这八大证券公司的共同特性。

Table 3. Parameter estimation table of DCC-GARCH model
表 3. DCC-GARCH 模型参数估计表

证券公司	c	γ	β
SWHY	0.255441 (0.000)***	0.317072 (0.000)***	0.707919 (0.000)***
GFZQ	0.076227 (0.000)***	0.069158 (0.000)***	0.916053 (0.000)***
GXZQ	0.086426 (0.000)***	0.072486 (0.000)***	0.908061 (0.000)***
ZXZQ	0.053023 (0.000)***	0.067185 (0.000)***	0.922996 (0.000)***
HaiTZQ	0.035868 (0.000)***	0.060527 (0.000)***	0.930084 (0.000)***
ZSZQ	0.048312 (0.000)***	0.065728 (0.000)***	0.925787 (0.000)***
GTJA	0.084044 (0.000)***	0.064872 (0.000)***	0.908856 (0.000)***
HuaTZQ	0.051217 (0.000)***	0.038278 (0.000)***	0.949270 (0.000)***

注：***表示 1%的显著性水平。

此外，本文采用了 ARCH LM Test 检验方法，以评估 GARCH 模型拟合后残差中是否仍存在 ARCH-LM 效应，并提供了相应的检验统计量及其对应的概率值。检验结果显示，所有 P 值均大于 0.05，这一发现表明，当前残差序列中并未观察到 ARCH 效应的存在。此结果进一步证实了 GARCH (1, 1)模型适用于该残差序列的建模，它能够有效消除条件异方差，并且已经充分拟合了残差变动的内在规律。

下面继续通过对八大证券公司进行动态相关系数做进一步分析，估计结果如表 4 所示。

Table 4. Statistical table of dynamic correlation coefficient of return series
表 4. 收益率序列动态相关系数统计表

	ρ_{12}	ρ_{13}	ρ_{14}	ρ_{15}	ρ_{16}	ρ_{17}	ρ_{18}	ρ_{23}	ρ_{24}
Coef.	0.1644	0.6950	0.1771	0.0169	0.1645	0.1497	0.1547	0.7636	0.3914
P 值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	ρ_{25}	ρ_{26}	ρ_{27}	ρ_{28}	ρ_{34}	ρ_{35}	ρ_{36}	ρ_{37}	ρ_{38}
Coef.	0.0315	0.5070	0.8048	0.8158	0.3700	0.0487	0.9437	0.8691	0.7523
P 值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	ρ_{45}	ρ_{46}	ρ_{47}	ρ_{48}	ρ_{56}	ρ_{57}	ρ_{58}	ρ_{67}	ρ_{68}
Coef.	0.0454	0.3701	0.3782	0.3727	0.0231	0.7534	0.0384	0.9358	0.5395

续表

P 值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	ρ_{78}	θ_1	θ_2						
Coef.	0.8393	0.0318	0.9423						
P 值	0.000	0.000	0.000						

第一，由表 4 可知我国八大证券公司的股票收益率呈现出正相关特性，这一结论基于所有估计参数系数均为正值，意味着当其中任意一家证券公司的收益率上升时，其他七家公司的收益率亦倾向于同向增加。在模型参数估计过程中，我们依次纳入了 SWHY、GFZQ、GXZQ、ZXZQ、HaiTZQ、ZSZQ、GTJA 及 HuaTZQ。此处， ρ_{12} 代表第一家与第二家证券公司间的平均动态相关系数，具体为 SWHY 与 GFZQ 的平均动态相关系数；类似地， ρ_{13} 反映了 SWHY 与 GXZQ 的动态相关性，余者依此类推。根据表 4 数据，最大估计值为 0.9437，对应于 ρ_{36} ，而最小值 0.0169 则与 ρ_{15} 相对应，这表明 GXZQ 与 ZSZQ 之间的风险相关性最强，相反，SWHY 与 HaiTZQ 之间的风险相关性最为微弱。此外，与 0.9437 相近的数值 0.9358 揭示了 ZSZQ 与 GTJA 之间的高度风险相关性。

第二，就 DCC-GARCH 模型中的参数 θ_1 与 θ_2 而言，两者的估计值均大于零，且 P 值为 0，同时，这两个参数的和接近于 1。这一结果强有力地指出，八大证券公司的股票收益率序列之间存在着强烈的动态相关性，并且显著地受到历史信息的影响。进一步地，通过对这八大证券公司股票收益率之间动态相关性的分析，我们观察到，它们之间的动态相关系数普遍具有时变性特征，这与金融数据所普遍展现出的时变性特质相吻合。

5. 政策建议

5.1. 建立识别风险预警机制

对于证券公司自身而言，系统性风险往往难以有效分散，故而，在风险显现之前构建一套风险预警识别机制成为优选策略，旨在将潜在损失控制在最低水平。证券公司需紧密结合其实际运营状况，着手于风险的辨识工作，并通过指标量化的方式，尽可能全面地捕捉风险，以期降低风险引致的损害。此外，证券公司还应致力于培养高级风险管理人才，利用大数据、云计算等先进技术为风险识别提供精准的定量分析支持，进而增强风险监管的效能。

5.2. 提高证券公司自身风险抵御能力

除了预先辨识风险，证券公司亦需强化自身的风险承受能力。评级机制并非静态不变，而应伴随证券公司的长远发展持续更新与优化。各证券公司均应承担起风险监管的责任，通过增强自身应对能力、不断完善内部管理体系、提升资本充足水平及优化资本结构，来有效降低风险向外部环境的扩散效应。面对风险事件，证券公司需建立健全的风险应急响应机制，确保在紧急情况下，能够迅速启动该机制，将风险所致损失控制在最小范围，进而保障金融市场的整体稳定。

5.3. 建立完善的证券风险管理体系

金融监管当局能够根据证券公司的不同类型，设定差异化的标准，并建立相应的动态调整框架。一方面，金融监管机构需确立证券公司的信息公开制度，规定其定期提交报告的义务；另一方面，金融监管机构应持续关注券商的发展状况，同时遏制其不良竞争行为，以构建一个公平竞争的证券行业环境，从而推动整个金融市场的健康发展。

参考文献

- [1] Goodhart, C.A.E. (2008) The Background to the 2007 Financial Crisis. *International Economics and Economic Policy*, 4, 331-346. <https://doi.org/10.1007/s10368-007-0098-0>
- [2] 廖为鼎, 陈一非. 基于网络分析法的我国银行间风险传染效应研究[J]. 金融监管研究, 2014(10): 59-76.
- [3] Lehar, A. (2005) Measuring Systemic Risk: A Risk Management Approach. *Journal of Banking & Finance*, 29, 2577-2603. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.09.007>
- [4] Girardi, G. and Tolga Ergün, A. (2013) Systemic Risk Measurement: Multivariate GARCH Estimation of Covar. *Journal of Banking & Finance*, 37, 3169-3180. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.02.027>
- [5] 范小云, 王道平, 方意. 我国金融机构的系统性风险贡献测度与监管——基于边际风险贡献与杠杆率的研究[J]. 南开经济研究, 2011(4): 3-20.
- [6] Lee, J.H., Ryu, J. and Tsomocos, D.P. (2012) Measures of Systemic Risk and Financial Fragility in Korea. *Annals of Finance*, 9, 757-786. <https://doi.org/10.1007/s10436-012-0218-x>
- [7] Engle, R.F. (1982) Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50, 987-1008. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- [8] Lee, M., Chiou, J. and Lin, C. (2006) A Study of Value-at-Risk on Portfolio in Stock Return Using DCC Multivariate Garch. *Applied Financial Economics Letters*, 2, 183-188. <https://doi.org/10.1080/17446540500447645>
- [9] 吕雪蓉. 汇率制度改革后我国股市与汇市溢出效应研究——基于多元 GARCH 模型[J]. 市场周刊(理论研究), 2011, 24(7): 46-47, 75.
- [10] 方意, 赵胜民, 王道平. 我国金融机构系统性风险测度——基于 DGC-GARCH 模型的研究[J]. 金融监管研究, 2012(11): 26-42.
- [11] 曹源芳, 蔡则祥. 证券业的系统性风险真的比银行业高吗?——来自中国上市公司股票收益率的证据[J]. 经济问题, 2015(10): 58-63, 98.
- [12] 余笑荷, 艾蔚, 袁芳英, 等. 基于尾部相依视角的证券业系统性风险度量[J]. 统计与决策, 2019, 35(17): 162-165.
- [13] 沈悦, 戴士伟, 罗希. 中国金融业系统性风险溢出效应测度——基于 GARCH-Copula-CoVaR 模型的研究[J]. 当代经济科学, 2014, 36(6): 30-38, 123.
- [14] 杨扬, 徐汇. 金融市场银、证、保系统性风险传导和溢出效应研究——基于静、动态 CoVaR 模型分析[J]. 区域金融研究, 2018(12): 25-32.
- [15] 杨子晖, 陈雨恬, 谢锐楷. 我国金融机构系统性金融风险度量与跨部门风险溢出效应研究[J]. 金融研究, 2018(10): 19-37.
- [16] 李政, 朱明皓, 范颖岚. 我国金融机构的传染性风险与系统性风险贡献——基于极端风险网络视角的研究[J]. 南开经济研究, 2019(6): 132-157.