

分类号: F830

单位代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2211020134

题 目 基于极值理论和 Copula 理论的证券市场风
险度量相关问题的研究

题 目 A Study on Issues Related to Risk Measurement
In Securities Market Based on Extreme Value
Theory and Copula Theory

学 生 姓 名 : 王秋艳

指 导 教 师 : 李志民 教授

专 业 : 数学

研 究 方 向 : 金融数学

论文答辩日期: 2024 年 5 月 29 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：王秋艳

日期：2024年6月2日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密☐，在 ____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密☒。

学位论文作者签名：王秋艳

指导教师签名：李长良

日期：2024 年 6 月 2 日

日期：2024 年 6 月 2 日

基于极值理论和 Copula 理论的证券市场风险度量相关问题的研究

摘 要

在 2008 年世界金融危机和 2015 年“股灾”等一些极端事件发生后，金融市场的系统性风险度量变得尤为重要，度量系统性风险不仅可以揭示不同市场、不同资产之间的联动关系，还可以帮助投资者更好地理解风险在市场间的传播方式。而证券市场作为国民经济的重要组成部分，其系统性风险的爆发往往会对国民经济发展产生严重的负面作用。为有效降低证券市场间的风险溢出、增强证券市场的稳定性，本文以证券市场收益率数据为基础，以上证指数、深证成指、恒生指数为研究对象，这些指数分别代表了中国内地和香港证券市场的核心走势，具有较高的代表性和影响力。通过对这些指数的研究，我们能够更全面地了解两个市场间的风险溢出情况。在研究方法上，本文构建了 GARCH-EVT-时变 Copula-CoVaR 模型。该模型结合了 GARCH 模型在刻画金融时间序列波动性方面的优势，EVT（极值理论）在极端风险度量上的准确性，以及时变 Copula 函数在捕捉不同市场间非线性、非对称相依性方面的能力。

文章基于 EVT 和时变 Copula 函数对证券市场历史收益率数据进行了实证分析并通过对风险度量指标 VaR、CoVaR、 Δ CoVaR、%CoVaR 的计算，量化了证券市场在极端风险下的风险水平，分析了中国内地和香港证券市场间的风险溢出效应。研究发现：中国内地证券市场与香港证券市场之间存在着双向风险溢出效应，且风险溢出效

应为正；我国内地证券市场对香港证券市场的风险溢出强度强于香港证券市场对我国内地证券市场；一些类似“深港通”这样的政策，可以为内地和香港证券市场之间的风险转移创造更多机会和条件。最后根据研究结果对未来研究方向和如何降低市场间的风险溢出、增强市场的稳定性提出了相关建议，如模型应用拓展至其它领域、建立风险预警和应急机制等。

关键词：证券市场，风险度量，EVT，时变 Copula，时变相关性，风险溢出

A Study on Issues Related to Risk Measurement in Securities Market Based on Extreme Value Theory and Copula Theory

ABSTRACT

In the wake of extreme events such as the global financial crisis in 2008 and the stock market crash in 2015, the measurement of systemic risk in financial markets has become increasingly crucial. Not only does the measurement of systemic risk reveal the linkage relationships between different markets and assets, but it also assists investors in better understanding the manner of risk transmission across markets. As the stock market serves as a vital component of the national economy, the outbreak of its systemic risk often has severe negative impacts on the development of the national economy. To effectively mitigate risk spillovers across securities markets and enhance their stability, this thesis focuses on the analysis of stock market return data, specifically targeting the Shanghai Composite Index, Shenzhen Component Index, and Hang Seng Index as the research subjects. These indices represent the core trends of the Chinese mainland and Hong Kong securities markets, boasting high representativeness and influence. By studying these indices, we can gain a more comprehensive understanding of the risk spillover situation between the two markets. In terms of research methods, this thesis constructs a GARCH-EVT-time-varying Copula-CoVaR model. This model combines

the strengths of the GARCH model in characterizing the volatility of financial time series, the accuracy of EVT (Extreme Value Theory) in measuring extreme risks, and the ability of time-varying Copula functions to capture the nonlinear and asymmetric dependencies between different markets. Through the construction of this model, we can more accurately measure the risk spillover effects between the Chinese mainland and Hong Kong securities markets. The findings of this thesis are expected to provide valuable insights for risk management and regulation in the securities markets, thereby contributing to the stability and development of the entire financial system.

Based on the EVT and time-varying Copula function, the article empirically analyses the historical return data of the securities market and quantifies the risk level of the securities market under extreme risk by calculating the risk metrics VaR, CoVaR, ΔCoVaR , and $\%\text{CoVaR}$, and analyses the risk spillover effect between the securities markets of Mainland China and Hong Kong. The study finds that: there is a two-way risk spillover effect between the Mainland China securities market and the Hong Kong securities market, and the risk spillover effect is positive; the intensity of the risk spillover from the Mainland China securities market to the Hong Kong securities market is stronger than that from the Hong Kong securities market to the Mainland China securities market; and some policies like ‘Shenzhen-Hong Kong Stock Connect’ can create an

opportunity for risk transfer between the Mainland China and Hong Kong securities markets. Finally, based on the results of the study, relevant suggestions are made for future research directions and ways to reduce the risk spillover between markets and enhance market stability, such as expanding the application of the model to other areas, establishing risk warning and contingency mechanisms, and so on.

Wang Qiuyan (Mathematics)

Supervised by Prof. Li Zhimin

KEY WORDS: Securities market, Risk measures, EVT, Time-varying Copula, Time-varying correlation, Risk spillover

目录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.3 研究内容及结构安排.....	5
第 2 章 理论基础.....	7
2.1 金融市场风险度量.....	7
2.1.1 风险度量背景.....	7
2.1.2 风险度量方法.....	8
2.2 GARCH 模型.....	11
2.3 极值理论.....	12
2.3.1 极值分布类型.....	12
2.3.2 常用的极值理论模型.....	13
2.4 Copula 函数相关理论.....	14
2.4.1 Copula 函数的定义.....	15
2.4.2 常见的二元 Copula 函数的定义.....	15
2.4.3 时变 Copula 函数.....	16
2.4.4 Copula 函数的估计方法以及最优 Copula 函数的选择.....	18
第 3 章 基于极值理论和 Copula 理论的风险度量模型构建.....	20
3.1 GARCH- EVT-POT 模型.....	20

3.2 时变 t-Copula 模型.....	21
3.3 基于时变 Copula 模型溢出风险度量模型构建	22
第 4 章 证券市场间的系统性风险度量实证分析.....	24
4.1 数据选取及描述性统计.....	24
4.2 样本数据检验与分析.....	25
4.2.1 平稳性检验.....	25
4.2.2 异方差检验.....	25
4.3 边缘分布.....	26
4.3.1 GARCH 模型过滤数据.....	26
4.3.2 POT 模型构建边缘分布	26
4.4 时变 Copula 模型估计	27
4.5 香港与中国内地证券市场的相关性分析.....	28
4.6 香港与中国内地证券市场的风险溢出效应分析.....	28
第 5 章 结论与展望.....	36
5.1 结论.....	36
5.2 建议.....	37
5.3 展望.....	37
参考文献.....	39
攻读硕士期间取得的学术成果.....	43
致谢.....	44

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

在过去三十多年里，全球金融市场经历了多次极端事件，如 1992 年欧洲货币危机、1997 年东南亚金融风暴、以及 2001 年的 9.11 恐怖袭击事件、2008 年的美国次贷危机、2010 年的欧洲主权债务危机等，这些事件都严重冲击了金融市场的稳定和世界经济的健康发展，不仅影响了单一市场，还通过复杂的金融网络迅速传播到全球范围，对全球金融稳定造成了严重威胁。因此，如何准确度量和和管理这些极端风险成为了金融领域的重要议题。随着全球金融市场的迅速发展和金融产品的不断创新，金融市场的风险日益复杂和多样化。方差、协方差和相关系数等传统风险度量主要基于线性关系和正态分布的假设。然而，金融市场风险往往表现出非线性、偏斜和尾部相关等特征。因此，传统的风险度量方法无法准确捕捉这些特征，导致对风险的低估或误估。极值理论和 Copula 理论的引入为衡量金融市场风险提供了新的视角和方法。极值理论主要研究极端事件的概率和趋势，从而可以有效地理解金融市场的极端风险。而 Copula 理论则能够描述多种金融资产之间的相关结构和依赖关系，准确衡量不同资产之间的尾部相关性。这两种理论的结合为衡量金融市场的风险提供了更全面、更准确的方法。

基于极值理论与 Copula 理论的金融市场风险度量研究，能够精准捕捉市场中的非线性、非对称性以及尾部相关性特征，进而显著提升风险度量的精确性。这对于投资者和监管者更全面地把握市场风险，制定更加科学合理的风险管理和投资决策，具有极其重要的意义。这些研究不仅提升了风险管理的效率，也为金融市场的平稳运行和可持续发展提供了有力支撑。金融市场风险度量，既是实践活动的关键环节，也是金融理论研究的重要课题。借助极值理论与 Copula 理论深入探索金融市场的风险度量，无疑将为金融理论的发展与创新注入新的活力。同时，这类研究能够将理论成果转化为实践应用，推动金融理论与实践的深度融合与相互促进，进一步促进金融业的繁荣发展。通过更为精准的风险预测和度量，投资者和监管机构能够更早地发现并有效监管市场风险，为金融市场的繁荣稳定提供有力保障。

而由于证券市场是国民经济的重要组成部分,系统性风险的发生往往会对国民经济的发展产生严重的负面影响。因此,在极值理论和 Copula 理论的基础上对证券市场风险进行度量具有重要的理论和实践意义,不仅可以提高证券市场风险度量的精确性、促进风险管理技术的进一步发展,还可以维护证券市场的稳定和发展,促进金融理论和实践的统一。因此,这一领域需要深入的研究和探讨。

1.2 国内外研究现状

系统性风险是指由于金融系统的大范围或局部失灵而导致金融服务中断的风险,反过来这种风险又会对实体经济产生重大影响。由美国次贷危机引发的全球金融系统性风险影响深远,使市场参与者和监管者清楚地认识到这种风险所带来的巨大危害。次贷危机之后,中国金融市场在 2015 年遭遇了“股灾”、2020 年遭遇了“新型冠状病毒”等,这些事件让社会各界意识到金融市场风险防范的重要性。近年来,国内外学者围绕系统性风险展开了充分探讨。Adrian 和 Brunnermeier^[1]在 VaR 模型的基础上提出了衡量金融系统性风险的条件在险价值 (CoVaR) 方法,开启了对金融机构间的相关结构和风险溢出效应的研究,随后该方法在国内外得到广泛应用。谢福座^[2]使用分位数回归和 CoVaR 模型深入评估我国股票市场和债券市场的风险溢出效应。类似地, L6pez-Espinosa 等^[3]也借助 CoVaR 模型,剖析了影响国际大型银行系统性风险的关键因素。王蓉^[4]则运用 CoVaR 模型分析我国商业银行的系统性风险的双向溢出效应。而郑棣等^[5]研究者在 CoVaR 模型基础上进行了改进,他们引入流动性指标,进而从空间维度对商业银行流动性风险的溢出效应进行了评估,并揭示了银行间流动性风险的动态相关关系。此外,韩方园和卢俊香^[6]通过构建 ARMA-GARCH 模型与 DCC-GARCH 模型,研究了房地产业与不同类型商业银行之间的动态相关性,并计算了 CoVaR 值以量化行业间的风险溢出效应强度。另外,陈暮紫等^[7]通过运用 GARCH-CoVaR 模型,并结合相对风险溢出值的阈值筛选方法,成功构建出反映不同风险溢出程度的邻接矩阵,她们将此风险溢出相关性整合至金融网络之中,深入探讨了我国资本市场行业间风险溢出的动态演化,从而实现了对金融风险的深入分析与精准度量。除了用 CoVaR 来度量系统性风险,还有一些其他方法,例如, Acharya 等^[8]在 2010 年提出的边际期望损失 (MES) 方法,该方法通过计算市场

收益率低于特定阈值时单个机构或股票的期望收益率,来评估其系统性风险贡献。MES 自提出以来便成为风险溢出效应测度的重要工具之一^[9-11]。此后最流行的方法之一是 SRISK^[12],它被定义为机构规模、杠杆率和风险的函数,机构对系统性风险的贡献程度由函数值的排序决定。Banulescu 和 Dumitrescu^[13]提出的 CES (Component Expected Shortfall) 与 SRISK 相似,但 CES 更强调机构在金融系统中的相对市值,以此衡量其系统性风险贡献。

然而,传统的风险评估方法往往只关注正态分布的风险,而忽视了尾部风险。往往这种风险往往是最具破坏力的,可能导致金融灾难的发生。所以在金融领域,为了更精确地评估金融资产组合的风险及其相互关系,众多学者引入极值理论对此进行了深入研究。McNeil^[14]成功应用极值理论拟合了 GARCH 模型残差序列的尾部,然后构建了 GARCH-EVT 模型,该模型能够全面捕捉分布的特性,并利用该模型计算了金融产品的风险价值。潘家柱和丁美春^[15]则基于极值理论对上证指数和深证指数的收益率进行了的实证分析,为市场参与者提供了更为深入的风险洞察。在对比不同极值分布的应用效果时,Manfred^[16]发现 GEV 分布相较于 GPD 极值分布在资产风险估计方面展现出显著优势。此外,Kabundi 等^[17]人则通过运用极值理论,深入剖析了经济危机期间及之前美元对南非货币汇率的风险,并与传统的方差协方差法进行了详尽比较,结果显示,相较于方差协方差法,极值理论在风险度量上的精确度更高。在股票市场的风险预测领域,Karmnakar^[18]巧妙地运用极值理论对尾部数据进行了拟合,从而准确地预测了股票的 VaR 值,为投资者提供了有效的风险预警。同样,李强等^[19]则进一步利用极值理论对股票市场的尾部数据进行了处理,深入探讨了台湾和韩国股票市场之间的相关性,为跨国投资提供了风险参考。Echaust 等^[20]更是采用具有最优尾部选择的 Garch-Evt 方法进行了风险价值的估计。近年来,张新艳^[21]则聚焦于京东与阿里巴巴两大电商巨头的股票日对数收益率,利用极值理论对其 VaR 进行了深入研究,为投资者提供了更为精细的风险管理建议。这些研究不仅丰富了极值理论在金融领域的应用实践,也为风险管理和决策提供了坚实的理论依据。

但是,大多数金融时间序列不仅呈现出尖峰厚尾的特征,而且市场间可能存在着非线性的相关性。自 1959 年 Sklar 提出 Copula 连接函数以来,该理论在金融领域的应用逐渐受到重视,并不断完善。为此,学者们利用边缘分布和联合分

布的理论, 研究 Copula 类模型, 这种模型在研究金融市场间非线性结构的变化中有着广泛的应用。国外的学者应用 Copula 理论进行了大量实证研究。Rockinger 等^[22]运用 GARCH 模型并结合 Copula 模型, 分析了金融变量间的动态相依性和风险。此后, Huang 等^[23]也运用了这一模型对投资组合的风险进行了估计。随着研究的深入, Salazar^[24]创新性地将 Copula 函数引入风险管理领域, 显著扩展了 Copula 理论的应用范畴。而 Tian 等^[25]基于 GARCH Copula 分位数回归模型来捕捉不同风险水平下油价变动与股市收益之间的下尾和上尾相依关系, 并计算出石油对股票市场风险溢出效应。然而, 由于单一的 Copula 函数在描述复杂的相依关系时存在局限, 因此 Valdes^[26]对混合 Copula 函数进行了深入研究, 并发现其在提升拟合精确度方面具有显著优势。通过混合 Copula 函数的应用, 不仅能够更准确地描述复杂的相依关系, 而且还为参数估计提供了有效的方法。相比于国外, 国内对 Copula 的研究起步较晚。然而, 自 2002 年张尧庭^[27]正式将 Copula 函数引入国内以来, 这一领域的研究迅速获得了广泛关注。张尧庭不仅深入阐述了 Copula 的相关理论, 还从统计学的视角出发, 深入探讨了其在金融风险领域的实际应用潜力, 从而为后续研究提供了坚实的理论基础与支撑。随着研究的深入, Copula 方法在我国金融领域得到了广泛应用。众多学者利用 Copula 模型对金融组合的风险进行了精确度量和管理。韦艳华等^[28]在其研究中深入探讨了 Copula 模型与向量 GARCH 模型在描述随机变量间时变条件相关关系方面的差异, 研究结果表明, 相较于向量 GARCH 模型, Copula 模型在捕捉和刻画这种相关性时展现出了更高的效率。随后的研究中, 张明恒^[29]提出了采用 Copula 模型来估算多金融资产的风险价值的方法, 这一创新性的研究为风险管理领域带来了全新的视角。而任仙岭和张世英^[30]则通过结合核估计和多元 Archimedean Copula, 对投资组合风险进行了深入分析。之后, 刘祥东和吴宇轩^[31]进一步应用混合 Copula 函数, 精准地描述了四个行业指数之间的非线性相关关系, 并在此基础上, 成功计算出了组合的风险价值, 为金融风险管理提供了有力的分析工具。另外, 翟永会^[32]运用 Copula-GARCH-CoVaR 模型对实体与银行间的风险溢出效应进行了量化分析。而在最近的研究中, 丛颖男等^[33]学者利用 ARMA-GJR-GARCH、小波变换和 Copula 模型的方法, 对国债期货与以人民币计价的股票、黄金、原油三项资产之间的联动关系进行了深入研究。但是由于静态的 Copula 函数无法

准确地描绘随时间变化的市场间的动态相依结构,所以 Patton 提出了时变 Copula,以弥补这一缺陷。为研究了国际多元化下投资组合的优化问题,王璐等^[34]采用动态 Copula 方法对此进行了实证分析。而周爱民及韩菲^[35]为了评估内地和香港的股市和汇市间的风险溢出效应,使用偏 t 分布的 GARCH 模型,结合时变 Copula-CoVaR 模型进行了研究。另外,吴筱菲等^[36]运用动态 SJC-Copula,结合修正 ICSS 算法研究了国内与香港股票市场间存在非线性非对称的时变相关性。此外, Xu 等^[37]基于 GARCH-时变-Copula -CoVaR 模型测度了中国房地产业风险的溢出效应和动态演化趋势。还有,王喜平、王雪萍^[38]为研究国内碳交易市场与欧盟碳排放配额期货市场的动态相依结构的变化,他们利用时变 Copula 函数和 GARCH 类模型对其进行分析,在此基础上,进一步应用 Copula-CoVaR 模型探讨了两个市场之间的风险溢出效应。此外,蒋坤良等^[39]学者以 GAS 为基础,构建了动态权重,并结合混合 Copula 模型,深入剖析了各行业与市场之间的尾部依赖性。同时,他们进一步基于边际期望损失对各行业的系统性风险贡献进行了探究。而叶昊^[40]则巧妙地将 Copula、GARCH 和 GPD 模型结合起来,对开放式基金的投资组合风险进行了精准度量,从而成功构建出一种既科学又合理的风险测度模型,为开放式基金的风险管理提供了重要的参考依据。另外,相较于大多数学者选择的二维 copula 模型来度量风险而言,吴菲和刘蒙蒙^[41]则是构建了基于高维动态 Vine Copula 模型的联合分布函数,对国际原油市场、黄金市场及外汇市场对中国股票市场的风险溢出效应进行了详尽分析,进一步揭示了这些国际市场对中国股市的复杂风险影响,该研究不仅运用了条件在险价值方法进行精确测度,还进一步采用压力测试方法,从多市场情景压力的视角进行了稳健性检验,其研究结果表明,基于高维动态 Vine Copula 模型的压力测试方法能够精准度量多个对单一金融市场的风险溢出效应,为金融市场的风险管理和决策提供了有力的分析工具。

1.3 研究内容及结构安排

本文通过引入 EVT-POT 模型,构建 GARCH-EVT-时变 Copula 并以香港证券市场与中国内地证券市场为样本研究动态相关性,这样既能关注极端风险又能刻画尾部数据分布的非对称性,同时,在时变 Copula 的基础上计算出 CoVaR 能

够灵活捕捉香港证券市场与中国内地证券市场之间动态相依结构和风险溢出效应,进一步得到 ΔCoVaR 并做出相关分析 $\%\text{CoVaR}$ 使得研究更具准确性、科学性。

本文研究内容具体如下:

第 1 章:绪论。这部分,主要阐述了系统性金融风险度量的研究背景与研究意义,回顾了国内外在此领域的研究现状,并概述了本文的主要研究内容以及论文的整体结构安排。

第 2 章:理论基础。本章首先概述了金融市场风险度量的背景及其主要方法。接着,深入介绍了 GARCH 模型和极值理论。最后,详细探讨了 Copula 理论的基本概念、主要类型,以及 Copula 参数估计和最优选择的方法,为后续的金融风险管理提供了理论基础和方法支持。

第 3 章:基于极值理论和 Copula 理论的风险度量模型构建。首先构建 GARCH-EVT-POT 理论模型,过滤数据,构建边缘分布。之后引入时变 Copula 模型,构建基于时变 Copula 函数的溢出风险度量模型。

第 4 章:证券市场间的系统性风险度量实证分析。主要介绍市场数据的选取以及检验分析,并且根据数据建模分析证券市场间的相关性以及风险溢出效应。

第 5 章:结论与展望。总结研究结果,并基于研究结果提出可以降低证券市场间的风险溢出效应并能增强市场的稳定性相关建议。最后分析论文的不足之处以及探讨未来系统性风险度量的展望方向。

第2章 理论基础

2.1 金融市场风险度量

2.1.1 风险度量背景

系统性风险，也称之为金融系统性风险或宏观金融风险，其核心是指众多外部或内部的不利因素，经过长期的累积且未得到及时察觉或重视，最终在某个特定时间点集中爆发，形成协同效应。这种效应导致金融系统的参与者出现恐慌性撤离，进而整个市场的投资风险会增加。这种风险具有普遍性，影响市场上的所有参与者，且无法通过分散投资的方式进行规避，因此也被称为不可分散风险。同时，系统性风险是金融市场稳定面临的重要挑战之一，其形成原因复杂多样，涉及经济、政策、市场、外部冲击、金融机构、投资者行为及监管制度等多个方面。下面将从系统性风险形成的原因、特性以及度量风险性的原因三方面来详细描述系统性风险度量。

(1) 系统性风险形成的原因

经济周期波动、政策调整失误、市场机制缺陷、外部冲击影响、金融机构风险、金融市场风险、投资者行为偏差以及监管制度不足，这些都是系统性风险形成的重要原因。在经济繁荣期，市场乐观情绪高涨，资金过度流入高风险资产，形成资产泡沫；而经济衰退期则往往伴随着市场信心的丧失和资产价格的暴跌，进而触发系统性风险。政府在制定和实施经济政策时，一旦失误或过度干预，可能导致市场失衡，增加风险敞口。同时，市场机制的缺陷，如信息披露不充分和缺乏透明度，也可能导致市场崩溃和系统性风险的发生。外部冲击，如自然灾害和地缘政治风险，其突发性和不可预测性给市场带来巨大冲击和不确定性。金融机构的内部管理和风险控制水平直接关系到金融市场的稳定，一旦出现问题，可能引发连锁反应。金融市场的复杂性和多样性增加了市场本身的风险，而投资者行为偏差和监管制度不足则可能进一步加剧这种风险。因此，我们需要深入理解和分析这些原因，以便更有效地识别和度量系统性风险，从而采取适当的措施来防范和应对。

(2) 系统性风险的主要特性

系统性风险以其显著的普遍性、损失性、可变性、客观性和不可分散性为特点。当系统性风险爆发时，它会对整个股票市场或绝大多数股票造成广泛的不利影响，几乎所有的股票都会下跌，这种普遍性使得投资者常常遭受巨大的损失。这些损失可能源自资产价格的暴跌、市场信心的丧失或经济周期的波动。然而，系统性风险在不同时间和环境下会有不同的表现形式和影响程度，这种可变性使得识别和管理它变得更为复杂和困难。更为关键的是，系统性风险是客观存在的，它源于宏观经济、政策、市场等多重因素，并不受投资者个人意志的左右，是投资者无法完全避免的风险。与其他风险相比，系统性风险的不可分散性是其显著特征，它影响整个市场或大部分资产，因此投资者无法通过分散投资来消除或减轻这种风险，即使在不同行业或地区进行投资，也无法完全规避其影响。

(3) 度量系统性风险的原因

通过度量系统性风险，我们能够有效地进行预警和预测，及时发现可能发生的金融危机，从而为政策制定者和金融机构提供宝贵的时间来做做好准备，采取必要的措施减轻潜在损失。与此同时，系统性风险主要源于宏观因素，如政策风险、经济周期性波动风险等，这些因素与市场和社会的稳定性息息相关。对系统性风险的准确度量不仅有助于资源分配，使监管机构和金融机构能够更有效地投入资源，还是风险管理的重要组成部分，帮助金融机构了解自身风险敞口，制定更精准的风险管理策略。此外，度量系统性风险还为监管机构提供了优化监管策略的依据，提高了监管效率。而且，公开、透明和准确的系统性风险度量还能增强市场信心，促进市场稳定运行。在全球化的背景下，对系统性风险的度量还有助于各国监管机构更好地协调跨境风险管理策略，共同应对风险挑战。

所以，根据系统性风险形成的原因以及其具有的特性使得如何去识别度量系统性风险尤其重要。接下来，下文我们将详细介绍如何度量系统性风、具体有哪些方法。

2.1.2 风险度量方法

(1) 指标法

度量金融系统性风险的方法有很多，早期最常用的方法是综合指标法和早期预警法。

a) 综合指标法

评估和管理金融市场的系统性风险至关重要。综合指标法作为一种有效的工具，能够全面分析金融市场中的多维风险。该方法综合考量了市场波动性、金融机构风险、宏观经济风险、金融市场传染性、流动性风险以及信用风险等多个关键指标。通过运用标准差、波动率等市场波动性指标，我们能够洞察市场的稳定性；而金融机构风险指标，如资本充足率和不良贷款率，则揭示了金融机构的稳健性。同时，宏观经济风险指标，涵盖经济增长、通货膨胀等因素，为预测市场风险提供了宏观视角。此外，金融市场传染性指标和流动性风险指标分别衡量了市场间的风险传播速度和市场的流动性状况，为风险防控提供了重要依据。信用风险指标则关注债务人的违约风险，进一步丰富了风险分析的内容。在综合指标法的应用中，评估方法与模型的选择至关重要。主成分分析、模糊综合评价法等常用方法，有助于我们整合各风险指标，形成全面而准确的度量体系。同时，风险监控与预警机制是确保风险及时应对的关键环节。通过设定风险阈值、建立预警信号等措施，我们能够实时监测风险变化，为决策者提供及时的决策支持。

b) 早期预警法

早期预警法是一种旨在风险事件爆发前进行预警与预测的手段。它通过深度分析一系列与金融危机紧密相关的指标，来辨别估算系统性风险。该方法的精髓在于选择合适的预警指标，并建立相应的预警模型，以便能够敏锐地捕捉到风险信号，从而及时采取针对性的应对措施。

(2) 网络模型法

网络模型法度量系统性风险的理论基础主要来自于复杂网络理论、金融稳定性和系统风险传播理论。复杂网络理论为理解金融机构之间的相互作用和依赖关系提供了框架，而金融稳定性和系统风险传播理论则帮助我们理解风险如何在网络中传播并累积。矩阵法和网络分析法是网络模型法中具有代表性的。

a) 矩阵法

矩阵法是一种广泛使用的系统风险评估方法。它主要先构建一个二维矩阵，其行列由不同的风险因素组成他的行和列，然后根据历史数据或专家意见为每个风险因素之间的相互作用赋予相应的值。最后，对风险因素之间的相互作用和关系进行量化，以此来估算整个系统的风险水平。通过构建这些相应的值，矩阵法

可以反映风险因素之间的相关性、影响程度和一些相关的其他信息。

b) 网络分析法

网络分析作为一种评估系统性风险的手段，其核心在于剖析银行和其他金融机构间错综复杂的关系结构。通过深入剖析这些机构的资产负债表、交易记录以及风险敞口等关键数据，网络分析能够精准地度量金融网络中风险积聚的程度，并揭示潜在的系统性风险。

(3) 风险价值

VaR 即风险价值模型，是一种用于量化金融资产或投资组合在特定置信水平和持有期限内的最大潜在损失的方法。

设 X_t 为金融市场或金融资产在 t 时刻的收益率，其在 α 显著水平下的风险价值 $VaR_{\alpha,t}^D$ 表达式为：

$$P(X_t \leq VaR_{\alpha,t}^D) = \alpha. \quad (2.1)$$

然而，尽管 VaR 受到诸多学者的推崇，但是它还是有一定的缺陷，比如 VaR 模型通常假设市场波动符合正态分布，而实际市场波动并不总是符合这种分布，而且它无法考虑非线性关系。此外，尾部风险未充分考虑，对于极端事件的风险可能估计不足。为此，学者们在 VaR 的基础上优化并提出了 CoVaR、CES、MES 等一些方法来度量系统性金融风险。

a) 条件在险价值

CoVaR 即条件在险价值，用于度量一个金融机构或资产在特定条件或事件下的风险贡献。CoVaR 考虑了金融机构或资产之间的关联性，可以评估一个机构或资产在面临极端市场事件时，对整个金融体系或投资组合的系统风险。对于两个金融时序变量 X_t 和 Y_t ，在给定置信水平 α 、 X_t 在时刻 t 发生极端损失 $VaR_{\alpha,t}^D$ 的条件下， Y_t 在置信水平 β 下发生的极端损失值用 $CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X}$ 表示，其具体表达式为：

$$P(Y_t \leq CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X} | X_t \leq VaR_{\alpha,t}^D) = \beta, \quad (2.2)$$

$CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X}$ 表示 X_t 处于极端风险时 Y_t 的风险，即 Y_t 关于 X_t 的条件在险价值。

b) 边际期望损失

MES 即边际期望损失, 是衡量单个机构或资产对整体系统风险贡献的一种风险度量方法。当整个系统面临风险时, MES 刻画了单一机构或资产所承担的边际风险。其假设在整个金融系统中有 M 家金融机构, 某一个机构的金融风险用期望损失来测度, 而单个金融机构对整个系统性金融风险的边际贡献用边际期望损失表示。 $r_{j,t}$ 表示在 t 时刻 j 机构的收益率, 市场收益率用 $r_{n,t}$ 表示, 其数学表达式为:

$$r_{n,t} = \sum_{j=1}^M \omega_j r_{j,t}, \quad (2.3)$$

其中, ω_j 为 j 金融机构总资产在金融系统总资产的占比, 则金融系统的条件期望损失表达式为:

$$ES_{n,t-1}(C) = E_{t-1}(r_{n,t} | r_{n,t} < C) = \sum_{j=1}^M \omega_j E_{t-1}(r_{j,t} | r_{n,t} < C). \quad (2.4)$$

则机构 j 的边际期望损失表达式为:

$$MES_{j,t-1}(C) = \frac{\partial ES_{n,t-1}(C)}{\partial \omega_j} = E_{t-1}(r_{j,t} | r_{n,t} < C). \quad (2.5)$$

c) 成分预期损失

CES 主要用于衡量单个机构对风险整体的贡献程度。这一度量方法是资产规模与 MES (边际预期损失) 的乘积, 弥补了边际期望损失未考虑到的规模的不足。

2.2 GARCH 模型

自从 Engle 提出 ARCH 模型分析时间序列方差以后, T.Bollerslev 又提出了广义自回归条件异方差模型即 GARCH 模型, 这是一种专门适用于金融数据的回归模型, 与传统回归模型的特点不同, 它还对误差方差进行了额外建模, 特别对金融时间序列往往呈现出的波动聚集性、异方差性这些现象有一个很好的描述, 所以本文选取 GARCH 模型来模拟此特征。下面是 GARCH 模型详细介绍。

具体来说, GARCH 模型通常由两部分组成: 条件均值方程和条件方差方程。条件均值方程描述了金融时间序列数据的平均水平, 而条件方差方程则描述了数

据的波动性。GARCH(p,q)模型如下：

$$\begin{cases} R_t = \mu_t + \varepsilon_t & \cdots (1), \\ \varepsilon_t = \sigma_t \nu_t & \cdots (2), \\ \sigma_t^2 = \varpi + \sum_{j=1}^p \alpha_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}^2 & \cdots (3), \end{cases} \quad (2.6)$$

其中，式(1)为条件均值方程，式(3)为条件方差方程， R_t 为对数收益率序列， μ_t 为条件均值， ν_t 是一个独立同分布的随机变量序列，我们一般假设它服从均值为0，方差为1的标准正态分布。参数 $p \geq 0$ 、 $q \geq 0$ 、 $\varpi > 0$ 、 $\alpha \geq 0$ 、 $\beta \geq 0$ ，且 $\alpha + \beta < 1$ 。称 $\{\varepsilon_t\}$ 服从GARCH(p,q)过程。

GARCH模型在金融领域的应用十分广泛，尤其在金融风险管理、资产评估及投资组合优化方面发挥着重要作用。这一模型为投资者和金融机构提供了更为精准的风险评估与管理工具，从而帮助他们制定出更为明智的投资策略和风险管理方案。然而，尽管GARCH模型在描述金融时间序列方面展现出了强大的能力，但我们也必须认识到其局限性。例如，它可能无法全面捕捉金融市场的非线性特征以及极端事件等复杂现象。因此，在使用GARCH模型时，我们需要地结合其他方法和工具，以进行更为全面和深入的分析与判断。通过这样的综合应用，我们能够更好地理解金融市场的复杂性，从而做出更为准确的决策。

2.3 极值理论

2.3.1 极值分布类型

极值理论(EVT)作为一种专注于探究随机变量极值分布及其特性的理论，特别关注随机变量分布函数的重尾现象。其显著优势在于无需对总体进行分布假设，而是能直接利用样本数据来推断总体分布的尾部特征。因此，在风险管理中融入极值理论，能有效弥补传统方法在处理极端事件时存在的不足，进而提升金融极端风险度量的准确性。

根据Fisher-Tippett的极值类型定理，极值分布类型主要有以下三种。

极值I型分布（Gumbel分布）

$$F_1(x:a,b) = \exp\left\{-\exp\left(-\frac{x-b}{a}\right)\right\}, -\infty < x < +\infty. \quad (2.7)$$

极值 II 型分布 (Frechet 分布)

$$F_2(x:a,b,\gamma) = \begin{cases} 0, & x \leq b, \\ \exp\left\{-\left(\frac{x-b}{a}\right)^{-\gamma}\right\}, & x > b. \end{cases} \quad (2.8)$$

极值 III 型分布 (Weibull 分布)

$$F_3(x:a,b,\gamma) = \begin{cases} \exp\left\{-\left(\frac{x-b}{a}\right)^{-\gamma}\right\}, & x < b, \\ 0, & x \geq b, \end{cases} \quad (2.9)$$

其中 a 、 b 和 γ 分别为尺度参数、位置参数和形状参数。极值 I、II 和 III 型分布统称之为极值分布, 这些极值分布虽然各自具有不同的特点, 但都可以归纳为统一的表达形式, 即广义极值分布, 简称 GEV 分布。其具体的表达形式如下所述:

$$F_3(x:a,b,\xi) = \exp\left\{-\left(1+\xi\frac{x-b}{a}\right)^{-\frac{1}{\xi}}\right\}, 1+\xi\frac{x-b}{a} > 0, \quad (2.10)$$

其中, ξ 为形状参数。

2.3.2 常用的极值理论模型

当今金融界使用的极值模型主要有两种: 第一种是对一组数据的最大值或最小值分布直接建模, 通常称为 BMM 模型; 第二种是使用广义帕累托分布 (GPD) 对样本中超过某一阈值的所有数据建模的现代方法, 也称为 POT 模型。

(1) BMM 模型

考虑到极端金融异常现象导致的回报损失, 样本数据的极端值对最坏损失水平很敏感, 如果能估计出极端值的分布, 那么就可以预测最坏损失情况。BMM 模型的建模理念正是如此。

BMM 模型将独立随机观测序列按时间和其他标准划分为不同区间, 从每个区间中选择最大值形成新序列, 然后估计新序列的极值分布 (由 Fisher-Tippett 的极值类型定理可知这个新序列的极限分布是广义极值分布) 的未知参数。估计参数方法一般有两类: 极大似然法和回归方法。由最大似然法得到的估计是无偏的、

趋于正态的。最小二乘估计与最大似然估计兼容，但效率低于最大似然估计。由上可知，BMM 模型必须先对原始数据进行分组，然后估计每组中最大值构成的渐近分布，这需要相当大的数据样本，浪费了数据收集，并有可能忽略其他重要信息。此外，金融数据中的一些极端值可能会接连出现，BMM 模型没有考虑波动对数据的挤占等缺陷，因此有研究者提出了 POT 模型，对样本中所有超过某一阈值的数据进行建模，这也是本文采用的模型。

(2) POT 模型

在建立 POT 模型前，我们需要了解一下广义帕累托分布函数 (GPD 分布)，如下：

$$G_{\xi, \beta}(y) = \begin{cases} 1 - (1 + \frac{\xi y}{\beta})^{-1/\xi}, & \xi \neq 0, \\ 1 - e^{-y/\beta}, & \xi = 0, \end{cases} \quad (2.11)$$

其中， ξ 、 β 分别代表形状参数和尺度参数。形状参数 $\xi > 0$ 时，GPD 分布具有厚尾的特点， $\xi = 0$ 时，GPD 分布就退化成指数分布， $\xi < 0$ ，GPD 分布具有短尾特点。

大量研究表明使用正态分布拟合效果不佳，测量的尾部风险有所偏差。因此，本研究使用 GPD 分布对由 GARCH (1,1) 模型得到的渐近服从独立同分布的序列 v_t 进行拟合：

$$F(v) = \begin{cases} \Phi(v), & (v \geq \mu^L), \\ \frac{N_{\mu^L}}{N} (1 + \xi \frac{\mu^L - v}{\beta})^{-1/\xi}, & (v < \mu^L), \end{cases} \quad (2.12)$$

其中， N 是样本总个数， μ^L 是左尾阈值， N_{μ^L} 是超过左尾阈值的个数， $\Phi(v)$ 是样本经验分布。

2.4 Copula 函数相关理论

Copula 理论最初由 Sklar 提出，用于描述变量之间的相依结构。Copula 函数结构灵活，能够更准确地表示两个或多个金融时间序列之间的复杂关系，使建模过程更加简单易行，提高了模型的实用性。下面将从定义、常见的类型、时变

性、参数估计以及如何选择最优多个方面来介绍 Copula 函数。

2.4.1 Copula 函数的定义

假设随机向量的边缘分布 $u_i = F_i(x_i)$ 满足均匀分布 $U \sim (0,1)$ ，其中， $i = 1, 2, \dots, m$ 。根据 Sklar 定理， m 维随机向量的联合分布 $F_1(x_1, \dots, x_m)$ 与边缘分布存在以下关系：

$$F(x_1, \dots, x_m) = C(F_1(x_1), \dots, F_m(x_m)), \quad (2.13)$$

式中， C 称作 F 的 Copula 函数，并且 $C \in [0,1]$ 。如果边缘分布函数是连续的，则 Copula 函数 C 是唯一的。相应地，以 $F_1(x_1), \dots, F_m(x_m)$ 为边缘分布的联合分布的概率密度函数可表示如下：

$$f(x_1, \dots, x_m) = c[F_1(x_1), \dots, F_m(x_m)] \prod_{i=1}^m f_i(x_i), \quad (2.14)$$

式中， $f_i(x_i)$ 为边缘概率密度函数， c 为 Copula 函数 C 的概率密度函数，且可表示为：

$$c(u_1, \dots, u_m) = \frac{f_i[F_1^{-1}(u_1), \dots, F_m^{-1}(u_m)]}{\prod_{i=1}^m f_i[F_i^{-1}(u_i)]}. \quad (2.15)$$

2.4.2 常见的二元 Copula 函数的定义

(1) 二元 Gaussian Copula 函数

二元正态（Gaussian）Copula 函数的分布函数表达式为：

$$C(u, v; \rho) = \int_{-\infty}^{\Phi_d^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{\Phi_d^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left(-\frac{s^2+t^2-2\rho st}{2(1-\rho^2)}\right) ds dt, \quad (2.16)$$

其中， $\Phi^{-1}(\bullet)$ 是标准正态分布函数 $\Phi(\bullet)$ 的逆函数， ρ 为相关系数。

(2) 二元 t-Copula 函数

二元 t-Copula 函数的分布函数表达式为：

$$C(u, v; \rho, d) = \int_{-\infty}^{T_d^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{T_d^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left(1 + \frac{s^2+t^2-2\rho st}{d(1-\rho^2)}\right)^{-\frac{d+2}{2}} ds dt, \quad (2.17)$$

其中, τ_d 为 t 分布, τ_d^{-1} 为 t 分布的逆函数, d 为自由度, ρ 为相关系数。

(3) 二元 Clayton Copula 函数

二元 Clayton Copula 函数的分布函数表达式为:

$$C(u, v; \theta) = (u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-\frac{1}{\theta}}, \quad (2.18)$$

其中 $\theta \in (0, \infty)$ 为相关参数, 当 $\theta \rightarrow 0$ 时, 两变量独立, 当 $\theta \rightarrow \infty$ 时, 两变量趋于完全相关。Clayton Copula 函数具有非对称的尾部结构, 常用来描述金融资产间的下尾相关性。 λ 为下尾相关系数, θ 与 λ 的关系为: $\lambda = 2^{-1/\theta}$ 。

(4) 二元 SJC Copula 函数

在定义二元的 SJC Copula 函数之前, 我们先了解一下 JC Copula 函数的定义, 其分布函数表达式为:

$$C_{JC}(u, v; \kappa, \gamma) = 1 - (([1 - (1 - u)^\kappa]^{-\gamma} + [1 - (1 - v)^\kappa]^{-\gamma} - 1)^{1/\kappa}, \kappa \geq 1, \gamma > 0, \quad (2.19)$$

其中 $\tau^U = 2 - \frac{1}{2^\kappa}$, $\tau^L = 2^{\frac{1}{\gamma}}$ 。Patton 在此基础上提出 SJC Copula 函数, 其分布函数如下:

$$C_{SJC}(u, v; \tau^U, \tau^L) = \frac{1}{2} (C_{JC}(u, v; \tau^U, \tau^L) + C_{JC}(1 - u, 1 - v; \tau^U, \tau^L) + u + v - 1), \quad (2.20)$$

其中 τ^U 、 τ^L 分别为函数上下尾相关系数参数。

2.4.3 时变 Copula 函数

时变 Copula 函数是指 Copula 函数中的参数随着时间 t 改变而改变, 并且, Copula 函数本身的形式并未改变, 因此建立时变 Copula 模型主要是确定 Copula 函数中参数跟随时间变化的过程, 这个过程, 本文主要根据 Patton 提出的参数类似于 ARMA 过程演化的时变 Copula 函数模型来确定的。以下是常见的几类时变 Copula 函数参数的演进过程。

(1) 时变二元 Gaussian Copula 函数

$$\rho_t = \tilde{\Lambda}(\omega_N + \beta_N \rho_{t-1} + \frac{\alpha_N}{m} \sum_{j=1}^m \phi^{-1}(u_{t-j}) \phi^{-1}(v_{t-j})), \quad (2.21)$$

其中, $\tilde{\Lambda}(\cdot) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}$ 表示修正的 Logistic 转换函数, $\tilde{\Lambda}(\cdot)$ 使时变相关参数 ρ_t 保持在 $(-1,1)$, $\phi^{-1}(\cdot)$ 为标准正态分布的逆函数, $\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \phi^{-1}(u_{t-j}) \phi^{-1}(v_{t-j})$ 为参数演进过程中的驱动变量。

(2) 时变二元 t-Copula 函数

$$\begin{aligned} \rho_t &= \tilde{\Lambda}(\omega_p + \beta_p \rho_{t-1} + \alpha_p \times \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q T^{-1}(u_{t-i}; d) T^{-1}(v_{t-i}; d)), \\ \lambda_{C_{T,t}}^U &= \lambda_{C_{T,t}}^L = 2 \left[1 - t_{v+1} \left(\frac{\sqrt{1+v} \sqrt{1-\rho_t}}{\sqrt{1+\rho_t}} \right) \right], \end{aligned} \quad (2.22)$$

其中, $\tilde{\Lambda}(\cdot) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}$ 表示修正的 Logistic 转换函数, $\tilde{\Lambda}(\cdot)$ 使时变相关参数 ρ_t 保持在 $(-1,1)$, $T^{-1}(\cdot; d)$ 为 t 分布的逆函数, 且自由度为 d 。

(3) 时变二元 Clayton Copula 函数

构建基于肯德尔 (Kendall) 秩相关系数的演进过程。

$$\tau_t = \tilde{\Lambda}(\omega + \beta \tau_{t-1} + \alpha \frac{1}{n} |u_{t-j} - v_{t-j}|), \quad (2.23)$$

其中, $\tilde{\Lambda}(\cdot) = e^x$ 表示 Logistic 转换函数, $\tilde{\Lambda}(\cdot)$ 使 Kendall 秩相关系数保持在 $(0,1)$ 。

(4) 时变二元 SJC Copula 函数

时变上尾相关系数 τ_t^U 表示为:

$$\tau_t^U = \tilde{\Lambda}(\omega_U + \beta_U \tau_{t-1}^U + \alpha_U \frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} |u_{t-j} - v_{t-j}|). \quad (2.24)$$

时变下尾相关系数 τ_t^L 表示为:

$$\tau_t^L = \tilde{\Lambda}(\omega_L + \beta_L \tau_{t-1}^L + \alpha_L \frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} |u_{t-j} - v_{t-j}|), \quad (2.25)$$

其中, $\tilde{\Lambda}(\cdot) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ 表示修正的 Logistic 转换函数, $\tilde{\Lambda}(\cdot)$ 使上下尾相关系数保持在 $(0,1)$ 。 τ_{t-1}^U 和 τ_{t-1}^L 为自回归变量。 u_t 和 v_t 滞后 10 阶后的差的绝对值是外生变

量。

2.4.4 Copula 函数的估计方法以及最优 Copula 函数的选择

(1) Copula 函数的估计方法

a) 准确极大似然估计法 (EML)

EML 估计法, 即一步极大似然估计法。这种方法的特点在于它可以同时计算出两种参数。EML 法用于估计 Copula 函数中的参数时。首先, 需要将资产的收盘价转化为对数收益率, 并设定边缘分布中待估计的参数向量。然后, 利用极大似然原理, 通过最大化似然函数来估计这些参数。然而, 需要注意的是, EML 估计法也有其局限性和假设条件。比如, 它通常假设数据是服从某种特定分布的, 当实际数据与假设分布不符时, 估计结果可能会受到影响。此外, 当样本数据量较小或者模型假设不正确时, EML 估计法的结果也可能会受到较大的影响。因此, 在使用 EML 估计法时, 需要充分考虑其适用条件和局限性, 并结合实际情况进行具体分析。

b) 分步估计法 (IFM)

分步估计法 (IFM) 其全称为分步极大似然估计法。它的基本思想是将估计过程分为两个阶段。首先, 通过极大似然估计得出的边缘分布的未知参数向量, 这个向量通常表示为 $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_n)$ 。在得到这些边缘分布的参数估计后, 将这些参数代入到 Copula 函数中, 然后进一步估计 Copula 函数中包含的未知参数。

IFM 法的优点在于它可以将复杂的联合分布分解为更简单的边缘分布和 Copula 函数, 从而简化估计过程。此外, 它还可以利用极大似然方法的优良性质, 如渐近正态性和有效性等。然而, IFM 法也有其局限性, 例如它可能受到边缘分布选择的影响, 以及当样本量较小或数据不满足某些假设时, 估计结果可能会受到影响。

c) 半参数估计法 (CML)

CML 方法的核心思想是利用经验分布来代替估计边缘分布, 仅对 Copula 函数中的参数进行估计。详细来说, 半参数估计法首先确定 copula 函数, 而不对边际分布做任何假设。在估计 copula 函数的参数时, 使用变量的边际经验分

布函数而不是其理论分布函数。这种方法包括利用变量的经验分布将原始序列转换为新的均匀变量，然后再利用极大似然法估计其参数。此外，经验分布函数通常是不连续的，而且不平滑，直接用它来描述变量的分布可能会导致很大的误差。为了解决这个问题，我们引入了核密度估计法，它是一种非参数方法。核密度估计法首先估计每个变量的边际分布，然后使用极大似然法估计 copula 函数的参数。

在实际应用中，CML 方法展现出了其鲜明的优势和局限。它的显著优势在于其高度的灵活性，这使得它在处理复杂数据时无需对边缘分布做出严格的假设。但是，这也伴随着一定的风险，尤其是在样本量相对较小或数据特性不满足某些预期假设的情况下，半参数估计法的估计结果可能会受到一定的影响，甚至可能产生偏差。因此，在应用 CML 方法时，我们需要审慎地考虑其适用条件和潜在的局限性，并紧密结合实际情况进行深入的分析 and 评估，以确保其在实际应用中能够发挥最佳效果。

(2) 最优 Copula 函数的选择方法

a) Q-Q 图法

Q-Q 图法主要利用 QQ 图的可视化特性来比较经验分布与理论分布之间的相似度。以下将介绍如何通过 QQ 图法选择最优 Copula 函数。

b) KS 检验法

KS 检验法是一种基于经验分布和理论分布之间差异的方法。KS 检验可以用来检验估计的 Copula 函数与经验 Copula 函数是否一致，进而判断哪个 Copula 函数能更好地拟合实际数据。

c) AIC 和 BIC 准则

AIC 和 BIC 准则，即 Akaike 信息准则和贝叶斯信息准则，是用于模型选择和评估的两种重要准则。当用于最优 Copula 函数的选择时，一般来说，具有较低 AIC 和 BIC 值的 Copula 函数被认为是更优的选择，因为这通常意味着该模型在拟合数据的同时，也保持了较低的复杂度，从而避免了过度拟合。

第 3 章 基于极值理论和 Copula 理论的风险度量模型构建

本章主要阐述了本研究采纳的风险量化模型，即基于 GARCH-EVT-时变 Copula-CoVaR 的系统性金融风险度量方法。该方法不仅能够有效评估风险溢出效应，更能精准捕捉金融市场间的动态关联特性。具体构建步骤为：首先分析各市场的对数收益率，并用 GARCH 模型对其波动性进行建模。然后，运用极值理论处理 GARCH 模型产生的新息序列，用 GARCH 和 EVT-POT 模型模拟各个市场的边缘分布。进一步，采用时变 Copula 模型来描述市场之间的动态相依结构，最后，利用所得到的动态相关系数和边缘分布函数计算市场之间的 CoVaR。

3.1 GARCH- EVT-POT 模型

由于金融时间序列往往呈现出波动聚集性和异方差性，而 GARCH 模型恰好可以很好的描述这种现象，所以本研究选取 GARCH 模型来模拟此特征。先将日收益率除以日波动估计，对收益率进行标准化，使其自相关性被过滤掉并成为渐进服从独立同分布的收益率或残差序列，由此产生的新息序列近似符合 EVT-POT 模型的要求。

一般情况下，GARCH (1,1) 模型可以解决绝大多数的金融时间序列数据的异方差性，模型如下：

$$\begin{cases} R_t = \mu_t + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t = \sigma_t \nu_t, \\ \sigma_t^2 = \varpi + \alpha \sigma_{t-1}^2 + \beta \varepsilon_{t-1}^2, \end{cases} \quad (3.1)$$

其中， $\varpi > 0$ ， $\alpha \geq 0$ ， $\beta \geq 0$ ， $\alpha + \beta < 1$ ， R_t 为对数收益率序列， μ_t 为条件均值， ν_t 为新息序列。

由于金融资产的尾部风险通常与巨额收益或损失有关，我们通过使用极值理论对这些使用 GARCH 模型过滤过的新息序列建模来测量市场的极端风险。本文

利用广义帕累托分布（GPD 分布），对样本中所有超过某一阈值的数据建模，这种模型也称为 POT 模型。

广义帕累托分布的分布函数为：

$$G_{\xi, \beta}(y) = \begin{cases} 1 - (1 + \frac{\xi y}{\beta})^{-1/\xi}, & \xi \neq 0, \\ 1 - e^{-y/\beta}, & \xi = 0, \end{cases} \quad (3.2)$$

其中， ξ 、 β 分别代表形状参数和尺度参数。形状参数 $\xi > 0$ 时，GPD 分布具有厚尾特点。 $\xi = 0$ 时，GPD 分布就退化指数分布， $\xi < 0$ ，GPD 分布具有短尾特点。

大量研究表明使用正态分布拟合效果不佳，测量的尾部风险有所偏差。因此，本研究使用 GPD 分布对由 GARCH(1,1) 模型得到的渐近服从独立同分布的新息序列 v_t 进行拟合：

$$F(v) = \begin{cases} \Phi(v), & (v \geq \mu^L), \\ \frac{N_{\mu^L}}{N} (1 + \xi \frac{\mu^L - v}{\beta})^{-1/\xi}, & (v < \mu^L), \end{cases} \quad (3.3)$$

其中， N 是样本总个数， μ^L 是左尾阈值， N_{μ^L} 是超过左尾阈值的个数， $\Phi(v)$ 是样本经验分布。对于得到的分布函数 $F(v)$ ，通过概率积分变换得到 $F_x(x)$ 和 $F_y(y)$ ，进一步用于建立 Copula 模型。

3.2 时变 t-Copula 模型

通过引入 GARCH-EVT-POT 模型，可以获得不同证券市场对应指数序列的残差的分布，为进一步分析两市场之间的联合分布进而研究市场之间的相依关系，本文引入时变 t-Copula 函数。

设 (X, Y) 为二维随机变量， X ， Y 的边缘分布分别为 $F_x(x)$ 和 $F_y(y)$ ，通过概率积分变换得到 $u = F_x(x)$ ， $v = F_y(y)$ ，由 Sklar 定理，有：

$$\begin{aligned} F_{x,y}(x, y) &= C(F_x(x), F_y(y)) \\ \Rightarrow C(u, v) &= F_{xy}(F_x^{-1}(u), F_y^{-1}(v)), \end{aligned} \quad (3.4)$$

其中, $u \sim U(0, 1)$, $v \sim U(0, 1)$, 则条件概率 $P(X \leq x | Y \leq y)$ 表示为:

$$P(X \leq x | Y = y) = \frac{\partial C(u, v)}{\partial v}. \quad (3.5)$$

同时, $P(X \leq x | Y \leq y)$ 表示为:

$$P(X \leq x | Y \leq y) = \frac{P(X \leq x | Y \leq y)}{P(Y \leq y)} = \frac{C(F_X(x), F_Y(y))}{F_Y(y)} = \frac{C(u, v)}{v}. \quad (3.6)$$

公式(3.7)分别展示二元 t-Copula 函数的分布函数、时变相关参数演进方程、上下尾相关系数表达式。

$$C(u, v; \rho, d) = \int_{-\infty}^{T_d^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{T_d^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left(1 + \frac{s^2 + t^2 - 2\rho st}{d(1-\rho^2)}\right)^{-\frac{d+2}{2}} ds dt, \\ \rho_t = \tilde{\Lambda}(\omega_p + \beta_p \rho_{t-1} + \alpha_p \times \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q T^{-1}(u_{t-i}; d) T^{-1}(v_{t-i}; d)), \\ \lambda_{C_{T,t}}^U = \lambda_{C_{T,t}}^L = 2 \left[1 - t_{v+1} \left(\frac{\sqrt{1+v}\sqrt{1-\rho_t}}{\sqrt{1+\rho_t}} \right) \right], \quad (3.7)$$

其中, T_d 为 t 分布, $T^{-1}(\cdot; d)$ t 分布的逆函数, d 为自由度, ρ 为相关系数, $\tilde{\Lambda}(\cdot) = (1 - e^{-x}) / (1 + e^{-x})$ 表示修正的 Logistic 转换函数, $\tilde{\Lambda}(\cdot)$ 使时变相关参数 ρ_t 保持在 $(0, 1)$ 。

3.3 基于时变 Copula 模型溢出风险度量模型构建

由于金融时间序列存在明显的“尖峰厚尾”的特征, 而 VaR 只能够测度风险溢出的方向, 但是无法测度非线性风险溢出, 本文采用 CoVaR 来测度风险溢出的非线性、非对称性、强度以及方向。

设 X_t 为金融市场或金融资产在 t 时刻的收益率, 其在 α 显著水平下的风险价值 $VaR_{\alpha,t}^D$ 表达式为:

$$P(X_t \leq VaR_{\alpha,t}^D) = \alpha. \quad (3.8)$$

对于两个金融时序变量 X_t 和 Y_t , 在给定置信水平 α 、 t 时刻 X_t 发生极端损失

$VaR_{\alpha,t}^D$ 的条件下, Y_t 在置信水平 β 下发生的极端损失值为 $CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X}$, 其数学表达式为:

$$P(Y_t \leq CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X} | X_t \leq VaR_{\alpha,t}^X) = \beta, \quad (3.9)$$

$CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X}$ 表示 X_t 处于极端风险时 Y_t 的风险, 即 Y_t 关于 X_t 的条件在险价值。

基于 GARCH-EVT 模型, 我们得到 $F(v_t^X)$ 、 $F(v_t^Y)$ 并且通过 Copula 函数将其连接起来, 即:

$$C(v_t^X, v_t^Y) = C(F(v_t^X), F(v_t^Y)), \quad (3.10)$$

其中 $C(\bullet)$ 为最优的时变 Copula 函数, 本文取最优时变 Copula 函数为 t-Copula 函数, 进一步, 利用概率积分求得 v_t^Y 在 v_t^X 给定时的条件分布函数如下:

$$F_{Y|X}(v_t^Y | v_t^X) = \int_{-\infty}^{v_t^Y} c(F_Y(v_t^Y), F_X(v_t^X)) f_Y(v_t^Y) dv_t^Y. \quad (3.11)$$

取 $\alpha = f_X(v_t^X)$ 时, 此时证券市场 Y 的无条件风险值 $VaR_{\alpha,t}^X$ 为:

$$VaR_{\alpha,t}^X = \mu_t^X + \sigma_t^X q_X(\alpha), \quad (3.12)$$

其中, μ_t^X 和 σ_t^X 为证券市场 X 对数收益率序列的条件均值和条件标准差, $q_X(\alpha)$ 表示分位数, 则式子 (3.11) 进一步演变为:

$$\int_{-\infty}^{v_t^Y} c(F_Y(v_t^Y), F_X(v_t^X)) f_Y(v_t^Y) dv_t^Y = \alpha. \quad (3.13)$$

将方程的解代入 $CoVaR_{\alpha,t}^{Y|X} = \mu_t^Y + \sigma_t^Y F_Y^{-1}(k_{Y|X})$ 计算得到 $CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X}$ 的值。

为了更好地反映证券市场间的风险溢出, 引入 $\Delta CoVaR$, 等于 $CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X}$ 减去无条件风险价值, 即:

$$\Delta CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X} = CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X} - VaR_{\alpha,t}^Y. \quad (3.14)$$

为了后续方便不同时间序列之间的相互比较, 我们将 $\Delta CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X}$ 标准化, 得

$$\%CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X} = \frac{\Delta CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X}}{VaR_{\alpha,t}^Y} \times 100\%. \quad (3.15)$$

将 $\Delta CoVaR$ 结合 VaR , 去除了量纲的影响后的 $\%CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{Y|X}$ 能充分反映证券

市场之间的风险溢出强度。

第 4 章 证券市场间的系统性风险度量实证分析

4.1 数据选取及描述性统计

本节选取了代表中国内地证券市场的上证指数（代码为 000001）、深证成指（代码为 399001.SZ）和代表香港证券市场的恒生指数（代码为 HIS.HK）进行实证分析，数据区间为 2015 年 1 月至 2022 年 12 月，共 1946 个交易日的日收盘价数据进行后续的研究。数据来源为国泰安数据库。在取样范围的选择上，主要包括 2015 年“股灾”和 2019 年底“病毒感染”疫情，以揭示极端情形下中国证券市场的系统性风险。数据在分析前需要进行预处理，计算的是指数的日对数收益率，与此同时为了减少计算中可能出现的误差，我们将得到的结果乘以 100。则计算公式为

$$R_t = (lnP_t - lnP_{t-1}) \times 100, \quad (4.1)$$

其中， P_t 为指数在 t 日的收盘价， P_{t-1} 为指数在 $t-1$ 日的收盘价，最终得出上证、深证和恒生指数的日对数收益率。

使用 MATLAB 对恒生指数和上证指数、深证成指的对数收益率序列进行描述性统计分析，其结果如下表 4-1。

表 4-1 基本描述性统计

	均值	标准差	偏度	峰度	J-B 检验
上证指数	-0.0042	1.3768	-1.1557	10.4313	4910.9273 (0.000)
深证成指	-0.0023	1.6712	-0.8833	7.0886	1608.5181 (0.000)
恒生指数	-0.0053	1.3710	-0.0252	7.3488	1533.6571 (0.000)

注：括号内数值为 p 值

由表 4-1 可知各指数的偏度系数都是负数，属于左偏型分布，一方面说明收益率是不对称的，另一方面也说明我国证券市场很多投资者的投资收益是负数的，属于亏损状态；此外，各指数的峰度系数都大于 3（正态分布的峰度为 3），表明我国证券市场收益率变动较为剧烈。由此可得出我国证券市场收益率分布呈左偏且尖峰厚尾状，这与 JB 检验结果一致。

4.2 样本数据检验与分析

4.2.1 平稳性检验

本文使用 MATLAB 软件中的 ADF 对对数收益率序列的平稳性进行检验，其结果如下表：

表 4-2 平稳性检验结果

	ADF 统计量	P 值
上证指数	-42.3664	0.001
深证成指	-42.1623	0.001
恒生指数	-42.9853	0.001

如表 4-2 显示，在 5%显著水平下，ADF 统计量的值均显著低于临界值，且 p 值全部小于 0.05，故拒绝原假设，认为每个序列都是平稳序列，可以进行下一步分析。

4.2.2 异方差检验

在满足平稳性的条件后，对序列进行 ARCH 效应检验，在 5%显著水平，滞后阶数为 1，使用 MATLAB 软件进行 ARCH-LM 检验，其结果如下表：

表 4-3 异方差检验结果

	F 统计量	P 值
上证指数	92.4640	0.000
深证成指	71.9519	0.000
恒生指数	182.6059	0.000

由表 4-3 可知，对上证指数、深证成指，恒生指数均值方差残差序列进行异方差检验，在 5%显著水平下，p 值全部小于 0.05，故拒绝原假设，即对数收

益率均值方差的残差序列有明显的条件异方差性，波动集聚现象明显。所以我们后续可以使用 GARCH 模型并结合 EVT 模型对收益率序列的边缘分布进行建模。

4.3 边缘分布

4.3.1 GARCH 模型过滤数据

本文使用 MATLAB 软件建立 GARCH(1,1) 模型来过滤数据。其拟合结果如下表：

表 4-4 上证指数、深证成指、恒生指数日对数收益率 GARCH 拟合结果			
参数	上证指数	深证成指	恒生指数
μ	0.0457	0.0590	0.0574
α_0	0.0142	0.0286	0.0406
α_1	0.0707***	0.0703***	0.0901***
β_1	0.9245***	0.9211***	0.8934***
AIC/BIC	2.9798/2.9998	3.5366/3.5567	3.2185/3.2328

注：***表示在 1%水平下显著。

根据表 4-4 数据显示，传统的 GARCH(1,1) 模型无法很好地拟合收益率序列的“非对称性厚尾”分布。因此，本文结合 EVT-POT 模型来模拟数据的边缘分布。

4.3.2 POT 模型构建边缘分布

在对收益率序列进行 GARCH 建模后，从中提取标准残差，构建 POT 模型，在这借鉴已有文献^[42]，采取左尾 10%的分位数作为阈值来建模。表 4-5 给出模型的估计结果。

表 4-5 POT 模型的参数估计结果		
新息序列	ξ	β
上证指数	0.464323	0.203978
深证成指	0.431833	-0.098214
恒生指数	0.748273	-0.101003

此外，在保证残差独立的条件下，我们需要使用 R 软件对残差进行概率积分变换，使其服从[0,1]上均匀分布，在此基础上才能把变换后的序列用于时变 Copula 的参数估计。

4.4 时变 Copula 模型估计

要计算风险溢出值 ΔCoVaR ，首要任务是挑选出最匹配的 Copula 函数用于拟合收益率序列的联合密度函数。在拟合各指数收益率序列的边缘分布后，对标准化后的残差序列所对应的概率积分序列进行 Copula 模型估计。本文估计了 4 种不同的二元时变 Copula 函数，运用 MATLAB 软件并且根据 AIC、BIC 最小原则来确定最优的时变 Copula 函数。

表 4-6 Copula 函数拟合结果

时间序列	时变 Copula 函数	AIC	BIC
上证指数	Time-varying t	-1042.2	-1025.5
	Time-varying Clayton	-905.1	-888.4
	Time-varying SJC	-1015.4	-982.0
	Time-varying Gassion	-1041.2	-1030.1
深证成指	Time-varying t	-835.2	-818.5
	Time-varying Clayton	-716.4	-699.7
	Time-varying SJC	-809.6	-776.1
	Time-varying Gassion	-832.1	-820.9

由表 4-6 可知，时变 t-Copula 函数可以较好的捕捉香港恒生指数与其它指数之间的动态相依结构。表 4-7 给出了时变 t-Copula 模型的参数估计，并用 MATLAB 绘制出证券市场间的相关系数图。

表 4-7 时变 t-Copula 模型参数估计结果

	ω	α	β	对数似然值	AIC
上证指数-恒生指数	27.6289 (13.275)	0.0281 (0.011)	0.9518 (0.023)	524.086	-1042.1721
深证成指-恒生指数	19.3168	0.0292	0.9451	420.599	-835.1982

(7.750) (0.009) (0.020)

注：（ ）内的数值为估计值的标准差。

4.5 香港与中国内地证券市场的相关性分析

图 4-1 和图 4-2 是基于 GARCH-EVT-时变 Copula 模型估算出来的随时间变化的尾部相关系数,从图中我们可以直观地看出香港证券市场与中国内地证券市场间动态相关系数的变化程度。从整体上看市场间的动态相关系数,一直处于上下波动中,但是在一些特殊时间点会出现陡升陡降的情况。而这些情况可能与 2015 年出现的“股灾”、2016 年国家推出“深港通”、2019“病毒感染”关联系。

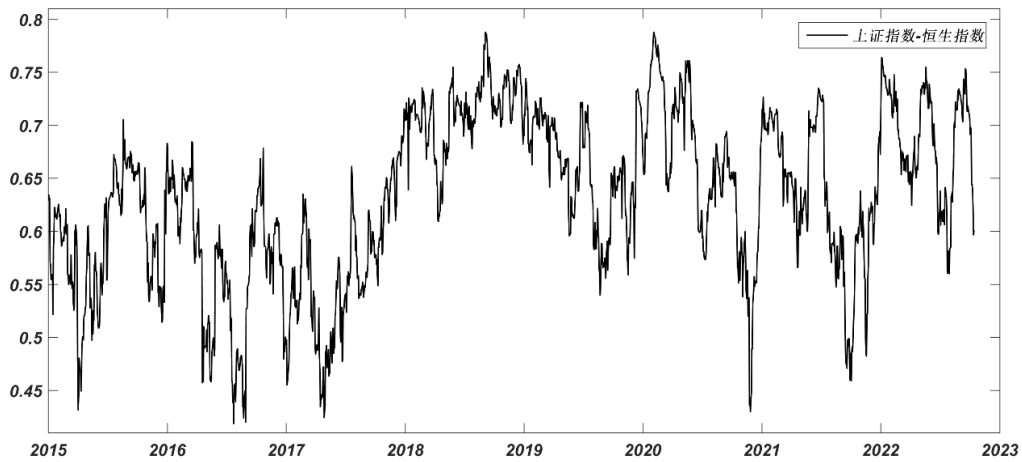


图 4-1 上证指数与恒生指数间的动态相关系数图

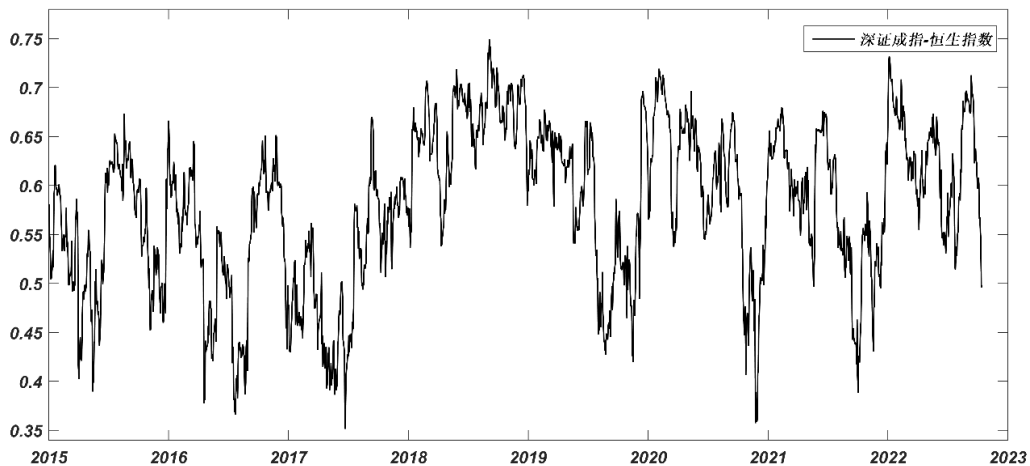


图 4-2 深证成指与恒生指数间的动态相关系数图

4.6 香港与中国内地证券市场的风险溢出效应分析

VaR，用于衡量投资组合或单一资产在一定置信水平和持有期内可能面临

的最大损失。在证券市场的风险管理中，VaR 也被广泛应用。表 4-8 和图 4-3 为上证指数、深证指数、恒生指数在 95%的置信水平的 VaR 的描述性统计和趋势图。

从表 4-8 中我们可以发现各指数的风险值 VaR，深证成指的风险价值的绝对值是最大的并且香港恒生指数的标准差最小。由此可见，深证成指所遭受的风险冲击是明显高于香港恒生指数的，这是因为香港是国际金融中心之一，他的市场较完备以及稳定性高，他的抵御风险的能力也较强。

表 4-8 上证指数、深证指数及恒生指数 VaR

相依 结构	VaR			
	均值	标准差	最大值	最小值
上证指数	-2.0224	1.0279	-0.8163	-6.9916
深证成指	-2.5261	1.0369	-1.2116	-6.9246
恒生指数	-2.1235	0.7544	-1.1300	-7.0663

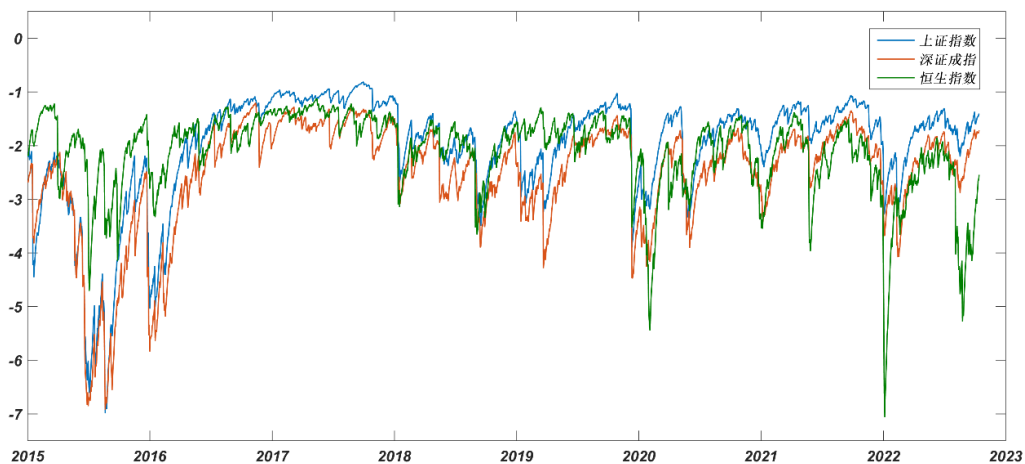


图 4-3 上证指数、深证指数及恒生指数 VaR 趋势图

从图 4-3 我们可以看出各指数的风险价值大小在各个时间段并不相同，但是他们的整体走向趋于一致，在同一段时间内都出现了明显的起伏，且出现大浮动变化的时间点与国内发生的重大经济事件相符合。比如，2015 年的股灾，2020 年初的“病毒感染”等。

但是 VaR 仅仅可以衡量单个投资组合的风险，而 CoVaR 衡量的是在一个市场发生极端损失的情况下，另一个市场所面临的潜在风险。通过计算条件风险价值能够捕捉到一个证券市场的危机对另一个证券市场的潜在风险溢出效应。表 4-

9 和图 4-4、4-5 为中国内地证券市场与香港证券市场在 95%的置信水平的双向 CoVaR 的描述性统计和风险趋势图。

从表 4-9 中我们可以发现，CoVaR 的均值都为负数，这通常意味着中国内地证券市场与香港证券市场在样本期间内的平均收益率都是负的，市场整体上表现不佳。当然也这两个市场之间存在某种共同的风险因素，导致它们同时受到负面影响。而且，香港证券市场对中国内地证券市场的 CoVaR 值的绝对值更大，这可能与香港和内地市场之间存在较强的联动性，香港市场的波动容易传递到内地市场有关。标准差是用于反映市场收益率的波动性，而表 4-9 显示，香港证券市场对中国内地证券市场的标准差较高，表示市场收益率的波动较大，意味着香港证券市场面临较大的风险。

表 4-9 中国内地证券市场与香港证券市场的双向的 CoVaR

相依 结构	CoVaR			
	均值	标准差	最大值	最小值
上证指数→恒生指数	-2.9027	1.0419	-1.5174	-7.7650
恒生指数→上证指数	-2.9127	1.1281	-1.4824	-8.0827
深证成指→恒生指数	-3.1839	1.0812	-1.69927	-7.8274
恒生指数→深证指数	-3.2876	1.1452	-1.7484	-8.1795

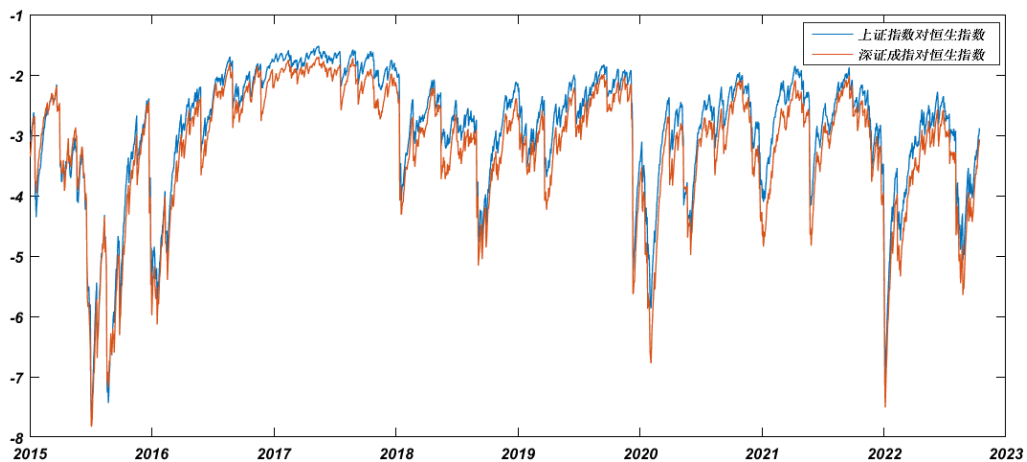


图 4-4 中国内地证券市场对香港证券市场 CoVaR 趋势图

从图 4-4、4-5 上来看，中国内地证券市场与香港证券市场的双向 CoVaR 随时间变化的走势大致相同，但是大小不同，并且在 2015 年、2020 年和 2022 年左右都出现了大幅度的变化，这与特定时期发生的重大经济事件相关。

ΔCoVaR 考虑的是当一个证券市场处于特定的风险水平时,另一个证券市场的风险水平如何变化,能更好的捕捉不同市场间的风险情况。所以,进一步使用 MATLAB 软件给出了中国内地证券市场与香港证券市场的双向 ΔCoVaR 的基本描述性统计以及趋势图,具体见表 4-10、图 4-6、4-7。

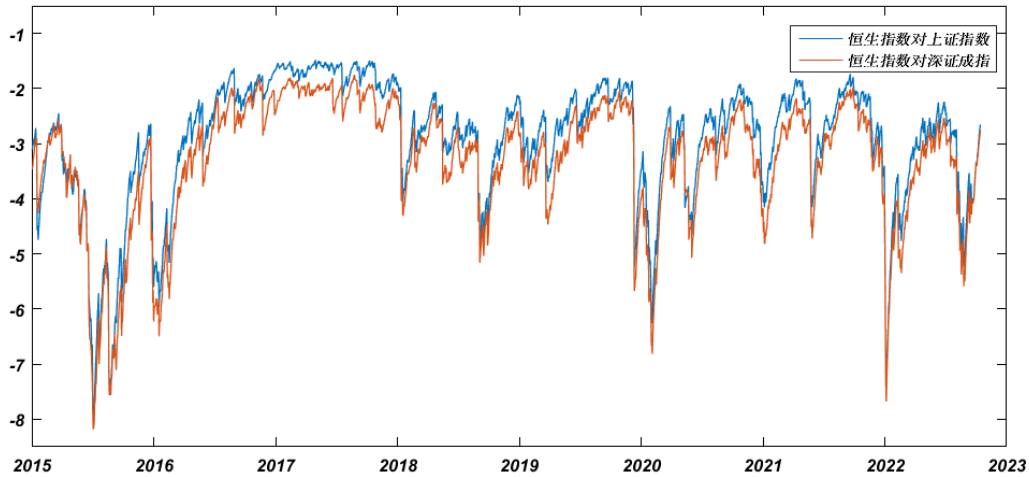


图 4-5 香港证券市场对中国内地证券市场 CoVaR 趋势图

表 4-10 中国内地证券市场与香港证券市场的双向的 ΔCoVaR 描述性统计

相依 结构	ΔCoVaR			
	均值	标准差	最大值	最小值
上证指数→恒生指数	-1.2966	0.6994	-0.4592	-4.7175
恒生指数→上证指数	-1.3728	0.6118	-0.5260	-5.3875
深证成指→恒生指数	-1.4870	0.7018	-0.56065	-4.40633
恒生指数→深证成指	-1.2596	0.5783	-0.4497	-5.1721

从表 4-10 可以看出 ΔCoVaR 的均值均为负,且均值较高,说明香港证券市场和中国内地证券市场之间的风险溢出水平较大且风险传递较为频繁或显著。另外,从代表数据离散程度的指标--标准差上看,综合来说,中国内地证券市场对香港证券市场 ΔCoVaR 的标准差的值较大,说明中国内地证券市场对香港证券市场风险溢出的波动性较大,存在较大的不确定性,中国内地证券市场更容易受到冲击。相反,香港证券市场对中国内地证券市场 ΔCoVaR 的标准差的值较小,可能是香港证券市场风险相对集中,则需要关注潜在的系统风险。

图 4-6 和 4-7 分别给出了中国内地证券市场与香港证券市场间双向 ΔCoVaR 的时序图，我们可以很直观的看到 ΔCoVaR 随时间的变化情况。从图 4-6 我们可以看出，中国内地证券市场对香港证券市场的 ΔCoVaR 在 2015 年与 2016 年之间出现陡降的情况即中国内地证券市场对香港证券市场的风险贡献陡降，这可能 2015 年中国内地股市经历的所谓的“股灾”有关，这可能导致了内地证券市场的风险水平降低，从而减少了对香港证券市场的风险贡献。同时与内地市场的剧烈波动相比，香港市场在 2015 年至 2016 年期间可能相对较为稳定。香港作为国际金融中心，其市场机制和监管体系可能更加成熟和健全，能够在一定程度上抵御外部风险的冲击。而图 4-7 显示，香港证券市场对中国内地证券市场的 ΔCoVaR 在 2020 年和 2022 年左右出现大幅度下降，这或许和 2019“病毒感染”有所关联，与此同时，中国内地金融市场在经历之前的金融市场动荡，后续可能采取了一系列措施来稳定市场，例如通过货币政策和财政政策的调整，以及加强对市场的监管。这些措施可能有助于降低市场的波动性，减少外部风险的影响。

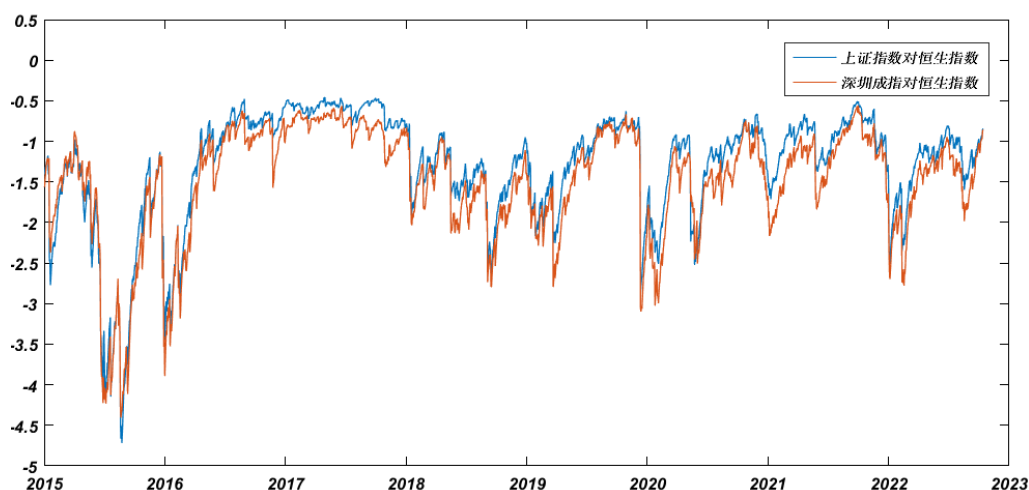


图 4-6 中国内地证券市场对香港证券市场 ΔCoVaR 趋势图

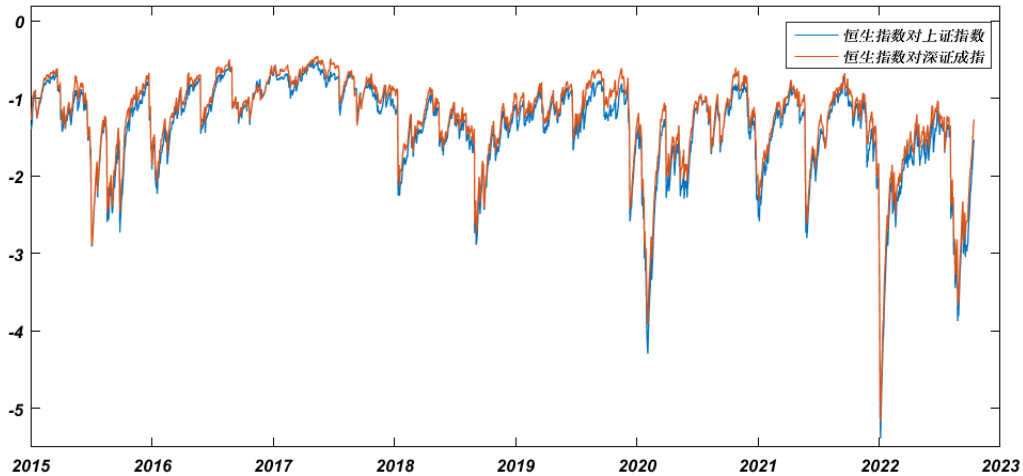


图 4-7 香港证券市场对中国内地证券市场 ΔCoVaR 趋势图

此外,为了充分反映证券市场之间的风险溢出强度,将 ΔCoVaR 结合 VaR , 去除了量纲的影响后,得到 $\%\text{CoVaR}$,并用 MATLAB 软件得到中国内地证券市场与香港证券市场间双向 $\%\text{CoVaR}$ 基本描述统计及趋势图,具体见表 4-11 和图 4-8、4-9。

表 4-11 中国内地证券市场与香港证券市场的双向 $\%\text{CoVaR}$ 描述性统计

相依 结构	$\%\text{CoVaR}$			
	均值	标准差	最大值	最小值
上证指数→恒生指数	0.6141	0.25685	1.7658	0.2180
恒生指数→上证指数	0.7447	0.2845	1.9255	0.2152
深证成指→恒生指数	0.7082	0.2477	1.8496	0.2402
恒生指数→深证指数	0.5228	0.1974	1.4043	0.1990

从表 4-11 中的均值看, $\%\text{CoVaR}$ 均为正值,意味着不管是中国内地证券市场还是香港证券市场的风险增加都会导致另外一个市场的风险也增加。同时,我们可以发现我国内地对香港证券市场的风险溢出强度强于香港对我国内地证券市场的,这也说明了中国内地对香港证券市场的风险传染要强于香港对中国内地证券市场,且我国内地证券市场的波动和变化对香港证券市场产生的风险贡献度更高,这可能与香港在国际上一直处于金融中心且金融市场开放程度高,与其他国家联系密切有关,香港证券市场更容易受到其他市场的影响,且中国内地相继与香港实现“沪港通”和“深港通”,这也使中国内地与香港证券市场间的联系越来越

越密切。从标准差上看，香港证券市场对中国内地证券市场标准差较小，意味着市场之间的风险传递相对稳定。

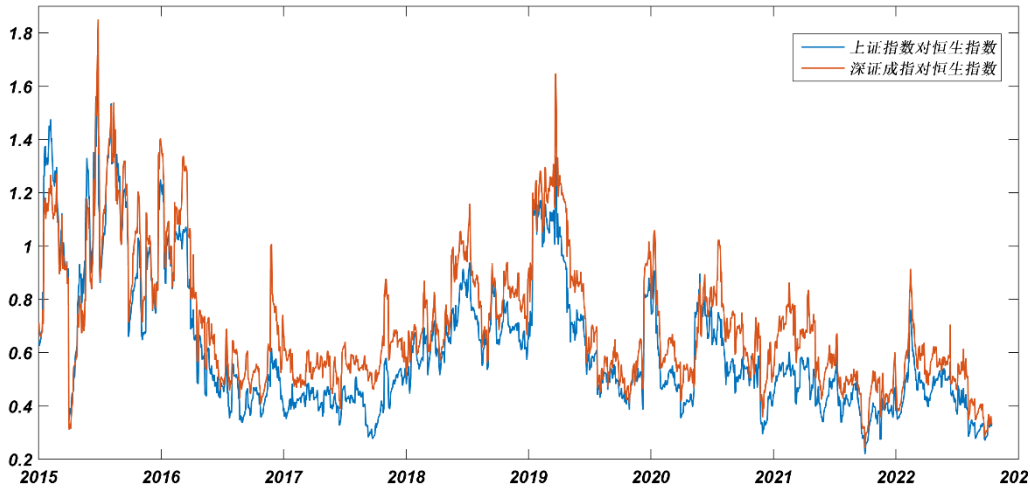


图 4-8 中国内地证券市场对香港证券市场%CoVaR 趋势图

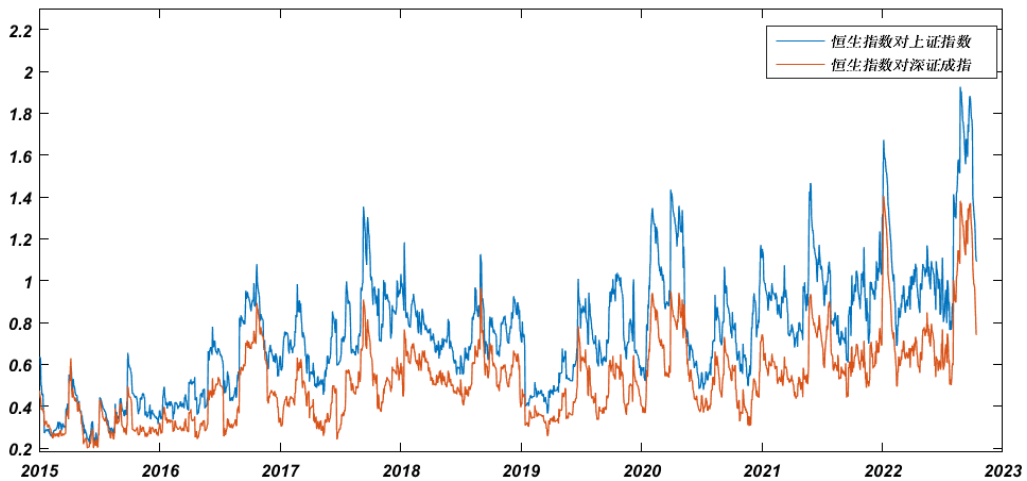


图 4-9 香港证券市场对中国内地证券市场 Δ CoVaR趋势图

图 4-8 和 4-9 分别给出了中国内地证券市场与香港证券市场间双向的 %CoVaR 时序图并揭示了市场之间风险溢出的动态变化。从图 4-8，我们可以看出中国内地证券市场对香港证券市场的 %CoVaR 即标准化风险溢出值随时间推移总体呈现下降趋势，而图 4-9 则反映出香港证券市场对中国内地证券市场的 %CoVaR 总体呈上升趋势。与此同时我们可以注意到在图 4-9 中，2017 年、2020 年、2022 年几个时间点，香港证券市场对中国内地证券市场的 %CoVaR 出现了较大的陡升，这可能与 2016 年国家推出“深港通”、2019“病毒感染”关联。以上都表明香港证券市场对中国内地证券市场的风险贡献度在增加，或者说，香港证券市场的波动对中国内地证券市场的影响在逐年加大。这可能表明两地证券市场

市场的联动性增强，风险传递效应更为明显。

第 5 章 结论与展望

5.1 结论

本文选取了 2015 年到 2022 年间香港恒生指数、上证指数、深证成指的日收益率为研究对象，使用 GARCH-EVT-时变 Copula 模型和 CoVaR 模型探索了市场间动态相依结构和风险溢出效应。其研究结果表明：

- (1) 将 GARCH 模型结合 EVT 理论和时变 Copula 函数，可以很好地专注于极端事件的建模和度量并理解金融市场的极端风险的重要性，同时可以很好地捕捉证券市场间的动态相依结构，因此使用 GARCH-EVT-时变 Copula 模型能够比较全面刻画金融市场的动态相依性和尾部风险。另外，用 CoVaR 模型来度量一个证券市场对另一个证券市场的风险溢出效应，能够提供更深入的风险管理视角。特别是在全球化和金融市场日益相互依存的背景下，这种分析显得尤为重要。
- (2) 内地与香港证券市场并非完全独立，而是存在相互依存的关系，一个市场的波动会影响另一个市场，从而产生风险传染效应。香港与中国内地证券市场呈正相关关系。这种正向的风险溢出效应会放大市场波动，要求投资者更密切地关注两个市场之间的市场动态。这种相关性的大小受时间影响，可能会因某个金融事件或某个极端风险时刻而在短时间内发生巨大变化。此外，中国内地证券市场受香港的影响较大，这意味着内地证券市场的波动对香港证券市场的影响可能大于香港对内地的影响。这可能是因为内地证券市场的规模和影响力更大，也可能是因为两个市场在投资者结构和市场规则方面存在差异，这意味着内地市场的风险更容易被香港市场吸收。
- (3) “深港通”的推出，为两地市场建立了便捷的沟通渠道，让内地和香港的投资者可以在对方市场买卖股票。这种沟通机制可以进一步加强两地市场的互动，从而增加不同市场之间风险转移的可能性。总而言之，推行类似“深港通”这样的政策，可以为内地和香港证券市场之间的 风险转移创造更多机会和条件。

5.2 建议

基于上述研究结果，以下是一些建议，旨在降低两个证券市场之间的风险溢出效应，增强市场的稳定性：

- (1) 鉴于两地证券市场之间的紧密关联，两地证券监管机构应建立更紧密的合作关系，共同研究并制定风险防范与管理的有效措施。通过定期的信息共享与交流，我们能够及时发现市场中的异常波动和风险事件，从而迅速作出反应，有效遏制风险在不同市场间的扩散。
- (2) 提升投资者对两地证券市场间联系及风险转移的认识至关重要。我们可以通过组织教育课程和研讨会，向投资者普及相关知识，增强他们的风险意识和风险管理能力。这样不仅能够引导投资者进行更为稳健的投资决策，还能促使他们更加关注两地证券市场的动态变化。
- (3) 为了有效应对市场异常波动和风险事件，我们应建立一套完善的预警和应对机制。这包括制定应急预案和相应的解决措施，以确保在风险事件发生时能够迅速采取行动，最大限度地降低风险对证券市场的影响和损失。
- (4) 在全球金融一体化的背景下，我们还需要进一步强化和完善金融体系。这包括加强两地市场规则和标准的统一，减少市场之间的差异和摩擦，从而降低风险在不同市场之间的传递和放大效应。通过这些措施，我们能够提升市场的整体稳定性和抗风险能力，为投资者创造一个更加安全、稳定的投资环境。

5.3 展望

使用 GARCH-EVT-时变 Copula 模型和 CoVaR 模型来度量证券市场间的风险，尽管在理论和实证研究中取得了一定的成果，但鉴于本人的研究水平有限，仍存在一些不足之处。以下是对这些不足之处的分析以及未来展望方向的探讨：

- (1) 本文度量中国内地证券市场与香港证券市场间的风险溢出时，采用时变 t -Copula 函数来描述他们之间的相关结构，虽然大多文献表明时变 t -Copula 函数可以较好的捕捉市场间的关系，但在实际应用中，往往难以用单个 Copula 函数来描述金融市场之间的各种相关结构，因此在今后的研究中可以混合多种时变

Copula 函数并赋予动态权重来探索证券市场间的动态相依结构和风险溢出效应。

(2) 本文聚焦于市场风险的度量，但这只是金融风险管理领域的一个方面。金融风险还涵盖了操作风险、信用风险、流动性风险等其他种类。因此，探讨本文中的研究方法是否可以应用于其他风险类型的度量，是一项值得深入探讨的课题。

参考文献

- [1] Adrian T, Brunnermeier M K. COVaR[R]. Federal Reserve Bank of New York Staff Reports, 2008.
- [2] 谢福座. 基于 CoVaR 方法的金融风险溢出效应研究[J]. 金融发展研究, 2010(6): 59-63.
- [3] López-Espinosa G, Moreno A, Rubia A, etc. Short-term wholesale funding and systemic risk: a global CoVaR approach[J]. Journal of Banking & Finance, 2012, 36(12): 3150-3162.
- [4] 王蓉. 金融系统性风险的双向溢出效应及其 CoVaR 模型估计[J]. 统计与决策, 2016(2): 146-148.
- [5] 郑棣, 严予若, 雷蕾. 商业银行流动性风险的溢出效应——基于动态 CoVaR 的方法[J]. 财经科学, 2019(1): 39-51.
- [6] 韩方园, 卢俊香. 房地产业与商业银行间风险溢出效应研究——基于 DCC-GARCH-CoVaR 模型[J]. 云南民族大学学报(自然科学版), 2023, 32(4): 533-540.
- [7] 陈暮紫, 魏纯, 谢豪等. 基于 GARCH-CoVaR 方法的中国 A 股行业关联网络风险溢出动态研究[J]. 金融经济研究, 2019, 34(4): 134-146.
- [8] Acharya V V, Brownlees C, Engle R, etc. Measuring systemic risk [J]. Working Paper, 2010, 29(1002): 1-46.
- [9] Billio M, Getmansky M, Lo A W, etc. Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors[J]. Journal of Financial Economics, 2012, 104(3): 539-559.
- [10] 吴敏灵. 我国上市银行系统性风险度量实证研究[J]. 大连理工大学学报(社会科学版), 2018, 39(2): 24-31.
- [11] 周亮. 行业系统性风险的动态特征及其影响因素[J]. 河北大学学报(哲学社会科学版), 2020, 45(1): 108-119.
- [12] Brownlees C, Engle R F. SRISK: a conditional capital shortfall measure of systemic risk [J]. Review of Financial Studies, 2017, 30(1): 48-79.
- [13] Banulescu G D, Dumitrescu E I. Which are the SIFIs? A component expected shortfall approach to systemic risk [J]. Journal of Banking & Finance, 2015, (50):

575-588.

- [14] Mcneil A J, Rüdiger F. Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic Financial Time Series: An Extreme Value Approach [J]. Journal of Empirical Finance, 2000, 7(3): 271-300.
- [15] 詹原瑞, 田宏伟. 极值理论(EVT)在汇率受险价值(VaR)计算中的应用[J]. 系统工程学报, 2000(1): 44-53.
- [16] Manfred G, Evis K. An application of extreme value theory for measuring financial risk[J]. Computational Economics, 2006, 27(2): 207-228.
- [17] Kabundi A, Muteba J M. Extreme Value at Risk: A scenario for risk management[J]. South African Journal of Economics, 2011, 79(2): 173-183.
- [18] Karmakar M. Estimation of tail-related risk measures in the indian stock market: an extreme value approach[J]. Review of Financial Economics, 2013, 22(3): 79-85.
- [19] 李强, 周孝华. 基于 Copula 的我国台湾和韩国股票市场相关性研究[J]. 管理工程学报, 2014, 28(2): 100-107.
- [20] Echaust, K, Just, M. Value at risk estimation using the GARCH-EVT approach with optimal tail selection[J]. Mathematics, 2020, 8(1): 114.
- [21] 张新艳. 基于极值理论对京东与阿里巴巴股票的价值风险分析[J]. 数学的实践与认识, 2020, 50(12): 10-21.
- [22] Rockinger M, Urga G. A time varying parameter model to test for predictability and integration in the stock markets of transition economies[J]. Journal of Business & Economic Statistics, 2001, 19(1): 73-84.
- [23] Huang, Y.C, Lin, B.J. Value-at-Risk analysis for taiwan stock index futures: fat tails and conditional asymmetries in return innovations[J]. Journal of Review of Quantitative Finance and Accounting, 2004(22): 79-95.
- [24] Salazar Y, Ng W L. Nonparametric tail Copula estimation: an application to stock and volatility index returns[J]. Communications in Statistics-Simulation and Computation, 2013, 42(3): 613-635.
- [25] Tian M, Alshater M M, Yoon S M. Dynamic risk spillovers from oil to stock markets: fresh evidence from GARCH Copula quantile regression-based CoVaR model[J]. Energy Economics, 2022, 115: 1-21.
- [26] Valdés A L, Fraire L A, Vázquez R D. A Copula-TGARCH approach of conditional

- dependence between oil price and stock market index: the case of mexico[J]. Estudios Económicos, 2016, 31(1): 47-63.
- [27] 张尧庭. 连接函数(copula)技术与金融风险分析[J]. 统计研究, 2002(4): 48-51.
- [28] 韦艳华, 张世英, 孟利锋. Copula 理论在金融上的应用[J]. 西北农林科技大学学报社会科学版, 2003, 3(5): 97-101.
- [29] 张明恒. 多金融资产风险价值的 Copula 计量方法研究[J]. 数量经济技术研究, 2004(4): 67-70.
- [30] 任仙玲, 张世英. 基于非参数核密度估计的 Copula 函数选择原理[J]. 系统工程学报, 2010, 25(1): 38-44.
- [31] 刘祥东, 吴宇轩, 段泉杉. 基于混合 Copula 函数的行业指数投资组合风险度量[J]. 金融理论与实践, 2017(5): 52-58.
- [32] 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.
- [33] 丛颖男, 刘宜鑫, 杨达森. 基于 Copula 方法的中国金融市场间相依结构研究[J]. 金融经济研究, 2023, 38(2): 51-65.
- [34] 王璐, 黄登仕, 魏宇. 国际多元化下投资组合优化研究: 动态 Copula 方法[J]. 数理统计与管理, 2016(6): 1109-1124.
- [35] 周爱民, 韩菲. 股票市场和外汇市场间风险溢出效应研究——基于 GARCH-时变 Copula-CoVaR 模型的分析[J]. 国际金融研究, 2017(11): 54-64.
- [36] 吴筱菲, 朱淑珍, 白正午. 基于 MRS-SJC-Copula 模型对 A 股与港股的动态联动性研究[J]. 运筹与管理, 2020, 29(1): 176-184.
- [37] Xu Y, Qi H, Li J, etc. The risk spillover effects of the real estate industry on the financial industry: A GARCH-Time-Varying-Copula-CoVaR approach on china[J]. SAGE Open, 2021, 11(4): 1-13.
- [38] 王喜平, 王雪萍. 基于时变 Copula-CoVaR 的欧盟与国内碳市场风险溢出效应研究[J]. 分布式能源, 2022, 7(2): 8-17.
- [39] 蒋坤良, 王洁, 宋加山. 基于动态权重-混合 Copula 的行业系统性风险度量[J]. 统计与决策, 2022, 38(4): 159-164.
- [40] 叶昊. 开放式基金投资组合风险测度研究——基于 Copula-GARCH-GPD 模型[D]. 吉林大学, 2019.

- [41] 吴菲, 刘蒙蒙. 基于动态 Vine Copula 模型的金融市场风险溢出效应研究[J]. 运筹与管理, 2023, 32(6): 179-185.
- [42] 吴庆晓, 刘海龙, 龚世民. 基于极值 Copula 的投资组合集成风险度量方法[J]. 统计研究, 2011, 28(7): 84-91.

攻读硕士期间取得的学术成果

- [1]王秋艳, 李志民. 证券市场之间的动态相依结构和风险溢出效应研究[J]. 安徽工程大学学报. (已录用)

致谢

文末搁笔，忽觉岁短。

完成这篇毕业论文也意味着我的学生时代就此告一段落了，即使清楚的知道人生总得向前走，也难免不为失去“同学”这个称呼感到一丝难过。

感谢我的父母，父母之爱子，则为之计深远，女儿深知养育不易，感谢你们一路以来的支持，爱不挂口，常记于心。

感谢学校，感谢我的恩师李志民教授，感谢学院的所有老师，感谢你们在学业上的帮助和生活上的关心、鼓励，诚心祝福恩师们生活圆满、工作顺利、桃李满天下。

感谢我亲爱的朋友们，总在我脆弱失意时给我安慰和包容，让我拥有前进的勇气和力量，一路有你们，我真的知足又幸福。

感谢这三年来的所有相遇和经历，感谢校园轻拂的晚风和每一个好天气，都有感触，都是礼物。

最后，感谢走的很慢但从未放弃的自己。