

中美半导体与电子行业的动态相关性与 极端风险传染研究： 基于费城半导体指数与申万电子指数的证据

周新苗^{1,2}, 刘慧宏^{1,2}, 钱欢欢^{1,2}, 袁 苗^{1,2}

(1. 宁波大学商学院, 浙江 宁波 315211; 2. 宁波大学“商帮经济与文化”智能计算实验室, 浙江 宁波 315211)

摘 要: 在全球科技竞争和市场不确定性加剧背景下, 中美半导体与电子行业市场的风险传染与联动性问题日益受到关注。基于费城半导体指数与申万电子指数, 采用 DCC-GARCH、BEKK-GARCH 模型与 Copula 函数, 研究中美半导体与电子行业的风险联动性与尾部依赖特征。结果表明: 市场联动性具有显著时变性; 美国市场对中国市场具有预测性; 极端条件下尾部风险依赖性显著增强。为此建议加强监管、优化结构、推进产业自主化。

关键词: 中美半导体与电子行业; 动态相关性; 尾部风险依赖

中图分类号: F830. 9

文献标识码: A

文章编号: 1005-0566(2025)04-0205-09

Dynamic correlation and extreme risk contagion in the U. S. – China semiconductor and electronics industries: evidence from the PHLX SOX and Shenwan Electronics Index

ZHOU Xinmiao^{1,2}, LIU Huihong^{1,2}, QIAN Huanhuan^{1,2}, YUAN miao^{1,2}

(1. Business School, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2. Ningbo Intelligent Computing Laboratory for Guild Economics and Culture, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: Against the backdrop of intensifying global technological competition and growing market uncertainty, the issues of risk contagion and interdependence between the semiconductor and electronics markets in China and the United States have attracted increasing attention. Based on the Philadelphia Semiconductor Index and the Shenwan Electronics Index, this study employs DCC-GARCH, BEKK-GARCH models, and Copula functions to examine the risk linkage and tail dependence characteristics of the two markets. The results indicate that: market interdependence exhibits significant time-varying features; the U. S. market has predictive power over the Chinese market; and tail risk dependence intensifies significantly under extreme conditions. Accordingly, this paper recommends strengthening regulatory coordination, optimizing market structures, and advancing industrial self-reliance.

Key words: U. S. – China semiconductor and electronics industries; dynamic correlation; tail risk dependence

收稿日期: 2025-01-15 修回日期: 2025-03-25

基金项目: 国家自然科学基金项目“我国重点产业链供应链安全评估、韧性测度及监测预警研究”(72373078); 浙江省自然科学基金重点项目“浙江省关键行业在中美产业链中的角色定位、风险评估与转型路径研究”(LZ25G030002); 教育部人文社会科学研究项目“基于全风险系统的中国绿色金融风险协调与防控研究”(19YJAZH056); 浙江省社会科学规划“党的二十大和省委十五届二次全会精神研究阐释”专项课题“应对美国对华出口管制的我国经济安全保障策略研究”。

作者简介: 周新苗(1977—), 女, 浙江宁波人, 博士, 宁波大学商学院教授, 研究方向为经济安全与金融风险管理。通信作者: 刘慧宏。

半导体与电子行业作为全球科技竞争的核心领域,不仅主导信息技术与智能制造发展,也高度嵌入中美资本市场与供应链体系。美国凭借其科技创新优势与上游芯片设计能力占据主导地位,中国则在中下游制造与封测环节具备完备的产业链基础。在中美关系紧张、技术脱钩与供应链重构等趋势推动下,两国市场的金融联动性与极端风险传染效应日益引发关注。

本文选取代表美国半导体行业的费城半导体指数(SOX)与反映中国电子行业走势的申万电子指数,结合 DCC-GARCH 与 BEKK-GARCH 模型,研究中美市场动态相关性,辅以 Copula 模型分析尾部风险依赖性,以刻画在金融危机、疫情冲击、科技制裁等极端情境下的风险联动机制。围绕以下问题展开研究:①中美电子行业市场的相关性是否具有显著的时变特征?②在极端市场环境下,是否存在显著的尾部风险依赖?③在特朗普 2.0 时代,中美市场联动结构是否面临系统性变化?

本文在理论与实践层面具有重要价值。首先,突破传统静态相关分析,构建“DCC/BEKK + Copula + VaR”联动模型体系,系统刻画中美电子行业资本市场的动态演化与极端依赖特征;其次,为应对美方可能加剧的科技限制与资本市场封锁提供风险评估工具,助力我国制定防范外部冲击的政策策略。此外,为跨市场投资者在资产配置、风险对冲与危机应对中提供实证依据。

一、文献综述

金融市场之间的联动性受宏观经济周期、政策事件和情绪波动影响显著,呈现出时变特征。Engle^[1]提出的 DCC-GARCH 模型,以及 Engle 和 Kroner 发展出的 BEKK-GARCH 模型,已成为研究市场动态相关性的主流工具,广泛应用于跨市场、跨行业的联动性研究。近年来,针对疫情、危机与地缘冲突背景下的动态相关性研究不断深入。例如,Saijai 等^[2]分析亚洲与美国市场在疫情期间的联动性变化,发现极端时期市场同步性增强。Li 等^[3]也指出,在中美贸易摩擦、国际金融危机等事

件驱动下,中美市场的时变相关性表现出明显上升趋势。

Forbes 等^[4]认为,危机期间市场间的相关性上升未必是传染,而可能是原有相关结构的加强,因此需结合因果机制进行分析。王鹏等^[5]发现,在中美贸易摩擦期间,美国市场对中国市场具有更强的影响力。这些研究为理解中美科技类行业间的市场主导结构提供了理论依据。

传统的线性相关分析难以揭示极端市场环境下的非对称风险联动。Copula 函数可灵活构建边际分布与联合分布间的依赖结构,特别适用于研究尾部风险相关性。Clayton Copula 强调下尾依赖性,Gumbel Copula 则适用于上尾依赖性,t Copula 兼顾双尾依赖。Maghyreh 等^[6]指出,在疫情与供应链冲击下,电子行业尾部依赖性显著增强。Li 等^[3]进一步通过深度学习与 Copula 方法识别全球市场间尾部风险联动路径,为组合风险管理提供新方法。

VaR(value at risk)作为测度市场极端损失风险的代表性指标,已被广泛用于风险管理研究。Rockafellar 等^[7]提出的 CVaR(条件在险价值)进一步评估了 VaR 阈值之外的平均损失风险,为尾部风险提供更稳健刻画。近年来,Copula-VaR 联合模型受到关注。王强等^[8]采用该方法分析中美股市尾部联动性,发现市场崩盘时相关性显著上升。陈学彬等^[9]亦指出疫情期间中美市场 VaR 同步性提升,表明风险在全球化市场中的溢出效应增强。

现有研究多聚焦整体金融市场,缺乏对电子与半导体细分行业的联动机制分析,且较少系统集成动态相关性与尾部风险依赖研究。本文结合 DCC/BEKK、Copula 与 VaR 三类模型,在行业维度与极端条件下系统识别中美市场联动路径,丰富了跨境行业风险联动性研究框架。

二、数据与方法

(一)数据来源

本文使用费城半导体指数和申万电子指数的日度收益率数据,以分析中美半导体与电子行业的市场

联动性与极端风险传染特征。此外,为了更全面地刻画两国市场环境,本文同时纳入了两国主要大盘指数:纳斯达克综合指数(Nasdaq composite index)和上证综合指数(Shanghai composite index),分别代表美国与中国整体股市的走势,以观察行业指数与大盘指数的相互影响。

费城半导体指数 PHLX SOX:由费城证券交易所编制,涵盖 30 家全球领先的半导体企业,包括芯片设计、制造、封装测试等多个产业链环节。该指数被广泛视为全球半导体行业资本市场的风向标,其波动通常受到美国科技股表现、半导体产业景气度、政策环境、供应链变动等因素影响。申万电子指数:由申万宏源证券编制,选取在中国 A 股市场上市的电子行业龙头企业,包括电子元器件、智能终端、印制电路板(PCB)、半导体设备等多个细分领域。该指数能够反映中国电子行业的整体市场趋势,受到全球供应链波动、国产替代进程、政策扶持等因素的影响。

为了保证数据的可比性,本文对中美两国市场的交易日进行了匹配,剔除了非重叠交易日的数据,并使用人民币对美元的汇率转换调整申万电子指数的价格,使其与美元计价的费城半导体指数在统计计算时具有一致性。本文的数据时间跨度为 2005 年 1 月 1 日—2024 年 8 月 13 日,涵盖国际金融危机(2008 年)、中美贸易摩擦(2018 年)、新冠疫情(2020 年)、科技制裁政策等多个关键事件,以观察这些事件对中美电子行业市场联动性的影响。中国的数据来自 Wind 数据库,美国的数据来自 Yahoo Finance 平台。

所有指数均采用对数收益率进行计算,公式为:

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

式(1)中, R_t 表示 t 日收益率; P_t 和 P_{t-1} 分别为 t 日和 $t-1$ 日的指数收盘价。

(二)描述性统计分析

为了对中美电子行业市场的收益率特性进行全面了解,本文对数据进行描述性统计分析,并结

合多项检验方法深入分析了数据特性。对 4 组指数收益率的统计分析如表 1 所示。

表 1 收益率的基础统计表

变量	中国		美国	
	申万电子指数	上证指数	费城半导体指数	纳斯达克指数
均值	0.020 689	-0.004 92	0.075 882	0.058 531
标准差	1.994 176	1.314 377	1.880 709	1.299 204
最小值	-10.784 9	-8.876 38	-17.311 9	-13.149 2
中位数	0.103 707	0.031 55	0.118 857	0.106 953
最大值	6.937 253	7.410 76	10.575 31	8.934 695
Skewness	-0.560 59	-0.752 65	-0.315 86	-0.541 44
Kurtosis	2.107 687	5.998 041	4.758 699	7.559 959
Ljung-Box	14.539 [0.150]	23.107 [0.010]	93.521 [0.000]	97.031 [0.000]
J-B 统计量	811.478 [0.000]	5 447.228 [0.000]	3 281.561 [0.000]	8 307.994 [0.000]
ADF	-55.614 [0.000]	-11.902 [0.000]	-22.667 [0.000]	-20.004 [0.000]
样本数	3 430			

注:中括号中为统计量显著性 P 值。

描述性统计显示,4 个市场均存在厚尾与偏态特征,Jarque-Bera 检验均显著拒绝正态性假设,ADF 检验确认其平稳性。其中,费城与申万指数的极端负值最显著,反映电子行业对全球冲击更为敏感。

(三)模型构建

考虑中美市场可能存在长期均衡与短期调整机制,本文首先使用 Johansen 协整检验与 VECM 模型探测长期关系,其次利用 Granger 因果检验识别主导市场方向。为分析中美市场的时变相关性,本文采用 DCC-GARCH 与 BEKK-GARCH 两类模型。最后利用 Copula 模型捕捉极端波动情况下的市场联动和尾部风险相关性。

1. 动态条件相关模型

本文采用 DCC-GARCH (dynamic conditional correlation GARCH) 和 BEKK-GARCH (Baba-Engle-Kraft-Kroner GARCH) 模型共同来分析中美市场间动态条件相关性。DCC-GARCH 模型的优点在于它能够刻画条件相关性的动态演变,适用于高维资产之间的时变相关性分析。BEKK-GARCH 通过参数化方差—协方差矩阵的演变过程,可以更全面地描述资产收益率的波动传导机制。

首先,通过拟合每组单变量收益序列拟合 GARCH(1,1) 模型,获取条件波动率 σ_t^i , 然后计算条件协方差矩阵 H_t , 表示为:

$$H_t = D_t \cdot Q_t \cdot D_t \quad (2)$$

式(2)中, $D_t = \text{diag}(\sigma_t^1, \sigma_t^2, \dots, \sigma_t^N)$ 是包含

每个资产波动性的对角矩阵; Q_t 是动态条件相关性矩阵。

$$Q_t = (1 - a - b) \cdot Q_0 + a \hat{\epsilon}_{t-1} \hat{\epsilon}_{t-1}' + b Q_{t-1} \quad (3)$$

式(3)中, a 和 b 是模型的参数, 分别控制前期创新和前期相关性矩阵的影响; Q_0 是初始协方差矩阵; $\hat{\epsilon}_{t-1}$ 是前期的标准化残差。最后, 通过标准化协方差矩阵 Q_t 计算动态相关性矩阵。

BEKK - GARCH 模型则是通过参数化的方式对条件协方差矩阵进行建模, 确保其正定性, 并能有效刻画收益率之间的动态相关关系。BEKK 结构的条件方差 - 协方差方程为:

$$H_t = C' C + A' \epsilon_{t-1} \epsilon_{t-1}' A + B' H_{t-1} B \quad (4)$$

式(4)中, C 是下三角矩阵, 确保 H_t 的正定性; A 衡量残差的冲击效应(短期波动影响); B 衡量条件方差的延续性(长期波动的持续性); $\epsilon_{t-1} \epsilon_{t-1}'$ 是残差的外积矩阵, 反映过去的波动信息。

在研究中, 本文将主要针对纳斯达克指数与费城半导体指数之间, 上证指数与申万电子指数之间, 上证指数与纳斯达克指数之间, 以及申万电子指数与费城半导体指数之间的 4 组市场指数进行计算。这些相关性矩阵在时间上会变化, 反映出市场之间的相互依赖关系随着时间的推移而发生变化, 尤其是在金融危机、经济冲击等特殊时期, 相关性可能显著增加。

2. 在险价值 VaR 方法与 Copula 模型

为研究极端条件下的尾部风险依赖性, 本文使用条件在险价值(conditional value at risk, CVaR)与 Copula 模型结合进行分析。

本文使用简易的历史模拟法先计算 VaR 值, 即收益分布中 95% 置信水平下的临界值。在此基础上计算 CVaR, 即在损失超过 VaR 阈值时, 损失的平均值, 因此, 也称为期望短缺(expected shortfall), 它提供了比 VaR 更丰富的尾部风险信息。本文还用到了 VaR 序列的计算, VaR 序列关注的是 VaR 随时间的动态变化, 用于研究市场风险的时变特性。本文使用的是 GARCH(1,1) - Skewed - t VaR 序列计算方法。

Copula 模型能有效捕捉极端波动情况下的市

场联动和尾部风险相关性。考虑到本研究利用 Copula 模型主要是进行尾部依赖分析, 因而只选择擅长捕捉尾部依赖的 t Copula、Clayton Copula 和 Gumbel Copula 模型。

t Copula 是一种基于双尾对称性的捕捉尾部依赖的 Copula 模型。

$$C_t(u, v) = T_v(T_v^{-1}(u), T_v^{-1}(v)) \quad (5)$$

式(5)中, $T_v^{-1}(u)$ 是 t 分布的逆分布函数, 左下标的 v 是自由度, 括号中的 u 和 v 分别是两组资产收益率变量边际分布的累积分布函数(CDF)的值。

Clayton Copula 是一种描述下尾依赖性的 Copula 模型, 它强调在极端负值时, 市场之间的相关性。Clayton Copula 的公式为:

$$C_{Clayton}(u, v) = ((u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{1/\theta}) \quad (6)$$

式(6)中, $\theta > 0$ 是 Clayton Copula 的参数, 控制着下尾依赖性, 当 $\theta \rightarrow \infty$ 时, Clayton Copula 趋向于完全依赖, 即极端负值时, 两个市场几乎总是共同波动。

Gumbel Copula 则更适合描述上尾依赖性, 它强调在极端正值时, 市场之间的共振效应。

$$C_{Gumbel}(u, v) = \exp(-[(-\ln(u))^\theta + (-\ln(v))^\theta]^{1/\theta}) \quad (7)$$

式(7)中, $\theta \geq 1$ 是 Gumbel Copula 的参数, 控制着上尾依赖性。与 Clayton Copula 类似, 当 θ 增大时, Gumbel Copula 在极端正值时的依赖性增强。

尾部依赖性系数衡量了在极端波动情况下, 两个市场之间的风险联动程度。

具体地, 下尾依赖性(lower tail dependence)计算公式为:

$$\lambda_L = \lim_{u \rightarrow 0} \frac{P(U \leq u, V \leq u)}{P(U \leq u)} = \frac{\partial C(u, u)}{\partial u} \Big|_{u=0} \quad (8)$$

上尾依赖性(lower tail dependence)计算公式为:

$$\lambda_U = \lim_{u \rightarrow 1} \frac{P(U \geq u, V \geq u)}{P(U \geq u)} = \frac{\partial C(u, u)}{\partial u} \Big|_{u=1} \quad (9)$$

通过计算这些尾部依赖性系数, 可以分析极端市场事件下, 中美电子行业资本市场之间的风

险传染效应。Copula 参数通过 Kendall's τ 与最大似然法估计。此外,为捕捉尾部风险依赖性的演化趋势,本文还以 500 天滚动窗口构建动态 Copula 路径进行分析。

三、实证分析

(一)协整与因果分析

本文首先通过 Johansen 协整检验识别中美股市间的长期均衡关系。结果表明,Nasdaq 与 Shanghai、SOX 与 Shenwan 之间均存在协整关系,说明两组市场在长期趋势上具有同步性与均衡机制。进一步构建的误差修正模型(VECM)表明,美国市场的误差修复速度快于中国市场,表明美国市场在偏离长期均衡后具有更强的调整能力。

Granger 因果检验显示,美国市场对中国市场存在显著因果关系,如 Nasdaq 对 Shanghai、SOX 对 Shenwan 均通过多个滞后期显著影响中国市场,而反方向的因果路径不显著。这种单向影响结构说明,美国电子市场处于信息主导地位,其政策变化、企业财报与宏观事件可能首先传导并引导中

国市场波动。

(二)动态条件相关分析

图 1 展示了基于 DCC 与 BEKK 模型估计的中美市场动态相关性变化趋势。从整体来看,美国内部指数联动性最强,Philadelphia SOX 与 Nasdaq 之间的相关性长期稳定在 0.8 以上,反映出行业指数与大盘在美股市场中同源同波;中国市场内部相关性较稳定,Shenwan 与 Shanghai 保持在 0.6 ~ 0.8,表现出较强的产业跟随性;中美跨市场相关性呈事件驱动特征,平稳期两国市场联动性较弱(低于 0.4),但在 2008 年国际金融危机、2015 年股灾、2020 年疫情与美方制裁出台期间,相关性均出现明显跃升,最高突破 0.6,说明全球冲击与政策共振放大了联动通道。

BEKK-GARCH 模型在刻画短期冲击与波动传递路径上表现优异。结果发现,Nasdaq 的波动对 Shanghai 具有溢出效应;Philadelphia SOX 的波动在多个滞后期对 Shenwan 具有方差传导性,验证了行业指数的波动性主导特征。

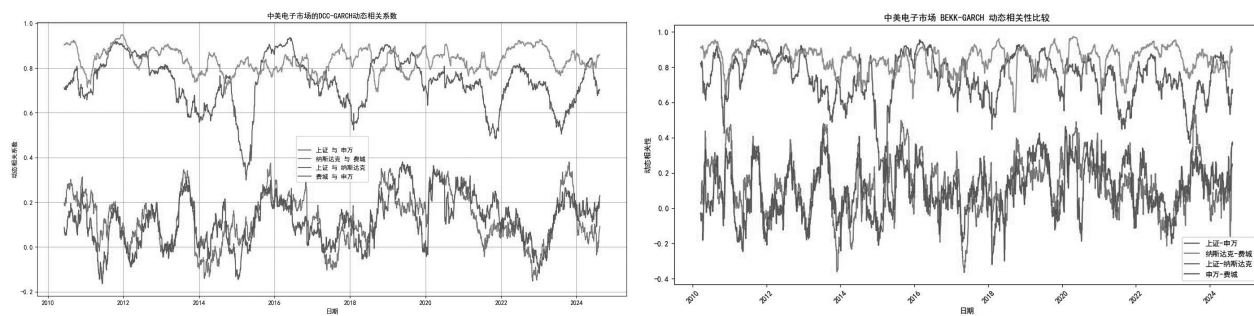


图 1 中美电子市场间 DCC-GARCH 与 BEKK-GARCH 动态相关性图

上述结果说明,中美市场的动态相关性具有显著的时间异质性,结构并非稳定,而是随着事件演进和政策环境变化而动态调整。

(三)在险价值与极端风险

为进一步揭示市场的尾部风险结构,本文采用 95% 置信水平下的 GARCH-Skewed-t 模型与历史模拟法估算四大指数的 VaR 与 CVaR。结果显示,Shenwan 电子指数的 CVaR 最高(-4.93%),其次为 Philadelphia SOX(-4.36%),说明中国市场在极端下行情况下的潜在损失更大;Shanghai 和 Nasdaq

相对稳定,CVaR 为 -3.2% 左右。这一结果表明,尽管中国电子市场在波动率层面较为温和,但在尾部风险暴露方面却更为脆弱,说明其抗冲击能力仍有待加强。从极端收益分布来看,Shenwan 指数偏度为负、峰度极高,表明左尾厚尾特征显著。这与其在经济政策波动中受行业周期与外部制裁影响密切相关。

(四)Copula 模型分析结果

表 2 是 Copula 模型的分析结果,本文将原始数据利用 t 分布的 CDF 转换映射到一个[0,1]范

围的数值(标准化的概率值),方便用于 Copula 模型的输入(均匀分布的概率值),因为 Clayton Copula 和 Gumbel Copula 中 θ 的确定很关键,本文使用 Kendall's Tau 估计 θ , Clayton Copula 中, $\theta = 2 \cdot \tau / (1 - \tau)$, Gumbel Copula 中: $\theta = 1 / (1 - \tau)$ 。

表 2 Copula 模型分析结果

市场组别	参数	t Copula	Clayton Copula	Gumbel Copula	Kendall's τ	Spearman's R
Shanghai 与 Shenwan	λ_l	0.032	0.748	—	0.544 [0.000]	0.727 [0.000]
	λ_u	0.020	—	0.542		
	θ	—	2.386	2.193		
Nasdaq 与 Philadelphia	λ_l	0.044	0.837	—	0.661 [0.000]	0.841 [0.000]
	λ_u	0.029	—	0.419		
	θ	—	3.900	2.950		
Shanghai 与 Nasdaq	—				0.084 [0.000]	0.125 [0.000]
Shenwan 与 Philadelphia	—				0.073 [0.000]	0.109 [0.000]

注:中括号中为统计显著性 P 值。

如表 2 所示,Shanghai 和 Shenwan 指数之间的 Kendall's Tau 为 0.544,表明二者存在较强的正向排序一致性,且相关性显著(p 值显著)。Spearman 秩相关系数为 0.727,同样显示出显著的单调关系。Clayton Copula(下尾)依赖性较强,说明在市场极端下跌时,两者之间的风险传导更为明显;而 Gumbel Copula(上尾)依赖性中等,意味着在强势上涨情形下,风险联动较弱。t Copula 结果亦支持下尾依赖性更强的特征。对比 Nasdaq 与 Philadelphia,后者在下尾(Clayton)依赖性更高,上尾依赖性略低,反映出两国市场在全球体系中的角色差异。从

Kendall's Tau 值和 Spearman's Rank Correlation 值上可以看到中美两国市场间的弱相关性,因此,主要由 τ 值决定的 θ 值,将会使得 Copula 模型上下尾依赖系数失真,因而表 2 中未列出 Shanghai 与 Nasdaq、Shenwan 与 Philadelphia 之间的 Copula 依赖系数。但考虑到中美两国弱相关性的显著性(p 值显著为 0),本文依然要深度挖掘两国风险依赖的特征。

接下来通过代表两国市场风险特征的 VaR 序列做进一步的分析。本文使用 GARCH(1,1) - Skewed - t 分布来计算 VaR,以准确建模非对称尾部风险。

考虑到两国市场的主要极端风险及其联动性都产生在负向波动,本文主要计算 5% 分位数 VaR - 0.05 序列(衡量多头的负收益率损失)并做相应分析。图 2 的 VaR 序列在不同的市场之间显示了显著的波动。尤其是在 2015 年和 2020 年,市场的 VaR 值显著上升,这显然和 2015 年的股灾及 2020 年的疫情事件有关,这导致了风险水平的快速变化。

表 3 是中美两国市场间 VaR 序列的相关性分析,结果显示,中美两国收益率的 VaR 序列间具有一定程度的正相关性。Shanghai vs. Nasdaq 的 Kendall 值为 0.2571, Spearman 值为 0.3724,说明大盘之间的极端风险具有同步特征;Shenwan vs. Philadelphia 的 Kendall 值为 0.2289, Spearman 值

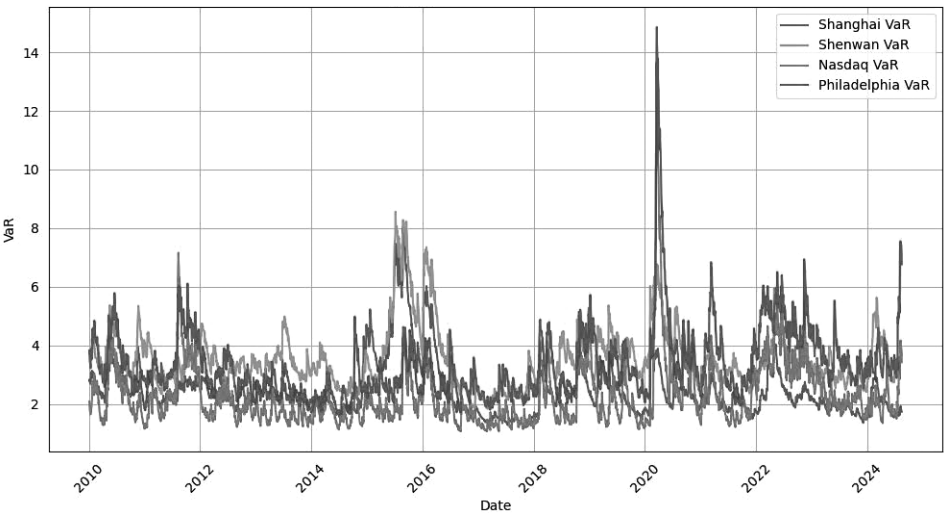


图 2 GARCH(1,1) - Skewed - t VaR - 0.05 时间序列图

表 3 中美两国市场间 VaR 序列相关性结果

市场组别	Kendall's τ	p 值	Spearman's R	p 值
Shanghai vs. Nasdaq	0.257 1	0.000	0.372 4	0.000
Shenwan vs. Philadelphia	0.228 9	0.000	0.334 3	0.000

为 0.334 3,表明电子行业之间的极端风险具有一定传染性。这种 VaR 层面的相关性明显高于表 2 中收益率层面的结果,进一步验证了从 VaR 序列风险视角分析中美联动性的研究价值。所有相关性的 p 值均远小于 0.05,具有统计显著性。

值得注意的是,尽管 VaR 本质为极端负收益测度,其本身仍具有“上尾”和“下尾”之分。在当前以正数表征风险程度的 VaR 序列中,较大值代表更高损失,因此应重新解读 Copula 模型中“尾

部”含义: VaR“右尾”对应高损失、高风险状态,“左尾”则为低损失区间。表 4 对比传统收益序列与 VaR 序列在 Copula 尾部结构分析中的差异,便于后续模型解释。

表 4 传统金融数据 vs. 5% VaR 序列

数据类型	负值(左侧)	正值(右侧)
传统收益率(正态分布)	负收益(市场下跌)	正收益(市场上涨)
VaR(以正数表示损失)	较小的 VaR 值(较小损失)	较大的 VaR 值(极端损失)

图 3 是中美两国市场间 VaR 序列的分布拟合图,可以看到 4 幅图具有明显的右长尾特征,可见市场的极端损失对两国市场都有一定影响。

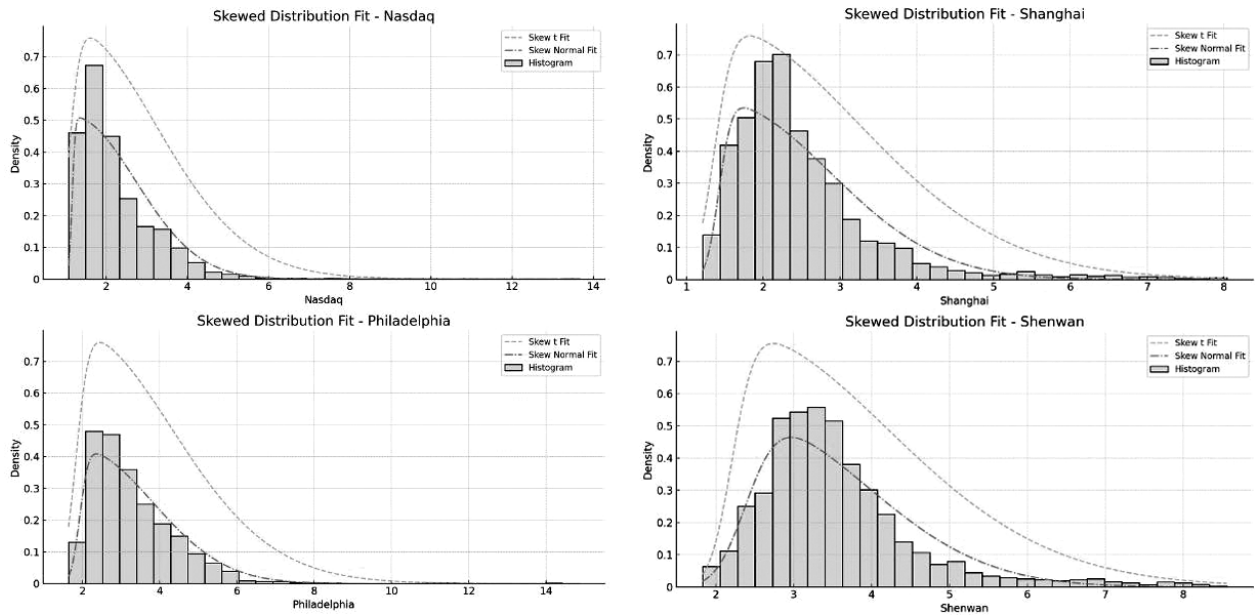


图 3 中美市场间 VaR 序列的分布拟合

表 5 给出了 VaR 序列的 Copula 计算结果。可见两国市场在极端情况下表现出更高的风险传染性,Shanghai 和 Nasdaq 在极端损失情况下,市场小幅回暖(左尾)具有一定的同步性,但市场崩溃(右尾)高度联动,Shenwan 和 Philadelphia 这两组两国市场的电子行业指数,表现出同样的特征,但极端损失下的同步回暖低于大盘,而极端损失下的同步崩盘却高于大盘,Skewed Copula 并未给出如此明显的信号,但依然给出了崩盘依赖性高于回暖依赖性的信号。说明中美电子行业市场在极端市场环境下高度联动,会同时受到金融危机、疫情或其他有关全球科技行业风险的重大事件的影响。

表 5 VaR 序列的 Copula 计算结果

变量	Shanghai vs. Nasdaq			Shenwan vs. Philadelphia		
	Skewed	Clayton	Gumbel	Skewed	Clayton	Gumbel
λ_l	0.000 0	0.367 4	—	0.000 0	0.311 1	—
λ_u	0.010 8	—	0.804 9	0.013 1	—	0.828 1
θ	—	0.692 2	1.346 1	—	0.593 7	1.296 8

(五)动态 Copula 路径演化

现在将在不同时间段观察 Shanghai vs. Nasdaq 以及 Shenwan vs. Philadelphia 在极端市场环境下的尾部依赖性变化路径。设定时间窗口为 500 天,每 100 天移动一次,分析不同市场阶段的变化。使用 Clayton Copula 计算 VaR 左尾(市场反弹)依赖性。使用 Gumbel Copula 计算 VaR 右尾(市场崩

溃)依赖性。

图 4 展示了 Shanghai vs. Nasdaq 间 VaR 序列的动态尾部依赖性。Clayton Copula 自 2014 年起逐步上升,2016 年达峰值,并在 2020 年疫情期间波动,表明两国市场在低 VaR 阶段(市场回暖期)的联动性增强。Gumbel Copula(市场崩溃依赖)在 2013—2016 年较高,随后下降,但 2020 年疫情期间再次升高,反映出危机时刻市场同步性显著增强。2015—2016 年,下尾依赖性激增,可能与 2015 年中国股灾相关。2020 年后,市场回暖期(Clayton

Copula)依赖性仍保持较高水平,表明恢复阶段的同步性较强。相比之下,上尾依赖性(Gumbel Copula)在不同危机期间表现差异,2013—2016 年处于高位,而 2020 年疫情期间再度攀升,表明全球卫生危机对市场联动性的深远影响。

图 5 展示了 Shenwan vs. Philadelphia 间 VaR 序列的动态尾部依赖性。Clayton Copula(市场回暖依赖)在 2015—2016 年快速上升,并在 2016—2020 年维持高位,说明在市场复苏阶段,两国电子行业逐渐开始表现出一定的同步性。2020 年后,

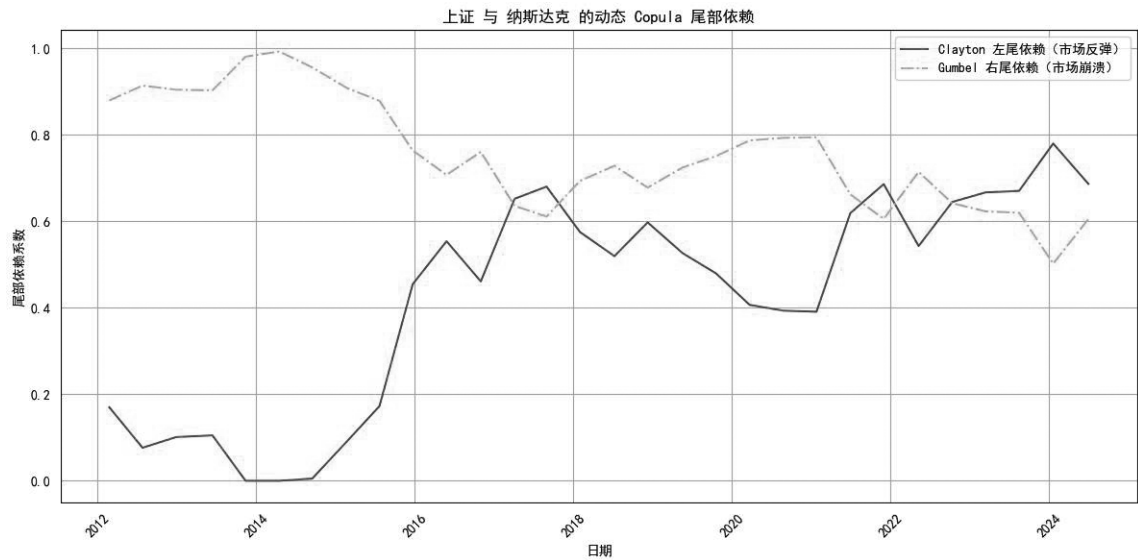


图 4 Shanghai vs. Nasdaq 间 VaR 序列的动态 Copula 的尾部依赖性

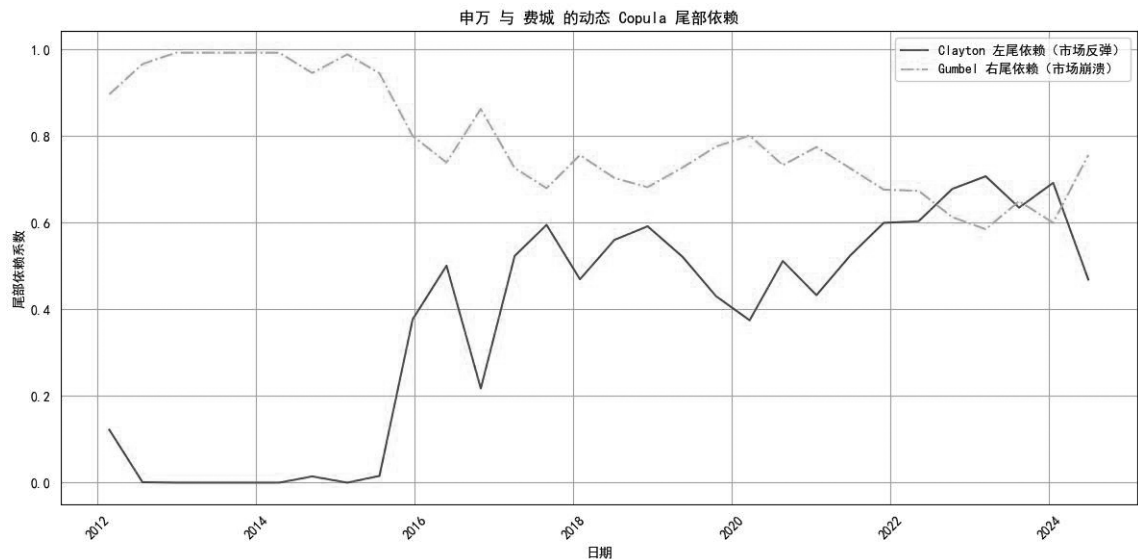


图 5 Shenwan vs. Philadelphia 间 VaR 序列的动态 Copula 尾部依赖性

该依赖性趋于稳定,表明某些阶段的市场反弹具有持续的联动性。Gumbel Copula(市场崩溃依赖)在2012—2016年接近1,显示出极端下跌期间两国电子市场存在显著联动,可能受到2015年中国股灾和2016年美股科技板块调整的共同影响。尽管2016—2020年该依赖性有所回落,但整体仍保持高位,表明在市场剧烈下行时,风险传递依然明显。其后依赖性略有减弱,可能反映出中国政策调控在一定程度上削弱了两国市场崩溃时的同步性。

四、结论与政策建议

(一)主要结论

本文基于费城半导体指数与申万电子指数,综合使用DCC-GARCH、BEKK-GARCH和Copula模型,对中美电子行业市场间的动态相关性与尾部风险依赖性进行了系统研究。主要结论如下:①联动性具有显著时变性:在金融危机、疫情冲击及科技竞争加剧等事件背景下,中美市场间相关性显著上升;②美国市场主导特征明显:Granger检验结果表明,美国市场对中国市场具有较强的预测力,而反向不成立;③极端风险传染性增强: Copula模型识别出市场崩盘期间下尾依赖性显著升高,电子行业受冲击联动性更强;④政策冲击可导致结构性变动:若特朗普政府再次上台并加强科技封锁,中美电子行业的金融联动性或面临进一步削弱。

(二)政策建议

(1)加强跨境金融监管:建立快速响应机制,防范全球流动性变化带来的系统性冲击。

(2)提升市场自主性:通过科创板、北交所等平台加强对本土科技企业的资本支持,降低对美

股市场的依赖。

(3)加快供应链安全体系建设:推动半导体核心环节自主可控,强化行业抗风险能力。

(4)拓展新兴市场合作:推动与RCEP、金砖国家等区域科技投资合作,实现市场风险的地理分散化。

参考文献:

- [1] ENGLE R. Dynamic conditional correlation: a simple class of multivariate garch models[J]. Journal of business & economic statistics, 2002, 20(3): 339-350.
- [2] SAIJAI W, YAMSAENG S R, NAKAMURA H. Dynamic correlation analysis during the COVID-19 Pandemic: evidence from Asian and US Stock Markets [R]. Springer series on market dynamics, 2024, 14(2): 187-202.
- [3] LI L, ZHAO Y, WANG P. Deep learning and copula functions for portfolio risk management[J]. Applied mathematics and nonlinear sciences, 2021, 6(2): 89-105.
- [4] FORBES K J, RIGOBON R. No contagion, only interdependence: measuring stock market comovements [J]. Journal of finance, 2002, 57(5): 2223-2261.
- [5] 王鹏, 李娜. 中美股市相关性动态变化及影响因素分析[J]. 经济研究, 2023, 58(9): 45-61.
- [6] MAGHYEREH A, ZIADAT S A. Tail dependency and nonlinear features in financial markets[J]. Financial innovation, 2024, 10(1): 77-96.
- [7] ROCKAFELLAR R T, URYASEV S. Optimization of conditional value-at-risk[J]. Journal of risk, 2000, 2(3): 21-41.
- [8] 王强, 郑波. Copula模型在金融市场风险传染研究中的应用[J]. 统计与决策, 2020, 36(11): 88-94.
- [9] 陈学彬, 赵磊, 何晓冬. 金融市场联动性研究:理论、方法与实证[J]. 金融研究, 2022, 49(4): 25-38.

(本文责编:默 黎)