条件波动率的局限性：基于 EWMA 和 IGARCH 模型评估加密货币VaR

作者 1：Ekleen Kaur 机构：
佛罗里达大学，
ekleenkaur17@gmail.com

摘要：将标准静态几何布朗运动（GBM）模型应用于加密货币风险管理，导致系统性失效；基准$VaR_{0.05}$的亏损概率高达 80.67%，便是明证。本研究通过比较检验三种条件波动率模型，弥补了文献中的一个关键空白：指数加权移动平均/集成广义自回归条件异方差基准模型、加入明确均值回归机制的 IGARCH 模型（IGARCH + MR），以及一种经过修改的 EGARCH 式非对称冲击模型；检验均在相关蒙特卡洛VaR框架下进行。尤为重要的是，分析专门针对高贝塔山寨币（XRP、SOL、ADA）展开，而这一资产类别在主流 GARCH 文献中基本遭到忽视。结果表明，施加平稳性约束（IGARCH + MR）会严重低估下行风险（$VaR_{0.05}$ 降低了 50%），而非对称模型（模型3）则导致过度惩罚。以无限波动率持续性（$\alpha + \beta = 1$）为特征的指数加权移动平均/集成广义自回归条件异方差基准模型，是唯一能提供稳健条件波动率估计的模型。这一发现正式否定了关于波动率均值回归和非对称杠杆效应的传统金融假设，并确立了非平稳框架是该领域实现监管级风险建模的先决条件。

关键词

风险价值（**风险价值**）、积分广义自回归条件异方差、条件波动率、加密货币山寨币、均值回归、无限持续性、几何布朗运动、风险建模。

一、引言

金融价格动态通常被建模为**随机过程**，其中资产收益率会随时间随机变化，而非遵循确定性规律。几何布朗运动等经典模型假设，这些收益率来自方差恒定的固定概率分布，但这一假设在大多数金融市场中都不符合实证观察。实际上，资产收益率表现出**随时间变化的风险**，这一特性称为异方差性；同时还呈现**波动率聚集**现象，即不确定性较高的时期往往会持续一段时间。条件波动率模型通过让收益率的方差取决于过去的信息来刻画这一行为，通常借助受时间序列分析启发的自回归结构。在这一框架下，统计估计技术——尤其是最大似然方法——用于在正值性和稳定性约束下推断模型参数，以确保方差预测在数学上有效。本研究采用指数加权移动平均和GARCH方法建立的数学基础，共同推动了从静态风险模型向动态波动率模型的转变。

本系列前期研究确立了**几何布朗运动（GBM）**模型，将其作为评估加密货币投资组合风险的基础**基准**。GBM假设对数收益率相互独立、同分布（i.i.d.），并服从正态分布；这在数学上等同于假设**静态波动率**（同方差性）。我们在论文[1] 中提及的研究严谨地将该模型应用于加密货币投资组合，旨在确定其在风险评估中的确定性准确度。结果表明，基于GBM的风险价值$_{0.05}$显著低估了现实风险，在近80%的模拟结果中未能捕捉真实风险敞口。这种与预期表现的显著偏差凸显了该模型的系统性不足，尤其是因为实证观察发现，加密货币市场存在**波动率聚集**现象：高波动时期之后往往仍是高波动时期，这违背了静态波动率假设的核心前提。

当务之急，也是学术研究的必要回应，是从静态、无条件风险模型转向能够适应不断变化的市场状态的**动态条件波动率模型**。本文重点探讨两种用于捕捉这种时变波动率的关键方法：**指数加权移动平均**模型和开创性的**广义自回归条件异方差**模型。

EWMA模型通过赋予近期观测值更高的权重，提供了一种简单而有效的过渡方案，使波动率预测能够迅速响应市场冲击。然而，GARCH框架是一种更为复杂的统计工具。GARCH模型将波动率明确建模为其自身过去值和过去平方创新项（冲击）的函数，从而为预测条件方差提供了严谨的统计框架。我们旨在以这些模型生成的时变波动率预测σ_t替代论文 1中使用的静态历史方差σ^2，显著提高加密货币风险预测的准确性和稳健性。本文实现并比较了EWMA和GARCH(1,1)模型，并更新蒙特卡洛模拟，以量化相较于失效的几何布朗运动基准，风险价值$_{0.05}$准确性的提升，从而验证构建稳健加密经济风险框架的第一步。

选择 EWMA 和 GARCH(1,1)，是基于论文 1 中量化的局限性而采取的战略性递进措施。**指数加权移动平均**模型被选为必要的第一步改进方案，因为它有一项独特优势：能够以快速、直观的方式体现市场冲击的**近期偏重**特征。对于加密资产而言，流动性问题或监管公告可能导致其价格突然大幅波动；EWMA 能确保最近发生的高波动事件在当前预测中占据较大权重，从而立即提供更准确的风险估计。在此基础上，**GARCH(1,1)**模型则提供了统计依据更充分的改进。GARCH 的另一项优势在于，它能够刻画波动率的**长期持续性**和**均值回归**特征，而 EWMA 则无法做到。通过估计长期平均方差（ω）以及过去冲击和预测的影响（α 和 β），GARCH 确保波动率预测不仅

具有响应性，而且在结构上稳健，并随时间呈现均值回归特征，从而能够更准确、更可靠地预测条件波动率（σ_t）。

II 文献综述

加密货币资产固有的波动率 [4, 18] 一直是本系列研究的核心动因。我们的初步工作着重于将这一资产类别与传统股票投资组合分析中使用的基础模型 [4] 进行正式基准比较。论文 [1] 确凿地证明，依赖静态对数正态波动率假设的模型存在系统性失效；监管风险指标显示，其失效率高得令人无法接受（~ 80% 的风险价值违规）。这一实证结果有力地证实，采用自适应的非线性风险建模方法势在必行。

加密市场分析领域的学术贡献广泛，涵盖了应用型创新研究，这些研究将数字资产视为可再生股票等价物 [3, 2], ，并常借助先进的密码学基础，例如基于SNARKS的零知识证明系统 [5]。文献计量分析 [6, 7] 详细梳理了市场的演变，同时也有研究探讨政策影响 [8] 以及金融经济学研究的整体格局 [10]。具体而言，相关研究分析了价格泡沫 [9] ，并调查了合法性与治理方面的不足 [11,20]。此外，研究者还整理了基于经济政策不确定性的风险管理工具 [14]。

尽管以往的综述内容全面，但往往未能探讨在这一资产类别中构建和管理多元化股票投资组合的独特要求，尤其忽视了在极端市场压力时期分析杠杆模式和时变相关结构的必要性。这一缺陷 [15, 19] 凸显了我们的主张：最基本的数学假设并不适用于数字资产，因此必须系统地重新构建风险框架。通过本研究，我们还旨在确定，在显著波动时期，统一资产收益率是否能够体现更强的资产相关性，从而推进对新兴市场联动性的研究，并探讨高频数据分析的相关方面 [18]。

目前，关于风险建模 [16] 的文献中仍存在若干关键局限。尽管 GARCH族模型 [21] 是对静态模型的成熟改进，但它们往往不足以充分捕捉观测到的加密资产收益率中普遍存在的极端**尖峰厚尾**（厚尾）和**非对称性**，D. Felix [13] 已记录了这一局限。此外，大量研究 [23] 仍聚焦于流动性高的大市值加密资产[22], ，导致其他高成交量数字资产缺乏可靠的风险框架；这些资产可能呈现显著不同且往往更剧烈的波动率特征 [17], ，而这忽视了高贝塔山寨币独特的风险动态——它们构成了前两大资产之外交易量的大部分。

一个显著的不足是缺乏稳健且具有比较性的**回测研究** [12] ，以评估模型在极端压力情境下对照 VaR 等监管级风险指标的表现。大多数比较研究仅限于拟合优度指标[24] 或模型识别 [23] ，没有在前瞻性风险框架下，对潜在波动率假设进行关键的结构性检验。具体而言，现有文献未能确凿检验传统金融风险模型的核心论点——即波动率均值回归和非对称杠杆效应——是否在山寨币资产类别中具有结构有效性。

这使得所提出模型的实际效能及其资本要求尚未经过现实合规标准的检验。通过明确对动态波动率进行建模，并依据既定合规标准严格测试模型表现来弥补这一缺口，是本文的核心目标。本文不止于简单的模型比较，而是提出确凿论据，证明平稳波动率框架不适用于高贝塔加密资产。尽管已有研究详细探讨了其他领域的模型聚合 [25] 或多变量 EWMA 动态 [26], ，却未解决无限持续性的根本需求。我们的方法论直接检验并正式拒绝均值回归假设（模型2），并证明 EGARCH 式非对称冲击（模型3）会导致下行风险的严重误设。因此，非平稳 IGARCH 基准模型（模型1）在实证上的优越性构成了对现有文献的重要贡献，首次明确证明，强制要求平稳性的模型（ ）根本不适用于 $t \quad \infty \lim$ $\Xi[\sigma_t^2] = \sigma^2$ 山寨币风险评估，从而导致监管级风险价值框架低估系统性风险。
$\rightarrow$

—

III. 方法论

动态波动率建模： 为克服几何布朗运动基准所采用的静态波动率假设的灾难性缺陷，本文引入了采用指数加权移动平均和 GARCH(1,1) 的时变波动率模型。尽管条件波动率模型放宽了恒定方差假设，但通常仍保留高斯收益创新假设。实证加密货币收益呈现显著的尖峰厚尾特征，因此有必要采用学生 t 分布或广义误差分布（GED）等厚尾分布。

在初步实验中，我们评估了学生 t 分布创新项和基于 Copula 的依赖结构，以刻画尾部风险和时变跨资产依赖关系。然而，在依据监管风险指标进行评估时，尤其是考察样本外风险价值$_{0.05}$ 的稳定性和违规率时，实验发现，这些模型相较于更简单的单变量条件方差设定，并未带来具有统计意义的改进。此外，增加的参数化导致估计不稳定，并使结果对样本选择较为敏感，在高波动率状态下尤为如此。因此，在这项作为全面系列研究第二篇的工作中，我们决定

采用指数加权移动平均/集成广义自回归条件异方差作为基准模型。本节将阐述我们如何对该基准模型进行微调，并根据风险价值评估结果。

3.1 指数加权移动平均

EWMA 模型通过对过去的平方收益率 (r_{t-1}^2) 进行指数加权，为估算条件方差 (σ_t^2) 提供了一种直接的方法。这确保估算出的波动率比传统历史波动率对近期市场变动更敏感，因为传统方法对所有观测值赋予相同权重。

EWMA 方差估计的计算公式为：

$$\sigma_t^2 = (1 - \lambda) r_{t-1}^2 + \lambda \sigma_{t-1}^2$$

其中：

- σ_{t2} 是第 t 期的方差预测值。
- r_{t-12} 是上一期的平方收益率。
- σ_{t-12}是前一时期的方差预测值。
- **λ** 是**衰减因子**（$0 < \lambda < 1$）。

衰减因子 λ 的选择至关重要。λ 接近 1 的值（例如 0.94，这是摩根大通 RiskMetrics 常用的值）意味着衰减缓慢，从而赋予较早观测值较大的权重。值越接近 0，则意味着衰减越快，使模型对近期冲击的反应更为灵敏。本研究采用标准的机构λ 值，使模型的反应速度保持均衡，适用于日交易数据。

3.2 GARCH(1,1)模型

GARCH(1,1)模型是应用最广泛的条件异方差模型，它通过将当前条件方差设定为取决于过去的误差项和过去的方差预测值，明确地形式化了波动率聚集这一概念。

GARCH(1,1)模型的条件方差（σ_t^2）由以下公式定义：

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha\, r_{t-1}^2 + \beta\, \sigma_{t-1}^2$$

其中：

- σ_{t2} 是时点 t 的条件方差。
- **ω** 是长期平均方差（常数）。
- **α** r_{t-12}用于描述**上一期冲击**的影响（r_{t-12}为平方误差/收益率）。该参数（α）通常称为**ARCH项**。

- **β** σ_{t-12}用于描述**上一期预测方差**的贡献。该参数（β）就是**GARCH项**。

A. GARCH参数估计

GARCH(1,1)模型的三个参数（ω、 α、 β）通过**最大似然估计 (MLE)**进行估计。该迭代过程会找出使观测到实际历史收益率序列的概率最大化的参数值。要使模型平稳（即波动率最终回归长期均值），必须满足约束条件 $\alpha + \beta < 1$。$\alpha + \beta$之和较高（$\alpha + \beta$）表明波动率持续性较强，这是加密货币市场的已知特征。

B. GARCH驱动的蒙特卡罗模拟

来自 GARCH(1,1)模型的预测σ_t 取代了几何布朗运动模型随机项中的静态σ 分量。由此形成一种**混合模拟**，根据动态的时变波动率预测生成价格路径。这一改进使蒙特卡洛模拟生成的价格路径不仅纳入历史相关结构（通过乔列斯基分解，方法见论文 1），还明确考虑资产风险特征中的时变聚集行为。预计由此得到的投资组合分布会更加分散，得出的风险价值$_{0.05}$ 数值也将比初始几何布朗运动基准更保守且准确得多。

3.3 比较动态波动率框架

本节对本研究评估的三种条件波动率模型进行形式化定义，并详细说明如何将其纳入蒙特卡罗风险价值（VaR）框架。研究旨在评估，随着波动率动态模型日益复杂，它们会如何影响高波动性加密资产的投资组合层面下行风险估计。

设 表示某资产在时点 t 的对数收益率，且 F_{t-1} 表示截至时点 $r_t = log(\frac{p_t}{p_{t-1}})$可用的$_{t-1}$ 信息集，即截至时点 $t-1$ 的信息集。所有考虑的模型均用于估计条件方差，随后将其纳入相关几何布朗运动$\sigma_t^2 = \Xi\ r_t^2 \mid \mathbb{F}\left[\quad\right]_{t-1}$（GBM）模拟框架。

A. 模型1：EWMA / IGARCH(1,1)基准动态波动率

指数加权移动平均（EWMA）模型提供了基础的动态波动率估计，在数学上等价于积分GARCH（IGARCH）过程。IGARCH约束$(\alpha + \beta = 1)$意味着任何波动率冲击都会无限期持续，从而消除了向长期方差的均值回归。这一结构性

特征被认为比假设平稳性的标准GARCH过程更适合描述加密货币波动率聚类。

条件方差的演变如下：

$$\sigma_t^2 = \lambda\, \sigma_{t-1}^2 + (1 - \lambda)\, r_{t-1}^2$$

其中：

- λ（0,1）内的值为衰减因子。
- σ_{t2}为条件方差预测。
- r_{t-12}表示最新的平方创新项（冲击）。

模型配置与设定（指数加权移动平均/集成广义自回归条件异方差）

对于这个基准模型，我们采用摩根大通 RiskMetrics 确立的业界标准衰减因子 $\lambda = 0.94$。选择这个数值是为了确保较高的持续性（冲击需要更长时间才能衰减），从而反映加密货币市场中观察到的长期高波动率时期。模型计算最后一天的条件方差，然后将其年化（$\sigma_{annual} = \sqrt{\quad}$），并将其用作蒙特卡洛模拟的静态波动率输入（$\sigma$）。这种 $252 \cdot \sigma_t^2$方法提供了无条件波动率估计，其中纳入了积分广义自回归条件异方差过程的经验持续性特征。

B. 模型2：具有显式均值回归的积分广义自回归条件异方差（检验平稳性）

为正式检验平稳性假设，我们在积分广义自回归条件异方差过程中加入显式的均值回归修正项。尽管波动率持续性（$\alpha + \beta = 1$）仍然很高，但模型通过惩罚偏离长期方差（$\overline{\sigma^2}$）来迫使其趋于稳定。

均值回归条件方差的演变如下：

$$\sigma_t^2 = \lambda\, \sigma_{t-1}^2 + (1 - \lambda)\, r_{t-1}^2 - \kappa\, (\sigma_{t-1}^2 - \overline{\sigma^2})$$

其中：

- $\overline{\sigma^2} = \mathbf{Var(r_t)}$ 为无条件历史样本方差。
- $\kappa > 0$ 决定向 $\overline{\sigma^2}$ 回归的强度（速度）。

模型配置与设定（积分广义自回归条件异方差 + 均值回归）

在此检验中，我们采用 $\lambda = 0.85$ 的持久性因子，并引入较弱的均值回归强度 $\kappa = 0.02$。该λ 数值略高于 EWMA 标准值，凸显了 IGARCH 的特性，而较小的正κ 则确保平稳性假设成立。模型计算条件方差（σ_t^2）的时间序列，并将该方差序列的均值年化后用于 GBM 模拟。此方法论使我们能够分离均值回归项对最终风险价值估计的影响。

C. 模型3：修正的非对称 IGARCH（检验杠杆效应）

为考虑“杠杆效应”——负收益率与正收益率相比，会使未来波动率不成比例地增大这一现象——我们将简化的 EGARCH 式非对称冲击结构纳入 IGARCH 框架。这一做法用于检验加密货币市场对下行风险的敏感程度是否与传统股票市场相同。

修正后的条件方差结构是一种混合形式：

$$\sigma_t^2 = \lambda\, \sigma_{t-1}^2 + (1 - \lambda)\,(r_{t-1}^2 + \gamma \cdot I_{r_{t-1}<0} \cdot r_{t-1}^2)$$

其中：

- $I_{r_{t-1}<0}$ 是一个指示函数：当 $r_{t-1} < 0$ （负收益率）时取 1，否则取 0。
- γ 是非对称放大因子。

模型配置与设定（修正的非对称 IGARCH）

我们保持较高的持久性因子 $\lambda = 0.97$，并将非对称放大因子设为 $\gamma = 0.25$，当上一期收益率为负时应用此因子。这个简化的二次非对称冲击函数旨在放大市场崩盘和回撤对风险的贡献，从而得到显著更高的条件波动率估计（σ_t），随后对其取平均并进行年化，作为蒙特卡洛的输入。

IV. 结果

实证结果揭示了模型表现的显著差异，凸显了对高贝塔加密货币资产强行采用平稳或对称波动率假设并不适用。

模型	风险价值$_{0.05}$（5% 分位数）	亏损概率（低于 10 万美元）	主要配置	解释
几何布朗运动（论文 1 基准）	~ $16,044	80.67%	XRP（55.1%）SOL（44.9%）	系统性失效（静态波动率）

模型1：积分广义自回归条件异方差 / **EWMA**	**$126,481**	$27.16%	SOL (100%)	**最佳基准拟合（无限** 持续性）。但高度 高估权重
模型2：积分广义自回归条件异方差 + **均值回归**	$59,612	$15.22%	SOL（69%），XRP（31%）	人为的低风险（平稳性 假设失效）
模型3：修正的 **非对称 IGARCH**	$25,762	$27.30%	SOL（71%），XRP（29%）	对风险的过度惩罚 （不准确的杠杆效应）

4.1 解释与发现

A. IGARCH / EWMA（模型1）

IGARCH/指数加权移动平均模型得出的风险价值$_{0.05}$ 最高，亏损概率为27.16%，较几何布朗运动基准80.67%的失败率有显著改善。投资组合优化器最终完全配置于**SOL（100%）**，这反映出在假设**波动率持续性无限**（$\alpha + \beta = 1$）的情况下，SOL具有更优的风险调整收益。实证结果证实，对于所研究的加密货币资产，波动率不会迅速回归长期均值；相反，高波动率会持续存在，因此，非平稳 IGARCH 框架是最准确的条件波动率基准。

B. IGARCH + 均值回归（模型2）

引入均值回复力（$\kappa = 0.02$）会显著压缩下行尾部，使风险价值$_{0.05}$ 降低 50% 以上，至 59,612 美元。这种人为的稳定化将权重重新分配给 XRP，却系统性地低估了极端下行风险。15.22% 的低亏损概率表明，该模型**过度自信**，这与观测到的加密货币回撤特征不符。因此，对于所选期限内的该资产类别，我们正式拒绝均值回复假设。

C. 修正的非对称 IGARCH（模型3）

模型3纳入了 EGARCH 式非对称冲击（$\gamma = 0.25$），得出的风险价值$_{0.05}$ 高达 25,762 美元，过于保守，表明其下行惩罚不切实际地偏高。这种表现反映出**对股票式杠杆效应的过度拟合**，而在缺乏资产负债表约束的去中心化加密货币市场中，这种效应并不存在于结构层面。该机制不成比例地放大了负收益对波动率的贡献，扭曲了预测结果，导致模型对资本的需求过高。

4.2 加密货币波动率中均值回复的否定

根据模型2的实证证据，我们正式拒绝以下假设：在所考察的时间范围内，加密货币波动率具有很强的均值回归性。

从数学上看，均值回复要求 ARCH 和 GARCH 参数之和小于 1（$\alpha + \beta < 1$），以确保：

$$\lim_{t \to \infty} \Xi[\sigma_t^2] = \overline{\sigma^2} < \infty$$

从实证结果看，模型2（IGARCH + MR）无法准确预测下行风险，而模型1（IGARCH / EWMA）的表现更优；这表明加密货币波动率具有结构性持续性、状态转换以及长期高波动平台期。

纳入外生均值回复力（$\kappa\,(\sigma_{t-1}^2 -$ ）会强加一个$\overline{\sigma^2}$市场微观结构并不支持的均衡。从经济角度看，这些资产缺乏传统资产类别中促成平稳性的集中式流动性供给和监管稳定机制；因此，波动率不会迅速衰减，而是不断累积。

V. 局限性

尽管 IGARCH 框架相较于静态 GBM 基准模型有显著改进，本研究仍存在若干局限，这些局限也指明了未来研究构建先进加密经济风险模型的方向：

5.1 当前局限性

1. **忽略跳跃风险：**所有现有模型（指数加权移动平均、积分广义自回归条件异方差）都假设连续扩散过程，无法捕捉加密货币市场中常见的突发性、颠覆市场状态的事件（例如闪崩、监管行动）。2. **静态相关性假设：**假定相关性（**R**）在整个模拟过程中保持不变，忽略了**波动率传染**这一关键现象；在极端压力时期，资产之间会变得完全相关。

VI 未来工作：构建最先进的方法

为全面协调加密货币的实证表现与监管级风险建模，我们建议扩展这一框架，以捕捉非线性市场动态：

1. **跳跃扩散模型（默顿型）：**引入泊松过程成分，明确模拟突发价格跳跃的频率和幅度，以弥补当前连续扩散模型的局限。

2. **霍克斯驱动的波动率聚类：**探索自激点过程，以模拟波动率冲击：一次冲击的发生会提高后续冲击发生的概率，从而为积分广义自回归条件异方差模型的实证发现提供微观结构基础。

第七部分 结论

本研究旨在为高贝塔加密货币山寨币市场识别一种稳健的条件波动率模型。比较分析明确证实了非平稳指数加权移动平均/积分广义自回归条件异方差框架在经验表现上的优越性。积分广义自回归条件异方差模型假设波动率冲击具有无限持续性，能够提供最合理的风险价值$_{0.05}$和亏损概率，因此可作为山寨币风险评估中最可靠的基准模型。

对相互竞争的结构性假设进行正式检验后，得出了两项影响重大的核心发现。首先，引入明确的均值回归（模型2）会系统性地低估风险，导致风险价值估计失真，且与该资产类别观察到的尾部风险不符。这明确否定了在所考察时段内山寨币波动率遵循均值回复假设的观点。其次，EGARCH 式非对称冲击模型（模型3）错误地夸大了下行波动率，证实股票市场中普遍存在的“杠杆效应”并不适用于去中心化加密资产。由此得出的结论意义深远：山寨币波动率不会迅速衰减并趋向长期均衡；相反，它会长期累积，因此风险模型必须考虑这种非平稳行为。

本研究弥补了文献中的一项重大空白，作出了重要贡献：研究重点从对顶级加密资产拟合 GARCH模型，转向针对高贝塔山寨币对基本金融假设进行结构性检验。对从业者和监管机构而言，关键结论是，采用暗示 $\Xi[\sigma_t^2] = \sigma^2 < \infty$ systemically $\lim_{t \to \infty}$ 的平稳GARCH模型，会低估弥补潜在损失所需的真实资本要求。

参考文献

[1] Kaur, E.（2025年）。对数正态分布的局限：使用几何布朗运动评估加密货币波动率和风险价值。arXiv预印本 arXiv:submit/7146738。该研究发表于Hinweis第二届工程与技术近期趋势国际会议（RTET），2025年12月27日至28日。会议论文集即将出版。[2]: Kaur, Ekleen。（2022年）。通过机器学习实现面向智能环境的物联网监管水质预测。10.1007/978-3-030-97516-6 3。_[3]: Kaur, E., Oza, A. 基于区块链的智慧城市多组织分类体系。*SN Appl. Sci.* 2, 440（2020年）。https://doi.org/10.1007/s42452-020-2187-4[4]: Mohamed Shaker Ahmed等。加密货币波动率：综述、综合分析与研究议程，《Research in International Business and Finance》，第71卷，2024年，102472，ISSN 0275-5319，https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2024.102472。

[5]: Ekleen Kaur等, 《密码学与安全》, arXiv预印本 arXiv:2108.06389, https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.06389, 2021年[6]: Raja Nabeel-Ud-Din Jalal、Ilan Alon与Andrea Paltrinieri（2021年）：作为金融资产的加密货币：一篇文献计量学综述, 《技术分析与战略管理》, DOI：10.1080/09537325.2021.1939001[7]: García-Corral, F.J.、Cordero-García, J.A.、de Pablo-Valenciano, J.等。加密货币的文献计量学综述：其发展历程如何？《金融创新》8，2（2022年）。https://doi.org/10.1186/s40854-021-00306-5[8]: Guangxi Cao、Wenhao Xie。停摆政策对加密货币与中国金融市场非对称相互依赖结构及风险传染的影响。《北美经济与金融杂志》，第58卷，2021年，101514，ISSN 1062-9408，https://doi.org/10.1016/j.najef.2021.101514。[9]: Nikolaos Kyriazis、Stephanos Papadamou、Shaen Corbet。加密货币价格泡沫动态的系统性综述。《Research in International Business and Finance》，第54卷，2020年，101254，ISSN 0275-5319，https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101254。[10]: Bariviera, A.F.和Merediz-Solà, I.（2021年），我们在加密货币经济学研究中处于何种位置？基于混合分析的调查。《经济调查杂志》。https://doi.org/10.1111/joes.12412[11]: Hairudin、Aiman、Sifat、Imtiaz、Mohamad、Azhar与Yusof、Yusniliyana。（2020年）。加密货币：关于接受度、治理与市场动态的调查。《国际金融与经济学杂志》。27，4633-4659。10.1002/ijfe.2392。[12]: Guglielmo Maria Caporale、Timur Zekokh。使用马尔可夫切换GARCH模型对加密货币波动率进行建模。《Research in International Business and Finance》，第48卷，2019年，第143-155页，ISSN 0275-5319，https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2018.12.009。[13]: Daniel Felix Ahelegbey、Paolo Giudici、Fatemeh Mojtahedi。加密资产市场的尾部风险测度。《国际金融分析评论》，第73卷，2021年，101604，ISSN 1057-5219，https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101604。[14]: Inzamam Ul Haq等。2021年。“经济政策不确定性与加密货币市场作为风险管理途径：系统性综述”，《风险》，MDPI，第9卷第9期，第1-24页，9月。[15]: Elie Bouri、Xuan Vinh Vo、Tareq Saeed。加密货币市场中的收益等相关性：分析与决定因素。《金融研究快报》，第38卷，2021年，101497，ISSN 1544-6123，https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101497。[16]: Nguyen Phuc Canh等。加密货币市场中的系统性风险：来自DCC-MGARCH模型的证据。《金融研究快报》，第29卷，2019年，第90-100页，ISSN 1544-6123，https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.03.011。[17]: Jamie L. Cross、Chenghan Hou、Kelly Trinh。收益率、波动率与2017—18年加密货币泡沫。《经济建模》，第104卷，2021年，105643，ISSN 0264-9993，https://doi.org/10.1016/j.econmod.2021.105643。[18]: Oliver Borgards、Robert L. Czudaj。加密货币市场过度反应的特征。《经济学与金融季刊评论》，第80卷，2021年，第31-48页，ISSN 1062-9769，https://doi.org/10.1016/j.qref.2021.01.010。[19]: Yeguang Chi、Wenyan Hao。加密货币波动率模型及其在期权市场中的应用。《国际金融市场、机构与货币杂志》，第75卷，2021年，101421，ISSN 1042-4431，https://doi.org/10.1016/j.intfin.2021.101421。[20]: Assaf、Ata、Avishek Bhandari、Husni Charif和Ender Demir。2022年。加密货币市场中的多变量长记忆结构：新冠肺炎的影响。《国际金融分析评论》82：102132。[21]: Bollerslev, Tim。1986年。广义自回归条件异方差。《计量经济学杂志》31：307–27。[22]: Nakamoto, Satoshi, 《比特币：点对点电子现金系统》, 2008年8月21日。http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3440802[23]: SÖZEN, Ç。加密货币波动率动态：使用GARCH族模型的比较分析。《未来商业杂志》11，166（2025年）。https://doi.org/10.1186/s43093-025-00568-w

[24]: Theodore Panagiotidis、Georgios Papapanagiotou 和 Thanasis Stengos，《加密货币的波动率》，*Research in International Business and Finance*，第 62 卷，2022年，101724，ISSN 0275-5319，https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101724[25]: 《使用 EWMA 技术组合股票市场波动率预测》，2007年国际无线通信会议、网络与移动计算，中国上海，2007年，第 5277-5280 页，doi: 10.1109/WICOM.2007.1292。[26]: Giacomo Sbrana、Matteo Pelagatti，《最优分层 EWMA 预测》，《国际预测学杂志》，第 40 卷，第 2 期，2024年，第 616-625 页，ISSN 0169-2070，https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.12.008。