

文章

优化加密货币回报：一项基于因素的定量研究

Phumudzo Lloyd Seabe^{1,*} Claude Rodrigue Bambe Moutsinga¹和 Edson Pindza² ¹ 数学与应用数学系，南非比勒陀利亚塞法科·马加托健康科学大学，邮编 0204经济与管理科学学院，南非大学决策科学系，邮编 0002；edsonpindza@gmail.com*通讯：
phumudzo@aims.ac.za

摘要：本研究通过将传统上应用于股票市场的稳健的因子投资框架，应用于加密货币资产的独特领域，从而探索加密货币投资策略。研究深入考察了 2017 年 12 月至 2023 年 12 月期间的 31 种主要的加密货币，采用 Fama–MacBeth 回归方法和投资组合回归来评估市场、规模、价值和动量因子的预测能力，并根据加密货币市场的独特特征进行调整。这些特征包括高波动性和持续交易，这与传统金融市场有显著差异。为了应对加密货币交易的持续运营带来的挑战，本研究引入了一种创新的再平衡策略，该策略涉及每周调整以适应市场的持续波动。此外，为了缓解金融时间序列数据中自相关和异方差等问题，本研究采用了 Newey–West 标准误方法，增强了回归分析的稳健性。实证结果突出了动量因子在预测加密货币回报方面的显著预测能力，强调了将传统投资框架调整到加密货币背景下的重要性。本研究不仅调查了因子投资在快速发展的加密货币市场中的适用性，还通过证明将 Fama–MacBeth 横截面分析与投资组合回归相结合的有效性（以 Newey–West 标准误为支持），从而丰富了金融文献，以掌握数字资产投资的复杂性。



引用：Seabe, P.L.; Moutsinga,

C.R.B.; Pindza, E. 优化

加密货币回报：一个

基于因子的定量研究

投资。数学 2024, 12, 1351。

[https://doi.org/10.3390/](https://doi.org/10.3390/math12091351)

math12091351

学术编辑：张永杰

收到：2024年3月22日

修订：2024年4月20日

接受：2024年4月24日

发布：2024年4月29日



版权：© 2024 作者所有。

授权方 MDPI，瑞士巴塞尔。

本文是一篇开放获取文章

根据知识共享署名许可 (CC BY) 协议的条款和

条件分发 ([https://](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)[creativecommons.org/licenses/by/](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

4.0/)。

关键词：市场；规模；价值；动量因子；Fama–MacBeth 回归；加密货币市场分析；Newey–West 标准误；因子投资策略**MSC:** 337K10; 44A15; 45K05; 65M12; 65M70

1. 简介

在过去几年中，加密货币已成为金融生态系统中的一项重大变革，在投资者和公众中获得了广泛的欢迎。受中本聪 2008 年关于比特币的开创性白皮书的启发，这些电子系统消除了对中介机构的需求，为传统银行业务提供了替代方案，并创造了一个新的资产类别 [1]。截至今天，超过 9000 种不同类型的加密货币的总市值超过 2.77 万亿美元（coinmarketcap.com 于 2024 年 1 月 4 日访问）。加密货币利用区块链技术，这是一种形成公共分类账的信息记录系统，使其能够在不需要可信第三方的情况下解决双重支出问题 [2]。与法定货币相比，这种去中心化治理导致加密货币更不稳定和投机 [3]。尽管缺乏有助于其波动的传统价值衡量标准，但该市场已吸引了全球交易者，需求激增

导致了数千种山寨币的出现。监管变化和政策也在影响市场动态和投资者情绪方面发挥着关键作用，影响着整体市场稳定性和投资策略的有效性。市场的增长突显了其对金融格局的重大影响，反映了其创新潜力和投机性质。

在加密货币领域这种变革性浪潮的基础上，出现了一个关键问题：哪些因素影响加密货币市场的回报？本研究深入探讨了加密货币市场的复杂性，研究由 [4] 提到比特币的表现对山寨币的估值有深远的影响。这种相互关联性表明，这是一个复杂且相互交织的生态系统，比特币不仅引领市场趋势，而且极大地影响了更广泛的加密货币领域。进一步探索 [5] 中投资者心理学的研究揭示了行为动态对市场估值的深远影响，表明除了技术细节之外，人类情绪在塑造加密货币经济方面起着关键作用。具体而言，研究表明，加密货币交易者表现出显著的风险寻求行为增加，这并非一定是作为新的投资前沿的先驱，而是在追求刺激，尤其是在加密货币回报波动性较低的时期。这种行为突显了人类情感和寻求刺激的倾向是影响加密货币经济的关键因素。从理解市场行为到应用传统的金融理论，例如 [6] 中提出的资本资产定价模型（CAPM），为加密货币估值提供了新的视角。[7] 中所做的改进提供了一个基础框架，当由 [8] 的作者进行的研究扩展时，弥合了古典金融原则与新兴的数字资产类别之间的差距。这项研究深入探讨了在加密货币领域应用基于动量、价值和套利策略的因子投资，展示了这些因子在新兴且未被充分探索的资产类别中的有效性。然而，这些结果仅基于不到 11 种加密货币，这为进一步研究该主题留下了空间。

本文探讨了加密货币行业市场效率不断变化的动态，基于先前研究的见解。它强调了随着加密货币市场走向成熟，由套利壁垒降低所驱动的重大转变，这在很大程度上是由于衍生品市场的增长。这些发展表明加密货币衍生品的影响力日益增强，超越了比特币，涵盖了更广泛的加密货币。这项研究的核心在于，回报可能存在可预测性，这种可预测性源于系统性的不一致性。本研究引入了特定于加密货币领域的因素，调查了它们与市场不规则性的关系。由于比特币通常在许多交易平台上充当基准货币，本研究建议重新审视评估因子投资组合的传统方法，并提议改变投资者的观点以适应这一独特的市场特征。

这项研究的主要目标是考察通过在加密货币领域进行因子投资来产生超常回报的潜力，并评估此类回报的缺失是否表明市场正在走向更高的效率。它还旨在强调投资者观点在塑造因子投资组合方面的重要性。通过利用投资组合回归和备受推崇的 [9] 方法，这项研究侧重于动量、规模和价值等关键因素。为了解决与自相关和数据波动性相关的问题，采用了 [10] 标准误方法，为在面临此类挑战时估计回归系数的标准误提供了一种稳健的方法。总的来说，这项研究为识别加密货币领域中的市场不规则性提供了新的视角，增强了我们对其持续演变和发展的理解。

本文的其余部分结构如下：第2节描述文献综述，第3节详细介绍了所使用的数据集和统计分析

进行，第4部分介绍了材料和方法，第5阐述了实验结果，第6总结了本研究的结论。

2. 文献综述

本节介绍了关于因子投资的文献综述，首先解释了因子投资及其过往表现，然后讨论了关于加密货币市场中因子投资的现有文献。

因子投资可以追溯到20世纪60年代，由独立的学者率先提出，例如[6,11–13]的作者。他们的开创性工作促成了资本资产定价模型（CAPM）的开发，这是一个单因子模型，仅关注资产的系统性风险，通过其对市场的价格敏感度来衡量。然而，该模型没有考虑特有风险，并且基于市场遵循有效市场假说（EMH）的前提，该假说认为价格反映所有可用的信息，没有股票被低估或高估。夏普的贡献尤其值得注意，因为它揭示了市场风险溢价如何影响资产回报。

近年来，人们对环境、社会和治理（ESG）因素在投资决策中的作用越来越感兴趣，包括在加密货币投资领域。在[14]在《国际金融研究杂志》上确定了关键主题，包括金融维度、ESG因素和加密货币投资中的风险管理。这项研究强调了将ESG考虑因素纳入可持续投资策略的趋势。与此同时，参考文献[15]在《国际伦理与系统杂志》上探讨了一种创新的投资原则，将绿色股票和加密货币结合起来，以减轻风险和比特币挖矿的环境负面影响。利用小波分析和时变参数向量自回归模型，他们的研究表明，由于绿色股票和比特币之间的低共动性，投资组合可以实现有效多元化，这提供了一个理论和实践框架，可以影响政策，以促进加密货币投资者中的可持续实践。

该理论的基本前提是，资产价格可能无法准确反映其内在价值，从而呈现套利机会——这与加密货币的动荡和快速发展的性质相呼应。通过应用APT框架，本研究旨在探索在加密货币领域识别被低估或高估资产的潜力。这种方法能够检验特定于加密货币的系统性因素是否可以为更有效的投资策略提供信息，从而可能在管理系统性风险的同时带来良好的回报。这与评估因子投资在加密货币市场中实现超额回报的可行性以及调查其对市场效率的影响的主要目标是一致的。

Fama–McBeth模型是一个稳健的三因子框架，传统上用于通过市场、规模和动量因子捕捉横截面方差来分析资产回报。它基于市场有效性的基本假设，表明资产价格完全反映所有可用信息。最近的实证研究表明，加密货币市场具有一定程度的有效性，这与Fama–McBeth模型的假设一致。例如，参考文献[16]确定了三个主要因素——市场、规模和动量，这在传统市场和加密货币市场中都是一致的。这表明市场行为中可能存在与该模型前提相符的相似之处。此外，参考文献[17]探讨了加密货币回报的动态，指出流动性和历史表现等因素会显著影响回报。这可以被解释为支持该模型的假设，即系统性因素有助于预测资产价格。参考文献[4]通过使用Fama–McBeth方法证明规模、动量和价值增长因素在加密货币定价中的相关性，进一步证实了这一点，这表明这些市场在基于因子的定价方面可能与传统市场没有根本区别。

由[7]的作者引入了一个三因子模型来分析股票回报，纳入了系统性风险、规模（SMB代表小减大）和价值（HML

）元素。该模型证明了小盘股相对于大盘股以及价值股相对于成长股的持续跑赢。到1993年，[18]的作者通过增加两个解决期限和违约风险的债券市场因素来进一步完善他们的模型。随后，参考文献[19]在1997年通过引入一个动量因子扩展了该模型，这与[20]中关于近期表现（超过3-12个月）优于历史回报较弱的股票的发现相符。动量策略可以通过两种主要方法进行分析：横截面和时间序列。横截面方法评估给定时期内一部分资产的表现，从而形成侧重于按表现排名的少数股票的交易策略。相比之下，时间序列（或纵向）方法，如[21]所述，涉及将所有可用资产纳入投资组合。为了使时间序列动量有效，价格必须持续朝特定方向变动。横截面和时间序列动量之间的这种区别为理解动量投资的动态提供了一个全面的框架。

从股票和债券市场过渡到外汇领域，探索动量策略如何在以高波动性和流动性为特征的环境中展开至关重要，例如外汇市场。这项探索与我们的研究特别相关，我们的研究旨在了解市场效率的动态以及在加密货币领域进行因子投资的潜力，该领域受到类似于外汇交易的原则的影响。鉴于加密货币市场的独特属性，例如其24/7交易周期和对情绪快速变化的敏感性，对外汇动量策略的调查提供了宝贵的见解。这项调查与我们的假设一致，即理解外汇中的动量可以揭示加密货币市场中类似的模式，从而提供利用系统性不一致来产生超额回报的策略。

许多研究出版物已经研究了外汇市场中动量技术-niques的动态。参考文献[22]发现这些技术非常有利可图，尤其是在1990年代后半期，这种趋势一直持续到2001年。相反，[23]通过将一种众所周知的技术应用于以货币为重点的基金，重新审视了货币管理。他们的研究探讨了关于风格要素在解释货币回报中的重要性、管理绩效或风格的一致性，以及货币管理者为国际多元化股票投资组合带来的价值增加等关键问题。参考文献[24]引入了一种隐马尔可夫模型来探索动量和市场回报之间的独特联系，旨在确定可能发生重大损失的时间。作者声称他们的模型优于其他模型，尤其是在预测与移动平均交易技术相关的极端结果方面。在他们2015年的研究中，[25]强调了通过预期来积极管理动量策略的固有波动性的重要性。他们发现，有效解决这种风险可以防止策略崩溃，使夏普比率几乎翻倍。在另一项研究中，[26]调查了货币投资组合，评估了技术和基本面因素的重要性。他们认为，套利、动量和价值投资的回报并不仅仅归因于风险，并表明，通过货币敞口进行多元化可以使传统股票和债券投资组合的夏普比率平均提高0.5，同时减轻崩溃风险。他们得出结论，货币回报反映了投机资本在风险因素之外的有限可用性。与此相符的是，研究了套利和动量交易之间的协同作用，发现这种组合可以显著提高风险调整后的回报。他们长达二十年的调查强调了交易策略多元化的潜在好处 [27].

因子投资中一个有趣的策略是“反对贝塔”（BAB）方法，通常被认为是低波动率因子，它因其在增强对加密货币领域内市场效率和因子投资的理解方面的潜力而受到关注。参考文献[28]强调，尽管许多投资者更喜欢高贝塔资产，但这些资产在整个资产的阿尔法方面经常表现不佳

类。[的研究29,30] 支持这种方法, 发现低波动性和贝塔系数的股票优于高风险股票。这在 [中也有体现31] 的公司债券市场中得到印证, 并在 [中进一步探讨32] 在各种资产类别中。这些研究共同强调了某些因素 (如价值和动量) 持续在不同市场和时间框架内产生超额回报的能力, 这表明资本市场中可能源于行为现象或对投资组合中固有风险特征的补偿的共同特征。价值和动量之间的负相关关系, 无论是在资产类别内部还是之间, 以及基于因素的超额回报的广泛存在, 促使本研究探索其在加密货币市场中的适用性, 旨在确定可以利用系统性不一致性来产生异常回报的策略。

与关于因子回报和投资组合影响的成熟学术文献相比, 关于加密货币的资产定价和投资特征的研究才刚刚开始出现。参考文献 [33] 确定了比特币、莱特币、瑞波币和达世币的过去值和未来值之间存在显著相关性, 这表明了市场持续性, 并引发了人们对市场效率和趋势交易策略可行性的疑问。同样, [的作者们的研究34,35] 支持加密货币市场中存在低效率, 这表明趋势交易策略的潜在有效性。这项新兴的研究工作为我们综述的下一部分架起了桥梁, 在下一部分中, 我们将深入研究加密货币领域的因子投资, 考察传统的投资策略如何适应或偏离这个新兴市场。

[的作者进行的研究36] 表明, 比特币目前可能处于低效的市场状态, 但它可能正在向效率转变。必须承认, 就价值创造而言, 加密货币与股票或固定收益等传统投资有很大不同; 它们缺乏定期支付, 并且面临监管挑战, 这使得评估其对基本面投资者的真正价值的任务变得复杂。因此, 加密货币市场的主要参与者通常是投机者, 正如 [的研究中强调的那样37] 发现比特币主要被用作投机性投资, 而不是交换媒介。这些动态表明, 行为偏差和系统性错误可能是加密货币市场中观察到的异常现象的基础。支持这一观点的是, [中的研究38] 表明了动量效应带来的显著回报, 但发现基于风险的指标并不重要。此外, 作者观察到加密货币存在微弱的短期价格反转, 这与归因于这些市场投机性质的噪音交易者风险概念相符。加密货币中的另一个显著异常现象是规模效应, 正如 [所示, 小市值加密货币带来高于平均水平的回报39]。由于加密货币缺乏为投资者提供的定期收入流, 价值异常尤其具有挑战性。尽管如此, 自2018年以来, 与交易所相关的代币的出现提供了实用性并创造了可衡量的价值——例如币安币, 它提供交易费折扣和定期的代币销毁——这可能为基本面投资者根据有形价值指标参与加密货币铺平道路。这种不断发展的格局突显了探索加密货币中的因子投资的重要性, 由于其独特的特征以及发现新投资策略的潜力, 这个领域非常适合研究。

一周内不同日期的异常现象代表了加密货币市场的另一个有趣的因素, 正如 [中的工作所表明的那样40] 发现比特币的市场低效率随着时间的推移而降低, 尤其是在他们数据集的后半部分, 这暗示了向提高市场效率的演变。有趣的是, [的研究33] 对不同的加密货币进行了对比, 指出瑞波币、达世币和莱特币没有表现出一周内不同日期的异常现象。相比之下, 比特币在星期一的回报率显著高于一周的其他日子, 突显了比特币在加密货币领域的独特行为。

参考文献 [41] 深入研究了新闻报道对加密货币回报的影响, 揭示了正面新闻对回报的短期提升作用, 这可能是通过提振

需求。作者还强调创新是回报的积极驱动力，尽管并非每周都如此。与传统经济学原则相反，他们的研究结果表明，加密货币供应量的增加与价格上涨有关，这在传统供需理论的背景下呈现出一种反常现象。

社交媒体，特别是推特，对加密货币价格的影响是 [42] 中关注的焦点。这项研究表明，通过推特发布的公开信息对瑞波币在上涨趋势中的价格产生了积极影响。然而，值得注意的是，这些由推特驱动的更新并不一定能在价格下跌期间将市场情绪转变为看涨。这些研究都有助于我们理解加密货币市场中复杂的动态，考察了媒体影响、社交媒体影响和可能影响市场行为和效率的时间异常等特定因素。

总而言之，大量研究强调了加密货币市场中的几个异常现象，表明其效率低下。提供实用程序并创造价值的交易所链接代币的出现代表了一个关键转变，可能会吸引基本面投资者关注具有可量化价值指标的加密货币。此外，新闻报道、创新和社会媒体对加密货币回报的影响也不容忽视。在这一基础上，我们的研究旨在通过深入研究加密货币领域内的市场效率动态，强调特定于加密货币的动量、规模和价值因素，从而扩展现有文献。通过评估通过因子投资产生超额回报的潜力，这项研究旨在弥合对市场不规则性和价格形成演变机制的理解差距。我们对投资者观点的影响以及采用稳健的统计方法来解决自相关和数据波动性问题的关注，将为加密货币市场的发展和成熟提供新的见解。

3. 数据

在本节中，我们探讨了构成这项研究基础的数据。我们还展示了不同的基准和各种因子比率的视觉表示，这些比率在文献综述中进行了讨论，以证明它们作为因子指标的有效性。

这项研究的数据汇编包括截至 2023 年 12 月 31 日按市值排名的前 31 种加密货币，涵盖了 2017 年 12 月 31 日至 2023 年 12 月 31 日的六年期间。为了准确反映加密货币市场的高度波动性，本研究分析了每周回报率，这与在 [18] 等开创性研究中传统上使用的月度数据方法不同。这些数据的主要来源是 CoinMarketCap 和 CoinCodex。具体而言，CoinMarketCap 的历史快照按市值对加密货币进行排名，是确定我们数据集构成的关键参考。由于供应信息不足等因素，该数据集排除了某些加密货币。此外，为了保持数据的准确性和相关性，研究中还省略了与法定货币挂钩的加密货币，如 Tether，以确保我们的研究侧重于未挂钩加密货币的内在波动性和市场动态。

基于此基础，我们的研究方法包括收集加密货币交易数据，主要来自 CoinMarketCap。这种方法针对交易历史超过一年的加密货币，以确保进行稳健的分析。本研究涵盖了同一时期，包括 313 个每周观测值和 2248 个每日观测值，这些观测值经过战略性选择，以囊括 2016 年加密货币活动显著激增后市场的显著扩张。这一时期以价格、市值和交易量的上涨为特征，为进行 Fama-Macbeth 回归分析提供了充足的数据集。

收集到的数据集，包含了来自 CoinMarketCap 的信息，并由 CoinGecko 补充，包括美元价格、市值和交易量。它提供了对市场动态的深入每日概览，捕捉每日收盘价以及交易量和市值数据。为了完善我们对整个关键时期加密货币表现的分析，回报率经过了精心调整以进行风险

使用4周国库券二级市场利率，以贴现为基础，作为无风险利率。这一特定的选择源于对本研究的完整性和目标至关重要的几个考虑因素。

首先，4周国库券利率是短期无风险利率的公认基准，提供了一个稳定、政府支持的参考，对当前市场状况反应灵敏。这种反应能力对于准确评估加密货币在快节奏交易环境中的风险调整后表现至关重要。其次，选择贴现基准利率可确保通过关注相对于购买价格的实际收益来保守地估计无风险回报，这对于加密货币投资的典型短期分析至关重要。

此外，利用二级市场的利率可以反映投资者所面临的即时市场状况，从而确保我们的风险调整过程与现实世界的交易情景保持一致。这种方法不仅强调了我们方法严谨性的承诺，而且通过将无风险利率建立在当前市场动态的背景下，提高了我们分析的可靠性和有效性。通过这种仔细的选择，我们的研究旨在提供对加密货币因素在风险调整后的表现的细致理解，从而深入了解其相对于固有市场波动性的回报概况。

图表中呈现了对所有选定加密货币每周市场回报的纵向分析，分析时间为313周¹。折线图显示了回报的显著波动，显著的高点和低点反映了加密货币市场的波动性。数据显示出极端的波动，市场回报有时超过40%，并跌破-40%。回报的震荡性质，通过与基线的频繁交叉得到证实，突显了市场的不稳定性以及在短时间内获得重大收益和遭受损失的可能性。

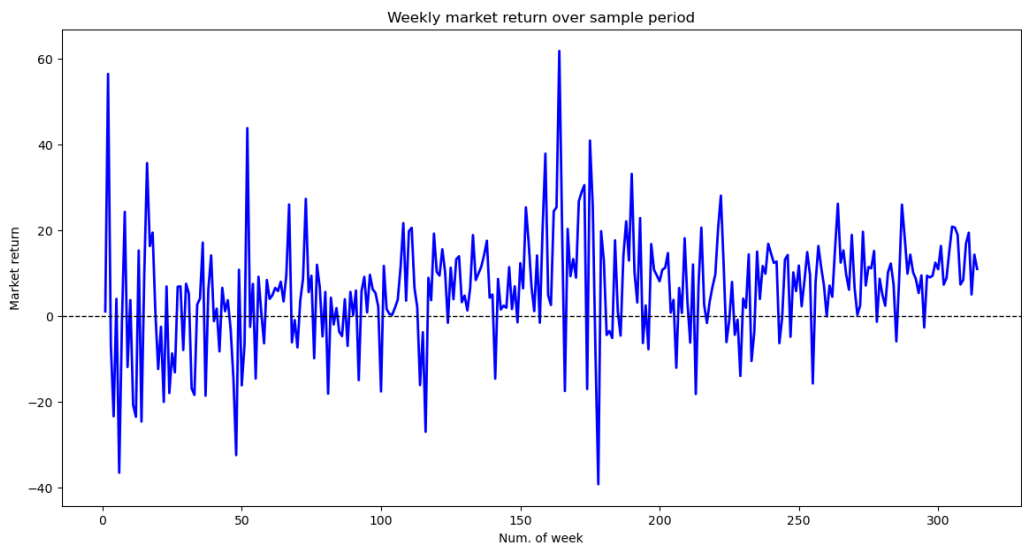


图1。样本期间每周市场回报。

图中的直方图²说明了来自313个加密货币观察数据集的平均每周回报，显示了以中位数回报为中心的单峰分布，用实线清楚地突出显示。标准差由虚线表示，框定了假设正态分布的数据的中心68%，显示了回报围绕中位数的对称变化。数据点聚集在中位数附近，强调了一种趋势，即回报往往会在观察到的几周内趋向于中心值。超过 ± 1 个标准差标记，数据的分散表明回报可能与中位数显著偏离，表明市场波动性加剧。

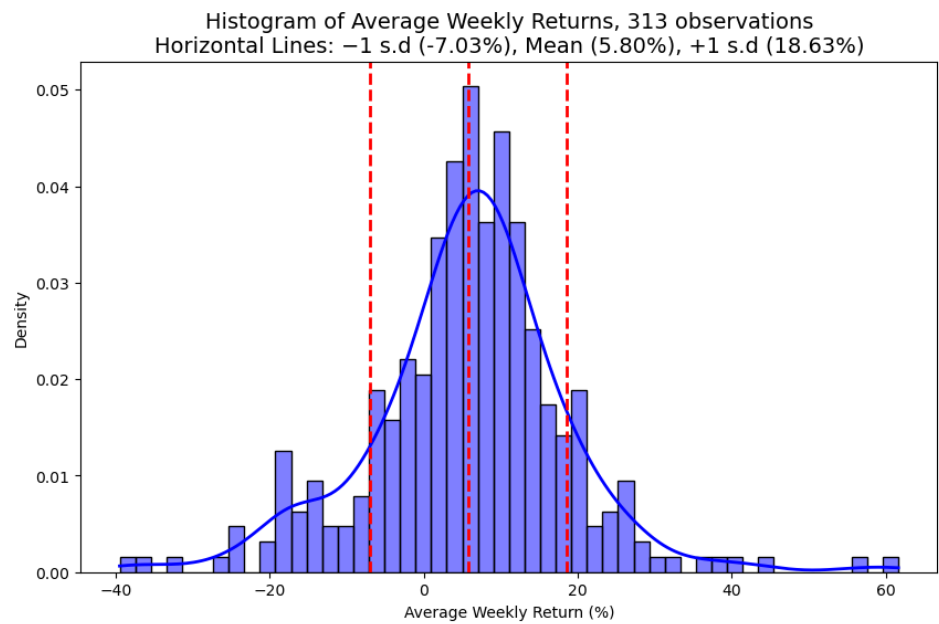


图 2。每周回报的分布。

除了直方图之外，概率密度函数叠加在分布之上，表明正态分布的尾部比金融回报数据中通常看到的更明显。这种特征意味着极端市场运动的可能性更高，包括正面和负面。该分布还显示出轻微的正偏度，从超过上限标准差阈值的回报中可以看出，这表明加密货币市场中出现了非常高的正回报。综合来看，这些视觉表现揭示了加密货币市场的动态和不稳定性，其特点是回报的中心聚集与频繁和显著的偏差交织在一起，概述了一个在显著风险中具有巨大盈利潜力的景象。

截至 2023 年 12 月 31 日，按市值排名的前十七种加密货币的汇总统计数据详见表1。本表对这些加密货币进行了从 2017 年 12 月到 2023 年 12 月的统计分析。值得注意的是，比特币（BTC）表现出适度的平均回报，略有负偏度，表明存在负异常值的趋势。相反，以太坊（ETH）表现出更高的平均回报和正偏度，表明存在正异常值的倾向。这两种加密货币都显示出低峰度，这意味着与尖峰分布相比，极值回报较少。另一方面，瑞波币（XRP）、艾达币（ADA）和波场币（TRX）的平均回报明显较高，但标准差增加，反映出更高的波动性。特别是，XRP 以其异常高的偏度和峰度脱颖而出，表明存在极端正回报的潜力。这项分析揭示了不同加密货币（如狗狗币（DOGE）和 Chainlink (LINK)）的各种风险和回报情况，突出了该资产类别中不同的投资潜力。例如，DOGE 虽然平均回报较低，但表现出非常高的偏度和峰度，这表明可能存在不频繁但可观的收益。在这些加密货币中高峰度的普遍存在表明回报明显偏离均值的风险很高，这体现了加密货币投资中固有的风险以及获得重大收益或损失的机会。

专注于前十七种加密货币的决定是出于获取市场全面概览的目标，其中既包括成熟的领导者，也包括新兴的竞争者。这一选择标准保证了各种分析，其中包含了广泛的市场动态、流动性水平和投资者兴趣，所有这些对于理解加密货币市场的整体模式和行为至关重要。

表 1.按市值排名的前17种加密货币的统计摘要（2017-2023年）。本表囊括了截至2023年12月31日，按市值排名的前17种加密货币的综合统计分析。涵盖的时间范围为2017年12月至2023年12月，详细介绍了关键的统计指标，包括每周平均回报率、中位数以及最大回报率和最小回报率之间的范围。此外，该表还使用标准差、偏度和峰度等指标来量化回报分布的分布和形状，从而深入了解了这六年中每种加密货币每周回报的波动性和分布特征。

每个加密货币的情况。

	BTC		ETH XRP		ADA	TRX	
首次观测	2017年12月31日	2017年12月31日	2017年12月31日	2017年12月31日		2017年12月31日	
每日观测次数	2248	2248	2248	2248		3068	
平均回报	0.823865	1.181077		0.837777	1.085984	1.934006	
中位数 0.510527		0.646794		-0.691204-0.700867		0.843360	
最大值	30.581235	52.562772		113.282470	90.486843	333.734186	
最小值	-33.085642	-40.938458-49.191698		-41.840496		-56.689934	
收益标准差	9.637378	12.800435		17.104824	15.675317	23.957879	
收益偏度	-0.136773	0.141264		2.375649	1.088637	8.839332	
收益峰度	1.126019	2.021772		12.410848	4.179903	119.054258	
	DOGE		LINK BCH IOTA			XEM	ETC
首次观测	2017年12月31日	2017年12月31日	2017年12月31日	2017年12月31日		2017年12月31日	2017年12月31日
每日观测次数	2248	2248	2248	2248		2248	2248
平均收益率	3.302260	2.645427		0.654661	0.445085	0.012930	1.358675
中位数	-1.403846	1.272983		-0.203042	0.034056	0.108424	-0.447749
最大值	336.594230	113.355193		145.491739	113.482077	79.794651	158.508579
最小值	-41.996268	-50.943687-52.397044		-54.445183		-53.225908	-44.501765
收益标准差	32.520845	18.869739		17.838629	16.530874	14.706767	18.687203
收益偏度	7.305176	1.370583		2.474995	1.950941	0.954825	2.853681
收益峰度	68.742167	5.952046		16.807920	10.878674	5.584014	18.698364
	XLM		XMR NEO		SC	ZEC	BTG
首次观测	2017年12月31日	2017年12月31日	2017年12月31日	2017年12月31日		2017年12月31日	2017年12月31日
每日观测次数	2248	2248	2248	2248		2248	2248
平均收益	0.787388	0.461082		0.759211	1.230108	0.126678	0.709525
中位数	-1.315761	0.809050		0.268580	-0.099207	-0.296324	-0.394566
最大值	111.735060	53.713172		86.153184	193.026622	70.376552	213.234805
最小值	-48.844836	-41.470986-52.995552		-48.326251		-56.212609	-47.812165
收益标准差	16.093418	11.689049		16.531179	20.397463	14.608841	19.872456
收益偏度	2.348859	0.012319		1.062656	3.112088	0.608476	4.583018
收益峰度	12.928869	2.340938		4.910614	25.481759	3.286272	44.226996

3.1. 对称加权和市场中心加权

在投资领域，因子投资旨在产生与通过传统市场策略（如被动持有货币）所获得的回报不同的回报。当我们的数据集中所有货币都显示正回报时，这一点尤其重要。仅仅持有各种经历积极趋势的货币自然会产生正回报。然而，为了彻底评估我们基于因子方法的效果，将其与更基本的市场导向方法进行比较至关重要。因此，我们建立了反映加密货币市场中基本和被动投资方法的基准。这些基准包括等权重和价值加权策略，通常在“资产保留”的范畴内理解。通过采用这些基准，我们创建了一个比较基线，使我们能够衡量因子投资相对于这些传统投资方法的表现。这种比较分析揭示了基于因子策略相对于等权重和价值加权资产保留的直接策略的潜在附加值，提供了对因子投资在增强投资组合回报方面的具体优势的见解。

在本文中，我们讨论了用于构建准确描绘市场动态的基准的方法。根据 [8], 本研究使用了两种不同的衡量标准来评估市场表现。第一个衡量标准，对称加权（等权重），如等式（1），通过在每次观察时为数据集中所有可用的加密货币分配相等的份额，提供了对市场的公正描述。第二个衡量标准，市场中心加权（价值加权），如等式（2），考察了每种加密货币在市场中的规模，并向规模较大的加密货币分配更多的权重，代表了每次观察的市场，其配置与

每种加密货币的市值。这两种方法都有助于我们了解市场的行为。如前所述，本研究对一个全面的加密货币数据集采用了横截面Fama–MacBeth回归和投资组合回归，该数据集包含所有加密货币（包括市场回报）的风险调整后回报。这种包容性的方法旨在捕捉市场行为的复杂细微之处，为后续分析提供坚实的基础。

$$R_{EW,t} = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^k (R_{i,t} - R_{f,t}) \tag{1}$$

其中 $R_{EW,t}$ 代表等权重基准的风险调整后回报， n_t 是时间 t 时投资组合中加密货币的数量， k 是所考虑的加密货币的总数， $R_{i,t}$ 表示在时间 t 时的第 i 个加密货币的回报， t ，并且 $R_{f,t}$ 是时间 t 时的无风险利率。 t 。

$$R_{VW,t} = \frac{\sum_{i=1}^k (R_{i,t} - r_{f,t}) \cdot MCAP_{i,t}}{TCAP_t} \tag{2}$$

其中 $R_{VW,t}$ 代表价值加权基准的风险调整后回报， k 是所考虑的加密货币的总数， $R_{i,t}$ 表示在时间 t 时的第 i 个加密货币的回报， t ， $r_{f,t}$ 是时间 t 时的无风险利率。 t ， $MCAP_{i,t}$ 是时间 t 时的第 i 个加密货币的市值， t ，并且 $TCAP_t$ 是时间 t 时投资组合中所有加密货币的总市值。 t 。

下表，表2和3，给出了等权重和价值加权基准的年化回报指标，这些指标是根据每周回报计算得出的。在本研究的背景下，我们假设投资组合已完全投资，体现了 100% 的策略。这种方法与 [8] 中采用的方法形成对比，后者将 10% 分配给投资组合，90% 分配给现金，假设现金部分的收益为零。因此，对 [8] 和表格中概述的发现2和3由于这些不同的配置策略，这项研究极具挑战性。与 [8] 倾向于通过大量的现金配置来实现资本保值。这种差异突显了不同投资理念中固有的投资组合构建和风险管理的各种考虑因素。在各种市场条件下评估这些方法，有助于深入了解加密货币领域内的最佳投资组合配置策略。

表 2。等权重基准指标。

指标	等权重基准
平均年化回报	46.953149
年化回报标准差	92.628503
年化夏普比率	0.506897
偏度 0.338359	
峰度 3.115277	

表 3。价值加权基准指标。

指标	等权重基准
平均年化回报	54.032330
年化回报标准差	74.023882
年化夏普比率	0.729931
偏度	−0.165484
峰度 1.356741	

上表展示了等权重和价值加权基准的年度描述性统计数据，它们代表了市场。这些统计数据是使用包含本研究中加密货币的数据集的每周回报率计算得出的。重要的是要强调，这些基准已使用4周国库券利率进行了无风险利率调整。等权重基准将每种可用的加密货币平均分配到基准投资组合中，直到每周重新平衡日期。同样，价值加权基准根据投资组合中每种加密货币的市值分配份额，保持这种分配直到每周重新平衡日期。假设的投资组合配置为100%。偏度和峰度值是使用每周回报率计算得出的。

我们的分析侧重于相对比较，因为两个基准在样本期间的绝对表现并不能确定长期预期。有趣的是，价值加权基准的平均回报率高于其等权重基准，这表明可能由更大、更成熟的加密货币推动的更好表现。这得到了价值加权基准中较低的标准差的支持，表明降低的波动性有利于长期投资的稳定性。相比之下，等权重基准虽然显示出较低的平均回报率，但却表现出更高的波动性，尤其是像DOGE这样的资产，这些资产以极端的收益波动而闻名。当此类资产被等权重分配时，它们会显着影响基准的风险状况，可能导致不可预测的结果。

这种表现差异突出了加权策略在基准构建中的关键作用，它影响风险和回报概况，并影响加密货币市场的长期投资可行性。转向图形表示，图3说明了累积回报（在样本期初投资1个单位的价值）随时间的变化。价值加权基准不仅实现了更高的累积回报，而且表现出明显的波动性，在2021年达到一个显著的峰值，随后大幅下降并随后复苏。相比之下，等权重基准虽然产生较低的累积回报，但在整个研究期间保持了更稳定的轨迹。这种视觉比较强化了，尽管价值加权基准的波动性更高，但它最终在样本时间范围内以累积回报率超越了等权重基准。

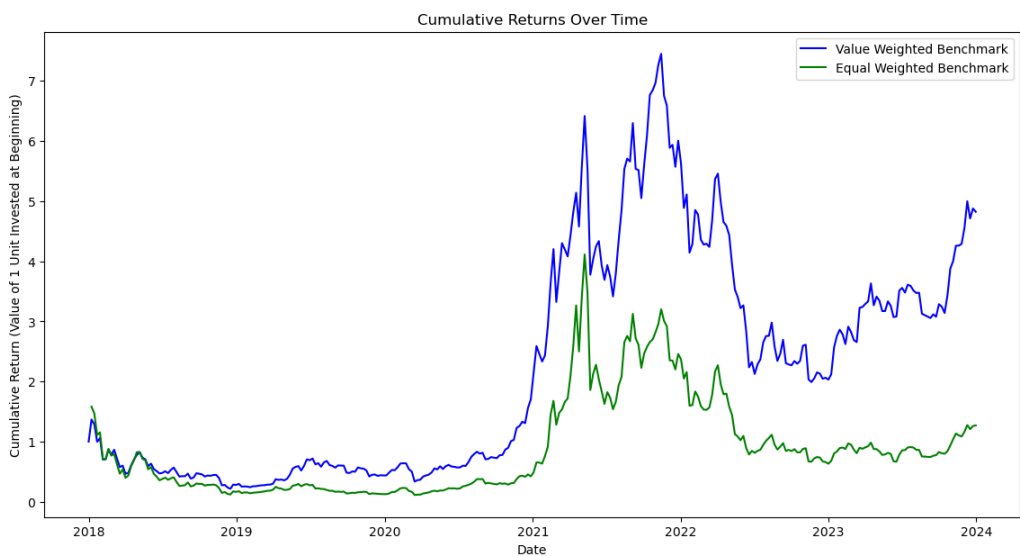


图 3.该图描绘了加密货币市场指数（等权重基准回报）。

3.2. 加密货币价值比率——比特币、以太坊和Cardano

在阐述了等权重和价值权重基准之间的表现差异及其对长期投资策略的影响后，我们现在将注意力转向对加密货币领域内市场动态的更细致的考察。第3.2深入研究了截至2023年12月在我们数据集中按市值排名前三的加密货币——比特币（BTC）、以太坊（ETH）和Cardano（ADA）的价值比率。随后的图表，图4-9，提供了对这些加密货币市场表现的视觉探索，囊括了趋势、波动性和关键支撑/阻力位，这些对交易者和投资者衡量市场情绪至关重要。

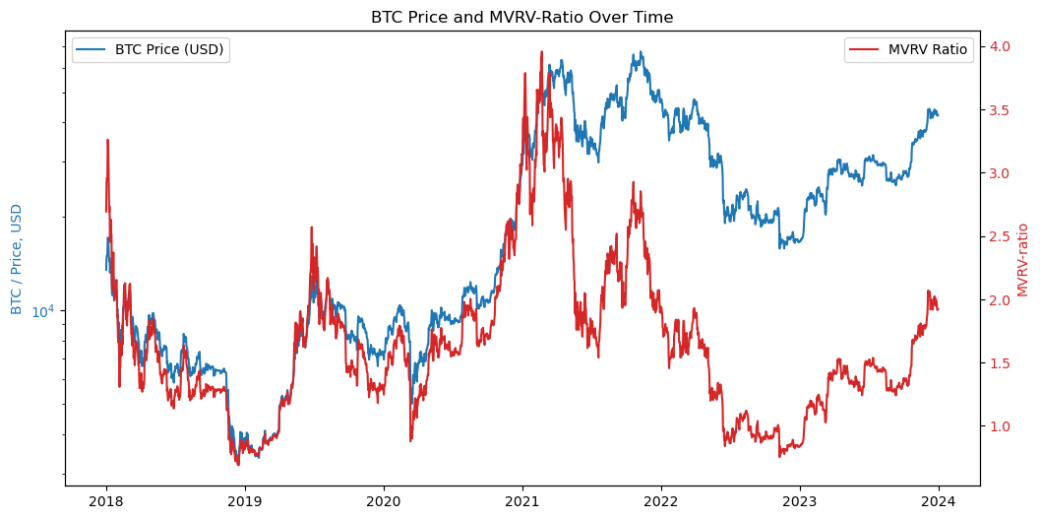


图 4。该图表显示了比特币以美元计价的价格（左侧）以及MVRV比率（右侧）。MVRV比率用作衡量比特币是被低估（低于1）还是被高估（高于3.7）的指标，从而提供了对最佳买入时机或潜在持有策略的见解。较高的MVRV表明可能存在高估，而较低的值可能表明有利可图的交易。因此，它是一个用于评估投资比特币吸引力的工具。

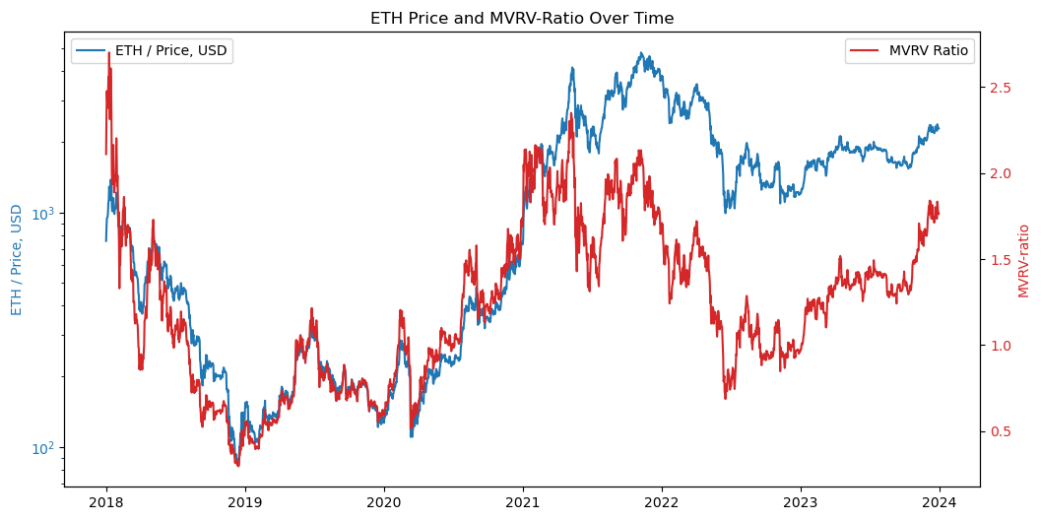


图 5。以太坊和MVRV比率。

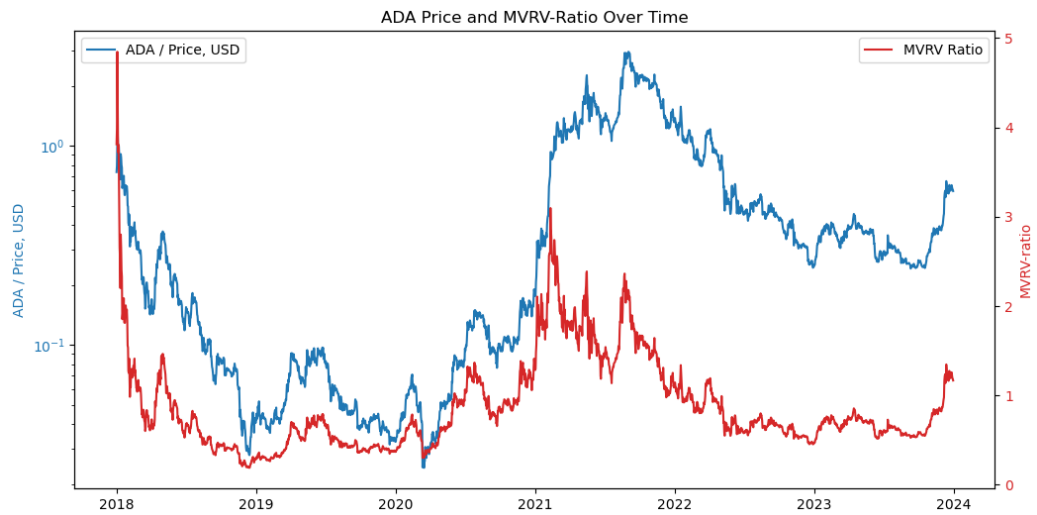
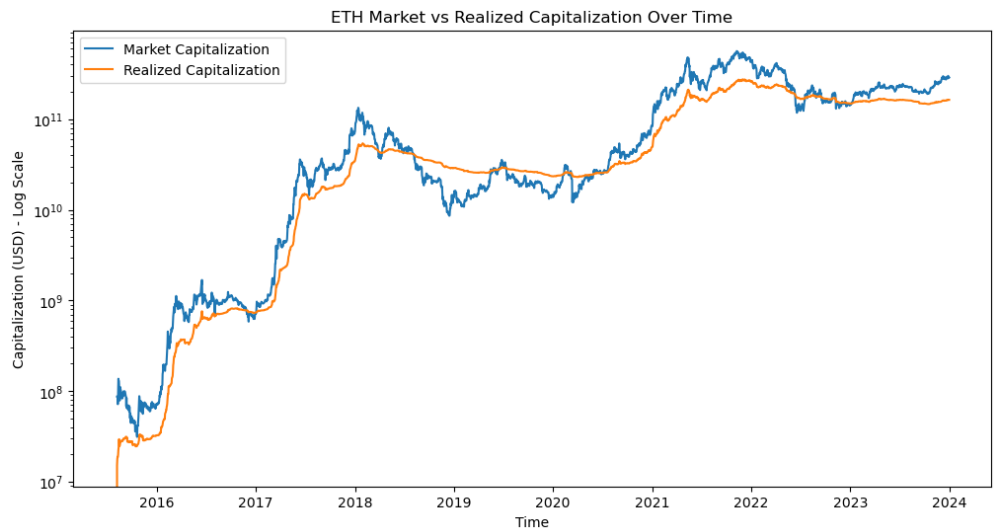
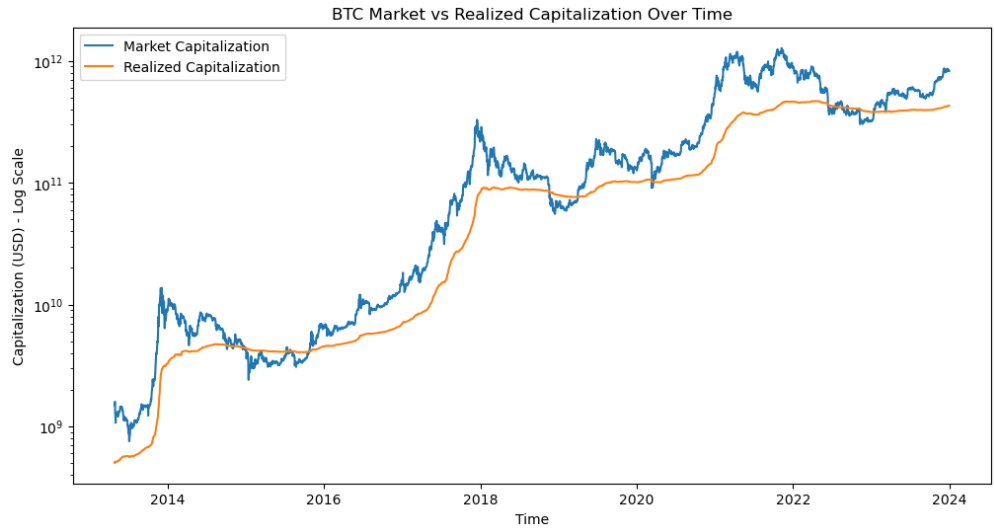


图 6。ADA 和 MVRV 比率。图 7。比特币的市值与已实现市值。图 8。以太坊的市值与已实现市值。



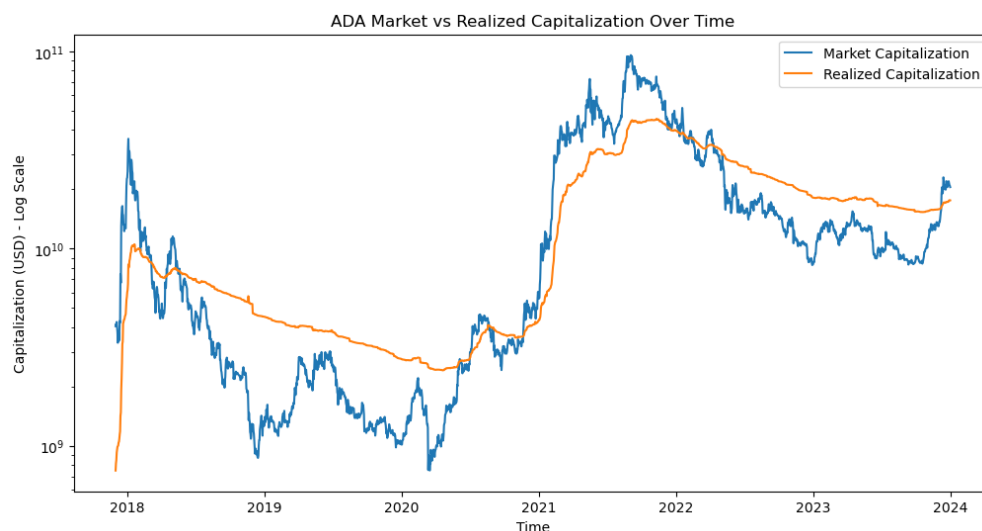


图 9。Cardano 的市值 vs. 已实现市值。

需要特别注意的是，并非所有加密货币在 CoinMetrics 网站上都有 MVRV 市值数据。在我们的研究中，我们选择使用 ADA 来替代 XRP，因为 XRP 的 MVRV 数据不可用。MVRV 比率图在比较市值与已实现价值方面起着至关重要的作用，有助于识别这些重要资产中可能存在的估值过高或过低的情况。该指标的波动，展示了表明市场高点和潜在回调的峰值，以及表明低估和进入机会的低谷，增强了我们对市场动态的理解。通过检查这些价值比率，我们旨在提供详细的分析，突出加密货币市场的趋势、情绪变化和可能的转折点，为深入探索单个资产表现和市场趋势奠定基础。

在分析比特币的估值动态时，可以深入了解潜在的低估或高估情况。根据图表中呈现的分析，比特币的价格轨迹总体呈上升趋势⁴，而其市值与已实现价值 (MVRV) 比率出现了显著波动。一个值得注意的观察是当前的 MVRV 比率约为 2，将比特币置于通常被称为“灰色区域”的位置，尤其是与更高的基准比率 3.7 相比时。这表明比特币的市值是其已实现价值的两倍，将其定位在适度的估值水平。“灰色区域”表示平衡状态或适度的估值水平，意味着在被高估和低估之间取得平衡。这种平衡反映了一种情况，即市场价值——投资者目前愿意为比特币支付的金额——与其已实现价值相符，后者代表了历史上购买该货币的总价格。对于投资者而言，这种平衡表明市场情绪既不过于看涨也不看跌，从而可以细致地理解比特币当前的估值及其在市场中的未来走势。

以太坊 2018 年至 2023 年的价格动态及其市值与已实现价值 (MVRV) 比率，为了解这种加密货币的市场行为提供了引人入胜的见解，如图 5 所示。以太坊的价格以蓝色显示在对数尺度上，以捕捉大幅波动，显示出显著的波动性，并伴随着显著的峰值和随后的修正。MVRV 比率以红色表示，在价格线下方波动，显示出反映不断变化的投资者情绪的峰值和低谷。MVRV 比率和以太坊价格之间出现了一个有趣的关联，这表明 MVRV 比率的峰值可能预示着估值过高的时期，通常与价格高点一致。相反，MVRV 比率的低谷可能表明低估，可能与价格低点重合。目前，MVRV 比率呈现上升趋势，但仍低于历史高点，这表明投资者乐观情绪正在增长，但尚未达到观察到的过度水平。

在之前的市场高峰期。目前的MVRV比率超过2，将以太坊置于一个适度的估值区域，尽管MVRV达到了 ≈ 1.5 。

对Cardano (ADA) 的价格走势及其市值与已实现价值 (MVRV) 比率的历史分析，涵盖了2018年至2023年期间，深入揭示了该资产的市场行为和普遍的投资情绪，如图6所示。ADA价格的轨迹以蓝色对数比例显示，表现出显著的波动性，2021年达到峰值，随后下跌并出现上升趋势，反映了加密货币市场的动态和投机性。同时，MVRV比率以红色显示，波动幅度很大，峰值表明存在高估时期，尤其是在2021年的飙升期间，而低谷则表明存在潜在的低估阶段。根据最新数据，MVRV比率的上升趋势意味着市场乐观情绪或投机行为正在增长，尽管尚未达到2021年的极端水平，这为投资者提供了关于当前价格水平可持续性的警示信号，该信号基于历史模式。

图表显示了BTC市值和已实现资本额随时间的变化7，清楚地展示了比特币的估值趋势。市值代表所有已挖出比特币的总市场价值，计算方法是将流通中的比特币数量乘以当前的比特币市场价格。另一方面，已实现资本额是根据每个比特币最后一次交易的价格估算的总价值，作为投资者对比特币的集体成本基础的指标。BTC市值持续超过已实现资本额的趋势表明，市场通常将比特币的价值定在其最后交易价格之上，这可能是由于其被认为是长期价值存储手段或未来交换媒介。尽管已实现资本额有所波动，但市值的上升轨迹表明投资者对比特币的生存能力和未来增值的潜力保持持续增长的信心。

图表展示了以太坊 (ETH) 的市值和已实现资本额的对比8，揭示了该网络的长期增长和估值趋势。这些指标在对数尺度上呈现出大致平行的上升轨迹，突显了随着时间的推移持续增长的趋势。这些指标之间的差异可能预示着投机阶段或市场修正时期。最新数据显示，市场和已实现资本额之间趋于一致，表明ETH的估值进入相对稳定阶段。这表明市场价格与以太坊的内在价值（基于交易的估值）更为一致。这种一致性可能表明市场正在成熟，或者投机交易有所减少，反映出一段整合期，并可能增强投资者对以太坊基本价值的信心。

对2018年至2023年期间卡尔达诺 (ADA) 的市值与其已实现资本额的关系分析，在图表9中以对数比例呈现9，提供了对其市场行为的深刻见解。当市值超过已实现资本额时，这标志着市场估值乐观的时期，这些时期可能容易受到未来的修正。这两个指标之间更紧密的吻合表明，市场估值与历史交易模式的联系更为紧密，反映了ADA实际交易历史的根本基础。随着我们接近2023年，相对于已实现资本额，市值的明显增长可能被解释为投资者信心增强或卡尔达诺市场投机活动增加的迹象。这一趋势突显了投资者对ADA不断变化的情绪，可能标志着对未来前景更加看涨的看法或投机兴趣的转变。

各种加密货币（如比特币 (BTC)、以太坊 (ETH) 等）的价格历史，从2018年至2023年，使用对数比例精心绘制在图表10中。这种缩放方法对于准确地表示在整个市场中观察到的广泛的价格动态至关重要。这些图表共同展示了加密货币市场中固有的波动性，所有数字资产都呈现出明显的价格波动和周期性的增长与衰退模式。高市值

像 BTC 和 ETH 这样的货币表现出显著的峰值，这通常与广泛的市场兴趣和投机性投资相关，随后是修正期。TRX、DOGE 和 SC 等山寨币呈现出平缓的增长期，中间穿插着突然的价格上涨，这可能反映了市场对特定项目发展或更广泛的市场趋势的反应。这项综合分析强调了加密货币投资的多样性和投机性，突出了在我们的研究期间不同数字资产的不同表现和风险概况。

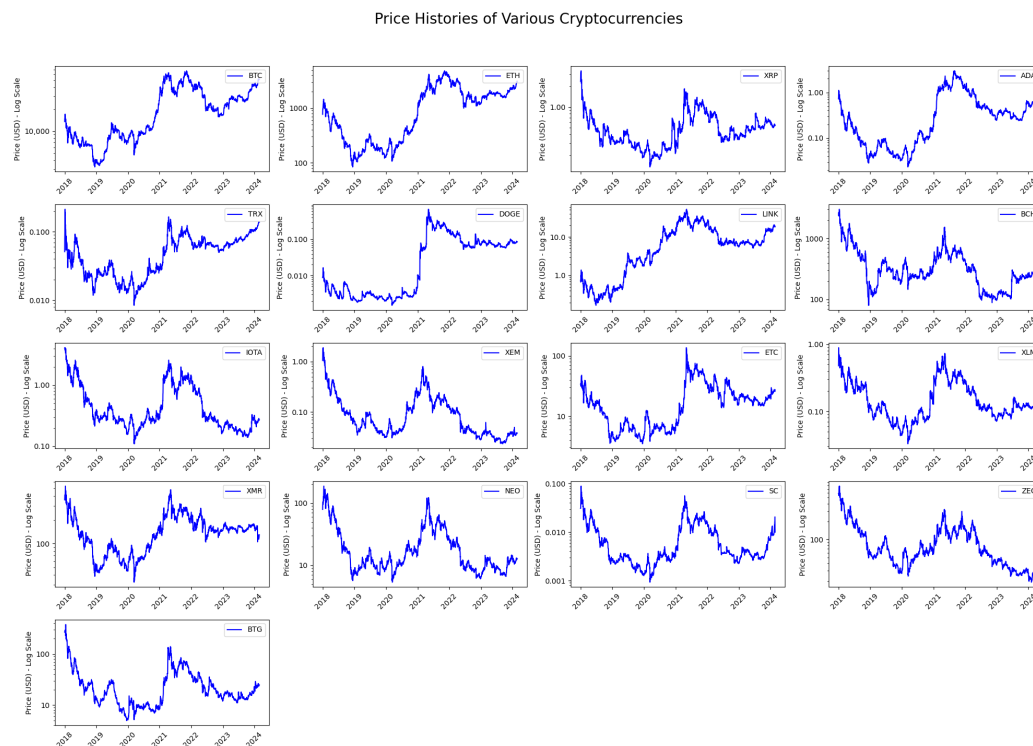


图 10. 货币的价格历史。

图中的散点图集合11表示比特币 (BTC) 与其他各种加密货币之间为期一年 (2023 年) 的每日回报相关性。每个图表将 BTC 与另一种加密货币配对，如以太坊 (ETH)、瑞波币 (XRP)、卡尔达诺 (ADA) 等，显示它们的每日回报与比特币的每日回报联动程度。数据点，用蓝点表示，聚集在一条最佳拟合线周围，指示相关性趋势。在所有图中，BTC 与其他加密货币之间存在正相关关系，这从红色趋势线的向上倾斜可以明显看出。这表明，一般来说，当 BTC 在给定日期的价格上涨或下跌时，这些其他加密货币的价格往往会朝相同的方向变动。一些加密货币，如 ETH，在趋势线周围呈现出紧密聚集的点簇，表明其与 BTC 每日回报的高度相关性。另一些，如 SC 和 XMR，则显示出更分散的模式，表明相关性较低，但仍然是正相关。

这种正相关性在不同加密货币之间的一致性突出了比特币在加密货币市场中的影响作用；比特币的表现是更广泛的市场情绪的风向标。这可能表明一个市场，投资者的决策受到比特币价格走势的严重影响，这可能是由于其主导地位和被认为是市场领导者的作用。相关程度还可以提供对加密货币投资组合内风险分散潜力的见解；高度相关性可能会降低分散投资的好处，因为资产之间的类似价格走势可能导致平行的收益或损失。

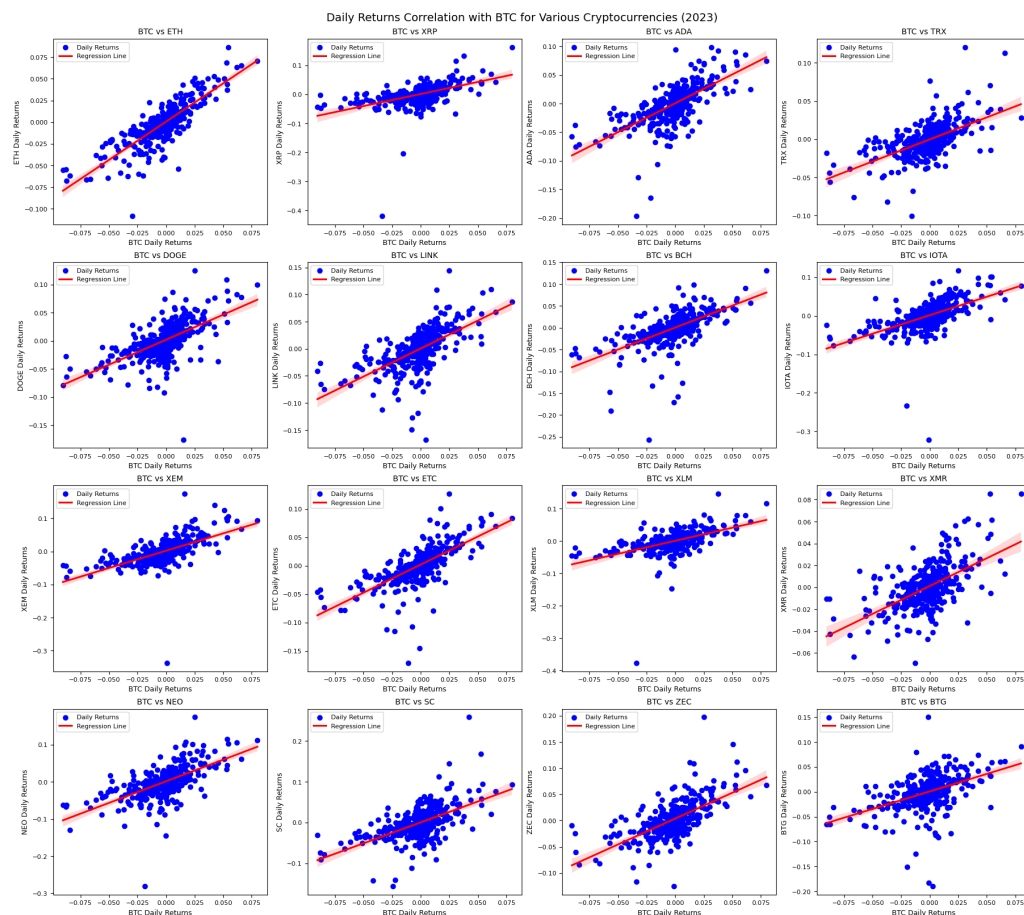


图 11. 各种加密货币（2023 年）的每日回报与 BTC 的相关性。

4. 方法

本文档的这一部分概述了所使用的研究方法。它首先深入探讨了我们在加密货币中的因子投资方法，详细介绍了我们的技术及其与以往研究的区别。随后，我们详细介绍了在我们的研究中调查的特定因子。最后，我们讨论了所使用的统计方法，从横截面 Fama-Macbeth 和投资组合回归的应用开始，然后进行加密货币市场中因子策略的分析。

4.1. 加密货币中的因子投资

因子投资，也称为基于规则或基于证据的投资，是一种战略方法，其中投资组合是根据预定义的规则构建的，目标是跑赢基准。虽然这种方法通常用于股票市场，但其适用性延伸到各种资产类别，突出了其适应性 [32]。在加密货币领域实施因子投资时，我们专门为此数字资产类别定制因子，认识到其独特的特征。这个过程涉及对加密货币市场运作方式的透彻分析，这与传统金融市场有很大不同。与遵守工作时间和五天交易周的传统市场不同，加密货币市场持续运作，仅在系统维护或偶尔中断时短暂暂停。这种不间断的交易环境意味着一个标准交易周几乎无法涵盖加密货币市场活动的 2 天，这给投资者带来了独特的挑战和机遇。为了应对这些差异，在 [8] 中引入了一种新的投资组合再平衡方法，考虑到加密货币交易的持续性。这种方法认识到最佳的再平衡日可能会有所不同，从而创建了七个投资组合版本，

每周在不同的日子进行重新平衡。这种策略可以全面评估潜在结果，汇总结果提高了数据集的可靠性。在我们的研究中，我们通过选择每周的最后一天进行重新平衡来简化此过程，特别是在每个星期天 SAST 02:00 针对加密货币价格以计算每周回报。这种简化旨在侧重于分析，同时遵守持续的市场运作原则。

在最近的研究中，例如 [8]，已经采用了各种加权方案来分析因子投资组合和基准，包括等权、价值加权和风险加权方法。这些方法通常同时利用横截面和纵向数据来构建对市场行为的全面看法。与之前的研究不同，本研究专门采用了横截面方法，避免了与纵向（时间序列）方法相关的复杂性。这一决定的驱动力在于简化分析，从而更直接地比较单一时间点上的加密货币因子。这种方法在动荡的加密货币市场中尤其具有优势，因为时间序列分析可能会掩盖关键的横截面差异。本研究的方法仅使用等权和价值加权方案来分析因子投资组合和基准。这种简化增强了结果的清晰度和可解释性，侧重于加密货币的内在特征，而没有风险加权可能引入的潜在偏差。等权方案确保没有任何单一的加密货币会不成比例地影响结果，而价值加权则反映了每种加密货币的实际市场重要性。通过仅关注横截面数据，本研究避免了将模型过度拟合于历史趋势的陷阱，这些趋势可能不一定能预测未来的行为，这种风险在快速发展的加密货币市场中尤为相关。此外，[8] 中的模型包括对加密货币的保守配置 10%，其余资金投资于现金，旨在降低风险。相比之下，本研究提出了一种更大胆的策略，将 100% 配置给加密货币，反映了对数字资产市场潜力的更深层信心。这种与 [8] 中保守配置策略的重大差异，凸显了投资理念和风险偏好的关键差异，需要一个独特的分析框架。因此，本研究中投资组合回归和描述性统计的结果与 [8] 中的结果不能直接比较，说明了不同战略方法在动态和不断发展的加密货币投资领域的 impact。此外，[16] 调查了加密货币回报中的常见风险因素，确定了三个关键因素——加密货币市场、规模和动量——它们解释了横截面预期的加密货币回报。他们的研究分析了 2014 年至 2018 年的 1500 多种加密货币，强调这些因素在捕获加密货币市场中大多数横截面预期回报方面起着至关重要的作用。然而，他们的研究使用了来自 Kenneth French 网站的股票市场因子，这与本研究中使用的方法有所不同。这种与 [16] 的保守配置策略的重大偏差，突显了投资理念和风险偏好的关键差异，需要一个独特的分析框架。因此，投资组合回归和描述性统计的结果不能直接与 [16] 中的结果进行比较，说明了不同战略方法在动态和不断发展的加密货币投资领域的影响。

在本研究中，我们探讨了加密货币市场中三种投资策略（动量、规模和价值）的有效性。我们的方法从对每种策略的明确定义开始，为深入分析它们对投资回报的影响奠定了基础。然后，我们根据特定标准将基于因子的投资组合的每周回报分为十组，或十分位数。这种分类有助于我们构建三个不同的投资组合：高绩效者（第一到第三十分位数）、中等绩效者（第四到第七十分位数）和低绩效者（第八到第十十分位数）。我们研究的一个新颖之处是开发了第四种投资组合类型。该投资组合采用多空策略，旨在通过持有表现最佳资产的多头头寸，同时持有表现最差资产的空头头寸来实现成本中性头寸

。该技术引入了一种创新方法，旨在平衡动荡的加密货币市场中的投资风险和回报。

这种方法与[等其他研究中使用的方法有很大差异。8,16]，这主要是因为我们构建投资组合的方法是横截面分析。这意味着我们专注于比较特定时刻的资产，而不是跟踪它们随时间的表现。我们的方法也与[中形成的研究形成对比16,43]，因为它在我们计算因素的方式上有所不同。而参考文献[43]使用了[中的框架18]使用CRIX指数推导因子，而参考文献[16]使用了来自 Kenneth French 网站的股票市场因素，我们的策略则另辟蹊径。这种从纵向分析到横截面视角的转变提供了一个新的角度来理解因子策略对投资回报的影响。为了评估这些策略的有效性，我们使用 Fama-MacBeth 回归和投资组合分析来对比等权重和价值加权基准。大量研究表明，加密货币市场，包括 BTC/USD 和 ETH/USD 等知名市场，表现出显著的自相关性和异方差性，尤其是在 5 分钟和 1 小时等较短的时间间隔内[44]。这些特征表明缺乏市场有效性所需的无自相关条件，表明市场存在固有的低效性。此外，加密货币表现出长记忆和多重分形等行为，并且容易受到波动溢出的影响，这突显了其波动反馈机制中复杂的相互依赖关系[45]。鉴于这些复杂性，我们使用五阶滞后实施了 Newey-West 标准误（以校正自相关和异方差性而闻名），以完善我们的统计分析，确保我们的方法不仅解决了加密货币数据的具体挑战，而且遵循计量经济学分析的最佳实践。这种方法旨在对因子策略对回报的预测能力得出更准确和可靠的结论。

在这次全面的分析中，我们将横截面投资组合构建的探索与深入研究因子策略超越基准表现的潜力结合起来。通过利用 Fama-MacBeth 回归的结果并进行细致的投资组合分析，我们旨在揭示这些策略的长期可持续性。这项工作包括将每周再平衡的投资组合的结果转换为年化数据，从而展现它们持续的相关性。在我们的方法中，夏普比率的运用脱颖而出，能够评估风险调整后的回报，并提供衡量每种投资策略的盈利能力与风险状况的具体指标。

此外，我们的研究揭示了阿尔法、贝塔和 t 统计量等重要指标，为每个投资组合提供了详细的绩效指标细分。詹森的阿尔法在我们的研究中起着关键作用，突出了超过我们根据传统理论可能预期的超额回报。我们的方法将因子投资分析与强大的统计方法相结合，以便在不断变化的加密货币世界中更清晰、更有效地利用成熟的投资策略。我们调整并扩展了这些经典的金融理论，以适应加密货币市场的特定特征，例如其剧烈波动和持续交易。通过这个过程，我们的目标是关于不同投资策略在这些动荡和不可预测的条件下的有效性做出有意义的贡献。

4.2. 横截面因子构建

在本研究中，我们重点关注动量、规模和价值，它们是影响加密货币投资组合回报的关键因素，受到了开创性工作的启发，并在[34]中得到了进一步探讨。我们的选择是基于使用现成数据的实用性，如价格、交易量和市值，考虑到获取加密货币的传统财务信息的困难性。本研究旨在测试这些因子策略在加密货币市场的独特环境中的应用和有效性，与传统股票市场不同的是，加密货币市场主要在有限的数据集上运行。通过将既定的因子投资策略应用于加密货币背景，我们的

这项研究阐明了它们的应用性和表现，为在高度动荡和不断发展的市场环境中进行因子投资提供了宝贵的见解。

我们的方法通过引入系统化的因子加权流程，与传统模型大相径庭。我们每周日 SAST 时间 02:00 精确更新动量、规模和价值因子的权重，以适应加密货币市场不间断的交易环境，以及在投资组合决策中即时纳入数据的必要性。我们的动量策略利用加密货币的动态特性，每周评估其表现，以迅速识别市场趋势。

最初，动量以来自前一周的回报为特征，遵循现有文献中确立的方法，如 [8]。根据因子定义，公式 (3) 和 (4)，通过根据动量得分对加密货币进行排名，我们有效地区分了表现最好的和最差的。这种区分奠定了创建两个独特群体——由表现强劲者组成的做多投资组合和由表现较弱者组成的做空投资组合——的基础。在此基础上，我们开发了一种多空投资组合策略，该策略利用表现强劲者的优势，同时对表现较弱者进行对冲，目标是以具有成本效益的方式产生利润。

$$R_{EWmom,t}^{adj} = \frac{1}{n_{t-1}} \sum_{i=1}^k R_{i,t-1} \quad (3)$$

$$R_{VWmom,t}^{adj} = \sum_{i=1}^k (R_{i,t-1}) \cdot \frac{MCAP_{i,t-1}}{TCAP_{t-1}} \quad (4)$$

其中 $R_{EWmom,t}^{adj}$ 是等权重动量因子投资组合在第 t 周的回报，均匀分配并分配给每个加密货币 i 在时期 $t-1$ 。 $R_{VWmom,t}^{adj}$

表示根据每个加密货币的价值加权的投资组合的收益在第 t 周的回报。术语 $MCAP_{i,t-1}$ 表示加密货币在当周开始时的市场价值，而 $TCAP_{t-1}$ 反映了所有加密货币在前一周结束时的总市场价值。

接下来，使用市值确定规模因子，反映加密货币的价值。由于投资组合的再平衡每周进行一次，因此在排序机制中考虑了前一周结束时记录的市值。此过程由公式 (5) 和 (6)，涉及按升序排列市值。为了利用市场规模的变化，做多投资组合由最低三个十分位数内的实体构成，这表明较小的市值被认为具有更高的增长潜力。相反，做空投资组合由最高三个十分位数组成，代表可能面临较慢增长率的较大市值。最后，通过从做多投资组合的价值中减去做空投资组合的价值来构建多空投资组合，旨在利用较小和较大市值实体之间的差异化增长预期以获得潜在利润。该策略不仅捕捉了固有的基于市值的差异，而且通过动态调整以适应每周的市场市值波动，为投资组合管理增加了战略层面。

$$R_{EWsize,t}^{adj} = \frac{1}{n_{t-1}} \sum_{i=1}^k R_{i,t-1} \quad (5)$$

$$R_{VWsize,t}^{adj} = \sum_{i=1}^k (R_{i,t-1}) \cdot \frac{MCAP_{i,t-1}}{TCAP_{t-1}} \quad (6)$$

其中 $R_{EWsize,t}^{adj}$ 是等权重规模因素投资组合在当周的回报 t ，平均分配并分配给每个加密货币 i 在时期可用 $t-1$ 。 $R_{VWsize,t}^{adj}$

来自根据每种加密货币的价值加权的投资组合的回报

周 t 。MCAP 一词 $i,t-1$ 表示加密货币在当周开始时的市值，而 TCAP $t-1$ 反映了所有加密货币在前一周结束时的总市值。

最后，价值因子是通过使用网络价值与交易量（NVT）比率构建的，这是一个关键的调整，它取代了股票领域内的账面市值权益比率估值指标。这种计算，由方程式 (7)–(9) 表示，通过将加密货币的市值除以其每日交易量来进行，提供了一种衡量标准，用于比较资产的市场估值与其交易活动。随后，加密货币会根据其 NVT 比率，于每个星期天 SAST 02:00 进行评估。然后，从最低的三个十分位数中找到的加密货币构成多头投资组合，这表明可能被低估的资产。相反，空头投资组合源自最高的三个十分位数，代表可能被高估的资产。最后，通过从多头投资组合中减去空头投资组合的价值来构建多空投资组合，利用估值差异来追求战略性盈利。

$$\text{价值}_t = \text{NVT 比率}_{t-1} = \frac{\text{市值}_{t-1}}{\text{交易量}_{t-1}} \quad (7)$$

$$R_{EWvalue,t}^{adj} = \frac{1}{n_{t-1}} \sum_{i=1}^k R_{i,t-1} \quad (8)$$

$$R_{VWvalue,t}^{adj} = \sum_{i=1}^k (R_{i,t-1}) \cdot \frac{MCAP_{i,t-1}}{TCAP_{t-1}} \quad (9)$$

其中 NVT 比率 $t-1$ 是当周的价值 t ，通过将市值除以每日交易量计算得出。 $R_{EWvalue,t}^{adj}$ 是等权重价值因子的回报，投资组合在当周 t ，平均分配并分配给每种加密货币 i 在时期可用 $t-1$ 。 $R_{VWvalue,t}^{adj}$ 表示根据每个加密货币的价值加权的投资组合的收益，在当周的收益。 $tMCAP_{i,t-1}$ 表示当周初加密货币的市值，而 TCAP $t-1$ 反映了前一周末所有加密货币的累计市值。

4.3. Fama–MacBeth 回归

在对加密货币收益的全面研究中，我们使用了[46]，重点关注一组精心挑选的作为横截面预测因子的因素。我们的分析通过将市场、规模、价值和动量等核心风险因素纳入我们的金融模型而得到加强。我们方法的一个关键方面涉及应用[46]，这是一种强大的统计工具，用于剖析这些因素策略对每周（经风险调整的）收益的预测影响。Fama–MacBeth 回归技术特别擅长处理加密货币数据固有的复杂性，从而可以跨时间和资产进行动态检验。通过进行这些回归，我们可以分离出每个因素的影响，从而提供一个清晰的视角，了解市场、规模、价值和动量因素对加密货币收益的预测能力。这种方法不仅增强了我们研究的实证基础，而且提高了我们分析的粒度。它能够彻底评估加密货币的独特特征如何与市场动态相互作用以影响回报。通过这种严格应用 Fama–MacBeth 回归，我们的研究有助于更深入地理解能够可靠地捕捉加密货币市场本质的金融模型，为对这些数字资产的预测动态感兴趣的投资者和学者提供有见地的观点。

为了评估各种因素策略的有效性，我们进行了六次 Fama–MacBeth 回归，每个模型都因其一组自变量而异。具体而言，公式 (10) 仅考虑市场因素，而公式 (11)

将规模因素纳入分析。公式 (12) 专门用于检验价值因素，而公式 (13) 则侧重于动量因素。公式 (14) 与 [18] 中的模型相似，纳入了市场、规模和价值因素。最终模型，公式 (15)，在此基础上增加了额外的动量因素，使其成为对这四个因素的全面检验。在横截面中，任何这些因素策略中存在统计显著性都将表明它们在有助于正或负回报方面的预测能力，突显了它们在投资决策中的潜在价值。

$$(R_i - r_f) = \alpha + \beta_{\text{等权重市场}} \cdot (\bar{R}_{\text{等权重市场}} - r_f) + \epsilon \quad (10)$$

$$(R_i - r_f) = \alpha + \beta_{\text{规模因子}} \cdot (\bar{R}_{\text{规模因子}}) + \epsilon \quad (11)$$

$$(R_i - r_f) = \alpha + \beta_{\text{价值因子}} \cdot (\bar{R}_{\text{价值因子}}) + \epsilon \quad (12)$$

$$(R_i - r_f) = \alpha + \beta_{\text{动量因子}} \cdot (\bar{R}_{\text{动量因子}}) + \epsilon \quad (13)$$

$$(R_i - r_f) = \alpha + \beta_{\text{等权重市场}} \cdot (\bar{R}_{\text{等权重市场}} - r_f) + \beta_{\text{规模因子}} \cdot (\bar{R}_{\text{规模因子}}) + \beta_{\text{价值因子}} \cdot (\bar{R}_{\text{价值因子}}) + \epsilon \quad (14)$$

$$(R_i - r_f) = \alpha + \beta_{\text{等权重市场}} \cdot (\bar{R}_{\text{等权重市场}} - r_f) + \beta_{\text{规模因子}} \cdot (\bar{R}_{\text{规模因子}}) + \beta_{\text{价值因子}} \cdot (\bar{R}_{\text{价值因子}}) + \beta_{\text{动量因子}} \cdot (\bar{R}_{\text{动量因子}}) + \epsilon \quad (15)$$

4.4. 投资组合回归

在因素投资领域广泛记录的另一种方法涉及使用投资组合回归。这些回归通过将因素投资组合的表现与先前概述的基准进行比较来分析它们，以确定这些投资组合是超过还是落后于基准的回报。为了减轻金融数据中固有的自相关和异方差的影响，这些回归采用了 [10]，从而提高结果的可靠性。投资组合回归的执行是双方面的：最初，因子投资组合（与基准一起）采用等权重方案，随后采用价值加权方法。在分析中采用等权重反映了资本资产定价模型 (CAPM) 的原则 [6]，该模型传统上采用等权重基准进行评估。相反，将价值权重分配给因子投资组合和基准更能细致地反映市场动态，尤其是在流动性方面。这基于这样的理解：市值较大的加密货币通常比其较小的同类资产表现出更高的流动性和交易额。

将价值加权投资组合与类似的加权基准进行回归的过程尤其会影响对规模因子的分析。在这种情况下，较大的加密货币在因子投资组合中被赋予更大的权重，这与规模因子的目标一致，即利用小盘股和大盘股加密货币之间的收益差异。通过优先考虑小盘股中的较大加密货币，该策略自然会倾向于流动性更强的资产。这种细致的方法不仅适应了加密货币之间的流动性差异，而且增强了该策略对流动性的关注，将其作为市场代表性和投资决策的关键组成部分。通过这些方法，本研究旨在全面检验加密货币市场中的因子投资策略，同时考虑到数字资产所呈现的独特特征和挑战。

在如上所述的、使用投资组合回归评估加密货币市场中的因子投资策略的背景下，回归公式旨在捕捉因子投资组合收益与基准收益之间的关系，并进行调整以考虑

各种风险和市场特征。进行以下投资组合回归，以确定因子投资组合是否产生超出理论预期的回报：

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_{iM} R_{Mt} + \beta_{iS} S_{it} + \beta_{iV} V_{it} + \beta_{iMo} Momentum_{it} + \epsilon_{it} \tag{16}$$

其中变量的表示如下：

- R_{it} 代表因子投资组合的回报*i*在时间*t*;
- α_i 是截距，代表投资组合的平均超额回报*i*超过基准，而这部分超额回报无法用因子敞口解释；
- $\beta_{iM} R_{Mt}$ 捕捉投资组合的敏感性*i*的回报与市场回报（ R_{Mt} ）在时间*t*，其中 β_{iM} 代表投资组合的市场贝塔系数*i*;
- $\beta_{iS} S_{it}$, $\beta_{iV} V_{it}$, 并且 $\beta_{iMo} Momentum_{it}$ 代表投资组合的敞口*i*在时间上对规模、价值和动量因子的敞口*t*，分别；
- ϵ_{it} 是投资组合的误差项*i*在时间*t*，用于说明未被市场或因子敞口解释的回报。

该回归模型旨在评估因子投资组合相对于市场和其他风险因素（规模、价值、动量）的表现。通过包含Newey–West标准误差，该模型考虑了误差项中的自相关性和异方差性，从而增强了回归分析的稳健性。系数（ $\alpha_i, \beta_{iM}, \beta_{iS}, \beta_{iV}, \beta_{iMo}$ ）提供了对因子投资组合的业绩特征及其对不同市场状况和因子影响的敏感性的见解。该公式允许对加密货币市场中因子投资策略在产生超额收益方面的有效性进行全面分析。

在利用回归模型评估加密货币市场中的因子投资策略的背景下，为检验市场、规模、价值和动量因子对投资组合回报的影响的显著性，制定了每个系数的零假设。具体而言，零假设如下：

- 对于市场因子（ β_{iM} ），零假设为 $H_0: \beta_{iM} = 0$ ，检验市场因子是否不会显著影响因子投资组合的回报*i*.
- 对于规模因子（ β_{iS} ），零假设为 $H_0: \beta_{iS} = 0$ ，评估规模因子对因子投资组合回报的影响（或缺乏影响）*i*.
- 对于价值因子（ β_{iV} ），原假设是 $H_0: \beta_{iV} = 0$ ，评估价值因子是否对因子投资组合的回报没有影响*i*.
- 对于动量因子（ β_{iMo} ），原假设是 $H_0: \beta_{iMo} = 0$ ，确定动量因子是否显著影响因子投资组合的回报*i*.
- 最后，对于截距（ α_i ），原假设是 $H_0: \alpha_i = 0$ ，这与测试投资组合的平均超额收益有关*i*超过基准，而这无法通过因子暴露来解释，在统计上与零没有区别。

拒绝任何这些原假设将表明相应因子或截距对因子投资组合回报有统计学上的显著影响，从而肯定了这些因子对加密货币回报的预测能力。显著性通常使用从回归分析中得出的 *t* 统计量进行评估，并通过 Newey-West 标准误对误差项中的自相关和异方差性进行调整。

5. 结果

5.1. 汇总数据的全样本 Fama–MacBeth 回归结果

对 Fama–MacBeth 回归模型的分析揭示了影响每周回报的显著关系，这由变量系数及其统计显著性（表4）。最初关注等权重市场变量时，第一个模型阐明了对回报的显著积极影响，这由系数 2.2999 和两个星号表示的显著性水平证明，表示 5% 的显著性

阈值。这种显著效应在后续模型2和3中消失，其中变量保持正向，但缺乏统计学意义。相反，规模变量在所有包含该变量的模型中，始终表现出与回报的显著负相关关系。其最深远的影响体现在模型1中，其特征是系数为-0.8706，具有高度显著性，由三个星号突出显示。模型2和6进一步证实了与规模相关的显著负系数，尽管相对于模型1，其影响有所减弱。价值变量始终与每周回报具有很强的正相关性，在其出现的每个模型中都具有显著性。模型1、5和6中三个星号的存在突出了其显著的统计学意义，表明较高的NVT价值比率显著预测了更高的回报。同样，动量在模型2和6中表现出显著的正向影响。升高的系数和显著性水平表明，过去的表现显著预测了当前的回报。

表4。Fama-MacBeth回归。

模型	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5	模型6
等权重市场	2.2999 ** (1.031)				0.5201 (0.361)	0.6451 (0.406)
规模		-0.8706 *** (0.335)			-0.549 ** (0.208)	-0.4499 *** (0.113)
价值			1.5568 *** (0.224)		1.5458 *** (0.247)	1.3105 *** (0.200)
动量				2.0573 *** (0.419)		1.3220 *** (0.367)
截距	-1.3969 (0.970)	1.0560 *** (0.141)	0.0362 *** (0.138)	1.2594 *** (0.144)	0.3829 (0.377)	0.2579 (0.449)
调整R平方	0.176	0.257	0.562	0.484	0.508	0.573

本表呈现了使用 Fama-MacBeth 回归分析每周加密货币收益的结果，使用市场、规模、价值和动量作为独立因素。表格显示了每个因素的系数和 t 统计量，以及每个因素的 R 平方值。表格还使用星号（*** 表示 $p < 0.01$ ，** 表示 $p < 0.05$ ）。分析时间跨度为 2017 年 12 月至 2023 年 12 月，系数估计的精度基于 [中的标准误差。10].

截距或常数项的显著性因模型而异。值得注意的是，它在模型 1 中缺乏显著性，但在模型 3 和 4 中获得了实质性的显著性，三个星号表示显著性水平低于 1%。该项包含所有自变量等于零时的平均预期收益，其波动显著性反映了不同模型中的不同基线。关于模型拟合，调整后的 R 平方值是衡量模型解释因变量变异性的有效性的一个指标。明显可见从模型 1 到模型 6 的进展，调整后的 R 平方在后者达到 0.573。这表明模型 6 解释了每周回报变化的约 57.3%，表明其具有相对强大的解释能力。综上所述，回归结果显示了每周回报的重要决定因素，规模、价值和动量表现为显著且一致的因素。这些影响的方向和显著性与经济理论相符，其中市场动量和较高的价值与收益增加相关，而较大的规模与收益减少相关。通过顺序模型提高调整后的 R 平方值表明模型规范的逐步改进，最终在纳入其他重要变量时提高了解释能力。

5.2. 单个因子投资组合的收益分析

在本节中，分析重点关注源自 31 种加密货币的单个因子投资组合的投资组合回归的年化结果。这些投资组合是

每周调整以纳入无风险利率。该分析围绕表格展开5和6，其中详细考察了各个因子投资组合的投资组合回归。这些因子——规模、动量和价值——不仅单独分析，还在以各种方式合并这些元素的复合配置中进行分析。此分析的一个关键方面是采用了[10]中提出的方法，旨在调整自相关性和数据波动率的变异性。这种方法对于计算标准误至关重要，因此在

评估结果的统计显著性方面发挥着重要作用。

表 5. 单个因子投资组合的等权重回报分析。

因子	平均收益	标准差	阿尔法	夏普比率	阿尔法 T 统计量	贝塔	贝塔 T 统计量
规模	-55.00	55.51	-57.05 (***)	-0.99	-2.66	0.04	0.66
动量	13.28	48.98	15.59	0.27	0.82	-0.05	-1.20
价值 163.73		67.47	150.51 (***)	2.43	6.15	0.28 (***)	2.82
规模和动量	-20.86	33.16	-20.73	-0.63	-1.60	-0.002	-0.10
规模、动量和价值40.67		26.98	36.35 (***)	1.51	3.66	0.09 (***)	3.28

表 6. 各个因子投资组合的价值加权收益分析。

因子	平均收益	标准差	阿尔法	夏普比率	阿尔法 T 统计量	贝塔	贝塔 T 统计量
规模	-38.12	56.20	-45.02 (**)	-0.68	-2.040.13 (**)		2.32
动量	2.47	1689.26-11.78		0.00	-0.02	0.26	0.26
价值 163.35		67.68	147.95 (***)	2.41	5.80	0.28 (***)	3.26
规模和动量	-17.83844.74-28.40			-0.02	-0.08	0.19	0.38
规模、动量和价值42.56		566.62	30.39	0.08	0.13	0.22	0.65

表格5和6以上展示了对投资组合的分析得出的年化结果，其中纳入了 31 种数字货币的数据，并每周进行投资组合调整。采用无成本策略，这些策略源自多头和空头投资组合的对比，并将它们作为因变量，与市场（作为自变量）进行比较，同时利用等权重和价值加权基准。为了解决关于自相关和数据波动性变化的问题，本研究采用了 [10] 中提出的方法，使用 Newey 和 West 的标准误。夏普比率是根据这些因子投资组合的均值和标准差计算的。该分析深入研究了阿尔法值（伴随 t 统计量）和贝塔系数的识别，强调使用 Newey 和 West 的标准误排除了回归的 R 平方值的计算。数据集的时间范围从 2017 年 12 月到 2023 年 12 月，结果使用每周观测值进行年化，假设完全投资于数字货币。统计显著性

指标用 *** 表示p <0.01，用 ** 表示p <0.05。

此外，在对使用等权重和价值加权方法的基于因子的投资组合表现进行详细考察时，特别关注了统计显著性水平，这些水平由星号表示。这些水平 (***, **) 表明评估阿尔法（超额收益）和贝塔（对市场变动的敏感性）系数的重要性。这些指标提供了投资组合与等权重和价值加权市场相比的表现的全面视图。对于表中的等权重投资组合分析5，研究结果揭示了不同因子投资组合的不同结果。规模因子投资组合的平均收益为负-55.00，标准差为 55.51，夏普比率为-0.99。其alpha值为-57.05，贝塔系数接近于零 (0.04)，表明相对于市场而言表现显著不佳，其统计显著性由三个星号 (***) 表示，代表p的p值小于0.01。相反，价值因素投资组合脱颖而出，平均回报率高达

163.73，相对较高的标准差为67.47，夏普比率为2.43。其阿尔法值为150.51，贝塔值为0.28，均在0.01水平上具有统计学意义，突显其卓越的业绩和正的市场相关性。

价值加权投资组合分析表6呈现了对比鲜明的景象，尤其是在动量和组合因子投资组合方面。单独的动量因子显示平均回报率为2.47，但标准差极高，达到1689.26，导致夏普比率接近于零。规模、动量以及规模、动量、价值投资组合表明业绩指标有所调整，后者实现了更有利的结果，平均回报率为42.56，适度的夏普比率为0.08，尽管标准差很高，为566.62。

将规模和动量因子结合的复合策略产生了负回报，突显了这种特定组合的无效性。然而，将价值因子与规模和动量相结合，产生了正回报，等权重复合策略的表现优于价值加权策略。这表明，纳入价值可以显著提高基于因子的投资策略的绩效。在两张表格中，价值因子始终表现出稳健的业绩，具有统计学意义的阿尔法值和正的贝塔系数，证实了其在所分析的加密货币因子投资组合中的有效性。这些结果不仅揭示了不同因子投资组合中固有的不同程度的风险和回报，还突出了复合因子投资组合在实现多元化投资成果方面的重要作用。Newey和West标准误的应用对这些发现的可靠性做出了重要贡献，尽管承认其局限性在于未计算回归分析的R平方值。

6. 结论

本研究采用横截面Fama-MacBeth回归模型和投资组合回归分析，严格考察了基于因子的投资策略在动荡的加密货币市场中的有效性。这项全面的研究揭示了不同因子（规模、价值和动量）如何影响加密货币回报的重要见解，并提供了对有效投资策略的细致理解。

分析表明，规模、价值和动量因子对加密货币回报具有明确而显著的影响。值得注意的是，规模因子始终表现出与回报的负相关关系，表明较小的加密货币往往会产生较高的回报，尽管风险可能增加。这一发现与现有的金融理论一致，即较小的公司（或在这种情况下，加密货币）可以提供更高的回报，这归功于其增长潜力以及市场在充分定价这种潜力方面的效率低下。

相反，价值因子在回归和投资组合分析中都成为了正回报的有力预测因子。这表明，与内在价值相比被认为被低估的加密货币，很可能跑赢市场，为寻求利用价格与价值之间差异的投资者提供了明确的策略。动量，其特征是资产倾向于保持其业绩轨迹，也对回报产生重大影响。它的有效性，特别是在与价值因子结合时，突显了多因子方法在加密货币投资中的潜力，将过去业绩的预测能力与基本面估值相结合。

投资组合分析进一步阐明了不同基于因子的策略中固有的风险回报特征，揭示了价值因子的稳健性以及复合策略的细微表现。这些发现强调了加密货币市场的复杂性，以及在优化投资回报时战略性地选择和组合因子的重要性。

此外，模型规范的逐步改进，最终形成了一个可以解释每周回报变化约57.3%的模型，突显了加密货币市场的动态性。这表明，虽然基于因子的策略

可以显著增强理解和表现，而其他变量和市场力量在决定回报方面也起着关键作用。

研究的局限性和对未来研究的建议

本文不仅呈现了富有洞察力的研究结果，还承认了研究的局限性，例如未包括与市场流动性相关的交易和溢出成本，这些成本会显著影响净回报并影响交易执行。这些成本在低流动性条件下尤其关键，在这些条件下执行大额交易可能会导致显著的价格滑点。此外，对与跨交易所和链上交易相关的费用的疏忽，使得频繁的投资组合再平衡在财务上变得复杂。流动性本身在不同的加密货币对之间差异很大，并且可能会严重限制交易的执行和投资组合的战略再平衡，从而加剧相关成本的财务影响。此外，虽然本研究为基于因子的加密货币投资奠定了基础，但它并未深入研究新兴技术发展（如区块链技术的进步和蓬勃发展的去中心化金融 (DeFi) 领域）的潜在影响。未来的研究可以探索这些创新如何重新校准现有的财务因素或为投资策略引入新的动态，可能包括对网络效率指标的整合进行实证研究，以及对 DeFi 市场动态的影响进行理论分析。此外，扩大因子构建范围以包括更广泛的经济指标，并探索大额交易的市场影响，可以更深入地了解加密货币市场的动态，从而增强研究结果在动荡的加密货币市场中的实际适用性。

作者贡献：概念化，P.L.S.；方法，P.L.S.；验证，P.L.S.；形式分析，P.L.S.和 C.R.B.M.；资源，P.L.S.；数据管理，P.L.S.；撰写一初稿，P.L.S.；可视化，P.L.S.；监督，C.R.B.M.和 E.P.所有作者均已阅读并同意发表的手稿版本。

资金：这项研究没有获得外部资金。

数据可用性声明：作者将根据要求提供数据。

利益冲突：作者声明不存在利益冲突。

参考文献

1. Nakamoto, S. 比特币：点对点电子现金系统。去中心化商业评论**2008**。在线获取：<https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>（访问于 2024 年 1 月 10 日）。
2. Lee, D.K.C.; Guo, L.; Wang, Y. 加密货币：一项新的投资机会？2017 年。在线获取：<https://ssrn.com/abstract=2994097>（访问于 2024 年 1 月 13 日）。
3. Osterrieder, J.; Lorenz, J.; Strika, M. 比特币和加密货币——并非为胆小者准备。2016 年。在线获取：<https://ssrn.com/abstract=2867671>（访问于 2024 年 1 月 13 日）。
4. Smales, L.A. 用一种加密货币来解释所有加密货币？了解比特币在加密货币回报中的重要性。Econ. Pap. J. Appl. Econ. Policy**2020**,39, 118–132. [CrossRef]
5. Pelster, M.; Breitmayer, B.; Hasso, T. 加密货币交易者是先锋还是纯粹的冒险者？来自经纪账户的证据。Econ. Lett.**2019**,182, 98–100. [CrossRef]
6. Sharpe, W.F. 资本资产价格：风险条件下的市场均衡理论。J. Financ.**1964**,19, 425–442。
7. Fama, E.F.; French, K.R. 预期股票收益的横截面。J. Financ.**1992**,47, 427–465。
8. Hubrich, S. “知道何时持有，知道何时卖出”：对加密货币领域基于因子投资的调查。2017 年 10 月 28 日。在线获取：<https://ssrn.com/abstract=3055498>（访问于 2024 年 2 月 5 日）。
9. Fama, E.F.; French, K.R. 国际股票回报的规模、价值和动量。J. Financ. Econ.**2012**,105, 457–472. [CrossRef]
10. Newey, W.K.; West, K.D. 一种简单、稳健的异方差一致协方差矩阵估计量及其在资产定价异常研究中的应用。J. Econom.**1986**,37, 3–45。
11. Treynor, J.L. 风险资产的市场价值理论。1962 年，未发表的手稿。
12. Lintner, J. 风险资产的估值以及在股票投资组合和资本预算中选择高风险投资。Rev. Econ. Stat.**1965**,47, 13–37. [CrossRef]
13. Mossin, J. 资本资产市场均衡。Econometrica**1966**,34, 768–783. [CrossRef]

14. Alqudah, M.; Ferruz, L.; Martín, E.; Qudah, H.; Hamdan, F. 投资加密货币的可持续性：研究趋势的文献计量分析。Int. J. Financ. Stud.**2023**,*11*, 93. [CrossRef]
15. Kakinuma, Y. ESG 股票和比特币：负责任的投资和风险管理视角。Int. J. Ethics Syst.**2023**,ahead-of-print. [CrossRef]
16. Liu, Y.; Tsyvinski, A.; Wu, X. 加密货币中的共同风险因素。J. Financ.**2022**,*77*, 1133–1177. [CrossRef]
17. Bianchi, D.; Babiak, M. 基于风险的加密货币回报解释。2021 年。可在以下网址获取：<https://ssrn.com/abstract=3935934>(访问于 2024 年 1 月 20 日)。
18. Fama, E.F.; French, K.R.; Booth, D.G.; Sinquefeld, R. 纽约证券交易所和纳斯达克股票的风险和回报差异。Financ. Anal. J.**1993**,*49*, 37–41. [CrossRef]
19. Carhart, M.M. 关于共同基金业绩的持续性。J. Financ.**1997**,*52*, 57–82. [CrossRef]
20. Jegadeesh, N.; Titman, S. 买入赢家 and 卖出输家的回报：对股票市场效率的影响。J. Financ.**1993**,*48*, 65–91. [CrossRef]
21. Moskowitz, T.J.; Ooi, Y.H.; Pedersen, L.H. 时间序列动量。J. Financ. Econ.**2012**,*104*, 228–250. [CrossRef]
22. Okunev, J.; White, D. 基于动量的策略在货币市场中仍然有效吗？J. Financ. Quant. Anal.**2003**,*38*, 425–447. [CrossRef]
23. Pojarliev, M.; Levich, R.M. 货币投资新视角。CFA 协会研究基金会专著。2013 年。可在以下网址获取：<https://ssrn.com/abstract=2571391>(访问于 2024 年 1 月 21 日)。
24. Daniel, K.; Jagannathan, R.; Kim, S. 动量策略回报中的尾部风险；技术报告；国家经济研究局：美国马萨诸塞州剑桥市，2012 年。
25. Barroso, P.; Santa-Clara, P. 动量有其时刻。J. Financ. Econ.**2015**,*116*, 111–120. [CrossRef]
26. Barroso, P.; Santa-Clara, P. 超越套利交易：最优货币投资组合。J. Financ. Quant. Anal.**2015**,*50*, 1037–1056. [CrossRef]
27. Olszweski, F.; Zhou, G. 策略多元化：在外汇投资组合中结合动量和套利策略。
J. Deriv. Hedge Funds**2013**,*19*, 311–320. [CrossRef]
28. Frazzini, A.; Pedersen, L.H. 反向押注贝塔。J. Financ. Econ.**2014**,*111*, 1–25. [CrossRef]
29. Bender, J.; Briand, R.; Melas, D.; Subramanian, R.A. 因子投资的基础。2013. 可在线获取：<https://ssrn.com/abstract=2543990>（访问于 2024 年 1 月 20 日）。
30. Blitz, D.; Van Vliet, P. 波动率效应：在不降低回报的情况下降低风险。J. Portf. Manag.**2007**, 102–113.
31. Houweling, P.; Van Zundert, J. 企业债券市场的因子投资。Financ. Anal. J.**2017**,*73*, 100–115. [CrossRef]
32. Asness, C.S.; Moskowitz, T.J.; Pedersen, L.H. 价值和动量无处不在。J. Financ.**2013**,*68*, 929–985. [CrossRef]
33. Caporale, G.M.; Gil-Alana, L.; Plastun, A. 加密货币市场的持续性。Res. Int. Bus. Financ.**2018**,*46*, 141–148. [CrossRef]
34. Feng, W.; Wang, Y.; Zhang, Z. 比特币市场中的知情交易。Financ. Res. Lett.**2018**,*26*, 63–70. [CrossRef]
35. Bariviera, A.F.; Basgall, M.J.; Hasperu, W.; Naiouf, M. 比特币市场的一些经验事实。Phys. A Stat. Mech. Its Appl.**2017**,*484*, 82–90. [CrossRef]
36. Urquhart, A. 比特币的低效率。Econ. Lett.**2016**,*148*, 80–82. [CrossRef]
37. Baur, D.G.; Hong, K.; Lee, A.D. 比特币：交换媒介还是投机资产？J. Int. Financ. Mark. Institutions Money**2018**,*54*, 177–189. [CrossRef]
38. Tsang, K.P.; Yang, Z. 比特币交易市场。J. Int. Financ. Mark. Institutions Money**2021**,*71*, 101282. [CrossRef]
39. Elendner, H.; Trimborn, S.; Ong, B.; Lee, T.M. 加密货币作为金融资产的横截面：概述；柏林洪堡大学，合作研究中心 649-经济风险：德国柏林，2016 年。
40. Kurihara, Y.; Fukushima, A. 比特币的市场效率：每周异常现象视角。J. Appl. Financ. Bank**2017**,*7*, 57.
41. Wang, S.; Vergne, J.P. 炒作因素还是创新潜力：什么解释了加密货币的回报？PLoS ONE**2017**,*12*, e0169556.
42. Gunay, S. 公共信息发布对加密货币市场的影响：以推特上关于瑞波币的帖子为例。East Asian Econ. Rev.**2019**,*23*, 149–168. [CrossRef]
43. Hartman, N. 三种资产定价模型在加密货币中的应用。硕士论文，Radboud Universiteit. 奈梅亨，荷兰，2022 年。
44. Tartakovsky, E.; Plesovskikh, K.; Sarmakeeva, A.; Bibik, A. 主要加密货币市场回报的自相关性。arXiv**2020**, arXiv:2003.13517.
45. Özdemir, O. 在 COVID-19 大流行期间加密货币市场的波动溢出效应：来自 DCC-GARCH 和小波分析的证据。Financ. Innov.**2022**,*8*, 12. [CrossRef]
46. Fama, E.; French, K. 资产定价异常的多因素解释。J. Financ.**1996**,*51*, 55–84. [CrossRef]

免责声明/出版者注：所有出版物中包含的声明、观点和数据仅代表个人作者和贡献者的观点，而非 MDPI 和/或编辑的观点。对于内容中提及的任何想法、方法、说明或产品而对人员或财产造成的任何损害，MDPI 和/或编辑不承担任何责任。