

# 对和谐的见解

定量研究和技术顾问



## 加密货币市场的量化阿尔法：因子模型、套利策略和机器学习应用的系统回顾

### 执行摘要

本文综述了二十多项经同行评审的加密货币量化投资策略研究<sup>1</sup>。这些研究涉及多个计量经济学领域和交易策略，包括基于因子的投资、套利、情绪建模、波动率预测和统计套利。我们的分析揭示了文献中几个一致的主题：

1. 加密货币市场依然存在市场效率低下的问题，尤其是在跨交易所套利和期货基差交易方面；
2. 传统因子模型可适用于加密货币市场，其规模、动量和流动性因子显示出统计意义；以及
3. 链上指标可提供传统市场无法提供的独特阿尔法信号。

文献表明，加密货币投资的系统方法具有可证实的统计有效性，但实施起来仍面临巨大挑战。

本文分为两部分。第一部分探讨了系统性加密策略的主要类别，并在每个类别中嵌入了支持性研究的详细综述。第二部分侧重于实施指导，包括用于回溯测试、信号构建和执行的模块化 Python 代码。附录 C 提供了完整的研究书目--包括完整的元数据、分类和验证链接。

---

### [执行摘要](#)

#### [1. 引言](#)

#### [2. 战略框架和嵌入式研究综述](#)

---

<sup>1</sup>我们查阅了 200 多篇从各种渠道选取的论文，并利用大型语言模型筛选出我们认为与机构加密货币定量投资策略相关性最高的论文。



## [2.1 套利和统计套利](#)

### [2.1.1 现货-期货基差套利](#)

### [2.1.2 跨交易所套利](#)

### [2.1.3 货币对交易与协整](#)

## [2.2 基于因子的投资](#)

### [2.2.1 横断面因子模型](#)

### [2.2.2 趋势和动量因素](#)

### [2.2.3 投资组合多样化](#)

## [2.3 情感与行为模型](#)

### [2.3.1 新闻情感与 NLP](#)

### [2.3.2 社交情感整合](#)

## [2.4 波动预测](#)

### [2.4.1 HAR 模型与 ML](#)

### [2.4.2 集群和溢出效应](#)

## [3. 实施框架](#)

### [附录 A - 模块化回溯测试框架 附录 B - 策略代码模块](#)

#### [B.1 动量信号（30D 滚动）](#)

#### [B.2 协整价差回归（BTC/ETH）](#)

#### [B.3 工作 Jupyter 笔记本：短期深度学习预测（每小时 N-BEATS 架构）](#)

[链接到谷歌 Colab 笔记本：使用 N-Beats.ipynb 预测比特币价格 附录 C - 参考书目和研究参考表](#)

### [附录 D：密码研究本体论思维导图](#)

---

## 1. 引言

随着机构兴趣的增长、数据透明度的提高以及机器学习和金融计量经济学的进步，对数字资产的系统性投资已迅速成熟。然而，学术界和从业者的文献往往仍然支离破碎。加密货币市场具有独特的不稳定性、结构上的低效性和不确定性。



非稳态。它们违背了传统资产定价模型中的许多假设，需要修改框架和专门工具。



本文弥补了机构加密策略理论与实施之间的差距。它利用经过整理的有效研究分类法，综合了以量化金融为基础的可操作框架。我们的目标是

- 提出可交易的、经统计验证的阿尔法模型
- 使计量经济学主题与实际执行限制相一致
- 通过公共或开源 Python 模板支持可重现性 战略分类如下：

1. 套利和统计套利
2. 基于因子的投资
3. 情感与行为建模
4. 波动预测
5. 实施框架和考虑因素

附录 A 和 B 提供了回溯测试基础设施和模块化 Python 模板。附录 C 包含本文使用的经过验证的完整参考书目。

---

## 2. 战略框架和嵌入式研究综述

### 2.1 套利和统计套利

#### 2.1.1 现货-期货基差套利

这种策略包括买入现货资产并卖出期货以获取基差。由于 ETF 的流入压缩了溢价，这种机会的规模有所下降，但在混乱时期仍然存在。

#### 2.1.2 跨交易所套利

尽管基础设施有所改善，但集中式交易所（CEX）中稍纵即逝的低效仍可通过对延迟敏感的执行加以利用。



### 2.1.3 货币对交易与协整

最近的实证工作（如 de Vries，2023 年）证实，基于协整的在 L1 代币对中，均值回复策略依然有效，尤其是在波动率飙升期间。这些策略在市场紧张时往往表现优异，并能带来扣除费用后的异常回报。

见附录 C：Maxime de Vries (2023)，"加密货币市场中的货币对交易"。

---

## 2.2 基于因子的投资

### 2.2.1 横断面因子模型

加密货币类似于股票因素--市场、规模、动量--已显示出预测能力。Liu、Tsyvinski 和 Wu（2019 年）构建了一个三因素模型，解释了数百种硬币的回报。最近的研究（Borri 等人，2022 年）使用潜在的 PCA 衍生风险成分来揭示定价风险的其他来源。

参见附录 C：Liu 等人（2019 年），"加密货币中的常见风险因素" 参见附录 C：Borri 等人（2022 年），"加密货币风险溢价"。

### 2.2.2 趋势和动量因素

包括 Fieberg 等人（2024 年）在内的多项研究发现，趋势跟踪因素可以部分解释回报率，但不足以涵盖短期动量。

见附录 C：Fieberg 等人（2024 年），"加密货币的趋势因子"。

### 2.2.3 投资组合多样化

Han 等人（2024 年）的研究表明，与传统的股票-债券投资组合相比，加密货币因子投资组合具有样本外多样化的特点，尤其是在使用基于机器学习的分配器进行加权的情况下。



见附录 C：Han 等人（2024 年），"加密货币因素的多样化优势"。



---

## 2.3 情感与行为模型

### 2.3.1 新闻情感与 NLP

Bashchenko (2022) 和 Schwenkler & Zheng (2025) 的研究利用 NLP 从新闻主题中提取潜在的定价信号，表明比特币的回报反映了投资者的叙述（采用、监管等）。

参见附录 C：Bashchenko (2022)，"比特币价格因素"。

见附录 C：Schwenkler & Zheng (2025)，"新闻驱动的同行共动"。

### 2.3.2 社交情感整合

Carosia (2024) 将恐惧与贪婪指数得分与技术指标和 SVM 分类器相结合。将行为特征与技术信号相结合的模型优于简单的基线模型。

---

## 2.4 波动预测

### 2.4.1 HAR 模型与 ML

Brauneis 和 Sahiner (2024 年) 使用情感输入将传统的 HAR 波动率模型与 ML 算法 (LightGBM、LSTM) 进行了比较。在捕捉波动状态的非线性时，ML 方法表现更胜一筹。

### 2.4.2 集群和溢出效应

Roldán (2024) 通过马尔科夫链模型确定了比特币盘中波动的持续集群。Hossain (2025) 使用 BEKK-GARCH 模型显示了比特币/美元、比特币/欧元和比特币/英镑货币对的波动溢出效应。

## 2.5 算法交易与价格预测



## 2.5.1 机器学习方法





虽然传统统计方法在加密货币市场中显示出一定的预测能力，但最近的研究表明，深度学习方法可以捕捉复杂的非线性模式。将传统的 ARIMA 模型与神经网络架构进行比较的研究一致表明，后者的性能更优越，尤其是在高频环境下（Brauneis & Sahiner，2024 年；Guo 等人，2022 年）。这些发现与加密货币价格序列的高维度和非平稳性特征是一致的。

### 2.5.2 用于时间序列预测的深度学习

N-BEATS（时间序列神经基扩展分析）架构已成为一种特别有效的加密货币价格预测方法。正如 Asmat 和 Maiyama（2025 年）所展示的，该架构利用多个专业区块隔离趋势和季节性成分，无需大量特征工程即可实现更准确的预测。他们对每小时比特币数据的研究取得了极高的  $R^2$  分数（ $\approx 0.996$ ），并在市场波动的情况下保持了预测准确性。

其他有前途的架构包括 CNN-LSTM 混合模型（Shukla 等人，2025 年），这些模型擅长从价格数据中提取空间和时间特征。这些模型在日内预测方面表现出了特别的功效，在多项研究中，方向预测的分类准确率超过了 85%。

### 2.5.3 模型评估框架

由于交易应用中的非对称报酬结构，加密货币市场预测需要专门的评估指标。除了 RMSE 或 MAE 等传统指标外，研究人员越来越多地采用方向准确性和基于利润的评估方法（Wen 等人，2022 年）。方向准确性衡量的是模型预测价格变动方向的能力，而不是准确的幅度，在高度波动的加密货币环境中，方向准确性已被证明是衡量交易策略成功与否的更可靠指标。



### 3. 实施框架

加密货币策略的机构部署需要模块化回溯器、前向测试和强大的执行过滤器。Python 仍是主要的堆栈，OpenBB 和轻量级框架（如 `vectorbt` 或 `bt`）可实现日常模型开发。

以下附录提供了一个轻量级、可修改的回溯器（附录 A），以及动量、对子交易和信号混合的常用策略模板（附录 B）。

我们很高兴与大家分享附录 **B.3**。它提供了一个 Jupyter（Google Colab）笔记本的概览，创建该笔记本的目的是复制 G. Asmat 和 K. S. K. 的学术论文 "使用 N-BEATS ML 技术预测比特币价格" 中介绍的方法和结果。M.Maiyama.复制的目的是通过实施所描述的时间序列神经基扩展分析（N-BEATS）模型，并评估其在预测每小时比特币价格方面的性能，来验证论文的研究结果。本手册详细介绍了从数据采集到模型评估所采取的步骤，包括实现功能性和可比性实现所需的迭代。

---

## 附录 A - 模块化回溯测试框架

下面的 python 脚本概述了与 OpenBB python 库兼容的天真回溯测试框架，我们将从雅虎财经免费下载定价数据，并评估回溯测试的结果。

```
Python

从 openbb 导入 obb          # new OpenBB SDK import

pandas as pd

导入 numpy 为 np

import matplotlib.pyplot as plt

类 CryptoBacktester:

    def __init__(self, assets, start='2022-01-01'):
```



```
self.assets = assets

self.data= pd.concat([

    obb.crypto.load(symbol=coin,
start_date=start) ['Close'].rename(coin)

    对于资产中的硬币

], axis=1)

self.returns = self.data.pct_change().dropna() self.portfolio=
pd.DataFrame(index=self.data.index)

def run_strategy(self, signal_fn): weights=
    signal_fn(self.returns)

    self.portfolio['strategy_return']= (weights.shift(1) * self.returns).sum(axis=1)
    self.portfolio['cumulative_return']= (1+ self.portfolio['strategy_return']).cumprod()

def evaluate(self) :

    perf = self.portfolio['strategy_return']

    sharpe= perf.mean() / perf.std() * np.sqrt(252) print(f "Sharpe:
    {sharpe:.2f}, Total Return:
    {self.portfolio['cumulative_return'].iloc[-1] - 1:.2%}")

def plot(self): self.portfolio['cumulative_return'].plot(title="Cumulative
    Strategy")

    返回")

    plt.grid(True) plt.show()
```



## 附录 B - 战略代码模块

下面的 B.1 和 B.2 节提供了利用从雅虎财经下载的 Open BB 数据和加密货币定价数据创建天真特征的脚本。

B.3 节提供了一个完整的 jupyter 笔记本，它利用了论文中的逻辑

### B.1 动量信号（30D 滚动）

下面我们用 30 天的滚动回报来计算动量信号。

Python

```
# 基于 Liu 等人 (2019 年) 和 Fieberg 等人 (2024 年) 的研究方法

#根据学术文献中的参数计算动量信号#参数基于多项研究的经验结论：

# - 窗口：30 天，与 Liu 等人 (2019 年) 一致

# - vol_adj：Fieberg 等人 (2024 年) 测试的波动率调整 def momentum_signal(returns,

window=30) :

    trailing= returns.rolling(window).sum() latest =

    trailing.iloc[-1]

    权重 = (latest == latest.max()).astype(int)

    return pd.DataFrame([weights] * len(returns), index=returns.index,

columns=returns.columns)
```

### B.2 协整价差回归（BTC/ETH）

下面的脚本为比特币和以太坊之间的协整价差提供了一个简单的评估框架。

Python

```
def cointegration_spread_signal (数据) : btc =

    data['BTC-USD']
```



```
eth = data['ETH-USD']

hedge_ratio= np.polyfit(eth, btc, 1)[0] spread =
btc - hedge_ratio * eth

z = (spread - spread.rolling(30).mean()) / spread.rolling(30).std()

weights= pd.DataFrame(index=data.index, columns=data.columns).fillna(0)
weights.loc[z < -2, 'BTC-USD'] = 1
weights.loc[z< -2, 'ETH-USD']= -hedge_ratio
weights.loc[z > 2, 'BTC-USD'] = -1 weights.loc[z >
2, 'ETH-USD'] = hedge_ratio weights.loc[z.abs() <
0.5] = 0

return weights.fillna(method='ffill')
```

### B.3 工作 Jupyter 笔记本：短期深度学习预测（每小时 N-BEATS 架构）

以 **G. Asmat** 和 **K. M. Maiyama** 的源论文 "使用 **N-BEATS ML** 技术预测比特币价格 "为指导的方法论

笔记本的实施严格遵循了原文件中概述的程序：

#### 1. 数据采集与准备：

- 使用 `yfinance` 库下载了比特币 (BTC-USD) 的每小时历史价格数据，目标时间段与论文中提到的 729 天相似。
- 所选特征为指定的开盘价、最高价、最低价、收盘价和成交量。
- 采用了标准的预处理步骤：处理缺失值，并使用 `MinMaxScaler` 将所有特征缩放至 0-1 范围，以确保神经网络输入的一致性。
- 数据按时间顺序分为 80% 用于训练，20% 用于测试。



- 使用 3 小时回溯窗口（使用过去 3 小时的数据）创建输入序列，以预测目标变量：下一小时的最高价和最低价。

## 2. N-BEATS 模型的实施：

- N-BEATS 架构是使用 Python 中的 TensorFlow/Keras 深度学习框架实现的。
- 模型结构由堆叠的 N-BEATS 块组成，具有全连接层和残差连接，旨在捕捉复杂的时间序列模式，而无需人工特征工程，正如论文所强调的那样。
- 关键超参数是根据论文的规格设置的：3 个区块、每个区块 128 个单元（神经元）、学习率为 0.001 的 Adam 优化器、平均绝对误差 (MAE) 损失函数、批量大小为 64、训练目标为 50 个历元。

## 3. 培训与评估：

- 该模型在准备好的训练序列上进行训练。为了优化训练过程，采用了早期停止（监控验证损失以防止过度拟合并恢复最佳权重）和减少学习停滞（ReduceLROnPlateau）的回调。
- 训练完成后，在未见过的测试集上对模型的性能进行评估。在计算评估指标时，将预测值反标度回原始美元值。
- 使用的主要指标是平均绝对误差（MAE）和 R 平方（R<sup>2</sup>）得分，与论文一致。
- 生成的可视化结果将预测的最高价和最低价与部分测试集的实际值进行了比较。

## 迭代和完善

实施过程涉及多次反复。最初的步骤需要对库更新（`yfinance` 数据处理）进行调试，并确保正确的数据预处理（序列创建、缩放）。在 Keras 中实施 N-BEATS 架构需要仔细构建块和残差连接，特别是要确保模型的输出形状与目标变量相匹配，以解决以下问题

开发过程中遇到的特定框架错误。



## 解读复制结果

笔记本的执行取得了以下主要成果：

- 训练如损失历史图所示，该模型的学习取得了成功，训练和验证损失随着时间的推移显著减少。早期停止的适当干预选择了对未见数据泛化效果最好的模型权重。
- 定量评估：在测试集上（根据原始价格表进行评估），".....  
实现的模式：
  - **MAE ≈ 268.24 美元**：表示每次预测的平均绝对误差。
  - **$R^2 \approx 0.9963$** ：得分很高，表明模型解释了 ~99.63% 的价格差异。
- 定性评估：预测图直观地证实了模型的有效性，显示预测的最高价和最低价与实际价格走势密切相关。

## 与论文的比较和结论

将这些结果与原文件进行比较：

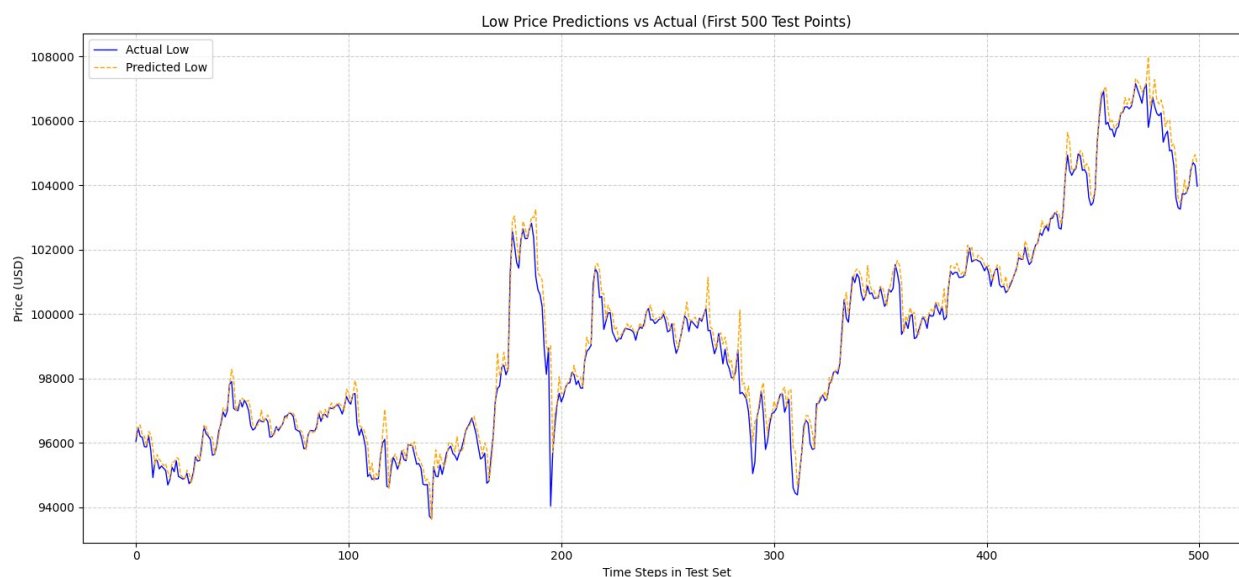
- 获得的  **$R^2$  分数 (0.9963)** 与论文结果部分报告的高分 (0.9998) 非常接近。这有力地表明，我们的笔记本成功地复制了论文中介绍的 N-BEATS 模型的核心预测能力和拟合度。
- 直接比较 MAE 具有挑战性，因为论文中报告的 MAE（如 0.00240）可能是指按比例（0-1）计算的数据，而我们的主要评估是按原始美元比例（268.24 美元）计算 MAE，以便更好地进行实际解释。
- 在预测图中观察到的强烈的视觉拟合进一步加强了模型行为的成功复制。

总之，通过以源文件为指导的精心实施和迭代改进，Jupyter 笔记本成功复制了用于比特币价格预测的 N-BEATS 模型。 $R^2$  分数的接近一致和强大的可视化性能让人确信，正如 Asmat 和 Maiyama 所描述的，该模型的能力是



在很大程度上进行了复制。这种成功的复制值得进一步研究潜在的改进、超参数优化和实际应用的考虑因素。

链接到 Google Colab Notebook：[使用 N-Beats.ipynb 预测比特币价格](#)







附录 C - 参考书目和研究参考表

标题	作者	日期	摘要（概要）	量化策略	计量经济学主题	密码分类学分类
系统性加密货币套利 <a href="#">Wolfe QES</a>	沃尔夫 QES	5/21/24	利用动量、风险、流动性、行为财务和链上分析等方面的 72 个工程硬币级特征，开发出 Cobra（加密货币提升研究和阿尔法）模型。采用带有前向训练和基于 Shapley 值的可解释性的 LightGBM。该系统在交易成本为 20bps 的情况下，多空每日平衡投资组合的夏普比率达到 1.9，证明了阿尔法在加密货币横截面上的可行性。	基于 ML 的套利	横截面返回预测（非线性和特征工程）	链上+ 行为 ML 信号 (多品种套利)
多因素模型 加密货币 <a href="#">沃尔夫 QES</a>	沃尔夫 QES	3/25/24	介绍三种多因子加密货币风险模型：直观的法马-法兰克式 3 因子模型、PCA 因子模型和贝叶斯 VAR 宏观模型。对每个模型都进行了测试的解释力和稳健性。研究结果显示了有意义的通胀对冲行为、加密货币市场独特的因子载荷，并有证据表明尽管加密货币与宏观经济存在联系特质。验证了加密货币领域的系统性因素投资。	基于因子的投资	风险溢价（PCA、法马-弗伦奇、贝叶斯 VAR）	宏观关联因子模型 (PCA+ 宏观结构)
使用 N-BEATS ML 技术预测比特币价格 <a href="#">eudl.eu</a>	G. Asmat; K. M. Maiyama	4/1/25	提出神经基扩展分析时间序列（N-BEATS）模型，利用 729 天的每小时数据预测比特币的最高价和最低价。比较与 LSTM 和线性回归相比，其性能达到了更优越的指标（ $R^2 = 0.9998$ ， $MAE = 0.00240$ ）。突出了 N-BEATS 捕捉非线性的能力、无需特定领域的特征工程就能识别高频模式。倡导将 N-BEATS 作为一种强大的时间序列财务预测的架构	算法交易与价格预测	非线性时间序列建模（N-BEATS）	短期深度学习预测（每小时 N-BEATS 建筑）



			波动的加密货币市场。			
--	--	--	------------	--	--	--



	作者	日期	摘要（摘要）	数量 策略	计量经济学 主题	加密 标题 分类学 分类
算法交易的数据科学管道：金融和加密经济学的应用 <a href="#">arxiv.org</a>	Luyao Zhang; Tianyu Wu; Saad Lahrichi; Carlos-Gustavo Salas-Flores; Jiayi Li	6/29/22	提出了一种通用的算法交易流水线。  股票和加密货币。演示了四种策略（移动平均交叉、VWAP、情绪分析、统计套利），并提供了一个开源 Python 实施。重点介绍设计、评估和比较交易策略的系统框架、为脱节的研究架起桥梁 <a href="#">islandsarxiv.org</a> 。	算法交易与价格预测	战略设计与 绩效评估	量化交易  策略设计（ML 驱动的算法交易 管道）
动态市场中的比特币价格趋势预测：优越性  CNN-LSTM 混合方法 <a href="#">jisem-journal.com</a>	Gouri Shukla; Hemlata Pant; Shikha Shukla; Dyan C. Yadav; Rajan Kumar	3/12/25	利用深度学习进行高频比特币趋势预测。将 CNN 与 LSTM 与混合型进行比较 CNN-LSTM. 发现所有模型的准确率都在 ~86% 左右，但 CNN-LSTM 混合模型以最低的预测误差实现了最佳准确率（约 87.5%），优于单个模型  CNN或LSTM模型 <a href="#">jisem-journal.com</a> 。混合模型提高了模式识别能力，这表明它能更好地适应日内价格走势。	算法交易与价格预测	动量/末端预测（短期 价格趋势）	高频价格 预测（CNN/LSTM 盘中混合型 趋势）
预测和交易  不断变化的市场条件下的机器学习加密货币 <a href="#">econstor.eu</a>	海尔德·塞巴斯蒂昂 佩德罗·戈迪尼奥	2021	研究比特币、以太坊和莱特的可预测性，并在波动期测试基于 ML 的策略。使用多种分类器（线性模型、随机森林、ML）、SVM 与交易和网络特征（2015-2019 年）。在样本外熊市中，组合策略产生了积极的表现（例如，夏普~0.8-0.9，扣除成本后的年化回报~5-10%） <a href="#">econstor.eu</a> ，支持机器学习可以设计出可供选择的加密货币交易  即使在不利的市场环境下，也能采取相应的策略。	算法交易与价格预测	预测建模与稳健性	机器学习战略  （制度转变下的加密货币交易（Ensemble）模型



作者	日期	摘要（摘要）	数量 策略	计量经济学 主题	加密标题 分类学 分类
加密货币价格预测模型的开发：利用 GRU 和 LSTM 对 BTC、LTC 和 ETH 进行预测 <a href="https://www.peerj.com">peerj.com</a>	3/17/25	建立深度学习模型，预测比特币价格、以太坊、莱特币。双层 GRU 与 LSTM 的比较网络。在使用 2018-2021 年数据时，GRU 模型的表现略优于 LSTM，达到了最低误差（MAPE BTC 的 ~3.54% 对比 LSTM 的 ~4.42%），以及最佳整体 accuracy <a href="https://www.peerj.com">peerj.com</a> 。结论是，尽管所有 RNN 变体都表现出很强的性能，但 GRU 的门控架构能产生更精确的加密货币价格预测。	算法交易与价格预测	预测建模精度（时间序列 DL 模型）	深度学习预测（GRU vs LSTM 性能）
常见风险因素 加密货币 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a>	4/15/19	确定了一个三因素模型（市场、规模、动量），该模型可捕捉横截面预期加密货币  returns <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a> 。构建股票回报预测因子的隐式模拟，发现十个多空因子  这些策略获得了显著的超额回报，而这一切都可以用三个加密货币因子来解释。提供了加密货币中规模和动量溢价可观的证据  并探索这些因素的潜在行为根源。	基于因子的投资	风险溢价（规模 和 动量因素）	横截面资产定价因子 （加密货币三因子模型）
加密货币风险溢价（ <a href="https://ssrn.com/abstract=4154627">SSRN 4154627</a> ）	2022	使用潜在因素方法确定共同的 加密资产回报的风险来源。使用三重 PCA/回归程序分析了广泛的横截面币种（截至 2021 年 8 月的价格和交易量数据）。  估算出与提取的潜在因素相关的显著风险溢价，即：1e-2thr7q2ekxpus9mraaakeh、  将加密货币因素与其他资产类别和宏观条件联系起来。这表明，加密货币的收益可以通过对这些系统性风险的补偿（类似于传统资产的风险溢价）得到部分解释。	基于因子的投资	风险溢价（潜在因素 补偿）	潜在因素模型（普通 加密货币风险溢价）



			数量	计量经济学	加密标题
作者	日期	摘要（摘要）	战略	主题	分类学分类
美国的多元化优势  加密货币因子投资组合：它们存在吗？ <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a>	韩伟豪、大卫-牛顿  、埃马纽埃尔-普拉塔纳基斯  吴浩然；肖立波	3/1/24  评估是否增加了加密货币因子投资组合  为传统的股票和债券投资者提供样本外发散。构建 28 个加密货币因子投资组合（规模、动量等，从超过 2,000 个加密货币因子中选取  币）类似于股票异常因子。研究发现，在股票-债券投资组合中加入加密货币规模和动量因子，可为不同风险厌恶程度的投资者带来统计意义上的显著分散  <a href="https://gainspapers.ssrn.com">gainspapers.ssrn.com</a> 。此外，应用  基于机器学习的分配可通过优化有效加密算法的权重，进一步提高性能。  <a href="https://factorspapers.ssrn.com">factorspapers.ssrn.com</a> . 交易后结果保持不变  费用和替代基准。	基于因子的投资	分散投资和优化投资组合	通过加密技术分散投资组合  因素（尺寸、动力  传统资产）
加密货币是否面临传统因素风险？( <a href="https://ssrn.com/abstract/4595563">SSRN 4595563</a> )	Adelphe Ekponon; Ghazaleh Akbari; Ziyue Guo	11/1/23  研究加密货币的回报是否受股票 Fama-French 因子（市场、规模、价值、动量）的影响。使用  通过跨次时期的时间序列和横截面回归，发现在正常时期，风险敞口大多较弱或不明显，但在牛市中，所有四种传统的风险敞口都很明显。  因素共同对加密货币回报具有解释力（即被定价）（表明在加密货币投资期间存在潜在的因素风险  )file-2thr7q2ekxpus9mraakeh。表明在某些市场条件下（如泡沫），加密资产的表现可能与股票类似，但  否则就会显示出特异性风险。	基于因子的投资	传统因素 曝光	跨市场因素 风险敞口 加密)



				数量	计量经济学	加密标题
作者		日期	摘要（摘要）	策略	主题	分类学
						分类
趋势因素 加密货币回报率的横截面 ( <a href="#">SSRN 4601972</a> )		2024	提出加密资产趋势跟踪因子 定价。构建趋势因子并评估其解释加密货币收益截面的能力。发现 趋势因子有助于捕捉某些回归模式，但明显无法包含短期动量（例如，2 周反转动量仍然存在）。 unplained) file-2thr7q2ekxpus9mraaakeh。比较资产定价模型，纳入 趋势因子可适度降低阿尔法值，但对某些技术指标策略而言，会留下显著的定价 误差，GRS 检验证实了这一点。得出结论：虽然趋势具有一定的解释力，但它 不能完全解释所有的技术指标策略。 加密货币市场中基于动量的异常现象。	基于因子的投资	动量效应（趋势与 动量）	资产定价异常（趋 势因子与动量对比 ）
优化加密货币回报：基于因子投资的量化研究 <a href="#">mdpi.com</a>		4/29/24	将股票因子投资框架应用于加密资产。使用每周重新平衡的多空策略研究 31 种主要加密货币（2017-2023 年 投资组合和 Fama-MacBeth 横截面 回归。针对高频交易噪音应用 Newey-West 调整。发现动量和 价值因素对加密货币回报具有显著的预测能力mdpi.com.com。而市场和规模效 应则对加密货币回报具有显著的预测能力mdpi 较弱。这表明，传统因子需要进行调整（例如缩短再平衡间隔），才能在全天候波动的加 密货币市场中发挥有效作用。研究表明 因子投资可通过以下方式扩展至数字资产 考虑到它们的独特性。	基于因子的投资	风险溢价（加密货币 中的动量、价值）	横截面资产定价（加 密货币因子投资法）



作者	日期	摘要（摘要）	数量 策略	计量经济学 主题	加密标题 分类学 分类
<p>"上涨还是下跌？短期 加密货币市场的逆转、动量和流动性效应 <a href="https://ideas.repec.org">ideas.repec.org</a></p>	<p>亚当 Zaremba; Mehmet H. Bilgin; 龙怀刚 亚历山大 梅尔齐克; 扬-J.</p>	<p>2021</p> <p>发现加密货币中一个强大的短期反转信号：昨天回报率最低的币第二天的表现优于回报率最高的币<a href="https://ideas.repec.org">ideas.repec.org</a>. 作者使用大于 3,600 枚硬币的每日数据表明，这种逆转效应是稳健的，不会被其他效应所取代。 预测因素。他们认为，这种效应源于大多数硬币的流动性不足--因此，这种模式取决于流动性。 事实上，流动性最强的大盘币表现出了 而大多数流动性较差的小型代币则表现为每日反转。这一发现调和了之前关于加密货币回报率相互矛盾的证据。 通过强调流动性在短期反常现象中的作用来说明持续性。</p>	<p>市场的不确定性和异常现象</p>	<p>逆转与反转 动量（流动性驱动）</p>	<p>短期市场 异常（与流动性相关的每日逆转效应）</p>
<p>风险与回报 加密货币 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a></p>	<p>Yukun Liu; Aleh Tsyvinski</p>	<p>8/6/18</p> <p>加密货币的风险收益权衡有别于传统资产<a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a>。比特币、瑞波币、以太坊的收益几乎不受普通股市或宏观因素的影响，也不受商品或外汇。相反，加密货币的收益受到以下因素的强烈预测 加密专用因子：时间序列动量效应（过去回报的延续）和投资者关注度 代用指标（如谷歌趋势）都预测了正回报<a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a>。此外，作者为 354 个美国行业和 137 个中国行业构建了 "行业敞口" 指数，显示出加密货币与股票行业之间的联系有限。总体而言，这表明 加密货币形成了一个独特的资产类别，受其自身动力和需求动态的驱动。</p>	<p>市场的不确定性和异常现象</p>	<p>动量与情绪（投资者关注度）</p>	<p>时间序列异常 （加密动量和注意力效应）</p>



				数量	计量经济学	加密标题
	作者	日期	摘要（摘要）	战略	主题	分类学
						分类
加密货币市场的交易量和流动性供应 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a>	达尼埃莱-比安奇 亚历山大-迪克森 米科拉-巴比亚克	8/24/19	调查提供流动性的回报（类似于做市商）通过加密货币/美元货币对的短期反转策略。通过分析大量货币对（2017 年 3 月至 2022 年 3 月），研究发现流动性提供者的回报集中在规模较小、波动较大和流动性较低的对 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a> 。在 在这些市场中，对逆向选择的恐惧较高，因此提供流动性（在价格下跌后买入，反之亦然）带来的回报较大。面板回归结果表明，滞后收益率与交易量的交互作用可显著预测次日收益率 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a> 。这表明，存货风险和逆向选择成本推动了流动性溢价：流动性不足的硬币表现出更强的逆转收益，这与这些资产的流动性供应回报更高相一致。	市场的不确定性和异常现象	流动性与逆转	流动性备付金异常 (短期逆转与容量/流动性)





	作者	日期	摘要（摘要）	数量 战略	计量经济学 主题	加密 标题 分类学 分类
加密货币波动性预测： HAR、情感和机器学习赛马 <a href="#">link.springer.com</a>	亚历山大-布 劳内斯；穆罕 默德-萨希 纳	12/13/24	探索使用 HAR 预测比特币波动性  (异质自回归) 模型与先进的 ML 方法（有无情感输入）的比较。利用人工智能生成的新闻情感新数据集。发现  虽然 ML 方法（LightGBM、XGBoost、LSTM）比基准 HAR <a href="#">link.springer.com</a> 略微提高了预测准确率，但仅仅在 HAR 中添加情感并没有帮助。然而，ML 模型确实捕捉到了  投资者情绪对波动率的非线性影响、  在包含情感特征时取得更好的性能 <a href="#">link.springer.com</a> （它们提高了 54%的情况下无情绪预测）。这表明，情绪对加密货币波动的影响方式是  线性模型的失误，将情绪与 ML 结合可改进对风险的波动率预测。  管理。	波动性  预测	波动率预测器（新闻  情绪，HAR vs. ML）	波动性  建模与情感（HAR 与 HAR 机器学习赛马）
比特币的波动集群 <a href="#">papers.ssrn.com</a>	加布里埃尔-B-罗尔丹	12/25/24	分析比特币的日内波动动态（2018-2024 年），以描述波动集群的特征。  测量 1 小时至 1 天的历史波动率  区间，并围绕波动率百分位数应用静态检验、自相关性和马尔可夫链模型。  阈值。发现波动性具有很强的持续性--高波动期之后很可能是高波动期（低波动期也是如此） <a href="#">论文.ssrn.com</a> 。这  即使在更长的时间窗口内也能保持集群，尽管  随着时间跨度的增长，低波动率制度与未来稳定性的联系越来越少。马尔可夫链分析证实，根据最近的波动状态，市场走势在统计上具有显著的可预测性。这些结果突出表明，比特币表现出典型的波动性集群。  可为对冲和风险管理提供信息	波动性  预测	波动集群  (时间序列依赖性)	波动性动力学（加密货币的群集波动行为）



			数量 战略	计量经济学 主题	加密 标题 分类学 分类	
作者	日期	摘要（摘要）				
检验主要比特币货币对的波动溢出 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a>	乔巴-侯赛因	2/28/25	(如预测制度转变)。 研究比特币的市场间波动传输 美元、欧元和英镑在四个交易所的交易情况。通过对每小时数据使用多变量 BEKK-GARCH 模型，发现了交易所内部和交易所之间显著的双向波动溢出效应 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a> 。一个 BTC 对（或交易所）的冲击会传播到其他 BTC 对（或交易所），其中包括 随着时间的推移而持续。此外，还存在水平差异：BTC-美元的每小时平均回报率高于 BTC-欧元/英镑，Binance 和 Bitstamp 则表现出了不同的水平。 与 Kraken/Coinbase <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a> 。结果表明，货币对和交易场所之间的波动 性在全球范围内是相互关联的，这意味着货币或交易所之间的分化只能有限地降低风险。	波动性 预测	波动溢出效应 (跨市场)	市场间波动动态 (交叉外溢)
在《国际金融报》上进行货币对交易 加密货币市场：交易信号和表现的实证分析 <a href="https://thesis.eur.nl">thesis.eur.nl</a>	马克西姆-德弗里斯	9/13/23	评估加密货币的统计套利（配对交易）策略。通过基于相关性的配对，从 50 种大 币种（2018-2020 年）中形成 25 个币对，然后对均值回复交易规则进行回溯 测试。报告显示，即使在保守估计交易成本后，每月平均约 12%（年化约 144% ）的超额收益也非常可观 <a href="https://thesis.eur.nl">论文网.eur.nl</a> 。该策略的表现 在市场紧张时期（如 2020 年的股灾），其效果尤为显著。没有发现收益随时间递 减的证据，这表明币对均值反转套利在整个样本中仍然有效。该研究得出结论， 在加密货币市场中，配对交易可以产生持续的异常回报，突出了 可利用的市场低效率。	配对交易	平均值-反向异常	统计套利 策略（硬币对均值 回复）



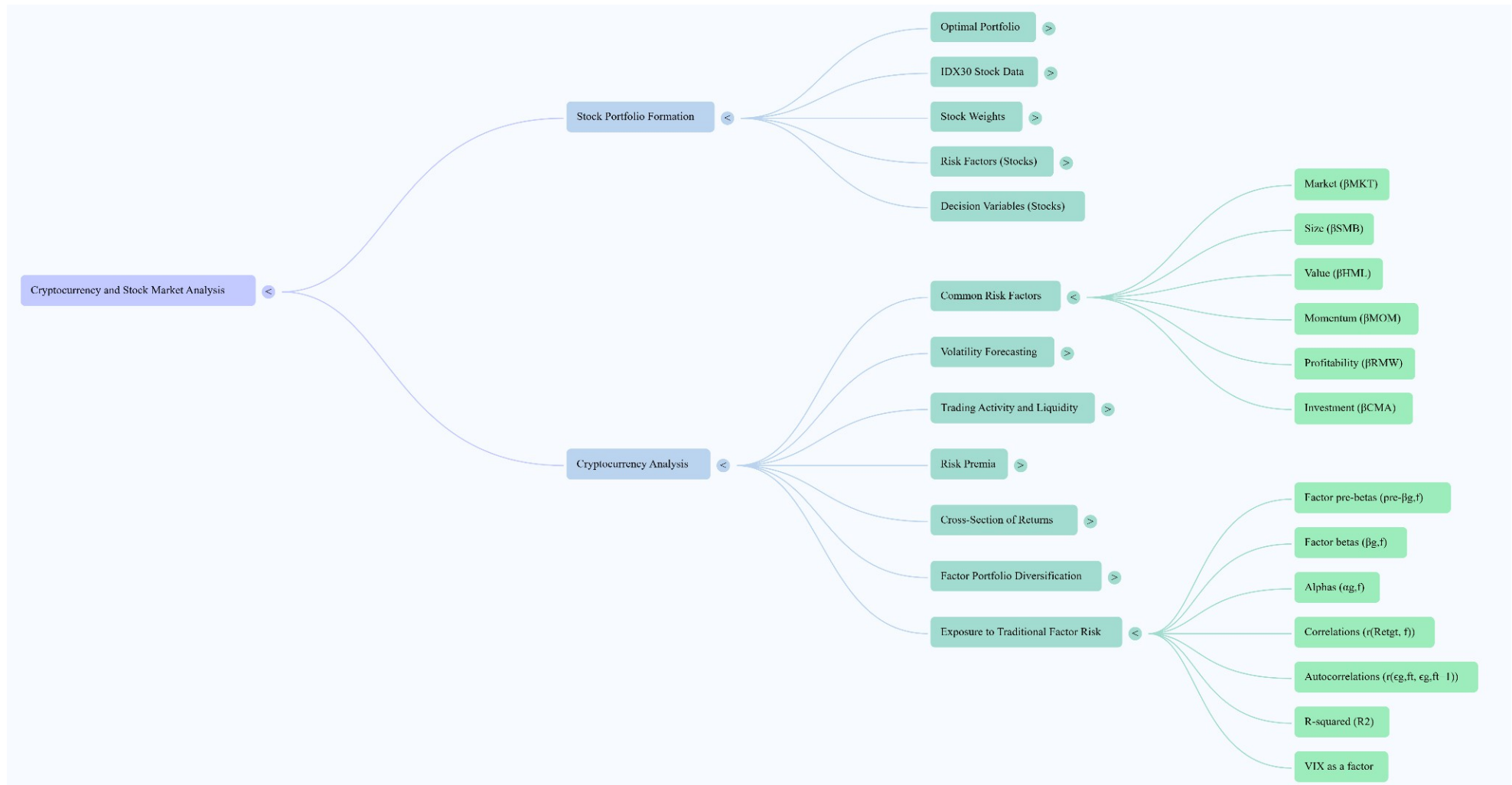
作者	日期	摘要（摘要）	数量 战略	计量经济学 主题	加密 标题 分类学 分类	
利用情感和技术分析通过机器学习预测比特币 <a href="https://arxiv.org">arxiv.org</a>	阿瑟-E.O.-卡罗西亚	10/18/24	提出新颖的比特币价格预测模型  将市场情绪（恐惧与贪婪指数）和技术指标与机器学习相结合。使用方法  情感数据和经典技术信号作为 SVM 和神经网络等算法的特征。初步实验表明，整合  情感的 ML 模型优于买入并持有基准 <a href="https://arxiv.org">arxiv.org</a> 、  这表明情感度量有助于  信息。这项研究是初步的，但结果表明，将加密货币市场情绪与技术分析结合起来，  可以改善短期价格方向预测，突出了行为分析的重要性。  比特币预测中的因素。	情感分析	价格 预测	情感+ 技术混 合模型（基于 ML 的比特币 预测）
比特币价格因素：自然因素  语言处理方法 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a>	奥克萨娜-巴什琴科	3/13/22	开发基于 NLP 的方法，从加密货币新闻中推导出基本定价因素。将数以千计的  新闻文章归类为主题（如采用加密货币、  监管等），并计算出每个主题的情感因子。结果表明，新闻话题情感解释了  比特币收益的一部分，拒绝接受比特币是 "纯粹投机 "的观点 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a> 。  新闻源  价值因素（基于链上现金流和采用比特币的新闻）即使在控制了规模和动量后仍能  预测收益，这意味着媒体报道中的基本信息是有价格的。投资者似乎更多地将比特  币视为一种价值储存手段（与积极的采用新闻相一致），而不是一种交易媒介  。	情感分析	基本情绪因素	NLP 衍生的基本 因素（比特币定价 的新闻主题）



			数量	计量经济学	加密	
作者	日期	摘要（摘要）	战略	主题	标题 分类学 分类	
比特币价格走向预测与市场变量 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a>	Taegyum Kim; Hyeontae Jo; Woohyuk Choi; Bong-Gyu Jang	12/13/24	使用集成的 CNN-LSTM 模型预测比特币的每日涨跌方向，并结合传统的市场变量。针对比特币的上涨和下跌分别训练分类器。  利用股票指数、商品价格和利率等特征来预测下行走势。采用可解释的人工智能技术来评估特征重要性。组合模型的表现优于基准策略，作者提出了一种投资基于模型信号的策略，其最大缩水率低于标准普尔 500 指数。  buy-and-hold <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a> <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a> 。结果表明，深度学习可以捕捉宏观市场对比特币的影响，并为更稳定的交易策略提供依据。	算法交易与价格预测	多资产影响  (加密货币的宏观因素)	混合 DL 预测  (CNN-LSTM 宏变量)
利用大数据和深度学习加强基于比特币价格的金融预测 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a>	Varun Bodepudi; Purna C.R. Chinta	11/30/24	比特币次日价格的五种基准方法  预测：三种机器学习模型（MLP、RNN、SVM）与统计 ARIMA 和集合模型 的比较。发现双隐藏层 MLP 神经网络达到了  MLP 的准确率最高（R²≈ 95.9%），超过了 ARIMA（约 90.3%）、SVM（约 67.3%）和简单 RNN（约 50.3%） <a href="https://papers.ssrn.com">论文.ssrn.com</a> 。在 60 天的样本外测试中，MLP 的预测结果与实际价格密切相关，证明了其优越性。这项研究表明，一个经过适当调整的深度学习模型可以显著地  提高对比特币的预测能力，并主张将大数据 ML 技术纳入金融预测，以帮助在动荡时期做出决策 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a> 。	算法交易与价格预测	模型比较（ML 与 ML ARIMA）	大数据深度学习（MLP 在价格上的优势预测）



	作者	日期	摘要（摘要）	数量 战略	计量经济学 主题	加密 标题 分类学 分类
新闻驱动的加密货币市场同行共动 <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a>	古斯塔沃-施文克 勒；郑汉南	4/10/20	介绍了一种新颖的 NLP 方法，可根据以下条件识别加密货币之间的 "同行 "关系  新闻中的共同提及。发现了一种独特的条件回报模式：当一种加密货币出现大幅 在其特异性价格跳涨时，与新闻挂钩的同行却表现出与之相反的异常回报  <a href="https://papers.ssrn.com">papers.ssrn.com</a> 。这种错误定价会持续数周，使逆向投资策略成为可能。证据 表明投资者  对一种币的新闻反应过度，导致相关币出现超卖或超买情况。这一现象凸显了新 闻和媒体联系如何在加密货币中产生同行效应和定价扭曲。这种方法具有普遍性， 表明在其他资产类别中也可能存在类似的同行共动错误定价，其驱动因素包括 专题新闻。	情感分析	投资者  过度反应（与新闻 相关的资产）	基于新闻的同行 异常（跨资产共同 运动）



附录 D：密码研究本体论思维导图