

基于协整检验与AT平台实现的配对交易策略研究

柳霁航, 贺成婷*

昌吉学院数学与数据科学学院, 新疆 昌吉

收稿日期: 2025年7月27日; 录用日期: 2025年8月17日; 发布日期: 2025年8月28日

摘要

随着全球金融市场波动性加剧,传统单边交易策略因难以对冲系统性风险而面临收益稳定性不足的挑战。配对交易作为市场中性策略的经典范式,通过捕捉资产对的长期均衡关系实现套利,但其在国内实践中仍存在标的筛选缺乏严格统计检验支撑、策略实现依赖原生编程环境导致落地门槛较高等问题。本文聚焦配对交易策略的理论原理与AT量化平台实现过程,通过选取具有长期协整关系的股票对构建市场中性策略框架。研究首先采用协整检验(EG两步法)筛选有效交易标的,基于价差Z-score模型设计交易信号生成机制,随后在AT平台完成策略编码与回测验证。实验结果显示,该策略在2016~2021年A股市场实现超额积累收益率44.81%,年化收益率6.59%,夏普比率0.52,最大回撤18.31%,显著优于同期沪深300指数表现。研究表明,配对交易在震荡市中具备稳定获利能力,AT平台的模块化设计可有效降低策略实现门槛,为量化投资者提供实用参考。

关键词

配对交易, 协整检验, AT平台, 量化回测

Research on Pair Trading Strategy Based on Cointegration Test and AT Platform Implementation

Jihang Liu, Chengting He*

College of Mathematics and Data Science, Changji University, Changji Xinjiang

Received: Jul. 27th, 2025; accepted: Aug. 17th, 2025; published: Aug. 28th, 2025

Abstract

With the increasing volatility of global financial markets, traditional unilateral trading strategies

*通讯作者。

文章引用: 柳霁航, 贺成婷. 基于协整检验与AT平台实现的配对交易策略研究[J]. 统计学与应用, 2025, 14(8): 441-453.
DOI: 10.12677/sa.2025.148248

are facing the challenge of insufficient return stability due to the difficulty of hedging systemic risks. As a classic paradigm of market neutral strategy, pair trading realizes arbitrage by capturing the long-term equilibrium relationship of asset pairs, but in domestic practice, there are still problems such as lack of rigorous statistical test support for underlying screening, and high threshold of implementation due to the reliance on native programming environment. In this paper, we focus on the theoretical principles of pair trading strategy and the realization process of AT quantitative platform, and construct a market neutral strategy framework by selecting stock pairs with long-term cointegration relationship. The research firstly adopts the cointegration test (EG two-step method) to screen effective trading targets, designs the trading signal generation mechanism based on the spread Z-score model, and then completes the strategy coding and backtesting validation on the AT platform. The experimental results show that the strategy achieves an over-accumulation return of 44.81%, annualized return of 6.59%, Sharpe ratio of 0.52, and maximum retracement of 18.31% in the A-share market from 2016~2021, significantly outperforming the performance of CSI 300 index in the same period. Research shows that pair trading has a stable profitability in the oscillating market, and the modular design of AT platform can effectively reduce the threshold of strategy implementation, providing practical reference for quantitative investors.

Keywords

Pair Trading, Cointegration Test, AT Platform, Quantitative Backtesting

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 绪论

1.1. 研究背景

在金融市场波动性加剧的背景下,传统单边交易策略面临系统性风险敞口扩大的挑战。单一方向的趋势策略难以在复杂市场环境中持续获利。在此背景下,市场中性策略凭借其对冲系统性风险的特性,逐渐成为量化投资领域的研究热点。市场中性策略通过构建多空组合对冲系统性风险,使投资组合收益主要来源于选股能力而非市场波动。在众多市场中性策略中,配对交易以其逻辑清晰、可操作性强的特点备受关注,成为量化投资领域理论与实践探索的重要方向。

配对交易作为市场中性策略的典型代表,最早由摩根斯坦利团队于1980年代提出,其核心逻辑是利用成对资产价格的长期均衡关系,在价差偏离合理区间时进行反向操作以获取套利收益。相较于传统趋势策略(如双均线、海龟交易等),配对交易通过多空对冲实现对Beta风险的剥离,理论上可在牛熊市场中保持稳定收益。然而,国内对配对交易的实证研究仍存在两点不足:一是标的筛选多依赖主观经验,缺乏严格的统计检验支撑;二是策略实现多基于Python原生环境,未能充分利用量化平台的集成化优势。

AT量化平台作为量化投资的实操工具,具备数据获取、策略编写、回测分析的全流程功能。AT量化平台凭借其模块化、集成化的特性,为解决上述研究痛点提供了技术支撑。其丰富的数据接口可替代人工数据处理,降低主观筛选偏差;可视化的策略开发界面与标准化API,能够将复杂的统计模型快速转化为可执行代码,显著提升策略实现效率。本研究紧密围绕配对交易策略的理论与实践展开,旨在利用AT量化平台的技术优势,弥补国内现有研究在标的筛选和策略实现方面的不足。本研究不仅可丰富量化投资策略体系,更为普通投资者提供可复制、易操作的市场中性策略实施方案。

1.2. 文献综述

基于协整检验中 EG 两步法的配对交易策略研究在国内呈现多维度深化趋势。在方法优化层面, 研究者普遍通过融合辅助模型提升传统 EG 两步法的有效性。汪星伯[1]在养殖业股票筛选中引入 GARCH 模型构建时变标准差策略, 实证证明其较固定标准差策略更能敏锐捕捉价差偏离, 增强风险规避能力; 陈锦续[2]对农林板块股票采用 LSTM 网络预测价差收敛方向, 结合周度波动特征提升交易信号精度; 黄铜鑫[3]则在银行与酿酒行业实证中利用 GARCH 模型动态调整交易阈值, 使交易频率显著提升, 但指出需关注 A 股融资融券保证金制度导致的非中性风险及强制平仓影响。这些技术融合有效克服了传统线性模型的局限, 但均以 EG 两步法选定的高协整性股票对为基础框架。

行业实证研究进一步揭示了策略适用性的差异性与制度约束。赵绪哲等[4]在煤矿行业验证 EG 两步法选股有效性时, 发现行业周期性需调整持仓周期与交易阈值以平衡收益与频率; 黄铜鑫[3]对比银行与酿酒行业指出, 低波动的银行股需收紧阈值而高波动酿酒股需放宽至 2 倍标准差, 且银行股协整稳定性显著高于酿酒股; 陈锦续[2]强调农林板块受政策扰动需依赖 LSTM 辅助预测。此外, 多股票组合扩展成为新方向: 刁海臻等[5]提出 MultiPT 优化策略, 通过 EG 两步法结合序列二次规划算法配置多组股票权重, 在沪深 300 成分股中实现超 15%超额收益, 但警示组合规模与风险正相关; 黎明辉[6]同样证实上证 50 银行股的多配对组合可提升夏普比率。这些研究均凸显行业特性与交易机制对策略参数设计的核心影响。

1.3. 研究意义

本研究聚焦于配对交易策略的理论探索及其在 AT 量化平台上的具体实现, 具有显著的理论价值与实践意义。在理论层面, 研究系统性地应用协整检验方法筛选具有长期均衡关系的股票对, 并构建基于价差统计特性的交易信号机制, 深化了对配对交易策略核心原理与适用条件的理解, 为其在复杂市场环境(尤其是震荡市)中的稳定盈利潜力提供了理论支撑。在实践层面, 研究创新性地利用 AT 平台的模块化功能完成了策略从设计、编码到回测验证的全流程实现, 显著降低了量化策略开发的技术门槛和操作复杂度。这不仅成功验证了配对交易策略在中国 A 股市场的可行性与相对优势, 更展示了 AT 平台作为高效量化工具的强大赋能作用。该研究为量化投资领域的研究者与从业者提供了一个可操作、可复制的策略开发范例, 对于推动量化交易技术的普及应用、提升投资策略的稳健性以及丰富市场中性策略的工具箱, 均具有积极的参考价值和推进作用。

2. 配对交易策略理论基础

2.1. 配对交易核心原理

配对交易的本质是一种统计套利策略, 其理论基础源于均值回归假说即具有长期均衡关系的资产价格偏离终将回归至合理水平。该策略通过同时构建多空头寸实现市场中性, 具体操作逻辑如下:

- 1) 筛选阶段: 寻找价格走势高度相关的成对资产(如同一行业的两只股票);
- 2) 信号阶段: 当价差突破阈值时, 做多被低估资产、做空被高估资产;
- 3) 平仓阶段: 当价差回归均值时, 反向平仓获取收益。

数学上, 设资产 A 与资产 B 的价格序列为 $P_A(t)$ 和 $P_B(t)$, 若存在线性关系:

$$P_A(t) = \alpha + \beta P_B(t) + \epsilon(t)$$

其中 $\epsilon(t)$ 为残差项(即价差序列), 当 $\epsilon(t)$ 显著偏离均值时触发交易信号。

2.2. 协整检验方法

为避免伪回归问题，需通过协整检验验证资产对的长期均衡关系，常用 EG 两步法(Engle-Granger):

第一步：建立回归模型

以 $P_A(t)$ 为被解释变量， $P_B(t)$ 为解释变量进行 OLS 回归，得到残差序列：

$$\hat{\epsilon}(t) = P_A(t) - \hat{\alpha} - \hat{\beta}P_B(t)$$

第二步：单位根检验

对残差序列 $\hat{\epsilon}(t)$ 进行 ADF 检验，若拒绝存在单位根的原假设(即 $\hat{\epsilon}(t)$ 为平稳序列)，则认为两资产存在协整关系。ADF 检验的回归方程为：

$$\Delta\hat{\epsilon}(t) = \gamma\hat{\epsilon}(t-1) + \sum_{i=1}^{p-1}\delta_i\Delta\hat{\epsilon}(t-i) + \mu_t$$

其中 γ 为检验系数，若 $(\gamma < 0)$ 且显著，则残差平稳。

2.3. 交易信号模型

采用 Z-score 标准化方法将价差序列转化为标准化指标，计算公式：

$$Z(t) = \frac{\hat{\epsilon}(t) - \mu_{\epsilon}}{\sigma_{\epsilon}}$$

其中 μ_{ϵ} 为残差均值， σ_{ϵ} 为残差标准差。

交易信号规则：

当 $Z(t) > \theta$ (上阈值，如 2) 时，做空 A、做多 B；

当 $Z(t) < -\theta$ (下阈值，如 -2) 时，做多 A、做空 B；

当 $Z(t)$ 回归至 $[-\phi, \phi]$ (平仓区间，如 $[-0.5, 0.5]$) 时，平仓。

3. AT 量化平台策略实现

3.1. 协整检验

在行业板块选择阶段，本研究首先对申万一级行业分类中的各板块进行深入剖析。考虑到配对交易策略对标的同质化程度与流动性的严格要求，金融行业凭借其显著的同质化特征及高流动性脱颖而出，成为理想的研究领域。具体到细分板块，银行板块以其业务模式相近、受宏观经济政策影响趋同的特性，在众多金融子板块中表现出更为稳定的价格联动性，故而被选定为本研究的对象。

在标的股票筛选过程中，本研究采用了严谨的三步筛选流程。

第一步，从申万一级行业分类的银行板块中，筛选出所有 42 只上市股票作为初步研究标的。这些股票覆盖了国有大型银行、股份制商业银行、城市商业银行等不同类型的银行机构，能够较为全面地反映银行板块的整体情况。

第二步，运用量化分析手段，通过计算标的股票两两之间日度收盘价序列的皮尔逊相关系数，对股票间的价格联动性进行精确度量。皮尔逊相关系数是衡量两个变量线性相关程度的常用指标，其取值范围在 -1 到 1 之间，绝对值越接近 1，表示相关性越强。本研究设定相关系数阈值 $r > 0.85$ ，将满足该条件的股票对作为候选组合。这一筛选标准既保证了所选股票对具有较强的价格联动性，又避免了因阈值设定过高而导致可选组合过少的问题。经过此步骤，共得到 156 对潜在配对组合，为后续的深入分析奠定了基础。

第三步, 采用 Engle-Granger 两步法对候选组合进行协整关系检验。协整关系检验旨在判断两个时间序列是否存在长期稳定的均衡关系, 这是配对交易策略有效性的关键前提。在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下, 若协整检验的 P 值小于 α , 则拒绝原假设, 认为两个序列存在协整关系。在对众多候选组合的检验中, “北京银行”与“交通银行”这一组合的协整检验 P 值为 0.023, 小于设定的显著性水平。这一结果表明, 北京银行与交通银行的股价在长期内存在稳定的均衡关系, 符合配对交易策略对标的要求, 因此最终被确定为本研究的交易标的, 用以进行后续的 AT 平台策略实现。

3.2. 数据导入

导入数据有两种方式:

方法一: 使用 Auto-Trader 软件(以下简称 AT)导入数据并使用, 要求有 AT 账号, 并且在导入数据时 AT 软件为登录状态。

方法二: 为方便无 AT 软件用户使用, 可将数据提前准备在本地文件夹中, 直接运行相应代码读取数据即可。

这里以股票代码为 601169 的北京银行与 601328 的交通银行 2016 年 1 月 1 日至 2021 年 12 月 31 日的交易数据为例, 初始资金设定为 100 万元, 通过 AT 平台进行策略回测。

3.3. 数据预处理

只保留数据集 “data1” 的时间列和收盘价列, “data2” 的收盘价列。使用 `pd.concat()` 函数对两个数据集进行拼接, 将拼接后的数据集命名为 `data`。使用 `pd.concat()` 函数用来沿着某个维度合并多个数据类型为 `dataframe` 或 `series` 的数据集。

对数据进行如下操作(每一个操作对应一行代码):

- 1) 将数据中的 “time” 列去掉时分秒, 避免后续作图时 x 轴坐标过长问题;
- 2) 将 “time” 列设置为索引;
- 3) 将列名重命名为对应的股票代码 “601169” “601328”。

查看数据集见表 1, 现在数据集只保留了两只股票的收盘价, “time” 列作为索引。下表仅展示部分数据。

Table 1. Closing prices of the two stocks
表 1. 两只股票的收盘价

time	601169	601328
2016-01-04	1777.0	1929.0
2016-01-05	1789.0	1958.0
2016-01-06	1775.0	1935.0
2016-01-07	1773.0	1924.0
2016-01-08	1759.0	1881.0

表 1 呈现了 2016 年 1 月 4 日~8 日期间股票代码为 601169 和 601328 的两只股票收盘价数据。可从数据波动趋势分析股价稳定性, 通过计算涨跌幅探究市场表现, 还可对比两只股票走势判断关联性, 为股票投资策略研究等提供基础数据支撑。

接下来对两列收盘价进行缺失值检验, 如有缺失值, 则用平均值进行填充。`isnull()` 函数会判断两列收

盘价是否有缺失值，但是输出的结果是两个向量，所以我们使用 `isnull().any()` 函数，可以直接告诉我们两列收盘价是否有缺失值(NaN)。

3.4. 最小二乘估计参数

在使用最小二乘法估计相关参数之前，我们先了解 `np.polyfit()` 函数、`pd.iloc()` 函数和 `pd.round()` 函数。`np.polyfit()` 函数可以用来用 x 数据的多项式对 y 数据进行拟合。`pd.iloc()` 函数可以用来基于整数位置的索引选择数据。`pd.round()` 函数可以用来进行四舍五入的运算。

令交通银行的价格为 y ，北京银行的价格为 x 。使用最小二乘法 $y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$ 估计参数。根据刚才对 `np.polyfit()` 函数、`pd.iloc()` 函数和 `pd.round()` 函数这三个函数的定义。使用 `data` 第二列数据对第一列数据进行拟合，返回的结果保留两位小数，最终得到结果(1.02, 44.63)。

3.5. 计算价差并进行标准化

接着计算价差 “spread”，使用公式 $\varepsilon' = y - \lambda - \mu x$ 计算得出。
查看数据集见表 2，三列数据分别为北京银行、交通银行的价格以及价差，索引为时间 “time”。

Table 2. Prices of bank of Beijing, bank of communications, and spreads
表 2. 北京银行、交通银行的价格以及价差

time	601169	601328	spread
2016-01-04	1777.0	1929.0	71.83
2016-01-05	1789.0	1958.0	88.59
2016-01-06	1775.0	1935.0	79.87
2016-01-07	1773.0	1924.0	70.91
2016-01-08	1759.0	1881.0	42.19

表 2 展示了 2016 年 1 月 4 日~1 月 8 日期间北京银行(代码 601169)和交通银行(代码 601328)的价格及二者价差(spread)情况，索引为时间 “time”。从数据来看，北京银行价格在这几日呈现波动下降趋势，从 1 月 4 日的 1777.0 降至 1 月 8 日的 1759.0；交通银行价格同样有波动，整体也有一定下滑，从 1929.0 到 1881.0。价差方面，1 月 4 日为 71.83，随后在 1 月 5 日上升至 88.59，之后又逐渐下降，到 1 月 8 日降至 42.19。这些数据可用于金融市场研究，例如分析两家银行股价的联动性、价差的稳定性等，为银行股投资策略、市场效率评估等学术研究提供基础数据支持，有助于进一步探究金融市场中银行板块的价格行为特征。

使用 `plot()` 函数画出价差的时间序列图，见图 1。

图 1 展示了 “Price Spread” (价格差) 随时间(time)的变化情况。从趋势上看，价格差波动明显且无明显长期单调趋势。在 2016 年期间，价格差出现多次大幅波动，峰值较高，表明该时段市场价格波动剧烈。2018~2019 年间，价格差出现显著下降，甚至达到负值区间，且波动幅度在部分时段加大，可能反映了市场供需关系的重大调整或受到特定经济事件冲击。2020~2021 年，价格差波动频繁且幅度较大，回升至正值区间，说明市场在这一阶段逐渐恢复活力，但仍不稳定。这种波动可能受多种因素影响，如宏观经济政策调整、行业供需变化、突发事件(如新冠疫情影响等)。后续研究可进一步结合同期经济数据、行业动态等，深入剖析价格差波动背后的驱动因素，为市场预测和决策提供更有有力支撑。

对价差进行标准化处理，即减去均值再除以标准差，得到标准化后的价差，并记作 “zscore”。

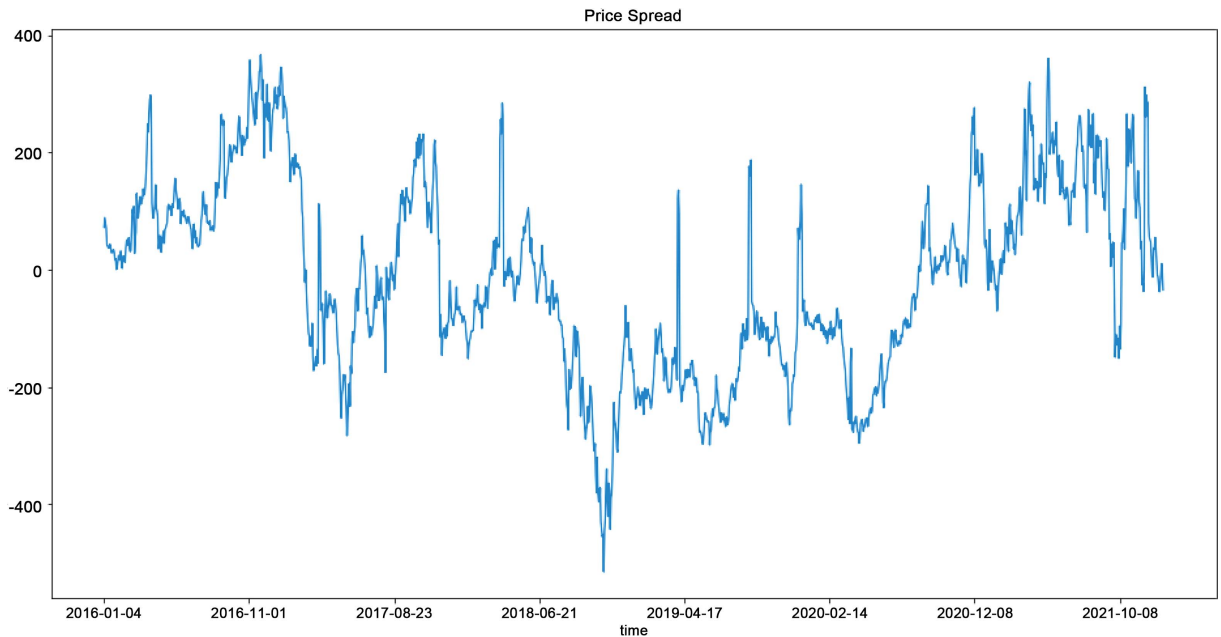


Figure 1. Time series plot of spreads

图 1. 价差的时间序列图

查看数据集, 和最初的数据相比, 现在的数据集中多出了“spread”和“zscore”两列数据, 分别代表价差和标准化后的价差, 见表 3。

Table 3. Corrected data set

表 3. 修正后的数据集

time	601169	601328	spread	zscore
2016-01-04	1777.0	1929.0	71.83	0.51146
2016-01-05	1789.0	1958.0	88.59	0.61464
2016-01-06	1775.0	1935.0	79.87	0.56095
2016-01-07	1773.0	1924.0	70.91	0.50579
2016-01-08	1759.0	1881.0	42.19	0.32899

通过表 3 对初始数据集进行修正后, 新增“spread”和“zscore”两列数据。其中, “spread”代表价差, 反映了不同时间点相关数据间的差值, 是衡量市场波动或交易成本等情况的重要指标。例如在 2016 年 1 月 4 日, spread 值为 71.83, 1 月 5 日上升至 88.59, 显示出该时段内价差的动态变化。“zscore”即标准化后的价差, 通过对价差进行标准化处理, 消除了量纲影响, 便于不同数据间的比较和分析。如 2016 年 1 月 4 日 zscore 为 0.51146, 1 月 5 日为 0.61464, 可用于判断当日价差在整个数据分布中的相对位置, 辅助研究人员评估市场状态或交易策略效果等。这些新增数据为进一步深入分析相关经济或金融现象提供了更丰富的视角。

使用 plot() 函数画出标准化后的价差时间序列图, 并画出对应的阈值线($y = \pm 1.5$, $y = \pm 0.5$, $y = 0$), 见图 2。

下图三条红线依次代表 1.5 倍标准差阈值线、x 轴、-1.5 倍标准差阈值线, 两条绿线依次为 0.5 倍标

准差阈值线、-0.5 倍标准差阈值线。

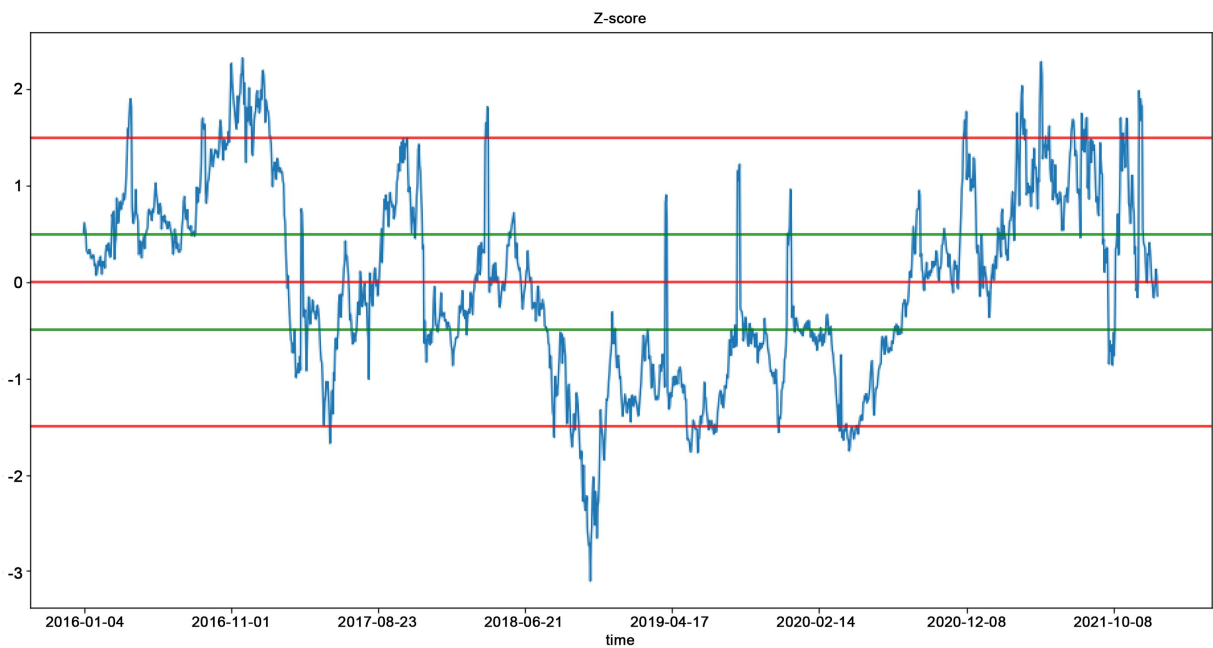


Figure 2. Time series plot of standardized spreads
图 2. 标准化后的价差时间序列图

图 2 展示了标准化后的价差时间序列图，横轴为时间，纵轴为 Z-score。图中包含多条关键阈值线，三条红线分别代表 1.5 倍标准差阈值线、x 轴($y = 0$)、-1.5 倍标准差阈值线；两条绿线分别为 0.5 倍标准差阈值线、-0.5 倍标准差阈值线。从图中可以看出，价差时间序列呈现出明显的波动特征。在不同时间段，序列值频繁穿越这些阈值线。在某些时期，序列值超出 1.5 倍标准差阈值线，表明价差波动幅度较大，可能暗示市场处于相对不稳定状态；而当序列值靠近 x 轴附近波动时，说明价差相对稳定。这种波动情况对于研究市场价格关系、风险评估以及交易策略制定具有重要意义。通过对该时间序列图的分析，能够帮助研究者捕捉价差的动态变化规律，为进一步的金融市场分析提供直观的数据可视化支持。

3.6. 产生交易信号

首先计算解释数据集，即北京银行的仓位数据，由于价差是交通银行的价格减去北京银行的价格，因此当价差为正时，北京银行价格被相对低估，因此买入；当价差为负时，北京银行价格被相对高估，因此卖出。

同时需要注意到在量化策略中设置的阈值分别为 1.5 倍标准差和 0.5 倍标准差，当标准化价差大于 1.5 时，买入北京银行；当标准化价差小于 -1.5 时，卖出北京银行；当标准化价差绝对值在 0.5 以内时，空仓。

当其他情况出现时，延续最近一个阶段的持仓策略，因此使用 fillna() 函数。使用 plot() 函数画出北京银行的仓位图，见图 3。

图 3 展示的是北京银行的仓位图。横轴表示时间，从 2016 年 1 月 4 日至 2021 年 10 月 8 日，纵轴数值范围从 -1.00 到 1.00。从图中可看出，仓位信号呈现出明显的离散性和阶段性特征。在不同时间段，仓位信号有较大波动。例如，在 2016 年初和 2020~2021 年期间，出现了多个接近 1.00 的正向信号，表明

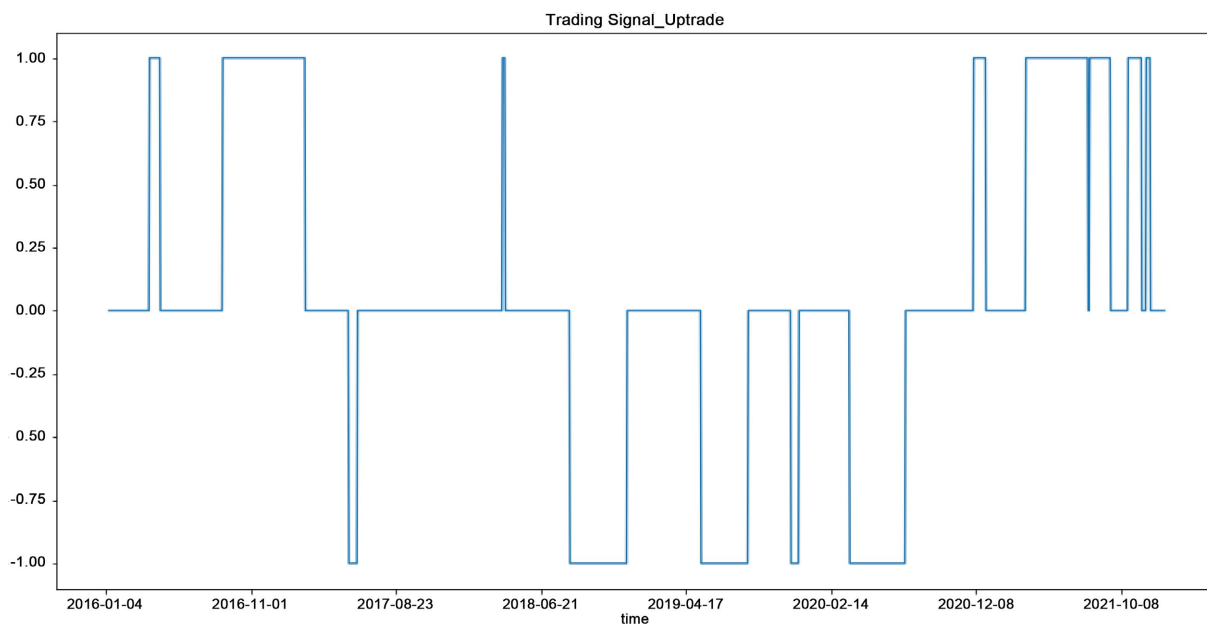


Figure 3. Position chart of Bank of Beijing
图 3. 北京银行的仓位图

此时可能存在强烈的买入或增加仓位的信号。而在 2017~2019 年期间, 有较多接近-1.00 或处于负值区间的信号, 意味着可能是卖出或降低仓位的信号。这些信号的变化反映了北京银行在不同时期的投资策略调整或市场形势变化对其仓位决策的影响。该图为研究北京银行的交易策略、市场时机把握以及仓位管理提供了直观的数据可视化呈现, 有助于进一步深入分析其背后的经济逻辑和市场驱动因素。

交通银行采用与北京银行完全相反的仓位, 并命名为 position_2。

使用 plot() 函数画出交通银行的仓位图, 见图 4。

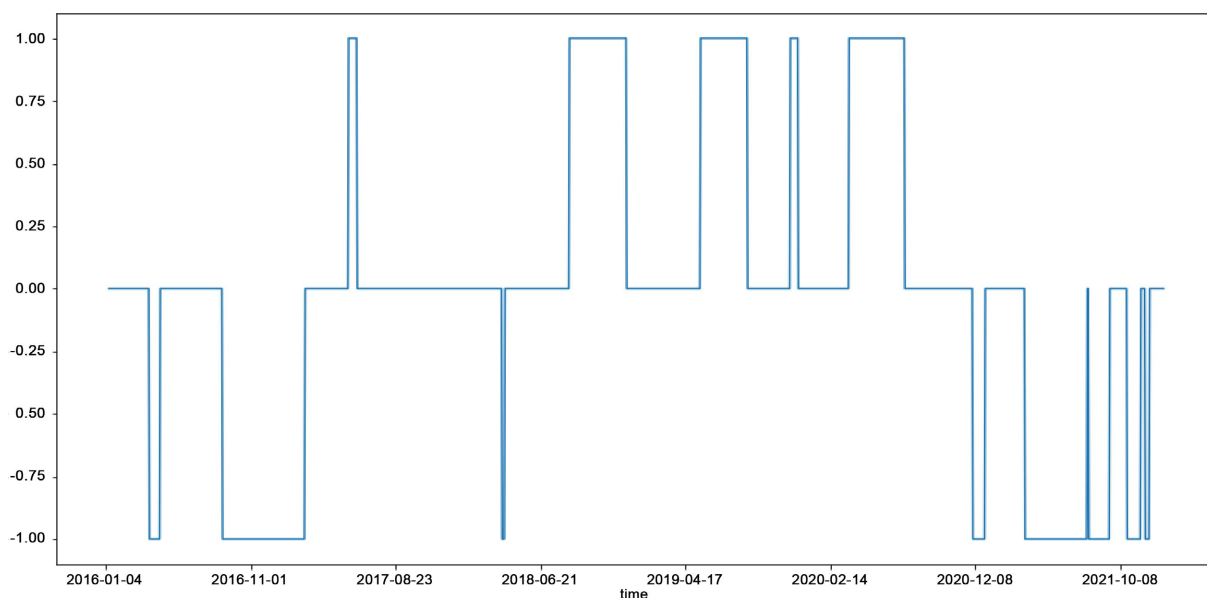


Figure 4. Position chart for Bank of Communications
图 4. 交通银行的仓位图

图 4 展示了交通银行的仓位图，其仓位策略与北京银行完全相反。从图中可以看出，横轴为时间，涵盖了从 2016 年 1 月 4 日至 2021 年 10 月 8 日的时间区间，纵轴代表仓位数值，范围从-1.00 到 1.00。仓位在不同时间点呈现离散的取值状态，反映出交通银行在不同时期采取了不同的投资仓位决策。在某些时间点，仓位达到 1.00，表明可能处于满仓做多状态；而在另一些时间点，仓位为-1.00，意味着可能处于满仓做空状态。这种仓位的动态变化体现了交通银行基于与北京银行反向策略的投资操作。该仓位图对于研究交通银行的投资策略、风险偏好以及市场应对机制具有重要的参考价值，能够为进一步分析其投资行为和绩效表现提供直观的数据可视化支持。

3.7. 收益可视化

使用连续复利的方式计算北京银行和交通银行收益率，公式为今日收盘价除以昨日收盘价的自然对数，分别记作“returns_1”和“returns_2”。

查看数据集“data”，八列数据依次为北京银行价格，交通银行价格，价差，标准化价差，北京银行仓位，交通银行仓位，北京银行连续收益率，交通银行连续收益率，见表 4 所示¹。

Table 4. Dataset “data”
表 4. 数据集 “data”

time	601169	601328	spread	zscore	position_1	position_2	returns_1	returns_2
2016-01-04	1777.0	1929.0	71.83	0.51146	NaN	NaN	NaN	NaN
2016-01-05	1789.0	1958.0	88.59	0.61464	NaN	NaN	0.00673	0.01492
2016-01-06	1775.0	1935.0	79.87	0.56095	NaN	NaN	-0.00786	-0.01182
2016-01-07	1773.0	1924.0	70.91	0.50579	NaN	NaN	-0.00113	-0.00570
2016-01-08	1759.0	1881.0	42.19	0.32899	0.0	0.0	-0.00793	-0.02260
2016-01-11	1758.0	1877.0	39.21	0.31064	0.0	0.0	0.00000	-0.00213
2016-01-12	1741.0	1857.0	36.55	0.29427	0.0	0.0	-0.00972	-0.01071
2016-01-13	1740.0	1857.0	37.57	0.30055	0.0	0.0	0.00000	0.00000
2016-01-14	1758.0	1881.0	43.21	0.33527	0.0	0.0	0.01029	0.01284
2016-01-15	1778.0	1898.0	39.81	0.31434	0.0	0.0	0.01131	0.00900
2016-01-18	1827.0	1937.0	28.83	0.24674	0.0	0.0	0.02719	0.02034
2016-01-19	1839.0	1949.0	28.59	0.24526	0.0	0.0	0.00655	0.00618
2016-01-20	1818.0	1929.0	30.01	0.25400	0.0	0.0	-0.01148	-0.01031
2016-01-21	1808.0	1923.0	34.21	0.27986	0.0	0.0	-0.00552	-0.00312
2016-01-22	1823.0	1934.0	29.91	0.25339	0.0	0.0	0.00826	0.00570
2016-01-25	1840.0	1938.0	16.57	0.17126	0.0	0.0	0.00928	0.00207
2016-01-26	1845.0	1945.0	18.47	0.18296	0.0	0.0	0.00271	0.00361
2016-01-27	1863.0	1945.0	0.11	0.06993	0.0	0.0	0.00971	0.00000
2016-01-28	1815.0	1898.0	2.07	0.08200	0.0	0.0	-0.02610	-0.02446
2016-01-29	1814.0	1909.0	14.09	0.15600	0.0	0.0	0.00000	0.0057

¹由于数据量过多，表 4 展示部分数据。

表4数据集“data”记录了2016年1月4日~1月29日期间北京银行(601169)和交通银行(601328)相关金融数据。其中包括每日股票价格,通过计算得出价差(spread)和标准化价差(zscore),反映两只股票价格差异及其相对波动程度。采用连续复利方式计算收益率,该方法在金融领域常用于衡量资产收益,能更准确反映资金的增值情况。这些数据可用于研究两只银行股的价格联动性、收益特征,以及基于价差和收益率构建投资策略等金融学术研究,为分析银行股市场表现和投资决策提供基础数据支持。

计算配对交易策略收益率,需要注意配对交易策略是在看多一只股票的同时看空另一只股票,且两只股票仓位绝对值应当相同,因此配对交易策略收益率 = $0.5 \times \text{北京银行仓位} \times \text{北京银行收益率} + 0.5 \times \text{交通银行仓位} \times \text{交通银行收益率}$ 。

使用plot()函数画出北京银行收益率、交通银行收益率、配对交易策略收益率折线图,见图5,可以发现当两只股票都呈现下跌的趋势时,配对交易策略仍能保持盈利。

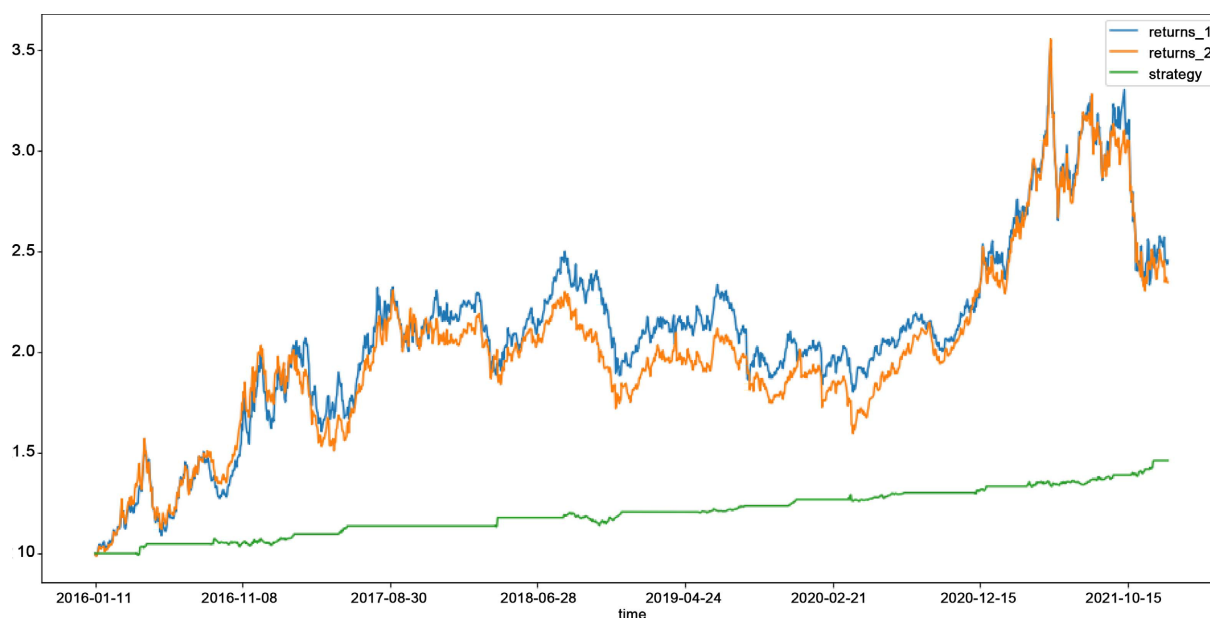


Figure 5. Line graphs of Bank of Beijing's return, Bank of Communications' return, and paired trading strategy's return

图5. 北京银行收益率、交通银行收益率、配对交易策略收益率折线图

图5展示了北京银行收益率(returns_1, 蓝色线)、交通银行收益率(returns_2, 橙色线)以及配对交易策略收益率(strategy, 绿色线)随时间的变化情况。从走势来看,北京银行与交通银行收益率曲线波动较为相似,在多个时间段呈现出同涨同跌态势,反映出二者收益率受市场整体因素影响的共性。但也存在波动幅度和节奏的差异,说明各自也受独特因素作用。配对交易策略收益率曲线在前期相对平稳,后期有明显上升趋势。北京银行与交通银行收益率曲线虽波动相似,体现了二者在市场整体环境下的联动性,但细微差异也彰显出各自的独特性。这种差异为配对交易策略提供了契机,通过捕捉二者收益率的相对变化来构建交易头寸。配对交易策略收益率曲线前期平稳,是策略在适应市场、积累优势的过程。后期显著上扬,展现出强大的潜力和适应性。这一积极表现,一方面说明市场在发展中逐渐呈现出更有利于策略发挥的特征,另一方面也表明该策略具备不断进化和优化的能力。随着市场机制不断完善、数据挖掘与分析技术进步,配对交易策略有望持续捕捉市场机会,进一步提升收益水平,为投资者在银行股投资领域开辟出更具潜力的盈利路径,前景十分乐观。

4. AT 平台策略回测结果

本研究使用 AT 平台对配对交易策略进行回测，回测结果见图 6。

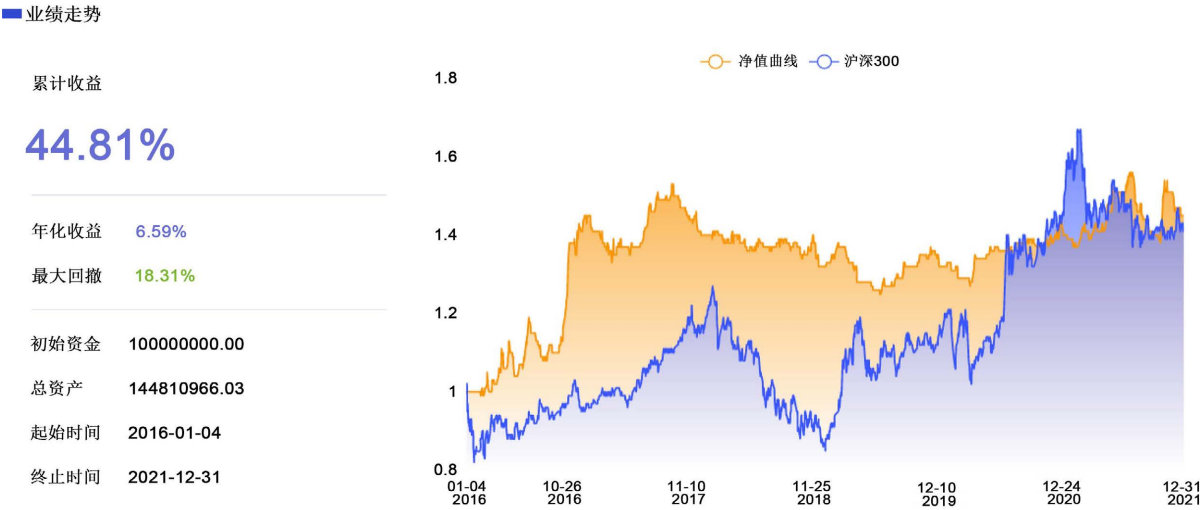


Figure 6. AT platform strategy backtesting results
图 6. AT 平台策略回测结果

图 6 中 AT 平台策略回测结果显示，策略起始于 2016 年 1 月 4 日，终止于 2021 年 12 月 31 日，初始资金为 100000000.00 元，最终总资产达 144810966.03 元，累计收益为 44.81%，年化收益 6.59%，最大回撤 18.31%。净值曲线(橙色)与沪深 300(蓝色)走势对比表明，该策略在多数时段表现优于沪深 300，一定程度上体现了策略的有效性与抗风险能力。

本研究通过策略回测的策略信息(见表 5)，对回测结果的各个参数进行进一步分析。

Table 5. Strategy information
表 5. 策略信息

年化收益率	基准收益率	阿尔法	贝塔	夏普比率	信息比率	最大回撤	换手率
6.59%	42.41%	0.05	-0.01	0.52	0.07	18.31%	238.12%

通过表 5，可以看出在本次配对交易策略回测里，年化收益率达 6.59%，这一数值虽未呈现爆发式增长，但彰显了策略收益的稳定性。基准收益率为 42.41%，看似策略落后，实则不然。阿尔法值为 0.05，代表着策略在市场基准收益之上创造了额外价值，是获取超额收益的有力证明。贝塔值-0.01，趋近于零，表明该策略与市场波动的关联微弱，能在市场大幅震荡时保持相对独立，降低系统性风险冲击。夏普比率 0.52，说明在承担单位风险的情况下，策略能获取一定的超过无风险收益的额外收益，风险收益权衡表现尚可。信息比率 0.07，反映出策略在一定程度上具备获取超额收益的能力。最大回撤 18.31%，在可接受范围内，显示策略风险可控。换手率 238.12%，体现交易活跃度，利于捕捉市场转瞬即逝的套利机会。综合来看，该配对交易策略在风险可控下具备较好的超额收益获取能力。

5. 结论

在国家推动金融市场高质量发展、强化系统性风险防控的背景下，本研究基于协整检验与 AT 量化

平台构建的配对交易策略, 为市场中性策略的实践应用提供了重要参考。实证结果显示, 该策略在 2016~2021 年 A 股市场实现超额积累收益率 44.81%, 年化收益率 6.59%, 夏普比率 0.52, 最大回撤 18.31%, 显著优于同期沪深 300 指数表现。这一成果验证了配对交易在震荡市中稳定获利的能力, 其通过多空对冲剥离 Beta 风险的特性, 契合国家关于降低市场波动影响、提升投资组合稳健性的政策导向, 为资本市场效率提升与风险缓释提供了可操作的量化路径。

同时, 研究凸显了 AT 量化平台在策略落地中的关键作用。其模块化设计与集成化功能有效解决了传统策略开发中标的筛选主观化、技术实现复杂的痛点, 通过标准化数据接口与可视化开发界面, 将协整检验等统计模型快速转化为可执行策略, 显著降低了量化投资的技术门槛。这一实践既丰富了市场中性策略的工具箱, 也为中小投资者参与量化交易提供了可复制的方案, 呼应了国家鼓励金融科技创新、推动投资方式多元化的发展方向, 对完善量化投资生态、服务实体经济具有积极意义。

参考文献

- [1] 汪星伯. 基于协整理论的养殖业股票配对交易策略研究[J]. 投资与创业, 2024, 35(23): 7-9.
- [2] 陈锦续. 基于协整方法和 LSTM 网络的农林板块配对交易研究[J]. 中国林业经济, 2024(2): 101-109.
- [3] 黄铜鑫. A 股配对交易实证研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海财经大学, 2023.
- [4] 赵绪哲, 麦伯铭. 配对交易策略在我国金融市场上的实证研究——以煤矿行业个股为例[J]. 投资与创业, 2024, 35(2): 10-12.
- [5] 刁海璨, 刘国山. 多支股票配对交易优化研究——基于中国股票市场的实证检验[J]. 运筹与管理, 2024, 33(11): 190-196.
- [6] 黎明辉. 基于最小距离法和协整理论的投资策略[J]. 科技和产业, 2023, 23(11): 114-119.