

# 基于均线与K线指标的量化投资策略

凌先冲, 丁绍强

南京邮电大学经济学院, 江苏 南京

收稿日期: 2024年6月25日; 录用日期: 2024年8月6日; 发布日期: 2024年8月13日

## 摘要

量化投资是一种基于大数据和数字化技术的投资理念, 它通过利用计算机模型、复杂算法等技术手段, 对市场数据进行预测和分析, 制定自动化的投资策略。本文基于均线与K线两个基本的选股指标, 构建均线回归策略与K线形态捕捉策略相结合的选股模型: 当探测到某支股票的股价低于5日均价的0.95倍, 且捕获到所设定的K线为上涨形态时就买入; 当所持有的股票价格高于5日均价的1.05倍或者捕获到所设定的K线为下跌形态时就卖出。利用聚宽(JoinQuant)所提供的量化环境, 对2022年1月1日至2022年12月31日一整年的A股市场进行回测, 最终共交易138笔, 实现超额收益19.12%。本文同时对策略回测结果进行了分析, 并就单个案进行了详细的阐释。文章最后提出了优化与改进策略的方法, 为此策略应用于股票的预测与投资提供了参考。

## 关键词

量化投资, 均线回归策略, K线形态捕捉策略

# Quantitative Investment Strategies Based on Moving Averages and K-Line Indicators

Xianchong Ling, Shaoqiang Ding

School of Economics, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu

Received: Jun. 25<sup>th</sup>, 2024; accepted: Aug. 6<sup>th</sup>, 2024; published: Aug. 13<sup>th</sup>, 2024

## Abstract

Quantitative investment is an investment concept based on big data and digital technology. It uses computer models, complex algorithms and other technical means to forecast and analyze market data and develop automated investment strategies. Based on two basic stock selection indicators,

the paper constructs a stock selection model combining the regression strategy of the moving average and the K-line pattern capture strategy. When the stock price is lower than 0.95 times of the 5-day average price and the K-line rise pattern is captured, the stock will be bought. Sell when the stock price is higher than 1.05 times the 5-day average price or captures the set K-line decline pattern. Using the quantitative environment provided by JoinQuant, the A-share market for the whole year from January 1, 2022 to December 31, 2022 was backtested, with a total of 138 transactions and an excess return of 19.12%. At the same time, the results of the strategy backtest are analyzed, and the individual cases are explained in detail. Finally, the paper puts forward the method of optimizing and improving the strategy, which provides a reference for the application of the strategy to stock prediction and investment.

## Keywords

Quantitative Investment, Moving Averages Regression Strategy, K-Line Pattern Capture Strategy

Copyright © 2024 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. 引言

量化投资是指利用数学模型方法和计算机技术进行投资决策, 通过大数据分析、数学统计模型和计算机算法等手段, 系统性地筛选股票, 执行交易策略[1]。量化投资的一大优势在于, 其利用数学模型和计算机算法, 处理海量数据, 能够自动、客观、及时地进行投资决策和交易, 规避了人作为交易者会被情绪波动、人性弱点、反应时间等因素影响的情况。量化投资有五个关键步骤——寻找数据、数据处理与分析、制定选股策略、搭建编程模型、进行交易[2], 交易同时包括选择交易股票、确定交易时点和交易量这三个关键点。

本文利用聚宽量化平台(JoinQuant)所提供的量化环境, 以上海证券交易所和深圳证券交易所(以下简称沪深)的历史股票数据为依据, 利用 Python 编程语言搭建具有多样化指标的选股模型, 在沪深市场上进行回测交易, 验证所构建的选股策略是否有效。

## 2. 文献综述

投资分析主要有基本面分析与技术分析两类, 前者主要基于企业的经营状况, 如对资产负债表的分析、财务状况的分析、国家政策的导向性等, 仍然依靠于决策者的主观判断; 后者通过研究股票的价格图表和各种技术指标来预测价格趋势和交易信号, 如 K 线图的分析、移动平均线的分析、MACD 的分析等, 能够较为客观的帮助投资者进行投资决策。

量化投资作为现代金融发展的一种重要投资决策方法, 受益于计算机技术的深度运用, 能够通过复杂的数据分析程序与算法, 基于股票的各类技术指标, 进行更为复杂与深层次的技术分析, 从而能够在瞬息万变的市场中抓住投资机会, 实现超额收益。

国外的量化投资策略研究起源早, 成果丰厚。早在 20 世纪初期, 法国学者 Bachelier 就提出随机游走假说用来描述股票价格的变化与布朗运动存在某种程度的关联[3], 他由此提出了股票价格随时间变化的模型, 被认为是量化投资的起点。1952 年, Markowitz 提出了著名的均值 - 方差组合模型, 将数学、统计学的方法运用到投资组合的管理当中, 对量化投资的发展具有深远影响[4]。William Sharpe、Jan

Mossin 等人随后基于 Markowitz 的模型提出了 CAPM 资本资产定价模型, 用以分析资产的收益率与风险系数  $\beta$  以及系统性风险之间的关系[5]。1964 年 Fama 又提出了有效市场假说, 定义了不同的市场类型, 帮助投资者理解市场价格的形成和波动[6]。1976 年, Ross 基于 CAPM 模型提出套利定价理论, 指明了无风险套利与市场不均衡的情况[7]。这些量化投资理论都具有深远影响, 为现代量化投资的发展奠定了坚实的基础。进入 21 世纪, Piotroski 以企业财务报表为切入点, 构建出多因子选股模型[8]; Wesley 提出基于动量的选股策略; Marcos 则将机器学习的方法运用在选股预测上[9]。

国内的量化投资策略起步较晚, 多集中在具体运用上。2017 年李斌等设计了结合机器学习和量化指标的 ML-TEA 量化投资算法[10]; 2018 年黄卿以支持向量机、神经网络模型对沪深 300 指数进行了预测[11]; 2019 年邵新月等将机器学习引入基本面分析中, 实现了较为稳定的月度收益[12]; 2020 年鲁万波基于时变矩成分分析构建股票预测与量化投资策略[13]。2021 以后, 大量的结合机器学习的量化投资策略兴起, 呈现出迅猛且持续的发展态势。

尽管机器学习的方法在量化投资中被广泛运用, 但机器学习的可解释性仍比较弱, 对于为何选择某只股票难以给出合理解释。本文则将视角聚焦在股票的基本面上, 基于均线与 K 线两个指标, 构建量化投资策略。

### 3. 选股策略

#### 3.1. 指标选取

当前我国的股票市场受到政治环境、地缘经济、国际形势, 生产环境等多方面多维度因素的影响, 错综复杂的影响因素也让股票市场的波动难以通过单一指标或是简单的基本面分析进行预测。数个指标的结合和基本面的量化分析成为研究的热点, 同时在股票市场的预测结果上具有较高的准确度和可置信度。因此本文采用多指标技术量化的方法, 将均线回归策略和 K 线形态捕捉策略结合, 进行股票的选择与量化投资。

##### 3.1.1. 均线指标

均线即移动平均线, Moving average 简称 MA, 是指用统计分析的方法, 将一定时期的证券价格加以平均, 并把不同时间的平均值连接起来, 形成一根 MA, 用以观察证券价格变动趋势的一种技术指标。常见的移动平均线有 5 天、10 天、30 天、60 天、120 天和 240 天的指标, 其中 5 天与 10 天的短期移动平均线是短线操作的参照指标, 称作日均线指标; 30 天和 60 天的是中期均线指标, 称作季均线指标; 120 天、240 天的是长期均线指标, 称作年均线指标。

移动平均线是最为常用的选股参考指标, 其只需要利用股票的历史数据进行平均计算, 具有简单易算, 可视化强, 易于理解的特点, 受到众多投资者的青睐。移动平均线将证券价格进行移动平均以后, 可以很大程度的避免短期人为操纵对证券价格的影响, 从而过滤掉市场噪音, 捕捉证券价格深层次的走势[14]。因此, 投资者可以通过比较股票移动平均线与股票自身价格大小, 来判断股票价格的涨跌趋势, 进一步确定买入与卖出的时点。

量化投资的一大特点就是通过对股票市场大量的数据分析, 捕捉每一个信息点, 进行高频交易。结合量化投资的这一特点, 综合移动平均线的上述优势, 本文计划将 5 天的短期移动平均线纳入量化投资策略, 并采用均线回归的策略。

均线回归策略, 具体来说, 当股票价格低于 5 日均线的 0.95 倍时, 从均线的平均性角度来看, 当前股价已呈现下降的趋势, 如果市场上并没有重大的利空信号, 则说明当前股价的下降只是短暂性, 未来的股价会上升回归平均水平。因此, 股票价格低于 5 日均线的 0.95 倍, 是一个买入信号。相反, 当股票

价格高于 5 日的 1.05 倍时, 如果市场上不存在重大利好信号, 说明未来股价会下降到平均水平, 这是一个卖出的信号。

### 3.1.2. K 线指标

K 线技术分析法也是股票价格预测的一个常用方法。K 线是一种通过图形化来表示股票价格走势的可视化方法, 能够直观查看和研究股票价格的变化情况[15]。以日 K 线为例, 一根日 K 线记录的是某只股票在一天内的价格变动情况, 它记录了该股票当日的开盘价、收盘价、最高价和最低价的信息, 同时也直观的反应了任意两个价格之间的差值。如果将每日的 K 线按时间顺序排列在一起, 就组成了反映股票价格历史变化情况的数列, 称为 K 线序列(K-line Series)。从 K 线序列的定义可以看出, 每个 K 线包括了反映股票价格的四个统计指标, 因此 K 线序列的实质是股票价格四元时间序列。

尽管“基于 K 线图形态确定买入卖出的策略是否可以获利”一直存在争议, 但不可否认的是 K 线技术分析法是金融投资领域最典型也是最流行的分析方法。从时间序列角度来看, 有研究认为时间序列具有两个重要特征, 一是“历史信息会影响未来走势”即时间序列的过去值会影响将来值。二是“历史会经常重现”, 一些特殊的时间序列在整个时间序列中会反复出现。这两个特征使时间序列相似性预测成为可能, 由于 K 线序列实质上也是一种时间序列, 这说明 K 线序列预测同样具有可能, 可以通过捕获典型的 K 线形态, 预测 K 线的未来走势, 从而判断股票价格的涨跌。

现有的 K 线序列预测技术主要通过人工识别的方法进行, 人们通过对股票 K 线图进行长期的观察与预测, 总结出一些 K 线模式, 如黎明之星、孕线、三只乌鸦、乌云盖顶等, 并通过在股票市场中捕获这些 K 线形态进行股价预测。人工识别的方法具有简单易操作的特点, 因而在股价预测中被大量采用。但由于人工识别的方法需要投资者自行去查找判断 K 线形态, 往往需要大量的工作量, 且仅能抓取小样本数据进行人工分析, 往往会错失大量的投资机会。计算机技术的飞速发展, 量化投资在股票市场的运用, 一种新型 K 线形态捕捉策略应运而生——利用计算机对 K 线形态的自动化搜索。本文采用这种方法, 在量化程序中事先对各种 K 线形态进行编程定义, 并利用整个 A 股市场股票的大数据样本, 自动搜索与捕捉符合条件的 K 线形态。

## 3.2. 策略制定

均线指标与 K 线指标都是非常经典且实用的股价预测指标, 本文利用量化编程将二者结合起来, 同时利用均线回归策略和 K 线形态捕捉策略, 提高股价预测的准确性, 确定买入与卖出的时机, 具体策略如下: 当探测到某支股票的股价低于 5 日均价的 0.95 倍, 且捕获到所设定的 K 线呈上涨形态时就买入; 当所持有的股票价格高于 5 日均价的 1.05 倍或者捕获到所设定的 K 线呈下跌形态时就卖出。

## 4. 编程模型构建

本文将设计的量化程序分为初始设定函数、开盘前运行函数、开盘时运行函数、收盘后运行函数四个部分。

### 4.1. 初始设定函数与收盘后运行函数

初始设定函数, 主要包括设定成交量比例, 参数设置为 1, 表示在交易中使用所有可用的交易量, 即每个订单的交易量等于可用的总交易量。设定股票的交易手续费, 买入股票的手续费率 of 万分之三, 卖出股票的手续费为万分之三加上千分之一的印花税, 每笔交易最低手续费为 5 元。设定持仓数量, 最多同时持有 5 支股票。设定沪深 300 指数作为基准。开启动态复权模式, 使用真实价格进行交易。收盘后运行函数主要用于记录当天所有的交易记录, 记录每日的账户总资产。同时定义了一个过滤器函数,

用来过滤停牌、ST、科创与新股类型的股票，尽可能排除特殊类型股票对策略产生的影响。

## 4.2. 开盘前运行函数

开盘前运行函数主要用来捕获满足上涨与下跌设定的 K 线形态。首先获取市场的可交易日，返回交易日列表，赋值给变量 `trd_days`。调用函数 `get_all_securities` 获取可交易的，限制为交易日，并将返回结果的索引转化为列表，赋值给变量 `security_list`。同时调用函数 `filter_special` 过滤出特殊的股票，赋值给变量 `stock_pool`。下面使用一个 `for` 循环，遍历股票池中的每一只股票，并将遍历到的股票赋值给变量 `security`。初始化各个变量，在后续的循环中将会被调用。调用函数获取股票的开盘价和收盘价，返回 `DataFrame` 格式的数据。从收盘数据 `DataFrame` 中提取收盘价列，赋值给变量 `Close`，类似的，提取前一天、前两天、前三天的收盘价，并赋值给相应的变量。从开盘数据 `DataFrame` 中提取开盘价列，赋值给变量 `Open`，类似的，提取前一天、前两天、前三天的开盘价，并赋值给相应的变量。最后，计算每天的收盘价与开盘价的差值，赋值给变量 `ClOp`，类似的计算前一天、前两天、前三天的收盘价与开盘价的差值，并赋值给相应的变量。

下面是运用 `if` 函数去捕捉 K 线形态中的下跌与上涨形态。

### 4.2.1. “乌云盖顶”

使用 `Close [5]` 和 `Open [5]` 代表当前交易日和前一天的收盘价和开盘价，`lag1Close [5]` 和 `lag1Open [5]` 代表前一天的收盘价和开盘价，通过当天收盘价小于当天开盘价，前一天收盘价大于前一天的开盘价，当天开盘价大于前一天的收盘价，当天的收盘价小于前一天收盘价与开盘价和的 0.5 倍，当天的收盘价大于前一天的开盘价的条件，判断是否满足“乌云盖顶”的条件，如果满足，变量 `Cloud` 被设置为 1。同时检查最近三天的收盘价是否呈上升趋势，如果是，`Trend_1` 被设置为 1。将 `Cloud` 与 `Trend_1` 和的计算结果存储在字典 `g.Dark_Cloud` 中。

### 4.2.2. “黄昏之星 + 顶部岛形”

如果满足前两天的收盘价与开盘价之差大于等于 8，前一天收盘价与开盘价之差的绝对值小于等于 2，当天的收盘价与开盘价之差小于 0，当天的收盘价与开盘价之差的绝对值大于等于前两天的收盘价与开盘价之差的 0.3 倍的绝对值，`Shape_Dawn` 被设置为 1，即捕捉到了黄昏之星。如果满足前一个交易日的开盘价大于当前交易日的开盘价，前一个交易日的开盘价大于前两个交易日的收盘价，前一个交易日的收盘价大于当前交易日的开盘价，前一个交易日的收盘价大于前两个交易日的收盘价，则将 `DOJI_Dawn` 设置为 1。最后使用 `if` 函数检查最近三个交易日的收盘价，判断它们是否按降序排列，如果满足则将 `Trend_2` 设置为 1，表示存在一个下降趋势。将上述结果存储在 `StarSig_Dawn` 的字典中。

### 4.2.3. 其他形态

同理，通过 `if` 函数判断股价是否满足其他 K 线形态的要求，如果满足，则设置对应的变量为 1，并存储在对应的字典当中。K 线形态捕捉策略中捕捉的下跌形态有“乌云盖顶”、“黄昏之星 + 顶部岛形”、“倾盆大雨”、“看跌吞没”、“三只乌鸦”、“顶部孕线”。捕捉的上涨形态有“红色四兵”、“底部孕线”。

## 4.3. 开盘时运行函数

开盘时运行函数通过衔接开盘前运行函数，导出满足 K 线形态的股票，形成待买与待卖的股票池，并引入 5 日均线作为第二个指标。使用 `for` 循环对待卖股票池中的每支股票进行循环，检查该股票是否存在于待买的股票池中，或者它的当前价格是否大于 1.05 倍的 5 日移动平均线。如果满足两个条件之一，

则发出清仓的指令，卖出股票。对于待买股票池中的每支股票，如果其当前价格低于其 5 日移动平均价的 95%，并且有足够的现金，则执行买入指令。

## 5. 回测结果分析

### 5.1. 回测结果概述

首先对 2022 年 1 月 1 日到 2022 年 12 月 31 日这一整年的 A 股市场进行回测分析，结果见表 1：

**Table 1.** Income profile

**表 1.** 收益概况

策略收益	策略年化收益	超额收益	基准收益	$\alpha$	$\beta$	夏普比率	胜率	盈亏比	最大回撤	索提诺比率
-6.65%	-6.86%	19.12%	-21.63%	-0.014	0.361	-0.538	0.478	1.085	16.75%	-0.836
日均超额收益	超额收益最大回撤	超额收益夏普比率	日胜率	盈利次数	亏损次数	信息比率	策略波动率	基准波动率	最大回撤区间	
0.08%	14.63%	0.687	0.488	32	35	0.673	0.202	0.203	2022/08/23 2022/12/30	

从表 1 中看出，该策略收益为-6.65%，整体上处于亏损状态。但相较于沪深 300 指数基准收益为-21.63%，仍具有 19.12%的超额收益，说明在整个股票市场处于低迷的情况下，相较于市场整体收益情况，该策略能够实现较高的超额收益。从胜率来看，策略胜率为 0.478，共盈利 32 次，亏损 35 次，胜率水平较低，仅为 47.8%。

### 5.2. 交易详情

**Table 2.** Transaction details table (part)

**表 2.** 交易详情表(部分)

日期	标的	交易类型	成交数量	平仓盈亏
2022/1/26	雪人股份 (002639.XSHE)	卖	-1200 股	-5652
2022/4/22	空港股份 (600463.XSHG)	卖	-1800 股	-5058
2022/9/2	康强电子 (002119.XSHE)	卖	-1300 股	-4667
2022/3/14	九安医疗 (002432.XSHE)	卖	-300 股	3498
2022/7/7	京泉华 (002885.XSHE)	卖	-700 股	3906
2022/5/12	德赛电池 (000049.XSHE)	卖	-600 股	4278

表 2 展示了部分交易详情，包含了所有交易中亏损最大与盈利最大的三次卖出操作，最大亏损要大于最大盈利。该量化策略在 2022 年共交易 138 笔，其中买入 71 笔，卖出 67 笔，截止 2022 年 12 月 31 日，仍有 4 笔持仓未卖出。由于买入不计算盈亏，因此从卖出的盈利与亏损来看，67 笔卖出订单中，盈利的有 32 笔，亏损 35 笔，盈利率为 47.8%。盈利总额为 56,680 元，亏损总额为 52,245 元。从已经完成的 67 笔交易来看，实现净盈利 4435 元，除以本金 100,000 元，收益率为 4.44%。从这一角度来看，该策

略整体收益为负的原因是持仓股票未找到卖出时机，市价下跌所导致，而已完成出仓交易的股票，总的收益为正。

### 5.3. 个案分析

为分析引发亏损的具体原因，对亏损达到最大的一笔雪人股份，进行个案的分析，见图 1。



Figure 1. Snowman shares January K chart

图 1. 雪人股份 1 月份日 K 图

2022 年 1 月 14 日以 15.92 元买入雪人股份 1200 股, 2022 年 1 月 26 日以 11.21 元卖出雪人股份 1200 股, 共持仓 12 天。1 月 14 日的前 5 日 MA 为 16.758, 15.92 低于 5 日 MA 的 0.95 倍, 10~14 日的 K 线呈现“红色四兵”的形态, 因此买入信号成立。1 月 26 日的前 5 日 MA 为 12.248, 26 日股价并没有高于 5 日均价的 1.05 倍, 但 21、24、25 三日的 K 线呈现“三只乌鸦”的形态, 因此卖出信号形成。

从雪人股份后续的 K 线来看, 其一月份的股价一直呈现下跌趋势, 但在下跌前呈现“红色四兵”的上涨信号, 这应该是多方最后的“挣扎”。“三只乌鸦”形态出现在下跌的过程中, 它并不是意味着下跌的开始, 而是下跌的继续。总的来说这笔亏损的主要原因是买入信号存在问题, 而卖出信号则阻止了进一步的亏损, 并没有问题。

## 6. 优化与改进

### 6.1. 调整参数

均线回归策略所取参数为 0.95 与 1.05, 缩小股票可选范围, 调整参数为低于 5 日 MA 的 0.9 倍买入, 高于 5 日 MA 的 1.1 倍卖出。低于 5 日 MA 的 0.9 倍, 当前股价偏离均价越大, 则股价在未来回归均价的可能性也越大。同理, 高于 5 日 MA 的 1.1 倍, 股价在未来下跌的可能性也越大。调整这两个参数, 缩小了股票的可选范围, 也降低了交易的频次。

### 6.2. 回测结果

调整参数后, 同样对 2022 年 1 月 1 日到 2022 年 12 月 31 日这一整年的 A 股市场进行回测分析, 结果见表 3。

调整后的收益率为 2.04%, 该策略实现了正的收益。具有 30.21% 的超额收益, 相较于 -21.63% 的基准收益, 调整参数后的策略具有较好的盈利能力。但从盈亏次数来看, 仅仅盈利 2 次, 亏损 2 次, 说明在该条件下, 能选择的股票数量很少, 交易次数有限。表 4 给出了该策略在 2022 年内共进行的 8 笔交易。

**Table 3.** Income profile after adjusting parameters  
**表 3.** 调整参数后收益概况

策略收益	策略年化收益	超额收益	基准收益	$\alpha$	$\beta$	夏普比率	胜率	盈亏比	最大回撤	索提诺比率
2.04%	2.11%	30.21%	-21.63%	-0.012	0.025	-0.302	0.500	1.718	6.43%	-0.423
日均超额收益	超额收益最大回撤	超额收益夏普比率	日胜率	盈利次数	亏损次数	信息比率	策略波动率	基准波动率	最大回撤区间	
0.12%	13.76%	1.311	0.541	2	2	1.173	0.063	0.203	2022/08/23 2022/08/29	

**Table 4.** Trading details table after adjusting parameters  
**表 4.** 调整参数后交易详情表

日期	标的	交易类型	成交数量	平仓盈亏
2022/1/25	永太科技(002326.XSHE)	买	600 股	0
2022/2/7	永太科技(002326.XSHE)	卖	-600 股	312
2022/4/27	健民集团(600976.XSHG)	买	500 股	0
2022/5/9	健民集团(600976.XSHG)	卖	-500 股	4870
2022/7/7	海汽集团(603069.XSHG)	买	600 股	0
2022/7/27	海汽集团(603069.XSHG)	卖	-600 股	-468
2022/8/22	文一科技(600520.XSHG)	买	1400 股	0
2022/8/29	文一科技(600520.XSHG)	卖	-1400 股	-2548

## 7. 总结

本文构建了一种基于均线回归策略和 K 线形态捕捉策略相结合的选股模型, 通过对 2022 年 1 月 1 日至 2022 年 12 月 31 日中国 A 股市场的回测验证, 发现该模型总收益为-6.65%, 但相较于沪深 300 指数的收益率, 具有 19.12% 的超额收益。该选股模型在总体低迷的市场环境中, 实现了相对较高的收益。经过对策略参数进行一定程度的调整, 缩小选股范围后, 该策略实现了 2.04% 的收益以及 30.21% 的超额收益, 说明该量化投资策略具有一定的可用价值。

## 参考文献

- [1] Li, P. and Xu, J. (2022) A Study of Different Existing Methods for the Stock Selection in the Field of Quantitative Investment. *Wireless Communications and Mobile Computing*, **2023**, Article ID: 9839735. <https://doi.org/10.1155/2022/2695099>
- [2] 东方证券“资本市场高质量发展研究”课题组, 邵宇, 张鹏, 等. 量化投资与资本市场高质量发展[J]. 中国金融, 2023(20): 54-55.
- [3] Bachelier, L. (1900) Théorie de la spéculation. *Annales scientifiques de l'École normale supérieure*, **17**, 21-86. <https://doi.org/10.24033/asens.476>
- [4] Markowitz, H. (1952) portfolio Selection. *The Journal of Finance*, **7**, 77-91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>
- [5] Sharpe, W.F. (1964) Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk. *The Journal of Finance*, **19**, 425-442. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x>
- [6] Fama, E.F. (1963) Mandelbrot and the Stable Paretian Hypothesis. *The Journal of Business*, **36**, 420-429. <https://doi.org/10.1086/294633>

- [7] Ross, S.A. (1976) Options and Efficiency. *The Quarterly Journal of Economics*, **90**, 75-89. <https://doi.org/10.2307/1886087>
- [8] Piotroski, J.D. and Roulstone, D.T. (2004) The Influence of Analysts, Institutional Investors, and Insiders on the Incorporation of Market, Industry, and Firm-Specific Information into Stock Prices. *The Accounting Review*, **79**, 1119-1151. <https://doi.org/10.2308/accr.2004.79.4.1119>
- [9] Easley, D., López de Prado, M.M. and O'Hara, M. (2012) Flow Toxicity and Liquidity in a High-Frequency World. *Review of Financial Studies*, **25**, 1457-1493. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhs053>
- [10] 李斌, 林彦, 唐闻轩. ML-TEA: 一套基于机器学习和技术分析量化投资算法[J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(5): 1089-1100.
- [11] 黄卿, 谢合亮. 机器学习方法在股指期货预测中的应用研究——基于 BP 神经网络、SVM 和 XGBoost 的比较分析[J]. 数学的实践与认识, 2018, 48(8): 297-307.
- [12] 李斌, 邵新月, 李玥阳. 机器学习驱动的基本面量化投资研究[J]. 中国工业经济, 2019(8): 61-79.
- [13] 鲁万波, 黄光麟, Kris Boudt. 股市涨跌预测与量化投资策略: 基于时变矩成分分析[J]. 中国管理科学, 2020, 28(2): 1-12.
- [14] 姚宏亮, 贾虹宇, 杨静, 等. 基于分层动态贝叶斯网络的股市趋势扰动推理算法[J]. 模式识别与人工智能, 2022, 35(4): 363-373.
- [15] 林耀虎, 刘善存, 杨海军. 一种基于机器学习和蜡烛图的股市投资策略研究[J]. 计量经济学报, 2022, 2(1): 126-140.