



中國人民大學
RENMIN UNIVERSITY OF CHINA

硕士学位论文

THESIS OF MASTER DEGREE

基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资
论文题目: 研究

Research on Fundamental Quantitative Investment

(英文): Based on the Black-Litterman Model

作者: 祝林海

指导教师: 许伟

2024 年 3 月 27 日

中国人民大学

硕士学位论文

(中文题目) 基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资研究

(英文题目) Research on Fundamental Quantitative
Investment Based on the Black-Litterman Model

资格卡号: 01310266

作者姓名: 祝林海

所在学院: 信息学院

专业名称: 管理科学与技术

导师姓名: 许伟

论文主题词: 量化投资; 基本面量化; 资产
(3-5 个) 配置; Black-Litterman 模型

论文提交日期: 2024.03.27

独 创 性 声 明

本人郑重声明：所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得中国人民大学或其他教育机构的学位或证书所使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

论文作者（签名）：祝林海 日期：2024.03.27

关于论文使用授权的说明

本人完全了解中国人民大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

论文作者（签名）：祝林海 日期：2024.03.27

指导教师（签名）：许伟 日期：2024.03.27

摘要

在中国 A 股市场深化股票发行注册制改革的过程中，投资者需要面对如何挑选出优质股票进行投资，以实现财富的稳健增长。然而，经济周期的波动和外部环境的变迁为投资活动带来了更大的挑战 and 不确定性。因此，本文尝试构建一个具备迅速适应外部环境变化，又能满足投资者需求的投资策略。

本文回顾了金融理论的发展历程，探讨了基本面量化投资研究和 Black-Litterman 模型的相关文献。研究发现，结合公司的财务状况、行业前景以及投资者观点和信心等因素，可以构建基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略。实证分析表明，该策略在测试期间内能够稳定跑赢市场基准，实现年化收益率为 10.6%，超额收益率为 7%。然而，该策略也面临一些挑战，如因子选取范围、Black-Litterman 模型参数优化、交易成本和风险管理等问题。因此，在实际应用中，需要不断优化和改进投资策略以适应市场变化和风险控制的需求。

本文的创新点主要包括以下三个方面：首先，我们将 Black-Litterman 模型应用于 A 股市场的基本面量化投资策略中，提高了策略的灵活性和实用性；其次，综合考虑了公司的财务状况、行业前景、投资者观点和信心等因素，为投资者提供了更全面的投资决策依据；最后，通过实证分析验证了所构建策略的有效性和可行性，为投资者提供了科学可靠的投资策略。

本文的研究具有重要的理论和实践意义。具体来说，首先，本文研究了基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资，通过实证研究发现其有助于贯彻价值投资理念，避免情绪波动导致的非理性决策，实现超额收益或降低风险。其次，通过 Black-Litterman 模型的行业配置支持主观观点和投资者信心参数，有助于投资者及时调整投资组合配置，满足投资者差异化需求，避免策略趋同带来的策略拥挤。最后，我们将 Black-Litterman 模型与基本面量化投资融合，丰富了相关理论基础，具有实践指导意义。

关键词： 量化投资;基本面量化;Black-Litterman 模型;资产配置;

Abstract

As China's A-share market deepens the reform of the registration system for stock issuance, investors need to face how to select high-quality stocks for investment in order to achieve steady growth of wealth. However, fluctuations in the economic cycle and changes in the external environment have brought greater challenges and uncertainties to investment activities. Therefore, this article attempts to construct an investment strategy that can quickly adapt to changes in the external environment and meet the needs of investors.

This article reviews the development of financial theory and discusses related literature on fundamental quantitative investment research and the Black-Litterman model. The study found that a fundamental quantitative investment strategy based on the Black-Litterman model can be constructed by combining factors such as the company's financial status, industry prospects, and investor views and confidence. Empirical analysis shows that this strategy can stably outperform the market benchmark during the test period, achieving an annualized rate of return of 10.6% and an excess rate of return of 7%. However, this strategy also faces some challenges, such as factor selection range, Black-Litterman model parameter optimization, transaction costs and risk management. Therefore, in practical applications, investment strategies need to be continuously optimized and improved to adapt to market changes and risk control needs.

The innovations of this article mainly include the following three aspects: First, we apply the Black-Litterman model to the fundamental quantitative investment strategy of the A-share market, which improves the flexibility and practicality of the strategy; second, we comprehensively consider the company's financial conditions, industry prospects, investor views and confidence, etc., provide investors with a more comprehensive basis for investment decisions; finally, the effectiveness and feasibility of the constructed strategy are verified through empirical analysis, providing investors with scientific and reliable Investment Strategy.

The research in this article has important theoretical and practical significance.

Specifically, first of all, this article studies fundamental quantitative investment based on the Black-Litterman model, and finds through empirical research that it helps implement the concept of value investment, avoid irrational decisions caused by emotional fluctuations, and achieve excess returns or reduce risks. Secondly, the industry allocation of the Black-Litterman model supports subjective views and investor confidence parameters, which helps investors adjust portfolio allocation in a timely manner to meet investors' differentiated needs and avoid strategy congestion caused by strategic convergence. Finally, we integrated the Black-Litterman model with fundamental quantitative investment, which enriched the relevant theoretical foundation and has practical guiding significance.

Keywords: Quantitative investment; fundamental quantification;
Black-Litterman model; asset allocation;

目录

第 1 章. 引言	1
1.1. 研究背景	1
1.2. 选题意义	2
1.3. 论文特色与创新点	3
1.4. 研究方法	4
1.5. 论文结构	4
第 2 章. 理论与文献综述	7
2.1. 研究理论综述	7
2.1.1. 价值投资理论	7
2.1.2. 套利定价理论	8
2.1.3. 多因子模型	9
2.2. 研究文献综述	9
2.2.1. Black-Litterman 模型相关文献综述	11
2.2.2. 基本面量化投资文献综述	13
2.3. 文献总结	15
第 3 章. 模型构建	16
3.1. 基于 Black-Litterman 模型进行行业选择	17
3.2. 基于基本面的多因子选股模型构建	19
3.2.1. 选取候选因子	20
3.2.2. 选股因子有效性检验	23
3.2.3. 多因子组合分析	25
3.3. 模型的评价及改进	26
3.3.1. 评价标准	26
3.3.2. 模型改进	27
第 4 章. 实证实验	28
4.1. 参数设置	28

4.2. 模型运行	30
4.2.1. 基于基本面的多因子选股策略	31
4.2.2. 基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略	36
4.2.3. 基于最小化风险价值 VaR 的组合优化策略	38
4.3 实验结果分析	39
4.4 本章小结	41
第 5 章. 总结与展望	43
5.1. 研究总结	43
5.2. 研究展望	45
参考文献	46
致 谢	50

图表目录

图 1-1 论文技术路线图	6
图 3-1 基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资研究框架	17
图 3-2 基于基本面的多因子选股模型研究框架	20
图 4-1 基于因子等权方式构建投资组合	35
图 4-2 基于因子加权方式构建投资组合	36
图 4-3 基于因子加权反转方式构建投资组合	36
图 4-4 基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略走势图	38
图 4-5 基于最小化风险化价值 VAR 的组合优化策略收益走势图	39
表 1 2018—2021 年行业指数及沪深 300 指数年平均收益率	19
表 2 沪深 300 和中证 500 前 10 大权重申万一级行业对比(2023-05)	29
表 3 沪深 300 指数行情(2018 年 1 月 1 日至 2022 年 07 月 01 日)	29
表 4 因子及计算方式	32
表 5 因子 IC 检测结果(2018 年 1 月 1 日至 2020 年 1 月 1 日)	33
表 6 因子十分位分组年化收益(2018 年 1 月 1 日至 2020 年 1 月 1 日)	34
表 7 等权、IC 加权和 IC 反转回测结果	35
表 8 基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略各指标的数值	37
表 9 基于最小化风险化价值 VAR 的组合优化策略各指标的数值	39
表 10 各策略的回测结果汇总表	40

第 1 章. 引言

引言主要介绍了研究背景、选题意义、论文特色与创新点、研究方法和论文结构等内容。

1.1. 研究背景

在信息技术和人工智能技术的快速发展下，计算机技术在金融领域的应用日益广泛。随着优矿平台、BigQuant 和 WorldQuant 等第三方平台的发展，投资者可以便捷地使用投研工具进行全流程的策略开发，包括数据获取、策略研究、策略回测以及模拟交易等。同时，ChatGPT 等人工智能工具的发展使得交易策略的辅助研发和验证变得更加容易。

自 2023 年 2 月 1 日起，中国 A 股市场全面实施股票发行注册制改革，取消了原有的审核制度，改为信息披露制度，并实施常态化退市机制。这一改革有助于优化市场结构，提高市场效率和公平性。然而，在一段时间内，新上市的公司数量仍然远超过退市公司。

对于普通投资者来说，如何在众多股票中选择合适的股票进行投资，实现财富保值增值成为投资者关注的焦点。传统基本面分析需要投资者对投资标的理解深度有较高要求，同时，需要投资者承担仓位集中的风险才能获得较高的收益。而量化投资利用计算机根据历史数据进行挖掘以制定策略，策略驱动避免了投资者的情绪波动从而做出非理性决策，以达到超额收益或降低风险的目的。

因子投资作为一种量化投资实施方式，近年来被广泛接受。其中，基本面因子是反映上市公司基本面质量的一类投资因子，如账面市值比(BM)、投资回报率(ROE)等。基本面量化投资通过分析基本面数据，寻找公司价值驱动因素，

并在投资组合层面构建获取超额收益的因子，降低了传统价值投资在个股特质性风险上的暴露。

同时，有研究表明，资产配置在很大程度上决定了投资的收益。在大类资产配置领域中，Black-Litterman 模型是一种基于贝叶斯框架的资产最优配置模型，主要用于大类资产配置，也可应用于多因子选股中因子最优权重的分配。由于经济存在周期性，通过优化行业配置，可以帮助投资者对冲行业周期和宏观经济风险。同时，投资者的投资目标、风险偏好、客观条件存在差异，引入 Black-Litterman 模型还可以增加投资者的主观偏好，使投资组合策略构建更加灵活。

本文采用多因子选股模型进行基本面量化选股，并运用 Black-Litterman 模型结合投资者对行业的主观观点进行行业配置。通过 Black-Litterman 模型与基本面量化模型的结合，构建基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略，通过新的策略在 A 股市场实践基本面量化投资实证研究。

1.2. 选题意义

随着中国经济的快速发展和居民财富的持续积累，如何实现资产的保值和增值成为投资者关注的重点。由于股票具有良好的流动性，越来越多的投资者选择通过股票进行投资。

对于大部分投资者来说，一方面，由于投资者缺乏专业的基本面分析能力，即使分析准确，短期内市场走势也可能与之相反。而基本面量化投资作为一种间接投资方法，投资者可以通过投资价值因子、质量因子等体现价值投资基本特征的因子，构建投资基本面多因子组合策略，同时合理控制仓位并确保选出的股票具有足够的分散性。通过概率优势和大数定律，投资者有望获得长期风险溢价。

另一方面，经济周期和外部环境的变化可能导致国家对不同行业存在激励或限制性政策。由于国家政策和国际事件的不可预测性，传统模型很难加入这部分考量。而 Black-Litterman 模型可以允许投资者引入主观观点，在不改变市

场组合的前提下,实现对投资标的超配或低配,使投资组合策略构建更加灵活。

本文对基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资进行研究,具有以下理论价值和现实意义:

- (1) 通过对基本面量化投资进行实证研究,有助于帮助投资者在实践中贯彻价值投资理念。同时,通过构建基本面量化投资框架,采用策略驱动避免了投资者的情绪波动从而做出非理性决策,进而达到获取超额收益或降低风险的目的。
- (2) 通过 Black-Litterman 模型进行行业配置,由于该模型支持引入主观观点、投资者信心等参数,投资者可以充分利用获取到的信息及时调整主观观点,进而改变投资组合配置。这种包含主观判断的策略能够满足投资者的差异化需求,有助于避免策略趋同所带来的策略拥挤。
- (3) 通过构建基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略,实现了资产配置与基本面量化投资进行了融合。这种融合丰富了基本面量化投资和资产配置的理论基础,并且具有实践指导意义。

1.3. 论文特色与创新点

本文的主要特色和创新之处在于,通过系统梳理基本面量化研究和 Black-Litterman 模型相关文献和理论,创新性地将 Black-Litterman 模型与基本面量化投资策略相结合。在策略构建过程中,综合考虑了公司财务状况、行业发展趋势、投资者情绪及市场预期等多维度因素,形成了一套基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资框架。此外,本文还运用 A 股市场的实际数据,对模型进行了实证检验,从而确保了策略的有效性和可靠性。总体而言,本文的研究成果对于指导实际投资操作具有一定的实践价值和指导意义。

1.4. 研究方法

本文主要采用了文献研究法和实证研究法两种方法。文献研究法是一种利用已有文献资料进行研究的方法，其产生可以追溯到 19 世纪末 20 世纪初。随着科学技术的发展和信息技术的普及，文献研究法在人文社会科学、医学、教育、管理、金融等领域得到了广泛应用。实证研究法是一种利用统计学和计量经济学等方法，通过收集和分析市场数据，来验证某种假设或理论是否成立的研究方法。实证研究法可以追溯到 20 世纪 20 年代，当时经济学家们开始使用统计学方法来研究市场现象和经济行为。

通过文献研究，我们回顾了当前主流投资方法的理论基础，包括价值投资、现代资产配置理论、行为金融理论等。同时，我们通过对已有文献资料的综合分析和评价，了解不同资产定价模型的理论基础、假设条件、实证结果等，并选择适合自己的模型。另外，通过回归分析、协整分析、时间序列分析等方法，来研究市场因素和公司基本面因素对股票收益率的影响，或者研究不同投资策略的表现和风险水平。这些方法使我们能够更好地理解市场机制、投资策略和风险管理等方面的理论和实践，从而更好地进行投资决策。

在实证研究方面，通过收集和分析市场数据，来验证某种假设或理论是否成立。例如，我们收集股票数据，并采用回归分析等方法来研究股票收益率的影响因素。通过这些实证研究，我们可以更好地理解市场机制和投资策略，从而更好地进行投资决策。

1.5. 论文结构

本文共分为 5 章，具体框架结构如下。

- (1) 引言。本章主要包含选题背景和研究意义、主要阐述论文的主要内容、阐述论文的特色与创新点、论文用到的研究方法、给出论文的主要结构，及论文后续章节的逻辑关系。
- (2) 文献综述。本章主要综述论文研究问题的主要解决方案，相关研究的发展及

应用情况，提出已有研究的不足和本文的贡献。

- (3) 模型构建。本章提出论文的总体框架；详细说明论文采用什么结构数据，数据如何集成起来为特征工程做支撑；针对研究问题给出的特征工程思路，详细说明所采用的模型；说明模型如何应用，如何进行模型灵敏度分析及控制；以及对模型构建过程进行总结。
- (4) 实证分析。本章主要阐述所用的数据集详情及模型的评价标准，给出详细实验结果，包含参数配置、实验结果和实验结果分析，将本文提出的方法与其他常用方法进行比较，证明提出方法的有效性，对实证分析进行总结。
- (5) 结论与展望。本章给出研究总结，包括方法的优势、实证结论等，并给出研究的不足，以及未来可以研究的一些问题。

本文的论文技术路线如图 1-1 所示：

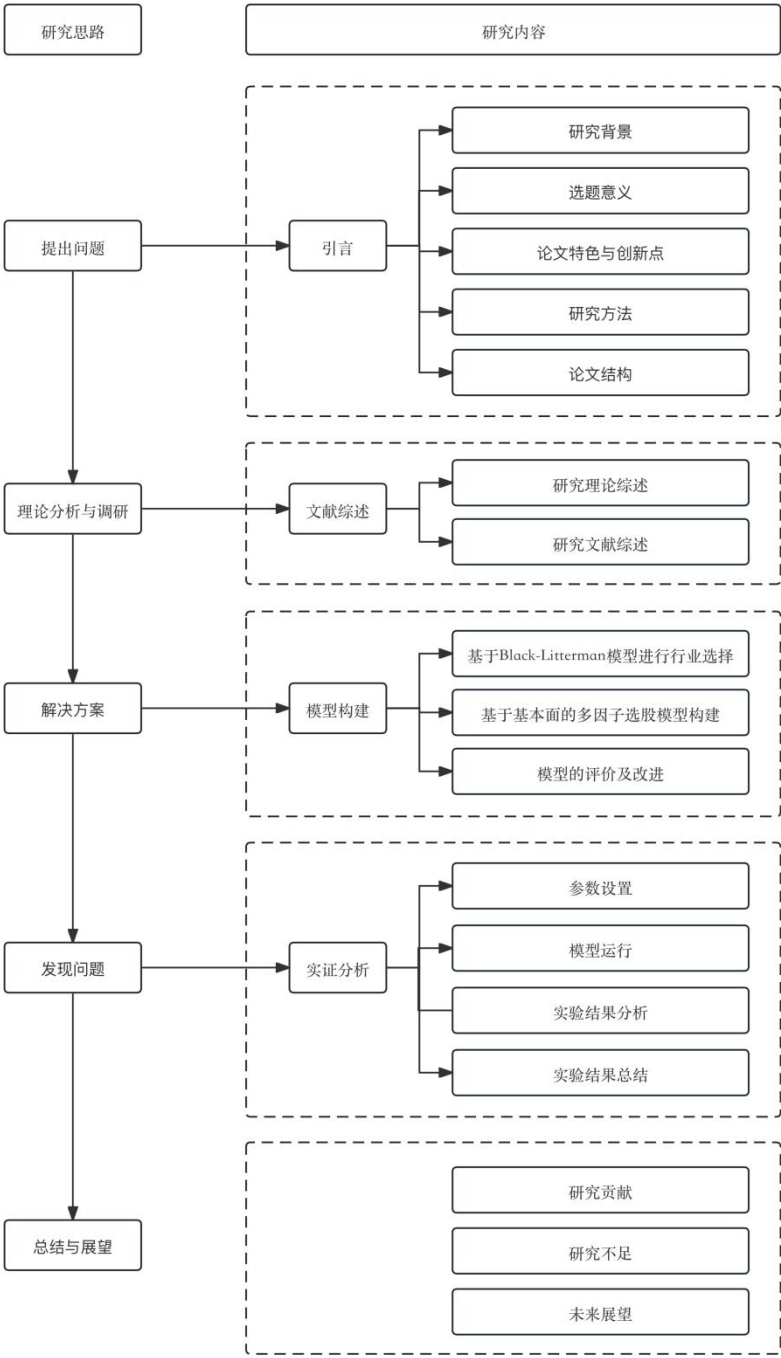


图 1-1 论文技术路线图

第 2 章. 理论与文献综述

本章主要进行了研究理论综述和研究文献综述。其中，研究理论综述主要介绍了价值投资理论、套利定价理论、基本面量化投资理论以及 Black-Litterman 模型。研究文献综述部分，分别针对基本面量化投资和 Black-Litterman 模型相关文献进行研究。

2.1. 研究理论综述

2.1.1. 价值投资理论

价值投资是一种利用公开信息进行分析和预测的投资方式，通过寻找被低估的优质企业股票，并通过长期持有或在股价反映企业内在价值情况出售，来获得超额收益。价值投资理论由本杰明·格雷厄姆和戴维·多德在 1934 年首次提出，之后由沃伦·巴菲特、彼得·林奇等投资家进一步发展。价值投资理论认为市场并非完全有效，通过积极的投资管理可以获得超过市场的回报。

价值投资者会分析公司的基本面，包括财务报表、市场地位和管理层能力等，以确定一家公司的内在价值。常用的企业估值方法包括相对估值和绝对估值法，如 P/E 估值法、P/B 估值法、P/S 估值法、PEG 估值法、DDM 估值法和 DCF 估值法。DCF 估值模型是一种广泛应用于企业价值评估的方法，它通过分析企业过去的现金流与风险之间的关系，预测未来现金流，并将其折现到当前日期来计算企业的内在价值。DCF 估值模型适用于具有持续盈利能力且预计未来也能持续盈利的企业。只有当目标企业具备持续盈利能力时，市场才会认可该模型的应用价值。

在仓位方面，价值投资可以集中，也可以分散。价值投资注重企业分析来

对企业定价，通过深度挖掘企业的相关信息，对选出的股票具有较强的信心，从而能够对持有的股票给予很高的仓位。然而，价值投资也存在一些问题，比如如何合理衡量资产价格的问题、市场波动过大导致非理性行为以及风险可控性差等问题。

2.1.2. 套利定价理论

套利定价理论(Arbitrage Pricing Theory, 简称 APT)是由斯蒂芬·罗斯(Stephen Ross)于 1976 年提出的一种资产定价模型。与资本资产定价模型(Capital Asset Pricing Model, 简称 CAPM)类似, APT 也是用来解释资产的预期收益率的模型。

与 CAPM 不同的是, APT 认为资产的预期收益率不仅仅取决于市场风险因素, 还受到其他多种因素的影响。这些因素可以包括经济因素、行业因素、公司基本面因素等。APT 的核心思想是, 投资者会寻求消除不同资产之间的套利机会, 从而使得不同资产的预期收益率在经过调整后能够保持一定的均衡关系。

APT 的主要假设条件包括:

- (1) 资产的回报率可以用一个因子模型来描述;
- (2) 市场上有大量的资产, 因此可以消除特质风险;
- (3) 资产价格依据无套利原理来定价。

APT 的模型公式为:

$$E(R) = \lambda_0 + \beta_{i1}\lambda_1 + \beta_{i2}\lambda_2 + \dots + \beta_{ik}\lambda_k \dots\dots\dots 2-1$$

其中, λ_k 为投资者承担一个单位 k 因素风险的补偿额, 风险的大小由 β_{ik} 表示。

APT 可以是纯统计模型, 也可以是结构化的模型。统计模型中的因子通常不具备经济学意义, 且几乎无法预测。然而在结构化模型中, 因子与股票的特征密切相关, 因此可以被预测。对具有相似特征的股票群体进行预测也被称为因子预测。

APT 提供了一种理论框架, 帮助我们理解影响股票价格的因素, 以及这些因素如何影响股票的收益。这些理论可以指导我们如何选择和构建多因子模型, 以便更好地预测股票的未来表现。

2.1.3. 多因子模型

多因子模型作为实证资产定价的重要方法，其理论基础源自套利定价理论 (APT)。该模型通过分析多个影响股票价格的因素，如规模、价值、动量、质量等来预测股票的未來表现。在投资实务中，多因子模型被广泛应用，有助于投资者构建和优化投资组合。Barra 模型作为目前常用的多因子模型之一，具有广泛的应用。

多因子模型的构建方法主要包括回归法和打分法。回归法通过建立回归模型，将股票的收益与多个因子进行拟合，从而得到每个因子的系数，用以解释每个因子对股票收益的影响。打分法则是选取能够预测股票收益的因子，根据股票在因子上的相对位置给出得分，并按权重将各因子得分相加，得到股票最终得分。

这两种方法各有优缺点，回归法能够提供更精确的因子权重，但需要大量的数据和复杂的模型。相较之下，打分法简单易行，但可能无法提供因子权重的精确值。

2.2. 研究文献综述

本文研究文献聚焦于投资者行为分析、资产配置策略、价值投资策略、风险管理机制以及 Black-Litterman 模型和基本面量化投资等领域的研究。其中，针对 Black-Litterman 模型以及基本面量化投资两方面的文献将分别进行详尽深入的探讨。

在资产配置方面，资产配置具有非常重要的作用。在 1991 年，根据 Brinson 等人的研究显示，投资收益的主要来源是资产配置、择时和选股。长期来看，资产配置解释了组合收益波动的 90% 以上，而仅有不到 10% 的组合收益波动由择时和证券选择来解释 (Brinson G P, Singer B D, Beebower G L., 1991)。在 2017 年，张学勇和张琳根据大类资产的分类，将大类资产配置分为恒定混合策略、量化大类资产配置策略、融入经济周期和主观判断的配置策略三类，而 Black-Litterman 模型属于融入经济周期和主观判断的配置模型之一 (张学勇, 张

琳, 2017)。

在投资者行为方面, 投资者可以进行商品、期权、外汇以及另类投资等投资方式进行投资, 不同的投资品种对应的预期收益和风险都不一样。其中, 股票作为资产中的核心构成部分, 以其独特的流动性优点获得了广泛关注。在 1985 年, Shefrin 和 Statman 在通过对投资者行为的研究发现, 投资者存在过早出售盈利股和持有亏损股过久的一般倾向, 还包括心理账户、后悔厌恶、自我控制和税收考虑等行为模式(Shefrin H, Statman M., 1985)。在 2003 年, 刘志立针对中国股市个人投资者行为的主客观因素进行探讨, 发现个人投资者存在代表性偏差、易获得性偏差、锚定和调整偏差(刘志立, 2003)。在 2005 年, Feng 和 Seasholes 通过对投资者的处置效应进行了深入研究, 研究发现投资者的复杂性和交易经验共同消除了处置效应, 但复杂性和交易经验也会降低实现收益倾向(Feng L, Seasholes M S., 2005)。在 2015 年, 彭晓洁等人通过调研发现, 机构投资者侧重公司基本面, 个人投资者关注盈利能力及国家政策(彭晓洁, 王丹丹, 王安华, 2015)。

在价值投资方面, 研究人员通过构建 F-Score 模型、DCF 模型、利用会计信息等方式实践价值投资。在 2000 年, Piotroski 基于会计基础分析的构建了 F-Score 模型, 通过指标打分的方式选择财务质量良好的公司, 改变回报的分布(Piotroski J D., 2000)。在 2011 年, 柯原基于价值投资理论的最优证券投资组合构建方法(柯原, 2011)。在 2014 年, Lee 利用会计信息进行基本面分析实践价值投资, 通过会计信息评估未来收益和收益风险(Lee C M C., 2014)。在 2018 年, 胡熠和顾明在 A 股市场实践价值投资策略, 并证明价值投资策略的有效性(胡熠, 顾明, 2018)。在 2022 年, 李羊骥采用 F-Score 模型定价结合均线指标优化, 实现了降低风险和提高收益(李羊骥, 2022)。在 2023 年, 杨维亚等人采用 DCF 模型进行实证研究, 通过进行未来现金流折现, 计算企业内在价值(杨维亚, 刘佳钿, 袁静, 2023)。

在风险管理方面, 投资者主要通过 VaR 和标准差等方法来衡量风险。其中, VaR 是一种用于衡量投资组合在一定时间段内可能的最大损失的统计量。在 2013 年, 王明胜通过 Monte Carlo 方法对 GED-VaR 进行更加深入的挖掘, 从而实现了 VaR 金融风险测度技术可操作化应用研究(王明胜, 2013)。在 2022 年, 杨朝军等人首次提出以可承受最大标准差作为风险约束的

时变性问题(杨朝军,周仕盈,丁专鑫,马征程, 2022)。

2.2.1. Black-Litterman 模型相关文献综述

Black-Litterman 模型是一种整合现代投资组合理论、资本资产定价模型和贝叶斯理论的资产配置方法。它以马科维茨均值 – 方差模型为基础, 融合了资本资产定价模型和投资者主观观点, 通过 Bayes 方法得到后验收益率, 并将其放入马科维茨模型中, 求解出最优资产配置权重。

与均值方差模型相比, Black-Litterman 模型考虑了投资者主观意见, 解决了参数估计的不确定性, 并生成相对稳定和具有经济意义的权重配置结果。

在 1952 年, Markowitz (1952) 提出了均值 – 方差模型(简称“MVO 模型”)。MVO 模型首次将数理统计的方法应用到投资组合选择的研究中, 开启了现代投资组合理论。MVO 模型把风险定义为收益率的波动率, 这种方法使收益与风险的多目标优化达到最佳的平衡效果。实践过程中发现, 标准均值 – 方差模型进行资产配置时, 存在期望的微小变化会导致最优投资组合的剧烈变化问题。

在 1992 年, 为了解决 MVO 模型的问题, Black 和 Litterman (1992)结合资本资产定价理论(CAPM)、Sharp 逆最优化理论以及贝叶斯理论构建了 Black-Litterman 模型(Black F, Litterman R., 1992)。Black-Litterman 模型是一种基于收益与风险, 同时纳入投资者观点的资产配置策略, 广泛应用于股票、债券、货币、期货等大类资产中, 以及用于行业或者资产间的权重配置。

Black-Litterman 模型公式如下所示:

$$E(R)=[(\tau \Sigma)^{-1}+P^T \Omega^{-1}P]^{-1}[(\tau \Sigma)^{-1} \pi+P^T \Omega^{-1}Q] \dots\dots\dots 2-2$$

- $E(R)$ 是预期收益的 $N \times 1$ 向量, 其中 N 是资产数量。
- Q 是 $K \times 1$ 视图向量。
- P 是 $K \times N$ 选取矩阵, 它将视图映射到资产范围。
- Ω 是 $K \times K$ 视图的不确定性矩阵。
- π 是先验预期收益的 $N \times 1$ 向量。
- Σ 是资产回报的 $N \times N$ 协方差矩阵。

τ 是标量调整常数。通常取值比较小, 在 0.025 ~ 0.05 之间。默认参数 0.05。

在 Black-Litterman 模型的应用方法方面, 主要包括模型细节讲解、通过实证研究以及直观性理解的几种方式。具体来说, 在 2000 年, Satchell 和 Scowcroft 呈现了 Black-Litterman 模型构建过程的细节, 并且解释了它们的结构(Satchell S, Scowcroft A., 2000)。在 2002 年, He 和 Litterman 提出了一种理解 Black-Litterman 模型直观性的方法。具体方法是, 首先投资于规模市场的投资组合, 然后再增加投资组合的观点, 最后通过 Black-Litterman 模型给出了投资组合的最优权重(He G, Litterman R., 2002)。

通过对 Black-Litterman 模型的研究, 衍生出很多的策略, 包括融入主观观点、行业之间轮动配置、大类资产配置以及相关的改进策略。在 2009 年, Da 等人通过引入主观观点, 结合 Black-Litterman 模型进行积极管理(Da Silva A S, Lee W, Pornrojngkool B., 2009)。在 2011 年, 温琪等人基于 Black-Litterman 模型构建了行业间的轮动策略(温琪,陈敏,梁斌, 2011)。在 2014 年, 符永健等人结合 GJR-GARCH-M 模型和 Black-Litterman 模型构建期货投资策略(符永健,程希骏,刘峰, 2014)。在 2015 年, 方正等人在 Black-Litterman 模型中, 采用多指标排序的方法来生成投资观点(方正,程希骏,葛颖, 2015)。在 2020 年, Kolm 和 Ritter 通过 Black-Litterman-Bayes 框架构建基于因子投资的最优组合(Kolm P N, Ritter G., 2020)。在 2021 年, 李仲飞和周骐将 Black-Litterman 模型与 Network 行业结合进行配置(李仲飞,周骐, 2021)。在 2022 年, 孟勇等人基于 Black-Litterman 模型采用社交网络情绪文本挖掘算法度量投资者情绪进行行业配置(孟勇,任梦,赵心, 2022)。

而 Black-Litterman 模型的改进方法也有多种。在 2012 年, 孟勇利用贝叶斯移动平均模型 BMA 作为主观收益方法进行模型改进(孟勇, 2012)。在 2018 年 7 月, 谭华清等人提出以风险平价为配置基准, 以贝叶斯 VAR 回报预测为主观观点的 Black-Litterman 模型(谭华清,赵学军,黄一黎, 2018.07)。在 2018 年 9 月, 谭华清等人基于动量思想应用 Black-Litterman 配置模型进行大宗商品的战术资产配置(谭华清,赵学军,黄一黎, 2018.10)。在 2019 年, 周亮和李红权基于修正后的 Black-Litterman 模型结合投资时钟原理进行战术资产配置(周亮,李红权, 2019)。在 2021 年, 周亮基于货币周期及风险平价策略进行 Black-Litterman 模型改进(周亮, 2021)。

Black-Litterman 模型依赖于高质量的主观观点,通常采用分析师的观点或者基于分析师观点后的投资者个人观点。在 2016 年,周冬华和赵玉洁的研究指出分析师因为利益关联和启发式认知偏差共同作用,导致其盈余预测报告的正向偏差(周冬华,赵玉洁,2016)。在 2017 年,张然等人指出分析师发布的盈余预测修正和投资评级修正最具信息含量。其中,分析师修正信息的投资价值来源于其基本面分析的能力(张然,汪荣飞,王胜华,2017)。在 2022 年,马黎珺等人研究指出了分析师对公司负面信息的处置策略,并且存在利益冲突导致分析师隐藏公司负面信息的现象(马黎珺,吴雅倩,伊志宏,刘嫣然,2022)。所以,分析师观点的准确性需要投资者进行甄别和合理利用。

2.2.2. 基本面量化投资文献综述

在 1976 年, Ross 基于因素模型提出了套利定价理论(APT),作为 CAPM 模型的扩展。APT 假设资产收益率可以通过一组因素来解释,这些因素可以是市场因素、经济因素、行业因素等(Ross S., 1976)。在 1993 年, Fama 和 French 在 CAPM 模型基础上,提出了由总体市场因素、公司规模和账面市值比构成的三因子模型(Fama E F, French K R., 1993)。在 1997 年, Carhart 在 Fama 和 French 的三因子模型基础上,加入截面动量因子,并提出了 Carhart 四因子模型(Carhart M M., 1997)。在 2013 年, Novy-Marx 构建了由盈利因子、市场、价值以及动量因子组合而成的四因子模型,指出盈利能力和未来预期收益密切相关(Novy-Marx R., 2013)。

随着因子投资的发展,投资者发现单纯依赖因子暴露无法满足追求超额收益的需求,因此积极寻找新的投资方法,将公司基本面因子纳入考虑范围,形成了基本面量化投资的新趋势。

在 2015 年, Hou 等人从实体投资经济学理论出发,提出了包含市场、规模、投资和盈利的四因子模型。由于源于实体投资经济学理论,又被称为 q-理论,因此该模型也被学术界称为 q 因子模型(Hou K, Xue C, Zhang L., 2015)。同年, Fama 和 French 在原有市场因子、规模因子以及账面市值比三个因素基础上,加入盈利能力和投资模式两个因子,构建五因子模型,旨在更好地解释股票横截面收益率差异(Fama E F, French K R., 2015)。在 2018 年, Fama 和 French 在

五因子基础上添加动量因子, Fama 和 French 构建了六因子模型(Fama E F, French K R., 2018)。在 2021 年, Hou 等人在 q 因子模型中增加了预期增长因子, 讨论了预期投资增长高的公司应该比预期投资增长低的公司获得更高的预期回报(Hou K, Mo H, Xue C, et al., 2021)。

在 A 股市场, 研究人员也进行了多因子策略研究。在 2013 年, 刘辉和黄建山通过实证研究, 发现 Fama-French 三因子模型相比 CAPM 模型能更佳地解释中国 A 股市场的股票收益率(刘辉, 黄建山., 2013)。在 2016 年, 高波和任若恩应用主成分回归模型, 结合市场因素、规模因素、市净率因素及行业动量构成的四因素模型, 设计出了新的行业轮动策略(高波, 任若恩., 2016)。同年, 赵胜民等人研究发现, 在 A 股市场 Fama-French 五因子模型没有比 Fama-French 三因子模型表现更好(赵胜民, 闫红蕾, 张凯, 2016)。在 2018 年, 干伟明和张涤新将价值投资与多因子定价模型结合进行实证研究, 研究发现以盈利和成长为基础的价值投资依然有效(干伟明, 张涤新, 2018)。在 2019 年, 李斌等人通过机器学习方法构建了基本面量化投资模型(李斌, 邵新月, 李玥阳, 2019)。

随着因子投资进一步发展, 研究人员发现因子超额收益在逐渐消失。针对这一现象, 在 2019 年, Arnott、Harvey 和 Kalesnik 研究发现, 投资者在实践因子投资时实际效果不理想, 主要包含两方面原因: 一方面是忽视了合理的因子选择、存在数据挖掘的问题以及投资交易成本等因素。另一方面是过度拟合、错误的风险管理观念以及对因子投资理解的偏差也可能影响因子投资的效果 (Arnott R D, Harvey C R, Kalesnik V, et al., 2019)。在 2020 年, 随着越来越多的因子被发掘, Hou 等人指出当前因子投资出现了“因子动物园”现象(Hou K, Xue C, Zhang L., 2020)。

此外, 侯晓辉、王博和喻崇武对基本面量化投资的理论基础与研究展望进行了归纳和总结, 极大地方便了后续进行基本面量化的相关研究(侯晓辉, 王博., 2021; 喻崇武., 2022)。

2.3. 文献总结

本文系统性回顾了投资者行为分析、资产配置策略、价值投资策略、风险管理机制以及 Black-Litterman 模型和基本面量化投资等领域的研究,重点关注了量化投资的理论基础以及基本面量化投资的发展历程与当前发展状态。随着金融学理论的持续发展和已有研究的不断积累,为我们提供了众多策略和见解。

在构建投资策略时,我们可以兼顾机构投资者的关注的公司基本面和个人投资者关注的盈利能力及国家政策。在构建投资组合的时候,我们可以通过估值因子、质量因子和规模因子来跟踪公司基本面。通过市场信号因子,利用分析师评级修正信息跟踪企业的盈利能力变化。而针对国家政策的变化,投资者可以通过 Black-Litterman 模型及时进行行业权重调整。在保持投资策略的严谨性的同时,模型充分考虑了市场的复杂性和多变性。因此,这种结合 Black-Litterman 模型与基本面多因子模型的策略,为投资者提供了一种有效的方法,能够获取超额收益并适应市场的变化。

研究发现,基于多因子模型进行基本面量化投资实证的可行性,以及基于 Black-Litterman 模型进行行业权重配置,同时两者能够很好的结合。通过实证研究,我们可以进行策略开发和进一步验证投资策略效果。这些方法使我们的研究更具有说服力,能够更好地解释投资策略的效果。

第 3 章. 模型构建

本文采用“自上而下”的研究方法，结合 Black-Litterman 模型，通过融入主观观点来优选行业，再通过选股模型进行个股选择。这种方法能够及时捕捉市场观点，考虑到 A 股市场中部分行业受到政策限制和外部因素影响，通过及时更新观点降低政策调整或者外部因素对策略的影响，从而提高模型的预测准确性。

在多因子模型与 Black-Litterman 模型的结合过程中，我们首先基于基本面分析，运用多因子选股模型，构建了基于基本面的多因子选股策略。然后，在基于基本面的多因子选股策略的基础之上，通过 Black-Litterman 模型加入主观观点，进而行业权重调整。最后，根据调整后的行业权重按照多因子选股模型筛选出目标持仓，构建投资组合。

为了进一步优化模型，我们在 0.95 的置信度下，采用 SLSQP 算法(序列最小二乘规划法)构建了最优的最小化风险价值(VaR)的投资组合权重。这种方法可以帮助我们选择出具有相对高收益和较低风险的投资组合，使我们能够在风险和收益之间平衡，体现了我们追求投资回报时的稳健与理性。

基于 Black-Litterman 模型的基本面量化选股策略构建流程可以分为三个主要步骤：首先是基于 Black-Litterman 模型进行行业选择，其次是构建基于基本面的多因子选股模型，最后对模型进行评价和改进。整个策略的研究框架如图 3-1 所示。

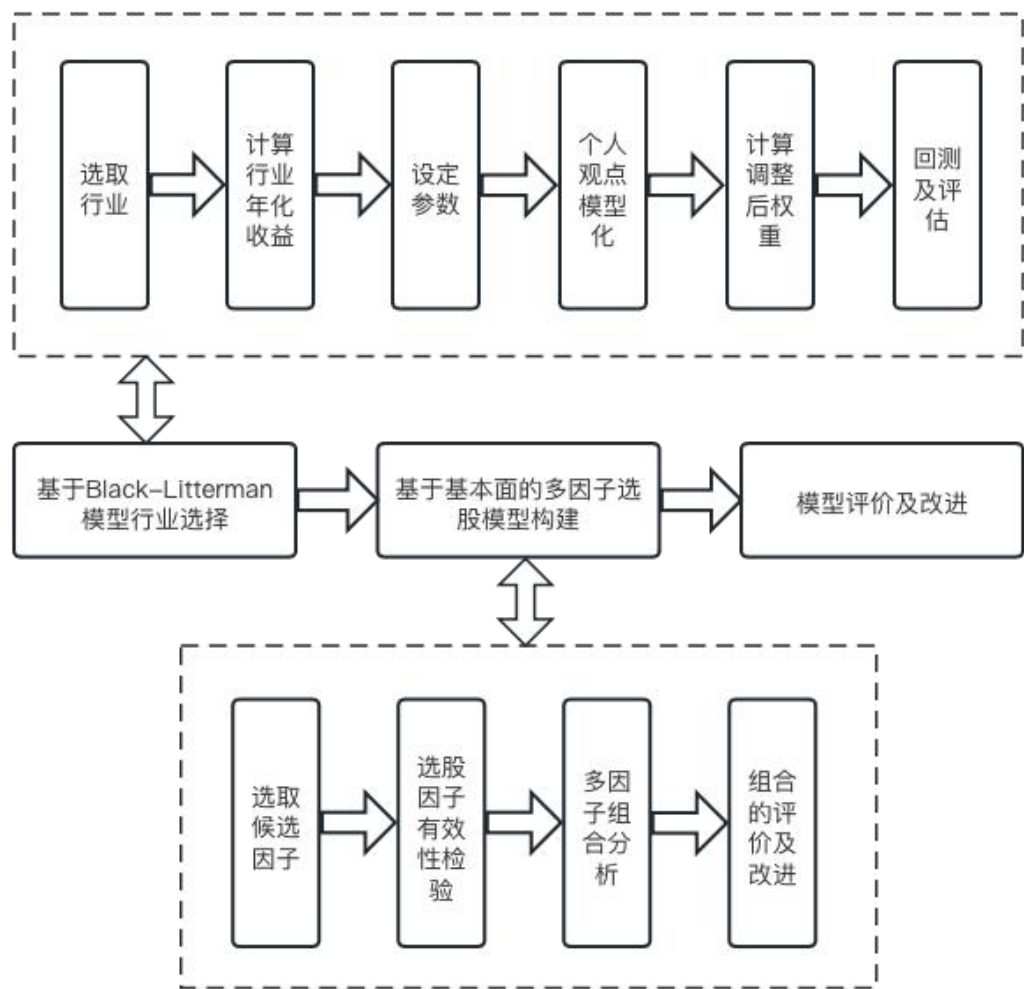


图 3-1 基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资研究框架

3.1. 基于 Black-Litterman 模型进行行业选择

我们遵循“自上而下”的投资理念，先从行业层面进行筛选，再从筛选出的行业中选择个股，从而构建了基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资组合。利用 Black-Litterman 模型对行业收益率进行分析，同时考虑到投资者的主观观点、观点权重、风险厌恶系数等，对行业组合的权重进行了调整。

通过深入分析市场趋势和合理利用行业轮动，以及动态调整投资组合的结构，投资者可以制定出更加科学合理的投资策略，帮助投资者在不断变化的市场环境中保持稳健的投资表现。

具体操作上，我们设定沪深 300 指数的行业配置作为基准，然后结合市场观点和主观判断，通过 Black-Litterman 模型生成新的行业权重。接下来，在基于基本面的多因子选股模型的基础上，我们采取串行方式，根据新的行业权重选择股票，构建投资组合，从而实现 Black-Litterman 模型与多因子选股模型的有机结合。

具体构建步骤如下：

- (1) 行业选择：根据沪深 300 指数的行业分布情况，我们筛选出权重最高的前 10 个行业，包括食品饮料、电力设备、医药生物、电子、计算机、有色金属、交通运输以及家用电器、金融行业、非银金融。
- (2) 数据准备：获取沪深 300 指数、行业指数收益率数据、全部股票收盘价数据等数据。
- (3) 参数设定及计算：计算或者设定模型所需要的其他参数，涉及初始均衡收益、协方差矩阵、风险厌恶系数 δ 、观点权重 τ 。其中，默认设定风险厌恶系数为 2，观点权重 τ 为 0.05。
- (4) 设立观点：投资者通过行业评估，形成行业间相对或绝对的看法。具体来说，相对观点可以包括 A 行业优于 B 行业，并预计获得超过 10% 的超额收益；绝对观点则可以是 B 行业预期收益率达到 15%。
- (5) 计算行业权重：通过观点生成相关的概率分布矩阵先验概率分布 P 、市场均衡概率分布 Q 、后验概率分布 Ω ，作为主观观点输入 Black-Litterman 模型，生成带有主观观点的行业组合权重。
- (6) 组合构建：基于基本面的多因子选股模型给股票打分，按照行业权重筛选出目标持仓，进行股票投资组合构建。
- (7) 回测及表现评估：通过计算投资组合最终收益率、夏普比率等指标，进行优化效果评估。

关于观点的生成，可以参考以下示例：假设当前日期为 2020 年第一个交易日，通过分析 2018 和 2019 年行业指数平均收益率，形成主观观点(见表 1 所示)。

研究发现，食品饮料行业在同期表现出色，不仅跑赢沪深 300 指数最多，而且总体稳定跑赢指数。电子行业则从跑输指数转变为跑赢指数，近期趋势较强。然而，有色金属行业表现不佳。根据分析结果，我们可以得出初步的主观观点，然后根据该观点计算出 P、Q、 Ω 参数。例如，2020 年给出观点如下：

- (1) 食品饮料行业的年化收益 19.50%，处于盘整状态，预期收益下调至 15%；
- (2) 医药生物行业的年化收益 2.6%，上调至 10%；
- (3) 电子行业的年化收益 4.83%，上调至 15%。

表 1 2018—2021 年行业指数及沪深 300 指数年平均收益率

行业代码	行业名称	2018	2019	2020	2021
801050	有色金属	-51.0%	25.6%	36.2%	42.1%
801080	电子	-52.1%	61.5%	38.5%	18.3%
801110	家用电器	-34.6%	49.5%	31.8%	-19.4%
801120	食品饮料	-20.6%	59.4%	67.4%	-0.9%
801150	医药生物	-29.7%	34.7%	46.1%	-2.8%
801170	交通运输	-34.8%	18.4%	2.5%	3.8%
801730	电力设备	-41.5%	25.4%	73.9%	46.3%
801750	计算机	-23.1%	45.7%	15.6%	3.7%
801780	银行	-14.2%	22.8%	-1.0%	-2.8%
801790	非银金融	-26.5%	42.5%	10.8%	-17.5%
hs300	沪深 300	-27.7%	33.5%	27.4%	-3.8%

3.2. 基于基本面的多因子选股模型构建

基于基本面的多因子选股模型的构建流程，可以分为 4 个步骤：选取候选因子、选股因子有效性检验、多因子组合分析、模型的评价及改进。在多因子组合分析过程，当前采用等权、IC 加权和 IC 反转三种加权方式构建投资组合。

整体流程如图 3-2 所示。

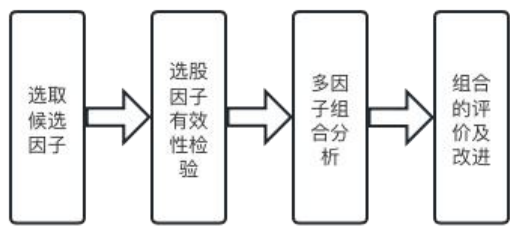


图 3-2 基于基本面的多因子选股模型研究框架

3.2.1. 选取候选因子

在多因子选股模型中，常用的因子可以分为技术分析类因子和基本面分析类因子。技术类因子主要由行情数据加工而来，包括趋势动量类、反转类及波动类等因子。基本面类因子主要包括盈利、成长、估值、收益、资本结构及宏观等因素。具体而言，候选因子可以涵盖多个领域，如市净率(PB)、市盈率(PE)、净资产收益率(ROE)等基本面因子，以及动量、换手率、波动等技术面因子，以及其他因子如预期收益增长、分析师一致性预期变化等。

由于候选因子众多，选取过多因子可能导致因子共线性问题。在选择因子时，应严谨地考虑其与股票收益的相关性及可解释性。本文从估值、质量、市场信号、规模、行业共五个维度进行因子选取，提出了一个综合考虑市场信号、公司规模和所属行业的平衡价值模型。

(一) 估值因子

估值因子是影响公司估值的各种重要因素，包括公司的财务状况、产业政策、市场竞争力、事件驱动、边际资金偏好以及交易拥挤度等。这些因素是投资者在进行投资决策时必须考虑的，因为它们能够影响公司的价值和未来的业绩表现。估值因子的理论基础可以追溯到价值投资理论，即根据资产的内在价值来决定投资决策。估值因子通常包括市盈率和市净率等估值指标。

市盈率是指公司的市值与其净利润之间的比率，用于衡量公司的盈利水平。如果市盈率过高，意味着市场对公司的未来盈利预期过高，或者存在泡沫；如

果市盈率过低，则可能意味着市场对公司的未来盈利预期过低，或者公司存在被低估的可能性。

市净率则是公司的市值与其净资产之间的比率，用于衡量公司的净资产是否被低估或高估。市净率高的公司通常被认为具有较高的资产价值，而市净率低的公司则可能存在资产价值被低估的情况。

通过综合考虑这些估值因子，投资者可以更准确地评估公司的价值，从而做出更为明智的投资决策。这些因子对于投资者来说具有重要的参考意义，可以帮助他们更好地把握市场动态和投资机会。

(二) 质量因子

相较于估值，现代价值投资理念更重视公司的品质。优质的公司具有更好的长期增长潜力和更高的回报率。投资者希望寻找价格合理且质优的标的。为了评估公司品质，必须考虑多个质量维度，包括盈利能力、经营效率、盈余质量、投融资决策和无形资产等方面，这些信息均来自公司的财务报表。在评估公司品质时，盈利能力和经营效率这两个关键指标是不可忽视的。我们选取净资产收益率(ROE)和总资产周转率(TATR)来衡量。

净资产收益率(ROE)：该指标反映公司运用自有资本的效率，值越高代表公司运用自有资本获得收益的能力越强。其计算方法为：净资产收益率(ROE)=净利润(TTM)/所有者权益。

总资产周转率(TATR)：该指标反映公司的经营效率，该指标的提升有助于公司提高经营效益。其计算方式为：总资产周转率=营业收入(TTM)/总资产。这两项指标在评估公司品质时具有重要地位。

(三) 市场信号

市场信号因子通常反映了市场整体情绪和预期，如市场波动性、投资者情绪指标等。市场信号因子的理论基础可以追溯到行为金融学，即投资者的情绪和行为可能影响市场价格的波动。市场的价格是由市场参与者共同构建而成的，其中既有理性的参与者，也有非理性的参与者。

向上的盈余修正往往预示着公司基本面的改善，而且幅度越大，未来的收益也越高。与之相反，短期的价格反转则往往反映了投资者的追涨行为。过去一个月内股价的涨幅越大，未来的收益反而会越低。

在中国A股市场上，由于交易结构以散户为主，以及设有追涨停板的规定，投资者在短期内追涨杀跌的行为变得十分普遍。这种行为往往会导致价格短期内过高，从而引发后续的价格反转。

为了更好地理解市场信号，本文选择了分析师盈余预期修正(DAREV)和短期过去1个月价格反转(SREV20)这两个因子来进行研究。

(四) 规模因子

规模因子最早可以追溯到 1993 年 Fama 和 French 提出的三因子模型，其中的 SMB(Small-Minus-Big)就是规模因子。规模因子是指小市值公司在股票市场中通常会获得更高的回报率。这种现象可能是由于小公司面临的市场风险更高，投资者需要承担更高的风险溢价导致的。

市值通常被用来衡量规模因子，由于市值分布存在较为严重的厚尾，可以通过取自然对数来使因子值的分布更接近正态分布。投资者可以利用规模因子来制定更有效的投资策略。

(五) 行业因子

行业因子通常反映了不同行业之间的特定风险和收益特征，其理论基础可以追溯到现代资产定价理论中对不同行业之间风险溢价的研究。行业因子是一个 0 到 1 的虚拟变量，也称为哑变量，描述了股票是否属于特定行业。若某只股票属于指定行业，则因子值为 1，否则为 0。

国际行业分类标准主要有国际标准行业分类 (ISIC) 和全球行业分类标准 (GICS) 。中国采用的行业分类标准包括证监会行业分类、申万行业分类等。申万行业分类标准是中国证券市场常用的行业分类标准之一，具有广泛的覆盖范围和强大的时效性，多用于实证研究。申万一级行业共有 28 个。

在股票市场中，不同行业面临不同的市场风险和经营环境等因素。行业估值受产业政策、行业公司基本面、边际资金偏好、交易拥挤度等多种因素共同作用。考虑到行业因子对股票表现的影响，可以制定更科学的投资策略。

3.2.2. 选股因子有效性检验

因子分析是一种用于对选定因子进行统计分析和回测的方法，旨在评估因子的预测能力和收益贡献。常用的统计方法包括相关性分析、因子暴露分析和因子收益回归等。通过模拟交易策略，回测可以评估因子组合的效果。

因子评价维度包含因子单调性，因子有效性，因子稳定性三个方面。其中，因子单调性越高，代表收益越强。因子有效性表示因子对未来收益的解释能力。因子稳定性表示因子的有效性是否稳定、可持续。

（一）数据预处理

数据预处理的目的是避免数据错误、异常、缺失和量纲不一致等现象对测试结果产生不利影响。数据预处理主要包括异常值处理、缺失值处理、标准化处理、市值和行业中性化、残差正交化。通过这些预处理方法，可以使数据更加规范化和准确，从而提高模型的预测能力。

具体说明如下：

- (1) 异常值处理：常见的异常值判断方法包括均值标准差法 3σ 、绝对中位数法 MAD 以及箱线图法。其中，MAD 法是对 3σ 法的优化，通过采用中位数，有效降低异常值对结果的干扰，因此在实际应用中得到了广泛采纳。
- (2) 缺失值处理：在进行缺失值处理时，可以选择直接剔除或数值插补。若缺失值较少，可以直接删除；若缺失较多，则需选取合适的方法进行插补，如均值、行业均值、中位数等，或采用回归、K 近邻等算法求得估计值。
- (3) 标准化处理：数据标准化将各变量之间的取值范围差距明显缩小，降低量纲影响。常用的标准化处理方法有 Z 值标准化法(Z-Score)。
- (4) 市值和行业中性化处理：行业中性化和市值中性化处理能够消除市值和行业因素带来的影响，从而提高因子有效性的判断。
- (5) 残差正交化调整：在因子间具有显著同质性的条件下，通过施密特正交化方法进行因子正交化处理，有助于降低因子多重共线性。

（二）单因子分析

单因子分析是一种重要的量化分析技术，用于评估单个因子对未来投资回报的影响。在单因子分析过程中，信息系数(IC)分析扮演着核心角色。IC 是衡

量所选因子与下期收益率之间相关性的一个重要指标。通过 IC 值，我们可以评估因子对下期收益率的预测能力。IC 值反映了因子暴露值与股票表现之间的线性关系，对于评估因子的有效性具有关键意义。综合考虑以上分析环节的结果，可以全面评估单因子的表现，为投资决策提供有价值的参考信息。

在实践中，我们通常采用两种方法来计算 IC：Normal IC 和 Rank IC。Rank IC 对因子的取值范围和分布没有要求，可以适用于不同类型的因子。Rank IC 具有更好的稳定性和鲁棒性，同时 Rank IC 的计算结果也具有更好的可解释性。而 Normal IC 则需要因子的取值范围和分布满足一定的条件，否则可能会导致计算结果不准确。因此，我们采用了 Rank IC 来评估因子的有效性。

根据因子的 IC 特征分析结果，我们选择对目标变量有显著影响且具有解释能力的因子，并舍弃预测能力较弱或冗余的因子。这一过程确保我们的模型能够准确、有效地预测未来的股票收益率。

单因子分析主要包括以下 3 个环节：

- (1) 设置单因子的判断标准。单因子检测需要设定一些判断标准来评估因子的有效性。常用的因子评价方法包括 t 值序列绝对值平均值、t 值序列绝对值大于 2 的占比、因子收益率序列平均值以及 t 值序列均值的绝对值除以 t 值序列的标准差等。这些方法可以帮助评估因子的显著性、稳定性以及有效性。
- (2) 进行因子 IC 检验和 IC-IR 检验。这些检验的目的是评估因子的预测能力以及与股票表现的关联程度。通过计算因子收益率与股票收益率之间的相关性，可以衡量因子的预测能力。同时，IC-IR 检验进一步考虑了因子的行业 and 市值效应，为评估因子有效性提供了更全面的视角。
- (3) 进行分层回测。这一步骤采用截面数据线性回归的方法，将每次回归方程的 R 方值作为评估因子有效性的指标之一。分层回测的优势在于能够直接将数据作为收益率数据进行后续分析，并且可以通过图形化方式直观地呈现结果，便于深入理解和解释。

（三）因子相关性分析

在研究因子间的相互关系时，我们常常会使用斯皮尔曼和皮尔逊这两种相关系数来衡量。其中，斯皮尔曼相关系数由于其广泛适用性且无需预设数据间的线性关系，因此在实践中得到广泛应用。

在判断因子与结果之间的相互关系时，我们通常会考虑因子的正负相关性。当一个因子收益增加时，如果另一个因子收益也增加，则它们是正相关的；反之，如果一个因子收益增加时，另一个因子收益减少，则它们是负相关的。通常使用相关系数(皮尔逊相关系数)或相关矩阵来判断因子的正负相关性。相关系数的取值范围为-1 到 1，其中-1 表示完全负相关，1 表示完全正相关，0 表示无相关性。

在判断因子与结果之间是否存在显著相关性时，我们通常会考虑 p 值的重要性。如果 p 值小于 0.05，则可以认为因子与结果之间存在显著相关性。此外，通过 t 统计量的正负来判断因子对结果的影响方向，若 t 统计量大于 0，则可以认为因子对结果有正向影响。

3.2.3. 多因子组合分析

多因子组合分析是一种用于构建投资组合的方法，它将多个因子组合在一起，以获取更好的收益和风险控制。在多因子组合分析过程中，我们需要确定哪些因子是有用的，并且需要考虑这些因子之间的相关性。通常，我们会使用因子评分方法来确定哪些因子是最有效的，并使用优化模型来构建一个投资组合，以最大化预期收益并最小化风险。

具体操作方法如下：

- (1) 确定因子的方向：由于市场风格是会轮动的，IC 值可能会切换正负号。通过计算因子的 IC 值和相关系数的正负比例，来判断因子的作用方向和一致性程度。具体来说，IC 值是指因子的收益率序列与股票收益率序列之间的相关系数，IC 值大于 0 表示因子与股票收益率正相关，IC 值小于 0 表示因子与股票收益率负相关。相关系数的正负比例是指 IC 值大于 0 的比例或 IC 值小于 0 的比例，比例越高表示因子的作用方向越一致。
- (2) 多因子打分。将单个因子的得分生成排序变量后，按照因子加权方式进行加总，得到最后的总得分。
- (3) 组合构建。设定调仓频率为月度调仓。每月末，在符合样本筛选条件的股票池中挑选出多因子得分最高的 N 只股票，等权重或 IC 加权的方式构建投资组合。

- (4) 组合业绩评价。计算投资组合的夏普比率、信息比率、年化收益率、最大回撤、阿尔法系数、贝塔系数等。

3.3. 模型的评价及改进

3.3.1. 评价标准

在模型评价方面，主要考虑以下几个指标：夏普比率、信息比率 IR、最大回撤、年化收益率等。其中，年化收益率是衡量投资组合表现的主要指标，最大回撤则反映了投资组合的风险水平；夏普比率和信息比率则是综合考虑了收益率和风险的指标，是评估投资组合表现的重要指标之一。

具体指标说明如下：

- (1) 夏普比率(Sharpe Ratio): 代表每单位总风险对应的风险溢价。适合投资者集中投资时使用。分子非负的情况下，夏普比率越大越好。夏普比率是最为广泛使用和认可的业绩评价指标。夏普比率公式如下：

$$SharpRatio = (R_p - R_f) / \sigma_p \dots\dots\dots 3-1$$

其中， R_f 表示无风险利率， R_p 表示投资组合预期报酬率， σ_p 表示投资组合的标准差。

- (2) 信息比率(InformationRatio, IR): 衡量投资组合相对于基准指数的业绩表现的一个指标。它表示的是投资组合的超额收益与跟踪误差(Tracking Error)的比率。跟踪误差是指投资组合的收益与基准指数收益之间的标准差。计算方法：信息比率(IR)=投资组合的超额收益/跟踪误差。通常，信息比率大于 0.3 被认为是不错的表现，大于 0.5 则被认为是优秀的。
- (3) 最大回撤：衡量策略风险的重要指标，描述策略可能出现的最糟糕的情况。其值等于策略收益曲线上，高点到后期最低点的回撤幅度的最大值。
- (4) 年化收益率：表示投资期限为一年的预期收益率，用于衡量组合是否具有稳

定且可持续收益。

- (5) 阿尔法系数(Alpha, α): 表示投资组合的超额收益和按照 β 系数计算的期望收益之间的差额。 $\alpha>0$, 表示投资组合获得的实际回报比预期回报大。 $\alpha<0$, 表示投资组合获得的实际回报比预期回报小。 $\alpha=0$, 表示投资组合获得的实际回报与预期回报相等。
- (6) 贝塔系数(Beta, β): 衡量系统性风险, 即每个风险资产对市场不确定性的敏感度。风险资产的 $\beta>1$, 说明其系统性风险比市场组合大; $0<\beta<1$, 说明风险资产的系统性风险比市场组合小。

3.3.2. 模型改进

模型改进是一个持续的过程, 需要根据实际情况进行选择 and 调整。在计算综合评分的模型过程中, 各因子得分的权重设计、交易成本和风险控制等方面都有进一步改进的空间。

风险价值(Value at Risk, VaR)是一种用于在特定时间范围和给定置信度水平上评估投资或投资组合潜在损失的统计度量。为了控制风险和适应市场变化, 可以采取止损策略、择时策略、根据投资者需求选择收益最大化或者风险最小化 VaR 等措施进行风险控制。本文我们运用序列最小二乘规划法 (SLSQP 算法), 在 0.95 的置信水平下, 构建出了最优化的最小化风险价值 (VaR) 投资组合权重。

第 4 章. 实证实验

在进行实证分析过程中，首先，我们需要进行参数设置，包括股票池的选择、回测时间、交易模型等相关参数。然后，构建模型，进行模型检验。

4.1. 参数设置

（一）股票池的选择

本文选取的股票池为沪深 300 指数成分股，该指数由沪深市场中流动性好，并且最具代表性的 300 只证券组成。行业分布中，消费和金融占据较高比重。为确保选股样本的动态变化，我们采用动态股票池，即获取每个交易日当天的沪深 300 指数成分股作为股票池。沪深 300 和中证 500 的行业权重对比表，见表 2 所示。

在确定选股样本后，我们采取以下筛选条件进行进一步筛选：

- (1) 剔除选股日处于 ST/PT 状态的股票；
- (2) 剔除选股日因停牌等原因无法买入的股票。

表 2 沪深 300 和中证 500 前 10 大权重申万一级行业对比(2023-05)

沪深 300			中证 500		
行业代码	行业名称	权重(%)	行业代码	行业名称	权重(%)
801120.SWI	食品饮料	11.76	801150.SWI	医药生物	11.08
801780.SWI	银行	11.07	801050.SWI	有色金属	6.47
801730.SWI	电力设备	10.53	801790.SWI	非银金融	6.33
801790.SWI	非银金融	9.68	801730.SWI	电力设备	6.11
801150.SWI	医药生物	6.99	801080.SWI	电子	5.98
801080.SWI	电子	5.68	Others	其他	5.66
801750.SWI	计算机	4.58	801030.SWI	基础化工	5.52
801050.SWI	有色金属	3.45	801740.SWI	国防军工	4.94
801170.SWI	交通运输	3.27	801750.SWI	计算机	4.78
801110.SWI	家用电器	3.22	801760.SWI	传媒	3.73

(二) 回测时间范围

回测时间范围为 2018 年 1 月 1 日至 2022 年 07 月 01 日，共计 54 个月。在第一阶段，即 2018 年 1 月 1 日至 2020 年 1 月 1 日，我们进行了因子分析。在第二阶段，即 2020 年 1 月 1 日至 2022 年 7 月 1 日，我们进一步进行了策略实证分析。

在回测期间，沪深 300 指数行情经历了完整的牛熊周期，市场状态可以分为三个阶段：下跌、上升、下跌。具体市场状态如表 3 所示。

表 3 沪深 300 指数行情(2018 年 1 月 1 日至 2022 年 07 月 01 日)

开始	结束	指数	市场状态
2018 年 01 月 01 日	2019 年 01 月 03 日	4111.39 至 2964.84	下跌
2019 年 01 月 03 日	2021 年 02 月 10 日	2964.84 至 5807.72	上升
2021 年 02 月 10 日	2022 年 07 月 01 日	5807.72 至 4500.99	下跌

(三) 交易模型

- (1) 股票池：沪深 300 成分股；
- (2) 初始金额：100 万元；

- (3) 业绩基准：沪深 300 指数；
- (4) 调仓频率：月度调仓；
- (5) 买卖价格：月底选股，下月第一个交易日的均价买卖，不考虑对冲成本；
- (6) 交易成本：暂不考虑；
- (7) 每月末更新指标并对股票重新排名，选取前 10%(30 只)股票，按照指定加权方式配置；
- (8) 剔除 ST，停牌和涨跌停不能买卖的情况。

(四) 数据来源

本文采用了两个主要的数据源：一是金融市场数据，包括股票价格、交易量、市值、财务指标、因子数据、指数及统计数据等；二是一致性预期数据，包括预期收益、预期收入、预期利润等信息。其中，金融市场数据、因子数据和一致性预期数据、指数及统计数据等数据均来源于通联数据。

(五) 数据处理软件

本文在处理数据时，采用的软件是优矿云平台 uqer，开发语言为 python。

4.2. 模型运行

我们考虑了组合构建中的容量与流动性问题，选择沪深 300 指数成分股作为选股范围，以选股日当天的沪深 300 指数成分股作为动态股票池。组合测试期为 2020 年 1 月 1 日至 2022 年 7 月 1 日，总计 30 个月。

在投资组合构建过程中，首先，基于多因子打分法构建基本面多因子选股策略。然后，基于基本面多因子选股策略，结合 Black-Litterman 模型进行行业配置，实现“优选行业，再选个股”的基于 Black-Litterman 模型的基本面选股策略。针对投资者的投资目标做进一步的优化，比如追求最小化风险价值(VaR)或者收益最大化。通过对比基于基本面的多因子选股策略，基于 Black-Litterman 模型的基本面选股策略以及基于风险最小化 VaR 的组合优化策略，进行策略实证研究和分析。

4.2.1. 基于基本面的多因子选股策略

在确定股票池和组合测试期后，构建基于基本面的多因子选股策略，主要流程如下：

- (1) 因子选取：选取的因子包括对数市值(LCAP)、分析师盈利预测变化(DAREV)、净资产收益率(ROE)、总资产周转率(TATR)、市盈率(PE)、市净率(PB)以及 20 日短期股票收益(REVS20)，共 7 个。
- (2) 数据处理：获取因子数据，并对因子数据进行标准化和中性化处理、因子正交化。
- (3) 因子打分：按照因子等权重、IC 加权、IC 反转 3 种方式进行因子打分，按照排名进行股票筛选。
- (4) 调仓频率：每月第一个交易日，遵循特定规则筛选出前 30 只股票，并以指定加权方式进行开仓，每月对股票组合进行调整。如果投资组合中的股票数量少于 30 只，那么就从剩余的股票中添加。
- (5) 循环执行，直到测试结束。

1. 因子选取

本文采用估值、质量、市场信号和规模四个风格维度的因子以及行业因子。具体选取的因子包括市净率(PB)、市盈率(PE)、净资产收益率(ROE)、总资产周转率(TATR)、分析师盈利预测变化(DAREV)、短期股票收益(REVS20)、对数市值(LCAP)。因子及计算方式，见表 4 所示。

表 4 因子及计算方式

风格维度	因子	计算方式
估值	市净率 PB	市净率=总市值/归母公司所有者权益合计
	市盈率 PE	市盈率=总市值/归母公司所有者净利润 TTM
质量	净资产收益率 ROE	权益回报率=净利润 TTM/股东权益
	总资产周转率 TATR	总资产周转率=营业收入 TTM/总资产
市场信号	分析师盈利预测变化 DAREV	与 60 个交易日前相比较
	短期股票收益 REVS20	股票的 20 日收益。属于动量类因子
规模	对数市值 LCAP	对数市值=市值的对数
行业	所属行业	对应申万一级行业

2. 因子分析

在全面权衡组合构建中的容量与流动性限制的基础上，我们以沪深 300 指数成分股作为目标选股范围，进行了为期 2 年的回溯测试。测试起始时间为 2018 年 1 月 1 日，结束时间为 2020 年 1 月 1 日。在此期间，我们排除了 ST、停牌以及涨跌停无法进行买卖的股票。

在因子分析阶段，我们选用了 7 个基本面因子进行因子分析，包括对数市值(LCAP)、分析师盈利预测变化(DAREV)、净资产收益率(ROE)、总资产周转率(TATR)、市盈率(PE)、市净率(PB)以及 20 日短期股票收益(REVS20)。此外，我们对每个因子进行了 IC 检验和分组检验。

根据特征分析的结果，我们可以筛选出对目标变量具有显著影响且具备解释能力的因子，并摒弃了预测能力较弱或冗余的因子。

(一) 因子 IC 检验

因子 IC 检验是一种基于统计方法的因子模型检验工具，能够有效地评估因子载荷的显著性，从而帮助我们更准确地理解和解释因子模型的结果。在具体操作中，因子 IC 检验以因子载荷的估计值为基础，结合标准误差来计算 t 统计

量。接着，利用 t 统计量来进一步计算 p 值。这个 p 值可以用来判断因子载荷的显著性。

通过选定的 7 个因子进行回测，计算因子的信息系数(IC)、信息比率(IR_IC)、IC 小于 0 的概率($P(IC<0)$)以及 t 值等指标。计算结果，见表 5 所示。

表 5 因子 IC 检测结果(2018 年 1 月 1 日至 2020 年 1 月 1 日)

因子	IC	IR_IC	$P(IC<0)$	$P(IC>0.02)$	t 值
LCAP	3.80%	0.19	34.80%	65.20%	0.90
PB	1.00%	0.04	47.80%	52.20%	0.21
PE	0.20%	0.01	56.50%	43.50%	0.06
REVS20	-2.40%	-0.15	43.50%	39.10%	-0.69
ROE	3.90%	0.26	30.40%	60.90%	1.22
TATR	0.20%	0.01	47.80%	43.50%	0.07
DAREV	4.20%	0.33	26.10%	56.50%	1.54

根据单因子 IC 检测结果显示，LCAP、ROE 和 DAREV 因子的 t 值分别为 0.90、1.22 和 1.54， p 值分别为 0.34、0.31 和 0.26。这些数据表明这些因子可能对投资组合产生影响。PB、PE、REVS20 和 TATR 因子的 t 值分别为 0.21、0.06、-0.69 和 0.07， P 值分别为 0.53、0.47、0.39 和 0.46。

(二) 因子分组检验

在实施分组检测之前，我们采取了截面标准化的方法，将各因子的分布进行调整，使其截面均值与标准差变为 0 与 1，以确保其分布的稳定性。

在回溯测试过程中，我们采用了十分位组合策略进行回测检验。具体而言，在每个月末，我们根据因子值对股票进行排序，将所有单因子分成 10 组，分别为 1 组、2 组、3 组、4 组.....10 组。其中，1 为因子最强组，10 为因子最弱组。

此外，在每个月的最后一个交易日，我们再次根据因子值对股票进行排序，并在下个月的第一个交易日重新建立投资组合。具体而言，我们将不再处于相应分位段的股票卖出，并买入重新被分入该分位段的股票，这一过程将一直持续到回溯测试结束。

在回溯测试完成后，我们计算了每个投资组合的月均收益，并进一步计算了套利组合的年化收益率。这些数据为我们提供了投资组合的实际收益表现和风险调整后的收益表现的重要参考。各因子十分位分组选股回测结果，见表 6 所示。

表 6 因子十分位分组年化收益(2018 年 1 月 1 日至 2020 年 1 月 1 日)

分位	PE	PB	ROE	LCAP	DAREV	REVS20	TATR
1	7.31%	8.80%	-7.45%	0.06%	2.66%	-8.63%	-2.99%
2	-3.99%	-6.77%	6.82%	-6.45%	4.56%	-10.66%	-2.12%
3	-3.06%	-1.43%	2.57%	-0.94%	-3.47%	-8.20%	1.37%
4	-1.57%	-4.62%	-6.28%	0.75%	-2.37%	-6.74%	-4.19%
5	-6.94%	-8.33%	-7.67%	-9.03%	-7.26%	-11.21%	0.14%
6	-11.23%	-9.42%	-9.05%	-3.84%	-8.63%	-1.18%	-11.22%
7	-10.59%	-5.24%	-6.22%	-6.34%	-5.43%	-12.00%	-8.01%
8	-9.36%	-1.54%	-5.17%	-5.36%	-8.25%	1.61%	-8.23%
9	-3.68%	-8.16%	-7.46%	-3.62%	-7.26%	-5.38%	-5.55%
10	-0.63%	-3.50%	-1.42%	-7.55%	-2.82%	-1.86%	1.19%

根据提供的因子收益率数据，我们可以进行以下分析：

市净率(PB)和市盈率(PE)的收益率呈现逐渐下降的趋势，表明低估值公司的表现优于高估值公司。同时，净资产收益率(ROE)逐渐增加，表示 ROE 高的公司表现优于 ROE 低的公司。此外，股票 20 日收益(REVS20)的收益率逐渐增加，表明 REVS20 高的公司表现优于 REVS20 低的公司。而总市值(LCAP)的收益率逐渐减少，表明小市值公司的表现优于大市值公司。分析师盈利预测变化(DAREV)逐渐减少，表明分析师预测变化小的公司表现优于分析师预测变化大的公司。最后，资产周转率(TATR)的收益率逐渐增加，表明资产周转率快的公司表现优于周转率慢的公司。

总体而言，这些因子的收益率水平与公司的基本面有关，投资者可以根据这些因子的表现来进行投资决策。但需要注意的是，历史表现并不能保证未来的表现。

3. 组合构建

基于因子等权、因子加权、因子反转3种方式进行因子打分并构建投资组合, 根据模型设定进行回测。各项回测指标如表7所示。

表 7 等权、IC 加权和 IC 反转回测结果

方式	年化	基准	α	β	夏普比率	信息比率	最大回撤
等权	6.3%	3.6%	2.6%	0.87	0.14	0.26	30.6%
IC 加权	2.6%	3.6%	-1.1%	0.96	-0.04	-0.04	32.5%
IC 反转	8.1%	3.6%	4.5%	0.97	0.20	0.47	31.8%

回测结果显示, 收益率最高的加权方式为 IC 反转方式, 策略年化收益率为 8.1%, 基准年化收益率为 3.6%, 年化超额收益率为 4.5%, 最大回撤达到了 31.8%, 夏普比率为 0.2, 信息比率为 0.47, 贝塔为 0.97。

构建的不同组合收益走势图, 如图 4-1、4-2、4-3 所示。



图 4-1 基于因子等权方式构建投资组合



4.2.2. 基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略

在确定了股票池和组合测试期后，我们以多因子选股策略为基础，利用 Black-Litterman 模型对行业收益率进行分析，同时考虑到投资者的主观观点，对行业组合的权重进行了调整。我们遵循“自上而下”的投资理念，先从行业层面进行筛选，再从筛选出的行业中选择个股，从而构建了基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资组合。

具体流程如下：

- (1) 选取行业：与沪深 300 权重行业一致，选取的申万一级行业有 10 个，分别为食品饮料、电力设备、医药生物、电子、计算机、有色金属、交通运输、家用电器、银行、非银金融。
- (2) 计算年化收益：获取各行业的上一年度年化收益，并滚动计算均衡年化收益和年化协方差矩阵。
- (3) 设定参数：设定风险厌恶系数 δ 为 2 和观点权重 τ 为 0.05。限制行业只能做多，设定行业权重不小于 5%，不高于 30%，并将行业权重进行归一化处理。
- (4) 个人观点模型化：投资者根据个人经验或者专业建议形成的主观观点，对行业的看多或者看空，转化为对相关行业的配置比例。
- (5) 计算调整后权重：根据 Black-Litterman 模型，计算调整后的预期收益率，并根据最终期望收益率计算最终权重。
- (6) 回测及评估：基于行业调整后权重进行基本面量化选股回测。

在回测过程中，我们采用了优选行业的方式，并采用了自动生成观点的方式。具体来说，我们选择了上期收益率最高的3个行业，并分别给予了平均收益率加成20%的权重。同时，我们也设定了行业权重的限制，最高权重为30%，最低权重为5%。在确定权重后，我们对数据进行归一化处理。最后，我们使用 Black-Litterman模型计算出调整后的权重。

根据调整后的行业观点，构建基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略并进行回测。回测结果显示，策略年化收益率为 10.60%，超额收益率为 7%，最大回撤达到了 27.2%，见表 8 所示。

表 8 基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略各指标的数值

年化	基准	α	β	夏普比率	信息比率	最大回撤
10.6%	3.6%	7%	0.94	0.32	0.7	27.2%

基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略回测收益走势，如图 4-4 所示。



图 4-4 基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略走势图

4.2.3. 基于最小化风险价值 VaR 的组合优化策略

由于投资者的需求不同，比如追求风险最小化或者利润最大化，可以通过投资组合权重调整来进行优化。以投资者追求风险最小化为例，在投资组合确定的前提下，我们可以寻找最小 VaR 组合，满足投资者风险偏好。

在基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略确定目标持仓的基础上，我们以 0.95 的置信水平，利用 SLSQP 算法(序列最小二乘规划法)构建了最小化风险价值(VaR)的投资组合。通过优化后的投资组合模型进行回测。

具体流程如下：

- (1) 通过 Black-Litterman 模型的基本面量化策略，获取目标投资组合。
- (2) 获取投资组合中股票的前 30 天的收益均值，作为股票预期收益率。
- (3) 在置信度为 95%的条件下，根据股票预期收益率，使用 SLSQP 算法寻找最小 VaR 的投资组合权重，并修正原有的投资组合权重。
- (4) 进行策略回测，并通过年化收益率、夏普比率等评价指标进行策略评估。

回测结果显示，优化模型能够实现收敛，并最终获得年化收益率为 9.9%，超额收益率为 6.3%，最大回撤达到了 23.7%。更多的回测指标见表 9 所示。

表 9 基于最小化风险化价值 VaR 的组合优化策略各指标的数值

年化	基准	α	β	夏普比率	信息比率	最大回撤
9.9%	3.60%	6.3%	0.86	0.32	0.59	23.7%

基于最小化风险化价值 VaR 的组合优化策略回测收益走势，如图 4-5 所示。



图 4-5 基于最小化风险化价值 VaR 的组合优化策略收益走势图

4.3 实验结果分析

本节构建了多种投资组合策略，包括基于多因子选股策略的等权重、IC 加权和 IC 反转 3 种加权方式构建的策略，基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略，以及基于风险最小化 VaR 的组合优化策略，并且从年化收益率、夏普比率、信息比率和最大回撤等指标维度进行策略评价。各策略回测结果汇总表，如表 10 所示。

表 10 各策略的回测结果汇总表

		年化	基准	α	β	夏普比率	信息比率	最大回撤
多因子模型	等权重	6.3%	3.6%	2.6%	0.87	0.14	0.26	30.6%
	IC 加权	2.6%	3.6%	-1.1%	0.96	-0.04	-0.04	32.5%
	IC 反转	8.1%	3.6%	4.5%	0.97	0.20	0.47	31.8%
	BL 模型	10.6%	3.6%	7%	0.94	0.32	0.7	27.2%
	最小化 VaR	9.9%	3.6%	6.3%	0.86	0.32	0.59	23.7%

根据多因子的基本面选股策略回测结果，我们发现等权重、IC 加权、IC 反转 3 种加权方式中，IC 反转和等权重方式策略的年化收益率高于基准平均年化收益率 3.6%。其中，IC 反转策略具有 4.5% 的超额收益率，表现出积极的表现。然而，该策略的最大回撤达到了 30.5%，揭示了其较高的风险。夏普比率为 0.2，信息比率为 0.47，表明策略的风险调整收益表现一般。同时，阿尔法为 4.5%，贝塔为 0.97，说明策略的超额收益主要来自个股选择而非市场波动。

在 IC 加权方法下，年化收益率为 2.6%，未能超过基准的 3.6%。经过深入分析，我们认为原因可能包括以下几点：首先，IC 的周期仅为 1 个月，这可能是导致收益表现不佳的原因之一。由于时间过短，市场波动可能对 IC 加权方式的收益产生较大影响。其次，选取的因子收益率表现也可能是原因之一。因此，我们需要寻找具有更好表现的因子和更适合的 IC 周期，以改善 IC 加权方法的收益表现。

在多因子 IC 反转策略的基础上，我们构建了基于 Black-Litterman 模型的基本面选股策略。这一策略通过结合主观观点对行业进行优选，再选择个股，从而实现了行业配置的优化。与基于 IC 反转的多因子投资组合相比，该策略实现了年化收益率为 10.6%，超额收益率为 7%，信息比率为 0.7，最大回撤也下降了 4.6%。这些数据充分证明了该策略在投资领域的有效性和优越性。

在优化过程中，我们假设投资者的主要目标是实现风险最小化。基于这一目标，我们将对基于 Black-Litterman 模型的基本面选股策略进行深入的研究和

改进。为实现风险最小化，我们使用 SLSQP 算法寻找最优化的 VaR 投资组合权重，来构建 VaR 组合。通过比较分析，基于风险最小化 VaR 的组合优化策略在最大回撤方面降低 3.5%，超额收益下降 0.7%。虽然超额收益有所牺牲，但这种策略调整显著提升了投资组合的风险控制能力，为投资者带来了更为稳健和可靠的投资体验。

综合来看，基于 Black-Litterman 模型的基本面选股策略是一种有效的投资策略，但也存在一些问题。我们可以通过优化加权方式、降低交易频率、引入其他投资策略、优化主观观点和增加投资者信心等方式来优化该策略，以实现更高的收益和更低的风险。

4.4 本章小结

在本章中，我们从估值、质量、市场信号、规模以及行业 5 个维度，构建了一个基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资框架。

在进行实证分析过程中，首先进行相关参数设置，包括股票池的选择、回测时间、交易模型等相关参数。然后进行因子有效性检测分析，然后构建基于基本面的量化策略、基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略，以及基于最小化风险价值 VaR 组合优化策略。

在参数设置方面，我们基于沪深 300 动态股票池，时间范围为 2018 年 1 月 1 日至 2022 年 07 月 01 日，共计 54 个月。我们选取了市净率(PB)、市盈率(PE)、净资产收益率(ROE)、总资产周转率(TATR)、分析师盈利预测变化(DAREV)、短期股票收益(REVS20)、对数市值(LCAP)以及所属行业等因子来构建投资组合。

在因子的有效性检测方面，主要包括因子 IC 检测和因子分组检测。在 2018 年 1 月 1 日至 2020 年 1 月 1 日回测期，我们发现所有因子的 IC 绝对值都大于 0.05，说明因子的选股能力都较强。在纯多头组合中，分析师盈利预测变化 DAREV 因子、对数市值 LCAP、市盈率 PE、市净率 PB 的超额收益比较突出。然而，净资产收益率 ROE、总资产周转率 TATR、短期股票收益 REVS20 不能取得显著正收益。

在投资组合构建及优化方面，我们采用打分法构建多因子选股策略，通过行业标准化、中性化，以及施密特正交化等方式进行数据处理，采用了等权重、IC 加权和 IC 反转 3 种方式进行加权打分。基于 3 种加权方式构建投资组合策略并进行回测，选择收益率最高的 IC 反转加权方式作为多因子组合策略。并且，从行业配置的角度，采用 Black-Litterman 模型来进行行业配置。通过优选行业，再选个股的“自上而下”的方式，构建基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资组合。在组合优化方面，我们采用最优化算法实现风险价值最小化 VaR 组合。

在投资组合回测方面，我们针对基于基本面的多因子选股策略和基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略进行测试。在 2020 年 1 月 1 日至 2022 年 7 月 1 日的测试期间，基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略的年化收益率为 10.6%，基准年化收益率为 3.6%，超额收益率为 7%，最大回撤为 27.2%。为了进一步优化策略，我们构建了基于最小化风险价值 VaR 的组合优化策略。从优化结果中可以看出，基于最小化风险价值 VaR 策略获得年化收益为 9.9%，在最大回撤方面降低 3.5%，超额收益下降 0.7%。虽然策略降低了部分收益，但是在回撤优化方面有较大提升，整体提升了投资组合的风险控制能力，为投资者带来了更为稳健和可靠的投资体验。

经过综合分析，基于 Black-Litterman 模型的基本面量化策略在获取超额收益方面表现稳定，并且在大部分时间里都能稳定超过基准。通过最小化风险价值(VaR)进行策略优化后，虽然降低了部分收益，但是在组合回撤方面获得较明显的优化。然而，在实际应用中，仍需注意策略的交易成本和交易频率等问题。

因此，为了达到更好的投资效果，需要综合考虑各种因素，进行合理的风险控制和资产配置。

第 5 章. 总结与展望

5.1. 研究总结

本文回顾了金融理论的发展历程, 以及对基本面量化研究和 Black-Litterman 模型相关的文献研究。研究发现, 我们可以综合考虑公司的财务状况和行业前景, 融合投资者观点和信心等因素, 构建基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略框架。

在模型构建方面, 本文从基本面出发, 以多因子模型为基础构建基本面选股模型, 并采用打分法进行股票筛选。考虑到 A 股市场部分行业存在政策驱动, 本文采用 Black-Litterman 模型通过主观判断来调整行业权重, 进行组合优化。该方法可以消除政策限制对行业因子权重的影响, 从而提高模型的预测能力。将 Black-Litterman 模型与多因子模型相结合时, 我们首先通过行业年化收益率作为行业均衡配置, 然后通过投资者的主观观点构建观点矩阵, 以及通过风险厌恶系数, 观点权重等参数, 生成调整后的行业配置权重。最后, 在不改变多因子模型的流程基础上, 通过行业权重对多因子选股结果进行进一步的筛选, 构建目标投资组合。在基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略基础上, 我们基于最小化风险价值(VaR)进行了策略优化, 通过最优化算法计算最优化组合权重, 并选择风险价值(VaR)最小的权重作为目标组合权重。

在实证分析方面, 基于沪深 300 股票池, 在 2020 年 1 月 1 日到 2022 年 7 月 1 日的测试期间, 采用多因子选股模型策略进行股票的基本面量化实证研究。首先, 基于价值投资策略, 选取了市净率(PB)、市盈率(PE)、净资产收益率(ROE)、总资产周转率(TATR)、分析师盈利预测变化(DAREV)、短期股票收益(REVS20)、对数市值(LCAP)等 7 个因子进行因子检测和实证分析。因子 IC 检测和因子分组检测表明, 所选的 7 个因子都是有效因子。实证检验表明, 基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略的年化收益率为 10.6%, 基准年化收益率为 3.6%,

超额收益率为 7%，最大回撤为 27.2%。在组合优化方面，通过构建基于最小化风险价值(VaR)策略在最大回撤方面降低了 3.5%，超额收益下降 0.7%。虽然牺牲了部分收益，但是优化策略可以在组合收益率回撤上获得一定程度的优化。

研究发现，基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略在回测期内大部分时间内能够稳定跑赢市场基准。但是随着时间的推移，当一个策略能够产生超额收益，就会有更多的人做出同样的选择，进一步推动上涨，同时超额收益将会逐渐减少。因此，在实际应用中，需要不断地优化和改进投资策略，以适应市场的变化和风险控制的需要。

经过深入地研究分析，本文得出了一系列有意义的成果，但仍存在一些需要改进和完善之处。以下是对这些研究成果和改进点的总结：

- (1) 扩充因子选取范围。当前选择了 7 个因子构建组合，实际可以选择更多因子进行回测，选取当期回测表现较好的因子构建投资组合。
- (2) Black-Litterman 模型参数优化。在 Black-Litterman 模型中，投资者的主观观点被纳入考虑范围，其中包括投资者风险厌恶系数和观点权重等参数。这些参数的合理设置依赖于投资者的判断能力。因此，在进行投资决策时，投资者需要根据自身的实际情况和投资目标进行相应的调整。
- (3) 考虑降低交易成本。实际交易过程中可能会出现过度拟合、不同时间框架下的价格偏差、滑点以及资金规模带来的冲击成本等问题。在实际交易过程中，我们可以采用时间加权平均(TWAP)和成交量加权平均价格(VWAP)等交易算法来降低一定的持仓成本。
- (4) 进一步的风险管理。当前实证研究采用的纯多头策略。面对市场整体下行阶段，组合很难规避亏损，可以加上再择时和期货对冲等方式进行风险管理。

综上所述，本文通过系统化的方法实践价值投资，通过多因子模型构建基本面量化投资策略，同时通过 Black-Litterman 模型引入投资者观点，使得主动投资与量化投资有机结合，给投资策略带来了灵活性。经实证研究，我们验证了基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略的实用性和可靠性，以及相对基准能够产生稳定的超额收益。然而，为了实现该策略的盈利，一方面需要投资者准确的主观观点，另一方面需要市场行情的配合以获取更高的超额收益。

5.2. 研究展望

资产配置是一个长期的投资过程，投资者在投资之前需要了解相关风险，并根据个人情况做出决策。基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略给投资者提供了从资产配置的角度来研究策略的思路，并且能够融入投资者的观点，但资本市场的不确定性、财务造假、内幕交易等，仍然存在一些难题。

展望未来，人工智能在投资领域的应用日益凸显其重要性。通过合理利用人工智能，我们可以构建更为丰富和有效的投资策略。为了更好地改进基于 Black-Litterman 模型的基本面量化投资策略，我们可以从以下几个方面进行深入探讨：

- (1) 多策略模式：构建不同投资策略，并进行策略轮动。通过构建一个策略池，如小市值策略、成长策略、低波红利策略、分析师策略等，根据市场情况决定策略执行，避免过度使用单一策略带来的超额收益消失。
- (2) 优化投资观点：Black-Litterman 模型提供了基于市场组合前提下加入主观观点的主观量化方法。通过机器学习和人工智能等技术及时进行信息捕获，提高决策观点的准确性，进而提高投资回报。同时，投资者或者研究人员进行实地调研和信息收集，形成可靠的主观观点，提升投资者的信心。
- (3) 跨市场的资产配置：全球化贸易冲突、美元加息周期等因素对单一市场资产的影响越发突出。通过配置不同国家的 ETF 实现全球化配置，或者组合中加入商品期货，实现市场和风险的分散化。

综上所述，通过多策略模式、跨市场的资产配置和优化投资观点，帮助投资分散化风险，实现资产的保值和增值。持续研究和探索主观与量化投资的结合，能为投资者提供更科学有效的投资策略。

参考文献

- [1] 方正,程希骏,葛颖.基于多指标排序信息下 Black-Litterman 模型的研究[J].工程数学学报,2015,32(04):517-523.
- [2] 符永健,程希骏,刘峰.基于量化观点和 Black-Litterman 模型的期货投资组合[J].中国科学院大学学报,2014,31(04):570-575.
- [3] 干伟明,张涤新.基于价值投资的多因子定价模型在中国资本市场的实证研究[J].经济经纬,2018,35(04):136-140.
- [4] 高波,任若恩.基于主成分回归模型的行业轮动策略及其业绩评价[J].数学的实践与认识,2016,46(19):82-92.
- [5] 侯晓辉,王博.基于基本面分析的量化投资:研究述评与展望[J].东北师大学报(哲学社会科学版),2021,(01):124-131+141.
- [6] 胡熠,顾明.巴菲特的阿尔法:来自中国股票市场的实证研究[J].管理世界,2018,34(8):14.
- [7] 柯原.基于价值投资理论的最优证券投资组合探讨[J].亚太经济,2011,(05):36-40.
- [8] 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,(08):61-79.
- [9] 李羊骥.综合型基本面因子与 A 股市场的定价效果[J].中国外资,2022,(22):96-98.
- [10] 李仲飞,周骐.一个基于 BL 模型和复杂网络的行业配置模型[J].中国管理科学,2021:0-0.
- [11] 刘辉,黄建山.中国 A 股市场股票收益率风险因素分析:基于 Fama-French 三因素模型[J].当代经济科学,2013,35(04):27-31+125.
- [12] 刘志立.中国股市个人投资者行为的影响因素分析[J].广州大学学报(社会科学版),2003,(04):66-69+98.
- [13] 马黎琚,吴雅倩,伊志宏,刘嫣然.分析师报告的逻辑性特征研究:问题、成因

- 与经济后果[J].管理世界,2022,38(08):217-234.
- [14] 孟勇,任梦,赵心.行业资产的 Black-Litterman 模型配置研究——基于社交网络情绪文本挖掘算法[J].数量经济技术经济研究,2022,39(01):154-173.
- [15] 孟勇.对 Black-Litterman 模型加入主观收益方法的改进[J].统计研究,2012,29(02):94-99.
- [16] 彭晓洁,王丹丹,王安华.机构投资者和个人投资者投资行为的差异分析[J].调研世界,2015,(09):53-56.
- [17] 谭华清,赵学军,黄一黎.动量思想与大宗商品的战术配置价值——基于 Black-Litterman 模型[J].经济理论与经济管理,2018,(10):55-71.
- [18] 谭华清,赵学军,黄一黎.资产配置模型的选择:回报、风险抑或二者兼具[J].统计研究,2018,35(07):62-76.
- [19] 王明胜.证券市场动态风险价值衡量研究——基于 Montecarlo-VaR 方法[J].中南财经政法大学学报,2013,(06):74-78.
- [20] 温琪,陈敏,梁斌.基于 Black-Litterman 框架的资产配置策略研究[J].数理统计与管理,2011,30(04):741-751.
- [21] 杨朝军,周仕盈,丁专鑫,马征程.资产配置中投资者风险偏好的量化——兼论长短期风险偏好的关联[J].中国管理科学,2022,30(06):11-21.
- [22] 杨维亚,刘佳钊,袁静.基于 DCF 估值模型的上市公司内在价值评估研究——以洋河股份为例[J].全国流通经济,2023,(06):116-119.
- [23] 喻崇武.基本面量化投资的理论逻辑与研究展望[J].中国物价,2022,(06):61-64.
- [24] 张然,汪荣飞,王胜华.分析师修正信息、基本面分析与未来股票收益[J].金融研究,2017,(07):156-174.
- [25] 张学勇,张琳.大类资产配置理论研究评述[J].经济学动态,2017,(02):137-147.
- [26] 赵胜民,闫红蕾,张凯.Fama-French 五因子模型比三因子模型更胜一筹吗——来自中国 A 股市场的经验证据[J].南开经济研究,2016,(02):41-59.
- [27] 周冬华,赵玉洁.证券分析师盈余预测乐观倾向:利益关联还是启发式认知偏差? [J].管理评论,2016,28(01):205-218.
- [28] 周亮,李红权.投资时钟原理及战术资产配置在投资组合管理中的应用——基于修正 Black-Litterman 模型[J].中央财经大学学报,2019,(10):92-105.

- [29] 周亮.Black-Litterman 模型在大类资产配置中的应用:基于货币周期及风险平价策略的改进[J].运筹与管理,2021,30(08):198-204.
- [30] Arnott R, Harvey C R, Kalesnik V, et al. Alice's Adventures in Factorland: Three Blunders That Plague Factor Investing[J]. The Journal of Portfolio Management, 2019, 45(4): 18-36.
- [31] Black F, Litterman R. Global portfolio optimization[J]. Financial analysts journal, 1992, 48(5): 28-43.
- [32] Brinson G P, Singer B D, Beebower G L. Determinants of portfolio performance II: An update[J]. Financial Analysts Journal, 1991, 47(3): 40-48.
- [33] Carhart M M. On persistence in mutual fund performance[J]. The Journal of finance, 1997, 52(1): 57-82.
- [34] Da Silva A S, Lee W, Pornrojngangkool B. The Black-Litterman model for active portfolio management[J]. The Journal of Portfolio Management, 2009, 35(2): 61-70.
- [35] Fama E F, French K R. A five-factor asset pricing model[J]. Journal of financial economics, 2015, 116(1): 1-22.
- [36] Fama E F, French K R. Choosing factors[J]. Journal of financial economics, 2018, 128(2): 234-252.
- [37] Fama E F, French K R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds[J]. Journal of financial economics, 1993, 33(1): 3-56.
- [38] Feng L, Seasholes M S. Do investor sophistication and trading experience eliminate behavioral biases in financial markets?[J]. Review of finance, 2005, 9(3): 305-351.
- [39] He G, Litterman R. The Intuition Behind Black-Litterman Model Portfolios[J].SSRN Electronic Journal, 2002.
- [40] Hou K, Xue C, Zhang L. Digesting anomalies: An investment approach[J]. The Review of Financial Studies, 2015, 28(3): 650-705.
- [41] Hou K, Mo H, Xue C, et al. An augmented q-factor model with expected growth[J]. Review of Finance, 2021, 25(1): 1-41.
- [42] Hou K, Xue C, Zhang L. Replicating anomalies[J]. The Review of financial

- studies, 2020, 33(5): 2019-2133.
- [43] Kolm P N, Ritter G. Factor investing with Black-Litterman-Bayes: incorporating factor views and priors in portfolio construction[J]. The Journal of Portfolio Management, 2020, 47(2): 113-126.
- [44] Lee C M C. Value investing: Bridging theory and practice[J]. China Accounting and Finance Review, 2014, 16: 1-29.
- [45] Markowitz H. Portfolio Selection[J]. Journal of Financialz, 1952: 77-91.
- [46] Novy-Marx R. The other side of value: The gross profitability premium[J]. Journal of financial economics, 2013, 108(1): 1-28.
- [47] Piotroski J D. Value investing: The use of historical financial statement information to separate winners from losers[J]. Journal of Accounting Research, 2000: 1-41.
- [48] Ross S. The arbitrage pricing theory[J]. Journal of Economic Theory, 1976, 13(3): 341-360.
- [49] Satchell S, Scowcroft A. A demystification of the Black-Litterman model: Managing quantitative and traditional portfolio construction[J]. Journal of Asset Management, 2000, 1(2): 138-150.
- [50] Shefrin H, Statman M. The Disposition to Sell Winners Too Early and Ride Losers Too Long: Theory and Evidence[J]. Journal of Finance, 1985, 40(3): 777-790.

致 谢

在时间的长河中，在职研究生的学习生涯犹如一叶扁舟，即将抵达彼岸。回首这段旅程，我深感自己正处在一个职业迷茫与渴望突破的阶段。内心的渴望驱使我继续求知，希望知识能为我指明方向，不负这段美好的时光。

在求学的这段旅程中，我深刻体会到了“路虽远行则将至，事虽难做则必成”的哲理。每一个挑战都像是道路上的绊脚石，但只要坚定信念，勇敢前行，终将踏平坎坷，实现目标。同时，我领悟到了“复利”的魔力。不仅财富可以创造复利，对于像我这样的普通人来说，投资自己、不断学习、提升智慧，也是实现复利的一种途径。每一次知识的积累和智慧的提升，都将成为我前进路上的灯塔，照亮前行的方向。

在求学的这段旅程中，我遇到了许多想要感谢的人，借此机会表示衷心的感谢。首先，我要衷心感谢我的导师许伟教授。在论文的撰写过程中，无论是选题的建议、结构的安排，还是内容的修改，许教授都给予了我耐心的指导和无私的帮助。他的严谨治学态度、对工作的认真负责以及广泛的知识领域，都让我受益匪浅。

同时，我要感谢人大信息学院的其他授课老师。他们的专业知识和丰富经验，帮助我构建了全新的知识体系，为我打开了新的探索方向。他们的教诲和指导将伴随我走向未来。

此外，我要感谢中国人民大学提供的这个平台。在这里，我结识了一群优秀的同学。他们拥有的专业背景各不相同，深厚的行业知识和见闻让我获益良多，同时在学习过程中为我提供了无私的帮助和支持。他们的存在让这段求学经历更加充实和美好。

在这段求学过程中，家人始终是我坚实的后盾。她们的支持和鼓励使我能够更加坚定地走下去。她们的理解和包容使我能够在面对困难时更加从容和勇敢。

最后，衷心感谢在百忙之中评阅论文和参加答辩的各位专家、教授！