

# 基于改进的Black-Litterman模型的行业资产配置研究

温鑫

贵州大学经济学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2025年2月20日; 录用日期: 2025年2月28日; 发布日期: 2025年3月26日

## 摘要

在全球经济深度融合与市场波动频繁的背景下, 行业资产配置成为投资者、金融机构及学术界关注的焦点。本文聚焦于基于改进的Black-Litterman模型的行业资产配置实证研究, 通过引入ARMA模型对Black-Litterman模型的观点收益率进行预测优化, 构建了一个更为精准和实用的行业资产配置模型。研究选取了2023年1月3日至2024年12月31日的日度数据, 涵盖金融、消费、信息技术、工业及医药五大行业的代表性股票。实证结果表明, 改进的Black-Litterman模型在风险控制和收益提升方面表现出色, 能够有效提高投资组合的累计收益率, 增强投资策略的稳健性和适应性。具体来看, 模型优化后的资产配置方案使投资组合在市场波动时能够保持相对稳定的收益, 同时在长期投资中有效平衡风险与收益。本研究为投资者提供了科学合理的资产配置方案, 有助于在复杂多变的市场环境中优化行业资产配置, 实现资产的稳健增值。同时, 本研究也为金融机构提供了更为精准和个性化的资产配置服务, 具有重要的实践意义和理论价值。

## 关键词

资产配置, Black-Litterman模型, ARMA模型, 投资组合优化

## Research on Industry Asset Allocation Based on the Improved Black-Litterman Model

Xin Wen

School of Economics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Feb. 20<sup>th</sup>, 2025; accepted: Feb. 28<sup>th</sup>, 2025; published: Mar. 26<sup>th</sup>, 2025

## Abstract

In the context of today's deeply integrated global economy and frequent market fluctuations,

industry asset allocation has become a focal point for investors, financial institutions, and the academic community. This paper focuses on an empirical study of industry asset allocation based on an improved Black-Litterman model, introducing an ARMA model to predict and optimize the view returns of the Black-Litterman model, thus constructing a more precise and practical industry asset allocation model. The study selected daily data from January 3, 2023, to December 31, 2024, covering representative stocks in five major industries: finance, consumer goods, information technology, industry, and pharmaceuticals. The empirical results show that the improved Black-Litterman model excels in risk control and return enhancement, effectively increasing the cumulative return of the investment portfolio and strengthening the stability and adaptability of the investment strategy. Specifically, the optimized asset allocation scheme of the model enables the investment portfolio to maintain relatively stable returns during market fluctuations and effectively balances risk and return in long-term investments. This research provides investors with a scientific and reasonable asset allocation plan, helping them optimize industry asset allocation in the complex and changing market environment and achieve steady asset appreciation. Meanwhile, this study also offers more precise and personalized asset allocation services for financial institutions, holding significant practical and theoretical value.

## Keywords

Asset Allocation, Black-Litterman Model, ARMA Model, Portfolio Optimization

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. 引言

在当今全球经济深度融合、市场波动频繁的复杂局势下，行业资产配置成为了投资者、金融机构以及学术界关注的焦点。从国际视角来看，全球经济增长的不确定性加剧，贸易保护主义抬头，主要经济体的货币政策分化，新兴市场的波动性上升，这些因素都对行业资产配置产生了深远影响。例如，美国的利率政策调整不仅影响其国内的金融行业，还通过资本流动和汇率波动传导至全球其他国家，冲击着各国的出口导向型行业。从国内来看，中国经济正处于转型升级的关键时期，经济结构不断优化，新兴产业如人工智能、新能源等蓬勃发展，而传统行业如钢铁、煤炭等面临着产能过剩和环保压力，行业的分化趋势愈发明显。在这样的宏观背景下，如何精准地进行行业资产配置，以应对不同行业的风险收益特征和市场变化，成为了投资者面临的重大挑战。

行业资产配置的重要性不言而喻。一方面，合理的行业资产配置能够帮助投资者分散风险，避免因单一行业的波动而遭受重大损失。例如，在金融行业面临监管压力和市场波动时，通过配置消费、医药等防御性行业资产，可以有效降低投资组合的整体风险。另一方面，科学的行业资产配置能够捕捉不同行业的发展机遇，实现资产的增值。例如，在新能源行业快速发展的阶段，提前布局相关资产能够获得丰厚的回报。然而，当前的行业资产配置实践面临着诸多问题。传统的资产配置模型，如均值方差模型，在处理行业资产配置时存在局限性，其对输入参数的敏感性较高，容易导致资产权重的过度集中，无法有效分散风险。此外，这些模型在考虑行业间的动态关系和市场信息方面也存在不足，难以适应复杂多变的市场环境。

在理论研究方面，虽然众多学者对资产配置进行了广泛研究，但针对行业资产配置的深入研究相对较少，尤其是在结合市场动态信息和投资者主观观点的行业资产配置模型方面存在研究空白。现有的研

究大多集中在大类资产配置上，如股票、债券、房地产等，而对于行业层面的资产配置，缺乏系统的研究和有效的模型支持。这使得投资者在进行行业资产配置时，缺乏理论指导和科学依据，难以作出最优的决策。

有鉴于此，本论文聚焦于基于改进的 Black-Litterman 模型的行业资产配置实证研究，旨在填补这一研究空白。通过引入 ARMA 模型对 Black-Litterman 模型的观点收益率进行预测优化，本论文构建了一个更为精准和实用的行业资产配置模型。这一模型不仅能够充分考虑市场均衡信息和投资者的主观观点，还能够捕捉行业间的动态关系和市场变化，为投资者提供更为科学、合理的行业资产配置方案。本论文的研究为理解行业资产配置在不同市场环境下的动态变化提供了新的解读视角，也为进一步探索行业资产配置的微观基础奠定了基础，为投资者、金融机构以及学术界提供了有价值的参考和借鉴。

后文的布局如下：第二部分为文献综述，梳理国内外关于资产配置和 Black-Litterman 模型的研究成果，分析现有研究在行业资产配置方面的不足之处；第三部分详细介绍模型设定及优化，包括 Black-Litterman 模型的基本原理和基于 ARMA 模型的观点预测优化建模；第四部分为实证分析，选取特定时间段内的行业股票数据，运用改进的 Black-Litterman 模型进行行业资产配置实证研究，并对结果进行深入分析；第五部分为研究结论与建议，总结本论文的研究成果，提出对未来研究和实践的展望。

## 2. 文献综述

在投资领域，如何实现有效的行业资产配置，一直是投资者关注的核心问题。Markowitz (1952) 开创性地提出经典的均值方差模型，为现代投资组合理论搭建了基石。该模型通过数理统计方法，将收益率方差作为风险度量，致力于在给定风险下追求最大收益，或在给定收益下实现风险最小化，为投资者提供了资产组合选择的基本框架[1]。均值方差模型一经提出，便引发学界广泛关注，Jorion 等(1986)尝试将贝叶斯方法融入模型参数估计，旨在提升模型的准确性和适应性[2]。然而，Richard C (1992)的研究结果表明均值方差模型的假设条件较为苛刻，在实际应用中，模型对输入参数，尤其是期望收益率极为敏感。估计误差在资产配置过程中会被不断放大，导致组合中个别资产权重过度集中，难以有效分散风险，这在一定程度上限制了该模型在实际投资中的应用效果[3]。为解决这个问题，Black 等(1992)基于贝叶斯方法思想，在均值方差模型的理论体系下，创新性地提出了 Black-Litterman 模型。该模型巧妙地将投资者对大类资产的主观观点与市场均衡回报相结合，通过概率统计方法生成新的预期回报，有效削弱了模型对输入参数的敏感性，使资产配置结果更具合理性和可解释性，逐渐成为华尔街主流的资产配置工具[4]。随着研究的深入，学者们积极探索 Black-Litterman 模型在资产配置领域的应用。郭畅(2009)郭畅基于 A 股市场展开行业资产配置实证研究，结果显示，Black-Litterman 模型相较于传统均值方差模型，在投资表现上更为出色，展现出更强的风险分散能力和收益获取能力[5]。杨朝军(2011)聚焦大类资产与经济周期的关系，构建配置模型，系统分析了大类资产在不同经济周期阶段的表现，强调根据经济周期动态调整资产配置权重，以实现收益最大化[6]。张月(2014)深入剖析市场因素与宏观条件的关联，为投资者预测收益率提供了新的思路和方法，取得了良好的实践效果[7]。

在 Black-Litterman 模型的改进研究方面，学者们主要着眼于模型参数的优化，期望通过调整参数配置，提升模型性能，构建更高效的投资策略。在运用该模型进行资产配置时，如何准确给出投资观点并合理估计观点收益率是关键难题。尤其是当投资者经验不足时，依靠自身经验形成可靠投资观点颇具挑战。针对这一问题，众多学者展开研究并提出解决方案。Beach 等(1992)采用量化观点的方式，将 EGARCHM 模型应用于观点收益率估计，并将改进后的 Black-Litterman 模型应用于全球投资组合管理。实验结果表明，在不同调整因子 T 下，该模型均显著优于传统均值方差模型，展现出更强的适应性和优越性[8]。尹力博(2014)运用 FIGARCH 模型估计大宗商品行业收益率，基于 Black-Litterman 模型开展国

际大宗商品资产行业配置研究,为大宗商品投资提供了新的策略参考[9]。符永健等(2014)利用 GJR-GARCH 模型获取量化观点的观点收益率,将 Black-Litterman 模型应用于期货资产配置研究,取得了可观的收益成果[10]。凌爱凡等(2018)通过 GARCH 模型估计资产收益率和条件协方差,实证结果显示,在国内外金融市场环境下,嵌入 GARCH 波动率估计的 Black-Litterman 模型均表现出比传统均值方差模型更优的性能,进一步验证了模型改进的有效性[11]。Joseph (2015)指出,资产配置优化的核心在于改进参数输入方式,特别是观点参数。通过折中考虑 MV 模型与风险控制策略中对期望收益的不同态度,引入风险平价组合作为参考组合,有效提升了投资策略的收益水平[12]。

虽然众多学者对资产配置进行了广泛研究,但针对行业资产配置的深入研究相对较少,尤其是在结合市场动态信息和投资者主观观点的行业资产配置模型方面存在研究空白。现有的研究大多集中在大类资产配置上,如股票、债券、房地产等,而对于行业层面的资产配置,缺乏系统的研究和有效的模型支持。

### 3. 模型设定及优化

#### 3.1. Black-Litterman 模型

Black-Litterman 模型作为现代资产配置理论的重要突破,通过融合有效市场假说与贝叶斯统计方法,构建了兼具理论严谨性与实践指导性的投资组合优化框架。该模型基于以下核心假设:市场存在唯一均衡组合,投资者在风险偏好约束下通过资产再配置形成个性化投资组合。相较于传统均值-方差模型,其创新性体现在两个维度:

首先,模型采用逆向优化技术求解市场均衡收益。根据市场隐含风险溢价原理,市场均衡收益  $\pi$  可通过公式(1)确定

$$\pi = \lambda \Sigma w \quad (1)$$

其中,  $\lambda$  表征市场整体风险厌恶系数,  $\Sigma$  为资产收益协方差矩阵,  $w$  代表市场组合权重。本文遵循学界惯例,选用均值-方差(MV)优化结果作为基准组合。

其次,模型通过贝叶斯方法融合主客观信息。引入投资者对  $N$  类资产的  $K$  个主观观点后,修正后的后验收益期望  $\mu_{BL}$  及其协方差矩阵  $\Sigma_{BL}$  分别由公式(2)(3)给出:

$$\mu_{BL} = \left[ (\tau \Sigma)^{-1} + P' \Omega^{-1} P \right]^{-1} \left[ (\tau \Sigma)^{-1} \pi + P' \Omega^{-1} Q \right] \quad (2)$$

$$\Sigma_{BL} = \Sigma + \left[ (\tau \Sigma)^{-1} + P' \Omega^{-1} P \right]^{-1} \quad (3)$$

式中参数系统包含:观点矩阵  $P (K \times N)$ , 观点收益向量  $Q (K \times 1)$ , 观点置信矩阵  $\Omega (K \times K)$ , 以及调节因子  $\tau$ 。最后利用调整后的收益估计来进行投资组合的优化。最终优化权重由公式(4)确定。该框架的优势在于:既保留了市场均衡收益的基准锚定作用,又通过观点矩阵实现个性化调整,有效缓解了传统模型对输入参数过度敏感的缺陷。

$$w_{BL}^* = (\lambda \Sigma_{BL})^{-1} \mu_{BL} \quad (4)$$

#### 3.2. 基于 ARMA 的观点预测优化建模

设定 Black-Litterman 模型中的观点收益率是该模型能否成功应用的关键所在。然而,与最初的个人自主设定不同,如今越来越多的研究通过各种回归模型来取代主观观点,从而对 Black-Litterman 模型进行优化和改进。相比于非线性模型(如 GARCH), ARMA 模型具有参数简约、计算高效的特点。在样本量有限的行业收益率预测中,其能够以较低过拟合风险实现稳定预测。GARCH 族模型虽能刻画波动聚集性,但其在预期收益率预测方面的优势证据不足,与本研究核心目标(预测收益率均值)匹配度较低。相较

于 VAR 等多元模型, ARMA 的单变量建模特性能够独立处理各行业序列, 避免行业间伪回归对观点矩阵( $P$  矩阵)的干扰, 从而提升 Black-Litterman 模型的稳健性。因此, 本节采用 ARMA 模型来预测收益率, 并将其作为观点收益率的替代变量。

### 3.2.1. ARMA 模型

自回归滑动平均(ARMA)模型作为时间序列分析的核心工具, 通过联合建模自回归(AR)与移动平均(MA)过程, 可有效捕捉金融时序的线性动态特征。其一般形式为: :

$$x_i = \varphi_1 x_{i-1} + \varphi_2 x_{i-2} + \cdots + \varphi_p x_{i-p} + \varepsilon_i \quad (5)$$

其中  $\{\varepsilon_t\}$  为白噪声,  $\varphi_t$  为自回归模型的参数。若用滞后算子  $L$  表示, 则式(5)可以用滞后算子的  $p$  阶多项式来描述。

$$\phi(L)x_i = (1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \cdots - \varphi_p L^p)x_i = \varepsilon_i \quad (6)$$

其中,  $\phi(L) = 1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \cdots - \varphi_p L^p$  称为特征多项式或自回归算子。

如果时序  $\{X_t\}$  满足方程:

$$x_i = \varepsilon_i - \delta_1 \varepsilon_{i-1} - \delta_2 \varepsilon_{i-2} - \cdots - \delta_q \varepsilon_{i-q} \quad (7)$$

则称  $\{X_t\}$  为  $q$  阶滑动平均过程, 简称为 MA ( $q$ )。其中  $\{E_t\}$  为白噪声,  $\theta_t$  为滑动平均模型的参数。

自回归移动平均过程(ARMA)具有随机性特点, 结合了自回归(AR)和移动平均(MA)两个部分。自回归部分的最大阶数用  $p$  表示, 移动平均部分的最大阶数用  $q$  表示。因此, ARMA 过程可以表示为 ARMA( $p, q$ )。其具体表达式如下:

$$x_i = \varphi_1 x_{i-1} + \varphi_2 x_{i-2} + \cdots + \varphi_p x_{i-p} + \varepsilon_i - \theta_1 \varepsilon_{i-1} - \theta_2 \varepsilon_{i-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{i-q} \quad (8)$$

其中  $\{\varepsilon_t\}$  为白噪声,  $\varphi_t$  为自回归模型的参数,  $\theta_t$  为滑动平均模型的参数。

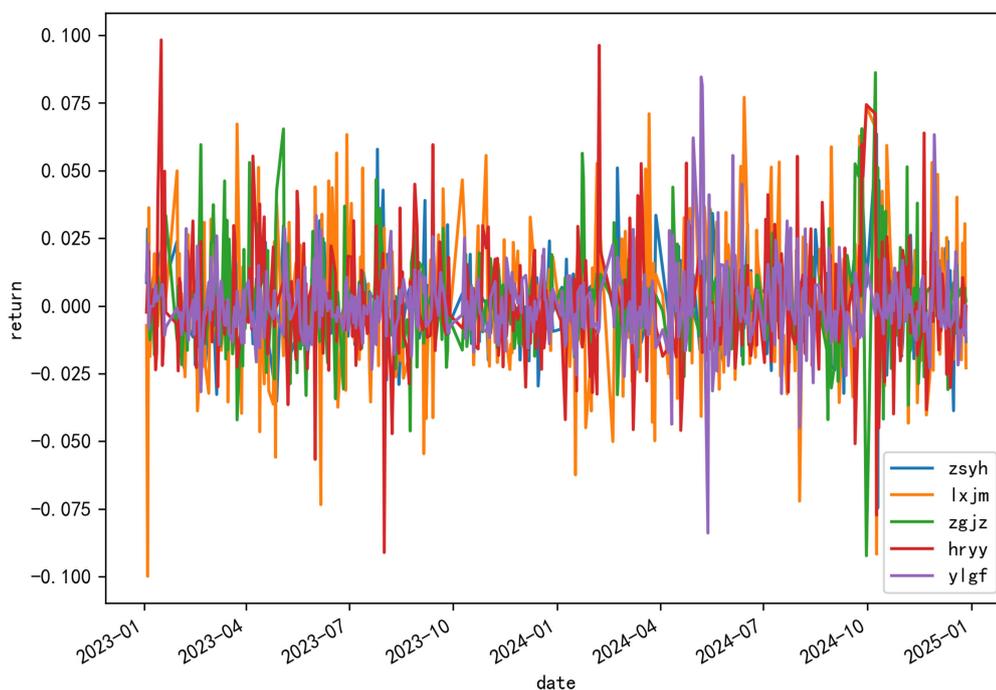
### 3.2.2. ARMA 模型的建立

ARMA 模型的建立首先需执行 ADF 单位根检验以判断序列平稳性, 针对非平稳序列则进行差分或变换处理, 直至其通过平稳性检验, 并通过白噪声检验确保序列存在可建模的统计规律, 完成平稳性检验与预处理。随后, 通过分析样本自相关(ACF)与偏自相关(PACF)函数, 结合 AIC/BIC 信息准则确定最优( $p, q$ )参数组合, 并对比不同阶数模型的拟合优度指标, 实现模型识别与定阶。接着, 采用最大似然法估计  $\varphi$ 、 $\theta$  参数, 通过残差诊断检验残差序列的独立性与正态性, 运用  $t$  检验进行参数显著性检验, 验证系数统计显著性, 完成参数估计与诊断。最后, 通过滚动时间窗口进行样本外预测, 并将最优模型的预测值作为 BL 模型的观点输入  $Q$ 。

## 4. 实证分析

### 4.1. 样本选择与数据来源

在进行资产配置的实证研究中, 样本选择和数据来源是至关重要的环节, 它们直接影响到研究结果的可靠性和有效性。本研究的样本选择涵盖了五大行业股票, 具体包括金融行业的招商银行(600036)、消费行业的伊利股份(600887)、信息技术行业的立讯精密(002475)、工业行业的中国建筑(601668)以及医药行业的恒瑞医药(600276)。这些股票分别代表了各自行业内的领军企业, 具有较强的市场代表性和稳定性。为使得研究结果更具现实意义和应用价值, 本文选取了 2023 年 1 月 3 日至 2024 年 12 月 31 日的日度数据作为研究样本区间, 数据均来自于锐思数据库, 五大行业股票日收益率时序图如图 1 所示。文章将通过使用 Python 建立实证模型对不同资产类别的深入分析, 构建一个多元化的投资组合。



**Figure 1.** Time series of daily returns  
**图 1.** 日收益率时序图

## 4.2. 具体参数设定

### (1) 无风险利率

通常，无风险利率是基于国债的收益率来确定的，具体选择哪个期限的国债收益率取决于研究的具体需求。在本研究中，我们选定了 2023 年 12 月 31 日作为评估基准日，采用了当日五年期中债国债的收益率 2.56% 作为无风险收益率  $r_f$ 。

### (2) 风险厌恶系数

根据沪深 300 指数的历史收益率计算得到期望收益率  $E(r) = 9.69\%$  和方差  $\sigma^2 = 5.39\%$  和确定的无风险收益率  $r_f = 2.56\%$ ，根据公式  $\gamma = \frac{E(r) - r_f}{\sigma^2}$ ，计算得到模型的  $\gamma = 1.323$ 。

### (3) 协方差矩阵

各资产间的协方差矩阵根据历史数据得到表 1 所示：

**Table 1.** Covariance matrix  
**表 1.** 协方差矩阵

	招商银行	立讯精密	中国建筑	恒瑞医药	伊利股份
招商银行	0.000232	-0.000006	0.00002	0.000016	-0.000005
立讯精密	-0.000006	0.000618	0.00004	0.000056	-0.000011
中国建筑	0.00002	0.00004	0.000327	0.000018	0.000005
恒瑞医药	0.000016	0.000056	0.000018	0.000417	0.000002
伊利股份	-0.000005	-0.000011	0.000005	0.000002	0.000223

### 4.3. ARMA 模型预测观点收益

#### 4.3.1. 稳定性检验

只有时间序列的数据平稳，模型建立的关系才能用来对未来做出预测。因此，为了保证 ARMA 模型的预测准确性首先需要对历史日收益率序列进行单位根检验。单位根检验的目的是确定一个时间序列是否具有单位根，即是否是非平稳的。如果一个时间序列具有单位根，那么它就是非平稳的，意味着它的趋势和方差会随着时间的推移而变化，这将违反了许多经典统计模型的基本假设。ADF 检验是常用的平稳性检验方法。五类资产收益率时间序列的单位根检验结果如下表 2 所示，每类资产对应的检验值 P 值均趋于 0，拒绝原假设，代表序列平稳，可以继续进行分析。

Table 2. Stationarity test

表 2. 平稳性检验

变量	ADF 检验	P 值
招商银行	-9.5085	0.0000
立讯精密	-23.8725	0.0000
中国建筑	-8.1168	0.0000
恒瑞医药	-10.6187	0.0000
伊利股份	-20.1689	0.0000

从上表可以看出各资产的 ADF 检验值均小于 1% 时的临界值，远小于显著性水平 P 值均趋近于 0，拒绝原假设，因此收益率时间序列都是平稳的。

#### 4.3.2. 相关性检验

在进行 ARMA 模型预测时，时间序列中各节点间的相关性程度可以通过自相关系数(AC)和偏自相关系数(PAC)进行检验。这两个统计量是时间序列分析中非常重要的工具，能够帮助我们识别数据中的相关性结构。(1) 自相关系数(AC)：自相关系数用于衡量时间序列中同一变量在不同时间点之间的相关性。具体而言，它反映了当前值与滞后值之间的线性关系。通过计算不同滞后阶数的自相关系数，我们可以识别出时间序列中可能存在的周期性模式或趋势。(2) 偏自相关系数(PAC)：偏自相关系数则用于测量当前值与滞后 k 期值之间的纯粹相关性，排除了中间滞后项的影响。换句话说，PAC 能够揭示在控制了其他滞后项的情况下，当前值与特定滞后值之间的直接关系，这对于确定 ARMA 模型的阶数非常重要。在进行单位根平稳性检验之后，我们将继续对五支股票的收益率时间序列进行 AC 和 PAC 检验。这一过程将帮助我们更好地理解各类资产收益率之间的相关性，并为后续的 ARMA 模型构建提供必要的依据。通过分析 AC 和 PAC 图，我们可以确定合适的自回归和移动平均项的阶数，从而优化模型的预测能力。为节省文章篇幅，本文仅呈现伊利股份的自相关与偏相关性表现，具体如图 2 所示。

#### 4.3.3. ARMA 模型定阶

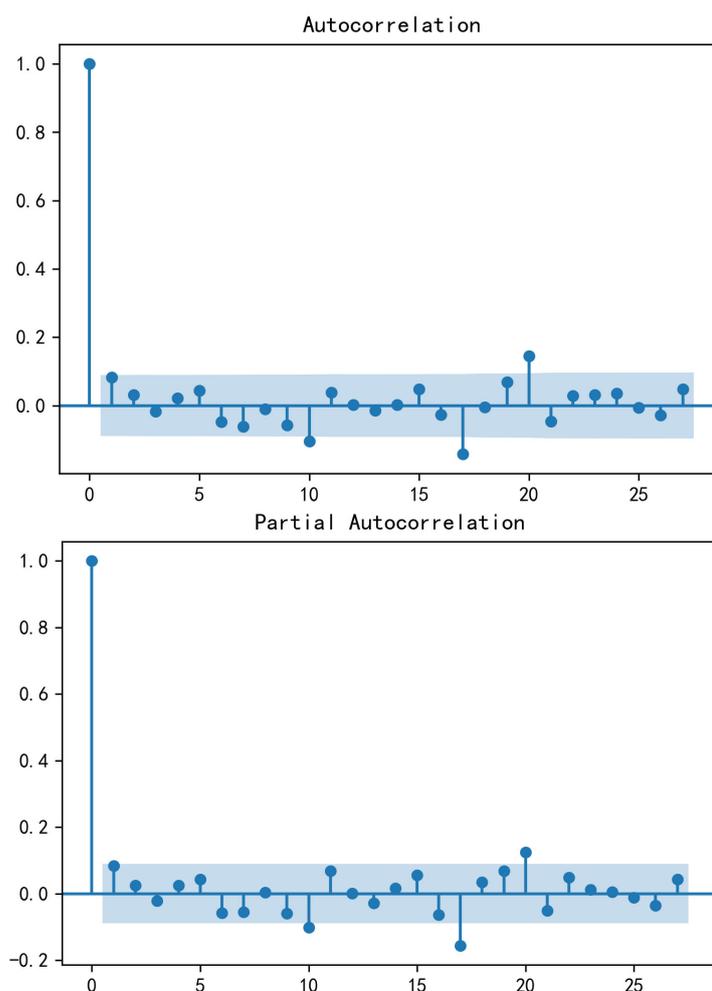
自回归滑动平均模型(ARMA 模型)是时间序列分析中常用的模型之一，它结合了自回归(AR)模型和移动平均(MA)模型的特点，能够捕捉时间序列数据中的自相关性和滑动平均特性。然而，在实际应用中，确定 ARMA 模型的最佳阶数(即  $p$  和  $q$  的值)是一个关键问题，因为模型的阶数直接影响模型的拟合效果和预测准确性。自相关函数(ACF)和偏自相关函数(PACF)是确定 ARMA 模型阶数的常用方法。通过观察 ACF 和 PACF 的图形，可以初步判断 AR 和 MA 部分的阶数。但是，这些图形方法往往只能提供一个大致阶数范围，而不能精确确定最佳的  $p$  和  $q$  值。此外，高阶的自相关和偏自相关系数可能导致模型阶数过高，从而增加模型的复杂性。

为了解决这个问题，赤池信息准则(Akaike Information Criterion, 简称 AIC)提供了一个量化的方法来确定 ARMA 模型的最佳阶数。AIC 准则是基于似然函数的，它考虑了模型的拟合优度和模型复杂度之间的权衡。具体来说，AIC 准则通过最小化以下公式来评估模型：

$$AIC = -2\ln(\text{极大似然函数值}) + \sum(\text{未知参量个数})$$

似然函数值反映了模型对数据的拟合程度，似然值越大，表示模型对数据的拟合越好。然而，随着模型参数数量的增加，似然函数值通常会增加，但这并不意味着模型的预测能力也相应提高。因为更多的参数可能会导致模型过拟合，使得模型在训练数据上表现良好，但在新的数据上表现不佳。这就是为什么需要在模型的拟合效果和复杂度之间寻找一个平衡。

AIC 准则通过惩罚过多的参数来避免过拟合。在实际应用中，我们会计算不同阶数的 ARMA 模型的 AIC 值，并选择 AIC 值最小的模型作为最佳模型。这是因为 AIC 值最小的模型在拟合效果和模型复杂度之间取得了最佳平衡。



**Figure 2.** Autocorrelation and partial correlation performance (taking Yili Shares as an example)  
**图 2.** 自相关与偏相关性表现(以伊利股份为例)

#### 4.3.4. ARMA 观点收益预测结果

通过前面的稳定性检验和自相关性检验以及模型定价等步骤，确定模型的设定是合理的，可以用于

预测各类资产的观点收益率，模型最终的预测值如表 3 所示。

**Table 3.** Expected returns of various assets predicted by ARMA model  
**表 3.** ARMA 模型预测的各类资产的预期收益率

行业	股票	ARMA 预测值
金融	招商银行	0.000447
消费	伊利股份	0.000839
信息技术	立讯精密	0.000129
工业	中国建筑	0.00023
医药	恒瑞医药	0.000211

基于模型的预测结果，可以看出投资者对伊利股份和招商银行的预期收益率比较高，立讯精密和恒瑞医药的预期收益率较低。也就是说，如果完全按照投资者的主观观点去投资的话，伊利股份和招商银行的配置比例相应偏高，立讯精密和恒瑞医药的权重比例相对较小。

#### 4.4. 模型的运行结果与分析

模型实证得到的 Black-Litterman 模型资产最优配置权重、先验和后验收益的对比及 Black-Litterman 模型最优配置权重与随机配置的绩效比较结果如下：

**Table 4.** Weight ratio of optimal asset allocation  
**表 4.** 资产最优配置权重比例

招商银行	立讯精密	中国建筑	恒瑞医药	伊利股份
0.360602	0.012962	0.139986	0.08813	0.398319

**Table 5.** Prior and posterior returns ( $\times 10^{-4}$ )  
**表 5.** 先验和后验收益( $\times 10^{-4}$ )

	先验收益	后验收益	超额收益
招商银行	5.3133	5.34	0.0267
立讯精密	9.603	9.74	0.137
中国建筑	7.9678	8.44	0.4722
恒瑞医药	4.485	4.72	0.235
伊利股份	3.1749	2.97	-0.2049

从实证结果可以看出：

(1) 如表 4 所示，在所构建的投资组合中，金融行业(招商银行)和消费行业(伊利股份)的权重较高，分别为 36.06% 和 39.83%。这主要是因为这两个行业在市场中具有较强的稳定性和盈利能力，能够为投资组合提供较为稳定的收益。相比之下，信息技术行业(立讯精密)的权重较低，仅为 1.30%，这与其所在行业的高波动性和公司自身的经营风险有关。工业行业(中国建筑)的权重为 14.00%，作为基础设施建设的重要参与者，其在投资组合中占据了一定的比例，但受行业竞争激烈和利润率相对较低的影响，权重未达到最高。医药行业(恒瑞医药)的权重为 8.81%，尽管具有较高的成长潜力，但受政策影响较大，市场竞争也较为激烈，因此其权重相对适中。总体来看，这种配置比例旨在平衡风险与收益，实现资产的稳健

增值。

(2) 如表 5 所示, 改进的 Black-Litterman 模型在风险控制和收益提升方面均表现出色。具体来看, 金融行业(招商银行)和信息技术行业(立讯精密)的后验收益分别为 5.34 和 9.74, 较先验收益分别提高了 0.0267 和 0.137, 显示出显著的超额收益。工业行业(中国建筑)的后验收益为 8.44, 较先验收益提高了 0.4722, 表明该行业在市场波动中具有较强的抗风险能力。医药行业(恒瑞医药)的后验收益为 4.72, 较先验收益提高了 0.235, 显示出一定的成长潜力。相比之下, 消费行业(伊利股份)的后验收益为 2.97, 较先验收益略有下降, 这可能与市场波动和行业竞争有关。但总的来看, 资产配置收益得到了一定程度的提升。

(3) 如图 3 所示, 与随机配置相比, 改进的 Black-Litterman 模型得到的最优投资组合累计收益率在整个期间都有明显提高。这种策略不仅在市场波动时能够保持相对稳定的收益, 而且在长期投资中能够有效地平衡风险和收益。例如, 金融行业和消费行业在市场波动时表现出较强的稳定性, 而信息技术行业和工业行业在市场复苏时则展现出较高的增长潜力。改进的 Black-Litterman 模型的这种特性使其在不同的市场环境下都能保持相对稳健的表现, 这对于追求长期稳定回报的投资者来说尤为重要。

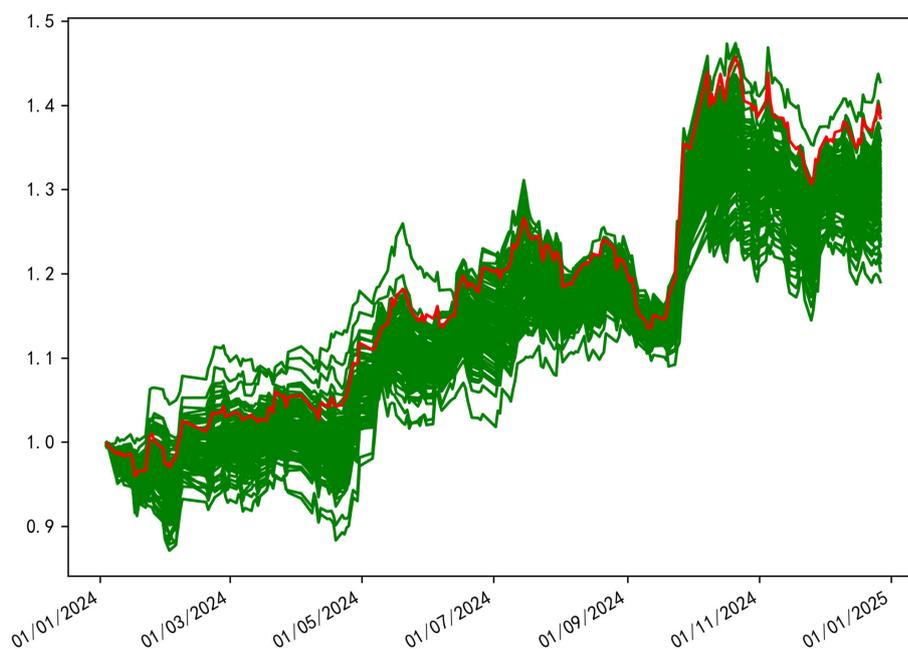


Figure 3. Comparison between the optimal allocation weight of Black-Litterman model and the performance of random allocation

图 3. Black-Litterman 模型最优配置权重与随机配置的绩效比较

## 5. 研究结论与建议

本论文通过引入 ARMA 模型对 Black-Litterman 模型的观点收益率进行预测优化, 构建了一个改进的行业资产配置模型。实证研究结果表明, 该模型在多个方面展现出显著的优势和实用性, 特别是在行业资产配置方面具有重要的应用价值。改进的 Black-Litterman 模型能够充分考虑市场均衡信息和投资者的主观观点。通过 ARMA 模型对观点收益率的预测优化, 使得资产配置方案更加科学合理。具体而言, ARMA 模型通过对历史数据的分析和预测, 能够更准确地捕捉市场动态和行业趋势, 从而为投资者提供更为精准的行业资产配置方案。通过对比先验收益和后验收益, 可以看出该模型能够有效提高投资组合

的累计收益率, 增强投资策略的稳健性和适应性。此外, 改进 Black-Litterman 模型能够识别出具有稳定收益和较强市场地位的股票, 并给予较高的权重配置; 但在高波动行业(信息技术)中模型保守倾向明显, 表明其更适配风险厌恶型投资者的需求。这一发现为基于行业特性的策略分化提供了理论依据, 能够更好地满足投资者在不同行业中的投资需求。

在当前复杂多变的 market 环境下, 投资者、金融机构和学术界均面临着如何优化行业资产配置以应对市场波动和行业分化挑战的问题。本研究的改进 Black-Litterman 模型为这一问题提供了新的解决方案, 具有重要的实践意义和理论价值。对于投资者而言, 建议在进行行业资产配置时, 充分利用改进的 Black-Litterman 模型, 结合自身投资目标和风险偏好, 参考模型输出的最优配置权重合理分配资产, 如在风险承受范围内适当增配金融行业和消费行业以追求稳定收益, 或为追求更高收益而适量增配信息技术行业和工业行业; 此外, 根据市场波动和投资组合表现定期调整资产配置, 如市场大幅波动时参考模型的后验收益调整各行业配置比例, 并定期评估投资组合表现以优化资产配置。对于金融机构, 建议采用改进的 Black-Litterman 模型为客户提供个性化资产配置方案, 根据客户的投资目标、风险偏好和财务状况, 提供定制化的资产配置建议, 如为保守型客户推荐高配金融和消费行业, 为激进型客户建议增配信息技术和工业行业; 持续优化模型, 通过引入更多市场数据和优化 ARMA 模型参数估计方法来提高预测准确性; 强化宏观经济和行业研究, 为客户提供宏观经济形势和行业动态分析报告, 帮助客户把握投资机会; 与学术界合作探索创新资产配置策略, 如开发基于改进的 Black-Litterman 模型的智能投顾产品, 以满足不同客户的需求。

## 参考文献

- [1] Markowitz, H. (1952) Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, **7**, 77-91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>
- [2] Jorion, P. (1986) Bayes-Stein Estimation for Portfolio Analysis. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, **21**, 279-292. <https://doi.org/10.2307/2331042>
- [3] Green, R.C. and Whaley, B.H. (1992) The Mean-Variance Efficiency of the Global Minimum-Variance Portfolio. *The Journal of Finance*, **47**, 1785-1801.
- [4] Black, F. and Litterman, R. (1992) Global Portfolio Optimization. *Financial Analysts Journal*, **48**, 28-43. <https://doi.org/10.2469/faj.v48.n5.28>
- [5] 郭畅. 基于 Black-Litterman 模型的资产配置研究[J]. 湖北大学学报(自然科学版), 2009, 31(1): 95-99.
- [6] 杨朝军, 王灵芝. 流动性水平、流动性风险对资产收益的影响——来自沪深股市的经验证据[J]. 系统管理学报, 2011, 20(4): 456-461.
- [7] 张月. 基于 Black-Litterman 模型的 QDII 基金全球资产组合优化配置研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [8] Beach, S.L. and Orlov, A.G. (2007) An Application of the Black-Litterman Model with EGARCH-M-Derived Views for International Portfolio Management. *Financial Markets and Portfolio Management*, **21**, 147-166. <https://doi.org/10.1007/s11408-007-0046-6>
- [9] 尹力博, 韩立岩. 国际大宗商品资产行业配置研究[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(3): 560-574.
- [10] 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(4): 570-575.
- [11] 凌爱凡, 陈晓阳. 嵌入 GARCH 波动率估计的 Black-Litterman 投资组合模型[J]. 中国管理科学, 2018, 26(6): 1725.
- [12] Simonian, J. and Davis, J. (2011) Incorporating Uncertainty into the Black-Litterman Portfolio Selection Model. *Applied Economics Letters*, **18**, 1719-1722. <https://doi.org/10.1080/13504851.2011.562151>