

目录

1	基本位	信息	2
	1.1	数据来源	2
	1.2	数据样本	2
	1.3	数据处理过程	2
2	异象	构建依据	3
	2.1	dFin	3
	2.2	dRoa1	3
	2.3	Me	3
	2.4	Rtv1、Rtv3、Rtv6、Rtv9、Rtv12	4
	2.5	Pps1, Pps3, Pps6, Pps9, Pps12	4
	2.6	Ami3, Ami6, Ami9, Ami12	4
	2.7	Esba1, Esba3, Esba6, Esba9, Esba12	4
	2.8	Qsba1、Qsba3、Qsba6、Qsba9、Qsba12	4
3	指标	计算	5
			5
			5
			5
			5
			5
4	因子兒	筛选	5
	4.1	显著性筛选	5
	4.2	相关性筛选	6
	4.3	筛选过程	6
5	基本包	信息	6
	5.1	数据选取	6
	5.2	目标函数构造	8
	5.3	调整项 λ 选择	8
	5.4	预计与预测	8
6	指标	计算	9
7	附录	1	1
		- 公式汇总	
		表格	
		参考文献	

市场摩擦异象与最优均值方差权重计算

2024年12月31日

第一部分 市场摩擦异常构建

1 基本信息

首先,我们尝试参考 Li 等人(2024年)的研究,复现中国 A 股市场中的部分异象变量,以构建投资组合。

1.1 数据来源

数据主要来源于中国股票市场和会计研究 (CSMAR) 数据库。

数据类型包括交易数据与会计数据,其中交易数据来自 CSMAR 的中国股票市场交易数据库,包括股票回报、市场回报、现金红利再投资、流通股数量和无风险利率;会计数据来自 CSMAR 的中国股票市场财务报表数据库,涵盖上市公司的年度和季度合并财务报表。

1.2 数据样本

我们从 CSMAR 上下载了时间范围为 2007 年 6 月 31 日至 2023 年 12 月 31 日的相关数据。在这个时间段内,我们选取了中国 A 股市场上的所有上市公司作为研究样本,样本包括所有中国 A 股上市公司,涵盖主板、中小企业板和创业板。根据不同指标的特征和具体需要,下载了相应的股票代码、相关日期、指标值和市场类型等数据,严谨且翔实。

1.3 数据处理过程

数据预处理

收集好相关数据后,我们导入数据,将日期字段转换为日期类型,从中提取年份和月份信息,提取必要的列并重命名,合并数据并清洗无效数据,形成较为规范的数据文件以方便使用。

分组

由于小市值公司往往会夸大异常现象的幅度,结合参考 Fama 和 French (1993 年)、Hou 等人 (2020 年) 和 Li (2024 年)的研究,我们使用 A 股主板股票来构建投资组合。

我们对所有股票按照特定的异象指标值从高到低进行排序,并基于分位数分成五个分组。

计算投资组合收益率

然后我们针对每个异象指标来构建对应的投资组合,包括多头(最高分组)、空头(最低分组)以及多空差(多头减空头),同时使用市值加权和等权重两种方法来构建投资组合,并分别计算多头、空头以及多空组合的按流动市值加权和等权收益率。

2 异象构建依据

我们的异象主要参考了 Li 等人的文章 (Replicating and Digesting Anomalies in the Chinese A-share Market),文中构建了 469 个异象变量,这些变量覆盖了多个方面,包括动量、价值与成长、投资、盈利能力、无形资产和交易摩擦等。

我们参考该文章附录中介绍的构建方法以及提供的收益率数值,筛选出了 27 个有显著的超额收益率的异象变量,这些异象以交易摩擦类型为主,并尝试进行复现,下面为各个指标详细的构造方式。

2.1 dFin

dFin 的定义为金融资产(Fna)减去金融负债(Fnl)的变动值。其中,金融资产(Fna)由短期投资和长期投资之和构成。2007 年之前,短期投资采用净短期投资(CSMAR 项目 A001109000)计量;2007 年新会计准则实施后,改用交易性金融资产(CSMAR 项目 A001107000)作为短期投资的替代指标。长期投资包括:持有至到期投资净额(CSMAR 项目 A001203000)、可供出售金融资产净额(CSMAR 项目 A001202000)、长期股权投资净额(CSMAR 项目 A001205000)、投资性房地产净额(CSMAR 项目 A001211000)、长期应收款净额(CSMAR 项目 A001204000)以及长期债权投资净额(CSMAR 项目 A001206000,该项目 2007 年后不再使用)。在每年 t 年 6 月末,我们根据截至 t-1 日历年度的财年 dFin 值(按 t-2 日历年度财年末总资产标准化)对股票进行五分位数排序。投资组合的月度回报从 t 年 7 月计算至 t+1 年 6 月,并在 t+1 年 6 月末进行重新平衡。

2.2 dRoa1

资产回报率变化 (dROA) 是通过计算当前的资产回报率 (ROA) 与四个季度前 ROA 之间的差异来度量的,然后每个月初,根据股票的 dROA 值将股票排序,并分为五个组(quintiles)。之后,计算从当前月份开始,到未来几个月(如 1 个月、3 个月、6 个月、9 个月或 12 个月)的投资组合收益。对于 dROAN(N = 3, 6, 9, 12)组,按不同月份在过去的 N 个月内形成 N 个投资组合。然后在每个月,计算每个 dROA 组的 N 个投资组合的平均月度收益,作为该 dROAN 组的月度回报。

2.3 Me

市场股本(Me)是通过将股票的市场价格与流通股本数量相乘来计算的。这种构造方法基于Banz(1981)提出的大小效应(size effect)理论,旨在分析市场股本对股票收益的影响。在每年6月底,根据当前市场股本(Me)将股票按市场股本的大小排序,分为五个组(quintiles)。再从每年7月到次年6月,计算这些五个组的月度投资组合收益。在此期间,股票的市场股本保持不变。再在每年6月底,重新对五个组的股票组成进行平衡调整。

2.4 Rtv1, Rtv3, Rtv6, Rtv9, Rtv12

我们用日度股票层面的交易量的月度平均值计算 Rtv 变量。日度股票层面交易量数据从 CS-MAR(实现指数研究子数据库)中检索。在每个月 t 的开始,根据上个月 t-1 的 Rtv 值对股票进行 五分位数排序。我们分别计算当前月 t (Rtv1) 以及从月 t 到 t+N-1 (RtvN, N=3, 6, 9, 和 12) 的 月度投资组合回报。对于设定为在重新平衡前持有 N 个月的 RtvN 五分位数,每个五分位数每月都 有 N 个投资组合在前 N 个月的持有期内形成。在每个月,我们计算给定五分位数的 N 个投资组合的平均月回报,并将其视为该 RtvN 五分位数的月度回报。

2.5 Pps1, Pps3, Pps6, Pps9, Pps12

我们用日度股票层面股票价格的月度平均值计算每股股价 (Pps) 变量。日度股票层面的股价数据从 CSMAR (实现指数研究子数据库) 中检索。在每个月 t 的开始,根据上个月 t-1 的 Pps 值对股票进行五分位数排序。我们分别计算当前月 t (Pps1) 以及从月 t 到 t+N-1 (PpsN, N=3, 6, 9, 和 12) 的月度投资组合回报。对于设定为在重新平衡前持有 N 个月的 PpsN 五分位数,每个五分位数每月都有 N 个投资组合在前 N 个月的持有期内形成。在每个月,我们计算给定五分位数的 N 个投资组合的平均月回报,并将其视为该 PpsN 五分位数的月度回报。

2.6 Ami3, Ami6, Ami9, Ami12

Ami3、Ami6、Ami9、Ami12 是反映流动性不足的指标。参照 Amihud (2002) 的方法,我们使用六个月内日度绝对收益率与日度人民币交易量比率的平均值计算 Amihud 流动性不足指标 (Ami)。计算要求样本期间至少有 50 个交易日观测值。在每个月 t 的开始,根据从月 t-6 到 t-1 的六个月期间的 Ami 值对股票进行五分位数排序。我们分别计算当前月 t 以及从月 t 到 t+N-1 (AmiN, N=3, 6, 9, 和 12) 的月度投资组合回报。对于设定为在重新平衡前持有 N 个月的 AmiN 五分位数,每个五分位数每月都有 N 个投资组合在前 N 个月的持有期内形成。在每个月,我们计算给定五分位数的 N 个投资组合的平均月回报,并将其视为该 AmiN 五分位数的月度回报。

2.7 Esba1, Esba3, Esba6, Esba9, Esba12

Esba1、Esba3、Esba6、Esba9、Esba12 是代表有效价差的指标。我们用日度股票层面有效买卖价差的月度平均值计算有效买卖价差(Esba)变量。日度股票层面有效买卖价差数据从 CSMAR (实现指数研究子数据库)中检索。在每个月 t 的开始,根据上个月 t-1 的 Esba 值对股票进行五分位数排序。我们分别计算当前月 t (Esba1)以及从月 t 到 t+N-1 (EsbaN, N=3, 6, 9, 和 12)的月度投资组合回报。对于设定为在重新平衡前持有 N 个月的 EsbaN 五分位数,每个五分位数每月都有 N 个投资组合在前 N 个月的持有期内形成。在每个月,我们计算给定五分位数的 N 个投资组合的平均月回报,并将其视为该 EsbaN 五分位数的月度回报。

2.8 Qsba1, Qsba3, Qsba6, Qsba9, Qsba12

Qsba1、Qsba3、Qsba6、Qsba9、Qsba12是反映报价价差的指标。我们使用日度股票层面报价买卖价差的月度平均值计算报价买卖价差(Qsba)变量。日度股票层面报价买卖价差数据从 CSMAR (实现指数研究子数据库)中检。在每个月 t 的开始,根据上个月 t-1 的 Qsba 值对股票进行五分位数排序。我们分别计算当前月 t (Qsba1)以及从月 t 到 t+N-1 (QsbaN, N=3, 6, 9, 和 12)的月度投资组合回报。对于设定为在重新平衡前持有 N 个月的 QsbaN 五分位数,每个五分位数每月都有

N 个投资组合在前 N 个月的持有期内形成。在每个月,我们计算给定五分位数的 N 个投资组合的平均月回报,并将其视为该 QsbaN 五分位数的月度回报。

3 指标计算

根据之前计算出的投资组合的月度收益率,我们筛选出按流动市值加权的多空组合,对其进行进一步的分析: 计算出年化收益率、年化标准差、t 统计量、p 值、年化夏普比率、最大回撤率、超额收益率和 IC 等关键指标。

3.1 多空收益率

我们分别计算了每个异象投资组合多头、空头以及多空对应的收益率,同时我们分别构造了等权投资组合与按流动市值加权投资组合。得到表1

3.2 等权投资组合指标

我们单独计算了等权的异象投资组合的月度收益率、年度收益率、月度标准差、年化标准差、t 统计量、p value、年化夏普比及最大回撤率。如表2

3.3 市值加权投资组合指标

我们单独计算了按流动市值加权的异象投资组合的月度收益率、年度收益率、月度标准差、年 化标准差、t 统计量、p-value、年化夏普比及最大回撤率。如表3

3.4 IC 值

计算并得出等权投资组合与按流动市值加权投资组合的 IC 平均值、IC 标准差及相应的 IR 值。如表4

3.5 超额收益率

我们选用 Liu (2019) 提出的 CH-3 因子模型与 CH-4 因子模型作为基准模型,分别对构造的异象组合进行回归,被解释变量是按流动市值加权的多空组合收益率,解释变量是 MKT、SMB、VMG和 PMO,记录 alpha 及其显著性。如表5和6

4 因子筛选

为了第二部分后续构造最优均值方差投资组合,且由于目前的投资组合大多为交易摩擦类异象,相关度较高,我们对异象进行如下筛选。

4.1 显著性筛选

前面已经计算得到的每个异象指标的年化收益率和对应的 p 值。我们认为 p 值小于设定的显著性水平(0.1)的异象是统计显著的。因此剔除了 p 值大于 0.1 的异象。

4.2 相关性筛选

接着,计算所有显著异象指标之间的相关性矩阵,以识别那些彼此高度相关的指标。相关性高可能意味着这些指标捕捉了相似的市场信息,因此我们希望保证剔除之后的异象两两之间相关性绝对值不高于 0.5 (中性)。相关性热力图如图1。

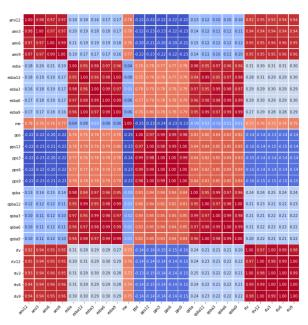


图 1: 相关性热力图

对于每一对相关性绝对值大于或等于 0.5 的异象, 我们比较了它们的年化夏普比率。夏普比率 更高的指标被保留。经过筛选, 我们最终保留了两个异象: 'esba' 和'ami3'。

4.3 筛选过程

Esba 是用日度股票层面有效买卖价差的月度平均值计算有效买卖价差变量,Ami3 是 Amihud 系列流动性指标(N=3),衡量了股票的流动性,通过日收益率绝对值和日交易量的比率在前六个月的平均值得出。计算指标的数据皆来源于 CSMAR(实现指数研究子数据库)。我们关注 Esba 和 Ami3 按流动市值加权的多空组合和多头组合,绘制其累计收益率曲线,如图2和图3所示。表7展示了 Esba 和 Ami3 的年化收益率、年化标准差、t 统计量、p 值、年化夏普比率、最大回撤率、超额收益率等关键指标。

第二部分 最优均值方差投资组合

5 基本信息

在第一部分的基础上,假设允许同时投资个股和异象投资组合,我们尝试参考 Ao 等人 (2019年)的研究,通过一个基于 Lasso 的框架求解最优均值方差投资组合中各个个股及异象的权重。

5.1 数据选取

我们选取沪深 300 指数的 300 只成分股作为个股,以及之前筛选出的异象投资组合作为我们的资产池。然后我们计算这个资产池中各个资产的最优权重。我们使用滚动窗口策略(T=120)来计



图 2: esba 的累计收益率曲线

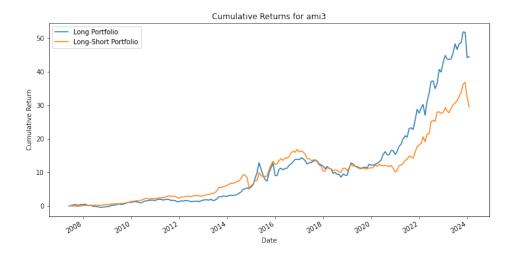


图 3: ami3 的累计收益率曲线

算每只股票的权重。上述涉及数据均下载自 CSMAR。

用 θ 都表示夏普比,故总夏普比率为(1)

$$\widehat{\theta}_{s,\text{all}} := \widehat{\mu}_{\text{all}}' \widehat{\Sigma}_{\text{all}}^{-1} \widehat{\mu}_{\text{all}} \tag{1}$$

无偏估计器为(2)

$$\widehat{\theta}_{adj} = \frac{(T - N - 2)\widehat{\theta}_s - N}{T} + \frac{2\left(\widehat{\theta}_s\right)^{N/2} \left(1 + \widehat{\theta}_s\right)^{-(T - 2)/2}}{TB_{\widehat{\theta}_s/(1 + \widehat{\theta}_s)}(N/2, (T - N)/2)}$$
(2)

5.2 目标函数构造

在求解最优均值-方差投资组合时,通常目标函数会带有约束项,在给定方差约束下对收益率进行最大化。然而这样的目标函数求解得到的结果在样本外表现较差,无法在样本外满足方差约束。目标函数如(3)和(4)

$$\arg\max_{w} E\left(w'r\right) = w'\mu\tag{3}$$

subject to
$$Var(w'r) = w'\Sigma w \le \sigma^2$$
 (4)

为此,我们将目标函数转换为如下形式(5)以改善其在样本外的表现。

$$\hat{w}_u^* = \arg\min_{w} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \left(\hat{r}_c - w' \hat{U}_t \right)^2$$
 (5)

同时,我们加入 Lasso 回归中的 L1 惩罚项,在估计时去除冗余项,提高估计效率,减小估计 所需样本大小。

5.3 调整项 λ 选择

对于调整 Lasso 的 L1 惩罚项中的系数 λ ,我们通过设置不同的 λ 大小,得到 λ 关于求解得到的投资组合的 σ 的解决方案路径,并选取最小化风险与给定风险约束之间差异的 用于后续估计。图中展示了不同 λ 值下投资组合的风险。

我们引入了 10 折交叉验证程序以避免过拟合,我们先基于其中 9 折计算出给定 λ 下最优期 望-方差投资组合中不同资产的比例 ω ,再将其带入到剩余 1 折求解得到 σ 。

示意图如4

5.4 预计与预测

我们使用 LASSO 回归来得到每只股票的权重,表示为 $\hat{\omega}$,并使用公式(6)计算异常投资组合(因子)和股票的权重。

$$\widehat{\boldsymbol{w}}_{\text{all}} := (\widehat{\boldsymbol{w}}_f, \widehat{\boldsymbol{w}}) = \sigma \left(\sqrt{\frac{\widehat{\theta}_f}{\widehat{\theta}_{\text{all}}}} \widehat{\boldsymbol{w}}_f^* - \sqrt{\frac{\widehat{\theta}_u}{\widehat{\theta}_{\text{all}}}} \widehat{\boldsymbol{\beta}}' \widehat{\boldsymbol{w}}_u^*, \sqrt{\frac{\widehat{\theta}_u}{\widehat{\theta}_{\text{all}}}} \widehat{\boldsymbol{w}}_u^* \right). \tag{6}$$

最后,我们利用计算得到的权重去预测下一期的回报,以获得最终投资组合的收益率时间序列。

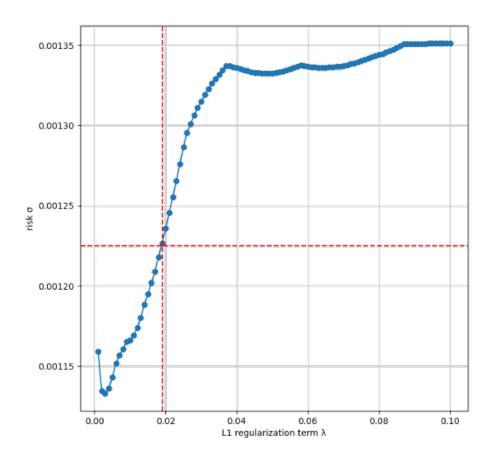


图 4: σ 关于 λ 的求解路径

6 指标计算

根据上述策略构建步骤,我们首先估计了沪深 300 成分股以及第一部分筛选得到的 Ami3 与 Esba 作为可投资异象组合从 2017 年 8 月至 2024 年 2 月的各项指标。由于该策略为通过计算最优权重最优化期望-方差的策略,因此等权重结果在本部分失去意义。同时本部分无 IC 相关结果。展示 Ami3 + Esba 结果如图5,表8

由上述图表可知该策略效果有限,我们猜测是由于选取的异象投资组合作为因子时的定价能力较弱,导致在中间步骤估计 时的残差较大,使得 β 估计诱骗导致。因此在原先 Ami3 与 Esba 的基础上,我们加入了 CH-3 因子中的 MKT、SMB 与 VMG 作为可投资异象组合,再次使用同样的策略,结果如图6和表9所示,加入三因子后策略的表现为全报告最佳,年化夏普比可达 1.44。

第三部分 结论

我们通过深入分析中国 A 股市场的市场摩擦异象和尝试构建最优均值方差投资组合,得出以下结论:

- 1. 市场摩擦异象的有效性: 我们成功复现并验证了部分市场摩擦异象在中国 A 股市场的存在和有效性。通过构建基于这些异象的投资组合,我们发现其中一些异象能够产生显著的超额收益率。
- 2. 异象投资组合的表现: 在筛选出的 27 个异象变量中, 我们进一步筛选出 esba 和 ami3 两个异象, 并发现它们在投资组合构建中具有一定的表现。这表明在考虑市场摩擦因素时, 这些异象可以作为有效的投资信号。但我们注意到, 单一依赖市场摩擦异象的投资组合可能存在定价能力较弱的问题, 这可能导致在后续的 Lasso 策略框架下, 由于估计 β 时的残差较大, 影响最终的投资组合

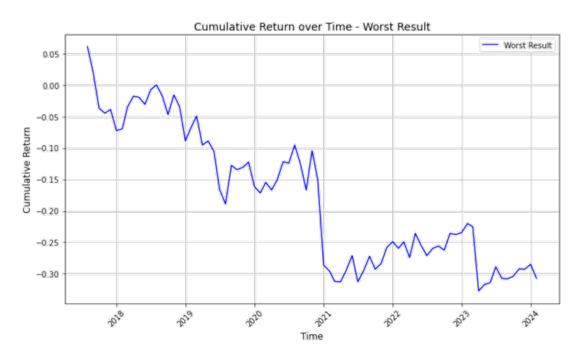


图 5: Ami3 与 Esba 的可能投资异象组合策略表现

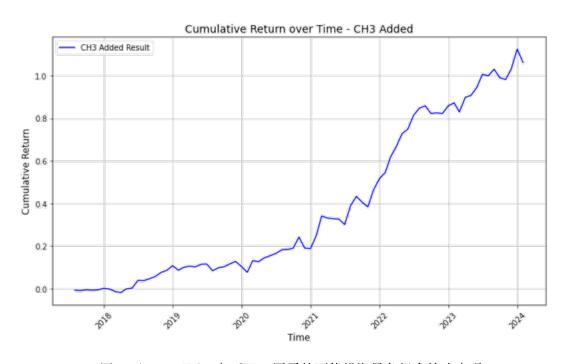


图 6: Ami3、Esba 与 CH-3 因子的可能投资异象组合策略表现

表现。

- 3. 最优均值方差投资组合的构建: 我们采用了基于 Lasso 的框架来求解最优均值方差投资组合中个股及异象的权重。通过引入 Lasso 回归的 L1 惩罚项,我们提高了模型的估计效率,并减小了样本大小的需求。
- 4. 策略表现的改进: 在最初的 Ami3 与 Esba 异象组合基础上,我们进一步加入了 CH-3 因子 (MKT、SMB、VMG),显著提升了投资组合的表现。加入因子后的投资组合年化夏普比达到了 1.44,显示出较强的风险调整后收益,这暗示在我们的策略中,使用定价能力较强的因子作为可投资资产组合才能获得较好的收益。
- 5. 未来研究方向: 我们的研究提供了市场摩擦异象在中国 A 股市场应用的实证分析,未来的研究可以进一步探索更多异象的组合效应,或者考虑其他风险因子对投资组合表现的影响,以期构建更为稳健和有效的投资策略。

综上所述,我们不仅验证了市场摩擦异象在中国 A 股市场的应用潜力,而且通过最优均值方差 投资组合的构建,为投资者提供了一种可以带来更优夏普比的资产配置方法,我们期望这些发现能 够为量化投资领域提供有价值的见解。

7 附录

7.1 公式汇总

总夏普比率:

$$\widehat{ heta}_{s,all} := \widehat{oldsymbol{\mu}}_{ ext{all}}' \ \widehat{oldsymbol{\Sigma}}_{ ext{all}}^{-1} \ \widehat{oldsymbol{\mu}}_{ ext{all}}$$

 $\hat{\mu}$ 表示样本均值, $\hat{\Sigma}$ 表示样本协方差矩阵

夏普比无偏估计:

$$\widehat{\theta}_{adj} = \frac{(T-N-2)\widehat{\theta}_s - N}{T} + \frac{2\left(\widehat{\theta}_s\right)^{N/2} \left(1 + \widehat{\theta}_s\right)^{-(T-2)/2}}{TB_{\widehat{\theta}_s/\left(1 + \widehat{\theta}_s\right)}(N/2, (T-N)/2)}$$

T 表示数据期数, N 表示资产个数, B 为下述含参积分:

$$B_x(a,b) = \int_0^x y^{a-1} (1-y)^{b-1} dy$$

原目标函数:

$$\arg\max_{w}E\left(w'r\right)=w'\mu$$

subject to
$$Var(w'r) = w' \Sigma w < \sigma^2$$

E(w'r)v 是投资组合的预期收益,其中 w 是资产权重向量,r 是资产回报率向量。 $w'\mu$ 表示投资组合的预期收益, μ 是预期收益的向量。

 $\operatorname{Var}(w'\mathbf{r})$ 是投资组合的方差,表示风险, Σ 是资产回报的协方差矩阵。 σ^2 是允许的最大风险

修改后目标函数:

$$\hat{w}_{u}^{*} = \arg\min_{w} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} (\hat{r}_{c} - w'\hat{U}_{t})^{2}$$

subject to $||w||_1 \leq \lambda$

 \hat{w}_{u}^{*} 是通过 Lasso 回归得到的最优权重。

 \hat{r}_c 是基于夏普比计算得到的预期收益。

 \hat{U}_t 是残差项,即股票回报与异常投资组合回归后的残差。

 $||w||_1$ 是权重向量的 L1 范数,即权重的绝对值之和。旨在向模型中引入稀疏性。

λ 是正则化参数,用于控制模型的复杂度和防止过拟合。

 \mathbf{r}_{c} 基于夏普比计算得出: $r_{c} := \frac{1+\theta}{\theta} r^{*} \equiv \sigma \frac{1+\theta}{\sqrt{\theta}}$

权重:

$$\widehat{m{w}}_{ ext{all}} \, := (\widehat{m{w}}_f, \widehat{m{w}}) = \sigma \left(\sqrt{rac{\widehat{ heta}_f}{\widehat{ heta}_{ ext{all}}}} \widehat{m{w}}_f^* - \sqrt{rac{\widehat{ heta}_u}{\widehat{ heta}_{ ext{all}}}} \widehat{m{eta}}' \widehat{m{w}}_u^*, \sqrt{rac{\widehat{ heta}_u}{\widehat{ heta}_{ ext{all}}}} \widehat{m{w}}_u^*
ight)$$

 $\widehat{w_{\mathrm{all}}}$ 表示整体的权重向量,它包括了因子(异象投资组合)的权重 $\widehat{w_f}$ 和个股的权重 \widehat{w}_{o} 是风险约束。

 $\hat{\beta}'$ 是股票对因子回归的系数,表示股票收益对因子收益的敏感度。

7.2 表格

转下页

因子名称	多头等权收益率	空头等权收益率	多空等权收益率	多头市值加权收益率	空头市值加权收益率	多空市值加权收益率
ami12	1.21%	-0.34%	1.55%	2.17%	0.37%	1.80%
ami3	1.46%	-0.47%	1.93%	2.43%	0.37%	2.06%
ami6	1.37%	-0.39%	1.76%	2.32%	0.38%	1.93%
ami9	1.28%	-0.35%	1.63%	2.27%	0.39%	1.89%
dfin	0.44%	0.25%	0.18%	0.91%	0.70%	0.22%
droa	0.74%	0.05%	0.58%	0.94%	0.56%	0.25%
esba	1.15%	-1.13%	2.27%	1.15%	0.29%	0.86%
esba12	0.91%	-0.51%	1.41%	1.07%	0.48%	0.59%
esba3	0.85%	-1.00%	1.85%	0.92%	0.20%	0.72%
esba6	0.86%	-0.75%	1.61%	0.97%	0.29%	0.68%
esba9	0.74%	-0.74%	1.48%	0.87%	0.30%	0.56%
me	0.89%	-0.23%	1.13%	1.97%	0.48%	1.50%
pps	1.12%	-0.84%	1.96%	1.11%	0.30%	0.81%
pps12	0.96%	-0.55%	1.51%	0.95%	0.42%	0.52%
pps3	0.88%	-0.88%	1.76%	0.89%	0.15%	0.74%
pps6	0.92%	-0.75%	1.67%	0.90%	0.24%	0.66%
pps9	0.81%	-0.80%	1.61%	0.81%	0.24%	0.57%
qsba	1.15%	-1.12%	2.27%	1.13%	0.26%	0.87%
qsba12	0.96%	-0.52%	1.48%	1.08%	0.47%	0.61%
qsba3	0.89%	-1.02%	1.91%	0.90%	0.17%	0.74%
qsba6	0.91%	-0.78%	1.68%	0.98%	0.28%	0.70%
qsba9	0.80%	-0.76%	1.56%	0.88%	0.29%	0.59%
rtv	1.39%	-0.66%	2.05%	2.15%	0.41%	1.74%
rtv12	1.19%	-0.45%	1.63%	2.11%	0.39%	1.72%
rtv3	1.10%	-0.75%	1.85%	1.91%	0.22%	1.69%
rtv6	1.13%	-0.63%	1.76%	1.98%	0.25%	1.73%
rtv9	1.02%	-0.65%	1.68%	1.90%	0.23%	1.66%

因子名称	月度收益率	年度收益率	月度标准差	年化标准差	t 统计量	p-value	年化夏普比	最大回撤率
ami12	1.55%	18.59%	0.30%	1.05%	5.12	0	17.72	-25.75%
ami3	1.93%	23.10%	0.32%	1.11%	6	0	20.77	-24.74%
ami6	1.76%	21.12%	0.32%	1.09%	5.57	0	19.3	-26.40%
ami9	1.63%	19.60%	0.31%	1.07%	5.29	0	18.31	-25.91%
dfin	0.18%	2.22%	0.08%	0.28%	2.25	0.0245	7.79	-8.90%
droa	0.58%	6.96%	0.20%	0.69%	2.92	0.0035	10.12	-18.07%
esba	2.27%	27.28%	0.27%	0.94%	8.41	0	29.13	-18.96%
esba12	1.41%	16.96%	0.23%	0.81%	6.05	0	20.97	-19.50%
esba3	1.85%	22.26%	0.26%	0.89%	7.19	0	24.91	-19.48%
esba6	1.61%	19.33%	0.25%	0.86%	6.52	0	22.57	-20.63%
esba9	1.48%	17.79%	0.24%	0.83%	6.18	0	21.42	-20.39%
me	1.13%	13.51%	0.35%	1.22%	3.19	0.0014	11.04	-50.02%
pps	1.96%	23.52%	0.37%	1.29%	5.26	0	18.22	-28.40%
pps12	1.51%	18.07%	0.35%	1.21%	4.31	0	14.92	-26.80%
pps3	1.76%	21.13%	0.37%	1.28%	4.78	0	16.55	-28.31%
pps6	1.67%	20.06%	0.37%	1.27%	4.58	0	15.85	-28.22%
pps9	1.61%	19.33%	0.36%	1.23%	4.52	0	15.65	-27.71%
qsba	2.27%	27.22%	0.28%	0.96%	8.21	0	28.44	-21.22%
qsba12	1.48%	17.78%	0.25%	0.86%	5.95	0	20.61	-21.40%
qsba3	1.91%	22.90%	0.27%	0.93%	7.1	0	24.58	-21.71%
qsba6	1.68%	20.16%	0.26%	0.91%	6.41	0	22.22	-22.53%
qsba9	1.56%	18.75%	0.26%	0.89%	6.11	0	21.16	-22.30%
rtv	2.05%	24.58%	0.30%	1.04%	6.85	0	23.72	-15.32%
rtv12	1.63%	19.60%	0.26%	0.90%	6.3	0	21.83	-11.09%
rtv3	1.85%	22.21%	0.28%	0.97%	6.61	0	22.9	-12.37%
rtv6	1.76%	21.14%	0.26%	0.92%	6.65	0	23.05	-12.09%
rtv9	1.68%	20.11%	0.26%	0.91%	6.39	0	22.15	-11.26%

因子名称	月度收益率	年度收益率	月度标准差	年化标准差	t 统计量	p-value	年化夏普比	最大回撤率
ami12	1.80%	21.60%	0.44%	1.53%	4.07	0	14.11	-37.91%
ami3	2.06%	24.66%	0.46%	1.59%	4.47	0	15.5	-38.84%
ami6	1.93%	23.21%	0.45%	1.55%	4.32	0	14.96	-39.89%
ami9	1.89%	22.65%	0.43%	1.50%	4.36	0	15.1	-38.30%
dfin	0.22%	2.62%	0.18%	0.62%	1.22	0.2213	4.24	-23.25%
droa	0.25%	3.03%	0.38%	1.32%	0.66	0.5062	2.3	-46.76%
esba	0.86%	10.35%	0.30%	1.03%	2.89	0.0038	10.02	-46.96%
esba12	0.59%	7.14%	0.27%	0.95%	2.17	0.0299	7.52	-47.26%
esba3	0.72%	8.70%	0.28%	0.97%	2.6	0.0093	9.01	-46.38%
esba6	0.68%	8.15%	0.28%	0.96%	2.44	0.0146	8.46	-46.59%
esba9	0.56%	6.75%	0.28%	0.96%	2.03	0.0423	7.03	-47.08%
me	1.50%	17.97%	0.52%	1.80%	2.88	0.0039	9.99	-58.39%
pps	0.81%	9.74%	0.37%	1.29%	2.18	0.0291	7.56	-57.03%
pps12	0.52%	6.30%	0.34%	1.17%	1.56	0.119	5.4	-53.92%
pps3	0.74%	8.84%	0.37%	1.28%	2	0.0456	6.93	-56.01%
pps6	0.66%	7.91%	0.35%	1.23%	1.86	0.0623	6.46	-54.78%
pps9	0.57%	6.87%	0.34%	1.19%	1.67	0.0955	5.78	-54.19%
qsba	0.87%	10.43%	0.31%	1.06%	2.83	0.0047	9.8	-47.92%
qsba12	0.61%	7.35%	0.29%	0.99%	2.14	0.0324	7.41	-47.76%
qsba3	0.74%	8.82%	0.29%	1.02%	2.5	0.0125	8.65	-48.28%
qsba6	0.70%	8.45%	0.29%	1.02%	2.4	0.0164	8.31	-47.35%
qsba9	0.59%	7.06%	0.29%	1.00%	2.03	0.0423	7.03	-47.48%
rtv	1.74%	20.90%	0.44%	1.53%	3.95	0.0001	13.69	-40.98%
rtv12	1.72%	20.62%	0.41%	1.43%	4.16	0	14.39	-35.03%
rtv3	1.69%	20.30%	0.42%	1.45%	4.05	0.0001	14.04	-40.51%
rtv6	1.73%	20.80%	0.40%	1.40%	4.29	0	14.87	-37.07%
rtv9	1.66%	19.96%	0.41%	1.41%	4.08	0	14.12	-35.95%

因子名称	ic_mean	ic_std	ic_ir	样本期数
ami12	0.0489	0.1369	0.3571	203
ami3	0.0619	0.1374	0.4506	203
ami6	0.0552	0.1385	0.3988	203
ami9	0.0512	0.1359	0.3771	203
${\it dfin_standardized}$	0.0053	0.0360	0.1475	203
droa	0.0121	0.1077	0.1125	197
esba12	0.0497	0.1128	0.4408	197
esba3	0.0630	0.1209	0.5211	197
esba6	0.0560	0.1182	0.4740	197
esba9	0.0522	0.1154	0.4523	197
esba	0.0741	0.1223	0.6061	197
me	-0.0282	0.1406	-0.2009	197
pps12	-0.0455	0.1651	-0.2754	197
pps3	-0.0491	0.1710	-0.2872	197
pps6	-0.0471	0.1684	-0.2798	197
pps9	-0.0463	0.1665	-0.2782	197
pps	-0.0536	0.1743	-0.3076	197
qsba12	0.0499	0.1181	0.4227	197
qsba3	0.0618	0.1254	0.4930	197
qsba6	0.0556	0.1232	0.4514	197
qsba9	0.0522	0.1208	0.4322	197
qsba	0.0717	0.1267	0.5657	197
rtv12	-0.0641	0.1194	-0.5372	197
rtv3	-0.0741	0.1260	-0.5879	197
rtv6	-0.0694	0.1218	-0.5699	197
rtv9	-0.0670	0.1197	-0.5601	197
rtv	-0.0834	0.1316	-0.6335	197

因子名	常数项的数值	常数项的 p 值
ami12	0.0135	0.0000
ami3	0.0148	0.0000
ami6	0.0134	0.0000
ami9	0.0134	0.0000
dfin	0.0013	0.5110
droa	0.0052	0.2183
esba	0.0015	0.5693
esba12	-0.0015	0.5651
esba3	-0.0005	0.8409
esba6	-0.0009	0.7326
esba9	-0.0015	0.5822
me	0.0105	0.0050
pps	0.0008	0.8324
pps12	-0.0007	0.8401
pps3	0.0002	0.9667
pps6	0.0006	0.8777
pps9	0.0002	0.9480
qsba	0.0013	0.6398
qsba12	-0.0014	0.6137
qsba3	-0.0004	0.8746
qsba6	-0.0007	0.8067
qsba9	-0.0012	0.6607
rtv	0.0088	0.0001
rtv12	0.0093	0.0000
rtv3	0.0082	0.0001
rtv6	0.0086	0.0001
rtv9	0.0091	0.0000

表 5: CH3 的 alpha 的平均值、p-value

表 5 展示了每个异象多空组合的超额收益率与对应统计检验的结果,基准模型选用 Liu et al(2019)中提出的中国三因子模型,异象多空组合收益率均根据流动市值加权得到

因子名	常数项的数值	常数项的 p 值
ami12	0.0137	0.0000
ami3	0.0150	0.0000
ami6	0.0136	0.0000
ami9	0.0136	0.0000
dfin	0.0013	0.4910
droa	0.0054	0.1992
esba	0.0015	0.5779
esba12	-0.0016	0.5400
esba3	-0.0006	0.8075
esba6	-0.0011	0.6896
esba9	-0.0016	0.5467
me	0.0108	0.0043
pps	0.0007	0.8514
pps12	-0.0009	0.8082
pps3	0.0000	0.9897
pps6	0.0004	0.9187
pps9	0.0000	0.9901
qsba	0.0013	0.6455
qsba12	-0.0015	0.5954
qsba3	-0.0005	0.8515
qsba6	-0.0008	0.7689
qsba9	-0.0014	0.6298
rtv	0.0088	0.0000
rtv12	0.0094	0.0000
rtv3	0.0082	0.0001
rtv6	0.0086	0.0000
rtv9	0.0091	0.0000

表 6: CH4 的 alpha 的平均值、p-value

表 6 展示了每个异象多空组合的超额收益率与对应统计检验的结果,基准模型选用 Liu et al(2019) 中提出的中国四因子模型,异象多空组合收益率均根据流动市值加权得到

因子名称	收益类型	权重方案	月均收益率	年化收益率	月度标准差	年化标准差	t 统计量	р值	年化夏普比率	最大回撤率
ami3	多头	市值加权	0.0243	0.2916	0.007	0.0243	3.46	0.0005	11.98	-0.6711
ami3	多空	市值加权	0.0206	0.2466	0.0046	0.0159	4.47	0	15.5	-0.3884
esba	多头	市值加权	0.0115	0.1381	0.0063	0.0218	1.83	0.0677	6.33	-0.6601
esba	多空	市值加权	0.0086	0.1035	0.003	0.0103	2.89	0.0038	10.02	-0.4696

表 7: Esba 和 Ami3 多头和多空投资组合表现

表 7 展示了最终通过了显著性筛选与相关性筛选得到的异象投资组合,其中显著性筛选要求 p 值小于 0.01,相关性筛选要求对于两两之间相关性绝对值高于 0.5 的异象保留夏普率较大者,异象收益率均采用流动市值加权计算得到,数据时间范围覆盖 2008 年至 2024 年

因子名称	年化收益率	年化标准差	t 统计量	р值	年化夏普比	最大回撤率	超额收益率	p 值	年化夏普比率	最大回撤率
Ami3+Esba	-4.67%	13.17%	-0.91	0.3658	-0.35	-36.61%	-0.4%	0.0005	11.98	-0.6711

表 8: Ami3 与 Esba 的可能投资异象组合策略表现

表 8 展示了可投资资产包括沪深 300 成分股及 Ami3 异象与 Esba 异象构成的可投资资产组合,基于 Lasso 框架得到的最优期望-方差投资组合的相关数值,其中异象投资组合均为多空组合,策略采用 120 个月的滑动窗口进行估计,异象收益率均采用流动市值加权计算得到,数据时间范围覆盖 2017 年至 2024 年

因子名称	年化收益率	年化标准差	t 统计量	р值	年化夏普比	最大回撤率	超额收益率	p 值	年化夏普比率	最大回撤率
加入 CH3 因子后	11.35%	7.88%	3.69	0.0004	1.44	-4.53%	0.4%***	0.0005	11.98	-0.6711

表 9: Ami3、Esba 与 CH-3 因子的可能投资异象组合策略表现

表 9 展示了可投资资产包括沪深 300 成分股及 Ami3 异象、Esba 异象以及 Liu et al(2019) 中涉及的中国三因子构成的可投资资产组合,基于 Lasso 框架 得到的最优期望-方差投资组合的相关数值,其中异象投资组合均为多空组合,策略采用 120 个月的滑动窗口进行估计,异象收益率均采用流动市值加权计算得到,数据时间范围覆盖 2017 年至 2024 年

7.3 参考文献

- 1. Ao, Mengmeng, Li Yingying, and Xinghua Zheng. "Approaching mean-variance efficiency for large portfolios." *The Review of Financial Studies* 32, no. 7 (2019): 2890-2919.
- 2. Carpenter, Jennifer N., Fangzhou Lu, and Robert F. Whitelaw. "The real value of China's stock market." *Journal of Financial Economics* 139, no. 3 (2021): 679-696.
- 3. Fama, Eugene F., and Kenneth R. French. "Size and book-to-market factors in earnings and returns." *The Journal of Finance* 50, no. 1 (1995): 131-155.
- 4. Hou, Kewei, Chen Xue, and Lu Zhang. "Digesting anomalies: An investment approach." *The Review of Financial Studies* 28, no. 3 (2015): 650-705.
- 5. Li, Zhibing, Laura Xiaolei Liu, Xiaoyu Liu, and K. C. John Wei. "Replicating and digesting anomalies in the Chinese A-share market." *Management Science* 70, no. 8 (2024): 5066-5090.
- 6. Liu, Jianan, Robert F. Stambaugh, and Yu Yuan. "Size and value in China." *Journal of Financial Economics* 134, no. 1 (2019): 48-69.