

基本面量化的当下和未来：因子篇

华泰研究

2024年11月29日 | 中国内地

深度研究

基本面量化系列之一：探寻基本面量化的当下和未来——因子篇

本文是华泰基本面量化的开篇。当前量价数据的挖掘已步入红海，策略同质性强，反观基本面数据仍是一座“富矿”。相比于量价类策略，基本面量化还具备投资逻辑清晰、策略容量大、差异化等优势。我们从国内外学界、业界前沿研究出发，勾勒基本面量化当下图景，展望未来研究方向。本文首先回答四个基础问题，探讨基本面的定义、现状、定位和方法，随后从因子层面加以展开。价值和质量构成了财务数据的两个核心维度。分析师预期、ESG 等非财务数据是基本面因子体系的重要补充。有别于传统金融学的理性人假设，基于非理性假说的行为金融学构成一套独特的因子研究方法论。

定义和现状：什么是基本面量化？国内外的应用现状如何？

定义——广义和狭义。广义而言，量化投资中使用基本面信息的即属于基本面量化；狭义而言，股票投资中的基本面量化可界定为，以股票定价模型为基础，综合运用财务分析、分析师预期、股票基本面相关的另类数据、宏观分析等工具，预测股票未来基本面价值或价格，最终构建系统化投资策略和组合的流程。现状——国内和海外。国内经历了低频基本面量化到高频量价的变迁，时至今日量价类策略同质化严重，基本面量化重新受到关注。基本面量化在海外同样经历了反复。

定位和方法：Alpha 还是 SmartBeta？是否已陷入瓶颈，如何创新？

定位——Alpha 和 SmartBeta。基于基本面信息的单因子本身具有周期性，具备 SmartBeta 的特征，但通过多因子合成实现分散投资后，合成因子或具备更强的 Alpha 属性。方法——传统和创新。我们认为基本面量化研究已较为充分。至少可以从下面四个方向展开研究：跟踪前沿学术研究；挖掘新的数据来源；探索新的产品形式；结合人工智能技术。

价值和质量：基本面量化的两个核心维度

股价的变动可以拆解为(1) 相对估值的变动和(2) 净利润或净资产的变动。前者一般遵循均值回归，多因子体系中常以价值因子和量价因子刻画。后者一般遵循基本面趋势，多因子体系中常以质量因子（盈利、成长可归入质量范畴）刻画。价值和质量构成了基本面量化的两个核心维度。从近年来学界和业界研究看，价值因子的改造可以归纳为分子端（价值部分）和分母端（市值部分）两条主线。美股市场 2018-2020 年价值因子长期回撤，关于价值因子是否失效的话题为业界热议。针对质量因子的研究主要围绕因子筛选、因子改进和因子合成等角度进行探讨。

预期和 ESG：非财务数据的“星辰大海”；行为金融学：独特的研究方法论
随着市场趋于有效以及信息来源日益丰富，非财务数据（或可称另类数据）逐步受到重视。分析师预期利用主动研究群体的研究成果，海内外已有成熟应用。预期因子的独特之处在于兼具“理性”和“非理性”。ETF、LLM 等新业态也对分析师预期产生影响。随着 ESG 披露制度的完善和相关研究的深入，ESG 或成为基本面因子体系的重要补充。学界的核心议题包括 ESG 是否存在 Alpha，ESG 如何加入组合优化。传统金融学假设投资者基于理性预期，以预期效用最大化为目标进行决策，而行为金融学的基本假设是人的非理性行为。基于行为金融学理论或可挖掘出独特的基本面和量价因子。

风险提示：多因子模型挖掘市场规律是对历史的总结，市场规律在未来可能失效。因子投资存在拥挤交易的可能。尽管基本面因子通常具有清晰的经济学含义，但因子投资策略的表现受多重因素影响，回撤时可能难以明确归因。

研究员	林晓明
SAC No.	S0570516010001
SFC No.	BPY421
	linxiaoming@htsc.com
	+(86) 755 8208 0134
研究员	何康，PhD
SAC No.	S0570520080004
SFC No.	BRB318
	hekang@htsc.com
	+(86) 21 2897 2202
研究员	源洁莹
SAC No.	S0570521080001
SFC No.	BRR314
	yuanjieying@htsc.com
	+(86) 755 8236 6825
联系人	孙浩然，PhD
SAC No.	S0570124070018
	sunhaoran@htsc.com
	+(86) 21 2897 2201

基本面量化研究框架



资料来源：华泰研究

正文目录

导言	3
定义：广义和狭义	3
现状：国内和海外	3
定位：Alpha 和 SmartBeta	3
方法：传统和创新	4
研究框架	4
因子篇	6
价值因子	6
经典研究回顾	6
价值因子改进：分子端	7
价值因子改进：分母端	8
价值因子失效的讨论	8
质量因子	9
经典研究回顾	9
质量因子筛选	10
质量因子改进	11
质量因子合成	12
预期因子	13
经典研究回顾	13
分析师的非理性	14
分析师的理性	15
新业态的影响	16
ESG 因子	16
ESG 评级的兴起和需求	16
ESG 能否产生 Alpha	17
ESG 加入组合优化	19
行为金融学因子	20
基于预期偏差的因子	20
基于认知限制的因子	21
总结	23
参考文献	23
风险提示	28

导言

本文围绕基本面量化这一主题，梳理近年来学界、业界研究成果，并展望未来研究方向。在正式展开论述前，我们不妨先思考几个问题。

定义：广义和狭义

第一个问题就不容易回答：**什么是基本面量化？**

基本面量化属于舶来品，其英文为 Quantamental，便可知这是量化投资（Quantitative Investing）和基本面投资（Fundamental Investing）两者结合之义。因此广义而言，凡是在量化投资中使用基本面信息的，包括股票投资、商品投资、大类资产配置在内，似乎都可称为基本面量化。但这种宽泛的定义并不便于具体研究落地。

在量化投资的语境下，基本面量化更多地还是针对股票投资而言。我们可以将基本面量化投资界定为：以股票定价模型为基础，综合运用财务分析、分析师预期、股票基本面相关的另类数据、宏观分析等工具，预测股票未来基本面价值或价格，最终构建系统化的投资策略和组合的流程。这便是本文将要探讨的狭义的基本面量化。其中，因子投资是基本面量化主流的方法论。本文也以较多篇幅围绕众多基本面因子展开探讨。

现状：国内和海外

第二个问题：**基本面量化在国内外的应用现状如何？**

国内量化投资始于公募基金。公募基金多数主张价值投资和成长投资理念，使其生而具备基本面量化的土壤，基于基本面因子的低频 Alpha 策略是早期量化行业的主流打法。随着量化参与者增加，低频 Alpha 逐渐衰减，发端于私募量化的高频量价 Alpha 策略业绩优势显著，**2020-2021** 年私募量化扩张迅速也正得益于此。高频 Alpha 策略主要通过量价因子捕捉短期定价偏差，较少关注基本面信息，基本面量化经历了一段时间的沉寂。

然而，2024 年初的量化回撤行情中，高频 Alpha 策略暴露出了策略拥挤、风控不力等弊端，而部分侧重基本面风格的管理人净值波动较小。今年 1-8 月，A 股市场持续缩量，且风格从小盘切换至大盘，对依赖非理性定价的量价因子并不友好，反观价值等基本面因子表现出色，基本面量化开始重新得到关注。

海外基本面量化的研究和应用早于国内。基本面量化在海外同样经历了反复。以最近一轮周期为例，AQR 在 2023 年发表的论文 *Fact, Fiction, and Factor Investing* 中指出，**2018-2020** 年因子投资尤其是价值因子在美股失效，引发市场对于价值因子已死的争论，**2021-2022** 年价值因子反弹平息了对因子投资的批评，进而产生了对因子投资的过分夸大。由此可见，即便在成熟市场，投资者对于基本面量化的态度也并不客观，容易受行情左右。

定位：Alpha 和 SmartBeta

第三个问题：**基本面量化是 Alpha 还是 SmartBeta？**

我们认为，基于基本面信息的单因子本身具有周期性，具备 SmartBeta 的特征，但通过多因子合成实现分散投资后，合成因子或具备更强的 Alpha 属性。

基本面信息的特点之一是低频，并且信息发布时间集中。因此，在基本面信息缺失或市场情绪集中释放的时间段，股票价格容易受到交易层面因素影响，从而与基本面发生背离，此时基本面因子将遭遇回撤。但股票价格不会长期偏离基本面，价格回归基本面的过程，也是基本面因子修复的过程。这就使得基本面因子的周期更为鲜明，体现出 SmartBeta 的特征。AQR 在 2021 年发表的论文 *Is (Systematic) Value Investing Dead* 通过上述理论并结合实证，解释了价值因子在历史上周期性的失效。

基本面信息的特点之二是视角丰富。近年来 A 股 Alpha 研究的一大突破在于对量价因子的深入挖掘。诚然，高频数据和 AI 模型的应用，提供了大量的传统量价因子之外的增量信息。但原始量价数据来源近乎一致，决定了量价类策略不可避免走向同质化。

反观基本面量化，近年来投资者对于股票间关联关系、社会责任报告等另类基本面数据的关注度逐步提升，使得基本面量化的视角不断丰富，不再局限于常规的财务报表、分析师预期数据。这些低相关信息源的引入，结合分散投资的思想，更有可能使得合成后的因子具备强的 Alpha 属性。

方法：传统和创新

第四个问题：基本面量化研究是否已陷入瓶颈，如何创新？

部分观点认为，基本面量化无非是围绕财报和分析师预期数据构建因子，当前研究已较为充分，难以创新。但我们认为仍有一定创新空间，至少可以从下面四个方向展开研究。

1. **跟踪前沿学术研究。**如果说在高频量价领域，以私募量化为代表的业界研究，因其自身禀赋和算力资源，相比学界或具备优势。那么在基本面量化领域，学界因其对基本面更深入的理解和对经济学含义的关注，反而领先于业界。除了传统财务、预期因子之外，诸如 ESG、行为金融学等方向是近年来学界较为活跃的领域，我们将予以关注。
2. **挖掘新的数据来源。**过去几年，股票间关联关系、专利等另类基本面数据在 A 股市场已得到成功应用。我们认为，基本面量化的生命力也来自对新数据来源的挖掘。例如，如何从 ESG 数据中提炼具备稳定收益预测能力的因子，如何解决另类基本面数据覆盖度有限的问题，如何将高频宏观数据融入多因子框架，这些都值得思考。
3. **探索新的产品形式。**应用基本面因子的常规方式是和量价因子结合，构建多因子模型。但由于两类因子预测周期不匹配，在动态赋权的模型中，基本面因子往往分配较低权重。多因子模型是否为基本面量化的合理应用方式？多个基本面 SmartBeta 策略进行组合层面的融合，能否同样达到分散投资的效果？是否有其他组合构建方法和产品形式？
4. **结合人工智能技术。**我们认为，以大语言模型为代表的人工智能技术，正在并将继续改变量化投资行业的业态。传统机器学习和深度学习对数据结构化程度要求高，因此量价数据是合适的研究对象。而大语言模型擅长处理海量文本和多模态数据，与基本面信息尤其是另类数据更匹配。本文的后续章节也将介绍 LLM 与基本面量化结合的前沿研究。

研究框架

本系列研究的构想始于 2021 年。回溯来看，当时可能并非好的研究时点。2021 年初茅指数交易拥挤，直到 2024 年初小微盘股流动性困境，量价因子、AI 策略和依托前两者的大多数量化产品，过去三年回报相对稳健，基本面量化未得到足够关注。然而，量价策略面临拥挤，大盘风格下量价因子未必有优势，长期来看基本面因子或仍存在机会。我们认为，当前重新开启基本面量化研究是一个合适的时间点。

研究框架如图表 1。本文是华泰基本面量化系列的第一篇报告，首先从因子层面，综述近年来前沿学术文献和业界动态，展望未来方向，并为实证研究做铺垫。

图表1：基本面量化研究框架



资料来源：华泰研究

本文写作过程中，除文末引用的学术文献外，我们从以下经典著作和业界研究中获益颇多，
在此单独列示：

石川, 刘洋溢, & 连祥斌. (2020). 因子投资：方法与实践. 电子工业出版社.
 王健, & 余剑峰. (2018). 理性的非理性金融. 中信出版社.
 张然, & 汪荣飞. (2017). 基本面量化投资：运用财务分析和量化策略获取超额收益. 北京大学出版社.

AQR 研究：<https://www.aqr.com/Insights/Research>

华证指数研究：<https://www.chindices.com/research.html>

量信投资量化研究：<http://www.liang-xin.com/quantitativeresearch/>

因子篇

因子投资是基本面量化主流的方法论，基本面因子是构建多因子模型或选股策略的起点。本章我们将围绕常见的基本面因子，结合近几年前沿学术文献，着重探讨因子改进方向及热点议题。

我们从基础的股票定价模型出发：

$$\text{Price(股价)} = \text{PE(市盈率)} \times \text{EPS(每股收益)}$$

$$\text{Price(股价)} = \text{PB(市净率)} \times \text{BPS(每股净资产)}$$

股价的变动，可以拆解为（1）相对估值的变动和（2）净利润或净资产的变动。前者一般遵循均值回归，多因子体系中常以价值因子和量价因子刻画，其中量价因子不属于基本面量化研究对象。后者一般遵循基本面趋势，多因子体系中常以质量因子（盈利、成长也可归入质量范畴）刻画。因此，价值和质量构成了基本面量化的两个核心维度。

价值和质量因子主要从财务数据获取。随着市场趋于有效以及信息来源日益丰富，**非财务数据**（或可称**另类数据**）逐步受到重视。**分析师预期**利用主动研究群体的研究成果，在海内外已有成熟应用。**ESG** 基于企业社会责任报告等信息，从环境、社会责任、治理的角度刻画公司的可持续发展能力。尽管存在定价不充分、“漂绿”（即虚假的环保宣传）等问题，但随着**ESG** 信披制度的完善和相关研究的深入，我们认为**ESG** 将成为基本面因子体系的重要补充。

行为金融学严格而言并非一类因子，称其为一套因子研究的方法论更恰当。针对因子溢价的异象，学者通常从行为金融学层面寻求解释。前面讨论的股票定价模型和因子属于传统金融学领域。**传统金融学**假设投资者基于**理性预期**，以**预期效用最大化**为目标进行决策；**行为金融学**的基本假设是人的**非理性行为**。两者研究范式存在本质差异，基于行为金融学理论或可挖掘出独特的基本面和量价因子。

价值因子

经典研究回顾

得益于价值投资在全球市场的影响力，价值因子也为人所熟知。价值因子的逻辑清晰——投资估值相对“便宜”、未被充分定价的股票。**Fama-French**三因子模型中（Fama & French, 1992, 1993）的账面市值比（Book-to-Market Ratio, BM 或 BP）是学界公认的“标准”价值因子。基于对价值的不同理解，如 EP、SP、CFP、DP 等因子也被学界业界广泛使用。

图表2：价值因子相关研究

文献	价值的定义
Fama, & French, 1993	账面价值比
Ohlson, 1995; Feltham, & Ohlson, 1995	BP 和 EP 的线性组合
Frankel, & Lee, 1998; Cong, George, & Wang, 2023	在当期净资产的基础上，增加未来剩余收益的累计折现
Chan, Lakonishok, & Sougiannis, 2001;	研发费用/市值，广告费用/市值； (研发费用+部分销售及管理费用)/市值
Lev, & Srivastava, 2019	将经营性项目和金融性项目剥离，计算经营活动对应的价值
Penman, Richardson, & Tuna, 2007	使用未分配利润（retained earnings）替代净资产
Ball, Gerakos, Linnainmaa, & Nikolaev, 2020	采用企业价值替代市值
Israel, Laursen, & Richardson, 2021	使用预期数据替代已实现数据； 对净利润进行周期调整，扣除应计项，使用 EBITDA
Lawson, Conomos, Lamplough, Chua, & Chao, 2021	以基本权益（fundamental equity）替代净资产。基本权益定义为公司在固定贴现率下未来预期现金流的折现
Gonçalves, & Leonard, 2023	通胀调整后的现金流代替原始现金流
Credit Suisse HOLT	

资料来源：华泰研究

石川、刘洋溢等 2021 年的《Value》一文系统介绍了价值因子的成因，并在 A 股市场开展实证测试。刘洋溢、石川、连祥斌 2019 年的论文 *Refined Book-to-Market Ratio and the Cross-Section of Stock Returns in China* 及其中文解读《Book-to-Market 整容记：哪家 BM 比较强？》介绍了 BM (BP) 因子的 7 种改进方法，并测试在 A 股市场的表现。上述几篇研究是对价值因子相对全面的总结。

尽管价值因子的构造和改进方法各异，但行业内的共识是，由于各因子从不同角度反映了公司的“价值”，因此需要对因子进行合成，得到价值的全面表征。例如，Ohlson (1995) 和 Feltham & Ohlson (1995) 提出使用 BP 和 EP 的线性组合；Macquarie 的 Lawson 等 (2021) 对预期 EP、DP、FCFP、BP 等 7 个价值因子做静态加权，得到综合价值因子。

价值因子的改造可以归纳为分子端（价值部分）和分母端（市值部分）两条主线。同时，美股市场 2018-2020 年价值因子长期回撤，关于价值因子是否失效的话题为业界所热议，我们也将予以探讨。

价值因子改进：分子端

BP 的分子端 B 通常采用报告期平均净资产或期末净资产，即当期净资产。改进方法之一是基于 RIM(剩余价值模型)，在当期净资产的基础上，增加未来剩余收益的累计折现(Frankel & Lee, 1998; Cong, George & Wang, 2023)。以 Cong 等 (2023) 为例，该研究基于分析师预测 ROE (FROE)，估算未来三期的剩余价值：

$$V_t = B_t + \frac{FROE_{t+1} - r_{e,t}}{1 + r_{e,t}} B_t + \frac{FROE_{t+2} - r_{e,t}}{(1 + r_{e,t})^2} B_{t+1} + \frac{FROE_{t+3} - r_{e,t}}{(1 + r_{e,t})^2 r_{e,t}} B_{t+2}$$

Gonçalves 和 Leonard (2023) 进一步提出以基本权益 (fundamental equity) 替代净资产。基本权益定义为公司在固定贴现率下未来预期现金流的折现，可简单视作前述模型的永续形式。首先采用向量自回归模型 (VAR)，估算公司未来的股息和回购；随后基于股利贴现模型估算基本权益。

改进方法之二是考虑无形资产，将研发费用、销售及管理费用资本化。Chan 等 (2001) 将过去 5 年的研发费用以直线法计提折旧：

$$RDC_{it} = RD_{it} + 0.8 * RD_{it-1} + 0.6 * RD_{it-2} + 0.4 * RD_{it-3} + 0.2 * RD_{it-4}$$

美股实证表明，研发费用/市值因子存在超额收益。类似地，将广告费用视作无形资产，构建的价值因子同样有效。Lev 和 Srivastava (2019) 的工作论文将研发费用和部分销售及管理费用补充计入净资产，调整后的 BP 因子表现有显著提升。Liu 等 (2019) 发现该结论在 A 股市场同样成立。

AQR 的 Israel 等 (2021) 论文中提到了 Credit Suisse 的 HOLT 分析平台，其构建的 CF_{HOLT}/EV_{HOLT} 价值因子，分子端在原始现金流基础之上，考虑折旧摊销、利息支出、少数股东权益等会计科目，得到通胀调整后的现金流 (inflation-adjusted gross cash flow)。

改进方法之三使用未分配利润替代净资产。Ball 等 (2020) 提出，净资产可以拆解为实缴资本 (contributed capital)、未分配利润 (retained earnings) 和累计其他综合收益。其中实缴资本仅反映股东的风险偏好，和股票收益无关甚至负相关。而未分配利润和股票收益背后的驱动因素一致，并且相比净利润而言能够平滑年度的波动，是公司内在价值更合理的代理变量。

除 BP 因子外，其他针对 EP 等因子的改进方法包括：使用预期数据替代已实现数据，构建预期 EP、DP 因子；对净利润进行周期调整 (取过去 10 年净利润均值)，构建周期调整的 EP 因子；构建 EP 因子时从净利润中扣除应计项或使用 EBITDA 等 (Lawson 等, 2021)。

价值因子改进：分母端

价值因子的分母端 P 通常采用当期市值。一种直接针对分母端的改进方法是采用企业价值替代市值，企业价值（enterprise value, EV）定义为市值+总债务-现金及现金等价物。以 SP 和 CFP 因子的改造为例（Israel 等, 2021）。其分子端的营业收入（S）、现金流（CF）等指标同时影响到股东和债权人的利益，但分母端的市值（P）仅考虑股东权益，并未考虑债权人权益，导致分子和分母端不匹配。解决方法是将总债务加入市值，即使用企业价值。

另一种同时针对分子和分母端的改进方法是将经营性项目和金融性项目剥离，计算经营活动对应的价值。下面以 BP 因子改造为例（Penman 等, 2007）。对资产负债表进行推导，净资产（B）可表示为净经营资产（net operating assets, NOA）减去净债务（net debt, ND）。相应地，市值（P）可表示为净经营资产的市值（P^{NOA}）减去净债务的市值（PND），其中 P^{NOA} 可用企业价值（EV）衡量，PND 可直接用净债务（ND）本身衡量。经如下推导：

$$\frac{B}{P} = \frac{NOA}{P} - \frac{ND}{P} = \frac{P^{NOA}}{P} \cdot \frac{NOA}{P^{NOA}} - \frac{ND}{P} = \left[1 + \frac{ND}{P} \right] \cdot \frac{NOA}{P^{NOA}} - \frac{ND}{P}$$

最终得到：

$$\frac{B}{P} = \frac{NOA}{P^{NOA}} + \frac{ND}{P} \left(\frac{NOA}{P^{NOA}} - 1 \right)$$

其中前者为经营活动的贡献，后者为融资活动的贡献，使用前者 NOA/P^{NOA} 替代 BP。

价值因子失效的讨论

2018-2020 年，价值因子在美股市场连续回撤，引发业界对于价值因子是否失效的讨论。2021 年，Research Affiliates 的 Arnott 等发表论文 *Reports of value's death may be greatly exaggerated*, AQR 的 Israel 等发表论文 *Is (systematic) value investing dead*, 从不同视角回应对价值因子的批评。

Arnott 等 (2021) 将价值因子多空组合（即 HML 组合）的收益率拆解为三部分：估值变化、盈利和均值回复。其中第一项为估值溢价部分，后两项求和为结构性溢价部分。估值溢价部分可理解为估值泡沫，反映多空相对估值的变化，长期来看应该是平稳的，否则价格会无限偏离基本面。盈利部分反映多空股票净资产和股息率变化的差异。均值回复部分反映价值股和成长股因估值均值回复而在多空头之间的迁移，对 HML 组合的收益贡献较大。

美股实证表明，价值因子的回撤主要受估值溢价影响，2007 年前为正溢价，2007 年后转为负溢价，负溢价表明价值股越来越便宜，成长股越来越昂贵。后两项结构性溢价部分在 2007 年后略有下降，但仍为正溢价且变化不显著。华泰金工团队《价值策略表现分析与结合动量的优化》(2021-08-13) 在 A 股市场进行验证，得到了相似的结论。

Israel 等 (2021) 首先回应了对价值因子的 5 项质疑。BP 因子在大盘股失效——确实，但基于资金流的价值因子并未失效；股票回购使 BP 因子失效——没有系统性的证据表明这点；无形资产重要性提升，使得锚定财报的价值因子失效——经无形资产调整后的 BP 因子表现更差；央行干预和低利率环境干扰资产定价——理论和实证均不支持；价值因子过于简单且众所周知——价值因子在 2018-2020 年间并不拥挤，回撤不应归因于此。

否定前 5 项原因后，如何解释价值因子的回撤？作者基于剩余价值模型，将股票收益来源拆解为（1）分红 DIV, （2）估值倍数的抬升 Δ MULT, （3）基本面价值的变化 Δ FUND。采用截面回归法，检验各成分项对股票年度收益的预测效力。

美股实证表明，分红项回归系数为正；估值抬升项回归系数长期为正，符合价值投资逻辑，但在 1999-2000、2018-2020 年明显衰减，代表股价脱离基本面；基本面价值变化项回归系数为负，代表便宜的公司基本面可能出现恶化，但相比估值抬升项而言并非主导因素。由此，Israel 等将 2018-2020 年价值因子的回撤归因为股价和基本面的背离，但长期看股价仍将回归基本面，价值投资不会长期失效。

尽管价值因子不会长期失效，但单一价值策略可能波动较大，Israel 等（2021）建议将价值因子和低相关或负相关的风格结合，例如与动量、质量因子配合使用，一方面实现分散化，另一方面可以避免低估值股票可能存在的价值陷阱。

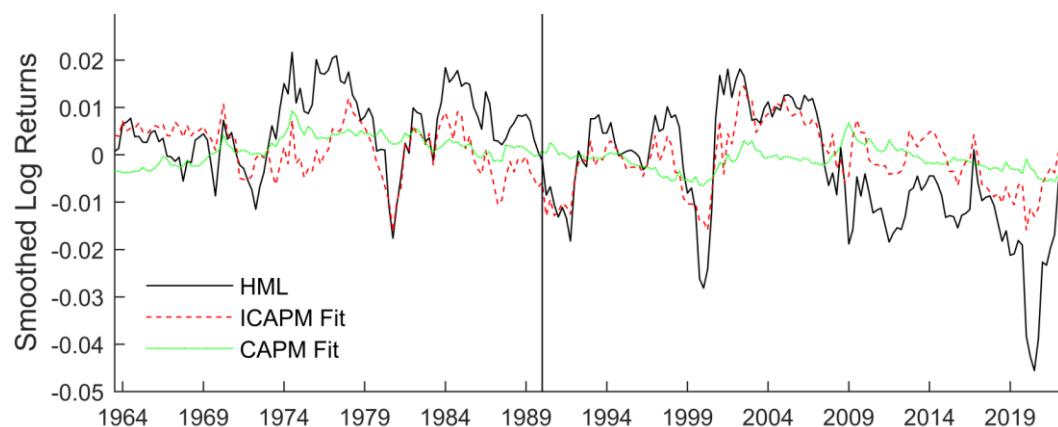
较新的一篇研究来自于 Campbell、Giglio 和 Polk 在 2023 年发表的 NBER 工作论文 *What Drives Booms and Busts in Value*。Campbell 是哈佛大学教授，同时也是资管机构 Arrowstreet 的合伙人。Giglio 是耶鲁大学教授，兼任 Arrowstreet 的顾问。价值投资的收益具有波动性，尤其会在市场繁荣和崩溃期间出现大幅回撤，该研究尝试解释波动的原因。

价值股的总市场 β 低于成长股。但对 β 进行拆解：价值股对企业盈利的变化更敏感，现金流 β 高于成长股；而对利率、市场波动的变化更不敏感，贴现率 β 、波动率 β 低于成长股。体现为：当市场(1)受企业盈利(现金流)下行驱动而下行，或(2)受贴现率下行驱动而上行，或(3)受波动率上行驱动而上行时，价值因子表现更差。

作者应用跨期 CAPM 模型 (intertemporal CAPM, ICAPM)，发现市场的现金流、贴现率和波动率三者的新息(news)，可以解释 HML 多空组合过去 60 年间多达 48% 的收益波动。其中，新息可理解为资产收益率造成影响的新信息，由 VAR 向量自回归模型估计。VAR 的向量 X 为六维状态变量：市场超额收益、预期波动、市场 PE、期限利差、BM 估值价差、信用利差。将新息代入 ICAPM 模型，估计出现金流、贴现率、波动率的 β ，以此为自变量，HML 组合收益率为因变量，进行回归拟合。

作者还将 HML 组合收益拆解为行业内和行业间部分，发现 ICAPM 对行业内部分的解释力度更高。与以往截面分析方法不同，该研究对价值因子收益率在时序上的波动进行归因，也为价值因子择时提供了启发。

图表3：美股价值因子收益率及拟合结果



注：黑色实线为 HML 价值因子多空组合 EWMA 平滑后的对数收益率，红色虚线为 ICAPM 模型拟合结果，绿色实线为 CAPM 模型拟合结果。ICAPM 拟合优度较高， R^2 达 48%。

资料来源：*What Drives Booms and Busts in Value*, 华泰研究

质量因子

经典研究回顾

与价值因子不同，质量因子的特点之一是缺乏统一的定义。笼统而言，高质量的公司往往具备稳定的盈利能力和发展潜力，因此盈利和成长也可归入质量范畴。图表 4 汇总了质量因子相关的经典学术研究，可知刻画质量的维度丰富，其中 Hsu 等（2019）的研究从学术文献和业界的质量因子指数中，归纳出 7 个维度并进行实证测试，是对质量因子相对全面的总结。

图表4：质量因子相关研究

文献	质量的定义
Graham, 1965	从公司规模、财务情况、盈利稳定性、分红派息、EPS 增长共 5 个维度刻画高质量公司
Loughran, & Ritter, 1995	低股权稀释
Sloan, 1996; Kozlov, & Petajisto, 2013	采用应计项目 (accruals) 定义盈利质量
Piotroski, 2000	构建盈利水平、财务杠杆及流动性、运营效率 3 大类共 9 个细分指标，综合得到 F-score
Gomes, & Schmid, 2010	低杠杆，以账面杠杆和市场杠杆衡量
Novy-Marx, 2013	毛利润/总资产 (gross profitability)
Perotti, & Wagenhofer, 2014	构建持续性、可预测性、稳定性、应计项目、股票回报相关性等 8 个细分指标刻画盈利质量
Akbas, Jiang, & Koch, 2017	Gross profitability 对时间做回归，将回归系数定义为盈利趋势
Hsu, Kalesnik, & Kose, 2019	从学术文献中总结刻画质量的 7 个维度，并进行实证测试
	有因子溢价：盈利能力、会计质量、派息/摊薄、投资能力
	无因子溢价：资本结构、盈利稳定性、盈利增长
Asness, Frazzini, & Pedersen, 2019	从盈利能力、成长性、安全性 3 个维度拆解质量因子，构建质量多空组合 QMJ

资料来源：华泰研究

众多研究中，影响力相对较大的研究是 AQR 公司 Asness 等人 2019 年正式发表在 *Review of Accounting Studies* 杂志的论文 *Quality minus junk*，其工作论文最初发布于 2013 年。该研究从盈利能力、成长性、安全性 3 个维度拆解质量因子，提出的质量因子多空组合 QMJ 随后成为了质量因子公认的代理变量。

理论层面，该研究从 Gordon 增长模型出发，对市净率进行拆解，推导得出：

$$\frac{P}{B} = \frac{\text{profitability} \times \text{payout_ratio}}{\text{required_return} - \text{growth}}$$

其中 profitability、growth、required return 分别对应盈利能力、成长性、安全性（越不安全则必要报酬率越高），即质量因子的三个维度，为质量因子提供了理论定价模型。

实证层面，该研究首先构建了 6 个细分盈利能力指标（毛利润/总资产、ROE、ROA、现金流/总资产、毛利率、应计比率）、5 个细分成长性指标（前 5 个盈利指标的过去 5 年增长率）和 5 个安全性指标（Beta、杠杆比率、两个破产风险指标、ROE 波动率），等权合成得到质量因子。

随后，构建月度分层组合及多空组合 QMJ，在 Carhart 四因子模型和 Fama-French 五因子模型下进行测试，发现 QMJ 残差收益在跨行业、跨市场下均显著为正，证实了高质量相对低质量股票超额的稳健性。同时，市场下行期 QMJ 组合收益更高，体现出质量的防御特性。该研究还讨论了质量因子有效性的时变规律、因子溢价的解释及因子投资策略。由于 QMJ 和 HML（价值多空组合）负相关，将两类因子结合可以避免价值陷阱，构建高夏普策略。

近几年，学界和业界从因子筛选、因子改进和因子合成等角度进一步探索质量因子，下面将展开介绍。

质量因子筛选

在 Asness 等 (2019) 提出 QMJ 之前，质量因子缺乏公认的定义，即使 QMJ 本身，也是通过 16 个细分指标合成得到质量因子，这些指标通常基于经验和前人研究自上而下构建，但底层指标有效性或未得到严格论证。对质量因子各维度自下而上进行检验和筛选，成为近几年的重要议题，并且对于投资实践尤为关键。下面三项研究的作者均来自业界。

2019 年，Hsu, Kalesnik 和 Kose 发表论文 *What Is Quality*，探讨质量因子的定义并测试各维度有效性。三位作者分别来自资管机构 Rayliant、Research Affiliates 和 Allianz。研究首先从业界的质量因子指数中归纳得到质量的 7 个维度，每个维度下构建相应细分因子。其次界定了因子有效的三项标准：学术研究的丰富性、跨时间和跨地区的有效性、对因子定义进行合理扰动后的稳健性。

考察行业市值中性多空组合表现，盈利能力、会计质量（应计量）、派息/摊薄和投资能力这4个维度存在显著超额收益，列为稳健指标；资本结构、盈利稳定性和盈利增长这3个维度则没有超额收益，列为不稳健指标。由此可以反推哪些质量指数采用了更稳健的质量维度，从而对质量指数的投资起到指引作用。

2020年，Kyosev等人发表论文 *Does Earnings Growth Drive the Quality Premium*，概述常用质量因子定义，测试其对股票收益的预测能力，并探索质量因子溢价背后的驱动因素。四位作者中的三位来自资管机构 Robeco。石川等（2021）*The Quality Premium* 的文章对上述文献做了详细解读，并在A股进行实证测试。

Kyosev等（2020）的研究从文献中归纳8项质量指标。首先，考察各质量指标对未来盈利增长的预测能力，发现仅有毛利润/总资产、应计项目、投资能力这3项符合条件，称EP类（earning predictive），其余5项称ENP类（earning-non-predictive）。其次，考察各质量指标对未来股票收益率的预测能力，发现EP类全部3项指标和ENP类的ROE符合条件。随后，当回归模型控制未来盈利增长后，EP类不再具备收益预测能力。上述结果表明，EP类是“真正”的质量因子，质量因子溢价的驱动因素是对未来盈利增长的预测能力。

质量因子通常被视作防御因子。2023年，French和Gärtner发表论文 *In Search of a Defensive Equity Factor*，定义防御组合应具备的特征，并探索哪些因子具备这些特征。两位作者来自FTSE Russel。该研究首先界定了防御组合的三个特征：低永久性资本损失风险、低经济周期风险、低市场风险。其次，对可能符合防御风格的7大类共27个细分因子开展实证测试，发现低杠杆、低波动（低盈利波动和低股价波动）、盈利能力这3类因子构建的行业风格中性多头组合具备上述特征。此外，其他大类中的部分细分因子，如应计项目和资产周转率同样具备防御特征。

质量因子改进

和价值因子改进类似，对质量因子的改进同样是学界和业界均予以关注的议题，下面展示三个的改进方向。

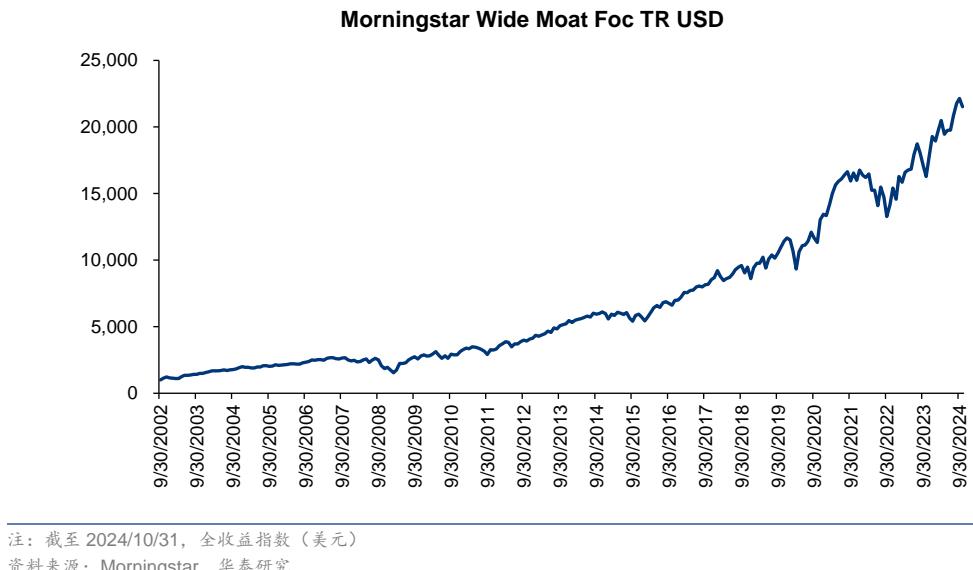
速度和加速度。Yin和Liao（2020）定义Asness等（2019）中质量因子的同比变化量为质量增长因子，实证表明该因子在A股市场具备超额收益，且无法被质量因子和其他风险因子解释。类似地，Liu等（2023）以营业利润/总资产衡量公司的盈利能力，并证实盈利能力的季度环比变化量因子在A股市场的有效性。

He等（2020）将EPS同比变化量除以上季度股价定义为盈利增长，将盈利增长的季度环比变化量定义为盈利加速因子，实证表明该因子在美股市场具备超额收益。类似地，Ma等（2024）定义Asness等（2019）中质量因子单季度同比变化量的环比变化量为质量加速因子，证实了该因子在A股市场的有效性，且无法被质量因子和质量增长因子所解释。

无形资产。Vanguard的Bacciardi等（2023）在论文 *Intangibles as a quality attribute* 中将无形资产强度（Intangible Asset Intensity, IAI）纳入质量特征。以研发投入（Knowledge Capital Intensity, KCI, 直线法计提折旧）和固定比例的销售及管理费用（Organizational Capital Intensity, OCI, 直线法计提折旧）衡量无形资产，总资产记为TA，则 $IAI = (KCI+OCI) / (KCI+OCI+TA)$ 。实证表明IAI是有效的质量特征，可以改进现有质量因子。

非财务数据。González等（2023）在论文 *How to improve quality investing* 中，提出护城河和ESG这两类非财务数据，作为基于财务数据构建的原始质量因子的补充，并结合分析师预测构建QARP策略。其中，护城河采用Morningstar分析师对美股上市公司的护城河评级（宽/窄/无），ESG采用Refinitiv的ESG评分。

图表5：晨星美国市场宽护城河聚焦指数（Morningstar Wide Moat Focus）收盘价



实证表明，质量因子多空组合的 Fama-MacBeth 回归残差收益显著为正，结合护城河评级后的多空组合残差收益有所提升。结合 ESG 评分后残差收益受到削弱，表明需要为高 ESG 承担溢价。将高质量、护城河与高分析师预期收益率结合，残差收益进一步提升。分析师预期收益率通过现价和目标价计算得到，作用是避免投资高估值股票，即采用 QARP 策略。

质量因子合成

Asness 等（2019）研究中，首先将各细分因子等权合成为盈利能力、成长性、安全性 3 个大类因子，随后进一步等权合成为质量因子。其他学术研究也大体遵循等权合成的思路。除了等权合成外，是否有其他更灵活的因子合成方法？下面我们介绍 PLS 和机器学习两种新思路。

2023 年，Jiao 和 Cooper 发表论文 *A “Quality” Quality Factor*，提出“优质”质量因子的界定标准，并采用 **PLS**（偏最小二乘）方法将细分质量因子合成为 QAL 因子。两位作者分别来自 Morgan Stanley 和美国伊利诺伊理工大学。

该研究首先界定何为优质的高质量公司：需要长期表现良好，并且在市场大幅波动及经济下行期表现出色。其次，对 Asness 等（2019）文章中的 16 个质量因子采用 PLS 法合成。PLS 因子合成分两步：(1) 对每个月度截面，以未来区间收益为因变量，以每个质量因子为自变量，做单变量截面回归，取斜率 λ ；(2) 对每只股票，以每个质量因子为因变量，以 λ 为自变量，做单变量时序回归，取斜率 u 。以 u 为权重，对 16 个细分质量因子加权求和，得到 QAL 因子。另外，对 λ 做 EWMA 平滑，可以降低因子换手率。随后的测试证明了 QAL 因子符合前述高质量的标准。不过该研究未将 QAL 和等权法得到的因子进行对比。

Chen、Ke 和 Zhao（2024）在论文 *Enhancing Firm Quality Measurement Using Machine Learning* 中，采用 **XGBoost** 算法对质量因子做合成，论证了机器学习方法在预测公司真实质量和构建质量选股策略中的有效性。

在剩余收益估值模型（RIM）中，未来已实现的剩余收益的累计折现可视作真实公司质量，该研究以此作为机器学习模型的预测目标。特征分为三组：

1. Asness 等（2019）研究基于 RIM 推导出的四大类 19 个质量特征，即 16 个正文使用的指标以及 3 个附录提到的 Payout 指标；
2. 杜邦拆解中的 8 个比率类特征；
3. 过去 4 个年度的 318 个原始会计指标，共计 1272 个特征。

三组特征分别滚动训练 XGBoost 模型，记为 XGBoost-19m ($m=missing$, 即填充缺失值)、XGBoost-DuPont、XGBoost-1272m，同时以线性回归模型 RL-19 作为基线。

结果显示，XGBoost-19m 优于 RL-19，表明机器学习能够提升预测公司真实质量的效果。同时，XGBoost-19m 和 XGBoost-1272m 表现没有显著差异，均优于 XGBoost-DuPont，这说明基于 RIM 构建的特征优于基于杜邦拆解构建的特征，但使用海量原始特征进行数据挖掘则没有提升效果。

最后，采用 XGBoost-19m 模型预测的公司质量的变化量作为机器学习质量因子，将该因子和账面市值比做双重排序，构建的质量多空组合取得显著收益，并且收益表现优于 Asness 等（2019）的等权合成因子，体现出机器学习方法在构建质量选股策略中的有效性。

预期因子

经典研究回顾

预期因子反映了主动研究群体对基本面的研究成果。我们认为，预期因子的独特之处在于，兼具“理性”和“非理性”。分析师的专业能力决定了其理性程度高于市场平均水平。但只要是人，就存在非理性。因此，预期因子的理想使用方式是，将理性和非理性剥离开来，理性部分顺着用，非理性部分反着用。

图表6：预期因子相关研究

文献	研究方向
Kothari, So, & Verdi, 2016	分析师预测准确度和偏差
Graham, 1999; Hong, Kubik, & Solomon, 2000; Jegadeesh, & Kim, 2010	分析师的羊群效应
Hirshleifer, Lourie, Ruchti, & Truong, 2021	分析师预测的首因效应和近因效应
Bourveau, Garel, Joos, & Petit-Romec, 2024	分析师覆盖股票间的影响
Palley, Steffen, & Zhang, 2024	分析师目标价分歧度
Engelberg, McLean, & Pontiff, 2020	分析师的行为模式和动量异象的关系
Grinblatt, Jostova, & Philipov, 2023	分析师乐观偏误异象
De Silva, & Thesmar	分析师预测误差的分解
Bradshaw, Brown, & Huang, 2013	分析师盈利预测的准确性
Loh, & Stulz, 2018	分析师预测准确性的时间特征
Clement, & Tse, 2005	分析师的“激进”预测
Guan, Wong, & Zhang, 2015	分析师覆盖供应链上下游对预测准确性影响
Harford, Jiang, Wang, & Xie, 2019	是否为重点覆盖公司对预测准确性影响
Fang, & Hope, 2021	分析师团队和个人预测对准确性影响
Hilary, & Hsu, 2013	分析师预测误差的稳定性
Lee, & So, 2017	分析师异常覆盖
Ali, & Hirshleifer, 2020; Kaustia, & Rantala, 2021	分析师共同覆盖
Merkley, Michaely, & Pacelli, 2020	分析师文化多样性对预测质量的影响
Cao, Hao, & Yang, 2024	个人主义文化和集体主义文化对分析师预测的影响
Kumar, Rantala, & Xu, 2022	社会学习对分析师预测的影响
Drake, Moon Jr, Twedt, & Warren, 2023	社交媒体分析师对专业卖方分析师的影响
Kothari, Li, Li, & Sheng, 2023	ETF 行为对分析师预测的影响
Dessaint, Foucault, & Fresard, 2024	另类数据对分析师预测的影响
Li, Feng, Yang, & Huang, 2024	ChatGPT 对中国分析师乐观偏误的影响

资料来源：华泰研究

Kothari、So 和 Verdi 在 2016 年的综述 *Analysts' Forecasts and Asset Pricing: A Survey*，系统总结了卖方分析师预测以及其对资产定价影响的研究。学界研究主要关注分析师预测（1）准确度和（2）偏差在截面和时序变化的影响因素，以及与股票价格的关系。

预测准确度的主要影响因素包括：公司业务复杂度，公司利润和股价收益的波动性，预测区间长度，分析师能力，分析师可获取的资源，分析师覆盖公司数量等。另外，学术界也发现高预测准确度或有助于分析师获得更高的薪酬激励，但反过来薪酬不会影响准确度。

预测误差的主要来源可归纳为：(1) 公司管理层提供的信息偏差和(2)分析师自身的经济动机。预测误差和预测区间长度有关，长期预测更容易高估，短期预测更容易低估。公司利润的可预测性越差时，预测的乐观偏差越大。社交网络和职业网络也是影响预测误差的关键因素，当公司管理层和分析师有相同教育背景时，预测偏差将更小。预测偏差也可能是有意为之，例如为了获得公司管理层青睐，首次覆盖时容易高估，而后续预测容易低估，以便公司达成或超过市场预期。

我们认为，站在因子投资视角，围绕上述预测准确度和误差的影响因素，可以对原始预期数据进行“提纯”，构建更有效的预期因子。近几年，分析师预期仍是学术界的热点，下面我们将遵循分析师的非理性和理性两条线索，介绍相关研究。同时我们也将展示自媒体、ETF 投资、另类数据、GPT 等新业态对分析师预期的影响。

分析师的非理性

行为金融学是理解分析师非理性行为的核心方法论。早期研究主要关注分析师的羊群效应 (Graham, 1999; Hong, Kubik & Solomon, 2000; Jegadeesh & Kim, 2010)。近年来，各种类型的认知偏误陆续被挖掘出来，并基于此构建投资策略。

Hirshleifer 等 (2021) 论述了分析师预测中的首因效应，股票在分析师首次覆盖前一年的股价表现越好(越差)，分析师的乐观(悲观)偏差越大，且负向偏差的幅度大于正向偏差。同时，研究中也观察到了近因效应，股票在过去一年相对行业平均的超额收益越高(越低)，分析师的乐观(悲观)偏差越大。首因效应和近因效应又可以归因为人的确认偏误和有限注意力。

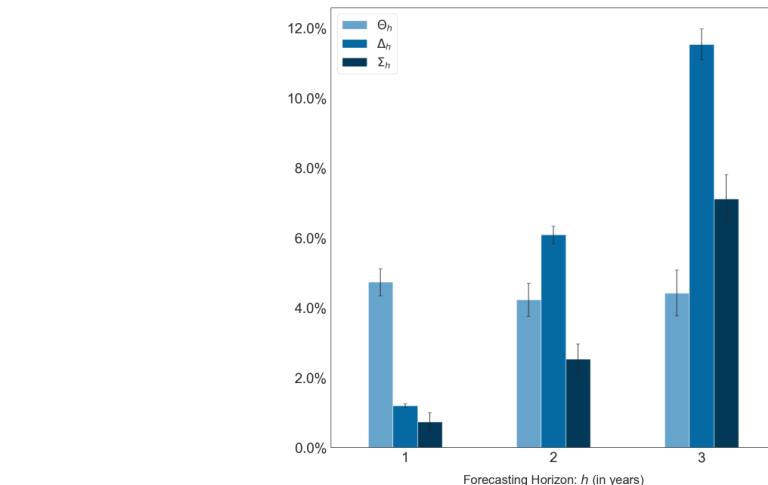
Bourveau 等 (2024) 基于有限注意力假说，发现在分析师覆盖的股票池中，如果个别股票所属行业的突发事件使得股价出现异动，其注意力将被吸引，那么分析师覆盖的其他行业股票的预测误差将放大。Palley、Steffen 和 Zhang (2024) 则基于反应不足假说，发现当股票出现负面舆情时，部分分析师不及时更新目标价，使得目标价分歧度增大。构建做多(空)预期收益高(低)且分歧度低(高)股票的对冲组合，在美股市场可获得年化超过11%的收益率。

有学者将分析师的非理性行为和股票市场中的其他异象联系起来。Engelberg、McLean 和 Pontiff (2020) 的研究中，首先从125个经典的市场异象出发，发现低(高)平均异象组的分析师目标价预期收益更高(低)，预测偏差更大(小)，股票未来的真实收益更低(高)。这表明分析师并未充分利用公开的异象信息。随后筛选出33个动量反转异象，发现分析师的行为模式和动量异象匹配，和反转异象(如估值因子)相反，即分析师倾向于推荐高动量、高估值股票。

Grinblatt、Jostova 和 Philipov (2023) 的研究则是从分析师乐观偏误出发，首先定义了“可预测的分析师盈利预测误差”，其本身构成一种异象，即分析师误差越低的公司未来收益率更高。进一步研究发现，高乐观偏误普遍存在于其他异象的空头端，分析师误差异象可以解释信用风险、动量、SUE 等异象，在控制了分析师误差后，这些异象不再具有超额收益。

也有学者尝试对分析师预测误差进行分解。De Silva 和 Thesmar 于 2024 年发表在 *Review of Financial Studies* 的论文首先分析了不同期限的分析师盈利预测误差，发现在短期预测区间内，分析师预测优于统计学模型，长期预测区间则相反。随后借助统计学模型的盈利预测值，巧妙地将预测误差拆解为三个成分项，结果表明，分析师信息优势项在不同预测区间下较稳定，偏差项和噪音则随区间线性增加。

图表7：不同期限下分析师预测误差的分解



注： Θ 、 Δ 和 Σ 分别代表分析师信息优势项、偏差项和噪音项

资料来源：Noise in Expectations: Evidence from Analyst Forecasts, 华泰研究

分析师的理性

也有一系列研究持续挖掘分析师预测中理性的一面，主要关注分析师何种预测更准确。

分析师的预测包含盈利预测、目标价和评级等信息。Bradshaw、Brown 和 Huang (2013) 的研究发现，相比于目标价，分析师对公司的盈利预测更准确。原因在于，盈利预测的准确度会影响职业生涯和薪酬，而目标价无此影响。前述 Engelberg、McLean 和 Pontiff (2020) 研究则指出，相比预测本身，目标价和推荐的边际变化更“理性”。

分析师预测准确性也存在“时”“空”特征。从时间维度看，Loh 和 Stulz (2018) 发现在经济危机、衰退期和政策不确定性高的时间段内，分析师对股价影响更大，预测误差更低，报告发布更频繁且篇幅更长。从预测的客体——公司维度看，Clement 和 Tse (2005) 发现分析师偏离自身过往预测或者偏离全市场一致预测的“激进”预测更准确；Guan、Wong 和 Zhang (2015) 发现如果分析师覆盖公司的供应链上下游，其预测准确度将提升；Harford 等 (2019) 发现分析师对大市值、高成交量、高机构持仓等重点覆盖公司的预测更准确。从预测的主体——分析师维度看，Fang 和 Hope (2021) 研究发现，分析师团队的预测比个人分析师的预测更准确。

除了预测准确性，分析师预测的稳定性也是重要的参考指标。Hilary 和 Hsu (2013) 发现预测误差越稳定，分析师影响股价能力越强，预测误差稳定性对股价的影响强于预测准确性。原因可能是预测稳定的分析师职业地位也更稳定，并且更可能在评比中获奖。另外，分析师会有策略地低估盈利预期，以降低准确性为代价换取预测稳定性的提升。上述影响因机构投资者的存在而变得更强。

分析师覆盖公司的行为以及覆盖公司间的关联对股票未来收益具有预测作用。Lee 和 So (2017) 发现分析师高异常覆盖的公司未来收益将更高。其中异常覆盖定义为采用市值、换手率、动量这三个自变量拟合分析师覆盖数量的残差。Ali 和 Hirshleifer (2020), Kaustia 和 Rantala (2021) 指出分析师在行业间传递信息，不同股票被相同分析师覆盖，也会导致股价同向运动，体现出间接关联引发的溢出动量效应。

近年来，分析师的文化背景和社会学习行为也为学界关注。Merkley、Michael 和 Pacelli (2020) 考察分析师文化多样性对预测质量的影响，发现一家公司被不同文化背景的分析师覆盖，其盈利预测更准确。Cao、Hao 和 Yang (2024) 发现个人主义文化背景的分析师，相比于集体主义文化，更倾向于发布激进的盈利预测和股票推荐。但市场对集体主义文化分析师激进预测做出的反映会强于个人主义文化分析师。

Kumar、Rantala 和 Xu (2022) 探讨社会学习对分析师预测的影响。该研究发现，在分析师覆盖的股票池里，如果同行对其他股票出现误差，那么该分析师对这只股票的乐观偏误更可能得到修正。反过来，如果同行对其他股票做出激进预测，那么该分析师对这只股票的预测也更激进。总的看，分析师的预测准确度获益于社会学习。

新业态的影响

移动通信、AI 等科技变革正在重塑各行业的“大生态”。被动投资、另类数据的兴起也改变了资产管理行业的“小气候”。近年来，一部分学术文献探讨新业态对分析师预测的影响，试举例如下。

Drake 等 (2023) 研究了美国 **Seeking Alpha** 网络平台上的社交媒体分析师（简称 SMA，类比中国市场的雪球大 V）对专业卖方分析师的影响。当 SMA 先于卖方发布研报时，市场对卖方的反应显著减弱。SMA 专业度越高，股票个人投资者占比越高，该效应越强。原因可能在于 SMA 的研究预先包含了卖方研究的信息。同时，卖方分析师对 SMA 的研究也会做出反应，提出更大胆和更分散的预测。社交媒体分析师已逐步成为影响市场的力量。

Kothari 等 (2023) 研究了 **ETF** 行为对分析师预测的影响。当个股的行业 **ETF** 持股数量提升，盈利预测更为准确。**ETF** 在行业层面更具有信息量，分析师可以直接且高效地通过 **ETF** 了解个股盈利预测中受行业因素驱动的部分。同时，当行业 **ETF** 的成分股发布盈余公告时，分析师会修正对其他成分股的盈利预测。**ETF** 成交越活跃，公司盈利和 **ETF** 总盈利的相关度越高，**ETF** 对分析师预测的影响越强。

Dessaint、Foucault 和 Frésard 于 2024 年发表在 *The Journal of Finance* 的论文，研究了 **另类数据** 对美股分析师预测的影响。石川等 (2023)《另类数据与分析师盈利预测》一文对其做了详细解读，并在 A 股市场进行实证。在美股市场，社交媒体、卫星数据、搜索引擎等另类数据 2000 年后逐渐开始使用，**另类数据提升了分析师的短期预测准确度**，但削弱了长期预测准确度。A 股市场则以 2016 年为界，2016 年后分析师短期预测准确度提升，但长期预测准确度无显著变化。

Li 等(2024)研究了 **ChatGPT** 对中国分析师乐观偏误的影响。以沪深 300 成分股 2021-2023 年主要财务指标为分析对象，对比 ChatGPT3.5（知识库截至 2021 年 9 月）预测值、人类分析师（研报截至 2021 年 9 月）预测值和真实财务指标，其中 ChatGPT 预测值取 35 次生成的均值。结果表明 ChatGPT 相比于分析师的预测值更为保守且更准确，原因可能是 **ChatGPT 相较人类的乐观偏误更低**。该研究展示了大语言模型应用于投资研究的潜力。

ESG 因子

不同于其他基本面因子，ESG 作为另类因子，其研究和改进并不集中在因子定义层面，更多是针对 ESG 因子的应用方式和选股效果。ESG 得分主要由专业的评级机构给出，学界关于 ESG 评级的探讨主要围绕评级的现状、问题以及对市场参与者的影响。

至于 ESG 因子在选股领域的有效性，这一问题在学界尚未取得明确的共识。研究表明，特定市场中 ESG 因子能给组合带来一定的 alpha，但 E、S、G 三个因子的显著程度在不同市场中可能呈现不一致的结论。也有争议性的探讨认为，ESG 因子在选股上的 alpha 能被其他因子所解释，除了市场危机阶段之外，ESG 投资并不能带来显著的溢价。

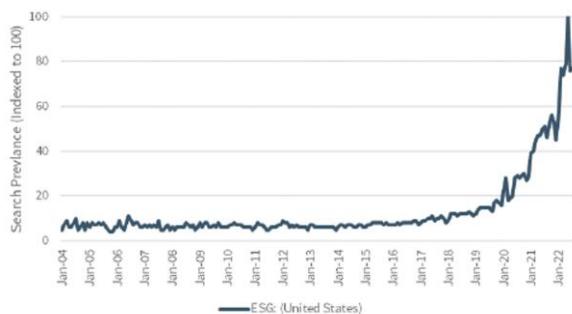
ESG 评级的兴起和需求

ESG 投资理念强调在投资决策过程中不仅要考虑传统的财务指标，还要综合评估企业在环境保护 (E)、社会责任 (S) 和公司治理 (G) 三个方面的表现。财务指标数据相对结构化，投资者可以对报表数据直接进行拆解、合成和应用。但 ESG 数据口径不唯一、不统一，投资者较难获取和处理原始数据。因此 ESG 投资理念的发展会带来第三方 ESG 评级需求的增加。

Larcker 等 (2022) 指出，根据可持续发展相关的调研结果，投资者对于 ESG 评级机构的依赖程度较高。机构投资者衡量公司 ESG 表现时最常参考的信息来源就是第三方机构的 ESG 评级结果，与直接接触公司并列首位。88% 的投资者将第三方 ESG 评级作为其投资流程的一部分，92% 的投资者预计将来会在投资体系中纳入第三方 ESG 评级结果。

图表8：ESG 搜索趋势

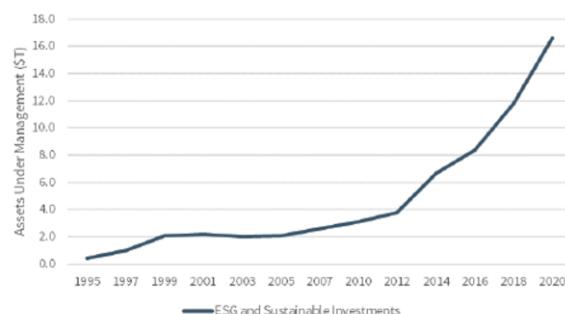
GOOGLE TRENDS: SEARCHES FOR ESG (2004-2022)



资料来源：ESG Ratings: A Compass without Direction, 华泰研究

图表9：ESG 共同基金规模（单位：万亿美元）

ESG MUTUAL FUNDS: ASSETS UNDER MANAGEMENT (1995-2020)



资料来源：ESG Ratings: A Compass without Direction, 华泰研究

随着 ESG 评级需求的增加，提供 ESG 评级的第三方机构数量也在增加。Kotsantonis 等 (2019) 的研究表明，不同的 ESG 数据提供商之间的分歧很大，而且公开信息的数量越多，分歧反而有所增加。作者提示投资者需要更清楚地了解不同 ESG 指标可能传递出什么信息，以及它们如何最好地被制度化以评估公司业绩。

ESG 评级对资产管理业务的重要性体现在流入 ESG 投资产品的资金上。Hartzmark 和 Sussman (2019) 的研究表明，市场上较多投资者将可持续性视为公司积极正面的特质，ESG 评级高的共同基金在测算期内实现了净流入，而 ESG 评级低的公司则出现了净流出。但值得注意的是，投资者主要对极端排名类别做出进一步的投资反应，很大程度上忽略了其他类别。也就是说，ESG 评级结果中的类别构建方式，尤其是极端类别的划分，会对二级市场的投资决策产生较大影响，并影响一定体量的资金流动。

ESG 能否产生 Alpha

随着越来越多的投资者关注 ESG 数据，ESG 投资能否带来超额收益成为重要命题。最直接应用 ESG 评级的投资思路是负向剔除，选取 ESG 评级高的公司投资。但这一投资逻辑能否产生稳定的 alpha？在不同市场的不同场景中，可能会有不一致的结论。

华证指数 2023 年发表的论文 *Can ESG Factor Generate Alpha?* 聚焦于香港市场，在港股通交易范围内验证了 ESG 因子，尤其是 E 和 S 两个维度能够产生稳定的超额收益，可以为投资提供有效的增量信息。

对于印度市场，Parikh 等 (2023) 在论文 *The impact of environmental, social and governance score on shareholder wealth: A new dimension in investment philosophy* 中的测试结果显示，治理 (G) 因子对股票回报有积极的影响，但环境 (E) 因子对股票回报的存在负面影响，同时社会 (S) 因子是不显著的。因此作者指出，可能需要财务动机来激发公司实践 E 和 S 因子。

Sharma (2023) 在论文 *Impact of ESG on Investment Performance: Empirical Evidence from European Equity and a Qualitative Critique of the Modern Portfolio Theory* 中探讨了欧洲市场的差异。挪威、瑞典、丹麦等市场的实证表明，ESG 因子能够长期提高回报和/或降低波动率，从而提高股票投资组合的质量，但使用欧元作为主权货币的欧元区国家不能得出同样的结论。作者认为，鉴于 ESG 革命起源于欧洲，大多数投资者在投资决策中已经考虑了 ESG 因素，从而使 ESG 信息在投资上的使用效率更高，所以欧元区市场和欧洲大盘股一般不再为 ESG 因素支付溢价。

Bharali (2019) 在论文 *ESG: Fact vs. Belief* 中阐明了投资者的普遍信念是投资于高评分的 ESG 公司应该有助于为投资组合带来高质量和低波动。但实证表明，遵循 ESG 评级的投资机制没有明显优势，ESG 投资在 risk-off 期间与其他股票呈现出类似的回撤。事实上，尽管 ESG 有机会成为一个下行保护因素，但其对于投资组合的效果可能与质量因子相当，而质量因子已经是相对确定的风险溢价。

虽然 ESG 因子不一定能产生明确的超额收益，但越来越多的政策指向可持续发展，进一步导向可持续投资的理念。然而在可持续投资的范畴中，可能存在一些投资理解的误区。

尽管 ESG 数据为非财务信息，但在衡量 ESG 风险时却更多指向 ESG 因素所导致的财务风险。Young-Ferris (2023) 的论文 '*Looking for something that isn't there': a case study of an early attempt at ESG integration in investment decision making*' 聚焦于联合国支持的《负责任投资原则》，第一项原则是“我们将 ESG 问题纳入投资分析和决策中”。联合国负责任投资原则 (UNPRI) 将 ESG 风险限定为“财务相关”的问题，可能会导致投资者忽视那些虽然不是财务相关但仍然重要的 ESG 问题，从而产生一种虚假的安全感。这种限定可能会使投资者无法全面评估与投资相关的 ESG 潜在风险。

Coqueret (2021) 在论文 *Perspectives in sustainable equity investing* 中直接点名了 ESG 投资的误区，基于负向剔除的逻辑，投资者将 ESG 评分低的公司排除，会错过这些公司因 ESG 表现改善而带来的投资机会。实际上，污染公司可能是对可持续技术投资最多的公司。因此，在较短的投资区间内，投资于 ESG 评级高的公司可能不等同于积极参与追求 ESG 目标。

Simon (2021) 在论文 *On a Trajectory to Sustainable Investing: Is Sustainability and Profitability Mutually Exclusive?* 中剖析了 ESG 投资的底层逻辑，ESG 投资的倡导者认为投资者可以通过“做好事”来“做得好”。然而，通过 Fama-French 多因子回归分析发现，反向多空交易策略可以获取更高的回报，即在 ESG 评级低的投资组合中持有多头头寸，在 ESG 评级高的投资组合中持有空头头寸。也就是说，“做好事”不能导向“做得好”，表明做正确的事情可能是有代价的。

关于 ESG 因子的超额收益和投资理念存在一定的争议，但 ESG 投资的一个可行的方向是，基于 ESG 数据构建业绩与普通选股组合相当的投资组合。Jacobsen 等 (2019) 在论文 *The Alpha, Beta, and Sigma of ESG: Better Beta, Additional Alpha?* 指出，ESG 投资被质疑的核心在于高 ESG 股票的收益风险比往往较低，意味着投资者通过关注 ESG 维度而牺牲了投资性价比。作者进一步实证可以构建因子中性化组合，使得 ESG 得分较高的股票组合与较低的组合在最坏的情况下收益和风险特征均可比。

ESG 评级因子的超额收益可能不够稳定，甚至多头端收益偏弱。近年来有创新性的研究表明，不同评级机构的 **ESG 分歧** 可能是有效的选股因子。Brandon 等人 2021 年发表的论文 *ESG Rating Disagreement and Stock Returns* 系统性地测试了 ESG 评分分歧度对股票收益的影响，发现 ESG 评分分歧度与股票月度收益呈正相关，相关性主要取决于环境 E 维度的分歧。

Wang 等人 2023 年发表的论文 *ESG rating disagreement and stock returns: Evidence from China* 以 6 家评级机构对 A 股上市公司的 ESG 评分为研究对象，测试 ESG 分歧度与股票回报的关系。实证测试发现，ESG 分歧度与股票年度收益呈负相关，这与 Brandon 等 (2021) 美股市场的研究结论刚好相反。

受海外前沿研究的启发，华泰金工团队也曾在 ESG 分歧度因子上进行探索尝试，发现 ESG 分歧度因子在 A 股中的多头端收益表现优于 ESG 评级因子，详见报告《*ESG 分歧度因子和 AI 量价增强策略*》(20240730)。

ESG 加入组合优化

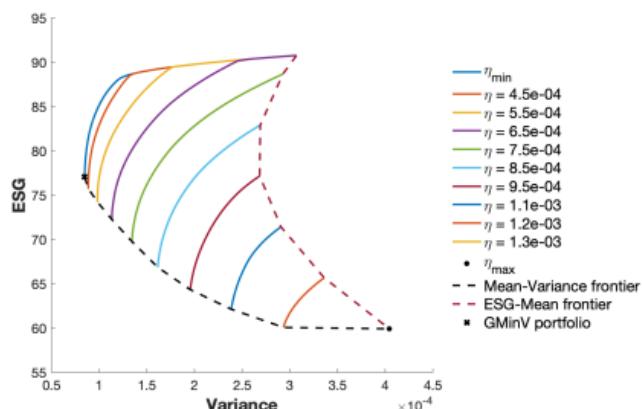
除了作为选股因子外，ESG 信息可以引入策略端，比如构建 SmartBeta 策略或是作为投资组合的优化目标。

Alessandrini 等（2020）在论文 *ESG Investing: From Sin Stocks to Smart Beta* 中论述了股票领域社会责任投资（SRI）的分析已经从最初排除“罪恶”股票扩展到对被动投资和 SmartBeta 策略进行更为普遍和系统的 ESG 筛选。SmartBeta 策略在进行 ESG 筛选后，组合在目标因子上的敞口有所减少，但可以受益于投资组合 ESG 特征的增强。通过优化算法，在不降低风险调整后收益的情况下，被动投资组合和 SmartBeta 策略的 ESG 表现可以得到显著提升。

Morelli 等（2021）发表的论文 *Responsible investments reduce market risks* 结合 ESG 因子中的环境维度评估组合的市场风险。作者根据环境因子划分股票池，计算不同股票组合的风险价值（VaR）和预期尾部损失（ETL），以评估市场风险。结果表明，高环境得分的组合是更安全的选择，尤其是在市场承压期间能有效减轻风险。

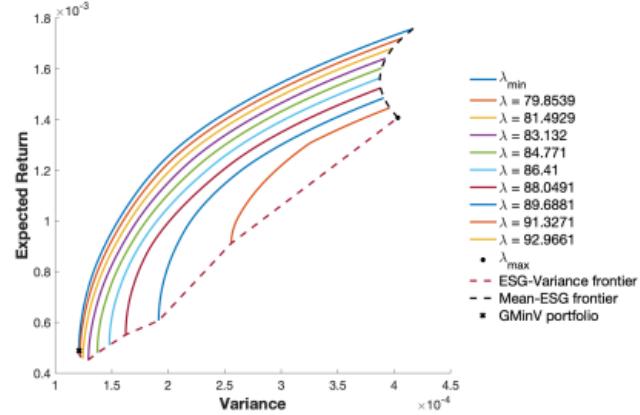
Cesarone 等（2022）在论文 *Does ESG Impact Really Enhance Portfolio Profitability?* 中直接结合 ESG 评分构建了一个多目标投资组合模型。具体方法是在经典的均值-方差分析中加入了由 ESG 评分表示的第三个非金融目标。当要求的目标收益水平较低时，可行投资组合的集合较大，多样化程度较高，从而可以选择具有高可持续性（但风险逐渐增加）的帕累托最优投资组合，或具有低风险（但 ESG 逐渐降低）的投资组合。

图表10：目标收益固定的情况下组合的 ESG-方差平面



资料来源：Does ESG Impact Really Enhance Portfolio Profitability?，华泰研究

图表11：ESG 水平固定的情况下组合的收益-方差平面



资料来源：Does ESG Impact Really Enhance Portfolio Profitability?，华泰研究

在组合优化的过程中，仍然需要兼顾不同评级机构的 ESG 评级分歧，出发点是不希望基于一家机构的 ESG 评级结果优化出来的投资组合，在另一家机构的打分体系中获得较低的 ESG 水平。Elkjaer(2022)在论文 *ESG Investing Through the Lens of Portfolio Optimization* 中建立了最大 ESG-夏普比率组合以及最大 ESG-索提诺比率组合。结果表明，在略微牺牲加权平均 ESG 评分的情况下，最大 ESG-索提诺比率能够提供一个财务更稳健的投资组合，且组合的 ESG 水平在不同的 ESG 评级机构之间的一致性更高。

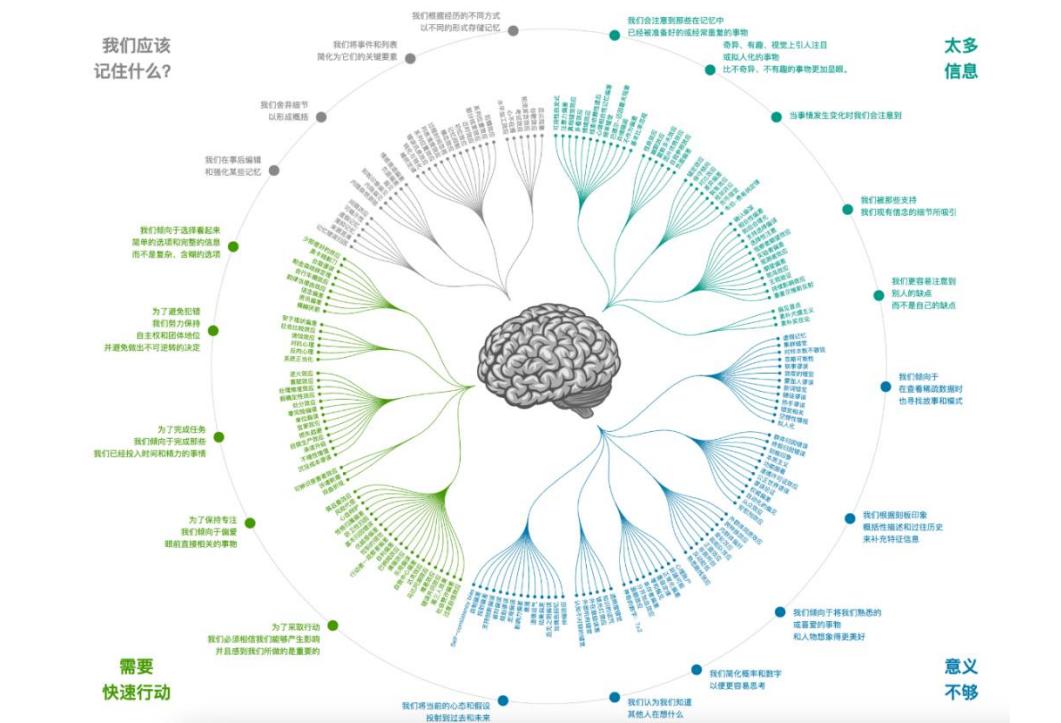
Cesarone 等（2023）进一步探讨了在可持续投资组合中如何管理 ESG 评级分歧的问题。论文 *Managing ESG Ratings Disagreement in Sustainable Portfolio Selection* 提出了一种新的优化方法，优化目标是最小化投资组合的方差，最大化投资组合的预期回报，并最小化投资组合的 Non-ESG 评分。其中 Non-ESG 评分定义为 k 个最差的 ESG 排序之和（ESG 得分越高的公司 ESG 排序值越小）。组合优化问题被重构为一个等效的凸二次规划，使得模型可以应用于不同的金融市场，并且能够适应多个 ESG 评级机构的不同场景，在功能上行之有效、在计算上可操作性强。

行为金融学因子

基于传统金融学的风险补偿假说和基于行为金融学的错误定价假说，共同构成了解释因子和异象的两套主流框架。行为金融学是研究人的心理、情感和行为对金融市场影响的学科。它认为，投资者并非总是理性的，而是受到各种认知因素的影响，如过度自信、从众心理、损失厌恶等。这些认知偏差可能导致投资者做出错误的投资决策，从而影响股票价格和市场的有效性。

广义来讲，行为金融学更像是一套因子研究的方法论。基于非理性思想、基于投资者行为构建的许多经典因子都可视作行为金融学因子的范畴。为表区分，本文聚焦于狭义的行为金融学基本面因子，即聚焦行为金融学的预期偏差、认知限制等理论，介绍相关选股因子及其改进思路。

图表12：人类的非理性行为



资料来源：《Cognitive bias codex 中文版 认知偏见宝典》（<https://tedcai.cc/article/181>），华泰研究

基于预期偏差的因子

人类在不确定性下做出的预期判断可能存在各种系统性认知偏差，这种偏差即为预期偏差。预期偏差可划分为过度自信、锚定效应、确认偏误等多种类型。下面我们选取其中与基本面因子研究联系较为紧密的几种类型展开详述。

锚定效应与代表性偏差

锚定效应是指的是个人在做决定时过度依赖其被提供的初始信息（称为“锚”），哪怕该信息和所做决策毫无关联。**代表性偏差**是指投资者基于过去的有限经验，对新的投资机会做出过度反应（即做出过于乐观或悲观的判断）。二者的定义有很强的相似性，在此合并讨论。

锚定效应可捕捉短期股价异动。Lehmann (1990) 指出，投资者对信息的过度反应，很可能造成股票超涨或超跌。一种经典的思路是直接看多前期超跌的股票，利用**反转因子**来刻画投资者的代表性偏差。然而，除过度反应外，基本面恶化同样是股票超跌的原因之一，而这类下跌事件往往难以反转。Zhu 等人 (2019) 据此提出了“**基本面锚定反转异象**”，将基本面变化造成的影响从收益率中剥离出去，使用收益率的剩余部分作为新的反转因子，并在美股的实证中获得了显著的超额收益，效果远超原始反转因子。

锚定效应可刻画中长期价格错位。据此构建的经典因子即为**中长期成长因子**。如果上市公司的既往业绩表现不错，那么投资者可能存在锚定效应，认为企业未来也会取得较好的业绩表现。季度、年度的净利润同比增速均可用来构建中长期成长因子。

Cen (2013) 发现证券分析师同样存在锚定偏差，因为他们以公司所在行业作为盈利预测的“锚”；相比于理性预测结果，分析师更容易将预测值上调或下调至行业中位数附近。该作者据此提出了 CAF (Cross-sectional Anchoring in Analysts' Earnings Forecasts, 分析师锚定偏差) 因子：

$$CAF = (F_FEPS - I_FEPS) / |I_FEPS|$$

其中， F_FEPS 代表个股预期 EPS， I_FEPS 代表行业预期 EPS 中位数。个股预期 EPS 高于（低于）行业中位数时，由于锚定效应的存在，分析师预测将更为悲观（乐观），因此股票未来异常收益将更高（低）。

Ashour (2019) 进一步发现上述现象集中在较低评级的公司，因为此时分析师倾向于降低报告发布频率，避免发布较低的盈利预测值。Fan (2024) 进一步指出，只有不存在锚定偏差的分析师预期才能给股票带来正回报，若存在锚定偏差则会抑制盈利预测信息的传播。因此，使用锚定偏差因子 CAF 剥离传统分析师因子中的非理性部分，或是较好的改进思路。

过分乐观和过分自信

过分自信乐观是人类长期进化的结果。例如，过分自信会造成频繁的换仓交易，进而带来更低的投资收益。据此构建的换手率等经典因子为纯粹的量价类因子。此外，这类因子仅能解释**短期尺度**上的股价异象，而对**长时间尺度**上的异象无能为力。

Daniel 等人于 2020 年发表论文 *Short- and long-horizon behavioral factors*，该论文基于投资者的过度自信现象，论证了捕捉长尺度异象的 **FIN** 因子对股价异象的解释作用，并获评了录用当年的“Hillcrest Best Paper Award in Behavioral Finance”奖项。

该研究假定，公司管理层对于公司内在价值具有信息优势，因此在股价高估或低估时选择增发或回购股票。如果投资者是完全理性的，他们会完全吸收公司决定增发或回购股权中包含的信息。而在投资者过度自信的模型中，市场并未完全吸收这些信息，因此可以通过择时获得相应回报。

作者构建了融资因子(**FIN**)，**FIN** 因子由 1 年净发行因子(**NSI**)和 5 年复合发行因子(**CSI**)等权合成。其中，**NSI** 定义为近 1 年拆股调整后的流通股本的对数增长率；**CSI** 定义为股票市值近 5 年对数增长率减去股票近 5 年对数收益率，即市值增长中不属于股价贡献的部分。实证表明 **FIN** 因子在未来 1 年的长时间尺度下具备显著的 alpha。

Wen 等 (2024) 探讨投资者注意力所引发的反应过度现象。选取异常交易量、分析师覆盖率、广告费用的变化、媒体覆盖率、网络搜索量指数等 11 个指标作为投资者注意力代理变量，并运用 PLS 降维方法从中提取注意力信息，构建**投资者注意力综合指数**。实证结果表明，投资者注意力与股票异常收益（定义为 23 个异象的平均多空收益）存在同期正相关关系。投资者注意力的增加会加剧投资者的过度反应，进而放大错误定价。

基于认知限制的因子

认知限制是指投资者在决策过程中，由于受到自身或情境等因素的影响，导致认知结果出现失真或偏离客观事实的现象。在该研究领域中，最重要的两个维度是**有限注意力**和**分类思维**。

有限注意力

有限注意力是指人脑无法像有效市场假说的那样，时刻捕捉到市场上所有的信息，而更加偏好去应对更重要、更容易搜集的信息。例如，上市公司的超预期事件并无法被所有的投

资者及时捕捉到；由于市场处理消化信息需要一定的时间，在事件公告后若干天，股价仍可能进一步上升。据此构建的经典因子便是 **PEAD** 超预期因子，其主要用于刻画盈余公告后的价格漂移现象 (Ball 等人, 1968; Bernard 等人, 1989, 1990)。标准化预期外盈利 **SUE** 因子便属于 PEAD 因子的范畴。Daniel 等人 (2020) 曾系统论述了刻画短期异象的 PEAD 因子对美股收益回报的有效解释能力。然而，Martineau 等人 (2021) 指出近年来 PEAD 因子在美股的年化超额已经发生了大幅度的下滑。

此后，Meursaul 等人 (2023) 根据收益公告的文本信息开发了 **SUE.txt**，据此构建了更强的 PEAD 因子。虽然 SUE.txt 的结构非常复杂、且文本数据源对因子取值影响较大，但其 alpha 相比于传统因子取得了非常显著的提升。作者认为，无论是传统的超预期因子还是 SUE.txt 因子，本质上都是对大量原始信息的压缩与总结。传统因子基于结构化的财报数据构建，并未完美地实现上述信息压缩过程；而 **SUE.txt** 全面地总结了财报电话会议中公司基本面及外部环境的利好与利空消息，因此能在保留传统因子信息的同时，更加灵活地反映公司的潜在经济活动。

由于 SUE.txt 的构造过程较为复杂，Lan 等 (2024) 提出了一种基本面与量价信息相结合的新因子 **ORJ**，利用财务公告后的隔夜收益率（也就是次日开盘相较于前日收盘的价格变化）来刻画超预期基本面事件。之所以选择隔夜收益率作为代理指标，是由于绝大多数财务公告都在闭市或周末期间发布，隔夜收益率可以精准反映盈余公告的“惊喜”程度。相比之下，基于收盘价的日度收益率已经部分包含了部分投资者对意外信息的理性反应，这大大降低了“惊喜”。此外，作者研究发现，投资者对消息的关注度高低会影响超预期盈余带来的价格漂移程度；相比于超预期利空，超预期利好会导致更严重的价格漂移现象。

有限注意力的另一个研究视角是使用投资者关注度来研究超预期事件。 Liu 等 (2023) 发现，当重大宏观新闻与公司新闻同时发布时，个人与机构两类投资者的行为存在差异，并体现在股票收益上。宏观新闻使得个人投资者对公司新闻的关注度降低，产生挤出效应。因此，当重大宏观消息发布时，对于个人持股比例较高的股票，公告日当天的回报会显著降低，而公告过后的价格漂移会大幅增加。对于机构持股较多的股票，结论则相反。

Hirshleifer 等 (2024) 发现，在社交网络更活跃的美国县市，上市公司盈余公告产生了更强的即时价格反应和更弱的价格漂移效应。这表明，更大的社会联系有助于新闻信息更及时地被市场“消化”，进而更有效地消除市场意见分歧和抑制过度交易。

分类思维

市场上的股票资产可划分成多种多样的类别，例如按风格分成价值股、成长股、高质量股、小市值股等，或按所属指数分成罗素 1000 成分股、罗素 2000 成分股等。如此分类导致投资者在判断资产价值时，更多地考虑它们所处的类别，而忽视了每种资产本身的基本面。

Chang 等 (2015) 探讨了一个有趣的案例：罗素 1000 成分股里位列最后一名的资产很可能在下一次成分股调整时成为罗素 2000 里排名第一的资产。此时，股票的基本面与内在价值并未发生实质性的变化，但由于从“凤尾”跃升为“鸡头”，该股票在新指数内的权重会大幅增加。在跟踪罗素 1000 和罗素 2000 指数的资金量相同的前提下，该股票将获得更多增量资金。因此在指数调样期，罗素 1000 的尾部成分股相对罗素 2000 的头部成分股具有超额收益。这便是“分类思维”造成的非有效定价现象。王健、余剑峰 (2018) 的《理性的非理性金融》一书对此也进行了论述。

总的来看，新理论、新技术的发展赋予了行为金融学因子新的生命力。一方面，新理论的产生使得我们能够更加精细地捕捉投资者的非理性行为。例如，利用基本面变化信息剥离出更加纯粹的过度反应效应；利用分析师锚定偏差捕捉非理性盈利预测带来的价格错位；另一方面，得益于 NLP、大语言模型等新技术的发展，行为金融学开始引入非结构化信息，例如盈余公告文本、社交媒体讨论等，利用这些信息可以构建更为多元的 Alpha 信号。

总结

本文是华泰基本面量化系列的开篇。当前量价数据挖掘已步入红海，策略同质性强，反观基本面数据仍然是一座“富矿”。相比于量价类策略，基本面量化还具备投资逻辑清晰、策略容量大、差异化等优势。本文从国内外学界、业界前沿研究出发，勾勒基本面量化当下图景，展望未来研究方向。

广义而言，量化投资中使用基本面信息的即属于基本面量化；狭义而言，股票投资中的基本面量化可界定为，以股票定价模型为基础，综合运用财务分析、分析师预期、股票基本面相关的另类数据、宏观分析等工具，预测股票未来基本面价值或价格，最终构建系统化投资策略和组合的流程。国内经历了低频基本面量化到高频量价的变迁，时至今日量价类策略同质化严重，基本面量化重新受到关注。基本面量化在海外同样经历了反复。

基于基本面信息的单因子本身具有周期性，具备 SmartBeta 的特征，但通过多因子合成实现分散投资后，合成因子或具备更强的 Alpha 属性。我们认为基本面量化研究已较为充分。至少可以从下面四个方向展开研究：跟踪前沿学术研究；挖掘新的数据来源；探索新的产品形式；结合人工智能技术。

股价的变动可以拆解为（1）相对估值的变动和（2）净利润或净资产的变动。前者一般遵循均值回归，多因子体系中常以价值因子和量价因子刻画。后者一般遵循基本面趋势，多因子体系中常以质量因子（盈利、成长可归入质量范畴）刻画。价值和质量构成了基本面量化的两个核心维度。从近年来学界和业界研究看，价值因子的改造可以归纳为分子端（价值部分）和分母端（市值部分）两条主线。美股市场 2018-2020 年价值因子长期回撤，关于价值因子是否失效的话题为业界热议。针对质量因子的研究主要围绕因子筛选、因子改进和因子合成等角度进行探讨。

随着市场趋于有效以及信息来源日益丰富，非财务数据（或可称另类数据）逐步受到重视。分析师预期利用主动研究群体的研究成果，海内外已有成熟应用。预期因子的独特之处在于兼具“理性”和“非理性”。ETF、LLM 等新业态也对分析师预期产生影响。随着 ESG 信披制度的完善和相关研究的深入，ESG 或成为基本面因子体系的重要补充。学界的核心议题包括 ESG 是否存在 Alpha，ESG 如何加入组合优化。传统金融学假设投资者基于理性预期，以预期效用最大化为目标进行决策，而行为金融学的基本假设是人的非理性行为。基于行为金融学理论或可挖掘出独特的基本面和量价因子。

本文综述了几类主要因子在学界和业界的研究进展。未来值得进一步挖掘的方向包括：1) 针对每一类因子，在 A 股及其他市场进行实证测试；2) 探讨构建基本面因子策略的方案，如分域建模、多策略配置、因子择时等；3) 探索基本面因子与量价信息、主观投资、指数投资、机器学习、大语言模型等相结合的应用方式。

参考文献

导言

- Aghassi, M., Asness, C., Fattouche, C., & Moskowitz, T. (2023). Fact, Fiction, and Factor Investing. *The Journal of Portfolio Management*, 49(2), 57-94.
- Israel, R., Laursen, K., & Richardson, S. A. (2020). Is (systematic) value investing dead?. *Journal of Portfolio Management, Forthcoming*.

价值因子

- Arnott, R. D., Harvey, C. R., Kalesnik, V., & Linnainmaa, J. T. (2021). Reports of value's death may be greatly exaggerated. *Financial Analysts Journal*, 77(1), 44-67.
- Ball, R., Gerakos, J., Linnainmaa, J. T., & Nikolaev, V. (2020). Earnings, retained earnings, and book-to-market in the cross section of expected returns. *Journal of Financial Economics*, 135(1), 231-254.



- Campbell, J. Y., Giglio, S., & Polk, C. (2023). What drives booms and busts in value? (No. w31859). *National Bureau of Economic Research*.
- Chan, L. K., Lakonishok, J., & Sougiannis, T. (2001). The stock market valuation of research and development expenditures. *The Journal of Finance*, 56(6), 2431-2456.
- Cong, L. W., George, N. D., & Wang, G. (2023). RIM-based value premium and factor pricing using value-price divergence. *Journal of Banking & Finance*, 149, 106812.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The cross - section of expected stock returns. *the Journal of Finance*, 47(2), 427-465.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 33(1), 3-56.
- Feltham, G. A. (1995). Valuation and Clean Surplus Accounting for Operating and Financial Activities. *Contemporary Accounting Research*.
- Frankel, R., & Lee, C. M. (1998). Accounting valuation, market expectation, and cross-sectional stock returns. *Journal of Accounting and Economics*, 25(3), 283-319.
- Gonçalves, A. S., & Leonard, G. (2023). The fundamental-to-market ratio and the value premium decline. *Journal of Financial Economics*, 147(2), 382-405.
- Israel, R., Laursen, K., & Richardson, S. A. (2021). Is (systematic) value investing dead?. *Journal of Portfolio Management*, 47(2), 38-62.
- Lawson, R., Conomos, J., Lamplough, J., Chua, V., & Chao, A. (2021). Quantamentals – Anatomy of Value: Building a better mousetrap, avoid torpedoes. *Macquarie Research*.
- Lev, B., & Srivastava, A. (2019). Explaining the recent failure of value investing. Available at SSRN 3442539.
- Liu, Y. , Shi, C. , & Lian, X. . (2019). Refined book-to-market ratio and the cross-section of stock returns in china. *SSRN Electronic Journal*.
- Ohlson, J. A. (2001). Earnings, book values, and dividends in equity valuation: An empirical perspective. *Contemporary Accounting Research*, 18(1), 107-120.
- Penman, S. H., Richardson, S. A., & Tuna, I. (2007). The book-to-price effect in stock returns: accounting for leverage. *Journal of Accounting research*, 45(2), 427-467.
- 刘洋溢, 连祥斌, &石川. (2019). Book-to-Market 整容记: 哪家 BM 比较强?
- 石川, 刘洋溢, & 连祥斌. (2021). Value.

质量因子

- Akbas, F., Jiang, C., & Koch, P. D. (2017). The trend in firm profitability and the cross-section of stock returns. *The Accounting Review*, 92(5), 1-32.
- Asness, C. S., Frazzini, A., & Pedersen, L. H. (2019). Quality minus junk. *Review of Accounting Studies*, 24(1), 34-112.
- Bacciardi, M., Wang, H., Mei, J., & Yang, M. (2023). Intangibles as a quality attribute. Available at SSRN 4399521.
- Chen, C., Ke, B., & Zhao, Q. (2024). Enhancing Firm Quality Measurement Using Machine Learning: The Importance of Theory-motivated Data Engineering. Available at SSRN 4434498.
- French, R., & Gärtner, N. (2023). In search of a defensive equity factor. *Journal of Portfolio Management*, 49(5).
- Gomes, J. F., & Schmid, L. (2010). Levered returns. *The Journal of Finance*, 65(2), 467-494.
- González, L. O., Santomil, P. D., Vieito, J. P. D. T., & Reboredo, J. C. (2023). How to improve quality investing. *BRQ Business Research Quarterly*, 23409444231202810.
- Graham, B. (1965). The intelligent investor: A book of practical counsel. *Harper & Row Publishers*.
- He, S., & Narayananmoorthy, G. G. (2020). Earnings acceleration and stock returns. *Journal of Accounting and Economics*, 69(1), 101238.

- Hsu, J., Kalesnik, V., & Kose, E. (2019). What is quality?. *Financial Analysts Journal*, 75(2), 44-61.
- Jiao, Z., & Cooper, R. (2023). A "quality" quality factor. *Journal of Portfolio Management*, 49(5).
- Kozlov, M., & Petajisto, A. (2013). Global return premiums on earnings quality, value, and size. *SSRN* 2179247.
- Kyosev, G., Hanauer, M. X., Huij, J., & Lansdorp, S. (2020). Does earnings growth drive the quality premium?. *Journal of Banking & Finance*, 114, 105785.
- Liu, Y., Yang, B., & Su, Y. (2023). Changes in firm profitability, heterogeneous investor beliefs, and stock returns. *Journal of Management Science and Engineering*, 8(2), 258-272.
- Loughran, T., & Ritter, J. R. (1995). The new issues puzzle. *The Journal of Finance*, 50(1), 23-51.
- Ma, Y., Yang, B., & Ye, T. (2024). Quality acceleration and cross-sectional returns: Empirical evidence. *Research in International Business and Finance*, 69, 102269.
- Novy-Marx, R. (2013). The other side of value: The gross profitability premium. *Journal of Financial Economics*, 108(1), 1-28.
- Perotti, P., & Wagenhofer, A. (2014). Earnings quality measures and excess returns. *Journal of Business Finance & Accounting*, 41(5-6), 545-571.
- Piotroski, J. D. (2000). Value investing: The use of historical financial statement information to separate winners from losers. *Journal of Accounting Research*, 1-41.
- Sloan, R. G. (1996). Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings?. *Accounting Review*, 289-315.
- Yin, L., & Liao, H. (2020). Firm's quality increases and the cross-section of stock returns: Evidence from China. *International Review of Economics & Finance*, 66, 228-243.

预期因子

- Ali, U., & Hirshleifer, D. (2020). Shared analyst coverage: Unifying momentum spillover effects. *Journal of Financial Economics*, 136(3), 649-675.
- Bourveau, T., Garel, A., Joos, P., & Petit-Romec, A. (2024). When attention is away, analysts misplay: distraction and analyst forecast performance. *Review of Accounting Studies*, 29(1), 916-958.
- Bradshaw, M. T., Brown, L. D., & Huang, K. (2013). Do sell-side analysts exhibit differential target price forecasting ability?. *Review of Accounting Studies*, 18, 930-955.
- Cao, Y., Hao, R., & Yang, Y. G. (2024). National culture and analysts' forecasting. *Review of Accounting Studies*, 29(2), 1147-1191.
- Clement, M. B., & Tse, S. Y. (2005). Financial analyst characteristics and herding behavior in forecasting. *The Journal of finance*, 60(1), 307-341.
- Dessaint, O., Foucault, T., & Frésard, L. (2024). Does alternative data improve financial forecasting? the horizon effect. *The Journal of Finance*, 79(3), 2237-2287.
- Drake, M. S., Moon Jr, J. R., Twedt, B. J., & Warren, J. D. (2023). Social media analysts and sell-side analyst research. *Review of Accounting Studies*, 28(2), 385-420.
- Fang, B., & Hope, O. K. (2021). Analyst teams. *Review of Accounting Studies*, 26, 425-467.
- Graham, J. R. (1999). Herding among investment newsletters: Theory and evidence. *The Journal of Finance*, 54(1), 237-268.
- Grinblatt, M., Jostova, G., & Philipov, A. (2023). Analyst bias and mispricing (No. w31094). *National Bureau of Economic Research*.
- Guan, Y., Wong, M. F., & Zhang, Y. (2015). Analyst following along the supply chain. *Review of Accounting Studies*, 20, 210-241.
- Harford, J., Jiang, F., Wang, R., & Xie, F. (2019). Analyst career concerns, effort allocation,



- and firms' information environment. *The Review of Financial Studies*, 32(6), 2179-2224.
- Hilary, G., & Hsu, C. (2013). Analyst forecast consistency. *The Journal of Finance*, 68(1), 271-297.
- Hirshleifer, D., Lourie, B., Ruchti, T. G., & Truong, P. (2021). First impression bias: Evidence from analyst forecasts. *Review of Finance*, 25(2), 325-364.
- Hong, H., Kubik, J. D., & Solomon, A. (2000). Security analysts' career concerns and herding of earnings forecasts. *The Rand Journal of Economics*, 121-144.
- Jegadeesh, N., & Kim, W. (2010). Do analysts herd? An analysis of recommendations and market reactions. *The Review of Financial Studies*, 23(2), 901-937.
- Kaustia, M., & Rantala, V. (2021). Common analysts: method for defining peer firms. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 56(5), 1505-1536.
- Kothari, S. P., Li, J., Li, X., & Sheng, M. (2023). ETF Activities and Analysts' Forecasts. Available at SSRN 4398547.
- Kothari, S. P., So, E., & Verdi, R. (2016). Analysts' forecasts and asset pricing: A survey. *Annual Review of Financial Economics*, 8(1), 197-219.
- Kumar, A., Rantala, V., & Xu, R. (2022). Social learning and analyst behavior. *Journal of Financial Economics*, 143(1), 434-461.
- Lee, C. M., & So, E. C. (2017). Uncovering expected returns: Information in analyst coverage proxies. *Journal of Financial Economics*, 124(2), 331-348.
- Li, X., Feng, H., Yang, H., & Huang, J. (2024). Can ChatGPT reduce human financial analysts' optimistic biases?. *Economic and Political Studies*, 12(1), 20-33.
- Loh, R. K., & Stulz, R. M. (2018). Is sell-side research more valuable in bad times?. *The Journal of Finance*, 73(3), 959-1013.
- Merkley, K., Michaely, R., & Pacelli, J. (2020). Cultural diversity on Wall Street: Evidence from consensus earnings forecasts. *Journal of Accounting and Economics*, 70(1), 101330.
- Palley, A.B., Steffen, T.D., & Zhang, X.F. (2024). The Effect of Dispersion on the Informativeness of Consensus Analyst Target Prices. *Management Science*.

ESG 因子

- Alessandrini, F., & Jondeau, E. (2019). *ESG investing: From sin stocks to smart beta* (No. 19-16). Geneva: Swiss Finance Institute.
- Andersen, S. G. (2021). On a Trajectory to Sustainable Investing: Is Sustainability and Profitability Mutually Exclusive?.
- Bharali, R. (2019). ESG: Fact vs. Belief. *Belief (March 21, 2019)*.
- Cesarone, F., Martino, M. L., & Carleo, A. (2022). Does ESG impact really enhance portfolio profitability?. *Sustainability*, 14(4), 2050.
- Cesarone, F., Martino, M. L., Ricca, F., & Scozzari, A. (2024). Managing ESG ratings disagreement in sustainable portfolio selection. *Computers & Operations Research*, 170, 106766.
- Coqueret, G. (2022). *Perspectives in sustainable equity investing*. CRC Press.
- Elkjaer, C. J. ESG Investing Through the Lens of Portfolio Optimization.
- Gibson Brandon, R., Krueger, P., & Schmidt, P. S. (2021). ESG rating disagreement and stock returns. *Financial analysts journal*, 77(4), 104-127.
- Hartzmark, S. M., & Sussman, A. B. (2019). Do investors value sustainability? A natural experiment examining ranking and fund flows. *The Journal of Finance*, 74(6), 2789-2837.
- Hou, X., & Tang J. (2023). Can ESG Factor Generate Alpha?. 华证指数.
- Jacobsen, B., Lee, W., & Ma, C. (2019). The alpha, beta, and sigma of ESG: Better beta, additional alpha?. *Journal of Portfolio Management*, 45(6), 6-15.
- Kotsantonis, S., & Serafeim, G. (2019). Four things no one will tell you about ESG

- data. *Journal of Applied Corporate Finance*, 31(2), 50-58.
- Larcker, D. F., Pomorski, L., Tayan, B., & Watts, E. M. (2022). ESG ratings: A compass without direction. *Rock Center for Corporate Governance at Stanford University Working Paper Forthcoming*.
- Morelli, G., & D'Ecclesia, R. (2021). Responsible investments reduce market risks. *Decisions in Economics and Finance*, 44(2), 1211-1233.
- Parikh, A., Kumari, D., Johann, M., & Mladenović, D. (2023). The impact of environmental, social and governance score on shareholder wealth: A new dimension in investment philosophy. *Cleaner and Responsible Consumption*, 8, 100101.
- Sharma, C. K. (2023). *Impact of ESG on Investment Performance: Empirical Evidence from European Equity and a Qualitative Critique of the Modern Portfolio Theory* (Doctoral dissertation, SP Jain School of Global Management (India)).
- Wang, J., Wang, S., Dong, M., & Wang, H. (2024). ESG rating disagreement and stock returns: Evidence from China. *International Review of Financial Analysis*, 91, 103043.
- Young-Ferris, A., & Roberts, J. (2023). 'Looking for something that isn't there': a case study of an early attempt at ESG integration in investment decision making. *European Accounting Review*, 32(3), 717-744.

行为金融学因子

- Ashour, S. (2019). Do analysts really anchor? Evidence from credit risk and suppressed negative information. *Journal of Banking & Finance*, 98, 183-197.
- Ball, R. and P. Brown(1968). An empirical evaluation of accounting income numbers. *Journal of Accounting Research* 6(2), 159 - 178.
- Bernard, V.L. and J.K. Thomas(1989). Post-earnings-announcement drift: Delayed price response or risk premium? *Journal of Accounting Research* 27, 1-36.
- Bernard, V.L. and J.K. Thomas(1990). Evidence that stock prices do not fully reflect the implications of current earnings for future earnings. *Journal of Accounting and Economics* 13(4), 305 - 340.
- Cen, L., Hilary, G., & Wei, K. J. (2013). The role of anchoring bias in the equity market: Evidence from analysts' earnings forecasts and stock returns. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 48(1), 47-76.
- Chang, Y. C., Hong, H., & Liskovich, I. (2015). Regression discontinuity and the price effects of stock market indexing. *The Review of Financial Studies*, 28(1), 212-246.
- Daniel, K., Hirshleifer, D., & Sun, L. (2020). Short-and long-horizon behavioral factors. *The review of financial studies*, 33(4), 1673-1736.
- Fan, R., Xiong, X., Li, Y., & Gao, Y. (2024). Analysts' forecast anchoring and discontinuous market reaction: evidence from China. *The European Journal of Finance*, 30(14), 1676-1701.
- Hirshleifer, D., Peng, L., & Wang, Q. (2024). News diffusion in social networks and stock market reactions. *The Review of Financial Studies*, hhae025.
- Lan, Q., Xie, Y., Mi, X., & Zhang, C. (2024). Post earnings announcement drift: A simple earnings surprise measure, the medium effect of investor attention and investing strategy. *International Review of Financial Analysis*, 95, 103460.
- Liu, H., Peng, L., & Tang, Y. (2023). Retail attention, institutional attention. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 58(3), 1005-1038.
- Lehmann, B.N. (1990). Fads, martingales, and market efficiency. *The Quarterly Journal of Economics* 105(1), 1-28.
- Martineau, C. (2021). Rest in peace post-earnings announcement drift. *Critical Finance Review*, Forthcoming.
- Meursault, V., Liang, P. J., Routledge, B. R., & Scanlon, M. M. (2023). PEAD. txt: Post-Earnings-Announcement Drift Using Text. *Journal of Financial and Quantitative*



Analysis, 58(6), 2299-2326.

- Wen, D., Zhang, Z., Nie, J., & Cao, Y. (2024). Investor attention and anomalies: Evidence from the Chinese stock market. International Review of Financial Analysis, 103775.
- Zhu, Z., L. Sun, and M. Chen. (2019). Fundamental strength and short-term return reversal. Journal of Empirical Finance 52, 22–39.

风险提示

多因子模型挖掘市场规律是对历史的总结，市场规律在未来可能失效。因子投资存在拥挤交易的可能。尽管基本面因子通常具有清晰的经济学含义，但因子投资策略的表现受多重因素影响，回撤时可能难以明确归因。

免责声明

分析师声明

本人，林晓明、何康、源洁莹，兹证明本报告所表达的观点准确地反映了分析师对标的证券或发行人的个人意见；彼以往、现在或未来并无就其研究报告所提供的具体建议或所表达的意见直接或间接收取任何报酬。

一般声明及披露

本报告由华泰证券股份有限公司（已具备中国证监会批准的证券投资咨询业务资格，以下简称“本公司”）制作。本报告所载资料是仅供接收人的严格保密资料。本报告仅供本公司及其客户和其关联机构使用。本公司不因接收人收到本报告而视其为客户提供。

本报告基于本公司认为可靠的信息编制，但本公司及其关联机构(以下统称为“华泰”)对该等信息的准确性及完整性不作任何保证。

本报告所载的意见、评估及预测仅反映报告发布当日的观点和判断。在不同时期，华泰可能会发出与本报告所载意见、评估及预测不一致的研究报告。同时，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可能会波动。以往表现并不能指引未来，未来回报并不能得到保证，并存在损失本金的可能。华泰不保证本报告所含信息保持在最新状态。华泰对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，投资者应当自行关注相应的更新或修改。

本公司不是 FINRA 的注册会员，其研究分析师亦没有注册为 FINRA 的研究分析师/不具有 FINRA 分析师的注册资格。

华泰力求报告内容客观、公正，但本报告所载的观点、结论和建议仅供参考，不构成购买或出售所述证券的要约或招揽。该等观点、建议并未考虑到个别投资者的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对客户私人投资建议。投资者应当充分考虑自身特定状况，并完整理解和使用本报告内容，不应视本报告为做出投资决策的唯一因素。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，华泰及作者均不承担任何法律责任。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。

除非另行说明，本报告中所引用的关于业绩的数据代表过往表现，过往的业绩表现不应作为日后回报的预示。华泰不承诺也不保证任何预示的回报会得以实现，分析中所做的预测可能是基于相应的假设，任何假设的变化可能会显著影响所预测的回报。

华泰及作者在自身所知情的范围内，与本报告所指的证券或投资标的不存在法律禁止的利害关系。在法律许可的情况下，华泰可能会持有报告中提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，为该公司提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务或向该公司招揽业务。

华泰的销售人员、交易人员或其他专业人士可能会依据不同假设和标准、采用不同的分析方法而口头或书面发表与本报告意见及建议不一致的市场评论和/或交易观点。华泰没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。华泰的资产管理部门、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告中的意见或建议不一致的投资决策。投资者应当考虑到华泰及/或其相关人员可能存在影响本报告观点客观性的潜在利益冲突。投资者请勿将本报告视为投资或其他决定的唯一信赖依据。有关该方面的具体披露请参照本报告尾部。

本报告并非意图发送、发布给在当地法律或监管规则下不允许向其发送、发布的机构或人员，也并非意图发送、发布给因可得到、使用本报告的行为而使华泰违反或受制于当地法律或监管规则的机构或人员。

本报告版权仅为本公司所有。未经本公司书面许可，任何机构或个人不得以翻版、复制、发表、引用或再次分发他人（无论整份或部分）等形式侵犯本公司版权。如征得本公司同意进行引用、刊发的，需在允许的范围内使用，并需在使用前获取独立的法律意见，以确定该引用、刊发符合当地适用法规的要求，同时注明出处为“华泰证券研究所”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。本公司保留追究相关责任的权利。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为本公司的商标、服务标记及标记。

中国香港

本报告由华泰证券股份有限公司制作，在香港由华泰金融控股（香港）有限公司向符合《证券及期货条例》及其附属法律规定的规定的机构投资者和专业投资者的客户进行分发。华泰金融控股（香港）有限公司受香港证券及期货事务监察委员会监管，是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司，后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。在香港获得本报告的人员若有任何有关本报告的问题，请与华泰金融控股（香港）有限公司联系。

香港-重要监管披露

- 华泰金融控股（香港）有限公司的雇员或其关联人士没有担任本报告中提及的公司或发行人的高级人员。
- 有关重要的披露信息，请参见华泰金融控股（香港）有限公司的网页 https://www.htsc.com.hk/stock_disclosure 其他信息请参见下方“美国-重要监管披露”。

美国

在美国本报告由华泰证券（美国）有限公司向符合美国监管规定的机构投资者进行发表与分发。华泰证券（美国）有限公司是美国注册经纪商和美国金融业监管局（FINRA）的注册会员。对于其在美国分发的研究报告，华泰证券（美国）有限公司根据《1934年证券交易法》（修订版）第15a-6条规定以及美国证券交易委员会人员解释，对本研究报告内容负责。华泰证券（美国）有限公司联营公司的分析师不具有美国金融监管（FINRA）分析师的注册资格，可能不属于华泰证券（美国）有限公司的关联人员，因此可能不受FINRA关于分析师与标的公司沟通、公开露面和所持交易证券的限制。华泰证券（美国）有限公司是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司，后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。任何直接从华泰证券（美国）有限公司收到此报告并希望就本报告所述任何证券进行交易的人士，应通过华泰证券（美国）有限公司进行交易。

美国-重要监管披露

- 分析师林晓明、何康、源洁莹本人及相关人士并不担任本报告所提及的标的证券或发行人的高级人员、董事或顾问。分析师及相关人士与本报告所提及的标的证券或发行人并无任何相关财务利益。本披露中所提及的“相关人士”包括FINRA定义下分析师的家庭成员。分析师根据华泰证券的整体收入和盈利能力获得薪酬，包括源自公司投资银行业务的收入。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司，及/或不时会以自身或代理形式向客户出售及购买华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具，包括股票及债券（包括衍生品）。华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具，包括股票及债券（包括衍生品）。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司，及/或其高级管理层、董事和雇员可能会持有本报告中所提到的任何证券（或任何相关投资）头寸，并可能不时进行增持或减持该证券（或投资）。因此，投资者应该意识到可能存在利益冲突。

新加坡

华泰证券（新加坡）有限公司持有新加坡金融管理局颁发的资本市场服务许可证，可从事资本市场产品交易，包括证券、集体投资计划中的单位、交易所交易的衍生品合约和场外衍生品合约，并且是《财务顾问法》规定的豁免财务顾问，就投资产品向他人提供建议，包括发布或公布研究分析或研究报告。华泰证券（新加坡）有限公司可能会根据《财务顾问条例》第32C条的规定分发其在华泰内的外国附属公司各自制作的信息/研究。本报告仅供认可投资者、专家投资者或机构投资者使用，华泰证券（新加坡）有限公司不对本报告内容承担法律责任。如果您是非预期接收者，请您立即通知并直接将本报告返回给华泰证券（新加坡）有限公司。本报告的新加坡接收者应联系您的华泰证券（新加坡）有限公司关系经理或客户主管，了解来自或与所分发的信息相关的事宜。

评级说明

投资评级基于分析师对报告发布日后6至12个月内行业或公司回报潜力（含此期间的股息回报）相对基准表现的预期（A股市场基准为沪深300指数，香港市场基准为恒生指数，美国市场基准为标普500指数，台湾市场基准为台湾加权指数，日本市场基准为日经225指数，新加坡市场基准为海峡时报指数，韩国市场基准为韩国有价证券指数，英国市场基准为富时100指数），具体如下：

行业评级

- 增持：**预计行业股票指数超越基准
中性：预计行业股票指数基本与基准持平
减持：预计行业股票指数明显弱于基准

公司评级

- 买入：**预计股价超越基准15%以上
增持：预计股价超越基准5%~15%
持有：预计股价相对基准波动在-15%~5%之间
卖出：预计股价弱于基准15%以上
暂停评级：已暂停评级、目标价及预测，以遵守适用法规及/或公司政策
无评级：股票不在常规研究覆盖范围内。投资者不应期待华泰提供该等证券及/或公司相关的持续或补充信息

法律实体披露

中国: 华泰证券股份有限公司具有中国证监会核准的“证券投资咨询”业务资格, 经营许可证编号为: 91320000704041011J

香港: 华泰金融控股(香港)有限公司具有香港证监会核准的“就证券提供意见”业务资格, 经营许可证编号为: AOK809

美国: 华泰证券(美国)有限公司为美国金融业监管局(FINRA)成员, 具有在美国开展经纪交易商业务的资格, 经营业务许可证编号为: CRD#:298809/SEC#:8-70231

新加坡: 华泰证券(新加坡)有限公司具有新加坡金融管理局颁发的资本市场服务许可证, 并且是豁免财务顾问。公司注册号: 202233398E

华泰证券股份有限公司**南京**

南京市建邺区江东中路 228 号华泰证券广场 1 号楼/邮政编码: 210019

电话: 86 25 83389999/传真: 86 25 83387521

电子邮件: ht-rd@htsc.com

深圳

深圳市福田区益田路 5999 号基金大厦 10 楼/邮政编码: 518017

电话: 86 755 82493932/传真: 86 755 82492062

电子邮件: ht-rd@htsc.com

北京

北京市西城区太平桥大街丰盛胡同 28 号太平洋保险大厦 A 座 18 层/

邮政编码: 100032

电话: 86 10 63211166/传真: 86 10 63211275

电子邮件: ht-rd@htsc.com

上海

上海市浦东新区东方路 18 号保利广场 E 栋 23 楼/邮政编码: 200120

电话: 86 21 28972098/传真: 86 21 28972068

电子邮件: ht-rd@htsc.com

华泰金融控股(香港)有限公司

香港中环皇后大道中 99 号中环中心 53 楼

电话: +852-3658-6000/传真: +852-2567-6123

电子邮件: research@htsc.com

<http://www.htsc.com.hk>

华泰证券(美国)有限公司

美国纽约公园大道 280 号 21 楼东 (纽约 10017)

电话: +212-763-8160/传真: +917-725-9702

电子邮件: Huatai@htsc-us.com

<http://www.htsc-us.com>

华泰证券(新加坡)有限公司

滨海湾金融中心 1 号大厦, #08-02, 新加坡 018981

电话: +65 68603600

传真: +65 65091183

©版权所有 2024年华泰证券股份有限公司