



客户节点度

另类因子-网络结构

基于供应链图谱网络计算公司节点的入度即为客户节点度因子：

$$d_i^{(in)} = \sum_{j(\neq i)} w_{ij}^{in}$$

$$\text{边无权重: } w_{ij}^{in} = I_{[i \in N(j)]}$$

$$\text{边有权重: } w_{ij}^{in} = \frac{\text{sales}_{ij}}{\text{Total_Procurement}_i}$$

其中

- ① 供应链图谱网络边的方向为供应商指向客户： $\text{supplier} \rightarrow \text{customer}$ ；
- ② w_{ij} 为公司 i 与其供应商 j 之间的边；若边无权重，取值为 1；若边有权重，取值为公司 i 对供应商 j 的采购额在公司 i 总采购额中的占比；
- ③ 因子可能存在板块和市值偏好，建议对其做市值行业中心化处理。

说明

若公司的供应商节点度较高（即公司有较多供应商），说明公司的供应商较为冗余，有助于减少单一供应商带来的风险，增强公司抗风险能力；但对投资者来说，供应商节点度较高的公司，因其风险较低，能从中得到的风险补偿也就相对较低。

[参考文献]

Jussa et al., 2015, The Logistics of Supply Chain Alpha, Deutsche Bank Markets Research

May

四月初七
星期日

04
5月

特异质换手波动率

量价因子改进

每只股票在每个换仓日（如每个月初）取近 1 个月的日度数据进行如下时序 ols 回归：

$$\begin{aligned}turnover_{i,t} = & \alpha_{i,t} + \beta_{1t}TMKT_t + \beta_{2t}TSMB_t + \beta_{3t}THML_t + \beta_{4t}TMOM1m_t \\& + \varepsilon_{i,t} Ivol_turnover_{i,t} = std(\varepsilon_t)\end{aligned}$$

取最近一期回归的日度残差序列 $\varepsilon_{i,t}$ 计算标准差，可得到 t 时刻近 1 个月股票的特异质换手波动率因子：

$$Ivol_turnover_{i,t} = std(\varepsilon_t)$$

其中

- ① $turnover_{i,t}$: t 时刻股票 i 基于自由流通股的日度换手率；
- ② $TMKT_t$: t 时刻全市场截面股票日度自由流通股换手率的平均值；
- ③ $TSMB_t$: 基于 t-1 日总市值将全市场截面股票排序，分别计算处于前后 1/3 的股票池在 t 日的自由流通股日度换手率的均值，计算两者均值之差（后1/3-前1/3）；
- ④ $THML_t$: 基于 t-1 日 PB 值将全市场截面股票排序，分别计算处于前后 1/3 的股票池在 t 日的自由流通股日度换手率的均值，计算两者均值之差（前1/3-后1/3）；
- ⑤ $TMOM1m_t$: 基于 t-1 日近一个月动量效应（21 个交易日区间收益率）将全市场截面股票排序，分别计算处于前后 1/3 的股票池在 t 日的自由流通股日度换手率的均值，计算两者均值之差（前1/3-后1/3）。

说明

借鉴特质波动率的构建理念，特异质换手波动率剥离了市场主流风格（风险因子）对于个股换手率的影响，可以更好的测算市场对错误定价的修正效率。

[参考文献]

郭梁, 2024, 价值因子, 中银证券.



May

四月初八

星期一

5月

05

符号动量

期货-动量趋势因子

$$\frac{\sum_{r_t \geq 0} sign(r_t)}{K}$$

其中

r_t 为期货合约在回看期 K 内的日度收益率序列，一般 K 在 10-40 日内表现较好。

说明

符号动量为过去一段时间内日度收益上涨天数占总天数的比例。

[参考文献]

王冬皞, 常海明, 2022, 商品多因子模型框架再探究, 东证期货.



May

四月初九

星期二

5月

06

客户动量因子-基于单层客户关系

另类因子-动量溢出

利用供应链的相关数据，结合图网络有关特征，计算如下客户动量因子：

$$cmom_i^{1M} = \sum_{j=1}^{N_i} w_{ij}^{\text{centrality}} \ mom_j^{1M}, i = 1, 2, \dots, N$$

其中

① mom_j^{1M} 为公司 j 的客户 i 过去一个月收益率；

② 权重 $w_{ij}^{\text{centrality}}$ 为： $w_{ij}^{\text{centrality}} = c_{ij} / \sum_{j=1}^{N_i} c_{ij}, i = 1, 2, \dots, N$ ；

③ 权重公式中的 c_{ij} 为图网络中 ij 边的中介中心度（即网络中经过某条边的最短路径的数量）。

说明

常规的客户动量因子是以销售占比为权重，而该因子采用供应链图网络的边中介中心度 Edge Betweenness Centrality 作为权重，有效的避免了销售占比数据缺失问题，研究结果也表明 Edge Betweenness Centrality 与销售占比呈明显的正相关关系。

[参考文献]

Hamuro, Y., and K. Okada, 2018, Predicting Stock Returns Based on the Time Lag in Information Diffusion through Supply Chain Networks, Special Interest Group on Financial Informatics Technical Reports 40-45, Japanese Society for Artificial Intelligence.



May

四月初十

星期三

5月

07

日内收益波动比

高频因子-波动跳跃类

- ① 对于股票 i ，计算 n 日内第 t 分钟的“更优波动率”，即对第 $t-4, t-3, t-2, t-1, t$ 分钟的开盘价、最高价、最低价和收盘价，共 20 个价格数据求标准差，再除以这 20 个价格数据的均值，最后对该比值取平方；
- ② 计算 t 分钟的收益波动比，即 t 分钟收益率 / t 分钟“更优波动率”；
- ③ 计算每日收益波动比序列与“更优波动率”序列间的协方差，即为日度“灾后重建”因子。

其中

- ① 计算因子需剔除开盘和收盘数据，仅考虑日内分钟频数据；
- ② 每月末可对最近 20 天的上述因子求均值和标准差并将两者等权合并，即得到月度“灾后重建”因子。

说明

“灾后重建”因子衡量了投资者对波动变化反应不足的程度，与未来收益呈反比关系；当股价波动加剧时，人们期初往往对此反应不足，导致收益波动比下降，引起那些偏爱收益波动比高的投资者抛售股票，造成股价下跌，但未来很有可能会补涨。

[参考文献]

- ① 蔡春晓, 2022, 个股波动率的变动及“勇攀高峰”因子构建, 方正证券.
- ② Morello A, Muir T, 2017, Volatility-managed portfolios[J]. The Journal of Finance, 72(4), 1611-1644.





回归版现金估值

基本面因子改进

下述横截面回归的残差即为回归版的现金估值：

$$\ln(Cash_equal) = \beta * \ln(MV) + \alpha + \varepsilon$$

其中

- ① $Cash_equal$ 为最新报告期的现金及现金等价物；
- ② MV 为总市值。

说明

通过截面回归计算的基本面因子不再受除法分母接近 0 导致的除数效应的影响，抗噪能力更强；能够剥离截面市场行情对因子的影响，时序可比性会更纯粹；更强调截面的相对可比性，因此更适合于截面选股问题；财务指标 A 和 B 的数量级不统一甚至不可比时也可以计算相对的财务取值，以此能够挖掘更多的相对基本面因子。

[参考文献]

姚怡玲, 2024, 基本面因子的重构, 东方证券.



May

四月十二

星期五

5月

09

折旧及摊销管理费用比

另类因子-因子改进

$$\text{折旧及摊销管理费用比} = \frac{\text{折旧及摊销}}{\text{管理费用合计期末余额}}$$

其中

附注中会将管理费用细分为工资薪酬、办公费、差旅费、折旧费、维护修理费、租赁水电物业费、中介费、业务招待费等，也可计算其余细分项的占比情况。

说明

在管理费用中折旧与摊销、工资薪酬、维护修理费占比越高，对股价呈现正向作用。

[参考文献]

孙立, 古宗霖. 2024, 财务附注中的 Alpha 研究, 兴业证券.





特质波动率

期货-波动率因子

使用期货相关的风险因子对所有期货品种的收益率进行如下时间序列回归，回归残差 $\varepsilon_{i,d}$ 序列的标准差即为特质波动率 IVol：

$$r_{i,d} = \alpha_i + \beta'_i F_d + \varepsilon_{i,d}, \quad d = 1, \dots, D$$

$$IVol = \sqrt{\text{Var}(\varepsilon_{i,t})}$$

其中

- ① $r_{i,d}$ 为品种 i 的收益率序列；
- ② F_d 为时序回归所用的风险因子，如长期-短期动量 (Mom) 组合，期限结构 (TS) 组合，套期保值压力 (HP) 组合、S&P-GSCI 商品指数或所有商品期货的等权重组合 (EW) 等。

说明

特质波动率衡量了商品期货价格相对于市场平均水平的特异波动部分，将特质波动率与动量和期限结构结合构建的三重筛选策略表现出色（做多特质波动率低的品种，做空特质波动率高的品种）。

[参考文献]

Fuertes, A. M., Miñfre, J., Fernández-Pérez, A., 2015, Commodity strategies based on momentum, term structure, and idiosyncratic volatility, *Journal of Futures Markets*, 35(3), 274-297, <https://doi.org/10.1002/fut.21656>





成交量比率

高频技术因子

利用日内 1 分钟收盘价 Close 和成交量序 VOL 列计算 VR：

$$VR_{i,t} = \frac{\sum_{t=238}^t IF(Close_{i,t} > Close_{i,t-1}, VOL, 0)}{\sum_{t=238}^t IF(Close_{i,t} \leq Close_{i,t-1}, VOL, 0)}$$

其中

将过去 20 个交易日的日度高频因子进行时间衰减加权即可降频为月度因子：

$$\widehat{\text{Factor}}_j = \frac{1}{\sum_{j=1}^{20} \frac{j}{20}} \times \sum_{i=1}^{20} \widehat{\text{Factor}}_{j,k} \times \frac{j}{20}$$

说明

VR 成交量比率高频指标的计算方式为日内股价上升分钟成交量与股价下跌分钟成交量的比值。该指标用于衡量市场买卖双方的力量对比，当 VR 值较高时，说明买入力量较强；反之，卖出力量较强。

[参考文献]

刘嘉诚, 陈升说, 2024, 技术指标因子高阶化, 中信建投.



May

四月十五
星期一

5月 12

基金关联网络牵引因子

另类因子-动量溢出

$$Exp_{ave}^A = \frac{1}{N_A} \sum_{i=1}^{N_A} K_i^A * (chg_i - med)$$

涉及的股票关联网络的计算如下：

- ① 选取的是有权益持仓的公募基金，基金持仓数据为基金季报披露的前十大持仓数据；
- ② 取 A 基金最新季报中共同持有的股票 a 与股票 b 持仓市值，记作 H_a、H_b，这些股票过去 20 个交易日的成交额均值，记作 AMT_a、AMT_b；
- ③ 计算 H_a/AMT_a，作为股票 a 的机构拥挤度 I_a，股票 b 同理得 I_b；
- ④ 定义 A 基金共同持仓股票 a 与股票 b 的关联度指标为：J_ab=min(I_a, I_b)；
- ⑤ 将所有共同持仓股票 a 与股票 b 的基金得到的关联度指标求和，得到股票 a 与股票 b 的关联度指标 K_ab。

其中

- ① N_A 与股票 A 一起被基金共同持仓的关联股票数；
- ② K_i^A 为股票 A 与关联股票 i 的基金共同持仓关联度；
- ③ chg_i 为股票 A 的关联股票 i 过去 20 日涨跌幅；
- ④ med 为所有基金持仓股票过去 20 日涨跌幅横截面中位数；
- ⑤ $chg_i - med$ 即为股票 A 的关联股票 i 的 Alpha 收益；
- ⑥ $K_i^A * (chg_i - med)$ 为股票 A 的关联股票 i 的 Alpha 锚定值，
- ⑦ 对所有股票的 Exp_{ave}^A 做横截面回归，剔除自身 alpha 和行业因素，得到最终的因子。

说明

基金共同持仓行为是股票关联关系的重要来源，由此构建股票关联网络来进一步刻画股票涨跌之间的牵引关系。股票 a 的关联股票的涨跌幅有锚定效应，若当月其关联股票普遍上涨，会提高市场对于股票 a 的涨幅预期；若本月其自身涨幅不高，则预期在次月出现补涨行情。

[参考文献]

魏建桥, 王志焱, 2021, 从基金持仓行为到股票关联网络, 开源证券.



May

四月十六

星期二

5月

13

衰减加权月频成交量

行为金融因子-投资者注意力

$$ATTN = \frac{(12 - m)}{\sum_{m=1}^{11} m} VOL_{i,t}$$

其中

① $VOL_{i,t}$ 为股票 i 在 t 日的成交量；

② m 为交易日窗口，一般取为月度。

说明

衰减加权月频成交量因子由股票成交量按时间线性衰减加权得到，属于极端交易量类因子；异常成交量也是投资者注意力的常用代理指标，因子值越高，投资者对该股票的关注度越高；而有限注意力导致投资者更倾向于交易引起他们关注的股票，投资者关注度越高的股票通常意味着更多的投资购买；但 A 股市场的做多与做空不对称，使得投资者非理性买入高于非理性卖出，进而导致关注度高的股票由于投资者净买入而存在溢价，未来也更可能出现反转。

[参考文献]

- ① Dong, D., Wu, K., Fang, J., Gozgor, G., & Yan, C., 2021, Investor Attention Factors and Stock Returns: Evidence from China. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 77(4),
② 陈升锐, 2024, 投资者有限关注及注意力捕捉与溢出, 中信建设.





通胀 Beta

期货-Beta 因子

将过去 60 个月商品的月收益率对通胀冲击做线性回归，回归系数 $\beta_{j,t}^{CPI}$ 即为通胀 Beta：

$$R_{j,t}^{T_1} = \alpha_j + \beta_{j,t}^{CPI} \Delta CPI_s + e_{j,s}, s = t - 59, \dots, t.$$

其中

- ① $R_{j,t}^{T_1}$ 为商品 j 在 t 时刻的月度收益率；
- ② ΔCPI_s 为通胀冲击，即通货膨胀的月度变化率；
- ③ 也可将 CPI 替换成 PPI、PMI、准货币（M2-M1）等指标，计算相应的回归系数，用于衡量宏观经济风险对商品的影响。

说明

通胀 Beta 衡量了商品收益对通货冲击的敏感程度；商品价格通常与通货膨胀正相关，通货膨胀率上升时，投资者为了抵御通货膨胀风险，通常会购买商品期货合约来保护资产的实际价值；投资者在持有对通胀冲击敏感度高的商品期货（做多高 Beta 合约）时，承担了通胀下行风险，进而可以获得通胀风险溢价。

[参考文献]

Sakkas, A., Tessaromatis, N., 2020, Factor Based Commodity Investing, Journal of Banking & Finance, 106, 105851.



May

四月十八

星期四

5月

15

竞争提及

另类因子-文本分析

- ① 对股票 i 的 10-K 年报中 Competition Section 章节进行文本分析，提取该章节中提及的作为竞争对手的公司名称；
- ② 每个月统计提及股票 i 为竞争对手的其他公司的数量即为竞争提及因子：

$$\text{sum}(\text{在竞争章节中提到股票}i\text{的公司数量})$$

说明

竞争提及因子衡量了公司被其他公司视为竞争对手的程度，竞争提及越多，表明公司越有竞争力，股票未来收益会更好；因子在“被提及公司市值小于提及的公司”的目标组中表现更显著，小公司被大公司注意到的“潜在可取之处”对小公司基本面有预测意义，而且这个预测作用在跨行业竞争提及中更为显著。

[参考文献]

Eisendorfer Asset, et al, 2022, Competition links and stock returns, Review of Financial Studies forthcoming.



May

四月十九

星期五

5月

16

回归版单季度 ROE

基本面因子改进

下述横截面回归的残差即为回归版的单季度 ROE：

$$\ln(Quart_E) = \beta * \ln(Book) + \alpha + \varepsilon$$

其中

- ① $Book$ 为最新报告期归属于母公司股东权益合计；
- ② $Quart_E$ 为单季度净利润。

说明

通过截面回归计算的基本面因子不再受除法分母接近 0 导致的除数效应的影响，抗噪能力更强；能够剥离截面市场行情对因子的影响，时序可比性会更纯粹，更强调截面的相对可比性，因此更适合于截面选股问题；财务指标 A 和 B 的数量级不统一甚至不可比时也可以计算相对的财务取值，以此能够挖掘更多的相对基本面因子。

【参考文献】

杨怡玲, 2024, 基本面因子的重构, 东方证券.



May

四月二十
星期六

5月

17

开盘后买入意愿强度

高频因子-资金流类

$$\frac{1}{T} \sum_{n=t}^{t-T+1} \frac{\text{mean}(\text{买入意愿}_{i,j,n})}{\text{std}(\text{买入意愿}_{i,j,n})}$$

买入意愿_{i,j,n} = 净主买成交额_{i,j,n} - 净委买增额_{i,j,n}

净主买成交额_{i,j,n} = 主动买入成交额_{i,j,n} - 主动卖出成交额_{i,j,n}

净委买增额_{i,j,n} = 委托买单增加量_{i,j,n} - 委托卖单增加量_{i,j,n}

其中

① 净主买成交额由逐笔成交数据计算得到，具体可参考开盘后净主买占比/强度等因子；

② 净委买增额由盘口委托快照数据计算得到，具体可参考开盘后净委买增额占比因子；

③ i、j、n 分别表示第 i 只股票在第 n 个交易日内的第 j 分钟的数据；

④ 开盘后的买入意愿占比用的是 9:30~10:00 范围内的数据；

⑤ 月度选股下，T=20 个交易日；周度选股下，T=5 个交易日。

说明

净委买变化额刻画了投资者还未释放的买入意愿，而净主买成交额则体现刻画了投资者已经释放的买入意愿，两者结合则得到广义的投资者主动买入意愿；开盘后 30 分钟内的买入意愿强度越高，投资者的买入意愿越稳健。

[参考文献]

冯佳容, 林霄, 2020, 基于直视逻辑和机器学习的高频数据低频化应用, 海通证券.



May

四月廿一
星期日

5月

18

新闻网络领先收益

另类因子-动量溢出

以标题中股票为 lead，以同时出现在新闻正文中的其他股票为 follower，确定领边 $l_{ij,T}$ ，并构建股票共现图的邻接矩阵 \mathcal{W}_T ：

$$l_{ij,T} \stackrel{\text{def}}{=} \bigcup_{m_d \in D_T} \{(i,j)_{m_d} \mid j \text{ in } m_d \text{ title}, i \text{ in } m_d \text{ headline}, i \neq j\} \quad \mathcal{W}_T \stackrel{\text{def}}{=} [\omega_{ij,T}]_{n \times n} = \left[\frac{l_{ij,T}}{\sum_{j=1}^n l_{ij,T}} \right]_{n \times n}$$

将邻接矩阵进行拆解 $\omega_{ij,T}^w$ （同属一个行业的股票的邻接矩阵）和 $\omega_{ij,T}^c$ （不属于同一行业股票的邻接矩阵）：

$$\omega_{ij,T}^w \stackrel{\text{def}}{=} I\{i,j \text{ from same sector}\} \cdot \omega_{ij,T}$$

$$\omega_{ij,T}^c \stackrel{\text{def}}{=} I\{i,j \text{ from diff sector}\} \cdot \omega_{ij,T}$$

将 lead 股票的收益进行加权即得到属于 follower 股票的领先收益 lead return，可以根据 lead 股票的收益的正负，单独计算正（负）lead return：

$$\omega_{ij,T}^c \stackrel{\text{def}}{=} I\{i,j \text{ from diff sector}\} \cdot \omega_{ij,T} \mathcal{LR}_{i,t}^{+(-)}(\omega_{ij,t-l:t}) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{j=1}^n \omega_{ij,t-l:t} \cdot |r_{j,t}^{+(-)}|$$

由于非同一行业的 lead 股票收益有明显的反转效应，正 lead 股票收益的有明显的动量效应，也可以构建如下复合因子：

$$\mathcal{LR}_{agg}(\omega_{ij,t-365:t}) = \mathcal{LR}^+(\omega_{ij,t-365:t}^w) + \mathcal{LR}^-(\omega_{ij,t-365:t}^w) + \mathcal{LR}^-(\omega_{ij,t-365:t}^c) - \mathcal{LR}^+(\omega_{ij,t-365:t}^c)$$

说明

对于新闻中的 lead 股票和 follower 股票，无论业务关系如何，他们之间的收益都具有较强的共振效应，lead 股票的收益率对 follower 股票的收益率有预测作用。

[参考文献]

Hu Junjie, Hardle Wolfgang, 2021, Networks of news and cross-sectional returns, IRTG 1792 Discussion Papers 2021-023, Humboldt University of Berlin, International Research Training Group 1792 "High Dimensional Nonstationary Time Series".



May

四月廿二

星期一

5月 19

估波指标

高频技术因子

$$R(n1)_{i,t} = \frac{Close_{i,t} - Close_{i,t-1}}{Close_{i,t-1}} * 100$$

$$R(n2)_{i,t} = \frac{Close_{i,t} - Close_{i,t-2}}{Close_{i,t-2}} * 100$$

$$RC(n1, n2)_{i,t} = R(n1)_{i,t} + R(n2)_{i,t}$$

$$Coppock(n1, n2, n3) = MA(RC(n1, n2)_{i,t}, 239)$$

其中

将过去 20 个交易日的日度高频因子进行时间衰减加权即可降频为月度因子。

说明

Coppock 通过计算日内分钟价格收益率的等权平均值来测量市场的日内动量。

[参考文献]

姚紫璇, 陈升锐. 2024, 技术指标因子离频化, 中信证券.



May

四月廿三

星期二

5月

20

高频上行波动占比

期货-高频因子

$$= \frac{\sum_t (r_i^t I_{\{r_i^t > 0\}})^2}{\sum_t (r_i^t)^2}$$

其中

- ① r_i^t 为 期货 i 在 t 时刻的 1 分钟收益率；
- ② 在任意选期时刻，因子值为回看期 R 内日度因子值的均值；
- ③ 还可计算高频下行波动占比，只需将 $I_{\{r_i^t > 0\}}$ 改为 $I_{\{r_i^t < 0\}}$ 即可。

说明

高频上行波动率计算逻辑计算期货品种的高频上行波动占比因子表现出的是负效应，即高频上行波动占比越高，期货品种未来收益越高，可能是因为期货交易的机构参与度高，定价相对精确。

[参考文献]

Feunou B, Jahanparvar M R, Okou C, 2015, Downside Variance Risk Premium[J]. Finance & Economics Discussion, 2015(20), 1-64.



May

四月廿四

星期三

5月

21

运输工具占固定资产比

另类因子-因子改进

$$\text{运输工具占固定资产比} = \frac{\text{运输工具}}{\text{固定资产合计累计折旧期末余额比}}$$

$$\text{运输工具占固定资产比变动} = \frac{\text{当期运输工具占固定资产比} - \text{去年同期运输工具占固定资产比}}{\text{运输工具占固定资产比的期初期末平均值}}$$

其中

附注中会将固定资产按用途细分为房屋建筑物、运输工具、机器设备、办公及电子设备等，也可计算其余细分项的占比情况；在固定资产中与生产更直接相关细分项（机器设备）占比越多越好。

说明

固定资产中与生产相关性越低的细分项占比（或是占比变动）越少越好，如运输工具、房屋建筑物、办公及电子设备的相关占比都为负向因子。

[参考文献]

郑兆麟, 占康萍, 2024, 财务附注中的 Alpha 研究, 兴业证券.



May

四月廿五

星期四

5月

22

多层次订单失衡

高频因子-流动性类

$$MOFI_{weight} = \frac{\sum w_i \times OFI_t^{(i)}}{\sum w_i}, w_i = \frac{i}{5}, i = 1, 2, 3, 4, 5$$

$$OFI_t = \Delta V_t^B - \Delta V_t^A$$

$$\Delta V_t^B = \begin{cases} -V_{t-1}^B & P_t^B < P_{t-1}^B \\ V_t^B - V_{t-1}^B & P_t^B = P_{t-1}^B \\ V_t^B & P_t^B > P_{t-1}^B \end{cases} \quad \Delta V_t^A = \begin{cases} V_t^A & P_t^A < P_{t-1}^A \\ V_t^A - V_{t-1}^A & P_t^A = P_{t-1}^A \\ -V_{t-1}^A & P_t^A > P_{t-1}^A \end{cases}$$

其中

- ① $OFI_t^{(i)}$ 为第 i 档下的订单失衡因子；
- ② P_t^B 和 P_t^A 分别为 t 时刻的买一价和卖一价；
- ③ V_t^B 和 V_t^A 分别为 t 时刻的买一量和卖一量。

说明

MOFI 衡量了不同档位订单失衡的加权累积影响，能更准确量化订单失衡对股价的短期和长期影响。短期内，订单失衡通常与未来收益正相关；中长期内，随着买卖压力失衡的消失，股票的超额收益出现均值回复，与收益相关性会减弱。

【参考文献】

丁磊明, 陈升锐, 2021, 多层次订单失衡及订单斜率因子, 中信建投证券.





关注度修正预期收益率

分析师、机构持仓

$$CTR = Rank(WTR) * Rank(C)$$

其中

- ① $Rank(WTR)$ 为横截面上 WTR 加权预期收益率因子的排序值，
- ② $Rank(C)$ 为横截面上关注度因子 C 的排序值，
- ③ 关注度因子的定义为：回看过去一段时间的分析师预期，分别统计覆盖不同股票的分析师数量，结果按机构保留唯一值。

说明

关注度修正预期收益率综合了股票关注度对分析师预测的影响：分析师给的目标价格还会受到分析师情绪的影响，而关注度高的股票，会导致研究的同质化，进而减弱分析师情绪的影响。

[参考文献]

黎伟恒. 2021, 分析师目标价的 Alpha 信息, 开源证券.





技术性职位招聘数量变动

另类因子-招聘信息

方式1：使用当前公司员工数量进行标准化

$$\frac{\sum_{j=t-x+1}^t Number_of_technical_job_{i,j} - \sum_{j=t-2x+1}^{t-x} Number_of_technical_job_{i,j}}{Number_of_employee_{i,t}}$$

方式2：使用过去 12 个月的招聘广告数量进行标准化

$$\frac{\sum_{j=t-x+1}^t Number_of_technical_job_{i,j} - \sum_{j=t-12+1}^{t-x} Number_of_technical_job_{i,j}}{\sum_{j=t-11}^t Number_of_job_{i,j}}$$

其中

① $Number_of_job_{i,j}$ 为公司 i 在 t 月的招聘广告总数；

② $Number_of_employee_{i,t}$ 为公司 i 在 t 月的员工总数；

③ $Number_of_technical_job_{i,j}$ 为公司 i 在 t 月的关于技术类职位的招聘广告总数；

④ x 为回溯窗口长度，可以是 $x = 1, 3, 6, 12$ 个月。

说明

技术性职位招聘数量变动重点统计了技术类相关职位的发布变化；技术性强的劳动力通常更难招募和替换，可能会给公司带来更高的价值；因子与未来收益正相关，因子表现呈现季节性，有研究表明招聘因子的预测能力在招聘条件不太有利的情况下更为显著，而这种情况通常发生在招聘高峰期。

[参考文献]

Yin, Jenny, and the QES Team. 2024. Alpha Insights From Global Job Positions Data. World Bank.



May

四月廿八
星期日

5月

25

持仓总量因子

期货-持仓类因子

$$\frac{OI_T}{\frac{1}{K} \sum_{t=T-K+1}^T OI_t} - 1$$

其中

OI_t 为 t 时刻期货品种的持仓量。

说明

持仓总量因子为当前持仓相比过去 K 日平均持仓总量的环比变化率，持仓变化代表了资金在品种上的流入流出，持仓量的增加表明资金对该品种的关注度增加；分母部分有助于消除不同品种持仓数量量纲的差异，提高因子可比性。

[参考文献]

王冬波, 常进皓. 2022. 期货因子模型框架再探析, 东证期货.





反向日内逆转的异常频率

高频因子-收益分布类

$$AB_NR_{i,t} = \frac{NR_{i,t}}{\frac{1}{12} \sum_{k=0}^{11} NR_{i,t-k}}$$

$$NR_{i,t} = \frac{\sum_{d=1}^T I_{\{RET_CO_{i,d} > 0\}} * I_{\{RET_OC_{i,d} < 0\}}}{T}$$

其中

- ① $RET_CO_{i,d}$ 和 $RET_OC_{i,d}$ 分别为股票 i 在交易日 d 的隔夜收益率和日内收益率；
② T 为股票 i 在 t 月内的实际交易天数。

说明

当正的隔夜收益后伴随负的日内收益，即出现了反向日内逆转，通过统计月内出现反向日内逆转的频率，可以衡量隔夜交易者和盘中交易者间“拉锯战”的激烈程度；反向日内逆转的异常频率为当月反向日内逆转频率相对过去 12 个月的异常程度，考虑了“拉锯战”的持续性，取值越高，“拉锯战”强度增高，价格修正越过度。

[参考文献]

Cheema, Muhammad A., Mardi Chiah, and Yimei Man, 2022. Overnight returns, daytime reversals, and future stock returns: Is China different?, Pacific-Basin Finance Journal, 74, 101809.



May

五月初一

星期二

5月

27

新闻股票共现

另类因子-文本分析

$$w_{ij,t}^* = w_{ij,t} / w_{ii,t}$$

$$aw_{ij,t} = w_{ij,t}^* - w_{ij,t-1}^*$$

$$nco = \sum_{j=1}^N aw_{ij,t}^s$$

其中

① $w_{ij,t}$ 为 t 交易日内，股票 i 和股票 j 共同出现过的那些新闻的数量；

② $aw_{ij,t}$ 为 t 交易日共现新闻数量的环比变动。

说明

当同一新闻中提到多只股票时，投资者对单只股票的注意力就会转移到同时提到的其它股票上，从而增加了对所有提到的股票的关注。基于新闻网络的注意力溢出，在存在卖空限制的情况下，可能会导致对好消息的强烈反应，这反过来会导致估值过高，未来表现变差。

【参考文献】

Li Guo,Lin Peng,Yubo Tao,Jun Tu, 2019, News Co-Occurrence, Attention Spillover and Return Predictability, Journal of Risk and Financial Management.





库存因子

期货-基本面因子

$$S_{instock}(K) = \frac{1}{K} \sum_{t=T-K+1}^T \left(\frac{stock_t}{stock_{t-1}} - 1 \right)$$

其中

- ① $stock_t$ 为商品的社会库存数量，包括企业库存、工厂库存、港口库存等；
- ② 剔除库存数量为 0 或数据缺失的品种。

说明

库存因子为过去 K 期商品库存环比变化率均值，用于衡量商品库存的变化幅度，库存减少（做多），供给减少，商品价格通常会上涨；商品总库存是对商品隐性库存的汇总统计，能更全面真实的反映商品库存的变化。

[参考文献]

王冬波, 常海晴, 2022, 商品多因子模型框架再探究, 东证期货



May

五月初三

星期四

5月

29

回归版的股息率

基本面因子改进

下述横截面回归的残差即为回归版的股息率：

$$\ln(TTM_div) = \beta * \ln(MV) + \alpha + \varepsilon$$

其中

- ① TTM_div 为过去一年有分红预案的分红总金额；
- ② MV 为总市值。

说明

通过截面回归计算的基本面因子不再受除法分母接近 0 导致的除数效应的影响，抗噪能力更强；能够剥离截面市场行情对因子的影响，时序可比性会更纯粹；更强调截面的相对可比性，因此更适合于截面选股问题；财务指标 A 和 B 的数量级不统一甚至不可比时也可以计算相对的财务取值，以此能够挖掘更多的相对基本面因子。

[参考文献]

汤怡玲, 2024, 基本面因子的重构, 东方证券



May

五月初四

星期五

5月

30

“自信溢出”因子

高频因子-动量反转类

- ① 将股票按照代码从小到大进行排序后，对每只股票计算相邻 n 只股票在过去 T 日的日均涨跌幅，并等权合成为焦点股票 i 的 NBR_ret ；
- ② 将焦点股票 i 的 NBR_ret 对其自身的日均涨跌幅进行截面回归，回归得到的残差即为“自信溢出”因子 $RNBR_ret$ 。

其中

- ① 焦点股票 i 的相邻股票数对因子效果影响不大，建议使用较少数量的股票（如 $i=10$ ）；
- ② 日均涨跌幅的计算窗口 T 建议取 5-20 天最为适宜。

说明

由于投资者的注意力有限，以及行情软件通常是根据代码顺序依次展示股票信息，投资者会较轻易地关注到与焦点股票相邻的其它股票，出现“注意力溢出”，焦点股票与相邻股票之间会存在价格与交易情绪的转移，“自信溢出”对应投资者因近期获利的过度自信向邻近股票外溢的情况，与未来收益正相关。

[参考文献]

任超, 岳元勋, 李世杰, 2023, 基于股票代码有序性的“注意力溢出”, 招商证券.



May

五月初五

星期六

5月

31

CSAD 模型（基于板块中地位）

行为金融因子-羊群效应

- ① 每个月末提取当前可交易股票过去 120 个交易日的涨跌幅数据，计算股票 S_* 和其他股票（不活跃交易日不超过 20 天）之间日涨跌幅相关系数；
- ② 选取相关系数最大的 9 只股票，连同 S_* 一起构成一个板块： $S_i (i = 1, \dots, 10)$ ；
- ③ 以 S_* 为中心，计算板块过去 120 个交易日的横截面绝对偏差 CSAD：

$$CSAD_t = \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} |r_{it} - r_{*t}|$$

- ④ 对 CSAD 进行时序标准化，并计算过去 20 个交易日的均值作为羊群效应因子：

$$Z_{jt} = \frac{CSAD_{jt} - \mu_{CSAD_j}}{\sigma_{CSAD_j}}$$

$$f_{jt} = -\frac{1}{20} \sum_{k=1}^{20} Z_{j,t-k+1}$$

说明

CSAD 利用股票收益在横截面的分散度来衡量市场羊群效应的强弱；为了让因子对个股有选股能力，将与个股走势相近的股票组成“小型板块”，借助小板块上的羊群效应的强弱程度来近似反映该股票近期关注度的变化，因子值越大，中心股票收益越接近中位数，板块近期的 CSAD 越小（即板块羊群效应越强），所在板块受关注程度提升越明显，未来收益越高。

[参考文献]

- ① Chang, E., J. Cheng, and A. Khorana, 2000, An Examination of Herd Behavior InEquity Markets: An International Perspective, *Journal of Banking&Finance*, 24(10), 1651-1679.
- ② 丁睿明, 陈元骅, 2019, 基于市场羊群效应的股票 alpha 探究, 中信建投.



6月

June



CML
量化投资与机器学习

Jun.

五月初六

星期日

01
6月

基于收益规模的信息离散度

高价因子改进

$$ID_{MAG} = -\frac{1}{N} \operatorname{sgn}(PRET) \times \sum_{i=1}^N \operatorname{sgn}(Return_i) \times w_i$$

其中

- ① $PRET$ 为过去 12 个月的累计收益率，剔除最近 1 个月的收益数据；
- ② $Return_i$ 为区间内第 i 个交易日的日度收益率；
- ③ w_i 为权重：每日对个股日度收益绝对值进行横截面上的排序分为 5 组（第 1 组取值最小），将为第 1 组到第 5 组中赋予单调递减的权重（日度收益越小权重越高），分别为 $5/15, 4/15, 3/15, 2/15$ 和 $1/15$ 。

说明

作者认为“一系列频繁但微小的变化对于人的吸引力远不如少数却显著的变化，投资者对于连续信息造成的股价变化是反应不足的”，信息离散度越低（信息连续性越强）越好；上述计算方式考虑了日度收益规模对信息离散度的影响。

【参考文献】

Da, Zhi, Umit G. Gurun, Mitch Warachka, 2014, Frog in the pan: Continuous information and momentum, Review of Financial Studies 27(7), 2171-2218.



Jun.

五月初七

星期一

6月

02

供应商节点度

另类因子-网络结构

基于供应链图谱网络计算公司节点的出度即为供应商节点度因子：

$$d_i^{(out)} = \sum_{j(\neq i)} w_{ij}^{out}$$

边无权重: $w_{ij}^{out} = I_{[j \in N(i)]}$

边有权重: $w_{ij}^{out} = \frac{sales_{ij}}{Total_Sales_i}$

其中

- ① 供应链图谱网络边的方向为供应商指向客户： $supplier \rightarrow customer$ ；
- ② x_{ij} 为公司 i 与其客户 j 之间的边；若边无权重，取值为 1；若边有权重，取值为公司 i 对客户 j 的销售额在公司 i 总销售额中的占比；
- ③ 因子可能存在板块和市值偏好，建议对其做市值行业中心化处理。

说明

若公司的客户节点度较高（即公司有较多客户），说明公司的客户较为多样化，有助于减少单一客户带来的风险，增强公司抗风险能力；但对投资者来说，客户节点度较高的公司，因其风险较低，能从中得到的风险补偿也就相对较低。

[参考文献]

Jussa et al., 2015, The Logistics of Supply Chain Alpha, Deutsche Bank Markets Research

