

2021.05.30

技术因子的非线性预测力

——AI 投资方法论之二

	陈奥林(分析师)	杨能(分析师)
	021-38674835	021-38032685
	chenaolin@gtjas.com	yangneng@gtjas.com
证书编号	S0880516100001	S0880519080008

本报告导读:

本文讨论了技术因子的非线性特征，并构建了基于纯技术因子的选股策略。

摘要:

- 了解和理解技术因子的非线性特征有助于技术因子在量化选股建模中的应用，降低模型的过拟合风险。真正符合线性关系的技术类因子十分稀有。绝大部分技术因子对收益的影响可总结为**余弦特征**、北斗星形和M形特征等形态。
- 技术因子其本质是投资者交易内心的刻画，即投资者复杂矛盾的内心世界带来了技术因子的各式非线性表象。通常技术指标对股票收益率的影响通常存在多条并行且对立的逻辑。不同逻辑间有强有弱，最终因子对收益的影响方向由强逻辑决定，叠加强对立的弱逻辑使得因子最终呈现为复杂的非线性特征。
- 量化组合构建时，我们应当规避“**杠铃型**”市值中性。在市值风格的M形特征下，权重集中于超大和超小市值的“杠铃型”组合配置方式看似实现了市值风格中性，但实际风险会明显高于持股市值均匀分散的组合。
- 由于技术因子的非线性特征，技术因子比基本面因子更适合因子离散化，不同因子由于自身逻辑不同呈现的非线性特征不尽相同。所以我们最终采用把一个技术因子分解为五个 0-1 二元变量的因子离散化方法来反映不同分组对股票收益不同的影响。
- 技术因子离散化后，策略相对传统多因子框架提升明显。基于日间、日内和 AI 技术信号的选股策略 2014 年年初至 2021 年 4 月实现了 20% 的年化超额收益，不同类型信号对策略表现均为正贡献，其中日内量价数据对模型的提升最大，年化超额收益提升 6%，基于日内量价数据的 AI 因子有望继续提升策略表现。

金融工程团队:

陈奥林: (分析师)

电话: 021-38674835

邮箱: chenaolin@gtjas.com

证书编号: S0880516100001

杨能: (分析师)

电话: 021-38032685

邮箱: yangneng@gtjas.com

证书编号: S0880519080008

殷钦怡: (分析师)

电话: 021-38675855

邮箱: yinqinyi@gtjas.com

证书编号: S08805190800013

徐忠亚: (分析师)

电话: 021-38032692

邮箱: xuzhongya@gtjas.com

证书编号: S0880120110019

刘晔: (分析师)

电话: 021-38677309

邮箱: liubingyi@gtjas.com

证书编号: S0880520050001

吕琪: (研究助理)

电话: 021-38674754

邮箱: lvqi@gtjas.com

证书编号: S0880120080008

相关报告

AI 投资方法论: 从多因子到多信号

2021.04.16

高风险组合的构建 2021.02.03

决胜样本外: 因子挖掘算法革新 2020.10.27

目 录

1. 引言.....	3
2. 技术因子的非线性特征规律探索.....	3
2.1. 余弦特征曲线.....	4
2.2. 其他特殊特征.....	6
2.3. 由于非线性特征被忽视的 ALPHA.....	7
2.4. 小结.....	8
3. 基于技术因子非线性特征的选股策略.....	8
3.1. 技术因子的选择与中性化.....	8
3.2. 技术因子的离散化.....	9
3.3. 回测框架.....	9
3.4. 模型概况.....	10
3.5. 策略表现.....	11
4. 总结与展望.....	12
5. 附录 技术因子库.....	12
5.1. 日间量价因子.....	12
5.2. 日内量价因子.....	13
5.3. AI 因子.....	14

1. 引言

在上一篇报告中，我们提出了基本面因子的非对称微笑特征，即基本面因子对股票收益的预测能力主要体现在前 20% 与后 20%，同时因子空头影响大于多头。换言之，上市公司相对中庸的业绩、业绩变化、估值水平、分析师预期等信息对未来股票的影响几乎可以忽略，只有当上市公司在某些维度上表现特别好或者特别差时才会对未来股价产生显著影响，而且市场通常对负面信息更加敏感，负面信息通常会带来下跌，但正面信息没有资金面的支撑或处于预期之内等原因不一定能带来上涨。

自然我们会产生这样的疑问，对于技术因子而言，是否同样能发现上述特征？我们知道从 IC 或者多空收益来看，低频技术类因子表现优异，但是如何将具有统计显著性的技术因子转换为超额收益的难度却在不断加大，近年来技术因子的多头收益大幅收窄，偏量价模型的量化基金开始采用大量 AI 算法。产生上述现象的原因在于技术类因子对于股票预期收益的影响相对于基本面因子更加非线性，从而导致了技术类因子在传统线性回归算法中无法发挥出其应有的作用，因此采用能够契合技术因子非线性特征的选股模型必然是大势所趋。

本篇报告承接上一篇报告《从多因子到多信号 20210417》，总结技术因子的非线性特征原因及规律，并将特征离散化技术应用至技术因子，以期减少因子信息噪音，增强策略鲁棒性，从而更好地获得技术因子的非线性收益。

2. 技术因子的非线性特征规律探索

了解和理解技术因子的非线性特征有助于技术因子在量化选股建模中的应用，降低模型的过拟合风险。显而易见，技术因子具有非对称性，体现为技术因子空头作用明显大于多头，而与存在确定方向性的基本面因子不同的是，技术因子对收益的影响更加非线性，甚至对收益的影响没有明确的方向，简言之，技术因子常常不是越大（小）越好，得分次高的股票可能表现优于得分最高的。

我们发现，真正符合线性关系的技术类因子十分稀有。绝大部分技术因子对收益的影响可总结为余弦特征、北斗星形和 M 形特征等多种特征形态。

为何技术面因子相对于基本面因子体现出了更加复杂的非线性？究其原因是技术指标对股票收益率的影响通常存在多条并行且对立的逻辑。不同逻辑间有强有弱，最终因子对收益的影响方向由强逻辑决定，叠加同时存在且对立的弱逻辑使得因子最终呈现为复杂的非线性特征。

反观基本面因子，成长、政府补助等因子时常也会存在两条对立逻辑，但是大部分基本面因子逻辑相对简单直白且符合常识，例如统计上高盈利优于低盈利，低估值优于高估值等；而技术因子更偏向行为金融学，

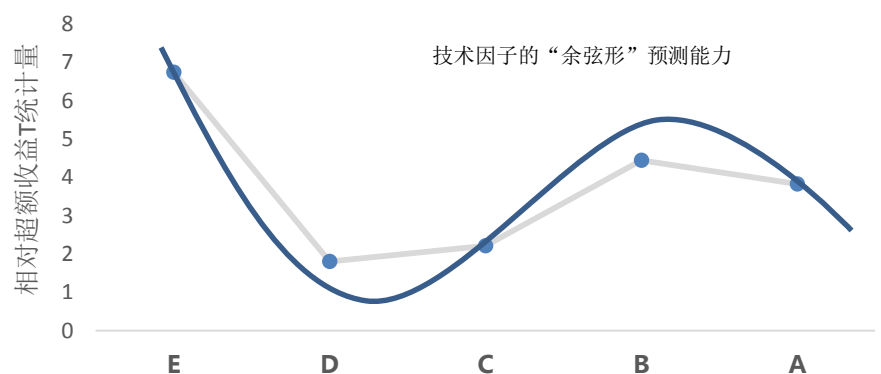
常常出现不同角度解释得出结论相反的情形，其本质是投资者交易内心的刻画，即投资者复杂矛盾的内心世界带来了技术因子的各式非线性表象。

2.1. 余弦特征曲线

我们基于 ABCDE 各组股票收益差的 T 统计量曲线来刻画技术因子的非线性特征。具备某一特征的股票相对不具备此特征的其他股票收益差异越大，收益差异越稳定，则该特征的 ALPHA 属性越强，因此可通过某一分组股票相对剩余股票的收益差的 T 统计量来表征当前技术因子分组是否具有预测力。技术因子预测能力特征曲线的做法如下：

1. 每月月底基于技术指标值把全市场股票分为 5 组，基于得分高低得到 ABCDE 五组股票，得分最高组记为 A 组，最低组记为 E 组。
2. 基于上月月底分组，计算每日 A 组与非 A 组股票的收益差，记为 rtn_diff 。
3. A 组收益 T 统计量计算公式为：
$$abs(mean(rtn_diff) / std(rtn_diff) * sqrt(length(rtn_diff)))$$
4. 重复步骤 2 和 3，分别计算 BCDE 档股票的 T 统计量，连接 A 至 E 的 T 统计量即为技术因子预测能力的特征曲线。

图 1 技术因子的“余弦形”预测能力



数据来源：国泰君安证券研究

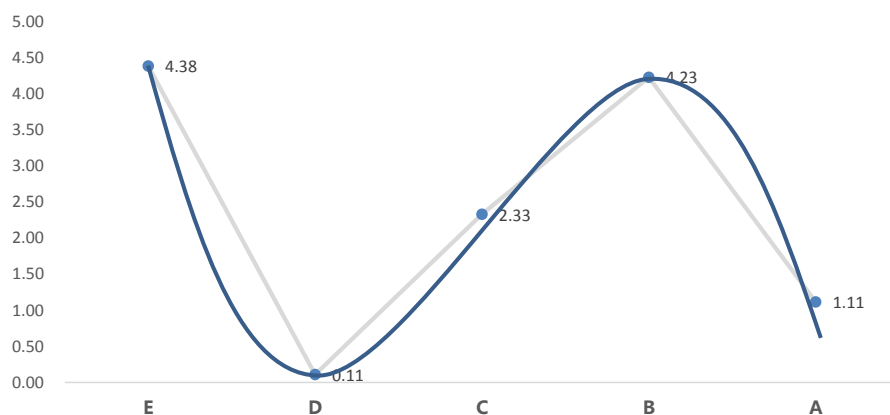
余弦形特征是技术因子最为典型的特征形态。我们把因子库内的所有因子各分组的 T 统计量取平均后得到即是余弦形特征（图 1）。把股票等分为 ABCDE 五档，此类特征具备四大特点：

1. 因子得分最低的 E 档股票大幅跑输市场。
2. 因子得分最高的 AB 档股票显著跑赢市场，但超额收益弱于 E 档。
3. 因子得分处于 CD 档的股票未来走势不确定性最高。
4. 因子得分 A 档股票表现弱于 B 档股票。某些因子 A 档股票平均收益略高于 B 档股票，但是其收益稳定性却明显低于 B 档。整体来看，

B 档股票更具 ALPHA 特征。

主力资金流入因子为典型的余弦形因子。主力资金大幅流出（E 档）未来股票自然看跌，而等到主力资金过热（A 档）时再跟随买入，未来股票上涨确定性已大幅下降，因此，合理的选择是买入主力资金温和流入的股票。《基于微观市场结构的择时策略 20160521》在择时策略中也发现了类似的现象：知情交易者活跃时大盘指数平均收益反而低于知情交易者活跃度升温时的收益。

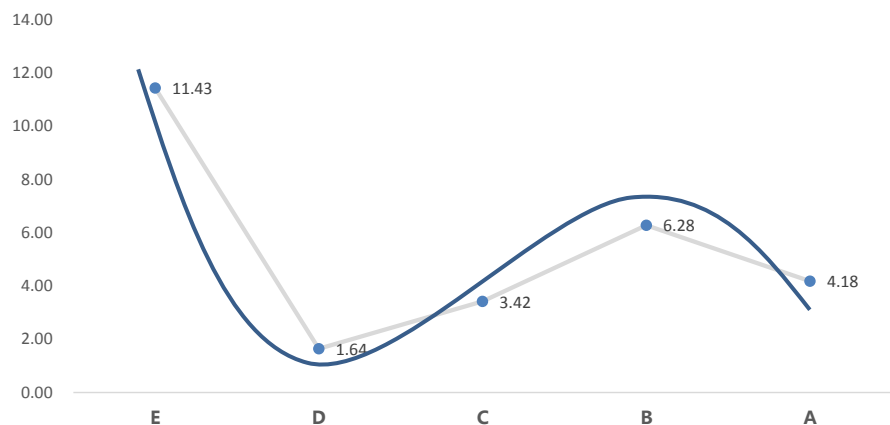
图 2 主力资金流入因子的“余弦形”特征曲线



数据来源：国泰君安证券研究

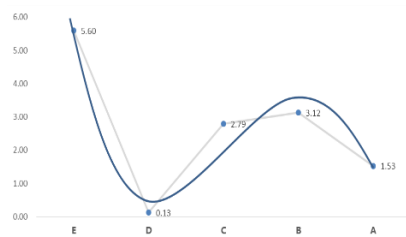
锁仓比因子同样具备余弦特征，锁仓比为短期内不参与交易的流通股占流通股总量的比例，详见《基于弹簧模型的量价分析》。高锁仓比代表投资者对股票未来发展和股价上涨有较强信心，反映了该股票持有者在上涨中惜售、在下跌中不愿轻易止损的心态，但过高的锁仓比却表明股票筹码度过集中于乐观者手中，是微观交易结构恶化的信号。其他因子例如跳空、反转、特质波动率因子等均符合余弦特征，其逻辑不再一一赘述。

图 3 锁仓比因子



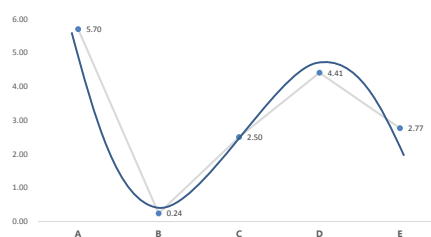
数据来源：国泰君安证券研究

图 4 跳空因子



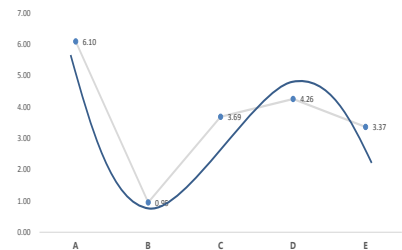
数据来源：国泰君安证券研究

图 5 反转因子



数据来源：国泰君安证券研究

图 6 特质波动率因子

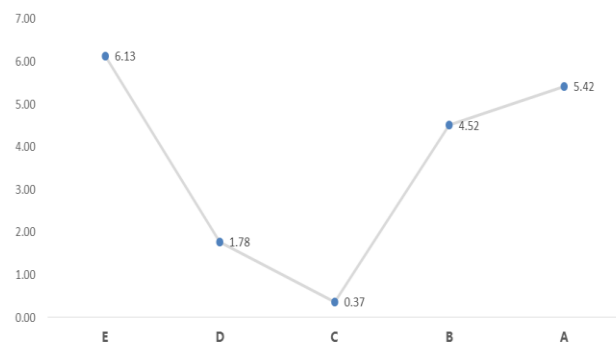


数据来源：国泰君安证券研究

2.2. 其他特殊形态

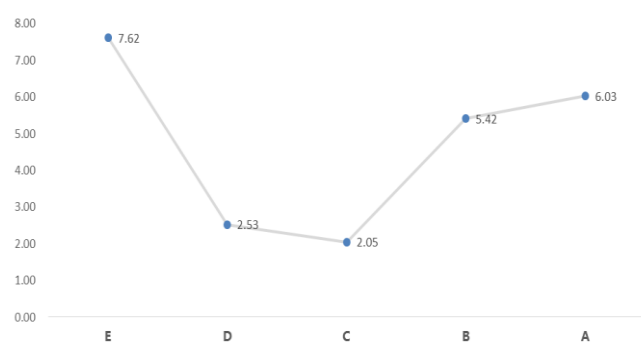
除余弦特征外，也有因子呈现为其他特殊形态，例如少量因子符合类似基本面因子的“非对称微笑”特征。其中北斗星特征相对出现频率较高，是余弦型特征的变异情况，其区别在于 A 组表现略优于 B 组，D 组表现略优于 C 组。

图 7 变异数比率因子



数据来源：国泰君安证券研究

图 8 风险模糊度 VOV 因子

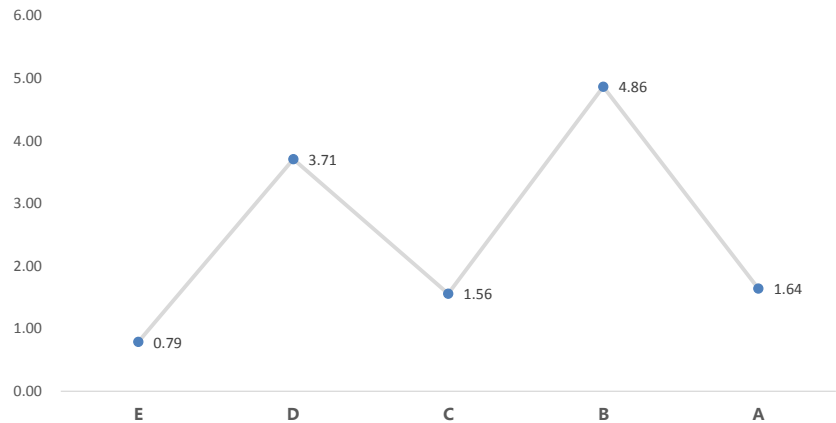


数据来源：国泰君安证券研究

市值因子呈现为少有的 M 形特征。市值最大的和最小的股票分组 AE 档股票收益确定性低，BD 档收益确定性高。小市值效应是市值因子为 ALPHA 因子的强逻辑，但是市值因子同时是风格因子，大小市值风格的轮动扩大了 AE 组收益的波动，最终形成 M 形结构特征。

量化组合构建时，我们应当规避“杠铃型”市值中性。做了相同市值中性的组合由于内部市值结构的不同也会产生完全不同的组合收益。在市值风格的 M 形特征下，权重集中于超大和超小市值股票的“杠铃型”组合配置方式看似实现了市值风格中性，但实际风险会明显高于持股市值均匀分散的组合，容易受到市值风格切换的影响。

图 9 市值因子



数据来源：国泰君安证券研究

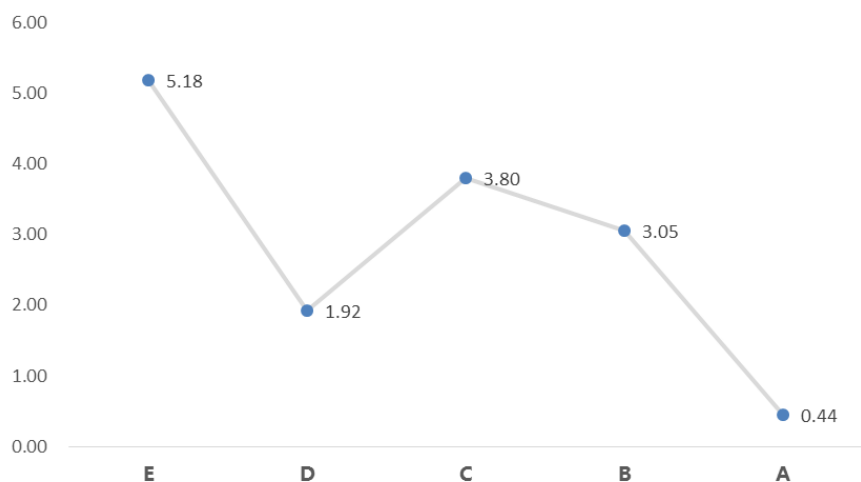
2.3. 由于非线性特征被忽视的 ALPHA

了解非线性特征有助于挖掘一些容易因为多头表现不佳而被忽略的因子，以威廉指标为例，

$$W\%R = (H(n) - C) / (H(n) - L(n))$$

威廉指标反映了股票短期股价所在相对位置，是较为典型的定义简洁，逻辑复杂的技术类因子，当指标值较大时，表明空头强势，但指标值过大时又表明超卖严重。通过曲线特征可以看出，当指标出现超买时，下跌概率较高，而当短期出现超卖并不构成看多信号。

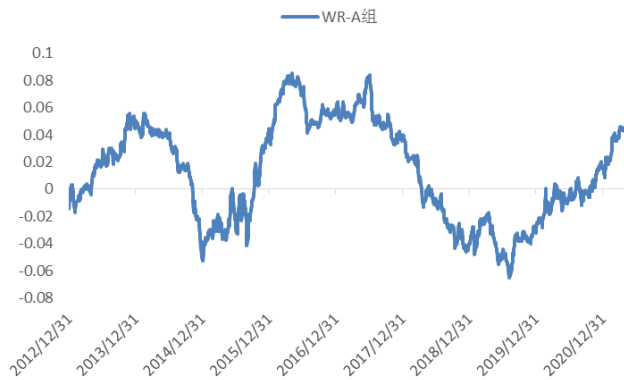
图 10 威廉指标



数据来源：国泰君安证券研究

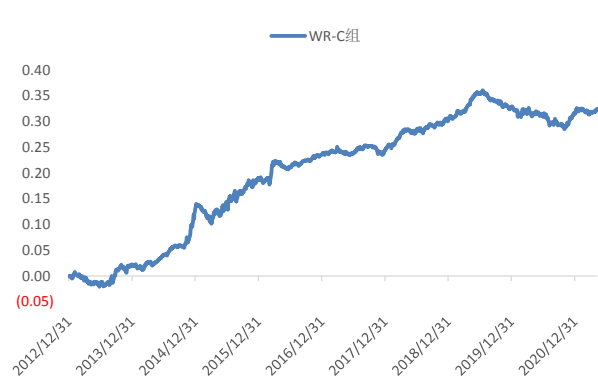
从 WR(5 日)多头(A 组)相对于其他分组的收益来看，WR 表现较差，而 C 组股价处于短期震荡中部时离短线压力位距离较远，反而更容易促成一致看多，因而表现显著优于 A 组，符合直观认知，可作为新的 ALPHA 源。

图 11 威廉指标 A 组收益



数据来源：国泰君安证券研究

图 12 威廉指标 C 组收益



数据来源：国泰君安证券研究

2.4. 小结

由于技术因子的非线性特征，技术因子比基本面因子更适合因子离散化；不同因子由于自身逻辑不同呈现的非线性特征不尽相同；与基本面因子信息含量集中于多头和空头不同，技术因子各分组都有可能存在有价值的信息。主力资金温和流入、中高筹码集中度、中低波动率等均为金融逻辑清晰且统计显著的看多信号。

3. 基于技术因子非线性特征的选股策略

本章节详细介绍如何基于技术因子非线性特征构造低频量化选股组合。

3.1. 技术因子的选择与中性化

技术因子的选择上，我们考虑三种技术因子来源，第一类是基于日间量价数据构成的技术因子，包括流动性、波动率、特质波动率以及锁仓比等常见技术指标或具有金融逻辑的因子；第二类是基于日内高频数据构建的技术因子，此类因子同样基于逻辑构建；第三类是通过遗传规划算法得到的因子，此类因子通常是统计套利类因子，缺乏金融逻辑，但是统计显著性较高，目前均为日间量价因子，遗传规划算法可参考报告《决胜样本外：因子挖掘算法革新 20201028》，因子定义及表现可参考历史量化周报（20201129-20210131）。概言之，我们多元化地纳入各种经济意义上或统计意义上对股票收益有影响的预测因子。

时序型技术因子通常会面临着回滚窗口和平滑窗口的选择问题，回滚窗口决定了原始日频因子生成所需的历史数据长度，平滑窗口决定了对日频因子平滑的速度，起到过滤噪音并适应不同信号调仓频率的目的，平滑窗口通常对因子日间变化大、信息衰减速度快的高频信号更为重要。长回滚窗口和平滑窗口对应长周期 ALPHA，反之对应短周期 ALPHA，两者存在互补关系。由于 LASSO 框架的优势在于能够容忍初始因子较高的相关性，无需过多关注多重共线性的影响，因此我们不对参数做过多优化，把基于日频、周频、双周频、月频等各种频率指标均加入模型。通过 LASSO 或 ELASTICNET 基于滚动历史数据选择最优信号，此方法有助于减少样本内的过拟合情况。

最后，为了剔除因子在行业与市值的暴露并降低因子间的相关性，我们对所有技术因子均进行了统一的市值与行业中性。

完整因子名单详见附录。

3.2. 技术因子的离散化

从上一章节的分析之中可知技术因子不同取值区间对股票收益率的影响有着巨大的差别，为了更好地反映技术因子的非线性，我们采用因子离散化技术把一个技术因子分解为 5 个 0-1 二元变量。与上一篇报告处理方法不同的是，技术类因子 Q2 至 Q4 也常常包含非常多的 ALPHA 信息，甚至时常优于 Q1 和 Q5 组，因此我们不能对中间分组信息进行剔除，而把所有信息均纳入模型之中，即 N 个连续型技术因子转换为 5N 个信号输入。

图 13 因子离散化图示



数据来源：国泰君安证券研究

3.3. 回测框架

回测框架延续上一篇报告的做法，组合优化时对市值和行业风格采用千分之五的敞口约束，基于 LASSO 回归模型给出个股收益预测，通过最大化预期收益实现最终的组合构建，最大区别在于技术面信号数量远多于基本面信号，策略对单信号的依赖度更低。由于因子库信息存在高相关性，也可采用 ELASTICNET 回归法增强模型泛化能力，回测收益可进一步提升。

表 1 回测框架

	技术信号选股
回测区间	201401-202104
调仓频率	月度
股票池	中证全指成分股
基准指数	中证 500

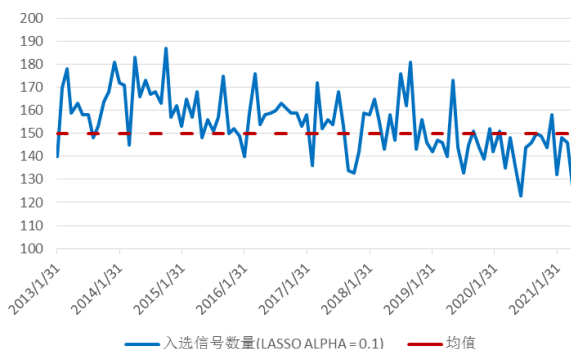
模型信号	分 5 组离散化后的技术因子
回顾周期	过去 2 年
信号筛选与预测	LASSO 模型 ALPHA = 0.1
信号权重	各期回归系数等权
优化目标	最大化预期收益
跟踪误差约束	无
市值敞口约束	0.005
行业敞口约束	0.005
个股权重上限	0.02
交易成本	0.003
调仓成交价格	VWAP

数据来源：国泰君安证券研究

3.4. 模型概况

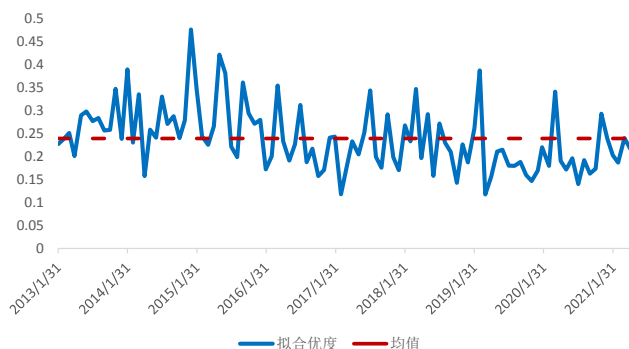
模型平均每月入选信号数量为 150，占总信号数比例为 46%。模型平均可解释股票 24% 的收益波动，整体来看，2015 股灾后入选技术因子数量以及技术因子的解释力度均出现了较为明显的下降。

图 14 入选信号数量



数据来源：国泰君安证券研究

图 15 模型拟合优度



数据来源：国泰君安证券研究

空头信号表现在《高风险组合的构建》中已做详细展示，本篇报告重点考察近期多头信号的表现情况。其中，尾盘成交占比信号收益和稳定性表现最佳，不少因子在 Q2、Q3、Q4 分组体现出了较为稳定的因子收益，例如 stod、vstd、wr 等。

表 2 近年多头信号表现排名

排名	因子收益均值(201905-202105)	因子收益均值比标准差(201905-202105)
1	volume_last_15min_m_neut_q1	volume_last_15min_m_neut_q1
2	wr_neut_q2	stod_neut_q4
3	tcap_neut_q5	vstd_w_neut_q3
4	corr_cp_turnover_m_neut_q1	gamma_corr_neut_q1
5	volume_last_15min_2w_neut_q1	wr_neut_q2
6	gamma_corr_neut_q1	gamma_corr_neut_q2

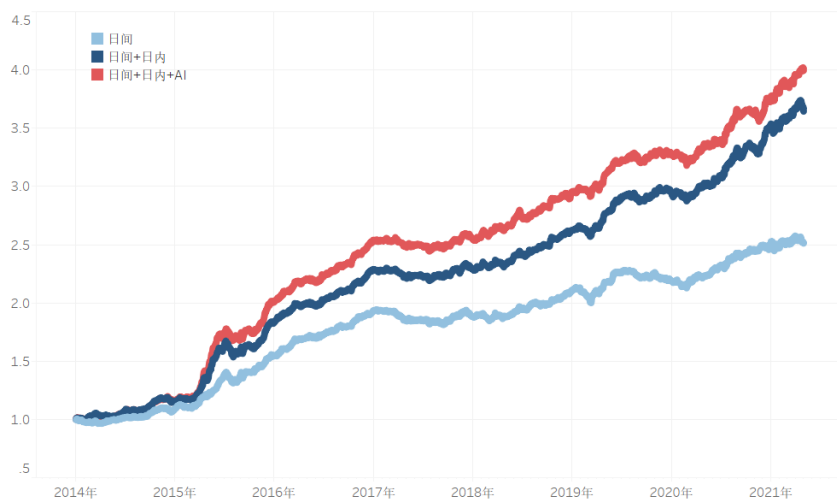
7	gp2_neut_q5	volume_last_15min_2w_neut_q1
8	ivol_neut_q4	corr_cp_turnover_w_neut_q1
9	gp5_neut_q5	gp4_neut_q3
10	gp2_neut_q4	jumpdown_neut_q5

数据来源：国泰君安证券研究

3.5. 策略表现

为了更好地体现策略收益来源，我们分别基于日间量价、日间量价+日内量价、日间量价+日内量价+AI 因子构建多信号模型进行回测。

图 16 策略表现



数据来源：国泰君安证券研究

表 3 策略相对中证 500 指数收益表现统计

	年化超额收益	跟踪误差	信息比率	最大回撤	年换手倍数
日间	13.5%	6.3%	2.134	6.8%	9.387
日间+日内	19.4%	6.5%	2.984	8.3%	9.549
日间+日内+AI	20.9%	6.6%	3.175	5.8%	9.508

数据来源：国泰君安证券研究

从回测结果来看，基于日间、日内和 AI 信号的选股策略 2014 年年初至 2021 年 4 月实现了 20% 的年化超额收益，不同类型信号对策略表现均为正贡献，其中日内量价数据对模型的提升最大，年化超额收益提升了 6%，基于日内量价数据的 AI 因子有望继续提升策略表现，这也是我们未来研究的重点之一。

表 4 策略分年度超额收益统计

	日间+日内+AI
2014/12/31	16.2%
2015/12/31	72.7%
2016/12/31	25.9%
2017/12/31	0.3%

2018/12/31	16.3%
2019/12/31	11.2%
2020/12/31	15.6%
2021/12/31	5.9%

数据来源：国泰君安证券研究

4. 总结与展望

本篇报告承接上一篇报告基本面多信号模型的构建，我们构建了技术面多信号模型。首先，我们基于 ABCDE 各组股票收益差的 T 统计量曲线来刻画技术因子的非线性特征。余弦形特征是技术因子最为典型的特征形态，了解非线性特征有助于挖掘一些容易因为多头表现不佳而被忽略的因子。随后，基于技术面因子的非线性特征，我们构建了基于技术信号的多信号选股策略。

目前，我们采用五等分的因子离散法，相对较少的分组虽然牺牲了一定的非线性表达能力，但是有助于多信号间的融合。在下一篇报告中，我们将着重讨论如何有效地在量化选股中结合基本面信息和技术面信息。

5. 附录 技术因子库

5.1. 日间量价因子

表 5 日间量价因子库

因子简称	因子计算说明	N:计算窗口(日)	S:平滑窗口(日)
lockedstk_neut	bk = RollingMean(vwap,10)	60	-
lockedstk_m_neut	vrpb = PctChange(bk , 1)	20	-
lockedstk_2w_neut	sppi = (amount- bk*volume)/share*Shift(bk)	10	-
	sppi_sqrt = SignedSqrt(sppi)		
lockedstk_w_neut	factor=RollingSum(sppi_sqrt*vrpb,N)/RollingSum(sppi_sqrt*sppi_s qrt,N)	5	-
jumpdown_neut		-	20
jumpdown_2w_neut		-	10
jumpdown_w_neut	factor = RollingMean(op/cp_pre,S)	-	5
jumpdown_d_neut		-	1
rstr_20d		20	-
rstr_10d	factor = PctChange(cp,N)	10	-
rstr_5d		5	-
stod_neut		-	1
stow_neut		-	5
stow2_neut	factor = RollingMean(turn,S)	-	10
stom_neut		-	20
corr_cp_turnover_w _neut		5	-
corr_cp_turnover_2 w_neut	factor = RollingCorr(cp,turn,N)	10	-
corr_cp_turnover_m		20	-

_neut			
vol5_neut		5	-
vol10_neut		10	-
vol20_neut	factor = RollingStd(rtn,N)	20	-
vol40_neut		40	-
vstd_w_neut		5	-
vstd_2w_neut	factor = RollingStd(volume,N)/RollingMean(volume,N)	10	-
vstd_m_neut		20	-
wr_w_neut		5	-
wr_2w_neut	factor=(RollingMax(hp,N)-cp)/(RollingMax(hp,N)-RollingMin(lp,N))	10	-
wr_neut		20	-
ivr_neut	factor = RollingRegR2(rtn ,MKT,HML,SMB,N)	20	-
ivol_neut	resid = RollingRegResid(rtn ,MKT,HML,SMB,N) factor = Std(resid)	20	-
volumerise_w_neut	factor= RollingMean(volume,N)/RollingMean(volume,60)	5	-
tcap_neut	最新总市值	-	-
lhb		1	-
lhb_1w	过去 N 天是否因为异常振幅和换手率登上龙虎榜	5	-

数据来源：国泰君安证券研究

注:除二元特征外，其余所有连续型因子做行业与市值中性，其中市值因子只做中信一级行业中性

5.2. 日内量价因子

表 6 日内量价因子库

因子简称	因子计算说明	N:计算窗口（日）	S:平滑窗口(日)
vov_w_neut		5	-
vov_2w_neut		10	-
vov_m_neut	factor = RollingStd(Scale(intravol),N)	20	-
vov_2m_neut		40	-
volume_vr_d_neut		-	1
volume_vr_w_neut	vr=Var(RollingSum(volume,3min))/Var(RollingSum(volume,10min))	-	5
volume_vr_2w_neut		-	10
volume_vr_m_neut	factor = RollingMean(vr,S)	-	20
mf_inflow_w_neut		-	5
mf_inflow_2w_neut	inflow=(inst_inflow+l_inflow)/mcap	-	10
mf_inflow_m_neut	factor = RollingMean(inflow,S)	-	20
vpin_neut		-	1
vpin_w_neut		-	5
vpin_2w_neut	factor = RollingMean(pin,S)	-	10
vpin_m_neut		-	20
volume_last_15min_d_neut		-	1
volume_last_15min_w_neut	vol=volume(14:45-15:00)/volume(9:30-15:00)	-	5
volume_last_15min_2w_neut		-	10
volume_last_15min_m_neut	factor = RollingMean(vol,S)	-	20
smartmoney_neut		-	1
smartmoney_w_neut		-	5
smartmoney_2w_neut	factor = RollingMean(vwap_smart/vwap,S)	-	10

smartmoney_m_neut	-	20
gamma_corr_neut	corr=RollingCorr(Log(trades_count),log(volume),5) factor = RollingMean(corr,S)	- 20

数据来源：国泰君安证券研究

注：所有因子做行业与市值中性

5.3. AI 因子

表 7 AI 因子库

因子简称	因子计算说明
gp1_neut	Inv(abs(RollingRegBetaTime(AbsLog(Rank(vwap2cp)),5)))
gp2_neut	Neut(neg(v), vwap2cp)
gp3_neut	RollingCorr(Rank(neg(amount)), SignedLog(abs(amount)), 14)
gp4_neut	RollingMin(AbsLogDiff(Rank(vwap2cp)), 8)
gp5_neut	UperBB1(Rank(AbsLog(Delta(Scale(amount), 10))), abs(abs(17)))
gp6_neut	RollingCorr(Delta(hp2lp, 15), RollingRegBetaTime(vwap2cp, 20), abs(abs(16)))
gp7_neut	LperBB2(amt*hp, 14)
gp8_neut	RollingSkew(RollingEwa(vwap2cp,5),20)
gp9_neut	RollingMin(vwap2cp,20)

数据来源：国泰君安证券研究

注：所有因子 RANK 排名后做行业与市值中性

本公司具有中国证监会核准的证券投资咨询业务资格

分析师声明

作者具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格或相当的专业胜任能力，保证报告所采用的数据均来自合规渠道，分析逻辑基于作者的职业理解，本报告清晰准确地反映了作者的研究观点，力求独立、客观和公正，结论不受任何第三方的授意或影响，特此声明。

免责声明

本报告仅供国泰君安证券股份有限公司（以下简称“本公司”）的客户使用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为本公司的当然客户。本报告仅在相关法律许可的情况下发放，并仅为提供信息而发放，概不构成任何广告。

本报告的信息来源于已公开的资料，本公司对该等信息的准确性、完整性或可靠性不作任何保证。本报告所载的资料、意见及推测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可升可跌。过往表现不应作为日后的表现依据。在不同时期，本公司可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告。本公司不保证本报告所含信息保持在最新状态。同时，本公司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。

本报告中所指的投资及服务可能不适合个别客户，不构成客户私人咨询建议。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见均不构成对任何人的投资建议。在任何情况下，本公司、本公司员工或者关联机构不承诺投资者一定获利，不与投资者分享投资收益，也不对任何人因使用本报告中的任何内容所引致的任何损失负任何责任。投资者务必注意，其据此做出的任何投资决策与本公司、本公司员工或者关联机构无关。

本公司利用信息隔离墙控制内部一个或多个领域、部门或关联机构之间的信息流动。因此，投资者应注意，在法律许可的情况下，本公司及其所属关联机构可能会持有报告中提到的公司所发行的证券或期权并进行证券或期权交易，也可能为这些公司提供或者争取提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务。在法律许可的情况下，本公司的员工可能担任本报告所提到的公司的董事。

市场有风险，投资需谨慎。投资者不应将本报告作为作出投资决策的唯一参考因素，亦不应认为本报告可以取代自己的判断。在决定投资前，如有需要，投资者务必向专业人士咨询并谨慎决策。

本报告版权仅为本公司所有，未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制、发表或引用。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，并注明出处为“国泰君安证券研究”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。

若本公司以外的其他机构（以下简称“该机构”）发送本报告，则由该机构独自为此发送行为负责。通过此途径获得本报告的投资者应自行联系该机构以要求获悉更详细信息或进而交易本报告中提及的证券。本报告不构成本公司向该机构之客户提供的投资建议，本公司、本公司员工或者关联机构亦不为该机构之客户因使用本报告或报告所载内容引起的任何损失承担任何责任。

评级说明

	评级	说明
1. 投资建议的比较标准 投资评级分为股票评级和行业评级。 以报告发布后的 12 个月内的市场表现为比较标准，报告发布日后的 12 个月内的公司股价（或行业指数）的涨跌幅相对同期的沪深 300 指数涨跌幅为基准。	增持	相对沪深 300 指数涨幅 15%以上
	谨慎增持	相对沪深 300 指数涨幅介于 5%~15%之间
	中性	相对沪深 300 指数涨幅介于-5%~5%
	减持	相对沪深 300 指数下跌 5%以上
2. 投资建议的评级标准 报告发布日后的 12 个月内的公司股价（或行业指数）的涨跌幅相对同期的沪深 300 指数的涨跌幅。	股票投资评级	
	行业投资评级	
	增持	明显强于沪深 300 指数
	中性	基本与沪深 300 指数持平
	减持	明显弱于沪深 300 指数

国泰君安证券研究所

	上海	深圳	北京
地址	上海市静安区新闻路 669 号博华广场 20 层	深圳市福田区益田路 6009 号新世界商务中心 34 层	北京市西城区金融大街甲 9 号 金融街中心南楼 18 层
邮编	200041	518026	100032
电话	(021) 38676666	(0755) 23976888	(010) 83939888
E-mail:	gtjaresearch@gtjas.com		