

金融工程深度

报告日期: 2023年03月08日

基于成分股择时的指数增强策略

核心观点

本文将前期研究推出的 AlphaCY 择时系统应用于股票市场,以不同于因子打分的选股方法,提出一种无因子择时的指增策略构建方法,在沪深 300、中证 500 和中证 1000 指数应用均得到验证。其中中证 1000 增强等权组合在 2017 至 2022 年实现了 84%的累积超额收益,平均年化超额收益 11.34%。

□ 利用强化学习动态择时构建无因子指增模型有优势

AlphaCY 智能择时系统利用强化学习框架解决量价模型与因子选股研究中常见的因子失效等问题,为指数增强策略提供了一种无因子择时增强的解决方案。市场行情风格变化和成分股特征变化会随着算法迭代在交易行为评价中体现,从而实现动态自适应的组合策略。

□ 无因子择时指增组合表现与指数成分股多样性呈正相关

由无因子择时增强策略构建的指增组合表现优异,其中中证 1000 指增等权组合累积超额收益达 84%,中证 500 指增和沪深 300 指增分别为 71%和 49%。指增模型的表现随指数成分股的丰富程度而提升。

□ 模型在熊市或指数行情低迷时能提供高于平均水平的超额收益

本模型重视成分股的多空判断,因此在熊市或指数行情低迷时更具优势,例如2018 年沪深 300 指增, 中证 500 指增及中证 1000 指增的超额收益依次为14.56%, 25.51%, 和 27.75%。

□ 风险提示

通过模型算法构建的策略基于历史数据的统计归纳,模型力求自适应跟踪市场规律和趋势,但仍存失效可能,须谨慎使用。报告内涉及的模型超额收益等指标均限于一定测试时间和测试样本得到,收益指标不代表未来。

分析师: 陈冀

执业证书号: S1230522110001 chenji@stocke.com.cn

相关报告

- 1 《"成绩"的赛道 0.1.0》 2020.10.10
- 2 《AlphaCY 系统优化系列报告 (一)》 2022.07.09



正文目录

1	量价模型与单资产择时	4
	1.1 单资产的市场状态预测	
	1.2 基于强化学习的动态决策	4
	1.3 实现单资产择时策略	
2	构建无因子指增策略	
	2.1 实现指数择时增强策略	
	2.2 回测设置及数据说明	
3	指数增强组合实证	
	3.1 沪深 300 指数增强	
	3.2 中证 500 指数增强	8
	3.3 中证 1000 指数增强	<u>9</u>
4	结论	11
5	风险提示	11



图表目录

图 1:	基于 AlphaCY 系统的单资产择时模型	4
图 2:	基于成分股择时的无因子指数增强模型	6
图 3:	沪深 300 指数增强等权组合收益表现	7
图 4:	沪深 300 指数增强市值加权组合收益表现	7
图 5:	中证 500 指数增强等权组合收益表现	9
图 6:	中证 500 指数增强市值加权组合收益表现	9
图 7:	中证 1000 指数增强等权组合收益表现	9
图 8:	中证 1000 指数增强市值加权组合收益表现	9
表 1:	不同监督学习模型应用于择时系统的表现对比	
表 2:	沪深 300 指数增强表现	7
表 3:	沪深 300 指数增强等权组合超额收益	8
表 4:	中证 500 指数增强表现	
表 5:	中证 500 指数增强等权组合超额收益	8
表 6:	中证 1000 指数增强表现	
表 7:	中证 1000 指数增强等权组合超额收益	10
表 8:	指数增强等权组合 2017 至 2022 年回测表现对比	10



1量价模型与单资产择时

利用量价模型进行因子选股研究由来已久,但近年来传统量价因子逐渐失效。业界对于机器学习模型在因子构建和因子筛选的研究也层出不穷,但金融市场时间序列的非平稳性和风格迁移是监督学习模型难以克服的难题。

针对以上两点,报告《"成绩"的赛道 0.1.0 版》中推出的 AlphaCY 系统,充分利用了强化学习动态自适应的特点,结合模拟机器人视觉设计的 K 线特征提取模型,实现了对 A 股市场万得一级行业的轮动跟踪,并且在后续优化中对智能系统的图识别模型进行优化。

本文使用 AlphaCY 系统在股票市场进一步落地,基于有效的单资产择时模型,构建一种新型的无因子指数增强策略,对于指数成分股不再使用因子打分排序的方法来选股。本节对模型实现进行回顾并介绍单资产择时框架。

1.1 单资产的市场状态预测

预测股票短期市场状态的分类器模型使用 GAF-CNN 结构,对个股的量价数据信息 (OHLC+Volume)进行处理,依据其不同时间维度的未来收益将状态分为 8 种,详细论述见前述报告《"成绩"的赛道 0.1.0 版》。

实现对个股的短期状态进行预测,从而能接近实时地对于股票接下来的短期走势有较为准确的判断,使得在第二阶段通过强化学习算法对当前时刻的多空进行决策。

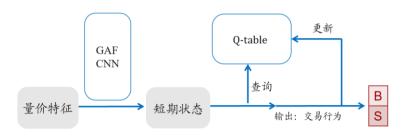
1.2 基于强化学习的动态决策

由于强化学习算法的自适应性,能够修正传统的监督学习模型在市场风格变化下的泛化能力不足的问题。在第一步预测个股市场状态的基础上,系统使用强化学习的方法训练AI在不同状态下做出交易决策。AlphaCY系统选用了经典时序差分算法中基于价值的Q-learning算法进行训练,以Q-table 形式落地。对于Q-table 的更新采用如下方法:

$$Q(S_t, A_t) = Q(S_t, A_t) + \alpha [R_t + \gamma \max_{\alpha} Q(S_{\{t+1\}}, \alpha) - Q(S_t, A_t)]$$

其中 A_t 即为模型根据现有状态和 Q-table 所选取得的行为。选择强化学习来实现交易决策,是因为模型 (agent) 时刻记录着交易行为在不同市场状态下的价值,即根据一定折现比率计算交易行为可取得的期望回报。每种状态下每种交易行为的价值并不是一成不变的,而是随着时间根据样本更新。

图1: 基于 AlphaCY 系统的单资产择时模型



资料来源: 浙商证券研究所



1.3 实现单资产择时策略

前期对Q值的分组回测已经证明了择时系统的有效性,本文在最终的交易决策步骤进行了简化,不再使用Q值对股票/资产进行排序,而是根据查询Q-table 所获得的价值最高的行为进行买卖交易。图1展示了本文中单资产择时的实现流程。

考虑到以 Q-table 输出的动作直接对股票进行交易,而不是使用连续的信号值,因此在第一阶段个股短期状态的预测,是否存在比 GAF-CNN 更加灵敏的"分类器"值得关注,本文对此设计实验进行了筛选。

随机抽取 500 只股票作为样本池 (剔除上市时间未满 2 年的股票及 ST 股票), 遵照每季度对模型进行训练并对下一季度的样本进行状态预测, 再通过 Q-table 追踪股票状态变化判断多空。测试区间取 2017 年 1 月至 2022 年 12 月。模型间的评价指标包括样本池内所有股票的等权平均累积超额收益,等权平均年化超额收益,以及择时策略相较于标的超额是否为正统计各个模型的胜率。

监督学习模型部分,除了系统原本的 GAF-CNN,本文另外选择了处理时间序列特征较常见的两种模型,含注意力机制的 LSTM,和 Transformer,并以全连接层网络作为比较基准。将量价数据转换为 GAF 特征时,使用日 K 线合成周度 K 线(见报告《AlphaCY 系统优化系列报告(一)》),因此,其他模型的输入特征回看窗口为 50 个交易日,以保证有相同的输入信息。本文在第一阶段模型筛选时对输入数据不再使用分钟 K 线数据。

表1: 不同监督学习模型应用于择时系统的表现对比

	累积超额收益(%)	年化超额收益(%)	胜率(%)
LSTM+attn	15.10	2.37	74.60
Transformer	16.75	2.61	72.80
GAF-CNN	36.02	5.26	82.60
Vanilla NN/Baseline	8.05	1.29	65.40

资料来源: 浙商证券研究所

由表 1 可知, GAF-CNN 模型更能充分提取股票量价数据中的有效信息,基于本文中的单资产择时模型,在所选券池样本中80%以上的股票实现超额收益,整体上的平均累积超额收益达到36%,平均年化超额收益5%以上。因此,本文在后续构建指数增强策略时继续沿用GAF-CNN作为第一阶段的分类模型。

2 构建无因子指增策略

指数增强无疑是兼具容量和风险收益平衡的投资策略,在除去货币型和纯债型产品的基金市场中已占据千亿规模。截止 2 月 20 日收盘,A 股市场中沪深 300,中证 500,和中证 1000 的指数增强基金已接近 300 支,单只基金产品规模最高达 68 亿元,其中沪深 300 指数增强基金的平均规模已达到 5 亿元以上。

传统的指数增强策略离不开因子选股,其模型构建通常分为因子构建和因子加权两部分,许多机器学习模型也提供了日间量价选股的解决方案,但始终面临因子选股和传统监督学习的困局。本文以另一种角度来实现指数增强,不再研究个股是否具备 alpha,而是通过对指数成分股择时的方法直接构建指数增强组合,即无因子的指数择时增强策略。



另一方面,尽管单资产择时策略可以通过对标的和参数的双重筛选实现超高收益,但 策略容量上限明显,并且在模型看空阶段会经历资金闲置的情况。因此,对于得到验证的 单资产择时模型,指数增强策略是一个理想的应用场景。

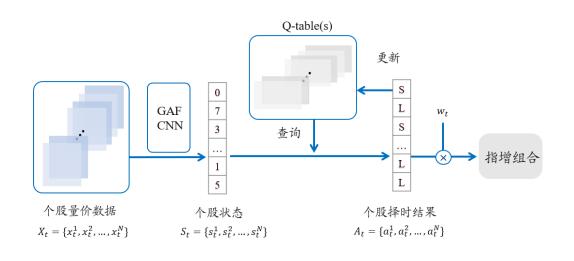
2.1 实现指数择时增强策略

本文对图 1 中所展示的单资产择时系统加以改造,在每个交易日对指数成分股的数据进行处理,对每只股票未来短期走势形成预测并依据强化学习算法得到相应的交易行为 (持有 L/空仓 S),最后根据指增策略对成分股的分配权重 w_t 得到当天指增组合的仓位配置。权重 w_t 可采取等权分配或与指数编制相同的市值加权分配。

值得注意的是,第一阶段股票短期状态预测的分类器 GAF-CNN 是由股票池中的所有 样本共同训练的,而第二阶段交易决策的价值表格,即 Q-table 是针对每只股票单独维护 的。单独维护的 Q-table 能充分反映出,对于不同的股票,相同的交易行为即使在相似的市 场状态下也具有不同的价值。

图 2 展示了由单资产择时改造而来的无因子指数增强模型在每个交易日的执行流程。 在进行历史数据回测的过程中的其他注意事项在 2.2 中说明。

图2: 基于成分股择时的无因子指数增强模型



资料来源: 浙商证券研究所

2.2 回测设置及数据说明

本次策略回测时间跨度选取为 2016 年 1 月至 2022 年 12 月,对 A 股市场的主要宽基指数进行测试,包括沪深 300 指数,中证 500 指数,和中证 1000 指数。输入数据使用各个指数的成分股量价数据。第一阶段模型的训练间隔对于不同指数略有不同。在每个训练周期内取前 80%时间作为训练集,后 20%时间作为验证集,防止模型过拟合。

根据沪深 300 指数、中证 500 指数以及中证 1000 指数调整成分股的频率以及幅度的不同,对于上述三个指数采用了不同的训练周期。沪深 300 指数成分股调整频率较为稳定,且调整幅度较小,故根据以每半年作为调整频率进行模型训练;中证 500 指数与中证 1000 指数成分股调整频率参差不齐,每半年之中常有个别月份成分股有大幅变动,故每个月进行模型训练,历史数据的样本依然选取之前半年的数据。

图3: 沪深 300 指数增强等权组合收益表现



图4: 沪深 300 指数增强市值加权组合收益表现



资料来源: 浙商证券研究所 资料来源: 浙商证券研究所

回测过程中,按照不同指数选定的训练周期,以该周期内该指数所包含的成分股作为训练样本,下一个训练期指数所包含的成分股作为样本外数据进行预测以避免使用未来信息。其中成分股分别按照等权以及市值加权的方式计算净值。

3 指数增强组合实证

根据 2.2 节中所介绍的回测数据和方法,本文将对上述无因子指增策略在沪深 300 指数,中证 500 指数,以及中证 1000 指数的表现依次分析。

因为 Q-table 需要预留一段时间的历史经验来迭代更新,故本文取 2017 年以后的行情 回测来评价策略表现。策略评价指标使用年化收益率和夏普比率作为收益指标,用最大回 撤和波动率作为风险指标,共同衡量指增组合的表现。

3.1 沪深 300 指数增强

沪深 300 的指增策略整体波动性较指数降低,最大回撤明显较指数缩小,等权重加权的指增组合在近年表现优于按市值加权的指增组合。逐年统计的结果如表 2、3 所示。

表2: 沪深 300 指数增强表现

等权组合	2017	2018	2019	2020	2021	2022
收益率(%)	10.50	-11.80	38.70	23.20	8.20	-8.10
波动率 (%)	6.60	13.70	14.50	17.10	11.10	12.80
最大回撤(%)	-4.70	-18.00	-8.90	-11.00	-6.80	-14.20
夏普比率	1.59	-0.87	2.41	1.35	0.79	-0.62
市值加权组合	2017	2018	2019	2020	2021	2022
收益率(%)	17.50	-10.10	32.70	18.20	-1.00	-12.90
波动率 (%)	7.30	14.10	13.10	15.20	13.20	13.80
最大回撤(%)	-4.30	-15.60	-4.40	-13.50	-11.10	-16.60
夏普比率	2.33	-0.71	2.20	1.22	-0.01	-0.97

资料来源: 浙商证券研究所



表3: 沪深 300 指数增强等权组合超额收益

	2017	2018	2019	2020	2021	2022
收益率(%)	-10.10	14.56	0.75	-2.31	14.37	13.16
波动率 (%)	5.10	9.30	7.70	7.40	9.60	8.60
最大回撤(%)	-11.20	-4.60	-5.10	-10.40	-6.10	-5.80
夏普比率	-1.84	1.70	0.14	-0.60	1.31	1.78

资料来源: 浙商证券研究所

沪深 300 择时增强在 2021 至 2022 连续两年实现了 13%以上的年化超额收益,在 2018 年市场下行时也有 14.56%的超额收益。但策略在 17 年,19 年初和 21 年初的大盘股强势行情下表现不佳,可归因于模型对个股择时,但是对成分股之间并不进行比较,因此当指数行情受个别高权重股票的影响,择时增强模型不会增大这部分个股的权重,因此会在一定程度上错失指数的 beta。

3.2 中证 500 指数增强

中证 500 指数与沪深 300 指数行情相关性较高,指数增强策略的表现也十分相近,但累积超额收益相较于沪深 300 有明显提升,2017 至 2022 年底累积收益共 71%。

在 2018 年和 2022 年整体市场行情低迷时,指增策略相较于指数提供了良好的超额收益,并且在 2022 年其最大回撤仅-5.8%。但受到成分股频繁调整的影响,在对个股短期状态预测时,要处理更多训练集股票池外的样本,导致在成分股切换的时候模型表现欠佳。

表4: 中证 500 指数增强表现

等权组合	2017	2018	2019	2020	2021	2022
收益率(%)	2.30	-8.70	32.90	20.30	15.40	-4.70
波动率 (%)	7.60	12.70	13.70	14.90	9.60	13.50
最大回撤(%)	-6.60	-13.10	-5.70	-9.90	-6.50	-16.50
夏普比率	0.35	-0.67	2.22	1.37	1.60	-0.30
市值加权组合	2017	2018	2019	2020	2021	2022
收益率(%)	3.50	-11.00	32.70	18.20	14.60	-6.80
波动率 (%)	7.90	13.80	13.10	15.20	11.20	14.20
最大回撤(%)	-6.30	-14.00	-4.40	-13.50	-7.60	-18.40
夏普比率	0.49	-0.81	2.27	1.40	1.32	-0.44

资料来源: 浙商证券研究所

表5: 中证 500 指数增强等权组合超额收益

	2017	2018	2019	2020	2021	2022
收益率(%)	3.41	25.51	7.88	1.66	1.88	13.16
波动率 (%)	7.70	12.50	12.40	14.30	7.60	8.60
最大回撤(%)	-7.50	-5.80	-11.70	-10.40	-4.80	-5.80
夏普比率	0.35	2.43	0.44	0.19	0.25	1.86

资料来源: 浙商证券研究所

图5: 中证 500 指数增强等权组合收益表现



资料来源: 浙商证券研究所

图7: 中证 1000 指数增强等权组合收益表现



资料来源: 浙商证券研究所

图6: 中证 500 指数增强市值加权组合收益表现



资料来源: 浙商证券研究所

图8: 中证 1000 指数增强市值加权组合收益表现



资料来源: 浙商证券研究所

3.3 中证 1000 指数增强

中证 1000 指数成分股与沪深 300 指数、中证 500 指数在股票市值上已经有了明显的差异,股票的价量特征关系也发生了变化,并且成分股数量增加了一倍,指增模型的表现更能体现模型的泛化能力。中证 1000 指增组合表现由表 6-7 展示,其累积净值曲线和超额收益见图 7-8。

与沪深 300、中证 500 指增结果相似,中证 1000 指增组合也在指数下跌行情中取得了良好业绩,即 2017,2018 年和 2022 年上半年。

中证 1000 指增等权组合每年的最大回撤有效控制在了 15%以内,累积超额收益达到 84% (沪深 300 指增 49%,中证 500 指增 71%),并且保持连续六年超额收益为正。中证 1000 指增等权组合在 2017 年至 2022 年的平均年化超额收益达到了 11.34%。

对比沪深 300、中证 500 和中证 1000 指增策略的回测结果,本文提出的择时增强模型表现与指数成分股数量的多少相关,指数成分股越丰富,无因子择时的增强效果就越好。在此基础上对沪深 300 指增和中证 500 指增模型的优化可以通过扩大状态分类器训练的股票样本数量来实现。



表6: 中证 1000 指数增强表现

等权组合	2017	2018	2019	2020	2021	2022
收益率(%)	-3.90	-9.80	31.10	20.60	21.20	-4.90
波动率 (%)	8.10	13.10	14.50	15.90	11.80	16.40
最大回撤(%)	-8.20	-15.00	-6.70	-10.70	-7.50	-21.60
夏普比率	-0.47	-0.75	1.99	1.30	1.75	-0.24
市值加权组合	2017	2018	2019	2020	2021	2022
收益率(%)	-4.40	-10.10	31.30	22.60	21.00	-8.60
波动率 (%)	8.30	14.10	14.50	17.20	14.10	17.90
最大回撤(%)	-8.60	-16.30	-6.70	-12.80	-8.60	-24.60
夏普比率	-0.52	-0.92	2.20	1.32	1.47	-0.43

资料来源: 浙商证券研究所

表7: 中证 1000 指数增强等权组合超额收益

	2017	2018	2019	2020	2021	2022
收益率(%)	14.20	27.75	4.79	3.53	3.41	16.37
波动率 (%)	8.80	13.10	13.30	15.00	9.30	10.10
最大回撤(%)	-6.00	-7.20	-13.70	-13.60	-6.60	-10.60
夏普比率	1.75	2.65	0.17	0.09	0.16	1.80

资料来源: 浙商证券研究所

表8: 指数增强等权组合 2017 至 2022 年回测表现对比

	累积超额收益	年化超额收益	最大回撤	周单边换手率
沪深 300 增强	49%	4.75%	-11.20%	0.34
中证 500 增强	71%	8.58%	-11.70%	0.37
中证 1000 增强	84%	11.34%	-13.70%	0.36

资料来源: 浙商证券研究所

总结无因子择时增强策略的实验结果,从回撤控制和年化收益指标来看,成分股等权组合的表现都优于市值加权组合。在两种成分股加权方式的控制下,本文所构建的指增模型有效避免了投资组合中部分个股的仓位过高导致超额收益大幅波动。不同指数对应的增强组合,换手率无明显差异,由内部单资产择时策略决定。

此外,本文提出的指增策略模型在熊市或指数行情下行时表现更具优势。有别于市场上已经披露的指数增强产品及相关策略,其对冲收益往往在2020年之前较为丰厚,而在近期市场风格下收益下滑。这也侧面证明了无因子择时模型对于资产的多空判断能够胜任,但目前并不具备选股功能。

原有的择时模型有效整合到指数增强策略中,也显示了单资产择时的潜在应用场景,不仅限于沪深 300 指数、中证 500 指数等宽基指数,近年来逐渐推行的行业指数增强组合也可以使用本文中的择时增强模型。



4 结论

本文利用强化学习模型对指数成分股进行择时判断,提出了一种无因子择时指数增强策略,在沪深 300、中证 500 和中证 1000 指数应用都得到了验证。在 2017 年至 2022 年中证 1000 增强等权组合实现了 84%的累积超额收益,平均年化超额收益 11.34%。本文提出的指增模型不再依赖于 alpha 因子选股,因此有效避免了因历史有效因子失效而带来的策略失效。择时增强模型能及时适应市场行情下行,依据对成分股的多空判断调整组合配置仓位,为投资者提供了有价值的投资工具。

5 风险提示

通过模型算法构建的策略基于历史数据的统计归纳,模型力求自适应跟踪市场规律和 趋势,但仍存失效可能,须谨慎使用。报告内涉及的模型超额收益等指标均限于一定测试 时间和测试样本得到,收益指标不代表未来。



股票投资评级说明

以报告日后的6个月内,证券相对于沪深300指数的涨跌幅为标准,定义如下:

1.买 入: 相对于沪深 300 指数表现 + 20%以上;

2.增 持: 相对于沪深 300 指数表现 + 10%~ + 20%;

3.中 性: 相对于沪深 300 指数表现 - 10% ~ + 10% 之间波动;

4.减 持: 相对于沪深 300 指数表现 - 10%以下。

行业的投资评级:

以报告日后的6个月内,行业指数相对于沪深300指数的涨跌幅为标准,定义如下:

1.看 好: 行业指数相对于沪深 300 指数表现 + 10%以上;

2.中 性: 行业指数相对于沪深 300 指数表现-10%~+10%以上;

3.看 淡: 行业指数相对于沪深 300 指数表现-10%以下。

我们在此提醒您,不同证券研究机构采用不同的评级术语及评级标准。我们采用的是相对评级体系,表示投资的相对比重。

建议:投资者买入或者卖出证券的决定取决于个人的实际情况,比如当前的持仓结构以及其他需要考虑的因素。投资者不应仅仅依靠投资评级来推断结论。

法律声明及风险提示

本报告由浙商证券股份有限公司(已具备中国证监会批复的证券投资咨询业务资格,经营许可证编号为: Z39833000)制作。本报告中的信息均来源于我们认为可靠的已公开资料,但浙商证券股份有限公司及其关联机构(以下统称"本公司")对这些信息的真实性、准确性及完整性不作任何保证,也不保证所包含的信息和建议不发生任何变更。本公司没有将变更的信息和建议向报告所有接收者进行更新的义务。

本报告仅供本公司的客户作参考之用。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。

本报告仅反映报告作者的出具日的观点和判断,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,投资者应当对本报告中的信息和意见进行独立评估,并应同时考量各自的投资目的、财务状况和特定需求。对依据或者使用本报告所造成的一切后果,本公司及/或其关联人员均不承担任何法律责任。

本公司的交易人员以及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。本公司没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。本公司的资产 管理公司、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。

本报告版权均归本公司所有,未经本公司事先书面授权,任何机构或个人不得以任何形式复制、发布、传播本报告的全部或部分内容。经授权刊载、转发本报告或者摘要的,应当注明本报告发布人和发布日期,并提示使用本报告的风险。未经授权或未按要求刊载、转发本报告的,应当承担相应的法律责任。本公司将保留向其追究法律责任的权利。

浙商证券研究所

上海总部地址: 杨高南路 729 号陆家嘴世纪金融广场 1 号楼 25 层北京地址: 北京市东城区朝阳门北大街 8 号富华大厦 E 座 4 层

深圳地址: 广东省深圳市福田区广电金融中心 33 层

上海总部邮政编码: 200127 上海总部电话: (8621) 80108518 上海总部传真: (8621) 80106010

浙商证券研究所: https://www.stocke.com.cn