

# “Trader-Company” 集成算法交易策略

## ——一种自适应寻找市场 Alpha 的方法

✍ : 邱冠华 执业证书编号: S1230520010003  
☎ : 021-80106037  
✉ : qiuguanhua@stocke.com.cn

风险提示：量化模型失效风险；本报告不构成投资或产品推荐。

### 报告导读

本报告参照真实的市场交易模式构建了“交易员-投资公司”策略。将市场潜在的一些 Alpha 定义为一个“交易员”，一家“投资公司”通过汇总不同交易员的观点对所选标的进行综合研判。“投资公司”定期跟踪评估不同“交易员”的表现并对“交易员”进行迭代更新。以沪深300 为例，该策略自 2005 年初至今月均收益 2.4%，夏普比率 1.41。

### 相关报告

### 投资要点

#### □ 交易员 (Alpha)

根据相关学术研究，市场上的 Alpha 可以用非常简单的数学形式表达。本报告使用时序数据的组合来表达潜在的 Alpha，预测股票未来一期的收益。该方法将关注点聚焦在“信息的组合方式”上，而非聚焦在信息本身。通过简单的数学关系，挖掘出有效的关系组合表达以提升预测效果。

#### □ 投资公司

市场潜在的 Alpha 较为短暂，但往往在动量效应下可持续一段时间。投资公司通过综合过去一段时间表现较好的 Alpha（交易员）的预测值，形成对某只股票最终的预测。

#### □ 迭代更新

“投资公司”采用类似遗传算法的方式，定期对交易员（Alpha）的表现进行评估，对表现不好的交易员（Alpha）进行教育、淘汰，从而维持整个“投资公司”能够获取稳健、持续的 Alpha。

## 正文目录

1. 模型构建.....	3
1.1. 交易员 .....	3
1.2. 投资公司 .....	3
2. 运算过程示例 .....	4
2.1. 初始化交易员参数.....	5
2.2. 投资公司对初始化交易员的首次教育淘汰.....	5
2.3. 投资公司对交易员的持续跟踪迭代.....	5
2.4. 投资公司对交易员预测值的汇总 .....	5
2.5. 持续预测及运行结果.....	6
3. 模型表现.....	6
3.1. 使用成分股日频收益率预测指数收益率 .....	6
3.2. 单独预测每一只成分股收益率并组合为指数收益率 .....	7
3.3. 5个交易日滚动交易 .....	9
4. 结论与思考 .....	11
5. 参考文献.....	12

## 图表目录

图 1: 沪深 300 指数收益率作为预测输出的策略走势.....	6
图 2: 沪深 300 指数收益率作为预测输出的策略走势.....	7
图 3: 分别预测每只成分股并重新组合为策略收益-累积对数收益走势 .....	8
图 4: 分别预测每只成分股并重新组合为策略收益-净值走势 .....	8
图 5: 5个交易日滚动交易策略表现 - 等权 .....	9
图 6: 5个交易日滚动交易策略表现 - 按沪深 300 权重 .....	10
图 7: 月度对数收益率分布 .....	11
表 1: 策略运行过程演示所选股票 .....	4
表 2: 参数汇总 .....	5
表 3: “交易员-投资公司”策略表现汇总 .....	10

## 1. 模型构建

在现实市场中，Alpha 是短暂的，没有交易员/投资公司能够永远跑赢市场。机器学习用来寻找市场潜在的交易机会，但由于其复杂的参数缺乏直观可理解的实际含义而受到限制。本报告通过时序数据作为 Alpha 的表达式，模拟现实市场环境中的交易员和投资公司构建交易策略，并通过跟踪迭代保证策略可获得持续稳健的超额收益。

### 1.1. 交易员

根据相关学术研究，假设市场上的 Alpha 可用简单的数学形式表达，如：可用过去 t 时间第 1 至第 S 只股票的收益来预测第 i 只股票 t+1 时刻的收益，其一般形式可写为：

$$\hat{r}_i[t+1] = f(r_{1:S}[0:t])$$

其中  $\hat{r}_i[t+1]$  表示第 i 只股票 t+1 时刻的预测值； $r_{1:S}[0:t]$  表示第 1 至第 S 只股票 0-t 时间段内收益率的二维数组。

更具体地说，如：

$$\hat{r}_i[t+1] = 0.1 * r_j[t-2] + 0.9 * r_k[t-4]$$

表示第 i 只股票 t+1 时刻的预测值等于第 j 只股票 t-2 时刻的收益率乘以 0.1 加第 k 只股票 t-4 时刻的收益率乘以 0.9。（注：上述表达式仅为举例，系数 0.1、0.9，延迟时间参数 2、4 均为可调整的参数。）

而一个“交易员”代表了一系列上述 Alpha 的叠加（对应于现实交易中一个交易员通过综合研判多个指标形成自己的交易观点），即：

$$\hat{r}_i[t+1] = f_{\Theta}(r_{1:S}[0:t]) = \sum_{j=1}^M w_j A_j(O_j(r_{P_j}[t-D_j], r_{Q_j}[t-F_j])) \quad (\text{Eq. 1})$$

其中：

M 为交易员所拥有的 Alpha 数（或其参考的指标数）；

$w_j$  为每一指标的权重；

$A_j$  为该指标的激活函数， $A_j(x)$  表达式可为  $x, \tanh(x), \exp(x), \text{sign}(x), \text{ReLU}(x)$  等；

$O_j$  为二元操作符， $O_j(x, y)$  表达式可为  $x+y, x-y, xy, x, y, \max(x, y), \min(x, y), x>y, x<y, \text{Corr}(x, y)$ ；

$P_j, Q_j$  为该指标所参考的股票标识， $D_j, F_j$  为相应的延迟参数。

$\Theta$  代表上述一系列超参数。

### 1.2. 投资公司

由于所有 Alpha 的超额收益均为短暂的，且没有交易员能长期持续跑赢市场，因此参照现实市场引入“投资公司”这一角色。

对于一家拥有 N 个交易员的投资公司，其最终形成的投资决策需要综合反应 N 个交易员的观点。记第 n 个交易员对第 i 只股票 t+1 时刻收益率的预测值为  $\hat{r}_i^n[t+1]$ ，则投资公司对第 i 只股票 t+1 时刻的预测值可形式化地表示为：

$$\hat{r}_i[t+1] = \text{Aggregate}(\hat{r}_i^1[t+1], \dots, \hat{r}_i^n[t+1], \dots, \hat{r}_i^N[t+1])$$

其中Aggregate可通过计算（1）N个交易员预测的平均值，（2）一段时间内预测准确率前50%的交易员的预测平均值，或（3）通过神经网络等对交易员预测值进行训练等。

交易员过去一段时间的历史业绩通过以下方式计算：

$$C_i[t] = \sum_{u=0}^t \text{sign}(\hat{r}_i[u+1]) * r_i[u+1] \quad (\text{Eq. 2})$$

其中 $C_i[t]$ 为交易员t时间段内的累积业绩， $\hat{r}_i[u+1]$ 为u+1时刻的预测收益率， $\text{sign}()$ 为符号函数， $r_i[u+1]$ 为u+1时刻的实际收益率。当交易员预测t+1时刻收益率为正时，以t时刻收盘价买入，并在t+1时刻收盘价卖出；当交易员预测t+1时刻收益率为负时，以t时刻收盘价卖出，并在t+1时刻收盘价买回。交易员方向预测准确时获得正收益，方向预测错误时获得负收益，其获取的收益大小仅取决于市场涨跌幅，与预测值本身大小无关。

投资公司定期对交易员一段时间内的预测准确率进行复盘跟踪，对排名靠后的交易员进行“教育”（即使用最小二乘法优化表达式Eq.1中的权重）。

如交易员被“教育”后仍然表现不佳，则将其淘汰，并基于表现较好的交易员产生新的交易员：以过去一段时间业绩较好的交易员拟合高斯混合分布，并从中抽样产生新晋交易员的参数。对上述过程进行重复迭代即完整的“交易员-投资公司”交易策略模型。

## 2. 运算过程示例

为更清晰地展示此策略如何运行，我们以下表5只股票作为样本，预测其中平安银行（000001.SZ）收益率。

表 1：策略运行过程演示所选股票

trade date	000001.SZ	000002.SZ	000004.SZ	000005.SZ	000006.SZ
20050104	-1.07%	0.19%	-1.66%	-3.29%	1.67%
20050105	-0.92%	3.54%	2.08%	2.40%	1.43%
20050106	0.92%	-0.55%	0.47%	-0.49%	-0.49%
20050107	-0.15%	0.92%	-0.47%	4.96%	9.46%
20050110	1.22%	-0.55%	0.61%	3.00%	4.82%
...	...	...	...	...	...
20220411	-2.16%	-3.55%	-4.78%	-1.35%	-4.31%
20220412	-0.81%	-2.79%	2.47%	3.12%	-1.62%
20220413	-0.76%	1.62%	-5.07%	-1.32%	-1.64%
20220414	1.51%	2.41%	0.34%	0.44%	3.86%
20220415	2.34%	1.42%	-3.77%	-0.89%	-0.60%

资料来源：浙商证券研究所

表 2：参数汇总

参数	参数解释	取值
M	每位交易员表达式最大项数，见 Eq. 1	10
$A_j(x)$	每一项的激活函数，见 Eq. 1	$x, \tanh(x), \exp(x), \text{sign}(x), \text{ReLU}(x)$
$O_j(x, y)$	每一项的二元操作符，见 Eq. 1	$x+y, x-y, xy, x, y, \max(x, y), \min(x, y), x>y, x<y, \text{Corr}(x, y);$
$P_j, Q_j$	为预测第 j 只股票下一期收益所参考的股票	参考股票池内的所有股票
max_lag	数据延迟最大取值	9
l	交易延迟量，即观察到数据后不可能立即进行交易，需要再等待 l 时间	1
$D_j, F_j$	延迟参数，见 Eq. 1	整数 $l \in [1, \max\_lag + l]$ 即 $1 \sim 10$
N	一个投资公司所拥有的交易员数量	100
Q	每次投资公司对排名靠后的 Q% 名交易员进行教育或淘汰	50
time_window	投资公司在教育或淘汰交易员时，参考其过去 time_window 时间段内的累积收益	100

资料来源：浙商证券研究所

## 2.1. 初始化交易员参数

首先，抽取  $[1, M=10]$  范围内的整数，作为每个交易员的表达式所包含的项数；然后根据在每一项内根据表 2 中  $A_j(x)$ 、 $O_j(x, y)$ 、 $P_j$ 、 $Q_j$ 、 $D_j$ 、 $F_j$  的取值范围随机选取每一项的表达式，及其在 Eq.1 中的权重  $w_j$ 。

根据上述过程重复产生  $N=100$  位交易员。

## 2.2. 投资公司对初始化交易员的首次教育淘汰

根据 2.1 节所产生的  $N=100$  位交易员的表达式，利用输入数据所产生的预测值和实际下一期的收益率，计算每位初始化的交易员 Eq.2 的历史业绩。对历史业绩排名靠后  $Q\% = 50\%$  的交易员进行教育（即用最小二乘法更新其 Eq.1 中的权重  $w_j$ ），并重新计算其历史业绩。之后淘汰排名靠后  $Q\% = 50\%$  的交易员，并根据排名前  $1-Q\% = 50\%$  的交易员的  $A_j(x)$ 、 $O_j(x, y)$ 、 $P_j$ 、 $Q_j$ 、 $D_j$ 、 $F_j$  参数拟合高斯混合分布，从中抽样产生新的交易员，替补被淘汰的交易员。

## 2.3. 投资公司对交易员的持续跟踪迭代

投资公司对交易员进行首次教育淘汰后，即可使用现有交易员的表达式对下一期的收益进行预测，并定期根据每位交易员过去  $\text{time\_window} = 100$  个交易日的历史业绩（Eq.2）重复“教育-淘汰-产生新交易员”的过程。

## 2.4. 投资公司对交易员预测值的汇总

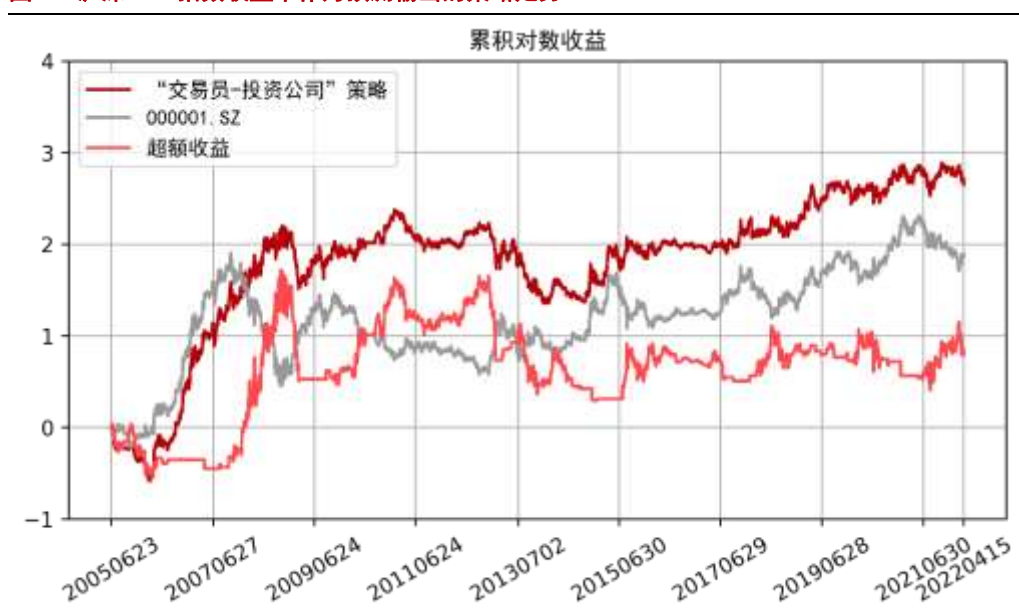
需要注意的是：过去 2.3 部分投资公司并不直接根据交易员的预测值进行买卖操作，而是综合所有交易员的预测值形成公司层面的预测值。本报告在汇总不同交易员预测值

时，取所有交易员中历史业绩（Eq.2）排名前  $1-Q\% = 50\%$  的平均值作为公司最终的预测值，并据此进行买卖操作。

## 2.5. 持续预测及运行结果

在模型预测动态预测过程中，任意时刻  $t$ ，均以  $r_{1:5}[t - \max\_lag - 1:t - 1]$ （其中 1:5 表示表 1 中的 5 只股票）时段的收益预测  $r_{000001.SZ}[t + 1]$  的收益率，并持续对交易员进行“教育-淘汰-产生新交易员”的过程。投资公司按照 2.4 部分的方式综合形成整个公司的预测值，并据此进行买卖。其累积对数收益如下图所示。

图 1：沪深 300 指数收益率作为预测输出的策略走势



资料来源：浙商证券研究所

## 3. 模型表现

为检验模型在现实市场环境中的效果，我们利用沪深 300 指数及成分股 2005 年 1 月 4 日至 2022 年 4 月 15 日的数据对模型进行验证。

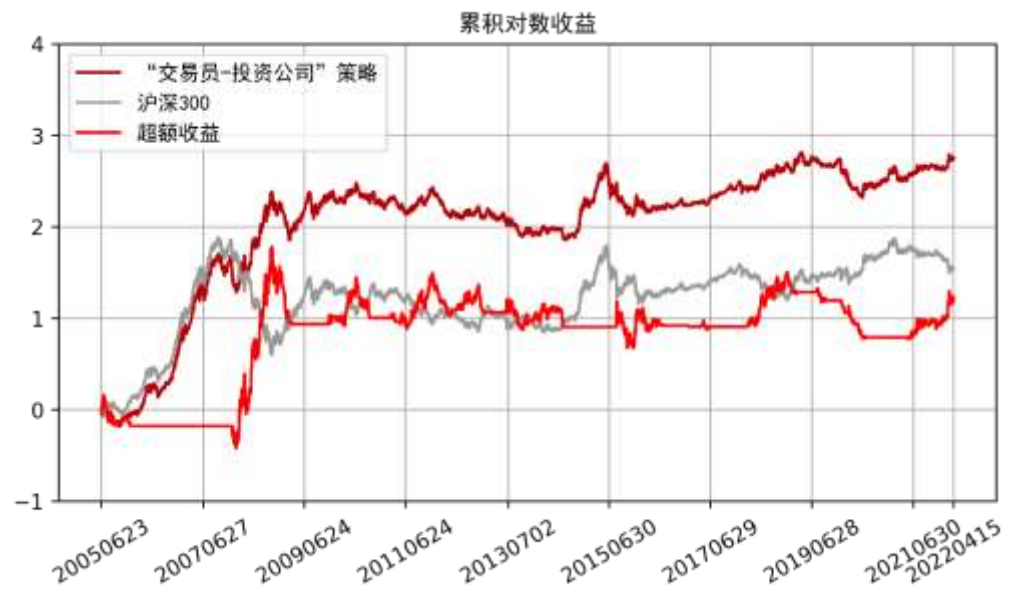
使用成分股过去一段时间的收益率  $r_{1:300}[t - \max\_lag - l:t - l]$  作为输入数据，下一期预测标的的收益率  $r_{HS300}[t + 1]$  作为输出。模型中取  $\max\_lag = 9, l = 1$ ，全部参数设置同表 2。

### 3.1. 使用成分股日频收益率预测指数收益率

首先，我们使用沪深 300 指数收益作为预测输出，构建一个拥有  $N=100$  位“交易员”的“投资公司”，每位交易员使用 10 个指标对下一期收益进行预测（即 Eq.1 中  $M=10$ ），每项指标时间延迟 1-10 个交易日（即 Eq.1 中  $D_j, F_j$  的取值为 1-10 之间的整数）



图 2：沪深 300 指数收益率作为预测输出的策略走势



资料来源：浙商证券研究所

从累积对数收益率曲线可以看出“交易员-投资公司”策略在 2008 年底超额收益达到最大，后续无明显超额收益。

需要说明的是：

- (1) 由于策略需要根据过去一段时间 ( $w=100$ ) 的历史表现进行迭代优化，因此收益率曲线从 2005 年 6 月 23 日开始，而非 2005 年 1 月 4 日；
- (2) 超额收益曲线中平直的部分代表该段时间内模型始终预测沪深 300 指数下一期收益率为正，其主要发生在指数连续一段时间上涨后，模型更多地筛选出了持续“看多”的“交易员”；
- (3) 策略在趋势延续较长时间时表现较好，在趋势频繁转换时则表现不佳。

由于策略容易受到单一输出标的过去一段时间走势波动的影响，且指数与成分股之间的相关性往往小于高相关成分股之间的相关性，因此我们考虑使用所有成分股分别预测每一只成分股的收益，并将预测收益重新组合为指数收益。

### 3.2. 单独预测每一只成分股收益率并组合为指数收益率

使用与 2.1 部分相同的参数，即：一个“投资公司”拥有 100 位“交易员”，每位交易员使用 10 个指标对下一期收益进行预测（即 Eq.1 中  $M=10$ ），每项指标时间延迟 1-10 个交易日（即 Eq.1 中  $D_j$ 、 $F_j$  的取值为 1-10 之间的整数）。

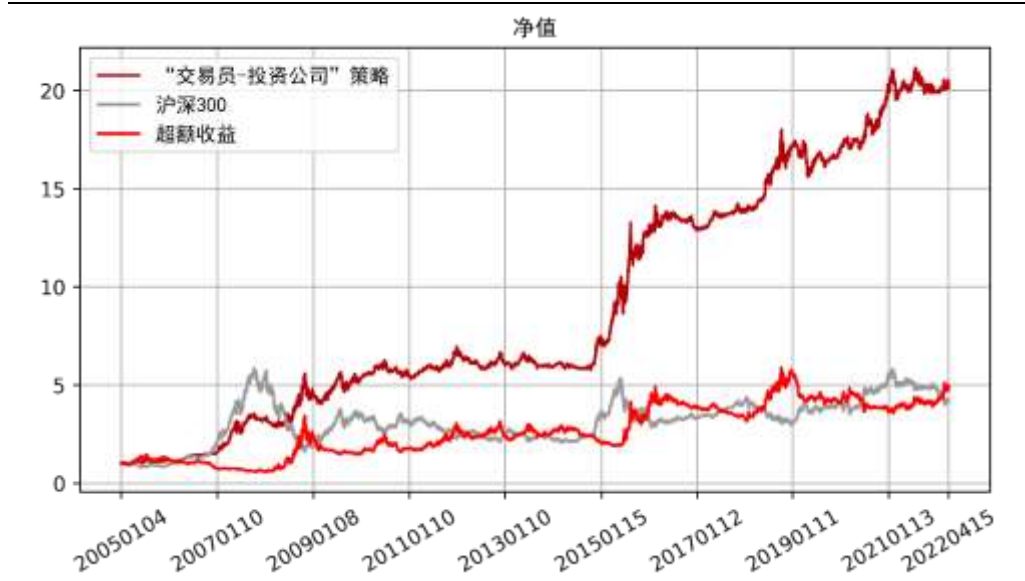
在预测得到每只股票每个交易日的收益率后，按等权方式重新计算得到策略收益（在 2.3 节可看到等权方式与按照沪深 300 权重计算的结果差异不大）。

图 3：分别预测每只成分股并重新组合为策略收益-累积对数收益走势



资料来源：浙商证券研究所

图 4：分别预测每只成分股并重新组合为策略收益-净值走势



资料来源：浙商证券研究所

使用所有成分股分别单独预测每一只成分股的收益率，并将个股收益率进行等权组合后，2005年初至今累计净值超过20，年化收益率19%，策略展示出一定的预测能力。如需复制策略表现，日频交易高额手续费（每年约30%）将完全消耗策略收益，因此需改进默认交易模式，降低交易成本。



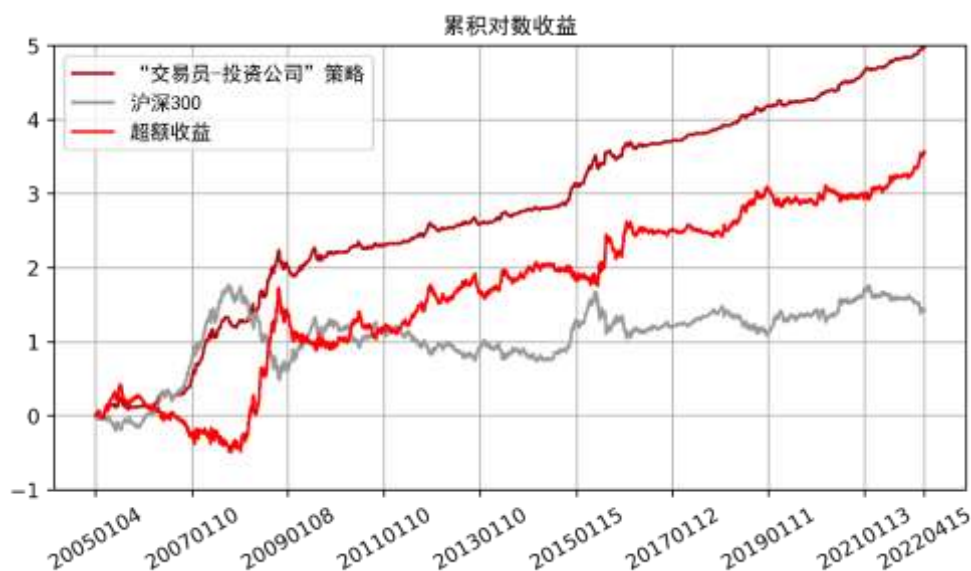
### 3.3. 5 个交易日滚动交易

为降低交易费用，可使用周频数据作为模型的输入输出，周频交易每年消耗的交易费用将降低为约 6%，但周频数据量相对较少，会导致模型对市场变化反应不够灵敏，模型尚未迭代筛选出表现较好的“交易员”，Alpha 已经失效。

为保证模型拥有足够数据量，能够迭代筛选出表现较好的“交易员”，我们仍然使用日频数据作为模型的输入输出，数据本身由当日收益率替换为过去 5 个交易日的滚动收益率。对应的交易策略为：每天以 20% 的仓位进行交易，持有 5 个交易日后平仓。此种方式（1）增加了每笔交易的持仓时间，增加了收益；（2）减少了交易量，降低了交易成本。

此部分仍然单独预测每只股票的收益率，并通过等权方式或按沪深 300 权重重新计算为组合收益。

图 5：5 个交易日滚动交易策略表现 - 等权



资料来源：浙商证券研究所

图 6：5 个交易日滚动交易策略表现 - 按沪深 300 权重



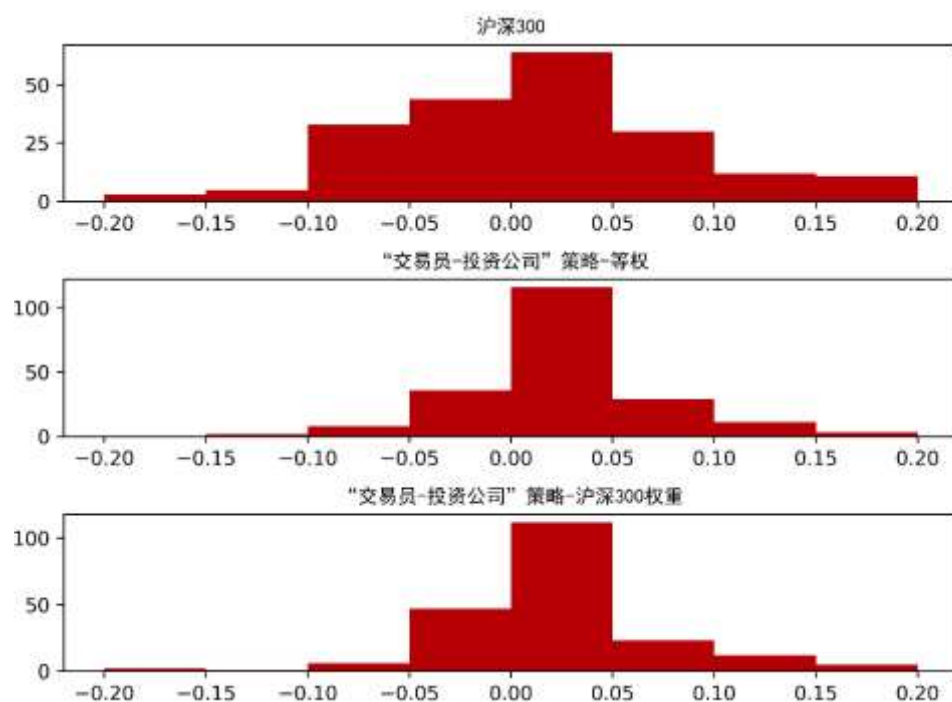
资料来源：浙商证券研究所

表 3：“交易员-投资公司”策略表现汇总

	沪深 300	策略-等权	策略-沪深 300 权重
月均收益	0.67%	2.40%	2.23%
波动率	8.28%	5.29%	5.11%
夏普率	0.18	1.41	1.34
最大回撤	70.75%	27.65%	21.52%
跑赢沪深 300 概率	/	52.4%	52.4%

资料来源：浙商证券研究所

图 7：月度对数收益率分布



资料来源：浙商证券研究所

等权策略自 2005 年 1 月至 2022 年 4 月 15 日，扣除双边 0.15% 的交易手续费后，月均收益率（对数）2.40%，波动率 5.29%；如策略复制沪深 300 权重，月均收益率（对数）2.23%，波动率 5.11%，两种权重方式表现明显优于沪深 300 的月度收益率和波动率。但仅有 52.4% 的月份跑赢沪深 300，胜率偏低。

从月均收益的密度分布可看到，策略错过了大量超过 15% 的月收益，但同时也避免了低于 -15% 的月度收益，更多的月度收益集中在 (0.0%, 5.0%] 区间，因此保证了策略持续稳健的超额收益。

## 4. 结论与思考

我们构建了“交易员-投资公司”交易策略。其中“交易员”可视为市场短暂有效的 Alpha，根据实践经验，有效的 Alpha 会持续一段时间，我们可通过初始化随机产生大量交易员，并通过验证其过去一段时间的表现来筛选近期有效的 Alpha。大量交易员组成一个“投资公司”，“投资公司”负责根据交易员历史业绩对其进行教育及更新，以保证策略可产生持续的超额收益。根据最终优化得到的模型，从 2005 年 1 月至今，策略月均收益 2.40%，相较于沪深 300 具有 1.73% 的月均超额收益，且较为稳定。

该模型之所以能够长期取得较好的表现，我们认为主要归功于以下几点：

(1) 策略的构建过程参照真实的市场环境，与机器学习等具备大量无法直观理解的参数相比，具有较强的现实意义；

(2) “交易员”的历史业绩仅取决于其对下一期收益率正负的预测，而与预测的绝对值大小无关，避免了在权重优化过程中过拟合的问题；

(3) 在面对日频交易高额手续费侵蚀策略收益的问题时，我们设计了分批滚动交易的方式，在保证收益率的情况下大幅减少交易费用损耗。

## 5. 参考文献

- [1] Ito K, Minami K, Imajo K, et al. Trader-company method: a metaheuristic for interpretable stock price prediction[J]. arXiv preprint arXiv:2012.10215, 2020.
- [2] Finding Alphas: A quantitative approach to building trading strategies[M]. John Wiley & Sons, 2019.
- [3] Kakushadze Z, Serur J A. 151 Trading Strategies. Global Macro[M] Palgrave Macmillan, Cham, 2018: 263-263.
- [4] Fama E F, French K R. The cross-section of expected stock returns[J]. the Journal of Finance, 1992, 47(2): 427-465.
- [5] Fama E F, French K R. A five-factor asset pricing model[J]. Journal of financial economics, 2015, 116(1): 1-22.
- [6] Hastie T, Tibshirani R, Friedman J H, et al. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction[M]. New York: springer, 2009.
- [7] Hsu C M. A hybrid procedure for stock price prediction by integrating self-organizing map and genetic programming[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(11): 14026-14036.
- [8] Makridakis S, Spiliotis E, Assimakopoulos V. Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward[J]. PloS one, 2018, 13(3): e0194889.
- [9] Manahov V, Hudson R, Hoque H. Return predictability and the ‘wisdom of crowds’: Genetic Programming trading algorithms, the Marginal Trader Hypothesis and the Hayek Hypothesis[J]. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 2015, 37: 85-98.
- [10] McLean R D, Pontiff J. Does academic research destroy stock return predictability?[J]. The Journal of Finance, 2016, 71(1): 5-32.
- [11] Timmermann A. Forecast combinations, in Handbook of Economic Forecasting', Vol. 1, G. Elliot, C. Granger and A. Timmermann[J]. 2006.
- [12] Xu Y, Cohen S B. Stock movement prediction from tweets and historical prices[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). 2018: 1970-1979.
- [13] Zhang L, Aggarwal C, Qi G J. Stock price prediction via discovering multi-frequency trading patterns[C]//Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. 2017: 2141-2149.

**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

**风险提示：**

量化模型失效风险；本报告不构成投资或产品推荐。

**法律声明：**

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：深圳市福田区广电金融中心 33 层

邮政编码：200127

电话：(8621)80108518

传真：(8621)80106010

浙商证券研究所：http://research.stocke.com.cn