

如何克服因子表现的截面差异

■ 分域训练在深度学习情景下的尝试

本报告导读：

在深度学习场景下进行分域训练尝试，在一定程度上可以增强因子表现更好的中小市值股票选股能力，对于大市值股票选股能力甚至有一定程度削弱。

投资要点：

- **选取不同的 Loss 函数，深度学习因子表现会有显著差异：**从不同 Loss 函数表现来看，MAE 表现显著弱于 MSE 或者 IC，尽管从理论上来看，以收益率取 Rank 的 MAE 作为 Loss 函数可以最大程度照顾不同历史收益分布的股票表现，但从单因子表现来看，无论在全市场还是在不同的指数成分中，多空收益与多头收益均显著弱于其他 Loss 函数。整体而言，偏中小盘的 500、1000 增强组合，以不取 Rank 的 IC、MSE 为 Loss 函数会有更好的收益表现，尤其对于 1000 增强组合而言，最为极端的 IC 作 Loss 函数表现最优。添加 Rank 虽然无法显著提升组合收益，但对于控制组合回撤往往有比较好的作用，无论在 300、500 或者 1000 增强中，添加了 Rank 的 Loss 函数回撤均显著小于不添加 Rank 的 Loss 函数。
- **按照市值重新加权因子，对于中证 500 与中证 1000 增强组合有明显选股效果提升，沪深 300 效果提升不显著：**对于沪深 300 而言，分域加权的方式几乎无法对基础组合产生增强效果，以 $base_w=0$ 进行极端赋权，其收益状况可能更加恶化。在 500 宽约束组合中，分域训练可以有一定的提升效果，但整体而言效果并不显著。严约束组合则无法通过分域训练得到最显著的模型提升。市值分域加权对于 1000 增强组合的提升较为显著，无论宽严组合，年化收益提升均能超过 1%。整体来看，与基于线性回归的因子动量组合不同，虽然均以量价因子为主，且因子构建逻辑基本相近，但按市值分域对于深度学习因子增强主要体现在中小市值股票，而线性回归模型则主要体现在大市值股票中。
- **深度学习因子需要面对数据本身选股能力高低以及能否获得理论最优参数的双重限制：**深度学习模型参数的设定需要通过梯度下降的方法在参数空间中寻找最优解。而由于防止陷入局部最优，计算资源有限等限制，这种寻找过程往往受到随机的初始点的影响，并会依据模型在验证集上是否有提升设计早停机制。这样的最优解方式使得每次得到的最优解存在大幅波动，并且很难得到理论上真正的全局最优解。对于深度学习模型而言，输入信息包含有效信息过少，信噪比过低，除了会导致模型本身的理论预测能力不足外，我们通过梯度下降得到的参数甚至距离理论最优参数都有很大的距离，极端情况下我们得到的参数本可能就是噪音。
- **风险提示。**市场系统性风险、海外市场波动风险、模型误设风险。



郑雅斌(分析师)

021-23219395

zhengyabin@gtht.com

S0880525040105



余浩淼(分析师)

021-23185650

yuhaomiao@gtht.com

S0880525040013

相关报告

2025 年 12 月主要指数样本股调整预测
2025.11.09
核心指数定期调整预测及全市场流动性冲击测算
2025.11.06
2026 年度金融工程策略展望——高频资金流如何
辅助宽基择时决策 2025.10.29
大类资产与中观配置研究（六） 2025.10.26
中证港股通科技指数投资价值分析 2025.10.24

目录

1. 深度学习模型构建与特性分析	3
1.1. 深度学习模型构建	3
1.2. 不同 Loss 函数下模型表现	3
2. 基于市值分组的分域加权深度学习因子构建尝试	8
2.1. 基于 Loss 函数的市值分组分域加权	8
2.2. 基于市值分组的分域加权深度学习因子表现	9
2.3. 基于市值分组的分域加权深度学习组合表现	12
3. 总结	18
4. 风险提示	18

1. 深度学习模型构建与特性分析

1.1. 深度学习模型构建

本文深度学习模型主要基于高频量价数据，低频量价数据以及基本面数据构成，其中高频量价指标包含以下部分：

开盘半小时、收盘半小时、以及盘中的买入意愿占比，买入意愿强度，以 0 倍、1 倍、2 倍、3 倍标准差为阈值的大单净买入，卖单大单买单非大单，买卖均为大单的占比。

低频量价数据包含以下部分：

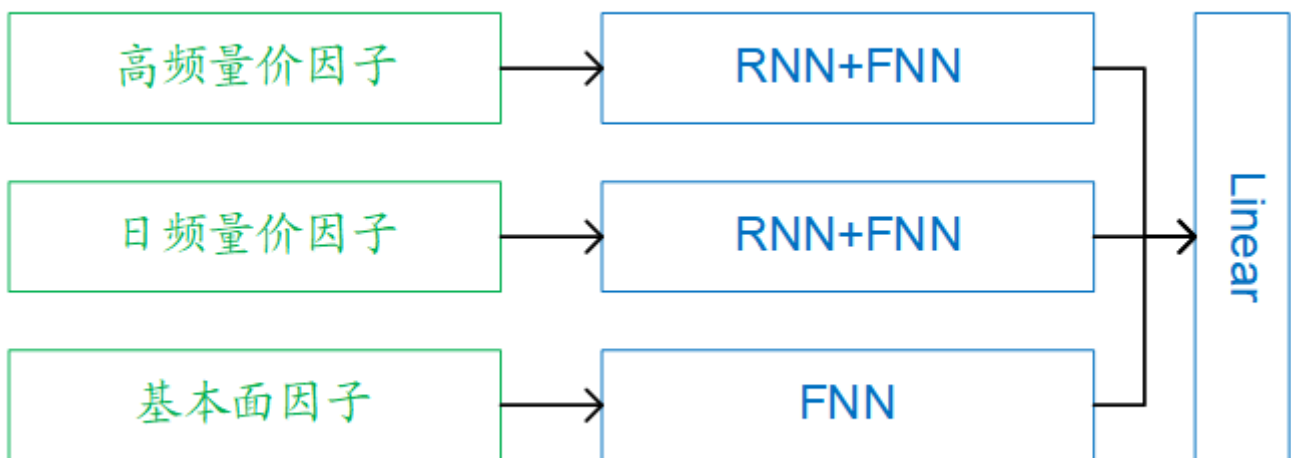
市值，市值三次方，估值，换手率，自由流通换手率，非流动性，动量，反转，特质波动率。

基本面数据包含以下部分：

SUE，ROE，分红以及各自对应标记是否有指标的虚拟变量。

所使用的模型架构如下图所示：

图1：深度学习模型架构



数据来源：Wind，国泰海通证券研究

高频量价与日度量价分别取过去 63 个交易日作为时序数据输入 RNN+FNN 构建网络，基本面因子取最新数据加入 FNN 网络，最后三个输出共同输入 Linear 层复合成为最终因子。

我们将训练集设置为 104 周（2 年），验证集设置为 26 周（半年），每 26 周训练一次，标签为未来 2 周收益率，并分别尝试标准化后的原始收益率以及标准化后的 Rank 收益率两种方法。

1.2. 不同 Loss 函数下模型表现

Loss 函数对于深度学习模型选股因子表现会产生显著影响，如果从理论上来看，Rank MAE 作为 Loss 函数，虽然会牺牲整体因子表现，但会最大程度提升因子的单调性。与之相比较，以 IC 为 Loss 函数，则会最大程度提升因子的多空收益，但分组单调性不会得到保证。

因此，我们统计不同的 Loss 函数下，单因子在全市场，沪深 300 成分，中证 500 成分，中证 1000 成分，以及小市值（不在沪深 300，中证 500，中证 1000 成分以外股票，下同）股票中表现如下表：

表 1 不同 Loss 函数的深度因子表现（2017.01-2025.11）

		IC	IC_IR	Rank MAE	Rank MAE 波动	多头收益	多头胜率	多空收益	多空胜率
全市场	RANK_MSE	0.082	7.143	1.056	0.056	0.38%	77.2%	1.59%	85.7%
	MSE	0.085	8.913	1.064	0.049	0.44%	79.4%	1.68%	89.9%
	RANK_IC	0.082	7.177	1.056	0.056	0.38%	76.1%	1.58%	85.7%
	IC	0.086	8.874	1.063	0.050	0.46%	79.4%	1.70%	89.5%
	RANK_MAE	0.076	6.344	1.051	0.057	0.36%	74.6%	1.43%	82.5%
	MAE	0.074	6.358	1.055	0.056	0.32%	70.8%	1.39%	81.6%
	RANK_MSE	0.055	4.159	1.107	0.064	0.24%	62.7%	0.79%	71.9%
	MSE	0.051	4.273	1.112	0.062	0.30%	62.3%	0.83%	74.1%

请务必阅读正文之后的免责条款部分

300成分	RANK_IC	0.056	4.296	1.106	0.064	0.25%	62.3%	0.85%	72.8%
	IC	0.054	4.547	1.109	0.061	0.29%	62.1%	0.87%	70.8%
	RANK_MAE	0.050	3.478	1.102	0.072	0.24%	56.4%	0.72%	68.4%
	MAE	0.044	3.063	1.109	0.075	0.20%	57.9%	0.67%	67.5%
500成分	RANK_MSE	0.058	4.343	1.088	0.061	0.30%	65.1%	0.91%	72.1%
	MSE	0.060	5.358	1.095	0.054	0.33%	65.6%	1.01%	77.4%
	RANK_IC	0.058	4.422	1.088	0.060	0.30%	66.0%	0.95%	73.7%
	IC	0.060	5.387	1.096	0.053	0.30%	63.8%	0.98%	76.5%
	RANK_MAE	0.053	3.831	1.084	0.065	0.30%	64.3%	0.81%	67.3%
	MAE	0.054	4.035	1.086	0.065	0.27%	63.2%	0.85%	71.5%
1000成分	RANK_MSE	0.076	6.006	1.073	0.059	0.32%	71.9%	1.31%	79.4%
	MSE	0.076	6.983	1.079	0.054	0.37%	70.6%	1.39%	84.4%
	RANK_IC	0.075	6.016	1.073	0.059	0.30%	68.6%	1.29%	79.2%
	IC	0.077	7.064	1.079	0.054	0.35%	68.4%	1.40%	82.9%
	RANK_MAE	0.071	5.308	1.069	0.062	0.32%	68.0%	1.22%	75.9%
	MAE	0.067	5.215	1.073	0.062	0.29%	62.3%	1.17%	75.0%
小市值	RANK_MSE	0.088	7.311	1.052	0.061	0.38%	72.6%	1.78%	86.8%
	MSE	0.092	9.233	1.061	0.051	0.49%	79.4%	1.94%	91.7%
	RANK_IC	0.087	7.322	1.052	0.060	0.37%	73.5%	1.79%	87.5%
	IC	0.092	9.124	1.060	0.053	0.51%	79.2%	1.95%	91.2%
	RANK_MAE	0.081	6.531	1.047	0.061	0.34%	71.9%	1.56%	84.0%
	MAE	0.079	6.606	1.051	0.060	0.31%	66.4%	1.55%	83.1%

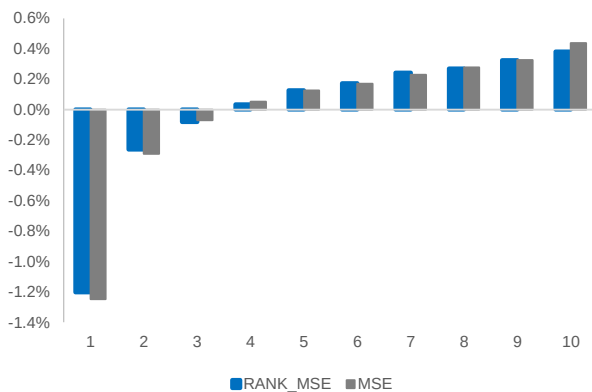
资料来源：Wind，国泰海通证券研究

从不同 Loss 函数表现来看，MAE 表现显著弱于 MSE 或者 IC，尽管从理论上来看，以收益率取 Rank 的 MAE 作为 Loss 函数可以最大程度照顾不同历史收益分布的股票表现，但从单因子表现来看，无论在全市场还是在不同的指数成分中，多空收益与多头收益均显著弱于其他 Loss 函数。不过若以 Rank MAE 作为评价指标，该 Loss 函数则略优于其他 Loss 函数。

MSE 与 IC 因子表现差异较小，但如果对收益率取 Rank，则会牺牲一定程度的多空与多头表现，但从 Rank MAE 作为评价指标来看，其整体预测效果相较于不取 Rank 有所提升。

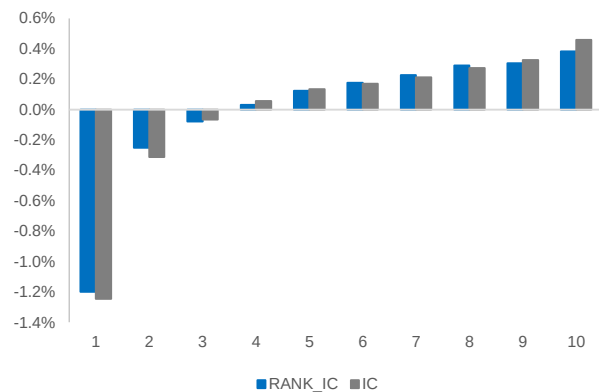
各个 Loss 函数对应全市场分组收益，如下图所示

图2: MSE 为 Loss 函数的分组收益 (2017.01-2025.11)



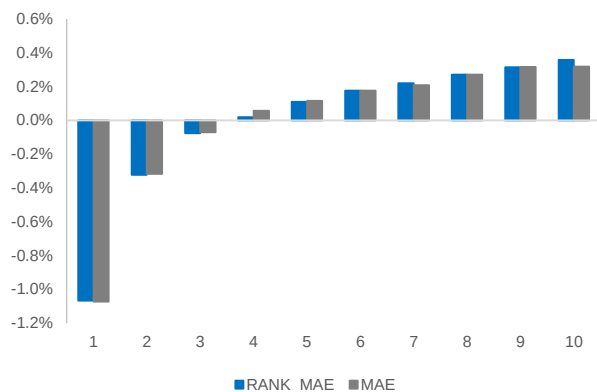
资料来源：Wind，国泰海通证券研究

图3: IC 为 Loss 函数的分组收益 (2017.01-2025.11)



资料来源：Wind，国泰海通证券研究

图4: MAE 为 Loss 函数的分组收益 (2017.01-2025.11)



资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

从分组单调性来看, 收益取 Rank 之后, 中间组收益有明显提升, 不取 Rank 则极端组收益更高。

考察上述不同 Loss 函数下深度学习因子在指数增强中的表现, 其中, 组合约束条件如下表:

表 2 不同组合的约束条件

	沪深 300 增强		中证 500 增强		中证 1000 增强	
	宽约束	严约束	宽约束	严约束	宽约束	严约束
换仓频率	周	周	周	周	周	周
个股约束	2%	2%	1%	1%	1%	1%
行业约束	1%	1%	1%	1%	1%	1%
市值约束	0.3	0.1	0.3	0.1	0.3	0.1
市值 3 次方	0.3	-	0.3	-	0.3	-
PB	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
市值 2 次方	-	0.1	-	0.1	-	0.1
ROE	-	0.3	-	0.3	-	0.3
SUE	-	0.3	-	0.3	-	0.3
波动	-	0.3	-	0.3	-	0.3
成份股约束	-	0.8	-	0.8	-	0.8
换手率约束	0.15	0.15	0.3	0.3	0.3	0.3

资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

- 沪深 300 增强组合, 宽约束下取 Rank 的 MSE 与 IC 作为 Loss 函数表现最优, 严约束下差距不显著。

不同 Loss 函数深度学习因子在沪深 300 中表现如下表:

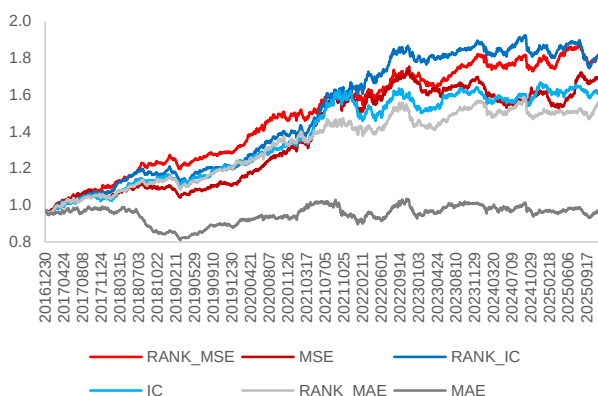
表 3 不同 Loss 函数深度学习因子沪深 300 增强组合超额表现 (2017.01-2025.11)

		年化收益	信息比	最大回撤	收益回撤比
宽约束	RANK_MSE	7.12%	1.371	6.85%	1.039
	MSE	6.26%	1.076	12.84%	0.488
	RANK_IC	7.14%	1.348	9.25%	0.772
	IC	5.70%	0.962	9.89%	0.577
	RANK_MAE	5.34%	0.947	9.44%	0.566
	MAE	-0.05%	-0.008	17.90%	-0.003
严约束	RANK_MSE	7.15%	1.418	6.38%	1.120
	MSE	7.14%	1.354	7.71%	0.926
	RANK_IC	7.44%	1.478	7.34%	1.014
	IC	7.07%	1.369	8.22%	0.860
	RANK_MAE	4.66%	0.876	9.79%	0.476
	MAE	1.49%	0.282	11.92%	0.125

资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

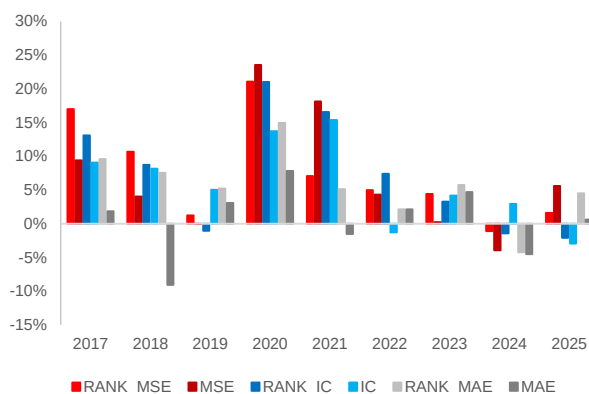
300 宽约束组合超额净值走势与分年度表现如下图:

图5: 不同 Loss 函数深度学习因子 300 宽约束组合超额净值走势 (2017.01-2025.11)



资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

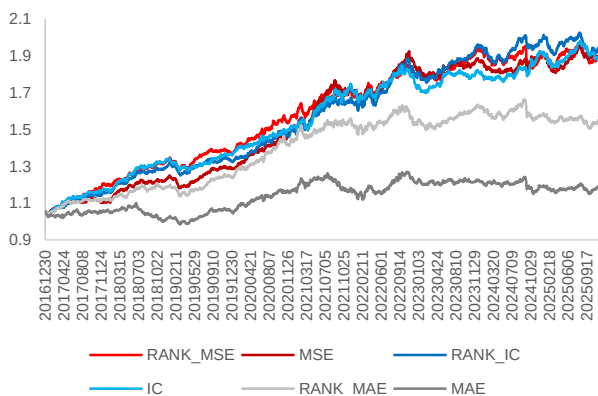
图6: 不同 Loss 函数深度学习因子 300 宽约束组合超额分年度表现 (2017.01-2025.11)



资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

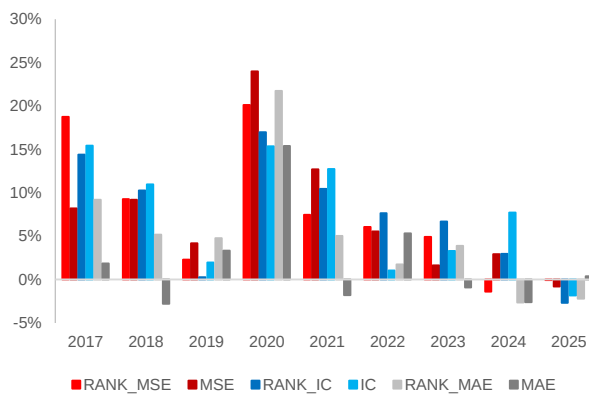
300 严约束组合超额净值走势与分年度表现如下图:

图7: 不同 Loss 函数深度学习因子 300 严约束组合超额净值走势 (2017.01-2025.11)



资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

图8: 不同 Loss 函数深度学习因子 300 严约束组合超额分年度表现 (2017.01-2025.11)



资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

对于沪深 300 增强而言, 以 MAE 为 Loss 函数表现非常差, 几乎没有超额收益。历史整体看, MSE 与 IC 表现接近, 收益率取 Rank 在宽约束下表现更优, 严约束下差异并不明显。但如果分年度来看, 四种较为有效的 Loss 函数在不同年度表现有明显分化, 没有稳定的强弱规律。

- 中证 500 增强组合, 宽约束下 IC 作为 Loss 函数最优, 严约束下 MSE 作为 Loss 函数最优, 收益率取 Rank 均有显著收益损失。

不同 Loss 函数深度学习因子在中证 500 中表现如下表:

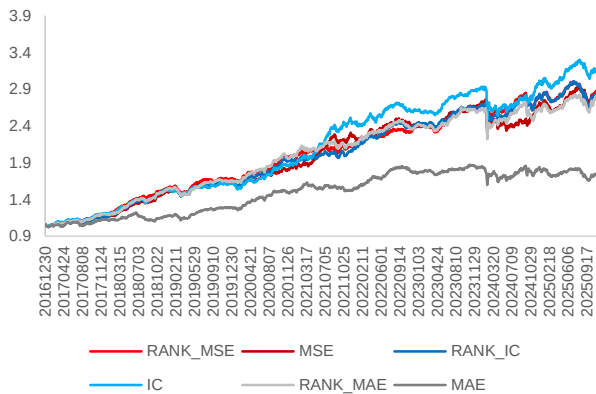
表 4 不同 Loss 函数深度学习因子中证 500 增强组合超额表现 (2017.01-2025.11)

		年化收益	信息比	最大回撤	收益回撤比
宽约束	RANK_MSE	12.45%	1.705	14.31%	0.870
	MSE	12.11%	1.584	16.55%	0.732
	RANK_IC	12.37%	1.703	14.18%	0.872
	IC	13.83%	1.843	15.56%	0.889
	RANK_MAE	12.16%	1.601	16.65%	0.731
	MAE	6.34%	0.870	14.97%	0.423
严约束	RANK_MSE	8.49%	1.678	7.75%	1.095
	MSE	9.83%	1.939	8.37%	1.174
	RANK_IC	8.06%	1.600	7.05%	1.143
	IC	7.11%	1.358	13.68%	0.519
	RANK_MAE	6.65%	1.253	9.19%	0.725
	MAE	4.79%	0.912	10.77%	0.445

资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

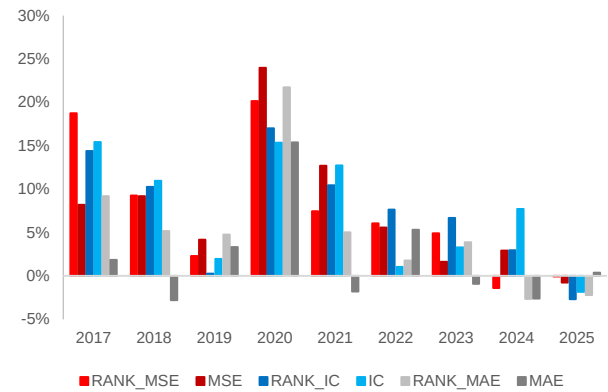
500 宽约束组合超额净值走势与分年度表现如下图：

图9：不同 Loss 函数深度学习因子 500 宽约束组合超额净值走势（2017.01-2025.11）



资料来源：Wind，国泰海通证券研究

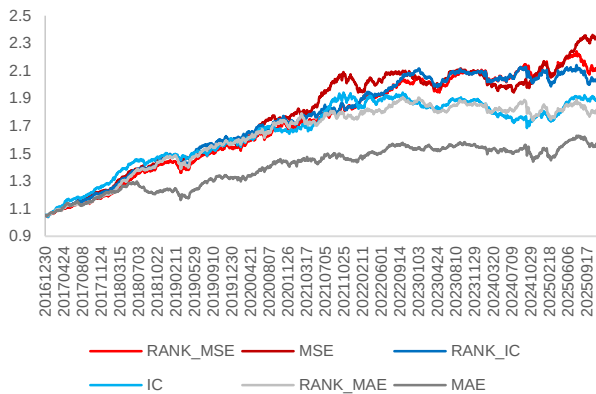
图10：不同 Loss 函数深度学习因子 500 宽约束组合超额分年度表现（2017.01-2025.11）



资料来源：Wind，国泰海通证券研究

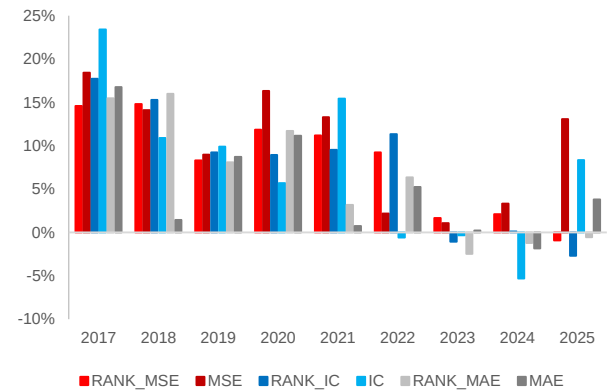
500 严约束组合超额净值走势与分年度表现如下图：

图11：不同 Loss 函数深度学习因子 500 严约束组合超额净值走势（2017.01-2025.11）



资料来源：Wind，国泰海通证券研究

图12：不同 Loss 函数深度学习因子 500 严约束组合超额分年度表现（2017.01-2025.11）



资料来源：Wind，国泰海通证券研究

对于中证 500 增强，收益率取 Rank 无论宽约束严约束均会显著损失组合表现。在宽约束下，IC 为 Loss 函数效果最好，在严约束下，MSE 为 Loss 函数效果最佳。不同 Loss 函数间差异较为显著，但分年度不同 Loss 函数表现也并非绝对稳定。

● 中证 1000 增强组合，IC 为 Loss 函数表现均最优

不同市值加权复合因子在中证 1000 中表现如下表：

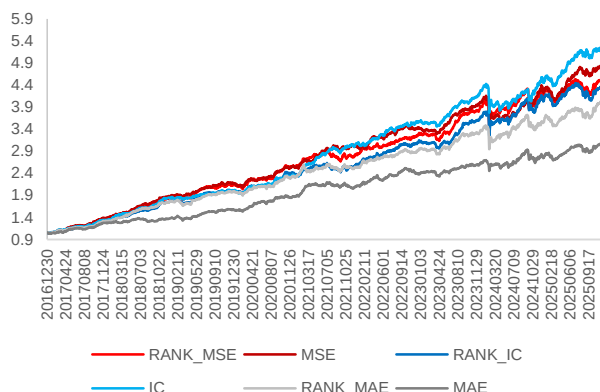
表 5 不同 Loss 函数深度学习因子中证 1000 增强组合超额表现（2017.01-2025.09）

		年化收益	信息比	最大回撤	收益回撤比
宽约束	RANK_MSE	18.23%	2.250	14.73%	1.238
	MSE	19.21%	2.478	16.93%	1.134
	RANK_IC	17.79%	2.208	14.74%	1.207
	IC	20.33%	2.726	14.96%	1.359
	RANK_MAE	16.71%	2.055	15.65%	1.067
	MAE	13.21%	1.768	10.40%	1.271
严约束	RANK_MSE	13.76%	2.383	6.51%	2.113
	MSE	14.02%	2.490	10.05%	1.395
	RANK_IC	14.38%	2.554	6.53%	2.201
	IC	15.18%	2.729	8.20%	1.850
	RANK_MAE	14.35%	2.463	8.39%	1.711
	MAE	10.52%	1.846	8.07%	1.303

资料来源：Wind，国泰海通证券研究

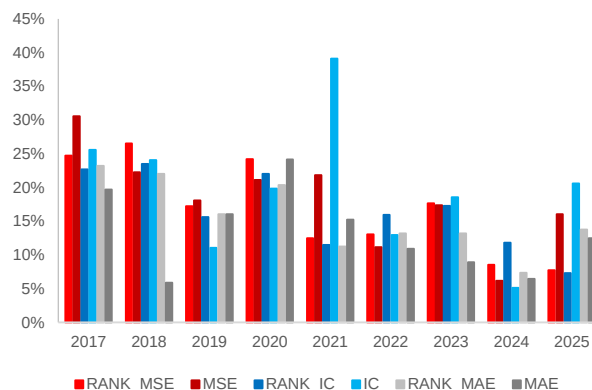
1000 宽约束组合超额净值走势与分年度表现如下图：

图13：不同 Loss 函数深度学习因子 1000 宽约束组合超额净值走势（2017.01-2025.11）



资料来源：Wind，国泰海通证券研究

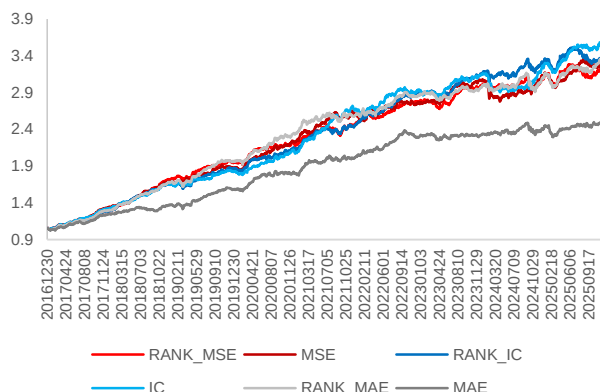
图14：不同 Loss 函数深度学习因子 1000 宽约束组合超额分年度表现（2017.01-2025.11）



资料来源：Wind，国泰海通证券研究

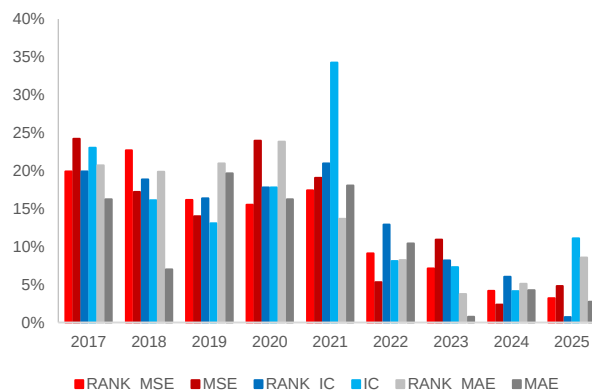
1000 严约束组合超额净值走势与分年度表现如下图：

图15：不同 Loss 函数深度学习因子 1000 严约束组合超额净值走势（2017.01-2025.11）



资料来源：Wind，国泰海通证券研究

图16：不同 Loss 函数深度学习因子 1000 严约束组合超额分年度表现（2017.01-2025.11）



资料来源：Wind，国泰海通证券研究

对于 1000 增强组合而言，IC 为 Loss 函数有更优的组合表现。

整体而言，偏中小盘的 500、1000 增强组合，以不取 Rank 的 IC、MSE 为 Loss 函数会有更好的收益表现，尤其对于 1000 增强组合而言，最为极端的 IC 作 Loss 函数表现最优。添加 Rank 虽然无法显著提升组合收益，但对于控制组合回撤往往有比较好的作用，无论在 300，500 或者 1000 增强中，添加了 Rank 的 Loss 函数回撤均显著小于不添加 Rank 的 Loss 函数。

2. 基于市值分组的分域加权深度学习因子构建尝试

2.1. 基于 Loss 函数的市值分组分域加权

当我们需要进行指数增强组合构建时，需要模型不仅仅关注全市场的股票收益预测效果，更加需要注重贴合选股目标的股票域内收益预测表现。

考虑到最常见的指数增强组合往往基于沪深 300，中证 500，中证 1000 这样的市值加权指数，因此我们将全市场股票按市值大小聚类分为 11 组，构建 11 个不同的深度学习模型。

每个模型均保持相同的输入特征、模型结构，但在 Loss 函数层面，会由等权的 Loss 函数改为基于 11 个不同权重向量的加权 Loss 函数。其中，每个权重向量的权数计算入以下公式：

$$w_i = 1 - \frac{(1 - w_{base})}{n - 1} * |i - I|$$

其中 n 为分组数，设定为 11，I 为最大权重分组，尝试 I=1 到 I=n 所有分组情况。 w_i 为最大权重组为 I 时，位于第 i 组的股票权数， w_{base} 为最小

权数，分别设定为 0.9、0.5、0 三种情况。最终构建的权数列表如下图：

图17：市值分域加权重数分布

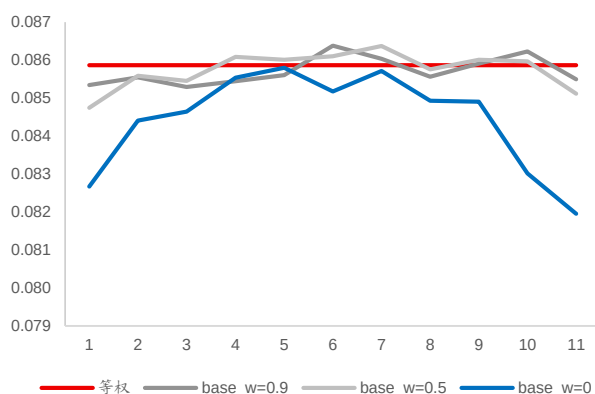
		i=1	i=2	i=3	i=4	i=5	i=6	i=7	i=8	i=9	i=10	i=11
base_w =0	i=1	1.00	0.90	0.80	0.70	0.60	0.50	0.40	0.30	0.20	0.10	0.00
	i=2	0.90	1.00	0.90	0.80	0.70	0.60	0.50	0.40	0.30	0.20	0.10
	i=3	0.80	0.90	1.00	0.90	0.80	0.70	0.60	0.50	0.40	0.30	0.20
	i=4	0.70	0.80	0.90	1.00	0.90	0.80	0.70	0.60	0.50	0.40	0.30
	i=5	0.60	0.70	0.80	0.90	1.00	0.90	0.80	0.70	0.60	0.50	0.40
	i=6	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90	1.00	0.90	0.80	0.70	0.60	0.50
	i=7	0.40	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90	1.00	0.90	0.80	0.70	0.60
	i=8	0.30	0.40	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90	1.00	0.90	0.80	0.70
	i=9	0.20	0.30	0.40	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90	1.00	0.90	0.80
	i=10	0.10	0.20	0.30	0.40	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90	1.00	0.90
	i=11	0.00	0.10	0.20	0.30	0.40	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90	1.00
base_w =0.5	i=1	1.00	0.95	0.90	0.85	0.80	0.75	0.70	0.65	0.60	0.55	0.50
	i=2	0.95	1.00	0.95	0.90	0.85	0.80	0.75	0.70	0.65	0.60	0.55
	i=3	0.90	0.95	1.00	0.95	0.90	0.85	0.80	0.75	0.70	0.65	0.60
	i=4	0.85	0.90	0.95	1.00	0.95	0.90	0.85	0.80	0.75	0.70	0.65
	i=5	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00	0.95	0.90	0.85	0.80	0.75	0.70
	i=6	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00	0.95	0.90	0.85	0.80	0.75
	i=7	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00	0.95	0.90	0.85	0.80
	i=8	0.65	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00	0.95	0.90	0.85
	i=9	0.60	0.65	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00	0.95	0.90
	i=10	0.55	0.60	0.65	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00	0.95
	i=11	0.50	0.55	0.60	0.65	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00
base_w =0.9	i=1	1.00	0.99	0.98	0.97	0.96	0.95	0.94	0.93	0.92	0.91	0.90
	i=2	0.99	1.00	0.99	0.98	0.97	0.96	0.95	0.94	0.93	0.92	0.91
	i=3	0.98	0.99	1.00	0.99	0.98	0.97	0.96	0.95	0.94	0.93	0.92
	i=4	0.97	0.98	0.99	1.00	0.99	0.98	0.97	0.96	0.95	0.94	0.93
	i=5	0.96	0.97	0.98	0.99	1.00	0.99	0.98	0.97	0.96	0.95	0.94
	i=6	0.95	0.96	0.97	0.98	0.99	1.00	0.99	0.98	0.97	0.96	0.95
	i=7	0.94	0.95	0.96	0.97	0.98	0.99	1.00	0.99	0.98	0.97	0.96
	i=8	0.93	0.94	0.95	0.96	0.97	0.98	0.99	1.00	0.99	0.98	0.97
	i=9	0.92	0.93	0.94	0.95	0.96	0.97	0.98	0.99	1.00	0.99	0.98
	i=10	0.91	0.92	0.93	0.94	0.95	0.96	0.97	0.98	0.99	1.00	0.99
	i=11	0.90	0.91	0.92	0.93	0.94	0.95	0.96	0.97	0.98	0.99	1.00

数据来源：Wind，国泰海通证券研究

2.2. 基于市值分组的分域加权深度学习因子表现

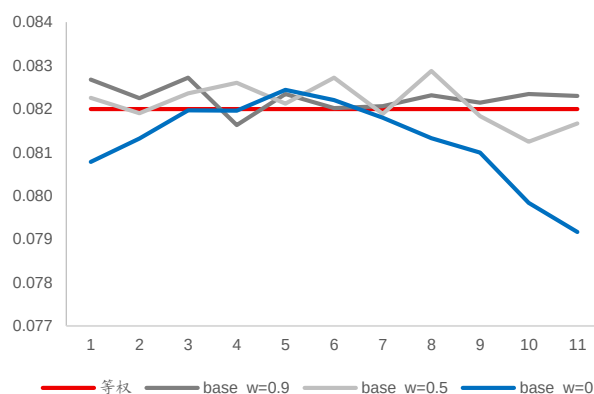
我们按照上述市值分组加权方法，分别构建 IC，Rank IC，MSE，Rank MSE 四种不同 Loss 函数下，不同分组因子在全市场 IC 表现，如下图：

图18：IC 深度因子全市场 IC（2017.01-2025.11）



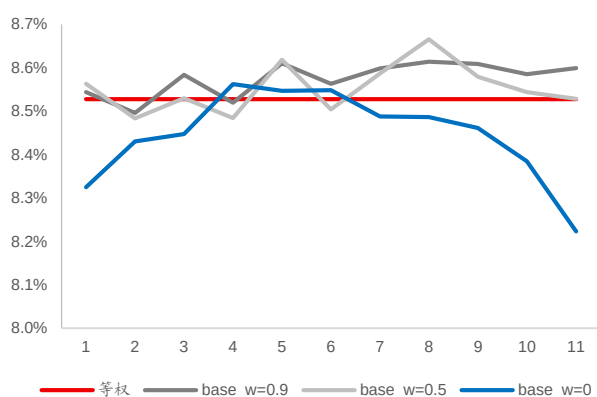
资料来源：Wind，国泰海通证券研究

图19：Rank IC 深度因子全市场 IC（2017.01-2025.11）



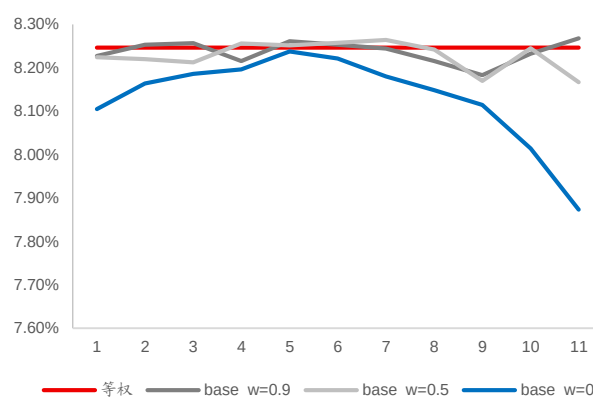
资料来源：Wind，国泰海通证券研究

图20: MSE 深度因子全市场 IC (2017.01-2025.11)



资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

图21: Rank MSE 深度因子全市场 IC (2017.01-2025.11)

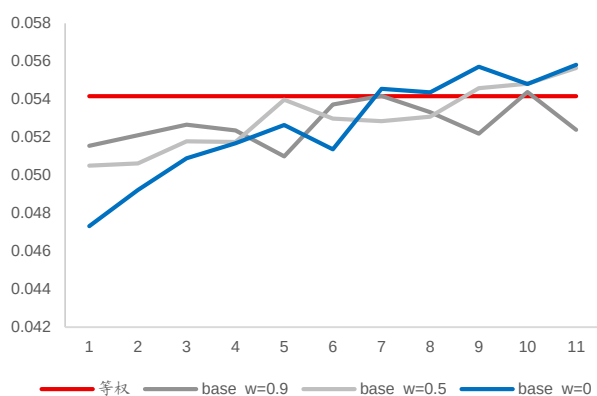


资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

整体来看,极端的权重分配对于因子全市场选股效果破坏性尤其明显,无论是多头加权还是空头加权,无论哪种 Loss 函数极端加权后因子全市场选股效果都收到了极大破坏。

不同分组因子在沪深 300 成分 IC 表现, 如下图:

图22: IC 深度因子沪深 300 成分 IC (2017.01-2025.11)



资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

图24: MSE 深度因子沪深 300 成分 IC (2017.01-2025.11)

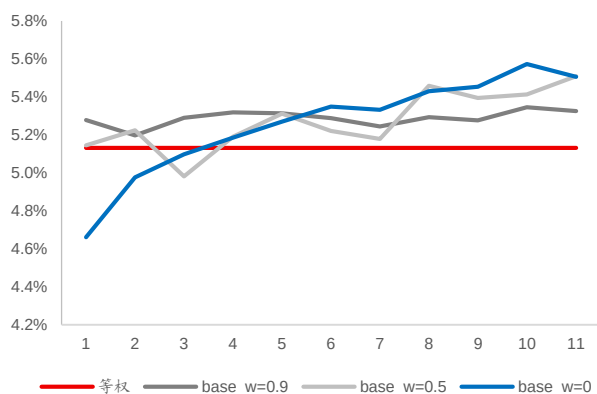
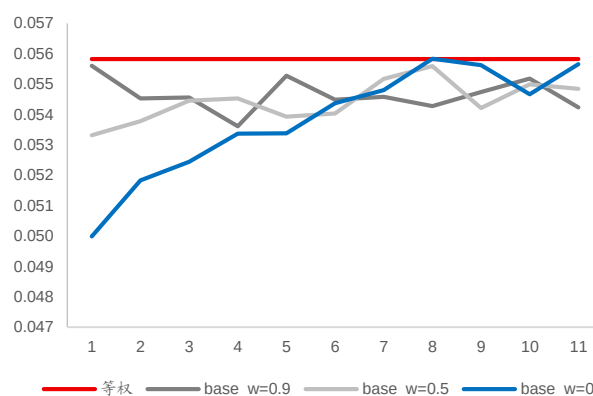
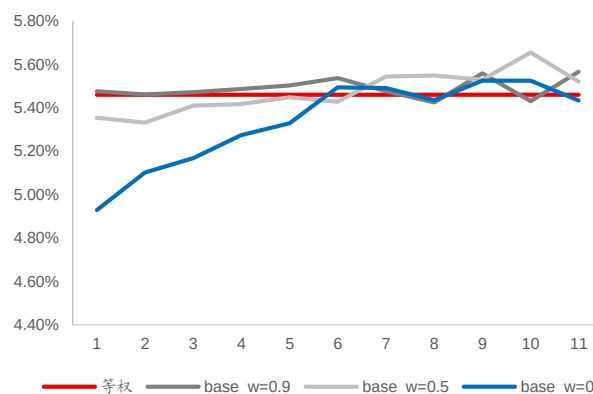


图23: Rank IC 深度因子沪深 300 成分 IC (2017.01-2025.11)



资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

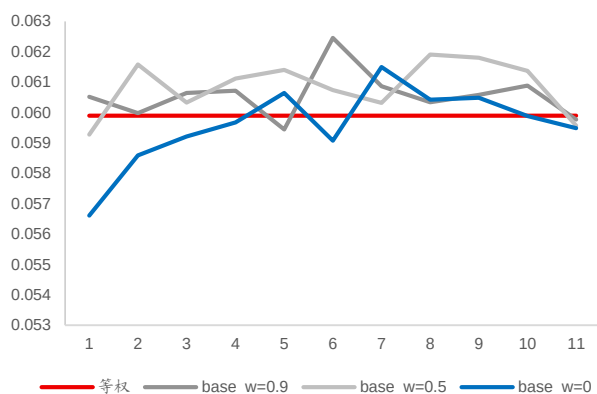
图25: Rank MSE 深度因子沪深 300 成分 IC (2017.01-2025.11)



在沪深 300 域内,极端多头加权的 IC 与 MSE 深度因子会有一定幅度的多空选股效果提升,而对于 Rank IC 与 Rank MSE 深度因子而言,多头组也不会有很大的 300 域内改善。

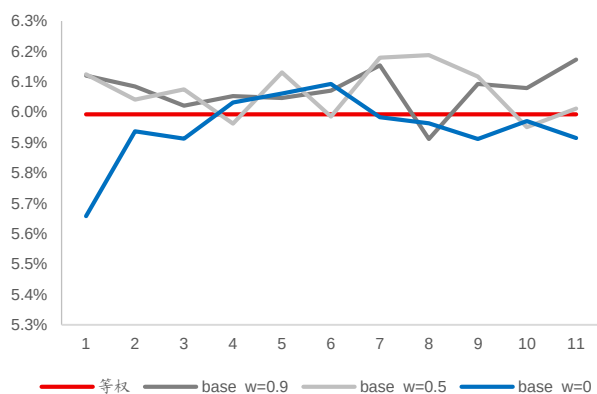
不同分组因子在中证 500 成分 IC 表现, 如下图:

图26: IC 深度因子中证 500 成分 IC (2017.01-2025.11)



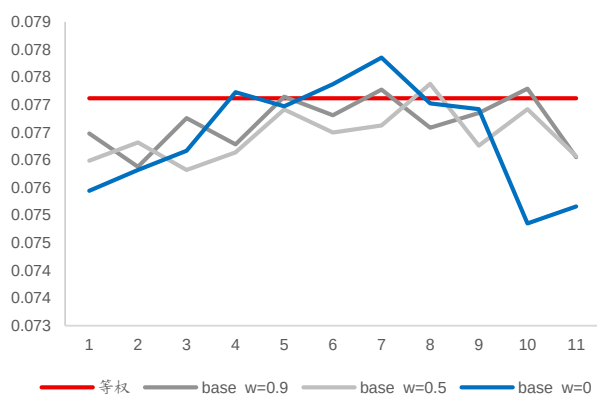
资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

图28: MSE 深度因子中证 500 成分 IC (2017.01-2025.11)



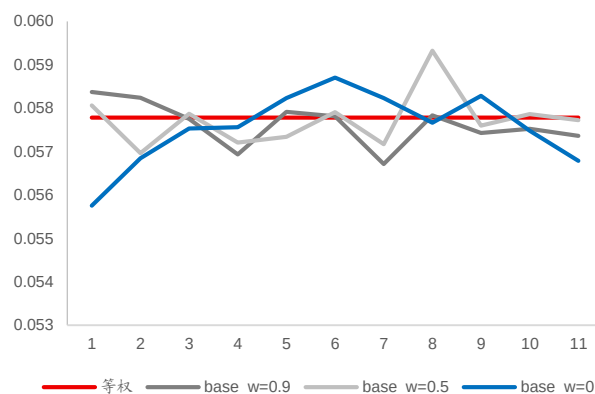
资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

图30: IC 深度因子中证 1000 成分 IC (2017.01-2025.11)



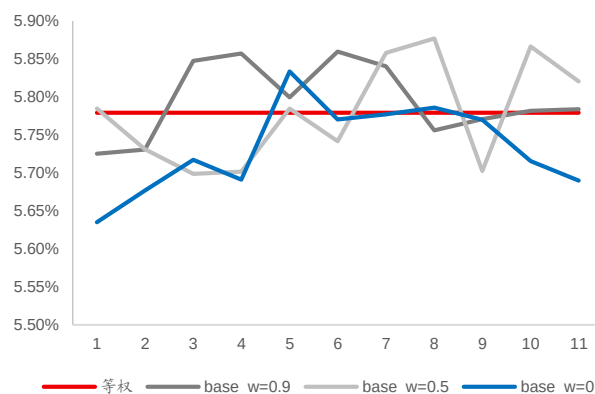
资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

图27: Rank IC 深度因子中证 500 成分 IC (2017.01-2025.11)



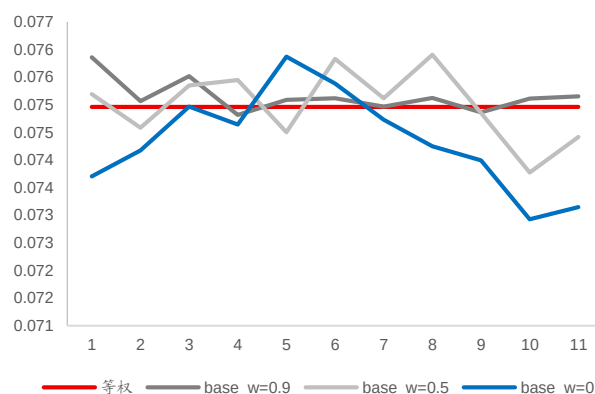
资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

图29: Rank MSE 深度因子中证 500 成分 IC (2017.01-2025.11)



资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

图31: Rank IC 深度因子中证 1000 成分 IC (2017.01-2025.11)



资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

分域后不同 Loss 函数深度因子在 500 域内相对等权有更多分域模型 IC 更高, 除 Rank MSE 深度因子不太稳定以外, 其他分域因子在第 8 组左右大比例高于等权因子。

不同分组因子在中证 1000 成分 IC 表现, 如下图:

图32: MSE 深度因子中证 1000 成分 IC (2017.01-2025.11)

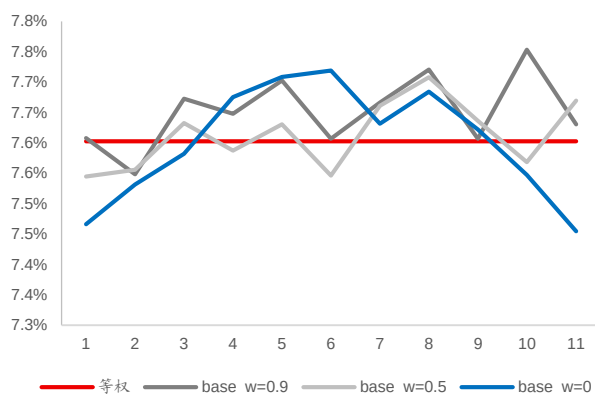
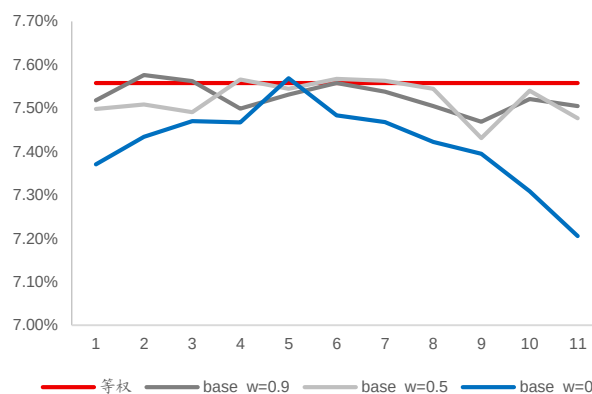


图33: Rank MSE 深度因子中证 1000 成分 IC (2017.01-2025.11)



相比较中证 500, 分域训练在中证 1000 中的表现更加逊色, Rank MSE 深度因子不同分域均难以战胜等权模型。

不同分组因子在小市值中 IC 表现, 如下图:

图34: IC 深度因子小市值中 IC (2017.01-2025.11)

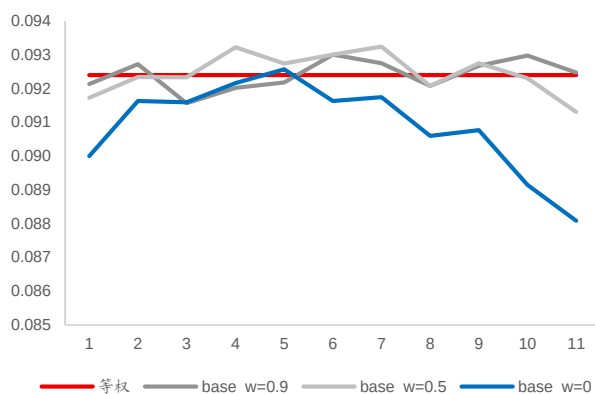
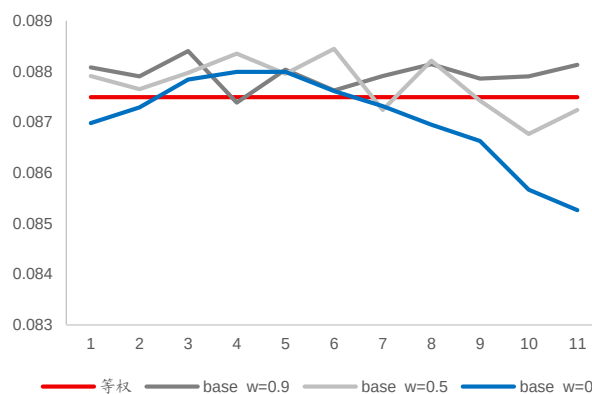


图35: Rank IC 深度因子小市值中 IC (2017.01-2025.11)



资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

图36: MSE 深度因子小市值中 IC (2017.01-2025.11)

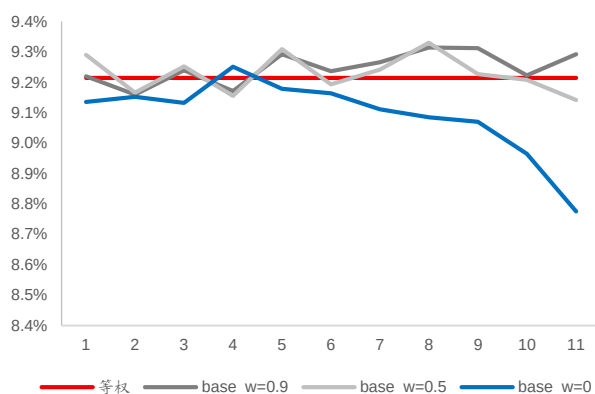
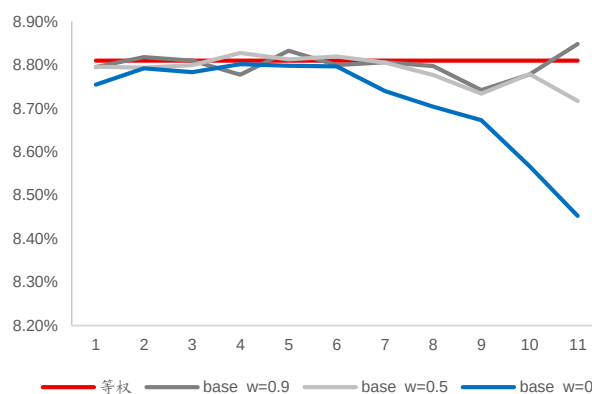


图37: Rank MSE 深度因子小市值中 IC (2017.01-2025.11)



分域训练在小市值范围内, 提升效果不太显著, 但对于小市值分组而言, 也不会有明显的削弱效果。

整体而言, 深度因子的 IC 表现在不同域内差距极大, 1000 与小市值的 IC 表现是 300 与 500 的两倍, 而尤其对于 $w_{base} = 0.9$ 加权方式, 其对靠近选股域附近的市值分组加权不会对应分域内有显著选股效果损失。

2.3. 基于市值分组的分域加权深度学习组合表现

我们利用上述分域加权构建的 11 个模型因子构建复合因子, 即权重配比参考基准指数在从聚类市值第 1 组到第 11 组的权重进行配置, 按照市值

分组在指数中的权重进行加权复合因子。再利用该复合因子，按下表约束条件构建周度调仓增强组合：

表 6 不同组合的约束条件

	沪深 300 增强		中证 500 增强		中证 1000 增强	
	宽约束	严约束	宽约束	严约束	宽约束	严约束
换仓频率	周	周	周	周	周	周
个股约束	2%	2%	1%	1%	1%	1%
行业约束	1%	1%	1%	1%	1%	1%
市值约束	0.3	0.1	0.3	0.1	0.3	0.1
市值 3 次方	0.3	-	0.3	-	0.3	-
PB	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
市值 2 次方	-	0.1	-	0.1	-	0.1
ROE	-	0.3	-	0.3	-	0.3
SUE	-	0.3	-	0.3	-	0.3
波动	-	0.3	-	0.3	-	0.3
成份股约束	-	0.8	-	0.8	-	0.8
换手率约束	0.15	0.15	0.3	0.3	0.3	0.3

资料来源：Wind，国泰海通证券研究

周度调仓组合按照单边 0.15% 进行手续费计算。

● 沪深 300 增强组合中，进行市值分域加权操作无法提升组合表现。

不同市值加权复合因子在沪深 300 中表现如下表：

表 7 市值加权成分复合因子沪深 300 增强组合超额表现（2017.01-2025.11）

		年化超额收益		信息比	超额最大回撤	超额收益回撤比
		等权				
宽约束	RANK MSE	等权	7.12%	1.371	6.85%	1.039
		base_w=0.9	5.61%	1.092	6.12%	0.916
		base_w=0.5	6.11%	1.160	8.55%	0.714
		base_w=0	5.06%	0.990	10.54%	0.480
	MSE	等权	6.26%	1.076	12.84%	0.488
		base_w=0.9	4.51%	0.748	10.39%	0.435
		base_w=0.5	4.66%	0.800	10.09%	0.462
		base_w=0	6.23%	1.049	10.64%	0.586
	RANK IC	等权	7.14%	1.348	9.25%	0.772
		base_w=0.9	6.50%	1.251	7.74%	0.839
		base_w=0.5	6.57%	1.285	8.73%	0.752
		base_w=0	4.69%	0.905	13.72%	0.342
	IC	等权	5.70%	0.962	9.89%	0.577
		base_w=0.9	4.61%	0.776	13.00%	0.355
		base_w=0.5	5.80%	0.957	11.85%	0.490
		base_w=0	6.27%	1.085	13.40%	0.467
严约束	RANK MSE	等权	7.15%	1.418	6.38%	1.120
		base_w=0.9	5.61%	1.125	7.51%	0.746
		base_w=0.5	5.68%	1.138	7.71%	0.736
		base_w=0	5.53%	1.111	9.31%	0.594
	MSE	等权	7.14%	1.354	7.71%	0.926
		base_w=0.9	5.43%	1.007	10.26%	0.529
		base_w=0.5	4.55%	0.873	10.27%	0.443
		base_w=0	5.75%	1.106	13.21%	0.435
	RANK IC	等权	7.44%	1.478	7.34%	1.014
		base_w=0.9	6.27%	1.267	8.96%	0.700
		base_w=0.5	7.01%	1.425	7.75%	0.904
		base_w=0	5.31%	1.086	7.62%	0.697
	IC	等权	7.07%	1.369	8.22%	0.860
		base_w=0.9	4.78%	0.892	9.92%	0.482
		base_w=0.5	2.87%	0.552	12.42%	0.231
		base_w=0	5.62%	1.072	9.95%	0.565

资料来源：Wind，国泰海通证券研究

宽约束 300 增强组合分年度收益如下表：

表 8 市值加权成分复合因子宽约束沪深 300 增强组合分年度表现 (2017.01-2025.11)

	RANK MSE				MSE			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	16.97%	12.46%	8.31%	12.76%	9.42%	9.08%	12.16%	15.90%
2018	10.68%	9.89%	10.65%	7.39%	4.05%	3.26%	1.25%	6.13%
2019	1.26%	-0.58%	1.10%	2.43%	0.00%	-0.92%	-1.36%	7.22%
2020	21.07%	15.36%	13.71%	14.29%	23.55%	15.61%	6.07%	13.15%
2021	7.06%	6.82%	7.25%	10.64%	18.14%	10.90%	15.88%	8.79%
2022	4.98%	3.56%	6.08%	5.42%	4.34%	1.61%	0.00%	1.02%
2023	4.43%	4.67%	7.38%	-0.39%	0.26%	4.06%	7.62%	5.20%
2024	-1.07%	-2.19%	-3.04%	-4.12%	-3.93%	-2.76%	-2.99%	-1.22%
2025	1.60%	1.10%	2.00%	-1.18%	5.60%	2.39%	5.51%	4.64%
	RANK IC				IC			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	13.10%	12.51%	13.89%	18.27%	9.09%	8.75%	14.99%	13.25%
2018	8.76%	9.85%	7.83%	6.35%	8.17%	6.40%	5.91%	5.08%
2019	-1.04%	-0.29%	6.05%	5.27%	5.05%	2.35%	4.03%	4.07%
2020	21.03%	19.47%	18.07%	14.59%	13.73%	9.46%	9.05%	16.92%
2021	16.55%	11.41%	8.52%	7.71%	15.37%	7.73%	13.72%	9.79%
2022	7.39%	5.27%	5.13%	4.54%	-1.27%	-1.10%	-2.29%	-0.69%
2023	3.28%	3.54%	6.16%	-1.21%	4.18%	4.78%	7.24%	3.50%
2024	-1.41%	-1.32%	-4.13%	-6.58%	2.97%	1.29%	-4.28%	-2.83%
2025	-2.07%	-0.81%	0.39%	-2.40%	-2.92%	3.90%	7.90%	14.07%

资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

严约束 300 增强组合分年度收益如下表:

表 9 市值加权成分复合因子严约束沪深 300 增强组合分年度表现 (2017.01-2025.11)

	RANK MSE				MSE			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	18.76%	15.01%	12.61%	19.31%	8.19%	13.41%	11.86%	17.96%
2018	9.27%	6.36%	7.78%	9.16%	9.21%	8.30%	6.64%	9.01%
2019	2.29%	2.35%	1.53%	-1.99%	4.17%	4.75%	5.38%	5.61%
2020	20.14%	17.12%	19.66%	17.46%	23.99%	18.30%	9.36%	12.27%
2021	7.46%	8.82%	4.83%	4.60%	12.70%	6.62%	9.07%	11.91%
2022	6.06%	1.41%	3.49%	5.61%	5.56%	0.55%	0.35%	-0.32%
2023	4.93%	4.04%	6.76%	3.33%	1.64%	-0.69%	1.37%	-2.33%
2024	-1.40%	-0.29%	-2.79%	-2.47%	2.91%	2.88%	2.08%	0.74%
2025	-0.05%	-0.41%	-0.27%	-3.19%	-0.79%	0.18%	-2.32%	2.40%
	RANK IC				IC			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	14.41%	14.56%	16.91%	17.12%	15.42%	12.77%	11.35%	17.73%
2018	10.28%	9.55%	7.82%	8.59%	10.95%	5.14%	3.43%	8.92%
2019	0.26%	1.85%	0.54%	2.40%	1.97%	0.76%	0.16%	7.55%
2020	17.01%	14.85%	22.16%	17.05%	15.36%	16.38%	10.19%	11.63%
2021	10.46%	6.83%	7.41%	0.51%	12.75%	10.68%	10.16%	6.72%
2022	7.66%	6.95%	5.03%	5.65%	1.03%	3.91%	-4.46%	0.11%
2023	6.67%	7.64%	8.37%	0.96%	3.28%	0.14%	4.16%	1.65%
2024	2.95%	-1.21%	-2.22%	-0.32%	7.71%	1.12%	-2.54%	-1.37%
2025	-2.69%	-4.67%	0.17%	-0.56%	-1.84%	-4.88%	-3.02%	2.44%

资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

对于沪深 300 而言, 分域加权的方式几乎无法对基础组合产生增强效果, 以 base_w=0 进行极端赋权, 其收益状况可能会更加恶化。

- 中证 500 增强组合中, 进行市值分域加权操作可以提升宽约束组合的整体表现, 非极端加权的 IC 为 Loss 函数组合表现最佳。

不同最市值加权复合因子在中证 500 中表现如下表:

表 10 市值加权成分复合因子中证 500 增强组合超额表现 (2017.01-2025.11)

		年化超额收益	信息比	超额最大回撤	超额收益回撤比
宽约束	RANK MSE	等权 12.45%	1.705	14.31%	0.870

严约束		base_w=0.9	12.49%	1.681	15.60%	0.801
		base_w=0.5	11.70%	1.600	14.43%	0.811
		base_w=0	10.82%	1.510	13.96%	0.775
	MSE	等权	12.11%	1.584	16.55%	0.732
		base_w=0.9	12.99%	1.696	15.72%	0.826
		base_w=0.5	13.43%	1.751	16.53%	0.813
		base_w=0	13.04%	1.795	14.49%	0.900
	RANK IC	等权	12.37%	1.703	14.18%	0.872
		base_w=0.9	12.81%	1.722	15.13%	0.847
		base_w=0.5	12.61%	1.701	14.44%	0.874
		base_w=0	10.77%	1.538	13.13%	0.820
	IC	等权	13.83%	1.843	15.56%	0.889
		base_w=0.9	14.05%	1.881	15.15%	0.928
		base_w=0.5	14.06%	1.845	16.44%	0.855
		base_w=0	12.57%	1.758	14.61%	0.860
	RANK MSE	等权	8.49%	1.678	7.75%	1.095
		base_w=0.9	8.57%	1.668	6.69%	1.282
		base_w=0.5	9.61%	1.861	7.36%	1.306
		base_w=0	7.90%	1.562	8.76%	0.901
	MSE	等权	9.83%	1.939	8.37%	1.174
		base_w=0.9	9.45%	1.834	9.21%	1.026
		base_w=0.5	8.11%	1.575	12.33%	0.658
		base_w=0	7.69%	1.504	14.46%	0.532
	RANK IC	等权	8.06%	1.600	7.05%	1.143
		base_w=0.9	9.01%	1.753	7.26%	1.241
		base_w=0.5	7.63%	1.474	7.63%	1.001
		base_w=0	8.13%	1.597	7.48%	1.087
	IC	等权	7.11%	1.358	13.68%	0.519
		base_w=0.9	9.44%	1.826	10.98%	0.859
		base_w=0.5	9.06%	1.753	13.10%	0.692
		base_w=0	8.34%	1.662	13.83%	0.603

资料来源：Wind，国泰海通证券研究

宽约束 500 增强组合分年度收益如下表：

表 11 市值加权成分复合因子宽约束中证 500 增强组合分年度表现（2017.01-2025.11）

	RANK MSE				MSE			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	16.20%	15.29%	16.24%	14.00%	12.89%	17.71%	17.35%	21.72%
2018	20.94%	23.69%	22.38%	20.83%	19.47%	19.99%	21.35%	20.41%
2019	8.59%	5.61%	6.91%	8.90%	11.59%	6.73%	11.07%	10.93%
2020	24.87%	22.52%	19.25%	16.98%	16.84%	13.30%	20.37%	23.96%
2021	10.55%	11.99%	9.65%	9.65%	23.61%	31.40%	32.05%	25.78%
2022	7.77%	10.06%	11.56%	9.13%	6.44%	4.32%	-0.28%	-4.10%
2023	11.06%	10.18%	8.20%	7.32%	11.35%	10.07%	12.79%	9.46%
2024	4.61%	6.11%	2.58%	1.44%	-0.30%	5.89%	1.88%	2.52%
2025	4.20%	1.27%	2.61%	4.45%	5.94%	7.11%	7.30%	12.36%
	RANK IC				IC			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	12.85%	18.22%	17.94%	16.75%	16.17%	15.11%	18.44%	19.97%
2018	22.33%	19.69%	22.94%	21.10%	17.62%	19.83%	22.64%	21.81%
2019	6.01%	6.64%	7.64%	11.88%	8.60%	8.39%	7.45%	7.57%
2020	24.00%	22.26%	17.24%	17.99%	21.39%	16.33%	21.49%	17.89%
2021	11.16%	15.51%	12.66%	10.64%	35.39%	31.55%	29.22%	24.07%
2022	12.39%	9.68%	11.56%	8.38%	5.27%	6.89%	2.00%	1.17%
2023	8.74%	9.34%	8.72%	7.12%	10.42%	13.74%	13.05%	7.60%
2024	5.07%	5.43%	5.73%	0.04%	2.97%	6.38%	3.34%	3.71%
2025	3.52%	5.22%	3.00%	-1.09%	9.72%	7.47%	9.81%	9.81%

资料来源：Wind，国泰海通证券研究

严约束 500 增强组合分年度收益如下表：

表 12 市值加权成分复合因子严约束中证 500 增强组合分年度表现 (2017.01-2025.11)

	RANK MSE				MSE			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	18.76%	15.94%	16.70%	17.88%	8.19%	21.65%	22.11%	20.97%
2018	9.27%	14.86%	15.92%	13.95%	9.21%	12.99%	14.90%	11.96%
2019	2.29%	10.16%	9.45%	8.71%	4.17%	12.56%	7.43%	8.14%
2020	20.14%	8.94%	13.73%	8.80%	23.99%	9.79%	11.63%	10.12%
2021	7.46%	13.08%	13.65%	12.69%	12.70%	15.77%	10.63%	8.45%
2022	6.06%	9.64%	9.52%	6.85%	5.56%	2.62%	0.21%	-0.31%
2023	4.93%	0.16%	0.62%	0.12%	1.64%	1.23%	2.53%	1.17%
2024	-1.40%	1.76%	5.08%	-1.77%	2.91%	1.58%	-2.55%	-2.42%
2025	-0.05%	-0.53%	-0.99%	1.87%	-0.79%	8.90%	6.51%	13.79%
	RANK IC				IC			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	14.41%	16.48%	16.17%	17.57%	15.42%	21.22%	20.18%	21.13%
2018	10.28%	17.14%	14.46%	14.69%	10.95%	14.58%	16.73%	11.84%
2019	0.26%	11.48%	7.93%	6.89%	1.97%	9.85%	7.34%	11.52%
2020	17.01%	17.35%	11.43%	8.95%	15.36%	11.08%	13.55%	12.30%
2021	10.46%	8.76%	9.20%	13.62%	12.75%	18.26%	15.05%	8.98%
2022	7.66%	9.26%	5.69%	4.09%	1.03%	0.33%	0.26%	2.53%
2023	6.67%	0.71%	2.44%	1.59%	3.28%	-0.07%	-0.12%	1.42%
2024	2.95%	1.01%	1.10%	2.11%	7.71%	2.04%	0.57%	-4.16%
2025	-2.69%	-4.01%	-2.89%	1.56%	-1.84%	10.44%	9.32%	12.04%

资料来源: Wind, 国泰海通证券研究

在 500 宽约束组合中, 分域训练可以有一定的提升效果, 但整体而言效果并不显著。严约束组合则无法通过分域训练得到最显著的模型提升。

- 中证 1000 增强组合中, 无论宽严约束组合, 进行市值分域加权操作均可以显著提升组合表现。

不同最市值加权复合因子在中证 1000 中表现如下表:

表 13 市值加权成分复合因子中证 1000 增强组合超额表现 (2017.01-2025.11)

		年化超额收益		信息比	超额最大回撤	超额收益回撤比
		等权				
宽约束	RANK MSE	等权	18.23%	2.250	14.73%	1.238
		base_w=0.9	17.96%	2.213	15.52%	1.157
		base_w=0.5	18.28%	2.288	14.38%	1.271
		base_w=0	17.81%	2.300	14.41%	1.236
	MSE	等权	19.21%	2.478	16.93%	1.134
		base_w=0.9	20.98%	2.740	16.06%	1.307
		base_w=0.5	20.35%	2.705	16.60%	1.226
		base_w=0	17.12%	2.362	15.79%	1.084
	RANK IC	等权	17.79%	2.208	14.74%	1.207
		base_w=0.9	18.84%	2.368	14.16%	1.330
		base_w=0.5	18.00%	2.235	15.03%	1.198
		base_w=0	16.85%	2.172	13.85%	1.216
	IC	等权	20.33%	2.726	14.96%	1.359
		base_w=0.9	22.04%	2.846	17.25%	1.278
		base_w=0.5	20.81%	2.699	16.47%	1.264
		base_w=0	19.42%	2.696	15.51%	1.252
严约束	RANK MSE	等权	13.76%	2.383	6.51%	2.113
		base_w=0.9	14.37%	2.511	6.87%	2.091
		base_w=0.5	14.66%	2.558	7.05%	2.077
		base_w=0	13.71%	2.391	8.62%	1.591
	MSE	等权	14.02%	2.490	10.05%	1.395
		base_w=0.9	15.27%	2.741	8.83%	1.729
		base_w=0.5	16.27%	2.914	6.89%	2.360
		base_w=0	13.91%	2.552	8.68%	1.602
	RANK IC	等权	14.38%	2.554	6.53%	2.201
		base_w=0.9	14.17%	2.471	7.06%	2.006

		base_w=0.5	14.65%	2.511	8.45%	1.734
		base_w=0	14.30%	2.520	8.36%	1.712
	IC	等权	15.18%	2.729	8.20%	1.850
		base_w=0.9	15.60%	2.783	8.14%	1.916
		base_w=0.5	15.75%	2.847	7.40%	2.127
		base_w=0	14.07%	2.597	7.80%	1.804

资料来源：Wind，国泰海通证券研究

宽约束 1000 增强组合分年度收益如下表：

表 14 市值加权成分复合因子宽约束中证 1000 增强组合分年度表现 (2017.01-2025.11)

	RANK MSE				MSE			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	24.76%	25.52%	26.72%	25.31%	30.59%	26.84%	28.39%	26.77%
2018	26.52%	26.69%	25.68%	27.31%	22.26%	24.70%	28.89%	24.08%
2019	17.24%	12.92%	15.18%	20.67%	18.11%	18.81%	16.02%	17.47%
2020	24.24%	20.88%	23.24%	22.90%	21.13%	23.81%	13.99%	19.22%
2021	12.51%	14.70%	16.10%	12.68%	21.85%	35.29%	33.96%	19.21%
2022	13.07%	12.79%	13.88%	16.87%	11.17%	10.45%	9.51%	4.09%
2023	17.65%	18.54%	14.71%	13.11%	17.40%	15.41%	19.95%	15.75%
2024	8.54%	8.45%	11.48%	3.49%	6.20%	10.63%	9.19%	5.34%
2025	7.74%	8.29%	5.31%	6.02%	16.06%	17.34%	13.84%	15.74%
	RANK IC				IC			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	22.72%	23.38%	23.22%	25.12%	25.60%	28.52%	25.08%	28.06%
2018	23.51%	26.47%	26.39%	26.44%	24.06%	28.10%	28.88%	22.84%
2019	15.63%	15.20%	16.63%	17.37%	11.09%	11.61%	14.30%	22.09%
2020	22.01%	21.86%	21.79%	22.77%	19.83%	18.11%	19.03%	17.88%
2021	11.50%	17.70%	15.32%	10.50%	39.13%	38.70%	30.60%	25.84%
2022	15.97%	13.99%	14.63%	15.31%	12.95%	13.23%	11.36%	9.59%
2023	17.30%	18.00%	16.51%	12.36%	18.56%	20.82%	17.46%	14.58%
2024	11.85%	11.12%	9.99%	3.57%	5.13%	12.65%	13.16%	9.61%
2025	7.33%	9.78%	5.05%	6.21%	20.63%	16.99%	17.66%	17.84%

资料来源：Wind，国泰海通证券研究

严约束 1000 增强组合分年度收益如下表：

表 15 市值加权成分复合因子严约束中证 1000 增强组合分年度表现 (2017.01-2025.11)

	RANK MSE				MSE			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	19.89%	23.80%	24.59%	20.95%	24.21%	26.71%	26.65%	23.85%
2018	22.67%	19.74%	20.36%	20.39%	17.22%	17.44%	19.51%	17.77%
2019	16.13%	17.03%	17.46%	22.46%	14.00%	17.75%	16.25%	13.01%
2020	15.49%	16.33%	18.03%	14.91%	23.94%	20.75%	22.42%	22.07%
2021	17.41%	24.33%	20.07%	14.04%	19.08%	24.58%	26.61%	21.23%
2022	9.11%	11.15%	11.00%	10.64%	5.29%	9.53%	7.24%	2.66%
2023	7.13%	7.56%	6.80%	7.65%	10.92%	6.53%	5.01%	8.86%
2024	4.16%	4.19%	5.11%	1.71%	2.34%	6.67%	7.45%	3.11%
2025	3.21%	-2.22%	0.54%	3.15%	4.78%	2.44%	11.75%	9.63%
	RANK IC				IC			
	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0	等权	base_w=0.9	base_w=0.5	base_w=0
2017	19.91%	23.92%	23.60%	21.27%	23.03%	26.22%	24.32%	21.42%
2018	18.86%	19.51%	18.17%	20.25%	16.10%	17.36%	17.65%	17.36%
2019	16.34%	17.68%	19.97%	23.04%	13.07%	15.67%	14.51%	15.06%
2020	17.79%	15.10%	18.23%	16.56%	17.78%	22.94%	20.49%	23.18%
2021	20.95%	21.12%	21.05%	16.18%	34.22%	21.15%	30.75%	17.72%
2022	12.92%	11.58%	10.38%	10.63%	8.09%	9.09%	6.80%	5.94%
2023	8.17%	7.51%	6.19%	7.21%	7.28%	6.84%	7.85%	7.47%
2024	6.00%	4.58%	8.98%	3.26%	4.15%	8.43%	7.24%	3.61%
2025	0.72%	-1.60%	-1.08%	3.47%	11.08%	7.54%	9.18%	11.35%

资料来源：Wind，国泰海通证券研究

市值分域加权对于 1000 增强组合的提升较为显著，无论宽严组合，年化收益提升均能超过 1%。

整体来看，与基于线性回归的因子动量组合不同，虽然均以量价因子为主，且因子构建逻辑基本相近，但按市值分域对于深度学习因子增强主要体现在中小市值股票，而线性回归模型则主要体现在大市值股票中。

3. 总结

深度学习方法构建预期收益向量与传统手工线性回归方法获得预期收益向量有本质的区别。假设我们有输入因子集 x ，以过去 26 周因子与收益回归系数均值作为因子收益，获得系数后利用线性模型对未来一周收益进行预测，因此有以下过程：

$$EstR = \beta * x$$

$$\beta = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n (x_i^T * x_i)^{-1} * x_i^T * y_i$$

这里， n 等于 26， x_i 为第 i 期因子值， y_i 为第 i 期收益率。线性回归方法中，我们通常假设残差服从正态分布，因此最小二乘计算得到的 β 过程，即为上述 $EstR$ 计算模型参数的最大似然估计值，换句话说，线性回归模型的模型参数是可以由历史数据解析求解得到，不存在求解参数过程中由于避免过拟合所需要设计的早停机制等带来模型参数的不确定性。

对应深度学习方法，则可以认为是以下公式：

$$EstR = Model(\beta) * x$$

$$\beta = GD(x, y)$$

深度学习本身也是对模型参数 β 进行求解的过程，然而与线性回归方法直接有推导证明过的最小二乘公式不同，深度学习模型参数的设定需要通过梯度下降的方法在参数空间中寻找最优解。而由于防止陷入局部最优，计算资源有限等限制，这种寻找过程往往受到随机的初始点的影响，并会依据模型在验证集上是否有提升设计早停机制。这样的最优解方式使得每次得到的最优解会有显著的波动，并且很难得到理论上真正的全局最优解。而随着输入数据信噪比的降低，每次得到的参数会有非常大的波动，并且距离真正的全局最优解可能会非常遥远。

因此，对于线性回归而言，我们可以相对精准算出输入因子按照线性模型对收益进行预测的最优参数，只不过对于样本外数据的预测效果会受到数据本身所包含有效信息多少的影响。而对于深度学习模型而言，输入信息包含有效信息过少，信噪比过低，除了会导致模型本身的理论预测能力不足外，我们通过梯度下降得到的参数甚至距离理论最优参数都有很大的距离，极端情况下我们得到的参数本可能就是噪音。

数据信噪比是由输入数据本身特性所决定，本文输入数据以量价特征为主，如果其包含对于沪深 300，中证 500 等较大市值股票收益预测信息不足，强行提升大市值股票权重可能会导致模型参数训练失败，从而使得理论上应该提升对大市值股票预测能力的模型，由于欠拟合的原因，进一步丧失了对股票收益的预测能力，由此选股能力进一步衰退。

总的来说，利用数据对于收益进行预测的能力，最主要还是有输入数据所包含的有效信息所决定。如果数据本身包含的有效信息过少，使用复杂模型对于预期收益进行预测，甚至会容易得到更差的结果。对于选股因子构建的场景，如何得到更好的收益预测特征或许才是提升收益预测能力的关键。

4. 风险提示

市场系统性风险、海外市场波动风险、模型误设风险。

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

本报告仅供国泰海通证券股份有限公司（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“国泰海通证券研究”，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
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
股票投资评级	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
行业投资评级		

国泰海通证券研究所

地址 上海市黄浦区中山南路 888 号

邮编 200011

电话 (021) 38676666