

相关研究

《选股因子系列研究（七十九）——用注意力机制优化深度学习高频因子》
2022.05.24

《选股因子系列研究（八十六）——深度学习高频因子的特征工程》2023.01.24

《选股因子系列研究（八十七）——高频与日度量价数据混合的深度学习因子》
2023.05.13

分析师:冯佳睿

Tel:(021)23219732

Email:fengjr@haitong.com

证书:S0850512080006

分析师:袁林青

Tel:(021)23212230

Email:ylq9619@haitong.com

证书:S0850516050003

选股因子系列研究（八十八）——多颗粒度特征的深度学习模型：探索 and 对比

投资要点:

在本系列的前期报告中，我们分别单独使用低频和高频特征作为输入，训练得到了深度学习因子。并在接近 2 年的样本外跟踪期内，观察到了稳定优异的业绩表现。但是随着研究和交流的深入，新的问题也产生了。由于不同频率数据的存在，同一个特征可在多个频率上计算。那么，它们包含的信息是完全一样的，还是互有增益呢？为此，本文探索 and 对比了几类多颗粒度模型，并提出了一些行之有效的改进方案。

- **从单颗粒度模型到多颗粒度模型。** 尽管使用单一的日度特征已经可以实现不俗的业绩，但更细颗粒度的特征依然有值得挖掘的有效信息。因此，本文引入了两类多颗粒度模型。（1）“**多颗粒度输入，一次性训练**”：将不同颗粒度的特征均作为模型输入，并通过独立的 GRU 提取序列信息；随后，将 GRU 的输出结果合并，再通过 MLP 得到最终的输出。（2）“**单颗粒度训练，输出集成**”：单独训练每一个颗粒度的特征，输出对标签的预测；在最终的推理阶段，集成不同颗粒度模型的输出。
- **在不同标签长度、调仓周期和成交价格假设下，多颗粒度模型的 Rank IC 和年化多头超额收益，相比单颗粒度模型都得到了不同程度的提升。** 整体而言，输出集成方式的效果最好，10 日标签对应的费前年化超额收益可达 31.5%。
- **双向 AGRU 多颗粒度模型。** 为缓解早期重要信息的遗忘问题，我们不仅引入了注意力机制，还将 GRU 模型从单向改为双向。即，分别按顺序和逆序学习特征序列，并提取信息。和传统的单向 GRU 相比，双向 AGRU 多颗粒度模型的 Rank IC、ICIR 和多头超额收益都得到了全面而稳定的提升。具体地，周均 Rank IC 超过 0.12，Top10% 和 Top100 组合的费前多头超额收益分别为 33% 和 40%。
- **微软亚研院在《Multi-Granularity Residual Learning with Confidence Estimation for Time Series Prediction》一文中，提出了多颗粒度残差学习网络。** 其核心理念是，将多个相同的模块叠加，形成整体网络架构，但每个模块只单独处理一个颗粒度的数据。从第二个模块起，输入的特征都需通过取残差的方式，剔除前一颗粒度已包含的信息，即，只保留该粒度特有的信息。每个模块都会输出该颗粒度下，对最终标签的预测。再将所有预测集成，作为最终的预测。
- **将双向 AGRU 多颗粒度模型的输出值作为股票的收益预测，构建周度调仓的中证 500 和中证 1000 AI 增强组合。** 2017.01-2023.07，无成分股约束时，中证 500 和中证 1000 AI 增强组合分别取得 15%-20% 和 25%-30% 的年化超额收益。其中，2023 年的 YTD 超额收益分别为 10%-16% 和 15%-18%。添加 80% 成分股权重约束后，两个组合的超额收益分别下降 5%-6% 和 2%-3%，至 10%-15% 和 23%-27%。
- **风险提示。** 市场系统性风险、资产流动性风险、政策变动风险、因子失效风险。

目 录

1. 单颗粒度模型	5
2. 多颗粒度模型	6
3. 双向 AGRU 多颗粒度模型	7
4. 多颗粒度残差学习网络	11
5. AI 指数增强组合	12
5.1 中证 500 AI 增强组合	12
5.2 中证 1000 AI 增强组合	13
6. 总结	15
7. 风险提示	15

用户677753973于2024-01-26日下载，仅供本人内部使用，不可传播与转载

图目录

图 1	“多颗粒度输入，一次性训练”示意图	6
图 2	“单颗粒度训练，输出集成”示意图	6
图 3	注意力加权示意图	7
图 4	双向 AGRU 单颗粒度模型 Top10%组合超额收益（2017-2023.07，费前）	7
图 5	双向 AGRU 单颗粒度模型 Top100 组合超额收益（2017-2023.07，费前）	7
图 6	双向 AGRU 多颗粒度模型 Top10%组合超额收益（2017-2023.07，费前）	8
图 7	双向 AGRU 多颗粒度模型 Top100 组合超额收益（2017-2023.07，费前）	8
图 8	双向 AGRU 多颗粒度模型 Top10%组合分年度超额收益（2017-2023.07，10 日 标签，费前）	9
图 9	双向 AGRU 多颗粒度模型 Top100 组合分年度超额收益（2017-2023.07，10 日 标签，费前）	9
图 10	双向 AGRU 多颗粒度模型 Top10%组合累计超额收益（2023.01-2023.07，费前） 9	
图 11	双向 AGRU 多颗粒度模型在不同选股空间中的周均 Rank IC（2017-2023.07， 10 日标签）	10
图 12	双向 AGRU 多颗粒度模型在不同选股空间中的年化多头超额收益 （2017-2023.07，Top10%组合，10 日标签，费前）	10
图 13	双向 AGRU 多颗粒度模型在不同选股空间中的多头超额收益（2023.01-2023.07， 10 日标签，费前）	10
图 14	多颗粒度残差学习网络示意图	11
图 15	多颗粒度残差学习网络 Top10%组合分年度超额收益（2017-2023.07，费前） 12	
图 16	多颗粒度残差学习网络 Top100 组合分年度超额收益（2017-2023.07，费前） 12	

表目录

表 1	单颗粒度模型表现对比（2017-2023.07）	5
表 2	单颗粒度模型 TOP10%组合分年度超额收益（2017-2023.07，费前）	5
表 3	多颗粒度模型 Rank IC 对比（2017-2023.07）	6
表 4	多颗粒度模型分年度多头超额收益（2017-2023.07，次日均价交易，费前）	6
表 5	双向 AGRU 单颗粒度模型表现对比（2017-2023.07）	8
表 6	双向 AGRU 多颗粒度模型表现对比（2017-2023.07）	8
表 7	多颗粒度残差学习网络的周度选股能力（2017-2023.07）	11
表 8	中证 500 AI 增强组合超额收益（全市场）	13
表 9	中证 500 AI 增强组合超额收益（80%成分股权重约束）	13
表 10	中证 500 AI 增强组合分年度收益风险特征（2017-2023.07）	13
表 11	中证 1000 AI 增强组合超额收益（全市场）	14
表 12	中证 1000 AI 增强组合超额收益（80%成分股权重约束）	14
表 13	中证 1000 AI 增强组合分年度收益风险特征（2017-2023.07）	14

在本系列的前期报告中，我们分别单独使用低频和高频特征作为输入，训练得到了深度学习因子。并在接近 2 年的样本外跟踪期内，观察到了稳定优异的业绩表现。但是随着研究和交流的深入，新的问题也产生了。由于不同频率数据的存在，同一个特征可在多个频率上计算。那么，它们包含的信息是完全一样的，还是互有增益呢？

为了探索这一问题，本文首先展示了单颗粒度模型的效果。在此基础上，尝试搭建两类融合不同频率特征信息的多颗粒度模型。并针对潜在的信息遗忘问题，对模型做了积极的改进。此外，微软亚研院（MSRA）2021 年提出的多颗粒度残差学习网络，也在本文中得到了初步的复现。最后，利用多颗粒度模型的收益预测，本文实现了近似“端到端”的指数增强组合构建。

1. 单颗粒度模型

前期报告《选股因子系列研究（八十七）——高频与日度量价数据混合的深度学习因子》中，我们使用不同频率的量价数据构建日度和小时级特征，作为深度学习模型的输入。本文进一步构建 30 分钟级别的特征，以便更好地对比相同网络结构与超参数的单颗粒度模型下，各频率特征训练得到的因子有效性（表 1）。如无特殊说明，下文所有结果均基于次日均价成交这一假设计算得到，且为多条轨道的平均值。轨道条数等于调仓周期，交易成本为双边千分之三。

表 1 单颗粒度模型表现对比（2017-2023.07）

标签长度	特征颗粒度	Rank IC	ICIR	胜率	Top10%组合年化超额		Top100 组合年化超额	
					费前	费后	费前	费后
5 日	日度	0.118	7.54	87%	30.3%	20.1%	37.2%	24.4%
	60 分钟	0.116	7.35	86%	27.1%	16.8%	31.9%	18.6%
	30 分钟	0.119	7.56	87%	28.7%	18.4%	31.9%	18.6%
10 日	日度	0.121	7.37	87%	31.5%	21.8%	34.3%	21.7%
	60 分钟	0.119	7.33	86%	29.6%	20.3%	32.1%	20.1%
	30 分钟	0.117	7.20	85%	27.3%	18.4%	30.7%	19.3%

资料来源：Wind，海通证券研究所

由上表可见，2017-2023.07，基于日度特征训练得到因子有更高的多头超额收益（相对全市场所有股票平均，下文如未明确说明，皆是如此）。那么，这是否意味着高频特征并无增量信息呢？我们进一步对比单颗粒度模型的分年度多头超额收益（表 2）。

表 2 单颗粒度模型 TOP10%组合分年度超额收益（2017-2023.07，费前）

标签长度	特征颗粒度	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023.07YTD	全区间（年化）
5 日	日度	21.7%	39.4%	24.9%	33.5%	22.7%	32.9%	16.9%	30.3%
	60 分钟	19.7%	38.2%	25.2%	30.2%	15.7%	28.1%	14.1%	27.1%
	30 分钟	19.2%	43.2%	24.7%	29.7%	19.2%	29.5%	15.5%	28.7%
10 日	日度	15.3%	42.2%	33.9%	36.0%	29.7%	29.7%	17.1%	31.5%
	60 分钟	22.1%	48.6%	29.6%	21.6%	15.5%	30.0%	17.2%	29.6%
	30 分钟	16.2%	46.9%	22.8%	19.7%	16.0%	31.9%	16.5%	27.3%

资料来源：Wind，海通证券研究所

使用日度特征训练得到的因子，并非每一年都表现最优。部分年度中，以 60 分钟或 30 分钟特征作为输入的模型，取得了更高的超额收益。例如，当预测标签为未来 10 日收益时，用 60 分钟特征训练得到的因子在 2017、2018 和 2023 年的表现都更胜一筹；而 2022 年，则是输入 30 分钟特征能获得更高的超额收益。

因此，我们认为，尽管使用单一的日度特征已经可以实现不俗的业绩，但更细颗粒度的特征依然有值得挖掘的有效信息。进一步开发包含不同频率特征的多颗粒度模型，有望提升因子的收益，增强业绩的稳定性。

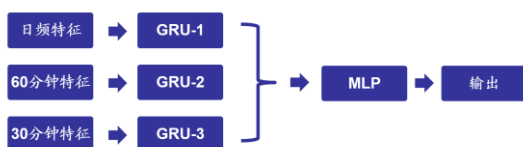
2. 多颗粒度模型

本文尝试使用如下两种最为常见的多颗粒度模型，融合不同频率特征中的信息。

(1) “多颗粒度输入，一次性训练”（后文简称“混合输入”）：将不同颗粒度的特征均作为模型输入，并通过独立的 GRU 提取序列信息；随后，将 GRU 的输出结果合并，再通过 MLP 得到最终的输出。

(2) “单颗粒度训练，输出集成”：单独训练每一个颗粒度的特征，输出对标签的预测；在最终的推理阶段，集成不同颗粒度模型的输出。本文共测试了两种方案，一是集成日度、60 分钟和 30 分钟三个模型的输出（后文简称“输出集成”），二是只集成最粗和最细两个颗粒度模型的输出，即日度和 30 分钟频（后文简称“输出集成 1”）。集成也有多种方式，如简单平均，机器学习中的树模型、基于互信息的对比学习等。为方便计，本文使用简单平均。

图1 “多颗粒度输入，一次性训练”示意图



资料来源：海通证券研究所整理

图2 “单颗粒度训练，输出集成”示意图



资料来源：海通证券研究所整理

下表展示了不同标签长度、调仓周期和成交价格假设下，各单/多颗粒度模型的 Rank IC。虽然基于日度特征的单颗粒度模型已展现出较强的周度与双周度选股能力，但通过加入细颗粒度特征，Rank IC 得到了普遍的提升。

表3 多颗粒度模型 Rank IC 对比（2017-2023.07）

标签长度	特征颗粒度	周频调仓				双周频调仓			
		T+0 收盘	T+1 均价	T+1 开盘	T+1 收盘	T+0 收盘	T+1 均价	T+1 开盘	T+1 收盘
5 日	日度	0.132	0.118	0.121	0.113	0.142	0.129	0.133	0.126
	60 分钟	0.131	0.116	0.120	0.111	0.143	0.129	0.133	0.126
	30 分钟	0.135	0.119	0.123	0.114	0.147	0.133	0.137	0.130
	混合输入	0.139	0.121	0.127	0.117	0.148	0.133	0.138	0.130
	输出集成	0.139	0.122	0.127	0.118	0.150	0.136	0.140	0.132
	输出集成 1	0.139	0.123	0.127	0.119	0.151	0.136	0.141	0.133
10 日	日度	0.131	0.121	0.122	0.117	0.146	0.136	0.139	0.134
	60 分钟	0.130	0.119	0.121	0.114	0.146	0.135	0.138	0.132
	30 分钟	0.129	0.117	0.120	0.113	0.143	0.132	0.135	0.129
	混合输入	0.134	0.120	0.124	0.116	0.147	0.135	0.139	0.132
	输出集成	0.136	0.124	0.126	0.119	0.151	0.140	0.143	0.137
	输出集成 1	0.136	0.124	0.126	0.119	0.151	0.140	0.142	0.136

资料来源：Wind，海通证券研究所

进一步对比不同模型 Top10%组合的分年度超额收益，如下表所示，在所有年份上，总有多颗粒度模型能排在前两位。整体而言，输出集成方式的效果最好，10 日标签对应的年化超额收益可达 31.5%。

表4 多颗粒度模型分年度多头超额收益（2017-2023.07，次日均价交易，费前）

标签长度	特征颗粒度	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023.07 YTD	全区间（年化）
5 日	日度	21.7%	39.4%	24.9%	33.5%	22.7%	32.9%	16.9%	30.3%
	60 分钟	19.7%	38.2%	25.2%	30.2%	15.7%	28.1%	14.1%	27.1%
	30 分钟	19.2%	43.2%	24.7%	29.7%	19.2%	29.5%	15.5%	28.7%

10 日	混合输入	26.7%	37.5%	27.9%	31.6%	24.8%	31.9%	14.8%	30.8%
	输出集成	20.5%	43.3%	25.5%	33.2%	20.4%	34.7%	15.5%	30.6%
	输出集成 1	21.3%	43.9%	25.2%	32.8%	22.7%	35.8%	16.2%	31.4%
	日度	15.3%	42.2%	33.9%	36.0%	29.7%	29.7%	17.1%	31.5%
	60 分钟	22.1%	48.6%	29.6%	21.6%	15.5%	30.0%	17.2%	29.6%
	30 分钟	16.2%	46.9%	22.8%	19.7%	16.0%	31.9%	16.5%	27.3%
	混合输入	18.6%	45.3%	31.5%	29.3%	23.4%	34.8%	15.6%	31.3%
	输出集成	18.2%	50.4%	31.4%	26.7%	21.5%	33.6%	17.1%	31.5%
	输出集成 1	16.0%	48.1%	31.0%	29.2%	25.5%	33.4%	16.9%	31.4%

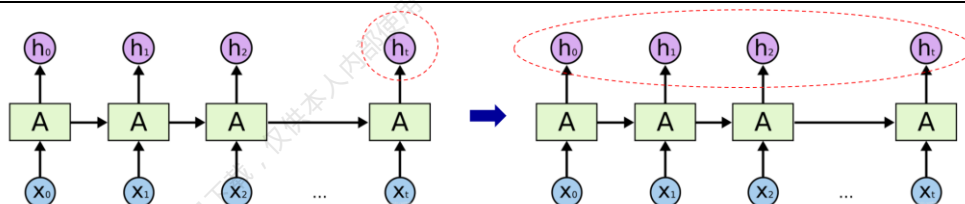
资料来源：Wind，海通证券研究所

3. 双向 AGRU 多颗粒度模型

尽管混合输入或输出集成提升了单颗粒度模型的选股能力，但由于依然使用传统 GRU，当特征的颗粒度较细（如 60 分钟或 30 分钟）时，“失忆”问题就不可避免。因此，想要进一步提升因子有效性，增强循环神经网络（RNN）的记忆性很有必要。

Transformer 类的网络结构是很多学术文献的首选，但通常需要较大的参数量才能获得理想的结果。而在周度或双周度收益预测的情景之下，用于训练的样本较为有限，因此该类模型未必适用。但我们可以借鉴 Transformer 类网络中的核心思想——注意力机制，即，对历史上各期隐含状态进行注意力加权，来改进传统 GRU。

图3 注意力加权示意图

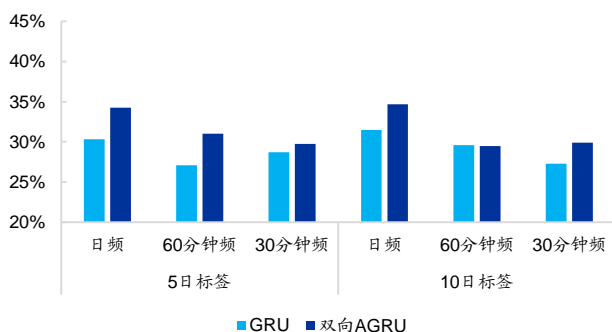


资料来源：海通证券研究所整理

除了引入注意力机制外，我们还将 GRU 模型从单向改为双向。即，分别按顺序和逆序学习特征序列，并提取信息，进一步缓解早期重要信息的遗忘问题。最终的模型简记为双向 AGRU。

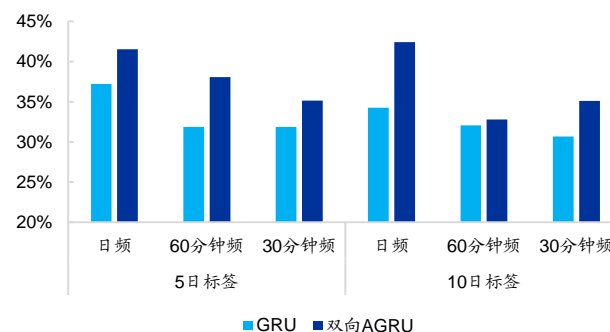
下图展示了双向 AGRU 单颗粒度模型的年化多头超额收益。显然，几乎在所有参数下，超额收益都得到了较为显著的提升。

图4 双向 AGRU 单颗粒度模型 Top10%组合超额收益（2017-2023.07，费前）



资料来源：Wind，海通证券研究所

图5 双向 AGRU 单颗粒度模型 Top100 组合超额收益（2017-2023.07，费前）



资料来源：Wind，海通证券研究所

进一步由下表可见，改为双向 AGRU 后，绝大部分单颗粒度模型的周度 Rank IC、ICIR、超额收益都获得明显的改善，费后超额收益的平均提升幅度约为 4%-5%。

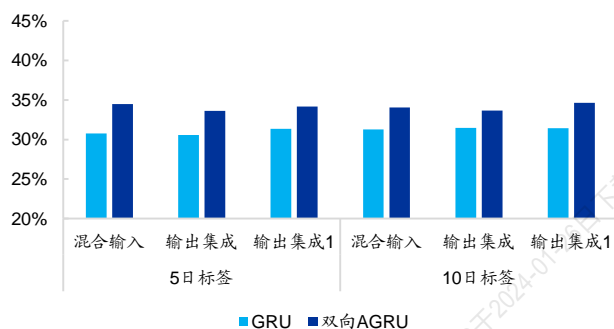
表 5 双向 AGRU 单颗粒度模型表现对比 (2017-2023.07)

标签长度	特征颗粒度	Rank IC	ICIR	胜率	Top10%组合年化超额		Top100 组合年化超额	
					费前	费后	费前	费后
5 日	日度	0.118	7.54	87%	30.3%	20.1%	37.2%	24.4%
	日度-双向 AGRU	0.122	7.80	88%	34.2%	23.7%	41.5%	28.1%
	60 分钟	0.116	7.35	86%	27.1%	16.8%	31.9%	18.6%
	60 分钟-双向 AGRU	0.120	7.70	88%	31.0%	21.3%	38.1%	25.6%
	30 分钟	0.119	7.56	87%	28.7%	18.4%	31.9%	18.6%
	30 分钟-双向 AGRU	0.120	7.64	87%	29.7%	20.1%	35.1%	22.7%
10 日	日度	0.121	7.37	87%	31.5%	21.8%	34.3%	21.7%
	日度-双向 AGRU	0.121	7.45	87%	34.7%	25.7%	42.4%	31.0%
	60 分钟	0.119	7.33	86%	29.6%	20.3%	32.1%	20.1%
	60 分钟-双向 AGRU	0.118	7.35	86%	29.5%	20.7%	32.8%	21.7%
	30 分钟	0.117	7.20	85%	27.3%	18.4%	30.7%	19.3%
	30 分钟-双向 AGRU	0.118	7.12	85%	29.9%	21.5%	35.1%	24.1%

资料来源: Wind, 海通证券研究所

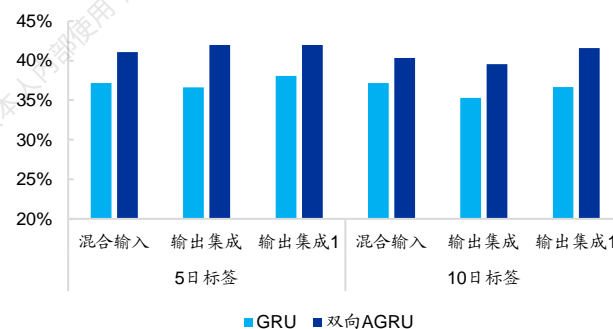
以下图表为双向 AGRU 多颗粒度模型的收益表现。和传统的单向 GRU 相比, 新模型的 Rank IC、ICIR 和多头超额收益都得到了全面而稳定的提升。

图6 双向 AGRU 多颗粒度模型 Top10%组合超额收益 (2017-2023.07, 费前)



资料来源: Wind, 海通证券研究所

图7 双向 AGRU 多颗粒度模型 Top100 组合超额收益 (2017-2023.07, 费前)



资料来源: Wind, 海通证券研究所

表 6 双向 AGRU 多颗粒度模型表现对比 (2017-2023.07)

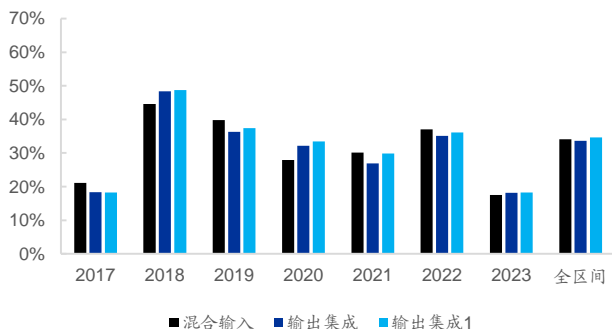
标签长度	特征颗粒度	Rank IC	ICIR	胜率	Top10%组合年化超额		Top100 组合年化超额	
					费前	费后	费前	费后
5 日	混合输入	0.121	7.83	88%	30.8%	20.0%	37.1%	23.5%
	混合输入-双向 AGRU	0.125	8.09	88%	34.5%	23.5%	41.1%	27.1%
	输出集成	0.122	7.63	87%	30.6%	20.6%	36.6%	23.8%
	输出集成-双向 AGRU	0.126	7.87	88%	33.6%	24.0%	42.0%	29.3%
	输出集成1	0.123	7.71	87%	31.4%	21.4%	38.1%	25.3%
	输出集成1-双向 AGRU	0.127	7.88	88%	34.2%	24.3%	42.0%	29.2%
10 日	混合输入	0.120	7.37	86%	31.3%	21.9%	37.2%	25.1%
	混合输入-双向 AGRU	0.124	7.67	87%	34.1%	24.9%	40.3%	28.4%
	输出集成	0.124	7.41	86%	31.5%	22.5%	35.3%	23.7%
	输出集成-双向 AGRU	0.124	7.43	86%	33.7%	25.2%	39.6%	28.6%
	输出集成1	0.124	7.40	86%	31.4%	22.4%	36.7%	24.8%
	输出集成1-双向 AGRU	0.125	7.42	87%	34.6%	26.2%	41.6%	30.6%

资料来源: Wind, 海通证券研究所

具体地，双向 AGRU 混合输入和输出集成模型的周均 IC 都超过 0.12，Top10%和 Top100 组合的费前多头超额收益分别为 33%和 40%。考虑双边 0.3%的交易成本后，两个组合的多头超额收益依然可以达到 24%和 30%。

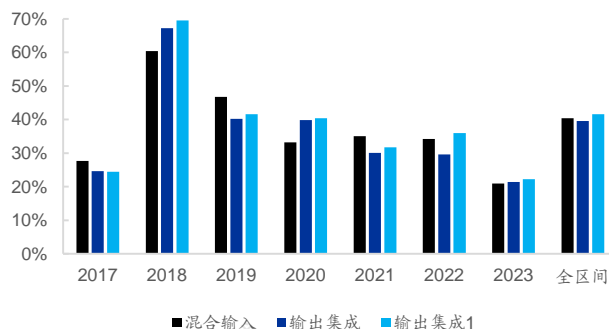
以下两图展示的是双向 AGRU 多颗粒度模型的分年度费前多头超额收益，从中可见，2019-2022 年，超额收益分布较为均匀，未出现明显的衰减态势。2023 年，各模型 Top10%和 Top100 组合的 YTD 超额收益约为 18%和 21%。

图8 双向 AGRU 多颗粒度模型 Top10%组合分年度超额收益 (2017-2023.07, 10 日标签, 费前)



资料来源：Wind，海通证券研究所

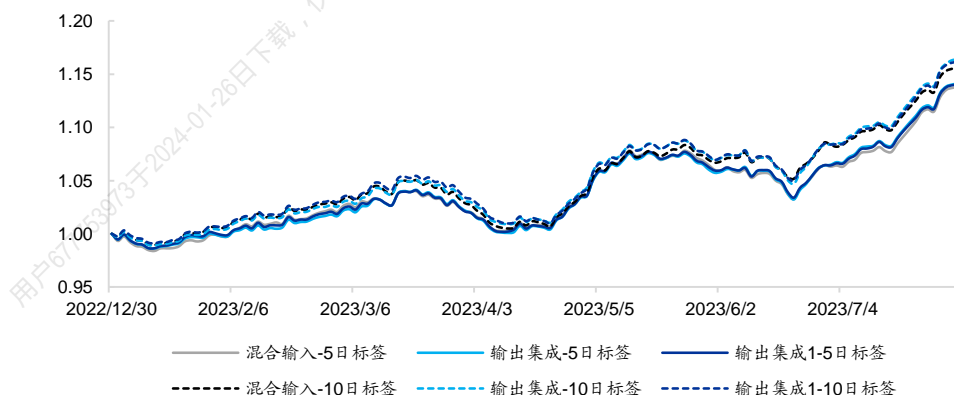
图9 双向 AGRU 多颗粒度模型 Top100 组合分年度超额收益 (2017-2023.07, 10 日标签, 费前)



资料来源：Wind，海通证券研究所

下图为 Top10%组合 2023 年 1 至 7 月的费前累计超额收益，两次较大幅度的回撤分别发生在 3 月上旬至 4 月上旬和 5 月中旬至 6 月中旬。6 月中旬至 7 月底，超额收益累积迅速，且较为平稳。

图10 双向 AGRU 多颗粒度模型 Top10%组合累计超额收益 (2023.01-2023.07, 费前)

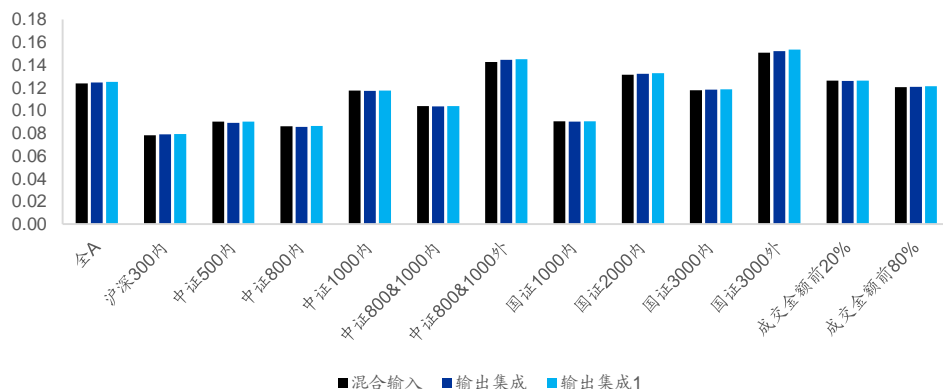


资料来源：Wind，海通证券研究所

以上测试结果均以全市场为选股范围，但实际投资常常面临各种约束。因此，考察模型在不同选股空间中的表现，有着很强的现实意义。以下两图分别展示了因子的 Rank IC 和多头超额收益。从中可见，模型在中证 800 成分股内表现较为一般，周均 Rank IC 仅为 0.08-0.09，多头超额收益约 20%，都显著低于全市场的结果。

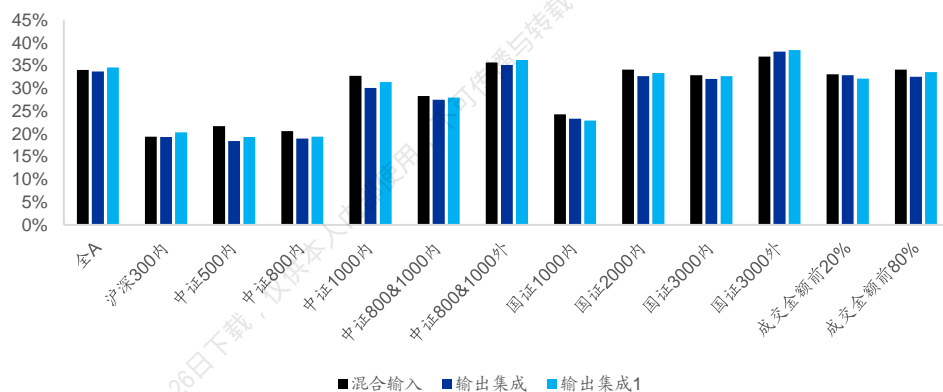
模型表现较好的选股域包括中证 1000 内、中证 1800 外、国证 2000 内和国证 3000 外，Rank IC 都高于 0.12，费前多头超额收益均超过 30%。若进一步考虑成交活跃度，将选股范围限定在成交金额排名前 20%的股票内，Rank IC 和多头超额收益依然可以达到 12%和 30%。

图11 双向 AGRU 多颗粒度模型在不同选股空间中的周均 Rank IC (2017-2023.07, 10 日标签)



资料来源: Wind, 海通证券研究所

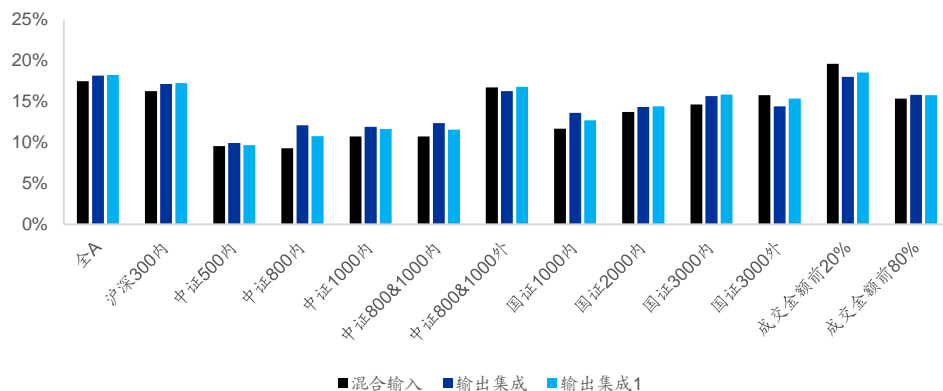
图12 双向 AGRU 多颗粒度模型在不同选股空间中的年化多头超额收益 (2017-2023.07, Top10%组合, 10 日标签, 费前)



资料来源: Wind, 海通证券研究所

如下图所示,截至 2023 年 7 月,模型在中证 500、中证 1000 和国证 2000 成分股内的 YTD 超额收益分别为 6%-7%、8%-9%和 11%-12%,均显著低于历史平均水平。有趣的是,模型反而在沪深 300 成分股内获得了 14%-16%的 YTD 超额收益,远高于历史平均水平。我们认为,这种选股有效性的此消彼长,或许反映了策略在不同选股域中的拥挤情况。

图13 双向 AGRU 多颗粒度模型在不同选股空间中的多头超额收益 (2023.01-2023.07, 10 日标签, 费前)



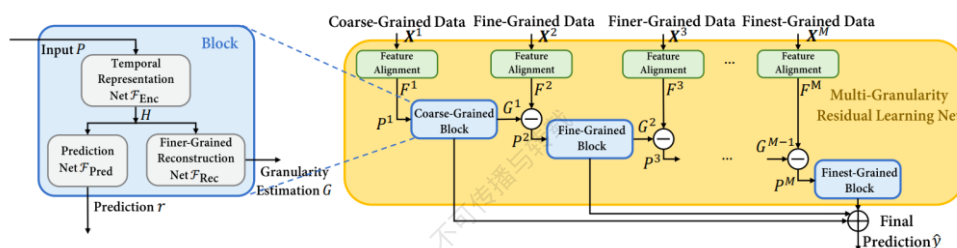
资料来源: Wind, 海通证券研究所

4. 多颗粒度残差学习网络

除了混合输入和输出集成外，融合多颗粒度特征的新模型也不断涌现。例如，微软亚研院在《Multi-Granularity Residual Learning with Confidence Estimation for Time Series Prediction》一文中，提出了多颗粒度残差学习网络。其核心理念是，不同颗粒度特征存在较为严重的信息冗余，因此，如何提取每个颗粒度的特有信息，而剔除重复部分，对最终的模型构建非常重要。此外，不同颗粒度特征的有效性往往会随时间变化，还需要判定每个颗粒度特征是否对最终预测有足够的贡献。

具体地，将多个相同的模块叠加，形成整体网络架构，但每个模块只单独处理一个颗粒度的数据。从第二个模块起，输入的特征都需通过取残差的方式，剔除前一颗粒度已包含的信息，即，只保留该颗粒度特有的信息。考虑到不同颗粒度特征的维数有差异，因此需要通过简单的线性变换实现维数对齐，便于计算残差。每个模块都会输出该颗粒度下，对最终标签的预测。再将所有预测集成，作为最终的预测。

图14 多颗粒度残差学习网络示意图



资料来源：《Multi-Granularity Residual Learning with Confidence Estimation for Time Series Prediction》，海通证券研究所

每个模块又由 3 个不同的部分构成，

- 1) 时序信息编码网络：双层 GRU，用于提取时间序列输入的信息。
- 2) 预测网络：产生当前颗粒度特征的预测，用于和其他颗粒度预测的最终集成。
- 3) 细粒度重构网络：提取并重构当前颗粒度的信息，用于和下一颗粒度的特征计算残差。

在集成各颗粒度的预测时，文献也对比了多种解决方案。例如，简单平均，注意力加权、使用对比学习加权。感兴趣的读者可参阅原文，了解更多细节。

在设计损失函数时，除了 MSE 以外，文献进一步加入了重构损失项和 L2 正则项。其中，重构损失项为每一颗粒度的输入与上一颗粒度重构输出的 Forbenius Norm。

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^N \|y^i - \hat{y}^i\|^2 + \lambda_1 \sum_{i=1}^N \mathcal{L}_{Rec} + \frac{\lambda_2}{2} \|\theta\|_F^2$$

本文尝试复现上述残差学习网络，训练周度选股因子，并与前文的多颗粒度模型进行对比。由于该网络的结构和损失函数都较为复杂，模型训练的开销巨大。因此，我们仅测试日度及 30 分钟两种颗粒度，结果如下表所示。

表 7 多颗粒度残差学习网络的周度选股能力（2017-2023.07）

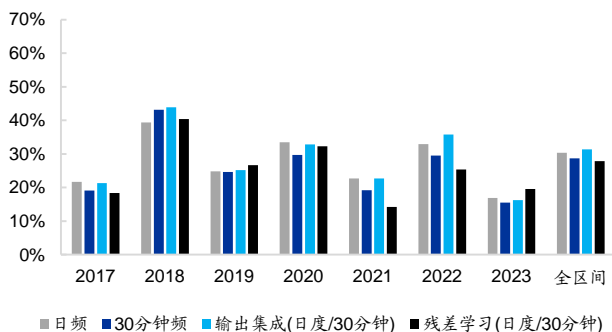
特征颗粒度	Rank IC	ICIR	胜率	Top10%组合多头年化超额		Top100 组合多头年化超额	
				费前	费后	费前	费后
日度	0.118	7.54	87%	30.3%	20.1%	37.2%	24.4%
30 分钟	0.119	7.56	87%	28.7%	18.4%	31.9%	18.6%
输出集成	0.123	7.71	87%	31.4%	21.4%	38.1%	25.3%

多颗粒度残差学习 0.114 7.49 86% 27.9% 18.6% 32.1% 21.1%

资料来源：Wind，海通证券研究所

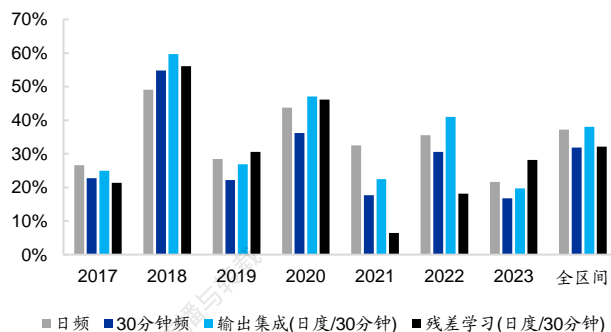
多颗粒度残差学习网络并未展现出显著的优势，相反，Rank IC、ICIR、多头组合超额收益均弱于输出集成模型。由以下两图的分年度超额收益可见，多颗粒度残差学习网络仅在 2019 和 2023 年表现较优，其余年份上均有所不及，尤其是 2021 和 2022 年。但考虑到该网络对应的损失函数中，存在两个可调整的超参数，本文未能达到文献所展示的那般优异的效果，或许和超参数的选择有关。在后续的研究中，我们还会对该网络进行更加详细的研究和测试。

图15 多颗粒度残差学习网络 Top10%组合分年度超额收益 (2017-2023.07, 费前)



资料来源：Wind，海通证券研究所

图16 多颗粒度残差学习网络 Top100 组合分年度超额收益 (2017-2023.07, 费前)



资料来源：Wind，海通证券研究所

5. AI 指数增强组合

为了进一步考察双向 AGRU 多颗粒度模型的效果，我们将其输出值作为股票的收益预测，构建周度调仓的中证 500 和中证 1000 AI 增强组合。其中，增强组合的风险控制模块包括以下几个方面的约束。

- 1) 个股偏离：相对基准的权重偏离不超过 0.5%/1%;
- 2) 因子暴露：估值中性、市值（500 增强：中性；1000 增强：[-0.2, 0.2]），常规低频因子：[-0.8, 0.8];
- 3) 行业偏离：严格中性/偏离上限 2%;
- 4) 选股空间：全市场/80%指数成分股权重;
- 5) 换手率限制：单次单边换手不超过 30%。

两个组合的优化目标均为最大化预期收益，目标函数如下所示。

$$\max_{w_i} \sum \mu_i w_i$$

其中， w_i 为组合中股票 i 的权重， μ_i 为股票 i 的预期超额收益。为使测试结果贴近实践，下文的测算均假定以次日均价成交，同时扣除双边 3‰ 的交易成本。

5.1 中证 500 AI 增强组合

如下表所示，2017.01-2023.07，随风控参数的变化，基于双向 AGRU 多颗粒模型的中证 500 AI 增强组合（无成分股约束），年化超额收益为 15%-20%。其中，2023 年的 YTD 超额收益为 10%-16%。相较而言，使用未来 10 日超额收益作为训练标签的模型，整体超额收益更高。我们认为，这可能是由于标签越短，模型表现越依赖于交易能力。在次日均价成交的设定下，短标签模型反而处于劣势。

表 8 中证 500 AI 增强组合超额收益（全市场）

标签	模型名称	2017.01-2023.07（年化）				2023.01-2023.07（YTD）			
		行业中性		行业偏离 2%		行业中性		行业偏离 2%	
		个股偏离		个股偏离		个股偏离		个股偏离	
		0.5%	1%	0.5%	1%	0.5%	1%	0.5%	1%
5 日	混合输入	15.3%	17.6%	17.7%	19.0%	10.2%	13.5%	11.0%	14.5%
	输出集成	16.4%	18.6%	19.0%	21.4%	12.0%	12.6%	11.8%	11.4%
	输出集成 1	15.9%	19.2%	18.4%	20.3%	11.6%	14.1%	11.9%	12.0%
10 日	混合输入	15.4%	16.6%	17.5%	19.0%	13.5%	12.6%	12.0%	11.8%
	输出集成	16.3%	18.4%	18.4%	20.5%	13.3%	15.7%	13.1%	16.2%
	输出集成 1	16.7%	18.9%	19.1%	20.6%	12.9%	16.2%	13.6%	15.9%

资料来源：Wind，海通证券研究所

添加 80%成分股权重约束后，各组合年化超额收益从 15%-20%下降至 10%-15%。其中，2023 年的 YTD 超额收益从 10%-16%下降至 7%-12%。由此可见，成分股约束对中证 500 增强组合的超额收益有着较为显著的影响。类似地，10 日标签模型的超额收益相对更高。

表 9 中证 500 AI 增强组合超额收益（80%成分股权重约束）

标签	模型名称	2017.01-2023.07（年化）				2023.01-2023.07（YTD）			
		行业中性		行业偏离 2%		行业中性		行业偏离 2%	
		个股偏离		个股偏离		个股偏离		个股偏离	
		0.5%	1%	0.5%	1%	0.5%	1%	0.5%	1%
5 日	混合输入	11.3%	10.6%	12.9%	12.1%	7.5%	8.5%	8.7%	9.6%
	输出集成	11.1%	11.9%	12.5%	13.9%	8.2%	9.5%	9.1%	11.3%
	输出集成 1	11.0%	11.5%	12.3%	14.2%	7.6%	10.9%	8.6%	11.9%
10 日	混合输入	9.8%	11.4%	12.4%	12.6%	7.8%	11.0%	9.7%	10.2%
	输出集成	10.4%	11.5%	12.7%	14.2%	8.9%	11.2%	9.9%	12.5%
	输出集成 1	10.9%	11.7%	12.7%	14.8%	10.0%	11.6%	10.6%	10.8%

资料来源：Wind，海通证券研究所

下表为“全市场选股、行业中性、个股偏离 1%、输出集成”这组特定参数的中证 500 AI 增强组合的分年度收益风险特征。2017 年以来，组合年化超额收益 18.9%，超额最大回 5.1%，发生在 2021 年。其中，2019 和 2022 年表现相对较弱，2023 年 YTD 超额收益 16.2%。

表 10 中证 500 AI 增强组合分年度收益风险特征（2017-2023.07）

	超额收益	超额最大回撤	跟踪误差	信息比率	月度胜率
2017	12.9%	2.1%	5.7%	2.27	83%
2018	23.1%	2.8%	6.0%	3.87	92%
2019	12.8%	2.9%	5.5%	2.33	67%
2020	21.4%	4.0%	6.3%	3.37	75%
2021	20.5%	5.1%	7.5%	2.73	75%
2022	14.1%	2.5%	6.4%	2.20	92%
2023.07YTD	16.2%	2.4%	4.7%	6.57	86%
全区间	18.9%	5.1%	6.1%	3.08	81%

资料来源：Wind，海通证券研究所

5.2 中证 1000 AI 增强组合

如下表所示，2017.01-2023.07，随风控参数的变化，基于双向 AGRU 多颗粒模型的中证 1000 AI 增强组合（无成分股约束），年化超额收益为 25%-30%。其中，2023

年的 YTD 超额收益为 15%-18%。相较而言，放松个股或行业偏离，以及使用未来 10 日超额收益作为训练标签，可以获得更好的业绩表现。

表 11 中证 1000 AI 增强组合超额收益（全市场）

标签	模型名称	2017.01-2023.07（年化）				2023.01-2023.07（YTD）			
		行业中性		行业偏离 2%		行业中性		行业偏离 2%	
		个股偏离		个股偏离		个股偏离		个股偏离	
		0.5%	1%	0.5%	1%	0.5%	1%	0.5%	1%
5 日	混合输入	25.1%	26.0%	26.9%	28.5%	16.3%	16.2%	16.7%	14.7%
	输出集成	25.8%	27.6%	27.9%	29.1%	15.6%	16.6%	15.3%	15.8%
	输出集成 1	24.8%	25.4%	27.2%	26.7%	16.1%	15.1%	16.9%	14.9%
10 日	混合输入	24.6%	25.4%	26.5%	28.0%	16.1%	16.2%	15.9%	16.4%
	输出集成	26.3%	28.0%	27.9%	30.9%	16.5%	17.2%	15.8%	18.2%
	输出集成 1	26.8%	29.2%	28.0%	31.0%	17.2%	18.6%	17.9%	18.0%

资料来源：Wind，海通证券研究所

添加 80%成分股权重约束后，各风控参数下，组合的年化超额收益为 22%-28%。其中，2023 年的 YTD 超额收益为 11%-16%。和无成分股约束的结果相比，下降 2%-3%，幅度明显小于中证 500 AI 增强组合。我们猜测，可能的原因是，近年来，深度学习模型在中证 500 成分股内的选股效果逐步下滑，且显著弱于全市场；而在中证 1000 成分股内，则依然可以维持和全市场接近的表现。

表 12 中证 1000 AI 增强组合超额收益（80%成分股权重约束）

标签	模型名称	2017.01-2023.07（年化）				2023.01-2023.07（YTD）			
		行业中性		行业偏离 2%		行业中性		行业偏离 2%	
		个股偏离		个股偏离		个股偏离		个股偏离	
		0.5%	1%	0.5%	1%	0.5%	1%	0.5%	1%
5 日	混合输入	22.9%	22.0%	25.7%	25.7%	11.4%	11.6%	11.8%	11.8%
	输出集成	23.2%	24.4%	25.6%	27.1%	12.2%	13.6%	12.5%	13.8%
	输出集成 1	22.6%	24.2%	25.1%	26.6%	12.2%	13.1%	12.6%	13.6%
10 日	混合输入	21.9%	22.6%	24.4%	24.5%	13.9%	14.3%	13.8%	12.3%
	输出集成	23.5%	24.4%	25.9%	26.7%	13.6%	14.3%	13.8%	14.8%
	输出集成 1	23.4%	25.8%	25.3%	28.3%	13.3%	16.0%	14.2%	15.9%

资料来源：Wind，海通证券研究所

下表为“80%成分股权重约束、行业中性、个股偏离 1%、输出集成”这组特定参数的中证 1000 AI 增强组合的分年度收益风险特征。2017 年以来，组合年化超额收益 28.0%，超额最大回撤 5.8%，发生在 2020 年。其中，2023 年 YTD 超额收益 17.2%。

表 13 中证 1000 AI 增强组合分年度收益风险特征（2017-2023.07）

	超额收益	超额最大回撤	跟踪误差	信息比率	月度胜率
2017	28.6%	2.9%	6.3%	4.58	100%
2018	34.1%	2.2%	6.7%	5.09	92%
2019	25.6%	2.2%	5.4%	4.71	83%
2020	22.2%	5.8%	7.8%	2.86	83%
2021	28.9%	4.9%	9.6%	3.00	58%
2022	20.8%	4.4%	8.0%	2.61	83%
2023.07YTD	17.2%	4.6%	6.5%	5.09	71%
全区间（年化）	28.0%	5.8%	7.3%	3.82	82%

资料来源：Wind，海通证券研究所

6. 总结

尽管使用单一的日度特征已经可以实现不俗的业绩，但更细颗粒度的特征依然有值得挖掘的有效信息。因此，本文引入了两类多颗粒度模型。（1）“**多颗粒度输入，一次性训练**”：将不同颗粒度的特征均作为模型输入，并通过独立的 GRU 提取序列信息；随后，将 GRU 的输出结果合并，再通过 MLP 得到最终的输出。（2）“**单颗粒度训练，输出集成**”：单独训练每一个颗粒度的特征，输出对标签的预测；在最终的推理阶段，集成不同颗粒度模型的输出。

在不同标签长度、调仓周期和成交价格假设下，多颗粒度模型的 Rank IC 和年化多头超额收益，相比单颗粒度模型都得到了不同程度的提升。整体而言，输出集成方式的效果最好，10 日标签对应的费前年化超额收益可达 31.5%。

为缓解早期重要信息的遗忘问题，我们不仅引入了注意力机制，还将 GRU 模型从单向改为双向。即，分别按顺序和逆序学习特征序列，并提取信息。和传统的单向 GRU 相比，双向 AGRU 多颗粒度模型的 Rank IC、ICIR 和多头超额收益都得到了全面而稳定的提升。具体地，周均 Rank IC 超过 0.12，Top10%和 Top100 组合的费前多头超额收益分别为 33%和 40%。

微软亚研究院在《Multi-Granularity Residual Learning with Confidence Estimation for Time Series Prediction》一文中，提出了多颗粒度残差学习网络。其核心理念是，将多个相同的模块叠加，形成整体网络架构，但每个模块只单独处理一个颗粒度的数据。从第二个模块起，输入的特征都需通过取残差的方式，剔除前一颗粒度已包含的信息，即，只保留该粒度特有的信息。每个模块都会输出该颗粒度下，对最终标签的预测。再将所有预测集成，作为最终的预测。

将双向 AGRU 多颗粒度模型的输出值作为股票的收益预测，构建周度调仓的中证 500 和中证 1000 AI 增强组合。2017.01-2023.07，无成分股约束时，中证 500 和中证 1000 AI 增强组合分别取得 15%-20%和 25%-30%的年化超额收益。其中，2023 年的 YTD 超额收益分别为 10%-16%和 15%-18%。添加 80%成分股权重约束后，两个组合的超额收益分别下降 5%-6%和 2%-3%，至 10%-15%和 23%-27%。

7. 风险提示

市场系统性风险、资产流动性风险、政策变动风险、因子失效风险。

信息披露

分析师声明

冯佳睿 金融工程研究团队
袁林青 金融工程研究团队

本人具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格，以勤勉的职业态度，独立、客观地出具本报告。本报告所采用的数据和信息均来自市场公开信息，本人不保证该等信息的准确性或完整性。分析逻辑基于作者的职业理解，清晰准确地反映了作者的研究观点，结论不受任何第三方的授意或影响，特此声明。

法律声明

本报告仅供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客户。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何人的投资建议。在任何情况下，本公司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。

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、价值及投资收入可能会波动。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。

市场有风险，投资需谨慎。本报告所载的信息、材料及结论只提供特定客户作参考，不构成投资建议，也没有考虑到个别客户特殊的投资目标、财务状况或需要。客户应考虑本报告中的任何意见或建议是否符合其特定状况。在法律许可的情况下，海通证券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并进行交易，还可能为这些公司提供投资银行服务或其他服务。

本报告仅向特定客户传送，未经海通证券研究所书面授权，本研究报告的任何部分均不得以任何方式制作任何形式的拷贝、复印件或复制品，或再次分发给任何其他人，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为本公司的商标、服务标记及标记。如欲引用或转载本文内容，务必联络海通证券研究所并获得许可，并需注明出处为海通证券研究所，且不得对本文进行有悖原意的引用和删改。

根据中国证监会核发的经营证券业务许可，海通证券股份有限公司的经营经营范围包括证券投资咨询业务。

海通证券股份有限公司研究所

路 颖 所长
(021)23185717 luying@haitong.com邓 勇 副所长
(021)23185718 dengyong@haitong.com荀玉根 副所长
(021)23185715 xyg6052@haitong.com余文心 所长助理
(0755)82780398 ywx9461@haitong.com汪立亭 所长助理
(021)23219399 wanglt@haitong.com孙 婷 所长助理
(010)50949926 st9998@haitong.com涂力磊 所长助理
021-23185710 tll5535@haitong.com

宏观经济研究团队

梁中华(021)23219820 lzh13508@haitong.com
应稼娴(021)23185645 yjx12725@haitong.com
李 俊(021)23154149 lj13766@haitong.com
侯 欢(021)23185643 hh13288@haitong.com
联系人
李林芷(021)23185646 llz13859@haitong.com
王宇晴(021)23185641 wyq14704@haitong.com
贺 媛(021)23185639 hy15210@haitong.com

金融工程研究团队

冯佳睿(021)23219732 fengjr@haitong.com
郑雅斌(021)23219395 zhengyb@haitong.com
罗 蕾(021)23185653 ll9773@haitong.com
余浩淼(021)23185650 yhm9591@haitong.com
袁林青(021)23185659 ylq9619@haitong.com
黄雨薇(021)23185655 hyw13116@haitong.com
张耿宇(021)23183109 zgy13303@haitong.com
联系人
郑玲玲(021)23185656 zll13940@haitong.com
曹君豪(021)23185657 cjh13945@haitong.com
卓泖莹(021)23183938 zyx15314@haitong.com
马毓婕 myj15669@haitong.com
付欣郁 02123183940 fxy15672@haitong.com

金融产品研究团队

倪韵婷(021)23185605 niyt@haitong.com
唐洋运(021)23185680 tangyy@haitong.com
徐燕红(021)23185600 xyh10763@haitong.com
谈 鑫(021)23219686 tx10771@haitong.com
庄梓恺(021)23219370 zzk11560@haitong.com
谭实宏(021)23185676 tsh12355@haitong.com
江 涛(021)23185672 jt13892@haitong.com
张 弛(021)23185673 zc13338@haitong.com
吴其右(021)23185675 wqy12576@haitong.com
滕颖杰(021)23185669 tyj13580@haitong.com
章画意(021)23185670 zhy13958@haitong.com
联系人
陈林文(021)23185678 clw14331@haitong.com
魏 玮(021)23185677 ww14694@haitong.com
舒子宸(021)23185679 szc14816@haitong.com

固定收益研究团队

王巧喆(021)23185649 wqz12709@haitong.com
孙丽萍(021)23185648 slp13219@haitong.com
张紫蓉(021)23185652 zzz13186@haitong.com
姜珮珊(021)23154121 jps10296@haitong.com
联系人
王冠军(021)23154116 wgj13735@haitong.com
方欣来(021)23185651 fxl13957@haitong.com
藏 多(021)23185647 zd14683@haitong.com

策略研究团队

杨 锦(021)23185661 yj13712@haitong.com
余培仪(021)23185663 ypy13768@haitong.com
王正鹤(021)23185660 wzh13978@haitong.com
荀玉根(021)23185715 xyg6052@haitong.com
高 上(021)23185662 gs10373@haitong.com
郑子勋(021)23219733 zzx12149@haitong.com
吴信坤 021-23154147 wxk12750@haitong.com
联系人
刘 颖(021)23185665 ly14721@haitong.com
陈 菲(021)23185707 cf15315@haitong.com

中小市值团队

钮宇鸣(021)23219420 ymniu@haitong.com
潘莹练(021)23185635 pyl10297@haitong.com
王国沁(021)23185667 wyq12745@haitong.com

政策研究团队

李明亮(021)23185835 lml@haitong.com
吴一萍(021)23185838 wuyiping@haitong.com
朱 蕾(021)23185832 zl8316@haitong.com
周洪荣(021)23185837 zhr8381@haitong.com
李妹醒(021)23185833 lsx11330@haitong.com
联系人
纪 尧(021)23185836 jy14213@haitong.com

石油化工行业

邓 勇(021)23185718 dengyong@haitong.com
朱建军(021)23185963 zjj10419@haitong.com
胡 歆(021)23185616 hx11853@haitong.com
联系人
张海榕(021)23185607 zhr14674@haitong.com

医药行业

余文心(0755)82780398 ywx9461@haitong.com
郑 琴(021)23219808 zq6670@haitong.com
贺文斌(010)68067998 hwb10850@haitong.com
朱赵明(021)23154120 zzm12569@haitong.com
梁广楷(010)56760096 lgk12371@haitong.com
孟 陆 010-58067975 ml13172@haitong.com
周 航(021)23185606 zh13348@haitong.com
联系人
彭 婷(021)23185619 pp13606@haitong.com
肖治健(021)23185638 xzj14562@haitong.com
张 澄(010)58067988 zc15254@haitong.com
江 珅 js15833@haitong.com

汽车行业

王 猛(021)23185692 wm10860@haitong.com
房乔华(021)23185699 fqh12888@haitong.com
张觉尹(021)23185705 zjy15229@haitong.com
刘一鸣(021)23154145 lym15114@haitong.com
联系人
石佳艺 sjy15440@haitong.com
潘若婵 prc15750@haitong.com

公用事业

吴 杰(021)23154113 wj10521@haitong.com
傅逸帆(021)23185698 fuf11758@haitong.com
余玖翰(021)23185617 ywh14040@haitong.com
联系人
阎 石(021)23185741 ys14098@haitong.com
胡鸿程(021)23185962 hhc15605@haitong.com

批发和零售贸易行业

汪立亭(021)23219399 wanglt@haitong.com
李宏科(021)23154125 lhc11523@haitong.com
高 瑜(021)23185683 gy12362@haitong.com
曹蕾娜 cln13796@haitong.com
联系人
张冰清(021)23185703 zbq14692@haitong.com
李艺冰 lyb15410@haitong.com
王逸欣 wyx15478@haitong.com

互联网及传媒

毛云聪(010)58067907 myc11153@haitong.com
陈星光(021)23219104 cxg11774@haitong.com
孙小雯(021)23154120 sxw10268@haitong.com
康百川(021)23212208 kbc13683@haitong.com
联系人
崔冰睿(021)23185690 cbr14043@haitong.com

电子行业

张晓飞 zxf15282@haitong.com
李 轩(021)23154652 lx12671@haitong.com
肖隽翀(021)23154139 xjc12802@haitong.com
华晋书(021)23185608 hjs14155@haitong.com
薛逸民(021)23185630 xym13863@haitong.com
文 灿(021)23185602 wc13799@haitong.com
联系人
郇奕滢 lyy15347@haitong.com
张 幸 zx15429@haitong.com

基础化工行业

刘 威(0755)82764281 lw10053@haitong.com
张翠翠(021)23185611 zcc11726@haitong.com
孙维容(021)23219431 swr12178@haitong.com
李 智(021)23219392 lz11785@haitong.com
李 博(021)23185642 lb14830@haitong.com

非银行金融行业

何 婷(021)23219634 ht10515@haitong.com
任广博(010)56760090 rgb12695@haitong.com
孙 婷(010)50949926 st9998@haitong.com
曹 锐 010-56760090 ck14023@haitong.com
联系人
肖 尧(021)23185695 xy14794@haitong.com

建筑建材行业

冯晨阳(021)23212081 fcy10886@haitong.com
潘莹练(021)23185635 pyl10297@haitong.com
申 浩(021)23185636 sh12219@haitong.com

建筑工程行业

张欣劼 18515295560 zxj12156@haitong.com
联系人
曹有成(021)23185701 cyc13555@haitong.com
郭好格 010-58067828 ghg14711@haitong.com

军工行业

张恒珣 zhx10170@haitong.com
联系人
刘砚菲(021)23185612 lyf13079@haitong.com
胡舜杰(021)23155626 hsj14606@haitong.com
李雨泉 lyq15646@haitong.com

家电行业

陈子仪(021)23219244 chenzy@haitong.com
李 阳(021)23185618 ly11194@haitong.com
刘 璐(021)23185631 ll11838@haitong.com
联系人
吕浦源(021)23183822 lpy15307@haitong.com

有色金属行业

陈先龙 02123219406 cxl15082@haitong.com
陈晓航(021)23185622 cxh11840@haitong.com
甘嘉尧(021)23185615 gjy11909@haitong.com
联系人
张恒浩(021)23185632 zhh14696@haitong.com
梁 琳(021)23185845 ll15685@haitong.com

煤炭行业

李 淼(010)58067998 lm10779@haitong.com
王 涛(021)23185633 wt12363@haitong.com
联系人
朱 彤(021)23185628 zt14684@haitong.com

计算机行业

郑宏达(021)23219392 zhd10834@haitong.com
杨 林(021)23183969 yl11036@haitong.com
于成龙(021)23154174 ycl12224@haitong.com
洪 琳(021)23185682 hl11570@haitong.com
联系人
杨 蒙(021)23185700 ym13254@haitong.com
夏思寒 021-23183968 xsh15310@haitong.com
杨昊翊(021)23185620 yhy15080@haitong.com

交通运输行业

虞 楠(021)23219382 yun@haitong.com
陈 宇(021)23185610 cy13115@haitong.com
罗月江(010)56760091 lyj12399@haitong.com
联系人
吕春雨 lcy15841@haitong.com

机械行业

赵玥炜(021)23219814 zyw13208@haitong.com
赵靖博(021)23185625 zjb13572@haitong.com
毛冠锦 mgj15551@haitong.com
联系人
刘绮雯(021)23185686 lqw14384@haitong.com
丁嘉一 021-23180000 djy15819@haitong.com

农林牧渔行业

李 淼(010)58067998 lm10779@haitong.com
巩 健(021)23185702 gj15051@haitong.com
冯 鹤 fh15342@haitong.com
联系人
蔡子慕(021)23183965 czm15689@haitong.com

银行行业

林加力(021)23154395 ljl12245@haitong.com
联系人
董栋梁(021)23185697 ddl13206@haitong.com
徐凝碧(021)23185609 xnb14607@haitong.com

造纸轻工行业

郭庆龙 gq13820@haitong.com
高翩然 gpr14257@haitong.com
王文杰(021)23185637 wwj14034@haitong.com
吕科佳(021)23185623 lkj14091@haitong.com

房地产行业

谢 盐(021)23185696 xiey@haitong.com
涂力磊 021-23185710 tll15535@haitong.com
联系人
曾佳敏(021)23185689 zjm14937@haitong.com
陈昭颖(021)23183953 czy15598@haitong.com

电力设备及新能源行业

吴 杰(021)23154113 wj10521@haitong.com
房 青(021)23185603 fangq@haitong.com
徐柏乔(021)23219171 x bq6583@haitong.com
马天一 02123219171 mty15264@haitong.com
胡惠民 hhm15487@haitong.com
联系人
姚望洲(021)23185691 ywz13822@haitong.com
马菁菁(021)23185627 mjj14734@haitong.com
吴志鹏 wzp15273@haitong.com
罗 青 lq15535@haitong.com
孔淑媛(021)23183806 ksy15683@haitong.com

通信行业

余伟民(010)50949926 ywm11574@haitong.com
杨彤昕 010-56760095 ytx12741@haitong.com
于一铭 yym15547@haitong.com
联系人
夏 凡(021)23185681 xf13728@haitong.com
徐 卓 xz14706@haitong.com

纺织服装行业

梁 希(021)23185621 lx11040@haitong.com
盛 开(021)23154510 sk11787@haitong.com
联系人
王天璐(021)23185640 wtl14693@haitong.com

钢铁行业

刘彦奇(021)23219391 liuyq@haitong.com

食品饮料行业

颜慧菁 yhj12866@haitong.com
张宇轩(021)23154172 zyx11631@haitong.com
程碧升(021)23185685 cbs10969@haitong.com
联系人
张嘉颖(021)23185613 zjy14705@haitong.com
苗 欣 mx15565@haitong.com

社会服务行业

汪立亭(021)23219399 wanglt@haitong.com
许樱之(755)82900465 xyz11630@haitong.com
王祎婕(021)23185687 wyj13985@haitong.com
联系人
毛弘毅(021)23183110 mhy13205@haitong.com

环保行业

戴元灿(021)23185629 dyc10422@haitong.com
联系人
杨寅琛 yyc15266@haitong.com

研究所销售团队

深广地区销售团队

伏财勇(0755)23607963 fcy7498@haitong.com
蔡铁清(0755)82775962 ctq5979@haitong.com
辜丽娟(0755)83253022 gulj@haitong.com
刘晶晶(0755)83255933 liujj4900@haitong.com
饶伟(0755)82775282 rw10588@haitong.com
欧阳梦楚(0755)23617160
oymc11039@haitong.com
巩柏含 gbh11537@haitong.com
张馨尹 0755-25597716 zxy14341@haitong.com

上海地区销售团队

胡雪梅(021)23219385 huxm@haitong.com
黄诚(021)23219397 hc10482@haitong.com
李唯佳(021)23219384 jiujw@haitong.com
黄毓(021)23219410 huangyu@haitong.com
胡宇欣(021)23154192 hyx10493@haitong.com
马晓男 mxn11376@haitong.com
邵亚杰 23214650 syj12493@haitong.com
杨祎昕(021)23212268 yyx10310@haitong.com
毛文英(021)23219373 mwy10474@haitong.com
谭德康 tdk13548@haitong.com
王祎宁(021)23219281 wyn14183@haitong.com
张歆钰 zxy14733@haitong.com
周之斌 zzb14815@haitong.com

北京地区销售团队

殷怡琦(010)58067988 yyq9989@haitong.com
董晓梅 dxm10457@haitong.com
郭楠 010-5806 7936 gn12384@haitong.com
张丽莹(010)58067931 zlx11191@haitong.com
郭金垚(010)58067851 gjy12727@haitong.com
张钧博 zjb13446@haitong.com
高瑞 gr13547@haitong.com
上官灵芝 sglz14039@haitong.com
姚坦 yt14718@haitong.com

海通证券股份有限公司研究所

地址：上海市黄浦区广东路 689 号海通证券大厦 9 楼
电话：(021) 23219000
传真：(021) 23219392
网址：www.htsec.com

用户677753973于2024-01-26日下载，仅供本人内部使用，不可传播与转载