

基于神经网络模型的利率择时

——宏观固收量化研究系列之（九）

研究结论

- 近年来，以神经网络、决策树等非线性的机器学习模型在量化投资领域得到了广泛的应用。基于机器学习模型良好的拟合和特征提取能力，我们引入神经网络的相关模型，基于日频的量价因子(特征)进行训练，从而对未来 N 日的利率涨跌和国债期货涨跌进行预测。
- 本文的因子库基于成交量、价格动量、价格波动、期限利差水平、期限利差动量、税收利差水平、税收利差动量、期现价差、资金面水平、资金面波动 10 个大类的日频指标产生，共计 779 个时序因子。
- 本文参考 Bao et al.(2017)的思路，设计了一个两阶段预测模型(SE-GRU 模型)，第一阶段是使用稀疏编码器(Sparse Encoder)进行多维时间序列的信息提取，即通常所说的降维步骤，第二阶段是对降维后的时间序列使用 GRU 模型进行监督训练。损失函数由 2 部分组成，拟合的均方误差损失和稀疏自编码器提取特征的稀疏化约束。
- 基于 SE-GRU 模型，可以日频得到“未来 N 日的利率涨跌和国债期货涨跌”的预测值，从而形成各类标的日频多空信号。本文选用 10 年期国债期货主力合约(T)、5 年期国债期货主力合约(TF)、10Y 国开活跃券、5Y 国开活跃券作为回测标的，测试集结果显示，预测变量采用“未来 3 日”和“未来 5 日”的收益是较为合意的选择。
- 样本外的测试集回测结果表明，预测模型取得了不错的绝对收益和相对收益：
 - 对于 10 年期国债期货，年化收益达到 5.98%，收益风险比达 2.36，平均交易天数为 4.79 天/次，其中，多头端年化 3.81%，空头端年化 2.26%；
 - 对于 5 年期国债期货，年化收益达到 3.42%，收益风险比达 2，平均交易天数为 5.74 天/次，其中，多头端年化 2.42%，空头端年化 1.02%；
 - 对于 10 年国开活跃券，年化赚得收益率达到 62.03bps，收益风险比达 1.5，平均交易天数为 8.85 天/次；信号用于久期轮动策略年化 5.5%，最大回撤 1.47%；
 - 对于 5 年国开活跃券，年化赚得收益率达到 63.46bps，收益风险比达 1.28，平均交易天数为 9.07 天/次；信号用于久期轮动策略年化 4.32%，最大回撤 0.87%；
- 最后，本文还尝试使用积分梯度法分析预测模型的特征重要性，即各个因子对模型预测产生的影响的大小和排序，可供投资者参考。结果显示，T 合约成交量、30Y/10Y 国债换手率、利率的动量、资金面水平、现券波动、税收利差等因子贡献较大。

风险提示

- 量化模型失效的风险
- 市场极端环境的冲击

报告发布日期

2023 年 03 月 12 日

证券分析师

邱蕊 021-63325888*5091
qiurui@orientsec.com.cn
执业证书编号：S0860519020001
香港证监会牌照：BSW115

联系人

宋之辰 songzhichen@orientsec.com.cn
陶文启 taowenqi@orientsec.com.cn

相关报告

基于量价信息的利率择时探讨：——宏观 2022-12-13
固收量化研究系列之（八）
活跃券的均线择时：——宏观固收量化研 2022-03-25
究系列之（六）

目录

一、	研究背景.....	4
二、	模型简介.....	5
	2.1 时序因子介绍.....	5
	2.2 预测模型介绍.....	6
	1) 稀疏编码器模型介绍.....	7
	2) GRU 模型介绍.....	8
	3) 损失函数.....	9
三、	回测结果.....	9
	3.1 策略设计.....	9
	3.2 预测表现.....	11
	3.3 回测表现.....	12
	1) 10 年期国债期货主力合约.....	12
	2) 5 年期国债期货主力合约.....	15
	3) 10Y 国开活跃券.....	17
	4) 5Y 国开活跃券.....	19
	5) 长短久期指数轮动.....	22
	3.4 特征重要性.....	24
四、	结论.....	26
	风险提示.....	26
	附录.....	26
	参考文献.....	28

图表目录

图 1: 预测模型示意图	6
图 2: 稀疏自编码器与稀疏编码器示意图	8
图 3: RNN 示意图	8
图 4: GRU 循环单元结构示意图	9
图 5: 国债期货标的的训练集测试集划分	10
图 6: 利率标的的训练集测试集划分	10
图 7: 各标的不同预测周期 N 的日度准确率	11
图 8: 各标的不同预测周期 N 的日度 IC	11
图 9: 样本外信号表现(回测标的: 10 年期国债期货主力合约, 回测区间: 2021.01-2023.02)	13
图 10: 做多与做空表现以及信号(回测标的: 10 年期国债期货主力合约)	14
图 11: 样本外信号表现(回测标的: 5 年期国债期货主力合约, 回测区间: 2021.01-2023.02)	15
图 12: 做多与做空表现以及信号(回测标的: 5 年期国债期货主力合约)	17
图 13: 样本外信号表现和信号分布(回测标的: 10Y 国开活跃券利率, 回测区间: 2017.01-2023.02)	18
图 14: 样本外信号表现(回测标的: 5Y 国开活跃券利率, 回测区间: 2017.01-2023.02)	21
图 15: 10Y 国开信号用于长短久期轮动	22
图 16: 5Y 国开信号用于长短久期轮动	23
图 17: 10Y+5Y 国开信号合成的久期策略	23
图 18: 各模型的特征重要性排序(前十)	24
图 19: 所有用到的因子列表	27
表 1: 因子类别	5
表 2: 因子数据集简介	5
表 3: 回测品种与回测设计	11
表 4: 样本外信号表现(回测标的: 10 年期国债期货主力合约, 回测区间: 2021.01-2023.02)	12
表 5: 样本外信号表现(回测标的: 5 年期国债期货主力合约, 回测区间: 2021.01-2023.02)	15
表 6: 样本外信号表现(回测标的: 10Y 国开活跃券利率, 回测区间: 2017.01-2023.02)	18
表 7: 样本外信号表现(回测标的: 5Y 国开活跃券利率, 回测区间: 2017.01-2023.02)	20

一、研究背景

关于利率债市场的量化择时策略，之前我们发布的两篇报告《活跃券的均线择时》、《基于量价信息的利率择时探讨》已有过一定程度的探讨：

- 1) 《活跃券的均线择时：——宏观固收量化研究系列之(六)》中，我们尝试使用技术分析回测数据，而后我们发现，以均线为代表的技术指标存在以下问题：
 - 被动地应对行情，并未对市场进行预测和验证，因此胜率较低；
 - 本质上是趋势跟踪，在拐点来到时反应较为迟钝；
 - 如果是日频级别的技术分析，则极度依赖于市场状态，尤其在震荡市信号变换频率较大，会出现来回亏损的情况；
 - 参数方面，容易出现过拟合，比如往往出现选择训练集最优参数，而在样本外失灵的情况。
- 2) 《基于量价信息的利率择时探讨：——宏观固收量化研究系列之(八)》中，我们尝试挖掘有显著线性关系的、有样本内预测能力的时序因子，从而对未来期货的涨跌进行多因子合成预测，但依然存在一些问题：
 - 时序因子并不能像股票领域的截面 alpha 因子一样，贡献较为稳健的超额收益，在不同市场风格下，大多数时序因子表现会出现不同程度的波动，即信号出现失灵；
 - 利率市场较为复杂，线性方法虽然简单，但是拟合程度也相应较低，尤其是对于单因子回归所产生的信号，预测能力较差；
 - 通过筛选因子的方式，最终使用的信息较少，在几百个时序因子中最后筛选出几个较好的因子，最后合成信号只利用到了这几个因子的信息，而剩下的因子仍有很多的信息尚未被利用；
 - 因子之间可能存在复杂的相关性，报告中采用的简单等权的方法可能并非是最好的合成方式

不管是技术分析，还是线性预测，本质上，我们面临的择时问题属于时间序列预测(Time series forecasting, TSF)的问题，这类问题是统计学中非常重要的领域，在医疗监测、交通、能源、气象、金融等领域有着广泛的应用。传统的时间序列模型，如 AR 系模型，往往基于数据的平稳性假定，捕捉时间序列变量的线性预测。而近些年来，以循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)为代表的深度学习(Deep Learning)模型发展迅速，由于其复杂的网络结构设计，拟合能力和特征提取能力远超传统机器学习模型，被大量运用在时间序列预测问题上。

近几年中国利率债市场交易主体逐渐活跃，以国债期货、各期限利率债活跃券等品种已经产生了较多量价数据，而资金面、国债/国开收益率曲线也有足够长的历史数据，这也为我们使用复杂模型的拟合提供了可能。

本文尝试设计神经网络模型，使用海量的因子库对国债期货和利率的涨跌进行拟合，从而形成日频的多空择时信号，在此基础上对样本外的历史数据加以回测。

二、模型简介

2.1 时序因子介绍

本文特征的数据在《基于量价信息的利率择时探讨：——宏观固收量化研究系列之(八)》中的因子库的基础上，进行了丰富和扩展，共计 779 个时序因子(含历史分位数和移动平均的平滑处理)，具体的因子内容，详见附录。

表 1：因子类别

	因子数量
日间价格动量	217
成交量	209
期限利差动量	108
日间价格波动	72
期限利差水平	48
资金面水平	42
资金面波动	36
税收利差动量	27
税收利差水平	12
期现价差	8

资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

其中，由于国债期货上市时间较晚¹，因此对于涉及国债期货的因子和标签(国债期货价格涨跌幅)的样本长度较短，因此，下文根据我们所定义的标签不同，数据分为两大类——含国债期货的数据集和不含国债期货的数据集，如下表所示：

表 2：因子数据集简介

数据集	时间跨度	因子数量	标签
含国债期货	2016.05至今	779	未来N日国债期货涨跌幅
不含国债期货	2007.11至今	471	未来N日国开利率涨跌

资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

¹ 10 年期国债期货于 2015 年 3 月在中金所上市

有关分析师的申明，见本报告最后部分。其他重要信息披露见分析师申明之后部分，或请与您的投资代表联系。并请阅读本证券研究报告最后一页的免责申明。

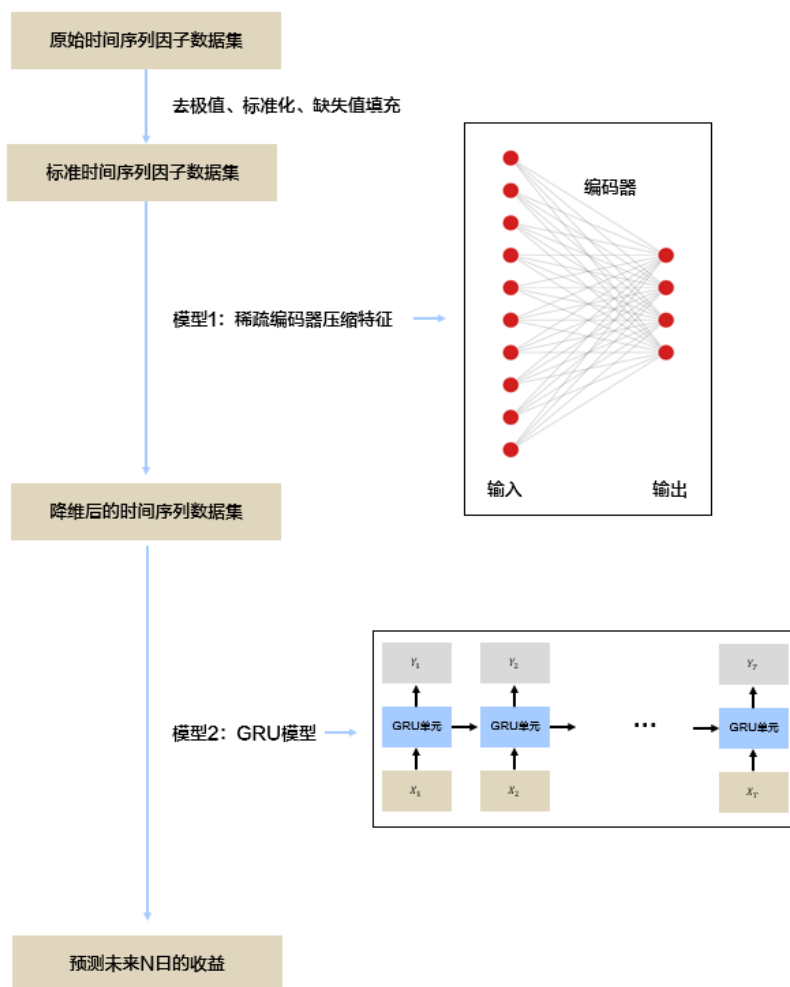
2.2 预测模型介绍

近年来以神经网络、决策树等非线性的机器学习模型在量化投资领域得到了广泛的应用。基于机器学习模型良好的拟合和特征提取能力，我们引入神经网络相关模型，对上文所得到的因子数据集(特征)进行训练，从而对未来 N 日的利率涨跌和国债期货涨跌进行预测。

在使用相关模型进行预测时，一个重要的问题就是在使用数量庞大的特征时，如何对特征进行降维从而剔除噪声和无效信息干扰。为了应对这个问题，常见的做法是人工筛选提取“重要性”较高的特征，然后用这些人工提取的特征进行拟合。这种方法往往计算成本较大，稳定性较差且有着极大的过拟合风险。

为了克服这个问题，本文参考 Bao et al.(2017)的思路，设计了一个两阶段预测模型。第一阶段是使用稀疏编码器(Sparse Encoder)进行多维时间序列的信息提取，即通常所说的降维步骤，第二阶段是对降维后的时间序列使用 GRU 模型拟合，最后将 GRU 最后一个时间单元的输出（即下图中的 y_T ）输入到一个全连接层得到最终的一维输出结果。我们把整个稀疏编码器降维加上 GRU 模型的时序预测最终得到输出的网络结构称之为 SE-GRU 模型，可表示为下图所示的流程：

图 1：预测模型示意图



资料来源：东方证券研究所

1) 稀疏编码器模型介绍

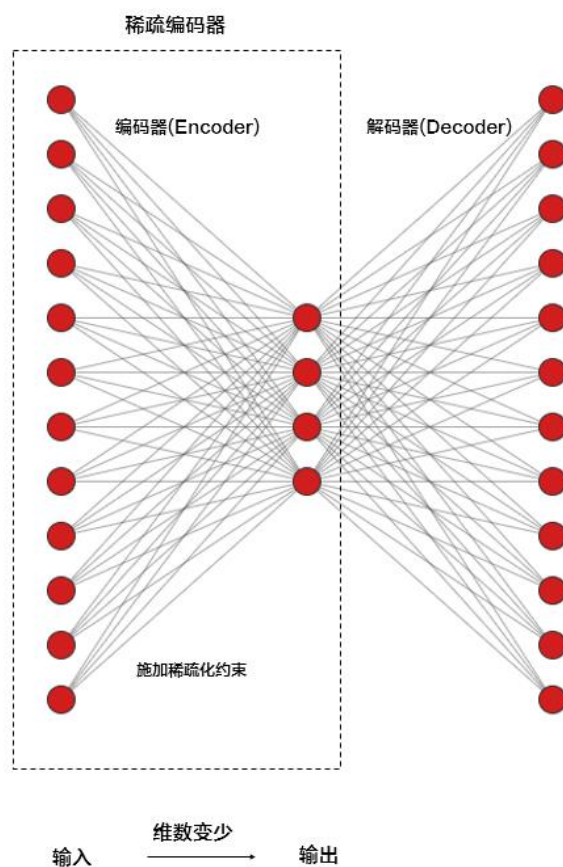
由于本文的数据集是日频数据集，并且数据历史长度并非很长，最短的训练集仅有约 5 年的样本长度，对特征重要信息的提取更加显得重要。因此，本文并未直接套用 GRU 模型，而是在第一步使用一类神经网络模型——稀疏编码器(Sparse Encoder, 下文简称 SE)进行数据降维，提取出有用的特征，再进入第二步的 GRU 模型进行监督训练。

自编码器(Autoencoder)是一类被广泛应用于数据压缩、特征提取等领域无监督非线性降维工具，它通常包含一个 Encoder 部分和一个 Decoder 部分。Encoder 部分主要是将高维原始数据压缩成一个低维特征，而 Decoder 部分则是将这个低维特征还原成一个维数与原始数据相同的数据称之为**生成数据**。

整个自编码器则是通过极小化生成数据与原始数据的均方误差来训练自编码器的，Encoder 输出的中间变量则可以被认为是包含原始数据信息的降维特征。

而稀疏自编码器(Sparse autoencoder)，顾名思义，就是一个自编码器在训练的时候给损失函数加上对隐藏层神经元(Encoder 的输出)的稀疏化约束。这种做法使得 Encoder 能够更加有效地提取原始数据信息，且使得整个模型泛化能力增强。通常稀疏自编码器的稀疏化约束是通过构造一个 K-L 散度来完成的，但损失函数引入 K-L 散度会使得整个模型训练较难收敛，考虑到 L1 损失也能起到稀疏化作用且能有效的筛选信息(类比 Lasso 回归)，因此我们模型中采用 L1 损失来代替 K-L 散度进行隐藏层神经元稀疏化约束。

图 2：稀疏自编码器与稀疏编码器示意图

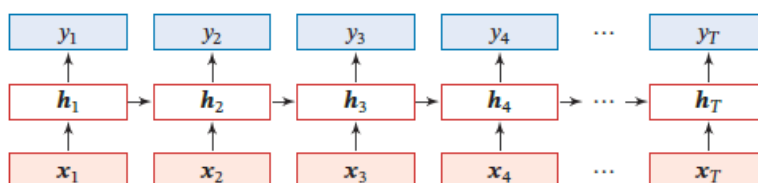


资料来源：东方证券研究所

2) GRU 模型介绍

与传统的分类或回归问题不同，时间序列建模中常见的一种情况是，下一个时刻的输出不仅与当前的输入有关，还往往与过去一段时间的输入或输出相关，如语音、视频、文本。传统的前馈神经网络假设所有的输入是相互独立的，因此并未能利用序列前后的信息。而循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 是专门用于处理时间序列预测问题的一类神经网络模型。在 RNN 模型中，通过隐藏层状态 h_t 来接受过去的信息 h_{t-1} 和当前的输入 x_t ，从而影响当前的输出 y_t ，这样模型就具有了记忆能力，如下图所示：

图 3：RNN 示意图

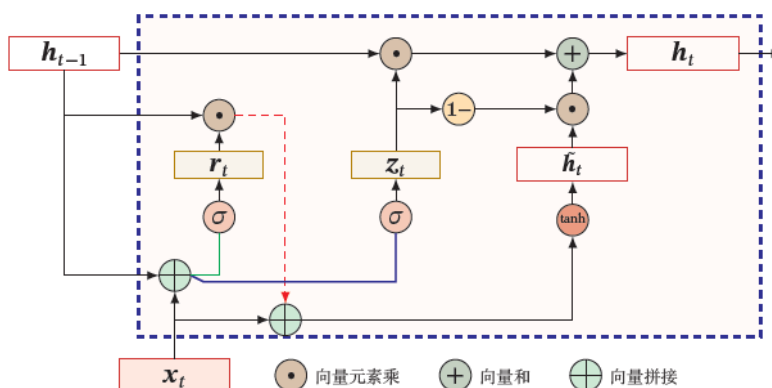


有关分析师的申明，见本报告最后部分。其他重要信息披露见分析师申明之后部分，或请与您的投资代表联系。并请阅读本证券研究报告最后一页的免责申明。

资料来源:《神经网络与机器学习》& 东方证券研究所

RNN 模型存在一个较大的缺点是, 当时间间隔比较大时, 在求解过程中会出现梯度爆炸或梯度消失的情况。因此, 比较常见的改进做法是引入门控机制来控制信息的积累速度, 本文所采用的门控循环单元网络(Gated Recurrent Unit, 下同统称为 GRU) 正是一种常见的基于门控机制的循环神经网络模型, 它引入了更新门(update gate)和重置门(reset gate)来控制循环单元的输出, 避免了梯度消失的问题, 其模型参数较少, 训练效率较高, 因此被业界广泛使用。

图 4: GRU 循环单元结构示意图



资料来源:《神经网络与机器学习》& 东方证券研究所

3) 损失函数

介绍完稀疏自编码器与 GRU 基本概念后。假设时间序列数据的第 i 个数据时间 $t \in \{0, \dots, T\}$ 截面上特征记为 x_i^t , 该时间序列对应的标签记为 y_i^{t+N} , N 为预测周期, 结合图 1, 整个模型正向传播的过程可分为三步: 第一步, 每天标准化数据(记为 x_i^t)输入稀疏自编码模型得到低维特征(记为 z_i^t); 第二步, 低维特征对应的时间序列 $((z_i^t)_{t=0 \dots T})$ 输入到 GRU 模型; 第三步, 取最后时间 T 的输出进入全连接层最终得到整个模型的预测结果。训练整个模型 f 的损失函数则可表示为:

$$Loss = \underbrace{\sum_{i=1}^n (f(x_i^0, \dots, x_i^T) - y_i^{T+N})^2}_{L1} + \underbrace{\lambda \sum_{i=1}^n \sum_{t=0}^T |z_i^t|}_{L2}$$

这里 $L1$ 表示为了拟合标签函数设置的均方误差损失, $L2$ 表示稀疏自编码器提取特征的稀疏化约束。

三、回测结果

3.1 策略设计

有关分析师的申明, 见本报告最后部分。其他重要信息披露见分析师申明之后部分, 或请与您的投资代表联系。并请阅读本证券研究报告最后一页的免责申明。

基于上文设计的 SE-GRU 模型，本部分介绍对各种利率标的的预测与回测结果。我们使用如下 4 个市场关注度较高、成交较为活跃的 4 个标的作为回测对象：

- 10 年期国债期货主力合约(T)
- 5 年期国债期货主力合约(TF)
- 10Y 国开活跃券利率
- 5Y 国开活跃券利率

首先，我们对数据集进行样本内(训练集和验证集)和样本外(测试集)的划分，采用年末滚动训练的形式，对于国债期货标的，我们训练了 3 次模型(2020 年底、2021 年底、2022 年底);对于利率标的，我们训练了 6 次模型(2017 年底-2022 年底)。在每次训练前，都对训练集的数据进行去极值和标准化处理。具体的划分见下图：

图 5：国债期货标的的训练集测试集划分

2016-2020	2021	2022	2023
训练集(最后半年作为验证集)	测试集		
训练集(最后半年作为验证集)		测试集	
训练集(最后半年作为验证集)			测试集

数据来源：东方证券研究所

图 6：利率标的的训练集测试集划分

2009-2016	2017	2018	2019	...	2023
训练集(最后半年作为验证集)	测试集				
训练集(最后半年作为验证集)		测试集			
训练集(最后半年作为验证集)			测试集		
...					
训练集(最后半年作为验证集)					测试集

数据来源：东方证券研究所

由于神经网络的模型训练结果受到随机种子的影响，为了保证模型的一般性，在每次训练中，我们分别保存 10 个不同随机种子的模型，最后取 10 个模型的预测值的平均作为最终的预测值。

假定在 T 时刻，我们记 T 时刻的时序向量 (x_i^0, \dots, x_i^T) 为 x^T ，将其作为特征输入，基于训练好的模型 f ，我们可以计算对未来 N 日各标的的涨跌幅的预测值 \hat{y}^{T+N} ：

$$\hat{y}^{T+N} = f(x^T)$$

基于 \hat{y}^{T+N} 的符号，可以形成当日的多空信号，以利率标的的预测为例：

- 若 $\hat{y}^{T+N} > 0$ ，则意味着当前 X 预测未来利率上行，则生成**看空**信号(若 Y 是未来 N 日的国债期货涨跌幅，则生成**看多**信号)
- 若 $\hat{y}^{T+N} < 0$ ，则意味着当前 X 预测未来利率下行，则生成**看多**信号(若 Y 是未来 N 日的国债期货涨跌幅，则生成**看空**信号)

具体回测的设定如下图所示，数据均来自于 Wind 资讯：

表 3：回测品种与回测设计

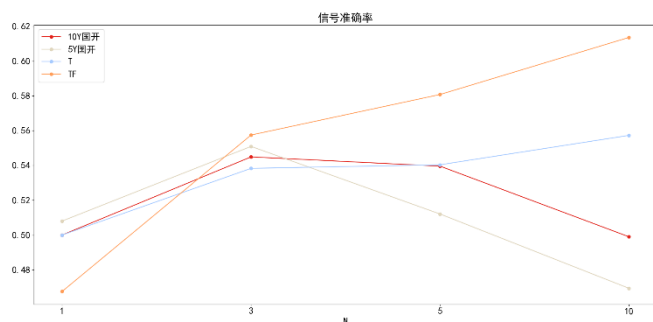
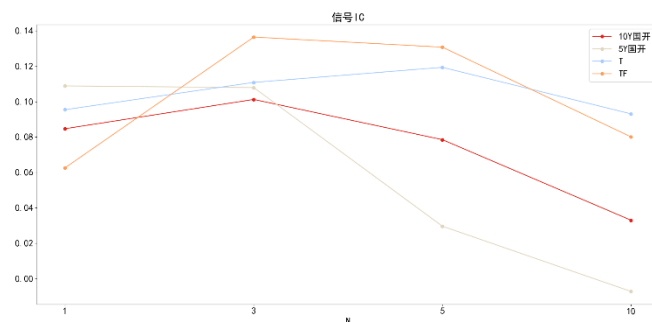
回测品种	10年/5年期国债期货主力合约	10Y/5Y国开活跃券
切券(切合约)	持仓日卖出老合约，买入新合约	换券日卖出老券，买入新券
交易价格	次日开盘15分钟的VWAP	次日收盘中债YTM
回测时间	2021.01–2023.02	2017.01–2023.02
回测结果	净值曲线	累计赚得收益率(bps)
回测逻辑	初始资金100万，每次开1手，统计盈亏	每次做1手活跃券，统计累计赚得收益率
交易成本	万分之1.5(3tick)	0.25bps
信号对应的交易	看多做多，看空做空	看多做多，看空做空
基准	多头，按时切换合约	多头，按时切券
预测变量	未来N日10年/5年期国债期货主力合约的涨跌幅	未来N日10Y/5Y国开活跃券利率的变化

资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

3.2 预测表现

首先，我们对测试集的每日预测情况进行汇总，基于每个标的，我们都计算了“未来 N 日收益”中的预测周期 $N=1/3/5/10$ 四种标签的结果，由于是日频预测，我们关心 2 个指标：

- 预测值与真实值的方向准确率
- IC：预测值与次日收益的秩相关系数

图 7：各标的不同预测周期 N 的日度准确率

图 8：各标的不同预测周期 N 的日度 IC


有关分析师的申明，见本报告最后部分。其他重要信息披露见分析师申明之后部分，或请与您的投资代表联系。并请阅读本证券研究报告最后一页的免责申明。

数据来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

数据来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

上图显示，对于单个标的，不同预测周期 N 的效果有明显差异，基本上呈现 1 日和 10 日效果差，3 日和 5 日效果好的特点，这表明，对于这些因子数据集，比较合意的做法是使用未来 3 日或 5 日的收益作为预测标签。从准确率上看，未来 3 日和 5 日的方向准确率均能达到 53%，IC 均能达到 0.08(除 5Y 国开的未来 5 日收益表现较差)。

3.3 回测表现

因为缺乏换手率、交易成本、交易价格等方面的考虑，仅从预测集的统计学表现上无法得知该策略的整体表现，因此我们还是着重分析基于这些信号的历史回测结果。

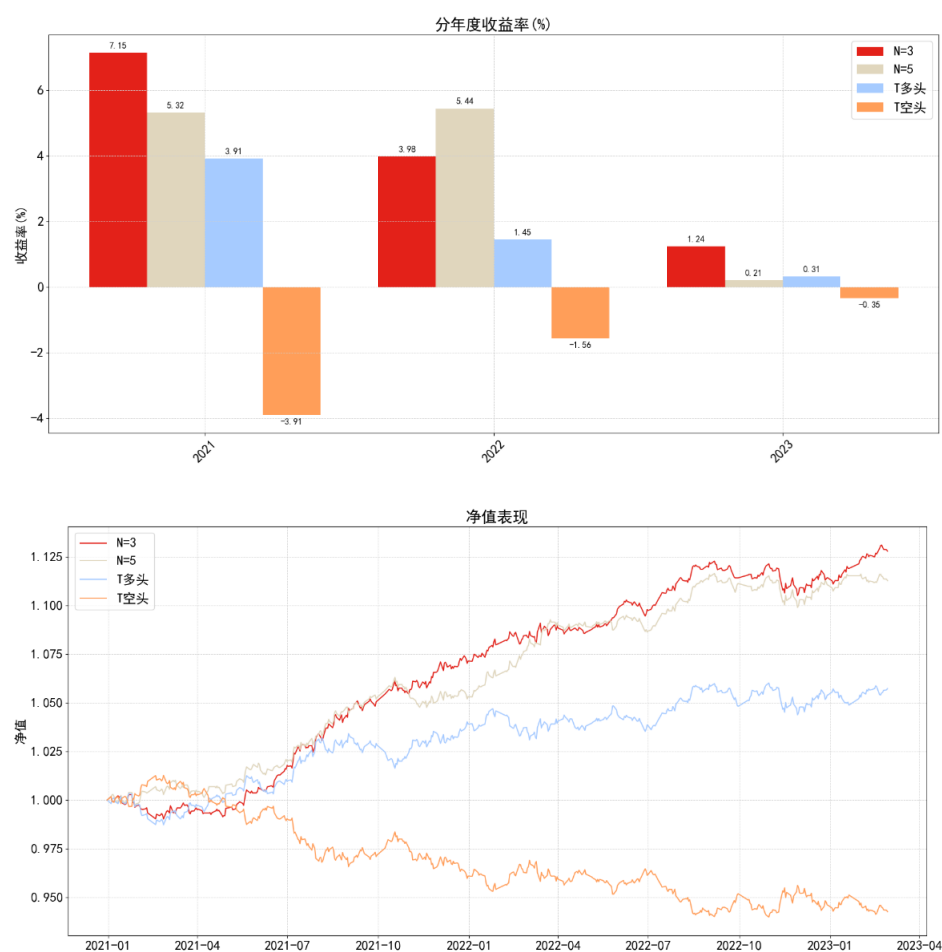
1) 10 年期国债期货主力合约

表 4：样本外信号表现(回测标的：10 年期国债期货主力合约，回测区间：2021.01-2023.02)

	N=1	N=3	N=5	N=10	T 多头	T 空头
年化收益(%)	2.96	5.98	5.29	4.70	2.73	-2.81
年化波动率(%)	2.68	2.53	2.44	2.56	2.78	2.96
夏普比率(收益风险比)	1.10	2.36	2.17	1.84	0.98	-0.95
最大回撤(%)	-2.36	-1.57	-1.56	-1.69	-1.73	-7.19
Calmar	1.25	3.80	3.39	2.79	1.58	-0.39
日胜率	0.55	0.57	0.56	0.57	0.54	0.46
周胜率	0.57	0.60	0.55	0.58	0.55	0.44
交易胜率	0.58	0.62	0.68	0.67	-	-
交易盈亏比	1.11	1.82	1.21	1.44	-	-
平均交易天数(单边)	5.33	4.79	5.07	7.35	-	-

资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

图 9：样本外信号表现(回测标的：10 年期国债期货主力合约，回测区间：2021.01-2023.02)



资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

结果显示，使用预测未来 3 日和 5 日的收益作为标签，SE-GRU 模型具有较好的择时效果，夏普比达 2.36 和 2.17，交易胜率达 62%和 68%，每年相较于一直持有多头和空头也有明显的超额收益。

下图以 N=3 为例，展示多头信号与空头信号的情况，可以发现，不管是多头端还是空头端，均有不错的择时效果，这说明信号并非依赖于国债期货天然多头的属性获得超额收益：

图 10：做多与做空表现以及信号(回测标的：10 年期国债期货主力合约)

	N=3	N=3, 只做多	N=3, 只做空
年化收益(%)	5.98	3.81	2.26
年化波动率(%)	2.53	2.23	1.39
夏普比率(收益风险比)	2.36	1.71	1.63
最大回撤(%)	-1.57	-1.62	-0.65
Calmar	3.80	2.35	3.46
日胜率	0.57	0.68	0.85
周胜率	0.60	0.71	0.84
交易胜率	0.62	0.62	0.61
交易盈亏比	1.82	1.86	1.69
平均交易天数(单边)	4.79	6.29	8.56



资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

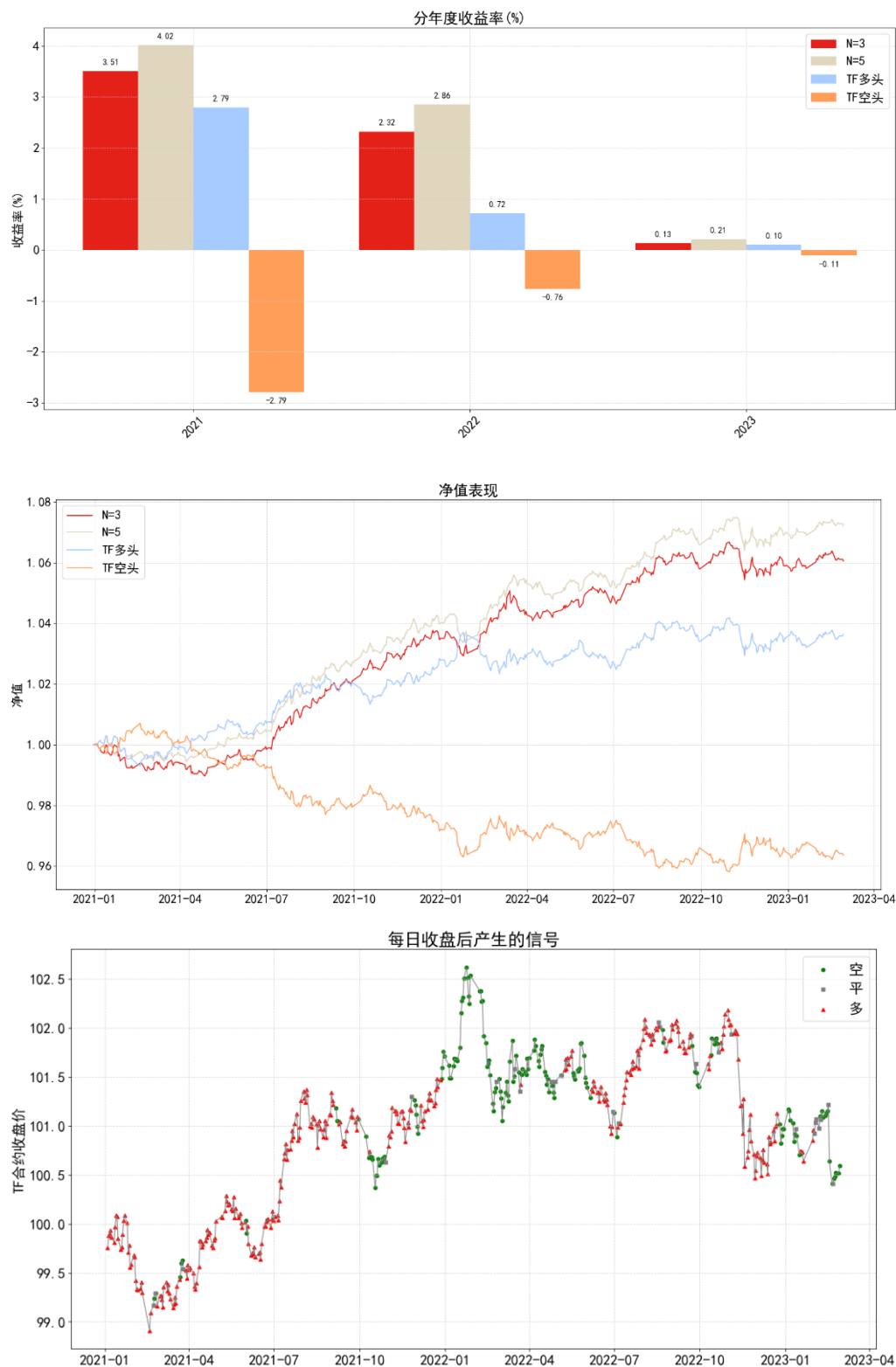
2) 5 年期国债期货主力合约

表 5：样本外信号表现(回测标的：5 年期国债期货主力合约，回测区间：2021.01-2023.02)

	N=1	N=3	N=5	N=10	TF多头	TF空头
年化收益(%)	1.63	2.88	3.42	2.53	1.74	-1.77
年化波动率(%)	1.70	1.76	1.71	1.75	1.84	1.93
夏普比率(收益风险比)	0.96	1.63	2.00	1.45	0.94	-0.92
最大回撤(%)	-1.09	-1.17	-1.02	-1.34	-1.32	-4.86
Calmar	1.49	2.46	3.36	1.89	1.32	-0.37
日胜率	0.57	0.56	0.57	0.57	0.54	0.48
周胜率	0.59	0.56	0.59	0.55	0.53	0.48
交易胜率	0.57	0.61	0.64	0.62	-	-
交易盈亏比	0.83	1.27	1.40	1.24	-	-
平均交易天数(单边)	3.87	6.61	5.74	6.44	-	-

资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

图 11：样本外信号表现(回测标的：5 年期国债期货主力合约，回测区间：2021.01-2023.02)



资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

结果显示，对于 5 年期国债期货主力合约，使用预测未来 3 日和 5 日的收益作为标签，SE-GRU 模型仍然具有较好的择时效果，夏普比达 1.63 和 2，交易胜率达 61%和 64%，过去 2 年相较于一直持有多头和空头也有明显的超额收益，今年目前表现与多头接近持平，可后续继续跟踪其表现。

下图以表现最好的 N=5 为例，展示 TF 的多头信号与空头信号的情况，可以发现，此信号较为依赖于多头端，空头端表现欠佳，主要由多头端贡献，夏普比为 1.63。

图 12：做多与做空表现以及信号(回测标的：5 年期国债期货主力合约)

	N=5	N=5, 只做多	N=5, 只做空
年化收益(%)	3.42	2.42	1.02
年化波动率(%)	1.71	1.49	0.93
夏普比率(收益风险比)	2.00	1.63	1.10
最大回撤(%)	-1.02	-1.11	-1.17
Calmar	3.36	2.18	0.87
日胜率	0.57	0.66	0.87
周胜率	0.59	0.68	0.86
交易胜率	0.64	0.71	0.52
交易盈亏比	1.40	1.25	1.26
平均交易天数(单边)	5.74	6.69	10.24



资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

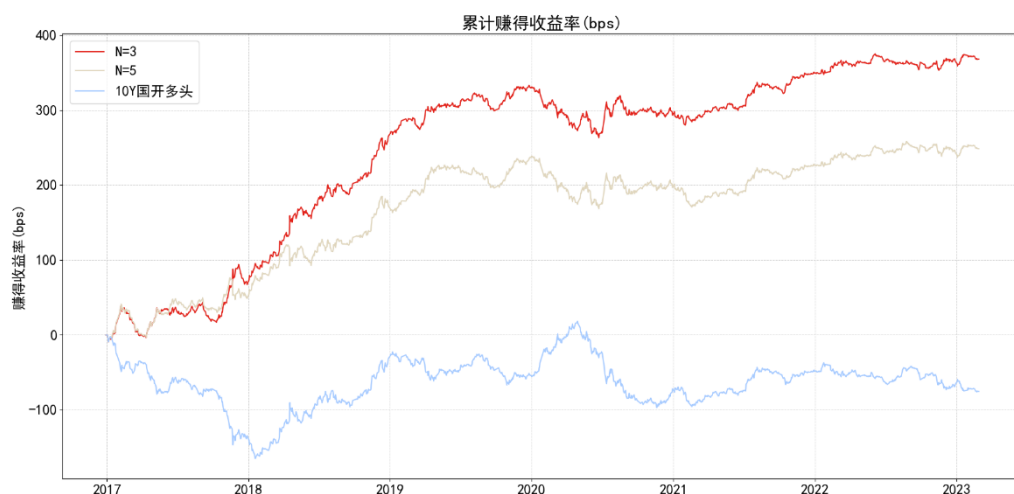
3) 10Y 国开活跃券

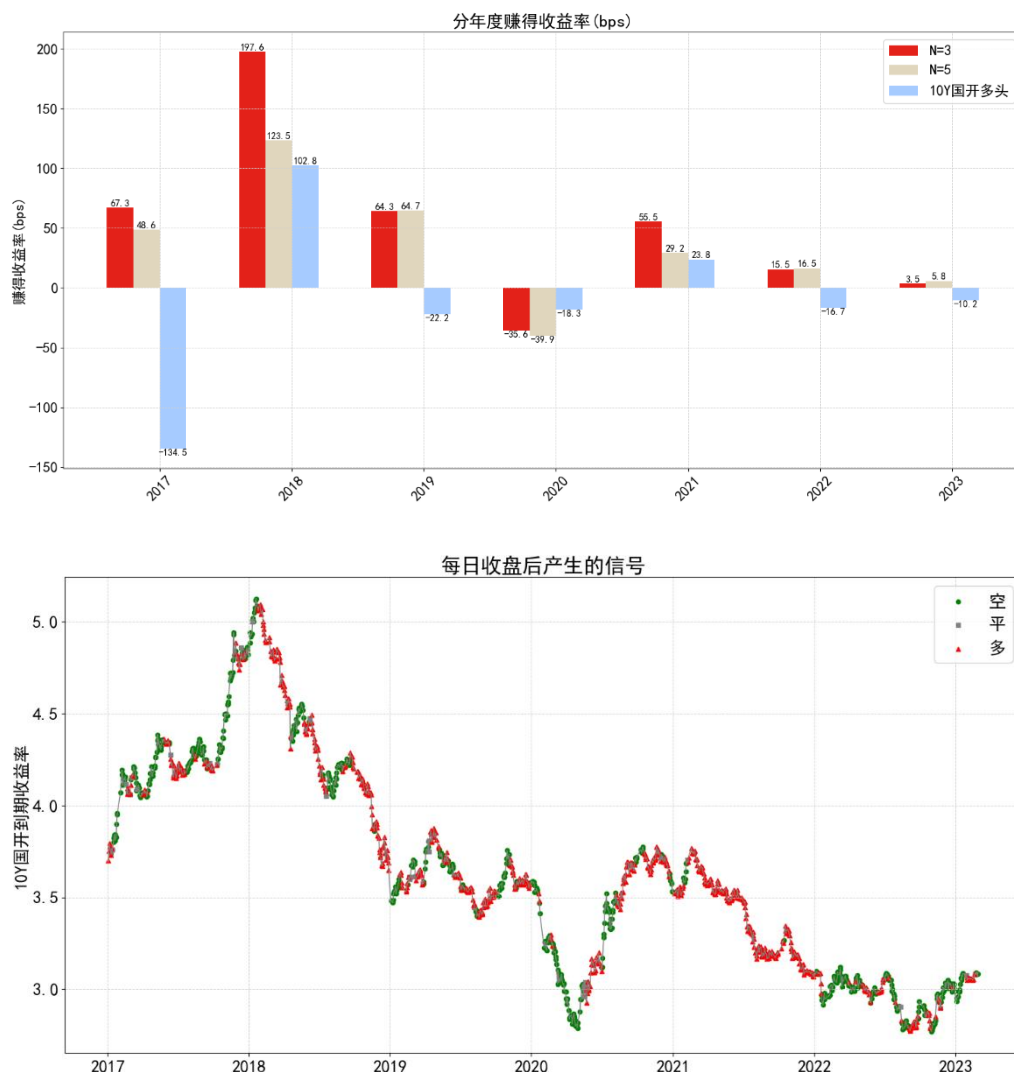
表 6：样本外信号表现(回测标的：10Y 国开活跃券利率，回测区间：2017.01-2023.02)

	N=1	N=3	N=5	N=10	10Y国开多头
年化收益(BP)	35.48	62.03	41.88	10.17	-12.72
年化波动率(BP)	41.25	41.23	41.31	41.91	42.05
夏普比率(收益风险比)	0.86	1.50	1.01	0.24	-0.30
最大回撤(BP)	-87.28	-69.84	-70.34	-90.93	-164.76
Calmar	0.41	0.89	0.60	0.11	-0.08
日胜率	0.52	0.54	0.53	0.51	0.50
周胜率	0.46	0.53	0.55	0.51	0.46
交易胜率	0.48	0.51	0.50	0.44	0.32
交易盈亏比	1.86	2.12	1.80	1.54	1.42
平均交易天数(单边)	10.32	8.85	10.76	18.70	78.74

资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

图 13：样本外信号表现和信号分布(回测标的：10Y 国开活跃券利率，回测区间：2017.01-2023.02)





资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

结果显示，对于 10Y 国开活跃券利率标的，模型预测的信号并未能像国债期货那样拥有很高的收益风险比和交易胜率。从标的本身的波动上看，利率也明显低于期货，因此从统计学意义上，利率本身是更难预测的变量。分年度上看，除了 2020 年和 2021 年，其余每年都相对于多头有超额收益。最主要的回撤(N=3)来自于 2020 年的方向上的误判，这说明在极端的行情下，基于量价的预测模型容易出现失灵的情况。

从信号的分布情况上看，我们发现在 2020 年上半年长期看空是导致回撤的主要原因，整体上看，信号变化频率偏低(平均来看，约 2 周换一次仓)。

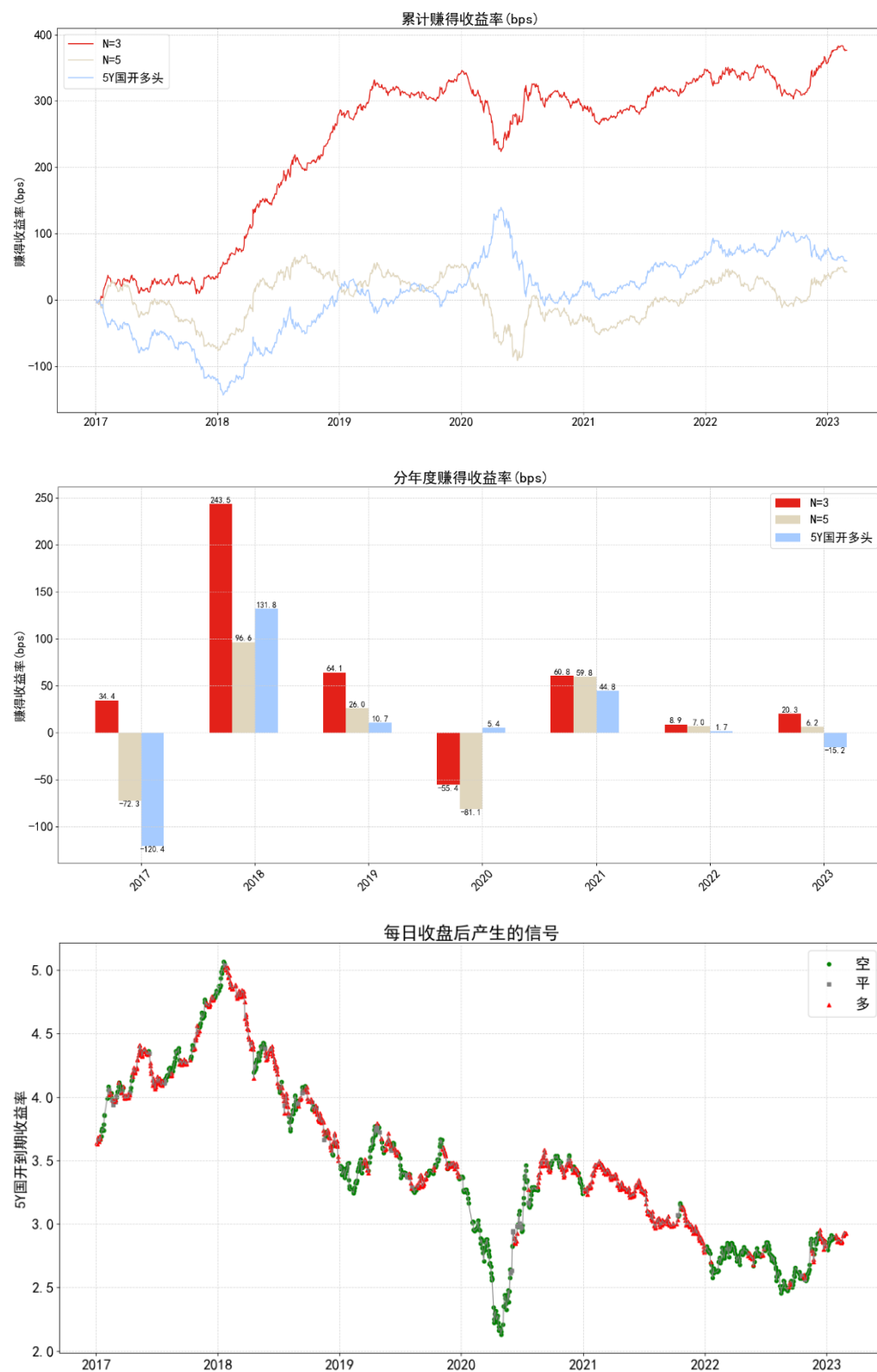
4) 5Y 国开活跃券

表 7：样本外信号表现(回测标的：5Y 国开活跃券利率，回测区间：2017.01-2023.02)

	N=1	N=3	N=5	N=10	5Y国开 多头
年化收益(BP)	49.96	63.46	7.11	-6.59	9.89
年化波动率(BP)	49.91	49.61	50.47	50.86	50.88
夏普比率(收益风险比)	1.00	1.28	0.14	-0.13	0.19
最大回撤(BP)	-122.46	-122.46	-159.79	-182.05	-148.55
Calmar	0.41	0.52	0.04	-0.04	0.07
日胜率	0.52	0.52	0.49	0.48	0.52
周胜率	0.50	0.49	0.46	0.46	0.48
交易胜率	0.49	0.55	0.50	0.42	0.50
交易盈亏比	1.82	1.66	1.10	1.28	1.25
平均交易天数(单边)	8.27	9.07	9.97	14.38	74.80

资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

图 14：样本外信号表现(回测标的：5Y 国开活跃券利率，回测区间：2017.01-2023.02)



资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

有关分析师的申明，见本报告最后部分。其他重要信息披露见分析师申明之后部分，或请与您的投资代表联系。并请阅读本证券研究报告最后一页的免责申明。

结果显示，对于 5Y 国开活跃券利率标的，净值的波动相对更大，胜率相对于 10Y 国开略高，但盈亏比略低。分年度上看，除 2020 年大幅跑输基准，其他年份均有一定超额收益，而最主要的回撤(N=3)仍来自于 2020 年的上半年的错判方向。

5) 长短期指数轮动

基于 10Y 或 5Y 的国开利率择时信号，也可以形成长短久期的债券指数配置轮动策略：

- 看多：配置对应期限的长久期指数；
- 看空：配置短久期指数(1 年以下指数或 1-3 年指数)

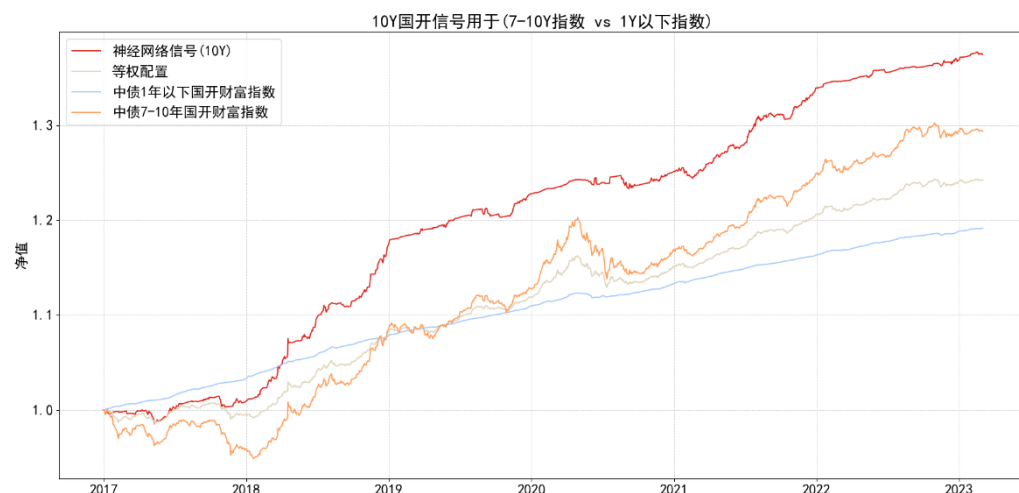
这里我们设置万分之二的交易成本，以信号产生的次日收盘作为交易执行价格，选择如下指数作为回测对象：

- 10Y 利率看多：中债 7-10 年国开债指数(CBA05201.CS)
- 5Y 利率看多：中债 3-5 年以下国开债指数(CBA06301.CS)
- 看空：中债 1 年以下国开债指数(CBA02511.CS)

回测结果更加直观的展现了对国开择时的**多头端**总投资收益与波动，供投资者参考。

图 15：10Y 国开信号用于长短期轮动

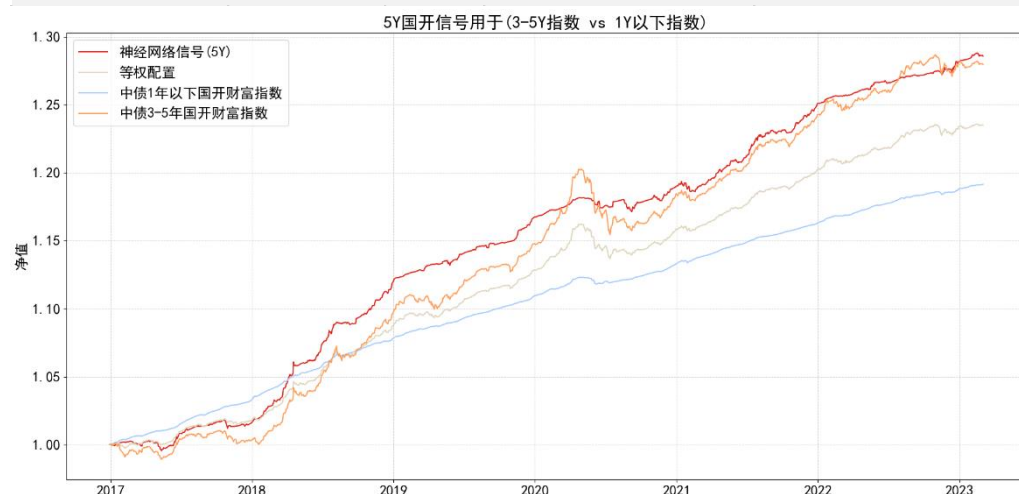
	神经网络信号 (10Y)	等权配置	中债1年以下国开财富指数	中债7-10年国开财富指数
年化收益(%)	5.50	3.71	2.98	4.43
年化波动率(%)	1.61	1.31	0.29	2.51
夏普比率(收益风险比)	3.42	2.83	10.36	1.76
最大回撤(%)	-1.47	-2.89	-0.44	-5.38
Calmar	3.75	1.28	6.81	0.82
日胜率	0.67	0.61	0.82	0.57
周胜率	0.67	0.61	0.85	0.55
月胜率	0.79	0.71	0.96	0.66



资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

图 16：5Y 国开信号用于长短久期轮动

	神经网络信号 (5Y)	等权配置	中债1年以下国开财富指数	中债3-5年国开财富指数
年化收益(%)	4.32	3.61	2.98	4.23
年化波动率(%)	0.91	0.82	0.29	1.48
夏普比率(收益风险比)	4.74	4.41	10.36	2.86
最大回撤(%)	-0.87	-2.19	-0.44	-4.01
Calmar	4.96	1.65	6.81	1.05
日胜率	0.69	0.67	0.82	0.62
周胜率	0.69	0.68	0.85	0.62
月胜率	0.88	0.79	0.96	0.70

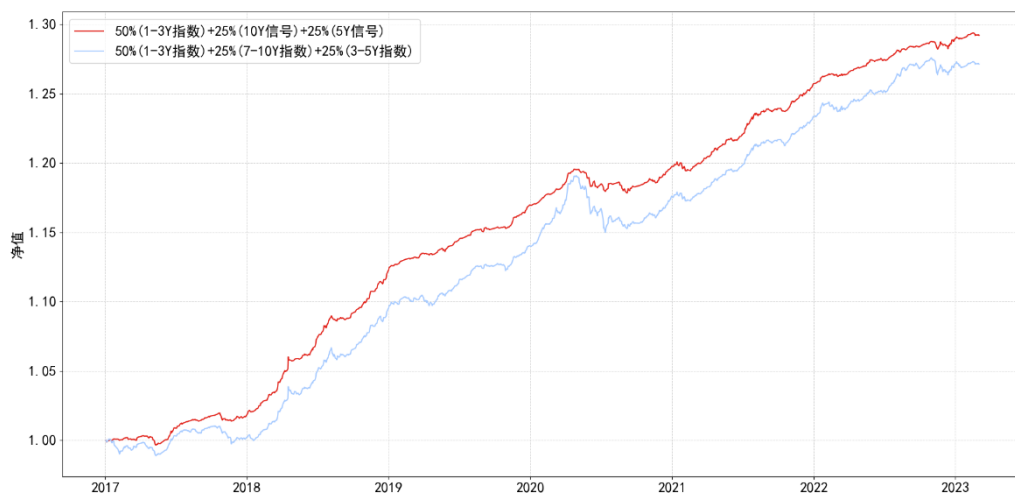


资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

最后，我们尝试以 50%仓位的“中债 1-3 年以下国开债指数(CBA02521.CS)”+25%仓位的“神经网络 10Y 信号”+25%仓位的“神经网络 5Y 信号”构建久期配置策略，结果如下图所示：

图 17：10Y+5Y 国开信号合成的久期策略

	50%(1-3Y指数) 25%(10Y信号) 25%(5Y信号)	50%(1-3Y指数) 25%(7-10Y指数) 25%(3-5Y指数)	中债7-10年国开财富指数	中债3-5年国开财富指数	中债1-3年国开财富指数
年化收益(%)	4.41	4.12	4.43	4.23	3.89
年化波动率(%)	0.90	1.31	2.51	1.48	0.81
夏普比率(收益风险比)	4.90	3.14	1.76	2.86	4.79
最大回撤(%)	-1.44	-3.45	-5.38	-4.01	-2.23
Calmar	3.05	1.19	0.82	1.05	1.75
日胜率	0.68	0.63	0.57	0.62	0.71
周胜率	0.67	0.63	0.55	0.62	0.75
月胜率	0.86	0.72	0.66	0.70	0.85



资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

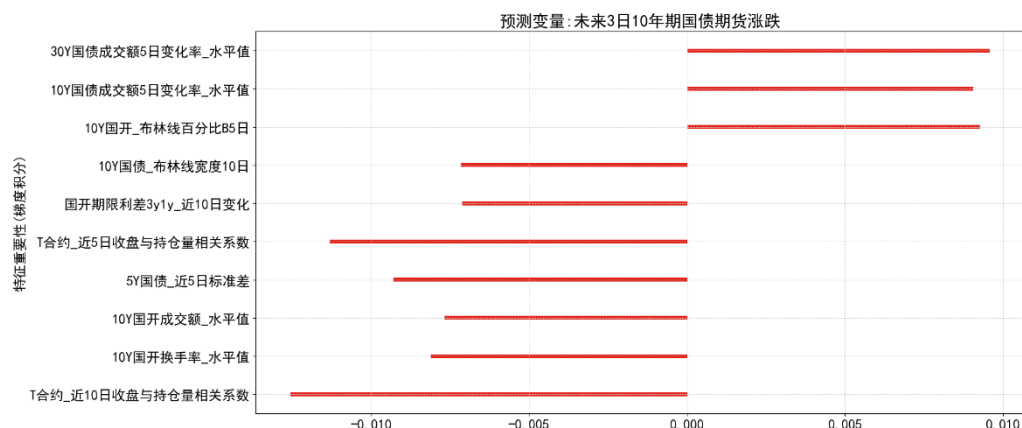
3.4 特征重要性

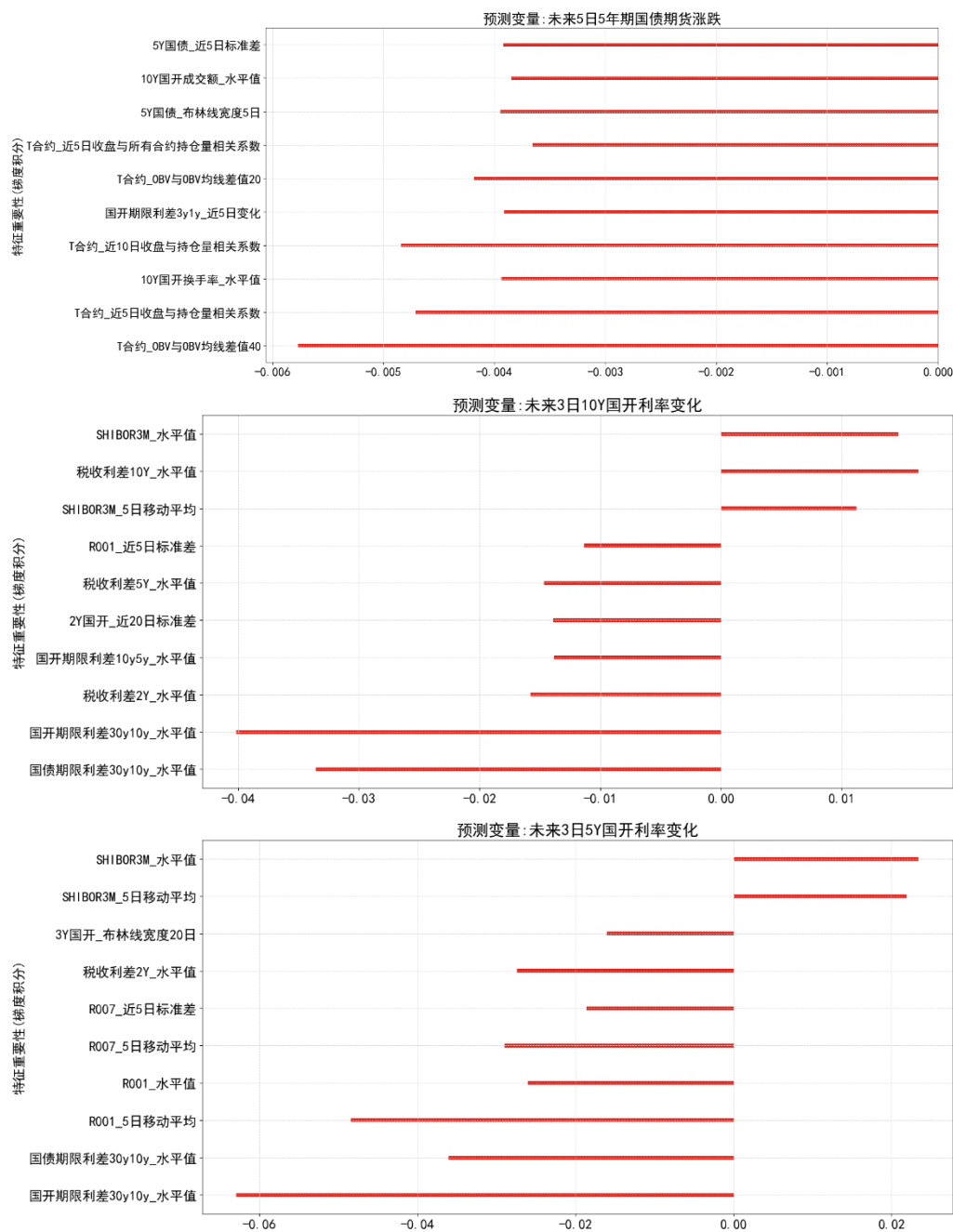
在完成训练和预测后，投资者往往关心因子数据集中的哪些因子重要，哪些因子不重要。深度学习模型虽然是一个“黑盒”系统，但是学界和业界一直在不断攻克这个模型可解释性(Model interpretability)的难题，

Sundararajan(2017)提出了积分梯度法(Integrated Gradient)，基于梯度公式进行改进，从而计算出各个特征对模型预测产生影响的大小和排序，本文引入此方法，尝试对 SE-GRU 模型的大量特征进行归因。

我们以 2021 年末的模型训练为例，给定训练好的模型和测试集数据，我们可计算各个模型的的特征归因情况，这里我们展示梯度积分绝对值排前十的特征，其中为正代表与预测变量正相关，为负代表与预测变量负相关。

图 18：各模型的特征重要性排序(前十)





资料来源: 东方证券研究所 & Wind 资讯

从前十的特征中可以发现一些信息:

- 1) 对所有的品种来说, 均有各种类型的特征, 如动量、波动、资金等, 这说明这些预测模型是综合了这些特征而形成的复杂系统;
- 2) 对于国债期货的 2 个品种的预测, T 合约的成交量和长端活跃券(30Y、10Y)的换手率是比较重要的特征, 有多个相关指标排进前 10; 现券成交额水平呈现反向关系(成交额越大, 期货越可能下跌), 现券成交额变化呈现正向关系(成交额增长越快, 期货越可能上涨);

- 3) 对于国债期货的 2 个品种的预测, 3y1y 的期限利差变化(国开期限利差 3y1y_近 5 日变化、国开期限利差 3y1y_近 10 日变化)也有反向关系, 即利差越窄, 期货涨幅越大;
- 4) 对于 10 年期国债期货来说, 10Y 国开利率的动量(10Y 国开_布林线百分比 B_5 日), 有较强影响。而 10Y 和 5Y 国债利率的波动(10Y 国债_布林线宽度 10 日、5Y 国债_近 5 日标准差)也有较强影响;
- 5) 对于 5 年期国债期货来说, T 合约的特征重要性大于 TF 合约自身的特征, 这说明 T 合约的持仓量和成交量(OBV 指标)更有参考意义。同时, 5Y 国债的波动(5Y 国债_布林线宽度 5 日、5Y 国债_近 5 日标准差)也有较强影响;
- 6) 对于现券的 2 个品种来说, 资金面(R001/R007/SHIBOR3M)明显影响较大, 回购利率呈现负向关系(利率越高, 利率越下行), 而 SHIBOR3M 呈现正向关系。国开和国债 30y10y 的利差影响较大, 且为负向影响(该利差越宽, 利率越下行);
- 7) 对于 10Y 国开利率来说, 各期限的税收利差也有较大影响, 且 2Y 和 5Y 税收利差是负向关系(该利差越宽, 利率越下行), 而 10Y 税收利差呈现正向关系(该利差越窄, 利率越下行), 说明国开与国债之间的强弱关系会影响 10Y 国开利率的走势;
- 8) 对于 5Y 国开利率来说, 3Y 国开的波动(3Y 国开_布林线宽度 20 日)和 2Y 的税收利差对 5Y 国开利率的走势有负向影响。

四、结论

本文探讨了使用复杂神经网络模型来进行收益预测的可能性, 不同于传统技术分析和单因子线性挖掘的做法, 本文直接提高预测模型的复杂度和信息提取能力, 从而使得增强了拟合能力和预测能力。

结果显示, 不论是国债期货品种还是现券品种, 基于 SE-GRU 模型的日频预测信号均有一定的择时能力, 同时也产生稳定的超额收益。

除此之外, 本文仍面临一些问题:

1. 样本外区间长度较短, 尤其是国债期货品种, 对于不同市场风格下的表现仍待追踪;
2. 特征以量价为主, 可能在一些极端行情下, 模型无法做出正确的预测, 可能尝试加入宏观数据规避大波段的错误。

总之, 面对近些年交易日渐活跃的利率债市场, 我们希望今后继续迭代更加稳健的量化策略, 可以从统计分析、回溯历史等角度给投资者提供参考, 为投资决策提供补充的思路和意见。

风险提示

1. 量化模型基于历史数据分析, 未来存在失效风险, 建议投资者紧密跟踪模型表现。
2. 极端市场环境可能对模型效果造成剧烈冲击, 导致收益亏损。

附录

所有原始因子的信息见下表:

图 19：所有用到的因子列表

成交量	日间价格动量	日间价格波动	期现价差
T合约_obvdev20	T合约_intradayrtn1	2Y国开_近5日标准差	T合约_CTD券期现价差
T合约_mfi40	T合约_intradayrtn5	2Y国债_近20日标准差	T合约_CTD券IRR
T合约_obvdev40	T合约_intradayrtn10	2Y国债_近10日标准差	
T合约_mfi20	T合约_emadev20	2Y国债_近5日标准差	
T合约_mfi5	T合约_emadev5	5Y国开_近20日标准差	
T合约_obvdev5	T合约_emadev10	5Y国开_近10日标准差	
T合约_mfi10	T合约_RSI5	5Y国债_近5日标准差	
T合约_obvdev10	T合约_RSI10	2Y国开_近20日标准差	
T合约_所有合约持仓量5日均线与10日均线差	T合约_intradayrtn20	2Y国开_近10日标准差	
T合约_所有合约成交量5日均线与10日均线差	T合约_RSI20	5Y国债_近5日标准差	
T合约_所有合约成交量与成交量5日均线差	10Y国债_emadev10	5Y国债_近20日标准差	
T合约_所有合约成交量与成交量10日均线差	10Y国债_emadev20	5Y国债_近10日标准差	
T合约_所有合约成交量与成交量20日均线差	7Y国债_布林线百分比B5日	T合约_近20日标准差	
T合约_所有合约成交量5日均线与20日均线差	7Y国债_布林线宽度10日	T合约_近10日标准差	
T合约_所有合约持仓量与持仓量5日均线差	7Y国开_macd	T合约_近5日标准差	
T合约_所有合约持仓量与持仓量10日均线差	7Y国债_布林线宽度5日	30Y国债_近10日标准差	
T合约_所有合约持仓量与持仓量20日均线差	10Y国债_emadev5	10Y国债_近20日标准差	
T合约_所有合约持仓量5日均线与20日均线差	7Y国债_布林线百分比B10日	10Y国债_近10日标准差	
T合约_近20日涨跌幅与持仓量相关系数	7Y国债_macd	10Y国债_近5日标准差	
T合约_近20日收盘与所有合约持仓量相关系数	10Y国开_RSI5	30Y国债_近20日标准差	
T合约_近5日收盘与成交量相关系数	10Y国开_RSI10	10Y国开_近5日标准差	
T合约_近5日涨跌幅与成交量相关系数	10Y国开_RSI20	30Y国债_近5日标准差	
T合约_近5日收盘与持仓量相关系数	10Y国债_RSI5	10Y国开_近10日标准差	
T合约_近5日涨跌幅与持仓量相关系数	10Y国债_RSI10	10Y国开_近20日标准差	
T合约_近5日收盘与所有合约成交量相关系数	10Y国开_emadev20		
T合约_近5日涨跌幅与所有合约成交量相关系数	10Y国开_macd		
T合约_近5日收盘与所有合约持仓量相关系数	10Y国债_macd		
T合约_近5日涨跌幅与所有合约持仓量相关系数	10Y国开_emadev5		
T合约_近10日收盘与成交量相关系数	10Y国开_emadev10		
T合约_近10日涨跌幅与成交量相关系数	7Y国债_布林线宽度20日		
T合约_近20日涨跌幅与所有合约持仓量相关系数	10Y国债_RSI20		
T合约_近10日收盘与持仓量相关系数	7Y国开_布林线百分比B10日		
T合约_近10日收盘与所有合约成交量相关系数	7Y国开_布林线宽度10日		
T合约_近10日涨跌幅与所有合约成交量相关系数	7Y国开_布林线百分比B5日		
T合约_近10日收盘与所有合约持仓量相关系数	7Y国开_布林线宽度5日		
T合约_近10日涨跌幅与所有合约持仓量相关系数	7Y国债_布林线百分比B20日		
T合约_近20日收盘与成交量相关系数	7Y国开_布林线宽度20日		
T合约_近20日涨跌幅与成交量相关系数	7Y国开_布林线百分比B20日		
T合约_近20日收盘与持仓量相关系数	10Y国开_布林线百分比B20日		
T合约_近20日收盘与所有合约成交量相关系数	7Y国开_emadev20		
T合约_近20日涨跌幅与所有合约成交量相关系数	7Y国开_RSI20		
T合约_近10日涨跌幅与持仓量相关系数	7Y国开_emadev10		
7Y国债成交额_水平值	7Y国开_RSI10		
7Y国债换手率_水平值	7Y国开_emadev5		
7Y国开换手率_水平值	7Y国开_RSI5		
5Y国债成交额_水平值	7Y国债_emadev20		
30Y国债成交额_水平值	7Y国债_RSI20		
5Y国开成交额_水平值	7Y国债_emadev10		
10Y国开成交额_水平值	7Y国债_RSI10		
10Y国债成交额_水平值	7Y国债_emadev5		
7Y国开成交额_水平值	7Y国债_RSI5		
5Y国开换手率_水平值	10Y国开_布林线宽度20日		
10Y国债成交额5日变化率_水平值	10Y国开_布林线百分比B10日		
10Y国开成交额5日变化率_水平值	10Y国债_布林线百分比B20日		
30Y国债成交额5日变化率_水平值	10Y国开_布林线宽度5日		
5Y国债成交额5日变化率_水平值	10Y国开_布林线百分比B5日		
5Y国开成交额5日变化率_水平值	10Y国开_布林线宽度10日		
7Y国债成交额5日变化率_水平值	10Y国债_布林线宽度10日		
7Y国开成交额5日变化率_水平值	10Y国债_布林线百分比B5日		
10Y国债换手率_水平值	10Y国债_布林线宽度5日		
10Y国开换手率_水平值	10Y国债_布林线百分比B10日		
30Y国债换手率_水平值	10Y国债_布林线宽度20日		
5Y国债换手率_水平值	30Y国债_RSI5		
	30Y国债_RSI10		
	30Y国债_RSI20		

期限利差变量	期限利差水平	税收利差变量	税收利差水平	资金面水平	资金面波动
国债期限利差10y1y_近5日变化	国开期限利差5y1y_水平值	税收利差10Y_近5日变化	税收利差10Y_水平值	NCD1Y_水平值	DR001_近10日标准差
国债期限利差10y1y_近10日变化	国开期限利差10y3m_水平值	税收利差10Y_近10日变化	税收利差5Y_水平值	NCD1Y_5日移动平均	NCD1Y_近10日标准差
国债期限利差10y3m_近10日变化	国开期限利差10y1y_水平值	税收利差10Y_近20日变化	税收利差2Y_水平值	DR007_5日移动平均	R007_近5日标准差
国债期限利差10y3m_近5日变化	国开期限利差10y3m_水平值	税收利差5Y_近5日变化		R007_水平值	R007_近10日标准差
国债期限利差10y3m_近20日变化	国开期限利差10y5y_水平值	税收利差5Y_近20日变化		SHIBOR3M_5日移动平均	NCD1Y_近5日标准差
国开期限利差10y1y_近5日变化	国开期限利差30y10y_水平值	税收利差5Y_近10日变化		SHIBOR3M_水平值	DR007_近10日标准差
国开期限利差10y1y_近20日变化	国开期限利差5y1y_水平值	税收利差2Y_近20日变化		DR001_5日移动平均	DR007_近5日标准差
国开期限利差3y1y_近20日变化	国开期限利差3y1y_水平值	税收利差2Y_近10日变化		DR001_水平值	DR001_近5日标准差
国开期限利差3y1y_近5日变化	国开期限利差10y5y_水平值	税收利差2Y_近5日变化		R001_5日移动平均	R001_近10日标准差
国开期限利差5y1y_近5日变化	国开期限利差3y1y_水平值			R001_水平值	R001_近5日标准差
国开期限利差10y1y_近10日变化	国开期限利差30y10y_水平值			R007_5日移动平均	SHIBOR3M_近10日标准差
国开期限利差5y1y_近10日变化	国开期限利差10y1y_水平值			DR007_水平值	SHIBOR3M_近5日标准差
国开期限利差5y1y_近20日变化				DR007成交额_水平值	
国债期限利差3y1y_近5日变化				DR001成交额_水平值	
国债期限利差3y1y_近10日变化					
国开期限利差3y1y_近5日变化					
国开期限利差3y1y_近10日变化					
国开期限利差10y1y_近20日变化					
国开期限利差10y3m_近10日变化					
国开期限利差10y3m_近5日变化					
国开期限利差10y3m_近20日变化					
国债期限利差5y1y_近20日变化					
国债期限利差5y1y_近10日变化					
国债期限利差10y5y_近20日变化					
国债期限利差10y5y_近10日变化					
国债期限利差10y5y_近5日变化					
国开期限利差10y5y_近5日变化					
国开期限利差10y5y_近10日变化					
国开期限利差10y5y_近20日变化					
国债期限利差5y1y_近5日变化					
国开期限利差30y10y_近20日变化					
国开期限利差30y10y_近10日变化					
国开期限利差30y10y_近5日变化					
国债期限利差30y10y_近20日变化					
国债期限利差30y10y_近10日变化					
国债期限利差30y10y_近5日变化					

资料来源：东方证券研究所 & Wind 资讯

参考文献

- [1] 邱锡鹏. *神经网络与深度学习*. 机械工业出版社, 2020.
- [2] Kokhlikyan N, Miglani V, Martin M, et al. Captum: A unified and generic model interpretability library for pytorch[J]. arXiv preprint arXiv:2009.07896, 2020.
- [3] Bao W, Yue J, Rao Y. A deep learning framework for financial time series using stacked autoencoders and long-short term memory[J]. PloS one, 2017, 12(7): e0180944.
- [4] Sundararajan M, Taly A, Yan Q. Axiomatic attribution for deep networks[C]//International conference on machine learning. PMLR, 2017: 3319-3328.

分析师申明

每位负责撰写本研究报告全部或部分内容的研究分析师在此作以下声明：

分析师在本报告中对所提及的证券或发行人发表的任何建议和观点均准确地反映了其个人对该证券或发行人的看法和判断；分析师薪酬的任何组成部分无论是在过去、现在及将来，均与其在本研究报告中所表述的具体建议或观点无任何直接或间接的关系。

投资评级和相关定义

报告发布日后的 12 个月内的公司的涨跌幅相对同期的上证指数/深证成指的涨跌幅为基准；

公司投资评级的量化标准

- 买入：相对强于市场基准指数收益率 15%以上；
- 增持：相对强于市场基准指数收益率 5% ~ 15%；
- 中性：相对于市场基准指数收益率在-5% ~ +5%之间波动；
- 减持：相对弱于市场基准指数收益率在-5%以下。

未评级 —— 由于在报告发出之时该股票不在本公司研究覆盖范围内，分析师基于当时对该股票的研究状况，未给予投资评级相关信息。

暂停评级 —— 根据监管制度及本公司相关规定，研究报告发布之时该投资对象可能与本公司存在潜在的利益冲突情形；亦或是研究报告发布当时该股票的价值和价格分析存在重大不确定性，缺乏足够的研究依据支持分析师给出明确投资评级；分析师在上述情况下暂停对该股票给予投资评级等信息，投资者需要注意在此报告发布之前曾给予该股票的投资评级、盈利预测及目标价格等信息不再有效。

行业投资评级的量化标准：

- 看好：相对强于市场基准指数收益率 5%以上；
- 中性：相对于市场基准指数收益率在-5% ~ +5%之间波动；
- 看淡：相对于市场基准指数收益率在-5%以下。

未评级：由于在报告发出之时该行业不在本公司研究覆盖范围内，分析师基于当时对该行业的研究状况，未给予投资评级等相关信息。

暂停评级：由于研究报告发布当时该行业的投资价值分析存在重大不确定性，缺乏足够的研究依据支持分析师给出明确行业投资评级；分析师在上述情况下暂停对该行业给予投资评级信息，投资者需要注意在此报告发布之前曾给予该行业的投资评级信息不再有效。

免责声明

本证券研究报告（以下简称“本报告”）由东方证券股份有限公司（以下简称“本公司”）制作及发布。

。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。本报告的全体接收人应当采取必要措施防止本报告被转发给他人。

本报告是基于本公司认为可靠的且目前已公开的信息撰写，本公司力求但不保证该信息的准确性和完整性，客户也不应该认为该信息是准确和完整的。同时，本公司不保证文中观点或陈述不会发生任何变更，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证券研究报告。本公司会适时更新我们的研究，但可能会因某些规定而无法做到。除了一些定期出版的证券研究报告之外，绝大多数证券研究报告是在分析师认为适当的时候不定期地发布。

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，也没有考虑到个别客户特殊的投资目标、财务状况或需求。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，若有必要应寻求专家意见。本报告所载的资料、工具、意见及推测只提供给客户作参考之用，并非作为或被视为出售或购买证券或其他投资标的的邀请或向人作出邀请。

本报告中提及的投资价格和价值以及这些投资带来的收入可能会波动。过去的表现并不代表未来的表现，未来的回报也无法保证，投资者可能会损失本金。外汇汇率波动有可能对某些投资的价值或价格或来自这一投资的收入产生不良影响。那些涉及期货、期权及其它衍生工具的交易，因其包括重大的市场风险，因此并不适合所有投资者。

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，投资者自主作出投资决策并自行承担投资风险，任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。

本报告主要以电子版形式分发，间或也会辅以印刷品形式分发，所有报告版权均归本公司所有。未经本公司事先书面协议授权，任何机构或个人不得以任何形式复制、转发或公开传播本报告的全部或部分内容。不得将报告内容作为诉讼、仲裁、传媒所引用之证明或依据，不得用于营利或用于未经允许的其它用途。

经本公司事先书面协议授权刊载或转发的，被授权机构承担相关刊载或者转发责任。不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。

提示客户及公众投资者慎重使用未经授权刊载或者转发的本公司证券研究报告，慎重使用公众媒体刊载的证券研究报告。

东方证券研究所

地址：上海市中山南路 318 号东方国际金融广场 26 楼

电话：021-63325888

传真：021-63326786

网址：www.dfzq.com.cn

东方证券股份有限公司经相关主管机关核准具备证券投资咨询业务资格，据此开展发布证券研究报告业务。

东方证券股份有限公司及其关联机构在法律许可的范围内正在或将要与本研究报告所分析的企业发展业务关系。因此，投资者应当考虑到本公司可能存在对报告的客观性产生影响的利益冲突，不应视本证券研究报告为作出投资决策的唯一因素。