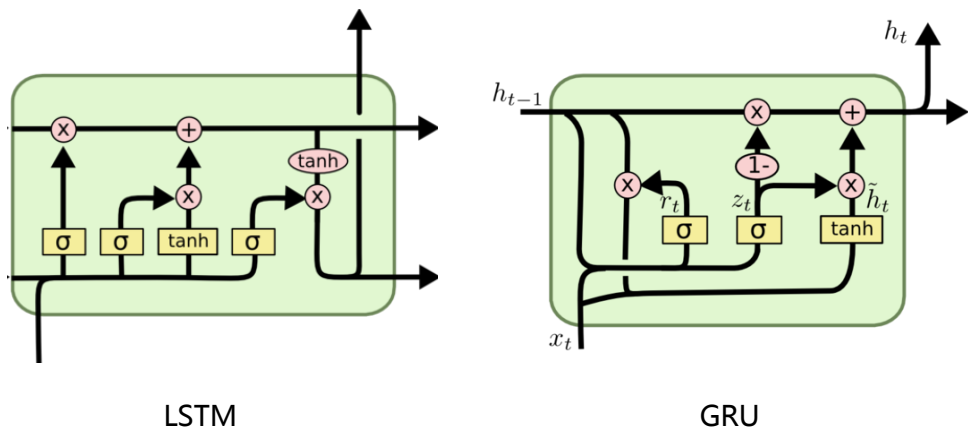


基于 GRU 的深度学习选股模型

一、模型简介

GRU(Gated Recurrent Unit) 是 LSTM(Long Short-Term Memory) 比较流行的一种变体,其继承了 LSTM 大多数的结构,将忘记门和记忆门结合,合成了单一的更新门,同时将细胞状态和隐藏状态进行混合,保证了 Cell 在 short-term 遗忘掉一些特征,而在 long-term 中保存一些特征。因为其将一些门进行了合并,所以每一次更新都会减少一定的计算量,在训练数据很大的场景中会比 LSTM 节省大量时间。

1.GRU 和 LSTM 的单元结构



2.网络结构

网络结构上,将两层 GRU 堆叠在一起,后加入 3 层全连接层,为了尽可能减少过拟合的问题在层与层之间加入随机失活 (dropout) 层,即在神经网络向后传播过程中随机切断一些神经元,隐层的大小分别是 (400, 400, 100, 32, 3) . 全连接层后采用的激活函数分别为 LeakyReLU , tanh 和 softmax. 损失函数为交叉熵 (cross entropy) 损失。

Layer (type)	Output Shape	Param #
gru_3 (GRU)	(None, None, 400)	656400
dropout_4 (Dropout)	(None, None, 400)	0
gru_4 (GRU)	(None, 400)	961200

dropout_5 (Dropout)	(None, 400)	0
dense_4 (Dense)	(None, 100)	40100
leaky_re_lu_2 (LeakyReLU)	(None, 100)	0
dropout_6 (Dropout)	(None, 100)	0
dense_5 (Dense)	(None, 32)	3232
activation_2 (Activation)	(None, 32)	0
dense_6 (Dense)	(None, 3)	99
Total params: 1,661,031		

二、数据预处理

1.特征序列化

这里，我们将股票特征组成的时间序列作为一个样本进行模型训练。具体来说，我们将每只股票的连续时间序列看做一个原始数据集，然后取一个固定的时间窗口截取原始样本集，将得到的数据作为一个样本，然后每次向后滚动一期，去除序列中有缺失值的样本，形成新的样本集。这里选取的时间窗口大小为 30，特征数量为 146 个。因此，经过上述处理后每个样本都是 (30, 146) 的矩阵。

2.样本标注

在标注样本时，将 $t+1$ 期的股票按照涨跌幅度排序，前 30%股票标为 0，后 30%标为 2，其余标为 1，确定样本的输出标签。

三、回测情况

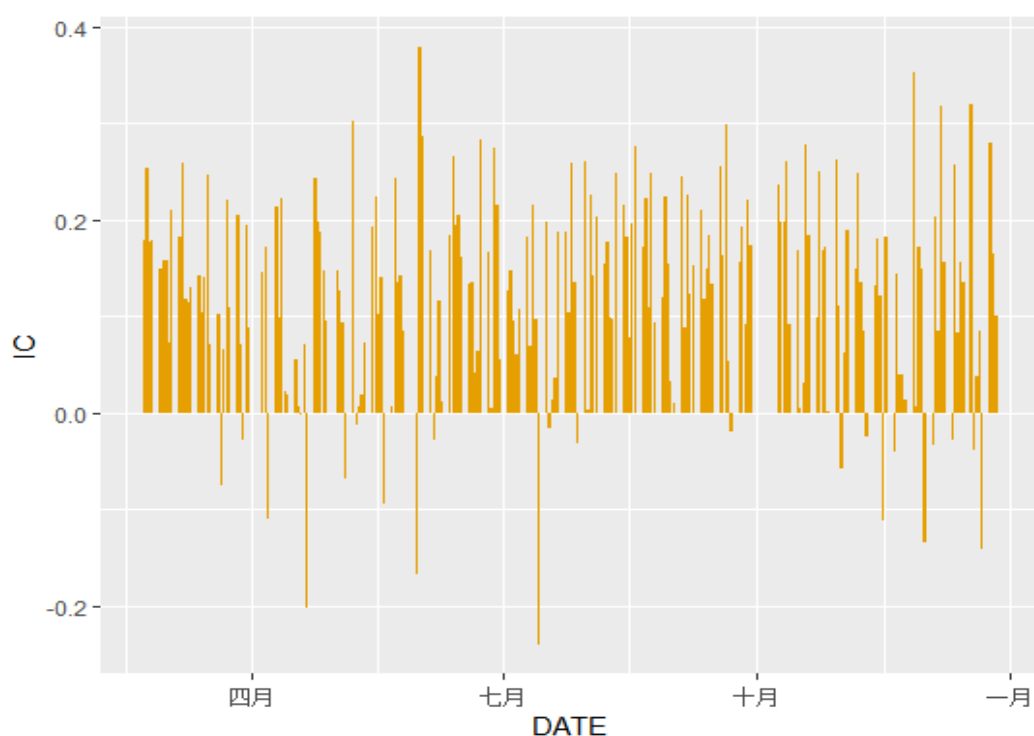
1.参数设定

回测过程中，模型在 2016 年全 A 股中数据进行训练，因子为筛选后的技术指标因子，收益率序列和高频数据因子，共计 146 个。调仓周期为周度调仓。

2.获取打分

预测后，模型会返回股票归于三类的一个概率，我们将这三个概率按照 5:3:1 的比例进行加和作为打分，并控制换手率最大为 20%，最大化打分，获得优化后的权重。

3.模型 IC



2.回测结果

将 GRU 模型在全 A 中进行选股，同时对冲 CSI1000 收益率，收益率为 14.9%，最大回撤 2.7%，换手率为 6.4。

