

## 说明

先说原文的问题。

1. 原文没有给出自己lstm模型的结构。
2. 文章没有说明lstm的输入特征是什么，如果仅输入时间序列训练是不够的。上一篇论文可作为佐证。lstm也是要输入一些特征的。由此，我使用之前已实现的文章中的特征构建方法构建了21个特征。详细特征构建可以参考s1\_gen\_data.py
3. 文章没有描述对回归与分类预测结构的策略构造。比如，文章的公式13与14的头寸构建方法只能针对一只股票操作，即买入卖出操作。但是，在面对多只股票时，其头寸应该是对不同股票的持有比例。比如，某一天88只资产有44只给出了买入建议，按照文章描述，每只股票都进行买入1的操作，就变成了44倍杠杆买入。
4. 文章的公式16与公式17是利用模型学习一个对单只股票的头寸。但是，16与17并没有对头寸进行限制。头寸应该限制在 $(-1, 1)$ 之间。由此，我们对原始的预测值进行了Tanh变换，将其限制在 $(-1, 1)$ 之间。同样的，公式16，17只是对单只股票学习了一个头寸。并没有说明在得到头寸结果情况下如何得到策略。如果按照文中的表达，基本都是高杠杆的投资结果。其结果无意义。

## 数据说明

文中使用了1990-1995年的数据进行选脸，1995-2015年的数据用来测试，这种安排非常不合理。

我们将2017年之后的数据用以测试，之前的数据用以训练。且为了保证训练的数据量大于测试的数据量。我们只选择用3000天以上数据的期货构建。满足要求的期货只有14只。

在数据处理过程中，有几个关键点。

1. 使用rolling的方法对数据进行归一化，从而避免使用未来数据。
2. 对上下限进行处理，一些极端的值会导致lstm在回传梯度的过程中，梯度过大而导致的训练失败。

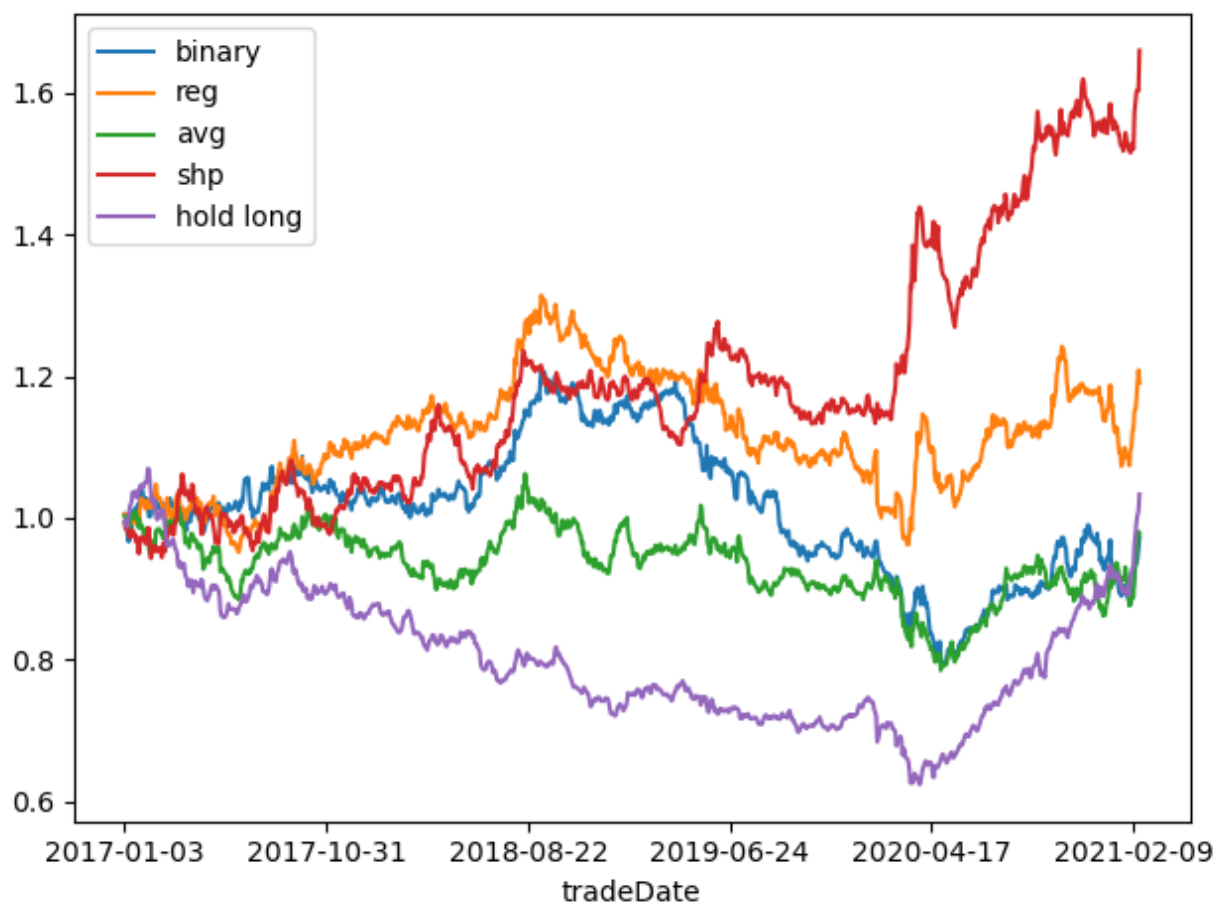
lstm的时间长度选择是63，与原文保持一致。

## 策略说明

为了保证四种损失函数能在同一水准中测试。我们设计了最简单的策略方法。即，按照预测绝对值的排名进行期货投资。由于学习到的头寸与期货本身是趋同的，即算法认为越可能涨的股票，其头寸为正的数值越大。算法认为越可能跌的股票其头寸为负的数值越大。

由此，选择绝对值越高的股票，其符号代表了做多还是做空。均分权重，最终可以得到不同损失函数下的收益表现。

## 结果说明



本文最重要的点是提出了两种学习损失函数，夏普损失-shp，平均回报损失-avg。剩下两种损失为均方误差-reg与交叉熵损失-binary。hold long表示了平均持有14只期货的表现。

注意：

shp得到的损失函数其训练过程损失会产生较大的变化。并不能得到一个稳定收敛的结果。