## 策略研究进度20240826

### 概览

1. Rank动量
2. 基于位移路程比的平滑动量
3. 横截面动量+波动率排名

#### Rank动量

Rank动量是将日度收益率进行Wright变换并在一定时间区间[T-N-M-1,T-M-1]取其平均并进行排名。总共两个参数：M——回望剔除天数，N——回望天数。

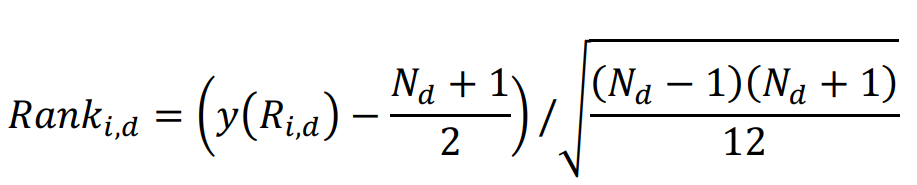


图 Wright变换



图 Rank动量不同参数下收益率

可以看出随着回望天数的增大，Rank动量的收益率也随之增大，剔除天数N60展现出最好的结果。

图 Rank\_N180\_M60的收益率曲线

总体而言，虽然其收益率达到10%，但是2012-2016年间、2018-2021年间以及2023至今几乎没有收益。其收益基本集中在短的时间点，说明Rank动量在绝大部分时间是失效的，并且非常不稳定，依赖于市场行情。

#### 基于位移路程比的平滑动量

Smooth动量刻画了收益率的路径，将波动性纳入参考，波动性越小的品种Smooth动量绝对值越接近于1。这里也和Rank动量一样，总共两个参数：M——回望剔除天数，N——回望天数。

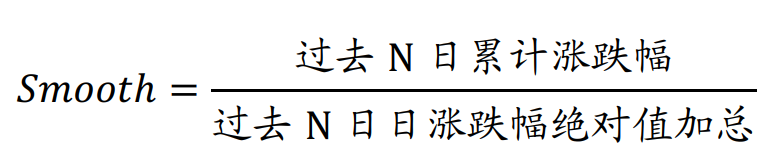


图 smooth动量公式



Smooth多空策略及单独多空收益率

可以看出，Smooth空头收益非常少，几乎都为负值，相比较而言，多头正收益居多，尤其是对于N=240有比较好的收益，但这也有可能是过拟合导致的，因为从不同参数的收益率分布上并没有看出明显趋势。

图 smoothlong\_N240\_M0的收益率曲线

与rank动量一样，它大部分时间是失效的，其上涨的时间区间也与rank动量有效的时间区间重合。

#### 横截面动量+波动率排名

基于之前的横截面动量策略，我们选取回看周期R=20，在此基础上引入波动率排名，对其进行回测，通过两个变量：S——N日波动率以及R排序选取范围改善策略。



图 原本的横截面动量多头策略（左）和基于波动率排名的横截面动量策略（右）

可以看出，改良后的横截面+波动率策略拥有更好的收益率。并且在大部分参数下回测结果都比较优秀并有很好的趋势性，证明这个策略没有过拟合。

图 volbottom\_S40\_R0.1收益率曲线

从曲线中可以发现，此曲线在2012-2017之间变化幅度是远大于前面的rank动量和smooth动量的，证明这个策略的有效时长更长（虽然有时候是负相关）。美中不足的是2018-2020以及最近一段时间基本失效，并且2022年的回撤太大，夏普0.68。接下来需要做的是减小波动率，稳定收益。

由于这个策略相关性很高，因此我们需要做的就是对方向的判断。我们在这个策略的基础上增加了一个自检的功能，即观察近端时间投资收益率是否满足要求，如果不满足就会从做多切换到做空，这样就相当于人为增加了对方向的判断。判断公式为：

我们假设profit62符合正态分布，则target\_volatility\*sqrt(62/252)是62天的目标波动率，α是置信度，这里选取α=1.5，此时如果收益率低于此值则说明93%的可能性当前策略的方向判断错误，应该切换方向。因此我们固定range，再引入目标波动率T。



图 volbottomtargetvol收益率分布图

可以看出，如果将阈值设置的太小，判断方向更频繁，策略会因为一些正常的小波动就切换方向，反而导致策略失灵。最佳的策略是让目标波动率在0.25-0.3左右。

图 volbottomtargetvol\_S20\_T0.25\_day62收益率曲线

该曲线和纯波动率排名曲线相比，回撤更小，更加稳定，近几年表现更佳，夏普比从0.68增加到了0.82。缺点是2012-2016年表现不佳，这可能是因为阈值设置的比较宽，对于这种慢涨的情况灵敏度不够。后续还要进一步优化。

为了减少超参数，我们将62日波动率target\_volatility\*sqrt(62/252)用实际波动率代替real\_volatility\*sqrt(62/252)，这样我们就少了一个参数，同时我们将N作为参数进行调节。



首先，当N<60时，用过少的数据去预测63日波动率是不符合实际的，从图中也能发现过小的N会导致因子失效。其次，当N>20时，策略估计年化波动率已经达到收敛，继续增大N不会改变策略。

因此，我们可以继续用N日波动率和N日收益率去预测方向，将原判断式改为：



### 总结

目前已经完成了Rank动量，Smooth动量的回测，并且将波动率引入横截面动量。现在正在做的有收益率二阶导、折扣因子等，后续将会尝试将波动率以除了排名以外的方式引入动量。