

成交量对动量因子的修正：日与夜的殊途同归

北京大学汇丰商学院 2019 级金融科技班 陈之昊

一、 报告摘要

动量因子是量化投资领域的经典选股因子，在中国 A 股市场呈现中长期反转的现象，但动量因子在 A 股市场的反转效应稳定性不够，经常出现较大的回撤。可见需要更为精细的修正增加传统动量因子的稳定性。价量关系是金融的基础理论，价格的涨跌与量的增减息息相关，因此这篇报告利用成交量这一信息对动量因子进行修正，期望更为精细地挖掘出 A 股市场的动量驱动模式。这篇报告分别研究日内和隔夜的价格关系，认为日内成交量（日内换手率）对日内价格具有增强作用，而昨日成交量（昨日换手率）则反映了隔夜意外信息被提前泄露的程度，昨日换手率越高则动量越明显。因此将每月月底交易日的 20 天收益率分拆为日内和隔夜后分别用日内换手率和昨日换手率做排序筛选，合成修正动量因子，可以稳定筛选出合适的股票，作为月频交易的策略。

二、 数据选择与处理

2.1 品种选择

由于本次报告中我们采用成交量对动量因子进行修正，因此研究样本需要考虑成交量较大的股票，我们选取中证 500 成分股（剔除 ST 股、停牌股以及上市不足一年的股票）为研究样本，共 481 支股票。选取 JOINQUANT 平台进行测试，调用 481 支股票的每日开盘价、收盘价、成交量、开盘前集合竞价成交量、总流通股数等数据。

2.2 测试时间

选取的时间段为 2014 年 1 月 2 日至 2019 年 12 月 31 日共 1464 个交易日，本报告交易频率为月频，共有 72 个月可用于交易。

2.3 数据处理

根据交易日日期采用 groupby 方法选取出每个月的最后一个交易日作为策略执行时间，计算前 20 天的日内收益率和隔夜收益率，对每一天 t ，计算

$$r = \frac{close_t}{open_t} - 1$$

作为每只股票每天的日内收益率；计算

$$\gamma = \frac{open_t}{close_{t-1}} - 1$$

作为每只股票每天的隔夜收益率。

通过公式

$$turnover\ rate = \frac{volume}{cir_cap}$$

计算出每只股票每日的换手率，并取每日成交量与开盘前集合竞价成交量的差作为日内成交量，计算每只股票每日的日内换手率。

三、 策略原理

在每个月月末交易日获取前 20 个交易日的日内和隔夜收益率、日内和昨日换手率。

日内收益与日内成交量有密切的关系，日内换手率对收益有增强作用。因此将日内收益率 r_1, r_2, \dots, r_{20} 根据日内换手率从小到大重新排序为 $r'_1, r'_2, \dots, r'_{20}$ ，选取日内换手率最低的四天的收益率求平均值并在截面上标准化记为 $intraday_part1$ ，选取日内换手率

最高的四天的收益率求平均值并在截面上标准化记为 $intraday_part2$ ，以传统动量因子的方向为基准，通过公式

$$new_intraday = -intraday_part1 + intraday_part2$$

计算出新的日内动量因子。

隔夜收益则与昨日成交量之间存在错配的关系，昨日换手率高可能表明隔夜信息的泄露，知情交易者关注多，因此会增强隔夜交易的收益；而昨日换手率低则说明知情交易者关注少，隔夜信息可能会造成隔夜收益的反转。因此将隔夜收益率 $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{20}$ 根据昨日换手率从小到大重新排序为 $\gamma'_1, \gamma'_2, \dots, \gamma'_{20}$ ，选取昨日换手率最低的四天的收益率求平均值并在截面上标准化记为 $overnight_part1$ ，选取昨日换手率最高的四天的收益率求平均值并在截面上标准化记为 $overnight_part2$ ，以传统动量因子的方向为基准，通过公式

$$new_overnight = overnight_part1 - overnight_part2$$

计算出新的隔夜动量因子。

构造新动量因子

$$\begin{aligned} new_momentum &= \frac{new_intraday - mean(new_intraday)}{std(new_intraday)} \\ &+ \frac{new_overnight - mean(new_overnight)}{std(new_overnight)} \end{aligned}$$

并截面标准化。

由于本因子是对传统动量因子的修正，因此可以看作市场风格的一部分，即为一个 beta，因此不对该因子进行截面上关于 Barra 风格因子和 29 个申万一级行业因子的回归。

为了与传统动量因子进行对比，我们同时也通过

$$traditional\ momentum = \sum_{t=L}^{t=T+L} \omega_t \ln(1 + R_t)$$

计算出每月月末交易日的传统动量因子并截面标准化。其中 $L=21$ ， $T=500$ ， ω_t 为半衰期加权系数，半衰期为 120 天。由于需要用到每一天的前 521 天的数据，因此每日收盘价截取自 2011 年 4 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日的每日数据。

四、 测试结果

回测结果显示，新动量因子的月度 IC 曲线如图 4.1 所示，月度 IC 均值为-0.009，信息比率 IR 为 0.143。

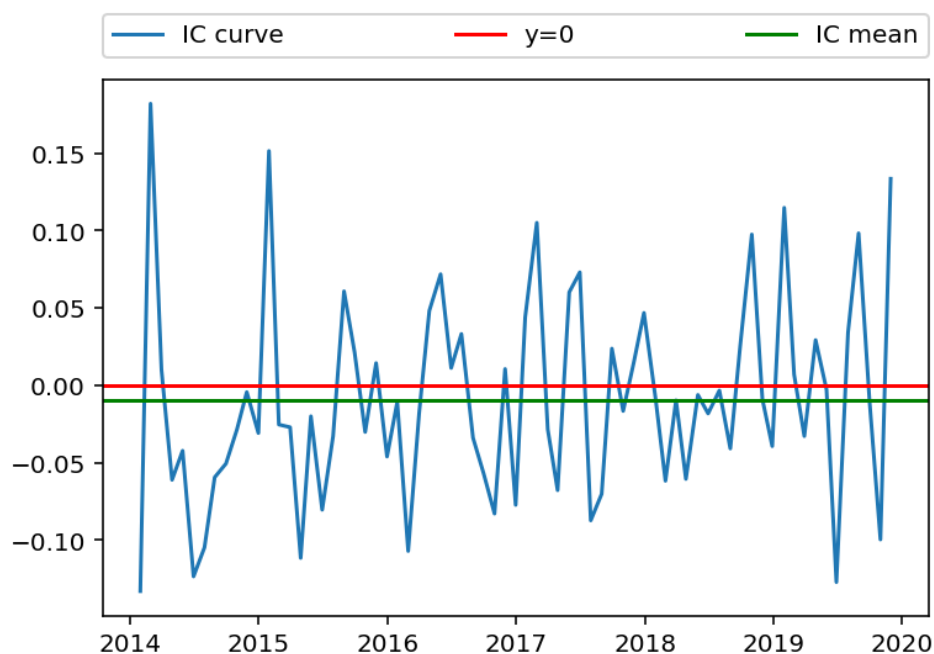


图 4.1 新动量因子的月度 IC 曲线

新动量因子的月度 rank IC 曲线如图 4.2 所示，月度 rank IC 均值为-0.012。

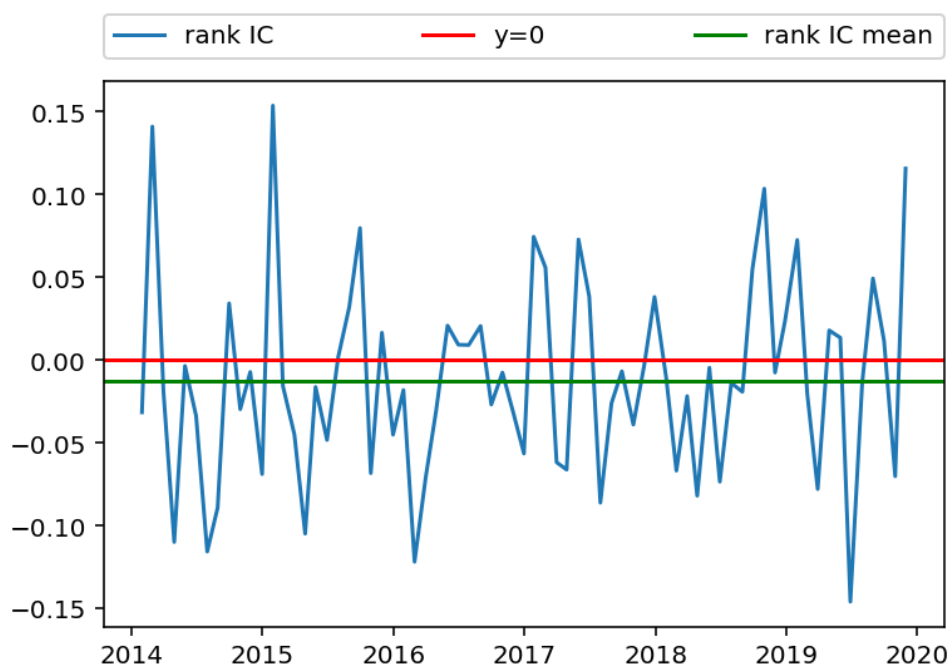


图 4.2 新动量因子月度 rank IC 曲线图

根据新动量因子值在每个月月末交易日对各支股票进行截面排序，等权地做多因子值最大的前 20%的股票、做空因子值最小的前 20%的股票，建构月频多空组合。不考虑交易费情况下，新动量因子多空组合收益率曲线如图 4.3 所示，年化收益率达到 21.62%，最大回撤为 4.66%，胜率为 84.72%。且可见 2015 年收益不稳定，有下滑，2016 年后收

益增长相对稳定。

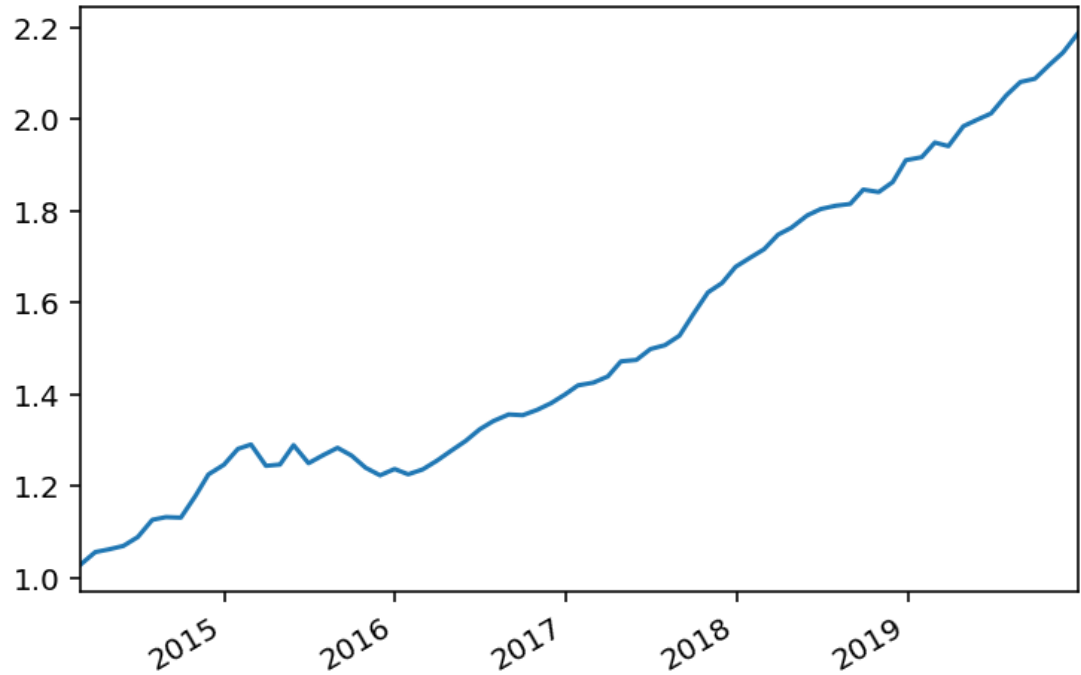


图 4.3 新动量因子的多空组合月度收益率曲线（不考虑交易费）

考虑交易费的情况下，假设买卖双边交易费均为成交价格的 0.3%，则多空组合收益率曲线如图 4.4 所示，年化收益率达到 21.85%，最大回撤为 14.61%，胜率达到 69.44%。可见加入交易费因素后，2014 年的收益增长非常快，2015 年与 2018 年则出现亏损和波动，其余年份的收益增长比较稳定。

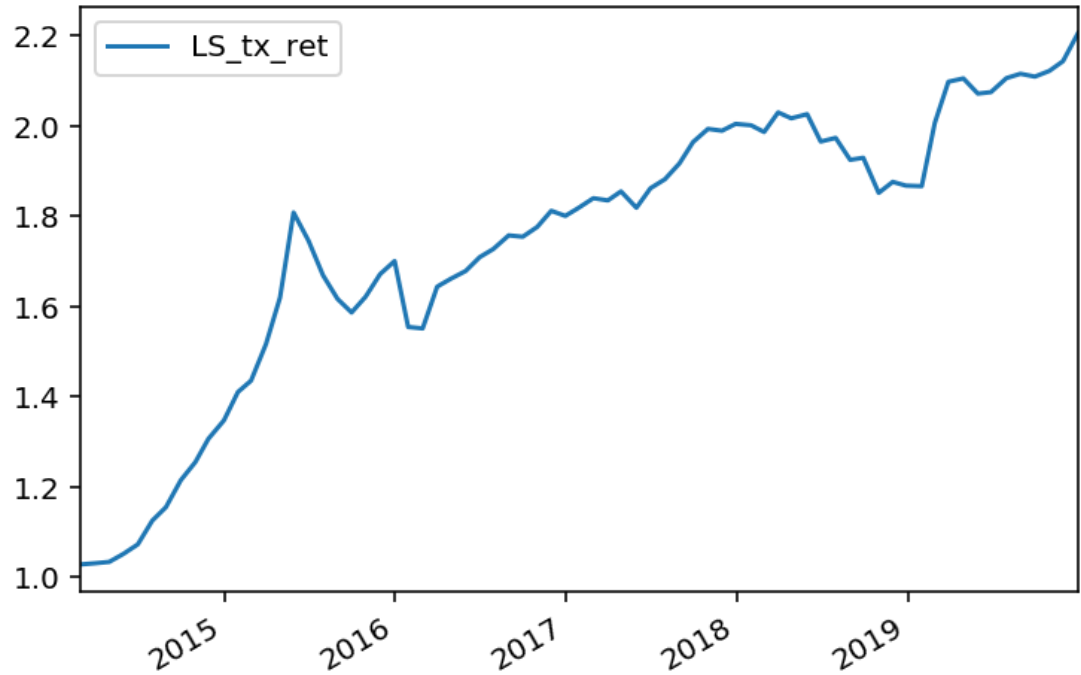


图 4.4 新动量因子的多空组合月度收益率曲线（考虑双边交易费 0.3%）

下面我们比较新动量因子与传统动量因子，将新动量因子在截面上与传统动量因子线性回归，取残差作为选股因子考察其各项指标。月度 IC 曲线如图 4.5 所示，IC 均值为-0.011，信息比率为 0.165。

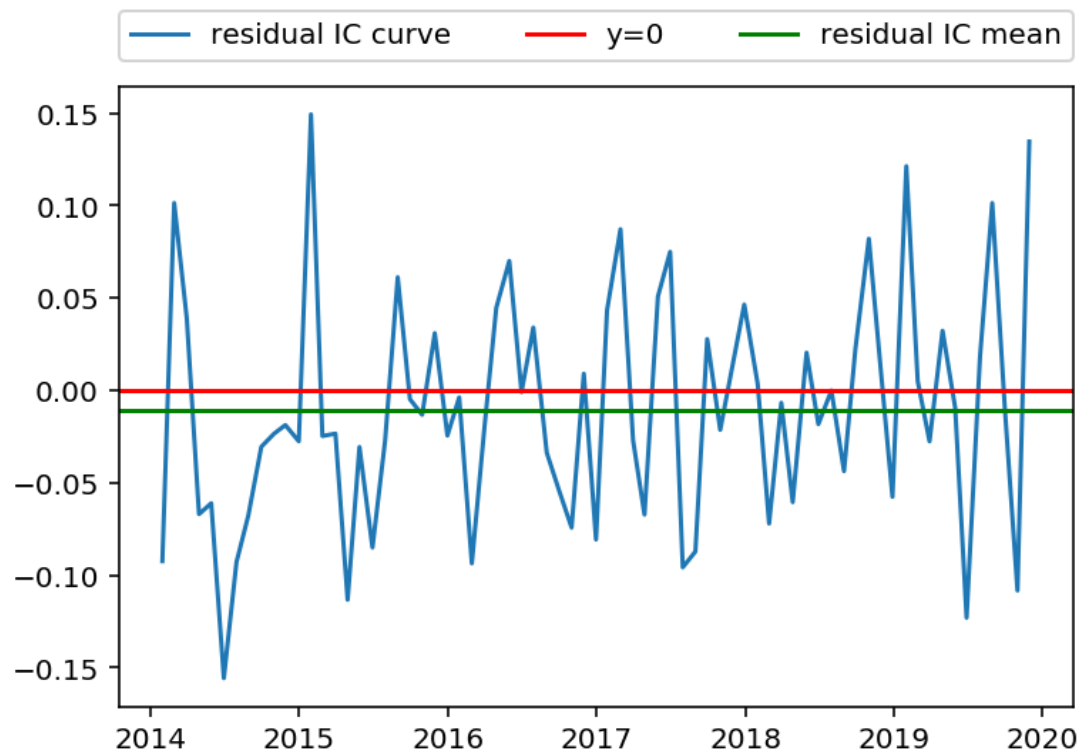


图 4.5 残差动量因子的月度 IC 曲线

月度 rank IC 曲线如图 4.6 所示，月度 rank IC 均值为-0.133。

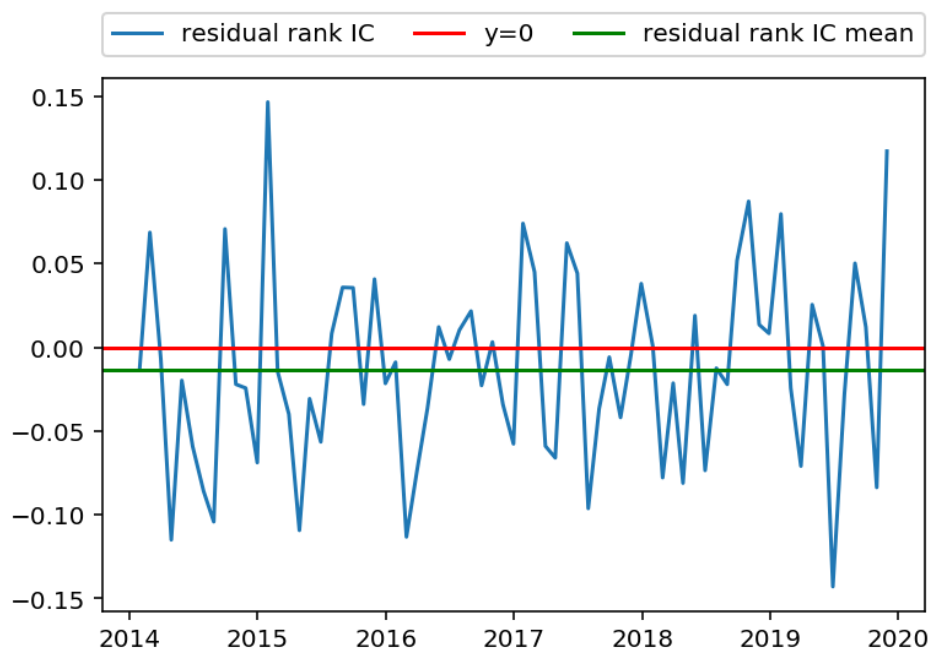


图 4.6 残差动量因子的月度 rank IC 曲线。

不考虑交易费，根据残差动量因子建构的月频多空组合收益率曲线如图 4.7 所示，年化收益率达到 21.04%，最大回撤 4.98%，胜率 86.11%。曲线与新动量因子非常类似。

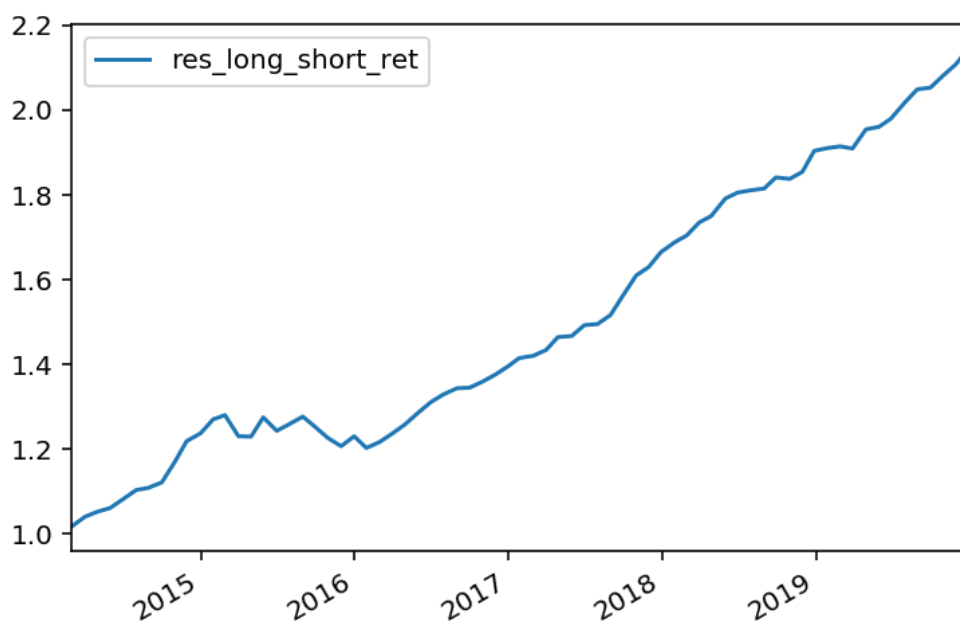


图 4.7 残差动量因子多空组合收益率（不考虑交易费）

考虑双边 0.3%交易费后，多空组合收益曲线如图 4.8 所示，年化收益率 22.19%，最大回撤 14.31%，胜率 70.83%，曲线与新动量因子相似度也很高。可见在考虑交易费的情况下，尽管年化收益率有小幅增加，但波动性也有较大增强，稳定性下降。

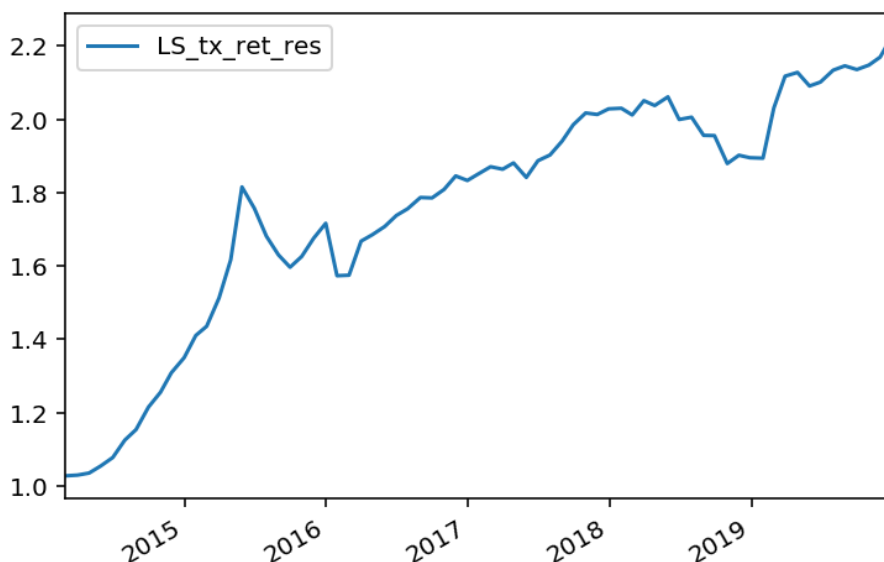


图 4.8 残差动量因子的多空组合月度收益率曲线（考虑双边交易费 0.3%）

可见，新动量因子除 2015 年的振荡期以外，多空组合的收益率较为稳定，回撤低。但在考虑双边交易费的情况下，波动性显著增加，在 2015 年和 2018 年均出现较大回撤，可能与这两年的因子值不稳定，每月调仓换手率较高，收益率不足以覆盖交易费用有关。

为考察新动量因子的单调性和收益来源, 将股票根据因子值大小分为五组分别计算多头组合收益率, 如图 4.9 所示。可见因子值最高的一组收益率很高, 在本测试采用的多空组合方法中, 等全做多最高组、做空最低组, 因此可见收益的主要来源来自于对因子值最高组的多头, 而剩余四组收益率则并不单调, 因子值最低组的收益甚至高于中间三组, 这也解释了为什么新动量因子的 IC 均值为负, 但按照动量效应的方向进行多空反而可以获得正向的收益, 因子不单调。进一步分析可以将股票分组做得更细, 然后通过调整分组使因子值的分布更加平稳。而五个分组曲线相似的涨跌趋势则保证了做空最低组非常有效的对冲了波动率, 保证了多空组合的收益平稳、回撤小。

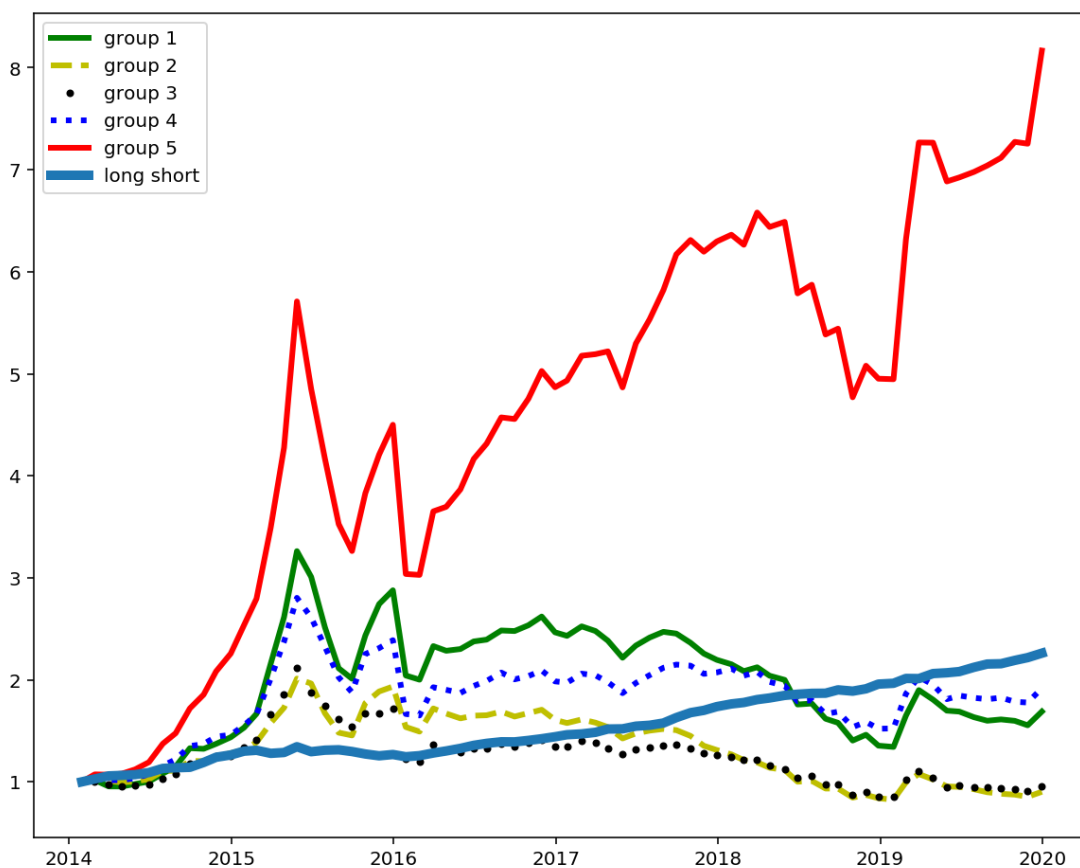


图 4.9 新动量因子五分组多头组合收益曲线图