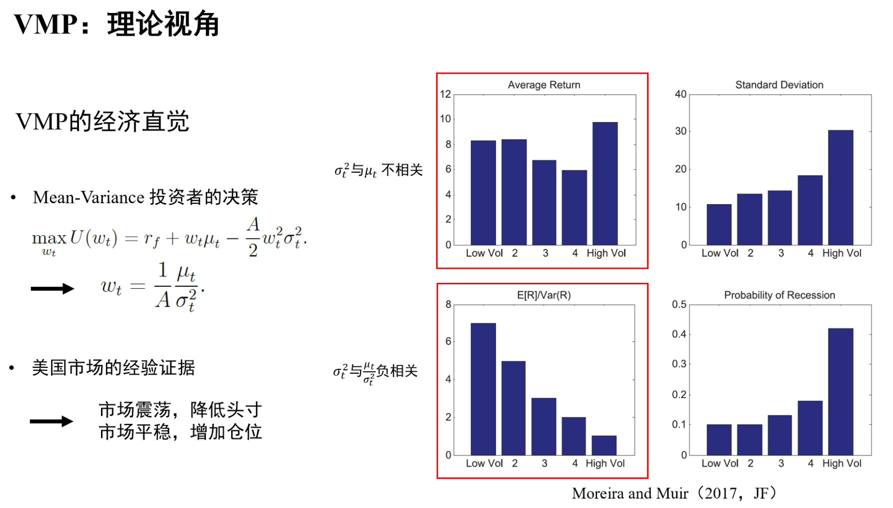
第六部分：量化策略

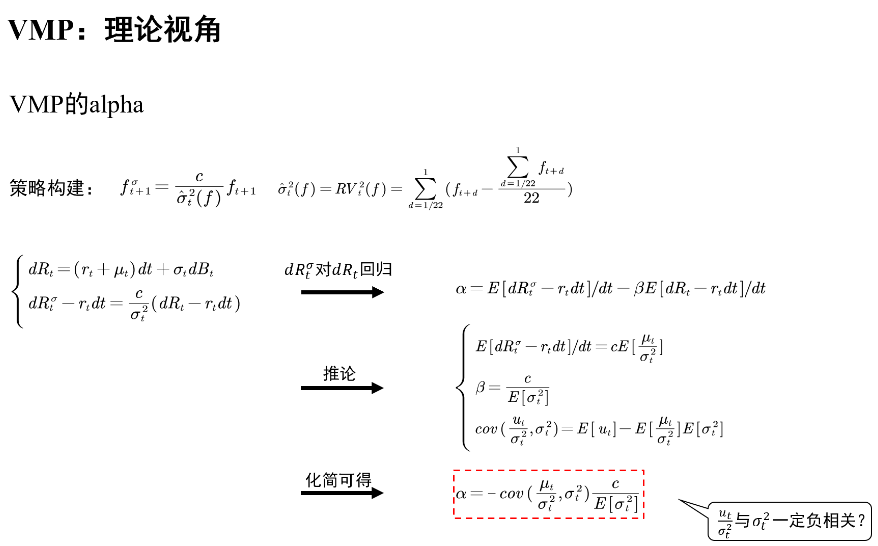
Volatility-Managed Portfolio: Sometimes it works

1. 引言

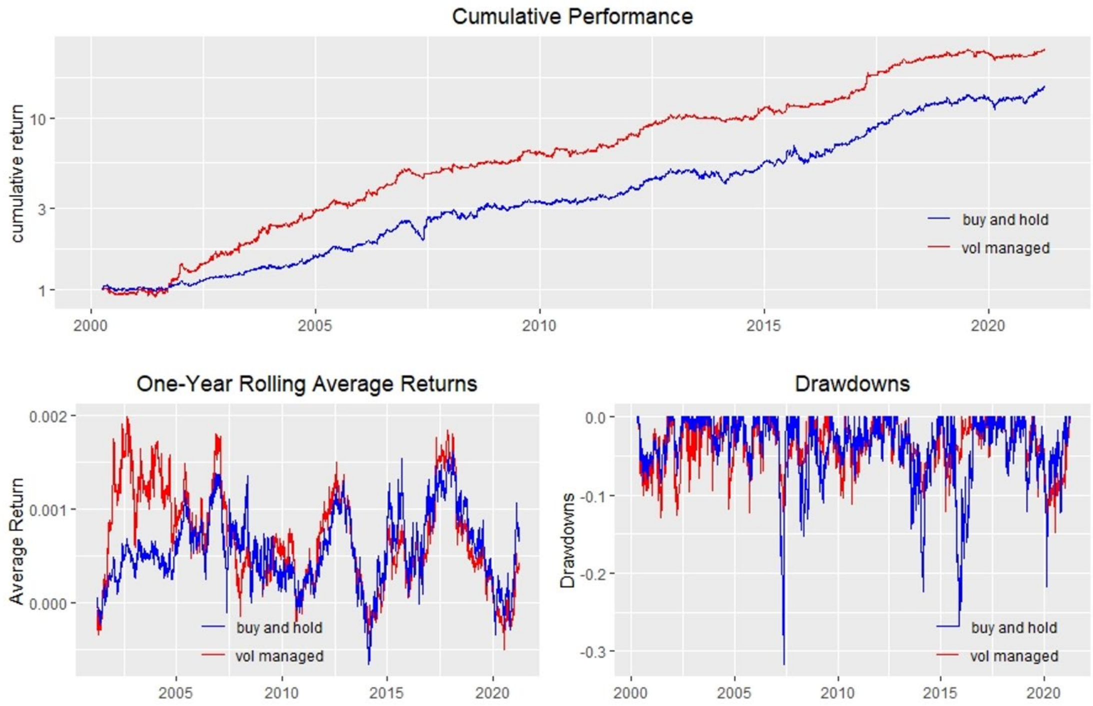
本文参考 Moreira 和 Muir（2017）发表在 Journal of Finance 上的《Volatility-Managed Portfolios》构建量化策略。Moreira 和 Muir（2017）利用因子组合过去一个月的已实现方差的倒数调整组合头寸，当市场振荡时降低组合头寸进行防御，当市场平稳时增加仓位追求收益，这种策略能够最大化组合夏普比率。

下图解释了波动率管理组合能获得超额收益的原因。对于一个追求均值方差有效的投资者，其当期持有的风险资产的最优权重ω_t等于该资产预期收益μ_t除以资产方差σ_t^2。由于现实中，μ_t/σ_t^2与资产的方差σ_t^2负相关，所以投资者应当在市场振荡时减仓，在市场平稳时加仓。下方第二张图指出，波动率管理组合r_t^{MM}相比于简单持有到期组合r_t的超额收益α_t与$-cov(\mu_t/\sigma_t^2,\sigma_t^2)$正相关，由此对上述观点提供了更严格的数学证明。





为了检验这种波动率管理策略的有效性，我们首先参考作者的方法构建波动率管理组合：$r_t^{MM}=\frac{L}{\sigma_{t-1}^2}r_t$，其中$\sigma_{t-1}^2$代表简单持有到期组合过去一个月的方差，$L$代表目标波动水平，也可以视作整个资产组合的杠杆率。我们对 A 股市场的换手率因子的多空组合进行了一个理想化的样本内择时，回测效果如下图所示。可以发现，波动率择时组的全样本回测结果远超未择时组，并且在 2008 年次贷危机和 2015 年股灾期间，波动率择时组的回撤明显更小。波动率择时策略似乎战胜了未择时的策略。



模拟效果：换手率因子多空组合波动率择时样本内回测结果

然而这种方法很快受到其他学者的挑战。Liu 等（2019）以及 Cederburg 等（2020）认为，Moreira 和 Muir（2017）对于常数L的取值过于随意，存在 Look-ahead Bias。L可以视作组合的杠杆率，虽然L的取值不影响组合的夏普比率。但现实中，如果基金产品的杠杆率太高，一旦市场暴跌，产品就可能因为回撤过大而被赎回或清算。考虑到这一点，Liu 等（2019）对波动率择时策略进行了样本外测试，发现样本外的择时结果远远落后于样本内表现。

基于此，本文将进一步探索波动率择时策略在中国是否有效。**我们发现波动率择时的样本外回测结果相比于样本内回测而言避险能力下降，最大回撤较高**。其次，我们对 Liu 等（2019）的结论做了更细的讨论，发现在本文的样本下，**波动率管理组合的表现与样本外参数的估计方式有关**：用较短的窗口估计L时，波动率择时能改善组合表现，用较长的窗口估计L时，波动率择时无法改善组合表现。也就是说波动率管理组合也许是有用的。

2 数据与模型

2.1 构建因子池

首先本文计算了七种类别、十种因子交易策略，因子构建指标如下表所示。因子计算窗

口为 2000 年 1 月 1 日到 2021 年 4 月 1 日，计算时剔除金融行业公司、次新股以及 ST 和 ST*股，每月（季）初调仓，调仓时对连续型变量进行上下 1%缩尾处理。最后，本文主要计算多头组合日度收益率，多空组合结果类似。个股日度行情来自 **Tushare**，公司财务数据来自 CSMAR。

因子构建指标

因子类型	因子代码	因子指标
估值	PB	个股上个月 PB 的均值
盈利	ROE	个股上季度 ROE
盈利	ROA	个股上季度 ROA
股利	Div	个股上个月股息率均值
成长	dROA	个股上季度 ROA 的变动
成长	dROE	个股上季度 ROE 的变动
规模	Size	个股上个月总市值的均值
低风险	Ivol	个股上个月的特质波动率
交易摩擦	tol_skew	个股过去一个月的总偏度
交易摩擦	turnover	个股过去一个月的换手率的均值

下表分别是因子多空组合与多头组合的描述性统计结果。

从多空组合描述性统计来看，本文所选的因子总体较为显著，除盈利类两个因子以外，其余因子在样本内的 t 值都超过 4，远超 Harvey 等（2016）所要求的 t 值大于 3 的标准。此外，低风险因子、估值因子、规模因子、换手率因子的年化收益大于都 15%，表现良好，这与实务和学界的结论比较相近。

从多空组合的描述性统计结果来看，本文所选因子的显著性水平下降较为明显，除规模因子以外，其余因子的 t 值都小于 3，但大多都在 10%水平显著。因此本文仍将使用这些因子组合的多头进行后续分析。

因子多空组合描述性统计

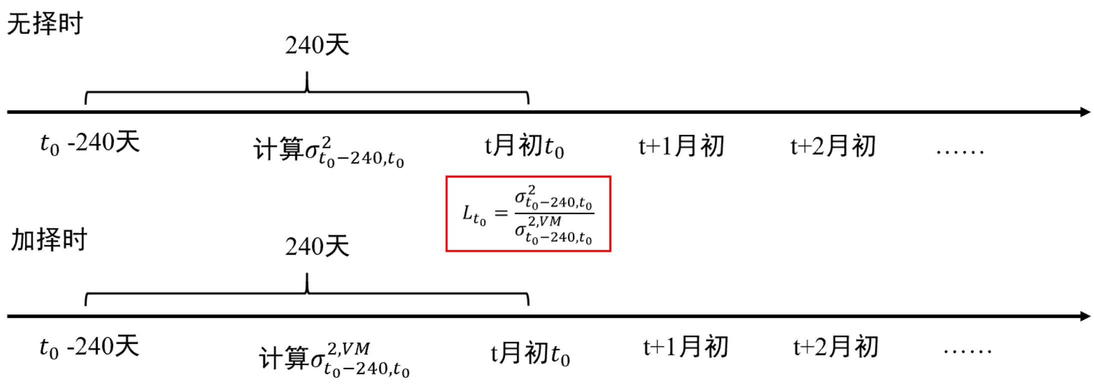
因子类型	因子代码	年化收益	年化波动	收益t值	最大回撤	胜率	夏普比率
成长	dROA	6.77%	6.15%	4.80	20.09%	53.22%	1.10
成长	dROE	6.46%	6.10%	4.62	19.67%	53.61%	1.06
股利	dv_ttm	14.14%	13.14%	4.98	28.33%	50.62%	1.08
低风险	ivol	21.54%	13.52%	7.36	22.11%	52.85%	1.59
估值	pb	17.26%	15.16%	5.26	33.86%	51.62%	1.14
盈利	ROA	2.69%	14.11%	0.83	60.84%	49.10%	0.19
盈利	ROE	3.56%	13.78%	1.13	55.21%	48.47%	0.26
规模	tol_mv	21.89%	16.74%	6.04	44.48%	56.98%	1.31
交易摩擦	tol_skew	12.99%	8.36%	7.18	15.48%	55.60%	1.55
交易摩擦	turnover	21.79%	18.05%	5.58	35.37%	51.09%	1.21

因子多头组合描述性统计

因子类型	因子代码	年化收益	年化波动	收益t值	最大回撤	胜率	夏普比率
成长	dROA	7.55%	32.66%	1.02	78.97%	0.55	0.23
成长	dROE	7.63%	32.68%	1.03	78.16%	0.55	0.23
股利	dv_ttm	14.89%	28.13%	2.45	70.08%	0.55	0.53
低风险	ivol	16.61%	28.40%	2.70	70.85%	0.55	0.58
估值	pb	14.52%	29.85%	2.25	69.75%	0.55	0.49
盈利	ROA	12.09%	29.13%	1.81	73.61%	0.53	0.42
盈利	ROE	13.05%	29.22%	1.95	76.31%	0.54	0.45
规模	tol_mv	22.88%	32.99%	3.21	75.85%	0.58	0.69
交易摩擦	tol_skew	12.16%	30.40%	1.85	73.51%	0.55	0.40
交易摩擦	turnover	9.84%	24.92%	1.82	70.38%	0.54	0.39

2.2 因子波动率择时

本文参照 Liu 等（2019）的方法进行因子波动率样本外择时，首先计算因子组合过去一个月的方差，然后计算L，L的计算方法如下图所示。



3 样本外回测结果

3.1 单因子样本外回测结果

单因子样本外回测结果如下图所示。可见十个单因子经过波动率样本外择时以后夏普比率得到了改善。

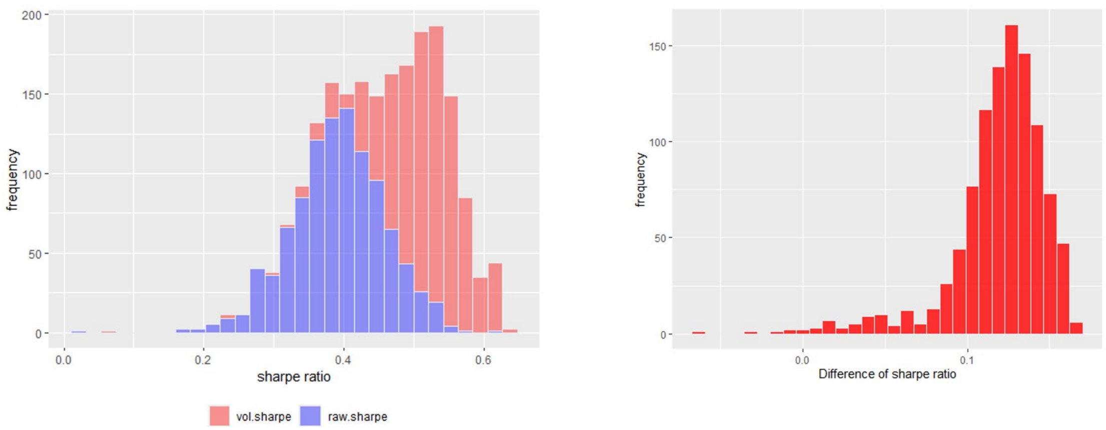
单因子样本外波动率择时回测结果

	夏普比率		年化收益		年化波动率	
因子	有择时	无择时	有择时	无择时	有择时	无择时
dROA	0.3493	0.2478	13.84%	8.20%	39.62%	33.10%
dROE	0.3591	0.2511	14.29%	8.32%	39.79%	33.12%
dv_ttm	0.0542	0.0117	2.10%	0.38%	38.69%	32.53%
ivol	0.4574	0.5221	15.64%	15.04%	34.20%	28.81%
pb	0.4487	0.4020	15.45%	12.15%	34.42%	30.21%
ROA	0.3712	0.2954	14.71%	9.91%	39.62%	33.53%
ROE	0.3919	0.3005	15.59%	10.07%	39.79%	33.52%
tol_mv	0.6123	0.6219	24.18%	20.80%	39.49%	33.45%
tol_skew	0.3673	0.3508	13.60%	10.81%	37.03%	30.82%
turnover	0.4288	0.3442	12.22%	8.69%	28.51%	25.23%

3.2 多因子样本外回测结果

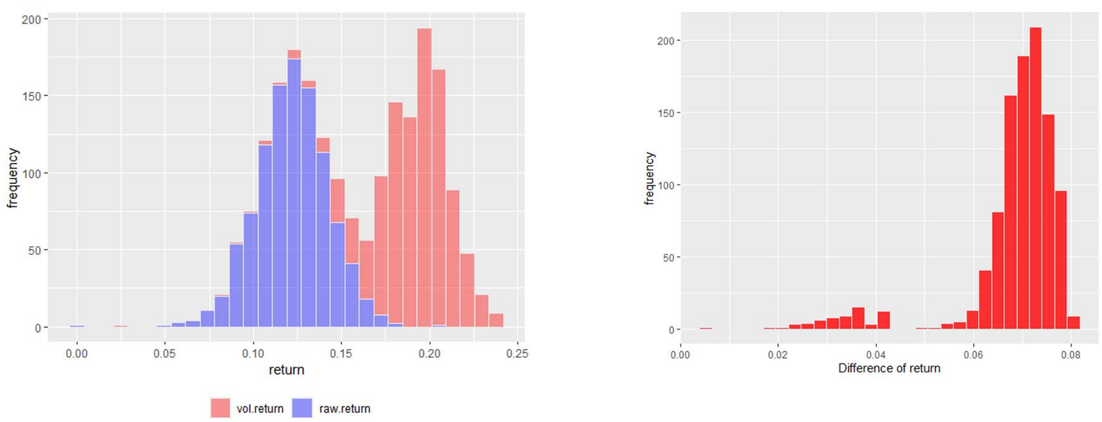
本节参考 Cederburg 等（2020）进行多因子样本外回测，首先从因子池中无放回地抽取因子组合，一共可以生成 1023 个因子组合，之后用等权平均的方法，把抽取的因子组合融合成一个新的因子组合，比较合成的因子组合择时前后夏普比率、年化收益率与年化波动率的分布。

① 超额夏普比率分布



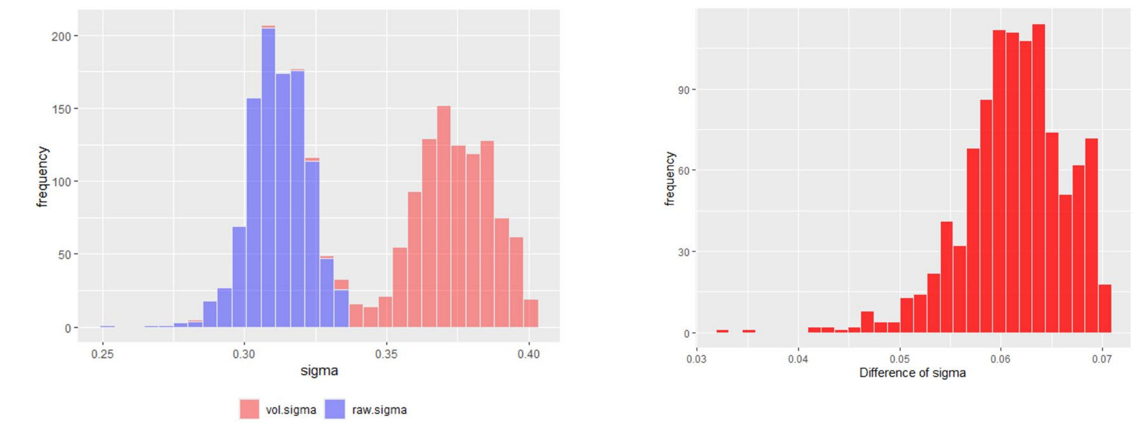
可以发现波动率择时可以改善多因子组合的夏普比率，共有 1017/1023 个多因子组合经过择时后夏普比率得到提升，**择时后 vs 择时前多因子组合的平均超额夏普率为 0.1194**（p 值趋于 0，下同）。

② 超额年化收益分布



1023 个多因子组合经过波动率择时后，年化收益全部得到了改善，**平均超额年化收益为 6.85%**。

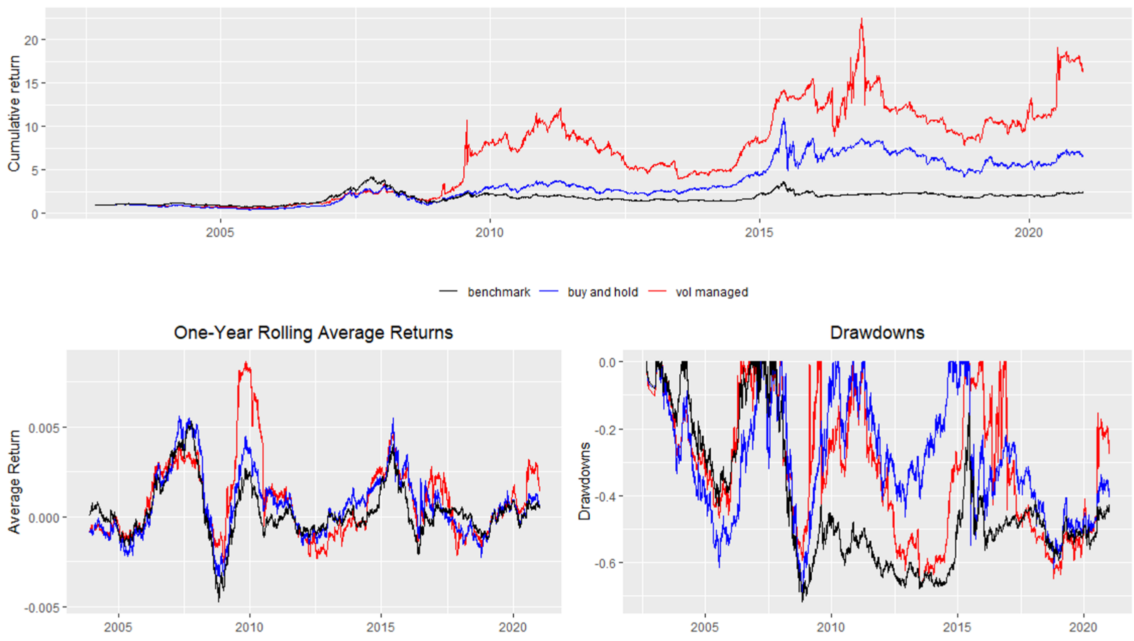
③ 超额波动分布



可以发现经过波动率择时后，多因子组合的波动率也整体放大，平均超额波动率为6.13%。

④ 最优回测结果

换手率+市值+总偏度+ROE因子组合波动率择时样本外回测结果（2001.01.01-2021.04.01）



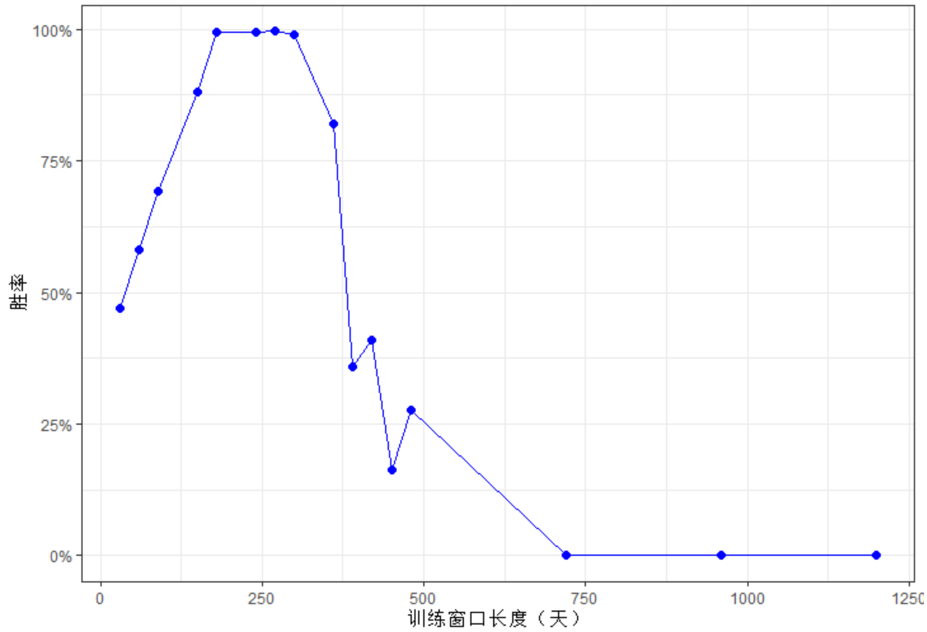
本节从 1023 次模拟结果中抽取夏普率提升最明显的回测结果进行分析，如上图所示。最终回测结果选择的多因子组合为“换手率+市值+总偏度+ROE”因子等权多头组合，其中红线代表波动率择时的样本外回测结果，蓝线表示不进行波动率择时的因子组合，黑线表示基准收益率，基准收益选择上证指数(考虑到其他指数的起始日期太短，所以选用上证指数。**该策略的平均年化收益为 22.43%，年化波动为 36.24%，夏普比率为 0.62**。

可以发现，虽然策略获得较好的收益，但相比于第一章展示的样本内回测结果，样本外回测结果的最大回撤明显更激进。策略在 2009 年底和 2015 年底都有一波猛涨，随后都经历大幅回撤。

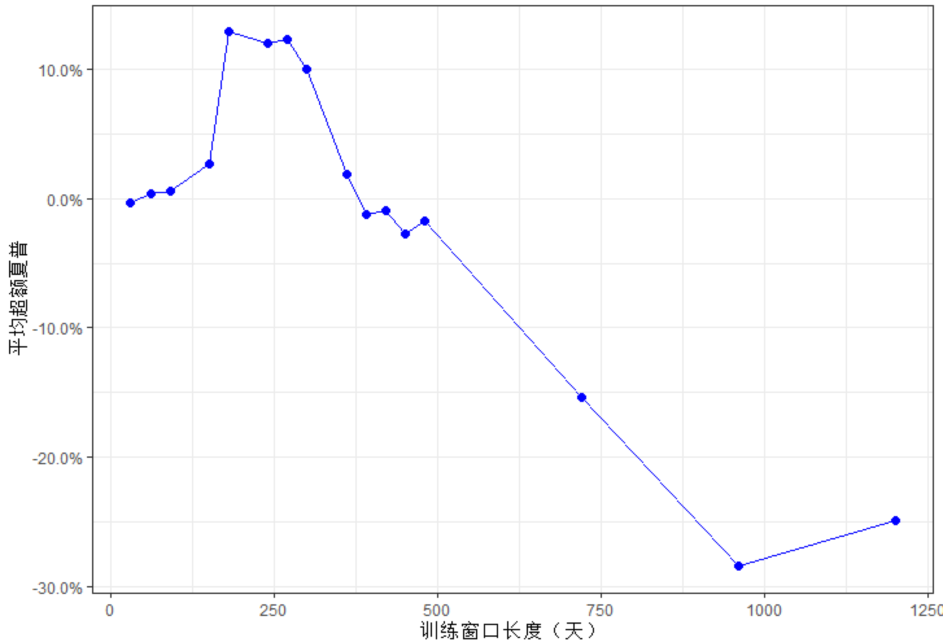
4. 波动率管理组合：Yes or No?

在前面的章节中，我们用 240 天的历史窗口滚动估计参数L。本节我们调整了参数L的估计天数作为稳健性检验。具体而言，分别令参数的估计窗口等于 30，60，90，…，450 天，两年，三年，四年，五年，统计不同训练窗口下，择时策略 vs 无择时策略的胜率[1]、平均超额夏普率、平均超额年化收益。结果如下图所示。

① 胜率

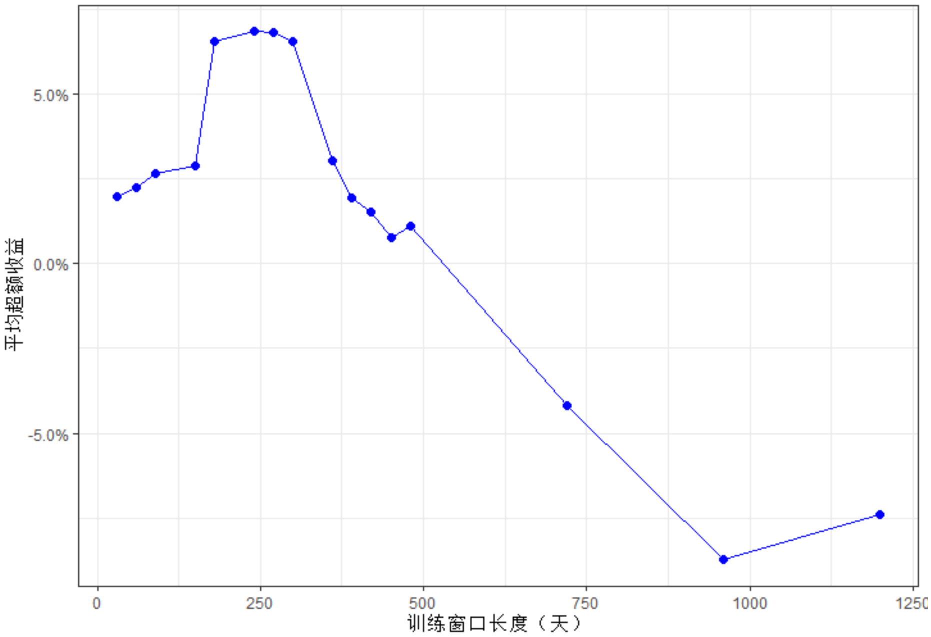


② 平均超额夏普率



[1] 这里对胜率的定义是 1023 次模拟结果中，择时组合的夏普率战胜无择时组合的夏普率的比例。

③ 平均超额年化收益



可以发现，随着训练窗口的增大，波动率择时策略的获胜次数先增后减，呈倒 U 型。与 Liu et al.(2019)类似的是：当训练窗口超过 5 年以后，波动率择时策略几乎没有效果；与 Liu et al.(2019)不同的是：当训练窗口在 1 年左右时，波动率择时策略能够完全战胜不择时的组合。**这表明，波动率管理组合并非“一无是处”，在某些特殊的设定下仍能有较好的样本外表现**。

5 结语

本文针对 Liu 等（2019）和 Cederburg 等（2020）对波动率管理组合的批评，在 A 股市场展开实证，并在一定程度上为波动率管理组合“正名”。

事实上本文的结论也是 Cherry Picking 后的结果，波动率择时在中国市场上并不总是那么有效。但我们认为，Moreira 和 Muir（2017）这篇文章给我们最大的启发不是波动率管理在美国多么有效，而是波动率管理组合背后的经济逻辑。在如今这个代码和参数称王的“量化 2.0 时代”时代，量化模型的可解释性也逐渐受到重视。作者解释了波动率管理组合为什么有用，我们可以据此推断模型何时会失效，那么这个策略也不再是个黑盒子。因此，至少对我们在校生或学术工作者而言，波动率管理组合不失为一种值得学习的策略。