

如何对非流动性因子进行改进

专题报告

“青出于蓝”系列研究之六

作为“青出于蓝”系列报告的第六篇，本报告主要研究了 Amihud (2002) 提出的经典的非流动性指标，测试验证了其在 A 股市场中的有效性，并尝试从逻辑上对该因子进行改进。进一步，我们测试了基于日内收益的 Amihud 非流动性指标，并同样对其进行改进。最后，基于因子测试的有效性，我们探索 Amihud 非流动性因子在不同股票样本池内的选股表现。本报告的主要结论如下：

- Amihud (2002) 提出的使用个股每日收益的绝对值和交易额的比值来构建的非流动指标 (ILLIQ)，衡量了股票收益对每单位交易额的敏感程度。ILLIQ 因子在 A 股的有效性较强：因子在回测区间内的 IC 均值为 6.95%，t 值为 5.90，均较为显著。但是，ILLIQ 因子存在空头端表现较弱、稳定性不足的问题。
- 我们使用基于弹性网络模型的方法预测股票未来非流动性，ILLIQ_F 因子在 A 股的有效性强于 ILLIQ 因子：ILLIQ_F 因子在回测区间内的 IC 均值为 9.15%，t 值为 7.14，均较为显著。
- 我们认为股票价格的上涨或者下跌对交易额的敏感程度不是对称的，因此我们构建了半流动性指标 $ILLIQ_{i,t}^+$ 和 $ILLIQ_{i,t}^-$ 。ILLIQ⁺ 因子 IC 均值为 6.32%，t 值为 5.55；而 ILLIQ⁻ 因子 IC 均值为 7.83%，t 值为 6.51。
- 我们通过弹性网络模型预测股票下一期的半非流动性 ILLIQ_F⁻。因子在回测区间内的 IC 均值为 9.49%，t 值为 7.67，均较为显著，IC 胜率达 75%。多头组年化收益 24.91%，多空组年化收益 29.18%。
- 隔夜价格变动通常是由信息到达驱动的，而这些信息到达所造成的价格变化与 ILLIQ 指标分母中使用的每日交易额无关。使用日内绝对收益作为分子所构建的非流动性因子，与使用日间绝对收益作为分子所构建的非流动因子相比，其 IC 均值与 t 统计量均有所提升。构建的 OC_ILLIQ_F⁻ 因子表现较好，其 IC 均值 10.54%，t 统计量为 8.63。
- OC_ILLIQ_F⁻ 因子在不同的股票池中的有效性均较为显著，t 统计量均在 2 以上；因子在沪深 300、中证 500、中证 1000 以及除中证 800 以外全样本的多头组合年化收益分别为 8.95%、12.77%、15.87% 和 27.87%，多空组合年化收益分别为 3.05%、11.20%、30.20% 和 37.99%。

风险提示：本报告结果通过历史数据统计、建模和测算完成，在政策、市场环境发生变化时模型存在失效的风险；本报告所提及个股或基金仅表示与相关主题有一定关联性，不构成任何投资建议。

任瞳 S1090519080004
rentong@cmschina.com.cn
周靖明 S1090519080007
zhoujingming@cmschina.com.cn
杨航 S1090523010004
yanghang4@cmschina.com.cn

正文目录

一、引言	4
二、非流动性因子及改进	4
2.1 非流动性因子	4
2.2 非流动性因子改进：基于弹性网络模型的非流动性预测	7
2.3 非流动性因子改进：半非流动性指标	10
2.4 非流动性因子改进：基于弹性网络模型的半非流动性预测	12
三、基于日内收益的非流动性因子	14
四、非流动性因子测试	17
4.1 因子中性化测试	17
4.2 大类因子相关性分析	18
4.3 不同股票池中的因子表现	18
五、总结	21
参考文献	22

图表目录

图 1: ILLIQ 因子分组年化收益	5
图 2: ILLIQ 因子分组测试	5
图 3: ILLIQ 因子多空组合净值与信用利差	6
图 4: 预测模型与基准模型 MSE 对比	8
图 5: ILLIQ_F 因子分组年化收益	8
图 6: ILLIQ_F 因子分组测试	8
图 7: ILLIQ_UE 因子分组年化收益	9
图 8: ILLIQ_UE 因子分组测试	9
图 9: ILLIQ + 因子分组年化收益	11
图 10: ILLIQ + 因子分组测试	11
图 11: ILLIQ - 因子分组年化收益	11
图 12: ILLIQ - 因子分组测试	11
图 13: 预测模型与基准模型 MSE 对比	12
图 14: ILLIQ_F - 因子分组年化收益	13

图 15: ILLIQ_F –因子分组测试	13
图 16: 隔夜收益与日内收益对比	14
图 17: OC_ILLIQ 因子分组年化收益	15
图 18: OC_ILLIQ 因子分组测试	15
图 19: OC_ILLIQ_F 因子分组年化收益	16
图 20: OC_ILLIQ_F 因子分组测试	16
图 21: OC_ILLIQ –因子分组年化收益	16
图 22: OC_ILLIQ –因子分组测试	16
图 23: OC_ILLIQ_F –因子分组年化收益	16
图 24: OC_ILLIQ_F –因子分组测试	16
图 25: OC_ILLIQ_F –因子分行业 IC 测试	17
图 26: OC_ILLIQ_F –因子在中证 500 中的表现	19
图 27: OC_ILLIQ_F –因子在中证 1000 中的表现	20
图 28: OC_ILLIQ_F –因子在除中证 800 以外全样本中的表现	20
表 1: 因子回测框架	5
表 2: ILLIQ 因子回测数据展示	5
表 3: 预测变量介绍	7
表 4: ILLIQ_F 因子回测数据展示	8
表 5: ILLIQ_UE 因子回测数据展示	9
表 6: Rank_IC 回测结果对比	10
表 7: 因子分组回测结果对比	10
表 8: ILLIQ_F –因子回测数据展示	13
表 9: Rank_IC 回测结果对比	15
表 10: 因子分组回测结果对比	15
表 11: 因子市值中性化 Rank_IC 结果	17
表 12: 非流动性因子与常见风格因子相关性 (%)	18
表 13: 不同股票池 OC_ILLIQ_F –因子 Rank_IC 测试结果	18
表 14: 不同股票池 OC_ILLIQ_F –因子分组测试结果	19

一、引言

流动性是市场以合理价格迅速交易资产的能力。流动性不仅是市场的基础，更能一定程度上反映个股的潜在收益和风险。当资产的流动性较强时，说明资产能够以较小的折价卖出，反之则需要以较大的折价卖出。因此，对于流动性的研究一直以来都是学术界和业界的热点。许多现有的研究提出了衡量股票市场流动性的各种方法，简单分类的话可以分为换手率相关指标、非流动性指标以及高频流动性指标。同时，现有的研究还表明当预期未来股票流动性较低时，投资者需要得到对非流动性的补偿，也就是流动性溢价。换句话说，当前的研究表明了预期未来股票的非流动性与股票收益具有显著的正相关关系。

2002 年，Amihud 提出使用每日价格和交易额数据构建非流动指标（ILLIQ），并表明了该因子在横截面上被显著的定价。这一发现得到了后续学术界不断的验证，如 Chordia、Huh 和 Subrahmanyam(2009)。该非流动性指标一直是金融经济学中使用最广泛的指标之一，其关键的优势源于其简单的构建。同时与换手率指标相比，该指标从收益和交易量层面对流动性进行度量。

作为“青出于蓝”系列报告的第六篇，本报告主要研究了 Amihud（2002）提出的经典的非流动性指标，测试验证了其在 A 股市场中的有效性，并尝试从逻辑上对该因子进行改进。进一步，我们测试了基于日内收益的 Amihud 非流动性指标，并同样对其进行改进。最后，基于因子测试的有效性，我们探索 Amihud 非流动性因子在不同股票样本池内的选股表现。

二、非流动性因子及改进

2.1 非流动性因子

传统的换手率相关指标衡量了个股交易的频繁程度，而对因交易导致的价格变动程度反映有限。邢红卫、刘维奇（2018）就曾提出换手率指标不仅可以用来衡量了个股的流动性，同时也可以用来衡量股票的不确定性，两者在逻辑方向上存在背离。Amihud（2002）提出的使用个股每日收益的绝对值和交易额的比值来构建的非流动指标（ILLIQ），其有效的将股票收益与交易额进行结合，衡量了股票收益对每单位交易额的敏感程度。当 ILLIQ 指标较大时，此时股票收益对每单位交易额的敏感程度较高，说明此时股票的非流动性较高，投资者就会要求较高的预期收益对其所承担的流动性风险进行补偿。

我们对 Amihud(2002)提出的 ILLIQ 指标取自然对数，以减少偏态和峰度的影响，同时这种转换也降低了低市值对非流动性股票的影响。我们遵循 Bali 等(2016)的做法，计算 t 月股票 i 的流动性度量 ILLIQ 为：

$$ILLIQ_{i,t} = \ln \left(1 + \text{Avg} \left[\frac{|r_{i,d}|}{Vol_{i,d}} \right] \right) \quad (1)$$

其中， $|r_{i,d}|$ 为股票 i 在 d 天的绝对收益， $Vol_{i,d}$ 为股票 i 在 d 天的交易额（百万）。也就是说，每个月股票的非流动性 ILLIQ 是其本月每日股票收益绝对值与成交额的比值的均值，再取自然对数。

表 1 中我们列出了因子回测的框架。回测区间为 2012 年 1 月 1 日至 2023 年 4 月 30 日，每个月最后一个交易日进行调仓，股票权重为等权方式，股票样本池为全市场，每月底剔除停牌、涨跌停、ST 股票，同时剔除调仓时点市值最小的 200 只股票。如无特殊说明，本文的因子测试均采用此因子回测框架。

表 1: 因子回测框架

项目	内容
回测区间	2012.1.1-2023.4.30
调仓频率	月度
调仓日	每个月最后一个交易日
样本空间	全市场
股票筛选	每月底剔除停牌、涨停和 ST 股票，同时剔除市值最小的 200 只股票
市值行业中性化	视情况处理
IC 测试	IC 指标为因子值与下一期股票收益率的秩相关系数
分组测试	在每个月最后一个交易日后，根据因子值大小将样本空间内的股票分成 10 组，每组组内进行等权配置计算各组历史表现。多头组为因子值最大的组，空头组为因子值最小的组
基准	样本空间内股票的等权组合
交易费率	暂不考虑交易费率

资料来源: Wind 资讯、招商证券

下面我们使用该因子回测框架对 ILLIQ 因子进行测试，测试结果如下所示：从 ILLIQ 因子的 IC 测试结果来看，**ILLIQ 因子在 A 股的有效性较强**：因子在回测区间内的 IC 均值为 6.95%，t 值为 5.90，均较为显著。从图 1 和图 2 来看，ILLIQ 因子的分组测试表现同样优异，10 组年化收益严格单调性较强，多头组总收益 561.55%，年化收益 18.14%，多头超额年化收益 9.64%；多空组合年化收益 19.36%。

图 1: ILLIQ 因子分组年化收益

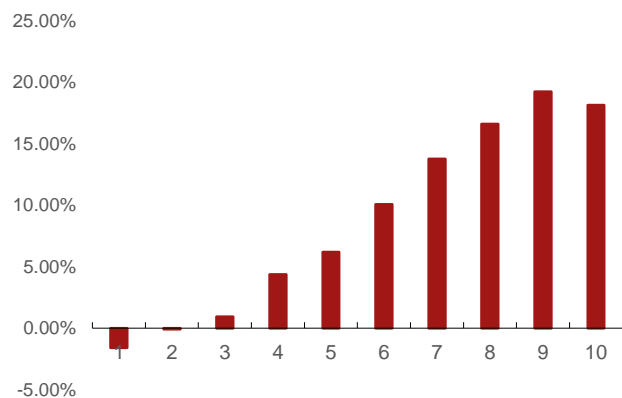
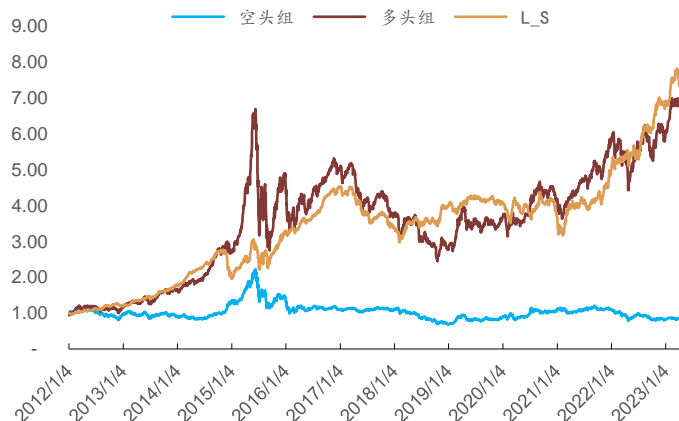


图 2: ILLIQ 因子分组测试



资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

表 2: ILLIQ 因子回测数据展示

Rank_IC 数据	Rank_IC 均值	胜率	最大值	最小值	IC_IR	t 统计量
	6.95%	69.85%	37.05%	-36.71%	0.51	5.90
多空组合	总收益	年化收益	最大回撤	多头总收益	多头年化超额	多头双边换手
	643.48%	19.36%	34.57%	561.55%	9.64%	13.89

资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

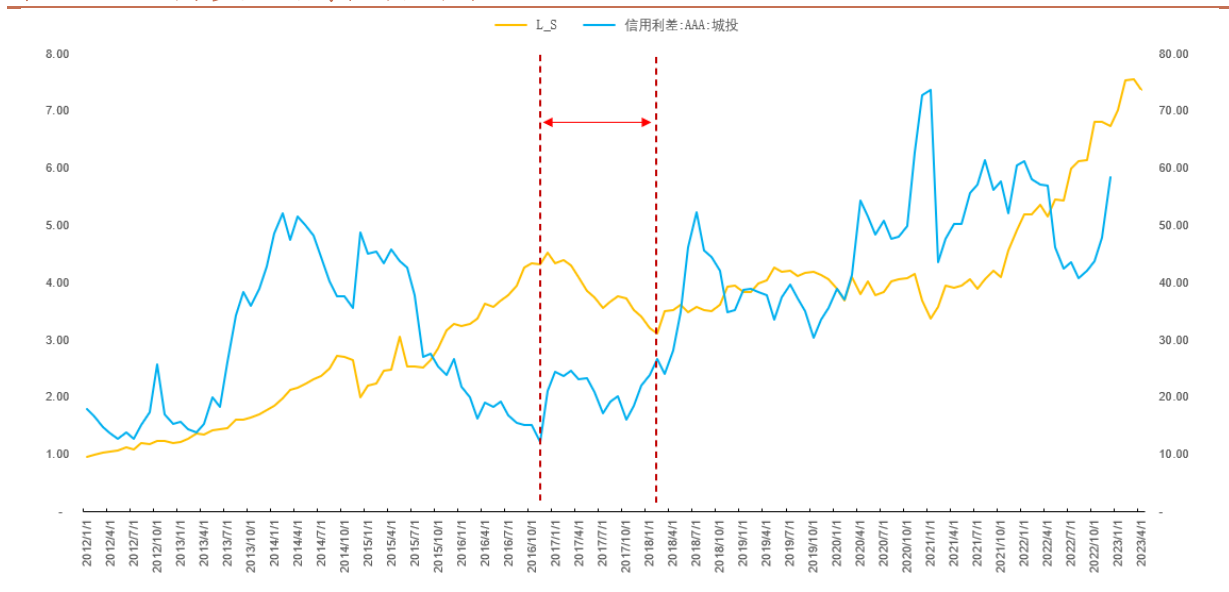
在看到 ILLIQ 因子有效性的同时，我们也同样看到了 ILLIQ 因子的一些不足：1) 可以看到，**多空组合的收益几乎完全来自多头端，空头端对收益的贡献较少**。多空组合年化收益 19.36%，而多头组年化收益 18.14%。从因子逻辑的角度出发这是因为 ILLIQ 因子体现的是对股票未来非流动性的补偿，而当股票流动性超过某个阈值时，投资者对股票

流动性的担心就会消失，因此空头端的表现较为一般。2) **ILLIQ 因子稳定性稍显不足。**从 IC 测试中可以看到，因子整体波动较大，IC 波动率接近 14%，IC 最大值 37.05%，最小值为-36.71%。更直观的，我们可以从因子多空组合净值曲线可以看到，因子多空组合净值在 2017-2018 年遭遇比较大的回撤。

Amihud (2021) 提出 ILLIQ 的有效性可能受到宏观经济和流动性的影响。当宏观经济不景气或者市场流动性较差时，即整体市场具有更高的融资非流动性，融资受限的投资者必须变现所持资产，并愿意承担更高的非流动性成本或为流动性支付更多的费用。换句话说，此时投资者要求对非流动性资产的风险溢价变高，反之在宏观经济较好或者市场流动性较好时，投资者要求的风险溢价较小。

这里我们简单的把市场的信用利差作为宏观经济和市场流动性的代理变量。当信用利差较大时，认为此时经济不景气，市场流动性较差，投资者要求的风险溢价较大；反之则认为经济较好，市场流动性较好，投资者要求的风险溢价较小。如下图所示，信用利差在红色虚线这段时间处在历史的较低位置，表明当时的流动性较好，而相对应的 ILLIQ 因子在这段时间的表现则较差，多空组合净值遭遇较大的回撤。

图 3: ILLIQ 因子多空组合净值与信用利差



资料来源：招商证券、Wind

在这一小节中，我们主要对 Amihud (2002) 提出的 ILLIQ 因子在 A 股市场上进行测试，通过 Rank_IC 测试与分组测试验证了其在 A 股市场中的有效性。在本章的第二节，我们尝试通过一个基于弹性网络的模型对下期非流动性进行预测，构建 ILLIQ_F 因子，并以此作为新因子进行测试；本章的第三节，我们尝试将 ILLIQ 因子拆分成正向 ILLIQ 因子与负向 ILLIQ 因子，并验证其有效性；本章的最后一节，我们将第二节与第三节进行结合，对下一期的负向 ILLIQ 因子进行预测，构建 ILLIQ_F- 因子。

2.2 非流动性因子改进：基于弹性网络模型的非流动性预测

Amihud (2002) 在论文中指出，预期的市场非流动性能正向预测事前股票超额收益，此外，随着时间的推移，股票回报与同期的意外流动性不足呈负相关。因此，其提出 ILLIQ 指标来作为对非流动性指标的代理，并将当期已实现非流动性作为下一期非流动性的预期。

自然而然的，我们就希望能够通过一些方法基于已实现的非流动性和其他指标去预测下一期的非流动性。理论上来说，如果我们能够在截面上更精确的预测下一期的非流动性，并把它作为对新的预期非流动性的代理，那么它在截面上对股票未来收益的预测能力应该比已现在的非流动性 ILLIQ 更强。

这里，我们使用基于弹性网络模型的方法来预测未来非流动性。弹性网络模型是一种使用 L1、L2 范数作为先验正则项训练的线性回归模型。可以认为弹性网络模型是 Lasso 回归和岭回归的结合，其惩罚项是对 L1 和 L2 范数的一个权衡。弹性网络模型不仅能够像 Lasso 回归拟合到一个仅有少量参数是非零稀疏的模型，又兼顾了岭回归的稳定性，因此在解决一些具有相关性变量的问题时，弹性网络模型具有较好的性能。

$$\text{Cost}(w) = \sum_{i=1}^N (y_i - w^T x_i)^2 + \lambda \rho \|w\|_1 + \frac{\lambda(1-\rho)}{2} \|w\|_2^2 \quad (2)$$

上式为弹性网络模型最小化的目标函数，当 ρ 为 0 时，弹性网络模型转变成岭回归模型，当 ρ 为 1 时，弹性网络模型转变成 Lasso 模型。

介绍完弹性网络模型，我们介绍一下所使用的预测变量。对于每只个股 i ，我们的预测变量集中涵盖了当月已实现的股票非流动性 ($ILLIQ_{i,t}$)、过去三个月已实现的股票非流动性 $ILLIQ_{i,t-2,t}$ 、过去一年的已实现的股票非流动性 $ILLIQ_{i,t-11,t}$ 。我们还考虑涵盖股票非流动性的标准差，包含了当月 $\sigma(ILLIQ_{i,t})$ 和过去一年 $\sigma(ILLIQ_{i,t-11,t})$ 的已实现流动性度量的标准差。此外，我们还涵盖了当月的平均交易量以及平均换手率。

除此以外，参考相关文献，我们加入了其他变量。Brennan 等(2012)认为规模较小的公司平均拥有更多的非流动性股票；Gopalan(2012)和 Luo(2017)发现 PB 较低的公司拥有更多的流动性股票；Comerton-Forde(2010)，Nagel(2012)发现股票的流动性与其在不同期限内的动量或反转效应相关，他们认为当近期股票表现较好时，由于其受关注度较高或者覆盖它的交易商在提供流动性方面可能会受到更少的限制，从而降低交易成本和交易该股票的价格影响，因此股票当前的流动性较高。因此，我们在预测变量集中还加入了股票 PB、股票总市值、近 20 日动量以及近 240 日动量。

表 3: 预测变量介绍

指标	描述	指标	描述
$ILLIQ_{i,t}$	当月非流动性日均值	换手率	当月日均换手率
$ILLIQ_{i,t-2,t}$	过去三个月非流动性日均值	总市值	当月最后一个交易日总市值
$ILLIQ_{i,t-11,t}$	过去 12 个月非流动性日均值	PB	当月最后一个交易日 PB
$\sigma(ILLIQ_{i,t})$	当月非流动性日标准差	短期动量	近 20 日动量
$\sigma(ILLIQ_{i,t-11,t})$	过去 12 个月非流动性日标准差	长期动量	近 240 日动量
交易额	当月日均交易额		

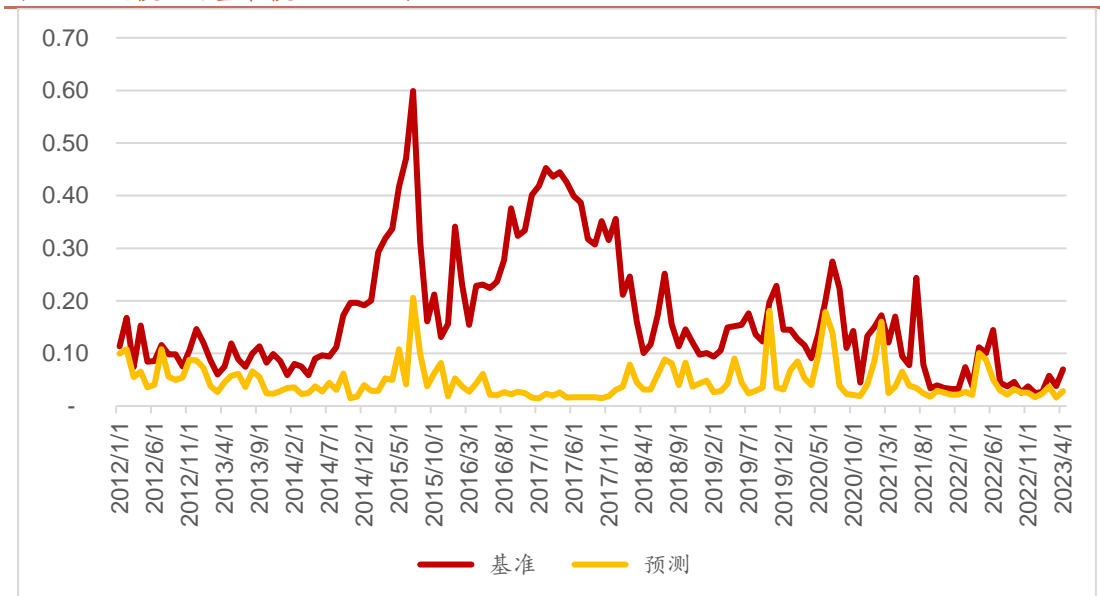
资料来源：Wind 资讯、招商证券

我们使用滚动 5 年的数据进行预测，具体操作如下：1) 使用 5 年数据的前 4 年数据 ($t-60$ 至 $t-12$) 对模型进行训练，用后 1 年 ($t-11$ 至 t) 的数据进行验证，计算验证集上的均方误差 MSE；2) 选择使得验证集上均方误差最小的参数 ρ 和 λ ；3) 使用过去 5 年完整的数据，以及在第 2 步中选出的参数 ρ 和 λ 对股票下一期的非流动性进行预测。

为了验证模型预测的有效性，我们将每只个股每个月的模型所预测的非流动性 $ILLIQ_F$ 与当月最终实现的 ILLIQ 进行对比，计算每个截面下的均方误差 MSE。这里的比较基准是简单的把上一期已实现的个股非流动性 ILLIQ 作为对其下一期非流动性的预期。从下图可以看到，使用我们的预测模型所计算的 MSE 几乎在每一个截面都小于基准模型：

其时序均值从基准模型的 0.16 下降到我们预测模型的 0.05，同时预测的稳定性也有明显提升。换句话说我们的预测模型能够更好的预测个股在下一期的非流动性，是对个股下一期非流动性更好的代理。

图 4：预测模型与基准模型 MSE 对比



资料来源：招商证券、Wind

接下来，我们就使用我们所预测的个股非流动性来作为因子 ILLIQ_F，对该因子进行测试，测试结果如下所示：从 ILLIQ_F 因子的 IC 测试结果来看，ILLIQ_F 因子在 A 股的有效性较强：因子在回测区间内的 IC 均值为 9.15%，t 值为 7.14，均较为显著。此外，与原因子 ILLIQ 进行对比可以发现，ILLIQ_F 因子的 IC 均值、t 值以及 IC 胜率均高于 ILLIQ 因子。

从分组收益表现来看，ILLIQ_F 因子的分组测试表现同样优异，分 10 组年化收益严格单调，多头组总收益 1216.76%，年化收益 25.54%，多头超额年化收益 17.05%；多空组合总收益 1534.28%，年化收益 27.96%。综上所述，ILLIQ_F 因子无论是 IC 测试还是因子分组均优于原因子 ILLIQ，符合我们的推测。

图 5：ILLIQ_F 因子分组年化收益

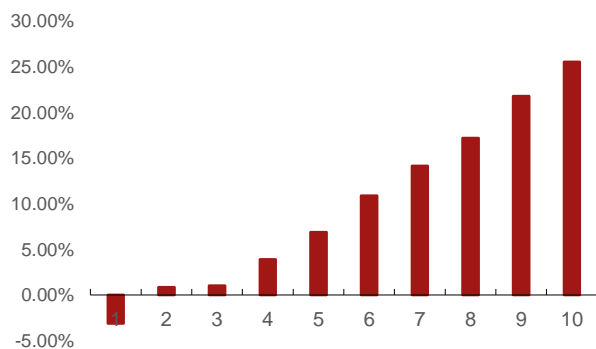


图 6：ILLIQ_F 因子分组测试



资料来源：Wind，招商证券；2012/1/1-2023/4/30

资料来源：Wind，招商证券；2012/1/1-2023/4/30

表 4：ILLIQ_F 因子回测数据展示

Rank_IC 数据	Rank_IC 均值	胜率	最大值	最小值	IC_IR	t 统计量
	9.15%	72.06%	40.05%	-36.47%	0.61	7.14
多空组合	总收益	年化收益	最大回撤	多头总收益	多头年化超额	多头双边换手
	1534.28%	27.96%	27.92%	1216.76%	17.05%	16.28

资料来源：Wind，招商证券；2012/1/1-2023/4/30

在前文中我们提到，**Amihud 认为预期的市场非流动性与股票超额收益正相关，而同期未预期的非流动性与股票回报呈负相关**。这里，我们以当期已实现的非流动性作为市场对下期非流动性的预期，以市场预期与我们模型预测的非流动性之差作为未预期的非流动性指标，即：

$$ILLIQ_UE_{i,t} = ILLIQ_{i,t} - ILLIQ_F_{i,t} \quad (3)$$

其中， $ILLIQ_UE_{i,t}$ 代表下一期末预期的非流动性， $ILLIQ_{i,t}$ 表示当期已实现非流动性， $ILLIQ_F_{i,t}$ 代表我们模型中对下一期非流动性的预测。

此外，Schmidt 和 Schuster（2023）从另外一个角度对该现象进行了解释。他们认为在均衡状态下，与投资期限较长的投资者相比，投资期限较短的投资者持有的股票更具流动性。他们表明短期投资者，即那些高周转率的基金，由于其对个股的流动性较为敏感，在股票的预期流动性发生变化时立即做出反应，并调整其持股。相比之下，长期投资者主要使用当代实现的流动性来进行投资组合决策，对股票的预期流动性变化敏感性较低。因此，当短期投资者预期未来个股的非流动性变低时，出于对流动性的考虑，他们会选择卖出手中的持股或者要求更高的收益回报，从而导致流动性变化的股票出现暂时性的供需错配，潜在地导致流动性预期变化的股票出现较大的回报溢价。

我们对ILLIQ_UE因子进行测试。为了方便展示，我们对该因子取相反数，**将因子方向转换为正向**。测试结果如下所示：从ILLIQ_UE因子的IC测试结果来看，ILLIQ_UE因子在A股的有效性较强：因子在回测区间内的IC均值为5.58%，t值为5.55，均较为显著。从ILLIQ_UE因子的分组测试表现来看，分10组年化收益单调性较强，多头组总收益418.78%，年化收益15.63%，多头超额年化收益7.14%；多空组合年化收益12.62%，整体表现虽然弱于ILLIQ因子与ILLIQ_F因子，但也具有一定的选股效果。

图 7：ILLIQ_UE 因子分组年化收益

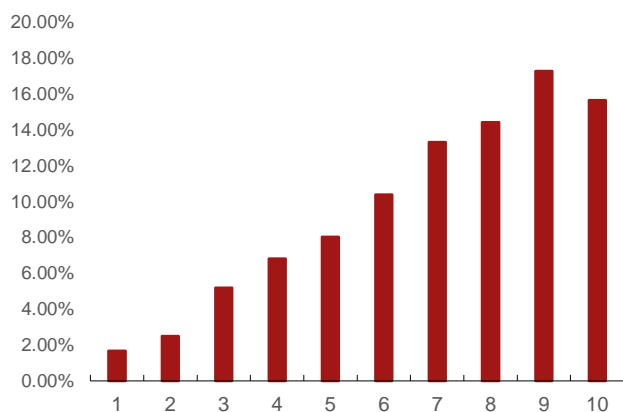
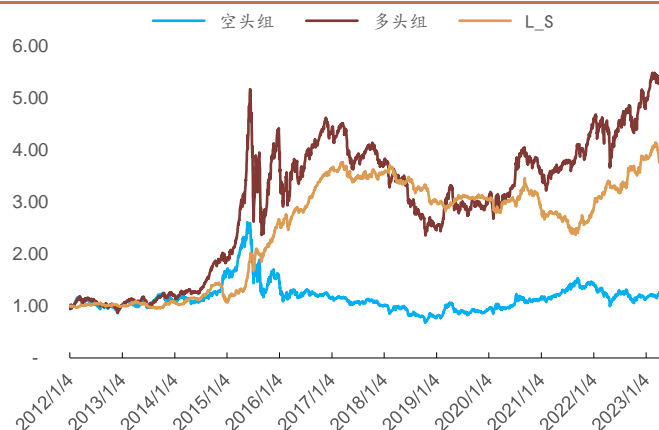


图 8：ILLIQ_UE 因子分组测试



资料来源：Wind，招商证券；2012/1/1-2023/4/30

资料来源：Wind，招商证券；2012/1/1-2023/4/30

表 5：ILLIQ_UE 因子回测数据展示

Rank_IC 数据	Rank_IC 均值	胜率	最大值	最小值	IC_IR	t 统计量
	5.58%	69.85%	34.44%	-27.66%	0.48	5.55
多空组合	总收益	年化收益	最大回撤	多头总收益	多头年化超额	多头双边换手
	284.38%	12.62%	36.95%	418.78%	7.14%	6.60

资料来源：Wind，招商证券；2012/1/1-2023/4/30

2.3 非流动性因子改进：半非流动性指标

Amihud (2002) 所提出的 ILLIQ 指标，其假设价格的上涨或者下跌对交易额的敏感程度是对称的。但是，我们认为
在市场中，股票预期收益率与上涨市场和下跌市场的非流动性指标之间的关系可能是存在差异的。相对于在上涨过程中的流动性不足，投资者往往会更在意股价在下跌过程中的流动性不足，他们可能担心在下跌市场中被困在流动性不足的股票中的风险，在没有重大价格让步的情况下无法摆脱头寸。这将减少对在下跌市场中流动性枯竭的股票的需求。另外一个原因是杠杆约束可能会迫使杠杆投资者在下跌市场抛售，因此他们更有可能担心价格下跌时的流动性，而不是价格上涨时的流动性。

此外，Anshuman 和 Viswanathan(2005)、Brunnermeier 和 Pedersen(2009)以及 Garleanu 和 Pedersen(2007)的模型表明，由于流动性冲击、保证金引发的价格螺旋以及机构更严格的风险管理，下跌市场的流动性可能与上涨市场的流动性非常不同。Hameed 等(2010)实证地表明以个股的买卖价差来衡量的个股的流动性不足在股票负回报和市场负回报之后会增加。

因此，在这一节中，我们从另外一个角度对 ILLIQ 指标进行改进，构建半流动性指标 $ILLIQ_{i,t}^+$ 和 $ILLIQ_{i,t}^-$ 。 $ILLIQ_{i,t}^+$ 代表股价上涨日股票的非流动性，而 $ILLIQ_{i,t}^-$ 则代表股价下跌日股票的非流动性。

$$ILLIQ_{i,t}^+ = \ln \left(1 + \text{Avg} \left[\frac{\max(r_{i,d}, 0)}{\text{Vol}_{i,d}} \right] \right) \quad (4)$$

$$ILLIQ_{i,t}^- = \ln \left(1 + \text{Avg} \left[\frac{-\min(r_{i,d}, 0)}{\text{Vol}_{i,d}} \right] \right) \quad (5)$$

下面我们分别对 $ILLIQ^+$ 和 $ILLIQ^-$ 因子进行测试，并与原始 ILLIQ 因子进行对比。测试结果如下所示：1) $ILLIQ^+$ 和 $ILLIQ^-$ 因子均具有一定的有效性， $ILLIQ^+$ 因子 IC 均值为 6.32%，t 值为 5.55；而 $ILLIQ^-$ 因子 IC 均值为 7.83%，t 值为 6.51。2) 与前文我们介绍的逻辑一致，从 IC 测试来看， $ILLIQ^-$ 因子的有效性强于 $ILLIQ^+$ 因子与 ILLIQ 因子。

表 6: Rank_IC 回测结果对比

因子	Rank_IC 均值	胜率	最大值	最小值	IC_IR	t 统计量
ILLIQ	6.95%	69.85%	37.05%	-36.71%	0.51	5.90
$ILLIQ^+$	6.32%	70.59%	33.43%	-34.37%	0.48	5.55
$ILLIQ^-$	7.83%	72.06%	39.34%	-37.51%	0.56	6.51

资料来源：Wind，招商证券；2012/1/1-2023/4/30

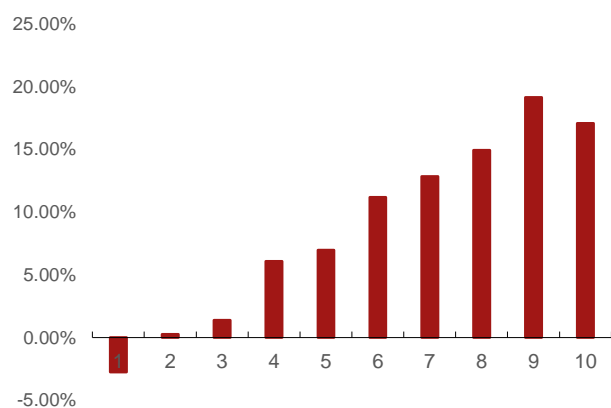
从两个因子的分组测试结果来看， $ILLIQ^+$ 因子与原因子 ILLIQ 的多头组合与多空组合收益均相差不大；而 $ILLIQ^-$ 因子的分组测试表现较为亮眼：分 10 组年化收益严格单调，多头组总收益 984.28%，年化收益 23.41%，多头超额年化收益 14.91%；多空组合年化收益 27.30%，整体表现同样优于原始的 ILLIQ 因子。

表 7: 因子分组回测结果对比

因子	多空总收益	多空年化收益	多空最大回撤	多头总收益	多头年化超额	多头双边换手
ILLIQ	643.48%	19.36%	34.57%	561.55%	9.64%	13.89
$ILLIQ^+$	679.67%	19.87%	28.08%	497.17%	8.58%	11.42
$ILLIQ^-$	1441.93%	27.30%	30.12%	984.28%	14.91%	12.41

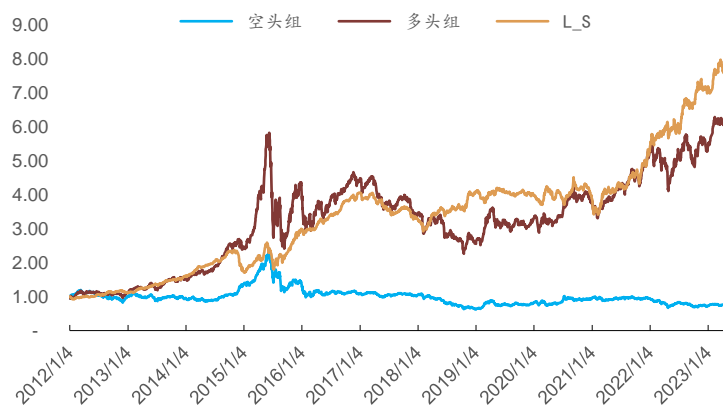
资料来源：Wind，招商证券；2012/1/1-2023/4/30

图 9: ILLIQ⁺因子分组年化收益



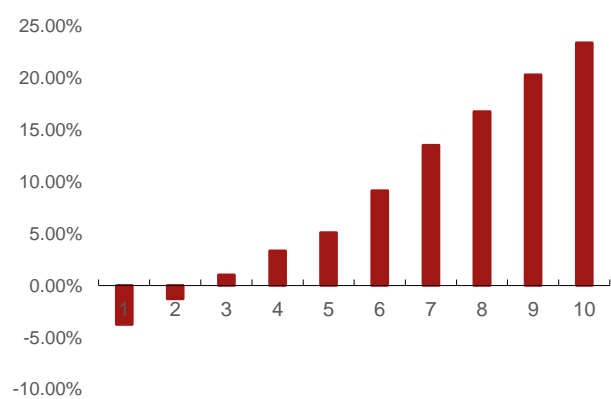
资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 10: ILLIQ⁺因子分组测试



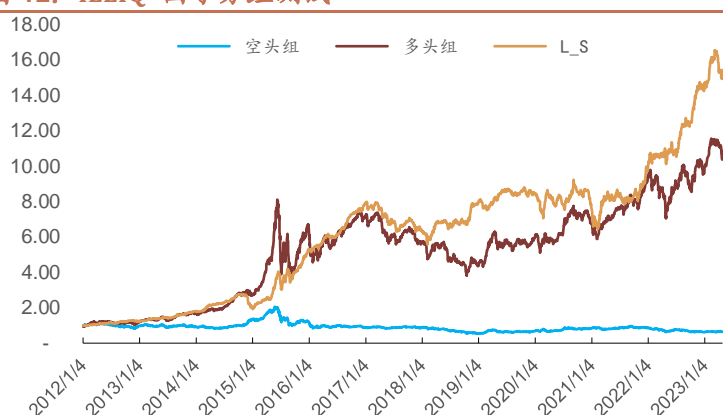
资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 11: ILLIQ⁻因子分组年化收益



资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 12: ILLIQ⁻因子分组测试



资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

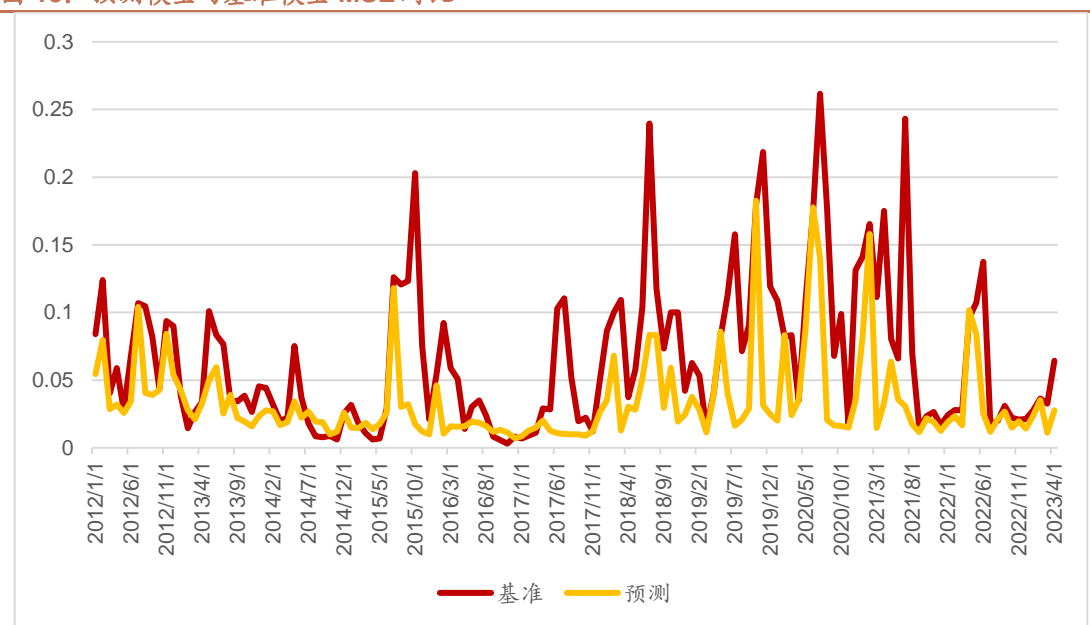
2.4 非流动性因子改进：基于弹性网络模型的半非流动性预测

在 1.2 节我们提出基于弹性网络模型可以有效预测下一期股票的非流动性，从而提高原始 ILLIQ 因子的选股能力，而在 1.3 节我们提出在市场中，股票价格的上涨或者下跌对交易额的敏感程度可能不是对称的，并构建了半非流动性指标，发现股价下跌日的股票非流动性 ILLIQ⁻ 在横截面上对股票下期收益的预测能力要强于原始的 ILLIQ 因子。

在这一节，我们将前面两节做一个结合，通过弹性网络模型预测股票下一期的半非流动性 ILLIQ⁻F⁻。本节中所使用的模型方法与 1.2 节基本一致，这里就不再赘述。本节使用的变量包括当月已实现的股票半非流动性 (ILLIQ⁻_{i,t})、过去三个月已实现的股票半非流动性 (ILLIQ⁻_{i,t-2,t})、过去一年的已实现的股票半非流动性 (ILLIQ⁻_{i,t-12,t})、当月半非流动性的标准差 $\sigma(\text{ILLIQ}^-_{i,t})$ 和过去一年半非流动性的标准差 $\sigma(\text{ILLIQ}^-_{i,t-12,t})$ 。我们同样涵盖了非流动性的交易量成分以及当月的平均换手率、短期动量和长期动量等变量。

同样为了验证模型预测的有效性，我们将每只个股每个月的模型所预测的半非流动性 ILLIQ⁻F⁻ 与当月最终实现的 ILLIQ⁻ 进行对比，计算每个截面下的均方误差 MSE。这里的比较基准同样是简单的把上一期已实现的个股半非流动性 ILLIQ⁻ 作为对其下一期半非流动性的预期。从下图可以看到，使用我们的预测模型所计算的 MSE 几乎在每一个截面都小于基准模型：其时序均值从基准模型的 0.06 下降到我们预测模型的 0.03。换句话说我们的预测模型能够更好的预测个股在下一期的半非流动性，是对个股下一期半非流动性更好的代理。

图 13：预测模型与基准模型 MSE 对比

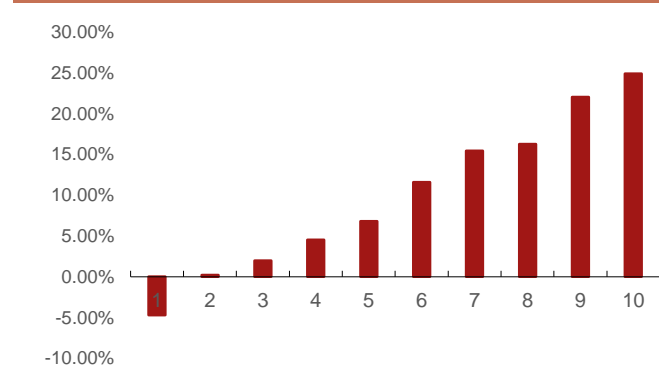


资料来源：招商证券、Wind

接下来，我们就使用我们所预测的个股半非流动性来作为因子 ILLIQ⁻F⁻，对该因子进行测试，测试结果如下所示：从 ILLIQ⁻F⁻ 因子的 IC 测试结果来看，ILLIQ⁻F⁻ 因子在 A 股的有效性较强：因子在回测区间内的 IC 均值为 9.49%，t 值为 7.67，均较为显著，IC 胜率 75%。此外，与 ILLIQ、ILLIQ⁻F、ILLIQ⁻ 因子进行对比可以发现，ILLIQ⁻F⁻ 因子的 IC 均值、t 值以及 IC 胜率均较高。

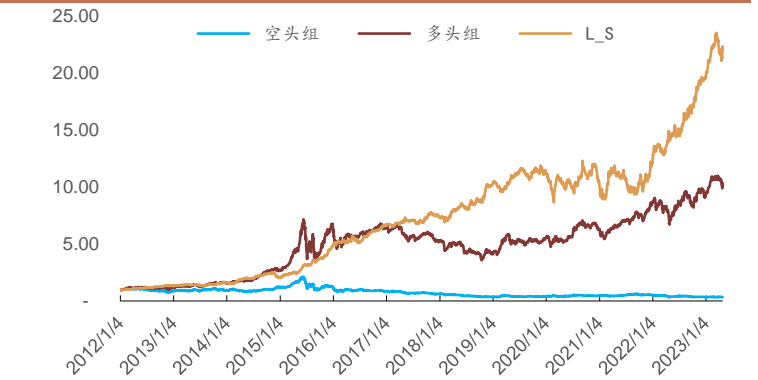
从分组收益表现来看，ILLIQ⁻F⁻ 因子的分组测试表现同样优异，分 10 组年化收益严格单调，多头组总收益 1143.45%，年化收益 24.91%，多头超额年化收益 16.41%；多空组合总收益 1720.32%，年化收益 29.18%。

图 14: ILLIQ_F-因子分组年化收益



资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 15: ILLIQ_F-因子分组测试



资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

表 8: ILLIQ_F-因子回测数据展示

Rank_IC 数据	Rank_IC 均值	胜率	最大值	最小值	IC_IR	t 统计量
	9.49%	75.00%	42.13%	-34.39%	0.66	7.67
多空组合	总收益	年化收益	最大回撤	多头总收益	多头年化超额	多头双边换手
	1720.32%	29.18%	28.96%	1143.45%	16.41%	15.10

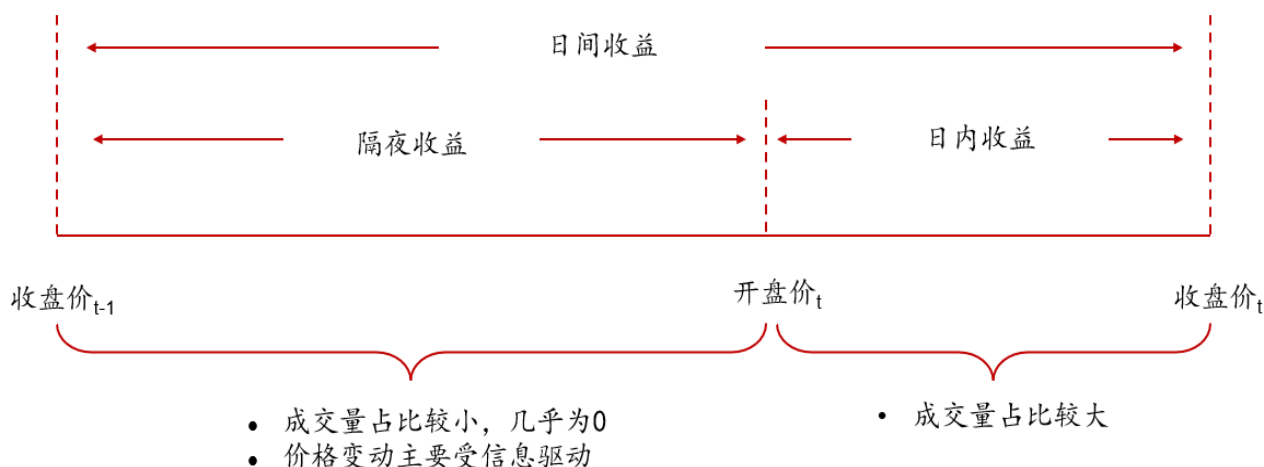
资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

三、基于日内收益的非流动性因子

在第一章中，我们主要测试了 Amihud (2002) 所提出的非流动性指标 ILLIQ 在 A 股的选股效果，并从非流动性预测以及半非流动性两个方向对该指标进行改进，提升了该指标在 A 股的选股效果。在第二章中，我们主要针对 ILLIQ 指标中的分子日间绝对收益展开探讨。

Barardehi 等 (2020) 认为 Amihud (2002) 提出的 ILLIQ 指标使用的是每日绝对收益与每日交易额的比率作为交易对价格影响的代理，即给定的交易额对市场价格的影响。虽然在交易时间以外几乎不存在交易量，但是相应的隔夜收益却占据每日收益较大的比重。隔夜价格变动通常是由信息到达驱动的，而这些信息到达所造成的价格变化与分母中使用的每日交易额无关。这意味着，在价格影响的代理中纳入隔夜回报会造成分子分母之间的基本时间不匹配：即分母反映了交易时间内的交易额，而分子反映了收盘价之间的绝对收益，其中包括了隔夜的价格变动。

图 16：隔夜收益与日内收益对比



资料来源：招商证券、Wind

此外，Amihud 在 2020 年的另一篇文献《Illiquidity and Stock Return II》中也从侧面验证了 Barardehi 等人的想法。Amihud 通过将 ILLIQ 指标进行简单的数学变化，证明了 ILLIQ 指标在资产定价上的有效性部分是来自指标分子绝对收益与分母交易额之间的相关性。而上文我们提到隔夜收益更多是由于信息驱动，而非交易驱动，因此其与交易额的相关性较低。那么，我们自然而然地想到尝试使用每日日内绝对收益去替代第一章中构建指标的分子，如构建 OC_ILLIQ 因子：

$$OC_ILLIQ_{i,t} = \ln \left(1 + \text{Avg} \left[\frac{|R_{i,d}|}{Vol_{i,d}} \right] \right) \quad (6)$$

其中， $|R_{i,d}|$ 为股票 i 在 d 天的日内收益的绝对值， $Vol_{i,d}$ 为股票 i 在 d 天的交易额（百万）。

接下来，我们就选择第一章中有效性较好的 ILLIQ、ILLIQ_F、ILLIQ⁻和 ILLIQ_F⁻ 因子，分别将因子中的分子替换成股票日内绝对收益，构建 OC_ILLIQ、OC_ILLIQ_F、OC_ILLIQ⁻和 OC_ILLIQ_F⁻ 因子，并将其与第一章中的因子进行比较。

表中我们分别列出了 8 个因子的 RANK_IC 测试结果。可以得到以下结论：1) 使用日内绝对收益作为分子所构建的非流动性因子，与使用日间绝对收益作为分子所构建的非流动因子相比，其 IC 均值与 t 统计量均有所提升。如 OC_ILLIQ 因子 IC 均值 8.04%，t 统计量为 6.87，均高于原本的 ILLIQ 因子。2) 从 IC 测试结果来看，OC_ILLIQ_F⁻ 因子表现较好，其 IC 均值 10.54%，t 统计量为 8.63。

表 9: Rank_IC 回测结果对比

因子	Rank_IC 均值	胜率	最大值	最小值	IC_IR	t 统计量
ILLIQ	6.95%	69.85%	37.05%	-36.71%	0.51	5.90
OC_ILLIQ	8.04%	73.53%	34.82%	-38.17%	0.58	6.87
ILLIQ_F	9.15%	72.06%	40.05%	-36.47%	0.61	7.14
OC_ILLIQ_F	9.41%	75.74%	39.95%	-35.95%	0.63	7.40
ILLIQ ⁻	7.83%	72.06%	39.34%	-37.51%	0.56	6.51
OC_ILLIQ ⁻	8.75%	74.26%	38.93%	-36.72%	0.63	7.38
ILLIQ_F ⁻	9.49%	75.00%	42.13%	-34.39%	0.66	7.67
OC_ILLIQ_F ⁻	10.54%	76.47%	49.77%	-21.96%	0.74	8.63

资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

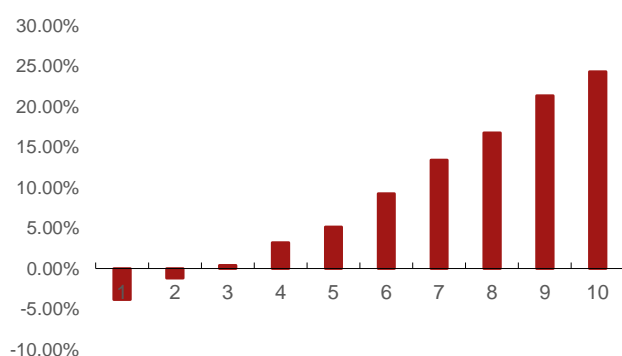
下表中我们分别列出了 8 个因子的分组测试结果。可以得到以下结论: 1) 使用日内绝对收益作为分子所构建的非流动性因子, 与使用日间绝对收益作为分子所构建的非流动因子相比, 其多空年化收益与多头年化超额均有所提升。如 OC_ILLIQ 因子多空年化收益 28.41%, 多头年化超额 15.80%, 均高于原本的 ILLIQ 因子。2) OC_ILLIQ_F、OC_ILLIQ⁻和 OC_ILLIQ_F⁻因子多空组合收益差异明显, 三个因子多空年化收益分别为 28.43%、33.39%和 36.00%, 而三个因子的多头端年化超额收益相差不大。

表 10: 因子分组回测结果对比

因子	多空总收益	多空年化收益	多空最大回撤	多头总收益	多头年化超额	多头双边换手
ILLIQ	643.48%	19.36%	34.57%	561.55%	9.64%	13.89
OC_ILLIQ	1600.64%	28.41%	28.74%	1075.67%	15.80%	
ILLIQ_F	1534.28%	27.96%	27.92%	1216.76%	17.05%	16.28
OC_ILLIQ_F	1603.78%	28.43%	28.50%	1269.83%	17.53%	
ILLIQ ⁻	1441.93%	27.30%	30.12%	984.28%	14.91%	12.41
OC_ILLIQ ⁻	2518.04%	33.39%	28.15%	1272.59%	17.51%	
ILLIQ_F ⁻	1720.32%	29.18%	28.96%	1143.45%	16.41%	15.10
OC_ILLIQ_F ⁻	3161.05%	36.00%	25.03%	1151.16%	16.52%	

资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 17: OC_ILLIQ 因子分组年化收益



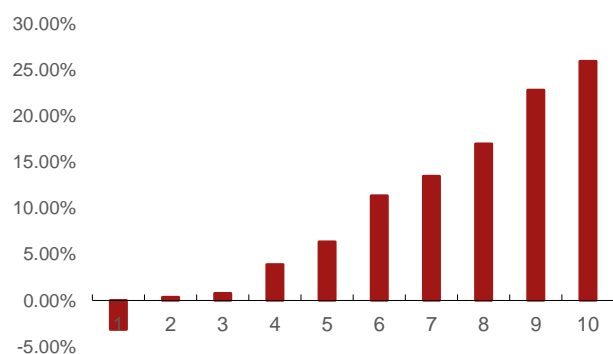
资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 18: OC_ILLIQ 因子分组测试



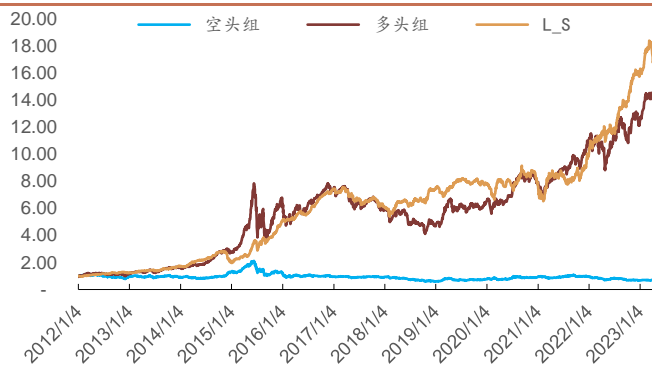
资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 19: OC_ILLIQ_F 因子分组年化收益



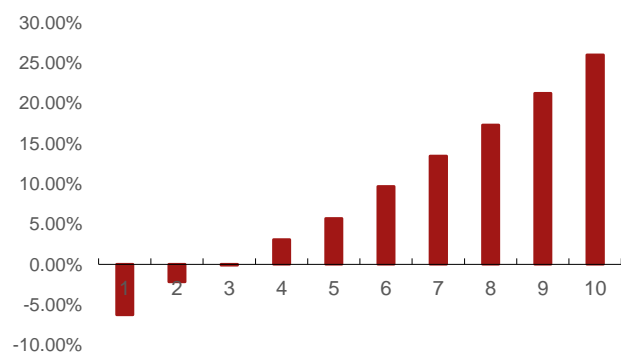
资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 20: OC_ILLIQ_F 因子分组测试



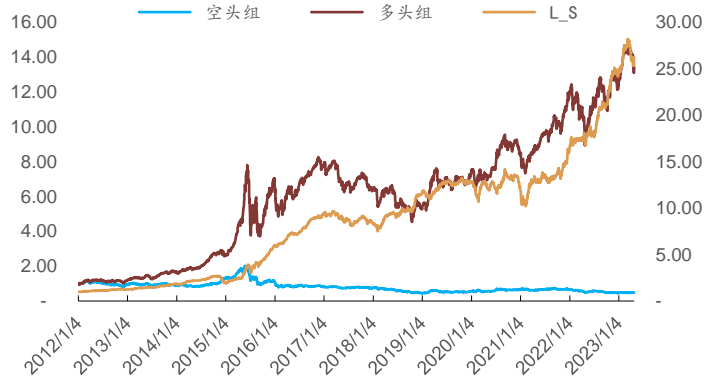
资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 21: OC_ILLIQ-因子分组年化收益



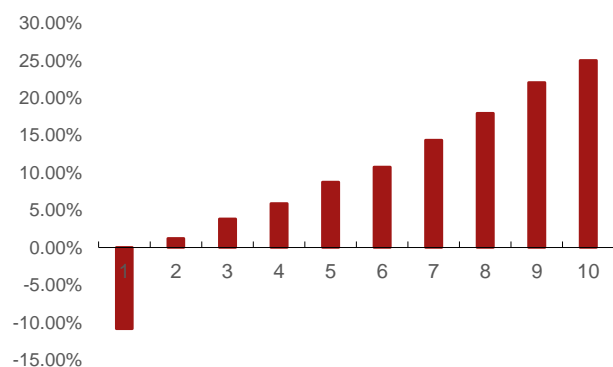
资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 22: OC_ILLIQ-因子分组测试



资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 23: OC_ILLIQ_F-因子分组年化收益



资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

图 24: OC_ILLIQ_F-因子分组测试



资料来源: Wind, 招商证券; 2012/1/1-2023/4/30

四、非流动性因子测试

4.1 因子中性化测试

非流动性指标 ILLIQ 自其被提出以来，被广泛使用。但是，也有不少学者点出了该指标的局限性。例如，Cochrane(2005) 提出，规模较小的公司往往具有显著较高的 ILLIQ 值，导致该因子可能具有小市值特征。为了克服这一缺点，Florackis 等人(2011)提出了一种基于换手率的 Amihud 非流动性测度，其定义为每日绝对收益与股票换手率的平均比率。受篇幅限制，这里就不再对基于换手率的 Amihud 非流动性测度进行过多的讨论，感兴趣的投资者欢迎与我们交流。

下面我们展示在每个截面因子市值中性化后的 Rank_IC 测试结果。可以看到，在市值中性化后，因子的有效性并没有减弱，仍然十分显著。如 OC_ILLIQ_F 因子在市值中性化后 IC 均值为 10.63%，月度胜率为 77.21%，ICIR 为 0.76，t 统计量 8.87。

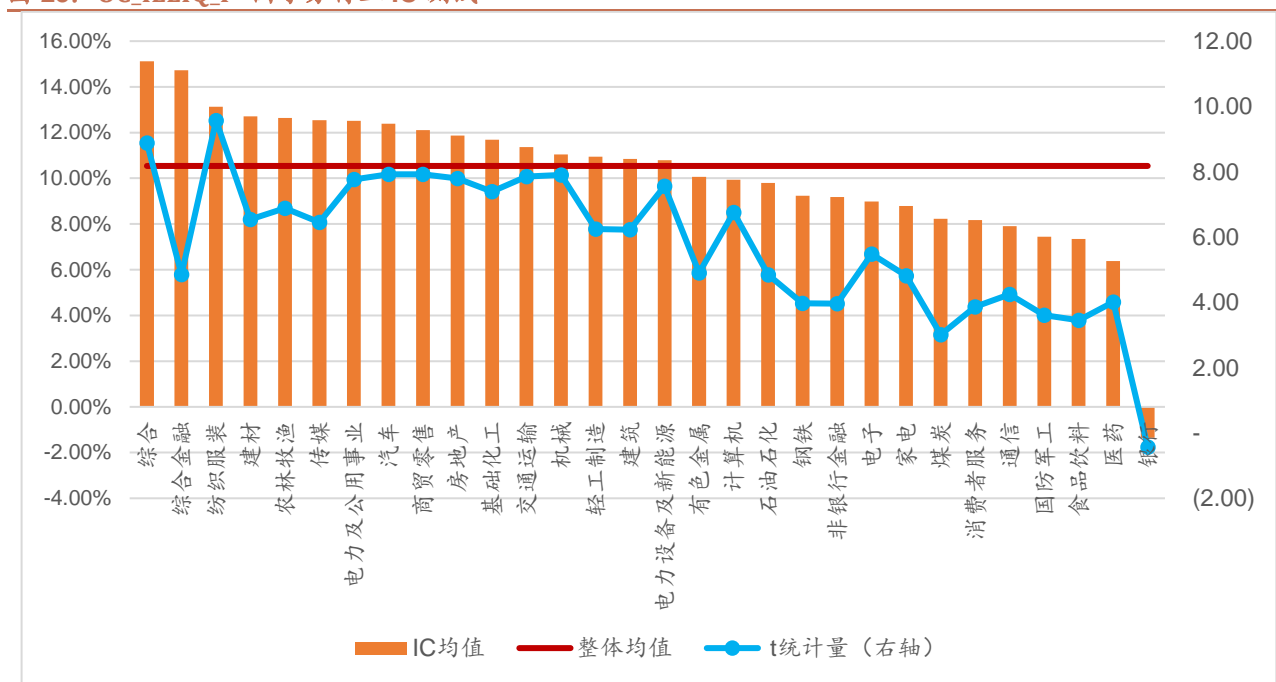
表 11：因子市值中性化 Rank_IC 结果

因子	Rank_IC 均值	胜率	最大值	最小值	IC_IR	t 统计量
OC_ILLIQ	9.03%	77.21%	37.37%	-34.28%	0.73	8.56
OC_ILLIQ_F	9.79%	75.74%	43.00%	-32.38%	0.68	7.94
OC_ILLIQ ⁻	9.37%	77.94%	37.92%	-33.19%	0.73	8.50
OC_ILLIQ_F ⁻	10.63%	77.21%	50.57%	-21.79%	0.76	8.87

资料来源：Wind，招商证券；2012/1/1-2023/4/30

此外，下图我们画出了 OC_ILLIQ_F⁻ 因子在 30 个中信一级行业的 RANK_IC 均值，水平横线为全市场 RANK_IC 均值，蓝色线为相应的 t 统计量。可以看到除了银行以外，所有行业的 RANK_IC 均值均在 6% 以上，且 t 统计量均在 3 以上，均较为显著。此外，可以看到该因子在综合、综合金融、纺织服装、建材、农林牧渔、传媒等行业的 IC 测试表现较好，IC 均值均在 12% 以上。

图 25：OC_ILLIQ_F⁻ 因子分行业 IC 测试



资料来源：招商证券、Wind

4.2 大类因子相关性分析

为检验上文构建的 OC_ILLIQ、OC_ILLIQ_F、OC_ILLIQ⁻和OC_ILLIQ_F⁻因子与常见风格因子之间的相关性，我们计算了各因子之间的截面 Spearman 秩相关系数均值，具体结果如下表所示。

从下表中我们可以发现以下两点：（2）非流动性因子与动量、成长、技术、情绪和价值因子的相关性较低。其中，OC_ILLIQ_F⁻因子与动量因子相关性最高，相关系数均值为 26%。（1）四个因子 OC_ILLIQ、OC_ILLIQ_F、OC_ILLIQ⁻和OC_ILLIQ_F⁻互相之间具有较高的相似性，如 OC_ILLIQ_F⁻与 OC_ILLIQ_F 因子相关性 88%，与 OC_ILLIQ⁻因子相关性 81%。

表 12：非流动性因子与常见风格因子相关性（%）

	OC_ILLIQ_F ⁻	OC_ILLIQ	OC_ILLIQ_F	OC_ILLIQ ⁻	动量	成长	技术	价值	情绪
OC_ILLIQ_F ⁻	100%								
OC_ILLIQ	78%	100%							
OC_ILLIQ_F	88%	95%	100%						
OC_ILLIQ ⁻	81%	96%	93%	100%					
动量	26%	6%	17%	18%	100%				
成长	-11%	-1%	-3%	-2%	-18%	100%			
技术	23%	7%	17%	10%	2%	0%	100%		
价值	19%	6%	14%	8%	22%	-9%	7%	100%	
情绪	1%	1%	1%	2%	6%	10%	2%	6%	100%

资料来源：Wind，招商证券；

4.3 不同股票池中的因子表现

接下来，我们把OC_ILLIQ_F⁻因子应用到不同的股票池中，包括沪深 300、中证 500、中证 1000 以及扣除中证 800 的全市场股票池，测试该因子在这些不同股票池中的有效性。

从OC_ILLIQ_F⁻因子在不同股票池中的 IC 测试结果表可以看到，该因子在不同的股票池中的有效性均较为显著，t 统计量均在 3 以上。此外，该因子的有效性与股票池的股票平均规模呈现负相关：在以大盘股为主的沪深 300 股票池，其 IC 均值 5.25%，t 统计量 3.25；而在中证 500 股票池，其 IC 均值提升到 7.91%，t 统计量 5.61；在中证 1000，其 IC 均值再次提升到 10.95%，t 统计量 6.64。

表 13：不同股票池OC_ILLIQ_F⁻因子 Rank_IC 测试结果

股票池	Rank_IC 均值	胜率	最大值	最小值	IC_IR	t 统计量
沪深 300	5.25%	65.44%	65.48%	-46.92%	0.23	3.25
中证 500	7.91%	70.59%	51.90%	-29.28%	0.48	5.61
中证 1000	10.05%	76.00%	46.96%	-32.25%	0.66	6.64
除中证 800 以外全样本	11.65%	79.41%	53.28%	-22.03%	0.85	9.91

资料来源：Wind，招商证券；

中证 1000 股票池回测区间：2015/1/1-2023/4/30；其他股票池回测区间：2012/1/1-2023/4/30

从下表我们可以看到，OC_ILLIQ_F⁻因子在沪深 300、中证 500、中证 1000 以及除中证 800 以外全样本的多头组合年化收益分别为 8.95%、12.77%、15.87%和 27.87%，多头超额年化收益分别为 3.15%、6.08%、14.01%和 17.20%，多空组合年化收益分别为 3.05%、11.20%、30.20%和 37.99%。整体来看，无论是多头组合还是多空组合，OC_ILLIQ_F⁻因子的整体表现均较为出色。此外，可以发现该因子在股票平均规模较小的股票池中表现突出，而在大市值为主的股票池，如沪深 300，则表现较为平庸。

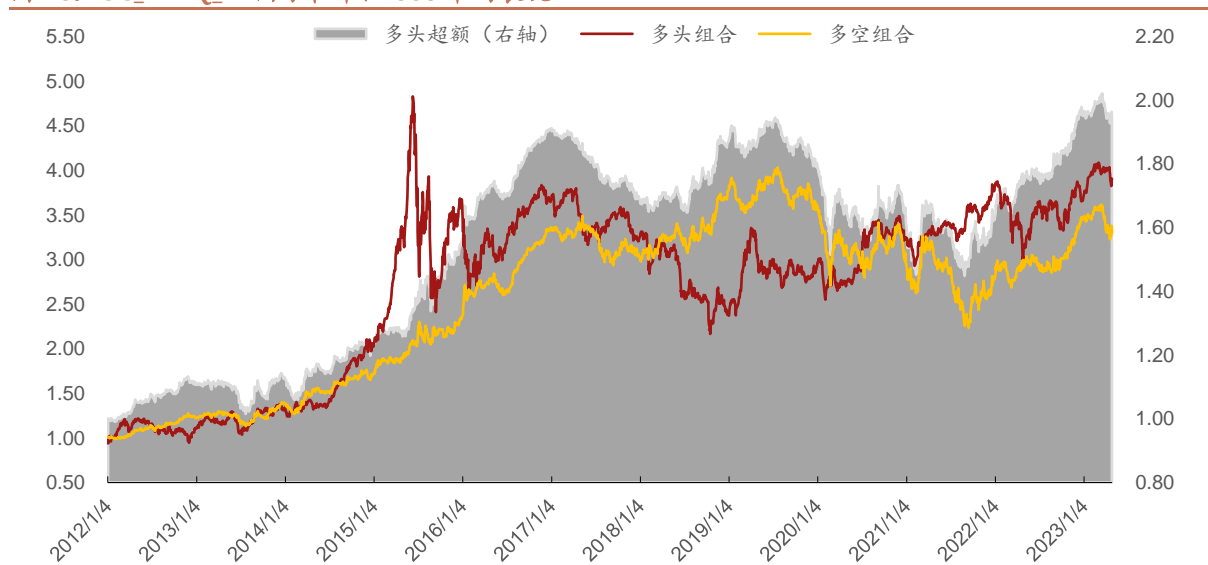
表 14: 不同股票池OC_ILLIQ_F⁻因子分组测试结果

股票池	组别	总收益	年化收益	年化波动率	最大回撤	夏普比率	卡玛比率	年化双边换手
沪深 300	多头组合	164.14%	8.95%	21.57%	-37.50%	0.32	0.24	16.64
	多头超额	42.14%	3.15%	10.88%	-8.11%	0.11	0.39	\
	多空组合	40.63%	3.05%	18.40%	-60.75%	0.06	0.05	\
中证 500	多头组合	290.52%	12.77%	25.04%	-55.17%	0.43	0.23	16.79
	多头超额	95.21%	6.08%	8.84%	-3.37%	0.46	1.80	\
	多空组合	230.30%	11.12%	15.98%	-44.58%	0.57	0.25	\
中证 1000	多头组合	241.24%	15.87%	28.58%	-53.49%	0.49	0.30	14.85
	多头超额	198.15%	14.01%	10.41%	-3.63%	1.15	3.86	\
	多空组合	801.70%	30.20%	19.64%	-32.62%	1.44	0.93	\
除中证 800 以外全样本	多头组合	1521.69%	27.87%	25.93%	-45.93%	1.00	0.61	15.25
	多头超额	362.26%	17.20%	6.76%	-11.97%	2.25	1.44	\
	多空组合	3743.95%	37.99%	16.74%	-25.18%	2.15	1.51	\

资料来源: Wind, 招商证券;

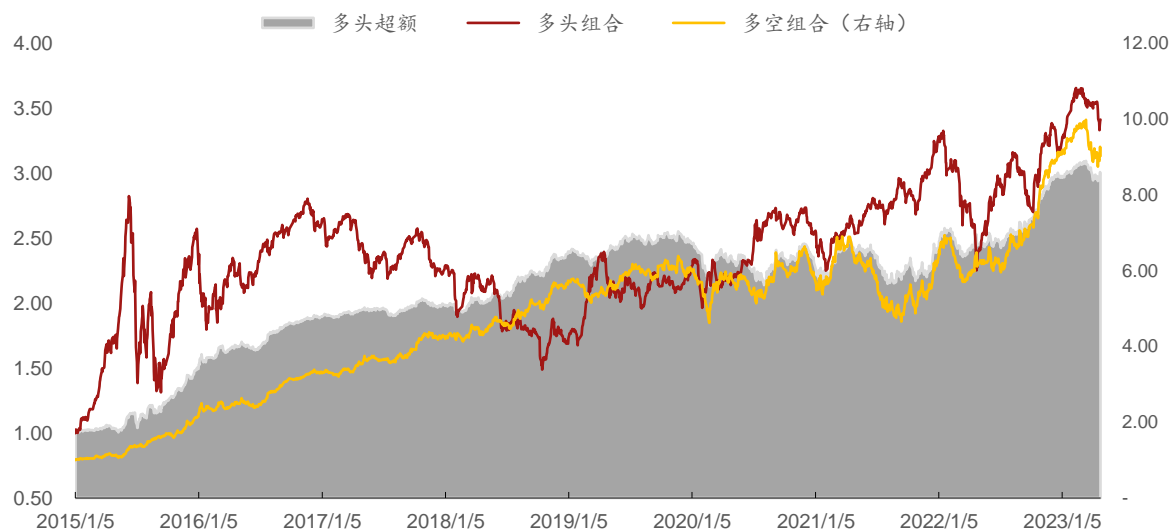
中证 1000 股票池回测区间: 2015/1/1-2023/4/30; 其他股票池回测区间: 2012/1/1-2023/4/30

图 26: OC_ILLIQ_F⁻因子在中证 500 中的表现



回测区间: 2012.1-2023.4; 资料来源: 招商证券、Wind

图 27: OC_ILLIQ_F 因子在中证 1000 中的表现



回溯区间: 2015.1-2023.4; 资料来源: 招商证券、Wind

图 28: OC_ILLIQ_F 因子在除中证 800 以外全样本中的表现



回溯区间: 2012.1-2023.4; 资料来源: 招商证券、Wind

五、总结

作为“青出于蓝”系列报告的第六篇，本报告主要研究了 Amihud (2002) 提出的经典的非流动性指标，测试验证了其在 A 股市场中的有效性，并尝试从逻辑上对该因子进行改进。进一步，我们测试了基于日内收益的 Amihud 非流动性指标，并同样对其进行改进。最后，基于因子测试的有效性，我们探索 Amihud 非流动性因子在不同股票样本池内的选股表现。本报告的主要结论如下：

- Amihud (2002) 提出的使用个股每日收益的绝对值和交易额的比值来构建的非流动指标 (ILLIQ)，衡量了股票收益对每单位交易额的敏感程度。 ILLIQ 因子在 A 股的有效性较强：因子在回测区间内的 IC 均值为 6.95%，t 值为 5.90，均较为显著。但是，ILLIQ 因子存在空头端表现较弱、稳定性不足的问题。
- 我们使用基于弹性网络模型的方法预测股票未来非流动性，ILLIQ_F 因子在 A 股的有效性强于 ILLIQ 因子： ILLIQ_F 因子在回测区间内的 IC 均值为 9.15%，t 值为 7.14，均较为显著。
- 我们认为股票价格的上涨或者下跌对交易额的敏感程度不是对称的，因此我们构建了半流动性指标 $ILLIQ_{i,t}^+$ 和 $ILLIQ_{i,t}^-$ 。 ILLIQ⁺ 因子 IC 均值为 6.32%，t 值为 5.55；而 ILLIQ⁻ 因子 IC 均值为 7.83%，t 值为 6.51。
- 我们通过弹性网络模型预测股票下一期的半非流动性 ILLIQ_F⁻。 因子在回测区间内的 IC 均值为 9.49%，t 值为 7.67，均较为显著，IC 胜率达 75%。多头组年化收益 24.91%，多空组年化收益 29.18%。
- 隔夜价格变动通常是由信息到达驱动的，而这些信息到达所造成的价格变化与 ILLIQ 指标分母中使用的每日交易额无关。 使用日内绝对收益作为分子所构建的非流动性因子，与使用日间绝对收益作为分子所构建的非流动因子相比，其 IC 均值与 t 统计量均有所提升。构建的 OC_ILLIQ_F⁻ 因子表现较好，其 IC 均值 10.54%，t 统计量为 8.63。
- OC_ILLIQ_F⁻ 因子在不同的股票池中的有效性均较为显著，t 统计量均在 2 以上； 因子在沪深 300、中证 500、中证 1000 以及除中证 800 以外全样本的多头组合年化收益分别为 8.95%、12.77%、15.87% 和 27.87%，多空组合年化收益分别为 3.05%、11.20%、30.20% 和 37.99%。

风险提示

本报告结果通过历史数据统计、建模和测算完成，在政策、市场环境发生变化时模型存在失效的风险；本报告所提及个股或基金仅表示与相关主题有一定关联性，不构成任何投资建议。

参考文献

- [1]Amihud, Y., & Mendelson, H. (1986). Asset pricing and the bid-ask spread. *Journal of Financial Economics*, 17(2), 223–249.
- [2]Amihud, Y., & Noh, J. (2021). Illiquidity and stock returns II: Cross-section and time-series effects. *Review of Financial Studies*, 34(4), 2101–2123.
- [3]Amihud, Y. (2002). Illiquidity and stock returns: Cross-section and times-series effects. *Journal of Financial Markets*, 5(1), 31–56.
- [4] Amihud, Y., & Noh, J. (2021). The pricing of the illiquidity factor's conditional risk with time-varying premium. *Journal of Financial Markets*.
- [5]Barardehi, Y. H., Bernhardt, D., Ruchti, T. G., & Weidenmier, M. (2021). The night and day of Amihud's (2002) liquidity measure. *Review of Asset Pricing Studies*, 11(2), 269–308.
- [6]Brennan, M., Huh, S., & Subrahmanyam, A. (2013). An analysis of the Amihud illiquidity premium. *Review of Asset Pricing Studies*, 3(1), 3629–3668.
- [7]Brunnermeier, M. K., & Pedersen, L. H. (2009). Market liquidity and funding liquidity. *Review of Financial Studies*, 22(6), 2201–2238.

分析师承诺

负责本研究报告的每一位证券分析师，在此申明，本报告清晰、准确地反映了分析师本人的研究观点。本人薪酬的任何部分过去不曾与、现在不与、未来也将不会与本报告中的具体推荐或观点直接或间接相关。

任瞳：研究发展中心执行董事，量化与基金评价团队负责人，管理学硕士，18 年证券研究经验，2010 年、2015 年、2016 年、2017 年、2018 年、2020 年新财富最佳分析师（金融工程方向）。在量化选股择时、基金研究以及衍生品投资方面有深入独到的见解。

周靖明：武汉大学金融工程硕士，6 年量化策略研究开发经验。研究方向为多因子量化选股、另类 Alpha 研究、行业轮动、因子择时。此外，对 SmartBeta 基金和量化基金产品也有深入研究。

杨航：美国马里兰大学公园分校数量金融硕士，厦门大学金融工程学士，2021 年加入招商证券研究发展中心。

投资评级定义

报告中所涉及的投资评级采用相对评级体系，基于报告发布日后 6-12 个月内公司股价（或行业指数）相对同期当地市场基准指数的市场表现预期。其中，A 股市场以沪深 300 指数为基准；香港市场以恒生指数为基准；美国市场以标普 500 指数为基准。具体标准如下：

股票评级

强烈推荐：预期公司股价涨幅超越基准指数 20%以上

增持：预期公司股价涨幅超越基准指数 5-20%之间

中性：预期公司股价变动幅度相对基准指数介于±5%之间

减持：预期公司股价表现弱于基准指数 5%以上

行业评级

推荐：行业基本面向好，预期行业指数超越基准指数

中性：行业基本面稳定，预期行业指数跟随基准指数

回避：行业基本面转弱，预期行业指数弱于基准指数

重要声明

本报告由招商证券股份有限公司（以下简称“本公司”）编制。本公司具有中国证监会许可的证券投资咨询业务资格。本报告基于合法取得的信息，但本公司对这些信息的准确性和完整性不作任何保证。本报告所包含的分析基于各种假设，不同假设可能导致分析结果出现重大不同。报告中的内容和意见仅供参考，并不构成对所述证券买卖的出价，在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何人的投资建议。除法律或规则规定必须承担的责任外，本公司及其雇员不对使用本报告及其内容所引发的任何直接或间接损失负任何责任。本公司或关联机构可能会持有报告中所提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，还可能为这些公司提供或争取提供投资银行业务服务。客户应当考虑到本公司可能存在可能影响本报告客观性的利益冲突。

本报告版权归本公司所有。本公司保留所有权利。未经本公司事先书面许可，任何机构和个人均不得以任何形式翻版、复制、引用或转载，否则，本公司将保留随时追究其法律责任的权利。