

基于供应链动量溢出效应的选股策略

专题报告

“蓝海启航”系列研究之五

随着投资者对供应链 alpha 的不断挖掘并验证其有效性，市场对供应链投资主题的关注度也在逐步提升。本报告在 A 股上市公司中，利用上市公司之间的供应链关联度构建了单层级的供应链动量因子和双层级的供应链动量因子。基于因子测试的有效性，我们在不同股票样本池下构建了相应的选股策略。本报告的主要结论如下：

- **供应链关联度数据覆盖度提高，可应用于量化选股中。**近几年，上市公司主动披露其供应关系的意愿提高，越来越多的上市公司选择在定期报告中披露自己的供应关系。同时，秩鼎公司通过反向披露、股权穿透等技术方法显著提高了供应链关联度数据的覆盖度。
- **供应链动量溢出效应源于市场并非完全有效。**一方面，供应链关联公司其基本面之间存在一定的相关性，同时信息带来的冲击也会沿着供应链进行传播。另一方面，由于投资者的有限关注，当市场中有新的信息时，及时分析其对主体公司的供应商及客户的影响存在难度，因此导致股票价格反应存在时滞。
- **以供应链关联度为核心构建的供应链动量选股因子，对股票未来收益具有较强的预测能力。**从 IC 测试中可以看出，主体公司股价未来的涨跌与其供应链关联公司，尤其是客户公司过去一段时间的股价涨跌存在正相关性。进一步通过对因子的分位数测试可以看出，根据客户公司动量因子构建的分位数组组合收益具有较强的区分度。
- **引入双层供应链关系，构建双层供应链动量因子，能提高对股票未来收益的预测能力和稳定性。**相比单层的供应链动量因子，双层供应链动量因子在 IC 测试中对参数交易日天数的敏感性降低，不同指标下 t 统计量大于 2 的比例显著提升。同时，对于相同的指标，在相同的交易日参数下，IC 均值有所提升，t 统计量也相应提升。
- **基于供应链构造的客户动量因子与其他大类因子的相关性均较低。**客户动量因子与传统动量因子之间相关性约为 20%，与其他大类因子的相关性则不超过 5%。表明客户动量因子不能被这些大类因子所解释，具有其独特性
- **基于双层客户动量因子构建的选股策略，在不同股票样本池下，无论是样本内还是样本外，均能显著的跑赢其基准。**2018 年以来，策略在沪深 300、中证 800 及中证 1000 股票池下的超额收益分别为 9.65%、10.54%、5.97%；夏普比分别为 0.38、0.40、0.12，均显著高于基准指数。

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
麦元勋 S1090519090003
mai yuanxun@cmschina.com.cn
杨航 研究助理
yanghang4@cmschina.com.cn

正文目录

一、研究背景.....	4
二、供应链数据概述.....	5
2.1 供应链数据介绍	5
2.2 供应关系权重计算	6
2.3 统计特征	7
三、供应链动量因子的构建与测试.....	9
3.1 供应链动量溢出效应的理论基础.....	9
3.2 供应链动量因子	10
3.3 多层级供应链动量因子	12
3.4 参数稳健性测试	15
3.5 大类因子的相关性分析	16
四、选股策略构建与回测	17
1、选股策略设计	17
2、选股策略回测结果	17
五、总结.....	20
参考文献.....	21

图表目录

图 1：波特五力分析框架	4
图 2：秩鼎供应链数据	5
图 3：秩鼎数据处理流程	5
图 4：供应链关联度的主体公司数量	7
图 5：客户数据的主体公司所属指数成分股比例	7
图 6：客户数据的主体公司在不同成分股的覆盖度	7
图 7：供应商数据的主体公司所属指数成分股比例	8
图 8：供应商数据的主体公司在不同成分股的覆盖度	8
图 9：客户数据主体公司的中信一级行业分布	8
图 10：供应商数据主体公司的中信一级行业分布	8

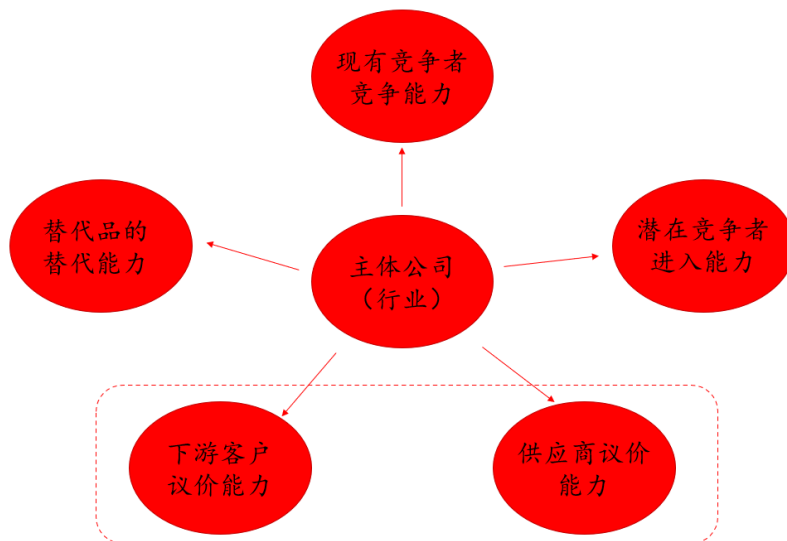
图 11: 主体公司与供应链关联公司的基本具有相关性	9
图 12: 信息面冲击沿着供应链传导	9
图 13: 信息面冲击沿着供应链传导 (A 股实例)	10
图 14: 三类供应链动量因子计算示意图	10
图 15: 客户关联度加权动量因子分位数测试	12
图 16: 订单信息在不同层级的供应关系之间传导	13
图 17: 单层级供应关系示意图	13
图 18: 多层级供应关系示意图	13
图 19: 双层级客户动量因子分位数测试	15
图 20: 沪深 300 股票池回测净值曲线	17
图 21: 中证 800 股票池回测净值曲线	18
图 22: 中证 1000 股票池回测净值曲线	19
表 1: 秩鼎供应链数据源分布占比	6
表 2: 秩鼎供应链关联度计算方法	6
表 3: RankIC 测试结果展示	11
表 4: 因子分组测试结果展示	12
表 5: RankIC 测试结果展示	14
表 6: 分组测试结果展示	14
表 7: 参数敏感性测试	15
表 8: 供应链动量因子与传统动量因子对比 (RankIC 的 t 统计量)	16
表 9: 客户动量因子与大类因子相关性	16
表 10: 回测指标统计	17
表 11: 回测指标统计	18
表 12: 回测指标统计	19

一、研究背景

1921 年匈牙利作家 Frigyes Karinthy 提出地球上的所有人可以通过 6 层以内的熟人链连接在一起；1967 年哈佛大学的心理学教授斯坦利·米尔格拉姆根据这概念做过一次连锁信件实验，尝试证明平均只需要五个中间人就可以联系任何两个互不相识的美国人；2016 年 Facebook 提出基于其社交网络计算出最多仅需要不到 4 层关系就可以将所有的美国人联系起来。可以说，社会上的每个人都通过已知或未知的联系网连在一起。

于人如此，于公司来说亦是如此：公司并不是独立存在的个体，而是通过供应关系、竞争关系等经济关系，紧密联系在一起，形成一个整体。对于每家上市公司（主体公司），存在为其提供原材料或服务的上游公司（供应商），同时存在购买其产品或服务的下游公司（客户）。如果把每家公司看成一个点，两两公司供应关系看作有向边，将会形成公司之间的供应链网络。正如在行业基本面分析中，我们熟知的波特五力模型分析考察上游供应商以及下游客户的议价能力，我们认为产品、价值、信息都将沿着供应链网络进行传导，通过对供应链网络的分析，可能可以挖掘出供应链网络中所蕴含的独特信息。

图 1：波特五力分析框架



资料来源：招商证券

事实上，一众学者在供应链的研究中已经取得了显著的成果。早在 2008 年，Cohen 和 Frazzini (2008) 研究了对一家公司的冲击如何转化为对关联公司的冲击。结果发现关联方股价对于供应链信息存在可预见的滞后，由此产生了一种资产定价的思路：投资者的有限关注可能导致价格将在相关公司的冲击下滞后地进行调整，从而带来可预测的回报。Shahrur, Becker 和 Rosenfeld (2010) 针对 22 个发达国家交易所上市的股票样本做跨国供应链行业层面的动量研究，发现客户行业的回报率领先于供应商行业的回报率，对于与客户经济联系较强的供应商来说，客户-供应商/领先-滞后效应更为明显，其构建的多空组合每年的异常回报率高达 15%。Yamamoto, Kawadi 和 Miyahara (2021) 考虑了全球供应链产业网络的动量策略，根据网络理论和中期动量传播，他们构建的指标递进了多层关系的客户，并试图在不同时间跨度和供应链层级组合的客户动量因子中探讨最佳投资组合。

作为“蓝海启航”系列报告的第五篇，本报告采用秩鼎公司提供的供应链数据，围绕 A 股市场中个股之间的供应链动量效应，深入探究其背后的逻辑，分别构建了客户动量因子与供应商动量因子，并进一步将不同层级的供应关系纳入研究当中。最后，基于因子测试的有效性，我们探索供应链动量因子在不同股票样本池内的选股表现。后续我们将继续深入挖掘供应链网络的投资价值，将供应链数据应用于行业轮动、事件驱动等方向当中，敬请期待！

二、供应链数据概述

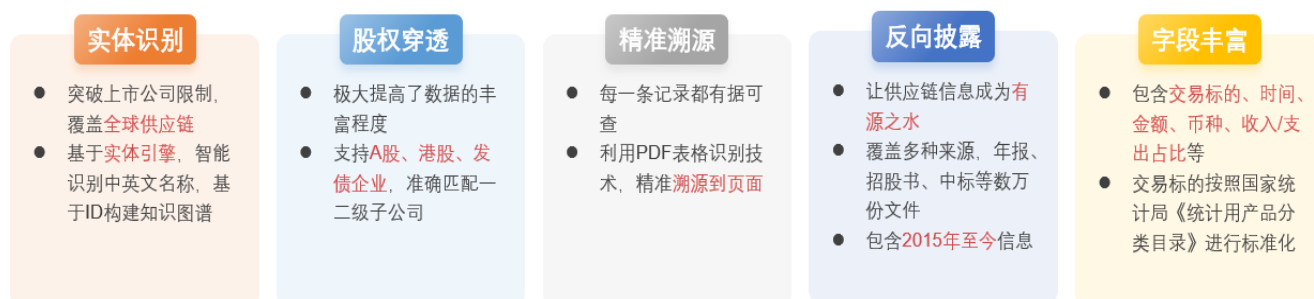
2.1 供应链数据介绍

供应链数据的质量常常会成为供应链研究中的痛点。上市公司出于对自身业务稳定性的保护，供应商数据、客户数据往往会被上市公司视为重要信息，因此我们能够收集到的供应链数据往往数量较少，覆盖度较低，不太适合应用到量化选股中；其次，上市公司，尤其对于一些较小公司，他们基于自我意愿披露供应链信息时可能会倾向于披露一些知名度较高、规模较大的经济关联公司，以此来提高自身的受关注度。因此可能导致披露的供应链数据将会是有偏的。

基于上述提及的供应链研究中存在的数据难点，本报告采用秩鼎公司的供应链数据为样本进行分析与研究。秩鼎公司是国内领先的供应链、ESG 等另类数据及分析服务商，其核心团队来自全球领先的金融信息服务商 Thomson Reuters，是中国保险资产管理业协会成员、联合国责任投资原则 UN PRI 成员、Bloomberg 中国境内的首家另类数据提供商、ICE 洲际交易所合作伙伴。秩鼎公司提供供应链、ESG、知识产权、全球市场行情等深度信息，同时提供了供应链图谱、ESG 评估、组合分析、因子开发等投研工具，对 7,000 多家上市公司、20,000 多家发债企业和 1,300,000 多家非公众企业进行实时跟踪和绩效分析。截至目前，秩鼎公司已通过 ISO9001 质量管理体系、ISO27001 信息安全管理体系、ISO20000 信息技术服务管理体系认证。

秩鼎通过反向披露、股权穿透等方式，全方位覆盖历史数据，新增数据日度更新，构建可视化的供应链图谱和因子化的供应链关联度。截至目前，秩鼎供应链数据已覆盖 4,000+A 股，2,000+港股，100+美股，20,000+发债主体以及 1,300,000+非公众企业。百万量级真实交易记录，日度更新，股权数据随年度变化，精准回溯历史业务信息，为供应链投资策略提供基本面、事件驱动和量化因子等多种研究应用方式。

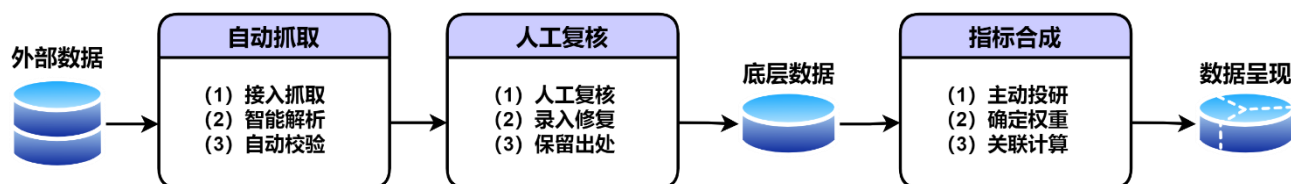
图 2：秩鼎供应链数据



资料来源：招商证券、秩鼎

同时，为保证数据质量及可溯性，秩鼎供应链数据采用人工智能、机器学习以及自然语言处理等技术，从公司公告（定期报告、临时公告等）、以及第三方披露信息（审计报告、招中标等）中抓取供应链数据后，将所有数据经过人工复核，并提供原始披露出处备查。

图 3：秩鼎数据处理流程



资料来源：招商证券、秩鼎

下表是秩鼎每年供应链数据来源的分布。从下表中我们可以发现 2018 年及以前，上市公司较少在定期报告中主动披露自身的供应链相关公司，其仅在发股说明书以及发债说明书中对自己的供应关系有较为详细的描述。因此供应链数据中来自这两方面的比例较大。近几年，上市公司主动披露其供应关系的意愿提高，越来越多的上市公司选择在定期报告中或者临时公告中披露自己的供应关系。

表 1：秩鼎供应链数据来源分布占比

组别	记录数占比	分年度占比			
	全量	2021 年	2020 年	2019 年	2018 年
银行间债券	23.24%	20.92%	21.42%	32.03%	37.79%
交易所债券	5.87%	5.26%	6.67%	8.79%	9.15%
上市公司招股说明书	41.14%	21.63%	23.99%	33.67%	36.10%
上市公司定期披露	24.71%	44.91%	39.94%	14.80%	16.94%
上市公司临时公告	5.04%	7.28%	7.98%	10.70%	0.02%
合计	100%	100%	100%	100%	100%

资料来源：招商证券、秩鼎

注：定期披露包含年报、半年报、交易报告书等

2.2 供应关系权重计算

秩鼎在通过一系列技术从公司公告（定期报告、临时公告等）、以及第三方披露信息（审计报告、招中标等）中抓取供应链数据后，根据两两公司之间具体的交易金额、报告期等数据，按照关联度的算法计算出两两公司之间供应关系的关联度。通过该公式计算得出的关联度权值越大，表明两者在供应链中的关联性越强。为了方便使用，秩鼎供应链数据分为供应商关联度数据和客户关联度数据两个部分，供应商关联度数据记录的是主体公司与其供应商的关联关系，客户关联度数据记录主体公司与其客户间的关联关系。具体关联度计算方法详见下表：

表 2：秩鼎供应链关联度计算方法

项目	供应商关联度数据	客户关联度数据																																
前置条件	查询主体和供应商必须为上市公司或其子公司。若是子公司，交易金额须加权上市公司对子公司的持股比例。	查询主体和客户必须为上市公司或其子公司。若是子公司，交易金额须加权上市公司对子公司的持股比例。																																
关联度计算公式	<p>供应商关联度权值 = $\text{SUM}(\text{该单个供应商与查询主体的所有年度交易金额}) / \text{SUM}(\text{查询主体与所有供应商的所有年度交易金额})$</p> <p>注：取值范围理论上是 0-100(单位：%)</p> <p>若交易金额未披露或为负值，按 0 计算，即分子记为 0，关联度权值记为 0。</p>	<p>客户关联度权值 = $\text{SUM}(\text{该单个客户与查询主体的所有年度交易金额}) / \text{SUM}(\text{查询主体与所有客户的所有年度交易金额})$</p> <p>注：取值范围理论上是 0-100(单位：%)</p> <p>若交易金额未披露或为负值，按 0 计算，即分子记为 0，关联度权值记为 0。</p>																																
数据样例	<table><tr><th>主体公司</th><th>供应商公司</th><th>双方交易金额</th><th>主体公司总交易金额</th><th>权重 (%)</th></tr><tr><td rowspan="3">A</td><td>B1</td><td>100</td><td rowspan="3">500</td><td>20</td></tr><tr><td>B2</td><td>200</td><td>40</td></tr><tr><td>B3</td><td>200</td><td>40</td></tr></table>	主体公司	供应商公司	双方交易金额	主体公司总交易金额	权重 (%)	A	B1	100	500	20	B2	200	40	B3	200	40	<table><tr><th>主体公司</th><th>客户公司</th><th>双方交易金额</th><th>主体公司总交易金额</th><th>权重 (%)</th></tr><tr><td rowspan="3">A</td><td>C1</td><td>400</td><td rowspan="3">1000</td><td>40</td></tr><tr><td>C2</td><td>300</td><td>30</td></tr><tr><td>C3</td><td>300</td><td>30</td></tr></table>	主体公司	客户公司	双方交易金额	主体公司总交易金额	权重 (%)	A	C1	400	1000	40	C2	300	30	C3	300	30
主体公司	供应商公司	双方交易金额	主体公司总交易金额	权重 (%)																														
A	B1	100	500	20																														
	B2	200		40																														
	B3	200		40																														
主体公司	客户公司	双方交易金额	主体公司总交易金额	权重 (%)																														
A	C1	400	1000	40																														
	C2	300		30																														
	C3	300		30																														
报告期年度折算系数	年度折算系数为：当前年度 Y 年 100%，Y-1 年 80%，Y-2 年 50%，Y-3 年 30%，Y-4 年 10%，后均为 10%。 以当前年度为 2022 年为例，2022 年 100%，2021 年 80%，2020 年 50%，2019 年 30%，2018 年 10%，后均为 10%。																																	
交易金额计算	计算时，供应商的交易记录每年只选取一条交易金额最大的记录。 每一年的交易金额，在加权查询主体持股比例后，取最大值。交易金额 = MAX(原始金额 * 查询主体持股比例)。 <u>年度交易金额 = 该年的交易金额 * 利率折算 * 报告期年度折算系数</u>																																	
更新频率	日度更新																																	

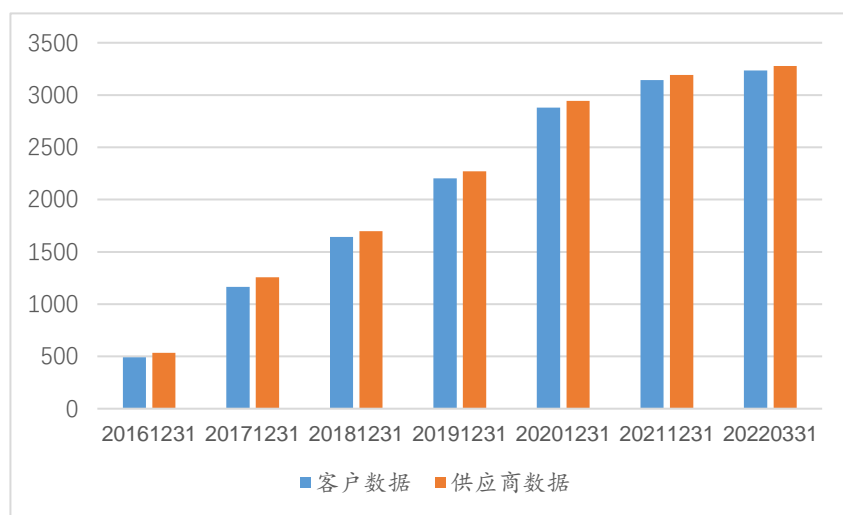
资料来源：招商证券、秩鼎

2.3 统计特征

1. 样本数量

从下图我们可以看出，无论是 A 股公司的上游供应商数据还是下游的客户数据，自 2016 年以来，供应链关联度数据在 A 股的覆盖度在不断提升。覆盖的 A 股公司数量从 2016 年底的大约 500 家公司提升到当前（截止 2022Q1）的 3200 家公司。

图 4：供应链关联度的主体公司数量

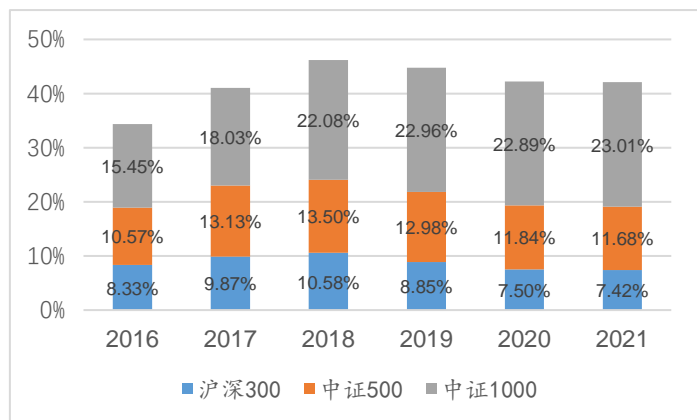


资料来源：招商证券、秩鼎

2. 分布特征

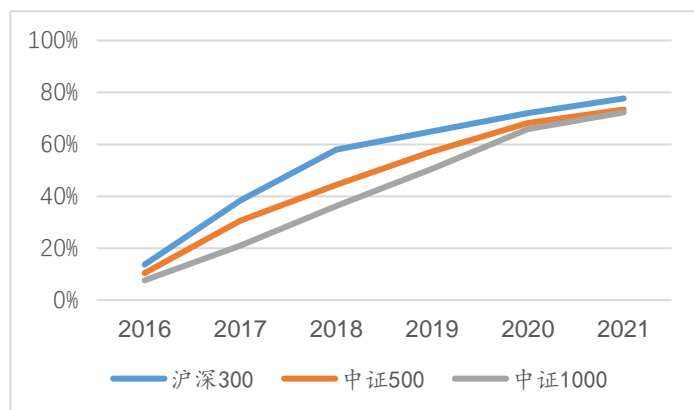
从主体公司所属指数的比例上看，无论是客户数据还是供应商数据，主体公司在沪深 300、中证 500 以及中证 1000 的比例之和在 50% 左右。另一方面从不同指数的覆盖度来看，首先我们可以看到沪深 300 指数的覆盖度相对来说一直是最高；其次从 2016 年以来，供应链数据在 3 个主流宽基指数的覆盖度在不断提升，目前在 3 个指数的覆盖度接近 80%。

图 5：客户数据的主体公司所属指数成分股比例



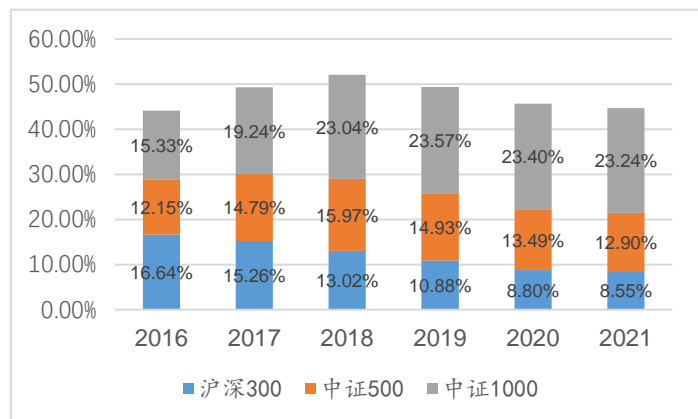
资料来源：招商证券、秩鼎、Wind

图 6：客户数据的主体公司在不同成分股的覆盖度



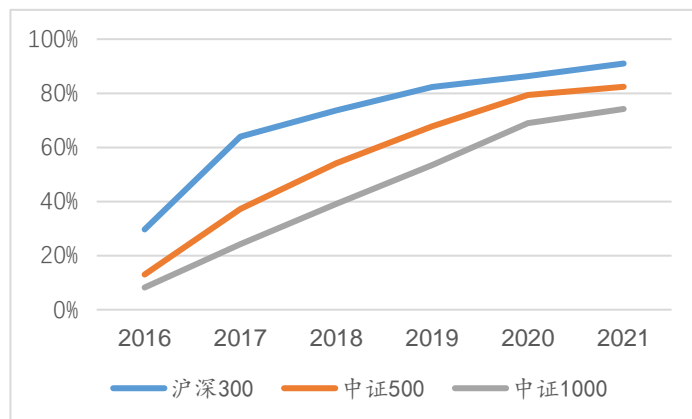
资料来源：招商证券、秩鼎、Wind

图 7：供应商数据的主体公司所属指数成分股比例



资料来源：招商证券、秩鼎、同花顺

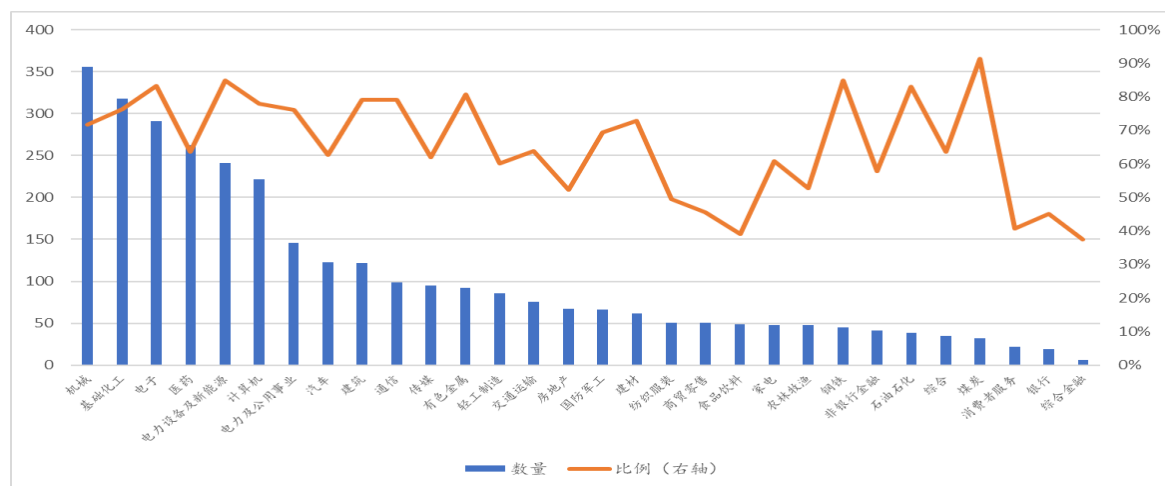
图 8：供应商数据的主体公司在不同成分股的覆盖度



资料来源：招商证券、秩鼎、同花顺

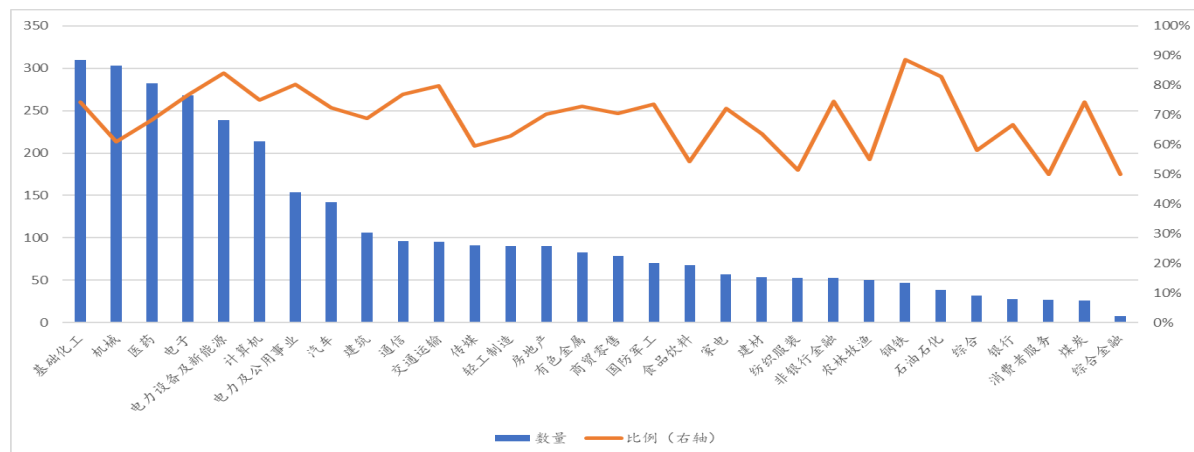
从中信一级行业分布的角度来看，从绝对数量整体上看机械、化工、电子行业公司数量较多，从行业的覆盖度来看的话几乎所有行业的覆盖度均达到 40%以上。客户数据中覆盖度较高的是偏供应链上游资源品的石油石化（覆盖度 83%）、煤炭（覆盖度 91%），有色金属（覆盖度 81%）行业；而供应商数据中偏供应链下游的商贸零售、食品饮料、银行、地产行业的覆盖度则显著的高于客户数据在这些行业的覆盖度，从中我们也可以大致看出不同行业在供应链网络中所处的位置。

图 9：客户数据主体公司的中信一级行业分布



资料来源：招商证券、秩鼎

图 10：供应商数据主体公司的中信一级行业分布



资料来源：招商证券、秩鼎

三、供应链动量因子的构建与测试

3.1 供应链动量溢出效应的理论基础

与动量因子类似，供应链的动量溢出效应其基本的逻辑是认为市场并非完全有效的，股票市场价格并不能完全反应当前时点的所有的信息。主体公司未来的股票收益可能与其供应链关联公司过去一段时间的股价表现相关，这使得股票未来收益变得可预测。那么，供应链动量溢出效应成立就需要两个前提：1、具有供应关系的公司之间其股价收益之间存在关联；2、股价波动从主体公司的供应商或者客户向主体公司传导存在一定的时滞。

首先，我们先解释为什么具有供应关系的上市公司之间其股价收益之间存在关联。在这里，我们参考 Ali 和 Hirshleifer (2020) 在报告中验证主体公司与供应链关联公司在基本面的关联性中使用的方法，以各季度主体公司营收的同比增长率为因变量，以主体公司的供应商的营收同比增长率平均值、客户公司营收同比增长率平均值、主体公司所在中信一级行业指数公司平均营收同比增长率为自变量。在固定时间效应下，可以看到主体公司营收增长率与其供应商及客户的营收增长率具有很强的相关性。换句话说，公司基本面的改变将会沿着供应链影响到其上下游的公司。

图 11：主体公司与供应链关联公司的基本具有相关性

Panel	Dependent variable: Sale Growth(t)	Dependent variable: Sale Growth(t+1)
Supplier Growth(t)	3.38*** (56.014)	3.40*** (53.109)
Customer Growth(t)	0.21*** (35.932)	0.21*** (33.93)
Industry Growth(t)	-5.21 (-0.407)	-4.09 (-0.64)
Controls	Yes	Yes
Adj.R ²	0.2052	0.2057
# Observations	23414	20947

资料来源：招商证券、Wind、秩鼎

除了基本面的关联，Cohen 和 Frazzini (2008) 在报告中提出信息面带来的冲击也会沿着供应链进行传导。他们以 Coastcast 公司以及其客户 Callaway 公司为例，阐述当 Coastcast 公司发生评级下调，盈利不及预期等负面信息后，其股价下跌，而 Callaway 公司股价在 1 个月后再没有其他新增信息的情况下也开始下跌，表明信息也会沿着供应链进行传导，作用到股价上。从这个例子中我们还可以看到虽然主体公司与供应商股价均下跌，但是作为供应商的 Callaway 股价的下跌却发生在 1 个月之后，中间存在一定的时滞。在 A 股市场中类似的例子也是屡见不鲜，图 13 中客户公司发生业绩预增后，其股价有明显上涨，之后其供应商股价也发生一定幅度的上涨。

图 12：信息面冲击沿着供应链传导

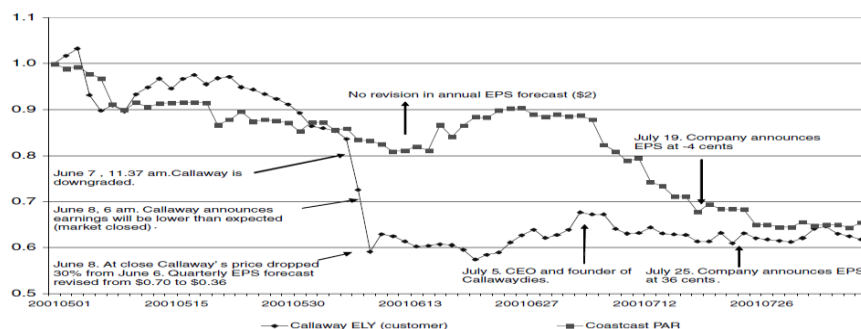
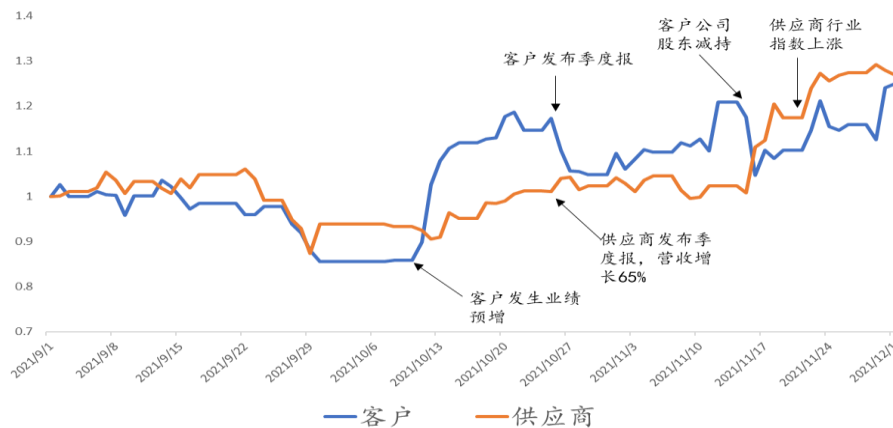


Figure 1. Coastcast Corporation and Callaway Golf Corporation. This figure plots the stock prices of Coastcast Corporation (ticker = PAR) and Callaway Golf Corporation (ticker = ELY) between May and August 2001. Prices are normalized (05/01/2001 = 1).

资料来源：招商证券、《Economic links and predictable returns》

图 13：信息面冲击沿着供应链传导（A 股实例）



资料来源：Wind、招商证券

Cohen 和 Frazzini 指出造成供应链关联公司股价波动存在时滞的原因是由于投资者的有限关注。由于投资者的精力是有限的，他们并不能及时的分析处理所有的市场信息。当市场中有新的信息时，及时地分析其对主体公司的供应商及客户的影响存在难度，因此导致股票价格反应存在时滞。此外，Ali 和 Hirshleifer 在《Shared analyst coverage: Unifying momentum spillover effects》中发现**公司所受到的分析师关注度以及基本面的联系也会影响信息的传导速度**：如果一家公司的投资者或报道该公司的分析师关注有限，那么该公司的价格可能会对有关其他公司的相关消息的到来反应迟钝；相关公司的基本面（销售额和盈利能力等）联系更强（主要来源于客户 - 供应链链接），在其他条件相同的情况下，其动量溢出效应越强。

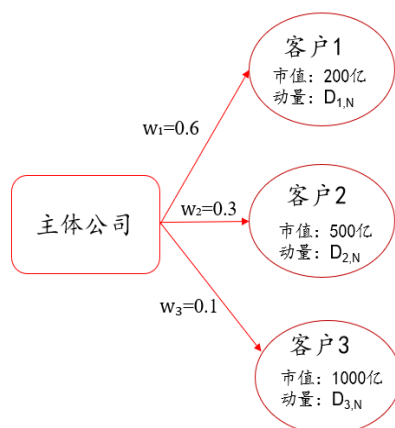
3.2 供应链动量因子

1. RankIC 测试

在这节中，我们使用秩的供应链关联度数据，根据主体公司的供应链关联公司（包括客户、供应商）在过去一段时间的收益表现构造了供应链关联公司的动量因子。下文中对因子所做的测试样本区间为 2017Q1-2020Q4，频率为季频，测试样本股票池为全部 A 股。

我们构造了**三类供应链动量因子，分别是关联公司过去 N 个交易日的关联度加权动量，关联度最高公司过去 N 个交易日的动量，市值最大的关联公司过去 N 个交易日的动量（N 取 40-240）。**

图 14：三类供应链动量因子计算示意图



- 1、关联公司过去N个交易日的关联度加权动量 = $\sum_{i=1}^3 w_i \cdot D_{i,N}$
- 2、关联度最高公司过去N个交易日的动量 = $D_{1,N}$
- 3、市值最大的关联公司过去N个交易日的动量 = $D_{3,N}$

资料来源：招商证券

对于动量因子的计算，我们采用三种不同的方式对动量因子进行构建，分别为传统动量、Rank 动量以及 Shift 动量，三种动量因子计算方法如下：

- 传统动量：指过去N个交易日剔除最近20个交易日后，市场价格的涨跌幅；
- Rank动量：指过去N个交易日剔除最近20个交易日后，日涨跌幅排名的均值；
- Shift动量：即“位移/路程动量”，指过去N个交易日剔除最近20个交易日后，累计涨跌与每日涨跌绝对值之和的比值。

我们分别用三种动量计算方法进行测试后发现，使用 Shift 动量计算供应链动量因子的效果最好。由于篇幅的原因，下文中我们提到的动量因子均是按照 Shift 动量计算得到。下表对供应链动量因子 IC 测试的结果进行展示：

表 3：RankIC 测试结果展示

	指标名称	交易日天数	平均值	胜率	最大值	最小值	IC_IR	t 统计量
客户	关联度加权动量	80	3.64%	75.00%	14.76%	-8.18%	0.70	2.79
		40	2.73%	75.00%	14.97%	-10.86%	0.50	2.02
		60	2.57%	56.25%	14.84%	-6.61%	0.49	1.96
	关联度最高公司动量	80	2.86%	68.75%	14.32%	-7.94%	0.53	2.11
		100	2.61%	75.00%	15.86%	-8.01%	0.45	1.79
		140	1.99%	62.50%	17.46%	-13.24%	0.30	1.22
	市值最大的关联公司动量	80	3.26%	75.00%	12.61%	-4.83%	0.69	2.77
		100	3.05%	68.75%	13.33%	-9.14%	0.57	2.27
		40	2.74%	75.00%	12.93%	-11.85%	0.50	2.00
供应商	关联度加权动量	80	2.00%	75.00%	9.17%	-4.68%	0.47	1.87
		40	1.76%	68.75%	13.71%	-12.42%	0.32	1.26
		60	1.38%	56.25%	10.32%	-12.22%	0.25	1.00
	关联度最高公司动量	80	1.53%	62.50%	8.96%	-4.71%	0.38	1.53
		40	1.53%	68.75%	15.14%	-14.52%	0.25	1.00
		60	1.24%	56.25%	10.38%	-11.98%	0.23	0.94
	市值最大的关联公司动量	80	2.33%	62.50%	8.23%	-5.13%	0.60	2.39
		200	1.61%	62.50%	9.04%	-7.37%	0.38	1.53
		40	2.15%	75.00%	14.37%	-13.89%	0.36	1.44

样本区间：2017Q1-2020Q4；资料来源：招商证券、秩鼎、Wind

注：受篇幅影响，每个指标仅列出 t 统计量最高的 3 种交易日天数；针对每个指标下的不同交易日天数，根据 t 统计量大小从大到小排列；注：以红色字体表示的行代表该指标 t 统计量大于 2。

从上表中我们可以总结出以下几点：（1）从 t 统计量可以看出，主体公司股价未来的涨跌与其供应链关联公司过去一段时间的股价涨跌存在正相关性。当主体公司其供应链关联公司过去一段时间股价上涨时，主体公司未来的股价也可能迎来上涨，存在供应链关联公司的动量溢出效应。（2）我们对供应链关联公司过去 N 个交易日的动量指标均进行了 RankIC 测试，N 取值 40-240，上表仅列出每个指标下 t 统计量最高的 3 种交易日天数。整体来看当 N 取 80 时，指标 IC 测试效果最好。（3）对比主体公司的客户与供应商的回测结果，可以发现根据客户公司构建的动量指标的 t 统计量显著性更强，且有较大比例的指标的 t 统计量均在 2 以上，指标的稳健性更高。表明相对比供应商来说，客户公司对主体公司的动量溢出效应更强，客户公司过去一段时间股价的涨跌幅与主体公司股价未来的涨跌相关性更强。从这里我们猜测从下游需求端向上游传导对股价的影响要强于上游供给侧向下游的传导。（4）可以看到市值最大的关联公司动量指标与根据关联度加权的动量指标回测效果接近，表明供应链的动量溢出效应的强弱可能与公司市值有关，公司市值越大，受到市场的关注度越高，其消息面基本面信息在供应链上的传导越强。

2. 分位数测试

这里我们仅选择客户公司 80 个交易日的关联度加权动量因子进行分位数测试展示。我们根据因子从低到高将全 A 股票样本均匀分为 5 组进行分位组测试，top 组合和 bottom 组合分别为因子值最高和最低的组合，股票权重为等权方式，每个季度结束后第 1 个交易日进行组合调整，回溯期为 2017Q1 至 2020 年 Q4，股票样本池为全部 A 股。

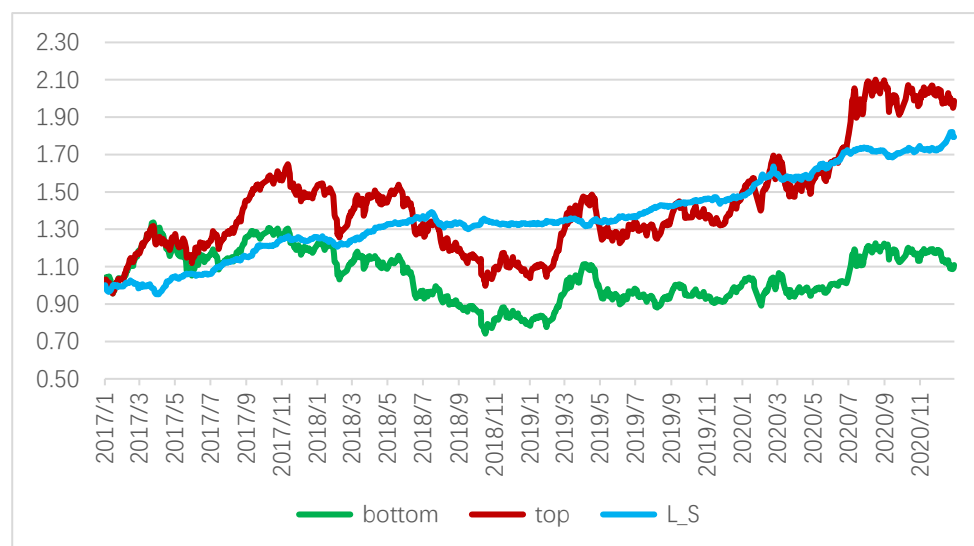
表 4 和图 15 分别是分位数测试(均暂不考虑费率)的主要评价指标和净值曲线走势。由此可知：(1) **top 组合的整体表现最好**，区间总收益率、区间年化收益和卡玛比率分别为 98.71%，18.73%和 0.48，均显著高于 bottom 组合；(2) **top 组合与 bottom 组合的净值曲线具有较明显的区分度**，多空组合(L-S)整体呈不断上升趋势，年化收益率、Sharpe 比率和最大回撤率分别为 15.74%、2.14 和 6.41%，显示出该因子具有较好的选股能力。

表 4：因子分组测试结果展示

组别	总收益	年化收益	年化波动率	最大回撤	平均换手	夏普比率	卡玛比率
Bottom	10.88%	2.62%	23.99%	-44.52%	246.35%	0.0257	0.0587
2	47.71%	10.24%	24.43%	-35.40%	190.59%	0.3374	0.2894
3	49.05%	10.49%	24.04%	-36.64%	170.88%	0.3532	0.2864
4	46.60%	10.04%	24.53%	-33.67%	188.94%	0.3276	0.2981
Top	98.71%	18.73%	25.00%	-39.42%	268.44%	0.6691	0.4751
L-S	79.48%	15.74%	6.41%	-6.46%	/	2.1428	2.4387

样本区间：2017Q1-2020Q4；资料来源：招商证券、秩鼎、Wind

图 15：客户关联度加权动量因子分位数测试

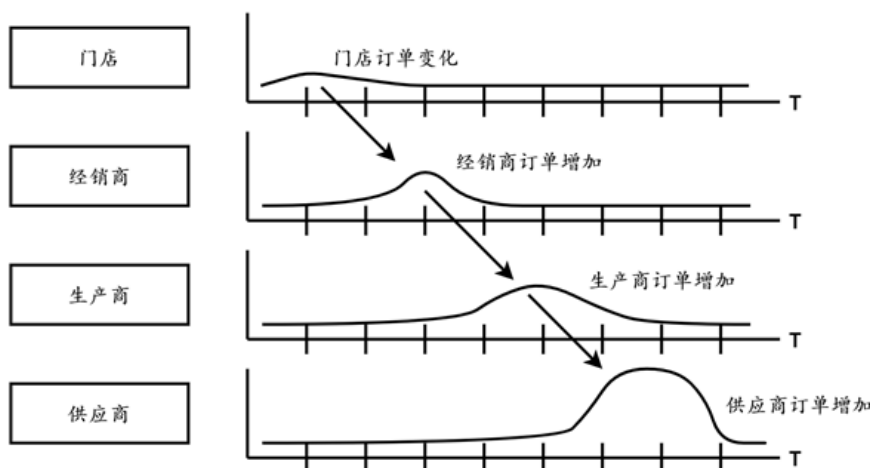


资料来源：Wind、招商证券

3.3 多层级供应链动量因子

在上一节中，我们验证了单层级供应链动量因子在 A 股中的有效性。在这一节中，我们将把主体公司的供应链向外延伸，增加供应链的层级数，测试是否更多层级的供应链关系中包含了新的信息。关于不同层级的供应链之间信息流的传导，Chen 和 Samroengraja(2000)等学者曾做了一个关于啤酒游戏的研究，由一群人分别扮演门店、经销商、生产商三类角色，彼此根据下游客户的需求来确定最优的产量。实验结果发现，从顾客需求到零售商、从批发商到制造商，需求变化和库存量被逐级放大，而且呈现出明显的滞后特征，最终导致供给量往不合理的方向变化。该实验也验证了 **Lee et al.(1997)提出的牛鞭效应**，牛鞭效应也称为“需求变异加速放大原理”，指的是市场需求在供应链传递的过程中由于无法有效地实现信息共享，使得信息扭曲，最终导致了需求信息出现逐级放大的波动，就像甩出去的赶牛鞭子。

图 16：订单信息在不同层级的供应关系之间传导

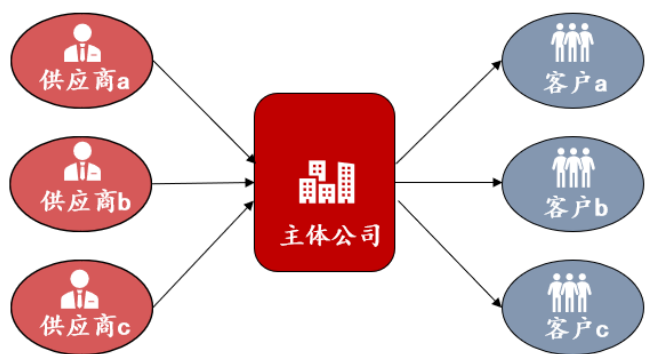


资料来源：招商证券

事实上，Yoshino(2020) 在日本股票市场中证明双层的供应链动量因子相比单层的供应链动量因子，其有效性更强；其后 Yamamoto(2021) 运用全球供应链数据也同样发现了类似的规律，并认为造成该现象的原因同样是由于投资者的有限关注，投资者无法及时的分析来自更多层级供应链关系的信息。

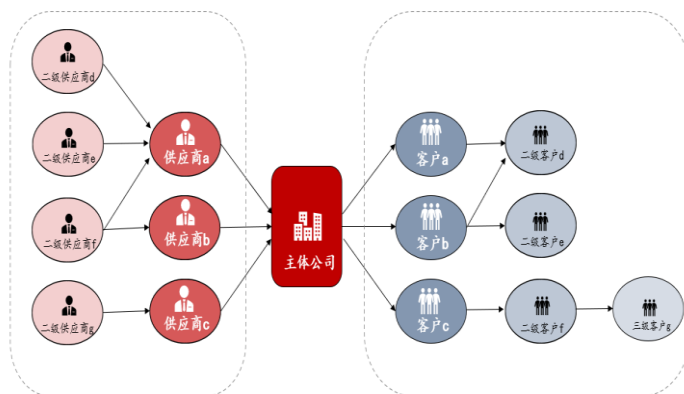
在这一节中，我们不仅考虑主体公司直接的供应商客户的动量效应，还加入了间接的供应关系，把第二层级供应关系的动量效应也考虑进来，构建了双层级的供应链动量因子。同样，下文我们也对该类因子进行 IC 测试以及分组回测，看其表现是否能优于单层级的供应链动量因子。

图 17：单层级供应关系示意图



资料来源：招商证券

图 18：多层级供应关系示意图



资料来源：招商证券

1. RankIC 测试

我们对双层级供应链动量因子进行 IC 测试。这里计算动量的方法，以及参数的设置均与前文保持一致，测试结果如表 5 所示：

从下表中我们可以发现在引入第二层的供应链信息后，其 IC 测试的结果相比单层供应链动量因子的测试效果有了显著的提升，提升主要体现在两个方面：（1）**指标 t 统计量大于 2 的比例显著提升。**可以看到，对于主体公司的双层级客户动量因子，所有指标的 t 统计量均达到 2 以上。（2）**对于相同的指标，在相同的交易日参数下，IC 均值有所提升，t 统计量也相应提升。**以市值最大的客户公司 80 个交易日动量指标为例，在引入第二层客户的动量后，IC 均值从原本的 3.26% 提升到 3.56%，t 统计量从原本的 2.77 提升到 3.04。

表 5: RankIC 测试结果展示

	指标名称	交易日天数	平均值	胜率	最大值	最小值	IC_IR	t 统计量
客户	关联度加权动量	80	4.00%	81.25%	14.70%	-11.28%	0.68	2.73
		60	3.23%	81.25%	14.13%	-7.38%	0.61	2.44
		40	2.79%	68.75%	15.49%	-9.65%	0.51	2.02
	关联度最高公司动量	80	4.02%	81.25%	13.73%	-12.20%	0.61	2.45
		40	3.23%	87.50%	13.18%	-14.95%	0.54	2.17
		100	3.16%	75.00%	14.04%	-10.73%	0.50	2.00
	市值最大的关联公司动量	80	3.56%	81.25%	13.11%	-4.34%	0.76	3.04
		60	3.05%	75.00%	14.28%	-7.09%	0.61	2.44
		40	2.70%	81.25%	14.71%	-10.06%	0.53	2.14
供应商	关联度加权动量	40	3.16%	81.25%	14.39%	-4.97%	0.62	2.49
		60	2.28%	56.25%	11.11%	-7.04%	0.47	1.89
		80	2.24%	68.75%	10.68%	-10.18%	0.42	1.71
	关联度最高公司动量	40	3.10%	75.00%	18.68%	-3.77%	0.59	2.37
		60	1.88%	68.75%	10.60%	-6.33%	0.48	1.91
		80	1.73%	75.00%	10.25%	-7.31%	0.37	1.48
	市值最大的关联公司动量	40	2.71%	62.50%	14.15%	-6.13%	0.58	2.32
		80	2.37%	68.75%	7.70%	-9.23%	0.48	1.92
		60	1.62%	68.75%	8.12%	-6.33%	0.36	1.44

样本区间: 2017Q1-2020Q4; 资料来源: 招商证券、秩鼎、Wind

注: 受篇幅影响, 每个指标仅列出 t 统计量最高的 3 种交易日天数; 针对每个指标下的不同交易日天数, 根据 t 统计量从大到小排列;

注: 红色字体表示的行代表该指标 t 统计量大于 2。

2. 分位数测试

这里我们选择了双层级的客户公司 80 个交易日的客户动量因子进行分位数测试展示。我们同样将因子从低到高将全 A 股票样本均匀分为 5 组进行分位组测试, top 组合和 bottom 组合分别为因子值最高和最低的组合, 股票权重为等权方式, 每个季度结束后第 1 个交易日进行组合调整, 回溯期为 2017Q1 至 2020 年 Q4, 股票样本池为全部 A 股。

我们同样可以发现 (1) **top 组合的整体表现最好, 区间总收益率、区间年化收益和卡玛比率分别为 103.68%, 19.46% 和 0.52, 均显著高于 bottom 组合;** (2) **top 组合与 bottom 组合的净值曲线具有较明显的区分度, 多空组合(L-S)整体呈不断上升趋势,** 年化收益率、Sharpe 比率和最大回撤率分别为 16.11%、2.05 和 5.71%, 显示出该因子具有较好的选股能力。

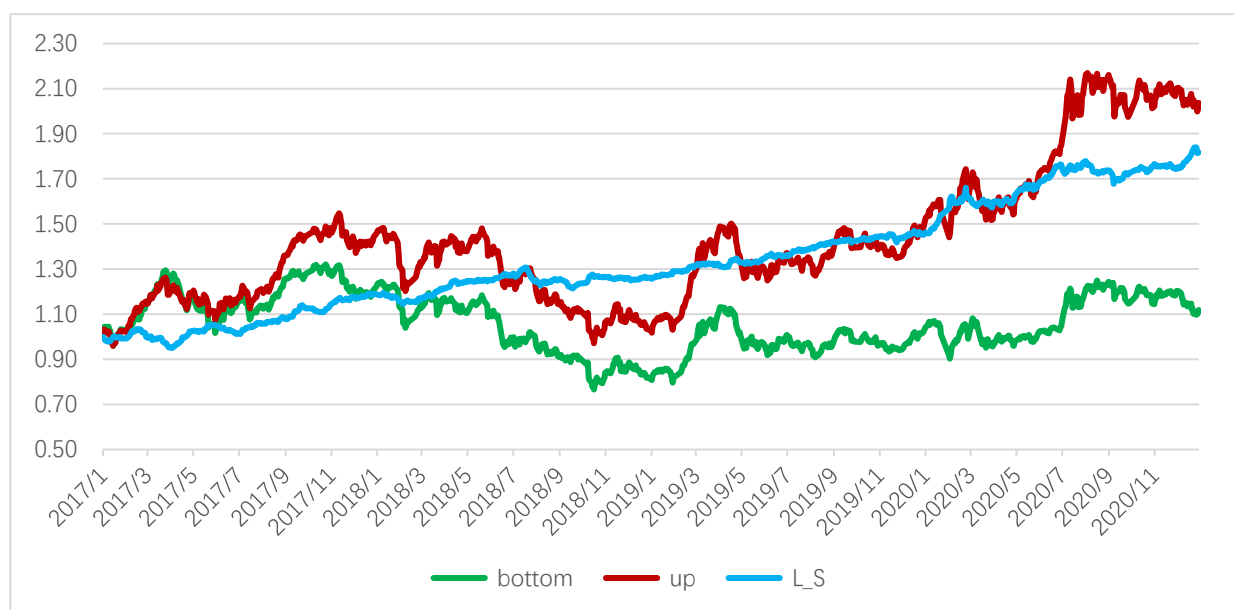
进一步的对比与上文中单层级的客户动量因子的分位数测试效果, 我们发现加入了二级的供应链动量信息之后, 因子的分组效果有所提升, 但是整体而言并不十分显著。

表 6: 分组测试结果展示

组别	总收益	年化收益	年化波动率	最大回撤	平均换手	夏普比率	卡玛比率
Bottom	11.90%	2.85%	23.97%	-41.99%	267.55%	0.0355	0.0679
2	40.11%	8.80%	24.08%	-36.51%	181.10%	0.2823	0.2409
3	41.22%	9.01%	24.30%	-37.13%	188.59%	0.2886	0.2427
4	58.42%	12.19%	24.79%	-35.42%	191.26%	0.4111	0.3442
Top	103.68%	19.46%	24.79%	-37.25%	273.10%	0.7044	0.5225
L-S	81.75%	16.11%	6.87%	-5.71%	/	2.0549	2.8224

样本区间: 2017Q1-2020Q4; 资料来源: 招商证券、秩鼎、Wind

图 19：双层级客户动量因子分位数测试



资料来源：招商证券、Wind

3.4 参数稳健性测试

为了避免回测的结果是由于因子中参数交易日天数设置的偶然性带来的，在这一节中我们针对前文我们测算结果较好的两个因子：80 个交易日的关联度加权动量和 80 个交易日的双层级关联度加权动量因子，进行参数的敏感性分析。我们对这两个因子的重要参数 80 个交易日进行微调，测算调整后是否会被回测结果产生较大的改变。回测结果如下表所示：

从下表中可以看出，在该参数进行微调后，回测结果与原因子中设定的 80 个交易日的结果差异不大。换句话说，这两个因子的稳健性较强，对参数交易日天数的微调敏感性较低。

表 7：参数敏感性测试

指标名称	交易日天数	平均值	胜率	最大值	最小值	IC_IR	t 统计量
关联度加权动量	76	3.03%	75.00%	13.44%	-10.09%	0.54	2.15
	78	3.31%	81.25%	14.50%	-10.32%	0.59	2.31
	80	3.64%	75.00%	14.76%	-8.18%	0.70	2.79
	82	4.21%	81.25%	15.27%	-7.73%	0.77	3.02
	84	3.86%	75.00%	16.29%	-8.01%	0.63	2.52
双层级关联度加权动量	76	3.61%	81.25%	13.53%	-12.17%	0.62	2.49
	78	3.96%	81.25%	14.52%	-12.31%	0.63	2.54
	80	4.00%	81.25%	14.70%	-11.28%	0.68	2.73
	82	4.30%	81.25%	15.21%	-10.70%	0.73	2.90
	84	3.86%	75.00%	16.84%	-10.90%	0.61	2.45

样本区间：2017Q1-2020Q4；资料来源：招商证券、秩鼎、Wind

3.5 大类因子的相关性分析

1. 与传统动量因子对比分析

在前面的章节中，我们着重分析了供应链动量因子的逻辑并测试了其有效性，而传统的动量因子更是早已在 A 股中被验证了其有效性。这里我们就将本文构建的供应链动量因子与传统的动量因子进行比较。为了保证可比性，我们同样采用 Shift 动量的方法计算主体公司的动量效应。从主体公司自身动量因子以及供应链动量因子 RankIC 的 t 统计量上看，当我们考察中短期动量时（80 个交易日以内），无论是客户关联度加权动量还是供应商关联度加权动量，供应链动量因子表现均显著的优于主体公司自身动量，因为供应链动量包含了供应链上下游中短期的信息。而当我们考察较长期的动量时，可以发现供应链动量有效性显著下降，而主体公司动量有效性对时间窗口的敏感性较低。

表 8：供应链动量因子与传统动量因子对比（RankIC 的 t 统计量）

指标名称	40	60	80	120	160	200
主体公司动量	1.45	1.26	1.22	1.41	1.48	1.41
客户关联度加权动量	2.02	1.96	2.79	1.21	0.88	0.83
双层级客户关联度加权动量	2.02	2.44	2.73	1.50	1.00	0.87
供应商关联度加权动量	1.26	1.00	1.86	0.70	0.33	0.96
双层级供应商关联度加权动量	2.50	1.89	1.71	1.13	0.85	0.89

样本区间：2017Q1-2020Q4；资料来源：招商证券、秩鼎、Wind

2. 与大类因子相关性分析

为检验上文构建的供应链动量因子与常见风格因子之间的相关性，我们计算了各指标之间的截面 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四点：（1）客户动量因子与双层级客户动量因子的相关性较高，平均来看其相关性达到 0.85 以上。（2）基于供应链构造的两个客户动量因子与传统的动量因子具有一定的正相关性，二级客户动量因子与传统动量因子相关性为 0.2。（3）基于供应链构造的两个客户动量因子与除动量因子外的其他 4 类大类因子的相关性均较低，相关性最高不超过 5%，也就是说这两个供应链动量因子均不能被这些大类因子所解释，具有其独特性。（4）除了动量因子与成长因子，这两个因子与其他大类因子均为负相关。若将供应链动量因子与其他因子组合，可以降低组合风险。

表 9：客户动量因子与大类因子相关性

	客户动量因子	双层级客户动量因子	动量因子	成长因子	情绪因子	价值因子	价值因子
客户动量因子	1.0000						
双层级客户动量因子	0.8589	1.0000					
动量因子	0.1800	0.2087	1.0000				
成长因子	0.0406	0.0368	0.2569	1.0000			
情绪因子	-0.0081	-0.0114	-0.0699	0.0676	1.0000		
价值因子	-0.0196	-0.0160	0.0435	0.0117	0.0151	1.0000	
价值因子	-0.0477	-0.0406	-0.2016	-0.1144	0.1252	0.0691	1.0000

样本区间：2017Q1-2020Q4；资料来源：招商证券、秩鼎、Wind

四、选股策略构建与回测

1、选股策略设计

根据我们前面的分析，我们验证了供应链动量因子在选股中的有效性。接下来，我们就以双层级客户动量因子为核心设计量化选股策略，主要步骤如下：

- 1、选定初始股票池，如全体 A 股、特定指数成分股等。这里我们分别测试因子在沪深 300、中证 800 与中证 1000 这三个指数成分股中的表现。
- 2、剔除停牌、ST 以及涨跌停股票后，余下股票根据供应链动量因子从高到低进行排序，选择一定数量因子排名较高的股票以等权方式形成组合。
- 3、调仓频率为每季度一次，调仓日为每个季度最后一个交易日，成交价为复权收盘价，单边交易费率为 0.3%。
- 4、根据不同股票池选择不同的宽基指数作为业绩比较基准。
- 5、回测时间区间：2018 年 1 月 1 日至 2022 年 3 月 17 日。

2、选股策略回测结果

■ 以沪深 300 指数成分股为股票初始样本池，每期选择因子值最高的 30 只股票。

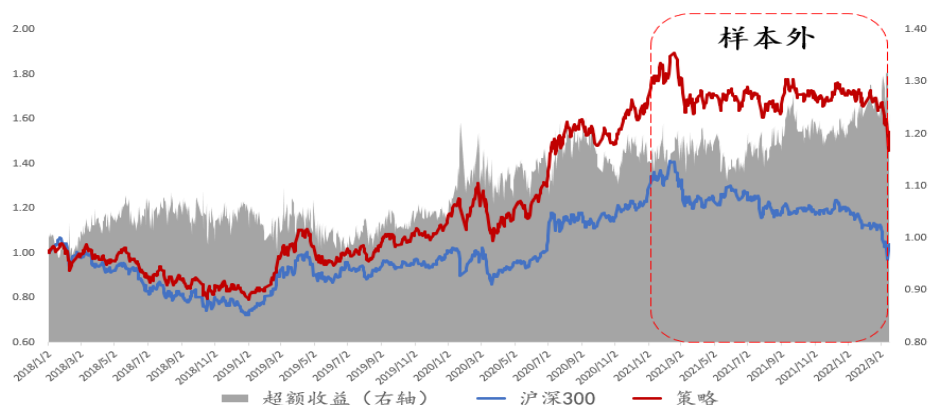
回测结果如表 10 和图 20 所示，将该供应链动量因子应用在沪深 300 指数成分股中选股效果较好：（1）无论是在样本内还是样本外，策略多头年化收益均高于基准沪深 300 指数收益。以全区间样本为例，策略的多头区间收益为 54.18%，而沪深 300 区间收益则为 3.76%。（2）可以看到，在风险的控制上，策略多头在全区间年化波动率与沪深 300 相近，而最大回撤远小于沪深 300 指数，其夏普比率与卡玛比率远高于沪深 300 指数。

表 10：回测指标统计

区间		总收益	年化收益	年化波动率	最大回撤	夏普比率	卡玛比率	双边年换手率
全区间	策略收益	54.18%	10.51%	22.11%	-23.28%	0.38	0.45	216%
	沪深 300	3.76%	0.85%	20.84%	-31.40%	-0.05	0.03	/
样本内	策略收益	68.76%	19.06%	22.84%	-19.89%	0.75	0.96	245%
	沪深 300	28.12%	8.61%	21.34%	-32.46%	0.31	0.27	/
样本外	策略收益	-10.37%	-7.89%	20.12%	-23.28%	-0.49	-0.34	152%
	沪深 300	-20.54%	-15.84%	19.45%	-31.40%	-0.92	-0.50	/

资料来源：招商证券、秩鼎、Wind

图 20：沪深 300 股票池回测净值曲线



资料来源：招商证券、Wind、秩鼎

■ 以中证 800 指数成分股为股票初始样本池，每期选择因子值最高的 80 只股票。

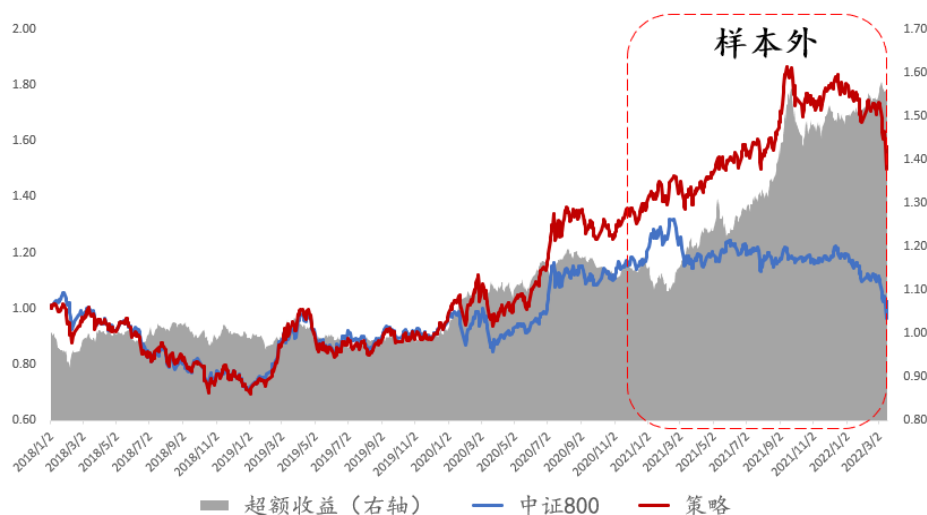
回测结果如表 11 和图 21 所示，将该供应链动量因子应用在中证 800 指数成分股中选股效果较好：（1）无论是在样本内还是样本外，策略多头年化收益均高于基准中证 800 指数收益。以样本外为例，策略多头区间收益为 12.28%，而中证 800 区间收益则为 -16.06%。（2）可以看到，在风险的控制上，策略多头在样本外年化波动率与中证 800 相近，最大回撤小于中证 800 指数，其夏普比率与卡玛比率远高于中证 800 指数。

表 11：回测指标统计

区间		总收益	年化收益	年化波动率	最大回撤	夏普比率	卡玛比率	双边年换手率
全区间	策略收益	57.70%	11.08%	22.49%	-19.59%	0.40	0.57	233%
	中证 800	2.38%	0.54%	20.68%	-26.92%	-0.07	0.02	/
样本内	策略收益	38.03%	11.34%	23.37%	-31.58%	0.40	0.36	250%
	中证 800	20.47%	6.41%	21.55%	-33.24%	0.20	0.19	/
样本外	策略收益	12.28%	9.08%	20.14%	-19.59%	0.35	0.46	193%
	中证 800	-16.06%	-12.31%	18.30%	-26.92%	-0.78	-0.46	/

资料来源：招商证券、秩鼎、Wind

图 21：中证 800 股票池回测净值曲线



资料来源：招商证券、Wind、秩鼎

■ 以中证 1000 指数成分股为股票初始样本池，每期选择因子值最高的 80 只股票。

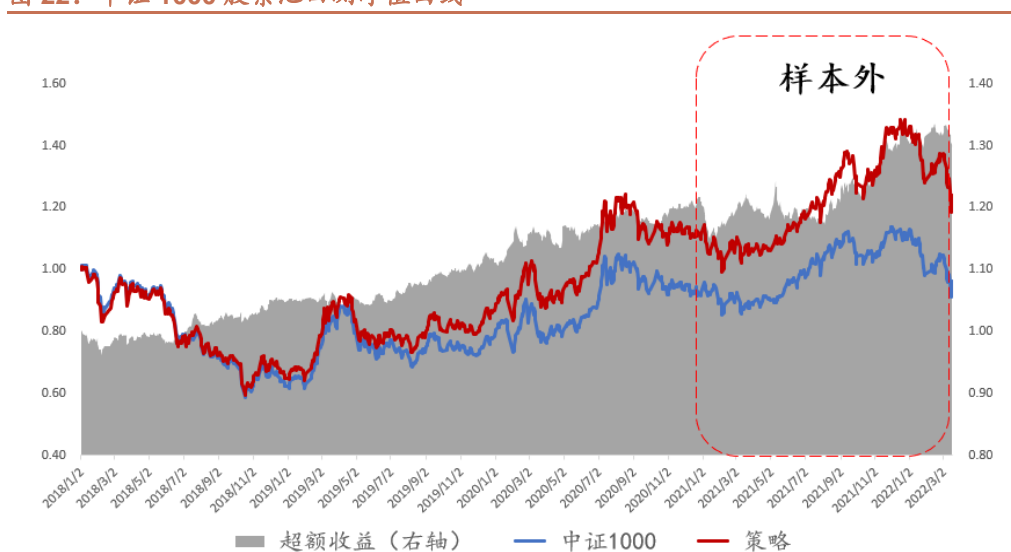
回测结果如表 12 和图 22 所示，将该因子应用在中证 1000 指数成分股中选股效果同样显著：（1）无论是在样本内还是样本外，策略多头年化收益均高于基准中证 1000 指数收益。以样本外为例，策略多头区间收益为 8.16%，而中证 1000 区间收益则为 0.29%。（2）可以看到，在风险的控制上，策略多头在样本外年化波动率、最大回撤均与中证 1000 相近，其夏普比率与卡玛比率远高于中证 1000 指数。（3）当我们考察策略相对中证 1000 指数超额收益时，可以看到累积超额收益几乎都是在 1 以上，且累积超额收益的回撤较小，具有相当高的稳定性。

表 12：回测指标统计

区间		总收益	年化收益	年化波动率	最大回撤	夏普比率	卡玛比率	双边年换手率
全区间	策略收益	23.87%	5.06%	25.82%	-41.11%	0.12	0.12	246%
	中证 1000	-3.86%	-0.90%	24.47%	-42.27%	-0.12	-0.02	/
样本内	策略收益	12.25%	3.93%	26.99%	-41.11%	0.07	0.10	275%
	中证 1000	-6.28%	-2.14%	25.78%	-42.27%	-0.16	-0.05	/
样本外	策略收益	8.16%	6.06%	22.63%	-20.19%	0.18	0.30	182%
	中证 1000	0.29%	0.22%	20.81%	-19.64%	-0.09	0.01	/

资料来源：招商证券、秩鼎、Wind

图 22：中证 1000 股票池回测净值曲线



资料来源：招商证券、Wind、秩鼎

五、总结

近年来，学术界与业界对于供应链投资主题的关注度逐步提升。投资者渐渐达成共识，认为上市公司并不是独立的个体，而是彼此相互关联，相互影响，可以从上市公司的供应关系网中挖掘出隐藏的投资机会。作为“蓝海启航”系列报告的第五篇，本报告采用秩鼎公司提供的供应链数据，围绕 A 股市场中个股之间的供应链动量效应，深入探究其背后的逻辑，分别构建了客户动量因子与供应商动量因子，并进一步将不同层级的供应关系纳入研究当中。最后，基于因子测试的有效性，我们探索供应链动量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：

- **供应链关联度数据覆盖度提高，可应用于量化选股中。**近几年，上市公司主动披露其供应关系的意愿提高，越来越多的上市公司选择在定期报告中披露自己的供应关系。同时，秩鼎公司通过反向披露、股权穿透等技术方法显著提高了供应链关联度数据的覆盖度。
- **供应链动量溢出效应源于市场并非完全有效。**一方面，供应链关联公司其基本面之间存在一定的相关性，同时信息带来的冲击也会沿着供应链进行传播。另一方面，由于投资者的有限关注，当市场中有新的信息时，及时分析其对主体公司的供应商及客户的影响存在难度，因此导致股票价格反应存在时滞。
- **以供应链关联度为核心构建的供应链动量选股因子，对股票未来收益具有较强的预测能力。**从 IC 测试中可以看出，主体公司股价未来的涨跌与其供应链关联公司，尤其是客户公司过去一段时间的股价涨跌存在正相关性。进一步通过对因子的分位数测试可以看出，根据客户公司动量因子构建的分位数组组合收益具有较强的区分度。
- **引入双层供应链关系，构建双层级供应链动量因子，能提高对股票未来收益的预测能力和稳定性。**相比单层的供应链动量因子，双层供应链动量因子在 IC 测试中对参数交易日天数的敏感性降低，不同指标下 t 统计量大于 2 的比例显著提升。同时，对于相同的指标，在相同的交易日参数下，IC 均值有所提升，t 统计量也相应提升。
- **基于供应链构造的客户动量因子与其他大类因子的相关性均较低。**客户动量因子与传统动量因子之间相关性约为 20%，与其他大类因子的相关性则不超过 5%。表明客户动量因子不能被这些大类因子所解释，具有其独特性。
- **基于双层客户动量因子构建的选股策略，在不同股票样本池下，无论是样本内还是样本外，均能显著的跑赢其基准。**2018 年以来，策略在沪深 300、中证 800 及中证 1000 股票池下的超额收益分别为 9.65%、10.54%、5.97%；夏普比分别为 0.38、0.40、0.12，均显著高于基准指数。

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] Cohen L, Frazzini A. Economic links and predictable returns[J]. The Journal of Finance, 2008, 63(4): 1977-2011.
- [2] Shahrur H, Becker Y L, Rosenfeld D. Return predictability along the supply chain: the international evidence[J]. Financial Analysts Journal, 2010, 66(3): 60-77.
- [3] Yamamoto R, Kawadai N, Miyahara H. Momentum Information Propagation through Global Supply Chain Networks[J]. The Journal of Portfolio Management, 2021, 47(8): 197-211.
- [4] Usman Ali, David Hirshleifer: Shared analyst coverage: Unifying momentum spillover effects[J] Journal of Financial Economics 2021.

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。

麦元勋：定量研究资深分析师，金融学博士，10 年量化策略研究开发经验，2015 年至 2018 年、2020 年新财富最佳分析师（金融工程方向），主要从事量化因子选股策略、事件驱动策略和基金评价等方向的研究开发。

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

公司短期评级

以报告日起 6 个月内，公司股价相对同期市场基准（沪深 300 指数）的表现为标准：

强烈推荐：公司股价涨幅超基准指数 20%以上

审慎推荐：公司股价涨幅超基准指数 5-20%之间

中性：公司股价变动幅度相对基准指数介于±5%之间

回避：公司股价表现弱于基准指数 5%以上

公司长期评级

A：公司长期竞争力高于行业平均水平

B：公司长期竞争力与行业平均水平一致

C：公司长期竞争力低于行业平均水平

行业投资评级

以报告日起 6 个月内，行业指数相对于同期市场基准（沪深 300 指数）的表现为标准：

推荐：行业基本面向好，行业指数将跑赢基准指数

中性：行业基本面稳定，行业指数跟随基准指数

回避：行业基本面向淡，行业指数将跑输基准指数

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。