

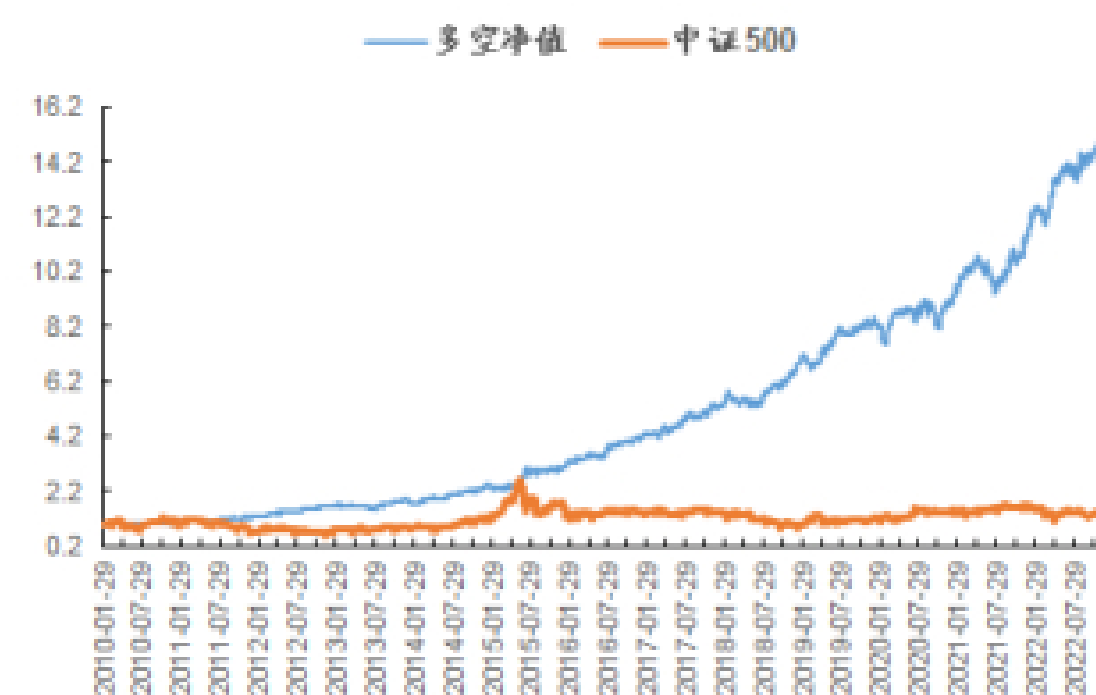
再谈股价跳跃因子研究

多因子 Alpha 系列报告之(四十六)

报告摘要:

- **背景介绍:** 在上篇报告《基于股价跳跃模型的因子研究—高频数据因子研究系列九》中,我们介绍了学术界从股价的跳跃—扩散模型出发,通过非参数估计的方法衡量股价在日内的跳跃波动水平及其在方向、大小维度上的拆解。通过在 A 股市场的实证测试,我们发现正负向跳跃不对称性因子 SRJV 与正向跳跃波动因子 RJVP 具有不错的选股能力。本篇报告围绕学界对于跳跃研究的另一重要话题—跳跃识别(检验)继续开展跳跃相关因子研究。在此之前,学术界已利用跳跃检验的方式从不同角度实证研究了跳跃及信息冲击与股价收益率的关系。
- **研究内容:** 首先我们介绍学界两种应用较为广泛的股价跳跃检验框架,具体而言我们介绍其对应构造的两种检验统计量;基于此,我们先介绍两类学界提出的跳跃识别相关因子“跳跃到达率”以及“累计跳跃收益”,接着我们试想将跳跃波动与跳跃识别结合,构建利用显著跳跃进行方向筛选的新跳跃波动因子。
- **因子表现:** 三大类跳跃识别相关因子中,跳跃到达率类因子由于信息压缩严重导致效果相对不理想;累计跳跃收益类因子通过股价反应来间接刻画信息冲击程度使得因子效果提升;而通过衡量股价跳跃波动幅度来直接反应信息冲击的跳跃识别与跳跃波动相结合类因子则更有效,呈现出三者中最强的选股能力且较跳跃波动因子本身有业绩提升。
- **TSRJVP_BNS 因子行业市值中性后全市场十分组月度选股:** IC 均值 -9.8%, 年化 ICIR-5.1, IC 胜率 93.5%, 多空年化收益 31.9%, 多空夏普 3.4, 等权多头相对中证 500 年化超额收益 13.7%, IR1.6。分年角度看,多空增长稳健,2015 年以来各年均实现 30%以上收益率,2022 年多空收益 35.3%;从多头超额角度看,除 2017 年外各年均实现正超额,2021 年以来超额增长提速,2022 年超额收益 14.5%。
- **风险提示:** 1. 本报告中所述模型用量化方法通过历史数据统计、建模和测算完成,所得出的结论与规律在政策、市场环境发生变化时可能存在失效的风险。2. 本报告中所述模型在市场结构及交易行为改变时有可能存在策略失效风险。

图: TSRJVP_BNS 因子多空净值



数据 : 天软科技, Wind, 广发证券发展研究中心

相关研究:

金融工程:卖方买方观点共振下的行业配置策略	2022-12-06
基于 SemiBeta 的因子研究:多因子 Alpha 系列报告之(四十五)	2022-11-18
再谈地理关联度因子研究:多因子 Alpha 系列报告之(四十四)	2022-11-08

目录索引

一、背景介绍	4
二、研究进展	4
三、实证分析	6
(一) 数据说明.....	6
(二) 因子构建说明.....	7
(三) 因子绩效表现.....	9
四、绩优因子表现分析	10
(一) JAR_JO 因子表现分析.....	10
(二) TSRJVP_BNS 因子表现分析.....	12
(三) 绩优因子 IC 衰减情况.....	14
(四) 绩优因子分选股域测试结果.....	15
(五) 绩优因子风格相关性 & 行业偏离	15
五、总结.....	17
六、风险提示	17
七、参考文献	17

图表索引

图 1: JAR_JO 因子十分挡平均收益	11
图 2: JAR_JO 因子 IC 值与 IC 累计值走势	11
图 3: JAR_JO 因子多空净值走势	11
图 4: JAR_JO 因子多头净值走势	11
图 5: TSRJVP_BNS 因子十分挡平均收益	13
图 6: TSRJVP_BNS 因子 IC 值与 IC 累计值走势	13
图 7: TSRJVP_BNS 因子多空净值走势	13
图 8: TSRJVP_BNS 因子多头净值走势	13
图 9: JAR_JO 因子 IC 衰减情况	14
图 10: TSRJVP_BNS 因子 IC 衰减情况	14
图 11: 绩优因子暴露行业偏离	16
表 1: 跳跃检验统计量类型因子构建方式	7
表 2: 累计跳跃收益类型因子构建方式	8
表 3: 跳跃识别与跳跃波动结合类因子构建方式	8
表 4: 跳跃到达率类因子绩效表现	9
表 5: 累计跳跃收益类因子绩效表现	10
表 6: 跳跃识别与跳跃波动结合类因子绩效表现	10
表 7: JAR_JO 因子多空分年度表现	11
表 8: JAR_JO 因子多头超额分年度表现	12
表 9: TSRJVP_BNS 因子多空分年度表现	13
表 10: TSRJVP_BNS 因子多头超额分年度表现	14
表 11: 绩优因子分选股域测试绩效表现	15
表 12: 绩优因子与 BARRA 风格秩相关性	16
表 13: 剥离高相关性风格后因子绩效表现	16

一、背景介绍

在上篇报告《基于股价跳跃模型的因子研究—高频数据因子研究系列九》中，我们介绍了学术界从股价的跳跃—扩散模型出发，通过非参数估计的方法将已实现波动率分解为连续部分和跳跃部分，并从大小和方向两个角度对跳跃波动进行拆分，构建了一系列股价跳跃波动衍生因子并进行实证测试。在本篇报告中，我们在上篇报告的基础上，进一步介绍学术界对股价跳跃研究的另一个重要话题：跳跃识别。

股价跳跃往往与短期的信息冲击有关，Fama（1991）认为短期内股价的大幅变化往往是由意外信息所引起的。Lee和Mykland（2008）利用跳跃检验的方法实证说明了他们所识别到的跳跃与公司提前发布盈余公告以及其他公司新闻有着密切联系，也说明了股价跳跃与信息冲击的关联。在此基础上，学术界利用跳跃检验的方式从不同角度实证研究了跳跃以及信息冲击与股价收益率的关系。本篇报告结合相关学术研究成果，构建了一系列跳跃识别相关因子并进行实证测试。具体的，本文尝试梳理回答以下问题：

1. 如何判定股价跳跃是否“显著”？
2. 如何通过识别“显著”跳跃来预测未来收益？
3. 跳跃识别对跳跃波动类因子有无参考价值？

二、研究进展

对于股价跳跃检验的框架，目前学术界有多种不同的研究思路，这里我们介绍其中两种应用比较广泛的方法。首先我们给出股价运动所满足的一般化模型，假设股票价格遵循几何布朗运动，且在考虑股价变化存在跳跃的情况下，对数股票价格 p_t 满足如下跳跃—扩散模型：

$$dp_t = \mu_t dt + \sigma_t dW_t + J_t dq_t$$

上式中右边第一、二、三项分别代表漂移、扩散及跳跃带来的股价变化，其中 μ_t 为漂移速率， W_s 表示标准布朗运动， dW_t 服从均值为0、方差为 $\sigma_t^2 t$ 的正态分布， q_t 表示泊松过程， J_t 表示跳跃大小。

基于上述模型，Andersen等（2001）推导出利用高频数据计算的已实现方差 RV_t （也称作已实现波动率）收敛于 p_t 的二次变分 QV_t ：

$$RV_t = \sum_{i=1}^N r_{t_i}^2$$

$$QV_t = \int_{t-1}^t \sigma_s^2 ds + \int_{t-1}^t J_s^2 dq_s$$

这里 r_{t_i} 表示第 t 天第 i 个高频数据时间段内（实际计算中可使用k线替代）股价的对数收益率， N 表示一天中高频收益率的个数。

而之前的研究已证明 QV_t 度量了股价的波动率。 QV_t 的表达式中，第一项：

$$IV_t = \int_{t-1}^t \sigma_s^2 ds$$

表示积分波动率，刻画了股价连续变化部分的波动水平，而第二项：

$$QJ_t = \int_{t-1}^t J_s^2 dq_s$$

则表示跳跃波动，刻画的是股价跳跃部分带来的波动水平。

随后，Barndorff和Shephard（2004）通过理论推导证明上述积分波动率 IV_t 可以用多幂次变差 $\widehat{IV}_t$ 来进行有效地估计：

$$\widehat{IV}_t = \mu_m^{-2/m} \sum_{i=k}^N |r_{t_i}|^m |r_{t_{i-1}}|^m \dots |r_{t_{i-k+1}}|^m$$

其中：

$$\mu_m \equiv 2^{m/2} \Gamma((m+1)/2) / \Gamma(1/2)$$

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{+\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx, \quad km = 2$$

基于这一非参数估计的方法，Barndorff和Shephard（2004，2006）给出了一种用于检验日内股价是否出现跳跃的方法。具体地，他们通过理论推导证明在日内股票价格不存在跳跃的情况下，检验统计量 $T_{BNS,t}$ 依分布收敛于标准正态分布，

$$T_{BNS,t} = \frac{1 - \frac{BV_t}{RV_t}}{\sqrt{\left(\left(\frac{\pi}{2}\right)^2 + \pi - 5\right) N^{-1} \max\left(1, \frac{TP_t}{BV_t^2}\right)}}$$

其中 BV_t 表示修正后的双幂次变差，收敛于积分波动率 IV_t ，

$$BV_t = \mu_1^{-2} \frac{N}{N-1} \sum_{i=2}^N |r_{t_i}| |r_{t_{i-1}}|$$

TP_t 表示修正后的三幂次变差，收敛于 $\int_{t-1}^t \sigma_s^4 ds$ ，

$$TP_t = \mu_{4/3}^{-3} \left(\frac{N^2}{N-2}\right) \sum_{i=3}^N |r_{t_{i-2}}|^{4/3} |r_{t_{i-1}}|^{4/3} |r_{t_i}|^{4/3}$$

根据此检验统计量可以构建用于指示日内价格是否存在跳跃的示性变量：

$$I_{jump_BNS,t} = I(T_{BNS,t} > \Phi_{1-\alpha}^{-1})$$

其中 Φ 表示标准正态分布累计分布函数， α 表示显著性水平。

除此之外，Jiang和Oomen（2008）基于方差互换提出了另一种跳跃检验的方法。从跳跃—扩散模型出发，利用伊藤引理可以推导出股价 S_t 满足：

$$dS_t/S_t = \left(\mu_t + \frac{1}{2} \sigma_t^2 \right) dt + \sigma_t dW_t + (e^{J_t} - 1) dq_t$$

将此式与跳跃—扩散模型相减并积分可以得到：

$$2 \int_{t-1}^t (dS_t/S_t - dp_t) = \int_{t-1}^t \sigma_s^2 ds + 2 \int_{t-1}^t (e^{J_t} - J_t - 1) dq_t$$

可以看到此式右端第二项只与股价的跳跃成分有关，当日内股价不存在跳跃时，此项为0。Jiang和Oomen（2008）据此构建出了统计检验量 $T_{JO,t}$ ：

$$T_{JO,t} = \frac{BV_t}{N^{-1} \sqrt{\hat{\Omega}_{SwV}}} \left(1 - \frac{RV_t}{SwV_t} \right)$$

并证明 $T_{JO,t}$ 同样依分布收敛于标准正态分布，式中：

$$\hat{\Omega}_{SwV} = \frac{\mu_6}{9} \frac{N^3}{N-5} \int_{t-1}^t \sigma_s^6 ds = \frac{\mu_6}{9} \frac{N^3}{N-3} \mu_{3/2}^{-4} \sum_{i=0}^{N-3} (\prod_{k=1}^4 |r_{t_{i+k}}|^{3/2})$$

$$SwV_t = 2 \sum_{i=1}^N (R_{t_i} - r_{t_i})$$

R_{t_i} 表示第t天第i个高频数据时间段内股价的简单收益率，

类似地，利用这一检验统计量可以构建用于指示日内价格是否存在跳跃的示性变量：

$$I_{Jump_JO,t} = I(T_{JO,t} > \Phi_{1-\alpha}^{-1}).$$

利用上述介绍的跳跃检验方法，学术界主要从两个角度构建因子研究跳跃以及信息冲击与股价收益率的关系。Tauchen和Zhou（2011）构建了跳跃的到达率类指标并测试发现这些因子具有一定的资产定价能力。另一方面，Zhou和Zhu（2011）利用累计绝对跳跃收益因子构建多空投资组合发现此类因子可以获得不错的收益。进一步地，Jiang和Zhu（2017）认为短期内股票价格的变化受信息冲击的影响较大，而股价跳跃可以很好地反映信息冲击。他们用累计跳跃收益率作为信息冲击的代理变量，而将随后的投资期内股价的收益率作为短期市场反映的代理变量，并以此来研究短期内市场对大的信息冲击的反应。

本报告基于上述跳跃检验相关研究，一方面在A股市场上实证测试学界已提出的相关因子表现，另一方面尝试以跳跃识别为增量信息构建具有改进效果的新跳跃波动因子。

三、实证分析

（一）数据说明

选股范围：如无特殊说明则默认全市场

股票预处理：剔除ST/ST*、涨跌停板、上市未满60个交易日股票

因子预处理：去极值、标准化、行业市值中性化

回测区间：2010.01.01 - 2022.11.30

调仓周期：每月最后一个交易日以收盘价调仓

分档方式：以月末因子值从小到大分为十档

交易费用：双边千三

多头对比基准：除细分选股域内测试外均以中证500为业绩基准

（二）因子构建说明

本节介绍我们利用5分钟频率数据构建的三大类跳跃识别相关因子，其中在计算跳跃识别的示性变量时我们采用显著性水平 $\alpha=5\%$ 或 10% 。

1. 跳跃到达率类因子构建说明

参考Tauchen和Zhou（2011），我们以过去一个月中被判断为出现显著跳跃的交易日频率构造因子，直观上以股价异常波动的持续时间来刻画信息冲击的强度。

表 1：跳跃检验统计量类型因子构建方式

因子名	因子计算公式	因子描述及说明
JArr	$JArr = \frac{1}{D} \sum_{t=1}^D I_{jump,t}$	JArr 表示观察期内跳跃到达率， $I_{jump,t}$ 为跳跃检测的示性变量，D 表示观察期长度,月度因子 D=20（下同）。
JArr ⁺	$JArr^+ = \frac{1}{D} \sum_{t=1}^D \{I_{jump,t} \cdot I(r_t > 0)\}$	JArr ⁺ 表示观察期内正向跳跃到达率，其中 r_t 表示日度对数收益率，正向跳跃指的是当天股价存在跳跃且日度收益大于0（以 $I(r_t > 0)$ 为判断当日收益方向的示性变量）。
JArr ⁻	$JArr^- = \frac{1}{D} \sum_{t=1}^D \{I_{jump,t} \cdot I(r_t < 0)\}$	JArr ⁻ 表示观察期内负向跳跃到达率，其中负向跳跃指的是当天股价存在跳跃且日度收益小于0
JT	$JT = \frac{1}{D} \sum_{t=1}^D T_t$	JT 表示观察期内跳跃检验统计量的均值， T_t 表示跳跃检验统计量

数据：广发证券发展研究中心

2. 累计跳跃收益类因子构建说明

参考Zhou和Zhu（2011）以及Jiang和Zhu（2017），我们构建累计跳跃收益类因子，该类因子将存在显著（正向/负向）跳跃交易日的当日收益累加，表征信息冲击在过去一段时间中对股价造成的累计变化效果。

表 2：累计跳跃收益类型因子构建方式

因子名	因子计算公式	因子描述及说明
JR	$JR = e^{\sum_{t=1}^D (r_t \cdot I_{jump,t})} - 1$	JR 表示观察期内的累计跳跃收益
JR ⁺	$JR^+ = e^{\sum_{t=1}^D \{r_t \cdot I_{jump,t} \cdot I(r_t > 0)\}} - 1$	JR ⁺ 表示观察期内的累计正向跳跃收益
JR ⁻	$JR^- = e^{\sum_{t=1}^D \{r_t \cdot I_{jump,t} \cdot I(r_t < 0)\}} - 1$	JR ⁻ 表示观察期内的累计负向跳跃收益
JAR	$JR = e^{\sum_{t=1}^D \{ r_t \cdot I_{jump,t}\}} - 1$	JAR 表示观察期内的累计绝对跳跃收益
JAR ⁻	$JAR^- = e^{\sum_{t=1}^D r_t \cdot I_{jump,t} \cdot I(r_t < 0)} - 1$	JAR ⁻ 表示观察期内的累计绝对负向跳跃收益

数据：广发证券发展研究中心

3. 跳跃识别与跳跃波动结合类因子构建说明

在上篇报告《基于股价跳跃模型的因子研究——高频数据因子研究系列九》中我们实证测试发现衡量正向股价跳跃波动的因子RJVP及正负向跳跃波动不对称性因子SRJV具有很好的选股效果，而单纯负向跳跃波动选股能力不显著。我们试想将跳跃波动与本文的跳跃识别相结合，构建带有新增信息的跳跃波动因子。具体而言，我们做以下两方面尝试：

1. 为突出显著跳跃时段的波动率，以识别显著跳跃的统计量T除以相应 $\Phi_{1-\alpha}^{-1}$ 为当日权重，对每日SRJV因子进行时序加权以获得当月加权跳跃波动因子TSRJV；
2. 由于跳跃识别本身不带有方向判断，当识别显著跳跃时我们以综合考虑正负向跳跃的不对称性因子SRJV代理当日跳跃波动，当无显著跳跃识别时则以正向跳跃波动RJVP代理，以此构建利用显著跳跃进行方向筛选的TSRJVP因子。

其中 $SRJV_t = RJVP_t - RJVN_t$ ， $RJVP_t = \max(\sum_{i=1}^N [r_{t,i}^2 \cdot I(r_{t,i} > 0)] - \bar{IV}_t/2, 0)$ 表示正向跳跃波动， $RJVN_t = \max(\sum_{i=1}^N [r_{t,i}^2 \cdot I(r_{t,i} < 0)] - \bar{IV}_t/2, 0)$ 表示负向跳跃波动，具体构建方式可参考报告《基于股价跳跃模型的因子研究——高频数据因子研究系列九》

表 3：跳跃识别与跳跃波动结合类因子构建方式

因子名	因子计算公式	因子描述及说明
TSRJV	$TSRJV = \frac{\sum_{t=1}^D (T_{t,i} / \Phi_{1-\alpha}^{-1} \cdot SRJV_{t,i})}{\sum_{t=1}^D T_{t,i} / \Phi_{1-\alpha}^{-1}}$	TSRJV表示股票 i 在时长 D=20 日的观察期内，以跳跃显著程度 $T_{t,i} / \Phi_{1-\alpha}^{-1}$ 为权重做时序加权的正负向跳跃波动不对称性因子
TSRJVP	$TSRJVP = \frac{1}{D} \sum_{t=1}^D TCJV_t$ $TCJV_t = \begin{cases} SRJV_t, & T_t / \Phi_{1-\alpha}^{-1} \geq 1 \\ RJVP_t, & T_t / \Phi_{1-\alpha}^{-1} < 1 \end{cases}$	观察期内，若当日识别显著跳跃则以 SRJV 因子作为跳跃波动代理变量，反之则以 RJVP 为当日跳跃波动，月度因子为日度因子时序平均

数据：广发证券发展研究中心

（三）因子绩效表现

本节我们展示上述因子在 A 股的实证绩效表现，其中我们对计算时涉及跳跃检验统计量的因子分别构建了以 $T_{BNS,t}$ 和 $T_{JO,t}$ 两种考核维度下的因子，以下标“_BNS”和“_TO”予以区分。本文中所有 IC 测算口径为秩相关系数。

从结果看，我们构建测试的三大类跳跃识别相关因子中，跳跃到达率类因子由于信息压缩严重导致效果相对不理想；累计跳跃收益类因子通过股价反应来间接刻画信息冲击程度使得因子效果提升；而通过衡量股价跳跃波动幅度来直接反应信息冲击的跳跃识别与跳跃波动相结合类因子则更有效，呈现出三者中最强的选股能力且较跳跃波动因子本身有业绩提升。

1. 跳跃到达率类因子绩效表现

跳跃到达率类因子含义为过去一个月中被判断为出现显著跳跃的交易日频率，直观上是以股价异常波动的持续时间来刻画信息冲击的强度。从测试结果看，该类因子选股能力有限，表现相对较好的 JArr_JO 因子 IC 均值 -5.6%，年化 ICIR -4.0，IC 胜率 86.4%，多空年化收益 12.6%，等权多头相对中证 500 年化超额收益 8.5%，IR 1.3。该结果或许意味着将跳跃波动强度间的区分压缩为显著跳跃出现的交易日频率区分丢失了许多有效信息，其本身并不能完全代表信息冲击的强度。

表 4：跳跃到达率类因子绩效表现

因子名	IC 均值	年化 ICIR	IC 胜率	多空 年化	多空 夏普	多头 年化	多头 年化超额	多头 IR	相对 最大回撤	多空双边 换手率
JArr_JO	-5.6%	-4.02	86.4%	12.6%	2.01	11.3%	8.5%	1.31	15.2%	171.8%
JArr_P_JO	-5.5%	-3.89	85.4%	11.5%	1.75	11.0%	8.2%	1.24	15.4%	172.6%
JArr_N_JO	-0.7%	-0.67	58.3%	-4.4%	-0.66	4.2%	1.4%	0.18	25.9%	171.7%
JT_JO	-4.8%	-3.50	87.0%	9.5%	1.52	10.5%	7.7%	1.03	18.7%	172.8%
JArr_BNS	0.5%	0.29	51.3%	-6.3%	-0.89	6.1%	10.4%	1.52	15.7%	161.3%
JArr_P_BNS	-1.6%	-1.09	62.3%	-0.4%	-0.07	8.1%	5.4%	0.78	22.0%	173.3%
JArr_N_BNS	2.2%	1.66	68.9%	-0.5%	-0.08	7.7%	5.4%	0.77	21.4%	170.9%
JT_BNS	0.4%	0.20	51.9%	-6.7%	-0.84	4.3%	9.0%	1.29	15.0%	155.1%

数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

2. 累计跳跃收益类因子绩效表现

累计（正向/负向）跳跃收益因子将存在显著（正向/负向）跳跃交易日的当日收益累加，表征信息冲击在过去一段时间中对股价造成的累计变化效果。从测试结果看，以 $T_{JO,t}$ 构建的因子表现优于以 $T_{BNS,t}$ 构建因子。同时，发生正向跳跃时的累计收益对未来收益有较好的预测效果（JR_P_JO），从 IC 方向看呈现出反应过度造成未来反转的效果；而单纯考虑负向跳跃累计收益则选股效果不显著，仅从 IC 方向看表现出弱动量效应（JR_N_JO/JAR_N_JO）。综合来看表现最好的因子是将发生跳跃交易

日的收益都考虑在内（逻辑上将正跳跃看成反应过度、负跳跃看成反应不足）的JAR_JO因子，其IC均值-8.5%，年化ICIR-3.4，IC胜率80%，多空年化收益24.3%，等权多头相对中证500年化超额收益10.4%，IR1.5。

表 5：累计跳跃收益类因子绩效表现

因子名	IC 均值	年化 ICIR	IC 胜率	多空 年化	多空 夏普	多头 年化	多头 年化超额	多头 IR	相对 最大回撤	多空双边 换手率
JR_JO	-8.1%	-3.35	79.2%	21.6%	1.91	12.2%	9.5%	1.36	16.4%	161.5%
JR_P_JO	-8.4%	-3.38	79.2%	23.0%	1.99	12.9%	10.1%	1.46	15.9%	159.6%
JR_N_JO	1.5%	1.80	71.4%	0.8%	0.13	8.2%	4.6%	0.58	28.6%	169.8%
JAR_JO	-8.5%	-3.39	79.9%	24.3%	2.08	13.2%	10.4%	1.49	16.9%	158.7%
JAR_N_JO	-1.5%	-1.78	71.4%	0.8%	0.14	8.2%	5.4%	0.62	28.6%	169.8%
JR_BNS	-5.0%	-3.35	81.2%	14.8%	1.87	10.6%	7.8%	0.95	27.9%	173.5%
JR_P_BNS	-6.0%	-3.56	85.7%	15.0%	1.83	9.7%	7.0%	0.97	22.1%	168.5%
JR_N_BNS	0.2%	0.15	55.8%	-8.8%	-1.47	1.8%	8.9%	0.94	27.4%	172.2%
JAR_BNS	-4.9%	-2.64	80.5%	7.9%	0.96	8.0%	5.3%	0.75	25.0%	164.9%
JAR_N_BNS	-0.2%	-0.16	57.1%	-8.4%	-1.43	2.3%	-0.5%	-0.07	39.5%	172.0%

数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

3. 跳跃识别与跳跃波动结合类因子绩效表现

从测试结果看，两因子选股能力较接近，其中TSRJVP因子相对更优且较SRJV、RJVP因子本身有业绩提升，该因子IC均值-9.8%，年化ICIR-5.1，IC胜率93.5%，多空年化收益31.9%，多空夏普3.4，等权多头相对中证500年化超额收益13.7%，IR1.6。

表 6：跳跃识别与跳跃波动结合类因子绩效表现

因子名	IC 均值	年化 ICIR	IC 胜率	多空 年化	多空 夏普	多头 年化	多头 年化超额	多头 IR	相对 最大回撤	多空双边 换手率
TSRJVP_BNS	-9.4%	-5.16	95.5%	30.1%	3.39	14.1%	11.3%	1.33	24.2%	163.9%
TSRJVP_BNS	-9.8%	-5.06	93.5%	31.9%	3.36	16.5%	13.7%	1.62	21.4%	162.7%

数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

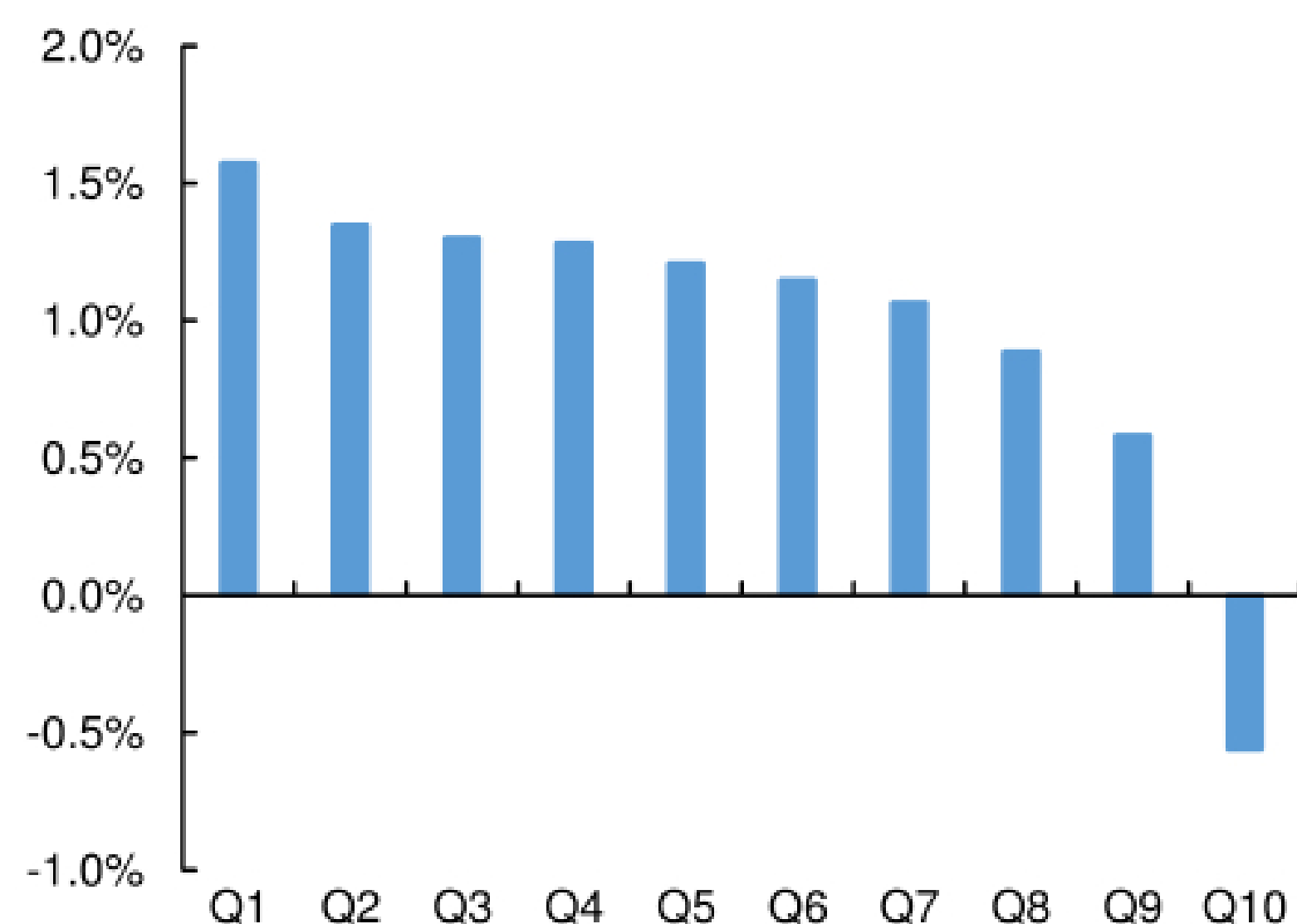
四、绩优因子表现分析

（一）JAR_JO 因子表现分析

在全市场选股中，行业及市值中性后的JAR_JO因子多空区分度高，各分组整体呈现出较好的单调性。从多空分年业绩看，近几年中除2020年外，各年均能实现25%以上收益，2022年实现多空增长31.9%；但从多头超额角度看，2017年-2020年间多

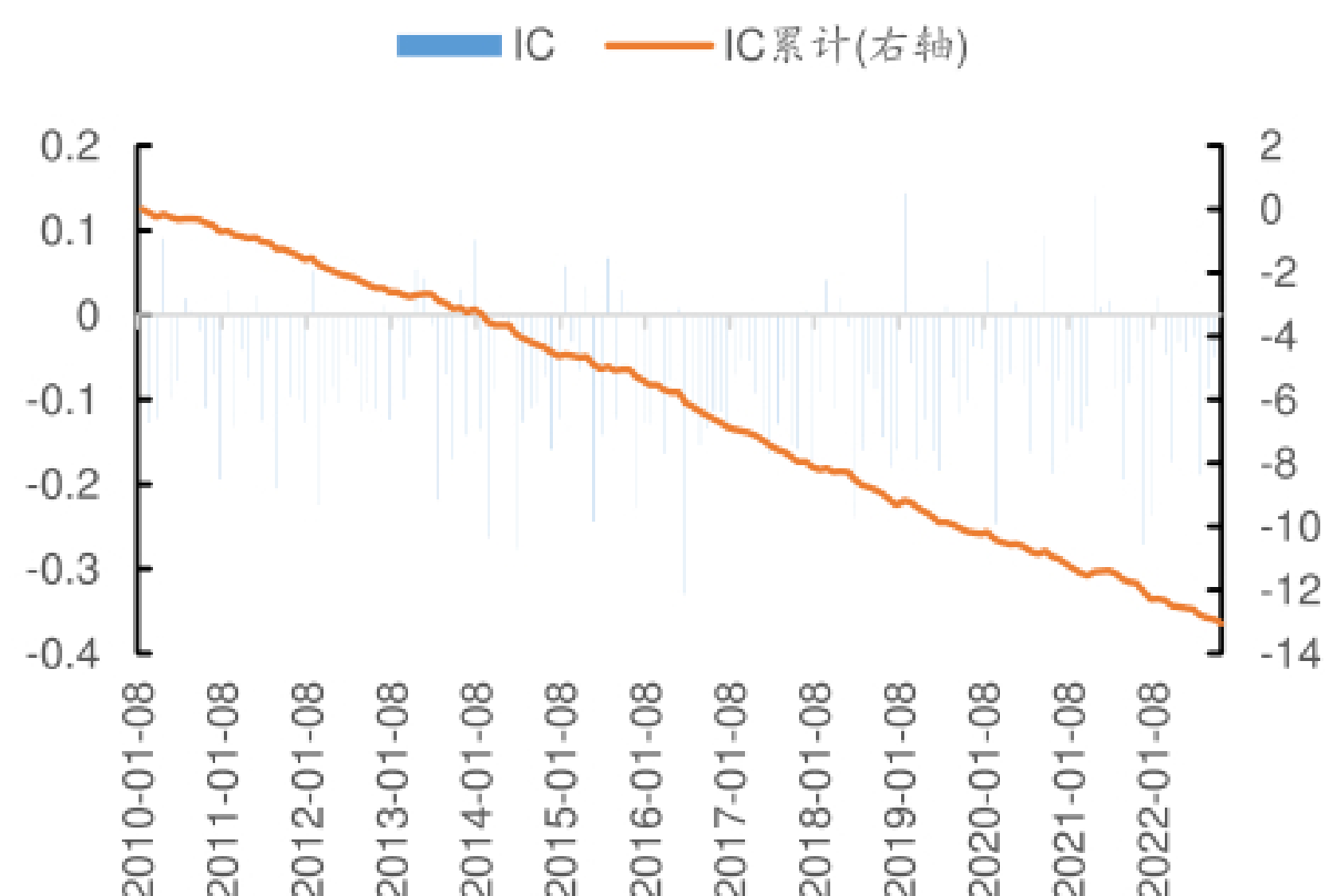
头超额较往年增长放缓，而2021年以来超额增长有所提速。

图 1: JAR_JO因子十分挡平均收益



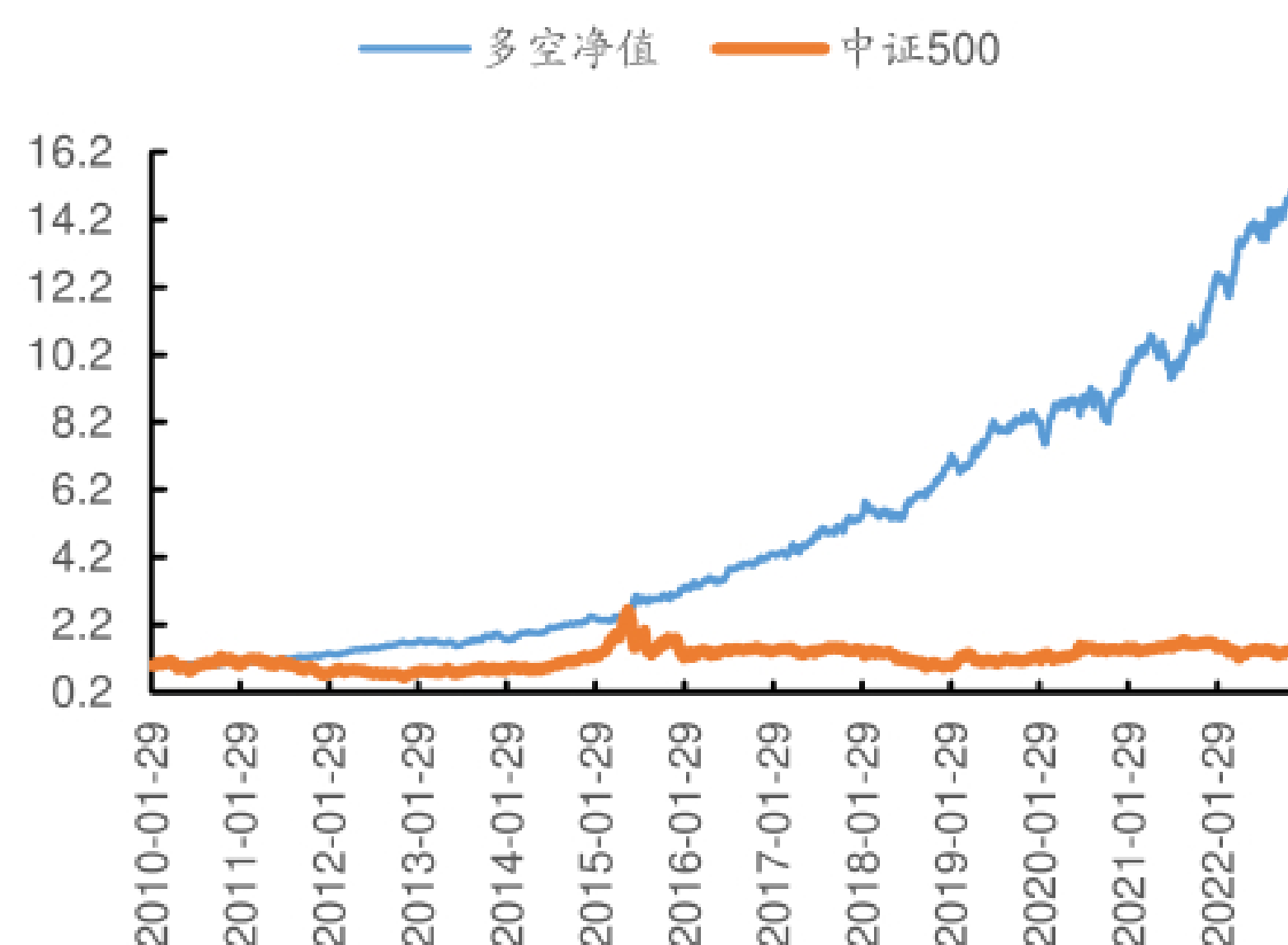
数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

图 2: JAR_JO因子IC值与IC累计值走势



数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

图 3: JAR_JO因子多空净值走势



数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

图 4: JAR_JO因子多头净值走势



数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

表 7: JAR_JO因子多空分年度表现

	年化收益率	年化波动率	夏普比率	最大回撤
2010	7.3%	12.0%	0.6	9.1%
2011	19.4%	10.1%	1.9	6.3%
2012	28.8%	7.9%	3.6	3.4%
2013	13.2%	12.3%	1.1	9.6%
2014	27.1%	10.3%	2.6	6.9%
2015	30.7%	15.4%	2.0	7.4%
2016	34.8%	10.4%	3.4	5.3%
2017	25.7%	11.4%	2.3	5.9%

2018	27.2%	11.9%	2.3	9.1%
2019	25.8%	9.1%	2.8	7.5%
2020	8.0%	13.9%	0.6	11.2%
2021	29.7%	13.8%	2.2	12.2%
2022	31.9%	11.1%	2.9	5.4%
全历史	24.3%	11.7%	2.1	12.2%

数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

表 8: JAR_JO因子多头超额分年度表现

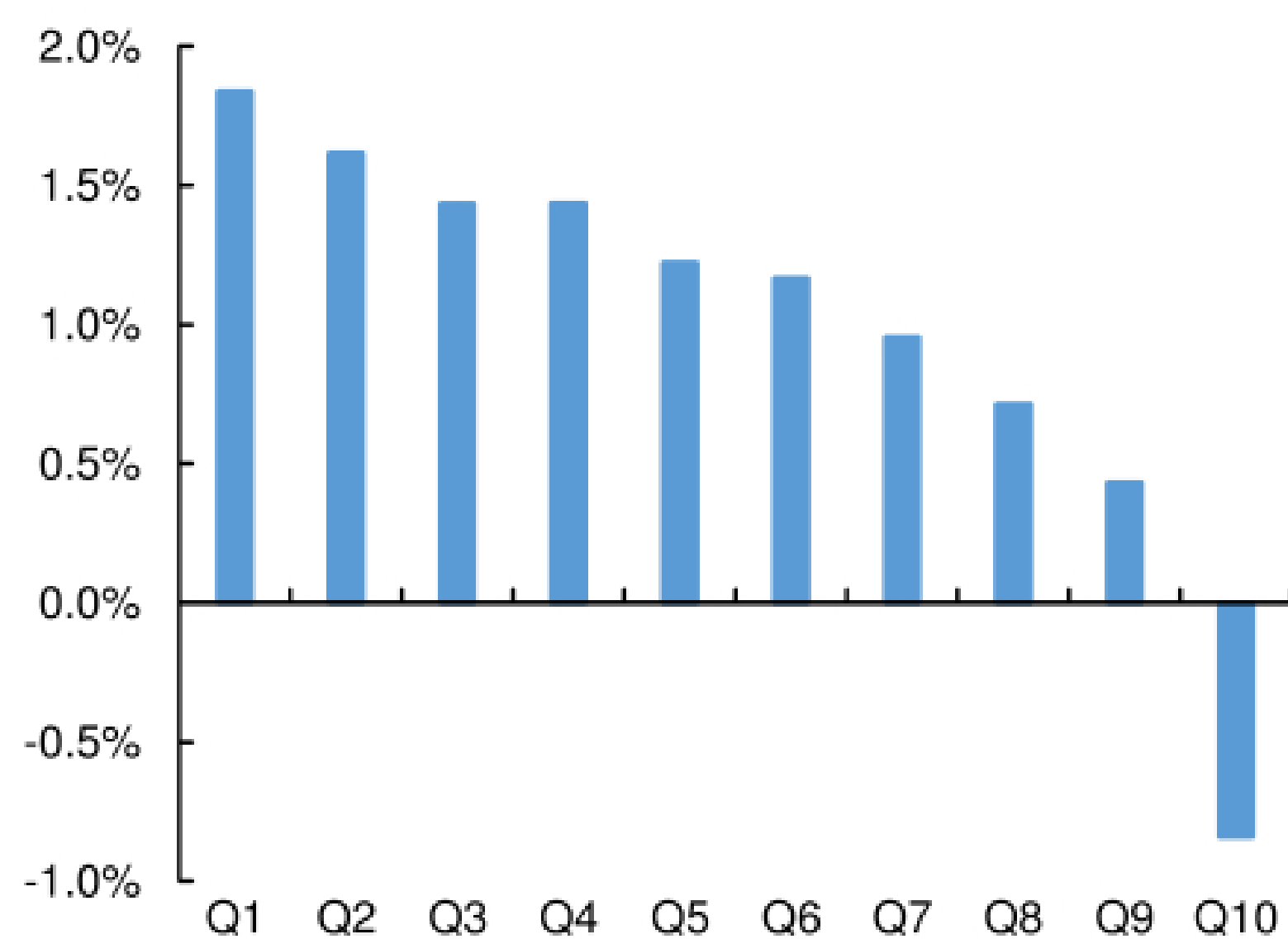
	年化超额收益率	跟踪误差	信息比率	相对最大回撤
2010	5.9%	5.9%	1.0	3.8%
2011	5.5%	4.6%	1.2	4.2%
2012	9.0%	4.3%	2.1	2.0%
2013	19.4%	4.9%	4.0	2.2%
2014	26.5%	4.1%	6.5	2.2%
2015	54.0%	12.5%	4.3	12.0%
2016	15.9%	4.7%	3.3	3.1%
2017	-13.3%	5.5%	-2.4	13.9%
2018	6.1%	6.5%	0.9	4.8%
2019	2.3%	5.3%	0.4	5.2%
2020	-3.3%	7.8%	-0.4	7.8%
2021	12.4%	9.4%	1.3	7.3%
2022	12.5%	9.5%	1.3	5.4%
全历史	10.4%	7.0%	1.5	16.9%

数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

（二）TSRJVP_BNS 因子表现分析

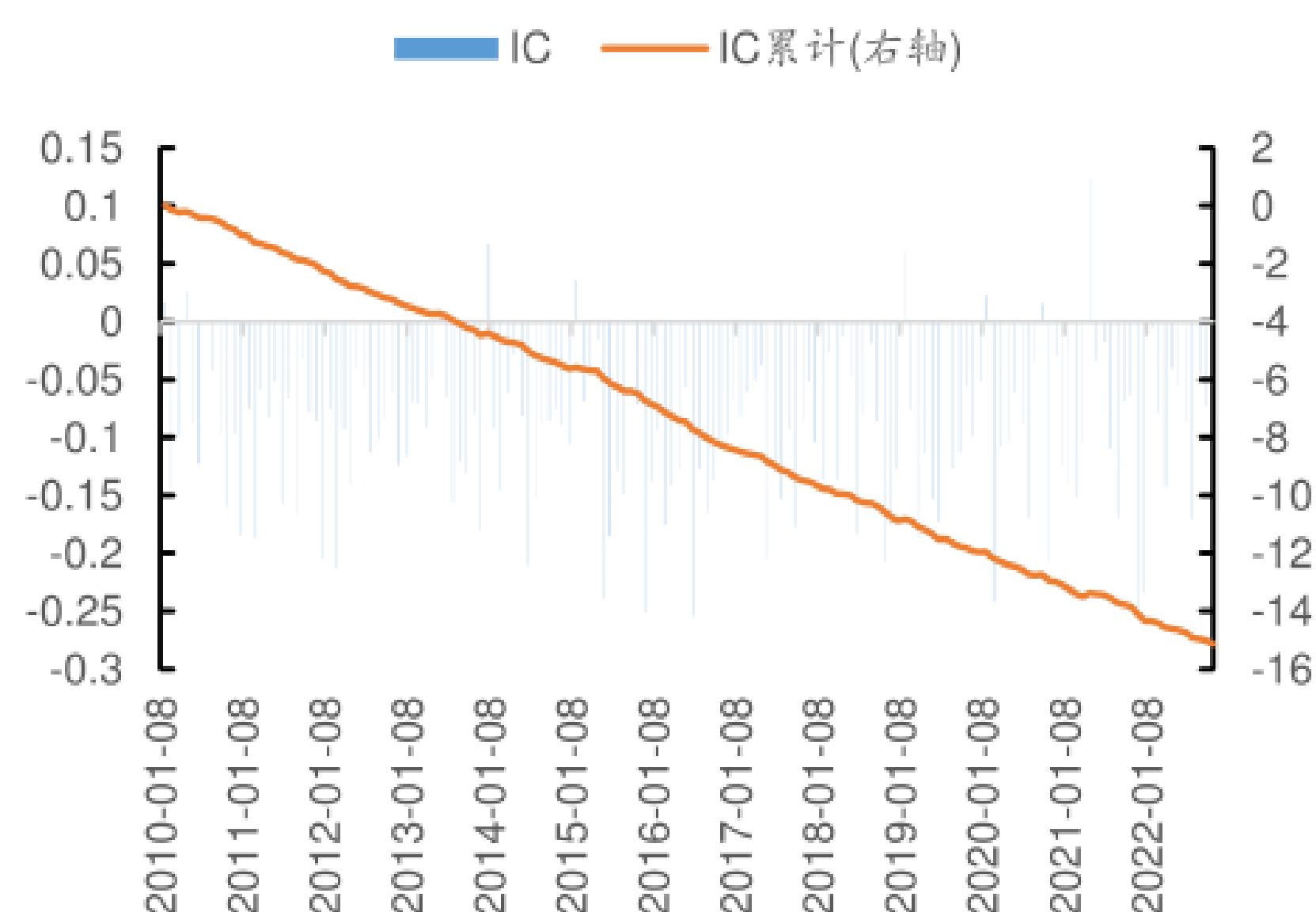
TSRJVP_BNS因子行业市值中性后，十分组整体呈现出较好的单调性，多空组合具有明显区分度。从分年角度看，多空增长十分稳健，2015年以来各年均实现30%以上收益率，2022年多空收益35.3%；从多头超额角度看，除2017年外各年均实现正超额，2021年以来超额增长提速，2022年超额收益14.5%。

图 5: TSRJVP_BNS因子十分挡平均收益



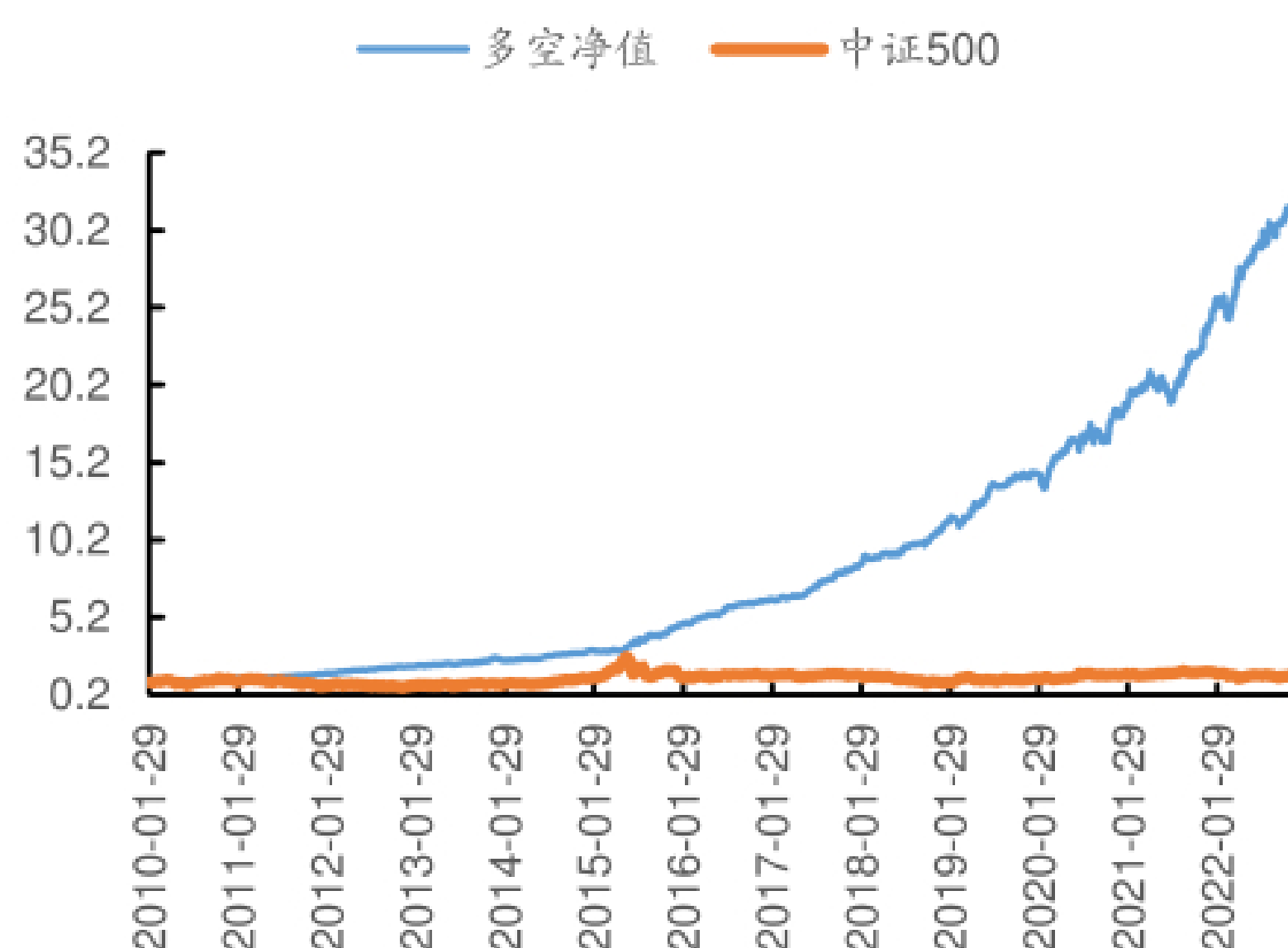
数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

图 6: TSRJVP_BNS因子IC值与IC累计值走势



数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

图 7: TSRJVP_BNS因子多空净值走势



数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

图 8: TSRJVP_BNS因子多头净值走势



数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

表 9: TSRJVP_BNS因子多空分年度表现

	年化收益率	年化波动率	夏普比率	最大回撤
2010	17.9%	10.9%	1.6	5.5%
2011	28.5%	8.0%	3.6	4.1%
2012	33.8%	7.1%	4.7	2.8%
2013	23.8%	8.8%	2.7	4.6%
2014	18.0%	7.4%	2.4	5.0%
2015	55.3%	15.2%	3.7	7.0%
2016	36.2%	7.5%	4.8	2.3%
2017	34.3%	6.8%	5.0	2.4%
2018	30.5%	7.7%	4.0	2.4%
2019	31.8%	7.6%	4.2	5.5%
2020	25.9%	11.9%	2.2	7.3%

2021	33.5%	11.3%	3.0	9.5%
2022	35.3%	9.5%	3.7	5.9%
全历史	31.9%	9.5%	3.4	9.5%

数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

表 10: TSRJVP_BNS因子多头超额分年度表现

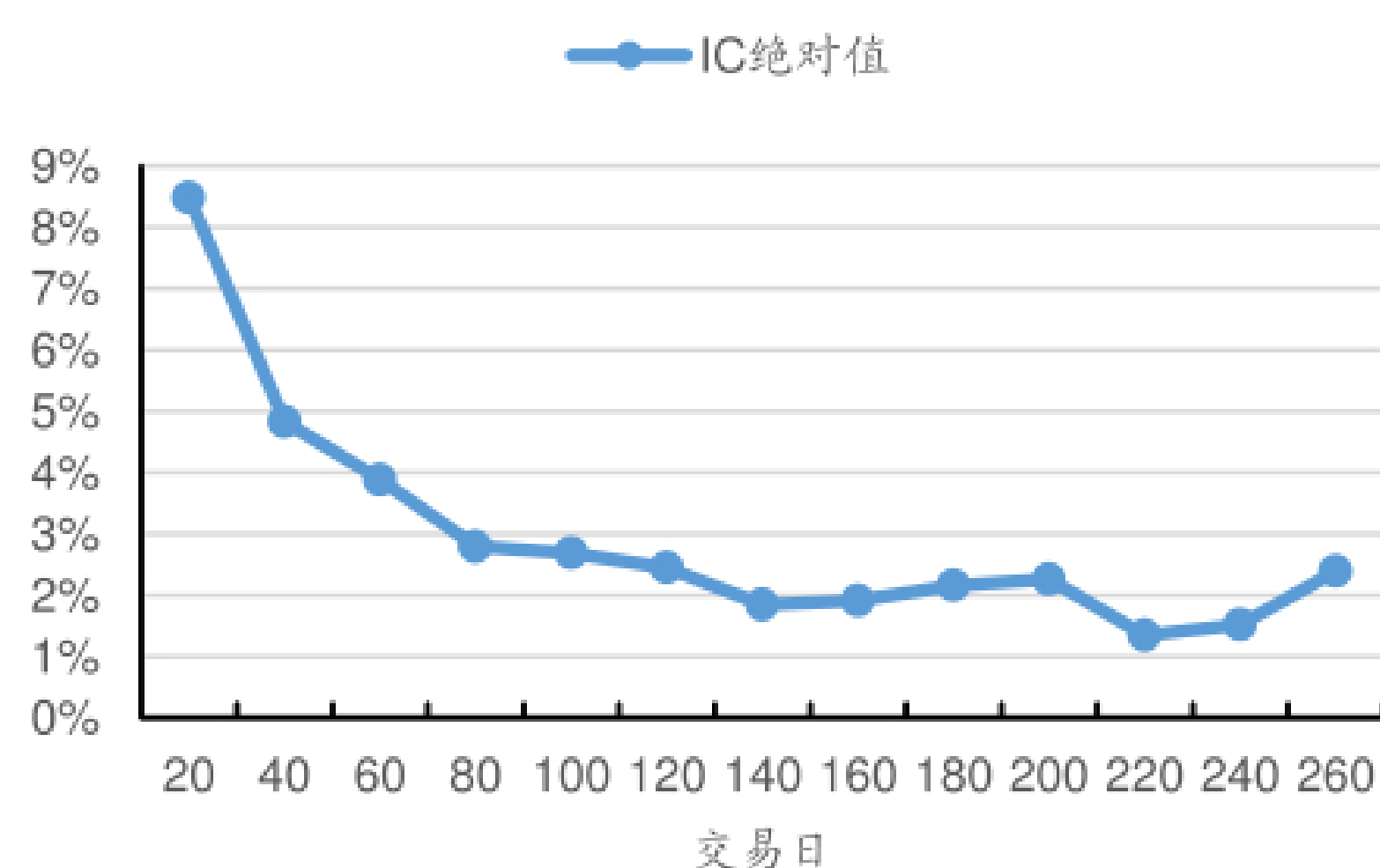
	年化超额收益率	跟踪误差	信息比率	相对最大回撤
2010	11.1%	6.2%	1.8	4.5%
2011	10.4%	4.9%	2.1	2.4%
2012	10.4%	6.4%	1.6	3.7%
2013	23.6%	5.2%	4.5	2.3%
2014	20.2%	4.9%	4.1	3.5%
2015	76.6%	13.2%	5.8	12.5%
2016	18.3%	7.2%	2.5	3.6%
2017	-15.2%	9.3%	-1.6	17.3%
2018	9.0%	8.8%	1.0	6.2%
2019	5.5%	6.9%	0.8	6.3%
2020	3.3%	8.6%	0.4	6.9%
2021	11.9%	11.0%	1.1	10.4%
2022	14.5%	11.7%	1.2	6.3%
全历史	13.7%	8.4%	1.6	21.4%

数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

（三）绩优因子 IC 衰减情况

我们计算当期因子与未来第N月股票收益率间的秩相关系数，从IC衰减走势上看，两因子IC半衰均在2个月左右。

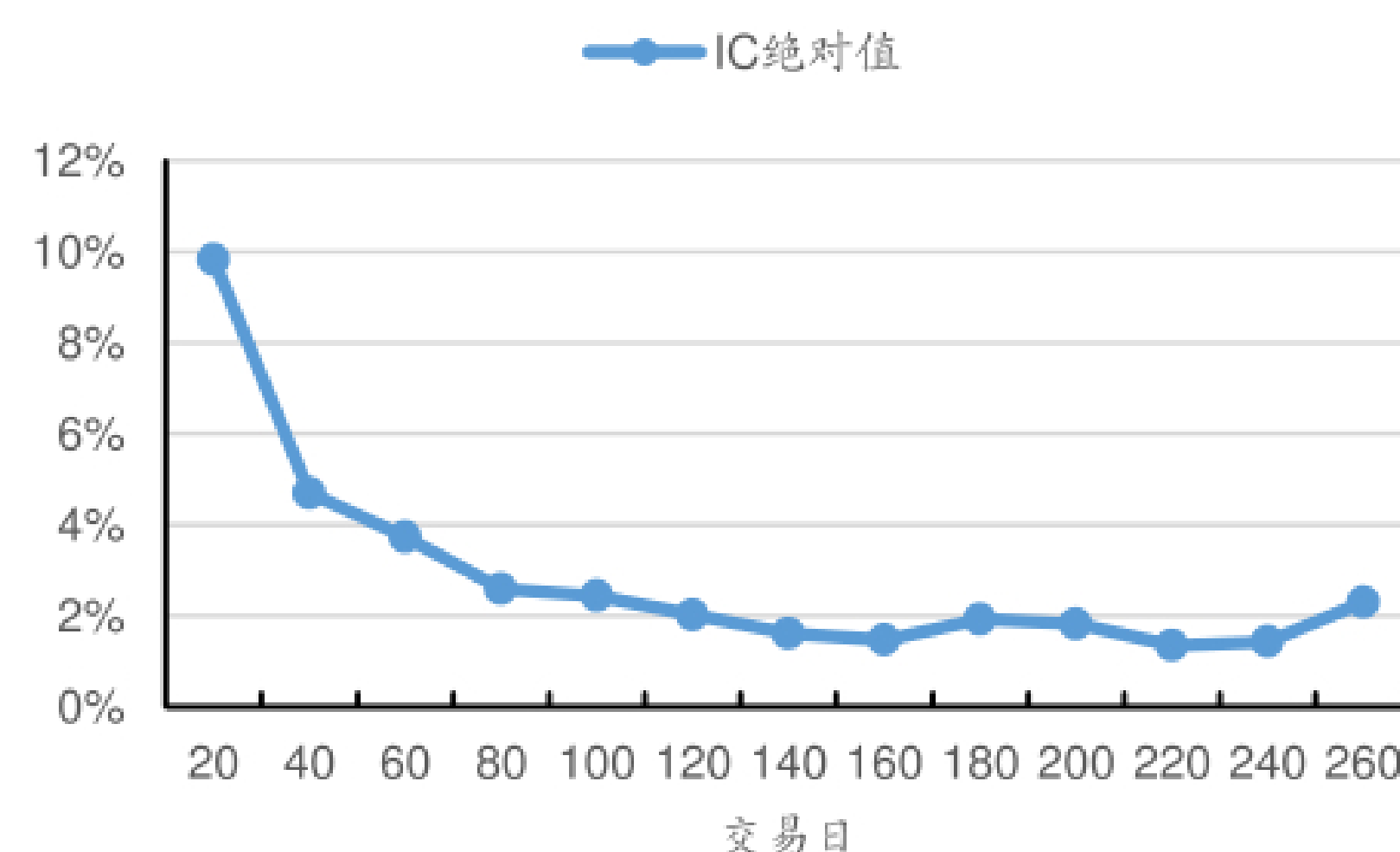
图 9: JAR_JO因子IC衰减情况



数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

识别风险，发现价值

图 10: TSRJVP_BNS因子IC衰减情况



数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

（四）绩优因子分选股域测试结果

考察绩优因子限定在不同选股域内表现情况，因子同样做行业市值中性，结果显示两因子均呈现出在中小市值域内表现更强的特点。中证1000内，TSRJVP_BNS因子IC均值-8.9%，年化ICIR-4.36，IC胜率88.7%，多空年化收益31.1%，多空夏普2.8，多头相对中证1000年化超额8.0%，信息比率1.1。

表 11：绩优因子分选股域测试绩效表现

选股域	因子名	IC 均值	年化 ICIR	IC 胜率	多空 年化	多空 夏普	多头 年化	多头 年化超额	多头 IR	相对 最大回撤	多空双边 换手率
沪深 300	JAR_JO	-4.4%	-1.77	66.9%	8.0%	0.65	2.2%	0.7%	0.08	36.5%	158.6%
	TSRJVP_BNS	-6.6%	-2.96	77.9%	13.8%	1.13	5.5%	4.0%	0.41	34.9%	160.2%
中证 500	JAR_JO	-5.8%	-2.42	75.3%	10.4%	0.85	7.4%	4.6%	0.75	8.7%	158.4%
	TSRJVP_BNS	-6.9%	-3.23	81.8%	14.3%	1.23	6.1%	3.4%	0.47	12.7%	161.0%
中证 1000	JAR_JO	-7.8%	-3.02	83.5%	21.4%	1.76	6.0%	5.2%	0.77	11.3%	159.1%
	TSRJVP_BNS	-8.9%	-4.36	88.7%	31.1%	2.84	8.7%	8.0%	1.05	9.8%	160.4%

数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

（五）绩优因子风格相关性及行业偏离

我们计算经去极值、标准化后的绩优因子与Barra风格因子间的秩相关系数，发现两因子与残差波动率、BP、流动性存在超20%的相关性。同时，我们考察因子暴露在各行业上的分布箱体图，结果显示因子在行业上的偏离较小。

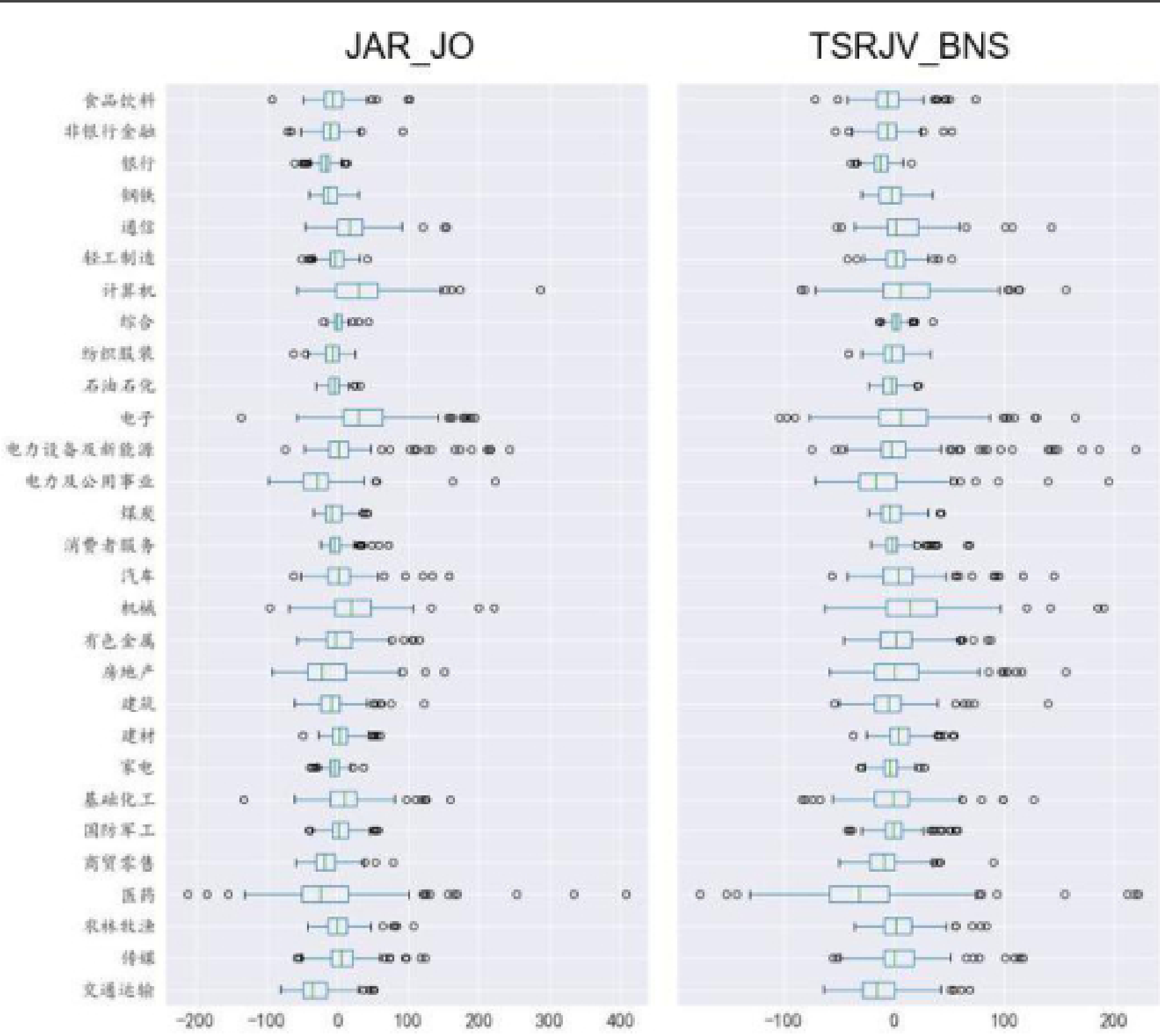
为进一步验证因子的增量信息，在行业市值中性的基础上我们进一步增加对相关较高的残差波动率、BP、流动性做中性，结果显示TSRJVP_BNS因子中性后依然具备较好的选股能力，IC均值-6.5%，年化ICIR-3.5，多空年化20.3%，多空夏普2.3。

表 12：绩优因子与BARRA风格秩相关性

	JAR_JO	TRSJVP_BNS
市值	-5.2%	-6.1%
贝塔	8.2%	9.1%
动量	12.5%	5.8%
残差波动率	35.3%	31.9%
非线性市值	0.5%	-1.1%
BP	-30.8%	-25.7%
流动性	38.8%	27.3%
盈利	-18.6%	-15.0%
成长	-1.9%	-2.4%
杠杆	-12.0%	-4.6%

数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

图 11：绩优因子暴露行业偏离



数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

表 13：剥离高相关性风格后因子绩效表现

因子名	IC 均值	年化 ICIR	IC 胜率	t 值	多空 年化	多空 夏普	多空 最大回撤	多空双边 换手率
JAR_JO	-4.5%	-2.70	80.5%	-9.68	10.2%	1.18	16.0%	164.3%
TSRJVP_BNS	-6.5%	-3.53	83.1%	-12.64	20.3%	2.29	10.5%	162.4%

数据：天软科技，Wind，广发证券发展研究中心

五、总结

上篇报告《基于股价跳跃模型的因子研究—高频数据因子研究系列九》中，我们介绍了通过非参数估计方法衡量的股价日内跳跃波动水平因子。本篇报告围绕学界对于跳跃研究的另一重要话题—跳跃识别（检验）继续开展跳跃相关因子研究。首先我们介绍学界两种应用较为广泛的股价跳跃检验框架，具体而言我们介绍其对应构造的两种检验统计量；基于此，我们先介绍两类学界提出的跳跃识别相关因子“跳跃到达率”以及“累计跳跃收益”，接着我们试想将跳跃波动与跳跃识别结合，构建利用显著跳跃进行方向筛选的新跳跃波动因子。

三大类跳跃识别相关因子中，跳跃到达率类因子由于信息压缩严重导致效果相对不理想；累计跳跃收益类因子通过股价反应来间接刻画信息冲击程度使得因子效果提升；而通过衡量股价跳跃波动幅度来直接反应信息冲击的跳跃识别与跳跃波动相结合类因子则更有效，呈现出三者中最强的选股能力且较跳跃波动因子本身有业绩提升。

实证结果表明TSRJVP_BNS因子具备较强选股能力，行业市值中性后全市场十分组月度选股IC均值-9.8%，年化ICIR-5.1，IC胜率93.5%，多空年化收益31.9%，多空夏普3.4，等权多头相对中证500年化超额收益13.7%，IR1.6。分年角度看，多空增长稳健，2015年以来各年均实现30%以上收益率，2022年多空收益35.3%；从多头超额角度看，除2017年外各年均实现正超额，2021年以来超额增长提速，2022年超额收益14.5%。

六、风险提示

1. 本报告中所述模型用量化方法通过历史数据统计、建模和测算完成，所得出的结论与规律在政策、市场环境发生变化时可能存在失效的风险。2. 本报告中所述模型在市场结构及交易行为改变时有可能存在策略失效风险。

七、参考文献

- [1]. Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., & Ebens, H. (2001). The distribution of realized stock return volatility. *Journal of financial economics*, 61(1), 43-76.
- [2]. Barndorff-Nielsen, O. E., & Shephard, N. (2004). Power and bipower variation with stochastic volatility and jumps. *Journal of financial econometrics*, 2(1), 1-37.
- [3]. Barndorff-Nielsen, O. E., & Shephard, N. (2006). Econometrics of testing for jumps in financial economics using bipower variation. *Journal of financial Econometrics*, 4(1), 1-30.
- [4]. Fama, E. F. (1991). Efficient capital markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5),

1575-1617.

[5]. Jiang, G. J., & Oomen, R. C. (2008). Testing for jumps when asset prices are observed with noise—a “swap variance” approach. *Journal of Econometrics*, 144(2), 352-370.

[6]. Jiang, G. J., & Zhu, K. X. (2017). Information shocks and short-term market underreaction. *Journal of Financial Economics*, 124(1), 43-64.

[7]. Lee, S. S., & Mykland, P. A. (2008). Jumps in financial markets: A new nonparametric test and jump dynamics. *The Review of Financial Studies*, 21(6), 2535-2563.

[8]. Tauchen, G., & Zhou, H. (2011). Realized jumps on financial markets and predicting credit spreads. *Journal of Econometrics*, 160(1), 102-118.