

分析师：严佳炜

执业证书编号：S1220519090003

E-mail: yanjiawei@foundersc.com

联系人：邱捷铭

E-mail: qiujieming@foundersc.com

## 相关研究

《基金反编译：绩优指数增强基金的绝技》  
《价值指数投资在 A 股的实践》  
《当“价值投资”遇上“指数投资”：  
沪深 300 价值指数的魅力》  
《你了解沪深 300 么？中证规模指数家族解析》  
《牛市的特征：ETF 净赎回不稀奇》  
《公募基金股票投研的上下十年》  
《FOF 持仓测算：如何破解黑箱？》  
《解读净值下跌 99.96% 的 VIX 基金》  
《一张表读懂场内货基的计息规则》  
《杠杆反向基金，意料之外的收益》  
《战略配售基金：塞翁失马，焉知非福》  
《7 年涨 14 倍，一天下跌 96% 的 XIV 基金》  
《借道 ETF 参与科创板打新的始末》  
《证券 ETF 破百亿，产品成功有迹可循》

请务必阅读最后特别声明与免责条款

## 报告要点

## ➤ Alpha 挖掘任重道远，市场微观结构成为新 Alpha 来源

当前，传统 Alpha 因子的挖掘进入瓶颈期。市场微观结构着眼于交易与价格形成，提供了一个崭新的角度进行因子挖掘，为投资者带来丰富的增量信息。市场的微观结构或将成为 Alpha 新来源。

## ➤ 尾部效应：不一样的角度刻画股票风险

低波动、低风险的股票具有更高的超额收益。尽管未有公认的理论解释，大量实证研究已证明了低波动异象广泛存在于海内外市场。

关于该异象，以往的研究更多从日线上度量股票的波动和风险。我们提出使用 CVaR 模型，并辅以日内高频数据刻画股票的风险，从一个新的角度研究股票的低波动异象。

## ➤ VWAR：对尾部效应的强化

我们基于 CVaR 模型，使用股票日内分钟收益率序列构建因子，但原始因子效果较为一般。针对原始收益率序列噪声较大的问题，报告提出成交量加权的解决方式，从而有效降低成交稀疏时间段的交易噪声。回测结果表明，该方案可以有效强化日内尾部效应，突出有用信息，正交化后在全 A 股票中 IC 达 0.0701。

## ➤ 因子实证：构建单因子组合

最后，我们通过构建单因子组合的方式对因子有效性进行实证检验。结果表明，因子不仅在剥离常见风格因子后具备较好的选股能力，且在指数成分股内依然保持有效。

另外，我们发现股票日内收益率序列的左尾和右尾具备相当一致的风险特性，尾部风险低的股票，更容易产生超额收益。

## ➤ 风险提示

本报告基于历史数据进行测试，不构成任何投资建议。市场投资者结构变化、政策变化、经济基本面变化，都可能导致模型失效。

## 目录

1	ALPHA 挖掘任重道远，市场微观结构成为新 ALPHA 来源	4
2	通过尾部效应度量股票风险	4
2.1	低波动，高收益	4
2.2	波动风险的度量	5
2.2.1	传统的风险度量方式	5
2.2.2	通过日内波动度量风险	5
3	基于 CVAR 模型的初步实证	7
3.1	策略构建	7
3.2	回测结果	7
4	VVAR：对尾部效应的强化	12
5	VCVAR 因子实证：构建单因子组合	13
5.1	VCVAR 因子的构建	13
5.2	因子有效性检验	14
5.3	左右侧 VCVAR 因子的表现	19
6	总结	20
7	风险提示	20

## 图表目录

图表 1:	VAR、CVAR 在分布中的关系 .....	6
图表 2:	CVAR 因子分组收益 (全 A) .....	8
图表 3:	CVAR 因子多空收益 (全 A) .....	8
图表 4:	CVAR 因子的回测统计 (全 A) .....	8
图表 5:	CVAR 因子分组收益 (500 成分内) .....	9
图表 6:	CVAR 因子多空收益 (500 成分内) .....	9
图表 7:	CVAR 因子的回测统计 (500 成分内) .....	9
图表 8:	CVAR 因子分组收益 (300 成分内) .....	10
图表 9:	CVAR 因子多空收益 (300 成分内) .....	10
图表 10:	CVAR 因子的回测统计 (300 成分内) .....	10
图表 11:	CVAR 因子正交前后效果对比 .....	11
图表 12:	CVAR 因子 (正交后) 分组收益 (全 A) .....	11
图表 13:	CVAR 因子 (正交后) 分组收益 (500 成分内) .....	11
图表 14:	CVAR 因子 (正交后) 分组收益 (300 成分内) .....	12
图表 15:	万科 A 的分钟线收益率序列分布图 .....	13
图表 16:	万科 A 的 VVAR 序列分布图 .....	13
图表 17:	万科 A 的收益率序列和 VVAR 序列统计量 .....	13
图表 18:	VCVAR 因子正交前后与常见因子的因子值相关性 .....	14
图表 19:	VCVAR 因子 (正交后) 分组收益 (全 A) .....	14
图表 20:	VCVAR 因子 (正交后) 多空收益 (全 A) .....	15
图表 21:	VCVAR 因子 (正交后) 的回测统计 (全 A) .....	15
图表 22:	VCVAR 因子 (正交后) 分组收益 (500 成分内) .....	15
图表 23:	VCVAR 因子 (正交后) 多空收益 (500 成分内) .....	16
图表 24:	VCVAR 因子 (正交后) 的回测统计 (500 成分内) .....	16
图表 25:	VCVAR 因子 (正交后) 分组收益 (300 成分内) .....	16
图表 26:	VCVAR 因子 (正交后) 多空收益 (300 成分内) .....	17
图表 27:	VCVAR 因子 (正交后) 的回测统计 (300 成分内) .....	17
图表 28:	VCVAR 因子在 500 指数内构建的组合表现 .....	18
图表 29:	VCVAR 因子在 500 指数内构建的组的回测统计 .....	18
图表 30:	VCVAR 因子在 500 指数内构建的组合分年度表现 .....	18
图表 31:	VCVAR 因子在 300 指数内构建的组合表现 .....	19
图表 32:	VCVAR 因子在 300 指数内构建的组的回测统计 .....	19
图表 33:	VCVAR 因子在 300 指数内构建的组合分年度表现 .....	19
图表 34:	左侧、右侧 VCVAR 因子效果对比 .....	20
图表 35:	左侧、右侧 VCVAR 因子构建的组合效果对比 .....	20

## 1 Alpha 挖掘任重道远，市场微观结构成为新 Alpha 来源

当前市场环境之下，越来越多的投资者意识到，传统 Alpha 因子的挖掘进入瓶颈期。这是因为，研究者们对基本面因子的挖掘已经相当充分，新开发的基本面因子能产生的边际贡献逐渐下降；与此同时，基本面类因子虽然长期有效，却难以避免中期时间维度上的回撤。因此，价量因子的配合愈显重要。但是，目前低频量价因子已逐渐失效，而风格因子的轮动却在加快，靠着“赌”某种风格而取胜的概率越来越低。在这种情况下，我们迫切希望能找到 Alpha 的新来源。

市场微观结构能够揭示金融市场上金融资产的交易机制及其价格形成过程和原因，相比于低频量价数据，其提供了一个崭新的角度进行因子挖掘，带来更多、更丰富的信息量。对于一个交易日，传统低频数据仅提供价、量数据，而通过微观结构分析，我们可以得到价、量的分布特征、相关性等等新信息。而且，市场微观结构的数据量相比于传统低频数据有着数量级上的提升，从而提供更多的计算和回测样本。

市场微观结构因子或将成为 Alpha 新来源。低频量价因子大部分为动量/反转类因子，而若从微观结构出发，我们可以从分钟线数据上研究股票日内波动的规律，也可以更进一步从逐笔委托和成交数据上挖掘其价格形成过程背后的驱动力。这类因子很可能与传统的因子有着更低的相关性。市场的微观结构中，或许有意想不到的 Alpha 来源。

因此，我们开辟了新的系列报告——市场微观结构剖析系列，一方面，试图在更高频率、更为微观的数据层面揭示一些市场运行规律；另一方面，通过这些规律挖掘一些在现阶段有效的 Alpha 因子，以弥补传统 Alpha 因子的衰减。

## 2 通过尾部效应度量股票风险

### 2.1 低波动，高收益

传统的资本资产定价理论（CAPM）认为，当投资者承担较高的风险时，会获得相应的高收益。资产的收益，其实上是对风险的一种补偿。

然而，后续的实证分析却发现，现实中的资本市场并不完全遵循这一套理论。例如，有不少学者的研究表明，低波动的股票会在未来有更高的超额收益。这一现象与传统的金融学理论不符，但直至今日仍未提出一个令人信服的理论解释。而于此同时，却有越来越多的实证研究发现，这一现象广泛存在于全球市场。在实证结果面前，学者们将这一异象称为“异质波动率之谜”。

虽未有定论，但对这一异象的主流解释有如下几种：

- 波动大的股票会加大套利策略的回撤，因此阻止部分套利者的套利行为，从而维持错误定价；而套利不对称理论认为，套利者更倾向于买入低估股票而拒绝卖空高估股票，因此错误定价经常表现为高估。也就是说，高波动的股票更容易被市场高估。
- 低风险偏好投资者可以通过仓位控制，同时配置高波动和低

波动股票；而高风险偏好投资者仅愿意投资高波动股票，因为投资低波动股票需要动用杠杆但实际中杠杆的使用是受限的，这一行为导致对高波动股票的需求更多。

- 股票卖方分析师更倾向于推荐高波动股票并发布报告，这一行为会造成市场对高波动股票过分乐观，从而使得其被市场高估。
- “彩票效应”，即部分投资者仅关注高波动股票大幅上涨的可能，而无视其大幅亏损的风险，以购买彩票的心态对待股票，因此导致高波动股票的有过度的需求。

尽管低波动异象未有一个公认的理论解释，A股市场投资者已对此有大量的研究，且多个低波 SmartBeta 基金产品已用实际业绩证明了这一现象确实在 A 股市场存在。

## 2.2 波动风险的度量

我们既然知道，低波动、低风险的股票会有超额收益，那么如何度量风险，则是关键问题。

### 2.2.1 传统的风险度量方式

有投资者直接使用股票过去一段时间日收益率的波动作为风险的度量，这一做法被实证结果证明有效。但更多投资者发现，剥离市场风格后的“特质波动率”效果更佳。

我们一般认为，股票的收益率可以由多个市场共同因子解释，并留下部分无法被共同因子解释的特质收益。这些市场共同因子对市场所有股票均有解释能力，而每只个股的特质收益均不同。用公式表示如下：

$$r_i - r_f = \sum_n X_n^i f_n + u_i$$

其中， $r_i$  是股票  $i$  的超额收益率， $r_f$  是无风险收益率， $X_n^i$  是股票  $i$  在第  $n$  个市场共同因子上的暴露（一般需要经过标准化）， $f_n$  是第  $n$  个市场共同因子的收益率， $u_i$  是股票  $i$  的超额收益率无法被共同因子解释的部分。 $u_i$  的波动率也即常用的特质波动率。

上述的特质波动率计算过程中，问题在于市场共同因子如何选择。使用不同的共同因子，最终可能得到差异较大的特质波动率。学术界至今已发展出多个定价模型，例如 Fama-French 三因子模型、Fama-French 五因子模型、Carhart 四因子模型等。根据这些模型则可提取出对应的特质波动率。

### 2.2.2 通过日内波动度量风险

上述关于“低波动，高收益”研究，均是度量股票日线上的风险。一个令我们在意的问题是，若在股票分钟线序列上度量风险，结论会是如何呢？为回答这个问题，首先需要考虑的是，如何度量股票的日内风险。

通过计算股票分钟收益率序列的标准差，将标准差作为日内风险的度量，是最直接的方法。但是，股票的日内收益率序列往往呈尖峰厚尾分布，股票的日内风险主要应该关注尾部风险，而标准差的权重



却更多的分配在描述均值附近的波动。

为了更强调尾部风险，市场上更常用的是 VaR 模型，以及由 VaR 模型衍生的 CVaR 模型。

**VaR 的定义为：**在一定的概率约束下和给定持有期间内，某金融投资组合的潜在最大损失值。具体地，VaR 可以表示如下

$$VaR_{\alpha}(x) = \min\{z \in R : P\{f(x, r) \leq z\} \geq 1 - \alpha\}$$

其中， $x = (x_1, \dots, x_n)^T$  表示投资组合中对应资产占总资产的比率， $r = (r_1, \dots, r_n)^T$  表示相应的资产收益率， $f(x, r)$  表示投资组合的预期损失函数， $\alpha \in (0, 1)$  为给定的置信区间。

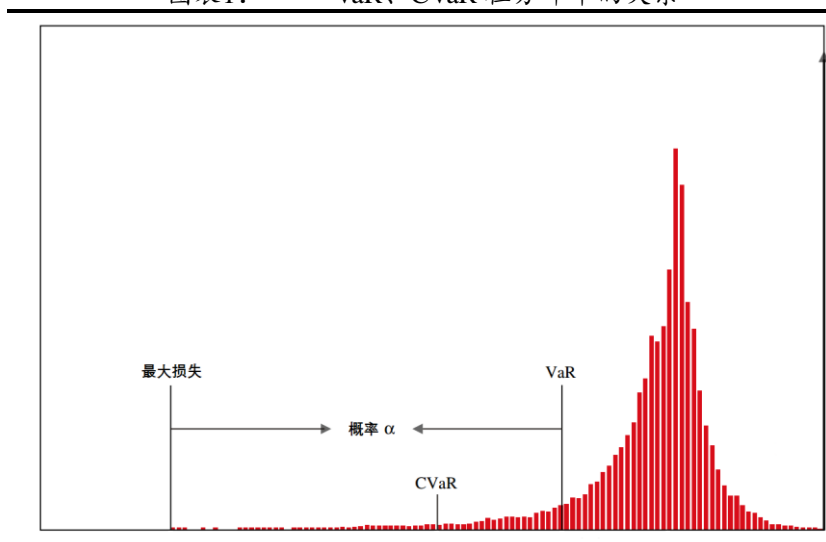
根据定义， $VaR_{\alpha}$  描述的是当投资组合在最坏的  $\alpha\%$  情况发生时，损失的数值会超过多少。即风险价值 VaR 是在给定的置信度下，资产或证券组合可能遭受的最大可能损失值，其描述的是尾部风险，而不是整体风险。

**CVaR 的定义为**超过 VaR 的损失的平均值，即它是最高的  $(1 - \alpha) \times 100\%$  的损失的平均值。例如， $\alpha = 99\%$ ，则 CVaR 是那 1% 的最大损失的平均值。具体地，CVaR 可以表示为

$$CVaR_{\alpha}(x) = E[f(x, r) | f(x, r) \leq VaR_{\alpha}(x)]$$

其中， $E[X | \cdot]$  为变量 X 在给定情形下的条件期望值， $x = (x_1, \dots, x_n)^T$  表示投资组合中对应资产占总资产的比率， $r = (r_1, \dots, r_n)^T$  表示相应的资产收益率， $f(x, r)$  表示投资组合的预期损失函数， $\alpha \in (0, 1)$  为给定的置信区间。从定义上讲，CVaR 给出了超过最大可接受损失的那部分的期望值。由 VaR 和 CVaR 的定义可知，在相同置信度  $\alpha$  下，CVaR 的值不会大于 VaR。图表 1 描述了 VaR、CVaR 在分布中的关系。

图表 1: VaR、CVaR 在分布中的关系



资料来源：方正证券研究所

由图表 1 可看出，由于 VaR 只是度量在置信度下的最大损失，无法估计超出最大损失之外的超额损失，因此 VaR 模型在极端情况下无法完整的刻画尾部风险。例如，某证券的日涨跌幅在 95% 的置信区间内 VaR 值为 3%，意味着因市场波动每日亏损超过 3% 的概率只有 5%，或者说每天因市场风险而导致亏损在 3% 以内的概率达 95%。然而，在极端条件下（发生概率小于 5%），因市场波动而每天的损失可能超

过 3%，使用 VaR 进行风险度量则可能会低估了实际的风险。而 CVaR 度量的正是超过 VaR 值部分的损失的平均情，它能更好地度量极端风险情况，因此使用 CVaR 进行风险度量可以更加稳健地估计可能发生的风险。

另一方面，当置信度发生小幅变化时，用 CVaR 度量的风险不会发生大幅度变化。但由于 VaR 函数是非连续且非凸的，当 VaR 被用于非连续分布的情况时，可能对置信度的小幅变化非常敏感，这导致 VaR 度量的风险值会发生大幅度的跳跃。

综上所述，CVaR 模型，具有比标准差、VaR 模型更优良的性质和更合理的经济解释，被学术界和金融界认为是一种更为科学合理有效的现代风险管理技术。

### 3 基于 CVaR 模型的初步实证

#### 3.1 策略构建

我们使用 CVaR 模型对 A 股股票的日内分钟线收益率进行风险度量，然后构造月频选股因子，以研究股票的日内风险与收益率之间的关系。具体为：

1. 给定置信区间  $\alpha \in (0,1)$ ，使用 T 交易日的分钟收益率序列  $Return_t$  计算得到 CVaR 值：

$$CVaR_T = CVaR_{\alpha}(Return_t)$$

2. 每日计算左侧 5%CVaR 值，每月末对当月所有交易日的 CVaR 值求算术平均，得到月频的 CVaR 因子。

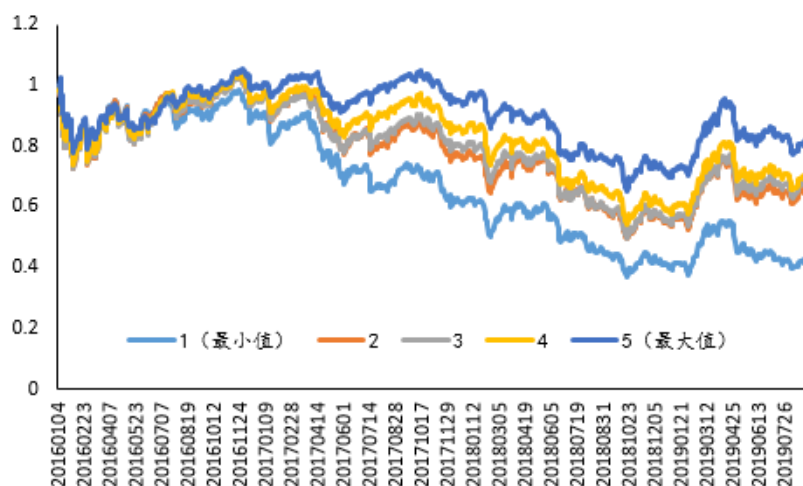
我们使用原始的因子值，先构造一个简单的策略观察因子效果。策略的构建如下所示：

- 选股范围：全部 A 股、中证 500 成分股、沪深 300 成分股
- 回测区间：2016 年 1 月-2019 年 9 月
- 分组方式：根据因子值分为 5 组
- 调仓频率：每月调仓
- 股票权重：组内个股等权
- 交易成本：印花税 0.1%（单边收取），佣金 0.08%（双边收取），滑点 0.05%（双边收取）

#### 3.2 回测结果

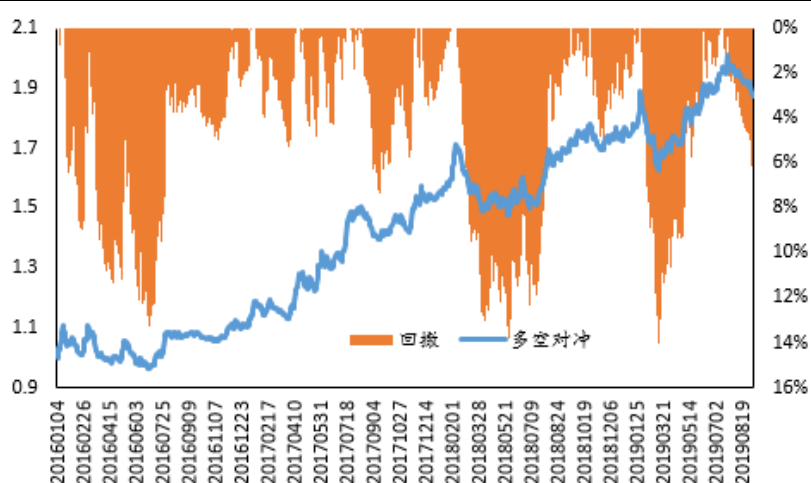
在全 A 中，原始因子的有效性较好，IC\_IR 为 1.7282，多空对冲后的夏普值为 1.3898。分组的单调性上，中间 3 组的顺序偶尔出现混淆，但总体上保持单调。具体结果如下图所示。

图表2: CVaR 因子分组收益 (全 A)



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表3: CVaR 因子多空收益 (全 A)



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表4: CVaR 因子的回测统计 (全 A)

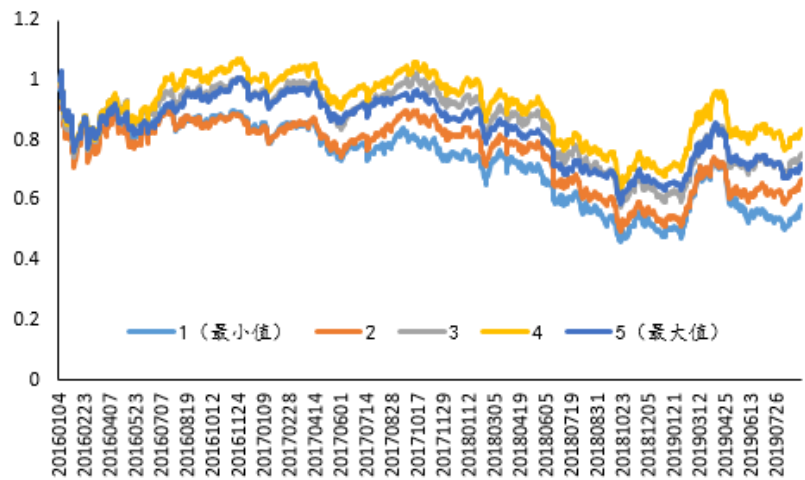
Rank_IC	0.0827
IC_IR	1.7287
多空对冲夏普	1.3898
多空对冲最大回撤	14.03%
多空对冲年化收益	18.30%

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

在中证 500 成分股内, 我们发现原始因子的有效性已经出现明显下滑, IC\_IR 为 1.3164, 多空对冲后的夏普值仅有 0.5054。分组的单调性减弱, 第五组 (最大值) 不再是最优组, 而第一组 (最小值) 也并没有在时间序列上保持为最劣组。具体结果如下图所示。

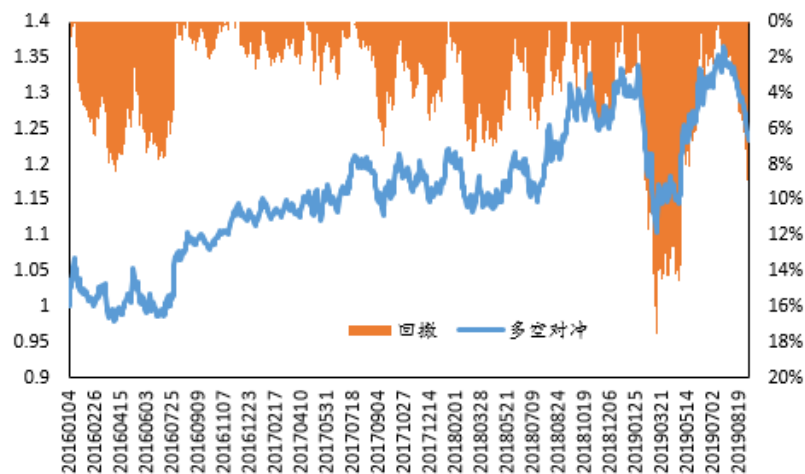


图表5: CVaR 因子分组收益 (500 成分内)



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表6: CVaR 因子多空收益 (500 成分内)



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

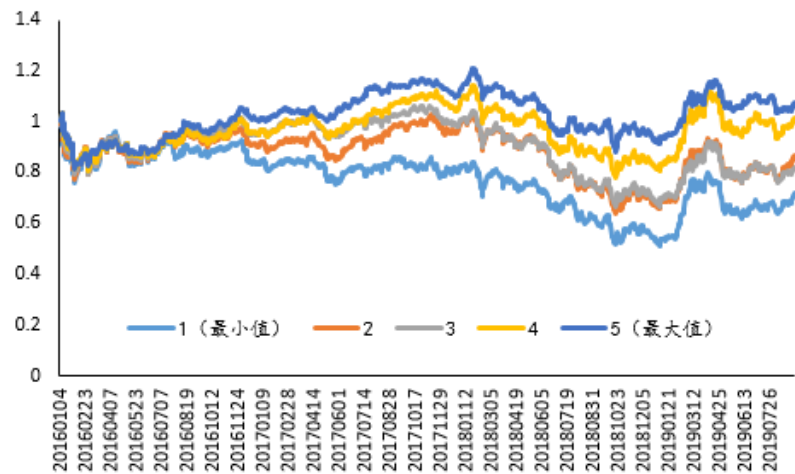
图表7: CVaR 因子的回测统计 (500 成分内)

Rank_IC	0.0618
IC_IR	1.3164
多空对冲夏普	0.5054
多空对冲最大回撤	17.55%
多空对冲年化收益	5.79%

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

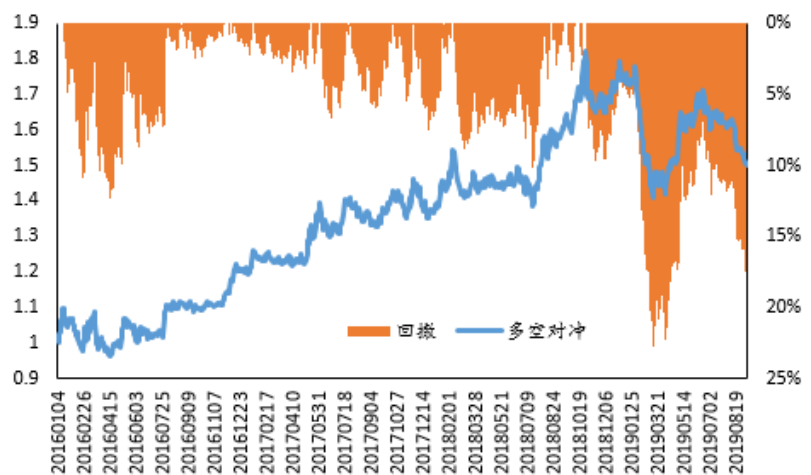
在沪深 300 成分股内, 原始因子的有效性相比于在中证 500 成分股内略高, 但也不尽如人意。IC\_IR 为 1.2501, 多空对冲后的夏普值为 0.7295。分组上勉强保持单调, 第五组 (最大值) 持续保持为最优组, 第一组 (最小值) 持续保持为最劣组, 但第二组和第三组会出现混淆。具体结果如下图所示。

图表8: CVaR 因子分组收益 (300 成分内)



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表9: CVaR 因子多空收益 (300 成分内)



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表10: CVaR 因子的回测统计 (300 成分内)

Rank_IC	0.0754
IC_IR	1.2501
多空对冲夏普	0.7295
多空对冲最大回撤	22.73%
多空对冲年化收益	11.42%

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

上述的测算, 均是使用因子的原始值, 但更应关注的是剥离常见风格因子之后的选股能力。

我们将因子值对市值、行业、换手、反转、波动进行回归, 却发现回归之后效果显著下降, 且分组不再单调, 说明原始因子提供的 Alpha 大多来源于风格的偏离。结果如下图所示, 可以看到, 因子正交后在全 A 中勉强保持有效性 (但分组单调性也不佳), 而在 300 和

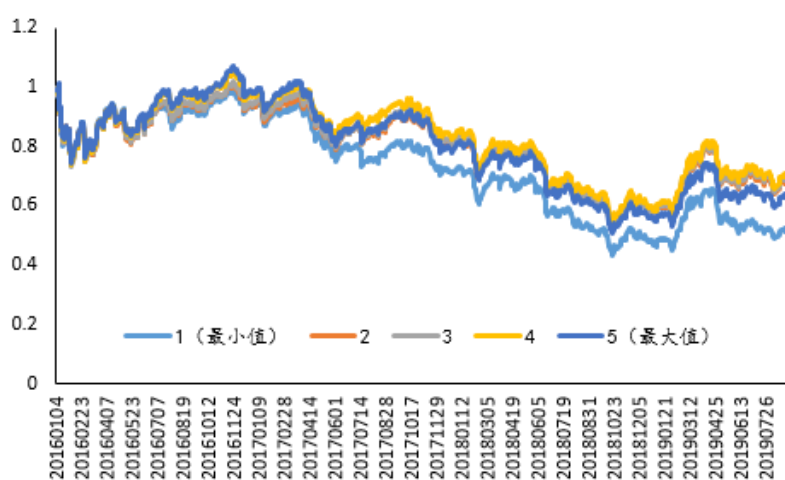
500 指数成分内已经是一个无效因子。

图表11: CVaR 因子正交前后效果对比

		Rank_IC	IC_IR	多空对冲夏普	多空对冲最大回撤
全A	正交前	0.0827	1.7287	1.3898	14.03%
	正交后	0.0349	1.4663	0.9406	6.43%
500内	正交前	0.0828	1.3164	0.5054	17.55%
	正交后	0.0219	0.7929	0.0144	15.27%
300内	正交前	0.0754	1.2501	0.7295	22.73%
	正交后	0.0139	0.5115	0.0055	13.07%

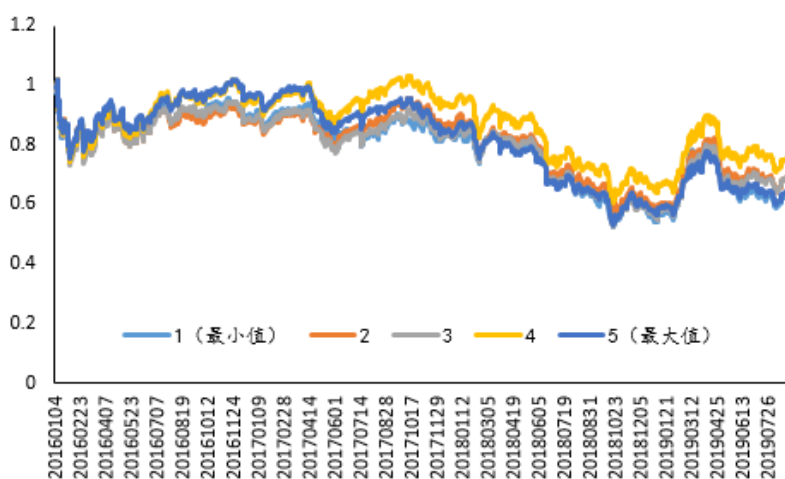
资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表12: CVaR 因子 (正交后) 分组收益 (全 A)



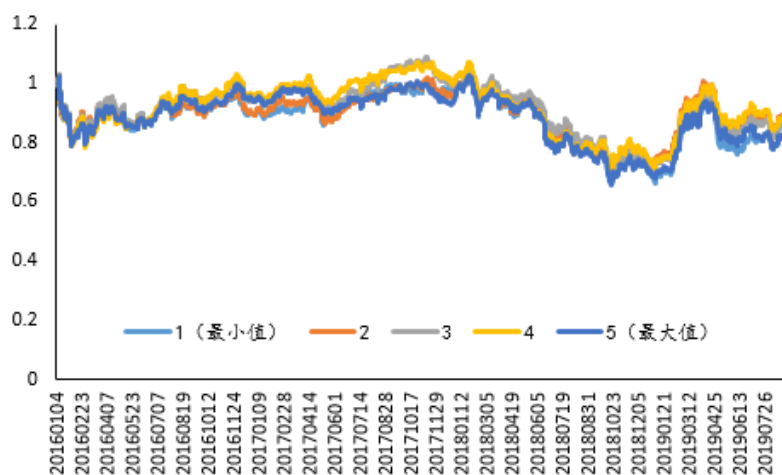
资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表13: CVaR 因子 (正交后) 分组收益 (500 成分内)



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表14: CVaR 因子(正交后)分组收益(300成分内)



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

#### 4 VWAR: 对尾部效应的强化

上一小节我们通过计算日内分钟收益率序列的 CVaR 值, 从而构建因子, 但最终测算后发现因子表现不及预期。那么, 问题出在哪里呢?

在分钟高频数据环境下, 某一分钟时段内的价格波动幅度及方向由买卖双方的强弱对比所决定, **激烈成交的时段往往比稀疏成交的时段更具有价格发现功能**。然而, 在某些流动性不足的情况下, 日内价格可能会出现较大幅度的上下跳动, 从而收集到大量的收益率数据噪音。为了更准确地分析尾部特征, 必须降低这些数据噪音, 并强化有效数据。

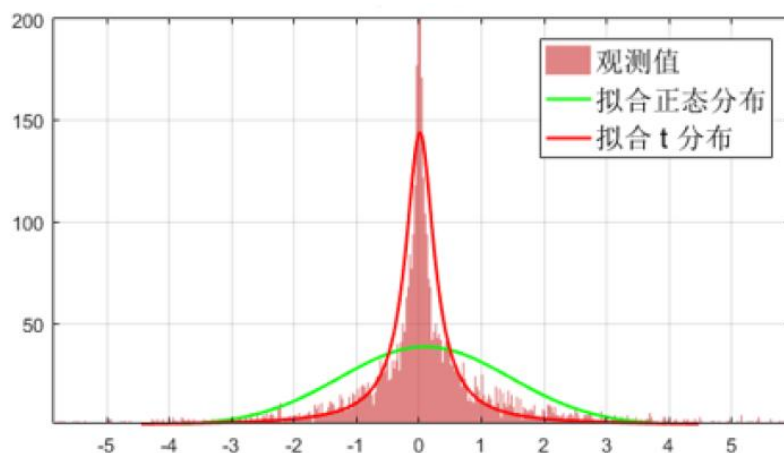
通过成交量加权的方式可以简单而有效地解决这个问题。我们将成交量加权平均收益率(Volume Weighted Average Return, VWAR)定义为:

$$VWAR = \frac{\sum Return_t * Volume_t}{\sum Volume_t}$$

其中,  $Return_t$  是股票日内的分钟收益率序列,  $Volume_t$  是股票日内的分钟成交量序列。

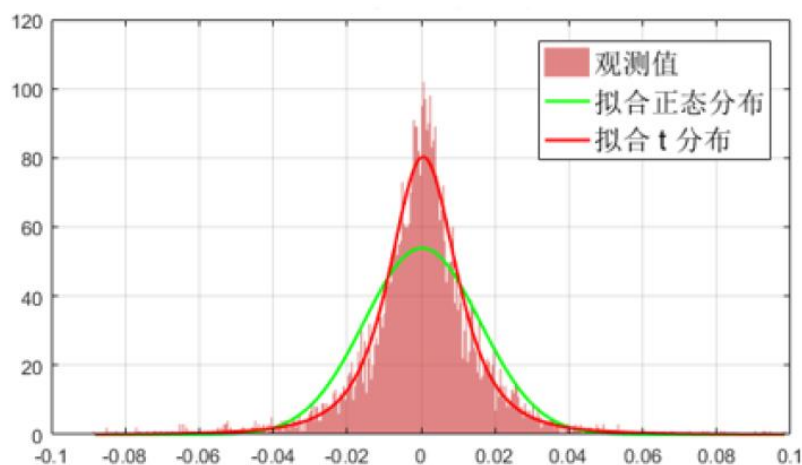
通过成交量加权的方式, **成交稀疏的时间段被淡化, 而真正由于买卖力量形成的收益率数据得到了强化**。我们以万科 A 的分钟线数据为例, 直观观察收益率序列和 VWAR 序列的差别, 如下图所示。

图表15: 万科 A 的分钟线收益率序列分布图



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表16: 万科 A 的 VWAR 序列分布图



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

可以看到, 使用 VWAR 进行高频数据分析可以减少噪音干扰, 突出尾部信息, 而尾部信息正是本篇报告因子构建的核心。从统计量上也可以看出, VWAR 序列具有更强的非正态性。

图表17: 万科 A 的收益率序列和 VWAR 序列统计量

	偏度	峰度	Jarque-Bera 统计量
VWAR数据	-2.41	44.41	66177.88
收益率数据	-1.05	17.55	8215.79

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

## 5 VCVaR 因子实证: 构建单因子组合

### 5.1 VCVaR 因子的构建

基于上述分析, 我们使用 T 交易日的分钟级别 VWAR 序列, 计算其 CVaR 值, 记为 VCVaR:



$$VCVaR_T = CVaR_\alpha(VWAR_t)$$

同样，每日计算左侧 5% VCVaR 值，每月末对当月所有交易日的 VCVaR 值求算术平均，得到月频的 VCVaR 因子。

## 5.2 因子有效性检验

通过如下流程对因子有效性进行检验：首先，使用回归剥离市值、行业、换手、反转、波动五个因子，得到残差作为选股因子；然后，使用优化器确定组合的个股权重，其中对行业、市值、权重偏离进行了约束。

首先观察正交之后因子的表现。正交之后，与常见风格因子的相关性大幅下降，具体数据如图表 18 所示。同时，测算的结果表明，VCVaR 因子相比于简单使用收益率序列构建的 CVaR 因子，效果有很明显的改善。

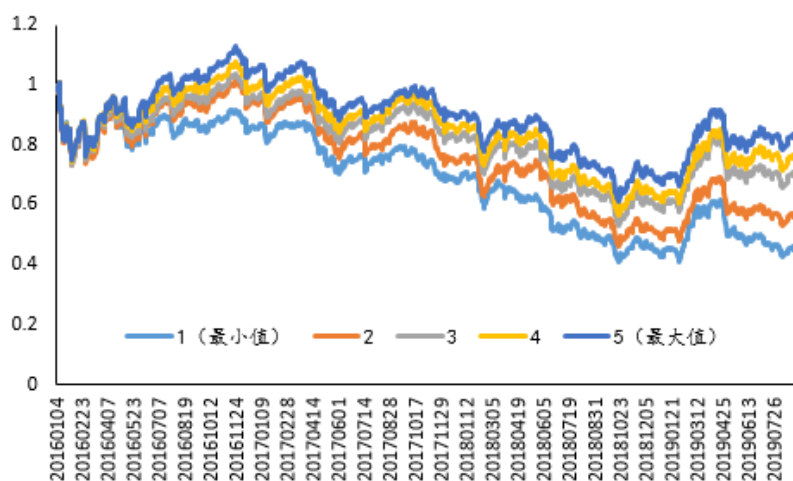
图表18: VCVaR 因子正交前后与常见因子的因子值相关性

	市值	波动	换手	反转
正交前	-30.43%	-10.01%	-18.48%	11.50%
正交后	2.74%	0.12%	-0.93%	-0.22%

资料来源：Wind 资讯，方正证券研究所

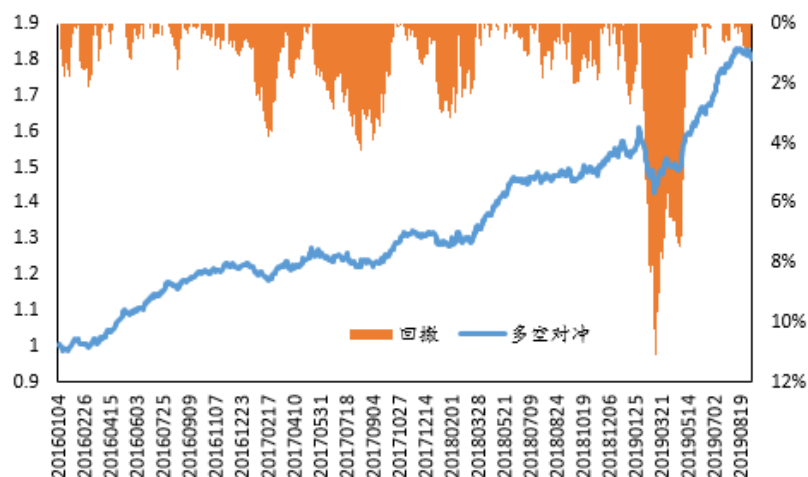
在全 A 中，正交后的因子有效性明显，如下图所示，IC\_IR 为 2.6377，多空对冲后的夏普值为 2.7502。分组在时间序列上单调性显著。

图表19: VCVaR 因子（正交后）分组收益（全 A）



资料来源：Wind 资讯，方正证券研究所

图表20: VCVaR 因子(正交后)多空收益(全 A)



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

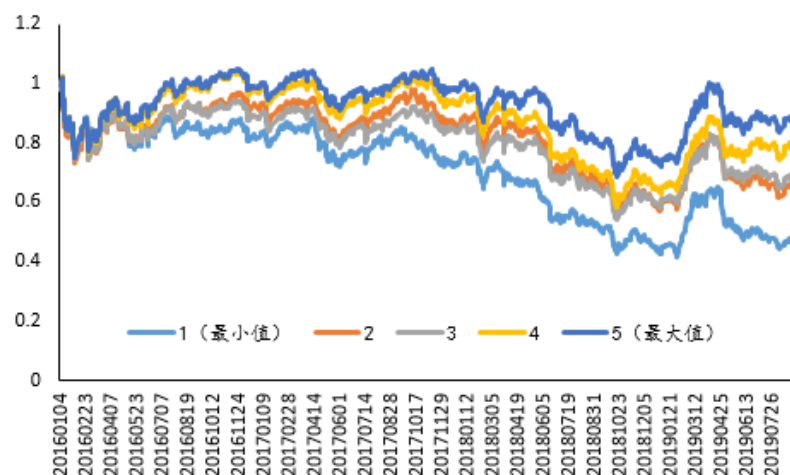
图表21: VCVaR 因子(正交后)的回测统计(全 A)

Rank_IC	0.0701
IC_IR	2.6377
多空对冲夏普	2.7502
多空对冲最大回撤	11.08%
多空对冲年化收益	17.06%

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

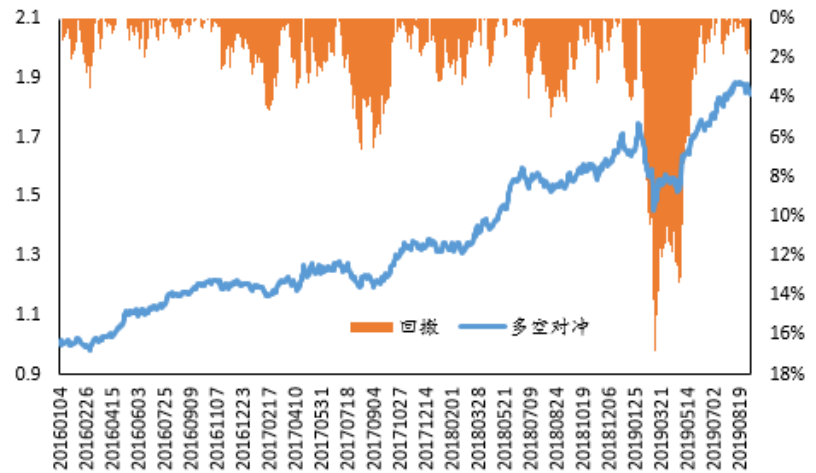
在中证 500 成分股中, 正交后的因子效果下降, 但依然有效, 如下图所示, IC\_IR 为 1.9836, 多空对冲后的夏普值为 1.8543。分组的单调性上, 第二组和第三组曾经出现过混淆, 但五个分组总体上维持单调。

图表22: VCVaR 因子(正交后)分组收益(500 成分内)



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表23: VCVaR 因子（正交后）多空收益（500 成分内）



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

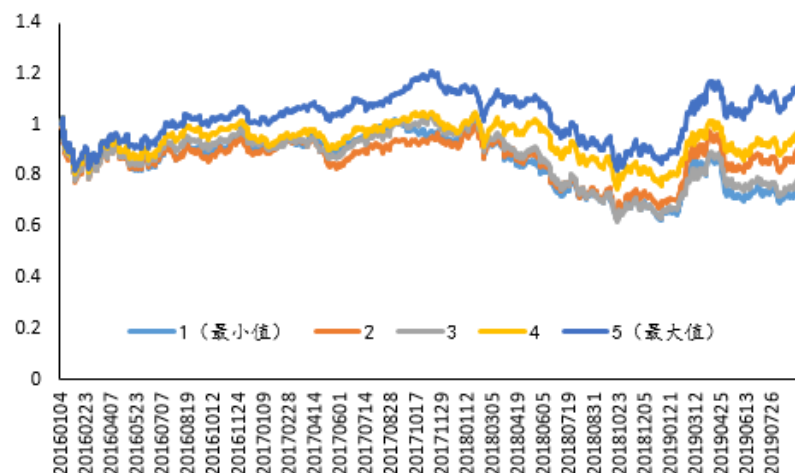
图表24: VCVaR 因子（正交后）的回测统计（500 成分内）

Rank_IC	0.0739
IC_IR	1.9836
多空对冲夏普	1.8543
多空对冲最大回撤	16.80%
多空对冲年化收益	17.80%

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

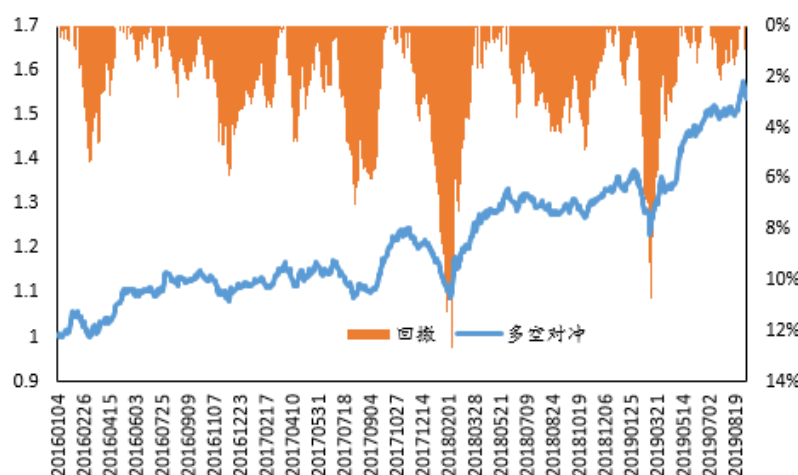
在沪深 300 成分股中, 正交后因子仍然维持有效性, 结果如下图所示, IC\_IR 为 1.4493, 多空对冲后的夏普值为 1.4587。分组的单调性相对下降, 第五组（最大值）表现较好, 第一、二、三组曾经出现混淆。

图表25: VCVaR 因子（正交后）分组收益（300 成分内）



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表26: VCVaR 因子(正交后)多空收益(300成分内)



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表27: VCVaR 因子(正交后)的回测统计(300成分内)

Rank_IC	0.0514
IC_IR	1.4493
多空对冲夏普	1.4587
多空对冲最大回撤	12.70%
多空对冲年化收益	12.19%

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

为了更全面地研究因子在指数成分股内的选股能力,我们希望知道在各种实际约束条件下,因子的有效性是否能够保持。因此,我们使用上述正交后的因子构建单因子组合,其中个股的权重使用优化器确定。优化器的优化目标为最大化因子暴露,约束条件为市值、行业和个股权重偏离。具体形式如下,其中  $f$  为因子值,  $S$  为市值因子矩阵,  $H$  为行业哑变量矩阵,  $w_b$  为基准权重

$$\begin{aligned}
 & \max f^T w \\
 & s.t. \quad s_l \leq S(w - w_b) \leq s_h \\
 & \quad \quad h_l \leq H(w - w_b) \leq h_h \\
 & \quad \quad w_l \leq w - w_b \leq w_h \\
 & \quad \quad 0 \leq w \leq l \\
 & \quad \quad \mathbf{1}^T w = 1
 \end{aligned}$$

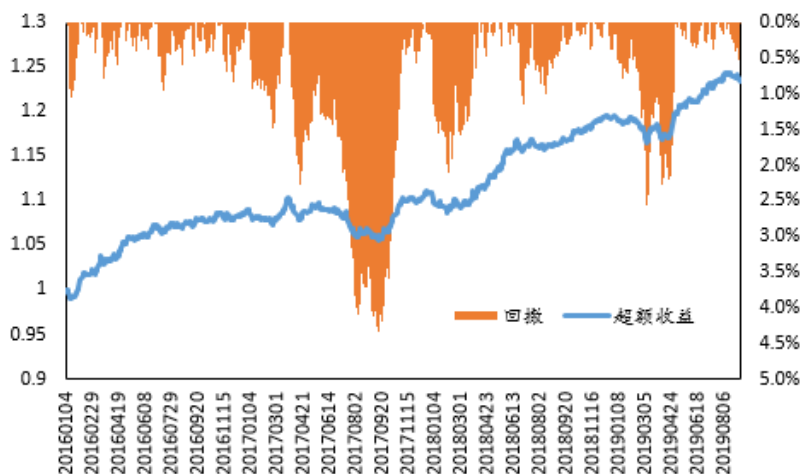
依据上述优化器,单因子组合的构建如下所示:

- 选股范围: 中证 500 成分股、沪深 300 成分股
- 回测区间: 2016 年 1 月-2019 年 9 月
- 调仓频率: 每月调仓
- 股票权重: 使用优化器确定,对市值、行业、权重偏离进行约束

- 交易成本: 印花税 0.1% (单边收取), 佣金 0.08% (双边收取), 滑点 0.05% (双边收取)

回测结果如下图表所示。可以看到, 因子通过上述约束条件后, 在 500 指数和 300 指数成分内依然有效。在 500 指数内, 单因子组合的夏普值为 2.03, 在 300 指数内, 单因子组合的夏普值为 1.78。

图表28: VCVaR 因子在 500 指数内构建的组合表现



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表29: VCVaR 因子在 500 指数内构建的组合的回测统计

年化收益	6.05%
年化波动	2.99%
夏普	2.03
最大回撤	4.33%
月胜率	71.11%

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表30: VCVaR 因子在 500 指数内构建的组合分年度表现

	年化收益率	最大回撤	夏普比率
2016	8.97%	1.04%	3.02
2017	1.99%	4.33%	0.66
2018	8.57%	1.33%	2.80
2019	4.88%	2.45%	1.71

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所



图表31: VCVaR 因子在 300 指数内构建的组合表现



资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表32: VCVaR 因子在 300 指数内构建的组的回测统计

年化收益	4.31%
年化波动	2.42%
夏普	1.78
最大回撤	3.81%
月胜率	68.89%

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表33: VCVaR 因子在 300 指数内构建的组合分年度表现

	年化收益率	最大回撤	夏普比率
2016	2.69%	2.45%	1.07
2017	5.03%	0.97%	2.43
2018	3.68%	1.52%	1.50
2019	6.43%	3.05%	2.40

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

### 5.3 左右侧 VCVaR 因子的表现

通过上述对左侧 5%VCVaR 因子的研究, 发现对于个股因子值越大越好, 也即较少出现分钟级别上放量大跌的股票具有超额收益 (左侧 VCVaR 大多为负值)。与此同时, 我们对个股的右尾风险特性也做了研究, 构建右侧 5%VCVaR 因子, 并进行相应测算, 结果如下表所示。

结果表明, 右尾与左尾呈现非常接近的风险特征, 其因子值越小越好, 也即较少出现分钟级别上放量大涨的股票具有超额收益 (右侧 VCVaR 大多为正值)。总而言之, 尾部风险较低的股票, 更容易产生超额收益。

图表34: 左侧、右侧 VCVaR 因子效果对比

		Rank_IC	IC_IR	多空对冲夏普	多空对冲最大回撤
全A	左侧5%VCVaR	0.0701	2.6377	2.7502	11.08%
	右侧5%VCVaR	-0.0877	-3.4109	3.3284	10.48%
500内	左侧5%VCVaR	0.0739	1.9836	1.8543	16.80%
	右侧5%VCVaR	-0.0803	-2.3945	1.8360	16.51%
300内	左侧5%VCVaR	0.0514	1.4493	1.4587	12.70%
	右侧5%VCVaR	-0.0562	-1.3789	1.5266	11.80%

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

图表35: 左侧、右侧 VCVaR 因子构建的组合效果对比

		年化收益	年化波动	夏普	最大回撤	月胜率
500内	左侧5%VCVaR	6.05%	2.99%	2.03	4.33%	71.11%
	右侧5%VCVaR	5.61%	2.74%	2.05	3.58%	68.89%
300内	左侧5%VCVaR	4.31%	2.42%	1.78	3.81%	68.89%
	右侧5%VCVaR	3.80%	2.33%	1.63	4.43%	60.00%

资料来源: Wind 资讯, 方正证券研究所

## 6 总结

传统关于低波动异象的研究更多着眼于日线上的波动与风险度量, 本报告提出使用 CVaR 模型, 依据日内波动对股票的风险进行刻画, 从一个新的角度对股票的低波动异象做研究。

本报告使用股票日内分钟收益率序列构建因子。针对分钟收益率序列噪声较大的问题, 提出成交量加权的解决方式。测算结果表明, 该方法简单而有效。

基于上述讨论, 本报告提出选股因子 VCVaR, 并进行测算。结果表明, 剥离常见风格后, 因子依然具备选股能力; 此外, 报告通过构建单因子组合的方式, 表明因子在指数成分内同样有效。根据因子测算结果, 我们对股票分钟线的尾部风险特征有了一定的认知, 其左尾与右尾风险特征接近, 尾部风险越低, 股票越容易产生超额收益。

## 7 风险提示

本报告基于历史数据进行测试, 不构成任何投资建议。市场投资者结构变化、政策变化、经济基本面变化, 都可能导致模型失效。

## 分析师声明

作者具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格，保证报告所采用的数据和信息均来自公开合规渠道，分析逻辑基于作者的职业理解，本报告清晰准确地反映了作者的研究观点，力求独立、客观和公正，结论不受任何第三方的授意或影响。研究报告对所涉及的证券或发行人的评价是分析师本人通过财务分析预测、数量化方法、或行业比较分析所得出的结论，但使用以上信息和分析方法存在局限性。特此声明。

## 免责声明

方正证券股份有限公司（以下简称“本公司”）具备证券投资咨询业务资格。本报告仅供本公司客户使用。本报告仅在相关法律许可的情况下发放，并仅为提供信息而发放，概不构成任何广告。

本报告的信息来源于已公开的资料，本公司对该等信息的准确性、完整性或可靠性不作任何保证。本报告所载的资料、意见及推测仅反映本公司于发布本报告当日的判断。在不同时期，本公司可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告。本公司不保证本报告所含信息保持在最新状态。同时，本公司对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，投资者应当自行关注相应的更新或修改。

在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见均不构成对任何人的投资建议。在任何情况下，本公司、本公司员工或者关联机构不承诺投资者一定获利，不与投资者分享投资收益，也不对任何人因使用本报告中的任何内容所引致的任何损失负任何责任。投资者务必注意，其据此做出的任何投资决策与本公司、本公司员工或者关联机构无关。

本公司利用信息隔离制度控制内部一个或多个领域、部门或关联机构之间的信息流动。因此，投资者应注意，在法律许可的情况下，本公司及其所属关联机构可能会持有报告中提到的公司所发行的证券或期权并进行证券或期权交易，也可能为这些公司提供或者争取提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务。在法律许可的情况下，本公司的董事、高级职员或员工可能担任本报告所提到的公司的董事。

市场有风险，投资需谨慎。投资者不应将本报告为作出投资决策的惟一参考因素，亦不应认为本报告可以取代自己的判断。

本报告版权仅为本公司所有，未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制、发表或引用。如征得本公司同意进行引用、刊发的，需在允许的范围内使用，并注明出处为“方正证券研究所”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。

## 公司投资评级的说明：

强烈推荐：分析师预测未来半年公司股价有20%以上的涨幅；

推荐：分析师预测未来半年公司股价有10%以上的涨幅；

中性：分析师预测未来半年公司股价在-10%和10%之间波动；

减持：分析师预测未来半年公司股价有10%以上的跌幅。

## 行业投资评级的说明：

推荐：分析师预测未来半年行业表现强于沪深300指数；

中性：分析师预测未来半年行业表现与沪深300指数持平；

减持：分析师预测未来半年行业表现弱于沪深300指数。

	北京	上海	深圳	长沙
地址：	北京市西城区阜外大街甲34号方正证券大厦8楼(100037)	上海市浦东新区浦东南路360号新上海国际大厦36楼(200120)	深圳市福田区深南大道4013号兴业银行大厦201(418000)	长沙市芙蓉中路二段200号华侨国际大厦24楼(410015)
网址：	<a href="http://www.foundersc.com">http://www.foundersc.com</a>	<a href="http://www.foundersc.com">http://www.foundersc.com</a>	<a href="http://www.foundersc.com">http://www.foundersc.com</a>	<a href="http://www.foundersc.com">http://www.foundersc.com</a>
E-mail：	yjzx@foundersc.com	yjzx@foundersc.com	yjzx@foundersc.com	yjzx@foundersc.com