

分析师：

徐寅

xuyinsh@xyzqcomcn

S0190514070004

西学东渐--海外文献推荐系列之七十六

2020 年 5 月 14 日

报告关键点

首先，本文的研究有着重要的经济学理论价值：最优投资组合应当等于 SDF。文章通过加入：1) 假设存在能够很好的度量组合收益率的条件因子模型，并可以依赖条件因子模型计算出 SDF；2) 假设定价策略可能无法获得过高的夏普比率。两个限制得到关于条件 SDF 的性质，并指出 SDF 的条件方差较静态模型要高，因此因子择时有着重要意义。其次，本文具备较好的实践价值。文章通过对动态预期收益率估计进行设定，给出了完整且系统的因子择时方法，从信息比率等指标来看，相比于市场择时和因子投资，因子择时带来了很大的效益。

相关报告

《西学东渐--海外文献推荐系列之七十五》

《西学东渐--海外文献推荐系列之七十四》

《西学东渐--海外文献推荐系列之七十三》

团队成员：

投资要点

- 西学东渐，是指从明朝末年到近代，西方学术思想向中国传播的历史过程。西学东渐不仅推动了中国在科学技术和思想文化方面的发展，也有力地促进了社会与政治的大变革。在今天，西学东渐仍有其重要的现实意义。作为 A 股市场上以量化投资为研究方向的卖方金融工程团队，在平日的工作中，常常深感海外相关领域的研究水平之高、内容之新。而这也促使我们通过大量的材料阅读，去粗取精，将认为最有价值的海外文献呈现在您的面前！
- 目前，因子择时受到众多关注，本文结合市场择时和因子投资的思想研究因子择时，具有较高价值。首先，本文的研究有着重要的经济学理论价值：最优投资组合应当等于 SDF。文章通过加入：1) 假设存在能够很好的度量组合收益率的条件因子模型，并可以依赖条件因子模型计算出 SDF；2) 假设定价策略可能无法获得过高的夏普比率；两个限制推导得到关于条件 SDF 的性质，并指出 SDF 的条件方差较静态模型要高，因子择时有着重要意义。其次，本文具备较好的实践价值。文章通过对动态预期收益率估计进行设定，给出了完整且系统的因子择时方法，从信息比率等指标来看，相比于市场择时和因子投资，因子择时带来了很大的效益。

风险提示：文献中的结果均由相应作者通过历史数据统计、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。

目录

1、引言	3 -
2、本文理论模型	5 -
2.1 因子模型、因子投资与因子择时	6 -
2.2 不存在套利机会	7 -
3、因子收益的可预测性	9 -
3.1 所用数据	9 -
3.2 因子的主成分	9 -
3.3 预测主成分的超额收益	10 -
3.4 单个因子预测	11 -
3.5 稳健性检验	12 -
3.6 与备选方法对比	13 -
4、最优因子组合	15 -
4.1 表现	15 -
4.2 择时的频率探讨	16 -
5、SDF 的性质	16 -
5.1 波动率	16 -
5.2 异方差性	17 -
5.3 与经济状态的关系	18 -
5.4 将因子择时与波动率择时结合	19 -
5.5 定价的风险?	19 -
6、结论	21 -
图表 1、各主成分解释异常收益的比例	10 -
图表 2、预测单个的异常收益率 (R^2)	11 -
图表 3、基于自身估值比率的可预测性	11 -
图表 4、单个因子预测结果	12 -
图表 5、不同参数设定	13 -
图表 6、不同替代方法对比	14 -
图表 7、各种投资组合策略的表现	16 -
图表 8、SDF 方差	17 -
图表 9、SDF 的条件方差时序变动	17 -
图表 10、SDF 方差和宏观经济变量	18 -
图表 11、假设无择时因子的优势	20 -
图表 12、异象的期望收益	21 -

报告正文

因子择时

文献来源：

Factor Time. Valentin Haddad, Serhiy Kozak, Shrihari Santosh. The Review of Financial Studies. <https://academic.oup.com/rfs/article-abstract/33/5/1980/5753962>. 2020

推荐原因：

目前，因子择时受到众多关注，本文结合市场择时和因子投资的思想研究因子择时，具有较高价值。首先，本文的研究有着重要的经济学理论价值：最优投资组合应当等于 SDF。文章通过加入：1) 假设存在能够很好的度量组合收益率的条件因子模型，并可以依赖条件因子模型计算出 SDF；2) 假设定价策略可能无法获得过高的夏普比率；两个限制推导得到关于条件 SDF 的性质，并指出 SDF 的条件方差较静态模型要高，因子择时有着重要意义。其次，本文具备较好的实践价值。文章通过对动态预期收益率进行设定，给出了完整且系统的因子择时方法，从信息比率等指标来看，相比于市场择时和因子投资，因子择时带来了很大的效益。

我们的思考：

随着市场风格转换愈加频繁，针对因子择时的研究重要性也在不断提升。本文基于随机折现因子理论，为解决因子择时价值这一问题提供了新的视角与方法。同时文章基于 PCA 方法转换预测对象，提高了可预测性，并从理论和实证角度说明本文方法的优越性，对因子择时的相关研究具有重要意义。

1、引言

众多学者提出股票市场的总收益是可以预测的 (Shiller[1981]; Fama 与 French [1988])，这为投资者进行市场择时提供了空间。同时除市场因子以外的资产横截面溢价的横截面溢价为因子投资奠定了基础。那么结合这两个想法，并构建出统一的横截面和时间序列收益可预测性的最优因子择时投资组合，其价值如何？这个问题有着重要的经济学理论价值：最优投资组合等于随机贴现因子 (SDF)。因此，如果因子择时和最优投资组合相关，则应该在估计 SDF 时就考虑这一事实。

在传统的方法中，可以依据因子的可预测性来得到 SDF，同时这样估计出的 SDF 与假设因子溢价不变的值有很大差别。本文估计得到的 SDF 具有更高的波动率：其方差从 1.66 增加到 2.96。此外，SDF 的异方差较大，这也有利于进行因子择时。同时，SDF 所表现出的变化模式与仅考虑市场择时有很大区别，我们发现这种变化模式大多发生在较短的商业周期中，且和不同的宏观经济变量相关。

本文的实证标的为之前研究中所提到的五十个股票“异常收益”投资组合，这个投资组合可以很好的捕捉预期收益的横截面变化。同时为了得到最优投资组合和 SDF，我们加入两个限制条件：

1) 假设存在能够很好的度量组合收益率的条件因子模型，并可以依赖条件因子模型计算出 SDF。这一设定是对之前关于 SDF 研究的拓展，即假设 SDF 是时

变的，这个假设也为进行因子择时奠定了基础。

2) 假设定价策略可能无法获得过高的夏普比率（借鉴 Kozak 等人(2018)提出的在均衡市场中几乎不存在套利机会）。当横截面收益可由一组因子很好的解释时，这一假设暗示风险溢价的时间序列变化主要是来源于在不同时间的 SDF 最大驱动力变化。

同时为了更好的实证，本文：

1) 假设这 50 个投资组合的协方差矩阵是稳定的，不随时间而变化。

2) 关注于这 50 个投资组合的前五主成分，这些主成分解释了大约 60% 的实现收益的变化。同时维度的降低可以使得对 SDF 的估计更为稳健。

本文的方法是针对于可预测问题左侧（“哪些因子是可预测的？”），而非右侧（“哪些变量是有用的预测变量？”）。对于右侧问题，本文简单的使用每个投资组合的账面市值比（book-to-market ratio）作为预测变量。

我们发现，PC 的异常收益有着较好的可预测性。对于第一和第四主成分这两个可预测性最高的组成部分，样本外基于账面市值比率预测月收益的 R^2 约为 4%，是预测市场收益的大约四倍。同时我们由 PC 进行转换，得到每一个单独投资组合的预测结果，样本外 R^2 约为 1%。因子收益率能够被很好的预测也为进行因子择时提供了支持。文章也对一些参数敏感性进行了测试，如主成分的数量、投资组合的构建方式、预测范围等。

本文的关键点在于对目标投资组合集合的降维。类似的，可以分别建立每一个异常收益投资组合的预期收益率，然而我们发现这种方法的效果较差：用其本身账面市值比进行预测所得到的 R^2 仅为本文方法的一半。同时本文样本外预测结果的稳健性也为本文所提出方法的有效性奠定基础。本文的方法提供了一种研究的新思路，即可以利用一些典型的变量筛选方法用于组合构建，而不是预测每一个投资组合，这也得到了更为稳健的结果。

我们使用本文的结果来构建最佳因子择时投资组合，从而量化因子择时所带来的投资收益。更为重要的是，可以得到关于 SDF 的一系列重要属性。从本文的实证结果来看：

1) 因子择时带来了可观的投资收益，纯因子择时投资组合夏普比率为 0.71。这也意味着 SDF 的实际条件方差要比静态策略所推导出的大得多。同时市场中性因子所带来的收益大于市场择时的收益，与静态策略相差不大。

2) SDF 有着较为明显的异方差。最大风险补偿的变化主要源于因子均值的变动，与方差变化的关系较小；

3) SDF 方差的变化和市场溢价的变化不一致。SDF 方差的变化主要是在商业周期的频率而非更长的一些宏观经济频率。换言之，能够捕捉市场溢价变化的宏观经济变量可能与 SDF 无关。

4) 各种异象对 SDF 的贡献呈现出不同的模式。例如，市值和价值的载荷是顺周期的，而动量的载荷是逆周期的。

总而言之，除了市场择时和因子投资之外，因子择时也十分重要。定价内核不断变化的条件属性主要是受到市场中立因子的驱动。本文所研究的方法和结论只是了解风险溢价驱动因子演变的一个开端。我们的研究表明，市场风险溢

价的周期性变化的相关研究并不能很好的直接用于捕捉横截面收益的变化(例如, Bansal 和 Yaron (2004); Barberis 等人 (2015); Campbell 与 Cochrane (1999); Campbell 与 Kyle (1993))。实际上, 这些模型所生成的 SDF 的波动性和异方差比我们估计的 SDF 小得多。此外, 他们通常集中于研究单一的共同力驱动变化风险。最后, 我们估计的 SDF 提供了一组有用的属性, 概述了股票的丰富横截面的性质, 为未来理论发展进行铺垫。

还有一部分文献从不设定因子结构的角度出发进行收益预测研究。较为出名的例子是 Campbell, Polk 与 Vuolteenaho (2009)、Lochstoer 与 Tetlock (2020) 使用 VAR 方法来预测个股的预期收益, 然后构建投资组合。Arnott, Beck 与 Kalesnik (2016a,b), Asness 等人 (2000), Baba Yara 等人 (2018), Cohen, Polk 与 Vuolteenaho (2003) 使用估值指标来预测个股收益。Greenwood 与 Hanson (2012) 基于 “issuer-purchaser 作为预测变量。当然, 也有例如 Ilmanen, Nielsen、Chandra (2015), Asness (2016) 与 Asness et al (2017) 提出估值指标并不能起到很好的预测效果。然而, 需要注意的是上述文献都是对单个收益的预测, 并没有考虑资产之间的相关性。隐含的, 他们提出时变风险溢价的独立来源和资产的潜在来源一样多。而我们研究的是所有异常收益通用的预测来源。这种方法通过降维带来了重要的统计优势。在第二章中, 我们和其他各种方法进行了对比, 可以看出本文方法能够达到更高的可预测性。

同时也有文献对横截面收益的高维问题进行了处理。Freyberger, Neuhierl 与 Weber (2018) 使用自适应 Lasso 方法来决定哪种特征为单个股票的横截面收益提供独立的信息。Kozak et al (2020) 将 SDF 作为各种特征的线性函数, 同时 Kozak (2019) 将其拓展为非线性函数。Kelly, Pruitt 和 Su (2019) 将股票 beta 设为股票特征的线性函数。Light, Maslov 和 Rytchikov (2017), Kelly, Pruitt 和 Su (2019), Giglio 和 Xiu (2018) 均采用了潜在因子方法进行分析。Kozak 等人 (2018, 2020) 使用无套利理论来支持 PCA 的使用。Kelly, Pruitt 和 Su (2019) 表明, 如果股票特征的横截面相关矩阵是恒定的, 则它们的潜在因子正好对应于异常投资组合的最大 PC。

本文也使用 PCA 进行了高维问题的处理。但是, 我们在一个重要方面与以前的工作有所不同。在所有这些论文中, 异常投资组合的预期收益率是恒定的, 或仅由于时变波动而变化。而本文为风险溢价的时变性质进行讨论。

一些论文对条件信息进行了讨论。例如 Gallant, Hansen 和 Tauchen (1990) 使用条件信息和资产价格得出 SDF 无条件方差的下界。我们同样使用无条件方差的上界来推导条件信息限制的影响。Chernov, Lochstoer 和 Lundeby (2018) 提出了使用多水平收益率来构建资产定价模型的方法, 然而他们并没很好的考虑 SDF 载荷的影响。Moreira 和 Muir (2017) 研究了针对波动率的择时, 并指出波动率的变化在 SDF 中发挥了重要作用。

2、本文理论模型

本文研究的重点是针对横截面收益 $\{R_{it}\}_{i \in I}$ 进行择时的优势, 同时对于择时收益的研究不仅对优化投资组合有着重要意义, 也能够对形成均衡价值的经济驱动

力加深理解。下文我们将逐步得到因子择时收益、随机贴现因子和可预测性之间的关系。

首先，当资产收益不相关时，最大条件夏普比率的期望可以表示为：

$$E(SR_t^2) = E(\text{var}_t(m_{t+1})) = \sum_i \frac{E[R_{i,t+1}]^2}{\sigma_i^2} + \sum_i \left(\frac{R_i^2}{1 - R_i^2} \right) \quad (2-1)$$

其中第一个等式表明最大平方夏普比率的期望与 m_{t+1} 的期望方差一致， m_{t+1} 是最小方差随机折现因子 (SDF)。第二个等式是计算上述式子的两部分，其中第一项与静态夏普比率类似，为期望收益的平方与 σ_i^2 的比。第二项蕴含了收益可预测性，是预测收益所能得到的最大 R^2 ， $R_i^2 = 1 - \sigma_i^2 / \text{var}(r_{i,t+1})$ 。

在没有任何模型设定的情况下，对收益进行稳健的预测是极为困难的，甚至可能得到的预测为虚假的。在本章中，我们将展示如何基于两个简单的限制解决这些问题。首先我们根据相关文献假设较少的因子可以获取全部的股票定价信息；其次我们假设价格几乎没有套利的机会。

2.1 因子模型、因子投资与因子择时

首先，我们对定价模型进行设定：假设资产数量为 N ，则最小方差随机折现因子 m_{t+1} 可由下式得到：

$$m_{t+1} = 1 - b_t'(R_{t+1} - E_t[R_{t+1}]) \quad (2-2)$$

其中 $E_t[m_{t+1}R_{t+1}] = 0$ 。同时我们借鉴 Kelly, Pruitt 与 Su (2019), Kozak 等人 (2020)、Freyberger, Neuhierl 与 Weber (2018)、Kozak (2019) 的做法，使用因子特征来降低收益率空间和 SDF 的维度。特别的，我们假设横截面风险溢价 b_t 存在异质性，同时认为 b_t 的横截面异质性在很大程度上可以由可观察到的 K 个股票特征 C_t 来捕获。

假设 1：股票的 SDF 载荷可以表示为：

$$b_t = C_t \delta_t \quad (2-3)$$

$N \times 1 \quad N \times K \quad K \times 1$

其中 C_t 是 $N \times K$ 的因子特征矩阵， δ_t 是 $K \times 1$ 维的时变系数 ($K \leq N$)。

将公式(2-3)代入公式(2-2)，可以得到另一种 SDF 表示：

$$m_{t+1} = 1 - \delta_t'(F_{t+1} - E_t[F_{t+1}]) \quad (2-4)$$

其中 $F_t = C_{t-1}'R_t$ 是因子投资组合。例如，假设市值为 C_t 中的一个元素，同时相乘的元素为市场收益率。假设某个因子的取值按分位数为 -1, 0, 1。则可以得到 Fama 和 French (1992) 的基于因子的投资组合，同时我们现在可以将 δ_t 解释为这些因子投资组合的时变风险溢价。

因此，假设 1 不仅提出可以用股票的横截面特征进行定价，还可以引入时变的概念。这也使得我们可以将计算 SDF 的变量维度大大的缩减。同时足以囊括因子预期收益的变化情况，这也是因子择时背后的基本思想。Kozak 等人 (2020) 假设从股票特征到 SDF 的映射是恒定的， $b_t = C_t \delta$ 。在这种假设下，并未给因子

择时留有空间，因为 SDF 的系数和最大化夏普比率得到的结果一致。因此，为了能够使得我们的模型有因子择时的余地，我们可以将模型设置成如下形式：

引言 1：（条件因子模型）条件因子模型如下所示：

$$E_t(R_{j,t+1}) = \beta'_{jt} \sum_{F,t} \delta_t = \beta'_{jt} E_t[F_{t+1}] \quad (2-5)$$

其中根据 $\delta'_t = \sum_{F,t}^{-1} E_t(F_{t+1})$ ，可以由公式 (2-4) 推导出 (2-5)，其中 $\sum_{F,t}$ 是因子的条件的协方差。同时上述公式即使在同方差的推导下也可以展示风险溢价变化，其中 $\sum_{F,t}$ 和 β'_{jt} 都是常数。

在我们的框架中，由于这些因子完全捕获了投资者所关注的风险来源，因此仅从这几个因子就可以构造出最优的投资组合，即所谓的“共同基金定理”。因子择时策略是这一研究的动态拓展。随着这些因子的性质发生变化，投资者也应该相应地调整自己的投资组合。例如，最大条件夏普比率收益率为：

$$R_{t+1}^{opt} = E_t[F_{t+1}]' \sum_{E,t}^{-1} F_{t+1} \quad (2-6)$$

即这些因子的条件风险溢价对动态策略有着重要意义。

尽管因子模型能够实现一定程度上的降维，然而仍有较多的因子需要估计。大量的学者从经验和理论动机推导出了大量潜在因子，这也导致出现 Cochrane(2011)提到的“海量因子库”问题。在因子模型中包含无效因子从理论上来看并不会影响因子模型的表现，因为 SDF 对于这些因子的载荷为 0。然而在实际应用中，包含过多的因子可能会在有限的样本中导致虚假回归的可预测性变大，因此我们加入下面第二个假设。

2.2 不存在套利机会

截止目前，已有多位学者基于“完美交易”或“不存在套利机会”的假设，进行实证验证。例如，Cochrane 和 Saa-Requejo(2000)对 SDF 的条件方差设定上限，并得到期权的价格。Ross(1976)对于夏普比率的平方设定一个上限，即最大平方夏普比率的上限等于 SDF 方差的上限。Kozak 等人 (2018)提出无条件收益中较大的主成分可以解释大部分平均受益的横截面变化。在我们风险溢价会随时间变化的假设下，所达到的并非最大夏普比率而是条件最大夏普比率，即 $E[SR_t^2]$ 。

引言 2：（不存在套利机会）通常情况下，套利机会是不存在的，则平均条件夏普比率的平方上界是一个常数。

对于夏普比率的限制有两种解释：第一种，上限等于最优使用均值方差投资者的平均确定性。对于一个风险偏好系数为 γ 的投资者，他在时刻 t 的确定性值等于：

$$\frac{SR_t^2}{2\gamma},$$

其中 SR_t^2 是最大条件夏普比率的平方。一种解释是对于 SR_t^2 的非条件期望是投资者投资风险资产所获得的财富，另一种解释是，等式 (2-4) 中的平均条件 SDF 等于无条件方差，因为它具备恒定的条件均值。因此，我们的上限也是 SDF 无条

件方差的上限。第三，当考虑了所有可能的动态策略之后，它等效的提供了最大无条件夏普比率平方的期望。这个无条件值衡量了均值方差投资者无法直接拥有条件信息，而选择 buy 和 hold 策略。

我们现在证明，假设 2 将导致进一步的维数减少。首先，请注意，由于最大条件夏普比率对于资产空间的旋转是不变的，我们可以收益的 PC 分解应用于公式 (2-1)。让 $PC_{i,t}$ 是因子 F 的第 i 个主成分组合，同时 λ_i 为特征值，我们假设：

$$E(SR_t^2) = \sum_{i=1}^K \frac{E[PC_{i,t+1}]^2}{\lambda_i} + \sum_{i=1}^K \left(\frac{R_i^2}{1-R_i^2} \right) \quad (2-7)$$

其中求和是针对所有 K 个 PC 投资组合。同样，第一项为静态因子投资的收益，即所有 K 个静态因子投资组合夏普比率的平方。第二项是本文的重点，描述了每个主成分的可预测性。主成分被预测的越多。投资者可以获得更好的投资组合表现。第二项是因子择时所能带来的最优因子择时收益。

同时，我们计算每一个主成分对总的收益可预测性的贡献：

$$\begin{aligned} R_{\text{total}}^2 &= \frac{\text{tr}[\text{cov}(E_t[F_{t+1}])]}{\text{tr}[\text{cov}(F_{t+1})]} = \frac{\text{tr}[\text{cov}(E_t[PC_{t+1}])]}{\text{tr}[\text{cov}(PC_{t+1})]} \\ &= \sum_{i=1}^K \left(\frac{R_i^2}{1-R_i^2} \right) \frac{\lambda_i}{\lambda} \end{aligned} \quad (2-8)$$

其中：

$$\lambda = \sum \frac{\lambda_i}{1-R_i^2}$$

是总条件收益协方差。这个是横截面收益衡量了总的横截面收益，并且具有通过资产空间旋转可保持不变的有用特性。第二项是总 R2 中来自每个 PC 的可预测性，并以其在解释因子方法的重要程度进行加权。

当投资组合存在因子结构时会发生什么呢，即 λ_i 的大小差距会十分明显。通过结合总的 R^2 和最大夏普比率平方，可以看出主成分中比较小的对于预测能力毫无意义，同时也不会对于夏普比率有意义。从直觉上来看，虽然很多因子都能起到作用，然而他们的作用不可能是完全独立的。否则，投资者获得收益可能是惊人的，而这与 Kozak et al. (2018) 的推导结果矛盾。因此，很少有成分能够同时捕捉时序和横截面信息。我们定义 Z_{t+1} 是 F_{t+1} 的重要主成分集合，同时主成分所取个数是一个经验问题，取决于对于因子结构的强度，以下为 SDF 与最佳因子时序模型的影响：

性质 1：在假设 1 和假设 2 成立的情况下，SDF 可以由主要因子求得：

$$m_{t+1} \approx 1 - E_t[Z_{t+1}]' \sum_{Z,t}^{-1} (Z_{t+1} - E_t[Z_{t+1}]) \quad (2-9)$$

同样的，最大夏普比率因子投资组合可以由下式估计：

$$R_{t+1}^{opt} \approx E_t[Z_{t+1}]' \sum_{Z,t}^{-1} Z_{t+1} \quad (2-10)$$

我们的两个假设在以下意义下是互补的。假设 1 提出因子择时是充分的，无需对单个股票进行择时。即使没有这个假设 1，假设 2 也提供了一个有效的途径

用于给定集合因子的择时。然而，这两个假设使得我们能够验证 SDF 的性质，却未与经济状态相结合。

在下文的实证中，我们将采用少量的主成分进行因子收益的分解。此外由于因子间经常存在相关性，因此可以使用标准无条件方法进行主成分的提取。同时需要估计的为条件期望与条件方差，本文集中了对 $E_t[Z_{t+1}]$ 的预测，同时对于波动率的估计更为直接。

综上，通过我们的假设可以得到下述因子择时方法：

- 1、设置一组定价因子 F_{t+1} ；
 - 2、利用主成分分析提取这组因子的主成分， Z_{t+1} ；
 - 3、对于每一个 Z_{t+1} 建立预测模型，即 $E_t(Z_{t+1})$ ；
 - 4、基于因子预测值和载荷得到因子的预期收益率；
 - 5、为进行因子择时或者说估计 SDF，基于预期收益率来构建投资组合
- 下文我们将在股票横截面收益中应用上述方法来进行因子择时。

3、因子收益的可预测性

3.1 所用数据

我们方法的第一步是寻找一组定价因子，本文遵循 Kozak (2020) 的做法研究选择能够带来超额收益的投资组合，这些投资组合能够总结预期收益的异质性。我们按以下方式构建这些投资组合：

- 1、股票范围为 CRSP 与 Compusta 成分股；
- 2、基于市值进行加权得到投资组合；
- 3、样本时间为 1974 年 1 月至 2017 年 12 月；
- 4、计算多空组合的收益；

这些投资组合中大部分都表现出稳健的平均收益，同时 CAPM 的 alpha 显著。同时与前人的研究类似，我们构建的十分位投资组合呈现出单调模式，然而本文我们不再专注于研究无条件的平均收益，而是有条件的时变预期收益，这个领域在之前的研究所受关注较少。

最后我们对数据进行去市值调整和标准化。具体来说，通过每一个投资组合收益率与市场收益进行回归计算出 beta，然后将每一个收益率减去 $\beta \times r_{mkt}$ （同时对于 bm 因子投资组合 $\beta \times bm_{mkt}$ ），最后除以时序方差得到标准化后的投资组合。

3.2 因子的主成分

我们方法的第二步是对提取投资组合收益主成分，同时研究其可预测性。这里，我们首先考虑超额收益的协方差分解： $cov(F_{t+1}) = Q\Lambda Q$ ，其中 Q 是由 F_{t+1} 特征向量组成的矩阵， Λ 是特征根组成的对角阵。同时第 i 个 PC 投资组合由 $PC_{i,t+1} = q_i' F_{t+1}$ ，其中 q_i 是 Q 的第 i 个列向量。同时为了避免用到未来数据，我

们仅使用前一半数据估计 Q 。

图表 1 显示异常收益投资组合存在较强的因子结构，例如，最大主成分可以解释约 1/4 的波动率。虽然表现中等，但相较于国债等资产来说较少。因此，需要考虑一个问题：需要使用多少个主成分。等式 (2-7) 和 (2-8) 为进行选择提供了一定的借鉴：1) 首先，Campbell 和 Thompson (2007) 表明，使用估值比率进行市场收益率的预测每月 R^2 约 75bp，因此我们可以将这个作为一个标准；2) 一个合理的最大化夏普比率的 $E(S_t^2)$ 是 1；综合以上两点，我们最多包括 5 个 PC 在模型中，这五个主成分达到了约 2/3 的解释能力。同时由于我们的投资组合是市场中性的，我们可以在全市场中进行测试。

图表 1、各主成解释异常收益的比例

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10
% var. explained	25.8	12.4	10.3	6.7	4.8	4.0	3.6	2.8	2.2	2.1
Cumulative	25.8	38.3	48.5	55.2	60.0	64.0	67.6	70.4	72.6	74.7

资料来源：THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES，兴业证券经济与金融研究院整理

3.3 预测主成分的超额收益

3.3.1 预测变量

本文方法的第三步是对每个主成分进行预测，我们将估值比率作为预测变量，建立预测模型来得到每个主成分的预测值。估值比率是市场收益率最为常用的预测指标，其最早可以追溯到 Shiller (1981)，Fama 和 French (1988) 以及 Campbell 和 Shiller (1988) 的研究，同时 Lochstoer 和 Tetlock (2020) 和 Vuolteenaho (2002) 也在个股中使用其作为预测变量。Kelly 和 Pruitt (2013) 使用市销率来预测市场总收益以及按不同因子构建的投资组合收益。事实上，估值比率的使用蕴含着一个假设：即人们认为估值比率能够提供关于预期收益率的信息。例如 Vuolteenaho (2002) 研究发现多头组合的账面市值比是组合收益未来所有预期收益的折现减去其收益增长率。

为了实现降低维度的目标，本文针对每一个投资组合分别构建了预测变量：净账面市值比 $bm_{i,t+1}$ 。为了预测 $PC_{i,t+1}$ ，我们计算多头组合和空头组合 $bm_{i,t+1}$ 指标的差额作为隐含未来收益的指标，即估值价差。同时一般来说当估值价差较大时候，我们认为未来收益会降低。

3.3.2 预测结果

借鉴 Campbell 与 Thompson (2007) 的做法，我们使用月度调仓的 PC 组合收益来展示预测结果，具体如图表 2 所示。图表 2 的前两行为系数的估计值与其 Newey 和 West (1987) t 统计量。第三行和第四行展示了系数估计偏差与 p 值。准确地说，我们首先在不可预测为 0 的限制下对 PC 和账面市值比进行了预测，然后我们从 VAR 系统中模拟了 10000 个历史数据，并从这些模拟中得到系数的分布和 t 统计量。第六行展示了 OOS R^2 。为了计算该统计量，我们将样本分为两半。基于上半年数据估计预测系数，并在下半年将其应用于 bm 比率，以形成 OOS (Out of Sample, 样本外) 预测。所有数据构造仅使用前半数据，因此我们的 OOS

结果不受前瞻性偏差的影响。

图表 2、预测单个的异常收益率 (R2)

	MKT	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
Own bm	0.76 (1.24)	4.32 (4.31)	1.62 (1.81)	1.80 (2.01)	4.86 (3.74)	1.56 (0.78)
bias	0.68	0.36	0.16	0.18	0.10	0.08
p-value	.35	.00	.10	.07	.00	.48
R^2	0.29	3.96	0.74	0.56	3.59	0.50
OOS R^2	1.00	4.82	0.97	0.47	3.52	0.55
OOS R^2 critical values						
90th	0.44	0.49	0.29	0.21	0.71	0.59
95th	0.68	0.97	0.48	0.37	1.19	0.96
99th	1.35	1.73	0.87	0.84	1.95	1.71

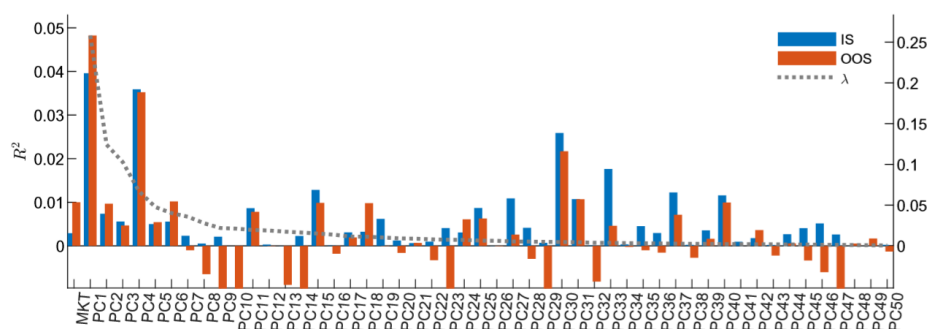
资料来源：THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES, 兴业证券经济与金融研究院整理

与之前的研究一致，该估计对市场 (MKT) 无效，然而对于 PC 的预测效果更为明显。其中 PC1 和 PC4 的 OOS R2 水平较高，分别约 4%、3%，PC2 和 PC3 的估计关系强度较弱，但在统计上仍是显著的。

3.3.3 限制的重要性

同时下面展示使用主成分进行预测的优势，在图表 3 中展示所有因子的可预测性，可以看出 PC 才能被估值价差指标更好的预测。从这个角度来看，我们从主成分出发不仅仅具备理论优势，在实证上也能获得支撑。此外，通过仅关注这些主成分，我们发现了较好的可预测性，且尽可能的避免了虚假预测。下面，我们将预测单个投资组合收益，同时展现本文方法的优势。

图表 3、基于自身估值比率的可预测性



资料来源：THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES, 兴业证券经济与金融研究院整理

3.4 单个因子预测

本文所提出方法的第四步是基于主成分来推断出各个因子的预期收益率。我们知道，因子是主成分的线性组合，因此可以用图表 2 的估计来得到每一个投资组合的收益率。值得注意的是，每个异常收益率都是由估值价差指标来隐含的预测的。图表 4 展示了使用该方法得到的样本内外拟合优势，可以看出预测能力较好：大约有一般的 OOS R2 大于 1%，只有两个 OOS R2 低于 -1%。

图表 4、单个因子预测结果

	IS	OOS		IS	OOS
1. Size	3.8	4.5	28. Short interest	-0.5	-0.4
2. Value (A)	1.8	1.9	29. Momentum (12m)	1.3	1.4
3. Gross profitability	-2.2	-4.7	30. Industry momentum	0.1	-0.2
4. Value-profitability	3.7	3.8	31. Momentum-reversals	2.8	3.3
5. F-score	0.4	-0.2	32. Long run reversals	5.7	5.5
6. Debt issuance	0.8	0.5	33. Value (M)	3.6	3.0
7. Share repurchases	0.9	0.7	34. Net issuance (M)	0.8	1.3
8. Net issuance (A)	2.4	3.8	35. Earnings surprises	-0.9	-0.7
9. Accruals	-0.2	-0.1	36. Return on book equity (Q)	0.2	0.0
10. Asset growth	1.8	2.6	37. Return on market equity	0.7	0.1
11. Asset turnover	0.6	0.8	38. Return on assets (Q)	0.3	0.5
12. Gross margins	0.6	-1.0	39. Short-term reversals	0.3	0.5
13. Earnings/price	0.7	-0.0	40. Idiosyncratic volatility	1.5	0.6
14. Cash flows/price	0.7	0.4	41. Beta arbitrage	-0.6	-0.6
15. Net operating assets	0.6	-0.2	42. Seasonality	-0.4	0.1
16. Investment/assets	1.8	1.3	43. Industry rel. reversals	1.2	1.0
17. Investment/capital	-0.1	-0.5	44. Industry rel. rev. (L.V.)	1.9	1.6
18. Investment growth	1.8	1.9	45. Ind. mom-reversals	0.6	-0.2
19. Sales growth	1.2	2.2	46. Composite issuance	-0.3	0.1
20. Leverage	0.6	0.7	47. Price	4.3	3.5
21. Return on assets (A)	0.9	1.2	48. Share volume	-0.4	-0.6
22. Return on book equity (A)	1.2	-0.1	49. Duration	2.1	2.9
23. Sales/price	2.0	1.2	50. Firm age	0.3	0.5
24. Growth in LTNOA	0.5	0.7			
25. Momentum (6m)	1.7	1.7	Mean	1.1	1.0
26. Value-momentum	-0.0	1.2	Median	0.8	0.7
27. Value-momentum-prof.	1.7	2.5	SD	1.4	1.7

资料来源：THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES，兴业证券经济与金融研究院整理

图表 4 的结果也为目前文献中关于一些因子异象的争论作出贡献。Hou, Xue 和 Zhang (2018) 提出大部分针对因子异象的研究都不稳健，存在广泛的数据挖掘现象。Harvey 与 Liu (2016) 提出 Fama 和 French (1993) 三因子模型可以很好描述预期收益，因此大部分因子异象其实是虚假的。本文的研究结果表明无条件夏普比率较低的某些异象（规模和营收增长）是可以高度预测的，这说明策略在某些时候会与 CAPM 模型存在偏差，这符合 Nagel and Singleton (2011) 的研究，即条件信息是十分重要的。更简单的说，以上结果表明，因子平均溢价较低并不一定一直都不存在风险溢价。

3.5 稳健性检验

上述估计中引入了许多参数，例如如何构建原始的因子投资组合、持有期的长短、PC 的个数，是否进行市值调整以及是否进行标准化。因此在图表 5 中我们探讨不同参数设定对结果的影响。对于每个参数，我们展示了 OSS R2 以及 OOS R2 在统计上显著的 PC 数量。

第一行为前文参数设定下的结果，同时接下来两行探讨因子投资组合构建方式带来的影响，可以看出具备一定的稳健性；无论是分为十分位、五分位还是不分组都能获得类似的结果。下面对包括 PC 的数量进行改变，可以看出当 PC 个数在 4 以下时，表现会有所下降，仅有一个 PC 的情况下比基准模型下降约 1 半。接下来对是否进行市场调整进行测试，可以看出在不进行调整的情况下，OOS R2 会有所改善。最后，测试了不同持有期下的结果，可以看出在季度、半年、年度持有期中，OOS R2 几乎呈比例增加。需要注意的是，这里仍采用每个月的收益来估算 PC。

图表 5、不同参数设定

Portfolio sort	Holding period (months)	# of PCs	Monthly PCs	Market adjusted returns	Scaled returns & bm	OOS Total R^2	# PCs signif. R^2_{OOS}
Deciles	1	5	X	X	X	0.93	4
Quintiles	1	5	X	X	X	1.01	4
Terciles	1	5	X	X	X	0.81	3
Deciles	1	1	X	X	X	0.57	1
Deciles	1	2	X	X	X	0.72	2
Deciles	1	3	X	X	X	0.78	3
Deciles	1	4	X	X	X	0.90	4
Deciles	1	6	X	X	X	0.97	5
Deciles	1	7	X	X	X	0.96	5
Deciles	1	5	X	X		1.18	3
Deciles	1	5	X		X	1.27	4
Deciles	1	5	X			1.24	2
Deciles	3	5	X	X	X	2.69	4
Deciles	3	5		X	X	0.99	2
Deciles	6	5	X	X	X	5.42	3
Deciles	6	5		X	X	3.49	3
Deciles	12	5	X	X	X	10.05	3
Deciles	12	5		X	X	4.54	2

资料来源：THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES，兴业证券经济与金融研究院整理

3.6 与备选方法对比

本文提出采用估值价差估计 PC 可以产生较为稳定的 OOS R^2 ，然而在目前的学术文献中，还有很多预测收益的方法，例如替换预测变量等。在图表六中我们对比不同方法下的结果，同时展示了不同方法 OOS R^2 的平均值、均值和标准偏差，所有统计皆在样本外，第一行展示了不进行变量缩减的预测结果，可以看出 OOS R^2 为-134%，这也突出了缩减维度的需求。第二行为本文方法的结果。

同时可以采用拓展信息集的方法，即不仅采用每个 PC 自己估值价差进行预测，而采用任选五个 PC 的估值价差进行预测。同时不进行变量缩减的泛化能力极差，因此我们也采用各种正则化方法进行改进，首先采用岭回归和 Lasso。从第三行的结果可以看出，即使有五个预测变量，岭回归也无法提供可靠的预测能力。第四行显示 Lasso 的结果会略好一些，但仍比使用每个 PC 自己的估值价差进行预测的结果要差。Belloni and Chernozhukov (2013) 提出“OLS post-Lasso”估计方法，并从理论上说明其较普通 lasso 方法的优势。从实证结果来看，OLS post-Lasso 的方法的表现优于 Lasso 等方法，但依旧略逊于本文所提出的方法。

下面我们直接用因子异常收益的估值价差作为预测变量，第 6 行显示，OLS post-Lasso 五个主成分的结果确实相当不错，但比使用 PC 本身的 bm 比率要差。第 7 行使用了五个 PC 的参数，且使用了 Kelly 和 Pruitt (2013) 的 3PRF 方法而不是 ridge 或 Lasso，可以看出 3PRF 表现中等，但不如 OLS post-Lasso。

第 8 到 12 行使用了各种降低预测变量维度的方法。第 8 行的结果表明，Lasso-OLS 方法无效。同时从第 9 行与第五行的结果对比可以看出使用 PC 的估值价差进行预测的结果更好。第 10 行中采用每个组合自身的估值价差进行预测，可以看出其具备 0.5% 的 OOS R^2 ，表现较好。估值比率可以认为是收益率的有效预测指标，但总得 R^2 仅是预测 PC 组合的一半，这也说明尽管估值比率可以提供一些关于预期收益的信息，但在不同环境下效果不同 (Kelly and Pruitt, 2013a)。

第 11 行使用面板回归方法进行预测，即 $E_t(F_{i,t+1}) = a_{0,i} + a_1 bm_{i,t}$ 。可以看出预测的 OOS R^2 与无限制差距不大，但与我们的方法仍有一定的差距。在类似的研究中，Campbell, Polk 与 Vuolteenaho(2009)、Lochstoer 与 Tetlock(2020)使用了

一种自下而上的方法，将个股层面的估计值聚集到投资组合中，以将回报的变化分解为贴现率和现金流。同时与以前的研究不同，他们的研究强加了一个限制，即预测回归中的系数必须适用于所有股票。尽管假设这种均衡是统计正规化的一种形式，它仍然允许有和股票一样多的时变预期收益的独立来源。

在第 12 行中，我们同样将 3PRF 直接应用到异常收益中，并以它们的有效 bms 作为预测因子。但这与第 7 行不同，我们在估算 3PRF 之前首先减小了 LHS 尺寸。与 PC 一样，3PRF 产生的 OOS 总 R² 中等，但远低于仅使用资产自身的 bm 比率。3PRF 的这些较低的 R² 似乎与 Kelly 和 Pruitt (2013a) 中报道的数字不一致。造成这种差异的原因之一是，我们使用与市场无关的多头-空头投资组合。

在 13-17 行中，除了 bm 比率外，我们还考虑了其他预测变量。在第 13 行中，我们提出了一种替代方案：用因子自身特征作为指标；例如针对市值投资组合，我们采用市值作为预测变量。令人惊讶的是，这种方法效果很差。在相关论文中，Greenwood 和 Hanson (2012) 将每个因子自身“购买者购买力”价差作为预测指标。总得来看，这种方法认为对于某些因子在预测横截面收益上有一定的低估。

还有另一种与上述选择完全不同的文献，基于使用某几个特殊变量作为预测变量。例如 Stambaugh, Yu 和 Yuan (2012) 使用 Baker 和 Wurgler (2006 年) 的总体情绪指数预测了十二种异常策略的回报，并在他们考虑的大多数异常中发现了具有统计学意义的可预测性。Cieslak 和 Povala (2015) 使用单一变量作为是所有到期债券的超额收益的重要预测因子。第 14 和 15 行表明，情绪指标确实产生了一定的 OOS 可预测性，但比样本少得多。即使我们只限于预测五个 PC 产品组合，也是如此。这表明，尽管情绪是估计跨异常的预期收益变化的重要变量，但它仅占总变化的一小部分。最后，Ehsani 和 Linnainmaa (2019) 表明，对于 15 个异常，该异常的过去表现对预测每月收益有重要作用。第 16 和 17 行显示，对于我们更广泛的异常，因子动量并不能起到预测作用，OOS R² 分别为 -0.49% 和 -0.08%。

图表 6、不同替代方法对比

Method	OOS total R ²	Mean	Median	SD
1. 50 Anom, BM of Anom, OLS	-133.73	-161.91	-123.12	129.75
2. 5 PCs, Own BM	0.93	1.00	0.69	1.69
3. 5 PCs, BM of PCs, Ridge 1DoF	0.01	0.02	0.02	0.09
4. 5 PCs, BM of PCs, Lasso 1DoF	0.26	0.27	0.19	0.56
5. 5 PCs, BM of PCs, Lasso-OLS 1DoF	0.76	0.83	0.61	1.75
6. 5 PCs, PCs of BM, Lasso-OLS 1DoF	0.52	0.59	0.35	1.17
7. 5 PCs, BM of PCs, 3PRF	0.32	0.36	0.19	0.96
8. 50 Anom, BM of Anom, Lasso-OLS 1DoF	-2.79	-3.27	-1.04	5.10
9. 50 Anom, BM of PCs, Lasso-OLS 1DoF	0.03	-0.06	-0.18	2.33
10. 50 Anom, Own BM	0.50	0.49	0.11	1.42
11. 50 Anom, Own BM, Pooled	0.48	0.51	0.42	1.13
12. 50 Anom, BM of Anom, 3PRF	0.16	0.17	0.12	0.81
13. 50 Anom, Own Characteristic	-2.94	-3.21	0.03	20.67
14. 50 Anom, Sentiment	0.17	0.06	0.01	1.19
15. 5 PCs, Sentiment	0.19	0.06	0.01	1.19
16. 50 Anom, Factor Momentum	-0.49	-0.48	-0.32	1.12
17. 5 PCs, Factor Momentum	-0.08	-0.05	-0.23	1.19

资料来源：THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES，兴业证券经济与金融研究院整理

4、最优因子组合

下面是我们方法的第五步，使用预测结果来确定最佳的因子投资组合。同时我们研究发现将因子择时纳入考虑范围后获得多种优势，且这些优势是切实可行的。这种组合在经济学上也受到众多关注，可以获得关于 SDF 的众多性质，这将在第五章中详细讨论。

4.1 表现

从实证结果来看，收益的可预测性带来的效益极为可观。通过放大预期收益率较大投资者组合的仓位，投资者可以增厚其收益。例如，考虑仅有只有一种资产的情况，且假设该资产具有随时间变化的预期超额收益 u_t 和恒定的方差 σ^2 。

这种情况下，均方差投资者的最优投资组合权重在每个时间点均和 u_t / σ^2 成正比，投资权重等同于： $(E[u_t]^2 + \text{var}[u_t]) / \sigma^2$ ，其中 $\text{var}[u_t] / \sigma^2$ 是来自于期望收益变化的收益。而如果一个投资者投资不变的固定资产投资组合所获得的收益仅为 $E[u_t] / \sigma^2$ 。

图表 7 展示了在各种假设下该投资组合的收益表现。我们考虑五种设定下的最优因子组合。“因子择时”是本文所提出的方法；“因子投资”为无条件均值；“市场择时”为无条件均值加上市场收益；“异常择时”：是异常的择时收益加上市场的无条件均值；“纯异常择时”是将市场权重设置为 0，同时按其无条件平均值的比例进行投资，即该投资组合在所有因子的平均载荷为 0。以下等式总结了这些策略：

$$w_{F.T,t} = \sum_Z^{-1} [E_t(R_{mkt,t+1}), E_t(PC_{1,t+1}), \dots, E_t(PC_{5,t+1})]' \quad (4-1)$$

$$w_{F.T} = \sum_Z^{-1} [E(R_{mkt,t+1}), E_t(PC_{1,t+1}), \dots, E_t(PC_{5,t+1})]' \quad (4-2)$$

$$w_{M.T,t} = \sum_Z^{-1} [E(R_{mkt,t+1}), E_t(PC_{1,t+1}), \dots, E_t(PC_{5,t+1})]' \quad (4-3)$$

$$w_{A.T,t} = \sum_Z^{-1} [E(R_{mkt,t+1}), E_t(PC_{1,t+1}), \dots, E_t(PC_{5,t+1})]' \quad (4-4)$$

$$w_{P.A.T,t} = \sum_Z^{-1} [0, [E_t - E](PC_{1,t+1}), \dots, [E_t - E]E_t(PC_{5,t+1})]' \quad (4-5)$$

从无条件夏普比率来看，因子投资、市场择时、异常择时、因子择时均能产生收益，样本中夏普比率约在 1.2，样本外在 0.63~0.87。从这些数字可能会得出结论，相对于静态因素投资，因子择时不能提高绩效。但是，需要注意的是，因子择时并非旨在最大程度地提高无条件夏普比率。在一个具有可预测性的世界中，这不是衡量绩效改善的准确方法。Ferson and Siegel (2001) 表明，最大化无条件的 Sharpe 比率要求投资组合权重是高度非线性的且非单调的有条件预期收益。

评估因子择时价值的第二种方法是评估因子择时投资组合是否扩展了静态因子投资组合所捕获的无条件投资机会集。为此，我们计算各种择时策略的信息比率。该统计指标的一个优点是可以在不依赖于有关回报动态的假设的情况下对其进行测量。从信息比率来看，因子择时、异常择时和纯异常择时极大地扩展了投

资机会，样本内信息比率约为 0.36，样本外增加到 0.42、0.60 和 0.59。与市场择时负数相比，可以认为预测能力实际上要比无条件收益溢价更为可靠。

第三个指标是均值方差投资者的期望效用，同时由于期望效用是一个先验的概念，需要先对分布进行估计。因此展示了完整样本的估计值。可以看出因子择时的收益很大，近乎其他的两倍。同时将市场择时添加到因子投资中，仅小幅增加了期望效用；而从因子择时中提出它会使期望效用降低 0.04。

图表 7、各种投资组合策略的表现

	Factor investing	Market timing	Factor timing	Anomaly timing	Pure anom. timing
IS Sharpe ratio	1.27	1.23	1.19	1.19	0.71
OOS Sharpe ratio	0.76	0.63	0.87	0.96	0.77
IS inf. ratio	—	-0.17	0.36	0.37	0.35
OOS inf. ratio	—	-0.64	0.42	0.60	0.59
Expected utility	1.66	1.69	2.96	2.92	1.26

资料来源：THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES，兴业证券经济与金融研究院整理

如我们在 3.2 节中讨论的那样，此效用指标也暗示了 SDF 的波动性。因此，相对于忽略因子可预测性而得到的估计值，这些数字表明 SDF 行为存在很大差异。我们将在下一部分中检查这些变化及其经济影响。在此之前，我们简短地讨论投资组合再平衡频率的作用。

4.2 择时的频率探讨

本文构建的因子择时投资组合每月进行权重调整，那么如果改变交易频率会有什么样的影响？在附录中，我们也对不同频率下的策略进行测试，可以看出对于“纯异常择时”，年度再平衡的无条件夏普比率从 0.71 增加到 0.79。预期效用将从 1.26 下降至 0.81，仍然是一个可观的价值。

5、SDF 的性质

下面我们使用最优投资组合和 SDF 之间的等价关系来研究因子择时的可能性及其如何影响 SDF 的估计。这对于经济中的模型尤为重要，因为 SDF 可以对资产进行定价，同时在特定模型中，可以与经济基本面相联系。例如在无约束的研究中，SDF 代表了代理商消费的边际效用。

5.1 波动率

SDF 为经济学家关注的第一个属性是其方差；Hansen 和 Jagannathan (1991) 的研究表明，SDF 的方差是在完全市场条件下可获得的最大夏普比率的平方。同时 Hansen 与 Jagannathan(1991)证明，市场收益率本身就暗示着 SDF 的波动性要比合理评估 CRRA 模型所暗示的波动性大，随后的研究提出了解决这个难题的模型。

显然，使用更多的条件信息会增加投资机会集，从而增加 SDF 的方差。图表 8 为 SDF 的方差。

图表 8、SDF 方差

	Factor investing	Market timing	Factor timing
$E[\text{var}_t(m_{t+1})]$	1.67	1.71	2.96
$\text{std}[\text{var}_t(m_{t+1})]$	—	0.29	2.17

资料来源：THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES, 兴业证券经济与金融研究院整理

同时这里的 SDF 由 $m_{t+1} = 1 - w_t'(Z_{t+1} - E_t[Z_{t+1}])$ 得到，其中 w_t 是最优投资组合的权重。因此 SDF 的条件方差为：

$$\text{var}_t(m_{t+1}) = w_t' \sum_Z w_t$$

其中因子择时是我们在不同时间对 SDF 进行估算，而因子投资是假设 SDF 的无条件均值和条件均值取值一致。市场择时是仅允许市场收益的均值随时间而变化。

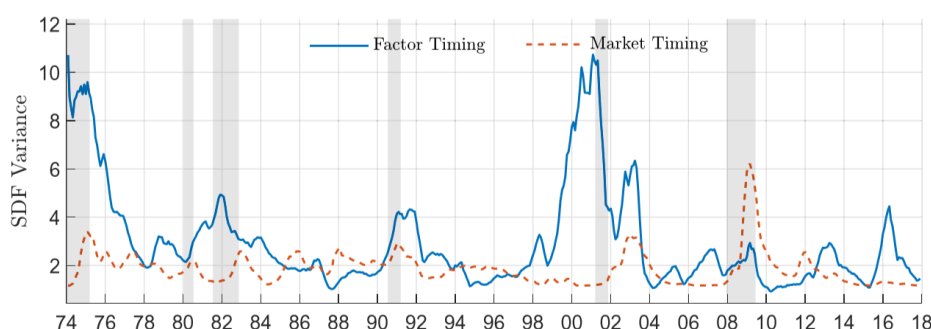
5.2 异方差性

下面我们讨论 SDF 的方差随时间的变化。SDF 的方差的变化可以看出投资者对于风险的承受能力，但边际效用不稳定时，投资者希望得到更多的风险补偿。

SDF 的异方差性已被多位学者发现，与 Shiller (1981) 发现的市场收益的可预测性密切相关，许多研究表明市场投资组合的波动率是时变的。受这些研究结果的驱动，目前已经研究出众多模型来捕捉这些变化。例如，Campbell 与 Cochrane(1999)提出的消费模型认为低消费增长使得家庭更加的风险厌恶，同时使得 SDF 更不稳定。

例如我们估计的 SDF 载荷就随时间的变化，换言之，最大夏普比率会随时间而发生变化。因此我们不仅可以使使用公式 (2-16) 估计 SDF 的平均方差，还可以计算每个时间点的方差，结果如图表 9 的蓝线所示，在低水平 0.8 和高达 12 之间波动。同时我们对比了 SDF 估计值是在假设市场风险溢价随时间而变化，而因子预期收益不变的情况下估计的，可以看出与前面的结果没有很大差距。

图表 9、SDF 的条件方差时序变动



资料来源：THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES, 兴业证券经济与金融研究院整理

Campbell 与 Cochrane(1999)所估计的 SDF 的标准偏差为 0.5，当金融机构不愿承担额外风险而受到约束时候，诸如 He 和 Krishnamurthy (2013) 等关注中介杠杆模型会在这种差异中产生较大的峰值。

5.3 与经济状态的关系

经济理论通常关注最大夏普比率变化的特定驱动因素。为了了解这些驱动因素必须具备哪些属性才能合理化我们的发现，我们研究了 SDF 的方差如何估算与经济状况的度量之间的关系。我们对这些变量进行了标准化处理，以使估算值具有可比性。

根据 SDF 的方差结果可以看出，SDF 的方差表现出一定的持续性，年度自相关值为 0.51。正如我们在研究绩效指标时注意到的那样，这意味着即使每年遵循我们的信号也能提供类似的结果。这样的结果鼓励人们用宏观经济模型来解释这种变化。然而，0.51 也比侧重于经济状况的长期缓慢变化的理论所隐含的值低得多。与这些短期模式一致，SDF 的平均差异与经济周期的状态有关。在经济衰退期平均为 4.9，而在经济扩张期仅为 2.7。通过图表 9 不难发现，这种关系不是系统性的。特别是，衰退的深度与预期收益的峰值大小似乎并不紧密相关。部分原因是“因子择时”中的市场部分

图表 10 列出了使用不同宏观变量预测 SDF 的差异，同时我展示了 SDF 方差的单变量回归的系数和 t 统计量。第一列是我们估计的 SDF，它说明了因子择时效果。第二列使用 SDF 的估计值，假设因子具有恒定的预期回报，并使用各种预测因子预测市场回报。

图表 10、SDF 方差和宏观经济变量

	Factor timing		Market timing	
D/P	-0.01	(0.03)	0.22	(2.86)
GDP growth	-0.37	(1.60)	-0.34	(4.93)
Market volatility	0.44	(2.48)	0.30	(5.37)
Sentiment	-0.15	(0.60)	-0.25	(3.35)
Common idio. volatility	0.49	(2.19)	-0.07	(0.97)
cay	-0.42	(1.79)	0.23	(3.00)
Term premium	-0.53	(2.36)	0.24	(3.35)
Inflation	0.75	(3.26)	0.01	(0.08)

资料来源：THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES，兴业证券经济与金融研究院整理

我们发现，SDF 方差随时间的巨大变化与这些变化背后的标准经济学理论并不一致。Campbell 和 Cochrane (1999) 中计算的 SDF 方差具有低于 0.5 的标准偏差。He 和 Krishnamurthy (2013) 等提出的中介杠杆的模型人为在金融机构受到约束时因其变得不愿承受极端风险而产生了巨大的尖峰。然而，这些理论在解释证据方面具有有限的吸引力。从因子择时结果来看：我们在估计中观察到的大峰值与金融部门的剧烈压力时期不重合。

我们发现市场的股指价格比率是衡量市场状况的有效指标，然而不能预测 SDF 的方差。这与我们对估计的 SDF 方差的持久性相对较低的讨论是一致的：虽然 D/P 包含有关市场溢价的有用信息，但它并没有太多揭示 Sharpe 比率的整体波动。同时，在多年的 GDP 增长下降之后以及在高市场动荡或低迷的经济景气时期，SDF 的方差更大，其载荷类似于纯市场时机 SDF。重要的是，这种相似性并不是由估算的 SDF 乘以市场这一公式驱动的：当将预期的市场收益设定为常数时，我们获得相似的系数 -0.33 和 0.45。同时，一旦考虑了因子择时，特质风险的数量对于 SDF 的方差也变得很重要。我们发现，Herskovic 等人 (2016) 提出的常见特

质波动率度量与市场波动率正交，与因子择时的 SDF 的变化呈正相关，但与市场择时的 SDF 的变化没有正相关。

有趣的是，一些宏观经济变量对市场收益和期限溢价有正向的预测，却对 SDF 的变化有负向的预测。最后，去年的通货膨胀率似乎与 SDF 方差呈正相关，而与总体市场收益率无关。随着时间的推移（参见 Internet 附录图 A.5），我们认为这种关系很明显，这是由于在样本的早期，以及互联网繁荣期间的通货膨胀率很高。

应该警惕从这些关系中得出任何因果结论。然而也需要将 SDF 的方差变化或整体风险偏好与这些宏观经济量相关联的经济理论应面对这一证据，以评估它们是否与预期收益的横截面相符。

5.4 将因子择时与波动率择时结合

目前为止，我们尝试利用因子收益的可预测性信息得到 SDF 的属性。如 Moreira 和 Muir (2017) 所建议的那样，因子收益率的波动性也可能起到潜在的重要作用。在附录第二节中，我们测量了 $\sum_{t=1}^T z_t$ 并重新估计 SDF 方差的均值和标准偏差的属性。纳入 $\sum_{t=1}^T z_t$ 的 SDF 方差从 2.97 上升到 3.54。即期望收益和方差两者的变化都对 SDF 的变化有所贡献，但最大部分来自预期收益。当将波动率因子择时加入因子择时后，夏普比率的平方标准偏差从 2.17 到 2.06。这一小变化表明，包括来自收益率波动性变化的信息，仅对 SDF 方差的周期性行为产生很小的影响。这些结果表明，到目前为止，我们仅使用均值方法得出的结论就足以确定波动性择时。

5.5 定价的风险？

除了指定风险补偿的大小如何随时间变化外，经济模型通常还会指定哪些风险来源获得此补偿。例如，消费-CAPM 的基本假设是 SDF 与总消费成比例的增长。其中较丰富的理论包括经济冲击，这些经济冲击的风险溢价很高，例如对消费增长的长期冲击，灾难概率的变化或金融部门运营情况的变化。从我们的估计到回答定价哪些风险源更具挑战性。当 SDF 将多个可能相关的风险源与随时间变化的负荷结合在一起时，如果没有完整的结构规范，通常就无法表征它。但是，在不关注特定模型的情况下，我们可以产生大量的统计数据，这些统计数据可以指导未来模型的设计。

我们的第一个问题是是否使用针对 SDF 的模型，该模型仅将静态因子策略组合在一起，以最关注风险源为重点。**到目前为止，我们已经表明，这样的估计严重低估了 SDF 的方差和异方差性。**但是，可以很容易地“修补”单变量动态变量以估计其无条件的收益特性。具体地，从 SDF 的指定静态模型开始：

$$m_{t+1} = 1 - b' \varepsilon_{t+1}$$

使用单一变量 x_t 是否可以丰富这一模型，得到 $m_{t+1} = 1 - x_t' \varepsilon_{t+1}$ ，从而增加择时的收益呢？ x_t 背后的经济动机可能是经济风险偏好的转移。诸如 He 和 Krishnamurthy (2013) 这样的中间资产定价文献中，中介财富（或杠杆）的变化

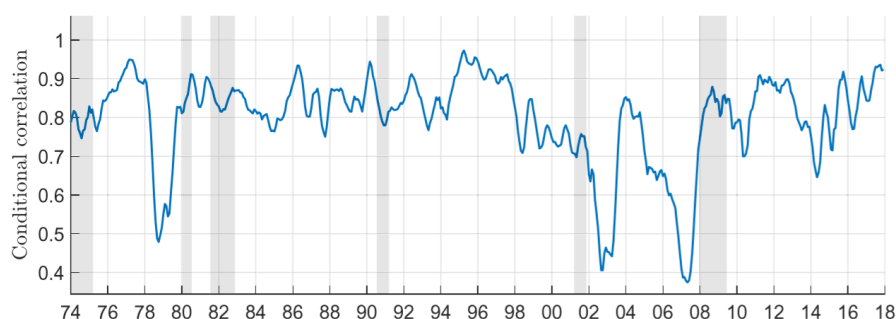
驱动着预期的最终投资者的最终收益。Stambaugh, Yu 和 Yuan (2012) 正式表达了这样一种观点，即投资者的情绪可以协调不同异常情况下的预期收益。

此缩放后的 SDF 与基准 SDF 相关联,但只会在其上添加随时间变化的载荷。为了评估这种方法是否可行,我们计算了 SDF 的条件相关性,该条件相关性是在恒定预期收益(“因子投资”)和我们对 SDF 的完整估算(“因子择时”)的假设下估算的。该相关性由下式给出:

$$\text{corr}_t(m_{mF.T.,t}, m_{F.I.,t+1}) = \frac{w'_{F.T.,t} \sum_Z w_{F.I.}}{\sqrt{(w'_{F.T.,t} \sum_Z w_{F.I.})(w'_{F.T.,t} \sum_Z w_{F.I.})}} \quad (5-1)$$

权重在公式(2-11)和(2-12)中定义。图表 12 展示了这种条件相关性。平均而言,两个 SDF 估计值之间的相关性非常高,其波动幅度约为 0.8。

图表 11、假设无因子择时的优势



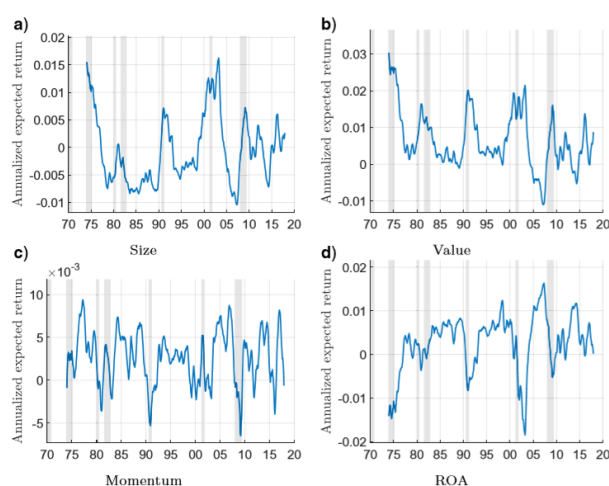
资料来源: THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES, 兴业证券经济与金融研究院整理

但是,相关性显示出强烈的时间序列变化,跌落至低至 0.4 的值。两者的含义均有意义地在 1 以下,并且这些更改都表明我们的 SD Fi 不仅仅是对估算的重新调整,而忽略了因子这是证据。

第一个结果表明,拟合因子择时需要包含多个时变载荷。这些载荷应该是什么样的?我们可以通过考虑估计的 SDF 的协方差与某些特定异常之间的协方差来阐明这个问题。尽管没有先验的理由可以得出异常的投资组合收益与经济冲击相吻合,但是许多理论都提供了结构冲击和特征分类的投资组合收益之间的关系。例如, Hong 和 Stein (1999) 提出一种模型,既对新闻反应不足又对新闻过度反应,从而产生了价值和动量类型效应。在 Papanikolaou (2011) 中,价值和增长存量的相对回报揭示了特定于投资的技术冲击。Alti 和 Titman (2019) 研究了投资者的过度自信和总体冲击如何导致时变的预期价值,并基于利润率和资产增长得到异常策略预期收益。Berk, Green 和 Naik (1999) 研究了企业动态投资如何导致价值和动量异常。根据我们的估计,使用 SDF 可以直接计算特定因子收益的条件协方差:这是它们的条件预期收益。图表 12 展示了四种标准化因子收益的条件预期收益:规模,价值,动量和 ROA。可以看出出现了几种有趣的模式:四个策略都显示出与 SDF 的相关性有实质性的变化,并且具有频繁的符号变化。其次,资产之间的相互关系差异模式:在经济衰退期间,规模和价值通常与 SDF 具有较大的相关性,而在这些事件期间,往往与 SDF 负相关。这些模式并不一定仅由衰

退驱动:ROA 因子与 SDF 的相关性中的许多周期性变化都发生在商业周期之外。当然, 这些只是人们可以关注的众多潜在投资组合中的几个。附录展示了每种投资组合的平均收益和有条件预期收益的标准差。同时, 图表 12 显示了不同异象的可预测程度的横截面差异很大。有趣的是, 可预测性与平均性能并不相关: 平均值与标准偏差数之间的横截面相关性接近于零。该结果进一步突出表明, 没有一个变量可以对所有风险溢价进行上下缩放。更广泛的观点是, 根据我们的估计, 人们可以问他们的理论是否生成了与特定横截面震荡因子相吻合的 SDF 加载的时序模型, 该因子与整个横截面的证据一致。

图表 12、异象的期望收益



资料来源: THE REVIEW OF FINANCIAL STUDIES, 兴业证券经济与金融研究院整理

6、结论

在本文中, 我们结合市场择时和因子投资的思想研究了因子择时。目前, 这些策略受到众多关注, 对这些策略的研究具有较大价值。同时更重要的是, 这会影响到随机折现因子 (SDF) 的推论。然而, 采用整体方法对这一问题进行研究是具有挑战的, 例如人们可能会给出很多虚拟的结果。

本文通过对动态预期收益率进行设定, 获得了可靠的因子收益率预测。同时我们提出因子择时具有较大的价值, 相比于市场择时和因子投资, 带来了很大的效益。

该结论对 SDF 具有重要意义。当将我们的发现包括在 SDF 的估计中时, 会发现与错误设定而得到的 SDF (即忽略因子的可预测性) 有很大不同的行为。隐含 SDF 的方差更大, 并且随时间变化更大。如果这些观察旨在匹配收益的横截面, 则对现有的经济模型提出了严峻的挑战, 因为这些模型低估了这些的重要性。但是困难之处不仅在于解释更具波动性和异方差的 SDF。我们发现, SDF 的方差表现出不同于标准估计的周期性模式, 这表明, 在考察横截面时, 某些先前确定的风险溢价变得并不那么重要。此外, 风险溢价的动态在不同因素之间是异质的。简而言之, 我们的结果表明, 对于经济学理论而言, 了解横截面的动态特性与其平均特性一样重要。我们预计这些事实将有助于指导未来的研究。

参考文献

- 【1】 Akbas, F., W. J. Armstrong, S. Sorescu, and A. Subrahmanyam. 2015. Smart money, dumb money, and capital market anomalies. *Journal of Financial Economics* 118:355–82.
- 【2】 Alti, A., and S. Titman. 2019. A dynamic model of characteristic-based return predictability. *Journal of Finance* 74:3187–216.
- 【3】 Arnott, R. D., N. Beck, and V. Kalesnik. 2016a. Timing “smart beta” strategies? of course! buy low, sell high! Working Paper.
- 【4】 ———. 2016b. To win with “smart beta” ask if the price is right. Working Paper.
- 【5】 Asness, C., S. Chandra, A. Iltanen, and R. Israel. 2017. Contrarian factor timing is deceptively difficult. *Journal of Portfolio Management* 43:72–87.
- 【6】 Asness, C. S. 2016. The siren song of factor timing aka “smart beta timing” aka “style timing”. *Journal of Portfolio Management* 42:1–6.
- 【7】 Asness, C. S., J. A. Friedman, R. J. Krail, and J. M. Liew. 2000. Style timing: Value versus growth. *Journal of Portfolio Management* 26:50–60.
- 【8】 Baba Yara, F., M. Boons, and A. Tamoni. 2018. Value return predictability across asset classes and commonalities in risk premia. Working Paper, New University of Lisbon.
- 【9】 Baker, M., and J. Wurgler. 2006. Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *Journal of Finance* 61:1645–80.
- 【10】 Bansal, R., and A. Yaron. 2004. Risks for the long run: A potential resolution of asset pricing puzzles. *Journal of Finance* 59:1481–509.
- 【11】 Barberis, N., R. Greenwood, L. Jin, and A. Shleifer. 2015. X-CAPM: An extrapolative capital asset pricing model. *Journal of Financial Economics* 115:1–24.
- 【12】 Belloni, A., and V. Chernozhukov. 2013. Least squares after model selection in high-dimensional sparse models. *Bernoulli* 19:521–47.
- 【13】 Berk, J. B., R. C. Green, and V. Naik. 1999. Optimal investment, growth options, and security returns. *Journal of Finance* 54:1553–607.
- 【14】 Brandt, M. W., P. Santa-Clara, and R. Valkanov. 2009. Parametric portfolio policies: Exploiting characteristics in the cross-section of equity returns. *Review of Financial Studies* 22:3411–47.
- 【15】 Campbell, J., and R. Shiller. 1988. The dividend-price ratio and expectations of future dividends and discount factors. *Review of Financial Studies* 1:195–228.
- 【16】 Campbell, J. Y., and J. H. Cochrane. 1999. By force of habit: A consumption based explanation of aggregate stock market behavior. *Journal of Political Economy* 107:205–51.
- 【17】 Campbell, J. Y., and A. S. Kyle. 1993. Smart money, noise trading and stock price behaviour. *Review of Economic Studies* 60:1–34.
- 【18】 Cohen, R. B., C. Polk, and T. Vuolteenaho. 2003. The value spread. *Journal of Finance* 58:609–41.
- 【19】 Cooper, M. J., R. C. Gutierrez, Jr., and A. Hameed. 2004. Market states and momentum. *Journal of Finance* 59:1345–65.
- 【20】 Daniel, K., and T. J. Moskowitz. 2016. Momentum crashes. *Journal of Financial Economics* 122:221–47.
- 【21】 Ehsani, S., and J. T. Linnainmaa. 2019. Factor momentum and the momentum factor. Technical Report, Northern Illinois University.
- 【22】 Engle, R., and B. Kelly. 2012. Dynamic equicorrelation. *Journal of Business & Economic Statistics* 30:212–28.
- 【23】 Fama, E., and R. Bliss. 1987. The information in long-maturity forward rates. *American Economic Review* 77:680–92.
- 【24】 Fama, E., and K. French. 1988. Dividend yields and expected stock returns. *Journal of Financial Economics* 22:3–25.
- 【25】 ———. 1992. The cross-section of expected stock returns. *Journal of Finance* 47:427–65.
- 【26】 ———

- .1993.Common risk factors in the returns on stock and bonds. Journal of Financial Economics 33: 3–56.
- 【27】 2016. Dissecting anomalies with a five-factor model. Review of Financial Studies 29:69–103.
- 【28】 Ferson, W. E., and A. F. Siegel. 2001. The efficient use of conditioning information in portfolios. Journal of Finance 56:967–82.
- 【29】 Freyberger, J., A. Neuhierl, and M. Weber. 2018. Dissecting characteristics nonparametrically. Working Paper, University of Wisconsin-Madison.
- 【30】 Gallant, A. R., L. P. Hansen, and G. Tauchen. 1990. Using conditional moments of asset payoffs to infer the volatility of intertemporal marginal rates of substitution. Journal of Econometrics 45:141–79.
- 【31】 Giglio, S., and D. Xiu. 2018. Asset pricing with omitted factors. Research Paper, Chicago Booth.
- 【32】 Greenwood, R., and S. G. Hanson. 2012. Share issuance and factor timing. Journal of Finance 67:761–98.
- 【33】 Hansen, L. P., and R. Jagannathan. 1991. Implications of security market data for models of dynamic economies. Journal of Political Economy 99:225–62.
- 【34】 Harvey, C. R., and Y. Liu. 2016. Lucky factors. Technical Report, Duke University.
- 【35】 He, Z., and A. Krishnamurthy. 2013. Intermediary asset pricing. American Economic Review 103:732–70.
- 【36】 Herskovic, B., B. Kelly, H. Lustig, and S. Van Nieuwerburgh. 2016. The common factor in idiosyncratic volatility: Quantitative asset pricing implications. Journal of Financial Economics 119:249–83.
- 【37】 Hong, H., and J. Stein. 1999. A unified theory of underreaction, momentum trading, and overreaction in asset markets. Journal of Finance 54:2143–84.
- 【38】 Ilmanen, A., L. N. Nielsen, and S. Chandra. 2015. Are defensive stocks expensive? A closer look at value spreads. Report, AQR, Greenwich, CT.
- 【39】 Kelly, B., and S. Pruitt. 2013a. Market expectations in the cross-section of present values. Journal of Finance 68:1721–56.
- 【40】 ———. 2013b. Market expectations in the cross-section of present values. Journal of Finance 68:1721–56.
- 【41】 Kelly, B. T., S. Pruitt, and Y. Su. 2019. Characteristics are covariances: A unified model of risk and return. Journal of Financial Economics 134:501–24.
- 【42】 Kojien, R. S., and S. Van Nieuwerburgh. 2011. Predictability of returns and cash flows. Annual Review of Financial Economics 3:467–91.
- 【43】 Kozak, S. 2019. Kernel trick for the cross section. Working Paper, University of Maryland.
- 【44】 Kozak, S., S. Nagel, and S. Santosh. 2018. Interpreting factor models. Journal of Finance 73:1183–223.
- 【45】 ———. 2020. Shrinking the cross-section. Journal of Financial Economics 135:271–92.
- 【46】 Lettau, M., and S. Ludvigson. 2001. Consumption, aggregate wealth, and expected stock returns. Journal of Finance 56:815–49.
- 【47】 Light, N., D. Maslov, and O. Rytchkov. 2017. Aggregation of information about the cross-section of stock returns: A latent variable approach. Review of Financial Studies 30:1339–81.
- 【48】 Lochstoer, L. A., and P. C. Tetlock. 2020. What drives anomaly returns? Journal of Finance. Advance Access published January 17, 2020, 10.1111/jofi.12876.
- 【49】 Moreira, A., and T. Muir. 2017. Volatility-managed portfolios. Journal of Finance 72:1611–44.

风险提示：文献中的结果均由相应作者通过历史数据统计、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。

分析师声明

本人具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格并注册为证券分析师，以勤勉的职业态度，独立、客观地出具本报告。本报告清晰准确地反映了本人的研究观点。本人不曾因，不因，也将不会因本报告中的具体推荐意见或观点而直接或间接收到任何形式的补偿。

投资评级说明

投资建议的评级标准	类别	评级	说明
报告中投资建议所涉及的评级分为股票评级和行业评级(另有说明的除外)。评级标准为报告发布日后的12个月内公司股价(或行业指数)相对同期相关证券市场代表性指数的涨跌幅。其中：A股市场以上证综指或深圳成指为基准，香港市场以恒生指数为基准；美国市场以标普500或纳斯达克综合指数为基准。	股票评级	买入	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅大于15%
		审慎增持	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅在5%~15%之间
		中性	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅在-5%~5%之间
		减持	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅小于-5%
		无评级	由于我们无法获取必要的资料，或者公司面临无法预见结果的重大不确定性事件，或者其他原因，致使我们无法给出明确的投资评级
	行业评级	推荐	相对表现优于同期相关证券市场代表性指数
		中性	相对表现与同期相关证券市场代表性指数持平
		回避	相对表现弱于同期相关证券市场代表性指数

信息披露

本公司在知晓的范围内履行信息披露义务。客户可登录 www.xyzq.com.cn 内幕交易防控栏内查询静默期安排和关联公司持股情况。

使用本研究报告的风险提示及法律声明

兴业证券股份有限公司经中国证券监督管理委员会批准，已具备证券投资咨询业务资格。

本报告仅供兴业证券股份有限公司（以下简称“本公司”）的客户使用，本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。本报告中的信息、意见等均仅供客户参考，不构成所述证券买卖的出价或征价邀请或要约。该等信息、意见并未考虑到获取本报告人员的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对任何人的个人推荐。客户应当对本报告中的信息和意见进行独立评估，并应同时考量各自的投资目的、财务状况和特定需求，必要时就法律、商业、财务、税收等方面咨询专家的意见。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，本公司及/或其关联人员均不承担任何法律责任。

本报告所载资料的来源被认为是可靠的，但本公司不保证其准确性或完整性，也不保证所包含的信息和建议不会发生任何变更。本公司并不对使用本报告所包含的材料产生的任何直接或间接损失或与此相关的其他任何损失承担任何责任。

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，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可升可跌，过往表现不应作为日后的表现依据；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。

除非另行说明，本报告中所引用的关于业绩的数据代表过往表现。过往的业绩表现亦不应作为日后回报的预示。我们不承诺也不保证，任何所预示的回报会得以实现。分析中所做的回报预测可能是基于相应的假设。任何假设的变化可能会显著地影响所预测的回报。

本公司的销售人员、交易人员以及其他专业人士可能会依据不同假设和标准、采用不同的分析方法而口头或书面发表与本报告意见及建议不一致的市场评论和/或交易观点。本公司没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。本公司的资产管理部门、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告中的意见或建议不一致的投资决策。

本报告并非针对或意图发送予或为任何就发送、发布、可得到或使用此报告而使兴业证券股份有限公司及其关联子公司等违反当地的法律或法规或可致使兴业证券股份有限公司受制于相关法律或法规的任何地区、国家或其他管辖区域的公民或居民，包括但不限于美国及美国公民（1934年美国《证券交易所》第15a-6条例定义为本「主要美国机构投资者」除外）。

本报告的版权归本公司所有。本公司对本报告保留一切权利。除非另有书面显示，否则本报告中的所有材料的版权均属本公司。未经本公司事先书面授权，本报告的任何部分均不得以任何方式制作任何形式的拷贝、复印件或复制品，或再次分发给任何其他人，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。未经授权的转载，本公司不承担任何转载责任。

特别声明

在法律许可的情况下，兴业证券股份有限公司可能会利差本报告中提及公司所发行的证券头寸并进行交易，也可能为这些公司提供或争取提供投资银行业务服务。因此，投资者应当考虑到兴业证券股份有限公司及/或其相关人员可能存在影响本报告观点客观性的潜在利益冲突。投资者请勿将本报告视为投资或其他决定的唯一信赖依据。

兴业证券研究

上海	北京	深圳
地址：上海浦东新区长柳路36号兴业证券大厦15层	地址：北京西城区锦什坊街35号北楼601-605	地址：深圳市福田区皇岗路5001号深业上城T2座52楼
邮编：200135	邮编：100033	邮编：518035
邮箱：research@xyzq.com.cn	邮箱：research@xyzq.com.cn	邮箱：research@xyzq.com.cn