

首发于 **川流不息**



还在对着一阶矩做因子择时? 不妨试试二阶矩



石川 🛟

量化交易 话题的优秀回答者

已关注

黑猫Q形态等 100 人赞同了该文章

摘要

Fergis et al. (2019) 提出防御性因子择时,使用三个维度的择时指标,有效降低因子投资组合在极端市场环境下的风险。

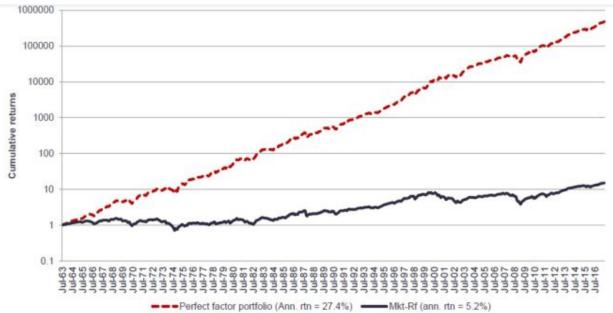
1 引言

因子择时(factor timing)是进行因子投资的人绕不过的课题,但如何择时才能在样本外取得更好的效果尚无定论。然而,这丝毫不影响人们对因子择时的热情,无论是学术界还是业界都对它进行了大量的实证研究。究其原因,只因择时成功能带来的收益太诱人。

在 2017 年 Jacobs Levy Center 的年会上,来自 State Street Global Advisors 的 Jennifer Bender 做了题为 The promises and pitfalls of factor timing 的报告(Bender et al. 2017) 下图正是来自该报告,它假想了在开天眼前提下,正确的因子择时(每次调仓时正确挑出下一) 益最高的因子)能够获得的超高收益。







Source: SSGA, Kenneth French. As of 8/31/2017. Factor returns represent the returns of components of a universe comprised of publicly listed US companies as defined by Eugene Fama and Kenneth French. The portfolios used are those of the Fama-French long-only portfolios. The performance assumes no transaction and rebalancing costs, so actual results will differ. Past performance is not a guarantee of future results. Market returns use the Fama-French market portfolio minus the risk-free rate and assume no transaction costs or rebalancing costs. Performance of the factor and market portfolios is not indicative of the performance of any product managed by SSGA.

Source: SSGA, Kenneth French.

出处: Bender et al. (2017)

这篇报告后被发表于 2018 年度 Journal of Portfolio Management (JPM) 的 Quantitative Special Issue (Bender et al. 2018)。就因子择时这个问题,Bender et al. (2017, 2018)是来自业界的比较客观的声音,值得仔细读一读。不过,它并不是本文的重点,所以对它的介绍到此结束。

在介绍本文的重点之前,再来看看两位大佬掐架(熟悉这段的朋友请跳过):来自 Research Affiliates 的 Robert Arnott 以及来自 AQR 的 Cliff Asness。

自 2016 年以来, Robert Arnott 发表了一系列因子择时的文章, 题目都非常"嚣张", 比如 Timing 'Smart Beta' Strategies? Of Course! Buy Low, Sell High! (Arnott et al. 2016) 和 Forecasting Factor and Smart Beta Returns (Hint: History Is Worse than Useless) (Arnott et al. 2017) 。Arnott 提倡使用**因子估值(factor valuation)**来择时 —— **当因子便宜的时候配置、当因子昂贵的时候搁置**。Arnott 通过实证结果证明了其主张在主流的因子上都是有效的。

针对按估值进行因子择时是否靠谱这个问题,我和合伙人进行了激烈的探讨,最后得到的看法是:在便宜时候配置因子等价于在整个多因子组合中提高了对价值因子的暴露;因为价值因子是有效的,因此如此"择时"自然有效。一旦未来价值因子失效,那么这种择时法会因为在其上的过高暴露而受损。因此,按估值择时是否合理、怎么才能更好的规避在价值因子上的暴露是需要进一步研究的问题。

如果说 Arnott et al. (2016) 这篇文章只是抛出了估值择时说,那么 Arnott et al. (2017) 则更定使用了 History is worse than useless 这样刺眼的标题直接抨击了因子择时中的另一思路 ——因子动量择时:

知平 @石川

知乎 / imana

to hurt them. —— Arnott et al. (2017)

面对如此"挑衅",另一位大佬 Asness 坐不住了,他在多个场合多次抨击了 Arnott 的观点。在 2017 年,Asness 领衔在 JPM 上发表了一篇题为 Contrarian Factor Timing is Deceptively Difficult(Asness et al. 2017)的文章,回击了因子估值择时。该文的论点之一也是估值择时有效本质是因为价值因子有效:

At first glance, valuation-based timing of styles appears promising, which is not surprising because it is a simple consequence of the efficacy of the value strategy itself. Yet when the authors implement value timing in a multi-style framework that already includes the value style, they find somewhat disappointing results. Because value timing of factors is correlated to the standard value factor, it adds further value exposure.

除此之外,在 JPM 2019 年度最新一期的 Quantitative Special Issue 上(全刊为因子投资专题),来自 AQR 的 Tarun Gupta 和 Bryan Kelly 发表了一篇题为 Factor Momentum Everywhere 的文章,指出在全球的 65 个选股因子上观察到了稳健的动量效应、通过动量择时可以显著提高收益:

Factor momentum adds significant incremental performance to investment strategies that employ traditional momentum, industry momentum, value, and other commonly studied factors.

这篇文章虽然不直接出自 Asness,但毕竟也是 AQR 出品,并作为 JPM 2019 因子投资特刊的首篇文章被放在了最醒目的位置,足见其地位。至于 Asness 怒怼 Arnott 的其他故事,我的好友徐杨在大作《多因子策略的五大讨论》中有过生动的描述,颇为精彩。

毫无疑问,因子择时在因子投资中争议巨大。但本文无意加入这场争论,而是想介绍 JPM 2019 因子投资特刊中的另外一篇文章 —— Defensive factor timing (防御性因子择时,下称 DFT)。

2 防御性因子择时

无论是根据估值还是动量做因子择时,其核心都是想获得更高的收益。较简单多样化或风险平价等配置因子的方法,这些方法的难点在于必须判断因子收益率的一阶矩——期望。然而外推猜收益谈何容易?正因如此,来自 BlackRock 的团队"另辟蹊径",提出了防御性因子择时(Fergis et al. 2019)。它正是本节以及后面两小节要介绍的内容。

防御性因子择时的目的是降低风险。与一般的因子择时预测因子收益率不同,DFT 关注的是因子收益率的二阶矩及高阶矩,即风险。**当市场整体风险偏好骤降、不同因子之间相关性显著上升**,



子投资组合仓位的调整也注定是一个低频事件。

Fergis et al. (2019) 的另外一个不同之处是,它关注的不单单是我们常说的股票市场中的因子(本文第一节中提到的那些文献以及大佬掐架针对的也主要是股票中的风格因子)。**相反的,Fergis et al. (2019) 着眼于不同类资产(股票、债券、商品、房地产等)所暴露在的风险因子上。**具体的,Fergis et al. (2019) 一文考虑了 14 类资产:

编号	类别	资产代表 Bloomberg Barclays World Government Inflation-linked Bond Index		
1	Inflation-linked debt			
2	Developed sovereign debt	Citigroup World Government Bond Index 7-10 Year		
3	Investment-grade credit	Bloomberg Barclays Global Aggregate Corporate Index		
4	Emerging sovereign debt	JPMorgan Emerging Markets Bond Index Composite		
5	High-yield credit	Bloomberg Barclays US Corporate High Yield Index		
6	Developed equity	MSCI World Index		
7	Developed small-cap equity	MSCI Small Cap World Index		
8	Emerging equity	MSCI World EM Index		
9	Private equity	S&P Listed Private Equity Index		
10	Infrastructure	S&P Global Infrastructure Index		
11	Property	FTSE EPRA/NAREIT Global Real Estate Index		
12	Volatility	Chicago Board Options Exchange Volatility Index		
13	Commodity	Bloomberg Ex-Energy Subindex Total Return		
14	Commodity	Bloomberg Energy Subindex Total Return		

出处: Fergis et al. (2019)

如何确定这些不同类资产所背后共同的因子呢?最直接的办法是进行 PCA。考虑到通过统计手段找到的因子缺乏必要的经济学解释,Fergis et al. (2019)追随 Chen, Roll and Ross (1986)的思路、选用宏观经济指标作为这些资产所面对的共同风险因子。这些指标包括:经济增长、实际利率、通胀、信贷、新兴市场以及流动性。使用宏观经济因子的好处是:

- 1. 宏观经济能够在很大程度上解释大类资产收益率的波动;
- 2. 长期来看,由于宏观经济因子代表系统性风险,它们都存在风险溢价;
- 3. 这些因子背后有很强的经济学逻辑。

然而,使用宏观经济因子必须面对的一个问题是这些因子的风险以及收益是无法直接被观测到() (比如我们没法说 GDP 增长的收益是多少)。为了解决这个难题,就不得不请出因子投资中的一个重要概念: Factor Mimicking Portfolio。

知平



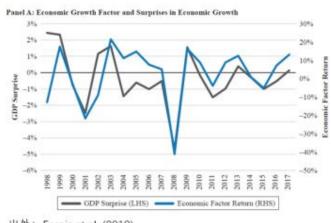
和波动来衡量该因子的风险和收益。这个投资组合就称为 factor mimicking portfolio。针对六大 宏观经济因子, Fergis et al. (2019) 构建的 factor mimicking portfolios 如下。

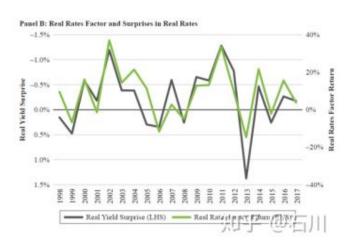
Macroeconomic Factor Definitions

Factor	Economic Rationale		Factor Mimicking Portfolio
Economic Growth	Reward for taking exposure to the global economy	Long:	Equity futures, listed real estate (real estate investment t commodities
		Short:	Cash
Real Rates	Reward for taking exposure to the risk of movements	Long:	Basket of sovereign inflation-linked bonds
	in interest rates	Short:	Cash
Inflation	Reward for taking exposure to changes in prices	Long:	Basket of nominal sovereign bonds
		Short:	Basket of inflation-linked sovereigns of matching maturity
Credit	Reward for lending to corporations rather than	Long:	Investment-grade bonds, high-yield bonds
	governments	Short:	Government bonds
Emerging	Reward for taking exposure to the additional political	Long:	Emerging market equity, emerging market debt
Markets	risk from emerging markets	Short:	Developed market equity, developed government bonds
Liquidity	Reward for taking exposure to illiquid assets	Long:	Small-cap equity
	30.8	Short:	Large-cap equity, volatility futures

Notes: For illustrative purposes only using hypothetical factors and not representative of an actual investment or account. As of Juni 2018(1) 出处: Fergis et al. (2019)

下图显示了经济增长和实际利率两个宏观经济因子和它们各自的 factor mimicking portfolios 在 时序上的相关性。不难看出,factor mimicking portfolios 很好的反映出这些因子的变化。





出处: Fergis et al. (2019)

使用以上六大宏观经济指标的 factor mimicking portfolios 作为待配置的因子,Fergis et al. (2019) 进行了防御性因子择时的实证研究。作为配置基准, Fergis et al. (2019) 将最终的投资组 合年化波动率限制在 10%, 并按照以下方案配置了这六个因子、构建了多因子组合: 经济增长和 实际利率两个因子各贡献 30% 的风险、其余四个因子各贡献 10% 的风险。

下面就来看看 Fergis et al. (2019) 用来描述极端风险的择时指标。

3 择时指标





_{国及丁} **川流不息**

- 1. 市场风险偏好的骤降;
- 2. 不同因子之间的相关性激增、从而无法实现预期的分散化;
- 3. 个别因子变得极度昂贵。

Fergis et al. (2019) 使用不同的指标来监测上述风险。当前两种极端风险之一出现时,因子投资组合的整体仓位减少 20% 以降低风险可能造成的大幅回撤;当第三种风险出现时,投资组合会在该因子上进行 5% 的减仓。虽然 Fergis et al. (2019) 也考虑了因子估值,但是它并没有主张当某个因子便宜时为其加仓,而仅是把它当做抵御风险的手段。

从 Fergis et al. (2019) 提出的框架来看,前两种风险对于防御性因子择时的重要性远超过因子估值本身。因此下文着重介绍它们。对于因子估值,请参考 Fergis et al. (2019) ,本文不再赘述。

首先来看看市场风险偏好。Fergis et al. (2019) 使用前述 14 种资产的波动率和收益率计算秩相关 系数(rank correlation coefficient),以此构建了一个 **Risk Tolerance Indicator(RTI)**。这 背后的依据是:**市场风险偏好的高、低可以由不同资产的收益率和它的风险水平的一致程度所反应。**当风险偏好高时,高风险资产应该比低风险资产有更高的收益率;当风险偏好低时,高风险资产应比低风险资产有更大的跌幅。秩相关系数的优势是考察两个变量(这里是收益率和波动率)的 单调相关性,而不假设变量之间的线性或非线性关系。

令 q(R) 和 q(σ) 分别代表不同资产收益率和波动率的排序序列,则 RTI 的定义为:

 $RTI = corr(q(R), q(\sigma))$

根据定义,RTI 的取值范围是 -1 到 1 之间,越大说明风险偏好越高、越低说明风险容忍度越低。使用秩相关系数来描述市场情绪并不是什么新鲜事物,很多国内外的研究报告中都对它进行过充分的说明(<u>例子</u>)。在实证中,Fergis et al. (2019) 采用 14 种资产滚动三个月的周频收益率计算RTI。下图为 RTI 和 MSCI World Index 一年滚动收益率之间的关系,RTI 在 2008 年金融危机和2010、2012 年欧洲主权债务危机时都给出了明确的警示信号。





Notes: Indexes are unmanaged, and it is not possible to invest directly in an index. Past performance is not a guarantee of fitting sessible to invest directly in an index.

出处: Fergis et al. (2019)

再来看看相关性。为了监控因子之间相关性激增的风险, Fergis et al. (2019) 使用了 **Diversification Ratio** (DR) 这个概念,它是各因子自身波动率按其权重的加权与投资组合波动率之比:

$$ext{Diversification Ratio} = rac{\sum w_i \sigma_i}{\sigma_p}$$

由定义可知,DR 越大说明因子之间的相关性越低,越能够分散化风险;越小则意味着因子之间的相关性上升。在实证期内,DR 和某个代表性的 20/80 stock/bond portfolio 的时序如下图所示。







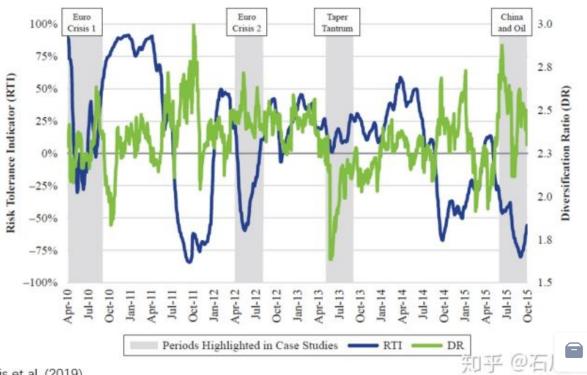
Notes: The 20/80 portfolio represented by MSCI World Index (hedged) and Bloomberg Barclays Global Aggregate Index (hedged), respectively. Indexes are unmanaged, and it is not possible to invest directly in an index. Past performance is not a guarantee of future results.

出处: Fergis et al. (2019)

4 择时案例

Fergis et al. (2019) 使用提出的三类择时指标 —— RTI、DR 以及因子估值 —— 介绍了四个防御性因子择时案例(下图)。本小节介绍其中的两个,即 Euro Crisis 2 和 Taper Tantrum。

RTI and Diversification Ratio during Case Study Periods

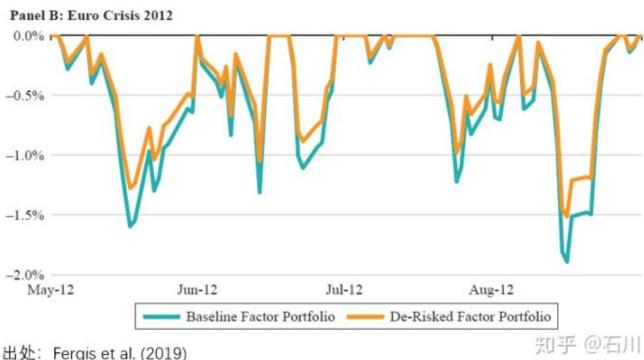


出处: Fergis et al. (2019)



知乎 / imana

2012 年 Q2,由希腊和西班牙引发的一系列问题使得全球市场的神经极度紧绷。RTI 指标从四月底的 20% 骤降至六月中旬的 -60%。在这种大环境下,防御性因子择时自 2012 年五月将多因子投资组合的仓位下降 20%,直至同年八月 RTI 恢复到 0% 的水平才重新提高到之前的仓位。在市场极度动荡的四个月内,该主动风控将投资组合的最大回撤从 -1.9% 降低至 -1.5%。



шж. Fergis et al. (2019)

再来看看 "Taper Tantrum"。

2013 年夏天,时任美联储主席伯南克宣布美联储将会逐渐削减(taper)购债规模。听到这个消息后,投资者开始疯狂抛售债券、债市收益率大幅上行,而债券价格的下跌也传导到其他资产,导致不同类资产的下跌。这一事件被称为"减码恐慌"(taper tantrum)。

在这期间,RTI 指标却意外没有任何表示。所幸的是,DR 指标发挥了作用。它的急跌显示出因子之间的相关性迅速提升,从而启动了防御性因子择时。自 2013 年六月,多因子投资组合的仓位被降低 20% 以抵御风险,直至同年九月 DR 恢复到之前的水平,仓位才提高到基准水平。在这期间,防御性因子择时将投资组合的回撤从 -9.5% 降低至 -7.3%。





这个例子不仅说明 DR 指标在抵御风险时的作用,更说明了**同时使用多个低相关的风控指标对于抵御风险至关重要**。如果模型中仅有 RTI,它将无法捕捉 Taper Tantrum 事件。

以上就是对 Fergis et al. (2019) 一文的简要解读。简单总结一下: **它使用六个宏观经济因子来刻** 画 14 类资产收益率的共同的变化,再结合三个角度的择时指标对这六个因子进行防御性择时,最终的目的是在市场极端风险出现时有效降低多因子投资组合的损失。

5 结语

读过 Fergis et al. (2019) 之后, 我最大的感触就是大写的两个字: 实用。

这篇文章中并没有高深的数学 —— RTI、DR 这些指标的计算方法都很简单、也早已被用在不同的投资实践中。然而,和 Bender et al. (2017, 2018) 一样,Fergis et al. (2019) 也让我们看到海外顶级机构是如何站在实践的角度进行因子择时的研究。

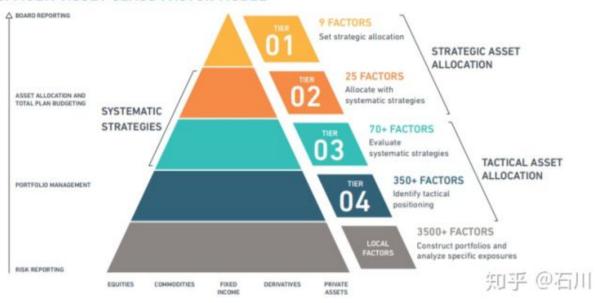
除此之外, 该文的"实用性"还表现在以下两个方面。

首先是针对不同宏观经济指标构建的 factor mimicking portfolios。通过对这些投资组合收益和风险的追踪,可以有效的评价宏观经济风险,从而帮助我们进行风险控制。



consistency throughout the investment process.

THE MSCI MULTI-ASSET CLASS FACTOR MODEL



Tier 1 provides 9 factor groups to help investors set strategic asset allocation and determine total risk. These factor groups also help communicate investment strategies at the board level.





















广义的大类资产因子配置已经成为投资界的主流; **越来越多的机构在资产配置时不再仅关注资产的 类别,而是聚焦于资产收益背后的不同驱动因素**(比如债券不再被当作一个固定收益资产类别,而 是被视作在 interest rate、credit、以及 inflation 因子上有不同的暴露和行为) —— 那些才是真 正的因子,比如本文中的六个宏观经济因子,以及 MSCI MAC 模型中的 Tier 1。这将凸显防御性 因子择时的价值。

参考文献

- Arnott, R. D., N. Beck, V. Kalesnik, and J. West (2016). Timing 'Smart Beta' Strategies? Of Course! Buy Low, Sell High! Available at SSRN: ssrn.com/abstract=30409....
- Arnott, R. D., N. Beck, V. Kalesnik (2017). Forecasting Factor and Smart Beta Returns (Hint: History Is Worse than Useless). Available at SSRN: ssrn.com/abstract=30409....
- Asness, C., S. Chandra, A. Ilmanen, and R. Israel (2017). Contrarian factor timing is deceptively difficult. Journal of Portfolio Management, Special QES Issue, Vol. 43(5), -87.



• Bender, J., X. Sun, R. Thomas, and V. Zdorovtsov (2017). The promises and pitfalls of





factor timing. *Journal of Portfolio Management*, Quantitative Special Issue, Vol. 44(4), 79 – 92.

- Chen, N., R. Roll, and S. A. Ross (1986). Economic forces and the stock market. *Journal of Business*, Vol. 59(3), 383 403.
- Fergis, K., K. Gallagher, P. Hodges, and K. Hogan (2019). Defensive factor timing. *Journal of Portfolio Management*, Quantitative Special Issue, Vol. 45(3), 50 68.
- Gupta, T. and B. Kelly (2019). Factor momentum everywhere. *Journal of Portfolio Management*, Quantitative Special Issue, Vol. 45(3), 13 36.

免责声明: 文章内容不可视为投资意见。市场有风险, 入市需谨慎。

原创不易,请保护版权。如需转载,请联系获得授权,并注明出处,谢谢。已委托"维权骑士" (维权骑士 免费版权监测/版权保护/版权分发) 为进行维权行动。

编辑于 2019-07-03

多因子模型 量化交易 资产配置

▲ 赞同 100 ▼ **●** 7 条评论 **7** 分享 ★ 收藏 …

文章被以下专栏收录



川流不息

北京量信投资管理有限公司是一家在中国基金业协会备案登记的专业私募基金管理人...

关注专栏

推荐阅读



Barra系列(一): Barra因子 构建和因子测试框架



因子投资 —— "被动的"主动 投资





ᄺᆂᆟᄾᆚ

_|||

知乎 // 🏥 🎢 🏥 🎢 🏥 🗎 🏥 🗎





