

# 因子投资: 最好的时代即将到来!



14人赞同了该文章

来自: The Journal of Portfolio Management Quantitative Special Issue 2023

标题: Factor Investing: The Best Is Yet to Come

作者: David Blitz

本篇推文的精华部分在【文末参考文献】,十分重要,大家可以细细品味!

### 前言

因子投资大约在10年前开始兴起,它植根于过去几十年积累的大量实证研究。资产定价文献表明,规模、价值和动量等因子可以解释股票的截面收益,而共同基金文献发现,除了因子暴露的倾斜之外,几乎没有任何其他主动管理能力的证据。综上所述,这些观点主张以系统、有效的方式获取因子溢价。在挪威政府养老基金委托进行的一项有影响力的研究中,Ang、Goetzmann和Shaefer(2009)甚至建议在战略资产配置中包括因子溢价,仅次于传统资产类别的风险溢价。尽管资产所有者通常不愿走那么远,但因子投资已经成为一种成熟的投资方法。虽然量化投资已经存在了很长时间,但因子投资倾向于更明确地选择因子及其期望的权重。

资产类别风险溢价和因子溢价之间的根本区别在于,前者可以通过跟踪低换手率的被动、市值化加权指数来获得,而后者本质上是积极的投资策略。指数提供商试图通过引入智能beta指数(也称为替代beta指数)来使因子策略商品化,但这需要各种主观选择,例如关于因子定义、加权方案和换仓频率。因子指数确实提供了简单和透明的好处,并可以作为评估主动管理因子策略的基准。

因子投资有时被称为风险因子投资,主要是基于这样的概念:任何溢价都必须是某种形式的系统风险的收益。如果因子溢价确实是风险溢价,那么可以预期它们将在未来持续存在。然而,以价值因子为例,目前尚不清楚为什么价值型股票的风险溢价高于成长型股票,因为用共同的风险指标来衡量,两者的风险似乎是一样的。对因子溢价存在的另一种解释是,投资者的行为偏差导致了系统性的错误定价效应。这些偏见可能源于非理性行为,但也可能是由激励结构和监管框架等制度环境理性诱发的。鉴于这种不确定性适用于大多数因子,我们更倾向于坚持更短期、更中性的因子投资。



### 选择哪些因子?

因子投资的第一步是选择相关因子,这实际上并不像人们想象的那么简单,因为Cochrane 2011从资产定价文献中出现了一整套因子。在本节中,我们回顾了最受欢迎和被广泛接受的因子,即规模、价值、动量、质量和低风险。

#### ■规模

规模因子反映了小盘股和大盘股之间的收益差异。尽管在资产定价模型中被普遍接受,但规模溢价在20世纪80年代初被发现后,似乎已经在美国消失了,而在国际市场上也从未出现过。Asnesset等人(2018)认为,在控制大多数小型股票具有较差的质量特征这一事实时,规模溢价确实存在。然而,Blitz和Hanauer(2021b)表明,这一结果并没有延续到国际市场,美国规模alpha似乎超出了投资者的实际能力范围,因为在时间序列回归中观察到的alpha无法通过控制事前的质量敞口来捕捉。规模溢价也缺乏强有力的经济依据。在过去,投资小盘股可能很困难,但随着小盘股共同基金的推出,以及最近针对小盘股指数的廉价etf的推出,这种障碍早就被消除了。然而,规模溢价的缺失并不意味着规模与因子投资无关。特别是,它可以起到催化剂的作用,因为其他因子的溢价往往在小盘股领域被放大。

#### ■ 价值

价值,另一个经典因子,也经历了表现过山车的问题。在过去40年里,Fama和French(1993)的高低(HML)价值因子在美国大盘股市场中一直保持平稳。在2018-2020年faang带领的增长反弹期间,价值股的表现特别糟糕,引发了一场关于价值因子可能死亡的公开辩论然而,Blitz和Hanauer (2021a)表明,健康的长期价值溢价仍然存在。例如,构建HML时使用的账面市值比对于那些有形资产很少的公司来说并不是特别有用,比如Meta平台(前身为Facebook)。这个问题可以通过纳入无形资产,并考虑与每个公司相关的收益和现金流相关指标来解决。价值因子也可以从一些基本的风险管理中受益,比如只比较同一行业内的股票。一般价值策略在结构上做多"廉价"行业(如公用事业),做空"昂贵"行业(如科技)。"复活"的价值因子代表着重大改善,但与任何价值策略一样,它仍然容易受到估值价差大幅扩大的影响。

#### ■ 动量

动量效应很难作为一种风险因子加以合理解释,这可能解释了为什么它从未被正式纳入Fama和 French(1993,2015)的资产定价模型。然而,它被学术界和因子投资者广泛接受,这仅仅是因为它强大到令人无法忽视。动量的主要挑战是避免罕见但毁灭性的回撤。处理这种情况的技术包括波动率缩放(Barroso,Santa Clara 2015)和将动量策略应用于股票特质收益(Blitz, Hanauer, Vidojevic2020),当然控制换手率也很重要。一个值得注意的问题是,尽管动量在美国、欧洲和新兴市场表现强劲,但在日本和中国这两个仅次于美国的最大股市几乎完全不存在溢价。通过超越过去的股价来衡量投资者情绪,动能因子可以得到加强。例如盈利动量(Nova-Marx 2015),分析师的盈利预测修正(van der Hart,Slagter和van Dijk 2003),以及来自新闻文章的情绪。

#### ■ 质量

质量是一个定义不太明确的概念,有许多不同的解释。Kyosev等人(2020)表明,质量的主要挑战是确定有效的指标,如毛利率(Novy-Marx 2013)或盈利质量的衡量标准(Sloan 1996;Hirshleifer et al. 2004),而不是传统的股本回报率或利润率。Asness, Frazzini, and Pedersen(2019)提出了一个由大约二十几个潜在变量组成的复合质量-垃圾因子。关于质量投资的另一个问题是,仅仅根据股票的质量特征而完全不考虑价格来购买它是否有意义。Novy-Marx(2013)将毛利率视为价值的另一面,这意味着价值和质量应始终作为同一枚硬币的两面一并考虑。



低风险因子挑战了"更高(系统)风险应获得更高回报"的基本概念。这与学术资产定价模型的核心背道而驰,学术资产定价模型并没有放弃资本资产定价模型(CAPM)在市场贝塔值和预期股票回报之间的关系,而只是用额外的定价因子来扩展它。对于从业者来说,低风险因子也不是一个容易的因子。只做多的投资者需要认识到,拥有与市场相似的回报和较低的风险也是alpha,或者找到一种克服杠杆限制的方法,例如,通过Black(1993)已经建议的资产配置来利用杠杆。多空投资者面临着长期低风险股票和短期高风险股票之间巨大的、随时间变化的贝塔系数不匹配,这将风险管理推向了极限。与此同时,这些对套利的强烈限制可能解释了为什么低风险异常是如此持久的现象。对于低风险因子的广泛回顾,可以参考Blitz, van Vliet和Baltussen(2020)。

### ■ 因子动物园的其他因子

Harvey和Liu(2019)认为,学术文献中的因子生产速度失控,仅在顶级期刊上就发表了400多个因子。为了对抗"p-hacking",Harvey、Liu和Zhu(2016)建议将t-统计值的阈值提高到3,尽管这甚至可能是不必要的,因为hou、Xue和Zhang(2020)发现许多因子已经可以在传统显著性水平上被拒绝。那么,有多少"正确"的因子呢?我们之前讨论过价值、动量、质量和低风险是如何成为核心因子的。然而,这些都不是一维的概念,而是由几十个潜在的子因子衍生出来的复合因子。除了这些核心因子之外,可能还有更多的因子存在,但这需要将小麦从大量的谷壳中分离出来。在本文的最后一部分,我们将提供一些"超越Fama"的因子投资的具体例子。

### 因子组合

讨论了各个因子之后,我们接下来讨论如何把它们结合起来的问题。多因子策略的出发点可能是赋予每个因子相同的权重。**DeMiguel**, **Garlappi和Uppal**(2009)发现,尽管看似简单,但这种1/N方法通常很难被击败。因子投资的圣杯是想出一个成功的因子择时间策略。Gupta和kelly(2019)和Arnott等人(2020)发现,前一个月的因子回报对下一个月有很强的预测能力,但除了这种短期现象外,因子回报似乎几乎没有可预测性。鉴于这些结果,Asness(2016)提出了一个令人信服的理由来避免因子择时。

1/N方法的优势在于,它对不同的因子进行了平衡的投资。然而,平衡可以用几种方式来解释,特别是在三个因子与第四个因子强烈对立的时期。以全球金融危机期间的银行和保险股票为例。在2008年的巨大损失之后,这些股票在动量、质量和低风险方面表现得非常糟糕,但与此同时,在深层价值衡量(如账面市值比)上,它们变得非常便宜。当给予每个因子相同的权重时,价值因子会被其他三个因子有效地压倒,投资组合最终可能会出现净负价值敞口。对因子多元化的另一种解释是,投资组合应该始终对每个因子都有净正的敞口。在这里的例子中,这意味着给予价值因子更大的话语权,以平衡其他三个指向相反方向的因子。

为了评估因子是否适当平衡,人们还可以检查多因子投资组合在经济周期中的表现。Blitz(2022)发现,传统的商业周期指标,如NBER扩张与衰退,高通胀与低通胀时期,或ISM商业前景正与负,与因子回报几乎没有关系。因子确实表现出强烈的周期性行为,但似乎遵循自己独特的周期。主要发现是,除了繁荣时期(例如,1998-2000年的科技泡沫和2018-2020年的科技泡沫)和垃圾级反弹时期(例如,2002-2003年的科技泡沫和2009年的金融泡沫),在大多数环境中,因子都表现稳定。这个问题没有简单的解决办法,因为在繁荣时期,问题在于拥有太多的价值和太少的动力敞口,而在垃圾级反弹时期,情况恰恰相反。量化周期各个阶段的时机是具有挑战性的,因为转折点是由投资者情绪的突然变化所驱动的,而这些变化似乎与基本面或宏观经济新闻无关。

除了固定的权重,投资者还可以考虑一种动态的、数据驱动的方法。例如,Lewellen(2015)使用基于15个公司特征的10年滚动Fama-MacBeth回归来预测下个月的股票收益。这种方法具有适应因子变化的优点。如果因子完全停止工作,则其权重逐渐减少为零。然而,在回顾窗口中倾向于最强的因子,而远离最弱的因子,如果因子表现出均值回归,也会导致表现不佳。因此,数据驱动方法需要在一方面的自适应和另一方面的顺周期性能追求之间进行谨慎的权衡。

将理论因子转化为现实的投资组合绝非易事。学术因子是多空投资组合,但在实践中,因子投资通常是只做多的投资组合。为了支持实盘交易,Blitz,Baltussen和van Vliet(2020)表明,多头的因子至少与空头的因子一样强。学术因子使用一个简单的加权公式,忽略了交易成本,而在实践中,成本很重要。Fama和French(1993)广泛使用的因子构建方法倾向于夸大因子溢价的大小,给只占股票总市值约10%的小型和微型股票赋予50%的权重。与此同时,大盘股的广度没有通过资本化加权得到充分利用,这意味着50-100只最大的股票主导了这些结果。一个更有效的实盘方案应该降低小盘股和大盘股的权重。

Smart beta指数可以解决其中一些问题,例如,通过考虑流动性投资领域和限制成交量。Smart beta指数每季度或半年才重新平衡一次,然而,它们的表现对这些任意选择的日期非常敏感 (Hoffstein, Sibears, and Faber 2019)。此外,Blitzand Marchesini(2019)发现,将所有交易集中 在每年的短短几天往往会导致过度的市场影响。最小化交易成本和最大化交易能力的关键是遵循完全相反的交易风格,即全年执行许多小额交易,以最有效地利用市场提供的流动性。

Smart beta指数的另一个问题是,由于其公开的方法,它们的交易是可预测的。这使得Smart beta指数很容易受到对冲基金掠夺性交易和被动经理人博弈的影响。学术因子组合和Smart beta 指数也很少应用风险管理。股票根据它们的因子得分进行排名,然后使用一些简单的加权公式。Ledoit、Wolf和Zhao(2019)和Daniel等人(2020)的研究表明,通过使用来自过去股票收益协方差 矩阵的信息,可以大幅改善因子投资组合的风险调整绩效。这类似于主动因子投资经理所采取的方法,他们通常使用预期阿尔法、风险模型和交易成本模型作为优化问题的输入,以使风险调整后的成本收益最大化。

### 超越Fama-French

价值、质量和低风险因子是相当缓慢的,平均持有期为多年。动量的速度更快,因为它的回溯期约为一年,但文献已经发现了许多更快的信号。例如,短期逆转和短期行业动量的回望周期都只有一个月。这种快速信号常常被忽视,因为人们担心,在考虑到交易成本后,它们无法继续存在。然而,Blitz等人(2022)表明,这一挑战可以通过结合多个短期信号、将选股范围限制为流动性股票以及使用降低成本的交易规则来克服。在有效执行的情况下,短期信号可以提供强大的净阿尔法,使投资者能够扩展有效边界。

经典因子主要来源于股票价格和财务报表中的信息。其他常用的数据包括分析师的预测和在其他市场观察到的价格,如债券、期权和卖空市场。然而,近年来,可用数据集的数量呈爆炸式增长,从而为下一代因子投资提供了令人兴奋的机会。另类数据的来源包括金融交易、传感器、移动设备、卫星、公共记录和互联网等等。文本数据,如新闻文章、分析报告、Earning call记录、客户产品评论或员工公司评论,可以使用日益复杂的自然语言处理技术转换为定量信号。所有这些数据不仅可以用来创造新的因子,也可以用来增强现有的因子。例如,传统的价值因子因只包括资产负债表上确认的有形资产而受到批评,而如今许多公司大多拥有无形资产,如知识资本、品牌价值或网络价值。例如,要估计知识资本的价值,可以考虑专利数据。

除了大数据革命,计算能力也出现了爆炸式增长。这使得投资者能够超越基本的投资组合分类或线性回归,并应用更需要计算的机器学习技术,如随机森林和神经网络。机器学习的主要优势是它可以揭示非线性和交互效应。Gu、Kelly和Xiu(2020)等人的研究报告了将机器学习(ML)应用于大量传统输入变量时的显著性能改进。然而,挑战也存在。例如,ML模型的换手率可能过高,因为模型通常被训练为预测下一个月的收益,以获得足够数量的独立观察(Leung et al. 2021)。此外,ML模型结果的可解释性并不直接。因此,机器学习有潜力进一步推动因子投资的前沿,但需要克服各种挑战。

1

最后,对可持续性整合日益增长的兴趣为因子投资提供了另一个巨大的机会。可持续性可以通过广泛的ESG(环境、社会和治理)得分或更具体的指标(如碳足迹)来量化,这些指标目前已经广泛使用。由于这种可持续性得分在概念上类似于因子得分,因此将它们纳入投资组合优化问题是相当直接的,例如,以硬约束的形式,或像Chen和mussalli(2020)那样,通过在目标函数中相互权衡它们。一般来说,相当数量的可持续性可以被纳入因子组合,而不会对因子暴露产生实质性影响。

# 结语

因子投资策略受到2018-2020年量化危机的严重挑战,在此期间,大型股票主导了市场(Blitz 2021)。投资者想知道是因子溢价被套利(或商品化)了,还是因子只是自身成功的牺牲品。然而,自那以后,随着增长泡沫破裂,市场进入避险模式,因子策略强劲复苏。虽然量化危机迫使因子投资者承认有改进的空间,但因子投资背后的基本前提仍然完好无损。这并不是要让人们满足于现状,而是为因子投资的深思熟虑演变提供理由。

如今的环境比以往任何时候都更令人兴奋,量化投资者能够自动完成传统上由基本面分析师提供的 更高附加值的任务。虽然很高兴看到量化分析师有大量机会扩大他们的阿尔法机会集,但合理化和 综合观察到的回报模式的能力将是有效推进投资过程的关键,从而使具有不同投资目标的客户受 益。

# 参考文献

Ang, A., W. Goetzmann, and S. Schaefer. 2009. "Evaluation of Active Management of the Norwe-gian Government Pension Fund - Global." Technical report, Norwegian Ministry of Finance. 网页链接

Arnott, R. D., M. Clements, V. Kalesnik, and J. T. Linnainmaa. 2020. "Factor Momentum." SSRNWorking Paper No. 3116974.

Asness, C. S. 2016. "The Siren Song of Factor Timing." The Journal of Portfolio Management42 (5): 1–6.

Asness, C. S., A. Frazzini, R. Israel, T. J. Moskowitz, and L. H. Pedersen. 2018. "Size Matters, IfYou Control Your Junk." Journal of Financial Economics 129 (3): 479–509.

Asness, C., A. Frazzini, and L. H. Pedersen. 2019. "Quality minus Junk." Review of AccountingStudies 24 (1): 34–112.

Barroso, P., and P. Santa Clara. 2015. "Momentum Has Its Moments." Journal of FinancialEconomics 116 (1): 111–120.

Black, F. 1993. "Beta and Return: Announcements of the 'Death of Beta' Seem Premature." The Journal of Portfolio Management 20 (1): 11–18.

Blitz, D. 2021. "The Quant Crisis of 2018–2020: Cornered by Big Growth." The Journal of PortfolioManagement 47 (6): 8–21.—. 2022. "The Quant Cycle." The Journal of Portfolio Management 48 (2): 26–43.

Blitz, D., G. Baltussen, and P. van Vliet. 2020. "When Factors Drop Their Shorts." Financial Analysts Journal 76 (4): 73–99.



—. 2021b. "Settling the Size Matter." The Journal of Portfolio Management 47 (2): 99–112. Blitz, D., M. X. Hanauer, I. Honarvar, R. Huisman, and P. van Vliet. 2022. "Beyond Fama-French Factors: Alpha from Short-Term Signals." SSRN Working Paper No. 4115411.

Blitz, D., M. X. Hanauer, and M. Vidojevic. 2020. "The Idiosyncratic Momentum Anomaly." International Review of Economics and Finance 69: 932–957.

Blitz, D., and T. Marchesini. 2019. "The Capacity of Factor Strategies." The Journal of Portfolio Management 45 (6): 30–38.

Blitz, D., P. van Vliet, and G. Baltussen. 2020. "The Volatility Effect Revisited." The Journal of Portfolio Management 46 (2): 45–63.

Blitz, D., and M. Vidojevic. 2018. "The Characteristics of Factor Investing." The Journal of Portfolio Management 45 (3): 69–86.

Chen, M., and G. Mussalli. 2020. "An Integrated Approach to Quantitative ESG Investing." The Journal of Portfolio Management 46 (3): 65–74.

Cochrane, J. H. 2011. "Presidential Address: Discount Rates." The Journal of Finance 66 (4): 1047–1108.

Daniel, K., L. Mota, S. Rottke, and T. Santos. 2020. "The Cross-Section of Risks and Returns." The Review of Financial Studies 33 (5): 1927–1979.

DeMiguel, V., L. Garlappi, and R. Uppal. 2009. "Optimal Versus Naïve Diversification: How Inefficient Is the 1/N Portfolio Strategy." The Review of Financial Studies 22 (5): 1915–1953.

Fama, E. F., and K. R. French. 1993. "Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds." Journal of Financial Economics 33 (1): 3–56.

—. 2015. "A Five-Factor Asset Pricing Model." Journal of Financial Economics 116 (1): 1–22. Gu, S., B. Kelly, and D. Xiu. 2020. "Empirical Asset Pricing via Machine Learning." The Review of Financial Studies 33 (5): 2223–2273.

Gupta, T., and B. Kelly. 2019. "Factor Momentum Everywhere." The Journal of Portfolio Manage ment 45 (3): 13–36.

Harvey, C. R., and Y. Liu. 2019. "A Census of the Factor Zoo." SSRN Working Paper No. 3341728. Harvey, C. R., Y. Liu, and H. Zhu. 2016. "...and the Cross-Section of Expected Returns." The Review of Financial Studies 29 (1): 5–68.

Hirshleifer, D., K. Hou, S. H. Teoh, and Y. Zhang. 2004. "Do Investors Overvalue Firms with Bloated Balance Sheets?" Journal of Accounting and Economics 38: 297–331.

Hoffstein, C., D. Sibears, and N. Faber. 2019. "Rebalance Timing Luck: The Difference between Hired and Fired." The Journal of Beta Investment Strategies 10 (1): 27–36.

Hou, K., C. Xue, and L. Zhang. 2020. "Replicating Anomalies." The Review of Financial Studies 33 (5): 2019–2133.



Ledoit, O., M. Wolf, and Z. Zhao. 2019. "Efficient Sorting: A More Powerful Test for Cross-Sectional Anomalies." Journal of Financial Econometrics 17 (4): 645–686.

Leung, E., H. Lohre, D. Mischlisch, Y. Shea, and M. Stroh. 2021. "The Promises and Pitfalls of Machine Learning for Predicting Stock Returns." The Journal of Financial Data Science 3 (2): 21–50. Lewellen, J. 2015. "The Cross-Section of Expected Stock Returns." Critical Finance Review 4 (1): 1-44.

Novy-Marx, R. 2013. "The Other Side of Value: The Gross Profitability Premium." Journal of Financial Economics 108 (1): 1–28.

—. 2015. "Fundamentally, Momentum Is Fundamental Momentum." SSRN Working Paper No. 2572143.

Sloan, R. G. 1996. "Do Stock Prices Fully Reflect Information in Accruals and Cash Flows about Future Earnings?" Accounting Review 71 (3): 289–315.

Van der Hart, J., E. Slagter, and D. van Dijk. 2003. "Stock Selection Strategies in Emerging Markets." Journal of Empirical Finance 10 (1–2): 105–132.

量化投资与机器学习微信公众号,是业内垂直于**量化投资、对冲基金、Fintech、人工智能、大数** 据等领域的主流自媒体。公众号拥有来自**公募、私募、券商、期货、银行、保险、高校**等行业 30W+关注者,曾荣获AMMA优秀品牌力、优秀洞察力大奖,连续2年被腾讯云+社区评选为"年度 最佳作者"。

发布于 2023-01-12 10:51 · IP 属地上海

量化交易 宽客 (Quant) 金融

写下你的评论...



还没有评论,发表第一个评论吧





# 【量化投资与机器学习】微信公众号

全网Quant都在看! 你不是一个人在战斗!

### 推荐阅读



2010-2019: 因子投资十年回 顾,谁将笑到最后?

- "

Quant... 发表于【量化投资...



统一视角下的因子投资

石川 发表于川流