

金工研究/深度研究

2018年06月05日

林晓明 执业证书编号: S0570516010001
 研究员 0755-82080134
 linxiaoming@htsc.com

刘志成 010-56793923
 联系人 liuzhicheng@htsc.com

相关研究

- 1《金工：指数增强方法汇总及实例》2018.05
- 2《金工：周期理论与机器学习资产收益预测》2018.05
- 3《金工：华泰单因子测试之财务质量因子》2018.05

因子收益率的周期性研究初探

华泰因子周期研究系列之一

因子经过处理后能够呈现出周期性，因子择时可以纳入周期模型框架

去趋势后的因子累积收益率呈现出一定的周期性。将因子去趋势后的累积收益率对华泰周期模型中的三个系统性周期进行回归，从回归的拟合优度上看，系统性周期能够解释部分因子的表现。且大部分因子对朱格拉周期和库兹涅茨周期的回归系数是显著的。因子对三个系统性周期的回归系数显示了受宏观周期的影响方向，这为因子择时提供了一种思路。因子择时也可以在华泰周期模型框架下进行探索。

华泰周期模型能够解释全球主要资产价格和宏观变量

华泰周期研究系列经过不断的完善与积累，目前已经形成了比较完整的体系与框架。我们发现在全球主要的股票指数、债券指数、商品指数和主要的宏观经济指标（工业增加值、PPI、CPI、PMI等）都存在42个月、100个月、200个月附近的周期，且这三个周期与古典宏观经济学研究中的基钦周期、朱格拉周期、库兹涅茨周期的时间长度一致。基于这一点，我们提出了华泰周期三因子模型，将42个月周期、100个月周期、200个月周期的状态抽象为三因子，用来解释全球资产价格和宏观数据走势。

因子累积收益率去趋势回归后的残差具有明显的规律性

在我们的研究中，大部分因子都是长期有超额收益的因子，因此其累积因子收益率有一个向上的趋势。将累积因子收益率对时间项做回归，回归后的残差（去趋势后的累积因子收益率）拥有明显的规律性。70个因子中只有7个因子回归后的残差能够通过正态性检验。重要因子去趋势后的累积因子收益率，在残差图上都能够发现肉眼可见的周期波动，这使得对因子未来表现的判断有迹可循。如果因子的长期表现相对稳定，则因子累积收益将呈现出围绕某个中枢均值回复的现象。且这个均值回复呈现出一定的周期性。

去趋势后的累积因子收益率表现出了长周期特征

应用傅里叶变换，观察去趋势后累积因子收益率的频谱，主要的因子频谱都呈现出长周期的特征。使用MUSIC算法先后对98年开始的23个因子和02年对齐后的70个因子做共同周期提取，发现两次提取的能量都集中在长周期上，可以确定因子具有两个明显的共同周期，一个在80-90个月附近，一个在200个月附近。因此捕捉因子的长期规律可能更为有效。

因子周期能够与华泰三因子模型很好的匹配，长周期拟合优度较高

借助三因子模型，针对去趋势后的因子累积收益率，使用高斯滤波提取它的42个月、100个月、200个月周期，分别使用三个周期作为自变量进行回归。三因子共同回归的拟合优度较高，70个因子中有60个因子的三因子回归的拟合优度在0.5以上，说明大部分因子周期现象明显，且符合华泰三周期模型的假设，因子的核心驱动包含在三个周期变量之中。42个月单因子回归的拟合优度普遍较低，大部分因子都在0.1以下，说明42个月短周期不是大部分因子的主要驱动力，因子周期主要是长周期驱动，这与我们在频谱中观察到的现象一致。

风险提示：文中推导与结论都是根据历史规律总结，历史规律可能失效。

正文目录

研究背景与导读.....	4
华泰周期研究思路与方法	5
周期研究的基本框架.....	5
周期三因子定价模型.....	7
因子周期规律的挖掘	8
从因子收益率到累积因子收益率	8
累积因子收益率的去趋势处理	9
收益因子与风险因子	9
去趋势后的累积因子收益率拥有可预测性信息.....	11
因子累积收益率去趋势后的波动来源	13
全样本研究的意义	14
因子周期长度呈现出长周期特性	15
单因子去趋势累积收益率的频谱能量集中在长周期上.....	15
MUSIC 算法显示长周期规律是因子的主要特征	16
周期规律下的因子累积收益率建模	17
因子周期可以与华泰三周期模型很好的匹配	18
基于因子自身信号的周期三因子回归	18
针对系统性周期的回归	20
附录	23
Shapiro-Wilk Test 正态性检验基本原理.....	23
1998年4月开始的因子列表	23
因子的具体计算方法.....	24

图表目录

图表 1: 华泰周期研究基本流程	5
图表 2: 全球主要经济金融数据共同周期能量分布	6
图表 3: 美元汇率共同频谱	6
图表 4: 周期系列研究回顾	6
图表 5: 系统性周期的状态	7
图表 6: BP 因子收益率	8
图表 7: 市值因子收益率	8
图表 8: BP 因子累积收益率	8
图表 9: 市值因子累积收益率	8
图表 10: Rating_change 因子累积收益率.....	9
图表 11: Financial_leverage 因子累积收益率	9
图表 12: 因子累积收益率对时间项回归后统计量	10

图表 13: Exp_wgt_return_3m 因子累积收益率.....	11
图表 14: Exp_wgt_return_3m 去趋势后的累积因子收益率（残差图）.....	11
图表 15: return_12m 因子累积收益率	12
图表 16: return_12m 去趋势后的累积因子收益率（残差图）	12
图表 17: EP 因子去趋势后的累积收益率	12
图表 18: ROE_q 去趋势后的累积因子收益率	12
图表 19: BP 因子去趋势后的累积收益率	13
图表 20: Ln_capital 去趋势后的累积因子收益率	13
图表 21: DP 因子去趋势后的累积收益率	13
图表 22: Assetturnover_q 去趋势后的累积因子收益率	13
图表 23: rating_change 去趋势后的累积因子收益率（残差图）	13
图表 24: beta 去趋势后的累积因子收益率（残差图）	13
图表 25: ln_capital 因子累积收益率去趋势后频谱	15
图表 26: BP 因子累积收益率去趋势后频谱	15
图表 27: DP 因子累积收益率去趋势后频谱	15
图表 28: EP 因子累积收益率去趋势后频谱	15
图表 29: Return_1m 因子累积收益率去趋势后频谱	16
图表 30: Std_1m 因子累积收益率去趋势后频谱	16
图表 31: Profit_G_q 因子累积收益率去趋势后频谱	16
图表 32: ROE_q 因子累积收益率去趋势后频谱	16
图表 33: MUSIC 共同谱峰-98 年开始-23 个因子	17
图表 34: MUSIC 共同谱峰-02 年开始-70 个因子	17
图表 35: 自身信号的三因子回归指标.....	18
图表 36: Debequityratio 因子去趋势收益与回归拟合	19
图表 37: Debequityratio 因子去趋势收益自身三周期	19
图表 38: DP 因子去趋势收益与回归拟合	20
图表 39: DP 因子去趋势收益自身三周期	20
图表 40: Ln_capital 因子去趋势收益与回归拟合	20
图表 41: Ln_capital 因子去趋势收益自身三周期	20
图表 42: 针对系统性回归的回归指标.....	21
图表 43: 根据受周期影响的正负对因子分类.....	22
图表 44: 98 年 4 月开始有数据的因子	23
图表 45: 选股模型中涉及的全部因子及其描述	24

研究背景与导读

多因子模型是量化投资中最为成熟的模型之一，目前国内大部分股票量化模型都较难脱离因子投资的框架。特别是在风险分析与基于组合的业绩归因上面，多因子模型几乎是唯一的方法。因子模型是复合了因子筛选、收益预测、风险预测、组合优化的投资组合生成策略，模型流程非常完善，但投资不是一件一成不变的事情，所有模型都需要不断的迭代与改进。在因子投资的框架内，大约有三个研究方向值得投资者去尝试。第一，挖掘更有效的因子，自从因子模型的诞生以来，众多的研究人员就在挖掘因子上投入了大量精力。第二，改进收益预测中的线性模型，引入非线性模型进行收益预测，例如使用人工智能算法替代线性模型增强收益预测的准确率，华泰金工在这个领域发布了大量报告，可参考华泰金工人工智能选股系列。第三，探索既有因子特别是风格因子的表现是否具有一定的规律，挖掘因子表现的规律继而预测因子在未来可能带来的收益情况，从而对因子进行一定的权重配置，也就是所谓的因子择时。

2017年以来，过往表现较好的市值、反转等因子出现了失效的情况，2009年到2016年一直是小市值股票表现比大市值股票好，2017年出现了反向，大市值股票表现明显好于小市值股票。市值、反转等主要因子的回撤使得多数采用量化策略管理的股票基金收益表现很不理想。由于这个原因，因子择时开始受到更多人的关注，如果能够预测未来因子收益的走向，就能够着重配置未来表现可能更好的因子、回避掉可能出现较大回撤的因子，从而增强收益。华泰因子周期系列研究就是希望从周期的视角观察因子表现的规律、延用华泰周期系列研究中的方法寻找因子表现中能够被预测到的周期信息，从而为因子选择提供一定的帮助。

华泰周期系列研究中我们发现大量的经济金融数据都存在一定的周期性，而且这种周期性在一定程度上表现一致。对于全球主要的股票指数、债券指数、商品指数和工业增加值、CPI、PPI、PMI等宏观指数都存在42个月、100个月、200个月附近的周期信号。这三个周期长度和古典经济学中研究的基钦周期、朱格拉周期、库兹涅茨周期的时间长度一致。因此我们认为这三个周期不是某个数据的周期，他们反应了金融经济系统的周期，每个数据指标都是从某个角度对经济系统进行观测，背后的核心变量是经济的运行状态。如果系统的周期状态可以大致确定，通过系统的周期状态以及未来运行方向的判断可以对主要的经济数据和资产价格进行预判。周期性是数据很好的性质，如果一个数据拥有周期性，那么这个数据部分信息就可以被预测。

在因子研究中，累积因子收益率能够更好的描述因子收益的方向。基于截面回归方法计算出的因子收益率在不同截面之间波动较大，且只能描述当期的因子收益，将因子收益率进行累加得到的累积因子收益能够描述过去一段时间的因子表现，对观察因子收益的方向和因子收益的大小都更为方便和直观。我们研究的70个因子都是经过了单因子测试之后挑选出的因子，普遍都是长期具有超额收益的线性因子，因此其累积因子收益率都具有向上的趋势。我们在研究中发现累积因子收益率去趋势后的残差项多数不具有正态性，这意味着其残差蕴含了更为丰富的信息，周期检验发现去趋势后的累积因子收益率存在一定的周期性，如果周期性质稳定，那么我们可以通过这种规律来对因子未来的表现进行预测。本文试图从这个角度对因子的周期性进行初步研究。

研究中发现，大部分去趋势后的累积因子收益率都具有周期性的波动，采用华泰周期研究中傅里叶变换和MUSIC算法可以识别200个月附近和80到90个月附近的周期，也就是说因子去趋势后的累积收益率表现出了长周期特性。华泰周期模型能够针对因子去趋势后累积收益率的波动建立较好的解释模型，也就是说因子周期完全可以纳入华泰周期研究的框架之下。本文得到的这些结论能够为后续因子择时策略的研究提供思路和方向。

华泰周期研究思路与方法

周期研究的基本框架

华泰周期研究系列经过不断的完善与积累，目前已经形成了比较完整的体系与框架。我们发现在全球主要的股票指数、债券指数、商品指数和主要的宏观经济指标（工业增加值、PPI、CPI、PMI等）都存在42个月、100个月、200个月附近的周期，且这三个周期与古典宏观经济学研究中的基钦周期、朱格拉周期、库兹涅茨周期的时间长度一致。基于这一点，我们提出了华泰周期三因子模型，将42个月周期、100个月周期、200个月周期的状态抽象为三因子，用来解释全球资产价格和宏观数据走势。

我们的周期研究与传统的经济周期研究的最大区别是我们更为关注系统性的周期。传统的周期研究，是分立的研究。比如，研究中国的库存周期就用中国库存相关的指标，研究美国的产能周期就用美国产能相关的指标，两者之间没有联系。量化周期研究认为全球是一个统一的整体，这个统一的整体在运动的过程中是有规律的，统一受到三个周期的驱动。那么，各个国家的金融资产价格和宏观经济指标，都可以看成是从某个低维视角对系统的观察，同受系统级别三周期的影响，只不过不同国家经济发展阶段不同，受每个周期影响的程度也不同。对于某个经济指标或资产价格的判断需要从系统性周期的角度来进行考虑。单个变量的周期状态判定一定存在误差，在某些时期还会受到特定事件冲击的影响，导致观察变量的走势偏离周期状态。

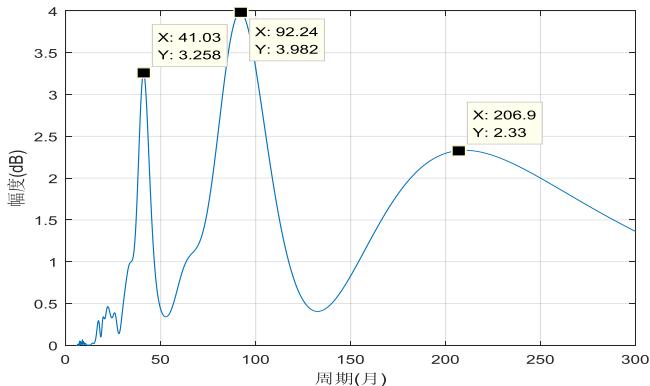
图表1：华泰周期研究基本流程



资料来源：华泰证券研究所

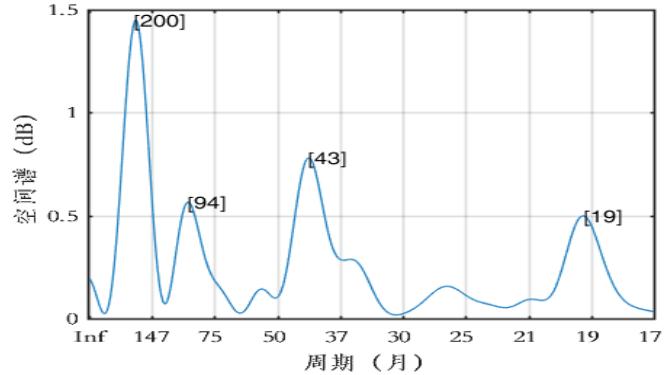
在研究方法中，我们借鉴了信号处理中常用的傅里叶变换和多重信号分类(MUSIC)算法。傅里叶变换可以将信号从时域转换为频域，通过频谱可以观察数据是否存在特定的周期信号。系统性周期长度的判定我们采用了多重信号分类算法，这个算法通过特征子空间分解的方法确定多个信号的共有周期。周期研究的基本过程为先对单个变量的时间数据进行周期性检验，观察单变量频谱上的主要特征，然后对研究中同类型的变量或者相关联的变量使用MUSIC算法寻找统一的系统性周期长度。通过单变量的周期表现和系统性周期的长度比对研究单变量是否符合系统性的周期规律，继而构建三因子模型，利用回归模型进行拟合与预测。在实践中，我们对全球主要的股票指数、债券指数、商品指数、宏观数据利用MUSIC算法寻找其共同周期，其频谱峰值为41个月、92个月、206.9个月，对美元对多个国家货币寻找共同周期，其频谱峰值为200个月、94个月和43个月。

图表2：全球主要经济金融数据共同周期能量分布



资料来源：Wind，华泰证券研究所

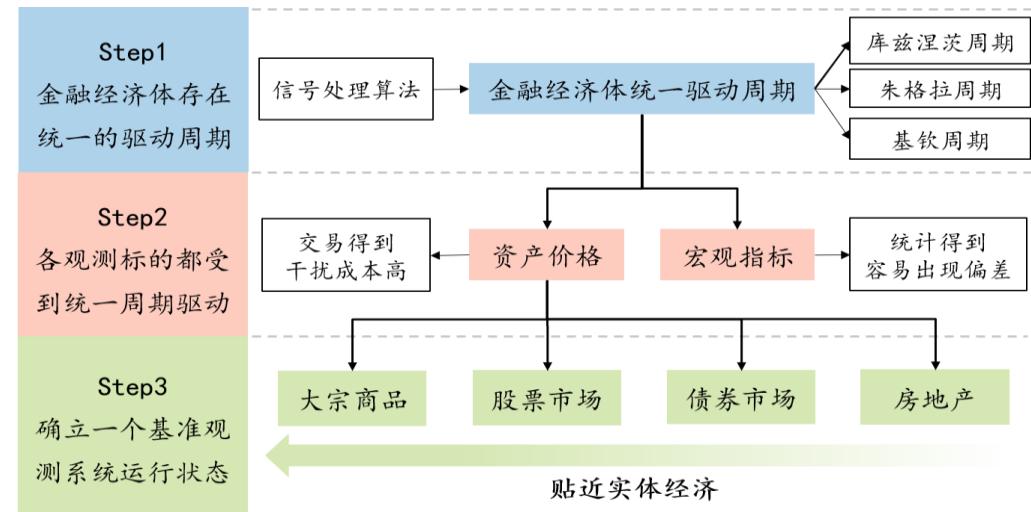
图表3：美元汇率共同频谱



资料来源：Wind，华泰证券研究所

华泰金工“周期系列研究”中已经对金融市场的三大周期信号（42个月的基钦周期、100个月的朱格拉周期、200个月的库兹涅茨周期）予以了充分挖掘，证明了周期信号在中国市场乃至全球市场是真实存在并且稳定运行的。同时我们也指出，虽然不同金融资产的三周期长度基本一致，但是相位之间并非完全对齐，因为金融经济信息的传递，以及信息接收方做出相应反馈都是有时滞的，反应在相位上就是领先滞后关系。换句话说，全球金融经济体中的资产价格、宏观指标都是系统的一个低维观测视角，它们都受到系统级别统一三周期的驱动，但截面状态各不相同，因此，我们需要确定一个大家能够普遍接受的参考基准来观察系统本身的运行状态。

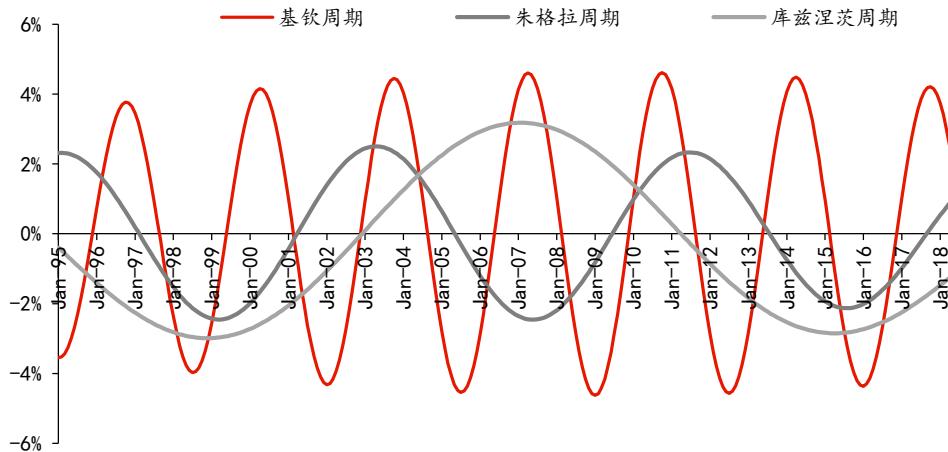
图表4：周期系列研究回顾



资料来源：Wind，华泰证券研究所

在股票、债券、大宗商品、房地产四大类资产中，如果按照贴近实体经济的程度排序，应该是大宗商品>股票>债券>房地产，也就是说大宗商品对实体经济的变化最敏感，最适合作为观测基本面运行状态的实时窗口。在我们的研究中，选取CRB综合指数的三个周期来代表系统性的基钦周期、朱格拉周期和库兹涅茨周期。库兹涅茨周期对应200个月的长周期，它与经济基本面的长期运行趋势更为相关。朱格拉周期对应100个月的中周期，它反映了市场的整体估值水平，朱格拉周期上行时，市场估值中枢是下杀的，而朱格拉周期下行时，市场估值中枢抬升。基钦周期对应42个月的短周期，它反映了市场的牛熊趋势。

图表5：系统性周期的状态



资料来源：Wind，华泰证券研究所

当前库兹涅茨周期与朱格拉周期都处于上行状态，意味着经济基本面长期向好，但基钦周期已经开始下行，短期可能会出现一定的波折。全球股票市场也在基钦周期下行后打破了过去两年向上的趋势，全球主要资产的运行方向都发生了一些改变。朱格拉周期的上行意味着股票市场仍然处在杀估值的状态中。

周期三因子定价模型

由于资产价格的核心驱动因素主要是42个月、100个月、200个月周期，我们可以提取这三个主要的周期构建三因子定价模型。回归定价方程如下：

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \varepsilon$$

其中， y 表示待研究的拥有周期性的序列， x_1, x_2, x_3 分别代表三个周期的高斯滤波结果。

本文中我们用到了两种定价方程，一种是采用自身的周期作为自变量，也就是 x_1, x_2, x_3 是提取的变量 y 的高斯滤波；另一种是采用系统性周期， x_1, x_2, x_3 是从CRB综合指数中提取到的系统性周期。

得到回归定价方程之后：一方面，可以通过拟合优度指标衡量三周期滤波序列对原始同比序列的解释能力，解释能力越强，说明信号的周期特性越显著；另一方面，利用训练出的回归系数，结合目标周期信号的外延预测结果，可以定量刻画资产价格的未来走势。

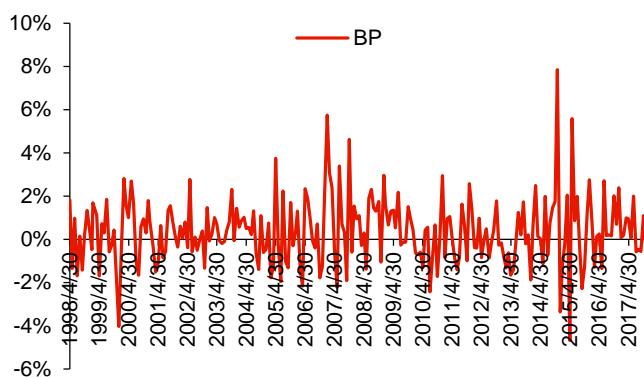
因子周期规律的挖掘

2017年以来，由于传统的一些主流因子表现较差，对采用多因子量化选股的大量基金业绩造成了负面的影响，因此因子择时受到了广泛的关注。但是，因子择时的可行性也存在一定的争论。本文尝试从全局的角度出发，先对去趋势后的因子累积收益率进行周期规律的探索。在之后的报告中我们将针对本文得到的一些规律进行策略型研究。因子的具体计算方法见附录。

从因子收益率到累积因子收益率

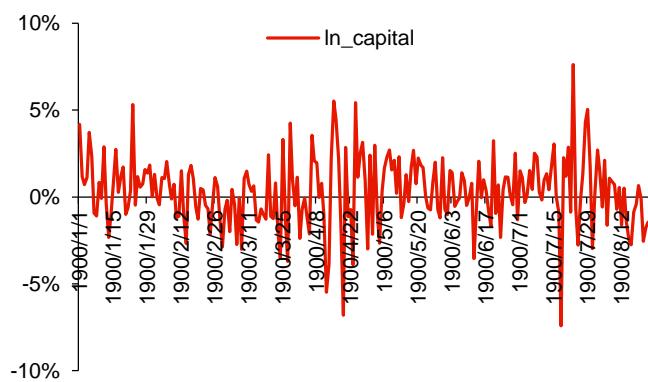
因子研究中单因子回归可以得到因子每期的因子收益率、因子收益率的t值与IC值，参照《华泰多因子体系初探》中的回归方法，将T+1期股票收益率对T期因子暴露和行业哑变量进行回归，因子暴露度的回归系数就是T+1期的因子收益率。单因子测试中会通过因子收益率的t值和IC值来考察因子收益率的显著性和稳健性。相比于因子收益率，t值的概念更为抽象，IC值则无法反应当期因子收益的大小。因此本文中选用因子收益率作为因子周期研究的基础数据。

图表6：BP因子收益率



资料来源：Wind，华泰证券研究所

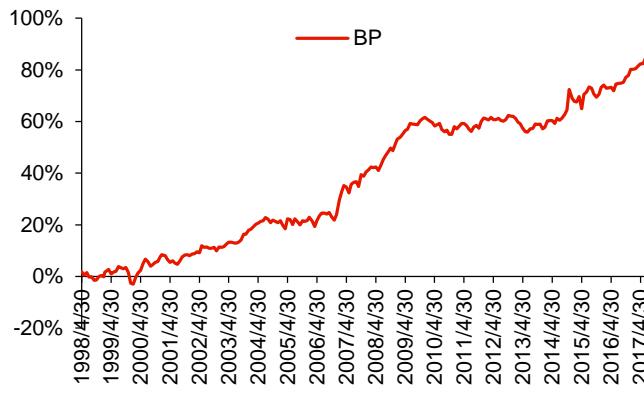
图表7：市值因子收益率



资料来源：Wind，华泰证券研究所

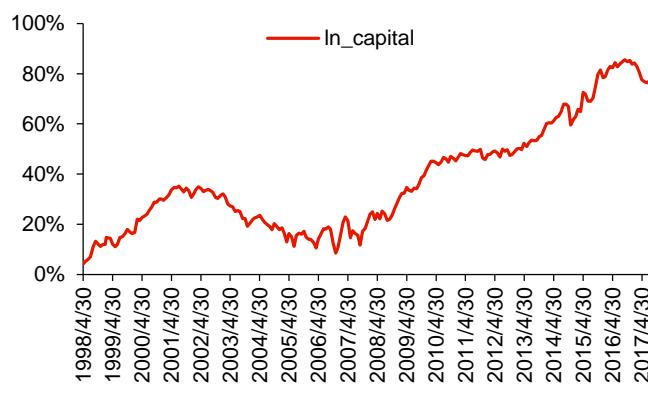
虽然因子收益率能够表征因子收益的大小，但是大部分收益率的走势都像是毫无规律的噪声，规律的捕捉十分困难。同时，单期因子收益的大小也不是周期研究的核心关注点，越短的择时噪声可能越大，我们的研究倾向于捕捉一段较长时期内因子的表现规律，特别是方向上的规律，因此我们将因子收益率累加，得到的累积因子收益率能够较好的表征因子收益的方向。

图表8：BP因子累积收益率



资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表9：市值因子累积收益率



资料来源：Wind，华泰证券研究所

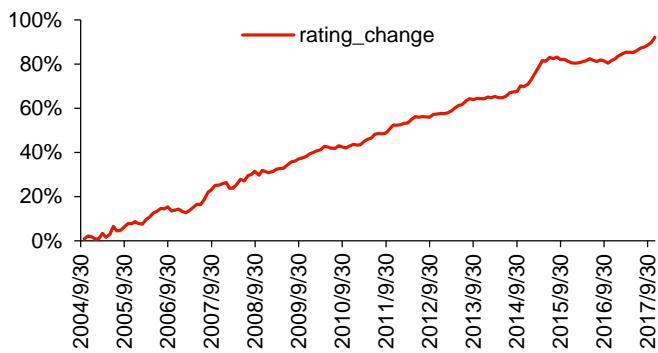
以 BP 因子和市值因子为例，画出累积收益率之后能够清晰的分析过往表现。BP 因子长期来看是一个比较稳定的收益因子，2007 年到 2009 年有超越之前历史平均水平的收益，2010 年到 2013 年表现相对一般，之后表现较好。市值因子更具有波动性，2001 年之前市值因子表现较好，获得了较高的正向收益，2002 年方向发生改变，因子带来了负向收益，2007 年之后市值因子再次转向，正向收益积累明显，2016 年下半年开始，市值因子逐渐失效，并且带来回撤。从这个角度来看，因子收益除去长期向上的趋势外，还具有一定长周期波动。

累积因子收益率的去趋势处理

在我们的研究中，大部分因子都是长期有超额收益的因子，因此其累积因子收益率有一个向上的趋势。但是，如果累积因子收益率的核心信息都在这个线性趋势里面，那么因子择时就没有必要了。我们将累积因子收益率对时间项（可以使用从 1 到 N 的等差数列）做回归，一方面考察累积因子收益率线性模型的拟合优度，另一方面观察回归后的残差（去趋势后的累积因子收益率），因为残差是否拥有正态性能够说明回归模型是否完整解释了变量非随机性的信息。

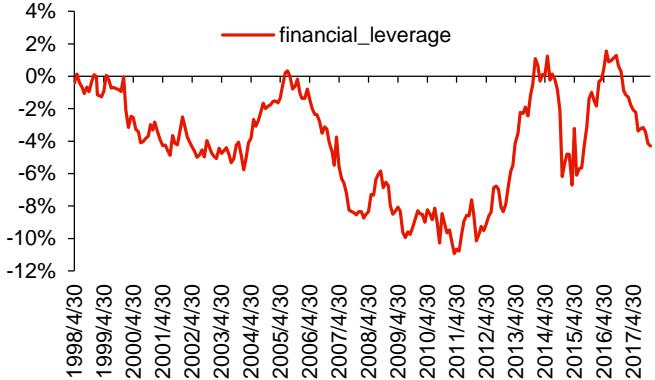
回归模型的拟合优度 R^2 ，刻画了自变量与因变量的相关程度，拟合优度越高，说明两者的关系越接近线性。从回归的 R^2 来看，多数因子累积收益率的线性表现较好，表现最好的因子为 rating_change，这个因子刻画了 Wind 分析师评级的变动，回归 R^2 达到了 0.9927，从图中也可以看出，其累积因子收益率接近一条直线。当然也有回归 R^2 非常小的因子，比如 financial_leverage，这是一个杠杆因子，为总资产除以净资产，回归 R^2 只有 0.0224。从图中也可以看出其累积因子收益率没有表现出明显的趋势性。

图表10：Rating_change 因子累积收益率



资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表11：Financial_leverage 因子累积收益率



资料来源：Wind，华泰证券研究所

收益因子与风险因子

利用因子累积收益率对时间项回归的方法，除去可以得到残差作为去趋势后的累积因子收益率外，回归拟合优度 R^2 也提供了一种刻画收益因子和风险因子的方法。对收益因子和风险因子的区分仁者见仁智者见智，甚至会有一定的投资艺术在内。普遍意义上，风险因子是对股票收益解释效果较好的因子，收益因子是因子收益率容易预测的因子。在因子累积收益率对时间项做回归后，拟合优度较高的因子说明其累积收益率的线性表现更好，未来的累积收益也大概率遵循线性增长，因子收益的方向更容易预测，属于收益因子。拟合优度较差的因子说明其因子累积收益率的线性表现较差，不容易采用线性外推的方法预测，可能更接近风险因子。

图表12：因子累积收益率对时间项回归后统计量

	R ²	因子收益率均值	残差绝对值最大值	残差最大绝对值/因子收益率均值	Shapiro-Wilk 检验 p 值
rating_change	0.9927	0.0058	0.0749	12.84	0.7480
exp_wgt_return_3m	0.9908	0.0072	0.1275	17.61	0.0000
exp_wgt_return_6m	0.9906	0.0076	0.1153	15.15	0.0000
wgt_return_1m	0.9902	0.0070	0.1185	17.05	0.0000
turn_1m	0.9889	0.0056	0.1240	22.29	0.0000
exp_wgt_return_12m	0.9888	0.0067	0.0879	13.10	0.0000
wgt_return_3m	0.9888	0.0064	0.1021	15.83	0.0000
exp_wgt_return_1m	0.9870	0.0052	0.0964	18.39	0.0000
bias_turn_1m	0.9857	0.0043	0.1440	33.39	0.0000
wgt_return_6m	0.9848	0.0050	0.0815	16.22	0.0000
IVR_FF3factor_1m	0.9829	0.0048	0.1210	25.07	0.0028
IVR_FF3factor_3m	0.9809	0.0042	0.0921	22.02	0.0843
turn_3m	0.9791	0.0041	0.1167	28.13	0.0000
IVR_FF3factor_6m	0.9773	0.0037	0.0923	24.74	0.0772
bias_turn_3m	0.9742	0.0032	0.1096	34.04	0.0000
std_1m	0.9726	0.0033	0.0900	27.42	0.0164
rating_targetprice	0.9722	0.0045	0.1090	24.29	0.0001
IVR_FF3factor_12m	0.9653	0.0034	0.1013	29.98	0.0011
wgt_return_12m	0.9638	0.0037	0.1177	31.75	0.0001
std_3m	0.9632	0.0038	0.1675	44.18	0.2585
return_1m	0.9602	0.0045	0.1617	36.11	0.0004
BP	0.9591	0.0035	0.1440	40.69	0.0000
turn_6m	0.9570	0.0034	0.1350	40.04	0.0001
dif	0.9560	0.0022	0.0975	43.65	0.0026
G_PE	0.9535	0.0027	0.0882	32.59	0.0000
std_6m	0.9520	0.0038	0.1621	42.68	0.0572
bias	0.9483	0.0039	0.1976	50.66	0.0015
ROE_G_q	0.9457	0.0027	0.0688	25.15	0.0376
std_12m	0.9399	0.0035	0.1430	40.32	0.0085
OCFP	0.9343	0.0023	0.0768	33.05	0.0001
SP	0.9326	0.0027	0.1256	46.14	0.0000
dea	0.9309	0.0021	0.1011	48.48	0.0000
beta	0.9273	0.0014	0.0616	44.21	0.0062
turn_12m	0.9203	0.0025	0.1375	55.78	0.0002
OCF_G_q	0.9189	0.0015	0.0410	27.69	0.0044
macd	0.9171	0.0009	0.0828	95.60	0.0026
return_3m	0.9112	0.0041	0.1899	46.77	0.0056
Profit_G_q	0.9086	0.0030	0.1011	33.91	0.0476
Sales_G_q	0.9072	0.0021	0.0740	35.92	0.0081
holder_avgpctchange	0.9047	0.0030	0.1394	46.76	0.0000
NCFP	0.8937	0.0010	0.0446	43.88	0.0006
bias_turn_6m	0.8927	0.0023	0.1234	53.54	0.0000
assetturnover_q	0.8827	0.0010	0.0653	68.68	0.0003
ln_price	0.8822	0.0026	0.1809	68.28	0.0000
rsi	0.8775	0.0013	0.1351	102.47	0.0003
DP	0.8674	0.0020	0.1071	53.90	0.0000
EP	0.8579	0.0021	0.1357	64.87	0.0004
HAlpha	0.8547	0.0026	0.1240	47.50	0.0003
assetturnover_ttm	0.8519	0.0006	0.0536	83.99	0.0004
psy	0.8499	0.0005	0.0671	144.37	0.0000
grossprofitmargin_q	0.8437	0.0010	0.0971	100.87	0.0021
operationcashflowratio_q	0.8225	0.0005	0.0445	81.21	0.0477
return_6m	0.8169	0.0026	0.2322	89.08	0.0217
operationcashflowratio_ttm	0.7841	0.0002	0.0623	299.80	0.0000
EPcut	0.7668	0.0025	0.0974	39.32	0.0003
grossprofitmargin_ttm	0.7637	0.0010	0.1049	105.67	0.0032
ln_capital	0.7361	0.0030	0.2555	84.70	0.0022
ROE_q	0.7188	0.0013	0.1721	131.31	0.0000
cashratio	0.6741	0.0003	0.0597	202.90	0.2968

	R ²	因子收益率均值	残差绝对值最大值	残差最大绝对值/因子收益率均值	Shapiro-Wilk 检验 p 值
rating_average	0.6476	-0.0017	0.1092	-63.81	0.0007
profitmargin_q	0.6108	0.0008	0.1623	209.13	0.0000
bias_turn_12m	0.5994	0.0016	0.1658	105.03	0.0000
ROA_q	0.5973	0.0010	0.1892	194.17	0.0006
return_12m	0.5130	0.0014	0.2199	154.49	0.5094
ROE_ttm	0.3453	0.0004	0.1504	363.49	0.0000
ROA_ttm	0.2416	0.0003	0.1692	628.18	0.0000
profitmargin_ttm	0.1579	0.0011	0.1349	124.71	0.0000
currentratio	0.0619	-0.0001	0.0662	-747.52	0.0026
debtorequityratio	0.0249	0.0000	0.0990	-7628.90	0.0000
financial_leverage	0.0224	-0.0002	0.0648	-355.73	0.0000

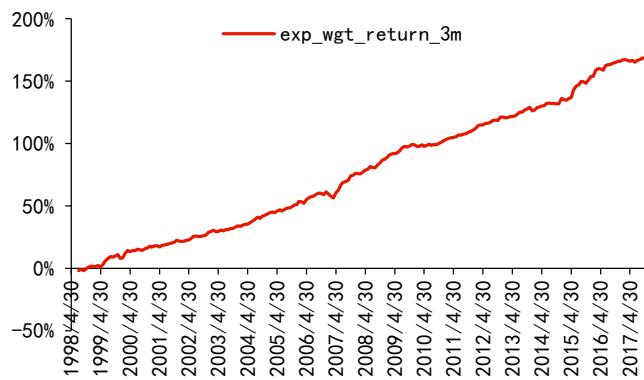
资料来源：Wind，华泰证券研究所

去趋势后的累积因子收益率拥有可预测性信息

针对回归后的残差（去趋势累积因子收益率）进行 Shapiro-Wilk 正态性检验（具体方法见附录），发现大部分去趋势回归的残差都不具有正态性，在 0.05 的显著性水平之下，只有 7 个因子的累积收益率在去趋势后能够通过正态性检验，分别为 rating_change、IVR_FF3factor_3m、IVR_FF3factor_6m、std_3m、std_6m、cashratio、return_12。这七个因子中，一个为情绪因子，四个为波动率因子，另外两个分别是杠杆因子和反转因子。残差正态性检验的结果与线性回归的 R² 互相没有关联，也就是说，就算一些因子的线性表现非常好，但是去趋势后的累积因子收益率依然可能包含着非随机的信息。同时，残差绝对值的最大值普遍是因子收益率均值的十几倍以上，这意味着若想回归线性预测值附近需要较长时间，残差所蕴含的信息值得去探究和预测。

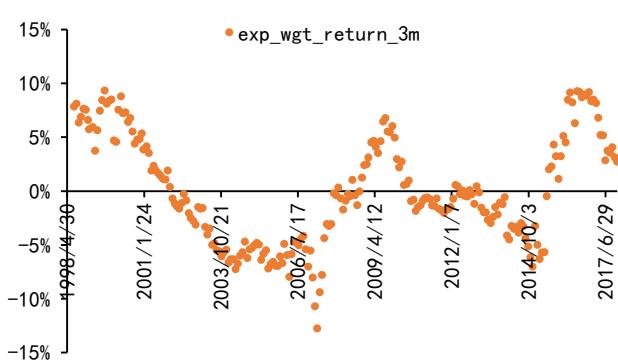
在回归模型中，残差图是以残差为纵坐标，其他指定变量为横坐标的散点图，一般横坐标会选取因变量的拟合值，当因变量为时间序列时，也可以选取变量的观察时间或观察序号。线性模型将原始数据分为了可预测的确定性部分与不可预测的随机性部分。残差就是线性模型分离出的随机项，残差图的作用是通过观察残差的分布来考察是否有可预测的信息被泄露在了残差项中。如果线性模型成立，回归模型中的两个变量是确定性的线性关系，则残差中不应该拥有可预测信息，残差分布接近白噪声。在针对 70 个因子累积收益率的去趋势回归中，大部分的残差图表现出了明显的规律性，也就是说去趋势后的累积因子收益率具有可预测性的信息。

图表13：Exp_wgt_return_3m 因子累积收益率



资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表14：Exp_wgt_return_3m 去趋势后的累积因子收益率（残差图）



资料来源：Wind，华泰证券研究所

以 exp_wgt_return_3m 这个因子为例，其因子累积收益率线性表现非常好，与时间项的回归 R² 为 0.9908，在 70 个因子中排名第二，但回归后的残差（去趋势因子累积收益率）却显然不具有正态性，时间上呈现出明显的周期规律。纵然回归的拟合优度很高，残差中依然拥有可预测的规律性信息。

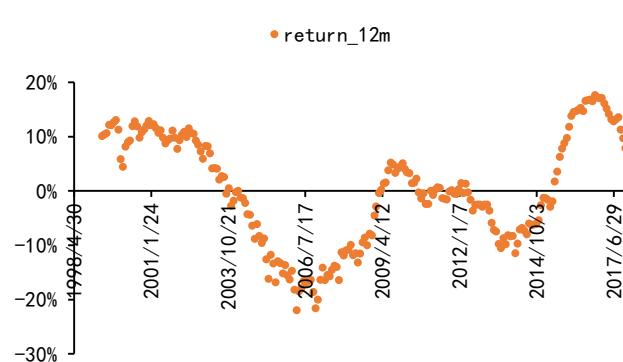
是否通过正态性检验的因子，其去趋势后的累积因子收益率就不具有可预测性信息？不是的。正态性检验的方法是对残差序列重新排序，通过顺序统计量的近似程度来检验正态性。检验的过程已经打乱了序列的时间关系。例如回归拟合优度不高的 return_12m 因子，纵然残差通过了正态性检验，但从残差图上也可以明显看到时序规律，从这个角度讲，依然具有可预测性。

图表15：return_12m 因子累积收益率



资料来源：Wind, 华泰证券研究所

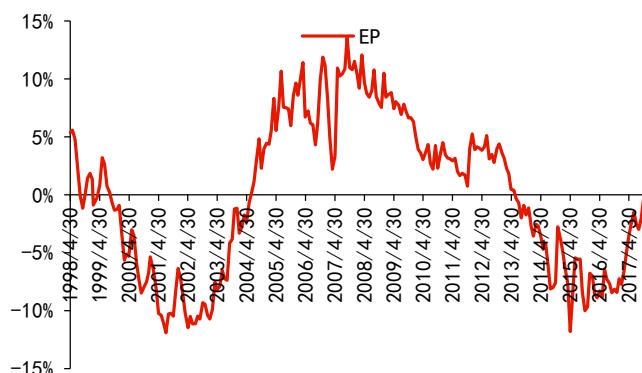
图表16：return_12m 去趋势后的累积因子收益率（残差图）



资料来源：Wind, 华泰证券研究所

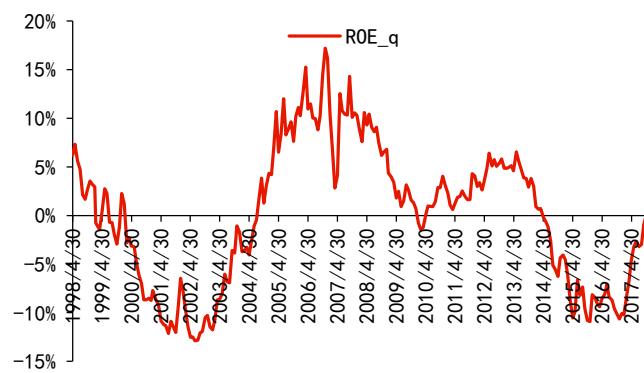
重要因子去趋势后的累积因子收益率，都能够发现肉眼可见的周期波动，这使得对因子未来表现的判断有迹可循。如果因子的长期表现相对稳定，则因子累积收益将呈现出围绕某个中枢均值回复的现象。且这个均值回复呈现出一定的周期性。同时，部分因子去趋势后的累积收益率呈现出了明显的相关性或者负相关性，EP 因子与 ROE_q 因子的去趋势累积因子收益率呈现了一致的走势，ROE_q 与市值因子 ln_capital 的去趋势因子累积收益又明显呈现出了相反的走势。基于这些观察有助于理解因子特性并设计相关的策略。

图表17：EP 因子去趋势后的累积收益率



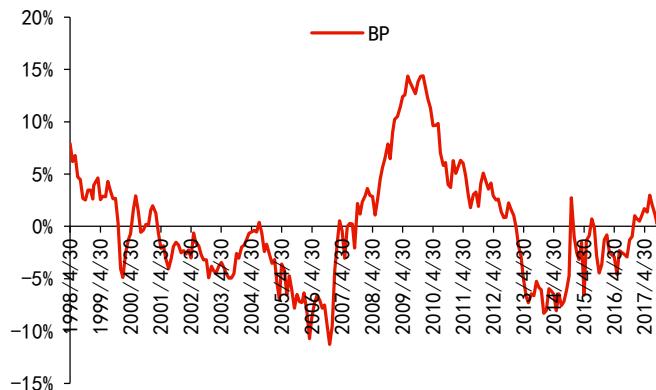
资料来源：Wind, 华泰证券研究所

图表18：ROE_q 去趋势后的累积因子收益率



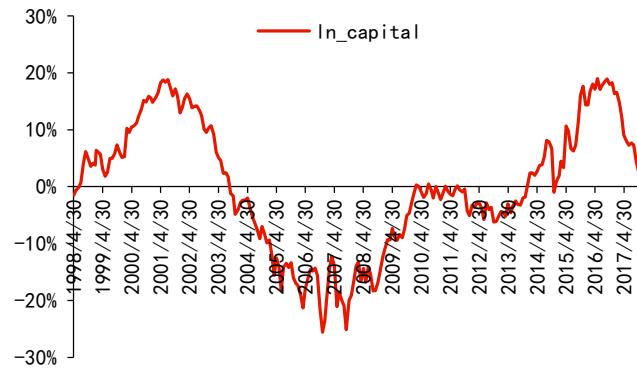
资料来源：Wind, 华泰证券研究所

图表19: BP因子去趋势后的累积收益率



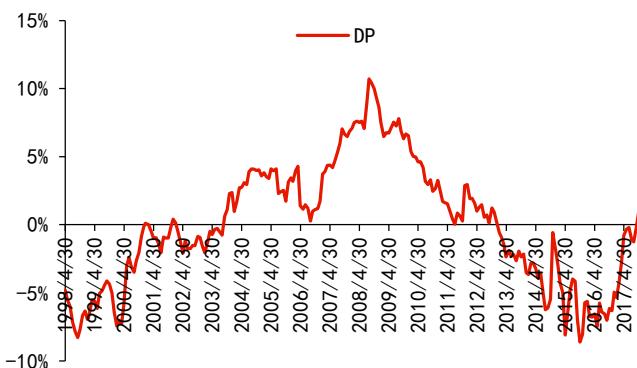
资料来源: Wind, 华泰证券研究所

图表20: Ln_capital 去趋势后的累积因子收益率



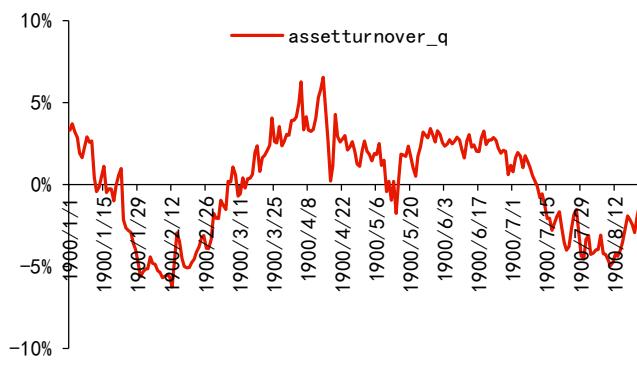
资料来源: Wind, 华泰证券研究所

图表21: DP因子去趋势后的累积收益率



资料来源: Wind, 华泰证券研究所

图表22: Assetturnover_q 去趋势后的累积因子收益率

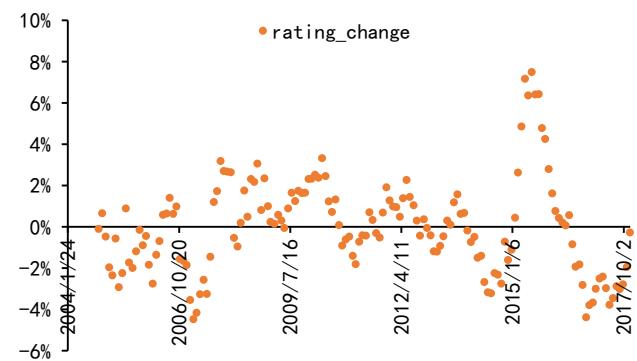


资料来源: Wind, 华泰证券研究所

因子累积收益率去趋势后的波动来源

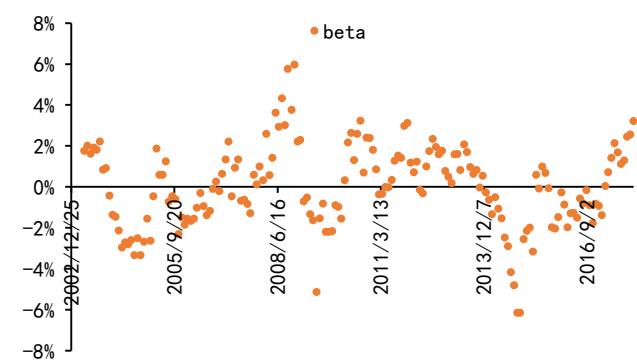
我们在大部分因子累积收益率对时间项回归的残差中发现了波动性，这种波动性是否是平凡的，在任何序列中都大概率存在？我们认为这不是平凡的，事实上，可以很容易的构造出残差在时序上无关的序列。在 70 个因子中，也存在残差规律不好识别的情况。比如回归拟合优度最大，且残差通过正态性检验的 rating_change，这个因子的去趋势后累积因子收益率就是杂乱的、难以捕捉可预测信息。同样 beta 因子的残差图也无法直观地找到有规律的信息。

图表23: rating_change 去趋势后的累积因子收益率（残差图）



资料来源: Wind, 华泰证券研究所

图表24: beta 去趋势后的累积因子收益率（残差图）



资料来源: Wind, 华泰证券研究所

因子去趋势累积收益率波动性的出现，不是因为处理方法的问题，而是因为因子累积收益率本身就是一个相对温和连续变化的序列。这种温和连续变化的背后是经济系统的周期，经济周期是在温和连续变化的。市值、估值、盈利质量等因子展现出的周期性与部分宏观指标和资产价格存在一定的吻合（这方面的研究将在后续的系列报告中详细阐述）。同时，不同因子展现出的周期波动是相互关联的，这说明在相同的宏观环境之下，会有部分因子拥有超越自身平均水平的收益表现，也会有部分因子低于自身的平均收益，因子轮动现象在这个角度就容易观测到。

全样本研究的意义

在量化研究中，我们往往会严格区分样本内和样本外，这样做可以避免未来信息的引入，得到更符合历史真实状态的回测效果。但是本文中，我们采用了全局去趋势的做法，所有数据都变成了样本内数据，全样本的操作方式是否使得结论可信度下降？

选用全样本的研究方式是因为本文侧重于历史规律的探索总结，重要的是对历史规律进行梳理和解释。对因子历史规律的理解能够更好地帮助我们进行策略开发，本文的下一部分将会基于因子规律对因子累积收益率进行建模，全局上规律的把握能够提高策略开发的效率。

因子周期长度呈现出长周期特性

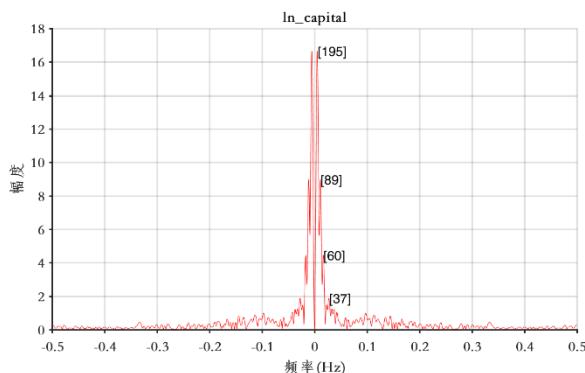
在上文中，我们已经介绍了华泰周期研究中利用傅里叶变换和 MUSIC 研究经济周期的方法。傅里叶变换可以对单变量进行频谱分析，MUSIC 算法可以研究多个变量的共同周期。根据上文所述，我们已经发现因子累积收益率在去趋势后可以观察到周期性的波动，本文这一部分，我们将对这种波动进行定量化的长度提取。

单因子去趋势累积收益率的频谱能量集中在长周期上

应用傅里叶变换，将去趋势后的累积因子收益率输入，主要的因子频谱都呈现出长周期的特征。以常见的 8 个因子为例，频谱图主要能量都集中在中间位置，数据的核心能量都是 20 个月以上的周期。频谱的主要峰值都在 100 个月和 200 个月附近。`Ln_capital` 因子的频率峰值在 195 个月和 89 个月，`BP` 因子的频谱峰值在 132 个月，`DP` 因子的频谱峰值是 205 个月和 95 个月，`EP` 因子的频谱峰值在 178 个月和 84 个月，`return_1m` 因子的频谱峰值在 228 个月和 105 个月，`std_1m` 因子的频谱峰值在 205 个月和 42 个月，`profit_G_q` 因子的频谱峰值在 80 个月和 178 个月，`ROE_q` 因子的频谱峰值在 178 个月和 85 个月。

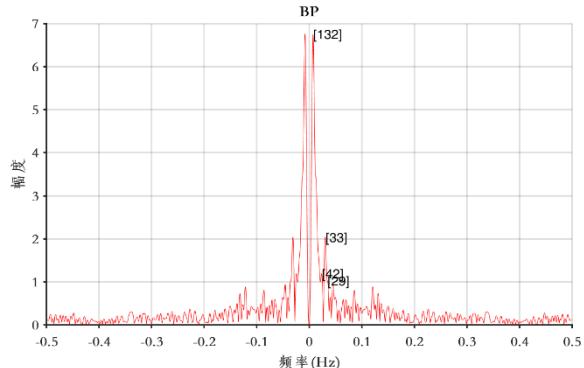
对 70 个因子全部测试可以发现，所有因子的周期都偏向于长周期，以 200 个月和 100 个月附近为主。当然，由于部分因子数据较短，周期的测量也存在一定的误差，因此有必要引入 MUSIC 算法对统一周期进行检验。

图表25： `Ln_capital` 因子累积收益率去趋势后频谱



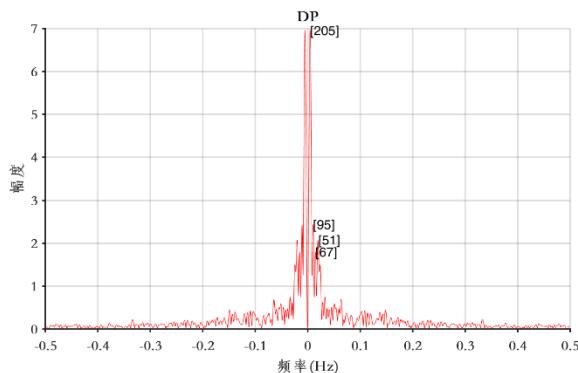
资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表26： `BP` 因子累积收益率去趋势后频谱



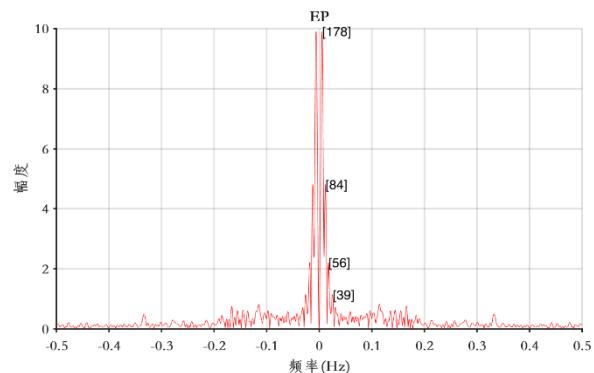
资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表27： `DP` 因子累积收益率去趋势后频谱



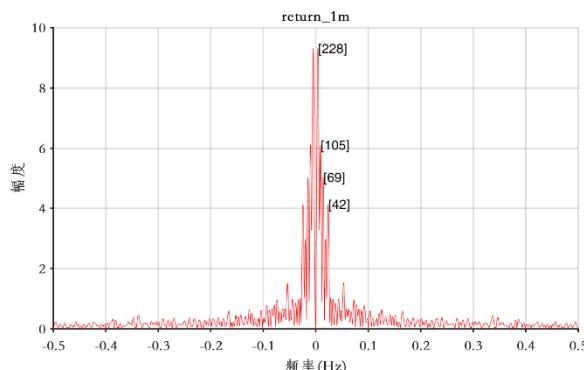
资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表28： `EP` 因子累积收益率去趋势后频谱



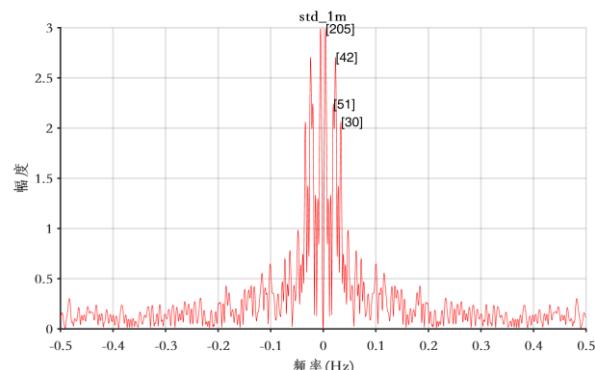
资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表29: Return_1m 因子累积收益率去趋势后频谱



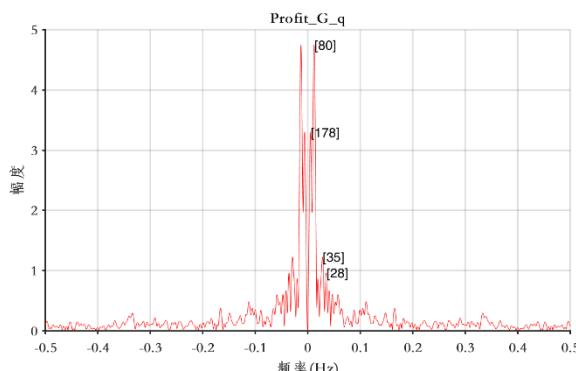
资料来源: Wind, 华泰证券研究所

图表30: Std_1m 因子累积收益率去趋势后频谱



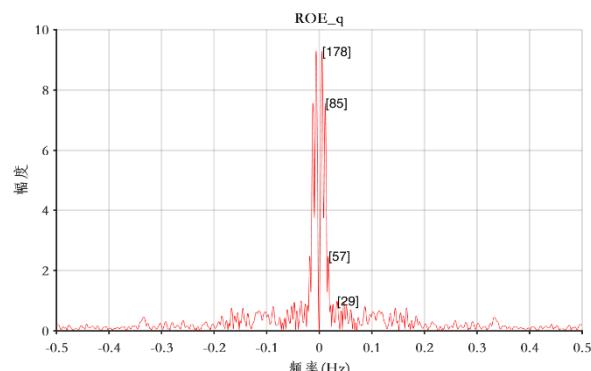
资料来源: Wind, 华泰证券研究所

图表31: Profit_G_q 因子累积收益率去趋势后频谱



资料来源: Wind, 华泰证券研究所

图表32: ROE_q 因子累积收益率去趋势后频谱



资料来源: Wind, 华泰证券研究所

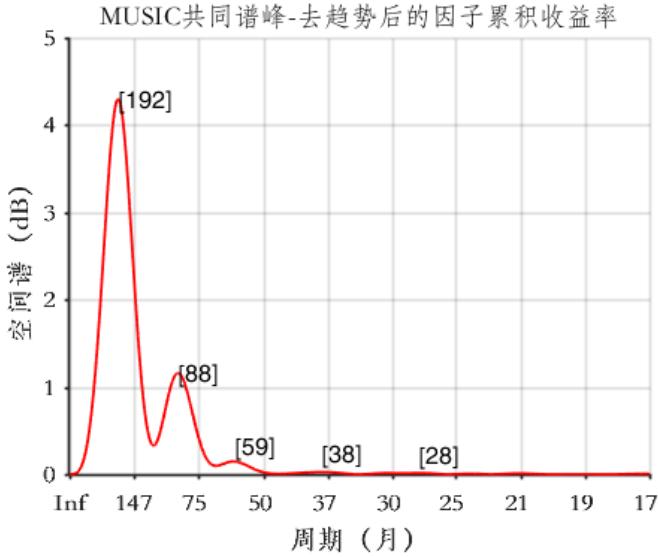
MUSIC 算法显示长周期规律是因子的主要特征

MUSIC 算法可以提取一系列数据的统一周期，在华泰周期研究中，对全球主要的资产价格和宏观变量可以提取到 42 个月、100 个月、200 个月附近的统一周期。针对去趋势后的累积因子收益率，我们也尝试做同样的操作。

受制于因子数据的时间限制，我们分别进行两次操作，第一次选取 1998 年 4 月开始的 23 个因子（因子列表见附录）进行共同周期长度的确定，第二次将所有因子数据在 2002 年对齐，对所有因子 02 年之后的数据进行周期长度的确定。两次结果在长周期上存在一定的误差。从 98 年开始的数据谱峰在 192 个月和 88 个月，从 02 年开始的 70 个因子的数据谱峰在 238 个月和 83 个月。除去前两个长周期的谱峰以外，其他周期的能量都较弱。两次检验的结果都显示因子周期规律在长周期上更为显著。

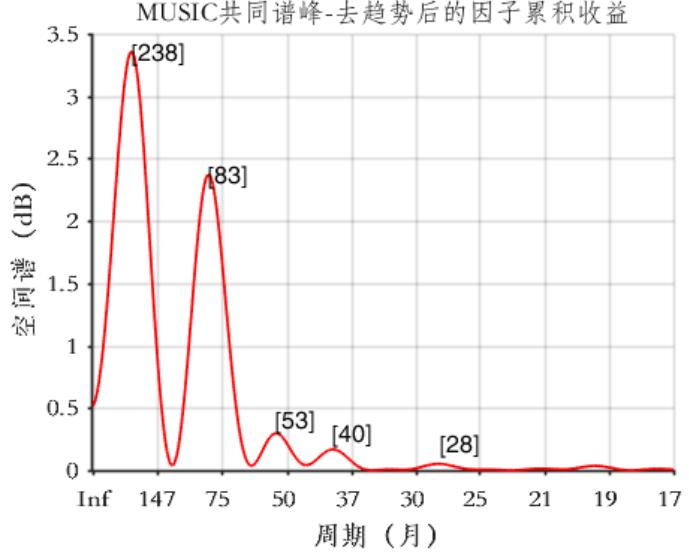
将两次结果互相验证，80 到 90 个月附近的周期较为显著，200 个月附近的周期由于测量误差的存在漂移较大。从 98 年开始的因子数据长度为 236 个月，从 02 年开始的因子数据长度为 184 个月，从 02 年开始的数据较短，测量长周期的时候误差可能较大。但是基本上我们可以确定因子周期拥有核心的两个长周期，一个在 200 个月附近，一个在 80 到 90 个月附近。

图表33：MUSIC 共同谱峰-98年开始-23个因子



资料来源：Wind, 华泰证券研究所

图表34：MUSIC 共同谱峰-02年开始-70个因子



资料来源：Wind, 华泰证券研究所

周期规律下的因子累积收益率建模

根据上文的研究，我们可以确定大部分因子累积收益率都存在一个向上的线性趋势项和周期波动项。基于这个认知我们可以对因子累积收益率进行数学建模。对于某个因子，其累积因子收益率 R_t 可以表示为：

$$R_t = g_0 + gt + \sum_{i=1}^k A_i \sin(\omega_i t + \phi_i) + \epsilon_t$$

其中 gt 代表了线性趋势项， g_0 是一个常数项，主要是保证0时刻因子累积收益率也是0， $\sum_{i=1}^k A_i \sin(\omega_i t + \phi_i)$ 代表拥有 k 个周期的周期项， ϵ_t 代表随机误差项。去趋势后的累积因子收益率主要是去掉了线性趋势项和常数项，保留了周期项与随机项。在此，我们容易提出一个问题，为什么去趋势后累积因子收益率有明显的周期特征，而原始的因子收益率却没有表现出较好的周期特征呢？事实上，因子收益率可以由如下公式推导：

$$r_t = R_t - R_{t-1} = g + \sum_{i=1}^k A_i [\sin(\omega_i t + \phi_i) - \sin(\omega_i(t-1) + \phi_i)] + \epsilon_t - \epsilon_{t-1}$$

利用和差化积公式可以得到：

$$r_t = g + \sum_{i=1}^k 2A_i \cos\left(\omega_i t + \phi_i - \frac{\omega_i}{2}\right) \cdot \sin\left(\frac{\omega_i}{2}\right) + \epsilon_t$$

其中 $\epsilon_t = \epsilon_t - \epsilon_{t-1}$ ，依然是一个随机误差项。因子收益率 r_t 的周期项前面多了一个系数 $\sin\left(\frac{\omega_i}{2}\right)$ ，由于因子的周期项主要是长周期，所以 $\omega_i = \frac{2\pi}{T_i}$ 是一个较小的值，这样就导致因子收益率中的周期能量大大减弱，更多的表现为一个均值项叠加随机误差项。但当我们把因子收益率累加，周期成分的能量获得了提升，因此更容易看到周期项。

因子周期可以与华泰三周期模型很好的匹配

华泰周期研究已经证明全球主要资产价格和宏观数据都存在三个周期，因子是股票市场风格的表征，部分因子的周期表现还与宏观经济变量相关。所以因子也是整个经济金融系统中的一部分，因子周期也应该符合华泰三周期模型。

在华泰三周期模型中，我们采用 42 个月、100 个月、200 个月的周期作为因子对原始数据进行回归预测。这三个因子可以选用数据自身的周期也可以选用统一的周期。在周期研究中，我们认为商品是最接近实体经济的资产，因此可以用 CRB 综合指数的三周期来表征系统性的三周期。上文的研究中，我们发现因子的周期普遍偏长，两个核心周期一个在 200 个月左右，一个在 80 到 90 个月左右。这部分研究我们将采用两种方法来验证因子周期与华泰三周期模型的匹配程度。

基于因子自身信号的周期三因子回归

针对去趋势后的因子累积收益率，使用高斯滤波提取它的 42 个月、100 个月、200 个月周期，分别使用三个周期作为自变量与去趋势后的因子累积收益率进行回归，同时将三个周期带入三因子模型进行回归。观察四次回归的 R^2 ，三因子回归的 R^2 普遍较高，最高的 debt/equityratio 三因子回归 R^2 达到了 0.9192，70 个因子中只有 10 个因子的三因子回归 R^2 在 0.5 以下，这 10 个因子中有 4 个换手率因子和 2 个情绪类因子。三因子回归的 R^2 较高说明大部分因子周期现象明显。42 个月单因子回归的 R^2 普遍较低，大部分因子都在 0.1 以下，200 个月单因子回归和 100 个月单因子回归的 R^2 普遍较高，说明 42 个月周期不是大部分因子的主要驱动力，因子周期主要是长周期驱动，这与我们在频谱中观察到的现象一致。

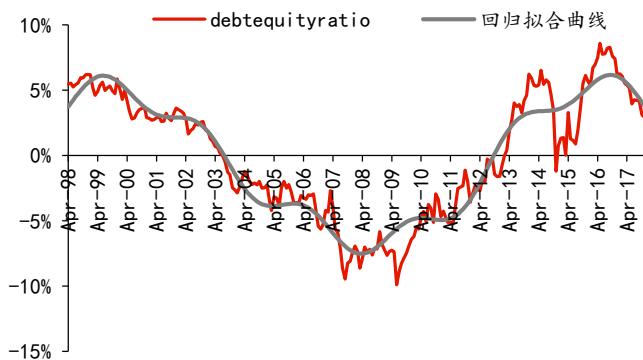
图表35：自身信号的三因子回归指标

因子名称	42 个月单因子回归 R^2	100 个月单因子回归 R^2	200 个月单因子回归 R^2	三因子回归 R^2
debt/equityratio	0.04994	0.05530	0.88649	0.91921
return_12m	0.02535	0.44275	0.52185	0.89577
In_capital	0.00671	0.20066	0.73171	0.89020
OCFP	0.01429	0.10431	0.86623	0.88802
NCFP	0.00321	0.11202	0.84864	0.88147
return_6m	0.03172	0.34073	0.59221	0.86880
DP	0.04279	0.09696	0.80091	0.86460
bias_turn_12m	0.03851	0.14663	0.73457	0.84657
assetturnover_ttm	0.01100	0.16122	0.74118	0.83857
SP	0.02056	0.18704	0.67066	0.82664
EP	0.00598	0.13135	0.71483	0.82154
ROA_q	0.00675	0.36041	0.47543	0.82004
return_3m	0.04799	0.32134	0.54265	0.81644
profitmargin_q	0.00735	0.34082	0.45772	0.81320
bias_turn_6m	0.03690	0.31538	0.53631	0.81029
return_1m	0.12273	0.24532	0.57081	0.80858
bias	0.09852	0.12215	0.67803	0.80648
HAlpha	0.01889	0.29406	0.37117	0.80517
ROA_ttm	0.00573	0.34716	0.46426	0.79960
assetturnover_q	0.01267	0.28852	0.56112	0.79757
ROE_q	0.00517	0.26652	0.54714	0.79162
exp_wgt_return_3m	0.09726	0.48779	0.31761	0.78856
wgt_return_1m	0.09504	0.56549	0.25385	0.78785
Profit_G_q	0.01195	0.36621	0.34527	0.78775
currentratio	0.07630	0.34659	0.47454	0.78602
exp_wgt_return_6m	0.09263	0.58473	0.20800	0.77969
financial_leverage	0.08202	0.35393	0.42493	0.77860
ROE_ttm	0.00268	0.30386	0.49378	0.77422
wgt_return_3m	0.06568	0.54205	0.23953	0.74975

因子名称	42 个月单因子回归R ²	100 个月单因子回归R ²	200 个月单因子回归R ²	三因子回归R ²
rsi	0.06943	0.16358	0.61173	0.74701
exp_wgt_return_12m	0.07689	0.62685	0.10956	0.73708
exp_wgt_return_1m	0.09050	0.34651	0.38111	0.73645
G_PE	0.05047	0.16549	0.59050	0.73630
grossprofitmargin_q	0.02313	0.46437	0.24302	0.71323
profitmargin_ttm	0.02664	0.34800	0.32966	0.71055
bias_turn_1m	0.06132	0.24905	0.45832	0.70198
holder_avgpctchange	0.04418	0.08047	0.63059	0.70138
grossprofitmargin_ttm	0.02157	0.44728	0.28204	0.69868
bias_turn_3m	0.03417	0.36804	0.36509	0.69650
BP	0.01772	0.38198	0.28982	0.68771
cashratio	0.04997	0.54829	0.08438	0.68747
Sales_G_q	0.00841	0.45660	0.19269	0.68499
IVR_FF3factor_3m	0.01915	0.63761	0.05426	0.67452
ln_price	0.01266	0.41237	0.26372	0.67441
macd	0.03523	0.19074	0.49852	0.66884
std_3m	0.12615	0.23069	0.27293	0.66295
IVR_FF3factor_1m	0.01569	0.36508	0.32369	0.65013
IVR_FF3factor_6m	0.01606	0.55390	0.07816	0.64218
wgt_return_12m	0.03255	0.59914	0.03947	0.63619
dif	0.07299	0.28304	0.35200	0.63560
std_6m	0.10443	0.09503	0.40272	0.62638
dea	0.06920	0.22020	0.41643	0.62109
wgt_return_6m	0.03816	0.54354	0.10387	0.61892
psy	0.11751	0.06298	0.50864	0.61640
IVR_FF3factor_12m	0.03225	0.30682	0.24889	0.58801
std_12m	0.06491	0.06379	0.44003	0.56636
operationcashflowratio_q	0.06264	0.15891	0.40587	0.55536
std_1m	0.24989	0.05454	0.27694	0.52514
ROE_G_q	0.03065	0.39219	0.02366	0.51839
rating_targetprice	0.24199	0.16705	0.01247	0.51241
turn_1m	0.01068	0.31864	0.16313	0.44046
EPCut	0.01614	0.25792	0.35053	0.42586
turn_3m	0.00649	0.30433	0.11175	0.41445
turn_6m	0.01420	0.27512	0.09280	0.37129
turn_12m	0.02303	0.20111	0.11455	0.32914
operationcashflowratio_ttm	0.01306	0.19415	0.12599	0.32751
rating_change	0.19305	0.02985	0.10822	0.31173
OCF_G_q	0.03860	0.09273	0.20831	0.30474
rating_average	0.02194	0.08718	0.12635	0.29970
beta	0.00155	0.15273	0.08041	0.17490

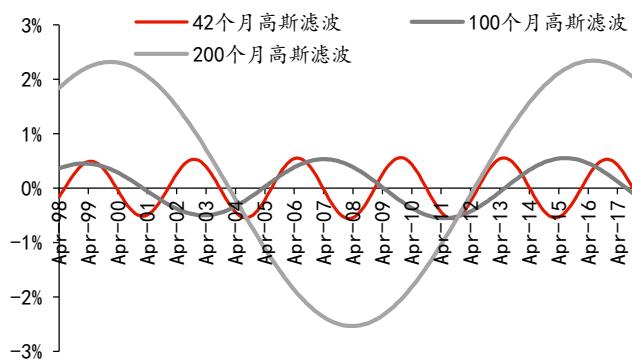
资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表36：Debt/equityratio 因子去趋势收益与回归拟合



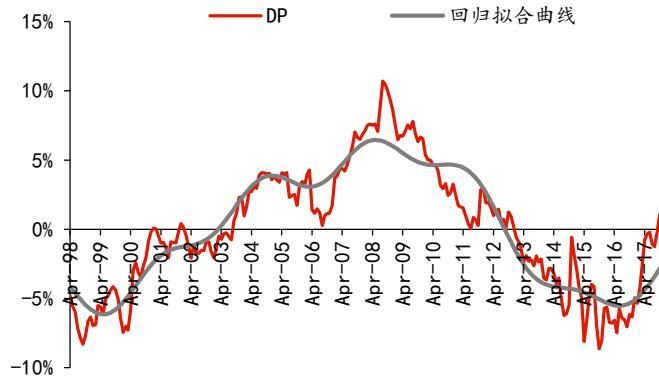
资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表37：Debt/equityratio 因子去趋势收益自身三周期



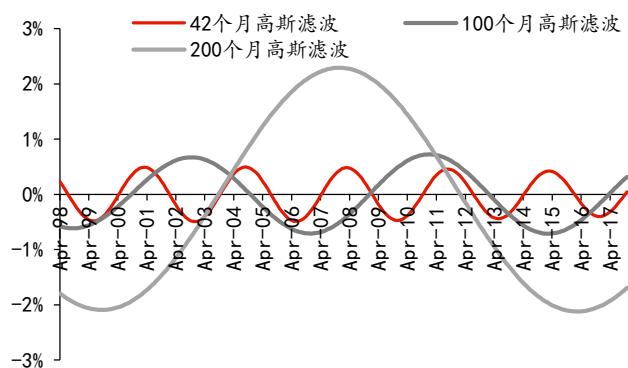
资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表38：DP因子去趋势收益与回归拟合



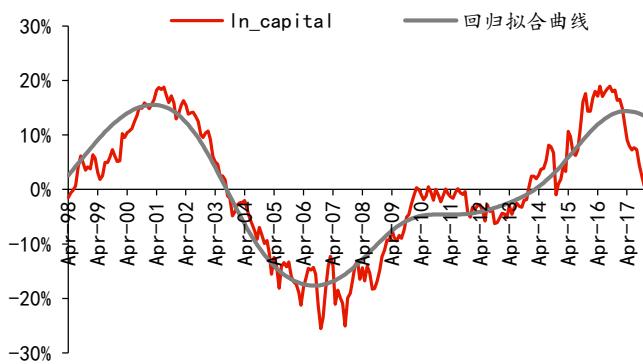
资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表39：DP因子去趋势收益自身三周期



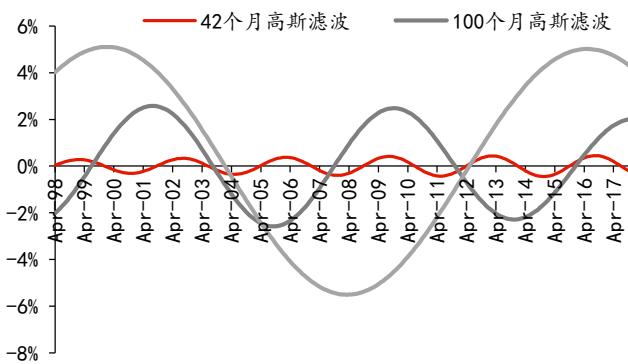
资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表40：Ln_capital因子去趋势收益与回归拟合



资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表41：Ln_capital因子去趋势收益自身三周期



资料来源：Wind，华泰证券研究所

针对系统性周期的回归

我们将CRB综合指数的42个月周期、100个月周期、200个月周期作为系统性的周期，用来描述整个经济系统的状态。将因子去趋势后的累积收益率对三个系统性的周期进行回归，具体结果见下表，箭头存在表示此系数在0.05的显著性水平之下显著，箭头向上表示回归系数为正，箭头向下表示回归系数为负。从回归R²来看，系统性周期能够解释部分因子的表现，有27个因子的回归R²在0.4以上。部分因子利用系统性回归表现不好，利用自身周期回归表现较好，说明其本身存在周期但是与系统性周期存在相位差，比如BP因子。

从回归系数的显著性上来看，因子的核心驱动力还是长周期，70个因子中有22个因子对42个月周期的回归系数显著，49个因子对100个月周期的回归系数显著，58个因子对200个月周期的回归系数显著。共有44个因子对100个月周期和200个月周期的回归系数都是显著的。这44个因子中回归R²在0.4以上的有24个，这24个因子可以根据受两个周期影响方向的不同分为4类。

图表42：针对系统性回归的回归指标

因子名称	基钦周期系数方向	朱格拉周期系数方向	库兹涅茨周期系数方向	回归R ²
DP	-	↑	↑	0.7667
debtdequityratio	-	↓	↓	0.7555
bias	↓	-	↓	0.6845
ln_capital	-	↑	↓	0.6732
return_1m	↓	↓	↓	0.6398
rsi	↓	↓	↓	0.6166
return_6m	↓	↑	↓	0.5838
currentratios	-	↓	↓	0.5521
profitmargin_q	-	↓	↑	0.5483
EP	-	↓	↑	0.5459
psy	↓	↓	↓	0.5385
holder_avgpctchange	-	↓	↑	0.5372
Sales_G_q	-	↓	↑	0.5324
OCFP	-	-	↑	0.5186
ROA_ttm	-	↓	↑	0.5067
return_12m	-	↑	↓	0.4999
wgt_return_1m	↓	↓	↓	0.4979
ROA_q	-	↓	↑	0.4809
ROE_ttm	-	↓	↑	0.4662
std_12m	-	↓	↑	0.4595
ROE_q	-	↓	↑	0.4467
std_6m	-	↓	↑	0.4372
cashratio	-	↓	↑	0.4297
return_3m	-	-	↓	0.4267
profitmargin_ttm	-	↓	↑	0.4225
operationcashflowratio_q	↓	↑	↑	0.4203
Profit_G_q	-	↓	↑	0.4073
exp_wgt_return_3m	↓	↓	↓	0.3733
bias_turn_1m	↓	-	↓	0.3725
NCFP	-	↑	↑	0.3651
dif	↓	-	↓	0.3592
assetturnover_ttm	-	-	↑	0.3427
financial_leverage	-	↓	↓	0.3374
rating_targetprice	↓	↑	-	0.3357
dea	↓	↓	↓	0.3324
grossprofitmargin_ttm	-	↓	↑	0.3301
IVR_FF3factor_1m	-	-	↓	0.3199
exp_wgt_return_6m	↓	↓	↓	0.3080
assetturnover_q	-	-	↑	0.3063
grossprofitmargin_q	-	↓	↑	0.3032
std_1m	↑	-	↑	0.2926
ROE_G_q	↑	↓	-	0.2912
std_3m	-	↓	↑	0.2897
G_PE	-	↓	↑	0.2863
operationcashflowratio_ttm	-	↑	↓	0.2765
exp_wgt_return_1m	-	-	↓	0.2748
ln_price	-	↑	↓	0.2435
SP	-	↑	↑	0.2176
bias_turn_6m	-	↓	↓	0.2046
bias_turn_12m	-	-	↓	0.1954
wgt_return_3m	↓	↓	↓	0.1899
bias_turn_3m	-	↓	↓	0.1885
IVR_FF3factor_12m	↓	-	↑	0.1752
exp_wgt_return_12m	↓	↓	↓	0.1643
macd	-	↓	↓	0.1332
turn_1m	-	-	↓	0.1302
EPcut	-	↑	↑	0.1211
wgt_return_6m	-	↓	↓	0.1189
rating_change	↓	-	-	0.1086

因子名称	基钦周期系数方向	朱格拉周期系数方向	库兹涅茨周期系数方向	回归R ²
IVR_FF3factor_6m	-	↓	↑	0.0712
IVR_FF3factor_3m	-	↓	-	0.0611
beta	-	↑	-	0.0560
turn_12m	↑	-	↑	0.0441
HAlpha	-	↑	-	0.0393
OCF_G_q	↓	-	-	0.0362
BP	↓	-	-	0.0360
rating_average	-	-	-	0.0231
turn_6m	-	-	-	0.0178
turn_3m	-	-	-	0.0081
wgt_return_12m	-	-	-	0.0067

资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表43：根据受周期影响的正负对因子分类

	库兹涅茨周期正向	库兹涅茨周期负向
朱格拉周期正向	DP (红利、估值) operationcashflowratio_q (财务质量)	ln_capital (市值) return_6m (反转) return_12m (反转)
朱格拉周期负向	profitmargin_q (财务质量) EP (估值) holder_avgpctchange (股东) Sales_G_q (成长) ROA_ttm (财务质量) ROA_q (财务质量) ROE_ttm (财务质量) std_12m (波动率) ROE_q (财务质量) std_6m (波动率) cashratio (杠杆) profitmargin_ttm (财务质量) Profit_G_q (成长)	Debtdequityratio (杠杆) return_1m (反转) rsi (技术) currentratio (杠杆) psy (技术) wgt_return_1m (反转)

资料来源：Wind，华泰证券研究所

基于上述分类，从历史上来看，当库兹涅茨正向，朱格拉周期正向的时候，红利因子 DP 表现更好；当库兹涅茨负向、朱格拉周期正向的时候，市值和中长期反转因子表现更好；当库兹涅茨周期正向、朱格拉周期负向的时候财务质量类因子和成长类因子表现更好；当库兹涅茨周期负向、朱格拉周期负向的时候杠杆和技术类因子、短期反转类因子表现更好。注意，这里的更好是因子与自身历史平均水平相比，而不是因子之间的比较。

这种分类展现了因子受宏观环境变动的影响方向，可以通过周期模型来解释和预测因子的运行状态。如此，我们将因子择时的问题同样纳入到了周期框架之下。这为之后建立择时预测模型打好了基础。

风险提示：文中推导与结论都是根据历史规律总结，历史规律可能失效。

附录

Shapiro-Wilk Test 正态性检验基本原理

Shapiro-Wilk test 用于检测一组数据是否符合正态分布。原假设为样本数据来源于服从正态分布的总体。检验使用的统计量为：

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i x_{(i)})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

x_i 为样本数据, $x_{(i)}$ 为所有样本数据从小到大排序后的第 i 个数据, \bar{x} 为样本均值。
 a_i 的大小由以下公式确定：

$$(a_1, \dots, a_n) = \frac{m^T V^{-1}}{(m^T V^{-1} V^{-1} m)^{1/2}}$$

其中, $m = (m_1, \dots, m_n)$ 。

m_1, \dots, m_n 是从标准正态分布抽样的独立同分布随机变量的顺序统计的期望值 (理论分位点), V 是这些理论分位点的协方差矩阵。可以把 W 看作是顺序排列样本值(x_i) 和分位数 a_i 之间相关系统的平方或者是线性回归的确定性系数, 它的值越高, 越表示样本与正态分布匹配。有了统计量, 我们就可以设定一个显著性水平 α (常见的是 0.05), 然后获得它的分位数或者临界值 W_α , 如果 $W < W_\alpha$ 则拒绝 H_0 , 否则接受 H_0 。如果使用 p-value, 如果 p-value 小于显著性水平 α , 则拒绝 H_0 。

1998 年 4 月开始的因子列表

在 MUSIC 算法确定周期长度时, 我们进行了两次运算, 第一次选取了从 1998 年 4 月开始的 23 个因子, 这 23 个因子见下表。

图表44：98年4月开始有数据的因子

估值	EP	杠杆	financial_leverage
	BP		debt/equityratio
	SP		cashratio
	DP		currentratio
财务质量	ROE_q	市值	ln_capital
	ROE_ttm		macd
	ROA_q		dea
	ROA_ttm		dif
	grossprofitmargin_q		rsi
	profitmargin_q		psy
	assetturnover_q		bias
	assetturnover_ttm		

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

因子的具体计算方法

图表45：选股模型中涉及的全部因子及其描述

大类因子	具体因子	因子描述	因子方向
估值	EP	净利润(TTM)/总市值	1
估值	EPcut	扣除非经常性损益后净利润(TTM)/总市值	1
估值	BP	净资产/总市值	1
估值	SP	营业收入(TTM)/总市值	1
估值	NCFP	净现金流(TTM)/总市值	1
估值	OCFP	经营性现金流(TTM)/总市值	1
估值	DP	近 12 个月现金红利(按除息日计)/总市值	1
估值	G/PE	净利润(TTM)同比增长率/PE_TTM	1
成长	Sales_G_q	营业收入(最新财报, YTD)同比增长率	1
成长	Profit_G_q	净利润(最新财报, YTD)同比增长率	1
成长	OCF_G_q	经营性现金流(最新财报, YTD)同比增长率	1
成长	ROE_G_q	ROE(最新财报, YTD)同比增长率	1
财务质量	ROE_q	ROE(最新财报, YTD)	1
财务质量	ROE_ttm	ROE(最新财报, TTM)	1
财务质量	ROA_q	ROA(最新财报, YTD)	1
财务质量	ROA_ttm	ROA(最新财报, TTM)	1
财务质量	grossprofitmargin_q	毛利率(最新财报, YTD)	1
财务质量	grossprofitmargin_ttm	毛利率(最新财报, TTM)	1
财务质量	profitmargin_q	扣除非经常性损益后净利润率(最新财报, YTD)	1
财务质量	profitmargin_ttm	扣除非经常性损益后净利润率(最新财报, TTM)	1
财务质量	assetturnover_q	资产周转率(最新财报, YTD)	1
财务质量	assetturnover_ttm	资产周转率(最新财报, TTM)	1
财务质量	operationcashflowratio_q	经营性现金流/净利润(最新财报, YTD)	1
财务质量	operationcashflowratio_ttm	经营性现金流/净利润(最新财报, TTM)	1
杠杆	financial_leverage	总资产/净资产	-1
杠杆	debtdequityratio	非流动负债/净资产	-1
杠杆	cashratio	现金比率	1
杠杆	currentratio	流动比率	1
市值	ln_capital	总市值取对数	-1
动量反转	HAlpha	个股 60 个月收益与上证综指回归的截距项	-1
动量反转	return_Nm	个股最近 N 个月收益率, N=1, 3, 6, 12	-1
动量反转	wgt_return_Nm	个股最近 N 个月内用每日换手率乘以每日收益率求算术平均值, N=1, 3, 6, 12	-1
动量反转	exp_wgt_return_Nm	个股最近 N 个月内用每日换手率乘以函数 $\exp(-x_i/N/4)$ 再乘以每日收益率求算术平均值, x_i 为该日距离截面日的交易日的个数, N=1, 3, 6, 12	-1
波动率	IVR_FF3factor_Nm	特质波动率——个股最近 N 个月内用日频收益率对 Fama French 三因子回归的残差的标准差, N=1, 3, 6, 12	-1
波动率	std_Nm	个股最近 N 个月的日收益率序列标准差, N=1, 3, 6, 12	-1
股价	ln_price	股价取对数	-1
beta	beta	个股 60 个月收益与上证综指回归的 beta	-1
换手率	turn_Nm	个股最近 N 个月内日均换手率(剔除停牌、涨跌停的交易日), N=1, 3, 6, 12	-1
换手率	bias_turn_Nm	个股最近 N 个月内日均换手率除以最近 2 年内日均换手率(剔除停牌、涨跌停的交易日)再减去 1, N=1, 3, 6, 12	-1
情绪	rating_average	wind 评级的平均值	1
情绪	rating_change	wind 评级(上调家数-下调家数)/总数	1
情绪	rating_targetprice	wind 一致目标价/现价-1	1
股东	holder_avgpctchange	户均持股比例的同比增长率	1
技术	MACD	经典技术指标(释义可参考百度百科), 长周期取 30 日, 短周期取 10 日, 计算 DEA 均线的周期(中周期)取 15 日	-1
技术	DEA	经典技术指标, 周期取 20 日	-1
技术	DIF	经典技术指标, 周期取 20 日	-1
技术	RSI	经典技术指标, 周期取 20 日	-1
技术	PSY	经典技术指标, 周期取 20 日	-1
技术	BIAS	经典技术指标, 周期取 20 日	-1

资料来源：Wind, 华泰证券研究所

免责申明

本报告仅供华泰证券股份有限公司（以下简称“本公司”）客户使用。本公司不因接收人收到本报告而视其为客户提供。

本报告基于本公司认为可靠的、已公开的信息编制，但本公司对该等信息的准确性及完整性不作任何保证。本报告所载的意见、评估及预测仅反映报告发布当日的观点和判断。在不同时期，本公司可能会发出与本报告所载意见、评估及预测不一致的研究报告。同时，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可能会波动。本公司不保证本报告所含信息保持在最新状态。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。

本公司力求报告内容客观、公正，但本报告所载的观点、结论和建议仅供参考，不构成所述证券的买卖出价或征价。该等观点、建议并未考虑到个别投资者的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对客户私人投资建议。投资者应当充分考虑自身特定状况，并完整理解和使用本报告内容，不应视本报告为做出投资决策的唯一因素。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，本公司及作者均不承担任何法律责任。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。

本公司及作者在自身所知情的范围内，与本报告所指的证券或投资标的不存在法律禁止的利害关系。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头寸并进行交易，也可能为之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。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。

本报告版权仅为本公司所有。未经本公司书面许可，任何机构或个人不得以翻版、复制、发表、引用或再次分发他人等任何形式侵犯本公司版权。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“华泰证券研究所”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。本公司保留追究相关责任的权力。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为本公司的商标、服务标记及标记。

本公司具有中国证监会核准的“证券投资咨询”业务资格，经营许可证编号为：91320000704041011J。

全资子公司华泰金融控股（香港）有限公司具有香港证监会核准的“就证券提供意见”业务资格，经营许可证编号为：AOK809

©版权所有 2018 年华泰证券股份有限公司

评级说明

行业评级体系

—报告发布日后的6个月内行业的涨跌幅相对同期的沪深300指数的涨幅为基准；

—投资建议的评级标准

增持行业股票指数超越基准

中性行业股票指数基本与基准持平

减持行业股票指数明显弱于基准

公司评级体系

—报告发布日后的6个月内公司的涨跌幅相对同期的沪深300指数的涨幅为基准；

—投资建议的评级标准

买入股价超越基准 20%以上

增持股价超越基准 5%-20%

中性股价相对基准波动在-5%~5%之间

减持股价弱于基准 5%-20%

卖出股价弱于基准 20%以上

华泰证券研究

南京

南京市建邺区江东中路 228 号华泰证券广场 1 号楼/邮政编码：210019

电话：86 25 83389999 / 传真：86 25 83387521

电子邮件：ht-rd@htsc.com

深圳

深圳市福田区深南大道 4011 号香港中旅大厦 24 层/邮政编码：518048

电话：86 755 82493932 / 传真：86 755 82492062

电子邮件：ht-rd@htsc.com

北京

北京市西城区太平桥大街丰盛胡同 28 号太平洋保险大厦 A 座 18 层

邮政编码：100032

电话：86 10 63211166 / 传真：86 10 63211275

电子邮件：ht-rd@htsc.com

上海

上海市浦东新区东方路 18 号保利广场 E 栋 23 楼/邮政编码：200120

电话：86 21 28972098 / 传真：86 21 28972068

电子邮件：ht-rd@htsc.com