

2023.06.14

基于宏观因子的大类资产配置框架

——大类资产配置量化模型研究系列之四

本报告导读：

本文构造了涵盖增长、通胀、利率、信用、汇率和流动性六大风险的宏观因子体系，并基于此提出了一个通用性的宏观因子资产配置框架。该框架建立了一个宏观研究与资产配置研究的桥梁，投资者可以将对于宏观环境的预测观点通过定量的手段落实到投资实践中，使资产组合适配特定的宏观环境。此外还可以对组合的宏观风险来源进行因子层面的监测和分析。

摘要：

- **大类资产配置模型经历了资产配置、风险配置、因子配置的三个阶段。**在资产配置阶段，MVO模型和BL模型以资产组合的收益、风险特征为优化目标；在风险配置阶段，风险平价模型放弃了对收益的预测，从而实现对各资产风险的均衡配置。由于宏观因子能够解释资产价格变动的本质，并且能更好地规避尾部风险，近年来基于因子的配置模型已逐渐成为主流，在海外投资机构中得到广泛使用。
- **基于宏观因子的资产配置框架包括四个步骤：**(1)选取合适的因子：首先通过主成分分析方法确定增长、通胀、利率、信用、汇率和流动性是影响国内资产价格最主要的六大宏观因子，接下来从宏观经济指标出发，通过构建资产组合的方式构造了对应的高频宏观因子。(2)计算资产的因子暴露：为了刻画宏观因子与大类资产之间的映射关系，我们使用基于先验信息的LASSO模型进行回归，以回归系数作为资产对因子的暴露值，得到因子与资产的关系。(3)确定因子目标暴露：我们采用基准+偏离的模式，在基准组合因子暴露的基础之上，根据投资者的观点对因子暴露进行主动偏离，从而确定因子目标暴露。(4)匹配因子目标暴露：当给定了资产组合的因子目标暴露后，通过构造最优化框架可以求解得到资产配置权重。我们使用的最优化框架参考了两种经典的海外文献做法，既保持了开放性，可以与MVO等其他配置模型进行融合，也可以根据实际管理需求设置资产仓位、换手率等约束条件。
- **配置框架的实证效果分析。**在基准的因子暴露基础上，分别做多六个宏观因子，得到的资产组合相对于基准的超额收益能够较好地吻合宏观因子走势。这意味着当主观判断准确时，配置框架通过调整对特定宏观因子的暴露，能够在承担额外宏观风险的同时获取相应的超额收益。除此之外宏观因子还可以用于资产组合的风险分解，对组合的宏观风险来源进行监测和分析。
- **风险提示：**黑天鹅事件等可能导致大类资产相关性增加，资产配置组合表现不佳；量化模型基于历史数据构建，而历史规律存在失效风险。

大类资产配置研究

报告作者

廖静池 (分析师)
0755-23976176
liaojingchi024655@gtjas.com
证书编号 S0880522090003

刘凯至 (分析师)
0755-23976911
liukaizhi025861@gtjas.com
证书编号 S0880522110002

相关报告

桥水全天候策略和风险平价模型全解析	2023.05.27
2023年理财子市场现状与展望	2023.05.27
中国人口四大现状	2023.05.25
成长赛道排名改善，六月防守反击	2023.05.25
人口老龄化将中长期推高ERP中枢	2023.05.21

感谢实习生张涵对本文的贡献。

目 录

1. 因子配置背景介绍	3
1.1. 配置模型的发展历程.....	3
1.2. 因子配置模型的理论介绍.....	3
1.2.1. 因子投资思想	3
1.2.2. 因子资产配置模型的相关研究.....	4
1.2.3. 使用宏观因子做资产配置的优势	5
2. 基于宏观因子的资产配置框架.....	6
2.1. 第一步：选取合适的因子.....	6
2.1.1. 宏观因子的选取及生成思路.....	6
2.1.2. 通过资产降维（PCA）确定因子范围	8
2.1.3. 从宏观经济指标出发构造因子.....	10
2.1.4. 使用资产组合构建高频宏观因子	12
2.2. 第二步：计算资产的因子暴露.....	16
2.2.1. 因子是否需要正文化？	16
2.2.2. 基于先验信息的 LASSO 回归计算资产的因子暴露	17
2.3. 第三步：确定因子的目标暴露.....	19
2.3.1. 通过基准及主观偏离确定因子目标暴露.....	19
2.3.2. 其他方法确定因子目标暴露	21
2.4. 第四步：匹配因子的目标暴露.....	21
2.4.1. Blyth 最优化框架	22
2.4.2. Greenberg 最优化框架	22
2.4.3. 结合 Blyth 和 Greenberg 的最优化框架.....	23
3. 配置框架的实证效果分析.....	23
3.1. 因子偏离实证	24
3.2. 资产组合的宏观风险分解.....	30
4. 总结	32
4.1. 本文研究总结	32
4.2. 思考：当我们在做宏观预测时，预测的是什么？	32
4.3. 未来研究方向	33
参考文献.....	34
5. 附录	35
5.1. 因子正交方法及效果.....	35
5.2. 宏观风险分解方法	36
风险提示.....	37

1. 因子配置背景介绍

1.1. 配置模型的发展历程

大类资产配置是投资组合收益的重要来源，一直以来都是业界和学术界的研究热点。自从 Markowitz (1952) 的均值-方差 (MVO) 模型将资产配置推向量化时代，大类资产配置模型理论经历了资产配置、风险配置、因子配置的三个阶段，推动着资产配置投资实践不断向前发展¹。

在资产配置阶段，1952 年马科维茨的 MVO 模型首次采用均值和方差来刻画资产收益与风险，并指出最优的投资组合并非单纯追求最高收益或最小风险，而是在两者之间找到平衡；1992 年高盛的 Fischer Black 和 Robert Litterman 在 MVO 的基础上提出了 Black-Litterman 模型，将主观观点引入投资模型中，有效地解决了均值-方差模型对于预期收益敏感的问题，实现了量化和主观观点的结合²。

在风险配置阶段，1996 年桥水基金 (Bridgewater) 达里奥提出全天候策略 (All Weather Strategy)，成为了风险平价 (Risk Parity) 模型的雏形。2005 年钱恩平首次正式提出了“风险平价”的概念，即把投资组合的整体风险分摊到每类资产中去，使得每类资产对投资组合整体风险的贡献相等，并从理论上证明了基于风险贡献配置资产可以更好的分散风险，能够得到有效的投资组合³。

2008 年金融危机以后，人们发现在极端的市场环境下资产间的相关性会显著增加，传统资产配置方法并不能有效地分散风险。研究者开始探索资产价格背后一系列共同的风险因子，希望从因子层面进行配置，进而做到真正的风险分散。近年来基于因子的配置模型已经得到了迅速发展，贝莱德的 Bass (2017) 在文章中指出，大约有 90% 的大型机构投资者已经在其投资过程中使用了因子分析，以提高风险分散度、提升收益风险比并降低成本。目前全球知名投资机构的资产配置已经逐步实现了从资产到因子的变化，如贝莱德、SSGA、HMC、PIMCO、高盛等均围绕因子投资思想重塑资产配置体系、投资组合策略和绩效评估方法。

1.2. 因子配置模型的理论介绍

1.2.1. 因子投资思想

因子投资是一种系统性的投资思想，使用风险因子描述资产（可以是个券，也可以是大类资产）共同承担的某一方面的共性风险，相应的因子收益指的是暴露于该风险所带来的补偿，即风险溢价。因子投资的思想起源于经典的 CAPM 模型 (Sharpe, 1964)，后来经过 Rosenberg (1975)、Ross (1976)、Fama (1992) 等学者的发展，成为金融投资领域重要的学术分支和理论方法，能够广泛且持续地解释投资收益和风险来源。

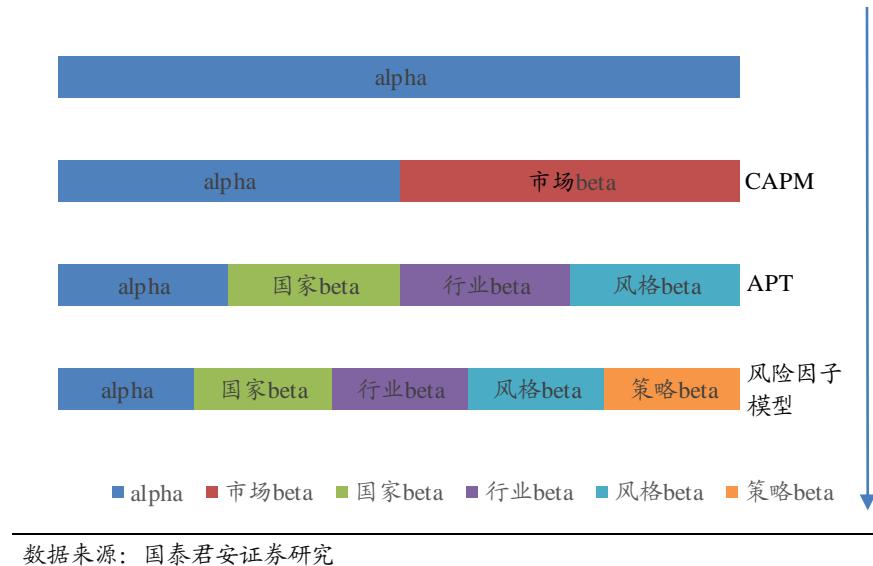
¹ 关于配置模型的发展历程，详见前期报告《大类资产配置体系简析》。

² 详见前期报告《手把手教你实现 Black-Litterman 模型》。

³ 详见前期报告《桥水全天候策略和风险平价模型全解析》。

在传统的收益分类定义中，人们将主动管理获取的超额收益称为 alpha 收益，而将市场共同的被动收益称为 beta 收益。根据因子投资的思想，可以将那些由于暴露在同一组风险因子下获取的收益称为 beta 收益，而将无法由风险因子所解释的收益称为 alpha 收益。因此随着人们对资产收益来源的研究不断深入，发现的风险因子也越来越多，投资收益中更多的部分可以被划分为 beta 收益，而无法解释的 alpha 收益部分越来越少。

图 1: alpha 收益占比越来越少



数据来源：国泰君安证券研究

对于资产和因子，Andrew Ang (2010) 有一段精彩的论述：如果将资产比作食物的话，因子就像是食物中的营养元素。正如人们通过食物获取营养，投资者通过投资资产获得了背后的因子收益，同时也承担了相应的风险。在因子投资的框架下，资产收益可以表示为：

$$R_t = a_t + B_t F_t + e_t$$

其中， R_t 是 t 时刻一组资产的收益率向量， a_t 为截距项，可理解为不能被模型中的 beta 因子所解释的 alpha 收益， F_t 是风险因子的收益率向量， B_t 是资产对因子的暴露矩阵， e_t 是资产的残差收益向量。这个线性表达式解释了资产与因子的关系，是因子投资理论的基础。

1.2.2. 因子资产配置模型的相关研究

2004 年美林证券提出了“美林时钟”，使用增长和通胀 2 个指标将经济分为 4 个阶段，并根据经验和历史数据建立了经济周期和大类资产之间的主观联系，蕴含了使用宏观因子进行资产配置的朴素思想。2008 年金融危机以后，人们发现由于暴露于同一组因子，在极端市场情况下资产间的相关性会大幅上升，传统资产配置方法并不能有效地分散风险，因此转而去寻找驱动资产价格变化的底层逻辑，因子投资理念在大类资产配置领域得到迅速发展，学术界和海外投资机构都展开了大量研究。

Boudt (2013) 提出了一种基于因子的风险归因方法，将投资组合波动率分解为各个因子的风险贡献，并且可以作为资产配置的约束条件；Kelly (2014) 使用主成分分析（PCA）从资产价格中提取了增长、利率、通胀三大因子；Blyth (2016) 总结出一个基于因子进行资产配置的通用框架，被市场上广泛接受并使用；BlackRock 的 Greenberg (2016) 和 Bass (2017) 使用资产的多空组合来复制宏观因子走势，从而构建了高频、无滞后、可投资的资产化因子。Bender (2019) 将风险因子分为宏观因子和风格因子两大类，其中宏观因子刻画了与经济增长、利率、通货膨胀、信用、流动性等相关的风险，是驱动大类资产价格变化的主要因素；风格因子则来源于股票异象的横截面资产定价，反映相同资产类别内的风险及收益，包括价值因子、动量因子、规模因子等。

1.2.3. 使用宏观因子做资产配置的优势

我们认为，基于因子的配置模型至少有如下三点优势：

(1)因子解释了资产组合风险和回报的关键驱动因素，便于更好地理解分散风险。大类资产配置的目的是分散风险，从 MVO、BL 模型到风险平价、风险预算模型，实质上都是基于资产本身的风险收益特征进行配置，并未考虑到驱动资产价格变动的背后因素。事实上，大类资产价格的变动是受到经济、通胀、利率等一组共同的宏观风险因子的驱动，基于因子的配置模型对这些风险来源进行深入研究，透过了资产价格的“表象”而直达“内在”，便于做到真正意义上的风险分散。

(2)将预测资产转化为预测宏观因子，可以降低预测的复杂性。传统的资产配置模型依赖于对资产池中所有资产风险收益指标的预测，使用宏观因子配置模型可以将对数十种资产收益风险的预测简化为对少数几个宏观因子的预测，而后者是更直观的。在该框架下，如果投资者对经济、通胀、利率、信用等宏观状态有更深刻的理解和预判，就能比市场大部分人做出更加合理的资产组合配置。

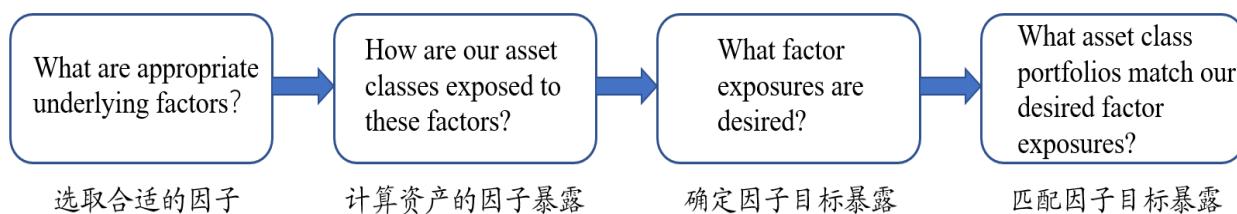
(3)因子间相关性更低，参数更容易估计。一方面，从相关性角度看，因子之间的相关性明显低于大类资产之间的相关性，且相关性更加稳定，当极端情形下资产间相关性大幅上升时，因子间的相关性变化幅度更小，针对因子进行配置能更有效地分散风险。另一方面，因子波动率的稳定性明显高于资产波动率，这意味着在实际计算层面，因子配置模型中的参数估计会更加准确。

因子配置具有诸多优势，本文构造了一个基于宏观因子的资产配置框架，在该框架下，投资者可以很容易地将自身对于宏观经济的观点转化为投资组合，也可以对已有的组合风险进行宏观因子层面的分解，接下来我们将详细地介绍具体做法。需要指出的是，本文旨在建立一个基于宏观因子的资产配置框架，宏观因子的预测不是本文的研究范畴。

2. 基于宏观因子的资产配置框架

Blyth (2016)⁴等曾提出一个基于因子进行资产配置的经典框架，被市场上广泛接受并使用。该框架具体包括四个步骤：选取合适的因子、计算资产的因子暴露、确定因子目标暴露、匹配因子目标暴露。本文借鉴了Blyth的框架流程，在参考大量海内外文献的基础上，结合国内实际，分别提出了4个步骤的具体实现方法，接下来依次进行详细说明。

图 2：因子配置流程



数据来源：Blyth et al. (2016)，国泰君安证券研究

2.1. 第一步：选取合适的因子

2.1.1. 宏观因子的选取及生成思路

选择并生成合适的宏观因子是配置模型最关键的第一步。在这一步中，首先要选择合适的宏观因子，我们希望所选的因子能尽可能多地解释资产价格的变动，同时具有现实意义；其次要确定宏观因子的生成方法，以便于后续工作的展开。我们选取了几篇经典文献中的因子选取及生成方法，简单总结如下表：

表 1：典型的宏观因子选取及生成方法

来源	因子个数	因子确定方法	具体生成方法
Kelly 等 (2014)	3	资产降维 (PCA)	①增长 (PCA) ②利率 (PCA) ③通胀 (PCA)
Blyth 等 (2016)	5	根据经验选取	①全球股权 (市值加权权益指数) ②美国国债 (美国国债指数) ③信用 (高收益债指数) ④通胀 (做多国债、做空通胀保值债券) ⑤汇率 (做多美元、做空市值加权外币)
Greenberg 等 (2016)	6	根据经验选取	①股权 (宽基指数收益率) ②通胀 (做多长期名义政府债券、做空通胀挂钩债券的组合收益率) ③实际利率 (通胀挂钩债券收益率) ④商品 (商品指数加权的收益率) ⑤信用 (做多公司债券、做空长期名义政府债券的组合收益率) ⑥新兴市场 (做多新兴市场权益，做空发达市场权益、新兴市场 CDX 和新兴市场外汇)
Bass 等 (2017)	7	资产降维 (PCA)	第①-⑥，与 Greenberg 一致，第⑦为外汇因子，计算方法未详细给出

⁴ 详见 Blyth et al.(2016). Flexible Indeterminate Factor-Based Asset Allocation.

Bender 等 (2019)	5	根据经验选取	宏观因子：①股权（宽基指数收益率）②通胀（做多长期名义政府债券、做空通胀挂钩债券的组合收益率）③实际利率（通胀挂钩债券收益率） 风格因子：④动量因子（滚动1年累计收益）⑤波动率因子（滚动1年收益率标准差）
陈银超等 (2019)	5	资产降维 (PCA)	①经济增长（沪深300、恒生指数、CRB工业原料指数、房地产开发行业指数、南华商品指数对宏观经济景气指数回归）②利率因子（中债-国债10年到期收益率）③通货膨胀因子（猪肉、原油、螺纹钢、CRB工业原料指数对CPI和PPI波动率倒数加权之和作回归）④汇率因子（美元指数）⑤信用因子（做多中债-企业债AA财富3年到期收益率、做空中债-国债3年到期收益率）
牛晓健等 (2021)	5	资产降维 (PCA)	①经济增长（沪深300、恒生指数、CRB工业原料指数、住宅价格指数对GDP同比数据回归）②利率因子（中债-国债总财富指数7-10年）③通货膨胀因子（猪肉、原油、螺纹钢对CPI和PPI波动率倒数加权之和作回归）④汇率因子（美元指数）⑤信用因子（中债-企业债AA财富3-5年与中债-国债总财富3-5年指数收益的差值）
周亮等 (2021)	5	根据经验选取	宏观因子：①增长（PMI指数）②通胀（30%的CPI和70%的PPI加权合成） 风格因子：③-⑤Fama五因子中选3（市场因子MKT、规模因子SMB、投资因子CMA）

资料来源：国泰君安证券研究

从海内外经验来看，在确定因子时，根据经验主观选取或通过资产降维(PCA)的方式是两种主流方法，最终的宏观因子选择也不完全相同，比较主流的包括增长、通胀、利率、股权、信用等。我们认为，并不存在一个适配所有情况的宏观因子体系，但在选择因子时，至少应该遵循以下几个原则：

(1) 选取的因子应是大类资产价格变动的核心驱动因素，能够解释不同资产的风险和收益的来源。

(2) 宏观因子要有经济学含义，且投资者有能力进行一定预测。

(3) 因子频率不宜过低，且最好有一定的可投资性，方便后续因子暴露计算、因子投资等工作开展。

(4) 因子之间相关性不宜过高，便于后续进行管理。

(5) 因子数量一般以3-7个为宜，过多则会加大预测的复杂性。

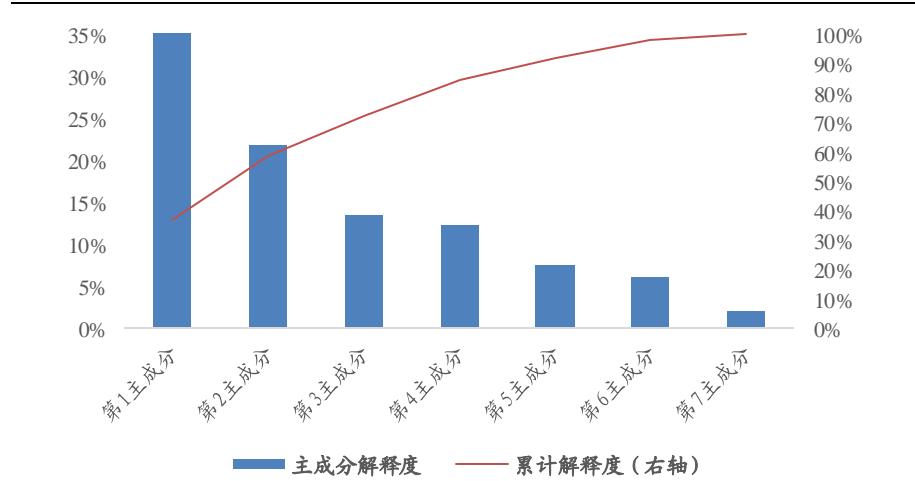
由于我们目前对国内市场并没有一个非常有把握的因子方案，我们决定

借鉴 Bass 和牛晓健等人的方法，首先通过资产降维（PCA）的方式，找到不同资产之间的共性影响因素，并分析其经济学上的含义，确定因子选择的范围和数量；然后比较几种主流的因子构造方式，最终得到我们的因子体系。

2.1.2. 通过资产降维（PCA）确定因子范围

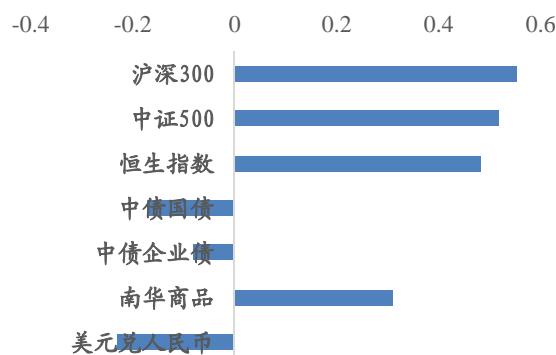
主成分分析（PCA）是一种常用的数据降维方法，通过选取方差最大的方向来达到保存主要信息并降维的效果。通过对大类资产收益率进行主成分分析，可以提取对资产价格波动解释度最大且互相正交的一组主成分，再对主成分进行经济学含义的分析，可以帮助我们确定所选因子的范围。为了覆盖多种大类资产，并且综合海外因素的影响，我们使用沪深 300、中证 500、国债、企业债、南华商品、沪金、布伦特原油这 7 种资产过去 15 年的日频收益率进行主成分分析。可以看出，前 5 个主成分共解释了资产价格波动的 93.07%，前 6 主成分共解释了资产价格波动的 98.27%，这意味着 5 到 6 个宏观因子足够覆盖绝大部分的价格波动。

图 3：主成分累计解释度

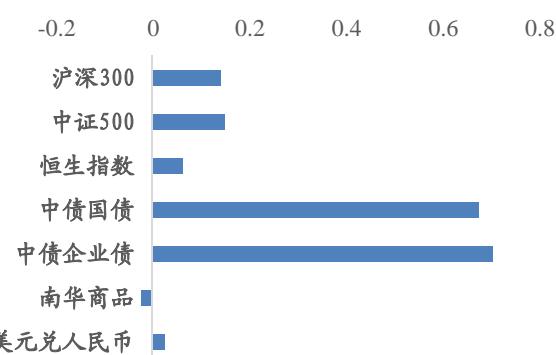


数据来源：Wind，国泰君安证券研究

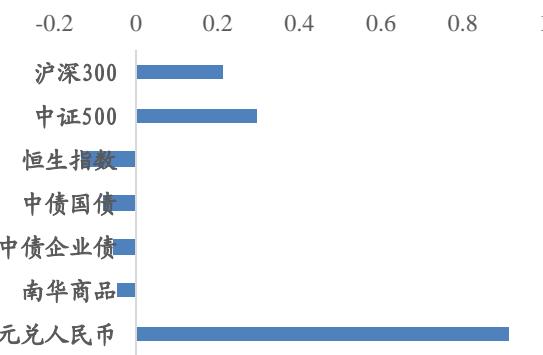
接下来我们根据主成分在各个资产上的载荷大小及方向关系，对其进行经济学含义的解读。第 1 主成分在股票和商品上的载荷较大，且与在债券上的载荷方向相反，对应于经济增长风险；第 2 主成分在债券上的载荷较大，对应于利率风险；第 3 主成分在美元兑人民币上的载荷较大，且与在商品上的载荷方向相反，对应汇率（美元）风险；第 4 主成分在商品上的载荷较大，且与在 A 股上的载荷方向相反，对应通胀风险；第 5 主成分较难根据载荷大小和方向判断出对应的宏观风险；第 6 主成分在国债和企业债上的载荷较大、且方向相反，对应信用风险（信用利差）。第 7 主成分在沪深 300 和中证 500 上的载荷方向相反，由于大盘股和小盘股受流动性的影响不同，可以对应流动性风险；

图 4: 第 1 主成分对应经济增长风险


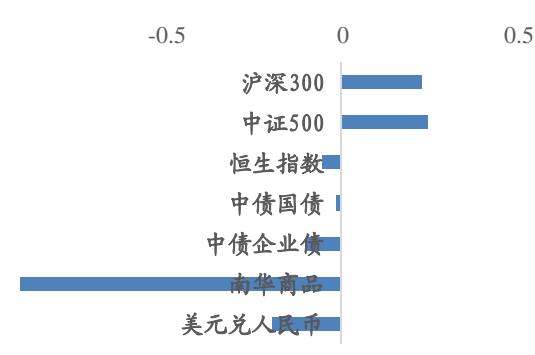
数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

图 5: 第 2 主成分对应利率风险


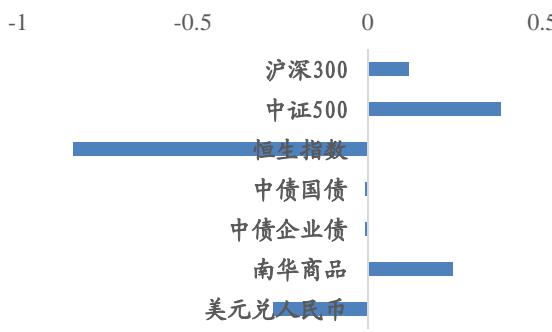
数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

图 6: 第 3 主成分对应汇率风险


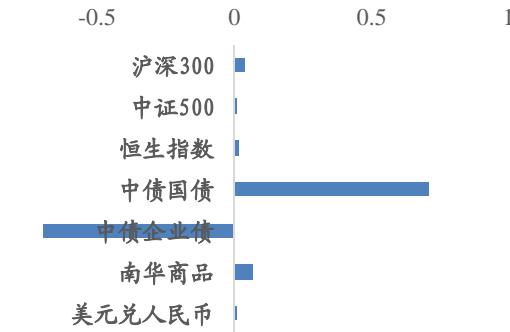
数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

图 7: 第 4 主成分对应通胀风险


数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

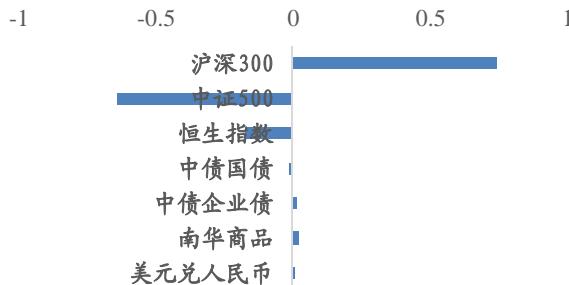
图 8: 第 5 主成分难以判断


数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

图 9: 第 6 主成分对应信用风险


数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

图 10: 第 7 主成分对应流动性风险



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

根据 PCA 的结果，我们可以判断增长、通胀、利率、汇率、信用和流动性是影响资产价格变动最主要的大宏观风险。从主成分分解的计算方法可知，每个主成分实际上就是资产的一个互不相关的线性组合，天然具有“解释度高、正交、日频可得、可投资性”等特点，因此有学者如 Kelly 等直接使用 PCA 提取的主成分作为宏观因子。但我们经过实践后，发现在一个因子数量较多的体系中，通过 PCA 方法提取宏观因子存在着不少缺陷，主要包括：

(1) PCA 的结果并不稳定。PCA 的结果依赖于输入的资产组，当输入的资产组合不同时，提取的主成分可能差别很大，即使给定一组资产，在不同时间区间进行分解时，也会产生不同的结果。不稳定性体现在两点：一是主成分的暴露系数的数值与符号不稳定，二是主成分解释度排序不稳定，如第 3 主成分时而代表汇率风险，时而代表通胀风险。这种不稳定将极大影响量化建模的结果。

(2)部分主成分缺乏经济学含义。PCA 提取出的主成分实际上是原始数据的线性组合，我们主要通过在资产暴露的数值大小与不同资产之间暴露的方向关系来确定主成分的经济学含义，这就导致出现有些主成分可能难以解释的现象（如上述第 5 主成分）。

(3)利率、信用和汇率因子有直接对应的经济指标。利率因子可以直接使用国债收益率来代替，信用因子可以考虑使用中期票据和国开债收益率的差值来代替，汇率可以直接使用美元指数来代替。对于这些有直接对应经济指标的因子，若是使用主成分来表示反而徒增噪音。

综上，我们只从 PCA 的结果来确定因子数量和因子范围，在构造因子时并不打算直接采用 PCA 的结果，而是从宏观经济指标出发完成上述 6 个因子的构造。此外，我们也思考了 PCA 方法的适用性，虽然在构造多个因子时 PCA 方法存在较大缺陷，但用来计算单一因子时上述缺陷将大大减少。比如我们可以使用一组受通胀影响最大的资产（猪肉、石油等商品）提取主成分，将解释度最大的主成分作为通胀因子等。感兴趣的投资者可以尝试研究。

2.1.3. 从宏观经济指标出发构造因子

确定因子数量和范围后，下一步要构造具体的因子。构造的因子应满足我们此前总结的解释度高、有经济学含义、高频可得、相关性低等特点，

我们总结了国内外文献的三种构造方式：

(1) 直接使用真实的宏观指标。如使用 GDP、PMI 等代表增长因子，使用 CPI 和 PPI 代表通胀因子，这种方法的使用者不多，主要原因是真实的宏观指标存在频率太低、发布滞后等比较明显的缺点。而且真实经济指标往往是同比数据而不是 portfolio return 形式的数据，使用 1.2.1 的公式时需要先做时序回归再做截面回归，会增加扰动。

(2) 使用 PCA 分解的方式构造宏观因子。上节已经进行过讨论，使用 PCA 方法构造单一因子可能比较有效。

(3) 使用资产投资组合作为宏观因子的代理变量。这种方法通过构造模拟资产组合来拟合宏观经济指标，在海外使用较多，因为其金融产品比较发达，有足够的资产构造组合。如使用股票、商品和房地产信托组合作为增长的代理变量，做多政府债券、做空通胀挂钩债券的组合作为通胀的代理变量等。

综合考虑国内现实情况，我们决定采取第三种方法来构造宏观因子，步骤分为两步：首先寻找合适的宏观经济原始指标，其次选择资产组合来拟合原始经济指标，作为宏观因子的高频代理变量。

已知因子寻找对应宏观经济原始指标时，我们认为选取的指标首先要经济学含义清楚，与因子相互对应；其次是要被大众认同，被广泛地跟踪、观察和预测。在与宏观团队探讨后，我们决定经济原始指标选取如下：

(1) 增长因子：从 GDP 的支出项出发，考虑将 PMI 的同比差分、固定资产投资完成额同比、社会消费品零售总额同比、进出口金额同比四个同比指标根据波动率倒数进行加权构造。

(2) 通胀因子：使用 CPI 同比与 PPI 同比按波动率倒数加权来构造。

(3) 利率因子：使用 10 年期国债收益率表示。

(4) 信用因子：使用 3 年期 AA 中短期票据收益率与 3 年期国开债收益率的差来刻画信用利差的变化。

(5) 汇率因子：使用美元指数来代替汇率因子。

(6) 流动性因子：我们希望刻画的是流入金融市场的资金量，使用 M2 同比与社融存量同比的差来构造。

表 2：宏观经济原始指标

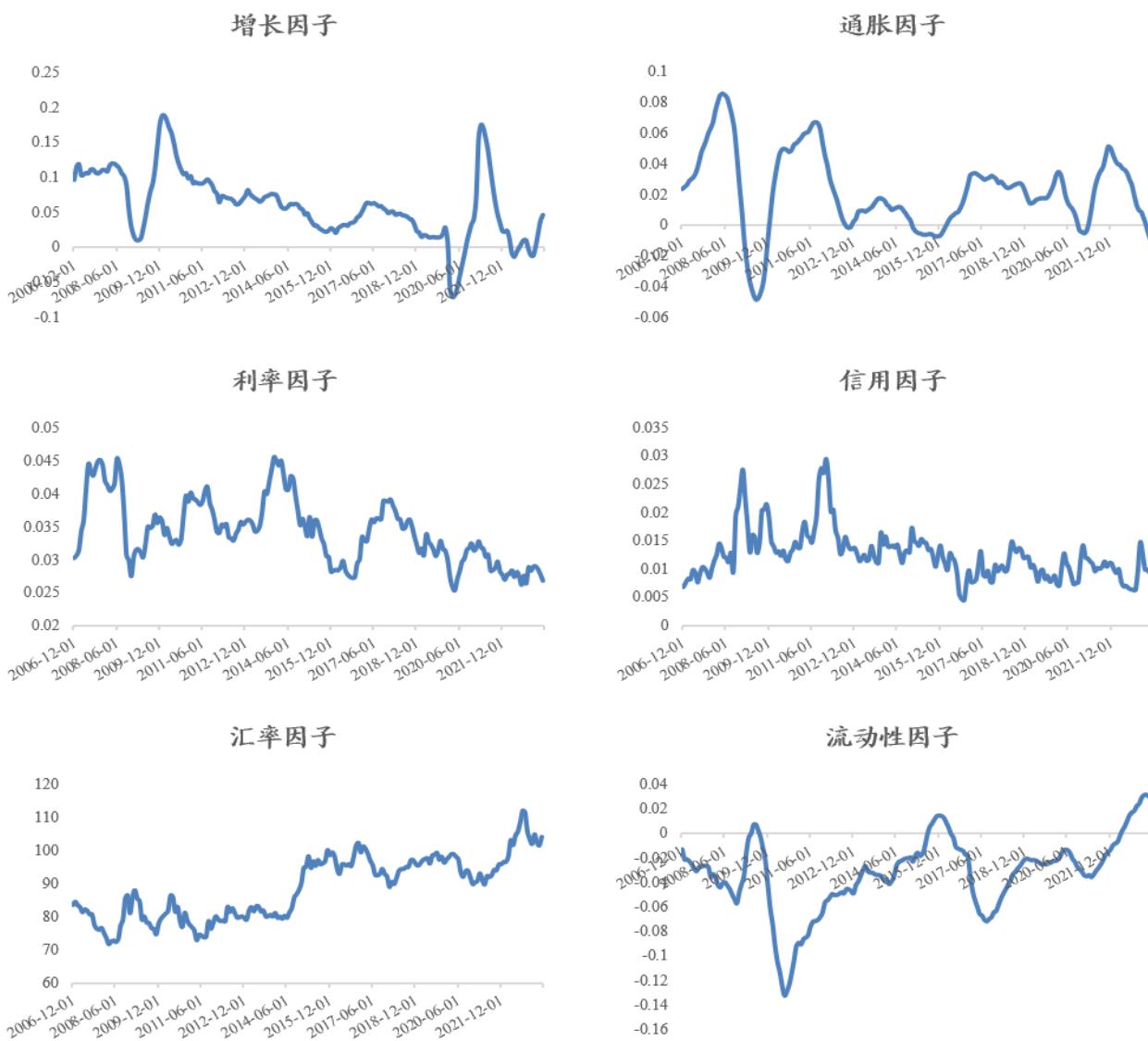
原始宏观因子	构造方法
增长因子	PMI 同比差分、固定资产投资完成额同比、社会消费品零售总额同比、进出口金额同比四个指标波动率倒数加权
通胀因子	CPI 同比、PPI 同比波动率倒数加权

利率因子	10 年期国债收益率
信用因子	3 年期 AA 中短期票据收益率 -3 年期国开债收益率
汇率因子	美元指数
流动性因子	M2 同比 - 社融同比

资料来源：Wind，国泰君安证券研究

在使用前对宏观经济指标进行一定处理：我们使用前后值平均项填充来解决部分指标 1 月数据缺失的问题；使用 HP 滤波对宏观经济数据进行平滑（利率、信用、汇率因子所使用的指标无需滤波）。最终 6 个因子的原始宏观指标走势如下，其中增长、通胀、流动性因子均延续了同比口径：

图 11：原始宏观因子走势



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

2.1.4. 使用资产组合构建高频宏观因子

上一节我们使用经济指标构造了增长、通胀、利率、信用、汇率和流动性 6 个原始宏观因子，这些原始因子符合经济学逻辑，被市场广泛地跟踪、观察和预测，但不可避免地存在频率低、更新滞后、同比环比口径不一等问题，适用于主观跟踪、观察和预判，但难以用于量化建模。为了得到更加高频的因子值，我们参考文献，尝试使用资产组合来构造高频化的宏观因子。本文以周频为例构造高频因子，由于在后续的量化建模过程中需要使用因子收益率，此处均构造高频化因子的环比收益率序列，再转为与原始因子值一致的口径进行对比，评估高频化的效果。

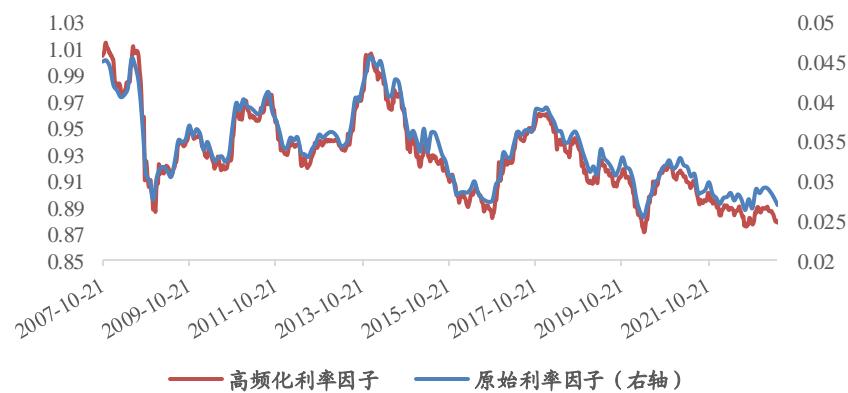
(1) 利率、信用、汇率高频宏观因子构建

利率、信用、汇率三个因子都有明确对应的资产，原始宏观因子也都是高频化的指标序列，资产组合的构造方式比较简单：

- ① **利率因子**：为保证组合净值方向与原始因子（10 年期国债收益率）变动方向一致，我们选择做空国债净价指数，具体使用中债-国债总净价指数环比收益率的相反数作为利率高频因子收益率的代表；
- ② **信用因子**：做多企业债、做空国开债指数，具体先将中债-企业债 AA 财富(3-5 年)指数和中债-国开债总财富(3-5 年)指数去趋势后取环比收益率的相反数，然后二者相减得到信用高频因子收益率的代表；
- ③ **汇率因子**：做多美元指数，直接使用美元指数收益率作为汇率高频因子收益率的代表。

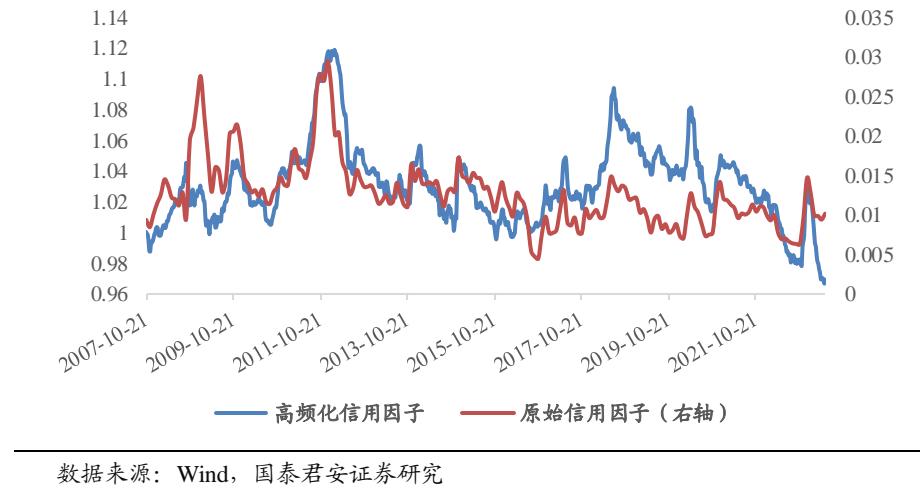
由于原始因子为净值口径，将高频化因子转为净值进行对比，可以看出高频化因子基本可以完全复制原始因子的走势。

图 12：高频化利率因子 vs 原始利率因子



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 13：高频化信用因子 vs 原始信用因子



(2) 增长、通胀、流动性高频宏观因子构建

增长、通胀、流动性这三个原始因子都由低频的经济数据合成，且国内暂时缺乏直接对应的资产，我们需要自行确定资产及对应的权重。构建资产组合的方法有多种，如根据经验选择一组资产并通过主观加权、波动率倒数加权、PCA 分解等方式赋予资产的权重。本文尝试通过回归的方式，确定构建资产组合所选择的资产以及对应的权重系数。我们以增长因子为例说明这一过程：

①单变量回归筛选资产池。主观筛选沪深 300、恒生指数、CRB 工业原料指数、南华能化、房地产开发行业指数等 20 余个与增长因子有关的资产作为待选资产池。

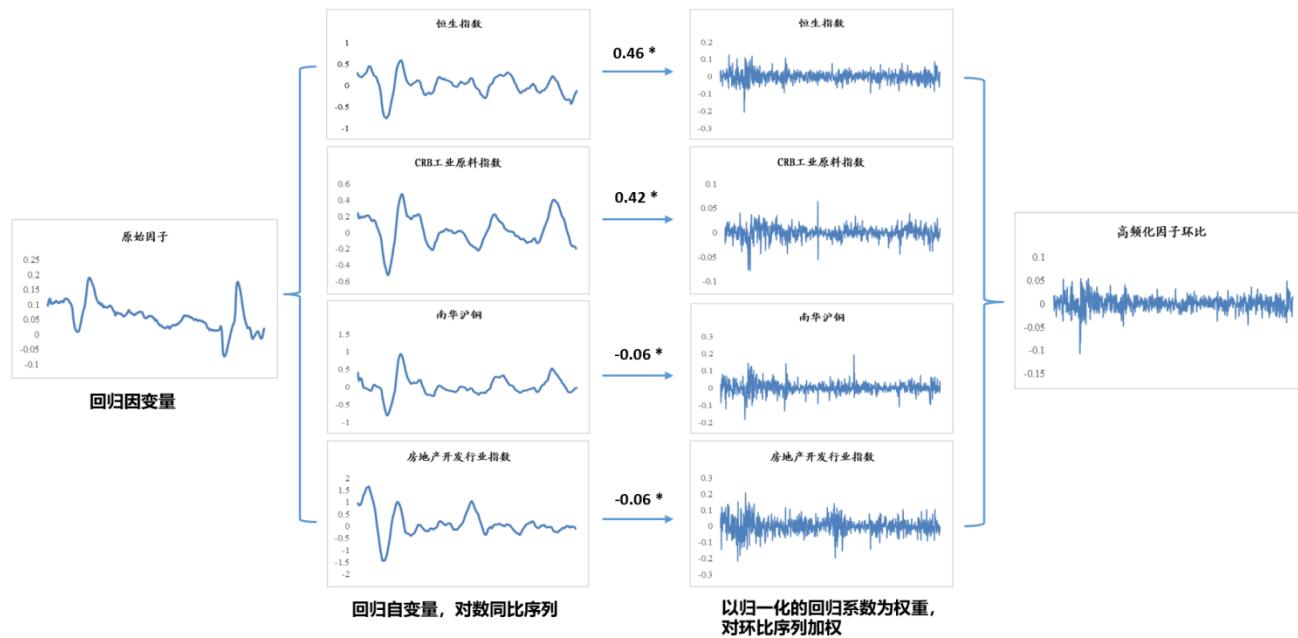
接下来以原始宏观因子为因变量，资产价格为自变量，进行一元回归。为了保持因变量和自变量的口径统一，我们对资产价格计算对数同比，并使用 HP 滤波平滑。从回归的结果中筛选解释度最高的恒生指数、CRB 工业原料指数、南华沪铜和房地产开发行业指数 4 个资产作为资产池。

②多变量领先滞后回归，确定回归系数及领先期。以恒生指数、CRB 工业原料指数、南华沪铜和房地产开发行业指数 4 个资产的对数同比序列

为自变量，对原始增长因子进行多变量的领先滞后回归，确定领先期及各资产回归系数，即资产权重。

③环比收益率加权得到高频化因子的环比收益率。通过多变量回归我们确定了领先滞后期及回归系数，接下来以归一化的回归系数为权重，对自变量的环比序列进行加权，从而得到了高频化因子的环比序列。

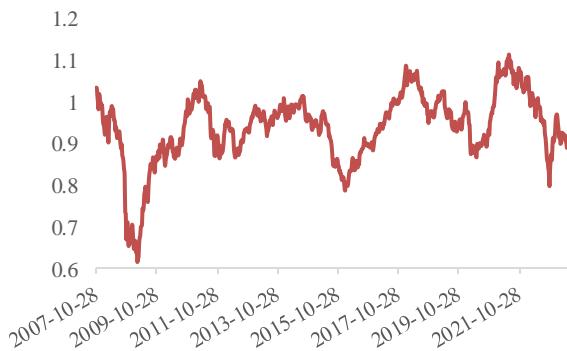
图 14: 宏观因子高频化过程



数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

类似地, 我们通过猪肉价格、布伦特原油和普钢螺纹这三种资产的价格作为基础资产对原始通胀因子进行复制; 以申万大盘市盈率和申万小盘市盈率作为基础资产复制流动性因子。最终将增长、通胀、流动性高频因子的同比序列与原始宏观因子(同比口径)进行对比, 可以发现高频化后的因子基本复制了原始因子的走势。

图 15: 高频化增长因子



数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

图 16: 高频化增长因子同比 vs 原始增长因子



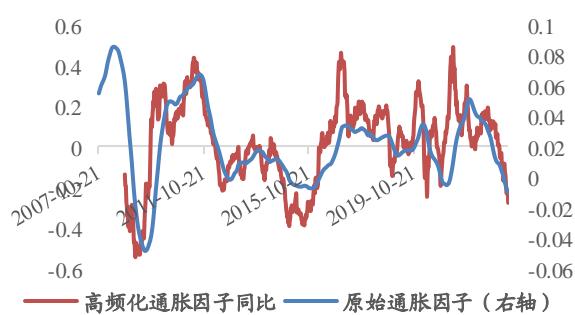
数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

图 17: 高频化通胀因子



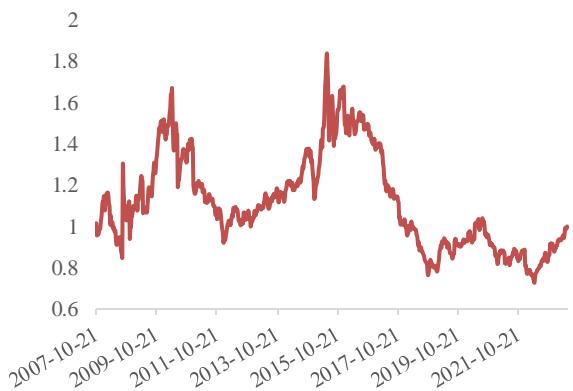
数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

图 18: 高频化通胀因子同比 vs 原始通胀因子



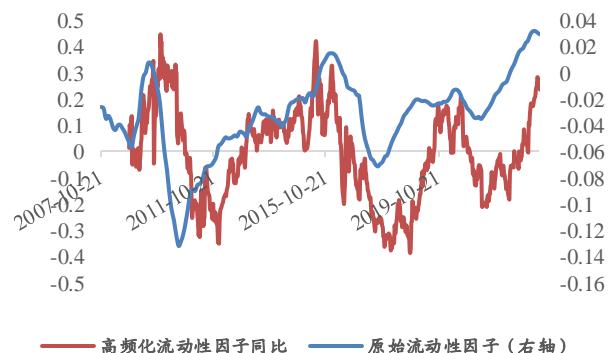
数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

图 19：高频化流动性因子



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 20：高频化流动性因子同比 vs 原始流动性因子



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

最终，我们得到了 6 个宏观因子的高频化因子。比较原始宏观因子和高频化因子的计算方法可以发现，原始宏观因子由大众所熟知的经济指标组成，具有“经济含义明确、关注度高、低频、不可投资”的特点，主要用来跟踪、观察和预测；高频化因子是资产组合，具有“拟合度高、高频、可投资”的特点，主要用于量化模型的搭建。至此我们得到了国君量化配置团队的宏观因子体系：

表 3：国君量化配置团队的宏观因子体系

	原始宏观因子	高频化因子
增长因子	PMI 同比差分、固定资产投资同比、社消同比、进出口金额同比加权	恒生指数、CRB 工业原料指数、南华沪铜、房地产开发行业指数加权
通胀因子	CPI 同比、PPI 同比加权	猪肉价格、布伦特原油、普钢螺纹加权
利率因子	10 年期国债收益率	中债国债总净价指数（相反数）
信用因子	3 年期 AA 中短期票据收益率-3 年期国开债收益率	中债企业债 AA 财富(3-5 年)-中债国开债总财富(3-5 年)（去趋势，相反数）
汇率因子	美元指数	美元指数
流动性因子	M2 同比-社融同比	申万大盘市盈率、申万小盘市盈率加权

资料来源：Wind，国泰君安证券研究

2.2. 第二步：计算资产的因子暴露

在得到宏观因子后，下一步是建立从因子到大类资产的映射关系。从 1.2.1 的公式出发，一般使用资产收益率对因子收益率作时序回归的方式确定资产对各个因子的暴露程度，从而得到资产与宏观因子之间的关系。

2.2.1. 因子是否需要正交化？

在回归之前，我们需要考虑一个问题，宏观因子之间的相关性如何，回归前是否需要自变量正交处理？如果宏观因子之间的相关性过大，就可能导致回归模型出现多重共线性进而影响回归的结果。

对此，我们通过计算因子相关系数及方差膨胀系数 (VIF) 来对宏观因子

间的共线性程度进行检验。方差膨胀系数 (VIF) 是一种常用的共线性检验手段，用于衡量线性模型自变量之间的相互解释程度。一般来说在 VIF 小于 5 时可以认为自变量之间不存在多重共线性的问题。

经过检验发现，我们设计的 6 个宏观因子之间相关性并不高，相关系数绝对值平均只有 0.12，方差膨胀系数 VIF 也都远小于 5，因子之间不存在明显的共线性问题。同时，我们也希望在后续计算因子暴露时，保存高频因子与原始宏观因子之间的直观联系，因此后续计算中不做任何正交化处理。此外，我们也尝试了因子正交的结果，并在后文附录中附上了正交方法，感兴趣的投资者可以自行查看。

表 4：宏观因子间相关性

	增长因子	通胀因子	利率因子	信用因子	汇率因子	流动性因子
增长因子	1.00	0.25	0.12	-0.06	-0.27	0.09
通胀因子	0.25	1.00	0.17	-0.11	-0.10	0.06
利率因子	0.12	0.17	1.00	-0.27	0.04	0.01
信用因子	-0.06	-0.11	-0.27	1.00	-0.06	-0.09
汇率因子	-0.27	-0.10	0.04	-0.06	1.00	-0.01
流动性因子	0.09	0.06	0.01	-0.09	-0.01	1.00

数据来源：Wind，国泰君安证券研究。数据区间 2013.05-2023.05。

表 5：因子方差膨胀系数检验

	增长因子	通胀因子	利率因子	信用因子	汇率因子	流动性因子
VIF	1.31	1.17	1.08	1.02	1.20	1.00

数据来源：Wind，国泰君安证券研究

2.2.2. 基于先验信息的 LASSO 回归计算资产的因子暴露

回到 1.2.1 的多因子模型，我们将时序上的资产收益率和因子收益率带入多元线性回归，计算大类资产在宏观因子上的暴露值，即下式中的回归系数 B_t （我们假设 alpha 始终为 0）。

$$R_t = B_t F_t + e_t$$

在进行回归前还有一个问题需要解决，即如何保证估计出的因子暴露值符合常识？例如，一般认为权益资产的价格变动与信用因子无关，但是受限于数学模型的特点，若是直接将二者带入线性回归，必然也能计算出一个较小的回归系数，而这有悖于经济学认知。

我们使用两种方法来解决回归系数的估计精度问题：①首先基于主观先验信息，指定每种大类资产可能相关的宏观因子，本文认为信用因子只会影响债券类资产的价格，因此除债券外其他资产均只带入 5 因子进行多元回归。②从统计模型出发，使用 Lasso 回归代替普通的多元线性回归，对回归系数进行压缩，使得部分影响较小的因子暴露为 0。

为了提高回归结果的稳健性，我们采用滚动重采样(Bootstrap)的方式，在每月末以过去 10 年为滚动窗口期，随机挑选起始日期并取长度为 2 年的时间序列作为输入变量，重复采样 3000 次，最终取回归结果的中位数。

作为因子暴露值。滚动回归可以及时捕捉资产与因子关系的最新变化，重采样保证了估计值的准确性。下表展示了 2023 年 5 月 31 日计算的部分资产的因子暴露矩阵，我们可以根据其分析各大类资产价格背后的驱动因素。

表 6：因子暴露矩阵（2023 年 5 月 31 日）

	增长因子	通胀因子	利率因子	信用因子	汇率因子	流动性因子	R方
上证50	1.09	0.04	0.55	0.00	0.11	0.16	0.46
沪深300	1.03	0.01	0.30	0.00	0.06	0.38	0.46
中证500	0.70	0.04	0.30	0.00	0.02	1.09	0.67
中证1000	0.59	-0.01	0.18	0.00	0.00	1.28	0.72
恒生指数	1.88	-0.04	0.00	0.00	0.19	0.07	0.85
中债国债	0.00	0.00	-0.91	0.00	0.00	0.00	0.96
中债企业债	0.00	0.00	-0.35	-0.20	0.00	0.00	0.39
中证转债	0.41	-0.03	-0.37	-0.44	-0.05	0.28	0.35
南华工业品	0.33	0.39	0.18	0.00	-0.15	0.06	0.26
南华农产品	0.12	0.11	0.00	0.00	0.00	0.01	0.11
布伦特原油	0.06	1.82	-0.82	0.00	0.22	0.06	0.72
沪金	-0.10	0.02	-0.65	0.00	-0.54	-0.04	0.14
标普500	0.66	0.17	-0.32	0.00	0.38	0.06	0.30
美元兑人民币	-0.10	0.00	0.00	0.00	0.17	0.00	0.33

数据来源：Wind，国泰君安证券研究

对于股票类资产，增长和流动性是主要的驱动因素。股票类资产均对增长因子有较高的正向暴露，且大盘指数、港股对增长因子的暴露更高，这与经济增长时股票特别是大盘股表现较好的常识相符。股票类资产均对流动性因子呈正向暴露，意味着其均受益于流动性上行的宏观环境；其中中证 500 和中证 1000 的暴露更高，这提示我们在宏观流动性趋松的环境下中小盘股更具配置价值。除了增长因子和流动性因子外，股票类资产对其他宏观因子的暴露都较低。

对于债券类资产，利率和信用是主要的驱动因素。债券类资产都对利率因子呈负向暴露，当利率下行时，债券类资产的价格相应上行。信用因子很好地刻画了国债与企业债之间的区别，当信用利差下行时，对应企业债价格上涨。转债兼具股票和债券的双重特点，除了对利率和信用因子有暴露外，对增长因子和流动性因子也具有较高的暴露。

黄金主要受到汇率因子和利率因子的驱动作用。黄金是一种特殊的商品类资产，其价格受保值需求和避险需求的双重影响，保值需求根据“初级黄金公式”可以表示为 $3.2 \times CRB\text{ 综指} - 226 \times 10Y\text{ 美债实际利率}$ ，足以解释 98% 的金价波动。由于本文暂未考虑海外利率类因子，而利率因子和汇率因子与海外利率的相关性较高，因此从暴露值中可以看到黄金对汇率因子和利率因子有较高的负向暴露，而对通胀因子有比较低的正向暴露，与“初级黄金公式”相符。

对于大宗商品类资产，通胀因子和增长因子起到主要驱动作用。当增长、通胀均处于上行周期时，商品的需求旺盛，并且相比于股票类资产有更强的抗通胀能力，商品价格相应上行。流动性上行显然会导致商品价格上涨，因此商品对流动性因子也呈正向暴露。由于我们对海外商品资产布伦特原油进行了汇率换算，因此布伦特原油对汇率的暴露为正，而工业品资产因受美元定价导致对汇率呈负向暴露。

从资产价格解释程度来看，债券类资产的 R 方最大，对应其定价逻辑最为简单，国债价格的变动基本完全由利率所解释，而企业债的解释程度低于国债。股票类资产的 R 方次之，其中恒生指数>中证 1000>中证 500>沪深 300 和上证 50，恒生指数主要受增长因子解释程度较高，而流动性因子的引入提高了小盘股的解释程度。商品类资产的 R 方低于债券和股票，其中受益于通胀因子的解释能力，原油商品的 R 方远大于其他商品类资产，而南华农产品的 R 方最低，这意味着农产品或受到其他因素的影响。此外，黄金的解释度（R 方）几乎是除南华农产品外最低的，我们认为主要是由于黄金的价格受到避险情绪影响较大，而避险情绪并不在我们的因子体系中所导致。

至此，我们得到了大类资产与宏观因子间的定量关系，与传统的经济周期理论、投资时钟理论等相互印证，可以进行更精细的量化建模分析，这也是宏观因子体系的实际意义所在。

2.3. 第三步：确定因子的目标暴露

因子配置框架的第三步是确定资产组合的因子目标暴露。常见有三种方法：一是针对投资机构的偏好、资金属性、投资目标等，直接设置一个因子目标暴露，如 Bass 等（2017）对美国捐赠基金、美国养老保险、公共福利支出计划三个投资组合直接进行因子配置的改进；二是以传统资产配置模型生成的资产组合为基准，在此基准上结合主观宏观观点设置一定的因子偏离，如 Blyth (2016)、Boudt (2013) 等，本文采取此种方法；三是将因子本身的风险和收益值代入风险平价、均值方差等资产配置模型，通过最优化得到因子目标暴露，如牛晓健（2021）等。

2.3.1. 通过基准及主观偏离确定因子目标暴露

在实际投资中，进行资产配置时往往存在一个基准组合，投资者根据自身对宏观经济的判断在基准组合的因子暴露之上进行主动偏离，以获取超额收益。本文也采用这种基准+偏离的管理模式，以基准组合的因子暴露为基础，每期调仓时根据投资者的宏观观点对基准组合的因子暴露进行偏离，从而确定因子目标暴露。

（1）以恒定混合策略为基准

考虑股票、债券、商品、黄金、汇率五种大类资产，所使用的细分资产类别及基准权重如下表所示。根据资产因子暴露值，可以滚动计算出资产组合的因子暴露。

表 7：本文所考虑的大类资产及细分资产

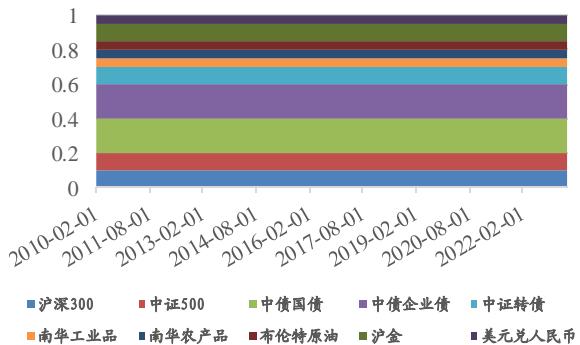
大类资产	细分资产	权重	大类资产权重
股票	沪深 300	10%	20%
	中证 500	10%	
债券	中债国债	20%	50%

	中债企业债	20%	
	中证转债	10%	
	南华工业品	5%	
商品	南华农产品	5%	15%
	布伦特原油	5%	
黄金	沪金	10%	10%
汇率	美元兑人民币	5%	5%

数据来源：Wind，国泰君安证券研究

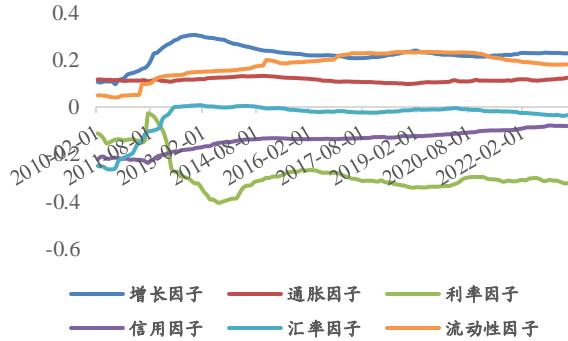
总体而言恒定混合策略通过均衡配置各大类资产，在宏观因子上的暴露比较分散。对于利率因子有 0.3 以上的暴露（以绝对值计，下同），对于增长因子、流动性因子有 0.2 左右的暴露，对于通胀因子和信用因子有 0.1 左右的暴露，对汇率因子的暴露较小。

图 21：恒定混合策略资产权重



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

图 22：恒定混合策略因子暴露

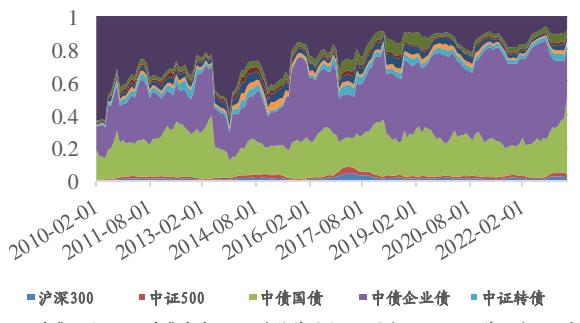


数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

(2) 以风险平价策略为基准

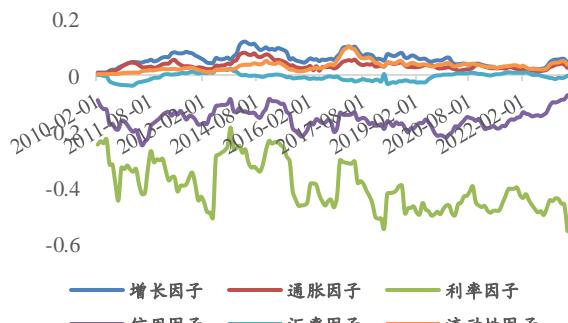
作为对比，我们也尝试计算了风险平价策略的因子暴露水平，虽然在波动率层面该策略做到了风险均衡配置，但是在宏观因子层面过多地暴露于利率因子，暴露值的波动也比较大。为了后续进行因子暴露偏离计算及相关展示，本文采取恒定混合策略作为我们的基准策略。

图 23：风险平价策略资产权重



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

图 24：风险平价策略因子暴露



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

在获得每期的基准因子暴露后，根据投资者的宏观观点，我们对基准值进行偏离，如若是认为接下来将是经济上行、通胀下行的宏观环境，则我们增加组合对增长因子的暴露，减少对通胀因子的暴露，从而便得到了资产组合的因子目标暴露。

2.3.2. 其他方法确定因子目标暴露

除了在给定基准暴露的基础上进行偏离外，还可以完全由主观判断指定因子目标暴露，或者借鉴 MVO、风险平价等方法的思路，将因子暴露作为优化目标，进行因子最优化来确定因子目标暴露，我们后续将对后者进行研究。

2.4. 第四步：匹配因子的目标暴露

以资产的因子暴露矩阵为桥梁，我们可以计算资产组合的因子暴露；反过来当给定了资产组合的因子目标暴露后，通过最优化求解的方式，叠

加一定约束条件，我们也可以得到满足因子暴露目标的资产配置权重。通过梳理海外文献，我们发现主要有两种广为使用的最优化框架，以下分别称为 Blyth⁵最优化框架和 Greenberg⁶最优化框架。

2.4.1. Blyth 最优化框架

考虑 N 种资产和 K 个因子，资产的仓位权重向量 $w = (w_1, \dots, w_N)^T$ ，最优化框架如下：

$$\begin{aligned} & \arg \min_w S(w) \\ \text{s.t. } & \left\{ \begin{array}{l} w^T B_{N \times K} = T \\ \sum_{i=1}^N w_i = 1 \\ w_{down} \leq w \leq w_{up} \\ \Delta w_{down} \leq \Delta w \leq \Delta w_{up} \end{array} \right. \end{aligned}$$

其中：

$S(w)$ 是主观确定的优化目标，代表一个通用的效用函数，可以是 MVO、BL 模型的最优化目标，也可以是组合与基准的跟踪误差等；

$B_{N \times K}$ 是一个 $N \times K$ 维的因子暴露矩阵；

T 为因子目标暴露；

w_{up} 和 w_{down} 为各资产的权重上下限；

Δw 为资产权重与基准的偏离值；

Δw_{up} 和 Δw_{down} 为各资产与基准的权重偏离值上下限。

第 1 个约束条件代表资产组合的因子暴露等于因子目标暴露，为了方便求解，可以使 $w^T B_{N \times K} - T$ 的值小于一个充分小的数，也可以加入一个惩罚项将该式放到目标函数中；第 2 个约束条件代表各资产权重和为 1；第 3 个约束条件代表了各个资产权重的仓位限制，可主观选定；第 4 个约束条件代表了各个资产权重与基准的偏离值限制。

Blyth 最优化框架是一个相当开放的框架，我们可以主观设定不同的效用函数 $S(w)$ ，也可以非常方便地与其他配置模型进行融合；对于约束条件而言，可以根据实际管理需求设置各资产的仓位限制 w_{up} 和 w_{down} ，以及与基准的偏离限制 Δw_{up} 和 Δw_{down} 。若是在实际管理中还有对换手率、资产类别、风险上限等的约束限制，也可以加入最优化框架中。

2.4.2. Greenberg 最优化框架

Greenberg 最优化框架主要在目标函数上区别于 Blyth 框架：

⁵ 详见 Blyth et al.(2016). Flexible Indeterminate Factor-Based Asset Allocation.

⁶ 详见 Greenberg et al.(2016). Factors to Assets: Mapping Factor Exposures to Asset Allocations.

$$\arg \min_w \frac{(1-\lambda)(w^T B_{N \times K} - T)(w^T B_{N \times K} - T)^T}{\lambda(w^T B_{N \times K} - T) \sum (w^T B_{N \times K} - T)^T + \lambda w^T Q w}$$

$$s.t. \begin{cases} \sum_{i=1}^N w_i = 1 \\ w_{down} \leq w \leq w_{up} \\ \Delta w_{down} \leq \Delta w \leq \Delta w_{up} \end{cases}$$

其中：

Σ 是一个 $K \times K$ 维的因子协方差矩阵；

Q 为资产异质风险的协方差矩阵，根据回归残差序列计算；

Greenberg 最优化框架的目标函数包含三项：第一项对组合的因子暴露偏离进行控制；第二项为主动风险项，从因子协方差角度对主动偏离风险进行控制；第三项为异质风险项，控制资产中未被宏观因子解释的异质风险对组合造成的扰动。

事实上，Greenberg 框架可以看作是 Blyth 框架的一个变体，通过拉格朗日乘子法将因子目标暴露约束提取到目标函数中，并将效用函数 $S(w)$ 设置为主动风险项和异质风险项，即可实现两种框架的相互转化。而 Greenberg 框架的优点在于其创造性地提出了异质风险项，在满足目标因子暴露的前提下，尽量降低资产组合中异质风险大的资产的权重。经过我们验证发现，该条件的引入能比较大地减少资产组合中“无法解释”的收益来源，更好地进行因子管理。

2.4.3. 结合 Blyth 和 Greenberg 的最优化框架

我们结合 Greenberg 和 Blyth 框架，使用与基准的跟踪误差函数、因子暴露偏离值、异质风险项作为效用函数，各资产的仓位上下限 w_{up} 和 w_{down} 均设置为 1 和 0，偏离值上下限 Δw_{up} 和 Δw_{down} 均设置为 1 和 -1，从而得到了如下的优化问题：

$$\arg \min_w \Delta w' \Sigma \Delta w + \lambda w^T Q w + (1 - \lambda) \| w^T B_{N \times K} - T \|_2$$

$$s.t. \begin{cases} \sum_{i=1}^N w_i = 1 \\ 0 \leq w_i \leq 1, i = 1, \dots, N \\ -1 \leq \Delta w_i \leq 1, i = 1, \dots, N \end{cases}$$

其中 Σ 代表资产收益率的协方差矩阵， Q 代表资产异质风险的协方差矩阵。目标函数中第一项是组合与基准的跟踪误差，第二项是组合的异质风险惩罚项，第三项是因子暴露偏离值惩罚项，惩罚系数 λ 取为 0.1。

3. 配置框架的实证效果分析

在上文中，我们已经完整地构造了一套基于宏观因子的资产配置框架，在该框架下，我们可以很容易地将宏观观点转化为大类资产组合。由于本文研究不包含宏观观点的生成，我们采用因子偏离进行实证分析，即假设每期调仓时都有固定的宏观观点，对资产组合施加恒定的因子暴露

偏离值，通过观察资产组合的超额收益与对应经济指标走势是否一致，来评估框架的科学性。

假定组合对增长因子的目标暴露偏离为 0.05，即始终看多增长因子，如果因子配置框架有效，则资产组合相比基准的相对收益应该与增长因子的走势相吻合。增长因子上行意味着我们对宏观环境的预测是准确的，此时资产组合通过额外的风险暴露应当获取正向的超额收益；增长因子下行意味着对宏观环境的预测是错误的，此时对增长因子的额外暴露导致组合跑输基准。

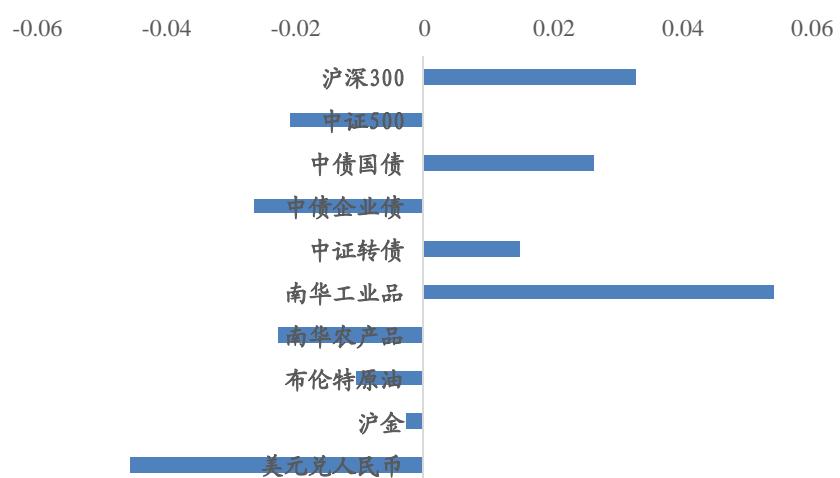
我们在每月月末进行资产因子暴露的计算，然后以 2.3.1 中的恒定混合策略为基准，对各因子设置固定的暴露偏离值，从而得到因子目标暴露，最后求解最优化框架即得到次月的资产配置权重。回测周期为 2010 年 2 月至 2023 年 5 月，调仓频率为月度调仓。

3.1. 因子偏离实证

分别对增长、通胀、利率、信用、汇率、流动性 6 个因子施加 0.05 的暴露偏离值，来考察组合相对收益能否反应出宏观环境的实际变化。

(1) 做多增长因子。我们计算了策略组合与基准组合在各个资产上偏离权重的时序均值，可以发现策略组合主要减配了美元兑人民币、中债企业债、南华农产品和中证 500，增配了沪深 300 和中债国债。这意味着当投资者认为将发生经济增长上行时，通过因子配置框架将仓位从对增长因子负暴露的美元兑人民币转移到对增长因子暴露较高的沪深 300 和南华工业品，从而增加资产组合对增长因子的暴露；至于中证 500 的仓位变动，可以认为是为了平衡其他因子暴露不变而进行的调整。因子配置框架的目标是给定一个整体性的配置方案，只要求最终的组合暴露符合目标，并不能保证每种资产的权重都按照主观逻辑进行调整。

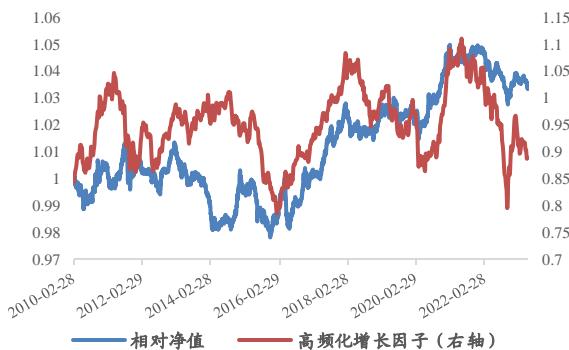
图 25：做多增长因子-各资产权重偏离



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

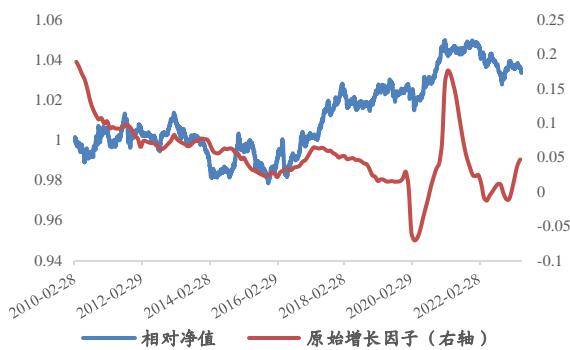
相对净值曲线代表了做多增长因子所带来的超额收益和损失，从相对净值与增长因子的走势对比上看，做多增长因子的资产组合能够较好地反映出宏观环境的实际变化。我们在量化建模的过程中使用的是高频化因子，因此将相对净值与高频化增长因子进行对比，可以发现二者走势高度一致，这意味着配置框架在建模层面的有效性；而由于在对宏观环境进行预测时一般针对的是同比口径的原始因子，将相对净值与原始因子进行对比，可以发现相对净值曲线也能较好地符合原始因子走势。

图 26：相对净值与高频化增长因子走势对比



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

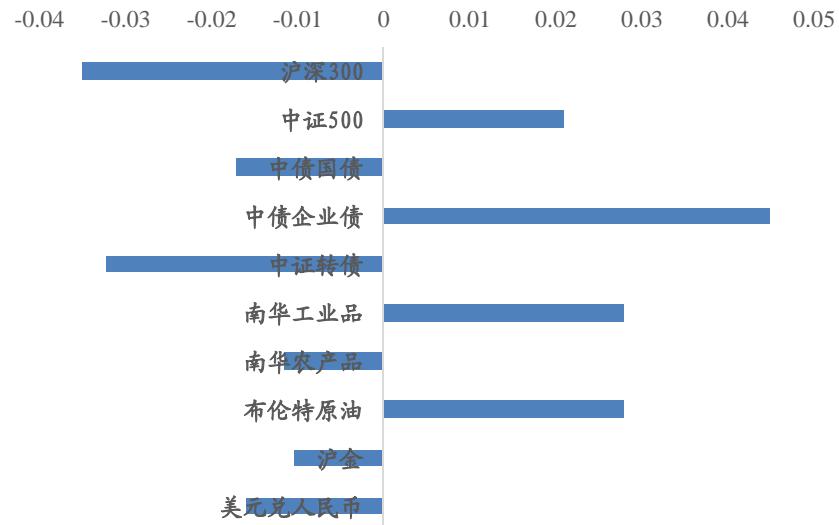
图 27：相对净值与原始增长因子走势对比



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

(2) 做多通胀因子。从各资产的权重偏离值来看，组合主要减配了沪深 300、中证转债、中债国债和美元兑人民币，增配了中债企业债、南华工业品、布伦特原油和中证 500。当投资者认为将发生通胀上行时，通过因子配置框架将仓位从对通胀因子暴露较低的沪深 300 和中证转债转移到对通胀因子暴露较高的南华工业品和布伦特原油，从而增加资产组合对通胀因子的暴露。

图 28：做多通胀因子-各资产权重偏离

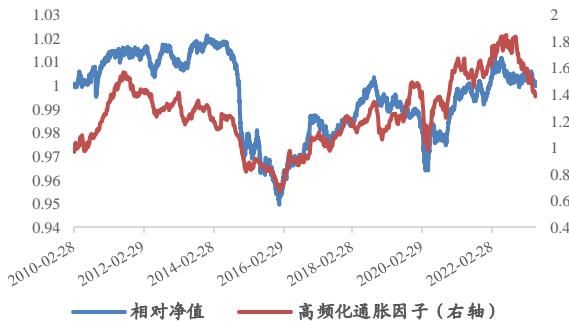


数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

从相对净值与通胀因子的走势对比上看，做多通胀因子的资产组合能够较好地反映出宏观环境的实际变化。相对净值与高频化通胀因子走势高

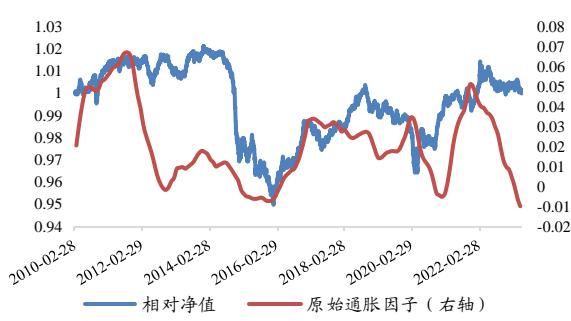
度一致，也能较好地符合原始因子走势。例如 2014 年下半年 CPI 和 PPI 连续下跌，通胀因子快速下行，资产组合由于在通胀上的额外暴露也导致相对净值快速回撤。

图 29：相对净值与高频化通胀因子走势对比



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

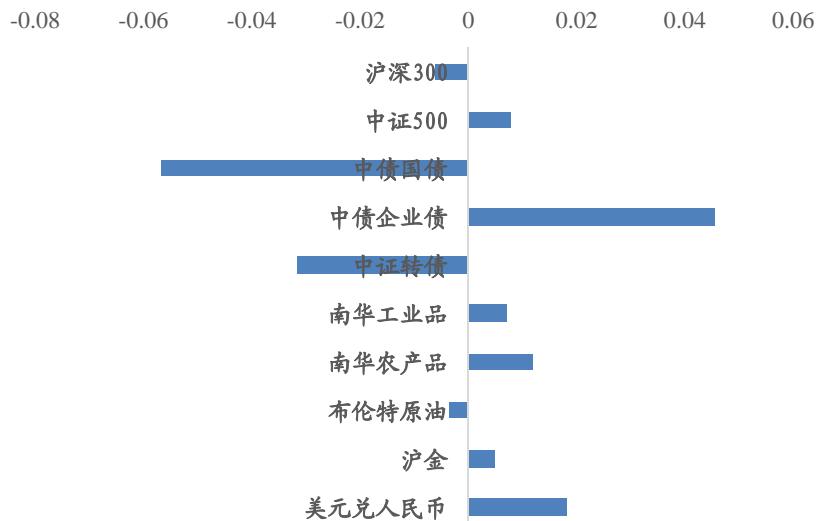
图 30：相对净值与高频化通胀因子走势对比



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

(3)做多利率因子。从各资产的权重偏离值来看，组合主要减配了中债国债和中证转债，增配了中债企业债和美元兑人民币。当投资者认为将发生利率上行时，通过因子配置框架将仓位从对利率因子负向暴露较高的中债国债转移到负向暴露较低的中债企业债，从而减少资产组合对利率因子的负向暴露。

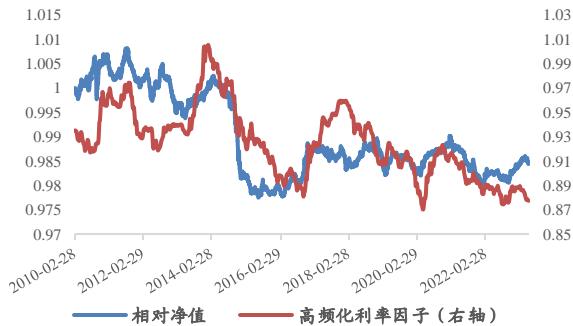
图 31：做多利率因子-各资产权重偏离



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

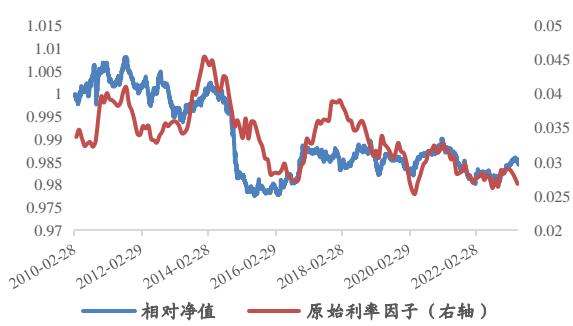
从相对净值与利率因子的走势对比上看，做多利率因子的资产组合能较好对应实际利率的变化情况。相对净值与高频化利率因子、原始利率因子的走势都较为相符。当利率上行时，做多利率的资产组合通过减少利率债的仓位，正确地减少了在利率因子上的负向暴露，从而获取了相应的超额收益；类似地在利率下行时，由于宏观观点误判导致组合跑输基准。

图 32：相对净值与高频化利率因子走势对比



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

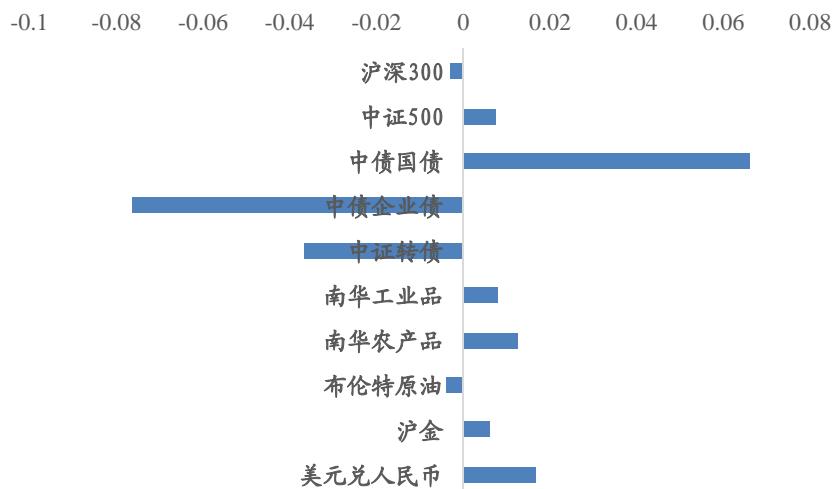
图 33：相对净值与原始利率因子走势对比



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

(4) 做多信用因子。从各资产的权重偏离值来看，组合主要将仓位从企业债调至国债，同时减配了部分中证转债。当投资者认为将发生信用利差上行时，通过因子配置框架将仓位从对信用因子负向暴露较高的中债企业债和中证转债转移到负向暴露较低的中债国债，从而减少资产组合对信用因子的负向暴露。

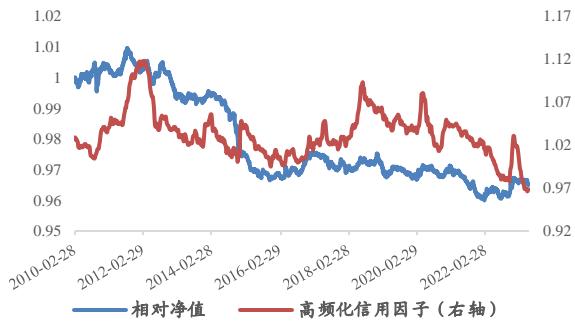
图 34：做多信用因子-各资产权重偏离



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

从相对净值与信用因子的走势对比上看，做多信用因子的资产组合在整体趋势上能够对应实际信用的变化情况。信用因子上行意味着信用债的相对吸引力下降，资产组合通过减少信用债的仓位而增加国债仓位，获取了相应的超额收益；类似地在信用因子下行时，由于宏观观点误判导致组合跑输基准。

图 35：相对净值与高频化信用因子走势对比



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

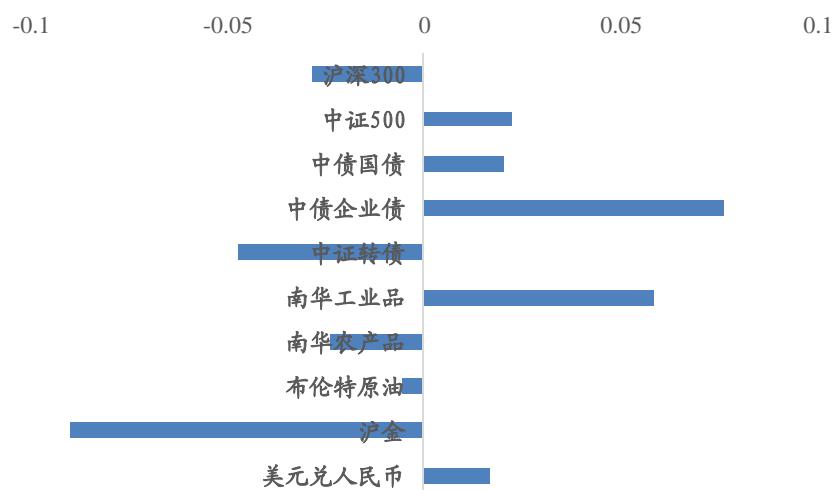
图 36：相对净值与原始信用因子走势对比



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

(5) 做多汇率因子。从各资产的权重偏离值来看，组合主要减配了沪金和中证转债，增配了中债企业债和南华工业品。当投资者认为将发生汇率上行时，通过因子配置框架减仓对汇率因子负向暴露较高的沪金，从而增加资产组合对汇率因子的暴露。

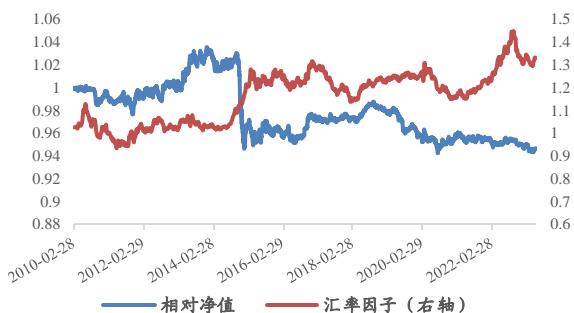
图 37：做多汇率因子-各资产权重偏离



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

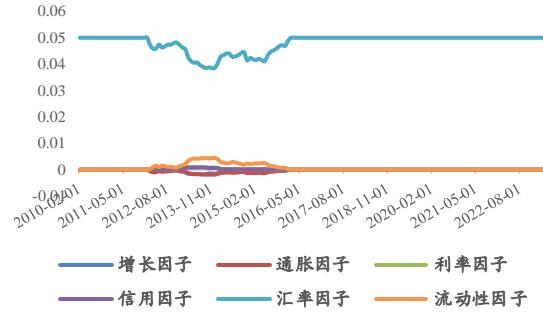
从相对净值与汇率因子的走势对比上看，二者的相关性不如之前的几组实验，对汇率因子进行主动管理较难做到像其他因子那样对应宏观环境的变化。这是因为主要大类资产与汇率因子的关联程度都不高，暴露较高的沪金本身定价逻辑复杂，被宏观因子所解释的程度仅 14%，而美元兑人民币受政策影响较大。可以看到在 2014-2015 年我们的框架无法对组合实现汇率因子的目标偏离，而当年组合的相对净值走势也大幅跑偏汇率因子。在后续的研究中，可以考虑引入一些与汇率关联程度更高的资产以提高组合的对冲能力。

图 38：相对净值与汇率因子走势对比



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

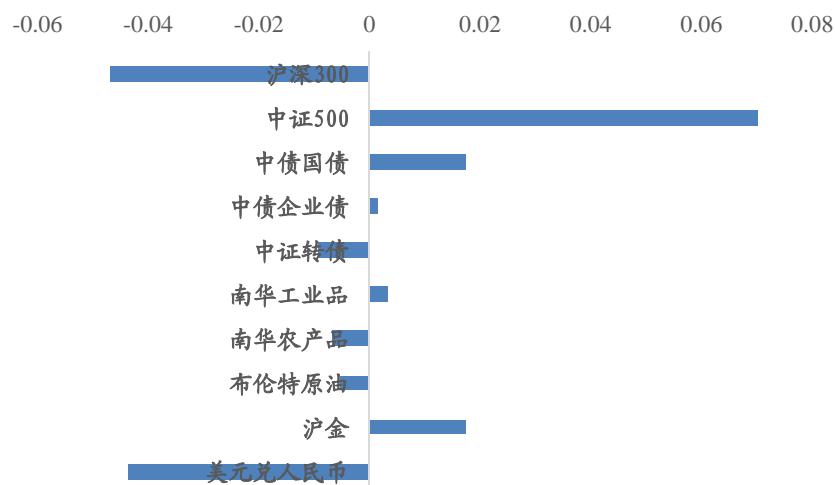
图 39：2014-2015 年组合无法达到目标偏离



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

(6)做多流动性因子。从各资产的权重偏离值来看，组合主要减配了沪深 300、恒生指数和中债企业债，大幅增配了中证 500，这也符合流动性趋松利好小盘股的常识。当投资者认为将发生流动性上行时，通过因子配置框架将仓位从对流动性因子暴露较低的沪深 300 转移到暴露较高的中证 500，从而增加资产组合对流动性因子的暴露。

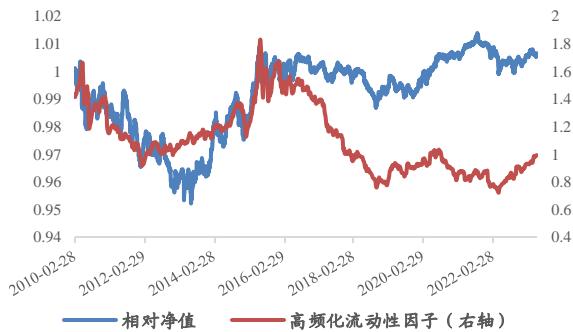
图 40：做多流动性因子-各资产权重偏离



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

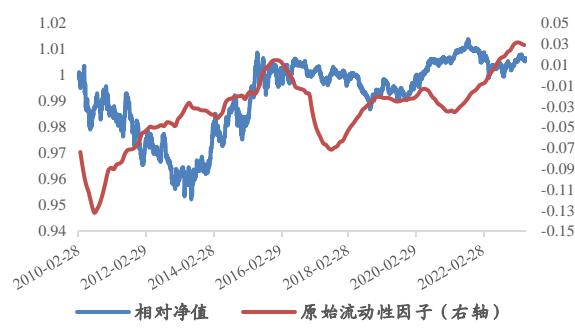
从相对净值和流动性因子的走势对比上看，做多流动性因子的资产组合能够较好符合实际流动性的变化情况。当流动性上行时，组合通过增配小盘股获得了相对基准的超额收益，而在流动性下行时也因此跑输基准。

图 41：相对净值与高频化流动性因子走势对比



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

图 42：相对净值与原始流动性因子走势对比



数据来源：Wind, 国泰君安证券研究

综上所述，我们通过因子偏离实证说明了本文构造的框架能够有效地将宏观观点反映在资产配置权重上，对基准组合进行主动偏离从而适应宏观环境的变化，通过承担不同因子的额外风险暴露获取超额收益。同时在测试中也能发现因子配置框架的一些不足，对于汇率因子尚缺乏有效进行对冲的资产，同时我们并不清楚因子暴露的量纲所代表的含义，由于不同因子自身的风险特征不一致，调整同样的暴露值给组合波动率带来的影响或有差异，这些将是我们未来改进迭代模型的思路。

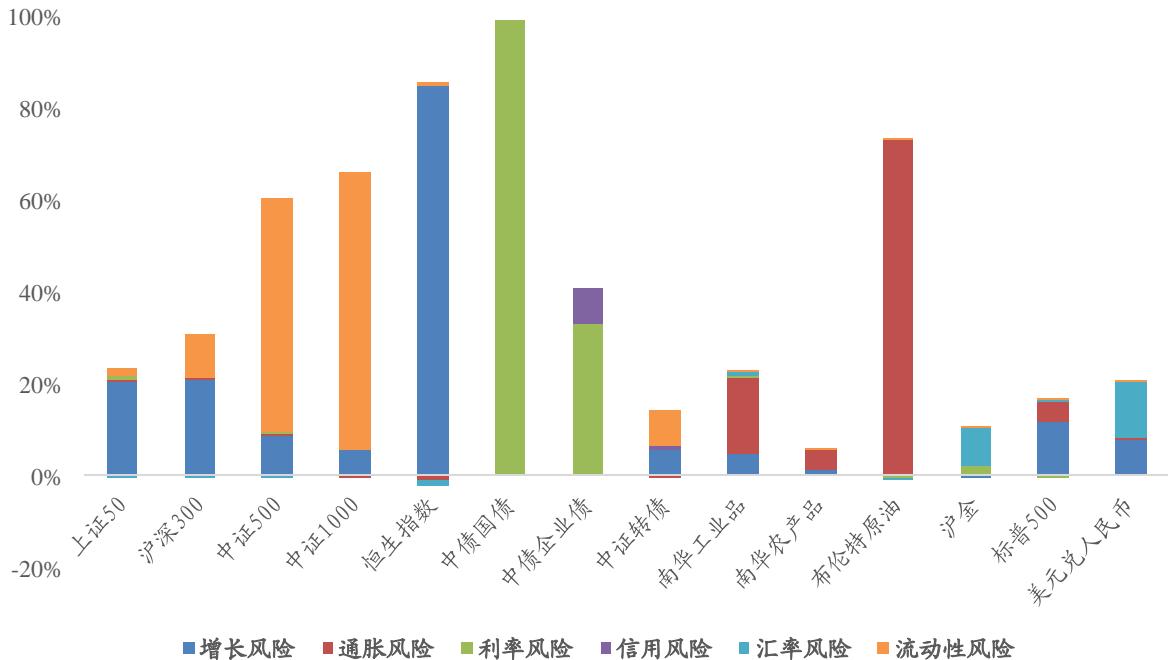
3.2. 资产组合的宏观风险分解

因子配置框架除了可以用于将宏观观点落地为资产配置方案之外，还能用于宏观风险分解，即进行资产组合收益的宏观风险归因。此处我们重点参考 Boudt(2013)的方法⁷，感兴趣的投资者可以参考附录。

(1) 对各大类资产进行风险分解。对于股票类资产，增长风险和流动性风险是最主要的风险来源，对于债券类资产，利率风险和信用风险是最主要的风险来源。商品类资产的风险结构较为复杂，其中增长、通胀和汇率都贡献了部分风险。从异质风险占比来看，商品类资产中的异质风险普遍占比比较高，这说明商品类资产的风险结构较为复杂，目前的宏观因子体系或许不能较好解释其价格波动，而国债的风险结构最为清晰，异质风险占比最少。

⁷ 详见 Boudt et al.(2013).Asset allocation with risk factors.

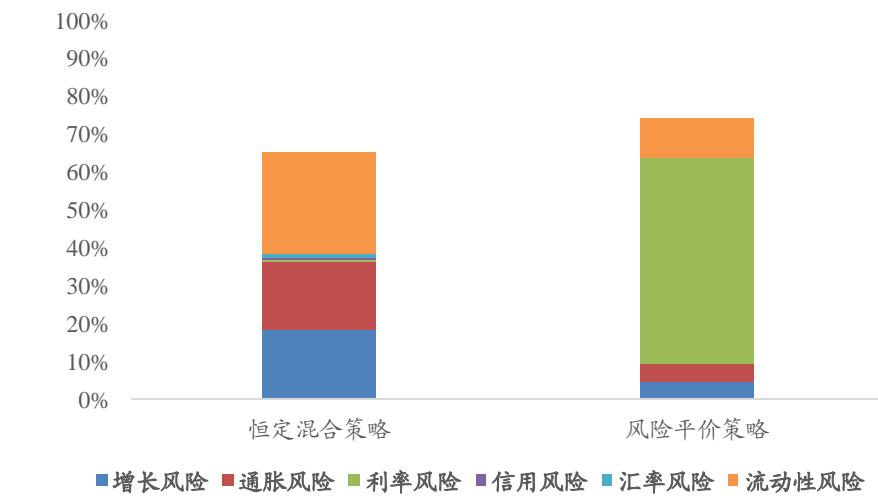
图 43: 各资产风险分解



数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

(2)对资产组合进行风险分解。分别对上文中的恒定混合策略和风险平价策略进行宏观风险分解，可以发现恒定混合策略主要的风险来源是增长、通胀和流动性，分别贡献了 17.82%、18.31% 和 27.14% 的组合风险；而对于风险平价策略并不能做到因子层面上的“风险平价”，单是利率因子就贡献了 54.19% 的组合风险。风险平价策略的异质风险占比低于恒定混合策略，二者分别为 26.27% 和 34.81%，这是因为风险平价策略中占较大比例仓位的国债具有更为清晰的风险结构。

图 44: 恒定混合策略风险分解 vs 风险平价策略风险分解



数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

4. 总结

4.1. 本文研究总结

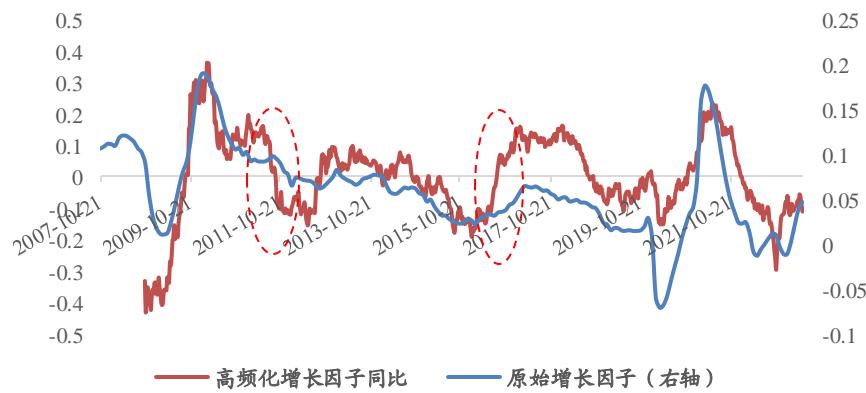
本文构造了基于宏观因子的资产配置框架，这是一个系统性、通用性的框架：首先提出了宏观因子体系，分别从增长、通胀、利率、信用、汇率和流动性六个角度刻画宏观环境变化带来的风险；其次使用基于先验信息的 LASSO 模型刻画宏观因子与资产之间的映射关系，计算暴露矩阵；接下来根据宏观观点对基准暴露进行偏离，得到宏观因子的目标暴露；最后通过求解最优化问题就得到了资产的配置权重。该框架建立了一个宏观研究和资产配置的桥梁，可以通过量化的手段，将投资者对宏观环境的判断定量、动态地落地为一个资产配置方案。宏观因子体系还可以对资产组合进行风险归因，从因子角度拆解组合的风险来源，从而提供了一个宏观风险监测的工具。

4.2. 思考：当我们在做宏观预测时，预测的是什么？

本文构建了一个可以将宏观观点转化为资产配置组合的通用性框架，投资者首先对未来的宏观状态产生一个预测，然后将预测结果输入模型中，模型反馈出一个资产组合，在模型足够稳定的前提下，投资者预测的越准确，在未来获得的超额收益也就越大。

可以看出，最终决定超额收益大小的是我们对于未来宏观状态预测的准确性。我们不禁提出一个思考，当我们做宏观预测时，预测的是什么？是预测 GDP、CPI 等一系列宏观经济数据吗？答案可能是否定的。从我们构造模型的过程出发，我们将经济数据作为原始宏观因子，并用一系列高频的资产收益率去拟合，最终将一个个资产组合作为宏观因子的代理变量，后续因子收益率、因子暴露均基于上述资产组合来计算。以增长因子为例，虽然高频资产组合的净值同比与原始宏观数据在大趋势上表现一致，但其变动幅度并不完全一致。从这个角度出发，我们在做预测时，实际上是对上述资产组合的未来收益率做预测。

图 45：高频因子与原始宏观因子变动幅度并不完全一致



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

这启示我们进行更进一步的思考，由于我们是用一系列和原始经济数据相关的资产构造组合，组合的收益率实质上反映了市场对于宏观经济的预期，因此当我们做宏观预测时，预测的并不是GDP等经济指标，而是未来市场对于经济的预期。正如国泰君安证券研究所黄燕铭所长提出的三朵花理论，客观世界的宏观经济状态是“树上的花”，反映到GDP等统计局公布的数据是“纸上的花”，而本文做的高频宏观因子反映了市场对于经济的预期，是人们“心里的花”。本文使用资产组合对原始因子进行复制，本质上是希望利用资产定价中所体现的市场预期来引入对内心世界的刻画，我们透过“纸上的花”来感知“树上的花”，最终参悟“心里的花”。

图 46：三朵花理论：存在、认知与符号体系

佛家哲学	世界	非世界	名世界
世俗说法	客观世界	内心世界	符号世界
黄燕铭	树上花	内里花	纸上花
西方哲学	存在	认知	符号

数据来源：国泰君安证券研究

4.3. 未来研究方向

在本文基础上，我们提出了因子配置的后续几个研究方向，未来也将继续展开研究：

- (1) 引入海外因子和海外资产，进一步完善因子体系。
- (2) 如何对因子收益率进行预测，进而构造宏观因子资产配置策略。
- (3) 在因子层面构建风险平价模型。
- (4) 因子配置框架在行业配置上的应用。
- (5) 宏观因子在行业轮动策略上的应用。

参考文献

- [1] Bender J , Sun J , Thomas R . Asset Allocation vs Factor Allocation – Can We Build a Unified Method?[J]. Social Science Electronic Publishing.
- [2] Bass R , Gladstone S , Ang A . Total Portfolio Factor, Not Just Asset, Allocation[J]. The Journal of Portfolio Management, 2017, 43(MaySpec.):38-53.
- [3] Clarke R G , Silva H D , Murdock R . A Factor Approach to Asset Allocation[J]. Journal of Portfolio Management, 2005, 32(1):10-21.
- [4] Blyth S , Szigety M C, Xia J . Flexible Indeterminate Factor-Based Asset Allocation[J]. Social Science Electronic Publishing, 2016, 42(mayspec.):79-93.
- [5] Greenberg, David & Abhilash, Babu & Ang, Andrew. (2016). Factors to Assets: Mapping Factor Exposures to Asset Allocations. The Journal of Portfolio Management. 42. 18-27. 10.3905/jpm.2016.42.5.018.
- [6] Kelley G, Kinlaw W and Thomas R. 2014. “Practical Applications for Factor Based Asset Allocation”, SSGA.
- [7] Kris Boudt & Benedict Peeters (2013). Asset allocation with risk factors, Quantitative Finance Letters.
- [8]陈银超,魏先华. 隐含宏观风险因子体系的构建及其应用[J]. 科技促进发展, 2020(8):10.
- [9]周亮,李宁. 基于 Post-LASSO 方法的大类资产因子配置研究[J]. 金融发展研究, 2021(11):9.
- [10]牛晓健,章画意. 中国金融市场基于宏观因子的资产配置策略研究[J]. 贵州商学院学报, 2021, 34(3):16.

5. 附录

5.1. 因子正交方法及效果

施密特正交化 (Gram–Schmidt) 是最常用的向量正交化方法，在向量空间中按顺序构造一组正交基。假设原向量组为 x_1, \dots, x_n ，对其进行施密特正交化的计算步骤为：

$$\begin{aligned} v_1 &= x_1 \\ v_2 &= x_2 - \frac{x_2 \cdot v_1}{v_1 \cdot v_1} v_1 \\ v_3 &= x_3 - \frac{x_3 \cdot v_1}{v_1 \cdot v_1} v_1 - \frac{x_3 \cdot v_2}{v_2 \cdot v_2} v_2 \\ &\quad \cdots \\ v_n &= x_n - \frac{x_n \cdot v_1}{v_1 \cdot v_1} v_1 - \cdots - \frac{x_n \cdot v_{n-1}}{v_{n-1} \cdot v_{n-1}} v_{n-1} \end{aligned}$$

从而 v_1, \dots, v_n 就是原向量空间的一组正交基。施密特正交是非对称的，在上述的计算过程中保持第一个向量不变，依次调整后续向量，使得其与之前的向量组保持正交，可以看作依次剔除掉所包含的与之前向量组相关的信息，因此施密特正交化的结果与输入的向量顺序有很大关系，排序靠后的因子将承担更多剔除相关信息所带来的损失。

我们显然无法对宏观因子排出一个足够有说服力的顺序，因此进一步考虑对称正交化（也称 Lowdin 正交化）。对称正交化的出发点是构造一组与原始向量偏离度最小的规范正交基：

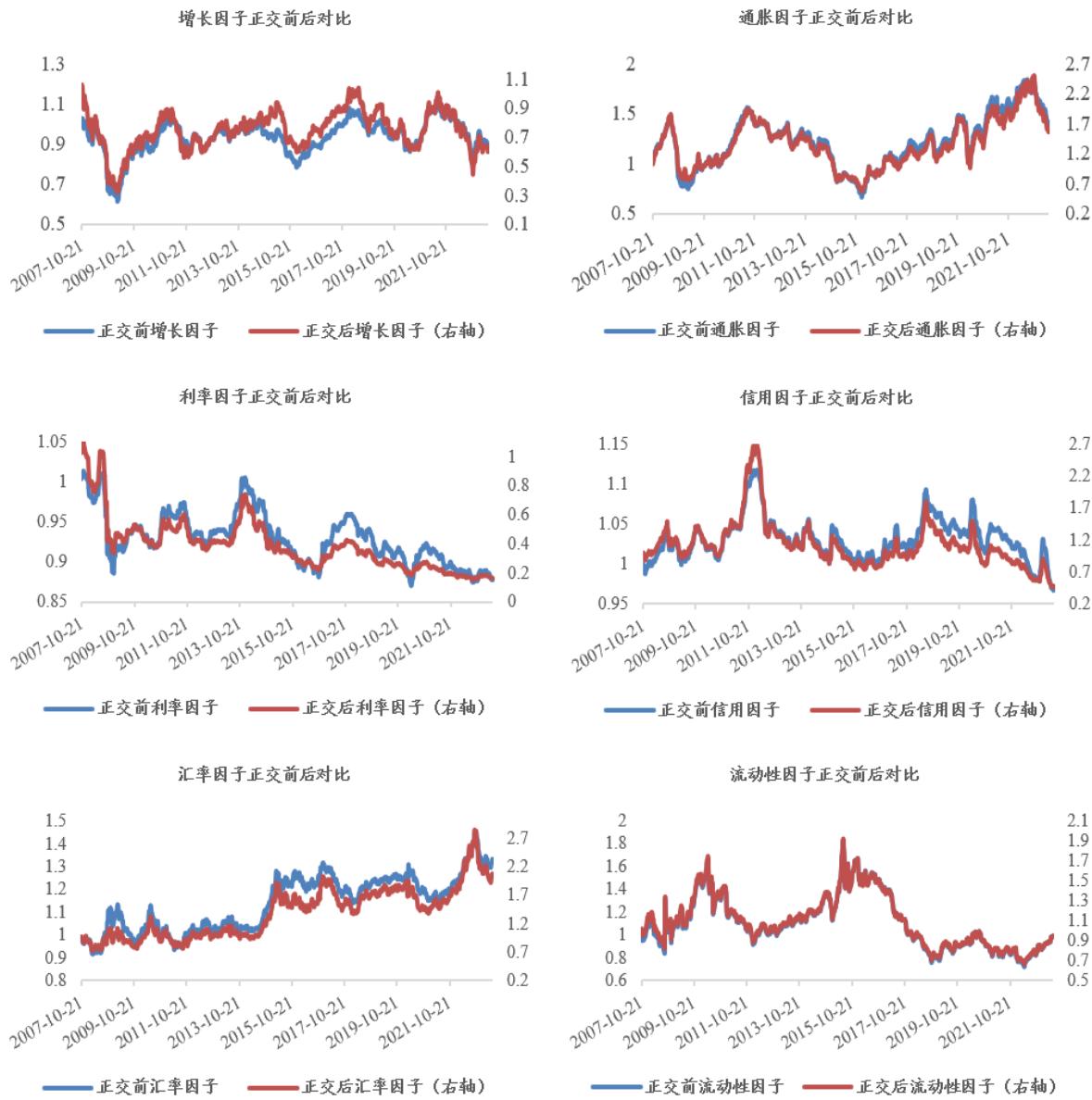
$$\begin{aligned} \min_{v_1, v_2, \dots, v_n \in \text{span}\{x_1, x_2, \dots, x_n\}} \quad & \sum_{i=1}^n \|v_i - x_i\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & v_i \perp v_j, \forall i \neq j \\ & \|v_i\| = 1, \forall i \end{aligned}$$

这种方法得到的正交化向量与 x_i 的排序无关。幸运的是我们并不需要直接求解这个非凸的优化问题，令 $\Phi = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ ，对 Φ 进行 reduced SVD 分解：

$$\Phi = UDV^T, D, V \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

即可得到正交化结果 $\Psi = UV^T$ 。有别于施密特正交化逐步调整后续向量，使用对称正交化不必将因子进行重要性排序，其过程可以看作同时调整所有原始向量，共同承担剔除相关信息所带来的损失，并保持与原始向量尽可能接近。下图展示了对称正交化前后因子净值的对比效果，总体而言在正交前后因子的变化不大。

图 47: 因子正交化效果



数据来源: Wind, 国泰君安证券研究

5.2. 宏观风险分解方法

将资产与因子的多元线性模型中的残差收益向量（即无法被因子解释的异质收益）进行展开，即：

$$R_t = a_t + B_t F_t + D e_t$$

为方便对比，将其写为分量形式：

$$\begin{pmatrix} r_{1t} \\ r_{2t} \\ \vdots \\ r_{Nt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_N \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1K} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{N1} & b_{N2} & \dots & b_{NK} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_{1t} \\ f_{2t} \\ \vdots \\ f_{Kt} \end{pmatrix} \\ + \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_N \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \\ \vdots \\ e_{Nt} \end{pmatrix}$$

可以发现与最初的多元线性模型唯一区别在于将残差项 e_t 改写为了 De_t 。改写后的 $e_t = (e_{1t}, e_{2t}, \dots, e_{Nt})'$ 中每一项的均值为0，由于各个资产的异质收益相互独立，因此 D 为对角阵。

设各资产权重 $w = (w_1, \dots, w_N)'$ ，那么资产组合的收益率可以写为：

$$w' R_t = w' a_t + w' B_t F_t + w' D e_t \\ = \alpha + \beta F_t + \delta e_t$$

其中 β 是一个 $K \times 1$ 维的行向量，代表资产组合在各个因子上的暴露， δ 是一个 $N \times 1$ 维的行向量，代表资产组合在各个异质收益上的暴露。即我们此时将每种资产的异质收益也看做一种特殊的“因子”，将其与宏观因子放在一起考虑以进行风险分解，从而有：

$$w' R_t = \alpha + \begin{pmatrix} \beta \\ \delta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} F_t \\ e_t \end{pmatrix} = \alpha + \gamma \begin{pmatrix} F_t \\ e_t \end{pmatrix}$$

γ 即可看作每个宏观因子和异质因子的“权重”。根据之前的假设，因子收益率与异质收益率互不相关，从而 $\begin{pmatrix} F_t \\ e_t \end{pmatrix}$ 的联合协方差 $\theta = \begin{pmatrix} S & 0 \\ 0 & I \end{pmatrix}$ ，其中 S 为因子收益率 F_t 的协方差矩阵， I 为 e_t 的协方差矩阵，即单位矩阵。此时资产组合的风险可以表示为 $\sigma(\gamma) = \sqrt{\gamma' \theta \gamma}$ ，则每个宏观因子和异质因子对资产组合的风险贡献为：

$$FRC_i = \gamma_i \frac{\partial \sigma(\gamma)}{\partial \gamma_i} / \sigma(\gamma) = \frac{\gamma_i (\theta \gamma)_i}{\gamma' \theta \gamma}$$

通过对资产权重 w 的设置即可对不同资产和组合进行宏观风险分解。

风险提示

黑天鹅事件等可能导致大类资产相关性增加，资产配置组合表现不佳；量化模型基于历史数据构建，而历史规律存在失效风险。

本公司具有中国证监会核准的证券投资咨询业务资格

分析师声明

作者具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格或相当的专业胜任能力，保证报告所采用的数据均来自合规渠道，分析逻辑基于作者的职业理解，本报告清晰准确地反映了作者的研究观点，力求独立、客观和公正，结论不受任何第三方的授意或影响，特此声明。

免责声明

本报告仅供国泰君安证券股份有限公司（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本公司的当然客户。本报告仅在相关法律许可的情况下发放，并仅为提供信息而发放，概不构成任何广告。

本报告的信息来源于已公开的资料，本公司对该等信息的准确性、完整性或可靠性不作任何保证。本报告所载的资料、意见及推测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，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。

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

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

市场有风险，投资需谨慎。投资者不应将本报告作为作出投资决策的唯一参考因素，亦不应认为本报告可以取代自己的判断。在决定投资前，如有需要，投资者务必向专业人士咨询并谨慎决策。

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

若本公司以外的其他机构（以下简称“该机构”）发送本报告，则由该机构独自为此发送行为负责。通过此途径获得本报告的投资者应自行联系该机构以要求获悉更详细信息或进而交易本报告中提及的证券。本报告不构成本公司向该机构之客户提供投资建议，本公司、本公司员工或者关联机构亦不为该机构之客户因使用本报告或报告所载内容引起的任何损失承担任何责任。

评级说明

			评级	说明
股票投资评级			增持	相对沪深 300 指数涨幅 15%以上
			谨慎增持	相对沪深 300 指数涨幅介于 5%~15%之间
			中性	相对沪深 300 指数涨幅介于 -5%~5%
			减持	相对沪深 300 指数下跌 5%以上
行业投资评级			增持	明显强于沪深 300 指数
			中性	基本与沪深 300 指数持平
			减持	明显弱于沪深 300 指数

国泰君安证券研究所

上海	深圳	北京
地址	上海市静安区新闸路 669 号博华广场 20 层	深圳市福田区益田路 6003 号荣超商务中心 B 栋 27 层
邮编	200041	518026
电话	(021) 38676666	(0755) 23976888
E-mail:	gtjaresearch@gtjas.com	(010) 83939888