

中国金融市场基于宏观因子的 资产配置策略研究

牛晓健¹, 章画意²

(1. 2. 复旦大学 经济学院, 上海 200433)

摘要: 随着我国金融市场的成熟, 投资者逐渐认识到大类资产配置的重要性。本文梳理了海内外资产配置策略的研究历程和基于因子的资产配置理论, 对基于宏观因子的资产配置策略进行了实践, 构造了有良好绩效表现的策略组合。研究发现: 首先, 在中国金融市场, 影响股票、债券、商品等大类资产收益的宏观因子为经济增长、利率、通货膨胀、汇率、信用, 使用这五个宏观因子可有效解释大类资产收益。其次, 基于宏观因子的资产配置策略在中国金融市场也是有效的, 在因子层面进行风险配置的效果优于在资产层面的风险分散。本文的研究成果可为金融研究机构和市场投资机构提供借鉴参考。

关键词: 资产配置; 宏观风险; 因子模型; 量化投资

中图分类号: F832.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-9549(2021)03-0022-16

Research on Asset Allocation Strategy Based on Macro Factors in China's Financial Market

NIU Xiaojian¹, ZHANG Huayi²

(1. 2. School of Economics, Fudan University, Shanghai 200433)

Abstract: With the maturity of China's financial market, investors have gradually realized the importance of large-scale asset allocation. This article combs the research history of asset allocation strategies in both domestic and foreign market, focuses on factor-based asset allocation theory, and practices asset allocation strategies based on macro factors, and constructs a combination of strategies with good performance. Through the study, it is found that: First of all, in China's financial market, the macro factors that affect the returns of stocks, bonds, commodities and other major types of assets are economic growth, interest rates, inflation, exchange rates, and credit. The use of these five macro factors can effectively explain the returns of major types of assets. Secondly, the factor-based asset allocation strategy is also effective in the Chinese financial market. The effect of risk allocation at the factor level is better than the risk diversification at the asset level. The research results of this article can provide reference for financial research institutions and market investment institutions.

Keywords: asset allocation; macro risk; factor model; quantitative investment

引言

资产配置指将资金在股票、商品、债券、现金等资产品类中进行分配, 是构建资产组合的第一步, 也是资产组合收益的重要来源。Brinson 等对美国市场共同基金的超额收益进行了绩效分解, 结果表明, 91 只共同基金收益率方差的 93.6% 被资产配置收益所解释, 这说明资产配置是资产组合收益的主要来源^[1]。虽然学者们对于资产配置的重要程度持不同的观点, 但是公认了资产配置具有分散风险的作用。

20 世纪 30 年代, 美国的经济、金融学家率先开始进行资产配置策略的研究。当时的市场上, 最为经

收稿日期: 2021-07-15

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“流动性压力、信息交互与价格联动——基于中国股票和债券市场多层复杂网络的风险交叉传播机制与控制修复策略研究”(71873039, 71573051)。

作者简介: 1. 牛晓健(1971—), 男, 复旦大学经济学院教授, 博士, 博士生导师。研究方向: 量化投资。

2. 章画意(1996—), 女, 复旦大学经济学院硕士研究生。研究方向: 量化投资。

典的资产配置组合是 60/40 组合:将 60% 的资金投资于股票,40% 的资金投资于债券。20 世纪 50 年代至 60 年代,市场上主流的资产组合中含有 10% 的现金,随后部分投资组合中纳入了房地产、风险资本、私募股权等另类资产,以及海外新兴市场的债券和股票。近 30 年来,随着投资组合理论的进步以及金融资产种类的丰富,金融衍生工具也被加入可投资标的中,而大类资产配置策略也发展到了动态的量化策略。

中国金融市场起步较晚,发展初期个人投资者在市场上占据主导地位,而个人投资者大多依据主观判断进行资产配置,因此对资产配置策略的需求较少,学术界对资产配置理论也未有系统深入的研究。然而近年来,我国经济形势和金融市场均发生了深刻的变化,机构投资者迅速崛起,这些变化催生了对大类资产配置策略的研究需求。

传统的资产配置方法一般基于资产本身的收益与风险特征进行投资组合的构建,但在实践中,这样的方法有一些不足之处。当市场环境受到极端冲击时,资产的尾部风险集中爆发,大类资产收益的相关性显著提升,此时传统资产配置策略的风险分散作用会失效,投资组合的净值面临大幅回撤。例如,在 2020 年新冠肺炎疫情爆发时,股票、黄金等大类资产的价格均大幅下跌。此外,传统资产配置方法未结合宏观经济环境因素,因而不能针对宏观环境的变化及时做出调整。

随着我国资本市场的不断发展以及可投资的金融产品品类的不断丰富,越来越多的投资者有了进行系统性的大类资产配置的意识^[1]。但是,许多已在海外市场被验证有效的理论和策略在中国市场却表现得不尽如人意。在这样的背景之下,本文参照海外成功的大类资产配置理论,在中国市场中运用量化的手段将影响资产价格的宏观因素因子化,构造出适用于中国市场的大类资产配置策略,在理论与实践上均具有一定意义。

一、文献综述

近年来,基于因子的资产配置研究逐渐增多。因子模型的历史最早可追溯至 CAPM 模型,Fama 等学者的多因子模型主要用于解释不同股票收益率的差异^[2-3]。但近年来,许多学者将因子模型拓展至大类资产配置领域,提出了基于因子的大类资产配置方法。

许多学者探究了影响大类资产收益的因子类别。Clarke 等发现全球股票、固定收益、货币等大类资产的收益与若干全球市场因子相关,将这些全球市场因子纳入大类资产配置框架可有效扩大资产组合的有效边界^[4]。Kelley 等对全球范围内共 13 种大类资产的收益率进行主成分分析,并将前 4 个主成分分别解释为经济增长、利率、通货膨胀、商品通货膨胀,这 4 个宏观因子对资产收益率的风险贡献度接近 80%^[5]。Bass 等对包括通胀挂钩债券、原油在内的 13 种大类资产的收益率进行了主成分分析,将前 6 个主成分分别解释为经济增长、利率、通货膨胀、信用、新兴市场、商品 6 个宏观因子^[6]。

确定影响大类资产收益的因子只是资产配置的第一步,需要进一步明确如何根据因子构造大类资产配置策略。Asl 等提出了战略资产配置的多因子模型,该模型定义了大类资产收益的来源,并使用基于因子的模拟技术来刻画不同宏观环境的影响,以便在不同环境中做出最优的资产配置决策^[7]。Greenberg 等提出了将宏观因子暴露映射为大类资产组合的方法,并在给定资产组合的目标因子暴露的前提下,以资产组合的因子暴露偏差与主动风险项之和最小为优化目标,在稳健性最优化的框架下得到最优的大类资产配置组合^[8]。Bass 等则根据保险公司等代表性投资机构的投资特点设置目标因子暴露,采用稳健性最优化的方法获得最优资产组合^[6]。研究结果表明,基于因子的资产配置策略组合具有较高的收益风险比,能够充分分散投资风险。

Blyth 等提出了基于因子的资产配置策略框架,希望能将之前的研究纳入这个框架^[9]。基于因子的资产配置策略框架包含四步:选择因子与资产、计算资产的因子暴露、确定目标因子暴露、解出目标因子暴露对应的资产组合权重。具体操作中,Blyth 等利用 Lasso 回归计算资产的因子暴露,在恒定混合、均值方差最优等策略下确定目标因子暴露,最后解出目标因子暴露对应的资产组合权重^[9]。由于通常情况下资产数大于因子数,因此最后一步对应的资产组合并不唯一。故而应当添加资产权重限制,或以目标因子权重为限制条件、以最小化因子风险为目标进行二次优化,以解得唯一的资产组合权重。

确定目标因子暴露是资产配置的关键一步,而上述研究中的目标因子暴露均事先给定,Bender 等对这一步进行了改进,利用最优化得到目标因子暴露,然后根据目标因子暴露估计资产的预期收益,最后在

均值一方差最优化框架下得到最优资产投资组合^[10]。除宏观因子以外,研究中还引入了动量等风格因子,使得大类资产收益能被更多地解释。这一方法可同时用于构造战略及战术资产配置组合,大大完善了基于因子的资产配置方法。

国内学者王秀国等在资产配置中引入风险因子,将因子分析与风险平价这两种方法相结合,在A股市场构造了基于风险因子的风险平价策略^[11]。回测结果表明,该策略表现优于其他策略,且具有以下优点:首先,通过因子分析的方法对投资组合的风险因素进行度量,解释了组合的风险来源与结构;其次,可通过控制风险因子的风险贡献度进行风险管理,实现充分的风险分散。

二、基于宏观因子的资产配置理论

(一) 模型框架

因子模型是资产定价的常见模型,CAPM模型中唯一影响股票收益率的因子是市场组合收益率,即 $R_{it} - R_{ft} = \beta_i(R_{mt} - R_{ft})$ 。而在FAMA-FRENCH三因子模型中,股票收益率则由市场组合、市值因子、账面市值比这三个因子驱动。因子模型中的因子既可以是投资组合的收益率,也可以是GDP、CPI等指标。因子模型可运用至大类资产配置中,区别在于因子的选取。一般认为,大类资产的价格受宏观经济环境影响较深,结合现有文献的研究结果与中国市场的实际情况,以Blyth等提出的FIFAA模型为基础^[9],本文中使用的基于宏观因子的资产配置方法包括以下四个步骤:

1. 选择宏观因子

Bass等^[6]的研究结果表明,经济增长、利率、通货膨胀、信用、新兴市场、商品、汇率等均是影响大类资产收益的宏观因子,但投资者应当根据自身的投资特点选择合适的因子。一般而言,确定宏观因子需要遵循三个原则:首先,选择的因子应当与投资者的投资策略匹配,并能体现投资者的收益风险偏好。因为因子是对投资策略的升华,投资者应当能通过因子表达偏好以及感受市场的变化。其次,因子的交易成本应当较为低廉,这样投资者才能及时调整自己的因子暴露。最后,因子之间最好有较低的相关性。

2. 确定大类资产的因子暴露

这一步的目的是通过因子暴露矩阵建立资产与因子之间的联系。因子暴露的概念来源于因子模型,使用因子值对资产收益率进行多元线性回归,即可得到因子暴露的值:

$$r_i(t) = \sum_k b_k(t) f_k(t) + u_i(t) \quad (1)$$

式(1)中 $r_i(t)$ 为资产 i 从 t 时刻至 $t+1$ 时刻的收益率, $f_k(t)$ 可以为因子 k 在 t 时刻的取值,则 $b_k(t)$ 即为 t 时刻资产 i 在因子 k 上的因子暴露, $u_i(t)$ 为残差项,也可解释为资产的特质收益率。

3. 确定投资组合的目标因子暴露

目标因子暴露的确定要结合投资者的风险偏好及投资目标,在长期,因子暴露是投资组合收益的主要驱动力。确定目标因子暴露的方法有很多:可以根据主观判断直接给定目标因子暴露;也可在设定的基准因子暴露基础上进行适当的偏离;或者根据因子的预期收益,在均值一方差模型的框架之下,运用最优化的方法得到目标因子暴露。本文主要采用最后一种方法,在风险平价、最小因子风险等目标下解优化问题来获得目标因子暴露。

4. 根据目标因子暴露确定投资组合

一般而言,满足目标因子暴露的投资组合不止一个,投资组合权重的确定也有不同的方法,与步骤三类似,本文仍采用解优化问题的方法来确定投资组合。具体而言,在优化问题中将目标因子暴露作为限制条件,而优化目标则是投资组合风险调整后收益的最大化。海外学者用这样的方法进行过一些实证研究:Greenberg等^[8]与Bass等^[6]采用稳健性最优化的方法,根据目标因子暴露解出对应的资产权重;Bender等则运用因子值反解出资产的预期收益,并在均值一方差最优化的框架下获得最优资产权重^[10]。

(二) 因子构造方法

在基于宏观因子的资产配置策略框架中,选择宏观因子是第一步,也是较为重要的一步。可用于资产配置的因子需要满足实时、高频、低相关性等条件。本文先采用主成分分析法确定宏观因子,再采用因子模拟的方法构造出可用于资产配置的宏观因子。

在股票等单一资产内部的量化研究中,对因子模型的研究已十分丰富。从Fama等^[2]的三因子模型

开始,已有数以千计的因子被发现并用来对股票的收益与风险进行解释。但大类资产配置的对象是权益、固定收益、商品等多类别的资产,寻找对其有共同作用的因子较为不易,目前使用较多的是从宏观基本面信息中提取出的宏观因子。

在如何确定宏观因子方面,Kelley等^[5]和Bass等^[6]国外学者均使用主成分分析法对大类资产的收益序列进行分析,通过观察得到的主成分确定影响大类资产收益的宏观因子。主成分分析法是一种降维的方法,借助坐标变换,将原始向量转化为新的正交向量,转化后的向量可表示为原始向量的线性组合。本文对资产的日收益率序列进行主成分分析,主成分分析的成分矩阵可直观展示各主成分与输入变量的关系,故可根据主成分与原始向量的关系将其解读为宏观因子。

Kelley等对全球市场中13种大类资产的收益率序列进行了主成分分析,并将前4个主成分解读为经济增长、利率、通货膨胀、商品的通货膨胀等宏观因子,前4个主成分的方差贡献度达80%,表明使用这4个宏观因子便可以有效地解释大类资产的收益与风险^[5]。

如表1所示,本文使用包括沪深300指数在内的7个大类资产的日收益率数据进行主成分分析,根据主成分分析的结果确定在中国市场影响大类资产收益的宏观因子类别。

表1 主成分分析使用的大类资产

大类资产	细分类别	对应资产
股票	大盘股	沪深300指数
	中盘股	中证500指数
债券	国债	中债—国债总财富(7~10年)指数
	企业债	中债—企业债AA财富(3~5年)指数
商品	工业材料	CRB工业材料
	黄金	Comex黄金
	原油	布伦特原油

数据来源:作者根据实证结果整理而得。

在确定宏观因子类别后,需要解决的问题是选择什么指标作为经济增长等宏观因子的代理变量。虽然主成分分析得到的宏观因子也可用于资产配置策略,但本文不将其运用至后续大类资产配置策略的构造中。原因主要是严格正交的主成分因子稳定性不足,有时会与真实宏观因子走势背离;且利率等宏观因子本身便有高频指标,使用主成分因子反而增加了干扰。

海外文献中涉及的宏观因子代理变量选择方式主要有以下3种:

1. 真实宏观因子

直接使用相关的经济指标作为宏观因子的代理变量,如使用GDP、CPI分别代表经济增长因子、通货膨胀因子。真实宏观因子的缺点十分明显,即发布频率低且具有滞后性,无法满足量化资产配置策略的要求。

2. 潜在宏观因子库

针对不同大类资产选择不同的指标作为宏观因子的代理变量,如使用工业增加值、PMI、社融增速等不同的指标来表示经济增长因子。这一方法可以使得宏观因子对资产收益的解释度最大化,但是不同大类资产对应的宏观因子值却不相同,这并不符合寻找驱动大类资产收益的共性因子的初衷。

3. 资产因子

直接使用资产作为宏观因子,如将股票指数作为经济增长因子的代理变量。资产因子具有高频、实时特点,但基于因子的资产配置的目的是寻找大类资产收益的底层驱动因素,直接将资产当作因子并未达到这一目的。

根据Bass等^[6]的研究,影响大类资产收益的宏观因子包括经济增长、通货膨胀、利率、汇率、信用等。前文中已提到,因子模型中使用的因子需要满足实时、高频、可交易等特性,但真实宏观因子、潜在宏观因子库、资产因子均有其特定的缺陷。针对这一情况,贝莱德于2018年提出了因子模拟(Factor Mimicking)方法,将真实宏观因子与资产因子结合起来,克服了这两类因子的缺点。因子模拟方法在低频经济数据的

基础之上获得高频宏观因子。核心思想是使用与真实宏观因子高度相关的资产组合表现来复刻真实宏观因子的走势,由于资产的价格至少是日频数据,如此便达到了宏观因子高频化、实时化的目的。因子模拟主要包括以下三个步骤:

(1) 对宏观指标和基础资产价格序列进行平稳性检验。

(2) 对宏观指标和资产价格数据进行滤波处理,去除噪音干扰。

(3) 以宏观指标作为因变量,基础资产价格作为自变量进行领先滞后回归,寻找最优回归参数,构造出可复刻宏观指标走势的基础资产组合。

列为备选的宏观因子以及相应的基础资产如表 2 所示。7 个宏观因子中,利率、汇率、信用、流动性、海外通胀指标本身便有基础资产与其高度相关,可以直接使用该资产代理。在美国市场,通货膨胀因子可用通胀挂钩债券的表现进行代理,但在中国市场,并无资产可直接作为通货膨胀、经济增长因子的代理变量,因此需要构建资产组合来对其表现进行复制。在经济增长因子的复制中,Fergus 等曾使用股票、商品和房地产信托投资基金作为基础资产^[12]。参考这一资产选择,使用住宅价格指数、沪深 300 指数、恒生指数、CRB 工业原料指数构造资产组合作为经济增长因子的代理变量。通货膨胀因子的构造则从 CPI、PPI 的编制方法出发,使用猪肉、原油、螺纹钢作为基础资产。

以经济增长因子的高频化为例,将其对应的 GDP 同比的指标记为 I_t , I_t 是季度数据。同样,取住宅价格指数、沪深 300 指数、恒生指数、CRB 工业原料指数的季度价格序列,分别记为 S_t^1 、 S_t^2 、 S_t^3 、 S_t^4 ,对其进行平稳性检验之后,再使用 HP 滤波去除噪音。

然后以 I_t 为因变量, S_t^1 、 S_t^2 、 S_t^3 、 S_t^4 为自变量,进行领先滞后回归,将领先滞后期记为 Δt , $\Delta t > 0$ 表示基础资产领先于宏观指标,对应的回归方程为:

$$I_{t-\Delta t} = \alpha + \beta_1 \cdot S_t^1 + \beta_2 \cdot S_t^2 + \beta_3 \cdot S_t^3 + \beta_4 \cdot S_t^4 \quad (2)$$

通过比较回归方程的拟合优度 R^2 来确定最佳的领先滞后期以及拟合参数。为了避免使用未来信息,上述的所有操作均是在滚动窗口上进行的。然后,利用选取出的最佳拟合参数 β_1 、 β_2 、 β_3 、 β_4 ,最佳领先滞后期 Δt ,以及资产价格的日度数据 S_t^1 、 S_t^2 、 S_t^3 、 S_t^4 ,可以得到构造出的高频经济增长因子 $I_{t-\Delta t} = \beta_1 \cdot S_t^1 + \beta_2 \cdot S_t^2 + \beta_3 \cdot S_t^3 + \beta_4 \cdot S_t^4$ 。

由于因子模拟得到的因子本质上是底层资产的组合,故可满足资产配置的要求。获得因子后可通过因子模型建立资产与因子之间的关系,因子模型通常表达如下:

$$E[R_i] = \beta_i \lambda \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

其中 R_i 是股票 i 的超额收益, β_i 是 $k \times 1$ 阶的因子暴露向量, λ 为 $k \times 1$ 阶的因子收益率均值向量,根据模型,股票收益率与因子暴露值呈正相关关系。

表 2 宏观风险指标与基础资产

宏观因子	指标	基础资产
经济增长	GDP 同比	沪深 300 指数、恒生指数、CRB 工业原料指数、住宅价格指数
通货膨胀	PPI 与 CPI 加权平均	猪肉、原油、螺纹钢
利率	十年期国债收益率	中债—国债总财富(7~10 年) 指数
汇率	美元指数	美元指数
信用	AA 中票(3 年)—国债(3 年)	企业债 AA 财富(3~5 年) 指数、国债总财富(3~5 年) 指数
流动性	VIX 指数	CBOE S&P PutWrite Index
海外通胀	美国 CPI	美国通胀挂钩债券(7~10 年)、美国国债(7~10 年)

数据来源:作者根据实证结果整理而得。

(三) 资产组合构造方法

本文主要基于风险平价、风险预算、最小因子风险的思想构造资产组合,并在实践中比较各策略组合的绩效表现。

1. 风险平价组合

传统意义上的风险平价组合又可称为资产风险平价组合,这一组合的特点是其中的每种资产对资产组合的风险贡献度相同。而近些年来兴起的因子风险平价组合的特点是每一风险因子对资产组合的风险贡献度相同。求解风险平价组合的关键是计算每一资产/因子对组合的风险贡献度,本文采用收益率的标准差来计算。设组合中有 N 个资产, K 个宏观风险因子,则资产组合收益率的标准差 $\sigma(w) = \sqrt{w' \Sigma w}$,其中 Σ 是 N 个资产收益的协方差矩阵, w 是资产组合的权重向量。资产 i ($i = 1, 2, \dots, N$) 对资产组合的波动率贡献度即风险贡献度为:

$$ARC_i = \frac{1}{\sigma(w)} \frac{\partial \sigma(w)}{\partial w_i} = \frac{w_i (\Sigma w)_i}{w' \Sigma w} \quad (4)$$

基于 K 个宏观风险因子将资产收益率进行分解:

$$\begin{pmatrix} r_{1t} \\ \vdots \\ r_{Nt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_i \\ \vdots \\ a_N \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{N1} & \cdots & b_{NK} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_{1t} \\ \vdots \\ f_{Kt} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \sigma_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_N \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e_{1t} \\ \vdots \\ e_{Nt} \end{pmatrix} \quad (5)$$

用矩阵形式表示为: $r_t = a + Bf_t + De_t$, 其中 B 是资产的因子暴露矩阵,则资产组合的收益率可分解为:

$$w' r_t = w' a + w' B f_t + w' D e_t = \alpha + \beta f_t + \delta e_t = \alpha + \begin{pmatrix} \beta \\ \delta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_t \\ e_t \end{pmatrix} = \alpha + \gamma' \begin{pmatrix} f_t \\ e_t \end{pmatrix} \quad (6)$$

则因子 j ($j = 1, 2, \dots, K$) 对组合的风险贡献度为:

$$FRC_i = \frac{1}{\sigma(\gamma)} \frac{\partial \sigma(\gamma)}{\partial \gamma_i} = \frac{\gamma_i (\theta \gamma)_i}{\gamma' \theta \gamma} \quad (7)$$

其中:

$$\theta = \begin{pmatrix} S_{K \times K} & O \\ O & I_{N \times N} \end{pmatrix} \quad (8)$$

由因子的协方差矩阵 $S_{K \times K}$ 以及单位阵 $I_{N \times N}$ 组成。明确风险贡献度的概念之后,资产风险平价组合即为满足以下条件的资产组合:

$$\begin{cases} ARC_i = \frac{1}{N} & i = 1, 2, \dots, N \\ w^T 1 = 1 \\ w \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

通常上述问题并不存在解析解,故通过解如下优化问题求资产风险平价组合权重的数值解:

$$\min_w \sum_i \left(ARC_i - \frac{1}{N} \right)^2 \text{ s. t. } w^T 1 = 1 \text{ and } w \geq 0 \quad (10)$$

类似的,因子风险平价组合的权重通过解下述优化问题得到:

$$\min_w \sum_i \left(FRC_i - \frac{1}{K} \right)^2 \text{ s. t. } w^T 1 = 1 \text{ and } w \geq 0 \quad (11)$$

此外,由于固定收益类资产的波动率较低,解上述优化问题得到的资产风险平价组合中,债券会占据较高的权重,拉低组合收益。故实践中一般会通过加杠杆的方式放大债券资产的风险贡献,降低其权重。目前国内债券资产加杠杆的方式有交易所质押式回购、国债期货等,投资者可根据自身投资偏好灵活调整杠杆率。

资产风险平价组合并不是在因子模型框架下构造的投资组合,本文主要将其作为因子风险平价组合的对照,通过两者的表现验证基于因子的资产配置模型在实践中是否优于传统资产配置模型。理论上因子风险平价组合使投资组合的风险均等地分配至不同的宏观风险因子上,应当具有更好的风险分散效果。

2. 结合机器学习的风险预算组合

风险预算模型中,各资产对组合的风险贡献度等于给定值。确定各资产风险贡献的方法主要有两种:一种是根据预测波动率调整各资产的风险贡献比例;另一种是根据预测收益率调整。前者主要针对资产的尾部风险,后者主要针对资产收益率下行的风险。当要求各资产的风险贡献度相同时,风险预算组合便

成为风险平价组合,因此,后者是前者的特例,但相比较而言风险预算组合具有更高的灵活度。

根据 Roncalli 等^[13]学者的研究成果,风险预算模型的求解与资产风险平价类似,可转化为一个二次优化问题,即最小化各资产对组合的实际风险贡献度与目标风险贡献度的平方和:

$$\min \sum_i (ARC_i - s_i)^2 \text{ s. t. } \begin{cases} 1'w = 1 \\ 0 \leq w \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

其中 s_i 是各资产对组合的目标风险贡献比例,当 $s_i = \frac{1}{N}$ 时,风险预算模型等价于资产风险平价模型。

本文依靠支持向量机模型生成资产涨跌的预测结果,模型依据宏观因子对资产进行涨跌的二元预测。对于预测下期下跌的资产,风险预算模型分配的风险贡献比例为 0,而在预测下期上涨的资产中,风险预算模型将风险贡献进行平均分配。通过预测涨跌来调整资产的风险权重,理论上可有效规避资产组合收益率下行的风险。

3. 最小因子风险组合

最小因子风险组合的构建参考 Bender 等^[10]的方法,在确定目标因子暴露时以因子风险最小化为目标,获得目标因子暴露后,以最大化资产组合的风险调整后收益为目标,通过最优化计算得到最优资产权重。

最小因子风险组合的构造主要包括以下四个步骤:

第一步是构造因子模拟组合。因子模拟组合又可称为纯因子组合,其特点是对某一个因子的暴露为 1,而对其他因子的暴露为 0。因子模拟组合建立起了资产与因子之间的联系,是因子投资中重要的工具,本文通过因子模型进行截面回归构建因子模拟组合。在因子模型中,资产收益可表示为 $r = Bf + \epsilon$,其中 r 为 N 个资产的收益向量, f 是因子收益向量, B 是各资产对宏观因子的暴露矩阵。采用广义最小二乘法解上述等式,则因子模拟组合的收益可表示为:

$$f = [B' \Sigma^{-1} B]^{-1} B' \Sigma^{-1} r \quad (13)$$

权重可表示为:

$$P = [B' \Sigma^{-1} B]^{-1} B' \Sigma^{-1} \quad (14)$$

其中 Σ 是组合中资产收益的协方差矩阵。

第二步是确定最优因子投资组合。最优因子投资组合通过对因子模拟投资组合加权来满足因子风险最小化的目标,从而表示最优因子暴露。在实践中,解如下优化问题:

$$\min_{\lambda} \lambda' S \lambda \text{ s. t. } \lambda' 1 = 1 \quad (15)$$

其中 S 是因子模拟组合收益的方差—协方差矩阵。解出最优因子权重后,便可对因子模拟组合加权,得到最优的因子暴露。

第三步是获得资产的隐含预期收益。由上一步已得到最优因子权重 λ 以及因子模拟组合的权重 P ,可计算得到最优因子投资组合的权重。根据 Jones 等^[14]学者的研究,最优因子投资组合的含义是在无摩擦的经济体中,具有预期收益 α 的理想投资组合。则最优因子投资组合中资产的权重 ω_{OFP} 可表示为 $\omega_{OFP} = P \lambda = (\delta \Sigma)^{-1} \alpha$,其中资产的隐含预期收益 $\alpha = \delta \Sigma P \lambda$, δ 为风险厌恶系数。

第四步是建立最优资产组合。上一步中已通过最优因子投资组合解出资产的预期收益,则可在均值方差模型的框架下,以最大化风险调整后收益为目标确定最优资产组合,即解如下优化问题:

$$\max_w w' \alpha - \frac{1}{2} w' \Sigma w \quad (16)$$

其中 α 为资产的隐含预期收益, Σ 为资产收益的协方差矩阵。上述优化问题的解即为最优资产组合的权重。

三、因子构造实证结果

实证部分数据来自 Wind 金融终端,涉及的标的资产包括:沪深 300 指数、中证 500 指数、中债—国债总财富(7~10 年)指数、中债—企业债 AA 财富(3~5 年)指数、CRB 工业材料、布伦特原油、Comex 黄金(见表 3)。其中,沪深 300 指数、中证 500 指数为权益类资产的代表;中债—国债总财富(7~10 年)指数、

中债—企业债 AA 财富(3~5 年)指数为固定收益类资产的代表;CRB 工业原料、布伦特原油、Comex 黄金为商品类资产的代表。数据的时间区间为 2007 年 1 月至 2019 年 12 月,时间区间的选取一方面考虑了数据的可得性,另一方面尽量包含资产在历史上不同的行情。

资产收益率的相关系数计算结果如表 4 所示,总体来看,不同类别的大类资产收益之间的相关性较低。沪深 300 指数、中证 500 指数等权益类资产与国债、企业债等固定收益类资产以及工业原料、原油、黄金等商品类资产之间的相关系数较低。根据均值—方差理论,资产收益的相关系数越低,资产配置的风险分散效果越明显,因此,理论上在上述大类资产之间进行资产配置可实现风险分散、降低波动的目的。

表 5 展示了大类资产的年化收益率等绩效指标。2007 年至 2019 年,大类资产中年化收益率最高的是中证 500 指数、沪深 300 指数等权益类资产;夏普比率最高的是国债与企业债等固定收益类资产;波动率最高的是沪深 300 指数、中证 500 指数和原油;除波动率较低的固定收益类资产外,权益类、商品类资产都遭遇过超过 50% 的大幅回撤。表 5 表明单一资产在历史上无法持续取得稳定的收益,进行大类资产配置以规避单一资产收益大幅下行风险具有必要性。

表 3 实证中使用的大类资产及其类别

资产	代码	资产类别
沪深 300 指数	000300.SH	大市值权益类资产
中证 500 指数	000905.SH	中小市值权益类资产
中债—国债总财富(7~10 年)指数	CBA00651.CS	利率债资产
中债—企业债 AA 财富(3~5 年)指数	CBA04031.CS	信用债资产
CRB 工业材料	CRBSA.RB	商品类资产
布伦特原油	S5111905	商品类资产
Comex 黄金	GC.CMX	商品类资产

数据来源:资产价格数据来自 Wind 金融终端。

表 4 大类资产收益率相关系数

	沪深 300 指数	中证 500 指数	中债—国债总财富(7~10 年)指数	中债—企业债 AA 财富(3~5 年)指数	CRB 工业原料	Comex 黄金	布伦特原油
沪深 300 指数	1.000	0.886	-0.043	-0.009	0.148	0.028	0.119
中证 500 指数		1.000	-0.028	-0.002	0.131	0.023	0.102
中债—国债总财富(7~10 年)指数			1.000	0.629	-0.094	0.008	-0.047
中债—企业债 AA 财富(3~5 年)指数				1.000	-0.066	0.008	-0.047
CRB 工业原料					1.000	0.224	0.224
Comex 黄金						1.000	0.180
布伦特原油							1.000

数据来源:Wind 金融终端。

表 5 大类资产绩效表现(2007 年—2019 年)

	年化收益率	年化波动率	夏普比率	最大回撤率
沪深 300 指数	9.274%	27.920%	0.332	72.304%
中证 500 指数	13.886%	31.885%	0.435	65.196%
中债—国债总财富(7~10 年)指数	3.951%	2.296%	1.721	5.137%
中债—企业债 AA 财富(3~5 年)指数	5.100%	1.938%	2.632	8.581%
CRB 工业原料	1.116%	7.656%	0.146	35.961%
Comex 黄金	8.488%	17.550%	0.484	44.490%
布伦特原油	7.473%	34.346%	0.218	81.988%

数据来源:Wind 金融终端。

(一) 主成分分析结果

对上述 7 个资产 2007 年至 2019 年的日收益率数据进行主成分分析,结果表明,前 5 个主成分的方差贡献率分别为 29.31%、23.21%、19.28%、11.87%、9.35%,累计方差贡献度为 93.02%。根据主成分分析的数学原理,主成分分析获得的主成分因子只是原始向量的线性组合,本身并无经济学含义,其真实含义需要根据主成分因子的构成以及其走势与真实经济指标的关系人为赋予。表 6 的成分矩阵展示了主成分分析得到的前 5 大主成分因子与原始变量之间的关系,根据这一关系,可以初步断定 5 个主成分分别是经济增长因子、利率因子、通货膨胀因子、汇率因子和信用因子,具体原因如下。

1. 第一主成分: 经济增长因子

在沪深 300 指数、中证 500 指数上的系数为大于 0.5 的正值,表明因子收益与权益类资产收益呈现较高的正相关性;与国债、企业债等固定收益类资产的收益呈负相关关系;与 CRB 工业原料、布伦特原油、Comex 黄金等商品类资产的收益呈较低的正相关关系。根据金融理论,经济景气程度将影响企业经营状况,进而影响权益资产价格,因此,与权益资产收益高度正相关的宏观因子是经济增长因子。

2. 第二主成分: 利率因子

与沪深 300 指数、中证 500 指数的收益呈较低的正相关性;与国债、企业债的收益呈较高的正相关性;与 CRB 工业原料、布伦特原油、Comex 黄金的收益呈较低的负相关性。显然,国债与企业债的收益受利率影响最大。

3. 第三主成分: 通货膨胀因子

与沪深 300 指数、中证 500 指数的收益呈较低的相关性;与国债、企业债的收益呈较低的负相关性;与 CRB 工业原料、布伦特原油、Comex 黄金收益呈现较高的正相关性。由于通货膨胀对商品价格的影响最为明显,故而第三主成分可解释为通货膨胀因子。

4. 第四主成分: 汇率因子

与 Comex 黄金的收益呈较高的负相关性;与布伦特原油、CRB 工业原料的收益呈较低的正相关性;与沪深 300 指数、中证 500 指数、国债、企业债收益的相关性接近于 0。美元一直以来深刻影响黄金价格,一般而言,美元涨则黄金跌。由于美元是主要的国际货币,因此在中国市场,第四主成分可解释为汇率因子。

5. 第五主成分: 信用因子

与国债收益率呈较高的负相关性;与企业债收益率呈较高的正相关性;与其他资产收益的相关性较低,具备这样特征的第五主成分可解释为信用因子。

表 6 主成分分析的成分矩阵

	C1	C2	C3	C4	C5
沪深 300 指数	0.542	0.084	0.019	-0.086	0.022
中证 500 指数	0.574	0.083	-0.014	-0.088	0.015
中债—国债总财富(7~10 年) 指数	-0.106	0.297	0.083	0.014	0.055
中债—企业债 AA 财富(3~5 年) 指数	-0.022	0.149	0.101	0.036	-0.155
CRB 工业材料	0.218	-0.017	0.132	0.260	0.030
Comex 黄金	0.090	-0.020	0.301	-0.564	-0.024
布伦特原油	0.332	0.022	0.009	0.279	-0.116

数据来源: 作者根据实证结果整理而得。

(二) 宏观因子构造结果

采用因子模拟方法选取宏观因子的代理变量。在 5 个宏观因子中,利率因子可直接使用中债—国债总财富指数(7~10 年)来代理;汇率因子可使用美元指数来表示;信用因子可使用中债—企业债 AA 财富(3~5 年)指数与中债—国债总财富(3~5 年)指数收益的差值表示。但经济增长因子、通货膨胀因子没有对应的资产,故使用贝莱德提出的因子模拟方法分别利用季度的 GDP 同比数据、月度的 CPI 和 PPI 数据以及相关的基础资产构造资产组合来模拟经济指标的走势,以获得日频的经济增长因子和通货膨胀因子。

1. 经济增长因子

使用 GDP 同比、沪深 300 指数、恒生指数、CRB 工业原料指数、住宅价格指数来构造经济增长因子。对上述时间序列进行平稳性检验,ADF 单位根检验结果表明,这 5 个时间序列均是一阶平稳序列。

随后使用基础资产收益数据对 GDP 同比数据进行领先滞后回归。经济增长因子的领先滞后回归结果表明,在领先滞后期为 0,即经济指标与回归方程同期时,回归方程的拟合优度最高,为 0.709。但是 GDP 相关指标的公布具有滞后性,若采用同期的基础资产收益数据对 GDP 同比数据进行回归,则得到的宏观因子也具有滞后性。观察领先滞后回归结果,发现当基础资产数据领先 GDP 数据 1 个季度时,回归方程的拟合优度也可达到 0.687。故在实践中采用这一方程进行回归,并利用回归方程的系数构造日频的经济增长因子,因子走势如图 1 所示。结果表明,构造出的经济增长因子走势与原始的 GDP 同比数据基本吻合。

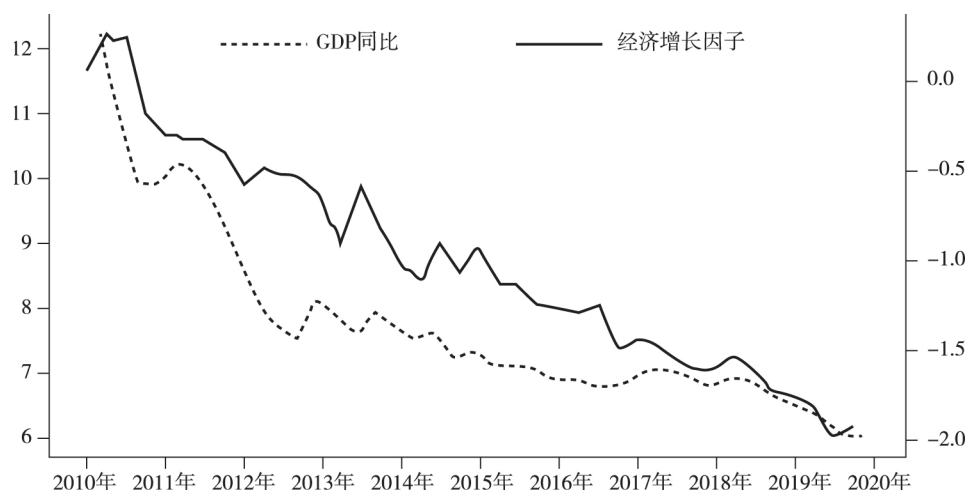


图 1 构造出的经济增长因子与原始指标

2. 通货膨胀因子

采用滚动窗口上的 CPI 和 PPI 波动率倒数加权之和作为通货膨胀的指标,猪肉、原油、螺纹钢作为基础资产来复制其走势。对上述时间序列进行平稳性检验,ADF 单位根检验的结果表明其均为一阶平稳序列。

随后进行领先滞后回归,回归结果表明,当基础资产数据领先通货膨胀指标 1 个月时,回归方程的拟合优度最高,为 0.927。采用回归方程的系数与基础资产收益数据构造出通货膨胀因子,得到的宏观因子具有实时、高频的特征。如图 2 所示,构造出的通货膨胀因子与真实通货膨胀指标走势基本吻合。构造的经济增长因子、通货膨胀因子加上直接使用基础资产进行代理的利率因子、汇率因子、信用因子,至此已得到资产配置需要的 5 个宏观因子数据。

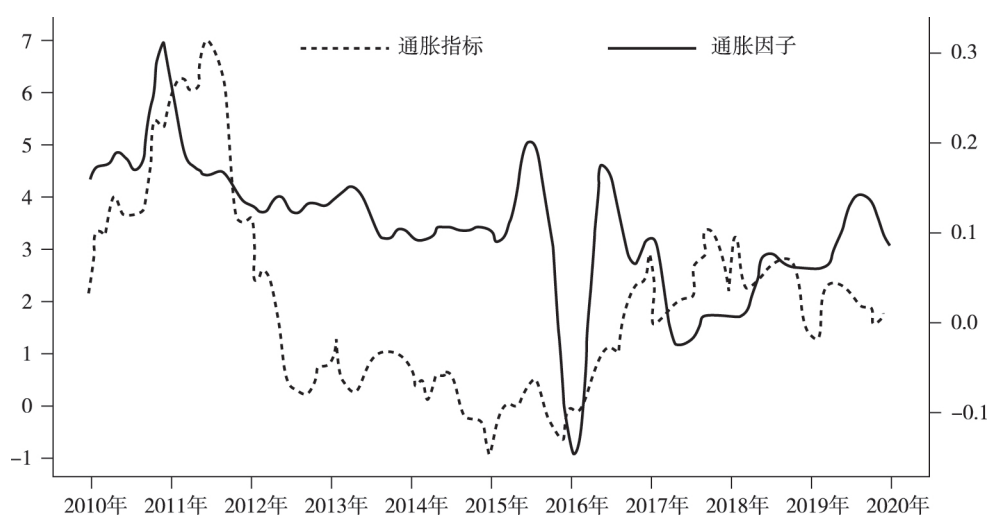


图 2 构造出的通货膨胀因子与原始指标

(三) 大类资产的因子暴露

构造出宏观因子后,需要建立起因子与资产之间的联系。根据因子模型,资产收益率可表示为经济增长(*Growth*)、通货膨胀(*Inflation*)、利率(*Rate*)、汇率(*ExchangeRate*)、信用(*Credit*)因子收益的线性组合。一般而言,大类资产在短期内的因子暴露是相对稳定的,故参照 Fama-MacBeth 回归中获得因子暴露的方法,通过时间序列回归获得大类资产在各个宏观因子上的因子暴露,回归方程如下:

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_{i1} Growth_t + \beta_{i2} Inflation_t + \beta_{i3} Rate_t + \beta_{i4} ExchangeRate_t + \beta_{i5} Credit_t + \epsilon \quad (17)$$

统计结果表明,因子之间的相关性较低,仅汇率因子与通货膨胀因子相关系数的绝对值超过了 0.2,故此回归采用普通最小二乘法。实证中,将回归的时间长度设为 1 年,在滚动窗口上进行回归,获得大类资产在各个时间点的因子暴露。以 2013 年 8 月 30 日的结果为例,表 7 展示了此时各大类资产的因子暴露值:沪深 300 指数、中证 500 指数等权益类资产在经济增长因子上有较高的正向的因子暴露,表明其收益与经济增长因子的收益同向变动;国债、企业债等固定收益类资产在利率因子上有较高的正向的因子暴露;CRB 工业原料在经济增长因子、信用因子、汇率因子上有正向的因子暴露,在通货膨胀因子、利率因子上的暴露为负向;Comex 黄金在汇率因子上有较高的因子暴露,表明黄金资产的收益类与汇率的相关性较高;布伦特原油在通货膨胀因子上的因子暴露最高。

资产的因子暴露矩阵直观地展示了资产对不同因子变动的敏感度,在实践中可指导投资者在因子值出现大幅变动时关注与之相关的资产。如在经济增长状况出现大幅变动时,应优先调整对经济增长因子敏感度最高的中证 500 指数、沪深 300 指数等权益类资产的权重。

表 7 大类资产的因子暴露

	<i>Growth</i>	<i>Inflation</i>	<i>Rate</i>	<i>Credit</i>	<i>ExchangeRate</i>
沪深 300 指数	0.962 ***	0.510 *	-0.119 ***	-0.320 ***	-0.241 ***
中证 500 指数	1.410 ***	0.620 *	0.637 ***	0.581 ***	-0.405 ***
中债—国债总财富(7~10 年) 指数	-0.225	-0.671 ***	1.096 *	0.868 **	0.901
中债—企业债 AA 财富(3~5 年) 指数	-0.172 *	-0.690 ***	1.049 ***	0.876 ***	0.860 **
CRB 工业原料	0.879 **	-0.782	-0.786 **	0.730	0.709
Comex 黄金	0.576	0.298	-0.168	0.487	0.525 **
布伦特原油	0.329 **	0.687	0.344 **	-0.290 *	0.0506 *

数据来源:作者根据实证结果整理而得。

注:* 代表在 10% 的显著性水平下显著;** 代表在 5% 的显著性水平下显著;*** 代表在 1% 的显著性水平下显著。

四、资产配置策略回测结果

接下来对 3 个资产配置策略进行回测,策略中使用的大类资产包括沪深 300 指数、中债—国债总财富(7~10 年)指数、中债—企业债 AA 财富(3~5 年)指数、CRB 工业原料、布伦特原油、Comex 黄金;使用经济增长、通货膨胀、利率、汇率、信用等 5 个宏观因子。

由于具备日频宏观因子可供使用,资产配置组合的权重调整频率最高可以是日频的,但在实际操作中,对于大类资产配置而言,日频的调仓频率过高。本文中的 3 个资产配置策略均是根据滚动窗口内资产与因子的历史数据计算资产与因子的收益与风险特征,以指导未来的资产配置。若是采用日度调仓,由于前后两期滚动窗口内的数据变化不大,意义不是很大。因此本文采用月度调仓,每月底采用新的滚动窗口内的样本数据计算新的策略组合权重,月频调仓与实际投资操作较为接近。

(一) 风险平价策略

使用上述 7 个大类资产及经济增长、通货膨胀、利率、汇率、信用 5 个宏观因子构造因子风险平价组合以及资产风险平价组合,滚动窗口长度为 6 个月,交易手续费为 0.03%。在 2010 年 1 月至 2019 年 12 月测试风险平价策略的表现,每月底根据最新的数据对组合权重进行调整。

策略组合与等权重组合的累计收益率曲线如图 3 所示。因子风险平价组合与资产风险平价组合均能取得优于等权重组合的夏普比率、最大回撤率,说明风险平价策略在中国市场具有有效性。表 8 展示了资产风险平价组合年化收益率最低,为 3.182%,但其波动率也最低,为 5.522%,这表明资产风险平价策略可充分降低投资组合收益的波动,是风险较低的投资方式,但其对于收益的把握则稍逊色。因子风险平价

组合年化收益率最高,为 7.291%,最大回撤率最小,为 14.562%,夏普比率最高,为 0.590,因子风险平价组合在收益与风险方面的表现均优于等权重组合和资产风险平价组合。

表 8 风险平价策略绩效表现

资产组合	年化收益率	年化波动率	最大回撤率	夏普比率
等权重组合	3.804%	9.435%	22.415%	0.403
资产风险平价组合	3.182%	5.522%	17.149%	0.570
因子风险平价组合	7.291%	12.363%	14.562%	0.590

数据来源:作者根据实证结果整理而得。

表 9 因子风险平价组合给定区间内权重

	沪深 300 指数	中证 500 指数	中债—国债总财富 (7~10 年) 指数	中债—企业债 AA 财富 (3~5 年) 指数	CRB 工业原料	Comex 黄金	布伦特原油
2015 年 6 月 30 日	0.238	0.000	0.000	0.368	0.000	0.218	0.175
2015 年 7 月 31 日	0.000	0.038	0.061	0.000	0.668	0.233	0.000
2015 年 8 月 31 日	0.023	0.020	0.784	0.000	0.006	0.155	0.012
2015 年 9 月 30 日	0.120	0.000	0.000	0.000	0.000	0.695	0.185
2015 年 10 月 31 日	0.026	0.020	0.695	0.000	0.188	0.038	0.033
2015 年 11 月 30 日	0.000	0.208	0.000	0.000	0.000	0.792	0.000
2015 年 12 月 31 日	0.000	0.063	0.000	0.397	0.534	0.000	0.006

数据来源:作者根据实证结果整理而得。



图 3 风险平价组合累积收益率

等权重组合出现最大回撤的时间区间是 2015 年 6 月 12 日至 2016 年 1 月 5 日,在这一时期,因子风险平价组合的收益率回撤较小。2015 年下半年等权重组合出现较大回撤的原因是国内股票市场的崩盘。而如表 9 所示,在该时间内,因子风险平价组合在沪深 300 指数、中证 500 指数等权益类资产上的权重较低,未曾超过 25%,因此有效规避了权益资产下跌带来的收益下行。这表明,因子风险平价组合能有效抵御极端情况下大类资产价格大幅下行的风险。

(二) 结合机器学习的风险预算策略

使用上述 5 个宏观因子作为支持向量机模型的特征,用二分类问题预测大类资产下一期的涨跌。使用 2009 年 7 月至 2013 年 6 月的因子数据与资产涨跌数据作为样本集对模型进行训练,而将 2013 年 7 月至 2019 年 12 月的数据作为样本外数据。SVM 算法的结果如表 10 所示,在样本内模型对资产涨跌预测的准确度均超过了 75%,但在样本外效果稍逊色,对国债、企业债、原油、中证 500 指数预测的准确度超过了 50%,其余资产未超过 50%。根据预测值,将预测为下跌的大类资产的风险贡献度设为 0,而使预测结果为上涨的资产对组合的风险贡献度相同。策略在回测期间取得了较为出色的表现,获得了 8.185% 的年化收益 0.711 的夏普比率,最大回撤率为 18.133%,年化波动率为 11.505% (见表 11)。综合来看,结合

机器学习风险预算策略在各绩效指标上均优于等权重组合。

结合机器学习风险预算组合在实证中有较好的绩效表现,在 2015 年,策略组合在沪深 300 指数、中证 500 指数上的权重较低,较好地规避了股票价格下行的风险,在等权重组合大幅下跌时,策略维持了稳定的收益。在 2019 年,策略组合配置了较高权重的企业债及黄金,使得组合收益大幅增厚。但图 4 也表明结合机器学习风险预算策略所构造的组合权重变化幅度较大,因此该策略适合在基准组合的基础上对其权重进行一定比例的调整,以增厚收益。风险预算策略组合权重如图 5 所示。

表 10 SVM 算法样本内外预测准确度

	沪深 300 指数	中证 500 指数	中债—国债总财富 (7~10 年) 指数	中债—企业债 AA 财富 (3~5 年) 指数	CRB 工业原料	布伦特原油	Comex 黄金
样本内	80.488%	78.049%	80.488%	92.683%	82.927%	77.038%	82.927%
样本外	46.053%	51.316%	61.842%	84.211%	46.052%	52.018%	47.368%

数据来源:作者根据实证结果整理而得。

表 11 风险预算策略绩效表现

资产组合	年化收益率	年化波动率	最大回撤率	夏普比率
等权重组合	4.338%	9.199%	27.121%	0.472
风险预算组合	8.185%	11.505%	18.133%	0.711

数据来源:作者根据实证结果整理而得。



图 4 风险预算组合累积收益率

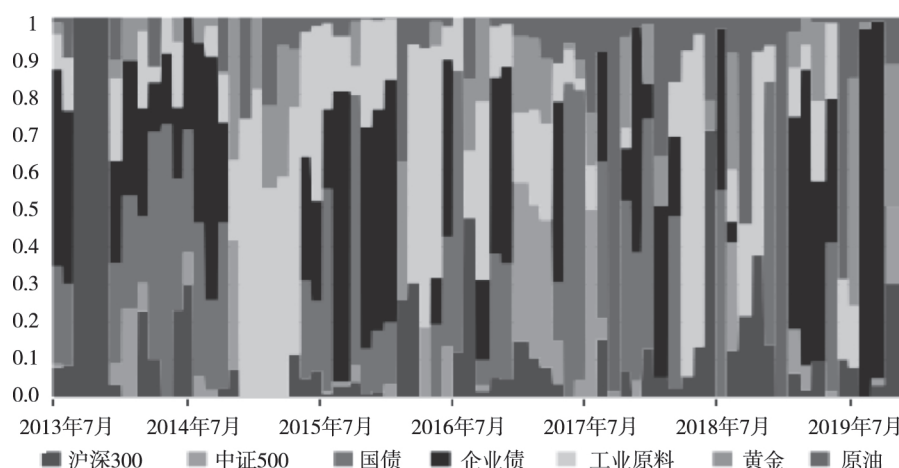


图 5 风险预算策略组合权重图

(三) 最小因子风险策略

由于最小因子风险策略的组合权重计算需要多次运用滚动窗口,故实际的策略回测区间为 2013 年 1 月至 2019 年 12 月。表 12 的回测结果表明,策略组合年化收益为 5.166%,年化波动率为 8.242%,最大回撤率为 18.873%,夏普比率为 0.627,所有绩效指标相比等权重组合均有显著改善。最小因子风险组合累计收益率如图 6 所示。

表 12 最小因子风险组合绩效表现(2013 年 1 月—2019 年 12 月)

资产组合	年化收益率	年化波动率	最大回撤率	夏普比率
等权重组合	3.437%	9.041%	27.121%	0.380
最小因子风险组合	5.166%	8.242%	18.873%	0.627

数据来源:作者根据实证结果整理而得。

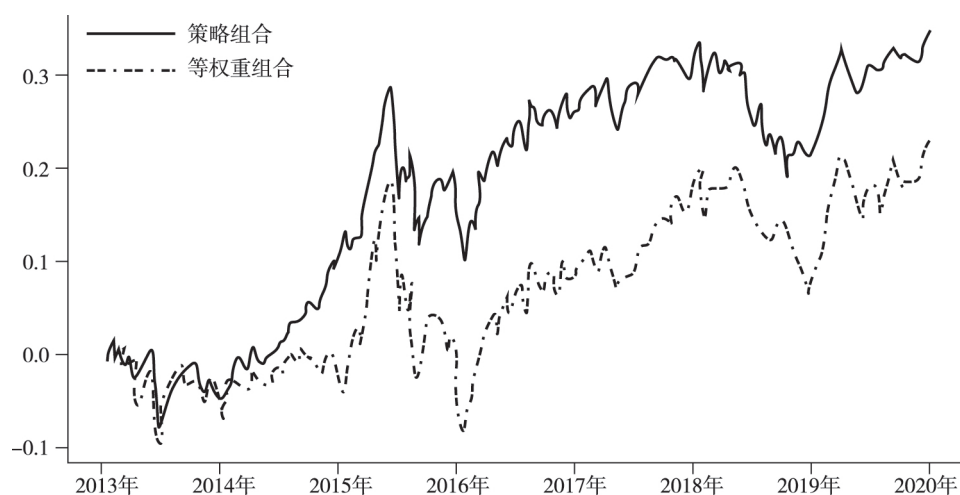


图 6 最小因子风险组合累积收益率

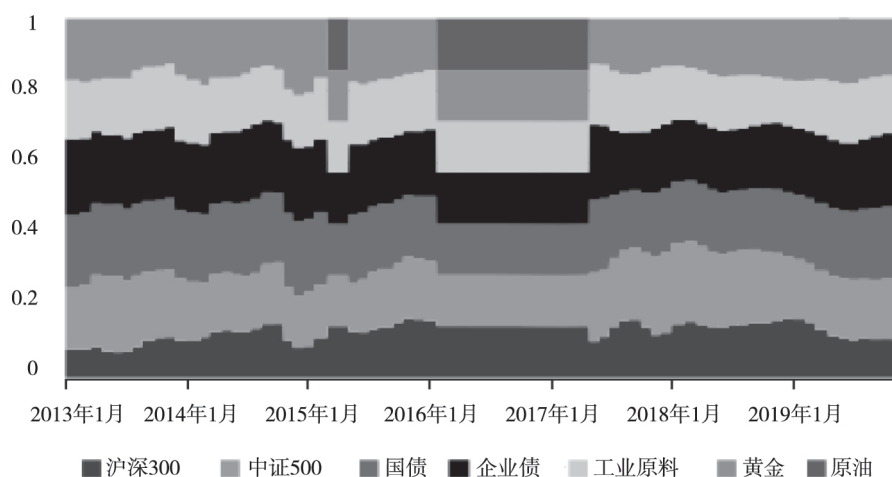


图 7 最小因子风险组合权重变化

最小因子风险策略组合的权重如图 7 所示,大部分时间策略组合与等权重组合较为接近,但对各资产权重有动态的调整。策略在大部分时间低配布伦特原油,说明从最小因子风险的角度出发,原油的宏观风险较高,因此在资产配置中的优先级较低。但策略在 2015 年下半年并未低配沪深 300 指数、中证 500 指数等权益资产,而 2015 年下半年权益市场出现了大幅下跌,策略组合未能有效地规避权益资产下跌的风险。但等权重组合由于没有对资产权重进行动态调整,在 2015 年下半年的回撤幅度仍要大于最小因子风险组合。最小因子风险组合在因子层面使投资组合暴露在各宏观因子上的风险最小化,相比传统的最小

方差组合,更强调对资产组合风险的来源进行区分。

最小因子风险策略的年化收益率小于因子风险平价组合,这一结果表明,收益与风险永远是成正比的,想要获得较高的收益率,应当在不同的宏观因子上合理暴露风险,而不是使因子风险最小化。

(四) 参数敏感性检验

为确保资产配置策略在实践中的有效性,在此部分对其参数敏感性进行检验。滚动窗口长度是上述资产配置策略中较为重要的参数,在资产配置策略中,会在滚动窗口中计算资产的收益率与波动率等特征,或是在滚动窗口中建立资产与因子之间的联系,并用计算结果指导下一期的资产配置。这样的计算方式无形中假定了在滚动窗口内大类资产的收益与风险特征、与宏观因子之间的关系是相对稳定的。一般认为,短期内大类资产的收益与风险特征、与宏观因子的关系确实是稳定的,但这些特征在多长时间内会发生变化却无定论。并且极端事件的发生会在短期内对大类资产的价格造成剧烈冲击,其内在定价机制势必也会发生相应改变。鉴于滚动窗口长度这一参数在资产配置策略中的重要性,本节对不同参数设定下资产配置策略的绩效表现进行测定,观察不同绩效指标是否有显著变化,以探究策略是否具有稳健性。

表13展示了在不同滚动窗口长度下因子风险平价策略、资产风险平价策略、最小因子风险策略的绩效表现。实证结果显示,大类资产配置策略的年化收益率、夏普比率、最大回撤率等绩效指标受滚动窗口长度这一参数的影响不大,在不同滚动窗口长度下,策略的绩效指标虽有一定变动但变化幅度不大,且均能取得较为优秀的表现,策略具有稳健性。在实际操作中,机构可根据自身的投资期限、投资目标以及对大类资产收益特征的主观判断选择合适的滚动窗口长度进行资产配置策略的构建。

表13 策略组合在不同参数下的绩效表现

滚动窗口长度(月)		3	6	9	12
因子风险平价策略	年化收益率	6.448%	7.291%	5.335%	6.846%
	夏普比率	0.624	0.590	0.572	0.781
	最大回撤率	19.947%	14.562%	15.808%	23.333%
资产风险平价策略	年化收益率	3.745%	3.182%	4.291%	1.725%
	夏普比率	0.712	0.570	0.611	0.376
	最大回撤率	10.730%	17.149%	11.464%	17.543%
最小因子风险策略	年化收益率	3.793%	4.019%	4.319%	5.166%
	夏普比率	0.627	0.534	0.503	0.627
	最大回撤率	15.197%	23.701%	22.000%	18.873%
风险预算策略	年化收益率	8.185%	7.236%	8.435%	7.967%
	夏普比率	0.711	0.693	0.702	0.687
	最大回撤率	18.133%	16.576%	17.577%	17.404%

数据来源:作者根据实证结果整理而得。

五、结论与展望

本文基于宏观因子,对大类资产配置策略进行了探究。首先使用主成分分析法确定了影响大类资产收益的宏观因子类别,主成分分析结果表明,在中国金融市场,影响股票、债券、商品等大类资产收益的5个宏观因子分别为经济增长、利率、通货膨胀、汇率、信用。其次使用因子模拟方法基于经济指标构造出宏观因子,构造出的宏观因子与真实经济指标走势吻合。最后使用获得的宏观因子,在因子模型的框架下进行资产配置策略的构造。分别基于风险平价的思想得到了资产的风险平价组合以及因子的风险平价组合;基于最小化因子风险的思想得到了最优因子权重,并根据因子模拟投资组合的权重得到最优的资产权重;使用支持向量机模型预测大类资产涨跌,根据预测结果构造风险预算模型。资产配置策略的实证结果显示,其均能取得优于等权重组合的绩效表现,这表明基于因子的资产配置方法在中国金融市场也是有效的。

基于因子的资产配置是大类资产配置策略在实践中的前沿领域,贝莱德、高盛等国际金融机构均在海外市场对其进行了成功实践。本文的研究表明,在中国金融市场,基于宏观因子的资产配置策略也可取得

显著优于等权重组合的绩效表现,这一方法在中国市场也是有效的。随着我国金融市场建设的完善以及居民财富的增长,以公募基金为代表的资产管理行业已迈入高速发展期,而在资产管理决策中,大类资产配置是关键一步,量化资产配置策略也在实践中不断完善。

参考文献

- [1] BRINSON G P ,HOOD L R ,BEEBOWER G L. Determinants of portfolio performance [J]. Financial Analysts Journal ,1986(4) : 39 - 44.
- [2] FAMA E F ,FRENCH K R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds [J]. Journal of Financial Economics ,1993(1) : 3 - 56.
- [3] FAMA E F ,FRENCH K R. A five-factor asset pricing model [J]. Journal of Financial Economics , 2015(1) : 1 - 22.
- [4] CLARKE R G ,SILVA D H ,MURDOCK R. A factor approach to asset allocation [J]. The Journal of Portfolio Management 2005(1) : 10 - 21.
- [5] KELLEY G ,KINLAW W ,THOMAS R. Practical applications for factor-based asset allocation [R]. Boston: SSGA 2014.
- [6] BASS R ,GLADSTONE S ,ANG A. Total portfolio factor ,not just asset ,allocation [J]. The Journal of Portfolio Management 2017(5) : 38 - 53.
- [7] ASL F M ,ETULA E. Advancing strategic asset allocation in a multi-factor world [J]. The Journal of Portfolio Management 2012(1) : 59 - 66.
- [8] GREENBERG D ,BABU A ,ANG A. Factors to assets: mapping factor exposures to asset allocations [J]. The Journal of Portfolio Management 2016(5) : 18 - 27.
- [9] BLYTH S ,SZIGETY M C ,XIA J. Flexible indeterminate factor-based asset allocation [J]. The Journal of Portfolio Management 2016(5) : 79 - 93.
- [10] BENDER J ,SUN J L ,THOMAS R. Asset allocation vs. factor allocation—can we build a unified method? [J]. The Journal of Portfolio Management 2018(2) : 9 - 22.
- [11] 王秀国 ,张秦波 ,刘涛. 基于风险因子的风险平价投资策略及实证研究 [J]. 投资研究 ,2016 (12) : 65 - 78.
- [12] FERGIS K ,GALLAGHER K ,HODGES P ,et al. Defensive factor timing [J]. The Journal of Portfolio Management 2019(3) : 50 - 68.
- [13] RONCALLI T ,WEISANG G. Risk parity portfolios with risk factors [J]. Quantitative Finance ,2016 (3) : 377 - 388.
- [14] JONES R C ,LIM T ,ZANGARI P J. The black-litterman model for structured equity portfolios [J]. The Journal of Portfolio Management 2007(2) : 24 - 33.

[责任编辑: 徐子珺]