

美国 CPI 的三周期 Nowcasting 模型

华泰研究

2023 年 10 月 31 日 | 中国内地

深度研究

研究员	林晓明
SAC No. S0570516010001	linxiaoming@htsc.com
SFC No. BPY421	+(86) 755 8208 0134
研究员	徐特, PhD
SAC No. S0570523050005	xute@htsc.com
	+(86) 10 6321 1166

本文建立了美国 CPI 的三周期 Nowcasting 模型，应用于海外资产配置

在逆全球化的背景下，通胀已成为影响“增长-流动性”轮盘走向的关键变量。本文的主要工作包括建立了基于三周期滤波的 Simple-Nowcasting 模型，在当月末对美国 CPI 的当月值进行预测，并使用预测结果构建通胀因子，指导海外权益、债券、商品、美元、黄金的配置。在预测效果方面，建模窗口为 2012 年 12 月至 2023 年 9 月，美国 CPI 同比预测值与真实值各自一阶差分后的 R^2 为 67.5%，变化方向预测准确率为 81.4%。在资产配置方面，回测区间为 2016 年 1 月至 2023 年 9 月，最优参数组合下策略的年化收益、夏普比率、卡玛比率分别为 6.02%、1.39、1.05。

模型理论：融合三周期模型和 Nowcasting 模型的优势

过去的研究工作中，我们提出了三周期模型和 Simple-Nowcasting 模型。三周期模型能够捕捉宏观指标共同的长期内生驱动力，Nowcasting 模型能够利用相关指标的已发布信息来推测目标指标的未发布信息。本文融合了两者的优势，建立了基于三周期滤波的 Simple-Nowcasting 模型，以提升对美国 CPI 预测的准确性。主要包括三点改进：1) 对模型中涉及的不平稳序列进行差分，从根源上避免了“伪相关”问题；2) 隐含因子的状态转移方程引入三周期模型，提升了模型对于通胀周期的刻画和外推能力；3) 使用当期已发布指标辅助预测。文中验证了后两处改进对模型 R^2 提升至关重要。

模型执行：筛选 17 个建模指标，开展美国 CPI 预测，预测效果良好

首先，我们结合自上而下和自下而上的视角构建了预测美国 CPI 的备选指标库。然后，遵循以下标准确定建模变量：1) 入选指标须是美国 CPI 或者其对应 CPI 分项的领先指标；2) 入选指标须和美国 CPI 或者对应 CPI 分项具有高相关性；3) 入选指标有 10 年以上的有效值。相关性和领先性评价使用时差相关性分析和 DTW 算法。最终，我们确定了 17 个建模指标，包括美国 CPI、CPI 主要构成分项及其代理指标，其第一主成分的方差贡献率约为 56%。从 2012 年 12 月至 2023 年 9 月，美国 CPI 同比预测值与真实值各自一阶差分后的 R^2 为 67.5%，变化方向预测准确率为 81.4%。

模型应用：使用 Nowcasting 结果构建通胀因子，开展海外资产配置

我们基于 Nowcasting 结果计算通胀因子，开展海外资产配置，并引入四个对照情景：上帝视角 CPI（假设当月末获得当月值）、真实公布 CPI（当月末获得上月值）、市场通胀预期（即 10 年期美债收益率-10 年期 TIPS 收益率）、彭博一致预期。回测区间为 2016 年 1 月至 2023 年 9 月。从夏普比率和卡玛比率来看，真实发布 CPI 情景不如风险平价基准，其他情景均优于风险平价基准，说明金融市场确实存在“抢跑”现象，对美国 CPI 进行预测是有必要的。Nowcasting 情景的年化收益、夏普比率、卡玛比率、月度胜率分别为 6.02%、1.39、1.05、68.67%，均排在全部情景第一名。

风险提示：美国 CPI 预测模型根据历史规律总结，一旦 CPI 构成分项权重发生较大变化，预测可能失准。通胀因子-大类资产映射关系基于资产的长期表现统计，与短期走势或有出入。报告中涉及到的具体资产不代表任何投资建议，请投资者谨慎、理性地看待。

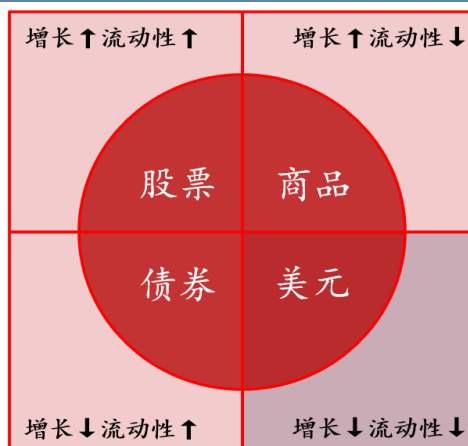
正文目录

本文研究导读.....	3
基于三周期滤波的 Simple-Nowcasting 模型理论介绍.....	5
隐含状态方程	5
状态转移方程	6
华泰三周期模型	7
模型求解过程	7
用基于三周期滤波的 Simple-Nowcasting 模型预测美国 CPI.....	10
预测美国 CPI 的备选指标库构建与清洗.....	10
美国 CPI、CPI 主要构成分项及代理指标筛选	10
时差相关性分析	11
DTW 算法	11
指标筛选结果.....	12
调整领先期数.....	12
主成分分析	13
模型预测结果	14
海外资产配置：投资时钟模型	16
通胀因子构建	16
投资时钟策略	17
最优参数确定	18
回测结果分析	18
思考：2020 年后市场通胀预期情景的表现不及 Nowcasting 情景	20
参考文献.....	21
风险提示.....	21

本文研究导读

海外宏观环境对于境内投资来说日益重要，不仅是因为海外宏观环境已成为影响境内大类资产表现的关键因素，而且境内投资者对于全球资产配置的需求也日益提升。前期报告《海外增长-流动性框架与大类资产配置》（2023-01-17）中，我们已经从自上而下的视角构建了海外“增长-流动性”轮盘，用于指导海外大类资产配置。

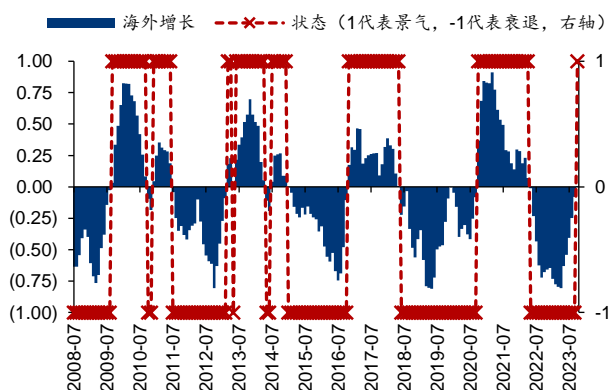
图表1：海外“增长-流动性”轮盘：低增长、流动性紧缩的象限对应“股债商三杀”



资料来源：华泰研究

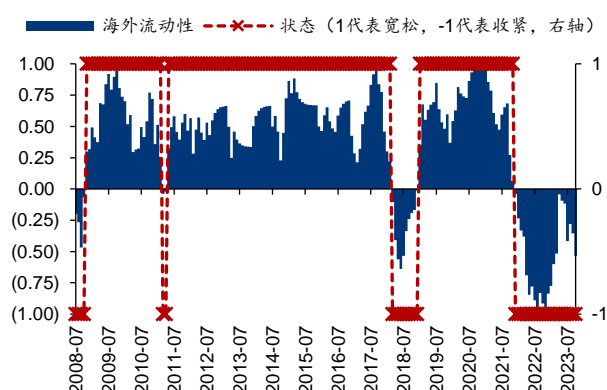
市面上多数战略配置体系通常只考虑股债商三类资产。2022年，“股债商三杀”的阴霾笼罩全球金融市场，只配置股债商的体系难以避免“滑铁卢”。从“增长-流动性”轮盘来看，这个现象出现可能是因为全球宏观环境进入了低增长、流动性紧缩象限。在该象限中，美元是强势资产，而股债商均承压，所以缺少美元的资产配置体系难免会遇到挫折。在2022年之前，“增长-流动性”轮盘未曾在该象限持续停留过，导致部分投资者已经习惯于强势资产在股票、商品、债券之间轮动。然而，2022年5月至2023年9月，“增长-流动性”轮盘在低增长、流动性紧缩象限的停留时间长达17个月。可能有的投资者依然会认为该象限是美联储为了弥补新冠疫情期间“过度放水”的错误而出现的一种离群状态，但我们认为未来“增长-流动性”轮盘进入该象限会变得常态化。

图表2：2008年7月以来海外增长因子走势



资料来源：Wind, CEIC, 华泰研究

图表3：2008年7月以来海外流动性因子走势



资料来源：Wind, CEIC, 华泰研究

原因要从逆全球化说起。在全球供应链正常运转的条件下，一旦面临经济衰退的风险，美联储可以通过释放货币宽松的预期来压低短端利率，使得“借短买长”依然有利可图，投资端的欣欣向荣能够维持住人们对经济向好的预期。虽然美联储的货币政策受到通胀目标的约束，但美国可以借助全球供应链用美元交换廉价的商品和服务，向外转移通胀，高通胀不易出现。这样，美国就可以较为轻松地跳过低增长、流动性紧缩象限。但是，自美国奉行逆全球化政策以来，全球供应链受损，这削弱了美国转嫁通胀的能力。

新冠疫情爆发后，美联储像往常一样选择“放水”来应对经济衰退风险。虽然“放水”很快刺激了经济复苏，但最终也导致了高通胀具有粘性，居高不下。美联储不得不通过持续加息来平抑高通胀，快速上行的短端利率使得“借短买长”不再有利可图，投资端的萎缩使得人们对经济的预期转向悲观，于是“增长-流动性”轮盘进入了低增长、流动性紧缩象限。在这个过程中，**新冠疫情是导火索，美联储“过度放水”的错误是放大器，而逆全球化才是根本原因**。只要逆全球化不转向，美联储“放水”仍可能抬升通胀，导致“增长-流动性”轮盘再次进入低增长、流动性紧缩象限。

根据上述分析，**通胀已成为影响“增长-流动性”轮盘走向的关键变量**。但美国 CPI 等通胀数据的公布存在时滞，当月中旬才能获得上月的数值。而且，在 2020 年 8 月，美联储宣布采取“长期平均通胀目标制”，2% 从通胀目标的上限变成了通胀目标的均值，意味着美联储允许美国 CPI 在一段较长时期内超过 2%，以补偿 2008 年金融危机以来美国 CPI 长期低于 2% 的缺口，导致未来通胀的不确定性进一步增加。因此，及时准确预测出美国 CPI 的当月值，有利于把握“增长-流动性”轮盘走向，进而在资产配置上“先发制人”。

本文的研究重心是在当月末对美国 CPI 的当月值进行预测。在过去的研究工作中，华泰金工团队提出了三周期模型和 Simple-Nowcasting 模型。三周期模型能够捕捉宏观指标共同的长期内生驱动力，Nowcasting 模型能够利用相关指标的已发布信息来推测目标指标的未发布信息。本文将两者合二为一以提升对美国 CPI 预测的准确性。本文的第一部分将建立基于三周期滤波的 Simple-Nowcasting 模型，并对其构成部分进行理论介绍；第二部分将阐述美国 CPI 的代理指标筛选及预测过程，是本文的重点；第三部分将构建通胀因子，建立通胀和海外大类资产之间的映射关系，并开展海外大类资产配置。

在本报告发布日，模型预测 2023 年 10 月美国 CPI 为 3.2%-3.3%，相较 8 月和 9 月的官方发布值预计有较大幅度回落。

基于三周期滤波的 Simple-Nowcasting 模型理论介绍

每月月末，美国通胀已成定数，但 CPI 数据会延迟至下月披露。对于预测已存在但尚未发布的“现在时”状态，Nowcasting 是一个成熟的工具。模型的核心是动态因子模型，包括隐含状态方程和状态转移方程两部分，常用的形式都是线性方程。原版 Nowcasting 模型最成功的应用是被美国亚特兰大联储用于美国 GDP 的实时预测。其求解过程相对复杂，感兴趣的读者可以参考前期报告《中观行业景气度：Nowcasting 初探》(2021-09-26)。在前期报告《行业配置策略：中观景气视角(1)》(2022-01-18)中，我们提出了 **Simple-Nowcasting 模型**，其核心原理与原版 Nowcasting 模型相同，在结果准确性和模型收敛性方面没有显著削弱的基础上，在运算效率和可扩展性方面有显著提升。其求解过程更容易被读者理解。

针对预测美国 CPI 的场景，本文在 Simple-Nowcasting 模型的基础上，对隐含状态方程和状态转移方程进一步开展以下优化：

- 1) 美国 CPI 的同比增速是非平稳序列，直接预测可能会面临伪回归的问题，本文将对模型涉及的不平稳变量进行差分，从根源上解决了平稳性的问题。
- 2) 在前期报告《周期轮动规律的融会贯通》(2023-09-01)中，我们验证了全球宏观指标均受到基钦周期、朱格拉周期、库茨涅兹周期的共同驱动，本文将在隐含状态方程中引入三周期模型，作为对通胀内生驱动力的刻画。
- 3) 在《行业配置策略：中观景气视角(1)》(2022-01-18)中，我们在填充指标的尾部缺失值的时候，并没有直接使用其他指标当期已发布信息，本文将使用其他指标当期已发布信息来辅助预测，能够大幅提升预测精度。

隐含状态方程

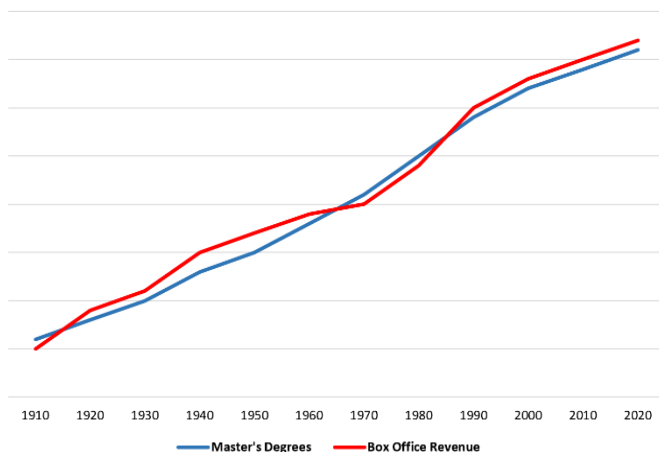
隐含状态方程的本质是“降维”。方程左侧的 y_t 既包括本文预测的对象即美国 CPI，也包括 CPI 主要构成分项及代理指标，是由多维变量的时间序列构成的矩阵；右侧的 f_t 是 y_t 的第一主成分，是一维时间序列，被称作隐含因子； A 是建模变量在隐含因子上的暴露； e_t^i 是建模变量无法被隐含因子解释的部分，被称作特质因子。

$$\Delta y_t^i = A \Delta f_t + e_t^i$$

本文在构建隐含状态方程时，对所有建模变量 y_t 及其第一主成分 f_t 均开展一阶差分处理，是为了避免非平稳序列回归时可能出现的“伪相关”问题。“伪相关”指的是自变量和因变量本身并无逻辑上的因果关系，但恰好因为两者在局部趋势上碰巧一致，导致两者在线性回归时呈现出统计意义上的相关性。下图给出了两个典型的例子：

图表4：硕士学位颁发总数与电影票房收入的“伪相关”

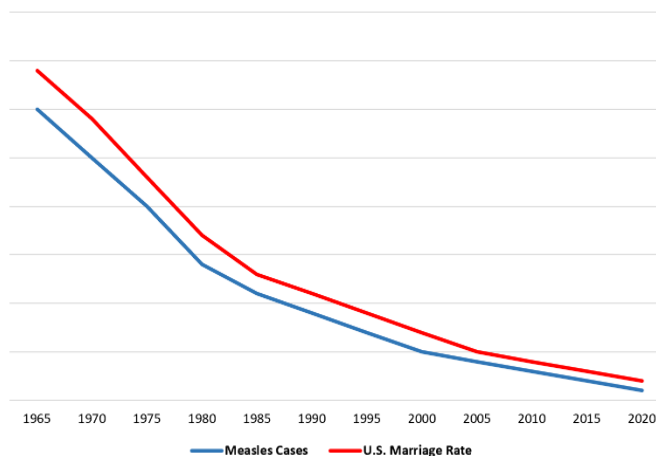
Master's Degrees vs. Box Office Revenue



资料来源：Statology，华泰研究

图表5：美国麻疹病例总数与结婚率的“伪相关”

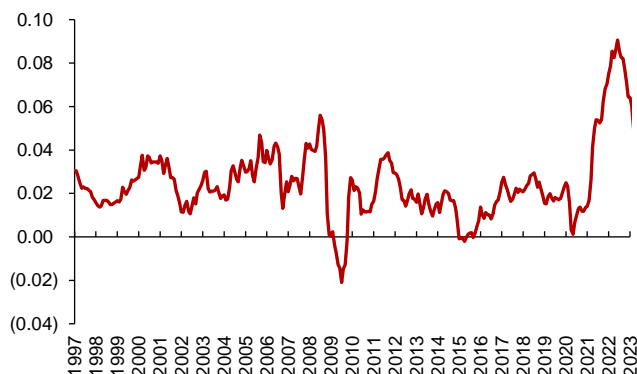
Measles Cases vs. U.S. Marriage Rate



资料来源：Statology，华泰研究

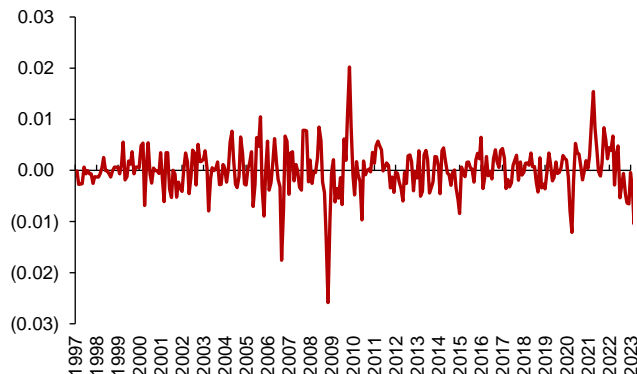
“伪相关”没有逻辑支撑，是不稳定的“巧合”，几乎无法用于预测。因此，在线性回归时需要确保自变量和因变量是弱平稳的，以避免“伪相关”问题。弱平稳是指期望恒定、方差恒定、时差相关性恒定，常用单位根（Augmented Dickey-Fulle, ADF）检验判断。对于非平稳序列，进行差分通常能得到弱平稳序列。例如，我们对美国 CPI 同比序列以及全体建模变量的第一主成分 f_t （隐含因子）进行 ADF 检验，结果显示均为非平稳序列，一阶差分后则均呈现弱平稳。

图表6：美国 CPI 同比是非平稳序列



资料来源：Wind，华泰研究

图表7：差分后的美国 CPI 同比是弱平稳序列



资料来源：Wind，华泰研究

图表8：隐含因子是非平稳序列



资料来源：Wind，华泰研究

图表9：差分后的隐含因子是弱平稳序列



资料来源：Wind，华泰研究

状态转移方程

由于美国 CPI、CPI 主要构成分项及部分代理指标存在尾部缺失值，通过隐含状态方程得到的隐含因子和特质因子也会存在尾部缺失值，缺失个数由最短的指标序列决定。对此，我们可以使用 Simple-Nowcasting 模型的状态转移方程对隐含因子和特质因子的尾部缺失值进行预测填补。

隐含因子是通胀相关指标的第一主成分，是通胀相关指标信息的交集，因而可以理解为通胀因子。为了预测其尾部缺失值，我们将其拆分为内生驱动和外生影响两部分。通胀的内生驱动由隐含因子 f_t 的三周期滤波信号 $H(t)$ 进行刻画， $H(t)$ 使用隐含因子的历史序列拟合并外推至 t 期； B 是隐含因子 f_t 在三周期滤波信号上的暴露。外生影响 δ_t 是隐含因子无法被三周期解释的部分，我们结合其自相关性和代理指标 t 期已发布信息 y_t' ，来预测其 t 期值。由于 δ_t 和 y_t' 都是非平稳序列，建模时需要取一阶差分。

$$f_t = BH(t; f_1, \dots, f_{t-1}) + \delta_t$$

$$\Delta \delta_t \sim AR(1) + a \Delta y_t'$$

预测特质因子 e_t^i 的状态转移方程与预测 δ_t 的方程类似，但 e_t^i 已经呈现出弱平稳的性质，我们不再对其作一阶差分处理。

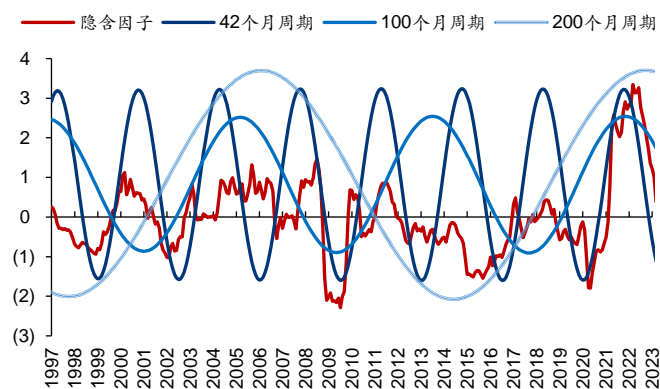
$$e_t^i \sim AR(1) + b\Delta y_t^i$$

华泰三周期模型

前期报告《工业社会的秩序》(2021-05-17)用傅里叶变换和 MUSIC 算法证明了全球经济和金融系统普遍存在 42、100、200 个月的周期，分别对应古典经济学中的基钦周期、朱格拉周期、库兹涅茨周期，并用高斯滤波对周期信号提纯，提出了**华泰三周期模型**。

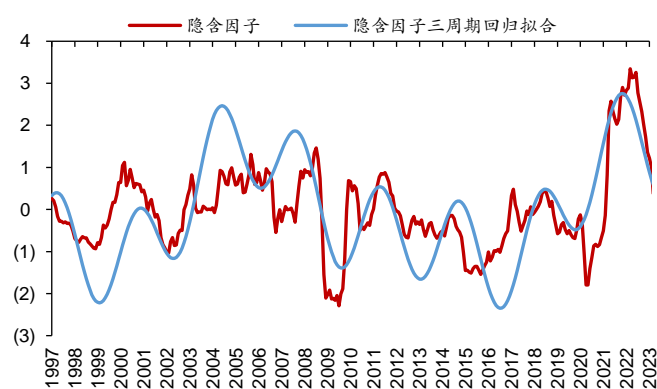
前文已经提及，隐含因子可被视作通胀因子。为了验证三周期模型在预测美国 CPI 中的适用性，我们以隐含因子为因变量，以隐含因子的三周期滤波信号为自变量，进行多元线性回归。下图展示了三周期滤波信号对隐含因子的拟合结果：

图表10：隐含因子的三周期滤波信号



资料来源：Wind，华泰研究

图表11：隐含因子的三周期拟合结果



资料来源：Wind，华泰研究

为了验证引入三周期模型的必要性，我们将 p 阶自回归 (Autoregression, AR) 模型作为对照组，比较两者对隐含因子的拟合优度。同样因为平稳性的问题，对照组需要先对隐含因子作一阶差分。为了提升结论的可靠性，我们使用自助法 (Bootstrap) 从两者的拟合结果中随机抽取 1000 组长度不小于 42 个月的连续序列，比较三周期模型和 AR(p) 模型的 R^2 均值，并统计三周期模型 R^2 大于 AR(p) 模型 R^2 的比例。结果显示，无论 $p=1,2,3$ ，三周期模型的 R^2 均值都显著高于 AR(p) 模型的 R^2 均值，且三周期模型的拟合优度在 >90% 的时间段中都比 AR(p) 模型的高。这表明**三周期模型可以更好地刻画隐含因子，有助于预测**。关于状态转移方程中各核心结构的必要性，在模型预测结果部分会有进一步的讨论。

图表12：三周期模型对隐含因子的拟合效果优于 AR(p)模型

	三周期模型	AR(1)	AR(2)	AR(3)
R^2 均值	39.95%	20.18%	17.22%	16.28%
三周期模型胜率	-	94.9%	98.6%	98.2%

资料来源：Wind，华泰研究

模型求解过程

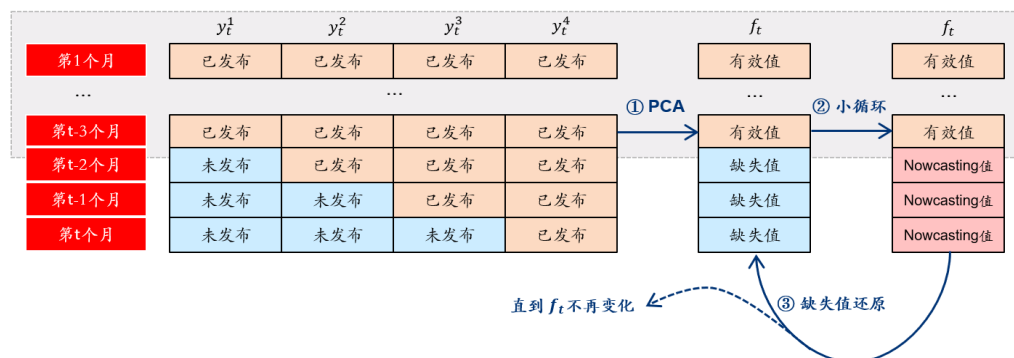
上述模型并不存在解析解——模型中只有美国 CPI、CPI 主要构成分项及代理指标是已知的，待估计参数 $\{f_t, A, B, a, b\}$ 都是未知的。我们用 **EM 算法** 来估计这些参数：

- 1) Expectation 步：固定 $\{A, B, a, b\}$ ，用代理指标的预测值填充尾部缺失值后，再用主成分分析估计 f_t ；
- 2) Maximization 步：固定 f_t ，使用最小二乘法依次估计 $\{A, B, a, b\}$ 。

以 EM 算法为内核，我们首先设计了“小循环”，其目的是为了填充尾部缺失值、得到完整的隐含因子序列估计。为了提升模型收敛性，我们在“小循环”外套了“大循环”。下文列举了含有 4 个建模变量的例子来阐述求解过程。这 4 个建模变量分别存在 3 期 (y_1)、2 期 (y_2)、1 期 (y_3)、0 期 (y_4) 尾部缺失值。

第一步：我们用全体建模变量 y_t^i 的第一主成分初始化隐含因子 f_t 。注意，主成分分析的样本不包括含有缺失值的截面。所以在本示例中，初始化后的 f_t 只在第1期到t-3期有数值，这是由已发布信息最少的 y_1 所决定的。

图表13：Simple-Nowcasting 之“大循环”



资料来源：华泰研究

第二步：我们带着初始化后的隐含因子 f_t 进入“大循环”，在“大循环”中将会反复调用“小循环”。“小循环”使用 EM 算法，在填充缺失值的同时，不断修正拟合结果：

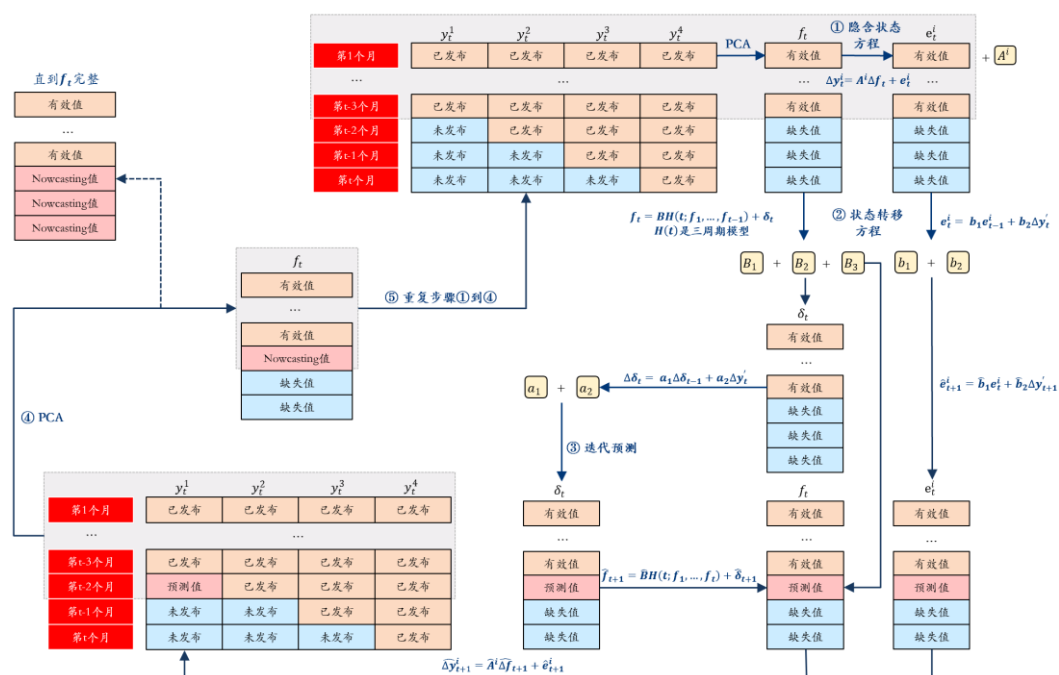
- 1) 使用最小二乘法估计各建模变量一阶差分 Δy_t^i 在隐含因子一阶差分 Δf_t 上的暴露，并计算特质因子 e_t^i ；因为 Δf_t 只有截至t-3期的数值，所以 e_t^i 也只有截至t-3期的数值。
- 2) 使用三周期模型提取隐含因子 f_t 的三周期滤波信号 $H(t)$ ，然后使用最小二乘法估计 f_t 在 $H(t)$ 上的暴露，并计算隐含因子的残差 δ_t 。因为 f_t 只有截至t-3期的数值，所以 δ_t 也只有截至t-3期的数值；进一步取 δ_t 的一阶差分 $\Delta \delta_t$ 。
- 3) 为了预测 e_t^i 和 $\Delta \delta_t$ 的t-2期缺失值，除了使用两者自身的AR(1)过程外，同时使用 y_2 、 y_3 和 y_4 的t-2期已发布信息，使用最小二乘法估计AR(1)和已发布信息的回归系数。
- 4) 将AR(1)过程线性外推至t-2期，结合 y_2 、 y_3 、 y_4 的t-2期已发布信息，共同估计各指标特质因子 e_t^i 和隐含因子残差的一阶差分 $\Delta \delta_t$ 在t-2期的缺失值，将 $\Delta \delta_t$ 还原为 δ_t ；再将三周期滤波信号外推至t-2期，结合 δ_t 在t-2期的预测值，得到隐含因子 f_t 在t-2期的预测值，求出 f_t 的一阶差分 Δf_t ；使用隐含状态方程，结合 Δf_t 和 e_t^i 在t-2期的预测值，得到 Δy_t^i 在t-2期的预测值，还原为 y_t^i ；最终求得了 y_1 在t-2期的预测值。
- 5) 将 y_1 在t-2期的缺失值用预测值填上后，t-2期全体建模变量都有数值，于是重新计算第一主成分，可以得到截至t-2期的隐含因子 f_t 。
- 6) 重复上述步骤，直到得到截至t期的完整的隐含因子 f_t 。

需要注意的是，只有“小循环”无法保证模型的收敛性。“小循环”每迭代一次，除了隐含因子 f_t 的1个尾部缺失值被Nowcasting值填上了之外， f_t 的早期有效值也会发生变化。这是因为“小循环”每迭代一次，参与主成分分析的截面数多了1期，导致建模变量在第一主成分中的权重发生了变化。

第三步：我们回到“大循环”，将隐含因子 f_t 在t-2至t期的Nowcasting值还原为尾部缺失值，重新执行“小循环”。与上一轮“小循环”不同的是，由于前述原因，再次进入“小循环”时， f_t 的有效值和前一轮“小循环”的初始状态已然不同。不断执行“大循环”，当进入“小循环”前 f_t 的有效值和离开“小循环”后 f_t 的有效值完全相等时，模型收敛。

最后，还需要强调一点：**模型收敛的一个必要条件是全体建模变量两两之间显著相关。**我们考虑一种比较极端的情况。假设有两个指标 y_1 和 y_2 ，两者不相关。那么， y_1 和 y_2 的相关系数矩阵就是单位阵，两个特征值都为1。根据主成分的定义，第一主成分和第二主成分的贡献率均为50%。这就让模型“困惑”了——第一主成分究竟应该刻画 y_1 ，还是刻画 y_2 ？在这种情况下，“大循环”的结果可能会在 y_1 和 y_2 之间反复跳跃，无法收敛。所以，对于后文代理指标筛选过程选出高相关性的代理指标，读者无需过度忧虑。

图表14: Simple-Nowcasting 之“小循环”



资料来源：华泰研究

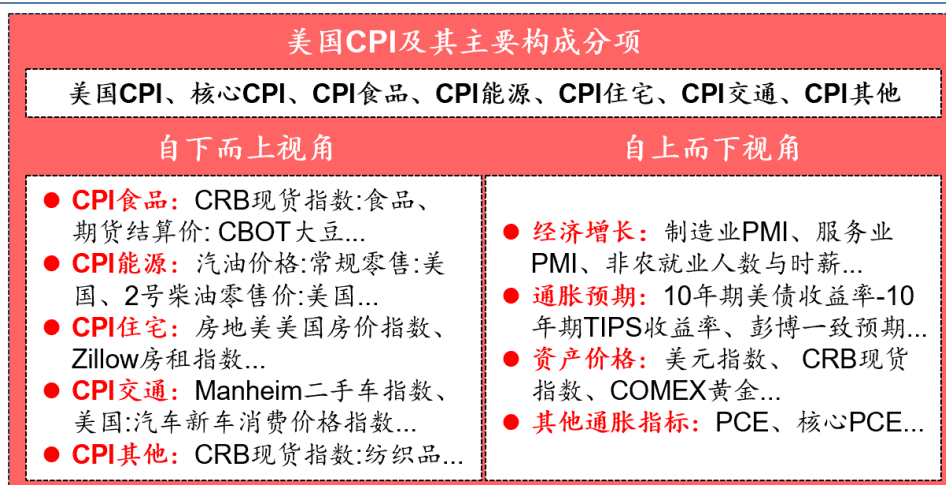
用基于三周期滤波的 Simple-Nowcasting 模型预测美国 CPI

预测美国 CPI 的备选指标库构建与清洗

备选指标库构建采用自下而上视角和自上而下视角相结合的方式，并且尽可能多地纳入日频或周频的备选指标：

- 1) 自下而上视角：在预测美国 CPI 时，我们用到的指标包括美国 CPI、CPI 主要构成分项及代理指标。其中 CPI 主要构成分项对应美国 CPI 中权重最高的四个分项：CPI 食品、CPI 能源、CPI 住宅和 CPI 交通，剩下的子类统一归为 CPI 其他。然后，再进一步寻找跟上述分项存在密切关联的中观指标。
- 2) 自上而下视角：从宏观基本面逻辑出发，重点关注经济增长、通胀预期、资产价格等角度。以通胀预期为例，指标库既包括市场通胀预期，等于 10 年期美债收益率-10 年期 TIPS 收益率，也包括美国 CPI 的彭博一致预期。

图表15：预测美国 CPI 的备选指标库构建：自下而上和自上而下视角结合



资料来源：华泰研究

考虑到不同指标发布频率、统计口径等不一致，在筛选代理指标之前需要对全体备选指标进行预处理，一般包括以下 3 个步骤：

- 1) **下载数据**：除非只能下载到同比口径数据，否则推荐下载经官方季调后的总量/价格口径或者可以转成总量/价格口径的指标，后者包括环比口径、扩散指数等。
- 2) **统一口径**：通过取月均值或者月末值，统一数据频率为月频，将所有可以转成总量/价格口径的指标转换为总量/价格口径，再将所有累计值指标转换为当月值指标。
- 3) **同比变换**：将所有非同比口径指标转换为同比增速口径，同比增速是多数投资者观察宏观环境的视角。

在下载指标的时候，之所以不推荐下载同比口径数据，是因为总量/价格口径或者可以转成总量/价格口径的指标所含信息更丰富，数据预处理时可以选用的方法更灵活；之所以下载经官方季调后的指标，是因为我们暂未找到公开资料以知悉官方机构如何消除西方节日影响的细节。不同指标的预处理细节及相关案例可参考前期报告《海外增长-流动性框架与大类资产配置》（2023-01-17）。

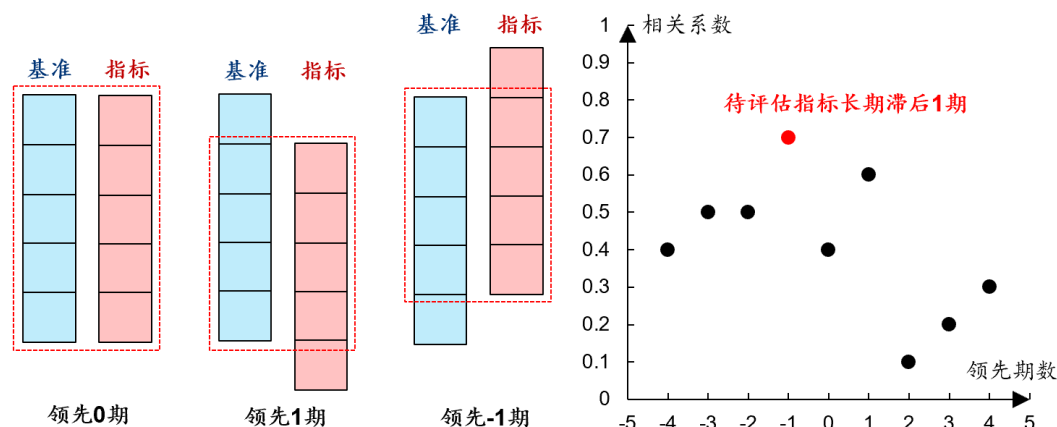
美国 CPI、CPI 主要构成分项及代理指标筛选

筛选指标时我们主要遵循三个标准：1) 入选指标须是美国 CPI 或者对应 CPI 分项的领先指标；2) 入选指标须和美国 CPI 或者对应 CPI 分项具有高相关性；3) 入选指标有 10 年以上的有效值。对于每个备选指标，我们将遍历美国 CPI 及其主要构成分项，作为相关性和领先性的评价基准，来确定该指标是否能成为美国 CPI 或者某个分项的代理指标。相关性和领先性评价方法包括**时差相关性分析**和**DTW 算法**。考虑到美国 CPI 主要构成分项的权重和预测逻辑随时间变化不大，我们在全局窗口内开展指标评价和筛选，窗口区间为 2003 年 1 月至 2023 年 1 月。

时差相关性分析

我们在做普通的相关性分析时，通常会将基准指标的 t 期和待评估指标的 t 期对齐，这种对齐方式被称作“领先 0 期”。时差相关性分析就是让两条指标序列错位——如果用基准指标的 t 期和待评估指标的 $t-k$ 期对齐，就称待评估指标领先基准指标 k 期；如果用基准指标的 t 期和待评估指标的 $t+k$ 期对齐，就称待评估指标领先基准指标 $-k$ 期或者待评估指标滞后基准指标 k 期。我们将待评估指标依次延后 12, 11, ..., 1 期至提前 0, 1, ..., 12 期，计算其与基准指标之间的相关系数，一共是 25 组。相关系数的大小刻画了两者**相关性**，相关系数最大的那组，对应的领先期数就是评价窗口内待评估指标相对基准指标的**领先期数**。不过，时差相关性分析可能会受到极端样本的干扰，而且建立在恒定的领先滞后关系的假设之上。

图表16：时差相关性分析原理示意图

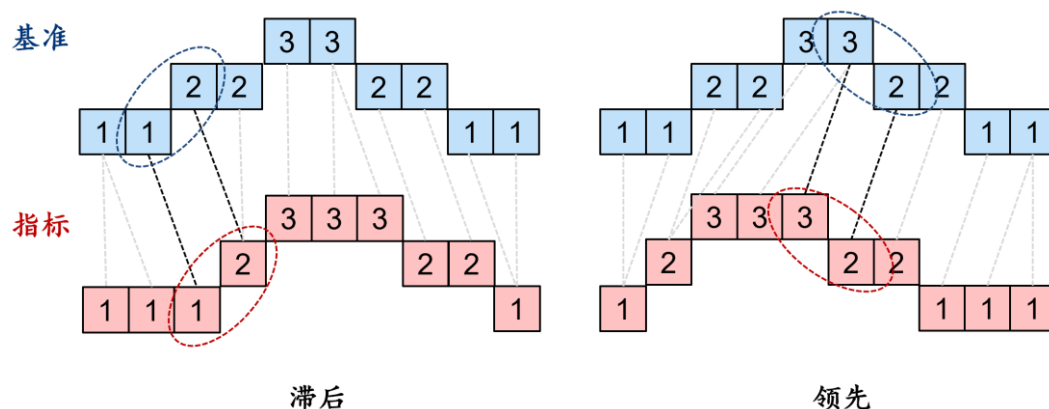


资料来源：华泰研究

DTW 算法

DTW 算法对样本分布没有太高的要求，也允许两个指标的领先滞后关系是动态变化的。算法原理详见前期报告《行业配置策略：中观景气视角(2)》（2022-07-18）。下图展示了算法输出结果的一个示例。图中的虚线表示两条序列样本点的匹配结果。两条序列样本点并非一一对应，而是根据形状相似度得到了一对多或者多对一的匹配关系。我们在图上用椭圆虚线标注了其中两组相同形状的匹配结果。每一条虚线的距离等于所连接的两个样本点的欧氏距离，所有虚线距离求和再除以序列长度即为月均 DTW 距离，该距离是对两者**相关性**的刻画——数值越小说明两条序列形状越相似。通过观察虚线倾斜的方向，还可以判断待评估指标相对于基准指标的**领先滞后关系**。例如，左图虚线整体往左倾斜，对应待评估指标滞后于基准指标；右图虚线整体往右倾斜，对应待评估指标领先于基准指标。

图表17：DTW 算法输出结果示意图



资料来源：华泰研究

指标筛选结果

首先，美国 CPI 及 CPI 主要构成分项默认都是建模变量。然后，要确定美国 CPI 及 CPI 主要构成分项的代理指标，具体步骤如下：

- 1) 剔除有效值不足 10 年的指标。
- 2) 对于延迟发布的月频指标，要求时差相关性分析和 DTW 算法所得领先期数均 >0 ；对于其他发布及时的指标，要求时差相关性分析和 DTW 算法所得领先期数均 ≥ 0 。这里允许其他指标领先期数 $=0$ ，是因为在月末我们可以获得这些指标的当月信息，即使只是基准指标的同步指标，对延迟发布的基准指标也有辅助预测作用。
- 3) 在满足领先性要求的指标中，只要时差相关系数 ≥ 0.5 或者月均 DTW 距离 ≤ 0.5 ，都入选为最终的代理指标。如果某个分项下没有任何一个指标满足上述相关性要求，则取相关性最高的 1 个指标作为最终的代理指标；相关性得分=时差相关系数 $+(1-DTW)$ 。
- 4) 如果有两个或两个以上含义相近的指标入选，则通过主观考虑其他因素，仅保留最合适的 1 个指标。例如，在筛选 CPI 能源的代理指标时，我们最终选用现货价格指数而非期货价格指数，主要是考虑到 CPI 计算本身使用的是现货价格。

最终，我们确定了 17 个建模变量，如下表所示：

图表 18：预测美国 CPI 最终使用的建模变量

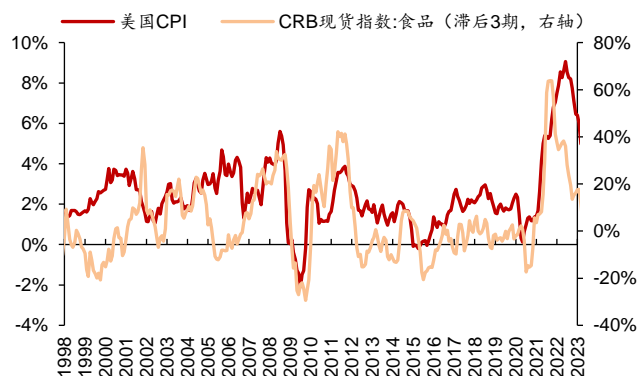
指标类型	指标名称	Wind 代码	下载口径	发布频率	延迟发布月数	预处理思路
CPI 分项	美国 CPI	G0000035	总量	月	1	总量转同比
	美国核心 CPI	G0000037	总量	月	1	总量转同比
	美国:CPI:食品	G0002415	总量	月	1	总量转同比
	美国:CPI:住宅	G0002359	总量	月	1	总量转同比
	美国:CPI:能源	G0002408	总量	月	1	总量转同比
	美国:CPI:交通运输	G0002373	总量	月	1	总量转同比
	美国:CPI:其他商品与服务	G1156603	总量	月	1	总量转同比
美国 CPI	市场通胀预期	G0000891-G0005428	利率	日	0	取月均值
	美国 ISM 非制造业 PMI	G0002324	扩散	月	1	取 12 月移动平均
	RJ/CRB 商品价格指数	S5010287	价格	日	0	取月均值，价格转同比
	CRB 现货指数:综合	S0031505	价格	日	0	取月均值，价格转同比
CPI 食品	CRB 现货指数:食品	S0031506	价格	日	0	取月均值，价格转同比
CPI 住宅	房地美美国房价指数	CEIC 下载	价格	月	1	价格转同比
CPI 能源	美国汽油常规零售价	S5140882	价格	日	0	取月均值，价格转同比
	美国 2 号柴油零售价	S5141146	价格	日	0	取月均值，价格转同比
	OPEC 一揽子原油价格	S0031526	价格	日	0	取月均值，价格转同比
CPI 交通	Manheim 二手车价格指数	CEIC 下载	价格	半月	0	价格转同比

资料来源：Wind，CEIC，华泰研究

调整领先期数

使用时差相关性分析和 DTW 算法，我们得到了各代理指标相对于基准指标的领先期数。对于领先基准指标 k 期的代理指标，通常的做法是将代理指标滞后 k 期，用 $t-k$ 期的代理指标来预测 t 期的基准指标。不过，算法得到的 k 是评价窗口内代理指标的平均领先性，换句话说，可能有时领先期数大于 k ，有时领先期数小于 k ，直接使用 k 建模，容易产生过拟合的问题。为了避免此问题，建模时代理指标的滞后期数应设置得保守一些——我们只对领先性最强的 CRB 现货指数:食品和房地美美国房价指数进行滞后处理，将 CRB 现货指数:食品和房地美美国房价指数分别滞后 3 期和 9 期。代理指标中其他没有做滞后处理的领先期数一定程度上能够被状态转移方程中的 $AR(1)$ 过程捕捉到。

图表19: 美国 CPI 与滞后 3 期的 CRB 现货指数:食品对比



资料来源: Wind, CEIC, 华泰研究

图表20: 美国 CPI 与滞后 9 期的房地美美国房价指数对比



资料来源: Wind, CEIC, 华泰研究

图表21: 美国 CPI、CPI 主要构成分项及代理指标的相关性和领先性

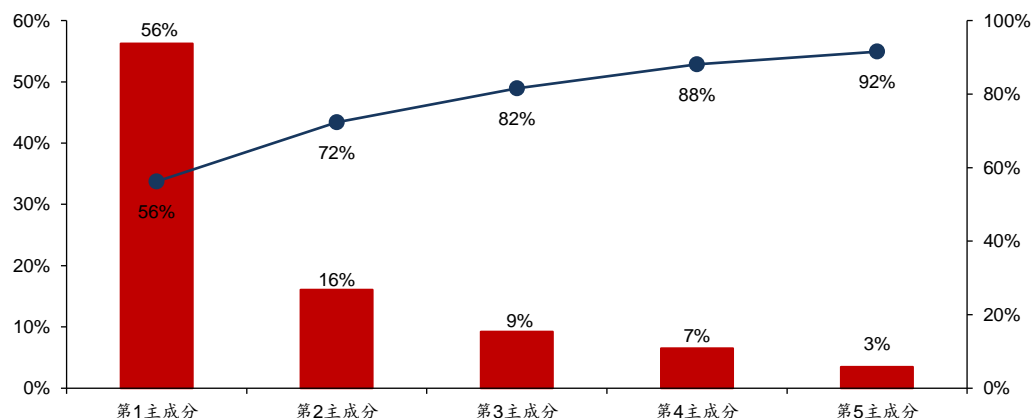
指标类型	指标名称	基准指标	时差相关系数	月均 DTW 距离	时差相关性分析领先期数	DTW 领先期数	滞后处理期数
CPI 分项	美国 CPI	-	-	-	-	-	0
	美国核心 CPI	美国 CPI	0.62	0.33	-	-	0
	美国:CPI:食品	美国 CPI	0.63	0.27	-	-	0
	美国:CPI:住宅	美国 CPI	0.68	0.32	-	-	0
	美国:CPI:能源	美国 CPI	0.86	0.27	-	-	0
	美国:CPI:交通运输	美国 CPI	0.84	0.25	-	-	0
	美国:CPI:其他商品与服务	美国 CPI	0.58	0.32	-	-	0
美国 CPI	美国通胀预期	美国 CPI	0.70	0.41	1	0	0
	美国 ISM 非制造业 PMI	美国 CPI	0.47	0.46	6	3	0
	RJ/CRB 商品价格指数	美国 CPI	0.78	0.33	1	1	0
	CRB 现货指数:综合	美国 CPI	0.58	0.40	3	3	0
CPI 食品	CRB 现货指数:食品	美国:CPI:食品	0.71	0.41	8	6	3
CPI 住宅	房地美美国房价指数	美国:CPI:住宅	0.77	0.52	12	6	9
	美国汽油常规零售价	美国:CPI:能源	0.98	0.16	0	0	0
CPI 能源	美国 2 号柴油零售价	美国:CPI:能源	0.95	0.17	0	1	0
	OPEC 一揽子原油价格	美国:CPI:能源	0.93	0.24	1	2	0
CPI 交通	Manheim 二手车价格指数	美国:CPI:交通运输	0.62	0.47	3	0	0

资料来源: Wind, CEIC, 华泰研究

主成分分析

对上述 17 个建模变量开展主成分分析发现,第一主成分的方差贡献率约为 56%,这部分信息是全体建模变量所蕴含信息的交集,受到共同的通胀周期的驱动,在模型中通过隐含因子刻画;第二至第五主成分的方差贡献率均大于 3%,累计约为 36%,这部分信息可以理解成 CPI 各主要分项和其代理指标所蕴含信息的交集,有各自不同的自相关特征,受到当期已发布信息不同程度的影响,在模型中通过特质因子刻画。

图表22：17个建模指标各主成分方差贡献率



资料来源：Wind, CEIC, 华泰研究

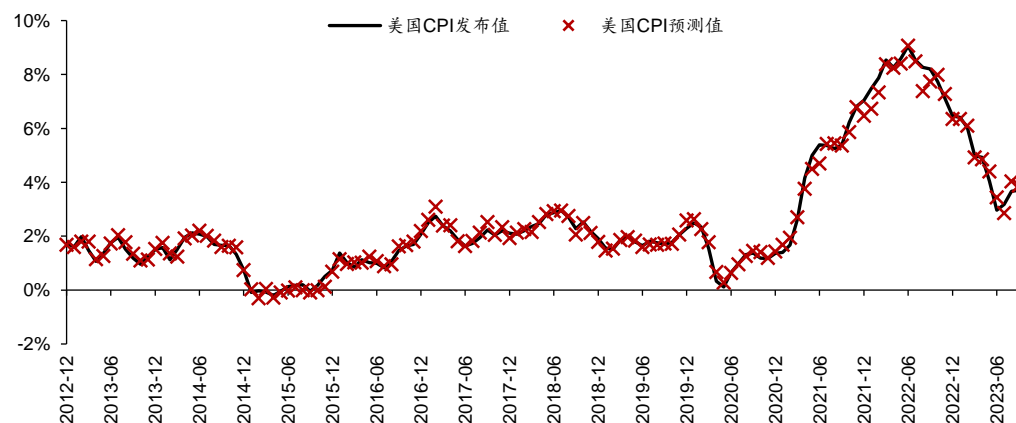
模型预测结果

由于美国 CPI、CPI 主要构成分项及代理指标自 1997 年开始才均有有效值，为了使隐含因子状态转移方程能够充分捕捉三周期规律，我们在模型经历过一个完整的库兹涅茨周期后再开始预测，对应预测的起始时间为 2013 年。在 t 月末对 t 月的 CPI 进行 Nowcasting 时还需注意避免未来信息。若某个代理指标在 t 月末无法获得当月值，存在 k 个月延迟发布的情况，则在 t 月末只能获得 $t-k$ 月之前的数据。

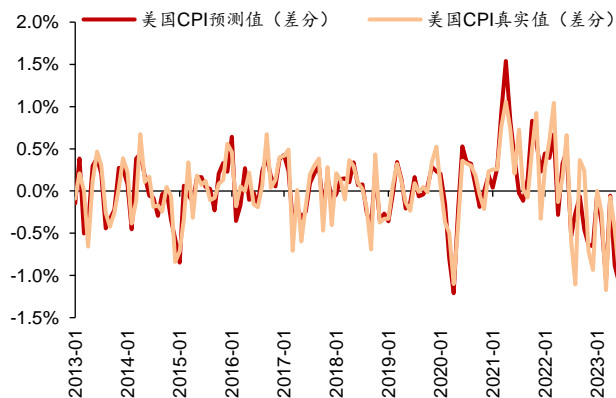
本文展示了截至 2023 年 9 月的预测结果。在评价预测效果时同样需要注意“伪相关”的问题——需要对美国 CPI 同比增速的预测值和真实值开展一阶差分后，再评价两者之间的拟合优度。结果显示， R^2 为 67.5%；美国 CPI 同比增速变化方向（增速变高/变低）的预测准确率为 81.4%；90% 以上的样本预测误差在 $\pm 0.4\%$ 以内，65.1% 的样本预测误差在 $\pm 0.2\%$ 以内。预测效果总体上良好。

为进一步验证状态转移方程中各核心结构的必要性，我们开展控制变量实验。具体地，我们分别不考虑三周期模型、不考虑隐含因子残差和特质因子的自相关性、不考虑用其他指标当期已发布信息做辅助预测，相较于原始模型， R^2 分别下降 24.6%、2.7% 和 55.4%。由是观之，状态转移方程中引入三周期模型、使用其他指标当期已发布信息做辅助预测等两处改进对模型拟合优度提升有至关重要的影响。

图表23：美国 CPI 同比的预测值和真实值走势对比

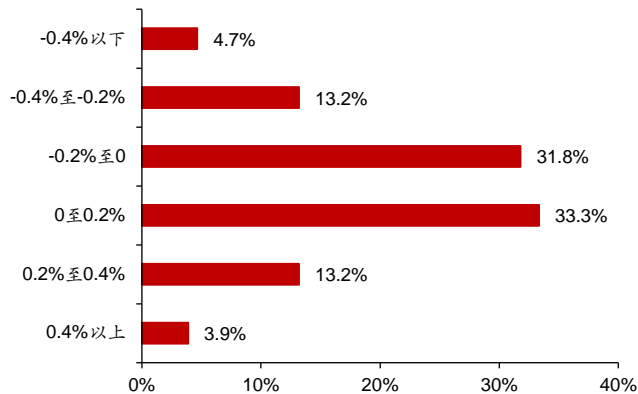


资料来源：Wind, CEIC, 华泰研究

图表24：差分后的美国CPI同比真实值与预测值对比（ $R^2=67.5\%$ ）

资料来源：Wind, CEIC, 华泰研究

图表25：美国CPI同比的预测误差分布



资料来源：Wind, CEIC, 华泰研究

图表26：状态转移方程中各核心结构变化对模型拟合优度的影响

状态转移方程结构	R^2
$f_t = BH(t; f_1, \dots, f_{t-1}) + \delta_t, \Delta\delta_t \sim AR(1) + a\Delta y'_t, e_t^i \sim AR(1) + b\Delta y'_t$	67.5%
$\Delta f_t \sim AR(1) + a\Delta y'_t, e_t^i \sim AR(1) + b\Delta y'_t$	42.9%
$f_t = BH(t; f_1, \dots, f_{t-1}) + \delta_t, \Delta\delta_t \sim a\Delta y'_t, e_t^i \sim b\Delta y'_t$	64.8%
$f_t = BH(t; f_1, \dots, f_{t-1}) + \delta_t, \Delta\delta_t \sim AR(1), e_t^i \sim AR(1)$	12.1%

资料来源：Wind, 华泰研究

海外资产配置：投资时钟模型

最后一部分，我们将使用美国 CPI 的三周期 Nowcasting 结果构建通胀因子，探究通胀因子对海外典型大类资产的影响，并将其应用于海外大类资产配置。研究过程将引入四个对照情景，如下表所示。其中，上帝视角 CPI 是最直观的对照情景。如果 Nowcasting 情景的表现能够接近甚至打败上帝视角 CPI 情景，那也可以说明模型对美国 CPI 预测的准确性。

图表27：Nowcasting 情景及其对照情景

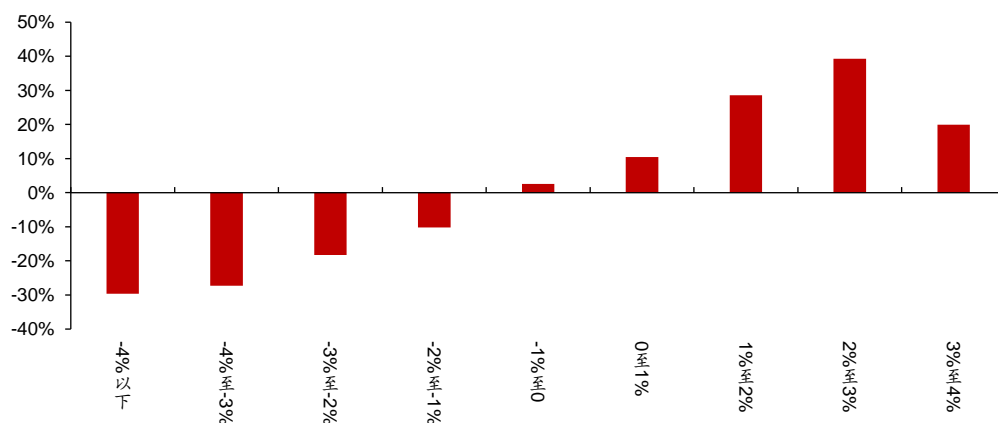
情景名称	当月通胀的计算方法
Nowcasting	使用每月末三周期 Nowcasting 的结果
上帝视角 CPI	假设当月末就能够提前知晓当月 CPI 同比
真实发布 CPI	当月使用上个月官方发布的 CPI 同比
市场通胀预期	10 年期美债收益率-10 年期 TIPS 收益率的月均值
彭博一致预期	Bloomberg 上分析师对 CPI 一致预期的月末值

资料来源：华泰研究

通胀因子构建

通胀因子使用**通胀的变化幅度**来刻画，等于当月通胀减去过去 M 个月美国 CPI 官方发布值的均值。当期通胀有五种表示方式，对应前文所述的五种情景。在实际投资过程中，投资者不仅会关注通胀是上行还是下行，还会关注通胀变化的幅度，所以通胀因子可能存在阈值效应。为证实这一猜想，我们将通胀因子按照 1% 的变化幅度划分为了若干区间，并统计了过去 20 年中彭博商品 6 月远期指数在各区间中的年化收益率。结果表明，彭博商品指数的表现和通胀因子基本呈正相关关系，证实了阈值效应的存在。

图表28：通胀因子存在显著的阈值效应



资料来源：Wind，华泰研究

阈值效应的存在为更精细地刻画通胀变化程度提供了一个思路。具体来说，我们可以设置一个动态阈值来刻画通胀上行或者下行的程度。取滚动窗口为 N，最小窗长为 N/2，阈值分位数为 p，我们定义了通胀因子的四种状态：

- 1) 当期通胀因子低于过去 N 个月的 p 分位数时，则认为当期通胀大幅下行。
- 2) 当期通胀因子高于过去 N 个月的 1-p 分位数时，则认为当期通胀大幅上行。
- 3) 当期通胀因子高于 p (p<50) 分位数但低于 50% 分位数时，则认为当期通胀小幅下行。
- 4) 当期通胀因子高于 50% 分位数但低于 p (p>50) 分位数时，则认为当期通胀小幅上行。

投资时钟策略

投资时钟模型的核心思想是：根据通胀因子生成观点，建立宏观-资产映射关系，调整基准组合的风险预算比例，优化求解主动管理组合的配置比例，具体细节与前期报告《宏观因子指数回顾、改进与应用》(2022-02-12)的做法类似。本研究选取的海外资产包括权益（标普 500 指数、纳斯达克指数）、债券（美国 10 年期国债期货）、商品（彭博商品 6 月远期调整指数）、美元（INVESCO 美元 ETF）、黄金（CMX 黄金）。

通胀因子的四种状态对应不同资产包括看多、一般看多、无观点、一般看空、看空等五种观点，不同观点对应不同的风险预算调整幅度，如下图所示。

图表29：基于风险预算模型的大类资产配置流程示意图



资料来源：华泰研究

本研究主要基于**宏观逻辑**建立通胀因子和大类资产的映射关系。通胀作为影响“增长-流动性”轮盘走向的关键变量，和权益、债券、美元之间的逻辑与加息预期有关，和商品、黄金之间的逻辑与经济增长有关。此外，对于权益、商品等风险类资产，我们会给出整体偏进攻性的观点，即包括看多或看空；对于债券和美元等避险类资产，我们会给出整体偏防守性的观点，即只包括一般看多或一般看空；**黄金兼具货币和商品属性，既可作为避险资产给出偏防守性的观点，也可作为进攻资产给出偏进攻性的观点**，后文会将黄金的资产属性作为超参数进行测试。遵循上述规则，不同的通胀因子状态对不同资产的发表观点如下：

图表30：通胀因子-大类资产映射关系

海外资产	大幅下行	小幅下行	小幅上行	大幅上行
标普 500	看多	一般看多	无观点	一般看空
纳斯达克指数模型	看多	一般看多	无观点	一般看空
美国 10 年期国债	一般看多	无观点	无观点	一般看空
彭博商品 6 月远期	一般看空	无观点	一般看多	看多
INVESCO 美元 ETF	一般看空	无观点	无观点	一般看多
CMX 黄金	进攻-看多	进攻-一般看多	无观点	一般看空
	避险-一般看多	避险-无观点		

资料来源：华泰研究

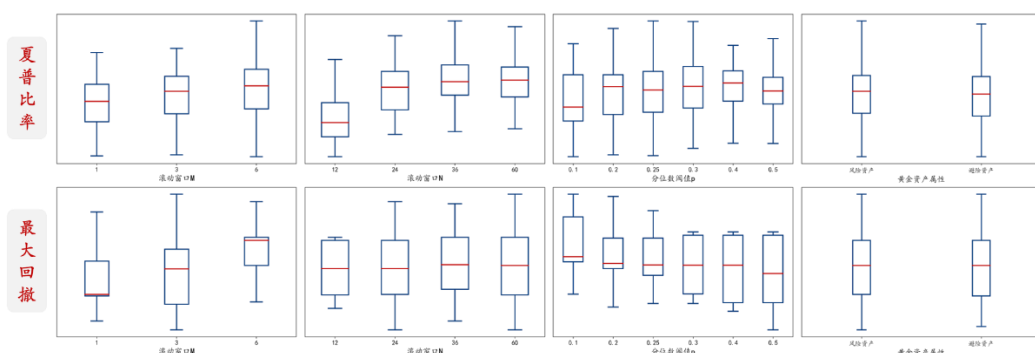
最优参数确定

本研究使用的投资时钟模型共包含 4 个参数，共 $3 \times 4 \times 6 \times 2 = 144$ 种参数组合：

- 1) 滚动窗口 **M**：用于求通胀因子，取值范围{1,3,6}。
- 2) 滚动窗口 **N**：用于求动态分位数，取值范围{12,24,36,60}。
- 3) 阈值 **p**：用于求动态分位数，取值范围{0.1,0.2,0.25,0.3,0.4,0.5}。
- 4) 黄金的资产属性：取值范围{风险资产,避险资产}。

我们遍历每一种参数组合，以夏普比率和最大回撤作为评价指标，筛选最优参数。结果用箱线图展示：以滚动窗口 **M** 为例，绘制 **M=1** 的箱线图时，我们固定滚动窗口 **M=1**，遍历剩下三个参数共 $4 \times 6 \times 2 = 48$ 种组合，使用这 48 种参数组合下策略的夏普比率和最大回撤绘制箱线图。综合比较不同参数取值夏普比率和最大回撤的中位数，我们最终确定最优参数组合为 **M=6, N=60, p=0.4**，黄金是风险资产、给出偏进攻性的观点。

图表31：参数寻优结果



资料来源：Wind，华泰研究

回测结果分析

在最优参数组合下进行策略回测，基准情景采用权益:债券:商品:美元:黄金风险预算比例等于 1:1:1:1:1 的风险预算组合，回测区间为 2016-01-31 至 2023-09-30。从夏普比率和卡玛比率来看，真实发布 CPI 情景不如基准情景，其他情景均优于基准情景。这说明**金融市场确实存在“抢跑”现象，对美国 CPI 进行预测是非常有必要的。**

其中，Nowcasting 情景的年化收益、夏普比率、卡玛比率、月度胜率均排在全部情景第一名。为检验该结果的稳定性，我们遍历 144 种参数组合，比较五种主动管理情景的夏普比率，从高到低依次给予第 1 名至第 5 名。结果显示，在 2020 年之前，市场通胀预期情景表现最佳，在近三分之二的参数组合下排名第一；在 2020 年之后，Nowcasting 情景表现最佳，在超过一半的参数组合下排在前两名，而市场通胀预期情景的表现大幅下降，在近三分之二的参数组合下排在后两名。关于这一现象，在文末将进行分析。

图表32：不同当月通胀表示情景在最优参数组合下的资产配置策略业绩表现

情景名称	年化收益	年化波动	夏普比率	最大回撤	卡玛比率	月度胜率
Nowcasting	6.02%	4.33%	1.39	-5.73%	1.05	68.67%
上帝视角 CPI	4.90%	4.25%	1.15	-5.73%	0.86	64.60%
真实发布 CPI	3.99%	4.27%	0.94	-5.61%	0.71	65.64%
市场通胀预期	4.74%	4.22%	1.12	-6.83%	0.69	68.24%
彭博一致预期	5.12%	4.33%	1.18	-6.82%	0.75	66.69%
简单风险平价	3.28%	3.41%	0.96	-4.39%	0.75	65.55%

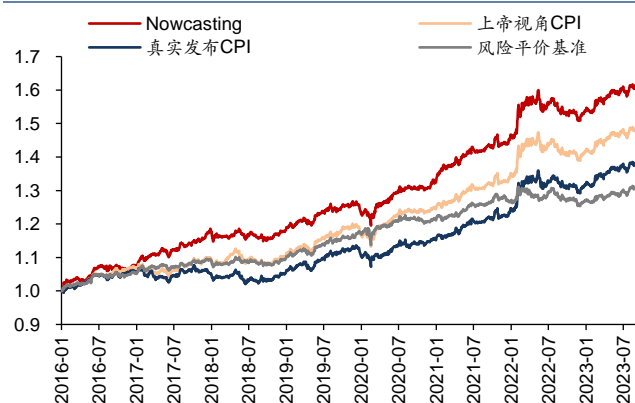
资料来源：Wind，Bloomberg，华泰研究

图表33: Nowcasting 情景在最优参数组合下的资产配置策略分年度业绩

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	年化收益	年化波动	夏普比率	最大回撤	卡玛比率	月度胜率
2016		2.81%	0.70%	-0.42%	0.24%	2.15%	1.75%	-0.67%	0.39%	0.20%	-0.91%	0.24%	6.85%	3.94%	1.74	-1.92%	3.57	72.73%
2017	0.71%	2.55%	0.26%	0.66%	0.79%	-0.91%	1.22%	1.49%	-0.59%	1.03%	0.59%	0.56%	8.28%	3.34%	2.48	-2.37%	3.49	83.33%
2018	1.58%	-1.01%	-0.18%	-0.10%	1.22%	-0.50%	0.07%	-0.19%	-0.39%	-0.77%	0.86%	0.82%	1.31%	3.84%	0.34	-3.28%	0.40	41.67%
2019	1.45%	0.17%	1.19%	0.79%	-1.49%	2.30%	0.93%	1.16%	-1.01%	1.16%	0.11%	0.11%	6.72%	3.58%	1.88	-1.93%	3.48	83.33%
2020	-2.12%	-0.39%	-0.32%	3.21%	0.75%	1.23%	1.26%	0.42%	0.21%	-0.35%	0.31%	0.09%	4.08%	4.73%	0.86	-5.61%	0.73	66.67%
2021	1.10%	2.59%	1.23%	0.55%	0.57%	1.75%	0.56%	-0.30%	0.59%	0.37%	-0.09%	0.59%	9.47%	4.11%	2.30	-2.45%	3.87	83.33%
2022	1.62%	1.13%	4.39%	1.01%	-0.10%	-1.43%	1.86%	-0.68%	-1.66%	0.38%	0.14%	-1.81%	4.69%	6.37%	0.74	-5.69%	0.82	58.33%
2023	2.12%	-0.23%	2.11%	0.37%	1.19%	0.15%	0.89%	-0.03%	-0.70%				7.50%	3.92%	1.91	-1.84%	4.08	60.00%
总计													6.02%	4.33%	1.39	-5.73%	1.05	68.67%

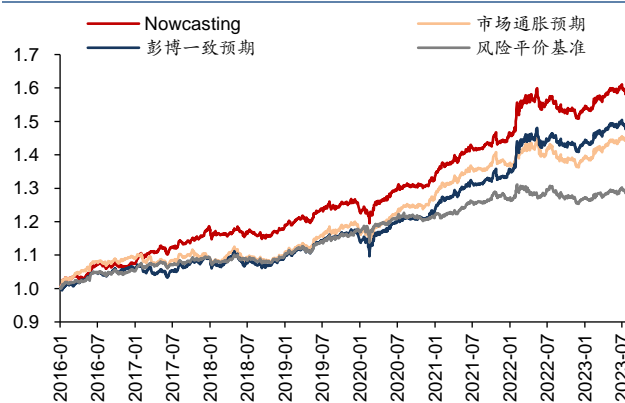
资料来源: Wind, 华泰研究

图表34: Nowcasting 与对照情景的净值曲线(1)



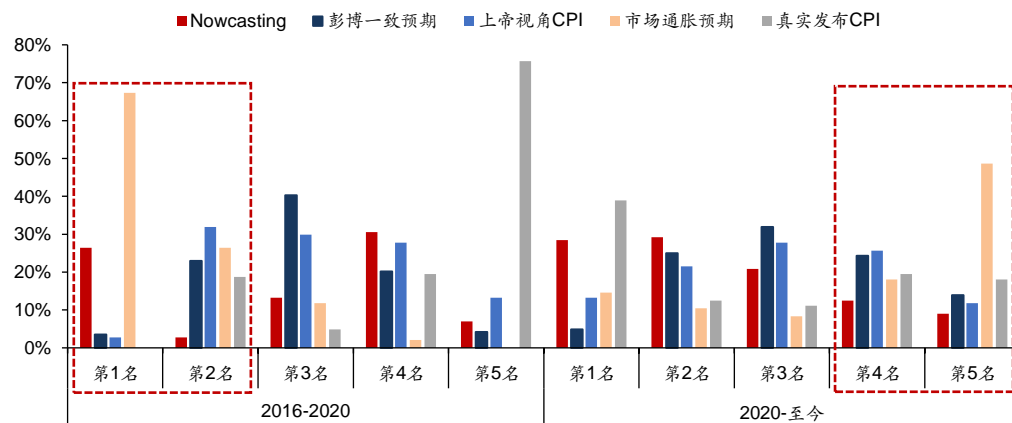
资料来源: Wind, Bloomberg, 华泰研究

图表35: Nowcasting 与对照情景的净值曲线(2)



资料来源: Wind, Bloomberg, 华泰研究

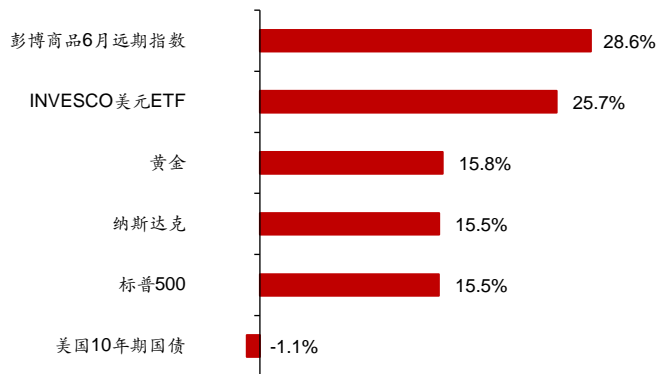
图表36: 各种通胀因子表示方式对应的资产配置表现在五种情景中的排名占比



资料来源: Wind, Bloomberg, 华泰研究

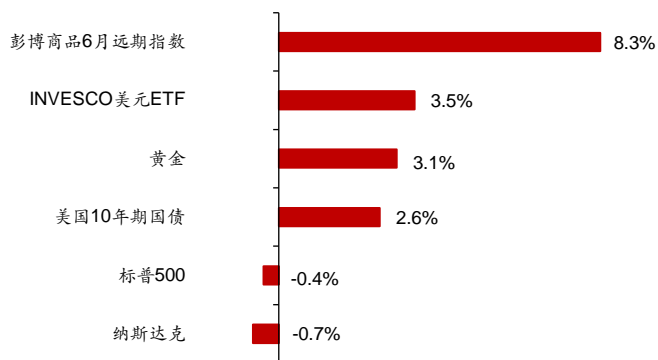
为了进一步分析 Nowcasting 情景中各资产对策略的贡献, 我们计算了各大类资产贡献的绝对收益占策略绝对收益的比率以及各大类资产贡献的相对基准情景的累计超额收益。结果表明, 商品、美元、黄金贡献了相对较高的绝对收益和超额收益。这可能是因为商品、美元、黄金和通胀因子存在更直接的因果关系或相关关系, 而权益、债券和通胀因子之间更多是间接的联系——增长和流动性才是权益和债券的直接影响因子。本研究中, 通胀因子和权益、债券的映射关系主要是从加息预期即流动性角度设计的, 从增长角度的考虑相对不足, 导致权益和债券对策略的贡献相对较小。通胀因子结合导读部分介绍的“增长-流动性”轮盘, 或许能够进一步提升海外资产配置策略的表现。

图表37: Nowcasting 情景下各大类资产的绝对收益贡献比率



资料来源: Wind, 华泰研究

图表38: Nowcasting 情景下各大类资产贡献的累计超额收益

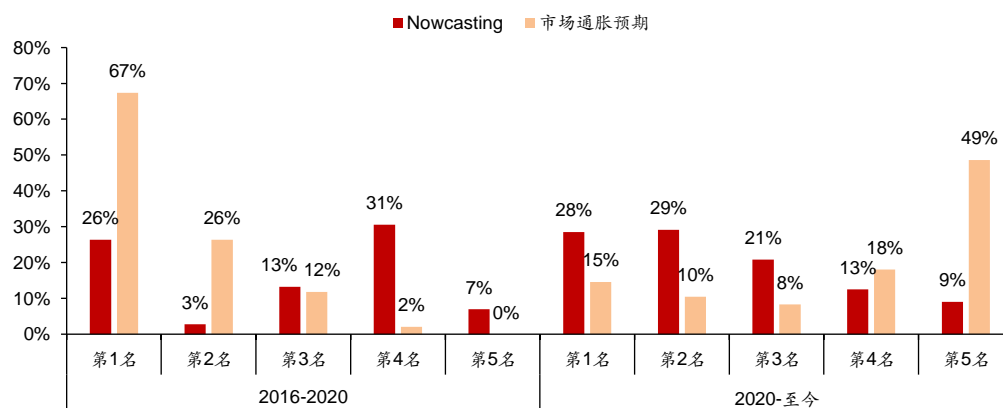


资料来源: Wind, 华泰研究

思考: 2020 年后市场通胀预期情景的表现不及 Nowcasting 情景

不少投资者习惯于使用市场通胀预期即 10 年期美债收益率-10 年期 TIPS 收益率作为通胀的高频代理指标, 来指导大类资产配置。然而, 前文证实了 2020 年之后, 市场通胀预期情景的表现近一半的参数组合下排在五种情景中的最后一名, 而 Nowcasting 情景在超过一半的参数组合下排在五种情景中的前两名。

图表39: Nowcasting 和市场通胀预期情景下的资产配置表现在五种情景中的排名占比



资料来源: Wind, 华泰研究

由于资产价格提前反映预期, 所以市场通胀预期理论上是最贴近市场看法的, 用其构造通胀因子并进行资产配置的效果理应是最好的, 但 2020 年之后却得到了大相径庭的结果。我们认为 2020 年后市场通胀预期情景表现变差的根本原因, 不是用通胀预期做资产配置的逻辑出了问题, 而是通胀预期的代理指标出了问题。

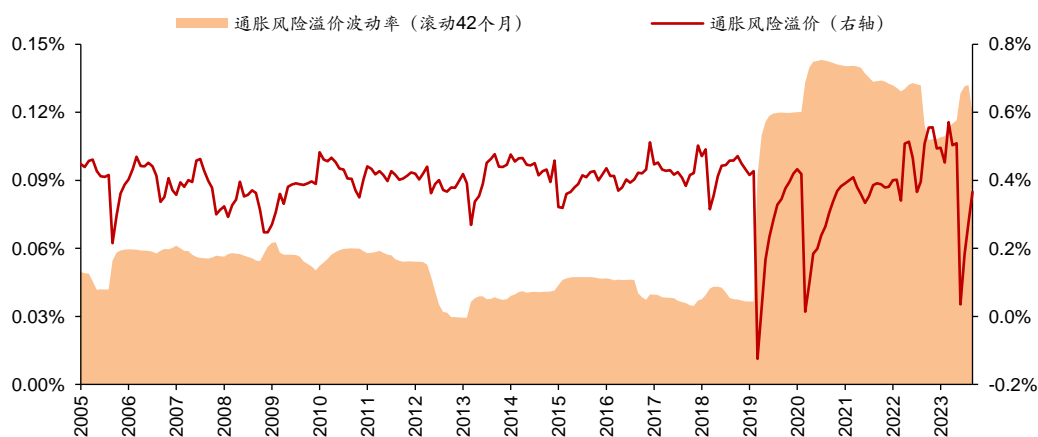
10 年期美债收益率-10 年期 TIPS 收益率不是纯粹的通胀预期。其专业名称是盈亏平衡通胀率 (Breakeven inflation rate, BEI)。所谓的盈亏平衡, 是指如果未来 10 年平均每年的 CPI 增速等于 BEI, 购买 10 年期美债和购买 10 年期 TIPS 的回报是相同的。但实际上, 未来 10 年平均每年的 CPI 增速是不确定的, 名义债券除了要为通胀预期定价, 还要为通胀预期的不确定性定价, 所以 BEI 等于通胀预期加上通胀风险溢价。

$$\begin{aligned}
 \text{国债收益率} - \text{TIPS 收益率} &= \text{名义利率} - \text{实际利率} \\
 &= \text{盈亏平衡通胀率 (BEI)} \\
 &= \text{通胀预期} + \text{通胀风险溢价}
 \end{aligned}$$

根据克里夫兰联邦储蓄银行的测算，从 2019 年开始，美国通胀风险溢价的波动加剧[1]。在全球供应链正常运转的条件下，资源出口国以丧失利润的方式为美国缓解了通胀压力，使得美国长期维持较低的通胀水平，导致市场对于美国 CPI 的预期也比较稳定，通胀风险溢价就长期稳定在了较低水平。在这种情况下，BEI 和通胀预期的走势只相差了一个近似常数的通胀风险溢价，两者走势基本一致，所以 BEI 即市场通胀预期情景的海外资产配置策略的表现较为出色。但是，自美国奉行逆全球化政策以来，全球供应链受损，美国转嫁通胀的能力被削弱，叠加美联储实行长期平均通胀目标制，通胀预期的不确定性快速上升，推升了通胀风险溢价。同时，黑天鹅事件频发使全球投资者对美元现金的需求增加，持有现金意味着投资者对通胀波动的容忍度增加，拉低了通胀风险溢价。两股力量的对撞加剧了通胀风险溢价的波动，使得 BEI 和通胀预期的走势之间不再只是一个近似常数的差异。

因此，若想继续使用市场通胀预期情景开展资产配置，就必须准确估计通胀风险溢价，但预测通胀风险溢价的难度显然比预测美国 CPI 的难度大得多。而本文提出的基于三周期滤波的 Simple-Nowcasting 模型则绕开了预测通胀风险溢价的困难，充分利用已知信息对美国 CPI 进行预测，是对“增长-流动性”轮盘的补充，为海外资产配置提供了依据。

图表40：2019年后通胀风险溢价波动加剧



资料来源：Federal Reserve Bank of Cleveland，华泰研究

参考文献

- [1] Federal Reserve Bank of Cleveland, Inflation Risk Premium, retrieved from FRED; <https://fred.stlouisfed.org/series/TENEXPCHAINFRISPRE>.

风险提示

美国 CPI 预测模型根据历史规律总结，一旦 CPI 构成分项权重发生较大变化，预测可能失准。通胀因子-大类资产映射关系基于资产的长期表现统计，与短期走势或有出入。报告中涉及到的具体资产不代表任何投资意见，请投资者谨慎、理性地看待。

免责声明

分析师声明

本人，林晓明、徐特，兹证明本报告所表达的观点准确地反映了分析师对标的证券或发行人的个人意见；彼以往、现在或未来并无就其研究报告所提供的具体建议或所表达的意见直接或间接收取任何报酬。

一般声明及披露

本报告由华泰证券股份有限公司（已具备中国证监会批准的证券投资咨询业务资格，以下简称“本公司”）制作。本报告所载资料是仅供接收人的严格保密资料。本报告仅供本公司及其客户和其关联机构使用。本公司不因接收人收到本报告而视其为客户。

本报告基于本公司认为可靠的、已公开的信息编制，但本公司及其关联机构（以下统称为“华泰”）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，华泰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。以往表现并不能指引未来，未来回报并不能得到保证，并存在损失本金的可能。华泰不保证本报告所含信息保持在最新状态。华泰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。

本公司不是 FINRA 的注册会员，其研究分析师亦没有注册为 FINRA 的研究分析师/不具有 FINRA 分析师的注册资格。

华泰力求报告内容客观、公正，但本报告所载的观点、结论和建议仅供参考，不构成购买或出售所述证券的要约或招揽。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，华泰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。

除非另行说明，本报告中所引用的关于业绩的数据代表过往表现，过往的业绩表现不应作为日后回报的预示。华泰不承诺也不保证任何预示的回报会得以实现，分析中所做的预测可能是基于相应的假设，任何假设的变化可能会显著影响所预测的回报。

华泰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，华泰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，为该公司提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务或向该公司招揽业务。

华泰的销售人员、交易人员或其他专业人士可能会依据不同假设和标准、采用不同的分析方法而口头或书面发表与本报告意见及建议不一致的市场评论和/或交易观点。华泰没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。华泰的资产管理部门、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。投资者应当考虑到华泰及/或其相关人员可能存在影响本报告观点客观性的潜在利益冲突。投资者请勿将本报告视为投资或其他决定的唯一信赖依据。有关该方面的具体披露请参照本报告尾部。

本报告并非意图发送、发布给在当地法律或监管规则下不允许向其发送、发布的机构或人员，也并非意图发送、发布给因可得到、使用本报告的行为而使华泰违反或受制于当地法律或监管规则的机构或人员。

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（无论整份或部分）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，并需在使用前获取独立的法律意见，以确定该引用、刊发符合当地适用法规的要求，同时注明出处为“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利。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。

中国香港

本报告由华泰证券股份有限公司制作，在香港由华泰金融控股（香港）有限公司向符合《证券及期货条例》及其附属法律规定的机构投资者和专业投资者的客户进行分发。华泰金融控股（香港）有限公司受香港证券及期货事务监察委员会监管，是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司，后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。在香港获得本报告的人员若有任何有关本报告的问题，请与华泰金融控股（香港）有限公司联系。

香港-重要监管披露

- 华泰金融控股（香港）有限公司的雇员或其关联人士没有担任本报告中提及的公司或发行人的高级人员。
- 有关重要的披露信息，请参华泰金融控股（香港）有限公司的网页 https://www.htsc.com.hk/stock_disclosure 其他信息请参见下方 “美国-重要监管披露”。

美国

在美国本报告由华泰证券（美国）有限公司向符合美国监管规定的机构投资者进行发表与分发。华泰证券（美国）有限公司是美国注册经纪商和美国金融业监管局（FINRA）的注册会员。对于其在美国分发的研究报告，华泰证券（美国）有限公司根据《1934 年证券交易法》（修订版）第 15a-6 条规定以及美国证券交易委员会人员解释，对本研究报告内容负责。华泰证券（美国）有限公司联营公司的分析师不具有美国金融监管（FINRA）分析师的注册资格，可能不属于华泰证券（美国）有限公司的关联人员，因此可能不受 FINRA 关于分析师与标的公司沟通、公开露面和所持交易证券的限制。华泰证券（美国）有限公司是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司，后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。任何直接从华泰证券（美国）有限公司收到此报告并希望就本报告所述任何证券进行交易的人士，应通过华泰证券（美国）有限公司进行交易。

美国-重要监管披露

- 分析师林晓明、徐特本人及相关人士并不担任本报告所提及的标的证券或发行人的高级人员、董事或顾问。分析师及相关人士与本报告所提及的标的证券或发行人并无任何相关财务利益。本披露中所提及的“相关人士”包括 FINRA 定义下分析师的家庭成员。分析师根据华泰证券的整体收入和盈利能力获得薪酬，包括源自公司投资银行业务的收入。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司，及/或不时会以自身或代理形式向客户出售及购买华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具，包括股票及债券（包括衍生品）华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具，包括股票及债券（包括衍生品）。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司，及/或其高级管理层、董事和雇员可能会持有本报告中所提到的任何证券（或任何相关投资）头寸，并可能不时进行增持或减持该证券（或投资）。因此，投资者应该意识到可能存在利益冲突。

评级说明

投资评级基于分析师对报告发布日后 6 至 12 个月内行业或公司回报潜力（含此期间的股息回报）相对基准表现的预期（A 股市场基准为沪深 300 指数，香港市场基准为恒生指数，美国市场基准为标普 500 指数），具体如下：

行业评级

增持：预计行业股票指数超越基准

中性：预计行业股票指数基本与基准持平

减持：预计行业股票指数明显弱于基准

公司评级

买入：预计股价超越基准 15%以上

增持：预计股价超越基准 5%~15%

持有：预计股价相对基准波动在-15%~5%之间

卖出：预计股价弱于基准 15%以上

暂停评级：已暂停评级、目标价及预测，以遵守适用法规及/或公司政策

无评级：股票不在常规研究覆盖范围内。投资者不应期待华泰提供该等证券及/或公司相关的持续或补充信息

法律实体披露

中国: 华泰证券股份有限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

香港: 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

美国: 华泰证券(美国)有限公司为美国金融业监管局(FINRA)成员, 具有在美国开展经纪交易商业业务的资格, 经营业务许可编号为: CRD#:298809/SEC#:8-70231

华泰证券股份有限公司**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

深圳市福田区益田路5999号基金大厦10楼/邮政编码: 518017

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

华泰金融控股(香港)有限公司

香港中环皇后大道中99号中环中心58楼5808-12室

电话: +852-3658-6000/传真: +852-2169-0770

电子邮件: research@htsc.com

<http://www.htsc.com.hk>

华泰证券(美国)有限公司

美国纽约公园大道280号21楼东(纽约10017)

电话: +212-763-8160/传真: +917-725-9702

电子邮件: Huatai@htsc-us.com

<http://www.htsc-us.com>

©版权所有2023年华泰证券股份有限公司