

宏观深度报告 20260127

如何以量化策略增厚信用债收益？ ——多资产系列报告（三）

2026年01月27日

证券分析师 芦哲

执业证书：S0600524110003

luzhe@dwzq.com.cn

证券分析师 刘子博

执业证书：S0600524120014

liuzb@dwzq.com.cn

截至 2025 年末，我国信用债市场总规模相当于 A 股总市值的 42.3%，但业界对信用债定价的量化研究仍十分匮乏。参考美国信用债市场的量化研究已完成从结构性模型到传统多因子模型，再到新兴领域的机器学习、IPCA 模型等方法转变，我们最终选用 IPCA 模型对国内信用债市场定价进行探讨。

IPCA 模型属于条件因子定价模型，核心在于使用交替最小二乘法(ALS)，寻找使模型误差平方和 (SSE) 最小的 $(\{f_{t+1}\}, \Gamma_{\beta})$ 。

$$r_{i,t+1} = \beta_{i,t} \cdot f_{t+1} + \varepsilon_{i,t+1}, \beta_{i,t} = z'_{i,t} \cdot \Gamma_{\beta}$$

其中， $r_{i,t+1}$ 代表信用超额收益， f_{t+1} 代表 K 个潜在因子、 $\beta_{i,t}$ 代表对应的因子载荷。模型最重要的部分在于，因子载荷 $\beta_{i,t}$ 的计算方法基于 L 个债券特征 $z'_{i,t}$ ，即 IPCA 模型依靠信用债超额收益以外的特征（例如修正久期、动量指标、财务指标等）动态测算 $\beta_{i,t}$ ，进而更加高效、及时、全面地反映风险变化。

从样本外测算结果看，IPCA 模型在国内信用债市场的应用效果较美国信用债市场更好。具体表现在 R^2 、定价误差等检验指标表现更好。究其原因，这可能来自国内信用债发行主体相对更加集中、模型在国内应用时选用的时间周期更短且特征更少等因素。

如果对 IPCA 模型的因变量、输入特征稍加调整，模型可用于辅助国内传统的信用利差研究。以城投债为例，模型给出的常数因子是过去 10 年影响城投债利差的最重要因子，其在客观上影响了基本面因子的重要性；而同期市场面因子的重要性基本保持区间震荡。这不仅符合近年“化债政策驱动城投利差”的常识，常数因子拐点也完全对应两次化债政策拐点：① 2018 年 7 月，“27 号文”开启“隐债十年清零”的化债历程。② 2023 年 7 月 24 日，中央政治局会议提出有效防范化解地方债务风险，制定实施一揽子化债方案。当年 8-9 月，以“35 号文”为代表的一揽子化债政策开始落地。

考虑到 IPCA 模型可以被近似视为“对 L 个特征驱动的投资组合 (X)”应用 PCA，因此落实到策略层面，我们可以：

- (1) 基于对每一期因子值的预测值、因子值预测值的协方差对每一样本日期估算应当配置于各个因子的投资组合头寸比例，以期实现“均值-方差”思路下的最优切线组合。
- (2) 基于每一样本日期对应的实际因子值，代入上述投资组合头寸比例，考虑交易成本后，对投资组合收益进行回测。
- (3) 计算投资组合的夏普比率。

不难算得，以国内活跃发债主体为样本范围时，上述基于 IPCA 因子的策略组合“风险调整后收益”表现较为突出，策略核心优势体现在：

- (1) 高夏普：自有夏普比率数据以来，策略组合的夏普比率从未低于 1.45；自 2025 年 5 月至 12 月，策略组合的夏普比率始终高于 2.2。
- (2) 收益/风险的不对称性：自有策略组合信用超额收益数据以来，在

相关研究

《二手房销售景气度明显回暖》

2026-01-26

《海外宏观与交易复盘：特朗普再度“TACO”，金银续创新高》

2026-01-26

75%的样本日期策略组合信用超额收益数据为正值。自 2024 年 1 月至 2025 年 12 月，策略组合信用超额收益的最大值高达 0.13%，但最小值仅为-0.03%。

■ **（3）实践可操作性较强：**与股票市场相比，信用债市场的最大不同之一在于流动性较差，对于投资人想要买入的个券 A，很难保证二级市场一定存在合适的券源。但在此处的投资策略中，我们配置权重参考的是“L 个特征‘归纳’而来的 K 个潜在因子”，因此即使无法买入个券 A，但通过买入具备类似风险特征的个券 B，我们依然可以实现投资组合对 K 个因子的心仪配置权重。

■ **风险提示：**（1）对模型所用特征可能选取不够全面。（2）在计算“信用利差”时，以国债收益率作为信用利差的被减项，没有充分考虑税收差异带来的影响。（3）在计算“信用超额收益”时，以“中证国债及政策性金融债指数收益”线性插值估算“国债对冲组合”持有收益可能不够准确。（4）部分样本主体在每年 3 月末已披露上年年报，模型由财报获取的部分特征数据可能未及时更新。（5）以 2016 年至 2025 年为计算周期，可能导致部分指标选取的滚动窗口期被动偏短。

内容目录

1. 如何理解 IPCA 模型?	6
1.1. 从实务角度理解.....	6
1.2. 从数学角度理解.....	6
1.3. 如何检验模型效果?	7
2. 模型输入数据如何选取?	7
2.1. 因变量如何计算?	7
2.2. 特征如何选取?	8
2.3. 样本范围如何确定?	10
3. IPCA 模型在中美信用债市场的效果对比	12
3.1. IPCA 模型在国内信用债市场更具应用价值	12
3.1.1. 与美国相比, 国内信用债发行主体相对更加集中.....	13
3.1.2. 在国内应用时, 模型选用的时间周期更短、特征更少.....	15
3.2. IPCA 模型有助于辅助国内传统信用利差研究	16
4. 从模型到策略: 如何实现信用债投资的收益增厚?	18
5. 风险提示	20

图表目录

图 1: 为避免过多考虑债券发行数量偏高的主体, 应合理控制同一样本日期同一发行主体的样本券数量.....	12
图 2: 自 2018 年至 2025 年, 国企在信用债净融资规模中的占比始终高于 98%.....	14
图 3: 2025 年, 非国有企业信用债净融资规模实现近 8 年首度回正.....	14
图 4: 美国信用债市场的 IPCA 模型选用了大量衍生指标作为特征输入.....	16
图 5: 城投利差受政策驱动的特征较为明显, 常数因子自 2025 年下半年以来维持低位.....	17
图 6: 自 2025 年 5 月至 12 月, 策略组合的夏普比率始终高于 2.2.....	18
图 7: 策略组合每月调整一次对三因子的风险敞口.....	19
表 1: 海外股、债领域多因子模型常用特征举例.....	9
表 2: 对国内信用债市场应用 IPCA 模型的特征选取.....	10
表 3: 模型输入数据的描述性统计.....	12
表 4: IPCA 模型在国内信用债市场的样本外组合预测 R^2 超过 20%.....	13
表 5: 信用债是许多美国科技巨头核心融资渠道之一.....	15

结合国内外实际，我们选用 IPCA 模型对国内信用债市场定价进行探讨。截至 2025 年 12 月，A 股上市公司总市值达到 123 万亿元，国内债券市场总规模达到 196 万亿元，其中信用债市场总规模达到 52 万亿元，相当于 A 股总市值的 42.3%。然而，尽管信用债市场总规模较为庞大、对经济的重要性较为突出，业界对信用债定价的量化研究仍十分匮乏。

从美国信用债市场的量化研究经验看，早期 Merton Model（1974）提出了依托期权定价模型（B-S 公式）和公司资本结构的结构性模型，传统计量经济学的 VAR/VECM/GARCH 等模型从不同视角探讨了哪些因素可能影响信用债收益/信用利差。伴随股票量化研究的日益成熟，业界（如标普公司）逐步将 Fama、French 等提出的多因子模型代入信用债市场进行了初步探讨。但是，受制于多因子模型假设的线性关系不适合信用债市场、“因子动物园”等问题难以规避，目前，美国信用债市场的量化研究已转向新兴领域的机器学习、IPCA 模型等方法。通过对比多种方法的数理依据、经济解释、实践效果、所需数据可得性等因素，我们最终选用 IPCA 模型对国内信用债市场定价进行探讨。

从实证结果看，IPCA 模型在国内信用债市场的应用效果较美国信用债市场更好，具备“从模型到策略”的转化价值。在以国内活跃发债主体为样本范围时，基于 IPCA 因子的策略组合“风险调整后收益”表现较为突出，策略核心优势体现在：

- **高夏普：**自有夏普比率数据以来，策略组合的夏普比率从未低于 1.45；自 2025 年 5 月至 12 月，策略组合的夏普比率始终高于 2.2。
- **收益/风险的不对称性：**自有策略组合信用超额收益数据以来，在 75% 的样本日期策略组合信用超额收益数据为正值。自 2024 年 1 月至 2025 年 12 月，策略组合信用超额收益的最大值高达 0.13%，但最小值仅为 -0.03%。
- **实践可操作性较强：**与股票市场相比，信用债市场的最大不同之一在于流动性较差，对于投资人想要买入的个券 A，很难保证二级市场一定存在合适的券源。但在此处的投资策略中，我们配置权重参考的是“L 个特征‘归纳’而来的 K 个潜在因子”，因此即使无法买入个券 A，但通过买入具备类似风险特征的个券 B，我们依然可以实现投资组合对 K 个因子的心仪配置权重。

1. 如何理解 IPCA 模型？

IPCA 模型属于条件因子定价模型，具体公式如下：

$$r_{i,t+1} = \beta_{i,t} \cdot f_{t+1} + \varepsilon_{i,t+1}, \quad \beta_{i,t} = z'_{i,t} \cdot \Gamma_{\beta}$$

其中， $r_{i,t+1}$ 代表信用超额收益， f_{t+1} 代表 K 个潜在因子， $\beta_{i,t}$ 代表对应的因子载荷。模型最重要的部分在于，因子载荷 $\beta_{i,t}$ 的计算方法基于 L 个债券特征 $z'_{i,t}$ ，即 IPCA 模型依靠信用债超额收益以外的特征（例如修正久期、动量指标、财务指标等）动态测算 $\beta_{i,t}$ ，进而更加高效、及时、全面地反映风险变化。

从核心算法看，IPCA 模型的核心在于使用交替最小二乘法（ALS），寻找使模型误差平方和（SSE）最小的 $(\{f_{t+1}\}, \Gamma_{\beta})$ ，公式表达为：

$$\min_{(\{f_{t+1}\}, \Gamma_{\beta})} \sum_{t=1}^{T-1} \|r_{t+1} - Z_t \cdot \Gamma_{\beta} \cdot f_{t+1}\|^2$$

1.1. 从实务角度理解

公司属性、发行方式、票面利率、修正久期等众多特征共同决定了信用债投资人对个券信用风险的评估，上述特征虽然可能都包含噪声，但客观上也都反映了一些影响个券信用风险的信息。更重要的是，“上述特征对个券信用风险的影响”互相之间并非完全独立的。

例如，修正久期同样是 4 的两只信用债，投资人对“修正久期长不长？”的判断还要参考公司属性（eg.是不是国有企业？）、所属行业（eg.是不是公益性国有企业？）、所在区域（eg.是不是位于经济大省？）等诸多其他信息。

因此，IPCA 模型将 L 个特征“归纳”为 K 个潜在因子具有诸多裨益（数值上 $L > K$ ），这不仅有助于消除噪声、更加全面地提取信用风险信号，还有助于更好地模拟信用债投资真实决策思路。此外，在“从理论模型到实操策略”的落地过程中，按特征组合择券能够有效解决信用债流动性较差、心仪的个券往往无法保证能够获得券源的问题。

1.2. 从数学角度理解

简要而言，交替最小二乘法（ALS）可被拆解为两大步骤：

首先固定 Γ_{β} ，对每个 t 期求解

$$\min_{f_{t+1}} \|r_{t+1} - Z_t \cdot \Gamma_{\beta} \cdot f_{t+1}\|^2$$

将其视为一个标准的 OLS 回归，可求解

$$\hat{f}_{t+1} = (\hat{\Gamma}'_{\beta} \cdot Z'_t \cdot Z_t \cdot \hat{\Gamma}_{\beta})^{-1} \cdot \hat{\Gamma}'_{\beta} \cdot Z'_t \cdot r_{t+1}$$

随后，给定 f_{t+1} 估算 Γ_β

对 $r_{i,t+1} = z'_{i,t} \cdot \Gamma_\beta \cdot f_{t+1} + \varepsilon_{i,t+1}$ (i 代表资产) 进行 Kronecker 展开可得

$$Z_t \cdot \Gamma_\beta \cdot f_{t+1} = (Z_t \otimes f'_{t+1}) \cdot \text{vec}(\Gamma_\beta)$$

如果定义 $X_t = Z_t \otimes f'_{t+1}$ ，那么目标函数可被改写为

$$\min_{\Gamma_\beta} \sum_{t=1}^{T-1} \|r_{t+1} - X_t \cdot \text{vec}(\Gamma_\beta)\|^2$$

进而可得

$$\text{vec}(\hat{\Gamma}'_\beta) = \left(\sum_{t=1}^{T-1} Z'_t \cdot Z_t \otimes \hat{f}'_{t+1} \cdot \hat{f}'_{t+1} \right)^{-1} \cdot \left(\sum_{t=1}^{T-1} [Z_t \otimes \hat{f}'_{t+1}]' \cdot r_{t+1} \right)$$

1.3. 如何检验模型效果？

除计算总 R^2 、时间序列 R^2 、横截面 R^2 外，还可以计算定价误差。其中，总 R^2 衡量的是样本券在全部样本时期的模型预测表现，而时间序列 R^2 、横截面 R^2 相当于“个券切片”“时点切片”的计算值。

$$\begin{aligned} \text{总 } R^2 &= 1 - \frac{\sum_{i,t} (r_{i,t+1} - \hat{\beta}'_{i,t} \cdot \hat{f}_{t+1})^2}{\sum_{i,t} r_{i,t+1}^2} \\ \text{时间序列 } R^2 &= \frac{1}{\sum_i T_i} \cdot \sum_i T_i \cdot R_i^2 \\ \text{横截面 } R^2 &= \frac{1}{T} \sum_t R_t^2 \end{aligned}$$

而定价误差是一个与上述几类 R^2 视角完全不同的指标，如果说 R^2 侧重衡量模型解释资产之间已实现收益联动性的能力，那么定价误差反映的是模型能否很好地解释资产平均收益差异，反映在公式层面：

$$\text{定价偏差} = \frac{\sum_i \alpha_i^2}{\sum_i \bar{r}_i^2}$$

其中第 i 只债券的“定价误差”为 $\alpha_i = \frac{1}{T_i} \cdot \sum_t (r_{i,t+1} - \hat{\beta}'_{i,t} \cdot \hat{f}_{t+1})$ ，第 i 只债券的“平均超额回

报”为 $\bar{r}_i = \frac{1}{T_i} \cdot \sum_t r_{i,t+1}$ 。

2. 模型输入数据如何选取？

2.1. 因变量如何计算？

当采用“信用超额收益”作为因变量时：原始计算公式为“信用债持有期收益率”减“国债对冲组合收益”。理论上，我们应当构造一个与信用债久期、凸性均相等的“国债对冲组合”。

实践中精确构造“国债对冲组合”计算繁琐、受限较多，可以考虑改为采用一种构造“虚拟国债”的简便算法。以计算 T-1 期至 T 期的“国债对冲组合收益”近似值为例：

(1) 首先在 T-1 期按照当日国债收益率曲线，计算与信用债修正久期相等的“虚拟国债”对应的收益率。假设“虚拟国债”为平价债券，票面利率等于到期收益率。(2) 其次在 T 期按照新的国债收益率曲线、“虚拟国债”新的剩余期限，计算对应国债收益率作为贴现率，进而计算“虚拟国债”当日净价。(3) 基于上述数据，在考虑利息收入的前提下，计算 T-1 期至 T 期的“虚拟国债”持有收益，即“国债对冲组合收益”近似值。

考虑到，上述方法没有充分考虑凸性、现金流分布等因素的干扰，在时间跨度较长、利率曲线剧烈变动的时期，估算偏差可能较大。因此，对于时间跨度较长的模型回测，我们还可以考虑采用借助利率债指数的替代算法。具体而言，由于中证国开债指数只能获取 0-1 年、1-5 年、3-5 年等 5 个主要期限分段，而中证国债及政策性金融债指数可获取 0-1 年、1-3 年、1-5 年、3-5 年等 10 个主要期限分段，因此我们选择在“中证国债及政策性金融债指数收益”的基础上，近似估算“国债对冲组合收益”。后文的核心计算思路在于，首先计算中证国债及政策性金融债指数的区间收益，随后参考信用债的修正久期，以线性插值法估算“信用超额收益”公式中的被减项。

2.2. 特征如何选取？

为借助 IPCA 模型检验哪些特征决定了国内信用债的超额收益，参考海外研究，我们在表 1 初步明确了需要考虑的特征范围。随后基于以下原则，在表 2 最终确定了对国内信用债进行测算所需特征。

- **原则 1：数据可得、口径一致且实践价值较高。**例如，违约距离（D2D）在美国债券市场的数据可得性较高、实践效果较好，但在国内计算相对较为困难、根据上市公司信用债历史违约案例研究可知在国内的实践效果一般，因此暂不考虑该特征。再例如，从衡量公司利润/现金流对债务的保障能力角度看，“EBITDA/有息负债”可能较“利润总额/负债合计”更适宜被用作参考特征。但实务中，大量发债主体只能根据历年年报估算 EBITDA（反推法），如此导致个别月份可用数据过于老旧、可信度较差；有息负债的估算严重依赖于发债主体财报附注的披露详细程度，事实上，对不同主体估算的有息负债口径并不一致，因此最终我们选择暂不考虑“EBITDA/负债合计”特征。
- **原则 2：单一特征尽量反映单一信息：**一个特征最好只用于刻画一个信息含量较高、独立性较强的经济特征，即尽量避免将不同经济特征在一个特征里混为一谈。即使实在难以满足上述要求，也应尽量控制单一特征所反映的信息不要过于嘈杂。例如，久期×利差（DtS）在海外实证研究中发挥了很大作用，但出于对原则 2 的考虑，我们未将其纳入特征集，而是在（1）修正久期、（2）信用利差特征中分别反映。
- **原则 3：尽量贴合实务。**例如，除（1）各个特征要进行滞后 1 期处理、z-score 标准化处理外，还要考虑（2）特征提取时间的选择方法——以财报数据为例，在国内，《上市公司信息披露管理办法》规定上市公司的年报披露截止日期为

下年4月30日、中报披露截止日期为当年8月31日；《上海证券交易所股票上市规则》规定上市公司应当在每个会计年度前3个月、前9个月结束后1个月内披露季度报告，即一季报的披露截止日期为当年4月30日，三季报的披露截止日期为当年10月31日。非上市发债主体的财报披露时间要求与上市公司基本相同。因此，对于季度提取的财报指标：

- ◇ 4月、5月、6月、7月：采用当年一季报数据；
- ◇ 8月、9月：采用当年半年报数据；
- ◇ 10月、11月、12月：采用当年三季报数据；
- ◇ 1月、2月、3月：采用上年三季报数据。

表1：海外股、债领域多因子模型常用特征举例

特征分类	常用特征举例	
	股票领域	债券领域
价值	PE、PB、PEG、P/CF、EBIT/EV、未来12个月的预期收益率、过去12个月的账面收益率、未来12个月预期股息率+当前财年回购收益率、自由现金流收益率	YTM、yield-to-worst、利差如 OAS
规模	总市值	发行人存量债务规模，存量债券规模
动量	价格变化（3/6/12个月，可滞后1个月），residual momentum (12×1M) 等	
	盈利预期修正幅度、均线交叉/新高/区间位置等技术指标	-
波动	Beta（例如对PMI回归）、标准差	OAS波动率、收益率波动率、久期×利差DtS
质量	ROE预期值、ROIC、财务杠杆、市场杠杆、FY0 FCF conversion、毛利润/总资产、Δ长期债务/总资产	
	-	信用评级、违约概率、违约损失率
利率	-	收益率曲线 level、slope、twist
流动性	-	买卖价差、成交量
成长	未来2年EPS平均增速、过去2年EPS平均增速、未来2年销售收入平均增速	-

数据来源：AQR, FTSE Russell, Jefferies, UBS, MS, JPM, S&P, 东吴证券研究所

表2: 对国内信用债市场应用 IPCA 模型的特征选取

特征分类	特征	计算公式
规模	总市值	区分不同类型的股份价格和股份数量分别计算类别市值再加总
	负债合计	财报披露值
价值与质量	营业利润率	营业利润/营业总收入
	归母权益/负债合计	归母权益/负债合计
	利润总额/负债合计	利润总额/负债合计
	归母权益/总市值	归母权益/总市值
	E/P	市盈率 (PE,TTM) 的倒数
	信用利差	中债估值收益率-同日同修正久期对应的国债收益率
	相对票面利率	票面利率-同日同修正久期对应的国债收益率
流动性	债券年龄	样本日期-发行截止日期
	修正久期	中债估值修正久期
波动	股价波动	过去 6 期“股价一阶差分”的绝对值平均
	信用利差波动	过去 3 期“信用利差一阶差分”的绝对值平均
动量	股票 Mom. 6	过去 6 期的股票区间收益
	信用利差动量	过去 3 期“信用利差一阶差分”的算术平均

数据来源: 东吴证券研究所

注: 强制进行滞后处理、z-score 标准化处理。如有必要, 还可考虑进行 Winsorize、Log 等处理。

2.3. 样本范围如何确定?

为充分控制变量、保障模型说服力等, 我们将样本日期设定为 2016 年 1 月 1 日至 2025 年 12 月 31 日期间每月最后一个交易日 (共 120 个, 简称“样本日期”), 采用月度数据进行计算。

(1) 对样本信用债券 (简称“样本券”) 需限制:

- 发行年份不早于 2015 年。
- 发行场所为国内银行间或交易所市场, 债券币种为人民币元。
- 发行规模不低于 1 亿元。
- 发行期限不低于 0.25 年。
- 发行方式为“公募”。
- 非永续债、非担保债。
- 不含特殊条款, 例如回售、业绩承诺、可持续发展目标挂钩等。
- 票面利率形式为“固定利率”。

(2) 若样本范围为：A 股上市公司发债主体，需限制：

- 自 2016 年至 2025 年曾发行 4 类信用债至少一只。
- 非 ST 或*ST 主体。
- A 股上市时间不晚于 2015 年 5 月 31 日。
- 公司属性属于央企或地方国企。
- 历史上未曾发生信用债出险。
- 历史上未曾发生债券承接，即存量债券变更名义债务主体。

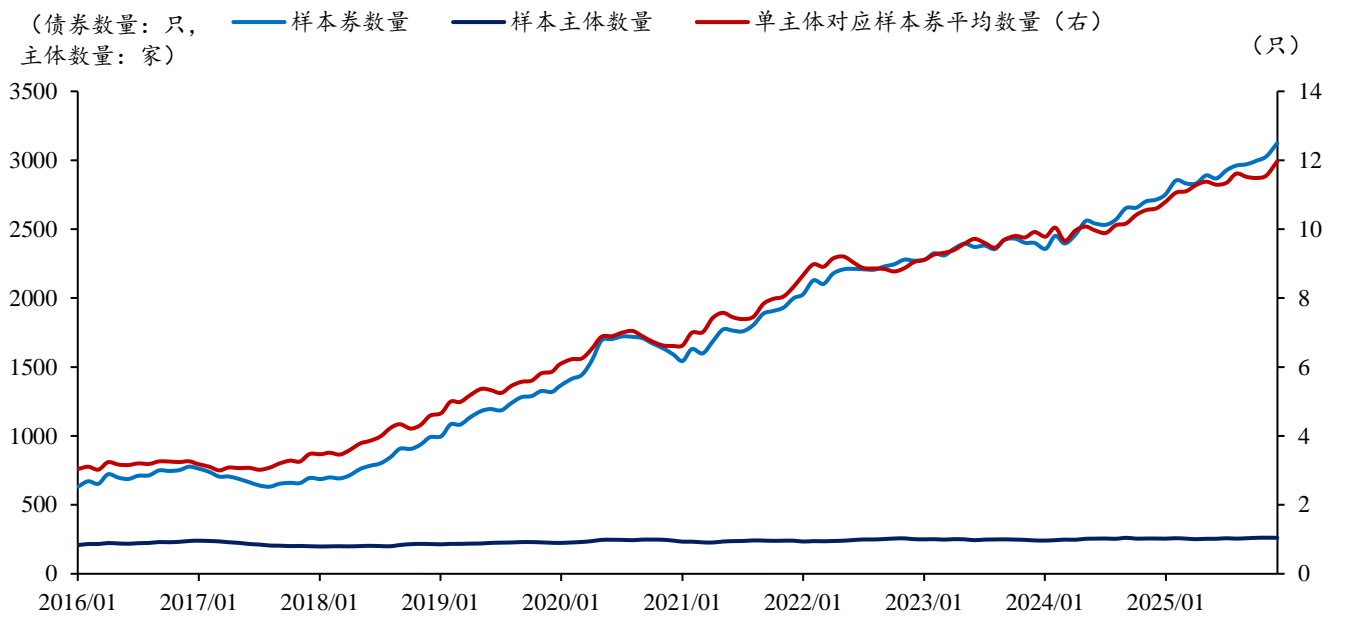
(3) 若样本范围为：活跃发债主体（同时包括上市公司、非上市公司），需限制：

- 公司属性属于央企或地方国企。
- 按照“对样本信用债券的限制”筛选，自 2016 年 1 月 1 日至 2025 年 12 月 31 日符合条件的信用债累计发行规模不低于 200 亿元、累计发行只数不低于 50 只的主体。
- 剔除母子公司重复统计，原则上只保留母公司，除非子公司为 A 股上市公司。此外，若母子公司的主营业务、资产规模等特征差别较为明显，信用风险无法近似视为一致，则同时保留母子公司。
- 如果系上市公司，非 ST 或*ST 主体。
- 历史上未曾发生信用债出险。
- 历史上未曾发生债券承接，即存量债券变更名义债务主体。

值得关注的是，为避免过多考虑“债券发行数量偏高的主体”，应当对同一样本日期同一主体对应的样本券数量设置上限。由于不同主体样本券发行数量相差悬殊，例如天津城市基础设施建设投资集团有限公司对应样本券数量多达 369 只，是中国国新控股有限责任公司对应样本券数量（51 只）的 7 倍以上。如果同时考虑 A 股上市公司发债主体、活跃发债主体两类样本范围（即“全样本”），那么潜在样本券多达 14780 只。如果将 14780 只信用债全部纳入测算范围，那么无形之中我们将赋予债券发行数量偏高的主体以更高权重，但这些主体中部分公司是债务负担过重、市场担忧情绪一度较高的主体。因此为对冲上述因素的干扰，应当对同一样本日期同一主体对应的样本券数量设置上限。

在下文实践中，我们参考“单主体对应样本券平均数量”时间序列值的中位数，将该“上限数量”设定为 7 只，即：至多只能保留同一样本日期、同一主体所有样本券中发行规模最大的 7 只债券。最终，我们明确全样本发行人数量为 395 家、全样本的样本券数量为 14779 只，按照样本日期×样本券双重索引的所需数据为 113283 组。

图1: 为避免过多考虑债券发行数量偏高的主体, 应合理控制同一样本日期同一发行主体的样本券数量



数据来源: iFinD, Wind, 东吴证券研究所

3. IPCA 模型在中美信用债市场的效果对比

3.1. IPCA 模型在国内信用债市场更具应用价值

从样本外测算结果看, IPCA 模型在国内信用债市场的应用效果较美国信用债市场更好, 主要原因可能来自国内信用债发行主体相对更加集中、模型在国内应用时选用的时间周期更短且特征更少。

表3: 模型输入数据的描述性统计

指标	全样本 (L=11, K=3)	活跃主体 (L=11, K=3)	上市公司 (L=16, K=4)
涉及发债主体数量	393	122	286
涉及样本券数量	8978	6436	3312
涉及样本券·样本日期数量	87871	59875	34119

数据来源: 东吴证券研究所

表4: IPCA 模型在国内信用债市场的样本外组合预测 R²超过 20%

指标	国内全样本 (L=11, K=3)	国内活跃主体样本 (L=11, K=3)	国内上市公司样本 (L=16, K=4)	美国 H0A0、C0A0 指数样本 公司债 (L=29, K=5)
样本内测算结果				
按特征组合的预测 R ²	23.5%	22.3%	23.8%	-
按特征组合的总 R ²	97.0%	96.7%	97.2%	99.3%
按个券的预测 R ²	16.9%	16.3%	18.2%	-
按个券的总 R ²	70.7%	70.2%	77.2%	47.8%
样本外测算结果				
按特征组合的预测 R ²	22.3%	22.2%	20.0%	-
按特征组合的总 R ²	96.2%	95.6%	96.5%	97.7%
按个券的预测 R ²	14.3%	14.0%	14.6%	-
按个券的总 R ²	68.4%	67.4%	77.4%	45.4%
按个券的相对定价误差	24.6%	28.1%	16.4% (K=3 时基本不变)	38.9%

数据来源: AQR, 东吴证券研究所

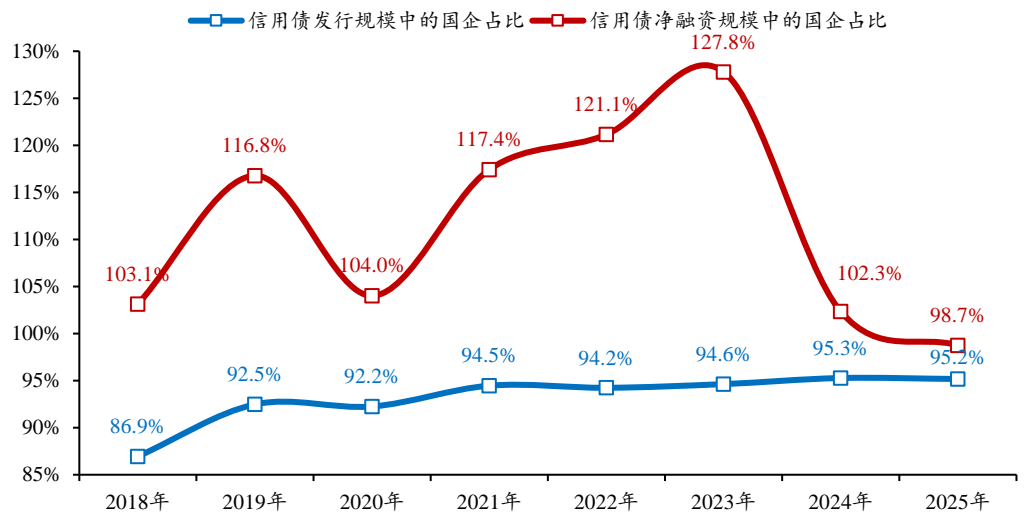
注: 特征组合的构造方式是依次按特征 1, 特征 2, …… , 特征 L 对因变量进行加权。美国样本公司债的计算时期为 2004 年 7 月至 2019 年 12 月。

3.1.1. 与美国相比, 国内信用债发行主体相对更加集中

在对国内信用债发行主体的样本范围选取中, 一项必要条件是公司为中央国有企业或地方国有企业, 这是顺应国内信用债市场实际情况的必要要求。从国内信用债市场的发行规模看, 自 2018 年至 2025 年, 国有企业的发行规模占比由 86.9% 提高至 95.2%, 占比整体呈提高趋势。更重要的是, 从净融资规模看, 自 2018 年至 2024 年, 非国有企业的信用债净融资规模始终为负值, 进而导致国企在信用债净融资规模中的占比持续高于 100%。虽然上述情形与自 2021 年起大量民营房企出险、新增债券发行停滞关联密切, 但即使进入 2025 年, 国企在信用债净融资规模中的占比仍高达 98.7%。

与我国相比, 国有企业的概念在美国相对淡薄, 以科技行业为例, 许多美国民营科技巨头大量通过债券渠道融资。例如, (1) 截至 2025 年 9 月 27 日, 苹果公司 (Apple) 存量固定利率票据规模达 913 亿美元、存量无担保短期承诺票据规模达 80 亿美元。(2) 截至 2024 年末, 亚马逊 (AMAZON) 的总债务规模达 3389.24 亿美元, 其中存量无担保优先票据规模达 580 亿美元。(3) 截至 2024 年末, Alphabet (谷歌母公司) 存量短期商业票据规模达 23 亿美元、存量无担保优先票据规模达 119 亿美元。与之相比, 公司的循环信贷额度反而更低, 对应 100 亿美元。(4) 截至 2024 年末, META 存量固定利率票据的规模达 290 亿美元。在暂不考虑苹果公司的财报起止日期“与众不同”会带来干扰时, 仅上述 4 家主体的存量信用债规模便突破 2000 亿美元。

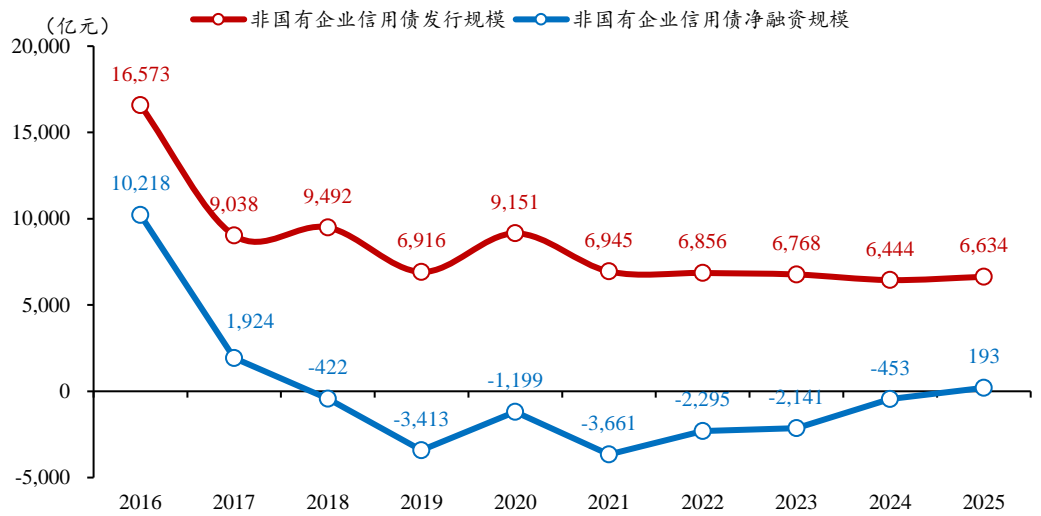
图2: 自 2018 年至 2025 年, 国企在信用债净融资规模中的占比始终高于 98%



数据来源: Wind, 东吴证券研究所

注: 信用债的统计范围包括公司债、企业债、中票、短融/超短融、定向工具。国企包括中央国有企业、地方国有企业。

图3: 2025 年, 非国有企业信用债净融资规模实现近 8 年首度回正



数据来源: Wind, 东吴证券研究所

注: 信用债的统计范围包括公司债、企业债、中票、短融/超短融、定向工具。

表5：信用债是许多美国科技巨头核心融资渠道之一

公司 (单位: 百万美元)	Apple	NVIDIA	Microsoft	AMAZON	Alphabet	Tesla	META
财年截止日期	2025/9/27	2025/1/26	2024/6/30	2024/12/31	2024/12/31	2024/12/31	2024/12/31
单位: 均为百万美元							
现金及现金等价物期初余额	29,943	7,280	34704	73890	24,048	17,189	42,827
经营活动产生的现金流量	111,482	64,089	118548	115877	125,299	14,923	91,328
投资活动产生的现金流量	15,195	-20,421	-96970	-94342	-45,536	-18,787	-47,150
筹资活动使用的现金流量	-120,686	-42,359	-37757	-11812	-79,733	3,853	-40,781
其中: 债务融资相关细项							
定期债务发行	4,481	-	-	-	-	-	-
定期债务偿还	-10,932	-	-	-	-	-	-
商业票据发行	-2,032	-	-	-	-	-	-
债务偿还	-	-1,250	-29,070	-	-12,701	2,500	-
期限不超过 90 天的债务发行	-	-	5,250	-	-	-	-
债务发行	-	-	24,395	-	13,589	5,730	-
短期债务等发行	-	-	-	5,142	-	-	-
短期债务等偿还	-	-	-	-5,060	-	-	-
长期债务发行	-	-	-	-	-	-	10,432
长期债务偿还	-	-	-	-9,182	-	-	-
融资租赁本金偿还	-	-	-	-	-	-381	-1,969
本财年现金及现金等价物净变动	5,991	1,309	-16389	8422	-582	-152	2,611
汇率变动对现金及现金等价物的影响	-	-	-210	-1301	-612	-141	-786
现金及现金等价物期末余额	35,934	8,589	18315	82312	23,466	17,037	45,438

数据来源: 美国 SEC, 东吴证券研究所

3.1.2. 在国内应用时, 模型选用的时间周期更短、特征更少

除 3.1.1 外, 我们在特征选取时一方面控制“单一特征尽量反映单一信息”, 另一方面受制于国内衍生品市场仍在发展过程中, 许多基于衍生品市场的指标——例如期权调整利差 (OAS)、期权调整久期、VIX beta 等, 目前在国内尚无可直接获取的可靠数据。因此, 我们最终选取的特征仅有 11 个 (针对非上市发债主体) 或 16 个 (针对上市发债主体), 特征数量少于海外、不会短期剧烈波动的特征数量占比高于海外。

此外, 在美国信用债市场的 IPCA 模型研究中, 测算时间周期通常控制在不低于 20 年, 但国内受制于信用债市场的快速发展始自 2015 年, 因此我们无法获得历史如此久远的可靠数据。但这一因素反而导致, 在我们模型的测算时间周期内, 国内利率市场相对更加稳定, 市场走势“大起大落”的情形发生频率低于海外。

图4：美国信用债市场的 IPCA 模型选用了大量衍生指标作为特征输入

1. Bond age—Israel et al. (2018)	16. Market leverage—Asness et al. (2019)
2. Coupon—Chung et al. (2019)	17. Turnover volatility—Correia et al. (2018)
3. Face value—Israel et al. (2018)	18. Spread—Israel et al. (2018)
4. Book-to-price—Bartram et al. (2020)	19. Operating leverage—Gamba and Saretto (2019)
5. Debt-to-EBITDA	20. Profitability—Choi and Kim (2018)
6. Duration—Israel et al. (2018)	21. Profitability change—Asness et al. (2019)
7. Mom. 6m equity—Gebhardt et al. (2005b)	22. Rating
8. Earnings-to-price—Correia et al. (2012)	23. Distance-to-default—Israel et al. (2018)
9. Equity market cap.—Choi and Kim (2018)	24. Bond skewness—Bai et al. (2019)
10. Equity volatility—Campbell and Taksler (2003)	25. Mom. 6m log(Spread)—Israel et al. (2018)
11. Firm total debt	26. Spread-to-D2D—Correia et al. (2012)
12. Mom. 6m—Gebhardt et al. (2005b)	27. Bond volatility—Bai et al. (2019)
13. Mom. 6m industry—Jorion and Zhang (2009)	28. Value-at-risk—Bai et al. (2019)
14. Mom. 6m × ratings—Avramov et al. (2007)	29. VIX beta—Chung et al. (2019)
15. Book leverage—Asness et al. (2019)	

数据来源：AQR，东吴证券研究所

3.2. IPCA 模型有助于辅助国内传统信用利差研究

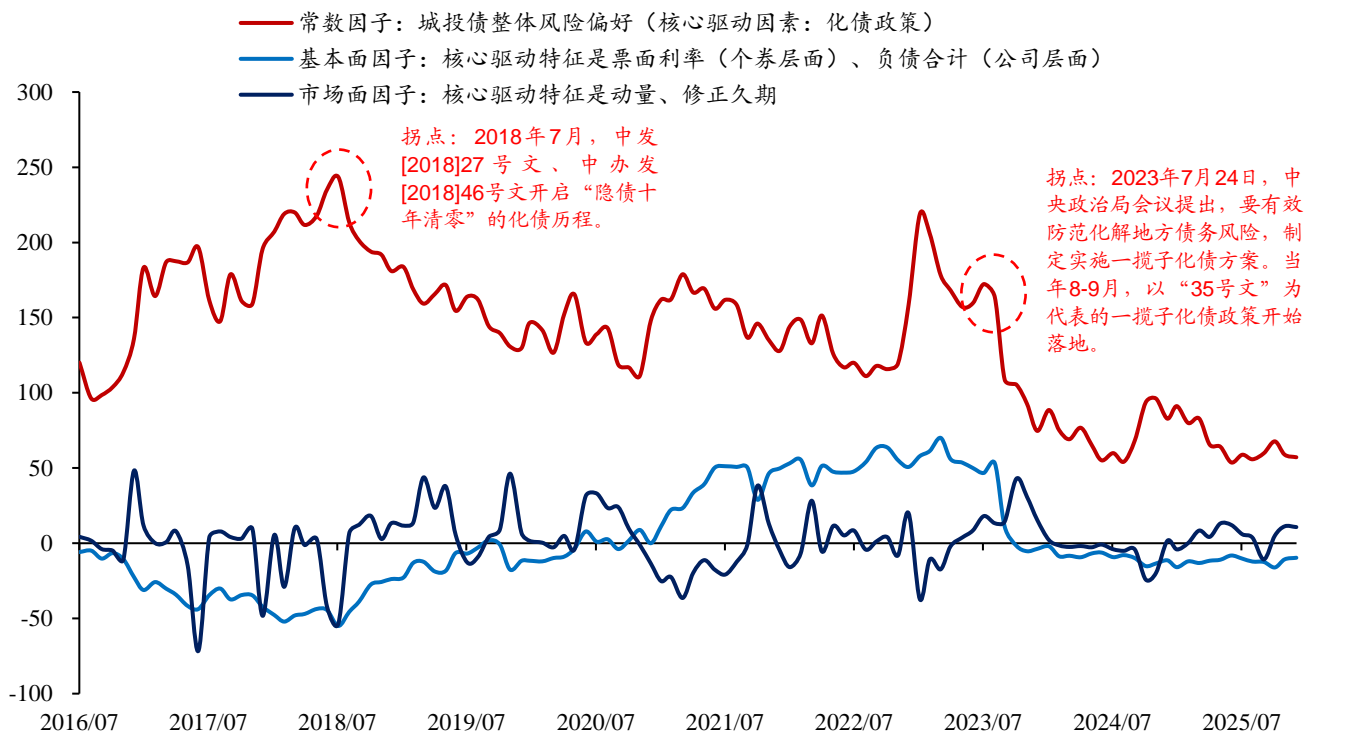
如果对 IPCA 模型的因变量、输入特征稍加调整，模型可用于辅助国内传统的信用利差研究。以城投债为例，如果以城投债利差为因变量，将输入特征调整为营业利润率、负债合计、归母权益/负债合计、利润总额/负债合计、债券年龄、票面利率、估价修正久期、债券持有收益（衡量动量）、净价峰谷波动（衡量波动）。

那么以 2016 年至 2025 年共 120 个月为计算周期不难算得，常数因子是过去 10 年影响城投债利差的最重要因子，其在客观上影响了基本面因子的重要性；而同期市场面因子的重要性基本保持区间震荡。

从实务角度理解：一方面，城投平台的盈利能力有限，许多主体还承担着隐性债务，偿债能力及意愿受上级政府的影响较大，“化债政策驱动城投利差”符合常识。

另一方面，从过去 10 年常数因子的两次拐点看，第一次系 2018 年 7 月，中发[2018]27 号文、中办发[2018]46 号文开启“隐债十年清零”的化债历程，城投债获得第一次系统性利好。第二次系 2023 年 7 月 24 日，中央政治局会议提出，要有效防范化解地方债务风险，制定实施一揽子化债方案。当年 8-9 月，以“35 号文”为代表的一揽子化债政策开始落地。“统借统还”、“应急流动性借款”等政策措施模糊了不同省份间、不同层级的发债城投的信用资质界限，城投债开始呈现出“金边化”倾向，进而导致债券市场“安全资产荒”情形愈演愈烈，直至 2025 年二季度资本市场的“国家队”开始加大力度发挥类“平准基金”作用。

图5：城投利差受政策驱动的特征较为明显，常数因子自 2025 年下半年以来维持低位



数据来源：中央政府网，东吴证券研究所

展望 2026 年，受化债政策“保护”，城投利差或将继续维持低位。但 2028 年末隐债清零后，城投平台的概念或将逐步淡化，信用研究范式的新变化、地方债务压力的新形势或将最早体现在 2027 年的城投利差变动趋势上。对于 2026 年，由于“统借统还”、“应急流动性借款”等政策措施尚在有效期内，在化债政策“保护”下，预计三因子均将保持自 2025 年中持续至今的趋势，城投利差将继续维持低位。

但从更长远的角度考虑：一方面，2028 年末隐债清零后，除个别承担期限较长、利率较低的棚改贷款地方国企外，其他地方国企原则上不承担隐性债务、信用资质难以与实控人直接挂钩，投资人应当更多关注企业资产端的“对政府部门应收类账款”。信用债市场对地方国企债的分析范式，应当从“区分城投与非城投”转向“区分高营利性与低营利性”。

另一方面，从 2024 年至 2025 年的化债实践看，除地方债置换隐性债务、协调存量债务降息外，部分“名单内主体”并未实际压降其他债务规模，一些主体的有息负债规模甚至不降反增。在地方财力、“名单内主体”的盈利能力都没有大幅提高的前提下，部分区域的债务负担指标并未明显好转。上述信用研究范式的变化、地方债务压力的新形势或将最早体现在 2027 年的城投利差变动趋势上。

4. 从模型到策略：如何实现信用债投资的收益增厚？

从理论上讲，在本文第 2 部分，“模型基本理论”介绍了个券层面的 IPCA 模型数理基础。实际上，如 IPCA 模型的开创者所指出的那样，IPCA 模型可以被近似视为“对 L 个特征驱动的投资组合 (X)”应用 PCA，投资组合 X 的第 l 个元素反映的是加权信用超额收益：权重根据每只样本券的第 l 个特征确定，被加权项是每只样本券的信用超额收益。公式表达为：

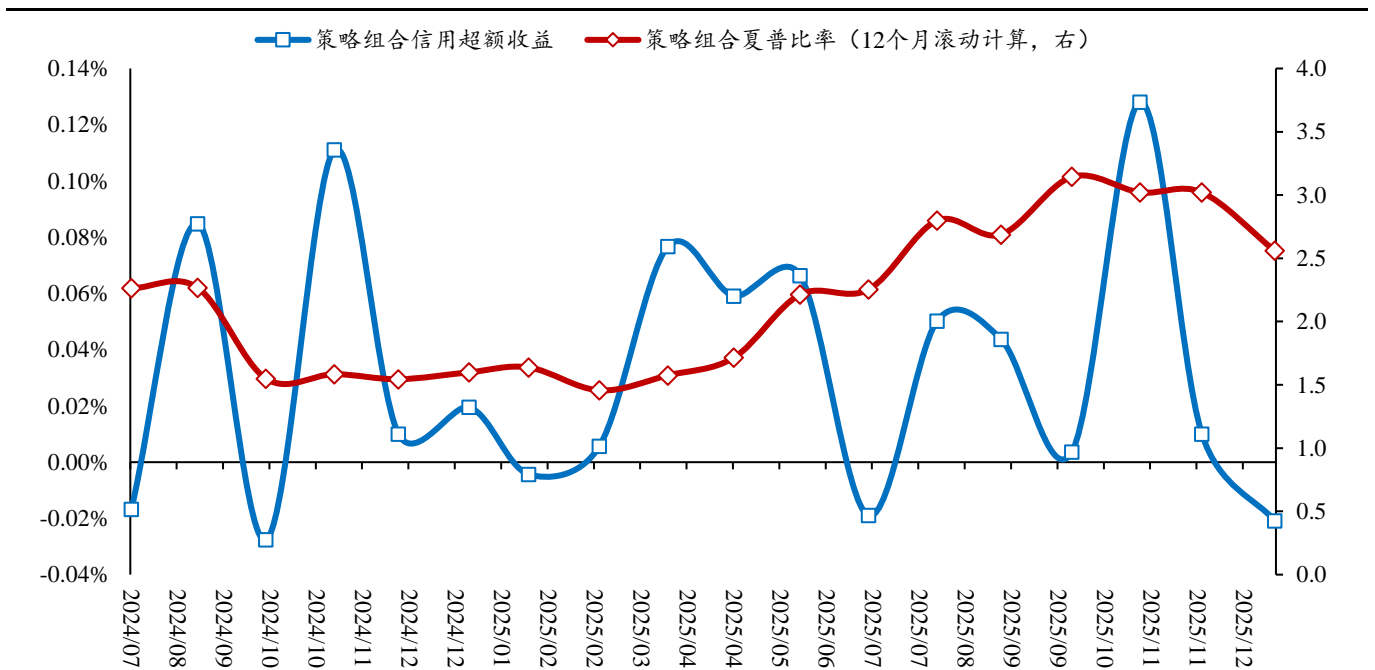
$$x_{t+1} = \frac{Z'_t \cdot r_{t+1}}{N_{t+1}}$$

其中， N_{t+1} 是每个月有效个券的数量，分母端意味着归一化。

落实到策略层面，由于我们可以通过样本外测算、依据历史信息（本文采用的滚动窗口=60 期）预测每一期的因子值，因此我们可以：

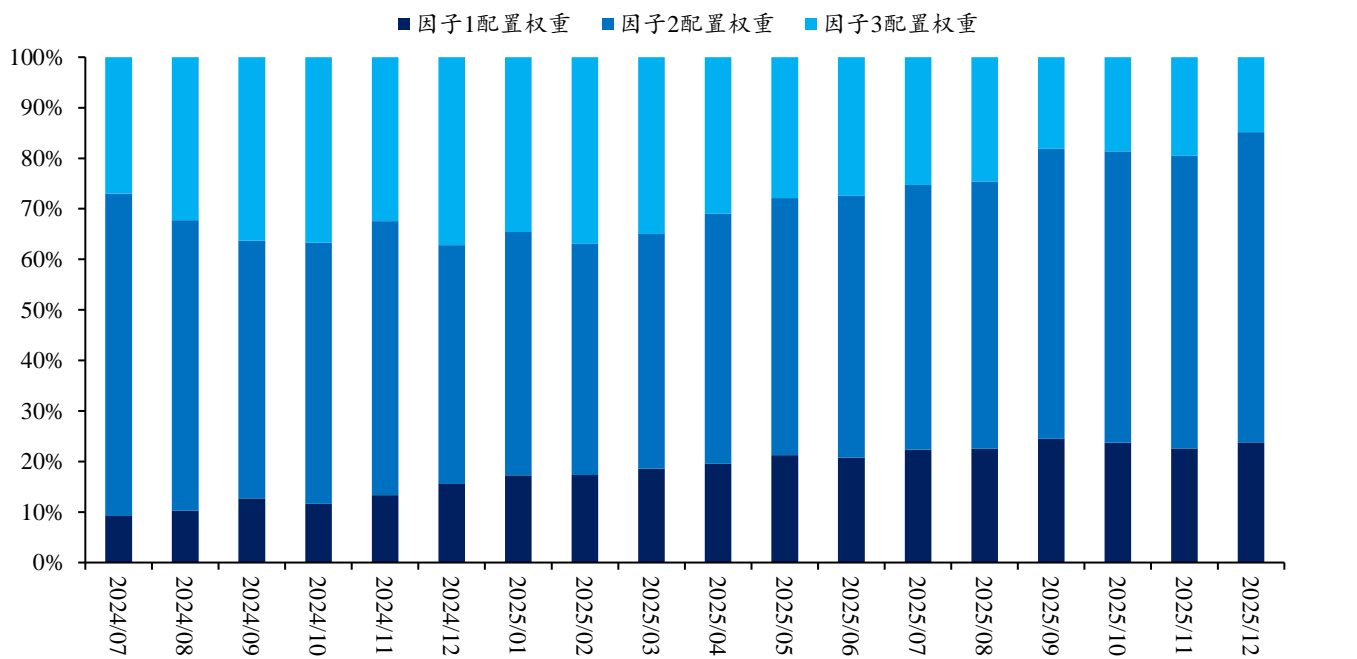
- 基于对每一期因子值的预测值、因子值预测值的协方差（滚动计算的窗口=24 期）对每一样本日期估算应当配置于各个因子的投资组合头寸比例，以期实现“均值-方差”思路下的最优切线组合，结果见图 6。
- 基于每一样本日期对应的实际因子值，代入上述投资组合头寸比例，考虑交易成本后（假设为交易规模的 0.3%），对投资组合收益进行回测。
- 计算投资组合的夏普比率（滚动计算的窗口=12 期），结果见图 5。

图6：自 2025 年 5 月至 12 月，策略组合的夏普比率始终高于 2.2



数据来源：东吴证券研究所

图7：策略组合每月调整一次对三因子的风险敞口



数据来源：东吴证券研究所

不难看出，以 3.3 给出的活跃发债主体为样本范围时，基于 IPCA 因子的策略组合“风险调整后收益”表现较为突出，策略核心优势体现在：

- **高夏普：**自有夏普比率数据以来（由于滚动窗口期的限制，数据始自 2023 年 12 月），策略组合的夏普比率从未低于 1.45。自 2025 年 5 月至 12 月，策略组合的夏普比率始终高于 2.2。
- **收益/风险的不对称性：**自有策略组合信用超额收益数据以来（由于滚动窗口期的限制，数据始自 2023 年 1 月），在 75% 的样本日期策略组合信用超额收益数据为正值，仅有 25% 的样本日期对应数据为负值。自 2024 年 1 月至 2025 年 12 月，策略组合信用超额收益的最大值高达 0.13%，但最小值仅为 -0.03%。
- **实践可操作性较强：**与股票市场相比，信用债市场的最大不同之一在于流动性较差，对于投资人想要买入的个券 A，很难保证二级市场一定存在合适的券源。但在此处的投资策略中，我们配置权重参考的是“L 个特征‘归纳’而来的 K 个潜在因子”，K 的取值考虑特征数量、 R^2 与 pricing error 的实证结果等，此处 $K=3$ 。因此即使无法买入个券 A，但通过买入具备类似风险特征的个券 B，我们依然可以实现投资组合对 K 个因子的心仪配置权重。

当然，该策略也存在一定不足，后续有待进一步改进：

- 伴随国内信用债市场发展，后续可用数据更多后，应当适当调整滚动窗口期取值；
- 对 K 个潜在因子的时间序列变动，未来可构建模型进一步详细解读；

- 交易成本此处设定为 0.3%可能不完全符合实际，如果实操中交易成本远高于 0.3%，需要进一步限制策略的换手率；
- 实践应用中还应考虑投资组合的合同限制，例如对买入债券的评级要求等。

5. 风险提示

- (1) 对模型所用特征可能选取不够全面。
- (2) 在计算“信用利差”时，以国债收益率作为信用利差的被减项，没有充分考虑税收差异带来的影响。
- (3) 在计算“信用超额收益”时，以“中证国债及政策性金融债指数收益”线性插值估算“国债对冲组合”持有收益可能不够准确。
- (4) 部分样本主体在每年 3 月末已披露上年年报，模型由财报获取的部分特征数据可能未及时更新。
- (5) 以 2016 年至 2025 年为计算周期，可能导致部分指标选取的滚动窗口期被动偏短。

免责声明

东吴证券股份有限公司经中国证券监督管理委员会批准，已具备证券投资咨询业务资格。

本研究报告仅供东吴证券股份有限公司（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客户。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何人的投资建议，本公司及作者不对任何人因使用本报告中的内容所导致的任何后果负任何责任。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。

在法律许可的情况下，东吴证券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并进行交易，还可能为这些公司提供投资银行服务或其他服务。

市场有风险，投资需谨慎。本报告是基于本公司分析师认为可靠且已公开的信息，本公司力求但不保证这些信息的准确性和完整性，也不保证文中观点或陈述不会发生任何变更，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。

本报告的版权归本公司所有，未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制和发布。经授权刊载、转发本报告或者摘要的，应当注明出处为东吴证券研究所，并注明本报告发布人和发布日期，提示使用本报告的风险，且不得对本报告进行有悖原意的引用、删节和修改。未经授权或未按要求刊载、转发本报告的，应当承担相应的法律责任。本公司将保留向其追究法律责任的权利。

东吴证券投资评级标准

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，新三板基准指数为三板成指（针对协议转让标的）或三板做市指数（针对做市转让标的），北交所基准指数为北证 50 指数），具体如下：

公司投资评级：

- 买入：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准在 15% 以上；
- 增持：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准介于 5% 与 15% 之间；
- 中性：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准介于 -5% 与 5% 之间；
- 减持：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准介于 -15% 与 -5% 之间；
- 卖出：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准在 -15% 以下。

行业投资评级：

- 增持：预期未来 6 个月内，行业指数相对强于基准 5% 以上；
- 中性：预期未来 6 个月内，行业指数相对基准 -5% 与 5%；
- 减持：预期未来 6 个月内，行业指数相对弱于基准 5% 以上。

我们在此提醒您，不同证券研究机构采用不同的评级术语及评级标准。我们采用的是相对评级体系，表示投资的相对比重建议。投资者买入或者卖出证券的决定应当充分考虑自身特定状况，如具体投资目的、财务状况以及特定需求等，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。

东吴证券研究所
苏州工业园区星阳街 5 号
邮政编码：215021
传真：（0512）62938527
公司网址：<http://www.dwzq.com.cn>