

## 商品市场宏观风险因子模型初探



报告日期：2017 年 10 月 19 日

### ★商品市场的宏观风险因子模型

本篇报告是我们构建一种商品市场宏观风险因子模型的初步结果，依据传统的 Barra 结构化风险模型的总体思路，既给出了一套筛选有效风险因子的流程与标准，也找到了一些影响显著、有效又稳定的风险因子。

### ★宏观风险因子具有的 4 个特点

根据国内商品市场的特点，识别宏观风险因子需要满足 4 个方面的条件：有效性（对收益的解释度  $\text{Adj-R}^2$  为正）、低共线性（因子之间相关性低）、显著性（因子在各截面上显著的时间占比超过 30%）、稳定性（因子滞后一期的截面相关性平均值超过 0.85）。筛选出风险因子最基础最核心的条件是风险因子的有效性以及风险因子的共线性，因为风险因子是定价因子，既要有一定对收益的解释度，又要存在很低的共线性。不同于一般风格类的风险因子，宏观因子的变化在在商品上体现出的敏感度之差异导致了风险溢价，所以因子暴露度的获取应由时间序列的回归获得的敏感度来确定。所以一旦确定了风险因子，就首先需要在时间序列上加权回归得到 Beta 值（因子暴露），然后在横截面上回归得到因子收益率。

### ★等权复合新因子与逐步回归挑选因子

为了等权复合出新的 5 类基本风险因子（利率、通胀、流动性、周期、汇率），平均 VIF 仅 1.16，对截面收益的解释度平均值为 56.97%；另一种方法是通过逐步回归或 Lasso 回归从原有的显著因子中挑选具有低共线性的因子，得到了 6 个因子（美元指数环比、PMI 环比、M1 同比、10 年期国债收益率、景气先行指数环比、金融机构中长期贷款的环比），平均 VIF 为 1.2，但对截面收益的解释度平均值高达 61.46%。

### ★基于 Bootstrap 的稳健回归方法

为解决小样本回归的非稳健性，假设样本数据（或其与全局回归的残差）具有高斯分布的形式。残差法的 Bootstrap 回归虽然方差小、有偏性小，实际使用时需注意可能导致降低风险因子的显著性、因子收益的波动性的情况。

### ★致谢

本报告在东方证券研究所金融工程首席分析师朱剑涛老师指导下完成。

李晓辉 高级分析师(金融工程)

从业资格号：F3022611

Tel: 8621-63325888-1585

Email: [xiaohui.li@orientfutures.com](mailto:xiaohui.li@orientfutures.com)

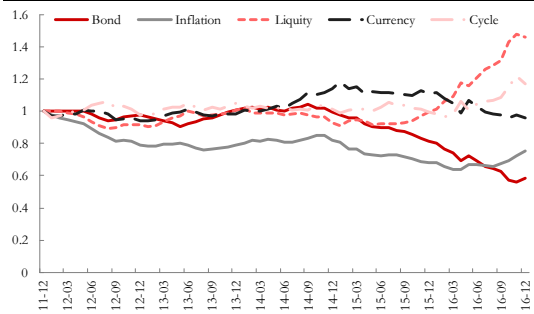
田钟泽 分析师(金融工程)

从业资格号：F3020259

Tel: 8621-63325888-1589

Email: [zhongze.tian@orientfutures.com](mailto:zhongze.tian@orientfutures.com)

### 等权合成风险因子的因子收益累积表现



### 相关报告

《国内商品期货常用日内 CTA 策略测试》  
——2016.10.14

《机器学习方法系列之一：基于单特征因子的隐马尔科夫模型在商品期货上的应用》  
——2016.12.29

《商品期货套利实证》  
——2017.01.17

《基于非参数估计的趋势线系统构建》  
——2017.03.31

《商品期货中的阿尔法策略》  
——2017.07.07

## 目录

1、宏观经济多因子模型简介 .....	5
2、宏观经济因子库构建 .....	7
2.1、因子库构建总框架 .....	7
2.2、期货品种选择 .....	8
2.3、因子的选择 .....	9
2.4、单因子的显著性表现 .....	13
3、风险因子的初步筛选 .....	15
3.1、风险因子的有效性 .....	16
3.2、风险因子的低共线性 .....	20
4、风险因子的确认 .....	27
4.1、风险因子的显著性和稳定性 .....	27
4.2、不同风险因子组合 .....	29
4.3、基于 Bootstrap 的线性回归 .....	32
5、结论 .....	35
6、参考文献 .....	36

## 图表目录

图表 1: BIRR 模型五个核心因子.....	6
图表 2: 因子库构建总框架.....	7
图表 3: 根据流动性筛选的可交易商品期货品种 .....	9
图表 4: 宏观经济变量概况.....	10
图表 5: 宏观经济变量多因子备选库详细信息 .....	11
图表 6: M1 环比与 M1 同比的自相关衰减分布 .....	12
图表 7: 螺纹钢月度收益对各宏观因子的显著程度.....	14
图表 8: 天然橡胶月度收益对各宏观因子的显著程度 .....	14
图表 9: 铜月度收益对各宏观因子的显著程度.....	14
图表 10: 大豆月度收益对各宏观因子的显著程度.....	14
图表 11: 各期货品种对 PMI 月度增长率 PMI_d 因子的显著程度.....	15
图表 12: 各期货品种对美元指数月度增长率 USDX_d 因子的显著程度 .....	15
图表 13: CPI 同比对铜收益率的解释情况 .....	17
图表 14: CPI 环比对铜收益率的解释情况 .....	17
图表 15: 因子在各个品种上出现显著的比例 .....	17
图表 16: 因子在各个品种上 Adj-R <sup>2</sup> 的平均值.....	18
图表 17: 因子在各个品种上 Adj-R <sup>2</sup> 为正值的占比.....	18
图表 18: 因子在各个品种上显著的比例、Adj-R <sup>2</sup> 平均值以及 Adj-R <sup>2</sup> 为正值的占比 .....	18
图表 19: 各显著因子之间的相关性矩阵 .....	20
图表 20: 各显著因子的方差膨胀系数.....	20
图表 21: 不同类别的宏观风险因子 .....	22
图表 22: 复合因子的相关性矩阵.....	23
图表 23: 复合因子的方差膨胀系数 .....	23
图表 24: 逐步回归法的流程图 .....	23
图表 25: 采用逐步回归法获得的各个品种前 5 个显著因子及 Adj-R <sup>2</sup> .....	25
图表 26: 采用逐步回归法各因子在不同品种上的显著占比 .....	26
图表 27: 各方法筛选出的占比较高前 6 个因子 .....	26
图表 28: 不同衰减系数得到的权重分布 .....	27
图表 29: 时间序列回归中滚动时间窗口长度和衰减系数的敏感性.....	28
图表 30: 等权合成得到的风险因子的各项特征 .....	29
图表 31: 逐步回归法得到的风险因子的各项特征.....	29
图表 32: 等权合成得到的风险因子的因子收益累积表现.....	30
图表 33: 逐步回归法得到的风险因子的因子收益累积表现 .....	30
图表 34: 两种风险因子组合之间的因子收益率相关性.....	31

图表 35: 等权合成得到的风险因子的截面多元回归 $\text{Adj-R}^2$ .....	31
图表 36: 逐步回归法得到的风险因子的截面多元回归 $\text{Adj-R}^2$ .....	31
图表 37: 成对法和残差法 Bootstrap 的收敛特征对比 .....	33
图表 38: 基于 Bootstrap 回归后风险因子的显著时间占比的变化 .....	34
图表 39: 基于 Bootstrap 回归后风险因子的截面相关性的变化 .....	34
图表 40: 基于 Bootstrap 回归后风险因子的因子收益年化波动率的变化 .....	34

## 1、宏观经济多因子模型简介

宏观经济多因子模型主要基于这样一个假设：风险特征相似的资产应该具有相似的收益，而我们可以将不同的行业、股票或者不同的商品视为不同的资产，利用多因素模型来讨论不同资产的收益率和风险之间的关系。

在欧美市场中，一些资产管理公司很早就致力于宏观经济多因素模型研究与实践。包括早期的所罗门兄弟、BIRR、BARRA 等多家机构，在构建宏观经济多因素模型方面都很有建树。这些模型基本上都是以 APT 多因子模型为基础的商业化资产定价模型。这些方法一方面想通过行业对宏观因素的敏感性对行业（或者个股）进行排序，刻画行业（或者个股）强弱；另一方面则讨论个股对各宏观因子的风险敞口，进一步进行风险配置。可以看出这些模型大部分是针对股票市场的，专门针对商品市场的仍然相对较少。而商品期货对于宏观因子也有明显的风险敞口，因此需要识别出影响较大的风险因子并对其引起的风险加以控制。

该报告主要研究如何筛选对商品期货收益影响较为显著的宏观风险因子，后续的工作将倾向于做第二方面的工作，也就是得到风险因子以及因子收益之后，针对特定的投资组合来进行风险配置。而由于宏观因子较多（包括利率、汇率、通货膨胀等），而且数据形式各异（有实际值、同比值、环比值、变化量等），因此该报告主要完成的一个任务是将与商品收益率关系较为显著的因子筛选出来，后续的系列报告中我们再对风险配置等问题进行具体讨论。

因子风险模型基于线性多因素模型，线性多因素模型的基本模型一般表达为：

$$r_i = a_i + \sum_{j=1}^k b_{ij} F_j + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, N$$

$$\text{or: } r = a + B * F + \varepsilon$$

其中：  $r = (r_1, \dots, r_N)^T$  代表 N 种资产收益率组成的列向量。

$F = (F_1, \dots, F_k)^T$  代表 k 个因素的组成的列向量。

$a = (a_1, \dots, a_N)^T$  是常数组成的列向量。

$B = (b_{ij})_{N \times k}$  是因素 j 对风险资产收益率的影响程度,称为灵敏度(sensitivity)/因素负荷(factor loading)或因子暴露，组成灵敏度矩阵。

$\varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_N)^T$  随机误差列组成列向量。

因子风险模型的作用主要有三个：

(1) **识别风险因子**：识别对于组合影响较为明显的风险因子，并且进一步控制组合对于某一个风险的暴露程度，来获得相对稳健的组合收益。

(2) **用于收益协方差矩阵估计**：通过风险因子结构化模型可以达到降维的效果。一般

而言，因子数要少于组合中资产的数量。因此可以通过估计出因子的协方差矩阵来进一步得到组合收益的协方差矩阵，从而简化了计算复杂度。

(3) **用于业绩归因**：主要分析组合过往业绩的业绩来源，以及当前面临的风险敞口大小。对未来的预测意义不大，但是可以作为决策参考。

下面我们先对国外已被发掘构建的宏观多因子模型进行简单介绍。

#### (1) RAM 模型

所罗门兄弟 1986 年推出了 RAM 模型 (Risk Attribution Model)，用来考察美国股票对宏观经济变量的敏感性，同时用于甄别筛选“投资级”股票。模型中纳入的宏观经济因素有：经济增速、经济周期、长期利率、短期利率、通货膨胀风险、美元指数。

在一个多元回归模型中，因变量是股票月度收益，自变量除了核心的 6 个宏观经济变量之外，还包括残余因素 (Beta) 和其他市场因素。对于参数的统计结果将进行标准化，从而便于对个股进行截面 (cross-sectional) 比较确定个股强弱。

#### (2) BIRR 模型

Burmeister、Ibbotson、Roll 和 Ross 在 2003 年建立，其核心模型 (Core model) 由五个宏观因子组成，并且可以在此基础上添加风格因子 (custom factors)。BIRR 认为利率、通胀、实际经济增长和市场情绪是无法通过分散化投资消除的系统性风险，对所有个股都会造成冲击，因此选择了如下五个核心因子：

**图表 1：BIRR 模型五个核心因子**

因子	具体
<b>信心风险</b> (Confidence Risk)	信心风险用 20 年期公司债与 25 年期国债的信用利差来衡量，反映了投资者进行风险投资的意愿。当利差缩小时因素值为正，投资者信心增加。
<b>投资期风险</b> (Time Horizon Risk)	用 25 年期国债收益率与 30 日国库券收益率之差来衡量投资期风险，即国债收益率曲线的变动，其反映了投资者进行长期投资的意愿。正的因素值代表着长、短期利差的缩窄。
<b>通胀风险</b> (Inflation Risk)	通胀风险选择期末实际通胀率与期初预期通胀率之差作为衡量变量，正的因素值表明发生了未预期到的通胀。通常而言通胀风险的敞口为负，奢侈品（服务、餐饮、玩具）最为敏感而必需品（食品、服装）最不敏感。
<b>商业周期风险</b> (Business Cycle Risk)	商业周期风险用期初与期末的预期实际经济增长率的变动值来衡量，正的因素值表示经济增长预期的增加。通常零售业比公用事业类股票更为敏感。
<b>市场择时风险</b> (Market Timing Risk)	S&P500 回报率中前四个因素未能解释的部分处理为市场择时风险，一般用来反映地震、政治等因素以及单纯的熊市或牛市。很多人将 APT 看作是 CAPM 的推广：如果前 4 个因子的敞口为 0，则股票对市场择时风险的敞口就是 CAPM 中的 beta。

资料来源：Burmeister, Roll, Ross(2003)，东证衍生品研究院



### (3) BARRA 模型

BARRA 模型主要是用来对风险进行建模的，但在基本因素模型之外，Barra 也在宏观经济多因素模型方面进行了深入研究。MSCI Barra 在宏观因素模型中纳入了通胀水平，原油价格，美元指数，VIX 指数，工业产出和失业率等六个指标。

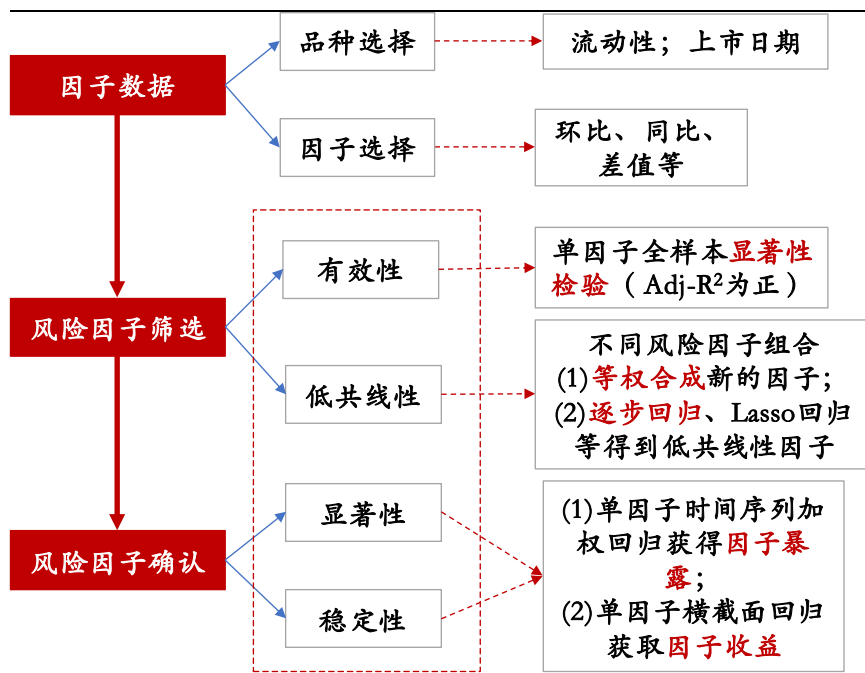
MSCI BARRA 对多因素模型的研究和商业应用在该领域有较大的影响力。类似于 BARRA 模型的还有 Northfield 模型，其中 BARRA 模型对证券基本面的风险分析做的比较出色，Northfield 模型对宏观经济因素的风险分析十分出色，这两种模型的原理基本相同。BARRA 模型主要基于多因素模型的基本原理，首先需要对风险因子进行识别，然后进一步识别风险因子导致的风险，并对风险加以控制。BARRA 模型目前已经推出多个版本，并且覆盖了全球的主要市场，其中也包括中国的。

## 2、宏观经济因子库构建

### 2.1、因子库构建总框架

因子库的构建我们采用以下的框架：

图表 2：因子库构建总框架



资料来源：东证衍生品研究院

首先是因子数据的获取，这个步骤涉及品种选择及因子的选择，因子形式包括实际值、环比值、同比值以及一些衍生的指标比如差值等。得到因子值之后，需要对因子进行预处理，去除因子中的极值。各个期货品种的收益率采用主力合约的数据。

其次根据风险因子的有效性、低共线性这两个特点对因子做筛选，依据是单个因子要对大多数的期货品种都体现出显著性，不要求 Adj-R<sup>2</sup> 有多高，但至少应为正。另外，为了

解决因子之间的共线性问题，我们用两种方式构建出了两组具有低共线性的风险因子组合。

最后需要通过风险因子的时间显著性和稳定性来对风险因子进行再次确认，这个过程涉及到获取因子暴露和横截面回归。实际上我们采用的是 Chen、Roll and Ross (1986) 最早对股票市场所构建的宏观经济多因子模型中所使用的线性回归方法：先在时间序列上进行回归时，我们采用了一定长度的滚动窗口和时间加权的方式来进行回归，以求得到各个时点上因子对收益的敏感度的考察，并把该敏感度作为因子暴露；然后需要将时间序列获得的因子暴露进行横截面上的标准化处理，在横截面上线性回归得到因子收益。

## 2.2、期货品种选择

### (1) 合约选取主力合约

我们在进行回归的时候需要用到商品期货的月度收益率数据，考虑到流动性而主要采用商品期货的主力合约，但是商品期货主力合约在移仓换月时会出现“跳价”现象。所以我们需要先对主力合约进行“复权”处理，这里采用的方法和我们之前一系列的策略报告中所采用的方法一致，即先将旧的和新的主力合约的收益率序列拼接到一起，然后再将收益率序列按照前复权或后复权的方式还原成价格序列。也就是说，尽管原始的主力合约价格序列是“不连续”的，但是收益率序列却可以是“连续”的。

我们利用“复权”后的主力合约价格序列得到期货的月度收益率数据，后续报告中构建投资组合中开仓、平仓等实际交易仍将采用真实的合约价格，并且在策略回测时仍然会考虑移仓换月时的展期操作，以及该操作所导致的交易成本和换手率的增加。

### (2) 数据选取要兼顾上市时间对计算样本长度的影响

我们要选用的因子数据和月度收益率数据均是从 2005 年 1 月开始，并截止到 2016 年 12 月。后面分析中涉及到对每个品种的回归分析，是从其上市之后的数据开始计算的。为了保证有足够的数据进行线性回归，我们实际只选取了上市日期在 2014 年 1 月 1 日之前的期货品种来进行分析。

### (3) 过低的流动性会造成较高的交易成本

我们主要研究宏观经济变量与商品期货之间的关系，因此需要首先筛选符合的商品期货。筛选的条件包括流动性等，只有满足流动性条件（主要参考历史 30 个交易日的日均成交量超过 1 万手），交易活跃度较高的品种才被选择作为期货研究对象。



图表 3：根据流动性筛选的可交易商品期货品种

类别	交易所	商品代码	名称	上市日期
黑色	郑商所	ZC	动力煤	2013-09-26
	大商所	JM	焦煤	2013-03-22
		J	焦炭	2011-04-15
		I	铁矿石	2013-10-18
	上期所	RB	螺纹钢	2009-03-27
有色金属	上期所	AL	沪铝	1995-04-17
		PB	沪铅	2011-03-24
		CU	沪铜	1995-04-17
		ZN	沪锌	2007-03-26
贵金属	上期所	AG	白银	2012-05-10
		AU	黄金	2008-01-09
能源化工	郑商所	TA	PTA	2006-12-18
		FG	玻璃	2012-12-03
		MA	甲醇	2011-10-28
	大商所	V	PVC	2009-05-25
		L	塑料	2007-07-31
	上期所	BU	沥青	2013-10-09
		RU	橡胶	1995-05-16
农产品	郑商所	SR	白糖	2006-01-06
		OI	菜油	2012-07-16
		RM	菜粕	2012-12-28
		CF	棉花	2004-06-01
	大商所	M	豆粕	2000-07-17
		A	豆一	1999-01-04
		Y	豆油	2006-01-09
		JD	鸡蛋	2013-11-08
		C	玉米	2004-09-22
		P	棕榈油	2007-10-29

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

### 2.3、因子的选择

我们选取了国内以及国外的一些比较典型的经济变量作为多因子的备选库。我们初步选择因子的逻辑是，尽可能地将对商品市场有影响的因子罗列出来，而且这些数据应涵盖了利率、汇率、货币供应量、通胀指标、工业指标、进出口等几个方面的指标，基本上对整个金融市场有影响的因子都应该被选入到因子库中作为备选。除此之外，我们也找了一些因子变量之间的衍生指标：比如不同期国债收益率之差、M1 与 M2 增速之差等。

图表 4: 宏观经济变量概况

类别	指标名称
生产	PMI、发电量、工业增加值、固定资产投资等
消费	社会消费品零售总额等
通胀	CPI、PPI 等
货币	M0、M1、M2、中长期贷款余额等
进出口	进出口总额、贸易差额、波罗的海干散货指数等
债券	国债到期收益率 3 月、1 年、5 年、10 年等
外汇	美元指数等
衍生指标	某某指标：同比、环比；某某指数、价格：环比 STS: 10 年期国债收益率 - 1 年期国债收益率 M1M2: M2 与 M1 的环比增速之差 UI: CPI 同比与 3 月国债收益率之差，未被解释的通胀

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

由于我们暂时不知这些不同阶、不同意义的宏观因子数据到底是否真的对商品期货市场产生较为显著的影响，所以不能“一股脑”地全部采用并作为因子备选。对于因子到底是否适合被选入到因子库中，我们从以下两个方面对宏观因子做了考虑：

#### (1) 数据发布的频率及其延后性

有些数据是月频发布，有些则是日频的——对于月度发布的宏观指标来说，一定会由于发布日期迟缓的缘故导致相对于同期的月度收益率存在着一定延迟，比如 CPI、PPI 这些经济变量，一般都是在下一个月的月中公布上一月的数据，故实际上在 t 月月底时所知道的最新 CPI、PPI 等宏观数据仅仅是 t-1 月的，所以像这些月度数据应该作延后一阶的处理，但也有例外，比如 PMI 指数，它一般在当月月底就被公布出来了；但是对于一些本身就是日频统计的数据，比如国债收益率、美元指数等，实际是可以当做零阶处理的。

#### (2) 宏观数据的计算形式

我们从 wind 宏观经济数据库中直接拉取部分宏观因子的数据，一部分环比数据、衍生指标数据则是进一步的计算得到的。但是，对于某个经济指标我们到底该采用它的实际值、同比值还是环比值？

首先，因为我们的目标解释变量是商品的收益率，对于具有明显增长趋势的宏观数据，比如 M0、M1、M2、发电量、贷款余额等大多数经济指标的实际值，是不能作为解释变量的，否则会产生伪回归；而且这些宏观指标的实际值也无法从经济逻辑上解释月度收益率，所以我们这里仅仅考虑各个宏观指标的边际变化率（同比或环比），而对于债券类的收益率指标来说，它们已经是收益率了所以直接采用原始实际值也是合适的。我们在这里获得的同比或环比数值，如果不能从 Wind 直接查询得到，就自己根据原始的月度实际值按照“（当期-上一期）/上一期”的方式计算得到环比变化。除此之外，这些因子的解释说明、发布频率、单位、延后阶数如下表所示。

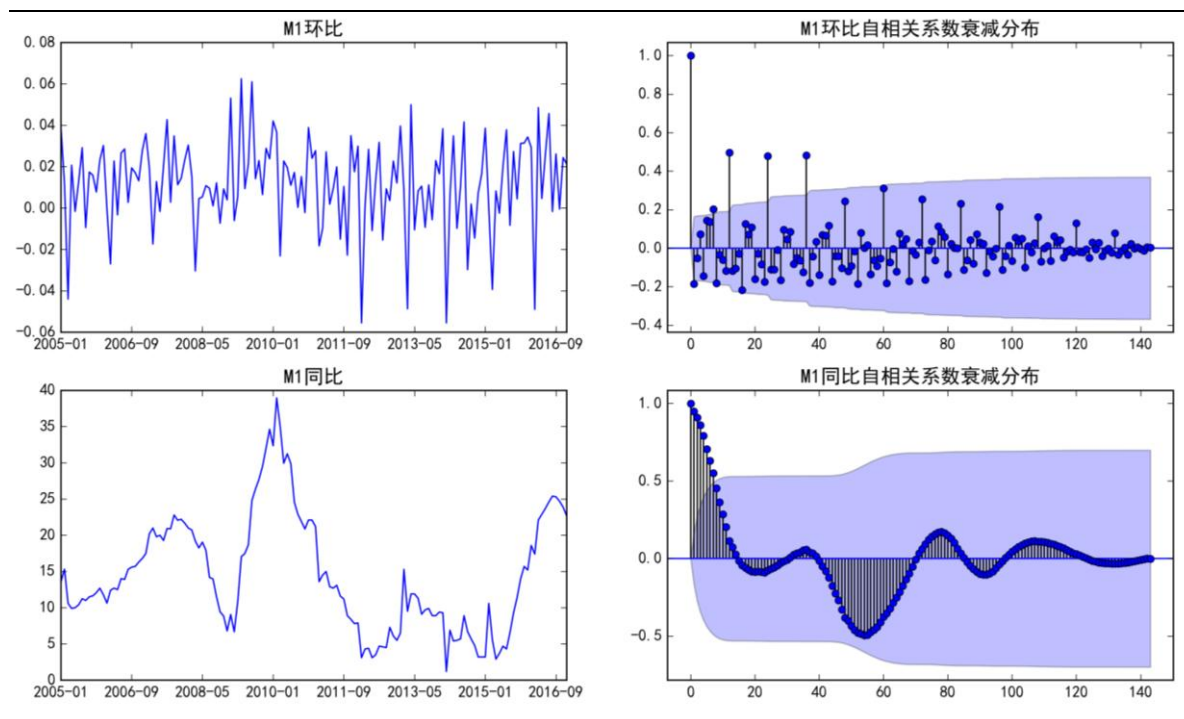
图表 5：宏观经济变量多因子备选库详细信息

指标	指标名称	频率	单位	滞后阶数	说明	是否选入
PMI	PMI	月	%	0	实际值	否
PMI_d	PMI: 环比 (计算)	月	%	0	环比	
POW	产量:发电量:当月值	月	亿千瓦时	1	实际值	否
POW_t	产量:发电量:当月同比	月	%	1	同比	
POW_d	POW: 环比 (计算)	月	%	1	环比	
RAIL	铁路货运量:当月值	月	亿吨	1	实际值	否
RAIL_t	铁路货运量:当月同比	月	%	1	同比	
RAIL_d	RAIL: 环比 (计算)	月	%	1	环比	
IAV	工业增加值: 定基指数	月	0.00	1	实际值	否
IAV_d	工业增加值:环比 (计算)	月	%	1	环比	
IAV_t	工业增加值:当月同比	月	%	1	同比	
CI	宏观经济景气指数:一致指数	月	0.00	1	实际值	否
CI_d	CI: 环比 (计算)	月	%	1	环比	
CILI	宏观经济景气指数:先行指数	月	0.00	1	实际值	否
CILI_d	CILI: 环比 (计算)	月	%	1	环比	
RETAIL	社会消费品零售总额:当月值	月	亿元	1	实际值	否
RETAIL_t	社会消费品零售总额:当月同比	月	%	1	同比	
RETAIL_d	RETAIL: 环比 (计算)	月	%	1	环比	
CPI_t	CPI:当月同比	月	%	1	同比	
CPI_d	CPI:环比	月	%	1	环比	
PPI_t	PPI:全部工业品:当月同比	月	%	1	同比	
PPI_d	PPI:全部工业品:环比	月	%	1	环比	
M0	M0	月	亿元	1	实际值	否
M0_t	M0:同比	月	%	1	同比	
M0_d	M0: 环比 (计算)	月	%	1	环比	
M1	M1	月	亿元	1	实际值	否
M1_t	M1:同比	月	%	1	同比	
M1_d	M1: 环比 (计算)	月	%	1	环比	
M2	M2	月	亿元	1	实际值	否
M2_t	M2:同比	月	%	1	同比	
M2_d	M2: 环比 (计算)	月	%	1	环比	
LOAN	金融机构:中长期贷款余额	月	亿元	1	实际值	否
LOAN_d	金融机构:中长期贷款余额:环比 (计算)	月	%	1	环比	
TB	贸易差额	月	亿美元	1	实际值	否
TB_d	贸易差额: 环比 (计算)	月	%	1	环比	
TB_t	贸易差额:当月同比	月	%	1	同比	
IMEX	进出口金额:当月值	月	亿美元	1	实际值	否

IMEX_t	进出口金额:当月同比	月	%	1	同比	
IMEX_d	IMEX: 环比 (计算)	月	%	1	环比	
BDI	波罗的海干散货指数(BDI)	日	0.00	0	实际值	否
BDI_d	BDI: 环比 (计算)	日	%	0	环比	
BD3M	中债国债到期收益率:3 个月	日	%	0	实际值	
BD1Y	中债国债到期收益率:1 年	日	%	0	实际值	
BD5Y	中债国债到期收益率:5 年	日	%	0	实际值	
BD10Y	中债国债到期收益率:10 年	日	%	0	实际值	
USDX	美元指数	日	0.00	0	实际值	否
USDX_d	USDX: 环比 (计算)	日	%	0	环比	
STS	10 年期国债收益-1 年期国债收益 (计算)	日	%	1	差值	
M1M2	M2 与 M1 环比增速差 (计算)	月	%	1	差值	
UI	CPI 同比与 3 月国债收益率之差 (未被解释的通胀) (计算)	月	%	1	差值	

资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

图表 6: M1 环比与 M1 同比的自相关衰减分布



资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

但是反映一个宏观指标的边际变化应采用同比还是环比呢? 同比数据实际上排除了季节因素的影响, 但却容易具有非平稳的特征, 而环比数据虽然更加平稳, 但却具有很强的季节因素。关于同比数据与环比数据的区别, 我们可以从自相关函数的衰减分布上较直观地看出二者的平稳性和季节性特征, 以 M1 同比增速和环比增速为例, 结果如上图所

示。M1 同比的自相关函数随阶数增加而较缓慢地衰减，反映出较明显的非平稳性，而环比增速的自相关函数就更快地衰减至 0 附近，更趋近于平稳的过程，但由于有包含了季节因素，故自相关衰减函数也会呈现一定季节性变化。

如果考虑解释变量与因变量的协整性，那么我们可以侧重选用一些具有一定平稳性的因子。但结果是，**由于样本数据过少，若直接采用 ADF 检验可能会导致有些实际较为显著的宏观指标会没办法通过平稳性检验**，比如说 M1 同比增速这个指标，其 ADF 的 p 值实际高于 10% 的置信水平，但该指标对各个品种的平均解释度却较高。所以 ADF 检验的结果只能作为参考，也不能“一刀切”。恰恰相反地是，在后文中通过一元线性回归测试单因子的有效性时，我们发现有些宏观因子采用同比值比环比值对收益率解释度更高，比如 CPI、M1、M2、社会消费品零售总额等。

### (3) 数据的极值处理

我们还需要对已经获得的宏观因子进行预处理。由于我们使用最小二乘法进行多元线性回归筛选因子，而最小二乘法做的拟合是使得均方误差最小，因此最小二乘法对异常值较为敏感，因此需要对异常值进行处理。

数据极值侦测手段通常有四种：固定比例、均值标准差、MAD 和 Boxplot 方法。这里我们采用 MAD 方法来进行侦测处理。MAD 法是针对均值标准差方法的改进，把均值和标准差替换成稳健统计量，样本均值用样本中位数代替，样本标准差用样本 MAD (Median Absolute Deviation) 代替：

$$md = median(\{x_i, i = 1, 2 \cdots n\})$$

$$MAD = median(\{|x_i - md|, i = 1, 2 \cdots n\})$$

$$up = md + 5.2MAD$$

$$down = md - 5.2MAD$$

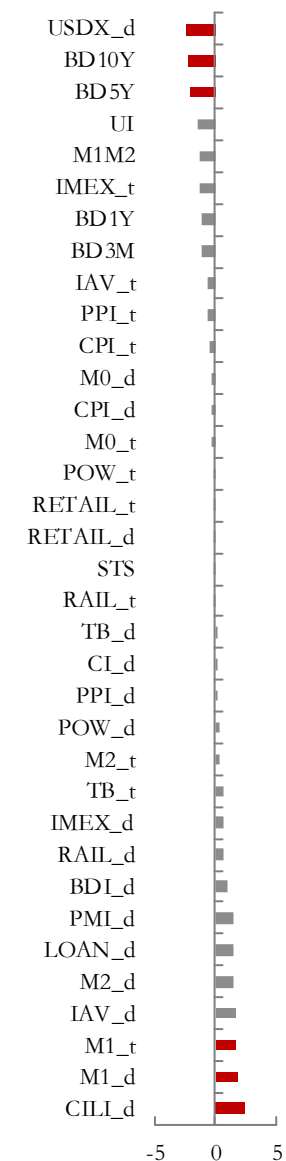
超出上轨和下轨的值被认为是异常值，我们用上轨或者下轨的值进行代替。

## 2.4、单因子的显著性表现

我们将已上市一段时间的每个活跃的期货品种对每一个被纳入到宏观因子库当中的各个单因子进行一元线性回归，目的是展示各个宏观因子在商品市场上的差异性表现，即各个期货品种对各因子的敏感度 (t 值)，而 t 值较高的对应的因子对收益率的解释程度 (Adj-R<sup>2</sup>) 也相对较高。

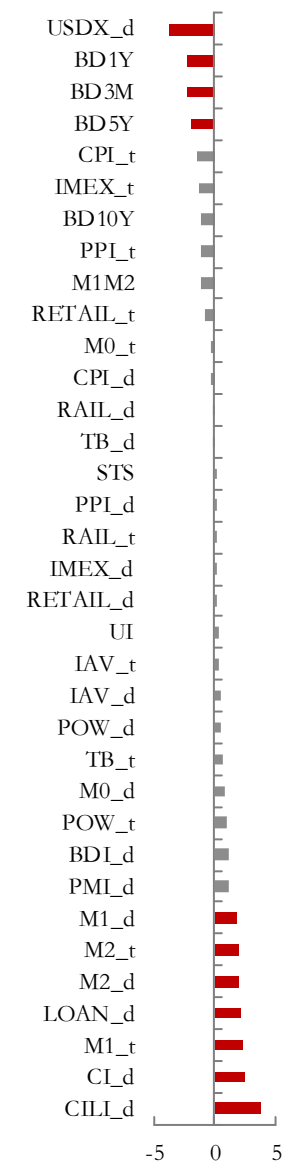
本篇报告统一选择 10% 作为判断因子 p 值的是否满足显著性水平的标准，这是由于宏观因子对收益率的解释程度并不高，而且对不同品种的解释度也差别较大，但为了尽可能地抓取到对整个商品市场都有显著影响的因子，我们将显著性水平设得较低一些。由于宏观因子值与对应月度收益率数据样本区间是从 2005 年 1 月至 2016 年 12 月，所以对于单因子的一元线性回归来说实际样本自由度为 144，那么对应的判断是否显著的 t 值边界大概在 1.655 附近。一旦最小二乘法估计得到的 t 值的绝对值超过 1.655，便可以认为该因子是显著的。

图表 7: 螺纹钢月度收益对  
各宏观因子的显著程度



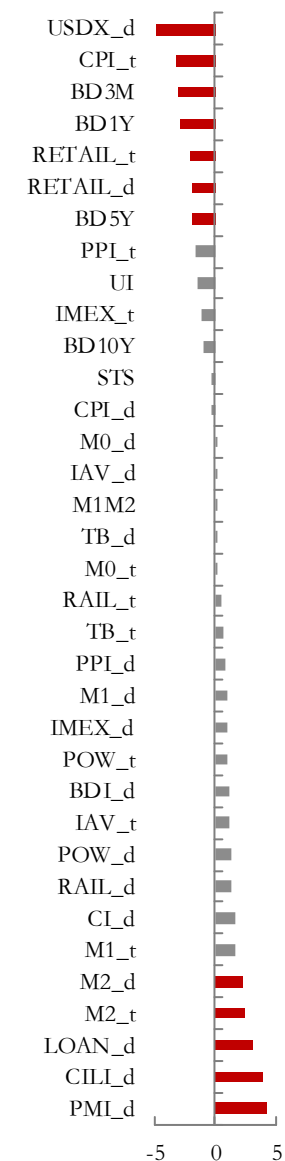
资料来源: Wind, 东证衍生品  
研究院

图表 8: 天然橡胶月度收益  
对各宏观因子的显著程度



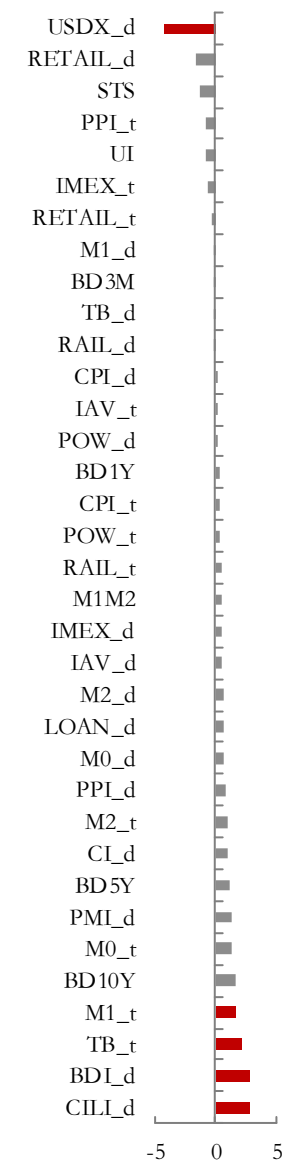
资料来源: Wind, 东证衍生品  
研究院

图表 9: 铜月度收益对各宏  
观因子的显著程度



资料来源: Wind, 东证衍生品  
研究院

图表 10: 大豆月度收益对  
各宏观因子的显著程度



资料来源: Wind, 东证衍生品  
研究院

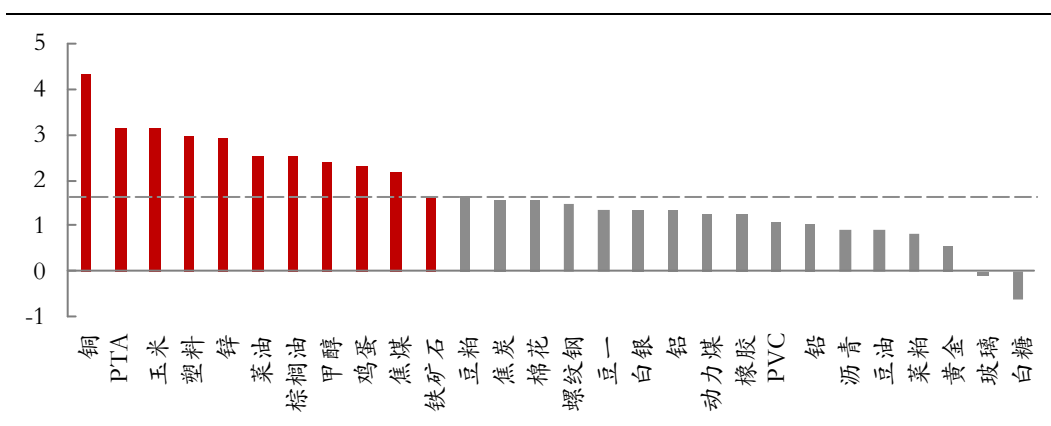
我们以黑色系的螺纹钢、能化系的天然橡胶、有色金属系的铜以及农产品系的大豆为例,说明不同品种各自月度收益率对各个宏观因子变化率的敏感性的差异(如上图所示),目的是想通过不同因子的敏感度t值的分布来观察商品收益与因子之间的反应关系。图中我们用红色柱子表示收益与因子之间的相关关系满足10%的显著性水平。

各个品种上因子呈现显著的数量并不一样,而且显著的因子也呈现较大差别,比如大豆的显著因子数量仅5个,而铜则有12个显著因子。CILI指数变化率(CILI\_d)对这4



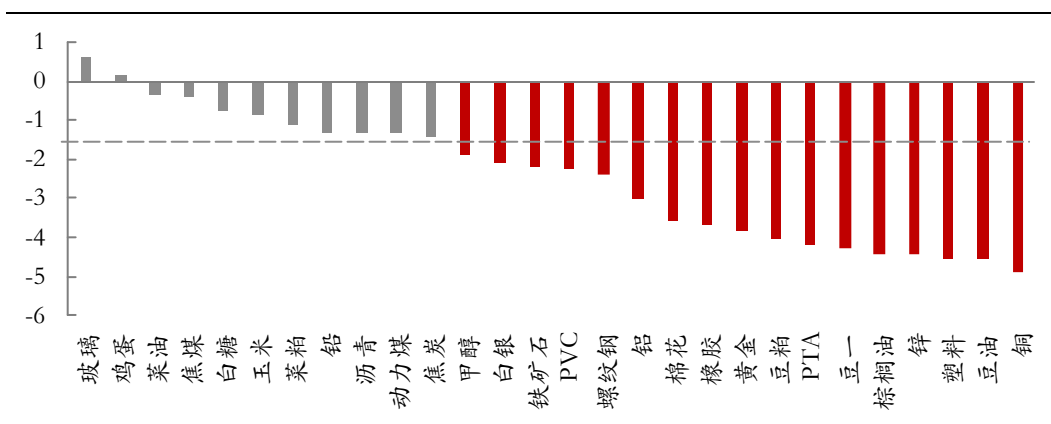
个商品呈现出正的显著关系，而美元指数变化率（USD<sub>X</sub>\_d）则对这 4 个品种的敏感变化都是负的，而且也都较为显著。其实美元指数变化率对大多数的商品都呈现出反向的影响，这是由于如果美元贬值就会直接导致以美元计价的国际大宗商品的上涨，而又因为我国在国际贸易中大都以进口为主，所以也会带动国内的商品出现一定幅度的上涨。事实上，这种宏观因子在不同品种上所产生的敏感度的差异性正是产生风险收益的来源，所以我们也将会从回归 beta 的角度来获得每个因子在每个品种上的因子暴露度（factor loadings）。

图表 11：各期货品种对 PMI 月度增长率 PMI<sub>d</sub> 因子的显著程度



资料来源：Wind，东证衍生品研究院

图表 12：各期货品种对美元指数月度增长率 USD<sub>X</sub>\_d 因子的显著程度



资料来源：Wind，东证衍生品研究院

### 3、风险因子的初步筛选

我们前文已经得到了这样的结论，每一个期货品种并不是全部 35 个宏观因子都有效，而且各个品种之间的有效因子也是有差异的。对单一品种来说总会有一些因子对收益率的解释程度很低而成为无效因子，而反过来对于同一个因子来说，总会也有一些表现不显著的品种。实际上，因子库包含的 35 个基本宏观因子，并非全部都可以被称之为“风

险因子”，因为风险因子应具有一定的条件，所以还需要有一系列的检验与评定过程，通过了才可能被认为该因子有一定的风险解释能力。Barra 的结构化风险因子模型有着针对股票市场而设计筛选有效风险因子的基础条件，业界的做法也基本一致。那么我们便参照业界对股票市场风险因子的评定标准，提出了几点针对商品市场宏观风险因子的几点评定条件：

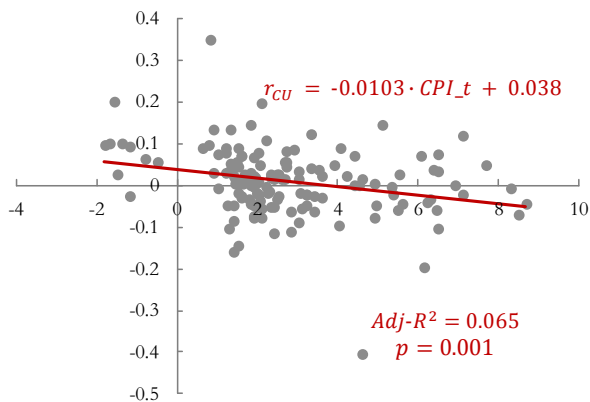
- (1) **风险因子对收益具有一定的解释能力**：按照对股票市场中风险因子的定义“对股价有显著影响，且影响力度在时间序列上呈现剧烈波动的选股因子”，风险因子首先是一种定价因子，比 alpha 因子具有较低的因子收益率，但却具有较高的波动。所以，风险因子要求能够具有一定程度的收益解释能力。在实际计算中，如果该因子能够被选入称为风险因子，首先就需要这个因子在大部分品种上都具有较好的解释力（至少  $\text{Adj-R}^2$  为正）。
- (2) **风险因子之间的共线性很低**：也就是方差膨胀因子值（VIF）不会太高，如果有新加入的因子，该因子与其他已有的因子间应该是正交的或者低相关的，而且对收益的解释度（ $\text{Adj-R}^2$ ）能够增加。
- (3) **风险因子在各个截面上显著时间比例要超过 30%**：在进行截面回归得到因子收益率的这一步时，应检验各因子在考察时间范围内的显著性时间占比，如果超过了 30% 的月份都能够达到显著，就认定因子“合格”，这里我们之所以设置为 30% 是由于宏观经济变量与商品期货市场之间的关系不如与股票市场之间的关系更紧密相关一些，A 股市场一般设为 50%；
- (4) **风险因子的暴露值在滞后一期的截面相关性的平均值超过 0.85**：这是要求风险因子具有一定的稳定性，否则变化过大会使得因子变得没有意义，根据宏观经济数据短期内变化较小的特点，我们认为前后两期的截面因子暴露值应该具有较强的相关性，我们这里假定该相关性平均值应该超过 0.85。

### 3.1、风险因子的有效性

这 4 个条件，我们认为最最重要的是第一个，如果满足了对风险因子最基本的定义，才能进一步地检验是否能够通过补充检验条件（2）（3）（4）。也就是说所有的针对风险因子的分析都建立在它是具有一定解释力的定价因子的基础上。关于这一点，我们曾做过一个简单的对比测试，随机生成一段长度为 144 的离散的噪声信号来模拟一系列 12 年的月度宏观因子。如果跳过对条件（1）的有效性检验，实际上也能够满足条件（2）（3）（4），与其他因子的相关性很低，显著时间占比超过 30%，滞后一期截面相关性超过 0.9。但对条件（1）却不满足（p 值超过 0.1， $\text{Adj-R}^2$  为负）。所以在这一部分要根据样本内数据的单因子一元回归的结果，筛选出一些在不同品种上显著性比例较高而且也具有较好的收益解释能力的因子。

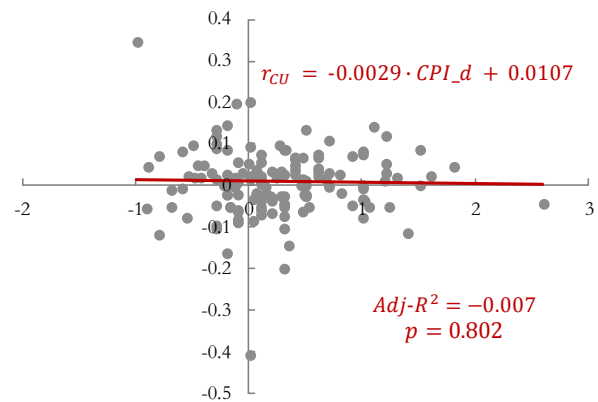
仍然以铜为例，下面两张图分别展示了铜的月度收益率分别与 CPI 同比、CPI 环比之间的一元线性回归结果，结果是 CPI 同比对铜收益率的解释程度更高，而且也更显著（p 值小于 0.1），所以对于铜来说 CPI 同比就是一个潜在的风险因子，而 CPI 环比这个指标没有解释能力而且也不显著，是一个无效因子。

图表 13: CPI 同比对铜收益率的解释情况



资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

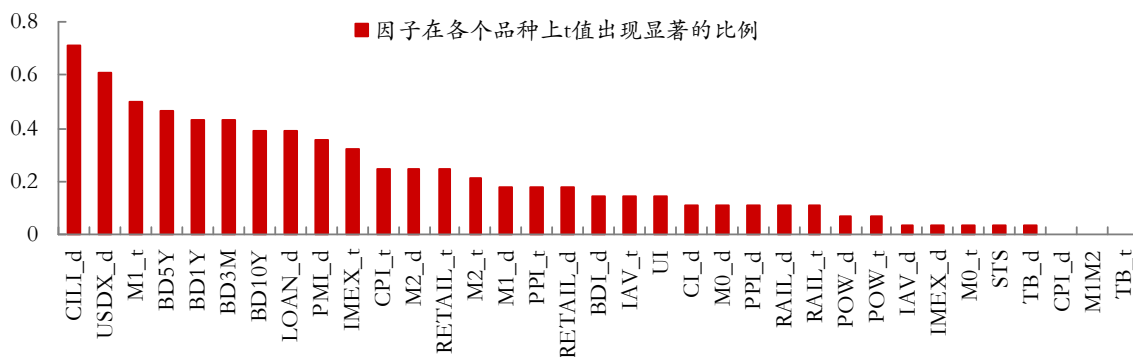
图表 14: CPI 环比对铜收益率的解释情况



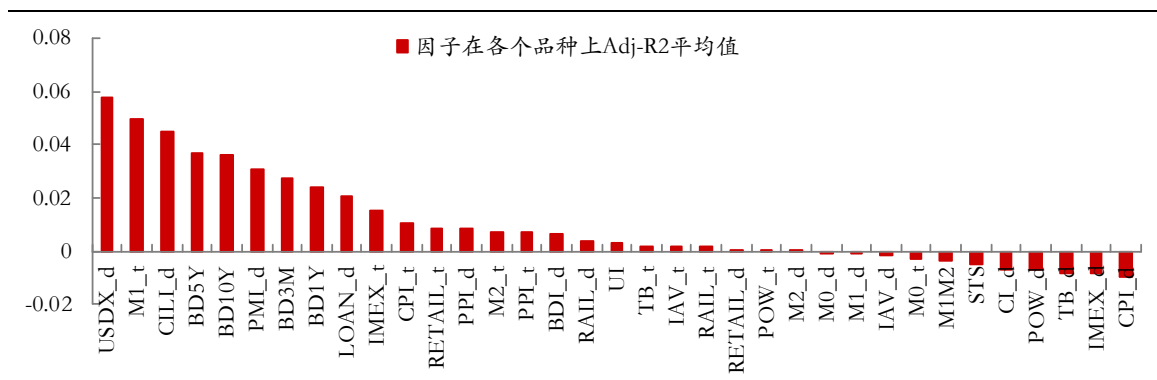
资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

为此,我们将各个品种分别对各个因子进行一元线性回归的有效性检验,统计回归的  $t$  值以及  $Adj-R^2$ 。由于一般情况下就算  $t$  值较高(超过 1.655)回归发生显著,也不能意味着  $Adj-R^2$  也较高(我们希望  $Adj-R^2$  至少为正值),所以我们接下来从三个方面分别统计了因子在各个品种上  $t$  值出现显著的比例、 $Adj-R^2$  平均值以及  $Adj-R^2$  为正值的占比,来挖掘潜在的显著因子。可预想到的是这三个统计指标在从大到小排序之后,如果排名越靠前就说明该指标越倾向于对多数品种都显著且有效,就越有可能通过条件(1)的检验,排序结果如下面 3 幅图所示。

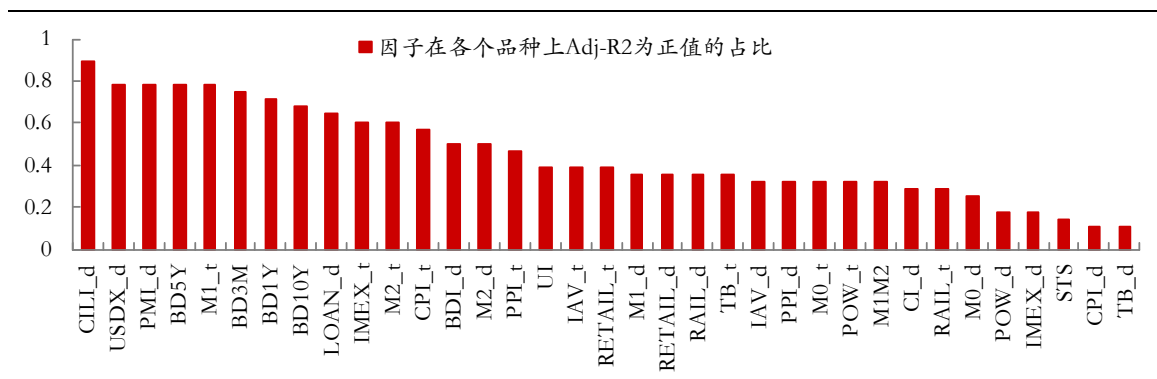
图表 15: 因子在各个品种上出现显著的比例



资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

图表 16: 因子在各个品种上 Adj-R<sup>2</sup> 的平均值


资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

图表 17: 因子在各个品种上 Adj-R<sup>2</sup> 为正的占比


资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

单从显著品种数量占比来看, 仅仅 CILI\_d、USDX\_d 和 M1\_t 这三个因子在不低于 50% 的品种数量上表现显著。除此, 我们对各个因子回归的 Adj-R<sup>2</sup> 进行统计发现, Adj-R<sup>2</sup> 平均值超过 1% 的因子仅为 11 个, 有一半以上的品种 Adj-R<sup>2</sup> 都为正的因子数量为 14 个。那么若以序号为分值, 加和这 3 种指标的排序结果, 分值越低该因子越有可能被选入。最终我们分值最低的前 15 个因子为最终在这一步所得到的有效因子集合。

图表 18: 因子在各个品种上显著的比例、Adj-R<sup>2</sup> 平均值以及 Adj-R<sup>2</sup> 为正的占比

	因子在各个品种上 t 值出现显著的比例	因子在各个品种上 Adj-R <sup>2</sup> 平均值	因子在各个品种上 Adj-R <sup>2</sup> 为正的占比	排序分数之和	与 CCFI 回归 p 值	与南华商品指数回归 p 值
CILI_d	73.3%	4.5%	89.3%	5	0.000	0.000
USDX_d	63.3%	5.8%	78.6%	6.5	0.000	0.000
M1_t	53.3%	5.0%	78.6%	8.5	0.048	0.003
BD5Y	50.0%	3.7%	78.6%	12	0.054	0.039

PMI_d	40.0%	3.1%	78.6%	17.5	0.000	0.002
BD3M	46.7%	2.8%	75.0%	19.5	0.002	0.006
BD1Y	46.7%	2.4%	71.4%	21.5	0.002	0.008
BD10Y	36.7%	3.7%	67.9%	22	0.378	0.150
LOAN_d	50.0%	2.1%	64.3%	22.5	0.001	0.003
IMEX_t	33.3%	1.5%	60.7%	30.5	0.293	0.077
CPI_t	26.7%	1.1%	57.1%	36.5	0.001	0.018
M2_t	26.7%	0.7%	60.7%	38	0.010	0.060
RETAIL_t	30.0%	0.9%	39.3%	40.5	0.033	0.041
PPI_t	20.0%	0.7%	46.4%	46	0.107	0.035
BDI_d	16.7%	0.7%	50.0%	47.5	0.181	0.025
M2_d	30.0%	0.0%	50.0%	49	0.008	0.015
UI	13.3%	0.3%	39.3%	54.5	0.195	0.270
IAV_t	13.3%	0.2%	39.3%	56.5	0.225	0.757
RETAIL_d	20.0%	0.0%	35.7%	58.5	0.072	0.219
RAIL_d	10.0%	0.4%	35.7%	60.5	0.198	0.237
PPI_d	10.0%	0.9%	32.1%	61	0.489	0.720
M1_d	20.0%	-0.1%	35.7%	62.5	0.191	0.082
TB_t	10.0%	0.2%	35.7%	62.5	0.330	0.131
RAIL_t	10.0%	0.1%	28.6%	72.5	0.724	0.785
POW_t	6.7%	0.0%	32.1%	75.5	0.241	0.394
M0_d	10.0%	-0.1%	25.0%	78	0.814	0.460
M0_t	6.7%	-0.3%	32.1%	80.5	0.765	0.876
IAV_d	3.3%	-0.2%	32.1%	82.5	0.607	0.270
CI_d	6.7%	-0.7%	28.6%	87	0.098	0.168
M1M2	0.0%	-0.4%	32.1%	87.5	0.931	0.487
POW_d	6.7%	-0.7%	17.9%	91	0.174	0.446
STS	3.3%	-0.5%	14.3%	93.5	0.767	0.685
IMEX_d	0.0%	-0.8%	17.9%	99	0.271	0.546
TB_d	0.0%	-0.8%	10.7%	101	0.949	0.976
CPI_d	0.0%	-1.0%	10.7%	103	0.769	0.902

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

另外，我们也尝试将每个因子对商品市场指数进行回归，统计显著（p 值小于 0.1）的因子，以对比检验前面所得到的结果。对于万得商品指数（CCFLWI）来说，共计 14 个因子是有效的，而与前面得到的因子集合的重合了 11 个因子，重合度为 73.3%；对于南华商品指数（NH0100.NHF）来说，共计 16 个因子是显著有效的，与前面因子集合重合了 14 个因子，重合度为 93.3%。由此可见我们所采用的方法还是有一定的实用意义的。

### 3.2、风险因子的低共线性

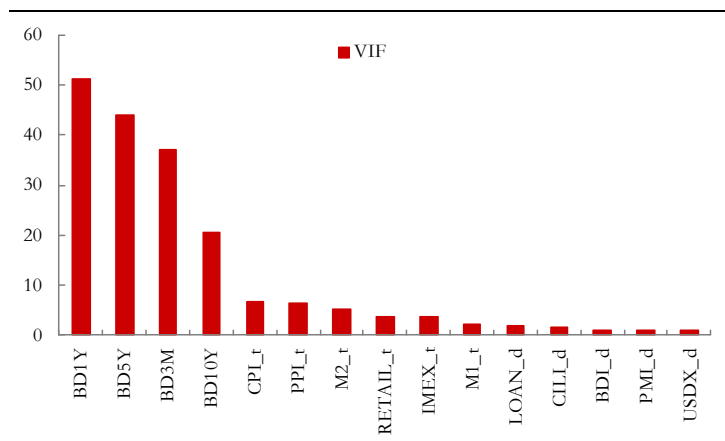
前文中筛选时的方法是对单个因子进行一元线性回归，所以尽管找出了一些较为显著且有效的因子，但却忽略了因子之间可能存在着的多重共线性，也就是说某两个（或多个）因子有着较高的线性相关性，从而影响因子对收益的解释能力。于是我们首先对这 15 个显著因子测算它们彼此之间的相关系数，其次对因子之间彼此的替代效应也做了查看，计算出各个显著因子的方差膨胀系数（VIF），结果如下表、图所示。

图表 19：各显著因子之间的相关性矩阵

	CLId	USDXd	M1t	BD5Y	PMId	BD3M	BD1Y	BD10Y	LOANd	MEXt	CPIt	M2t	RETAILt	PPIt	BDId
CLId	1.00	-0.21	0.09	-0.15	0.34	-0.29	-0.30	-0.07	0.32	-0.42	-0.41	0.23	-0.29	-0.40	0.37
USDXd	-0.21	1.00	-0.08	0.06	-0.15	0.12	0.11	0.03	-0.08	0.08	0.04	-0.15	0.04	0.11	-0.17
M1t	0.09	-0.08	1.00	-0.20	-0.01	-0.38	-0.33	-0.11	0.50	0.25	0.01	0.65	0.27	0.18	0.03
BD5Y	-0.15	0.06	-0.20	1.00	-0.12	0.84	0.88	0.92	-0.17	0.16	0.57	-0.21	0.20	0.16	-0.09
PMId	0.34	-0.15	-0.01	-0.12	1.00	-0.16	-0.17	-0.09	-0.01	-0.21	-0.16	0.07	-0.10	-0.19	0.25
BD3M	-0.29	0.12	-0.38	0.84	-0.16	1.00	0.98	0.63	-0.42	0.10	0.57	-0.53	0.05	0.12	-0.13
BD1Y	-0.30	0.11	-0.33	0.88	-0.17	0.98	1.00	0.70	-0.38	0.17	0.63	-0.48	0.11	0.19	-0.15
BD10Y	-0.07	0.03	-0.11	0.92	-0.09	0.63	0.70	1.00	-0.06	0.28	0.52	-0.02	0.31	0.29	-0.05
LOANd	0.32	-0.08	0.50	-0.17	-0.01	-0.42	-0.38	-0.06	1.00	-0.01	-0.26	0.61	0.11	-0.10	0.17
MEXt	-0.42	0.08	0.25	0.16	-0.21	0.10	0.17	0.28	-0.01	1.00	0.52	0.14	0.50	0.83	-0.15
CPIt	-0.41	0.04	0.01	0.57	-0.16	0.57	0.63	0.52	-0.26	0.52	1.00	-0.24	0.61	0.69	-0.10
M2t	0.23	-0.15	0.65	-0.21	0.07	-0.53	-0.48	-0.02	0.61	0.14	-0.24	1.00	0.40	0.02	0.07
RETAILt	-0.29	0.04	0.27	0.20	-0.10	0.05	0.11	0.31	0.11	0.50	0.61	0.40	1.00	0.62	-0.12
PPIt	-0.40	0.11	0.18	0.16	-0.19	0.12	0.19	0.29	-0.10	0.83	0.69	0.02	0.62	1.00	-0.17
BDId	0.37	-0.17	0.03	-0.09	0.25	-0.13	-0.15	-0.05	0.17	-0.15	-0.10	0.07	-0.12	-0.17	1.00

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

图表 20：各显著因子的方差膨胀系数



资料来源：Wind，东证衍生品研究院

从相关性矩阵以及方差膨胀系数的排序结果来看，我们对具有较高相关性的因子进行分离，并可以尝试以简单的等权方式复合成几个新的因子，目的是尽可能地得到一组具有低共线性的风险因子。我们大概可以将这些原有的 15 个显著因子分为五类，这五类风险因子的内容以及实际的经济意义如下：

- (1) **利率风险**：不同期限的中债国债到期收益率之间的高相关性显而易见，它们可以被分为一类。国债收益率反映了货币政策的影响，在国内经济环境下，货币



政策的宽松与紧张直接影响到债市收益率的变化，而同时债市的变化又对作为生产原料的工业商品的供给与需求，进而对商品价格的变化产生影响。

- (2) **通胀风险**: 社会消费品的价格指数同比变化 (CPI<sub>t</sub>) 与工业品价格指数同比变化 (PPI<sub>t</sub>)，因为从不同角度反映了社会通货膨胀的情况，所以本身就具有较高的相关性，但是二者与社会消费品零售总额同比增速 (RETAIL<sub>t</sub>)、进出口总额同比增速 (IMEX<sub>t</sub>) 也有着超过 0.5 的相关性。
- (3) **流动性风险**: M1、M2 是较常用到的两个反映国内经济活动中货币流动性的指标，市场中货币流动性的波动可最直接地由二者的变化率得到，所以它们两个之间的相关性较高。而金融机构中长期贷款余额 (LOAN) 其实是包含货币乘数信息的社会流动资金，它与基础货币量的关系就显然是正相关的。当整体流动性充裕时，包括商品期货在内的金融资产的价格一般情况都更容易上涨。
- (4) **经济周期风险**: 我们从上面图表中的结果发现 PMI 指数变化率、BDI 指数变化率以及景气指数先行指数 (CILI) 变化率与其他的因子均具有较低的相关性，但它们三者之间彼此的相关性却在 0.2-0.4 之间，即它们有一定的相关程度。我们把这三者归类为经济周期风险。周期性的经济活动能从供给与需求的角度对商品价格预期产生影响，而描述这种经济周期变动的指标有很多，包括工业增加值、发电量、GDP 等宏观指标，但是我们认为更加适合作为风险因子的描述经济周期风险的却是 CILI、PMI 与 BDI 三者的增速。CILI 是宏观经济景气先行指数，事先预测总体经济运行的峰和谷，而 PMI 是采购经理人指数，从经济活动中的生产与流通的角度反映整体经济周期的变化。此二者之所以能够较其他指标更好地对商品价格的产生影响，是因为它们对经济周期活动的描述更加及时、直接。CILI 是对未来经济活动的预期，而 PMI 指数常常在当月月底或者下月初就被公布了，基本上可以算作第一个被及时公布的宏观经济指标。而对于波罗的海干散货运价指数 BDI 来说，它实际从进出口需求的角度所反映经济活动的周期变化，而且时效性也比较高。
- (5) **汇率风险**: 我们发现与其他因子之间的相关性最低的是 USD<sub>X</sub><sub>d</sub>，作为美元指数，这个指标衡量了美元对一揽子货币的汇率变化程度。一方面由于很多国际商品都是以美元计价的，对国际商品价格有着反向的影响，从而带动国内商品价格的变化，而另一方面美元的变化伴随着资金从新兴市场流入或流出，从而导致国际贸易活动的变化，最终对商品价格造成影响。所以说，美元指数的变化实际也间接反映着外汇的流动性风险。

图表 21：不同类别的宏观风险因子

风险类别	重要的风险因子	因子含义	单因子一元线性回归中影响显著的期货品种
利率风险 (Bond)	BD3M	3 个月期中债国债到期收益率	菜油, 棉花, 豆油, 焦煤, 焦炭, 铁矿石, 棕榈油, 黄金, 铝, 铜, 橡胶, 锌
	BD1Y	1 年期中债国债到期收益率	菜油, 棉花, 焦煤, 焦炭, 铁矿石, 棕榈油, 黄金, 铝, 铅, 铜, 橡胶, 锌
	BD5Y	5 年期中债国债到期收益率	玻璃, 菜油, 动力煤, PVC, 焦煤, 焦炭, 铁矿石, 螺纹钢, 铝, 铅, 铜, 橡胶, 锌
	BD10Y	10 年期中债国债到期收益率	玻璃, 菜油, 动力煤, PVC, 焦煤, 焦炭, 铁矿石, 螺纹钢, 铝, 铅, 锌
通胀风险 (Inflation)	CPI_t	社会消费品价格指数同比	棉花, PVC, 塑料, 铝, 铜, 锌
	PPI_t	全部工业品价格指数同比	PVC, 塑料, 铝, 沥青, 锌
	RETAIL_t	社会消费品零售总额同比	焦煤, 塑料, 铁矿石, 铝, 铅, 铜, 锌
	IMEX_t	进出口总额同比	PTA, 玻璃, 菜油, 焦煤, 焦炭, 塑料, 铁矿石, 铝, 锌
流动性风险 (Liquidity)	M1_t	狭义货币供应量同比	玻璃, 动力煤, 甲醇, 棉花, 豆一, 豆油, 焦煤, 焦炭, 铁矿石, 棕榈油, 螺纹钢, 铝, 沥青, 橡胶
	M2_t	广义货币供应量同比	菜油, 棉花, 焦煤, 铝, 铜, 橡胶
	LOAN_d	金融机构中长期贷款余额月度变化率	PTA, 白糖, 动力煤, PVC, 豆油, 焦煤, 焦炭, 铁矿石, 棕榈油, 铝, 铜, 橡胶, 锌
经济周期风险 (Cycle)	BDI_d	波罗的海干散货运价指数月度变化率	豆粕, 豆一, 豆油, 棕榈油
	CILI_d	宏观经济景气先行指数月度变化率	PTA, 玻璃, 动力煤, 甲醇, 豆粕, 豆一, 豆油, 鸡蛋, 焦煤, 焦炭, 塑料, 铁矿石, 玉米, 棕榈油, 螺纹钢, 铝, 沥青, 铜, 橡胶, 锌
	PMI_d	采购经理人指数月度变化率	PTA, 菜油, 甲醇, 鸡蛋, 焦煤, 塑料, 玉米, 棕榈油, 铜, 锌
汇率风险 (Currency)	USDX_d	美元指数月度变化率	PTA, 甲醇, 棉花, PVC, 豆粕, 豆一, 豆油, 塑料, 铁矿石, 棕榈油, 白银, 黄金, 螺纹钢, 铝, 铜, 橡胶, 锌

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

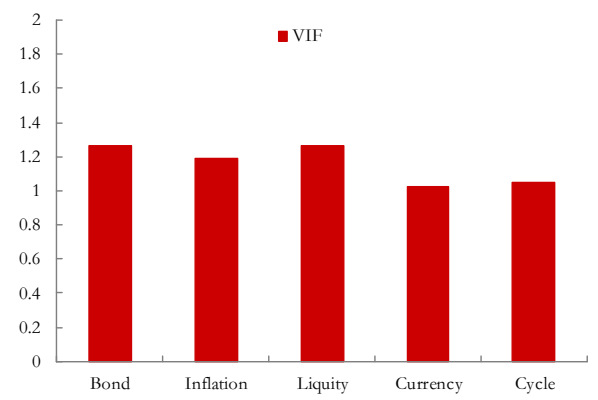
接下来便可以将同一类的因子进行复合。复合的方式有多种，比如像 Barra 一样采用固定比例，也可以通过截面多元回归得到系数并滚动平均。由于基本上同一类的指标都是正相关的，所以我们这里采用最简单的方式，即同一类的各个细分因子等权加和得到 5 个新的复合因子。然后，我们再次对这 5 个复合因子的相关性矩阵和方差膨胀系数进行了计算，结果如下。可以看到，复合之后的新因子之间的相关性降低了，因子之间的平均相关性系数为-0.03，而平均的方差膨胀系数也非常低，为 1.16。

图表 22: 复合因子的相关性矩阵

	Bond	Inflation	Liquidity	Currency	Cycle
Bond	1.00	0.24	-0.35	0.09	-0.14
Inflation	0.24	1.00	0.21	0.09	-0.19
Liquidity	-0.35	0.21	1.00	-0.12	0.06
Currency	0.09	0.09	-0.12	1.00	-0.19
Cycle	-0.14	-0.19	0.06	-0.19	1.00

资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

图表 23: 复合因子的方差膨胀系数

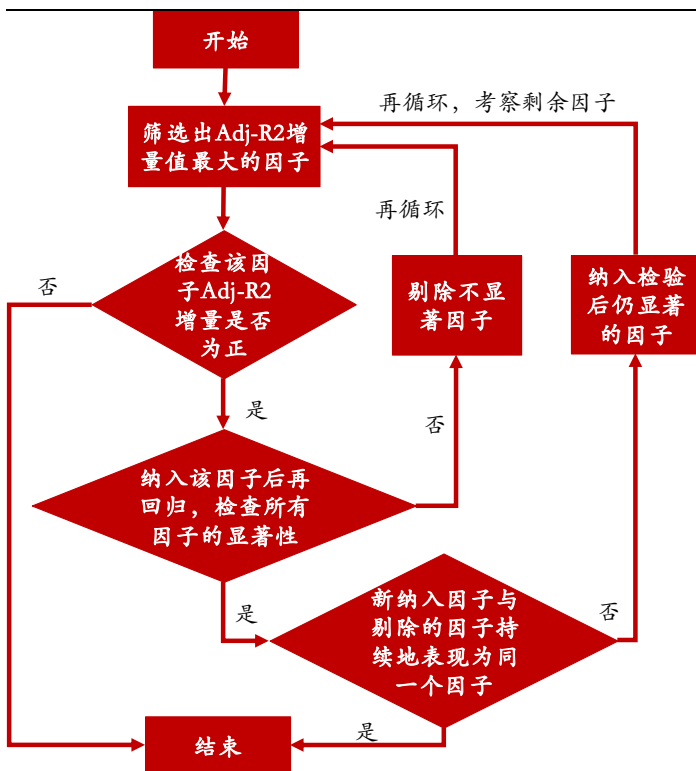


资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

以上是通过合成具有一定相关性的因子来得到具有较低共线性的新因子, 其实我们认为也可以不需要通过合成的方式得到新因子, 而是直接从原有的 15 个显著因子中挑选几个显著具有低相关性的且又不影响显著结果的因子。关于挑选的方法, 我们可以采用下面几种方法分别实现:

#### (1) 逐步回归法

图表 24: 逐步回归法的流程图



资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

逐步回归法 (Stepwise Regression) 是一种相对容易理解的解决自变量之间多重共线性的

方法，但并非通过某种正交手段把线性相关的影响去掉，而仅仅是从  $k$  个因子中筛选出彼此之间线性相关程度较低的  $k'$  ( $k' \leq k$ ) 个因子出来。该方法的核心思想是以  $\text{Adj-R}^2$  为准则通过一个一个引入新的变量，对已选入的变量进行检验，及时剔除不再显著的变量，最终得到  $k'$  个变量的组合，每个变量均显著，而且  $\text{Adj-R}^2$  最大。

1. 对尝试添加一个新的因子，进行线性回归，记录每个新因子对应的回归后所产生的  $\text{Adj-R}^2$  增量。选择  $\text{Adj-R}^2$  增量为正而且最大的那个新因子，纳入到模型中。
2. 纳入新因子之后重新对模型进行显著性检验，检验已存在的因子中是否有因子的变得不再显著，剔除这个不显著的因子。
3. 重复步骤 1 和 2，直到新纳入的因子与下一步剔除的因子的是一样的，或者新因子的  $\text{Adj-R}^2$  增量没有正值时，结束循环。

## (2) 岭回归或 Lasso 回归

岭回归和 Lasso 回归都是用于对含有共线性的数据集进行回归分析的有偏估计方法，是对最小二乘法的拓展变换，而核心思想是在最小化残差平方和 (OLS 的目标函数) 加入某种正则化的惩罚项，结果就使得最小二乘估计变为有偏而损失了部分信息，但是获得的模型方差更小，并且回归系数变得稀疏而更加可靠。而岭回归与 Lasso 回归之间的区别就在于加入的惩罚项的正则化方式不一样，前者惩罚的是所有回归系数的平方和 (L2 正则化)，而后者惩罚的是所有回归系数的绝对值之和 (L1 正则化)，Lasso 的特点是在惩罚因子够大时能够使得某些回归系数精确地收缩至 0。

岭回归的目标函数为，

$$\min_{\beta} (\|y - X\beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_2^2)$$

而 Lasso 回归的目标函数为，

$$\min_{\beta} (\|y - X\beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_1)$$

这两种方法的区别仅仅在于惩罚项的正则化标准不一样，式子中 L2 正则化为  $\|\beta\|_2 = \sqrt{\sum_k \beta_k^2}$ ，而 L1 正则化为  $\|\beta\|_1 = \sum_k |\beta_k|$ 。

采用岭回归或者 Lasso 回归的目的是，利用二者回归系数的稀疏性特点来进行特征因子的筛选、去噪，以求能够获得更优的回归  $R^2$ 。具体地，首先通过 Cross-Validation 的方式，从一定范围内的  $\lambda$  值中选出最优值，然后取其对应的回归系数作为特征因子的筛选标准。

对于岭回归来说，它得到的回归系数的稀疏性并没有 Lasso 回归得到的回归系数那么好，所以岭回归的结果仍然具有一定的噪声。为了解决该问题，我们仅取每个品种所得到的岭回归的回归系数中绝对值较大的前 10 个因子，并认为这 10 个因子是岭回归方法所得到的相对“显著”的因子。和第一种方法类似的地方是，这里提及的“显著”其实并不一定真的显著，即达到  $p$  值满足显著性水平的要求，因为我们将这两种方法视为特征选择的手段，所以更多地是从回归系数的稀疏性角度来判别因子是否应该被初步地纳入到有效因子的集合内。而对于 Lasso 回归，它得到的回归系数不等于 0 的“显著”因子的

个数和所设置的惩罚因子大小有关，那么如果过多的回归系数等于0就会消除掉一些重要的信息，也就直接导致可能回归模型的  $R^2$  并不是最优的。所以这两种方法虽然可以针对多因子模型进行特征选取，但却不一定是最优的方法。

我们以逐步回归法为例，展示得到的每一个品种筛选出来的有效因子、有效因子的数量以及这些有效因子所对应的回归模型的 Adj- $R^2$ ，如下表所示。表中因子1、因子2...是按照因子的显著性在逐个递减排序（t值的绝对值从大到小排列）的，而且仅仅展示出了显著因子的前5个，不足5个显著因子的情况为空。

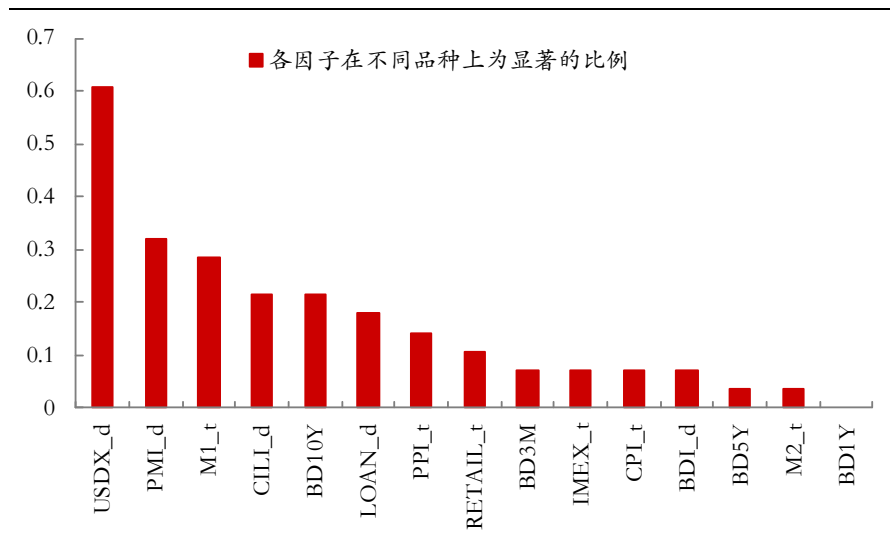
图表 25：采用逐步回归法获得的各个品种前5个显著因子及 Adj- $R^2$

类别	简称	显著因子1	显著因子2	显著因子3	显著因子4	显著因子5	显著因子个数	Adj- $R^2$
黑色	焦炭	CILI_d	M1_t	BD10Y			3	27.1%
	焦煤	BD10Y	CILI_d	PMI_d			3	35.7%
	螺纹钢	BD10Y	USDX_d	CILI_d			3	10.4%
	动力煤	M1_t					1	23.9%
	铁矿石	M1_t	USDX_d	LOAN_d			3	31.0%
贵金属	黄金	USDX_d	BD3M				2	13.6%
	白银	USDX_d	M2_t				2	10.2%
能化	橡胶	CILI_d	USDX_d	M1_t			3	15.7%
	沥青	PPI_t	USDX_d				2	23.3%
	塑料	USDX_d	PPI_t	PMI_d			3	21.4%
	PTA	USDX_d	PMI_d	LOAN_d			3	17.7%
	甲醇	CILI_d	M1_t				2	12.7%
	玻璃	BD10Y					1	12.5%
	PVC	BD10Y	USDX_d				2	11.0%
有色	锌	USDX_d	CPI_t	PMI_d			3	25.8%
	铜	USDX_d	PMI_d	LOAN_d	PPI_t	RETAIL_t	6	31.2%
	铅	IMEX_t					1	5.9%
	铝	CILI_d	RETAIL_t	USDX_d	BD5Y	IMEX_t	5	16.9%
农产品	菜油	BD3M	PMI_d				2	18.8%
	菜粕						0	0.0%
	豆油	USDX_d	LOAN_d				2	16.1%
	鸡蛋	PMI_d					1	10.5%
	棕榈油	USDX_d	M1_t	PMI_d	RETAIL_t		4	21.9%
	玉米	PMI_d					1	5.9%
	豆粕	USDX_d	BDI_d				2	11.2%
	白糖	LOAN_d					1	3.1%
	豆一	USDX_d	BDI_d	BD10Y	M1_t		4	16.2%
	棉花	M1_t	USDX_d	PPI_t			3	15.1%

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

接下来，统计上表中每个因子作为显著因子的占比，并将该占比从大到小进行排序。

图表 26：采用逐步回归法各因子在不同品种上的显著占比



资料来源：Wind，东证衍生品研究院

逐步回归法之所以能够挑选出具有低共线性的因子，是因为一旦新加入的因子与已有的因子之间有多重共线性就会不会增加  $Adj-R^2$ 。逐步回归、岭回归与 Lasso 回归最终统计得到各个因子在不同品种上出现显著的占比较高的前 6 个因子如下表所示。我们发现逐步回归法和 Lasso 回归法所得到的前 6 个因子完全相同（仅排序不一样），而岭回归的结果差别较大，这原因有可能如前文所讨论的，这与岭回归的系数稀疏性不高导致有一定噪声有关。

图表 27：各方法筛选出的占比较高前 6 个因子

方法	结果（在品种上显著占比较高的前 6 个因子）	平均方差膨胀因子
逐步回归法	USDX_d、PMI_d、M1_t、CIL_d、BD10Y、LOAN_d	1.20
岭回归法	M1_t、CIL_d、USDX_d、BD5Y、BD10Y、RETAIL_t	3.41
Lasso 回归法	USDX_d、CIL_d、M1_t、BD10Y、PMI_d、LOAN_d	1.20

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

关于风险因子低共线性的总结：

降低风险因子多重共线性的方法有多种，一种是复合合成新因子，将相关性较高的同一类的风险因子简单等权相加得到新因子，新因子的平均 VIF 值仅 1.16，而另一种方式是从原始显著因子集合里通过逐步回归、Lasso 回归等方式进行因子的筛选，把具有低共线性的因子挑出来，最终得到的 6 个风险因子的平均方差因子为 1.20。其实不管采用哪种方式得到的低共线性风险因子组合，一旦都能够通过后续对风险因子显著性和稳定性的检验，那么就是一组适合用来作为风险因子的组合。



## 4、风险因子的确认

### 4.1、风险因子的显著性和稳定性

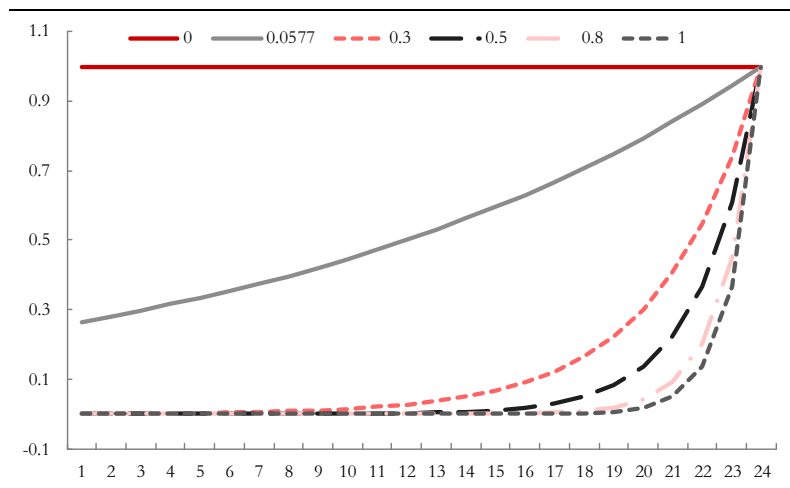
风险因子的显著性和稳定性的检验，需要计算因子暴露度和截面因子收益率，而这两个步骤在宏观经济多因子模型中是最核心的、最重要的。在 Chen、Roll and Ross (1986) 最早对股票市场所构建的宏观经济多因子模型中，这两个步骤分别涉及到两个维度的多元线性回归，前者是在时间维度上回归得到宏观因子对收益的敏感度 (factor sensitivities)，而获得因子敏感度之后便利用该数值在截面上对组合内的股票收益率进行回归，估计得到的回归系数便是因子的风险收益 (factor premiums)。这一点不同于 Barra 模型中  $n$  对  $n$  型(因子在  $n$  个股票上有  $n$  个对应的值)基本面因子值可以直接作为因子暴露，宏观因子为  $n$  对 1 型的因子，那么对收益解释度的差异性则来源于对因子值的敏感度，所以应该首先在时间序列上回归得到因子的 beta 值 (敏感度)。

我们同样地也沿用该方法，第一步，在选定了有效的宏观风险因子之后，为了能够得到像 Barra 模型一样对商品品种组合计算出各个因子对应的风险暴露度来，对各个品种在时间序列上滚动回归得到不同时点上的因子暴露度 (与 Chen 等人模型中的因子敏感度一致)，可以用如下的回归方程来说明该过程，对任意品种  $i$ ,

$$R_{i,t} \sim B_{i,t}^k \cdot F_t^k + 1$$

这里  $B_{i,t}^k$  表示第  $k$  个因子在第  $t$  期回归得到的因子暴露度 (需注意这里应是对单个因子的一元线性回归)， $F_t^k$  为第  $k$  个原始宏观因子值在第  $t$  期的值。但是在这一步时间序列上的回归过程中，我们采用了  $e$  指数衰减的时间加权回归方式， $w_t \sim e^{-\lambda \Delta t}$ ，即近期的因子数值的权重应该权重就相对高一些，而远期的因子数值权重就低一些。总的来说，除了对每期时间序列回归所使用的样本区间长度之外，还有衰减系数这个变量能够都对时间序列回归的结果造成影响。下图展示了不同衰减系数下，窗口长度为 24 个月时的权重分布。

图表 28：不同衰减系数得到的权重分布



资料来源：Wind，东证衍生品研究院

第二步，通过前面回归得到的每一期的因子暴露度以及对应的组合内各个品种的月度收益率，进行横截面上的 Fama-Macbeth 多元线性回归，检验各因子的显著性并获得回归系数，即截面因子收益，该过程又可以通过如下方程说明，在任意时刻  $t$ ，

$$R_{i,t} \sim B_{i,t}^k \cdot f_t^k + 1$$

式中  $B_{i,t}^k$  是上一步得到的因子暴露度，但在每个截面上进行 Fama-Macbeth 回归之前，都要对风险暴露进行截面归一化处理，这样得到的回归系数才是对应的因子收益率，否则就会受到因量纲的差异造成的影响。在这一步中如果开始截面回归的日期过早，会出现有因子暴露数据的品种数量比采用的因子的数量还少，那么就会造成矩阵  $B_{i,t}^k$  行数小于列数， $B_{i,t}^k$  是列不满秩，存在着列相关向量。为了避免出现这种情况，截面上的有效品种数应至少超过 5 个，因此我们选取的截面回归考察区间为 2012 年 1 月开始。

时间加权回归的参数选取问题：

我们首先尝试对获取因子暴露度时所涉及的两个参数——**滚动时间窗口长度**和**衰减系数**进行讨论，结果如下表所示。表中左列是不同的衰减系数，其中“半衰期对应系数”是由不同的窗口长度而定的，比如窗口长度为 24 个月时，距当前 12 个月的样本点的权重就是 0.5，而当前时期样本点的权重是 1。对于风险因子的显著性来说，在通过时间加权的方式得到因子暴露之后，再进行截面回归得到因子收益率及因子回归  $p$  值，然后统计每一期截面回归的因子  $p$  值，统计出现显著的时间占比；而对于风险因子的稳定性来说，计算滞后一期的前后两个截面上因子暴露值的相关性，然后取平均值。下表得到的结果其实是对不同因子得到的结果再取了平均值。在这部分分析中，我们以经过合成得到的 5 个风险因子 Bond、Inflation、Liquidity、Cycle、Currency 的组合为例。

**图表 29：时间序列回归中滚动时间窗口长度和衰减系数的敏感性**

窗口长度 衰减系数	截面回归因子出现显著的时间占比的平均值				滞后一期截面因子暴露的相关性的平均值			
	12个月	24个月	36个月	48个月	12个月	24个月	36个月	48个月
0	44.3%	34.7%	26.0%	17.3%	0.88	0.94	0.96	0.96
半衰期对应系数	57.0%	45.7%	35.0%	25.3%	0.85	0.92	0.95	0.96
0.2	65.0%	59.3%	60.7%	58.7%	0.81	0.82	0.82	0.82
0.4	70.7%	68.0%	65.7%	64.0%	0.70	0.70	0.70	0.70
0.6	74.7%	71.3%	70.7%	68.7%	0.61	0.61	0.61	0.62
0.8	77.3%	74.7%	74.0%	72.0%	0.55	0.54	0.54	0.55
1	80.7%	77.3%	75.7%	73.3%	0.49	0.48	0.48	0.49

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

衰减系数越大表示衰减得越快，那么近期数据的权重就非常高，这就导致时间回归后得到的暴露值再对当期截面进行回归时得到的  $p$  值就偏小（越显著），所以越能满足显著时间占比的条件；而较大的衰减系数导致时间加权回归得到的  $\beta$ （因子暴露）相对“独立”，致使前后截面上的相关性就变低。窗口长度对相关性的影响较小，但是选取较长的窗口，由于数据噪声的原因使得回归的显著性降低，所以越长的窗口，时间显著性就越小。综合两个参数的影响情况，我们认为较为合适的时间加权参数——窗口长度应是

24 个月，而衰减系数就选择半衰期对应的系数，即  $2 \ln(2)/24 \approx 0.0577$ 。

## 4.2、不同风险因子组合

我们在第 3 部分得到了两种不同的风险因子组合，组合一是由等权加和得到的复合的 5 个新风险因子（包括 Bond、Inflation、Liquidity、Cycle、Currency），组合二是由逐步回归（或 Lasso 回归）所得到的 6 个相关性较低的因子（USD<sub>X</sub>\_d、PMI\_d、M1\_t、BD10Y、CILI\_d、LOAN\_d）。接下来我们对所得到的各个因子分别计算与风险因子对应的显著时间占比、滞后一期的解码相关性以及单因子截面回归所得到的因子收益率的年化波动率，结果如下面两个表所示。

图表 30：等权合成得到的风险因子的各项特征

复合因子	各品种平均解释度	显著时间占比	滞后一期截面相关性	因子收益率年化波动率	方差膨胀因子
Bond	3.4%	53.3%	0.91	8.0%	1.26
Inflation	1.3%	45.0%	<b>0.88</b>	<b>7.3%</b>	1.19
Liquidity	4.6%	48.3%	0.91	8.4%	<b>1.26</b>
Cycle	<b>1.0%</b>	46.7%	0.95	8.5%	1.05
Currency	5.8%	<b>35.0%</b>	0.94	8.0%	1.03

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

图表 31：逐步回归法得到的风险因子的各项特征

复合因子	各品种平均解释度	显著时间占比	滞后一期截面相关性	因子收益率年化波动率	方差膨胀因子
USD <sub>X</sub> _d	5.8%	35.0%	0.94	8.0%	1.03
PMI_d	3.1%	40.0%	0.95	<b>7.3%</b>	1.13
M1_t	5.0%	48.3%	0.92	8.5%	1.33
BD10Y	3.7%	51.7%	<b>0.91</b>	8.1%	0.99
CILI_d	4.5%	36.7%	0.95	8.5%	1.28
LOAN_d	<b>2.1%</b>	<b>28.3%</b>	0.91	8.2%	<b>1.47</b>

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

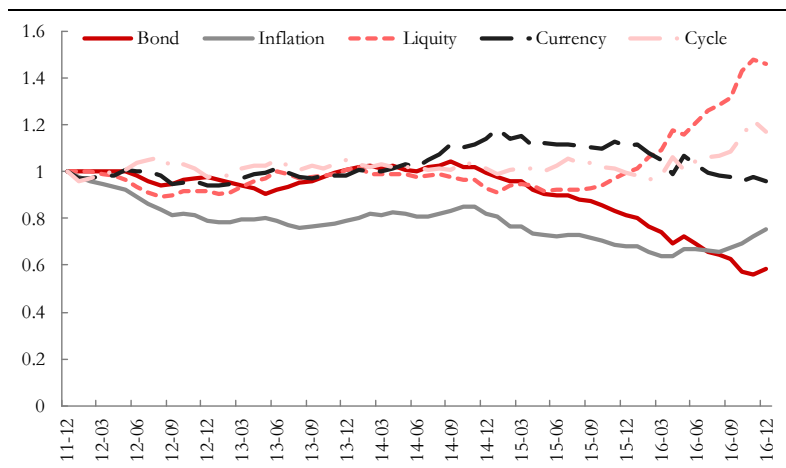
总之，如果仅仅从结果上来看，我们得到的风险因子基本上都具有这样几个特点：

- (1) **有效性**：因子显著，单个因子对各个品种收益率的解释度平均值在 1%-5%，而其他大多无效的因子 Adj-R<sup>2</sup> 为 0 或者为负值）；
- (2) **低共线性**：因子之间共线性较低，方差膨胀因子均很低，最大值也未超过 2；
- (3) **显著性**：因子在时间上的显著占比超过了 30%（除 LOAN\_d 因子之外）；
- (4) **稳定性**：因子表现稳定，截面上前后两期之间的相关性平均来看最低为 0.88；

这里几点需要做出补充解释：(1) 组合一中的“Currency”因子与组合二中的“USD<sub>X</sub>\_d”因子是同一个因子，所以结果是一样的；(2) 具有一定相关性的细分因子在经过复合之后会降低对收益率的解释度，这是由于某些细分因子本身的解释度就不算高；(3) 各个

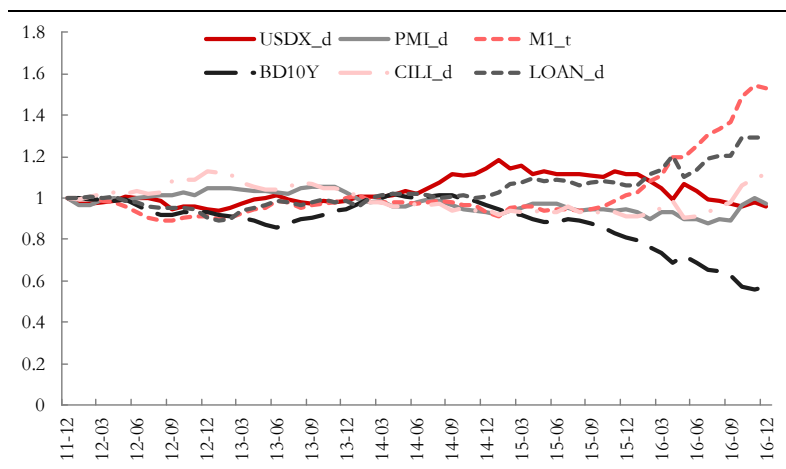
风险因子因子收益率的年化波动率均值 7%-9%之间，和 Barra 模型中的风格类风险因子的波动效果相当；(4) 不同方法得到的风险因子组合有一定差异，但基本上所得到的多数风险因子都满足这些条件；(5) 条件的设置其实并不是严苛的，这是因为当改动统计时间范围时，显著时间占比以及其他几个平均指标都会受到影响，但只要差别不是特别大就行；(6) 正如前文所提及的，这些统计特征的条件其实不是判断是否为风险因子的充分条件，最重要最基础的是要先对因子的显著性进行检验；(7) 还需要注意的是我们目前的统计是基于样本内的数据，如果更好样本区间，有可能结果不会一致，这是由于一方面宏观数据对商品市场的影响逻辑可能发生了些许改变，另一方面和宏观数据的质量有关，有可能数据本身由于某些因子导致数据精度不够、质量欠佳；(8) 之前涉及到的时间序列上的回归和截面上的回归，其实都是在对小样本进行回归，在下一部分中我们尝试采用 Bootstrap 的稳健回归方法来解决该问题。

图表 32：等权合成得到的风险因子的因子收益累积表现



资料来源：Wind，东证衍生品研究院

图表 33：逐步回归法得到的风险因子的因子收益累积表现



资料来源：Wind，东证衍生品研究院

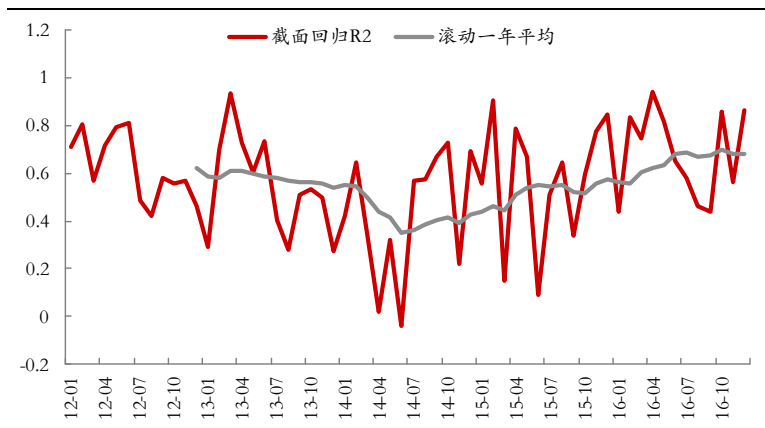
图表 34：两种风险因子组合之间的因子收益率相关性

相关性	USD X d	PM I d	M 1 t	BD 10Y	C L I d	LO A N d
Bond	0.44	-0.41	-0.49	0.95	-0.44	-0.61
Inflation	0.38	-0.19	0.19	0.26	-0.21	-0.05
Liquity	-0.37	0.26	0.99	-0.58	0.43	0.61
Currency	1.00	-0.25	-0.31	0.44	-0.64	-0.49
Cycle	-0.22	0.45	0.49	-0.54	0.42	0.53

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

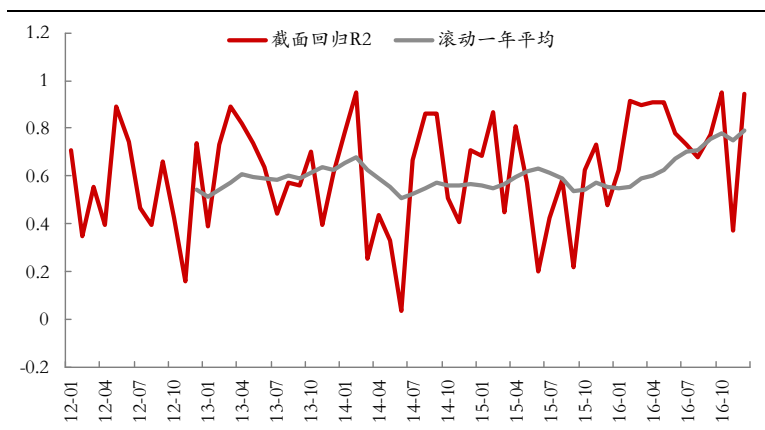
最终，根据我们所得到的这两个风险因子组合的因子暴露，分别可以再得到的各自对应的因子收益率，它们的因子收益率的累积表现以及两种组合之间的因子收益率相关性结果如上所示。其中由于组合一中的 Currency 因子就等于组合二中 USDX\_d 因子所以它们因子收益率信息是完全一样的，相关性为 1；而另外组合一 Liquity 因子与组合二 M1\_t 因子相关性也非常地高，组合一 Bond 因子与 BD10Y 因子相关性为 0.95。所以，尽管因子组合不同，但能够用来对商品市场的风险信息进行描述的因子其实大同小异。

图表 35：等权合成得到的风险因子的截面多元回归 Adj-R<sup>2</sup>



资料来源：Wind，东证衍生品研究院

图表 36：逐步回归法得到的风险因子的截面多元回归 Adj-R<sup>2</sup>



资料来源：Wind，东证衍生品研究院



若从截面多元回归的  $\text{Adj-R}^2$  结果来看两个不同的风险因子组合对截面收益的解释程度的话（如上图所示），由等权合成法所得的风险因子因为仅仅包含 5 个因子，其平均的  $\text{Adj-R}^2$  是 56.97%，而由逐步回归法所得到的风险因子对截面收益的平均解释度为 61.46%。后者由于包含 6 个显著有效的因子，而前者仅有 5 个因子，所以后者的平均解释度会更高一些，所以二者相互比较的意义不大，但是**整体来看不管采用哪种方法，我们所构建出来的风险因子模型对收益的解释程度还是相对较高的（超过 50%）。**

### 4.3、基于 Bootstrap 的线性回归

在获得因子暴露与因子收益的两步回归都是小样本的线性回归，由于样本数量过少，可能会导致估计误差，那么回归得到的结果无法令人特别信服。经济学上其实没有较好的方法来解决小样本回归，这是由于我们无法得知小样本数据本身的数据分布形式，所以为了使得回归系数更加稳健，我们也只能对样本数据分布形式进行假设。

**基于 Bootstrap 的线性回归，其实就是对样本进行有放回的重复抽样，这实际是通过抽样的过程假设了样本点具有高斯分布的形式。**基于 Bootstrap 的回归，又包括成对法和残差法，区别就在于假设具有高斯分布的对象不同，前者是假设了样本数据对（解释变量与因变量数据对）是具有高斯分布形式的，而后者则是假设了全局回归后的残差具有高斯分布形式。

这里需要说明的是，由于前文中对时间序列的线性回归采用了时间加权，而在 Bootstrap 方法中，不管是成对法还是残差法，即使随机取样时也同样地取样对应的时间权重，随机取样会不可避免地破坏时间权重分布，所以我们这里基于 Bootstrap 的回归一律采用一般最小二乘法，而不是加权的最小二乘法。

关于成对法 Bootstrap 具体步骤如下：

- (1) 将自变量观测值（因子值或因子暴露值）与其响应值（收益率）形成数据对  $(x_i, y_i)$ ， $i$  表示第  $i$  个样本点，共  $N$  个样本点。每个数据对以  $1/N$  的等概率进行有放回的重复抽样，每随机抽出  $N$  个点后构成一个抽样集合。如果设置抽样次数为  $B$ ，那就共计得到  $B$  个 Bootstrap 样本集合。
- (2) 对每个 Bootstrap 样本集合进行线性回归分析，每个因子的回归系数会有  $B$  个 Bootstrap 得到的估计值。
- (3) 按照 Bootstrap 得到的结果具有一定正态分布的特点，我们去掉较大的 5%、较小的 5% 的数据之后再取平均，以得到更加稳健一点的回归系数。

而关于残差法 Bootstrap 的步骤如下：

- (1) 将原始自变量观测值序列  $x$ （因子值或因子暴露值）与其响应值（收益率）进行回归得到残差序列  $\varepsilon_i$  以及对收益率的估计值  $\hat{y}_i$ 。
- (2) 将  $N$  个残差样本点，以  $1/N$  的等概率进行有放回的重复抽样，得到一个关于残差的抽样集合  $\varepsilon_i^*$ 。如果抽样次数为  $B$ ，那就共计得到  $B$  个 Bootstrap 样本集合。
- (3) 将每个 Bootstrap 样本集合与原始的估计值序列  $\hat{y}_i$  相加得到伪响应序列  $y_i^*$ ，对每



个样本集合得到伪响应序列与原始的自变量  $x$  进行线性回归，得到  $B$  组对每个因子的回归系数的估计值。

- (4) 同上述方法一样，我们去掉较大的 5%、较小的 5% 的数据之后再取平均，以得到更加稳健一点的回归系数。

这两种 Bootstrap 的方法的最后一步之所以会要求去掉一部分极端值，相当于只取在 10% 的置信区间内的估计值，这是因为样本数量本身确实过少，而且取样方式较随机，每次 Bootstrap 得到的回归系数也不够稳定，波动较大，误差较严重。

但是关于这两种方法到底哪一种更加合适呢？我们认为**如果样本集合非常接近独立同分布 (I.I.D.)，那么这两种方法差别不会很大**，这也在一些研究中得到类似的结论。但是对于包含一定时间相关性的序列来说，样本点之间并非是独立的。另外，**如果采用成对法的话，随机取样会对改变样本集的方差的影响较大，而残差法的对样本集的方差变动相对更小一些**。为此，我们以某一段 24\*1 大小的观测样本以及对应的 24\*1 大小的收益率序列为例，并设置不同的取样次数  $B$  ( $B=20,50,100,200,500,1000$ )，对残差法的 Bootstrap、成对法的 Bootstrap 方法的做了对比测试。在每个参数  $B$  下，我们重复 10 次 Bootstrap，然后取 10 次的标准差，以计算收敛特性，结果如下表所示。

**图表 37：成对法和残差法 Bootstrap 的收敛特征对比**

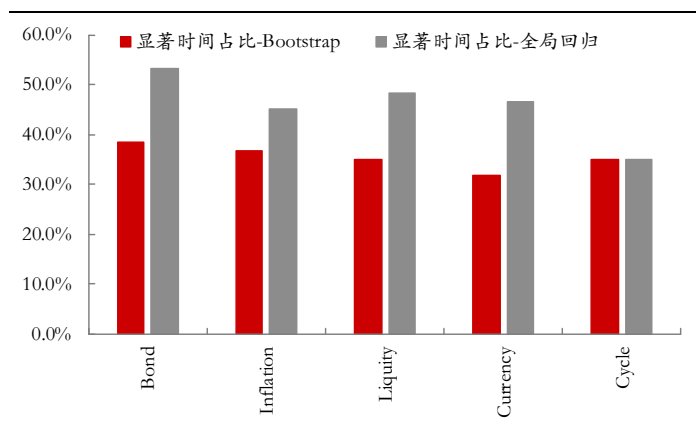
取样次数	残差法		成对法	
	方差	偏差	方差	偏差
10	1.45%	50.55%	1.92%	28.89%
20	0.76%	24.07%	0.93%	15.35%
50	0.39%	0.72%	0.46%	7.22%
100	0.50%	6.06%	0.51%	6.69%
200	0.29%	3.74%	0.50%	5.54%
500	0.14%	0.50%	0.25%	1.19%
1000	0.12%	1.04%	0.11%	2.58%

资料来源：Wind，东证衍生品研究院

从上表结果上来看，当取样次数较少时，残差法就已经能够表现地相对稳定一些。而当取样次数较大时（如  $B$  值取 1000），这两种方法都能够表现出足够的稳定性（低方差），而在取样次数较大时，成对法也增加了回归系数分布的有偏性。

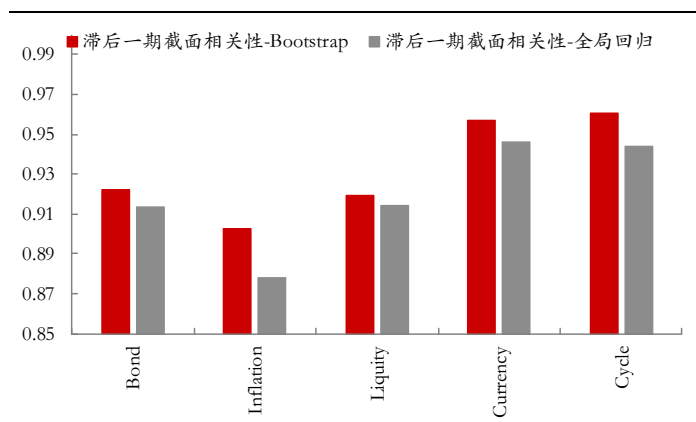
对比之后，我们发现若采用基于残差法的 Bootstrap 对小样本数据进行线性回归，将得到更加稳健一些的回归结果。但是 Bootstrap 有没有造成对因子暴露或者截面因子收益的其他影响呢？下面几张图展示了原始的非稳健回归方法——基于全样本的全局回归，与基于残差法 Bootstrap 的回归所得到的风险因子特征对比。

图表 38: 基于 Bootstrap 回归后风险因子的显著时间占比的变化



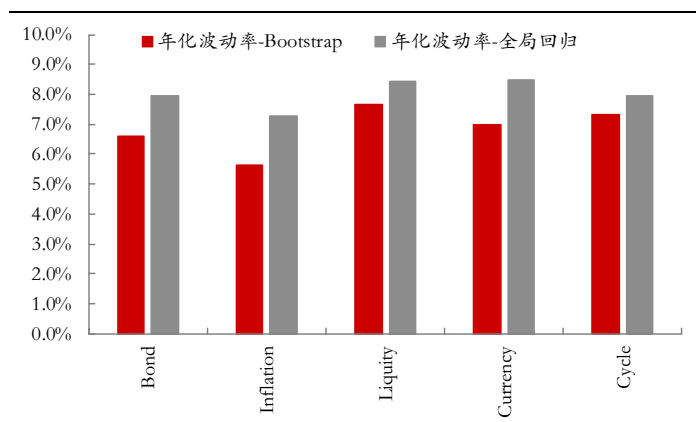
资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

图表 39: 基于 Bootstrap 回归后风险因子的截面相关性的变化



资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

图表 40: 基于 Bootstrap 回归后风险因子的因子收益年化波动率的变化



资料来源: Wind, 东证衍生品研究院

如果从显著时间占比来看的话, Bootstrap 方法能够降低这种显著性, 这是由于 Bootstrap 仍然会造成有偏的估计结果, 使得同期的因子暴露对同期的收益的回归  $t$  值的绝对值降低; 如果从滞后一期的截面相关性来看的话, Bootstrap 的结果由于更加稳健使得前后两期的相关性略有提高; 如果从截面回归得到的因子收益的年化波动率来看的话, Bootstrap 方法因为更加稳健, 导致各个时点对因子暴露的估计值相对更加稳定一些, 所以截面回归得到的因子收益率的波动也相对更小一些。**也就是说, Bootstrap 虽然使得因子的稳定性略微上升, 但降低了截面回归的显著时间占比, 同时降低了因子的波动性。**但是尽管如此, 我们得到的结果依然满足风险因子的稳定性与显著性。由于商品上的宏观风险因子显著时间本身就比较股票上的低, 我们建议对于这种小样本的线性回归最好仍采用能够使得回归系数更加稳健的 Bootstrap 的方法。但是如果对于时间显著性的要求非常严格的话, 我们认为 Bootstrap 也需要谨慎使用。

## 5、结论

相比于股票市场上的较为成熟的结构化风险模型, 商品市场的宏观风险因子模型仍比较初级, 所以做好该风险模型的关键就是对宏观风险因子的筛选和确认。Barra 有一套较为严格的筛选风险因子的流程, 而且业内在对股票市场的风险模型研究中也基本上得到了一系列较为常规化的筛选流程和标准, 基于此我们尝试对风险因子的筛选应满足以下几个条件: (1) 因子的有效性, 风险因子要具有较高的收益解释度, 对新因子的考量的首要条件就是  $\text{Adj-}R^2$  增量为正; (2) 因子之间呈现低共线性, 新因子的选入条件之一是与其它因子之间共线性较低; (3) 因子在各期截面上的显著时间占比应超过 30%; (4) 因子暴露度在前后两期之间的相关性的平均值应超过 0.85。在对商品市场宏观风险因子的共线性问题进行考虑时, 我们可以采用处理共线性问题的几种回归方法, 如逐步回归、岭回归和 Lasso 回归, 而且也可以根据因子之间的相关性来等权合成得到新的因子。但这些方法仅仅是通过以降低共线性为目的而进行初步筛选, 不一定更加稳定, 所以还需要进一步的检验和评定。

在获取因子暴露以及因子收益的过程中, 我们基本上沿用了 Chen、Roll and Ross (1986) 最早所提出的对因子暴露度的获取以及对因子收益的计算方法, 先后分别在时间序列和截面上进行单因子的一元线性回归, 但是我们也做了一些调整。一方面采用了时间加权回归的方式对因子暴露度的回归, 能够使得近期样本数据影响更大一些, 但过大的权重又降低了因子的稳定性。另一方面, 对于小样本回归的解决办法是采用基于残差法的 Bootstrap 的线性回归, 目的是为了使得回归结果更加稳健, 但会降低因子显著性, 需谨慎采用。

实际上对风险因子显著性和稳定性的检验的过程, 可算作对风险因子的补充与确认, 而非充分条件。但是最重要的筛选一定是对单个因子的有效性检验, 单因子对收益率的解释度可以不高, 但至少应该为正值。我们发现无论采用合成新因子的方法得到的 5 个风险因子的组合还是采用逐步回归法所得到的 6 个风险因子的组合, 都基本满足风险因子的显著性和稳定性的要求。

我们本篇报告的目的是想总结得到一个适合国内商品市场的简单的结构化风险模型, 一

方面能够识别并筛选得到对商品市场影响显著、有效又稳定的风险因子,而且从有效性、低共线性、显著性和稳定性4个方面来依次从因子库中筛选并确认风险因子,而另一方面则是为了为期货投资配置提供更好的分析风险的模型框架,这样便可以方便地通过收益率协方差矩阵的估计得到对各风险因子的分配权重,我们将在后续的研究中继续对该方面进行探讨。

## 6、参考文献

1. Denis Dolinar, Silvije Orsag, and Paola Suman. 2015. Test of the Chen-Roll-Ross Macroeconomic Factor Model:Evidence from Croatian Stock Market. UTMS Journal of Economics 6 (2): 185 – 196.
2. Fernandez-Perez A, Fuertes A M, Miffre J. Harvesting Commodity Risk Premia.
3. Hamilton J D, Wu J C. 2014. Risk premia in crude oil futures prices, Journal of International Money and Finance, 42: 9-37.
4. Hannam M, Lejonvarn J. 2012. The Commodity Risk Premium, Social Science Electronic Publishing.
5. Chen, Nai-Fu, Richard Roll, and Stephen A. Ross. 1986. Economic forces and the stock market. Journal of business 59 (3): 383 – 403.
6. Barra M. 2007. Barra risk model handbook, MSCI Barra Applied Research, 43.
7. Northfield Information Services, Inc. 2015. U.S. Macroeconomic Equity Risk Model.

### 期货走势评级体系（以收盘价的变动幅度为判断标准）

走势评级	短期（1-3 个月）	中期（3-6 个月）	长期（6-12 个月）
强烈认购	上涨 15%以上	上涨 15%以上	上涨 15%以上
认购	上涨 5-15%	上涨 5-15%	上涨 5-15%
震荡	振幅-5%-+5%	振幅-5%-+5%	振幅-5%-+5%
认沽	下跌 5-15%	下跌 5-15%	下跌 5-15%
强烈认沽	下跌 15%以上	下跌 15%以上	下跌 15%以上

### 上海东证期货有限公司

上海东证期货有限公司（简称东证期货）是东方证券股份有限公司全资子公司，注册资本达10亿元，系国内四家期货交易所的结算会员。

东证期货专注于金融期货和商品期货的研究与服务，提供权威、及时的研发产品服务和投资策略；专注于信息技术的创新，创建安全、快捷的交易通道，开发多样化、个性化的交易系统；专注于构筑全面的风险管理和客户服务平台。

东证期货管理团队管理经验丰富，业绩出众，在业内享有盛誉。人才管理及激励机制完善，公司拥有硕士学历以上人员占比30%，具有海外证券和期货经历的高端人才占比10%。

2010年，东证期货发展迅猛，成绩斐然，成为业内进步最快、最受瞩目的期货公司之一。2011年初，东证期货荣获2010年度中国金融期货交易所年度会员金奖，同时获投资者教育奖、客户管理奖、技术管理奖和功能发挥奖等四项单项大奖；荣获上海期货交易所优胜会员第七名，铜、橡胶和燃料油三项企业服务奖；荣获大连商品交易所优秀会员第九名；东证衍生品研究院（原东证期货研究所）荣获大连商品交易所、和讯网第二届全国“十大期货研发团队”农产品团队全国第二名、化工团队全国第五名；荣获郑州商品交易所行业进步奖等。

东证期货全年无风险事故，充分体现了公司稳健经营，稳步发展的经营宗旨。

## 分析师承诺

李晓辉 田钟泽

本人具有中国期货业协会授予的期货执业资格或相当的专业胜任能力，以勤勉的职业态度，独立、客观地出具本报告。本报告清晰准确地反映了本人的研究观点。本人不曾因，不因，也将不会因本报告中的具体推荐意见或观点而直接或间接接收到任何形式的报酬。

## 免责声明

本报告由上海东证期货有限公司（以下简称“本公司”）制作及发布。

本研究报告仅供本公司的客户使用。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。

本研究报告是基于本公司认为可靠的且目前已公开的信息撰写，本公司力求但不保证该信息的准确性和完整性，客户也不应该认为该信息是准确和完整的。同时，本公司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。本公司会适时更新我们的研究，但可能会因某些规定而无法做到。除了一些定期出版的报告之外，绝大多数研究报告是在分析师认为适当的时候不定期地发布。

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，也没有考虑到个别客户特殊的投资目标、财务状况或需求。客户应考虑本报告中的任何意见或建议是否符合其特定状况，若有必要应寻求专家意见。本报告所载的资料、工具、意见及推测只提供给客户作参考之用，并非作为或被视为出售或购买投资标的的邀请或向人作出邀请。

在任何情况下，本公司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，投资者需自行承担风险。

本报告主要以电子版形式分发，间或也会辅以印刷品形式分发，所有报告版权均归本公司所有。未经本公司事先书面授权，任何机构或个人不得以任何形式复制、转发或公开传播本报告的全部或部分内容，不得将报告内容作为诉讼、仲裁、传媒所引用之证明或依据，不得用于营利或用于未经允许的其它用途。

如需引用、刊发或转载本报告，需注明出处为东证衍生品研究院，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。

## 东证衍生品研究院

地址：上海市中山南路318号东方国际金融广场2号楼22楼

联系人：梁爽

电话：8621-63325888-1592

传真：8621-33315862

网址：[www.orientfutures.com](http://www.orientfutures.com)

Email：[research@orientfutures.com](mailto:research@orientfutures.com)