

商品期货多因子收益模型实践

——期货多因子系列八

报告要点

本文使用线性多因子模型，基于系列报告中的部分因子构建期货组合。在引入“波动率加权”及“动态仓位控制”后，组合年化收益率达到 22.6%，夏普率达到 2.1。

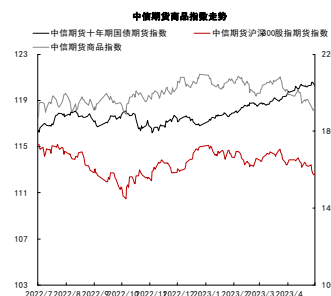
摘要：

本文从理论角度出发详细地介绍了多因子模型发展的历史背景以及搭建多因子模型的理论基础。具体到实践角度，本文尝试在国内期货市场上构建多因子收益模型用以解释截面上品种收益的差异并对下一期截面收益进行预测，我们选取在在之前系列报告中表现较为突出的 8 个收益类因子作为收益模型的回归自变量，经检验：

- 在每期使用最新因子收益率估计值时，策略效果最好。策略年化收益率达 24.48%，夏普比率 1.70，Calmar 比率 1.58
- 波动率倒数加权能提高组合绩效。使用近 3 日波动率倒数作为权重系数时，策略达到最佳效益：年化收益率提升至 25.45%，夏普比率提升至 1.90，Calmar 比率提升至 1.77
- 引入 25%ES 以及 12%DD 进行仓位控制能进一步提高组合绩效。此时，等权配置时策略年化收益率为 21.50%，夏普比率为 2.01，Calmar 比率为 2.62；波动率倒数加权时，年化收益率为 22.61%，夏普比率为 2.09，Calmar 比率为 1.67。

风险提示：本报告中所涉及的资产配置和模型应用仅为回溯举例，并不构成推荐建议。

投资咨询业务资格：
证监许可【2012】669 号



金融工程研究团队

研究员：
周通

zhoutong@citicsf.com
从业资格号 F3078183
投资咨询号 Z0018055

目 录

摘要:	1
一、多因子模型基本理论	3
(一) 多因子模型的发展	3
(二) 截面多因子模型构建流程	4
1. 收益因子 or 风险因子?	4
2. 多因子模型构建	5
二、多因子收益模型实践	7
(一) 因子选取及规整	7
(二) 收益模型回测	8
1. 样本选择与回测细节	8
2. 回测效果展示	9
(三) 动态仓位控制下的策略表现	11
三、总结与思考	13
附录	14

图表目录

图表 1: 收益因子与风险因子	4
图表 2: 多因子模型流程图	5
图表 3: 因子表	7
图表 4: 因子正交化前相关性系数	8
图表 5: 因子正交化后相关性系数	8
图表 7: 不同权重系数下的策略净值走势 (等权配置)	10
图表 8: 不同权重系数下的策略表现 (等权配置)	10
图表 9: $\rho = 1$, 不同的回看期 n 下策略净值走势 (波动率倒数加权)	11
图表 10: $\rho = 1$, 不同的回看期 n 下策略表现 (波动率倒数加权)	11
图表 11: 25%ES 及 12%DD 水平下策略净值走势对比	13
图表 12: 不同 ES 与 DD 组合下策略 ($\rho = 1, n = 3$ 波动率倒数加权)	14
图表 13: 不同 ES 与 DD 组合下策略 ($\rho = 1$ 等权配置)	15

一、多因子模型基本理论

多因子模型是当今量化投资中较为成熟的模型之一，经过学术界与业界长久以来的探索与发展，其在资产配置、收益预测、风险控制以及组合优化等方面均大有作为。“一千个读者，就有一千个哈姆雷特”，多因子模型也是如此，至今已形成百花齐放，百家争鸣的态势。

（一）多因子模型的发展背景

20 世纪资本资产定价模型（Capital Asset Pricing Model, CAPM）的问世，向人们阐释了收益与风险之间的关系。在 CAPM 的假设下，市场仅存在唯一的风险投资组合——市场投资组合（market portfolio），且资产 i 的预期超额收益由市场组合的预期超额收益与资产对市场风险的暴露所决定：

$$E[R_i] - R_f = \beta_i(E[R_M] - R_f)$$

其中市场组合也可以视作市值因子，因此上式正是最简单的多因子模型。尽管 CAPM 的假设是高度理想而脱离实际的，但对现实的简化却也是提出后续复杂模型的必要条件。基于此，Ross 于 1964 年提出了著名的套利定价理论（Arbitrage Pricing Theory, APT），APT 在 CAPM 的基础上进行了延伸，将决定资产收益率的风险来源扩充至多个因子（factor）：

$$E[R_i] - R_f = \beta_i' \lambda$$

$\beta_i' \in \mathbb{R}^{1 \times p}$ 是资产 i 对于的 p 个因子的因子载荷或因子暴露（factor exposure）， $\lambda \in \mathbb{R}^{1 \times p}$ 则表征这 p 个因子的因子溢价或因子收益率（factor return）。然而，实际的市场情况变化万千，影响资产的超额收益的因素也层出不穷，因此上式的左右两端的往往并不相等，而是存在一个定价误差 α_i ：

$$E[R_i] - R_f = \beta_i' \lambda + \alpha_i,$$

我们用 $E[R_i^e] = E[R_i] - R_f$ 来代替资产 i 的超额收益可以得出：

$$\Rightarrow E[R_i^e] = \beta_i' \lambda + \alpha_i$$

上式正是多因子模型（Multiple-Factor Model, MFM）的一般表达式。它定量地描述了风险与收益之间的线性关系，不同的因子则代表了对不同风险类型的解释变量，其中因子暴露描述了资产 i 在不同风险因素上的暴露程度，因子收益率则量化了某种风险因素对于资产 i 预期超额收益的驱动力。因此，我们可以将不同的资产或是他们的组合的收益率都归结于不同因子的组合，这就是多因子模型的便利以及意义。

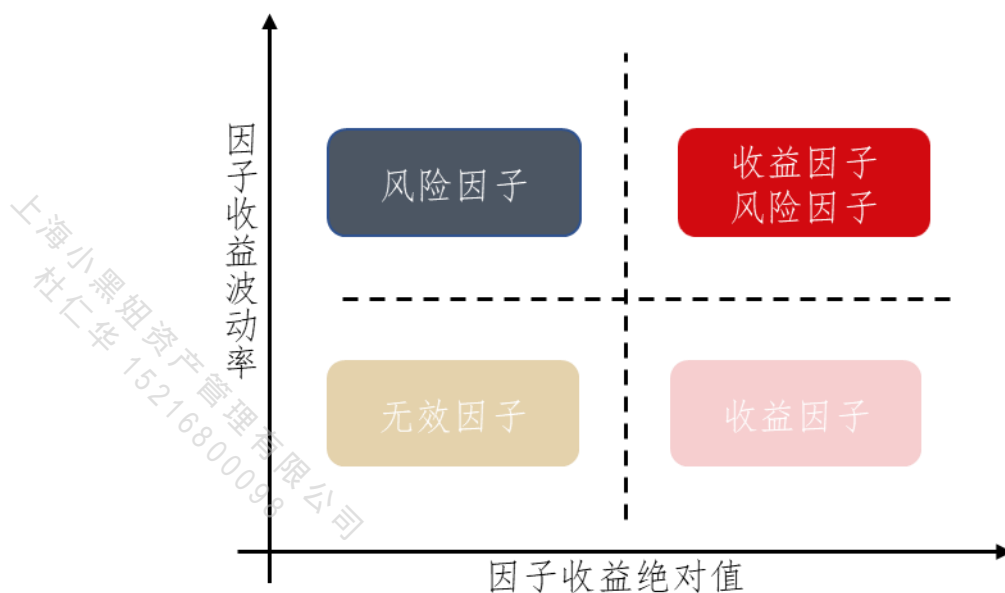
（二）截面多因子模型构建流程

1. 收益因子 or 风险因子？

在构建截面多因子模型（以下统称多因子模型）之前，我们首先区分收益因子（alpha 因子）与风险因子的概念。从上节我们已经得知，因子代表资产背后的某种共同驱动因素，其中收益因子是多因子模型收益的主要来源，风险因子则主要用于风险控制。从实际表现上来说，**收益因子的收益率在时序上的方向性一般比较明确且稳定**，使用这类因子所构建的多因子组合对资产的收益率进行预测时，通常有较高的准确率。**而风险因子的因子收益率在时序上的波动性较大且方向性不明确的**。如果基于收益率的预测值构建组合，应该更多地使用收益因子而非风险因子。

尽管从统计学角度上来说可以将两者进行划分，但是从实际运用的层面上来说，收益因子与风险因子并不是一个完全互斥的概念。某些因子可能兼具两者的特性，对于这一类因子，将它视作收益因子或是风格因子就仁者见仁智者见智了，取决于使用者的个人偏好。下图给从因子收益波动率与绝对值的角度给出了两者大致的划分区间：

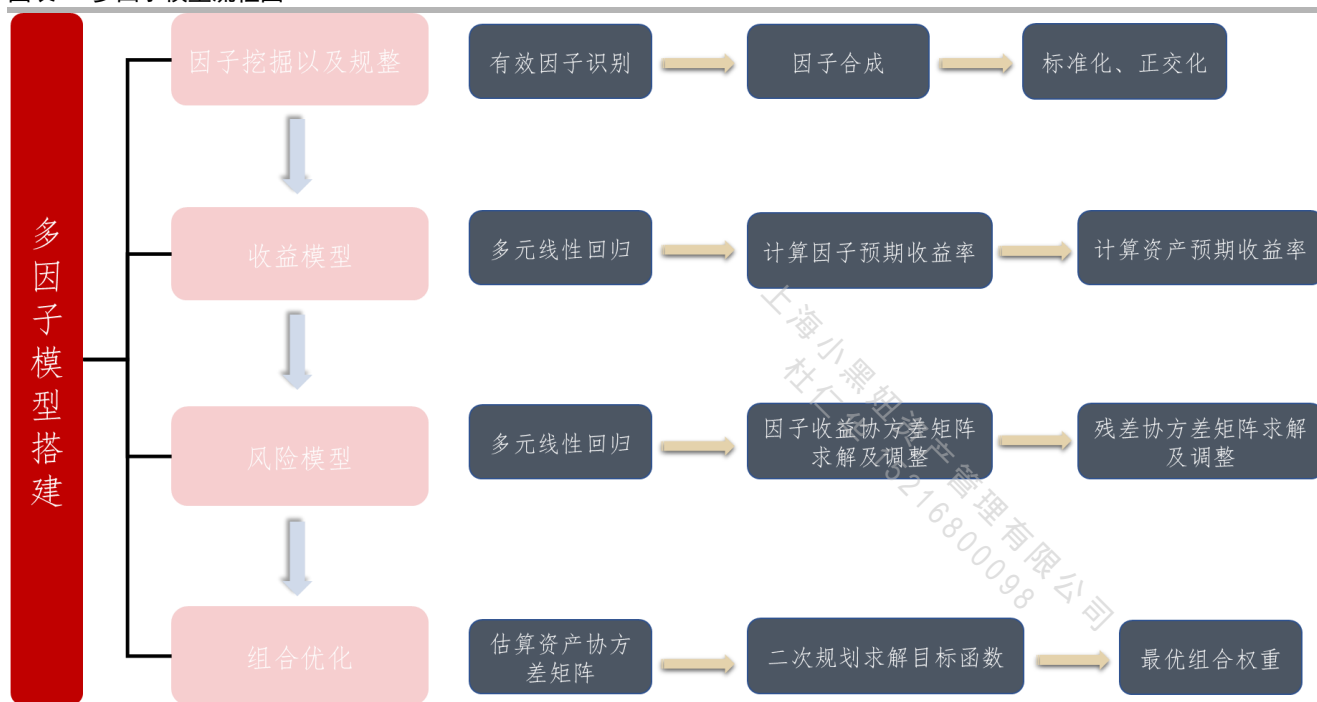
图表1：收益因子与风险因子



资料来源：中信期货研究所

2. 多因子模型构建

图表2：多因子模型流程图



资料来源：中信期货研究所

完整的多因子模型涉及到以下 4 个步骤：

- **因子挖掘以及规整**：从行情数据、基本面数据、另类数据等数据中以人工或是机器学习的方式挖掘并识别有效因子。对于逻辑上具有一定相似程度的因子进行合成，对合成后因子进行标准化、正交化。
- **构建多因子收益模型**：参照 Barra 的做法，以当期收益因子为自变量，资产的下一期收益率为因变量进行截面多元线性回归：

$$\begin{bmatrix} R_{1,t} \\ R_{2,t} \\ \vdots \\ R_{N,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \lambda_{Ct} + \begin{bmatrix} \beta_{1,t-1}^{f1} & \cdots & \beta_{1,t-1}^{fp} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{N,t-1}^{f1} & \cdots & \beta_{N,t-1}^{fp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_t^{f1} \\ \lambda_t^{f2} \\ \vdots \\ \lambda_t^{fp} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_{1,t} \\ \alpha_{2,t} \\ \vdots \\ \alpha_{N,t} \end{bmatrix}$$

将上式写成向量的形式：

$$R_t = \lambda_{Ct} + \beta_{t-1} \lambda_t + \alpha_t$$

其中， $R_t \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 为 N 个资产在 t 时刻的收益率向量， $\beta_{t-1} \in \mathbb{R}^{N \times p}$ 表示 $t-1$ 时刻 N 个资产在 p 个不同因子上的暴露¹， $\lambda_t \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ 是 p 个因子在 t 时刻的因子收益率， $\lambda_{Ct} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 表示国家因子——即所有资产

¹ 在股票市场中，Barra 多因子模型中的 β_{t-1} 往往会包含行业因子用以反映股票所在行业的行业特征；而在期市上，由于无法将商品期货或者金融期货归类于某一行业，所以暂时不考虑这一方面的影响。

对其的暴露都为 1，同时也是线性回归模型里的截距项，最后的 $\alpha_t \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ ，是线性回归模型中无法解释的残差部分。

使用传统的 OLS²即可对模型进行参数估计，求出 $\hat{\lambda}_t$ 和 $\hat{\lambda}_{Ct}$ 的值后便可以使用当期的因子 $\hat{\lambda}_t$ 和 $\hat{\lambda}_{Ct}$ 的历史序列值对 t+1 期的因子收益率进行估计，常见的方法有：

➤ 历史均值法 (MA)：

$$\hat{\lambda}_{t+1} = \frac{1}{k} \sum_{i=t-k+1}^{i=t} \hat{\lambda}_i$$

$$E[\lambda_{t+1}] = \hat{\lambda}_{t+1}$$

➤ 指数移动加权平均法 (EWMA)：

$$y_0 = \hat{\lambda}_0$$

$$y_{t+1} = \rho * \hat{\lambda}_t + (1 - \rho)y_t$$

$$E[\lambda_{t+1}] = \hat{\lambda}_{t+1} = y_{t+1}$$

其中 $\rho \in (0,1)$ 为权重系数， ρ 越大表征预测值收到当期值影响越大，受到历史值影响更小，反之亦然。

在得到 t+1 期因子收益率的估计值 $\hat{\lambda}_{t+1}$ 后，将 t 期的因子暴露 β_t 带入到多因子模型的一般表达式中，即可得到 t+1 期资产的预期收益率 \hat{R}_{t+1} ：

$$\hat{R}_{t+1} = \hat{\lambda}_{Ct+1} + \beta_t \hat{\lambda}_{t+1}$$

构建多因子风险模型：

构建风险模型的步骤与收益模型基本一致，但两者的运用角度不同。收益模型的目的是为了通过因子组合解释资产预期收益率的截面差异，而风险因子的目的在于通过多因子降维，计算出资产之间的协方差矩阵：

$$R_t = \lambda_{Ct} + \beta_{t-1} \lambda_t + \alpha_t$$

$$E[\alpha_t] = 0, cov(\lambda_t, \alpha_t) = 0$$

$$\Rightarrow \Sigma_{R_t} = \beta_{t-1} \Sigma_{\lambda_t} \beta_{t-1}' + \Sigma_{\alpha_t}$$

² 经典 OLS 的基本假设要求残差项满足独立且同方差，但金融类数据往往不满足这一假设，由此造成的后果是 OLS 估计量不再是 BLUE (best linear unbiased estimator)，OLS 的估计量虽仍是无偏的，但 OLS 估计量的方差是有偏的，这对我们进行组合优化的时候估计资产的协方差矩阵会产生较大的影响。常见的解决办法是采用 WLS、GLS、GMM 等方法消除异方差带来的影响，由于本文暂时只考虑收益模型而不涉及风险模型，因此在截面回归时仍采用 OLS 法。

其中 Σ_{R_t} 为t时刻资产之间的协方差矩阵， Σ_{λ_t} 为t时刻因子收益率的协方差矩阵， Σ_{α_t} 为t时刻回归残差的协方差矩阵。我们之所以要得到资产间的协方差矩阵，是因为它是投资组合优化中必不可少的输入之一，我们可以通过组合优化中的不同目标函数使用 Σ_{R_t} 构建最优组合。

• 组合优化：

在计算出t+1期的资产预期收益率 \hat{R}_{t+1} 与资产间的协方差矩阵 $\hat{\Sigma}_{R_{t+1}}$ 后，我们可以结合组合的风险-收益目标，选择目标函数，通过求解目标函数得到最优的组合权重。如使用著名的均值-方差模型：

$$\max \hat{R}'_{t+1} w - \frac{\xi}{2} w' \hat{\Sigma}_{R_{t+1}} w$$

其中 $\frac{\xi}{2}$ 为风险厌恶系数。

二、多因子收益模型实践

在上一节中，我们简要的介绍了多因子模型的发展历程以及其构建流程，本节我们从实践的角度出发，探究多因子收益模型在国内期货市场上的表现。

（一）因子选取及规整

我们选取在之前系列报告中表现较为突出的8个收益类因子作为收益模型的回归自变量，具体单因子的构建方式请参考之前的系列报告。

图表3：因子表

因子表达式	因子释义	因子参数
mom_d243	243日动量	过去243日
ols_d243	243日时序回归因子	过去243日
hp_d243	243日对冲压力因子	过去243日
cv_d5	5日变异系数因子	过去5日
amp_d63_g4	63日振幅因子	过去63日
corr_vp_5m	5min高频量价相关性因子	过去21日
trend_str_5m	5min高频趋势强度因子	过去243日
wh_d10_d126	10日仓单因子	过去126日

资料来源：Wind、中信期货研究所

由于各个因子的量纲不一致，为方便进行比较和回归，需要对因子进行标准化处理。首先我们采用3倍绝对中位差法（median absolute deviation, MAD）对因子的极端值进行处理：

$$\tilde{x}_i = \begin{cases} \text{median}(x_i) - 3\text{MAD} & \text{if } x_i < \text{median}(x_i) - 3\text{MAD} \\ \text{median}(x_i) + 3\text{MAD} & \text{if } x_i > \text{median}(x_i) + 3\text{MAD} \\ x_i & \text{else} \end{cases}$$

$$\text{MAD} = \text{median}(|x_i - \text{median}(x_i)|)$$

再对数据进行截面 Z-Score 标准化：

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i - \text{mean}(x_i)}{\text{std}(x_i)}$$

为了避免因子多重共线性对回归产生的影响，我们还需对因子进行正交化处理。有关因子正交化的详细流程及方法我们在之前的报告中已有过介绍，详情请参考组合优化报告《截面回归与因子正交的二重奏》，在这里我们使用对称正交的方式，目的是尽可能的保留正交前后的因子相似性，减少信息损失。

图表4：因子正交化前相关性系数

	ols_d243	mom_d243	cv_d5	amp_d63_g4	hp_d243	wh_d10_d126	corr_vp_5m	trend_str_5m
ols_d243	1.000							
mom_d243	0.315	1.000						
cv_d5	0.031	-0.007	1.000					
amp_d63_g4	-0.058	-0.013	-0.120	1.000				
hp_d243	-0.008	-0.052	0.038	-0.124	1.000			
wh_d10_d126	-0.013	-0.249	-0.019	0.130	-0.030	1.000		
corr_vp_5m	-0.049	-0.062	-0.032	0.064	-0.006	0.038	1.000	
trend_str_5m	-0.324	-0.845	0.005	0.097	0.031	0.228	0.158	1.000

资料来源：中信期货研究所

图表5：因子正交化后相关性系数

	ols_d243	mom_d243	cv_d5	amp_d63_g4	hp_d243	wh_d10_d126	corr_vp_5m	trend_str_5m
ols_d243	1.000							
mom_d243	-0.102	1.000						
cv_d5	0.003	-0.012	1.000					
amp_d63_g4	0.018	0.005	-0.058	1.000				
hp_d243	-0.042	-0.035	0.022	-0.056	1.000			
wh_d10_d126	0.047	-0.001	0.024	0.030	0.018	1.000		
corr_vp_5m	-0.065	-0.002	-0.019	0.037	0.001	0.010	1.000	
trend_str_5m	0.034	-0.189	0.035	0.061	-0.065	-0.033	0.074	1.000

资料来源：中信期货研究所

（二）收益模型回测

1. 样本选择与回测细节

- 商品期货池：我们从国内期货市场筛选出历史流动性较好的 41 个品种具体如下表所示。

图表6: 商品品种选择

类别	具体品种
黑色类	螺纹钢、热轧卷板、焦炭、焦煤、铁矿石、玻璃、纯碱
有色类	沪铜、沪铝、沪锌、沪镍、沪锡、不锈钢
能源类	原油、石油沥青、低硫燃料油、LPG、燃料油
化工类	PTA、乙二醇、短纤、甲醇、聚乙烯、聚丙烯、PVC、苯乙烯、尿素
软商品类	棉花、白糖、纸浆、橡胶
农产品类	豆粕、菜粕、棕榈油、豆油、菜油、玉米、生猪、鸡蛋、豆一、玉米淀粉

资料来源: 中信期货研究所

- 交易价格: 我们使用各个商品期货品种中主力合约的复权收盘价计算收益。
- 回测区间: 我们使用 2016/1/1-2023/5/24 作为回测区间。
- 交易成本: 暂不考虑任何交易中产生的费用。
- 杠杆倍数: 一倍杠杆。
- 调仓周期: 每日调仓
- 多因子回测方法: 我们回测时在 T 日收盘计算因子、 $T+1$ 日做入、 $T+2$ 日产生收益。因此在每个截面我们都使用 2 个交易日前的因子值 (因子暴露) 作为自变量, 当天期货品种收益率作为因变量进行带截距项的 OLS 回归并得到当天的因子收益率, 对于某一交易日 t , 我们有:

$$R_t = \lambda_{Ct} + \beta_{t-2}\lambda_t + \alpha_t$$

得出 λ_{Ct} , λ_t 后, 接下来采用前文预估因子收益率的方式计算出 $\hat{\lambda}_{Ct+2}$, $\hat{\lambda}_{t+2}$ 。在对 $t+2$ 期因子预期收益做估计的时候, 还需要考虑一个约束条件, 即因子收益率方向。因为很多的因子都具有明确的经济含义和投资逻辑, 所以因子收益率的方向 (±号) 在事前是确定的。如果通过模型估算出来的预期收益率方向与事前确定的因子收益率方向相反, 我们在这里对 $t+2$ 期因子预期收益率置 0 处理。再将处理后的因子收益率带入到收益模型中即可得到 $t+2$ 期货品种收益率的预估值 \hat{R}_{t+2} :

$$\hat{R}_{t+2} = \hat{\lambda}_{Ct+2} + \beta_t \hat{\lambda}_{t+2}$$

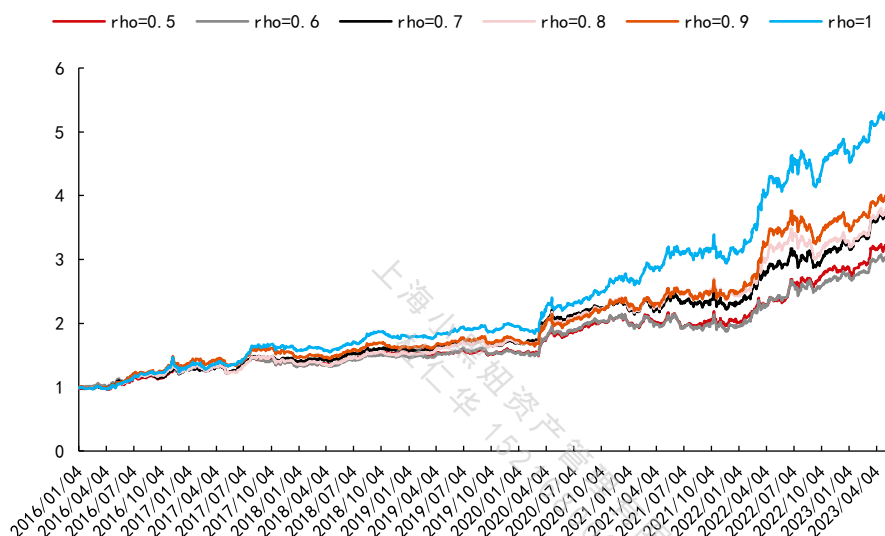
围绕 \hat{R}_{t+2} 我们筛选出涨幅前五与跌幅前五的期货品种构建多空组合, 若当日所有品种预期收益率皆为负, 则只做空, 反之亦然。

2. 回测效果展示

在组合优化报告《截面回归与因子正交的二重奏》中, 我们已经发现采用历史均值法估计下一期因子收益率的方式效果不佳, 那么本文我们采用指数移动加权平均法 (EWMA) 的方式来对 $t+2$ 期的因子收益率进行估计, 由前文我们已知, $\rho \in (0,1)$ 为权重系数, ρ 越大表征预测值收到当期值影响越大, 受到历

史值影响越小。下图展示了不同权重系数下的策略效果：

图表7：不同权重系数下的策略净值走势（等权配置）



资料来源：中信期货研究所

图表8：不同权重系数下的策略表现（等权配置）

ρ	年化收益率	年化波动率	夏普比率	最大回撤	Calmar 比率
0.5	17.03%	14.28%	1.19	11.5%	1.48
0.6	16.11%	14.44%	1.12	13.0%	1.24
0.7	19.23%	14.23%	1.35	12.5%	1.54
0.8	19.23%	14.23%	1.35	13.9%	1.39
0.9	20.05%	14.43%	1.39	14.0%	1.43
1.0	24.48%	14.41%	1.70	15.5%	1.58

资料来源：中信期货研究所

由以上图表可知， ρ 越大策略效果越好，当 $\rho = 1$ 时策略的效果最佳，年化收益率达 24.48%，夏普比率 1.70，Calmar 比率 1.58，表明当期因子收益率对下一期因子收益率的贡献程度最大。

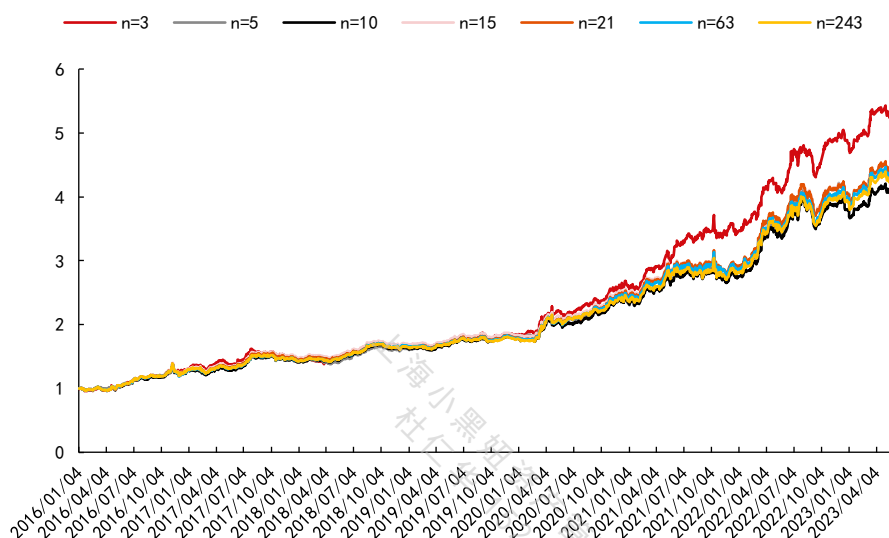
上述收益是我们采用了等权配置不同期货品种的方式进行的计算的，可以发现策略效果已然不错。下一步我们继续探究依靠波动率倒数对品种权重进行调整后，是否对多因子组合策略效果有所提升。

具体地，我们对每个品种测算出过去 n 日的波动率，在策略给出多空头品种后，按照事前计算的波动率倒数进行加权，并计算收益：

$$w_{t+1}^i = \frac{(\sigma_t^i)^{-1}}{\sum_{j=1}^N (\sigma_t^j)^{-1}}$$

其中 w_{t+1}^i 表示品种 i 在 $t+1$ 时刻的权重， σ_t^i 是品种 i 在 t 时刻依据过去 n 日计算出的波动率。对于权重系数 $\rho = 1$ ，不同的回看期 n 我们的策略效果如下：

图表9: $\rho = 1$, 不同的回看期 n 下策略净值走势 (波动率倒数加权)



资料来源: 中信期货研究所

图表10: $\rho = 1$, 不同的回看期 n 下策略表现 (波动率倒数加权)

n	年化收益率	年化波动率	夏普比率	最大回撤	Calmar 比率
3	25.45%	13.36%	1.90	14.34%	1.77
5	22.33%	12.49%	1.79	12.20%	1.83
10	21.07%	12.24%	1.72	12.87%	1.64
15	22.30%	12.29%	1.81	13.33%	1.67
21	22.28%	12.34%	1.81	13.38%	1.67
63	21.90%	12.41%	1.77	13.72%	1.60
243	21.63%	12.68%	1.71	13.66%	1.58

资料来源: 中信期货研究所

由以上结论可知, 使用 3 日品种波动率倒数进行加权可以全面提升策略的各项指标效果, 反映在年化收益率提升至 25.45%, 夏普比率提升至 1.90, Calmar 比率提升至 1.77。因此我们可得出在使用短期波动率进行加权时, 可以分散风险从而提升策略的风险收益比。

(三) 动态仓位控制下的策略表现

通过之前的回测, 多因子收益模型可以给我们带来不错的年化收益, 但不难发现, 不同参数下策略总体的最大回撤值仍然较大。由此, 我们考虑对仓位进行动态控制达到降低策略最大回撤的目的。

在我们的专题报告《行业轮动专题系列一: 基于量化多因子的行业配置策略》与《行业轮动专题系列二: 风险控制进阶、动量加速度和因子参数的秘密》中介绍了动态仓位控制的概念, 即通过策略出现下降时进行适当减仓, 待策略提升时再加至满仓的方式降低策略发生连续回撤的风险。本文同样参照行业轮动的系列报告, 考虑两个指标即下行风险 (Downside Deviation, DD) 与期望损失 (Expected Shortfall, ES):

$$Downside\ Deviation = \sqrt{\sum_{i=0}^{n_d-1} \frac{(r_d - \bar{r})^2}{n_d - 1}}$$

$$Expected\ Shortfall = E[|loss| > |VaR|]$$

其中 n_d 为策略收益率小于 0 的天数, r_d 为小于 0 的收益率, \bar{r} 过去一段时间的收益率均值, VaR 的置信度为 95%。我们在计算两者时使用到的回看期统一为 21 个交易日, 同时设置总仓位为:

$$position_{DD} = \begin{cases} \frac{level}{DD} & \text{if } DD > level \\ 100\% & \text{if } DD \leq level \end{cases}$$

$$position_{ES} = \begin{cases} \frac{level}{ES} & \text{if } ES > level \\ 100\% & \text{if } ES \leq level \end{cases}$$

$$position_{total} = \min(position_{DD}, position_{ES})$$

上式表示我们的总仓位为 ES 仓位与 DD 仓位的最小值, 即控制风险既不高于 ES, 也不高于 DD。

我们将年化 ES 的值设为 {0.05, 0.10, ..., 0.25} 的等差数列, 年化 DD 设为 {0.04, 0.06, ..., 0.12} 的等差数列, 探究不同 ES 与 DD 组合下策略的效果。

由回测可知 (详细回测数据请见附录), 在整个回测期内, 通过加入 DD 与 ES 进行风险控制和动态仓位调整后, 以牺牲微弱年化收益率为代价, 可以有效地提高组合夏普比, 降低组合回撤, 结论符合本段之前的预期。同时可以发现, 无论是等权配置组合还是波动率倒数加权组合, 在风险不高于 25%ES 以及 12%DD 时策略效果最佳。等权配置时策略年化收益率为 21.50%, 夏普比率为 2.01, Calmar 比率为 2.62, 波动率倒数加权时, 年化收益率为 22.61%, 夏普比率为 2.09, Calmar 比率为 1.67。下图给出了二者的净值走势对比:

图表11：25%ES 及 12%DD 水平下策略净值走势对比



资料来源：中信期货研究所

整体来看，二者的走势较为类似，波动率倒数加权下的策略最大回撤值高于等权配置时的最大回撤值。从图表 11 中可以看出，该现象产生的主要原因是波动率倒数加权策略在 2017 年 7 月至 2018 年 7 月回撤幅度远大于等权配置策略。但从近期的表现来说，波动率倒数加权策略无疑是更加稳定且优秀的策略。

三、总结与思考

本文从理论角度出发详细地介绍了多因子模型发展的历史背景以及搭建多因子模型的理论基础，具体可分为以下 4 个步骤：

- 因子挖掘以及规整
- 构建多因子收益模型
- 构建多因子风险模型
- 组合优化

具体到实践角度，本文尝试在国内期货市场上构建多因子收益模型用以解释截面上品种收益的差异并对下一期截面收益进行预测。

在对下一期因子收益率进行估计时，我们对预估因子收益率方向（±号）与事前所确定的因子收益率方向相反的因子置 0 处理。于此同时，我们发现在使用 EWMA 法时，当期因子收益率的权重越高，策略效果越好，在 $\rho = 1$ 时，策略年化收益率达 24.48%，夏普比率 1.70，Calmar 比率 1.58。

我们同样也尝试对策略进行优化，首先我们改变组合的加权方式为波动率倒数加权。经实践检验，使用近 3 日波动率倒数作为权重系数时，策略达到最佳效益：**年化收益率提升至 25.45%，夏普比率提升至 1.90，Calmar 比率提升至 1.77**

其次，我们参照行业轮动系列报告中动态仓位控制的方法，尝试降低策略的最大回撤。具体地我们使用 ES 与 DD 作为风险指标，控制组合的风险既不高于 ES 的阈值也不高与 DD 的阈值。经检验，在 25%ES 以及 12%DD 的风险水平下策略表现最好，两种不同的加权方式下策略的表现分别为：等权配置时**策年化收益率为 21.50%，夏普比率为 2.01，Calmar 比率为 2.62**；波动率倒数加权时，**年化收益率为 22.61%，夏普比率为 2.09，Calmar 比率为 1.67**。在牺牲一部分收益的前提下，提升了策略的夏普以及 Calmar，结论基本符合预期。

至此，我们已经完成了整个多因子体系的初步搭建，后期我们将逐步完善整个因子投资框架，并继续尝试从以下三个维度对多因子模型进行更深层次的探究。首先，从各种数据中挖掘出更有效的因子，并加入多因子模型中，增加模型的解释力度。其次，改进收益模型中的线性回归模型，引入非线性模型进行对收益进行预测。最后，探究因子时序变化的规律，并对因子收益率进行择时，在因子收益率高时赋予因子更高的权重，反之则赋予更低的权重，也就是所谓的因子择时。

附录

以下是不同 ES 与 DD 组合下，等权配置与波动率倒数加权配置策略的详细回测效果：

图表12：不同 ES 与 DD 组合下策略（ $\rho = 1, n = 3$ 波动率倒数加权）

	年化收益率	年化波动率	夏普比率	Calmar 比率
es=0.05, dd=0.04	6.83%	3.74%	1.83	1.54
es=0.05, dd=0.06	7.28%	4.09%	1.78	1.54
es=0.05, dd=0.08	7.23%	4.13%	1.75	1.47
es=0.05, dd=0.10	7.19%	4.14%	1.74	1.45
es=0.05, dd=0.12	7.19%	4.14%	1.74	1.45
es=0.10, dd=0.04	8.15%	4.41%	1.85	1.21
es=0.10, dd=0.06	12.06%	6.26%	1.93	1.38
es=0.10, dd=0.08	13.87%	7.27%	1.91	1.52
es=0.10, dd=0.10	14.49%	7.70%	1.88	1.53
es=0.10, dd=0.12	14.80%	7.89%	1.88	1.54
es=0.15, dd=0.04	8.17%	4.41%	1.85	1.22
es=0.15, dd=0.06	12.49%	6.52%	1.92	1.24

	年化收益率	年化波动率	夏普比率	Calmar 比率
es=0.15, dd=0.08	16.30%	8.18%	1.99	1.43
es=0.15, dd=0.10	18.89%	9.30%	2.03	1.61
es=0.15, dd=0.12	19.96%	9.91%	2.01	1.65
es=0.20, dd=0.04	8.17%	4.41%	1.85	1.22
es=0.20, dd=0.06	12.52%	6.52%	1.92	1.25
es=0.20, dd=0.08	16.58%	8.30%	2.00	1.41
es=0.20, dd=0.10	19.84%	9.68%	2.05	1.55
es=0.20, dd=0.12	21.81%	10.62%	2.05	1.63
es=0.25, dd=0.04	8.17%	4.41%	1.85	1.22
es=0.25, dd=0.06	12.52%	6.52%	1.92	1.25
es=0.25, dd=0.08	16.60%	8.30%	2.00	1.42
es=0.25, dd=0.10	20.13%	9.73%	2.07	1.59
es=0.25, dd=0.12	22.61%	10.80%	2.09	1.67

资料来源：中信期货研究所

图表13：不同 ES 与 DD 组合下策略 ($\rho = 1$ 等权配置)

	年化收益率	年化波动率	夏普比率	Calmar 比率
es=0.05, dd=0.04	6.93%	3.73%	1.86	1.71
es=0.05, dd=0.06	7.73%	4.22%	1.83	1.77
es=0.05, dd=0.08	7.82%	4.36%	1.79	1.78
es=0.05, dd=0.10	7.75%	4.39%	1.77	1.77
es=0.05, dd=0.12	7.74%	4.39%	1.76	1.77
es=0.10, dd=0.04	8.01%	4.37%	1.83	1.25
es=0.10, dd=0.06	11.84%	6.13%	1.93	1.67
es=0.10, dd=0.08	13.90%	7.13%	1.95	1.94
es=0.10, dd=0.10	14.90%	7.66%	1.94	2.08
es=0.10, dd=0.12	15.20%	7.93%	1.92	2.12
es=0.15, dd=0.04	8.02%	4.37%	1.84	1.26
es=0.15, dd=0.06	12.34%	6.41%	1.92	1.59
es=0.15, dd=0.08	15.88%	8.02%	1.98	1.99
es=0.15, dd=0.10	18.25%	9.06%	2.01	2.29
es=0.15, dd=0.12	19.50%	9.70%	2.01	2.44
es=0.20, dd=0.04	8.02%	4.37%	1.84	1.26
es=0.20, dd=0.06	12.35%	6.42%	1.93	1.59
es=0.20, dd=0.08	16.32%	8.16%	2.00	1.99
es=0.20, dd=0.10	19.15%	9.51%	2.01	2.33
es=0.20, dd=0.12	21.24%	10.47%	2.03	2.59
es=0.25, dd=0.04	8.02%	4.37%	1.84	1.26
es=0.25, dd=0.06	12.35%	6.42%	1.93	1.59

	年化收益率	年化波动率	夏普比率	Calmar 比率
es=0.25, dd=0.08	16.33%	8.16%	2.00	1.99
es=0.25, dd=0.10	19.51%	9.59%	2.04	2.38
es=0.25, dd=0.12	21.50%	10.71%	2.01	2.62

资料来源：中信期货研究所

上海小鼎姐资产管理有限公司
杜仁华 15216800098

上海小鼎姐资产管理有限公司
杜仁华 15216800098

免责声明

除非另有说明，中信期货有限公司拥有本报告的版权和/或其他相关知识产权。未经中信期货有限公司事先书面许可，任何单位或个人不得以任何方式复制、转载、引用、刊登、发表、发行、修改、翻译此报告的全部或部分材料、内容。除非另有说明，本报告中使用的所有商标、服务标记及标记均为中信期货有限公司所有或经合法授权被许可使用的商标、服务标记及标记。未经中信期货有限公司或商标所有权人的书面许可，任何单位或个人不得使用该商标、服务标记及标记。

如果在任何国家或地区管辖范围内，本报告内容或其适用与任何政府机构、监管机构、自律组织或者清算机构的法律、规则或规定内容相抵触，或者中信期货有限公司未被授权在当地提供这种信息或服务，那么本报告的内容并不意图提供给这些地区的个人或组织，任何个人或组织也不得在当地查看或使用本报告。本报告所载的内容并非适用于所有国家或地区或者适用于所有人。

此报告所载的全部内容仅作参考之用。此报告的内容不构成对任何人的投资建议，且中信期货有限公司不会因接收人收到此报告而视其为客户。

尽管本报告中所包含的信息是我们于发布之时从我们认为可靠的渠道获得，但中信期货有限公司对于本报告所载的信息、观点以及数据的准确性、可靠性、时效性以及完整性不作任何明确或隐含的保证。因此任何人不得对本报告所载的信息、观点以及数据的准确性、可靠性、时效性及完整性产生任何依赖，且中信期货有限公司不对因使用此报告及所载材料而造成的损失承担任何责任。本报告不应取代个人的独立判断。本报告仅反映编写人的不同设想、见解及分析方法。本报告所载的观点并不代表中信期货有限公司或任何其附属或联营公司的立场。

此报告中所指的投资及服务可能不适合阁下。我们建议阁下如有任何疑问应咨询独立投资顾问。此报告不构成任何投资、法律、会计或税务建议，且不承担任何投资及策略适合阁下。此报告并不构成中信期货有限公司给予阁下的任何私人咨询建议。

深圳总部

地址：深圳市福田区中心三路 8 号卓越时代广场（二期）北座 13 层 1301-1305、14 层

邮编：518048

电话：400-990-8826

传真：(0755) 83241191

网址：<http://www.citicsf.com>