

中信期货研究 商品量化专题报告

期货择时系列(四)基于卡尔曼滤波的策略研究(上)

投资咨询业务资格: 证监许可【2012】669 号

报告要点

本文将 AR (N) 模型和卡尔曼滤波模型结合对期货价格进行预测,主要分为三部分,第一部分详细介绍了卡尔曼模型的原理和公式推导,第二部分介绍了复合模型和具体策略的构建,第三部分在黑色、有色金属、能化和农副产品四大板块上进行回测。

摘要:

卡尔曼滤波是一种利用**线性系统状态方程**,通过系统输入输出观测数值,对系统状态进行**最优估计**的算法,将其运用在价格时序预测中,其预测值能迅速逼近价格真实值。本文将 AR(N)模型和卡尔曼滤波模型结合对价格进行短期预测后发现,不仅从时效性还是准确率,**复合模型和常见的技术指标相比都有了显著提升**。

在黑色、有色金属、能源化工和农副产品四大板块上回测后发现,**复合模型对波动率较为敏感**,波动越强,盈利能力越强;在波动率较低的情况下,会出现持续亏损,造成短期较大回撤。在本金占用率维持在 15%的情况下,策略年化收益率达到 3.43%,夏普比率达到 0.68,手续费占初始本金的 8.96%。

除农副产品板块外,黑色、有色金属和能源化工板块品种的**持仓周期基本都能控制在 日内**,农副产品板块品种波动率较低,持仓周期基本控制在 3-4 个交易日左右。回测结果较好的品种有 **RB、CU 和 RU**,这三个品种在维持较高交易频次的同时还能维持较高的年化收益率。回测结果较差的品种有 **MA、ZN 和 A**, 这三个品种对波动率最为敏感,在面对不利行情时,净值会迅速下跌。

本篇报告对信号过滤未做过多考虑,会在下篇报告中针对价格波动率较低时,策略出现较大回撤的情况进行改良。

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

商品量化组

研究员: 魏新照 021-80401773 weixinzhao@citicsf.com 从业资格号 F3084987 投资咨询号 Z0016364



目录

摘要:	1
一、 卡尔曼滤波	4
(一)卡尔曼滤波的介绍	4
(二)卡尔曼滤波器算法	4
(三)本次策略研究初衷	8
二、回测标的及数据说明	8
(一)回测品种的选择和费率设置	9
(二)回测时间区间及数据处理	9
(三)各类指标参数选择	9
三、策略构建和回测结果	9
(一)策略构建	10
1)模型构建	10
2)策略进出场规则设定	11
(二)策略在不同板块的回测结果	11
1)黑色板块	11
2)有色金属板块	
3)能源化工板块	16
4)农副产品板块	18
5)全市场	
四. 总结和展望	
参考文献	
免责声明	25
The state of the s	
图表目录	
图表 1: 回测品种库	
图表 2: 卡尔曼模型预测价格 VS 实际价格 VS 均价	
图表 3: 黑色板块单品种回测净值变化	
图表 4: 黑色板块单品种回测结果	
图表 5: 黑色板块回测净值变化	
图表 6: 黑色板块回测结果	
图表 7: 有色金属板块单品种回测净值变化	
图表 8: 有色金属板块单品种回测结果	
图表 9: 有色金属板块回测净值变化	
图表 10 : 有色金属板块回测结果	
图表 11: 能源化工板块单品种回测净值变化	
图表 12: 能源化工板块单品种回测结果	
图表 13: 能源化工板块回测净值变化	
图表 14: 能源化工板块回测结果	
图表 15:农副产品板块单品种回测净值变化	
图表 16:农副产品板块单品种回测结果	20

商品量化专题报告



图表	17:	农副产品板块回测净值变化	21
图表	18:	农副产品板块回测结果	21
图表	19:	策略全市场回测净值变化	21
图表	20.	策略全市场回测结果	22





一、卡尔曼滤波

(一) 卡尔曼滤波的介绍

卡尔曼滤波(Kalman filtering)是一种利用线性系统状态方程,通过系统输入输出观测数值,对系统状态进行最优估计的算法。Rudolf Emil Kalman于 1960 年发表论文《A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems》,此后卡尔曼滤波正式走入大众视野。卡尔曼滤波较维纳滤波(Wiener filter)有着里程碑式的突破,维纳滤波只适用于平稳随机过程,且应用时需要得到全部过去观测值,而卡尔曼滤波不受限于这 2 点,因此应用也更广泛。

在介绍算法之前,作者先使用一个简单的体重测量例子做个直观解释,方便读者理解。假设现在需要估算同学 A 在 k 时刻的实际体重,首先需要根据 k-1 时刻的体重,来预测 k 时刻的体重。因为体重很难在短期发生显著改变,因此个人认为 k 时刻的体重和 k-1 时刻的体重基本是一样的,假设是 60kg,有±2kg 的误差。然后,在体重称上得出 k 时刻的体重为 61kg,因为体重称不一定准确,所以设定了±1kg 的误差。现在有两个体重值来估算同学 A 在 k 时刻的真实体重,分别为 60kg 和 61kg。依据 2 个值的误差和协方差,我们可以得出卡尔曼增益 K (Kalman Gain),此处 K 为: $\sqrt{\frac{2^2}{2^2+1^2}}$ =0.89,卡尔曼增益后续会详细解释。因此 k 时刻的实际体重的最优值为:60+0.89*(61-60)=60.89,且该最优值的偏差为: $\sqrt{(1-0.89)*2^2}$ =0.66。其中 2 就是 k 时刻个人预测体重时的偏差,得出的0.66 可以被看成是进入 k+1 时刻后在 k 时刻算出的最优值的偏差,该值对应了 k 时刻体重称的误差 1。之后,每次测算体重,都用这个体重称和个人经验去估计体重,这就是卡尔曼滤波的过程。

(二)卡尔曼滤波器算法

根据上文的简单例子可以发现,线性动态系统可以用 2 个线性方程来描述,这 2 个方程分别为状态方程和观测方程,如下:

▶ 状态方程:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + q_{k-1}$$

▶ 观测方程:

$$Z_k = Hx_k + r_k$$

状态方程的作用是估计出先验的状态,其中 x_k 代表了 k 时刻的系统状态,



 u_k 代表了 k 时刻对系统的控制量,矩阵 A 和 B 是系统参数矩阵,分别代表了状态转移矩阵和控制量转移矩阵,如果需要做卡尔曼滤波的对象没有控制量输入, Bu_k 这一项可以被省略。观测方程中 Z_k 代表了 k 时刻的测量值,矩阵 H 是测量系统的参数矩阵。这两个方程中 q_k 和 r_k 分别代表了估计和测量的噪音,都满足高斯分布,Q 和 R 代表了这 2 个噪音的方差。

卡尔曼滤波就是通过综合考虑了由以上 2 个方程得出的估计值和测量值, 迭代出不确定性最小的数值。其实现过程可以细分为 5 步, 这 5 步可以用 5 个 公式来进行描述,如下:

1.
$$\hat{\bar{X}}_t = A\hat{X}_{t-1} + BU_{t-1}$$

$$2. \quad \bar{P}_t = AP_{t-1}A^T + Q$$

3.
$$K_t = \frac{\bar{P}_t H^T}{H \bar{P}_t H^T + R}$$

4.
$$\hat{X}_t = \hat{\bar{X}}_t + K_t \left(Z_t - H \hat{\bar{X}}_t \right)$$

5.
$$P_t = (I - K_t H) \bar{P}_t$$
 (I 为单位矩阵)

来细看每一个公式,首先是第一个公式,基于 t-1 时刻的状态以及控制量对 t 时刻的状态进行估计。第二个公式是利用 t-1 时刻得出的最优估计值的协方差和估计方差得出 t 时刻公式(1)的先验状态估计的协方差矩阵,单看公式难以理解,因此对公式进行了详细的推导,如下:

 $ightharpoonspin ar{P}_t$ 为先验状态估计的协方差矩阵,所以:

$$\bar{P}_t = cov(\hat{\bar{X}}_t, \hat{\bar{X}}_t) = E[(\hat{\bar{X}}_t - X_t)(\hat{\bar{X}}_t - X_t)^T]$$

ightharpoonup 其中($\hat{X}_t - X_t$) 可以被称为先验误差 \bar{e}_t , 所以:

$$\begin{split} \bar{e}_t &= (\hat{X}_t - X_t) \\ &= \left(A\hat{X}_{t-1} + BU_{t-1} + W \right) - (AX_{t-1} + BU_{t-1}) \\ &= A(\hat{X}_{t-1} - X_{t-1}) + W \end{split}$$



$$= Ae_{t-1} + W$$

▶ 所以:

$$\begin{split} \bar{P}_t &= E(\bar{e}_t \bar{e}_t^T) \\ &= E[(Ae_{t-1} + W)(Ae_{t-1} + W)^T] \\ &= E[(Ae_{t-1} + W)(e_{t-1}^T A^T + W^T)] \\ &= E[Ae_{t-1} e_{t-1}^T A^T + Ae_{t-1} W^T + W e_{t-1}^T A^T + W W^T) \\ &= E(Ae_{t-1} e_{t-1}^T A^T) + 0 + 0 + E(WW^T) \\ &= AP_{t-1} A^T + Q \end{split}$$

通过第二个公式,得出先验状态估计的协方差,即先验状态估计的不确定性。在理解第三个公式之前,先解释一下第四个公式,如下:

$$\hat{X}_t = \hat{\bar{X}}_t + K_t \ (Z_t - H\hat{\bar{X}}_t)$$

公式中的 K_t 就是卡尔曼增益,这个公式非常直观地展示了卡尔曼增益在卡尔曼滤波中的作用,它是将估计值和观测值融合起来的权重。那卡尔曼增益是怎么求得呢,公式三就是卡尔曼增益的求解公式。卡尔曼增益的本质是将先验估计状态和测量值的协方差结合考虑后使最优状态估计的方差最小时的参数值,因此求解公式中存在求导的概念,具体推导过程,如下:

ightharpoonup 首先 P_t 是最优状态估计的协方差,所以:

$$P_t = cov(\hat{X}_t, \hat{X}_t) = E[(\hat{X}_t - X_t)(\hat{X}_t - X_t)^T]$$

ightharpoonup 其中 $(\hat{X}_t - X_t)$ 可以被称为后验误差 e_t , 所以:

$$\begin{aligned} e_t &= \hat{X}_t - X_t \\ &= \left[\hat{\overline{X}}_t + K_t \left(Z_t - H \hat{\overline{X}}_t \right) \right] - X_t \\ &= \left[\hat{\overline{X}}_t + K_t (H X_t + V) - K_t H \hat{\overline{X}}_t - X_t \right] \end{aligned}$$



$$= \left(\hat{X}_t - X_t\right) - K_t H\left(\hat{X}_t - X_t\right) + K_t V$$
$$= (I - K_t H)(\bar{e}_t) + K_t V$$

▶ 所以:

$$\begin{split} P_t &= E(\,e_t\,e_t^{\,T}) \\ &= E\Big[\Big((I - K_t H)(\bar{e}_t) + K_t V \Big) \Big((I - K_t H)(\bar{e}_t) + K_t V \Big)^T \Big] \\ &= E\Big[(I - K_t H)\bar{e}_t \bar{e}_t^{\,T} (I - K_t H)^T + (I - K_t H)\bar{e}_t V^T K_t^T \\ &\quad + K_t V \bar{e}_t^{\,T} (I - K_t H)^T + K_t V V^T K_t^T \Big] \\ &= (I - K_t H)\bar{P}_t (I - K_t H)^T + 0 + 0 + K_t R K_t^T \\ &= \bar{P}_t - K_t H \bar{P}_t - \bar{P}_t H^T K_t^T + K_t H \bar{P}_t H^T K_t^T + K_t R K_t^T \end{split}$$

D 因为求导求最小值,所以 K_t 满足公式: $\frac{dtr(P_t)}{d(K_t)} = 0$, $tr(P_t)$ 为最优状态估计协方差矩阵对角线上元素之和,也就是方差之和,所以:

$$\frac{d \operatorname{tr}(P_t)}{d(K_t)} = 0$$

$$\frac{d \operatorname{tr}(\bar{P}_t - K_t H \bar{P}_t - \bar{P}_t H^T K_t^T + K_t H \bar{P}_t H^T K_t^T + K_t R K_t^T)}{d(K_t)} -= 0$$

$$\frac{d \operatorname{tr}(\bar{P}_t)}{d(K_t)} - \frac{d \operatorname{tr}(K_t H \bar{P}_t)}{d(K_t)} - \frac{d \operatorname{tr}(\bar{P}_t H^T K_t^T)}{d(K_t)} + \frac{d \operatorname{tr}(K_t H \bar{P}_t H^T K_t^T)}{d(K_t)}$$

$$+ \frac{d \operatorname{tr}(K_t R K_t^T)}{d(K_t)} = 0$$

$$0 - (H \bar{P}_t)^T - (H \bar{P}_t)^T + 2H \bar{P}_t H^T K_t + 2R K_t = 0$$

$$H \bar{P}_t H^T K_t + R K_t = (H \bar{P}_t)^T$$

$$K_t = \frac{\bar{P}_t H^T}{H \bar{P}_t H^T + R}$$

以上就是公式三的全部推导过程。公式五是结合公式三和刚刚推导过程中



的公式 $P_t = \bar{P}_t - K_t H \bar{P}_t - \bar{P}_t H^T K_t^T + K_t H \bar{P}_t H^T K_t^T + K_t R K_t^T$ 得到的,具体如下:

$$P_{t} = \bar{P}_{t} - K_{t}H\bar{P}_{t} - \bar{P}_{t}H^{T}K_{t}^{T} + K_{t}H\bar{P}_{t}H^{T}K_{t}^{T} + K_{t}RK_{t}^{T}$$

$$= \bar{P}_{t} - K_{t}H\bar{P}_{t} - \bar{P}_{t}H^{T}K_{t}^{T} + \frac{\bar{P}_{t}H^{T}}{H\bar{P}_{t}H^{T} + R}(H\bar{P}_{t}H^{T} + R)K_{t}^{T}$$

$$= \bar{P}_{t} - K_{t}H\bar{P}_{t} - \bar{P}_{t}H^{T}K_{t}^{T} + \bar{P}_{t}H^{T}K_{t}^{T}$$

$$= \bar{P}_{t} - K_{t}H\bar{P}_{t}$$

$$= \bar{P}_{t} - (I - K_{t}H)$$

最后,纵观这 5 个核心公式,卡尔曼滤波的过程可以总结为,先基于状态方程得出先验状态估计值,并基于上一时刻最优估计值的协方差和估计噪音的方差得出先验估计状态的协方差。接下来,基于刚得出的先验估计状态的协方差、观测方程的参数矩阵和测量噪音的方差得出卡尔曼增益。然后,依据得出的卡尔曼增益将估计值和测量值进行加权平均就能算出最优状态估计值。最后依据得出的卡尔曼增益、观测方程的参数矩阵和先验状态的协方差得出最优状态的协方差,来进行迭代。

(三)本次策略研究初衷

卡尔曼滤波最初被广泛运用在工程控制、信号分析等方面,近 10 年来,卡尔曼滤波被越来越多的运用到经济金融模型中。在之前的相关报告中,有关技术指标的策略研究已经讨论过很多次,有一个比较明显的结论就是技术指标更适用于中长周期,在较短周期对时间序列进行预测时,噪音和极大偏差值会造成严重的负面干扰,作者尝试运用多种技术指标在较短周期对多个品种进行了测试,发现都难以在一个较长的回测时间段里达到持续稳定的状态,90%的回测结果都呈现一个不断亏损的状态。因此作者尝试利用卡尔曼滤波构建模型,对价格进行过滤,来提高对价格趋势判断的准确性。此外由于卡尔曼滤波模型中只考虑了前 2 个时间节点的价格信息,限制了模型预测精度,已发布的多篇论文也证实了这一点,因此本文将 AR(n)模型和卡尔曼滤波结合来对期货价格时序进行预测,以此来探究复合模型对期货短期趋势判断的有效力。

二、回测标的及数据说明



(一)回测品种的选择和费率设置

本次回测品种覆盖黑色、有色、农副产品、能源化工这四大板块,持仓量和成交量较大的品种皆有涉及。先对单品种分别进行回测,再将品种按板块组合进行回测,最后将所有品种形成组合进行回测,组合原则为均衡分配。为了避免不同价位对回测结果对比造成的影响,各品种的回测本金设置为 n*该品种交易单位*该品种回测时间段的均价(n 为单次交易单位,本文设为 1),因此无论是单品种还是组合回测,回测本金占用率最高只达到 20%左右,几乎没有增加任何杠杆。此外,本次测试围绕短周期展开,手续费和冲击成本对盈亏影响较大,因此本次回测除有色板块品种手续费和冲击成本统一设置为 0.00005,具体回测品种库见图表 1。

图表 1:回测品种库

类别	具体品种
黑色	螺纹钢、热卷、铁矿石、锰硅
有色	沪铜、沪铝、沪锌、黄金、沪银
能源化工	PTA、甲醇、沥青、聚氯乙烯、橡胶、PP
农副产品	豆油、豆粕、玉米、白糖、棉花、黄大豆一号、菜油、菜粕、淀粉

资料来源: 同花顺 iFind、中信期货研究所

(二)回测时间区间及数据处理

本次回测时间设置为 2015 年 9 月 1 日到 2022 年 8 月 31 日。在数据选择上,选择回测品种中的主力合约作为标的,且均包含日盘和夜盘数据。本次测试入场判断使用 30 分钟 bar 数据,盈亏出场使用 1 分钟 bar 数据进行计算。

(三) 各类指标参数选择

在计算收益率时,默认无风险收益率为 0。在展示策略回测效果时,单品种回测主要展示策略所获得的累计收益率、年化收益率,夏普比率、卡玛比率,最大回撤比率、累计手续费、手续费占初始回测本金比率和累计交易笔数。组合回测主要展示策略所获得的累计收益率、年化收益率、卡玛比率、夏普比率、最大回撤比率和手续费占初始回测本金比率。

三、策略构建和回测结果



(一) 策略构建

1) 模型构建

AR (N) 模型在预测时要求时序为平稳随机序列,但这在现实期货市场上是不可能达到的,因此单独使用 AR (N) 模型对价格进行预测时,预测结果是非常不尽如人意的。而单独使用卡尔曼滤波模型有输入量有限的问题,因此将这两类模型结合起来,正好可以达到相互弥补缺陷的效果。具体的结合方法,金瑶和蔡之华老师在相关文章中已有提出,将 1 至 n 阶 n 个 AR 模型组合转换成一个 n 维状态模型,若预测值偏差较大时,卡尔曼滤波能在下一时刻修正,模型细节如下:

$$\begin{bmatrix} x_{1(t+1)} \\ x_{2(t+1)} \\ \vdots \\ x_{n(t+1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_{11} & 0 & \dots & 0 \\ \varphi_{21} & \varphi_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{n1} & \varphi_{n2} & \dots & \varphi_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{1(t)} \\ x_{2(t)} \\ \vdots \\ x_{n(t)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \omega(t) \quad (\text{公式 } 1.1)$$

$$y(t) = [\varphi_{n1}, \varphi_{n2}, \dots \varphi_{nn}] \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \end{bmatrix} + \varepsilon_t$$
 (公式 1.2)

公式 1.1 和公式 1.2 分别为复合卡尔曼滤波模型的状态方程和观测方程,其 中 x 和 y 均 表 示 期 货 价 格 , φ 为 模 型 参 数 。 公 式 $x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \cdots + \varphi_n x_{t-n} + \varepsilon_t$ 为 1 个 n 阶 AR (N) 模型,因此将公式 1.1 展开即可获得x(t+1)时刻的各分量形式,各分量由 1 至 n 阶 AR 模型模拟,如下:

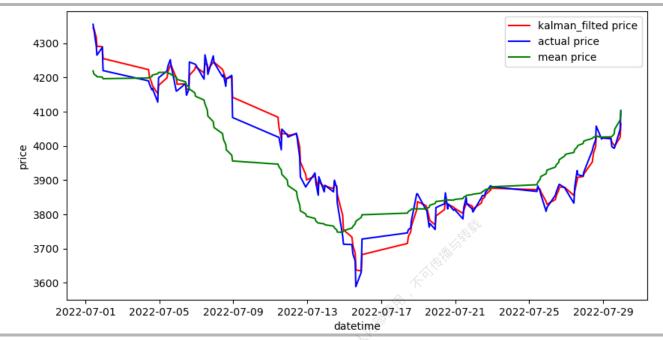
$$\begin{cases} x_1(t+1) = \varphi_{11}x_1(t) + \varepsilon_1w(t) \\ x_2(t+1) = \varphi_{21}x_1(t) + \varphi_{22}x_2(t) + \varepsilon_2w(t) \\ & \cdots \\ x_n(t+1) = \varphi_{n1}x_1(t) + \varphi_{n2}x_2(t) + \cdots + \varphi_{nn}x_n(t) + \varepsilon_nw(t) \end{cases}$$

从图表 2 中,可以直观的感受到模型和技术指标在短期预测的差别。图表中的合约标的为螺纹钢主力合约,使用的是 30 分钟级别 bar 数据,均线参数为 20,模型的时间区间为 120,AR(N)模型的 N 为 6。均线对价格的预测无论从时



效性,还是精确度,都明显差于本文构建的复合模型。

图表 2: 卡尔曼模型预测价格 VS 实际价格 VS 均价



资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

2) 策略进出场规则设定

模型得出预测值后,用预测值减去当前价格,若当前差值高于上一刻差值且差值的绝对值大于 R 时,进场做多;若当前差值小于上一刻差值且差值的绝对值大于 R 时,进场做空。差值的大小比较为进场方向判断,差值绝对值的大小比较为进场时点判断。出场按盈亏比率出场,和之前 2 篇报告的出场方式有所不同,本次盈利出场设置为吊灯出场,即盈利高于规定盈利比率时盈利回撤 X%后再出场。本次测试盈亏比依然设置为 4: 1,盈利回撤的 X%设置为 20%。

(二)策略在不同板块的回测结果

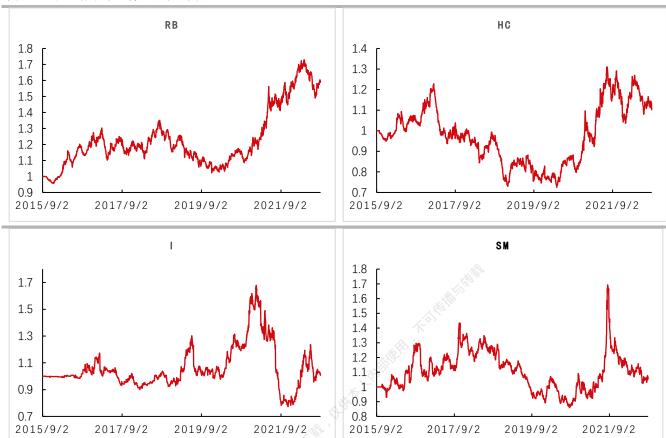
作者测试后发现 AR (N) 模型的 N 设置为 5 和 6 时,结果相差不大,因此在本次回测中,AR (N) 模型的 N 统设为 6。且为了体验模型的普适性,所有品种的回测时间参数都设置为 120,即利用前 120 个时间点的价格进行建模预测,伴随着下一时刻价格的进入,循环进行新的建模预测。

1) 黑色板块

黑色板块中各品种的回测结果差别较大,具体数值见图表 3 和图表 4。



图表 3: 黑色板块单品种回测净值变化



资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

图表 4: 黑色板块单品种回测结果

	总收益率	年化收益率	夏普比率	卡玛比率	最大回撤%	手续费 (元)	手续费/初 始回测本金	成交笔数
RB	59. 06%	8. 19%	0. 47	0. 34	24. 28%	15102. 00	33. 56%	5034
HC	10. 25%	1. 42%	0. 08	0. 03	40. 96%	17868. 00	44. 67%	5956
ı	0. 89%	0. 13%	0. 01	0.00	54. 00%	10635. 00	13. 29%	3545
SM	5. 30%	0. 75%	0. 04	0. 02	40. 04%	9699. 00	24. 25%	3233

资料来源: 同花顺 iFind、中信期货研究所

四个品种中回测效果最好的是 RB,在覆盖了 33.56%的手续费的情况下,年 化收益率依然达到了 8.19%,最大回撤在 24.28%的程度,夏普比率是达到了 0.47。RB 的净值变化和价格走势是非常相似在,在两波大的上涨行情中,净值 得到了攀升,但在 2018 至 2019 年波动率不太大的区间,净值的回撤是比较明显的。HC 和 SM 的回撤结果都很一般,在覆盖了大额手续费的情况下保持较少的盈利,因此卡玛只达到了 0.03 和 0.02。这 2 个品种的价格走势和 RB 是非常相似,在面对两波强烈的上涨行情时都展示了较强的盈利能力,但面对波动率不



太强烈的行情时回撤非常强烈,消耗了之前累积的盈利。I 这个品种比较特殊,它的主要回撤都在 2020 年到 2021 年中,政策和国际关系对价格造成了很大的影响,大额回撤主要都是由于不间断的跳空行情引起的。2021 年末后净值虽然得到了回调,但难以弥补频繁跳空带来的巨大损失, 因此 I 回测下来呈现一个只能勉强覆盖手续费的情况。然后综合看一下黑色板块的回测情况,具体数值见图表 5 和图表 6。

图表 5: 黑色板块回测净值变化



资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

图表 6: 黑色板块回测结果

	总收益率	年化收益率	卡玛比率	最大回撤%	夏普比率	手续费/初始回测本金
黑色板块	18. 88%	2. 70%	0. 10	26. 07%	0. 23	26. 00%

资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

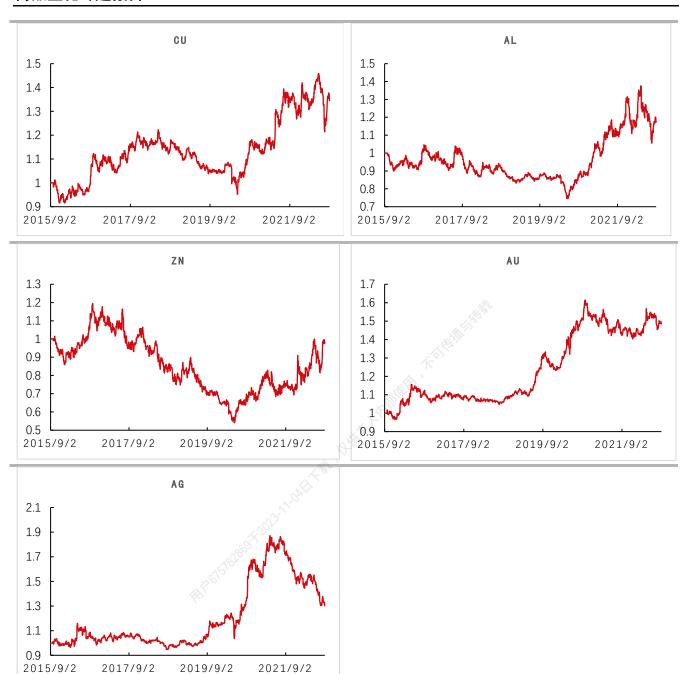
黑色板块整体回测下来最直观的感受就是,净值走势非常不稳定,回撤频 繁且持续时间较长,因此年化只达到 2.7%,卡玛也只达到了 0.1。 黑色板块的 波动率比较强烈,交易也比较频繁,持仓周期基本都维持在日内的频率,因此 手续费占比较高,达到了 26%,高额的手续费极大的稀释了盈利。

2) 有色金属板块

有色金属板块除了 ZN, 其他 4 个品种的回测效果都还比较理想, 具体数值见图表 7 和图表 8。

图表 7: 有色金属板块单品种回测净值变化





资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

图表 8: 有色金属板块单品种回测结果

	总收益率	年化收益率	夏普比率	卡玛比率	最大回撤%	手续 费 (元)	手续费/初 始回测本金	成交笔数
CU	34. 53%	4. 13%	0. 33	0. 19	22. 16%	8571.00	2. 86%	2857
AL	17. 53%	2. 10%	0. 15	0. 07	28. 82%	9177. 00	10. 20%	3059
ZN	-1. 92%	-0. 23%	-0. 01	0.00	54. 72%	12171.00	12. 17%	4057
AU	48. 43%	5. 80%	0. 62	0. 44	13. 10%	4311. 00	1. 23%	1437
AG	30. 17%	3. 61%	0. 25	0. 11	31. 67%	9363. 00	13. 38%	3121



资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

五个品种的净值走势和其价格的走势是非常相似的,其中 ZN 的回测结果较差,净值在水下,无法覆盖住手续费。ZN 回撤主要伴随着 2018 年初到 2020 初 ZN 的下跌行情,长时间的下跌使短期波动率越来越低,策略难以找到盈利机会,手续费和亏损金额不断叠加,造成了 50%左右的回撤。其他四个品种的盈利主要都是从 2020 年初后强烈的上涨行情中获得的,2020 年前的收益增长都较为缓慢,因此可以发现模型在波动率高的上涨行情中有较强的盈利能力,但在面对波动率较低的行情时,难以盈利。然后看一下有色金属整体板块的回测效果,具体数值见图表 9 和图表 10。

图表 9: 有色金属板块回测净值变化



资料来源: 同花顺 iFind、中信期货研究所

图表 10: 有色金属板块回测结果

	总收益率	年化收益率	卡玛比率	最大回撤%	夏普比率	手续费/初始回测本金
有色金属板块	25. 75%	3. 68%	0. 22	16. 91%	0. 38	4. 79%

资料来源: 同花顺 iFind、中信期货研究所

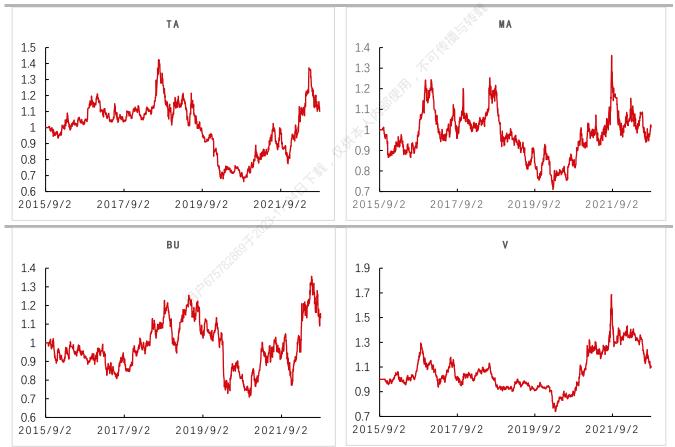


有色金属板块,除了沪金外,其他四个品种的交易频次都比较频繁,持仓周期都基本控制在日内频率,沪金的持仓周期控制在 2 个交易日内,但由于有色金属板块价位较高,回测本金远远高于他三个板块,因此手续费占比并不高,只达到了 4.79%。板块整体回测下来卡玛比率不高,为 0.22,主要还是策略在波动率较低的行情中无法有效盈利导致的。

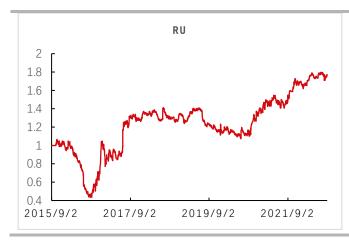
3) 能源化工板块

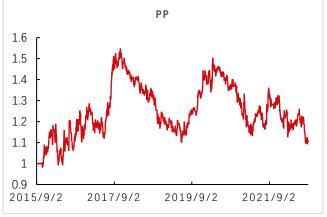
能源板块除 RU 以外, 其他几个品种回测下来, 效果较为平稳, 具体数值见 图表 11 和图表 12。

图表 11: 能源化工板块单品种回测净值变化









资料来源: 同花顺 iFind、中信期货研究所

图表 12: 能源化工板块单品种回测结果

	总收益率	年化收益率	夏普比率	卡玛比率	最大回撤%	手续费 (元)	手续费/初 始回测本金	成交笔数
TA	10. 10%	1. 42%	0. 07	0. 34	53. 53%	3759. 00	12. 53%	1253
MA	1. 38%	0. 19%	0. 01	0.00	43. 33%	6285. 00	20. 95%	2095
BU	13. 48%	1. 87%	0. 08	0. 04	43. 47%	6303.00	18. 01%	2101
V	10. 54%	1. 49%	0. 08	0. 02	42. 82%	4755. 00	11. 89%	1585
RU	76. 99%	10. 84%	0. 32	0.18	59. 10%	12309.00	8. 21%	4103
PP	10. 88%	1. 53%	0. 13	0. 05	29. 31%	10047. 00	25. 12%	3349

资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

RU 回测下来年化收益率是很理想的,达到了 10.84%,但在 2016 年由于跳空行情和较低的波动率,净值回撤巨大,达到了 59.10%,因此卡玛比率只达到了 0.18。还需值得注意的是,RU 的净值走势是不同于行情走势的,从 2016 年后一直维持一个盈利的状态,主要还是因为 RU 短期的波动率较高,且短期价格走势较为平稳,收益很容易达到设定的止盈线。其他五个品种的净值走势和其价格走势还是比较一致的,其中 MA 的回测结果比较弱,盈利只能勉强覆盖住手续费,和其他品种相比,MA 对波动率更敏感一些,然后看一下能源化工板块整体的回测情况,具体数值见图表 13 和图表 14。

图表 13: 能源化工板块回测净值变化





资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

图表 14: 能源化工板块回测结果

	总收益率	年化收益率	卡玛比率	最大回撤%	夏普比率	手续费/初始回测本金
能源化工板块	20. 56%	2. 94%	0. 10	29. 66%	0. 30	13. 37%

资料来源: 同花顺 iFind、中信期货研究所

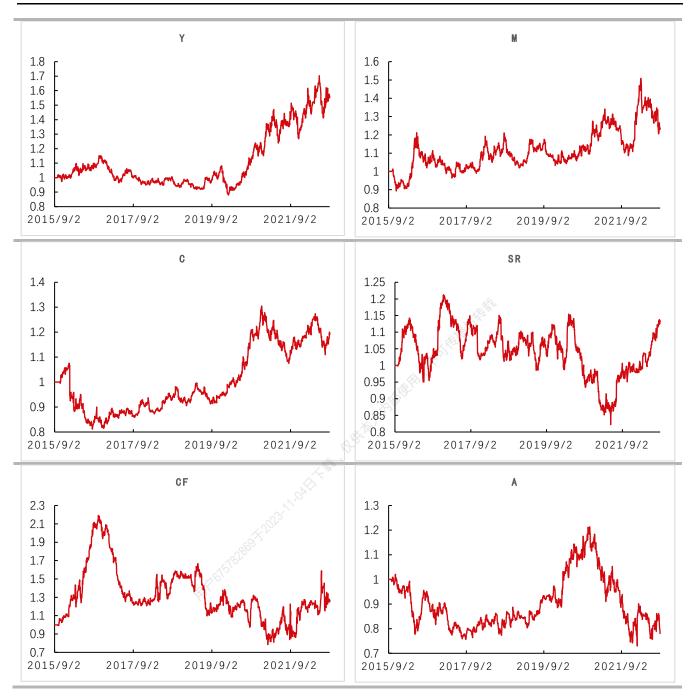
能源化工板块除了 TA 和 V, 其他品种的交易频次都比较频繁, 持仓控制在日内, TA 和 V 的持仓时间控制在 2 个交易日内, 整体手续费占回测本金的13.37%。和黑色板块一样的问题, 在面对波动率较低的行情时, 策略胜率较低,会导致持续且幅度较大的回撤, 能化板块的最大回撤达到 29.66%。所以和黑色板块相比,能化板块的收益率虽然较高,但卡玛比率仍然只有 0.1。

4) 农副产品板块

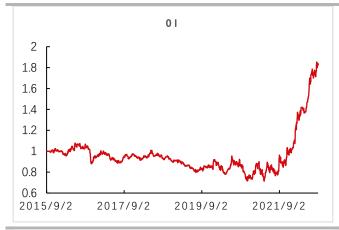
农副产品板块的品种较多,回测结果差别也比较明显,具体数值见图表 15 和图表 16。

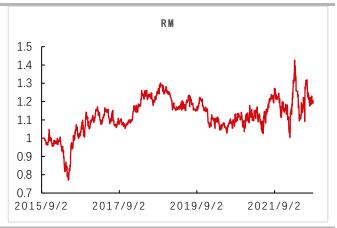
图表 15: 农副产品板块单品种回测净值变化

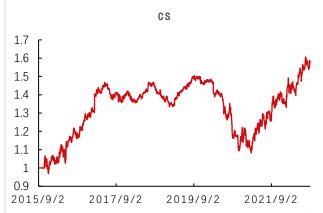












资料来源: 同花顺 iFind、中信期货研究所

图表 16: 农副产品板块单品种回测结果

			732					
	总收益率	年化收益率	夏普比率	卡玛比率	最大回撤%	手续费 (元)	手续费/初 始回测本金	成交笔数
Υ	56. 25%	7. 92%	0. 42	0. 34	23. 54%	3699.00	4. 62%	1233
M	23. 43%	3. 30%	0. 20	0. 16	20. 50%	3489. 00	9. 97%	1163
C	19. 27%	4. 62%	0. 21	0. 19	24. 53%	1803. 00	7. 21%	601
SR	13. 16%	1. 85%	0. 14	0. 02	32. 19%	1503. 00	2. 51%	501
CF	27. 05%	3. 81%	0. 10	0.06	64. 22%	1557. 00	3. 89%	519
Α	-21. 97%	-3. 09%	-0. 20	-0. 08	39. 87%	7365. 00	14. 73%	2455
01	82. 65%	11. 64%	0. 47	0. 35	33. 73%	3429.00	3. 43%	1143
RM	19. 07%	2. 69%	0. 13	0. 10	26. 43%	4899. 00	16. 33%	1633
CS	57. 67%	8. 13%	0. 51	0. 29	28. 08%	813.00	3. 25%	271

资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

九个品种中的净值走势和价格走势还是比较相似的, 其中 Y、01 和 CS 的回测结果较好, 夏普都达到了 0.4 以上。A 的回测结果最差, 最终净值在水下 20% 多, 净值在 2020 年后一直在回撤, 同时 A 的价格在 2020 年后一直处于一个高位震荡的模式, 再次证明了模型在波动率较低, 震荡行情中胜率较低的情况。其他五个品种的回测结果比较正常, 在覆盖率了手续费后保持一定的盈利, 且



最大回撤控制在 20%左右。然后看一下各板块的测试情况,具体数值见图表 17 和图表 18。

图表 17: 农副产品板块回测净值变化



资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

图表 18: 农副产品板块回测结果

	总收益率	年化收益率	卡玛比率	最大回撤%	夏普比率	手续费/初始回测本金
农副产品板块	30. 73%	4. 39%	0. 32	13. 87%	0. 58	6. 42%

资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

农副产品板块的回测结果是四个板块中最高的,卡玛达到 0.32, 夏普也达到了 0.58。但因为农副板块品种短期波动率普遍不高,且价格变动比较平稳,交易频次和其他三个板块相比减少明显。除 CS、A 和 RM 外,持仓周期都维持在3-4 个交易日左右,A 和 RM 维持在 1-2 个交易日,CS 的持仓时间较长,维持在7-8 个交易日。农副板块的手续费只占到初始本金的 6.42%,这也是板块收益率较高的一个原因。

5)全市场

最后来看一下全市场组合的回测情况, 具体数值见图表 19 和图表 20。

图表 19: 策略全市场回测净值变化





资料来源:同花顺 iFind、中信期货研究所

图表 20: 策略全市场回测结果

总收益率	年化收益率	卡玛比率	最大回撤%	夏普比率	手续费/初始回测本金
策略整体全市场 23.98%	3. 43%	0. 26	13. 42%	0. 68	8. 96%

资料来源: 同花顺 iFind、中信期货研究所

综合整个市场后,在手续费占初始本金 8.96%的情况下,策略的年化收益率是达到了 3.43%,而夏普比率达到了 0.68。在多品种多板块的组合中,最大回撤是控制在 13.42%,主要回撤时间为 2018 年末至 2020 年初,这个时间段市场整体不是很活跃,波动率不是很高。2020 年后,大部分品种都迎来了一波强烈的上涨行情,市场波动率被迅速拉起,策略也在此期间展示了较强的盈利能力。

四. 总结和展望

本文通过对策略在黑色、有色金属、能源化工和农副产品这四个板块的测试发现:

- 1. 在短周期中,简单利用技术指标入场的 CTA 策略的盈利能力维持时间较短,且对参数设定较为敏感,在回测时间较长的测试中净值通常呈一个不断下跌的状态。AR(N)模型和卡尔曼模型结合后的复合模型对短期价格的预测能力较强,以此来判断短期趋势能彻底改变技术指标策略持续亏损的情况。
- 2. 复合模型对波动率较为敏感,波动率越高,盈利能力越强;波动率较低时,难以盈利,容易造成连续亏损的情况。因此策略整体回测下来,年化收



益率达到 3.43%, 卡玛比率仅为 0.26。

3. 不同品种由于波动率不同,回测结果差别也较大。回测结果最为理想的品种为 RB、 CU 和 RU, 这三个品种在维持较高交易频次的同时还能维持较高的年化收益率。回测结果较差的品种有 MA、ZN 和 A, 这三个品种对波动率最为敏感,在面对不利行情时,净值迅速下跌。其他品种的回测结果和价格走势基本一致,盈利在覆盖了大额手续费后,维持 2%左右的年化波动率。

复合模型的优缺点非常明显,本次测试主要集中模型本身,并未对入场信号过滤做过多考虑,在下一篇报告中会着重考虑这一点。且本此研究模型,虽然在卡尔曼模型的基础上融入了 AR (N) 模型,增加了输入量,提高了原本单一卡尔曼模型的预测精度,但预测仍只从趋势这一角度出发,未考虑震荡行情对结果的影响。因此在下一篇报告中,作者会添加价格震荡因子来尝试提高模型在震荡行情里的预测精度。



参考文献

- 1) 金瑶, 蔡之华. 基于 AR 模型的 Kalman 滤波在股票价格预测中的运用. [J]. 统计与决策, 2013, (6).
- 2) 陆付民. 基于 AR(n)模型的卡尔曼滤波模型. [J]. 数学的实践与认识, 2007, (10).
- 3) Kalman, R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. [J]. Journal of Basic Engineering, 82 (Series D):35-45, 1960.

24 / 25



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,且不担保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 日卓越时代广场(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