

# “均线”才是绝对收益利器？——“ICU 均线”下的择时策略

分析师：包赞

电话：18017505196

执业编号：S0740522070001

Email: [baozan01@zts.com.cn](mailto:baozan01@zts.com.cn)

## 报告摘要

### ◆绝对收益策略

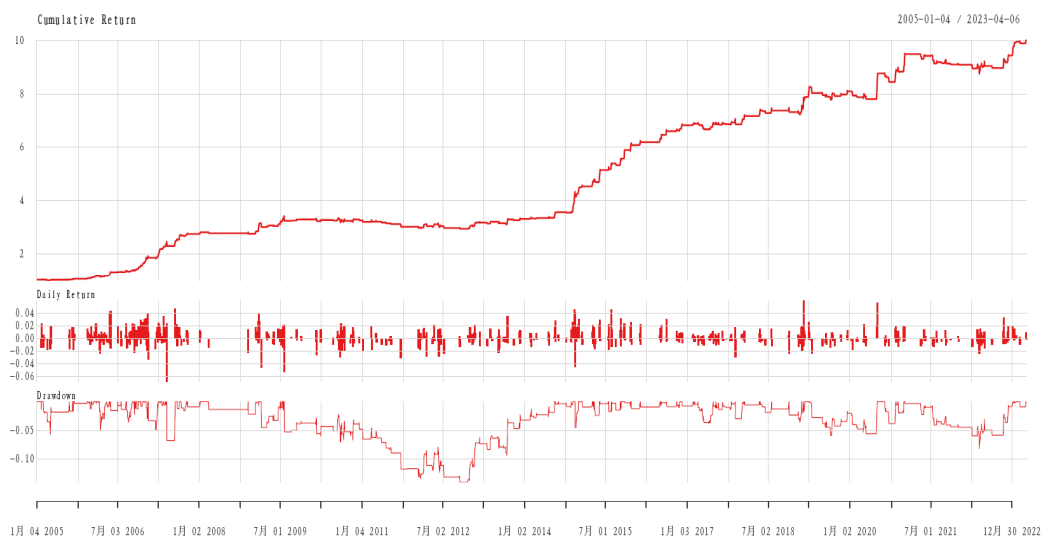
随着固收加类产品蓬勃发展，绝对收益类策略地位日益提升。权益市场上绝对收益有两种打法：一种是多空对冲的思路，国内主要是股票多头与股指期货空头对冲，海外用股票空头对冲也很多，也就是配对交易策略；另一种逐渐流行开来是权益 CTA 策略，这类策略从技术上讲更简单、实用。这类策略思路就是“在不确定中找确定”，其实就希望能够找到这一类指标，能够做到“不出手则已，一出手就能获利”，当然每次都确定获利是不可能的，但是尽量做到多数时间获利，且每次交易都力求做到“赚大钱亏小钱”。

### ◆传统均线与“ICU”均线

CTA 策略中，占比最高的就是趋势策略，这类策略主要用一些趋势指标，最简单的就是均线，当然普通均线效果不够好，我们找到了新的均线，叫“ICU 均线”，之所以叫这个名字，是因为这个数据处理方法来自与重症监护中的信号处理方法。普通均线的问题来自于，对于极值或者异常值处理不够稳健，容易受到异常值的影响，比如五日均线，前四日是趋势下跌，但是第五日突然大幅反弹，导致均线看不出这期间的下跌，其问题就是第五日数据相对其四日数据来讲，是异常值，一般的均线或者回归方法，都对这类问题没有很好的处理。需要更稳健的算法，这类更稳健的算法在统计学中叫稳健回归。

### ◆ICU 绝对收益策略绩效

我们 ICU 均线下的绝对收益策略非常简洁：价格线上穿 5 日 ICU 均线，则买入，下穿则卖出平仓。我们用 2005 年以来的沪深 300 指数做回测，**年化收益高达 14% 左右，夏普比 1.7 左右，2013 年以来最大回撤 8%**。策略累积收益曲线如下。



风险提示：本报告结论完全基于公开的历史数据进行统计、测算，文中部分数据有一定滞后性，同时存在第三方数据提供不准确风险；模型均基于历史数据得到的统计结论且模型自身具有一定局限性并不能完全准确地刻画现实环境以及预测未来；模型根据历史规律总结，历史规律可能失效；模型结论基于统计工具得到，在极端情形下或存在解释力不足的风险，因此其结果仅做分析参考。本报告提到的任何基金产品不构成任何投资收益的保证或投资建议。

## 正文目录

1. 引言 .....	3
2. 传统均线的问题 .....	4
3. ICU 均线 .....	6
4. ICU 均线策略 .....	9

## 图表目录

图 1: 均线对比 .....	4
图 2: 离群值带偏原有数据趋势示意图 .....	5
图 3: 稳健回归关于异常值的处理 .....	5
图 4: 稳健回归优点 .....	8
图 5: 策略累积收益表现 .....	9
图 6: 策略每个月收益情况展示 .....	10
图 7: ICU 均线策略与沪深 300 指数收益对比 .....	11
表 1: 风险收益统计 (上面一行 20050104-20230406) .....	10
表 2: 几轮较大回撤情况 .....	10

## 1. 引言

金融投资中时常讲“在不确定中找确定”，其实就希望能够找到这一类策略，能够做到“不出手则已，一出手就能获利”，当然每次都确定获利是不可能的，但是尽量做到多数时间获利，且每次交易都力求做到“赚大钱亏小钱”。这类策略在策略范畴中就是量化投资中的 CTA 策略，目前市场上对这类策略需求很大，尤其是随着固收加类产品的蓬勃发展，这类策略的地位日益提升。未来我相信，在财富管理与投顾领域，这类策略也有着很好的应用场景，辅助基金投资者进行自动化交易，提升风险收益比。

我们首先简单介绍下 CTA 的情况，CTA 策略并不是量化领域的分支，主动也可以做，只是量化更擅长这个领域。随着量化交易的兴起，全球 CTA 基金规模已经从 2005 年的 1306 亿美元，到 2015 年已经超过 3000 多亿美元。并且 CTA 策略也成为全球对冲基金较为主流的投资策略之一。与规模同时上升的是 CTA 基金的业绩，巴莱克 CTA 指数是全球商品交易顾问具有代表性的行业基准。自 1979 年末至 2016 年末，巴莱克 CTA 基金指数累积收益高达 28.95 倍，年化收益率为 9.59%，夏普比率为 0.37，最大回撤为 15.66%。

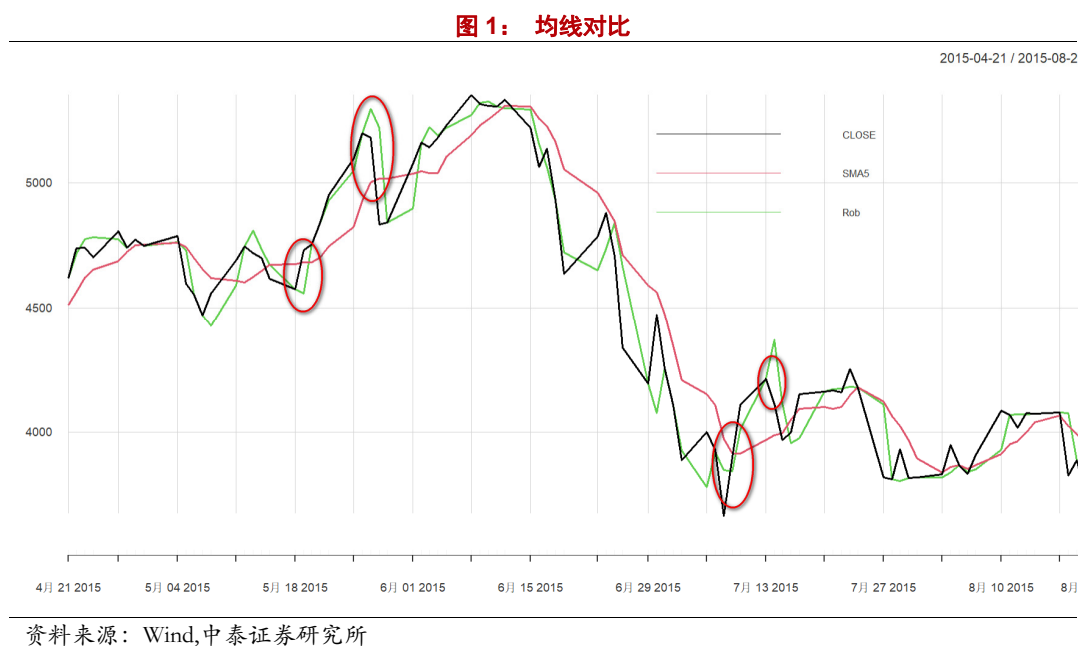
在产品工具角度看，由于在资产配置组合中，CTA 策略通常与其他策略都保持着极低的相关性，所以这类产品有着很强的配置工具价值。在 2000~2002 年全球股票熊市以及 2008 年全球次贷危机时期，巴莱克 CTA 基金指数不仅没有下跌还实现了正收益，当股票市场和债券市场发生危机时，CTA 可以提供强劲的收益。

从交易策略上来看 CTA 策略也是多元化的：它可以是趋势策略、也可以是套利策略；可以是长周期中长线策略、也可以是日内短线策略；策略逻辑可以基于技术分析、也可以基于基本面分析；可以是主观交易，也可以是系统交易。CTA 策略有不同的分类方法，根据交易方法，可以分为：主观交易和系统交易，国外的 CTA 策略发展的比较先进，系统交易的 CTA 策略已经接近 100%。根据分析方法，可以分为：基本面分析和技术分析。根据收益来源，可以分为：趋势交易和震荡交易。总体来看，CTA 策略在整个交易市场上，趋势策略占比约 70%，均值回归策略占 25%左右，反趋势或趋势反转占 5%左右。其中占比最大的趋势策略，根据持仓周期，又可以分为：高频交易、日内交易、中短线交易、中长线交易。

我们这篇报告介绍的策略基于技术分析，采用全新算法下的均线指标，中短线交易，用在沪深 300 指数上，能够获取年化收益 14%左右，夏普比高达 1.7，模型思路简介，算法稳健。我们这个全新均线指标取名为“ICU 均线”，是因为我们用的算法来自生物统计学中重症监护中生命参数信号处理方法。

## 2. 传统均线的问题

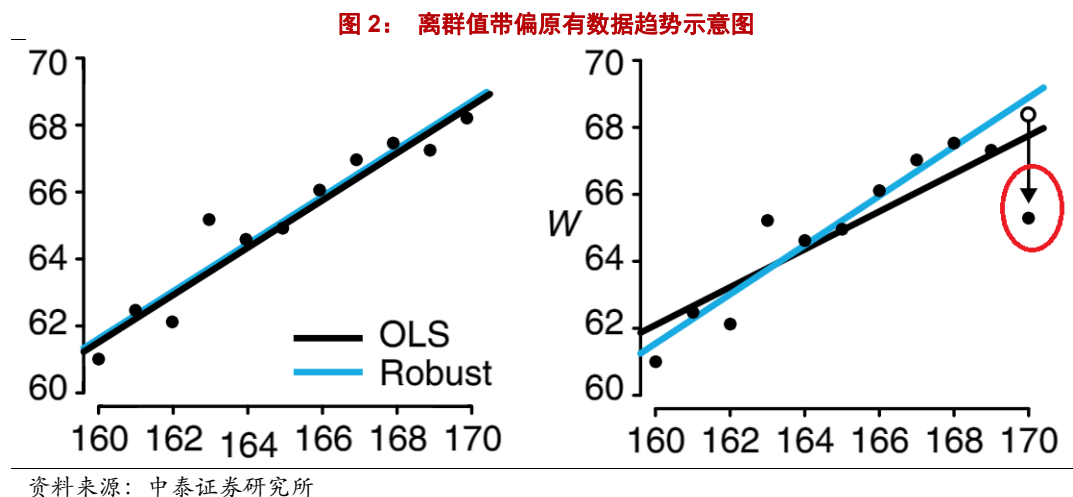
下图展示的是沪深 300 指数收盘价（黑线），以及普通的 5 日均线（红线）与我们的 5 日 ICU 均线（绿线）。从这个图可以看出，普通均线反应较慢，底部反弹很久后才出信号，顶部反转一段时间后才出现卖出信号。这是传统均线共同的问题。



从上图能够看出来，五日均线容易受到异常值或者突变值的影响，以上图第一个圈为例，当时黑线处于下行趋势，然后开始反弹上行，对于之前的下行趋势来讲，反弹的上行趋势就是前面较低价格的异常值，这个反弹的异常值导致了导致红色均线被抬升，在平均意义上就忽略掉了这次下跌，所以普通均线甚至都没有反映出当前的小跌。

所以，普通均线的问题来自于，对于极值或者异常值处理不够稳健，容易受到异常值的影响，这类信号处理方法都有相同的问题，需要更稳健的算法。我们下面介绍的 ICU 均线，其背后算法为稳健回归方法，其对异常值的处理就更加妥当。具体算法在下文描述。

我们下图展示的就是稳健回归的优点，下面右边图可以看出来，即便有一个异常值，稳健回归依然能够按照已有的趋势来拟合。运用在均线上就是，即便有某个时点价格不遵循整体规律，稳健回归依然能够按照总体规律来画出均线。



我们看看 Chatgpt 对稳健回归的介绍。

**图 3： 稳健回归关于异常值的处理**

**z** 稳健回归关于异常值的处理



稳健回归是一种处理异常值（outliers）的回归方法，其处理异常值的方式是将异常值的影响降低到最小程度，从而提高回归模型的鲁棒性。具体而言，稳健回归有以下几种处理异常值的方法：

1. 基于鲁棒性统计量的方法：稳健回归采用一些鲁棒性统计量，如中位数、MAD（Median Absolute Deviation, 中位数绝对偏差）等，来估计模型参数，从而减少异常值的影响。这种方法的优点是简单易行，但不适用于数据中异常值较多的情况。
2. 基于加权最小二乘法的方法：稳健回归采用加权最小二乘法（Weighted Least Squares, WLS）来估计模型参数，其中加权系数根据数据点与回归线的距离来计算。这种方法的优点是能够在保留数据信息的同时减少异常值的影响，但需要对数据点之间的距离进行准确的计算。
3. 基于截断的方法：稳健回归采用一些截断方法，如Tukey's biweight method和Huber's method等，将数据中极端的异常值截断，并将其替换为一些较为合理的值。这种方法的优点是能够减少异常值的影响，但需要对截断方法的参数进行合理的选择。

总之，稳健回归采用一系列鲁棒性统计方法来处理异常值，从而提高回归模型的鲁棒性和预测准确性。

资料来源：Chatgpt，中泰证券研究所

### 3. ICU 均线

#### 3.1 重症监护上的信号提取

重症监护中生命参数的在线分析需要快速和可靠的方法，因为一个小的故障可能会对病人带来生命危险。他们的方法需要能够处理高水平的噪音并对离群值提供稳健监测，科学谨慎处理离群值，这个目标恰好与我们需求匹配。

Davies, Fried 和 Gather(2004)最早将稳健回归应用于移动的时间窗口，以提取包含周期、单调的趋势与随时间变化的斜率，以及突然的水平变化。由于没有公认的稳健回归的标准，他们比较了流行的 L1、重复中位数 (RM) 和最小中位数 (LMS) 回归。他们发现，重复中位数回归在大多数方面都优于 L1，而 LMS 回归倾向于不稳定，而且速度较慢。我们算法采用的就是重复中位数 (RM) 下的稳健回归。

为了展示这类算法，我们分析了 RM、LMS 和另外两种回归方法，因为它们已经在统计学文献中引起了相当大的关注。在 Rousseeuw, Van Aelst and Hubert (1999, p. 425), Rousseeuw 指出，LMS 的表现没有 LTS 好，因为 LTS 的目标函数更平滑，从而导致更高的效率，LMS 的唯一优势是它在所有基于残差的估计中偏差最小。这里的一个问题是 LTS 是否会在稳定性方面超过 LMS。此外，我们还研究了深度回归 (Deepest Regression)，它能很好地处理不对称和异方差误差 (Rousseeuw 和 Hubert, 1999)，同时将其与 RM 回归比较，后者在延迟信号提取方面表现最佳。

第 2 小节介绍了回归方法并讨论了它们的一些特性。

#### 3.2 ICU 中的在线信号提取技术

考虑一个时间序列  $y_t$ ,  $t = 1, \dots, N$ 。为了稳健回归法的可行性，我们假设数据在局部上可以很好地被线性趋势模拟。这也就是说，在一个长度固定为  $n=2m+1$  的时间窗口内，我们有如下模型：

$$y_{t+i} = \mu_t + \beta_t i + \varepsilon_{t,i}, \quad i = -m, \dots, m$$

这里  $\mu_t$  表示潜在的水平 (the signal 信号),  $\beta_t$  是  $t$  时刻的斜率,  $\varepsilon_{t,i}$  是中间值为 0 的独立误差项, 下面会考虑  $\varepsilon_{t,i}$  的不同分布假设。对于只有一个时间窗口的情况, 我们可以去掉下标  $t$ 。因此, 对于一个以  $t$  为中心的时间窗口, 我们考虑  $y_i = \mu + \beta i + \varepsilon_i, i = -m, \dots, m$ 。

### 3.2.1 稳健回归的方法

$y = (y_{-m}, \dots, y_m)'$  表示一个宽度为  $n$  的时间窗口, 让  $r_i = y_i - \mu - \beta i, i = -m, \dots, m$ ,  $m$  表示对应的残差。

考虑下面四个稳健回归:

#### 1. *Least Median of Squares* (Rousseeuw 1984)

$$T_{LMS}(\mathbf{y}) = (\tilde{\mu}_{LMS}, \tilde{\beta}_{LMS}) = \arg \min_{\tilde{\mu}, \tilde{\beta}} \left\{ \text{med} \left( r_i^2; i = -m, \dots, m \right) \right\}$$

#### 2. *Least Trimmed Squares* (Rousseeuw 1983)

$$T_{LTS}(\mathbf{y}) = (\tilde{\mu}_{LTS}, \tilde{\beta}_{LTS}) = \arg \min_{\tilde{\mu}, \tilde{\beta}} \sum_{k=1}^h (r^2)_{k:n}$$

这里  $(r^2)_{k:n}$  代表目前时间窗口的排序后第  $k$  个残差项平方, 即对于任意  $k \in \{1, \dots, n\}$ ,  $(r^2)_{1:n} \leq \dots \leq (r^2)_{k:n} \leq \dots \leq (r^2)_{n:n}$  这里  $h$  代表着调整比例 (trimming proportion), 我们将  $h$  设置为  $[n/2]+1$ 。

#### 3. *Repeated Median* (Siegel 1982)

重复中位数 (Median Polish) 是一种非参数统计方法, 通常用于多元数据的分析。该方法通过多轮的中位数调整, 逐步减小数据中的离群点对结果的影响。重复中位数的优点在于不需要对数据进行正态分布等假设, 并且对于离群点比较鲁棒。



$$\begin{aligned}
 T_{RM}(\mathbf{y}) &= (\tilde{\mu}_{RM}, \tilde{\beta}_{RM}) \\
 \text{with } \tilde{\beta}_{RM} &= \text{med}_i \left( \text{med}_{j \neq i} \frac{y_i - y_j}{i - j}; i, j = -m, \dots, m \right) \\
 \text{and } \tilde{\mu}_{RM} &= \text{med}_i (y_i - \tilde{\beta}_{RM} i; i = -m, \dots, m),
 \end{aligned}$$

对于样本容量是偶数的情况，中位数被定义为最中间两个值的平均值。

#### 4. *Deepest Regression* (Rousseeuw and Hubert 1999)

$$T_{DR} = \tilde{\mu} \left( \tilde{\beta}_{DR} \right) \arg \max_{\tilde{\mu}, \tilde{\beta}} \{ \text{depth}((\tilde{\mu}, \tilde{\beta}), \mathbf{y}) \}$$

这里回归深度 (depth) 被定义为：

$$\begin{aligned}
 \text{depth}((\tilde{\mu}, \tilde{\beta}), \mathbf{y}) &= \min_{-m \leq i \leq m} \left\{ \min \left\{ L^+(i), R^-(i), R^+(i) + L^-(i) \right\} \right\} \\
 \text{with } L^+(i) &= L_{\tilde{\mu}, \tilde{\beta}}^+(i) = \# \{ j \in \{-m, \dots, i\} : r(\tilde{\mu}, \tilde{\beta}) \geq 0 \} \\
 \text{and } R^-(i) &= R_{\tilde{\mu}, \tilde{\beta}}^-(i) = \# \{ j \in \{i+1, \dots, m\} : r(\tilde{\mu}, \tilde{\beta}) < 0 \}
 \end{aligned}$$

应用这四个回归，我们可以预测窗口中心的**水平和斜率**。我们更感兴趣的是最近的时间点的水平，也就是时间窗口的最后，所以我们会研究在线估计 (online estimates) 的水平， $\tilde{\mu}^{online} = \tilde{\mu} + \tilde{\beta}m$ 。

我们下面看 Chatgpt 对于稳健回归优点的描述。



图 4： 稳健回归优点

z 稳健回归优点



稳健回归是一种用于处理异常值（outliers）的统计方法，与普通最小二乘回归（OLS regression）相比，其主要优点包括：

1. 强大的鲁棒性：稳健回归对于数据中的异常值具有强大的鲁棒性，能够有效地减少异常值对模型的影响，从而提高模型的预测准确性和稳定性。
2. 对模型假设要求较低：普通最小二乘回归对数据的分布、误差项的方差和正态性等有一定的假设要求，而稳健回归对这些假设要求较低，可以在数据分布不满足正态分布假设或误差项方差不同的情况下得到准确的回归结果。
3. 可解释性较强：稳健回归在估计过程中，能够提供各个变量的系数和标准误，从而提高了模型的可解释性。
4. 适用范围广：稳健回归方法可以用于各种类型的数据，包括连续变量、二元变量和类别变量等，适用于各种回归问题。

总之，稳健回归是一种鲁棒性强、假设要求低、可解释性好、适用范围广的回归方法，是在处理实际数据分析中经常用到的方法之一。

Send a message...

资料来源：Chatgpt，中泰证券研究所

## 4. ICU 均线策略

### 4.1 策略开仓条件

策略原理非常简单，当价格上穿短期 ICU 均线则买入，当价格从上往下穿均线时卖出平仓。符号语言就是：

$$\begin{cases} Buy_t & \text{if } Price_t > ICUMvg_t \text{ and } Price_{t-1} < ICUMvg_{t-1} \\ Sell_t & \text{if } Price_t < ICUMvg_t \text{ and } Price_{t-1} > ICUMvg_{t-1} \end{cases}$$

我们这里价格一律用收盘价，当日收盘时刻附近出现买入信号，则以收盘价买入对应标的。

我们以沪深 300 绝对收益择时策略为例，展示**计算流程**：

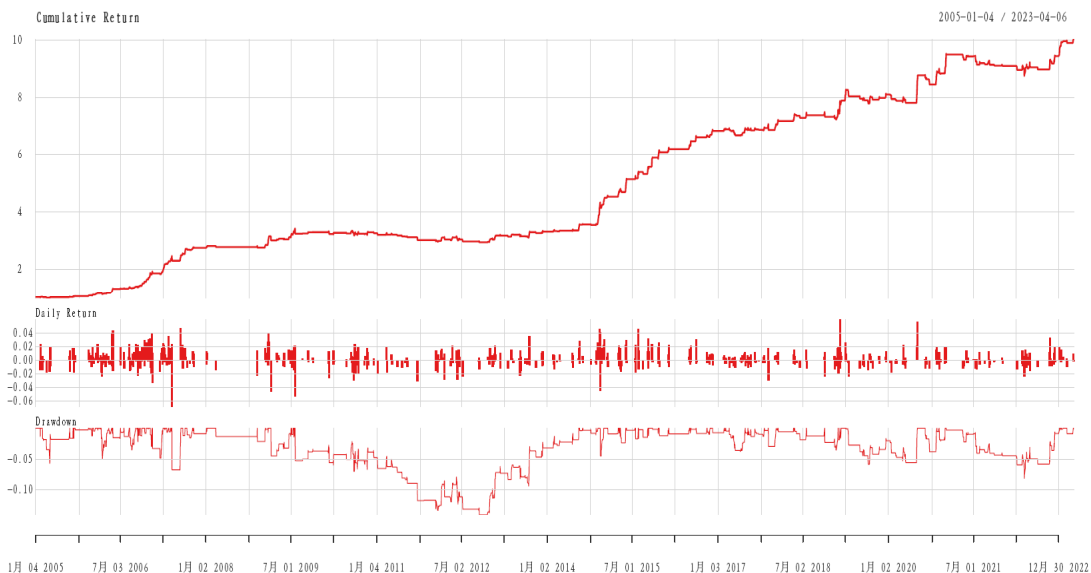
- (1) 获取历史收盘价；
- (2) 利用过去 5 个交易日数据，滚动计算 ICU 均线；
- (3) 每日临近收盘计算交易信号，出现信号立刻以收盘价买入。

ICU 均线策略的优点就是**简单、稳健**，模型参数很少，也不存在过拟合的问题，而且策略以中短期为主，回撤可控，且无需高频交易，可用于机构的实战投资。

## 4.2 策略效果

我们用沪深 300 指数 2005 年以来的数据建模，运用我们简洁的 ICU 均线策略，获得如下累积收益表现。

**图 5：策略累积收益表现**



资料来源：Wind, 中泰证券研究所

**表 1： 风险收益统计**

Cumulative Return	Annual Return	Annualized Sharpe Ratio	Win %	Annualized Volatility	Maximum Drawdown	MaxLength Drawdown
2005-01-04 — 2023-04-06						
900.96%	<b>13.98%</b>	1.64	59.48%	8.53%	14.04%	1210
2014-01-04 — 2023-04-06						
201.92%	<b>13.15%</b>	1.69	57.03%	7.77%	8.15%	484

资料来源：中泰证券研究所

**表 2： 几轮较大回撤情况**

From	Trough	To	Depth	Length	To Trough	Recovery
2009-07-29	2012-10-23	2014-07-24	<b>14.04%</b>	1210	786	424
2021-01-08	2022-05-24	2023-01-05	<b>8.15%</b>	484	330	154
2007-05-30	2007-07-19	2007-07-26	<b>6.78%</b>	42	37	5
2019-04-08	2019-08-26	2020-07-06	<b>5.84%</b>	303	97	206
2005-02-17	2005-04-05	2005-08-11	<b>5.72%</b>	121	34	87

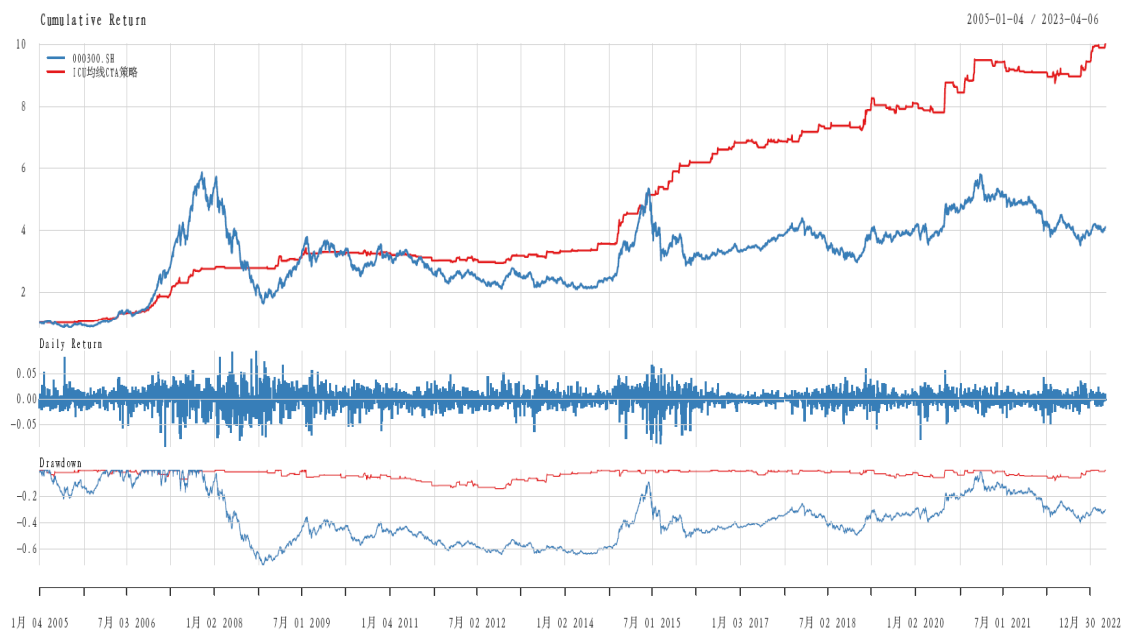
资料来源：Wind, 中泰证券研究所

**图 6： 策略每个月收益情况展示**

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Year	MaxDD
2005		-0.2	-1.7	1.8	0.0	0.0	0.0	0.8	3.1	0.0	0.0	2.1	5.8	-1.9
2006	5.3	3.7	-2.6	2.4	13.5	-0.1	1.2	4.2	-1.5	2.4	8.3	12.7	60.2	-2.6
2007	9.8	0.0	2.4	14.7	5.3	0.0	8.4	8.9	-1.6	2.8	0.0	0.0	62.3	-1.6
2008	2.3	0.0	-1.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.7	0.0	0.2	-2.1
2009	3.4	5.6	0.0	2.0	-0.7	2.0	4.3	0.0	0.3	1.2	0.1	0.0	19.6	-0.7
2010	0.0	-0.3	-2.0	1.8	0.0	-0.8	2.7	-3.6	0.8	0.0	1.5	-0.9	-1.1	-3.6
2011	-1.8	0.0	0.3	-0.1	-0.9	-1.0	-0.9	0.0	-3.1	0.0	0.1	0.0	-7.3	-7.3
2012	-1.9	4.9	-2.2	-0.9	3.8	-2.8	-2.3	0.0	0.0	-1.0	0.0	3.6	0.8	-6.0
2013	0.9	3.3	-0.1	-1.1	2.2	0.0	-1.7	-1.1	5.7	-1.0	1.0	0.5	8.7	-2.7
2014	0.0	0.7	0.3	0.0	0.0	0.4	5.9	0.2	0.0	-0.5	9.4	12.4	31.7	-0.5
2015	3.9	0.0	0.0	3.6	9.5	0.0	0.6	4.3	-1.2	4.7	5.7	3.2	39.4	-1.2
2016	0.0	1.7	0.0	0.0	0.0	0.6	3.9	2.1	0.0	0.5	2.8	0.0	12.2	0.0
2017	0.0	0.8	-0.9	-2.1	0.2	2.8	-0.2	0.4	-0.3	0.9	-1.0	0.0	0.5	-3.0
2018	4.6	0.0	0.0	0.0	2.5	-1.0	1.2	0.0	0.0	0.0	-0.7	0.0	6.7	-1.0
2019	-1.3	7.2	1.8	2.0	0.0	0.0	-1.8	-1.4	1.7	0.0	0.8	1.5	10.7	-3.2
2020	-2.0	-0.8	0.0	-0.9	0.0	0.0	12.4	-1.6	-2.1	0.0	4.6	1.9	11.1	-3.7
2021	5.5	0.0	0.0	-1.9	1.3	0.0	-3.1	0.6	-0.4	-0.2	-0.3	0.4	1.6	-4.1
2022	-0.5	0.0	0.0	-1.6	0.9	0.5	-0.4	-0.9	0.0	0.0	2.4	2.7	3.3	-2.0
2023	5.5	-0.6	0.0	1.1									6.0	-0.6
Avg	1.9	1.4	-0.3	1.1	2.1	0.0	1.7	0.7	0.1	0.5	1.9	2.2	14.3	-2.5

资料来源：Wind，中泰证券研究所

图 7：ICU 均线策略与沪深 300 指数收益对比



资料来源：Wind，中泰证券研究所

**风险提示：**本报告结论完全基于公开的历史数据进行统计、测算，文中部分数据有一定滞后性，同时存在第三方数据提供不准确风险；模型均基于历史数据得到的统计结论且模型自身具有一定局限性并不能完全准确地刻画现实环境以及预测未来；模型根据历史规律总结，历史规律可能失效；模型结论基于统计工具得到，在极端情形下或存在解释力不足的风险，因此其结果仅做分析参考。本报告提到的任何基金产品不构成任何投资收益的保证或投资建议。

**投资评级说明：**

	评级	说明
股票评级	买入	预期未来 6~12 个月内相对同期基准指数涨幅在 15%以上
	增持	预期未来 6~12 个月内相对同期基准指数涨幅在 5%~15%之间
	持有	预期未来 6~12 个月内相对同期基准指数涨幅在-10%~+5%之间
	减持	预期未来 6~12 个月内相对同期基准指数跌幅在 10%以上
行业评级	增持	预期未来 6~12 个月内对同期基准指数涨幅在 10%以上
	中性	预期未来 6~12 个月内对同期基准指数涨幅在-10%~+10%之间
	减持	预期未来 6~12 个月内对同期基准指数跌幅在 10%以上

备注：评级标准为报告发布日后的 6~12 个月内公司股价（或行业指数）相对同期基准指数的相对市场表现。其中 A 股市场以沪深 300 指数为基准；新三板市场以三板成指（针对协议转让标的）或三板做市指数（针对做市转让标的）为基准；香港市场以摩根士丹利中国指数为基准，美股市场以标普 500 指数或纳斯达克综合指数为基准（另有说明的除外）。

**重要声明：**

中泰证券股份有限公司（以下简称“本公司”）具有中国证券监督管理委员会许可的证券投资咨询业务资格。  
 。本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。

本报告基于本公司及其研究人员认为可信的公开资料或实地调研资料，反映了作者的研究观点，力求独立、客观和公正，结论不受任何第三方的授意或影响。本公司力求但不保证这些信息的准确性和完整性，且本报告中的资料、意见、预测均反映报告初次公开发布时的判断，可能会随时调整。本公司对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，投资者应当自行关注相应的更新或修改。本报告所载的资料、工具、意见、信息及推测只提供给客户作参考之用，不构成任何投资、法律、会计或税务的最终操作建议，本公司不就报告中的内容对最终操作建议做出任何担保。本报告中所指的投资及服务可能不适合个别客户，不构成客户私人咨询建议。

市场有风险，投资需谨慎。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。

投资者应注意，在法律允许的情况下，本公司及其本公司的关联机构可能会持有报告中涉及的公司所发行的证券并进行交易，并可能为这些公司正在提供或争取提供投资银行、财务顾问和金融产品等各种金融服务。本公司及其本公司的关联机构或个人可能在本报告公开发布之前已经使用或了解其中的信息。

本报告版权归“中泰证券股份有限公司”所有。事先未经本公司书面授权，任何机构和个人，不得对本报告进行任何形式的翻版、发布、复制、转载、刊登、篡改，且不得对本报告进行有悖原意的删节或修改。