

希尔伯特变换下的短线择时策略

短线择时策略研究之二

报告摘要:

● A股市场具有波动特征

不可能有永远上涨的指数，也不可能永远下跌的指数。即使在2006、2007年这样的单边牛市中，亦或在2008年这样的单边熊市中，市场指数在微观尺度上也是存在波动的。波动无处不在，但想要抓住波段很难，因为波动的波长——或者说周期，存在不确定性。

● 我们希望抓住A股市场的短期波动

金融时间序列通常被认为由三部分叠加而成——长期趋势、短期波动和噪声。对于短线择时来说，我们主要希望能够在统计意义下，抓住市场的短期波动部分。

● 在同相正交空间中寻找非周期市场波动的“周期”

对于正弦函数等周期函数，其周期可以通过相量在复平面四个象限中的循环运动刻画。对于股票价格或市场指数这种非周期信号，我们也可以采用类似的方法进行处理。通过对非周期信号进行希尔伯特变换，可以构造出与原信号正交的正交分量。再通过对原信号做延时处理，即可构造出同相分量。在由同相分量和正交分量构成的复平面中，通过相量的准循环运动，可以大致判别出非周期信号波动的“周期”。通过每个“周期”中相量相位的变化，就可以对市场信号处于上升阶段或者下降阶段形成预测。

● 希尔伯特变换模型（HTM）具有良好择时效果

我们首先将上述希尔伯特变换模型运用于市场指数和行业指数择时。在市场指数择时中，我们采用沪深300指数和上证指数作为预测标的，从2005年至2013年，均获得约60%的预测正确率，择时（多空）交替的平均周期大约6至7个交易日；在行业指数择时中，我们采用申万一级行业指数（23个）作为预测标的，从2000年至2013年，除煤炭指数以外，其余行业指数在HTM模型多、空双向交易下，均战胜指数本身。

● 希尔伯特变换模型（HTM）可以构建交易策略

更为实际地，我们将HTM模型运用于沪深300股指期货和沪深300ETF交易。股指期货（主力合约）回测时间为2010年4月16日（上市日）至2013年4月26日，年化收益率31.17%，最大回撤-15.76%。沪深300ETF（华泰柏瑞ETF510300、嘉实ETF159919）回测时间为2012年5月28日（上市日）至2013年4月26日，年化收益率分别为38.74%、26.94%，最大回撤分别为-7.53%、-7.96%。如果仅考虑做多，沪深300ETF交易年化收益率分别为18.08%、13.84%，最大回撤分别为-7.07%、-7.46%。

图1 沪深300指数择时

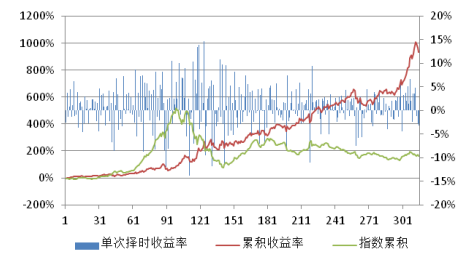


表1 沪深300指数择时统计

| | |
|--------|----------|
| 预测次数 | 315 |
| 平均择时周期 | 6.17个交易日 |
| 年化收益率 | 33.08% |
| 判断正确率 | 59.37% |

图2 上证指数择时

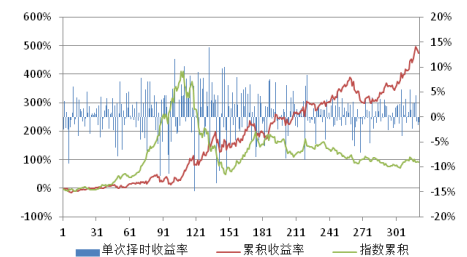


表2 上证指数择时统计

| | |
|--------|----------|
| 预测次数 | 321 |
| 平均择时周期 | 6.06个交易日 |
| 年化收益率 | 23.90% |
| 判断正确率 | 59.81% |

分析师： 安宁宁 S0260512020003

0755-23948352

ann@gf.com.cn

相关研究:

基于股指期货在A股非交易时间表现的短线择时研究 2012-10-17

联系人： 张超

020-87555888-8646

zhangchao@gf.com.cn

目录索引

| | |
|----------------------------------|----|
| 一、在非周期市场波动中寻找“周期” | 4 |
| 二、同相正交 (IQ) 空间中的相量分析 | 5 |
| (一) 希尔伯特变换与同相正交空间的构造 | 5 |
| (二) 市场波动与离散希尔伯特变换 | 7 |
| 三、希尔伯特变换下的市场周期模型 (HTM) | 10 |
| 四、HTM 模型在市场短线择时中的应用 | 11 |
| 五、HTM 模型在行业指数择时中的应用 | 13 |
| 六、基于 HTM 模型的交易策略 | 16 |
| (一) HTM 股指期货交易策略 (HTMT) | 16 |
| (二) HTMT 在沪深 300ETF 交易中的应用 | 20 |
| 七、总结 | 23 |

图表索引

| | |
|---|----|
| 图 1: 周期函数的复平面表示 | 4 |
| 图 2: 同相正交空间中非周期函数的“周期”示意图 | 7 |
| 图 3: 离散时间序列同相正交空间构造过程示意 | 9 |
| 图 4: 时间序列在同相正交空间中的演化 | 10 |
| 图 5: HTM 模型在沪深 300 指数择时中的应用 | 12 |
| 图 6: HTM 模型在上证指数择时中的应用 | 13 |
| 图 7: HTM 模型在 23 个申万一级行业指数中的择时效果 | 15 |
| 图 8: HTM 模型在行业配置中的应用 | 16 |
| 图 9: HTM 股指期货低频交易累积收益率 | 17 |
| 图 10: HTMT 低频交易累积收益率 (收盘前 1 分钟计算) | 18 |
| 图 11: HTMT 低频交易累积收益率 (次日开盘开、平仓) | 19 |
| 图 12: HTMT 运用于沪深 300ETF 累积收益率 | 21 |
| 图 13: HTMT 运用于沪深 300ETF 累积收益率 (只做多情况) | 22 |
| | |
| 表 1: HTM 模型沪深 300 指数择时统计数据 | 12 |
| 表 2: HTM 模型上证指数择时统计数据 | 13 |
| 表 3: HTM 模型申万一级行业指数择时统计数据 | 14 |
| 表 4: HTM 股指期货低频交易统计结果 | 17 |
| 表 5: HTMT 低频交易统计结果 (收盘前 1 分钟计算) | 18 |
| 表 6: HTMT 低频交易统计结果 (次日开盘开、平仓) | 19 |
| 表 7: HTMT 运用于沪深 300ETF 交易统计数据 | 20 |
| 表 8: HTMT 运用于沪深 300ETF 交易统计数据 (只做多情况) | 22 |

一、在非周期市场波动中寻找“周期”

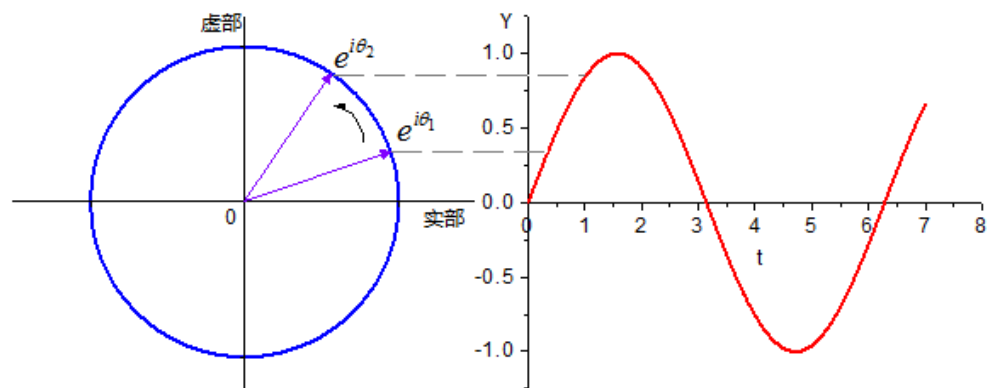
股票市场中的价格总是波动的，特别是对于指数，这种波动的特征更为明显。不可能有永远上涨的指数，也不可能永远下跌的指数。即使在 2006 至 2007 年这样的单边牛市中，亦或在 2008 年这样的单边熊市中，市场指数在微观尺度上也是存在波动的。波动无处不在，但想要抓住波段很难，因为波动的波长——或者说周期，存在不确定性。

金融市场中的价格波动不存在严格的周期性，投资者对市场方向的判断也因此具有博弈性。本篇报告将借助信号处理的一些方法，定义非周期市场中价格波动的“周期”，并依此对市场方向进行定量判断。

对于一个连续周期函数，例如正弦函数 $\sin \theta$ 或余弦函数 $\cos \theta$ ，其在复数域内可通过欧拉公式 $e^{i\theta} \equiv \cos \theta + i \sin \theta$ 间接表示，我们可以根据三角函数的性质定义其周期 $T \equiv 2\pi / \omega$ ，其中 ω 是上述三角函数的角频率。由于 ω 是一个常数，因此对于非周期函数来说，我们是没办法通过上述方式定义其“周期”的。

对于周期的定义，我们也可以采用另一种方式。以 $e^{i\theta}$ 为例（ $\sin \theta$ 或 $\cos \theta$ 可同理由 $e^{i\theta}$ 与 $e^{-i\theta}$ 线性叠加得到），在复平面上，其可以由 $z = e^{i\theta}$ 的模 $|z|$ 及辐角 $Argz$ 表示，如图 1 所示。

图1：周期函数的复平面表示



资料来源：广发证券发展研究中心

对于图 1（左）复平面上的周期函数 $z = e^{i\theta}$ ，我们可以通过其辐角的转动定义周期。当辐角旋转达到一个 360 度的时候，就可以认为该函数经历了一个周期，此时其在虚轴上的投影变化也恰好形成正弦函数或余弦函数的一个周期，如图 1（右）所示。

对于上述周期函数 $z = e^{i\theta}$ ，我们可以看到其特点为模 $|z|$ 和初相 θ_0 （即 $\theta = \theta_0 + \omega t$ 中的初始相位）均不随时间发生变化。然而，对于非周期函数，我们也可以通过类似“旋转”方法实现“周期”的定义，从而根据一个周期中相位的变化

判断市场的方向，这就是我们接下来要介绍的希尔伯特变换模型。

二、同相正交 (IQ) 空间中的相量分析

对于复数域的周期函数 $f(t) = A_0 e^{i(\omega t + \theta_0)}$ ，由于其包含有相位因素 $(\omega t + \theta_0)$ ，所以我们也称其为实数域三角函数对应的相量 (Phasor)。

这里我们将介绍如何将相量表示推广到非周期函数中。

(一) 希尔伯特变换与同相正交空间的构造

在信号处理中，经常会对一个信号进行正交分解，即分解为同相分量 (Inphase Component) 和正交分量 (Quadrature Component)，这两部分之间由于存在正交性，因而可以构成类似于复平面的一个二维空间。我们将在这个同相正交 (IQ) 空间中进行非周期函数的相量分析。

希尔伯特变换 (Hilbert Transform) 是积分变换中的一种，在工程中常用于窄带数字信号的处理。它可以对信号提供 $\pi/2$ 的相位变化，并且不影响频谱分量的幅度，因而希尔伯特变换在信号处理领域得到了广泛的应用。

对于一个时域上的连续函数 $x(t)$ ，其希尔伯特变换 $H[x(t)]$ 定义为 $x(t)$ 与 $h(t) = 1/\pi t$ 的卷积

$$\hat{x}(t) = x(t) * h(t) = \frac{1}{\pi t} * x(t) \quad (1)$$

写成积分的形式，即

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \frac{1}{t-\tau} d\tau \quad (2)$$

可以看出，与一般的积分变换不同，希尔伯特变换是从时域到时域的一种变换，即变换后的函数仍然是时域函数。

接下来看一下希尔伯特变换在频域的性质，对 (1) 式做傅里叶变换，得到

$$F\{\hat{x}(t)\} = \frac{1}{\pi} F\left\{\frac{1}{t}\right\} F\{x(t)\} \quad (3)$$

由于

$$F\left\{\frac{1}{t}\right\} = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{-i\omega t}}{t} dt = -i\pi \operatorname{sgn}(\omega) \quad (4)$$

其中 $\operatorname{sgn}(\omega)$ 为符号函数，即

$$\operatorname{sgn}(\omega) \equiv \begin{cases} 1 & \omega > 0 \\ 0 & \omega = 0 \\ -1 & \omega < 0 \end{cases} \quad (5)$$

因此， $\hat{x}(t)$ 的傅里叶变换 (3) 式可以写为

$$F\{\hat{x}(t)\} = -i \operatorname{sgn}(\omega) F\{x(t)\} \quad (6)$$

也就是说，对于时域信号 $x(t)$ ，其希尔伯特变换的傅里叶变换相当于对原频域信号 $X(\omega)$ 中的正频部分乘以 $-i$ ，而对负频部分乘以 i ，其他部分保持不变。由于 $i = \exp(i\pi/2)$ ，所以在频域中对正频部分乘以 $-i$ 相当于相位减少了 $\pi/2$ ，而对负频部分乘以 i 则相位增加了 $\pi/2$ 。这也就表明了希尔伯特变换的实质是提供 $\pi/2$ 的相位变化，而保持信号幅值不变。

举个最简单的例子，当输入信号为 $x(t) = \sin \omega_0 t$ 时，其傅里叶变换为

$$X(\omega) = i/2 [\delta(\omega + \omega_0) - \delta(\omega - \omega_0)] \quad (7)$$

对正频部分乘以 $-i$ ，对负频部分乘以 i ，则

$$X^h(\omega) = 1/2 [-\delta(\omega + \omega_0) + \delta(\omega - \omega_0)] = F[-\cos(\omega_0 t)] \quad (8)$$

对 (8) 式两边做傅里叶逆变换，得到对 $x(t) = \sin \omega_0 t$ 做希尔伯特变换的结果

$$H(\sin \omega_0 t) = -\cos \omega_0 t \quad (9)$$

也就是说，正弦函数的希尔伯特变换等于负的余弦函数，这相当于对相位进行了 $\pi/2$ 的变化。同样，上述希尔伯特变换也可以运用于非周期信号。

由希尔伯特变换的定义 (2) 式不难证明，希尔伯特变换具有正交性

$$\int_{-\infty}^{\infty} x(t)\hat{x}(t)dt = 0 \quad (10)$$

因而我们可以采用原信号作为同相分量，并采用其希尔伯特变换 $\hat{x}(t)$ 作为正交分量，构成类似于复平面的一个同相正交空间，对非周期信号进行相量分析。

对于非周期窄带信号 $x(t)$ ，在数学上可以通过包络相位表示法表示为

$$x(t) = A(t) \cos[\omega t + \theta(t)] = A(t) \cos \phi(t) \quad (11)$$

其中 $A(t)$ 和 $\phi(t)$ 都是缓变随机过程。进一步，在同相正交空间中，可以引入一个解析函数

$$z(t) = x(t) + i\hat{x}(t) \quad (12)$$

$z(t)$ 也可以写成以下形式

$$z(t) = A(t)e^{i\phi(t)} \quad (13)$$

与周期函数不同，这里的振幅和相位都是含时的，其定义分别为

$$A(t) = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)} \quad (14)$$

$$\phi(t) = \arctan \frac{\hat{x}(t)}{x(t)} \quad (15)$$

由于经典角频率的定义为相位的变化速度，因此这里我们可以定义瞬时角频率

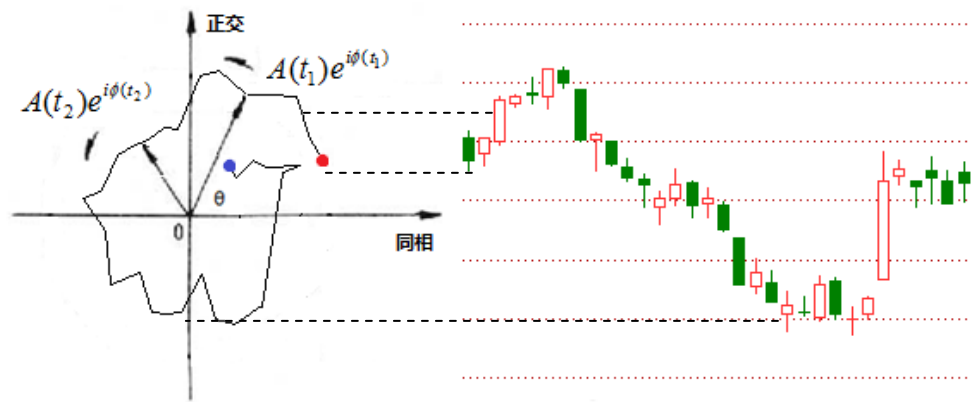
$$\omega(t) = \frac{d}{dt} \phi(t) \quad (16)$$

由于 $\phi(t)$ 是缓变的（这也是窄带随机过程所要求的），所以我们可以由（16）式给出市场“瞬时周期”的定义

$$T = \frac{\omega(t)}{2\pi} \quad (17)$$

但这种方法中 T 仍然是含时的，使用起来不太方便。更直观的一种方法是，我们可以通过观察相量在同相正交空间中相位的变化 $\omega t + \theta(t)$ 来判断市场周期。当相量的代表点绕过同相正交空间的各个象限一周时，我们就认为 $x(t)$ 经历了一个“周期”。如图2所示，与周期函数不同的是，此时的振幅和初相都是随时间缓变的。

图2：同相正交空间中非周期函数的“周期”示意图



资料来源：广发证券发展研究中心

（二）市场波动与离散希尔伯特变换

通过希尔伯特变换，我们可以构造同相正交空间，并在其中分析诸如市场指数等非周期信号的“周期”性质。

但是由于金融市场中的价格是以时间序列的离散形式给出的，我们没有办法通过（2）式的连续形式对其进行希尔伯特变换。因此，对于时间序列，我们需要将上述积分变换推广到离散形式。

对于离散时间序列，数据点的采样是有限的，这相当于给输入信号加了一个窗口，假设窗口的长度为 $2M+1$ ，我们这里首先要将希尔伯特变换从时域转化到频域上。

对于连续信号，一般采用微分方程和拉氏变换作为数学工具。而对于离散时间序列，则需要转化为差分方程和 z 变换进行描述。 z 变换可以将离散时间序列从时域变换到频域上。对于变量 $z = \exp(i\omega T)$ ，希尔伯特变换可以写成采样信号的 z 变换形式

$$H(z) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} u(nT) z^{-n} \quad (18)$$

其中 T 是时间序列的采样周期。由于取样长度为 $2M+1$ ，我们需要对（18）式进行截

断，得到

$$H(z) = \sum_{n=-M}^M u(nT)z^{-n} \quad (19)$$

由于实际采样从零时刻开始，因此上式需要进行 M 个数据点的延时，设 $k = n + M + 1$ ，则 (19) 式应写作

$$H'(z) = \sum_{k=1}^{2M+1} u[(k-M-1)T]z^{-k+1} \quad (20)$$

此时需要确定的是 $u[(k-M)T]$ 的形式。

重新回到初始 $u(nT)$ z 变换的定义 (18) 式，将其重新写成下述形式

$$H(z) = u(0) + \sum_{n=1}^{+\infty} [u(-nT)z^n + u(nT)z^{-n}] \quad (21)$$

代入 $z = \exp(i\omega T)$ ，可以将 (21) 式写成实部（同相分量）和虚部（正交分量）相加的形式

$$H(e^{i\omega T}) = H_r(e^{i\omega T}) + iH_i(e^{i\omega T}) \quad (22)$$

其中实部为

$$H_r(e^{i\omega T}) = u(0) + \sum_{n=1}^{+\infty} [u(-nT) + u(nT)] \cos(n\omega T) \quad (23)$$

虚部为

$$H_i(e^{i\omega T}) = \sum_{n=1}^{+\infty} [u(-nT) - u(nT)] \sin(n\omega T) \quad (23)$$

由 (6) 式的频域关系，可知上述实部 (23) 式应等于零，即希尔伯特变换在频域只有虚部存在。进一步，根据对称性，可以得到

$$u(0) = 0 \quad (24)$$

$$u(-nT) = -u(nT) \quad (25)$$

根据 (25) 式，(23) 式又可以写作

$$H_i(e^{i\omega T}) = -2 \sum_{n=1}^{+\infty} u(nT) \sin(n\omega T) \quad (26)$$

由于数据采样具有周期性，并且 (26) 式为 ω 的奇函数，因此可以对 $H_i(e^{i\omega T})$ 进行傅里叶展开

$$H_i(e^{i\omega T}) = \sum_{n=1}^{+\infty} c_n \sin(n\omega T) \quad (27)$$

其中展开系数

$$c_n = \frac{2}{\omega} \int_{-\omega/4\pi}^{\omega/4\pi} H_i(e^{i\omega T}) \sin(n\omega T) d\omega \quad (28)$$

结合(6)式, 代入频域内的希尔伯特变换结果, 可以由(28)式积分得到

$$c_n = \begin{cases} 0 & n \text{ 为偶数} \\ -\frac{4}{n\pi} & n \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (29)$$

其中我们令 $T=1$ 。比较(26)式和(27)式, 可得

$$u(nT) = -\frac{c_n}{2} \quad (30)$$

再结合(29)式的结果, 则可以得到

$$u(nT) = \begin{cases} 0 & n \text{ 为偶数} \\ \frac{2}{n\pi} & n \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (31)$$

结合(20)式的时间窗口推移, 我们重写(31)式为

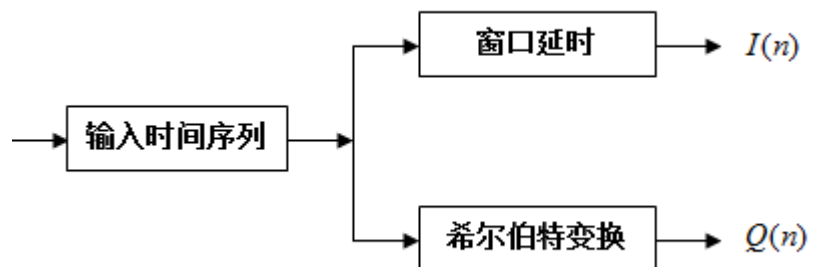
$$u'(nT) = \frac{1 - (-1)^{n-M-1}}{\pi(n-M-1)} \quad (32)$$

最后, 我们通过一个有限冲激响应滤波器对离散希尔伯特变换进行输出, 上述 $u'(nT)$ 即为滤波器的单位冲激响应, 输出信号为

$$y(n) = \sum_{r=1}^{2M+1} u'(rT)x(n-M-1+r) \quad (33)$$

其中 $x(r)$ 是取样的离散信号。同样, T 取单位时间1。上述希尔伯特变换的输出存在 M 个数据 (即 $\pi/2$ 相位) 的延迟, 因此, 我们在构造同相正交空间时, 需要对同相分量也进行 $\pi/2$ 相位延迟, 以保证正交分量与同相分量的同步性, 如图3所示。

图3: 离散时间序列同相正交空间构造过程示意

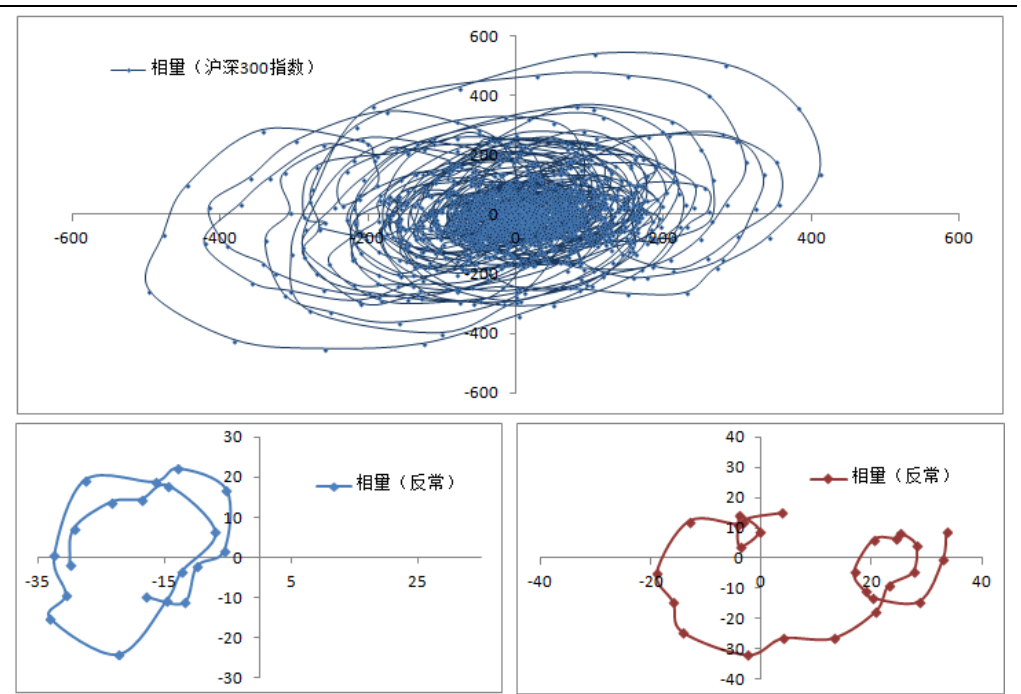


资料来源: 广发证券发展研究中心

三、希尔伯特变换下的市场周期模型（HTM）

金融市场的波动是非周期、不规律的，但只要存在波动，我们就可以通过希尔伯特变换寻找其“周期性”。理论上来说，对于正频率波动，相量会如图 1 中的周期函数一样，在同相正交空间中会出现逆时针转动。在图 4（上方）中，我们看到价格序列在同相正交空间中逆时针每转过四个象限一次，就大致完成了一个“周期”。但是在实际测算中，我们发现金融市场的价格时间序列偶尔会出现一些很反常的现象，例如在一、两个象限中转动，如图 4（下方）所示。但这种情况在从统计上来看并不多见，因此我们仍然可以根据之前的方法对“周期性”从统计的角度做出界定。

图4：时间序列在同相正交空间中的演化



数据来源：广发证券发展研究中心

整个希尔伯特变换择时建模可以分为以下几个步骤：

1、金融时间序列的平滑

金融时间序列通常被认为由三部分叠加而成——长期趋势、短期波动和噪声。对于短线择时来说，我们主要是要抓住波动部分，因此我们要在原始数据中去掉长期趋势和噪声。这里首先进行消噪。

对于指数或股票价格的原始时间序列，可以通过一定的平滑处理，使得序列的信噪比增加。通常可以采用积分变换或者时域滤波的一些方法对时间序列进行消噪。简单起见，我们这里采用移动平均（MA）方法对原时间序列进行平滑处理。

2、时间序列的长期趋势消除

对时间序列进行平滑之后，接下来需要对其线性趋势进行消除，目的在于去掉信号的长期趋势，保留波动的细节变化，这样将更有利于进行短线择时。

趋势消除的办法有很多种，例如小波分析、DFA 方法、滑动去趋势波动分析等，这里我们采用局部差分的方法得到原时间序列的非周期波动。

3、构造同相正交空间

通过第二部分的相量分析方法，我们对上述消除噪声和线性趋势后的时间序列按照图 3 所示的方法进行希尔伯特变换和同相正交空间构造。这里需要注意的是(18)式的截断参数，即窗口参数 M 的选取。因为 M 确定了整个同相正交空间中的数据延时。

4、时间序列方向判断

通过同相正交空间中代表点在四个象限中的循环运动，我们可以初步将整个时间序列划分为若干个完整的“周期”。理想情况下时间序列的每个周期运动中，如图 2 所示，在相量处于一、四象限时可以认为时间序列处于上升趋势，在相量处于二、三象限时可以认为时间序列处于下降趋势。

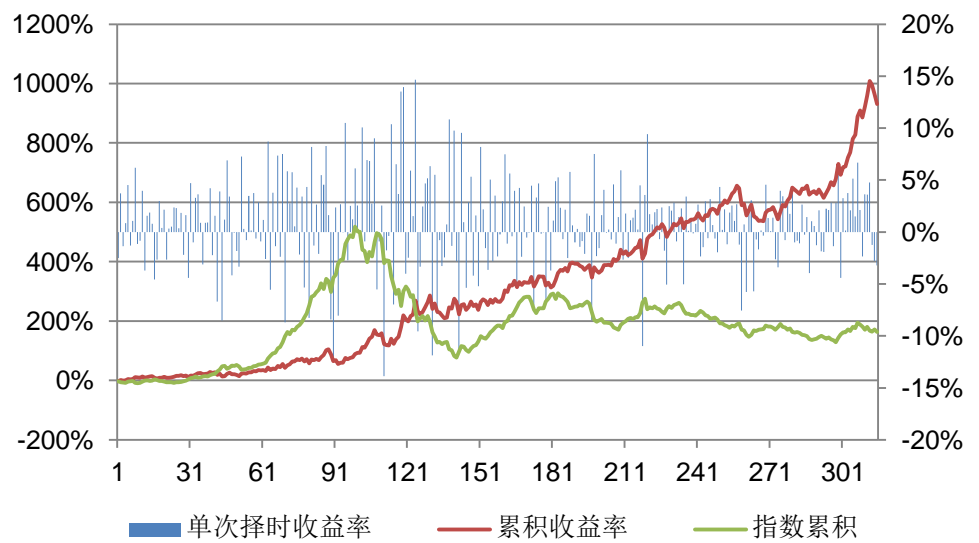
但实际上，由于同相正交空间的构造出现了 M 个数据点的延迟，我们并不能通过上述方案进行趋势判断。由于 M 个数据点的延迟，使得构造同相正交空间时，整个动力学系统出现了 $\pi/2$ 的相位落后。因此，对于同相正交空间中的动力学系统，相量在三、四象限停留时，时间序列处于上升趋势；相量在一、二象限停留时，时间序列处于下降趋势。也就是说，一旦时间序列进入同相正交空间三、四象限，我们就对其看多；反之进入一、二象限，我们就对其看空。至此，针对金融时间序列的希尔伯特变换模型 (HTM) 构造完毕。

四、HTM 模型在市场短线择时中的应用

我们首先将希尔伯特变换 HTM 模型运用于大盘指数的短线择时。

以沪深 300 指数 (000300.SH) 作为预测标的，将沪深 300 指数收盘价的日数据作为信号数据，起止时间为 2005 年 4 月 8 日指数成立至 2013 年 4 月 26 日，约 8 年时间。通过上述建模思路，我们实证计算了 HTM 在沪深 300 指数上的择时效果，通过多、空双向交易的方式，收益情况如图 5 和表 1 所示。由于这里侧重于择时预测而不是交易，因此我们在这里没有加入交易成本，具有交易成本的实证部分我们将在后文进行分析。

图5: HTM模型在沪深300指数择时中的应用



数据来源: 广发证券发展研究中心, wind资讯

表 1: HTM 模型沪深 300 指数择时统计数据

| | |
|--------|-----------|
| 预测次数 | 315 |
| 平均预测周期 | 6.17 个交易日 |
| 累积收益率 | 930.66% |
| 年化收益率 | 33.08% |
| 平均收益率 | 0.84% |
| 收益率标准差 | 4.30% |
| 信息比率 | 1.22 |
| 判断正确率 | 59.37% |
| 正确次数 | 187 |
| 错误次数 | 128 |

数据来源: 广发证券发展研究中心, wind 资讯

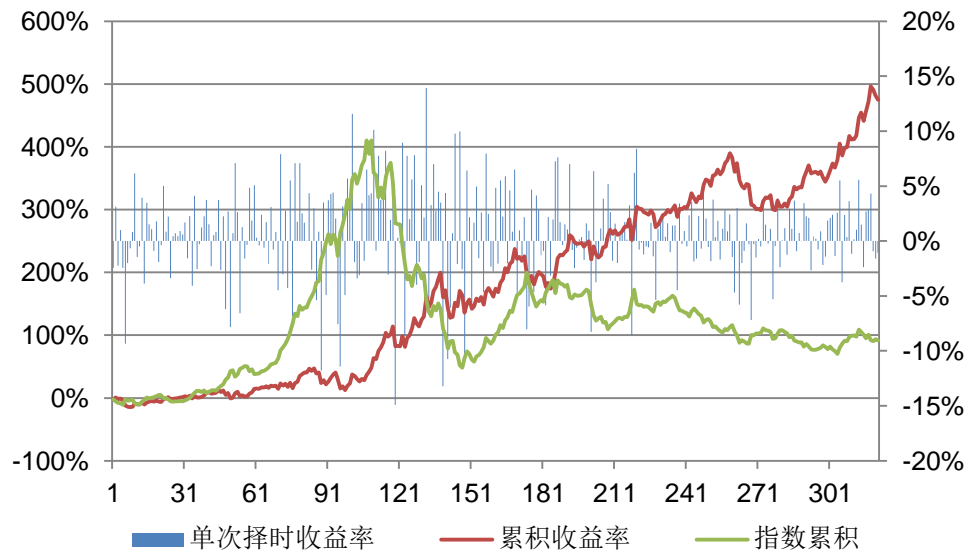
从累积收益率曲线来看模型是有效的。特别需要注意的是在 2008 年之前的牛市中, 模型是跑输大盘的。但由于模型的有效性和持续性较好, 在 2008 年及其之后, 模型稳定超越指数基准。

可以看出, 希尔伯特变换下的 HTM 模型是一个短线择时模型, 平均预测周期(即多、空头的平均持仓时间)仅 6.17 个交易日。判断正确率接近 60%, 结合平均预测周期来看, 这类择时模型更侧重于交易, 这也是我们之后要研究的问题。

为了保证择时模型的有效性, 除了沪深 300 指数之外, 我们还在上证指数(000001.SH)对模型进行了检验。为了进行有效比较, 我们选择的起止日期仍为 2005 年 4 月 8 日至 2013 年 4 月 26 日。

以上证指数作为预测标的的实证结果如图 6 和表 2 所示。

图6: HTM模型在上证指数择时中的应用



数据来源: 广发证券发展研究中心, wind资讯

表 2: HTM 模型上证指数择时统计数据

| | |
|--------|-----------|
| 预测次数 | 321 |
| 平均预测周期 | 6.06 个交易日 |
| 累积收益率 | 475.09% |
| 年化收益率 | 23.90% |
| 平均收益率 | 0.63% |
| 收益率标准差 | 4.09% |
| 信息比率 | 0.97 |
| 判断正确率 | 59.81% |
| 正确次数 | 192 |
| 错误次数 | 129 |

数据来源: 广发证券发展研究中心, wind 资讯

从上述图表中的数据可以看出, 希尔伯特变换 HTM 模型应用于上证指数的效果略逊于其对于沪深 300 指数的预测, 年化收益率从 33.08%下降至 23.90%, 不过判断正确率依然接近 60%, 模型继续有效并超越指数基准。

五、HTM 模型在行业指数择时中的应用

由于希尔伯特变换 HTM 模型所需要用到的数据仅仅是指数价格, 因此除了对大盘指数进行择时之外, 我们还可以运用这一模型对行业指数进行择时, 从而进行量化行业配置。

对于 A 股市场, 行业分类有很多不同的标准。这里我们按照申万一级行业指数,

对全 A 股市场的股票进行行业分类，并对行业指数进行择时预测。

申万一级行业指数是按照自由流通市值加权计算的派氏指数，采用 A 股全市场样本计算。申万一级行业分类标准参考了中国证监会分类、MSCI 等权威机构的行业分类标准，并结合我国证券市场实际情况调整制定，通过行业划分尽可能地实现行业内市场特征的相似和行业间市场特征的差异，其中包括了 23 个一级行业，分别是农林牧渔、采掘、化工、黑色金属、有色金属、建筑建材、机械设备、电子、交运设备、信息设备、家用电器、食品饮料、纺织服装、轻工制造、医药生物、公用事业、交通运输、房地产、金融服务、商业贸易、餐饮旅游、信息服务和综合。

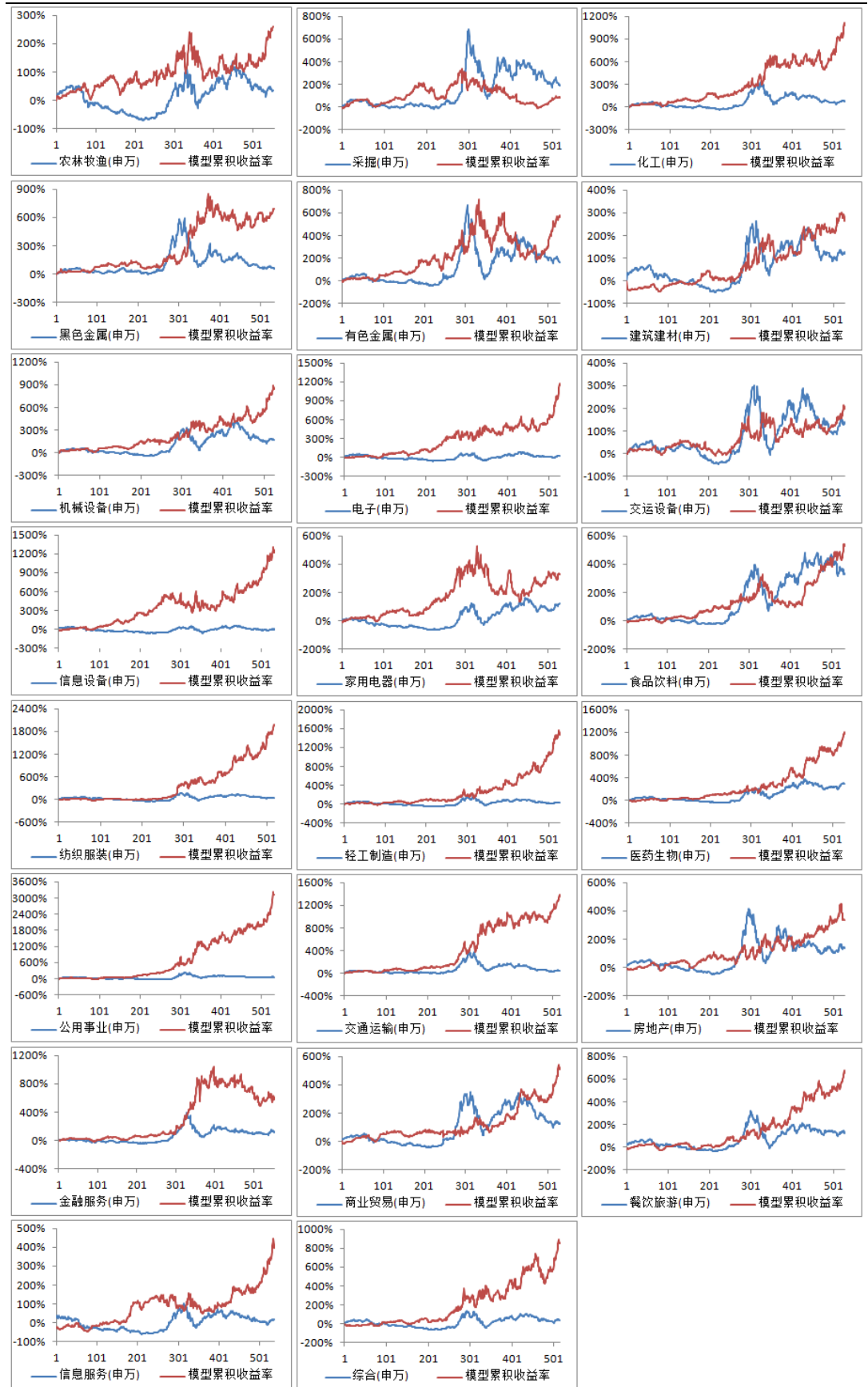
我们分别对这 23 个行业指数进行择时，并通过多、空双向建仓的方式（未考虑交易成本）观察收益情况，结果如表 3 和图 7 所示，其中回测时间为 2000 年 1 月 4 日至 2013 年 4 月 26 日，共 3231 个交易日。

表 3: HTM 模型申万一级行业指数择时统计数据

| 指数名称 | 累积收益率 | HTM 累积收益率 | 超额收益率 | 是否战胜基准 |
|------------|--------|-----------|---------|--------|
| 农林牧渔(申万) | 33.3% | 259.6% | 226.3% | ✓ |
| 采掘(申万) | 186.0% | 82.6% | -103.3% | ✗ |
| 化工(申万) | 71.0% | 1072.5% | 1001.5% | ✓ |
| 黑色金属(申万) | 59.6% | 689.2% | 629.7% | ✓ |
| 有色金属(申万) | 159.3% | 564.3% | 405.0% | ✓ |
| 建筑建材(申万) | 116.9% | 265.4% | 148.5% | ✓ |
| 机械设备(申万) | 169.2% | 839.2% | 670.1% | ✓ |
| 电子(申万) | 17.1% | 1151.5% | 1134.4% | ✓ |
| 交运设备(申万) | 132.5% | 196.1% | 63.7% | ✓ |
| 信息设备(申万) | 3.6% | 1269.1% | 1265.5% | ✓ |
| 家用电器(申万) | 125.0% | 332.2% | 207.2% | ✓ |
| 食品饮料(申万) | 327.6% | 530.3% | 202.7% | ✓ |
| 纺织服装(申万) | 36.6% | 1962.6% | 1926.1% | ✓ |
| 轻工制造(申万) | 31.8% | 1466.5% | 1434.6% | ✓ |
| 医药生物(申万) | 294.1% | 1201.8% | 907.7% | ✓ |
| 公用事业(申万) | 64.6% | 3102.7% | 3038.1% | ✓ |
| 交通运输(申万) | 39.5% | 1348.1% | 1308.6% | ✓ |
| 房地产(申万) | 138.4% | 338.4% | 200.0% | ✓ |
| 金融服务(申万) | 119.5% | 580.6% | 461.1% | ✓ |
| 商业贸易(申万) | 125.2% | 509.5% | 384.3% | ✓ |
| 餐饮旅游(申万) | 123.2% | 651.2% | 528.0% | ✓ |
| 信息服务(申万) | 15.5% | 397.9% | 382.4% | ✓ |
| 综合(申万) | 39.7% | 854.3% | 814.6% | ✓ |
| 均值 | 105.6% | 855.0% | 749.4% | - |
| 标准差 | 84.4% | 682.9% | 712.8% | - |

数据来源：广发证券发展研究中心，wind 资讯

图7: HTM模型在23个申万一级行业指数中的择时效果

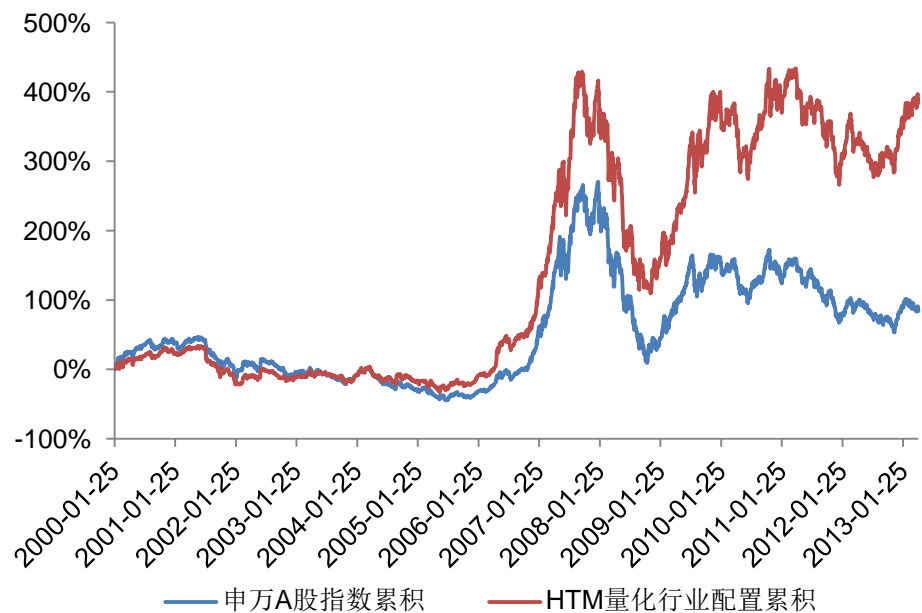


数据来源: 广发证券发展研究中心, wind资讯

从上述结果可以看出，除煤炭指数以外，其余 22 个行业指数中，希尔伯特变换 HTM 模型均战胜指数基准。整体来看，模型 13 年零 4 个月时间中，累计收益率在统计上平均超越申万一级行业指数 749.4%。

另外在图 7 中也可以看到，HTM 模型运用于不同行业指数择时的累积收益率曲线仍然有较大差异，因此，我们站在行业配置的角度，以交易日为周期，对看涨的行业进行做多配置，并按照资金等权的方式对每个交易日看多的行业进行组合配置；如果某个交易日所有行业都看空，则不配置任何行业。由于这里侧重于观察行业配置的有效性，因此仍然暂不考虑交易成本。按照上述组合配置方式，我们得到图 8 所示结果。

图8: HTM模型在行业配置中的应用



数据来源：广发证券发展研究中心，wind资讯

从图中可以看出，2004 年之前，通过 HTM 模型进行量化行业配置，并未能跑赢基准；2004 年之后，模型逐步有所起色，并超越全市场指数。总体而言，通过希尔伯特变换 HTM 模型进行行业指数择时，可以在一定程度上筛选有效行业，并从统计的角度优化行业配置方案。

六、基于 HTM 模型的交易策略

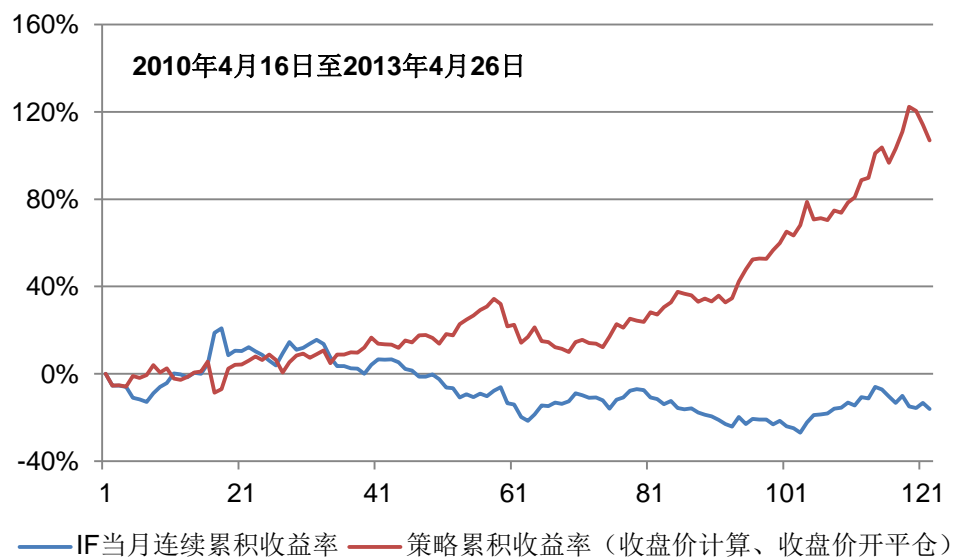
(一) HTM 股指期货交易策略 (HTMT)

通过第四部分的实证分析，我们看到希尔伯特变换 HTM 模型可以对市场指数进行有效择时。但上述回测都是在没有交易成本的情况下进行的，而且在沪深 300 指

数或者上证指数上进行多、空交易也不符合实际情况。因此接下来，我们就从更实际的角度出发，将希尔伯特变换运用于沪深 300 股指期货的日收盘价时间序列，并构建单次持仓周期约几个交易日的低频交易策略 HTMT (Hilbert Transform Modeled Trading)。

首先根据沪深 300 股指期货当月连续合约收盘价序列和 HTM 模型进行方向判断，并根据收盘价进行多、空建仓；当出现相反信号时，对持有头寸按收盘价进行平仓并反向建仓；回测窗口为 2010 年 4 月 16 日沪深 300 股指期货上市，至 2013 年 4 月 26 日，约 3 年时间；回测交易成本为 0.02%，不加杠杆。回测结果如图 9 和表 4 所示。

图9：HTM股指期货低频交易累积收益率



数据来源：广发证券发展研究中心，wind 资讯

表 4：HTM 股指期货低频交易统计结果

| | |
|------------|-----------|
| 回测周期 | 735 个交易日 |
| 交易次数 | 121 |
| 平均持仓周期 | 6.07 个交易日 |
| 累积收益率 | 106.91% |
| 年化收益率 | 26.80% |
| 平均收益率 | 0.65% |
| 收益率标准差 | 3.18% |
| 盈利比率（正确率） | 58.68% |
| 最大回撤率 | -18.14% |
| 盈利次数 | 71 |
| 亏损次数 | 50 |
| 平均盈利率 | 2.66% |
| 平均亏损率 | -2.20% |
| 平均盈亏比（绝对值） | 1.21 |
| 单次最大盈利 | 10.07% |

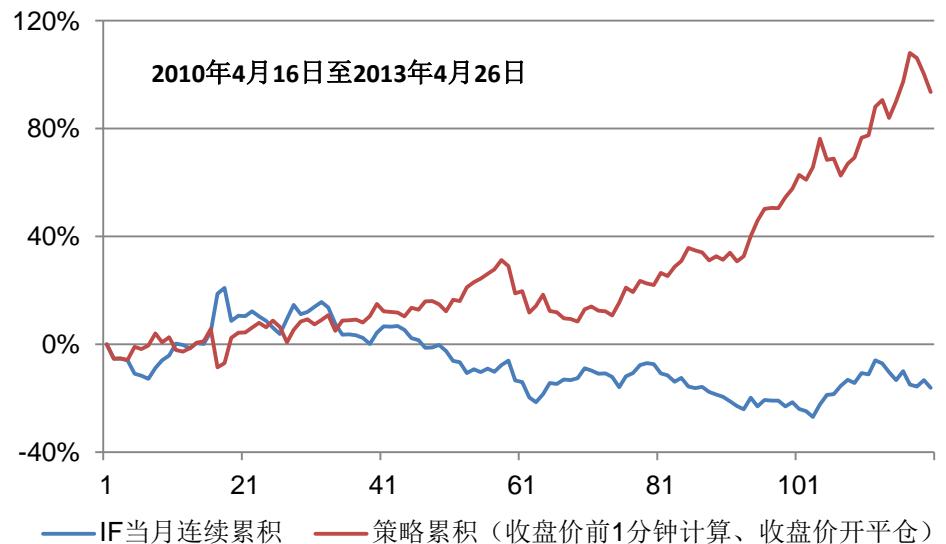
| | |
|-------------------|-------------------------------|
| 单次最大亏损 | -13.48% |
| 最大连续盈利次数 | 6 |
| 最大连续亏损次数 | 6 |
| 2010至2013分年度累积收益率 | 7.95%、9.99%、54.63%、9.02% |
| 2010至2013分年度最大回撤率 | -13.48%、-14.90%、-4.70%、-6.91% |

数据来源：广发证券发展研究中心，wind 资讯

可以看出，上述隔夜低频交易策略可以获取相对较为稳定的累积收益率，年化约 26.8%。但大约平均 6 个交易日的换仓频率也同样造成隔夜风险较难控制的问题，3 年以来策略的最大回撤率达到-18.14%。

上述计算略显粗糙，因为实际下单过程中不可能按照收盘价计算信号后又按照收盘价交易。因此我们重新按照股指期货当月合约每个交易日收盘前一分钟的价格计算择时信号，并按照盘终收盘价进行开、平仓计算，结果如图 10 和表 5 所示。

图10: HTMT低频交易累积收益率（收盘前1分钟计算）



数据来源：广发证券发展研究中心，天软科技

表 5: HTMT 低频交易统计结果（收盘前 1 分钟计算）

| | |
|-----------|-----------|
| 回测周期 | 735 个交易日 |
| 交易次数 | 119 |
| 平均持仓周期 | 6.13 个交易日 |
| 累积收益率 | 93.54% |
| 年化收益率 | 24.06% |
| 平均收益率 | 0.61% |
| 收益率标准差 | 3.22% |
| 盈利比率（正确率） | 58.82% |
| 最大回撤率 | -17.39% |
| 盈利次数 | 70 |
| 亏损次数 | 49 |

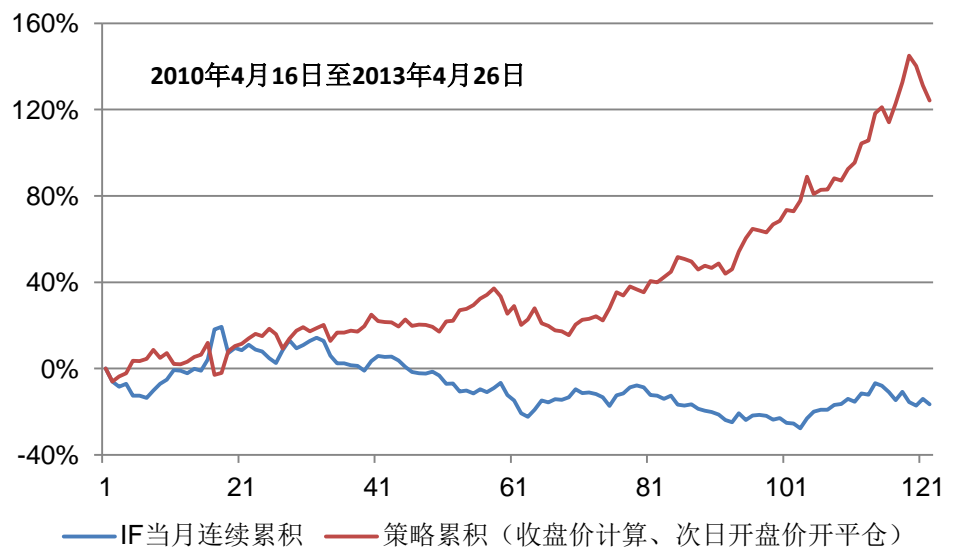
| | |
|-------------------|-------------------------------|
| 平均盈利率 | 2.64% |
| 平均亏损率 | -2.29% |
| 平均盈亏比（绝对值） | 1.15 |
| 单次最大盈利 | 10.07% |
| 单次最大亏损 | -13.48% |
| 最大连续盈利次数 | 6 |
| 最大连续亏损次数 | 6 |
| 2010至2013分年度累积收益率 | 7.95%、7.43%、48.10%、9.02% |
| 2010至2013分年度最大回撤率 | -13.48%、-14.90%、-7.75%、-6.91% |

数据来源：广发证券发展研究中心，天软科技

比较图 10 和图 9，提前一分钟计算信号并下单，和之前的测算并没有显著差别，年化收益率约 24%，仅变化（下降）了不到三个百分点，模型仍然有效。

另外一种接近实际情况的操作方法是按照每日的收盘价进行信号计算，按照下一个交易日的开盘价进行平仓和建仓。我们采用这种方法重新对 HTMT 策略进行了测算，结果如图 11 和表 6 所示。

图 11: HTMT 低频交易累积收益率（次日开盘开、平仓）



数据来源：广发证券发展研究中心，wind 资讯

表 6: HTMT 低频交易统计结果（次日开盘开、平仓）

| | |
|--------|-----------|
| 回测周期 | 735 个交易日 |
| 交易次数 | 121 |
| 平均持仓周期 | 6.07 个交易日 |
| 累积收益率 | 124.25% |
| 年化收益率 | 30.17% |
| 平均收益率 | 0.72% |
| 收益率标准差 | 3.25% |

| | |
|-------------------|-------------------------------|
| 盈利比率（正确率） | 60.33% |
| 最大回撤率 | -15.76% |
| 盈利次数 | 73 |
| 亏损次数 | 48 |
| 平均盈利率 | 2.72% |
| 平均亏损率 | -2.31% |
| 平均盈亏比（绝对值） | 1.18 |
| 单次最大盈利 | 10.26% |
| 单次最大亏损 | -13.35% |
| 最大连续盈利次数 | 8 |
| 最大连续亏损次数 | 6 |
| 2010至2013分年度累积收益率 | 16.14%、6.12%、59.01%、9.02% |
| 2010至2013分年度最大回撤率 | -13.48%、-12.34%、-5.11%、-8.45% |

数据来源：广发证券发展研究中心，wind资讯

可以看出，通过每个交易日收盘价进行涨跌预测，并在信号出现变化的时候在下一交易日根据开盘价进行平仓和开仓，可以将策略年化收益率提升至30.17%，最大回撤率的绝对值同时也略有减小。相比之前按照收盘前一分钟指数进行计算、并以收盘价进行开、平仓的方式，策略的风险、收益情况都有一定的提升。

（二）HTMT 在沪深 300ETF 交易中的应用

由于目前仍有较多机构投资者无法直接投资股指期货，很多高频策略的运用都受到了一定的限制。然而，本篇报告所介绍的 HTMT 交易模型单次交易持仓时间都不低于一个交易日，因此，在 ETF 可以融券卖空的前提下，上述运用于股指期货的交易策略完全可以移植到 ETF 上。

我们注意到表6中，股指期货HTMT交易策略的单笔平均收益率达到0.72%，在短线交易中，基本可以覆盖ETF的双向交易成本（含融券卖空成本）。因此，我们接着计算了希尔伯特变换交易模型运用于沪深300ETF（华泰柏瑞510300和嘉实159919）的情况，其中取0.2%的ETF双边交易成本；如果开仓方向为空，在持仓阶段计入年化8.6%的融券卖空成本；计算时间窗口取2012年5月28日两支沪深300ETF上市以来，至2013年4月26日，共224个交易日；交易方式仍然是按照前一交易日ETF收盘价计算信号，按照下一交易日ETF开盘价进行建仓。不加杠杆，测算结果如表7和图12所示。

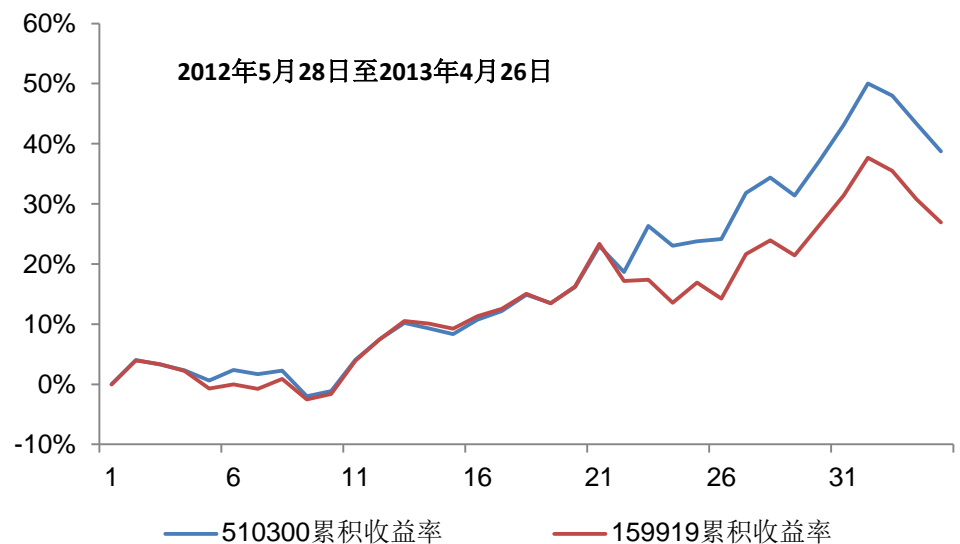
表7：HTMT 运用于沪深 300ETF 交易统计数据

| | ETF510300 | ETF159919 |
|--------|-----------|-----------|
| 回测周期 | 224 个交易日 | 224 个交易日 |
| 交易次数 | 34 | 36 |
| 平均持仓周期 | 6.59 个交易日 | 6.22 个交易日 |
| 累积收益率 | 38.74% | 26.94% |
| 年化收益率 | 42.02% | 29.12% |

| | | |
|------------|--------|--------|
| 平均收益率 | 1.01% | 0.71% |
| 收益率标准差 | 3.01% | 2.96% |
| 盈利比率（正确率） | 58.82% | 58.33% |
| 最大回撤率 | -7.53% | -7.96% |
| 盈利次数 | 20 | 21 |
| 亏损次数 | 14 | 15 |
| 平均盈利率 | 3.08% | 2.74% |
| 平均亏损率 | -1.94% | -2.14% |
| 平均盈亏比（绝对值） | 1.59 | 1.28 |
| 单次最大盈利 | 6.48% | 6.21% |
| 单次最大亏损 | -4.18% | -5.02% |
| 最大连续盈利次数 | 4 | 4 |
| 最大连续亏损次数 | 4 | 4 |

数据来源：广发证券发展研究中心，wind资讯

图12：HTMT运用于沪深300ETF累积收益率



数据来源：广发证券发展研究中心，wind 资讯

可以看出，在ETF交易成本较高、并存在融券成本的情况下，应用于沪深300的HTMT交易策略仍然取得了可观的收益。在30多次交易中，华泰柏瑞和嘉实的300ETF分别取得38.74% 26.94%的累积收益率，近一年的最大回撤率分别为-7.53%、-7.96%。这一结果甚至要好于之前股指期货HTMT交易的总体统计数据，其取决于希尔伯特变换模型在2012年及2013年前四个月的表现较好，这点可以从之前股指期货的回测结果图11中看出。

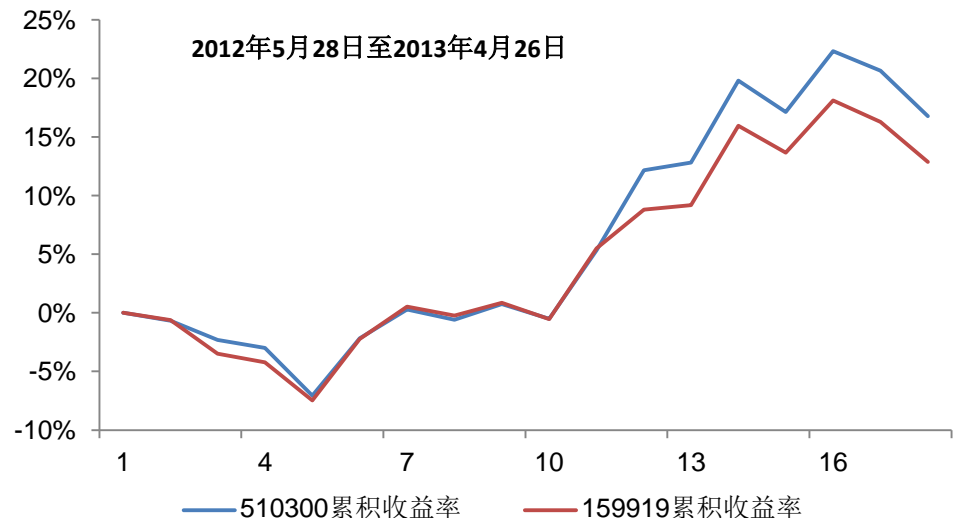
由于很多机构投资者目前还无法参与融券做空，因此我们按照上述测算参数，重新计算了沪深300ETF只做多、不做空的情况，结果如表8和图13所示。

表 8: HTMT 运用于沪深 300ETF 交易统计数据 (只做多情况)

| | ETF510300 | ETF159919 |
|-------------|-----------|-----------|
| 回测周期 | 224 个交易日 | 224 个交易日 |
| 交易次数 | 17 | 18 |
| 累积收益率 | 16.78% | 12.86% |
| 年化收益率 | 18.08% | 13.84% |
| 平均收益率 | 0.97% | 0.72% |
| 收益率标准差 | 3.49% | 3.16% |
| 盈利比率 (正确率) | 47.06% | 50.00% |
| 最大回撤率 | -7.07% | -7.46% |
| 盈利次数 | 8 | 9 |
| 亏损次数 | 9 | 9 |
| 平均盈利率 | 4.08% | 3.25% |
| 平均亏损率 | -1.79% | -1.81% |
| 平均盈亏比 (绝对值) | 2.28 | 1.80 |
| 单次最大盈利 | 6.48% | 6.21% |
| 单次最大亏损 | -4.18% | -3.39% |
| 最大连续盈利次数 | 4 | 5 |
| 最大连续亏损次数 | 4 | 4 |

数据来源: 广发证券发展研究中心, wind 资讯

图 13: HTMT 运用于沪深 300ETF 累积收益率 (只做多情况)



数据来源: 广发证券发展研究中心, wind 资讯

可以看到, 在 2012 至 2013 年市场整体环境偏弱的环境下, HTMT 策略在 510300 和 159919 两支 300ETF 上单边做多也可以获得 16.78%、12.86% 的累积收益率。相比之前的多空双向交易来看, 最显著的变化是正确率大幅下降至 50% 附近, 不过较高的盈亏比 (绝对值) 仍然保证了策略的收益。

七、总结

本篇报告运用窄带信号处理理论中的希尔伯特变换方法，构造金融时间序列的同相正交空间。通过研究同相正交空间中相量的变化，我们给出了一套完整的择时模型 HTM。经过实证分析，这一择时模型成功运用于市场指数择时及行业指数择时。通过较高的短线择时正确率，我们构建了平均持仓周期约为几个交易日的交易策略 HTMT，并将这一策略运用于沪深 300 股指期货及沪深 300ETF 交易。

风险提示

本篇报告通过历史数据进行建模与回测，得到良好的择时预测效果。但由于市场具有不确定性，择时模型仅在统计意义下有望获得良好投资效果，敬请广大投资者注意模型单次失效的相关风险。

广发金融工程研究小组

- 罗 军: 首席分析师, 华南理工大学理学硕士, 2010 年进入广发证券发展研究中心。
俞文冰: 首席分析师, CFA, 上海财经大学统计学硕士, 2012 年进入广发证券发展研究中心。
叶 涛: 资深分析师, CFA, 上海交通大学管理科学与工程硕士, 2012 年进入广发证券发展研究中心。
安宁宁: 资深分析师, 暨南大学数量经济学硕士, 2011 年进入广发证券发展研究中心。
胡海涛: 分析师, 华南理工大学理学硕士, 2010 年进入广发证券发展研究中心。
夏潇阳: 分析师, 上海交通大学金融工程硕士, 2012 年进入广发证券发展研究中心。
汪 鑫: 分析师, 中国科学技术大学金融工程硕士, 2012 年进入广发证券发展研究中心。
蓝昭钦: 分析师, 中山大学理学硕士, 2010 年进入广发证券发展研究中心。
史庆盛: 研究助理, 华南理工大学金融工程硕士, 2011 年进入广发证券发展研究中心。
张 超: 研究助理, 中山大学理学硕士, 2012 年进入广发证券发展研究中心。

广发证券—行业投资评级说明

- 买入: 预期未来 12 个月内, 股价表现强于大盘 10%以上。
持有: 预期未来 12 个月内, 股价相对大盘的变动幅度介于-10%~+10%。
卖出: 预期未来 12 个月内, 股价表现弱于大盘 10%以上。

广发证券—公司投资评级说明

- 买入: 预期未来 12 个月内, 股价表现强于大盘 15%以上。
谨慎增持: 预期未来 12 个月内, 股价表现强于大盘 5%-15%。
持有: 预期未来 12 个月内, 股价相对大盘的变动幅度介于-5%~+5%。
卖出: 预期未来 12 个月内, 股价表现弱于大盘 5%以上。

联系我们

| | 广州市 | 深圳市 | 北京市 | 上海市 |
|------|----------------------------|---|-----------------------------|------------------------------|
| 地址 | 广州市天河北路 183 号 大都会广场 5 楼 | 深圳市福田区金田路 4018 号安联大厦 15 楼 A 座 03-04 | 北京市西城区月坛北街 2 号 月坛大厦 18 层 | 上海市浦东新区富城路 99 号 震旦大厦 18 楼 |
| 邮政编码 | 510075 | 518026 | 100045 | 200120 |
| 客服邮箱 | gfyf@gf.com.cn | | | |
| 服务热线 | 020-87555888-8612 | | | |

免责声明

广发证券股份有限公司具备证券投资咨询业务资格。本报告只发送给广发证券重点客户, 不对外公开发布。

本报告所载资料的来源及观点的出处皆被广发证券股份有限公司认为可靠, 但广发证券不对其准确性或完整性做出任何保证。报告内容仅供参考, 报告中的信息或所表达观点不构成所涉证券买卖的出价或询价。广发证券不对因使用本报告的内容而引致的损失承担任何责任, 除非法律法规有明确规定。客户不应以本报告取代其独立判断或仅根据本报告做出决策。

广发证券可发出其它与本报告所载信息不一致及有不同结论的报告。本报告反映研究人员的不同观点、见解及分析方法, 并不代表广发证券或其附属机构的立场。报告所载资料、意见及推测仅反映研究人员于发出本报告当日的判断, 可随时更改且不予通告。

本报告旨在发送给广发证券的特定客户及其它专业人士。未经广发证券事先书面许可, 任何机构或个人不得以任何形式翻版、复制、刊登、转载和引用, 否则由此造成的一切不良后果及法律责任由私自翻版、复制、刊登、转载和引用者承担。