

时变贝塔动态估计模型的预测效果检验

——基于均值回复过程的状态空间估计模型

叶涛 分析师

电话:

eMail: yetao@gf.com.cn

执业编号: S0260512030002

资本资产定价模型

资本资产定价模型描述了资产的系统性风险与预期收益率之间的均衡关系,那么 β 值应当是未来资产系统性风险的预期值。同时,资本资产定价模型又是单阶段的静态模型,那么 β 值是应当是稳定的。只有基于市场单因素模型通过历史数据检验的稳定 β 值才能作为资产未来系统性风险的无偏估计,才能证明资本资产定价模型的有效性,但从已有的大量相关研究来看,大多均不支持 β 值的稳定性假设。

时变贝塔的动态估计模型

时变贝塔的动态估计模型能更好的捕捉 β 值的时变性特征,有利于增强预期的系统性风险对资产预期收益率的解释能力。贝塔估计模型的有效性是在于样本外对于 β 值的预测效果,考虑到“所谓”的“ β 真实值”无法观察或者并不存在,因此贝塔估计模型的预测效果应当通过样本外对于资产波动率的解释程度或者说经模型解释后所剩余的风险占比来检验。

基于均值回复过程的状态空间估计模型

状态空间估计模型将不可观测的时间变量视为动态变化的过程,可以用来估计不可观测的时间变量。状态空间估计模型是由观测方程和状态方程构成的,描述了一种波动预测与信息更新的循环递推过程。基于均值回复过程的状态空间估计模型的观测方程为市场单因素模型,对应的状态方程为时变参数 α 、 β 的一阶自回归模型。

股票组合 β 值的预测

对于股票组合 β 值的预测应当以当前的组合配置结构向前回溯构成历史收益率序列,基于回溯的历史收益率序列采用直接估计来预测 β 值,这种预测方法的优势在于既反映了股票组合最新的截面信息又不会因假设股票组合内个股的残差都两两不相关而导致低估了股票组合的 β 值。

时变贝塔动态估计预测效果的研究总结

基于均值回复过程的状态空间估计模型在模型结构上符合逻辑,似然函数的构造形式与参数估计方法也比较合理,但最终在 β 值的预测效果上却并没有体现出应有的优势,我们认为其原因只要有以下两点:

1、对于 α 、 β 均值回复特征的变动规律先验的认定为是一阶自回归过程,当实际的变动规律与预设模式不符的时候状态空间估计模型对于时变 β 的预测效果并不会产生什么正面贡献。

2、 α 、 β 自回归系数的估计值非常接近于零,导致状态空间估计模型对于时变 β 的预测效果与OLS估计的预测效果差异不大。

结构形式相对复杂的非线性模型所需的参数相对较多,参数估计的耗时又相对较长。基于均值回复过程的状态空间估计模型完成一次本为中的成分股 β 值预测效果的检验总计需要将近64万次的优化计算,完成计算的耗时大致在40天左右,而使用OLS估计则仅需不到1分钟,因此线性模型的“性价比”明显占优。

就时变 β 的预测问题而言,继续深挖能够明显提升预测效果的方法所能带来的附加值可能非常有限,因此滚动外推的OLS估计仍是相对比较实用的一种方法。

目录索引

一、 问题的提出	3
二、 基于均值回复过程的状态空间估计模型	4
三、 个股 β 值的预测效果检验	5
(一) 变量定义	5
(二) 检验指标	5
(三) 数据选择、估计方法与检验指标	6
(四) 实证结果	6
四、 股票组合 β 值的预测效果检验	11
五、 研究总结	13

图表索引

图 1: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (OLS-SS, 沪深 300 指数成分股)	7
图 2: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (TLB-SS, 沪深 300 指数成分股)	7
图 3: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (TLB-OLS, 沪深 300 指数成分股) ...	8
图 4: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (OLS-SS, 中证 500 指数成分股)	8
图 5: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (TLB-SS, 中证 500 指数成分股)	9
图 6: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (TLB-OLS, 中证 500 指数成分股) ...	9
图 7: 沪深 300 指数组合的 β 预测值	11
图 8: 中证 100 指数组合的 β 预测值	12
图 9: 中证 200 指数组合的 β 预测值	12
图 10: 中证 500 指数组合的 β 预测值	12
表 1: β 值预测效果检验指标的差值序列统计值 (沪深 300 指数成分股)	10
表 2: β 值预测效果检验指标的差值序列统计值 (中证 500 指数成分股)	10
表 3: 股票组合 β 值预测效果检验指标的统计值	13

一、问题的提出

资本资产定价模型的核心思想是在一个竞争性均衡的资本市场中，投资者可以通过持有有效投资组合消除非系统性风险，不会因为承担非系统性的风险而得到收益补偿，影响预期收益的只能是无法被分散的系统性风险，这个系统性风险可以用与期望收益线性相关的 β 值来衡量，用于区分不同资产的内在风险结构，能够对不同资产期望收益的差异做出唯一的解释。

资本资产定价模型描述了资产的系统性风险与预期收益率与之间的均衡关系，那么 β 值应当是未来资产系统性风险的预期值，但由于 β 值无法直接观测，因而资本资产定价模型本身无法检验。同时，资本资产定价模型又是单阶段的静态模型，那么 β 值是应当是稳定的，因此可以将资本资产定价模型转换为可以由历史数据检验的统计模型，即市场单因素模型。只有基于市场单因素模型通过历史数据检验的稳定 β 值才能作为资产未来系统性风险的无偏估计，才能证明资本资产定价模型的有效性。

从已有的大量相关研究来看，大多均不支持 β 值的稳定性假设：

- 1、单个资产在短期内的 β 值是不稳定的，资产组合的 β 值相对稳定且稳定性与组合规模正相关；
- 2、单个资产 β 值的稳定性与其交易量正相关；
- 3、 β 值的稳定性与用于估计的历史数据的长度正相关；
- 4、 β 值呈现均值回复特征；
- 5、 β 值与用于估计的历史数据的频率负相关。

时变贝塔的动态估计模型能更好的捕捉 β 值的时变性特征，有利于增强预期的系统性风险对资产预期收益率的解释能力。贝塔估计模型的有效性是在于样本外对于 β 值的预测效果，考虑到“所谓”的“ β 真实值”无法观察或者并不存在，因此贝塔估计模型的预测效果应当通过样本外对于资产波动率的解释程度或者说经模型解释后所剩余的风险占比来检验。

对于单个资产 β 值的预测效果检验相对比较直接，而对于资产组合 β 值的预测则可以通过两种方法来获得：其一、将资产组合视为单个资产，基于资产组合历史收益率的时间序列来预测其 β 值，即直接估计；其二、分别预测资产组合内所有资产的 β 值，然后依据配置权重来计算资产组合的预测 β 值，即间接估计。以上两种资产组合 β 值的估计方法也各有利弊，直接估计无需假设单个资产的残差都两两不相关，但却不能反映资产组合最新的结构性变化；间接估计能够反映资产组合最新的结构性变化，但却需要假设单个资产的残差都两两不相关。

资本资产定价模型假设所有的投资者均是依据资产的均值与方差进行投资决策的风险规避者，且对于资产的均值和方差均有一致的预期，从而所有的投资者均持有了相同的风险资产组合，也就是包括所有交易性金融资产的市场组合。理想的市场组合并不存在，我们通常只能以具有市场代表性的指数组合来做“替身”，那么对于市场组合内与市场组合外不同资产 β 值的预测效果就有可能存在结构性的差异，这也是在贝塔估计模型的有效性检验中所需要考虑的问题。

时变贝塔的动态估计模型是基于一个内生的递推关系来完成 β 值的一步向前预测，本文中我们使用基于均值回复过程的状态空间估计模型作为贝塔估计模型，分别按个股

与股票组合两个层面来检验该模型的有效性。为了检验估计模型对于市场组合内与市场组合外不同资产 β 值的预测效果是否存在结构性的差异，本文以沪深300指数组合作为市场组合，将个股对象划分为沪深300指数成分股与中证500指数成分股两个组别进行检验，也对应的将股票组合对象划分为中证100指数组合、中证200指数组合与中证500指数组合两个组别并按直接估计与间接估计两种方法分别进行检验。

二、基于均值回复过程的状态空间估计模型

状态空间估计模型将不可观测的时间变量视为动态变化的过程，可以用来估计不可观测的时间变量。状态空间估计模型是由观测方程和状态方程构成的，描述了一种波动预测与信息更新的循环递推过程。

基于均值回复过程的状态空间估计模型的观测方程为市场单因素模型，对应的状态方程为时变参数 α, β 的一阶自回归模型，具体的形式如下：

$$r_{i,t} = (\alpha_{i,t}, \beta_{i,t}) \Pi_t + \varepsilon_{i,t}^r, \quad \varepsilon_{i,t}^r \stackrel{i.i.d}{\sim} N(0, \sigma^2[\varepsilon_i^r]) \quad \text{式(1)}$$

$$\begin{pmatrix} \alpha_{i,t+1} - \bar{\alpha} \\ \beta_{i,t+1} - \bar{\beta} \end{pmatrix} = \Phi \begin{pmatrix} \alpha_{i,t} - \bar{\alpha} \\ \beta_{i,t} - \bar{\beta} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{i,t}^\alpha \\ \varepsilon_{i,t}^\beta \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} \varepsilon_{i,t}^\alpha \\ \varepsilon_{i,t}^\beta \end{pmatrix} \stackrel{i.i.d}{\sim} N \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \Omega_i \right) \quad \text{式(2)}$$

假设 $\varepsilon_{i,t}^r, \varepsilon_{i,t}^\alpha, \varepsilon_{i,t}^\beta$ 均相互独立，那么 $\rho_i^\alpha, \rho_i^\beta, \bar{\alpha}_i, \bar{\beta}_i, \sigma^2[\varepsilon_i^\alpha], \sigma^2[\varepsilon_i^\beta], \sigma^2[\varepsilon_i^r]$ 即为该模

型所需估计的7超参数。令 $\Psi_{i,t|t} = \begin{pmatrix} \sigma^2[\alpha_{i,t}] & 0 \\ 0 & \sigma^2[\beta_{i,t}] \end{pmatrix}$ ，在当前观测时点 t 时刻所得到

的资产 i 在 $t+1$ 时刻 α, β 的预测值 $\begin{pmatrix} \alpha_{i,t+1|t} \\ \beta_{i,t+1|t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{\alpha}_i \\ \bar{\beta}_i \end{pmatrix} + \Phi_i \begin{pmatrix} \alpha_{i,t} - \bar{\alpha}_i \\ \beta_{i,t} - \bar{\beta}_i \end{pmatrix}$ ，协方差矩阵的预测

$\Psi_{i,t+1|t} = \Phi_i \Psi_{i,t|t} \Phi_i^T + \Omega_i$ ，收益率的预测值 $r_{i,t+1|t} = (\alpha_{i,t+1|t}, \beta_{i,t+1|t}) \Pi_{t+1}$ 。

在 $t+1$ 时刻当我们观测到 $r_{i,t+1}, r_{M,t+1}$ 时就可以得到 t 时刻对 $t+1$ 时刻资产 i 收益率

的预测误差 $v_{i,t+1|t} = r_{i,t+1} - r_{i,t+1|t}$ 与预测误差的方差 $\sigma^2[v_{i,t+1|t}] = \Pi_{t+1}' \Psi_{i,t+1|t} \Pi_{t+1} + \sigma^2[\varepsilon_i^r]$ 。

那么 $t+1$ 时刻的新观测所能够带来的信息增量 $\Delta_{i,t+1} = \frac{\Psi_{i,t+1|t} \Pi_{t+1}}{\sigma^2[v_{i,t+1|t}]}$ ，由此就可以对资产 i

在 $t+1$ 时刻 α, β 的预测值更新为 $\begin{pmatrix} \alpha_{i,t+1|t+1} \\ \beta_{i,t+1|t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_{i,t+1|t} \\ \beta_{i,t+1|t} \end{pmatrix} + v_{i,t+1|t} \Delta_{i,t+1}$ ，协方差矩阵的预测

更新为 $\Psi_{i,t+1|t+1} = (E_{2 \times 2} - \Delta_{i,t+1} \Pi_{t+1}') \Psi_{i,t+1|t}$ ，该模型波动预测与信息更新的过程就如此循环进行。

若给定估计样本 $\{(r_{i,1}, r_{M,1}), (r_{i,2}, r_{M,2}), \dots, (r_{i,T}, r_{M,T})\}$ ，那么就能得到该模型基于正态分布假设下的对数似然函数：

$$L_i = -\frac{T}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \left[\ln(\sigma^2[v_{i,t|t-1}]) + \frac{v_{i,t|t-1}^2}{\sigma^2[v_{i,t|t-1}]} \right] \quad \text{式(3)}$$

$\bar{\alpha}_i, \bar{\beta}_i$ 表示 α, β 的均衡值，因而可以由OLS估计给出以减轻优化计算的负担，该模型所需估计的其余5个超参数则由极大似然估计得到，那么由 T 时刻的一步向前预测就能得到资产 i 在 $T+1$ 时刻 β 的预测值 $\beta_{i,T+1|T} = \rho_i^\beta \cdot \beta_{i,T|T} + (1 - \rho_i^\beta) \bar{\beta}_i$ 。

三、个股 β 值的预测效果检验

(一) 变量定义

1、为了能更准确的捕捉 β 值的时变性特征，我们设定参数估计与预测效果检验的数据频率均为交易日，预测效果的检验区间为 $[T_1, T_2]$ ， $N[\cdot]$ 为计数函数。

2、令 $t \in [T_1, T_2]$ ，市场组合 M 的 t 日收益率为 $R_{M,t}$ 。指数组合 j 的 t 日收益率为 $R_{j,t}$ ， t 日的成分股集合为 $\Omega_{j,t}$ ，在 $[T_1, T_2]$ 内的成分股集合 $\Omega_{j,[T_1, T_2]} = \bigcup_{t \in [T_1, T_2]} \Omega_{j,t}$ ，所有指数组合在 $[T_1, T_2]$ 内的成分股集合 $\Omega_{[T_1, T_2]} = \bigcup_j \Omega_{j,[T_1, T_2]}$ 。

3、属于 $\Omega_{[T_1, T_2]}$ 的个股 i 的 t 日收益率为 $r_{i,t}$ ，在指数组合 j 中的 t 日开盘参考权重为 $\omega_{i,j,t}$ ，由估计模型 k 得到的 $t-1$ 日对 t 日 β 的预测值为 $\beta_{i,t|t-1}^k$ ，对应的 t 日样本外的非系统性风险收益率 $\varepsilon_{i,t|t-1}^k = r_{i,t} - \beta_{i,t|t-1}^k \cdot R_{M,t}$ 。

(二) 检验指标

个股 i 属于指数组合 j 的成分股集合 $\Omega_{j,[T_1, T_2]}$ 的交易日集合 $T_{i,j} = \{t | \omega_{i,j,t} > 0\}$ ，找出个股 i 在 $T_{i,j}$ 内的收益率序列 $r_{i,t}$ 以及由估计模型 k 所得到的非系统性风险收益率序列 $\varepsilon_{i,t|t-1}^k$ ，以个股 i 在样本外的非系统性风险占比作为检验指标，记为 $\phi_{i,j}^k$ ：

$$\phi_{i,j}^k = \frac{\sigma^2[\varepsilon_{i,t|t-1}^k | t \in T_{i,j}]}{\sigma^2[r_{i,t} | t \in T_{i,j}]} \quad \text{式(4)}$$

对于给定的 i, j ，能够使得 $\phi_{i,j}^k$ 的取值最小的估计模型 k 对于时变 β 值的预测能力自然最强。样本内的 OLS 估计能够在常数 β 值假设下使得个股 i 的非系统性风险占比达到理论下限，那么令个股 i 在 $T_{i,j}$ 内直接由 OLS 估计得到的非系统性风险占比为 $\phi_{i,j}^*$ 。如果有 $\phi_{i,j}^k < \phi_{i,j}^*$ 成立，那么至少可以说明两点：其一、个股 i 的 β 值确实是时变的；其二、估计模型 k 确实有助于预测个股 i 的时变 β 值。

(三) 数据选择、估计方法与检验指标

1、预测效果的检验区间 $[T_1, T_2]$

预测效果的检验区间设定为2010-1-1至2012-4-27，总计561个交易日。

2、指数组合 j 与市场组合 M

$j = 1, 2, 3$ 分别表示中证100指数组合、中证200指数组合与中证500指数组合；

M 表示沪深300指数组合。

3、估计模型 k

$k = SS$ ：基于均值回复过程的状态空间估计模型，作为检验模型；

$k = OLS$ ：基于市场单因素模型的 OLS 滚动估计模型，作为参照模型；

$k = TLB$ ：样本内的 OLS 估计，对应常数 β 值假设下检验指标的理论下限。

4、估计样本

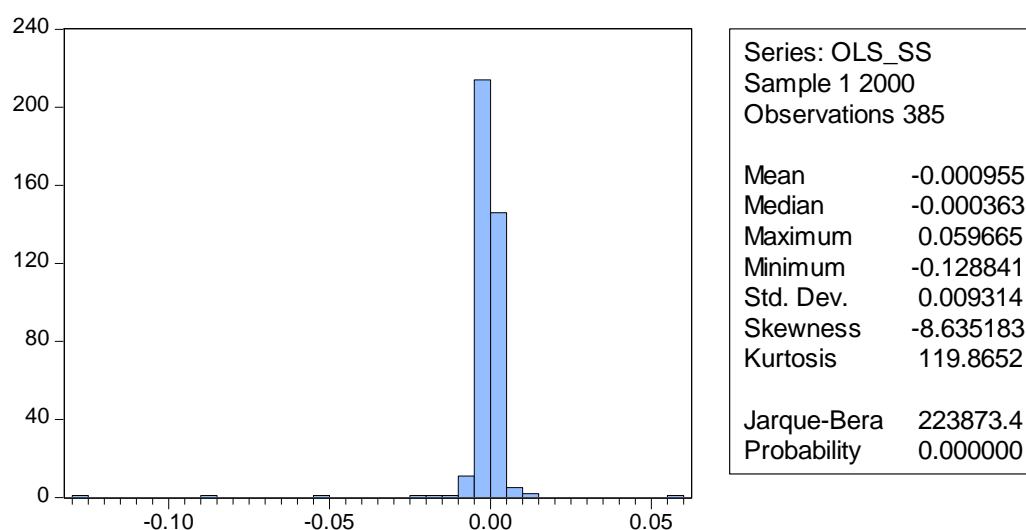
对于 $k = SS, OLS$ ，均采用按日滚动外推估计。设定个股 i 的 t 日 β 预测值 $\beta_{i,t|t-1}^k$ 的估计样本为 $t-1$ 日前推120个有效交易日，其中有效交易日为剔除停牌、收盘涨停与跌停的交易日，若有效交易日天数介于60天至120天之间的按实际有效交易日天数估计，若不足60个有效交易日则不对 t 日进行估计。

(四) 实证结果

为了区分估计模型对于市场组合内与市场组合外个股 β 值预测效果的差异，我们将个股对象划分为沪深300指数成分股与中证500指数成分股两个组别分别进行检验。在样本外检验区间2010-1-1至2012-4-27的561个交易日中总共有385只个股成为沪深300指数的成分股，687只个股成为中证500指数的成分股。

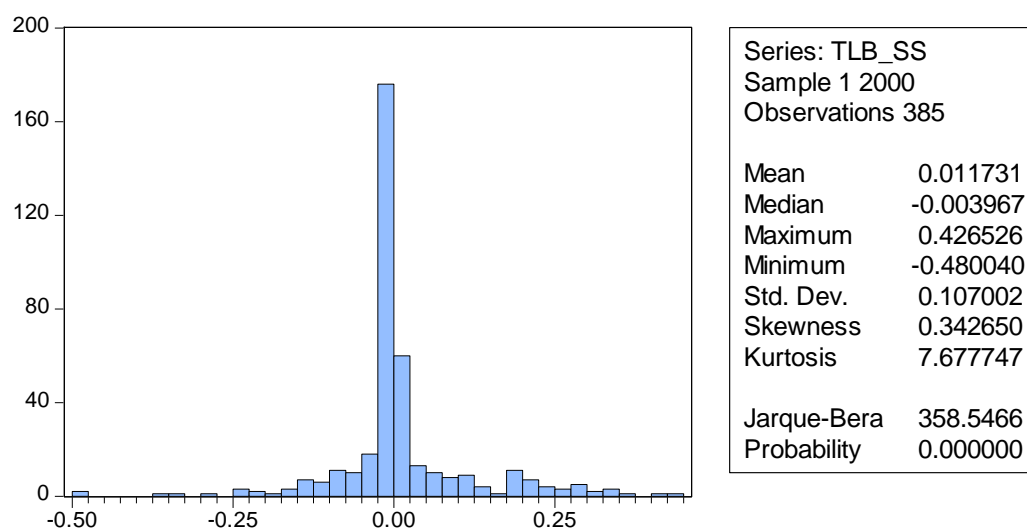
同一只个股在不同估计模型下的检验指标 $\phi_{i,M}^k$ 是完全可比的，每个组别的个股对象都分别对应3个检验指标序列，只要将这些指标序列两两相减构成检验指标差值序列就能用来比较不同估计模型的 β 值预测效果，以下的图1至图6就是沪深300指数成分股和中证500指数成分股所对应的检验指标差值序列的分布直方图，表1和表2分别为检验指标差值序列的统计值。

图1: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (OLS-SS, 沪深300指数成分股)



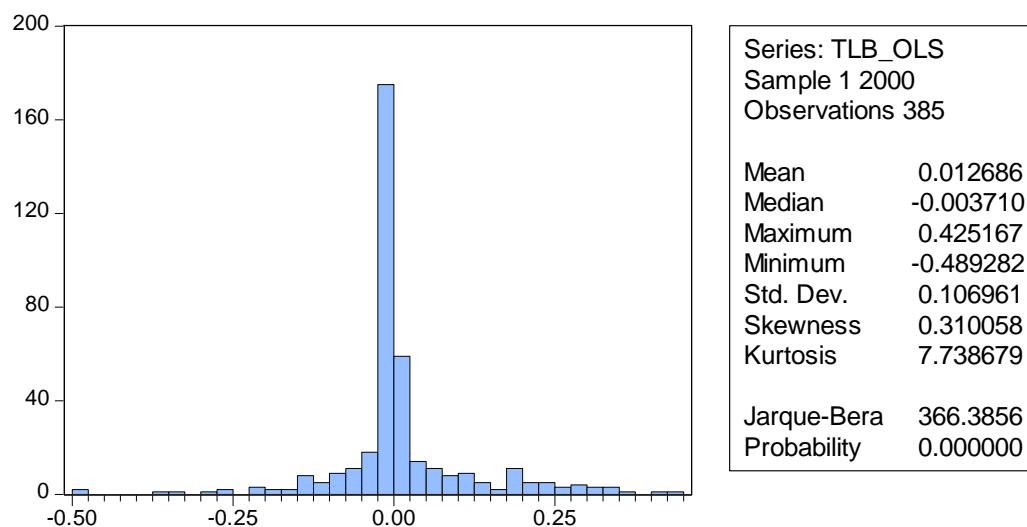
数据来源: Wind资讯、广发证券发展研究中心

图2: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (TLB-SS, 沪深300指数成分股)



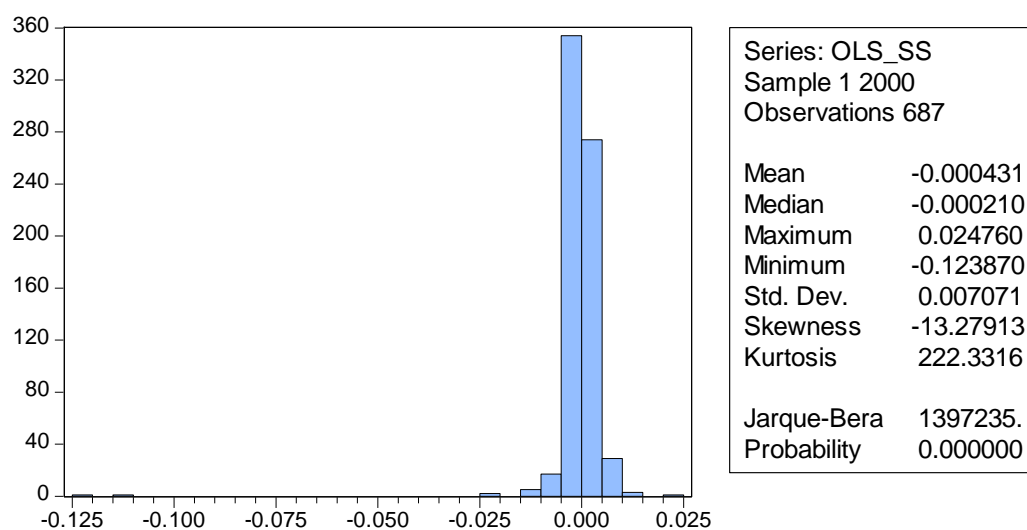
数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

图3: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (TLB-OLS, 沪深300指数成分股)



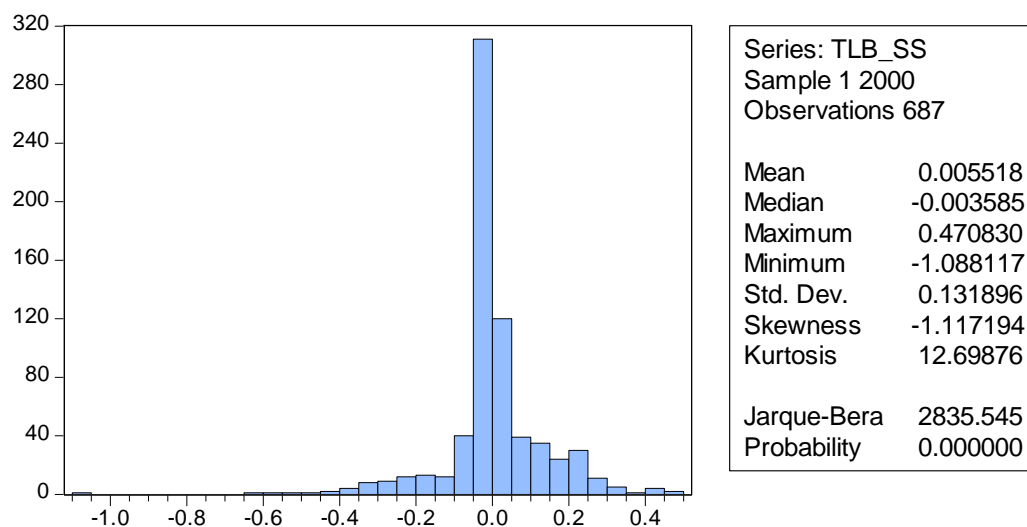
数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

图4: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (OLS-SS, 中证500指数成分股)



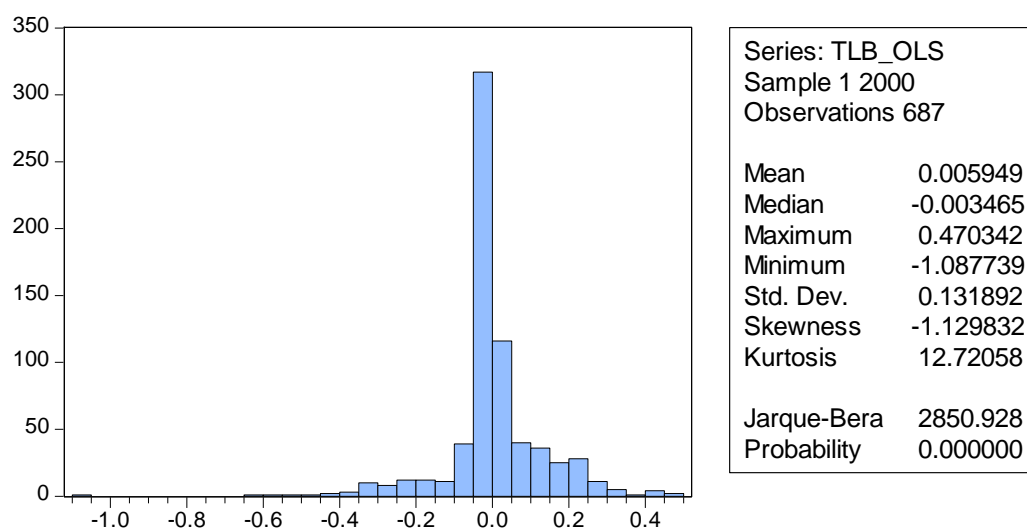
数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

图5: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (TLB-SS, 中证500指数成分股)



数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

图6: β 值预测效果检验指标的差值序列分布 (TLB-OLS, 中证500指数成分股)



数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

表1: β 值预测效果检验指标的差值序列统计值（沪深300指数成分股）

统计值	OLS-SS	TLB-SS	TLB-OLS
均值	-0.10%	1.17%	1.27%
中位数	-0.04%	-0.40%	-0.37%
25%分位点	-0.14%	-1.19%	-1.04%
75%分位点	0.07%	1.00%	1.21%
后者胜率	40.00%	37.14%	37.66%

数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

表2: β 值预测效果检验指标的差值序列统计值（中证500指数成分股）

统计值	OLS-SS	TLB-SS	TLB-OLS
均值	-0.04%	0.55%	0.59%
中位数	-0.02%	-0.36%	-0.35%
25%分位点	-0.14%	-0.47%	-0.71%
75%分位点	0.11%	0.22%	0.41%
后者胜率	44.69%	39.45%	39.01%

数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

从个股 β 值预测效果的实证数据来看，基于均值回复过程的状态空间估计模型与基于市场单因素模型的OLS滚动估计模型在 β 值的预测效果上并不存在显著差异，检验指

标的数值也均未能显著优于 β 值常数假设下的检验指标理论下限。

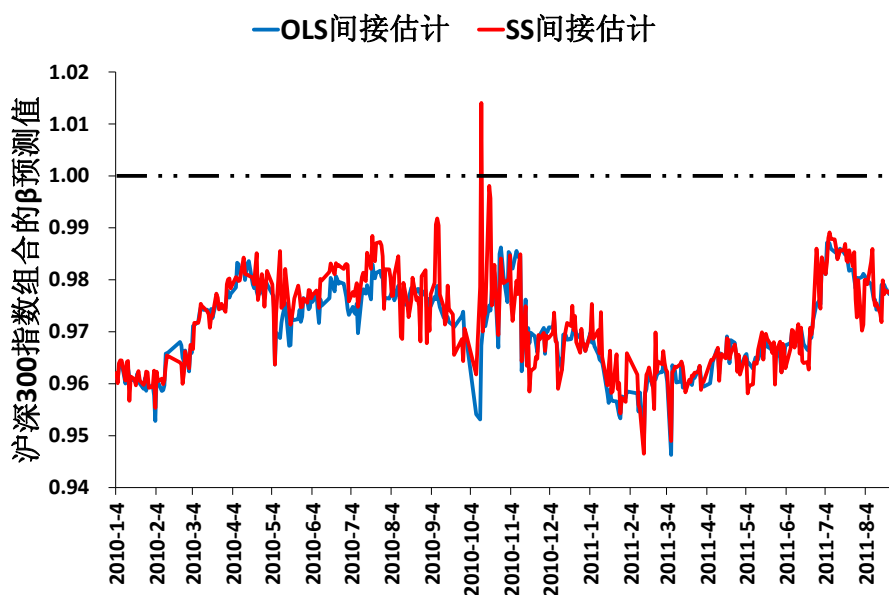
四、股票组合 β 值的预测效果检验

对于单只个股 β 值的预测效果检验相对比较直接，而对于股票 β 值的预测则可以通过两种方法来获得：其一、将股票组合视为单个资产，基于股票组合历史收益率的时间序列来预测其 β 值，即直接估计；其二、分别预测股票组合内所有个股的 β 值，然后依据配置权重来计算股票组合的预测 β 值，即间接估计。

以上两种股票组合 β 值的估计方法也各有利弊，直接估计无需假设股票组合内个股的残差都两两不相关，但却不能反映股票组合最新的结构性变化；间接估计能够反映股票组合最新的结构性变化，但却需要假设个股的残差都两两不相关。

结合2种不同的 β 值估计模型，对于股票组合 β 值的估计就形成了4种不同的估计方法，即基于滚动OLS估计模型的直接估计与间接估计以及基于状态空间估计模型的直接估计与间接估计。

图7：沪深300指数组合的 β 预测值

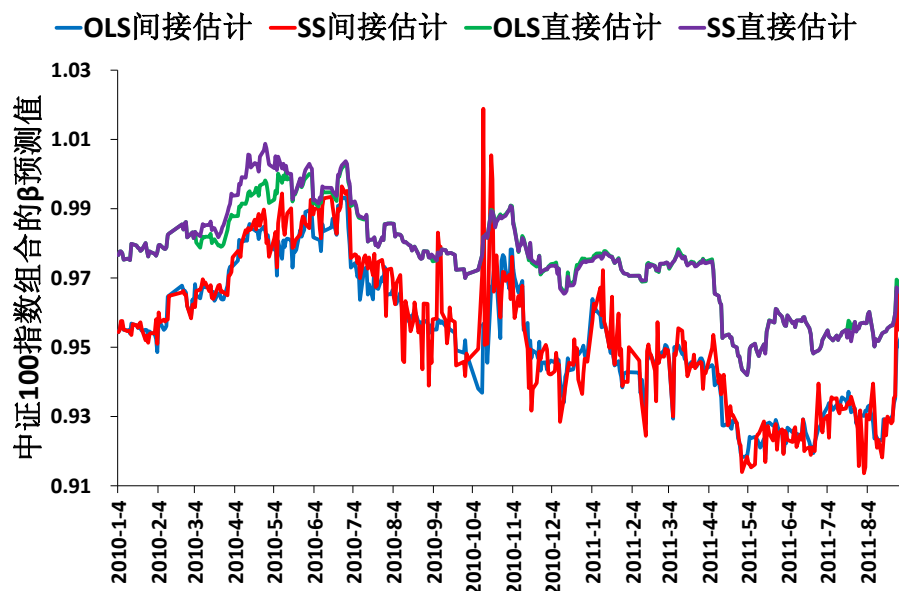


数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

对沪深300指数组合采用直接估计得到的 β 值必然为1，但如果采用间接估计所得到的 β 值就未必为1，那么差值就直接显示了估计模型 β 值预测的错误程度。如图7所示，基于OLS滚动估计模型与状态空间估计模型的间接估计所得到的 β 值均小于1，日均预测误差分别为0.029与0.028，虽然计算的结果并不能区分两种估计模型预测效果上的优劣，但至少可以说明假设股票组合内个股的残差都两两不相关导致的误差要高于忽略股票组合结构性变化所带来的误差，且个股残差的相关系数在平均意义上为正值也导致间接估计倾向于低估了股票组合的 β 值。由以上的分析，我们也可以得出这样的结论：对

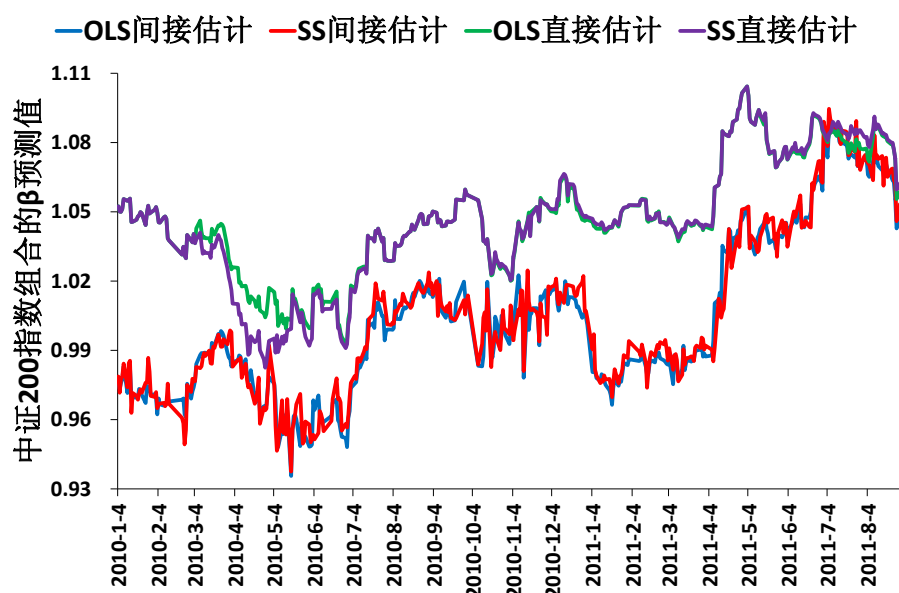
于股票组合 β 值的预测应当以当前的组合配置结构向前回溯构成历史收益率序列，基于回溯的历史收益率序列采用直接估计来预测 β 值，这种预测方法的优势在于既反映了股票组合最新的截面信息又不会因假设股票组合内个股的残差都两两不相关而导致低估了股票组合的 β 值。

图8：中证100指数组合的 β 预测值



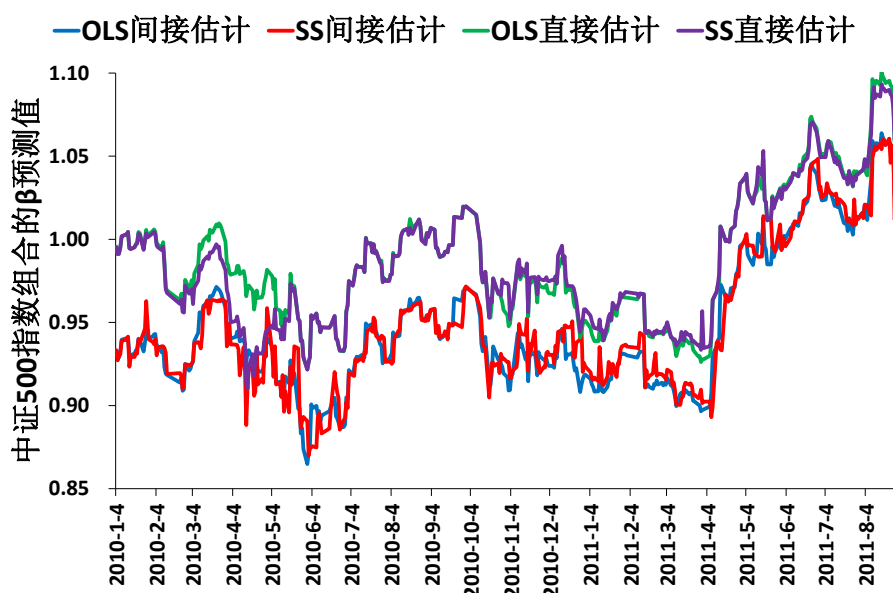
数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

图9：中证200指数组合的 β 预测值



数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

图10：中证500指数组合的 β 预测值



数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

表3：股票组合 β 值预测效果检验指标的统计值

股票组合	估计方法				理论下限
	OLS间接	SS间接	OLS直接	SS直接	
中证100指数	3.40%	3.37%	3.32%	3.31%	3.30%
中证200指数	10.01%	9.98%	9.77%	9.76%	9.71%
中证500指数	26.09%	26.07%	25.94%	25.86%	25.74%

数据来源：Wind资讯、广发证券发展研究中心

与个股 β 值的预测效果检验相似，我们也将股票组合对象划分为中证100指数组合、中证200指数组合与中证500指数组合两个组别并按直接估计与间接估计两种方法分别进行检验。

如图8、图9、图10和表3所示，我们可以从两个维度来看：

1、间接估计所得到的 β 值总是显著低于直接估计得到的 β 值，说明假设股票组合内个股的残差都两两不相关导致的误差要高于忽略股票组合结构性变化所带来的误差，且个股残差的相关系数在平均意义上为正值也导致间接估计倾向于低估了股票组合的 β 值。

2、与个股 β 值预测效果检验的结论相似，基于均值回复过程的状况空间估计模型与基于市场单因素模型的OLS滚动估计模型在 β 值的预测效果上并不存在显著差异，检验指标的数值也均未能显著优于 β 值常数假设下的检验指标理论下限。

五、研究总结

基于均值回复过程的状态空间估计模型在模型结构上符合逻辑，似然函数的构造形式与参数估计方法也比较合理，但最终在 β 值的预测效果上却并没有体现出应有的优势，我们认为其原因只要有以下两点：

1、对于 α 、 β 均值回复特征的变动规律先验的认定为是一阶自回归过程，当实际的变动规律与预设模式不符的时候状态空间估计模型对于时变 β 的预测效果并不会产生什么正面贡献。

2、 α 、 β 自回归系数的估计值非常接近于零，导致状态空间估计模型对于时变 β 的预测效果与OLS估计的预测效果差异不大。

结构形式相对复杂的非线性模型所需的参数相对较多，参数估计的耗时又相对较长。基于均值回复过程的状态空间估计模型完成一次本为中的成分股 β 值预测效果的检验总计需要将近64万次的优化计算，完成计算的耗时大致在40天左右，而使用OLS估计则仅需不到1分钟，因此线性模型的“性价比”明显占优。

就时变 β 的预测问题而言，继续深挖能够明显提升预测效果的方法所能带来的附加值可能非常有限，因此滚动外推的OLS估计仍是相对比较实用的一种方法。

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。

夏满阳，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。

李明，分析师，伦敦城市大学卡斯商学院计量金融硕士，2010 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。

谢琳，研究助理，上海交通大学金融学博士研究生，2011 年进入广发证券发展研究中心。

相关研究报告

	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	深圳市福田区民田路 178 号华融大厦 9 楼	北京市西城区月坛北街 2 号 月坛大厦 18 层	上海市浦东南路 528 号 上海证券大厦北塔 17 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。