文章编号:1003-207(2013)06-0011-11

基于状态空间模型的动态基金业绩评价研究

朱 杰,陈浪南

(中山大学岭南学院、经济研究所,广东 广州 510275)

摘 要:本文在基金整体业绩评价研究领域对以往经典基金业绩评价指标詹森alpha指数以及基金资产投资的系统风险指标beta的估计方法进行了修正和改良。以往的詹森指数和beta值的估计是将其视为常系数,然而实际中基金的詹森指数和系统风险beta具备时变性。在对常系数下詹森alpha和系统风险beta值的分解式中,本文证明了传统估计值由詹森alpha和系统风险beta的期望值与一系列协方差项组成。随后本文构建了反映动态指标变化的SSM模型,并利用Particle EM算法来估计动态詹森alpha和系统风险beta在各期的估计值,并以此来计算基金在评价时期内平均詹森指数水平和系统风险水平。此外由于获取了各期的系统风险beta,根据择时能力的定义本文构建了反映基金在时期内的择时能力指标。

关键词:共同基金;业绩评价;时变系数;状态空间模型(SSM模型);Particle EM算法

中图分类号:F830.91 **文献标识码**:A

1 引言

在过去的十年中,我国的开放式基金进入到了高速发展的时期。截止2011年12月,我国证券投资基金达到了915只,2011年交易所上市证券投资基金累计成交金额为6365.8亿,基金已经成为我国证券市场上最主要的机构投资者(资料数据来源于中国证监会网站的统计数据)。2011年受全球债务危机和世界经济不景气的影响,导致了中国股市的大幅度下跌。许多基金净值已经跌破了面值,并出现一定的程度亏损,基金作为集合理财专业投资的形象开始遭受到大众的质疑。除此之外,近几年对部分基金投资的投机行为新闻报道屡屡频出也更加加深了社会大众对基金的误解。那么这些机构投资者到底能不能超越市场,为投资者带来相对更好的投资收益,对基金业绩进行合理全面客观地评价将显得尤为迫切和重要。

传统对基金整体业绩评价研究中最有代表性的指标主要为:特雷诺绩效指数、夏普绩效指数、詹森绩效指数。在以往研究中,对詹森alpha和系统风险beta值的估计大多采用的常系数模型,即将它们视为在时期内永恒不变的常数。除对基金整体业绩的评价研究之外,基金业绩也被分解成为基金经理择时能力和选股能力,Treynor和Mazuy[1],Henriksson和Merton[2],Chang和Lewellen[3],都在常系数CAPM的基础上建立的基金择时选股能力模型。随着研究的不断深入,基于CAPM的常系数基金绩效评价模型受到质疑,Ferson和Schadt[4],首先提出了基金经理会利用已知的市场信息调整投资策略来改变对市场的预期收益率,因此在基金评价过程中代表系统风险的beta值并不是常数。随后Christpherson等[5],Ferosn和Harvey[6]在时变beta的基础上,相继指出詹森alpha值代表了对基金获取额外收益的衡量,在一个时期内也不应该为常数,而是应该根据基金获取的市场宏观信息在不同时间发生变化。Pástor和Stambaugh[7]也对基金的詹森指数进行修正,他们提出应用非基准消极投资组合信息可以提高标准的基金整体业绩詹森alpha和夏普指数估计值的精确度,只有当基金业绩信息被包含在基金整体业绩詹森alpha估计时才能得到准确的基金业绩评价指标。Amenc等[8]研究指出在考虑流动性风险和信用风险的正态收益回报假设下采用整个收益分布无法得出正确的詹森alpha指数。Comer[9],Glassmana等[10]和Chen Yong[11]分别借鉴了Ferson和Schadt[4]提出的条件beta模

收稿日期:2011-11-01;**修订日期**:2012-10-24
基金项目:国家自然科学基金资助项目(71241019);广东社科基金(GD10CYJ01);国家社科基金重点课题(08ATL007);中山大学"985工程"产业与区域发展研究创新基地资助项目;广东省普通高校人文社会科学重点研究基地经费资助项目
作者简介:朱杰(1982-),男(汉族),湖北武汉人,中山大学岭南学院,博士,研究方向:金融经济学.

型，采用纳入宏观信息变量的方法来反映时变 beta，并对基金的择时能力进行了研究。Ferruz 和 Vargas[12] 指出包含宏观经济信息的条件模型的解释力度要高于传统模型，并验证了期望基金回报与宏观信息指标之间存在的相关关系。

相对于国外的研究，国内对基金业绩评价的研究主要采用的是常系数模型，且主要集中于对基金业绩评价分解中的择时能力进行实证应用研究。汪光成[13]，张文璋和陈向民[14]，牛鸿和詹俊义[15]分别选用传统基金择时选股模型运用不同组合进行了对比实证研究。刘艳武和蒋瑛砚[16]探讨了夏普指数在中国基金业绩评价的适用性。郑文堂和徐晓标[17]用詹森指数等基金风险收益指标和 TM、HM 和 CL 模型从多个角度介绍了证券投资基金评价的各种方法。吴启芳等[18]介绍各种了单因素指标评价基金整体业绩的各种方法，并对我国 15 只证券市场投资基金进行了比较。陈翔和钱伟民[19]利用常系数单因素模型计算封闭式基金的夏普指数、詹森指数、特雷诺指数和 M^2 测度来评价其业绩。杨宏恩[20]利用常系数模型求解贝塔系数，特雷诺指数和夏普指数，采取列联表法、Z 检验和 Fisher 检验对开放式基金的业绩的持续性进行了实证分析。纵观国内外现有研究文献，大多采用基金业绩评价指标都是基于 CAPM 构造的常系数评价模型来进行估计，如本文后面将证明基金在市场发生变化时会实时调整资产组合，那么相应的 alpha 系数和 beta 系数具备时变性质。对基金业绩评价中时变系数的研究，部分文献主张从分时段的角度进行分期测量，然而这种研究方法难以避免的将受到时期划分区间大小的影响，不同的划分方式基金的时变系数估计值将会有不同的表现。尽管也有部分学者采用 Ferson 和 Schadt[4] 的条件模型来对基金业绩进行评价，条件模型是通过将 beta 系数与市场指标联系起来，一般采用 3 个月的国债利率，信用利差等指标作为市场信号来解释 beta 系数的变化，但是在市场指标的选择上国外学者们始终未达成一致，而且学者们所列举的市场指标也无法完整反映基金在调整资产配置时参考的市场信号，因此很难完全列举加以实证分析，同时该方法也仅是在基金业绩评价中考虑时变系数的影响，无法分析时变系数的具体变化情况。

考虑到上述问题，按照传统常系数基金业绩评价模型求解方式对常系数估计值进行分解，将由于系数存在时变性，用常系数估计方法对基金业绩进行分析评价将存在误差。基于系数的时变性问题，我们依据基金资产配置权重的变化建立了时变系数的动态 SSM 模型。以往对基金业绩评价的研究主要集中与对常系数模型的参数估计和相应业绩指标的计算，本文将 SSM 用于基金业绩评价，将信息变量视为状态变量，借助信息变量的传递过程和基金资产配置权重变化之间的关系构建状态转移方程与量测方程，摆脱了条件模型中需要选取市场指标来反映时变系数的问题。针对建立的时变系数的动态 SSM 模型，为传统避免估计方法可能带来的误差，我们采用综合粒子滤波和期望最大化算法的 Particle EM 算法对构造的基金业绩评价模型参数进行估计，使得估计值更为可靠。由于该模型可以基金各个观测期时变系数估计值，根据择时能力的定义，我们将直接构建相关系数指标并利用参数估计值对基金择时能力进行评价分析。

2 常系数基金业绩评价模型的系数分解

基金收益可视为对多个市场投资的一个资产组合收益，因此基金收益类似于投资组合可以用 CAPM 进行拟合。假定证券市场上资产收益符合 CAPM 假定，那么在单因素 CAPM 条件下，基金收益可表示为：

$$r_{pt} = \alpha + \beta r_{mt} + \varepsilon_t \tag{1}$$

其中 r_{pt} 为基金的超额收益，r_{mt} 为市场组合的超额收益，α 和 β 分别对应基金的詹森指数和投资组合的贝塔系数。无论是求解业绩评价指数方法（夏普指数，特雷诺指数，詹森指数等），或者是基于 CAPM 的基金择时选股模型（如 TM 和 HM 以及其各种扩展模型）传统的基金业绩评价模型均将 α 和 β 视为常数来进行分析。然而在基金运作过程中，基金经理会根据市场信息的变化，实时调整基金资产投资组合，从而改变资产的詹森 alpha 值和组合的系统风险 beta 值，也即是说基金的 α 和 β 不可能为常数而是随时间不断调整变化的 $\alpha(t)$ 和 $\beta(t)$。以此我们推断在常系数下估计模型将会产生系统性偏差，这里我们对时变系数条件下的常系数模型估计值进行分解分析。

对模型(1)进行 OLS 回归得到系数估计值为：

$$\begin{pmatrix}\hat{\alpha}\\ \hat{\beta}\end{pmatrix} = \frac{1}{k}\begin{bmatrix}\frac{1}{T}\sum r_{mt}^2 & -\frac{1}{T}\sum r_{mt}\\ -\frac{1}{T}\sum r_{mt} & 1\end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix}\frac{1}{T}\left(\sum\alpha(t) + \sum\beta(t) r_{mt} + \sum\varepsilon_t\right)\\ \frac{1}{T}\left(\sum\alpha(t) r_{mt} + \sum\beta(t) r_{mt}^2 + \sum r_{mt}\varepsilon_t\right)\end{bmatrix}$$

$$k=\frac{1}{T}\sum r_{mt}^2-\left(\frac{1}{T}\sum r_{mt}\right)^2 \quad t=1,2,3,\cdots,T$$

分别对系数估计值进行分解如下：

$$\hat{\alpha}=\frac{1}{k}\left[\frac{1}{T}\sum r_{mt}^2\frac{1}{T}\left(\sum\alpha(t)+\sum\beta(t)r_{mt}+\sum\varepsilon_t\right)-\frac{1}{T}\sum r_{mt}\frac{1}{T}\left(\sum r_{mt}\alpha(t)+\sum\beta(t)r_{mt}^2+\sum r_{mt}\varepsilon_t\right)\right]=\frac{1}{\mathrm{var}(r_{mt})}\{E[r_{mt}^2](E[\alpha(t)]+E[\beta(t)r_{mt}])-E[r_{mt}](E[\alpha(t)r_{mt}]+E[\beta(t)r_{mt}^2])\}=\frac{1}{\mathrm{var}(r_{mt})}\{E[\alpha(t)]\mathrm{var}(r_{mt})-E[r_{mt}](\mathrm{cov}(\alpha(t),r_{mt})+\mathrm{cov}(\beta(t),r_{mt}^2))+E[r_{mt}^2]\mathrm{cov}(\beta(t),r_{mt})\}=E[\alpha(t)]+\frac{1}{\mathrm{var}(r_{mt})}\{E[r_{mt}^2]\mathrm{cov}(\beta(t),r_{mt})-E[r_{mt}](\mathrm{cov}(\alpha(t),r_{mt})+\mathrm{cov}(\beta(t),r_{mt}^2))\}$$

$$\hat{\beta}=\frac{1}{k}\left[\left(-\frac{1}{T}\sum r_{mt}\right)\frac{1}{T}\left(\sum\alpha(t)+\sum\beta(t)r_{mt}+\sum\varepsilon_t\right)+\frac{1}{T}\left(\sum r_{mt}\alpha(t)+\sum\beta(t)r_{mt}^2+\sum r_{mt}\varepsilon_t\right)\right]=\frac{1}{\mathrm{var}(r_{mt})}\{E[\alpha(t)r_{mt}]+E[\beta(t)r_{mt}^2]-E[r_{mt}](E[\alpha(t)]+E[\beta(t)r_{mt}])\}=\frac{1}{\mathrm{var}(r_{mt})}\{E[\beta(t)]\mathrm{var}(r_{mt})+\mathrm{cov}(\alpha(t),r_{mt})+\mathrm{cov}(\beta(t),r_{mt}^2)-E[r_{mt}]\mathrm{cov}(\beta(t),r_{mt})\}=E[\beta(t)]+\frac{1}{\mathrm{var}(r_{mt})}\{\mathrm{cov}(\alpha(t),r_{mt})+\mathrm{cov}(\beta(t),r_{mt}^2)-E[r_{mt}]\mathrm{cov}(\beta(t),r_{mt})\}$$

在上述估计值的分解式中，常系数估计值 $\hat{\alpha}_p$ 和 $\hat{\beta}_p$ 均由其对应的时变系数期望值和一系列协方差项组成，时变系数期望值分别为 $E[\alpha(t)]$ 和 $E[\beta(t)]$。$E[\alpha(t)]$ 是各个时期基金詹森 alpha 指数的期望值，用于评估基金的业绩优于基准的程度，即基金的实际收益超过它所承受风险对应的预期收益的部分，也代表了基金的业绩。$E[\beta(t)]$ 是基金在各个时期不断调整其投资组合的系统风险 beta 的期望值，衡量了基金在整个时期内的平均系统风险水平。$\mathrm{cov}(\alpha(t),r_{mt})$ 是市场变动与基金业绩指标詹森 alpha 值之间的协方差。$\mathrm{cov}(\beta(t),r_{mt})$ 是市场变动与基金对资产投资组合系统风险的相应调整之间的协方差。$\mathrm{cov}(\beta(t),r_{mt})$ 代表了基金的择时能力，即在市场发生变化之前预测市场动向调整资产配置，提高即将升值的资产配置权重，降低未来将会贬值的资产配置权重。

类似的结论可以扩展到多因素定价模型，例如在两因素模型中：

$$r_{pt}=\alpha+\beta_s r_{st}+\beta_b r_{bt}+\varepsilon_t$$

视系数为时变变量，采用与模型(1)同样的分解和组合方式，对 OLS 估计值分解整理为：

$$\hat{\beta}_s=E(\beta_s)+\frac{1}{k}\{\mathrm{var}(r_{bt})[\mathrm{cov}(\alpha(t),r_{st})+\mathrm{cov}(\beta_s,r_{st}^2)-E(r_{st})\mathrm{cov}(\beta_s,r_{st})+\mathrm{cov}(\beta_b,r_{st}r_{bt})-E(r_{st})\mathrm{cov}(\beta_b,r_{bt})]-\mathrm{cov}(r_{st},r_{bt})[\mathrm{cov}(\alpha(t),r_{bt})+\mathrm{cov}(\beta_s,r_{st}r_{bt})-E(r_{bt})\mathrm{cov}(\beta_s,r_{st})+\mathrm{cov}(\beta_b,r_{bt}^2)-E(r_{bt})\mathrm{cov}(\beta_b,r_{bt})]\}$$

$$\hat{\beta}_b=E(\beta_b)+\frac{1}{k}\{\mathrm{var}(r_{st})[\mathrm{cov}(\alpha(t),r_{bt})+\mathrm{cov}(\beta_s,r_{st}r_{bt})-E(r_{bt})\mathrm{cov}(\beta_s,r_{st})+\mathrm{cov}(\beta_b,r_{bt}^2)-E(r_{bt})\mathrm{cov}(\beta_b,r_{bt})]-\mathrm{cov}(r_{st},r_{bt})[\mathrm{cov}(\alpha(t),r_{st})+\mathrm{cov}(\beta_s,r_{st}^2)-E(r_{st})\mathrm{cov}(\beta_s,r_{st})+\mathrm{cov}(\beta_b,r_{st}r_{bt})-E(r_{st})\mathrm{cov}(\beta_b,r_{bt})]\}$$

$$\hat{\alpha}=E(\alpha)+E(\beta_s r_{st})+E(\beta_b r_{bt})-\hat{\beta}_s E(r_{st})-\hat{\beta}_b E(r_{bt})$$

$$k=\mathrm{var}(r_{st})\mathrm{var}(r_{bt})-[\mathrm{cov}(r_{st},r_{bt})]^2$$

很明显系数估计值仍然可以分解为时变系数的期望值 $E[\alpha(t)]$、$E(\beta_s)$、$E(\beta_b)$ 和一系列协方差之和。不难发现在常系数模型中，对詹森 alpha 指数和系统风险 beta 的估计值并不能反映基金在评价时期内的平均水平，而是由其各自的期望值加上一系列协方差项组成。显而易见 $E[\alpha(t)]$、$E(\beta_s)$、$E(\beta_b)$ 才是在时变系数条件下对基金业绩评价所需的重要指标，它们分别衡量了基金在一段时期内的平均业绩表现和投资组合承担的平均系统风险水平。为了获取在时变系数下詹森 alpha 指数和系统风险 beta 的正确估计量，本文后续部分我们将从基金投资组合配置出发构建能够反映上述时变系数的动态模型。

3　时变系数基金评价模型设计

假定证券市场满足多因素定价模型：

$$r_{it}=\alpha+\sum_{j=1}^{N}\beta_j r_{jt}+\varepsilon_t$$

其中 r_{it} 为证券市场上第 i 个资产的超额收益率，即资产收益率减去无风险收益率。r_{jt} 和 β_j 分别第 j 个影响因子及其敏感系数。这里为了推导方便，我们选择两因素定价模型，分别为股票市场收益率和债券市场收益率。主要关注股票市场和债券市场，一方面原因是这两个市场是目前我国基金投资的主要市场，对其他市场的投资份额相对较少，而且这两个市场具有较为完备的反映市场收益的指标体系；另一方面原因则是对其他市场整体收益情况的

衡量目前尚缺乏代表性的指标，而且基于两因素定价模型的时变系数模型可以轻易的推演到多因素模型中。

$$r_{it} = \alpha_i + \beta_{is} r_{st} + \beta_{ib} r_{bt} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

这里 r_{st} 和 r_{bt} 分别股票市场和债券市场基准组合收益率高于无风险收益率的超额收益率，α_i 对应为该资产的詹森指数，β_{is} 和 β_{ib} 分别为该资产在股票市场和债券市场上的贝塔系数。根据两因素模型，在拥有 N 个资产的证券市场中，基金收益为：

$$r_{pt} = W_{t-1}^T r_t - C_t = W_{t-1}^T(\alpha_t + \beta_s r_{st} + \beta_b r_{bt} + \varepsilon_t) - C_t \quad (3)$$

其中 r_{pt} 为基金 p 在 t 时期的超额收益率；$W_{t-1} = (W_{1,t-1}, W_{2,t-1}, \cdots\cdots W_{N,t-1})^T$ 为 $t-1$ 时期基金对 N 个资产投资的资产配置权重列向量；$r_t = (r_{1,t}, r_{2,t}, \cdots\cdots r_{N,t})^T$ 为 N 个资产在 t 时期的超额收益率向量；C_t 为 t 期支出的管理费用和交易费用等成本费用率之和。将式(3)代入即得到式(2)中的右端部分，$\alpha_t = (\alpha_{1,t}, \alpha_{2,t}, \cdots\cdots \alpha_{N,t})^T$ 为 N 个资产的詹森指数向量，$\beta_s = (\beta_{1s}, \beta_{2s}, \cdots\cdots \beta_{Ns})^T$ 和 $\beta_b = (\beta_{1b}, \beta_{2b}, \cdots\cdots \beta_{Nb})^T$ 分别为 N 个资产对应股票市场和债券市场的贝塔系数向量。

将式(3)展开，可以得到：

$$\begin{aligned} r_{pt} &= \alpha_{pt} + \beta_{ps} r_{st} + \beta_{pb} r_{bt} + \eta_t \\ \alpha_{pt} &= W_{t-1}^T \alpha_t - C_t \\ \beta_{ps,t} &= W_{t-1}^T \beta_s \\ \beta_{pb,t} &= W_{t-1}^T \beta_b \end{aligned} \quad (4)$$

从式(4)中可以发现，基金的 α_{pt}、$\beta_{ps,t}$ 和 $\beta_{pb,t}$ 根据每个时期资产配置比重的不同而发生变化，这也说明了将 α_{pt}、$\beta_{ps,t}$ 和 $\beta_{pb,t}$ 视为常系数来进行估计必然导致对基金业绩评价的偏差。为了反映基金业绩评价中时变系数的特征，我们将 t 时期市场上的所有可能影响证券市场收益率的信息归结成为一个信息变量 I_t，这里为了模型推导的简单，我们假设 I_t 仅与前一期的信息变量以及当期的新信息冲击有关：

$$I_t = \varphi(I_{t-1}) + Pu_t \quad I_0 = 0 \quad t = 1,2,3\cdots\cdots T \quad (5)$$

这里 $\varphi(\cdot)$ 函数代表了上一期信息变量向当期的函数传递过程，u_t 为 $g \times 1$ 的列向量，P 为对应的系数矩阵，Pu_t 表示了当期的多个新信息冲击对当期信息变量的影响，因此 I_t 包含了上个时期市场信息对当期的潜在影响和当期市场新信息的影响。当信息变量对证券市场产生影响时，I_t 必然会影响到基金的资产配置，即基金经理根据市场信息对资产配置权重进行调整，那么权重数列必然随信息变量的变化而发生变化。将其用泰勒级数展开成线性形式：

$$W_t(I_t) = \bar{W} + RI_t \quad (6)$$

式(6)为在信息变量为零时的泰勒一阶展开式，这里信息变量为零代表了信息变量不对证券市场产生影响。式(6)指出了基金的资产配置调整是根据当期所获取的信息来进行的，其中 $\bar{W}$ 为不受信息变量冲击时的资产最优配置权重向量，R 为资产配置的权重对信息变量冲击的敏感系数向量。

将式(6)代入到式(4)中：

$$r_{pt} = \bar{\alpha}_p - C_t + \bar{\beta}_{ps} r_{st} + \bar{\beta}_{pb} r_{bt} + (F_{p\alpha} + F_{ps} r_{st} + F_{bs} r_{bt}) I_{t-1} + \eta_t$$

$$\alpha_{pt} = W_{t-1}^T \alpha_t - C_t = \bar{W}^T \alpha_t + R^T \alpha_t I_{t-1} - C_t = \bar{\alpha}_p + F_{p\alpha} I_{t-1} - C_t$$

$$\beta_{ps,t} = W_{t-1}^T \beta_s = \bar{W}^T \beta_s + R^T \beta_s I_{t-1} = \bar{\beta}_{ps} + F_{ps} I_{t-1}$$

$$\beta_{pb,t} = W_{t-1}^T \beta_b = \bar{W}^T \beta_b + R^T \beta_b I_{t-1} = \bar{\beta}_{pb} + F_{bs} I_{t-1} \quad (7)$$

式(7)中基金的 α_{pt}、$\beta_{ps,t}$ 和 $\beta_{pb,t}$ 均为与信息变量相关的时变系数，并不是常系数，这与之前的论述是一致的。$\bar{\alpha}_p$ 描述了在最优资产配置下基金获取超额收益的平均水平，$F_{p\alpha}$ 则反映了基金每个时期所获取的超额收益即基金的詹森指数对信息变量的反应程度。$\beta_{ps,t}$ 和 $\beta_{pb,t}$ 展示出基金根据当期信息调整资产的系统风险值，其中 $\bar{\beta}_{ps}$ 和 $\bar{\beta}_{pb}$ 分别代表了基金在股票市场和债券市场上最优资产配置权重下的系统风险水平，F_{ps} 和 F_{bs} 代表了基金资产组合的系统风险对信息变量的反应程度。

$$r_{pt} = \bar{\alpha}_p - C_t + \bar{\beta}_{ps} r_{st} + \bar{\beta}_{pb} r_{bt} + (F_{p\alpha} + F_{ps} r_{st} + F_{bs} r_{bt}) I_{t-1} + \eta_t$$

$$I_t = \varphi(I_{t-1}) + v_t \quad v_t = Pu_t \quad I_0 = 0 \quad t = 1,2,3\cdots\cdots T \quad (8)$$

合并式(5)和式(7)即构成了动态非线性的时变系数基金评价模型(8)，其中式(7)为基金业绩的量测方程，式(5)为状态转移方程。

4 模型算法

对状态方程存在非线性的 SSM 估计，由于其自身系统的状态方程和观测方程有可能存在非线性特性，使得此类系统无法应用最小均方误差估计得到经典 Kalman 滤波器(KF)求解。在诸多非线性算

法中,存在扩展卡尔曼滤波、U 卡尔曼滤波、中心差分滤波等次优卡尔曼滤波算法,然而当系统噪声和量测噪声的统计规律不能完全确定或者不准确时,上述算法将直接致使估计精度降低甚至发散,也不能达到最小方差意义下的最优状态估计。在卡尔曼研究框架之外的研究算法效果最好的就是基于贝叶斯原理的序贯 Monte Carlo 的各种粒子滤波(PF),PF 解决了 EKF 中所存在的一系列问题,但是要得到较为高精度的估计值,需要较多数目的粒子,产生较大的计算量,很难满足实时性的需要,而且 PF 也会产生粒子退化等问题。考虑到上述问题,本文采用 Schön 等[21]提出的基于粒子滤波算法和期望最大化算法来估计非线性的 SSM,该方法利用粒子算法来解决内部的非线性平滑问题,采用期望最大化算法来求解似然函数,同时弥补了卡尔曼滤波框架下估计精度不高以及粒子滤波下的计算量繁杂等问题,并且其估计结果具有较好的稳定性。

通用的 SSM 式(9)可以转换为式(10):

$$\begin{aligned} x_{t+1} &= f_t(x_t, u_t, v_t, \theta) \\ y_t &= h_t(x_t, u_t, e_t, \theta) \end{aligned} \tag{9}$$

$$\begin{aligned} x_{t+1} &\sim p_\theta(x_{t+1}/x_t) \\ y_t &\sim p_\theta(y_t/x_t) \end{aligned} \tag{10}$$

式(9)中 $x_t \in R^{nx}$ 表示状态变量,$u_t \in R^{nu}$ 和 $y_t \in R^{ny}$ 分别表示观测的输入和输出变量,$\theta \in R^{n\theta}$ 为未知参数向量,$f_t(\cdot)$ 和 $h_t(\cdot)$ 分别代表相应的函数可以是线性也可以是非线性。v_t 和 e_t 为相应的独立扰动向量,概率密度函数分别为 $p_v(\cdot)$ 和 $p_e(\cdot)$。式(10)中 $p_\theta(\cdot)$ 为给定 x_t、u_t、θ、v_t 或 e_t 下的动态概率密度函数。

求解(9)或(10)的 SSM 问题可以采用 PE 或者 ML 方法。

PE 解法求解参数 θ 为:

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmin} V(\theta)$$

$$V(\theta) = \sum_{t=1}^{N} \ell(\varepsilon_t(\theta))$$

$$\varepsilon_t(\theta) = y_t - \hat{y}_{t/t-1}(\theta)$$

$$\hat{y}_{t/t-1}(\theta) = E_\theta\{y_t/Y_{t-1}\} = \int y_t p_\theta(y_t/Y_{t-1})dy_t$$

这里 $\hat{y}_{t/t-1}(\theta)$ 为基于式(9)的 y_t 均方最优一步预测值,$\ell(\cdot)$ 为任意的或者使用者指定的函数。

如果对参数 θ 的估计,采用 ML 估计法:

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmax} p_\theta(y_1, \cdots\cdots y_N)$$

取对数形式,定义 $Y_N = [y_1, \cdots\cdots y_N]$,$L_\theta(Y_N)$ 为对数似然函数:

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmax} L_\theta(Y_N) = \log p_\theta(Y_N) = \log p_\theta(y_1) + \sum_{t=2}^{N} \log p_\theta(y_t/Y_{t-1})$$

要求解估计参数值 θ,尽管 PE 和 ML 方法都具备一致估计,渐进正态和渐进有效等良好的特性,但是应用上述两种方法需要解决两个关键问题:第一,PE 和 ML 都需要知道 $p_\theta(y_t/Y_{t-1})$ 才能进行估计。对于线性高斯扰动的 SSM,可以利用 Kalman filter 来求解,然而对于非线性 SSM 则不行。第二,解决 PE 和 ML 的两个最优化问题 $V(\theta)$ 和 $L_\theta(Y_N)$ 带来的效率损失是不一样的,需要采用梯度基础搜索方法来求解,但是会导致局部最优的结果。

针对第一个问题,Schön 等[21]指出根据全概率法则和贝叶斯法则以及式(9)的马尔科夫特性,可以得到:

$$p_\theta(y_t/Y_{t-1}) = \int p_\theta(y_t/x_t) p_\theta(x_t/Y_{t-1}) dx_t \tag{11}$$

$$p_\theta(x_t/Y_t) = \frac{p_\theta(y_t/x_t) p_\theta(x_t/Y_{t-1})}{p_\theta(y_t/Y_{t-1})} \tag{12}$$

$$p_\theta(x_{t+1}/Y_t) = \int p_\theta(x_{t+1}/x_t) p_\theta(x_t/Y_t) dx_t \tag{13}$$

式(11)和(12)是量测更新方程,式(13)为时间更新方程,它们提供了一个计算 $p_\theta(y_t/Y_{t-1})$、$p_\theta(x_t/Y_t)$、$p_\theta(x_{t+1}/Y_t)$ 的递归计算公式,可以利用 SIR 或者粒子滤波来求解。对于第二个问题,当采用梯度基础搜索方法求解时,不仅需要 $p_\theta(y_t/Y_{t-1})$ 还需要 $\partial p_\theta(y_t/Y_{t-1})/\partial\theta$,Schön 等[21]则采用 EM 算法直接计算 ML 估计来解决这个问题。

5　样本来源和数据处理

5.1　样本选择

本文选取在 2004 年 12 月 31 号之前成立的开放式基金。由于 2004 年 7 月 1 日实施的《证券投资基金运作管理办法》取消了基金投资国债比例的规定,使得基金可以自由选择投资组合。鉴于政策的惯性,我国研究人员大多将 2005 年 1 月 1 日,作为政策实际执行情况的分界点。基于股票市场和债券市场的划分,选择具备较为完整数据的股票型基金、债券型基金、混合型基金各两支,分别为:华夏成长、华安创新、嘉实债券、大成债券、国泰金马、国投景气,总共 6 只样本基金进行实证分析。样本为 2005 年 1 月到 2011 年 6 月的月收益数据,数据来源为国泰安数据库。

5.2　基金收益率指标和无风险利率

对于基金收益率本文选择的是国际上通用的累

计净值增长率指标，既考虑分红等因素对基金净值的影响。鉴于我国债券的市场仍不发达，利率仍未市场化，本文采取国内通用的做法，选取一年期定期存款利率，并折算为月度化无风险利率。

5.3　市场基准收益率

针对股票市场，中信指数反映了深沪两市中每个行业里最大和最具有流动性的 A 股股票的价格走势，有效地克服了深沪股市分离的缺陷，并在业内获得了广泛的认同。这里选取中信标普 A 股综合指数收益率作为股票市场的基准收益率。债券市场指数中，中信标普债券指数是中国国内最早的体系完备的债券系列指数，是使用最广泛的中国债券市场和固定收益投资策略的业绩衡量基准。而中信标普全债指数综合囊括了中国国债、企业债、银行间债和可转债市场的业绩表现，因此选择中信标普全债指数收益率作为债券市场的基准收益率。

6　实证结果

6.1　参数稳定性检验

首先对常系数下的模型(4)应用递归最小二乘估计，利用 CUSUMSQ 统计量来检验系数的稳定性。图 1 至图 6 分别列出了样本基金的 CUSUMSQ 统计量的检验结果。

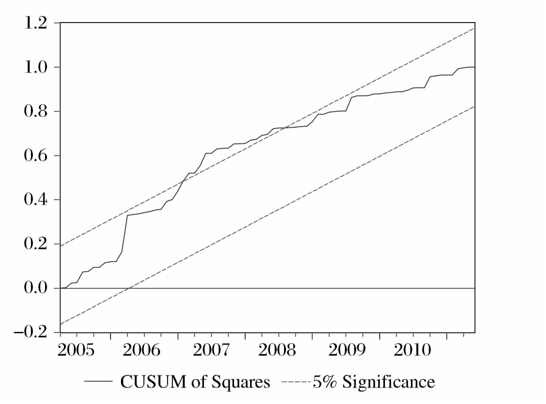

图 1　华夏成长参数稳定性检验结果

如图 1 至图 6 所示，在 5% 的显著性水平下 CUSUMSQ 超出了平行的置信带，检验结果表明所有样本基金均一定程度上表现出系数不稳定，这与我们之前模型推导中的预期结果相一致。这也进一步说明了，基金在资产配置过程中系数是时变的，应用传统的常系数估计模型来评价基金绩效将会导致如常系数估计值分解式所示的偏差。

6.2　基于 Particle EM 算法的时变系数分析

应用 Schön 等[21]的 Particle EM 算法求解模型

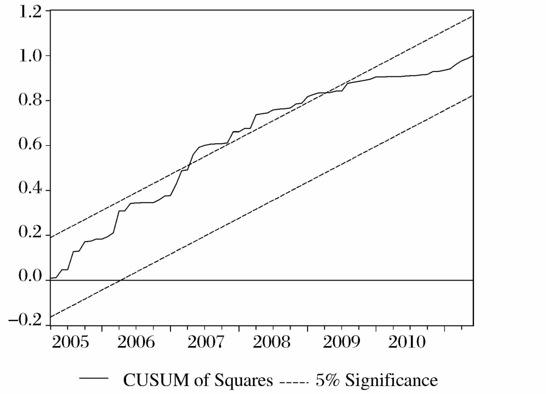

图 2　华安创新参数稳定性检验结果

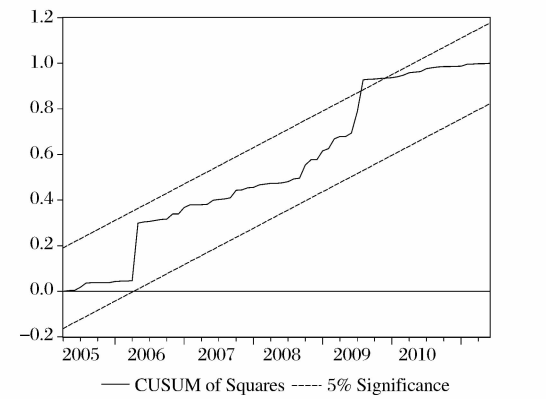

图 3　嘉实债券参数稳定性检验结果

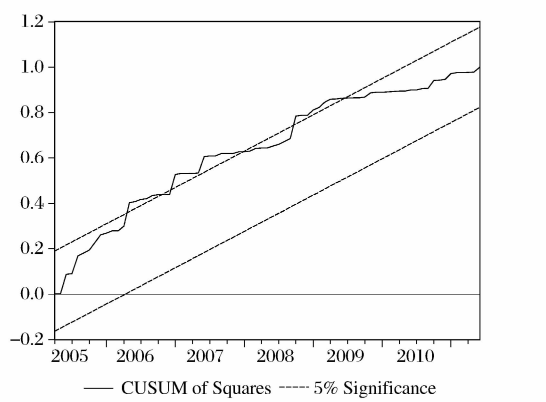

图 4　大成债券参数稳定性检验结果

(8)，得出估计的时变参数结果如下图所示。图 7 至图 12 分别列出了华夏成长、华安创新、嘉实债券、大成债券、国泰金马、国投景气的 alpha、股票市场 beta 和债券市场 beta 估计值的变化情况，以利于单个基金内部系数变化的比较。

从图中可知，基金的系数估计值的在不同的时期都是不断发生变化的，波动的幅度各不相同。在图 7 中华夏成长的债券市场 beta 值的波动明显大

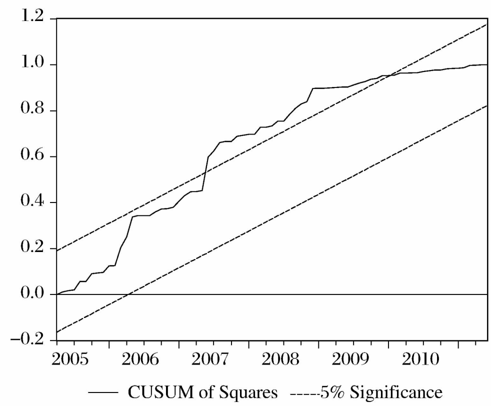

图 5　国泰金马参数稳定性检验结果

注:上述检验结果来源于 eviews6.0。

数据来源:国泰安数据库。

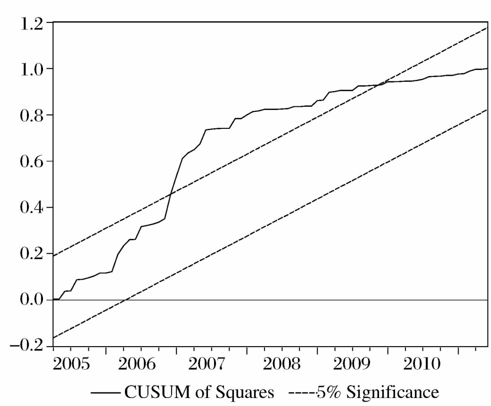

图 6　国投景气参数稳定性检验结果

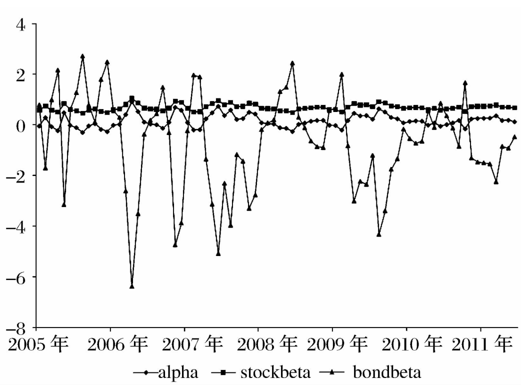

图 7　华夏成长时变系数估计值

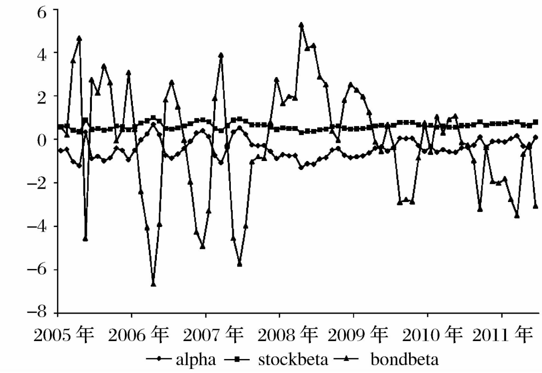

图 8　华安创新时变系数估计值

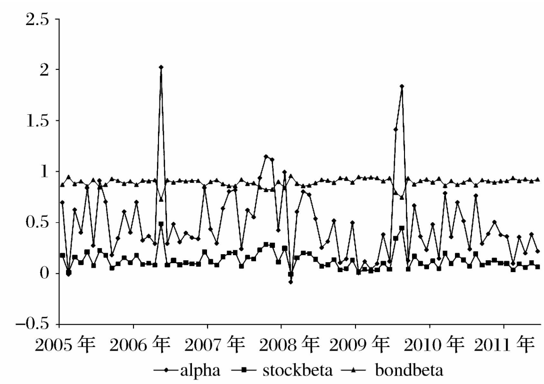

图 9　嘉实债券时变系数估计值

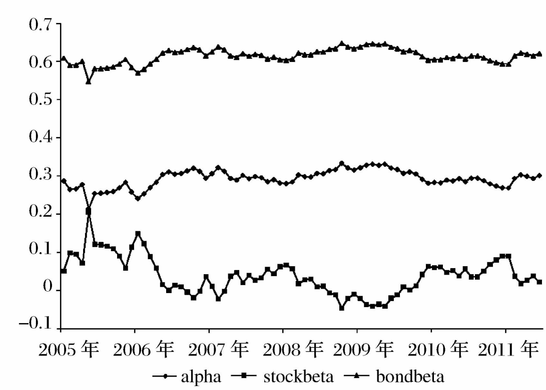

图 10　大成债券时变系数估计值

于其股票市场 beta 值以及衡量业绩的詹森 alpha 指数的波动程度。图中华夏成长的詹森指数变化描述了华夏成长的平均业绩收益的波动情况,其中股票市场的 beta 变化说明了华夏成长的投资组合承担的股票市场系统风险的变动情况;债券市场 beta 值较大的波动幅度表明了在样本期内华夏成长在债券市场的资产配置调整幅度相对较为剧烈。在图 8 的华安创新时变系数变化趋势图中,与同样是股票型开放式基金的华夏成长相似,债券市场的 beta 值波动幅度最大,其次是詹森指数波动较大,相对的股票市场的 beta 值波动最小。华安创新无论是股票市场的系统风险承担大小或是波动均与华夏成长相似,表明华安创新在债券市场上的资产配置调整也较为频繁。在债券型基金中,图 9 和图 10 分别列出了嘉实债券和大成债券的时变系数估计值的变化情况。从图 9 中可知,嘉实债券在样本期内的詹森指数波动较为频繁且幅度较大,相对来说其股票市场

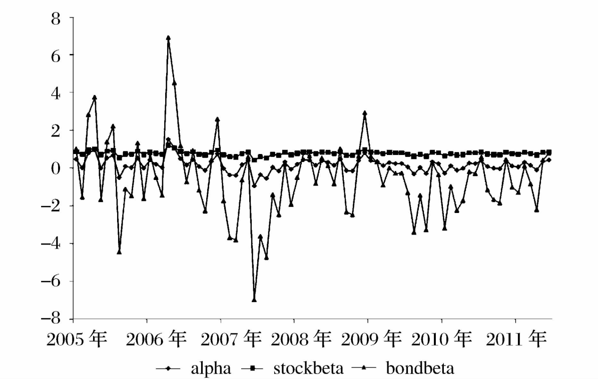

图 11　国泰金马时变系数估计值

注：上述检验结果来源于 matlab 2009a。

数据来源：国泰安数据库。

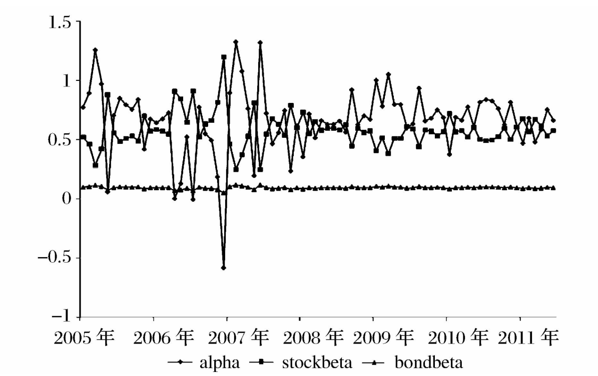

图 12　国投景气时变系数估计值

beta 值和债券市场 beta 波动较为平缓一些。嘉实债券尽管詹森指数波动较大，但其业绩表现大多为正值，因此具备较好的收益性。根据股票市场 beta 值变化，可见嘉实债券作为收益性的债券型基金其投资于股票市场的资产组合承担了较低的系统风险；债券市场 beta 值又表明了嘉实债券在债券市场上承担了较高的系统风险。图 10 中大成债券的股票市场 beta 值波动最大，而詹森指数和债券市场 beta 值较为稳定。大成债券的詹森指数充分展现出其具备稳定的投资业绩；股票市场 beta 值则表明在股票市场上仅承担了较低系统风险；债券市场beta 值说明在债券市场上承担的系统风险较为适中且相对稳定。在混合型基金中，图 11 和图 12 分别描绘了国泰金马和国投景气的时变系数的变动情况，与股票型基金类似，国泰金马的债券市场 beta 值波动较为剧烈且幅度较大，而股票市场 beta 值的波动则最为平缓。总体来看国泰金马承担了较高的股票市场系统风险，其资产组合在债券市场上的系统风险变化较大，收益波动幅度较高。与国泰金马不同，如图 12 中所示国投景气的詹森指数波动频率最高，其次是股票市场 beta 值，而债券市场 beta 则最为平稳。综合来说，国投景气在债券市场上持有资产的系统风险较低，在股票市场上资产组合的系统风险适中，但是风险调整的波动较大，收益波动幅度也较高。

表 1 列出了根据 Particle EM 算法计算得出的时变系数的期望值与标准差，用以对样本基金之间的系数变化进行比较分析。仅从股票型基金与债券型基金类型划分的角度来分析，股票型基金华夏成长和华安创新持有资产的股票市场平均系统风险分别为 0.6861 和 0.6261，而债券型基金嘉实债券和大成债券的股票市场平均系统风险仅为 0.13 和 0.039；与此相反的是债券型基金持有资产的债券市场平均系统风险分别为 0.8933 和 0.6143 要高于股票型基金的－0.7023 和－0.074，这与实际中股票型基金资产大多投资于股票，而债券型基金主要投资于债券市场，为了获取收益基金在其主要投资市场上承担较高的系统风险是一致的。同样也可以看到样本中股票型基金其在股票市场上 beta 值的标准差分别为 0.1218 和 0.1515，远小于其在债券市场上 beta 值的标准差 1.9192 和 2.6494；而债券型基金在股票市场上 beta 值的标准差分别为 0.088 和 0.048，比其在债券市场上 beta 值的标准差 0.041 和 0.0193 稍高。这也说明了股票型基金和债券型基金分别在其主要投资的市场上承担较为稳定的系统风险，调整较小，而在其次要投资市场上风

表 1　基金时变系数估计值的描述性统计分析

基金简称	$E[\alpha_p]$	$E[\beta_{ps}]$	$E[\beta_{pb}]$	σ_{α_p}	$\sigma_{\beta_{ps}}$	$\sigma_{\beta_{pb}}$
华夏成长	0.1588	0.6861	－0.7023	0.2531	0.1218	1.9192
华安创新	－0.4048	0.6261	－0.0740	0.4395	0.1515	2.6494
嘉实债券	0.4976	0.1300	0.8933	0.3731	0.0880	0.0410
大成债券	0.2934	0.0390	0.6143	0.0228	0.0480	0.0193
国泰金马	0.1869	0.7827	－0.5720	0.3751	0.1204	2.1089
国投景气	0.6539	0.5790	0.0914	0.2907	0.1451	0.0101

险调整较大，这与现实中不同类型基金的投资情况也是一致的。詹森指数是衡量基金业绩的重要指标，结合图 7 至图 10 以及表 1，股票型基金华夏成长和华安创新的平均业绩水平分别为 0.1588 和 −0.4048，要低于债券型基金的 0.4976 和 0.2934。结合业绩的波动情况，尽管股票型基金具有较低的平均业绩，但是其业绩的波动幅度较大，詹森指数的标准差分别为 0.2531 和 0.4395，这与股票型基金主要投资股票市场，且其承担较高的股票市场系统风险是密切相关的。与此相反的，债券型基金中大成债券的詹森指数波动较小，标准差仅为 0.0228，这与其在股票市场上承担较低的系统风险以及在债券市场上承担适中的系统风险是一致的。值得说明的是，作为债券型基金的嘉实债券的詹森指数波动也较高，主要原因是其在债券市场上承担了较高的市场风险。

得益于混合型基金在市场投资上相对于股票型基金与债券型基金受到较少的限制，其资产组合在股票市场和债券市场承担的系统风险主要取决于基金自身的投资风格和投资目标。样本中混合型基金国泰金马和国投景气在股票市场上 beta 均值分别为 0.7827 和 0.579，均高于其债券市场 beta 均值，而且国泰金马和国投景气的股票市场贝塔值标准差分别为 0.1204 和 0.1451，相应的表现其业绩能力的詹森指数标准差分别为 0.3751 和 0.2907，与其它基金类型相比，样本中的混合型基金与股票型基金类似，表明国泰金马和国投景气更趋向于成长型而不同于债券型基金的收益型。结合表 1、图 11 和图 12，两者最大的差异是国泰金马在债券市场上的资产组合系统风险调整幅度较大，加上在股票市场上承担的系统风险也比国投景气要高，使得国泰金马的詹森指数波动幅度比国投景气要高，平均收益低于国投景气。

6.3　基金的择时能力评价

择时能力是一种动态的资产配置能力，既具备择时能力者在市场发生变化之前预测市场动向，调整资产配置，提高即将升值的资产配置权重，降低未来将会贬值的资产配置权重。借助于模型(8)以及 Schön[21] 的 Particle EM 算法，我们可以推断出在不同时期的基金的资产组合系统风险的变化，根据择时能力的定义，如前所述 $\mathrm{cov}(\beta(t), r_{mt})$ 代表了基金的收益择时能力，当某个基金的 $\mathrm{cov}(\beta(t), r_{mt})$ 为正值时，代表基金具备正的择时能力能够根据市场的涨跌调整相应的风险暴露；当 $\mathrm{cov}(\beta(t), r_{mt})$ 为负值时，则表明该基金不具备择时能力。

表 2 列出了样本基金的在样本期内的择时能力的测量值，为了便于基金之间择时能力的比较，我们用相关系数代替协方差项。如表 2 所示，在股票市场和债券市场中华安创新和华夏成长均具有最高的择时能力，股票市场择时能力分别为 0.2089 和 0.1575，债券市场择时能力分别为 0.3174 和 0.2624。混合型基金国泰金马和国投景气无论是股票市场或者债券市场中择时能力均表现中等。债券型基金嘉实债券和大成债券在两个市场中则均表现出较差择时能力。主要的原因来自于样本中股票型基金华夏成长和华安创新的投资目标主要是追求资本长期增值，属于成长型基金，因此基金在各个市场的投资会更加关注市场收益波动，灵活的调整资产配置。表 1 中股票型基金股票市场和债券市场 beta 值的标准差均高于债券型基金也证明了股票型基金更倾向于调整资产配置。债券型基金嘉实债券和大成债券的投资目标主要是追求为投资人提供稳定收益，属于收益性基金，其主要资产投资于债券市场中的固定收益产品，以获得稳定的现金流，因此其资产配置并不会进行较频繁或较大的调整，从而未能表现出择时能力。

7　结语

本文从基金资产配置权重变化的角度出发分析了基金业绩评价模型中系数的时变性，并在此基金上引入导致基金经理调整资产配置的信息变量，将传统的常系数静态基金业绩评价模型扩展成时变系数下的动态模型。我们首先对基金业绩评价模型中常系数估计值进行分解，证明了在时变系数的前提下，按照常系数方式来评价基金业绩存在的偏差。实证部分样本基金华夏成长、华安创新、嘉实债券、大成债券、国泰金马、国投景气基于 CUSUMSQ 统计量的参数稳定性检验结果表明，在5％的显著性

表 2　基金样本期内综合择时能力评价

择时能力	华夏成长	华安创新	嘉实债券	大成债券	国泰金马	国投景气
$\rho(\beta_{ps,t}, r_{st})$	0.1575	0.2089	−0.0734	−0.0981	0.0266	0.0292
$\rho(\beta_{pb,t}, r_{bt})$	0.2624	0.3174	0.0719	−0.1992	0.1395	0.1400

水平下样本基金均表现出参数不稳定的现象。在理论研究部分,我们以多因素模型为框架,根据基金资产配置权重调整来推导基金业绩评价的 SSM 动态模型,进一步证明了基金业绩评价模型中的系数时变性。在市场信息变量传递方面,由于采用的 SSM 模型,我们回避了类似 Ferson 和 Schadt[4] 中市场指标的选取的问题,并利用了市场信息的传递性,同时非线性的传递模式更加符合实际情况,在对该动态非线性模型的求解方面采用 Schön 等[21] 的粒子滤波算法和期望最大化算法来进行参数估计,使得估计结果更具备可靠性。应用 Particle EM 算法对基金业绩评价模型参数估计,我们获取了基金在每个观测期的业绩表现詹森 alpha 和投资组合系统风险 beta 变化的估计值。根据估计结果我们可以观测到样本基金在时期内的业绩表现和系统风险的波动情况,也便于样本基金之间进行了比较分析。最重要的是利用估计值可以较为方便的计算基金在时期的平均业绩和平均系统风险,而避免了在常系数估计值中存在的估计偏差。最后,因为可以取得时变系数的在不同观测期的估计值,根据择时能力的定义,可以较为方便的计算基金的择时能力,并可以用于基金择时能力比较。

参考文献:

[1] Treynor J, Mazuy K. Can mutual funds outguess the market? [J]. Harvard Business Review, 1966, 44: 131－136

[2] Henriksson R D, Merton R C. On market timing and investment performance II: Statistical procedures for evaluating forecasting skills[J]. Journal of Business, 1981, 54(4):513－533.

[3] Chang E C, Lewellen W G. Market timing and mutual fund investment performance[J]. Journal of Business, 1984,57(1): 57－72.

[4] Ferson W E, Schadt R W. Measuring fund strategy and performance in changing economic conditions[J]. Journal of Finance,1996, 51(2): 425－461.

[5] Christopherson J A, Ferson W, Glassman D A. Conditioning manager alphas on economic information: Another look at the persistence of performance[J]. Review of Financial Studies,1998,11(1):111－142.

[6] Ferson W E, Harvey C R. Conditioning variables and the cross section of stock return[J]. Journal of Finance, 1999,54(4):1325－1360.

[7] Pástora L, Stambaugh R F. Mutual fund performance and seemingly unrelated assets[J]. Journal of Financial Economics,2002,63(3):315－349.

[8] Amenc N, Curtis S, Martellini L. The alpha and omega of hedge fund performance measurement[R]. Working Paper, Risk and Asset Management Restarch Center, 2003.

[9] Comer G. Hybrid mutual funds and market timing performance[J]. Journal of Business, 2006,79(2):771－798.

[10] Glassman D A, Leigh A, Riddick L A. Market timing by global fund managers[J]. Journal of International Money and Finance,2006,25(7):1029－1050.

[11] Chen Yong. Timing ability in the focus market of hedge funds[R]. Working Paper,Texas A&M University,2006.

[12] Ferruz L, Vargas M. The importance of information technologies in the ability of fund managers to time the market[J]. International Journal of Electronic Finance, 2008,2(1):70－81.

[13] 汪光成. 基金的市场时机把握能力研究[J]. 经济研究,2002,(1):48－55.

[14] 张文璋,陈向民. 方法决定结果吗——基金业绩评价的实证起点[J]. 金融研究,2002,(12):38－48.

[15] 牛鸿,詹俊义. 中国证券投资基金市场择时能力的非参数检验[J]. 管理世界, 2004, 10: 29－35.

[16] 刘艳武,蒋瑛砚. Sharp 指数评价中国证券市场基金业绩的适用性[J]. 金融研究,2004,(10):94－99.

[17] 郑文堂, 徐晓标. 关于证券投资基金业绩评价方法及其应的探讨[J]. 数理统计与管理,2005,(1):86－91.

[18] 吴启芳, 陈收, 杨宽, 等. 单因素指标评估投资业绩:证券投资基金实证分析[J]. 数量经济技术经济研究, 2003,(1):117－122.

[19] 陈翔,钱伟民. 封闭式基金的业绩评估[J]. 数理统计与管理,2008,(5):541－548.

[20] 杨宏恩. 合资基金公司的业绩持续性研究——以开放式基金为对象[J]. 管理评论,2009,(7):26－32.

[21] Schön T B, Wills A, Ninness B. System identification of nonlinear state－space models[J]. Automatica, 2011,47: 39－49.

The Performance Evaluation of Dynamic Mutual Funds Based on SSM

ZHU Jie，CHEN Lang-nan

(Lingnan School and Institute for Economics，Sun Yat-sen University，Guangzhou 510275，China)

Abstract：Previous researches always use constant methods to evaluate the mutual fund's performance. In this paper，the constant coefficient estimates are proned to be unable to accurately evaluate the mutual funds' performance by proving that the constant coefficient estimates consist of time-varying coefficient expectation and other component. Then a SSM model is constructed to reflect the time-varying coefficient based on information variables. In addition，the latest Particle EM algorithm is used to estimate the parameters in SSM. Finally，the timing ability of the mutual funds is compared based on the data of six mutual funds between 2005 and 2011. It is found that time-varying coefficient method is more accurate in performance evaluation.

Key words：mutual funds；performance evaluation；time-varying coefficient；state space model；particle EM algorithm