文章编号: 1003- 207(2010)04- 0028- 06

基于损失厌恶的非线性投资组合问题

胡支军[1], 叶　丹[2]

(1. 贵州大学理学院, 贵州 贵阳　550025; 2. 贵州大学管理学院, 贵州 贵阳　550025)

摘　要: 借鉴 Kahneman&Tversky(1979)提出的展望理论, 本文从期望效用最大化的角度研究不同风险资产的配置问题。通过将投资者的效用函数表示为期末财富变化的函数, 建立了基于损失厌恶的最优投资组合模型。针对 S- 型效用函数在参考点附近的非光滑问题, 设计了一个三次样条函数对其进行光滑化处理; 同时, 还设计了一个随机搜索算法用以处理由于目标函数的非凹性而导致出现多个局部最优解的问题。最后利用中国证券市场的实际数据验证了该模型的合理性和有效性。

关键词: 展望理论; 损失厌恶; 投资组合; 非光滑问题; 局部最优

中图分类号: F830　　　文献标识码: A

1　引言

现代金融决策的一个核心问题是如何将财富在不同的金融产品中进行有效的配置。Markowitz 于 1952 年以证券投资收益率的方差作为证券组合风险的度量[1], 开辟了金融定量分析的时代, 并在此基础上建立了投资组合决策的均值—方差(MV) 模型, 该模型在理论和实际应用中都具有重要的意义。这之后的研究工作大都是从两条线索展开的: 一条是从期望效用最大化的角度展开的[2]; 另一条则是从收益—风险的角度展开, 即在一定风险承受范围内使期望收益率最大化, 或在一定期望收益率水平下使风险最小化。

期望效用理论描述了理性经济人在风险环境下的决策行为, 但是长期以来的工作大都采用基于消费的方法, 或者采用固定不变的绝对风险厌恶效用函数(CARA, 如指数函数) 或固定不变的相对风险厌恶效用函数(CRRA, 如幂函数)[3,4] 来研究资本市场, 而这些模型均无法有效解释金融市场上各种各样的"异象"。原因就在于人类的情感、认知等复杂的心理因素会直接影响投资者的决策行为。

为了解释资本市场中出现的各种"异象", 一些学者将心理学的研究成果引入到投资决策问题中。Kahneman 和 Tversky(KZT) (1979)[5] 从认知心理学的角度研究人的行为, 提出了著名的展望理论(Prospect theory, 缩写为 PT)。该理论认为投资者的实际决策行为受到情感、认知等诸多因素的影响, 并提出了一个 S- 型价值函数来代替传统的凹效用函数。S- 型价值函数强调投资者主观上有一个参考点, 当资产价格高于参考点价格时(即主观上处于盈利), 投资者是风险规避的, 而在资产价格低于参考点时(即主观上处于亏损), 投资者是风险追求的; 而且投资者面对相同数量的赢得和损失时的反应是不同的, 损失所带来的痛苦远远大于赢得所带来的快乐, 即具有损失厌恶的心理。该理论被 Tversky 和 Kahneman (1992)[6] 进一步发展为累积展望理论(CPT)。本文的目的是借鉴损失厌恶这一重要的心理学结论, 建立基于损失厌恶的期望效用最大化投资组合模型, 并对中国证券市场进行实证分析。

近年来已有不少学者将 PT 或 CPT 应用于两期投资组合选择问题[7-9], 但是这些工作主要集中于经验/实验研究以及(或) 数值解。文献[8]设计了全方位优化(Full Scale Optimization, FSO) 算法用于求解基于 S -型价值函数的期望效用最大化投资组合问题。文献[9] 发现, 当投资者为损失规避时, FSO 相比 MV 方法能够改进股票选择的业绩。国内学者徐绪松等人(2007)[10] 将投资者的效用函数表示为期末财富和财富变化的函数, 建立了基于损失规避的最优投资组合模型; 并对我国上海股票市场进行了实证分析, 得到了在财富变化的不同关心

收稿日期: 2009- 10- 27; 修订日期: 2010- 07- 06
基金项目: 贵州省省长优秀科技人才项目(黔省专(2008)19); 贵州大学引进人才科研项目(X065024)
作者简介: 胡支军(1975-), 男(汉族), 贵州人, 贵州大学管理学院, 博士, 副教授, 研究方向: 金融工程与管理.

程度下的组合前沿。Jin 和 Zhou (2008)[11] 则研究了基于 PT (CPT) 的连续时间行为投资组合模型。

然而, 正如文献[12, 13] 所指出的, 将展望理论应用于金融至少从数值求解来说具有相当大的挑战性, 因为 Tversky 和 Kahneman (1992) 提出的 S –型价值函数在参考点附近是不可微的, 从而以最大化S –型价值函数为目标的投资组合模型是一个非光滑优化问题, 并且具有多个局部最优解, 传统的二次规划方法不能使用。而在以往的文献[7– 10] 中都没有考虑到这个问题, 使得其结论缺乏可靠性。本文的主要贡献则在于首先针对目标函数的非光滑问题, 构造了一个三次样条函数对其进行光滑近似, 同时, 还设计了一个随机搜索算法用以处理由于目标函数的非凹性而导致出现多个局部最优解的问题, 从而克服了求解困难并使得可以计算基于展望理论的最优投资组合。最后利用中国证券市场的实际数据验证了该模型的合理性和有效性, 结果表明投资者的损失厌恶心理对其投资行为具有重要的影响, 当市场处于下跌趋势时, 投资者的损失厌恶程度越高, 所构建的投资组合越能够避免更多的损失。

2　基于损失厌恶的投资组合模型

2.1　考虑损失厌恶的效用函数

在传统的期望效用最大化模型中, 投资者的效用是期末财富的函数, 而与财富的变化无关。K&T 则发现投资者进行投资时, 关心的是最终财富相对于某个参考水平的变化, 即财富的损失和收益, 并且对待收益和损失的态度是不同的, 往往更加关心最终财富低于某个参考点的损失, 即具有损失厌恶的决策心理。

K&T 将财富变化的价值函数定义为S– 型函数, 由于投资者对待收益和损失的态度是不同的, 所以投资者的价值函数不能仅仅看作是单纯的凹函数或凸函数, 而是在不同的范围有不同的形状, 表现为是收益的凹函数和损失的凸函数。并且在参考点附近, 损失的斜率大于收益的斜率, 参考点为价值函数的拐点。价值函数的这些特征反映了损失给投资者带来的价值是负的; 投资者在面临赢得的时候是风险规避型的, 在面临损失的时候则是风险追求型的; 同时, 人们对损失比对赢得更加敏感, 损失带来的痛苦要远大于同等数量的赢得带来的快乐。

具体地, K&T 构造的S– 型价值函数定义为下面的分段幂函数

$$u(w) = \begin{cases} (w - w_0)^{\alpha} & w \geqslant w_0 \\ -\lambda(w_0 - w)^{\beta} & w < w_0 \end{cases} \tag{1}$$

其中 $0 < \alpha \leqslant \beta \leqslant 1$ 且 $\lambda \geqslant 1$。w_0 是目标参考点, w 是期末财富, 参数 α 和 β 是风险厌恶系数。当 $w \geqslant w_0$ 时, $u(w)$ 为风险厌恶的凹函数; $w < w_0$ 时, $u(w)$ 为风险追求的凸函数。参数 λ 为损失厌恶系数, $\lambda > 1$ 表明对损失赋予更大的权重, 该 S– 型价值函数在拐点 w_0 处的二阶导数不存在。

此外, 目标参考点可以是投资者的初始财富, 也可以是投资者在现有财富和对未来预期基础上渴望达到的水平, 还可以是无风险利率等。K&T 经过反复试验, 运用非线性回归分析得到当 $\alpha = 0.88$, $\lambda = 2.25$ 时, 最符合投资者的损失厌恶心理[6]。

值得指出的是, 文献[14] 等使用短视损失厌恶解释股权溢价之谜, 即他们定义财富变化的价值函数为分段线性价值函数, 此时投资者对赢得和损失是风险中性的。而本文则考虑展望理论的非对称风险厌恶特征, 即考虑 $\alpha \leqslant \beta < 1$。为简单起见, 本文选取 $\alpha = \beta$。最近, De Giorgi 等人(2009)[15] 证明了如果投资者具有分段幂价值函数的 CPT 偏好, 则金融市场可能不存在均衡。即使对终端财富增加一个非负约束, 但由于 CPT 偏好的非凸性使得投资者的需求函数不连续, 金融市场仍然可能不存在均衡。

2.2　投资组合优化模型

考虑有 n 个风险资产的投资组合问题, r_i 为第i 个资产的收益率, $i = 1, 2, \cdots, n$。设 $x = (x_1, \cdots, x_n)^T$ 表示投资于 n 个资产的投资比例, $\sum_{i=1}^{n} x_i = 1$, 投资组合的收益率 $w = \sum_{i=1}^{n} r_i x_i$, 若目标参考点取为无风险收益率 r_f, 则调整后的 S –型价值函数为

$$u(w) = \begin{cases} (w - r_f)^{\alpha} & w \geqslant r_f \\ -\lambda(r_f - w)^{\alpha} & w < r_f \end{cases} \tag{2}$$

进一步, 假设有 T 期的历史收益率数据, r_i^t 为第i 个资产在第 t 期的收益率, $t = 1, 2, \cdots, T$, 则投资组合在第 t 期的收益率为 $w^t = \sum_{i=1}^{n} r_i^t x_i$。在不允许卖空的条件下, 基于损失厌恶的期望效用最大化投资组合模型可以描述为

$$\max \quad U(w^1, \cdots, w^T) = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} u(w^t)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} w^t = \sum_{i=1}^{n} r_i^t x_i & t = 1, 2, \cdots, T \\ \sum_{i=1}^{n} x_i = 1, \quad x^u \geqslant x_i \geqslant 0 & i = 1, 2, \cdots, n \end{cases} \tag{3}$$

其中 $u(w^t) = ((w^t - r_f)^+)^\alpha - \lambda((w^t - r_f)^-)^\alpha$，$(z)^+ = \max\{0, z\}$，$(z)^- = \max\{0, -z\}$。

2.3 分段线性价值函数

本子节考虑一种特殊情况，即参数 $\alpha = 1$，此时 S－型价值函数转化成一个分段线性效用函数

$$u(w) = \begin{cases} w - r_f & w \geqslant r_f \\ -\beta(r_f - w) & w < r_f \end{cases} \tag{4}$$

模型(4)即为文献[7,14]等考察的分段线性效用函数，考虑了损失厌恶的决策心理。Cremers 等人(2005)[7] 的研究发现基于模型(4)得到的最优投资组合相比 M－V 模型的最优投资组合具有更小的峰度和更小的下方风险。

事实上，可将模型(4)表示为如下的简洁形式

$$u(w) = (w - r_f)^+ - \lambda(w - r_f)^- \tag{5}$$

函数(4)有一个拐点 r_f，对 $\lambda \geqslant 1$，函数(5)为凹函数，由于凹函数之和还是凹函数，因此目标函数 $\sum_{t=1}^{T} u(w^t)$ 是一个多元非线性凹函数，但其在某些 $w^t - r_f = 0$ 的点处是不可微的。由于模型(3)的约束条件均为线性约束，因此相应的投资组合模型属于凸优化问题，理论上已有一些有效的求解算法。然而，由于目标函数是非光滑的，使得对大规模的投资组合问题难以进行数值求解。幸运的是，线性约束下最大化分段线性凹函数的非线性规划问题可以转换为线性规划问题。对此，可引入辅助变量 y^t 代替 $(w^t - r_f)^+$，z^t 代替 $(w^t - r_f)^-$，然后再利用等式 $(w^t - r_f) = (w^t - r_f)^+ - (w^t - r_f)^-$，从而可将模型(3)转化为一个具有 $n + 2T$ 个决策变量的线性规划模型

$$\max \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(y^t - \lambda z^t)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y^t - z^t - \sum_{i=1}^{n} r_i^t x_i = 0 \\ \sum_{i=1}^{n} x_i = 1 & i = 1, \cdots, n \\ y^t \geqslant 0, z^t \geqslant 0, x_i \geqslant 0 & t = 1, \cdots, T \end{cases} \tag{6}$$

2.4 一般情形的计算困难性

当 $\alpha \neq 1$ 时，2.3 节中的变换不再起作用，并且由于损失的斜率大于收益的斜率，因此 S－型价值函数在 $w^t - r_f = 0$ 的点处是不可微的，从而模型(3)是一个非光滑优化问题，传统的数学规划算法难以有效求解。此外，文献[13,15]中指出，模型(3)的目标函数不是拟凹的，因此模型(3)可能会有多个局部最优解而难以获得全局最优解。

3 模型求解方法

为了处理模型(3)目标函数的非光滑问题，在参考点 r_f 附近构造一个三次样条函数去逼近 S－型价值函数。具体地，令 $\delta > 0$ 是一个充分小的正数，在参考点 r_f 的邻域 $[r_f - \delta, r_f + \delta]$ 内用三次多项式 $p(w) = aw^3 + bw^2 + cw + d$ 去逼近 S－型价值函数 $u(w)$。多项式 $p(w)$ 的四个系数可通过令 $u(w)$ 和 $p(w)$ 在两个端点 $r_f + \delta$ 和 $r_f - \delta$ 上的函数值和一阶导数值分别相等而获得，即求解如下线性方程组

$$\begin{cases} p(r_f + \delta) = u(r_f + \delta) \\ p(r_f - \delta) = u(r_f - \delta) \\ p'(r_f + \delta) = u'(r_f + \delta) \\ p'(r_f - \delta) = u'(r_f - \delta) \end{cases} \tag{7}$$

设该方程组的系数矩阵为 A，取 $\delta = 10^{-2}$，经计算得条件数 $cond(A) = 5 \times 10^5 >> 1$，表明方程组(7)是病态的，文献中已有不少求解病态方程组的算法。这里借鉴张艳英等[16] 提出的一个改进施密特正交化算法，对方程组(7)进行了有效的求解。

对于线性方程组 $Ax = b$，设 e_1, e_2, e_3, e_4 为 4 个单位列向量，$e_1 = (1, 0, 0, 0)^T$，依次类推，则 $A^Te, A^Te_2, A^Te_3, A^Te_4$ 为系数矩阵 A 的 n 个行向量，显然 $A^Te, A^Te_2, A^Te_3, A^Te_4$ 是线性无关的，由施密特正交化算法可得

$$\begin{cases} \varepsilon_1 = A^Te_1 \\ \varepsilon_k = A^Te_k - \sum_{r=1}^{k-1}\beta_{kr}\varepsilon_r & k = 2, 3, 4 \end{cases} \tag{8}$$

$$\begin{cases} \beta_{kr} = (A^Te_k, \varepsilon_r)/\beta_{rr} \\ \beta_{rr} = (\varepsilon_r, \varepsilon_r) \end{cases} \quad r = 1, 2, \cdots, k-1$$

再将 ε_i 标准化为 $\tilde{\varepsilon}_i$，其中 $\tilde{\varepsilon}_i = \varepsilon_i / \sqrt{\beta_{ii}}$，$i = 1, 2, 3, 4$。进一步，令 $\alpha_k = (x, \varepsilon_k)$，$k = 1, 2, 3, 4$，$\bar{\varepsilon}_k = \tilde{\varepsilon}_k / \sqrt{\beta_{kk}} = \varepsilon_k / \beta_{kk}$，则方程组(7)的解具有如下表达式

$$x = \sum_{k=1}^{4}\alpha_k \bar{\varepsilon}_k \tag{9}$$

因此，可以用下面的光滑函数逼近 S－型价值函数

$$u_\delta(w) = \begin{cases} p(w), w \in [r_f - \delta, r_f + \delta] \\ u(w), \text{ otherwise} \end{cases} \tag{10}$$

进而可将模型(3)的目标函数修正为

$$\max \quad U_\delta(w^1, \cdots, w^T) = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}u_\delta(w^t) \tag{11}$$

用 ε 表示在区间 $[r_f - \delta, r_f + \delta]$ 上最大的近似误差，则有

$$U_\delta(w^1, \cdots, w^T) \leqslant \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(u(w^t) + \varepsilon)$$
$$= U(w^1, \cdots, w^T) + \varepsilon \tag{12}$$

类似可得 $U_\delta(w^1, \cdots, w^T) \geqslant U(w^1, \cdots, w^T) - \varepsilon$。因此, 用 $U_\delta(w^1, \cdots, w^T)$ 近似模型(3) 的目标函数导致一个 ε 最优解。只要选取 $\delta > 0$ 充分小, 则 $\varepsilon > 0$ 理论上也可以任意小。

对于模型(3) 的目标函数非凹导致产生多个局部最优解的问题, 本文采用文献[17, 18] 给出的一种随机搜索算法进行处理。首先, 随机产生 N 个单位单纯形 $\{x \mid \sum_{i=1}^{n} x_i = 1, x_i \geqslant 0 \ \forall i\}$ 上服从均匀分布的初始值向量, 具体地, 下面的程序重复运行 N 次:

Ⅰ 产生 n 个 $[0, 1]$ 上均匀分布的伪随机数 $z_1, \cdots, z_n$;

Ⅱ 通过变换 $y_i = -\log(z_i)$ 生成 $y_1, \cdots, y_n$;

Ⅲ标准化 $x_i = \frac{y_i}{Y}(Y = \sum_{i=1}^{n} y_i)$, 得到随机数向量 x, 服从单位单纯形上的均匀分布;

然后依次用这 N 个初始值向量作为初始点应用 Matlab 软件求解投资组合优化模型(3), 得到 N 个(局部最优) 投资组合及相应的目标函数值 $\overline{U_1}, \cdots, \overline{U_N}$, 从中选择目标函数值最大的投资组合作为模型(3) 的最优解。需要注意的是, 最优解的质量在很大程度上依赖于 N 的大小, 在实际计算时, 我们首先取 $N = 5$, 执行上述求解过程, 然后逐渐增大 N 直到目标函数值不再增大为止。

4　实证分析

4.1　数据和参数选取

本文从沪深两市的不同行业中随机选取了 35 只在 2001 年 1 月前上市的股票从 2001 年 1 月 – 2008 年 12 月共 96 个月的月收益率数据, 数据来源于锐思金融数据库, 是不考虑现金红利再投资的月个股收益率。这些股票的代码分别为 000063, 000402, 000442, 000425, 000630, 000651, 000755, 000759, 000850, 000860, 000937, 000983, 000985, 600005, 600008, 600009, 600054, 600058, 600068, 600100, 600104, 600108, 600150, 600161, 600135, 600196, 600606, 600060, 600638, 600642, 600118, 600717, 600737, 600739, 600795。对这 35 只风险资产以及无风险资产进行投资组合, 由于在这 8 年中银行存款利率经历了多次调整, 为简单起见, 本文选取一年期定期存款利率 2.25% 作为无风险收益率, 换算成月平均无风险收益率 0.0019。

参照 K&T 给出的 S –型价值函数的参数值, 取 $\alpha = 0.88$, $\lambda = 2.25$, $x^u = 0.1$, 为了进行比较, 还利用同样的样本数据求解 MV 模型, 即在满足与模型(3) 相同的约束条件下最大化投资组合的 Sharp 比。利用第 3 节中的方法求解经过光滑化处理后的模型(3), 且这两个非线性规划模型的求解算法均为内点算法。

4.2　计算结果及分析

下面的式(13) 是应用文献[16] 的改进正交化算法计算得到的三次多项式表达式

$$p(w) = -1694.4w^3 - 47.8w^2 + 3w \tag{13}$$

由于在实际投资中, 样本外的评估才是投资者真正关心的, 因此本文只给出样本外评估的结果。

首先, 我们利用所选取的 35 只股票从 2001 年 1 月至 2005 年 12 月共 60 个月的收益率数据作为样本, 分别求解模型(3) (简记为 PT) 以及 MV 模型, 并考察所得投资组合在 2006 年 1 月至 2006 年 12 月的投资表现。下面的图 1 给出了模型(3) 与 MV 模型的最优投资组合的财富变化过程, 作为参照, 图中还给出了相同时期沪深 300 指数(hs300) 的累积收益率变化过程。

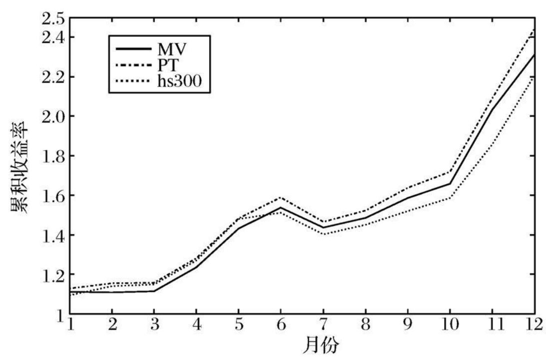

图 1　投资期 2006.01 – 2006.12 两模型的比较

下面的图 2 则给出了利用所选 35 只股票从 2002 年 1 月至 2006 年 12 月的收益率数据作为样本分别求解两个模型所得到的投资组合在 2007 年 1 月至 2007 年 12 月的投资表现。

从图 1 和图 2 不难发现, 基于 S –型效用函数的投资组合模型在样本外能够比 MV 模型和沪深 300 指数获得更高的累积收益率。下面的图 3 则给出了两个模型基于 2003 年 1 月至 2007 年 12 月的收益率数据作为样本所得到的投资组合在 2008 年 1 月至 2008 年 12 月的投资表现。

图 3 表明, 由于 2008 年中国股票市场整体下跌, 两个模型的表现各有优劣, 但都能比大盘指数避

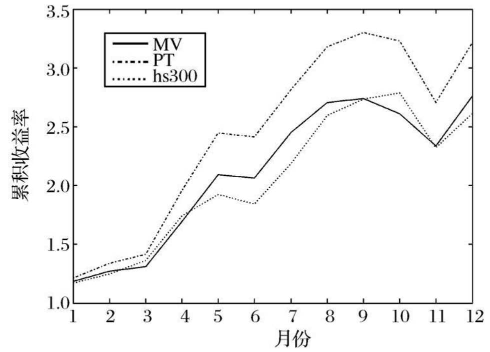

图 2　投资期 2007. 01 – 2007. 12 两模型的比较

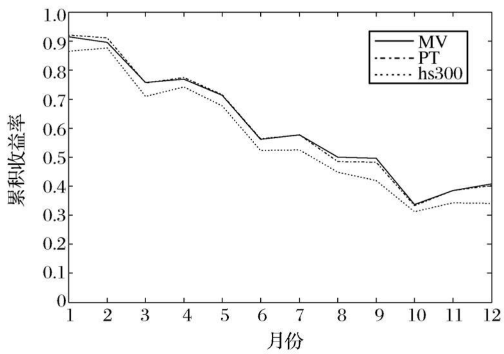

图 3　投资期 2008. 01 – 2008. 12 两模型的比较

免更多的损失。

为了进一步考察投资者的损失厌恶心理对其投资决策行为的影响，仍取 $\alpha = 0.88$, $x^u = 0.1$，分别计算当损失厌恶水平 λ 取不同值时模型(3)的最优解，并考察其在未来一年的投资表现。

下面的图 4 给出了利用所选 35 只股票从 2002 年 1 月至 2006 年 12 月的收益率数据作为样本，当损失厌恶参数 λ 分别取为 2.25, 3 和 4 时，求解模型(3)得到的最优投资组合在 2007 年 1 月至 2007 年 12 月的投资表现。

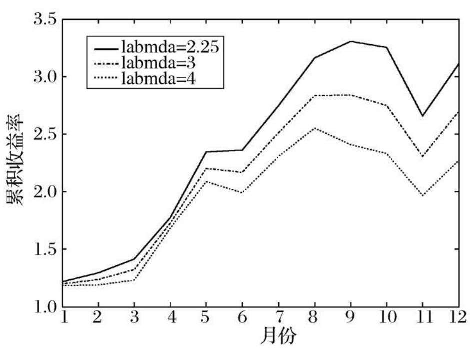

图 4　投资期 2007. 01 – 2007. 12 模型(3)对不同 λ 值的比较

下面的图 5 则给出了利用所选 35 只股票基于 2003 年 1 月至 2007 年 12 月的收益率数据作为样本，当损失厌恶参数 λ 分别取为 2.25, 3 和 4 时，求解模型(3)得到的最优投资组合在 2008 年 1 月至 2008 年 12 月的投资表现。

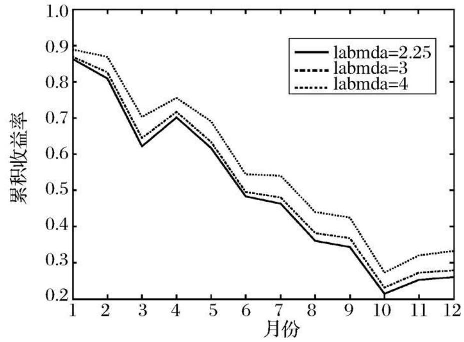

图 5　投资期 2008. 01 – 2008. 12 模型(3)对不同 λ 值的比较

从图 4 和图 5 不难发现，当市场处于上升趋势时，随着损失厌恶水平 λ 的增加，相应的投资组合在未来的投资业绩降低。而当市场处于下跌趋势时，随着损失厌恶水平 λ 的增加，相应的投资组合在未来的投资业绩增加，较高 λ 值对应的投资组合能够比较低 λ 值对应的投资组合避免更多的损失。这里的模拟投资表明，投资者的损失厌恶心理对其投资决策行为是有重要影响的。

5　结语

基于传统期望效用理论的投资组合模型直接假定投资者是风险规避型的，而没有考虑到投资者行为的本质特征和属性。展望理论发现投资者对财富的赢得和损失的态度是不同的，一等数量的损失给投资者带来的痛苦程度远大于同等数量的赢得给决策者带来的喜悦程度，即投资者具有损失厌恶的心理特征。本文借鉴展望理论的研究成果，建立了考虑投资者损失厌恶决策心理的投资组合模型，模型的目标函数是最大化 K&T 提出的 S – 型价值函数。主要的工作是通过构造三次样条函数有效的解决了目标效用函数的非光滑问题，同时设计随机搜索算法处理由于目标函数的非凹性而产生多个局部最优解的问题，大大提高了解的质量，并通过我国证券市场的实际数据验证了所建模型及算法的合理性和有效性。通过计算发现，基于损失厌恶的投资组合模型在样本外比 MV 模型和大盘指数具有更好的业绩表现，并且投资者的损失厌恶水平对其投资决策行为有着重要的影响，当市场处于下跌趋势时，投资者的损失厌恶程度越高，所构建的投资组合越能够避免更多的损失。

需要指出的是，本文在理论分析和实证计算时

选取的参考点是无风险利率, 未来的研究还可以选取其它的参考点如投资者的初始财富, 或某个渴望达到的收益水平等等。其次, 本文的模型没有考虑实际市场中的摩擦因素如交易费用, 买卖临界限制, 最小交易单位以及基数约束等, 如何将这些实际交易限制考虑到现有的模型中并设计相应的算法进行求解是值得进一步研究的问题。此外, 本文讨论的是一个单阶段投资组合问题, 如何将本文的方法推广到多阶段投资组合情形也是值得深入考虑的问题。最后, 我们知道, 损失厌恶只反映了投资者实际决策行为的一个方面, 而实际中投资者还有许多其他的心理特征, 如后悔厌恶、失望厌恶、狭窄框架、过度自信等。因此, 建立能够描述各种心理状态的行为投资组合模型并设计相应的求解算法, 以指导不同类型投资者的真实投资决策是未来研究的重要任务。

参考文献:

[1] Markowitz, H.. Portfolio selection [J]. Journal of Finance, 1952, 7(1): 77-91.

[2] Sharpe, W.. Expected utility asset allocation [R]. Working paper, Stanford university, 2006.

[3] Merton, R. Lifetime portfolio selection under uncertainty: The continuous time case [J]. Review of Econometrics and Statistics, 1969, 51(3): 247-257.

[4] Lucas, R. E.. Asset prices in an exchange economy [J]. Econometrica, 1978, 46(6): 1429-1445.

[5] Kahneman, D., Tversky, A.. Prospect theory: An analysis of decision under risk [J]. Econometrica, 1979, 47(2): 263-292.

[6] Tversky, A., Kahneman, D.. Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty [J]. Journal of Risk and Uncertainty, 1992, 5(4): 297-323.

[7] Cremers, J., Kritzman, M.. Optimal hedge fund allocations [J]. Journal of Portfolio Management, 2005, 31(3): 70-81.

[8] Adler, T., Kritzman, M.. Mean-variance versus Full-scale Optimization: in and out of Sample [J]. Journal of Asset Management, 2007, 7(5): 302-311.

[9] HagstrÄomerB., Binner J. Stock selection with full-scale optimization and differential evolution[J]. Applied Financial Economics, 2009, 19(19): 1559-1571.

[10] 徐绪松, 马莉莉, 陈彦斌. 考虑损失规避的期望效用投资组合模型[J]. 中国管理科学, 2007, 15(10): 42-47.

[11] Jin H., Zhou X.. Behavioral portfolio selection in continuous time [J]. Mathematical Finance, 2008, 18(3): 385-426.

[12] De Giorgi E., Hens T. Making prospect theory fit for finance [J]. Financial Markets and Portfolio Management, 2006, 20(3): 339-360.

[13] De Giorgi E., Hens T.. Computation aspect of prospect theory with asset pricing application [J]. Computational Economics, 2007, 29(3): 267-281.

[14] Barberis N., Huang M., Santos T.. Prospect theory and asset prices [J]. The Quarterly Journal of Economics, 2001, 116(1): 1-53.

[15] De Giorgi E., Hens, T.. Rieger M.O.. Financial market equilibria with cumulative prospect theory [J]. Journal of Mathematical Economics, 2009, forthcoming.

[16] 张艳英, 张苹苹, 等. 病态方程组的一种精确解法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 1995, 27(6): 26-28.

[17] Törn A., Zilinskas A.. Global optimization[M]. Berlin: Springer, 1989.

[18] Janusevskis A., Akkinfiev T., Auzins J.. A comparative analysis of global search procedures [J]. Proceedings of the Estonian Academy of Science, 2004, 10(4): 236-250.

Nonlinear Portfolio Selection Problem Based On Loss Aversion

HU Zhi-jun[1], YE Dan[2]

(1. College of Science, Guizhou University, Guiyang 550025, China;
2. College of Management, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: According to the prospect theory of Kahneman and Tversky's(1979), this paper pats forward an optimal portfolio selection model to maximize the S-sharp utility function based on loss aversion. For dealing with non-smoothness we have smoothed the S-sharp utility function in the vicinity of reference point, by employing cubic splines. Meanwhile, we propose a random search algorithm to deal with the possible presence of several local optima due to the objective function is not quasi-concave. Finally an empirical study using the data from Chinese stock market is given in order to prove the reasonableness and effectiveness of this model.

Key words: prospec theory; loss aversion; portfolio selection; non-smoothness problem; local optima