

文章编号:1000-6788(2006)11-0084-08

体液免疫算法及其对证券组合投资分析的应用

张著洪, 胡支军

(贵州大学 理学院数学系, 贵阳 550025)

摘要: 基于 Jia & Dyer 的一般性失望模型, 给出一种新的非对称风险度量方法, 建立该风险度量下考虑证券最小交易单位约束的组合投资二次整数规划模型; 进而依据体液免疫原理设计实用、简单的新体液免疫算法, 并寻求该模型的最优方案. 算法设计中引入优秀抗体演化操作, 搜集和更新进化中最好解, 以及建立能增强群体多样性及具有较强整体、局部、并行搜索能力的免疫操作, 从多方位搜索最优解. 实证及比较表明, 所获算法的整体和局部搜索能力强、能快速获取最优投资决策方案, 所建模型的合理性和有效性被论证.

关键词: 风险度量; 投资组合; 免疫算法; 体液免疫

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

Humoral Immune Algorithm and Its Application to Portfolio Selection

ZHANG Zhu-hong, HU Zhi-jun

(Department of Mathematics, College of Science, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: A portfolio selection quadratic integer programming model with minimum transaction lots is developed through designing a new asymmetric risk measurement based on the generalized disappointment model proposed by Jia and Dyer. Further, associated with humoral immune theory, a novel and available humoral immune algorithm is proposed to solve the model. In the design of the algorithm, the key is to introduce an excellent antibody set - updating operator to collect and update the good solutions found from the search process, while establishing several kinds of immune operations being capable of improving diversity of population and strengthening the capability of global, local, and parallel search so that the algorithm can search the optimal solution from different directions. Practical application and numerically comparative results, illustrating the reasonability and availability of the model, show that the proposed algorithm with strongly global and local search capability can obtain rapidly the optimal investment decision-making scheme of the model.

Key words: risk measurement; portfolio selection; immune algorithm; humoral immunity

1 引言

由 Markowitz 提出的均值-方差模型为投资者寻求风险和期望收益的合理权衡, 提供了相应的理论和方法^[1], 是投资分析中的一种有效工具. 经典的 Markowitz 模型是一个二次规划问题, 可以用传统数学规划方法求解. 但该模型忽略了投资实践中的一些重要因素, 如模型只考虑无摩擦市场、假设证券的份额可以无限分割等等. 针对经典均值-方差模型存在的诸多不足之处, 许多学者对其从不同角度进行了改进^[2,3].

用期望收益率度量投资收益的方法已被广泛接受, 但以方差度量风险却受到了质疑和批评. Markowitz(1959)认为, 下半方差是理论上最完美的风险计量方法, 它反映了投资风险的特征. 然而, 下半方差假设投资者对高于均值的超额收益是风险中性的, 不能描述投资者对超过收益均值的上方偏差的不同偏好. 近来, Jia & Dyer^[4]提出了基于负期望效用的标准风险度量理论和模型, 这为风险与偏好建立了一个完整的联系, 并对各种风险模型的评价提供了共同的效用理论基础; 进一步, 基于标准风险度量理论, Jia,

收稿日期: 2005-01-17

资助项目: 国家自然科学基金(60565002); 贵州省优秀人才省长基金(20040706); 贵州省自然科学基金(20052002); 贵州大学博士启动基金(2004001)

作者简介: 张著洪(1966-), 男, 贵州印江人, 副教授, 博士, 主要从事智能算法理论及应用、金融优化等研究; 胡支军(1975-), 男, 贵州印江人, 讲师, 博士, 主要从事金融最优化研究.

Dyer & Butler 发展了一般性的决策失望模型^[3], 扩展了部分前人的早期工作. 一般性失望模型能更好地描述决策的正面和负面结果对偏好确定所产生的非对称影响, 为投资决策问题提供了新的思路. 借鉴于此, 本文基于文[4, 5]的模型, 提出一种非对称风险度量方法, 即利用一阶“上偏矩”来修正下半方差, 能够很好地体现投资者对高于期望收益部分的欢迎心理, 和对于低于期望收益部分的厌恶心理.

最小交易量是投资组合需要考虑的一个重要因素, 例如在我国证券市场, 买进股票的最小量为 100 股 (一手). 文献[6]指出, 当模型中只考虑最小交易单位限制而不考虑任何交易费用时, 仅仅是寻找其可行解就已经是一个 NP-完全问题, 用传统方法求解这类问题的计算量大且效果不理想.

近年来, 遗传算法及模拟退火算法在投资组合中已得到了初步应用^[7-9], 如文[7]通过设计迁徙操作并与小生境遗传算法结合获改进的小生境遗传算法, 这为智能算法应用于投资组合的后续研究提供了新的启迪. 但由于遗传算法及模拟退火算法均存在收敛速度慢的问题, 导致它们在多约束的组合投资决策中的应用受到一定限制. 随着智能算法研究的深入, 不同类型的新免疫算法不断呈现, 并展现了较大的优越性和良好的实际应用潜力^[10, 11], 但已有的基于免疫思想的算法在投资组合中的应用尚不多见, 如何针对组合投资问题, 设计相应的免疫算法寻求最优投资方案, 仍需不断探索. 在本文中, 结合中国证券市场的实际交易要求, 首先建立在我们给出的非对称风险度量定义下考虑股票最小交易单位的二次整数规划投资组合模型, 进而从免疫系统的体液免疫应答过程自身机理出发, 通过提取部分简化机制, 模拟抗体应答抗原的方式, 设计体液免疫算法 (HIA: Humoral Immune Algorithm) 求解该模型. 算法设计不同于已有相关文献的思想, 其具有自身的独特性. 最后, 借助上海证券市场的实际收益率数据, 并与广为熟知的最优保存遗传算法、克隆选择算法^[10]、免疫算法^[11]进行比较, 验证了本文所提出模型的合理性和算法的有效性, 获得了满意的结果.

2 一般性失望模型简介

设 X 表示随机收益, 其期望值为 \bar{X} , 则 $X - \bar{X}$ 是一个零期望值的标准风险变量. 在风险与偏好满足所谓相反的一致性条件下, Jia & Dyer^[4]提出了如下基于负期望效用的标准风险度量模型

$$R(X) = -E[U(X - \bar{X})], \quad (1)$$

其中 U 是效用函数, E 表示期望算子. 当 U 取适当形式时, 可得到以往的许多风险模型 (如方差、绝对离差等). 特别地, 考虑如下分段线性加幂效用函数

$$U(x) = \begin{cases} ax + ex^1, & x \geq 0 \\ ax - d|x|^2, & x < 0 \end{cases}, \quad (2)$$

其中 a, α, β, d, e 是非负常数. 由 (1)、(2) 式, 效用模型 (2) 对应的标准风险度量为

$$R(X) = dE^- [|X - \bar{X}|^2] - eE^+ [|X - \bar{X}|^1], \quad (3)$$

其中

$$E^- [|X - \bar{X}|^2] = \sum_{x_i < \bar{X}} p_i |x_i - \bar{X}|^2, E^+ [|X - \bar{X}|^1] = \sum_{x_i \geq \bar{X}} p_i |x_i - \bar{X}|^1,$$

而 p_i 是相应于结果 x_i 的概率. 若 $\alpha = \beta = 1$, 则式 (3) 为所谓的绝对离差模型^[6]. 基于标准风险度量 (3) 式, 在满足风险独立性条件下, Jia & Dyer^[5]提出了如下“一般性失望模型”

$$f(\bar{X}, X) = \bar{X} - (\bar{X}) \{ dE^- [|X - \bar{X}|^2] - eE^+ [|X - \bar{X}|^1] \}, \quad (4)$$

其中 $(\bar{X}) > 0$ 为权衡因子. 式 (4) 的实际含义为, 决策的价值 f 由两部分组成, 第一部分为实际平均收益, 第二部分为决策者的感知风险^[12], 其中 $dE^- [|X - \bar{X}|^2]$ 表示预期的“失望”, 即当实际收益低于预期收益时决策者的心理反应; $eE^+ [|X - \bar{X}|^1]$ 表示预期的“高兴”, 即当实际收益高于预期收益时的心理反应, 而 $-R(X)$ 度量了总的心理满意度. 一般情况下, 对风险规避的决策者, 失望比高兴对其总的心理满足有更大的影响, 即意味着 $d > e$. 一般性的失望模型有效地解释了 Allais 悖论和其它的一些风险决策行为, 为风险投资决策提供了一个新的工具, 可以让投资者根据自己不同的偏好, 采用各种不同的标准风险度量模型.

3 投资组合优化模型及转化

3.1 非对称风险度量模型

设有 n 种风险证券的投资组合,第 j 种证券的收益率为随机变量 r_j ,均值为 $\mu_j = E[r_j]$, $w = (w_1, \dots, w_n)^T$ 表示投资于 n 种证券的比例向量,组合投资收益率 X 及均值 \bar{X} 分别为

$$X = \sum_{j=1}^n w_j r_j, \quad \bar{X} = \sum_{j=1}^n w_j \mu_j, \tag{5}$$

在式(3)中,取 $\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 2, d = 1$,便得到如下非对称标准风险度量

$$R(X) = E[|X - \bar{X}|^2] - eE^+[|X - \bar{X}|], \quad 0 < e < 1, \tag{6}$$

模型(6)是基于收益均值的下半方差与上半绝对离差的加权和,不仅考虑了收益率低于期望收益率时的损失,而且利用了高于期望收益率时可能带来超额利润的收益;若 $e = 0$,则模型(6)即为下半方差,若 $0 < e < 1$,其既不同于方差或绝对离差度量风险,也不同于下半方差,反映了投资者相对于赢利而言更加看重损失,或者说投资者对失望的反应比高兴更强烈.

给定投资者的期望收益水平 $\bar{X} = \mu$,取式(4)中的权衡因子 $\alpha(\bar{X})$ 为常数,于是风险规避的投资者选择 w 最大化 f 等价于最小化 $R(X)$,即 $\min_w \{R(X) | \bar{X} = \mu\}$;进而取式(6)所定义的风险函数,在不允许卖空条件下,可以建立如下组合投资优化模型

$$\begin{aligned} \min_w & E[|X - \bar{X}|^2] - eE^+[|X - \bar{X}|], \\ \text{s.t.} & \sum_{j=1}^n \mu_j w_j = \mu, \quad \sum_{j=1}^n w_j = 1, w_j \geq 0. \end{aligned} \tag{7}$$

3.2 二次整数规划模型

设证券 j 在时期 t 的收益率为 r_{jt} , $1 \leq j \leq n, 1 \leq t \leq T$, r_{jt} 取值 r_j 的概率为 q_t (通常取 $q_t = 1/T$),则 $\mu_j = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_{jt}$. 结合中国证券市场的实际,购买股票时的最小交易单位是 1 手,即 100 股. 给定总投资额 C (元)后,易知 Cw_j 为证券 j 的投资额,此可表示为 $p_j v_j$, 其中 p_j 为第 j 种证券购买时的价格(元), v_j 为投入证券 j 的投资股数. 由于股票只允许整手购买,所以给定总投资额后通常会有剩余资金出现,假定投资者将总投资额 C 元中剩余资金 w_0 存入银行,存款利率为 μ_0 . 则结合式(5),模型(7)被转化为如下二次整数规划问题

$$\begin{aligned} \min_w & \frac{1}{T} \sum_{z_t < 0} z_t^2 - \frac{e}{T} \sum_{z_t \geq 0} |z_t| \\ \text{s.t.} & \sum_{j=1}^n \mu_j p_j v_j + w_0 \mu_0 = \mu C, \quad \sum_{j=1}^n p_j v_j + w_0 = C, \\ & v_j \bmod 100 = 0, 0 < e < 1, v_j \geq 0, 1 \leq j \leq n, \end{aligned} \tag{8}$$

其中

$$z_t = \frac{1}{C} \sum_{j=1}^n (r_{jt} - \mu_j) p_j w_j,$$

令 x_0 为无风险投资比例(存银行),则经由

$$w_0 = Cx_0, x_j = p_j v_j / C, \quad 1 \leq j \leq n, \tag{9}$$

模型(8)等价转化为如下问题

$$\begin{aligned} \min_x & f(x) = \frac{1}{T} \sum_{z_t < 0} z_t^2 - \frac{e}{T} \sum_{z_t \geq 0} |z_t|, \\ \text{s.t.} & \sum_{j=0}^n \mu_j x_j = \mu, \quad \sum_{j=0}^n x_j = 1, \frac{Cx_j}{100p_j} \in N, 0 \leq x_j \leq 1, 1 \leq j \leq n, \end{aligned} \tag{10}$$

引入惩罚因子 λ 及惩罚项

$$P(X) = \left(\sum_{j=0}^n \mu_j x_j - \mu \right)^2 + \left(\frac{Cx_j}{100p_j} - \left\lfloor \frac{Cx_j}{100p_j} \right\rfloor \right)^2, \tag{11}$$

则将求解模型(10)的最优解转化为求解下列问题的最优解

$$\min_x F(X) = f(X) + P(X), \quad (12)$$

在此, 由 R^{n+1} 的超方体曲面中分量之和为 1 的所有向量构成, x 为决策向量, $[y]$ 为 y 的最大整数.

评注 1 模型(8)经由式(9)等价转化为模型(10), 因此求解模型(10)可获得模型(8)的最优解; 又由最优化理论中惩罚函数法, 当 μ 较大时, 模型(12)的最优解即为模型(8)的最优解, 进而通过设计以下体液免疫算法求解模型(12), 便可获得模型(8)的最优解.

4 体液免疫算法 HIA

4.1 算法描述

体液免疫理论^[13]解释了生物免疫系统中抗体识别抗原的机理, 其中克隆选择原理反映了抗体的进化框架, 其主要包括克隆选择、细胞繁殖、亲和成熟、免疫记忆、克隆抑制、抗体新陈代谢等机理; 免疫调节划了抗体之间的相互制约关系, 其可通过抗体的浓度定量描述. 结合这些机理中的部分机理, 可设计体液免疫算法求解模型(12). 在与该模型的对应中, 抗体 Ab 视为该模型的决策向量 x , 即 $Ab = x$, 各分量均采用实数编码, 并分别代表抗体的基因; 抗原 Ag 视为该模型的最优解. 给定抗体群 X , 此中抗体 Ab 与抗原 Ag 的亲合力设计为

$$Aff(Ag, Ab) = \frac{\max_{y \in X} \{ F(y) \} - F(Ab)}{\max_{y \in X} \{ F(y) \} - \min_{y \in X} \{ F(y) \}}, \quad (13)$$

体液免疫算法主要由克隆选择、细胞繁殖、亲和突变、克隆抑制、优育抗体演化等算子构成. 克隆选择用于挑选进化群体中非相似且亲合力较高的抗体参与进化; 细胞繁殖用于对被选中抗体繁殖不同数目的克隆; 亲和突变用于生成较好抗体; 克隆抑制消除相似、相同的克隆, 增强进化群体的多样性; 优育抗体演化用于保存进化群体中最好抗体, 并经邻域搜索不断更新. 于是基于体液免疫应答框架, 可获 HIA, 其描述如下:

步 1 输入 n 种证券在样本期 T 内的收盘价 P_{jt} (元), $1 \leq j \leq n, 1 \leq t \leq T$, 总投资额为 C 元, 样本期 T 内银行利率为 μ_0 , 依据下式

$$r_{jt} = \frac{P_{jt} - P_{j(t-1)}}{P_{j(t-1)}}, \quad \mu_j = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_{jt}, \quad (14)$$

计算每种证券的收益率 r_{jt} 、平均收益率 μ_j ;

步 2 确定进化代数 $k = 1$; 在 $[0, 1]$ 上随机生成 N 个 $n+1$ 维向量, 每个向量均作归一化处理, 归一化后的所有向量构成规模为 N 的初始抗体群 A_k ;

步 3 由式(13)计算 A_k 中抗体的亲合力, 其中亲合力最高的抗体也被用于优育抗体演化算子, 生成新的优育抗体;

步 4 将 A_k 作用于克隆选择算子, 选择 N_k 个抗体构成 B_k , N_k 由该算子动态确定;

步 5 细胞繁殖算子作用于 B_k , 获由 N_k 个克隆族构成的克隆群 C_k ;

步 6 C_k 中每个克隆族作用亲和突变, 并对已突变的各克隆归一化处理, 所有克隆构成 D_k ;

步 7 D_k 作用克隆抑制算子, 生成具有较低相似性的群体 E_k ;

步 8 选择 $A_k \cup E_k$ 中 N 个较高亲合力抗体构成 A_{k+1} , 并随机产生 $[\mu N]$ 个新抗体, 并经归一化后, 取代 A_{k+1} 中亲合力较低的抗体, 目的在于微调群体多样性, $0.05 \leq \mu \leq 0.08$ ^[10];

步 9 若不满足终止条件, 则返回步骤 3; 否则, 依据式(9)、(11), 输出优育抗体演化算子中抗体 x^* 的各种数据: 各只股票的最优投资手数 $z_j = v_j/100$ 、无风险投资比例 x_0 (%)、投资组合的风险 $Risk$ (%) (即模型(12)的目标函数值)、最优投资方案的惩罚值 $P(x^*)$.

评注 2 该算法是一种启发式随机搜索算法, 其收敛性可由文献[14]中第四章的免疫优化方法的收敛性证明类似获证. 步骤 2、8 中随机生成的 n 维向量和步骤 6 中所获已突变的克隆均不一定满足各分量之和为 1 的条件, 因此需修正, 归一化后的 n 维向量取代它们的原 n 维向量并作为抗体, 这些抗体参加

进化,它们在进化群体中的优劣由它所对应的 n 维向量的目标值确定(模型(12)中的目标函数)。这种处理方式能有效回避“分量之和为1”的约束,同时提高了算法的寻优速度,并且不会出现该算法最终获得的最优解的结果与实际最优化结果相去甚远的现象。另外算法描述中,步3的目的在于保存进化至今的最好抗体,同时也在其邻域变异,增大寻找更好抗体的机会;步骤4、5的有机配合,可使算法从多方位、不同程度地探测更好抗体,有助于提高算法的整体和局部搜索能力。在这些模块的组合下,算法结构简单,计算开销小,其执行效率和效果由后续算例获知。

4.2 免疫算子设计

1) 克隆选择 利用可反映抗体调节机制的小生境法^[14],将进化群体 X 划分为若干个小生境,各小生境按共享适应度(即共享亲和力)保存生存能力最强的抗体(即共享适应度最高),从而获得能生存的抗体构成群体 Y ,记群体中已被抑制的抗体所占比例(即抑制率)为 x 。此模块抑制相似抗体,有助于进化群体向多方位转移,增强算法整体搜索能力。

2) 细胞繁殖 经由克隆选择所获群体 Y 中,抗体 Ab 繁殖的数目 M_{Ab} 与其对抗原的亲和力成正比,其被设计为

$$M_{Ab} = \frac{m_x \cdot \text{Aff}(Ag, Ab)}{\sum_{Ab \in X} \text{Aff}(Ag, Ab)}, \quad Ab \in X,$$

在此, m_x 为群体 Y 的克隆繁殖总数,其被设计为 $m_x = (1 - x)^{-1} |X|$, 此式说明,群体 X 中被抑制的抗体越多,则群体 Y 繁殖的克隆数越大,反之则繁殖越少。此模块反映了群体 Y 中各抗体的繁殖数是各不相同的,亲和力越高,繁殖数越大,反之则越小;另外繁殖总数被动态调节,其由进化群体的规模 $|X|$ 及抑制率 x 共同确定。

3) 亲和突变 抗体 Ab 繁殖的克隆按与其亲和力成反比的突变概率 p_{Ab} 对每一个克隆的基因进行变异,在此 p_{Ab} 设计为

$$p_{Ab} = 1 - e^{-\text{Aff}(Ag, Ab)}, \quad 0 < x < 1,$$

Ab 的每一克隆 Ab^* 的每一基因按如下规则变异

$$x = \begin{cases} x + r(b - x) & \text{rand} = 0 \\ x - r(x - a) & \text{rand} = 1 \end{cases},$$

其中 a, b 分别为基因 x 所在区间的左右端点值,针对于模型(12),取 $a = 0, b = 1, r$ 为 $[0, 1]$ 上的随机变量,rand 为 0 或 1 的随机数。

4) 克隆抑制 设 C 为克隆群,依据克隆之间的欧氏距离

$$\|Ab - Ab^*\| < \theta \|Ab, Ab^*\| C,$$

清除 C 中相同和相似的抗体,保存不相似的克隆,获具有群体多样性的克隆群,在此 θ 可被动态调节;注:此模块如此设计的目的在于降低算法的计算复杂度,也可用独特型免疫网络数学模型^[13]进行设计,但时间开销增大。

5) 优育抗体演化 搜集进化群体中亲和力最高的抗体 Ab , 并在该抗体的邻域内随机生成新抗体 Ab^* , 若 Ab^* 优于已有的优育抗体 Ab (以亲和力进行度量), 则 Ab^* 作为新的优育抗体 Ab , 否则以概率 p (在此取 $p = 0.5$) 接受 Ab^* 为 Ab 。此设计有助于获更好抗体,加速搜索模型(12)的最优方案。

5 应用实例

5.1 数据选取及算法参数设置

我们从上海证券交易所不同行业中选取9支股,提取从2003年12月5日到2005年12月9日共101周的周收盘价数据进行训练,根据式(14)计算得到100周的收益率及相应的平均收益率。设总投资额为10000(元),为简便,无风险利率取为一年期居民定期储蓄存款利率2.25%,并折算为周收益率。下面的表1给出了这9支股票的代码及在这100周内各股的起始(2003.12.5)、周期末(2005.12.9)的收盘价(即各支股的购买价)和平均收益率。

表 1 各支股票的平均收益率和购买价格

代码 时间	600001	600009	600028	600036	600429	600600	600638	600854	600871
起收盘价	5.62	11.79	4.21	10.2	6.15	8.96	6.99	6.57	5.28
周末盘价	2.93	13.42	4.36	6.69	2.27	7.68	3.83	3.69	2.56
平均收益率	- 0.0054	0.0021	0.0012	- 0.0029	- 0.0087	- 0.0011	- 0.0049	- 0.0044	- 0.0054

利用 HIA,依据模型(12)确定模型(8)下各证券的最佳投资方案 x^* ,输出的最佳投资方案的数值类别由该算法的步 9 确定. 选取最优保存遗传算法(简记为 EGA)、克隆选择算法(CLONALG)^[10]及免疫算法(IA)^[11]与 HIA 比较,各算法的群体规模均为 100,算法终止迭代数均为 800,其它参数均为各算法获最佳效果时的参数值,即 EGA 及 IA 的交叉概率为 $p_c = 0.8$,突变概率为 $p_n = 0.001$,IA 的浓度抑制半径为 0.9;CLONALG:选择率为 0.52,每抗体的繁殖数为 10,插入的新抗体为 8;HIA:小生境抑制半径为 0.3,克隆抑制半径为 0.1,插入的新抗体数为 8.

5.2 计算结果

考虑模型(8)中 e 取 0 和 0.01 两种情形,对不同的期望收益率水平 μ (其取值范围如下表的左列),将参与比较的算法和 HIA 分别应用于模型(12),各算法均最终输出相应的投资组合选择方案. 下面的表 2 和表 3 分别给出了对 $e = 0$ 和 $e = 0.01$ 计算得到的 5 组投资组合策略(分别对应 5 个不同的期望收益率水平). 此两表中, z_j 表示第 j 种证券的投资手数, $1 \leq j \leq 9$, x_0 为无风险投资比例,表中右列的“0”表示所在行的算法所获方案不满足约束,这种方案称为无效方案;反之“1”表示所获方案为有效方案.

表 2 各算法在 $e = 0$ 时的投资组合选择结果

μ		z_1	z_2	z_3	z_4	z_5	z_6	z_7	z_8	z_9	x_0 (%)	Risk (%)	$P(x^*)$	方案类别
- 0.0086	EGA	16.3	5.7	17.3	10.4	6.7	11.2	16.1	1.2	6.6	55.3	13.9	1.53	0
	IA	6.2	6.3	17.4	6.5	29.3	0.3	17.4	23.2	23.2	75.3	24.8	0.95	0
	CLONALG	1.0	1.1	2.2	2.1	5.0	0.2	2.0	4.0	3.1	15.3	0.3	0.12	0
	HIA	0	0	0	0	1	1	13	0	4	29.8	0.9	0	1
- 0.00594	EGA	18.5	0.6	12.9	14.4	38.6	8.8	6.8	25.4	19.4	72.5	26.5	3.55	0
	IA	22.9	5.9	0.3	12.1	39.7	11.4	6.1	17.3	5.8	58.5	18.4	3.14	0
	CLONALG	1.1	1.3	0.0	2.0	3.1	1.2	3.2	3.1	2.2	21.2	0.2	0.17	0
	HIA	15	0	0	0	5	0	3	1	0	28.9	0.6	0	1
- 0.00328	EGA	25.3	4.6	0.5	8.6	34.9	4.3	4.2	4.2	9.7	53.2	9.8	2.56	0
	IA	23.5	5.9	12.1	6.2	40.5	12.3	17.5	0.2	5.9	64.5	17.6	2.72	0
	CLONALG	4.1	1.1	1.1	1.1	5.1	1.2	0.1	3.1	5.0	16.1	0.3	0.11	0
	HIA	1	0	1	0	6	0	13	0	8	7.6	1.4	0	1
- 0.00062	EGA	6.8	6.6	1.0	1.8	22.4	5.6	22.3	24.4	28.3	85.6	22.2	2.56	0
	IA	6.1	6.1	17.7	12.1	17.7	6.2	12.6	23.9	35.7	10.6	30.6	2.94	0
	CLONALG	6.1	1.2	4.1	0.2	2.2	0.1	2.2	4.0	6.0	2.7	0.4	0.16	0
	HIA	3	2	0	0	0	4	1	2	5	8.7	0.6	0	1
0.00204	EGA	29.2	0.6	13.8	1.7	29.8	0.3	25.5	23.9	29.2	78.8	27.9	3.71	0
	IA	5.0	4.7	14.3	0.1	32.7	0.1	0.1	19.1	37.7	82.7	17.4	1.69	0
	CLONALG	5.2	1.0	1.1	1.1	6.1	0.1	2.1	4.0	3.0	13.7	0.3	0.09	0
	HIA	0	0	5	0	0	2	10	2	5	3.8	1.1	0	1

表3 各算法在 $e=0.01$ 时的投资组合选择结果

μ		z_1	z_2	z_3	z_4	z_5	z_6	z_7	z_8	z_9	x_0 (%)	Risk (%)	$P(x^*)$	方案类别
- 0.0086	EGA	28.5	7.3	14.5	8.0	39.4	8.8	8.1	13.7	34.3	29.33	0.03	1.95	0
	IA	8.2	0.3	12.2	8.0	24.3	0.2	8.5	24.2	4.1	78.00	11.52	0.59	0
	CLONALG	5.1	0.0	3.1	2.1	5.0	1.2	1.1	1.3	5.2	13.33	0.19	0.24	0
	HIA	1	0	0	1	1	1	0	1	16	34.27	0.80	0	1
- 0.00594	EGA	32.8	0.2	20.4	11.9	0.6	0.5	4.8	0.6	1.1	84.82	8.31	3.50	0
	IA	10.5	0.2	10.5	11.2	25.8	5.2	25.9	20.7	31.0	7.62	28.19	2.84	0
	CLONALG	5.0	1.1	3.0	0.2	5.1	2.1	4.2	0.1	2.2	6.65	0.18	0.16	0
	HIA	3	0	1	0	25	1	2	3	0	1.74	1.33	0	1
- 0.00328	EGA	0.9	5.7	22.2	10.8	43.8	11.7	2.8	7.6	21.5	5.47	22.33	4.74	0
	IA	0.3	0.3	18.0	10.7	0.2	7.2	14.2	7.2	11.1	34.02	9.68	0.90	0
	CLONALG	4.2	1.1	2.2	2.1	6.1	0.1	2.1	0.0	4.1	15.16	0.20	0.16	0
	HIA	1	2	1	2	0	2	0	0	2	31.98	0.33	0	1
- 0.00062	EGA	0.8	6.4	18.7	13.9	1.6	0.9	25.8	24.6	37.9	55.72	33.63	5.13	0
	IA	27.5	5.8	16.5	11.3	38.5	11.2	0.4	0.1	5.5	52.00	15.85	1.95	0
	CLONALG	4.1	1.0	3.1	1.1	5.1	1.1	2.1	3.2	3.1	5.71	0.18	0.131	0
	HIA	1	0	13	0	0	0	2	2	1	22.29	0.79	0	1
0.00204	EGA	33.1	0.7	7.8	0.9	41.2	0.4	7.4	7.6	19.2	13.88	12.32	2.74	0
	IA	18.5	6.0	6.5	12.2	41.9	6.9	23.8	0.0	18.2	63.73	22.35	3.00	0
	CLONALG	2.2	1.1	3.1	0.3	6.1	1.1	4.1	4.0	1.1	7.88	0.22	0.16	0
	HIA	1	4	0	2	3	0	0	3	0	11.81	0.69	0	1

由以上两表可知,参与比较的算法所获惩罚值 $P(x^*)$ 均较大,相应的投资组合方案均不满足约束条件,且各股票的投资手数基本上不为整数,因而这些算法所获方案均为无效方案,然而 HIA 所获方案均满足约束,因此所获股票投资手数均为整数,从而所获方案可用于指导投资者选择证券投资. 由以上两表易见, HIA 所获结果明显优于参与比较的算法的结果. 另外,从表中惩罚值及无风险投资比例可知, $P(x^*)$ 越大,无风险投资所占比例整体上越大. 由于参与比较的三种算法所获方案均为无效方案,故它们所获的组合投资风险率与 HIA 的不能比较. 其次,对于样本周期 $T=70,80$,经由数值实验,各算法所获结果与上表 1、2 的结论类似,但由于篇幅所限,未列入本文.

5.3 算法搜索性能比较

将以上四种算法应用于模型(12),对于 $e=0, \mu = -0.01213$,各算法的当前群体的最好个体(即最好候选解)的目标值(由该模型的目标函数确定)描述的变化曲线如图 1(1);类似地,对于 $e=0.01, \mu = 0.00292$,搜索曲线比较如图 1(2). 由此两图获知, HIA 能较快搜索到满足约束条件的整体最优方案,具有

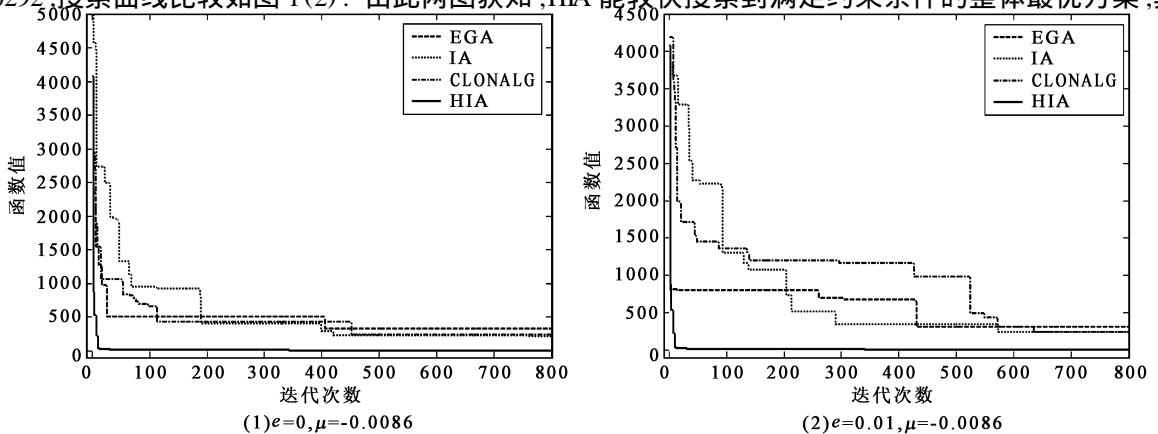


图1 四种算法的搜索曲线比较

收敛性,然而参与比较的三种算法却陷入了局部搜索,仅能获得不满足约束条件的局部最佳方案,概括起来,从搜索效果和执行效率的角度,这些算法的优先次序为 HIA、CLONALG、IA、EGA。

6 结语

基于 Jia & Dyer 的一般性失望模型,提出一种非对称风险度量模型,在该非对称风险定义下,依据中国证券市场的实际交易要求,建立考虑最小交易单位约束的组合投资二次整数规划模型,进而从生物免疫自身应答机制出发,以体液免疫应答框架为依托,并附带有有助于算法搜索效率的小生境法,设计体液免疫算法。算例应用和比较表明,该算法明显具有优越性,能快速搜索满足约束的最佳投资决策方案,且对含多约束优化问题的求解具有一定的潜力,同时验证了所给模型的合理性。但由于免疫思想尚初步涉及投资组合,如何将免疫的更多机理应用于本文算法,使其能更好地服务于大规模投资组合问题,将是今后研究的重点。

参考文献:

- [1] Markowitz H. Portfolio selection [J]. Finance, 1952, 7(1): 77 - 91.
- [2] 李仲飞,汪寿阳. 投资组合优化与无套利分析 [M]. 北京:科学出版社, 2001.
Li Z F, Wang S Y. Portfolio Optimization and No-arbitrage Analysis [M]. Beijing: Science Press, 2001 (in Chinese).
- [3] 陈志平,袁晓玲,魏峰. 多约束投资组合优化问题的实证研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(2): 10 - 17.
Chen Z P, Yuan X L, Xi F. Empirical research about a portfolio optimization problem with multiple investment constraints [J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2005, 25(2): 10 - 17.
- [4] Jia J, Dyer J S. A standard measure of risk and risk-value models [J]. Management Science, 1996: 42(12): 1691 - 1705.
- [5] Jia J, Dyer J S, Butler J C. Generalized disappointment models [J]. Risk and Uncertainty, 2001, 22(1): 59 - 78.
- [6] Mansini R, Speranza, M G. Heuristic algorithm for the portfolio selection problem with minimum transaction lots [J]. European Journal of Operational Research, 1999, 114(2): 219 - 233.
- [7] 刘洪杰,王秀峰,王治宝. 改进的多模态遗传算法及其在投资组合中的应用 [J]. 控制与决策, 2003, 18(2): 173 - 176.
Liu H J, Wang X F, Wang Z B. Improved multimodal genetic algorithms and its application on portfolio investment model [J]. Control and Decision, 2003, 18(2): 173 - 176.
- [8] 王春峰,杨建林,赵欣. 具有典型交易成本的投资组合管理模型及其求解 [J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(10): 134 - 138.
Wang C F, Yang J L, Zhao X. The portfolio management with typical transaction and its solution [J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2002, 22(10): 134 - 138.
- [9] 林丹,李小明,王萍. 用遗传算法求解改进的投资组合模型 [J]. 系统工程, 2005, 23(8): 68 - 72.
Lin D, Li X M, Wang P. A genetic algorithm for an improved portfolio selection model [J]. System Engineering, 2005, 23(8): 68 - 72.
- [10] de Castro L N, Timmis J. Artificial Immune System: A New Computational Intelligence Approach [M]. Springer-Verlag, 2002.
- [11] Jang-sung Chun, Min-kyu Kim, Hyur-kyo Jun. Shape optimization of electromagnetic devices using immune algorithm [J]. IEEE transactions on Magnetics, 1997, 33(2): 1876 - 1879.
- [12] Jia J, Dyer J S, Butler J C. Measures of perceived risk [J]. Management Science, 1999, 45(4): 519 - 532.
- [13] 龚非力. 医学免疫学 [M]. 北京:科学出版社, 2003.
Gong F L. Medical Immunology [M]. Beijing: Science Press, 2003.
- [14] 黄席樾,张著洪,何传江,等. 现代智能算法理论及应用 [M]. 北京:科学出版社, 2005.
Huang X Y, Zhang Z H, He C J, et al. Modern Intelligent Algorithms: Theory and Applications [M]. Beijing: Science Press, 2005.