

9-17-2021

Application of Two-population Fish Swarm Algorithm in Distributed Portfolio

Fuyu Wang

School of Management Science and Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China;

Tang Tao

School of Management Science and Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Application of Two-population Fish Swarm Algorithm in Distributed Portfolio

Abstract

Abstract: Aiming at the disadvantages of artificial fish swarm algorithm, such as low precision and easily falling into local optimum, *combining the idea of gravity algorithm and teaching optimization, a two-population fish swarm search algorithm is proposed. Cross-thinking is adopted to optimize the results obtained by the two populations and avoid the local optimization. Metropolis criterion of simulated annealing is added to the standard function verifies the algorithm, and the results show that the two-population fish swarm algorithm is better than the traditional artificial fish swarm algorithm and the known literature algorithm. Based on the known literature, a distributed portfolio model is proposed, in which the design algorithm is applied to solve the distributed portfolio model, and verifies the effectiveness of the algorithm in solving the discrete portfolio optimization problem.*

Keywords

two-population fish swarm algorithm, gravitational search, teaching optimization, distributed portfolio problems

Recommended Citation

Wang Fuyu, Tang Tao. Application of Two-population Fish Swarm Algorithm in Distributed Portfolio[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(9): 2074-2084.

双种群鱼群算法在分布式投资组合的应用

王付宇, 汤涛

(安徽工业大学 管理科学与工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

摘要: 针对人工鱼群算法优化精度不高和易陷入局部最优等缺点, 结合引力算法和教学优化的思想, 提出了一种双种群鱼群搜索算法。引入交叉思想, 对双种群得出的结果进行交叉再取优, 为了避免陷入局部最优, 加入模拟退火的 Metropolis 准则。通过标准函数对算法进行验证, 结果表明: 双种群鱼群算法寻优效果要优于传统人工鱼群算法和已知文献算法。在已知文献基础上提出了一种分布式投资组合模型, 并将设计算法应用于该进行求解, 验证了该算法求解离散组合优化问题的有效性。

关键词: 双种群鱼群算法; 引力搜索; 教学优化; 分布式投资组合问题

中图分类号: TP301.6; TP18

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X (2021) 09-2074-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-0389

Application of Two-population Fish Swarm Algorithm in Distributed Portfolio

Wang Fuyu, Tang Tao

(School of Management Science and Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China)

Abstract: Aiming at the disadvantages of artificial fish swarm algorithm, such as low precision and easily falling into local optimum, combining the idea of gravity algorithm and teaching optimization, a two-population fish swarm search algorithm is proposed. Cross-thinking is adopted to optimize the results obtained by the two populations and avoid the local optimization. Metropolis criterion of simulated annealing is added to the standard function verifies the algorithm, and the results show that the two-population fish swarm algorithm is better than the traditional artificial fish swarm algorithm and the known literature algorithm. Based on the known literature, a distributed portfolio model is proposed, in which the design algorithm is applied to solve the distributed portfolio model, and verifies the effectiveness of the algorithm in solving the discrete portfolio optimization problem.

Keywords: two-population fish swarm algorithm; gravitational search; teaching optimization; distributed portfolio problems

引言

人工鱼群算法是由李晓磊等^[1]提出的一种基于动物自治思想的群智能优化算法。它模拟了自然界中鱼群的觅食、聚群等行为, 通过个体局部寻优从而得到全局最优。该算法具有鲁棒性较强、不依赖于初始解和各种参数的选择设定、算法较简单易实现等优点。人工鱼群已经用于求解各种连续或离

散组合优化问题, 但是该算法后期收敛速度较慢, 寻优效果较差, 因此许多学者都对其提出了各种改进方法。例如: 刘东林等^[2]提出了一种新颖的改进人工鱼群算法, 通过对视野参数的改进, 使算法有了进一步的寻优效果, 提高了算法的求解效率。郑延斌等^[3]提出了一种基于社会学习机制的改进人工鱼群算法, 使用社会群体中趋同和趋异行为来对算法进行优化, 提高了算法收敛精度与收敛速度。

收稿日期: 2020-06-22

修回日期: 2020-08-02

基金项目: 国家自然科学基金(71872002); 教育部人文社会科学青年基金(19YJCZH091); 安徽省哲学社会科学规划(AHSKY2018D15); 安徽普通高校重点实验室开放基金(CS2019-ZD02)

第一作者: 王付宇(1977-), 男, 博士, 教授, 研究方向为生产运作管理、智能优化算法。E-mail: xiaowang96@163.com

黄柏儒等^[4]提出了一种引入贪心鱼群的改进人工鱼群算法,使算法中贪心的鱼群与普通鱼群具有不相同的行动策略规则,贪心鱼群算法具有更强的局部搜索能力。林敏^[5]在传统的人工鱼群基础上,为拥挤度因子提出了一种变异策略,使固定参数随着迭代次数变化而朝着优化方向变化,改善了算法的收敛速度和收敛效果。张洪青等^[6]利用和声搜索算法对人工鱼群算法进行了改进,提出了一种混合人工鱼群算法,利用行为交叉和混沌算子,使新的混合人工鱼群算法相比传统的鱼群算法具有更强的全局搜索能力,降低了算法复杂度。朱旭辉等^[7]提出一种变步长的人工鱼群算法,使鱼群的视野和步长参数随着算法迭代而动态变化。王兆嘉等^[8]将混沌搜索应用于人工鱼群中,提高了鱼群算法的全局搜索能力。马骊等^[9]提出一种改进多目标鱼群算法,并且用于求解投资组合优化问题。刘冬华等^[10]也在投资组合问题上提出了一种捕食策略的粒子群算法。郭业才等^[11]为了更好地解决随机共振方法微弱信号检测精度低问题,提出了改进量子鱼群算法。李景灿等^[12]将支持向量机的参数作为人工鱼的位置信息,提出了一种应用于支持向量机的改进鱼群算法。除此之外,还有学者从自适应参数、全局快速寻优等角度对鱼群算法进行了改进^[13-17]。

相比原始的人工鱼群算法,以上的改进鱼群算法在寻优效果和收敛速度都有了一定程度的提高。但是,以上的改进参数动态调整,仅仅与迭代次数有关,并没有与鱼群适应度相联系;尽管使鱼群算法与其他智能算法结合,但大多没有设计动态变化参数,种群搜索策略方式单一。

因此,本文在万有引力搜索^[18-20]和教学优化思想基础上,提出了一种双种群鱼群算法。在算法里,一个种群基于引力加速度更新步长从而来更新鱼群位置,另一个种群基于教学优化思想去追逐最优解,最后得出的结果再进行交叉,然后取最优值对应的解。

万有引力算法(Gravitational Search Algorithm, GSA)是由 Esmat Rashedi 等^[21]提出的新型智能优化

粒子群算法。该算法是基于粒子的适应度值计算出每个粒子的引力大小,适应度值越优的粒子,其惯性质量就越大,惯性质量大的粒子要比惯性质量小的粒子运动速度要慢,因此,粒子在相互作用力的驱使下都会朝着惯性质量大的粒子方向移动,从而寻得最优解。

在传统鱼群算法中,鱼群中每条鱼更新位置时采用固定步长,本文利用万有引力公式计算出鱼的相互间的作用力,然后计算每条鱼的惯性质量,从而计算出每条鱼的加速度及其速度,以鱼的速度作为鱼更新位置的步长。增强了算法的快速收敛能力和全局搜索寻优效果。同时,利用教学优化思想在更新解时加入教学因子使鱼群向最优鱼学习,然后引入交叉和模拟退火思想以避免算法陷入局部极值。通过函数分析验证,结果表明该双种群鱼群算法具有更优的效果。投资组合问题问世于 20 世纪 50 年代,在一定假设条件下讨论均值-方差模型,许多学者对其进行了大量研究^[22-25]。为了进一步验证算法的有效性,本文在现有文献研究基础上,考虑不同地点的投资组合,提出了一种分布式投资组合问题。

1 人工鱼群算法

人工鱼群算法是受到自然界鱼群间的觅食、聚群、追尾等动物行为启发产生的群智能优化算法。假设一个鱼群中有 N 条人工鱼,其中一条鱼的状态 $X_i=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, x_i 是求解问题的自变量,适应度函数 $Y=f(X)$, 适应度值相当于食物浓度,鱼群中鱼之间的距离为 $D_{ij}=\|X_i-X_j\|$, 鱼的视野为 $visual$, 鱼的步长为 $step$, 最大尝试次数为 $try-number$, 鱼群中的拥挤度因子为 δ , $rand$ 表示 0~1 之间的随机数。

觅食: 在鱼群中,每条鱼都会向食物浓度高的方向移动的行为。当人工鱼状态为 X_i 时,其在视野范围内随机选择一个状态 X_j , 如果 X_j 位置的适应度值要优于当前状态适应度值,则向 X_j 方向前进一个 $step$, 否则,再随机选择一个状态 X_j ,

判断是否满足向该方向前进的条件, 尝试了 $try-number$ 次之后, 如若还不满足, 则随机移动一个 $step$ 。

聚群: 人工鱼群 X_i 在视野范围内游走时, 如果发现一个领域内鱼的数目 n_f 和中心位置 X_c 满足 $Y_c / n_f > \delta Y_i$ 条件时, 则人工鱼 X_i 朝着该领域移动一个 $step$, 否则执行觅食算子。

追尾: 人工鱼群 X_i 在视野范围内游走时, 如果发现某个鱼的位置 X_j 的适应度值 Y_j 最优, 且该区域人工鱼数目为 n_f , 满足 $Y_j / n_f > \delta Y_i$ 条件时, 则人工鱼 X_i 朝着 X_j 位置移动一个 $step$, 否则执行觅食算子。

2 双种群人工鱼群算法

2.1 种群 1

假定 t 为当前迭代次数, 在进行觅食、聚群和追尾算子之前, 先根据引力公式计算鱼群中每个鱼的引力, 依此来计算鱼的步长。假设人工鱼当前状态为 $X_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d)$, $i=1, 2, \dots, n$, 当前步长为 $step_i = (step_i^1, step_i^2, \dots, step_i^d)$ 。

人工鱼 X_i 的引力质量和惯性质量分别为

$$m_i(t) = [f_i(t) - w(t)] / [b(t) - w(t)] \quad (1)$$

$$M_i(t) = m_i(t) / \sum_{i=1}^n m_i(t) \quad (2)$$

式中: $f_i(t)$ 为人工鱼 X_i 的适应度值; $W(t)$ 为最差的鱼的适应度值; $b(t)$ 为最优的鱼的适应度值。

求解最小值问题时:

$$w(t) = \max f_i(t), \quad i=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$b(t) = \min f_i(t), \quad i=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

求解最大值问题时:

$$w(t) = \min f_i(t), \quad i=1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$b(t) = \max f_i(t), \quad i=1, 2, \dots, n \quad (6)$$

鱼群中鱼之间的距离为

$$D_{ij}(t) = \|X_i(t) - X_j(t)\| \quad (7)$$

t 时刻人工鱼 X_i 第 k 位置上所受的合力 $F_{ij,k}$, 由牛顿万有引力定律可知 t 时刻人工鱼 X_i 受到人

工鱼 X_j 的万有引力:

$$F_{ij,k} = \frac{G(t)M_i(t)M_j(t)}{D_{ij}(t) + \varepsilon} \cdot (X_j^k(t) - X_i^k(t)) \quad (8)$$

式中: $G(t)$ 为引力常量。

$$G(t) = G_0 \times e^{\frac{(-\alpha t)}{gen_{max}}(a+b \cdot \frac{t}{gen_{max}})} \quad (9)$$

式中: G_0 为开始时刻的万有引力常数, 为 100; α 为 20; gen_{max} 为最大迭代次数; a 取 1.5, b 取 1 时人工鱼 X_i 受到的引力和加速度分别为

$$F_{ik}(t) = \sum_{i=1, j \neq i}^n rand \cdot F_{ij,k}(t) \quad (10)$$

$$a_{ik}(t) = [F_{ik}(t)] / [M_i(t)] \quad (11)$$

步长更新:

$$step_{ik}(t+1) = rand \cdot step_{ik}(t) + a_{ik}(t) + c \cdot rand \cdot (z_{bestk}(t) - X_{ik}(t)) \quad (12)$$

式中: $rand$ 为 0~1 之间的随机数; z_{best} 为种群最优解; c 为一个常数。

(1) 觅食

视野采取式(13)更新:

$$visual(t) = \frac{visual_{min}}{1 + \left(\frac{visual_{min}}{visual_{max}} - 1\right) \cdot e^{-100t}} \quad (13)$$

式中: $visual_{min}$, $visual_{max}$ 分别为最小视野与最大视野; t 为迭代次数。

鱼群算法的觅食:

$$X_j = X_i(t) + visual(t) \cdot rand \quad (14)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) +$$

$$rand \cdot step(t) \frac{X_j - X_i(t)}{D_{ij}}, \quad Y_j \text{ 优于 } Y_i \quad (15)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + rand \cdot step(t), \quad Y_j \text{ 劣于 } Y_i \quad (16)$$

(2) 聚群

人工鱼在 t 时刻的位置为 $X_i(t)$, 由 $D_{ij}(t)$ 可得人工鱼 $X_i(t)$ 领域内鱼的个数为 n_f , 找出当前中心 $X_c(t)$ 并且计算出该位置适应度值 Y_c , 若 $Y_c / n_f > \delta Y_i$, 执行式(17)和(18), 否则执行觅食算子。设当前时刻最优位置对应的适应度值为 Y_{best} 。

$$\delta = 0.618 \times (\|Y_{best} - Y_i\| / Y_{best}) \quad (17)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + rand \cdot step(t) \cdot X_c(t) - X_i(t) / \|X_c(t) - X_i(t)\| \quad (18)$$

(3) 追尾

人工鱼在 t 时刻的位置为 $X_i(t)$, 搜索到当前时刻最优位置为 $X_j(t)$, 该位置对应的适应度值为 $Y_j(t)$, 如果 $Y_j(t) / n_f > \delta Y_i(t)$ 该条件时, 则人工鱼 $X_i(t)$ 按式(19)更新, 否则执行觅食算子。

$$X_i(t+1) = X_i(t) + rand \cdot step(t) \cdot X_j(t) - X_i(t) / \|X_j(t) - X_i(t)\| \quad (19)$$

2.2 种群 2

在鱼群里的觅食、聚群、追尾等算子更新鱼群位置时, 加入教学优化思想, 在每次迭代时, 选出种群中最好的鱼作为老师, 其他鱼在更新时逐渐向老师位置逼近。假定 t 当前迭代数, T_F 为教学因子, $Y_{mean}(t)$ 为此时种群中平均值, $Y_{best}(t)$ 为此时种群中最好个体适应度值, $X_{best}(t)$ 为其位置即教师水平:

$$T_F = round(1 + rand) \quad (20)$$

$$difference = rand(Y_{best}(t) - T_F Y_{mean}(t)) \quad (21)$$

(1) 觅食

教学优化种群中觅食:

$$X_j(t) = X_i(t) + visual(t) \cdot rand \quad (22)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + rand \cdot step(t) \cdot X_j - X_i(t) / D_{ij} + X_{best}(t) - X_i(t) / \|X_{best}(t) - X_i(t)\|, Y_j \text{ 优于 } Y_i \quad (23)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + rand \cdot step(t) + difference Y_j \text{ 劣于 } Y_i \quad (24)$$

(2) 聚群

找出当前中心 $X_c(t)$ 并且计算出该位置适应度值 Y_c , 若 $Y_c / n_f > \delta Y_i$, 执行式(25)和(26), 否则执行觅食算子。

$$X_i(t+1) = X_i(t) + rand \cdot step(t) \cdot \frac{X_c(t) - X_i(t)}{\|X_c(t) - X_i(t)\|} + \frac{X_{best}(t) - X_i(t)}{\|X_{best}(t) - X_i(t)\|} \quad (25)$$

(3) 追尾

$$X_i(t+1) = X_i(t) + rand \cdot step(t) \cdot \frac{X_{best}(t) - X_i(t)}{\|X_{best}(t) - X_i(t)\|} + difference \quad (26)$$

2.3 交叉

假设 $X_i(t)$ 经过种群 1 变换得出的新解为 $X_{i_1}(t)$, $Y_{i_1}(t)$ 为其对应的适应度值; 其经过种群二变换得出的新解为 $X_{i_2}(t)$, $Y_{i_2}(t)$ 为其对应的适应度值。将该 2 个解交叉, 交叉方式为 2 点交叉, 得出解 X_{next} , Y_{next} 为适应度值。

$$X_i(t+1) = X_{next}, Y_{next} \text{ 优于 } Y_{i_2}(t) \text{ 和 } Y_{i_1}(t) \quad (27)$$

$$X_i(t+1) = X_{i_2}, Y_{i_2}(t) \text{ 优于 } Y_{i_1}(t) \quad (28)$$

$$X_i(t+1) = X_{i_1}, Y_{i_1}(t) \text{ 优于 } Y_{i_2}(t) \quad (29)$$

2.4 模拟退火思想

当 $f_i(t+1) < f_i(t)$ 时, 接受新解; 当 $f_i(t+1) > f_i(t)$ 时, 以概率 $e^{-\frac{f_i(t+1) - f_i(t)}{T_0}}$ 去接受新解, 否则, 不更新 $x_i(t)$ 。

2.5 引力变步长人工鱼群算法步骤及流程

算法步骤如下:

- step 1: 生成初始解, 计算鱼群的适应度值大小;
- step 2: 设定人工鱼群参数: $fishnum$, $try-number$, G_0 , T_0 , T_{end} 等;
- step 3: 种群 1 计算, 根据 2.1 节所述的引力公式计算群体当前步长 $step(t)$;
- step 4: 计算当前时刻鱼群视野和拥挤度因子;
- step 5: 人工鱼执行聚群算子, 满足条件时按照引力得出的步长移动, 否则执行觅食算子;
- step 6: 人工鱼执行追尾算子, 满足条件时则移动, 否则执行觅食算子;
- step 7: 种群 2 计算, 根据式(20), (21)计算 $difference$;
- step 8: 执行觅食、聚群、追尾等算子;
- step 9: 交叉获得新解 $next$;
- step 10: 按照 2.4 所述内容执行 Metropolis 准则, 以一定概率接受交叉获得的新解, 若接受新解 $next$, 则按式(27)更新, 若不接受新解 $next$, 则按

式(28), (29)择优更新;

step 11: 判断是否满足终止条件(退火温度低于终止温度), 若不满足则转 step3, 满足终止条件则输出最优解。

本文算法框架结构如图 1 所示。

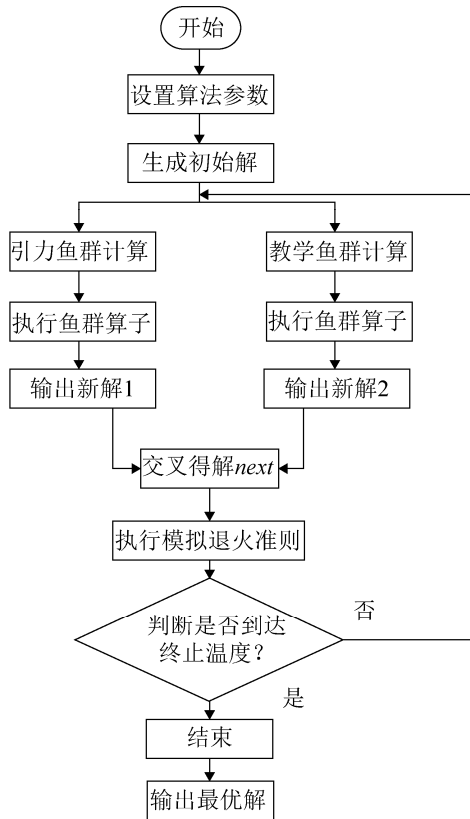


图 1 算法结构图

Fig. 1 Algorithm structure diagram

3 仿真结果与实验分析

3.1 函数测试

为了验证改进后的双种群鱼群算法的可行性, 选取了 3 个函数来进行仿真实验的寻优计算, 均是求解最小值。

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, x_i \in [-5, 5]; \min f_1 = 0$$

$$f_2(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2 - \cos(18x_1) - \cos(18x_2), \\ x_1, x_2 \in [-1, 1]; \min f_2 = -2$$

$$f_3(x_1, x_2) = 0.26(x_1^2 + x_2^2) - 0.48x_1x_2, \\ x_1, x_2 \in [-10, 10]; \min f_3 = 0$$

$f_1(x)$, $f_2(x_1, x_2)$ 函数选自于文献[2], $f_3(x_1, x_2)$ 函数选自于文献[8], 编程环境为 MATLAB R2014b, 操作系统为 windows8, 在同一台电脑上编程, 设置算法的各个参数, 实现 3 个函数的算法参数相同, 鱼群大小设为 100, 其他算法迭代次数为 132, 双种群鱼群算法 T_0 设为 1 000, T_{end} 设为 0.001, 最大尝试次数 100, 运行 10 次和运行 20 次的计算结果如表 1 所示, AFSA(Artificial Fish Swarm Algorithm)为人工鱼群算法, GSTAFSA(Two-population Fish Swarm Algorithm)为双种群鱼群算法。

通过以上 3 个函数 $f_1(x)$, $f_2(x_1, x_2)$, $f_3(x_1, x_2)$ 的求解验证, 由表 1 计算结果可以看出, 本文提出的双种群鱼群算法具有更好的寻优效果, 相较于传统人工鱼群以及文献[2,6-8,16]提出的改进人工鱼群算法具有更好的寻优性能。为了进一步验证双种群鱼群在求解离散组合优化问题的性能, 选取了投资组合模型去验证。

3.2 分布式投资组合模型

本文在现有文献研究基础上构造了一种分布式投资组合问题模型, 不单单局限于一个地点的投资问题分析, 在投资决策时, 考虑多个地区的股票投资比例问题。假设在投资决策时有 m 个地区的投资股票可供选择, 每个地点有 n 种投资股票选择, 设 $X_{ij}(i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n)$ 为 i 地区第 j 投资股票的比例向量; x_0 为投资没有风险的方案比例; p_{ij} 为第 i 地区第 j 投资股票的每股买入价格; r_{ij} 为第 i 地区第 j 股票的收益率; σ_i 为第 i 地区整个投资组合中方差-协方差矩阵。

假设交易手数为 n_{ij} , 交易手数为整数(100 股为一手)。假设用于投资的总金额为 S , 在我国, 证券交易包含各项成本费用。

(1) 委托费: 按每笔 5 元收费。

(2) 佣金: 买卖达成之后, 需要向券商支付低于成交金额的 3% 的费用, 5 元起步。

(3) 过户费: 股票交易之后, 需缴纳更换户名的费用, 按照交易股票的股数的 1% 支付, 1 元起步。

表 1 计算结果
Tab. 1 Calculation results

运行次数	函数	方法	最优值	平均值	最差值
10	$f_1(x)$	AFSA	4.568 9e-06	5.985 3e-04	2.213 7e-03
		文献[2]	2.784 1e-21	4.956 3e-20	3.577 4e-19
		GSTAFSA	1.983 2e-30	3.875 3e-29	3.103 7e-28
		文献[6]	3.251 6e-25	4.356 8e-24	8.275 1e-23
		文献[7]	5.356 4e-20	3.645 2e-19	9.452 8e-17
		文献[16]	4.385 4e-28	2.746 8e-27	5.342 6e-25
	$f_2(x_1, x_2)$	AFSA	-1.988 659	-1.987 056	-1.899 864
		文献[2]	-1.999 715	-1.998 364	-1.975 834
		GSTAFSA	-2	-2	-2
		文献[6]	-1.999 246	-1.998 454	-1.994 523
		文献[7]	-1.999 957	-1.999 356	-1.998 514
		文献[16]	-2	-2	-2
	$f_3(x_1, x_2)$	AFSA	0.002 31	0.004 531	0.008 453
		GSTAFSA	6.554 6e-13	8.656 4e-12	2.364 5e-11
		文献[6]	5.342 5e-07	1.942 5e-06	8.754 6e-05
		文献[7]	3.749 5e-06	9.428 7e-05	3.462 1e-04
		文献[8]	7.896 5e-06	9.638 6e-05	3.176 5e-04
		文献[16]	8.945 2e-08	4.891 2e-07	7.652 8e-06
20	$f_1(x)$	AFSA	5.766 4e-06	6.573 5e-04	3.752 3e-03
		文献[2]	2.562 8e-21	4.768 2e-20	6.364 2e-19
		GSTAFSA	1.946 3e-30	3.466 4e-29	3.681 5e-28
		文献[6]	2.534 1e-25	3.657 8e-24	5.475 1e-23
		文献[7]	4.375 2e-20	8.645 3e-20	5.324 8e-19
		文献[16]	3.854 7e-28	6.354 7e-28	4.467 8e-27
	$f_2(x_1, x_2)$	AFSA	-1.997 438	-1.979 167	-1.898 785
		文献[2]	-1.998 547	-1.994 612	-1.986 482
		GSTAFSA	-2	-2	-2
		文献[6]	-1.999 943	-1.999 725	-1.997 382
		文献[7]	-1.999 968	-1.999 582	-1.996 723
		文献[16]	-2	-2	-2
	$f_3(x_1, x_2)$	AFSA	0.000 3344	0.000 546 9	0.000 946 5
		GSTAFSA	7.852 3e-14	8.764 2e-13	2.844 3e-12
		文献[6]	3.287 6e-08	7.458 2e-08	6.492 3e-07
		文献[7]	4.532 7e-07	8.348 1e-06	7.682 4e-05
		文献[8]	4.566 3e-06	7.975 8e-05	2.486 4e-04
		文献[16]	7.654 2e-09	9.674 5e-09	5.348 2e-08

C_0 , $C_{ij}(n_{ij})$ 分别为无风险方案的交易成本和第 i 地区第 j 种股票交易手数为 n_{ij} 时的交易成本。 b_0 为委托费; $b_1(n_{ij})$ 为第 i 地区第 j 股票交易手数为 n_{ij} 时的佣金费用; $\mu_1=0.3\%$ 为佣金的成本系数; $b_2(n_{ij})$ 为第 i 地区第 j 种股票交易手数为 n_{ij} 时的过户费用; $\mu_2=0.1\%$ 。则成本为

$$C_{ij}(n_{ij}) = b_0 + b_1(n_{ij}) + b_2(n_{ij}) \quad (30)$$

$$b_1(n_{ij}) = 5, 100\mu_1 n_{ij} p_{ij} \leq 5 \quad (31)$$

$$b_1(n_{ij}) = 100\mu_1 n_{ij} p_{ij}, 100\mu_1 n_{ij} p_{ij} > 5 \quad (32)$$

$$b_2(n_{ij}) = 1, 100\mu_2 n_{ij} \leq 1 \quad (33)$$

$$b_2(n_{ij}) = 100\mu_2 n_{ij}, 100\mu_2 n_{ij} > 1 \quad (34)$$

可将无风险方案视为一年期国债, 年利率

$r=3.85\%$, $\mu_0=0.1\%$, 因此无风险方案费用为:

$$C_0 = \mu_0 x_0 S \quad (35)$$

总费用为

$$C=C_0 + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n C_{ij}(n_{ij}) \quad (36)$$

根据以上描述可得总金额为 S 时, 预期收益不低于 R_0 时的投资组合模型为

$$V_{\min} = \sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i^T \sigma_i \mathbf{x}_i \quad (37)$$

$$\text{s.t. } \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n 100n_{ij}p_{ij}r_{ij} + rx_0S - C}{S} \geq R_0 \quad (38)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n 100n_{ij}p_{ij} + x_0S \leq S \quad (39)$$

$$x_{ij} = \frac{100n_{ij}p_{ij}}{S}, \quad i=1,2,\dots,m \quad (40)$$

$$x_0 + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij} \leq 1, \quad i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n \quad (41)$$

$$0 \leq x_{ij} < 1, \quad i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n \quad (42)$$

分布式投资组合问题如图 2 所示。

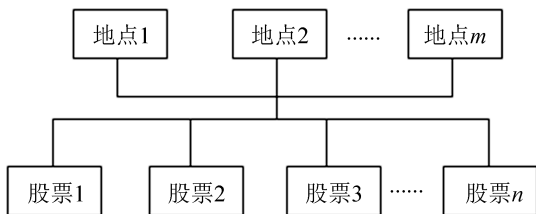


图 2 分布式投资组合问题示意图

Fig. 2 Schematic diagram of distributed portfolio problems

为了进一步证明本文改进鱼群算法的效果, 用分布式投资模型来验证, 假设某个人在投资时考虑

深圳证券交易所、上海证券交易所 2 个地区互不相同的 9 支股票, 根据历史数据得出其协方差和收益率, 2 个地区股票收益率、价格如表 2 所示, 深证 A 股的 9 支股票协方差如表 3 所示, 上证 A 股的 9 支股票协方差如表 4 所示。

通过前面所述的公式以及数据, 分别用双种群鱼群算法(GSTAFSA)和文献[16]改进的鱼群算法以及传统鱼群算法进行求解, 在同一台电脑上通过 MATLAB R2014b 编程实现, 人工鱼群大小设为 100, *try-number* 设为 100, 运行 15 次, 计算结果如表 5~7 所示, 算法迭代过程如图 3 所示。

为了进一步证明双种群鱼群算法较文献[16]与原始鱼群算法有明显性能差异, 以表 5 所得数据使用 t-检验成对双样本均值方法来验证。假设 2 个对比算法没有显著差异 $H_0: \mu = \mu_0$, 备择假设为 $H_1: \mu \neq \mu_0$, 显著水平为 0.05, 平方差为 0。

从表 6 可以看出, $|t|$ 分别为 6.886 8, 3.569 5, 均大于 $t_{0.05}$, 因此否定 H_0 , 接受 H_1 , 表明改进双种群鱼群算法与文献[16]以及原始鱼群具有显著差异, 由于篇幅有限, 表 5 中双种群鱼群算法运行 15 次中的 5 次具体投资比例结果如表 7 所示。

从表 5~6 以及图 3 中可以看出, 在相同配置和编程环境下, 文献[16]中改进的鱼群算法在求解组合优化问题时, 要明显优于传统鱼群算法, 本文提出的引力教学双种群鱼群算法在寻优效果上都要明显优于文献[16]的算法。由此可以看出无论是函数问题还是组合优化问题, 引力教学双种群鱼群算法都有很好的性能。

表 2 收益率
Tab. 2 Return rate

编号	深证 A 股			上证 A 股		
	名称	价格(元)	收益率/%	名称	价格(元)	收益率/%
1	平潭发展	2.78	0.144 3	浙江广厦	3.47	0.257 3
2	合肥百货	5.54	0.054 5	首商股份	6.34	0.148 5
3	通达动力	11.33	0.063 8	龙蟠科技	15.54	0.048 8
4	华闻集团	4.39	0.187 3	ST 昌鱼	2.59	0.347 8
5	华西股份	12.11	0.046 6	联环药业	10.47	0.071 2
6	中文在线	6.15	0.051 4	南宁百货	5.65	0.024 4
7	深物业 A	14.21	0.132 2	维力医疗	13.29	0.092 2
8	荣丰控股	18.49	0.121 6	中航高科	17.51	0.541 3
9	富春股份	6.45	0.134 4	华菱星马	8.35	0.212 7

表 3 深圳 A 股协方差
Tab. 3 Shenzhen A share covariance

编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	1.71	1.42	1.53	4.14	4.66	3.76	3.39	-1.43	2.14
2	1.42	3.78	1.84	4.55	3.30	4.55	4.59	-5.37	3.25
3	1.53	1.84	7.54	2.88	5.46	4.53	-0.77	0.79	4.21
4	4.14	4.55	2.88	10.31	8.76	9.46	9.33	-2.37	6.32
5	4.66	3.30	5.46	8.76	10.2	9.23	7.49	0.42	0.35
6	3.76	4.55	4.53	9.46	9.23	13.51	9.92	5.28	7.21
7	3.39	4.59	-0.77	9.33	7.49	9.92	17.71	6.64	4.44
8	-1.43	-5.37	0.79	-2.37	0.42	5.28	6.64	40.7	6.12
9	2.14	3.25	4.21	6.32	0.35	7.21	4.44	6.12	9.64

表 4 上证 A 股协方差
Tab. 4 Shanghai A shares covariance

编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	1.98	2.32	1.33	5.24	6.16	4.46	3.59	-2.48	3.17
2	2.32	4.68	2.83	4.66	2.81	4.65	3.69	-4.87	2.75
3	1.33	2.83	8.54	3.81	4.36	5.73	-0.87	0.94	4.91
4	5.24	4.66	3.81	8.68	7.98	10.56	7.33	-3.87	5.13
5	6.16	2.81	4.36	7.98	13.14	7.65	7.49	0.42	0.35
6	4.46	4.65	5.73	10.56	7.65	12.62	8.41	6.58	8.23
7	3.59	3.69	-0.87	7.33	7.49	8.41	17.71	6.64	4.44
8	-2.48	-4.87	0.94	-3.87	0.42	6.58	6.64	40.7	6.12
9	3.17	2.75	4.91	5.13	0.35	8.23	4.44	6.12	9.64

表 5 结果对比
Tab. 5 Comparison of results

运行次数	AFSA			文献[16]			GSTAFSA		
	最优值	平均值	方差	最优值	平均值	方差	最优值	平均值	方差
1	1.025 3	1.193 8	0.011 3	0.573 2	0.631	0.002 4	0.417 0	0.466	0.001 7
2	1.059 6	1.113 5	0.010 5	0.524 4	0.585 7	0.002 5	0.401 2	0.474	0.002 0
3	0.989 8	1.036 9	0.010 7	0.589 7	0.695 6	0.002 8	0.378 7	0.518 1	0.001 4
4	1.045 2	1.344 3	0.010 2	0.602 6	0.767 2	0.002 7	0.474 7	0.573 2	0.001 8
5	1.036 4	1.178 3	0.010 3	0.618 1	0.723 3	0.002 4	0.436 1	0.541 0	0.002 1
6	0.842 5	1.023 6	0.011 2	0.598 0	0.647 2	0.002 1	0.435 6	0.617 2	0.001 4
7	0.996 2	1.112 4	0.010 8	0.651 0	0.724 7	0.001 7	0.380 8	0.494 6	0.001 3
8	0.728 9	0.981 1	0.010 4	0.688 3	0.748 9	0.001 5	0.382 8	0.487 8	0.001 5
9	1.037 5	1.384 5	0.010 2	0.724 5	0.873 2	0.002 6	0.428 4	0.512 6	0.001 4
10	0.995 4	1.084 2	0.010 6	0.648 2	0.735 2	0.002 5	0.401 2	0.482 9	0.001 6
11	0.984 6	1.002 1	0.010 5	0.618 1	0.724 1	0.001 8	0.394 6	0.457 1	0.001 2
12	1.043 5	1.191 4	0.010 9	0.602 6	0.745 2	0.001 9	0.382 8	0.476 4	0.002 0
13	1.009 5	1.156 2	0.011 4	0.586 1	0.657 4	0.002 1	0.436 1	0.493 3	0.002 1
14	0.846 2	0.991 3	0.011 5	0.586 6	0.642 5	0.002 3	0.375 2	0.457 3	0.002 4
15	0.794 6	0.948 2	0.010 6	0.683 4	0.749 1	0.002 4	0.326 7	0.468 3	0.001 9

表 6 t-检验分析
Tab. 6 t-test analysis

统计数值	GSTAFSA	文献[16]	GSTAFSA	AFSA	统计数值	GSTAFSA	文献[16]	GSTAFSA	AFSA
平均	0.403 5	0.619 7	0.403 5	0.962 3	$ t $	6.886 8			3.569 5
方差	0.001 2	0.002 5	0.001 2	0.010 3	$t_{0.05}$	2.004			2.004

表 7 算法 5 次运行结果
Tab. 7 Results of five runs of the algorithm

股票编号	运行次数				
	1	2	3	4	5
1	(1)0.192 44	(1)0.212 2	(1)0.184 5	(1)0.129 9	(1)0.232
2	(1)0.048 3	(1)0.040 7	(1)0.032 5	(2)0.084 1	(1)0.030 7
3	(1)0.018 8	(2)0.011 6	(1)0.036 4	(2)0.017 3	(1)0.062 2
4	(2)0.062 7	(2)0.063 9	(2)0.022 7	(2)0.080 08	(2)0.051 7
5	(2)0.012 4	(2)0.005 77	(2)0.015 4	(2)0.032 9	(2)0.027 9
6	(2)0.003 98	(2)0.021	(2)0.022 2	(2)0.016 45	(2)0.017 2
7	(2)0.003 65	(2)0.027 4	(2)0.008 28	(2)0.025 9	(2)0.002 55
8	(2)0.041 9	(2)0.026 1	(2)0.048 3	(2)0.026 8	(2)0.030 3
9	(2)0.053 8	(2)0.041 2	(2)0.058 6	(2)0.015 4	(2)0.038 7
无风险投资	0.562	0.549 96	0.571	0.571 15	0.506 74
适度值	0.326 7	0.364 3	0.373 0	0.457 0	0.382 1

注：编号 1~9 代表 2 个地区 9 支股票；括号里面的数字代表地区，1 代表深圳，2 代表上海，例如，表中第一行第一列(1)0.192 44 意思为深圳编号为 1 的股票投资比例是 0.192 44

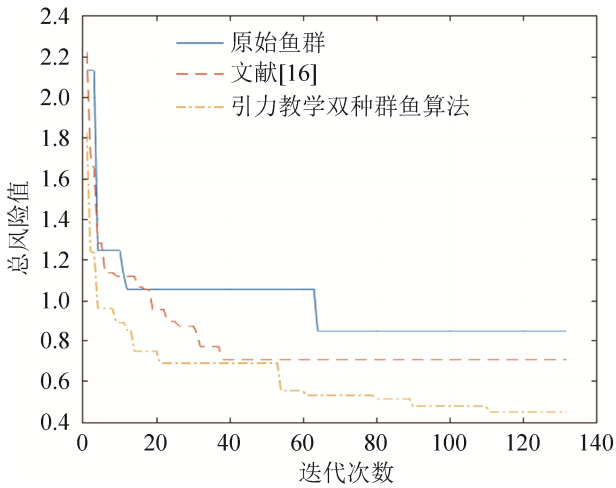


图 3 算法迭代过程图
Fig. 3 Algorithm iteration process diagram

4 结论

在人工鱼群算法种群 1 中引入万有引力计算，基于引力来更新鱼群个体的步长。同时，加入种群 2，种群 2 通过引入教学思想使鱼群在更新时间向最优个体学习，使 2 个种群协同合作。通过以上函数

的求解结果表示，该算法具有很好的寻优效果，与参考文献中算法进行了比较，充分表明该算法是可行的。通过投资组合优化问题的求解，结果证明，该算法在求解组合优化问题时，依然具有明显的寻优效果。

参考文献:

- [1] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32-38.
Li Xiaolei, Shao Zhijiang, Qian Jixin. An Optimization Model Based on Animal Autonomous Bodies: Fish Swarm Algorithm [J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2002, 22(11): 32-38.
- [2] 刘东林, 李乐乐. 一种新颖的改进人工鱼群算法[J]. 计算机科学, 2017, 44(4): 281-287.
Liu Donglin, Li Lele. A Novel Improved Artificial Fish Swarm Algorithm [J]. Computer Science, 2017, 44(4): 281-287.
- [3] 郑延斌, 刘晶晶, 王宁. 基于社会学习机制的改进人工鱼群算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(5): 1305-1307, 1329.

- Zheng Yanbin, Liu Jingjing, Wang Ning. Improved Artificial Fish Swarm Algorithm Based on Social Learning Mechanism [J]. Computer Applications, 2013, 33(5): 1305-1307, 1329.
- [4] 黄柏儒, 樊晓光, 嵇真福, 等. 引入贪心鱼群的改进人工鱼群算法[J]. 传感器与微系统, 2015, 34(5): 119-122.
- Huang Bairu, Fan Xiaoguang, Zhuo Zhenfu, et al. An Improved Artificial Fish Swarm Algorithm for Greedy Fish Swarm Introduction [J]. Sensor and Microsystem, 2015, 34(5): 119-122.
- [5] 林敏. 变步长和拥挤度因子的自适应人工鱼群算法[J]. 延边大学学报(自然科学版), 2018, 44(4): 322-327.
- Lin Min. Adaptive Artificial Fish Swarm Algorithm with Variable Step size and Crowding Factor [J]. Journal of Yanbian University (Natural Science Edition), 2016, 44(4): 322-327.
- [6] 张洪青, 卜涛. 基于和声搜索的混合人工鱼群算法[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(3): 269-272, 285.
- Zhang Hongqing, Bu Tao. Hybrid Artificial Fish Swarm Algorithm Based on Harmony Search [J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(3): 269-272, 285.
- [7] 朱旭辉, 倪志伟, 程美英. 变步长自适应的改进人工鱼群算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(2): 210-216, 246.
- Zhu Xuhui, Ni Zhiwei, Cheng Meiyi. Modified Artificial Fish Swarm Algorithm with Variable Step Size Adaptive [J]. Computer Science, 2015, 42(2): 210-216, 246.
- [8] 王兆嘉, 俞毅, 彭培真, 等. 混沌搜索在人工鱼群算法中的应用[J]. 工业控制计算机, 2015, 28(4): 83-85, 89.
- Wang Zhaojia, Yu Yi, Peng Peizhen, et al. Application of Chaos Search in Artificial Fish Swarm Algorithm [J]. Industrial Control Computer, 2015, 28(4): 83-85, 89.
- [9] 马骊, 李阳, 樊锁海. 改进人工鱼群算法在外汇预测和投资组合中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(5): 1256-1266.
- Ma Li, Li Yang, Fan Suohai. Application of Improved Artificial Fish Swarm Algorithm in Foreign Exchange Prediction and Investment Portfolio [J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2015, 35(5): 1256-1266.
- [10] 刘冬华, 甘若迅, 樊锁海, 等. 基于捕食策略的粒子群算法求解投资组合问题[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(6): 253-256, 261.
- Liu Donghua, Gan Ruoxun, Fan Suohai, et al. Particle Swarm Optimization Based on Predation Strategy for Solving Portfolio Problems [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(6): 253-256, 261.
- [11] 郭业才, 吴星, 黄伟, 等. 量子人工鱼群优化的自适应最小熵盲均衡算法[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(2): 449-454.
- Guo Yecai, Wu Xing, Huang Wei, et al. Adaptive Minimum Entropy Blind Equalization Algorithm for Quantum Artificial Fish Swarm Optimization [J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(2): 449-454.
- [12] 李景灿, 丁世飞. 基于人工鱼群算法的孪生支持向量机[J]. 智能系统学报, 2019, 14(6): 1121-1126.
- Li Jingcan, Ding Shifei. Twin Support Vector Machines Based on Artificial Fish Swarm Algorithm [J]. Journal of Intelligent Systems, 2019, 14(6): 1121-1126.
- [13] 马宪民, 刘妮. 自适应视野的人工鱼群算法求解最短路径问题[J]. 通信学报, 2014, 35(1): 1-6.
- Ma Xianmin, Liu Ni. Adaptive Visual Field Artificial Fish Swarm Algorithm for Shortest Path Problem [J]. Journal of Communications, 2014, 35(1): 1-6.
- [14] 张晓博, 彭进业, 刘恬. 自适应视野和步长的混沌人工鱼群算法[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(6): 5-9, 14.
- Zhang Xiaobo, Peng Jinye, Liu Tian. Adaptive Visual Field and Step Size Chaotic Artificial Fish Swarm Algorithm [J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(6): 5-9, 14.
- [15] 张英杰, 李志武, 奉中华. 一种基于动态参数调整的改进人工鱼群算法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2012, 39(5): 77-82.
- Zhang Yingjie, Li Zhiwu, Feng Zhonghua. An Improved Artificial Fish Swarm Algorithm Based on Dynamic Parameter Adjustment [J]. Journal of Hunan University (Natural Science), 2012, 39(5): 77-82.
- [16] 陈广洲, 汪家权, 李传军, 等. 一种改进的人工鱼群算法及其应用[J]. 系统工程, 2009, 27(12): 105-110.
- Chen Guangzhou, Wang Jiaquan, Li Chuanjun, et al. An Improved Artificial Fish Swarm Algorithm and its Application [J]. Systems Engineering, 2009, 27(12): 105-110.
- [17] 郭荣艳, 史水娥. 基于全局最优的快速人工鱼群算法及其应用研究[J]. 电子技术与软件工程, 2016, 9(7): 247.
- Guo Rongyan, Shi Shuie. Research on Fast Artificial Fish Swarm Algorithm based on Global Optimal and its Application [J]. Electronic Technology and Software Engineering, 2016, 9(7): 247.
- [18] 谷文祥, 郭丽萍, 殷明浩. 模糊 c-均值算法和万有引力算法求解模糊聚类问题[J]. 智能系统学报, 2011, 6(6): 520-525.

- Gu Wenxiang, Guo Liping, Yin Minghao. Fuzzy c-means Algorithm and Gravitation Algorithm for Solving Fuzzy Clustering Problems [J]. Journal of Intelligent Systems, 2011, 6(6): 520-525.
- [19] 李娟, 费洋. 基于改进多目标万有引力算法的 UPFC 选址定容[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(3): 76-83.
- Li Juan, Fei Yang. Location and Volume Determination of UPFC Based on Improved Multi-objective Universal Gravitation Algorithm [J]. Journal of Power Systems and Automation, 2018, 30(3): 76-83.
- [20] 李俊峰. 基于离散粒子群与引力算法的盾体装配序列规划[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
- Li Junfeng. Shield Assembly Sequence Planning based on Discrete Particle Swarm Optimization and Gravity Algorithm [D]. Xi'an: Xidian University, 2015.
- [21] Rashedi E, Nezamabadi P H, Saryazdi S. GSA: A Gravitational Search Algorithm[J]. Information Sciences (S0020-0255), 2009, 179(13): 2232-2248.
- [22] 孙小军, 张银利. 股票-债券投资组合问题的数学模型及算法[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(6): 1433-1439.
- Sun Xiaojun, Zhang Yinli. Mathematical Model and Algorithm For Stock-bond Portfolio Problem[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2015, 35(6): 1433-1439.
- [23] Lang M, Maffett M, Omartian J D, et al. Regulatory Cooperation and Foreign Portfolio Investment[J]. Journal of Financial Economics (S0304-405X), 2020, 138(1): 138-158.
- [24] Wang X T, Huang X X. A Risk Index to Model Uncertain Portfolio Investment with Options[J]. Economic Modelling (S0264-9993), 2019, 80: 284-293.
- [25] 张波, 陈睿君, 路璐. 粒子群算法在投资组合中的应用[J]. 系统工程, 2007, 25(8): 108-110.
- Zhang Bo, Chen Ruijun, Lu Lu. Application of Particle Swarm Optimization algorithm in Portfolio [J]. Systems Engineering, 2007, 25(8): 108-110.