

控制与决策

Control and Decision

多期证券投资组合问题的区间多目标规划求解方法

孙靖, 熊岩, 张恒, 刘志平

引用本文:

孙靖, 熊岩, 张恒, 等. 多期证券投资组合问题的区间多目标规划求解方法[J]. 控制与决策, 2020, 35(3): 645–650.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0574>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于误码率与中断概率约束的femtocell网络分布式功率控制

Distributed power control based on bit error rate and outage probability constraint in two-tier femtocell networks

控制与决策. 2020, 35(4): 916–922 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1262>

基于参数动态调整的多目标差分进化算法

Adaptive multi-objective differential evolution algorithm based on the dynamic parameters adjustment

控制与决策. 2017, 32(11): 1985–1990 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1250>

一种求解多目标优化问题的进化算法混合框架

A hybrid framework of evolutionary algorithm for solving multi-objective optimization problems

控制与决策. 2017, 32(10): 1729–1738 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0937>

基于交互式多模型的不敏卡尔曼概率假设密度滤波算法

Unscented Kalman probability hypothesis density filter based on interacting multiple model

控制与决策. 2016, 31(12): 2163–2169 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.1332>

考虑偏好反转的区间不确定多属性决策方法

Approach for multiple attribute decision making under interval uncertainty considering preference reversal

控制与决策. 2016, 31(11): 2019–2024 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0929>

基于MOGA算法的 H^∞ 回路成形直升机姿态控制器设计

Design of helicopter attitude controller of H^∞ loop-shaping method based on MOGA algorithm

控制与决策. 2016, 31(1): 59–65 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0975>

一类直觉模糊线性规划的求解及其应用

Solution to intuitionistic fuzzy linear programming and its application

控制与决策. 2015(4): 640–644 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0177>

一种基于投影多属性决策的证据推理方法

An evidence reasoning approach based on projection multi-attribute decision making

控制与决策. 2015(2): 261–265 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2013.1057>

多期证券投资组合问题的区间多目标规划求解方法

孙 靖[†], 熊 岩, 张 恒, 刘志平

(淮海工学院 理学院, 江苏 连云港 222005)

摘 要: 投资组合问题主要研究如何将有限的资金合理地分配到不同的金融资产中, 以实现收益最大化与风险最小化之间的均衡. 然而, 证券市场往往具有很强的不确定性, 投资者对于证券的期望收益率和风险损失率难以用精确数值描述, 区间规划则是处理这类不确定性问题的有力工具. 鉴于此, 首先基于区间多目标规划建立一个以预期收益率、风险损失率和流动性为目标函数的多期投资组合选择模型; 然后通过设计一个定向变异算子, 改进基于偏好多面体的交互式遗传算法, 并将上述算法的运算机制与所建模型的多期特性相结合以求解模型; 最后在不稳定交互进化优化系统上进行实证分析. 实验结果表明, 所提出算法能够根据投资者的不同需要得到相应最满意的多期资产组合.

关键词: 投资组合; 区间规划; 多目标优化; 进化算法; 偏好; 交互式遗传算法

中图分类号: TP18

文献标志码: A

Interval multi-objective programming methods for solving multi-period portfolio selection problems

SUN Jing[†], XIONG Yan, ZHANG Heng, LIU Zhi-ping

(College of Science, Huaihai Institute of Technology, Lianyungang 222005, China)

Abstract: Portfolio selection problems mainly address how to rationally allocate limited funds to different financial assets to balance maximal returns and minimal risks. However, it is difficult for investors to describe the expected return rate and the risk loss rate of securities via crisp numbers due to the big uncertainties in the security market. Interval programming is a powerful tool to deal with these uncertain problems. In this paper, a multi-period portfolio selection model, which takes the expected return rate, risk loss rate of securities and liquidity as objective functions, is first constructed based on interval multi-objective programming. Then, a directional mutation operator is developed to modify the interactive genetic algorithm based on preference polyhedron whose operator mechanism combines with multi-period characteristics of the constructed model to tackle the model. Finally, empirical analysis is conducted on an uncertain interactive evolutionary optimization system. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm can find the most satisfied multi-period portfolios corresponding to an investor's different demands.

Keywords: portfolio selection; interval programming; multi-objective optimization; evolutionary algorithm; preference; interactive genetic algorithm

0 引 言

投资组合问题本质上是以收益和风险等为目标函数的多目标优化问题. 由于证券市场本身的不确定性以及影响市场变化的各种因素的不确定性, 投资者很难对期望收益、风险以及流动性等给出一个精确值, 因此有必要以区间多目标规划为工具构建该问题的不确定优化模型.

陈国华等^[1]将预期收益率、风险损失率以及流动性作为区间数建立了线性区间证券投资组合模型,

并通过满意度将模型转化为确定参数线性规划模型求解. 徐秀梅等^[2]利用理想点法和线性加权和法求解文献[1]的模型, 投资者可以根据 3 个目标函数的偏好得到不同的解. Kumar 等^[3]构建了总预期收益率的线性区间规划模型, 并利用数值优化方法给出强可行最优解. Yan 等^[4]构建了收益率的非线性区间投资组合模型, 利用线性加权法将其转化为确定参数优化模型, 并采用数值方法求解. 最近, 多期模型成为学者们研究的焦点. Liu 等^[5]建立了多期区间证券投资组

收稿日期: 2018-05-03; 修回日期: 2018-09-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61873105, 61873106, 61703188); 连云港市科技计划项目(CK1608, CG1611); 连云港市“海燕计划”项目.

责任编辑: 刘德荣.

[†]通讯作者. E-mail: sunj@hhit.edu.cn.

合模型,基于可能度定义将其转化为确定参数优化模型。Li等^[6]考虑了含破产约束的多期区间证券投资组合模型,并将其转化为确定参数优化模型,采用遗传算法求解。以上方法大多是先将原区间规划模型转化为确定参数的优化模型,再利用线性加权法或进化算法求解,且投资组合模型很少为多期不确定多目标优化模型。

进化算法是模拟自然界生物进化和遗传变异机制形成的一种全局搜索算法。基于种群的特性使得其在一次运行中,能够得到问题的多个优化解。因此,多目标进化算法广泛应用于众多实际优化问题中,如布局问题^[7]和作业车间调度^[8]等。

采用进化算法求解区间规划问题可以分成如下2类:一类是采用某些方法将原区间规划转化为确定型优化问题,然后用进化算法求解转化后的优化问题^[9-10];另一类是不转化需要解决的区间规划,通过定义区间占优关系,采用进化算法直接求解^[11-13]。需要注意的是,上述两种方法均只能找到一个收敛性好且分布均匀的Pareto最优解集。显然,对于投资者而言,更希望找到一个符合其偏好的最满意资产组合。因此,融入投资者偏好的交互式遗传算法^[14]更适合求解投资组合问题的区间多目标规划模型。

然而,已有区间进化优化方法只能解决无约束优化问题,无法求解含等式约束的区间多目标规划模型。Rupak等^[15]提出了一种等式约束启发式方法,以取代传统变异操作,该方法能够使不满足等式约束的不可行解变异为可行解。但是,可行解和原不可行解之间可能存在较大距离,从而影响了变异解的性能。

鉴于此,本文首先构建以预期收益率、风险损失率以及流动性为目标函数的多期不确定投资组合模型;然后通过设计一个定向变异算子,改进基于偏好多面体的交互式遗传算法^[14],并将该算法的运算机制与所建模型的多期特性相结合;最后提取6支样本股票的历史数据作为目标函数参数,验证所提出算法的有效性。实验结果表明,所提出算法能够根据投资者的不同需要得到相应最满意的多期资产组合。

1 多期区间多目标投资组合模型

本节以区间多目标规划为框架构建多期投资组合问题的数学模型,其中目标函数为预期收益率、风险损失率和换手率,并且均为区间数。

假设投资者考虑 n 种证券,投资期为 T 。首先介绍本文相关符号:

$\widetilde{r}_{t,i} = [r_{t,i}, \overline{r}_{t,i}]$:第 i 种证券在第 t 期的投资期望收益区间,实际收益率低于该区间下限视为固有风

险,其中 $t = 1, 2, \dots, T, i = 1, 2, \dots, n$;

$r_{t,i}$:区间 $\widetilde{r}_{t,i}$ 内一确定值,实际收益率低于该值视为预期风险;

r_0 :无风险证券期望收益率,本文假定为银行定期存款利率;

$x_{t,i}$:表示第 i 种证券在第 t 期的投资比例, $x_{t,i} \geq 0$ 表示禁止卖空;

$x_t = (x_{t,1}, x_{t,2}, \dots, x_{t,n})$:表示第 t 期的投资比例向量,假定 $x_0 = (0, 0, \dots, 0)$;

$c_{t,i}$:第 t 期第 i 种证券的交易费用比例;

$\widetilde{q}_{t,i} = [q_{t,i}, \overline{q}_{t,i}]$:第 i 种证券在第 t 期的固有风险损失率区间,表示实际收益率可能未达到期望收益率区间所受损失占总资金的比例;

$Q(\widetilde{r}_{t,i}, r_{t,i}, \widetilde{q}_{t,i})$:第 t 期第 i 种证券在 $\widetilde{r}_{t,i}$ 下的风险损失率,计算^[16]为

$$Q(\widetilde{r}_{t,i}, r_{t,i}, \widetilde{q}_{t,i}) = \frac{[q_{t,i}, \overline{q}_{t,i}] + V(\widetilde{r}_{t,i}, r_{t,i})}{[q_{t,i}, \overline{q}_{t,i}] + \frac{1}{2(\overline{r}_{t,i} - r_{t,i})^2}} \quad (1)$$

其中 $V(\widetilde{r}_{t,i}, r_{t,i})$ 为预期风险,表示收益率未达到预期收益率区间内某一确定值所带来的损失,由收益率区间数的相对左偏度求得。

下面构建基于区间多目标规划的多期证券投资组合选择模型。选择预期收益率为第1个优化目标,记第 t 期投资组合的预期收益区间为 \widetilde{R}_t ,有

$$\widetilde{R}_t = \sum_{i=1}^n x_{t,i} \widetilde{r}_{t,i} = \left[\sum_{i=1}^n x_{t,i} r_{t,i}, \sum_{i=1}^n x_{t,i} \overline{r}_{t,i} \right] \quad (2)$$

选用最常见的V型函数表示交易费用,则第 t 期的总交易费用为

$$C_t = \sum_{i=1}^n c_{t,i} |x_{t,i} - x_{t-1,i}|, t = 1, 2, \dots, T. \quad (3)$$

因此,第 t 期的净期望收益区间 $\widetilde{R}_{n,t}$ 为

$$\widetilde{R}_{n,t} = \sum_{i=1}^n [r_{t,i}, \overline{r}_{t,i}] x_{t,i} - \sum_{i=1}^n c_{t,i} |x_{t,i} - x_{t-1,i}| + r_{t,0} x_{t,0} \quad (4)$$

第2个优化目标为第 t 期的风险损失率区间 \widetilde{Q}_t ,有

$$\widetilde{Q}_t = \sum_{i=1}^n Q(\widetilde{r}_{t,i}, r_{t,i}, \widetilde{q}_{t,i}) x_{t,i} \quad (5)$$

除了证券的期望收益和风险外,流动性也是影响资产选择的重要因素。流动性好的证券有利于投资者根据市场价格的变动调整所持有的数量,以获得最大收益。因此,投资者往往倾向于购买那些流动性好的证券。本文以证券的换手率来度量其流动性,证券的换手率也具有不确定性,可以用区间表示。

假设第 i 种证券在第 t 期的换手率区间为 $\widetilde{l}_{t,i} = [l_{t,i}, \overline{l}_{t,i}]$, 则第 t 期投资组合换手率区间为

$$\widetilde{l}_t = \sum_{i=1}^n x_{t,i} \widetilde{l}_{t,i} = \left[\sum_{i=1}^n x_{t,i} l_{t,i}, \sum_{i=1}^n x_{t,i} \overline{l}_{t,i} \right]. \quad (6)$$

综合式(1)~(6)可以得到第 t 期的区间多目标规划模型为

$$\begin{aligned} & \max (R_{n,t}, -Q(t), \widetilde{l}_t); \\ & \text{s.t. } \sum_{i=1}^n x_{t,i} = 1, x_{t,i} \geq 0, t = 1, 2, \dots, T. \quad (7) \end{aligned}$$

上述模型具有如下特点: 1) 同一支股票在不同投资期的相关参数, 即预期收益率、风险损失率及换手率会有所变动, 投资者应该适当调整以保证每一期都持有最优的资产组合; 2) 考虑了买卖证券产生的交易费用对收益的影响。

2 约束区间多目标优化的交互式遗传算法

本节采用一种基于偏好多面体的区间多目标交互式遗传算法求解第1节所构建的模型. 该算法将偏好的表达与模型的多期特性相结合, 采取边优化边决策的方法引导算法向着投资者偏好的区域搜索, 以便投资者能够获得最满意的资产组合. 特别地, 本文在文献[14]算法的基础上添加3种约束处理机制, 保证得到的解尽可能符合约束条件的要求。

2.1 初始种群归一化

为了满足等式约束 $\sum_{i=1}^n x_{t,i} = 1$, 在初始化种群时检验个体是否满足约束条件, 如果满足则直接选作初始个体, 若不满足则对该个体做归一化变换 $x_{t,i} = x_{t,i} / \sum_{i=1}^n x_{t,i}$, 使其满足约束条件。

2.2 罚函数法

经过交叉和变异操作后, 种群中的某些个体可能偏离等式约束方程, 本文在目标函数中添加一个外罚函数 $p(x) = -\rho \left(\sum_{i=1}^n x_{t,i} - 1 \right)^2$, 其中 ρ 是一个足够大的数, 以保证不满足约束条件的解很容易被淘汰。

2.3 定向变异

定向变异的基本思想来源于Rupak等^[15]提出的

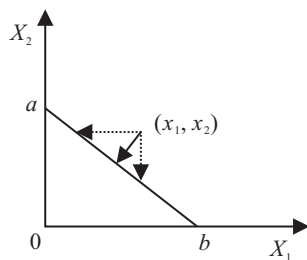


图1 二维空间的定向变异

等式约束启发式方法, 该方法对于不满足等式约束的个体, 仅变动该个体中的一个变量, 使其满足约束条件, 即将不满足等式约束的个体沿着坐标轴平移到等式约束条件所在的超平面上, 使其满足等式约束, 如图1中虚线箭头所示。

由于所构建模型的目标函数是连续的, 且一般情况下, 在执行变异操作时会选择性能较好的个体进行变异, 变异后满足约束条件的个体离待变异个体越近, 待变异个体的优良性能越容易保留; 此外, 空间中点到平面上点的距离垂直距离最短. 鉴于此, 本文选择待变异个体在等式约束条件所在超平面上的投影作为其变异个体, 具体策略如下:

1) 对于不满足等式约束条件 $\sum_{i=1}^n x_{t,i} = 1$ 的个体, 针对每个变量 $x_{t,i}$, 作如下变换:

$$x_{t,i} = x_{t,i} - \frac{1 - x_{t,1} - \dots - x_{t,n}}{n}.$$

其中: $t = 1, 2, \dots, T, i = 1, 2, \dots, n$. 该变换使得变异个体一定满足等式约束, 上述变换相当于将不满足等式约束的个体投影到等式约束条件所在的超平面上, 如图1中实线箭头所示。

2) 对于满足等式约束条件的个体, 首先进行传统变异操作; 然后采用上述方法将变异后的个体投影到约束超平面上, 从而生成满足等式约束的变异个体。

变异是一项重要的进化操作, 本文所提出定向变异的目的是, 使待变异的个体满足等式约束条件, 尽可能避免产生不可行个体, 并且保留父代个体的优良性质。

2.4 算法框架

基于偏好多面体的交互式遗传算法的基本思想是, 种群每进化 τ 代, 请求投资者从 η 个拥挤度较大的非被占优解中选择一个最差解和最好解, 以最差解为顶点构造偏好多面体. 在接下来的 τ 代中, 利用该偏好多面体将具有相同序值的进化个体排序, 对于具有相同序值且偏好相同的个体, 按照拥挤度排序, 拥挤度越大, 个体性能越好. 称上述排序方法为基于偏好多面体的排序策略^[14]。

本节将偏好多面体的构建与模型的多期特性相结合, 在第1期内采用IP-MOEA^[11]对种群进化 τ 代, 结束时将种群个体按照序值和拥挤度排序, 为投资者提供前 η 个优势个体. 投资者从这些个体中选择1个最好个体作为第1期的最佳资产组合, 选择1个最差个体, 以该个体为顶点构造偏好多面体. 从第2期开始采用基于偏好多面体的排序策略, 通过优先保存

投资者喜欢的个体,引导种群向投资者偏好的区域搜索.每一期结束时重新构建偏好多面体,并选择1个最好个体作为这一期的最佳资产组合;直到第 T 期算法结束.算法具体流程如下.

Step 1: 初始化规模为 N 的进化种群 $P(\text{gen})$,并作归一化处理,设置每一期进化代数 τ ,结果显示个体数 η ,取投资期数 $t = 1$,进化代数 $\text{gen} = 0$,采用IP-MOEA算法进化 τ 代.

Step 2: 若 $\text{gen} \bmod \tau = 0$,则投资期数 t 加1,按照序值和拥挤度将种群个体排序,从中选取 $\eta \geq 2$ 个优势个体,否则转至Step 4.

Step 3: 投资者从 η 个被选出的个体中选择一个最差个体和一个最好个体,以最差个体为顶点构造偏好多面体,最好个体作为该期的投资比例向量 x_t .

Step 4: 采取选择、交叉和定向变异等遗传操作生成同等规模的子代种群 $Q(\text{gen})$,并将父代和子代种群合并为 $R(\text{gen})$.

Step 5: 采用基于偏好多面体的排序策略将种群 $R(\text{gen})$ 排序,并选取前 N 个优势个体作为下一代进化的父代种群 $P(\text{gen})$,进化代数 gen 加1.

Step 6: 判断终止条件 $t = T$ 是否满足,若满足,则请求投资者在当前种群的前 η 个非被占优个体中选取最满意个体,结束算法,若不满足,则转至Step 2.

3 实证分析

3.1 实验数据的采集与处理

实验数据取自沪深交易所6支股票从2017年11月1日~2018年4月30日的周收益率和换手率,根据文献[17]的区间估计方法对上述历史数据加以处理,进而得到样本股票的期望收益率区间、固有风险损失率区间和换手率区间.

3.2 不确定交互进化系统

为了验证所提出方法的有效性,在Windows 7旗舰版的操作系统中,采用MatlabR2010a编程语言开发如图2所示的不确定交互进化优化系统.该系统主要由3个模块构成:输入模块、输出模块和运行模块,分别对应图2中点线框、虚线框和实线框所围成的部分.输入模块包括算法参数输入框和目标函数参数输入框,投资者可以通过“算法参数设置”输入的数值控制算法的种群规模、每一期的进化代数以及用于构建偏好多面体的个体数;“目标函数参数设置”模块用来设置样本股票收益率区间、风险损失率区间和换手率区间的上下限;输出模块可以显示每期最优解集对应的目标函数矩阵,并通过用户选择最差解和最好解来构建偏好多面体和显示该期最佳资产组

合.运行模块嵌入2个算法,按钮“Run1”为IP-MOEA算法,按钮“Run2”为基于偏好的区间多目标交互式遗传算法.

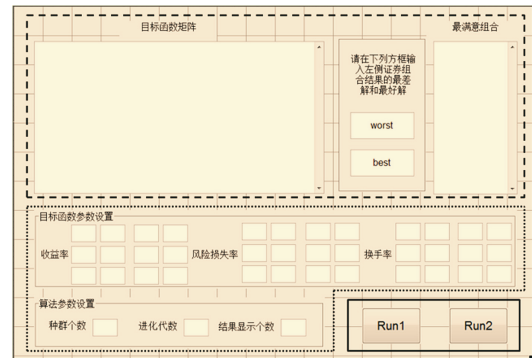


图2 不确定交互进化优化系统

3.3 参数设置

本文实验假设投资者在第3.1节的6支股票中考虑一个3期证券组合选择模型.各期资产买卖的交易费率固定为0.003,即 $c_{t,i} = 0.003, t = 1, 2, 3, i = 1, 2, \dots, 6$.假设无风险证券收益率 $r_{t,0}$ 为银行3个月定期利率平均到每周的收益率,可以得到 $r_{t,0}$ 约为0.0006,且无风险证券的流动性为0.假设 $r_{t,i} = \frac{r_{t,i} + \bar{r}_{t,i}}{2}$,收益率低于收益率区间的中点则视为预期风险.

算法参数设置如下:种群规模为80,进化代数为30,结果显示的个数为20;算法采用模拟二进制交叉算子和多项式变异算子,交叉和变异概率分别为0.9和0.1,交叉算子和变异算子的分布指标均为20.

3.4 实验与分析

本文实验分为2组,第1组在目标函数参数不变的情况下,验证算法的有效性;第2组在目标函数参数在不同投资期内变动的情况下,观察具有不同偏好的投资者得到的最满意资产组合.

3.4.1 算法的有效性

本组实验假设目标函数参数不变,投资者为风险爱好者,优先选择收益较大的资产组合,图3~图5为每期的实验结果.由于本组实验的目标函数参数不变,实际上本组实验就是采用基于偏好的区间多目标交互式遗传算法求解约束区间多目标优化问题.实验中,根据投资者的偏好选择收益最差的资产组合作为最差解,收益最好的资产组合作为最好解.由图3~图5的目标函数矩阵可以看到:

- 1) 预期收益率、风险损失率和换手率是相互冲突的3个目标,表明构建的投资组合模型是多目标优化模型;
- 2) 资产组合基本满足等式约束条件,表明本文所

提定向变异算子和罚函数法能够保证解的可行性;

3) 随着进化代数的增加,预期收益率逐渐递增,表明算法在朝着投资者偏好的区域搜索,因此最终能够得到投资者最满意的资产组合.

由此可知,本文所构建的投资组合模型是合理的,所提出定向变异算子和算法是有效的.



图3 第1期结果



图4 第2期结果



图5 第3期结果

3.4.2 不同偏好投资者的多期模型求解

本组实验考察2个不同偏好投资者采用所提出算法求解相同多期投资组合模型所得到的多期最优资产组合. 第1个投资者为风险规避者,优先选择风险较小的资产组合;第2个投资者在收益较大的个体中选择风险最小的作为最满意资产组合,或者在风险较小的个体中选择收益最大的作为最满意资产组合. 该组实验的目标函数参数将随投资期数的不同而不

同.每个投资者均进行10次实验,本文将实验结果取均值,结果如表1~表4所示.

表1 第1个投资者的最优资产组合

期数	股票1	股票2	股票3	股票4	股票5	股票6	无风险证券
1	0.13	0.10	0.26	0.19	0.06	0.02	0.24
2	0.17	0.08	0.20	0.17	0.08	0.04	0.28
3	0.16	0.07	0.20	0.18	0.12	0.05	0.26

表2 第1个投资者的最优资产组合对应的目标函数区间

期数	收益率区间	风险损失率区间	换手率区间
1	[0.018 5, 0.037 6]	[0.023 2, 0.082 6]	[0.105 8, 0.121 0]
2	[0.019 9, 0.037 8]	[0.022 9, 0.083 9]	[0.099 2, 0.113 7]
3	[0.024 3, 0.043 1]	[0.023 7, 0.091 3]	[0.108 5, 0.123 4]

表3 第2个投资者的最优资产组合

期数	股票1	股票2	股票3	股票4	股票5	股票6	无风险证券
1	0.12	0.16	0.19	0.27	0.12	0.02	0.06
2	0.17	0.05	0.16	0.21	0.24	0.11	0.07
3	0.11	0.04	0.19	0.22	0.24	0.10	0.09

表4 第2个投资者的最优资产组合对应的目标函数区间

期数	收益率区间	风险损失率区间	换手率区间
1	[0.033 2, 0.056 0]	[0.024 0, 0.121 8]	[0.129 6, 0.148 4]
2	[0.033 5, 0.057 9]	[0.027 8, 0.119 5]	[0.139 4, 0.157 9]
3	[0.033 5, 0.056 9]	[0.027 8, 0.118 4]	[0.141 7, 0.159 9]

表1和表2分别列出第1个投资者的3期最优资产组合和对应的目标函数区间,表3和表4分别列出第2个投资者的3期最优资产组合和对应的目标函数区间. 由表2和表4可以看出:

1) 作为风险规避者,虽然目标函数参数在变化,但是第1个投资者总可以将风险损失率区间控制在较小范围内,表明算法能够得到投资者最满意的资产组合.

2) 预期收益率随着进化代数的增加而增加,表明对于风险规避者,所提出算法也能够获得满意的预期收益率.

3) 第2个投资者的预期收益率高于第1个投资者的30%,同时,第2个投资者的风险损失率也高于第1个投资者,表明与第1个投资者相比,第2个投资者的选择明显更激进,更愿意用高风险换取高回报;但也不是完全地追求高收益,第2个投资者通过选择较高风险或较低收益的个体作为最差解,让种群个体保持在 Pareto 前沿的中间区域.因此,对于不同偏好的投资者,所提出算法能够得到相应符合偏好的最满意资产组合.其主要原因是,在进化过程中,算法采用基于偏好的个体排序策略,使得符合投资者偏好的个体优先进入下一代种群,从而引导种群的后续进化.

本组实验结果表明,所提出算法能够融入投资者的偏好,并引导种群向投资者偏好的区域搜索,使得

不同偏好的投资者能够得到其满意的资产组合。

4 结论

投资组合选择问题是金融学领域的一个研究热点,本文基于区间多目标规划研究多期投资组合问题的交互式进化优化方法.首先以预期收益率、风险损失率和换手率为目标函数,构建基于区间多目标规划的多期投资组合选择模型;然后通过设计定向变异算子,将偏好的表达与模型的多期特性相结合,提出求解约束区间多目标优化问题的交互式遗传算法;最后开发了不确定交互进化优化系统,以便投资者可以直观地表达自己的偏好.实验结果表明,所提出算法能够根据投资者的偏好求出一组最满意的多期资产组合.

本文实验采用已有的简单方法处理各支股票的历史数据,实际上,如何根据历史数据快速高效地预测金融产品的相关信息,以及利用预测结果进一步优化证券投资组合模型也是极具挑战性的研究课题,这是下一步的研究方向.

参考文献(References)

- [1] 陈国华,廖小莲.基于区间规划的投资组合问题[J].辽宁工程技术大学学报,2010,29(5): 835-838.
(Chen G H, Liao X L. A model for portfolio selection based on interval programming[J]. J of Liaoning Technical University, 2010, 29(5): 835-838.)
- [2] 徐秀梅,孙玉华.基于区间数的多目标证券投资组合问题[J].济南大学学报,2014,5(3): 215-219.
(Xu X M, Sun Y H. Multi-objective portfolio selection based on interval number[J]. J of University of Jinan, 2014, 5(3): 215-219.)
- [3] Kumar P, Panda G, Gupta U C. An interval linear programming approach for portfolio selection model[J]. Int J of Operational Research, 2016, 27(1/2): 149-164.
- [4] Yan D, Hu Y, Lai K. A nonlinear interval portfolio selection model and its application in banks[J]. J of Systems Science and Complexity, 2018 31(3): 696-733.
- [5] Liu Y J, Zhang W G, Wang J B. Multi-period cardinality constrained portfolio selection models with interval coefficients[J]. Annals of Operations Research, 2016, 244(2): 545-569.
- [6] Li B, Zhu Y, Sun Y, et al. Multi-period portfolio selection problem under uncertain environment with bankruptcy constraint[J]. Applied Mathematical Modelling, 2018, 56: 539-550.
- [7] 孙晓燕,张鹏飞,陈杨,等.混合比较区间多目标进化优化及在矿井RFID布局的应用[J].控制与决策,2017,32(1): 31-38.
(Sun X Y, Zhang P F, Chen Y, et al. Interval multi-objective evolutionary algorithm with hybrid rankings and application in RFID location of underground mine[J]. Control and Decision, 2017, 32(1): 31-38.)
- [8] 王春,王艳,纪志成.求解区间柔性作业车间调度的多目标进化算法[J].控制与决策,2019,34(5): 908-916.
(Wang C, Wang Y, Ji Z C. Multi-objective evolutionary algorithm to solve interval flexible job shop scheduling problem[J]. Control and Decision, 2019, 34(5): 908-916.)
- [9] Bhunia A K, Samanta S S. A study of interval metric and its application in multi-objective optimization with interval objectives[J]. Computers & Industrial Engineering, 2014(74): 169-178.
- [10] Han Y, Gong D, Jin Y, et al. Evolutionary multi-objective blocking lot-streaming flow shop scheduling with interval processing time[J]. Applied Soft Computing, 2016, 42: 229-245.
- [11] Limbourg P, Aponte D E S. An optimization algorithm for imprecise multi-objective problem function[C]. Proc of IEEE Int Conf on Evolutionary Computation. New York: IEEE, 2005: 459-466.
- [12] Sun J, Gong D, Zeng X, et al. An ensemble framework for assessing solutions of interval programming problems[J]. Information Sciences, 2018(436/437): 146-161.
- [13] Zhang Z H, Wang X X, Lu J X. Multi-objective immune genetic algorithm solving nonlinear interval-valued programming[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2018, 67: 235-245.
- [14] Gong D, Sun J, Ji X. Evolutionary algorithms with preference polyhedron for interval multi-objective optimization problems[J]. Information Sciences, 2013, 233: 141-161.
- [15] Barkat U, Ruhul S, Chris L. Handling equality constraints in evolutionary optimization[J]. European J of Operational Research, 2012, 221(1): 480-490.
- [16] 林军.一种基于区间数的证券组合投资模型与求解[J].数学的实践与认识,2007,37(23): 1-7.
(Lin J. A kind of model for the portfolio investment based on the interval number programming and its solution[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2007, 37(23): 1-7.)
- [17] Rupak B, Samarjit K, Dwijesh D M. Fuzzy mean-variance-skewness portfolio selection models by interval analysis[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2011, 61(1): 126-137.

作者简介

- 孙靖(1975—),女,副教授,博士,从事智能优化、区间多目标优化等研究, E-mail: sunj@hhit.edu.cn;
熊岩(1990—),男,博士生,从事计量经济学、统计学习的研究, E-mail: 442409174@qq.com;
张恒(1981—),男,副教授,博士,从事智能优化、安全控制等研究, E-mail: Dr.Zhang.Heng@ieee.org;
刘志平(1979—),男,讲师,硕士,从事机器学习等研究, E-mail: liuzp@hhit.edu.cn.

(责任编辑:郑晓蕾)