



改进的 PSO 算法及其在证券组合投资中的应用

吴喆珺

(湖北中医药大学 网络与教育技术中心,湖北 武汉 430065)

摘要: 粒子群优化算法(PSO)作为一种进化计算技术,已经广泛运用到了各个行业领域中。基于不同应用领域的具体要求,人们也针对不同的技术特点对 PSO 进行了改进。针对 PSO 算法在证券组合投资中的应用要求,提出一种改进的 PSO 算法,并通过上海证券交易所的实际数据进行计算机模拟,证实该算法在实际证券组合投资中的实用性。

关键词: PSO 优化算法;证券组合投资;改进的 PSO 算法

36

中图分类号: O24:F830.91

文献标识码: A

文章编号: 1671-931X (2014) 01-0036-06

目前,随着我国证券市场和基金业的快速发展,证券投资组合已成为一个非常热门的研究领域。现代投资组合理论以 Markowitz 的均值-方差模型(M-V 模型)为主要的研究工具。随着优化理论的发展,在求解非线性约束规划问题方面,出现了一些新的随机最优化方法和智能优化方法。粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)就是其中一种群智能优化算法。PSO 在搜索过程中自动获得和积累有关搜索方面的知识,并能自适应的控制搜索过程以求得最优解,在优化的各个应用领域显示了很强的实力。

PSO 算法所体现出来的种种优越性表明,将其与经济领域相结合,应用到求解证券投资组合的问题中来,将具备很好的优势和实用性。本文将结合 PSO 优化算法领域的研究成果、算法缺点和证券投资组合理论的发展特点,针对 PSO 算法解决证券组合投资问题的实际要求,提出改进方法,并通过上海证券交易所的实际数据进行计算机模拟,按照使用该算法预测的投资比例来模拟投资过程,用所得

的结果与实际情况相对比,证实该算法在实际证券组合投资预测中的实用性。

一、PSO 优化算法领域的研究成果和算法缺点

粒子群优化算法(PSO)是一种进化计算技术,由 Kennedy 博士和 Eberhart 博士最先提出。PSO 是起源对简单社会系统的模拟^[1],一开始是对鸟群捕食的行为进行研究而获得启发。与遗传算法相类似,PSO 优化算法是一种以迭代为基础的优化算法,它在运行初始化时设定结果为一组随机解,通过迭代的方式获得最优解。

PSO 的解决方案基于这样一个问题思路:鸟群在只有一块事物的随机空间中去搜索食物,所有的鸟都不知道食物的具体位置,只知道当前位置与食物所在地的距离为多少。那么最简单有效的搜索策略就是搜寻目前离食物最近的鸟的周围区域。在 PSO 优化算法中,每个优化问题的解对应的是搜索空间中的一只鸟,我们称之为“粒子”。所有的粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值,每个粒子

收稿日期:2013-12-05

作者简介:吴喆珺(1984-),女,湖北武汉人,湖北中医药大学网络与教育技术中心实验员,硕士研究生,研究方向:计算机技术与应用。

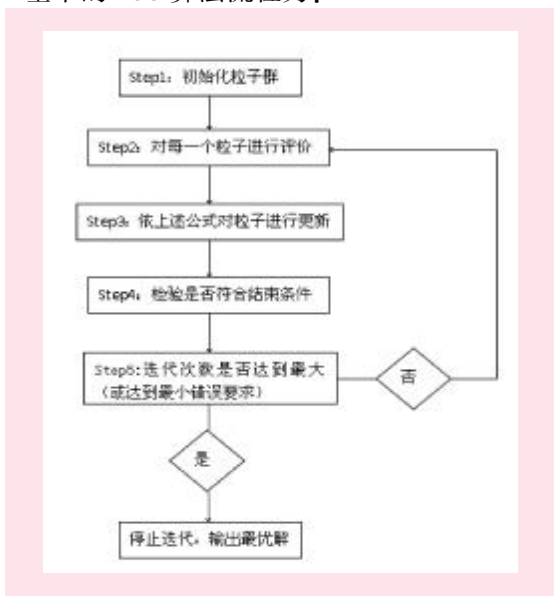
还有一个速度决定他们继续飞的方向和距离。然后粒子们就追随当前的最优粒子在搜索空间中进行搜索。

为解决一个最优化问题,PSO 随机初始化一群粒子,然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己:个体极值和全局极值。粒子根据上述两个极值更新自己的速度和位置。在 D 维目标搜索空间中,由种群数为的粒子组成粒子群,其中: $\mathbf{v}_t = \{v_{t1}, v_{t2}, \dots, v_{tD}\}$ 为第 i 个粒子在时刻 t 的速度, $\mathbf{x}_t = \{x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tD}\}$ 为第 i 个粒子在时刻的位置。该粒子当前搜索到的最优位置为 \mathbf{pbest}_i , 整个粒子群当前的最优位置为 \mathbf{gbest}_i 。则粒子根据以下公式来更新其速度和位置^[2]:

$$\begin{aligned} v_{t+1} &= \omega v_{t1} + c_1 \cdot \text{rand1} \cdot (\mathbf{pbest}_i - \mathbf{x}_i) + c_2 \cdot \text{rand2} \cdot (\mathbf{gbest}_i - \mathbf{x}_i) \\ \mathbf{x}_{t+1} &= \mathbf{x}_i + \mathbf{v}_{t+1} \end{aligned}$$

其中 ω 为动量惯性系数,学习因子 c_1, c_2 为非负常数, $\text{rand1}, \text{rand2}$ 是服从 $U\{0,1\}$ 分布的随机数; $v_c \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, v_{\max} 是由用户设定的常数,设置较大的 v_{\max} 可以保证粒子种群的全局搜索能力, v_{\max} 较小则粒子种群的局部搜索能力加强。迭代终止条件为预设的最大迭代次数或(和)预定的最小终止值。上述公式中 ωv_i 为粒子先前的速度,可以看成是粒子的“惯性”,它保证粒子的全局搜索能力;第二部分 $c_1 \cdot \text{rand1} \cdot (\mathbf{pbest}_i - \mathbf{x}_i)$ 为粒子的“认知”部分,表示粒子自身的经验或记忆;第三部分 $c_2 \cdot \text{rand2} \cdot (\mathbf{gbest}_i - \mathbf{x}_i)$ 为“社会”部分,表示粒子间的信息共享与相互合作^[3]。

基本的 PSO 算法流程为:



与传统的遗传算法相比较,PSO 优化算法有许多的优越性,但其传统的算法性能也有着一定的局限性。比如说,PSO 算法在解高维复杂的问题时,常常会出现早熟收敛的问题;而晚期收敛速度缓慢,局部搜索能力不足也是 PSO 算法的另外一个缺陷。所

以,结合 PSO 算法的更新公式来看,参数 ω, c_1, c_2 如何选取,在整个速度的更新甚至提高算法的性能中起着至关重要的作用。

二、运用 PSO 优化算法求解证券投资组合问题的思路

组合投资是一种不同于单个资产管理的投资理念。组合管理理论最早由美国著名的经济学家 Harry Markowitz^[4]于 1952 年提出的,这一理论基于两点假设:

(1)投资者用期望收益率来衡量未来实际收益率的总体水平,用收益率的方差来衡量收益率的风险,所以投资者在投资过程中的关注点只有投资的期望收益率和方差两个参数;

(2)投资者总是希望收益率越高越好,而方差越小越好。

上述假设中,期望收益率反映了变量在以不同概率取各种有效值时,它的平均取值水平;方差则反映了变量取值的分散度和不确定度。

Markowitz 模型所要解决的问题是:投资者如何从所有可能的证券组合中选择一个最优的证券组合,保持尽可能高的收益率和尽可能低的不确定性。本文讨论的情况主要选取“如何维持投资收益率在一定水平的同时,将投资风险降到最低”为研究模型,力求通过指导组合投资过程,减小风险,扩大收益。

假定市场上有证券 $1, 2, \dots$, 证券的期望收益率为 r_i , 方差为 σ_i^2 , 证券与证券的协方差为 σ_{ij} , 投资于证券的比例为 x_i , 则该投资组合的期望收益率函数为:

$$E(r_p) = \sum_{i=1}^n x_i E(r_i)$$

投资风险函数为:

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j \sigma_{ij}$$

其中 $\sigma_{ii} = \sigma_i^2$ 。这个数学模型将为我们解决投资组合问题提供量化的标准,其中投资风险函数为本文 PSO 优化算法中的适应度函数。

那么,运用 PSO 优化算法求解证券投资组合问题的思路应该分以下几个步骤:

(1)初始化 PSO 算法中的基本参数,其中粒子群中所有粒子的初始速度和位置为随机,并且应该满足如下约束条件:即 $\sum_{i=1}^N x_i = 1$

$$\text{和 } x_i \geq 0 (i=1, 2, \dots, n);$$

(2)如果不满足算法的迭代停止条件,则执行(3)~(6),否则跳转至(8);

(3)以适应度函数为评价标准,对所有粒子进行评价;

(4)根据适应值更新粒子群中每个粒子的个体极值 $pbest_i$;

(5)根据适应值更新粒子群中的全局极值 $gbest_i$;

(6)当 $x_i=pbest_i=gbest_i$ 时,第 i 个粒子停止迭代,并且重新初始化产生一个新的粒子;

(7)根据以下公式来进行粒子的更新迭代:

$$v_{t+1}=\omega v_t+c_1\cdot rand1\cdot(pbest_t-x_t)+c_2\cdot rand2\cdot(gbest_t-x_t)$$

$$x_{t+1}=x_t+v_{t+1}$$

(8)得出最优解。

三、改进的 PSO 优化算法

本文主要致力于运用 PSO 算法进行有效的求解和优化证券组合投资模型,结合求解证券组合投资模型的实际情况,重点在于提高粒子群收敛速度和使粒子不易于陷入局部最优解,具有更强的全局搜索能力。基于以上考虑,本文主要采用以下方法^[9]对 PSO 算法进行改进,并且在后文中对其进行实践,应用到求解实际的证券组合投资模型问题中。

(一)基本 PSO 中参数的作用分析

在上文中,我们已经介绍了 PSO 的速度更新公式为:

$$v_{t+1}=\omega v_t+c_1\cdot rand1\cdot(pbest_t-x_t)+c_2\cdot rand2\cdot(gbest_t-x_t)$$

而在基本 PSO 研究的最初阶段,公式的原型事实上为:

$$v_{t+1}=v_t+c_1\cdot rand1\cdot(pbest_t-x_t)+c_2\cdot rand2\cdot(gbest_t-x_t)$$

作为后来被引入的 ω 参数,被称为粒子的动态惯性系数,它的作用在于平衡粒子的全局搜索能力和局部搜索能力。当 ω 较大时,粒子的全局搜索能力更强;而 ω 当较小时,粒子具有更强的局部搜索能力。以往研究结果显示, ω 从 0.9 线性减小到 0.4。速度太小时,PSO 搜索容易陷入局部最优位置;而速度太大时,PSO 搜索有可能会错过全局最优位置。所以通常在 PSO 中,粒子的速度被限制为 $v_c \in [-v_{max}, v_{max}]$ 。

(二)粒子轨迹分析和改进的 PSO 算法

在 Eberhart 和 Shi 提出的改进的 PSO 算法中,粒子的动态惯性系数在演化过程中不断减小,但是关于递减的动态惯性系数的理论分析却从未得到重视。在本节中,将对粒子轨迹和粒子的收敛性进行讨论。

令 $\varphi_1=c_1\cdot rand1$, $\varphi_2=c_2\cdot rand2$, $\varphi=\varphi_1+\varphi_2$, $p=(\varphi_1 pbest_t+\varphi_2 gbest_t)/(\varphi_1+\varphi_2)$ 。PSO 的速度更新公式可进行如下变换: $v_{t+1}=\omega v_t+\varphi(p-x_t)$

则:

$$x_{t+1}=x_t+\omega v_t+\varphi(p-x_t)$$

再令 $y_t=p-x_t$,则以上两个表达式可变形为:

$$x_{t+1}=\omega v_t+\varphi y_t,$$

$$y_{t+1}=-\omega v_t+(1-\varphi)y_t$$

以上两个表达式也可以用矩阵形式进行描述:

$$H_{t+1}=B\cdot H_t$$

$$\text{其中 } H_t=\begin{bmatrix} v_t \\ x_t \end{bmatrix}, B=\begin{bmatrix} \omega & \varphi \\ -\omega & 1-\varphi \end{bmatrix}。$$

假设我们知道第 t 个粒子的初始状态 H_0 。根据迭代法,可得:

$$H_{t+1}=B^{t+1}\cdot H_0$$

1.PSO 收敛性分析

定义 1:定义一个数列 $\{a_n\}$ 和一个定值 A ,如果对于任意给定的 $\varepsilon>0$,当 $n>N$ 时,均有 $|a_n-A|<\varepsilon$,则该数列的极限为 A ,表示为

$$\lim_{n \rightarrow \infty} a_n = A$$

也称该数列收敛于 A 。

定理 1:一个 $n \times n$ 的矩阵 X 为可对角化的,当且仅当 X 有 n 个不同的特征值。

假设 e_1, e_2 为矩阵 B 的特征值,则存在一个矩阵 $Y_{2 \times 2}$ 使下式成立:

$$YBY^{-1}=L=\begin{bmatrix} e_1 & 0 \\ 0 & e_2 \end{bmatrix}$$

令 $S_t=YH_t$,则结合前文得到的矩阵描述,可得:

$$S_{t+1}=L\cdot S_t$$

$$S_{t+1}=L^{t+1}\cdot S_0$$

由定义 1 和定理 1,可推断出定理 2 如下:

定理 2:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} S_t = 0$$

当且仅当对于矩阵 $B=\begin{bmatrix} \omega & \varphi \\ -\omega & 1-\varphi \end{bmatrix}$,其所有的特征值(e_i)都满足 $|e_i|<1$ 。

矩阵 B 有以下特征:

I.矩阵 B 对应的行列式的值等于 ω ;

II. 矩阵的特征值为 $e_{1,2}=\frac{(\omega+1-\varphi)\pm\sqrt{\Delta}}{2}$, 其中

$$\Delta=(\omega+1-\varphi)^2-4\omega;$$

当 $\Delta \geq 0$ 即 $|\omega+1-\varphi| \geq 2\sqrt{\omega}$ 时,矩阵 B 的特征值为 2 个实数;

当 $\Delta < 0$ 即 $|\omega+1-\varphi| < 2\sqrt{\omega}$ 时,矩阵 B 的特征值为 2 个复数;

III.所有特征值的乘积等于 ω ,比如: $e_1 \cdot e_2 = \omega$ 。

2.PSO 的收敛率分析

在 PSO 算法中,特征值 e_1, e_2 对于算法的收敛率有着很大的影响。

定义 2:令数列 $A=\{x_k\}$ 和数列 $B=\{y_k\}$ 的极限分别为 p 和 q ,如果有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (|y_n - q|) / (|x_n - p|) = 0$$

则 B 较之 A 收敛更快。

定理 3: 当特征值有 $|e_i| \rightarrow 0$ 时,PSO 算法收敛得更快。

证明:假设 $S_{t+1} = L^{t+1} \cdot S_0$, 且 $S_{t+1} = L^{t+1} \cdot S_0$, 则

$$(S_{t+1} - 0)/(S_t - 0) = L^{t+1}/L^t = \begin{pmatrix} \alpha_1 & 0 \\ 0 & \alpha_2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \alpha_1 & 0 \\ 0 & \alpha_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_1^2 & 0 \\ 0 & \alpha_2^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_1^2 & 0 \\ 0 & \alpha_2^2 \end{pmatrix}$$

由定义 2 可知, 当且仅当 $\|e_i^t\|/e_i \ll 1$, 即

$\|e_i^t\| < \|e_i\|$ 时, S_{t+1} 比 S_t 收敛更快。

定理 4: 当 $\omega \rightarrow 0$ 时, PSO 算法具有更高的收敛率。

证明: 由定理 3 知, 当 e 趋向于 0 时 PSO 算法收敛得更快。如果 $(\omega+1-\varphi)^2 \rightarrow \Delta$, $e_{12} \rightarrow 0$, 则有 $(\omega+1-\varphi)^2 \rightarrow (\omega+1-\varphi)^2 - 4\omega$, 即得到 $\omega \rightarrow 0$ 。

3.改进的 PSO 算法

在 PSO 运行过程中, ω 从 0.9 线性递减至 0.4, 迭代过程初期, 由于具有较大的惯性系数, PSO 的全局搜索能力较强; 迭代过程末期, 由于具有较小的惯性系数, PSO 的局部搜索能力较强且收敛效率较高。通过以上的讨论分析, 本文将以下速度更新公式运用到 PSO 中:

$$v_{t+1} = \omega v_t + C_1 \cdot \text{rand1} \cdot (pbest_t - x_t) + C_2 \cdot (1 - \omega/2) \cdot (gbest_t - x_t)$$

在该公式中, 我们向公式中的社交部分引入一个新的社交系数 $(1 - \omega/2)$, 当惯性系数递减时, 社交系数递增。较小的社交系数使得整个粒子群当前的最优位置 $gbest_t$ 对粒子的速率更新影响变得较小。所

表 1 四支证券在 2007/11/16 ~ 2008/01/18 时段内的数据

时间	江苏吴中 600200			交大昂立 600530		
	开盘	收盘	涨幅	开盘	收盘	涨幅
20071116	5.06	5.29	+3.93%	9.66	10.49	+5.75%
20071123	5.3	5.21	-1.51%	10.5	10.13	-3.43%
20071130	5.25	5.22	+0.19%	10.33	9.95	-1.78%
20071207	5.18	5.49	+5.17%	9.9	10.59	+6.43%
20071214	5.39	5.63	+2.55%	10.4	10.45	-1.32%
20071221	5.58	5.97	+6.04%	10.55	11	+5.26%
20071228	6.05	6.09	+2.01%	10.96	11.61	+5.55%
20080104	6.15	6.28	+3.12%	11.69	12.14	+4.57%
20080111	6.28	6.19	-1.43%	12.08	13.3	+9.56%
20080118	6.2	6.84	+10.50%	13.1	13.69	+2.93%

时间	光明乳业 600597			中国联通 600050		
	开盘	收盘	涨幅	开盘	收盘	涨幅
20071116	9.95	10.87	+7.41%	8.88	8.91	-2.30%
20071123	10.91	10.38	-4.51%	8.95	9.5	+6.62%
20071130	10.53	10.81	+4.14%	9.64	9.85	+3.68%
20071207	10.8	11.17	+3.33%	9.8	10.13	+2.84%
20071214	11.08	11.8	+5.64%	9.98	10.19	+0.59%
20071221	11.82	12.26	+3.90%	10.18	10.6	+4.02%
20071228	12.31	12.84	+4.73%	10.74	12.08	+13.96%
20080104	12.97	13.65	+6.31%	12.19	11.82	-2.15%
20080111	13.64	14.32	+4.91%	11.77	12.68	+7.28%
20080118	14.3	13.19	-7.89%	12.75	13.08	+3.15%

以, 在迭代初期, PSO 具有较大的惯性系数和较小的社交系数, 使得粒子群更易于进行全局搜索; 而迭代末期, PSO 具有较大的社交系数, 使得粒子最优位置的信息对粒子的搜索行为产生很大的影响。所以, 在迭代过程的末期, 当 PSO 具有较小的惯性系数和较大的社交系数时, 会对信息共享和改进粒子收敛率产生积极的影响。

四、用 PSO 算法进行实证研究

在本文的实例中, 以 2008 年的实际股票数据为素材进行研究, 假定各股票的预期收益率为各股票在 2008 年的期望收益率为 $E(r_i)$:

$$E(r_i) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\frac{p_t - p_{t-1}}{p_{t-1}} \right)$$

其中 p_t 为第 i 支股票的日收益率, n 为观察期的天数, 此处取 2008 年交易日的天数, 即 $n=70$ 。

简单选取四支证券。假设某投资者选定以下四只证券为投资目标, 组成证券投资组合: 江苏吴中 600200, 交大昂立 600530, 光明乳业 600597, 中国联通 600050。包括开盘价、收盘价以及涨幅。通过涨幅数据, 可以看出近十周末, 这四支证券大体呈上涨趋势, 具体数据见表 1。

根据前文总结的公式，可以分别求出这四支证券的收益率和相关系数(协方差),如表 2 所示。其中

表 2 四支证券的收益率和相关系数

证券种类	收益率	协方差			
		江苏吴中 600200	交大昂立 600530	光明乳业 600597	中国联通 600050
江苏吴中 600200	0.03057	0.001201	0.000291	-0.00054	0
交大昂立 600530	0.03352	0.000291	0.001581	0.000703	0.000163
光明乳业 600597	0.02797	-0.00054	0.000703	0.002208	-0.00045
中国联通 600050	0.03769	0	0.000163	-0.00045	0.002076

表 3 由算法得出的投资比例及最小风险

运行次数	投资比例				最小风险
	江苏吴中	交大昂立	光明乳业	中国联通	
1	0.440695	0.000000	0.302413	0.256892	0.000358
2	0.471197	0.000000	0.315417	0.213386	0.000360
3	0.413511	0.000000	0.293496	0.292992	0.000358
4	0.443153	0.000000	0.312291	0.244556	0.000357
5	0.423703	0.000000	0.337952	0.238345	0.000359
6	0.428043	0.000000	0.319198	0.252759	0.000357
7	0.424206	0.000000	0.320222	0.255572	0.000358
8	0.451746	0.000000	0.306236	0.242018	0.000358
9	0.41341	0.000000	0.333971	0.252619	0.000359
10	0.430154	0.000000	0.303344	0.266501	0.000359

表 4 四支证券在 2008/01/25 ~ 2008/03/28 时段内的数据

时间	江苏吴中 600200			交大昂立 600530		
	开盘	收盘	涨幅	开盘	收盘	涨幅
20080125	6.79	6.43	-5.99%	13.85	13.67	-0.15%
20080201	6.45	5.16	-19.75%	13.59	10.42	-23.77%
20080205	5.3	5.64	+9.30%	10.55	11.55	+10.84%
20080215	5.76	5.64	+0.00%	11.21	11.19	-3.12%
20080222	5.64	5.93	+5.14%	11.21	12.01	+7.33%
20080229	5.92	6.04	+1.85%	12.01	12.3	+2.41%
20080307	6.08	6.32	+4.64%	12.28	12.13	-1.38%
20080314	6.28	6.49	+2.69%	12.08	11.92	-1.73%
20080321	6.49	6.14	-5.39%	11.51	10.63	-10.82%
20080328	6.27	6.37	+3.75%	10.68	9.72	-8.56%
时间	光明乳业 600597			中国联通 600050		
	开盘	收盘	涨幅	开盘	收盘	涨幅
20080125	13.4	13.22	+0.23%	13.13	12.95	-0.99%
20080201	13.14	11.02	-16.64%	12.96	11.32	-12.59%
20080205	11.38	11.9	+7.99%	11.65	12.31	+8.75%
20080215	11.8	11.7	-1.68%	12.03	12.72	+3.33%
20080222	11.95	12.34	+5.47%	13	12.13	-4.64%
20080229	12.41	12.75	+3.32%	11.98	10.51	-13.36%
20080307	12.7	13.59	+6.59%	10.31	10.17	-3.24%
20080314	13.62	13.15	-3.24%	10.08	9.41	-7.47%
20080321	13.02	12.77	-2.89%	9.29	9.26	-1.59%
20080328	12.86	11.44	-10.42%	9.33	9.25	-0.11%

吴喆璠：改进的 PSO 算法及其在证券组合投资中的应用

第 i 种证券的收益率用 $E(r_i)$ 表示,第 i 种证券和第 j 种证券的相关系数 δ_{ij} 用表示, $i, j=1, 2, 3, 4$ 。

表 2 中可以看出,每两支证券的关联度都较低,符合证券组合投资中降低关联度以降低风险的基本原则。以此为对象,根据本文所改进的 PSO 算法来求解这四支证券的投资比例。

此时,设定种群规模为 30,收缩空间为 4 维,第 i 个粒子位置表示为向量 $x_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i4})$,第 i 个粒子的历史最优位置为 $pbest_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{i4})$,第 i 个粒子的速度变化向量 $v_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{i4})$,最大进化代数 maxgen 为 1000,认知参数和社交参数为 $c_1=c_2=1.4$,最大速度 $v_{max}=0.5$,均采用实数编码。对算法实施 100 次独立的运行,记录统计每 10 次的平均值列入表 3,并得出该证券组合投资的投资比例。

由表 3 求得投资比例的平均值为:江苏吴中 0.433982,光明乳业 0.314454,中国联通 0.251564。

接下来的十周内,这四支证券的开盘、收盘及涨幅数据如表 4 所示:

在接下来的这十周,假设按照上述算法求出的结果来进行投资,对照表 4 求出该证券投资组合每一周的收益率,因所选取的四支证券均为上证 A 股,则对比同期的上证 A 股指数周收益率,具体数据如表 5:

表 5 PSO 预测收益率与上证指数周收益率的对比

时间	PSO 预测收益率	上证指数周收益率
20080125	-0.02776	-0.08078
20080201	-0.16971	-0.09266
20080205	0.087497	0.06451
20080215	0.003094	-0.02231
20080222	0.027835	-0.02837
20080229	-0.01514	-0.00495
20080307	0.032709	-0.01108
20080314	-0.01731	-0.07861
20080321	-0.03648	-0.04166
20080328	-0.01677	-0.05727

由表 5 和图 1 可以很容易得出,选取江苏吴中 600200,交大昂立 600530,光明乳业 600597,中国联通 600050 四支证券作为投资组合的组成内容,如果按照 PSO 算法预测得到的最优组合进行证券投资,

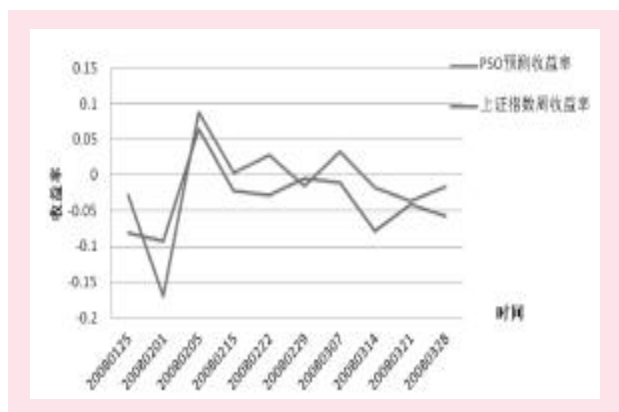


图 1 PSO 预测收益率与上证指数周收益率的对比

所取得的成效是显而易见的。在这十周的时间上,即使是在整个大盘走势非常不利的情况下,运用本文所提出的方法所得出的投资比例系数,所得的收益率都大体大于上证 A 股指数周收益率。其中第 3 周、第 7 周和第 8 周运用 PSO 预测得到的收益率的优势是更为明显的,当投资资金数目和投资规模较大时,在这几周所得到的相对收益将是非常可观的。

参考文献:

- [1] 段海滨,王道波,于秀芬,朱家强. 一种改进的蚁群算法用于灰色约束非线性规划问题[J]. 四川大学学报(自然科学版),2004, 41(5):973-977.
- [2] Eberhart R C, Kennedy J. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory [C].In: Sixth International Symposium Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan, 1995.
- [3] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C]. In: IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 1942-1948.
- [4] Harry M. Markowitz. Portfolio Selection [J]. Journal of Finance, 1952.
- [5] Jinglei Guo, Zhijian Wu, Zhejun WU. An Improved Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Velocity Updating[A]. In: IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent System. Chengdu: 2008.

[责任编辑:张 磊]

(下转第 69 页)

(上接第 41 页)

The Application of Improved PSO Algorithm in Portfolio Investment

WU Zhe-jun

(Hubei University of Chinese Medicine, Internet and Education Technology Center, Wuhan430065, China)

Abstract: Particle swarm optimization algorithm (PSO), as a kind of evolutionary computation technology, has been widely used in many industry fields. Based on the specific requirements of different application fields, PSO is improved according to different technical characteristics. This article focuses on PSO algorithm in the application of portfolio requirements, an improved PSO algorithm, and through the computer simulation of the actual data of Shanghai stock exchange, confirm that the practicality of this algorithm in actual portfolio.

Key words: PSO optimization algorithm; Portfolio investment; improved PSO algorithm



(上接第 64 页)

[责任编辑: 刘 骋]

On Design of Portable Pulse Testing System Based on MSP430F149 Microcontroller

LI Fan

(Wuhan Technical College of Communication, Wuhan430065, China)

Abstract: In this paper, MSP430F149 microcontroller is used as kernel processing chip in the design of portable pulse testing system. As a result, when a finger is placed below the optoelectronic pulse detector designed with optoelectronic sensor and amplifier-filter technology, the TFT LCD will display the result of pulse measure after A/D conversion. The test result shows that all the indicators can meet the requirement. The designed pulse testing system can effectively restrain interruption, and accordingly the accuracy of pulse testing is improved. Moreover, the system has low cost.

Key words: MSP430F149; optoelectronic sensor; optoelectronic pulse detector; TFT LCD