

一种新形式的微粒群优化算法

何 静, 周鲜成, 李桂梅

(湖南商学院 计算机与电子工程学院, 湖南 长沙 410205)

摘 要: 提出了一种更为简化的微粒群算法. 该算法用相位角的增量代替速度的增量, 通过绘制相位角来确定微粒的位置. 用这种新的微粒群算法对大学生综合素质测评体系的权重模型进行优化, 经与标准微粒群算法进行比较, 证明该算法更容易实现, 并且具有更好的全局搜索能力.

关键词: 微粒群算法; 权重; 综合素质

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000- 7180(2010) 10- 0117- 03

New formal Particle Swarm Optimization Algorithm

HE Jing, ZHOU Xian-cheng, LI Gui-mei

(School of Computer and Electronic Engineering, Hunan University of Commerce, Changsha 410205, China)

Abstract: A more simple PSO algorithm is proposed. In new algorithm, the increment of velocity vector is replaced by an increment of phase angle vector and the positions are decided by the mapping of phase angles. The new algorithm is used to optimize the weight model of college student comprehensive quality evaluation. Compared to standard PSO, the results show that the new algorithm can be conducted easily and has wider overall searching capability.

Key words: particle swarm optimization; weight; comprehensive quality

1 引言

微粒群算法(PSO)是一种智能计算方法. 其基本思想是受他们早期对鸟类群体行为研究结果的启发, 利用和改进了生物学家 Frank Heppner 的生物群体模型. PSO 算法自提出以来, 受到了国际上相关领域众多学者的关注和研究, 在这个领域已经出现了大量的研究成果^[1-2].

和遗传算法(GA)相比, 虽然两者都是基于群体的算法, 但是微粒群算法并不依赖于遗传算子, 而是将每个个体看作是在 n 维搜索空间中的一个没有质量和体积的微粒, 以一定的速度向适应值最好的位置飞行. 文中针对微粒群算法易于陷入局部最优的缺点, 提出了一种新的更容易实现并且具有更好的全局搜索能力的算法.

2 标准微粒群算法

在 PSO 中, 每个优化问题的解都是搜索空间中

的一只鸟, 称之为“微粒”. 所有的微粒都有一个由被优化的函数决定的适应值, 每个微粒还有一个速度决定它们飞翔的方向和距离, 微粒们追随当前的最优微粒在解空间中搜索.

PSO 初始化为一群随机微粒(随机解), 然后通过迭代找到最优解. 在每一次迭代中, 微粒通过跟踪两个“极值”来更新自己: (1) 微粒本身所找到的最优解, 这个解叫做个体极值 pbest; (2) 整个种群目前找到的最优解, 这个解叫全局极值 gbest. 在找到这两个最优值时, 微粒根据如下公式更新自己的速度和新的位置:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \quad (1)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (2)$$

式中, i 表示微粒编号, $i = 1, 2, \dots, s$. s 是微粒的个数, j 表示微粒的第 j 维, t 表示第 t 代, c_1 和 c_2 是加速常数, ω 是惯性权重, r_1 和 r_2 是介于 $[0, 1]$ 之间两个

相互独立的随机数. $x_i(t)$ 是第 i 个微粒在第 t 代时的位置, $v_i(t)$ 是第 i 个微粒在第 t 代时的速度, $p_i(t)$ 是第 i 个微粒所经历过的最佳位置, $p_g(t)$ 是整个种群中微粒在第 t 代时的所经历过的最佳位置.

PSO 算法最明显的优势在于种群的收敛速度非常快. 但这个优势会导致一个致命的缺陷. 随着迭代的进行, 微粒群的速度将逐渐减小并最终达到 0. 这时, 整个种群将收敛到解空间的某个点. 如果全局极值微粒们没有找到全局极值, 则整个种群将陷入局部最优, 而且种群跳出局部最优的能力非常弱. 就多峰函数来说, 陷入局部最优的可能性非常高. 为了克服这个缺点, 文中提出了一个新的 PSO 算法并把它应用到权重优化上.

3 新的微粒群算法

在新的微粒群算法中^[3], 用相位角的增量代替速度的增量, 通过绘制相位角来确定微粒的位置. 新算法可以用如下公式来描述:

$$\Delta \varphi_i(t+1) = \omega \Delta \varphi_i(t) + c_1 r_1(t)(\varphi_{ib}(t) - \varphi_i(t)) + c_2 r_2(t)(\varphi_g(t) - \varphi_i(t)) \quad (3)$$

$$\varphi_i(t+1) = \varphi_i(t) + \Delta \varphi_i(t+1) \quad (4)$$

$$x_i(t) = f(\varphi_i(t)) \quad (5)$$

$$F_i(t) = \text{fitnessvalue}(x_i(t)) \quad (6)$$

式中, $\varphi_{ij} \in (\varphi_{\min}, \varphi_{\max})$, $\Delta \varphi_{ij} \in (\Delta \varphi_{\min}, \Delta \varphi_{\max})$, $x_{ij} \in (x_{\min}, x_{\max})$, f 是一个单调映射函数, $i = 1, 2, \dots, s$, $j = 1, 2, \dots, n$. 假设全局最优微粒不在边界上. s , c_1 , c_2 , ω , $r_1(t)$, $r_2(t)$, $x_i(t)$ 的含义同式(1)、(2), n 是搜索空间的维数. $\varphi_i(t)$ 是第 i 个微粒在第 t 代时的相位角; $\Delta \varphi_i(t)$ 是第 i 个微粒在第 t 代时的相位角增量; $\varphi_{ib}(t)$ 是第 i 个微粒在第 t 代时个体极值所对应的相位角; $\varphi_g(t)$ 是整个种群中微粒在第 t 代时的全局极值所对应的相位角; $F_i(t)$ 是第 i 个微粒在第 t 代时的由适应值函数所决定的适应值; $F_{ib}(t)$ 是第 i 个微粒在第 t 代时个体适应值极值; $F_g(t)$ 是整个种群在第 t 代时的全局适应值极值.

$$\text{设 } \varphi_{ij} \in \left(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right), \Delta \varphi_{ij} \in \left(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right), \text{ 并且}$$

$$f(\varphi_{ij}) = \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2} \sin \varphi_{ij} + \frac{x_{\max} + x_{\min}}{2} \quad (7)$$

那么新算法描述如下^[4-5]:

创建并初始化一个 n 维微粒群(相位角为 $\varphi_i(1)$);

repeat $t = 1, 2, \dots$, 迭代次数;

for 每一个微粒 x_i , $i = 1, 2, \dots, s$

if $t = 1$

根据式(5) 计算 $x_i(1)$

根据式(6) 计算 $F_i(1)$;

$F_{ib}(1) = F_i(1)$; $\varphi_{ib}(1) = \varphi_i(1)$;

$F_g(1) = F_i(1)$; $\varphi_g(1) = \varphi_i(1)$;

else if $t > 1$,

根据式(3) 计算 $\Delta \varphi_i(t)$, 并且使 $\Delta \varphi_i(t)$ 在 $(\Delta \varphi_{\min}, \Delta \varphi_{\max})$ 内;

根据式(4) 计算 $\varphi_i(t)$ 并且使 $\varphi_i(t)$ 在 $(\varphi_{\min}, \varphi_{\max})$ 内;

根据式(5) 计算 $x_i(t)$;

根据式(6) 计算适应值 $F_i(t)$;

if $F_i(t) < F_{ib}(t)$

$F_{ib}(t) = F_i(t)$; $\varphi_{ib}(t) = \varphi_i(t)$;

end

if $F_i(t) < F_g(t)$

$F_g(t) = F_i(t)$; $\varphi_g(t) = \varphi_i(t)$;

end

end

until 满足算法停止条件

4 算例

4.1 大学生综合素质测评的权重优化模型

目前在大学生综合素质测评^[4]时存在的一些问题, 一方面, 测评不能评价大学生的综合素质, 也不能满足教育全面发展的要求. 因为测评只强调德、智、体而忽视了学生的文化素质、心理素质和创造力. 另一方面, 缺乏网络支持的评价体系是静态的, 它只能在事后进行评价, 并且不能针对学生的情况给出具体的建议.

考虑到中国大学的地域特点和计算机科学技术的发展方向, 通过调查和分析许多实例, 将评估指标分为 5 个部分: 专业素质、思想道德素质、身体素质、心理素质、发展性素质. 为了公正地评价大学生, 5 个评估指标所占的权重就非常关键. 假设为专业素质的权重为 x_1 , 思想道德素质的权重为 x_2 , 身体素质的权重为 x_3 , 心理素质的权重为 x_4 , 发展性素质的权重为 x_5 , 现在的问题是找到一组非负的权重, 满足条件 $x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 = 1$. 获得了如下权重优化模型:

$$\min f(x_1, \dots, x_{K-1}) = t \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^{K-1} |x_{p,k} - x_k| +$$

$$s \sum_{q=1}^Q \sum_{k=1}^{K-1} |x_{q,k} - x_k| + t \sum_{p=1}^P |x_{p,K} - 1| + \sum_{k=1}^{K-1} x_k | +$$

$$s \sum_{q=1}^Q |x_{q,k} - 1 + \sum_{k=1}^{K-1} x_k| \tag{8}$$

式中,决策空间如下: $0 \leq a_k \leq x_k \leq b_k \leq 1, k = 1, 2, \dots, K - 1. K$ 是指标的总数; P 是参与权重评判的教师的总数; Q 是参与权重评判的学生的总数; s 是教师的权重常数; t 是学生的权重常数, $x_{p,k}$ 是由第 p 个老师决定的第 k 个指标的权重; $x_{q,k}$ 是由第 q 个学生决定的第 k 个指标的权重; a_k 是第 k 个指标的最小权重; b_k 是第 k 个指标的最大权重.

4.2 实验结果与分析

用新的算法来解决权重优化问题^[5]. 用式(5)来描述问题,试验数据来自对湖南商学院计算机与电子工程学院学生的问卷调查和个人评价. 为了测试新算法的有效性,以试验数据为基础,新算法的计算结果与标准微粒群算法的对比如表1所示.

表1 两种算法的各指标的权重平均值和误差对比

	平均值 (新算法)	平均值 (PSO)	误差 (新算法)	误差 (PSO)
专业素质	0.5455	0.5485	0.0119	0.0159
思想道德素质	0.2445	0.2485	0.0118	0.0218
身体素质	0.0505	0.0525	0.0009	0.0016
心理素质	0.0596	0.0505	0.0005	0.0015
发展性素质	0.0999	0.0999	0.0002	0.0022

由此可见,由新算法计算出的指标权重能反映出计算机与电子工程学院学生的综合素质,而且还可以根据不同学院的具体条件设计相应的评估指标,然后在给定的测试值的基础上运行评估计算,可

以较好地反映学生的综合素质. 与给定的测试值相比较,由新算法计算出的指标权重在进行学生综合素质测评中能更公正地反映出学生的综合素质.

5 结束语

除了具有 PSO 算法的优点之外,新的算法扩充了搜索空间,且不太复杂. 通过分析权重优化的测试结果,表明新的算法在功能优化方面具有更大的功效,在处理优化问题方面,新的算法明显优于标准 PSO 算法.

参考文献:

[1] Fan S K S, Zahara E. A hybrid simplex search and particle swarm optimization for unconstrained optimization [J]. Eur. J. Oper. Res., 2007, 181(2): 527- 548.

[2] Ho S L, Yang S Y, Ni G Z, et al. An improved PSO method with application to multimodal functions of inverse problems[J]. IEEE Trans. on Magn., 2007, 43(4): 1597- 1600.

[3] 周鲜成, 申群太, 王俊年. 基于微粒群的颜色量化算法[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(3): 51- 54.

[4] 范纯利. 大学生综合素质测评研究综述[J]. 湖北第二师范学院党报, 2008, 25(6): 75- 77.

[5] 周鲜成, 申群太, 王俊年. 基于微粒群的图像增强算法研究[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(4): 42- 44.

作者简介:

何 静 女, (1972-), 硕士研究生, 讲师. 研究方向为智能算法.

(上接第 116 页)

参考文献:

[1] Wang L, Leedhamb G, Cho D. Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics [J]. Pattern Recognition, 2008(41): 920- 929.

[2] Miura N, Nagasaka A, Miyatake T. Feature extraction offinger- vein patterns based on repeated line tracking and its application to personl identification[J]. Mach. Vis. Appl., 2004(15): 194- 203.

[3] Fujitsu Laboratories Ltd. Fujitsu Laboratories develops technologyfor world' s first contactless palm vein pattern biometric authentication ystem[EB/ OL]. [2009- 11- 10]. <http://pr.fujitsu.com/en/news/2003/03/31.html>

[4] Jain A, Bolle R M, Pankanti S. Biometrics: personal identification in networked society[M]. New York: Kluwer Academic Publishers, 1999.

[5] Ruchlidge W J. Efficiently locating objects using the Hausdor

distance[J]. Int. J. Comput. Vision, 1997(24): 251- 270.

[6] Lin C L, Fan K C. Biometric verification using thermalimages of palm- dorsa vein patterns[J]. IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., 2004, 14(2): 199- 213.

[7] 林喜荣, 庄波, 苏晓生, 等. 人体手背血管图像的特征提取及匹配[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2003, 43(2): 164- 167.

[8] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing[M]. Boston: Prentice Hall, 2003: 500- 506.

作者简介:

吴作凌 男, (1984-), 硕士研究生.

陈 雄 男, (1964-), 博士, 副教授, IEEE 机器人协会会员. 研究方向为智能控制理论与系统、多机器人系统、移动机器人控制与运动规划、传感器网络等.

郑英杰 男, (1986-), 硕士研究生.