一种改进的简化粒子群优化算法

孙振龙[1,2] 李晓晔[1,2] 王 颖[3]
(齐齐哈尔大学计算中心 齐齐哈尔 161006)[1] (哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)[2]
(齐齐哈尔大学网络信息中心 齐齐哈尔 161006)[3]

摘 要 针对粒子群优化算法(PSO)容易陷入局部极值、进化后期收敛速度慢和精度低等缺点,提出了一种改进的简化粒子群优化算法(YSPSO)。该算法采用黄金分割法平衡惯性与经验之间的相互影响;同时,为避免错过全局最优值,增加反向随机惯性权重,使粒子在一定程度上具有反向搜索的能力。最后,对几个经典基准测试函数进行实验,结果表明,YSPSO 算法在提高算法收敛速度和精度的同时,降低了陷入局部极值的可能性,提高了 PSO 算法的实用性。

关键词 群体智能,粒子群优化,黄金分割法
中图法分类号 TP18 **文献标识码** A

Improved Simple Particle Swarm Optimization Algorithm

SUN Zhen-long[1,2] LI Xiao-ye[1,2] WANG Ying[3]
(Computer Center, Qiqihar University, Qiqihar 161006, China)[1]
(College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)[2]
(Network Information Center, Qiqihar University, Qiqihar 161006, China)[3]

Abstract Aiming at some demerits of particle swarm optimization algorithm(PSO), such as relapsing into local extremum easily, slow convergence velocity and low convergence precision in the late evolutionary, an improved simple particle swarm optimization algorithm(YSPSO) was proposed. It employs golden section method to balance the mutual influence between inertia and experience. Meanwhile, in order to avoid missing the global optimal value, it adds reverse random inertia weights to make the particles have the ability to search reversely in a certain extent. Finally, the experiment results of several classic benchmark functions show that YSPSO improves the practicability of PSO via improving convergence velocity and precision, and reducing the possibility of relapsing into local extremum.

Keywords Swarm intelligence, Particle swarm optimization, Golden section method

粒子群优化算法(PSO)是一种基于群体智能的全局优化进化算法,由 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出,其思想源于对鸟群觅食行为的模拟[1]。PSO 算法将待优化问题的潜在解看成 n 维搜索空间上的粒子,粒子在搜索空间中以一定的速度飞行,速度根据自身的飞行经验和同伴的飞行经验进行动态调整。这样,所有粒子都知道自身的当前位置、到目前为止自身发现的最好位置以及到目前为止群体中所有粒子发现的最好位置。

为了更好地控制 PSO 算法的开发和探测能力,Shi 等人在文献[2]中提出了惯性权重 ω 的概念,并通过实验验证了 ω 对算法的影响,较大的 ω 值有利于全局寻优,较小的 ω 值有利于局部寻优,形成了现在的标准粒子群优化算法。胡旺等人在文献[3]中证明了 PSO 算法进化过程与粒子速度无关,提出了简化粒子群优化算法(SPSO),并证明了算法的收敛性。周昊天等人在 SPSO 算法的基础上,分析了粒子惯性、个体经验和社会经验对位置更新的不同影响力,提出了改进的简化粒子群优化算法(ISPSO)[4]。本文借鉴文献[3,4]的算法思想,提出了基于黄金分割法平衡惯性与经验相互影响的简化粒子群优化算法(YSPSO),并通过与 SPSO 和 ISPSO 算法的对比实验,证明了 YSPSO 算法的有效性。

目前,粒子群优化算法作为一种并行优化算法,用于解决大量非线性、不可微和多峰值的复杂问题优化,已出现大量研究成果,并广泛应用于科学和工程领域,如函数优化[5-10]、神经网络训练[11]、模式分类[12]和模糊系统控制[13,14]等领域。

1 简化粒子群优化算法

标准粒子群优化算法的思想是,首先随机初始化群体中各粒子的速度和位置,然后评价每个粒子的适应度,根据粒子自身速度、个体最优值及全局最优值,更新粒子的速度和位置,并在迭代过程中更新个体最优值和全局最优值。在每次迭代过程中,粒子动态调整飞行速度,使整个群体飞向更好的搜索区域。PSO 算法优化方程中速度和位置的更新公式如下:

$$v_{id}^{t+1}=\omega v_{id}^{t}+c_1 r_1 (p_{id}-x_{id})+c_2 r_2 (p_{gd}-x_{id}) \tag{1}$$

本文受黑龙江省教育厅科学技术研究项目(12511601)资助。
孙振龙(1981—),男,博士生,讲师,主要研究方向为社会网络、隐私保护、人工智能,E-mail: sunzhenlong@hrbeu.edu.cn;**李晓晔**(1981—),女,博士生,讲师,主要研究方向为社会网络、隐私保护、数据挖掘;**王 颖**(1980—),女,博士生,工程师,主要研究方向为嵌入式系统。

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

其中，x_{id}表示粒子i在第d维的位置，其飞行速度为v_{id}，p_{id}为粒子i当前最优位置，p_{gd}为整个粒子群当前最优位置。ω为惯性权重，c_1、c_2为学习因子，r_1、r_2为[0,1]区间内均匀分布的随机参数。

胡旺等人在文献[3]中证明了PSO算法与粒子速度无关，提出了SPSO算法，并证明该算法是一种简化而高效的粒子群优化算法，在收敛速度和精度方面优于PSO算法。SPSO算法优化方程中去掉了速度项，位置更新公式如下：

$$x_{id}^{t+1}=\omega x_{id}^{t}+c_1r_1(p_{id}-x_{id})+c_2r_2(p_{gd}-x_{id}) \quad (3)$$

式(3)可以理解为粒子的位置更新由历史部分、认知部分和社会部分共同决定。历史部分表示粒子当前位置(惯性)对粒子位置更新的影响，通过ω调节影响程度的大小；认知部分表示个体当前最优值(个体经验)对粒子位置更新的影响；社会部分表示整个粒子群当前最优值(社会经验)对粒子位置更新的影响，即粒子之间信息的共享与合作。

2 改进的简化粒子群优化算法

自SPSO算法提出以来，出现了许多改进的简化粒子群优化算法，主要集中在惯性权重[6,7]和学习因子[8,9]的改进方面，它们在各个领域得到了广泛应用，算法收敛速度和精度大幅提高。但改进的算法大多只考虑粒子惯性、个体经验和社会经验的某个部分，并未研究三者之间的相互关系以及对粒子的位置更新带来的不同影响。

2.1 惯性与经验相互影响的简化粒子群优化算法

在PSO算法中，r_1和r_2这两个随机参数是相互独立的，这种相互独立性在一定程度上会产生不利影响。如果这两个随机参数值都很大，个体和社会经验会被过度使用，粒子位置受个体和社会经验的影响太多，导致粒子运动时跳过全局最优值，或粒子运动过快，直接到达算法边界，导致搜索失败；如果这两个随机参数值都很小，个体和社会经验没有被充分利用，算法无法获得全局最优值，或粒子运动过慢，无法跳出局部最优值[4]。

针对这个问题，周昊天等人在文献[4]中指出，粒子惯性、个体经验和社会经验对粒子位置的影响应该具有一定的相关性，即可以将对粒子位置的影响分为自身惯性和经验，用随机参数r_2调整二者比重；经验对粒子位置的影响又可分为个体经验和社会经验，用随机参数r_1调整二者的比重。同时，为避免错过全局最优值，使粒子具有一定的反向搜索能力，引入随机参数r_3。基于这个思想，提出了ISPSO算法。ISPSO算法优化方程中的位置更新公式如下：

$$x_{id}^{t+1}=r_2\,sign(r_a)x_{id}^{t}+(1-r_2)c_1r_1(p_{id}-x_{id})+(1-r_1)c_2(1-r_2)(p_{gd}-x_{id}) \quad (4)$$

$$sign(r_3)=\begin{cases}-1, & r_3\leqslant 0.05\\ 1, & r_3>0.05\end{cases} \quad (5)$$

其中，r_3为独立于r_1和r_2的随机参数，在[0,1]区间内均匀分布。从式(4)、式(5)可以看出，粒子可以以很小的概率进行反向搜索。

2.2 基于黄金分割法的惯性与经验相互影响的简化粒子群优化算法

ISPSO算法定义了粒子惯性、个体经验和社会经验对粒子位置影响及三者之间的相互关系，并提高了粒子反向搜索的能力，在文献[4]的对比实验中取得了良好的效果。但是，ISPSO算法中引入的随机参数过多，且随机参数叠加的结果给算法带来了不确定性，在一定程度上影响了算法的性能。

本文在借鉴PSO和ISPSO算法思想的基础上，重新定义了粒子惯性、个体经验和社会经验对粒子位置的影响力，提出了基于黄金分割法的惯性与经验相互影响的简化粒子群优化算法YSPSO。算法中只引入一个随机参数r(在[0,1]区间内均匀分布)，并利用黄金分割法原理($R=0.618$)，将粒子惯性、个体经验和社会经验对粒子位置的影响力分别定义在区间$[0,r(1-R)]$、$[r(1-R),rR]$和$[rR,r]$上。同时，为避免算法错过全局最优值和陷入局部最优值，仍采用ISPSO算法中式(5)的表述，并定义为反向随机惯性权重。YSPSO算法优化方程中的位置更新公式如下：

$$x_{id}^{t+1}=r(1-R)sign(r_a)x_{id}^{t}+((1-R)+r(2R-1)c_1(p_{id}-x_{id})+(R+r(1-R))c_2(p_{gd}-x_{id}) \quad (6)$$

3 实验与结果分析

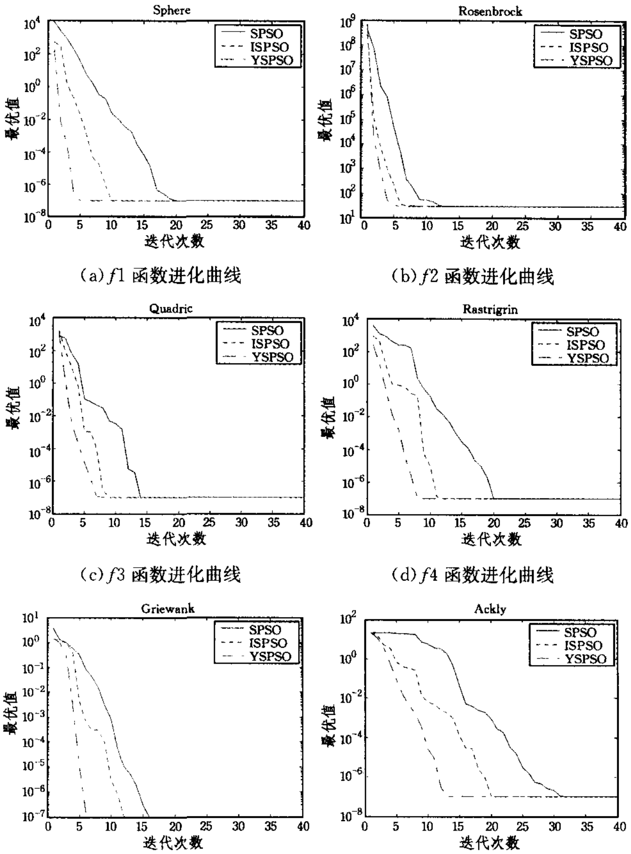
为了测试本文提出的YSPSO算法的有效性，设计了3类优化实验：SPSO优化实验、ISPSO优化实验和YSPSO优化实验。实验选用6个经典的进行优化算法测试的基准函数，其中前3个为单极值函数，后3个为多极值函数，函数形式、维度、搜索范围、理论极值及优化目标精度等信息如表1所列。

表1 用于测试改进算法的基准函数

类别	名称	公式	维度	搜索范围	最优值	精度
单极值函数	Sphere	$f_1(x)=\sum_{i=1}^{30}x_i^2$	30	[−100,100]	0	10^{-7}
	Rosenbrock	$f_2(x)=\sum_{i=1}^{30}[100(x_{i+1}-x_i^2)^2+(x_i-1)^2]$	30	[−100,100]	0	10^{-7}
	Quadric	$f_3(x)=\sum_{d=1}^{30}(\sum_{j=1}^{30}x_j)^2$	30	[−100,100]	0	10^{-7}
多级值函数	Rastrigrin	$f_4(x)=\sum_{i=1}^{30}[x_i^2-10\cos(2\pi x_i)+10]$	30	[−100,100]	0	10^{-7}
	Griewank	$f_5(x)=\frac{1}{4000}\sum_{i=1}^{30}x_i^2-\prod_{i=1}^{30}\cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}})+1$	30	[−100,100]	0	10^{-7}
	Ackly	$f_6(x)=-20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{30}\sum_{i=1}^{30}x_i^2})-\exp(\frac{1}{30}\sum_{i=1}^{30}\cos 2\pi x_i)+20+e$	30	[−100,100]	0	10^{-7}

为便于比较和突出本文提出算法的性能，实验中选用较为苛刻的函数参数，具体算法参数设置如下：迭代次数为40，种群粒子数为15，$\omega=0.8$，$c_1=c_2=2$，算法达到精度值将停止迭代；并且，为消除随机性对算法性能带来的影响，最终的结

果采用独立运行 20 次的平均值。算法收敛速度随迭代次数变化的进化曲线如图 1 所示。



(a) $f1$ 函数进化曲线　(b) $f2$ 函数进化曲线

(c) $f3$ 函数进化曲线　(d) $f4$ 函数进化曲线

(e) $f5$ 函数进化曲线　(g) $f6$ 函数进化曲线

图 1　$f1$—$f6$ 在 3 个实验中的函数进化曲线

图 1(a)—(f)是 3 个算法在 6 个基准测试函数上运行 20 次后取平均值生成的曲线，横坐标为算法迭代次数，纵坐标为算法适应度(函数最优值)。从图 1 中可以看出，与 SPSO 算法和 ISPSO 算法相比，YSPSO 算法在收敛速度和精度上明显优于二者，尤其是进化后期收敛速度和精度具有明显提高，在迭代 15 次以内均已成功收敛，说明了位置更新式(6)的正确性和高效性；而且，YSPSO 算法生成的曲线明显比较平滑，算法的全局搜索能力和摆脱局部极值能力均有明显提高，说明了引入的反向随机惯性权重的有效性。因此，YSPSO 算法是一种收敛速度快、精度高、优化性能好的高效简化粒子群优化算法。

结束语　本文借鉴 SPSO 算法和 ISPSO 算法的思想，利用黄金分割法重新定义了粒子惯性、个体经验和社会经验对粒子位置更新的影响力关系，并引入反向随机惯性权重，提出了 YSPSO 算法。通过对比实验证明了 YSPSO 算法在收敛速度和精度以及摆脱局部极值的能力方面均有所提高，是一种高效的简化粒子群优化算法，为粒子群优化算法在相关领域的应用奠定了良好的基础。

参 考 文 献

[1] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// Proceeding of IEEE International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995: 1942-1948

[2] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. IEEE, 1998: 69-73

[3] 胡旺，李志蜀. 一种更简化而高效的粒子群优化算法[J]. 软件学报，2007，18(4)：861-868

[4] 周昊天，吴志勇，田雨波. 简化粒子群优化方法的改进研究[J]. 计算机工程与应用，2012，48(24)：41-44

[5] 黄太安，生佳根，徐红洋，等. 一种改进的简化粒子群算法[J]. 计算机仿真，2013，30(2)：327-330，335

[6] 赵志刚，黄树运，王伟倩. 基于随机惯性权重的简化粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究，2014，31(2)：361-363，391

[7] 刘瑞芳，王希云. 一种混沌惯性权重的简化粒子群算法[J]. 计算机工程与应用，2011，47(21)：58-60

[8] 李鑫滨，马阳，鹿鹭. 一种基于校正因子的自适应简化粒子群优化算法[J]. 燕山大学学报，2013，37(5)：453-459

[9] 任伟建，武璇. 一种动态改变学习因子的简化粒子群算法[J]. 自动化技术与应用，2012，31(10)：9-11，37

[10] 郑春颖，王晓丹，郑全弟，等. 自逃逸云简化粒子群优化算法[J]. 小型微型计算机系统，2010，31(7)：1457-1460

[11] 周丹，南敬昌，高明明. 改进的简化粒子群算法优化模糊神经网络建模[J]. 计算机应用研究，2015，32(4)：1000-1003

[12] 熊众望，罗可. 基于改进的简化粒子群聚类算法[J]. 计算机应用研究，2014，31(12)：3550-3552

[13] 刘瑞芳. 混沌 w 的简化粒子群算法在机械设计中的应用[J]. 机械工程与自动化，2010，162(5)：26-27

[14] 田雨波. 粒子群优化算法及电磁应用[M]. 北京：科学出版社，2014：88-95，169-245

(上接第 74 页)

[2] MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[J]. Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, 1967, 1(14): 281-297

[3] Kriegel H P, Pfeifle M. Density-based clustering of uncertain data[C]// Proceedings of the eleventh ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery in Data Mining. ACM, 2005: 672-677

[4] Ester M, Kriegel H P, Sander J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[J]. Kdd, 1996, 96(34): 226-231

[5] Cormode G, McGregor A. Approximation algorithms for clustering uncertain data[C]// Proceedings of the Twenty-seventh ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART Symposium on Principles of Database Systems. ACM, 2008: 191-200

[6] Kanagal B, Deshpande A. Online filtering, smoothing and probabilistic modeling of streaming data[C]// IEEE 24th International Conference on Data Engineering, 2008 (ICDE 2008). IEEE, 2008: 1160-1169

[7] Ré C, Letchner J, Balazinksa M, et al. Event queries on correlated probabilistic streams[C]// Proceedings of the 2008 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. ACM, 2008: 715-728

[8] Liu Q B, Deng S, Lu C H, et al. Relative density based k-nearest neighbors clustering algorithm[C]// 2003 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. IEEE, 2003

[9] 张晨，金澈清，周傲英. 一种不确定数据流聚类算法[J]. 软件学报，2010，21(9)：2173-2182