

一种改进的粒子群优化算法

李荣龙, 罗 杰

(南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京 210046)

摘 要:近年来,粒子群优化算法已被广泛地用于解决各类优化问题。粒子群优化算法具有概念简单和收敛速度较快等优点。但是当用粒子群算法处理高维复杂问题时,往往会遇到陷入局部最优值,迭代后期收敛速度慢,解的精度低等缺点。针对粒子群优化算法容易收敛到局部最小值的缺点,文中提出了一种改进的粒子群优化算法。当粒子陷入较差的搜索区域时,以一定的概率对被困粒子实行拉伸操作,将粒子从较差区域向目前搜索到的较好区域拉伸,使被困粒子跳出较差区域,向较好的区域搜索,这样就可以合理分配搜索资源。这种改进算法一定程度上减少了粒子搜索到局部最优解的概率,使得粒子具有更大的搜索到全局最优解的可能性,并且可能搜索到精度更高的解。针对基准测试函数,对改进的粒子群算法和标准粒子群算法进行对比实验,结果表明该改进粒子群算法在大部分基准测试函数上取得了比较好的效果。

关键词:粒子群优化;全局最优解;早熟收敛;拉伸操作;自适应拉伸因子

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)07-0067-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.07.15

An Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

LI Rong-long, LUO Jie

(College of Automation, Nanjing University of Posts & Telecommunications,
Nanjing 210046, China)

Abstract: In recent years, PSO algorithm has been widely used to solve various optimization problems. The advantages of PSO are with a simple concept and a higher convergence speed. But when dealing with high-dimensional complex optimization problems with particle swarm optimization, it often runs into a local optimum and the solution has a low accuracy. An improved particle swarm optimization algorithm is proposed in order to solve the defect of falling into local optimum easily. When the particles trapped into a bad search area, a stretching operation will be implemented with a certain probability. The trapped particles will be stretched out the bad search areas and search in the better areas. In this way, the resources of searching can be allocated more reasonably. This improved PSO algorithm reduces the probability of searching for a local optimal solution, and with a higher probability to get the global optimal solution or a solution with a higher accuracy. A comprehensive experimental study is conducted on a set of benchmark functions. Compared with the standard PSO algorithm, the improved PSO algorithm performs more competitively in the majority of the benchmark functions.

Key words: particle swarm optimization; global optimal solution; premature convergence; stretching operation; adaptive stretch factor

0 引 言

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是1995年由Kennedy和Eberhart提出的一种群体智能优化算法^[1-2],它是一种由社会行为如鸟群启发的简单有效的随机全局优化技术。粒子群优化算法通过个体之间的协作和信息共享来寻找最优解。由于PSO算法概念简单、容易实现,并且不需要设置许多调整参数,在短短的十几年中,已经发展成进化算法中重

要的一个分支。粒子群优化算法目前已经广泛应用于函数优化、系统控制以及其他应用领域。

粒子群优化算法自从提出以来,已经得到了快速发展。1998年和2000年,Shi Y和Eberhart对粒子群优化算法的速度项引入了惯性权重参数^[3-4],使得粒子根据不同的实际情况以一定的比例维持原来的飞行速度,惯性权重在维持粒子的全局搜索和局部搜索中都起着重要作用。Clerc等^[5]研究了算法的收敛性并

收稿日期:2014-08-26

修回日期:2014-11-28

网络出版时间:2015-06-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61203213)

作者简介:李荣龙(1989-),男,硕士研究生,研究方向为粒子群算法、智能机器人等;罗 杰,博士,教授,研究方向为分布式智能控制、智能算法等。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150623.1031.028.html>

且提出了一种新的带有收缩因子的粒子群优化算法,不仅能保证算法的收敛性同时还可以提高收敛速度。高鹰等将模拟退火的思想加入到具有杂交和高斯变异的粒子群优化算法中,提出了一种基于模拟退火思想的粒子群优化算法^[6]。Liang 等提出了一种基于复杂学习的粒子群算法(CLPSO),在这种算法中,每个粒子允许向自己的局部最优解学习,也允许向其他粒子的历史最优解学习^[7]。韩飞等提出了一种改进的基于梯度搜索的粒子群优化算法^[8]。王立等通过借鉴遗传算法中的变异操作的思想,使用变异算子对粒子进行变异,提出了一种基于遗传算法改进的混合粒子群算法^[9]。唐贤伦充分利用混沌运动的遍历性优点,提出了一种基于混沌优化思想的混沌粒子群优化算法(CPSO)^[10]。刘林炬提出了一种引入禁忌表的双群体粒子群算法^[11]。在文献[12]中,Li C 等提出了一种自适应学习粒子群算法(SLPSO),在该算法中具有四种不同的策略来处理不同类型的搜索空间。汤继涛等提出了一种内嵌区域震荡搜索的粒子群优化算法^[13],该算法在粒子群中的每个粒子吸引子的基础上引入了区域震荡搜索因子。王莉荣等提出了一种非线性权重因子,合理地结合了线性递减权重和压缩因子,既保证了算法收敛,又提高了算法的收敛速度^[14]。

虽然研究者们提出了许多 PSO 算法的各种变种,但是容易收敛到局部最优解的现象一直存在并且困扰着粒子群优化算法的研究者。文中提出了一种新的改进粒子群优化算法,该算法在减少收敛到局部最优解和收敛速度方面都有一个较大提高。

1 标准粒子群优化算法简介

粒子群优化算法是一种新的全局优化进化算法。它通过个体之间的协作和信息共享来实现对解空间的全局搜索。下面简单介绍一下标准粒子群优化算法。

1.1 标准粒子群优化算法

假设在一个 D 维的目标搜索空间中,有 M 个代表问题潜在解的粒子组成一个粒子种群 $x = [x_1, x_2, \dots, x_M]$,每个粒子都具有一个位置和速度。第 i 个粒子的位置可以用 D 维向量表示为 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$,速度可以用 D 维向量表示为 $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$ 。粒子群优化算法首先随机初始化 M 个粒子,然后通过不断迭代找到最优解。在每一代迭代中,每个粒子根据两个极值来更新自己的速度和位置,从而指导自己的飞行。一个极值是该粒子的局部最优解,另外一个极值就是全局最优解。局部最优解是指每个粒子到目前迭代为止所找到的最优值,可以表示为 $pbest_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]$;全局最优解是指整个粒子群到目前迭代为止所找到的最优值,可以表示为 $gbest = [p_{g1}, p_{g2}, \dots,$

$p_{gD}]$ 。粒子在更新局部最优解和全局最优解后,根据公式(1)和公式(2)更新自己的速度和位置。

$$v_{id}(t+1) = w * v_{id}(t) + c_1 * rand() * (pbest_{id} - x_{id}(t)) + c_2 * rand() * (gbest_d - x_{id}(t)) \tag{1}$$

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

式中, t 代表当前的迭代次数; c_1, c_2 称为学习因子,分别用于调节粒子向个体极值和全局极值方向飞行的步长; w 为惯性权重,一般在 $0.4 \sim 0.9$ 之间取值,也可以设置为自适应调整惯性权重,自适应调整公式为:

$$w = w_{max} - (w_{max} - w_{min}) * t / Iter_{max} \tag{3}$$

其中, w_{max}, w_{min} 分别为惯性权重的最大值和最小值; $Iter_{max}$ 为最大迭代次数。

粒子的速度在范围 $v_{id} \in [v_{imin}, v_{imax}]$ 中,粒子的位置在范围 $x_{id} \in [x_{imin}, x_{imax}]$ 中。在公式(1)中,第一项称为惯性部分,表示粒子对自身运动状态的信任;第二项称为认识部分,来源于自身的经验;第三部分称为社会部分,表示粒子间的信息共享,来源于群体中的其他优秀粒子的经验。

1.2 标准粒子群优化算法流程

标准粒子群优化算法的步骤如下所示:

- Step1:初始化种群大小;
 - Step2:随机初始化种群中粒子的速度和位置;
 - Step3:对种群中的每一个粒子,根据目标函数评价每个粒子的适应度值;
 - Step4:更新粒子的局部最优值与全局最优值;
 - Step5:用公式(1)和公式(2)更新粒子的速度和位置;
 - Step6:满足结束条件则终止;否则转 Step3。
- 标准粒子群算法流程图如图 1 所示。

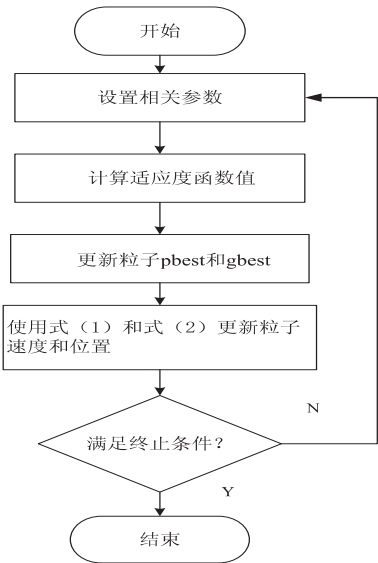


图 1 标准粒子群优化算法流程图

2 改进的粒子群优化算法

粒子群优化算法由于其算法简单、容易实现且需要设置的参数较少,已经得到了广泛的研究和应用。粒子群优化算法的许多变种也衍生出来。文中在基本粒子群的基础上,提出一种新的改进粒子群优化算法。

标准粒子群优化算法收敛速度比较快,但是非常容易陷入局部最优解。针对粒子群优化算法容易收敛到局部最优值的缺点,文中提出一种针对标准粒子群优化算法的改进算法。当粒子陷入较差的搜索区域时,以一定的概率对被困粒子实行拉伸操作,将粒子从较差区域向目前搜索到的较好区域拉伸,使部分被困粒子跳出较差区域,向较好的区域搜索,这样就可以合理分配搜索资源。这种改进一定程度上减少了粒子搜索到局部最优解的概率,使得粒子具有更大的搜索到全局最优解的可能性,并且可能搜索到精度更高的解。

以求解最小值为例,当粒子的适应度值连续三次评估都大于该粒子群的平均适应度值时,定义该粒子被困于较差搜索区域。

对于每个被困于较差搜索区域的粒子,定义拉伸操作(Stretching Operation,SO)。

SO = c₃ * rand() * (gbest_d - pbest_{id})

(4)

其中, c₃ 为自适应拉伸因子,定义为:

c₃ = (f(i) - f_{min}) / (f_{avg} - f_{min})

(5)

式中, f(i) 为粒子 i 的适应度; f_{min} 为该粒子群适应度最小值; f_{avg} 为该粒子群适应度的平均值。当粒子 i 的适应度越远离粒子群的适应度最小值时,拉伸因子 c₃ 值越大,从而当该拉伸操作起作用时,对粒子飞行的速度影响越大,进而对粒子的位置更新也影响越大。

表 1 7 个常用的测试函数

编号	函数名	表达式	维数	范围	极值
F ₁	Sphere	$F_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	30	[-100,100]	0
F ₂	Rosenbrock	$F_2(x) = \sum_{i=1}^{29} [100 * (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	[-30,30]	0
F ₃	Rastrigin	$F_3(x) = \sum_{i=1}^{30} [x_i^2 - 10 * \cos(2 * \pi * x_i) + 10]$	30	[-5.12,5.12]	0
F ₄	Griewank	$F_4(x) = \frac{1}{400} * \sum_{i=1}^{30} x_i^2 - \prod_{i=1}^{30} (\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	30	[-600,600]	0
F ₅	Schwefel's	$F_5(x) = \sum_{i=1}^D (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	[-100,100]	0
F ₆	Ackley	$F_6(x) = -20 * e^{-0.2 * \sqrt{\frac{1}{D} * \sum_{i=1}^D x_i^2}} - e^{\frac{1}{D} * \sum_{i=1}^D \cos(2 * \pi * x_i)} + 20 + e$	30	[-32,32]	0
F ₇	Schaffer's	$F_7(x) = 0.5 - \frac{\sin(\sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{(1 + 0.001 * (x_1^2 + x_2^2))^2}$	2	[-2.048,2.048]	0

为了验证改进粒子群优化算法的性能,分别用改进的粒子群优化算法和标准粒子群优化算法进行对

但是并不是对所有被困于较差搜索区域的粒子都实行拉伸操作,只是对连续三次适应度值评估都大于种群适应度的粒子实行。如果对所有被困于较差搜索区域的粒子都实行拉伸操作,会使粒子群的多样性减少,从而造成早熟收敛。文中以一定概率使这种粒子跳出搜索较差的区域,使粒子向较好的区域搜索,使得粒子群算法具有更大的概率找到全局最优值或者向精度更高的值域运动,从而实现资源的合理分配。

$$\eta = \begin{cases} 1, & \text{实行拉伸操作} \\ 0, & \text{不实行拉伸操作} \end{cases}$$

(6)

式中,对被困于较差搜索区域的粒子,当 $\eta = 1$ 时实行拉伸操作,否则不实行拉伸操作。

所以对被困于较差搜索区域的粒子在进行速度更新时,公式(1)变为公式(7)。

$$v_{id}(t+1) = w * v_{id}(t) + c_1 * \text{rand}() * (pbest_{id} - x_{id}(t)) + c_2 * \text{rand}() * (gbest_d - x_{id}(t)) + SO$$

(7)

粒子群优化算法的这种改进可以使陷于较差搜索区域的粒子以一定的概率 η 跳出该区域,从而去搜索一些可能存在更好解的区域。

3 改进粒子群优化算法的实验验证

通过表 1 的 7 个常用测试函数^[15]比较改进的粒子群优化算法和标准粒子群优化算法的性能。实验参数设置为:粒子种群大小为 Size = 40;最大迭代代数为 Iter_{max} = 10 000;惯性权重 w 采用自适应调整的方式, w_{max} = 0.9, w_{min} = 0.4;学习因子为 c₁ = 2.0, c₂ = 2.0;每个测试函数的实验次数为 100。

比。文中对上述 7 个常用标准测试函数进行测试,每个测试函数单独运行 100 次。其中当运行结果与理论

的全局最优值误差在 0.01 之内时,则认为此次寻优成功。运行结果如表 2 所示。

表 2 7 个常用测试函数的优化效果

	标准粒子群优化算法					改进粒子群优化算法				
	最优解	平均值	最差值	成功次数	时间/s	最优解	平均值	最差值	成功次数	时间/s
F_1	0	2.719 7	26.346 0	55	427.85	0	0.001 6	0.031 7	96	638.27
F_2	0.775 7	67.946 6	513.317 3	0	477.55	0.688 5	0.975 4	1.127 6	0	1 050.25
F_3	0	1.312 5	26.214 4	95	1 262.12	0	0.055 6	1.047 9	98	791.31
F_4	0	0.102 0	0.720 4	75	1 306.65	0	0.129 5	0.992 2	80	1 084.15
F_5	0.781 7	27.053 9	84.201 9	0	9 539.81	0	4.607 8	53.149 5	70	9 946.95
F_6	8.881 8 * 10^{-16}	0.202 3	3.452 5	80	1 256.54	8.881 8 * 10^{-16}	8.881 8 * 10^{-16}	8.881 8 * 10^{-16}	100	2 134.71
F_7	0.002 5	0.002 5	0.002 5	100	945.95	0.002 5	0.002 5	0.002 5	100	866.54

由表 2 可知,除函数 F_7 两种算法都能找到 100 次最优解和函数 F_2 两种算法都不能找到全局最优点外,标准粒子群优化算法寻找到全局最优解的次数比改进后粒子群优化算法找到的次数少。测试函数 F_1 、 F_5 和 F_6 收敛到全局最优解的次数比基本粒子群算法有比较大的提高。其中,对于函数 F_5 用标准粒子群算法不能收敛到全局最优解,只能收敛到次优解为 0.781 7,但是用改进后的算法能找到 70 次全局最优解。对于函数 F_2 两种算法都找不到全局最优点,但是改进后的算法找到的最优解要优于基本粒子群算法。

对于上述 7 个标准测试函数,函数 F_5 用改进的粒子群算法优化出来的平均值和最差值比标准粒子群算法要差,函数 F_7 两种算法优化出来的效果相同。其他 5 个测试函数用改进后的算法优化出来的平均值和最差值均明显优于基本粒子群算法。

上述的时间为平均运行 100 次的时间。图 2 和图 3 分别为测试函数 F_2 和 F_5 的收敛曲线。在算法收敛速度上,改进的粒子群优化算法比标准粒子群优化算法要快。从图 3 可以看出,在函数 F_5 中改进后的粒子群算法比标准的粒子群找到的解更优。经过上述对比实验表明,改进的粒子群优化算法在寻找全局最优解的能力和收敛速度上优于标准粒子群优化算法。

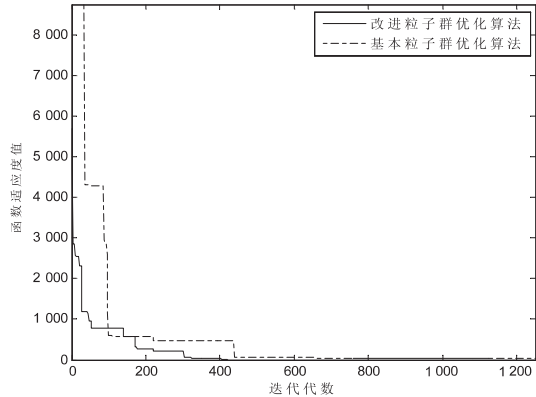


图 2 测试函数 F_2 收敛曲线

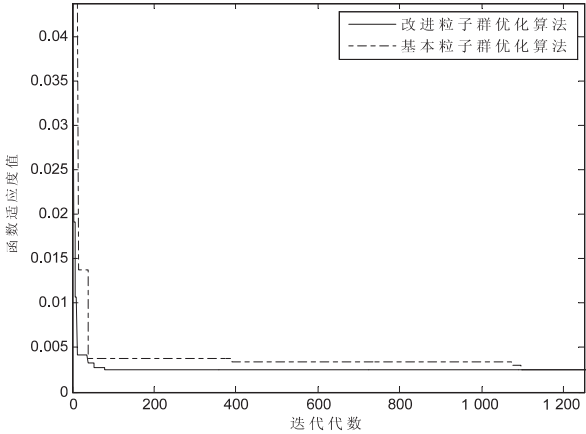


图 3 测试函数 F_5 收敛曲线

4 结束语

在粒子群优化算法中,避免早熟收敛是目前研究的一个重点。文中针对被困于较差搜索区域的粒子,以一定的概率对这些粒子进行自适应拉伸操作,使被困粒子跳出较差区域,向较好的区域搜索,这样做可以增强粒子搜索到全局最优解的能力,使搜索资源合理分配。经过与标准粒子群算法进行对比实验验证,改进后的粒子群优化算法收敛到全局最优解的次数多于标准粒子群算法,而且搜索到的解的平均值和最差值普遍优于标准粒子群算法。所以改进后的粒子群算法具有更强地搜索到全局最优的能力,改进后的算法在收敛速度方面也有一定的提高。

虽然该改进粒子群算法比标准的粒子群算法在搜索最优解的能力和精度上有一定提高,但是也只是改善了早熟收敛的现象,并不能很好地避免早熟现象。所以在粒子群优化算法研究中避免早熟收敛还有大量的工作需要做。

参考文献:

[1] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle

swarm theory [C]//Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science. Nagoya: IEEE,1995:39-43.

[2] Kennedy J, Kennedy J F, Eberhart R C. Swarm intelligence [M]. [s. l.]:Morgan Kaufmann,2001.

[3] Shi Y,Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]//Proc of the 1998 IEEE international conference on evolutionary computation. Anchorage:IEEE,1998:69-73.

[4] Eberhart R C,Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 2000 congress on evolutionary computation. [s. l.]: IEEE,2000:84-88.

[5] Clerc M,Kennedy J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2002,6(1): 58-73.

[6] 高 鹰,谢胜利. 基于模拟退火的粒子群优化算法 [J]. 计算机工程与应用,2004,40(1):47-50.

[7] Liang J J, Qin A K, Suganthan P N, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2006,10(3):281-295.

[8] 韩 飞,杨春生,刘 清. 一种改进的基于梯度搜索的粒子群优化算法 [J]. 南京大学学报:自然科学,2013,49(2): 196-201.

[9] 王 立,郑 昊. 粒子群遗传混合算法在点状注记配置中的应用 [J]. 计算机与现代化,2012(10):30-33.

[10] 唐贤伦. 混沌粒子群优化算法理论及其应用研究 [D]. 重庆:重庆大学,2007.

[11] 刘林炬. 引入禁忌搜索的双种群粒子群算法及其应用研究 [D]. 无锡:江南大学,2008.

[12] Li C,Yang S,Nguyen T. A selflearning particle swarm optimizer for global optimization problems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics,2012,42(3):627-646.

[13] 汤继涛,戴月明. 内嵌区域震荡搜索的粒子群优化算法 [J]. 计算机工程与应用,2013,49(21):33-36.

[14] 王莉荣,祁云嵩. 基于函数最优解问题的粒子群算法改进 [J]. 计算机技术与发展,2013,23(2):49-51.

[15] Trelea I. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection [J]. Information Processing Letters,2003,85(6):317-325.

+++++

(上接第 66 页)

Analysis and Machine Intelligence,2004,26(12):1553-1566.

[5] Getoor L,Diehl C P. Link mining:a survey [J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter,2005,7(2):3-12.

[6] Hasan M A,Chaoji V,Salem S,et al. Link prediction using supervised learning [C]//Proceedings of SDM workshop on link analysis, counterterrorism and security. [s. l.]:[s. n.], 2006.

[7] Eagle N,Pentland A,Lazer D. Inferring friendship network structure by using mobile phone data [J]. PNAS,2009,106(36):15274-15278.

[8] Cho E,Myers S A,Leskovec J. Friendship and mobility:user movement in location-based social networks [C]//Proceedings of 17th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. San Diego:ACM,2011:1082-1090.

[9] Eagle N,Bettencourt L M A,de Montjoye Y. Community computing:comparisons between rural and urban societies using mobile phone data [C]//Proceedings of CSE'09. [s. l.]:[s. n.],2009:144-150.

[10] Nanavati A A,Singh R,Chakraborty D,et al. Analyzing the structure and evolution of massive telecom graphs [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,2008,20(5):703-718.

[11] Cranshaw J,Toch E,Hong J,et al. Bridging the gap between physical location and online social networks [C]//Proceedings of the 12th ACM international conference on ubiquitous computing. Copenhagen:ACM,2010:119-128.

[12] Nigam K,Ghani R. Analyzing the effectiveness and applicability of co-training [C]//Proceedings of the 9th international conference on information and knowledge management. [s. l.]:[s. n.],2000:86-93.

[13] Blum A,Mitchell T. Combining labeled and unlabeled data with co-training [C]//Proceedings of the 11th conference on computational learning theory. [s. l.]:[s. n.],1998:92-100.

[14] Goldman S,Zhou Y. Enhancing supervised learning with unlabeled data [C]//Proceedings of ICML'2000. [s. l.]:[s. n.],2000:327-334.

[15] Adamic L A,Adar E. Friends and neighbors on the web [J]. Social Networks,2003,25(3):211-230.

[16] Kleinberg J. Navigation in a small world [J]. Nature,2000,406(6798):845-845.

[17] Hand D J,Till R J. A simple generalisation of the area under the ROC curve for multiple class classification problems [J]. Machine Learning,2001,45(2):171-186.

一种改进的粒子群优化算法

作者：[李荣龙](#)，[罗杰](#)，[LI Rong-long](#)，[LUO Jie](#)
作者单位：[南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京, 210046](#)
刊名：[计算机技术与发展](#)[ISTIC](#)
英文刊名：[Computer Technology and Development](#)
年，卷(期)：2015(7)

引用本文格式：[李荣龙](#). [罗杰](#). [LI Rong-long](#). [LUO Jie](#) 一种改进的粒子群优化算法[期刊论文]-[计算机技术与发展](#)
2015(7)