

一种深度扩展记忆的仿人粒子群算法仿真分析

唐若笠, 方彦军, 孔政敏

(武汉大学自动化系, 武汉 430072)

摘要: 从仿生学和心理学角度出发, 提出一种深度扩展记忆的仿人粒子群算法, 以解决标准粒子群及其主流改进算法易陷入局部最优等问题. 算法对粒子认知进行群体共享, 并采用深度扩展记忆积累粒子认知, 通过仿人遗忘函数配置不同时期认知对当前决策的影响权重. 仿真分析表明, 所提出算法对遗忘函数和遗忘因子高度敏感, 算法寻优多维多极值函数时, 在收敛精度、成功率和优化成本等方面较标准粒子群及其改进算法有显著提升.

关键词: 粒子群优化; 深度扩展记忆; 仿人粒子群; 遗忘函数; 认知共享

中图分类号: TP18

文献标志码: A

Simulation analysis of human simulated PSO based on deep extended memory

TANG Ruo-li, FANG Yan-jun, KONG Zheng-min

(Department of Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China. Correspondent: KONG Zheng-min, E-mail: zmkong@whu.edu.cn)

Abstract: To solve the problem that particle swarm optimization and most of its improved algorithms are easy to fall into local convergence, standing on bionics and psychological point of view, a human simulated particle swarm optimization(HSPSO) algorithm based on deep extended memory is presented. The knowledge of each particle is shared by introducing the knowledge sharing part, which is accumulated by the deep extended memory, and the human simulated forgetting function is used to set up the weight of knowledge of different period. The simulation analysis shows that HSPSO algorithm is highly sensitive to the forgetting function and the forgetting factor, and has a better performance in convergence precision, success ratio and reducing the cost of algorithm compared to the standard PSO and its improved algorithm when applied to the optimization of multi-dimensional and multi-extreme value functions.

Keywords: PSO; deep extended memory; human simulated PSO; forgetting function; knowledge sharing

0 引言

粒子群优化(PSO)算法是一种群体智能优化方法^[1]. 该算法初期收敛较快, 但后期却易陷入局部最优, 出现早熟现象.

针对标准 PSO 算法存在的缺陷, 国内外学者通过研究提出了诸多的改进策略: 文献 [2] 提出了一种基于去个性化理论的粒子群算法(DTPSO); 文献 [3] 提出了混沌免疫粒子群(CIPSO)算法; 文献 [4] 对粒子的记忆范围进行了扩展, 提出带扩展记忆的粒子群算法(PSOEM). 改进粒子群算法的性能得到了不同程度的提升, 但仍普遍存在对多维多极值函数寻优时精度不足, 甚至成功率低下等问题.

针对这一问题, 本文从社会学和仿生学角度出

发, 提出了一种深度扩展记忆的仿人粒子群算法(HSPSO). 首先通过引入认知共享分量, 使粒子积累的认知能够为整个群体所共享. 此外, 对每个粒子的记忆进行深度扩展, 并仿照人脑对粒子的历史认知进行一定程度的遗忘, 以体现新旧认知的作用差别.

1 基本粒子群算法思想

基本粒子群算法如下:

$$V_{t+1} = \omega V_t + \alpha_t^l (P_t^l - X_t) + \alpha_t^g (P_t^g - X_t), \quad (1)$$

$$X_{t+1} = X_t + V_{t+1}. \quad (2)$$

其中: $\alpha_t^l = c_1 r_1$, $\alpha_t^g = c_2 r_2$; r_1 和 r_2 服从分布 $U(0, 1)$, c_1 和 c_2 为加速度因子; V_t 和 X_t 为粒子在第 t 次迭代时的速度矢量和位置矢量; ω 为惯性权重因子; P_t^l 为

收稿日期: 2013-11-22; 修回日期: 2014-03-07.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61201168); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(121031).

作者简介: 唐若笠(1987—), 男, 博士生, 从事人工智能、预测控制的研究; 方彦军(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 从事系统优化、先进控制等研究.

某粒子截止第 t 次迭代所经历过的最优位置矢量, P_t^g 为所有粒子在第 t 次迭代时的最优位置矢量。

种群中的粒子初始化后按上述公式进行迭代,当到达给定的迭代次数或满足某个预设的寻优精度后,最后一代粒子的群体最优位置 P_n^g (n 为算法最大迭代次数) 及其对应的适应度函数值 $f(P_n^g)$, 即为粒子群算法所寻得的最优解。

2 深度扩展记忆的仿人粒子群算法

2.1 粒子的认知共享

首先模拟一种认知共享模式,所有粒子每一次迭代前都将其认知交由群体共享,从而使群体迭代的方向性和目标性更加明确。引入认知共享模式后,算法的速度更新公式变为

$$V_{t+1} = \omega V_t + \alpha_t^l (P_t^l - X_t) + \alpha_t^g (P_t^g - X_t) + \alpha_t^j (P_t^j - X_t). \quad (3)$$

其中: $\alpha_t^j = c_3 r_3$, r_3 服从分布 $U(0, 1)$, c_3 为认知共享加速度因子; P_t^j 为第 t 次迭代所有粒子通过认知共享所确定的社会经验(取所有粒子的认知均值), 有

$$P_t^j = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N P_{t,k}^l, \quad (4)$$

N 为种群规模, $P_{t,k}^l$ 为第 k 个粒子截止第 t 次迭代所经历过的最优位置矢量。

2.2 深度扩展记忆

在认知共享基础上,丰富每个粒子的存储记忆空间,使其每次迭代不仅依赖于当代或前一代的记忆信息^[4],而且以整个寻优过程为参考,实现认知积累。引入深度扩展记忆后算法的速度更新公式变为

$$V_{t+1} = \omega V_t + \alpha_t^l \sum_{i=1}^t \xi_i (P_i^l - X_i) + \alpha_t^g \sum_{i=1}^t \xi_i (P_i^g - X_i) + \alpha_t^j \sum_{i=1}^t \xi_i (P_i^j - X_i). \quad (5)$$

其中: ξ_i 为算法截止第 t 次迭代的各阶段认知有效因子,用于指定不同阶段认知对当前决策的影响权重,暂时称之为记忆因子(其取值方法拟从式(11)~(13)中选择其一)。随着算法的迭代,描述记忆因子衰减过程的函数称为遗忘函数,该函数的选取拟从恒等取值(即零遗忘),线性遗忘及非线性遗忘几个角度(见式(8)~(10))展开分析。

2.3 仿人遗忘曲线

人脑对于认知的积累和利用过程如下:距离当前时刻越近的历史评价信息在评价预测中具有较高效用,反之,距离当前时刻越远的历史评价效用越低,即时效随时间发生衰减。德国心理学家艾宾浩斯在1885年通过实验也证实了这一点,并描述出著名的

艾宾浩斯遗忘曲线。遗忘曲线的应用多集中于社会学、教育等领域^[5],也在一些以人为分析对象或有关记忆材料的科研领域被采用,如互联网行业的协同过滤推荐系统^[6-8]、忆阻器相关技术^[9]等,但鲜有在群体智能优化算法中应用的报道。

考虑采用艾宾浩斯遗忘曲线的思想对记忆因子进行赋值,使粒子在运动过程中具有仿人脑的记忆和遗忘特性。根据文献[7]对艾宾浩斯遗忘曲线的数学描述,对其进行归一化处理,遗忘函数及记忆因子 ξ_i 的取值分别为

$$y = \Delta x^{-\alpha}; \quad (6)$$

$$\xi_i = \frac{(t-i)^{-\alpha}}{\sum_{i=1}^{t-1} (t-i)^{-\alpha}}, \quad i = 1, 2, \dots, t-1. \quad (7)$$

其中: α 为遗忘因子, α ($\alpha > 0$) 取值越大表示遗忘作用越强烈,即历史认知对当前决策的影响越弱; Δx 为相隔代数,函数值 y 为衡量认知被遗忘后的剩余比例; t 为当前所处的代数。

3 数值仿真实验

3.1 不同遗忘函数测试

首先采用不同的遗忘函数对算法进行测试,惯性权重 ω 从 0.9~0.4 线性递减, c_1 和 c_2 取值为 2, c_3 取值为 0.02,仿人遗忘函数中的遗忘因子暂取值 1.8。恒等取值(零遗忘)、线性遗忘、非线性遗忘对应的遗忘函数分别为

$$y = K, \quad (8)$$

$$y = K(t - \Delta x), \quad (9)$$

$$y = K \Delta x^{-\alpha}. \quad (10)$$

对应的记忆因子 ξ_i ($i = 1, 2, \dots, t$) 取值如下($i = 1, 2, \dots, t-1$):

$$\xi_i = \frac{K}{t-1} = \frac{1}{t-1}, \quad (11)$$

$$\xi_i = \frac{K \cdot i}{t-1} = \frac{i}{t-1}, \quad (12)$$

$$\xi_i = \frac{K(t-1)^{-\alpha}}{\sum_{i=1}^{t-1} K(t-i)^{-\alpha}} = \frac{(t-i)^{-\alpha}}{\sum_{i=1}^{t-1} (t-i)^{-\alpha}}. \quad (13)$$

分别以式(8)~(10)作为遗忘函数对算法进行仿真测试,目标函数选取常用的标准测试函数,具体如表1所示。种群规模设定为20个粒子,最大迭代次数设为1000代,目标函数取作10维。3种遗忘函数所对应的算法各自独立运行50次,实验结果如图1所示。图中的横坐标表示迭代次数,为方便显示,纵坐标为

50次独立运行的平均寻优结果取以10为底的对数后的值(用 $\lg \bar{f}$ 表示).

表1 基准测试函数

函数名	表达式	最优值	寻优范围
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	0	$(-100, 100)^D$
Quadric	$f(x) = \sum_{i=1}^D \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	0	$(-100, 100)^D$
Griewank	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	0	$(-600, 600)^D$
Rastrigin	$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	0	$(-5.12, 5.12)^D$

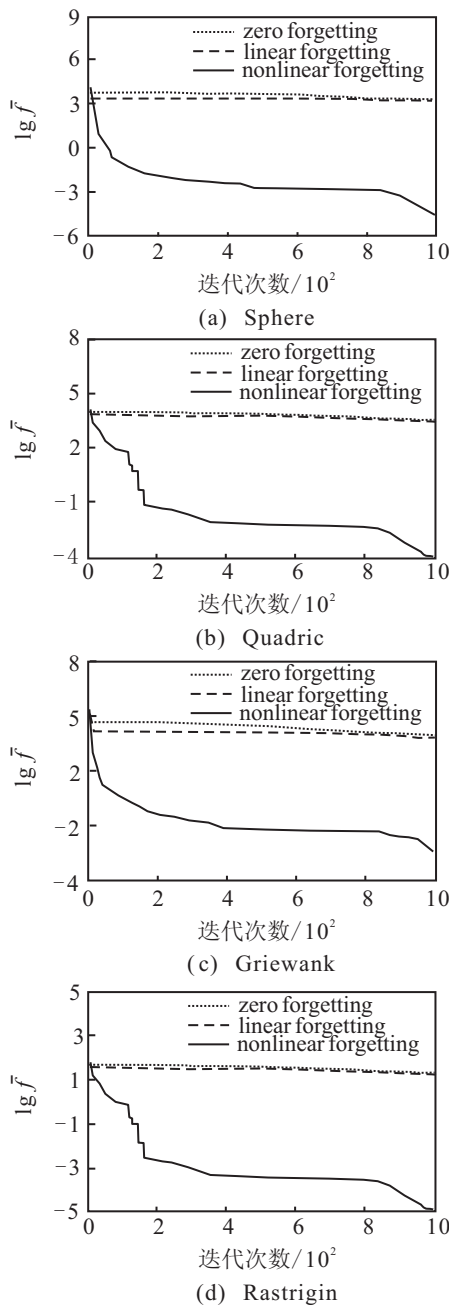


图1 不同遗忘函数下的平均进化曲线

由仿真结果可见,遗忘函数的选取对算法寻优性能具有决定性的影响.零遗忘及线性遗忘的寻优效果

较差,而非线性遗忘在遗忘因子 α 取值为1.8时具有较高的寻优精度.以上分析说明,不同时期的认知对当前决策的引导作用强弱以及对决策最终的优劣有着极其敏感而重要的影响.

3.2 遗忘因子 α 的影响分析

3.1节的分析说明,只有当遗忘函数取非线性函数时,算法才有可能具有较好的寻优效果.现以改变遗忘因子 α 为途径,进一步分析非线性强弱对算法性能的影响.以表1所列测试函数为例,分别计算 α 在不同取值下算法的寻优效果.测试函数设为10维,种群规模20个,最大迭代次数1000代,仿真结果如图2所示.

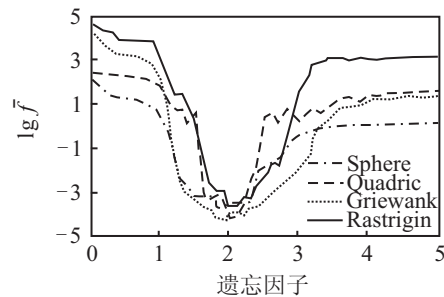


图2 不同遗忘因子下的寻优结果

由仿真结果可见,遗忘因子 α 的取值与算法性能有很强的相关性: α 取值过小,遗忘作用减弱,历史认知对当前的决策作用增强,会导致决策偏差,算法失效;反之, α 取值过大,遗忘作用增强,历史认知对当前的决策作用减弱,算法向标准粒子群算法退化,对多维多极值函数的寻优能力降低.可见,只有正确选取遗忘因子 α 的取值,才能够合理利用历史认知,提升算法性能.

3.3 不同算法对比分析

为进一步验证HSPSO算法的有效性,选取表1所列的标准测试函数进行仿真分析,并与标准粒子群算法(PSO)及其改进后的带扩展记忆的粒子群算法(PSOEM)^[4]、粒子群优化鱼群算法(PSO-FSA)^[10]等进行对比分析.仿真环境为Matlab R2007b,惯性权重 ω 统一从0.9~0.4线性递减,加速度因子 c_1 和 c_2 均取值为2,各算法其余参数设置如表2所示(PSO-FSA算法中参数max D的含义参见文献[4]).Sphere函数、Griewank函数的维数设为30,种群规模50个;Quadric函数、Rastrigin函数的维数设为10,种群规模30个.最大迭代次数统一设为1000代.HSPSO采用式(6)和(7)所示的遗忘函数,考虑到记忆因子按非线性方式衰减迅速,代数相差较远的记忆因子已近乎为0(第1代认知的记忆因子,在最大迭代次数1000代时已衰减为 $6.08e-07$).为降低算法复杂度,令每一粒子仅记忆并使用相邻10代(可根据具体情况进行调整)的认

知进行下一代的决策. 此外, 由图2可见, 各测试函数的遗忘因子均在2.0左右取到最佳值, 故实验中遗忘因子 α 统一取值为2.0.

表2 算法部分参数设置

算法	参数	取值
HSPSO	c_3	0.02
HSPSO	α	2.0
PSOEM	(ξ_t, ξ_{t-1})	(0.5, 0.5)
PSO-FSA	Visual	$[\max D, 0.01\max D]$
PSO-FSA	Step	$[\max D/5, 0]$
PSO-FSA	Try_number	5
PSO-FSA	δ	0.75

各算法独立运行50次, 进化曲线如图3所示, 运行结果的统计学分析如表3所示. 此外, 为对比各算法的复杂程度, 表3中还列出了在相同仿真环境下各算法运行的CPU耗时.

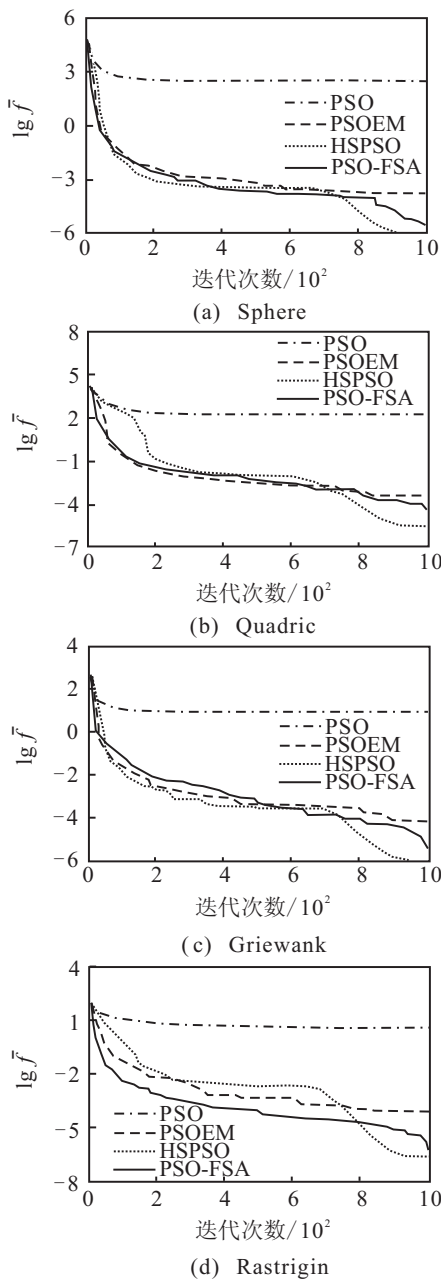


图3 各算法平均进化曲线

表3 各算法寻优结果比较

函数	项目	PSO	PSOEM	HSPSO	PSO-FSA
Sphere	Best	2.45e-06	9.65e-08	7.18e-10	2.54e-11
	Worst	1.00e+04	1.12e-03	1.05e-05	1.02e-05
	Average	3.37e+02	1.54e-04	1.01e-06	2.12e-06
Sphere	Std	1.83e+02	2.96e-04	2.03e-06	2.32e-06
	Time cost/s	1.58	3.02	3.52	82.21
Quadric	Best	4.59e-08	2.54e-07	1.22e-09	2.28e-07
	Worst	5.00e+03	2.08e-03	3.25e-05	1.99e-04
	Average	1.67e+02	3.08e-04	2.49e-06	2.68e-05
Quadric	Std	9.13e+02	4.81e-04	6.08e-06	4.62e-05
	Time cost/s	0.89	1.87	2.26	25.39
Griewank	Best	4.87e-03	1.93e-08	1.40e-10	4.03e-08
	Worst	9.08e+01	3.57e-04	6.74e-06	1.97e-05
	Average	9.77e+00	7.62e-05	1.02e-06	3.58e-06
Griewank	Std	2.74e+01	1.14e-04	1.66e-06	4.71e-06
	Time cost/s	1.72	3.78	4.38	132.45
Rastrigin	Best	7.84e-09	2.66e-09	2.49e-14	1.62e-10
	Worst	2.89e+01	5.42e-04	1.93e-06	5.22e-06
	Average	4.15e+00	7.65e-05	2.18e-07	3.00e-07
Rastrigin	Std	9.02e+00	1.12e-04	5.09e-07	9.66e-07
	Time cost/s	0.98	1.89	2.31	21.61

由仿真结果可见, 在相同参数设置下, 深度扩展记忆的仿人粒子群算法(HSPSO)较标准粒子群算法(PSO)及改进的带扩展记忆的粒子群算法(PSOEM)、粒子群优化鱼群算法(PSO-FSA)而言具有更高的寻优精度和算法稳定性. 此外, 在相同仿真环境下, 从CPU耗时的角度比较各算法复杂度: PSO算法尽管耗时最少, 但在本实验中已基本失效; HSPSO算法较PSOEM算法耗时略多, 但寻优精度、算法稳定性都得到了显著的提升; PSO-FSA算法寻优精度与HSPSO相近, 但其耗时却显著高于HSPSO.

3.4 期望迭代次数对比分析

实际应用中, 算法结束条件一般是收敛至给定精度或达到最大迭代次数, 目标函数优化成本也由其实际迭代次数决定^[4]. 以期望迭代次数 $E_iteration$ 及文献[4]中的 E_number 作为算法的又一评价标准进行分析, 即

$$E_iteration = M_iteration \times Success_ratio + Gene \times (1 - Success_ratio), \quad (14)$$

$$E_number = \frac{Pop.size \times M_iteration}{Success_ratio}. \quad (15)$$

其中: $Gene$ 为给定最大迭代次数, $Success_ratio$ 和 $M_iteration$ 分别表示算法能够在 $Gene$ 内收敛到给定精度的成功率和实际迭代次数. 由 $E_iteration$ 的表达式可知, 该指标表示算法在实际应用时, 指定结束条件(收敛精度、最大迭代次数)后实际迭代次数的数学期望. 各算法参数设置同3.3节, 所有仿真的最大迭代次数均设为1000代, 指定收敛精度为 $1e-2$, 仿真结果如表4所示(括号中的数据分别表示: $M_iteration$, $Success_ratio$, $E_iteration$, E_number).

表4 期望迭代次数对比分析

Function	(Dim, Pop.size)	PSO	PSOEM	HSPSO	PSO-FSA
Sphere	(30,15)	(NaN,0%,NaN,NaN)	(252.0,85%,364.2,4446.6)	(287.3,100%,287.3,4309.5)	(298.4,100%,298.4,4476.0)
Sphere	(50,20)	(NaN,0%,NaN,NaN)	(244.3,81%,387.9,6033.2)	(232.4,100%,232.4,4648.0)	(245.6,100%,245.6,4912.0)
Sphere	(100,30)	(NaN,0%,NaN,NaN)	(221.7,74%,424.0,8986.3)	(181.5,100%,181.5,5445.0)	(183.4,100%,183.4,5502.0)
Quadric	(10,30)	(458.4,67%,637.1,20526.2)	(298.9,99%,305.9,9057.6)	(290.2,100%,290.2,8706.0)	(308.4,100%,308.4,9252.0)
Quadric	(30,50)	(NaN,0%,NaN,NaN)	(305.1,70%,513.5,21789.8)	(312.6,99%,319.5,15788.0)	(316.4,100%,316.4,15820.0)
Quadric	(50,80)	(NaN,0%,NaN,NaN)	(309.5,69%,523.5,35881.5)	(298.5,98%,312.5,24367.0)	(325.6,100%,325.6,26048.0)
Griewank	(50,20)	(NaN,0%,NaN,NaN)	(239.0,80%,391.2,5975.9)	(204.1,100%,204.1,4082.0)	(268.8,100%,268.8,5376.0)
Griewank	(100,30)	(NaN,0%,NaN,NaN)	(255.9,77%,427.0,9970.1)	(221.6,100%,221.6,6648.0)	(298.6,100%,298.6,8958.0)
Griewank	(200,50)	(NaN,0%,NaN,NaN)	(245.7,72%,456.9,17062.5)	(215.3,100%,215.3,10765.0)	(268.4,100%,268.4,13420.0)
Rastrigin	(10,10)	(318.5,2%,986.4,159250)	(334.1,83%,447.3,4025.8)	(304.6,90%,374.1,3384.4)	(212.2,98%,228.0,2165.3)
Rastrigin	(30,30)	(NaN,0%,NaN,NaN)	(355.2,83%,464.8,12838.6)	(348.2,93%,393.8,11232.3)	(285.7,96%,314.3,8928.1)
Rastrigin	(50,50)	(NaN,0%,NaN,NaN)	(322.5,83%,437.7,19427.7)	(320.4,91%,381.6,17604.4)	(299.5,94%,341.5,15930.9)

由仿真结果可见,本文所提出的HSPSO算法较 PSO 及其改进的 PSOEM、PSO-FSA 而言具有更低的优化成本.此外,当目标函数维数偏高时,PSO 算法早熟现象导致其基本失效;改进的 PSOEM 算法陷入局部极值的概率也明显升高,进而导致成功率偏低;PSO-FSA 算法尽管成功率能够保证,但算法成本较大,CPU 耗时过多(由表3可见).相比而言,HSPSO 算法能够在有效控制算法复杂度的前提下保证高成功率,消除目标函数多维多极值特性对算法造成的影响.

综上所述,为粒子引入深度扩展记忆以及仿人脑的遗忘特性后,有利于粒子在多维多极值解空间中进行搜索,并能够在一定程度上帮助粒子摆脱局部极值的束缚,实现算法性能的提升.

4 结 论

本文所提出的深度扩展记忆仿人粒子群算法(HSPSO)以深度扩展记忆存储历史认知,并通过遗忘函数及遗忘因子配置不同时期认知对当前决策的影响.算法对遗忘函数及遗忘因子高度敏感,在非线性遗忘函数下设置恰当的遗忘因子,能够显著提升算法性能.仿真分析表明,HSPSO 算法较标准粒子群算法(PSO)、改进的带扩展记忆粒子群算法(PSOEM)和粒子群优化鱼群算法(PSO-FSA)而言具有更高的寻优精度和更低的算法优化成本,且对于多维多极值函数的优化问题能够有效摆脱局部极值束缚,保证更高的成功率.

参考文献(References)

- [1] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. Proc of the 6th Int Symposium on MicroMachine and Human Science. Nagoya, 1995: 39-43.
- [2] 喻飞,李元香,魏波,等.一种基于去个性化理论的粒子群算法[J].控制与决策,2013,28(10): 1520-1524.
(Yu F, Li Y X, Wei B, et al. Particle swarm optimization based on deindividuation theory[J]. Control and Decision, 2013, 28(10): 1520-1524.)

- [3] Zhang Y D, Jun Y, Wei G, et al. Find multi-objective paths in stochastic networks via chaotic immune PSO[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(3): 1911-1919.
- [4] 段其昌,黄大伟,雷蕾,等.带扩展记忆的粒子群算法仿真分析[J].控制与决策,2011,26(7): 1087-1090.
(Duan Q C, Huang D W, Lei L, et al. Simulation analysis of particle swarm optimization algorithm with extended memory[J]. Control and Decision, 2011, 26(7): 1087-1090.)
- [5] Zeng L R, Lin L. An interactive vocabulary learning system based on word frequency lists and Ebbinghaus' curve of forgetting[C]. Proc of Int Workshop on Digital Media and Digital Content Management. Hangzhou, 2011: 313-317.
- [6] 印桂生,崔晓晖,马志强.遗忘曲线的协同过滤推荐模型[J].哈尔滨工程大学学报,2012,33(1): 85-90.
(Yin G S, Cui X H, Ma Z Q. Forgetting curve-based collaborative filter recommendation model[J]. J of Harbin Engineering University, 2012, 33(1): 85-90.)
- [7] 于洪,李转运.基于遗忘曲线的协同过滤推荐算法[J].南京大学学报:自然科学,2010,46(5): 520-527.
(Yu H, Li Z Y. A collaborative filtering recommendation algorithm based on forgetting curve[J]. J of Nanjing University: Natural Sciences, 2010, 46(5): 520-527.)
- [8] Wu Y K, Wang Y, Tang Z H. A collaborative filtering recommendation algorithm based on interest forgetting curve[J]. Int J of Advancements in Computing Technology, 2012, 4(10): 148-157.
- [9] Hu S G, Liu Y, Chen T P. Emulating the Ebbinghaus forgetting curve of the human brain with a NiO-based memristor[J]. Applied Physics Letters, 2013, 103(13): 1-4.
- [10] 段其昌,唐若笠,徐宏英,等.粒子群优化鱼群算法仿真分析[J].控制与决策,2013,28(9): 1436-1440.
(Duan Q C, Tang R L, Xu H Y, et al. Simulation analysis of the fish swarm algorithm optimized by PSO[J]. Control and Decision, 2013, 28(9): 1436-1440.)

(责任编辑:孙艺红)