

一种动态调整惯性权重的粒子群优化算法

董红斌¹ 李冬锦¹ 张小平²

(哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)¹

(中国中医科学院 北京 100700)²

摘要 针对粒子收敛速度慢、搜索精度不高和算法性能在很大程度上依赖于参数的选取等缺点,提出了一种非线性指数惯性权重粒子群优化算法(Exponential Inertia Weight in Particle Swarm Optimization, EIW-PSO)。在每次迭代的过程中,采用粒子最大适应值和最小适应值的指数函数来动态调整算法中的惯性权重,更有利于算法在寻优过程中跳出局部最优;同时,引入随机因子以确保种群的多样性,使粒子更快地收敛到全局最优位置。为了验证该算法的寻优性能,通过 8 个基准测试函数将标准 PSO、线性递减惯性权重 LDIW-PSO、均值自适应惯性权重 MAW-PSO 在不同维度和种群规模下进行测试比较。实验结果表明,提出的 EIW-PSO 算法具有更快的收敛速度和更高的求解精度。

关键词 粒子群优化算法,动态调整,惯性权重,指数函数

中图分类号 TP301 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.02.017

Particle Swarm Optimization Algorithm with Dynamically Adjusting Inertia Weight

DONG Hong-bin¹ LI Dong-jin¹ ZHANG Xiao-ping²

(College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)¹

(China Academy of Chinese Medical Sciences, Beijing 100700, China)²

Abstract In order to tackle the problems of slow convergence, low accuracy and parameter dependence of the standard particle swarm optimization (PSO) algorithm, a nonlinear exponential inertia weight in particle swarm optimization (EIW-PSO) was proposed. In each iteration, the new algorithm improves its performance by adjusting inertia weight dynamically. The new weight is an exponential function of the minimal and maximal fitness of the particles, which is more conducive for the algorithm being out of local optimization in optimization process. Random factors are introduced to ensure population diversity, so that the particles converge to the global optimal position faster. The standard PSO, linearly decreasing inertia weigh (LDIW-PSO), mean adaptive inertia weigh (MAW-PSO) were tested and compared in different dimensions and population sizes through eight benchmark test functions. Experimental results show that the proposed EIW-PSO algorithm has faster convergence rate and higher solving precision.

Keywords Particle swarm optimization algorithm, Dynamically adjusting, Inertia weight, Exponential function

1 引言

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)是由 Kennedy 等人^[1]提出的一类模拟群体(swarm)智能行为的优化算法,其思想来源于对鸟群捕食行为的研究。与遗传算法和蚁群算法相比,PSO 有着算法简单、容易实现且可调整参数少等特点,因此被广泛应用于结构设计^[2]、电磁场^[3]和任务调度^[4]等工程优化领域。

在粒子群算法的可调整参数中,惯性权值是最重要的参数。较大的权值有利于提高算法的全局搜索能力,而较小的权值会增强算法的局部搜索能力。为找到一种能在全局搜索和局部搜索之间取得最佳平衡的惯性权值选取方法,研究人员进行了大量的研究工作,先后提出了线性递减权值

(LDIW)策略^[5]、模糊惯性权值(FIW)策略^[6]和随机惯性权值(RIW)策略^[7],其中,LDIW 策略相对简单且收敛速度快,因此被广泛应用。赵志刚等人^[8]于 2016 年提出了一种基于自适应惯性权重的均值粒子群算法,对算法中的 ω 采用动态自适应变化方式,在迭代过程中根据粒子的适应度差值将种群划分为 3 个等级,对不同的种群等级采用不同的惯性权重策略,该方法有效地改善了算法的全局搜索能力。与其他随机优化算法(如遗传算法)一样,粒子群优化算法也存在早熟收敛现象,尤其是在比较复杂的多峰搜索问题中。目前,解决这一问题的主要方法是增加粒子群的规模,该方法虽然对算法的性能有一定的改善,但同样存在缺陷:1)不能从根本上克服早熟收敛问题;2)会大量增加算法的运算量。

在递减惯性权值的基本思想指导下,为了更好地平衡全

到稿日期:2017-04-15 返修日期:2017-06-18 本文受国家自然科学基金项目(61472095,61502116)资助。

董红斌(1963—),男,教授,博士生导师,CCF 会员,主要研究方向为演化计算、数据挖掘与机器学习, E-mail: donghongbin@hrbeu.edu.cn(通信作者);李冬锦(1993—),女,硕士生,主要研究方向为智能信息处理;张小平(1969—),女,副教授,主要研究方向为人工智能、数据挖掘。

局搜索能力和局部搜索能力,本文提出了一种新的非线性动态调整惯性权重的策略。由随机因子动态调节惯性权重,并且在粒子的每次迭代过程中,通过其最大和最小适应度值非线性地调整惯性权重,以此来引导粒子更好地进行寻优。通过 8 个基准测试函数对标准 PSO,LDIW-PSO,MAW-PSO^[8](自适应惯性权重)和本文方法进行仿真实验,测试结果表明:本文方法较其他几种 PSO 算法有更优越的寻优性能,既保持了搜索速度快的特点,又提高了全局搜索的能力,使得搜索精度有了很大的提高。

2 标准 PSO 算法及相关参数解析

PSO 算法是从鸟群觅食模型中得到启示的一种基于群体智能的随机搜索算法^[9]。在使用 PSO 算法时,每个粒子为 D 维搜索空间中的一个搜索个体,粒子的当前位置即为对应优化问题的一个候选解,粒子的飞行过程即为该个体的搜索过程。粒子的飞行速度可根据粒子的历史最优位置和种群的历史最优位置进行动态调整。在粒子群优化算法中,将被优化的问题的解抽象为粒子^[10],每个粒子包含以下几个元素:位置、速度、自身经历的最优位置 P_{best} 、全局最优位置 P_{gbest} 和自身的适应度值。

1)位置:粒子当前所处的 D 维度搜索空间上的位置,是一个矢量^[11],与搜索空间一样具有 D 个维度。

2)速度:表征粒子遍历解空间的能力,速度的大小可以通过位置更新公式直接作用于位置,直接影响着更新粒子位置的步长^[12],它与位置一样也是 D 维的矢量。

3) P_{best} :粒子自身经历过的最好位置。该位置信息需要被保存,以便粒子在以后的飞行中向它曾经经历过的最好位置进行学习。

4) P_{gbest} :整个种群所经历过的最好位置。种群中所有的个体均向种群中最好的位置进行学习,引导种群向优秀的方向进化。

5)适应度值:每个粒子均含有一个适应度值,用于表示粒子的优劣程度。

假设 D 维搜索空间中有 N 个粒子组成一个群体,其中第 i ($i < N$) 个粒子在第 t 代时可用两个指标描述:位置可表示为 $X_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{ij}^t, \dots, x_{iD}^t)$ 的 D 维向量,飞行速度可表示为 $V_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{ij}^t, \dots, v_{iD}^t)$ 的 D 维向量。若第 i 个粒子搜索至第 t 代时个体的历史最优位置为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{ij}, \dots, p_{iD})$,搜索至第 t 代时整个粒子群的历史最优位置为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gj}, \dots, p_{gD})$,则在第 $t+1$ 代时,第 i 个粒子的第 j 维速度和位置的迭代更新公式如下:

$$v_{ij}^{t+1} = \omega v_{ij}^t + c_1 r_1 (p_{ij}^t - x_{ij}^t) + c_2 r_2 (p_{gj}^t - x_{ij}^t) \quad (1)$$

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

其中, ω 为惯性权重,衡量着前一时刻的速度对下次移动的影响; c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 内的随机数。

惯性权重 ω 体现了当前粒子继承上一代粒子速度的能力,较大的惯性权重有利于全局搜索,较小的惯性权重有利于局部细致搜索。标准粒子群中 ω 始终保持不变,虽然算法在前期具有较快的收敛速度,但在后期粒子的更新不够,算法容易陷入局部最优,从而导致求解精度降低,因此动态调整 ω 有利于提高算法的计算效率。其基本思想是:在迭代前期使

ω 变化稍慢,以增加算法的全局搜索能力;在后期使 ω 下降稍快,以提高算法的局部寻优能力,从而找到问题的全局最优解。

粒子的飞行速度 v 表征着粒子遍历解空间的能力,直接影响着粒子位置更新的步长^[13]。最大飞行速度 v_{max} 决定着当前位置与最好位置之间区域的分辨率,若速度过快,尽管收敛速度很快,但可能会飞过最优解;反之,若速度过慢,尽管收敛的分辨率很高,但不易跳出局部极值,不利于搜索到全局最优解。因此, v_{max} 一般取变量可行域的 $10\% \sim 20\%$,在迭代过程中,粒子的飞行速度将被约束在设定的范围内,即若 $v_{ij}^{t+1} > v_{max}$,则 $v_{ij}^{t+1} = v_{max}$;若 $v_{ij}^{t+1} < -|v_{max}|$,则 $v_{ij}^{t+1} = -|v_{max}|$ 。

c_1 和 c_2 表征着粒子个体向个体历史最优解和种群历史最优解学习的能力大小^[14]。当 $c_1 = 0, c_2 \neq 0$ 时,粒子仅向群体历史最优解学习,粒子群全局收敛的能力较强,但超级个体的巨大吸引力使得算法很容易陷入局部最优^[15];当 $c_1 \neq 0, c_2 = 0$ 时,粒子的学习过程类似于在其个体历史最优解附近的一种变异操作,整个粒子群表现出较好的分布多样性,但群体的信息交互能力太弱,因此全局收敛的速度很慢。以往的研究表明, c_1 和 c_2 的取值在 $1.5 \sim 2.0$ 之间时,算法效果较好^[16]。

3 动态指数变换惯性权重的优化 PSO

惯性权重 ω 作为 PSO 算法的一个重要参数,对平衡算法的收敛速度和全局搜索能力有着重要的作用。研究表明,较大的 ω 有利于全局搜索,并增加种群的多样性;而较小的 ω 可以提高算法的局部开采能力,加快收敛速度。因此,在众多改进的 PSO 算法中,根据搜索进程而动态调节惯性权重 ω 的值已成为一个被普遍接受的观点,其中,较为常用的是线性递减权重策略,即从算法前期的较大值线性递减至一个较小值,以保证算法具有较好的前期全局搜索能力和较好的后期局部搜索能力。常用的 ω 的更新方式如下:

$$\omega^t = \omega_{max} - \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{T} * t \quad (3)$$

其中, t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数; ω_{max} 为初始惯性权重,通常取 0.9 ; ω_{min} 为粒子群最大迭代次数时的惯性权重,通常取 0.4 。式(3)表示惯性权重由 0.9 线性递减至 0.4 。记带有线性递减惯性权重的粒子群优化算法为 LDIW-PSO。

本文提出一种新的非线性动态调整惯性权重的粒子群优化算法(EIW-PSO)。该方法中惯性权重的计算基于迭代过程中粒子的表现行为,可以更好地改善全局寻优能力,在每次迭代时,充分考虑种群中全部粒子的情况,由随机因子动态调节惯性权重,新的惯性权重采用迭代过程中粒子的最大和最小适应度值的指数函数进行更新。该策略可以被形式化描述,如式(4)、式(5)所示:

$$eiw = (f_{max} - f_{min})e^{-h} / T * b * f_{max} \quad (4)$$

$$\omega(t+1) = \omega(t) - eiw(t) \quad (5)$$

其中, f_{max} 和 f_{min} 分别是在当前迭代代数下种群个体的最大适应度值和最小适应度值。参数因子 h 是 $[0,1]$ 间的随机数; T 是最大迭代次数; b 表示惯性权重受最大适应度的影响程度,服从 $[0,1]$ 间的均匀分布。

由于在实际的寻优过程中算法迭代进化是复杂且非线性

变化的,因此 ω 单纯地以线性减小的方式变化并不能使该算法很好地与真实寻优过程相匹配。为此,本文做了3方面改进:1)在迭代的过程中计算各个粒子的适应度值并排序,根据种群粒子的最大适应度值和最小适应度值的指数函数形式动态地进行调整,综合考虑粒子的适应度,提高了算法的寻优精度;2)EIW-PSO算法的惯性权重受指数函数的影响,相比于LDIW-PSO算法,其后期的惯性权重下降更快,极大地提高了算法的局部搜索寻优能力,从而使其取得较好的寻优效果;3)惯性权重受随机因子 h 影响,取值的随机性在一定程度上与遗传算法的变异算子相似^[17],这将有助于保持种群的多样性,不仅使算法具有跳出局部最优的机会,还能提高算法的全局搜索性能,降低计算消耗。

本算法综合考虑了种群粒子适应度(Fitness)和随机分布(Random Distribution),提出一种新的非线性动态调整惯性权重的策略(指数惯性权重)(简称EIW-PSO算法)。其具体流程如下:

Step1 初始化种群规模 $sizepop$,最大迭代次数 $T=1000$,加速度因子 $c_1=c_2=1.7$ 。 ω 的初始值设为0.6。 r_1, r_2, h 在 $[0,1]$ 内随机选取,在可行域中随机初始化粒子的初始速度 v_{ij} 和初始位置 $x_{ij}, j \in [1, D], D$ 为粒子的维数, $i \in (1, 2, \dots, sizepop)$,取值约束在设置的范围内。

Step2 根据测试函数计算初始粒子的适应度值,并寻找

个体极值 P_i 和群体极值 P_g ,获取最大适应度值 f_{max} 和最小适应度值 f_{min} 。

Step3 根据式(4)、式(5)计算新的惯性权重 ω ;

Step4 根据式(1)、式(2)更新在新的惯性值 ω 下的粒子的位置和速度,并检查更新后的位置 x_{ij} 和速度 v_{ij} 是否越界;若 $v_{ij}^{t+1} > v_{max}$,则 $v_{ij}^{t+1} = v_{max}$;若 $v_{ij}^{t+1} < -|v_{max}|$,则 $v_{ij}^{t+1} = -|v_{max}|$ 。

Step5 计算更新后粒子的适应度值,更新 P_i 和 P_g ,再次获取 f_{max} 和 f_{min} 以对 ω 进行动态非线性更新,重新计算。

Step6 判断当前粒子是否满足结束条件,若满足,算法停止并输出全局最优解;若不满足,则跳转到Step3继续搜索。结束条件为:找到符合条件的最优解,或进化代数达到预设的最大迭代寻优次数 T 。

4 仿真实验及分析

4.1 测试函数

为了评价本文EIW-PSO算法的收敛速度、全局搜索能力及求解精度,采用8个典型基准测试函数进行对比分析,其中 f_1, f_2, f_3, f_4 是多峰函数,主要用于检验算法的全局搜索能力; f_5, f_6, f_7, f_8 为单峰函数,主要用于检验算法的收敛速度和求解精度。测试函数的名称、变量的取值范围和目标值如表1所列。

表1 本文选用的8个测试函数

Table 1 Eight test functions selected in this paper

函数名称	测试函数	搜索空间	最优值
Aceley	$f_1 = 20 + e - 20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i))$	$(-32, 32)$	0
Rastrigin	$f_2 = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	$(-5.12, 5.12)$	0
Girewank	$f_3 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	$(-600, 600)$	0
Alpine	$f_4 = \sum_{i=1}^n x_i \sin(x_i) + 0.1 x_i $	$(-10, 10)$	0
Sphere	$f_5 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$(-100, 100)$	0
Rosenbrock	$f_6 = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$(-30, 30)$	0
Schwefel P2.22	$f_7 = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	$(-10, 10)$	0
Sum of different power	$f_8 = \sum_{i=1}^n x_i ^{i+1}$	$[-1, 1]$	0

4.2 算法测试及分析

将提出的EIW-PSO算法与标准PSO、LDIW-PSO算法及文献[8]中的自适应惯性权重的均值粒子群算法(MAW-PSO)进行对比实验,以验证所提算法的性能。实验分为两组:第一组实验中,函数变量维数 $D=10$,种群规模 $N=20$;第二组实验中,函数变量维数 $D=30$,种群规模 $N=80$ 。最大迭代次数 $T=1000$,设置惯性权重 ω 的初始值为0.6,学习因子 $c_1=1.7, c_2=1.7$,每组实验重复执行50次。实验环境为: Intel i3 CPU 2.93GHz, RAM 4.00GB, Windows 7操作系统, MATLAB 2014a。实验统计结果包括优化结果的均值(Mean)和标准差(Std. Dev),具体结果见表2和表3,其中加粗数值表示对比算法在相应函数上得到的最优结果。

表2 对比算法对测试函数的优化结果($D=10, N=20$)

Table 2 The optimization results of contrast algorithms on the test functions($D=10, N=20$)

测试函数	评价指标	PSO	LDIW-PSO	MAW-PSO	EIW-PSO
f_1	Mean	5.048e+00	3.311e-01	1.196e-00	3.129e-04
	Std. Dev	2.291e+00	6.403e-01	1.239e-00	5.579e-04
f_2	Mean	7.018e+00	6.341e+00	6.291e+00	6.094e+00
	Std. Dev	4.601e+00	4.397e+00	7.014e+00	4.159e+00
f_3	Mean	3.521e-01	9.527e-02	1.028e-01	8.059e-02
	Std. Dev	4.532e-01	8.184e-02	4.091e-02	3.709e-02
f_4	Mean	7.251e-01	3.319e-01	6.981e-04	3.311e-01
	Std. Dev	1.457e-01	4.964e-02	2.297e-03	4.567e-02
f_5	Mean	6.012e-03	3.823e+00	3.311e-01	1.918e-08
	Std. Dev	1.587e-03	2.314e+00	4.567e-02	2.112e-08
f_6	Mean	1.612e+01	4.179e+01	1.681e-04	1.377e+01
	Std. Dev	2.667e+01	2.478e+01	2.281e-03	2.258e+01
f_7	Mean	1.097e+01	4.843e-01	3.318e-01	1.513e-02
	Std. Dev	1.453e+00	2.516e-01	4.567e-02	2.214e-02
f_8	Mean	2.471e-01	6.371e-02	4.311e-05	3.311e-02
	Std. Dev	3.117e-01	4.517e-02	2.597e-05	3.567e-02

表 3 对比算法对测试函数的优化结果($D=30, N=80$)

Table 3 Optimization results of contrast algorithms on test functions($D=30, N=80$)

测试函数	评价指标	PSO	LDIW-PSO	MAW-PSO	EIW-PSO
f_1	Mean	1.624e+00	1.301e+00	1.174e+00	4.337e-01
	Std. Dev	1.821e+00	1.173e+00	1.179e+00	7.796e-01
f_2	Mean	5.991e+01	5.513e+01	5.422e+01	5.401e+00
	Std. Dev	2.126e+01	1.628e+01	1.727e+01	1.599e+00
f_3	Mean	3.415e-02	1.908e-02	1.491e-02	9.356e-03
	Std. Dev	1.818e-02	1.543e-02	1.716e-02	1.529e-02
f_4	Mean	2.563e-02	1.893e-02	8.123e-05	3.315e-03
	Std. Dev	2.597e-02	1.994e-02	7.015e-05	8.667e-04
f_5	Mean	8.715e-03	3.743e-03	1.912e-03	6.611e-20
	Std. Dev	7.275e-03	6.324e-03	6.313e-03	9.243e-20
f_6	Mean	4.516e+01	6.599e+01	3.997e+01	3.818e+01
	Std. Dev	2.974e+01	1.292e+02	2.844e+01	2.498e+01
f_7	Mean	1.895e-01	8.543e-02	1.432e-06	4.893e-04
	Std. Dev	2.093e-01	4.356e-02	7.084e-06	3.752e-04
f_8	Mean	1.083e-01	1.513e-02	3.501e-07	2.063e-16
	Std. Dev	4.834e-01	2.215e-03	7.663e-07	9.974e-16

从表 2 和表 3 可以看出,当维数 $D=10$ 、种群规模 $N=20$ 时,本文提出的 EIW-PSO 算法在 f_1, f_2, f_3, f_5, f_7 函数上均取得了最优的表现,而 MAW-PSO 算法在其他函数上获得了更好的优化结果;当函数维数 $D=30$ 、种群规模 $N=80$ 时, EIW-PSO 算法在 6 个测试函数上均具有较明显的优势,而且在 f_4, f_7 上的结果也只是略差于 MAW-PSO 算法,因此可以说明 EIW-PSO 算法在高维函数、种群规模大时的性能较为突出。

此外,从仿真结果不难看出,对于所有的测试函数来说,不管是高维还是低维,也不管种群规模的大小,本文提出的 EIW-PSO 算法相比标准 PSO 和 LDIW-PSO 算法的寻优结果都好,特别是对于函数 f_5, f_8 来说, EIW-PSO 的寻优精度大幅提高,说明本文算法的求解性能更优,全局搜索能力和局部寻优能力都得到了大幅度的提升。

LDIW-PSO 算法通过线性改变 ω , 有效地改进了算法的性能,增加了算法的稳定性。但参数的改变独立于算法的运行状态,增加了迭代次数; MAW-PSO 算法提出自适应的 ω 调整策略,但需要对粒子的适应度值进行额外的处理操作,增加了时间花费。而本文的 EIW-PSO 算法根据粒子适应值的指数函数形式动态改变 ω 的取值,不仅有效处理了早熟收敛问题,而且减少了平均迭代次数,还大大提高了算法的稳定性,使算法的执行速度也得到了很大的提高。

为了验证数据的置信度,进一步在 $D=30, N=80$ 的情况下对 EIW-PSO 算法与其他 PSO 算法的优化结果进行了双尾 t -检验,置信水平 $\alpha=0.05$ 。检验结果如表 4 所列,表中 Better, Same 和 Worse 分别表示 EIW-PSO 比相应的 PSO 算法在进行函数优化时具有显著更优、相同和显著更劣的函数个数;加粗数值表示对比算法在相应函数上得到的最优结果。从检验结果可以看出, EIW-PSO 算法具有比其他算法更好的寻优性能。

表 4 EIW-PSO 与对比算法的置信 t -检验($\alpha=0.05$, 双尾)

Table 4 t -test ($\alpha=0.05$, two-tail) of EIW-PSO and contrast algorithms

函数		PSO	LDIW-PSO	MAW-PSO
f_1	t	68.411	22.653	95.298
	p	0	0	0
f_2	t	25.462	25.221	122.653
	p	0	0	0
f_3	t	64.007	-1.728	18.334
	p	0	0.154	0
f_4	t	17.016	37.864	-4.563
	p	0	0	0.042
f_5	t	61.989	19.438	7.298
	p	0	0	0
f_6	t	15.342	4.763	20.813
	p	0	0	0
f_7	t	5.241	6.025	-4.957
	p	0	0	0
f_8	t	6.570	14.524	21.356
	p	0	0	0
1(Better)		8	7	6
0(Same)		0	1	0
-1(Worse)		0	0	2

为了更好地对比 4 种算法优化每个测试函数的性能,进一步对算法的收敛速度进行分析。收敛速度是衡量算法求解速度的重要指标,它在解决实际问题时具有重要意义。图 1—图 8 给出了不同算法在 8 个测试函数优化上的收敛曲线。从图中可以看出, MAW-PSO 和 EIW-PSO 在大部分函数中均具有更快的收敛速度, EIW-PSO 除了在 f_7 上劣于 MAW-PSO 外,在其他函数上均取得了最佳或近似最佳的收敛速度。因此, EIW 策略能够充分调动粒子在不同阶段的活跃性,有效平衡算法的全局搜索与局部开采能力,用更少的迭代次数获得更好的优化值,其不但使算法的求解速度更快,而且大幅提高了算法的求解精度。

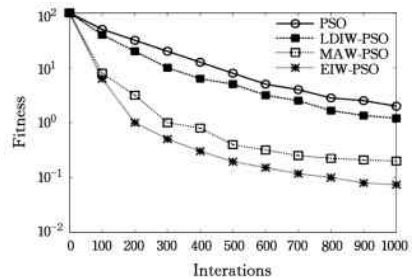


图 1 函数 f_1 的收敛结果对比

Fig. 1 Comparison of convergence results on f_1 function

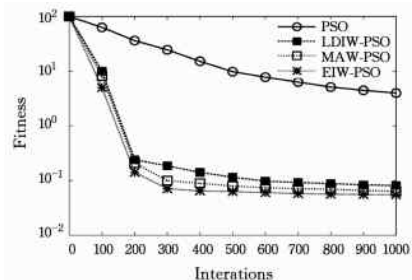
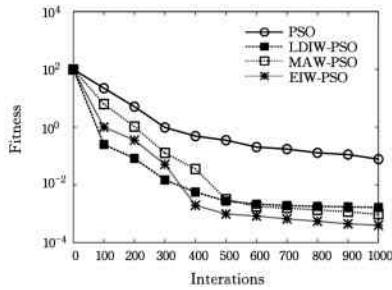
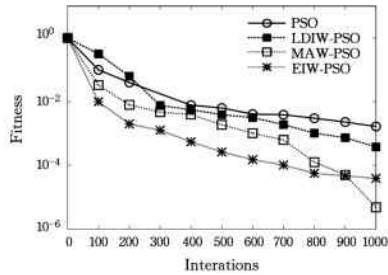
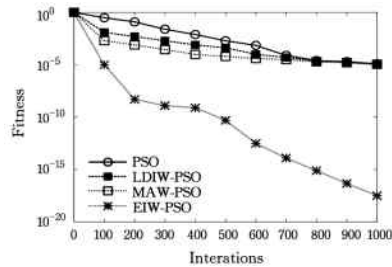
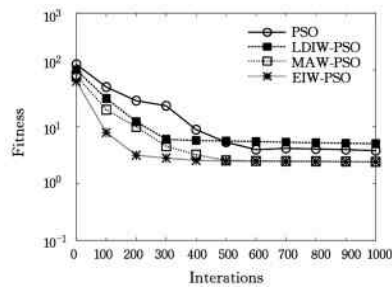
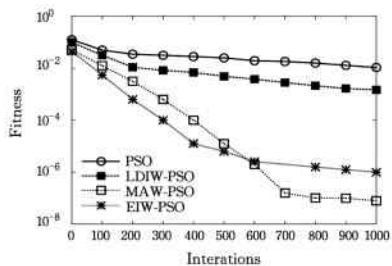
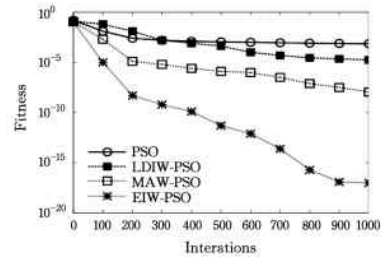


图 2 函数 f_2 的收敛结果对比

Fig. 2 Comparison of convergence results on f_2 function

图3 函数 f_3 的收敛结果对比Fig. 3 Comparison of convergence results on f_3 function图4 函数 f_4 的收敛结果对比Fig. 4 Comparison of convergence results on f_4 function图5 函数 f_5 的收敛结果对比Fig. 5 Comparison of convergence results on f_5 function图6 函数 f_6 的收敛结果对比Fig. 6 Comparison of convergence results on f_6 function图7 函数 f_7 的收敛结果对比Fig. 7 Comparison of convergence results on f_7 function图8 函数 f_8 的收敛结果对比Fig. 8 Comparison of convergence results on f_8 function

结束语 本文提出一种新的基于指数惯性权重的非线性动态调整 w 的粒子群优化算法(EIW-PSO)。一方面,该算法突破了经典惯性权重呈线性递减的约束,使算法根据粒子最大、适应度值最小的指数函数更新惯性权重;另一方面,引入随机因子,以确保种群的多样性。仿真实验结果表明:相比于标准 PSO、LDIW-PSO 算法和 MAW-PSO 算法,EIW-PSO 算法的寻优性能有了明显改善,算法的收敛速度和求解精度都得到提升。加速因子对算法性能的影响,以及将提出的改进算法应用于实际问题中来进一步验证算法性能,将是下一步的研究内容。

参考文献

- [1] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization [C]//IEEE International Conference on Neural Networks. Australia: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [2] ELEGBEDE C. Structural Reliability Assessment based on Particles Swarm Optimization [J]. Structural Safety, 2005, 27(10): 171-186.
- [3] POBINSON J, RAHMAT Y. Particle Swarm Optimization in Electrom Agnetics [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2004, 52(2): 397-406.
- [4] SALMAN A, AHMAD I, MADANI S. Particle Swarm Optimization for Task Assignment Problem [J]. Microprocessors and Microsystems, 2002, 26(8): 363-371.
- [5] SHI Y, EBERHART R. Empirical Study of Particle Swarm Optimization [C] // International Conference on Evolutionary Computation. Washington, USA: IEEE, 1999: 1945-1950.
- [6] SHI Y, EBERHART R. Fuzzy Adaptive Particle Swarm Optimization [J]. Congress on Evolutionary Computation, 2001, 1(12): 101-106.
- [7] EBERHART R, SHI Y. Tracking and Optimizing Dynamic Systems with Particle Swarm [J]. Congress on Evolutionary Computation, 2001, 1(1): 94-100.
- [8] ZHAO Z G, LIN Y J, YIN Z Y. A Mean Particle Swarm Optimization Algorithm based on Adaptive Inertia Weight [J]. Journal of Computer Engineering & Science, 2016, 38(3): 501-506. (in Chinese)
- [9] 赵志刚, 林玉娇, 尹兆远. 基于自适应惯性权重的均值粒子群优化算法 [J]. 计算机工程与科学, 2016, 38(3): 501-506.
- [10] CHALEM S, ONGSAKUL W. Stochastic Weight Tradeoff Particle Swarm Optimization for Nonconvex Economic Dispatch [J]. Energy Conversion and Management, 2013, 70: 66-75.

步,将对直觉模糊知识框架中的动态阈值等问题进行研究。

参 考 文 献

- [1] ZADEH L A. Fuzzy sets[J]. Information & Control,1965, 8(65):338-353.
 - [2] ATANSSOV K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy sets and Systems,1986,20(1):87-96.
 - [3] MENG F,CHEN X. Entropy and similarity measure of Atanasov's intuitionistic fuzzy sets and their application to pattern recognition based on fuzzy measures[J]. Pattern Analysis and Applications,2016,19(1):11-20.
 - [4] ZHOU L. On Atanasov's Intuitionistic Fuzzy Sets in the Complex Plane and the Field of Intuitionistic Fuzzy Numbers[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems,2016,24(2):253-259.
 - [5] SONG Y,WANG X,LEI L,et al. A novel similarity measure on intuitionistic fuzzy sets with its applications[J]. Applied Intelligence,2015,42(2):252-261.
 - [6] XUE Z A,SI X M,ZHU T L,et al. Study on model of covering-based rough intuitionistic fuzzy sets[J]. Computer Science,2016,43(1):44-48,68. (in Chinese)
薛占熬,司小滕,朱泰隆,等. 覆盖粗糙直觉模糊集模型的研究[J]. 计算机科学,2016,43(1):44-48,68.
 - [7] ZADEH L A. Possibility theory and its application to information analysis[C]//Proceedings of International Colloquium on Information Theory. Cachan;Juillet,1978:173-182.
 - [8] DUBOIS D,ESTEVA F,GODO5 L,et al. An information-based discussion of vagueness[C]//The 10th IEEE International Conference on Fuzzy Systems,2001. IEEE,2001:781-784.
 - [9] JI L N. Research on fusion theory of possibility distribution and its engineer application[D]. Taiyuan:North University of China,2015. (in Chinese)
吉琳娜. 可能性分布合成理论及其工程应用研究[D]. 太原:中北大学,2015.
 - [10] ZADEH L A. A note on modal logic and possibility theory[J]. Information Sciences,2014,279:908-913.
 - [11] PAWLAK Z. Rough sets[J]. International Journal of Computer & Information Sciences,1982,11(5):341-356.
 - [12] YAO Y Y,WONG S K M,LINGRAS P. A decision- theoretic rough set model[C]//Proceedings of the 5th International Symposium on Methodologies for Intelligent Systems. Tennessee: North-Holland,1990:17-25.
 - [13] ZIARKO W. Variable precision rough set model[J]. Journal of Computer and System Sciences,1993,46(1):39-59.
 - [14] SLE D,ZIARKO W. The investigation of the Bayesian rough set model[J]. International Journal of Approximate Reasoning,2005,40(1):81-91.
 - [15] YAO Y Y. Probabilistic rough set approximations[J]. International Journal of Approximate Reasoning,2008,49(2):255-271.
 - [16] YAO Y. Three-Way Decision:An Interpretation of Rules in Rough Set Theory[C]//International Conference on Rough Sets and Knowledge Technology. Springer-Verlag,2009:642-649.
 - [17] YAO Y Y. Three-way decisions with probabilistic rough sets [J]. Information Sciences,2010,180(3):341-353.
 - [18] LIU D,LI T,LIANG D. Three-way Decisions in dynamic decision-theoretic rough sets [C] // International Conference on Rough Sets and Knowledge Technology. Springer Berlin Heidelberg,2013:291-301.
 - [19] ZHANG Y P,ZOU H J,ZHAO S. Cost-sensitive Three-way Decisions model based on CAA[J]. Journal of NanJing University (Natural Sciences),2015,51(2):447-452. (in Chinese)
张燕平,邹慧锦,赵姝. 基于 CCA 的代价敏感三支决策模型[J]. 南京大学学报(自然科学版),2015,51(2):447-452.
 - [20] XUE Z A,ZHU T L,XUE T Y,et al. Three-way Decisions model based on intuitionistic fuzzy sets[J]. Computer Science,2016,43(6):285-288,297. (in Chinese)
薛占熬,朱泰隆,薛天宇,等. 基于直觉模糊集的三支决策模型[J]. 计算机科学,2016,43(6):285-288,297.
 - [21] YU H,WANG G Y,LI T Y,et al. Three-way decisions:Methods and practices for complex problem solving[M]. Beijing: Science Press,2015:20-48. (in Chinese)
于洪,王国胤,李天瑞,等. 三支决策:复杂问题求解方法与实践[M]. 北京:科学出版社,2015:20-48.
 - [22] YAO Y Y. Three-Way Decisions and Cognitive Computing[J]. Cognitive Computation,2016(4):1-12.
 - [23] 刘盾,李天瑞,苗夺谦,等. 三支决策和粒计算[M]. 北京:科学出版社,2013:1-13.
 - [24] KLIR G J,BEHZAD P,GEOREG J,et al. Probability-possibility transformations:a comparison[J]. International Journal of General Systems,1993,21(3):291-310.
 - [25] DUBOIS D,PRADE H,SANDRI S. On Possibility Probability Transformations [M] // Fuzzy Logic. Netherlands: Springer,1997:103-112.
-
- (上接第 102 页)
- [10] XIA X W,LIU J N,HU Z B. An Improved Particle Swarm Optimizer based on Tabu Detecting and Local Learning Strategy in a Shrunk Search Space [J]. Applied Soft Computing,2014,23(1): 76-90.
 - [11] PARSOPOULOS K E. Parallel Cooperative Micro-Particle Swarm Optimization: A Master-slave Model [J]. Applied Soft Computing,2012,12(11):3552-3579.
 - [12] ALFI A. PSO with Adaptive Mutation and Inertia Weight and its Application in Parameter Estimation of Dynamic Systems [J]. Acta Automatica Sinica,2011,37(5):541-549.
 - [13] ZHANG Y,GONG D W. Feature Selection Algorithm based on Bare Bones Particle Swarm Optimization [J]. Neurocomputing,2015,148(1):150-157.
 - [14] ZHANG Y,GONG D W,SUN X Y. Adaptive Bare Bones Particle Swarm Optimization Algorithm and its Convergence Analysis [J]. Soft Computing,2014,18(7):1337-1352.
 - [15] TENG X Y,DONG H B,SUN J. Co-evolution Algorithm for Feature Selection [J]. Journal of CAAI Transactions on Intelligent Systems,2017,12(1):1-9. (in Chinese)
滕旭阳,董红斌,孙静. 面向特征选择问题的协同演化方法[J]. 智能系统学报,2017,12(1):1-9.
 - [16] DONG H B,YANG X,TENG X Y. A Diversity Reserved Quantum Particle Swarm Optimization Algorithm for MMKP[C]//IEEE/ACIS Internation Conference on Computer and Information Science (ICIS). 2016:1-7.
 - [17] LI X J,XU J,ZHU E Z. A Novel Computation Method for Adaptive Inertia Weight of Task Scheduling Algorithm [J]. Journal of Computer Research and Development,2016,53(9):1990-1999. (in Chinese)
李学俊,徐佳,朱二周. 任务调度算法中新的自适应惯性权重计算法[J]. 计算机研究与发展,2016,53(9):1990-1999.