

# 基于 Baldwin 效应的 memetic 差分进化算法

文 童<sup>1</sup>, 王 毅<sup>2</sup>✉, 华继学<sup>1</sup>, 魏晓辉<sup>3</sup>, 杨进帅<sup>1</sup>

(1. 空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051; 2. 西北大学信息科学与技术学院, 西安, 710127;  
3. 解放军第 463 医院, 沈阳, 110042)

**摘要** 针对 Baldwin 效应在 memetic 差分进化算法中使用不成熟的研究现状, 提出一种基于 Baldwin 效应的 memetic 差分进化算法。算法采用简化的模式搜索为局部搜索算子, 差分进化算法为全局搜索算子, Baldwin 效应为结合机制。创新了 Baldwin 效应的实现方法: 改进普通 memetic 差分进化算法中仅根据个体适应度值引导进化的方法, 加大局部搜索成功个体的被学习概率, 使其能够参与引导进化。在 CEC2014 中 30 个测试函数上与其它知名差分进化算法对比, 实验结果表明改进的算法具有更强的跳出局部最优解能力和更快的收敛速度。

**关键词** memetic 算法; Baldwin 效应; 差分进化; 模式搜索

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.05.018

**中图分类号** TP18 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)05-0105-06

## Baldwin Effect-based Memetic Differential Evolution Algorithm

WEN Tong<sup>1</sup>, WANG Yi<sup>2</sup>, HUA Jixue<sup>1</sup>, WEI Xiaohui<sup>3</sup>, YANG Jinshuai<sup>1</sup>

(1. College of Air and Missile Defense, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;  
2. Northwest University School of Information and Technology, Xi'an 710027, China;  
3. The People's Liberation Army 463 Hospital, Shenyang 110042, China)

**Abstract:** Aimed at the problem that Baldwin effect in memetic differential evolution is not ripe for application, This paper proposes a Baldwin effect-based memetic differential evolution (BMDE) algorithm. The algorithm takes the simplified Hooke Jeeves as a local search and DE for globe search with Baldwin effect to Differ from other memetic DE algorithms. The proposed algorithm uses a new method to carry out Baldwin effect by enlarging learned probability of individuals with better local search to change the evolution direction and diversify the population. Tested by 30 benchmark functions in CEC2014 and compared with standard DE and 3 state-of-the-art DE algorithms, BMDE performs satisfied convergence ability.

**Key words:** memetic algorithm; Baldwin effect; differential evolution; hooke jeeves

差分进化(Differential Evolution, DE)算法<sup>[1]</sup> 代码简单、寻优精度高、收敛快、应用面广, 自提出以

收稿日期: 2017-04-09

基金项目: 国家自然科学基金(61402517); 中国博士后基金(2013M542331); 陕西省自然科学基金(2013JQ8035)

作者简介: 文 童(1993—), 男, 陕西韩城人, 硕士生, 主要从事智能信息处理与智能决策研究. E-mail: 437424131@qq.com

通讯作者: 王 毅(1979—), 男, 上海人, 副教授, 硕士生导师, 主要从事智能信息处理与智能决策研究. E-mail: wangyi\_kgd@sina.cn

**引用格式:** 文童, 王毅, 华继学, 等. 基于 Baldwin 效应的 memetic 差分进化算法 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(4):105-110. WEN Tong, WANG Yi, HUA Jixue, et al. Baldwin Effect-based Memetic Differential Evolution Algorithm [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(4):105-110.

来即是性能最好的群智能算法之一<sup>[2]</sup>,对其研究和改进一直是计算智能领域的热点。当前对 DE 的改进主要包括:改进变异策略<sup>[3]</sup>;研究参数自适应机制及有区分的参数设置<sup>[4-5]</sup>;与其它机制或算法混合:文献[6]将反向学习引入 DE,文献[7]将 DE 置于 memetic 算法框架,文献[8]引入多种群机制。

Memetic 算法(Memetic Algorithm, MA)也被称为文化算法,是一种将局部搜索技术嵌入群智能算法的新型算法框架。在算子选取得当,局部搜索频率控制较好的条件下,memetic 算法拥有优于一般进化算法的性能<sup>[9]</sup>。Baldwin 效应和拉马克学习作为全局与局部算子结合机制的主要类型,已经被广泛应用于 MA 设计中<sup>[10]</sup>。

将差分进化算法作为全局搜索算子与局部搜索算子相结合为 memetic 差分进化算法<sup>[7-8]</sup>是对差分进化算法的重要改进,也是对 MA 进行研究的重要手段。在基于拉马克学习的 memetic 算法中,个体通过局部搜索所得染色体编码及适应度值均遗传至下一代。其原理较为简单,已经被广泛应用于 memetic DE 的设计中<sup>[10-11]</sup>;在基于 Baldwin 效应的 memetic 算法中,个体局部搜索的结果并不直接遗传到下一代,而是通过改变搜索空间引导进化,其实现形式根据所选全局算子而不同。在基于 Baldwin 效应的 memetic 遗传算法设计中,研究人员通过保持局部搜索成功个体基因型不变并增加其适应度值,进而使这些个体在基于轮盘赌算法的选择操作中获得较大生存概率的方法来实现 Baldwin 效应<sup>[12]</sup>;在基于 Baldwin 效应的 memetic 免疫算法中,抗体保留局部搜索得到的亲和度而放弃学习所得编码实现 Baldwin 效应<sup>[13]</sup>。在差分进化算法中,个体适应度值的变化对种群进化方向的影响较小,保留局部搜索所得更好个体的适应度值而不改变基因型的 Baldwin 效应使用方法效果甚微,所以较少有学者将 Baldwin 效应应用于 DE 与局部搜索算子的结合中。

针对上述研究现状,本文提出一种基于 Baldwin 效应的 memetic 差分进化算法(Baldwin Effect-based memetic Differential Evolution, BMDE)。

## 1 算法设计

### 1.1 基于 Baldwin 效应的 memetic DE 框架

文献[8,11]中所有个体均进行局部搜索,会产生不必要的运算代价;但若只对极少数精英个体实

施局部搜索,则仅会对算法性能产生细微影响。由于种群中优质个体比其它个体更能代表种群的发展方向,因此对优质个体进行较多的局部搜索而对较差个体实施较少的局部搜索。此外,每次迭代中仅对部分个体实施局部搜索,数量为  $\lambda \cdot NP$  ( $0 < \lambda < 1$ ),能够减少运算代价。

经实验对比、验证,依概率  $p_i(t)$  (求解最小值问题)从种群中挑选出较优个体进行模式搜索,可较好平衡效果与代价。

$$p_i(t) = \begin{cases} 0, & f_i(t) < f_{avg}(t) \\ \lambda(f_{avg}(t) - f_i(t)) / (f_{avg}(t) - f_{best}(t)), & f_i(t) \geq f_{avg}(t) \\ f_i(t) \geq f_{avg}(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\lambda$  取值为 0.5;函数示意图如下:

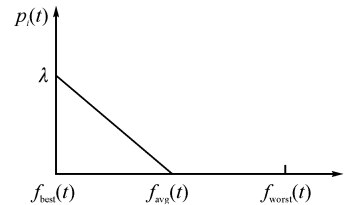


图 1  $p_i(t)$  取值示意图

Fig. 1 Schematic diagram of  $p_i(t)$

Baldwin 效应中,个体所习得的更好性状不会引起自身基因变异,因此无法直接通过基因遗传给后代,但可引导种群发生与该性状相关的变异<sup>[14]</sup>。在依据 Baldwin 效应思想设计的 BMDE 中,进行局部搜索并获得更优适应度的个体,相比其它个体,概率上更接近全局最优解。BMDE 通过增加其它个体学习的概率来引导种群向这些个体学习,进而影响种群进化方向。

在求解全局最小值问题中,成功进行局部搜索的个体会拥有更低的适应度值,可将个体适应度值的倒数作为被种群学习的概率。对局部搜索产生的解,根据式(2)产生个体被学习率  $l_i(t)$ 。

$$l_i(t) = \begin{cases} \frac{\omega}{f_{i,local\ search}(t)}, & \text{局部搜索的个体} \\ \frac{1}{f_{i,itsself}(t)}, & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $f_{i,itsself}(t)$  表示个体本身的适应度, $f_{i,local\ search}(t)$  表示进行局部搜索之后所得适应度值, $\omega$  为缩放因子,本文中取值为 1。

在新一轮迭代中,算法按式(3)进行变异操作:

$$V_{i,G} = X_{r1,G} + F_i(X_{r2,G} - X_{r3,G}) \quad (3)$$

式(3)形式上与标准 DE 算法中最常采用的变

异策略 DE/rand/1 相同。但 DE/rand/1 中  $X_{r1,G}$  从种群中随机挑选,而本文中  $X_{r1,G}$  根据  $l_i(t)$  采用轮盘赌算法从全体种群中随机选取。

### 1.2 步长自适应局部搜索算子

BMDE 将简化的模式搜索作为局部搜索算子嵌入 memetic 差分进化算法框架中,对需要实施局部搜索的个体分别进行探测移动和模式移动。

1) 探测移动。从某点  $x_k$  出发,依次在坐标轴  $e_1, e_2, \dots, e_D$  上加减步长  $\alpha$ ,进行探测性移动;保留被探测点中适应度值最优个体  $x_{k'}$ 。若  $f(x_{k'}) < f(x_k)$  (求全局最小值的优化问题),则令  $x_{k+1} = x_{k'}$ ,并进入模式移动;若  $f(x_{k'}) > f(x_k)$ ,则缩小步长  $\alpha$  为  $\alpha/2$ ,继续进行探测移动。

2) 模式移动。按照式(4)进行模式移动:

$$x_{k+1} = x_k + \beta(x_{k+1} - x_k) \quad (4)$$

BMDE 中  $\beta$  取 0.5。

步长的选取关系到局部搜索的效果,进而影响算法收敛效果。本文提出一种步长自适应策略,利用成功进行模式搜索个体的经验指导新一代个体的步长选择。BMDE 中,每个个体进行模式搜索的初始步长取值如下:

$$\alpha_{i,G} = \text{Norm}(\mu_G, 0.1) \quad (5)$$

式中,  $\alpha_{i,G}$  是第  $G$  代种群中第  $i$  个个体  $X_{i,G}$  使用的初始步长,服从均值为  $\mu_G$ ,标准差为 0.1 的正态分布。 $\mu_G$  采用如下递推更新策略:

$$\mu_{G+\text{learning period}} = \eta\mu_G + (1 - \eta)\text{mean}(S_G) \quad (6)$$

式中  $\eta$  为松弛因子,取固定值 0.5;  $\text{mean}(\cdot)$  表示指数为 1.5 的幂均值;  $S_G$  为第  $G$  代个体中成功进行模式搜索时所用  $\alpha$  值的集合;  $\mu_G$  的初值  $\mu_0$  取 0.1。

### 1.3 算法流程

针对数值优化问题, BMDE 具体实现步骤见图 2。

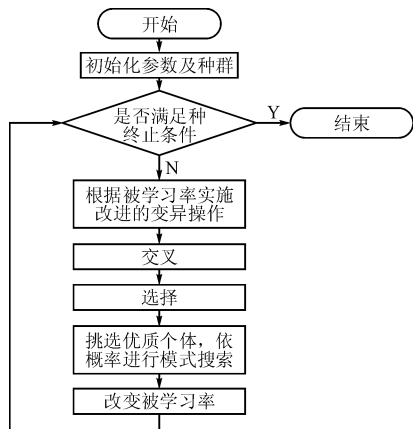


图 2 BMDE 算法流程图

Fig. 2 Flow diagram of BMDE

## 2 仿真及分析

为了验证所提方法的有效性,我们将本文提出的 BMDE 与 1 种标准 DE 和 4 种改进 DE 算法进行比较。参与比较的各算法参数设置如下:

1) DE/rand/1/bin;  $F=0.7, CR=0.5$ 。

2) SaDE<sup>[15]</sup>;  $LP=50$ 。

3) DCMA-EA<sup>[16]</sup>;  $C_{rm}=0.9$ 。

4) SHADE<sup>[17]</sup>;  $MF = \{0.7\}$ .  $MCR = \{0.5\}$ ,  $H = NP$ 。

5) BMDE;  $F=0.7, CR=0.5$ 。

共同参数的设置如下: 维度  $\text{Dim}=30$ , 种群大小  $NP=5 \times \text{Dim}$ , 函数评估次数  $FES=10^4 \times \text{Dim}$ 。

选择 CEC2014 的所有 30 个测试函数<sup>[18]</sup>。其中,  $f_1 \sim f_3$  是单峰函数,  $f_4 \sim f_{16}$  是简单多峰函数,  $f_{17} \sim f_{22}$  是混合函数,  $f_{23} \sim f_{30}$  是复合函数。

当误差小于  $10^{-8}$  时,则认为计算成功。每个算法独立运行 51 次。算法运行结果及对比如表 1。其中,标粗部分表示每个测试函数下误差最小的结果。为了更加客观的展示 BMDE 的性能,采用 Wilcoxon 致和检验方法对实验结果进行统计分析,显著性水平为 0.05,在表的底部,符号“+”“-”“=”分别表示 BMDE“优于”“劣于”“相当于”其它算法的测试函数数目。

从表 1 可以看出:在 CEC2014 所用的 30 个测试函数中,本文所提 BMDE 有 20 个胜出於其它算法,是所有参与对比的算法中最好的。BMDE 在多数函数上的运算精度显著高于标准 DE 及其它改进 DE。表 1 底部的统计结果表明:BMDE 在全部 30 个测试函数上均不劣于 DE/rand/1; 分别在 27、29、25 个测试函数上不劣于 SaDE、DCMA-EA、SHADE。

因篇幅所限,图 3 挑选了部分具有代表性的适应度值变化图,所列图包括了各类测试函数。通过图 3 的对比,可以看出,多数情况下,相比于标准 DE 及其它优秀的改进 DE 算法, BMDE 均具有较快收敛速度。

表1 参与比较的算法在 CEC 2014 测试函数上的均值与标准差

Tab.1 Means and Std Deviations of compared algorithms on Benchmark functions of CEC2014

	DE/rand/1/bin		SaDE		DCMA-EA		SHADE		BMDE	
	Mean	Std Dev	Mean	Std Dev	Mean	Std Dev	Mean	Std Dev	Mean	Std Dev
$f_1$	1.00E+08	2.10E+07	1.43E+05	9.27e+04	1.12e+06	4.69e+05	9.95e+02	2.10e+03	<b>5.36e+02</b>	3.41e+02
$f_2$	1.97E+05	3.73E+04	0.00E+00	0.00e+00	1.18e-09	5.11e-09	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
$f_3$	2.62E+02	3.76E+01	0.00E+00	0.00E+00	4.92E-06	9.56E-06	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
$f_4$	1.39E+02	4.99E+00	5.94E+00	1.84E+01	5.47E+01	2.33E+01	<b>0.00E+00</b>	0.00E+00	6.82E+01	4.54E+01
$f_5$	2.09E+01	4.66E-02	2.09E+01	4.50E-02	2.09E+01	4.72E-02	2.03E+01	3.33E-02	<b>5.36E-01</b>	1.28E-01
$f_6$	3.09E+01	1.12E+00	<b>2.02E-01</b>	4.95E-01	3.52E-01	7.15E-01	6.15E+00	4.31E+00	8.21E+00	5.63E+00
$f_7$	2.68E-01	1.42E-01	2.90E-04	2.07E-03	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
$f_8$	1.27E+02	7.13E+00	1.27E+01	2.64E+00	7.93E+01	5.60E+00	<b>0.00E+00</b>	0.00E+00	8.78E-02	5.92E-02
$f_9$	1.99E+02	1.17E+01	1.03E+02	1.75E+01	1.31E+02	9.54E+00	2.77E+01	4.04E+00	<b>2.65E+01</b>	2.57E+01
$f_{10}$	4.10E+03	2.86E+02	7.20E+02	1.28E+02	3.19E+03	3.37E+02	1.57E-01	3.90E-02	<b>6.81E-02</b>	9.68E-02
$f_{11}$	6.56E+03	3.22E+02	5.84E+03	3.18E+02	6.00E+03	2.91E+02	1.98E+03	1.96E+03	<b>9.37E+02</b>	4.19E+02
$f_{12}$	2.12E+00	2.49E-01	1.89E+00	2.18E+02	1.89E+00	2.56E-01	3.17E-01	3.70E-02	<b>1.12E-01</b>	2.31E-01
$f_{13}$	5.03E-01	4.69E-02	2.76E-01	3.21E-02	2.45E-01	2.94E-02	2.17E-01	2.85E-02	<b>1.56E-01</b>	3.85E-01
$f_{14}$	2.85E-01	4.05E-02	2.52E-01	2.64E-02	2.99E-01	3.14E-02	2.12E-01	2.38E-02	<b>9.68E-039</b>	9.41E-03
$f_{15}$	1.98E+01	1.26E+00	1.09E+01	9.64E-01	1.24E+012	9.27E-01	<b>3.85E+00</b>	4.05E-01	5.62E+00	4.96E+00
$f_{16}$	1.25E+01	2.25E-01	1.22E+01	2.10E-01	1.19E+01	2.43E-01	9.59E+00	4.05E-01	<b>6.74E-02</b>	9.68E-02
$f_{17}$	3.13E+06	6.82E+05	1.19E+01	4.06E+02	9.16E+04	3.71E+04	9.59E+00	3.13E-01	<b>6.69E+00</b>	1.74E+00
$f_{18}$	7.22E+04	2.82E+04	6.86E+01	1.71E+01	3.27E+02	6.13E+01	6.75E+02	2.73E+02	<b>6.34E+01</b>	3.84E+01
$f_{19}$	1.13E+01	4.66E-01	4.89E+01	5.32E-01	6.25E+00	7.74E-01	3.99E+00	6.06E-01	<b>4.36E-02</b>	8.14E-02
$f_{20}$	1.05E+03	2.92E+02	2.26E+01	9.61E+00	9.07E+01	1.17E+01	5.42E+00	2.16E+00	<b>1.65E+00</b>	3.36E+00
$f_{21}$	3.00E+05	1.07E+05	3.41E+02	1.19E+02	5.51E+03	1.36E+03	1.76E+02	8.97E+01	<b>2.87E-01</b>	7.49E-02
$f_{22}$	2.64E+02	8.14E+01	1.35E+02	5.29E+01	2.24E+02	4.59E+01	9.53E+01	4.85E+01	<b>1.98E+01</b>	6.65E+01
$f_{23}$	3.15E+02	3.25E-03	3.15E+02	4.02E-13	3.15E+02	4.02E-13	3.15E+02	4.02E-13	3.15E+02	8.48E+02
$f_{24}$	2.21E+02	2.38E+00	2.24E+02	8.19E-01	2.24E+02	7.10E-01	2.23E+02	8.11E-01	<b>6.68E-04</b>	5.11E-04
$f_{25}$	2.25E+02	2.66E+00	2.03E+02	2.93E+00	2.06E+02	3.49E+00	2.04E+02	7.38E-01	<b>2.01E+02</b>	2.81E+00
$f_{26}$	1.00E+02	5.18E-02	1.00E+02	3.07E-02	1.00E+02	2.11E-01	1.00E+02	3.20E-02	1.01E+02	5.73E-02
$f_{27}$	5.43E+02	5.74E+01	3.44E+02	4.99E+01	3.00E+02	4.74E-04	3.08E+02	2.73E+01	<b>3.35E+00</b>	3.99E+00
$f_{28}$	1.00E+03	2.20E+01	8.42E+02	3.44E+01	8.38E+02	4.02E+01	7.90E+02	2.76E+01	<b>2.02E+01</b>	4.96E+01
$f_{29}$	1.53E+04	3.58E+03	7.76E+02	6.72E+01	3.87E+03	9.54E+02	<b>7.20E+02</b>	8.59E+00	9.24E+02	2.65E+03
$f_{30}$	7.70E+03	1.13E+03	8.27E+02	2.79E+02	1.80E+03	2.56E+02	1.15E+03	3.51E+02	<b>5.15E+01</b>	8.91E+01
	28/2/0		22/5/3		25/4/1		18/7/5			

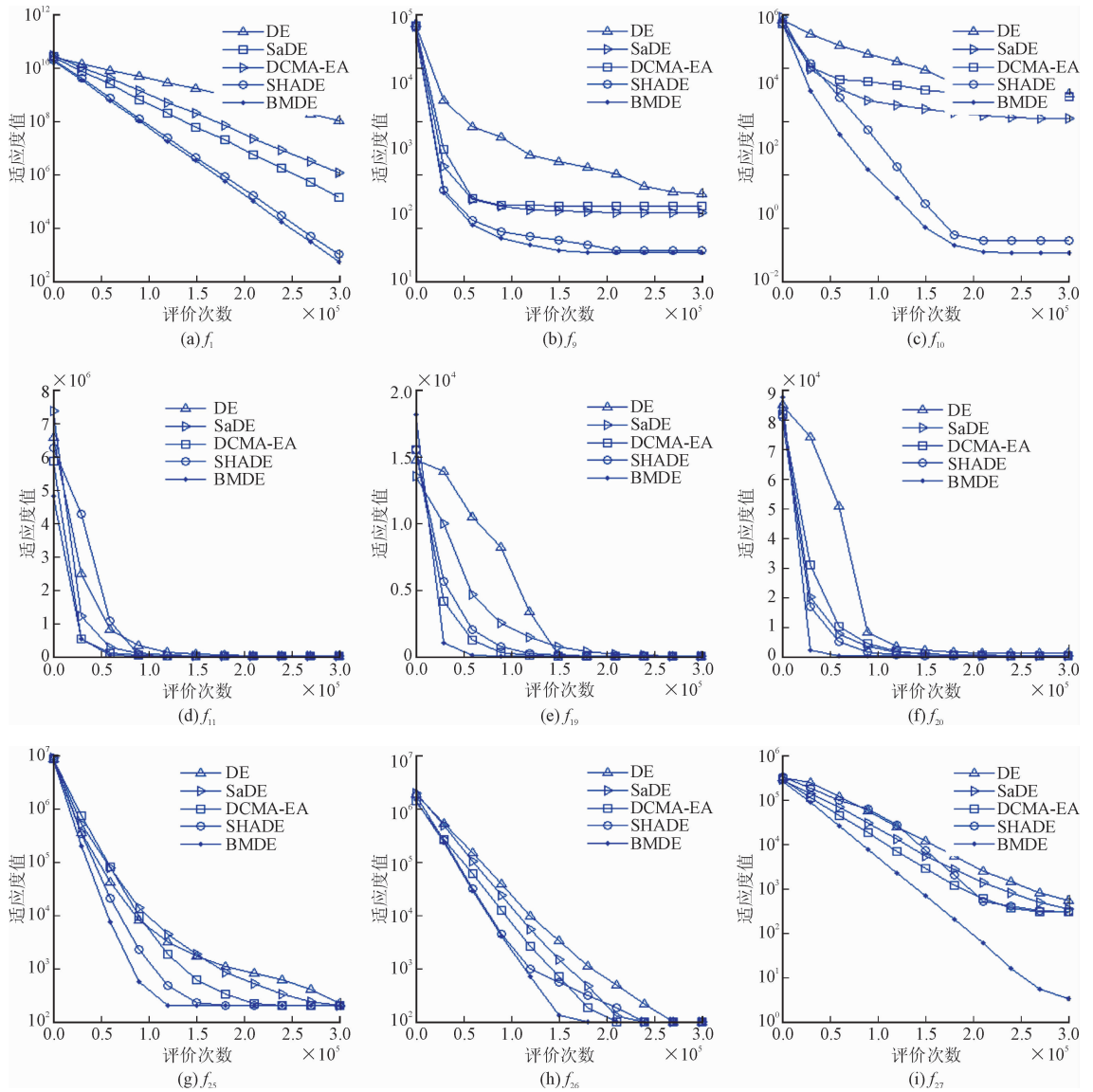


图 3 参与比较的算法在  $f_1, f_9, f_{10}, f_{11}, f_{19}, f_{20}, f_{25}, f_{26}, f_{27}$  上的收敛情况

Fig. 3 Convergence of compared algorithms on  $f_1, f_9, f_{10}, f_{11}, f_{19}, f_{20}, f_{25}, f_{26}, f_{27}$

### 3 结语

本文针对当前 memetic 差分进化算法中 Baldwin 效应实现方法研究较少、寻优结果不理想的现状,创新了 Baldwin 效应的使用方法,并提出一种基于 Baldwin 效应的差分进化算法。算法改进了其它 memetic 差分进化算法仅使用适应度指导进化的方法,通过增大局部搜索潜力好的个体被学习的概率改变进化方向,在 memetic 差分进化算法中实现了 Baldwin 效应。算法充分发挥了 Baldwin 效应丰富种群多样性、减小结果误差的优点,在测试函数上展现了较好的寻优效果。

#### 参考文献(References):

[1] STORN R, PRICE K. Differential evolution: a sim-

ple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces, TR-95-012 [R]. Berkeley: International Computer Science Institute, 1995.  
 [2] 汪慎文,丁立新,张文生,等. 差分进化算法研究进展 [J]. 武汉大学学报(理学版), 2014, 60(4): 283-292.  
 WANG S W, DING L X, ZHANG W S, et al. Survey of Differential evolution [J]. Journal of Wuhan University: Natural Science Edition, 2014, 60(4): 283-292. (in Chinese)  
 [3] ZHANG J, Sanderson A C. JADE: adaptive differential evolution with optional external archive [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(5): 945-958.  
 [4] 赵志伟,杨景明,呼子宇,等. 基于一次指数平滑法的自适应差分进化算法 [J]. 控制与决策, 2016, 31(5): 790-796.

- ZHAO Z W, YANG J M, HU Z Y, et al. Self-Adaptive differential evolution algorithm based on exponential smoothing [J]. *Control and Decision*, 2016, 31(5): 790-796. (in Chinese)
- [5] TANG L. Differential Evolution With an Individual-Dependent Mechanism [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2015, 19(4), 560-574.
- [6] RAHNAMAYAN S, TIZHOOSH H, SALAMA M. Opposition-Based Differential Evolution [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, 12(1): 64-79.
- [7] QU B, LIANG J, XIAO J, et al. Memetic Differential Evolution Based on Fitness Euclidean-Distance Ratio [C]//*Proceedings of the 2014 IEEE Congress on Evolution Computation*. Piscataway: IEEE, 2014: 2266-2273.
- [8] ZHANG C, CHEN J, XIN B. Distributed Memetic Differential Evolution with the Synergy of Lamarckian and Baldwinian Learning [J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13: 2947-2959.
- [9] KRASNOGOR N, SMITH J. A tutorial for Competent Memetic Algorithms: Model, Taxonomy, and Design Issues [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, 10(5): 474-488.
- [10] 栾志博, 黄其涛, 姜洪洲, 等. 遗传算法中两种学习机制的混合应用 [J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(8): 1985-1989.
- LUAN Z B, HUANG Q T, JIANG H Z, et al. Mixed Application of Two Learning Mechanisms in Genetic Algorithm [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(8): 1985-1989. (in Chinese)
- [11] 张春美, 郭红戈. 混合模式搜索的分布式 memetic 差分进化算法 [J]. *计算机应用*, 2013, 34(5): 1267-1270, 1317.
- ZHANG C M, GUO H G. Distributed Memetic Differential Evolution Algorithm Combined with Pattern Search [J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 34(5): 1267-1270, 1317. (in Chinese)
- [12] 张明明, 赵曙光, 王旭. 基于 Baldwin 效应的自适应有性繁殖遗传算法及其仿真研究 [J]. *系统仿真学报*, 2010, 22(10): 2329-2332.
- ZHANG M M, ZHAO S G, WANG X. Sexual Reproduction Adaptive Genetic Algorithm Based on Baldwin Effect and Simulation Study [J]. *Journal of System Simulation*, 2010, 22(10): 2329-2332. (in Chinese)
- [13] 张华伟, 丁松阳. 种群规模可变的免疫多模态函数优化 [J]. *计算机应用*, 2013, 33(3), 814-815, 900.
- ZHANG H W, DING S Y. Multi-Model Function Optimization Based on Immune Clonal Optimization with Self-Adaptive Population size [J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(3): 814-815, 900.
- [14] BALDWIN J M. A New Factor in Evolution [J]. *The American Naturalist*, 1896, 30, 441-451.
- [15] QIN A, HUANG V, SUGANTHAN P. Differential Evolution Algorithm with Strategy Adaption for Global Numerical Optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, 13(2): 398-417.
- [16] GHOSH S, DAS S, ROY S, et al. A Differential Covariance Matrix Adaptation Evolutionary Algorithm for Real Parameter Optimization [J]. *Information Sciences*, 2012(182), 199-219.
- [17] TANABE R, FULUNAGA A. Success-History Based Parameter Adaptive for Differential Evolution [C]//*Proceedings of the 2013 IEEE Congress on Evolution Computation*. Piscataway: IEEE, 2013, 71-78.
- [18] LIANG J, QU B, SUGANTHAN P. Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2014 Special session and Completion on Single Objective Real-Parameter Numerical Optimization [R]. Technical Report 201311, Computational Intelligence Laboratory, Zhengzhou University, Zhengzhou China And Technical Report, Nanyang Technological University, Singapore, 2013. <http://www.ntu.edu.sg/home/epnsugan/>

(编辑: 徐敏)