

## 趋磁性细菌多目标优化算法

徐志丹

(哈尔滨商业大学 基础科学学院, 哈尔滨 150028)

**摘要:** 提出趋磁性细菌多目标优化算法(MTBMO). 该算法以趋磁性细菌优化算法(MBOA)中磁小体(MTSs)的生成机制为基础, 设计适用于多目标优化的新型MTSs磁矩调节机制, 确保群体的收敛性; 同时采用基于混沌变异的替换方法取代MBOA中的磁小体替换机制来增强群体的多样性. 通过标准函数测试和与现有多目标优化算法的比较表明, MTBMO对于求解多目标优化问题(MOPs)是可行且有效的.

**关键词:** 趋磁性细菌优化算法; 磁小体磁矩调节机制; 混沌变异; 多目标优化问题

**中图分类号:** TP301.6

**文献标志码:** A

## Magnetotactic bacteria multi-objective optimization algorithm

XU Zhi-dan

(Institute of Basic Science, Harbin University of Commerce, Harbin 150028, China. E-mail: xuzhidanivy@163.com)

**Abstract:** The magnetotactic bacteria multi-objective optimization(MTBMO) algorithm is proposed to solve multi-objective optimization problems. According to the magnetosomes(MTSs) generation operator of the magnetotactic bacteria optimization algorithm(MBOA), a magnetic moment regulation operator of MTSs is proposed to ensure the convergence of the population. Meanwhile, the MTSs replacement operator with chaos mutation is applied to increase the diversity of the population. By benchmark functions test and comparison with current multi-objective optimization algorithms, it is demonstrated that the MTBMO algorithm is feasible and effective for solving multi-objective optimization problems.

**Keywords:** magnetotactic bacteria optimization algorithm; magnetic moment regulation operator of magnetosomes; chaos mutation; multi-objective optimization problem

### 0 引言

在实际的工程应用中, 经常涉及到多个目标同时优化, 但其中一个目标性能的改善通常引起与之冲突目标性能的下降, 使得多目标优化问题的解由一些无法比较大小的Pareto解组成, 即Pareto最优解集或非支配解集, 其目标函数值构成的集合称为Pareto前沿. 典型的多目标进化算法有NSGA-II<sup>[1]</sup>、SPEA2<sup>[2]</sup>和PESA-II<sup>[3]</sup>等, 它们均采用非支配排序的方法对个体进行评价和选择, 并以遗传算法中的进化算子作为主要的进化机制, 结合不同的个体间距离计算方法来调节群体的多样性. 随着一些新型概念、机制和策略的提出, 出现了新型的多目标进化算法, 如多目标粒子群算法(MOPSO)<sup>[4]</sup>、基于蚁群多目标算法<sup>[5]</sup>、基于免疫的多目标算法<sup>[6]</sup>和基于差分进化的多目标算法<sup>[7]</sup>等. 这些算法均采用不同的进化机制对群体实行

进化, 在群体的收敛性、多样性和分布性等方面均有所改进与提高, 但为了进一步提高算法的优化性能, 较好地平衡群体的收敛性和多样性, 仍需设计更为有效的多目标进化算法.

趋磁性细菌(MTB)为了在自然界中生存, 自身产生磁小体(MTSs)来调节磁矩, 使静磁能达到最小, Mo等<sup>[8-9]</sup>通过模拟此过程提出了趋磁性细菌优化算法MBOA, 该算法是一种新型的基于群体的随机搜索算法. 在MBOA中, 通过模拟MTB中MTSs的产生、磁矩的调节和MTSs的替换过程, 设计3种进化机制, 即MTSs产生、MTSs扩增和MTSs替换机制进化群体. 在MTSs产生中, 其特有的基于细胞间距离的磁矩调节方式使得MBOA具有较好的收敛性, 在单目标优化问题上呈现了一定的优越性<sup>[8-9]</sup>, 但对于求解MOPs的报道还较少.

收稿日期: 2015-01-31; 修回日期: 2015-08-31.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61304146); 黑龙江省教育厅科学技术研究项目(12541215); 哈尔滨商业大学博士科研启动基金项目(92508911).

作者简介: 徐志丹(1980—), 女, 副教授, 博士, 从事多目标优化算法和智能控制等研究.

鉴于此,本文以MBOA为基础,设计适用于求解MOPs的趋磁性细菌多目标优化算法(MTBMO),探讨其有效性和优越性.首先,通过对MBOA中MTSs产生机制的分析,发现基于细胞间距离的磁矩调节方式对群体信息具有很好的利用能力,但缺乏对新解的开采能力,故先对该磁矩调节方式进行改进,设计新型的MTSs磁矩调节机制,使其对群体信息有效利用的同时能够对新解进行有效开发;然后,采用基于混沌变异的磁小体替换机制来增强群体的多样性;最后,通过标准函数测试和与经典进化算法的比较,表明了MTBMO对于求解MOPs的可行性和优越性.

## 1 趋磁性细菌优化算法

趋磁性细菌(MTB)是一类在外磁场的作用下能作定向运动,并在体内形成纳米磁性颗粒——磁小体(MTSs)的细菌.MTB体内的MTSs对磁场较敏感,它包含的MTSs大小、形状和数量,对其与磁场之间相互作用的能力和效率都有着重要影响,因此可以通过调节MTSs来控制MTB的运动形态.在实际中,一些MTBs的MTSs会使磁场线在其附近发生弯曲,所以MTBs为了生存,必须通过调节MTSs的磁矩来减少静磁能<sup>[10]</sup>.将MTB中MTSs调节磁矩使其静磁能达到最小的过程与问题的优化过程相对应,Mo等<sup>[8-9]</sup>提出了趋磁性细菌优化算法(MBOA),该优化算法将MTB最小静磁能状态对应优化问题的最优解,多个细胞对应可行解集,每个MTS的磁矩对应特征值变量.MBOA主要是通过调节每个细胞(可行解)中MTSs的磁矩(特征值变量)大小来获得优秀的候选解.首先,计算任意两个细胞间的距离,获得它们之间的相互作用能,MTSs就是在相互作用能的基础上产生的,将该过程对应MBOA中的MTSs生成算子,同时,根据细胞间的相互作用能获得每个MTS的磁矩;然后,MTSs调整体积的大小获得更好的磁矩,该过程为MBOA中MTSs扩增算子;最后,磁矩较差的MTSs被替换,该过程为MBOA中MTSs替换算子.MBOA主要是通过上述3种进化算子产生子代种群,具体执行过程如下.

### 1.1 MTSs生成

MTB体内含有MTSs,使得细胞间相互作用以适应地磁场.首先随机选择两个细胞 $X_i$ 和 $X_r$ ,其间距离为

$$D(X_i, X_r) = \|D_i\|_2. \quad (1)$$

其中:  $D_i = (d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{ij}, \dots, d_{iL})$ ,  $d_{ij} = x_{ij} - x_{rj}$ ,  $i$ 和 $r$ 为 $\{1, 2, \dots, N\}$ 中的任意整数,  $N$ 为群体规模,

$L$ 为决策变量的维数,  $\|D_i\|_2 = \sqrt{\sum_{k=1}^L d_{ik}^2}$ . 定义相互

作用能 $E_i$ 中第 $j$ 个分量为

$$e_{ij}(t) = \left( \frac{d_{ij}(t)}{1 + c_1 \cdot \|D_i\|_2 + c_2 \cdot d_{pq}(t)} \right)^3. \quad (2)$$

其中:  $t$ 为进化代数,  $d_{pq} = x_{pq} - x_{rq}$ ,  $x_{pq}$ 为随机选择的第 $p$ 个个体中第 $q$ 个变量,  $c_1$ 、 $c_2$ 为正常数. 假设 $E_i$ 为第 $i$ 个细胞的能量,忽略磁场与磁矩的方向,则磁矩 $M_i$ 中第 $j$ 个分量为

$$m_{ij}(t) = \frac{e_{ij}(t)}{B}, \quad (3)$$

$B$ 为磁场强度.基于细胞间的磁矩,MTB中MTSs按下式实行磁矩调节:

$$v_{ij}(t) = x_{ij}(t) + m_{ij}(t) \cdot \text{rand}, \quad (4)$$

其中rand为0~1之间的随机数.该磁矩调节机制是基于细胞间距离的调节方式,当细胞在最优解附近时,他们之间相互作用能 $e_{ij}$ 较小,磁矩调节范围便很小,最优解的信息得到有效利用,从而确保群体的收敛性.

### 1.2 MTSs扩增

当细胞中产生MTSs后,按照下式进行扩展:

$$X_i(t+1) = \begin{cases} V_{\text{best}}(t) + \alpha(V_{\text{best}}(t) - V_i(t)), & p_m < \text{rand}; \\ V_i(t) + \alpha(V_{\text{best}}(t) - V_i(t)), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $p_m$ 为磁场强度概率,  $\alpha$ 为(0,1)之间的随机数,  $V_{\text{best}}(t)$ 为最优个体的磁矩.通过该扩增方式,当磁场强度概率较小时,新解将会在最优解引导下产生,确保对最优解信息的有效利用;当磁场强度概率较大时,新个体将在原个体的引导下产生,确保了群体的多样性,因此该扩增方式具有很好的全局搜索能力.

### 1.3 MTSs替换

细胞中的MTSs扩增后,一些性能较差的MTSs会被取代.首先,对群体中个体依据适应度值从大到小排序;然后,将适应度较小的后半部分个体按下式进行替换:

$$X_i(t+1) = m_{pq}(t)\eta(\eta - \beta). \quad (6)$$

其中:  $m_{pq}(t) = e_{pq}(t)/B$ 为随机选择的第 $p$ 个个体磁矩第 $q$ 个分量,  $\eta$ 为随机产生的每个分量都在(0,1)之间的 $L$ 维向量,  $\beta$ 为分量全为1的 $L$ 维向量.该替换机制是基于随机选择个体磁矩的取代方式,可以使适应度较小的个体有更多的机会向最优解转化.

### 1.4 MBOA算法流程

MBOA主要采用MTSs生成、MTSs扩增和MTSs替换3种操作算子产生子代群体,具体流程如下.

Step 1: 参数初始化.

Step 2: 随机产生初始群体.

Step 3: while stop criteria is not met:

Step 3.1: 根据式(1)~(3)计算群体中个体间距离、能量、磁矩;

Step 3.2: 由式(4)对个体的磁矩进行调节, 即MTS生成操作;

Step 3.3: 评价上述个体适应度, 执行第1.2节MTS扩增操作;

Step 3.4: 评价上述扩增后个体的适应度, 按第1.3节执行MTS替换;

Step 3.5: 对最优解进行保存和更新.

Step 4: End while.

## 2 趋磁性细菌多目标优化算法

趋磁性细菌优化算法(MBOA)由于其特有的基于距离的磁矩调节机制, 使其在求解单目标优化问题上具有很好的收敛性<sup>[10]</sup>, 但在求解MOPs上还未得到应用. 为此, 本文对MBOA进行分析与改进, 设计趋磁性细菌多目标优化算法(MTBMO), 探讨MBOA对于求解MOPs的可行性. 首先, 对MBOA中的MTSs生成算子进行分析, 发现MTSs在调节磁矩时, 由于细胞间相互作用能的定义形式, 使得磁矩调节的范围较小, 从而使算法易陷入局部最优; 同时, MTSs替换机制也基于磁矩进行替换, 这使得磁矩的取代值更小; 对MBOA进行整体分析时发现, 算法在执行MTSs扩增和MTSs替换之前均需对个体进行评价, 增加了算法的评价次数. 鉴于上述存在的问题, MTBMO对细胞间相互作用能进行了重新定义, 设计了新型的磁矩调节方式, 即磁小体磁矩调节机制, 再利用基于混沌变异的MTSs替换机制取代MTSs扩增和MTSs替换两种进化操作, 具体执行过程如下.

### 2.1 MTSs磁矩调节

在MBOA中MTSs生成机制上, MTSs的磁矩调节是基于细胞间距离进行定义的, 当细胞间距离较小时, 由式(2)可知相互作用能很小, 则磁矩的调节范围(4)更小, 这使得群体全局搜索能力较弱, 特别是到进化算法后期, 随着细胞间距离的不断缩小, 磁矩调节的尺度将趋于零, 从而使群体易陷入局部最优解. 虽然MTSs扩增能在一定程度上增强群体的全局搜索能力, 但对于拥有多个局部最优解的优化问题, 算法还是难以逃离局部最优, 同时多样性也并不理想. 为此, 本文在原有MBOA中MTSs生成机制的基础上, 对细胞间的相互作用能 $e_{ij}(t)$ 重新定义. 令

$$e_{ij}(t) = \left( \frac{|d_{ij}(t)|}{1 + c_1 \times |d_{ij}(t)|} \right)^3. \quad (7)$$

其中:  $|d_{ij}(t)|$ 为细胞间距离的分量,  $c_1$ 为常数. 能量 $e_{ij}(t)$ 对细胞间距离分量 $|d_{ij}(t)|$ 的导数大于零, 即 $e_{ij}(t)$ 是关于 $|d_{ij}(t)|$ 的单调递增函数. 取磁场强度 $B = 1$ , 由式(3)有 $m_{ij}(t) = e_{ij}(t)$ , 则新型的MTSs的磁

矩调节机制为

$$v_{ij}(t) = \begin{cases} l_1 x_{pq}(t) + l_2 (2\alpha - 1) m_{ij}(t), & \text{cr} > \text{rand}; \\ x_{ij}(t), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

其中 $l_1$ 和 $l_2$ 为权系数, 可设计为与群体性能指标相关的自适应函数, 用以平衡群体的收敛性和多样性. 由于本文只是初步探讨MBOA对于求解多目标优化问题的有效性, 先取 $l_1$ 和 $l_2$ 为常数,  $\alpha$ 为(0,1)间随机数. 该磁矩调节机制通过共享其他个体变量的信息, 确保群体的多样性, 同时又兼顾个体间距离的影响, 确保了群体收敛性.

### 2.2 基于混沌变异的MTSs替换

在MBOA中, MTSs扩增和MTSs替换在执行前, 均需对个体进行适应度评价, 这使得算法的评价次数较大. 同时, MTSs替换又是基于磁矩的随机取代, 这使得MTSs替换的磁矩更小. 考虑到混沌序列的随机性、遍历性和规律性等特点, 作为逃出局部最优的新型优化技术, MTBMO将采用基于混沌变异的MTSs替换来取代上述两种机制, 改进群体的多样性. 借鉴分段Logistic混沌映射思想, 在算法中引入如下混沌序列:

$$z_{g+1,j} = \begin{cases} 4\mu z_{g,j}(0.5 - z_{g,j}), & 0 \leq z_{g,j} < 0.5; \\ 4\mu z_{g,j}(z_{g,j} - 0.5)(1 - z_{g,j}), & 0.5 \leq z_{g,j} < 1. \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $\mu \in [0, 4]$ 为Logistic参数,  $g$ 为混沌序列的迭代次数. 对细胞中的MTSs磁矩 $x_{ij}(t)$ 实行如下形式<sup>[11]</sup>的替换:

$$x_{ij}(t+1) = (2 - 2z_{ij})x_{ij}(t) + (2z_{ij} - 1)x_{kj}(t), \quad (10)$$

其中 $x_{kj}(t)$ 为随机选择的个体变量. 该替换机制中, 混沌序列 $z_{ij}$ 的随机性保证群体可以进行大范围的搜索, 即可在局部最优个体的周围产生多个个体来帮助其逃离局部最优, 遍历性又可使群体中个体间无重复性, 保证群体的多样性.

### 2.3 MTBMO算法流程

MTBMO将以MTSs磁矩调节和基于混沌变异的MTSs替换机制作为主要的操作算子产生子代群体. 在MTBMO中, 首先随机产生初始群体, 对其执行MTSs磁矩调节和基于混沌变异的MTSs替换机制, 将其中产生的非支配Pareto可行个体保存在归档种群中; 然后, 采用SPEA2中的归档种群更新机制<sup>[2]</sup>对其进行更新, 对归档种群中个体进行MTSs磁矩调节和基于混沌变异的MTSs替换来产生子代群体; 最后, 将子代群体与归档种群合并对归档种群实行更新. 不断重复该过程, 直到满足算法的停止条件, 输出归档

种群, 得到问题的 Pareto 最优解. 在 MTBMO 中, 计算时间主要集中在归档种群的更新上, 由于采用与 SPEA2 相同的更新机制, 有相同的时间复杂度  $O(kN^3)$ ,  $k$  为目标数, 具体算法的流程如下.

Step 1: 参数的设定, 进化种群  $P$  规模  $N$ , 归档种群  $A$  规模  $M$ , 调节概率  $cr$ , 最大迭代代数  $g_{max}$ .

Step 2: 群体初始化  $p_t$ , 归档种群  $A_t = \phi$ , 令进化代数  $t = 0$ .

Step 3: 将群体  $P_t$  和  $A_t$  中的非支配可行解存入  $A_{t+1}$  中, 如果  $A_{t+1}$  中个体数量小于  $M$ , 则从  $P_t$  和  $A_t$  中选择被支配个体, 直到  $A_{t+1}$  中含有  $M$  个个体; 否则采用 SPEA2 中的个体修剪机制<sup>[2]</sup>, 将其减少到  $M$ .

Step 4: 如果  $t > g_{max}$ , 则输出归档种群  $A_{t+1}$ , 并停止搜索, 否则转至 Step 5.

Step 5: 对种群  $A_{t+1}$  中的个体实行 MTSs 磁矩调节, 得到群体  $B_{t+1}$ .

Step 6: 对群体  $B_{t+1}$  中个体实行基于混沌变异的 MTSs 替换, 并对超出变量取值范围的个体进行取变量上下界修正, 得下一代种群  $P_{t+1}$ .

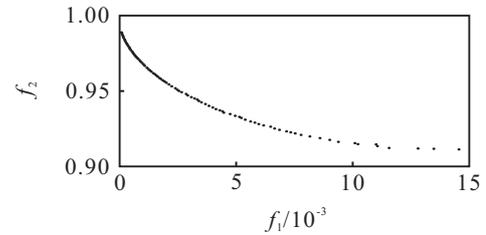
Step 7: 令  $t = t + 1$ , 转至 Step 3.

### 3 实验分析

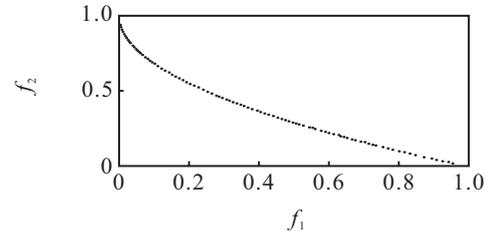
为了证实 MTBMO 对于求解 MOPs 的有效性, 选取收敛性指标 GD 和间距性指标 SP<sup>[12]</sup>, 将其与经典算法 NSGAII<sup>[11]</sup>、MOPSO<sup>[4]</sup>、PESAI<sup>[3]</sup> 和 SPEA2<sup>[2]</sup>, 对具有 2 目标 ZDT 系列函数、3 目标 DTLZ1 和 DTLZ2 函数进行比较测试.

将 MTBMO 与带有原 MBOA 中进化算子的多目标算法进行比较, 算法均采用实数编码, 种群规模  $N$  为 100, 迭代次数  $g_{max} = 100$ , 归档种群规模  $M$  为 100, 分别对 ZDT4 进行测试, 所得的 Pareto 前沿如图 1 所示. 由图 1 可见, 原 MBOA 下的多目标优化算法仅得到整个 Pareto 前沿的一小部分, 而 MTBMO 则得到了整个 Pareto 前沿, 这表明对于 ZDT4, 新型算子下的 MTBMO 具有较好的群体多样性.

为了分析算法中的主要参数, 即磁矩调节概率  $cr$  对算法性能的影响, 以 ZDT4 为例对算法进行测试. 对  $cr$  在区间  $[0.1, 0.9]$  上按步长 0.2 取值, MTBMO 对于不同  $cr$  值分别独立运行 30 次, 所得性能指标的均值、方差和 Pareto 前沿如表 1 和图 2 所示. 为了清晰地看出 Pareto 前沿分布情况, 依次将其上移 0.1 个单位, 由下而上分别对应  $cr = 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9$  下的 Pareto 前沿. 由表 1 结合图 2 可见, 不同的  $cr$  值下, 算法均能逼近真正的 Pareto 前沿, 这表明算法对参数  $cr$  变化并不敏感, 具有很好的鲁棒性.



(a) 原 MBOA



(b) MTBMO

图 1 各算法对于 ZDT4 所得的 Pareto 前沿

表 1  $cr$  不同取值下 ZDT4 的 GD 和 SP 均值与方差

$cr$	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
GD(Mean)	5.55e-4	5.46e-4	6.21e-4	6.10e-4	8.55e-4
GD(Var)	8.10e-8	1.82e-8	1.97e-7	1.36e-7	5.31e-7
SP(Mean)	3.00e-3	3.30e-3	3.00e-3	5.01e-3	5.60e-3
SP(Var)	1.38e-6	1.01e-7	1.94e-6	2.88e-5	2.07e-4

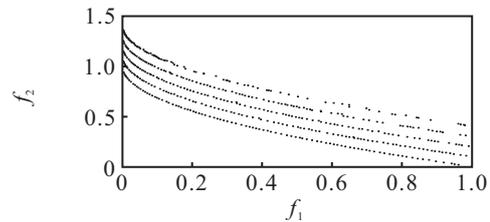


图 2  $cr$  不同取值下 ZDT4 所得的 Pareto 前沿

当  $cr = 0.5$  时, 对部分 ZDT 系列函数、DTLZ1 和 DTLZ2 进行测试, 算法所得 Pareto 前沿如图 3 和图 4 所示. 由图 3 和图 4 可见, 新型磁矩调节下的 MTBMO 对于求解上述优化问题, 算法均能逼近真正 Pareto 前沿, 并具有较好的分布性和多样性.

为了证实 MTBMO 求解多目标优化问题的优越性, 将各算法在 2 目标上取  $g_{max} = 200$ , 3 目标上取  $g_{max} = 500$ , 分别独立运行 30 次, 所得性能指标 GD 和 SP 的平均值与方差值如表 2 和表 3 所示. 由表 2 可见, 对于 ZDT1 和 ZDT3, MTBMO、NSGAII 和 SPEA2 具有相近的收敛性, PESAI 次之, MOPSO 收敛性最差. 在较难收敛的 ZDT4、ZDT6 和 3 目标 DTLZ1 上, MTBMO 具有最小的 GD 均值和方差, SPEA2 次之, NSGAII、PESAI 和 MOPSO 的值较高, 这表明 MTBMO 具有最好的收敛性. 在 DTLZ2 上, MTBMO 和 SPEA2 获得相近的收敛性, 并优于其他 3 个算法, 故 MTBMO 与其他 4 个算法相比, 在收敛性指标上具有一定竞争性. 由表 3 可见, 在间距指标 SP 上, 对于

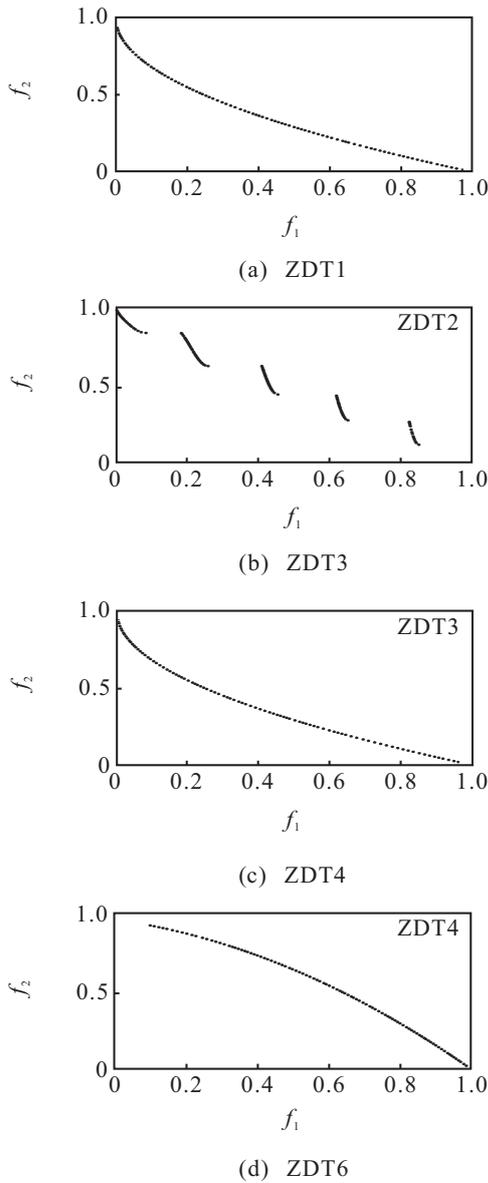


图3 MTBMO对于ZDT系列函数所得的Pareto前沿

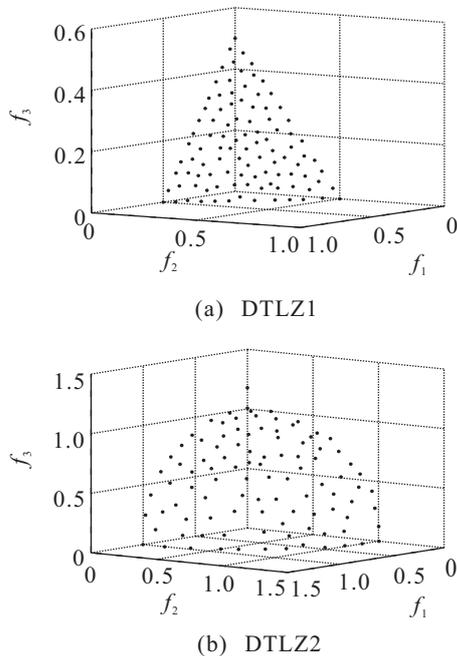


图4 MTBMO对于DTLZ1和DTLZ2所得的Pareto前沿

表2 多目标算法对于各测试问题所得GD的均值和方差

算法	MTBMO	NSGAI	MOPSO	PESAII	SPEA2
ZDT1	5.35e-4	<b>4.68e-4</b>	5.59e-2	1.20e-3	5.26e-4
var	1.51e-9	3.98e-9	6.57e-4	5.46e-7	<b>1.04e-9</b>
ZDT3	5.99e-4	6.24e-4	6.11e-2	1.10e-3	<b>5.89e-4</b>
var	<b>8.33e-10</b>	6.20e-9	1.20e-3	2.09e-6	6.10e-9
ZDT4	<b>5.16e-4</b>	5.41e-2	5.57e-1	3.21e-1	1.30e-3
var	<b>1.04e-8</b>	6.50e-4	6.53e-2	4.56e-1	8.95e-7
ZDT6	<b>2.71e-4</b>	1.50e-3	1.20e-1	5.90e-3	3.12e-4
var	<b>1.01e-10</b>	2.11e-8	2.17e-2	2.08e-5	1.55e-10
DTLZ1	<b>1.30e-3</b>	1.33e-1	5.83e+0	8.43e-1	7.91e-2
var	<b>1.06e-9</b>	2.11e-1	1.66e+1	1.18e+0	4.31e-2
DTLZ2	7.80e-3	7.00e-3	5.84e+0	1.63e-2	<b>7.20e-3</b>
var	8.33e-8	2.78e-7	4.80e+0	1.60e-5	<b>4.12e-8</b>

表3 多目标算法对于各测试问题所得SP的均值和方差

算法	MTBMO	NSGAI	MOPSO	PESAII	SPEA2
ZDT1	<b>3.20e-3</b>	7.10e-3	2.16e-2	9.40e-3	<b>3.20e-3</b>
var	<b>1.13e-7</b>	5.79e-7	4.98e-5	2.91e-5	1.35e-7
ZDT3	3.70e-3	8.40e-3	1.91e-2	1.12e-2	<b>3.60e-3</b>
var	2.32e-7	9.65e-7	6.07e-5	5.87e-5	<b>2.26e-7</b>
ZDT4	<b>3.20e-3</b>	5.18e-2	1.99e-2	3.11e-1	7.30e-3
var	<b>5.04e-7</b>	1.78e-2	4.16e-5	3.69e-5	7.14e-5
ZDT6	<b>2.20e-3</b>	5.10e-3	1.02e-1	9.20e-3	2.50e-3
var	<b>4.94e-8</b>	2.17e-7	6.60e-3	1.42e-5	8.57e-8
DTLZ1	<b>7.90e-3</b>	4.19e-1	3.74e+0	1.48e+0	7.22e-1
var	<b>7.40e-7</b>	2.41e-0	4.16e+0	5.77e+0	3.90e-0
DTLZ2	2.40e-2	5.54e-2	5.45e+0	8.81e-2	<b>2.36e-2</b>
var	5.13e-6	2.30e-5	6.42e+0	7.87e-4	<b>5.08e-6</b>

所选测试问题,除了DTLZ1外,MTBMO和SPEA2具有相近的较小的间距值,NSGAI次之,优于MOPSO和PESAII.在DTLZ1上,MTBMO具有最小的间距值,明显小于其他4种算法,这表明算法MTBMO在分布性上与SPEA2相近,优于其他4种算法,这是因为采用了与SPEA2相同的外部种群修剪机制的缘故.

对前3个性能优秀的算法MTBMO、NSGAI和SPEA2,从性能指标值的分布情况进行比较,结果如图5和图6所示,图中依次用1、2、3表示.由图5可

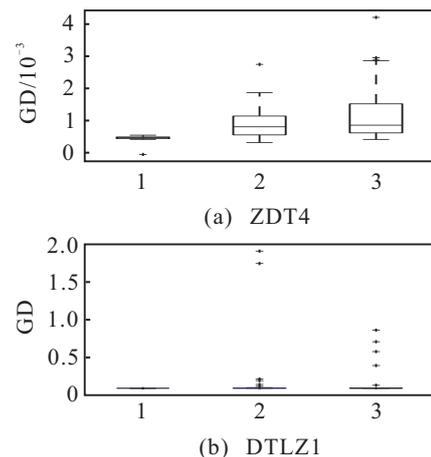


图5 对于ZDT4、DTLZ1所得的GD统计图

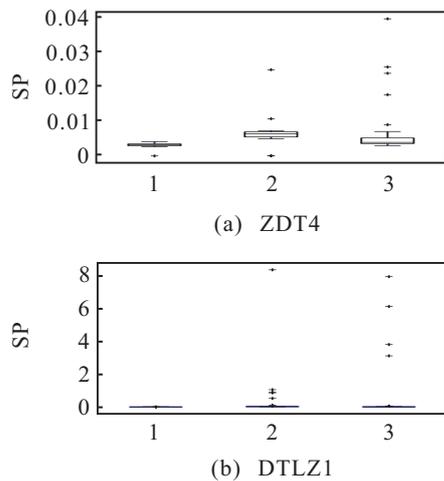


图6 对于ZDT4、DTLZ1所得的SP统计图

见, MTBMO的GD、SP的均值和方差都是最小的, 优于NSGAI和SPEA2, SPEA2获得了最大的均值和方差. 在图6中, MTBMO在分布性指标SP上获得了最小的均值和方差, 优于NSGAI和SPEA2, 这表明对于拥有多个局部最优前沿的优化问题, MTBMO能够获得最好的收敛性和分布性, 并具有很好的鲁棒性. 上述实验结果表明, MTBMO对于求解MOPs具有一定的优越性.

## 4 结论

针对趋磁性细菌优化算法MBOA求解单目标优化问题的优越性, 设计趋磁性细菌多目标优化算法MTBMO, 初步探讨和分析MBOA对于求解MOPs的有效性. 首先, 对MBOA中的MTSs产生机制进行分析, 设计新型的MTSs磁矩调节机制, 确保群体的收敛性; 然后, 采用基于混沌变异的MTSs替换机制增强群体的多样性, 并将获得的非支配可行解存入归档种群中, 对其采用与SPEA2相同的更新机制进行更新, 获得问题最优解; 最后, 通过数值实验表明了MTBMO对于求解MOPs的有效性.

## 参考文献(References)

[1] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.  
 [2] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm[R]. Zurich: Swiss Federal Institute of Technology, 2001: 126-140.

[3] Corne D W, Jerram N R, Knows J D, et al. PESA-II: Region-based selection in evolutionary multi-objective optimization[C]. *Proc of the Genetic and Evolutionary Computation Conf. San Francisco*, 2001: 283-290.  
 [4] Coello C A, Pulido G T, Lechuga M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 256-279.  
 [5] Cheng Jixiang, Zhang Gexiang, Li Zhidan, et al. Multi-objective ant colony optimization based on decomposition for bi-objective traveling salesman problems[J]. *Soft Computing — A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 2012, 16(4): 597-614.  
 [6] Shang Ronghua, Jiao Licheng, Liu Fang, et al. A novel immune clonal algorithm for MO problems[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2012, 16(1): 35-50.  
 [7] Wang Y, Cai Z, Zhang Q. Differential evolution with composite trial vector generation strategies and control parameters[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2011, 15: 55-66.  
 [8] Mo H W. Research on magnetotactic bacteria optimization algorithm[J]. *The 5th Int Conf on Advanced Computational Intelligence*, 2012, 413(1): 423-428.  
 [9] Mo H W, Xu L F. Magnetotactic bacteria optimization algorithm for multimodal optimization[C]. *IEEE Symposium on Swarm Intelligence(SIS)*. Singapore, 2013: 240-247.  
 [10] Philipse A P, Maas D. Magnetic colloids from magnetotactic bacteria: Chain formation and colloidal stability[J]. *Langmuir*, 2002, 18: 9977-9984.  
 [11] 毕晓君, 王珏, 李博. 基于混合生物地理学优化的多目标优化算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2014, 36(1): 179-185.  
 (Bi X J, Wang J, Li B. Multi-objective optimization based on hybrid biogeographybased optimization[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(1): 179-185.)  
 [12] 章萌, 章卫国, 孙勇. 多目标强度Pareto混沌差分进化算法[J]. *控制与决策*, 2012, 27(1): 41-46.  
 (Zhang M, Zhang W G, Sun Y. Multi-objective strength Pareto chaotic differential evolution algorithm[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(1): 41-46.)

(责任编辑: 郑晓蕾)