

求解无约束优化问题的知识进化算法及其收敛性分析

严太山, 崔杜武

(西安理工大学 计算机科学与工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 针对传统方法的随机盲目性和易陷入局部最优值等缺陷, 提出一种求解无约束优化问题的知识进化算法(简称为UOP-KEA), 并对算法的全局收敛性进行了分析. 该算法的主要思想是: 首先建立初始知识库, 然后利用传承算子来实现对优秀知识个体的传承, 利用创新算子来产生新的知识个体, 利用更新算子来更新知识库, 从而实现知识的进化, 最后从知识库的最优知识个体中获取问题的最优解. 将该算法应用于无约束非线性测试函数的最小值优化求解, 获得了成功的结果. 与遗传算法相比, 该算法可以使用较小的种群规模, 以较快的速度寻找到全局最优解, 表明了它的可行性和有效性.

关键词: 无约束优化; 知识进化; 传承算子; 创新算子; 更新算子; 收敛性

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Knowledge evolution algorithm for solving unconstraint optimization problems and its convergence analysis

YAN Tai-shan, CUI Du-wu

(School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an Shaanxi 710048, China)

Abstract: To deal with the limitations in traditional algorithms, such as the random blindness and the traps of the local optima, we develop a knowledge evolution algorithm for solving unconstraint optimization problems(called UOP-KEA), and analyze its global convergence. Firstly, an initial knowledge base is formed; next, excellent knowledge individuals are inherited by inheritance operator; new knowledge individuals are produced by innovation operator; knowledge base is updated by update operator. Thus, knowledge evolution is realized. Finally, the optimal solution of issues is obtained from the optimal knowledge individuals. Experiments have been performed on optimization of unconstraint nonlinear test functions. Compared with genetic algorithms, this algorithm finds the global optimal solution with smaller size of population and in a higher speed. The successful results show that this algorithm is feasible and valid.

Key words: unconstraint optimization; knowledge evolution; inheritance operator; innovation operator; update operator; convergence

1 引言(Introduction)

无约束优化在工业和科学研究领域有着广泛的应用, 而且是进一步研究有约束优化问题的基础. 目前, 人们对于无约束优化问题求解方法的研究, 主要局限在经典的梯度法^[1~3], 以及遗传算法^[4~6]、人工鱼群算法^[7]、蚁群算法^[8]、免疫算法^[9,10]等各种仿生智能算法. 这些方法没有知识的形成和积累机制, 在求解问题的过程中, 缺乏知识的指导, 因此, 其寻优方向难免带有与生俱来的随机盲目性, 在解决较为复杂的无约束优化问题时, 不仅耗费时间, 而且易陷入局部最优值.

知识是认识论范畴的概念, 是人们经验的积累与

归纳, 它几乎包含了数据、信息、知识和智能等全部含义^[11,12]. 在人类的进化过程中, 知识起着至关重要的作用. 人类在接受自然法则作用的同时, 逐渐形成了知识系统, 知识系统对人类进化产生了巨大而积极的影响, 使人类进化呈现加速上升的特征. 著名的科学哲学大师卡尔·波普尔^[13~15]把生物进化同科学发展结合起来, 阐明了科学是如何合理地进化的, 这就是他的知识进化论. 知识进化论告诉我们, 知识本身是不断进化的, 其进化结果最终逼近真理. 为克服传统方法求解无约束优化问题的随机盲目性, 提高求解效率, 本文以知识进化论哲学思想为基础, 从自然计算理论角度出发, 提出一种求解无约束优化

问题的知识进化算法(简称为UOP-KEA).

2 求解无约束优化问题的知识进化算法介绍(Introduction of the knowledge evolution algorithm for solving unconstraint optimization problems)

人们目前对自然进化计算理论的研究大多尚集中在生物自然选择层面上^[13,16], 是从模拟简单生物进化的角度展开的. 对于知识进化, 也有不少的学者进行了研究^[11~13,17~21], 但主要是从哲学、社会学理论角度出发, 研究知识获取、知识更新、知识进化机理及知识管理系统结构. 知识进化算法是建立在卡尔·波普尔的知识进化论基础上的, 是模拟人类知识进化而建立的一种新型全局优化搜索算法. 知识进化是一个或长或短的过程, 知识进化的趋势是上升性的. 科学知识的进化, 最主要的标志是真理度不断提高, 如果用 N 表示新知识的真理度, 用 P 表示旧知识的真理度, 则当 $N > P$ 时, 新知识才可能比旧知识有进步, 才能说出现了知识的进化.

求解无约束优化问题的知识进化算法(UOP-KEA)的基本框架如图1所示. 算法的关键算子包括传承算子(inheritance operator)、创新算子(innovation operator)和更新算子(update operator), 其主要思想是: 首先对实际领域问题进行分析求解, 并结合已有的先验知识, 形成初始知识库, 并对知识库中的知识个体按适应值高低进行排序. 在初始知识库的基础上, 利用传承算子来实现对优秀知识个体的传承, 使优秀的知识个体能保留到进化的下一代; 利用创新算子来产生新的知识个体, 形成一个新知识集; 利用更新算子来对原知识库进行更新, 得到进化后的知识库; 如此循环, 直到满足问题求解的精度要求或达到最大进化代数, 算法终止, 最后从知识库的最优知识个体中获取问题的最优解.

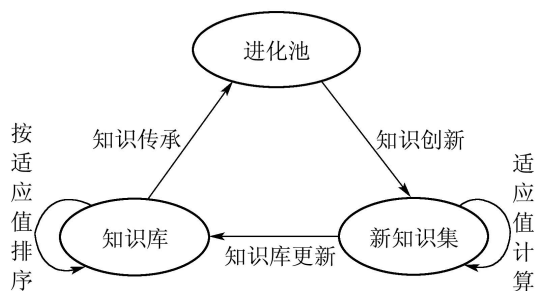


图 1 UOP-KEA的基本框架
Fig. 1 The basic framework of UOP-KEA

3 求解无约束优化问题的知识进化算法实现(Realization of the knowledge evolution algorithm for solving unconstraint optimization problems)

3.1 知识库的结构及知识个体编码方法 (Structure of knowledge base and coding method of knowledge individual)

在本文构造的知识库中, 知识个体包含有问题解、变量区间信息及个体适应值等内容, 在结构上包括3个部分, 可表示为 $\langle S, V, F \rangle$, S, V, F 的含义分别为

1) $S = \{s_1^t, s_2^t, \dots, s_G^t\}$ 是问题可行解的集合, G 为知识库规模, s_i^t 表示第 t 代知识库中第 i 个知识个体(按适应值由高到低排序)中的可行解.

2) $V = \langle V_1, V_2, \dots, V_n \rangle$ 是变量区间信息集合, n 为变量数目. $V_i = \langle I, L, U \rangle$ 表示第 i 个变量的区间信息, $I = [l, u] = \{x | l \leq x \leq u\}$, l, u 分别表示变量的下限和上限, 其初始值由问题给出的变量取值范围决定; L 为变量的下限 l 所对应的目标函数值, U 为变量的上限 u 所对应的目标函数值, 在本文中, L, U 均被初始化为足够大的正实数.

3) $F = \{f_1^t, f_2^t, \dots, f_G^t\}$ 是知识适应值的集合, f_i^t 表示第 t 代知识库中第 i 个知识个体的适应值.

在传统的进化算法中, 常用的编码方法有二进制编码、实值编码、符号编码等^[22]. 本文采用实值编码方法来实现对知识个体的描述. 知识库可以看作是由 G (知识库规模) 个 w 维的实值向量 $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,w})$ 组成的, 其中: w 为每个知识个体所具有的属性个数, $i = 1, 2, \dots, G$, $x_{i,j}$ 表示第 i 个知识个体的第 j 个属性值.

3.2 进化算子(Evolution operator)

3.2.1 传承算子(Inheritance operator)

传承算子的作用是从已有知识库中选择出规模固定的优秀知识个体进入进化池中, 这些优秀知识个体将参与新一轮知识进化. 由于本文中仅考虑极小化问题, 评价知识优劣的适应值函数 $f(x)$ 按如下方法选取:

$$f(x) = \begin{cases} P - \text{obj}(x), & \text{如果 } \text{obj}(x) < P, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

其中: $\text{obj}(x)$ 表示个体对应的目标函数值, P 是根据求解问题预先设定的一个足够大的正数, 以保证适应值非负.

3.2.2 创新算子(Innovation operator)

创新算子的作用是产生新的知识个体, 具体包括

以下两个方面:

一方面,对变量区间信息的创新,即根据当前代的变量值(或目标函数值)与优秀个体中对应变量的边界值(或其目标函数值)的关系,对变量区间信息进行调整.创新规则如下:

$$l_j^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t, & \text{如果 } x_{i,j}^t \leq L_j^t \text{ 或 } \text{obj}(x_i^t) < L_j^t, \\ l_j^t, & \text{其他,} \end{cases} \quad (1)$$

$$L_j^{t+1} = \begin{cases} \text{obj}(x_i^t), & \text{如果 } x_{i,j}^t \leq l_j^t \text{ 或 } \text{obj}(x_i^t) < L_j^t, \\ L_j^t, & \text{其他,} \end{cases} \quad (2)$$

$$u_j^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t, & \text{如果 } x_{i,j}^t \geq u_j^t \text{ 或 } \text{obj}(x_i^t) < U_j^t, \\ u_j^t, & \text{其他,} \end{cases} \quad (3)$$

$$U_j^{t+1} = \begin{cases} \text{obj}(x_i^t), & \text{如果 } x_{i,j}^t \geq u_j^t \text{ 或 } \text{obj}(x_i^t) < U_j^t, \\ U_j^t, & \text{其他.} \end{cases} \quad (4)$$

另一方面,对变量变化步长及方向的创新,即根据当前代的变量值与优秀个体中对应变量的边界值的关系,对变量的变化步长及方向进行调整.创新规则如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t + |u_j^t - l_j^t| \cdot \alpha, & \text{如果 } x_{i,j}^t < l_j^t, \\ x_{i,j}^t - |u_j^t - l_j^t| \cdot \beta, & \text{如果 } x_{i,j}^t > u_j^t, \\ x_{i,j}^t + (1 - \frac{a}{b})(u_j^t - l_j^t) \cdot \gamma, & \text{其他.} \end{cases} \quad (5)$$

在式(1)~(5)中, $x_{i,j}^t$ 和 $x_{i,j}^{t+1}$ 分别表示第 t 和 $t+1$ 代的第 i 个知识个体的第 j 个自变量; l_j^t 和 l_j^{t+1} 分别表示第 t 和 $t+1$ 代优秀知识个体中的第 j 个自变量的下限; u_j^t 和 u_j^{t+1} 分别表示第 t 和 $t+1$ 代优秀知识个体中的第 j 个自变量的上限; L_j^t 和 L_j^{t+1} 分别表示第 t 和 $t+1$ 代优秀知识个体中的第 j 个自变量的下限对应的目标函数值; U_j^t 和 U_j^{t+1} 分别表示第 t 和 $t+1$ 代优秀知识个体中的第 j 个自变量的上限对应的目标函数值; a, b 分别表示第 t 代第 i 个知识个体的适应值和优秀知识个体的适应值; $\alpha, \beta, \gamma \in (0, 1)$.

创新算子就是利用公式(1)~(4)不断调整知识个体中的变量区间信息 V ,利用公式(5)不断对变量的变化步长及方向进行调整,从而不断产生新的知识个体,并使进化过程尽快地朝着最优知识个体的方向进行.

3.2.3 更新算子(Update operator)

更新算子的作用是利用优秀的新知识个体更新原有的知识库,得到进化后的知识库.设第 t 代进化后得到的新知识集合为: $X^t = \{x_1^t, x_2^t, \dots, x_M^t\}$,其中 M 为进化规模.由于原知识库中的知识个体是按适应值由高到低排序的,可将其第 t 代适应值最低的知识个体记为 x_G^t ,即

$$x_G^t = \arg \min_{k=1,2,\dots,G} (f(x_k^t)).$$

知识库更新规则如下:

$$x_i^{t+1} \in X^{t+1} | f(x_i^{t+1}) > f(x_G^t), x_i^{t+1} \neq x_G^t,$$

其中 $k = 1, 2, \dots, G$.

为了维持知识库规模(G)一定,则将新加入的知识个体与原知识库中的知识个体按适应值递减排序后,保留适应值较高的前 G 个知识个体,删除其余的适应值较低的知识个体.

3.3 算法的实现步骤(Steps of the algorithm)

求解无约束优化问题的知识进化算法(UOP-KEA)的具体实现步骤如下:

输入: 初始知识库中的知识个体

输出: 进化后的知识库中的最优知识个体

Step 1 $t = 0$;

Step 2 初始化知识库: 根据给定问题的取值范围和知识库结构及知识个体的编码方式,生成初始知识库;

Step 3 适应值计算,并按适应值高低对知识个体进行排序;

Step 4 判断是否满足给定的终止条件? 如果是,则转向Step 10, 否则执行下一步;

Step 5 知识传承: 将传承算子作用于知识群体,选择若干优秀的知识个体进入进化池中;

Step 6 知识创新: 将创新算子作用于进化池中的知识个体,产生新的知识个体,形成一个新的知识集;

Step 7 新知识个体的适应值计算;

Step 8 知识库更新: 运用更新算子,利用新的知识个体更新原有的知识库,得到进化后的知识库;

Step 9 $t = t + 1$, 转Step 4;

Step 10 从最优知识个体中获取问题的最优解;

Step 11 结束.

4 求解无约束优化问题的知识进化算法收敛性分析(Convergence analysis of the knowledge evolution algorithm for solving unconstrained optimization problems)

考虑连续参数优化问题:

$$\max f(x): S \rightarrow R^1, \quad (6)$$

其中: $f(x)$ 为适应值函数, $S = \prod_{i=1}^n [a_i, b_i]$ 为搜索空间,这里: $a_i < b_i, i = 1, \dots, n$.不失一般性,假设搜索空间 $S = I^n$,其中: $I = [0, 1]$. 设 B_n 为 S 上的

Borel- σ 代数, 对 B_n 中的集合, 考虑其 Lebesgues 测度 m , 则由于 $m(I^n) = 1, P = (I^n, B_n, m)$ 构成一个概率空间. 假设 $f(x)$ 满足:

1) $f(x)$ 在 S 上的整体极大值 $\max f(x)$ 存在, 记该整体极大值为 f^* , 则整体(极大)最优点集合 $M = \arg \max f(x) = \{x \in S | f(x) = f^*\}$ 非空;

2) f 是定义在 S 上的随机变量, 且满足 $0 < f_{\min} \leq f(x) \leq f_{\max} < \infty$;

3) $\forall \varepsilon > 0$, 集合 $M_\varepsilon = \{x \in S | f(x) \geq f^* - \varepsilon\}$ 满足 $m(M_\varepsilon) > 0$.

条件1) 的要求是理所当然的, 而实际遇到的绝大多数函数(包括连续函数、分段函数等)都满足条件2). 对于不满足条件3) 的函数, 用任何优化搜索方法求解都将是困难的. 因此, 对 $f(x)$ 的这些假设条件是合理的.

从 UOP-KEA 的基本思想中不难看出, 在 UOP-KEA 的进化过程中实施了最优知识个体保留策略, 最优知识个体必将作为知识种群的一员保留下去并参与新一轮知识进化.

定理 1 用采用最优知识个体保留策略的 UOP-KEA 求解问题(6)时, 假设对任意给定的 $\varepsilon > 0$, 当进化到第 k 代时, 新知识群体中的任一知识个体被选中进入 M_ε 的概率满足

$$P(x \in M_\varepsilon) \geq \delta(k) > 0,$$

其中 $\delta(k)$ 是一个可能与 k 有关的常数. 如果级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \delta(k)$ 发散, 则 UOP-KEA 收敛且收敛性与初始知识群体无关.

证 由定理条件可知, 在进化的第 k 代, 对于新知识群体中的任一知识个体, 被选中进入 M_ε 的概率 $P^k \geq 1/N \cdot \delta(k)$, 其中 N 为群体大小. 因此, 在生成下一代知识群体时, 没有进入 M_ε 的新知识个体的概率 $P_{\text{not}}^k \leq (1 - 1/N \cdot \delta(k))$. 由于在前 k 代中共经历了 k 次知识进化, 因此在这 k 次知识进化中没有产生一个进入 M_ε 的新知识个体的概率为

$$P_{\text{not}}(k) = \prod_{i=1}^k P_{\text{not}}^i \leq \prod_{i=1}^k (1 - 1/N \cdot \delta(i)).$$

由于采用了最优知识个体保留策略, 因此对于 $\forall \varepsilon > 0$, 有

$$P(D_k > \varepsilon) \leq P_{\text{not}}(k),$$

其中 $D_k = f^* - f_k, f_k$ 为第 k 代保留的最优知识个体的适应值.

由有关无穷乘积的命题^[23]可知

$$\prod_{i=1}^{\infty} (1 - 1/N \cdot \delta(i)) = 0 \Leftrightarrow \sum_{i=1}^{\infty} \delta(i) \text{ 发散.}$$

由定理条件,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P_{\text{not}}(k) = \prod_{i=1}^{\infty} (1 - 1/N \cdot \delta(i)) = 0,$$

从而有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P(D_k > \varepsilon) = 0.$$

所以, UOP-KEA 收敛. 显然, 由证明过程可以看出, UOP-KEA 的收敛性是与初始知识群体无关的.

5 实验仿真结果(Experiment simulation results)

下面选取 10 个具有代表性的无约束非线性测试函数^[24~26], 分别利用本文提出的算法 UOP-KEA 对它们进行最小值的优化求解, 以测试算法的性能, 评价和检验算法的可行性及有效性, 并将其求解结果与遗传算法进行对比. 这 10 个测试函数分别为

1) De Jong 函数:

$$f_1 = \sum_{i=1}^{20} x_i^2, \quad -5.12 \leq x_i \leq 5.12.$$

该函数在点 $(x_1, x_2, \dots, x_{20}) = (0, 0, \dots, 0)$ 处有一个全局最小值 0.

2) De Jong 函数:

$$f_2 = 100 \cdot (x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2, \\ -2.048 \leq x_1, x_2 \leq 2.048.$$

该函数有一个全局极小点也是唯一的极小点 $f(1, 1) = 0$, 虽然在求极小值时它是单峰值的函数, 但它却是病态的, 难以进行全局极小化.

3) De Jong 函数:

$$f_3 = [0.002 + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6}]^{-1},$$

其中:

$$-65.536 \leq x_1, x_2 \leq 65.536,$$

$$[a_{ij}] =$$

$$\begin{bmatrix} -32 & -16 & 0 & 16 & 32 & -32 & \dots & 16 & 32 \\ -32 & -32 & -32 & -32 & -32 & -16 & \dots & 32 & 32 \end{bmatrix}.$$

该函数是一个多峰值函数, 共有 25 个局部极小点, 其中有一个是全局极小点: $(x_1, x_2) = (-32, -32)$, 全局极小值为 0.998.

4) Bobachevsky 函数:

$$f_4 = x_1^2 + 2x_2^2 - 0.3 \cdot \cos(3\pi x_1) - 0.4 \cdot \cos(4\pi x_2) + 0.7,$$

$$-1 \leq x_1, x_2 \leq 1,$$

该函数在点 $(x_1, x_2) = (0, 0)$ 处有一个全局最小值0.

5) Schaffer函数:

$$f_5 = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1.0 + 0.001 \cdot (x_1^2 + x_2^2)]^2},$$

$$-100 \leq x_1, x_2 \leq 100.$$

该函数在点 $(x_1, x_2) = (0, 0)$ 处有一个全局最小值0.

6) Rastrigin函数:

$$f_6 = 200 + \sum_{i=1}^{20} [x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi x_i)],$$

$$-5.12 \leq x_i \leq 5.12.$$

该函数在点 $(x_1, x_2, \dots, x_{20}) = (0, 0, \dots, 0)$ 处有一个全局最小值0.

7) Six-Hump Camel Back函数:

$$f_7 = (4 - 2.1x_1^2 + \frac{1}{3}x_1^4) \cdot x_1^2 + x_1 \cdot x_2 + (-4 + 4x_2^2) \cdot x_2^2,$$

$$-3 \leq x_1 \leq 3, -2 \leq x_2 \leq 2.$$

该函数有6个局部极小点, 其中全局极小点有两个: $(x_1, x_2) = (-0.0898, 0.7126)$ 和 $(x_1, x_2) = (0.0898, -0.7126)$, 全局最小值为-1.0316.

8) Goldstein-price函数:

$$h(x_1, x_2) = [1 + (x_1 + x_2 + 1)^2 \cdot (19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1x_2 + 3x_2^2)],$$

$$r(x_1, x_2) = [30 + (2x_1 - 3x_2)^2 \cdot (18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1x_2 + 27x_2^2)],$$

$$f_8 = h(x_1, x_2) \cdot r(x_1, x_2).$$

该函数在点 $(x_1, x_2) = (0, -1)$ 处有一个全局最小值3.

9) Eazom 函数:

$$f_9 = -\cos x_1 \cdot \cos x_2 \cdot \exp(-(x_1 - \pi)^2 - (x_2 - \pi)^2),$$

$$-100 \leq x_1, x_2 \leq 100.$$

该函数在点 $(x_1, x_2) = (\pi, \pi)$ 处有一个全局最小

值-1.

10) Shubert函数:

$$f_{10} = \sum_{i=1}^5 i \cdot \cos[(i+1) \cdot x_1 + i] \cdot \sum_{i=1}^5 i \cdot \cos[(i+1) \cdot x_2 + i],$$

$$-10 \leq x_1, x_2 \leq 10.$$

该函数在18个点有全局最小值-186.7309.

运用UOP-KEA对函数 $f_1 \sim f_{10}$ 进行最小值的优化求解时, 参数设置如表1所示. 其中: n 表示变量维数, $\text{obj}^*(\cdot)$ 表示函数的已知最优值, T 表示最大进化代数, G 表示知识库规模, M 表示进化规模. 遗传算法(GA)中, 交叉率、变异率、种群规模、最大进化代数的取值分别为: 0.7,0.1,200,300.

表1 UOP-KEA的参数设置

测试函数	n	$\text{obj}^*(\cdot)$	T	G	M
f_1	20	0	300	50	20
f_2	2	0	400	30	10
f_3	2	0.998	300	30	10
f_4	2	0	200	30	10
f_5	2	0	300	30	10
f_6	20	0	300	50	20
f_7	2	-1.0316	200	30	10
f_8	2	3	300	30	10
f_9	2	-1	200	30	10
f_{10}	2	-186.7309	300	30	10

对每一目标函数重复做寻优试验50次, 测试结果如表2和表3所示. 其中: $\text{obj}_{\text{AV}}(\cdot)$ 表示50次寻优的平均最优值, t_{AV} 表示50次寻优的平均收敛时间(以s为单位), R_{CONV} 表示全局收敛率.

表2 UOP-KEA的测试性能

测试函数	$\text{obj}_{\text{AV}}(\cdot)$	t_{AV}/s	R_{CONV}
f_1	0.000000	0.145	100%
f_2	0.000000	0.503	100%
f_3	0.9980005	0.427	100%
f_4	0.000000	0.192	100%
f_5	0.000000	0.320	100%
f_6	0.000000	0.355	100%
f_7	-1.031616	0.195	100%
f_8	3.000000	0.292	100%
f_9	-1.000000	0.178	100%
f_{10}	-186.730904	0.190	100%

表 3 GA 的测试性能
Table 3 Test results of GA

测试函数	obj _{AV} ()	t _{AV} /s	R _{CONV}
f ₁	0.000502	0.701	100%
f ₂	0.004926	1.485	88%
f ₃	1.218407	2.215	80%
f ₄	0.000322	1.102	92%
f ₅	0.004128	1.704	82%
f ₆	0.030382	0.895	96%
f ₇	-1.031305	0.707	92%
f ₈	3.211308	1.975	88%
f ₉	-0.955680	0.956	92%
f ₁₀	-186.719826	0.996	96%

从表2和表3的测试结果可以看出, UOP-KEA对10个测试函数的寻优成功率都能达到100%, 50次寻优的平均最优值与目标最优值基本一致, 说明算法具有较好的全局收敛性. 而且, 无论是对高维函数还是低维函数, 无论是对单峰函数还是多峰函数, UOP-KEA都能在较小种群规模的条件下, 以较快的速度收敛到全局最优值. 遗传算法(GA)对绝大多数的高维函数和多峰函数的寻优成功率都无法达到100%, 其寻优速度和最优解的质量都低于UOP-KEA, 特别是对多峰函数寻优的平均最优值与目标最优值之间普遍存在一定的差距. 可见, 与遗传算法(GA)相比, UOP-KEA的寻优性能有了较大的提高.

6 结论(Conclusion)

本文提出的求解无约束优化问题的知识进化算法(UOP-KEA), 为求解无约束优化问题提供了一种算法框架. 该算法在对无约束非线性测试函数进行最小值的优化求解时, 表现出了良好的寻优性能, 可以使用较小的种群规模, 以较少的迭代次数寻找到全局最优解, 并在一定程度上克服了早熟现象, 获得了成功的结果. 今后的主要工作是使知识进化算法能与其他各种传统的生物进化算法进行融合应用, 拓宽其应用领域.

参考文献(References):

- [1] 韦增欣, 李颜君, 黄海东. 无约束优化问题的一种新的共轭梯度法[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2007, 32(2): 336 – 340.
(WEI Zengxin, LI Yanjun, HUANG Haidong. A new conjugate gradient method for unconstrained optimization[J]. *Journal of Guangxi University(Natural Science Edition)*, 2007, 32(2): 336 – 340.)
- [2] 潘翠英, 陈兰平. 求解无约束优化问题的一类新的下降算法[J]. 应用数学学报, 2007, 30(1): 88 – 98.
(PAN Cuiying, CHEN Lanping. A class of efficient new descent methods[J]. *Acta Mathematicae Applicatae Sinica*, 2007, 30(1): 88 – 98.)
- [3] PENG Y H, LIU Z H. A derivative-free algorithm for unconstrained optimization[J]. *Applied Mathematics – A Journal of Chinese Universities*, 2005, 20 (4) : 491 – 498.
- [4] 张晓伟, 邢志栋, 董建民. 求解一类无约束优化的混合遗传算法[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2005, 35(2): 130 – 132.
(ZHANG Xiaowei, XING Zhidong, DONG Jianmin. A hybrid genetic algorithm to seeking the optimum solution of a class of unconstrained optimization[J]. *Journal of Northwest University (Natural Science Edition)*, 2005, 35(2): 130 – 132.)
- [5] 黄蓓, 王士同. 基于量子遗传算法的非线性无约束优化方法[J]. 微计算机信息, 2006, 22(3/2): 264 – 266.
(HUANG Bei, WANG Shitong. Nonlinear optimization without restriction based on quantum genetic algorithm[J]. *Micro-computer Information*, 2006, 22(3/2): 264 – 266.)
- [6] 巩敦卫, 孙晓燕. 用于函数优化的自适应类种子保留遗传算法[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(5): 779 – 782.
(GONG Dunwei, SUN Xiaoyan. Genetic algorithms with adaptively conserving species seeds for function optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(5): 779 – 782.)
- [7] 张梅凤, 邵诚. 多峰函数优化的生境人工鱼群算法[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(4): 773 – 776.
(ZHANG Meifeng, SHAO Cheng. Niche artificial fish swarm algorithm for multimodal function optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(4): 773 – 776.)
- [8] 陈小强, 杜呈欣, 熊伟清. 蚁群算法求解函数优化中的参数设置[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(17): 53 – 55.
(CHEN Xiaoqiang, DU Chengxin, XIONG Weiqing. Ant colony algorithm design for function optimization[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(17): 53 – 55.)
- [9] 左兴权, 范玉顺. 一类用于函数优化的基于混沌搜索的免疫算法[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(6): 958 – 960.
(ZUO Xingquan, FAN Yushun. Chaotic-search-based immune algorithm for function optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(6): 958 – 960.)
- [10] 张著洪, 黄席樾. 一种新的免疫算法及其在多模态函数优化中的应用[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(1): 18 – 21.
(ZHANG Zhuhong, HUANG Xiyue. Novel immune algorithm and its application to multi-modal function optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2004, 21(1): 18 – 21.)
- [11] 朱祖平. 知识进化与知识创新机理研究[J]. 研究与发展管理, 2000, 12(6): 16 – 19.
(ZHU Zuping. Research on the mechanism of knowledge evolution and knowledge innovation[J]. *R & D Management*, 2000, 12(6): 16 – 19.)
- [12] 钟义信. “信息-知识-智能”生态意义下的知识内涵与度量[J]. 计算机科学与探索, 2007, 1(2): 129 – 137.
(ZHONG Yixin. Knowledge concepts and measures in views of Information-Knowledge-Intelligence eco-system[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2007, 1(2): 129 – 137.)
- [13] 刘纯青, 杨莘元, 张颖. 知识进化策略[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(6): 1017 – 1020.
(LIU Chunqing, YANG Shenyuan, ZHANG Ying. Knowledge evolution strategy[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 29(6): 1017 – 1020.)
- [14] 舒炜光, 卓如飞. 客观知识——一个进化论的研究[M]. 上海: 上海译文出版社, 2005.
(SHU Weiguang, ZUO Rufe. *Impersonal Knowledge-Research on A Evolutionism*[M]. Shanghai: Shanghai Translation Publishing Company, 2005.)

- [15] 傅季重, 周昌忠, 蒋戈. 猜测与反驳——科学知识的增长[M]. 上海: 上海译文出版社, 2005.
(FU Jizhong, ZHOU Changzhong, JIANG Ge. *Hypothesis and Contradiction-Increasing of Science Knowledge*[M]. Shanghai: Shanghai Translation Publishing Company, 2005.)
- [16] 黄海燕, 顾幸生, 刘曼丹. 求解约束问题的文化算法研究[J]. 自动化学报, 2007, 33(10): 1115 – 1120.
(HUANG Haiyan, GU Xingsheng, LIU Mandan. Research on cultural algorithm for solving nonlinear constrained optimization[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(10): 1115 – 1120.)
- [17] MICHAEL BIEBER, DOUGLAS ENGELBART, RICHARD FURUTA. Toward virtual community knowledge evolution[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2002, 18(4): 11 – 35.
- [18] BOWONDER B, MIYAKE T. Technology strategy of Toshiba Corporation: a knowledge evolution perspective[J]. *International Journal of Technology Management*, 2000, 19(7/8): 864 – 895.
- [19] ALESSIO LOMUSCIO, MARK RYAN. An algorithmic approach to knowledge evolution[J]. *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis & Manufacturing*, 1999, 13(2): 119 – 132.
- [20] FRANCOISE BARTHELME, JEAN-LOUIS ERMINE, CAMILLE ROSENTHAL-SABROUX. An architecture for knowledge evolution in organizations[J]. *European Journal of Operational Research*, 1998, 109(2): 414 – 427.
- [21] SCHMALHOFER FJ, TSCHAITSCHIAN B. Cooperative knowledge evolution: a construction-integration approach to knowledge discovery in medicine[J]. *Methods of Information in Medicine*, 1998, 37(4/5): 491 – 500.
- [22] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
(WANG Xiaoping, CAO Liming. *Genetic Algorithm—Theory, Application and Software Realization*[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002.)
- [23] 陈传璋. 数学分析[M]. 第2版. 北京: 高等教育出版社, 1983.
(CHEN Chuanzhang. *Mathematical Analysis*[M]. 2nd edition. Beijing: Higher Education Press, 1983.)
- [24] 李敏强, 寇纪淞, 林丹, 等. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002.
(LI Minqiang, KOU Jisong, LIN Dan, et al. *Basic Principle and Application of Genetic Algorithm*[M]. Beijing: Science Press, 2002.)
- [25] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
(ZHOU Ming, SUN Shudong. *Principle and Application of Genetic Algorithm*[M]. Beijing: National Defense Industry Publishing Company, 1999.)
- [26] MICHALEWICZ Z. *Genetic Algorithms + Data Structure = Evolution Programs*[M]. Beijing: Science Press, 2000.

作者简介:

严太山 (1968—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为进化算法、神经网络、模式识别, E-mail: yantaishan163@163.com;

崔杜武 (1945—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为智能计算、模式识别、多媒体技术等。