

基于感知角色和多发现者的动态群搜索优化算法^①

杨正校

(健雄职业技术学院, 太仓 215411)

摘要: 针对基本群搜索算法(GSO)不能及时适应动态环境变化、容易陷入局部极值的问题, 提出一种基于感知者角色和多发现者的动态群搜索算法(SMGSO). 引入“感知者”角色用以检测环境变化, 重新初始化一定比例的种群个体以响应环境变化; 采用多发现者模式, 提出了基于多发现者中心的加入者更新模式, 以提高搜索精度; 采用基于群体多样性的角色分配策略, 确定加入者和游荡者的比例与数量, 提高种群多样性. 实验结果表明, 在解决动态寻优问题时, SMGSO 算法表现出更好的性能, 能够更准确、更及时地跟踪动态目标.

关键词: 群搜索优化算法; 动态环境; 感知者; 多发现者; 群体多样性

Sensitive Individuals and Multi-Producer Based Dynamic GSO

YANG Zheng-Xiao

(Chien Shiung Institute, Taicang 215411, China)

Abstract: Failing to adapt to dynamic changes and depart from local optima are two disadvantages of basic group search optimizer (GSO) in the dynamic environment. A sensitive individuals and multi-producer based dynamic GSO named SMGSO is proposed in this paper for dynamic optimization problems. Firstly, sensitive individuals are introduced in GSO in addition to producer, scroungers and rangers, which are responsible for detecting the environmental change. If environmental changes are detected, some individuals are initialized to respond to them. Secondly, a new update model of scroungers is proposed based on the center of multi-producer to improve local search ability. At last, a role assignment strategy based on population diversity which is beneficial for keep stable diversity is adopted to determine the ratio of scroungers to rangers. Experimental results demonstrate that SMGSO is superior to other heuristic algorithms in dynamic environment, which may not only find the optima as possible as closely but also track the changed optima timely.

Key words: group search optimizer; dynamic environment; sensitive individual; multi-producer; population diversity

动态优化问题是指在动态变化的环境中实现寻优的一类问题. 在动态优化问题的求解过程中, 目标函数、约束条件或者环境参数等因素会随着时间的推进而变化. 因此, 在进行动态优化问题的寻优时, 不仅需要环境变化前找到问题的最优解, 还需要在环境变化后能够及时跟踪到问题的最优解^[1].

近年来, 多采用群体智能算法克服传统动态优化算法遇到的问题. 群体智能算法是从客观群体智能现象中发现、研究、总结并提取出来的. 典型地, 1991 年, Dorigo 基于对蚂蚁觅食现象分析提出了蚁群优化算法

^[2]; 1995 年, Kennedy 与 Eberhart 基于鸟群飞行现象提出了粒子群算法^[3]; 2002 年, 李晓磊等根据鱼群现象提出了人工鱼群算法(Artificial Fish-swarm Algorithm, AFA)^[4]; 2006 年, S. He 与 Q. H. Wu 依据他们对群体觅食现象的观察提出了群搜索优化算法^[5]; 2008 年, Dan Simon 提出了生物地理学优化算法^[6].

GSO 算法来源于客观自然界中动物群体的觅食行为, 如鸟群、鱼群、狮群等的觅食行为. GSO 算法相较于 ACO、PSO、AFA、BBO 等算法, 有其独特的搜索机制. “发现者-加入者模型”是由生物学家 C. J.

^① 基金项目: 太仓科技局软科学项目(20131031)

收稿时间: 2014-03-27; 收到修改稿时间: 2014-04-15

Bamard 和 R. M. Sibly 提出的, S. He 与 Q. H. Wu 在群搜索算法中以此为寻优框架. 在 PS 搜索模型中, 群体成员分为发现者(Producer)和加入者(Scrounger)两种角色, 它们共同作为搜索的主体成员. 同时, 为避免搜索陷入局部极值, GSO 算法还采用游荡者策略. 已有研究表明, GSO 算法对于多模高维函数优化问题在精确和收敛速度方面较其他随机优化算法有一定优势^[7].

通过对基本 GSO 算法和相关改进算法的分析, 考虑到 GSO 算法的一些独特机制, 本文研究求解动态优化问题的改进 GSO 算法, 其可行性表现在以下三个方面. 首先, GSO 算法将群体分为发现者、加入者和游荡者三类角色. 在每一轮迭代中, 群体中的个体根据具体情况被指定为三种角色之一, 在整个迭代过程中角色可以转换, 群体具有动态变化的特征; 其次, 将群体成员分为三类角色和采用游荡策略, 使得 GSO 算法在保持种群多样性方面有一定优势, 适合求解动态优化问题; 最后, 发现者的搜索行为考虑了搜索角度和步长, 使得 GSO 在跟踪动态变化的极值方面更具有针对性.

为此, 本文提出一种基于感知者角色和多发现者的动态群搜索算法(SMGSO). 首先, 在把种群分为发现者、加入者和游荡者三种角色的基础上, 引入“感知者”角色用以检测环境变化, 确定环境变化后, 重新初始化一定比例的种群个体以响应环境变化; 其次, 采用多发现者模式, 提出了基于多发现者中心的加入者更新模式, 以提高搜索精度; 最后, 采用基于群体多样性的角色分配策略, 确定加入者和游荡者的比例与数量, 提高种群多样性. 实验结果表明, 在解决动态环境寻优问题时, SMGSO 算法表现出更好的性能, 能够更准确、更及时地跟踪动态目标.

1 GSO算法和相关研究

2006年, S. He, Q. H. Wu 和 J. R. Saunders 首次提出 GSO 算法, 发表在 IEEE Congress on Evolutionary Computation(CEC)国际会议上^[6], 其后, 2009年, 他们将算法系统地发表在著名期刊 IEEE Transactions on Evolutionary Computation^[7]. 在 GSO 算法中, 群体成员分为发现者、加入者和游荡者三类角色, 其中有一个发现者, 剩余个体的 80% 被随机指定为加入者, 20% 为游荡者. 在每轮迭代中, 发现者发现食物, 是当前

群体最佳的个体, 其位置在本轮保持不变; 加入者追随发现者以靠近所发现的食物; 游荡者朝任意方向游荡随机距离, 目的是避免陷入局部极值. 基本 GSO 算法的原理详见文献[7], 不再赘述.

下面针对 GSO 算法的研究和改进进行简要分析. 贺国华、崔志华等^[8]基于 NW 模型和动态采样机制, 提出了交互变邻域微分进化群搜索优化算法, 克服了由于个体觅食策略的选择和信息共享的网络拓扑结构而错过最优值以及信息交流模式过于简单的不足. 汪慎文、丁立新等^[9]提出了一种基于一般反向学习策略的群搜索优化算法, 其原理是首先利用反向学习策略来产生反向种群, 然后对当前种群和反向种群进行精英选择, 克服了 GSO 早熟和易陷入局部最优的不足. 刘锋、覃广等^[10]提出了快速群搜索优化算法, 主要改进有三个方面: (1)通过增加游荡者的数目以改善基本 GSO 算法停滞不前的缺点; (2)将粒子群算法的更新方式引入 GSO 算法中, 把角度搜索改为步长搜索; (3)利用 GA 算法的杂交机制重新生成游荡者. 郑慧杰、刘弘等^[11]利用模拟退火算法的局部搜索能力, 改进发现者的更新模式, 使得 GSO 算法以一定的概率接受劣解, 能有效摆脱局部极值. 房娟艳^[12]将模拟退火算法的 Metropolis 准则引入发现者的更新模式, 以一定的概率接受更差的发现者, 克服群搜索优化算法在多模问题上容易过早收敛.

在国外, 针对基本 GSO 算法中只有一个发现者的现象, Junaed A B M, Akhand M A H 和 Murase K^[13]参考自然界中多发现者的现象, 扩展了 GSO 算法, 引入了多个发现者, 并研究了多个发现者的组织与参照使用问题, 改进算法提高了 GSO 算法的性能. Moradi-Dalvand M, Mohammadi-Ivatloo B, Najafi A 等^[14]针对非凸、大规模经济调度问题建立了数学模型, 然后提出了一种连续快速群搜索优化算法求解该问题, 并在 5 个测试系统上进行了验证, 结果表明了算法解决该类系统的有效性. 作为经典的组合优化问题, TSP 问题一直是群体智能算法求解的典型问题, 如 PSO、GA 等. Akhand M A H, Junaed A B M, Hossain M F 等^[15]将交换算子和交换序列融入 GSO 中, 采用改进的 GSO 算法求解 TSP 问题, 得到了优于其他算法的效果.

从以上分析不难看出, 针对 GSO 算法的研究主要包括对各种角色更新模式改进, 对角色分配策略研究

以及引入其他算法的相关机制等. 现有研究多集中在静态优化问题求解算法, 对复杂动态优化问题的求解算法, 尚未见到相关报道.

2 一种基于感知角色和多发现者的动态群搜索优化算法-- SMGSO

2.1 动态环境检测与响应

动态环境通常是指最优值和最优位置随时间变化而变化的环境. Eberhart 和 Shi 按照环境中最优值及其位置不同的变化情况^[6], 将动态环境定义为以下几种: 1) 最优值位置发生改变, 最优值不变, 定义为 DE1 类型; 2) 最优值位置保持不变, 最优值发生改变, 定义为 DE2 类型; 3) 最优值位置和最优值都发生了改变, 定义为 DE3 类型; 4) 对于复杂的高维度系统, 最优值位置或最优值的改变可能发生在某一维度或若干个维度, 定义为 DE4 类型.

在动态优化问题中, 由于环境的变化, 搜寻目标所在位置及其对应的适应度值是变化的, 因此, 发现者、加入者和游荡者所对应的适应度值也是变化的. 但是, 基本 GSO 算法无法及时感知所处环境的变化, 使得所有个体保持了先前环境中的最优值, 所以基本 GSO 算法难以在动态环境下完成有效的寻优. 要实现 GSO 算法在动态环境中的寻优, 不仅要求 GSO 算法能够检测动态环境变化, 而且要在检测到环境变化后, 算法能够做出对环境变化的响应, 以便能够及时跟踪极值点的变化.

针对以上分析, 根据已有动态优化算法研究成果, 本文研究提出基于感知者角色和多发现者的动态 GSO 算法. 一方面, 增加检测环境变化的措施以适应环境的变化, 并对动态环境做出响应; 另一方面, 采取多种措施保持种群的多样性, 使得算法不仅能够找到最优解, 而且能够对最优解进行快速地跟踪. 动态环境的检测与响应方面包括以下两个方面.

1) 检测环境变化. 设置“感知者”角色作为检测环境变化的机制, 使得种群或者个体获得感知外部环境发生变化的能力. 检测环境变化时使用“样本检测”的方法, 将“感知者”引入该过程. “感知者”为“样本”, 群体和感知者的和即为“整体”, 以感知者代表整体, 感知者的变化代表了整体的变化, 也就是整个环境发生的变化. 然而, 感知者过于敏感是不利于整个优化过程的进行的, 所以在设置感知者的基础上, 设置了“感

知阈值”, 即感知者发生的变化达到或超过设置的特定阈值时, 判定环境发生变化. 具体方法是: 在初始化时随机生成若干个感知者, 每次迭代中计算感知者适应度, 当发现适应度值变化达到或超过设定感知阈值时, 认为环境已经发生变化.

2) 响应环境变化. 引入响应机制, 在感知到环境的变化后, 按照一定比例重新初始化所有游荡者和一部分追随者, 这样既可以保留已经搜索的最优信息, 又可以扩大群体的多样性, 以便跟踪变化了的极值点.

2.2 多发现者机制

在标准 GSO 中, 只有一个发现者, 这样所有加入者都以某种方式向其靠近, 在发现者发现食物后, 群体能够很快集中到食物, 但这样容易导致算法陷入局部极值, 并且难以摆脱极值. 参考自然界中动物的觅食现象, 往往是多个动物分布在一定区域内, 按照一定的方向寻找食物, 并且相互观察交换信息, 这样既可以在更大范围内搜寻食物, 也可以避免重复. 为此, 在 GSO 中引入多个发现者策略, 即在确定发现者时, 依据适应度选择最好的前 F 个个体作为发现者, 加入者在更新自己的位置时可以参考多个发现者的位置, 这样可以在一定程度上避免越过极值点或者陷入局部极值点.

对每个发现者来说, 其更新步骤如下:

1) 发现者 $X_{p_i}^k (i=1, \dots, F)$ 将从 0 度处开始扫描, 随机抽样 3 点. 在 0 度前方、0 度右侧和 0 度左侧分别按照(1)(2)(3)更新.

$$X_{z_1} = X_{p_i}^k + r_1 l_{\max} D_i^k(\Phi_i^k) \quad (1)$$

$$X_{r_1} = X_{p_i}^k + r_1 l_{\max} D_i^k(\Phi_i^k + r_2 \theta_{\max}/2) \quad (2)$$

$$X_{l_1} = X_{p_i}^k + r_1 l_{\max} D_i^k(\Phi_i^k - r_2 \theta_{\max}/2) \quad (3)$$

其中, $r_1 \in R^1$ 是按照平均值为 0 和标准差为 1 的正态分布生成的随机数, $r_2 \in R^{n-1}$ 是均匀分布在 (0, 1) 内的随机数; l_{\max} 为最大步长; $D_i^k(\Phi_i^k)$ 为搜索方向.

2) 发现者在搜索区域内找到一个最优值. 如果这个最优值适应度优于当前位置适应度, 那么就飞往这一点. 否则, 停在当前位置并且按照(4)转向一个新角度.

$$\Phi_i^{k+1} = \Phi_i^k + r_2 \alpha_{\max} \quad (4)$$

其中, α_{\max} 为最大转向角度.

3) 若发现者在 a 次(这里 a 需要根据经验确定)迭代后不能找到一个更优位置, 它将回到原来角度.

$$\Phi_i^{k+1} = \Phi_i^k \quad (5)$$

在引入多发现者模式后, 更新加入者时, 首先要定义多个发现者中心 X_p^{k*} , 定义为公式(6).

$$X_p^{k*} = \frac{1}{F} \sum_{i=1}^F X_{p_i}^k \quad (6)$$

第 i 个加入者更新方法按照公式(7)进行.

$$X_i^{k+1} = X_i^k + r_3 \cdot (X_p^{k*} - X_i^k) \quad (7)$$

其中, $r_3 \in R^n$ 是均匀分布在(0, 1)内的随机数.

2.3 基于群体多样性的角色分配策略

在动态寻优的过程中, 保持群体的多样性至关重要. SMGSO 算法中不仅在检测到环境变化后, 通过初始化一部分加入者和游荡者保持群体多样性, 而且采用基于群体多样性的角色分配策略来保持群体多样性. 为此, 参考文献[17], 将群体多样性定义为(8).

$$d(P) = \frac{1}{|P| \cdot D} \sum_{i=1}^{|P|} \sqrt{\sum_{j=1}^D [(p_{ij} - \bar{p}_j) / l_j]^2} \quad (8)$$

$$\bar{p}_j = \frac{1}{|P|} \sum_{i=1}^{|P|} p_{ij} \quad (9)$$

这里, $|P|$ 表示当前群体的个体数目; l_j 为各维搜索范围; D 为个体空间维数; \bar{p}_j 为第 j 维的平均值. 该多样性的定义与群体中个体数目、个体维数和搜索范围无关.

在 SMGSO 算法中, 角色分配策略设定为以下方方式: 如果多样性大于等于所定义的多样性阈值, 多样性阈值的设置, 依据经过若干次迭代能够得到一个既没有退化又可以保证粒子群的多样性, 按照均匀分布产生[0, 0.2]之间的一个随机数 r_1 , 加入者的比例定义为(10). 也即, 当群体的多样性较好时, 让更多的个体成为加入者, 增加加入者的数量, 提高其局部寻优的能力. 如果多样性小于所定义的多样性阈值, 产生[-0.4, 0]之间的一个随机数 r_1 , 即群体多样性较差时, 减少加入者比例, 增加游荡者比例, 以提高群体多样性, 使群体在更大范围内搜索寻优.

$$r_0 = 0.8 + r_1 \quad (10)$$

2.4 算法描述

下面给出 SMGSO 算法的具体描述.

步骤1: 采用均匀分布初始化种群个体 X_i^k . 在一个 d 维的搜索空间 D 中, 种群规模为 N , 最大迭代次数为 G . 第 i ($i=1, 2, \dots, N$) 个个体在第 k ($k=1, 2, \dots, G$) 次迭

代过程中, 在搜索空间中的位置可以表示为一个 d 维向量. 这里 $k=1$.

$$X_i^k = (x_{i1}^k, x_{i2}^k, x_{i3}^k, \dots, x_{id}^k), i=1, \dots, N$$

步骤2: 初始化感知者位置, 设置感知阈值 E . 设感知者规模为 M , 每个感知者可表示为一个 d 维向量.

$$X_i^{*k} = (x_{i1}^{*k}, x_{i2}^{*k}, x_{i3}^{*k}, \dots, x_{id}^{*k}), i=1, \dots, M$$

步骤 3: 计算在当前环境下种群个体的适应度值 $Fitness(i), i=1, \dots, N$, 根据适应度值从优到劣对个体进行排序. 根据排序后的结果, 选择位置最优的 F 个个体作为发现者.

步骤 4: 依据(8)计算群体的多样性 d , 按照(10)计算出 r_0 , 确定加入者和游荡者的比例和数量.

步骤 5: 根据个体当前位置和各自更新方式更新个体位置. 在 SMGSO 中, 种群更新包括发现者、加入者和游荡者三种不同角色的更新.

1)按照 3.3 中多个发现者计算步骤(1)(2)(3)更新发现者.

2)按照多个发现者模式依据公式(6)(7)更新加入者.

3)按照以下策略更新游荡者. 游荡者采用随机走动策略以自由探索新的区域. 游荡过程为: 首先按照(11)产生一个随机的角度 Φ_i^{k+1} . 在(11)中 α_{max} 是最大转向角.

$$\Phi_i^{k+1} = \Phi_i^k + r_2 \alpha_{max} \quad (11)$$

其次, 依据(12)选定一个随机距离 l_i . 其中 a 是一个常数.

$$l_i = a r_1 l_{max} \quad (12)$$

最后, 移动到一个新的位置 X_i^{k+1} .

$$X_i^{k+1} = X_i^k + l_i D_i^k(\Phi_i^{k+1}) \quad (13)$$

步骤 6: 依据当前环境信息, 计算感知者 X_i^{*k} 的适应度值. 根据感知者的适应度值变化是否超过设定的感知阈值 E , 判定环境是否发生变化. 如果环境变化, 则按照一定比例重新初始化一部分发现者和所有游荡者.

步骤 7: 判断是达到最大迭代次数或者求解精度, 如果是, 则输出最终结果; 否则, $k=k+1$, 转步骤3继续迭代.

3 实验分析

3.1 测试函数

参考文献[18]的动态优化函数的构造方法和实验环境, 针对表 1 测试函数进行实验.

表 1 测试函数

函数名称	定义	变量
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	$x_i \in [-100, 100]$ $i = 1, \dots, D$
Griewanks	$f_2(x) = \sum_{i=1}^{D-1} \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$x_i \in [-600, 600]$, $i = 1, \dots, D$
Rastrigin	$f_3(x) = \sum_{i=1}^{D-1} (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	$x_i \in [-5.12, 5.12]$ $i = 1, \dots, D$
Schwefel	$f_4(x) = 418.9829 \times D - \sum_{i=1}^D x_i \sin\left(x_i ^{1.2}\right)$	$x_i \in [-500, 500]$, $i = 1, \dots, D$

3.2 实验参数

SMGSO 算法主要参数设置包括:

- 设种群个体个数 $N=50$, 在整个空间中随机均匀分布, 个体维度 D
- 感知者角色个数 $M=10$
- 发现者个数 $F=3$
- 最大迭代次数 $G=1500$
- 动态环境变化次数 $E=100$
- 加入者占剩余个体(除发现者)比例 $r_1=80\%$, 游荡者所占比例 $r_2=20\%$
- 环境变化重新初始化加入者的比例 $r_3=50\%$
- 初始搜索角度为 0° , 常数 a 为对 $\sqrt{N+1}$ 取整, 最大搜索角度为 $\theta_{\max}=\pi/a^2$, 最大转向角度 $\alpha_{\max}=2a^2$.

3.3 实验结果及分析

在仿真环境中, 由于仿真环境不时地改变, 所以导致最优解位置发生变化. 从图 1 到图 4 仿真结果可以看出, SMGSO 在基本 GSO 算法基础上增加环境变化检测机制, 能够及时感知环境的变化情况. 对于三种测试函数中的每个测试函数, 当种群规模设置为 50, 维数为 30, 迭代次数为 1500 时, SMGSO 所求得最优值会出现起伏变化, 是由于当最优解移动位置之后, 原来的当前最优解就变成了相对次优的解, 从而导致对应适应度值发生变化, 但随着算法迭代过程的进行, SMGSO 能够及时跟踪新的最优解位置. 同时, 可以从图形看出, SMGSO 所求的适应度值呈下降趋势, 表明

SMGSO 算法保持和利用了已有寻优结果, 加快了寻优速度. 虽然文献[18]中的 AVPSO 也表现了类似的趋势, 但不难看出, 从算法收敛到最优解的过程、及时跟踪新的最优解速度等方面, SMGSO 算法整体优于 AVPSO 算法.

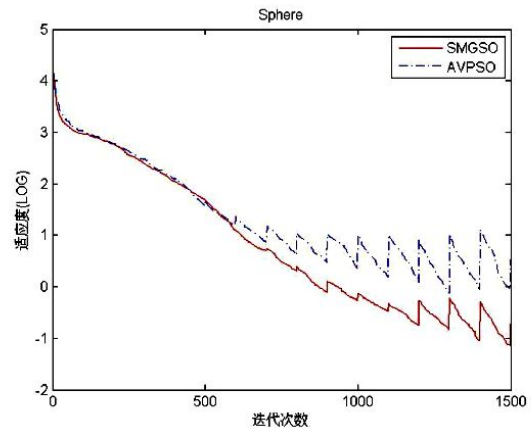


图1 函数 f_1 的动态跟踪效果

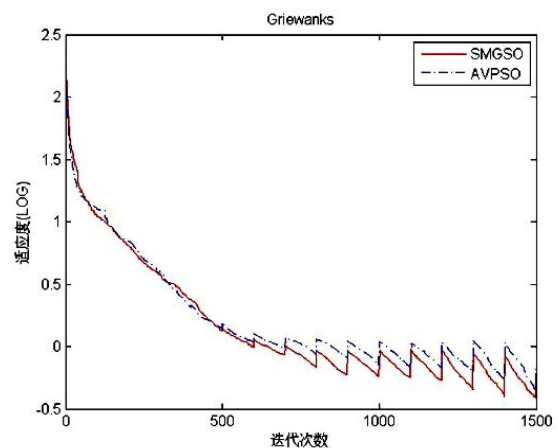


图2 函数 f_2 的动态跟踪效果

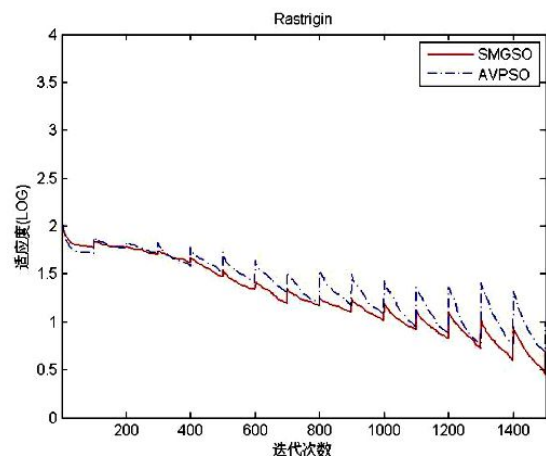
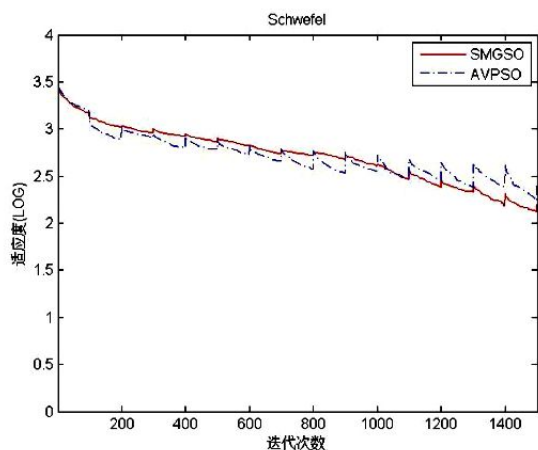


图3 函数 f_3 的动态跟踪效果

图4 函数 f_4 的动态跟踪效果

4 结语

通过分析 GSO 算法的原理和机制, 结合动态寻优问题的特点, 对基本 GSO 算法进行改进, 提出一种基于感知者角色和多发现者的动态群搜索算法. SMGSO 算法的创新之处在于: 1) 在把种群分为发现者、加入者和游荡者三种角色的基础上, 引入“感知者”角色用以检测环境变化; 2) 采用多发现者模式, 提出了基于多发现者中心的加入者更新模式, 以提高搜索精度; 3) 采用基于群体多样性的角色分配策略, 确定加入者和游荡者的比例与数量, 提高种群多样性. 对比实验结果表明, 在解决动态环境寻优问题时, SMGSO 算法在跟踪动态环境变化、避免陷入局部极值方面表现出更好的性能.

SMGSO 算法的不足之处在于引入了一些参数, 对参数的设置需要通过实验积累经验, 下一步将研究参数自适应调整, 并在更多的实验环境中测试算法的性能以完善算法.

参考文献

- Blackwell TM, Branke J. Multi-swarms, exclusion and anti-convergence in dynamic environments. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2006, 10(4): 459–472.
- Colomi A, Dorigo MM. Distributed optimization by ant colonies. *Proc. of the First European Conference on Artificial Life*, Paris, France. 1991. 134–142.
- Kendy J, Eberhart RC. Particle swarm optimization. *Proc. of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*, Piscataway, NJ, USA. 1995. 1942–1948.
- 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式.

鱼群算法. *系统工程理论与实践*, 2002, 22(11): 32–38.

- S. He Q, Wu H. A novel group search optimizer inspired by animal behavioural ecology. 2006 IEEE Congress on Evolutionary Computation. 2006. 4415–4421.
- Simon D. Biogeography-based optimization algorithm. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, 12(6): 702–713.
- He S, Wu QH, Saunders JR. Group search optimizer: An optimization algorithm inspired by animal searching behavior. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2009, 13(5): 973–990.
- 贺国华, 崔志华, 谭瑛. 交互变邻域微分进化群搜索优化算法. *小型微型计算机系统*, 2012, 33(4): 809–814.
- 汪慎文, 丁立新, 谢大同, 舒万能, 谢承旺, 杨华. 应用反向学习策略的群搜索优化算法. *计算机科学*, 2012, 39(9): 183–187.
- 刘锋, 覃广, 李丽娟. 快速群搜索优化算法及其应用研究. *工程力学*, 2010, 27(7): 38–44.
- 郑慧杰, 刘弘, 郑向伟. 基于改进群搜索算法的群体路径规划方法. *计算机应用*, 2012, 2(8): 2223–2226.
- 房娟艳. 混合群搜索优化算法及其应用研究[学位论文]. 太原: 太原科技大学, 2010.
- Junaed ABM, Akhand MAH, Murase K. Multi-Producer group search optimizer for function optimization. *Informatics, Electronics & Vision (ICIEV)*, 2013 International Conference on. IEEE. 2013. 1–4.
- Moradi-Dalvand M, Mohammadi-Ivatloo B, Najafi A, et al. Continuous quick group search optimizer for solving non-convex economic dispatch problems. *Electric Power Systems Research*, 2012, 93: 93–105.
- Akhand MAH, Junaed ABM, Hossain MF, et al. Group search optimization to solve traveling salesman problem. 2012 15th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT). Dec. 2012. 72–77.
- Shi YH, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer. *Proc. of the IEEE World Congress on Computational Intelligence*. Anchorage, AK, USA. 1998. 69–73.
- Ursem RK. Diversity-guided evolutionary algorithms. *Proc. of the 7th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*. Granada, Spain. 2002. 462–471.
- 逢金梅, 郑向伟, 刘弘. 动态微粒群算法及其在群体动画中的应用. *计算机工程与设计*, 2011, 32(8): 2809–2812.