

# 基于势场引导的两阶段协同进化遗传算法

赵学臣<sup>1,2</sup> 王洪国<sup>1</sup> 邵增珍<sup>1,2</sup> 苗金凤<sup>1,2</sup>

(山东师范大学信息科学与工程学院 济南 250014)<sup>1</sup>

(山东省分布式计算机软件新技术重点实验室 济南 250014)<sup>2</sup>

**摘要** 提出一种基于势场引导的两阶段协同进化遗传算法。第一阶段,各种群以有性繁殖为主进化,各种群进化停滞时,通过聚类形成重点搜索区域,缩小了搜索区域,提高了算法效率;第二阶段,各种群以无性繁殖为主进化,加强局部搜索,实现了基于个体适应度的定向进化,提高了算法收敛速度。同时,为了指导种群进化,实现种群间的协同,将环境势场引入至两阶段协同进化过程中。仿真实验表明,该算法具有精度高、收敛速度快等优点,一定程度上克服了目前进化算法的搜索低效性。

**关键词** 协同进化,环境势场,无性繁殖,进化方向

**中图分类号** TP18 **文献标识码** A

## Co-evolutionary Genetic Algorithm by Two Stages Based on Potential Field

ZHAO Xue-chen<sup>1,2</sup> WANG Hong-guo<sup>1</sup> SHAO Zeng-zhen<sup>1,2</sup> MIAO Jin-feng<sup>1,2</sup>

(School of Information Science & Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)<sup>1</sup>

(Shandong Provincial Key Laboratory for Distributed Computer Software Novel Technology, Jinan 250014, China)<sup>2</sup>

**Abstract** This paper proposed a co-evolutionary genetic algorithm by two stages based on potential field. In the first stage, each population was evolved mainly by sexual reproduction, when all populations reached evolutionary stagnate, key areas were formed by cluster analysis, and narrowing the search area can improve the efficiency of the algorithm. In the second stage, each population was evolved mainly by asexual reproduction to enhance local search, and realized the directed evolution based on individuals' fitness so as to speed up the convergence rate. At the same time it proposed a concept called environmental potential field which could guide the evolution in order to make multiple populations evolve cooperatively. The experimental results show that the proposed algorithm has high quality of precision and rapid convergence rate and that it overcomes the low efficiency of traditional algorithms to some extent.

**Keywords** Co-evolution, Potential field, Asexual reproduction, Evolutionary direction

## 1 引言

协同进化概念最早由 Ehrlich 和 Raven 提出<sup>[1]</sup>,该理论考虑个体之间以及个体与环境之间的关系,个体进化的同时受到其他个体及环境的影响,因此,协同进化更加符合自然进化的一般规律。

协同进化算法是个体的适应度值依赖于与其他种群的个体的交互得到的特殊的进化算法,适合解决大规模复杂问题及可进行问题分解的复杂问题。协同进化算法已经被成功应用于作业调度、人工神经网络、模式识别和工程设计优化等领域<sup>[2-5]</sup>,但在收敛速度以及计算复杂性等方面仍存在一定的问

题。文献[6]提出了变搜索区域多种群遗传算法,但成功率有待提高,且没有考虑同时找到多个最优解的情况;文献[7]提出了一种基于多层竞争的多种群并行进化模型,但没有充分

考虑协同进化现象,导致遗传算法自适应能力有限;文献[8]提出了基于生态竞争模型的协同进化算法,该算法把种群分成若干子种群,每次迭代中都依次进行进化和协同过程,从而实现动态调整各种群的状态,但进化过程中子代个体的产生仍具有较大的随机性;文献[9]构造了一个由多个共存物种组成的生态系统,这些物种有着互利共生的关系,但在求解变量间存在较强相互关联作用的函数优化问题(或复杂系统问题)时,计算模型性能明显下降,甚至不如传统的遗传算法;文献[10]提出了进化方向算子,下一代个体根据当前个体以及当前个体的父代个体的适应度来确定,有效实现了算法的全局搜索。

本文综合考虑种群内进化引导及种群间协同等问题,提出了一种基于势场引导的两阶段协同进化遗传算法(PFC-GA)。该算法将群落抽象为一个由多个种群共同作用产生的环境势场,各种群的进化均受到其它种群引力或斥力形成的

到稿日期:2010-10-11 返修日期:2011-01-25 本文受山东省科技攻关项目(2009GG10001008),济南市高校院所自主创新项目(200906001),山东省软科学研究计划项目(2009RKA285)资助。

赵学臣(1983-),男,硕士生,CCF会员,主要研究方向为进化算法,E-mail:zxc\_mjf@163.com;王洪国(1966-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为组合优化算法、数据挖掘等;邵增珍(1976-),男,博士生,副教授,CCF会员,主要研究方向为计算智能、人工社会;苗金凤(1984-),女,硕士生,主要研究方向为进化计算。

合力引导。同时,算法引入进化概率,以代替传统遗传算法的交叉概率,用于控制种群在不同进化阶段采取不同的进化策略。第一阶段,各种群执行以有性繁殖为主的全局搜索,当各种群进化停滞时进行聚类分析,形成重点搜索区域,搜索空间的缩小及种群规模的变化可有效降低算法复杂度;第二阶段,在重点搜索区域内采取以无性繁殖为主的进化策略,加强局部搜索。通过仿真实验测试,表明了本算法具有精度高、收敛速度快等优点,并在一定程度上克服了目前进化算法的搜索低效问题。

## 2 基于势场引导的两阶段协同进化遗传算法

在生物进化中,有性繁殖具有较好的全局搜索能力,而无性繁殖则对局部细化搜索具有较好的效果。因此,本文将两者的优势相结合,并辅助环境势场的进化引导,提出了基于势场引导的两阶段协同进化算法。算法流程如图1所示。

第一阶段,进行以多样性为主要目标的全局搜索,以有性繁殖进化为主。此处引入进化概率  $P$  代替传统遗传算法的交叉概率。 $P$  由有性繁殖概率  $p_c$  及无性繁殖概率  $p_s$  组成,  $p_c > p_s$ , 且  $p_c + p_s = 1$ , 如图2所示。当各种群进化停滞时,划分重点搜索区域,准备下一阶段的细化搜索。

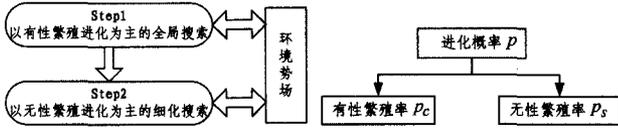


图1 算法流程

图2 进化概率构成

第二阶段,在重点搜索区域划分完后,采取以细化寻优为主的局部搜索。以无性繁殖为主,有性繁殖为辅,  $p_c < p_s$ , 且  $p_c + p_s = 1$ , 以保证对重点搜索区域的细化搜索。

### 2.1 重点搜索区域的划分

多种群协同进化遗传算法的计算复杂性与种群规模密切相关,种群规模越大,评价进化的次数及选择、交叉、变异的次数也就越多。因此,对寻优范围大、精度要求高的优化问题,若能够按照某种策略,在不丢失最优解的情况下逐步缩小搜索范围,有利于求得精度较高的满意解,可有效降低计算复杂度。

本文基于孤岛模型<sup>[11]</sup>在初始搜索空间中生成  $N$  个种群,使其各自独立进化。当所有种群都已达到进化停滞状态或达到一定迭代次数时,分别从各个种群中挑选出一定数量的代表个体,形成代表个体集  $G$ 。根据极大似然估计思想,优化问题的最优解就在这些代表个体所构成的区域内。此时对  $G$  进行聚类划分,将搜索区域划分为多个重点搜索区域,可有效缩小搜索区域,加快向全局最优收敛,提高寻优速度。

#### 2.1.1 种群进化停滞标准

**定义 1**<sup>[12]</sup> 设总进化代数数为  $T$ ,第  $t$  代的种群由  $n$  个个体  $x_1^t, x_2^t, \dots, x_n^t$  构成,适应度分别为  $f_1^t, f_2^t, \dots, f_n^t$ ,种群的平均适应度为  $\bar{f}_t$ ,最大适应度为  $f_t^{\max}$ ,则称  $\bar{f}_t = \bar{f}_t \times (1-t/T) + f_t^{\max} \times (t/T)$  为种群的第  $t$  代调和平均适应度。种群  $P_i$  第  $t$  代的调和平均适应度表示为  $\bar{f}_i^t$ 。

**定义 2**<sup>[12]</sup> 设种群的第  $t$  代调和平均适应度为  $\bar{f}_i^t$ ,定义  $\Theta_t = |\bar{f}_i^t - \bar{f}_i^{t-1}|$  (其中  $t > 1$ ) 为种群的第  $t$  代代间差异度。

**定义 3** 设种群  $P_i$  从第 2 代到第  $t$  代的代间差异度分别为  $\Theta_2, \dots, \Theta_t$ ,代间差异度的最大值为  $\Theta_{\max}$ ,标准差为  $D$ ,则定

义  $\Gamma_i = D/\Theta_{\max}$  ( $\Gamma_i \in [0, 1]$ ) 为种群的进化离散度。

指标  $\Gamma$  可用于预测种群的进化状态。种群进化初期,多样性很高,  $\Gamma$  值较大;随着种群不断进化,多样性减小,种群不断收敛。当种群的进化趋于停滞时,  $\Gamma$  趋于 0。依据指标  $\Gamma$ ,给出判断种群进化停滞的标准:

$$\Gamma < \epsilon, \epsilon \rightarrow 0 \quad (1)$$

为避免种群长时间无法达到进化停滞状态,影响群落整体进化效率,  $\epsilon$  随进化代数的增加小幅增加,增加方式为:

$$\epsilon = \epsilon + 0.01 \cdot \text{round}(t/20) \quad (2)$$

式中,  $t$  为当前进化代数,  $\text{round}()$  为取整函数。

#### 2.1.2 区域划分中代表个体的选择

在协同进化算法中,代表个体起到非常重要的作用。算法的性能及计算准确度除了与代表个体的数量有关外,还与所选择的代表个体有关。为确保收缩区域时尽可能包含最优值以及避免个体太少,从而影响种群的聚类,产生集合  $G$  时,在所有大于该种群平均适应度的个体中随机选择  $m$  个个体加入  $G$ ,以保证样本充足。

进化能力越强以及种群多样性越高的种群,对重点搜索区域的划分及未来寻优的贡献将越大,可以从进化能力强、多样性高的种群中选择较多的代表个体,则种群  $i$  的代表个体数  $m_i$  为:

$$m_i = \lambda \lfloor N_i \times \Gamma_i \rfloor \quad (3)$$

式中,  $\lambda$  为放大系数,以避免选择的代表个体数过小,  $N_i$  为种群  $i$  的规模,  $\Gamma_i$  为种群  $i$  的进化方向指标。

#### 2.1.3 代表个体集的模式分类

在种群生态学中,将分布不均匀、个体形成很多小集团或核心、核心之间的关系是随机的集群分布叫做“核心分布型”。根据这一定义,可以对寻优过程中的进化个体采取一定方式,对其进行聚类分析。本文采用 ROCK<sup>[13]</sup> 聚类算法,在群落进化停滞时,对代表个体集进行聚类,排除不合格邻居,聚集相似度高且进化方向一致的个体,进而形成下一步细化搜索的重点搜索区域。

在完成代表个体集的聚类之后,需要对聚类形成的区域定义各自新的区域范围,所形成区域称为重点搜索区域。对于  $n$  维变量搜索空间,新区域每一维的范围定义如下:

$$x_{i-\min} - \gamma \cdot \text{len}_i < x_i < x_{i-\max} + \gamma \cdot \text{len}_i \quad (4)$$

$$\text{len}_i = x_{i-\max} - x_{i-\min}$$

式中,  $\gamma$  为可调因子,  $x_{i-\min}$  为第  $i$  维变量的下限,  $x_{i-\max}$  为第  $i$  维变量的上限。

为避免重新划分的搜索区域超出全局搜索区域,需采取以下措施:

$$\text{若 } x_{i-\min} < \min_i, \text{ 则 } x_{i-\min} = \min_i$$

$$\text{若 } x_{i-\max} > \max_i, \text{ 则 } x_{i-\max} = \max_i \quad (5)$$

式中,  $\min_i$  为全局搜索空间中第  $i$  维变量的下限,  $\max_i$  为全局搜索空间中第  $i$  维变量的上限。

在种群进化中,进化概率随着当前搜索区域大小的变化而调整,搜索区域减小,则加强局部搜索,提高无性繁殖概率;反之,则减小种群局部搜索能力,加强全局搜索,提高有性繁殖概率。

$$p_s^i = \rho(1 - S_i/S) \quad (6)$$

$$p_c^i = 1 - p_s^i$$

式中,  $p_s^i$  为种群  $i$  的无性繁殖概率,  $p_c^i$  为种群  $i$  的有性繁殖概率,  $S_i$  为种群  $i$  搜索范围的度量(以 2 维为例,表示为搜索区

域的面积),  $S$  为全局搜索范围的度量;  $\rho$  为调节系数, 对进化概率进行动态修正, 避免某个概率过大或者过小。

## 2.2 种群的进化引导

一般遗传算法对个体采用二进制编码方式, 在进化过程中对交叉位和变异位的选择都是随机的, 导致在遗传进化过程中产生的子代个体具有很大的随机性, 亲代个体所拥有的良好特性不能完全遗传到子代个体, 因此, 遗传进化的结果具有不可预测性<sup>[14]</sup>, 导致学习梯度及进化方向的丢失。为了克服当前进化算法中的“半盲目”性, 本文引入环境势场及进化方向分别指导种群及种群中个体的进化。

### 2.2.1 环境势场及进化引导

种群在进化过程中会受到周围其他种群的影响, 通常对周围环境学习能力越强的种群越有利于本种群的进化。下面给出环境势场模型定义, 描述周围环境对种群的影响情况, 使本种群可基于当前群落中优秀种群及优秀进化方向从而进行有目的的搜索。

**定义 4** 令  $\bar{f}_i$  为种群  $P_i$  当前代(第  $t$  代)的调和平均适应度, 称调和平均适应度小于  $\bar{f}_i$  的种群为相对于种群  $P_i$  的劣势种群, 调和平均适应度大于  $\bar{f}_i$  的种群为相对于种群  $P_i$  的优势种群。

**定义 5** 代表大多数个体且最能体现种群进化特点的虚拟个体作为种群进化方向的代表, 并称为种群的进化中心, 记为:

$$c_i = (\sum_{j=1}^n x_{j1}/n, \sum_{j=1}^n x_{j2}/n, \dots, \sum_{j=1}^n x_{jm}/n) \quad (7)$$

式中,  $c_i$  为种群  $P_i$  的进化中心,  $x_{jm}$  为个体  $j$  第  $m$  维基因,  $n$  为种群个体数量。

**定义 6** 在进化过程中, 种群会受到对当前种群产生引力的优势种群及对当前种群产生斥力的劣势种群的共同影响, 这种作用力与反作用力的总和称为环境势场, 记为  $S$ 。

环境势场如图 3 所示。假设  $P_2$  和  $P_3$  对于  $P_1$  是优势种群,  $P_4$  对于  $P_1$  是劣势种群, 则种群  $P_1$  受到周围种群产生的引力向量  $P_{13}$ 、 $P_{12}$  以及斥力向量  $P_{41}$  的影响, 则种群  $P_1$  的环境势场为  $S = P_{13} + P_{12} + P_{41}$ , 其中,  $P_{13} = c_3 - c_1$ ,  $P_{12} = c_2 - c_1$ ,  $P_{41} = c_1 - c_4$ 。

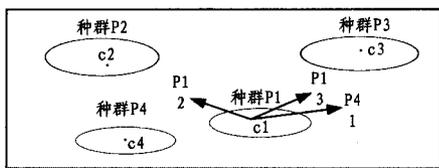


图 3 环境势场影响图

### 2.2.2 种群繁殖及协同进化

在进化过程中, 由于种群不是孤立存在的, 而是处在整个群落所形成的环境势场中, 因此各种群的进化过程将受到其它种群所产生的势场作用, 从而实现种群间的协同进化。

在生物学中, 无性繁殖 (asexual reproduction) 具有获取最大遗传增益、保持品种优良特性等优点。基于此, 本文对种群个体采取基于进化势差的无性繁殖, 引导个体进化, 从而克服传统进化算法的低效性, 避免了学习梯度及进化方向的丢失。在进化过程中, 亲代个体进化产生子代个体, 两代之间的进化轨迹可以用一个方向(个体进化方向)向量表示, 做如下定义。

**定义 7**<sup>[14]</sup>  $x_i^t$  是种群  $P_i$  第  $t$  代中的个体, 经一次进化后

得子代个体  $x_i^{t+1}$ , 则个体  $x_i^t$  的进化方向向量为  $D(x_i^t) = \overrightarrow{x_i^{t+1} - x_i^t}$ ,  $r_i = |D(x_i^t)|$  为惯性进化步长。

**定义 8**  $f_i, f_i^{t+1}$  分别为个体  $x_i^t$  及其子代个体  $x_i^{t+1}$  的适应度, 称  $E = f_i^{t+1} - f_i$  为进化势差。若  $E > 0$ , 则为正向进化, 若  $E \leq 0$ , 则为负向进化。

**定义 9** 种群  $P_i$  进化中与其它种群形成的作用力向量的总和, 称为环境进化方向向量, 记为  $D_e = \sum_{j=1, j \neq i}^N P_{ji}$ 。

**定义 10**  $\bar{f}_i$  为种群  $P_i$  当前代(第  $t$  代)的调和平均适应度,  $N$  为群落中种群数量, 称种群  $P_i$  的环境进化步长为  $r_e$ , 记  $r_e = \sum_{j=1, j \neq i}^N |\bar{f}_i - \bar{f}_j| / N$ 。

在无性繁殖时, 若个体最近一次进化为正向进化 ( $E > 0$ ), 则使其沿着个体进化方向做一定步长(惯性进化步长)的搜索, 既可保留亲代的优秀特性, 又可进行最优探索; 若其为负向进化, 则该个体按环境势场的引导方向进化一定步长(环境进化步长)。以 2 维为例, 无性繁殖方式如下:

$$x_i^{t+1} = \varphi(x_i^t, r) = (x_{i1} + r \cos \alpha, x_{i2} + r \cos \beta)$$

$$r = \begin{cases} r_i, & E > 0 \\ r_e, & E \leq 0 \end{cases}; D = \begin{cases} D(x_i^t), & E > 0 \\ D_e, & E \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $x_i^t$  为第  $t$  代种群中的个体,  $x_i^{t+1}$  为个体  $x_i^t$  进化后的子代个体,  $r$  为个体  $x_i^t$  的进化步长,  $\cos \alpha, \cos \beta$  分别为进化方向向量  $D$  对  $x$  轴与  $y$  轴的方向余弦。

有性繁殖有利于基因交流, 会产生更适合环境的后代, 但是不利于优良性状的遗传。无性繁殖的进化步长越大, 其父子的差距越大, 反之亦然。在物种无性繁殖过程中, 父子两代的差别一般很小。因此, 在采用无性繁殖保留进化优良性状的同时, 还需结合有性繁殖, 加强种群的进化及多样性控制。以 2 维为例, 有性繁殖方式如下:

首先按照传统遗传交叉算子产生子代个体  $x_i(x_{i1}, x_{i2})$ , 然后通过环境势场以一定概率对所产生的个体施加一定影响, 形成最终的子代个体  $x_i'(x'_{i1}, x'_{i2})$ 。

$$x'_{i1} = x_{i1} (1 + r_e \cos \alpha \cdot \text{rdm}(0, 0.3)) \quad (9)$$

$$x'_{i2} = x_{i2} (1 + r_e \cos \beta \cdot \text{rdm}(0, 0.3)) \quad (10)$$

式中,  $r_e$  为环境步长,  $\cos \alpha, \cos \beta$  分别为进化方向向量  $D$  对  $x$  轴与  $y$  轴的方向余弦,  $\text{rdm}()$  为服从均匀分布的随机函数。

## 2.3 算法描述

基于势场引导的两阶段协同算法 (PFCGA) 流程如下:

Step1 初始化  $N$  个种群及代表个体集  $G = \emptyset$ 。

Step2 各种群以有性繁殖为主进化, 直到所有种群都达到进化停滞状态。

Step3 判断是否达到最大迭代次数或算法精度。若满足, 则输出最优解, 算法结束。

Step4 根据各种群的进化能力选择代表个体加入  $G$ , 对  $G$  中所有个体进行聚类分析, 划分多级搜索区域, 清空  $G$ 。

Step5 针对各个重点搜索区域, 分别产生新的种群。

Step6 各种群以无性繁殖为主进化, 直到所有种群达到进化停滞状态。转 Step3。

## 2.4 算法性能分析

考虑某种群相邻两次搜索区域变化, 根据式(3)、式(4)及遗传算法的收敛性<sup>[6]</sup>:

$$x_{i-\max}^t - x_{i-\min}^t \leq x_{i-\max}^{t-1} - x_{i-\min}^{t-1}$$

不失一般性, 设  $x_{i-\max}^t - x_{i-\min}^t = k_t^i (x_{i-\max}^{t-1} - x_{i-\min}^{t-1})$ , 其中

$k_i^i \in (0, 1]$ , 则有:

$$x_{i-\max}^i - x_{i-\min}^i = K_i^i (x_{i-\max} - x_{i-\min})$$

式中,  $K_i^i = \prod_{j=1}^i k_j^i \leq \min\{k_1^i, k_2^i, \dots, k_i^i\} \in (0, 1)$ 。

由此可知, 在进化过程中, 种群搜索空间相对于起始搜索空间有了较大的缩小, 提高了算法的性能及搜索效率。

### 3 仿真实验

为验证本文算法的有效性, 对基于竞争模型的协同进化算法<sup>[15]</sup>(CCGA)、变搜索区域多种群遗传算法<sup>[6]</sup>(VSCGA)、多级搜索区域协同进化遗传算法<sup>[16]</sup>(MSCGA)及本文算法(PFCGA)进行比较分析。实验从平均最优值、标准差、成功率、收敛速度、跳出局部极优的能力等方面进行比较。实验硬件环境为 Intel PIV2.8 双核, 内存 2G, 软件环境为 VS 2008。

#### 3.1 Benchmark 函数选择

表 1 列出用于实验的 5 个主要测试函数。

表 1 Benchmark 函数

编号	名称	函数形式	定义域	最优解/最优值
$f_1$	Rastrigrin	$f_1(x, y) = 20 + x^2 - 10\cos(2\pi x) + y^2 - 10\cos(2\pi y)$	$x, y \in [-5, 12, 5, 12]$	0
$f_2$	Schweffel's	$f_2(x, y) = x\sin(\sqrt{ x }) - y\sin(\sqrt{ y })$	$x, y \in [-500, 500]$	-837.9658
$f_3$	Shubert	$f_3(x, y) = -\sum_{i=1}^5 (i\sin((i+1)x + i) - \sum_{j=1}^5 (i\sin((i+1)y + j)))$	$x, y \in [-10, 10]$	-24.062499
$f_4$	Hansen	$f_4(x, y) = \sum_{i=1}^5 i\cos((i+1)x + i) + \sum_{j=1}^5 j\cos((i+1)y + j)$	$x, y \in [-10, 10]$	-176.541743
$f_5$	LevyNo.5	$f_5(x, y) = \sum_{j=1}^5 [j\cos(j+1)x_2 + (x_2 + 0.80032)^2] + (x_1 + 1.42513)^2 + (x_2 + 0.80032)^2$	$x, y \in [-2, 2]$	-176.1376

#### 3.2 实验分析与对比

设定群落中种群数量为 10, 每个种群中个体数目为 18 个, 最大迭代次数为 500, 每个算法执行 100 次。设置进化概率为 0.85, 变异率为 0.05。实验数据见表 2。

对于  $f_2$  函数, 本文算法能够收敛到全局最优值 -837.965774544868; 对于  $f_3$  函数, 本文算法可以寻到所有 9 个最优值点, 最优值为 -24.0624988843343, 并且本文算法由于基于重点区域加强搜索, 经过一次聚类分析可以形成多个重点搜索区域, 一般可收敛到 2~3 个最优值点; 对于  $f_4$  函数, 本文算法可以收敛到所有 9 个最优值点, 最优值为 -176.541793136746。对于该多模态函数, 本文算法同样可以一次收敛到多个最优值点。

总结表 2 数据可知, 由于搜索区域的收缩、环境势场及进化方向的定向引导, 平均最少迭代次数大大减小, 从而加快了算法的收敛速度; 对从函数  $f_2$  的效果上看, 本文算法具有较强的逃离局部最优的能力, 能以较高的概率收敛到测试函数的最优值点; 对于多模态函数, 本文算法表现出了良好的适应

性, 一次运行可以收敛到多个最优值点, 极大地提高了搜索效率; 标准差以及成功率参数说明本算法表现出了良好的稳定性, 并充分说明了本文算法的实际可行性。

表 2  $f_1 - f_5$  在各算法下的指标对比

	算法	平均最优解	标准差	成功率	迭代次数
$f_1$	CCGA	0.0064301	0.6206	71%	500
	VSCGA	0.0000485	0.0010	85%	275
	MSCGA	0.0000052	0.0000	95%	138
	PFCGA	0.0000002	0.0000	99%	98
	CCGA	-835.513745	3.1048	70%	421
$f_2$	VSCGA	-837.936162	0.0703	88%	203
	MSCGA	-837.965719	0.0003	92%	103
	PFCGA	-837.965719	0.0001	98%	97
$f_3$	CCGA	-23.899598	0.5001	81%	431
	VSCGA	-24.062476	6.3E-5	93%	195
	MSCGA	-24.062498	5.8E-7	98%	97
$f_4$	PFCGA	-24.062498	7.2E-8	100%	75
	CCGA	-175.806138	0.9802	80%	500
	VSCGA	-176.358210	0.6810	86%	170
$f_5$	MSCGA	-176.541743	0.0002	96%	95
	PFCGA	-176.541743	0.0002	99%	91
	CCGA	-176.137445	0.0356	80%	491
$f_5$	VSCGA	-176.137571	0.0055	86%	160
	MSCGA	-176.137577	0.0012	98%	97
	PFCGA	-176.137578	3.5E-6	100%	81

再从收敛速度上分析 PFCGA、MSCGA、VSCGA 及 CCGA, 结果如图 4 所示。

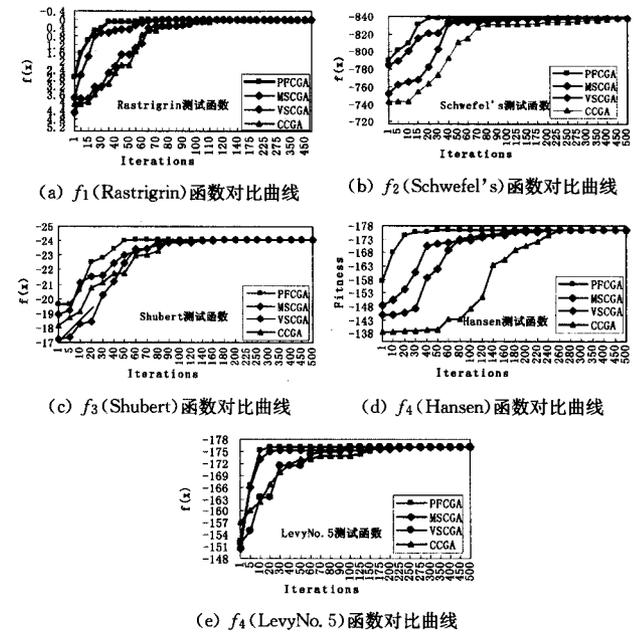


图 4

从图 4 可以看出, 本文算法具有较快的收敛速度, 对于实验中的复杂测试函数, 算法在 30 代左右就可以逼近最优值, 且能够达到较高的精度, 充分验证了 PFCGA 的高效性。

**结束语** 本文借鉴生态学理念及相关科学法则, 提出了一种基于势场引导的两阶段协同进化遗传算法。一方面, 通过聚类分析划分重点搜索区域, 可有效缩小搜索空间大小; 另一方面, 使有性繁殖与无性繁殖相结合, 将进化算法大范围搜索与局部搜索相结合, 有效提高了搜索效率; 同时, 各种群在环境势场的引导下协同进化, 进一步加快收敛速度。本文在一定程度上拓展了遗传算法的生态基础和系统行为, 丰富了传统协同进化算法的种群组织和寻优模式。

## 参考文献

- [1] Ehrlich P R, Raven P H. Butterflies and plants; a study in co-evolution[J]. *Evolution*, 1964, 18(4): 586-608
- [2] Li Z Y, Tong T S. Research on ANN evolutionary design method based on populations evolution niche genetic algorithm[J]. *Control and Desision*, 2003, 18(5): 607-610
- [3] Potter M A. The design and analysis of computational model of cooperative coevolution[D]. Virginia; George Mason University, 1997
- [4] Multi-objective cooperative coevolution of artificial neural networks[J]. *Neural Networks*, 2002; 1259-1278
- [5] 董红斌, 黄厚宽, 印桂牛, 等. 协同演化算法研究进展[J]. *计算机研究与发展*, 2008, 45(3): 454-463
- [6] 巩敦卫, 孙晓燕. 变搜索区域多种群遗传算法[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(2): 256-260
- [7] Li Bi, Yong Zheng-zheng. A high-efficient parallel genetic algorithm based on multi-level competition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(12A): 2161-2162
- [8] Cao X B, Li J L. Reserach on coevolutionary optimization based on ecological cooperation[J]. *Journal of software*, 2001, 12(4): 521-528

(上接第 226 页)

的声调识别的正确率在“863-Test”和“TestCorpus98”测试集上分别高了 1.02% 和 0.52%。结合 explicit 声调模型的基线系统 Baseline 的声调识别的错误率比基线系统 Baseline 的声调识别的错误率在“863-Test”和“TestCorpus98”测试集上分别低了 0.95% 和 0.43%。(2) 结合 explicit 声调模型的系统 Tri-Pho-MSD-HMM 的声调识别的正确率比系统 Tri-Pho-MSD-HMM 的声调识别的正确率在“863-Test”和“TestCorpus98”测试集上分别高了 0.92% 和 0.96%。结合 explicit 声调模型的系统 Tri-Pho-MSD-HMM 的声调识别的错误率比系统 Tri-Pho-MSD-HMM 的声调识别的错误率在“863-Test”和“TestCorpus98”测试集上分别低了 0.92% 和 0.96%。

总之, 通过结合 explicit 声调模型, 使得结合了 explicit 声调模型的声调识别系统的性能比单独的 embedded 声调模型的系统要好。

**结束语** 本文提出了 explicit 声调模型和 embedded 声调模型结合的方法用以识别连续语音的声调。该方法不仅能够利用逐帧的短时基频信息识别声调, 还结合了较长时间的基频信息识别声调。在“863-Test”和“TestCorpus98”测试集上的实验表明, 该方法在“863-Test”和“TestCorpus98”测试集上声调识别的正确率分别能够达到 96.12% 和 93.78%。今后, 我们将探索其他的声调识别的方法以及自然口语中的声调识别问题。

## 参考文献

- [1] Xu Bo, Gao Sheng, Cao Yang, et al. Integrating tone information in continuous Mandarin recognition [C] // Proc. ISSPIS' 99. Guangzhou
- [2] Lee T, Lau W, Wong Y W, et al. Using tone information in Cantonese continuous speech recognition [J]. *ACM Trans. on Asian Language Information Processing*, 2002, 1(1): 83-102
- [3] Liu J, Yu T. New tone recognition methods for Chinese continu-

- [9] Potter M. The Design and Analysis of a Computational Model of Cooperative Coevolution[D]. Fairfax, VA, USA; George Mason University, 1997
- [10] Fan Hui-yuan, Wang Shang-jin, Xi Guang. Directional Evolution Operator Applied to Genetic Algorithm [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 1999, 33(5): 45-49
- [11] 陈国良. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996: 1-433
- [12] 王文义, 秦广军, 王若雨. 自适应的多种群并行遗传算法研究 [J]. *计算机工程与应用*, 2006(15): 34-36
- [13] Guha S, Rastogi R, Shim K. ROCK: A robust clustering algorithm for categorical attributes[C] // Proceedings of the 15th International Conference on Data Engineering. Sydney, Australia, 1999: 1-11
- [14] 赵志强, 等. 基于个体适应度梯度的定向进化算法[J]. *模式识别与人工智能*, 2010, 23(1): 30-34
- [15] Rosin C D, Belew R K. Methods for competitive co-evolution, finding opponents worth beating [C] // Proc of International Conference on Genetic Algorithms. San Diego; Morgan Kaufman, 1995: 256-328
- [16] 苗金凤, 王洪国, 邵增珍, 等. 基于多级搜索区域的协同进化遗传算法[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(9): 3345-3347

ous speech [C] // Proc. ICSLP'00. Beijing

- [4] Zhang J-S, Hirose K. Anchoring hypothesis and its application to tone recognition of Chinese continuous speech [C] // Proc. ICASSP 2000. Istanbul, June 2000
- [5] Peng G, Wang W S Y. An innovative prosody modeling method for Chinese speech recognition [J]. *International Journal of Speech Technology*, 2004, 7(4): 129-140
- [6] Cao Y, Deng Y, Zhang H, et al. Decision tree based Mandarin tone model and its application to speech recognition [C] // Proc. ICASSP 2000. 2003, 3: 1759-1762
- [7] Sun Y, Willett D, Brueckner R, et al. Experiments on Chinese speech recognition with tonal models and pitch estimation using the Mandarin speech data [C] // Proc. ICSLP. 2006; 1245-1248
- [8] Seide F, Wang N. Two-stream modeling of Mandarin tones [C] // Proc. ICSLP. 2000; 867-870
- [9] Qian Y, Song F K, Lee T. Tone-enhanced generalized character posterior probability(GCPP) for Cantonese LVCSR [J]. *Computer Speech and Language*, 2008, 22(4): 360-373
- [10] Peng G, Wang W S Y. Tone recognition of continuous Cantonese speech based on support vector machines [J]. *Speech Communication*, 2005, 45(1): 49-62
- [11] Chen S-H, Wang Y-R. Tone recognition of continuous Mandarin speech based on neural networks [J]. *IEEE Trans. on Speech and Audio Proc*, 1995, 3(2): 146-150
- [12] Chen J-C, Jang J-S R. TRUES: Tone recognition using extended segments [J]. *ACM Trans. on Asian Language Information Processing*, 2008, 7(3): 10-33
- [13] Tokuda K, Masuko T, Miyazaki N, et al. Hidden Markov models based on multi-space probability distribution for pitch pattern modeling [C] // IEEE Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1999
- [14] Tokuda K, Masuko T, Miyazaki N, et al. Multi-Space Probability of Distribution of HMM [J]. *IEICE Trans. Inf. and Sys*, 2002, E85-D(3): 455-464