

基于进化稳定策略的遗传算法^{*}

苏小红, 杨 博⁺, 王亚东

(哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

A Genetic Algorithm Based on Evolutionarily Stable Strategy

SU Xiao-Hong, YANG Bo⁺, WANG Ya-Dong

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

+ Corresponding author: Phn: 86-451-6413142, E-mail: boyang621@hotmail.com

<http://www.hit.edu.cn>

Received 2002-06-06; Accepted 2002-11-20

Su XH, Yang B, Wang YD. A genetic algorithm based on evolutionarily stable strategy. *Journal of Software*, 2003,14(11):1863~1868.

<http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/1863.htm>

Abstract: An improved genetic algorithm based on the evolutionarily stable strategy is proposed to avoid the problem of local optimum. The key to this algorithm lies in the construction of a new mutation operator controlled by a stable factor, which maintains the polymorphism in the colony by setting a stable factor and changing certain best seeds to mutant. Therefore, the operator can keep the number of the best individuals at a stable level when it enlarges the search space. The simulation experiments show that this algorithm can effectively avoid the premature convergence problem caused by the high selective pressure. Moreover, this algorithm improves the ability of searching an optimum solution and increases the convergent speed. This algorithm has extensive application prospects in many practical optimization problems.

Key words: evolutionarily stable strategy; genetic algorithm; mutation operator; stable factor; premature convergence

摘 要: 为了解决传统遗传算法易陷入局部最优解的问题,在借鉴生物学中“进化稳定策略”的基础上,对传统的遗传算法进行了改进,提出了基于进化稳定策略的遗传算法.该算法的核心在于,稳定参数控制下的突变算子的构造,通过稳定参数的设定来稳定种群中最优个体的数目,并有目标地对最优个体进行突变操作,以达到快速扩大搜索空间、稳定群体中个体多样性的目的.仿真结果表明,该算法有效地避免了传统遗传算法中因选择压力过大造成早熟现象的发生,显著地提高了 GA 对全局最优解的搜索能力和收敛速度.这将使 GA 在众多实际的优化问题上具有更广泛的应用前景.

关键词: 进化稳定策略;遗传算法;突变算子;稳定参数;早熟收敛

中图法分类号: TP18

文献标识码: A

遗传算法(genetic algorithm,简称 GA)是 20 世纪 70 年代由美国的 Holland 提出的模仿生物进化过程的优化

^{*} Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.69975005 (国家自然科学基金)

第一作者简介: 苏小红(1966—),女,辽宁海城人,博士,副教授,主要研究领域为人工神经网络,智能优化算法,色彩匹配技术.

方法,它的主要思想是基于 C.R.Darwin 的生物进化论和 G.Mendel 的遗传学.GA 结合了 Darwin 的适者生存和随机交换理论.适者生存理论消除了解中的不适应因素,随机交换理论利用了原有解中的已有知识,从而加速了对优化解的搜索过程.它与 Fogel 提出的进化规划(evolutionary programming,简称 EP)和 Rechenberg 与 Schwefel 提出的进化策略(evolutionary strategies,简称 ES)共同构成了目前演化计算领域的三大分支.经典的遗传算法观点更多地强调了交叉繁殖的作用,认为变异只起辅助作用,因而往往将交叉概率取值较大,变异概率取值较小.然而,在演化计算的另两个分支——进化规划和进化策略中也并未用到任何形式的交叉机制,但这二者仍不失为一种有效的优化技术.在实际应用中,这些方法有相互借鉴、相互融合的趋势.

目前,遗传算法作为一种通用的自适应随机搜索算法,还存在着早熟收敛和收敛速度慢这两个难题.近年来,很多学者分别对此作了不同的尝试.Whitley^[1]认为,GA 中最重要的两个因素就是“种群多样性”和“选择压力”.而选择压力过大是导致早熟收敛的一个重要原因.过大的选择压力虽然可以加快算法的收敛速度,却会使种群中适应值较低的个体迅速“死亡”,种群的多样性遭到破坏,使得算法搜索空间减小,进而导致算法错误地收敛到局部最优值.降低选择压力虽然可以增大算法搜索到全局最优值的概率,但却会降低搜索效率,使算法的收敛速度变慢.因此,为了使算法具有良好的性能,必须在提高选择压力和保持种群多样性之间达到某种平衡.目前,采用修改的选择算子和对适应值函数进行尺度变换的方法常被用于调节选择压力、避免早熟收敛现象的发生,如 De Jong^[2]提出的对轮盘式选择算子的几种变体,Whitley^[1]等人提出的基于“排名”的选择算子,Goldberg 提出的三类尺度变换操作^[3],以及 Michalewicz 在拥挤因子模型基础上提出的通过减少高适应值个体产生相同后代概率来降低早熟收敛概率的 modGA 算法^[4]等,但这些方法仍未能解决保持种群多样性与提高收敛速度这一矛盾.考虑到变异算子虽然有利于增加种群的多样性,实现全局搜索,避免不成熟收敛现象发生,但较大的变异概率往往导致盲目的随机搜索,从而降低搜索的效率.因此,有的学者提出各种改进的变异算子来解决保持种群多样性与提高算法搜索效率这一矛盾,如采用自适应变异率^[5,6]、引入大变异算子^[7]等,虽然取得了一定的效果,但由于在遗传算法中,搜索总是沿着选择和交叉操作指示的方向朝着较优区域进行的,变异只能实现以这一方向为中心的某一邻域内的局部搜索,因此这种改进对种群多样性的提高仍然是有限的,且其性能的提高还依赖于较大的种群规模和初始种群的选取,算法很难在提高搜索速度和保持种群多样性之间达到平衡.

本文基于生物学中“进化上的稳定策略(evolutionarily stable strategy 简称 ESS)”,通过遗传算法中引入新的遗传算子——稳定参数控制下的突变算子,提出一种基于进化稳定策略的遗传算法(genetic algorithm based on evolutionarily stable strategy,简称 ESSGA),该算法根据设置的稳定参数,通过对多余的优秀个体实施不同于一般变异算子的突变操作,使得每一代群体中优秀个体的数目维持在一个稳定值,既减轻了选择机制对低适应值个体所造成的“生存压力”,保持了种群的多样性,避免过早收敛,同时又扩大了搜索空间,起到了通常的变异达不到的、快速逃离局部最优解误区的作用,提高了收敛速度.通过对该算法实现过程的分析可以发现,它具有 modGA 算法^[4]保持种群多样性的特性,同时又通过突变算子引入了新的搜索空间,使算法更容易找到全局最优区域,减少了普通的 GA 要跳出局部最优区域所消耗的迭代时间.大量的仿真实验结果表明,该算法在提高全局寻优能力和收敛速度、避免早熟收敛方面,较普通的 GA 有显著的提高,在群体规模和寻优能力上比目前具有较好性能的免疫规划算法(immune programming,简称 IP)^[8]和混沌遗传算法(chaos genetic algorithm,简称 CGA)^[9]更具有优势,其耗费的 CPU 机时和内存占用量更少.

1 ESS 模型简介

进化上的稳定策略(ESS)是 Smith 提出的基本概念^[10].进化上的稳定策略是指种群中大部分成员所采用的策略,而这种策略的好处是其他策略所比不上的,也就是说,个体的行为应该遵守群体的约定,一种 ESS 一旦确立,就会稳定下来,任何偏离 ESS 的行为将要受到自然选择的惩罚.

为了应用这一观点,我们先来研究一下 Smith 所假设的一个最简单的 ESS 模型.假定有一种特定的物种叫“鹰和鸽子”——所有个体不是鹰就是鸽子.在这个物种的某个种群中只存在两种搏斗策略——鹰策略和鸽子策略.假设比赛的评分制度为赢一场+50 分,输一场 0 分,受伤-100 分,拖延时间者-10 分.Smith 把这些分数视为能够直接转化为基因生存的通货.得分高而平均“盈利”也高的个体就会在基因库中留下许多自己的基因.鹰和

鹰搏斗时,总有一个因受伤而败掉,2只鹰的平均得分为-25分.鸽子与鸽子搏斗,到只有一方作出让步认输为止,没有伤亡,但拖延了时间,故它们的平均分为+15分.鹰同鸽子搏斗,鸽子总是逃走,因此鹰胜,而鸽子不会受伤.现在,我们想要知道的是,究竟是鹰还是鸽子是进化上的稳定策略型,只有属于ESS的那种策略才会得以进化.

假设有一个种群全部由鸽子组成,显然搏斗时都不会受伤,鸽子种群中每个个体的平均盈利为+15分.但假设在种群中出现了一个突变型的鹰.由于是唯一的鹰,它每次搏斗都能获胜,平均盈利为+50分.结果鹰的基因在种群内得以迅速扩散.但鹰却再也不能指望它以后遇到的对手都是鸽子.假设在出现极端情况时,种群中的个体全都变成了鹰,那么所有的搏斗都在鹰和鹰之间进行.这时,鹰个体的平均盈利变为-25分.如果这时出现一只鸽子在这个种群中,虽然鸽子每次都逃走,平均盈利为0分,但却比-25分高,故鸽子的基因就有在种群中散布开来的趋势.这说明鹰或鸽子都不是种群的稳定ESS型,这两种策略,单凭其自身不可能在进化上保持稳定性.根据上述约定可以算出,由1/6的鹰同5/6的鸽子所组成的群体中,每场竞赛的平均盈利为 $16\frac{2}{3}$ 分.按这个比例组成的种群才是最有可能获得成功的集团^[10].

2 基于ESS的遗传算法(ESSGA)的基本思想及实现

在传统的GA中,变异是指对个体中少量性质的改变.它是与当前种群状态无关的变异,且变异后的新个体仍保留了原母体中的大量性质.这种变异在当前种群正处于最优解邻近区域时逐步向最优解逼近中起着重大作用,也许最优解正好期待着当前种群中某一个体在某一性质的变异上.可是这种变异也有其不利于寻找全局最优解的地方,如果全局最优的许多性质都与当前种群中的各个个体的大部分性质不同,那么,它往往会在一个局部最优解区域附近徘徊,最终导致求解失败^[12].因此,在传统的GA中,如果变异概率过小,往往导致种群个体的多样性下降,容易造成算法收敛到非全局最优解;变异概率过大,又会导致盲目的随机搜索,使算法的收敛速度变慢.

为打破这种非全局最优的稳定状态,这里提出一种新的遗传算子,即稳定参数控制下的突变算子.突变算子与变异算子的不同之处在于,它相当于在当前的种群中选择一个特定的个体突变成一个新个体,新个体不保留其母体的任何性质.这个突变过程与选定的个体无关,但与当前种群的状态有关.当检测到当前种群中最优个体所占的比例超过设定的稳定参数时,则在保留一定数量的最优个体后,对其余个体进行突变.如果将最优个体看作是鹰,非最优个体看作是鸽子,评分规则看作目标函数的特征信息,那么突变作用相当于在ESS模型^[10]中对全鸽群体中加入一只鹰或是对全鹰群体中加入一只鸽子,从而使种群能够不断进化下去.这里,突变参数由ESSGA中最成功群体的比例系数来确定.

例如,在一种群 $V(v_1, v_2, \dots, v_k)$ 中,当前最优的个体为01001,当前状态为State,稳定参数为 w ,对它的突变就是在 $Mutate(w, State, V)$ 确定的最优个体的每一位上随机取值,则它突变出来的新个体共有 2^5 个不同的可能取值:11001, 10001, 01100...设它突变出来的新种群为 $U(u_1, u_2, \dots, u_k)$,最优个体为 $Best(01001, u_i), i \in [1, k]$,状态为 w .这样可以使搜索空间由最优解的邻域扩大为整个个体空间,起到了通常的变异达不到的、快速逃离局部最优解误区的作用.当然,这种突变是在稳定参数 w 的控制下进行的,确保了当前已搜索到的最优个体的基因不被破坏,仍然能够遗传到下一代去.

这种ESSGA算法与传统GA在思想方法上的不同之处在于,传统的遗传算法强调最优个体在新种群中占有的比例要尽可能大,而基于进化稳定策略的遗传算法(ESSGA)强调种群中的优秀个体与非优个体所占比例的均衡性,这样可以保持种群的多样性,避免早熟收敛.

ESSGA算法的伪码描述:

Begin

确定退火控制参数 c ,稳定参数 w ,求解精度 L ;

A_0 =问题空间中随机产生 N 个个体;

While Termination_Contitions=False

For ($i=0; i < N; i++$)

```

    If (Adjust[i]>Adjust[i+1])
         $A_k[i] \leftrightarrow A_k[i+1]$ ;
    For (j=0;j<N;j++)
        If (Adjust[i]≤Random(1) && Random(1)<Adjust[i+1])
             $M[j]=A_k[i]$ ;
    State=M 中最优个体的个数/N;
    For (i=0;i<(State*N-w*N);i++)
        Mutate(M 中一个最优个体);
     $B_k=M$ ;
     $C_k=\text{Cross\_over}(B_k)$ ;
    AE(Variance  $A_{k+1}$  from  $C_k$ );
    Lower(c);
End;
End.

```

需要说明的是,在 ESSGA 中,稳定参数 w 是一个很重要的参数, w 的选取不能太小,这样容易破坏当前搜索到的最优结构,而太大则不利于快速跳出局部最优的区域.因此,稳定参数 w 在某种程度上起到了调节选择压力的作用.当优化函数为多峰时(有多个局部最优),稳定参数可取小些,如在 $1:N$ 到 $1:2$ 之间,可称其为鹰策略;若是单峰函数优化,稳定参数可取 $1:2$ 到 $(N-1):N$ 之间,可称其为鸽子策略.具体地,可按如下经验公式确定 w 的取值:

$$w = \left\lceil \frac{N}{\delta} \right\rceil : N, \delta \geq 1. \quad (1)$$

其中 N 为群体规模, δ 为多峰系数,单峰时 $\delta=1$.

在具体实现算法时,我们发现群体中多样性的破坏主要是由选择算子造成的.在选择算子对当前群体进行操作时,使最优个体在交配池中比例增大,非最优个体的占有比例则迅速下降.因此,对多样性的调整在本算法中定在了选择算子作用后的群体中,即在交配池中进行突变(这也符合生物学中突变的本义,因为成年体细胞的突变往往对个体没有什么影响,而生殖细胞的突变却决定着个体未来的进化方向).同时,为了保证算法的单调收敛性,我们将当前搜索到的最优变形进行独立记录或保存.

3 仿真模拟实验分析

3.1 实验1

以文献[12]中的多峰函数优化(求最大值)为例,

$$f_1: 10 + \frac{\sin \frac{1}{x}}{(x-0.16)^2 + 0.1}, 0 < x < 1.$$

为了便于与 IP 算法之间的比较,对该问题采取文献[2]中的浮点数编码格式,求解精度为 10^{-4} . x 为 $[0,9]$ 上的整数.群体规模为 5,交叉率为 0.8,适应度函数取为原函数的实际值;停机条件设为最大迭代次数(100).Gauss 变异的发生率为 0.25;稳定参数为 2:5;退火控制参数为 $T_k = \log(T_0/k+1)$, $T_0=100$.每项实验做 100 组.

由于标准遗传算法在当前条件下几乎收敛不到全局最优解,故本文采用改进过的遗传算法(采用“精英保留”策略,即在选择前保留当前最优值)作为文中的“改进遗传算法(improved canonical genetic algorithm,简称 ICGA)”进行对比.对 ICGA,AEA(annealing evolution algorithm,退火演化算法)和 ESSGA 进行收敛性分析,得到在不同进化代得到的最好解的静态性能曲线(100 次采样的平均值),如图 1 所示.

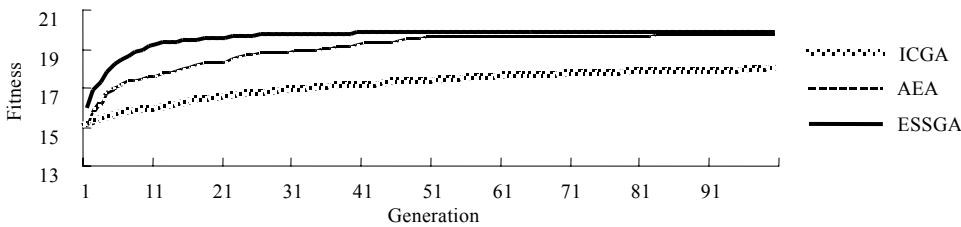


Fig.1 Fitness vs generation

图 1 收敛曲线

由图 1 可见,突变算子对使算法快速收敛到全局最优值有显著作用.在实验中,ICGA 和 AEA 在 100 次的迭代内常常收敛不到全局最优值,而改进后的 GA 算法——ESSGA 算法,在 100 次的迭代代数内几乎都能收敛到全局最优值(19.894 9),即使是未收敛到全局最优的次优值也达到了 19.894 7 的较好近似值.

3.2 实验2

从上面几种算法的收敛代数来分析突变算子的作用.对于实验 1 的结果,从最小成功收敛代数、平均收敛代数、陷入局部最优解的次数、失败率这几方面来对 ICGA,AEA 和 ESSGA 这 3 种算法作性能上的比较.

Table 1 Comparisons on performance of the three algorithms

表 1 3 种算法性能比较

	Improved canonical genetic algorithm	Annealing evolution algorithm	Evolutionarily stable strategy genetic algorithm
Minimal generations for convergence	24	7	7
Average generations for convergence	50.38	56.05	41.74
Number of local optimum	88	46	3
Fault rate (%)	88	46	3

结果表明,ESSGA 较 ICGA 和 AEA 在收敛性能和搜索能力上都有很大提高,只需较小的群体规模和较少的遗传代数即可获得全局最优解.突变算子最大化了搜索空间,而稳定参数兼顾了当前的搜索结果,使算法能够很快进入到最优值附近进行逼近.其中一例在第 7 次迭代找到全局最佳值($f(x)=19.894\ 9;x=0.127\ 5$),这个结果比免疫算法 IP 中的实验结果^[8]“在第 12 次迭代找到全局最优值($f(x)=19.894\ 9;x=0.127\ 5$)”更好.其中还有几例分别是在 8,9,10,11,13 次迭代就找到全局最优值.

3.3 实验3

对多变量函数的优化实验.现在我们对如下所示的典型复杂函数求最小值:

$$f_2: \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} - 0.5, -4 \leq x_i \leq 4, i = \{1, 2\}.$$

该函数引自文献[9],其全局最优值在点(0,0).在全局最优值附近有无穷个取值相同的局部最优值,且性态震荡强烈,一般的优化算法很难找到其全局最优解,因此常常被国内外很多学者用于对优化问题的测试.

对该问题采用浮点数编码格式,计算精度为 10^{-4} ,群体规模为 20,适应度函数取为目标函数 $f=\exp(f)$,全局最优的精确解为($f=0.367\ 9,x_1=0,x_2=0$);交叉率为 0.8,Gauss 变异的发生率为 0.08,稳定参数取为 3:20;退火控制参数为 $T_k=\log(T_0/k+1)$, $T_0=200$.分别用改良标准遗传算法、退火演化算法和进化稳定策略遗传算法进行优化.各自随机产生 20 组初始种群逐一测试,当迭代数达到 20 000 代还没有满足优化阈值($f=0.367\ 9$)时,则认为算法已陷入局部最优解.运行时间为 20 次重复实验中成功收敛的平均值.机器为 Duron800/256M 内存.实验数据见表 2.

Table 2 Comparisons on running time for function 2 with the three algorithms

表 2 对函数 f2 采用 3 种算法优化的运行时间比较

Function f2	Improved canonical genetic algorithm	Annealing evolution algorithm	Evolutionarily stable strategy genetic algorithm
Running time (s)	12.57	25.67	0.75
Fault rate (%)	65	10	0

结果表明,ESSGA 算法对这个实验函数在给定的当前条件中全部都收敛到全局最优解,其中一例在第 21

次迭代找到全局最优值($f(x)=0.367\ 9, x_1=-0.009\ 3, x_2=-0.004\ 2$).该结果与混沌遗传算法 CGA 的实验结果(群体规模 37,在第 15 次迭代找到全局最优值^[9])有很强的可比性,且 ESSGA 所用的群体规模(为 20)更小.

4 结 语

本文提出的 ESSGA 算法借鉴了生物进化学中的“进化上的稳定策略”,在向当前最优值逼近的同时,检验种群的全局最优特性,通过突变算子的引入,使整个种群保持在最有可能获得成功状态,加快了整个算法向全局最优值的逼近速度,以力求在“种群多样性”和“选择压力”这两个影响 GA 的重要因素间寻求协调.显然,稳定参数控制下的突变算子的引入是这一算法的关键,它有效地减少了局部最优对整个搜索过程的干扰.一方面,基于进化上的稳定策略,通过稳定参数的设置,使每一代中最优个体的数目维持在一个稳定的常数,有效地控制了选择机制对低适应值个体所造成的“生存压力”,保持了种群的多样性,避免了因非全局最优吸引域中“超级个体”的出现而造成的早熟收敛现象的发生.另一方面,通过稳定参数控制下的突变算子的操作,又增加了种群的多样性,提高了算法搜索到全局最优解的概率,加快了收敛速度.从仿真实验结果来看,ESSGA 与遗传算法和退火演化算法相比,进化代数少,适应值高,陷入局部最优的次数最少,失败率低,平均收敛代数少.

当然,在某些特殊情况下,ESSGA 算法也可以使用反向突变,即对欲进行调整状态的种群中的非最优个体进行突变.针对不同的情况制定不同的策略,这也是我们今后需要努力研究的方向.算法中 w 虽可按经验公式(1)来确定,但其中多峰系数 δ 需凭经验设定,如果多峰系数 δ 设置不当,就会降低算法的性能.因此,关于 w 和 δ 的设定方法还有待进一步的研究.

References:

- [1] Whitley D. The GENITOR algorithm and selection pressure: Why rank-based allocation reproduction trials is best. In: Schaffer J, ed. Proceedings of the 3rd International Conference on Genetic Algorithm. Los Altos: Morgan Kaufmann Publishers, 1989.
- [2] De Jong KA. An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems [Ph.D. Thesis]. University of Michigan, 1975.
- [3] Goldberg DE. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Addison-Wesley Publishing Company, 1988. 7~10; 59~308.
- [4] Michalewicz Z. Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs, 3rd Rev edition, Springer-Verlag, 1996.
- [5] Herrera F, Lozano M. Adaptation of genetic algorithm parameters based on fuzzy logic controllers. In: Herrera F, Verdegay JL, eds. Genetic Algorithms and Soft Computing. Physica-Verlag (Studies in Fuzziness and Soft Computing, Vol. 8), 1996. 95~125.
- [6] Angeline PJ. Adaptive and self-adaptive evolutionary computations. In: Palaniswami M, Attikiouzel Y, Marks R, Fogel DB, Fukuda T, eds. Computational Intelligence: A Dynamic Systems Perspective. IEEE Press, 1995. 152~163.
- [7] Ma JS, Liu GZ, Jia YL. The big mutation: an operation to improve the performance of genetic algorithms. Control Theory and Applications, 1998,15(3):404~407 (in Chinese with English abstract).
- [8] Wang L, Pan J, Jiao LC. The immune programming. Chinese Journal of Computers, 2000,23(8):806~811 (in Chinese with English abstract).
- [9] Tang W, Guo ZM, Tang JH, Li DP. Optimizing complex functions by chaos genetic algorithm. Journal of Harbin Engineering University, 2000,21(5):1~5 (in Chinese with English abstract).
- [10] Dawkins R. The Selfish Gene. Oxford University Press, Reprinted, 1977.
- [11] Zhang WX, Leung Y. Mathematical Foundation of Genetic Algorithms. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2000 (in Chinese).
- [12] Zhang JS, Xu ZB, Leung Y. The whole annealing genetic algorithms and their sufficient and necessary conditions of convergence. Science in China (Series E), 1997,27(2):154~164 (in Chinese with English abstract).

附中文参考文献:

- [7] 马钧水,刘贵忠,贾玉兰.改进遗传算法搜索性能的大变异操作.控制理论与应用,1998,15(3):404~407.
- [8] 王磊,潘进,焦李成.免疫规划.计算机学报,2000,23(8):806~811.
- [9] 唐巍,郭镇明,唐嘉亨,李殿璞.复杂函数优化的混沌遗传算法.哈尔滨工程大学学报,2000,21(5):1~5.
- [11] 张文修,梁怡.遗传算法的数学基础.西安:西安交通大学出版社,2000.
- [12] 张讲社,徐宗本,梁怡.整体退火遗传算法及其收敛充要条件.中国科学(E 辑),1997,27(2):154~164.