

一种变增长率的多种群竞争协同进化

孙岳岳, 刘希玉

(山东师范大学 信息科学与工程学院, 山东 济南 250014)

摘要:为提高遗传算法的收敛性能,借鉴生态学对个体生存环境和种群竞争的认识,并根据原有的生态种群竞争模型的协同进化模式,对种群增长与环境间的动力学特征的方程进行了优化,提出了一种变增长率的多种群竞争协同进化。利用信息熵的概念,构造出含有熵的多目标优化模型,利用该模型可以直接显式地给出作为拉格朗日乘子的种群最优解存在概率,从而得出种群的增长率。采用该模式的遗传算法在改善未成熟收敛和收敛速度两方面具有较好的性能。

关键词:遗传算法; 生态环境; 种群密度; 信息熵

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2011)05-0064-04

Population Density of Coevolution Based on Changes

SUN Yue-yue, LIU Xi-yu

(School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)

Abstract: In order to improve the convergence performance of genetic algorithms, drawing on the living environment and ecology of individual species competition awareness and competition under the original model of ecological species co-evolution model, population growth and dynamic characteristics equation of the environment is optimized, proposed a variable rate of growth of a variety of species competitive co-evolution. Multi-objective optimization model is constructed with the concept of information entropy, using the model can give an explicit Lagrange multiplier of the population as the most optimal solutions of the probability to arrive at population growth rate. Use the model to improve the premature convergence of genetic algorithm in both convergence speed and good performance.

Key words: genetic algorithm; ecological environment; population density; entropy

0 引言

标准遗传算法(SGA)是于20世纪70年代借鉴生物进化理论中“生存竞争”和“优胜劣汰”现象,提出的全局优化算法。在SGA中,个体的适应度完全由个体的染色体决定,由于SGA没有考虑到个体所处的环境及个体之间的相互关系对个体进化的影响,所以SGA与自然界的生态进化相比,其自适应能力有限;SGA在应用过程中有早熟收敛及收敛速度慢的缺点。为克服遗传算法中的这些弊端,不少改进的遗传算法被陆续提出,1964年生态学中的协同进化的概念被首次提出,并且现已经被成功地运用到了作业调度、人工神经网络、模式识别和工程设计优化等领域^[1-4]。

曹先彬、罗文坚等人^[5]提出了一种基于生态种群竞争模型的协同进化方法。该算法充分考虑了环境和

种群间相互竞争的关系,通过多种群的Lotka-Volt-erra竞争方程,动态调整各子群的密度,保证了在多模函数的优化中能够保持种群多样性的稳定性,同时加快算法的收敛速度。但是该算法只考虑到了种群与环境的关系,而并未考虑种群自身的因素,如种群的进化能力,以及种群寻找最优解的能力。

文中算法结合种群密度并同时考虑种群的自身因素提出了一种变增长率的多种群竞争协同进化算法,利用最优解在各种群中存在的概率定义了信息熵^[6-8],在此基础上定义了种群的增长率,通过获取合适的种群增长率,从而以更快的收敛速度获得更优解。

1 竞争协同模型

曹先彬、罗文坚等人^[5]提出的一种基于生态种群竞争模型的协同进化方法,描述如下:

若只有一个种群M,这时不存在种群之间的矛盾,只有种群与环境之间的相互作用:

$$\frac{dN}{dt} = rN \left\{ \frac{k-N}{k} \right\} \quad (1)$$

变量说明: K:环境负荷量, r:种群的个体增长率,

收稿日期:2010-10-11;修回日期:2011-01-22

基金项目:国家自然科学基金(60873058);山东省自然科学基金(J05G01);山东省信息化专项建设资金项目(2008R00038);

作者简介:孙岳岳(1988-),女,山东济南人,硕士研究生,主要研究方向为计算智能;刘希玉,教授,博士,主要研究方向为数据挖掘与人工智能。

N :种群的大小, $\frac{k-N}{k}$: Logistic 系数。

从种群增长与环境间的动力学特征的方程可以看出,当 N 大于 K 时, Logistic 系数为负值,种群密度减小;当 $N < K$ 时, Logistic 系数为正值,种群密度增大;当 $N = K$ 时, Logistic 系数等于 0,此时种群密度保持不变。

若存在 n 个种群 $M_i(i = 1, 2, \dots, n)$, 在考虑环境对种群的影响的同时还要考虑种群之间的作用:

$$\frac{dN_i}{dt} = r_i N_i \left\{ \frac{K_i - N_i - \sum_{j=1}^n \alpha_{i,j} N_j}{K_i} \right\}, (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

变量说明: $K_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 为:在不发生种群竞争时的种群 $M_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 的环境负荷量; $r_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 为:种群 $M_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 的增长率; $N_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 为:种群 $M_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 的大小, $\alpha_{i,j}$ 为竞争系数,种群 $M_j(j = 1, 2, \dots, n)$ 对种群 $M_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 的竞争作用。

如果 $\frac{dN_i}{dt} > 0$, 随机产生 $\frac{dN_i}{dt}$ 个染色体加入到子种群 $M_i(i = 1, 2, 3 \dots, m)$ 中;

如果 $\frac{dN_i}{dt} < 0$, 则按照计算出来的适应度对子种群 $M_i(i = 1, 2, 3 \dots, m)$ 排序, 删除适应度最小的 $\frac{dN_i}{dt}$ 个染色体, 从而减少该种群的规模。

2 种群搜索空间

在多种群的协同进化中, 设有 M 个群体 x_1, x_2, \dots, x_m , 这 M 个群体在各自种群中独立地进行遗传进化操作, 虽然种群在开始进化时规模被初始为相同的, 但是由于遗传演化具有一定的随机性, 尽管它们在每一代中的结果不尽相同, 但是它们却都反映了一种信息, 这 M 个种群在寻找最优解, 并且也将逐步地接近最优解。即最优解由开始的不确定逐步的明朗了。种群的搜索空间也逐步变小。基于以上思想文献[7]通过定义 $P_j(j = 1, 2, \dots, m)$ 为最优解落在第 j 个种群的概率而在遗传算法中引入信息熵的优化模型, 所以构造了如下的信息熵优化模型^[7]:

$$\begin{aligned} \min & - \sum_{i=1}^m P_i F(x) \\ \min H & = - \sum_{i=1}^m P_i \ln P_i \\ \text{s. t.} & \sum_{i=1}^m P_i = 1; P_i \in [0, 1] \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $P_i(i = 1, 2, \dots, m)$ 为最优解落在第 i 个种群

的概率, 若原问题是求解最大值, 则 $F(x)$ 为问题的目标函数, 若原问题是求解最小值, 则 $F(x)$ 为问题的目标函数的相反数。按最大信息熵原理, 从全部相容的分布中挑选这样的分布, 它是在某些约束条件下(通常是给定的某些随机变量的平均值)使信息熵达到极大值的分布。这一原理是由杨乃斯提出的。这是因为信息熵取得极大值时对应的一组概率分布出现的概率占绝对优势。从理论上可以证明这一点。把熵看作是计量不确定程度的最适合的标尺时, 就基本已经认可在给定约束下选择不确定程度最大的那种分布作为随机变量的分布。因为这种随机分布是最为随机的, 是主观成分最少的, 把不确定的东西作最大估计的分布。因而随着优化的进行, 最优解的不确定性将减少, P_i 以及 H 都将随之变化, 当得到最优解时不确定性减为零, 即:

$$\min H = 0.$$

式(3)是一个多目标优化问题, 可以通过引入拉格朗日乘子, 将其转化成单目标优化函数。通过求出最优解落在第 i 个种群的概率 P_i , 进而求出空间收缩因子。

$$R_i = 1 - P_i \quad (4)$$

则有, 若各种群搜索空间收缩因子为 $R_i, i = 1, \dots, M$ 。 M 为各种群编号。当 M 个个体各自进行 K 代演化后, 搜索空间的变化为:

$$D_i(K + 1) = R_i D_i(K) \quad (5)$$

其中 D_i 为种群 i 的搜索空间。

3 种群增长率

假设搜索空间为二维空间 (n 维类似), 并以单位面积内的个体的数量来描述搜索粒度, 假设初始时生成 N 个个体, 搜索空间为 D , 则搜索粒度 g 为: $g = N/D$ 。若种群的搜索空间变为 D' , 由此可以得其种群标准大小为: $N' = g \times D'$ 。

假设当前种群的搜索空间为 D , 则根据种群大小与搜索空间之间的关系可以得到种群的大小为 $N = g \times D$ 。当种群的搜索空间变为 D' 时, 此刻的种群大小为 $N' = g \times D'$, 那么种群的增长率可以计算得到为:

$$r = \frac{N' - N}{N} = \frac{D'g - Dg}{Dg} = \frac{D' - D}{D} \quad (6)$$

根据式(5)得:

$$r = \frac{DR - D}{D} = \frac{D(1 - p) - D}{D} = 1 - p \quad (7)$$

由式(7)可以得到种群的增长率为:

$$r_i = 1 - P_i \quad (8)$$

由式(8)可以看出 r_i 和 P_i 是成反比的, 当 P_i 较大时, 即最优解落在该种群的概率比较大, 种群的搜索空

间变小,种群的增长率也变小;当 P_i 较小时,即最优解落在该种群的概率较小,种群的搜索空间逐渐变大,种群的增长率也变大。但是为了防止子种群无限且无效率的扩大,有如下的定义:

定义 1:种群进化能力 $D(t)$:代表种群搜索最优解的“爬山”能力,用该种群最优个体适应值提高的效率表示,其中 T 代表一个周期,即:

$$D(t) = \frac{f_{\max}(t) - f_{\max}(t - T)}{f_{\max}(t)} \quad (9)$$

其中 $f_{\max}(t)$ 表示 t 时刻该种群最优个体的适应值。

定义 2:成熟种群与成长种群:取小正数 β 为种群的进化能力阈值,若 t 时刻种群进化能力 $D(t) \geq \beta$,则称该种群为成长种群,反之称为成熟种群。

当种群进化了一个周期 T 并且最优解落在该种群的概率比较小,这里设为 10%,计算种群的进化能力 $D(t)$,若种群为成长种群则算法不变;若种群为成熟种群,则认为该种群不具有寻找最优解的潜能。所以要重新生成一个规模在 N 的子种群代替原来的子群。

4 种群进化停止条件

由于遗传算法的随机性,种群不能随机遗传进化的发展而定向的产生优良个体。研究人员从不同的角度提出了多种方法。如:基于统计学的遗传算法^[9]、基于空间分布方差的遗传算法^[10]。此外还有文献[11]中使用方差研究了种群分布的多样性指标,但是方差在多模态情况下并不适用^[12]。

定义 3^[9,13]:定义种群的第 t 代调和平均适应度 $\bar{f}_t = \bar{f}_t \times (1 - t/T) + f_t^{\max} \times (t/T)$,其中 \bar{f}_t 为种群的平均适应度, f_t^{\max} 为最大适应度。

定义 4^[9,13]:定义种群的进化离散度 $\Gamma = D/\Theta_{\max}$ ($\Gamma \in [0,1]$),其中 $\Theta_t = |f_t - \bar{f}_t|$ (其中, $t > 1$) 为种群的第 t 代代间差异度, D 为标准差, f_t 为种群的第 t 代调和平均适应度。

从定义上可以看出,指标 Γ 可用于代表种群的进化方向。 Γ 值较大,表明多样性很高; Γ 值较小,表明多样性减小。随着种群的不断演化,当种群的进化趋向于停滞时, Γ 趋向于 0。依据指标 Γ ,给出判断种群进化停滞的判断条件:

$$\Gamma < \varepsilon, \varepsilon \rightarrow 0 \quad (10)$$

5 算法描述

确定算法的参数:子种群的个数、每个子群体的大小、环境负荷量、竞争系数等。

Step1:初始种群:随机产生 M 个初始种群,然后同时在 M 个种群上进行搜索。

Step2:设当前的种群中个体的适应值,并进行停止条件。若条件满足,则停止运行,否则继续。

Step3:对种群进行进化操作。

Step4:计算最优解落在各个种群的概率 P_i ,若 P_i 较小判断是否要重新生成种群,若条件成立,则生成种群大小为 N 的子种群,否则根据式(8)计算出种群增长率。根据式(2)计算子种群 M_i 的增长值 $\frac{dN_i}{dt}$ ($i = 1, 2, \dots, n$)。

Step5:转向步骤 2 计算当前子代的适应值,并进行停止条件的判断。

6 仿真实验

为了验证文中算法的有效性,对基于竞争模型的协同进化算法(CCGA)、文中的变增长率的多种群竞争协同进化算法(PDCGA)进行对比分析。软件环境为 Matlab7.0 VS2005。

选择如下的函数:

函数名称	函数形式
f_1 Rastrigrin	$f_1(x, y) = 20 + x^2 - 10\cos(2\pi x) + y^2 - 10\cos(2\pi y)$
f_2 Schwefel's	$f_2(x, y) = -x\sin(\sqrt{ x }) - y\sin(\sqrt{ y })$
f_3 Shubert	$f_3(x, y) = -\sum_{i=1}^5 (i\sin((i+1)x + i)) - \sum_{i=1}^5 (i\sin((i+1)y + i))$
f_4 Hansen	$f_4(x, y) = [\sum_{i=1}^5 i\cos((i-1)x + i)] * [\sum_{i=1}^5 i\cos((i+1)y + i)]$

一般进行算法性能比较时,常用的指标有:

1)平均最优值(Mean Best):假设某个算法被执行了 n 次,每次执行得到的最优值记为 $VBest_i$,则 $MBest = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n VBest_i$ 。从统计意义上看, $MBest$ 最优的算法其性能也较优。显然此处没有考虑算法的时间复杂性、空间复杂性等问题。

2)标准方差(St. Dev):也称标准差,其定义为:

设 X 为一可积随机变量,则随机变量 $(X - EX)^2$ 的数学期望 $E(X - EX)^2$ 称为变量 X 的方差,它表示 X 与期望 EX 之间的平均偏离程度或者散布程度,记作 $var(X)$ 或 $D(X)$ 。

根据不同场合,设 X 的分布函数、密度函数、分布列分别是 $F(X), f(x), | (x_i, p_i) |$,记 $EX = \mu$,则方差可以按照下式求得:

$$\text{var}(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 dF(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 f(x) dx$$

$$= \sum_{i \in I} (x_i - \mu)^2 p_i$$

为了同 X 的量纲一致,有时也用方差的平方根 $\sqrt{\text{var}(X)}$ 来表示偏离程度,称为 X 的标准差。

假设某个算法被执行了 n 次,每次执行得到的最优值记为 V_{best_i} ,定义 X 是表示最优值的随机变量,则 $\text{var}(X)$ 表示最优值的标准差。标准差越小,说明最优值越聚集,否则就越分散。从算法性能上看,最优值的标准差越小的算法其稳定性越好。

3) 到达最优解的最小迭代次数、最大迭代次数、平均迭代次数;(iteration number)

本指标主要用于多个算法性能比较时。一般认为,较小的迭代次数就能找到最优解的算法性能较好。对同一种算法,假设运行 n 次,且算法停止的条件不是迭代次数,而是最优解在近几次的迭代中几乎没有变化,则计算其平均迭代次数,也可以作为同其它算法比较的重要指标。针对不同算法,每一次迭代所需要的时间是不确定的,因此平均迭代次数的意义较为狭窄。

实验从以上指标对 CCGA 和 PDCGA 两种算法进行验证(见表1)。设种群数量 $M = 10$,规模 $N = 30$,最大迭代次数 $T = 400$,精度为 10^{-12} ,算法执行 100 次。在遗传算法中设交叉概率为 0.75,变异概率为 0.07。

表1 f1~f4 在各算法下的指标对比

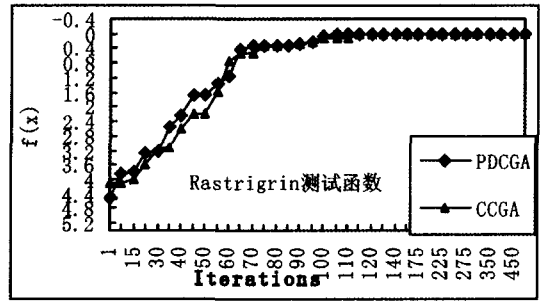
函数	算法	平均最优解	标准差	成功率	平均迭代次数
f ₁	CCGA	0.0059302	0.6002	76%	367
	PDCGA	0.0000373	0.0001	89%	245
f ₂	CCGA	-835.513745	3.1199	70%	295
	PDCGA	-837.936162	0.0603	88%	193
f ₃	CCGA	-23.899598	0.4066	81%	288
	PDCGA	-24.062476	6.2E-5	93%	175
f ₄	CCGA	-175.806138	0.9906	80%	345
	PDCGA	-176.358210	0.6550	86%	159

再从收敛速度上分析 PDCGA 及 CCGA 算法,如图1所示。

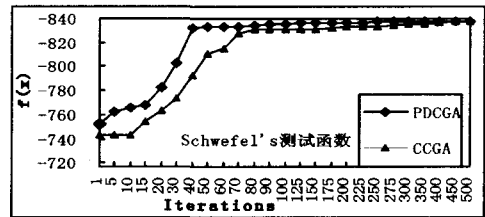
从上图的比较可以看出,对于实验中的给出的复杂测试函数,PDCGA 算法具有较快的收敛速度,算法在 30 代左右就开始慢慢地逼近最优值,验证了 PDCGA 算法的有效性。

7 结束语

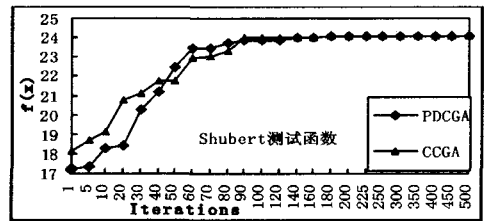
遗传算法在很多领域的应用中都展现了其巨大的优越性,但进化过程耗时较大,提高求解效率至关重要。文中在考虑种群与环境之间的相互作用以及种群内个体在个体间及种群间的协调的同时,提出了一种基于信息熵确定种群的增长率的算法,既能有效避免算法早熟,又能在保证优化结果的情况下,使遗传进化



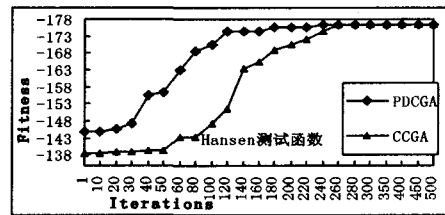
(a) f1 (Rastrigrin) 函数对比曲线



(b) f2 (Schwefel's) 函数对比曲线



(c) f3 (Shubert) 函数对比曲线



(d) f4 (Hansen) 函数对比曲线

图1 PDCGA 和 CCGA 算法的收敛速度对比的进程大大缩短。算法稳定、可靠,具有很强的全局寻优能力,收敛速度也有很大提高。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] Pena-Reyes C A, Sipper M. Fuzzy CoCo: A Cooperative-Co-evolutionary Approach to Fuzzy Modeling [J]. IEEE Computational Intelligence Society, 2001, 9(5): 727-737.
- [3] Garcia-Pedrajas N, Hervás-Martínez C, Muñoz-Pérez J. Multi-objective cooperative coevolution of artificial neural networks [J]. Neural Networks, 2002, 15: 1259-1278.
- [4] 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.
- [5] 曹先彬, 罗文坚, 王煦法. 基于生态种群模型的协同进化 [J]. 软件学报, 2001, 12(4): 557-561. (下转第 71 页)

2.4 面向对象设计的武器模型建模

面向对象的武器建模方法采用符合人们认识武器的思维方式,对武器在作战中涉及的属性及战斗性能进行抽象,而在建立武器模型时,基于三维仿真软件Virtools技术实现,将武器自身的三维模型与战斗属性相结合,形成了一个的武器对象类,映射成对象的属性与方法。在执行仿真程序时,使用者只需将所需的武器通过界面菜单调入虚拟战场,武器模型本身将会在仿真执行过程中依据自身的战斗属性进行相关的诸如攻击、规避等动作。

3 结束语

文中在总结当前多数战场作战规划软件的结构的前提下,结合当今流行的HLA高层结构体系,提出了可适应不同类型武器的任务规划仿真体系的软件开发框架。该框架为开发任务规划仿真软件提供了一种可能的模式。

参考文献:

- [1] Ivan K. Strategic Thinking in the Information Age and the Art of Scenario Designing[R]. Prague: Charles University, 2004.
- [2] Morse A S. A comparative study of normalized and unnormalized tuning errors in parameter-adaptive control[C]//Proc. of the 30th IEEE Conf. on Decision and Control. Brighton: [s. n.], 1991:135-138.
- [3] Mission Planning System (MPS)/Intelligence Computer System(ics)[R]. Santa Barbara, CA: Geodynamics Corp, 1997.
- [4] Bank S B, Lizza C S. Pilot's associate: a cooperative, knowledge based system application[J]. IEEE Expert, 1991, 6(3): 18-29.
- [5] Xie X J, Wu Y Q. Robust model reference adaptive control with hybrid adaptive law[J]. Int J of Systems Science, 2002, 33(14): 1109-1119.
- [6] Symington S, Morse K L, Petty M. IEEE Standard for Modeling and Simulation (M&S) High Level Architecture (HLA) - Framework and Rules(IEEE Std 1516-2000)[S]. [s. l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc, 2000.
- [7] Symington S, Morse K L, Petty K. IEEE Standard for Modeling and Simulation (M&S) High Level Architecture(HLA)-Federate Interface Specification(IEEE Std 1516-2000)[S]. [s. l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc, 2001.
- [8] 张晨斌,王宜新,刘虎,等.作战武器任务规划仿真系统原型的开发[J].系统仿真学报,2010,22(11):2549-2553.
- [9] Foster I, Kesselman C, Tuecke S. The Anatomy of the Grid: Enabling Scalable Virtual Organizations[J]. The International Journal of High Performance Computing Applications, 2001, 15(3): 200-222.
- [10] Lutz R, Scudder R, Graffagnini J. High Level Architecture Object Model Development and Supporting Tools[J]. Simulation, 1998, 71(6): 401-409.
- [11] Federation development and execution process(FEDEP) model. Version 1.4[DB/OL]. 1999. <http://www.deso.mil>.
- [12] Virtools, Inc. Virtools Dev User Guide[EB/OL]. 2001. <http://www.virttools.com>.
- [13] Gardner S. A virtual collaboration testbed for joint campaign battle management and mission planning[C]//Aerospace Conference, IEEE Proceedings. [s. l.]: [s. n.], 2001: 10-17.
- [14] Panzitta M J, Moore R G. Visual System Interoperability Between CCTT and SIMNET[C]//Proceedings of IMAGE VII Conference. Tempe, AZ: The IMAGE Society, Inc, 1994: 272-281.
- [15] Michael D, Richard S. Biometrics: An Overview of the Technology, Challenges and Control Considerations[J]. Information Systems Control Journal, 2004(4): 53-55.
- [16] Shioimi K, Sato H. Development of ATC simulation facility[R]. New Orleans: AIAA, 1997.
- [6] 汪小龙,袁志发,郭满才,等.最大信息熵原理与群体遗传平衡[J].遗传学报,2002,29(6):562-564.
- [7] 李纯莲,王希诚,赵金城.一种基于信息熵的多种群遗传算法[J].大连理工大学学报,2004,44(4):590-593.
- [8] 武金球,王希诚.一种粗粒度并行遗传算法及其应用[J].计算力学学报,2002,19(2):149-152.
- [9] Srivastava S, Kumar S, Garg R C, et al. Generalized traveling salesman problem through n sets of nodes[J]. CORS Journal, 1969(7): 97-101.
- [10] Laporte G, Vaziri A A, Sriskandarajah C. Some applications of the generalized traveling salesman problem[J]. J Oper Res Soc, 1996, 47: 1461-1467.
- [11] 王文义,秦广军,王若雨.最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.
- [12] Ursem R K. Diversity-Guided Evolutionary Algorithms[C]//Proc. of the 7th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature. Granada, Spain: [s. n.], 2002: 462-471.
- [13] 辛斌,陈杰,窦丽华,等.群搜索优化中基于分布熵的多样性控制[J].模式识别与人工智能,2009,22(3):374-380.

(上接第67页)