

求解多峰函数优化的小生境克隆选择算法

叶文¹, 欧阳中辉¹, 朱爱红², 范洪达¹

(1. 海军航空工程学院兵器科学与技术系, 山东烟台 264001;

2. 海军航空工程学院训练部, 山东烟台 264001)

摘要: 分析了传统的用于多峰函数优化问题的小生境遗传算法的特点和不足, 基于免疫系统中的克隆选择原理, 运用记忆算子、抑制算子和重组算子等技术对克隆选择算法进行了改造, 并引入一种新的小生境技术, 提出了一种解决多峰函数优化问题的小生境克隆选择算法。最后, 实现了该算法对单无人作战飞机(unmanned combat air vehicle, UCAV)多航路规划这类多峰函数优化问题的优化仿真, 结果表明该算法简单有效。

关键词: 多峰函数优化; 小生境技术; 克隆选择算法; 航路规划

中图分类号: TP 301

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2010.05.046

Niche clonal selection algorithm for multi-modal function optimization

YE Wen¹, OUYANG Zhong-hui¹, ZHU Ai-hong², FAN Hong-da¹

(1. Dept. of Ordnance Science and Technology, Naval Aeronautics and Astronautics Univ., Yantai 264001, China;

2. Dept. of Training, Naval Aeronautics Astronautics Univ., Yantai 264001, China)

Abstract: The characteristics and deficiencies of traditional niche genetic algorithms for multi-modal function optimization are discussed, and a niche clonal selection algorithm (NCSA) for multi-modal function optimization based on clonal selection principle of immune system is proposed. Niche technology, memory method, restrain method and recombine method are used to improve the clonal selection algorithm. Finally, the algorithm is applied to the single unmanned combat air vehicle (UCAV) multiple path planning problem, and the experiment result shows its simplicity and effectiveness.

Keywords: multi-modal function optimization; niching technology; clonal selection algorithm; path planning

0 引言

多峰函数优化问题是指在大量的实际优化问题的求解过程中, 不仅要求在可行域内寻找全局最优解, 而且需要搜索多个全局最优解和有意义的局部最优解, 从而为决策者提供多种选择或多方面的信息^[1-2]。

对于具有多模态性质的连续函数优化问题和组合优化问题, 传统的基于导数或其他启发式信息的搜索算法, 如梯度爬山法、模拟退火方法等, 均存在着如何避免陷于局部极值点而发现全局最优解的问题。遗传算法(genetic algorithm, GA)的特点是在于采用群体搜索和遗传算子策略(空间分布式信息继承与重组), 其效果显著好于传统方法的单点搜索和启发引导方式(邻域局部性信息继承与逼近)^[3]。但是在 GA 中种群存在向单一模式收敛的性质, 不易确保多种模式长期并存。因此, 针对应用 GA 发现多个

最优解的目标, 提出了各种各样的小生境 GA, 如采用排挤模型的 GA 和基于适应值共享模型的 GA 等。这些改进的 GA 能够缓解模式收敛程度, 但仍然存在着诸如算法复杂、运行参数难以选定等弊端。因此, 如何构造一种优化算法, 使之能够搜索到全部全局最优解和尽量多的局部最优解, 已成为一个持续研究的领域^[4-5]。

免疫系统作为一种分布式自学习系统, 通过进化地处理不同抗体, 在有效识别抗原的同时, 能够实现各种抗体并存, 具有良好的优化和多样化保持功能。免疫系统通过 B 细胞的高变异克隆可以维持多种小生境, 因而有利于保存多种模式; 同时, 由于存在模式补充机制, 能够克服初始模式不完备的缺陷; 加上所采用的递减式变异方式类似于梯度寻优, 搜索能力较强, 因而更适合于求解多峰优化问题。本文针对免疫系统中克隆选择算法的不足, 运用小生境、记忆算子、抑制算子和重组算子等技术对算法进行改造, 研究

收稿日期: 2008-10-26; 修回日期: 2009-09-12。

基金项目: 航空科学基金(20085584010); 海军航空工程学院青年科研基金(HJHYQN200801)资助课题

作者简介: 叶文(1979-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为智能优化、任务规划。E-mail: yewen22@sohu.com

了一种多模态函数优化的小生境克隆选择算法(niche clonal selection algorithm, NCSA),仿真结果表明该算法具有更强的多峰值搜索能力。

1 克隆选择原理

Burnet 于 1959 年提出克隆选择学说,该学说认为,免疫细胞是随机形成的多样性的细胞克隆,每一克隆的细胞表达同一特异性的受体,当受抗原(Ag)刺激,细胞表面受体特异识别并结合抗原,导致细胞进行克隆扩增,产生大量后代细胞,合成大量相同特异性抗体(Ab)^[6]。

克隆选择原理的基本思想见图 1。克隆选择原理认为只有那些能够识别抗原的细胞才被选择并进行扩增,而那些不能识别抗原的细胞则不被选择,也不进行扩增。骨髓中微小的“休眠”的 B 细胞,每一个都载有一个不同的抗体类型。这些细胞载有对于抗原特异的受体,扩增分化成浆细胞和记忆细胞。

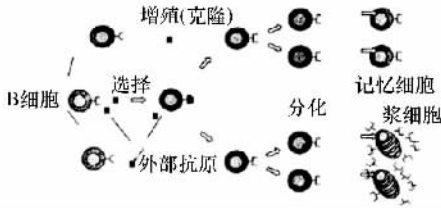
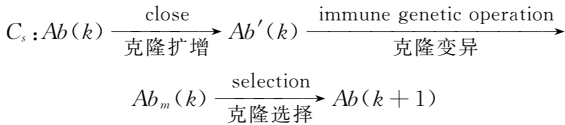


图 1 克隆选择原理示意图

在人工免疫系统中,克隆操作是由抗体亲合度诱导的抗体随机映射,即依据抗体与抗原的亲合度函数 $f(*)$, 将解空间中的一个点 $a_i(k) \in Ab(k)$ 分裂成了 q_i 个相同的点 $a'_i(k) \in Ab'(k)$, 经过免疫基因操作和克隆选择操作后获得新的抗体群。

在克隆算子的实施过程中,抗体群的状态转移情况可以表示为如下所示的随机过程:



需要指出的是,细胞克隆(无性繁殖)中父代与子代之间只有信息的简单复制,而没有不同信息的交流,无法促进细胞进化。因此,需要对克隆后的子代进行进一步处理。

克隆的实质是在抗体进化过程中,在每一代候选解的附近,根据亲合度的大小进行克隆,产生一个变异解的群体,从而扩大了搜索范围(即增加了抗体的多样性),有助于防止进化早熟和搜索陷于局部极小值,同时通过克隆选择来加快收敛速度;进一步也可以认为,克隆是将一个低维空间(n 维)的问题转化到更高维(N 维)的空间中解决,然后将结果投影到低维空间(n 维)中,从而获得对问题更全面的认识。

免疫克隆选择算法包括三个步骤,即克隆扩增操作、克隆变异操作和克隆选择操作^[7-8]。图 2 所示为在免疫克隆选择算法的执行过程中,抗体种群状态随不同操作变化的具体情况。

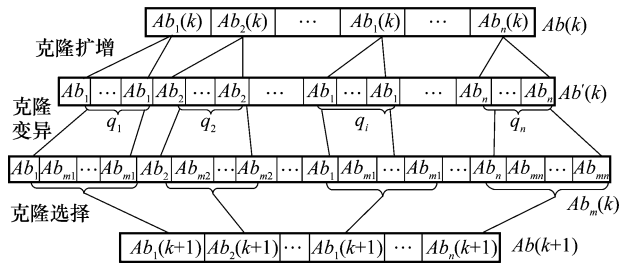


图 2 克隆选择算法

克隆选择算法具体描述如下所示:

设抗体群 $Ab = \{Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_n\} = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 为抗体 a 的 n 元组;对于二进制编码,抗体 $a \in B^l$, 其中 $B^l = \{0, 1\}^l$ 代表所有长度为 l 的二进制串组成的集合。

步骤 1 克隆扩增操作

定义克隆 Θ 为

$$\Theta(Ab) = [\Theta(a_1) \quad \Theta(a_2) \quad \dots \quad \Theta(a_n)]^T$$

式中, $\Theta(a_i) = I_i \times a_i (i=1, 2, \dots, n)$, I_i 为 q_i 维行向量, $q_i = g(N, f(a_i))$ 。

一般取

$$q_i = g(N, f(a_i)) = N \cdot \frac{f(a_i)}{\sum_{j=1}^n f(a_j)}, i = 1, 2, \dots, n$$

式中, $N > n$, 是与克隆规模有关的设定值。克隆过后,种群 Ab 变为

$$Ab' = \{Ab, Ab'_1, Ab'_2, \dots, Ab'_n\}$$

式中

$$Ab'_i = \{a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{i(q_i-1)}\}, a_{ij} = a_i, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, q_i - 1$$

步骤 2 克隆变异操作 T_m^C

克隆基因操作主要包括抗体的变异。根据生物学中单、多克隆抗体对信息交换多样性特点的描述,采用变异的克隆选择算法为单克隆选择算法。交叉和变异都采用多克隆选择算法。免疫学认为,亲和度成熟和抗体多样性的产生主要是依靠抗体的高频变异,而非交叉或重组。因此,与一般遗传算法认为交叉是主要算子而变异是背景算子不同,在克隆选择算法中更加强调变异的作用。

克隆变异 T_m^C : 与一般变异不同的是,克隆基因变异为了保留抗体原始种群的信息,并不作用到 $Ab \in Ab'$, 即变异概率为

$$p(T_m^C(a_{ij}) = a'_{ij}) = \begin{cases} p_{ij} > 0, & a_{ij} \in Ab'_i \\ 0, & a_{ij} \in Ab_i \end{cases}$$

步骤 3 克隆选择操作 T_s^C

对于 $\forall i = 1, 2, \dots, n$, 若存在变异后的抗体 b 且 $f(b) = \max \{f(a_{ij}) \mid j = 1, 2, \dots, q_i - 1\}$, 使得

$$f(a_i) < f(b), a_i \in Ab$$

则用 b 取代原抗体 a_i , 从而更新抗体群,实现信息交换。

2 小生境克隆选择算法

2.1 共享适应值小生境技术

在标准克隆选择过程中,评价的尺度是抗体的适应值。

但对于多峰值函数,每个峰的函数值一般并不一定能达到全局最大值,有的甚至比最大值小得多。如果仅仅以适应值作为评价的指标,那么函数值较小峰对应的抗体,很难进入下一代,因此函数值较小的峰很容易被漏掉。为了克服漏峰问题,就需要重新设计评价函数。因此,在标准克隆选择算法的基础上,引入小生境理论的共享适应值(fitness share)技术,设计以小生境为基础的评价函数,替代简单的评价函数,从而保证了函数值较小峰对应的抗体,也能顺利进入下一代。在克隆选择算法中引入小生境技术。小生境技术引进“分享机制”,保证高、低峰以平等机会被选中,从而避免漏峰。

小生境技术是由 Holland 于 1975 年首先引入的^[9]。Goldberg 和 Richardson 在 1987 年首次成功实现了 Holland 的小生境理论。他们定义了一个分享函数来确定群体中每个抗体的相邻关系和共享度,抗体的适应值等于原适应值除以分享度;同时,定义了共享半径,距离小于共享半径的抗体可以交配。

共享适应值就是通过一个共享函数,使一个抗体同其附近的抗体共同分享适应值,这样可以有效地控制峰附近的抗体数,使得种群中的抗体不会全部聚集到某一个峰。

设 $sh(d_{ij})$ 表示抗体 i 和抗体 j 之间的共享函数,其常用的共享函数定义为

$$sh(d_{ij}) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d_{ij}}{\sigma_{share}}\right)^a, & d_{ij} < \sigma_{share} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中, σ_{share} 为共享半径,是算法实现时由人工设置的一个表示抗体之间不同性水平的阈值; d_{ij} 为抗体之间的距离测度,既可用基因型之间的海明距离测度,也可用表现型之间的欧几里德距离测度; a 用于调整共享函数的形状,Beasley 建议采用 $a = 2$; 当群体规模为 n 时,抗体 i 在群体中的共享度

$$m_i = \sum_{j=1}^n sh(d_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

那么,基于抗体共享度的适应值非线性标度变换方法为

$$f'_i = \frac{f_i}{m_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中, f_i 表示抗体 i 原始的适应值; f'_i 为调整变换后的抗体 i 的适应值; m_i 为抗体 i 在群体中的共享度。

2.2 克隆选择算法的改进

克隆选择算法虽然理论上可以搜索到全局最优,但依然存在三个严重的缺陷^[10-11],容易陷入局部最优的平衡态而导致早熟收敛;由于进化后期搜索停滞不前而导致后期收敛速度慢;由于初始种群和后期进化存在一定的随机性,使得搜索的结果精度不高。为此,针对免疫系统中克隆选择算法的不足,运用记忆算子、抑制算子和重组算子等技术对克隆选择算法进行了改造。

(1) 抗体记忆算子

标准克隆选择算法没有记忆库,每次产生的优秀抗体,没有特别保存,继续参加下一代的进化。这就很有可能破坏原来的优秀特征,使搜索结果不稳定,并且增加算法冗余计算

量。为此,改进算法加入了记忆算子。当抗体的函数评价价值大于记忆阈值 δ_m 时,即抗体的亲和力大于优化问题求解所要求达到的数值时,将该抗体迁移至记忆库,进行特殊的处理,即该抗体保存在记忆库中,以免在下次进化当中被破坏。

(2) 抗体抑制算子

当记忆算子将一个抗体添加到记忆库中后,有可能两个抗体是同一个峰的抗体。为此,在记忆库中引入相似抑制算子。即当记忆库中每增加一个抗体后,比较记忆库中的抗体,如果两两之间的距离小于抑制阈值 φ_r , 那么保留适应值大的抗体,适应值小的将被删除。

这里模拟免疫系统中相似抗体抑制的机理在记忆库中进行相似抑制。设任意两抗体 $Ab_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im})$ 和 $Ab_j = (a_{j1}, a_{j2}, \dots, a_{jm})$, 定义其距离

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^m (a_{ik} - a_{jk})^2} \quad (4)$$

具体抑制方法是:若任意两抗体之间的欧氏距离不大于抑制阈值 φ_r ($D_{ij} \leq \varphi_r$), 则只保留其中亲和力高的抗体。

(3) 抗体重组算子

由于抗体在亲和力成熟的过程中,是以受体编辑和体细胞高频变异为主要方式,而传统的克隆选择算法主要是考虑了体细胞高频变异的作用,没有进行受体编辑,因此本文增加定义了抗体重组算子,将其和变异算子相结合来实现克隆选择算法的亲和力成熟过程。抗体重组算子又包括抗体交换算子、抗体逆转算子和抗体移位算子。通过抗体重组算子和变异算子的多重作用,将会使算法能够在已有的优秀抗体的基础上,通过亲和力成熟过程以较高的概率找到更优秀的抗体。

① 抗体交换算子

抗体交换算子是指抗体按照一定的交换概率 P_c , 随机选取抗体中的两个或多个点,并交换这些点上的基因形成新的抗体,图 3 为抗体交换算子的示意图(图中为两点交换)。

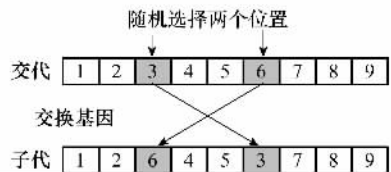


图 3 抗体交换算子

② 抗体逆转算子

抗体逆转算子是指抗体按照一定的逆转概率 P_i , 随机选取抗体中的两个点,将这两点之间的基因段首尾倒转过来形成新的抗体,图 4 为抗体逆转算子的示意图。



图 4 抗体逆转算子

③ 抗体移位算子

抗体移位算子是指抗体按照一定的移位概率 P_s , 随机选取抗体中的两个点, 将两点之间基因段中的基因循环向右移位, 使该基因段中的末位基因移到段的首位形成新的抗体, 图5为抗体循环移位算子的示意图。

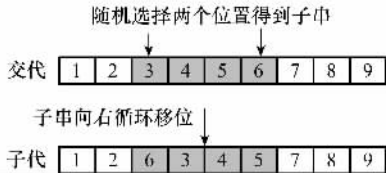


图5 抗体移位算子

2.3 小生境克隆选择算法

具体算法可描述为:随机产生 N 个抗体组成初始抗体群, 对每个抗体计算其抗体-抗原亲和度, 将抗体的亲和度评价价值大于记忆阈值 δ_m 的抗体通过记忆算子添加到记忆库中, 并对其抑制算子操作; 应用小生境适应值共享函数对初始抗体群中抗体的抗体-抗原亲和度进行调整; 根据调整后的抗体-抗原亲和度, 对每一个抗体进行克隆扩增和重组变异, 从而形成 N 个子抗体群; 计算克隆扩增和重组变异后的抗体亲和度, 从每一个子群中选出一个最优抗体组成新的抗体群。此外, 为了在整个搜索区域大幅度寻找抗体, 随机生成 N_s 个新的抗体, 替换新的抗体群中 N_s 个具有低亲和度的抗体。

小生境克隆选择算法的流程见图6。

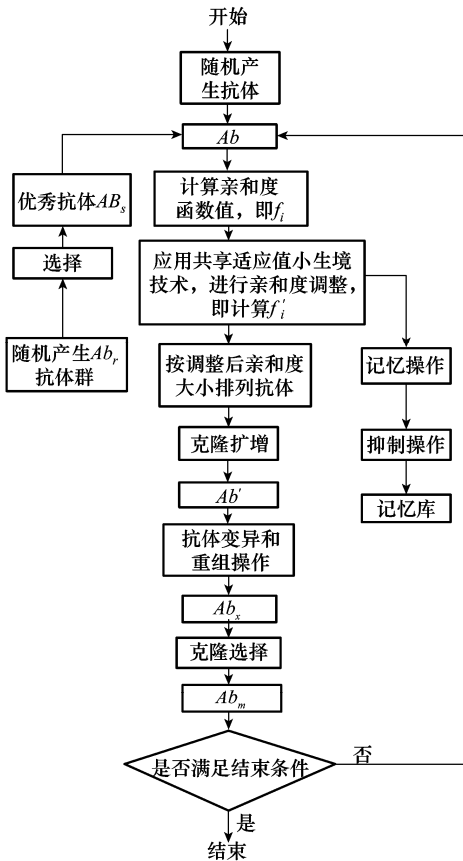


图6 小生境克隆选择算法流程图

3 仿真实验

采用小生境克隆选择算法对单无人作战飞机 (unmanned combat air vehicle, UCAV) 多航路规划这类多峰函数优化问题进行了仿真实验。单UCAV多航路规划不仅能够在可行域内寻找全局最优航路, 而且还能够搜索多个全局最优航路和有意义的局部最优航路, 从而为决策者提供多种选择或多方面的信息。因此, 单UCAV多航路规划问题经过简化处理后, 可以归结为多峰函数优化求解问题。

在仿真实例中, 我们假设UCAV飞行任务区内有6个威胁区, 图7显示仿真实验过程中的实验结果。

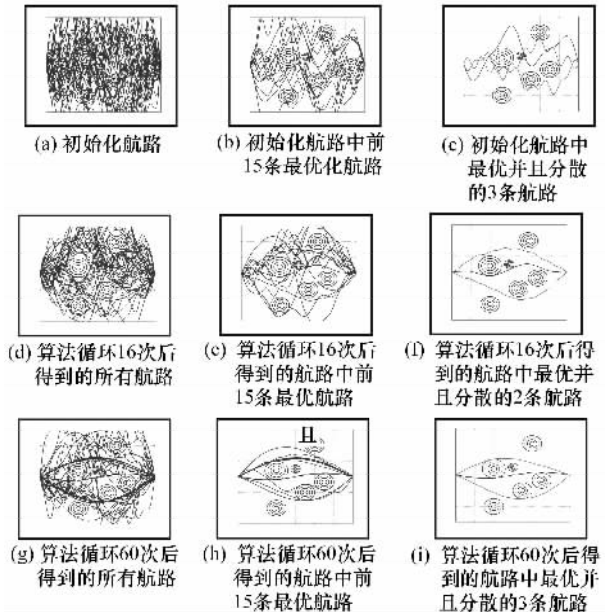


图7 仿真实验的实验结果

仿真实验结果表明小生境克隆选择算法具有很好的完全收敛性, 不仅能够搜索到全局最优的单UCAV航路, 还能够搜索到更多的满足UCAV要求的可行的优化航路, 因此能够有效地解决UCAV多航路规划这类多峰函数优化问题, 具有较强的多峰值搜索能力, 并且简单有效。

4 结论

小生境克隆选择算法在分析传统的小生境遗传算法求解多模态函数优化问题的基础上, 针对免疫系统中克隆选择算法的不足, 运用小生境、记忆算子、抑制算子和重组算子等技术对克隆选择算法进行了改造。该算法有如下优点:

- (1) 算法通过小生境技术引进“分享机制”, 保证高、低峰以平等机会被选中, 从而避免漏峰。这样可以使算法在整个解空间中搜索, 以找到更多的最优抗体。
- (2) 在算法中引入抗体重组算子, 将其和变异算子配

合作用,使算法能够在已有的优秀抗体的基础上,通过亲和度成熟过程以较高的概率找到更优秀的抗体。

(3) 在算法中加入记忆算子,当抗体的函数评价值大于记忆阈值时,将该抗体迁移至记忆库,进行保存,以免在下次进化当中被破坏,从而加快算法的收敛速度。

仿真结果表明,小生境克隆选择算法能够有效地解决多峰函数优化问题,具有较强的多峰值搜索能力,并且简单有效。

参考文献:

- [1] 邹奇德,龚佳芬,王延. 适用于多峰函数优化问题的通用演化算法[J]. 计算机与数字工程,2004,32(2):81-84.
- [2] 王晓兰,李恒杰. 多模态函数优化的生境克隆选择算法[J]. 甘肃科学学报,2006,18(3):64-69.
- [3] 李敏强,寇纪淞. 多峰函数优化的协同多群体遗传算法[J]. 自动化学报,2002,28(4):497-504.
- [4] Goldberg D E, Richardson J. Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization[C]// *The Proc. of the 2nd International Conference on Genetic Algorithms*, 1987:41-49.
- [5] 孟红云. 多目标进化算法及其应用研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2005:125-130.
- [6] DeCastro L N, VonZuben F J. The clonal selection algorithm with engineering applications[C]// *Proc. of Workshop on Artificial Immune Systems and Their Applications*, 2000:36-37.
- [7] Leandro N de C, Fernando J Von Z. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2002,6(3):239-251.
- [8] Timmis J I. An artificial immune network for multi-modal function optimization[C]// *Proc. of IEEE Conference on E-Commerce Technology*, 2002(1):699-704.
- [9] Leandro N de C, Jonathan T. *Artificial immune systems: a new computational intelligence approach* [M]. British: Springer Press, 2002:77-88.
- [10] Goldberg D E, Richardson J. Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization[C]// *Proc. of the 2nd International Conference on Genetic Algorithms*, 1987:41-49.
- [11] 郑士芹,王秀峰. 基于多模态函数优化的改进克隆选择算法[J]. 计算机工程与应用,2006(3):17-21.
- [12] Wiskott L, Fellous M J, Krueger N, et al. Face recognition by elastic bunch graph matching [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997,19(7):775-779.
- [13] Ojala T, Pietikinen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distribution [J]. *Pattern Recognition*, 1996,29(1):51-59.
- [14] Ojala T, Pietikinen M, Menp T. Multiresolution grayscale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7):971-987.
- [15] Daugman G J. Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profile [J]. *Vision Research*, 1980,20(5):847-856.
- [16] Daugman G J. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1985,2(7):1160-1169.
- [17] Marcelja S. Mathematical description of the responses of simple cortical cells [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1980,70(11):1297-1300.
- [18] Daugman G J. How iris recognition works [J]. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004,14(1):21-30.
- [19] Yang X, Zhou Y, Zhang T, et al. Gabor phase based gait recognition [J]. *Electronics Letters*, 2008,44(10):620-621.
- [20] Messer K, Matas J, Kittler J, et al. Xm2vtsdb: the extended M2vts database [C]// *Proc. of International Conference on Audio and Video-based Biometric Person Authentication*, 1999:72-77.
- [21] Nordström M M, Larsen M, Sierakowski J, et al. The IMM face database—an annotated dataset of 240 face images [R/OL]. [2008-12-7]. http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/views/edoc_download.php/3160/pdf/imm3160.pdf.
- [22] Stegmann B M, Gomez D D. A brief introduction to statistical shape analysis [R/OL]. [2008-12-7]. http://www2.Imm.dtu.dk/pubdb/views/edoc_download.php/403/pdf/imm403.pdf.

(上接第 1054 页)

[3] Lanitis A, Taylor J C, Cootes F T. Automatic interpretation and coding of face images using flexible models [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997,19(7):743-756.

[4] Turk M, Pentland A. Face recognition using eigenfaces [C]// *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1991:586-591.

[5] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1987,1(4):277-368.

[6] Cootes F T, Cooper H D, Taylor J C, et al. Active shape models—their training and application [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995,61(1):38-59.

[7] Cootes F T, Taylor J C. On representing edge structure for model matching [C]// *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001:1114-1119.

[8] Stegmann B M, Larsen R. Multi-band modelling of appearance [J]. *Image and Vision Computing*, 2003,21:61-67.

[9] Scott M I, Cootes F T, Taylor J C. Improving appearance model matching using local image structure [C]// *Proc. of 18th International Conference on Information Processing in Medical Imaging*, 2003:258-269.

[10] Kittipanya-ngam P, Cootes F T. The effect of texture representations on AAM performance [C]// *Proc. of International Conference on Pattern Recognition*, 2006:328-331.

[11] Lee S T. Image representation using 2d Gabor wavelets [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003,18(10):959-971.