多目标优化免疫算法中核心算子抽象

王舒雅 陈云芳 朱晓亮 胡小红

(南京邮电大学物联网学院 南京 210003)

摘要 人工免疫系统是受自然免疫原理启发而建立的计算模型,多目标优化问题是当前演化计算的一个重要研究方向。然而,当前的各种免疫优化算法的运行机制和操作过程均不相同。提出一种多目标优化免疫算法的统一表达方法,抽象出免疫算法的 3 类核心算子的主要原理和运行过程。核心算子可表达经典免疫优化算法 NNIA 和 CMOIA,证明了 3 类免疫算子表达算法的可行性和高效性。

关键词 多目标优化,人工免疫系统,免疫算子

中图分类号 TP311 **文献标识码** A

Abstract of Core Operators of Multi-objective Optimizations Immune Algorithms

WANG Shu-ya CHEN Yun-fang ZHU Xiao-liang HU Xiao-hong

(College of Internet of Things, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract Artificial immune system is the computing system based on the theory of natural immune, and the multi-objective optimization is an important researching direction in optimizing field. The study found that all kinds of immune algorithms' operational principles and process are not same. This paper presented a method that can unify the expression of the multi-objective optimization immune algorithm, and abstracted the main principle and operational process of three kinds core operators of the immune algorithm. This core operator can express classic immune algorithms NNIA and CMOIA. It is proved that this three immune operators are feasible and efficient to express algorithms.

Keywords Multi-objective optimization, Artificial immune system, Immune operator

1 引言

现实生活中,科学研究和工程实践领域中许多优化问题都是多目标优化问题(Multi-objective Optimization Problems, MOPs)。在多目标优化问题中,各目标之间一般是相互制约的,某个解使每个目标都最优是不可能的,同样要使多个子目标同时达到最优也是不可能的。所以,多目标优化问题求得的解,通常是一个最优解的集合,即 Pareto 最优解集(Pareto-optimal set)或非支配解集(non-dominated set)^[1],这个概念是由法国经济学家 Pareto^[2]于 1896 年在研究经济领域内的多目标优化问题时提出的。

生物免疫系统(Biology Immune System, BIS)是高度进化的自适应动态平衡智能系统,具有强大的识别、学习和记忆能力。人工免疫系统(Artificial Immune System, AIS)^[3]就是借鉴并利用生物免疫系统的各种智能机理而发展起来的各种信息处理技术、计算技术及其在科学研究和工程实践中应用的基础上产生的多种智能系统的统称。人工免疫系统通过对外界物质的自然防御机理的学习,提供无监督学习、自组织、记忆等进化学习机理,并结合分类器、神经网络和机器推理等系统的一些优点,使得系统具有强大的信息处理能力。受免疫

系统启发,免疫算法可以结合问题的先验知识和免疫系统的自适应能力来解决复杂问题,现已广泛用于机器学习^[4]、异常检测^[5]、自动控制^[6]、优化^[7]等众多领域。

免疫算法的基本原理是通过抗原与抗体的结合,采用抗体的克隆选择、超变异、重组和记忆等操作,逐渐实现抗体优化。基于免疫系统的克隆选择原理,De Castro^[8]提出了克隆选择算法(CLONALG),其将克隆选择算法的主要步骤分为初始化种群、克隆选择、超变异和记忆 4 种免疫算子,并可通过对免疫算子的特殊设计来得到新的更为优秀的免疫算法。随后,通过设计克隆选择算子和重组算子(多父体单形杂交算子),Shang 等提出了免疫克隆多目标优化算法(ICMOA)^[9],该算法克服了传统的约束条件处理方法所引发的一些问题,并在收敛速度和求解精度上具有优势,更有利于得到高质量的解。基于克隆选择理论,通过设计新颖免疫算子,Gong 等提出了非劣邻域免疫算法(NNIA)^[10],使得 NNIA 算法在求解高维多目标优化问题时具有较好的性能。基于免疫应答原理,充分利用抗体应答抗原的各种机理以设计出不同的算子并运用新的约束处理和聚类方法,Sun 等提出一种具有动态性能的基于聚类的免疫算法(CMOIA)^[12]。CMOIA 中利用记忆细胞保存优良抗体并用聚类算法限制种群规模,使得种

到稿日期:2011-07-22 返修日期:2011-10-17

王舒雅(1987—),女,硕士生,主要研究方向为免疫算法;陈云芳(1976—),男,副教授,主要研究方向为入侵检测、人工免疫、社会计算等,E-mail:chenyf@njupt.edu.cn;朱晓亮(1987—),男,硕士生,主要研究方向为免疫算法、社会计算;胡小红(1988—),女,硕士生,主要研究方向为社会计算。

群具有自我调节多样性的能力。通过对免疫系统的理解,分析免疫算法的一般流程,可以进一步抽象出免疫算法的核心算子,归一化处理以后适用于未来的算法设计。

本文首先给出多目标优化问题和人工免疫系统的相关定义,通过分析免疫算法的一般流程,将免疫算法模块化,其主要分为初始群体、免疫算子和终止输出。重点阐述了免疫算子的核心:克隆选择算子、超变异交叉算子和重组存储记忆算子的主要原理和运行过程。最后运用核心算子来表达两种经典免疫算法 NNIA^[10] 和 CMOIA^[12] 的运行过程,证明了用3种算子表达各种免疫算法的可行性和有效性。

2 免疫优化算法

基于生物免疫系统,在保留遗传算法优良特性的前提下,免疫优化算法可利用待求解问题中的免疫信息高效地抑制其优化过程中出现的退化现象。生物免疫系统是高度进化的智能系统,通过高度抽象可以将多目标优化问题的基本元素,如多目标优化问题、候选解、记忆存档等映射到生物免疫系统,它们之间的映射关系如表1所列。

表1 生物免疫系统和免疫多目标优化问题之间的映射关系

生物免疫系统	多目标优化问题
抗原	多目标优化问题
抗体, B细胞, T细胞	问题候选解
记忆细胞	记忆存档
免疫克隆	克隆选择算法
超变异	高变异率变异
亲和力	解与问题的匹配程度
抗体繁殖	进化(迭代)

在生物免疫过程中,抗体总是试图以最佳的形态识别出抗原,这符合多目标优化问题的优化原理。所以抗原可以被看作是目标优化问题,抗体可以被看作是目标优化问题的候选解,而一对抗体-抗原的亲和力可以看作是解与问题的匹配程度。通过这样的逻辑映射关系,即可将免疫系统机制引入多目标优化领域。

基于免疫系统的免疫响应、抗体自我调节和免疫记忆等原理,人们从不同的角度去理解生物免疫系统的各种原理和机制,设计出各种免疫优化算法。但由于人工免疫算法继承了传统的遗传算法“优胜劣汰”的基本原理和相应算子,并且生物免疫系统的各种原理和机制本身相互关联并相互支持,因此各种不同的免疫算法往往具有一些共性。

由人工免疫算法的定义,可得到免疫算法的基本流程。

1) 初始种群: 定义抗原(待求解问题)、抗体(问题的候选解)及算法参数,初始化种群 A 以产生抗体;

2) 免疫算子:

① 计算所有解的亲和度和系统规定的参数;

② 在种群 A 中运用克隆选择算子,执行完成后将精英解存入克隆选择种群 $A_{sc}(t)$, 其中 t 为进化代数;

③ 在克隆选择种群 $A_{sc}(t)$ 中运用超变异交叉算子,执行完成后将解存入超变异交叉种群 $A_H(t)$;

④ 运用重组记忆算子,将种群 A 、超变异交叉种群 $A_H(t)$ 和其他种群重组后,获得精英解存入记忆单元 $A_M(t)$;

⑤ 判断是否满足终止条件,满足则进入终止输出模块,不满足则转入第①步;

3) 终止输出: 当运行结束后,输出端从记忆单元 $A_M(t)$ 得

到 Pareto-前端。

由人工免疫算法的基本流程,可以将免疫算法分为3个模块: 初始种群模块、免疫操作模块和终止输出模块。

2.1 初始种群

初始种群模块对免疫算法的优劣影响很大,其主要完成两个任务: ① 定义该免疫算法的系统参数,例如免疫算子中的选择条件、停止条件、种群大小等; ② 初始化种群以产生抗体,其方法一般与遗传算法相似,即随机产生初始抗体群,但有时也会根据目标空间或求解问题来生成抗体。现常采用后者,因为这样可以提高算法的搜索能力和收敛速度。

2.2 免疫算子

免疫算子的主要任务为通过免疫迭代操作搜寻出 Pareto 最优解集。首先要计算所有解的亲和度和系统规定的参数。其中抗体-抗体间的亲和力表明两抗体间的相似程度,而抗原-抗体的亲和力表明抗体对抗原的识别程度。计算抗体 a_i 与其他抗体的亲和力公式如下:

$$aff_i = \min\{D_{ij}\} = \min\{\exp(\|a_i - a_j\|)\},$$

$$i \neq j; i, j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

亲和力与抗体间距离相关^[13]。式中, $\|\cdot\|$ 为欧式距离(也可为海明距离或曼哈顿距离),在计算 aff_i 时,对 $\|\cdot\|$ 进行了归一化处理,即 $0 \leq \|\cdot\| \leq 1$ 。显然,抗体-抗体间的亲和力越小即两抗体相似程度越低,表示抗体间的抑制作用越弱; 抗原-抗体间亲和力越大表示抗原与该抗体结合越好,抗体被选择克隆的概率就越大。

接着,克隆选择算子选择出抗体群中较好的候选解并加入精英解进化种群,以提高搜索出最优解的概率。不同的免疫算法的克隆选择算子通常基于不同的选择分类标准,以驱使免疫算法快速收敛并产生高质量抗体。

然后,超变异交叉算子通过实施高频度变异以干扰解集(无论其是否为精英解),从而完成搜索邻域、增加抗体多样性的目标。该过程可以运用许多算子,例如遗传算法中的交叉算子,但人工免疫算法中主要运用超变异算子。

随后,重组算子可增加种群的多样性,而多目标免疫算法会形成含有重组操作结果的新种群,其拥有本次运算后的优势抗体,该种群即为下次运算的初始种群。然后通过存储记忆算子,选择存储一定数目的优势解。

最后,判断是否满足终止条件,满足则循环结束,可将最优解集和特征参数都存储到记忆单元中,以便下次遇到同类问题时借用此次结论,从而提高解决问题的效率和速度。

2.3 终止输出

免疫算子满足终止判断后,循环结束。不同的免疫算法拥有不同的存储优势抗体的方法,其对应不同的输出抗体的方法。人工免疫系统拥有独特的记忆机制,它保证最后输出高质量解集,但并不是记忆细胞中所有的抗体都是最优的。有些算法内存空间较大,在输出 Pareto-最优解集前需按比例选择; 有些算法会将优势抗体存储在一个很小的种群中并直接代入运算,循环结束时该种群内容即为 Pareto-前端。

3 免疫算子

3.1 克隆选择算子

在生物免疫系统中,根据抗体与抗原亲和力的大小,克隆选择算子^[14] 选择出优秀的抗体进行克隆繁殖并主导着最终

能否产生可以完全识别抗原的抗体。克隆选择是免疫系统能够产生具有高亲和力抗体的保证,它对免疫算法能否收敛到最优解起到决定性作用。该算子一般被分成两个部分:①选择算子(T_S):从输入的种群中选择占优势的抗体。选择操作利用不同选择算子的选择分类标准将当代种群的个体进行排序后选择部分抗体。②克隆算子(T_C):实现空间扩张,为产生新的抗体种群并为免疫算法实现全局搜索提供基础,其有利于得到分布较广的 Pareto-前端。

通过以上定义可知,免疫算法的克隆选择算子不完全相同,但可抽象出克隆选择算子的一般运行过程,如表 2 所列。

表 2 克隆选择算子的运行过程

输入:输入种群 A,种群大小 N
T_S 选择:1)运用选择分类标准整理种群 A,排序形成 A' 2)若 A' 的规模大于 N,对 A' 进行一次比例选择,将结果放入新种群 A_S 中,否则令 $A_S=A'$
T_C 克隆:3)由于每个抗体 a_i 都在 A_S 中 a)在克隆次数限定范围内,按克隆比例复制 a_i b)将复制得到的抗体放入 A_{SC} 中
输出:克隆选择种群 A_{SC}

不同免疫算法的克隆选择算子的主要运行过程相同。通过对克隆选择算子中的选择分类标准、克隆选择比例和克隆次数的不同设计,就可得到不同的免疫克隆算子。以下是克隆选择算子的各种设计。

1) 拥挤距离

在非劣邻域免疫算法(NNIA)中,种群 A 可根据抗体在目标空间的拥挤距离来判断抗体的优劣程度,从而选择抗体作为优势种群。一个优势抗体 $a \in A$ 的拥挤距离计算公式如下:

$$I(a, A) = \sum_{i=1}^k \frac{I_i(a, A)}{f_i^{\max} - f_i^{\min}} \quad (2)$$

式中, $f_i^{\max}$ 和 $f_i^{\min}$ 分别为当前种群中第 i 个目标的最大值和最小值;且

$$I_i(a, A) = \begin{cases} \infty, & f_i(a) = \min\{f_i(a') | a' \in A\} \text{ 或} \\ & f_i(a) = \max\{f_i(a') | a' \in A\} \\ \min\{f_i(a') - f_i(a'') | a', a'' \in A; f_i(a'') < f_i(a) < f_i(a')\}, & \text{other} \end{cases} \quad (3)$$

利用拥挤距离 $I_i(a, A)$,可以推测出种群 A 中 a_i 周围的优势抗体的分布密度。如果 $I(a, A) > I(a', A)$, $a, a' \in A$,那么相对于 a' , a 位于当前 Pareto-前端的较密集区域,即可选择 a' 代替 a 进入优势种群。

2) 比例克隆

通过对拥挤距离的计算,系统可更多次地复制具有较大 q_i 拥挤距离值,即拥有较大值的个体。因为边界值的拥挤距离值是正无穷大,所以对每个活性抗体计算 q_i 值之前,在目标空间中需将边界个体的拥挤距离等于除去边界个体的活性抗体的拥挤距离最大值的两倍。其中 q_i 按式(4)计算:

$$q_i = \left[n_c \times \frac{I_i(a, A)}{\sum_{j=1}^{|A|} I_j(a, A)} \right] \quad (4)$$

式中, $I_i(a, A)$ 为活性抗体 a_i 的拥挤距离值; n_c 为算法定义的克隆种群大小。

3) 基于聚类克隆

多目标约束优化免疫算法(CMOIA)中,种群主要是在克

隆之前使用了 K-均值聚类方法。当克隆开始时,选择分类的标准是:若要复制属于最大的种群比例的抗体,则放弃;若是属于种群比例大于平均值的群体,则复制克隆比例的一半;其他情况下复制克隆比例的两倍。实践证明这种算法能够较大地提高群体的多样性。

人工免疫算法的核心算子是克隆选择算子。以上是几种主要的选择分类标准,同样可通过计算抗体浓度来形成克隆选择算子,也可以通过抗体亲和度来自适应形成克隆规模。

3.2 超变异交叉算子

人工免疫算法中运用超变异交叉算子扰乱抗体群,以搜索之前未涉及的目标空间。超变异算子使克隆副本发生高强度变异,以达到搜索邻域、增加种群多样性的目标,这有助于防止早熟和搜索陷入局部极小值。超变异交叉算子正如人工免疫系统中的免疫细胞的频繁变异,主要作用:①可使抗体亲和度逐渐升至最优;②生成的新抗体可跳到新的搜索区域以助于产生新的免疫细胞,最终达到全局最优。

不同的免疫算法对应不同的遗传突变,对每个抗体的超变异算子变异概率和变异策略也不尽相同,但可以抽象出超变异算子(T_H)的运行过程,如表 3 所列。

表 3 超变异算子的运行过程

输入:输入种群 A,基础变异率 R_b ,变异可能性 $p_m=[0,1]$,随机数生成器 H
T_H 步骤:由于每个抗体 a_i 在 A 中 1)运用亲和力测量计算 a_i 的亲和力 aff_i 2)产生随机数 $f \in [0,1]$ 3)如果 $(f \in [0, p_m])$ a)根据 H 产生随机数 $u \in [-R_b, R_b]$ b)计算 $s = u * aff_i$ c)使 $a_i' = a_i + s$ 其他情况下,什么也不做。 4)将 a_i' 放入 A_H 中
输出:超变异交叉种群 A_H

超变异算子的主要研究方面是变异概率和变异方式。现在在变异概率广泛采用的是基于亲和度的变异概率,另外还有随机变异概率和固定变异概率等。变异方式主要采用高斯变异和柯西变异,不同的变异方式拥有不同的亲和力测量方法及变异函数得到的随机数生成器 H。

1) 高斯函数变异

高斯函数:

$$f_{Gauss}(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right], -\infty < x < \infty \quad (5)$$

2) 柯西函数变异

柯西函数:

$$f_{cauchy}(x) = \frac{1}{\pi(t^2 + x^2)}, -\infty < x < \infty, t \text{ 是标量参数} \quad (6)$$

高斯函数变异与柯西函数变异生成的后代个体在继承母体信息的同时,增加了具有正态分布特征的扰动信息,而且在变异后代的空间分布表现上存在明显的不同。

同样,除了超变异算子外,这个过程还可以应用许多其他类型的算子以增加搜索空间范围。例如遗传变异算子,它的扰乱效果比超变异算子好,同样可运用遗传交叉算子,尽管交叉算子不符合人工免疫系统的原理,但事实证明,它会为人工免疫算法带来较好的多样性和代表性。

3.3 重组和存储记忆算子

一些算法的研究者通过生物免疫系统中的遗传重组,即

一个 DNA 分子断裂后加入不同因素的过程总结出重组算子。在免疫算法中,运用前两个算子可产生一系列不同的抗体集,如果联合前后生成的不同抗体群,则可实现抗体间的协作,促进不同的抗体间进行信息交流。重组算子有利于增加抗体群的多样性,提高算法的收敛性并产生高亲和力的解。

因此,可以抽象出重组算子的一般定义。如果要重组的两个解集为 $A_x = \{a_1'', a_2'', \dots, a_i''\}$ 和 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_j\}$, 则重组算子 T_R 为:

$$T_R(A_x, A) = \text{Recombine}(a_{i1}'', a_{j1}) + \text{Recombine}(a_{i2}'', a_{j2}) + \dots + \text{Recombine}(a_{im}'', a_{jm}) \quad (7)$$

重组算子可以由一系列其他算子表示,主要是将两个抗体重组秩序,重组的两个参量是从解集 A_{SC} 和 A 中选取的。不同算法执行超变异算子和重组操作的顺序不同,即可得到不同的优化结果。

生物免疫系统中,记忆细胞带来二次免疫应答过程。记忆细胞存有对于某些特异性抗原具有高亲和力的抗体,当这些抗原再次进入免疫系统时,记忆细胞能够快速与抗原匹配,产生拥有较高亲和度的抗体,而免疫系统直接进入克隆选择过程。因此,多目标人工免疫算法运用存储技术来实现优势种群的保存,存储记忆算子的运行过程如表 4 所列。

表 4 存储记忆算子的运行过程

输入:输入精英解 a_i , 优势群体 A_S , 内存单元 A_M (容量有限)
TM 步骤: 1) 首先将 A_S 存入 A_M 2) 如果 (A_M 容量不满) 将 a_i 插入到 A_M 中 其他情况 a) 在 A_M 中, 用抗体检验标准检查 a_i b) 如果 (a_i 在 A_M 中占优势) i) 删除 A_M 中最不占优势的抗体 ii) 将 a_i 插入到 A_M 中
输出: 无

由上面的描述可以看出,存储记忆算子的主要操作是当记忆细胞插入一个新的精英解时,就从记忆细胞中删除一个劣势解。各种存储记忆算子运行过程相似,其差别在于运用了不同的抗体检验标准。

1) 亲和力

这是一种较为常见的存储记忆方式,其用一种较为常见的抗体检验标准,通过测量抗体-抗体亲和力或抗体-抗原亲和力来确定该抗体是否为优势解。若检测后抗体 a_i 比内存 A_M 中最差解的抗体-抗体亲和力更低,或者拥有更高抗原-抗体亲和力, a_i 就可以取代最差解,存入 A_M ^[15]。

2) 自适应网格

自适应网格法在 PESA-II 中首次出现,其拥有一个存储抗体的自适应网格并采用基于网格的个体选择策略。每个个体的拥挤距离是指该个体所对应的超格中的优势抗体的拥挤程度。当新个体要进入内存空间时,首先判断该抗体是否属于目标空间紧密的网格,如果是,则放弃操作。同时,在运用自适应网格存储时,预先设定网格的数目,很大程度上影响了算法的自适应性^[10,11]。

4 经典算法表达

为了充分验证前面抽象出的 3 种免疫核心算子的可行性和有效性,可运用核心算子表达出 NNIA 和 CMOIA 两种典型的多目标人工免疫算法。

4.1 NNIA(Non-dominated Neighbor Immune Algorithm, 非支配近邻免疫算法)

非支配邻域免疫算法(NNIA)是由 Jiao 和 Gong 等人提出的,其中加入了基于拥挤距离的测量方法,在 NNIA 中这种测量方法从有利于亲和力衡量到克隆比例进行计算。

通过前面对 3 种免疫算子的说明,可以用 3 类算子表达出 NNIA 算法,其伪代码如表 5 所列。

表 5 NNIA 算法伪代码

NNIA 算法描述
1. 定义种群大小 N , 进化最大代数 G , n_d (优势种群规模上限), 交叉、变异概率等参数
2. 初始化抗体种群 A (种群大小为 n_d), 记忆细胞 A_M , t 为进化代数
3. While(结束条件不满足){
4. (a) 对具体问题计算种群 $A(t)$ 的目标值和约束情况
5. (b) 运用克隆选择算子将 $A(t)$ 中的精英放入 $A_{SC}(t)$
6. (c) 判断 $A_{SC}(t)$ 规模。若不大于 n_d , 则将 $A_{SC}(t)$ 存入 $D(t)$; 若大于 n_d , 则用选择算子选出 $A_{SC}(G)$ 中精英解存入 $D(t)$
7. (d) 在 $D(t)$ 中运用重组记忆算子将精英解存入记忆单元 $A_M(t)$
8. (e) 随机产生部分抗体 $R(t)$ 并完成目标约束计算
9. (f) 对 $A_M(t)$ 和 $R(t)$ 运用超变异交叉算子获得 $A_H(t)$
10. (g) 将 $D(t), A_H(G)$ 作为下一代初始种群 $A(t+1)$
11. (h) 将 $A_H(t)$ 归入记忆细胞 $A_M(t)$
12. }
13. 输出 $A_M(G)$, 即输出最终的记忆单元结果

在 NNIA 中第 5 步,克隆选择算子是由基于拥挤距离选择算子和基于比例克隆算子组成的。第 7 步,算法将选择得到的结果和克隆得到的结果进行重组,从“选择”种群和“克隆”种群中随机各选择一个抗体,然后对每个抗体进行交叉运算以形成另一个抗体群。然后第 9 步,在种群中运行标准超变异算子以扩大搜索范围。最后,在第 10 步,结合上一个周期的迭代结果与本周期的迭代结果,然后运用基于拥挤距离的选择算子选择出下一代的初始种群。

4.2 CMOIA(Multi-objective Optimization Immune Algorithm, 基于聚类的免疫多目标优化算法)

基于聚类的免疫多目标优化算法(CMOIA),主要运用了 K-基于聚类克隆选择算子来保持免疫算法在探测新解并加强了局部搜索之间的平衡。通过上面对抽象出的 3 种免疫算子的说明,可以用 3 类算子表达出 CMOIA 算法,其伪代码如表 6 所列。

表 6 CMOIA 算法伪代码

CMOIA 算法描述
1. 定义种群大小 N , 进化最大代数 G , 交叉、变异概率等参数
2. 初始化抗体种群 A , 记忆细胞 A_M , t 为进化代数
3. While(结束条件不满足){
4. (a) 对具体问题计算群体 $A(t)$ 的目标值和约束情况
5. (b) 运用基于聚类的克隆选择算子将 $A(t)$ 中的精英放入 $A_{SC}(t)$
6. (c) 对 $A_{SC}(t)$ 运用超变异算子获得 $A_H(t)$
7. (d) 对 $A_H(t)$ 运用交叉变异算子获得 $A_R(t)$
8. (e) 随机产生部分抗体 $R(t)$ 并完成目标约束计算;
9. (f) 运用重组记忆算子结合 $A_R(t), A_H(t)$ 和 $R(t)$ 选出精英解存入记忆单元 $A_M(t)$
10. (g) 将 $A_{SC}(t), A_M(t)$ 和 $R(t)$ 作为下一代初始种群 $A(t+1)$
11. }
12. 输出 $A_M(G)$, 即输出最终的记忆单元结果

在 CMOIA 中,第 5 步,克隆选择算子由亲和力选择算子和克隆聚类算子组成。第 6 步,使用标准超变异算子以扩大搜索范围。第 7 步,使用遗传变异算子和遗传交叉算子以加

(下转第 242 页)

最小外接矩形框进行水平集演化,得到了运动人体目标的轮廓。实验表明,提出的改进水平集演化方法具有较高的实时性,尤其对红外运动人体目标具有良好的目标轮廓跟踪效果。本文考虑了视频每一帧图像本身的静态信息,但没有结合目标的运动方向信息,因此结合运动方向信息的水平集多目标跟踪和轮廓提取是进一步的研究重点。

参 考 文 献

[1] 陈波,赖剑煌. 基于水平集曲线演化的目标轮廓跟踪[J]. 计算机科学, 2006, 33(8): 227-235

[2] Zuo L, Niu R X, Varshney P K. A sensor selection approach for target tracking in sensor networks with quantized measurements [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Las Vegas, USA: IEEE, 2008; 2521-2524

[3] Ikoma N, amaguchi R, Kawano H. Tracking of multiple moving objects in dynamic image of omni directional camera using PHD filter[J]. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 2008, 12(1): 167-180

[4] Shao Zheng-feng, Zhu Xian-qiang, Yin Cai. An Adapting Object

Detection of Infrared Image Based on Optidal Hybrid Threshold Surface[J]. IEEE Xplore Digital Library, 2008(9): 959-964

[5] 林克正,王慧玲,王艳丽. 基于边缘检测的焊缝图像的区域分割[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2008, 13(6): 16-18

[6] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization—a new variational formulation[J]. The IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 430-436

[7] Ariel T, Nir S, Yehezkel Y. Perspective shape from shading by fast marching [J]. Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE, 2004, 1(1): 43-49

[8] 胡宏宇,王殿海,李志慧,等. 基于视频监控的运动目标跟踪算法[J]. 北京工业大学学报, 2010, 36(12): 1683-1690

[9] 周雪,胡卫明. 融合颜色和增量形状先验的目标轮廓跟踪[J]. 自动化学报, 2009, 35(11): 1394-1402

[10] Zhou L, Zhou J Y. Tracking multiple objects through occlusion with online sampling and position estimation[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(8): 2447-2460

[11] 王威,陈益稳,王润生. 基于自适应水平集方法的运动目标跟踪[J]. 计算机科学, 2010, 37(3): 271-274

(上接第 222 页)

快局部搜索。然后第 9 步,将经超变异得到的种群、经遗传变异交叉得到的种群和随机产生的部分抗体重组得到新种群并将其存入记忆单元 $A_M(t)$ 。最后,在第 10 步将经克隆选择得到的种群、记忆单元中的新种群和随机产生的部分抗体组成整体形成下一代初始种群。

结束语 本文主要提出多目标人工免疫算法可抽象出 3 种核心算子:克隆选择算子、超变异交叉算子和重组存储记忆算子,运用 3 种核心算子可统一表达出各种各样的免疫算法。首先,本文研究并分析了多目标人工免疫算法的基本原理和流程,并论述了 3 种算子的主要原理和运行过程,最后运用 3 种免疫算子表达出两种典型的 MO-AIS 算法以证明 3 种免疫算子的可行性和有效性。

在未来,基于这 3 种核心算子,可以将各种多目标优化免疫算法进行归一化处理,即统一用 3 种免疫算子表达,并且通过改变各算子中的微变量与算子的使用次序等元素,来设计出更优秀的多目标优化人工免疫算法。

参 考 文 献

[1] Deb K. Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms [M]//Wiley John & Sons. Ltd UK, 2001

[2] Pareto V. Course Economic Politique [M]. Lausanne: Rouge, Vol. I and II, 1896

[3] Jon T, Mark N, John H. An artificial immune system for data analysis [J]. Biosystems, 2000, 55(1-3): 143-150

[4] Akio I, Ichikawa S, Uchikawa Y. A gait acquisition of a 6-legged robot using immune networks [C]//Proceedings of the IEEE/RSJ/GI international conference on Intelligent robots and Systems. Munich, Germany, 1994, 2: 1024-1041

[5] Branco P J C, Dente J A, Mendes R V. Using Immunology Principles for Fault Detection [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2003, 50(2): 362-372

[6] Dasgupta D. Artificial neural networks and Artificial immune system: similarities and differences [C]//Proceedings of IEEE

International Conference on Systems. Orlando, FL, USA, Oct 1997, 1: 873-878

[7] Jiao Li-cheng, Du Hai-feng, Gong Mgao-guo, et al. Immunological Computation for Optimization, Learning and Recognition [M]. Beijing: Science Press, 2006

[8] de Castro L N, von Zuben F J. Learning and optimization Using the Clonal Selection Principle [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems, 2002, 6(3): 239-251

[9] Shang Rong-hu, Jiao Li-cheng, Ma Wen-ping. Immune Clonal Multi-objective Optimization Algorithm for Constrained Optimization [J]. Journal of Software, 2008, 19(11): 2943-2956

[10] Gong Mao-guo, Jiao Li-cheng, Du Hai-feng, et al. Multi-objective immune algorithm with non-dominated neighbor-based selection [J]. Evolutionary Computation, 2008, 16(2): 225-255

[11] Khare V, Yao X, Deb K. Performance scaling of Multi-objective evolutionary algorithms [C]//Proceedings of the Second International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, LNCS 2632. Heidelberg: Springer-Verlag, 2003: 376-390

[12] Sun Fang, Chen Yun-fang, Wu Wei-min. Multi-objective Optimization Immune Algorithm Using Clustering [C]//Proceedings of 2010 International Conference of Bio-Inspired System and Signal Processing (ICBSSP 2010). Hubei, Intelligent Information Technology Application Society, 2010: 9-13

[13] Coello C A C. A Comprehensive survey of evolutionary-based multi-objective optimization techniques [J]. Knowledge and Information Systems, 1999, 1(3): 129-156

[14] Castro L N D, Zuben F J V. Artificial Immune Systems, Part I: Basic Theory and Applications [R]. Campinas, Brazil: School of Computing and Electrical Engineering, State University of Campinas, December 1999

[15] Wang Yao-nan, Wu Liang-hong, Yuan Xiao-fang. Multi-objective self-adaptive differential evolution with elitist archive and crowding entropy-based diversity measure [J]. Soft Comput, 2010, 14(3): 193-209