

人工免疫粒子群算法在系统可靠性优化中的应用

阮旻智¹, 李庆民¹, 王红军², 黄傲林¹, 马 杰³

(1. 海军工程大学 兵器工程系, 湖北 武汉 430033; 2. 海军大连舰艇学院 作战指挥系, 辽宁 大连 116018;

3. 海军工程大学 核能科学与工程系, 湖北 武汉 430033)

摘要: 为了优化舰载装备系统在其设计初期的可靠性, 根据模糊优选理论, 建立了基于正负理想方案的可靠性分配的多指标模糊优化模型. 针对基本粒子群(PSO)算法易陷入早熟状态以及群体缺乏多样性等不足之处, 将人工免疫系统(AIS)原理与改进的粒子群算法有机结合, 并对粒子的飞行速度进行控制, 提出一种基于人工免疫的粒子群算法(AI-PSO). 将该算法应用于系统可靠性优化求解中, 仿真试验结果表明, 相比其他算法而言, 该算法具有较强的全局搜索能力, 其优化结果更为合理.

关键词: 人工免疫系统; 粒子群算法; 系统可靠性; 优化

中图分类号: O232 **文献标识码:** A

Application of artificial immune particle-swarm-optimization algorithm to system-reliability optimization

RUAN Min-zhi¹, LI Qing-min¹, WANG Hong-jun², HUANG Ao-lin¹, MA Jie³

(1. Department of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan Hubei 430033, China;

2. Operational Command Department, Dalian Naval Academy, Dalian Liaoning 116018, China;

3. Department of Nuclear Energy Science & Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan Hubei 430033, China)

Abstract: To optimize the reliability of a shipborne equipment system in the early stage of design, we employ the fuzzy-optimum-selection theory to build a fuzzy multi-targets-optimization model for this equipment system based on the plus-and-minus ideal project. Because the particle-swarm-optimization(PSO) algorithm is prone to be trapped into a local extremum and the colony lacks in diversity, we combine the theory of artificial-immune-system(AIS) and the improved PSO algorithm to put forward the artificial-immune-particle-swarm-optimization(AIPSO) to control the flight-velocity of particles. This algorithm has been applied to the system-reliability optimization; the simulation results show that it has a better global search capability and provides more rational optimization results over other algorithms.

Key words: artificial immune system; particle swarm optimization algorithm; system reliability; optimization

1 引言(Introduction)

可靠性是舰载武器装备系统应用性能的重要指标. 如何在现有制造工艺和技术水平的条件下, 通过系统单元可靠性指标的合理分配, 使系统的整体可靠度达到最大是装备系统优化所需要解决的问题. 在系统设计初期, 一个重要的工作就是根据整机系统的可靠性指标来确定各组成单元的可靠性指标^[1], 当组成单元的可靠性无法达到指标时, 就要通过增加冗余备份设备来保证系统可靠性, 使整个系统的综合指标(效益指标、经济指标以及其它方面的指标)达到最优, 这个过程就是系统可靠性结构优化. 因此, 系统可靠性优化是一个混合整数非线性多目标优化问题. 目前, 许多优化方法已经成功地用于求

解这类问题, 如文献[2]将遗传算法运用于求解系统可靠性优化问题, 但所建立的优化模型是在一定的资源约束条件下使系统可靠度达到最大, 其模型中的资源约束条件受人为的主观意识因素影响较大, 所得到的优化结果在多数情况下并不是最优的. 文献[3]提出了离散多目标决策方法并用于选取大型复杂系统中单元可靠性的最优值, 但求解过程复杂, 并且所得结果精度不高. 文献[4]给出了3状态系统最优冗余数模型及计算方法, 但其是在系统各组成单元可靠度已知的条件下进行的系统冗余优化, 这与实际情况不符.

本文根据模糊优选理论, 建立了舰载装备系统可靠性分配的模糊多目标优化模型, 将人工免疫系

统(AIS)^[5]与改进粒子群算法(PSO)^[6]相结合,提出一种改进的人工免疫粒子群优化算法(AI-PSO),并对该算法迭代过程中粒子的速度进行控制,使粒子具有较好的全局搜索能力和搜索精度,并将该算法运用于舰载装备系统可靠性优化的求解中,以系统可靠性分配的模糊多目标优选模型作为算法的适应度函数,所得到的结果更加准确合理.

2 舰载装备系统可靠性多目标优化模型 (Multi-targets optimization model of shipborne system's reliability)

在系统设计阶段,如果只考虑可靠性指标,那么系统优化问题是很好解决的,但在实际工程中,这种情况是不存在的.在系统可靠性优化问题中,清楚系统各优化指标之间的关系是系统可靠性优化的基础.各种优化指标中,最常用的分别为系统可靠度、成本费用、重量和体积.

设某舰载装备系统由 n 个单元组成,各单元的可靠度和冗余度分别为 R_i 和 N_i ,则该系统可靠度设计变量为: $X = [R_1 \ R_2 \ \dots \ R_n \ N_1 \ N_2 \ \dots \ N_n]$.典型的系统可靠性结构设计如图1所示.

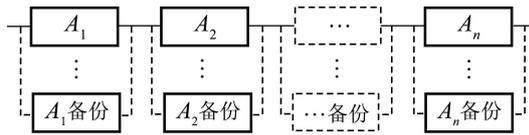


图1 系统可靠性结构框图

Fig. 1 Structure of system's reliability

1) 系统可靠度: 将图1所示系统等效为 n 个串联单元,则系统可靠度计算公式为:

$$R(X) = \prod_{i=1}^n [1 - (1 - R_i)^{N_i}]. \quad (1)$$

2) 成本费用: 整机系统的成本是各组成单元和连接及切换设备的成本和,但是系统单元的成本与其可靠度是密切相关的.可靠度越高,成本就越高,两者成正比.有 $c_i = \alpha_i \cdot [-t/\ln R_i]^{-\beta_i}$, t 为第 i 个部件无失效运行的时间,因此可得成本费用的计算式为:

$$C(X) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \left(-t/\ln R_i \right)^{\beta_i} (N_i + K(N_i)). \quad (2)$$

3) 体积: 整机系统的体积是各组成单元体积的和,考虑到单元间的空隙,还可以乘上修正因子 Γ ($\Gamma > 1$),其具体数值视实际情况而定,因此系统体积的计算公式为:

$$V(X) = \Gamma \cdot \sum_{i=1}^n v_i \cdot N_i^2. \quad (3)$$

4) 重量: 与体积相同,整机系统的重量也是各组成单元重量的和,但考虑到冗余单元间的连接及

切换设备的重量,需要乘上修正因子 K ($K > 1$),它是 N_i 的函数.因此,系统重量的计算式为:

$$W(X) = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot N_i \cdot K(N_i). \quad (4)$$

其中: $K(N_i) = \exp(N_i/4)$,且 $1 \leq N_i \leq N_{i\min}$, $0 < R_i < 1$.

系统可靠度越高,成本费用越低,则系统的优化方案越好.另外,考虑到舰艇的容量和载重量是有限的,因此,在舰载装备系统设计时,还应使系统的体积和重量尽可能小.综合上述分析:舰载装备系统可靠性指标分配的多目标优化模型为

$$\begin{cases} \max R = \prod_{i=1}^n [1 - (1 - R_i)^{N_i}], \\ \min C = \sum_{i=1}^n \alpha_i (-t/\ln R_i)^{\beta_i} (N_i + \exp(N_i/4)), \\ \min V = \Gamma \cdot \sum_{i=1}^n v_i \cdot N_i^2, \\ \min W = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot N_i \cdot \exp(N_i/4). \end{cases} \quad (5)$$

3 模糊多目标优选模型(Fuzzy multi-targets optimum selection model)

3.1 理想方案法(Method of ideal project)

理想方案是一种假定的最优方案,而负理想方案则与之相反,是假定的最差方案,其分别可以通过选择各种最优和最差的指标值得到.这两种方案在实际中并不存在,只是将其作为理想中的最优和最差方案.系统可靠性分配优化就是要在众多可行分配方案中找到一个最优方案,使其与理想方案的距离最近,并同时与负理想方案的距离最远^[7].

为了度量可行方案与理想方案和负理想方案的接近程度,设方案的优化指标有 m 个,理想方案为 X_0^* ,负理想方案为 X_0^- ,则

$$\begin{cases} X_0^* = [x_0^*(1) \ x_0^*(2) \ \dots \ x_0^*(m)], \\ X_0^- = [x_0^-(1) \ x_0^-(2) \ \dots \ x_0^-(m)]. \end{cases} \quad (6)$$

3.2 可行方案与正负理想方案的欧式距离 (Euclidean distance from feasible projects to the plus and minus ideal projects)

由于各指标的量纲不同,为保证各指标之间相同因素的可比性,需要对方案指标合成值矩阵 X ($X = [x_j(i)]_{n \times m}$)进行无量纲标准化处理,标准化处理的方法很多,本文采用^[8]

$$r_j(i) = \begin{cases} \frac{x_j(i) - \min_j x_j(i)}{\max_j x_j(i) - \min_j x_j(i)}, \text{越大越优型;} \\ \frac{\max_j x_j(i) - x_j(i)}{\max_j x_j(i) - \min_j x_j(i)}, \text{越小越优型.} \end{cases} \quad (7)$$

通过式(7)可以将指标合成值 $x_j(i)$ 转化为相应的指标优属度 $r_j(i)$. 记理想方案 X_0^* 的优属度向量为 $r_0^* = [r_0^*(i)]^T$, 负理想方案 X_0^- 的优属度向量为 $r_0^- = [r_0^-(i)]^T$, 则可行方案 X 与理想方案 X_0^* 以及与负理想方案 X_0^- 的欧式距离分别为:

$$d(X, X_0^*) = \sum_{j=1}^n \|w_i[r_0^*(i) - r_j(i)]\|^2, \quad (8)$$

$$d(X, X_0^-) = \sum_{j=1}^n \|w_i[r_j(i) - r_0^-(i)]\|^2, \quad (9)$$

其中 w_i 为第 i 个优化指标的权重系数.

3.3 模糊优选模型(Fuzzy optimum selection model)

定理 1 系统单元可靠性指标分配的模糊优选模型为

$$u_j = \left(1 + \frac{\sum_{i=1}^m (w_i |x_0^*(i) - r_j(i)|)^2}{\sum_{i=1}^m (w_i |r_j(i) - x_0^-(i)|)^2} \right)^{-1}. \quad (10)$$

证 根据多目标模糊优选理论, 将最小二乘法加以拓展, 建立指标函数:

$$\theta_j(u_j, \bar{w}) = d(X, X_0^*) + d(X, X_0^-) = \sum_{j=1}^n \{u_j \cdot \|w_i[r_0^*(i) - r_j(i)]\|^2 + \sum_{j=1}^n \{u_j^c \cdot \|w_i[r_j(i) - r_0^-(i)]\|^2\}. \quad (11)$$

上式可以转化为 $\min F(u, \bar{w}) = \sum_{j=1}^n \theta_j(u_j, \bar{w})/n$

在约束条件 $\sum_{i=1}^m w_i = 1, w_i \geq 0, 0 \leq u_j \leq 1$ 下的非线性规划问题. 为减少未知量和所求方程的数目, 便于求解, 暂时不考虑 w_i 的非负性约束和 u_j 的约束条件, 于是, 可以构造拉格朗日函数为

$$L(\bar{w}, \lambda) = \sum_{j=1}^n \theta_j(u_j, \bar{w})/n + \lambda \cdot (\sum_{i=1}^m w_i - 1).$$

对 $L(\bar{w}, \lambda)$ 分别关于 w_i, u_j 和 λ 求偏导并令其为0可得到式(10). **证毕.**

4 改进的人工免疫粒子群算法(Improved AI-PSO algorithm)

4.1 人工免疫系统原理(Artificial immune system theory)

人工免疫系统是一个信息处理技术与计算方法相结合的智能系统. 它借鉴、利用生物免疫系统的性质和机制发展用于解决工程和科学问题的技术方法. 生物免疫系统同样是一个高度进化的生物系统,

它旨在区分外部有害抗原和自身组织, 从而清除病原并保持有机体的稳定, 人们从生物免疫系统的运行机制中获取灵感, 开发面向应用的免疫系统计算模型-人工免疫系统(artificial immune system, AIS). 克隆选择原理(CS)最先由Jerne提出, 克隆选择的主要特征是免疫细胞在抗原刺激下产生克隆增殖, 随后通过遗传变异分化为多样性效应细胞(如抗体细胞)和记忆细胞, 克隆选择对应着一个亲合度成熟的过程, 即对抗原亲合度较低的个体在克隆选择机制的作用下, 经历增殖复制和变异操作后, 其亲合度逐步提高而“成熟”的过程. 因此亲合度成熟本质上是一个达尔文式的选择和变异的过程. 克隆选择原理是通过采用交叉、变异等遗传算子和相应的群体控制机制实现的.

4.2 基本粒子群优化算法(Basic PSO algorithm)

粒子群优化算法(PSO)由Kenney等人于1995年提出, 是一种模拟鸟群和鱼群觅食过程中迁徙和聚集行为的进化算法^[9].

假设在一个 n 维的目标搜索空间中, 有 N 个粒子组成一个群体, 其中第 i 个粒子表示一个 n 维的向量 $X_i = (x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{in}), i = 1, 2, \dots, N$, 每个粒子的位置就是一个潜在的解. 第 i 个粒子的飞行速度也是一个 n 维向量, 记为 $V_i = (v_{i1} \ v_{i2} \ \dots \ v_{in})$. 记第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$, 整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$, w 为惯性权重. 式(12)(13)称为PSO算法标准方程:

$$v_i^{(t+1)} = wv_i^{(t)} + c_1r_1(p_i^{(t)} - x_i^{(t)}) + c_2r_2(p_g^{(t)} - x_i^{(t)}), \quad (12)$$

$$x_i^{(t+1)} = x_i^t + v_i^{(t+1)}. \quad (13)$$

Clerc等人的研究发现压缩因子有助于确保PSO算法更快地收敛, 其速度更新方程为^[10]:

$$v_i^{(t+1)} = \chi(wv_i^{(t)} + c_1r_1(p_i^{(t)} - x_i^{(t)})) + c_2r_2(p_g^{(t)} - x_i^{(t)}), \quad (14)$$

其中 $\chi = 2/|2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi}|, \phi = c_1 + c_2, \phi > 4, c_1, c_2 \in [0, 2], r_1, r_2$ 为0到1之间的随机数.

4.3 基本粒子群算法收敛性分析(Analysis of basic PSO algorithm's constringency)

PSO算法的寻优能力主要依靠粒子之间的相互作用和相互影响, 如果从算法中去掉粒子之间的这种相互作用和相互影响, 则PSO算法的寻优能力就会变得非常有限^[11]. 由于标准PSO算法的寻优依靠的是群体之间的竞争与合作, 粒子本身缺乏变异机制, 单个粒子一旦受某个局部极值约束后, 自身很难

跳出这种约束. 在算法运行的初始阶段, 收敛速度比较快, 其运动轨迹呈正弦波摆动^[12], 但运行一段时间后, 粒子速度开始减慢甚至停滞. 当群体中所有粒子的速度几乎为0时, 粒子群丧失了进一步进化的能力, 可以认为此时算法已经收敛. 但在通常情况下, 算法并没有收敛到全局极值, 甚至连局部极值都未达到, 这种现象被称为早熟或停滞^[13,14]. 发生该现象时粒子群高度聚集, 严重缺乏多样性, 粒子群会长时间或永远跳不出聚集点. 因此, 大量对粒子群优化算法的改进集中在提高粒子群的多样性上, 使得粒子群在整个迭代过程中能够保持进一步进化的能力.

4.4 AI-PSO算法及其实现步骤(Realization steps of AI-PSO algorithm)

通过对基本PSO算法的收敛性能分析可知, 影响PSO算法陷入局部极值点或进入早熟状态的主要因素有两个: 一是粒子群的多样性; 二是粒子群的飞行速度. 通过实验分析可知: 若增加粒子群的多样性并保持粒子群在迭代过程中的持续飞行状态, 即粒子群速度不等于或不接近于0, 可以有效避免早熟现象, 使粒子在收缩状态下充分搜索, 在发散状态下能够飞离群体的聚集位置, 保证了群体能在较大的空间中进行搜索, 使其具有较强的全局搜索能力.

通过人工免疫系统中的交叉变异操作以及对粒子飞行速度的控制来对基本PSO算法进行改进, 其基本思想为: 在算法迭代过程中, 若第 t 代由 N 个

粒子组成的粒子群的相似度 ξ 大于所设定的值时, 则对该代粒子群以一定的概率进行交叉变异操作. $\xi = n(\text{affinity})/N$, 其中 $n(\text{affinity})$ 为群体中适应度相同的粒子个数. 若第 t 代群体的粒子速度 v 小于某一数值时(该值可根据实际情况设定), 则对该粒子进行速度控制, 使其重新获得飞行速度而飞离聚集点, 具体操作为 $v_i^t = a \cdot \text{rand}()$, if $v_i^t \leq v_{\text{om}}$. 其中: a 为速度控制参数, $\text{rand}()$ 为 $[0,1]$ 之间的随机数.

算法实现步骤为:

Step 1 确定参数, 学习因子 $c_1, c_2 \in [0, 2]$, 并且 $c_1 + c_2 > 4$, 以及最大迭代次数 T 和种群规模.

Step 2 随机产生初始群体, 初始化粒子的速度和位置, 置迭代计数器 $t = 1$.

Step 3 计算粒子的最优位置 P_i^t 以及整个粒子群的最优位置为 P_g^t .

Step 4 按式(13)(14)对粒子的位置和速度进行更新, 计算每个粒子的适应度 aff_k^t , 适应度的计算公式根据式(10), 即:

$$aff_k^t = \left(1 + \frac{\sum_{i=1}^m (w_i |x_0^*(i) - r_j(i)|)^2}{\sum_{i=1}^m (w_i |r_j(i) - x_0^-(i)|)^2} \right)^{-1}. \quad (15)$$

Step 5 计算群体中粒子的相似度 ξ , 若 $\xi \geq \xi_{\text{om}}$ 时, 则对该群体中的粒子以一定的概率进行交叉和变异操作. 以本文算法编码为例, 所用交叉算子和变异算子的变换如表1所示.

表1 交叉算子和变异算子变换

Table 1 The exchange of crossover and mutation operator

交叉前	0.3	0.4	0.4	0.1	0.2	0.5	0.5	0.4	3	...	2	3
	0.5	0.1	0.2	0.2	0.3	0.3	0.4	0.2	4	...	1	5
交叉后	0.2	0.3	0.3	0.1	0.2	0.5	0.5	0.4	3	...	2	3
	0.5	0.1	0.2	0.3	0.4	0.4	0.4	0.2	4	...	1	5
变异前	0.5	0.1	0.2	0.1	0.3	0.4	0.4	0.2	4	...	1	5
变异后	0.3	0.2	0.3	0.1	0.3	0.4	0.4	0.2	4	...	1	5

Step 6 计算群体中每个粒子的速度 v_i^t , 若 v_i^t 小于设定的数值时, 则对该粒子进行速度控制操作.

Step 7 判断是否满足终止条件, 满足则算法结束; 不满足则转入Step 3.

5 仿真结果及结论(Simulation result and conclusion)

假设某舰载装备系统由5个串联单元构成, 系统的初始参数设定如下:

$$\alpha = (2.33 \times 10^{-5}, 1.45 \times 10^{-5}, 5.41 \times 10^{-5},$$

$$8.05 \times 10^{-5}, 1.95 \times 10^{-5}),$$

$$\beta = (1.52, 1.56, 1.63, 1.48, 1.51),$$

$$\omega = (7, 8, 8, 6, 9), v = (2, 3, 4, 5, 4), t = 2000,$$

$$0.1 \leq R_i \leq 0.9, 1 \leq N_i \leq 5.$$

优化指标权重

$$w = (0.55, 0.3, 0.1, 0.05),$$

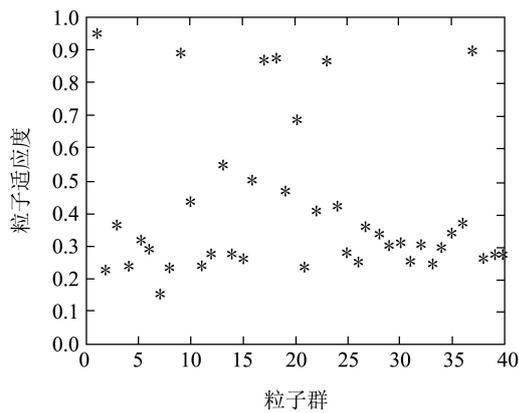
由已知参数可以得到系统可靠性优化的理想方案和负理想方案. 其中理想方案是使系统可靠性指标最大, 而使费用、体积和重量指标最小的方

案; 负理想方案是使系统可靠性指标最小, 而使用费、体积和重量指标最大的法案. 则理想方案和负理想方案分别为:

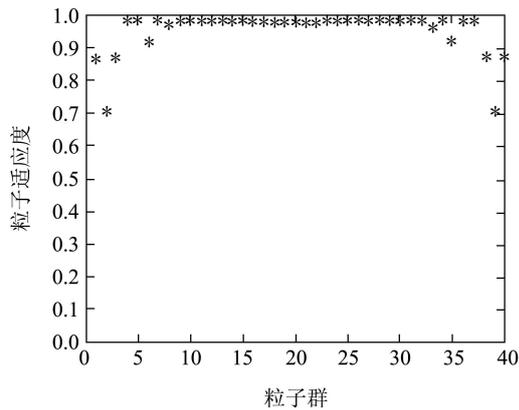
$$X_0^* = (0.99995, 8.9254, 18, 48.793),$$

$$X_0^- = (0.00001, 3589.55, 450, 663.17).$$

仿真中算法的初始化参数: 粒子群规模 $N_s = 40$, 学习因子 $c_1 = 2.678$, $c_2 = 2.762$, 交叉概率 $P_c = 0.5$, 变异概率 $P_m = 0.1$, 最大迭代次数 $T = 200$, 第一代粒子群和最后一代粒子群中每个粒子的适应度如图2所示.



(a) 初始粒子群



(b) 最后一代粒子群

图2 群体中每个粒子适应度分布

Fig. 2 Every particle's adaptability in the colony

对该算法运行10次, 10次优化过程中所搜索到的最佳粒子为:

$$R = (0.7069, 0.7797, 0.7942, 0.7304, 0.7885),$$

$$N = (4, 3, 3, 3, 3).$$

其对应的系统可靠度 $R_s = 0.9454$, 资源耗费用 $C_s = 506.03$, 体积 $V_s = 176$, 重量 $W_s = 272.993$.

为说明人工免疫粒子群算法(AI-PSO)的有效

性, 现将该算法性能与其它算法进行比较: 1) 基本粒子群算法(PSO); 2) 人工免疫算法(AIA). 不同算法的每代群体最大适应度变化曲线如图3所示, 基本粒子群算法和人工免疫算法在循环若干代之后, 群体搜索到的最优解就已经趋于稳定, 群体最优适应度不再随迭代次数的增加而增大. 在整个迭代过程中, 由于群体的多样性以及对粒子速度进行了控制, 当免疫粒子群算法即将陷入局部极值点时, 该算法都会在群体当前所搜索到的最优局部极值向下进行小范围的扰动, 然后跳出该局部极值点重新进行搜索, 群体适应度的整体变化趋势是随迭代次数的增加而增大的.

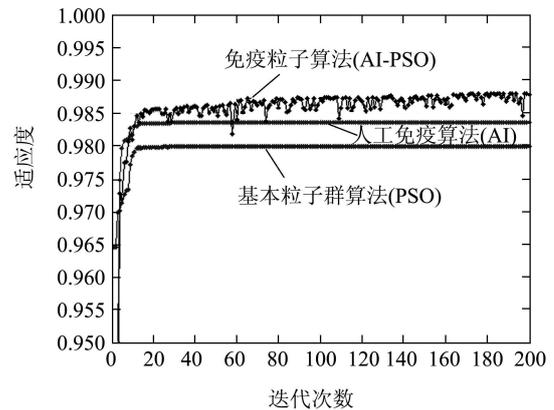


图3 不同算法中每代群体最大适应度变化

Fig. 3 The colony's best adaptability of different algorithm

不同算法的10次仿真最优结果如表2所示, 由表2中的数据可知, AI-PSO算法与其它两种优化算法相比, 群体能在较大的解空间中进行搜索, 具有较强的全局搜索能力, 所得到的优化方案具有更高的适应度, 其优化结果也更为合理.

表2 不同算法的10次仿真最优结果

Table 2 The optimum results of different algorithms in ten times simulation

优化指标	PSO	AIA	AI-PSO
N	(4, 3, 3, 4, 2)	(3, 3, 3, 5, 3)	(4, 3, 3, 3, 3)
R_1	0.702979	0.789969	0.706921
R_2	0.781289	0.774742	0.779721
R_3	0.743838	0.798672	0.794211
R_4	0.667529	0.52539	0.730449
R_5	0.788542	0.785099	0.788542
R_s	0.945365	0.938616	0.945365
C_s	584.9748	458.4094	506.0276
V_s	191	242	176
W_s	272.6436	307.9423	272.9929
affinity	0.985293	0.984243	0.988011

6 结语(Conclusion)

本文根据模糊优选理论,建立了舰载装备系统可靠性分配的多目标优化模型,在PSO算法的基础上引入了人工免疫系统机理,仿真结果与分析表明,相比基本PSO算法和人工免疫算法(AIA)来说,该方法具有较强的全局搜索能力,所得到的优化方案具有更高的适应度,其优化结果更为合理。

该算法的不足之处是有时候不能得到稳定解(出现此情况的概率非常小,平均运行20次出现1次)。例如,该算法运行偶尔所得到优化方案的适应度只有0.967~0.971,而对基本PSO算法和人工免疫算法运行若干次后所得到的优化方案适应度都基本保持在0.981~0.985之间,这说明该算法的稳定性还不够强。在装备系统可靠性优化设计问题中,这种缺陷可以通过多次程序运行而避免,但在某些情况下,例如在战时的作战方案决策时,这种情况的出现是不能容忍的。因为战场态势瞬息万变,指挥员没有时间反复运行该程序来优化作战方案。因此,下一步的研究工作主要是在提高算法的稳定性方面,使该算法具有更广的适用范围。

参考文献(References):

- [1] 王浩, 庄钊文. 基于模糊方法的系统可靠性分配[J]. 系统工程理论与实践, 2000, 8(8): 79 – 82.
(WANG Hao, ZHUANG Zhaogwen. Optimal apportionment of system reliability[J]. *Theory and Practice of System Engineering*, 2000, 8(8): 79 – 82.)
- [2] 张铁柱, 滕春贤, 韩志刚. 遗传算法在系统可靠性优化中的应用[J]. 控制与决策, 2002, 17(3): 378 – 380.
(ZHANG Tiezhu, TENG Chunxian, HAN Zhigang. Application of genetic algorithms to system reliability optimization[J]. *Control and Decision*, 2002, 17(3): 378 – 380.)
- [3] 杜凤娥, 刘立伟. 系统可靠性优化的离散多目标决策方法[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(7): 823 – 825.
(DU Fenge, LIU Liwei. Multi-objective decision-making method for system reliability optimization with discrete variables[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2003, 25(7): 823 – 825.)
- [4] 齐蓉, 谢利理, 林辉, 等. 三状态系统的可靠性冗余设计及冗余优化[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(8): 1039 – 1041.
(QI Rong, XIE Lili, LIN Hui, et al. The redundancy design and optimization for a three-state system[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2003, 25(8): 1039 – 1041.)
- [5] 王红军, 时进发, 迟忠先. 编队抗调度的免疫算法与仿真[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(4): 858 – 861.
(WANG Hongjun, SHI Jinfa, CHI Zhongxian. Immune algorithm and simulation of fleet anti-missile job-shop schedule[J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(4): 858 – 861.)
- [6] BO L, LING W, JI Y H, et al. Improved particle swarm optimization combined with chaos[J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2005, 25(5): 1261 – 1271.
- [7] 滕兆新, 张旭, 钱江. 基于理想方案的布雷方案评估[J]. 兵工学报, 2007, 28(11): 1405 – 1408.
(TENG Zhaoxin, ZHANG Xu, QIAN Jiang. Evaluation of minelaying plans based on ideal plans[J]. *Acta Armamentaria*, 2007, 28(11): 1405 – 1408.)
- [8] EL-SHARKH M Y, EL-KEIB A A. Maintenance scheduling of generation and transmission systems using fuzzy evolutionary programming[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2003, 18(2): 862 – 866.
- [9] 巩敦卫, 张勇, 张建华, 等. 新型粒子群优化算法[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 111 – 114.
(GONG Dunwei, ZHANG Yong, ZHANG Jianhua, et al. Novel particle swarm optimization algorithm[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(1): 111 – 114.)
- [10] 肖本贤, 王晓伟, 朱志国, 等. 基于改进PSO算法的过热气温神经网络预测控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(3): 569 – 573.
(XIAO Benxian, WANG Xiaowei, ZHU Guozhi, et al. Neural network predictive control for superheated steam temperature based on modified particle swarm optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(3): 569 – 573.)
- [11] 张浩, 张铁男, 沈继红, 等. Tent混沌粒子群算法及其在结构优化中的应用[J]. 控制与决策, 2008, 23(8): 857 – 862.
(ZHANG Hao, ZHANG Tienan, SHEN Jihong, et al. Research on decision-making of structure optimization based on improved Tent PSO[J]. *Control and Decision*, 2008, 23(8): 857 – 862.)
- [12] KATHIRAVAN R, GANGULI R. Strength design of composite beam using gradient and particle swarm optimization[J]. *Composite Structures*, 2007, 81(4): 471 – 479.
- [13] SHU-KAI S FAN, ERWIE ZAHARA. A hybrid simplex search and particle swarm optimization for unconstrained optimization[J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 181(2): 527 – 548.
- [14] DE FALCO I, DELLA CIOPPA A, TARANTINO E. Facing classification problems with particle swarm optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2007, 7(3): 652 – 658.

作者简介:

阮旻智 (1983—), 男, 博士研究生, 研究方向为武器系统仿真与试验、装备综合保障及可靠性等, E-mail: ruanminzhi830917@sina.com;

李庆民 (1957—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为武器系统仿真与试验, E-mail: ruanminzhi830917@sina.com;

王红军 (1962—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为海军电子战指挥与决策, E-mail: whjwhjji@yahoo.com.cn;

黄傲林 (1979—), 男, 讲师, 博士研究生, 研究方向为武器系统仿真与试验、装备综合保障及可靠性等, E-mail: peakal@126.com;

马杰 (1958—), 男, 博士研究生, 研究方向为核能科学及控制科学与工程, E-mail: 1983majie@sina.com.