

基于改进离散粒子群算法的传感器优化配置

马 羚¹, 李海军¹, 王成刚², 李国峰³

(1. 海军航空工程学院兵器科学与技术系, 山东烟台 264001; 2. 海军航空工程学院基础实验部, 山东烟台 264001;
3. 中国人民解放军 92154 部队导弹技术队, 山东烟台 264001)

摘 要: 传感器优化配置是实现航空设备故障预测与健康管理(Prognostics and Health Management, PHM)系统设计的基础和保证. 本文首先对系统的故障-传感器相关性矩阵进行了改进, 在此基础上根据系统测试性指标要求建立了考虑传感器故障率的约束优化模型, 并采用一种改进的离散粒子群算法求解. 算法根据传感器优化配置的特点设计了粒子个体适应度计算方法, 惯性权重则基于群体早熟程度自适应调整. 仿真实例验证了本文方法的有效性, 优化结果满足系统各项测试性指标要求, 可为航空设备 PHM 系统的传感器优化配置提供有效指导.

关键词: 传感器优化配置; 测试性指标; 传感器故障率; 离散粒子群算法

中图分类号: TN432 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)12-2408-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.12.010

Optimal Sensor Placement Based on Improved Discrete PSO Algorithm

MA Ling¹, LI Hai-jun¹, WANG Cheng-gang², LI Guo-feng³

(1. Department of Weapon Science and Technology, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai, Shandong 264001, China;
2. Department of Basic Experiment, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai, Shandong 264001, China;
3. Brigade of Missile Technique, PLA No. 92154 Troops, Yantai, Shandong 264001, China)

Abstract: Optimal sensor placement is foundation and guarantee for design of (Prognostics and Health Management, PHM) system for avionics. The fault-sensor dependency matrix is improved which considers the failure probability of the sensors firstly. Based on this, the constraint optimization model is established and the improved discrete PSO algorithm is used to solve the problem. The algorithm designs the fitness function by the characteristics of optimal sensor placement, and the inertia weight is adjusted adaptively based on the swarm's premature degree which can avoid algorithm limits to local extremum and accelerate the convergence speed. The simulation examples demonstrate that the proposed method is effective, and the optimization results meet all the testability index requirements of system, and it can provide effective direction to the optimal sensor placement of PHM system for avionics.

Key words: optimal sensor placement; testability index; failure probability of the sensor; discrete PSO algorithm

1 引言

综合的故障诊断、预测与健康管理(Prognostics and Health Management, PHM)已成为国内外航空设备必须采用的一项先进技术, 其重点是利用先进的传感器获取全面准确的信息, 并借助各种算法和智能模型来预测、诊断、监控和管理航空设备的状态, 而传感器优化配置是航空设备 PHM 系统的基础, 对 PHM 系统的实现具有至关重要的作用^[1,2]. 传感器优化配置需要解决以下两个问题^[3]: (1) 在保证系统故障覆盖和辨识的前提下, 确定需要采用的传感器的类型和数目; (2) 对选定的传感器

进行优化配置, 其优化准则是在保证系统具有较高可靠性的前提下具有较好的检测性能.

从数学上讲, 传感器优化配置是一个典型的集合覆盖和组合优化问题, 属于 NP 完全问题, 当系统规模较大时, 获取最优解的难度较大. 对于此类问题许多文献提出了相应的求解方法, 如基于贪婪策略的方法, 基于信息熵的方法, 基于遗传算法的方法, 基于粒子群的方法, 基于混合二进制粒子群-遗传算法的方法等^[4-8], 并在工程中得到了广泛的应用. 本文利用离散粒子群算法对传感器优化配置模型进行求解, 结合传感器优化配置的特点, 设计了一种新的计算粒子个体适应度的方法,

并根据其容易陷入局部最优的特点,提出一种基于群体早熟程度的惯性权重自适应调整策略,进而形成用于求解传感器优化配置的改进离散粒子群算法.此外,本文在建立优化模型的时候考虑了传感器的故障率,以提高构建模型和优化结果的准确性和可靠性.

2 传感器优化配置问题建模

2.1 故障-传感器相关性矩阵及其改进

系统的故障-传感器相关性矩阵是其进行传感器优化配置的基础,它描述了系统故障和传感器的二元相关关系,一般可通过相关性建模获取^[3].设 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 为系统存在的故障集合, $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m]^T$ 为其故障先验概率矢量; $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 为可供选择的传感器集合, $C = [c_1, c_2, \dots, c_n]$ 为其成本矢量.系统的相关性矩阵可记为布尔矩阵 $D_{FS} = [fs_{ij}]$, 其中 $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$. 矩阵的行表示故障集合 F , 列表示传感器集合 S , 如表 1 所示.

表 1 故障-传感器相关性矩阵

	s_1	s_2	s_3	...	s_n
f_1	1	1	0	...	0
f_2	0	1	1	...	0
\vdots	\vdots	\vdots
f_m	0	0	1	...	1

表 1 中, 矩阵元素 $fs_{ij} = 1$ 表示故障 f_i 能被传感器 s_j 观测到; $fs_{ij} = 0$ 表示故障 f_i 不能被传感器 s_j 观测到. 矩阵的第 i 行向量 $F_i = [fs_{i1}, fs_{i2}, \dots, fs_{in}]$ 描述了故障 f_i 发生时全部传感器检测的输出结果, 可视为故障 f_i 的征兆; 第 j 列向量 $S_j = [fs_{1j}, fs_{2j}, \dots, fs_{mj}]^T$ 描述了传感器 s_j 可检测到的所有故障, 可反映传感器 s_j 的故障检测能力.

故障-传感器相关性矩阵只是简单地描述了系统故障和传感器之间的布尔逻辑关系. 在实际系统中, 由于传感器 s_j 受自身可靠性(故障率)的影响, 即使 $fs_{ij} = 1$, 传感器 s_j 也不一定检测到故障 f_i 的发生. 设 $P = [p_1, p_2, \dots, p_n]$ 为各传感器的故障率, 则传感器 s_j 对故障 f_i 的进行有效检测的概率 sd_{ij} 为:

$$sd_{ij} = (1 - p_j^{fs_{ij}}) \quad (1)$$

在工程实际中, 为了提高故障检测的可靠性, 可设置传感器冗余, 即对同一变量的检测配置多个传感器, 在本文的研究中不考虑传感器冗余. 综合系统故障-传感器相关性矩阵和传感器的可靠性, 改进的系统故障-传感器相关性矩阵 fd_{ij} 元素为:

$$fd_{ij} = fs_{ij} \cdot sd_{ij} \quad (2)$$

改进后的系统故障-传感器相关性矩阵不再是简

单的布尔矩阵, 而是反映了故障能被传感器有效检测的概率矩阵.

2.2 优化模型的建立

传感器优化配置的目标就是找到满足系统各种测试性指标要求的传感器配置方案, 同时使得配置方案中的传感器数量最少, 成本最低和故障概率总和最小. 对于 PHM 系统, 故障检测率、故障隔离率和虚警率是反映其测试性的重要指标. 假设待求的传感器配置方案为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, $x_j \in \{0, 1\}$, 若 $x_j = 1$ 表示传感器 s_j 被选中, $x_j = 0$ 表示传感器 s_j 未被选中. 记 S_x 为 X 从传感器集合 S 中选取的传感器子集.

故障检测率定义为: 在规定时间内, 由 PHM 系统正确检测到的故障模式的总故障率同系统所有故障模式的总故障率之比^[3]. 故障 f_i 被 S_x 检测的条件为: 相关性矩阵中 f_i 所对应的行向量和不为 0, 即 $\sum_{s_j \in S_x} fd_{ij} > 0$. 设 S_x 能检测的所有故障构成的集合为 F_D , 则有:

$$F_D = \{f_i \mid f_i \in F, \sum_{s_j \in S_x} fd_{ij} > 0\} \quad (3)$$

考虑到传感器故障率将对检测的效果产生影响, 故障检测率可表示为:

$$\gamma_{FD} = \frac{\sum_{f_i \in F_D} (\lambda_i \cdot (1 - \prod_{s_j \in S_x} (1 - fd_{ij})))}{\sum_{f_i \in F} \lambda_i} \quad (4)$$

故障隔离率定义为: 在规定时间内, 由 PHM 系统正确隔离到不大于规定的可更换单元数的总故障率与同一时间内检测到的总故障率之比^[3]. 设 S_{f_i} 为能检测到故障 f_i 的所有传感器组成的集合, S_{f_j} 为能检测到故障 f_j 的所有传感器组成的集合, 则故障 f_i 与 f_j 能被 S_x 隔离的条件为: 故障 f_i 与 f_j 均可被 S_x 检测, 且集合 S_{f_i} 与 S_{f_j} 不相同, 即 $S_{f_i} \oplus S_{f_j} \neq \emptyset, \forall f_i, f_j \in F_D, i \neq j$. 其中“ \oplus ”表示集合与或, 如果两个集合的对应元素都相同, 结果为 0, 否则为 1. 设 S_x 能隔离的所有故障构成的集合为 F_I , 则有:

$$F_I = \{f_i \mid f_i \in F_D, S_{f_i} \oplus S_{f_j} \neq \emptyset, \forall f_j \in F_D, i \neq j\} \quad (5)$$

因此, 故障隔离率可表示为:

$$\gamma_{FI} = \frac{\sum_{f_i \in F_I} (\lambda_i \cdot \prod_{s_j \in S_x} fd_{ij})}{\sum_{f_i \in F_D} (\lambda_i \cdot (1 - \prod_{s_j \in S_x} (1 - fd_{ij})))} \quad (6)$$

虚警率定义为: 在规定时间内, 由 PHM 系统产生的虚警故障数与同一时间内的故障报警总数(包括虚警故障数和真实故障报警数)之比^[3]. 其中, 传感器故障是导致产生虚警的主要原因之一. 因此, 根据虚警率的定义, 在传感器故障带来虚警的条件下, 虚警率可表示为:

$\gamma_{FA} =$

$$\frac{\sum_{f_i \in F_0} ((1 - \lambda_i) \cdot \prod_{s_j \in S_i} (1 - fd_{ij}))}{\sum_{f_i \in F_0} (\lambda_i \cdot (1 - \prod_{s_j \in S_i} (1 - fd_{ij}))) + \sum_{f_i \in F_0} ((1 - \lambda_i) \cdot \prod_{s_j \in S_i} (1 - fd_{ij}))} \quad (7)$$

传感器优化配置的目的是找到满足系统故障检测率、故障隔离率和虚警率要求的传感器集合,同时使得集合中的传感器数量最少,成本最低和故障概率总和最小.综合以上分析,可得传感器配置优化模型如下:

$$\begin{cases} \min \left\{ \sum_{k=1}^n x_k p_k \right\} \\ \min \left\{ \sum_{k=1}^n x_k c_k \right\} \\ \text{s.t. } \gamma_{FD} \geq \gamma_{FD}^* \\ \gamma_{FI} \geq \gamma_{FI}^* \\ \gamma_{FA} \leq \gamma_{FA}^* \end{cases} \quad (8)$$

式中: p_k, c_k 为第 k 个传感器的故障概率和成本; γ_{FD}^* , γ_{FI}^* , γ_{FA}^* 为系统要求的故障检测率、故障隔离率和虚警率.

3 DPSO 算法

DPSO 算法是对基本 PSO 算法的离散改进,使其能用于离散空间的优化问题.算法采用速度-位置模型,即算法在允许范围内初始化为一群随机粒子(潜在解),每个粒子均有自己的速度和位置决定它们的飞行方向和距离,在每一次迭代中通过跟踪两个极值来更新自己:粒子本身迄今为止搜索到的个体极值 P_{best} 和整个种群迄今为止搜索到的全局极值 G_{best} ^[9].所有粒子的优劣由被优化函数所决定的适应度来衡量.算法中各粒子的速度和位置更新公式为:

$$\begin{cases} v_{i,d}^{t+1} = \omega v_{i,d}^t + c_1 r_1^t (P_{best_i,d}^t - x_{i,d}^t) + c_2 r_2^t (G_{best_i,d}^t - x_{i,d}^t) \\ x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} 1, & \delta_{i,d}^{t+1} < \text{sigmoid}(v_{i,d}^{t+1}) \\ 0, & \delta_{i,d}^{t+1} \geq \text{sigmoid}(v_{i,d}^{t+1}) \end{cases} \\ \text{sigmoid}(v) = \begin{cases} 0.98, & v > 4 \\ \frac{1}{1 + e^{-v}}, & -4 \leq v \leq 4 \\ 0.02, & v < -4 \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $x_{i,d}^{t+1}$ 和 $v_{i,d}^{t+1}$ 分别为粒子 i 在第 $t+1$ 次迭代的位置和速度的第 d 维分量; ω 为惯性权重; c_1, c_2 为加速因子,都是正实数; r_1^t, r_2^t 和 $\delta_{i,d}^{t+1}$ 为随机产生的介于 $(0, 1)$ 之间的正实数; $P_{best_i,d}^t$ 为粒子 i 的第 d 维分量至第 t 次迭代为止找到的个体极值; $G_{best_i,d}^t$ 为粒子 i 第 d 维分量至第 t 次迭代为止找到的全局极值.

4 DPSO 算法改进策略

4.1 种群初始化

粒子群中的粒子由长度为 n 的二进制码组成,每个粒子对应一个传感器向量.算法开始时,初始化种群 $S(0) = \{S_1^0, S_2^0, \dots, S_M^0\}$,其中 M 为种群规模, S_i^0 ($i = 1, 2, \dots, M$) 为第 i 个粒子,其对应的二进制码为 $S_i^0 = [s_{i1}^0, s_{i2}^0, \dots, s_{in}^0]$,其中 $s_{ij}^0 = 1$ 表示向量 S_i^0 中第 j 个传感器被选中; $s_{ij}^0 = 0$ 表示向量 S_i^0 中第 j 个传感器不被选中, $j = 1, 2, \dots, n$.

4.2 适应度计算

进化至第 k 代时,当前种群为 $S(k) = \{S_1^k, S_2^k, \dots, S_M^k\}$.为了评价粒子 S_i^k ($i = 1, 2, \dots, M$) 的适应度,设计了如下计算 S_i^k 适应度的方法,具体步骤描述如下:

Step1: 记粒子 S_i^k 选择的传感器集合为 S_i , F_i 为 S_i 检测到的故障集合,由式(4)计算集合 S_i 的故障检测率 $\gamma_{FD}(S_i)$.若 $\gamma_{FD}(S_i) \geq \gamma_{FD}^*$,转 Step5,否则转 Step2.

Step2: 由 S_i 得到传感器集合 $\bar{S}_i = S - S_i$,根据 F_i 得到故障集合 $\bar{F}_i = F - F_i$.

Step3: 对未选中集合 \bar{S}_i 中每个传感器计算比值: k/c ,其中 k 为 \bar{F}_i 中能被相应传感器检测的故障概率之和, c 为相应传感器的成本.选择比值最大的传感器加入集合 S_i ,并将其检测的故障加入集合 F_i .

Step4: 计算集合 S_i 的故障检测率 $\gamma_{FD}(S_i)$,若 $\gamma_{FD}(S_i) \geq \gamma_{FD}^*$,转 Step5,否则更新 \bar{S}_i 和 \bar{F}_i ,转 Step2.

Step5: 根据式(8)所示模型,采用罚函数的方法定义式(10)所示的适应度函数,并计算 S_i 的适应度.

$$\text{Fitness} = \frac{C \cdot \sum_{s_j \in S_i} x_j c_j p_j}{\sum_{s_j \in S_i} x_j c_j p_j + \sum_{s_j \in S} x_j c_j p_j} - \alpha \max(0, \gamma_{FI}^* - \gamma_{FI}) - \beta \max(0, \gamma_{FA} - \gamma_{FA}^*) \quad (10)$$

式中, c_i 表示传感器 s_i 的成本, p_i 表示传感器 s_i 的故障率, C, α 和 β 为常数.当传感器集合 S_i 满足故障隔离率和虚警率时,该个体的适应度由式(10)中第一项决定,当集合 S_i 不满足故障隔离率和虚警率时,该个体的适应度远小于式(10)中第一项,确保每次利用适应度函数值所选择的个体为当前种群中的较优个体.

4.3 惯性权重自适应调整

惯性权重的设置对 DPSO 算法的性能起着关键作用.本文根据群体早熟程度和粒子适应度值的关系,提出一种惯性权重自适应调整策略,该策略根据粒子群的早熟程度和粒子的适应度值,对不同的粒子采用不同的惯性权值,使群体始终保持惯性权重的多样性.

粒子群的早熟收敛程度可用如下指标 Δ 来评价, Δ 越小粒子群越趋于早熟收敛.

$$\Delta = |f_g - f_p| \quad (11)$$

其中, f_g 为全局最优粒子的适应度值, f_{ag} 为当前所有粒子的适应度平均值, f_p 为优于 f_{ag} 的适应度值, 本文 f_p 取 f_g 和 f_{ag} 的中间值.

对于适应度值为 f_i 的粒子, 其惯性权重调整策略如下:

(1) 当 $f_i > f_p$ 时, 此时粒子是群体中较优的粒子, 比较接近全局最优值, 其惯性权重应相应取较小值, 以加强局部寻优.

$$\omega' = \omega_{\min} + (\omega_a - \omega_{\min}) \cdot \left| \frac{f_i - f_p}{\Delta} \right| \quad (12)$$

式中, ω_{\min} 为 ω 的最小值, ω_a 为 ω 取值区间 $[\omega_{\min}, \omega_{\max}]$ 的中间值.

(2) 当 $f_{ag} \leq f_i \leq f_p$ 时, 此时粒子是群体中一般粒子, 具有较好的局部寻优和全局寻优能力, 其惯性权重采用线性递减策略自适应调整.

$$\omega' = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \frac{\text{MaxIter} - \text{CurIter}}{\text{MaxIter}} \quad (13)$$

式中, ω_{\max} 为 ω 的最大值, CurIter 和 MaxIter 是算法的当前迭代次数和最大迭代次数.

(3) 当 $f_i < f_{ag}$ 时, 此时粒子是群体中较差的粒子, 应赋予较大的惯性权重.

$$\omega' = \omega_{\max} - \frac{1}{1 + k_1 \cdot \exp(-k_2 \cdot \Delta)} \quad (14)$$

式中, k_1 为控制参数, k_2 为调节参数, 这里满足条件 $k_1 > 1, k_2 > 0$.

4.4 改进 DPSO 算法实现流程

综上所述, 用于传感器优化配置的改进 DPSO 算法实现流程如下:

Step1: 参数初始化, 包括种群规模 Popsiz, 学习因子 c_1, c_2 , 惯性权重 $\omega_{\max}, \omega_{\min}$, 常数 C, α 和 β , 控制参数 k_1 , 调节参数 k_2 , 最大迭代次数 N_{\max} .

Step2: 设置进化代数计数器 $i = 0$, 根据求解问题维数随机产生规模为 M 的初始种群 $S(i) = \{S_1^i, S_2^i, \dots, S_M^i\}$.

Step3: 根据第 4.2 节中的适应度评估方法计算种群 $S(i)$ 中每个个体的适应度, 同时更新个体极值 P_{best_i} 和全局极值 G_{best_i} .

Step4: 根据第 4.3 节中的自适应策略调整惯性权重, 然后按照式(10)对种群速度和位置进行更新, 产生下一代种群 $S(i+1)$, 并更新计数器 $i \leftarrow i+1$.

Step5: 若迭代次数已经达到最大迭代次数, 即 $i > N_{\max}$, 则算法结束, 转 Step6; 否则转 Step3.

Step6: 输出 G_{best_i} 作为传感器最优配置.

5 仿真与验证

为验证算法的有效性, 对文献[10]中阿波罗号发射前的传感器系统进行优化配置, 该系统有 10 个故障状态和 15 个传感器测量点. 假设系统的测试性要求为故障检测率不低于 95%、故障隔离率不低于 90%, 虚警率不高于 5%. 该系统改进的故障-传感器相关性矩阵如表 2 所示, 系统各故障模式的先验概率、各传感器的成本及其故障率如表 3 和表 4 所示.

表 2 阿波罗号发射前系统故障-传感器相关性矩阵

	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5	s_6	s_7	s_8	s_9	s_{10}	s_{11}	s_{12}	s_{13}	s_{14}	s_{15}
f_1	0.0000	0.0000	0.0000	0.9999	0.0000	0.0000	0.0000	0.9900	0.0000	0.9990	0.9900	0.9990	0.9990	0.0000	0.0000
f_2	0.0000	0.0000	0.9990	0.0000	0.9999	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.9900	0.9990	0.0000	0.9900	0.0000
f_3	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.9999	0.9990	0.9990	0.0000	0.9900	0.9990	0.9900	0.9990	0.0000	0.0000	0.9990
f_4	0.0000	0.9990	0.0000	0.0000	0.0000	0.9990	0.9990	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.9900	0.9990
f_5	0.0000	0.9990	0.0000	0.9999	0.0000	0.9990	0.9990	0.9900	0.9900	0.9990	0.0000	0.0000	0.9990	0.9900	0.0000
f_6	0.0000	0.0000	0.0000	0.9999	0.9999	0.0000	0.0000	0.9900	0.9900	0.9990	0.0000	0.9990	0.9990	0.9900	0.9990
f_7	0.9900	0.0000	0.0000	0.9999	0.9999	0.0000	0.0000	0.9900	0.0000	0.0000	0.9900	0.0000	0.9990	0.0000	0.9990
f_8	0.9900	0.9990	0.9990	0.0000	0.0000	0.9990	0.9990	0.0000	0.9900	0.9990	0.9900	0.0000	0.0000	0.9900	0.0000
f_9	0.9900	0.0000	0.0000	0.9999	0.9999	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.9990	0.0000	0.9900	0.9990
f_{10}	0.9900	0.9990	0.9990	0.9999	0.0000	0.0000	0.9990	0.0000	0.0000	0.0000	0.9900	0.0000	0.9990	0.9900	0.0000

表 3 系统故障先验概率

f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8	f_9	f_{10}
0.0010	0.0010	0.0015	0.0010	0.0020	0.0010	0.0015	0.0010	0.0010	0.0015

表 4 传感器成本及故障率

	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5	s_6	s_7	s_8	s_9	s_{10}	s_{11}	s_{12}	s_{13}	s_{14}	s_{15}
成本	0.1	0.8	0.5	1	1	0.5	0.8	0.6	0.3	0.8	0.4	0.9	0.7	0.3	0.6
故障率	10^{-2}	10^{-3}	10^{-3}	10^{-4}	10^{-4}	10^{-3}	10^{-3}	10^{-2}	10^{-2}	10^{-3}	10^{-2}	10^{-3}	10^{-3}	10^{-2}	10^{-3}

对上述系统根据文中方法建立其传感器优化配置模型,并用改进离散粒子群算法进行求解,设参数取值如下: $\text{Popsize} = 60$, $\omega_{\max} = 1.2$, $\omega_{\min} = 0.4$, $N_{\max} = 200$, $C = 0.5$, $\alpha = \beta = 0.5$, $c_1 = c_2 = 1.4962$, $k_1 = 10$, $k_2 = 1$. 所得最优解为 $[0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1]$, 即传感器优化配置为 $\{s_3, s_6, s_{12}, s_{13}, s_{15}\}$, 故障检测率为 0.9999992, 故障隔离率为 0.9978022, 虚警率为 0.0006390, 传感器总成本为 3.2, 传感器总故障率为 0.005. 图 1 表示经过 20 次计算, 每次计算经过 200 次迭代所得到的历代适应度值变化关系曲线图. 从图 1 中可以看出基本上能够在 30 代左右收敛得到最优解, 而文献[10]的平均收敛代数数为 99.20, 说明对 DPSO 算法的改进是有效的, 收敛速度明显加快.

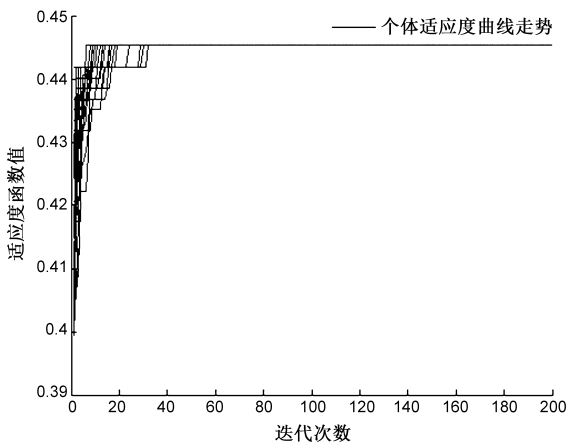


图1 阿波罗号发射前系统历代适应度值变化关系曲线

文献[10]的传感器优化配置结果为 $\{s_1, s_6, s_{13}, s_{14}\}$, $\{s_1, s_6, s_8, s_{11}\}$, $\{s_1, s_9, s_{12}, s_{14}\}$, 其故障检测率为 100%, 故障隔离率为 100%, 传感器总成本为 1.6. 通过与文献[10]的仿真结果对比分析可知: 本文方法要比文献[10]多安装 1 个传感器, 传感器总成本有所增加, 故障检测率和故障隔离率有所降低, 但均能满足系统的测试性指标要求. 导致这一结果的原因有: (1) 本文模型中考虑了传感器的故障率, 并改进了故障-传感器相关性矩阵; (2) 本文建模时将虚警率作为模型中的一个约束条件; (3) 本文建模时将传感器总故障率作为模型中的一个优化目标. 由于考虑了传感器的故障率, 本文建立的模型更加符合实际情况, 优化结果更加准确可靠.

6 结论

传感器的优化配置是航空设备 PHM 技术有效实现的基础, 是在系统设计之初就对传感器的选择和配置进行全局优化, 采取经济可靠的方式获取完备和准确的状态监测信息, 以满足系统的 PHM 要求. 本文在建立传感器优化配置模型时考虑了传感器的故障率, 并对系统故障-传感器相关性矩阵进行了改进, 同时将传感器的故障率和成本作为优化的目标函数. 对于模型的求解则采用改进的粒子群算法, 该算法结合传感器优化配置的特点, 设计了一种新的计算粒子个体适应度的方法, 惯性权重根据群体早熟收敛程度进行自适应调整, 适应度值不同的粒子采用不同的调整策略. 最后的仿真实例结果验证了本文方法的有效性, 对航空设备 PHM 系统的传感器优化配置具有一定的参考价值.

参考文献

- [1] 上海航空测控技术研究所. 航空故障诊断与健康管理技术[M]. 北京: 航空工业出版社, 2013.
- [2] 朱喜华, 李颖晖, 侯世芳, 等. 考虑传感器故障检测能力的 PHM 系统传感器优化配置方法[J]. 宇航学报, 2013, 34(9): 1253 - 1258.
Zhu Xi-hua, Li Ying-hui, Hou Shi-fang, et al. Sensor optimization placement method for PHM system taking the fault detectability of the sensor into account[J]. Journal of Astronautics, 2013, 34(9): 1253 - 1258. (in Chinese)
- [3] 杨光, 刘冠军, 李金国. 基于故障检测和可靠性约束的传感器布局优化[J]. 电子学报, 2006, 34(2): 348 - 351.
Yang Guang, Liu Guan-jun, Li Jin-guo. Optimal sensor placement based on various fault detectability and reliability criteria [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(2): 348 - 351. (in Chinese)
- [4] 徐敏强, 宋其江, 王日新. 基于可观测性和可靠性的传感器分布优化设计[J]. 宇航学报, 2010, 31(11): 2618 - 2622.
Xu Min-qiang, Song Qi-jiang, Wang Ri-xin. Optimization design of sensors location based on fault observability and reliability[J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(11): 2618 - 2622. (in Chinese)
- [5] 许军, 常天庆, 郭友松, 等. 基于最大故障特征信息熵的测试点优化设计[J]. 装甲兵工程学院学报, 2009, 23(3): 41 - 44.
Xu Jun, Chang Tian-qing, Guo You-song, et al. Optimal design

of test point based on the maximum failure feature information entropy[J]. Journal of Academy of Armored Force Engineering, 2009, 23(3):41-44. (in Chinese)

- [6] Golonek T, Rutkowski J. Genetic-algorithm-based method for optimal analog test points selection[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2007, 54(2): 117-121.

- [7] 陈希祥, 邱静, 刘冠军. 基于混合二进制粒子群-遗传算法的测试优化选择研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(8): 1674-1680.

Chen Xi-xiang, Qiu Jing, Liu Guan-jun. The test selection algorithms based on boolean logic[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2007, 21(5):386-390. (in Chinese)

- [8] 朱喜华, 李颖晖, 李宁, 等. 基于改进离散粒子群算法的传感器布局优化设计[J]. 电子学报, 2013, 41(10): 2104-2108.

Zhu Xi-hua, Li Ying-hui, Li Ning, et al. Optimal sensor placement design based on improved discrete PSO algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(10):2104-2108. (in Chinese)

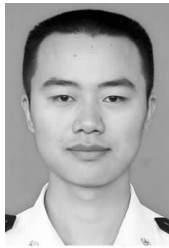
- [9] 周雅兰, 王甲海, 黄聪. 求解排列问题的分布估计离散粒子群算法[J]. 电子学报, 2014, 42(3): 561-571.

Zhou Ya-lan, Wang Jia-hai, Huang Cong. Estimation of distribution-discrete particle swarm optimization algorithm for permutation-based problems[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(3):561-571. (in Chinese)

- [10] 王宏力, 张忠泉, 崔祥祥. 基于改进 PSO 算法的实时故障监测诊断测试集优化[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(4):958-962.

Wang Hong-li, Zhang Zhong-quan, Cui Xiang-xiang. Test optimization of real-time monitoring and fault diagnosis system based on improved particle swarm optimization[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(4):958-962. (in Chinese)

作者简介



马 羚 男, 1987 年 2 月出生, 四川绵阳人. 海军航空工程学院博士研究生, 研究方向为传感器优化配置、智能算法及其应用等.

E-mail: miller5356@vip.sina.com



李海军 男, 1966 年 1 月出生, 山东宁津人. 于 2006 年获得北京理工大学博士学位, 现为海军航空工程学院教授、硕士生导师, 主要研究方向为航空装备故障诊断与健康管理和智能算法等.

E-mail: li_haijun@sohu.com



王成刚 男, 1976 年 8 月出生, 山东禹城人. 于 2009 年获得海军航空工程学院博士学位, 现为海军航空工程学院副教授, 研究方向为装备维修保障、测试性设计与评价等.

E-mail: topwecg@163.com



李国峰 男, 1984 年 8 月出生, 山东青岛人. 于 2005 年获得海军航空工程学院工学学士学位, 现为中国人民解放军 92154 部队导弹技术队工程师, 研究方向为故障诊断理论及方法.

E-mail: 270207265@qq.com