

引用格式:胡艺馨,孙毅刚,赵珍.混合 PSO-SQP 算法在航电系统测试性分配中的应用[J].电光与控制,2021,28(5):60-65. HU Y X, SUN Y G, ZHAO Z. Application of hybrid PSO-SQP algorithm in testability allocation of avionics system[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(5):60-65.

混合 PSO-SQP 算法在航电系统测试性分配中的应用

胡艺馨^a, 孙毅刚^b, 赵 珍^c

(中国民航大学, a. 基础实验中心; b. 航空工程学院; c. 电子信息与自动化学院, 天津 300300)

摘 要: 在考虑降低测试与维修成本的基础上,通过建立一种以费用函数作为目标函数的数学模型,将航电系统升级改装过程中的测试性指标分配问题转化为非线性规划(NLP)问题,针对此 NLP 问题,采用粒子群优化算法与序列二次规划算法相结合的混合优化算法,充分发挥前者较强的全局搜索能力与后者较强的局部精确搜索能力对问题模型进行求解,为航电系统升级改装过程中的测试性指标分配问题提出了一种最优的求解方法。结果表明,与单独使用 PSO 和 SQP 算法相比,使用混合算法能更快地取得最优值,验证了所提分配方法的可行性。

关键词: 航电系统; 测试性指标; 费用函数; 非线性规划

中图分类号: TP206 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2021.05.014

Application of Hybrid PSO-SQP Algorithm in Testability Allocation of Avionics System

HU Yixin^a, SUN Yigang^b, ZHAO Zhen^c

(Civil Aviation University of China, a. Basic Experiment Center; b. College of Aeronautical Engineering; c. College of Electronic Information and Automation, Tianjin 300300, China)

Abstract: Considering of reducing the cost of test and maintenance, a mathematical model with cost function as the objective function is established, which transforms the problem of Testability Index Allocation (TIA) in the process of avionics system upgrading and refitting into a Nonlinear Programming (NLP) problem. Aiming at this NLP, a hybrid optimization algorithm combining Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm with Sequential Quadratic Programming (SQP) algorithm is used to solve the problem, which makes full use of the former's strong global search ability and the latter's strong local accurate search ability, and supplies an optimal solution method for the TIA problem in the upgrading and refitting process of avionics system. The results show that, compared with using PSO and SQP alone, the hybrid algorithm can obtain the optimal value faster, which verifies the feasibility of the proposed allocation method.

Key words: avionics system; testability index; cost function; nonlinear programming

0 引言

为了保证飞机的飞行安全,满足飞机的适航要求,须对升级改装的航空电子系统(简称航电系统)进行测试性设计,而如何合理分配故障检测率和故障隔离率等测试性指标是测试性设计必须要解决的重要问题之一^[1-3]。测试性指标分配(简称测试性分配)是重要的

系统设计工作之一^[3],田仲等^[4]自从 20 世纪 90 年代起便开始对系统的测试性分配方法进行研究,提出了分别按复杂度分配、重要度分配和加权分配等方法,为装备测试性分配工作的展开奠定了坚实的基础;李景熹等^[5]提出使用综合加权分配法对舰船装备测试性指标进行分配的方法;文献[6-8]使用层次分析法(Analytic Hierarchy Process, AHP)及其改进方法对功能系统的测试性指标进行分配;苏永定等^[9-10]针对多阶段任务系统的测试性指标分配问题提出了一种基于确定与随机 Petri 网的系统级测试性需求模型和指标确定方法;文献[11-12]使用费用函数模型解决了复杂系统的可靠性优化分配问题;文献[13]以测试代价最小为优化目标,以故障检测率、故障隔离率及虚警率为约束条件

收稿日期:2018-08-28

修回日期:2021-04-07

基金项目:中央高校基本科研业务费项目中国民航专项资助(3122019109);国家自然科学基金-中国民航局民航联合研究基金(U1533201);天津市自然科学基金(18JQNJC05000)

作者简介:胡艺馨(1992—),男,河南南阳人,硕士,助教,研究方向为民用飞机航电系统升级改装验证与安全性评估。

并通过 LINGO 求解,结果表明,在满足测试性指标的同时降低了测试代价。国外对航电系统测试性的研究最早可以追溯到 20 世纪 80 年代,文献[14]将测试性设计的思想引入数字式航电系统的设计阶段并提出测试性设计的 3 个步骤;一种“灵敏度分析”的测试性分析方法被应用于波音 B-737 飞机的航空电子软件分析^[15];文献[16]以 NASA 的太空发射项目为例,讨论了工程师在降低风险的同时为故障隔离提供合理的测试性解决方案的分析和决策;随着研究的进一步深入,现代优化理论逐渐应用于分配方案,张琦等^[17-18]将遗传算法引入到装备的测试性分配过程,得到了较理想的分配结果;王顺宏等^[19]则采用了粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法对武器资源进行合理的分配。

以上研究均为测试性分配方法在不同系统中的应用奠定了很好的理论基础,不过也存在方法过时需要改进等方面的问题。与以往使用的方法不同,本文结合航电系统测试性分配的特点,提出一种以降低升级改造航电系统后期测试与维修成本为目标、建立基于费用函数的测试性分配模型、并使用 PSO 与序列二次规划(Sequential Quadratic Programming, SQP)混合优化(PSO-SQP)算法对模型进行求解的方法,仿真结果表明,此方法无需考虑过多影响因素,与单独使用 PSO 和 SQP 算法相比有更好的收敛速度,为航电系统的测试性分配问题提出了一种可行与实用的求解方法。

1 系统测试性分配模型

1.1 数学描述

对升级改造的航电系统进行测试性分配,应按照系统的层次,自上而下逐级进行分配。基本要求是在一定约束条件下,由系统要求指标求得各组成单元的指标,并保证由各组成单元分配指标综合得到的系统指标等于或大于原要求指标,同时使后期测试与维修的成本费用最低。在数学上可描述为

$$\min C = \sum_{i=1}^n C_i(P_i) \quad (1)$$

$$P_i = f_1(P_r) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$P_s = f_2(P_1, P_2, \dots, P_i, \dots, P_n) \quad (3)$$

$$P_s \geq P_r \quad (4)$$

式中: C 表示总的成本费用; $C_i(P_i)$ 表示第*i*个子系统或组件的成本费用; n 表示子系统或组件的个数; P_i 表示第*i*个子系统或组件的分配指标; P_r 表示系统的要求指标; P_s 为根据各子系统或组件的分配值计算得出的系统指标; $f_1(\cdot)$ 表示由系统要求指标计算子系统或组件分配指标的函数; $f_2(\cdot)$ 表示由子系统或组件的分配指标计算系统总体指标的函数。

1.2 费用函数

测试性与可靠性都属于系统工程设计的范畴,它们在很多方面有相似之处,借鉴可靠性设计中常用的费用函数,例如拉格朗日模型、幂数模型、数据模型以及三参数费用模型等,结合升级改造的航电系统测试性分配的特点,采用更有实用价值的三参数费用函数模型,其数学表达式为

$$C_i(P_i, a_i, P_{i,\min}, P_{i,\max}) = (1 - a_i) \exp\left(\frac{P_i - P_{i,\min}}{P_{i,\max} - P_{i,\min}}\right) \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

上式为指数函数,包括 a_i , $P_{i,\min}$ 和 $P_{i,\max}$ 这3个参数,故称其为三参数指数费用函数模型。式中: $P_{i,\min}$ 表示第*i*个子系统或组件目前的指标值; $P_{i,\max}$ 表示根据现有水平第*i*个子系统或组件能达到的最大指标值; a_i 表示提高第*i*个子系统或组件的可行性,取值范围为 $[0, 1]$,且取值越大说明提高该子系统或组件的可行性越大; C_i 表示第*i*个子系统或组件的成本费用; $\exp(\cdot)$ 表示指数函数。该费用函数模型的基本图形如图1所示。

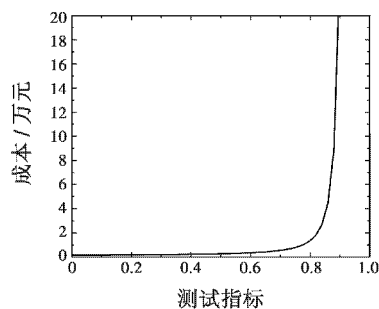


图1 费用函数基本图形

Fig. 1 Basic graph of cost function

1.3 约束条件

根据测试性分配的基本要求,须寻找测试性分配过程中的约束条件。为了得到合理的约束条件,首先对本文要进行分配的故障检测率和故障隔离率指标进行数学上的定义。

定义1 故障检测率(Fault Detection Rate, FDR)定义为在规定的时间内,用规定的方法正确检测到的故障率之和与总故障率之比。表达式为

$$\gamma_{FD} = \frac{\lambda_D}{\lambda} = \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_{Di}}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中: γ_{FD} 为故障检测率; n 为子系统或组件的个数; λ_D 为检测到的所有子系统或组件的故障率之和; λ_{Di} 为检测到的第*i*个子系统或组件的故障率; λ 为总故障率; λ_i 为第*i*个子系统或组件的故障率。

定义2 故障隔离率(Fault Isolation Rate, FIR)定义为在规定时间内,用规定的方法将故障正确地隔离到小于、等于*L*个子系统或组件的故障率之和与检测到的故障率之和的比值。其表达式为

$$\gamma_{FI} = \frac{\lambda_1}{\lambda_D} = \frac{\sum_{i=1}^T \lambda_{Li}}{\sum_{i=1}^n \lambda_{Di}} \quad i=1,2,\dots,n \quad (7)$$

式中: γ_{FI} 为故障隔离率; L 为隔离组内可更换的子系统或组件数; T 为隔离组内不大于 L 的子系统或组件数; λ_1 为 T 中所有子系统或组件的故障率之和; λ_{Li} 为 T 中第 i 个子系统或组件的故障率。

根据故障检测率(FDR)和故障隔离率(FIR)的定义,可以确定系统的测试性指标 γ_{FD} , γ_{FI} 与系统的第 i 个子系统或组件的指标 γ_{FDi} , γ_{Fii} 的关系为

$$\begin{cases} \gamma_{FD} = \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_{Di}}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \\ \gamma_{FI} = \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_{Li}}{\sum_{i=1}^n \lambda_{Di}} \\ \gamma_{FDi} = \lambda_{Di} / \lambda_i \\ \gamma_{Fii} = \lambda_{Li} / \lambda_{Di} \end{cases} \quad (8)$$

则

$$\begin{cases} \gamma_{FD} = \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{FDi}}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \\ \gamma_{FI} = \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{FDi} \gamma_{Fii}}{\sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{FDi}} \end{cases} \quad (9)$$

式中,测试性指标分配的结果必须满足 $P_s \geq P_r$,其中, P_s 为根据其子系统或组件的指标计算出的系统指标 γ_{FD} 或 γ_{FI} , P_r 为系统总体指标要求的量值 γ_{FD}^* 或 γ_{FI}^* 。因此可得

$$\begin{cases} \gamma_{FD} = \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{FDi}}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \geq \gamma_{FD}^* \\ \gamma_{FI} = \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{FDi} \gamma_{Fii}}{\sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{FDi}} \geq \gamma_{FI}^* \end{cases} \quad (10)$$

式中, γ_{FD}^* 与 γ_{FI}^* 分别为系统总体要求的故障检测率和故障隔离率。

1.4 模型建立

综上,可以建立航电系统测试性分配的数学模型。

目标函数

$$\min C = \sum_{i=1}^n C_i(P_i, a_i, P_{i,\min}, P_{i,\max}) \quad (11)$$

当 P_i 为第 i 个子系统或组件的故障检测率 γ_{FDi} 时,约束函数条件为

$$\begin{cases} \gamma_{FDi} \geq \gamma_{FDi,\min} \\ \gamma_{FDi} \leq \gamma_{FDi,\max} \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{FDi} / \sum_{i=1}^n \lambda_i \geq \gamma_{FD}^* \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\gamma_{FDi,\min}$ 为子系统或组件当前的最小故障检测率; $\gamma_{FDi,\max}$ 为子系统或组件当前能达到的最大故障检测率。

当 P_i 为第 i 个子系统或组件的故障检测率 γ_{Fii} 时,约束函数条件为

$$\begin{cases} \gamma_{Fii} \geq \gamma_{Fii,\min} \\ \gamma_{Fii} \leq \gamma_{Fii,\max} \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{FDi} \gamma_{Fii} / \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{FDi} \geq \gamma_{FI}^* \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\gamma_{Fii,\min}$ 为子系统或组件当前的最小故障隔离率; $\gamma_{Fii,\max}$ 为子系统或组件当前能达到的最大故障隔离率。针对所建立的测试性分配问题的数学模型,以下采用PSO-SQP混合优化算法对其进行求解。

2 优化分配算法

本文提出的混合优化算法构建思路为:首先利用PSO算法强大的全局搜索能力对问题模型进行求解,并将搜索结果作为序列二次规划(SQP)算法搜索初始点,以此弥补SQP算法全局搜索能力弱的缺点,提高搜索速度,再利用SQP算法良好的局部收敛性和较强的非线性收敛速度对原优化问题进行精确搜索,弥补了PSO算法局部搜索能力弱的缺点,提高搜索精度,通过不断迭代最终获得测试性分配问题的全局最优解。

2.1 初期利用PSO算法进行优化求解

PSO算法是一种基于随机种群的群体智能启发式算法,最早由KENNEDY和EBERHART于1995年提出^[21],算法的思想源于对鸟群捕食行为的研究,将每个个体看作 S 维搜索空间中的一个没有体积的微粒,在搜索空间中以一定的速度飞行,该速度根据它本身的飞行经验以及同伴的飞行经验进行动态调整。因此,将第 i 个子系统或组件的测试性指标表示为第 i 个粒子,那么在 S 维搜索空间中,第 i 个粒子的位置可以表示为 $P_{is} = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{is})$,粒子 i 经历过的最好位置表示为 $g_{besti} = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{is})$,种群所经历过的最好位置表示为 $G_{best} = (G_1, G_2, \dots, G_s)$,粒子 i 的飞行速度表示为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{is})$ 。设种群数量为 N ,则有 $i=1,2,\dots,N$,在每次迭代中,粒子根据式(11)更新适应度值,分别更新速度和位置,即

$$v_{is}^{k+1} = \omega v_{is}^k + q_1 rand_1(g_{is} - P_{is}^k) + q_2 rand_2(G_s - P_{is}^k) \quad (14)$$

$$P_{is}^{k+1} = P_{is}^k + v_{is}^{k+1} \quad (15)$$

式中: k 表示当前迭代次数; v_{is}^{k+1} 表示第 $k+1$ 次迭代中粒子 i 飞行速度矢量的第 s 维分量; P_{is}^{k+1} 表示第 $k+1$ 次迭代中粒子 i 位置矢量的第 s 维分量; q_1 和 q_2 表示加速度常数,用于调节学习最大步长; $rand_1$ 和 $rand_2$ 表示两个随机常数,取值范围为 $[0,1]$,以增加搜索随机性; ω 表示惯性权重,为非负数,用以调节对解空间的搜索范围,对优化性能有很大的影响,较大的 ω 值有利于跳出局部最小点,而较小的 ω 值有利于算法收敛。进行更新

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times k/M \quad (16)$$

式中： ω_{\min} 表示最小惯性权重； ω_{\max} 表示最大惯性权重； M 表示最大的迭代次数。考虑到工程实际对测试性指标的约束，对粒子 i 的位置约束条件为

$$P_{is}^k = \begin{cases} l_s & P_{is}^k > l_s \\ u_s & P_{is}^k < u_s \end{cases} \quad (17)$$

式中： l_s 表示粒子 i 的最小边界值，本文取 0.5； u_s 表示粒子 i 的最大边界值，本文取 0.99。

2.2 后期利用 SQP 算法进行优化求解

SQP 算法对于解决非线性约束最优化问题是一个非常有效的算法，最早由 WILSON 在 1963 年提出，算法的思想是通过求解一系列二次规划 (Quadratic Programming, QP) 子问题来解决非线性规划 (Nonlinear Programming, NLP) 问题的^[21]。为了利用 SQP 算法对本文所建立的测试性分配模型进行求解，将航电系统的测试性分配模型转化为一个非线性有约束的形式，统一描述为

$$\min C(\mathbf{P}) \quad (18)$$

$$\mathbf{P} \in \mathbf{R}^n$$

$$\text{s. t. } g_i(\mathbf{P}) \geq 0, i \in \mathcal{E} = \{1, 2, \dots, m\}$$

$$h_i(\mathbf{P}) = 0, i \in \mathcal{L} = \{1, 2, \dots, l\}$$

式中： $\mathbf{P} = [P_1, P_2, \dots, P_i, \dots, P_n]^T$ 为决策变量； \mathbf{R}^n 为实数集合； \mathcal{E} 表示不等式约束条件个数取值集合； m 为不等式约束条件总个数； \mathcal{L} 表示等式约束条件个数取值集合， l 为等式约束条件总个数； $g_i(\mathbf{P}), h_i(\mathbf{P})$ 分别是不等式约束函数和等式约束函数，当 \mathbf{P} 表示子系统或组件的故障检测率时，不等式约束函数为式 (12)，当 \mathbf{P} 表示故障隔离率时，不等式约束函数为式 (13)。根据实际情况，如果测试性分配时只有不等式约束，则将等式约束中的相关参数置零，反之，将不等式约束中的相关参数置零。

拉格朗日函数为

$$L(\mathbf{P}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\lambda}) = C(\mathbf{P}) - \sum_{i \in \mathcal{L}} \mu_i h_i(\mathbf{P}) - \sum_{i \in \mathcal{E}} \lambda_i g_i(\mathbf{P}) \quad (19)$$

式中， $\boldsymbol{\mu}$ 和 $\boldsymbol{\lambda}$ 分别为等式条件与不等式条件对应的拉格朗日乘子向量。

Hessian 矩阵为

$$\mathbf{W}_k = \mathbf{W}(\mathbf{P}^k, \boldsymbol{\mu}^k, \boldsymbol{\lambda}^k) = \nabla^2 L(\mathbf{P}^k, \boldsymbol{\mu}^k, \boldsymbol{\lambda}^k) \quad (20)$$

式中： \mathbf{P}^k 表示第 k 次迭代过程中的迭代点； \mathbf{W}_k 为迭代点 \mathbf{P}^k 处的 Hessian 矩阵； $\boldsymbol{\mu}^k$ 和 $\boldsymbol{\lambda}^k$ 分别为第 k 次迭代过程中等式条件与不等式条件对应的拉格朗日乘子向量。

根据 SQP 算法的求解思想，将约束函数线性化，并对拉格朗日函数进行二次多项式近似，得到二次规划子问题

$$\min \frac{1}{2} \mathbf{d}^T \mathbf{W}_k \mathbf{d} + \nabla C(\mathbf{P}^k)^T \mathbf{d} \quad (21)$$

$$\text{s. t. } g_i(\mathbf{P}^k) + \nabla g_i(\mathbf{P}^k)^T \mathbf{d} \geq 0, i \in \mathcal{E}$$

$$h_i(\mathbf{P}^k) + \nabla h_i(\mathbf{P}^k)^T \mathbf{d} = 0, i \in \mathcal{L}$$

式中， \mathbf{d} 为二次规划子问题的一个可行解向量，通过每次迭代求解二次规划子问题的可行解 \mathbf{d}^k ，就可以得到下一个点 $\mathbf{P}^{k+1} = \mathbf{P}^k + \mathbf{d}^k$ 的值。

2.3 PSO-SQP 混合优化算法求解步骤

本文提出的 PSO-SQP 混合优化算法求解步骤如图 2 所示。

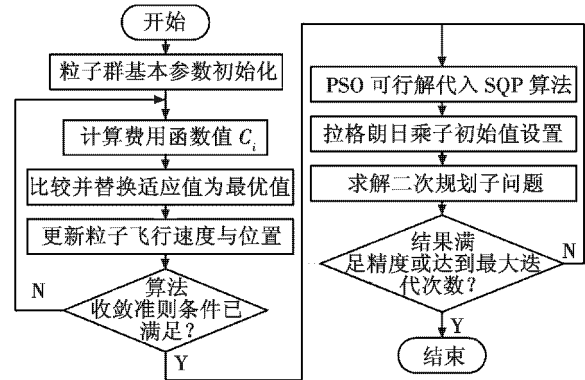


图 2 PSO-SQP 混合优化算法求解流程图

Fig. 2 Flow chart of PSO-SQP hybrid algorithm

3 混合算法在测试性分配中的应用

航电系统属于大型复杂系统，从总体上考虑既有串联结构、并联结构，也有串并联结构，所以对其进行测试性分配的任务较为繁重，本文以某机型航电系统为例，假定其中一个子系统的 5 种常用组件满足如图 3 所示的串并联关系，研究其测试性分配问题。

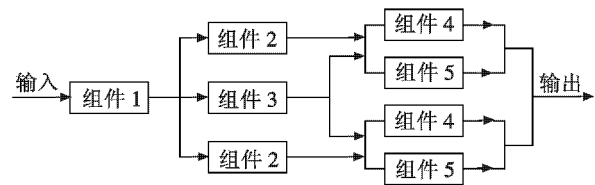


图 3 航电系统的一个子系统结构

Fig. 3 A subsystem structure of avionics system

从图 3 可以看出，该子系统由 5 种组件组成，其中，组件 1, 3 各 1 个，组件 2, 4, 5 各 2 个，因此，测试性分配的数学模型中，最终的目标函数形式为

$$C = C_1 + 2C_2 + C_3 + 2C_4 + 2C_5 \quad (22)$$

本文仅以如何分配故障检测率为例说明本文所提出方法的可行性，故障检测率也可参考此法进行。表 1 列出了 5 种组件的有关故障率数据。

将混合算法中种群的规模设为 50，由于有 5 种组件，故将搜索空间维数设为 5，最大迭代次数设为 100，加速度常数均设为 1，即采用标准的 PSO 算法，算法的精度均设为 1×10^{-6} ，初始位置和速度采用随机值。系统的

要求指标 $\gamma_{FD}^* = 0.96$, 最低指标值均设为 0.5, 能取得的最高要求指标均设为 0.99。在 3 种可行性条件下, 分别使用 PSO, SQP 和本文提出的 PSO-SQP 算法对以上所建立的模型进行求解, 所得优化分配结果见表 2。

表 2 不同可行性下 3 种优化算法的分配结果

Table 2 Distribution results of three optimization algorithms under different feasibilities

	可行性								
	$a_i = 0.65$			$a_i = 0.7$			$a_i = 0.95$		
	PSO 算法	SQP 算法	PSO-SQP 算法	PSO 算法	SQP 算法	PSO-SQP 算法	PSO 算法	SQP 算法	PSO-SQP 算法
组件 1	0.9370	0.9415	0.9415	0.9587	0.9415	0.9415	0.9458	0.9415	0.9415
组件 2	0.9568	0.9539	0.9539	0.9598	0.9539	0.9539	0.9589	0.9539	0.9539
组件 3	0.9788	0.9800	0.9800	0.9612	0.9800	0.9800	0.9766	0.9800	0.9800
组件 4	0.9273	0.9365	0.9365	0.9584	0.9365	0.9365	0.9475	0.9365	0.9365
组件 5	0.9599	0.9526	0.9526	0.9598	0.9526	0.9526	0.9444	0.9526	0.9526
计算指标	0.9600	0.9600	0.9600	0.9601	0.9600	0.9600	0.9600	0.9600	0.9600
最优费用/万元	32.4302	32.2951	32.2951	31.7378	29.9883	29.9883	22.2707	22.0966	22.0966

为了能直观体现 3 种算法在求解速度和最优解上的差别, 采用如图 4、图 5 所示的表现方式, 分别从迭代次数和费用最优值上进行对比, 以体现本文算法的优势。

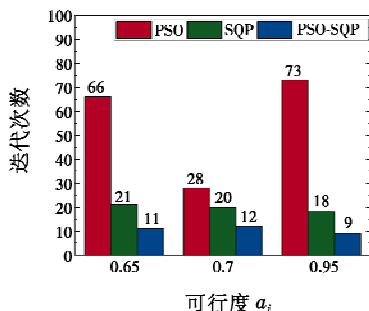


图 4 不同可行性下 3 种算法迭代次数对比

Fig. 4 Times of iteration of three algorithms under different feasibility

从表 2 的分配结果中可以看出, 在给定最小指标值和最大指标值时, 不论可行性取值如何, 通过优化算法得到的最优分配值总是不变的, 之所以采用 SQP 算法与 PSO-SQP 混合算法得到的结果相同, 是因为 SQP 算法本身已经具有很好的搜索能力, 可以取得最优解, 加入 PSO 算法是为了让前期寻找最优解时有一个加速过程, 从而减少取得最优解的时间, 如果单独采用 PSO 算法则不能保证求解的速度与求解精度; 运用 3 种算法得到的系统计算指标值均满足系统给定的总要求, 即 $\gamma_{FD} \geq \gamma_{FD}^* = 0.96$; 由图 4 可明显看出, 使用 SQP 算法与 PSO-SQP 算法的求解速度要好于使用 PSO 算法, 而 PSO-SQP 算法又好于 SQP 算法。

从取得最优费用角度来说, 即从图 5 中可以看出, 使用 SQP 算法与 PSO-SQP 算法得到的最优费用相同, 都要低于单独使用 PSO 算法; 另外可以看出, 可行性取值越大, 则费用越低, 可行性取值越小, 则费用越高, 这与实际情况也相符, 即提高某一个组件的测试性指标

表 1 各个组件的故障率数据

Table 1 Failure rate of each component

组件	1	2	3	4	5
故障率 ($\lambda_i \times 10^{-4}$)	0.32	0.86	1.55	0.58	0.83

值时, 往往费用更高。

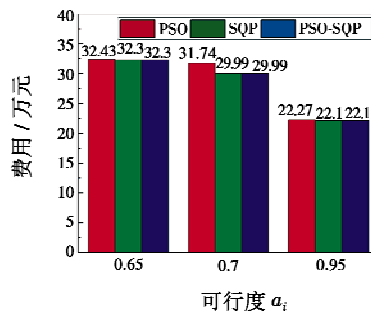


图 5 不同可行性下 3 种算法最优费用对比

Fig. 5 Optimum cost of three algorithms under different feasibility

4 结束语

本文针对升级改造过程中的航电系统测试性指标分配问题, 提出一种基于费用函数的分配方法, 以某航电系统为例, 通过建立测试性分配的数学模型, 并运用 PSO-SQP 混合优化算法对模型进行求解, 最终求得满足要求的指标值。通过对结果进行对比、分析, 验证了本文所提出的方法对于求解航电系统的测试性指标分配问题是可行的。

参考文献

- [1] SEIDENMAN P J, SPANOVICH D, 蓝楠. 航电系统的升级改造[J]. 航空维修与工程, 2014(4): 30-31.
- [2] ANANDA C M. General aviation aircraft avionics: integration & system tests[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2009, 24(5): 19-25.
- [3] 中国航空工业总公司. CJB 2547-95 装备测试性大纲[S]. 北京: 国防科工委军标出版发行部, 1996.
- [4] 田仲. 测试性分配方法研究[J]. 北京航空航天大学学报, 1999, 25(5): 607-610.

- [5] 李景熹,刘刚,狄鹏. 舰船装备测试性指标综合加权分配方法研究[J]. 舰船电子工程,2012,32(6):108-109,145.
- [6] 李金龙,陶凤和,贾长治,等. 基于 AHP 的测试性分配方法研究[J]. 中国测试,2010,36(2):30-33.
- [7] 周志才,刘东风,石新发. 舰用柴油机测试性指标分配方法研究[J]. 计算机测量与控制,2014,22(3):677-679.
- [8] 刘刚. 基于改良 AHP 的测试性分配方法[J]. 海军工程大学学报,2017,29(1):79-83.
- [9] 苏永定,刘冠军,邱静. 基于 DSPN 的多阶段任务系统测试性需求建模与分析[J]. 系统工程理论与实践,2010,30(7):1272-1278.
- [10] LI T P, LI Y, QIAN Y L, et al. Optimizing reliability, maintainability and testability parameters of equipment based on GSPN[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(3):633-643.
- [11] 鹿祥宾,李晓钢,林峰. 复杂系统的可靠性分配和优化[J]. 北京航空航天大学学报,2004,30(6):565-568.
- [12] 和麟,黄潇瑶,马存宝. 基于费用函数的航电系统可靠性优化分配方法[J]. 计算机与现代化,2012(10):1-4.
- [13] 杜敏杰,蔡金燕,刘利民. 面向综合诊断的电子装备测试资源优化分配[J]. 电光与控制,2013,20(1):74-76,88.
- [14] THOMPSON K. Three phases of testability[C]//Aircraft Design, Systems and Operations Conference, 1988:1-10.
- [15] VOAS J M, MILLER K W, PAYNE J E. Software testability and its application to avionics software[C]//The 9th Computing in Aerospace Conference, 1993:507-515.
- [16] BRAMON C, NEELEY J R, INMAN K, et al. NASA space flight vehicle fault isolation challenges[C]//The 14th International Conference on Space Operations, 2016:1-7.
- [17] 张琦,朱春生,冉红亮,等. 基于 NSGA-II 的测试性指标分配方法[J]. 南京理工大学学报,2012,36(4):650-655.
- [18] 刘刚,黎放,胡斌. 基于改进遗传算法的测试性优化分配方法[J]. 火力与指挥控制,2014,39(1):44-47,57.
- [19] 王顺宏,杨奇松,王然辉,等. 对地打击武器-目标分配问题的粒子群算法[J]. 电光与控制,2017,24(3):36-40.
- [20] ABDELHALIM A, NAKATA K, EL-ALEM M, et al. Guided particle swarm optimization method to solve general nonlinear optimization problems[J]. Engineering Optimization, 2018, 50(4):568-583.
- [21] LI P J, QI J J, WANG J H, et al. An SQP method combined with gradient sampling for small-signal stability constrained OPF[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(3):2372-2381.

(上接第 59 页)

- [26] ZHANG L L, CHENG B Z, DENG Y W. A tensor-based adaptive subspace detector for hyperspectral anomaly detection[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(8):2366-2382.
- [27] YUE J, MAO S J, LI M. A deep learning framework for hyperspectral image classification using spatial pyramid pooling[J]. IEEE Remote Sensing Letters, 2016, 7(9):875-884.
- [28] NARENDRA G, SIVAKUMAR D. Deep learning based hyperspectral image analysis—a survey[J]. Journal of Computational and Theoretical Nanoscience, 2019, 16(4):1528-1535.
- [29] LIU B, YU X C, YU A Z, et al. Deep few-shot learning for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(4):2290-2304.
- [30] WEI L, WU G D, DU Q. Transferred deep learning for anomaly detection in hyperspectral imagery[J]. IEEE Remote Sensing Letters, 2017, 14(5):597-601.