

基于成本控制的测控设备选择性维护策略研究

虞炳文^{1,2}, 蔡红维², 丁思炜², 翁应健², 徐涛²

(1. 国防科技大学 计算机学院, 长沙 410073; 2. 西昌卫星发射中心, 四川 西昌 615000)

摘要: 为科学制定任务计划周期内的测控设备维护策略, 减少冗余资源浪费, 增加备份资源的可靠性, 同时保证任务执行的风险可控, 促进设备维护资源配置从专家经验到精准计算的转变, 设计一套以可靠性为约束条件, 以成本控制为优化目标的, 基于遗传算法实现的最优测控设备选择性维护策略生成方法, 并利用某型测控设备以往记录数据进行实验, 证明了算法的有效性和可行性, 可在航天测控系统中进行推广, 为后续形成科学化的航天发射场维护维修资源配置方案, 提供了技术储备。

关键词: 选择性维护; 精准保障; 可靠性; 成本控制; 遗传算法

Research on the Optimal Selective Maintenance Strategy for Measurement and Control Equipment Based on Cost Control

YU Bingwen^{1,2}, CAI Hongwei², DING Siwei², WENG Yingjian², XU Tao²

(1. College of Computer Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 2. Xichang Satellite Launch Center, Xichang 615000, China)

Abstract: To scientifically formulate maintenance strategies for measurement and control equipment within the task planning cycle, reduce the waste of redundant resources, increase the reliability of backup resources, ensure that task execution risks are controllable, and promote the transformation of equipment maintenance resource allocation from expert experience to accurate calculation, this paper presents a selective maintenance strategy generation method for optimal measurement and control equipment based on genetic algorithm, its reliability is taken as constraint conditions, and the cost control as an optimization goal. The previous data from a certain type of measurement and control equipment are used to carry out the experiment, and verify the effectiveness and feasibility of the algorithm, which can be popularized in the space measurement and control system, it provides technical reserves for the subsequent scientific maintenance and repair resource allocation schemes in space launch sites.

Keywords: selective maintenance; accurate guarantee; reliability; cost control; genetic algorithm

0 引言

当前航天测控领域的保障技术正向着智能化、精准化的方向转变, 以往的粗放型保障技术, 存在着资源浪费, 过度依赖工程技术人员经验判断, 以及备件长期不被使用导致可靠性降低等问题, 尝试通过研究精准保障技术, 利用更具科学性、信息化、智能化的策略手段, 在制定调整维护维修预算时, 合理调配有限资源的部署, 同时保证航天测控工作的顺利展开。

有限资源的合理配置问题, 需要在尽可能少的资源投入下, 寻求现有资源的最优化配置, 以使得资源的利用效率达到最大化, 进而既可以确保执行任务的可靠性, 又能有效降低资源浪费, 提升综合效能。

本文将采用选择性维护^[1]方式, 开展相关技术研究, 提出了在执行测控工作计划时的选择性维护决策方案。研究资源配置的选择性维护策略, 将在役板件的健康指数 HI 的退化规律由随机模糊理论中随机模糊分布的方法来描述和验证。测控设备各分系统在任务开始前的维护效果, 通

过构建以可靠性为约束条件, 以成本控制为优化目标的选择性维护决策模型来描述。本文通过遗传算法^[2]求解任务计划周期内的最优维护策略。通过与记录数据比较发现, 选择性维护策略较以往方法优势明显, 系统经过维护后在保持高任务完成率的同时成本得到了显著控制。

1 选择性维护介绍

1.1 概念起源

随着现代工业的发展, 面对高可靠性的要求, 如何寻求高可靠性与设备维护成本之间的均衡, 是一个重要研究方向, 如果一味追求高可靠性, 将带来大量的资源浪费, 如果过度压缩设备维护成本, 将导致可靠性得不到保证。因此, 在航天测控系统中开展选择性维护的策略研究, 有其必要性。

研究选择性维护策略, 需要准确把握测控设备的状态演变规律, 对设备的寿命周期需要找到更为准确的模型拟合, 才能得到更为可靠的预测数据, 并针对不同的设备分系统剩余寿命, 进行不同的维护方案。

收稿日期: 2024-01-02; 修回日期: 2024-02-03。

作者简介: 虞炳文(1993-), 男, 在读研究生, 助理工程师。

引用格式: 虞炳文, 蔡红维, 丁思炜, 等. 基于成本控制的测控设备选择性维护策略研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(7): 140-146, 153.

在航天发射任务中,要求设备能在一定任务计划期内完成指定的所有发射任务。事实上,由于任务执行过程中,受每次任务计划执行过程中的维护频次、维护经费、维护方式等因素影响,设备不见得非得在故障发生后再进行部分板件的更换,在任务执行过程中,可以不定期的使用备件对在役板件进行更换,并对更换下来的板件进行维护保养,这样的好处在于,一个是减少在役板件的故障发生概率,另一个是可以保证备用板件的可靠性,如果备用板件长期不使用,可能会出现意料之外的故障,降低备件的可靠性。

从成本控制方面考虑,在实际使用过程中,不定期的更换备件,并维护更换下来的备件的维护成本,与购置新备件的成本之间,存着一个平衡关系,这与维护频次下,板件的维护保养成本,以及该板件新品的价格都有关系,其中板件的维护成本与板件的工作时长以及维修方定价有关,因此,成本控制将是一个重要的优化目标,来决定所制定的维护策略,采用什么样的频次进行维护,维护中选择更换新购板件还是更换旧板件等。

这种有选择地对测控设备整体中的某部分分系统不定期实施维护的方式,即选择性维护^[1]。

1.2 主要特点

选择性维护决策有其特殊性,表现如下。

1) 维护频率的约束:测控设备或在役板的维修和更换受任务执行时间的限制,只能在任务间隔时间内安排执行。因此,维护计划将与任务计划密切相关。此外,过度更换电路板容易导致设备性能下降,这在维护频率方面限制了维护计划的决策;

2) 任务导向的成功:与大多数维护决策模型以最小化预期总维护成本或单位时间平均维护成本为目标不同,选择性维护决策模型将以设备执行任务的可靠性和风险控制作为约束。在此基础上,实现了以成本控制为目标的优化;

3) 维修决策的个性和动态性:选择性维修策略的制定在部件层面起作用,设备的整体维修策略是设备各子系统维修策略的集合。即设备的健康状态与设备各子系统的健康状态和维护周期有关。因此,不同健康状态的单个子系统的选择和维护决策是不一样的。设备整体的选择性维修计划会随着设备各子系统在役部件的健康状况以及任务计划和维修假数的变化而动态调整。

2 选择性维护策略建模方案

高密度航天发射任务背景下,设备往往需要连续执行一系列航天测控任务,在发射任务的间歇期内对测控设备各个分系统进行维护。典型的选择性维护决策,是研究如何在制定维护预算时,将有限的设备维护及更换经费,合理且有效的优化分配到设备各分系统,即如何分配合理经费到购置维护各分系统的备品备件中,从而保证设备执行任务圆满成功。本章将构建多阶段任务下的选择性维护决策模型,以所有任务圆满成功为基本要求,以精准保障,成本最小化为目标,求解在高密度任务下各在役板件的备品备件配置策略。

结合维护预算调整周期,备品备件配置方案按照两次维护预算调整之间的时间为周期,其目的在于更科学合理制定设备维护预算。

选择性维护决策模型均为是为了解决种类多样,组合多变的情况下,尽可能找出最优组合的模型,该模型试图解决的问题,是那类会随着测控设备分系统数量与航天测控任务数的增加而变得更复杂的问题。为了解决这类问题,智能优化算法是一个很好的选择,如:遗传算法(GA, genetic algorithm)、蚁群算法(ACO, ant colony optimization)等,都具备在不太长的时间内寻找出全局或近似全局的最优解。

建模主要采用遗传算法,对高密度任务下的选择性维护决策模型进行求解,得到所有备品备件配置的最优策略,从而在保证任务成功概率的同时降低设备维护成本。

对高密度任务的设备选择性维护决策选优方案,提出如下假设条件。

假设1:对未来一段时间内的任务计划是已知的,将有 N 次发射任务,维护策略制定完毕后,在任务计划内将不再改变,将按照维护策略进行执行。

假设2:对设备的成功率要求为,能够正常参加计划内的所有 N 次任务。

假设3:对每个任务的设备工作时间,认定为任务开始时间到发射时间,如两次任务周期有重叠,工作时间只计入最近一次任务的工作时间。

假设4:备品备件策略的基本要求,是确保设备能正常参加所有任务。

假设5:板件维护仅在某次任务结束之后进行,板件维护时间忽略不计。如在任务执行过程中,出现板件失效的情况,则认为该备品备件配置方案不可行。

假设6:在每次任务结束后可进行备件更换操作,也可不进行更换,更换下来的板件将进行维护操作,维护操作分为更换新板件,更换老旧板件两种情况,更换新板件则需要考虑新增板件成本,更换旧板件,则需要考虑维护旧板件成本,维护旧板件成本与板件的剩余使用寿命相关。

假设7:在执行计划中的第1次任务前的初始状态,以及相应的剩余寿命,可以通过状态监测技术得到。

假设8:在本研究中所言分系统即指分系统对应的备件。

假设9:设备系统组成结构在执行历次任务过程中保持不变。

3 遗传算法设计

遗传算法(GA, genetic algorithm)最早是由美国的John Holland于20世纪70年代提出,是一种基于自然选择原理和自然遗传机制的搜索算法,模拟自然界生命进化机制^[3]。该算法通常用数学方法在众多可能解中寻找最优解。可能的解决方案通过一定的规则编码到染色体个体中,最后一组随机生成的个体组成一个群体。这个群体经历了交叉和突变等过程,以产生新的个体。在所有存在的个体中,

通过几代迭代，找到适应性最强的个体并保留下来，最后一个被最适者淘汰，生成最优解。与一些传统的优化算法相比，它们通常可以快速地获得更好的优化结果。

遗传算法的大致思路分为基本参数设置、编码策略确定、初始种群生成、适应度计算、交叉操作、变异操作、选择操作、补充操作，实现了从随机生成一定数量 (M 个) 的可行方案，到通过指定算法计算每个方案的可行度，到根据可行度淘汰部分方案，再通过变异及交叉的方式，生成一部分新的可行方案，此时方案总数不足 M 个，再随机生成若干个新的可行方案中，补足 M 个，执行多轮操作，直到方案实现收敛，流程如图 1 所示。

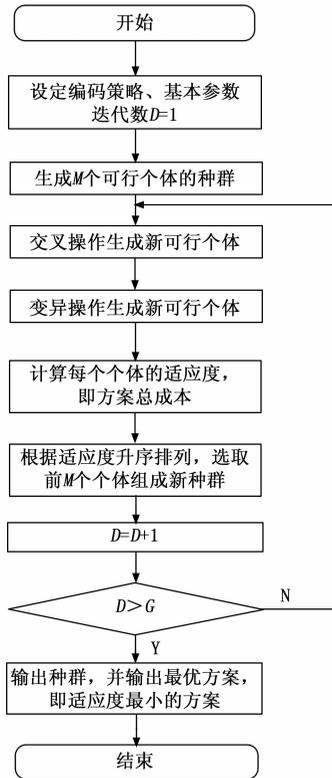


图 1 判断分系统 j 能否正常执行所有 N 次任务的流程图

3.1 编码策略

生成遗传算法个体如下，行号 i 代表任务计划中的任务数，取值范围为 $[1, N]$ ，列号 j 代表分系统数，取值范围为 $[1, R]$ ，(其中 R 为分系统总数)。 n 值代表着个体编号，即方案编号。每一个 ω 值代表着某分系统在某次任务开始前进行何种维护操作，取值范围为 $(0, 1]$ 。

$$\Omega_{i,j}^{(n)} = \begin{bmatrix} \omega_{1,1}^{(n)} & \omega_{1,2}^{(n)} & \cdots & \omega_{1,R-1}^{(n)} & \omega_{1,R}^{(n)} \\ \omega_{2,1}^{(n)} & \omega_{2,2}^{(n)} & \cdots & \omega_{2,R-1}^{(n)} & \omega_{2,R}^{(n)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \omega_{N-1,1}^{(n)} & \omega_{N-1,2}^{(n)} & \cdots & \omega_{N-1,R-1}^{(n)} & \omega_{N-1,R}^{(n)} \\ \omega_{N,1}^{(n)} & \omega_{N,2}^{(n)} & \cdots & \omega_{N,R-1}^{(n)} & \omega_{N,R}^{(n)} \end{bmatrix} \quad (1)$$

所进行的操作代号 p ，通过 ω 乘以转换系数后向上取整，如下。

$$p = \omega \times 3 \quad (2)$$

其中： p 操作，即选择性维护策略中可供选择的几种操作手段，此处将设备维护的操作区分为 3 种，如表 1 所示。

表 1 选择性维护策略表

| p 值 | 操作 | 维护费用 |
|-------|-------|----------|
| 1 | 不进行维护 | 0 |
| 2 | 更换新板件 | 新板件的成本 |
| 3 | 更换久板件 | 久板件的维护成本 |

3.2 基本参数设置

3.2.1 算法输入参数

算法的输入参数主要包含任务计划以及初始在役板件的状态。

1) 任务计划：

任务计划包含有后续一年内的每一发任务的开始及发射时间。可以将其作为二维矩阵表示，行号 i 表示为任务编号，取值为 $[1, N]$ ，列号 n 为两列，第一列为开始时间，第二列为结束时间，根据假设 3，每次任务开始和结束的时间无重叠。

$$\text{Tasks}_{i,n} = \begin{bmatrix} t_{1,1} & t_{1,2} \\ t_{2,1} & t_{2,2} \\ \vdots & \vdots \\ t_{N-1,1} & t_{N-1,2} \\ t_{N,1} & t_{N,2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

t 表示全部任务计划周期内的第几天，如任务计划周期总共为 K 天，则 t 的取值范围为 $[1, K]$ 。

2) 初始在役板件的状态：

各分系统在执行第 1 次任务前的初始时的已工作时长，可以通过对设备各分系统的状态监视得到，如下。

$$\text{Start} = [t_{\text{start}}^1 \quad t_{\text{start}}^1 \quad \cdots \quad t_{\text{start}}^{N-1} \quad t_{\text{start}}^N] \quad (4)$$

3.2.2 算法设定参数

初始设定的参数为，种群大小 $M=50$ ，设置最大迭代次数 G 为 1 000，交叉率设置为 1，即保证种群的充分进化，变异率设置为 0.1。

3.3 基本函数

算法的基本函数主要包含有，各分系统剩余寿命算法、个体方案可行性判断算法、维护成本核算算法。

1) 设备分系统剩余寿命算法：

根据前序对寿命预测模型的研究，为了准确探究测控设备，例如接收分系统在内的，各个分系统的健康指数 (用 HI 表示) 与该分系统的各器件在役运行时长，之间的变化关系，在此用到了随机模糊理论中随机模糊分布方法，该方法可以用来描述和验证测控设备各分系统的 HI 的退化规律。通过健康状态评估得到的测控设备各分系统健康指数，结合随机模糊函数，拟合得到各分系统 HI 随工作时长 t 的变化趋势。

可用随机模糊函数来表示各分系统的健康指数 HI 与工作周期 t 的关系，如下：

$$HI(t) = a_0 + b \cdot e^{at}, a = (a_1, a_0, a_2) \quad (5)$$

基于健康状态评估得到的设备某分系统的健康指数 HI 对各分系统的剩余使用寿命进行预测, 剩余使用寿命是指从评估基准周期算起, 该分系统工作到失效不能发挥正常效能的工作周期, 用健康指数可表示为其整体健康指数 HI 下降到允许的最低值之前, 各分系统正常工作的最大工作周期如下:

$$T = \max\{t \mid HI(t) \geq HI_L\} \quad (6)$$

所设定的该分系统故障失效时所判定的健康指数, 即所允许的最低健康指数, 在本节中其值为 80。

由 $HI(t)$ 与 T 联立可得如下公式:

$$HI_L \leq a + b \cdot e^{\alpha t} \quad (7)$$

健康状态必然呈现下降趋势, 可知 $b < 0, c > 0$, 则可将上式变换得到:

$$e^{\alpha t} \leq \frac{HI_L - a}{b} \quad (8)$$

对式两边取对数可得如下公式:

$$t \leq \frac{1}{\alpha} \ln\left(\frac{HI_L - a}{b}\right) \quad (9)$$

式中, HI_L, b, c 为常数; a 为随机模糊变量, 因而式 (9) 的右侧是一个模糊变量, 因此式 (6) 中 T 的最大值就是求随机模糊变量在置信水平 α, β 下的保守值 \bar{t} , 如下:

$$Ch\left\{\frac{1}{\alpha} \ln\left(\frac{HI_L - a}{b}\right) \geq \bar{t}\right\} (\alpha) \geq \beta \quad (10)$$

式 (10) 就是基于随机模糊理论的设备某分系统的剩余使用寿命预测模型, 通过求解该预测模型即可得到分系统的 longest 使用寿命 $T = \bar{t}$, 则该分系统的剩余使用寿命可表示为:

$$T_i = T - t \quad (11)$$

2) 个体方案可行性判断算法:

可行性判断的判决依据为, 该方案是否足以保障该设备完成本年度 N 次发射任务。

针对某个编号为 n 的分系统, 从个体方案中可知 n 号分系统的维护方案如下:

$$\Omega_i^{(n)} = \begin{bmatrix} \omega_{1,j}^{(n)} \\ \omega_{2,j}^{(n)} \\ \vdots \\ \omega_{N-1,j}^{(n)} \\ \omega_{N,j}^{(n)} \end{bmatrix} \quad (12)$$

每一列的内容的含义是, 某个分系统 j 在历次任务中的维护操作, 维护操作根据表 1 可知, 存在 3 种可能, 一是不做维护, 二是更换新板件, 三是更换旧板件, 在判断方案的可行性时, 第二和第三种情况属于同一种情况, 即板件的剩余寿命会恢复到该板件的最长使用寿命 T 。

结合任务计划:

$$\text{Tasks}_{i,n} = \begin{bmatrix} t_{1,1} & t_{1,2} \\ t_{2,1} & t_{2,2} \\ \vdots & \vdots \\ t_{N-1,1} & t_{N-1,2} \\ t_{N,1} & t_{N,2} \end{bmatrix} \quad (13)$$

根据公式 (11) 可知, 每一次分系统维护后, 该分系统的剩余寿命可表示为:

$$\begin{cases} T'_i = T' - t^i, \text{无维护} \\ T'_i = T', \text{进行维护} \end{cases} \quad (14)$$

j 表示分系统编号, 表示 j 分系统在某次任务开始时的剩余寿命, 表示预测模型得到的 j 分系统的 longest 使用寿命, 表示从上次维护到本次维护之间的工作时间, 即板件前序连续工作时长。

每次任务的工作时间的矩阵表示如下:

$$\text{delltaT}_j = \begin{bmatrix} t_{1,2} - t_{1,1} \\ t_{2,2} - t_{2,1} \\ \vdots \\ t_{N-1,2} - t_{N-1,1} \\ t_{N,2} - t_{N,1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta t_1 \\ \Delta t_2 \\ \vdots \\ \Delta t_{N-1} \\ \Delta t_N \end{bmatrix} \quad (15)$$

判断 j 分系统是否可以正常执行任务计划中 N 次任务的流程图如下。

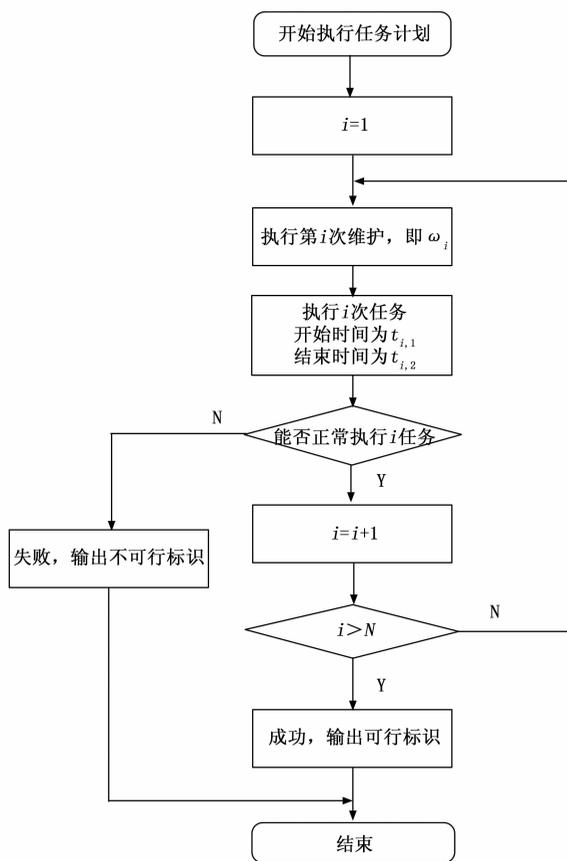


图 2 判断分系统 j 能否正常执行所有 N 次任务的流程图

图 2 中, 判断分系统 j 能否正常执行 i 任务的流程图如下。其中获取板件前序连续工作时长, 通过从任务 i 往前逐任务推分系统维护计划即可, 流程图如图 3 所示。

由图 1~图 3 联立, 可得个体方案可行性判断算法。

3) 维护成本核算算法:

该算法的作用为核算分系统 j 在按照方案执行完 N 次

任务后, 计算分系统维护所用的总成本, 流程如下, 计算得到, 即分系统 j 的总成本。

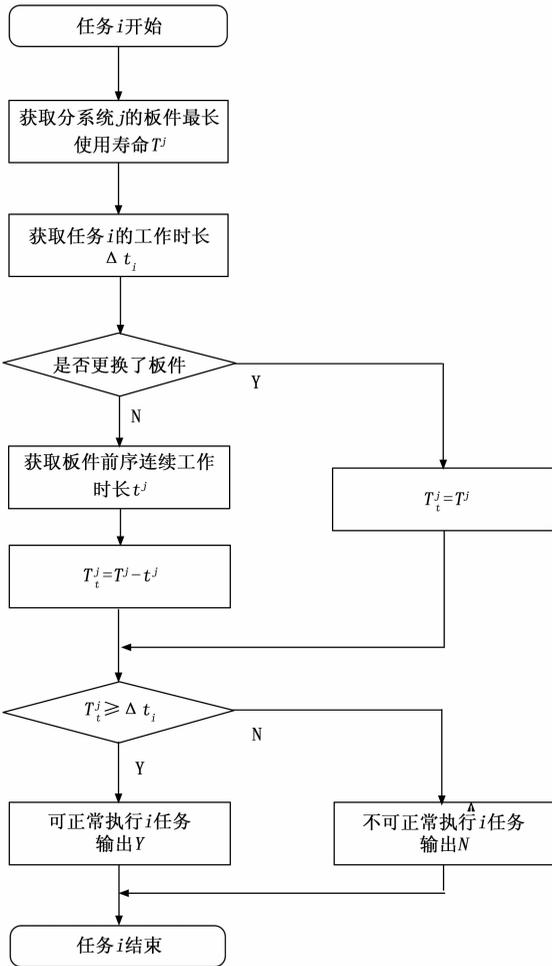


图 3 判断分系统 j 能否正常执行任务 i 的流程图

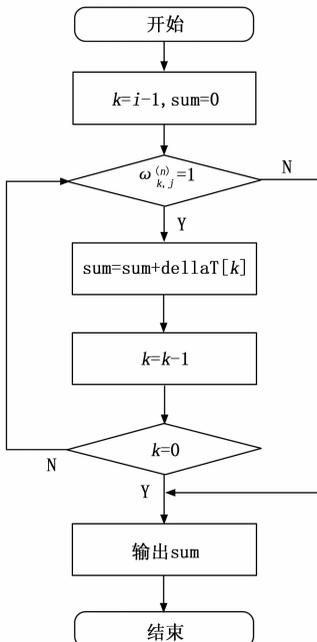


图 4 获取板件前序连续工作时长取流程图

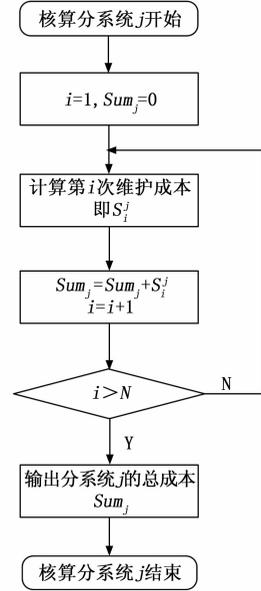


图 5 核算分系统 j 的维护总成本

其中, 第 i 次维护成本的计算方法, 需要区分维护方式, 维护方式区分为不维护, 更换新板件, 更换旧板件, 其中更换新板件时的核算成本方式与更换旧板件的算法不同。

设定 j 分系统的新板件的购置费用为固定价格 μ^j , j 分系统的旧板件的维修成本为 ρ^j , 维修成本与最长使用寿命 T 成负相关, 与工作时长 t^j 成正相关, 设置相关系数 c^j , 公式如下:

$$\rho^j = c^j \times \frac{t^j}{T} + b^j \quad (16)$$

其中: b^j 为基本维护成本, 即固定维护成本, b^j 与 c^j 均由 j 分系统所方报价产生。

由此计算第 i 次维护成本 S_i^j 的流程如下。

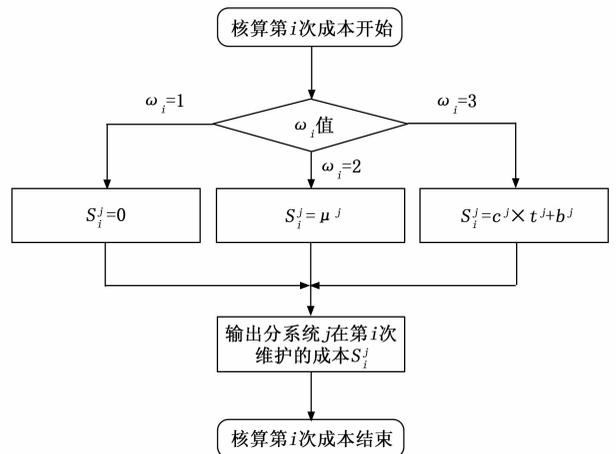


图 6 计算第 i 次维护成本

3.4 初始种群生成

1) 初始个体生成:

每一个个体的生成, 个体中的每个 ω 值, 都填充为在 $(0, 1]$ 之间随机生成的数值。在生成新的个体后, 首先进行可行性判断, 如判断为不可行, 则抛弃该个体, 重新生成新个体, 共生成 M 个可行个体。

2) 个体可行性判断:

使用个体方案可行性判断算法进行判断, 如判断为不可行, 将该个体抛弃, 重新生成新个体。

3.5 交叉操作

交叉操作在此采用单点交叉。随机选定两个个体 $\Omega^{(e)}$ 与 $\Omega^{(f)}$ 作为一对, 其中 e 和 f 取值范围为 $[1, 50]$, 随机将个体中的第 i 行, 第 j 列以后的基因值进行一次互换, 即将 $\Omega^{(e)}$ 中的 $\omega_{i,j}^{(e)}$ 一直到 $\omega_{N,R}^{(e)}$ 和 $\Omega^{(f)}$ 中的 $\omega_{i,j}^{(f)}$ 一直到 $\omega_{N,R}^{(f)}$ 进行对调。

例如 $i=N-1, j=R-1$ 时的 $\Omega^{(e)}$ 如下:

$$\Omega_{i,j}^{(e)} = \begin{bmatrix} \omega_{1,1}^{(e)} & \omega_{1,2}^{(e)} & \cdots & \omega_{1,R-1}^{(e)} & \omega_{1,R}^{(e)} \\ \omega_{2,1}^{(e)} & \omega_{2,2}^{(e)} & \cdots & \omega_{2,R-1}^{(e)} & \omega_{2,R}^{(e)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \omega_{N-1,1}^{(e)} & \omega_{N-1,2}^{(e)} & \cdots & \omega_{N-1,R-1}^{(e)} & \omega_{N-1,R}^{(e)} \\ \omega_{N,1}^{(e)} & \omega_{N,2}^{(e)} & \cdots & \omega_{N,R-1}^{(e)} & \omega_{N,R}^{(e)} \end{bmatrix} \quad (17)$$

$\Omega^{(f)}$ 如下:

$$\Omega_{i,j}^{(f)} = \begin{bmatrix} \omega_{1,1}^{(f)} & \omega_{1,2}^{(f)} & \cdots & \omega_{1,R-1}^{(f)} & \omega_{1,R}^{(f)} \\ \omega_{2,1}^{(f)} & \omega_{2,2}^{(f)} & \cdots & \omega_{2,R-1}^{(f)} & \omega_{2,R}^{(f)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \omega_{N-1,1}^{(f)} & \omega_{N-1,2}^{(f)} & \cdots & \omega_{N-1,R-1}^{(f)} & \omega_{N-1,R}^{(f)} \\ \omega_{N,1}^{(f)} & \omega_{N,2}^{(f)} & \cdots & \omega_{N,R-1}^{(f)} & \omega_{N,R}^{(f)} \end{bmatrix} \quad (18)$$

按照设定的交叉率 P_c 为 1, 将 M 个个体两两组合, 形成新的 M 个个体, 每生成 1 个新个体, 进行一次可行性判断, 如不可行将摒弃该个体, 若摒弃 X 个个体, 交叉生成 $M-X$ 个个体。

3.6 变异操作

按照给定的变异率 P_m 为 0.1, 则变异个体数 Z 如下。

$$Z = M \times 0.1 \quad (19)$$

随机抽取 Z 个个体进行变异。

变异方式以个体变异过程为例, 如下。

$$\Omega_{i,j}^{(g)} = \begin{bmatrix} \omega_{1,1}^{(g)} & \omega_{1,2}^{(g)} & \cdots & \omega_{1,R-1}^{(g)} & \omega_{1,R}^{(g)} \\ \omega_{2,1}^{(g)} & \omega_{2,2}^{(g)} & \cdots & \omega_{2,R-1}^{(g)} & \omega_{2,R}^{(g)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \omega_{N-1,1}^{(g)} & \omega_{N-1,2}^{(g)} & \cdots & \omega_{N-1,R-1}^{(g)} & \omega_{N-1,R}^{(g)} \\ \omega_{N,1}^{(g)} & \omega_{N,2}^{(g)} & \cdots & \omega_{N,R-1}^{(g)} & \omega_{N,R}^{(g)} \end{bmatrix} \quad (20)$$

首先随机选取一行基因置于最后一行, 剩下的每一行, 依次往前递补, 例如选择第 1 行, 如下:

$$\Omega_{i,j}^{(g)} = \begin{bmatrix} \omega_{2,1}^{(g)} & \omega_{2,2}^{(g)} & \cdots & \omega_{2,R-1}^{(g)} & \omega_{2,R}^{(g)} \\ \omega_{3,1}^{(g)} & \omega_{3,2}^{(g)} & \cdots & \omega_{3,R-1}^{(g)} & \omega_{3,R}^{(g)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \omega_{N,1}^{(g)} & \omega_{N,2}^{(g)} & \cdots & \omega_{N,R-1}^{(g)} & \omega_{N,R}^{(g)} \\ \omega_{1,1}^{(g)} & \omega_{1,2}^{(g)} & \cdots & \omega_{1,R-1}^{(g)} & \omega_{1,R}^{(g)} \end{bmatrix} \quad (21)$$

而后随机选取一列基因置于最后一列, 剩下的每一列, 依次往前递补, 例如选择第 2 列, 如下:

$$\Omega_{i,j}^{(g)} = \begin{bmatrix} \omega_{2,1}^{(g)} & \omega_{2,3}^{(g)} & \cdots & \omega_{2,R}^{(g)} & \omega_{2,2}^{(g)} \\ \omega_{3,1}^{(g)} & \omega_{3,3}^{(g)} & \cdots & \omega_{3,R}^{(g)} & \omega_{3,2}^{(g)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \omega_{N,1}^{(g)} & \omega_{N,3}^{(g)} & \cdots & \omega_{N,R}^{(g)} & \omega_{N,2}^{(g)} \\ \omega_{1,1}^{(g)} & \omega_{1,3}^{(g)} & \cdots & \omega_{1,R}^{(g)} & \omega_{1,2}^{(g)} \end{bmatrix} \quad (22)$$

至此, 变异生成一个新的, 每生成一个新的个体进行一次可行性检查, 不可行则摒弃, 摒弃 Y 个个体, 则变异生成 $Z-Y$ 个个体。

3.7 适应度函数

适应度函数, 用于评价遗传算法生成的个体的好坏的方法。在本研究中, 适应度取方案总成本大小, 通过比较每个方案的总成本大小, 总成本越低, 判定方案越优。

通过维护成本核算算法得到每个分系统的维护成本 Sum_j , 则个体 n 的维护总成本 $\text{Sum}^{(n)}$ 如下:

$$\text{Sum}^{(n)} = \sum_{j=1}^R \text{Sum}_j \quad (23)$$

3.8 选择操作

选择操作用于重新选取 M 个个体形成种群。

过交叉及变异操作生成的个体, 与原有个体合并, 此时共有 M_{more} 个个体, 如下:

$$M_{\text{more}} = 2.1M - X - Y \quad (24)$$

将上述 M_{more} 个个体通过适应度函数计算, 计算出各自的维护总成本, 进行排序, 从小到大, 选出 M 个个体组成新的种群。

4 资源配置方案生成

通过遗传算法得到最佳个体, 即最佳方案。假设最佳方案为 $\Omega^{(r)}$, 如下:

$$\Omega_{i,j}^{(r)} = \begin{bmatrix} \omega_{1,1}^{(r)} & \omega_{1,2}^{(r)} & \cdots & \omega_{1,R-1}^{(r)} & \omega_{1,R}^{(r)} \\ \omega_{2,1}^{(r)} & \omega_{2,2}^{(r)} & \cdots & \omega_{2,R-1}^{(r)} & \omega_{2,R}^{(r)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \omega_{N-1,1}^{(r)} & \omega_{N-1,2}^{(r)} & \cdots & \omega_{N-1,R-1}^{(r)} & \omega_{N-1,R}^{(r)} \\ \omega_{N,1}^{(r)} & \omega_{N,2}^{(r)} & \cdots & \omega_{N,R-1}^{(r)} & \omega_{N,R}^{(r)} \end{bmatrix} \quad (25)$$

统计 $\Omega^{(r)}$ 中, 各分系统中维护措施为 2 的维护次数, 即为各分系统做预算时所需准备的该分系统的备件个数 $N_j^{(r)}$, 统计流程如下, 流程中的输出值 m 即为备件个数 $N_j^{(r)}$ 。

统计 j 分系统的维护成本 $\text{Sum}_j^{(r)}$, 减去购买板件的金额, 即为制定的用于 j 分系统板件维修的预算 $\text{Sum}_j u^{(r)}$ 。

$$\text{Sum}_j u^{(r)} = \text{Sum}_j^{(r)} - \mu^j \times N_j^{(r)} \quad (26)$$

依次输出 R 个分系统的备件个数以及维护预算, 即为最终配置方案。

5 某型设备资源配置实验

以该型测控设备往年某段时期内的任务计划进行实验, 将与同时期内的该测控设备的实际设备故障情况进行比较, 如所制定的设备维护方案能满足那段时期内的设备使用情况, 则说明本方案可行。

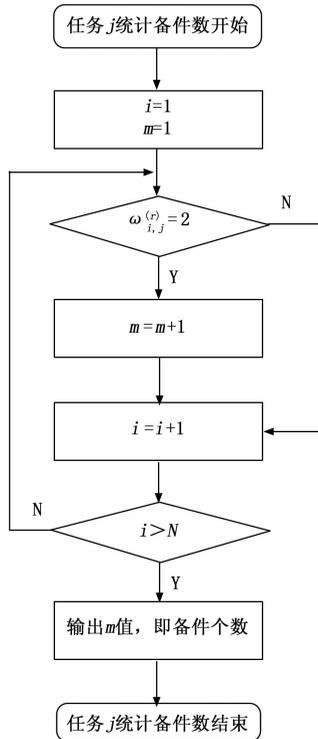


图 7 计算第 i 次维护成本

维护预算调整周期内的任务计划总计 6 次任务安排，如下：

$$\mathbf{Tasks}_{..m} = \begin{bmatrix} 1 & 16 \\ 20 & 35 \\ 39 & 56 \\ 61 & 72 \\ 77 & 93 \\ 99 & 108 \end{bmatrix} \quad (27)$$

设定设备有 6 个分系统，分别发射分系统、接收分系统、基带分系统、伺服分系统、监控分系统、交互分系统，各分系统的初始状态，即已工作时间如下：

$$\mathbf{start} = [369 \ 375 \ 410 \ 198 \ 99 \ 276] \quad (28)$$

上述 (27) 及 (28) 数据源于西昌卫星发射中心某型测控往年某段时期内的任务执行情况，及设备各分系统状态记录情况。

各个分系统的新备件成本 μ^j ，基本维护成本 b^j ，以及相关系数 c^j 设定如表 2 所示。

表 2 系数设定表

| 分系统 | 新备件成本/万 | 基本维护成本 b^j /万 | 相关系数 c^j |
|----------|---------|-----------------|------------|
| 发射分系统(1) | 4.0 | 0.5 | 1.6 |
| 接收分系统(2) | 4.4 | 0.5 | 1.2 |
| 基带分系统(3) | 6.0 | 0.4 | 2.0 |
| 伺服分系统(4) | 3.2 | 0.6 | 1.5 |
| 监控分系统(5) | 4.8 | 0.3 | 1.0 |
| 交互分系统(6) | 3.6 | 0.4 | 1.0 |

最终输出该设备最佳备件配备方案如表 3 所示。

表 3 最佳资源配备方案

| 分系统 | 备件数 | 备件成本/万 | 维修预算/万 | 总金额/万 |
|----------|-----|--------|--------|-------|
| 发射分系统(1) | 1 | 4.0 | 1.0 | 5.0 |
| 接收分系统(2) | 1 | 4.4 | 1.2 | 5.6 |
| 基带分系统(3) | 2 | 12.0 | 1.8 | 13.8 |
| 伺服分系统(4) | 2 | 6.4 | 1.2 | 7.6 |
| 监控分系统(5) | 1 | 4.8 | 1.6 | 6.4 |
| 交互分系统(6) | 1 | 3.6 | 1.5 | 5.1 |
| 总计 | 8 | 35.2 | 8.3 | 43.5 |

由上述实验可知，所生成的资源配备方案，满足任务需求。

6 结束语

研究设备维护维修资源的精准分配技术，选定选择性维护策略相关内容进行研究，并利用遗传算法选定最优设备备件配备方案，在设计遗传算法过程中，重点设计实现设备分系统剩余寿命算法、个体方案可行性判断算法、维护成本核算算法等关键算法内容。并以某型设备作为典型案例进行验证，效果较为理想。本次研究内容，为更加科学合理制定设备维护预算调整计划提供了技术支持，为形成科学化的设备维护维修资源配置方案提供了技术储备。

参考文献：

- [1] 姜涛. 基于状态观测数据的复杂系统可靠性评估与选择性维护决策方法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
- [2] 曹国. 基于改进遗传算法的防御策略选择研究 [D]. 天津: 天津大学, 2021.
- [3] 洪玮, 崔杜武. 函数优化的遗传算法策略优选 [J]. 计算机工程与设计, 2010, (13): 3043-3046.
- [4] 周东华. 自适应遗传算法的策略和应用研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2003.
- [5] 鞠成安, 王妮娅, HANZALA, 等. 融合局部搜索策略求解 DCMST 的改进稳态遗传算法 [J]. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2023, 35 (5): 935-942.
- [6] 边汶栋. 基于遗传算法的联邦学习优化策略的研究 [D]. 广州: 广州大学, 2022.
- [7] 洪子祺, 许文波, 吕晨, 等. 基于遗传算法优化的深度强化学习-PI 空气舵伺服系统控制策略 [J]. 机电工程, 2023, 40 (7): 1071-1078.
- [8] 丛玉良, 孙闻晔, 薛科, 等. 基于改进的混合遗传算法的车联网任务卸载策略研究 [J]. 通信学报, 2022, 43 (10): 77-85.
- [9] 李广伟. 基于遗传算法和 BIM 的地铁站震后修复策略及可视化过程研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.
- [10] 张元格. 基于局部搜索和遗传策略的网络关键节点算法研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2021.
- [11] 钱倩, 蒋祖华, 杨振, 等. 考虑维修时间及相关性的串联系统动态机会维护策略 [J]. 上海理工大学学报, 2022, 44 (6): 613-620.

(下转第 153 页)