

离岸机群限寿件预防性维修与携行备件联合优化

张永强, 陈淼鑫, 高万春, 崔骏夫, 朱 飞

(海军航空大学青岛校区, 山东 青岛 266041)

摘要: 离岸机群保障场景与陆基差异较大, 导致适用于陆基的传统优化方法, 难以满足离岸机群在完好性、成本、安全、仓储空间与缺件补给等方面的综合需求; 针对该问题, 以机群限寿件为对象, 基于离岸保障过程建立联合优化模型; 模型以保障效费比为目标, 以定期更换间隔、备件携行量与缺件补给量为决策变量, 基于典型离岸机群任务场景设置机群完好率、可飞总架日、备件仓储空间、每十万飞行小时故障与缺件次数为约束, 使用蒙特卡洛-粒子群混合算法求解模型, 传统破解方法不适用于离岸场景的局限; 案例分析表明, 优化后的保障效费比提升 6.8 倍, 每十万飞行小时故障数与缺件补给数分别降低 98.6% 与 96.1%; 与传统方法相比, 保障效费比提升 27.9%; 研究结果可为特定任务场景下的离岸机群提供兼顾任务性、安全性、经济性与资源约束性要求的保障方案。

关键词: 联合优化; 多约束条件; 离岸保障; 限寿件; 保障效费比

Joint Optimization of Preventive Maintenance and Carrying Carried Spare Parts for Offshore Aircraft Fleet Fleet Life-limited Components Scenarios

ZHANG Yongqiang, CHEN Miaoxin, GAO Wanchun, CUI Junfu, ZHU Fei

(Qingdao Campus of Naval Aviation University, Qingdao 266041, China)

Abstract: Offshore aircraft fleets differ significantly from roadbed ones in operational scenarios, making it difficult for a land-based traditional optimization method is a lack of support bases in the offshore area, and the fleet support scenarios are quite different from those of land-based support. This makes the traditional optimization methods suitable for land-based support difficult to meet comprehensive requirements for offshore fleets such as availability, cost, safety, storage space, and supply of spare parts the fleet in offshore area operations. To address this issue, with the life-limited components of the fleet taken as the object, a joint optimization model based on suitable for the offshore area background supporting process is established. The model, which takes aims to ensure cost-effectiveness, with decision variables including periodic replacement intervals, spare parts carrying quantities, and shortage replenishment quantities. Based on specific offshore area fleet mission scenarios, by taking the fleet service ability rate, total available aircraft days, spare part storage space, and failure/parts shortages per 100,000 flight hours as constraints, this paper utilizes the support efficiency-cost ratio as the objective function, and takes the fleet availability rate, total operational flight days, spare parts storage space, number of failures and spare part shortages per 100,000 flight hours as constraint conditions. It comprehensively considers the multiple mission requirements of the fleet in the absence of support bases. Aiming at the difficulty in solving the model, a Monte Carlo-PSO algorithm to solve the problem, thus overcoming the limitations of traditional methods in offshore area operations. Case analysis shows that, compared with the current support scheme, the supporting efficiency-cost ratio of the optimized model in the paper can be increased by 6.8 times, and the number of failure and spare part shortages per 100,000 flight hours can be reduced by 98.6% and 96.1% respectively; Compared with the traditional optimization method, the supporting efficiency-cost ratio of the optimized model is increased by 27.9%. The research results can provide a supporting scheme that takes into account for mission requirements, safety, economy, and resource constraints for fleets performing under specific offshore area mission scenarios.

收稿日期: 2025-11-23; 修回日期: 2025-12-20。

基金项目: 国家社会科学基金(2024-SKJJ-B-027)。

作者简介: 张永强(1983-), 男, 博士, 讲师。

引用格式: 张永强, 陈淼鑫, 高万春, 等. 离岸机群限寿件预防性维修与携行备件联合优化[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(6): 236-243.

Keywords: joint optimization; multi-constraint conditions; offshore area support; life-limited components; supporting efficiency-cost ratio

0 引言

在离岸机群执行任务时, 由于缺乏保障基地, 后勤供给困难, 仓储空间有限, 导致适用于陆基模式的优化方法与保障方案在离岸任务中表现不佳, 存在维修时机不合理、备件携行量冗余大、占用空间多、备件利用率低、对缺件极为敏感、保障效费比低等一系列缺陷, 已成为制约保障效能提升的主要瓶颈。

缓解以上问题带来的不利影响, 关键在于提升保障效率。在这一方面, 已有多篇文献证明联合优化方法明显优于传统优化法^[1-6]。联合优化的实质是将决策变量进行组合优化^[7-12]。例如, 文献 [13] 针对由相同单元组成的系统, 研究了机会维修策略与备件供应联合优化问题。文献 [14] 提出一种多品种多周期的备件与预防性维修联合优化模型。文献 [15] 发现现有的联合优化模型局限于单一故障模式以及单部件系统的简单维护策略, 对此, 作者针对具有两种故障模式的串并联系统展开研究。文献 [16] 针对 k/N 系统的检查间隔期与备件库存的联合优化问题展开研究。现有文献 [17-21] 均针对的陆基、民用领域, 很少有针对离岸背景展开航空装备保障联合优化方面的研究。尽管文献 [22] 针对类似场景的备件需求进行了预测应用, 文献 [23] 与文献 [24] 对出航准备阶段备件携行量进行了分析, 但这 3 篇文献仅针对备件方面进行预测。

当前面向离岸情况下的航空装备保障联合优化的文献很少, 只有两篇文献针对离岸任务建立了适用于船舶装备 k/N 系统^[25]与具有隐蔽功能故障部件^[26]的联合优化模型, 但这些研究针对船舶装备而非航空装备, 且目标函数仍然是费用最低, 难以确保对机群完好率、故障、仓储空间、缺件补给等方面的要求, 工程应用性不强。针对该问题, 本文基于当前最为常用的特定离岸机群任务场景展开研究, 通过维修与携行备件联合优化, 为保障人员提供满足成本、机群出动率等综合需求的维修保障方案。

1 离岸背景下维修与备件供给分析

先分析单架飞机单个限寿件的保障过程 (如图 1 所示), 再扩展到整个机群同型限寿件。为分析方便, 暂不考虑其它维修策略的影响。图 1 中的主要过程为:

- 1) 该限寿件已飞行 F_0 小时, 本次携行 $S = 2$ 个备件, 定期更换间隔为 τ 飞行小时。
- 2) 经过一段时间 F_1 后, 该限寿件发生故障。故障导致机体受损, 带来 D_{gf} 天的停飞, 并造成故障成本损失。经过 D_{gf} 天后, 机体被修复, 消耗 1 个携行备件,

- 此时备件库存量减 1。
- 3) 在恢复可飞状态后又飞行 τ 小时, 此时限寿件到寿, 需要更换到寿件, 并带来 D_{gs} 天的到寿停飞, 此时备件库存再次减 1 变为 0。
- 4) 更换到寿件后, 又飞行 F_2 小时, 该件再次发生故障。此时库存不足, 发生缺件, 导致缺件停飞 D_{sq} 天, 此时启动缺件补货程序。
- 5) 经过 D_{sq} 天后, 收到 S_{repl} 个备件。换上新件后, 该机继续飞行 F_3 小时, 任务期满。

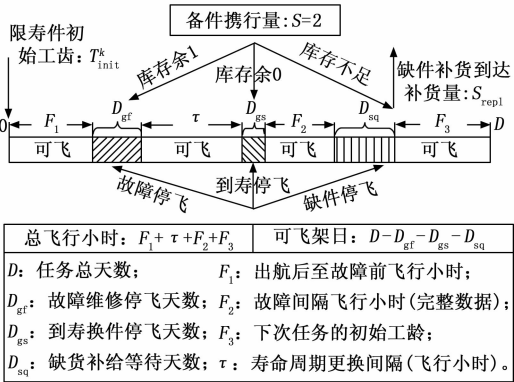


图 1 单个限寿件离岸任务期间维修保障过程

2 多约束联合优化建模

基于第 1 章的过程, 建立联合优化模型。在日常保障过程中, 各类限寿件的到寿更换数据、故障数据与当前工龄数据, 其购置成本、更换成本、故障成本与缺件补给成本以多个以二维表格的形式存储的机务数据库与航材数据库中。建模过程中所使用的数据均从保障数据库中的查询获取。

2.1 确定决策变量

在上述过程中, 限寿件定期更换间隔 τ 影响到故障事件发生次数与到寿事件发生次数; 备件携行量 S 影响到寿或故障后是否有备件可用, 导致缺件事件发生; 缺件补货量 S_{repl} 影响到后续任务的备件可用性, 因此上述 3 个变量被定为决策变量。

2.2 确定优化目标

传统的联合优化方法以成本最低为优化目标, 有可能导致为了降低成本而损失机群完好性, 这对离岸机群是无法容忍的。对此, 使用保障效费比作为优化目标。具体做法是令机群的实际总飞行小时除以保障总成本, 得到保障效费比, 以此为目标寻优。同时, 为保证不会因一味追求高效费而放弃机群完好性, 在约束条件中对可飞总架日与机群完好率进行约束, 详见下面的约束条件②与约束条件③。

2.3 目标函数构建

为分析方便, 这里给出单个限寿件的保障效费比, 之后再扩展到整个机群。过程如下。

1) 单机保障总成本 C_{total} :

主要由携行备件购置与管理成本 S_{cost} 、到寿或故障的换件成本 L_{cost} 、故障损失成本 E_{cost} 与缺件补给成本 B_{cost} 构成, 计算公式为:

$$C_{\text{total}} = S_{\text{cost}} \cdot S + L_{\text{cost}} \cdot (L_{\text{count}} + E_{\text{count}}) + E_{\text{cost}} \cdot E_{\text{count}} + B_{\text{cost}} \cdot B_{\text{count}} \quad (1)$$

其中: L_{count} 表示到寿次数; E_{count} 表示故障次数; B_{count} 表示缺件补给次数。

2) 单机可飞架日 F_{single} :

理想情况下的可飞架日为 D , 然而受故障停飞天数 D_{gf} , 到寿停飞天数 D_{gs} 与因缺件导致的等待补给天数 D_{sq} 的影响, 实际单机可飞架日为:

$$F'_{\text{single}} = D - D_{\text{gf}} \cdot E_{\text{count}} - D_{\text{gs}} \cdot L_{\text{count}} - D_{\text{sq}} \cdot B_{\text{count}} \quad (2)$$

受气候影响, 并非每一天都符合飞行条件。假设第 d 天气象符合飞行条件的概率为 p_d , 那么 D 天内单机的可飞总架日为:

$$F_{\text{single}} = F'_{\text{single}} \cdot (1 - p_d) \quad (3)$$

3) 单机飞行总时间 T_{all} :

假设第 d_f 个可飞日单架飞机的飞行时间 T_x 服从均值 μV 、标准差 σ 的正态分布, 那么第 d_f 个可飞架日的飞行时间可表示为 $T_{\text{FlightTime}}^d = \max [0, t_x]$, 其中 t_x 为变量 T_x 的一个观测值, F_{single} 个可飞总架日总飞行时间为:

$$T_{\text{all}} = \sum_{d_f=1}^{F_{\text{single}}} T_{\text{FlightTime}}^d \quad (4)$$

4) 单机保障效费比 EC_{rate} :

很显然, 该变量等于单机在任务期间的总飞行时间除以单机的保障总成本 C_{total} , 即:

$$EC_{\text{rate}} = T_{\text{all}} / C_{\text{total}} \quad (5)$$

5) 机群某型限寿件的保障效费比 $EC_{\text{rate}}^{\text{total}}$:

将上述公式推广到整个机群中, 则 p 架飞机上 $p \cdot m$ 个该型限寿件的保障效费比可表示为:

$$EC_{\text{rate}}^{\text{total}} = \frac{1}{p \cdot m} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m \frac{T_{\text{all}}^{i,j}}{C_{\text{total}}^{i,j}} \quad (6)$$

其中: $T_{\text{all}}^{i,j}$ 与 $C_{\text{total}}^{i,j}$ 分别为第 i 架飞机第 j 个该型限寿件在任务期间的飞行总时间与保障总成本。

2.4 设置约束条件

与陆基保障不同, 受制于携行保障资源、后勤补给约束、机群完好性以及飞行安全方面的约束, 优化 $EC_{\text{rate}}^{\text{total}}$ 的过程需要满足下述条件。

1) 备件仓储空间:

受限于仓储狭小空间, 不可能像陆基仓库那样储备

大量备件。给定仓储空间与单个限寿件存储箱体积, 就能得到 S 与 S_{repl} 所允许的最大取值 S_{max} 。因此, 备件携行量与缺件补货量的寻优空间为 $[0:1:S_{\text{max}}]$, 即 0 到 S_{max} 的所有整数。

2) 每天的机群完好率:

为满足任务需求, 要求保证无论何时都有一定数量的飞机可用, 因此约定任意一天的机群完好率 $R_F(d)$ 不得低于 γ , 以保证最少有 $\text{floor}(p \cdot \gamma)$ 架飞机随时升空, 其中 $\text{floor}(\cdot)$ 表示向下取整, 用公式表示为:

$$R_F(d) = \left[\sum_{i=1}^p s_{-p(d,i)} \right] / p \geq \gamma \quad (7)$$

其中: $s_{-p(d,i)}$ 标记第 i 架机在第 d 天是否停飞, 1 表示停飞, 0 表示未停飞。

3) 任务期间可飞总架日占比:

为保证任务完成, 需有足够的飞行架日, 因此约定 p 架飞机在 D 天内的可飞架日占架日总数的百分比 R_J 不得低于 δ , 即:

$$R_J = \left\{ 1 - \left[\sum_{d=1}^D \sum_{i=1}^p s_{-p(d,i)} \right] / p \cdot D \right\} \geq \delta \quad (8)$$

4) 每十万飞行小时故障次数:

限寿件故障往往会引发飞行事故, 因此减少或避免限寿件故障成为离岸保障的重要考虑因素。对此, 设定某型限寿件每十万飞行小时的故障数 R_G 不超过阈值 ζ , 用公式表示为:

$$R_G = (100000 \cdot \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m E_{\text{count}}^{i,j}) / T_{\text{sea}}^{\text{all}} \leq \zeta \quad (9)$$

其中: $E_{\text{count}}^{i,j}$ 表示第 i 架飞机第 j 个限寿件在任务期间的故障发生次数; $T_{\text{sea}}^{\text{all}} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m T_{\text{all}}^{i,j}$ 表示任务期间所有该型限寿件的总飞行时间。

5) 每十万飞行小时缺件补给次数:

考虑到补给的困难性, 期望缺件次数越少越好。对此, 设置每十万飞行小时期望缺件补给次数 R_B 不超过某个阈值 ρ , 即:

$$R_B = (100000 \cdot \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m B_{\text{count}}^{i,j}) / T_{\text{sea}}^{\text{all}} \leq \rho \quad (10)$$

其中: $B_{\text{count}}^{i,j}$ 表示第 i 架飞机第 j 个限寿件在任务期间的缺件补给次数。

综上, 所建立的联合优化模型可表示为:

$$\begin{aligned} & \max EC_{\text{rate}}^{\text{total}} \\ & \text{s. t. } S = [0:1:S_{\text{max}}] \\ & \quad S_{\text{repl}} = [0:1:S_{\text{max}}] \\ & R_F(d) \geq \gamma, \forall d \in \{1, 2, \dots, D\} \\ & R_J \geq \delta \\ & R_G \leq \zeta \\ & R_B \leq \rho \end{aligned} \quad (11)$$

3 基于蒙特卡洛-粒子群混合算法求解

3.1 模型求解难题

在式 (11) 的模型中, 约束条件④ R_G 与限寿件的寿命分布紧密相关, 一般服从威布尔分布、正态分布、对数正态分布, 这些分布函数本身是非线性的。同时, 约束条件② $R_F(d)$ 本身与限寿件的故障率与任务机群上安装的限寿件的初始工龄紧密相关。若出航前限寿件初始工龄接近到寿, 那么 $R_F(d)$ 的值就会趋于变大, 若限寿件全部为新件, 那么该值就会减小。因此离岸背景下的 $R_F(d)$ 的值强相关于限寿件初始工龄, 这一点与陆基背景下不同, 也进一步加深了模型的非线性特征。另一方面, 目标函数 EC_{rate}^{total} 会随着备件数量等因素呈非线性变化, 备件数量增加到一定程度后, 对保障总成本的提升效果会越来越小, 这是典型的边际效用递减。把这些因素整合到一个优化模型, 最终的模型就是一个非线性规划问题。

综上, 式 (11) 中的模型属于典型的非线性模型, 同时备件携行量只能取整数, 模型中存在整数决策变量, 难以使用 Gurobi 等数学优化求解器得到准确的最优解, 而粒子群等启发式算法更有优势。针对该问题, 参考文献 [11] 与 [24] 采用蒙特卡洛过程仿真代替粒子群算法的适应度函数, 构建了蒙特卡洛-粒子群混合算法。

3.2 蒙特卡洛-粒子群混合算法构建

将离岸任务期间的使用与维修保障过程仿真作为粒子群算法的适应度函数, 建立了蒙特卡洛-粒子群混合算法的寻优过程, 求解式 (11) 中决策变量的非劣解, 主要步骤如下:

- 1) 初始化各变量。
- 2) 依次获取第 d 天各架飞机的飞行计划并实施, 更新任务期间的总飞行时间 $T_{\text{seel}}^{\text{all}}$ 。
- 3) 随着任务的实施, 限寿件工龄增长, 导致出现两种可能的情况, 一是限寿件到达规定使用寿命, 二是限寿件在到寿前发生故障事件。
- 4) 无论哪种情况, 保障人员都需申领一个备件。此时影响以下变量的状态。

(1) 换上件的初始工龄变为 $T_{\text{init}}^k=0$, 其中 k 为到寿或故障件的序号, 且有 $1 \leq k \leq p \cdot m$ 。

(2) 备件携行量的库存量减 1, $S=S-1$ 。

(3) 如果到寿, 首先更新到寿件所在飞机的到寿停飞天数 D_{gs}^i , 其中 i 为到寿或故障件的序号, 且有 $1 \leq i \leq p$; 然后根据 D_{gs}^i 更新 s_p 中所涉及元素的值为 1; 最后更新到寿次数 $L_{\text{count}}=L_{\text{count}}+1$ 。

(4) 如果出现故障, 首先更新故障件所在飞机的故障停飞天数 D_{gf}^i ; 然后根据 D_{gf}^i 更新 s_p 中所涉及元素的值为 1; 最后更新随机故障次数。

- 5) 如果申领备件时 $S=0$, 那么发生缺件, 启动缺件补货。缺件后影响以下变量状态。

(1) 启动缺件补货, 更新变量 $B_{\text{count}}=B_{\text{count}}+1$;

(2) 更新因缺件补货导致的停飞天数 D_{sq}^i ;

(3) 根据 D_{sq}^i 更新 s_p 中所涉及元素的值为 1;

(4) 补货到达后, 更新备件量 $S=S_{\text{repl}}$ 。
- 6) 重复步骤 2) ~5), 直到 $d=D$, 本次任务期满, 完成一次仿真。仿真结束后统计下述变量。

(1) 统计计算保障效费比 EC_{rate}^{total} 。

(2) 计算并判断下面 4 个约束条件是否满足。计算 $R_F(d)$, 并判断 $R_F(d) \geq \gamma$ 是否成立; 计算 R_j , 并判断约束条件 $R_j \geq \delta$ 是否成立; 根据 E_{count} 与 $T_{\text{seel}}^{\text{all}}$ 计算 R_G , 并判断 $R_G \leq \zeta$ 是否成立; 根据 B_{count} 与 $T_{\text{seel}}^{\text{all}}$ 计算 R_B , 并判断 $R_B \leq \rho$ 是否成立。

(3) 如果不满件, 则令 $EC_{rate}^{total}=-10000$ 。

7) 对于每种 $(S, S_{\text{repl}}, \tau)$, 重复步骤 2) ~6) 30 次, 取 EC_{rate}^{total} 的平均值作为其最终值。

8) 根据各组合下的 EC_{rate}^{total} 最终值, 更新当前的全局最优解与各粒子的历史最优解。

9) 根据粒子群更新公式, 计算各粒子移动的位置与速度, 更新各粒子的值。

10) 重复步骤 2) ~10), 直至迭代次数。

11) 输出全局最优解作为模型的解。

4 案例分析与比较

4.1 案例描述

案例分析针对典型任务场景展开, 相关数据如表 1 所示。由于所研究问题的敏感性, 本章数据从数据源所在数据库提取后, 进行了合理化修改。

表 1 案例应用中各变量取值

变量	变量含义	取值
S_{cost}	备件购置与管理成本	20 万元
L_{cost}	维修更换成本	忽略不计
E_{cost}	故障损失成本	200 万元
B_{cost}	缺件补给成本	120 万元
p_d	当天气象符合飞行条件的概率	65%
p	仿真机群数量	60 架
D	仿真任务时长	180 天
D_{gs}	到寿停飞天数	忽略不计
D_{sq}	仿真缺件等待补给天数	7 天
D_{gf}	仿真故障停飞天数	2 天
γ	任意时间内的机群完好率下界	80%
δ	p 架机在 D 天内的停飞架日占架日总数的百分比上界	10%
ζ	故障数上限	3 次
ρ	缺件补给次数上限	5 次
S_{max}	所允许的备件携行量最大值	20 件
τ	规定的到寿时限	600 飞行小时
μ, σ	单机单日飞行时长的均值与标准差	$\mu=1.8, \sigma=0.5$

表 2 蒙特卡洛—粒子群混合算法求解动态演化记录表

迭代次数	目标	决策变量			关键约束条件			其它	
	保障效费比/%	到寿更换间隔/飞行小时	备件携行量/个	缺件补货量/个	停飞日/天	每 10 万飞行小时缺件次数	每 10 万飞行小时故障次数	到寿次数	飞行总时间/飞行小时
1	2.3	154	9	16	19.4	35.8	0	42.6	6 986.7
2	16.1	418	9	7	6.5	9.4	0.9	10.7	7 076.6
4	18.5	341	17	0	2.1	2.8	0.5	12.9	7 090.6
6	18.7	402	15	1	3.8	5.7	0.5	12.8	7 019.6
8	19.6	390	15	1	3.9	1.9	1.9	12.1	7 092.6
9	20.8	399	12	4	3.6	5.6	0.9	11.3	7 090.3
12	21.2	427	11	5	7.6	4.2	3.8	10.1	7 061
16	22.0	406	12	9	3.6	3.7	0.9	10.9	7 113.8
20	23.9	423	13	7	3.2	0.5	1.9	9.9	7 052.8
23	25.2	435	12	9	2.7	0.9	1.4	9.9	7 082.9

下面使用本文的联合优化、文献 [27] 中的经典优化法、以及基于现行方案优化这 3 种方法求解，最后对结果汇总后进行比较分析。为简化分析，假定不实施串件拼修，缺件即启动补货。根据本文限寿件的技术资料得知，其寿命模型服从形状参数 12.51、尺度参数 583.21 的两参数威布尔分布。

4.2 联合优化方法

将表 1 中的数据代入式 (1) ~ (10) 计算，并使用第 3 章的蒙特卡洛—粒子群混合算法对式 (11) 中的联合优化模型求解。各决策变量寻优空间为：定期更换间隔期在 100~3 000；备件携行量与缺件补货量的在 0~20 之间。蒙特卡洛—粒子群混合算法相关参数参考文献 [24] 的数值：粒子群数量 30 个，迭代次数 50 次，惯性权重 $\omega=0.6$ ，个体学习因子 $c_1=1.2$ ，群体学习因子 $c_2=2.2$ ，仿真 30 次。

在 50 次迭代过程中，运行算法最优解共变化了 10 次，结果如表 2 所示。根据表 2 可知，联合优化方法得到的最佳定期更换间隔为 435 飞行小时，离岸任务期间的备件携行量最优值为 12 个，缺件补货量为 9 个，此时的保障效费比为 25.2，每十万飞行小时故障与缺件次数分别为 1.4 与 0.9 次。

4.3 传统优化方法

为体现本文联合优化优势，下面使用传统优化法计算各决策变量的最优解与保障效费比。过程为：首先使用文献 [27] 中的经典算法优化定期更换间隔期，再使用枚举法遍历在最优更换间隔期下的备件携行量与缺件补货量的最优值，同时统计保障效费比与各约束条件的值。

定期更换间隔 τ' 的优化方法采用文献 [27] 中的经典策略，即基于组件寿命分布函数 $F(x)$ 与概率密度函数 $f(x)$ ，计算该限寿件单位使用时间内的平均成本

为 $g(\tau')$ 。遍历 τ' 的取值范围，便可找到令 $g(\tau')$ 最小所对应的 τ' 。根据上述方法，计算得到不同 $[\tau', g(\tau')]$ 如图 2 所示，汇总结果如表 3 所示。

表 3 本文限寿件不同定期更换间隔的维修成本

	联合优化	传统优化	现行方案
τ' /飞行小时	435	332	600
$g(\tau')$ /(万元/飞行小时)	0.160 99	0.065 4	2.750 5
成本下降幅度/%	94.1	97.6	——

从图 2 与表 3 可得：

- 1) 最佳定期更换间隔期是 332 飞行小时，此时 $g(\tau' = 332) = 0.065\ 4$ ，比现行方案可节省 97.6% 的成本；
- 2) 相较之下，联合优化得到的 435 飞行小时，其对应的 $g(\tau' = 435) = 0.160\ 99$ ，仅从维修成本角度看位列第二。

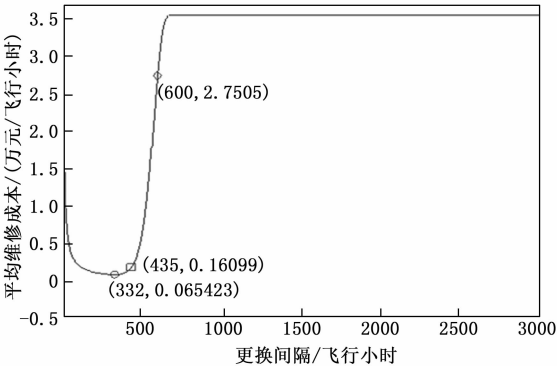


图 2 不同定期更换间隔对应的单位时间维修成本分布

受仓储空间限制，备件携行量的取值范围在 0~20 之间，缺件补货量的取值范围与备件携行量相同。只需在此范围内遍历所有组合，就能找到最优值。根据上面的方法，计算得到 $\tau' = 332$ 飞行小时下，备件携行量与

缺件补货量不同组合下保障效费比如图 3 所示。

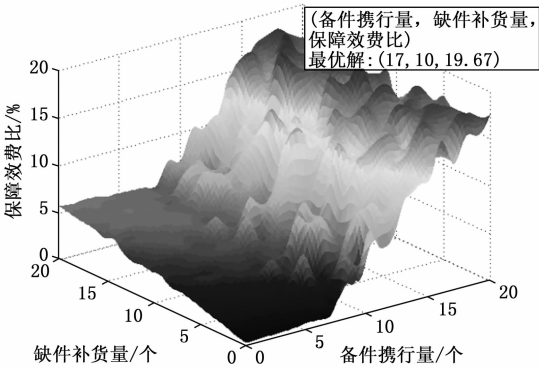


图 3 备件携行量与缺件补货量不同组合下保障效费比

从图 3 可见，在定期更换间隔为 332 飞行小时的条件下，离岸任务期间的备件携行量最优值为 17 个，缺件补货量最优值为 10 个，此时的保障效费比为 19.7（保留 1 位小数），每十万飞行小时故障与缺件次数分别为 0 与 1 次。

4.4 基于现行预防性维修方案的备件优化

在现行保障方案中，定期更换间隔规定为 600 飞行小时，所以只能在此基础上进行优化。同样地，只需遍历备件携行量与缺件补货量的所有可能取值，就能找到最优值。根据上述方法，计算得到 600 飞行小时下，备件携行量与缺件补货量不同组合的保障效费比变化趋势，如图 4 所示。

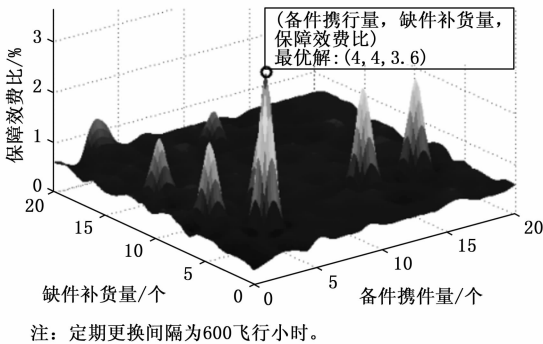


图 4 备件携行量与缺件补货量不同组合下保障效费比

从图 4 可知，在定期更换间隔为 600 飞行小时的条件下，离岸任务期间的备件携行量最优值为 4 个，缺件补货量最优值为 4 个，此时的保障效费比为 3.6，每十万飞行小时故障与缺件次数分别为 102 与 23 次。

4.5 3 种方案比较

为方便比较分析，将 4.2 至 4.4 节 3 种方法得到的最佳方案汇总后形成表 4。

分析表 4，可得出如下结论：

1) 联合优化方法的保障效费比最优：

造成这种现象的原因十分明显，那就是联合优化方

表 4 3 种方案结果汇总对比

指标	本文方法	传统方法	现行方案
定期更换间隔/飞行时间	435	332	600
备件携行量/个	12	17	4
缺件补货量/个	9	10	4
保障效费比/%	25.2	19.7	3.6
每十万飞行小时故障次数	1.4	0	102
每十万飞行小时缺件次数	0.9	1	23
可飞架日是否高于总架日的 90%	是	是	是
机群每天完好率是否高于 80%	是	是	是
备件仓储空间约束是否满足	是	是	是
每十万飞行小时到寿次数	140	191	36

法具有更为宽广的寻优空间，而传统优化法仅是在单一维度上寻找最优解，后者的寻优空间仅是前者的一个子集。

同时也说明，定期更换间隔、备件携行量与缺件补货量三者之间存在着较强的相关性，将三者放在一起优化得到的效费比，要高于将三者分别优化得到的效费比，与传统优化方法相比保障效比提高了约 27.9%，是基于现行预防性维修保障方案的约 6.8 倍，且每十万飞行小时故障数与缺件补给数分别从 102 与 23 下降到 1.4 与 0.9，降幅达 98.6%与 96.1%。

2) 3 种方法具有不同的适用场景：

(1) 现行方案：现行方案的预防性工作频度最低，而故障次数与缺件次数很高，适用于对故障容忍度高且缺件补给容易的场景。

(2) 传统方法：传统优化方法每十万飞行小时故障次数最低，适用于对限寿件的故障极为敏感、故障后果极严重的场景。

(3) 本文方法：联合优化法的保障效费比最高，通过设置多项约束条件，联合优化法可得到同时满足多项要求的保障方案，适用于需要在任务背景下综合考虑缺件补给、故障后果、保障总成本与机群完好性等综合因素的场景。

3) 预防性维修强度与故障率存在非线性权衡关系，需规避“安全冗余陷阱”：

表 4 中数据表明，虽然传统优化可实现每十万飞行小时 0 次故障，但引发预防性更换激增，较联合优化方案高出 36.4%。该现象源于过短的更换间隔导致非必要到寿更换，形成“安全冗余陷阱”，即通过过度预防性维修换取极低故障率，却显著增加备件消耗与预防性维修工作量。

离岸任务中，需在故障风险与维修资源消耗间建立平衡点：当更换间隔从 332 飞行小时（传统优化）提升至 435 飞行小时（联合优化）时，故障率仅增至每十万飞行小时 1.4 次，而备件携行量减少了 29.4%，保障

效比提高了约 23.4%，说明适度容忍风险可有效提升保障效果。

4) 备件携行量存在边际效益临界点，超限配置将导致保障资源浪费：

在定期更换间隔确定的情况下，当备件携行量超过一定数量后，保障效费比增长放缓并呈下降趋势。例如在图 3 中，当备件携行量超过 15 个后，保障效费比从 16.6 升至 19.7 后又逐渐回落至 14.3。携行 16 个备件时已满足 90% 以上的备件，继续增加至 20 个无法带来效费比与缺件率的实质性改善，却导致仓储空间占用率提升了 20%。该规律为离岸期间有限仓储空间的精准配置提供依据：备件携行量应以突破缺件敏感阈值为目标，而非盲目追求全覆盖。

5 结束语

本文针对传统优化方法不适用于离岸机群保障对完好性、成本、资源约束与缺件补给等方面综合需求的问题，以机群限寿件为对象，提出一种适用于离岸机群保障背景的多约束联合优化方法，给出了建模步骤与求解算法，最后将该方法与传统优化方法、现行方案进行了对比分析。结果表明，本文的联合优化方法保障效费比最优，与传统优化方法相比提高了约 23.4%，大约是现行方案的 6.8 倍，可平衡离岸机群完好性、故障风险、补给难度、保障成本与仓储空间等方面的综合需求。

然而，本文仅针对典型任务场景展开研究，所研究的驻舰类型、机群数量固定，且研究的限寿件寿命分布是具有单峰特征的简单寿命模型，对于具有多峰特征的复杂航空装备并未涉及，考虑的预防性维修策略也仅是限寿件的到寿更换，未考虑串件拼修、机会维修、视情维修等复杂策略。对此，下一步研究方向着重考虑以下 3 方面：1) 开展针对各维修策略下联合优化模型的试验分析研究；2) 将研究对象扩展到具有多峰特征的复杂航空装备；3) 将保障场景扩展到更大机群规模与其它保障场景中。

参考文献：

- [1] 张晓红. 多部件系统维修与备件库存联合决策模型与方法 [M]. 北京：科学出版社，2020.
- [2] KABIR M, AHMD A. A stocking policy for spare part provisioning under age based preventive replacement [J]. European Journal of Operational Research, 1996, 90 (1): 171 - 181.
- [3] FALKNER H C. Jointly optimal inventory and maintenance policies for stochastically failing equipment [J]. Operations Research, 1968, 16 (3): 587 - 601.
- [4] ACHARYA D, NAGABHUSHANAM G, ALAM S. Jointly optimal block-replacement and spare provisioning policy [J]. IEEE Transactions on Reliability, 1986, 35 (4): 447 - 451.
- [5] ALENKA B, ALENKA H. Joint optimization of block-replacement and periodic-review spare provisioning policy [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2003, 52 (1): 112 - 117.
- [6] HUANG R Q, MENG L L, XI L F, et al. Modeling and analyzing a joint optimization policy of block-replacement and spare inventory with random lead-time [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2008, 57 (1): 113 - 124.
- [7] JIANG Y P, CHEN M Y, ZHOU D H. Joint optimization of preventive maintenance and inventory policies for multi-unit systems subject to deteriorating spare part inventory [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2015, 35 (1): 191 - 205.
- [8] LYNCH P, ADENDORFF K, YADAVALLI K S, et al. Optimal spares and preventive maintenance frequencies for constrained industrial systems [J]. Computers & Industrial Engineering, 2013, 65 (3): 378 - 387.
- [9] BA K, DELLAGI S, NIDHAL R, et al. Joint optimization of preventive maintenance and spare parts inventory for an optimal production plan with consideration of CO2 emission [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2016, 149 (1): 172 - 186.
- [10] WANG L, CHU J, MAO W J. A condition-based order replacement policy for a single unit system [J]. Applied Mathematical Modelling, 2008, 32 (11): 2274 - 2289.
- [11] WANG L, CHU J, MAO W J, et al. An optimum condition based replacement and spare provisioning policy based on Markov chains [J]. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 2008, 14 (4): 387 - 401.
- [12] WANG L, CHU J, MAO W J. A condition based replacement and spare provisioning policy for deteriorating systems with uncertain deterioration to failure [J]. European Journal of Operational Research, 2009, 194 (1): 184 - 205.
- [13] ZHANG X H, ZENG J H. Joint optimization of condition-based opportunistic maintenance and spare parts provisioning policy in multiunit systems [J]. European Journal of Operational Research, 2017, 262: 479 - 498.
- [14] VINCENT Y, NABILA S, NURHADI S, et al. A two stage genetic algorithm for joint coordination of spare parts inventory and planned maintenance under uncertain failures [J]. Applied Soft Computing, 2022, 130: 109705.
- [15] ZHANG J, ZHAO X, SONG Y B. Joint optimization of condition-based maintenance and spares inventory for a se-

- ries parallel system with two failure modes [J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 168: 108094.
- [16] ZHENG M M, LIN J, XIA T B. Joint condition based maintenance and spare provisioning policy for a K-out-of-N system with failures during inspection intervals [J]. European Journal of Operational Research, 2023, 308: 1220 – 1232.
- [17] WANG C W, NING G L, DENG Q W. Joint optimization of cooperative maintenance and inventory control for multiple K-out-of-N; F systems considering component interchange and shared spare parts [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2025, 262: 111181.
- [18] ZHU M X, ZHOU X J. Hierarchical clustering based joint optimization of spare part provision and maintenance scheduling for serial-parallel multi-station manufacturing systems [J]. International Journal of Production Economics, 2023, 264: 108971.
- [19] HAO S G, ZHENG J. Deep reinforce learning for joint optimization of condition based maintenance and spare ordering [J]. Information Sciences, 2023, 634: 85 – 100.
- [20] LI X L, JIANG S, CHEN B J, et al. Joint optimization of imperfect preventive opportunistic maintenance and spare parts inventory for multi-unit systems considering spare parts reuse [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2025, 261: 111162.
- [21] HERALDO R, BESTE B, NAGI G. Data driven joint optimization of maintenance and spare parts provisioning for deep space habitats [J]. Acta Astronautica, 2024, 214: 167 – 181.
- [22] PETROS B, KEN M. Using Bayesian networks to forecast spares demand from equipment failures in a changing service logistics context [J]. International Journal of Production Economics, 2019, 209: 325 – 333.
- [23] 徐宗昌, 张永强, 呼凯凯, 等. 备件携行量研究方法综述 [J]. 航空学报, 2016, 37 (9): 2623 – 2633.
- [24] 张永强, 徐宗昌, 孙寒冰, 等. 基于蒙特卡洛仿真和并行粒子群优化算法的携行备件优化 [J]. 兵工学报, 2016, 37 (1): 122 – 130.
- [25] 张永强, 徐宗昌, 呼凯凯, 等. k/N 系统维修时机与备件携行量联合优化 [J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42 (10): 2189 – 2197.
- [26] 张永强, 徐宗昌, 孙寒冰. 考虑机会维修的舰载系统检修间隔与备件携行量联合优化 [J]. 装甲兵工程学院学报, 2016, 30 (3): 26 – 30.
- [27] JOACHIM A, ROBERT B, STIJIN L, et al. Fifty years of maintenance optimization: Reflections and perspectives [J]. European Journal of Operational Research, 2025, 322: 725 – 739.
- ~~~~~
- (上接第 235 页)
- [10] XU R, XIANG H, TU Z, et al. V2x-vit: Vehicle-to-everything cooperative perception with vision transformer [C] //European Conference on Computer Vision. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 107 – 124.
- [11] YANG D, YANG K, WANG Y, et al. How2comm: Communication-efficient and collaboration-pragmatic multi-agent perception [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2023, 36: 25151 – 25164.
- [12] HUANG T, LIU J, ZHOU X, et al. V2X cooperative perception for autonomous driving: Recent advances and challenges [J]. Arxiv Preprint Arxiv, 2310.03525, 2023.
- [13] ZHANG K, WEN Q, ZHANG C, et al. Self-supervised learning for time series analysis: taxonomy, progress, and prospects [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 46 (10): 6775 – 6794.
- [14] IMMER A, PALUMBO E, MARX A, et al. Effective bayesian heteroscedastic regression with deep neural networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2023, 36: 53996 – 54019.
- [15] 张峻琿, 王 豫. Lp 范数惩罚比例仿射投影广义最大相关嫡算法 [J]. 计算机测量与控制, 2025, 33 (9): 291 – 301.
- [16] TONG J, ZHANG W, JIN Y, et al. Context guided transformer entropy modeling for video compression [C] //Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2025: 18885 – 18894.
- [17] HE W, WU W, GU X, et al. Diff-ADF: differential adjacent-dual-frame radio frequency fingerprinting for Lo-Ra devices [C] //IEEE INFOCOM 2024-IEEE Conference on Computer Communications, IEEE, 2024: 2089 – 2098.
- [18] 王 丰, 李 沅, 李佳璐, 等. 基于改进时间差分的视觉/惯性组合导航研究 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (3): 268 – 274.
- [19] 李千喜, 董立红, 叶 鸥. 基于双路特征图差分的无参考视频质量评价 [J]. 现代电子技术, 2025, 48 (23): 9 – 16.
- [20] HU Y, PENG J, LIU S, et al. Communication-efficient collaborative perception via information filling with codebook [C] //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 15481 – 15490.