

基于任务效能的倾转旋翼机能力需求指标优化方法



王高峰¹, 张广林¹, 何振亚²

1. 中国航空工业发展研究中心, 北京 100029

2. 中国航空研究院, 北京 100029

摘要:以倾转旋翼机为代表的新一代民用高速旋翼飞行器缺乏参考样机和统计数据,在前期设计阶段难以准确地根据市场需要提取各项能力需求,对各项指标进行权衡优化。本文通过K-Means聚类分析方法和粒子群算法,构建了一种倾转旋翼机能力需求指标优化框架,建立了以展弦比、桨尖速度等技术参数为输入,以最大飞行速度、最大悬停高度等性能参数为输出的倾转旋翼机性能估算模型。并在此基础上构建了一套能力需求指标优化算法,该算法能够以任务需求或任务剖面集为输入,对能力需求指标进行整理,生成基于最优分类原则的一系列任务簇,在每个任务簇中开展基于任务效能仿真的能力需求指标优化计算,最终输出优化后的效能最优且可行的倾转旋翼机性能指标、技术指标序列,完成对能力需求指标的转化与优化,为论证、研制等提供支撑和参考。

关键词:倾转旋翼机; 能力需求; 多目标优化; 粒子群算法

中图分类号: V275+.1

文献标识码: A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2023.09.008

随着交通强国、航空强国的提出与市场的不断发展,时间成本在航空任务中的比重不断提高,民用直升机即将面对新一轮的升级换代需求^[1]。倾转旋翼机具有航程远、速度快、垂直起降的性能特点,以倾转旋翼机为代表的高速旋翼飞行器能够有效支撑我国交通运输体系、应急救援体系建设,填补相关领域能力空白。但新型民用高速旋翼飞行器缺乏参考样机和统计数据,在前期设计阶段难以准确地根据市场需要提取各项能力指标需求,对各项指标进行权衡优化,难以有效对后续论证、研制过程提供指导参考。本文采用优化设计方法对倾转旋翼机的能力需求指标进行优化研究,具有重要的工程应用价值。

进入21世纪以来,国外就逐步将最优化、多目标优化技术引入直升机设计中,针对直升机、旋翼机的总体设计、分系统设计等开展了优化研究^[2-3]。近年来,国内各航空航天高校及院所通过传统迭代法、神经网络、蚁群算法、遗传算法等方法针对固定翼、旋翼飞行器的总体参数^[4-7]、部分系统^[8-11]开展了优化研究。但上述研究没有与需求指标和效能评估形成有机结合,没有解决“如何从市场中得到倾转

旋翼机的能力需求指标,基于其生成优化后的能力需求指标序列以指导论证、研制过程”这个问题。

本文以国内外相关研究为基础,基于K-Means聚类分析方法、粒子群算法(PSO)、倾转旋翼机性能估算模型,构建了一种基于任务需求分析及效能仿真的倾转旋翼机能力需求指标优化方法,能够以任务(集)为输入,整理分析并得到一系列任务簇,在每个任务簇中开展基于任务效能仿真的能力需求指标优化计算,最终输出优化后的效能最优且可行的倾转旋翼机性能指标、技术指标序列,为论证、研制等过程提供支撑和参考。

1 优化方法总流程结构

本文旨在构建一套从任务剖面(集)开始,基于任务效能的性能指标优化方法。图1为优化方法的总体流程架构,主要包括任务剖面分析、效能仿真、倾转旋翼机模型、粒子群优化4个主要模块。

本文的主要输入为需求端收集的典型任务剖面/任务想定数据集,主要输出为针对各任务簇的倾转旋翼机最优

收稿日期: 2023-05-11; 退修日期: 2023-07-12; 录用日期: 2023-08-10

引用格式: Wang Gaofeng, Zhang Guanglin, He Zhenya. An optimization method of capability requirement indicators for tiltrotor aircraft based on task effectiveness evaluation[J]. Aeronautical Science & Technology, 2023, 34(09): 70-79. 王高峰, 张广林, 何振亚. 基于任务效能的倾转旋翼机能力需求指标优化方法[J]. 航空科学技术, 2023, 34(09): 70-79.

设计点位的技术参数、性能参数序列,优化方法流程如图1所示。

分析—优化的流程如下:(1)对任务剖面进行分析,根据给定和调研得到的任务剖面/任务想定集,以及关注的主要任务领域,调整效能计算方法,构建任务仿真模型;(2)对任务剖面集进行聚类分析,计算最优聚类数,将其分为可由型号A、B、C等覆盖的任务簇,并计算得到各任务簇的性能需求范围;(3)综合性能需求范围、技术发展约束、倾转旋翼机模型,构建由可行设计点位构成的可行设计空间;(4)在可行设计空间中通过粒子群优化算法寻找任务效能最优的设计点位,并输出其技术参数和性能参数。

本文构建的优化方法流程适用于直升机、倾转旋翼机等航空装备,通过调整性能计算模型、效能仿真模型即可实现迁移应用。

2 K-Means聚类分析方法

K-Means聚类分析方法于1956年由Steinhaus提出,具有无监督、解释性好的优点,对大量模糊数据的聚类分析具有良好的适用性。聚类分析算法的核心思想是对于给定数据集 D 及聚类数 k ,通过迭代分类计算的方法构建给定数量的聚类簇,且使各簇内对象距所属聚类中心的欧氏距离之和最小,即

$$\min_{x_i \in D} \|x_i - \mu_k\|^2 \quad (1)$$

式中, x_i 为数据集中的对象成员, μ_k 为各簇的聚类中心点。

传统的K-Means聚类算法初始聚类中心是随机生成的,在聚类空间中的分布并不均匀,可能导致聚类效果不稳定。可以参照相关改进算法,通过对初始聚类中心的预处理对算法进行优化,消除初始聚类中心的随机性,使其在聚类空间中形成相对均匀的分布^[12]。改进算法步骤如图2所

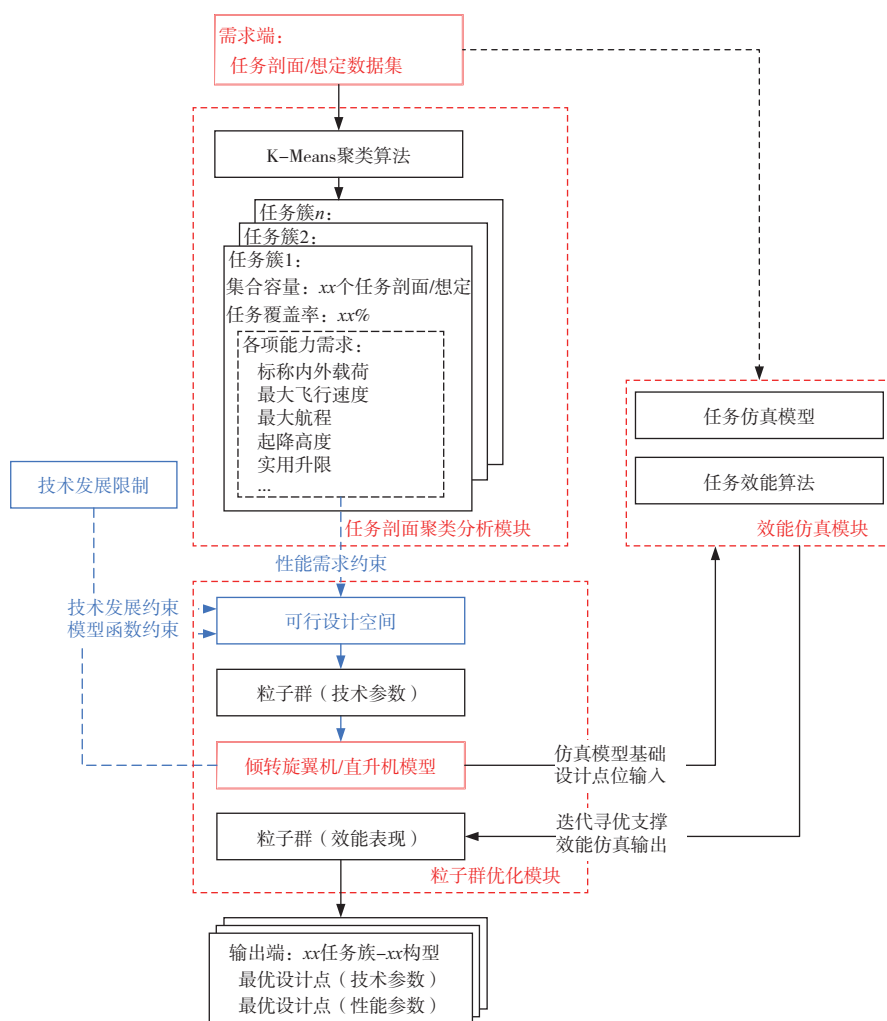


图1 优化方法流程

Fig.1 Flowchart of optimization method

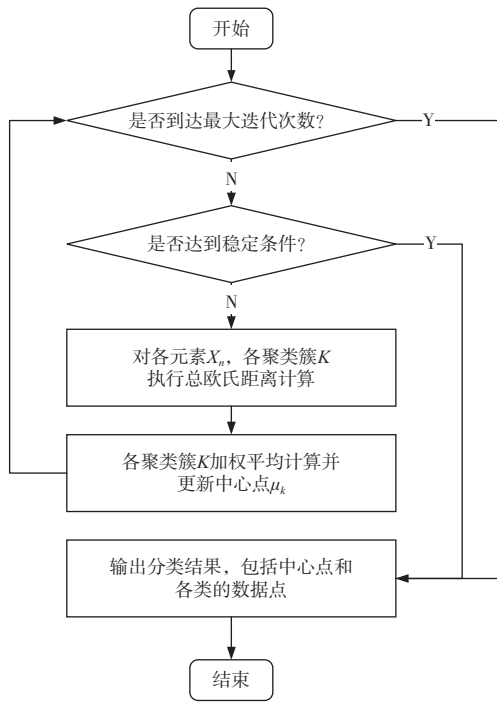


图2 K-Means聚类算法流程

Fig.2 Flowchart of K-Means clustering algorithm

示。其中,聚类输入包括数据集 D ,以及聚类簇数 k ;聚类输出为 k 个聚类簇的聚类结果。

具体步骤为:(1)对数据集 D 中的任意两个样本的欧氏距离进行计算: $\text{dist}(x_i, x_j) = \|x_i - x_j\|^2$;(2)选择所有聚类样本组合中总欧氏距离最小的一点 x_i 作为初始聚类中心 μ_1 ;(3)对数据集 D 中任意对象成员 x_i 进行遍历,计算其与目前最近的聚类中心 μ_k 的欧氏距离 $\text{dist}(x_i, \mu_k)$;(4)对 $\text{dist}(x_i, \mu_k)$ 进行排序并计算平均距离 J_{ave} ,遍历得首个使 $\text{dist}(x_i, \mu_k) \geq J_{\text{ave}}$ 的对象成员 x_i ,作为下一个聚类中心 μ_k ;(5)重复步骤(3)和(4),直到完成所有聚类中心的初始化;(6)对聚类簇进行计算。

相比于原方法,该方法能够进一步提高初始聚类中心点分布的均匀性,提高聚类效果的稳定性。

3 粒子群算法

粒子群算法是一种进化计算算法,由 Kennedy 和 Eberhart 基于最优化原则提出。其基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找全局最优解。粒子群算法实现相对简单容易,没有许多参数的调节,适用于连续问题的全局寻优^[13]。

粒子群算法核心原理是:粒子群分散在搜索空间中对

代价函数局部最优解进行求解,并通过在粒子群中共享局部最优解以确定当前时刻的全局最优解,根据当前时刻和历史状态的解集信息对粒子的速度和位置等进行调整更新。因此粒子群优化共包含局部、全局两个维度,其基本数学描述为

$$\begin{cases} v_{i+1} = \omega \cdot v_i + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (\text{lbest}_i - x_i) + \\ c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (\text{gbest}_i - x_i) \\ x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $i=1, 2, 3, \dots, n$, n 为粒子群的粒子总数; ω 为惯性因子; v_i 为粒子的速度; x_i 为粒子的当前位置; c_1, c_2 为局部、全局学习因子; $\text{rand}()$ 为随机修正系数; $\text{lbest}_i, \text{gbest}_i$ 分别为当前时刻局部最优解、全局最优解的位置。

因此,式(2)可以分为三部分:(1) $\omega \cdot v_i$ 为记忆项(惯性项),表示上次速度大小和方向对搜索方向的影响,一般来说,惯性越强,全局寻优能力越强,局部寻优能力越弱,更难陷入局部最优解;(2) $c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (\text{lbest}_i - x_i)$ 为局部项,表示全局搜索方向的一部分来自粒子自身的经验,即粒子局部最优对搜索方向的影响;(3) $c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (\text{gbest}_i - x_i)$ 为全局项,表示全局搜索方向的一部分来自粒子群的共享信息,即粒子群全局最优解对搜索方向的影响。

$\text{rand}()$ 表示这种影响是相对随机的,粒子通过自身的经验和全局的经验决定下一步的运动(速度),进而确定下一个位置。以式(1)和式(2)为基础,形成了粒子群算法的一般形式。

对于给定最大迭代次数 G_k 的优化过程,可以通过线性递减权值(LDW)策略对惯性因子、学习因子进行调整,增强粒子群的全局寻优能力。

$$\begin{cases} \omega^g = (\omega_{\text{ini}} - \omega_{\text{end}})(G_k - g)/G_k + \omega_{\text{end}} \\ c_i = (c_{i,\text{ini}} - c_{i,\text{end}})(G_k - g)/G_k + c_{i,\text{end}} \end{cases} \quad (3)$$

式中, g 为当前的迭代次数。一般可以取 $c_1 + c_2 = C$ 保证速度的稳定性,其中 C 为选定常数,与寻优速度及精度有关。

粒子群算法的计算流程如图3所示。

4 倾转旋翼机性能估算模型

对于基于任务效能的倾转旋翼机能力需求指标优化问题来说,一方面需要构建优化问题的约束与边界;另一方面需要构建能够支撑任务仿真的性能估算模型。对倾转旋翼机的总体性能参数估算模型进行简化,使用该模型隐式地描述各项性能参数之间的约束关系,并通过调整技术参数输入来影响性能参数。因为技术参数之间的耦合关系较弱,其范围约束容易通过技术发展曲线进行描述和预测,因

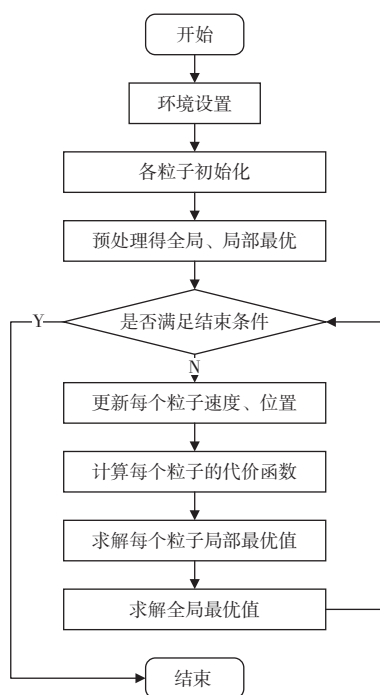


图3 粒子群算法流程

Fig.3 Flowchart of particle swarm optimization algorithm

此可以通过该方法构建基于该模型的可行设计空间,为优化问题提供约束,同时将其作为性能仿真模块嵌入仿真模拟流程,支撑仿真评估。

针对仿真优化计算需求,梳理了主要技术参数、性能参数,详见表1,本文采用逆向设计的思路,并构建简化后

的基于各项技术参数的性能估算方法^[14-15],对于不同的精度或研究需求,可以对估算模型进行修正或调整,以适应不同问题的研究需要,倾转旋翼机性能估算流程如图4所示。

表1 主要技术参数、性能参数表

Table 1 Table of main technical parameters and performance parameters

技术 参 数	任务载荷/kg	W_{load}	空重比	k_{empty}
	悬停效率	k_h	燃油重量比	k_{fuel}
	桨盘载荷/(kg/m ²)	p	功率载荷/(kg/kW)	q
	桨尖速度/(m/s)	ω_R	耗油率/(kg/(kW·h))	sfc
	展弦比	AR		
性 能 参 数	最大载荷/kg	W_{load}	最大速度/(m/s)	v_{max}
	最大起降高度/m	h_{to}	巡航速度/(m/s)	v_c
	航时/h	E	悬停高度/m	h_h
	斜爬升率/(m/s)	v_h	航程/km	R
	实用升限/m	h_e	起飞质量/kg	W_{to}
	平飞耗油率/(kg/h)	sfc _f	悬停耗油率/(kg/h)	sfc _h

4.1 直升机模式性能估算

倾转旋翼机的最大起飞重量为

$$W_{to} = \frac{W_{load}}{1 - (k_{empty} + k_{fuel})} \quad (4)$$

对倾转旋翼机的旋翼半径进行计算

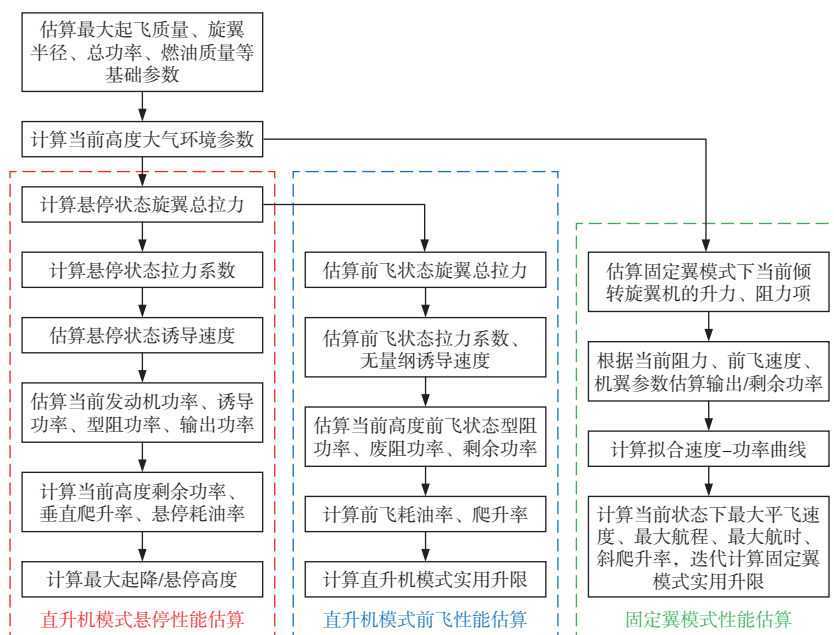


图4 倾转旋翼机性能估算流程图

Fig.4 Flowchart of tiltrotor aircraft performance estimation

$$R = \sqrt{\frac{W_{to}}{\pi \cdot p} \cdot \frac{1}{k_b}} \quad (5)$$

式中, k_b 为旋翼数量。

当地拉力因子 f_F 、功率因子 f_N 为

$$\begin{cases} f_F = 0.5\rho \cdot \omega_R^2 \cdot \pi R^2 \\ f_N = 0.5\rho \cdot \omega_R^3 \cdot \pi R^2 \end{cases} \quad (6)$$

式中, ρ 为当地空气密度。针对每个旋翼进行分析, 取考虑垂直增重系数 f_{cz} 后的当前发动机输出总拉力为 T , 地效增长系数为 f_{ge} , 则拉力系数为

$$C_T = \frac{T}{f_F \cdot f_{ge}} \cdot \frac{1}{k_b} \quad (7)$$

对诱导速度 v_i 进行计算, 进而计算各旋翼的总诱导功率 P_{in}

$$P_{in} = k_b \cdot \frac{J_0 C_T f_N \cdot v_i}{1000} \quad (8)$$

式中, J_0 为诱导功率修正系数。取当地发动机输出功率为 p_H , 型阻功率为 p_{xp} , 则此时即可计算得到当前当地的剩余功率

$$p_{re} = p_H - p_{in} - p_{xp} - p_D \quad (9)$$

此时即可计算垂直爬升率 v_{vc} 及悬停耗油率 sfc_h , 当 $v_{vc} \leq 0.5\text{m/s}$ 时, 认为此时到达悬停升限 h_h , 考虑地效增长系数 f_{ge} 即可计算得到最大起降高度 h_{to} 。

定义前进比 μ 为前飞速度 v_f 与桨尖速度 ω_R 之比

$$\mu = v_f / \omega_R \quad (10)$$

取前飞状态下旋翼拉力为 T , 拉力系数 C_T 满足如下关系

$$C_T = T / (f_F \cdot k_b) \quad (11)$$

进一步对量纲一诱导速度 v_i 进行求解, 可以对量纲一诱导功率 P_{in} 进行计算。

与悬停模式同理, 可根据当地发动机输出功率对剩余功率 p_{re} 进行计算, 进而求解直升机模式斜爬升率 v_{lc} 。

4.2 固定翼模式性能估算

对机翼面积进行估算

$$S_w = 2 \cdot L^2 / AR = 2 \cdot (2R/k_{LR})^2 / AR \quad (12)$$

式中, R 为旋翼半径, k_{LR} 为旋翼直径与机翼展长的比值。此时升力、阻力系数为

$$\begin{cases} C_L = \frac{W \cdot g}{0.5\rho \cdot v_f^2 \cdot S_w} \\ C_{Di} = \frac{C_L^2}{\pi \cdot AR} (1 + \delta) \\ C_D = C_{D0} + C_{Di} \end{cases} \quad (13)$$

式中, v_f 为前飞速度; C_{D0} 为零升阻力; δ 为诱导阻力修正因子; C_{Di} 为升致阻力。

假定固定翼模式下发动机输出功率主要用于克服前飞气动阻力, 忽略其他阻力项, 取功率转化到旋翼/螺旋桨的

效率为 k_{pD} , 则此时克服阻力的输出功率为

$$p_{req} = \frac{0.5\rho \cdot v_f^2 \cdot S_w C_D}{k_{pD} 1000} \cdot v_f \quad (14)$$

倾转旋翼机的剩余功率为

$$p_{re} = p_H - p_{req} \quad (15)$$

此时即可计算斜爬升率 v_{lc} 、前飞耗油率 sfc_f 、实用升限 h_o 。

输出功率曲线与当地功率的交点即为当地最大速度 v_{max} , 对输出功率曲线进行分析, 即可得到久航速度、远航速度, 进而计算得到航程 R 、航时 E 、巡航速度 v_c 等参数。

5 倾转旋翼机能力需求指标优化

5.1 市场需求聚类分析

本文选了一个共有 187 个样本的直升机/旋翼机任务需求调研数据集对真实的市场需求进行模拟, 数据集包括载荷需求、速度需求、航程需求、起降高度需求、升限需求 5 个维度。

5.1.1 型号序列需求分析

倾转旋翼机的市场需求差异较大, 无法通过某种特定的型号完成对市场的完全覆盖, 因此需要对市场需求进行分类, 将其整理为若干相对独立的需求簇, 分别选用不同的型号进行差异化发展, 覆盖倾转旋翼机市场的相关需求。

采用 Gap Statistic 判据对最优聚类数 k_c 进行计算^[16]; 当某聚类数 k 对应的间隔统计量 Gap_k 首次大于 Gap_{k+1} 及采样标准差 s_{k+1} 之和时, 认为此时存在 k_c 。

对聚类紧支测度进行蒙特卡罗 (Monte Carlo) 采样计算, 每个聚类数 k 执行 1000 次采样。任务集总欧氏距离平方和 (SSE) 及间隔统计量 Gap 随聚类数 k 的变化曲线如图 5 所示。

根据 Gap Statistic 判据, 可以看出当 $k=4$ 时, Gap 到达局部峰值, 此时 Gap_4 首次大于 Gap_5 及采样标准差 s_5 之和, 因此对应选定任务集的最佳聚类数 $k_c=4$, 即在当前的市场情况下, 共需要 4 型不同的倾转旋翼机以满足市场需求。

5.1.2 能力需求指标分析

针对最优分类情况进行聚类分析, 可以计算得到共 4 个不同任务簇下各特征分位点 (对应的需求覆盖率: 75% 覆盖率、 $\mu+3\sigma$ 分位点、100% 完全覆盖) 下各任务簇能力需求表, 见表 2。

对性能需求归一化后的相对性能需求如图 6 所示。可以看出, 对于给定的任务簇, 可能存在某任务与其他任务差

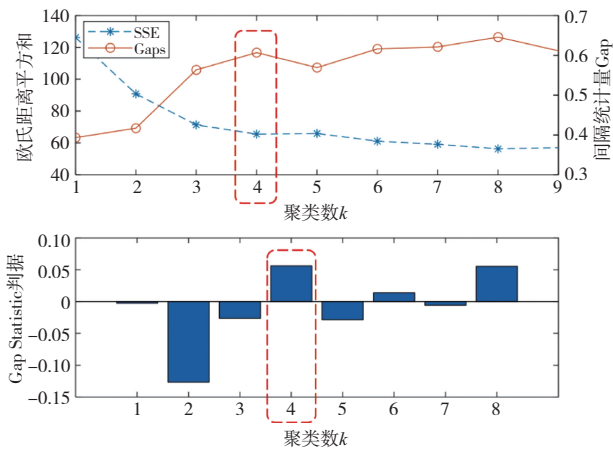


图5 SSE/Gap随聚类数 k 变化曲线

Fig.5 The curve of SSE/Gap changes with the number of clusters k

表2 各任务簇不同分位点下的能力需求表

Table 2 Table of capability requirements at different quantile for each task cluster

		标称内外 载荷/kg	最大飞行 速度/(km/h)	最大 航程/km	起降 高度/m	实用 升限/m
任务簇1	75%	486	256	420	2000	5500
	$\mu+3\sigma$	722	280	510	2000	5500
	100%	840	320	600	3000	6000
任务簇2	75%	3085	575	1260	2500	5000
	$\mu+3\sigma$	5041	575	1260	2750	5800
	100%	5901	600	1350	2750	5800
任务簇3	75%	10000	550	1200	2267	5500
	$\mu+3\sigma$	15000	600	1500	2267	5500
	100%	15000	600	1500	2267	5500
任务簇4	75%	17013	300	500	1962	3600
	$\mu+3\sigma$	22338	550	1100	2844	5800
	100%	22338	550	1100	2844	6000

距较大的情况,即异常需求,此时该任务的需求指标相对其他任务明显较大,覆盖该任务所需要的代价显著大于其他任务。通过 $\mu+3\sigma$ 分位点对异常需求项进行过滤,可以得到各任务簇下对应的最优覆盖率,见表3。

5.2 任务仿真计算

选取任务簇2作为未来民用倾转旋翼机的首要发展方向。通过 $\mu+3\sigma$ 分位点对异常需求项进行过滤,根据得到的能力需求指标构建典型航空交通运输任务剖面,如图7所示,并对能力需求指标优化提供仿真场景及约束。

倾转旋翼机在选定任务想定下的任务流程为:(1)倾转旋翼机搭载5041kg舱内载荷,从A点垂直起飞,起飞机场

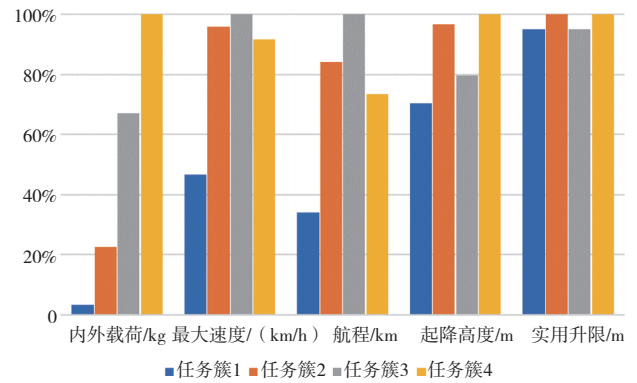


图6 各任务簇归一化性能需求对比

Fig.6 Chart of normalized performance requirements comparison for each task cluster

表3 各任务簇最优覆盖率对比

Table 3 Table of optimal coverage rate for each task cluster

	任务簇1	任务簇2	任务簇3	任务簇4
最优覆盖率/%	90.66	90.08	100.0	100.0

当地海拔高度2750m;(2)短暂爬升至安全高度后,倾转旋翼机以固定翼模式爬升至5800m高度至B点,爬升距离为10km;(3)倾转旋翼机在5800km海拔高度,以巡航模式飞行1230km至C点;(4)以固定翼模式从C点下降至D点,完成着陆,总航程1260km。

对该任务剖面想定进行仿真计算,以运载量 W 、总任务耗时 t_{tot} 、总任务耗油 c_f 为主要任务表现指标,构建任务效能评估方法

$$E = \frac{W}{t_{\text{tot}} \cdot c_f} \quad (16)$$

则效能指标 E 能够表现该(选定能力需求指标下)倾转旋翼机单位油耗对其单位时间运力的贡献。

以此为优化目标,优化得到的能力需求指标序列即为在满足该任务簇能力需求下“油耗—单位时间运力”转化比最高的倾转旋翼机能力需求指标序列,可以用于支撑方案论证或指导概念方案设计。

5.3 能力需求指标优化

基于粒子群算法,开展双倾转旋翼机能力需求指标优化研究,迭代优化曲线如图8所示,优化结果见表4、表5,其中各项性能指标为海平面高度下性能表现指标。优化后的倾转旋翼机在任务中的表现参数见表5。

综上所述可以看出,在满足任务簇2能力需求的情况下,能力需求指标优化算法可以有效地将任务需求参数转化为能

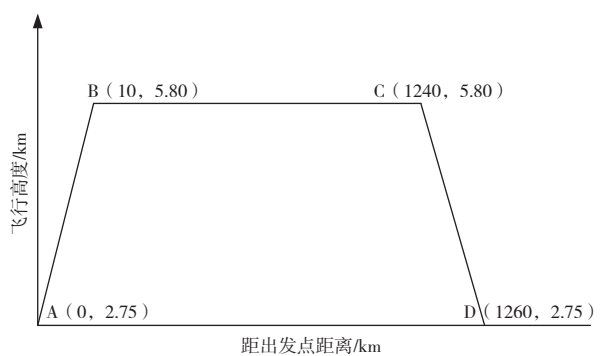


图7 基于性能需求约束的交通运输任务剖面

Fig.7 Transportation mission profile based on performance requirements constraints

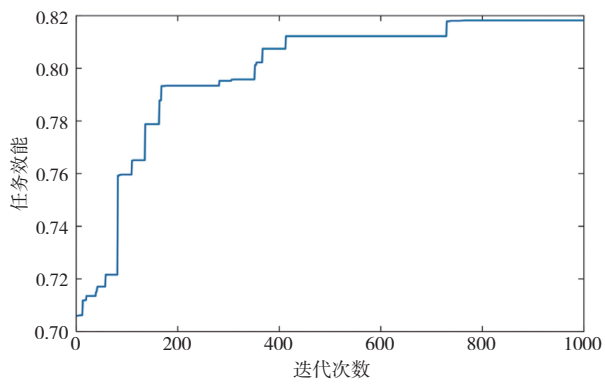


图8 任务效能—优化代数变化曲线

Fig.8 Curve of task efficiency-optimization generation variations

够用于指导型号论证及概念方案设计的技术指标、性能指标参数,且保证有较好的效能水平。

5.4 优化模型的扩展应用

本研究构建的优化方法流程除适用于倾转旋翼机外,还具有较强的可拓展性,可以通过调整倾转旋翼机/直升机模型、效能仿真模型(见图1),对其他构型飞行器进行分析优化。

以常规构型直升机为例,构建直升机悬停、前飞等模式下的性能估算模型^[14],以前述倾转旋翼机吨位、载荷能力为参考,以任务效能最大化为优化目标,进行迭代优化,直升机任务剖面如图9所示。直升机在选定任务想定下的任务流程为:(1)直升机搭载5041kg舱内载荷,从A点垂直起飞,起飞机场当地海拔高度2750m;(2)短暂爬升至安全高度后,直升机在3500m高度从B点巡航飞行至C点;(3)直升机从C点下降至D点,完成着陆,总航程650km。优化迭代曲线如图10所示,优化结果见表6、表7。

综上所述,通过将倾转旋翼机模型、效能仿真模型

表4 优化输出技术参数、性能参数

Table 4 Table of technical parameters and performance parameters optimized

	参数项(海平面)	优化值
技术参数	舱内载荷/kg	5041.10
	空重比	0.60
	桨尖速度/(m/s)	227.57
	悬停效率	0.65
	燃油重量比	0.15
	耗油率/(kg/(kW·h))	0.27
	桨盘载荷/(kg/m ²)	98.86
	功率载荷/(kg/kW)	2.27
	展弦比	7.97
性能参数	舱内载荷/kg	5041.10
	最大平飞速度/(km/h)	600
	巡航速度/(km/h)	435
	最大爬升率/(m/s)	29.20
	最大航程/km	1417.17
	最大航时/h	3.71
	最大起降高度/m	3600
	最大悬停高度/m	2000
	实用升限/m	8100
	最大速度耗油率/(kg/h)	1251
	悬停耗油率/(kg/h)	2112
	最大起飞重量/kg	20238.5

表5 优化结果任务仿真输出统计

Table 5 Table of simulation outputs for optimized results of tasks

参数项	任务表现
任务总耗时/h	2.38
任务总航程/km	1260
任务平均速度/(km/h)	470
任务总耗油/kg	2590
任务效能	0.82

替换为直升机模型、直升机任务效能仿真计算模型,可以对常规构型直升机的各项技术参数、性能参数进行迭代优化,优化方法具有良好的可拓展性。其中模型精度越高,优化效果越好。

6 结论

本文选用了—个共有187个样本的直升机/旋翼机任务需求调研数据集对真实的市场需求进行模拟,以双倾转旋

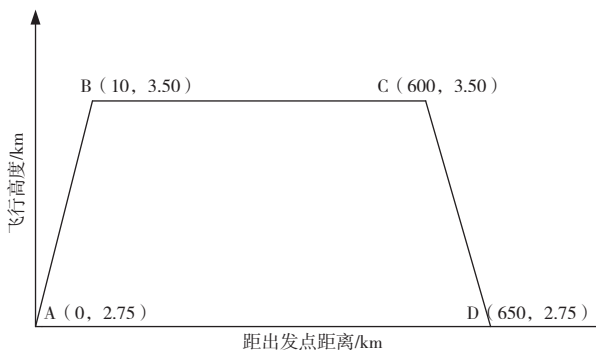


图9 直升机交通运输任务剖面

Fig.9 Transportation mission profile for helicopter

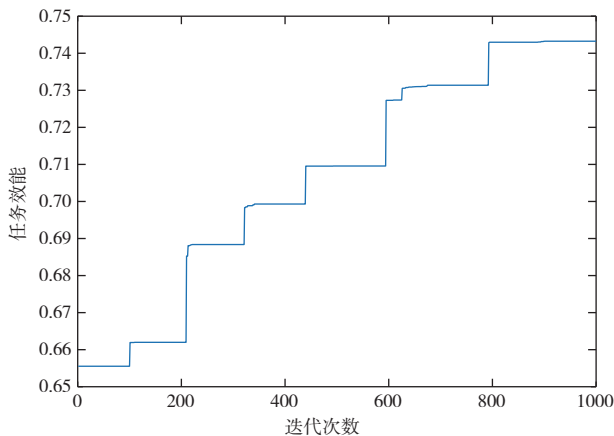


图10 直升机任务效能—优化代数变化曲线

Fig.10 Curve of task efficiency-optimization generation variations for helicopter

翼机为例,针对能力需求指标参数进行了优化计算。

(1)基于K-Means聚类分析方法及Gap Statistic判据,未来以倾转旋翼机为代表的民用高速旋翼机市场需求主要可以由4种不同型号覆盖,应用场景主要集中在平原、次高原地区,载荷需求从500kg到22.3t不等。

(2)倾转旋翼机能力需求指标优化方法能够综合考虑各性能参数、任务表现参数之间的耦合关系,能够考虑不同指标项之间的矛盾需求,输出能够用于指导型号论证及概念方案设计的技术指标、性能指标参数。

(3)本文提出的基于效能仿真和粒子群算法的优化方法流程可以有效适用于倾转旋翼机、常规构型直升机等航空装备,优化结果相对合理,具有良好的可扩展性。 **AST**

参考文献

- [1] 吴希明. 高速直升机发展现状、趋势与对策[J]. 南京航空航天大学学报, 2015, 47(2): 173-179.

表6 直升机优化输出技术参数、性能参数表

Table 6 Table of technical parameters and performance parameters optimized for helicopter

	参数项(海平面)	优化值
技术参数	舱内载荷/kg	5041
	空重比	0.48
	桨尖速度/(m/s)	229
	悬停效率	0.67
	燃油重量比	0.18
	耗油率/(kg/(kW·h))	0.27
性能参数	舱内载荷/kg	5041
	最大平飞速度/(km/h)	325
	巡航速度/(km/h)	251
	最大爬升率/(m/s)	14.48
	最大航程/km	696
	最大航时/h	3.47
	最大起降高度/m	4000
	最大悬停高度/m	3800
	实用升限/m	4500
	最大速度耗油率/(kg/h)	1143.34
	悬停耗油率/(kg/h)	905.52
	最大起飞重量/kg	15132

表7 直升机优化结果任务仿真输出统计

Table 7 Table of simulation outputs for optimized results of tasks for helicopter

参数项	任务表现
任务总耗时/h	2.43
任务总航程/km	650
任务平均速度/(km/h)	258
任务总耗油/kg	2782.47
任务效能	0.74

Wu Ximing. Current status, development trend and countermeasure for high-speed rotorcraft[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2015, 47(2): 173-179.(in Chinese)

- [2] Johnson W, Yamauchi G K, Watts M E. NASA heavy lift rotorcraft systems investigation[J]. SAE Transactions, 2005, 114(1): 688-716.
- [3] Knöös F L, Staack I, Krus P, et al. Optimization framework for early conceptual design of helicopters[J]. Aerospace, 2022, 9(10): 598.

- [4] 周琪琛,李春华. 高速四倾转旋翼机总体参数优化设计研究[J]. 直升机技术,2016(1):1-6.
Zhou Qichen, Li Chunhua. Optimization design of primary parameters for high-speed quad tiltrotor[J]. Helicopter Technique, 2016(1):1-6. (in Chinese)
- [5] 左正新. 倾转旋翼机总体参数选择与设计优化[D]. 南京:南京航空航天大学,2017.
Zuo Zhengxin. Tiltrotor aircraft conceptual/preliminary design and optimization[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017. (in Chinese)
- [6] 朱庆镇. 倾转旋翼机总体参数优化设计[D]. 南京:南京航空航天大学,2011.
Zhu Qingzhen. General parameters optimum design of tiltrotor aircraft[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011. (in Chinese)
- [7] 朱清华,张呈林,倪先平,等. 改进遗传算法的纵列式直升机总体参数优化设计[J]. 南京航空航天大学学报,2006,38(1):1-5.
Zhu Qinghua, Zhang Chenglin, Ni Xianping, et al. General parameter optimization of tandem helicopter based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2006, 38(1):1-5. (in Chinese)
- [8] 徐榛,崔德刚,杜海,等. 基于改进遗传算法的增升装置气动优化研究[J]. 航空科学技术,2014,25(2):17-22.
Xu Zhen, Cui Degang, Du Hai, et al. Research on aerodynamic optimization of aircraft high lift devices based on improved genetic algorithm[J]. Aeronautical Science & Technology, 2014, 25(2):17-22. (in Chinese)
- [9] 陈笑天,吴裕平,田旭. 旋翼翼型中高速综合气动优化设计方法研究[J]. 航空科学技术,2019,30(9):19-24.
Chen Xiaotian, Wu Yuping, Tian Xu. Research on comprehensive aerodynamic optimum design method of rotor airfoil at medium and high speed [J]. Aeronautical Science & Technology, 2019, 30(9):19-24. (in Chinese)
- [10] 朱慧玲,周启航. 直升机主减弧齿锥齿轮优化设计[J]. 航空科学技术,2021,32(8):12-17.
Zhu Huiling, Zhou Qihang. Optimal design of helicopter's main spiral bevel gear[J]. Aeronautical Science & Technology, 2021, 32(8):12-17. (in Chinese)
- [11] 张睿,崔德刚,裴志刚,等. 基于不同网格模型的机翼型架外形分步优化设计[J]. 航空科学技术,2021,32(12):18-26.
Zhang Rui, Cui Degang, Pei Zhigang, et al. Stepwise optimization design of wing jig shape based on different grid models[J]. Aeronautical Science & Technology, 2021, 32(12):18-26. (in Chinese)
- [12] 陶永辉,王勇. 基于初始聚类中心选取的改进 K-Means 算法[J]. 国外电子测量技术,2022,41(9):54-59.
Tao Yonghui, Wang Yong. Improved K-Means algorithm based on the selection of initial clustering centers[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(9):54-59. (in Chinese)
- [13] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995.
- [14] 《飞机设计手册》总编委会. 飞机设计手册第19册:直升机设计[M]. 北京:航空工业出版社,2005.
The Chief Committee of Aircraft Design Manual. Aircraft design manual. Volume 19: Helicopter design [M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2005. (in Chinese)
- [15] 《飞机设计手册》总编委会. 飞机设计手册第6册:气动设计[M]. 北京:航空工业出版社,2005.
The Chief Committee of Aircraft Design Manual. Aircraft design manual. Volume 6: Aerodynamic design [M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2005. (in Chinese)
- [16] Tibshirani R, Hastie W T. Estimating the number of clusters in a data set via the gap statistic[J]. Journal of the Royal Statistical Society B, 2001, 63(2):411-423.

An Optimization Method of Capability Requirement Indicators for Tiltrotor Aircraft Based on Task Effectiveness Evaluation

Wang Gaofeng¹, Zhang Guanglin¹, He Zhenya²

1. Aviation Industry Development Research Center of China, Beijing 100029, China

2. Chinese Aeronautical Establishment, Beijing 100029, China

Abstract: Civil high-speed tiltrotor aircraft represented by tiltrotors lacks data and references, and it is difficult to accurately extract requirements from the market and optimize indicators in the preliminary design stage. In this paper, a capability requirement index optimization model for tiltrotor aircraft based on K-Means algorithm and particle swarm optimization algorithm is developed. A performance estimation model for tiltrotor aircraft is established, with technical parameters such as aspect ratio and blade tip speed as inputs and performance parameters such as maximum speed and maximum hover altitude as outputs. Based on this model, a capability requirement index optimization algorithm is developed, which can organize the capability requirement index with task demands or task profile sets as input, generate task clusters based on optimal classification. Within each task cluster, ability requirement optimization is conducted by task efficiency simulation, and the optimized and feasible tiltrotor aircraft performance and technical index are output, completing the transformation and optimization of the capability requirements indicators, and providing support for tiltrotor development.

Key Words: tiltrotor aircraft; capability requirements; multi-objective optimization; particle swarm optimization algorithm