

文章编号:1000-8055(2011)07-1608-07

直升机桨叶气动外形多目标优化设计

孙 伟, 张呈林

(南京航空航天大学 航空宇航学院 直升机旋翼动力学重点实验室, 南京 210016)

摘 要: 基于自由尾迹方法建立了直升机桨叶空气动力学分析模型,应用人工神经网络方法建立代理模型,采用改进的多目标遗传算法构建了优化框架,对直升机的悬停和大速度前飞状态进行优化.以悬停效率、旋翼等效升阻比及桨叶叶素的最大阻力系数为约束,对两个飞行状态的需用功率进行优化,得到了 Pareto 最优解集.并以 UH-60A 直升机的桨叶为算例,对其外形进行优化设计,优化结果表明,提出的桨叶气动外形多目标优化框架是有效可行的.

关 键 词: 直升机; 桨叶设计; 气动外形; 多目标优化; 代理模型; 遗传算法

中图分类号: V275.1; V224

文献标志码: A

Multi-objective optimization for aerodynamic shape of helicopter blade

SUN Wei, ZHANG Cheng-lin

(Science and Technology on Rotorcraft Aeromechanics Laboratory,
College of Aerospace Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 210016, China)

Abstract: An aerodynamic model of helicopter rotor was set up based upon free-wake theory, and a surrogate model was created with artificial neural networks. Based on the aerodynamic model and surrogate model, an optimization framework with improved multi-objective genetic algorithm was used to optimize blade aerodynamic shape in hover and large speed level flight. Rotor shaft powers were minimized in these two flight conditions with constraints of figure of merit, effective lift-drag-ratio and maximum drag coefficient of blade element, and Pareto front was generated. The blade of UH-60A helicopter was taken as an example in this paper. The result indicates that the multi-objective optimization framework of aerodynamic shape is feasible and efficient.

Key words: helicopter; blade design; aerodynamic shape;
multi-objective optimization; surrogate model; genetic algorithm

旋翼是直升机最重要的升力面和操纵面,旋翼的气动特性对直升机的飞行性能和飞行品质具有决定性的影响.提高旋翼的气动性能是现代直升机重要的设计要求之一.旋翼的气动特性是由旋翼桨叶的气动外形决定的,气动外形的影响因

素很多,包括桨叶翼型的选择及其布置、负扭转、平面形状、桨尖形状等,旋翼桨叶的气动特性是这些气动外形参数综合作用的结果.为了提高桨叶的气动性能,必须对这些气动外形参数进行综合优化设计,但由于桨叶气动外形的设计要求在直

收稿日期:2010-06-29; 修订日期:2010-12-08

作者简介:孙伟(1982—),男,江苏常州人,博士生,主要从事直升机总体多学科设计优化研究.

直升机的悬停状态和前飞状态是不同的,部分参数甚至是相互矛盾的,是一个多目标设计问题,这给桨叶气动外形优化设计带来困难.因此,直升机桨叶气动外形设计必须根据任务指标对各个飞行状态进行多目标综合优化,以期达到整体性能的最优.

国外对直升机桨叶气动性能的优化起步较早, Walsh J L 等^[1]仅以直升机的悬停需用功率为目标优化了桨叶的外形; Kumar S 等^[2]则使用了线性加权法对悬停需用功率和前飞需用功率进行了优化,取得了一定的效果; LaMarsh II W J 等^[3]将神经网络应用于桨叶外形优化,但仍旧使用了线性加权等常规方法;国内在这方面的研究还处在起步阶段,参考设计仍是当前主要的设计方法.

近年来, CFD(计算流体动力学)方法运用于计算旋翼的流场和气动性能,使桨叶气动特性的分析计算精度得到了很大提高,但桨叶气动外形优化设计仍然存在困难,另外其庞大的计算量和时间消耗也阻碍了 CFD 方法在桨叶优化设计中的应用.

为了获得足够的精度,又能保证可接受的计算量,采用自由尾迹模型,计算高海拔/高温条件下悬停需用功率和海平面/标准大气状态下的大速度前飞需用功率.采用改进的多目标遗传算法(multi-objective genetic algorithm,简称 MOGA)对桨叶的尖削、扭转、翼型分布等参数进行优化,并基于人工神经网络建立代理模型,降低优化过程的计算量.最后以 UH-60A 直升机的桨叶作为算例,对其外形进行优化设计,优化结果表明,本文建立的桨叶气动外形多目标优化模型及优化方法是有效可行的.

1 旋翼气动模型

1.1 自由尾迹模型

采用了 Weissinger-L 升力面模型,即每一片桨叶用 Weissinger-L 升力面来模拟,桨叶沿展向分成若干微段,每个微段的附着涡布置在 1/4 弦长,控制点位于每个微段的 3/4 弦线中点处.近尾迹只考虑尾随涡,而忽略影响较小的脱落涡,尾随涡从桨叶后缘拖出一定角度,然后卷起形成桨尖涡,桨尖涡的起始位置由 Betz 卷起规则确定.每片桨叶及涡尾迹由附着涡、连接涡、尾随涡和桨尖涡组成,如图 1 所示.

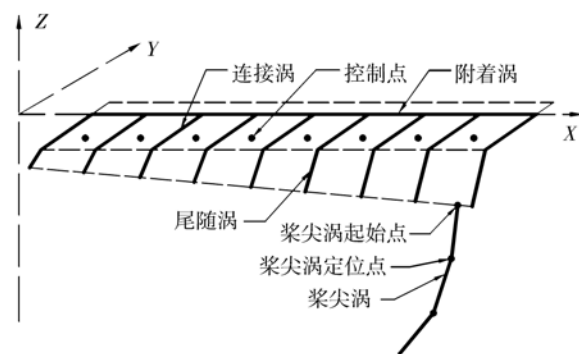


图1 单片桨叶的离散尾迹示意图

Fig. 1 Discrete wake model of a single blade

1.2 尾迹求解方法

整个尾迹中只有桨尖涡是完全自由的,它由若干段直线涡连接而成,直线涡的节点即是桨尖涡的定位点.桨尖涡的控制方程由下式决定:

$$\frac{d\mathbf{r}(\phi, \zeta)}{dt} = \mathbf{v}_{\mathbf{r}(\phi, \zeta)} \quad (1)$$

式中 ϕ 为桨叶方位角, ζ 是尾迹寿命角.假设初始时刻的桨叶方位角和尾迹寿命角均为 0,可以得到单根涡线的控制方程

$$\frac{\partial \mathbf{r}(\phi, \zeta)}{\partial \phi} + \frac{\partial \mathbf{r}(\phi, \zeta)}{\partial \zeta} = \frac{1}{\Omega} (\mathbf{v}_{\infty} + \mathbf{v}_{\text{ind}} \mathbf{r}(\phi, \zeta)) \quad (2)$$

其中 $\mathbf{r}(\phi, \zeta)$ 是流场中涡线定位点的位置矢量,诱导速度 $\mathbf{v}_{\text{ind}}$ 是所有涡线对该定位点的诱导速度总和.自由尾迹的求解即是对方程(2)的求解,采用文献[4]提出的 PIPC(pseudo-implicit predictor-corrector)迭代方法,并引入了赵景根等人提出的松弛组合方法^[5],可以得到更好的收敛效果.

1.3 桨叶载荷及功率的计算

当确定了整个涡系的位置和环量之后,可以根据毕·萨(Biot-Savart)定理计算各个涡段对桨叶剖面控制点的诱导速度

$$v_i = \frac{\Gamma_i h}{\sqrt{h^4 + r_c^4}} (\cos \gamma_1 - \cos \gamma_2) \quad (3)$$

其中 Γ_i 为涡段环量, r_c 为该涡段涡核半径, h 为涡段与控制点之间的距离, γ_1, γ_2 为控制点与涡段两端的夹角.对所有涡段进行积分可以得到桨叶剖面总的诱导速度,并进行偏流修正后得到桨叶微段的实际迎角.根据迎角和马赫数查询当前翼型的数据表,通过插值得到非线性的升力系数和阻力系数,进而计算得到桨叶微段上的气动力,再将气动力转换到桨毂坐标系就可以得到旋翼拉力和功率.桨叶剖面所在坐标系及叶素载荷情况如图 2 及图 3 所示.

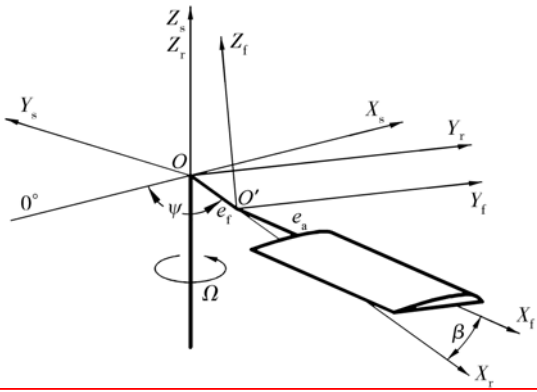


图 2 坐标转换示意图

Fig. 2 Transformation of coordinates

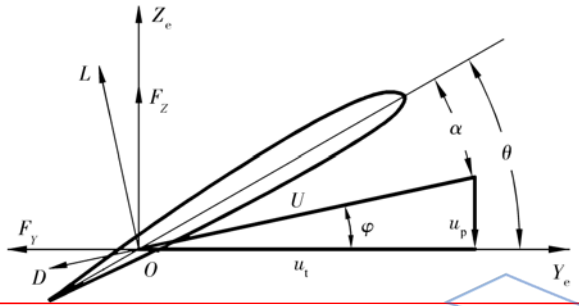


图 3 桨叶元素速度和载荷示意图

Fig. 3 Velocities and forces at a blade element

图 2 中, $OX_s Y_s Z_s$ 为桨毂坐标系, $OX_r Y_r Z_r$ 为旋转坐标系, $O'X_f Y_f Z_f$ 为桨叶坐标系, ψ 为桨叶方位角, β 为挥舞角, e_f 为挥舞铰偏置量, e_a 为桨叶上翼型起始点。

图 3 中, u_p 为桨盘平面入流速度与诱导速度之和, u_t 为前飞速度与桨叶旋转速度之和, U 为 u_t , u_p 的合速度, α 为叶素的实际迎角, L , D 分别为叶素上的升力和阻力, F_z 和 F_y 为换算到叶素坐标系 $OY_e Z_e$ 的力。

整个气动模型的计算流程如图 4 所示。

1.4 气动模型的验证

为了验证气动模型的准确性,以 H-34 和 UH-60A 直升机旋翼桨叶为算例,计算了两种旋翼桨叶在前飞状态下的气动载荷,并同其试验值^[6-7]和 CAMRAD 软件计算值^[7]进行对比,结果如图 5 和图 6 所示。由于气动模型没有考虑桨涡干扰的影响,计算结果除了 UH-60A 直升机前行桨叶在 90° 附近误差较大外,其余部分具有较高的精度,因此本文的气动模型适用于桨叶外形的多目标优化设计。

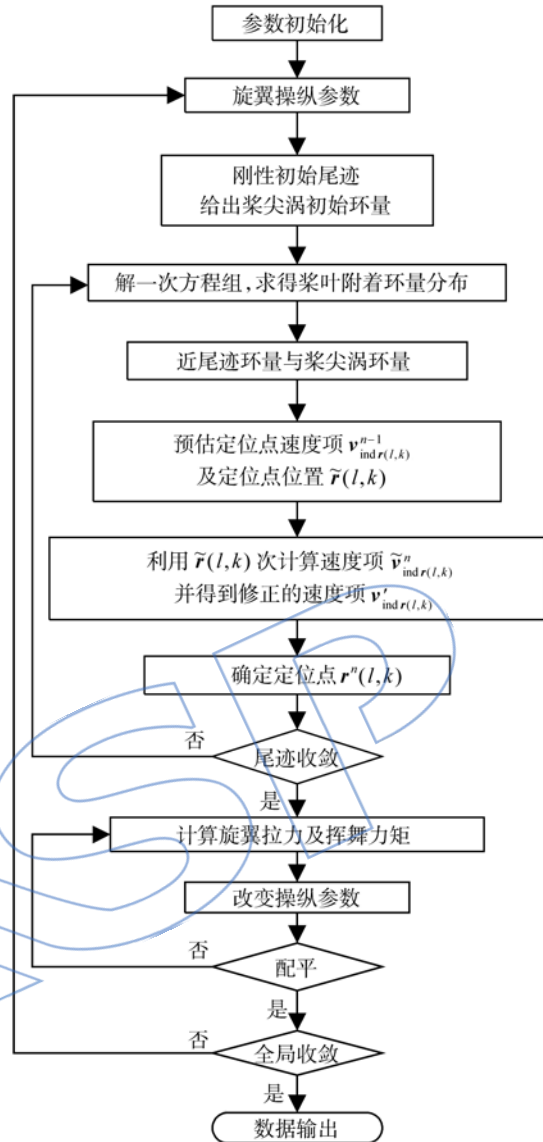


图 4 自由尾迹计算流程图

Fig. 4 Flow chart of free-wake model

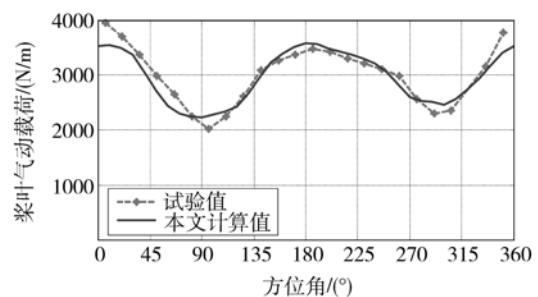


图 5 H-34 直升机桨叶气动载荷计算和试验值对比

($V=163 \text{ km/h}$, $r/R=0.75$, $C_t=0.0092$)

Fig. 5 Comparison of blade airloads of H-34 helicopter between calculation and experiment

($V=163 \text{ km/h}$, $r/R=0.75$, $C_t=0.0092$)

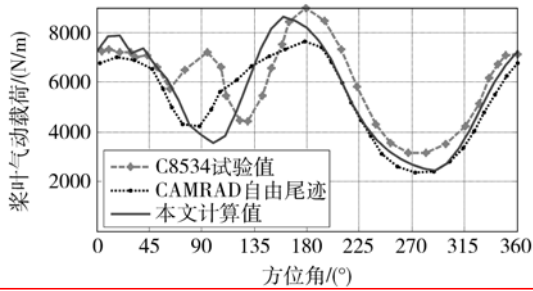


图6 UH-60A 直升机桨叶气动载荷计算和试验值对比
($V=294 \text{ km/h}$, $r/R=0.675$, $C_t=0.01388$)

Fig. 6 Comparison of blade airloads of UH-60A helicopter between calculation and experiment
($V=294 \text{ km/h}$, $r/R=0.675$, $C_t=0.01388$)

2 优化设计的数学模型

2.1 优化变量

桨叶的气动外形参数主要包括扭转角、尖削比、尖削起始点、桨尖后掠角与下反角以及桨叶上翼型的布置。鉴于气动模型所考虑的参数和计算精度,本文选择扭转角(线性) θ_1 、尖削比 η 、尖削起始点 η_0 、翼型分隔点 P_{af1} , P_{af2} 以及翼型参数 A_1 , A_2 , A_3 为设计变量,如图7所示。其中前面5个变量都是连续变量,后3个翼型参数为离散变量。

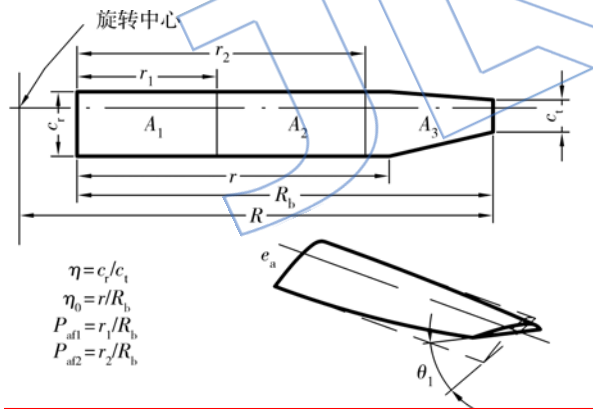


图7 桨叶设计变量

Fig. 7 Design variables of a blade

2.2 优化目标与约束

旋翼的需用功率是衡量旋翼性能的主要参数,本文的优化目标是降低高海拔/高温条件下的悬停需用功率 P_{hover} 和海平面标准大气状况下的大速度前飞需用功率 P_{levelf} ,这两个状态是直升机飞行包线的极限状态,降低这两个需用功率可以提高直升机的整体性能。悬停效率 F_{om} 是衡量直升机桨叶外形设计在悬停状态下的重要指标,通常情况下为直升机在标准大气和海平面状态下的

诱导功率与需用功率的比值;而旋翼等效升阻比 L/D 是衡量直升机前飞状态下旋翼推进效率的重要指标。将两者作为约束,计算公式如下:

$$F_{\text{om}} = \frac{P_{\text{ci}}}{P_{\text{ci}} + P_{\text{co}}} \quad (4)$$

$$\frac{L}{D} = \frac{T_v}{\frac{P_{\text{levelf}}}{V} - \frac{1}{2} \rho V^2 f} \quad (5)$$

其中 P_{ci} , P_{co} 为当前气温和海拔条件下的旋翼诱导功率和型阻功率, T_v 为垂直方向拉力, V 为前飞速度, f 为机身当量平板面积;同时,为了避免悬停状态下的气流分离和前飞状态下的激波引起桨叶的振动及操纵性问题,将两个飞行状态下35%半径以外的桨叶剖面最大阻力系数 C_{dmaxh} , C_{dmaxl} 亦作为约束。

整个优化设计的数学模型如下:

设计变量

$$\mathbf{X} = (\theta_1, \eta, \eta_0, P_{\text{af1}}, P_{\text{af2}}, A_1, A_2, A_3)^T$$

目标函数

$$\min F(\mathbf{X}) = \min (P_{\text{hover}}(\mathbf{X}), P_{\text{levelf}}(\mathbf{X}))$$

变量范围

$$\begin{cases} x_{il} \leq x_i \leq x_{iu}, & i = 1, 2, \dots, 5 \\ x_k \in \{a_1, a_2, \dots, a_n\}, & k = 6, 7, 8 \end{cases}$$

约束条件

$$\begin{cases} C_{\text{dmaxh}} \leq C_{\text{dlimith}} \\ C_{\text{dmaxl}} \leq C_{\text{dlimitl}} \\ F_{\text{om}} \geq F_{\text{omlimit}} \\ L/D \geq L/D_{\text{limit}} \end{cases}$$

其中 x_{il} 和 x_{iu} 为连续变量的取值范围, $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 为离散变量的取值集合,也即各剖面可选择的翼型种类; C_{dlimith} 和 C_{dlimitl} 为悬停和前飞时桨叶剖面阻力系数的上限; F_{omlimit} 和 L/D_{limit} 为悬停效率和旋翼等效升阻比的下限。

3 优化方法

3.1 多目标遗传方法

多目标优化问题是求解一组 Pareto 最优解集,而理想的 Pareto 解集需要满足三个要求^[8]。

①贴近性:最终得到的最优解集尽可能地逼近真实的 Pareto 最优集。②均匀性:最优解集中的个体均匀地分布在 Pareto 界面(Pareto front)上。③完整性:最优解集能够覆盖到整个 Pareto 界面。多目标优化需要同时计算一系列解,具有并行性,而遗传算法的特点使其成为求解多目标问题的首选方法。本文的多目标遗传算法^[9]采用个体

实数编码、锦标赛选择、自适应变异因子和精英保留等策略,在针对非劣解集(non-dominated set, 简称 Nds)的计算中引入个体的序(rank)和密度(density)的概念,并做适当改进,可以比较准确地表示进化过程中解的优劣程度和彼此间的距离,因而能够较好地使非支配解逼近真实最优解,并且在 Pareto 界面上保持均匀的分布特性。

3.2 代理模型的应用

为了具有足够的计算精度,自由尾迹模型采用了较细的尾迹分割和周向分割,并且需要进行尾迹迭代和配平迭代,使得一个优化方案的计算时间过长,直接使用精确模型进行优化的效率较低。而代理模型是指计算量小、但其计算结果与高精度模型的计算结果相近的分析模型,在优化过程中用代理模型替代原有的高精度分析模型,从而解决计算量过大的问题,同时可以过滤数值噪声。

本文采用误差逆向传播神经网络(BP 神经网络)^[10]建立代理模型。BP 神经网络是目前应用最广泛的网络之一,其核心是将样本的输入问题转变为非线性优化问题,通过调整神经元连接权重和阈值使得网络的实际输出与期望输出的差值达到最小。本文的 BP 神经网络包括输入层、隐层和输出层,神经元传递函数采用双曲正切 S 形函数(hyperbolic tangent sigmoid transfer function),网络的训练方法采用了能够提高泛化能力的贝叶斯正则化(Bayesian-regularization,简称 BR)方法。

尽管代理模型具有与精确模型相近的精度,但还是存在有误差,对优化结果有影响,特别是搜索 Pareto 界面时,小的误差往往会影响到优化结果的质量。在优化过程中,遗传算法进化的前期采用代理模型,加快搜索速度,使非支配集尽量靠近最优解集;当进化代数超过设定值时采用自由尾迹模型,确保最后得到的 Pareto 解集是精确的。

整个优化过程如图 8 所示。

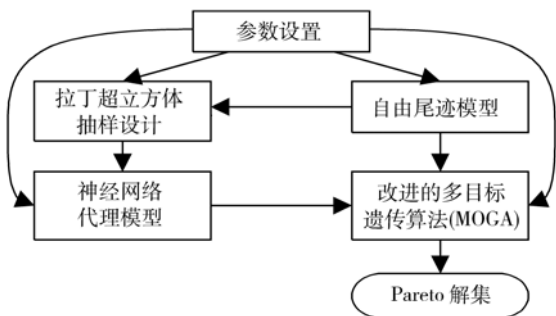


图 8 优化设计流程图

Fig. 8 Flow chart of optimization design

4 优化算例

4.1 算例的参数设置

以 UH-60A“黑鹰”直升机^[11-13]为算例,计算其在海拔 3960 m(约 13000 ft),气温 35℃条件下的悬停需用功率和标准大气状态下在海平面以 260 km/h(约 140 kn)的巡航速度飞行的前飞需用功率。设计变量和约束的设置如表 1 所示。

表 1 设计变量和约束的设置

Table 1 Design variables and constraints

	下限	上限	取值集合
$\theta_1 / (^\circ)$	-15	-10	
η	1	1.5	
η_0	0	1	
P_{af1}	0.1	0.9	
P_{af2}	P_{af1}	0.98	
A_1			SC1095, SC1095R8
A_2			SC1095, SC1095R8
A_3			SC1095, SC1095R8
C_{dmaxh}		0.03	
C_{dmaxl}		0.042	
F_{om}	0.7		
L/D	8		

在建立 BP 神经网络代理模型之前需要根据试验设计方法在设计空间选择样本点集进行计算,采用了拉丁超立方体抽样(Latin hypercube sampling,简称 LHS)设计方法在设计空间均匀地随机抽取 300 个样本点,经精确模型计算得到神经网络的训练样本和检验样本。

建立 8-15-6 型 BP 神经网络,随机选取 270 个点作为训练样本,30 个点作为检验样本。经过网络训练后,得到训练样本的平均误差为 0.79%,最大误差为 15.34%;检验样本的平均误差为 1.68%,最大误差为 20.92%。所得的 BP 神经网络具有理想的精度,适合作为代理模型。

多目标遗传算法的参数设置如下:种群数量为 100, Pareto 集容量为 75,变异率为 0.2,交叉率为 0.7,最大进化代数为 200,进化代数超过 100 时使用精确模型。

4.2 结果分析

多目标遗传算法计算得到的 Pareto 界面如

图 9 所示, 图中的 Pareto 最优解比较均匀地分布在界面上, 可以看出在相同的约束条件下, 降低悬停需用功率会引起前飞需用功率的增大, 反之亦然, 这反映出多目标优化设计中广泛存在的折中问题。

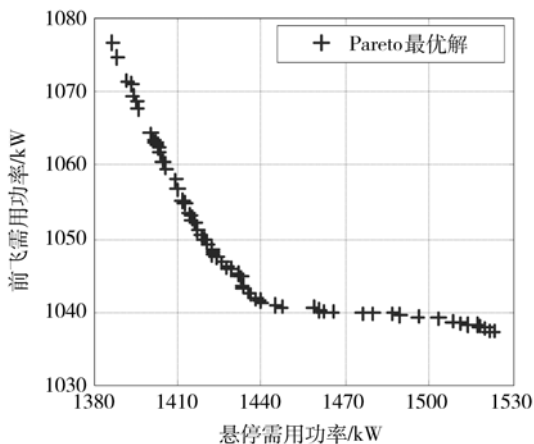


图 9 Pareto 界面图

Fig. 9 Pareto front

图 10 表示非劣解集中悬停需用功率和前飞需用功率最小值的进化历程。图 11 表示非劣解集个数的进化历程。

从 Pareto 界面的两端和中间部位各取一个设计方案, 与 UH-60A 直升机的原始参数对比,

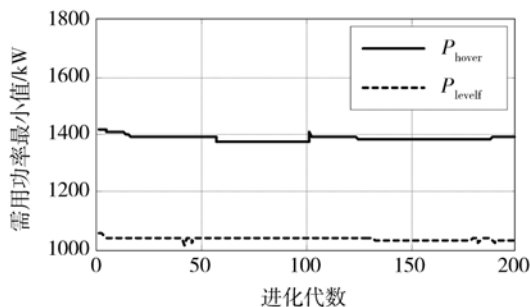


图 10 非劣解集中需用功率最小值的进化历程

Fig. 10 History of minimum power in Nds

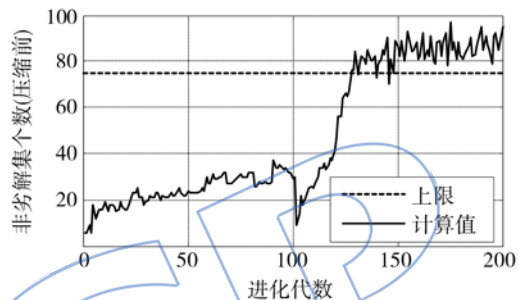


图 11 非劣解集个数的进化历程

Fig. 11 History of Nds number

优化结果对比见表 2。

从表 2 中可以看出: ①优化方案都具有一定的桨叶外段尖削比, 可以使桨盘载荷趋向于内侧,

表 2 优化结果对比

Table 2 Comparison of optimization results

		UH-60A	左端方案	右端方案	中间方案
设计变量	$\theta_1 / (^\circ)$	-13.0	-14.1	-12.0	-12.9
	η	1.0	1.338	1.468	1.472
	η_0	0	0.613	0.526	0.564
	P_{af1}	0.364	0.579	0.578	0.558
	P_{af2}	0.796	0.778	0.794	0.780
	A_1	SC1095	SC1095R8	SC1095R8	SC1095R8
	A_2	SC1095R8	SC1095R8	SC1095R8	SC1095R8
	A_3	SC1095	SC1095	SC1095	SC1095
约束	C_{dmaxh}	0.0197	0.0198	0.0295	0.0253
	C_{dmaxl}	0.0394	0.0420	0.0415	0.0420
	F_{om}	0.723	0.726	0.731	0.735
	L/D	8.083	8.845	9.485	9.3134
目标	P_{hover} / kW	1530	1387	1523	1424
	P_{level} / kW	1131	1076	1037	1047

降低桨叶外段的载荷;②桨叶内段大部分区域都使用具有较大升力系数的 SC1095R8 翼型,避免高温高海拔情况的悬停出现气流分离,而桨尖部分则使用具有较大阻力发散马赫数的 SC1095 翼型,降低大速度前飞时的型阻功率;③当优化目标倾向于降低悬停需用功率时,可得到 Pareto 界面左端的设计方案,该方案具有较大的扭转角,可以改善诱导速度分布,降低诱导功率,与初始方案相比,降低了 9.34% 的悬停需用功率和 4.86% 的前飞需用功率;④当优化目标倾向于降低前飞需用功率时,得到 Pareto 右端的设计方案,该方案具有较小的扭转角,可以降低型阻功率,与初始方案相比,降低了 8.31% 的前飞需用功率和 0.46% 的悬停需用功率;⑤当需要同时兼顾悬停需用功率与前飞需用功率时,可以方便地从 Pareto 界面上根据设计要求选择一个折中解作为设计方案.优化方案的桨叶平面形状、扭转角及翼型布置如图 12 所示.

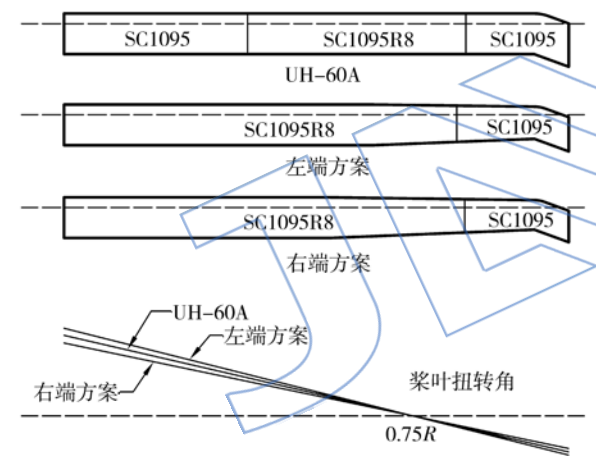


图 12 桨叶优化结果对比

Fig. 12 Comparison of optimization results of the blade

5 结 论

通过上述分析可以得出如下结论:

1) 经过优化设计,在给定的约束条件下,需用功率根据不同侧重点有 8%~9% 的下降,表明本文建立的基于 BP 神经网络代理模型和多目标遗传算法的优化框架是有效可行的;

2) 多目标优化得到的 Pareto 最优解集包含了一系列的最优解,决策者可以根据设计需求方便地从中选择若干个解作为设计方案,提高了设计效率 and 设计质量.

参考文献:

- [1] Walsh J L, Bingham G J, Riley M F. Optimization methods applied to the aerodynamic design of helicopter rotor blades[R]. NASA-TM-89155, 1987.
- [2] Kumar S, Bassett D. Rotor performance optimization for future light helicopters[C]// The American Helicopter Society 43rd Annual Forum. Saint Louis, Missouri: AHS, Annual Forum, 1987, 1: 345-355.
- [3] LaMarsh II W J, Walsh J L, Rogers J L. Aerodynamic performance optimization of a rotor blade using a neural network as the analysis[R]. AIAA-92-4837, 1992.
- [4] Bagai A. Contributions to the mathematical modeling of rotor flow-fields using a pseudo-implicit free-wake analysis [D]. Maryland: University of Maryland, 1995.
- [5] 赵景根, 高正, 徐国华. 直升机旋翼/机身气动干扰的计算方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2000, 32(4): 369-374. ZHAO Jinggen, GAO Zheng, XU Guohua. A computational method for helicopter rotor/fuselage aerodynamic interaction[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2000, 32(4): 369-374. (in Chinese)
- [6] Sebeiman J. A tabulation of helicopter rotor-blade differential pressures, stresses, and motions as measured in flight [R]. NASA TM X-952, 1964.
- [7] Postsdam M, Yeo H, Johnson W. Rotor airloads prediction using loose aerodynamic/structural coupling [R]. Baltimore, MD: The American Helicopter Society 60th Annual Forum, 2004.
- [8] Konak A, Coit D W, Smith A E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: a tutorial[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2006, 91(9): 992-1007.
- [9] 孙伟, 张呈林. 基于多目标遗传算法的直升机总体参数优化设计[J]. 机械科学与技术, 2010, 29(2): 265-269. SUN Wei, ZHANG Chenglin. Helicopter preliminary parameter optimization based on multi-objective genetic algorithm[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2010, 29(2): 265-269. (in Chinese)
- [10] 孙伟, 张呈林. 神经网络在直升机概念设计中的应用[J]. 南京航空航天大学学报, 2009, 41(1): 121-125. SUN Wei, ZHANG Chenglin. Application of neural networks in helicopter conceptual design[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 41(1): 121-125. (in Chinese)
- [11] Johnson W. Performance and loads data from a wind tunnel test of a full-scale rotor with four blade tip planforms [R]. NASA Technical Memorandum 81229 USAAVRAD-COM TR 80-A-9, 1980.
- [12] Totah J. A critical assessment of UH-60 main rotor blade airfoil data[R]. AIAA-93-3413, 1993.
- [13] Bousman W G. Aerodynamic characteristics of SC1095 and SC1094R8 airfoils[R]. NASA/TP-2003-212265, 2003.