

文章编号: 1674-8190(2023)02-035-09

超声速低声爆布局分层优化方法

马创¹, 黄江涛¹, 舒博文^{1,2}, 刘刚¹, 钟世东¹

(1. 中国空气动力研究与发展中心 空天技术研究所, 绵阳 621000)

(2. 西北工业大学 航空学院, 西安 710072)

摘要: 声爆抑制是发展新一代超声速民用飞机必须突破的关键技术, 总体布局参数的合理设计可以使飞行器具有良好的声爆特性。为了提高全局进化算法在布局设计中的优化效率, 提出一种基于数据挖掘的分层优化方法, 利用数据挖掘中的决策树算法提取设计知识, 获得设计变量分层信息, 指导低声爆布局分层优化; 针对某超声速低声爆飞行器, 选取后掠角、上反角、展弦比、梢根比、长细比作为设计变量, 开展分层优化数值实验, 并与一体化优化方法进行对比验证。结果表明: 分层优化方法能够搜索到与一体化优化方法高度吻合的最优解, 分层优化方法的收敛速度显著高于一体化优化方法, 且对随机寻优历程的表现更稳健。

关键词: 超声速民用飞机; 声爆抑制; 决策树; 布局设计; 进化算法

中图分类号: V211.3

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2023.02.04

Hierarchical optimization method of supersonic low sonic boom configuration

MA Chuang¹, HUANG Jiangtao¹, SHU Bowen^{1,2}, LIU Gang¹, ZHONG Shidong¹

(1. Aerospace Technology Institute, China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China)

(2. School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Sonic boom suppression is a key technology that must be broken through in the development of a new generation of supersonic civil aircraft. The reasonable design of configuration parameters can make the aircraft have good sonic boom characteristics. In order to break through the bottleneck of evolutionary algorithm in optimizing large-scale design variables, a hierarchical optimization method based on data mining is proposed, and the decision tree (DT) algorithm based data mining is used to extract the design knowledge, obtain the hierarchical information of design variables, and guide the configuration optimization of low sonic boom aircraft. For a low boom supersonic aircraft, five configuration parameters, including sweep angle, aspect ratio, taper ratio, dihedral angle and fuselage slenderness ratio, are selected as design variables to carry out the numerical experiments of hierarchical optimization, and the method is performed with comparison verification with the integrated optimization method. The results show that the hierarchical optimization method can obtain the optimal solution consistent with the integrated optimization method, and the convergence speed of hierarchical optimization method is significantly faster than that of integrated optimization method, and the performance of different optimization processes is more robust.

Key words: supersonic civil aircraft; sonic boom suppression; decision tree; configuration design; evolutionary algorithms

收稿日期: 2022-06-01; 修回日期: 2022-08-30

基金项目: 工信部“十四五”重大科技专项(MJZ5-1N21); 基础与前沿技术基金重点项目(PJD20190095)

通信作者: 黄江涛, hjtcyfx@163.com

引用格式: 马创, 黄江涛, 舒博文, 等. 超声速低声爆布局分层优化方法[J]. 航空工程进展, 2023, 14(2): 35-43.

MA Chuang, HUANG Jiangtao, SHU Bowen, et al. Hierarchical optimization method of supersonic low sonic boom configuration [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(2): 35-43. (in Chinese)

0 引言

高亚声速客机是现代民航交通运输的主要机型,在执行洲际飞行等远距离通勤任务时,由于飞行时间过长,带来了一系列舒适性问题。随着世界各国在政治、经济、文化的交流合作日益密切,更快的飞行速度成为新一代民用航空飞行器设计追求的目标。

20世纪70年代,以“协和号”和“图144”为代表的第一代超声速客机的诞生标志着人类具备了大型超声速民用飞行器的研发能力。但是,超声速客机在超声速巡航时,近场产生的复杂激波—膨胀波波系经过大气传播与演化,在地面形成“N”型的压力分布,即声爆现象。声爆现象会对建筑物造成一定的损害,也会对生物体产生极强的噪声影响,因此,早期的超声速客机只能在海洋上空超声速飞行,严重制约了超声速客机的航路规划与经济效益,最终使得第一代超声速客机全部停止运营。近年来,先进飞行器设计技术的飞速发展使得超声速民用飞机重新成为民用航空的焦点,而声爆问题是新一代超声速民用飞机必须解决的“卡脖子”问题^[1]。

研究表明,流动控制、新概念布局、气动外形优化等方法^[2-11]均可有效抑制声爆。其中,气动布局对全机气动特性与声爆特性有着至关重要的影响,设计良好的低声爆布局能对低声爆精细化设计提供重要基础,实现“事半功倍”的效果。现阶段各类新概念低阻/低声爆布局不断涌现,如多段翼或连续变后掠机翼布局^[12]、Busemann双层翼布局^[13-15]、双向飞翼布局^[3]等。新型复杂布局的出现意味着布局参数规模的增加,低声爆布局优化尤其是精细化优化正面临设计变量多、解空间更复杂的发展形势。全局优化方法理论上可以搜寻全局最优解,在求解多峰问题中具备优势。对于高维设计问题,随着维数增加,解空间呈指数级增长,而最优解只在整个设计空间中的某个较小的区域出现,导致全局进化算法的搜索效率显著降低^[16]。为此,亟待探索一种面向多变量问题的高效全局优化方法,其中,对设计空间降维是改善进化算法对高维优化问题适应性的有力手段。

数据挖掘(Data Mining,简称DM)指从大量数据中通过算法搜索隐藏的信息,是统计学、模式识别、人工智能、机器学习等多学科技术的交叉融

合,在分类、聚类、回归、关联分析等方面具有显著优势,为数据降维提供了新思路。如自组织映射网络(Self-organizing Feature Map,简称SOM)、决策树(DT)等可以通过分类、聚类等算法,将高维空间可视化,从而实现降维。数据挖掘方法能够提取先验设计知识,为设计人员提供重要参考,因此在飞行器多学科优化设计领域受到国内外研究者的广泛关注。郭振东等^[17]基于数据挖掘技术辅助分析了设计变量对目标的影响关系,为优化设计提供科学指导;邱亚松^[18]针对气动设计方法中存在的主要问题,对典型线性、非线性数据降维方法分别进行了研究与发展;刘深深等^[19]基于数据挖掘中的机器学习算法对气动布局优化设计中产生的中间数据进行了挖掘分析,并通过规则和可视化等方式予以展现。上述工作主要借助数据挖掘的降维思想辅助分析优化问题中设计变量与目标的影响机理。本文旨在利用降维思想对优化方法进行改进,以期揭示数据挖掘的先验知识对提高优化设计效率的指导作用。

本文提出一种基于数据挖掘的低声爆布局分层优化方法,以某超声速飞行器气动外形为基础,选取后掠角、上反角、展弦比、梢根比、长细比五个设计变量,通过取样生成低声爆数据集,基于CART算法生成决策树,提取设计知识,获得设计变量分层信息及每层设计区间缩减信息,开展分层优化,并从最优解、优化时间、稳定性三方面评估分层优化方法的可信度与效率。

1 分层优化方法

基于数据挖掘的低声爆布局分层优化方法步骤为:首先,选择数据挖掘方法中的决策树算法处理低声爆样本集,获得设计变量的敏感度及隐含关系等先验知识;其次,基于先验知识得到设计变量分层及设计区间缩减信息;最后,根据以上结论,结合标准粒子群优化(Particle Swarm Optimization,简称PSO)算法与代理模型开展分层优化。

1.1 低声爆数据集采样

低声爆数据集是决策树分析的基础,由若干组设计变量及相应的目标函数组成。

选择后掠角、展弦比、梢根比、上反角、机身长细比五个总体布局参数作为设计变量,取值区间

如表 1 所示。使用拉丁超立方采样(Latin Hypercube Sampling, 简称 LHS)法在给定的取值空间内取样, 样本量为 349。

表 1 设计变量取值区间
Table 1 Values of design variables

设计变量	取值区间
后掠角 $X_1/(^\circ)$	60~70
展弦比 X_2	0.7~1.2
梢根比 X_3	0.02~0.2
上反角 $X_4/(^\circ)$	-3~8
机身长细比 X_5	12~17

目标函数为远场感知噪声级(Perceived Noise Level, 简称 PNL)。感知噪声级是表示人耳直接感觉到的噪声程度的物理量, 直接表征了声爆信号对人的噪声影响。目标函数计算方法如下:

首先, 选取某型超声速飞行器为基础外形(如图 1 所示), 使用 NASA 开源软件 OpenVSP 建立数据集中的每组设计变量对应的气动外形, 除设计变量之外的其他变量保持不变, 例如为了保证设计升力系数不变, 使机翼面积不变从而控制翼载等。

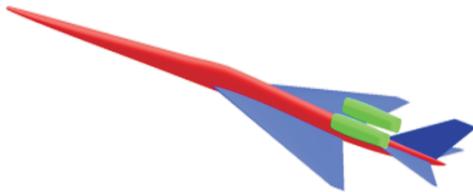


图 1 某型超声速飞行器外形

Fig. 1 Configuration of a supersonic aircraft

其次, 求解气动外形在给定条件下的流场参数。第一、二届声爆预测大会(SBPW-1、SBPW-2)对 SEEB-ALR、DWB、LM1021 等标模的数值实

验结果表明, 声爆问题的近场 CFD 数值计算, 求解 Euler 方程能够比较准确地捕捉近场激波-膨胀波波系特征, 满足近场声爆信号计算的精度要求^[20-21], 因此本文采用无黏计算, 实现取样过程的快速数值求解。

使用基于 Euler 方程的无黏求解器 CART3D 求解 $H=16\ 747\ \text{m}$ 、 $Ma=1.6$ 、 $\alpha=2.5^\circ$ 巡航状态下的流场与升力、阻力系数。空间离散方法利用中心差分格式与添加人工黏性的有限体积法, 时间推进形式为四级四阶 Runge-Kutta 显式推进。计算网格为空间笛卡尔网格, 在近场进行网格加密, 尽可能精确捕捉近场波系。近场计算网格在对称面上的分布如图 2 所示。

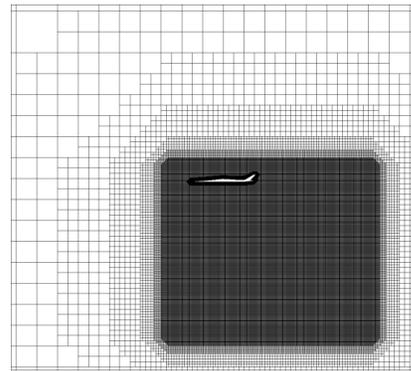


图 2 流场计算网格(近场)

Fig. 2 Computational grid of flow field (near field)

然后, 在对称面机身正下方距离飞行器一倍机身长度处提取近场过压, 即近场声爆信号, 基于增广 Burgers 方程得到远场声爆信号预测结果, 进而通过快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, 简称 FFT)得到远场感知噪声级。

为了适于决策树算法的计算分析, 需要对样本集生成方法得到的样本数据集进行贴标签处理, 如表 2 所示。

表 2 样本标签
Table 2 Labels of samples

标签变量	后掠角 $X_1/(^\circ)$	展弦比 X_2	梢根比 X_3	上反角 $X_4/(^\circ)$	机身长细比 X_5	远场感知噪声级 L/dB
“1”	[60, 62)	[0.7, 0.8)	[0.02, 0.06)	[-3.0, -0.8)	[12, 13)	$(-\infty, 99.67]$
“2”	[62, 64)	[0.8, 0.9)	[0.06, 0.09)	[-0.8, 1.4)	[13, 14)	$(99.67, +\infty)$
“3”	[64, 66)	[66, 68)	[68, 70)	[0.9, 1.0)	[1.0, 1.1)	[1.1, 1.2)
“4”	[0.09, 0.13)	[0.13, 0.16)	[0.16, 0.20)	[1.4, 3.6)	[3.6, 5.8)	[5.8, 8.0)
“5”	[14, 15)	[15, 16)	[16, 17)	-	-	-

1.2 决策树生成

基于决策树算法对低声爆样本集进行数据挖掘,提取先验设计知识。

决策树算法是机器学习中一种古老而经典的分类算法,如图 3 所示,决策树以一种树形结构呈现了数据挖掘结果。

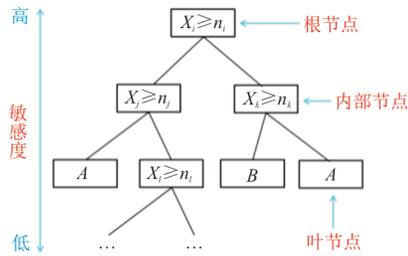


图 3 典型决策树结构

Fig. 3 Typical structure of decision tree

从根节点出发,每个内部节点都需要选择样本数据集中变量的某个属性进行测试,根据不同的测试结果将训练集分为若干个子训练集,每个

子训练集形成了新的内部节点,循环上述过程,直到某个节点达到给定的终止条件,即叶节点。每个叶节点代表数据集中与目标的某个类别对应的子样本集。

决策树算法的核心是内部节点最优切分属性的选择,常用算法有 ID3、C4.5、CART 算法^[22]等。本文选择 CART 算法建立决策树。CART 算法将 Gini 系数作为最优切分点的选择依据,对于样本集 D ,目标函数有 K 个,输出第 k 个目标的样本集合为 C_k ,若特征的某个取值 A_i 将数据集分为两个集合 $D_1、D_2$,Gini 系数的定义如式(1)所示。Gini 系数表征了信息当前节点的信息不纯度,Gini 系数越小,不纯度越低。

$$Gini(D, A) = \left(\frac{D_1}{D}\right)Gini(D_1) + \left(\frac{D_2}{D}\right)Gini(D_2) = \left(\frac{D_1}{D}\right)\left(1 - \sum_{k=1}^K \frac{|C_{1k}|}{|D_1|}\right) + \left(\frac{D_2}{D}\right)\left(1 - \sum_{k=1}^K \frac{|C_{2k}|}{|D_2|}\right) \quad (1)$$

决策树生成结果如图 4 所示。

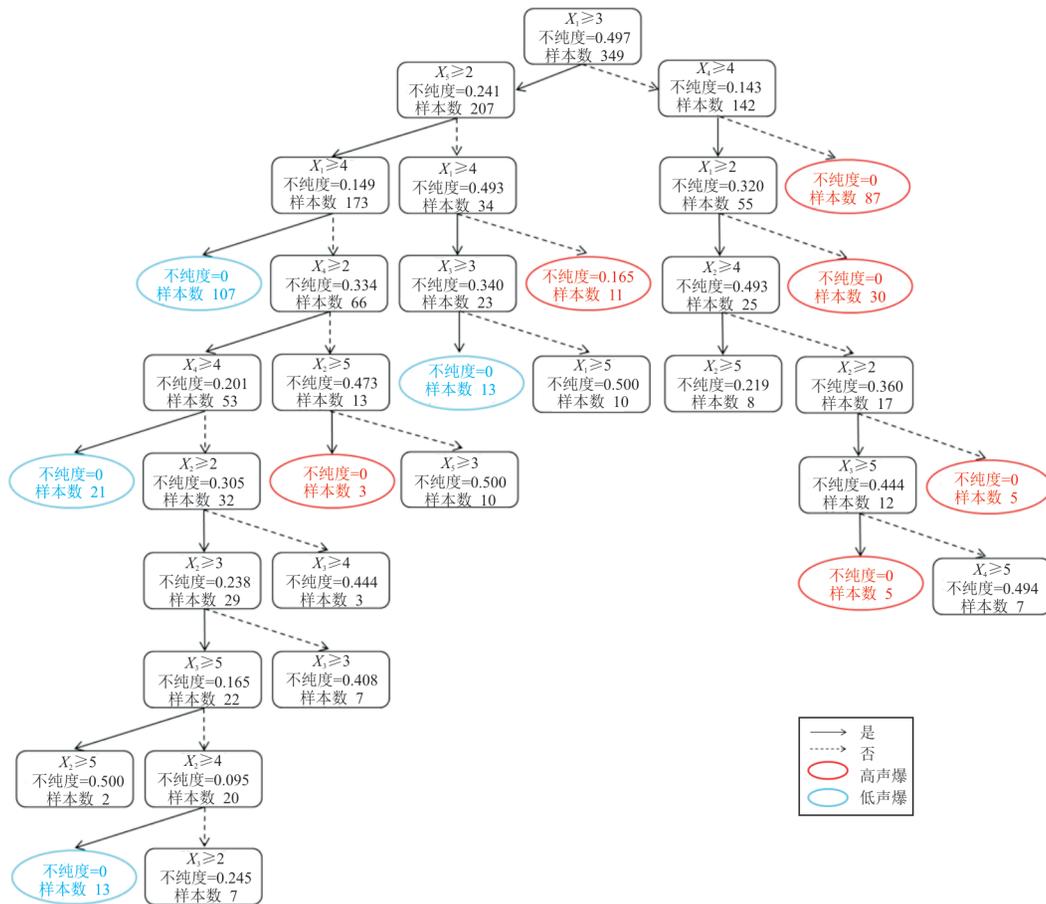


图 4 决策树生成结果

Fig. 4 Result of decision tree

1.3 设计知识提取

决策树提供的设计知识主要分为两方面:其一,决策树自上而下,内部节点中设计变量的出现顺序表征了其重要程度,先出现的设计变量敏感度更高,具有更高的设计优先级,由此可对设计变量分层;其二,决策树叶节点给出了使目标函数趋于理想值的设计变量取值范围,进而缩小设计空间,提高优化设计效率。

观察图4所示决策树中设计变量自上而下出现的顺序,后掠角位于根节点,是最先出现的设计变量,具有最高的敏感度,在布局设计中处于最重要的地位;长细比与上反角在后掠角之后出现,重要程度次之;梢根比与展弦比最后出现,是声爆特性的低敏感变量。根据上述设计知识,分层优化的结构为:第一层为后掠角,第二层为上反角与长细比,第三层为展弦比与梢根比。对某层设计变量优化时,其他层的设计变量保持不变。

图4所示决策树中红色与蓝色叶节点分别代表目标对应“高声爆”与“低声爆”的样本,综合分析所有与蓝色叶节点相连接的内部节点,可提取低声爆设计知识如表3所示。

表3 决策树设计知识提取
Table 3 Knowledge extracted from decision tree

序号	样本量	设计知识
1	107	$X_1 \geq 66^\circ, X_5 \geq 13$
2	13	$X_1 \geq 66^\circ, X_3 \geq 0.09^\circ, X_5 < 13$
3	21	$64^\circ \leq X_1 < 66^\circ, X_4 \geq 3.6^\circ, X_5 \geq 13$
4	13	$64^\circ \leq X_1 < 66^\circ, X_2 \geq 1.0, X_3 < 0.16, -0.8^\circ \leq X_4 < 3.6^\circ, X_5 \geq 13$

表3所示的设计知识蕴含了使飞行器趋于低声爆的设计参数变化规律,对相同参数的变化范围取交集,可使分层优化中各个层次的设计区间相应缩减,如表4所示。

表4 缩减前后的设计空间
Table 4 Design space before and after reduction

分层情况	设计变量	原空间范围	新空间范围
第一层	后掠角 $X_1/(^\circ)$	60~70	64~70
第二层	上反角 $X_4/(^\circ)$	-3~8	3.6~8
	长细比 X_5	12~17	13~17
第三层	展弦比 X_2	0.7~1.2	0.7~1.2
	梢根比 X_3	0.02~0.20	0.02~0.20

1.4 分层优化

分层优化基于全局优化算法中的标准粒子群优化算法开展,设计空间为5维,种群规模为30个。考虑到本算例中CFD与Burgers方程相结合的目标函数求解方法计算量庞大,因此建立Kriging代理模型,在寻优过程中预测每个设计点对应的目标函数,即远场感知噪声级。

Kriging模型是一种利用已知点的信息来预测未知点的无偏估计代理模型,对于 k 维输入变量 x ,将响应 $y(x)$ 视为随机过程 $Y(x)$ 的实现。 $Y(x)$ 是回归模型与随机过程的叠加, $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k)^T$ 为回归系数组成的向量,其定义为

$$Y(x) = \sum_{i=1}^k \alpha_i f_i(x) + S(x) \quad (2)$$

式中: $f_i(x)$ 为回归模型基函数,回归模型是二者之积的线性叠加 $\sum_{i=1}^k \alpha_i f_i(x)$,表征对函数 $y(x)$ 的全局近似; $S(x)$ 为均值为0的平稳随机过程,表示回归模型拟合目标函数 $y(x)$ 的系统误差。

协方差为

$$\text{Cov}[S(x_i), S(x_j)] = \sigma_z^2 R(x_i, x_j, \theta) \quad (3)$$

式中: σ_z^2 为随机过程 $S(x)$ 的方差; $R(x_i, x_j, \theta)$ 为表征试验点 x_i 与 x_j 的空间相关关系的相关函数,定义如下:

$$R(x_i, x_j, \theta) = \exp\left(-\sum_{n=1}^k \theta_n |x_{in} - x_{jn}|^2\right) \quad (4)$$

式中: $\theta_n (n=1, 2, \dots, k)$ 为代理模型的超参数,是决定代理模型性能的重要参数。

定义均方根误差(Mean Squared Error,简称MSE)作为代理模型对未知点预测效果的衡量指标。

代理模型的训练集使用决策树样本集,其中前300个样本用于训练,后49个样本用于检验,检验集的均方根误差如图5所示。远场感知声压级的量级为 10^2 dB,而检验集的MSE最大值不超过0.4 dB,满足精度要求。

目前,全局优化主要采用设计变量一体化优化方法,具有直观、便捷、易操作等特点。然而,该方法虽然可以准确搜索全局最优解,但效率较低,且较大程度受到设计空间维度的制约。为了揭示分层优化的有效性与潜在优势,同时对分层优化

方法与一体化优化方法开展数值实验,形成对比验证。其中,分层优化方法按照表 4 所示的优先级与设计区间依次对每层设计变量进行优化,对当前层次设计变量寻优时,其他设计变量保持不变;一体化优化方法不区分设计变量优先级,同时在表 1 所示的设计空间内对所有设计变量寻优。布局优化的数学模型如式(5)所示,其中约束包括重心不变、翼面积不变,通过 NASA 快速造型软件 OpenVSP 实现定义。

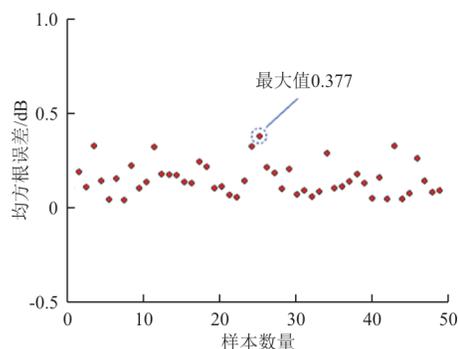


图 5 检验集 MSE 分布

Fig. 5 MSE of inspection data set

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{目标: } \min L \\ \text{变量: } X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 \\ \text{约束: } Ma = 1.6, H = 16\,747 \text{ m}, \alpha = 2.5^\circ, \\ \quad C.G. = \text{const}, A_L = \text{const} \end{array} \right. \quad (5)$$

调用系统挂钟监测分层优化方法与一体化优化方法的程序运行时间,记录收敛后的最优设计点及目标函数。由于粒子群优化算法寻优历程具有随机性,本文从相同的初始点出发进行 100 次寻优,获得统计值,以考虑随机寻优历程对算法性能评估的影响。

2 优化结果分析

对比分层优化方法与一体化优化方法在最优解、优化时间以及对随机收敛过程的敏感性三方面的表现,分析分层优化方法的有效性和优势。

100 次寻优的最优设计点及相应的最优解与初始值对比如表 5 所示。经过布局优化,该飞行器在给定工况下的远场感知噪声级降低约 6 dB,显著改善了飞行器巡航状态下的低声爆特性。

表 5 优化前后对比
Table 5 Values of design variables

参数	初始值	分层优化	一体化优化
后掠角 $X_1/(\circ)$	60.87	70	69.96~70
展弦比 X_2	1.163	0.992~1.200	0.974~1.121
梢根比 X_3	0.158	0.047~0.200	0.101~1.197
上反角 $X_4/(\circ)$	7.91	7.89~8	5.44~8
长细比 X_5	13.70	13.00~17.00	12.73~17.00
L/dB	100.75	94.45~94.75	94.17~94.49
C_L/C_D	8.081	8.666	8.911
C_m	-0.072	-0.047	-0.051

两种优化方法相应的飞行器布局变化及压力分布如图 6 所示,其中, C_m 为俯仰力矩系数,图中分层优化与一体化优化的构型均为 100 次优化结果中任选其一,可以看出:优化后的飞行器呈现大后掠、大上反角构型,机身更加细长。

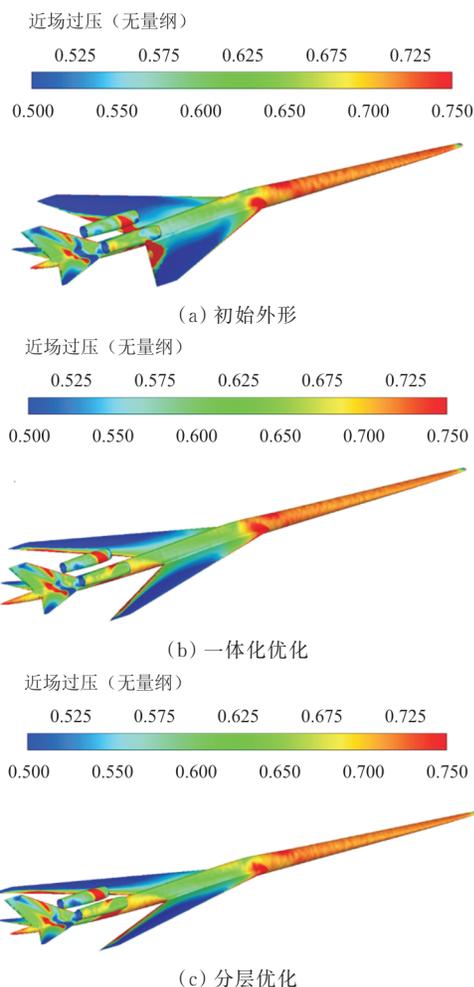


图 6 优化前后布局对比

Fig. 6 Configuration before and after optimization

三种构型的近场波系结构如图 7 所示,近场声爆信号及其远场信号的预测结果如图 8 所示,可以看出:由于机身长细比增加,近场激波—膨胀波的间距随之增加;经过机翼参数优化,机翼下方的一道强激波变为两道较弱的激波;尾部激波也有一定程度的削弱。远场声爆信号“N”形波的峰值和持续时间都显著降低,进一步使感知噪声级降低,从而实现声爆抑制。

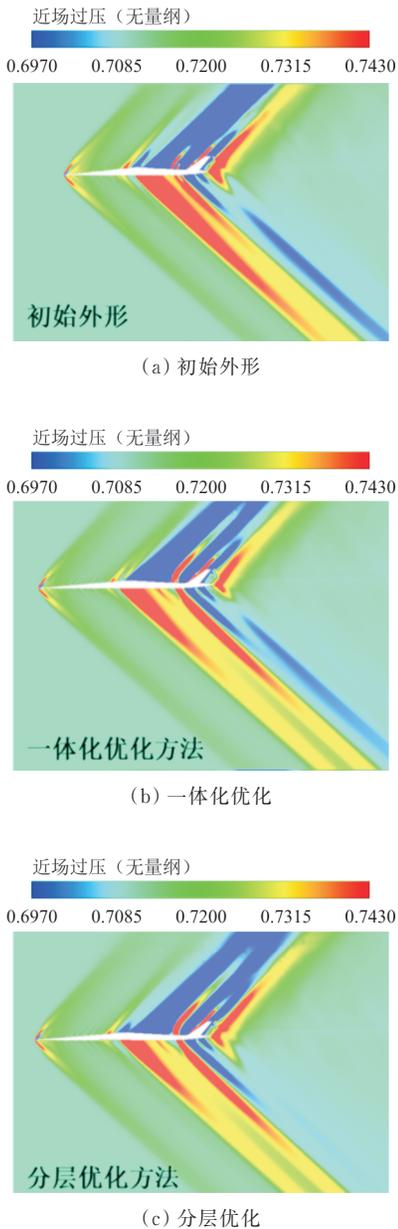


图 7 近场波系分布

Fig. 7 Near field wave system distribution

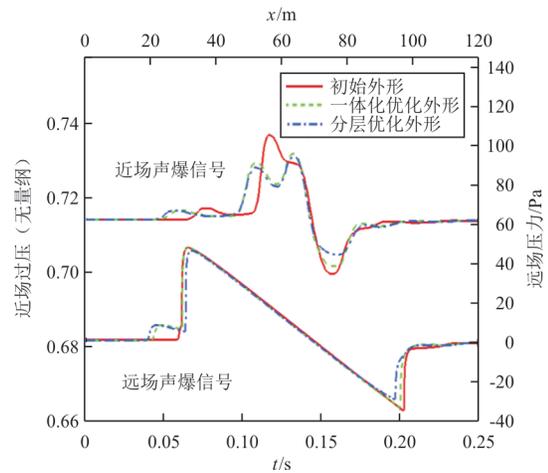


图 8 近/远场声爆信号

Fig. 8 Near field/far field sonic boom signal

100 次分层优化方法与一体化优化方法的运行时间及最优解分布如图 9 所示。

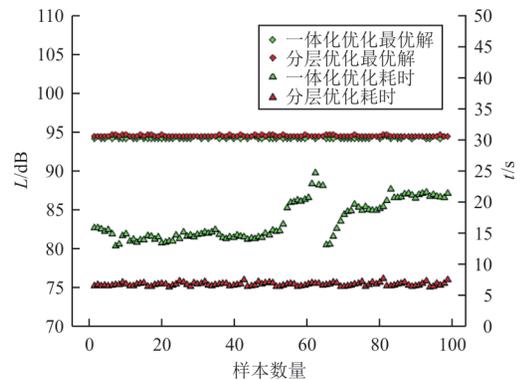


图 9 优化结果

Fig. 9 Results of optimization

在考虑代理模型误差的前提下,分层优化方法得到了与一体化优化方法高度接近的最优解。基于决策树提取的设计知识有效剔除了最优解出现概率较低的解空间,使分层优化方法依然可以准确地搜索至最优解附近,在一定范围内,分层优化方法与一体化优化方法具有同等的可信度。

分层优化方法的收敛时间显著低于一体化优化方法,这一指标对随机寻优历程的表现更为稳健,对于相同的设计空间,分层优化方法具有更高的搜索效率,且能够在一定程度上降低进化算法寻优的随机性对算法性能的影响。

对于本文的优化算例,分层化优化设计的优势具体体现在:(1) 对设计变量分层有效降低了每

一轮寻优的设计变量数量,进一步减少了所需 PSO 算法粒子数,降低计算规模;(2) 决策树挖掘的设计知识将搜索范围从高维解空间全域减少为最优解较大概率出现的由若干个低维切片组合而成的子空间,并缩小了每个维度的搜索范围,进而提高了最优解的搜索效率;(3) 对于同类飞行器布局设计问题,决策树算法可以帮助设计人员筛选出对目标影响程度较高的设计变量,优先进行优化,从而迅速确定飞行器布局的主特征,节约计算资源,而对于其他非重要设计变量的优化则属于细节设计,可借助理模型等工具实现快速设计。

3 结 论

(1) 与目前全局优化普遍采用的设计变量一体化优化方法相比,分层优化方法不仅能够搜索到与一体化优化方法高度一致的最优设计点,而且具有远高于一体化优化方法的搜索效率。

(2) 决策树算法有效辨识了目标对设计变量的敏感度及设计变量的隐含关系,由此对设计变量分层化,将高维设计空间转化为若干个低维子空间的叠加,有效剔除了最优解出现概率较低的搜索空间,提高了全局优化的效率。

(3) 一体化优化方法对寻优历程的随机性表现更敏感,而对设计变量分层之后,这一影响显著降低,且收敛时间大幅降低。

(4) 对于同类低声爆飞行器的布局设计问题,决策树算法能够从设计变量中筛选出重要设计变量,分层优化方法则优先对重要设计变量进行设计,帮助设计人员迅速确定布局的主要特征。后续对非重要设计变量的优化可借助理模型等工具实现快速设计,改进布局细节。

综上,基于决策树的分层优化方法有效提高了全局最优解的搜索效率,该方法能够为发展新概念超声速低声爆飞行器布局提供技术支撑,具有解决未来复杂布局优化设计问题的潜力。

参 考 文 献

- [1] 冯晓强,宋笔锋,李占科,等. 超声速飞机低声爆布局混合优化方法研究[J]. 航空学报, 2013, 34(8): 1768-1777.
FENG Xiaoqiang, SONG Bifeng, LI Zhanke, et al. Hybrid optimization approach research for low sonic boom supersonic aircraft configuration[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(8): 1768-1777. (in Chinese)
- [2] YE L Q, YE Z Y, YE K, et al. A low-boom and low-drag design method for supersonic aircraft and its application on airfoils[J]. Advances in Aerodynamics, 2021, 3(1): 428-454.
- [3] ZHA G, IM H, ESPINAL D. Toward zero sonic-boom and high efficiency supersonic flight, part I: a novel concept of supersonic bi-directional flying wing: AIAA-2010-1013[R]. US: AIAA, 2010.
- [4] ESPINAL D, LEE B, SPOSATO H, et al. Supersonic bi-directional flying wing, part II: conceptual design of a high speed civil transport: AIAA-2010-1393[R]. US: AIAA, 2010.
- [5] KUSUNOSE K. Supersonic biplane: a review[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2011, 47: 53-87.
- [6] KIRZ J. Surrogate based shape optimization of a low boom axisymmetric body: AIAA-2018-2849 [R]. US: AIAA, 2018.
- [7] 乔建领,韩忠华,宋文萍. 基于代理模型的高效全局低音爆优化设计方法[J]. 航空学报, 2018, 39(5): 67-80.
QIAO Jianling, HAN Zhonghua, SONG Wenping. An efficient surrogate-based global optimization for low sonic boom design[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(5): 67-80. (in Chinese)
- [8] REUTHER J, JAMESON A. Supersonic wing and wing-body shape optimization using an adjoint formulation: NASA-CR199150[R]. US: NASA, 1995.
- [9] RALLABHANDI S K, NIELSEN E J, DISKIN B. Sonic-boom mitigation through aircraft design and adjoint methodology[J]. Journal of Aircraft, 2014, 51(2): 502-510.
- [10] 黄江涛,张绎典,高正红,等. 基于流场/声爆耦合伴随方程的超声速公务机声爆优化[J]. 航空学报, 2019, 40(5): 51-61.
HUANG Jiangtao, ZHANG Yidian, GAO Zhenghong, et al. The supersonic jet sonic boom optimization based on flow/sonic boom coupled adjoint equations[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(5): 51-61. (in Chinese)
- [11] RALLABHANDI S K, MAVRIS D N. Sonic boom minimization using inverse design and probabilistic acoustic propagation[J]. Journal of Aircraft, 2006, 43(6): 1815-1828.
- [12] 郝璇,苏诚,刘芳,等. 超声速飞行器低声爆气动布局优化设计研究[J]. 空气动力学学报, 2018, 36(2): 327-333.
HAO Xuan, SU Cheng, LIU Fang, et al. Optimization design research on low sonic boom configuration for supersonic transport [J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2018, 36(2): 327-333. (in Chinese)
- [13] MATSUSHIMA K, MARUYAMA D, KUSUNOSE K. Extension of Busemannbiplane theory to three dimensional

- wing fuselage configurations [C] // The 27th International Congress of the Aeronautical Sciences. Nice, France: ICAS, 2010: 1-8.
- [14] 李占科, 张翔宇, 冯晓强, 等. 超声速双层翼翼型的阻力特性研究[J]. 应用力学学报, 2014, 31(4): 483-488.
LI Zhanke, ZHANG Xiangyu, FENG Xiaoqiang, et al. The study on the drag characteristic of supersonic biplane [J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2014, 31(4): 483-488. (in Chinese)
- [15] 刘荣健, 白鹏, 黄志澄. 基于Busemann双翼机原理的低声爆气动布局研究进展[C] // 首届空气动力学大会. 绵阳: 中国空气动力学学会, 2018: 114-118.
LIU Rongjian, BAI Peng, HUANG Zhicheng. Research progress on aerodynamic layout of low noise explosion based on Busemann biplane principle [C] // The First Aerodynamics Conference. Mianyang: Chinese Aerodynamic Society, 2018: 114-118. (in Chinese)
- [16] 封朋成. 改进的差异进化算法求解高维全局优化问题研究[D]. 长沙: 中南大学, 2010.
FENG Pengcheng. Research on improved differential evolution algorithm for solving high-dimensional global optimization problems [D]. Changsha: Central South University, 2010. (in Chinese)
- [17] 郭振东, 宋立明, 李军, 等. 基于子元模型的全局优化与设计空间知识挖掘方法[J]. 推进技术, 2015, 36(2): 207-216.
GUO Zhendong, SONG Liming, LI Jun, et al. Meta model-based global design optimization and exploration method [J]. Journal of Propulsion Technology, 2015, 36(2): 207-216. (in Chinese)
- [18] 邱亚松. 基于数据降维技术的气动外形设计方法[D]. 西安: 西北工业大学, 2014.
QIU Yasong. Aerodynamic shape design methods based on data dimension approaches [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2014. (in Chinese)
- [19] 刘深深, 陈江涛, 桂业伟, 等. 基于数据挖掘的飞行器气动布局设计知识提取[J]. 航空学报, 2021, 42(4): 350-364.
LIU Shenshen, CHEN Jiangtao, GUI Yewei, et al. Knowledge discovery for vehicle aerodynamic configuration design using data mining [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(4): 350-364. (in Chinese)
- [20] PARK M A, MORGENSTERN J M. Summary and statistical analysis of the First AIAA Sonic Boom Prediction Workshop [J]. Journal of Aircraft, 2016, 53(2): 578-598.
- [21] PARK M A, NEMEC M. Near field summary and statistical analysis of the Second AIAA Sonic Boom Prediction Workshop: AIAA-2017-3256 [R]. US: AIAA, 2017.
- [22] GRAJSKI K A, BREIMA L, VIANA D P G, et al. Classification of EEG spatial patterns with a tree-structured methodology: CART [J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 1986, 33(12): 1076-1086.

作者简介:

马创(1998-),男,硕士研究生。主要研究方向:低声爆气动优化设计。

黄江涛(1982-),男,博士,研究员。主要研究方向:飞行器总体气动设计,多学科优化,智能飞行。

舒博文(1995-),男,博士研究生。主要研究方向:内外流一体化设计。

刘刚(1964-),男,博士,研究员。主要研究方向:飞行器布局优化设计,计算空气动力学,模型飞行试验。

钟世东(1983-),男,硕士,高级工程师。主要研究方向:飞行器气动布局设计。

(编辑:丛艳娟)