

基于生成拓扑映射的气动外形反设计方法研究

宋超, 刘红阳, 周铸, 罗骁, 李伟斌

(中国空气动力研究与发展中心 计算空气动力研究所, 四川 绵阳 621000)

摘 要:气动外形反设计方法存在难以给定合理目标压力分布, 强烈依赖设计经验等问题, 难以适应现代工程设计需求。针对反设计方法的不足, 结合机器学习与全局优化方法, 发展了一种高效鲁棒的气动外形反设计方法。该方法利用生成拓扑映射(generative topographic mapping, GTM)模型建立气动外形及其压力分布组合数据和低维隐空间变量的映射关系, 并利用遗传算法在隐空间寻优, 同时得到最优压力分布与对应气动外形。GTM 能够建立高精度的映射关系, 设计过程不需要流场解算参与迭代, 极大提高了设计效率。所提方法充分利用了遗传算法与 GTM 方法的特点, 不要求目标压力分布具有实际物理意义, 减小了对设计经验的依赖程度。分别针对低速翼型、跨声速翼型、三维层流短舱开展了反设计研究, 设计算例表明, 该方法设计鲁棒性好, 能够高效率收敛到目标压力分布, 具有良好的工程应用价值。

关 键 词:反设计; 生成拓扑映射; 机器学习; 遗传算法; 压力分布
中图分类号:V211.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1000-2758(2022)04-0837-08

飞行器气动外形直接决定其飞行性能与飞行品质。气动外形与性能之间存在复杂关系, 并受多种约束条件限制, 使得气动外形设计成为整个飞行器设计流程中最为困难的环节。气动外形数字化设计技术充分利用计算流体力学、数值优化方法, 在提高设计效率的同时, 有助于获得更优异的气动性能。气动外形数字化设计技术包括优化设计方法和反设计方法。优化设计方法鲁棒性好, 对设计经验依赖程度低, 但依赖于数值优化算法的特性, 如全局优化算法需要大量的流场分析, 计算效率低, 而基于梯度的优化设计结果强烈依赖于初始构型在设计空间中的位置。

反设计方法通过改变气动外形, 使得其表面压力分布与给定的目标压力分布尽量吻合, 该方法通常计算效率较高, 在给定优秀目标压力分布后能够很快得到满意的气动外形。Lighthill^[1]最早提出了基于保角变换的翼型反设计方法。之后, Takanashi^[2]发展了余量修正法及其改进方法^[3-4],

该方法是工程常用的反设计方法之一。此类经典的反设计方法要求给出合理的目标压力分布, 否则无法收敛。Bui-Thanh 等^[5]利用本征正交分解(proper orthogonal decomposition, POD)降阶方法发展了 Gappy POD 翼型反设计方法。白俊强等^[6]对 Gappy POD 进行了改进, 引入了迭代校正法提高反设计精度。Gappy POD 反设计方法对目标压力分布合理性没有要求, 计算效率高, 但是不能处理各种几何和气动约束。

近年来, 机器学习技术不断发展并被应用到翼型反设计领域。单志辉^[7]基于高斯过程回归模型进行了翼型反设计研究, 压力分布和外形数据用于模型训练, 以预测目标压力分布对应的翼型。Sun 等^[8]基于人工神经网络开展了翼型反设计研究。Sekar 等^[9]利用深度卷积神经网络将翼型和压力分布的图像作为学习对象, 实现了压力分布图像特征提取, 从而计算获得翼型外形。目前, 基于神经网络, 尤其是深度神经网络的反设计方法还存在模型

训练复杂、训练时间长等问题。

生成拓扑映射(generative topographic mapping, GTM)^[10]是机器学习领域的一种非线性隐变量模型,能实现高维数据的非线性降维,广泛应用于数据分析及可视化分析^[11-13]。GTM能够尽可能地保持数据在高维空间上原有的拓扑相对关系,并且建立了高维与低维空间的双向映射。Viswanath等^[14-15]利用气动外形与气动力组成的高维数据作为GTM模型训练数据,进行了翼型的气动力优化设计,是GTM模型在气动设计领域的首次应用。

本文针对反设计方法目标压力分布难以给定、对设计经验依赖度高的问题,利用GTM模型的特点,建立了翼型设计变量与压力分布的映射模型,并结合全局优化算法实现了翼型压力分布高效反设计。

1 基于生成拓扑映射的气动反设计方法

1.1 生成拓扑映射模型

GTM能够实现高维数据到低维空间的映射,并保持原有的拓扑相对关系。设有 D 维数据集 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_N\}$,但数据本质是 L 维的($L < D$)。映射函数 $y(x, W)$ 将 L 维空间的 K 个隐变量点 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_K\}$ 映射到 D 维数据集 T 。图1表示一个二维隐空间上的9个隐变量点,通过映射函数 $y(x, W)$ 被映射到图右侧所示的三维空间上。

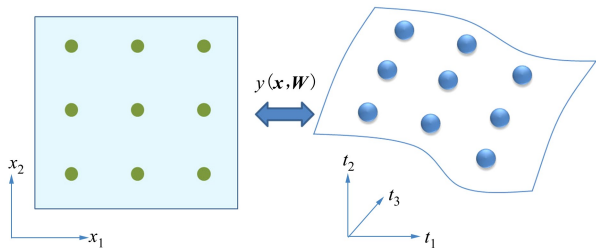


图1 GTM原理示意图

文献[10]给出了GTM模型详细的描述,采用中心位于 $y(x, W)$ 且方差为 β 的高斯函数作为 D 维数据集 T 的分布

$$p(t|x, W, \beta) = \left(\frac{\beta}{2\pi}\right)^{-D/2} \exp\left\{-\frac{\beta}{2} \sum_d [t_d - y_d(x, W)]^2\right\} \quad (1)$$

对 x 积分可得:

$$p(t|W, \beta) = \int p(t|x, W, \beta) p(x) dx \quad (2)$$

式中, $p(x)$ 为先验分布

$$p(x) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \delta(x - x_k) \quad (3)$$

表示均匀分布在隐变量空间内的 K 个点上。

由此得到

$$p(t|W, \beta) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K p(t|x_k, W, \beta) \quad (4)$$

通过最大对数似然函数可求得参数 W 和 β

$$L(W, \beta) = \sum_{n=1}^N \ln \left\{ \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K p(t_n|x_k, W, \beta) \right\} \quad (5)$$

分布 $p(t|W, \beta)$ 为中心固定的带约束混合高斯模型。矩阵 W 是隐空间点向高维空间映射函数的权重参数矩阵,其维度为 $D \times M$, M 为基函数个数。GTM算法可归纳为:已知隐变量空间中 x 的分布和数据空间的数据集合 T ,使用最大似然法求解参数 W, β 。常采用期望最大化(expectation maximization, EM)算法训练GTM模型参数^[16-17]。

1.2 基于GTM的气动反设计方法

基于GTM的气动反设计方法流程如图2所示。

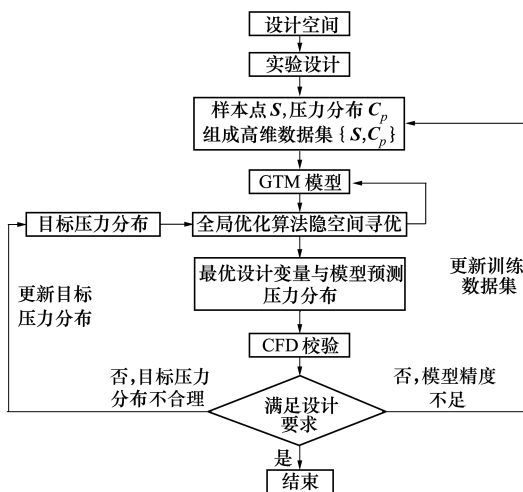


图2 基于GTM的目标压力分布反设计流程图

首先在根据气动外形参数化方法确定的设计变量确定设计空间。然后在设计空间内对设计变量进行抽样,得到样本集 S ,并计算对应外形的流场,这一步骤为实验设计。若设计变量个数为 m ,样本点数目为 n ,则 S 为 $n \times m$ 的矩阵。利用流场求解器得到样本点 i 对应的压力分布,若绕气动外形的压力分布点数为 k ,则得到维度为 $n \times k$ 的压力分布数据集 C_p 。将样本集与压力分布数据集合并,作为GTM

模型的训练高维数据 $\mathbf{X}_{\text{train}}$ 。 $\mathbf{X}_{\text{train}}$ 是维度为 $n \times (m + k)$ 的矩阵,每一行由一个样本点及其对应的压力分布数据组成。

GTM 模型的参数包括训练次数、隐空间维度 L 、隐空间网格点数 K 、基函数个数 M 。GTM 模型训练过程一般在 10 步左右收敛^[18]。GTM 模型常用于高维数据可视化,因此隐空间维度经常取为 2。另外隐空间网格点数 K 随隐空间维度 L 呈指数增长,即 $K = N_{\text{mesh}}^L$, N_{mesh} 为一个维度上的网格划分数目。过多的隐空间网格点数会导致训练时间长或内存溢出等问题,一般 L 不大于 4。基函数的个数一般取为 $N_{\text{mesh}}/2$ 。

GTM 模型训练完成后,算法建立了高维空间与隐空间的映射关系。隐空间的维度即为 L 维,给定隐空间的任意位置 $\mathbf{x}$,其中 $\mathbf{x}$ 是一个长度为 L 的向量,每个分量在 ± 1 范围内。利用 GTM 反映射关系可以得到对应高维空间的数据,即设计变量与压力分布组成的数据。因此,对于隐空间中的每一个点,可以通过 GTM 映射得到一个气动外形及其对应的压力分布。

定义表面压力分布与目标压力分布之间的差异为 E_p

$$E_p = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (c_p^i - c_{pT}^i)^2}$$

(6)

式中: N 为表面压力分布点数; c_p^i 为表面第 i 个点的压力值; c_{pT}^i 为目标压力分布的第 i 个值。

本文采用遗传算法在隐空间进行寻优,目标函

数为 E_p 。GTM 模型充当类似代理模型的作用。遗传算法的设计变量为隐空间变量,通过调用 GTM 模型,得到对应的压力分布和气动外形参数化变量。通过公式(6)可以得到隐空间变量对应的适应度值,供遗传算法执行交叉变异等操作。通过遗传算法得到最接近目标压力分布的气动外形参数化变量,进一步由参数化方法得到对应的气动外形。

隐空间维度较低,因此在种群数目及迭代步数较少的情况下即可高效找到全局最优解。最后通过 CFD 校验设计结果。若不满足设计目标,可以进行设计样本的更新及 GTM 模型的更新,或者调整目标压力分布,进行新一轮的设计。

2 模型参数影响分析

GTM 模型参数对模型精度有重要影响,进而影响气动外形反设计结果,有必要对模型参数的影响规律进行研究。以 NACA2412 翼型为基本翼型,采用类函数/型函数参数化方法(class function/shape function transformation, CST)^[19],翼型上下表面型函数阶数均取 6,共 14 个设计变量,设计变量上下限取为基本翼型参数的 $\pm 30\%$ 。计算状态为: $\alpha = 2.2$, $Ma = 0.2$, $Re = 4.5 \times 10^6$ 。采用拉丁超立方抽样方法(Latin hypercube sampling, LHS)取 50 个样本点,并利用 Xfoil 求解器得到翼型压力分布。GTM 模型隐空间维度、隐空间网格点数、基函数个数取值如表 1 所示。

表 1 GTM 参数与预测误差的关系

隐空间维度	隐空间网格点	基函数个数	误差最大值	误差最小值	误差标准差
2	60 ²	30	0.088 35	0.000 44	0.005 34
	40 ²	20	0.101 25	0.002 47	0.008 63
	20 ²	10	0.086 01	0.003 15	0.005 91
3	40 ³	20	0.011 15	0.002 82	0.004 91
	20 ³	10	0.011 49	0.002 29	0.006 96
	10 ³	5	0.574 43	0.002 78	0.057 88
4	20 ⁴	10	0.008 60	0.000 00	0.001 93
	10 ⁴	5	0.012 23	0.000 00	0.003 46

在隐空间均匀取 2 500 个样本点,利用 GTM 映射回高维数据空间,得到翼型的设计变量与模型预测的压力分布。利用 Xfoil 求解器计算得到翼型的

真实压力分布,并根据(5)式定义计算预测压力分布的误差,结果在表 1 中列出。从表中可以看出,模型预测的误差最小值、均值、标准差等总体变化趋势

为随隐空间维度的增加而减小,随隐空间网格点数与基函数个数的增加而减小。采用4维隐空间, 20^4 个隐空间网格点、10个基函数训练 GTM 模型,选取预测误差最大的一组压力分布,如图4所示。测试表明 GTM 模型能够建立高精度的映射关系,满足压力分布反设计的要求。综合考虑 GTM 精度、计算机内存、训练时间等因素,本文选取的隐空间维度为4,网格点数为 20^4 ,基函数个数为10。

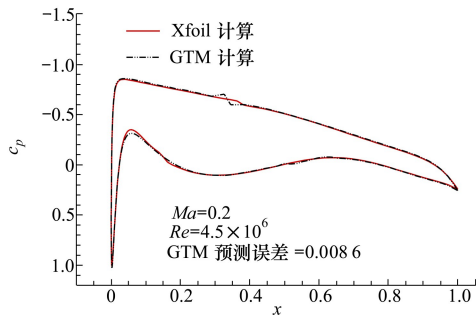
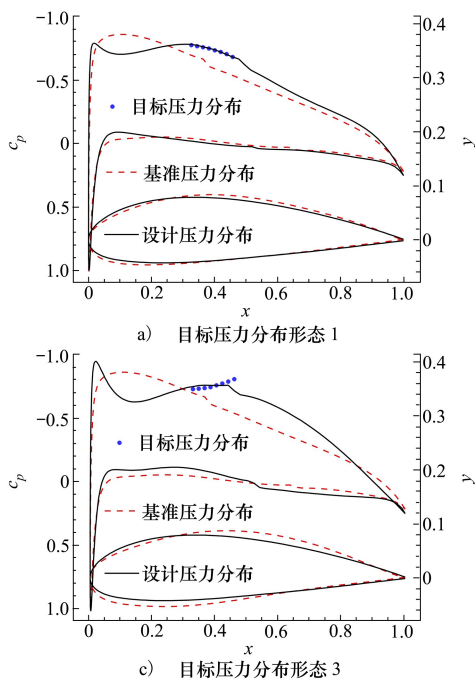


图3 GTM 模型预测的压力分布与 Xfoil 验证结果比较



3 翼型反设计算例

3.1 低雷诺数翼型压力反设计

本节根据1.2节的设计框架开展翼型压力反设计研究。基准翼型为 NACA2412,设计状态为 $\alpha = 2.2$, $Ma = 0.2$, $Re = 4.5 \times 10^6$,压力分布通过 Xfoil 求解得到。为验证方法的稳健性,给出不同的目标压力分布形态。遗传算法的种群数目取为20,迭代步数取为30步。在算法得到最优解之后,利用求解器进行验证。

图4给出了基本翼型形状及其压力分布,以及输入的目标压力分布、求解器验证得到的设计压力分布,其中目标压力分布共给出了4种不同的形式。本文方法不需要给出绕翼型一周的完整压力分布,也不要求压力分布具有实际物理意义。给出的目标压力分布约在弦长40%~50%位置处。

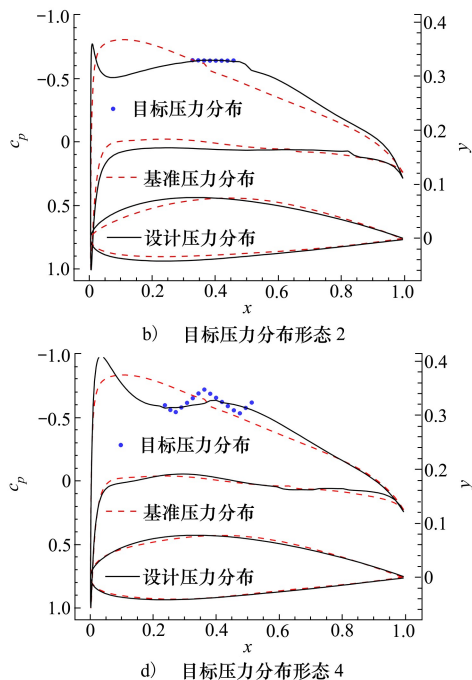


图4 给定不同目标压力分布的反设计结果

图4a~4b)给出的压力分布较为合理,设计压力分布与目标压力分布几乎重合,达到了设计预期。图4c)~4d)给出的压力分布形态不合理,尤其是图4d)“W”形的压力分布形式显然不具有物理意义,设计方法仍然能够找到与目标压力分布最为接近的结果,证明了设计方法的稳健性。总之,从翼型压力分布反设计的结果来看,设计得到的压力分布都很

好地趋近于目标压力分布。

3.2 跨声速翼型压力反设计

本节以 NACA0010 翼型为初始翼型,进行压力分布反设计研究。设计状态为 $\alpha = 0$, $Ma = 0.76$, $Re = 7.7 \times 10^6$ 。翼型压力分布利用 PMB3D 求解器得到^[20],湍流模型为 Spalart-Allmaras (SA) 模型。计算网格如图5所示,网格单元数为21 285,物面第一层

网格数满足 $y^+ = 1$,远场距离翼型 30 倍弦长。

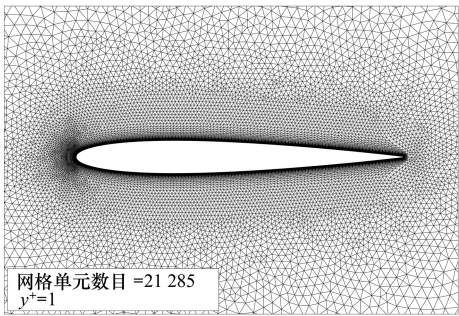


图5 计算网格

翼型采用 CST 参数化方法,设计变量数目为 14。采用拉丁超方方法选取 50 个样本点,并计算对应的压力分布。给定的目标压力分布参考了超临界

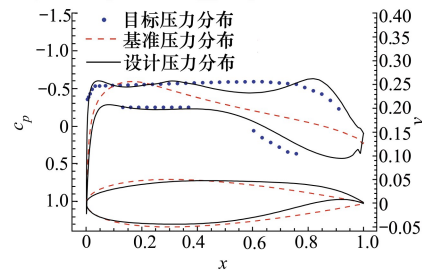


图6 跨声速翼型压力反设计结果(第1轮)

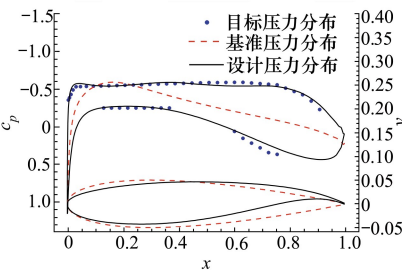


图7 跨声速翼型压力反设计结果(第2轮)

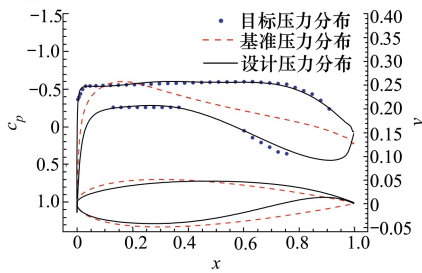


图8 跨声速翼型压力反设计结果(第3轮)

表2 3轮设计翼型的气动特性				
翼型	c_l	c_d	c_l/c_d	c_m
1	0.469 0	0.010 426	33.4	-0.155 5
2	0.472 8	0.009 982	47.4	-0.160 5
3	0.531 4	0.009 807	53.8	-0.167 9

由于目标翼型与基本翼型外形差异较大,本次设计进行了 3 轮设计,不断更新设计空间,取得了理想的设计效果。反设计问题中,无法确定事先给定的设计空间是否包含目标气动外形。本次设计也很好反映了实际设计过程的这一特点。即使设计空间未能包含目标压力分布对应的气动外形,本方法依然表现出很好的稳健性,通过不断调整设计空间,能够达到理想外形与压力分布。

3.3 三维层流短舱反设计

为了进一步验证本文方法适应性,选取客机发动机短舱模型为研究对象,以提高短舱外表面层流区域为目标进行压力分布反设计。选取的短舱模型

翼型的压力分布,翼型上表面压力分布平缓,翼型下表面前半部分压力分布保持一定前加载,其值约束在-0.3 左右,靠近后缘部分保持翼型后加载。第 1 轮反设计结果如图 6 所示,设计压力分布已经靠近目标压力分布,但仍有一定差距。将第 1 轮的设计变量作为初始值,进行第 2 轮设计。第 2 轮的设计结果如图 7 所示,设计压力分布在翼型上表面、下表面前部基本与目标值重合,整体更加接近目标值。为更好逼近目标压力分布,尝试进行第 3 轮反设计,如图 8 所示,设计压力分布整体上更好地趋近于目标压力分布,达到了理想设计结果。表 2 给出了 3 轮设计翼型的气动特性,从表中看出,随着设计迭代,翼型升力系数不断提升,阻力系数不断减小,翼型升阻力特性提升明显。

长度 5.54 m,最大直径 3.719 m,模型左右对称,上下非对称。计算网格采用结构网格,网格量为 508 万。设计状态为马赫数 $Ma = 0.85$,雷诺数 $Re = 3.1 \times 10^6$,自由来流湍流度 $T_u = 0.1\%$,攻角 $\alpha = 2^\circ$,侧滑角 $\beta = 0^\circ$,湍流采用 SST 模型求解,转换模型采用 $\gamma-Re_\theta$ 模型。采用 FFD 参数化方法单独对短舱外形进行参数化。选取位于最左侧的截面为设计剖面,如图 9 所示,将图中所示红色圆点的沿短舱径向坐标变化量作为设计变量,共 9 个设计变量。

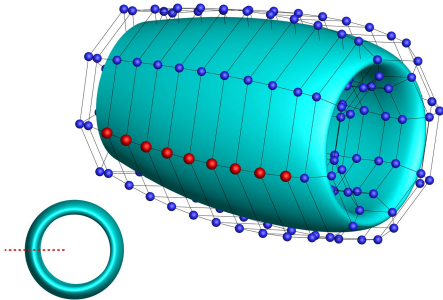


图9 短舱模型及剖面参数化方法

采用拉丁超方方法选取 50 个样本点,获取短舱流场信息,并提取短舱设计剖面外形和对应的压力分布作为训练样本。为提高短舱外表面层流区域范围,提高 10%~30%弦长范围内的压力梯度,给定的目标压力分布如图 10 所示。

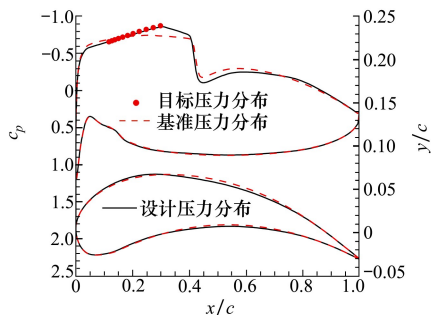


图 10 短舱剖面压力分布反设计结果

图中的设计压力分布是经 CFD 验证的,结果表明反设计的压力分布很好地与目标压力分布吻合,达到了设计意图。设计后的剖面前缘半径增大,后段相对厚度有所减小。图 11 给出了基本外形和反设计得到外形外表面对应的摩阻分布。从图中可知,层流区域延长了约弦长长度的 4.4%。

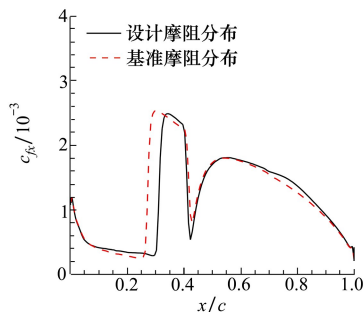


图 11 短舱剖面摩阻分布反设计结果

图 12 给出了基准短舱与设计短舱的摩阻云图,从图中可以明显看出经过设计的剖面处层流区域有

明显延长。

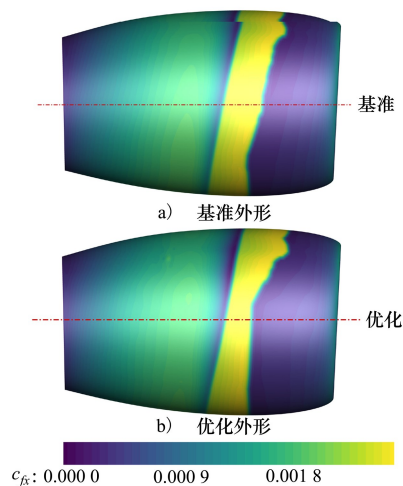


图 12 基准短舱与设计短舱摩阻云图

4 结 论

本文结合 GTM 机器学习方法与全局优化算法,发展了一种简单、鲁棒、高效的气动外形目标压力反设计方法。

1) GTM 模型能够建立气动外形及其压力分布数据在低维隐空间的准确映射关系,借助 GTM 模型,能够准确预测压力分布对应的气动外形;

2) GTM 模型将高维压力分布数据降低到低维隐空间,有利于全局优化算法高效寻优。另外设计目标定义灵活,不要求压力分布物理上存在,不要求给出绕气动外形一周的全部压力分布,极大提升了反设计方法的鲁棒性,使得设计问题定义更加灵活,使用更加方便。

3) 本文方法需要样本点较少,计算效率高,并且不局限于二维设计,在三维外形的设计中同样具有很好的适应性。在下一步研究中,本方法将用于复杂三维气动外形设计,进一步验证方法的实用性。

参考文献:

- [1] LIGHTHILL M J. A new method of two-dimensional aerodynamics design[R]. R & M, No.2112, 1945
- [2] TAKANASHI S. Iterative three-dimensional transonic wing design using integral equations[J]. Journal of Aircraft, 1985, 22(8): 655-660
- [3] 詹浩, 华俊, 张仲寅. 基于余量修正原理的多翼面气动力反设计方法[J]. 航空学报, 2003, 24(5): 411-413
ZHAN Hao, HUA Jun, ZHANG Zhongyin. Design of multi-lifting surfaces based on iterative residual correction[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2003, 24(5): 411-413 (in Chinese)
- [4] 李焦赞. 基于目标压力分布优化翼型反设计方法研究[D]. 西安:西北工业大学, 2007

- LI Jiaozan. Study on inverse design method of airfoil based on optimization of target pressure distribution[D]. Xi'an: Northwest-ern Polytechnical University, 2007 (in Chinese)
- [5] BUI-THANH T, DAMODARAN M, WILLCOX K. Aerodynamic data reconstruction and inverse design using proper orthogonal decomposition[J]. AIAA Journal, 2004, 42(8): 1501-1516
- [6] 白俊强, 邱亚松, 华俊. 改进型 Gappy POD 翼型反设计方法[J]. 航空学报, 2013, 34(4): 762-771
BAI Junqiang, QIU Yasong, HUA Jun. Improved airfoil inverse design method based on Gappy POD[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(4): 762-771 (in Chinese)
- [7] 单志辉. 基于高斯过程回归的翼型快速设计研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2011
SHAN Zhihui. Fast airfoil design based on Gaussian process regression[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011 (in Chinese)
- [8] SUN G, SUN Y, WANG S. Artificial neural network based inverse design: airfoils and wings[J]. Aerospace Science and Technology, 2015, 42: 415-428
- [9] SEKAR V, ZHANG M, SHU C, et al. Inverse design of airfoil using a deep convolutional neural network[J]. AIAA Journal, 2019, 57(3): 993-1003
- [10] BISHOP C M, SVENSÉN M, WILLIAMS C K I. GTM: the generative topographic mapping[J]. Neural Computation, 1998, 10(1): 215-234
- [11] KANEKO H. Data visualization, regression, applicability domains and inverse analysis based on generative topographic mapping [J]. Molecular Informatics, 2019, 38(3): 1800088
- [12] KANEKO H. Sparse generative topographic mapping for both data visualization and clustering[J]. Journal of Chemical Information and Modeling, 2018, 58(12): 2528-2535
- [13] LIN A. Generative topographic mapping: a powerful tool for big chemical data visualization, analysis and modeling[D]. Strasbourg: Université de Strasbourg, 2019
- [14] VISWANATH A, FORRESTER A, KEANE A J. Dimension reduction for aerodynamic design optimization[J]. AIAA Journal, 2011, 49(6): 1256-1266
- [15] VISWANATH A, FORRESTER A, KEANE A J. Constrained design optimization using generative topographic mapping[J]. AIAA Journal, 2014, 52(5): 1010-1023
- [16] VELLIDO A, MARTÍ E, COMAS J, et al. Exploring the ecological status of human altered streams through generative topographic mapping[J]. Environmental Modelling & Software, 2007, 22(7): 1053-1065
- [17] ANDRADE A O, NASUTO S, KYBERD P, et al. Generative topographic mapping applied to clustering and visualization of motor unit action potentials[J]. Biosystems, 2005, 82(3): 273-284
- [18] BISHOP C M. Neural networks for pattern recognition[M]. UK: Oxford University Press, 1995
- [19] KULFAN B M. Universal parametric geometry representation method[J]. Journal of Aircraft, 2008, 45(1): 142-158
- [20] 黄江涛, 周铸, 刘刚, 等. 飞行器气动/结构多学科延迟耦合伴随系统数值研究[J]. 航空学报, 2018, 39(5): 121731
HUANG Jiangtao, ZHOU Zhu, LIU Gang, et al. Numerical study of aerostructural multidisciplinary lagged coupled adjoint system for aircraft[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(5): 121731 (in Chinese)

Inverse design of aerodynamic configuration using generative topographic mapping

SONG Chao, LIU Hongyang, ZHOU Zhu, LUO Xiao, LI Weibin

(Computational Aerodynamics Institute, China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China)

Abstract: The inverse design method of aerodynamic configuration is hard to give a reasonable pressure distribution, and strongly rely on experience of designers. The method has been difficult to adapt to the needs of modern aircraft design. Aiming at the shortcoming of the method, an efficient and robust aerodynamic configuration inverse design method is developed, employing knowledge of machine learning methods and optimization methods. The present method establishes the mapping between the high dimensional data obtained from aerodynamic shape and pressure distribution and the variables in the latent space. Then, the global optimization is carried out in the latent space by using the genetic algorithm. The optimum pressure distribution and the corresponding shape can be obtained. Through the the GTM model with high precision, there is not necessary for the flow solver in the whole iterative process, thus the design efficiency can be enhanced. Besides, by taking the advantage of optimization method, the target pressure distribution can be given in a very flexible way, and does not need to be physically meaningful. This feature can reduce reliance on the design experience. Airfoils in low speed and transonic flow and a three-dimensional laminar nacelle design cases are carried out. It is shown that the method robustly and efficiently converges to the target pressure, and has good engineering application potential.

Keywords: inverse design; generative topographic mapping; machine learning; genetic algorithm; pressure distribution

引用格式: 宋超, 刘红阳, 周铸, 等. 基于生成拓扑映射的气动外形反设计方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(4): 837-844

SONG Chao, LIU Hongyang, ZHOU Zhu, et al. Inverse design of aerodynamic configuration using generative topographic mapping[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2022, 40(4): 837-844 (in Chinese)