

基于移动最小二乘法的气动力数据建模方法

周志高, 黄俊, 刘志勤, 黎茂锋, 李光伟
(西南科技大学 计算机科学与技术学院, 四川 绵阳 621010)

摘要: 针对一体化飞行器高度耦合的非线性气动问题, 提出了一种基于移动最小二乘法的气动力数据建模方法; 首先, 对影响模型精度的因素进行了分析; 接着, 在构建移动最小二乘模型时采用遗传算法获取最佳支撑域半径以及最佳影响因子 β , 提高近似精度从而达到减少样本点的目的; 得到泛化能力较强的气动力模型, 并与偏最小二乘方法的建模结果进行对比; 实验结果表明: 移动最小二乘法的建模效果优于偏最小二乘方法, 预测误差较小, 证明了将该方法应用于气动数据建模是可行的。

关键词: 气动建模; 移动最小二乘法; 拟合; 遗传算法

Aerodynamic Data Modeling Method Based on Moving Least Square Method

Zhou Zhigao, Huang Jun, Liu Zhiqin, Li Maofeng, Li Guangwei
(School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology,
Mianyang 621010, China)

Abstract: An aerodynamic data modeling method based on moving least square method is proposed to solve the nonlinear aerodynamic problem of highly coupled integrated aircraft. Firstly, the factors affecting the accuracy of the model are analyzed. Then, the genetic algorithm is used to obtain the optimal radius of support domain and the optimal influence factor to improve the approximate accuracy and reduce the sample points. The aerodynamic model with strong generalization ability is obtained and compared with the partial least squares method. The experimental results show that the modeling effect of the moving least squares method is better than that of the partial least squares method, and the prediction error is smaller, which proves that it is feasible to apply this method to aerodynamic data modeling.

Keywords: aerodynamic modeling; moving least square method; fitting; genetic algorithm

0 引言

近年来高超声飞行器的优越性能使其成为各科技强国研究的热点技术, 而建立准确的气动力模型是飞行器工程中进行飞行控制、稳定设计以及飞行仿真的重要基础和前提^[1]。目前投入应用的气动模型主要来自于风洞试验数据, 通过将气动力状态量和控制量以气动数据库表格的形式存储, 这样的数据库容量非常大, 包含范围很广的飞行包线, 可以比较精确地模拟飞行器的整体非线性空气动力学。这种方法通过数值计算和风洞试验手段来获得气动数据将会耗费大量的时间、金钱、计算资源和人力, 成本大^[2]。因此, 对于研制成本和研制周期受限的飞行器来说, 尽量减少风洞试验状态, 提高数据拓展使用有效性, 在最少的试验状态下, 建立起建立准确的气动模型显得非常必要^[3]。

本文采用具有局部拟合效果的移动最小二乘法 (Moving least square method, MLSM) 来完成非线性气动力数据拟合。1981年, 移动最小二乘法由 Lancaster 和 Salkauskas 提出^[4], 用于数据拟合和曲面构造, 而后又有许多学者对

其进行研究改进, 其中陈美娟等^[5-6]在改进的移动最小二乘法中选取带权重的正交函数作为基函数以及提出复变量移动最小二乘法。崔小曼等^[7]在改进的移动最小二乘法中引入 Tikhonov 正则化, 对系数矩阵施加约束项从而得到精确解, 避免病态方程组的形成。于成龙等^[8]利用遗传算法来求取样本点最优支撑域半径, 倪洪杰^[9]则利用粒子群优化算法来得到最优支撑域半径, 冷亚洪^[10]利用对支撑域内抽样点数寻优来获取最佳半径。

经实验研究发现, 除了支撑域半径, 权函数的选取对模型的精度也会产生很大的影响。因此, 本文在移动最小二乘模型的基础上, 以模型误差为优化目标, 以支撑域半径和权函数影响因子为优化设计变量, 采用遗传算法对其进行优化, 得到最佳支撑域半径值和权函数影响因子, 最后代入气动力模型中验证模型结果的准确度。

1 基于 MLS 的气动力建模方法

1.1 气动力建模简介

气动力数据建模的目的就是利用 CFD 模拟数值计算的

收稿日期:2020-07-26; 修回日期:2020-09-02。

基金项目:国家自然科学基金(61802320);四川省教育厅项目(18TD0021)。

作者简介:周志高(1997-),男,湖南涟源人,硕士研究生,主要从事飞行器气动数据建模方法方向的研究。

黄俊(1988-),男,四川自贡人,博士,主要从事最优控制、气动数据库方向的研究。

刘志勤(1962-),女,四川绵阳人,硕士,硕士研究生导师,教授,主要从事高性能计算、数值模拟方向的研究。

引用格式:周志高,黄俊,刘志勤,等.基于移动最小二乘法的气动力数据建模方法[J].计算机测量与控制,2021,29(3):165-170.

数据、动态风洞试验数据建立空气动力学数学模型和参数，飞行器气动力和力矩系数一般是攻角数、马赫数、飞行高度等状态参数的函数。即 $C_i = f(\alpha, Ma, h, \delta_z, \dots)$ ，式中， C_i 表示飞行器各气动系数， α 为攻角数， Ma 为马赫数， h 为飞行高度， δ_z 为俯仰舵偏角。

目前，飞行器的气动力建模方法主要有两个方面：1) 基于传统的物理特性建模，如多项式模型、三角函数模型等。2) 基于人工智能等新型技术的建模方法，常见的有 BP 神经网络模型、Kriging 模型等。

1.2 移动最小二乘近似原理

移动最小二乘法相比传统的最小二乘法引入了支撑域的概念。如图 1 所示，球形区域表示支撑域，评估点只受支撑域内的样本点的影响，并且距离越近的点对其影响程度越高，这种方法有效解决了分段拟合不能局部化处理的缺点。

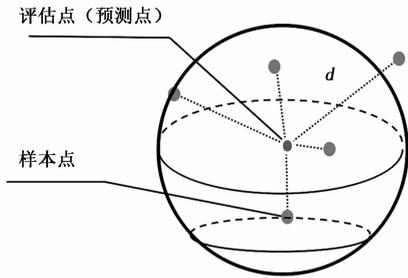


图 1 支撑域散点示意图

具体原理如下，假设已知一系列离散样本点 $x_i \in \Omega$ ($i=1, 2, 3, \dots, N$) 的函数值为 $f(x_i)$ ，移动最小二乘法拟合函数为 $\varphi(x)$ 可表示为（本文原理解释都以一维为例）：

$$\varphi(x, \bar{x}) = \sum_{i=1}^m p_i(\bar{x}) a_i(x) = \mathbf{P}^T(\bar{x}) \mathbf{a}(x) \quad (1)$$

式中， $\mathbf{a}(x) = [a_1(x), a_2(x), a_3(x), \dots, a_m(x)]$ ，其中 $a_i(x)$ 为近似函数系数，其值会随 x 不断变化； $\mathbf{P}^T(\bar{x}) = [p_1(\bar{x}), p_2(\bar{x}), \dots, p_m(\bar{x})]$ ，其中 $p_i(\bar{x})$ 是基函数，一般选取普通单项式， m 是基函数的个数。如在一维问题中：

线性基： $\mathbf{P}^T(x) = [1, x]$ ， $m=2$

二次基： $\mathbf{P}^T(x) = [1, x, x^2]$ ， $m=3$

三次基： $\mathbf{P}^T(x) = [1, x, x^2, x^3]$ ， $m=4$

对于多维问题可以依次类推，本文将会依次对二维问题和四维问题进行研究，随着问题个数增加，计算量也会增加。

系数 $a_i(x)$ 的选取是使近似函数 $\varphi(x)$ 在计算点 x 的邻域内是待求函数 $f(x)$ 的最佳近似，而拟合函数 $\varphi(x)$ 在所有节点的误差加权平方和为：

$$J = \sum_{i=1}^N \omega(x-x_i) [\varphi(x, x_i) - f(x_i)]^2 = \sum_{i=1}^N \omega(x-x_i) \left[\sum_{j=1}^m p_j(x_i) a_j(x) - f(x_i) \right]^2 \quad (2)$$

对 J 求最小值，有：

$$\frac{\partial J}{\partial a} = 0 \quad (3)$$

由矩阵形式表示可得：

$$\mathbf{A}(x) \mathbf{a}(x) = \mathbf{B}(x) \mathbf{f}(x) \quad (4)$$

因此系数向量 $\mathbf{a}(x)$ 为：

$$\mathbf{a}(x) = \mathbf{A}^{-1}(x) \mathbf{B}(x) \mathbf{f}(x) \quad (5)$$

式中：

$$\mathbf{A}(x) = \mathbf{P}^T(x) \mathbf{W}(x) \mathbf{P}(x) \quad (6)$$

$$\mathbf{B}(x) = \mathbf{P}^T(x) \mathbf{W}(x) \quad (7)$$

$$\mathbf{f}(x) = [f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_N)]^T \quad (8)$$

将式 (5) 代入式 (1) 后，我们可以得出拟合函数为：

$$\varphi(x) = \mathbf{P}^T(x) \mathbf{a}(x) = \mathbf{P}^T(x) \mathbf{A}^{-1}(x) \mathbf{B}(x) \mathbf{f}(x) \quad (9)$$

在 MLS 拟合函数求解中，为了保证矩阵 \mathbf{A} 可逆，要求支撑域内至少有 m 个样本点，可以设置合适的支撑域半径。式 (2) 中， $\omega(x-x_i)$ 称为权函数，其只与样本点和预测点的距离有关，即只有在预测点周围某邻域内有值。一般常用的权函数有：高斯函数如式 (10) 所示，五次样条函数如式 (11) 所示，指数函数如式 (12) 所示。

$$\omega(r) = \begin{cases} \frac{e^{-r^\beta} - e^{-1}}{1 - e^{-1}}, & 0 \leq r \leq 1 \\ 0, & r > 1 \end{cases} \quad (10)$$

$$\omega(r) = \begin{cases} 1 - 10r^3 + 15r^4 + 6r^5, & 0 \leq r \leq 1 \\ 0, & r > 1 \end{cases} \quad (11)$$

$$\omega(r) = \begin{cases} e^{-c \left(\frac{r}{d}\right)^\alpha}, & 0 \leq r \leq 1 \\ 0, & r > 1 \end{cases} \quad (12)$$

式中， $r = \frac{|x-x_i|}{d}$ ， $|x-x_i|$ 表示评估点 x 与样本点 x_i 之间的距离， d 为支撑域半径。

权函数的选取对拟合精度的影响很大^[11]，如图 2 所示，曲线越平缓，权函数的全局性越强，而曲线越陡峭，权函数的紧支撑性越强。支撑域内各样本点对预测点的贡献程度也会随权函数的不同而不同，从而会影响模型准确度。

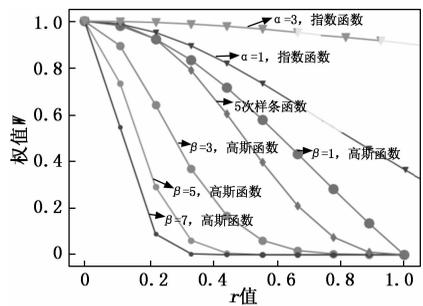


图 2 权函数的全局性

2 移动最小二乘模型优化算法

在 MLS 近似方法中，支撑域半径的选取以及权函数选择直接影响其对样本点的拟合精度^[11-12]，如果支撑域半径太大，不能体现局部性，而支撑域半径太小，则会使矩阵 \mathbf{A} 不可逆或者病态。目前主要有两种方法来确定支撑域半径，其中一种是根据经验公式来确定一个相对较优的值；另外一种是在经验公式的基础上对支撑域半径进行优化，进而得到最佳支撑域半径值。

由以上分析可知, 支撑域半径影响拟合精度的本质是改变了支撑域内所包含的样本点数, 而权函数的选择则改变了不同样本点对评估点的影响程度。因此, 为了得到较高精度的气动模型, 本文选取高斯函数作为权函数, 以高斯权函数影响因子 β 和支撑域半径为优化设计变量, 通过留一法计算出模型误差, 并将其作为优化目标, 再采用遗传算法对优化模型中设计变量进行优化搜索, 直至达到结束条件。

具体算法步骤如下:

1) 将气动力数据集划分成均匀训练集和均匀测试集, 确定训练集中的节点数 N 、测试集中的节点数 M 。

2) 选取高斯权函数为权函数, 并确定影响因子 β 的优化范围为 $[1, 9]$, 在这个范围中可以寻求合适的 β 来保证局部拟合效果。

3) 根据经验公式确定支撑域半径 d 的优化范围 $[d_{\min}, d_{\max}]$, 经验公式如下:

$$d = scale \times c \quad (13)$$

式中, $scale$ 是大于 1 的常量, 可根据实验效果进行调整, c 是均匀样本点间的距离。

4) 将训练集中的初始样本点依次代入 MLS 模型中, 通过留一法循环计算出训练集中各节点的预测值 $\varphi(x_i)$, 同时确定优化模型如下:

$$\begin{cases} \text{mine} = \sum_{i=1}^N [\varphi(x_i) - f(x_i)]^2 \\ \text{s.t. } d_{\min} \leq d \leq d_{\max}, 1 \leq \beta \leq 9 \end{cases} \quad (14)$$

式中, e 为移动最小二乘模型计算值与真实值的残差平方和, 其值越小表示 MLS 模型精度越高。

5) 以式 (14) 为优化模型, 设置种群大小、迭代次数、编码方式等参数, 采用遗传算法获取最优支撑域半径 d 和最优权函数影响因子 β 。

6) 基于优化时使用的训练样本集合, 将最优支撑域半径 d 和最优权函数影响因子 β 代入模型中, 得到所求解的气动力模型。

算法流程图如图 3。

3 算例及其结果分析

本文忽略了雷诺数、侧滑角以及升降舵的影响, 采用数值计算得到的数据进行建模。对应实验数据有: 俯仰舵偏角 $\delta_z = -20^\circ, -15^\circ, -10^\circ, -5^\circ, 0^\circ, 5^\circ, 10^\circ, 15^\circ, 20^\circ$, 飞行高度 $h = 0, 10, 20, 30, 40, 50$ (单位: km), $Ma = 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20$, $\alpha = -15^\circ \sim 15^\circ$ (共 31 组)。因而共有 $9 \times 5 \times 10 \times 31 = 13\ 950$ 个状态数据样本点。

为了验证 MLS 模型经优化后模型精度的提升 (记为改进模型), 同时为了减少计算时间, 首先考虑在俯仰舵偏角 $\delta_z = 0^\circ$ 、飞行高度 $h = 0$ km 情况下, 对攻角数 α 、马赫数 Ma 和气动系数之间的关系建模。此时包含 $31 \times 10 = 310$ 个状态数据点, 将样本数据集均匀划分成训练集和测试集, 保证节点之间的距离相等, 其中训练集样本用于移动最小

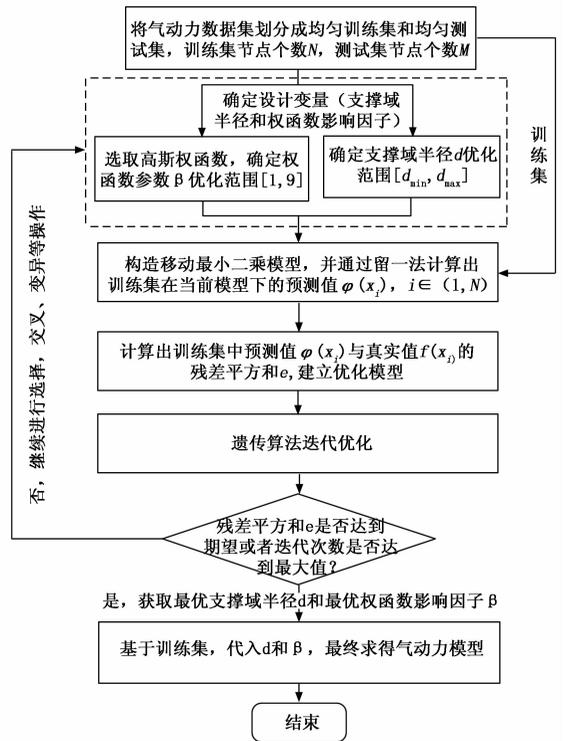


图 3 算法流程图

二乘建模计算。

通过 MLS 模型预测一个评估点主要经过两次计算, 一是依次计算评估点与训练样本点的距离 d , 通过权函数公式可以得到权值矩阵 W ; 二是基于训练样本计算出基函数 P^T 。最后利用式 (6) ~ (9) 可以计算出对应评估点的预测值。其中由经验公式选取支撑域半径值的方式得到的 MLS 模型称为经验模型, 而改进模型则是经过寻优算法求得最佳设计变量值。

将改进模型分别用来预测训练集和测试集中的数据点, 并对比经验模型得到的预测结果对比结果如表 1 所示, 定义当前模型预测误差计算公式如下:

$$E = \sum_{i=1}^N [\varphi(x_i) - f(x_i)]^2 \quad (15)$$

表 1 模型优化前后预测误差对比

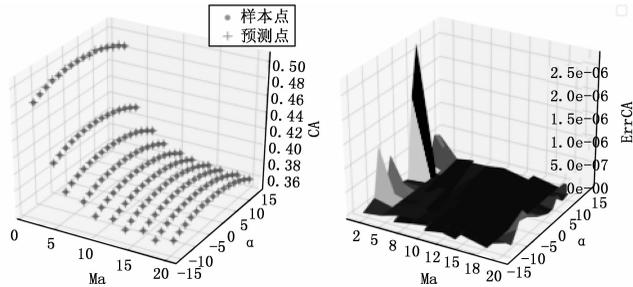
气动系数		C_A	C_N	C_{mz}
经验模型	a	1.00×10^{-03}	4.43×10^{-04}	1.49×10^{-02}
	b	2.46×10^{-04}	7.24×10^{-05}	2.39×10^{-03}
改进模型	a	1.02×10^{-04}	6.82×10^{-05}	2.29×10^{-03}
	b	6.38×10^{-07}	7.68×10^{-06}	2.14×10^{-04}

表 1 中, a 、 b 分别表示模型在测试集和训练集中的预测误差, 从表中可以看出, 改进模型在轴向力系数 C_A 、法向力系数 C_N 和俯仰力矩系数 C_{mz} 上有着更好的预测效果, 并且 MLS 模型在测试集上也有较好的预测效果, 表明了移动最小二乘法建立的模型具有一定的泛化能力。

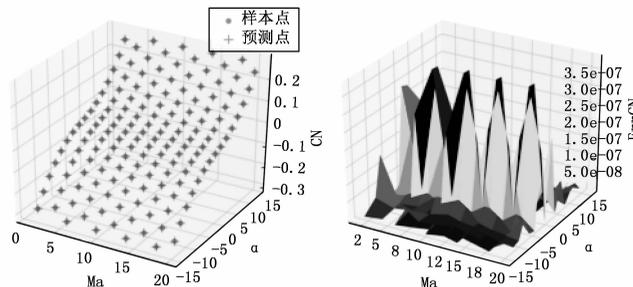
参考文献 [13] 中基于偏最小二乘法 (PLS) 的建模方法。一般来说, 多项式模型的项数越多, 模型项中信息保

留也就越大,进而更能反应出真实模型。为了形成对比,本文采用与移动最小二乘法中基函数相同次数的多项式进行主成分分析 (PCA),通过留一法交叉验证确定主成分个数,得到了对比结果。

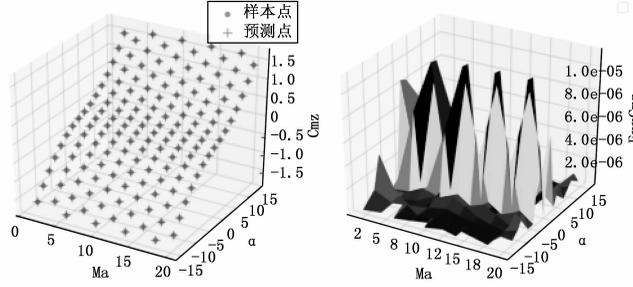
图 4 和图 5 给出了两种建模方法关于 3 种气动系数的建模结果对比。其中“ErrCA”表示轴向力系数在对应样本点的预测误差值,可以看出偏最小二乘法的建模结果出现明显偏差,并且移动最小二乘法的建模结果整体上优于偏最小二乘法。图 6 和图 7 是移动最小二乘法建模结果和偏最小二乘法建模结果对测试集上样本点的预测,同样可以看出偏最小二乘法模型中轴向力系数的预测结果有明显误差。



(a) 轴向力系数建模结果及预测误差



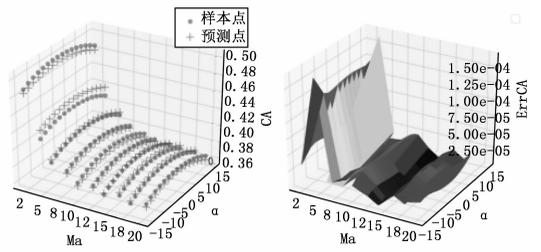
(b) 法向力系数建模结果及预测误差



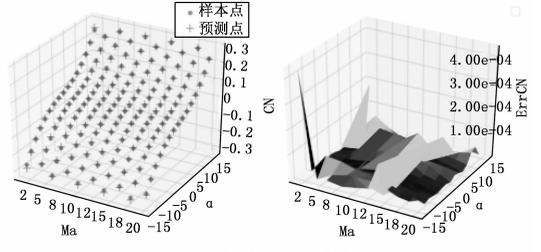
(c) 俯仰力矩系数建模结果及预测误差

图 4 移动最小二乘法建模结果

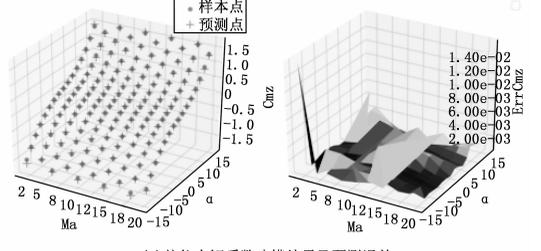
从图中可以看出,对训练集和测试集上的样本点进行预测时,移动最小二乘法建立的模型都表现的更准确。如式 (16),移动最小二乘法的系数为节点 x 的函数,并且由式 (6) 可知 $a(x)$ 融入了权函数带来的局部拟合特性,因而在相同次数的多项式拟合中,移动最小二乘法的建模效果要优于偏最小二乘法。偏最小二乘法拟合方程式的系数 a_i 为常数,同时会根据主成分个数删掉一些信息保留度小的项,因此在偏最小二乘法在计算量上要明显小于移动最小二乘法。



(a) 轴向力系数建模结果及预测误差

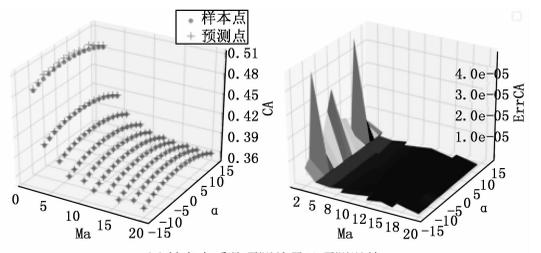


(b) 法向力系数建模结果及预测误差

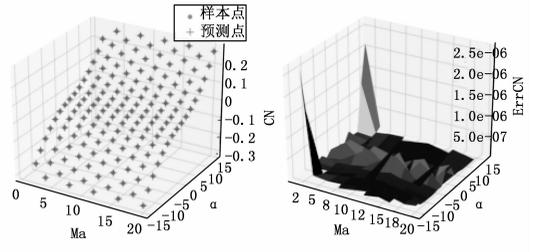


(c) 俯仰力矩系数建模结果及预测误差

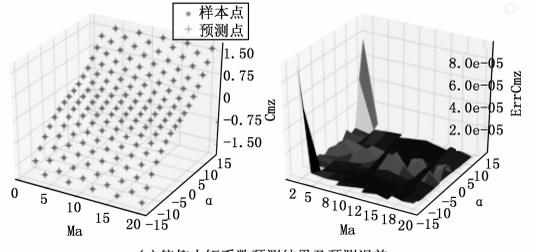
图 5 偏最小二乘法建模结果



(a) 轴向力系数预测结果及预测误差



(b) 法向力系数预测结果及预测误差



(c) 俯仰力矩系数预测结果及预测误差

图 6 移动最小二乘法预测建模结果及误差

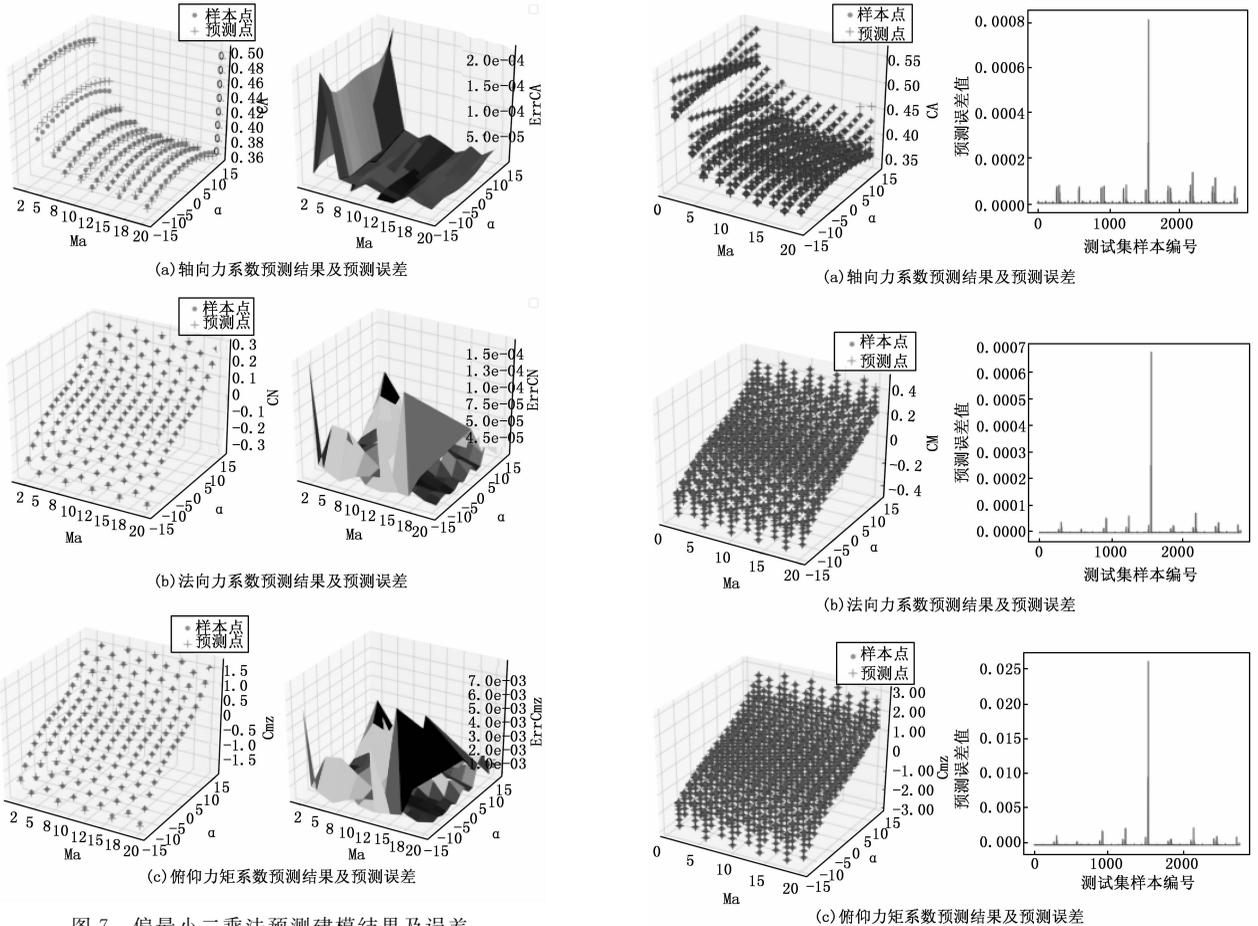


图7 偏最小二乘法预测建模结果及误差

图8 四变量输入情况下的建模预测结果

$$\begin{cases} \varphi_{MLS}(x, \bar{x}) = \sum_{i=1}^m p_i(\bar{x}) a_i(x) = P^T(\bar{x}) a(x) \\ \varphi_{PLS}(x, \bar{x}) = \sum_{i=1}^m p_i(\bar{x}) a_i = P^T(\bar{x}) a \end{cases} \quad (16)$$

为了得到适用于大空域、宽速域的气动模型, 以飞行高度 h 、俯仰舵偏角 δ_z 、攻角数 α 、马赫数 Ma 为自变量, 将所有实验数据分为训练数据集和测试数据集, 由于参与计算的样本点个数以及问题维数增加, 使得优化需要的时间过长。因此在有 4 个输入情况下的气动建模算例中略去了模型优化步骤, 直接利用经验公式确定支撑域半径及影响因子 β , 得到适用于飞行高度为 0~50 km、飞行马赫数在 2~20 mach 的气动力模型。图 8 给出了 4 个输入情况下的的气动系数建模预测结果。为了方便展示, 以攻角数 α 为 x 坐标, 以马赫数 Ma 为坐标, 在同样攻角和马赫上会存在不同飞行高度和俯仰舵偏角的响应值, 并以平面图展示各个样本点的预测误差。从图中可以看出, 建立的气动模型预测误差较小, 效果较优, 满足现代飞行器对宽速域和大空域的需求。

4 结束语

本文利用某飞行器多次飞行仿真的气动力数据作为实验数据, 将移动最小二乘法应用于气动力数据建模。考虑到移动最小二乘法的拟合精度对支撑域半径以及权函数比

较敏感, 提出了一种优化算法。首先以攻角数和马赫数为自变量进行建模, 经过实验研究分析, 确定支撑域半径和影响因子 β 的优化范围, 接着通过遗传算法获取全局最优设计变量。经算例验证, 优化后得到的移动最小二乘模型精度有明显提高, 且该方法与偏最小二乘方法相比预测数值也更准确。最后以攻角数、马赫数、飞行高度、俯仰舵偏角为自变量进行建模, 由于计算量大, 跳过优化步骤, 其预测误差也较小, 得到的模型能满足“大空域、宽速域”的气动模型要求。移动最小二乘法的建模效果整体上优于偏最小二乘法, 但移动最小二乘法的计算时间却明显长于偏最小二乘法, 尚有待研究。

参考文献:

[1] 原智杰, 张公平, 崔 茅, 等. 基于神经网络的气动参数预测[J]. 航空兵器, 2020 (3): 1-6.
 [2] 王文正, 桂业伟, 何开锋, 等. 基于数学模型的气动力数据融合研究[J]. 空气动力学学报, 2009, 27 (5): 524-528.
 [3] 李学伟. 基于风洞试验数据的飞行器气动力辨识方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
 [4] Lancaster P, Salkauskas K. Surfaces Generated by Moving Least Squares Methods [J]. Mathematics of Computation, 1981, 37 (155): 141-158.

[5] 陈美娟, 程玉民. 改进的移动最小二乘法 [J]. 力学季刊, 2003 (2): 120-126.

[6] 程玉民, 彭妙娟, 李九红. 复变量移动最小二乘法及其应用 [J]. 力学学报, 2005 (6): 719-723.

[7] 崔小曼, 于凤芹. 利用 Tikhonov 正则化改进移动最小二乘的图像变形算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56 (23): 100-106.

[8] 于成龙, 刘莉, 龙腾, 等. 基于优化的改进移动最小二乘代理模型方法 [J]. 航空计算技术, 2013, 43 (1): 85-88.

[9] 倪洪杰. 基于移动最小二乘和粒子群算法的快速全局优化算法 (上接第 160 页)

两个温度测点分别是 24.3 °C (T1) 和 21.7 °C (T2), 二者温度差异与优化状态后的地面试验接近, 证明优化后的方案更加合理。

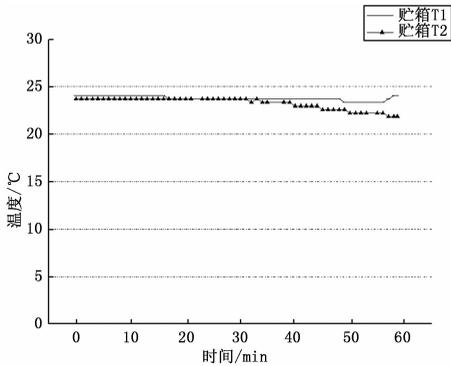


图 7 贮箱温控点温度 (飞行试验)

飞行器壳体表面空气温度最低约 -33 °C, 飞行器壳体中心部位 (靠近贮箱) 内空气温度变化如图 8 所示, II 象限和 IV 象限的温度差异最大约 4.5 °C

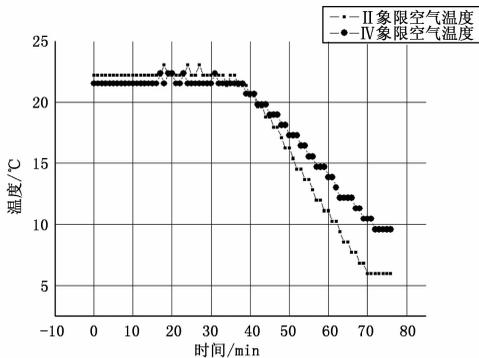


图 8 壳体内垂直温度梯度 (飞行试验)

综合分析飞行试验数据可知: 真实环境中, 舱内空气稀薄, 垂直方向上壳体内温度梯度小于地面试验结果, 实际温控效果要好于仿真试验和地面试验结果, 系统设计方案可行。

4 结束语

本文针对高空长航时飞行器在低温环境中对燃料贮箱进行温度控制的功能需求, 以及工程中对温控功能的重量、体积、功率、可靠性, 以及工程可实现性提出的要求, 开

[J]. 机电工程, 2008 (4): 52-54.

[10] 冷亚洪. 移动最小二乘代理模型支持域半径的优化方法 [J]. 计算机科学, 2016, 43 (S1): 95-98.

[11] 金向阳. 基于移动最小二乘法的人工关节三维曲面拟合研究 [A]. 中国自动化学会. 第 29 届中国控制会议论文集 [C]. 2010: 5510-5513.

[12] 郭春贤. 移动最小二乘法的快速算法及其应用 [D]. 重庆: 重庆大学, 2016.

[13] 何开锋, 钱炜祺, 张勇, 等. 偏最小二乘法在气动数据建模中的应用 [J]. 宇航学报, 2014, 35 (3): 277-282.

展温控系统设计和优化。系统设计中温控模式的选择、加热组件、隔热组件, 以及加热控制电路进行了设计, 并通过理论仿真对温控效果进行了分析。

通过地面试验发现理论计算与地面试验存在较大差异, 尤其是飞行器壳体内温度分布在垂直方向上存在较大温度梯度变化, 为了优化温控效果, 将燃料贮箱的安装位置进行了优化设计。

通过飞行试验, 发现实际飞行效果优于地面环境试验结果, 进一步验证了理论分析和地面试验对温控效果的预估。

在电路设计时, 采用 100 V 高压供电和 C-MOS 继电器控制, 有效减轻设备重量。在进行加热组件、隔热组件选择时, 通过系统仿真和工程模装等手段, 对系统进行优化, 做到功能、性能和工程可实现性最优。

但是, 本方案设计时并未充分考虑飞行器内部设备发热等因素, 尤其是发动机工作阶段的热环境更加复杂多变, 势必对温控效果造成影响。同时, 在飞行试验也发现飞行器长时间飞行过程中, 太阳辐射会使得飞行器表面加热效果较为可观, 从而影响到飞行器内部温度分布等。上述问题还需后续改进和优化设计, 已取得更好的温控效果。

参考文献:

[1] 过九镛. 通信卫星的热控制技术. 中国空间科学技术 [J]. 1990 (1): 45-51.

[2] 张忠利. 姿控发动机热防护研究 [J]. 火箭推进, 2008 (6): 17-22.

[3] 尚永爽, 赵秀丽, 孟上. 航空装备综合地面健康管理研究 [J]. 电子测量技术, 2010 (9): 110-113.

[4] 李运泽, 等. 航天器热控系统的可靠性设计与分析 [J]. 中国工程科学, 2007 (7): 53-57.

[5] 李佳超, 梁国柱. 运载火箭低温推进剂热管理技术及应用进展分析 [J]. 宇航总体技术, 2017 (2): 59-63.

[6] 张娅妮, 等. 一种低温加热电路及其性能测试 [J]. 电子机械工程, 2012 (5): 11-14.

[7] 庞利娥, 蒋福根. 一种机载电子吊舱热环境设计与分析 [J]. 航天电子对抗, 2013 (4): 55-58.

[8] 田野, 张吟, 郭文超. 某型吊舱温度测试方法 [J]. 测控技术, 2011 (30) 增刊: 1-4.

[9] 刘琳, 等. 国外空射运载火箭现状分析与启示 [J]. 中国航天, 2019 (7): 16-22.

[10] 闵桂荣, 郭舜. 航天器热控制 [M]. (第 2 版). 北京: 科学出版社, 1998.