

DOI:10.16356/j.1005-2615.2021.S.001

## 机械展开式再入飞行器气动性能分析与优化

孙俊杰, 朱浩, 朱云松

(北京航空航天大学宇航学院, 北京 100191)

**摘要:** 机械展开式再入飞行器由于气动面积较大,可以有效地进行气动捕获和气动减速,但需研究分析主要气动外形参数对气动性能的影响并通过优化进一步提高减速效果。针对计算流体力学(Computational fluid dynamics, CFD)开展再入飞行器外形优化计算量大、耗时多的问题,提出了一种基于反向传播(back propagation, BP)神经网络的气动性能优化方法。在对再入飞行器参数化建模的基础上,首先采用正交试验设计生成样本,通过CFD方法进行高精度气动力性能计算,对样本计算结果进行方差分析;再利用BP神经网络对生成的样本集进行非线性拟合,构建神经网络气动性能近似模型;最后使用多岛遗传算法和BP神经网络模型开展阻力最大的气动外形设计优化,并对优化结果进行参数灵敏度分析。结果显示,该优化方法可以快速准确地求解优化模型,在保证精度的同时大幅提升了计算效率,可为未来工程设计和应用提供参考。

**关键词:** 再入飞行器; 计算流体力学; BP神经网络; 气动性能优化

中图分类号: V423.9

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2021)S-0001-08

## Optimization of Aerodynamic Characteristics of Mechanical Expansion Reentry Vehicle

SUN Junjie, ZHU Hao, ZHU Yunsong

(School of Astronautics, Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** Mechanical deployable reentry vehicles can achieve aerocapture and decelerate effectively because of their large aerodynamic areas. The design and optimization of aerodynamic profile parameters directly affect the deceleration effect. Aiming at the large amount of computation and time consumption of computational fluid dynamics (CFD) for reentry vehicle shape optimization, an approximate calculation optimization method based on the back propagation (BP) neural network is proposed. First, based on the parametric modeling of the reentry vehicle, the orthogonal design is used to generate the samples. Second, the high-precision aerodynamic performance is calculated by CFD. Variance analysis is carried out on the results of sample calculation. Third, the nonlinear fitting for the sample set is conducted by the BP neural network, and the approximate aerodynamic performance model is built. Finally, the multi-island genetic algorithm and the BP neural network model are used to optimize the aerodynamic shape design with the greatest resistance, and the parameter sensitivity analysis is carried out for the optimization results. The results show that the optimization method can quickly and accurately solve the optimization model. The proposed approach ensures the accuracy and improves the computational efficiency, thereby provides a reference for future engineering design and application.

**Key words:** reentry vehicle; computational fluid dynamics; back propagation (BP) neural network; aerodynamic performance optimization

针对未来地球再入及天地往返运输和深空探测的任务需求,再入飞行器在近半个世纪以来获得

了广泛关注。气动外形设计是飞行器设计过程中的重要环节,外形设计的结果将直接影响空间再入

收稿日期:2021-01-20;修订日期:2021-05-11

通信作者:朱浩,男,副研究员,E-mail:zhuhao@buaa.edu.cn。

引用格式:孙俊杰,朱浩,朱云松.机械展开式再入飞行器气动性能分析与优化[J].南京航空航天大学学报,2021,53(S):1-8. SUN Junjie, ZHU Hao, ZHU Yunsong. Optimization of aerodynamic characteristics of mechanical expansion reentry vehicle[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(S):1-8.

飞行器的减速效果和飞行可靠性。

美国于2010年提出了自适应性可展开进入和定位技术(Adaptive depolyable entry placement technology, ADEPT)<sup>[1]</sup>,这是一种适用于金星探测、火星探测等深空探测的机械展开式再入飞行器,能够实现气动面发射时收拢、再入时展开等功能,具有受整流罩包络约束小、运载效率高、减速效果好等优点,成为当前再入飞行器研究的热点。近年来国内加大了对机械展开式再入飞行器的研究力度,在概念设计,方案论证以及气动仿真计算等方面取得一定进展<sup>[2]</sup>。文献[3]对机械展开式再入飞行器的研究现状进行了介绍,对其优势进行了总结。文献[4]使用计算流体力学的方法对再入飞行器进行了不同马赫数及攻角下飞行器的流场数值计算,分析了其流场特性。

由于机械展开式再入飞行器的外形相比于传统的再入飞行器有较大区别,且直接影响减速效果,需要通过优化得到性能最好的气动外形设计方案。文献[5]采用计算流体力学和遗传算法相结合的方法对再入飞行器气动外形进行了优化,但在寻优过程中需要大量调用高精度计算流体力学(Computational fluid dynamics, CFD)计算分析,计算效率低,难以在工程实际问题中进一步应用。

因此,本文以机械展开式再入飞行器为研究对象,通过BP神经网络模型对气动性能参数进行近似计算,与多岛遗传算法相结合开展阻力系数最大的气动外形设计优化,对优化结果进行了参数灵敏度分析,以求在可接受精度损失的范围内,极大地提升求解问题的计算效率。

## 1 参数化建模

再入飞行器外形的参数化建模是实现数字化设计的基础,参考ADEPT等样机外形,机械式展开进入飞行器防热头锥形式类似于雨伞,形成气动面实现再入减速,基部的载荷舱主要为展开机构和有效载荷提供空间。参数化模型如图1所示,其中 $d$ 为伞状结构厚度, $R_B$ 为展开半径, $R_N$ 为防热头锥半径, $\theta$ 为半锥角, $D_2$ 为载荷舱直径, $L_2$ 为载荷舱长度。

由于再入飞行器基部对气动性能影响较小,选择头部的外形参数( $R_B, R_N, \theta$ )以及飞行过程中的来流参数(飞行马赫数 $Ma$ ,飞行迎角 $\alpha$ )作为初始设计参数,基准值与参数取值范围如表1所示。

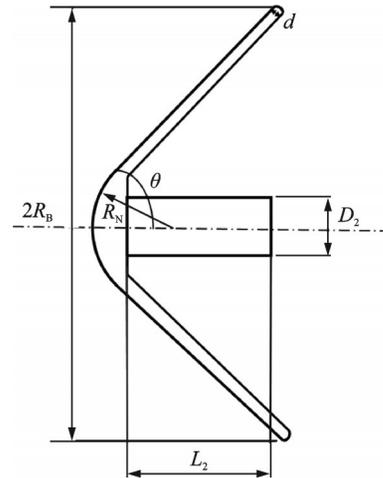


图1 再入飞行器外形参数化建模示意图

Fig.1 Parametric model of reentry vehicle shape

表1 再入飞行器初始设计参数

Table 1 Initial parameters of reentry vehicle

参数	基准值	取值范围
展开半径 $R_B/m$	$R_{B0}$	$0.8R_{B0} \sim 1.1R_{B0}$
头锥半径 $R_N/m$	$R_{N0}$	$0.9R_{N0} \sim 1.1R_{N0}$
半锥角 $\theta/(^\circ)$	$\theta_0$	$0.8\theta_0 \sim 1.1\theta_0$
飞行马赫数 $Ma$	5	1~10
飞行迎角 $\alpha/(^\circ)$	1	1~10

## 2 气动性能 CFD 计算方法

### 2.1 计算模型

根据参数化建模的设计参数,建立机械展开式再入飞行器的三维模型,对球体流场域与再入飞行器模型进行网格划分,全局网格与边界层网格如图2所示。

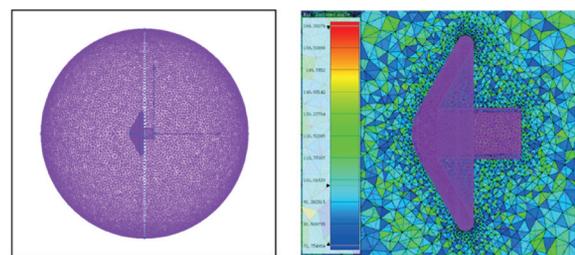


图2 再入飞行器及流场域网格划分

Fig.2 Mesh of reentry vehicle and flow fluid

计算状态设为飞行高度 $h=50$  km,来流静压 $P=79.78$  Pa,来流密度 $\rho=0.001\ 027$  kg/m<sup>3</sup>,来流静温 $T=270.65$  K,当地声速 $a=329.799$  m/s。

流场计算平台使用FLUENT软件。设置绝热壁面,选择压力远场为边界条件<sup>[6]</sup>,采用精度更高、考虑到低雷诺数粘性流动的 $k-\epsilon$  RNG湍流模型,利用FLUENT软件的耦合隐式求解器求解。监测的气动性能参数包括阻力系数 $C_d$ 、升力系数 $C_l$ 和压心系数 $X_{cp}$ ( $X_{cp}=m_z/C_n$ ,俯仰力矩系数/法向力系数)。

### 2.2 算例验证

网格数量对计算准确性及计算消耗均有很大的影响,在 $1^\circ$ 迎角、 $Ma=5$ 的工况下对再入飞行器开展网格相关性测试,网格数量从50万至300万共5种,计算结果如图3所示,纵坐标表示 $C_d$ 、 $C_l$ 、 $X_{cp}$ 随网格数量变化。结果表明当网格数大于200万时,气动性能参数变化趋势减小,增加网格数量对计算结果影响不大,反而延长计算时间。最终确定流场网格数为200万进行计算。

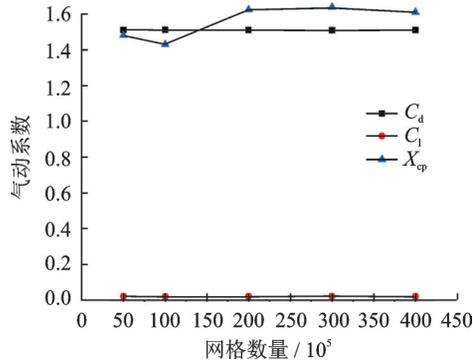


图3 再入飞行器网格相关性测试

Fig.3 Mesh correlation test of reentry vehicle

### 3 基于BP神经网络近似建模技术

BP神经网络是一种按照误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络,具有任意复杂的模式分类能力、优良的非线性映射能力、自学习能力和自适应能力。BP神经网络的基本原理是利用已有结果的数据对网络进行训练,之后用训练好的网络模型对未知数据样本进行输出预测。

BP算法以网络误差平方和为目标函数、采用梯度下降法来计算目标函数的最小值。在所有样

本经历训练、计算训练误差、修正权值与阈值完成一个周期后,计算出性能指标

$$E = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^m (d_{qj} - x_{qj})^2 \quad (1)$$

式中: $E$ 为误差平方和, $Q$ 为样本总数, $m$ 为输出总数, $d_{qj}$ 为样本值, $x_{qj}$ 为训练值。当性能指标满足计算学习精度要求,即 $E \leq \epsilon$ ,结束网络训练<sup>[7]</sup>。再入飞行器BP神经网络近似模型建立流程如图4所示。

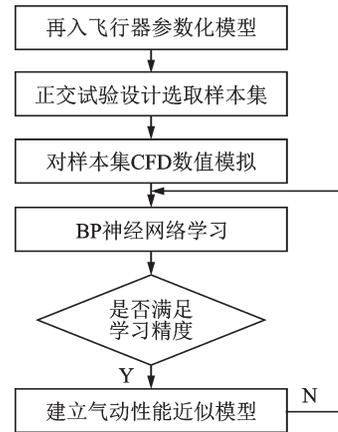


图4 BP神经网络近似模型建立过程

Fig.4 Establishment of BP neural network approximate model

#### 3.1 正交试验设计

采用正交试验设计选取近似模型的样本集。正交试验设计是根据正交性挑选部分有代表性的点进行试验,实现以最少的试验次数达到与大量全面试验等效的结果<sup>[8]</sup>。以参数化建模的设计变量为影响因素,在每个因素变化范围内选择3个试验点,按照5因素3水平安排18次试验,通过FLU-ENT数值模拟得到阻力系数 $C_d$ 、升力系数 $C_l$ 和压心系数 $X_{cp}$ ,部分试验点仿真速度云图如图5所示,正交试验表 $L_{18}(3^5)$ 如表2所示。

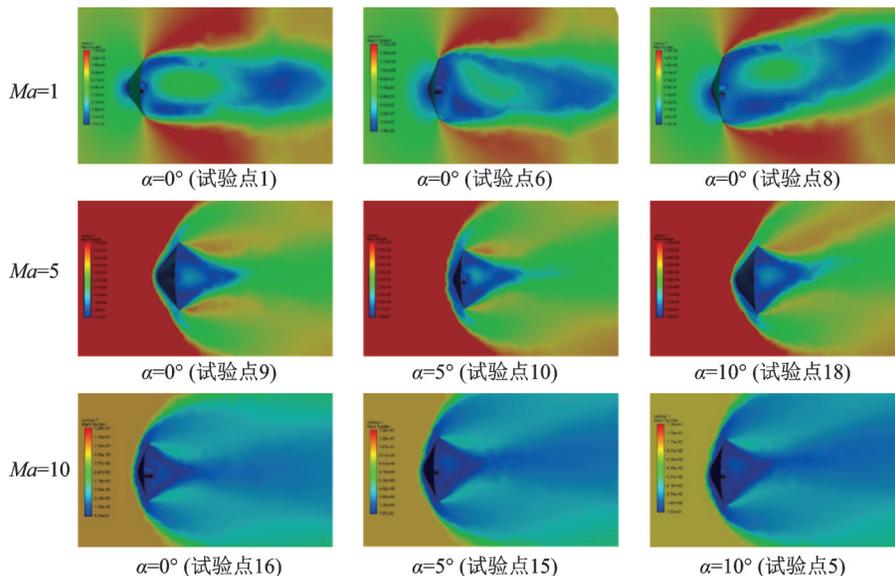


图5 正交试验设计试验点仿真速度云图

Fig.5 Orthogonal experimental design test point velocity contour

表2 正交试验表及计算结果

Table 2 Results of orthogonal experimental design and calculation

试验号	$R_B/R_{B0}$	$R_N/R_{N0}$	$\theta/\theta_0$	$Ma$	$\alpha$	$C_d$	$C_l$	$X_{cp}$
1	0.8	0.9	0.8	1	1	1.230 2	0.012 5	0.922 2
2	0.8	1.0	1.0	5	5	1.492 0	0.110 1	1.751 4
3	0.8	1.1	1.1	10	10	1.511 4	0.233 1	1.291 8
4	1.0	0.9	0.8	5	10	1.239 8	0.096 0	1.034 0
5	1.0	1.0	1.0	10	1	1.508 3	0.021 1	1.346 2
6	1.0	1.1	1.1	1	5	1.364 6	0.107 8	2.000 0
7	1.1	0.9	1.0	10	5	1.490 0	0.108 9	1.252 3
8	1.1	1.0	1.1	1	10	1.340 5	0.200 3	1.920 0
9	1.1	1.1	0.8	5	1	1.310 1	0.007 6	1.019 6
10	0.8	0.9	1.1	5	5	1.529 6	0.125 3	0.894 1
11	0.8	1.0	0.8	10	10	1.490 1	0.230 6	1.2334
12	0.8	1.1	1.0	1	1	1.325 2	0.017 3	1.224 1
13	1.0	0.9	1.0	1	10	1.267 2	0.170 2	1.408 4
14	1.0	1.0	1.1	5	1	1.551 2	0.024 2	3.241 4
15	1.0	1.1	0.8	10	5	1.235 5	0.038 6	1.020 2
16	1.1	0.9	1.1	10	1	1.571 6	0.020 4	1.842 9
17	1.1	1.0	0.8	1	5	1.232 4	0.067 9	1.163 3
18	1.1	1.1	1.0	5	10	1.447 0	0.211 0	1.401 9

对正交试验设计得到的样本集结果误差效应进行方差分析,采取 $F$ 检验分析各因素对试验结果的影响程度。当试验总次数为 $n$ ,因素个数为 $m$ ,各因素的水平数为 $n_a$ ,不考虑因素间交互作用,可得到试验总自由度 $d_a$ 、各因素自由度 $d_i$ 、误差自由度 $d_e$ 如下所示

$$\begin{cases} d_a = n - 1 \\ d_i = n_a - 1 \\ d_e = d_a - \sum_{i=1}^m d_i \end{cases} \quad (2)$$

$F$ 值为各因素平均离差平方和与误差平均离差平方和之比,反映了各因素对试验结果影响程度大小。当 $F_i \geq F_{0.05}(d_i, d_e)$ 时表明该因素对实验结果影响显著, $F_i \geq F_{0.01}(d_i, d_e)$ 时表明影响极显著。各因素对阻力系数 $C_d$ 的方差分析结果如表3所示。

本次试验总自由度 $d_a=17$ ,各因素自由度 $d_i=2$ ,误差自由度 $d_e=7$ ,选择 $F_{0.05}(2, 7)=4.74$ 作为 $F$ 检

表3 阻力系数 $C_d$ 方差分析结果

Table 3 Variance analysis results of drag coefficients

来源	自由度	平方和	$F$	显著性
$R_B$	2	0.014	2.509	0.151
$R_N$	2	0.015	2.722	0.133
$\theta$	2	0.112	19.860	0.001
$Ma$	2	0.100	17.767	0.002
$\alpha$	2	0.004	0.647	0.552
误差	7	0.020		

验的显著性阈值, $F_{0.01}(2, 7)=9.55$ 作为极显著性阈值。各因素对 $C_d$ 的影响作用由大到小依次为 $\theta > Ma > R_N > R_B > \alpha$ ,且 $\theta$ 和 $Ma$ 对 $C_d$ 影响极显著。

### 3.2 BP神经网络学习

BP神经网络分为输入层、隐含层和输出层,将再入体外形可优化的参数作为模型的输入层,阻力系数作为模型的输出层,隐含层中神经元数表示为

$$L = \sqrt{M \cdot N} \quad (3)$$

式中: $L$ 为隐含层神经元数; $M$ 为输入层神经元数; $N$ 为输出层神经元数<sup>[9-10]</sup>。本次模型中 $M=5, N=1$ ,则根据该式设置隐含层神经元数的初始值 $L=3$ ,创建 $5 \times 3 \times 1$ 型BP神经网络近似模型,如图6所示。

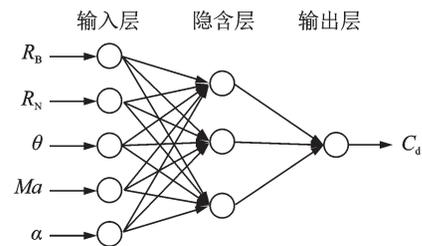


图6 再入飞行器BP神经网络结构

Fig.6 BP neural network structure of reentry vehicle

在正交试验设计数据的基础上补充部分测试数据,按照7:3的比例分类得到24组训练集和10组测试集,应用附加动量法以及梯度下降自适应法,在MATLAB中创建BP神经网络进行训练,设置训练代数为2000代,目标参数误差为 $1e-8$ ,对阻力系数 $C_d$ 进行训练。把 $C_d$ 的训练值与测试值

之间的相对误差记为预测误差,保存误差 $<5\%$ 的神经网络,便于多岛遗传算法优化时调用。拟合结果与预测误差如图7所示,其中最大误差为4.6%,平均误差为0.7%,结果表明BP神经网络拟合阻力系数 $C_d$ 效果较好,精度较高。

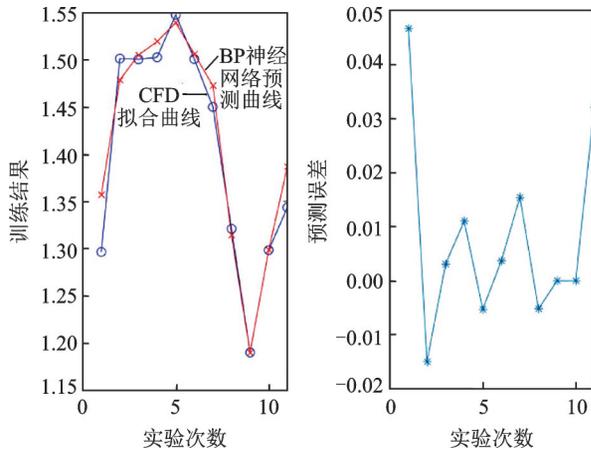


图7 BP神经网络训练结果与预测误差

Fig.7 Training result and error of BP neural network

## 4 优化与分析

### 4.1 优化模型

文献[11]给出的再入飞行器的飞行数据,选取再入过程中的最大动压点作为标准工况开展以阻力系数 $C_d$ 最大为优化目标的气动外形设计优化。其中,最大动压工况的主要参数为:海拔高度50 km,  $1^\circ$ 迎角,速度 $5Ma$ 。选取再入飞行器主要的外形参数展开半径 $R_B$ ,防热头锥半径 $R_N$ ,半锥角 $\theta$ 为优化变量;考虑到防热结构安装与头部和载荷舱之间的几何约束关系,设定约束条件为头锥纵向半径 $R_N \cos\theta$ 与展开半径 $R_B$ 的比值应在0.18~0.4的区间内,展开前头锥纵向半径 $R_N \cos\theta$ 应大于载荷舱半径 $0.5D_2$ ,回收后临界厚度 $R_N - 0.5D_2 \cot\theta$ 应大于伞状头部厚度 $d$ 。得到优化数学模型如下

$$\begin{cases} \max C_d = f(R_B, R_N, \theta) \\ \text{s.t. } 0.18 < R_N \cos\theta / R_B < 0.4 \\ R_N \cos\theta > 0.5D_2 \\ R_N - 0.5D_2 \cot\theta > d \end{cases} \quad (4)$$

根据正交试验设计和方差分析的结果设定优化变量初始值 $R_{B1}=0.8R_{B0}$ ,  $R_{N1}=R_{N0}$ ,  $\theta_1=1.1\theta_0$ ,优化变量与优化区间如表4所示。

表4 再入飞行器优化设计变量

Table 4 Optimization design variables of reentry vehicle

优化变量	初始值	优化区间
$R_B$	$R_{B1}$	$0.9R_{B1} \sim 1.1R_{B1}$
$R_N$	$R_{N1}$	$0.9R_{N1} \sim 1.1R_{N1}$
$\theta$	$\theta_1$	$0.9\theta_1 \sim 1.1\theta_1$

### 4.2 优化算法

多岛遗传算法(Multi-island genetic algorithm, MIGA)是经遗传算法发展而来的一种优化方法。它将可行域进一步划分为很多个岛,遗传算法本身的变异、交叉和选择在岛上进行,设计适应度函数用以评判性能的优越,其值控制父代杂交,各岛间的迁移有助于跳出局部最优解,抑制早熟现象<sup>[12]</sup>。使用多岛遗传算法求解再入飞行器气动外形优化模型的流程如图8所示。

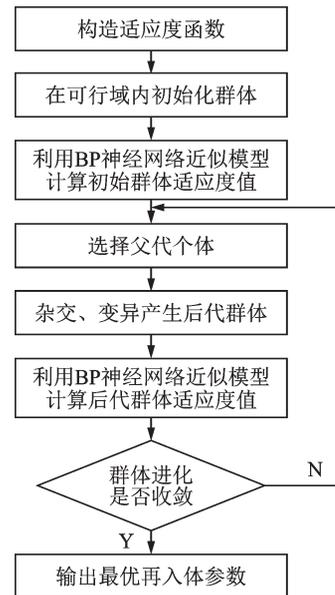


图8 多岛遗传算法求解流程

Fig.8 Solving process of multi-island genetic algorithm

优化模型目标函数是再入飞行器的最大阻力系数,与适应度函数变化方向一致<sup>[12]</sup>,构造适应度函数 $S=C_d$ 。设定种群规模为100,交叉概率为1.0,变异概率为0.01,岛间迁移率为0.01,迁移间隔代数5,最大迭代次数为1000。当适应度值变化率小于许可精度,则满足收敛要求,终止种群繁殖,得出再入飞行器气动外形优化模型的目标函数值和最优解。

### 4.3 优化结果与验证

应用上述优化模型与算法对再入飞行器气动外形进行优化,迭代过程如图9所示。结果表明优化过程有明显的收敛效果,大幅偏离点是迁移过程,是试图寻求全局最优解的体现,符合多岛遗传法的特点。经过933次迭代得到较为理想的变量和目标函数。

再入飞行器优化设计结果对比如表5所示,使用BP神经网络得到优化后外形的 $C_d$ 为1.5635,使用CFD数值模拟优化后外形的 $C_d$ 为1.5820,BP神经网络相对CFD数值模拟误差为1.18%,小于BP神经网络5%的训练误差,证明了优化结果的

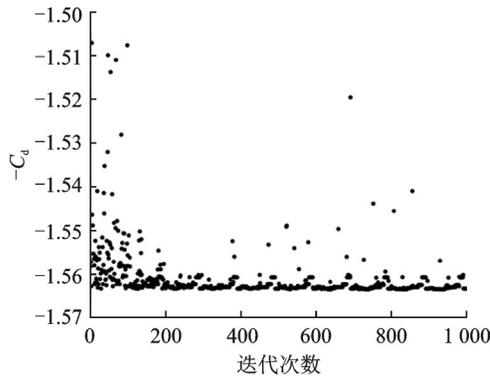


图9 再入飞行器外形优化迭代过程

Fig.9 Optimization history of reentry vehicle

表5 再入飞行器优化设计结果

Table 5 Optimization design results of reentry vehicle

算例	设计变量			优化结果
	$R_B/m$	$R_N/m$	$\theta/(^\circ)$	$C_d$
优化后 BP	$1.08R_{B1}$	$0.94R_{N1}$	$1.08\theta_1$	1.563 5
优化后 CFD	$1.08R_{B1}$	$0.94R_{N1}$	$1.08\theta_1$	1.582 0
优化前 CFD	$R_{B1}$	$R_{N1}$	$\theta_1$	1.508 4

可行性。在 x64 处理器, RAM 256 GB 的情况下, 对优化后外形的  $C_d$  进行计算时, CFD 数值模拟需 120 min, BP 神经网络模拟仅需 10 s, 在满足精度同时大幅提高了计算速度。

对比优化前后外形 CFD 数值模拟得到的  $C_d$ , 相比于优化前外形  $C_d$  为 1.508 4, 优化后阻力系数  $C_d$  提升了 4.88%, 较优化前有所增加, 增强了再入飞行器的气动减速性能, 达到了优化目的。

优化前后剖面对比如图 10 所示, 优化后再入飞行器的展开半径  $R_B$  和半锥角  $\theta$  均有所增大, 导致正对来流气动面积增加, 印证了减速性能的提升。防热头锥半径  $R_N$  减小与半锥角  $\theta$  增大使头部较优化前更钝, 在可承载载荷相差不多的情况下增大了气动阻力。优化后的再入飞行器最优外形如图 11 所示。

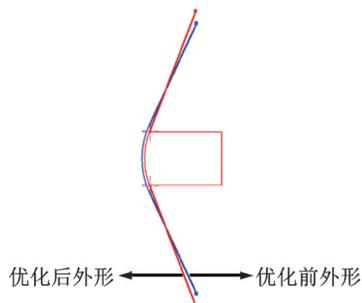


图10 外形优化前后剖面对比

Fig.10 Section shape comparison before and after optimization

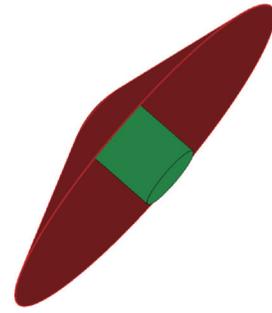


图11 优化后的再入飞行器最优外形

Fig.11 Optimal shape of reentry vehicle after optimization

为了进一步验证再入飞行器外形优化后的气动性能, 优化前后的速度与压强云图对比如图 12 所示。

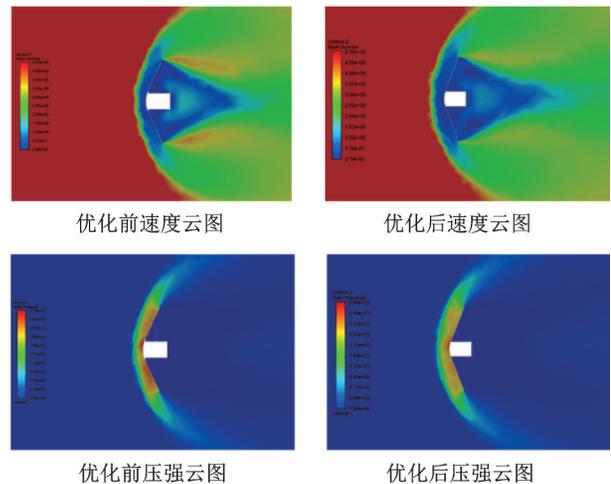


图12 外形优化前后速度与压强云图对比

Fig.12 Velocity and pressure contours before and after optimization

速度云图显示外形优化后再入飞行器头部和基部均有较为清晰的减速区域。外形优化后头部弓形激波脱体现象更为明显, 波阻增大导致阻力系数增加, 减速效果更明显。压强云图显示头部有明显的高压集中区域, 且外形优化后高压区域逐渐分散, 避免压强过大的情况出现, 再次验证了优化结果。

#### 4.4 参数灵敏度分析

对外形设计参数灵敏度进行分析, 设计变量与优化结果的系数相关矩阵如图 13 所示。结果表明  $\theta$  对  $C_d$  的影响程度最大, 且呈显著正效应。  $R_N$  对  $C_d$  的影响程度大于  $R_B$ , 但呈负效应。在满足约束的前提下, 具有较大  $\theta$  与  $R_B$ , 较小  $R_N$  的外形的再入飞行器减速效果更明显。

设计变量与优化结果的自组织特征图 (Self-organizing feature map, SOM) 如图 14 所示, 结果表明  $C_d$  的中心点形成的簇集中分布左下方区域, 设计变量  $\theta$  与  $C_d$  的簇集中分布非常相似, 表明  $\theta$  与

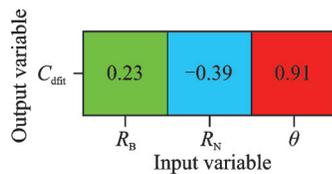


图13 再入飞行器系数相关矩阵

Fig.13 Coefficient correlation matrix of reentry vehicle

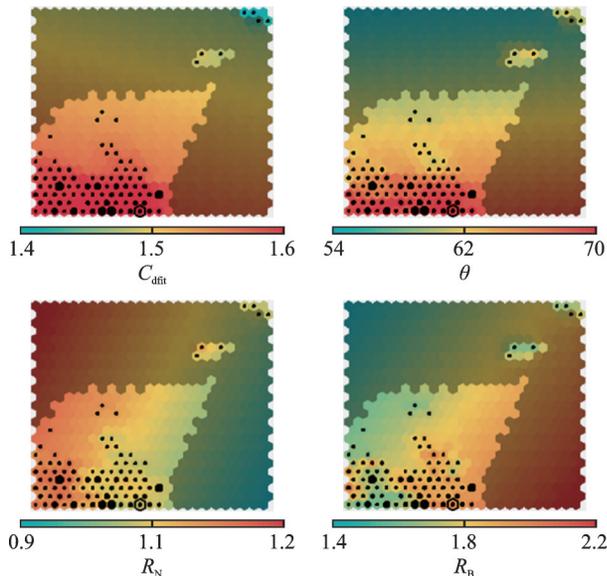


图14 再入飞行器参数自组织特征图

Fig.14 Parameter self-organizing graph of reentry vehicle

$C_d$ 有显著的正相关性。 $R_N$ 左下方簇集中分布区域与 $C_d$ 差别较大,且与 $\theta$ 和 $R_B$ 的分布关于对角线对称,表明 $R_N$ 与 $C_d$ 呈现负相关。 $R_B$ 左下方簇区域较为分散,表明 $R_B$ 对 $C_d$ 影响程度较小,与系数相关矩阵的灵敏度分析互为印证。

## 5 结 论

(1) 在参数化建模的基础上,采用正交试验设计与方差分析相结合的方法,运用较少的试验样本数得到设计参数对机械展开式再入飞行器气动性能的影响规律。采用了BP神经网络近似模型和多岛遗传算法相结合的方法求解再入飞行器气动外形优化模型,在可接受精度损失的范围内,克服了求解优化模型时需要反复调用CFD软件的缺陷,大幅提升了计算效率。

(2) 利用该优化方法成功对再入飞行器气动外形进行了优化改进,优化结果与CFD数值模拟结果相对误差为1.18%,符合BP神经网络近似模型的精度要求,且提高了计算速度。优化后外形的阻力系数 $C_d$ 提升了4.88%,拥有更好的气动减速性能。优化结果验证了该优化方法在解决再入飞行器气动外形优化的有效性,具有较好工程应用价值。

(3) 对外形设计参数进行灵敏度分析,对阻力系数 $C_d$ 的影响程度从大到小依次为半锥角 $\theta$ 、防热头锥半径 $R_N$ 、展开半径 $R_B$ ,且 $\theta$ 与 $R_B$ 对 $C_d$ 具有正效应, $R_N$ 对 $C_d$ 具有负效应。进行灵敏度分析提高了优化设计的效率,便于为后续试验提供更为合理的外形布局,进而降低试验投入。

(4) 在使用BP神经网络与多岛遗传算法相结合的优化过程中,优化目标仅考虑了阻力系数最大,并未考虑其他气动性能参数,未来应进一步考虑升力系数、压心系数、气动加热等,开展更为综合的多目标设计优化。

## 参考文献:

- [1] SAIKIA S J, SARANATHAN H, GRANT M J, et al. Trajectory optimization for adaptive deployable entry and placement technology (ADEPT)[C]//Proceedings of AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference 2014: AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference 2014. San Diego, USA: AIAA, 2014: 596-609.
- [2] 黄伟,曹旭,张章.充气式进入减速技术的发展[J].航天返回与遥感,2019,40(2): 14-24.  
HUANG Wei, CAO Xu, ZHANG Zhang. Development of inflatable entry deceleration technology[J]. Space Return and Remote Sensing, 2019, 40(2): 14-24.
- [3] 李旭东,张鹏,尚明友,等.基于金星探测机械展开式进入飞行器技术述评[J].航天返回与遥感,2015, 36(2): 1-8.  
LI Xudong, ZHANG Peng, SHANG Mingyou, et al. A review of mechanical expansion entry vehicle technology based on Venus exploration[J]. Space Return and Remote Sensing, 2015, 36(2): 1-8.
- [4] 包军,张鹏,尚明友,等.半刚性机械展开式再入飞行器气动特性研究[J].航天返回与遥感,2017, 38(2): 1-9.  
BAO Jun, ZHANG Peng, SHANG Mingyou, et al. Research on aerodynamic characteristics of semi-rigid mechanical expansion reentry vehicle[J]. Space Return & Remote Sensing, 2017, 38(2): 1-9.
- [5] 李治宇,杨彦广,袁先旭,等.基于Euler方程的返回舱气动外形优化设计方法研究[J].空气动力学学报,2012,30(5): 653-657,674.  
LI Zhiyu, YANG Yanguang, YUAN Xianxu, et al. Research on optimization design method of aerodynamic shape of re-entry capsule based on Euler equation[J]. Journal of Aerodynamics, 2012, 30(5): 653-657,674.
- [6] 鞠胜军,阎超,叶志飞.吸气式高超声速飞行器多参数

- 灵敏度分析[J].北京航空航天大学学报,2017,43(5):927-934.
- JU Shengjun, YAN Chao, YE Zhifei. Multi-parameter sensitivity analysis of air-breathing hypersonic vehicle[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 43(5): 927-934.
- [7] 杨敏,唐孝生.BP神经网络在激光器参数优化中的应用[J].激光杂志,2020,41(5):168-172.
- YANG Min, TANG Xiaosheng. Application of BP neural network in laser parameter optimization[J]. Journal of Laser Science, 2020, 41(5): 168-172.
- [8] 刘深深,冯毅,杨肖峰,等.类AHW助推滑翔飞行器气动布局优化设计分析[J].空气动力学学报,2019,37(2):226-233.
- LIU Shenshen, FENG Yi, YANG Xiaofeng, et al. Study on the optimization and aerodynamics characteristics analysis for AHW analog boost gliding vehicle[J]. Journal of Aerodynamics, 2019, 37(2): 226-233.
- [9] 王邦祥,陆金桂,王京涛.神经网络在风力机翼型气动性能优化中的应用[J].机械设计与制造,2020(3):236-240.
- WANG Bangxiang, LU Jingui, WANG Jingtao. Application of neural network in optimization of aerodynamic performance of wind turbine airfoil[J]. Machinery Design & Manufacture, 2020(3): 236-240.
- [10] 赵淑军,曾桂林,刘均,等.BP神经网络在立铣刀结构参数优化中的应用[J].组合机床与自动化加工技术,2017(6):18-21,25.
- ZHAO Shujun, ZENG Guilin, LIU Jun, et al. Application of BP neural network in structural parameter optimization of end milling[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technology, 2017(6): 18-21,25.
- [11] LITTON D K, BOSE D M, CHEATWOOD F M, et al. Inflatable re-entry vehicle experiment (IRVE)-4 overview[C]//Proceedings of the 21st AIAA Aerodynamic Decelerator Systems Technology Conference and Seminar 2011. USA: AIAA, 2011: 924-937.
- [12] 解静,白鹏,李永远.基于遗传算法的升力体外形优化设计[J].气体物理,2020,5(4):31-36.
- XIE Jing, BAI Peng, LI Yongyuan. Optimization design of lifting body shape based on genetic algorithm[J]. Gas Physics, 2020, 5(4): 31-36.

(编辑:张彤)