



弹箭与制导学报

Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance

ISSN 1673-9728, CN 61-1234/TJ

《弹箭与制导学报》网络首发论文

题目：基于神经网络的高超声速飞行器偏离稳定判据灵敏度分析
作者：马泽远，李墨吟，范一鸣，李威，夏群利
收稿日期：2020-05-13
网络首发日期：2020-10-21
引用格式：马泽远，李墨吟，范一鸣，李威，夏群利. 基于神经网络的高超声速飞行器偏离稳定判据灵敏度分析. 弹箭与制导学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1234.tj.20201021.1149.008.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于神经网络的高超声速飞行器偏离稳定判据灵敏度分析

马泽远，李墨吟，范一鸣，李 威，夏群利

(北京理工大学宇航学院，北京 100081)

摘要：针对高超声速飞行器全通道耦合偏离稳定判据中多参数耦合影响问题，考虑 Winged-Cone 模型动力学特性，对稳定性判据进行合理简化。此外，考虑传统多项式响应面数据拟合精度不足的问题，对比多种神经网络与多项式响应面的拟合精度与鲁棒性，选取综合性能最优的径向基神经网络实现气动数据拟合，为灵敏度分析提供快响应与高精度的数据支撑。最后分析攻角、马赫数等参数的灵敏度，并采用蒙特卡罗仿真计算不同攻角范围下的偏离稳定概率。结果表明，在参数取值范围内，判据中全局灵敏度从大到小依次为：攻角、舵偏角、马赫数、转动惯量，且在 $[-12^\circ, -4^\circ]$ 、 $[12^\circ, 20^\circ]$ 攻角下偏离稳定概率相对较高。

关键词：高超声速飞行器；神经网络；全通道偏离稳定判据；Sobol 灵敏度分析

中图分类号：V211 **文献标志码：**A

The Sensitivity Analysis of Departure Stability of Hypersonic Vehicle Based on Neural Network

MA Zeyuan, LI Moyin, FAN Yiming, LI Wei, XIA Qunli

(School of Aerospace Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Considering the dynamic characteristics of Winged-Cone model, the whole channel deviation stability criterion of hypersonic vehicle was reasonably simplified to analysis the coupling influence of multiple parameters. In addition, given the insufficient fitting accuracy of traditional Polynomial Response Surface Method, Radial Basis Function neural network, which owns superior comprehensive performance, was selected to achieve aerodynamic data fitting to ensure the fast response and accuracy for sensitivity analysis after comparing the fitting accuracy and robustness of multiple neural networks and PRSM. Finally, the Sobol sensitivity analysis method was used to analysis the sensitivity of angle of attack and Mach etc. And the deviation stability probability in different angle of attack was calculated by Monte Carlo simulation. The results show that within the range of parameter values, in the criterion, the global sensitivity in ascending order is: angle of attack, rudder deflection angle, Mach and moment of inertia., meanwhile the probability of stability is relatively high when angle of attack is within range of $[-12^\circ, -4^\circ]$ or $[12^\circ, 20^\circ]$.

Keywords: hypersonic vehicle; neural network; whole channel departure stability criterion; Sobol sensitivity analysis

0 引言

高超声速飞行器具有马赫数高、作战空域广、飞行距离长等特点。随着空天领域技术的发展,高超飞行器在未来军事、政治和经济中将发挥重要的战略作用^[1]。在飞行过程中,由于环境的复杂性,飞行器易出现失稳现象。在以往的高超声速飞行器试验中,美国 HTV-2 首次试飞就是因为飞行器的横侧向失稳导致了副翼控制的异常,进而导致试飞失败^[2]。

在国内针对高超声速飞行器横侧向稳定的研究中,祝立国^[3]等给出了两种不同航空机体坐标系下的横侧向稳定性判据,并针对某飞行器进行了一定分析;肖文^[4]研究了高超声速飞行器横侧向耦合模态控制问题,并针对性的给出了不同侧滑角控制方案;李锐^[5]针对飞行器上升段,对整个速度范围内的横航向稳定性进行了计算分析;张洪^[6]利用 Hurwitz 判据,推导出一个新的综合稳定

性判据 PN,并验证了该判据的可靠性;姚跃民^[7]在横侧向稳定性判据的基础上,考虑三通道耦合情况,建立了全通道耦合下的横侧向稳定性判据;刘军^[8]等研究了高超声速飞行器大攻角飞行过程中的滚转控制问题,给出了方向舵控制滚转的鲁棒性明显优于副翼控制滚转。

文中针对高超声速飞行器横侧向稳定性,采用神经网络对 Winged-Cone^[9]模型的实验数据进行拟合,分析在不同神经网络以及传统拟合形式对数据拟合的结果下,各影响参数对偏离稳定性判据的灵敏度分析。

1 研究对象及偏离稳定性判据

1.1 研究对象

文中研究的对象为美国 NASA 的 Winged-Cone 飞行器模型,如图 1 所示,属于助推滑翔飞行器,其动态特性在其大范围的飞行空域内机翼变化,并且在大马赫数下存在机体耦合,文献[9]给出了该模型详细信

收稿日期：2020-05-13

第一作者简介：马泽远（1995—），男，辽宁鞍山人，硕士研究生，研究方向：飞行器总体设计。

息。图2为文中研究所需的机体坐标系。

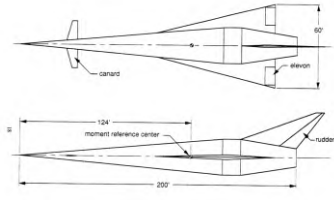


图1 Winged-Cone 飞行器外形图

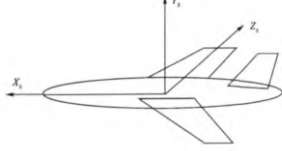


图2 航天飞行器机体坐标系

1.2 偏离稳定性判据

在图2所示坐标系下，结合飞行器偏离失控机理，对偏离预测主要有以下几点：

$$\left\{ \begin{array}{l} C_{DYN} = \begin{cases} \sin \alpha \left(\frac{C_{mx}^\alpha C_{mz}^\beta}{I_x I_z} - \frac{C_{mx}^\beta C_{mz}^\alpha}{I_x I_z} \right) + \cos \alpha \left(\frac{C_{my}^\alpha C_{mz}^\beta}{I_y I_z} - \frac{C_{my}^\beta C_{mz}^\alpha}{I_y I_z} \right) + \tan \beta \left(\frac{C_{mx}^\alpha C_{my}^\beta}{I_x I_y} - \frac{C_{mx}^\beta C_{my}^\alpha}{I_x I_y} \right) < 0 \\ \frac{C_{mz}^\alpha}{I_z} + \sin \alpha \frac{C_{mx}^\beta}{I_x} + \cos \alpha \frac{C_{my}^\beta}{I_y} + \sin \alpha \tan \beta \frac{C_{my}^\alpha}{I_y} - \cos \alpha \tan \beta \frac{C_{mx}^\alpha}{I_x} < 0 \end{cases} \\ LCDP = \begin{cases} \frac{C_{mz}^{\delta_x} C_{mx}^\alpha}{I_z I_x} + \frac{C_{my}^{\delta_x}}{I_y} \left(\cos \alpha \frac{C_{mx}^\beta}{I_x} + \sin \alpha \tan \beta \frac{C_{mx}^\alpha}{I_x} \right) - \frac{C_{mx}^{\delta_x}}{I_x} \left(\frac{C_{mz}^\alpha}{I_z} + \cos \alpha \frac{C_{my}^\beta}{I_y} + \sin \alpha \tan \beta \frac{C_{my}^\alpha}{I_y} \right) < 0 \\ C_{mz}^{\delta_x} (C_{mx}^\beta C_{my}^\alpha - C_{mx}^\alpha C_{my}^\beta) - C_{my}^{\delta_x} (C_{mx}^\beta C_{mz}^\alpha - C_{mx}^\alpha C_{mz}^\beta) + C_{mz}^{\delta_x} (C_{my}^\beta C_{mz}^\alpha - C_{my}^\alpha C_{mz}^\beta) < 0 \end{cases} \end{array} \right. \quad (1)$$

式中， C_{mx}^α 、 C_{my}^α 、 C_{mz}^α 分别为滚转力矩、偏航力矩对攻角的导数以及俯仰力矩对侧滑的导数，在飞行过程中这三项均为小量，

1) 横航向静稳定参数 C_{mx}^β 、 C_{my}^β ；

对应于滚转偏离和偏航偏离，在小攻角、小侧滑角下能够独立适用于三通道独立偏离预测。

2) 动态偏航静稳定参数 $C_{n_dyn}^\beta$ ；

该参数为开环横航向动稳定的必要条件，也是判断荷兰滚是否稳定的判据， $C_{n_dyn}^\beta < 0$ 时，认为偏航方向稳定。

3) 横向操纵偏离参数 $LCDP$

该参数主要预测滚转舵操纵滚转时对偏航的影响， $LCDP < 0$ 时，认为偏航方向稳定。

在弹体坐标系下，根据文献[7]得到全通道耦合偏离稳定性判据准则：

可忽略，得到简化后的全通道耦合偏离稳定性判据如(2)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} C_{DYN} = \begin{cases} -\sin \alpha \frac{C_{mx}^\beta C_{mz}^\alpha}{I_x I_z} - \cos \alpha \frac{C_{my}^\beta C_{mz}^\alpha}{I_y I_z} < 0 \\ \frac{C_{mz}^\alpha}{I_z} + \sin \alpha \frac{C_{mx}^\beta}{I_x} + \cos \alpha \frac{C_{my}^\beta}{I_y} < 0 \end{cases} \\ LCDP = \begin{cases} \cos \alpha \frac{C_{my}^{\delta_x} C_{mx}^\beta}{I_y I_x} - \frac{C_{mx}^{\delta_x}}{I_x} \left(\frac{C_{mz}^\alpha}{I_z} + \cos \alpha \frac{C_{my}^\beta}{I_y} \right) < 0 \\ -C_{my}^{\delta_x} C_{mx}^\beta C_{mz}^\alpha + C_{mx}^{\delta_x} C_{my}^\beta C_{mz}^\alpha < 0 \end{cases} \end{array} \right. \quad (2)$$

2 神经网络拟合适应性研究

在传统的飞行器设计领域中，大多使用多项式响应面 (Polynomial response surface method, PRSM) 实现气动等数据的拟合，在有限实验数据下，其拟合精度较低，难以满足对气动数据的保精度、快响应的工程需求。近年来，神经网络 (Neural Network, NN) 技术以其在合适的超参数设置下，具有逼近任意非线性函数的能力，受到学者的广泛关

注。然而，在实际的工程应用中，神经网络的训练通常需要对神经元个数与激活函数等超参数进行大量繁琐的调参，极大加重了工程人员的实验负担。因此，文中开展了径向基函数神经网络 (Radial basis function, RBF)、Elman 神经网络、广义回归神经网络 (General Regression Neural Network, GRNN) 与传统的多项式响应面的普适性、拟合精度与鲁棒性对比研究，对比研究中，为研究 RBFNN、GRNN 等神经网络与 PRSM 的普

适性,每种神经网络与 PRSM 均按照经验分别构造 10 次,并选择精度最高的结果用于比较。上述神经网络与 PRSM 描述如下。

2.1 神经网络及多项式拟合方法

2.1.1 RBFNN

RBF 神经网络是通过构造以未知点与数据点之间的欧氏距离为自变量的径向函数,并对径向函数进行线性叠加构造出来的前馈神经网络^[10],具体结构如图 3 所示。其基本思想是确定一组样本点 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 作为中心点,并以径向函数作为基函数,最后对基函数进行线性叠加得到未知点处的预测值,基本形式如式(3)所示。

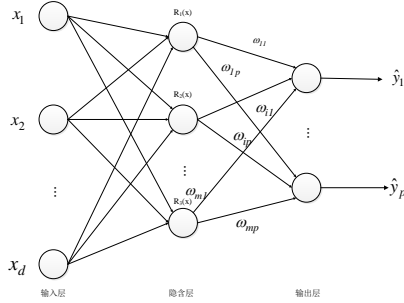


图 3 RBF 神经网络结构示意图

$$\hat{f}_{RBF}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n_s} \mathbf{w}_i \phi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|) = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi} \quad (3)$$

2.1.2 Elman 神经网络

Elman 神经网络的典型拓扑结构由输入层、隐含层、承接层和输出层四部分构成,其中输入层、隐含层与输出层的连接结构与多层前馈神经网络结构类似,承接层用于记忆隐含层前一时刻的输出值并返回给隐含层单元的输入中,起延迟输入的作用^[11]。Elman 神经网络的具体拓扑结构如图 4 所示。

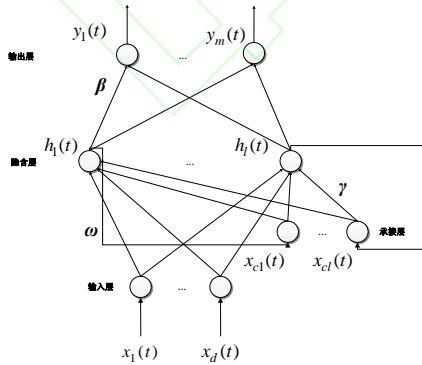


图 4 Elman 神经网络结构示意图

由上图可知,输入层节点 $x_1(t), \dots, x_d(t)$ 为第 t 个输入变量,第 i 个隐含层节点输出输入可表示为

$$h_i(t) = f(\omega_i \cdot \mathbf{x}(t) + \gamma_i \cdot \mathbf{x}_c(t)) \quad (4)$$

其中, $f(\cdot)$ 为隐含层神经元的传递函数, ω 为

输入层与隐含层之间的连接权值, γ 为承接层与隐含层之间的连接权值, $x_c(t)$ 为承接层单元的输入。

2.1.3 GRNN

GRNN 具有较强的容错能力、非线性映射能力及鲁棒性。其结构分别为:输入层、模式层、求和层以及输出层,下图为 GRNN 网络的结构拓扑图^[12]。

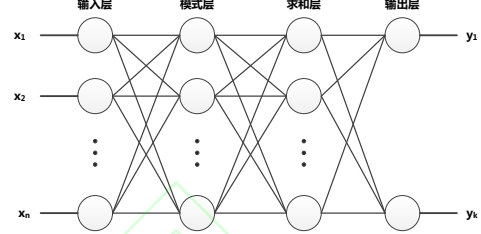


图 5 GRNN 神经网络结构示意图

假设输入样本为 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{n \times m}$, 输出岩本为 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{k \times m}$, 则 GRNN 网络的预测输出为:

$$\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i \exp[-\frac{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)}{2\sigma^2}]}{\sum_{i=1}^n \exp[-\frac{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)}{2\sigma^2}]} \quad (5)$$

4) PRSM

传统的多项式拟合方式采用形如式(6)进行拟合。

$$\mathbf{Y} = \mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 \mathbf{x} + \mathbf{a}_2 \mathbf{x}^2 + \dots + \mathbf{a}_n \mathbf{x}^n \quad (6)$$

最终参数组合 $(\mathbf{a}_0, \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n)$ 由最小二乘法(如式(7))确定。

$$RSS = \sum_{i=0}^m (\mathbf{a}_0 + \mathbf{a}_1 \mathbf{x} + \mathbf{a}_2 \mathbf{x}^2 + \dots + \mathbf{a}_n \mathbf{x}^n - y_i) \quad (7)$$

2.2 神经网络拟合效果对比分析

文中利用 SE、PEAKS、R10、SUR30 四个高阶非线性数值函数,探讨多种神经网络与 PRSM 的综合性能。对于每个测试函数,基于拉丁超立方试验设计获取数量相同的样本点构造神经网络与 PRSM,分别测试 30 次,并以如式(8)所示的复相关系数作为拟合精度指标,具体结果如图 6~图 9。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (8)$$

式中, m 为测试样本点的数量, y_i 为真实响应值, \hat{y}_i 为代理模型的预测值, \bar{y}_i 为真实响应的均值。

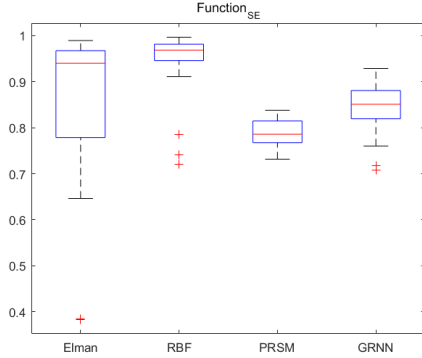


图 6 SE 下多种拟合方式效果对比

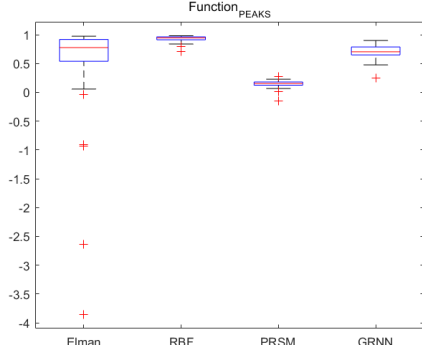


图 7 PEAKS 下多种拟合方式效果对比

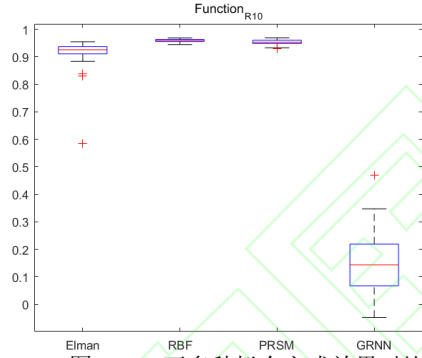


图 8 R10 下多种拟合方式效果对比

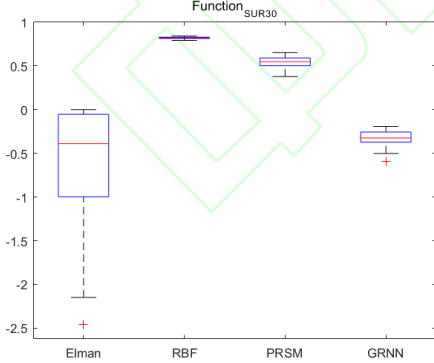


图 9 SUR30 下多种拟合方式效果对比

不难看出,传统的 PRSM 方法受限于模型结构,难以高效近似 SUR30 等高维高阶非线性问题。此外,对于 SE、Peaks 等低维高阶多峰值非线性问题,Elman 神经网络、RBFNN 与 GRNN 等三种神经网络的近似精度均要优于 PRSM,但 Elman 神经网络与 GRNN 的构造涉及大量的超参数设置问题,且对随着问题维度的增加,样本点的需求急

剧增大,导致处理高维问题上的效果不佳。通过对不同测试函数的拟合结果进行纵向对比,可看出除 R10 问题外,RBFNN 的近似精度以及鲁棒性均明显优于其他拟合方法。综上所述,文中选取 RBFNN 实现 Winged-Cone 模型的气动数据拟合,为全通道偏离判据的灵敏度分析提供高效的气动数据支撑,进一步提升 Sobol 灵敏度分析结果的准确性。

3 Sobol 全局灵敏度分析

根据上一节所建立的偏离稳定性判据,如式(1),各气动参数之间均与攻角、马赫数相关,存在耦合现象,从对偏离稳定性判据的分析模型中,可以看出,攻角 α 、侧滑角 β 、转动惯量、各气动系数均能够影响整个判稳依据。由于针对非线性较高的模型,全局灵敏度分析方法可以有效的分析全范围参数,因此,文中通过一阶、高阶以及全局灵敏度分析各参数之间的相互作用关系以及全局影响性。

Sobol 灵敏度分析方法主要采用方差对描述模型输入变量以及输出相应的不确定性^[13],它可以将模型输出相应的方差归因于各个输入变量以及各个输入变量之间的交叉效应,通过高维模型展开, $Y = g(X)$ 可以表示为

$$Y = g(X) = g_0 + \sum_{i=1}^n g_i(X_i) + \sum_{1 \leq i < j \leq n} g_{ij}(X_i, X_j) + \dots + g_{12, \dots, d}(X_1, X_2, \dots, X_d) \quad (9)$$

此外,当函数 g 平方可积、输入变量相互独立且展开式中每一项均值均为 0,那么展开式中所有项两两相互正交,并且每一项可以唯一确定,即

$$g_0 = E(Y), \quad g_i = E(Y|X_i) - g_0, \\ g_{ij} = E(Y|X_i, X_j) - g_i - g_j - g_0, \quad \text{进而对式(9)两边同时取方差可以得到}$$

$$V(Y) = \sum_{i=1}^n V_i + \sum_{1 \leq i < j \leq n} V_{ij} + \dots + V_{12, \dots, d} \quad (10)$$

其中, $V_i = V(g_i) = V(E(Y|X_i))$,

$$V_{ij} = V(g_{ij}) = V(E(Y|X_i, X_j)) - V_i - V_j.$$

根据全方差公式可得, $V(E(Y|X_i)) = V(Y) - E(V(Y|X_i))$, 其中, $E(V(Y|X_i))$ 表示当 X_i 可以被确定时,输出响应的方差 $V(Y)$ 的平均剩余量,因此, $V(E(Y|X_i))$ 表示 X_i 确定时 $V(Y)$ 的平均

减小量。此外，一阶偏方差 V_i 衡量了输入变量 X_i 对输出响应方差 $V(Y)$ 的独立贡献， V_i 越大，表示当 X_i 的不确定性减小时，输出响应的方差减小得越多，二阶偏方差 V_{ij} 表示了输入变量 X_i 和 X_j 之间交叉作用对输出响应方差的贡献。另一个常用的测度为总偏方 V_{Ti} ，其可以通过总方差减去 X 对应的一阶偏方差得到，即 $V_{Ti} = V(Y) - V(E(Y|X))$ 。

通过对 V_i 和 V_{Ti} 进行标准化（除以总方差 $V(Y)$ ）便得到了主效应指标 S_i 和总效应指标 S_{Ti} 如式(11)所示。

$$S_i = \frac{V(E(Y|X_i))}{V(Y)} \quad (11)$$

$$S_{Ti} = \frac{V(Y) - V(E(Y|X))}{V(Y)} = \frac{E(V(Y|X))}{V(Y)}$$

根据式(11)可以得到 $0 < S_i \leq S_{Ti} < 1$ 。 S_{Ti} 与 S_i 之间的差值表示了 X_i 与其他输入变量之间的交叉作用对输出响应的方差的贡献。如果对于所有的输入变量都满足 $S_{Ti} = S_i$ ，那么各个输入变量之间没有交叉作用。

4 灵敏度及偏离稳定概率分析

考虑到高超声速飞行器飞行过程中的稳定性主要受自身质量特性参数与气动参数影响。因此，在以往研究中关于灵敏度分析的研究愈发受到关注。文中结合 RBF 神经网络与全通道偏离稳定判据，进行了飞行器质量特性参数与气动参数灵敏度分析，并针对稳定性判据的主要影响因素开展了稳定性概率仿真研究，为改善高超声速飞行器稳定性提供参考依据。

4.1 偏离稳定判据灵敏度分析结果

由式(2)可知，全通道偏离稳定判据的影响因素包括 C_{mx}^β 、 C_{my}^β 、 C_{mz}^α 、 $C_{mx}^{\delta_x}$ 、 $C_{my}^{\delta_x}$ 、 α 、 I_x 、 I_y 、 I_z 。其中，前六项为气动参数且均为马赫数、攻角以及舵偏角的函数，后三项为质量参数，与高超声速飞行器自身质量特性相关。根据式(2)中 C_{DYN} 、 $LCDP$ 分别有两个计算判别式，为后续方便简述，记 C_{DYN_1} 、 C_{DYN_2} 、 $LCDP_1$ 、 $LCDP_2$ 。

通过 2.2 节中利用 RBF 神经网络对 Winged-Cone 模型的气动数据拟合，在此基础上，设置高超声速飞行器质量特性参数与气动参数等参数的变化范围如表 1 所示。

表 1 参数取值范围

参数	α	Ma	δ_x	I_x	I_y	I_z
变化范围	[5,25]	[-20,20]	[-20,0]	[0.391,0.921]	[3.91,9.21]	[3.91,9.21]

通过 Matlab 求解得到马赫数、攻角、副翼舵偏角、转动惯量等参数对全通道偏离稳定性判据的一阶灵敏度和全局灵敏

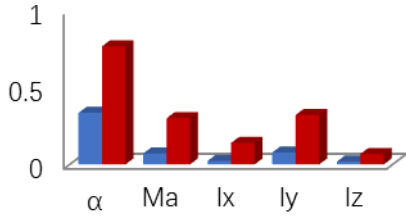
度。全通道偏离稳定判据灵敏度分析结果如表 2~表 5 与图 10~图 13 所示。

表 2 C_{DYN_1} 灵敏度分析结果

α		Ma		I_x		I_y		I_z	
一阶	全局	一阶	全局	一阶	全局	一阶	全局	一阶	全局
0.3352	0.7674	0.0707	0.3004	0.0237	0.1400	0.0777	0.3220	0.0184	0.0764

表 3 C_{DYN_2} 灵敏度分析结果

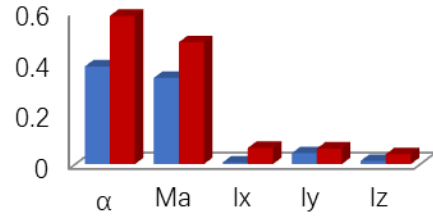
α		Ma		I_x		I_y		I_z	
一阶	全局	一阶	全局	一阶	全局	一阶	全局	一阶	全局
0.3833	0.5825	0.3385	0.4786	0.0067	0.0637	0.0428	0.0611	0.0131	0.0391



■一阶灵敏度系数 ■全局灵敏度系数

图 10 C_{DYN_1} 灵敏度分析对比图

根据表 2、表 3 和图 10、图 11 可以看出攻角对 C_{DYN} 的一阶灵敏度以及全局灵敏度最高，即攻角的变化对于 C_{DYN} 判据的影响最大。针对 Winged-Cone 模型，此外，对于 C_{DYN_1} ，质量参数 I_y 影响次之，随后是 Ma 。



■一阶灵敏度系数 ■全局灵敏度系数

图 11 C_{DYN_2} 灵敏度分析对比图

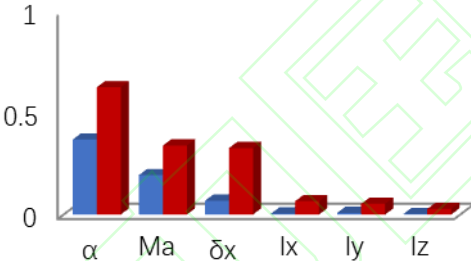
而对于 C_{DYN_2} ，除攻角外的其他影响因素灵敏度较小，即其他因素对 C_{DYN_2} 判据的影响程度较小。

表 4 $LCDP_1$ 灵敏度分析结果

α		Ma		δx		I_x		I_y		I_z	
一阶	全局	一阶	全局	一阶	全局	一阶	全局	一阶	全局	一阶	全局
0.3687	0.6254	0.1932	0.3391	0.0676	0.3266	0.0043	0.0648	0.0079	0.0523	0.0019	0.0269

表 5 $LCDP_2$ 灵敏度分析结果

α		Ma		δx	
一阶	全局	一阶	全局	一阶	全局
0.4823	0.8840	0.0946	0.3138	0.0095	0.2713



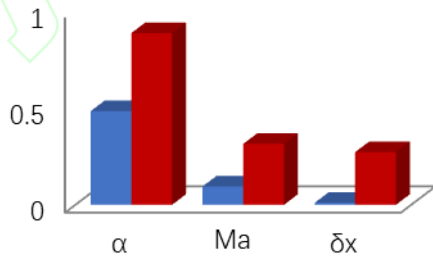
■一阶灵敏度系数 ■全局灵敏度系数

图 12 $LCDP_1$ 灵敏度分析对比图

根据图表信息可以看出各参数对 $LCDP_1$ 的影响程度大小关系为： $\alpha > \delta x > Ma > I_x > I_z > I_y$ ，马赫数、攻角舵以及偏角对 $LCDP_2$ 的影响大小关系为 $\alpha > \delta x > Ma$ 。从一阶灵敏度与全局灵敏度的比值来看，攻角对 $LCDP$ 的影响程度很大，但是一定程度上与马赫数、舵偏角关联。

4.2 主要影响参数下的稳定性仿真分析

根据 4.1 节对全通道偏离判据的灵敏度分析结果，选取灵敏度较高的攻角进行分析，在表 1 的范围内，给定转动惯量为： $I_x = 0.645$ 、 $I_y = 6.45$ 、 $I_z = 6.45$ ，采用蒙特卡洛法在样本空间内随机采取 6400 个样本点，并将攻角范围划分成五个区域，根据式(2)分别对每个区域内的样本点稳定性进



■一阶灵敏度系数 ■全局灵敏度系数

图 13 $LCDP_2$ 灵敏度分析对比图

行统计，具体样本点的稳定性分布如图 14 所示。此外，表 6 给出了各攻角范围内稳定点个数及占比情况，可以看出，攻角范围在 $[-12^\circ, -4^\circ]$ 与 $[12^\circ, 20^\circ]$ 下，飞行器更容易达到稳定状态。

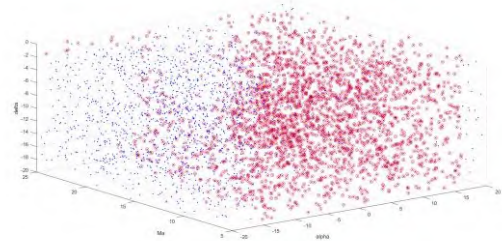


图 14 全通道稳定性分布图

表 6 不同攻角范围下的全通道稳定性概率分布

攻角范围 (°)	[-20,-12]	[-12,-4]	[-4,4]	[4,12]	[12,20]
稳定点个数	87	373	505	763	770
稳定点占比	1.3593%	5.8281%	7.8906%	11.9218%	12.0312%

5 结论

文中针对高超声速飞行器飞行过程中的稳定性问题,对全通道耦合偏离稳定判据中个参数灵敏度进行分析。此外,考虑传统气动数据拟合方法的拟合精度的不足,对比研究了 RBFNN 与 GRNN 等多种神经网络的拟合精度与鲁棒性,并选取综合性能最优的 RBF 神经网络拟合 Winged-Cone 模型气动数据。最后采用 Sobol 灵敏度分析方法对稳定判据进行分析,得到了攻角、马赫数、舵偏角、转动惯量等影响因素的灵敏度。结果表明,攻角的灵敏度最高,即攻角对高超声速飞行器的稳定性的影响最大。在此基础上,分析了不同攻角范围的飞行器全通道稳定概率,确定攻角区间 $[-12^{\circ}, -4^{\circ}]$ 、 $[12^{\circ}, 20^{\circ}]$ 下飞行器稳定性相对较高,分别为 6.1875%和 10.8438%。可以看出,在高超声速飞行器飞行过程中,通过优先稳定控制攻角等参数,能够更有效保持飞行器的稳定。

参考文献:

- [1] 杨晓骞. 不确定条件下高超声速飞行器轨迹优化与控制方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2016.
- [2] 高兴. 再入滑翔飞行器快速轨迹优化及制导方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [3] 祝立国, 王永丰, 庄逢甘, 等. Weissman 图的产生、发展及其在再入航天飞行器气动布局设计中的应用[J]. 宇航学报, 2009, 30 (01): 13-17.
- [4] 肖文. 高超声速飞行器横侧向耦合控制技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014.
- [5] 李锐. 高超声速飞行器轨迹优化及横航向稳定性分析[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
- [6] 张洪. 飞机大迎角飞行稳定判据分析[J]. 飞行力学, 1987 (03): 48-55.
- [7] 姚跃民. 高超声速飞行器失控敏感性与非线性控制技术研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
- [8] 刘军, 黄一敏, 孙春贞, 等. 高超声速飞行器再入段滚转控制及鲁棒性分析[J]. 电光与控制, 2014, 21 (7): 81-85.
- [9] SHAUGHNESSY J, et al. Hypersonic vehicle simulation model. Winged-cone configuration. [R]. Washington, D.C. NASA, 1990.
- [10] 何亮亮. 基于蚁群算法的 RBF 神经网络算法研究[D]. 西安: 西安工程大学, 2019.
- [11] 时小虎. Elman 神经网络与进化算法的若干理论研究及应用[D]. 长春: 吉林大学, 2006.
- [12] 黄鑫. 有控弹道落点快速准确预报方法研究[D]. 太原: 中北大学, 2016.
- [13] 韩林山, 李向阳, 严大考. 浅析灵敏度分析的几种数学方法[J]. 中国水运: 下半月, 2008, 8 (4): 177-178.