

基于MPL-CS自适应反步法的过失速机动控制



吕永玺,史静平,屈晓波

西北工业大学,陕西 西安 710072

摘要:超机动能力仍是未来飞机的重要性能指标,而过失速机动控制的效果将成为决定近距空战胜负的关键。本文提出了一种基于最小参数学习和布谷鸟搜索(MPL-CS)的自适应反步法的过失速机动控制方法,以解决先进布局飞机过失速机动中严重的非线性、耦合性和迟滞性等导致的鲁棒性差和控制精度低等问题。首先,基于一套完整的先进布局飞机缩比模型大振幅振荡风洞试验数据,在给定的建模精度目标下,通过改进极限学习机(ELM)方法,建立了大迎角下先进布局飞行器精确的非定常气动模型。其次,设计了一种基于MPL的自适应反步法,以减少需要优化的参数数量。在不确定性和模型扰动的影响下,结合串接链分配方法完成了分配设计。基于CS方法对MPL下自适应反步控制律的关键参数进行了优化。最后,经典的眼镜蛇机动仿真结果表明,该方法的控制精度高于传统的基于MPL的自适应反步方法,且充分考虑了工程的实际需求,控制精度高、鲁棒性强。该方法为未来先进布局飞机的过失速机动控制提供了理论支撑和技术路径。

关键词:过失速机动;非定常气动力;布谷鸟搜索;最小参数学习;自适应反步控制

中图分类号:V249.1

文献标识码:A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2024.02.013

先进布局飞机为了完成过失速机动,有必要设计相应的气动外形,使飞机具有良好的机动性,并安装带有推力矢量的发动机^[1-2]。在此基础上,还需要开发先进的飞行控制系统,以解决非定常气动力和纵向—横向耦合问题^[3]。结合良好的气动外形,必须考虑大迎角非定常气动力建模、非线性控制方法、控制分配等相关技术,才能实现过失速机动的稳定和准确控制。

在气动建模方面,在大迎角机动时,机身和机翼表面的气流会经历附着流、涡流和涡流破裂的过程,这些特殊的气流现象使飞机气动导数的非线性、迟滞性和耦合性更加突出,气动力不再是常规气动力或准稳态气动力。因此,传统的建模方法失效,需要进行非定常气动力建模,提供准确的过失速机动模型^[4]。对于非定常气动力建模的研究,模型物理含义和模型精度度之间是矛盾的。例如,具有明确物理含义的代数多项式、微分方程等方法的建模精度不高,而基于智能方法和机器学习方法的非定常气动力模型精度很高,但模型无法和经典的导数模型相对应,在建模时需要根据目标选择方法。

在过失速机动控制方面,借助非线性控制方法是实现控制的重要途径^[5-6]。在非线形控制方法的理论应用中,飞机模型是一个精确的非线性模型,这可以使数字模拟更接近真实的飞机飞行,并为后续的实际飞行试验提供更有准备的准备^[7-8],然而非线性方法大多数要求准确的飞机模型,这对建模精度提出了较高的要求,因此在大迎角控制方法设计中,可以将建模误差和扰动当作不确定性,根据气动数据确定不确定性边界,从而实现带有不确定性的过失速机动控制。

在控制分配方面,具有推力矢量的多操纵面构型不仅扩大了先进布局飞机的飞行包线,提高了作战性能,还增加了飞行控制系统设计的工作量,但给工程设计带来了许多挑战^[9-10]。与传统的气动操纵面不同,推力矢量发动机的动力学模型更加复杂,并且会与机体产生耦合效应。同时,推力矢量不仅会改变飞机的推力和推力矩,还会严重影响飞机周围的流场,对先进布局飞机的飞行状态有很大影响^[11]。当先进布局飞机配备推力矢量发动机时,过驱动系统的设计不再局限于多个气动操纵面之间的分布,推力矢量与传

收稿日期: 2023-05-12; 退修日期: 2023-10-10; 录用日期: 2023-11-27

基金项目: 国家自然科学基金(62173277);航空科学基金(20180753006);陕西省自然科学基金(2023-JC-YB-526)

引用格式: Lyu Yongxi, Shi Jingping, Qu Xiaobo. MPL-CS based adaptive backstepping method for post stall maneuver control [J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(02): 106-111. 吕永玺,史静平,屈晓波. 基于MPL-CS自适应反步法的过失速机动控制[J]. 航空科学技术, 2024, 35(02): 106-111.

统气动操纵面的协调控制也是难点。

为了提高控制精度,需要对非线性方法中的参数进行优化。布谷鸟搜索算法是剑桥大学的Yang在参考文献[12]中提出的一种种群智能优化算法,这也是一种新的元启发式搜索算法。这个算法主要基于两种策略:布谷鸟寄生和Levy飞行机制。通过随机游动搜索,可以得到一个最优的巢穴来孵化各自的蛋,这可以实现高效的优化模式^[13-14]。

本文首先基于风洞试验数据和改进的极限学习机(ELM)方法建立了准确的非定常气动力模型;其次,设计了基于最小参数学习(MPL)的控制律,结合布谷鸟搜索(CS)方法对控制律中的相关参数进行了优化;最后,通过典型的眼镜蛇过失速机动的数字仿真说明了所提方法的有效性。

1 非定常气动力建模

1.1 风洞试验

如图1所示,在中国航空工业空气动力研究院设计的FL-8风洞两自由度大振幅振荡试验系统内完成了先进布局飞机的缩比模型的风洞试验^[15],获得了一套完整的先进布局飞机缩比模型大振幅振荡风洞试验数据。通过处理和分析单轴振荡和双轴耦合振荡下的静态和动态数据,为气动力建模和控制律设计提供了可靠的数据支撑。



图1 风洞试验场景图

Fig.1 Wind tunnel test scenario

1.2 基于改进ELM方法的非定常气动力建模

为了建立精确的非定常气动力模型,本文采用了改进的ELM方法,具体算法流程如图2所示。关于ELM方法的基本介绍和实现参见参考文献[16]。

基于改进ELM方法的非定常气动力建模结果如图3所示。从图3可以看出,该方法在纵向俯仰力矩系数、轴向力系数和法向力系数方面都取得了良好的建模效果,并且建模和预测模型的精度指标——相关系数均大于0.99,表明

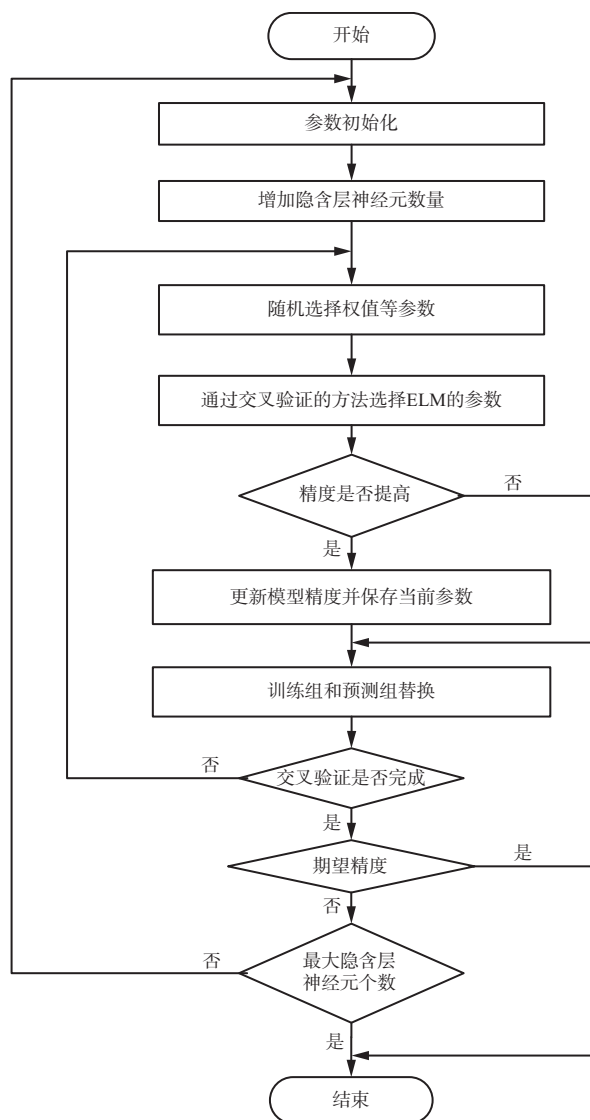


图2 基于改进ELM的非定常气动力建模框图

Fig.2 The unsteady aerodynamic modeling process based on the improved ELM method

基于改进的ELM方法可以建立准确、有效的非定常气动力模型,为后续的过失速机动控制奠定了模型基础。

2 控制律设计

先进布局飞机的超强机动性成为未来近距离空战的关键因素。超机动性能的最大值不仅取决于整体空气动力学设计,还取决于精确可靠的失速后机动控制系统。

本文中飞机大迎角数学模型如下

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= f_1(\mathbf{x}) + g_1(\mathbf{x})x_2 \\ \dot{x}_2 &= f_2(\mathbf{x}) + g_2(\mathbf{x})u \end{aligned} \quad (1)$$

其中

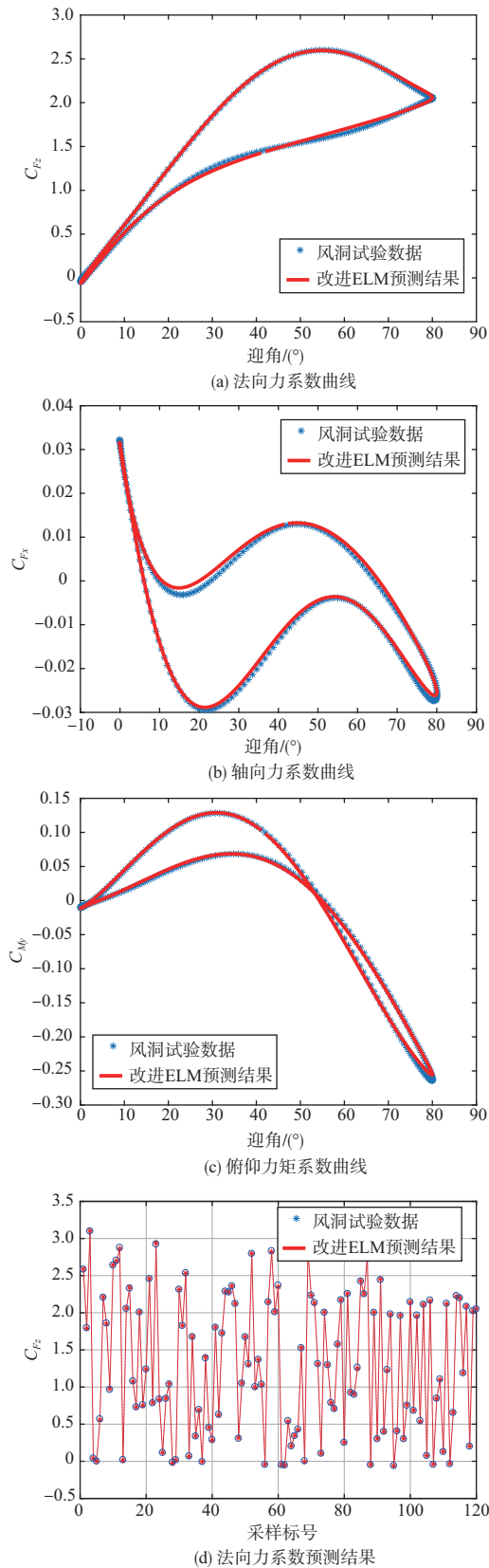


图3 非定常气动力建模结果

Fig. 3 The result of the unsteady aerodynamic modeling

$$\mathbf{x} = [V \quad \gamma \quad \alpha \quad \theta \quad q]^T$$

$$x_1 = \alpha$$

$$f_1(\mathbf{x}) = \frac{(-\bar{L} + mg \cos(\gamma) - T_x \sin(\alpha) + T_z \cos(\alpha))}{mV}$$

$$g_1(\mathbf{x}) = 1$$

$$x_2 = q$$

$$f_2(\mathbf{x}) = \frac{\bar{M}}{J_y}$$

$$g_2(\mathbf{x}) = Q S_w c_A [C_M^{\delta_e} \quad C_M^{\delta_{qf}} \quad C_M^{\delta_{hj}} \quad C_M^{\delta_z}]$$

$$\mathbf{u} = \delta = [\delta_e \quad \delta_{qf} \quad \delta_{hj} \quad \delta_z]^T$$

式中, V 为速度; γ 为航迹倾斜角; α 为迎角; θ 为俯仰角; q 为俯仰角速率; m 为质量; g 为重力加速度; $\bar{L}$ 和 $\bar{M}$ 分别为操纵力和力矩矩外的升力和俯仰力矩; T_x 和 T_z 分别为操纵发动机推力在 x 轴和 z 轴上的投影; J_y 是机体轴轴上的转动惯量; Q 为动压; S_w 为机翼面积, c_A 为平均气动弦长, δ_e 为升降舵偏转角, δ_{qf} 为前缘襟翼偏转角度, δ_{hj} 为后缘襟翼偏转角度, δ_z 为矢量喷口纵向偏转角度。

考虑如下的模型误差和模型不确定

$$\dot{x}_1 = f_1(\mathbf{x}) + g_1(\mathbf{x})x_2 + \Delta_1$$

$$\dot{x}_2 = f_2(\mathbf{x}) + g_2(\mathbf{x})\mathbf{u} + \Delta_2$$

式中, Δ_1 和 Δ_2 代表不确定性。采用 RBF 网络对不确定性进行建模

$$\Delta_i = \mathbf{w}_i^T \boldsymbol{\rho}_i(\mathbf{x}) + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2$$

式中, 两个变量 $\mathbf{w}_i \in R^{N \times 1}$ 和 $\boldsymbol{\rho}_i(\mathbf{x}) = [\rho_{i1}(\mathbf{x}) \quad \rho_{i2}(\mathbf{x}), \dots, \rho_{iN}(\mathbf{x})]^T$ 是径向基函数。 ε_i 是逼近误差, 且

$$\rho_{ij}(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \boldsymbol{\zeta}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right)$$

$$i = 1, 2, j = 1, 2, \dots, N$$

式中, $\boldsymbol{\zeta}_j$ 和 σ_j 分别是第 j 个径向基函数的中心和带宽。

使用最小参数学习方法来减少参数格式, 提高求解效率。定义 $\omega_1 = \|\mathbf{w}_1\|^2$ 和 $\omega_2 = \|\mathbf{w}_2\|^2$, 其中 $\hat{\omega}_1$ 和 $\hat{\omega}_2$ 分别是 ω_1 和 ω_2 的估计值, ω_1 和 ω_2 的估计误差是 $\tilde{\omega}_1 = \omega_1 - \hat{\omega}_1$, $\tilde{\omega}_2 = \omega_2 - \hat{\omega}_2$ 。对于迎角回路和俯仰角速率回路的控制律可以写为以下两个。

(1) 迎角回路

定义如下的动态面 s_1

$$s_1 = x_1 - y_{1d}$$

对 s_1 求导可得

$$\dot{s}_1 = \dot{x}_1 - \dot{y}_{1d} = f_1(\mathbf{x}) + g_1(\mathbf{x})x_2 + \Delta_1 - \dot{y}_{1d} = f_1(\mathbf{x}) + g_1(\mathbf{x})x_2 + \mathbf{w}_1^T \boldsymbol{\rho}_1(\mathbf{x}) + \varepsilon_1 - \dot{y}_{1d}$$

期望信号 $\bar{x}_2$ 可以表示为

$$\bar{x}_2 = g_1^{-1}(\mathbf{x}) \left(\dot{y}_{1d} - f_1(\mathbf{x}) - K_1 s_1 - \frac{\hat{\omega}_1 \boldsymbol{\rho}_1^T(\mathbf{x}) \boldsymbol{\rho}_1(\mathbf{x})}{2} s_1 \right) \quad (7)$$

式中, K_1 是正定的, $\hat{\omega}_1$ 的自适应更新律为

$$\dot{\hat{\omega}}_1 = \zeta_1 \left(\frac{1}{2} s_1^2 \boldsymbol{\rho}_1^T(\mathbf{x}) \boldsymbol{\rho}_1(\mathbf{x}) - \eta_1 \hat{\omega}_1 \right) \quad (8)$$

式中, $\zeta_1 > 0, \eta_1 > 0$ 。

具有时间常数 τ_2 的一阶滤波器 z_2 用于阻止微分爆炸问题

$$\tau_2 \dot{z}_2 + z_2 = \bar{x}_2, \quad z_2(0) = \bar{x}_2(0) \quad (9)$$

(2) 俯仰角速率回路

定义动态面 s_2

$$s_2 = x_2 - z_2 \quad (10)$$

对 s_2 求导可得

$$\begin{aligned} \dot{s}_2 = \dot{x}_2 - \dot{z}_2 = f_2(\mathbf{x}) + g_2(\mathbf{x})\mathbf{u} + \Delta_2 - \dot{z}_2 = \\ f_2(\mathbf{x}) + g_2(\mathbf{x})\mathbf{u} + \mathbf{w}_2^T \boldsymbol{\rho}_2(\mathbf{x}) + \varepsilon_2 - \dot{z}_2 \end{aligned} \quad (11)$$

最终控制律输出为

$$\begin{aligned} \dot{s}_2 = \dot{x}_2 - \dot{z}_2 = f_2(\mathbf{x}) + g_2(\mathbf{x})\mathbf{u} + \Delta_2 - \dot{z}_2 = \\ f_2(\mathbf{x}) + g_2(\mathbf{x})\mathbf{u} + \mathbf{w}_2^T \boldsymbol{\rho}_2(\mathbf{x}) + \varepsilon_2 - \dot{z}_2 \end{aligned} \quad (12)$$

式中, K_2 是正定的, $\hat{\omega}_2$ 的自适应律为

$$\dot{\hat{\omega}}_2 = \zeta_2 \left(\frac{1}{2} s_2^2 \boldsymbol{\rho}_2^T(\mathbf{x}) \boldsymbol{\rho}_2(\mathbf{x}) - \eta_2 \hat{\omega}_2 \right) \quad (13)$$

式中, $\zeta_2 > 0, \eta_2 > 0$ 。

对于上述控制律, 可以根据李雅普诺夫证明其稳定性, 具体的证明过程参见参考文献[17]。

对于先进布局飞机的多个操纵面, 将三轴期望力矩合理分配到多个操纵面和推力矢量是关键, 这是一个过驱动系统分配问题。根据分层思想, 先是常规气动舵面, 然后是非常规气动舵面, 最后是推力矢量。基于串接链的分发过程如图4所示, 其中

$$\dot{q}_c = \dot{z}_2 - f_2(\mathbf{x}) - K_2 s_2 - \hat{\omega}_2^T \boldsymbol{\rho}_2(\mathbf{x}) - g_1(\mathbf{x}) s_1$$

3 参数优化

在自然界中, 布谷鸟以随机或类似的随机方式飞行, 以寻找适合自己产卵的巢穴位置。研究表明, 布谷鸟搜索是一种效率和精度都比较高的群体优化算法。布谷鸟算法的实现过程如下^[12]: (1) 根据经验, 设置种群大小、搜索空间维度和最大迭代次数等参数。随机初始化鸟巢的位置 $x_i, i = 1, 2, \dots, n$, 并给出优化的目标函数 $J(\mathbf{x})$; (2) 计算每个鸟巢位置的目标函数值并进行比较, 从而得到当前的最优函数值; (3) 使用 Levy 飞行来更新除最优鸟巢之外的其他鸟巢的位置和状态, 计算目标函数值, 并将获得的函数值与当前最优函数值进行比较。如果当前的函数值优于最优

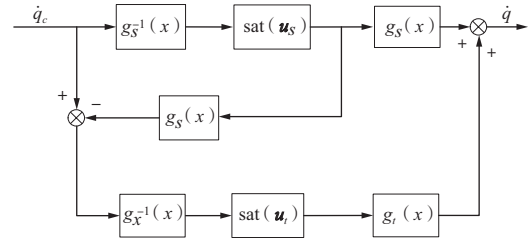


图4 基于串接链分配方法的框图

Fig. 4 The framework of the daisy chain method

函数值, 更新并记录当前的最佳值; (4) 更新位置后, 将随机数 r 与 p_a 进行比较。如果 $r > p_a$, 鸟巢位置将随机更新, 否则鸟巢位置将不会更改; (5) 如果满足最大迭代代数或搜索精度要求, 则继续下一步, 否则返回步骤(3); (6) 输出全局最优鸟巢的位置。

4 仿真

根据非定常气动数据和设计的大迎角控制律, 对眼镜蛇机动进行了仿真比较。在 MPL-CS 方法中, 选择的目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^N (\alpha - \alpha_{\text{cmd}}) \quad (14)$$

式中, N 是在机动仿真过程中的总采样数量; α 是迎角响应; α_{cmd} 是迎角指令。

在仿真中, 根据经验设置鸟巢的数量为 10 个, 优化参数个数为 $2(K_1 \text{ 和 } K_2)$, 迭代次数为 50 次。基于 CS 的眼镜蛇机动仿真中的目标函数的变化过程如图 5 所示。优化后的参数为 $K_1=5.0$ 、 $K_2=35.3$ 。从仿真结果可以看出, 适应度逐渐降低, 最终目标适应度收敛到 $260(^{\circ} \cdot ^{\circ})$ 。

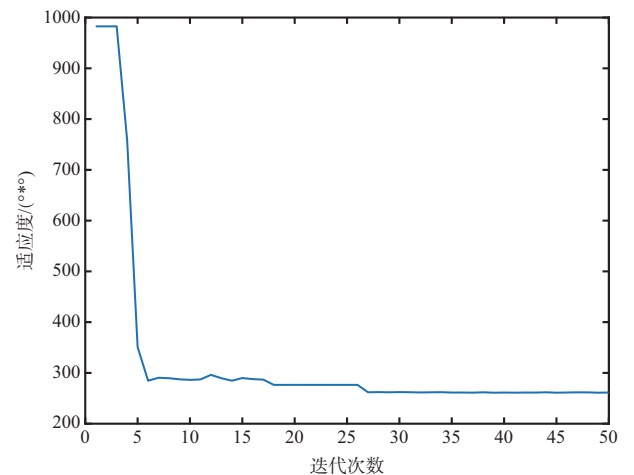


图5 适应度变化曲线

Fig.5 The fitness evolution curve

图6给出了眼镜蛇机动下的数字仿真比较曲线,其中加入了轴向力、法向力和俯仰力矩系数的不确定性项,如下所示

$$\begin{aligned} C_{Fx} &= C_{Fx} + 0.05 \cdot \sin(1.5\pi \cdot t) \\ C_{Fz} &= C_{Fz} + 0.1 \cdot \sin(1.5\pi \cdot t) \\ C_m &= C_m + 0.02 \cdot \sin(1.5\pi \cdot t + 90^\circ) \end{aligned} \quad (15)$$

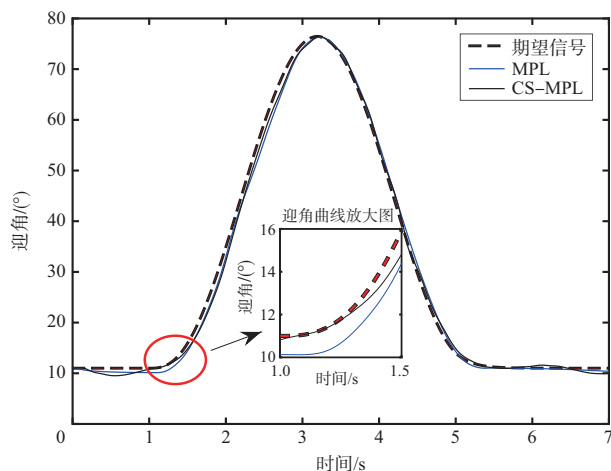


图6 仿真结果对比

Fig.6 Comparison of the result

表1给出了本文所提方法和其他方法在过失速机动控制精度方面的对比。

表1 眼镜蛇机动仿真具体偏差对比

Table 1 Comparison of specific deviation of cobra maneuver simulation

方法	平均误差/(°)	方差/(°*°)
MPL	-0.4861	1.5347
CS-MPL	-0.4112	1.2303

从图6和表1的仿真结果对比可以看出,两种方法都可以准确跟踪非定常气动力下的预期迎角曲线,但由于CS方法对MPL方法中的关键参数进行了优化,使迎角的影响曲线更接近期望的迎角曲线,其实证数据的精度更高,且在眼镜蛇机动迎角拉起的过程(局部放大图)中,响应的滞后更小,响应更快,实现了更高的控制精度。

5 结论

本文主要研究了基于MPL-CS的先进布局飞机过失速机动控制方法。首先,基于大量风洞试验数据,建立了大迎角下非定常气动力学的精确模型。其次,针对过失速机动控制,设计了一种参数较少、求解效率较高的MPL方法。对于上述方法的关键参数,基于CS方法进行了优化,收到了良好的控制效果。本文提出的过失速机动控制方法结构简单,易于工程实现,为过失速机动控制提供了可靠的理论

依据和可行的工程手段。未来,如果试验条件具备,将针对本文方法进行相关的飞行试验验证。

AST

参考文献

- [1] 赵仕伟, 阚梓, 李道春. 柔性后缘可变形机翼气动弹性分析方法研究[J]. 航空科学技术, 2022, 33(12): 62-69.
Zhao Shiwei, Kan Zi, Li Daochun. Research on the aeroelastic analysis method of flexible trailing edge morphing wing[J]. Aeronautical Science & Technology, 2022, 33(12): 62-69. (in Chinese)
- [2] 杜伟, 孙娜. 电动垂直起降飞行器的发展现状研究[J]. 航空科学技术, 2021, 32(11): 1-7.
Du Wei, Sun Na. Research on development status of eVTOL[J]. Aeronautical Science & Technology, 2021, 32(11): 1-7. (in Chinese)
- [3] Li Jinfeng, Zhang Xiaobing. Active flow control for supersonic aircraft: A novel hybrid synthetic jet actuator[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2020, 302: 111770.
- [4] Senlin C, Gao Zhenghong, Zhu Xinqi, et al. Unstable unsteady aerodynamic modeling based on least squares support vector machines with general excitation[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(10): 2499-2509.
- [5] Liu Junjie, Sun Minwei, Chen Zengqiang, et al. Super-twisting sliding mode control for aircraft at high angle of attack based on finite-time extended state observer[J]. Nonlinear Dynamics, 2020, 99(4): 2785-2799.
- [6] Dong Chaoyang, Liu Yang, Wang Qing. Barrier Lyapunov function based adaptive finite-time control for hypersonic flight vehicles with state constraints[J]. ISA Transactions, 2020, 96: 163-176.
- [7] Lyu Yongxi, Cao Yuyan, Zhang Weiguo, et al. Dynamic surface control design of post-stall maneuver under unsteady aerodynamics[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 80: 269-280.
- [8] Lai Guanyu, Liu Zhi, Zhang Yun, et al. Fuzzy adaptive inverse compensation method to tracking control of uncertain nonlinear systems with generalized actuator dead zone[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2017, 25(1): 191-204.
- [9] Yan Yunda, Yang Jun, Liu Cunja, et al. On the actuator dynamics of dynamic control allocation for a small fixed-wing UAV with direct lift control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2020, 28(3): 984-991.

- [10] Kolaric P, Lopez V G, Lewis F L. Optimal dynamic control allocation with guaranteed constraints and online reinforcement learning[J]. *Automatica*, 2020, 122: 109265.
- [11] Li Kai, Kou Jiaqing, Zhang Weiwei. Deep neural network for unsteady aerodynamic and aeroelastic modeling across multiple Mach numbers[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2019, 96(3): 2157-2177.
- [12] Yang X S, Deb S. Engineering optimisation by Cuckoo search [J]. *International Journal of Mathematical Modelling & Numerical Optimisation*, 2010, 1(4):330-343.
- [13] Ali R, Yildiz B. Cuckoo search algorithm for the selection of optimal machining parameters in milling operations[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2013, 64(1-4):55-61.
- [14] Gandomi A H, Yang X S, Amir H A. Cuckoo search algorithm: A metaheuristic approach to solve structural optimization problems[J]. *Engineering with Computers*, 2013, 29(2):245-245.
- [15] Liu Chunming, Zhao Zhijun, Bu Chen. Double degree-of-freedom large amplitude motion test technology in low speed wind tunnel[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2016, 37(8):2417-2425.
- [16] Lyu Yongxi, Zhang Weiguo, Shi Jingping, et al. Unsteady aerodynamic modeling of biaxial coupled oscillation based on improved ELM[J]. *Aerospace & Technology*, 2017, 60:58-67.
- [17] Shi Jingping, Lyu Yongxi, Cao Yugan, et al. Minimum parameters learning based dynamic surface control for advanced aircraft at high angle of attack[J]. *IEEE Access*, 2019, 99:1.

MPL-CS Based Adaptive Backstepping Method for Post Stall Maneuver Control

Lyu Yongxi, Shi Jingping, Qu Xiaobo

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

Abstract: Super maneuverability remains an important performance indicator for future aircraft, and the effectiveness of post stall maneuver control will become the key to determining the outcome of close range air combat. In this paper, an adaptive backstepping control method based on minimum parameter learning and cuckoo bird search (MPL-CS) is proposed to solve the problem of poor robustness and low control accuracy caused by serious nonlinearity, coupling and hysteresis in post stall maneuver of advanced layout aircraft. Firstly, based on a complete set of large-scale oscillation wind tunnel test data of an advanced layout aircraft scaled model, an accurate unsteady aerodynamic model of the advanced layout aircraft at high angles of attack was established by improving the Extreme Learning Machine (ELM) method with given modeling accuracy goals. Secondly, an adaptive backstepping method based on MPL was designed to reduce the number of parameters that need to be optimized. Under the influence of uncertainty and model disturbance, the allocation design was completed by combining the daisy-chain allocation method. The key parameters of the adaptive backstepping control law under MPL were optimized based on the CS method. Finally, the classic Cobra maneuver simulation results show that the control accuracy of this method is higher than that of traditional adaptive backstepping methods based on MPL, and it fully considers the actual needs of engineering, with high control accuracy and strong robustness. The method proposed in this paper provides theoretical support and technical path for the post stall maneuver control of future advanced layout aircraft.

Key Words: post stall maneuver; unsteady aerodynamic; Cuckoo search; minimum parameter learning; adaptive backstepping control

Received: 2023-05-12; **Revised:** 2023-10-10; **Accepted:** 2023-11-27

Foundation item: National Natural Science Foundation of China(62173277); Aeronautical Science Foundation of China (20180753006); Nature Science Foundation of Shaanxi (2023-JC-YB-526)