

文章编号:1000-8055(2012)07-1613-06

基于 SVM 辨识的涡扇发动机全包线 稳态控制方法

刘建勋¹, 李 罡¹, 吕孟军¹, 尉询凯²

(1. 空军第一航空学院 航空机械工程系, 河南 信阳 464000;

2. 空军装备研究院 航空装备研究所, 北京 100076)

摘 要: 针对涡扇发动机全飞行包线范围稳态最优控制器的设计问题, 首先根据不同飞行条件下发动机各工作状态的稳态“小偏差”线性模型, 采用线性二次型调节器(LQR)分别设计得到相应的发动机最优线性控制器参数, 然后将所得到的线性控制器用支持向量机方法进行非线性逼近, 得到控制器参数的支持向量机辨识模型, 以满足发动机全包线、全状态稳态控制的需要. 支持向量机模型的输入为飞行高度、马赫数和稳态转速, 输出为线性控制器参数. 应用实例表明: 该方法在全包线范围内对发动机最优稳态控制器的逼近误差均在 2% 以内, 能较好满足控制精度要求.

关 键 词: 涡扇; 发动机; 稳态控制; 线性二次型; 支持向量机; 辨识

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

Identification method based on support vector machines for turbofan engine steady state control in full flight envelop and various working conditions

LIU Jian-xun¹, LI Gang¹, LÜ Meng-jun¹, WEI Xun-kai²

(1. Aeronautic Mechanical Engineering Department,

The First Aeronautical College of Air Force, Xinyang Henan 464000, China;

2. Research Institute of Aeronautic Equipment,

Air Force Equipment Academe, Beijing 100076, China)

Abstract: To accomplish steady state optimal control of turbofan engine in full flight envelop and in different working conditions, nonlinear estimation methods based on linear steady state models of turbofan in all operation points were presented. The principle and algorithm realization of support vector machines for nonlinear controller approximation were improved. Then, the method used the improved support vector machines to establish the identification model of many linear optimization controllers designed for turbofan engine in some representative flight conditions. The controller design results for other operation points in the flight envelope can be conveniently deduced by the model. For the identification model, the inputs were the steady rotation speed, the flight altitude and the flight Mach number, and the outputs were the parameters of the synthetic controller. The application examples show that the identification errors of the method in the whole flight envelop and various working conditions can meet the control precision need.

收稿日期: 2011-07-19

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2297.V.20120801.1438.201207.1613_024.html

作者简介: 刘建勋(1977—), 男, 河南商人, 副教授, 博士, 主要从事航空发动机控制、状态监控与维修技术研究.

Key words: turbofan; engine; steady state control; linear quadratic regulator; support vector machines; identification

在航空、航天发动机多变量控制问题研究中, 如何实现涡扇发动机全飞行包线稳态最优控制, 是需要进一步研究的重要问题之一^[1]. 稳态控制是发动机控制的重要方面, 其目的是保证发动机受扰情况下工作状态稳定. 根据国内外已有研究, 结合某一工作点的稳态“小偏差”线性模型, 可以基于线性二次型调节器 (linear quadratic regulator, 简称 LQR) 设计发动机最优线性控制器, 且这种方法设计规范, 工程实现较为容易. 但是, LQR 方法也存在一些缺点^[2-4], 比如对模型误差敏感, 有稳态误差等, 而发动机数学模型受自身工作状态和外界条件变化影响较大, 因此, 为了满足全包线全状态最优稳态控制的需要, 必须在飞行包线内对每个工作点根据发动机不同状态的线性模型进行控制器设计. 为了保证控制精度, 这些点的数量要尽量多, 需大量信息存储和计算, 将面临控制器性能和实时性的矛盾问题^[5]. 文献[6]针对这一问题给出了一种基于神经网络的全包线最优控制器设计方法, 取得了较好的效果, 但文中的研究较为简单, 在选取样本点、建模等方面均做了简化, 且神经网络自身存在局部极小、过学习等缺点, 训练过程有可能得不到全局最优解, 必然会影响其应用效果.

支持向量机 (support vector machine, 简称 SVM) 是一种基于统计学习理论的新型机器学习技术, 其具有逼近任意非线性函数的能力, 且学习性能突出, 尤其是样本数量少时优势更为明显. 在发动机控制、故障诊断与预测等领域已有大量应用研究^[7-10]. 本文基于 SVM 较强的非线性辨识能力和小样本学习性能, 结合涡扇发动机全包线全状态最优线性控制器设计, 对发动机稳态最优线性控制器的非线性综合问题进行研究, 并给出相关应用实例. 该方法的样本量可以根据实际需要调整, 且在实际应用中不需要过多计算, 较好地解决了传统方法存在的一些问题.

1 基于线性模型的稳态最优控制器

不考虑发动机部件导流(向)叶片角度调节, 选择飞行条件、主燃烧室供油量和喷口临界截面积作为输入量, 高、低压转子转速作为状态量, 则可建立涡扇发动机非线性数学模型如下:

$$\begin{cases} \dot{n}_1 = f_1(n_1, n_h, m_f, A_e, Ma, H) \\ \dot{n}_h = f_2(n_1, n_h, m_f, A_e, Ma, H) \\ y = f(n_1, n_h, m_f, A_e, Ma, H) \end{cases} \quad (1)$$

式中 n_h, n_1 分别为高、低压转子转速; m_f 为主供油量; A_e 为喷口面积; Ma 为飞行马赫数; H 为飞行高度; y 为输出向量, 包括发动机性能参数(推力、耗油率)和工作过程参数.

在发动机控制规律即调节计划一定的情况下, 若给定飞行高度、飞行马赫数和发动机油门杆角度, 则其稳态工作点(供油量、转速等)也已确定. 在该点对模型作线性化处理, 可得到如下的状态方程和输出方程

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad (2)$$

$$y(t) = Cx(t) + Du(t) \quad (3)$$

式(2)、式(3)是发动机稳态点数学模型的线性状态空间描述形式. 其中: $x = [\Delta n_h, \Delta n_1]^T$; $u = [\Delta m_f, \Delta A_e]^T$; A, B 均为 2×2 的系数矩阵; C, D 为 $n \times 2$ 的矩阵 (n 代表输出参数个数, 可依需要而定); y 可由发动机推力、耗油率、各截面总温和总压等参数组成.

根据以上模型, 可以基于线性二次型调节器 (LQR) 设计出最优线性控制器. 由于 LQR 设计指标函数是根据状态变量定义的, 因此可主要考虑 n_1 和 n_h 两个状态变量. 对于输出变量, 可根据控制器设计结果利用式(3)进行动态仿真.

最优线性控制器设计过程为: 首先, 在飞行包线内, 依次给定不同的 H, Ma 和 α_1 (对应一定的 m_f), 分别求解其线性化状态方程, 即系数矩阵 A_i 和 B_i ($i = 1, 2, \dots, n$). 然后, 根据所期望的指标函数的权矩阵 Q 和 R , 利用文献[2]给出的方法, 分别求解 Riccati 方程, 计算得到对应的反馈增益矩阵 K_i ($i = 1, 2, \dots, n$). K_i 代表了最优线性控制器设计结果, 其数量与所选定的工作点的数量相等, 每个工作点对应一个反馈增益矩阵, 而工作点由 H, Ma 和 α_1 (或 m_f) 确定.

2 基于 SVM 的非线性逼近原理

在实现发动机全包线、全状态稳态控制时, 所需的线性控制器数量较多, 为此, 拟采用支持向量机对线性控制器进行综合, 以构成一个非线性控制器. 其算法的具体思想如下:

针对任意一个未知非线性函数 $y = f(x)$,

$x \in R^n, y \in R$, 以及对其采样得到的样本集合 $\{x_k, y_k\}_{k=1}^l$, 寻求函数 $\hat{f}: R^n \rightarrow R$, 使得函数 f 和 $\hat{f}$ 之间的广义距离

$$D(f, \hat{f}) = \int L(f, \hat{f}) dP(x, y) \quad (4)$$

最小, 其中 $L(\cdot)$ 是惩罚函数, $P(\cdot)$ 为联合概率.

首先通过非线性变换 $x \rightarrow \psi(x)$ 将输入空间映射到一个高维的特征空间, 然后依据统计学习理论中的结构风险最小化准则, 在特征空间进行最优线性逼近, 即

$$\hat{f}(x) = [w \cdot \psi(x)] + b \quad (5)$$

其中 $\psi(x) = [\varphi_1(x), \dots, \varphi_N(x)]$ 是一个高维特征空间; $w = (w_1, \dots, w_N)$ 是确定了空间中一个超平面的权值向量. $\hat{f}(x)$ 应使风险函数

$$J = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l L(\hat{f}(x_i), y_i) \quad (6)$$

最小. 其中 $\|\cdot\|$ 表示向量模, C 为平衡因子, 惩罚函数 $L(\cdot)$ 通常取线性 ϵ 不敏感损失函数

$$L(\hat{f}(x), y) = \max(0, |\hat{f}(x) - y| - \epsilon) \quad (7)$$

通过采用对偶原理、拉格朗日乘子法及核函数技术, 将式(6)的最小风险函数等价为如下的二次规划问题:

$$\begin{aligned} \min J = & \sum_{i=1}^l y_i(\alpha_i^* - \alpha_i) - \epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) - \\ & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i, x_j) \quad (8) \\ \text{s. t. } & \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C], \quad (i = 1, \dots, l) \end{cases} \end{aligned}$$

其中核函数 $K(u, v) = [\psi(u) \cdot \psi(v)]$ 是满足 Mercer 条件的任意对称函数, 如多项式核 $[(u \cdot v) + 1]^d$ 、径向基核 $\exp(-\|u - v\|^2 / 2\sigma^2)$ 等. 求解上述二次规划问题, 可以得到 α_i^* 和 α_i , 然后结合 KKT(Karush-Kuhn-Tucker) 条件^[11-12] 可求得偏置 b . $(\alpha_i^* - \alpha_i)$ 为零时对应的输入样本就是支持向量. 最后, 支持向量机的输出为

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x, x_i) + b \quad (9)$$

目前已发展了许多算法用于求解式(8)的二次规划问题, 如 Chunking 算法、积极集算法和内点算法等^[13].

3 全包线稳态优化控制的实现

根据以上分析, 若用 SVM 建立起 H, Ma 和 α_1 (或 m_i, n_h 等) 与线性控制器反馈增益矩阵 K_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 之间的非线性映射, 则可实现全飞行包线内多个线性控制器到统一的非线性控制器的综合. 其基本思想如图 1 所示.

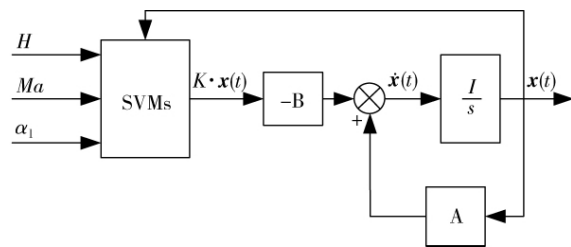


图 1 基于 SVM 的全飞行包线控制思想

Fig. 1 Full envelop control concept based on SVMs

具体步骤如下:

1) 对飞行包线进行合理的子区域划分, 并选择出每个子区域的标称点, 针对每一标称点, 再选择不同的油门杆角度, 得到对应的稳态数学模型的线性状态空间描述, 并分别进行线性二次型控制器设计, 得到反馈增益矩阵.

2) 取各分区标称点的 H, Ma 和 α_1 (用稳态 n_h 代替) 作为 SVM 样本输入, 对应的反馈增益矩阵 (包含 $k_{11}, k_{12}, k_{21}, k_{22}$ 四个变量) 作为样本输出, 训练得到 SVM 模型.

3) 针对整个飞行包线内所有工作点, 根据 H, Ma 和 α_1 , 用 SVM 模型进行计算, 得出反馈增益矩阵的估计结果. 这样, 就得到了基于 SVM 的全飞行包线稳态最优线性控制器.

对 SVM 的训练可以离线进行, 应用中仅需给定 H, Ma 和 α_1 , 即可利用事先训练好的 SVM 得出控制器的设计结果. 机载计算机只需存储 SVM 的结构参数, 存储量和计算量很小. 该方法同一般的多元插值方法相比, 大大提高了准确度, 且 SVM 对小样本适应性强, 因此只需划分少量的飞行包线子区域, 选择少量的典型工作点即可满足要求.

4 仿真实验及结果分析

利用某型双转子发动机的全飞行包线范围各工作状态下的线性模型^[14], 进行基于 SVM 的控制器设计和控制性能仿真验证.

将飞行包线划分为 156 个子区域, 对每个子区域选取一个标称点, 针对每个标称点, 在从慢车

到最大状态范围内,选择 11 个典型的油门杆角度.这样,共得到了 $156 \times 11 = 1716$ 个样本点.根据样本点的稳态数学模型,分别进行线性最优控制器设计,把各样本点的设计结果作为 SVM 的训练数据.训练中,SVM 的核函数选为径向基核函数.训练结束后,将 SVM 在标称点的应用结果和控制器设计的结果进行比较.为便于结果分析,定义误差指标

$$\delta = \|K_p - K_t\|_2 / \|K_t\|_2 \quad (10)$$

式中 K_p 为由 SVM 得到的反馈增益矩阵, K_t 为原始设计得到的反馈增益矩阵, $\|\cdot\|_2$ 代表矩阵的谱范数.

为了全面反映误差情况,对于矩阵 K_p, K_t 中元素的最大相对偏差 E 也进行了考虑, E 的定义为: K_p 和 K_t 中对应元素偏差绝对值的最大值与 K_t 中元素绝对值的最大值之比.

分别计算各标称点的 δ 和 E 值,在 1716 组结果中,样本点训练误差最大仅为 $\delta = 0.011$, $E = 0.015$.为了验证方法在全包线的适应能力,在包线内选择任意工作点,并取任意油门杆角度作为测试点,对 SVM 输出结果与线性控制器设计结果进行比较,得到测试点误差最大仅为 $\delta = 0.017$, $E = 0.019$.

研究中,共得到了 156 个标称点的 1716 个样本及其对应大量边界点的数值实验结果.由于数据较多,这里仅选择 2 个典型的子区域,取其中 6 个边界点作为测试点,并取发动机工作状态为 95% 最大状态,列出结果(见表 1).

表 1 中所给出的数值实验结果是所有标称点中测试误差最大的,由此可以看出,各标称点的训练结果都能很好地逼近学习样本,且对每个测试点计算得到的 δ 和 E 值均小于 2%,这说明根据本文方法是可行的.

研究发现,如果 SVM 的训练精度过高,则会

导致测试点的 δ 和 E 值增大,逼近结果往往不令人满意.因此,应用过程中必须合理地选取 SVM 的设计参数,即平衡因子 C 、不敏感度 ϵ 和核函数参数 σ ,使其既能保证较高的训练精度,又能得出准确的逼近结果.

为了进一步检验 SVM 方法对发动机控制性能的影响,下面以表 1 中误差最大的第一个测试点为例,对发动机状态响应的变化情况进行仿真分析.在 $H = 9.05 \text{ km}$, $Ma = 0.75$ 且发动机为 95% 最大状态时,状态方程为

$$\begin{bmatrix} \dot{\Delta n_h} \\ \dot{\Delta n_l} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2.040 & -0.237 \\ 3.063 & -2.786 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta n_h \\ \Delta n_l \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.308 & 0.553 \\ 0.293 & 1.644 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta m_f \\ \Delta A_e \end{bmatrix}$$

求解 Riccati 方程^[2]可得

$$K_t = \begin{bmatrix} 3.595 & 0.847 \\ 3.171 & 8.207 \end{bmatrix}$$

$$\|K_t\|_2 = 9.073$$

将 H, Ma 和 α_1 输入 SVM 模型,可得

$$K_p = \begin{bmatrix} 3.467 & 0.817 \\ 3.142 & 8.069 \end{bmatrix}$$

$$\|K_p\|_2 = 8.919$$

从而计算得 $\delta = 0.0170$, $E = 0.0168$.

假设发动机工作中因受外界扰动,使 n_l 偏离稳定状态 1%,即 $\Delta n_h(0) = 1\%$.在输入量 m_f 和 A_e 不进行调节的情况下,发动机状态响应结果如图 2 所示,此时 n_l 和 n_l 的调节时间长,动态性能差.在输入量 m_f 和 A_e 按控制器指令进行调节的情况下,发动机状态响应如图 3 所示,图中线条代表 LQR 控制器仿真结果,* 和 Δ 代表 SVM 控制器仿真结果.由图可以看出,所设计的最优控制器能够取得明显效果,大大改善了系统动态性能,调节时间明显减小,而 SVM 输出得到的控制器和

表 1 标称点和测试点的 δ, E 值
Table 1 δ, E of representative and test points

标称点 1	$(Ma, H) = (0.73, 8.45 \text{ km})$	测试点	$(0.75, 9.05 \text{ km})$	$(0.68, 8.10 \text{ km})$	$(0.82, 8.10 \text{ km})$
δ	0.011	δ	0.017	0.009	0.011
E	0.013	E	0.017	0.010	0.008
标称点 2	$(Ma, H) = (1.20, 12.5 \text{ km})$	测试点	$(1.25, 13.5 \text{ km})$	$(1.15, 12 \text{ km})$	$(1.35, 12 \text{ km})$
δ	0.009	δ	0.007	0.003	0.006
E	0.015	E	0.019	0.006	0.014

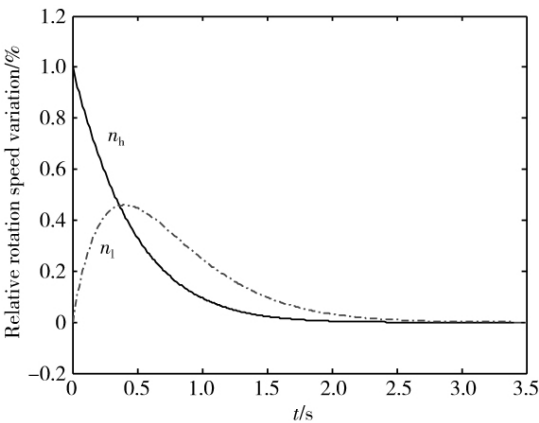


图 2 控制输入不变, $\Delta n_h(0) = 1\%$
Fig. 2 Constant control inputs, $\Delta n_h(0) = 1\%$

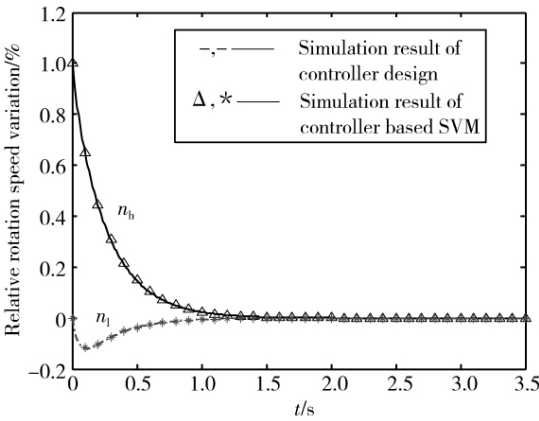


图 3 $\Delta n_h(0) = 1\%$ 时的仿真结果
Fig. 3 Simulation result for $\Delta n_h(0) = 1\%$

最优线性控制器效果相比差别很小,这说明 SVM 方法逼近性能优良. 图 4 给出了 $\Delta n_l(0) = 1\%$ 且输入量 m_i 和 A_e 不进行调节时发动机的状态响应结果,图 5 给出了按控制器指令进行调节时状态响应的对比情况.

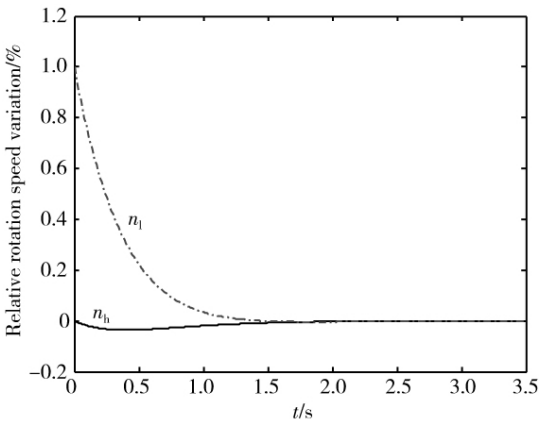


图 4 控制输入不变, $\Delta n_l(0) = 1\%$
Fig. 4 Constant control inputs, $\Delta n_l(0) = 1\%$

图 5 与图 4 相比,虽然调节时间大大缩短,但 n_h 的超调量却增加了,这说明线性最优控制并不是绝对意义上的最优控制,而是在一定的控制指标约束条件下的相对最优^[15]. 针对超调量过大的问题,可通过调整控制器设计中的性能指标函数来解决,比如矩阵 Q 和 R 的参数. 本文研究重点不是控制器本身的性能问题,而是全包线、全状态控制器的非线性逼近问题,这里对控制性能不做过多讨论.

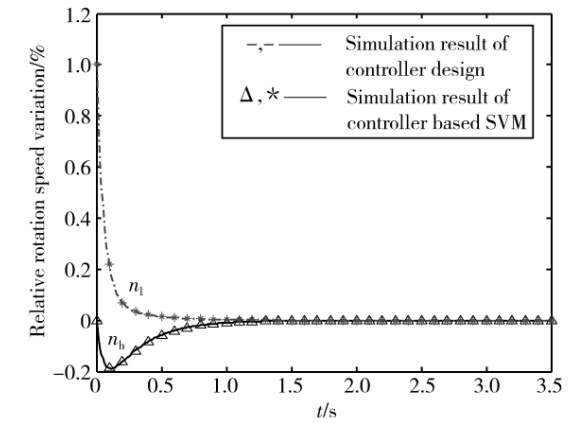


图 5 $\Delta n_l(0) = 1\%$ 时的仿真结果
Fig. 5 Simulation result for $\Delta n_l(0) = 1\%$

大量数值仿真表明:在不同转速下,发动机稳态最优控制器设计效果有一定区别. 表 2 给出了各不同转速状态下最优控制器误差情况(从 156 个标称点中取误差最大值和最小值).

表 2 不同稳态转速点的计算结果				
Table 2 Results for various steady state rotation speeds				
稳态转速 $n_h / \%$	δ		E	
	最大值	最小值	最大值	最小值
100	0.008	0.002	0.014	0.008
98	0.009	0.002	0.009	0.004
95	0.011	0.003	0.015	0.007
93	0.010	0.002	0.013	0.006
90	0.008	0.005	0.011	0.003
85	0.007	0.001	0.009	0.004
80	0.006	0.001	0.013	0.006
75	0.007	0.003	0.014	0.005
70	0.009	0.003	0.013	0.003
65	0.011	0.007	0.015	0.010
60	0.010	0.004	0.010	0.006

以上仅给出了 SVM 方法在某型发动机上的应用情况,为了更好地验证本文方法的有效性,作

者还对其他型号的发动机进行了控制性能仿真实验,数值实验结果均令人满意。

实际发动机控制中,在不同发动机进口条件下,不同的控制规律(调节计划)会导致控制器设计结果不同。而对于某一确定型号的发动机,由于其控制规律是确定的,在发动机进口条件一定的情况下,给定一个油门杆角度,就对应一定的供油量和一定的发动机工作状态(转速、排气温度等)。为此,本文研究中忽略了控制规律对控制器设计的影响。

5 结 论

结合涡扇发动机飞行包线内不同工作状态下稳态最优线性控制器的设计与实现,提出了基于 SVM 的发动机全包线、全状态稳态控制方法, SVM 的输入为飞行高度、马赫数和稳态转速,输出为 LQR 设计得到的反馈增益矩阵。应用实例表明,该方法在全包线范围内对最优稳态控制器的逼近误差均在 2% 以内,且在实际应用中不需要过多计算,达到了预期效果。SVM 作为一种新型的统计学习算法工具,在非线性逼近方面性能突出,推广能力强,在发动机控制领域有着较好的应用前景。

本文进行控制器设计时,没有考虑执行机构限制,这可能会导致出现控制效果令人满意但实际控制作用量无法实现的问题,对于这一问题,拟在下一步研究中通过加入执行机构环节动态模型或在优化指标中体现执行机构约束来解决。

参考文献:

- [1] Wiseman M W. Advanced online control mode selection for gas turbine aircraft engines[D]. Cincinnati, Ohio: University of Cincinnati, 1995.
- [2] 樊思齐. 航空发动机控制(下册)[M]. 西安:西北工业大学出版社, 2008.
- [3] 赵海. 改进型 LQR 方法在飞机控制律设计中的应用[J]. 飞机工程, 2006, 3(1): 63-66.
ZHAO Hai. Application of improved LQR method to control law design of an airplane[J]. Aircraft Engineering, 2006, 3(1): 63-66. (in Chinese)
- [4] 王前宇, 孙健国, 李秋红. 航空发动机三变量鲁棒控制器设计[J]. 航空动力学报, 2009, 24(11): 2607-2611.
WANG Qianyu, SUN Jianguo, LI QiuHong. Three variables robust controller design for aeroengine[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(11): 2607-2611. (in Chinese)
- [5] 刘建勋, 李应红, 陈永刚. 航空发动机 LQR 控制的模糊神经网络方法[J]. 航空动力学报, 2004, 19(6): 838-843.
LIU Jianxun, LI Yinghong, CHEN Yonggang. Aeroengine LQR control based on fuzzy-neural network[J]. Journal of Aerospace Power, 2004, 19(6): 838-843. (in Chinese)
- [6] 郭迎清, 章泓, 杨云波. 利用神经网络设计航空发动机全包线最优控制器[J]. 航空动力学报, 2000, 15(3): 331-333.
GUO Yingqing, ZHANG Hong, YANG Yunbo. The design of aero-engine optimal controller suitable for all flight envelope with neural network approximator[J]. Journal of Aerospace Power, 2000, 15(3): 331-333. (in Chinese)
- [7] 梁华, 李应红, 尉询楷. 航空发动机的支持向量机自适应 PID 控制[J]. 航空动力学报, 2007, 22(1): 137-141.
LIANG Hua, LI Yinghong, WEI Xunkai. Support vector machines PID adaptive control in aeroengine[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(1): 137-141. (in Chinese)
- [8] 袁胜发, 褚福磊. 基于改进型球结构支持向量机的故障诊断方法及其应用[J]. 推进技术, 2006, 27(1): 1-4.
YUAN Shengfa, CHU Fulei. Fault diagnosis based on improved sphere support vector machines[J]. Journal of Propulsion Technology, 2006, 27(1): 1-4. (in Chinese)
- [9] 刘建勋. 涡扇发动机起动过程的学习机模型与动态控制研究[D]. 西安: 空军工程大学, 2005.
LIU Jianxun. Mathematical model of turbofan engine starting based on learning machines and dynamical control research[D]. Xi'an: Airforce Engineering University, 2005. (in Chinese)
- [10] WEI Xunkai, LI Yinghong. Comparative study of extreme learning machine and support vector machine[J]. LNCS, 2006(3971): 1089-1095.
- [11] Smola A J, Schölkopf B. A tutorial on support vector regression[R]. Royal Holloway College, University of London, Technical Report NC-TR-98-030, 1998.
- [12] Vapnik V N, Chapelle O. Choosing multiple parameters for support vector machines[J]. Machine Learning, 2002, 46(1): 124-136.
- [13] Schölkopf B, Smola A J. New support vector algorithms[J]. Neural Computation, 2000, 12(5): 1207-1245.
- [14] 吕建伟, 李军. 考虑雷诺数、湿度等影响因素的涡扇发动机小偏差模型[J]. 航空动力学报, 2005, 20(1): 44-48.
LÜ Jianwei, LI Jun. Reynolds number and humidity effect on the small deviation model of turbofan engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(1): 44-48. (in Chinese)
- [15] 杨刚, 姚华. 一种航空发动机相似多变量控制方法[J]. 航空动力学报, 2006, 21(3): 588-594.
YANG Gang, YAO Hua. Theory of similarity based aero-engine multivariable control method[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(3): 588-594. (in Chinese)