

文章编号: 1000-8055(2006)02-0427-05

基于遗传算法的航空发动机状态 变量模型建立方法

李秋红, 孙健国

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 提出了一种采用遗传算法建立用于航空发动机控制系统设计的小偏差状态变量模型的方法, 即根据发动机稳态工作点处的线性化数学模型的动态响应应该与该稳态工作点处的非线性数学模型动态响应一致的原则来构造遗传算法的适应度函数, 通过优化算法, 得出系统的状态变量模型。该方法不受系统模态及模型阶次的限制。应用该方法建立某型涡扇发动机的小偏差状态变量模型, 具有较高的建模精度。根据该状态变量模型设计鲁棒控制器取得了良好的控制效果, 从而验证了该方法的有效性。

关键词: 航空、航天推进系统; 航空发动机; 状态变量模型; 建模; 遗传算法

中图分类号: V 233. 7

文献标识码: A

Aero-Engine State Variable Modeling Based on the Genetic Algorithm

L I Q iu-hong, SUN J ian-guo

(College of Energy & Power Engineering

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Based on the Genetic Algorithm (GA), aero-engine small perturbation State Variable Model (SVM) was proposed. The fitness function of GA was established according to the principle that the aero-engine dynamic responses of the linear model should be in accordance with that of the nonlinear model at the same steady working point. Using the optimization algorithm, the SVM can be obtained. This method has no limitation on the system modes and orders. The SVM of some turbofan engine established with this method turns out to have high accuracy. The performance of the robust controller based on this SVM is quite well, which indicates the validity of this method.

Key words: aerospace propulsion system; aero-engine; state variable model; modeling; genetic algorithm

在航空发动机多变量控制方法中, 较为完善和成熟的仍是线性控制方法。由于航空发动机本质上是一个非线性对象, 其线性化状态变量模型

只能是在发动机的某个稳定工作点附近通过线性化近似得到, 此即发动机小偏差状态变量模型。在线性化的过程中建模误差是不可避免的, 虽然采

收稿日期: 2005- 06- 26; **修订日期:** 2005- 11- 14

基金项目: 国家自然科学基金资助(50576033); 航空科学基金资助(04C52019)

作者简介: 李秋红(1972-), 女, 辽宁绥中人, 南京航空航天大学能源与动力学院博士生, 讲师, 主要从事航空发动机建模、多变量鲁棒控制及先进优化理论的研究

用鲁棒控制方法可以使控制系统在模型存在一定误差的条件下仍具有稳定鲁棒性及性能鲁棒性,但鲁棒性要求对模型误差的限定相当苛刻,因此建立一个精确的小偏差状态变量模型对航空发动机控制系统设计而言是十分必要的。

传统的航空发动机小偏差状态变量模型的建模方法主要是偏导数法^[1],即当对系统某一控制变量或状态变量作小扰动时,强制系统中其他的控制变量和状态变量不变,分别计算状态变量变化率及输出变量对该小扰变量的偏导数,即可得出系统的状态变量模型。实际上对任何状态变量或控制变量作小扰动均会引起其它状态变量的变化。因而偏导数法的建模误差较大。文献[2]提出用最小二乘拟合方法来求取系统的状态变量矩阵,其机理是首先建立小偏差状态变量模型的线性动态响应与其状态变量矩阵各元素之间的解析关系式,然后根据发动机非线性模型在各采样时刻的小扰动动态响应数据来拟合出系统矩阵各元素,使建模误差在最小二乘意义下最小。与文献[1]中的偏导数法相比大大提高了建模精度。但文献[2]中的方法要建立系统线性动态响应和非线性动态响应的解析关系式,不适用于高阶对象的建模,同时要求系统具有互异模态,当系统的两个模态非常相近时将出现数值病态。由于用最小二乘法解非线性方程组时,系统的模态也是方程中的变量,若用实数作为最小二乘方程组解的初猜值,则无法拟合出欠阻尼的系统,若用复数作为初猜值,则所得的状态矩阵也为复数,不利于系统鲁棒控制器的设计。采用遗传算法建立系统的线性化状态变量模型则可有效解决上述问题。

遗传算法是1962年由美国Michigan大学的Holland教授提出的模拟自然界遗传机制和生物进化论而成的一种并行随机搜索最优化方法。它将“优胜劣汰,适者生存”的生物进化原理引入优化参数形成的编码串联群体中,使适配值高的个体被保留下来,因此通过将适应度函数定义为线性系统动态响应和非线性系统动态响应差值平方的时间积分,可以优化出状态变量矩阵的元素。

1 用遗传算法优化系统矩阵

1.1 发动机模型

以某型涡扇发动机为例,设其在某稳态工作

点处增量形式的状态变量模型为:

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad y = Cx + Du \quad (1)$$

其中:

$$x = [N_f \quad N_c]^T \quad u = [W_f \quad A_8]^T$$

$$y = [N_f \quad N_c \quad pit]^T$$

N_f 为风扇转速, N_c 为压气机转速, W_f 为主燃油流量, A_8 为尾喷口面积, pit 为涡轮落压比。为了简单起见,省略了上述变量的增量符号 Δ , 则系统矩阵可表示为:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ c_{11} & c_{12} \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ d_{11} & d_{12} \end{bmatrix}$$

在同一稳态工作点处,对非线性部件级模型作主燃油流量 W_f 的阶跃仿真,阶跃幅值 δW_f 为其稳态值的1%,同时保持尾喷口面积 A_8 不变,记录其输出直至系统达到新的平衡点,作为系统的非线性动态响应数据。记系统输入为:

$$u_{w_f} = [\delta W_f \quad 0]$$

输出:

$$y_{11}(K\tau) =$$

$$[N_{f11}(K\tau) \quad N_{c11}(K\tau) \quad pit_{11}(K\tau)]^T$$

式中: N_{f11} 为风扇转速增量, N_{c11} 为压气机转速增量, pit_{11} 为涡轮落压比的增量。用同样的方法对尾喷口面积 A_8 作小阶跃仿真,记其输入:

$$u_{12} = [0 \quad \delta A_8]$$

输出:

$$y_{12}(K\tau) =$$

$$[N_{f12}(K\tau) \quad N_{c12}(K\tau) \quad pit_{12}(K\tau)]^T$$

式中: N_{f12} 为风扇转速的增量, N_{c12} 为压气机转速的增量, pit_{12} 为涡轮落压比的增量,其中 τ 为系统采样步长, K 为采样时刻。为了提高建模精度,对系统的非线性动态响应数据进行了归一化处理。

取输入归一化矩阵 $S_1 = 1/\delta W_f$, $S_2 = 1/\delta A_8$ 则归一化后的系统输入:

$$\tilde{u}_{11} = S_1 \cdot u_{11} = [1 \quad 0]^T$$

$$\tilde{u}_{12} = S_2 \cdot u_{12} = [0 \quad 1]^T$$

则相应的归一化后系统输出相当于分别作2个输入的单位阶跃响应。

$$\tilde{y}_{11}(K\tau) = S_1 \cdot y_{11}(K\tau) = [\tilde{N}_{f11}(K\tau) \quad \tilde{N}_{c11}(K\tau) \quad \tilde{pit}_{11}(K\tau)]^T$$

$$\tilde{y}_{12}(K\tau) = S_2 \cdot y_{12}(K\tau) = [\tilde{N}_{f12}(K\tau) \quad \tilde{N}_{c12}(K\tau) \quad \tilde{pit}_{12}(K\tau)]^T \quad (2)$$

其中: $\sim$ 代表归一化后的变量, 下标11代表主燃油流量阶跃时非线性系统输出, 下标12代表尾喷口面积阶跃时非线性系统输出。

1.2 适应度函数

遗传算法中用适应度函数评价染色体个体的优劣, 它的设计体现了算法的最优目标, 也是我们利用遗传算法建立系统状态变量模型的关键。根据系统线性动态响应应该吻合非线性动态响应的原则, 将适应度函数选为非线性动态响应和线性动态响应归一化数据差值平方的时间积分。为了提高建模精度, 共进行两次优化, 即首先优化A和B矩阵, 在得到满意的A和B矩阵的基础上, 再对C和D矩阵进行优化。以优化A和B矩阵元素为例, 被优化参数为矩阵元素, $a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22}, b_{11}, b_{12}, b_{21}, b_{22}$, 每一组矩阵元素参数形成一个个体 X_i , 将C矩阵取为适维单位矩阵, D矩阵取为适维全零阵, 则线性系统的输出为系统的状态量 N_f 和 N_∞ 。对线性系统分别作供油量 W_f 和尾喷口面积 A_8 的单位阶跃响应, 阶跃响应时间及步长与非线性动态响应相同。利用Matlab的lsim()函数可以方便地得到由每个个体 X_i 及C和D矩阵所组成的线性系统输出数据的时间序列。则评价个体优劣的最优指标取为:

$$J_i = \sum_{K=0}^N [\bar{N}_{f1}^2(K\tau) + \bar{N}_{f2}^2(K\tau)] + \sum_{K=0}^N [\bar{N}_{c1}^2(K\tau) + \bar{N}_{c2}^2(K\tau)] \quad (3)$$

其中:

$$\bar{N}_{f1}(K\tau) = [N_{f21}(K\tau) - \tilde{N}_{f11}(K\tau)] \times a_1$$

$$\bar{N}_{f2}(K\tau) = [N_{f22}(K\tau) - \tilde{N}_{f12}(K\tau)] \times a_2$$

$$\bar{N}_{c1}(K\tau) = [N_{c21}(K\tau) - \tilde{N}_{c11}(K\tau)] \times a_3$$

$$\bar{N}_{c2}(K\tau) = N_{c22}(K\tau) - \tilde{N}_{c12}(K\tau)$$

$$a_1 = \frac{\tilde{N}_{f11}(N\tau)}{\tilde{N}_{c12}(N\tau)}$$

$$a_2 = \frac{\tilde{N}_{f12}(N\tau)}{\tilde{N}_{c12}(N\tau)}$$

$$a_3 = \frac{\tilde{N}_{c11}(N\tau)}{\tilde{N}_{c12}(N\tau)}$$

其中: 下标21代表主燃油流量单位阶跃时线性系统输出, 下标22代表尾喷口面积单位阶跃时线性系统输出。 N 为总的采样时刻, a_1, a_2 和 a_3 是为了使最优指标不受变量值域的影响而选取的输出归

一化系数。 $\bar{N}_{f1}(\bar{N}_{c1})$ 为主燃油流量单位阶跃时, 归一化后的线性系统风扇(压气机)转速和非线性系统风扇(压气机)转速之差; $\bar{N}_{f2}(\bar{N}_{c2})$ 为尾喷口面积单位阶跃时, 归一化后的线性系统风扇(压气机)转速和非线性系统风扇(压气机)转速之差。将个体的适应度 f_i 定义为最优指标 J_i 的倒数, 即: $f_i = 1/J_i$ 。优化过程中最优指标越小的个体适应度越大。通过遗传算子, 适应度越大的个体, 其个体特征遗传到下一代的几率越大。利用已经优化得到的A和B矩阵, 用同样的方法可以优化出C和D矩阵。在优化过程中采用如下的遗传算子^[3]。

1.3 遗传算子

遗传算法是基于仿生物进化思想而得出的一种自适应启发式全局搜索算法。它通过选择、交叉、变异等基本遗传运算操作组成循环的进化过程来寻找全局最优解。

设计过程中采取10进制浮点数编码的形式, 以式(1)系统矩阵中的未知元素为被优化的参数, 设种群的大小为 M 。

1.3.1 选择

采用比例选中算子, 即每个个体被选中的概率和其适应度成比例。个体 X_i 的适应度为 f_i , 则个体 X_i 被选中的概率:

$$P_{is} = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^M f_j} \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (4)$$

1.3.2 交叉

交叉算子的作用是使2个染色体以某种方式交换部分基因, 从而形成2个新个体。作者采用算术交叉, 即由2个个体的线性组合而产生出2个新的个体。设2个个体分别为 X_A^t 和 X_B^t 则交叉运算后所产生的2个新个体为:

$$X_A^{t+1} = \alpha X_A^t + (1 - \alpha) X_B^t$$

$$X_B^{t+1} = \alpha X_B^t + (1 - \alpha) X_A^t \quad (5)$$

交叉概率选为0.9, 交叉参数 α 由系统随机产生。

1.3.3 变异

变异算子的作用是产生新个体, 以改善算法的局部搜索能力并维持群体的多样性。系统的最大变异概率选为0.1, 最小变异概率选为0.09, 则适应度为 f_i 的个体 X_i 的变异概率为:

$$P_{ib} = 0.1 - \frac{f_i - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \times (0.1 - 0.09) \quad (6)$$

其中: $f_{\max}$ 为当前进化代数中的最大适应度, $f_{\min}$ 为当前进化代数中的最小适应度, 即适应度越大的个体变异的概率越低, 其个体特征遗传到下一代的概率越大。

1.3.4 最优个体保留策略

为了保证算法收敛性并加快算法收敛, 采用最优个体保留策略, 即将第 t 代中的最优个体挑选出来, 它不参加任何遗传操作。可以证明实施最优个体保留策略的遗传算法具有较快的收敛性。

2 算 例

(1) 以 $H = 0 \text{ km}, M_a = 0$ 中间状态为例, 在发动机非线性模型中对主供油量和尾喷口面积分别作幅值为其稳态幅值1%的小阶跃仿真, 按前面介绍的方法优化出其状态变量模型矩阵为:

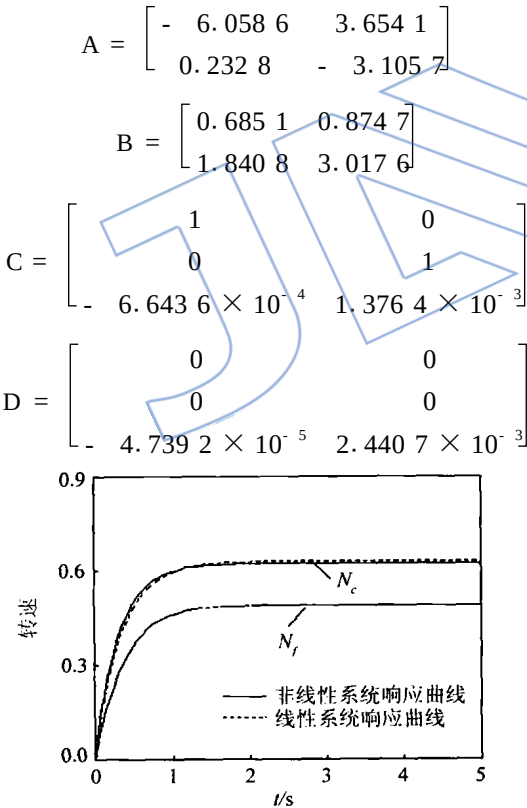


图1 $H = 0 \text{ km}, M_a = 0$ 时, 系统供油量阶跃响应曲线

Fig 1 Curve of system fuel step response when $H = 0 \text{ km}, M_a = 0$

其线性系统和非线性系统的主供油量单位阶跃响应的曲线如图1, 相应的尾喷口单位阶跃响应

的曲线如图2。

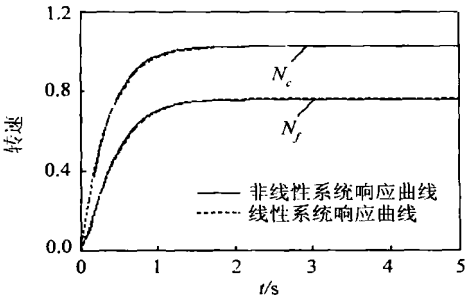


图2 $H = 0 \text{ km}, M_a = 0$ 时, 系统尾喷口面积阶跃响应曲线

Fig 2 Curve of system nozzle area step response when $H = 0 \text{ km}, M_a = 0$

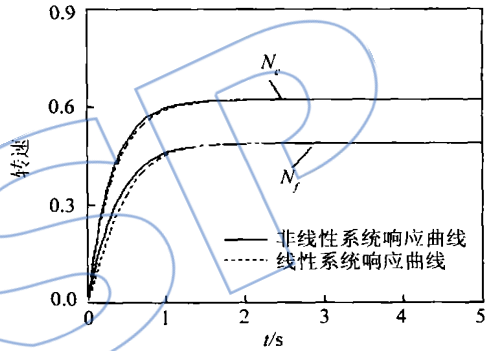


图3 $H = 10 \text{ km}, M_a = 1.3$ 时, 系统供油量阶跃响应曲线

Fig 3 Curve of system fuel step response when $H = 10 \text{ km}, M_a = 1.3$

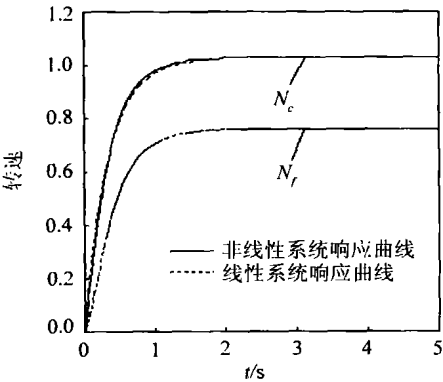


图4 $H = 10 \text{ km}, M_a = 1.3$ 时, 系统尾喷口面积阶跃响应曲线

Fig 4 Curve of system nozzle area step response when $H = 10 \text{ km}, M_a = 1.3$

(2) 以 $H = 10 \text{ km}, M_a = 1.3$, 中间状态为例, 同样得 ABCD 矩阵如下, 供油量单位阶跃响应如图3, 尾喷口面积单位阶跃响应如图4。

$$A = \begin{bmatrix} -5.8176 & 3.5348 \\ 0.0909 & -3.0607 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0.6567 & 0.8107 \\ 1.8681 & 3.0812 \end{bmatrix}$$
$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1.1852 \times 10^{-3} & -8.1635 \times 10^{-3} \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 5.0718 \times 10^{-4} & 3.2785 \times 10^{-3} \end{bmatrix}$$

为了进一步验证模型的有效性,我们根据 $H = 0 \text{ km}$, $M a = 0$, 中间状态时建立的状态变量模型利用文献[4]中的方法设计了增广LQR 控制器, 得状态反馈矩阵:

$$K_x = \begin{bmatrix} -1.4573 & -2.8660 & -2.2214 & -3.3722 \\ 0.3192 & -0.4954 & -0.0251 & -1.5681 \end{bmatrix}$$

误差积分矩阵:

$$K_e = \begin{bmatrix} 10.6310 & 6541.5518 \\ -0.5433 & 2850.2192 \end{bmatrix}$$

并将其用于非线性部件级模型控制, 在 $H = 0 \text{ km}$, $M a = 0$, 加力状态时对风扇转速 N_f 和压比 P_{it} 进行了阶跃仿真, 加力供油量 W_{fa} 开环给定, 控制器首先将风扇转速稳定控制到 $100.5\% \times 8880 \text{ r/min}$, 压比 P_{it} 稳定控制到10.778, 再将风扇转速从 $100.5\% \times 8880 \text{ r/min}$ 阶跃到 $99.5\% \times 8880 \text{ r/min}$ 稳定一段时间后又阶跃回 $100.5\% \times 8880 \text{ r/min}$, 同时压比同步从阶跃到10.778,

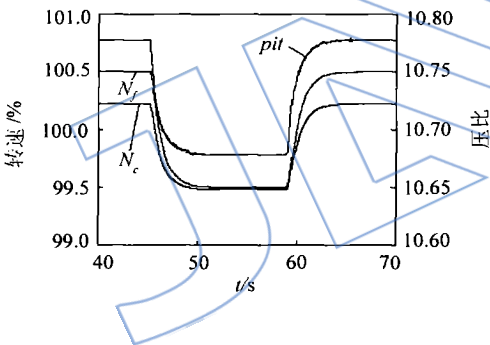


图5 N_f 和 P_{it} 阶跃响应曲线

Fig 5 Curve of N_f and P_{it} step response

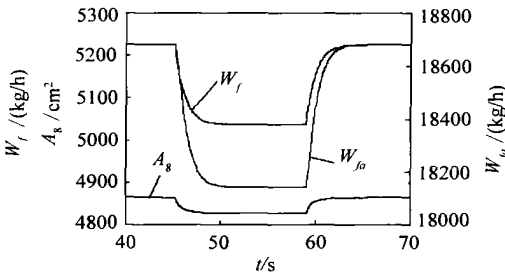


图6 W_f 和 A_s 及 W_{fa} 变化曲线

Fig 6 Curve of W_f and A_s and W_{fa} change

又返回稳定到10.678。其中转速和压比变化的曲线如图5, 主供油量 W_f 、加力供油量(W_{fa})、尾喷口面积 A_s 变化曲线如图6。

3 结 论

从以上建模过程中可以看出, 只需利用 Matlab 中的 lsm () 函数即可得到遗传算法中每个个体所形成 SVM 的阶跃响应数据, 无需推导系统阶跃响应的解析方程, 对于高阶系统建模尤为方便, 并且优化过程中个体由矩阵元素组成, 不包括系统的模态, 不受模态互异及模态为实模态的限制。从建模结果来看, 取得了较高的建模精度。基于所建 SVM 所设计的多变量鲁棒控制器, 取得了良好的控制效果, 从而验证了其可应用性。综上所述本文提出的用遗传算法建立发动机状态变量模型的方法是有效的。

参考文献

[1] Sugiyama N. Derivation of ABCD System Matrices from Nonlinear Dynamic Simulation of Jet Engines[R] A IAA , 9223319

[2] 冯正平, 孙健国, 黄金泉, 等 一种建立航空发动机状态变量模型的新方法[J] 航空动力学报, 1998, 13(4): 435~ 438
Feng zhengping, Sun jianguo, Huang jinquan, et al A New Method For Establishing A State Variable Model of Aero-Engine[J] J Journal of Aerospace Power, 1998, 13(4): 435~ 438

[3] 张明君, 张化光, 基于遗传算法优化的神经网络PD 控制器[J] 吉林大学学报(工学版), 2005, 35(1): 91~ 96
Zhang Mingjun, Zhang Huaguang Neural network PD controller optimized by GA [J] J Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2005, 35(1): 91~ 96

[4] 杨刚, 孙健国, 李秋红 航空发动机控制系统中的增广LQR 方法[J] 航空动力学报, 2004, 19(1): 153~ 158
Yang Gang, Sun Jianguo, Li Qiuhong Augmented LQR Method for Aero-Engine Control Systems[J] J Journal of Aerospace Power, 2004, 19(1): 153~ 158

[5] 刘金琨 先进PD 控制及其MATLAB 仿真[M] 北京: 电子工业出版社, 2003

[6] 薛定宇 反馈控制系统设计与分析- MATLAB 语言应用[M] 北京: 清华大学出版社, 2000