

文章编号:1000-8055(2013)05-1159-07

基于飞行包线划分的航空发动机 T-S 模糊模型辨识

王 磊^{1,2}, 谢寿生¹, 苗卓广¹, 任立通¹, 张子阳¹

(1. 空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038;

2. 中国人民解放军 93704 部队, 北京 101100)

摘 要: 针对航空发动机在建立 Takagi-Sugeno(T-S)模糊模型时运算耗时长和过分依赖学习数据的问题,提出了一种基于飞行包线划分的航空发动机 T-S 建模方法.通过飞行包线划分和标称点求取确定 T-S 模型的前件结构;计算各标称点的状态空间模型,将其作为 T-S 模型的后件;最后通过对航空发动机发参数据的机器学习完成对模型前件参数的辨识.仿真对比结果表明:该方法缩短了航空发动机 T-S 模糊模型的建模时间,并使得高压转子和低压转子转速的绝对误差分别小于 0.25%,0.10%,保持了辨识精度.

关 键 词: 航空发动机; T-S 模糊模型; 飞行包线; 隶属度函数; 模型辨识

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

Identification of T-S fuzzy model for aero-engine based on flight envelop division

WANG Lei^{1,2}, XIE Shou-sheng¹, MIAO Zhuo-guang¹,
REN Li-tong¹, ZHANG Zi-yang¹(1. The Aeronautics and Astronautics Engineering Institute,
Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;

2. Unit 93704 of Chinese People's Liberation Army, Beijing 101100, China)

Abstract: For the problems of time-consuming calculation and data dependence in Takagi-Sugeno (T-S) fuzzy model of aero-engine, a new T-S modeling algorithm based on flight envelop division was proposed. The premise structure of fuzzy model was confirmed by dividing the flight envelop and selecting the nominal points. The state space model at each nominal point was regarded as the consequence of T-S model. Finally, the parameters of premise structure were identified by training. Simulation results show that the new algorithm shortens the modeling time. The absolute error of high-pressure rotor speed is less than 0.25%, and that of low-pressure rotor speed is less than 0.10%.

Key words: aero-engine; T-S fuzzy model; flight envelop; membership function; model identification

航空发动机是个复杂的非线性系统.由于受到进口环境及各种不确定因素的影响,对航空发动机建立完全准确的数学模型几乎是不可能

的^[1].对于难以建立数学模型的非线性系统,采用模糊方法对系统建模具有很大的优越性^[2].自适应模糊系统能够综合利用数据和语言两类信息,

收稿日期:2012-04-14

网络出版地址:http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2297.V.20130508.0949.201305.1159_027.html

作者简介:王磊(1983—),男,河南济源人,博士生,主要从事航空发动机综合数字控制方面的研究.

既能从系统输入输出数据中建立模糊规则,也能综合利用先验知识得到模糊规则,增强了模型的适应性^[3-6]。

T-S 模糊模型就是其中有代表性的一种,它是一种本质非线性模型,可以任意精度逼近定义在紧实集上的非线性函数^[7],因此在非线性系统的建模中被广泛应用。文献[8]提出了航空发动机的一般 T-S 模糊建模方法,分别用最小二乘法和反向传播法对某涡扇发动机 T-S 模糊模型的后件和前件进行参数辨识。文献[9]利用逆系统原理,建立了航空发动机 T-S 逆模型,并将其应用到多变量解耦控制当中。文献[10]对六自由度近空间高超声速飞行器的动态过程进行了 T-S 模型辨识。上述文献在模型的建立过程中,均采用机器学习的方法完整地辨识了 T-S 模型的前件参数、前件结构、后件参数和后件结构。这种方法是 T-S 建模的一般方法,模型的前件、后件所有结构、参数均依赖数据训练来完成,对于航空发动机系统而言,输入输出参数较多,为了保证模型的全包线覆盖,必然面临模糊规则数多、计算量巨大、学习时间过长的问题^[11]。因此这种方法一般只能用于航空发动机的离线建模。另外,完全依赖数据训练的辨识方法对数据的要求很高,如果数据中混杂噪声或其他形式的干扰信号,得到的模型将出现较大的误差^[12-13]。

本文通过对飞行包线的划分,将发动机的工作过程划分为若干区域,计算各区域标称点的状态空间模型,并将其作为 T-S 模糊模型的后件。通过对数据的学习,确定模型的前件参数。结果显示该方法缩短了辨识时间,并保持了辨识精度。

1 小偏离状态空间模型建立

1.1 飞行包线划分

飞行包线的划分是根据飞行高度 H 和飞行马赫数 Ma 对发动机工作的影响,将飞行包线划分为若干区域,在各个分区内发动机模型可以用某一标称点的状态空间模型来表示。通过包线划分和标称点的计算,可以确定航空发动机 T-S 模型的前件结构,即模型中的“if...then...”规则。

在进行飞行包线划分时有两个目标:区域覆盖范围最大和区域划分数量最少,因此本文采用文献[14]中对飞行包线的划分方法,定义包线内任意两飞行点间的广义距离 d^* ,将飞行包线区域划分与标称点设计问题转化为一个基于该广义距离的最大覆盖优化问题,即选择尽量少的标称点

实现对飞行包线区域的覆盖。

$$d^* = \sqrt{\left(\frac{p_1^* - p_{1,0}^*}{p_{1,0}^*}\right)^2 + \left(\frac{T_1^* - T_{1,0}^*}{T_{1,0}^*}\right)^2} < \epsilon \quad (1)$$

式中 d^* 为广义距离, p_1^* , T_1^* 和 $p_{1,0}^*$, $T_{1,0}^*$ 分别为某状态点和标称点的发动机进口总压、总温, ϵ 为设定的距离阈值。

飞行包线的划分可以转化为形如式(2)的 $\min, \max$ 优化问题。其中 B_j 为第 j 个标称点, G_j 为以 B_j 为标称点,满足式(1)的所有状态点张成的子空间,这里称之为标称点 B_j 的划分子区域。 n 为标称点个数, Ω 为由 $G_j, j=1, 2, \dots, n$ 组成的联合覆盖区域, $\Omega^*(n, \epsilon)$ 为最大联合覆盖区域,即在距离阈值 ϵ 和标称点数量 n 一定时,所能达到的最大覆盖, Σ 为飞行包线区域。

式(2) $\min, \max$ 优化问题的数学描述为:选择布置尽量少的标称点 $B_j, j=1, 2, \dots, n$, 使其联合覆盖区域 Ω 对飞行包线区域 Σ 的覆盖比例不低于 ϕ 。

$$\begin{cases} \min_n \{\alpha^*(n, \epsilon) \geq \phi\} \\ \alpha^*(n, \epsilon) = \frac{\Omega^*(n, \epsilon)}{\Sigma} \\ \Omega^*(n, \epsilon) = \max_{\{B_j, j=1, 2, \dots, n\}} \{\Omega\} \\ \Omega = \bigcup_{j=1}^n G_j \end{cases} \quad (2)$$

1.2 状态空间模型计算

在非加力状态下,航空发动机一般非线性模型^[15]为

$$\begin{cases} \dot{n}_l = f_1(n_l, n_h, m_f, A_e, T_{10}^*, p_{10}^*) \\ \dot{n}_h = f_2(n_l, n_h, m_f, A_e, T_{10}^*, p_{10}^*) \\ y = f_3(n_l, n_h, m_f, A_e, T_{10}^*, p_{10}^*) \end{cases} \quad (3)$$

其中 n_l 为发动机低压转子转速, n_h 为高压转子转速, A_e 为喷管临界截面面积, T_{10}^* 为发动机进口总温, m_f 为主供油量, p_{10}^* 为发动机进口总压, y 为所需的发动机系统输出量。将式(3)中 $\dot{n}_l, \dot{n}_h, y$ 在稳态点 $(n_{l0}, n_{h0}, m_{f0}, A_{e0}, T_{10}^*, p_{10}^*)$ 按 Taylor 级数展开,忽略高阶项的影响,只保留一次项,化简可得稳态点的线性状态空间模型。

当发动机的工作状态确定后,发动机的特性取决于发动机进口的总温 T_{10}^* 、总压 p_{10}^* ,如果进气道确定,则 T_{10}^* 和 p_{10}^* 仅为飞行高度 H 和飞行马赫数 Ma 的函数。因此,可以认为发动机小偏离线性状态空间模型将仅由 H 和 Ma 决定。如果给

定发动机的工作状态及飞行包线内的标称点(即给定飞行高度 H 和飞行马赫数 Ma),该飞行包线分区内的发动机模型可以用标称点的线性状态空间模型来表示.标称点的状态空间模型直接被作为航空发动机 T-S 模型的后件,如式(4)所示.

2 航空发动机 T-S 模型描述

通常 T-S 模型为多输入-单输出(MISO)系统,航空发动机为多输入-多输出(MIMO)系统.本文建立的发动机 T-S 模型后件为状态空间形式,而状态空间模型在系数矩阵已知的情况下,可以分解为确定的 MISO 系统进行研究.

选取 h 组系统输入输出数据用于模型的参数辨识,第 j ($j = 1, 2, \dots, h$) 组输入输出数据 ($H_j, Ma_j, n_{lj}, n_{hj}, m_{lj}, A_{ej}, T_{6j}$) 的 T-S 模糊模型由以下一组规则表示:

R_k : if H_j is A_{1k} and Ma_j is A_{2k} then

$$\begin{cases} \dot{X}_{jk} = AX_{jk} + B_1 U_{jk} + B_2 \omega_{jk} \\ Y_{jk} = CX_{jk} + D_1 U_{jk} + D_2 \omega_{jk} \end{cases} \quad (4)$$

$$X = \begin{bmatrix} \Delta n_l \\ \Delta n_h \end{bmatrix} \quad U = \begin{bmatrix} \Delta m_l \\ \Delta A_e \end{bmatrix}$$

$$\omega = \begin{bmatrix} \Delta H \\ \Delta Ma \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} \Delta n_l \\ \Delta n_h \\ \Delta T_6 \end{bmatrix}$$

式中 R_k ($k = 1, 2, \dots, N$) 为第 k 条模糊规则,输入变量为 H_j, Ma_j ($j = 1, 2, \dots, h$),表示第 j 组数据中的飞行高度和飞行马赫数, A_{1k} 和 A_{2k} 分别代表 H 和 Ma 针对第 k 条规则的模糊集合, Y_{jk} 为第 j 组数据对应于第 k 条规则的输出, T_6 为涡轮后燃气温度, A, B_1, B_2, C, D_1, D_2 为第 k 条规则的线性结论参数.

在输入向量已知的情况下,第 j 组数据的模型输出 Y_j 由各条规则的输出 Y_{jk} 加权平均求得

$$Y_j = \sum_{k=1}^n \lambda_{jk} Y_{jk} \quad (5)$$

$$\lambda_{jk} = \omega_{jk} / \sum_{k=1}^n \omega_{jk} \quad (6)$$

式中 Y_j 为模糊模型输出, ω_{jk} 为第 k 条规则的真值,其值由第 k 条规则所对应的各个输入变量对模糊集合 A_{ik} 的隶属度函数值 $A_{1k}(H_j), A_{2k}(Ma_j)$ 进行模糊化运算得到.首先求出与 (H_j, Ma_j) 广义距离最近的两个标称点 (H_{jk1}, Ma_{jk1}) 和 (H_{jk2}, Ma_{jk2}) , 分别求出对 $H_{jk1}, H_{jk2},$

Ma_{jk2}, Ma_{jk2} 四个点的隶属度函数 $A_{1k1}(H_j), A_{1k2}(H_j), A_{2k1}(Ma_j), A_{2k2}(Ma_j)$, 则

$$\begin{cases} \omega_{jk} = A_{1k}(H_j) \\ \text{若 } A_{1k1}(H_j)A_{1k2}(H_j) \geq A_{2k1}(Ma_j)A_{2k2}(Ma_j) \\ \omega_{jk} = A_{2k}(Ma_j) \\ \text{若 } A_{1k1}(H_j)A_{1k2}(H_j) < A_{2k1}(Ma_j)A_{2k2}(Ma_j) \end{cases} \quad (7)$$

3 参数辨识

通常 T-S 模糊模型需要辨识的参数有前件结构、前件参数、后件结构、后件参数.而在本文建立的航空发动机 T-S 模型中,前件结构由飞行包线划分求得,后件由各包线区域内标称点的状态空间模型确定,因此前件结构、后件结构和后件参数均可由线下计算得到,需要辨识的参数只有前件参数,即分别与输出 n_l, n_h, T_6 相对应的高度 H 和马赫数 Ma 的隶属度函数.这样可以节约计算机资源,提高模型的辨识速度.本文选择三角形隶属函数,其解析式为

$$\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-b}{a-b} & b \leq x \leq a \\ \frac{c-x}{c-a} & a < x \leq c \\ 0 & x < b \text{ 或 } x > c \end{cases} \quad (8)$$

飞行包线的划分确定了 T-S 模型的模糊集合,即飞行包线各区域的标称点.由于飞行包线各区域的标称点已确定,在前提参数的辨识中 a 值固定,只需要根据输入输出数据来确定 b 和 c 的最优解即可.前件参数辨识步骤如下:

Step 1: 将一组输入输出数据 ($H_0, Ma_0, n_{l0}, n_{h0}, m_{l0}, A_{e0}, T_{60}$) 带入初始模型中(此模型的前件参数为初始值,未经辨识),分别求解每条规则的输出 n_l^i, n_h^i, T_6^i 及与前提变量和输出相对应的隶属度 $A^i(Ma_0, n_l), A^i(H_0, n_l), A^i(Ma_0, n_h), A^i(H_0, n_h), A^i(Ma_0, T_6), A^i(H_0, T_6)$.

Step 2: 选择前提变量 H 进行参数辨识.如图1所示, H_0 位于相邻2个标称点 a_1 和 a_2 之间,需要调整的参数为 c_1 和 b_2 .将 Step 1 计算的隶属度和每条规则的输出按照输出量的不同分别带入式(9)中,得到式(10),待调整参数的前提变量隶属度保留,式(9)是以输出量 n_l 来显示的.为了方便,将高度 H_0 的左侧隶属度的当前值记为 A_{n0} ,右侧隶属度的当前值记为 A_{m0} .这里仅介绍与 n_l 相关的隶属度计算过程,其他两个输出 n_h, T_6 的求解过程与 n_l 类似,此处不再赘述.

$$\Delta \tilde{e}_{n_1} = \left\{ \sum_{i=1}^n \min[A^i(Ma_0, n_1), A^i(H, n_1)] \right\} n_{l_0} - \sum_{i=1}^n \min[A^i(Ma_0, n_1), A^i(H, n_1)] n_i^i = 0 \quad (9)$$

$$C_1 A_n + C_2 A_m + C_3 = 0 \quad (10)$$

式(9)中 $\Delta \tilde{e}_{n_1}$ 为 n_1 实际数据与模型输出偏差 Δe_{n_1} 的化简形式。

式(10)中 A_n 代表左侧隶属度, A_m 代表右侧隶属度, C_1, C_2, C_3 是常数。

求解与 A_{n_0} 和 A_{m_0} 最相近的式(10)的解, 记为 A_{n_1} 和 A_{m_1} 。

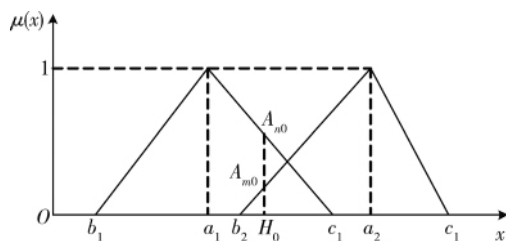


图 1 三角形隶属度函数辨识图

Fig. 1 Identification of triangle membership function

Step 3: 判断 A_{n_1} 和 A_{m_1} 是否位于 $(0, 1)$ 区间, 如果不是则隶属度保持不变, 转入 Step 6。

Step 4: 根据 A_{n_1} 和 A_{m_1} 的值, 调整参数 c_1 和 b_2 。

Step 5: 新的前提参数若不满足以下 3 个约束条件, 则维持原前提参数不变。

1) 每个前提参数不能超过其前提变量 x_j 的定义域;

2) x_j 变量的各模糊子集的集合要能够覆盖 x_j 的取值范围;

3) $a_1 \leq b_2 \leq c_1 \leq a_2$ 。

Step 6: 若所有前提变量均调整完毕, 则辨识停止。否则选择另一个前提变量, 转入 Step 1。

4 仿真实例

按照 1.1~1.2 节中的方法对某型涡扇发动机进行飞行包线的划分, 式(2)中参数 $\phi = 0.99, \epsilon = 0.04$, 经计算得到满足式(1)和式(2)的 10 个标称点, 如图 2 所示, 图中 H 和 Ma 均进行了归一化处理。

$$1(H = 0, Ma = 0)$$

$$2(H = 0.29, Ma = 0.18)$$

$$3(H = 0.24, Ma = 0.62)$$

$$4(H = 0.43, Ma = 0.85)$$

$$5(H = 0.52, Ma = 0.82)$$

$$6(H = 0.64, Ma = 0.35)$$

$$7(H = 0.6, Ma = 0.8)$$

$$8(H = 0.94, Ma = 0.67)$$

$$9(H = 0.96, Ma = 0.61)$$

$$10(H = 0.95, Ma = 0.89)$$

根据训练数据, 本文选取换算转速 $n_{lcor} = 88\%$, $n_{hcor} = 97\%$ 作为发动机的稳态工作点, 分别得到图 2 所示的 10 个标称点对应的状态空间模型, 按照式(4)方法建立 10 条模糊规则, 此处列出其中两条规则

R_1 : if H is 0 and Ma is 0 then

$$A = \begin{bmatrix} -3.1116 & 0.9006 \\ -0.0675 & -3.2450 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 0.7023 & 0.1241 \\ 0.5079 & 0.6504 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} 0.1326 & 0.4370 \\ -0.2234 & 0.7030 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1.5368 & 0.7101 \end{bmatrix}$$

$$D_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0.2847 & 0.0371 \end{bmatrix}$$

$$D_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0.1774 & -0.5260 \end{bmatrix}$$

R_7 : if H is 0.6 and Ma is 0.8 then

$$A = \begin{bmatrix} -2.2870 & 1.0299 \\ 1.5992 & -3.9972 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 0.2010 & 0.9309 \\ 0.2320 & 0.6787 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} 0.8491 & -2.4396 \\ -0.7699 & -2.2026 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1.6685 & 0.7823 \end{bmatrix}$$

$$D_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0.4301 & -0.0369 \end{bmatrix}$$

$$D_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ -0.2391 & 0.7477 \end{bmatrix}$$

选取高度在 9~13.5 km 范围内的 500 组发参数对隶属度函数进行训练, 由于状态空间模型有 n_h, n_l, T_6 三个输出, 需要对每一个输出的隶

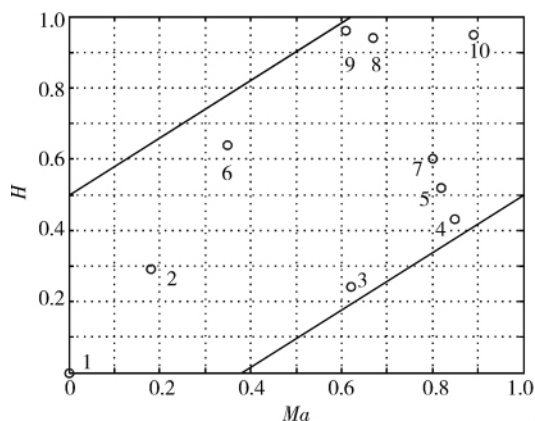
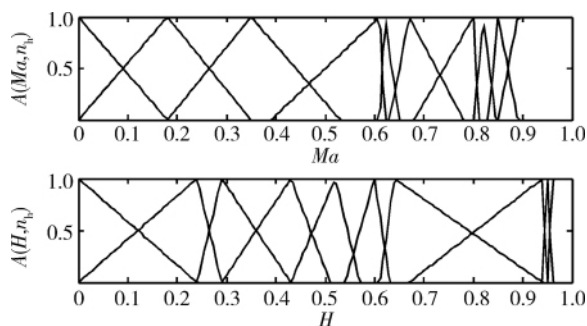
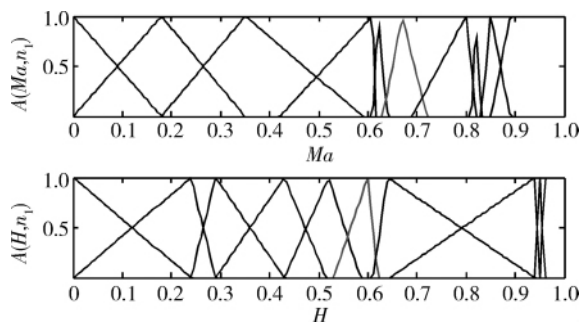


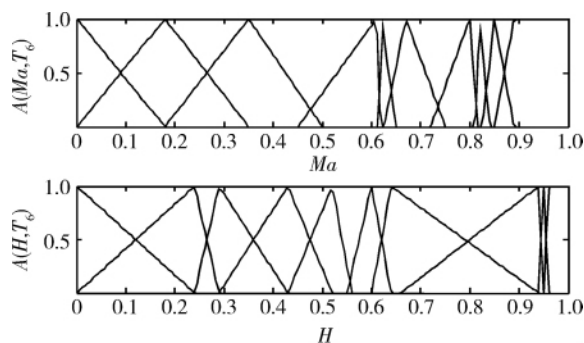
图2 标称点最优分布计算结果

Fig. 2 Optimized division of nominal points

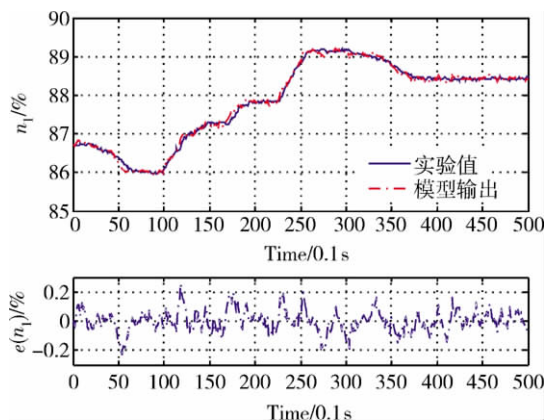
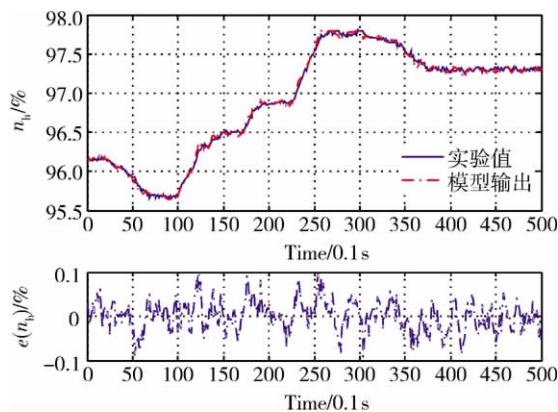
隶属度函数进行辨识. 3 个输出量的隶属度函数辨识过程分别经历了 37, 34, 49 步, 在 1.5 GHz 处理器、1 G 内存的计算机上耗时分别为 1.12, 0.97, 1.53 s. 图 3~图 5 分别为 n_h , n_l , T_6 所对应的隶属度函数辨识结果, 9~13.5 km 高度仅跨越了标称点 5, 6, 7 的包线覆盖范围, 因此只有这 3 个标称点的高度隶属度函数在初始值的基础上发生了变化.

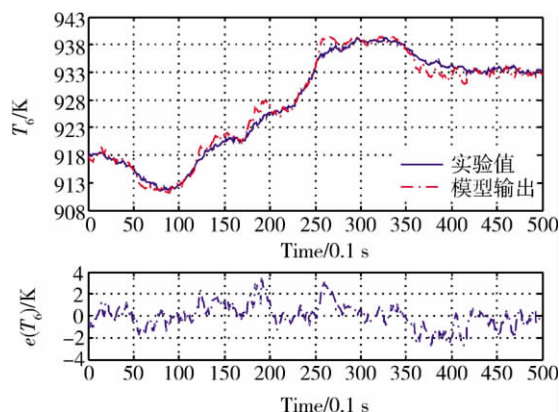
图3 n_h 的隶属度函数辨识结果Fig. 3 Final membership function of n_h 图4 n_l 的隶属度函数辨识结果Fig. 4 Final membership function of n_l

当系统的 T-S 模型辨识结束后, 另外选取高度在 9~13.5 km 范围内的 500 组数据对模型的

图5 T_6 的隶属度函数辨识结果Fig. 5 Final membership function of T_6

辨识效果进行测试, 结果如图 6~图 8 所示. 从图中可以看出, 最终得到的辨识模型能够较好地跟踪系统的实际输出, 绝对误差分别为 $e(n_l) \leq \pm 0.25\%$, $e(n_h) \leq \pm 0.1\%$, $e(T_6) \leq \pm 4$ K. 需要特别指出的是用于训练的数据必须覆盖测试数据所在的包线区域, 因为本文建立的 T-S 规则是根

图6 n_l 模型输出与实验值对比Fig. 6 Comparison of n_l between model simulation and test data图7 n_h 模型输出与实验值对比Fig. 7 Comparison of n_h between model simulation and test data

图8 T_6 模型输出与实验值对比Fig. 8 Comparison of T_6 between model simulation and test data

据飞行包线进行划分的,如果测试数据所在的区域未经训练,那么模型对测试数据的输出必然是不准确的。

为了检验本文方法在耗时方面的优越性,将用于模型测试的500组数据对文献[8]中的航空发动机 T-S 模型进行辨识,对比结果如表1所示。本文在模型中加入了先验知识,简化了辨识过程,因此辨识耗时大幅下降。同时先验知识与隶属度函数辨识的相互结合有效地控制了 T-S 模型的输出误差,从表1可以看出本文的模型输出误差与文献[8]建立的模型误差基本持平,并没有因为辨识过程的简化而影响建模精度。

表1 输出误差与辨识时间比较

Table 1 Comparison of output error and identification time

参数 类型	一般 T-S 模型		本文 T-S 模型	
	耗时/s	最大相对 误差/%	耗时/s	最大相对 误差/%
n_h	18.94	0.1427	1.12	0.113
n_l	18.25	0.1102	0.97	0.1
T_6	19.07	0.1935	1.53	0.179

5 结 论

针对航空发动机在建立一般 T-S 模糊模型时运算耗时长和过分依赖学习数据的问题,提出了一种基于飞行包线划分的航空发动机 T-S 建模方法。通过仿真和对比得出结论如下:

1) 本文方法建立的航空发动机 T-S 模型能够较好地跟踪系统的实际输出,在训练数据存在

噪声干扰和模型不确定性的情况下,对系统输出的跟踪误差最大值分别为 $e(n_l) \leq \pm 0.25\%$, $e(n_h) \leq \pm 0.1\%$, $e(T_6) \leq \pm 4\text{ K}$,可见本文方法具有较好的鲁棒性和自适应能力。

2) 通过与其他文献中一般 T-S 模型的建模方法进行比较可知,本文方法缩短了参数辨识所用的时间,同时先验知识与隶属度函数辨识的结合有效弥补了由先验知识产生的模型偏差,使模型的跟踪误差始终保持在容许范围之内。

3) 由隶属度函数的辨识结果可以看出,要想得到完整的全包线航空发动机 T-S 模型,需要选取全包线范围内的多组数据对模型参数进行辨识。用于训练的数据越多,耗时就越长,这对于航空发动机实时控制是不利的。可以采取离线训练和在线训练相结合的方法,先通过全包线数据的离线训练得到发动机基本模型,再利用实时发参数据对基本模型进行在线修正。

参考文献:

- [1] 冯正平,孙健国. 航空发动机小偏差状态变量模型的建立方法[J]. 推进技术,2001,22(1):54-57.
FENG Zhengping, SUN Jianguo. Modeling of small perturbation state variable model for aero engines[J]. Journal of Propulsion Technology, 2001, 22(1): 54-57. (in Chinese)
- [2] 王立新. 模糊系统:挑战与机遇并存:十年研究之感悟[J]. 自动化学报,2001,27(4):585-590.
WANG Lixin. Fuzzy system: challenges and chance: my experiences and perspective[J]. Acta Automatic Sinica, 2001, 27(4): 585-590. (in Chinese)
- [3] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control[J]. Transaction on Systems, Man, Cybernetics, 1985, 15(1): 116-132.
- [4] WANG Hongwei, HE Hangen, HUANG Kedi. A method of fuzzy modeling for nonlinear systems[C]//Third World Congress on Intelligent Control and Automation. Hefei: IEEE, 2000: 2163-2166.
- [5] DONG Jingrong. Research on the technique of nonlinear combination modeling and forecasting based on fuzzy inference system[J]. Control Theory and Applications, 2001, 18(3): 369-374.
- [6] Chen J Y, Wong C C. Implementation of the Takagi-Sugeno model-based fuzzy control using an adaptive gain controller[J]. Proceeding of Control Theory Application, 2000, 147(5): 509-514.
- [7] 诸静. 模糊控制理论与系统原理[M]. 北京:机械工业出版社, 2005.
- [8] 蔡开龙,谢寿生,吴勇. 基于 T-S 模糊模型的航空发动机模型辨识[J]. 推进技术, 2007, 28(2): 194-198.
CAI Kailong, XIE Shousheng, WU Yong. Identification of aero-engines model based on T-S fuzzy model[J]. Journal

- of Propulsion Technology, 2007, 28(2): 194-198. (in Chinese)
- [9] 吴勇. 基于分布式系统的航空发动机综合控制研究[D]. 西安:空军工程大学, 2010.
WU Yong. Research of aero-engine integrated control based on DCS[D]. Xi'an: Air Force Engineering University, 2010. (in Chinese)
- [10] 许域菲, 姜斌, 齐瑞云, 等. 基于模糊 T-S 自适应观测器的近空间飞行器故障诊断与容错控制[J]. 东南大学学报, 2009, 39(sup 1): 189-194.
XU Yufei, JIANG Bin, QI Ruiyun, et al. T-S fuzzy adaptive observer based fault diagnosis and fault tolerant control for near space vehicle[J]. Journal of Southeast University, 2009, 39(sup 1): 189-194. (in Chinese)
- [11] 廖倩芳, 李柠, 李少远. 一种数据驱动的 II 型 T-S 模糊建模方法[J]. 智能系统学报, 2009, 4(4): 303-308.
LIAO Qianfang, LI Ning, LI Shaoyuan. A type-II T-S fuzzy modeling method for data-driven approaches[J]. Transactions on Intelligent Systems, 2009, 4(4): 303-308. (in Chinese)
- [12] 周欣然, 滕召胜, 易钊. 粒子群优化的广义 T-S 模糊模型参数学习方法[J]. 电子科技大学学报, 2008, 37(4): 569-573.
ZHOU Xinran, TENG Zhaosheng, YI Zhao. Parameters learning approach for generalized Takagi-Sugeno fuzzy model using particle swarm optimization[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2008, 37(4): 569-573. (in Chinese)
- [13] 颜文旭, 纪志成. 三相有源电力滤波器的 T-S 模糊建模与控制[J]. 电机与控制学报, 2010, 14(11): 92-99.
YAN Wenxu, JI Zhicheng. T-S fuzzy model and control for three-phase shunt APF[J]. Electric Machines and Control, 2010, 14(11): 92-99. (in Chinese)
- [14] 胡卫红, 李述清, 孙建国. 控制问题中航空发动机飞行包线区域最优划分[J]. 推进技术, 2011, 32(3): 391-395.
HU Weihong, LI Shuqing, SUN Jianguo. Flight envelope optimization partition for aeroengines control[J]. Journal of Propulsion Technology, 2011, 32(3): 391-395. (in Chinese)
- [15] 樊思齐, 徐芸华. 航空推进系统控制[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1995.