# 基于数据驱动的气动柔性关节Takagi-Sugeno 模糊系统建模与预测控制

# 陈 诚, 黄 剑<sup>†</sup>, 刘 磊, 伍冬睿

(华中科技大学人工智能与自动化学院,湖北 武汉 430074)

摘要: 针对气动柔性关节动态特性复杂、难以实现高精度控制的问题, 提出一种基于Takagi-Sugeno (T-S)模糊系统的预测控制方法. 首先, 应用MBGD-RDA算法对T-S模糊系统进行离线训练, 该算法结合了机器学习中的小批量梯度下降算法、正则化、Droprule和AdaBound算法. 其次, 基于模糊集相似性度量方法, 对训练得到的T-S模糊系统的模糊集进行剪枝, 对模糊规则进行合并, 简化T-S模糊系统结构. 最后, 设计了基于T-S模糊系统的单层神经网络预测控制器. T-S模糊系统参数和预测控制器参数均能实现在线更新, 且基于李雅普诺夫理论的稳定性分析保证了系统的稳定性. 仿真结果验证了基于数据驱动的T-S模糊系统的高精度预测性能, 且结构简化后的T-S模糊系统在规则数减少的情况下仍能维持较高的预测精度. 实际实验中, 所提控制方法最大跟踪误差小于3°, 而传统的模糊逻辑控制器最大跟踪误差大于5°, 这表明所提控制算法显著提升了对柔性关节的跟踪控制精度.

关键词:柔性关节;预测控制;数据驱动;模糊系统

引用格式: 陈诚, 黄剑, 刘磊, 等. 基于数据驱动的气动柔性关节Takagi-Sugeno模糊系统建模与预测控制. 控制理 论与应用, 2022, 39(4): 633 - 642

DOI: 10.7641/CTA.2021.10156

# Data-driven Takagi–Sugeno fuzzy system modeling and predictive control of a pneumatic flexible joint

## CHEN Cheng, HUANG Jian<sup>†</sup>, LIU Lei, WU Dong-rui

(School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan Hubei 430074, China)

**Abstract:** A predictive control approach based on Takagi–Sugeno (T–S) fuzzy system is proposed to address complex dynamics of the pneumatic flexible joint and achieve high-precision control. Firstly, a data-driven training algorithm, MBGD–RDA which combines mini-batch gradient descent, regularization, DropRule, and AdaBound of machine learning, trains T–S fuzzy systems offline. Secondly, based on the similarity measure of fuzzy sets, T–S fuzzy systems' fuzzy sets and rules are pruned and merged to simplify the structure. Finally, based on the T–S fuzzy system, a single layer neural network (SNN) predictive controller is proposed. Parameters of the T–S fuzzy system and parameters of the SNN controller can be updated online, and the stability of the system is guaranteed based on the Lyapunov theory. Simulation results validate the high-precision prediction capability of the T–S fuzzy system based on data-driven. The T–S fuzzy system with a simplified structure can maintain high prediction accuracy with fewer rules. In real-world experiments, the maximum tracking error of the proposed method is less than 3°, while the maximum tracking error of the traditional fuzzy logic controller is more than 5°, which indicates that the proposed method significantly improves the tracking control accuracy of the flexible joint.

Key words: flexible joint; predictive control; data-driven; fuzzy systems

**Citation:** CHEN Chen, HUANG Jian, LIU Lei, et al. Data-driven Takagi–Sugeno fuzzy system modeling and predictive control of a pneumatic flexible joint. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(4): 633 – 642

收稿日期: 2021-02-24; 录用日期: 2021-08-06.

<sup>&</sup>lt;sup>†</sup>通信作者. E-mail: huang\_jan@mail.hust.edu.cn; Tel.: +86 13627206071.

本文责任编委: 贺威.

国家自然科学基金项目(61873321, U1913207), 辽宁省自然基金资助计划项目(2020-KF-22-01)资助, 国家重点研发计划政府间/港澳台重点专项 项目(2017YFE0128300)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61873321, U1913207) and the Natural Science Foundation of Liaoning Province (2020–KF–22–01) and the International Science and Technology Cooperation Program of China (2017YFE0128300).

#### 1 引言

近年来,随着机器人技术的发展<sup>[1-2]</sup>,机器人已经 成功应用到了航天、工业、康复医疗、仿生学等各个 领域<sup>[3]</sup>.而人机交互过程对机器人机构的柔顺性和动 作的安全性提出了挑战.由于缺乏物理柔顺器件,电 机驱动的机器人在安全性和舒适性上有所欠缺.气动 肌肉作为一种本质柔顺的新型驱动器,具有高负载/自 重比、清洁环保、成本低等优点<sup>[4]</sup>,近年来,吸引了大 量相关研究<sup>[5]</sup>.然而,气动肌肉的参数时变性和磁滞 性等非线性特性使气动系统的高精度控制成为一个 难点.

近年来,研究者们提出了许多针对气动系统轨迹 跟踪控制问题的算法. 文献[6]针对氢驱动的气动肌肉 驱动器,提出了一种模糊自整定比例积分微分(proportion integration differentiation, PID)控制器,在响 应速度、稳态误差、超调等方面相比传统PID控制器 都有显著提升. 文献[7]将滑模控制成功应用于对拉式 气动肌肉驱动的关节. 文献[8]在动态面控制的基础上 引入非线性干扰观测器,消除了模型不确定性和外界 扰动的影响,提升了控制精度. 以PID控制为代表的无 模型控制算法实现简单、应用广泛,然而通常鲁棒性 差,难以提升控制精度,且稳定性无法在理论上得到 保证. 而滑模控制等基于模型的控制算法,其控制性 能则依赖于系统模型的准确性.

预测控制作为处理约束优化问题的先进控制算法. 能够综合利用目标系统的历史信息和模型信息,针对 给定的性能目标函数不断地对系统进行滚动优化,并 根据实际测得的输出对象对系统进行校正,具有自适 应能力、鲁棒性和在线优化的能力,近年来在复杂非 线性系统已得到了广泛应用[9]. 文献[10]利用区间二 型Takagi-Sugeno(T-S)模糊模型来描述具有参数不确 定性的非线性被控对象,提出了一种反馈预测控制算 法. 文献[11]提出了一种自适应T-S模糊预测控制算 法,T-S模糊系统的参数可根据跟踪误差在线调整.现 有的预测控制方法中,T-S模糊建模多是在工作点附 近对非线性被控对象进行线性化处理建立预测模型, 然后针对分区线性化模型依据线性系统预测控制的 思路进行控制器设计.基于线性矩阵不等式(linear matrix inequalities, LMIs)的方法常被用来计算控制器 增益,预测控制的性能指标函数为LMIs提供约束以提 升控制性能. 这类优化问题的求解和矩阵逆运算都增 加了在线运算的计算量,控制系统的复杂性往往较高.

上述方法中,当目标系统的非线性和不确定性很强时,基于专家知识往往难以建立准确的T-S模糊系统模型.而基于数据驱动的建模方法不需要被控对象的先验知识,仅利用输入输出数据便可确定模糊系统的隶属函数和模糊规则,近年来基于数据驱动的模糊系统建模研究大量涌现<sup>[12]</sup>.文献[13]将T-S模糊结构

和多元高斯核作为隶属函数合并提出了一种动态简 约模糊神经网络. 文献[14]提出了一种自动进行T-S 模糊系统结构辨识和参数优化的方法,并能以可接受 的精度找到最优的规则数. 此外,一些机器学习的方 法也开始被引入T-S模糊系统建模. 文献[15]首次提 出用机器学习的方法训练T-S模糊系统并成功应用于 回归问题,通过多组实验验证了应用此类方法训练的 T-S模糊系统具有较强的泛化性能. 文献[16]则将统 一正则化和批量归一化结合到了T-S模糊系统回归器 的训练中. 然而, 现有的关于数据驱动建模方法在实 时控制问题中的应用研究较少. 此外, T-S模糊系统存 在模糊集和规则数冗余和近似的情况, 进行模糊集和 模糊规则的简化, 可提升计算效率, 便于在实时控制 中应用<sup>[17]</sup>.

针对以上问题,本文提出了一种基于数据驱动的 T-S模糊系统建模和预测控制方法,主要工作归纳如 下:1)结合多种机器学习训练算法,应用MBGD-RDA 算法对T-S模糊系统进行建模,并基于相似性度量,进 行模糊集剪枝和模糊规则简约,实现T-S模糊系统结 构的简化;2)提出了基于T-S模糊系统的单层神经网 络(single layer neural network, SNN)预测控制器且控 制系统的稳定性得到了保证;3)通过仿真和实验验证 了本文提出的方法的有效性:仿真结果表明,数据驱 动建模的T-S模糊系统可准确预测被控对象的动态性 能,且在模糊集和规则减少的情况下仍能保持较高的 预测精度;实验结果表明,所提出的控制器相比传统 的模糊逻辑控制器,轨迹跟踪控制精度显著提高.

2 气动柔性关节动力学建模

气动柔性关节的原理如图1所示.



图 1 气动柔性关节原理图



该关节的驱动部分由一根气动肌肉和一个扭簧组成,气动肌肉通过钢丝绳与下方的圆盘连接,扭簧安装于圆盘转轴的轴心处.当气动肌肉充气收缩时,通过钢丝绳对圆盘产生向上的拉力F,带动关节顺时针旋转,与此同时扭簧旋转压缩,产生逆时针方向的力矩T,与气动肌肉产生的力矩形成对抗;当气动肌肉放

635

气伸长时,气动肌肉拉力F减小,在扭簧回复力矩的 作用下,关节逆时针旋转恢复到初始位置.

根据文献[18],建立柔性关节动力学模型

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2, \\ \dot{x}_2 = \\ (\frac{-k_0 r^2 - k_t}{2m_l l_c^2} + \frac{f_0 r - m_l g \sin x_1}{2x_1 m_l l_c^2}) x_1 + \\ \frac{-b_0 r^2}{2m_l l_c^2} x_2 + \frac{f_1 r - b_1 r^2 x_2 - k_1 r^2 x_1}{2m_l l_c^2} u, \end{cases}$$
(1)

其中: x<sub>1</sub>和x<sub>2</sub>为状态变量,表示关节旋转角度θ和角速 度θ; p表示气动肌肉内部气压,与控制信号u为线性关 系; p<sub>0</sub>表示气动肌肉气压状态的临界值; k<sub>0</sub>, k<sub>1</sub>, b<sub>0</sub>和 b<sub>1</sub>是气动肌肉状态相关的参数; k<sub>t</sub>是扭簧刚度; m<sub>l</sub>为 关节摆杆的质量; l<sub>c</sub>为摆杆的质心到关节圆心的距离; g为重力加速度; r为圆盘半径.模型参数取值如表1所 示.

表 1 气动柔性关节模型参数表 Table 1 Model parameters of the flexible joint

参数	数值/单位	参数	数值/单位
$k_{10}$	$17845/(N \cdot m^{-1})$	$k_{20}$	$77548/(N \cdot m^{-1})$
$k_{11}$	$0.0105/(N \cdot mpa^{-1})$	$k_{21}$	$-0.2055/(N \cdot mpa^{-1})$
$m_l$	1/kg	$l_c$	0.42/m
$f_0$	-202.32/N	r	0.06/m
g	$9.8/(m \cdot s^{-2})$	$b_{10}$	$1546/(Ns \cdot m^{-1})$
$b_{20}$	$15424/(Ns \cdot m^{-1})$	$b_{11}$	$0.0673/(Ns \cdot mpa^{-1})$
$b_{21}$	$0.00397/(Ns \cdot mpa^{-1})$	$p_0$	325420/Pa
$f_1$	$0.0072/(N \cdot pa^{-1})$	$k_t$	$3/(N \cdot (\circ)^{-1})$

#### 3 基于T-S模糊系统的预测控制器设计

#### 3.1 T-S模糊系统

假设输入为 $I = (I_1 \cdots I_N)^T \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ ,且T-S模糊 系统有*R*条规则,第*r*条规则可表示为

**R**<sub>r</sub>: 如 果 $I_1 ext{} \mathbb{E} X_{r,1}, I_2 ext{} \mathbb{E} X_{r,2}, \cdots, I_N ext{} \mathbb{E} X_{r,N}, 则$ **T-S**模糊系统输出可表示为

$$y_r(I) = a_{r,0} + \sum_{n=1}^N a_{r,n} I_n,$$
 (2)

其中:  $X_{r,n}(r = 1, \dots, R; n = 1, \dots N)$  为第n 输入 对应的第r条规则的模糊集;  $a_{r,0}$ 和 $a_{r,n}$ 为第r条规则 对应的后件参数.

输入I<sub>n</sub>对应高斯函数X<sub>r,n</sub>的隶属度可表示为

$$\mu_{X_{r,n}}(I_n) = \exp[-\frac{(I_n - c_{r,n})^2}{2\sigma_{r,n}^2}],$$
(3)

其中 $c_{r,n}$ 和 $\sigma_{r,n}$ 分别表示高斯函数的均值和方差.

第r条规则的激活度可表示为

$$f_r = \prod_{n=1}^{N} \mu_{X_{r,n}}.$$
 (4)

归一化激活度得

$$\bar{f}_r(I) = \frac{f_r(I)}{\sum\limits_{r=1}^R f_r(I)}, \ r = 1, 2, \cdots, R.$$
 (5)

最终, T-S模糊系统的输出可表示为

$$y(I) = \sum_{r=1}^{R} \bar{f}_r(I) y_r(I).$$
 (6)

# 3.2 数据驱动的T-S模糊系统建模

考虑使用数据驱动的方法来对T-S模糊系统进行 建模,逼近气动柔性关节的动力学模型. 给被控对象 输入开环的正弦控制信号驱动关节运动,采集控制信 号和运动信号构建T-S模糊系统的离线训练数据集. 数据集输入为当前时刻的控制信号和前两时刻的运 动轨迹,u(k+1), y(k), y(k-1),输出第p-1时刻 后的运动轨迹,y(k+p). 设置T-S模糊系统的结构, 包括隶属函数个数和对应规则数,使用MBGD-RDA 算法对系统进行离线训练<sup>[15]</sup>.

采用梯度下降的方法在线优化T-S模糊系统的隶属函数参数 $c_{r,n}, \sigma_{r,n}$ 和后件参数 $a_{r,n}$ 设代价函数为

$$E_{\rm pre}(k) = \frac{1}{2} [y(k) - y_m(k)]^2.$$
(7)

参数在线优化规则如下:

$$c_{r,n}(k+1) = c_{r,n}(k) - \alpha_{r,n} \frac{\partial E_{\text{pre}}}{\partial c_{r,n}(k)}, \qquad (8)$$

$$\sigma_{r,n}(k+1) = \sigma_{r,n}(k) - \beta_{r,n} \frac{\partial E_{\text{pre}}}{\partial \sigma_{r,n}(k)}, \qquad (9)$$

$$a_{r,n}(k+1) = a_{r,n}(k) - \gamma_{r,n} \frac{\partial E_{\text{pre}}}{\partial a_{r,n}(k)}.$$
 (10)

根据链式法则可得

<u>о</u> п

$$\frac{\partial E}{\partial c_{r,n}(k)} = \frac{\partial E_{\text{pre}}(k)}{\partial y_m(k)} \frac{\partial y_m(k)}{\partial \bar{f}_r} \frac{\partial \bar{f}_r}{\partial f_r} \frac{\partial f_r}{\partial \mu_{X_{r,n}}} \frac{\partial \mu_{X_{r,n}}}{\partial c_{r,n}(k)} = \left[y_m(k) - y(k)\right] y_r \frac{\sum f_r - f_r}{(\sum f_r)^2} f_r \frac{I_n - c_{r,n}(k)}{2\sigma_{r,n}(k)}, \quad (11) \\ \frac{\partial E}{\partial \sigma_{r,n}(k)} = \frac{\partial E_{pre}(k)}{\partial y_m(k)} \frac{\partial y_m(k)}{\partial \bar{f}_r} \frac{\partial \bar{f}_r}{\partial f_r} \frac{\partial f_r}{\partial \mu_{X_{r,n}}} \frac{\partial \mu_{X_{r,n}}}{\partial \sigma_{r,n}(k)} = \left[y_m(k) - y(k)\right] y_r \frac{\sum f_r - f_r}{(\sum f_r)^2} f_r \frac{(I_n - c_{r,n}(k))^2}{\sigma_{r,n}^3(k)}, \quad (12)$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_{r,n}(k)} = \frac{\partial E_{\text{pre}}(k)}{\partial y_m(k)} \frac{\partial y_m(k)}{\partial y_r} \frac{\partial y_r}{\partial a_{r,n}(k)} = [y_m(k) - y(k)]y_r \bar{f}_r \begin{cases} I_n, n = 1, 2, 3, \\ 1, n = 0. \end{cases}$$
(13)

#### 3.3 T-S模糊系统简化

上述T-S模糊系统的隶属函数个数和规则数是人为设定,可能存在冗余或者相似.因此,本节基于相似性分析的方法,进行模糊集和模糊规则的删除和合并.

*A*和*B*为两模糊集,定义模糊集*A*和模糊集*B*的相 似性计算方法如下:

$$S_{AB} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{|A \cap B|}{|A| + |B| - |A \cap B|},$$
 (14)

其中:○和∪分别表示交集和并集; |·|表示模糊集的大 小.由式(14)可知计算模糊集的相似度需要计算两个 模糊集交集和并集的大小,而本文使用的高斯函数的 边界为非线性,其交集和并集区域大小难以计算,因 此考虑先使用梯形函数对高斯函数进行近似描述,再 以梯形函数的相似性来衡量高斯隶属函数的相似性.

#### 3.3.1 模糊集相似性度量

一个高斯隶属函数可以用一个梯形函数近似. 蓝 色曲线为高斯隶属函数*G*(*x*), 红色为近似的梯形函 数*T*(*x*), 如图2所示.



高斯函数为

$$G(x) = \exp[-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}],$$
 (15)

梯形函数表示为

$$T(x) = \max\{\min\{\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{e-x}{e-d}\}, 0\}, \quad (16)$$

其中参数a, b, d, e根据引入的两个α-截集确定.

$$A_{\alpha_0} = \{ x \in X | \mu(x) \ge \alpha_0 \} = [a, e], \quad (17)$$

$$A_{\alpha_1} = \{ x \in X | \mu(x) \ge \alpha_1 \} = [b, d], \quad (18)$$

其中:  $\alpha_0 = 0.05$ ,  $\alpha_1 = 0.95$ .

由以上分析可知,一个梯形函数可由a,b,d,e四个参数确定,函数的中心为c = 0.5(a + e).下面通过分析梯形函数的相似性来度量对应模糊集的相似性.

以两个梯形函数 $T_1$ ,  $T_2$ 为例, 其对应的参数分别为 $a_1$ ,  $b_1$ ,  $c_1$ ,  $d_1$ ,  $e_1$ 和 $a_2$ ,  $b_2$ ,  $c_2$ ,  $d_2$ ,  $e_2$ . 假设 $c_2 > c_1$ , 分3种情况讨论.

**情况1** 如图3所示,模糊集*T*<sub>1</sub>包含模糊集*T*<sub>2</sub>,*T*<sub>1</sub> ⊂ *T*<sub>2</sub>. 两模糊集的相似度的计算方法如下:



**情况2a** 如图4所示,模糊集*T*<sub>1</sub>和模糊集*T*<sub>2</sub>底部 有重合,顶部无重合部分.两模糊集的相似度的计算 方法如下:

$$S = \frac{(e_1 - a_2)h}{w_1 + w_2 - (e_1 - a_2)h},$$
 (20)

其中:

1

$$h = \frac{e_1 - a_2}{b_2 - d_1 + e_1 - a_2},$$
(21)

$$w_1 = e_1 - a_1 + d_1 - b_1, \tag{22}$$

$$w_2 = e_2 - a_1 + d_2 - b_2. \tag{23}$$





**情况2b** 如图5所示,两模糊集上下部分都有重合.两模糊集的相似度的计算方法如下:

$$S = \frac{d_1 - b_2 + e_1 - a_2}{d_2 - b_1 + e_2 - a_1}.$$
 (24)

情况3a 如图6所示,相似度计算方法如下:

$$S = \frac{(e_1 - a_2)h_1 - (e_1 - e_2)h_2}{w_1 + w_2 - (e_1 - a_2)h_1 + (e_1 - e_2)h_2},$$
 (25)

其中:

$$w_1 = e_1 - a_1 + d_1 - b_1, (26)$$

$$w_2 = e_2 - a_2 + d_2 - b_2, (27)$$

$$h_1 = \frac{e_1 - a_2}{b_2 - d_1 + e_1 - a_2},$$
(28)

第39卷

1.0

0.8



图 5 情况2b下两个模糊集的相似度

Fig. 5 Similarity of two fuzzy sets for case 2b

 $b_1$ 



图 6 情况3a下两个模糊集的相似度 Fig. 6 Similarity of two fuzzy sets for case 3a

**情况3b** 如图7所示,相似度计算方法如下:  

$$S = \frac{l - (e_1 - e_2)h}{w_1 + w_2 - l + (e_1 - e_2)h},$$
(30)

其中:

$$w_1 = e_1 - a_1 + d_1 - b_1, (31)$$

$$w_2 = e_2 - a_2 + d_2 - b_2, (32)$$

$$h = \frac{e_1 - e_2}{d_2 - d_1 + e_1 - e_2},$$
(33)

$$l = e_1 - a_2 + d_1 - b_2. ag{34}$$





此外,当模糊集的隶属函数无交集时,相似度为0.

3.3.2 T-S模糊系统简化

基于上述模糊集相似性度量方法,本节对T-S模糊 系统进行模糊集剪枝和规则约简.

1) 模糊集剪枝.

模糊集剪枝包括两种情况:除去冗余模糊集和合 并相似模糊集.

a) 除去冗余模糊集.

模糊集X<sub>r,n</sub>,计算其与全集U<sub>n</sub>的相似性S(X<sub>r,n</sub>,  $U_n$ ), 其 中 $\mu_{U_n}(I_n) = 1, \forall I_n \in U_n, I_n$ 为 第n个 输入. 若 $S(X_{r,n}, U_n) > \lambda_r$ ,则移除规则 $R_r$ 的前件中的 $X_{r,n}$ .  $\lambda_r$ 为移除冗余模糊集的阈值.

b) 合并相似模糊集.

若两模糊集的相似性 $S(T_1, T_2) > \lambda_m$ ,则合并模 糊集 $T_1$ 和 $T_2$ 为Tm.  $\lambda_m$ 为合并相似模糊集的阈值. 针 对本文研究的高斯隶属函数的模糊集,T1和T2合并后 的模糊集Tm对应高斯隶属函数的均值和方差为 T1和T2对应高斯函数均值和方差取平均.

2) 规则约简.

规则约简包括规则删除和规则合并两种情况.

a) 规则删除.

如果模糊隶属函数的值始终为0, 即 $\mu_{X_{rn}} \rightarrow 0$ 对  $\exists T_{x_n} \in U_n$ ,则删除该隶属函数对应的模糊规则.

b) 规则合并.

当两条模糊规则的前件十分相似但后件不同,可 合并这两条规则. 假设第r条规则对应的前件为X<sub>r.1</sub>,  $X_{r,2}, \dots, X_{r,N};$  第*k*条规则对应的前件为 $X_{k,1}, X_{k,2},$  $\dots, X_{kN}$ . 两条规则的相似度为

$$S(X_r, X_k) = \min\{S(X_{r,i}, X_{k,i})\},$$
 (35)

其中 $i = 1, 2, \cdots, N$ . 当 $S(X_r, X_k)$ 超过阈值 $\lambda_c$ , 所有 的模糊集对均被认为相似,这两条规则可合并为一条 规则. 前件模糊集的合并方式与上述合并相似模糊集 方法相同,而对应后件可取两条规则后件的均值

$$y_{\text{new}} = (y_r + y_k)/2.$$
 (36)

#### 3.4 基于T-S模糊系统的预测控制器设计

基于第3.2节和第3.3节建模得到的T-S模糊系统, 本节设计基于T-S模糊系统的SNN预测控制算法,算 法框图如图8所示.

定义SNN的输入到输出节点的权值系数为 $v_i(k)$ , 输出层选择Sigmoid函数作为激活函数, Sigmoid函数 具有指数形状,具有实现简单、导数容易获得、易于标 准化等优点. SNN输出得到的控制信号可描述为

$$u_p(k+1) = u_{\max}g(a),$$
 (37)

$$g(a) = \frac{1}{1 - e^{-a}},\tag{38}$$

$$a = k_u \left[\sum_{i=1}^{4} v_i(k) y_i(k) - \varepsilon\right],\tag{39}$$

其中:  $k_u$ 为控制信号的放大系数,  $u_{\text{max}}$ 为控制信号的 最大值,  $\varepsilon$ 为设定的控制网络的阈值, g为Sigmoid函 数.  $u_p(k+1)$ 为SNN计算得到的控制信号.



图 8 基于T-S模糊系统的预测控制框图

Fig. 8 Block diagram of the predictive control based on T–S fuzzy system

T-S模糊系统通过当前时刻的控制信号,  $u_p(k + 1)$ 和前2个时刻的轨迹, y(k), y(k - 1)预测被控对象 第k + p时刻的状态,  $y_m(k + p)$ .根据单值预测的思 想,控制信号每隔 p步改变一次,因此加入矫正项,  $y(k) - y_m(k)$ 来补偿预测误差.第k + p时刻的预测 输出为

$$y_c(k+p) = y_m(k+p) + [y(k) - y_m(k)].$$
 (40)

SNN控制器的4个输入为

$$y_1(k) = y_r(k+p) - y_c(k+p),$$
 (41)

$$y_2(k) = y_1(k) - y_1(k-1),$$
 (42)

$$y_3(k) = y_r(k+p) - y_r(k+p-1),$$
 (43)

$$y_4(k) = y_r(k+p),$$
 (44)

其中:  $y_r(k)$ 为k时刻的期望轨迹, y(k)为k时刻的实际轨迹.

设SNN控制器的性能指标函数为

$$E_c = \frac{1}{2} [y_r(k+p) - y_c(k+p)]^2.$$
(45)

权值系数v<sub>i</sub>的更新规则如下:

$$v_{i}(k+1) = v_{i}(k) - \eta_{i} \frac{\partial E_{c}}{\partial y_{c}(k+p)} \frac{\partial y_{c}(k+p)}{\partial v_{i}(k)} = v_{i}(k) - \eta_{i}[y_{c}(k+p) - y_{r}(k+p)] \frac{\partial y_{c}(k+p)}{\partial v_{i}(k)},$$
(46)

其中 $\eta_i$ 为第i个权值系数的学习率. 根据

$$y_c(k+p) = y_m(k+p) + [y(k) - y_m(k)],$$
 (47)

$$\frac{\partial y_c(k+p)}{\partial v_i(k)} = \frac{\partial y_m(k+p)}{\partial u_p(k+1)} \frac{\partial u_p(k+1)}{\partial v_i(k)}, \quad (48)$$

其中

$$\frac{\partial u_p(k+1)}{\partial v_i(k)} = u_{\max}k_u g(a)[1-g(a)]y_i(k).$$
(49)

根据式(2)-(6)可得  

$$\frac{\partial y_m(k+p)}{\partial u_p(k+1)} = \sum_{r=1}^R \frac{\partial \bar{f}_r}{\partial f_r} \frac{\partial f_r}{\partial \mu_{X_{r,n}}} \frac{\partial \mu_{X_{r,n}}}{\partial u_p(k+1)} y_r + \sum_{r=1}^R \bar{f}_r a_{r,1}.$$
(50)

SNN控制器的权值系数可以通过以上方法进行在 线更新,本文提出以下定理以保证参数更新过程中系 统稳定.

**定理1** 如果SNN控制器参数在线更新的学习 率<sub>*n*<sub>i</sub>满足以下不等式:</sub>

$$\sum_{i=1}^{4} \eta_i \left[\frac{\partial y_c(k+p)}{\partial v_i(k)}\right]^2 < 2, \tag{51}$$

那么SNN控制器的学习过程可以收敛,系统渐近稳定.

证 选择以下李雅普诺夫函数:

$$V(k) = \frac{1}{2}e(k+p)^2,$$
 (52)

其中

$$e(k+p) = y_r(k+p) - y_c(k+p).$$
 (53)

$$V(k)$$
在 $k$ 时刻的变化可表示为

$$\Delta V(k) = V(k+1) - V(k) =$$

$$\frac{1}{2} [e(k+p+1)^2 - e(k+p)^2] =$$

$$\frac{1}{2} [2e(k+p)\Delta e(k+p) + \Delta e(k+p)^2], \quad (54)$$

其中

$$\Delta e(k+p) = e(k+p+1) - e(k+p).$$
 (55)

而
$$\Delta e(k+p)$$
又可表示为  
 $\Delta e(k+p) = \sum_{i=1}^{4} \frac{\partial e(k+p)}{\partial v_i(k)} \Delta v_i(k) =$   
 $\sum_{i=1}^{4} \frac{\partial e(k+p)}{\partial v_i(k)} [-\eta_i \frac{\partial E_c}{\partial v_i(k)}].$  (56)

将式(45)和式(53)带入式(56)得

$$\Delta e(k+p) = -e(k+p) \sum_{i=1}^{4} \eta_i [\frac{\partial y_c(k+p)}{\partial v_i(k)}]^2.$$
(57)

$$\Delta V(k) = -\frac{1}{2}e(k+p)^{2} \left[\sum_{i=1}^{4} \eta_{i} \left(\frac{\partial y_{c}(k+p)}{\partial v_{i}(k)}\right)^{2}\right] \cdot \left\{2 - \left[\sum_{i=1}^{4} \eta_{i} \left(\frac{\partial y_{c}(k+p)}{\partial v_{i}(k)}\right)^{2}\right]\right\}.$$
(58)

因为

$$e(k+p)^2 > 0,$$
 (59)

$$\sum_{i=1}^{4} \eta_i (\frac{\partial y_c(k+p)}{\partial v_i(k)})^2 > 0,$$
 (60)

且根据式(51)可得

$$2 - \left[\sum_{i=1}^{4} \eta_i \left(\frac{\partial y_c(k+p)}{\partial v_i(k)}\right)^2\right] > 0.$$
 (61)

因此 $\Delta V(k) < 0$ .因此SNN参数更新过程整个系统渐近稳定,即当时间 $t \to \infty$ 时,模糊系统的预测误差 $e(k+p) \to 0$ . 证毕.

此外, SNN的初始权值对控制性能有很大的影响, 为进一步提升控制效果,考虑使用遗传算法对SNN的 初始权值参数进行优化.

# 4 仿真与分析

本节根据式(1)所示的气动柔性关节动力学模型和 相关参数,在MATLAB2013b/Simulink环境下对所提 的控制方法进行验证和分析.仿真环境下优化得到的 SNN初始权值和训练得到的T-S模糊模型将应用于后 面的实物实验.

#### 4.1 数据驱动的T-S模糊系统建模

首先,对气动柔性关节模型输入一个变频率的正 弦控制信号驱动关节运动,采集运动数据,构建数据 集.然后使用第3.2节所述数据驱动的建模算法对T-S 模糊系统进行训练.该T-S模糊系统为3输入1输出,每 个输入变量对应3个高斯隶属函数,因此一共27条模 糊规则,每条规则对应后件如式(2)所示.

训练得到的T-S模糊系统的3输入对应的模糊集. 而观察发现,输入3对应的模糊集 $T_1$ 和 $T_2$ 具有相似性, 如图9所示.因此,根据前文所述的T-S模糊系统简化 方法,模糊集 $T_1$ 和 $T_2$ 可合并为新的模糊集 $T_{new}$ ,输入 变量3的模糊集数量减少为2.相应的,模糊集 $T_1$ 和  $T_2$ 对应的3·3·2 = 18条模糊规则可合并为9条,T-S 模糊系统的规则总数由27简化为18.取对应后件参数 的平均值作为合并后的后件参数.



Fig. 9 Fuzzy sets of the input variable 3

为验证离线训练得到的T-S模糊系统预测的有效 性,选用一个正弦控制信号驱动柔性关节运动,将相 应信号输入T-S模糊系统,观察系统的预测输出曲线, 此处预测范围p = 3.此外,引入了一个3输入1输出的 自适应神经模糊推理系统(adaptive network-based fuzzy inference system, ANFIS)作为对比.为了公平比 较, ANFIS的隶属函数、后件和规则设置均与T-S模糊 系统相同. 使用MATLAB的ANFIS工具箱中的Hybrid 方法对ANFIS系统进行训练, 训练epoch数选择为3, 训练的数据集与T-S模糊系统相同.

关节轨迹的预测结果如图10所示,预测误差如 图11所示.由图10的预测结果可知,本文所提算法训 练的T-S模糊系统及结构简化后的T-S模糊系统的预 测轨迹与实际轨迹几乎重合,而ANFIS的预测输出与 实际轨迹偏差较大.由图11可知,T-S模糊系统的最大 预测误差小于0.2°,简化后的T-S模糊系统预测精度 略有下降,最大误差为0.33°,而ANFIS系统的预测误 差则超过10°,远大于T-S 模糊系统.因此,所提的数 据驱动的T-S模糊系统可实现对被控对象动态特性的 精准预测,而简化结构后的T-S模糊系统在模糊规则 减少 $\frac{1}{3}$ 的情况下预测精度仅下降0.1°.





Fig. 11 Prediction errors comparison

#### 4.2 SNN初始参数寻优

根据被控对象的动力学模型(1),使用遗传算法优化SNN控制器参数.优化前,采用试错法选择SNN控制器参数

$$v_1 = 1, v_2 = 2, v_3 = 4, v_4 = 0.01,$$
  
 $u_{\text{max}} = 350000, k_u = 1.74, \varepsilon = 0.24.$ 

遗传算法中,每代个体数设置为20,总共进化代数 为100,80%个体与适应度最高的个体交叉繁殖,10% 个体发生变异.控制器参数的优化范围设置为

$$\Delta v_1 = 10, \ \Delta v_2 = 10, \ \Delta v_3 = 10, \ \Delta v_4 = 10,$$
  
 $\Delta v_4 = -250000, \ \Delta k_4 = 1, \ \Delta \epsilon = 0.2$ 

$$\Delta u_{\rm max} = 250000, \ \Delta h_u = 1, \ \Delta c = 0.2.$$

遗传算法优化后的SNN控制器参数为

$$v_1 = 4.15, v_2 = -1.43, v_3 = 4.59, v_4 = 0.024,$$

 $u_{\rm max} = 393649.18, \ k_u = 1.74, \ \varepsilon = 0.24.$ 

图12和图13为遗传算法优化SNN初始参数前后轨 迹跟踪结果对比,图中SNN-TS表示通过试错法设置 初始参数的控制器, SNN-TS-GA表示通过遗传算法 优化初始参数的控制器, SNN-SPTS-GA表示使用结 构简化的T-S模糊系统的优化参数后的控制器.观察 图12可发现,所有算法均可有效实现轨迹跟踪控制, 但各算法跟踪轨迹与参考轨迹有不同程度的偏离.由 图13可发现,对初始参数进行寻优后,算法SNN-TS-GA和SNN-SPTS-GA的精度得到了明显提升,最大 误差均低于1°,而SNN-TS的最大误差约为4°.可发 现SNN-SPTS-GA的T-S模糊系统结构更加简单,算 法的控制效果与简化前相近.此外,本文引入了滑模 控制(sliding mode control, SMC)与文章所提方法进 行比较.由图12和13可发现,SMC的跟踪轨迹在波谷 附近与参考轨迹有一定的偏离,轨迹跟踪误差明显大 于本文所提算法. 而在实时控制中ANFIS系统体现出 了较差的泛化能力,基于ANFIS的SNN预测控制器无 法实现对柔性关节的轨迹跟踪控制.



#### 5 实验与结果

#### 5.1 平台介绍

气动柔性关节实验平台如图14所示,包括:气动肌肉、拉压力传感器、位移传感器、电磁比例阀和装 有xPC系统工控机.空压机中的压缩空气经电磁比例 阀控制,向气动肌肉系统提供气压,气动肌肉的随着 充放气进行收缩拉伸运动,从而带动关节旋转.关节 的角度数据通过的安装与转轴处的编码器实时获取 后通过数据采集卡传入xPC系统目标机,目标机根据 实时反馈的数据,通过宿主机传入的控制算法计算出 实时控制信号.控制信号通过NI数据采集卡转化为模 拟信号调节电磁比例阀的开度,从而控制气动肌肉内 部气压,实现关节旋转角度的实时控制.



- SNN-TS-GA -- SNN-TS -- SNN-SPTS-GA -- SMC 图 13 轨迹跟踪误差 Fig. 13 Trajectory tracking errors



图 14 气动柔性关节实验平台 Fig. 14 Experiment platform of the pneumatic flexible joint

#### 5.2 实验结果与分析

本节通过实际实验验证所提的基于结构简化的 T-S模糊系统的SNN预测控制器(SNN-SPTS-GA)的 有效性.其中,T-S模糊系统通过MBGD-RDA算法经 过离线训练和结构简化得到,SNN预测控制器的初始 参数通过遗传算法优化确定.SNN控制器的初始参数 为

 $v_1 = 4.15, v_2 = -1.43, v_3 = 4.59, v_4 = 0.024,$ 

 $u_{\rm max} = 393649.18, \ k_u = 1.74, \ \varepsilon = 0.24.$ 

引入一个传统模糊控制器(fuzzy logic controller, FLC)作为对照, 其输入为误差e和误差导数 $\dot{e}$ , 输出为 控制信号变化率 $\Delta u$ , 模糊规则设计与去模糊化方法 与文献[19]相同.

图15为SNN-SPTS-GA和FLC轨迹跟踪曲线,可 看出FLC的跟踪轨迹在峰值处偏离参考轨迹较多,而 所提的SNN-SPTS-GA算法的轨迹与期望轨迹贴合 更近.图16为对应的轨迹跟踪误差曲线,可发现,FLC 的最大误差大于5°,而所提的SNN-SPTS-GA的最大 跟踪误差在稳态时维持在3°以内.SMC作为典型的基 于模型的控制算法,也与本文所提方法进行了比较. 观察图15可发现,相比另外两算法,SMC的跟踪曲线 与参考轨迹有较大偏离.而由图16可发现,SMC的跟 踪误差远大于本文所提算法,其最大误差大于8°.因 此,实验结果表明,所提的SNN-SPTS-GA算法相比 传统的FLC和SMC跟踪精度有显著提升.





# 6 结论

本文针对气动柔性关节动态特性复杂、高精度控制困难的问题,设计了基于数据驱动的T-S模糊系统建模与预测控制算法.使用MBGD-RDA算法对T-S 模糊系统进行离线训练,使其能够准确逼近被控对象的动态特性.设计了基于模糊集相似性度量的模糊系统简化方法,简化了T-S模糊系统结构.基于T-S模糊系统,设计了SNN预测控制器,并可在线更新SNN控制器参数.使用了遗传算法对SNN的初始权值进行了寻优.使用了梯度下降的方法在线优化T-S模糊系统 参数.仿真和实验验证了所提算法的有效性.仿真结 果表明,本文所提的基于数据驱动建模的T-S模糊系 统在模糊规则数减少<sup>1</sup>3的情况下,仍能维持较高的预 测精度,达到好的控制效果.实验结果表明,本文所提 SNN-SPTS-GA预测控制器可实现对气动柔性关节 的高精度轨迹跟踪控制,其控制效果优于传统的模糊 逻辑控制器.

在算法上,笔者将研究预测准确度更高、结构更简 单、泛化性能更好的模糊系统结构,提升控制器性能. 在应用上,笔者将基于本文的方法,研究气动驱动的 外骨骼机器人的控制问题,提升外骨骼控制效果.

# 参考文献:

- BELPAEME T, KENNEDY J, RAMACHANDRAN A, et al. Social robots for education: a review. *Science Robotics*, 2018, 3(21).
- [2] DANESHMAND M, BILICI O, BOLOTNIKOVA A, et al. Medical robots with potential applications in participatory and opportunistic remote sensing: a review. *Robotics and Autonomous Systems*, 2017, 95: 160 – 180.
- [3] AGUIAR A S, DOS SANTOS F N, CUNHA J B, et al. Localization and mapping for robots in agriculture and forestry: a survey. *Robotics*, 2020, 9(4): 97.
- [4] HUANG J, CAO Y, XIONG C, et al. An echo state Gaussian processbased nonlinear model predictive control for pneumatic muscle actuators. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2018, 16(3): 1071 – 1084.
- [5] LI Y, CHEN Y, REN T, et al. Precharged pneumatic soft actuators and their applications to unterhered soft robots. *Soft Robotics*, 2018, 5(5): 567 – 575.
- [6] THANANA, NUCHKRUA, et al. Fuzzy self-tuning pid control of hydrogen-driven pneumatic artificial muscle actuator. *Journal of Bionic Engineering*, 2013, 10(3): 329 – 340.
- [7] LILLY J H, YANG L. Sliding mode tracking for pneumatic muscle actuators in opposing pair configuration. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2005, 13(4): 550 – 558.
- [8] WU J, HUANG J, WANG Y, et al. Nonlinear disturbance observerbased dynamic surface control for trajectory tracking of pneumatic muscle system. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2014, 22(2): 440 – 455.
- [9] XI Y, LI D, LIN S. Model predictive control-status and challenges. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(3): 222 – 236.
- [10] TANG X, DENG L, YU J, et al. Output feedback model predictive control for interval type-2 T–S fuzzy networked control systems. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(3): 604 – 616.
- [11] CHENG L, LIU W, HOU Z, et al. An adaptive takagi-sugeno fuzzy model-based predictive controller for piezoelectric actuators. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(4): 1 – 1.
- [12] HULLERMEIER E. From knowledge-based to data-driven fuzzy modeling: development, criticism, and alternative directions. *Informatik-Spektrum*, 2015, 38(6): 500 – 509.
- [13] PRATAMA M, ER M, LI X, et al. Data driven modeling based on dynamic parsimonious fuzzy neural network. *Neurocomputing*, 2013, 110: 18 – 28.
- [14] REZAEE B, ZARANADI M. Data-driven fuzzy modeling for Takagi-Sugeno-Kang fuzzy system. *Information Sciences*, 2010, 180(2): 241 – 255.

- [15] WU D, YUAN Y, HUANG J, et al. Optimize TSK fuzzy systems for regression problems: minibatch gradient descent with regularization, droprule, and adabound (MBGD–RDA). *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2020, 28(5): 1003 – 1015.
- [16] CUI Y, WU D, HUANG J. Optimize TSK fuzzy systems for classification problems: mini-batch gradient descent with uniform regularization and batch normalization. *IEEE Transactions on Fuzzy System*s, 2020, 28(12): 3065 – 3075.
- [17] CHEN M, LINKENS D. Rule-base self-generation and simplification for data-driven fuzzy models. *Fuzzy Sets and Systems*, 2004, 142(2): 243 – 265.
- [18] XING K, HUANG J, HE J, et al. Sliding mode tracking for actuators comprising pneumatic muscle and torsion spring. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2010, 34(2/3): 255 – 277.
- [19] CHANG M K, LIOU J J, CHEN M L, et al. T–S fuzzy model-based tracking control of a one-dimensional manipulator actuated by pneu-

matic artificial muscles. *Control Engineering Practice*, 2011, 19(12): 1442 – 1449.

作者简介:

**陈** 诚 博士研究生,目前研究方向为模糊系统、外骨骼机器人, E-mail: hust\_cheng@hust.edu.cn;

黄 剑 教授,博士生导师,目前研究方向为智能机器人、生物信息学、网络化控制,E-mail:huang\_jan@mail.hust.edu.cn;

刘 磊 副教授,目前研究方向为飞行器制导控制轨迹优化、飞行器故障重构、无人机飞行控制、多无人机编队, E-mail: liulei@hust.edu.cn;

**伍冬睿** 教授,目前研究方向为脑机接口、机器学习、智慧医疗、 计算智能、情感计算, E-mail: drwu@hust.edu.cn.