基于自适应高斯云变换的模糊控制器隶属度函数选取

王勇[1], 李聪[1], 黄汉桥[1,2], 周欢[1]

(1.空军工程大学 航空航天工程学院, 陕西 西安 710038; 2.西北工业大学, 陕西 西安 710072)

摘 要:针对现阶段模糊控制器中隶属度函数选取的局限性,利用自适应高斯云变换算法在概念含混度阈值的引导下对工程样本数据进行概念层次划分,根据最终所得的高斯云分布情况确定出隶属度函数的数目、形状及覆盖范围。为了验证自适应高斯云变换算法提取的隶属度函数的合理性,构建了无人机六自由度模型,搭建了基于 simulink 仿真平台的无人机俯仰角模糊控制器用于仿真验证。数值仿真结果表明嵌套有自适应高斯云变换算法所确定的隶属度函数的无人机俯仰角模糊控制器可有效实现俯仰角的控制,同时具有良好的动态响应特性。

关 键 词:隶属度函数;自适应;高斯云变换;无人机;模糊控制器;俯仰角;simulink
中图分类号:TP273^{+}.4 **文献标志码**:A **文章编号**:1000-2758(2018)03-0439-09

无论是建模不够精确的传统控制还是规则来源于专家经验的模糊控制都是对现实世界的近似逼近[1],而模糊控制在解决复杂非线性系统、难以建立数学模型的系统以及不确定内部扰动的多输入多输出系统的控制问题上可取得相比经典控制理论和现代控制理论难以达到的效果,已经成为实现智能控制中最重要、最有效和应用最广泛的一种形式。

为了推动模糊控制在工程界中的实际应用,研究者针对模糊控制器设计过程中的各个因素进行了广泛而深入的研究。文献[2-4]讨论研究了比例因子和量化因子对模糊控制器控制性能的影响,并提出了一定的选取准则;文献[5-8]则利用遗传算法或粒子群算法等智能算法在适应度函数的引导下对模糊控制规则进行了优化,以减少控制规则数目,降低模糊控制器的设计难度。但现阶段关于隶属度函数的研究成果却极其有限。模糊控制的输入输出论域是由它的隶属度函数来表征的,模糊规则之间的运算也是通过其隶属度函数的相应运算来实现的,隶属度函数的重要性可见一斑。文献[9]提出了模糊统计方法,即通过模糊统计实验来选定相应模糊集合的隶属度函数;文献[10]通过关专家评分直接给出隶属度函数;文献[11]采用了二元对比排序法,即将论域中所有变量属于某一模糊集合的优先程度进行两两比较,构建优先程度矩阵,然后基于矩阵通过取小法或加权平均法求得各变量的隶属度;文献[12]中提出的利用偏小型、对称型和偏大型 3 类模糊分布确定隶属度函数的作法则为现阶段广为接受的方法。此外,隶属度函数的确定方法还有范例法(Zadeh,1972)、范形变形法(Bremermann,1976)、隐分析法(Kochen 和 Badre,1976)、滤波函数法(Mac Vicar-Whelan,1978)以及模糊测度法(管道野夫,1998)等,但上述方法多是因研究对象不同而最终采取的方法不同,尚未出现一个统一的方法,如何精确确定一个模糊控制器的隶属度函数已经成为模糊控制应用的瓶颈。针对上述问题,本文在云模型理论的基础上,结合高斯云和概念含混度,提出了自适应高斯云变换算法对工程实践中的样本数据进行概念层次划分,利用最终所得高斯云的分布情况进而推断出模糊控制器中隶属度函数的数目、形状以及覆盖范围。最后,基于 simulink 仿真平台搭建的俯

收稿日期:2017-05-08 **基金项目**:国家自然科学基金(61601505)与航空科学基金(20155196022)资助
作者简介:王勇(1973—),空军工程大学教授,主要从事机载武器系统控制、自主攻击制导等研究。
通信作者:李聪(1992—),空军工程大学博士研究生,主要从事无人飞行器作战系统与技术研究。**邮箱**:lealicong@163.com

仰角模糊控制器设计了对比性数值仿真实验,验证了基于自适应高斯云变换算法所确定的具有特定数目、形状和覆盖范围的隶属度函数嵌套于模糊控制器之后可实现预期的控制性能。

1 隶属度函数提取

隶属度函数对模糊控制器控制性能的影响主要体现在 3 个方面:①隶属度函数的数目;②隶属度函数的形状;③隶属度函数的覆盖范围。现阶段关于模糊控制器的设计多是在未考虑实际数据分布的情况下依据专家经验人为预先给定隶属度函数的数目、形状以及覆盖范围,主观性强,难以量化。为了解决此问题,本文则利用自适应高斯云变换算法对工程实践中的相关数据进行概念层次划分,最终所得到的成熟概念即对应于模糊控制论域中模糊子集的语言变量,成熟概念的数目便为隶属度函数的数目。文献[13]针对现有 6 种形态的隶属度函数,验证了高斯型隶属度函数的普适性,据此,本文的隶属度函数便选为高斯型。从而,本文可基于自适应高斯云变换对概念进行划分,利用概念划分后得出的高斯云的数字特征指导模糊控制中高斯型隶属度函数的构建,并得出覆盖范围。

1.1 高斯云

基于高斯分布的云模型称之为高斯云,其定义如下:

设 U 是一个用精确数值表示的定量论域,$C(Ex,En,He)$ 是 U 上的定性概念,若定性值 $x(x \in U)$ 是定性概念 C 的一次随机实现,且 $En' \sim (Ex, He^2)$,$x \sim (Ex,En'^2)$,x 对 C 的确定度满足

$$\mu = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2(En')^2}} \tag{1}$$

称 x 在 U 的分布为高斯云,如图 1 所示。

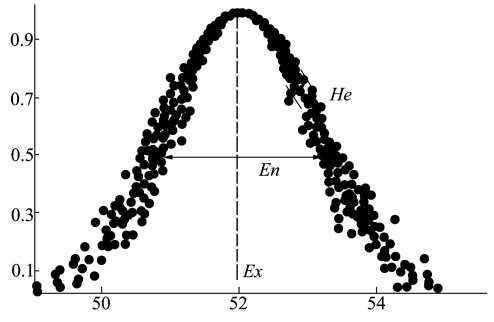


图 1 云模型数字特征示意图

期望 Ex 为最能够代表定性概念的点;熵 En 为标准差的期望,反映了云滴的离散程度;超熵 He 是熵的不确定性度量。

正向高斯云算法实现了从数字特征表示的定性概念到定量的数据集合的转换,具体算法如下:

Input:数字特征 (Ex,En,He),云滴个数 N;

Output:云滴 $drop(x_i,u_i)$,$i = 1,2,\cdots,N$;

Step1 生成以 En 为期望值,He^2 为方差的高斯随机数 $En_i' = NORM(En,He^2)$;

Step2 生成以 Ex 为期望值,$En_i'^2$ 为方差的高斯随机数 $x_i = NORM(Ex,En_i'^2)$;

Step3 根据 $u_i = e^{-\frac{(x_i-Ex)^2}{2(En_i')^2}}$ 确定云滴 $drop(x_i, u_i)$;

Step4 重复进行 Step1 ~ 3 生成 N 个云滴。

逆向高斯云算法企图实现从一组样本数据集合去获取表示定性概念的数字特征,具体算法如下:

Input:样本点 x_i,$i = 1,2,\cdots,N$;

Output:定性概念的数字特征$(\hat{Ex},\hat{En},\hat{He})$;

Step1 计算样本点 x_i 的期望值

$$\hat{Ex} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i \tag{2}$$

计算样本一阶绝对中心矩

$$E\{|x_i - Ex|\} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|x_i - \hat{Ex}|, i = 1,2,\cdots,N; \tag{3}$$

计算样本二阶中心距

$$S = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \hat{Ex})^2, i = 1,2,\cdots,N; \tag{4}$$

Step2 若 $0 < He < \frac{En}{3}$,则熵可表示为

$$\hat{En} = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|x_i - \hat{Ex}|; \tag{5}$$

Step3 计算超熵

$$\hat{He} = \sqrt{S - \hat{En}^2} \tag{6}$$

云模型正是利用上述正、逆向高斯云算法实行了定性概念数字特征 (Ex,En,He) 和数据样本之间的相互转换。

1.2 概念共识程度的表征与度量

隶属度函数的数目增多,控制性能显著提升的同时也会导致控制规则过多而增控制器的设计难度,但若隶属度函数数目过少,则难以对控制性能进行精心调整。如何在满足控制性能的条件下选择合

理的隶属度函数数目便是一个很有意义的问题。为了确定原始样本数据对应的概念数目,本文引入概念含混度[14]以衡量概念划分过程中达成共识的程度并进一步指导概念层次划分。概念含混度的定义如下:

$$CD = 3He/En \tag{7}$$

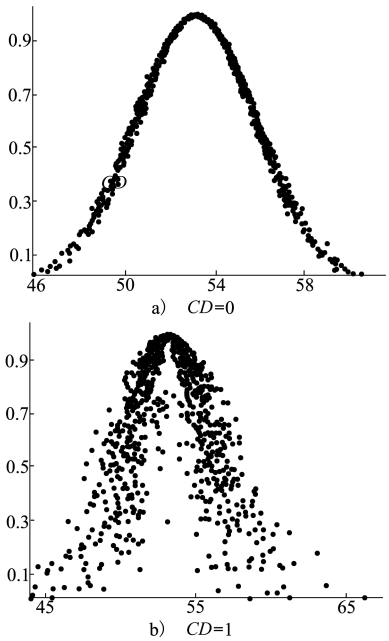


图 2　概念共识云图

含混度为 0,则概念外延汇聚,形成共识,是一个成熟的概念,如图 2a)所示;含混度为 1,则概念外延发散,难以形成共识,概念雾化如图 2b)所示。表 1 阐明了概念含混度和概念解释之间的关系。

根据实际问题设定合理的概念含混度阈值便可引导原始样本数据生成合适的概念数目,从未可确定隶属度函数的数目。

表 1　概念含混度对概念划分结果的度量标准

交叠程度	概念含混度	概念解释
期望相同	1	雾 化
骨干区交叠	(0.653 4,1)	含 混
骨干区不交叠 基本区交叠	(0.500 4,0.635 4]	较含混
外围区交叠	(0.2,0.500 4]	较成熟
弱外围区交叠	(0,0.2]	成 熟
弱外围区不交叠	0	非常成熟

1.3　自适应高斯云变换

自适应高斯云变换即将任意给定的数据样本集合转换成多个用高斯云表征的定性概念以实现概念的划分,且可通过计算出的概念含混度值与预设的概念含混度阈值 β 之间的比较来指导优化生成概念的数目。模糊控制中确定模糊子集的过程实质便为一个基于数据样本的概念辨识过程,将定量的数据转化到定性的自然语言域。因此,利用自适应高斯云变换算法最后输出的 M 个高斯云所对应的 M 个成熟概念即为模糊控制中 M 个模糊子集的语言变量,如 NL,PL 等。

本文以正、逆向高斯云算法为基础设计自适应高斯云变换算法如下所示:

Input:数据样本集 $\boldsymbol{X}\{x_i \mid i = 1,2,\cdots,N\}$,概念含混度阈值 β;

Output:M 个高斯云 $C(Ex_k,En_k,He_k)$,$k = 1,2,\cdots,M$;

Step1　统计数据样本集 $\boldsymbol{X}\{x_i \mid i = 1,2,\cdots,N\}$ 频度分布 $p(x_i)$ 的波峰数量 m,作为概念数量的初始值;

Step2　基于概念数量的初始值 m,利用高斯云混合模型算法将样本集 $\boldsymbol{X}\{x_i \mid i = 1,2,\cdots,N\}$ 转换为 m 个高斯分布;

Step3　对第 k 个高斯分布 $G(u_k,\sigma_k)$,根据

$$u_{k-1} + 3\alpha_1\sigma_{k-1} = u_k - 3\alpha_1\sigma_k \tag{8}$$

计算左侧 2 个相邻概念之间不交叠的缩放比 α_1;根据

$$u_k + 3\alpha_2\sigma_k = u_{k+1} - 3\alpha_2\sigma_{k+1} \tag{9}$$

计算右侧 2 个相邻概念之间不交叠的缩放比 α_2;最终取 $\alpha = \min(\alpha_1,\alpha_2)$;

Step4　计算表征第 k 个概念的高斯云参数:

期望

$$Ex_k = u_k \tag{10}$$

熵

$$En_k = (1 + \alpha) \times \sigma_k/2 \tag{11}$$

超熵

$$He_k = (1 - \alpha) \times \sigma_k/6 \tag{12}$$

至此,则将原始样本 $\boldsymbol{X}\{x_i \mid i = 1,2,\cdots,N\}$ 聚类为 m 个高斯云 $C(Ex_k,En_k,He_k)$,$k = 1,2,\cdots,m$

Step5　计算概念含混度并排序

$$CD_k = 3 \times He_k/En_k = (1 - \alpha)/(1 + \alpha) \tag{13}$$

如果 $CD_k > \beta$,$k = 1,2,\cdots,m$,则概念数目 $m = m - 1$,跳转至 Step2;否则,输出 M 个含混度小于 β 的高斯云 $C(Ex_k,En_k,He_k)$,$k = 1,2,\cdots,M$。

2 无人机模型的建立

2.1 无人机动力学模型

以某型无人机在一定高度和速度下的平飞状态为基准运动,在基本假设之下,借助小扰动法将飞机一般运动方程线性化以得到相互独立的纵向通道小扰动线性方程和横侧向通道小扰动线性方程。因无人机纵向通道和横侧向通道控制系统相似,故本文仅给出飞机纵向通道的小扰动状态方程,如(14)式和(15)式所示。

$$\dot{\boldsymbol{X}}_x = \boldsymbol{A}_x \boldsymbol{X}_x + \boldsymbol{B}_x \boldsymbol{U}_x \tag{14}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\bar{V}} \\ \dot{\alpha} \\ \dot{q} \\ \dot{\vartheta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -X_V & -X_\alpha & 0 & -X_\vartheta \\ -Z_V & -Z_\alpha & 1 & 0 \\ -(M_V - M_\alpha Z_V) & -(M_\alpha - M_\alpha Z_\alpha) & -(M_q + M_{\dot{\alpha}}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{V} \\ \alpha \\ q \\ \vartheta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -X_{\delta T} \\ -Z_{\delta_e} & 0 \\ -(M_{\delta_e} - M_\alpha Z_{\delta_e}) & -M_{\delta T} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_e \\ \delta_T \end{bmatrix} \tag{15}$$

2.2 系统控制模型

本文选取俯仰角 ϑ 为控制量,设计其控制模型如图 3 所示。

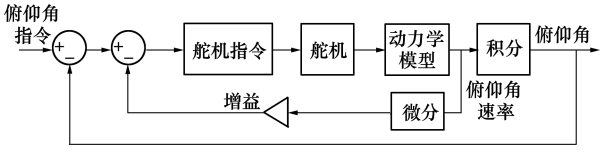


图 3 俯仰角控制模型

将无人机当前俯仰角和俯仰角指令的差值作为舵机的输入量,从而控制升降舵的偏转。根据无人机动力学模型可得到俯仰角速度变化值 $\Delta\vartheta$,经过积分环节之后即可得到俯仰角的变化值。模型中引入了微分环节,其作用是借助俯仰角速度的反馈以增加短周期模态阻尼。舵机近似于一个惯性环节,传递函数可表示为

$$\Phi_h(h) = \frac{\Delta\delta(s)}{\Delta u(s)} = \frac{k_\delta}{T_\delta s + 1} \tag{16}$$

式中,k_δ 为静态增益;T_δ 为时间常数。

3 模糊控制器的设计

模糊控制器主要分为 2 类:① 位置型模糊控制器,其利用输入误差 e 以及误差率 $\dot{e}$ 得到的输出直接作为被控对象的控制量 u;② 速度型模糊控制器,其将通过输入误差 e 和误差率 $\dot{e}$ 得到的输出作为控制的增量 Δu。由于 UAV 模型的高度非线性以及被控参数之间的耦合,相比于求取被控对象输入量的具体值,直接求取控制输入增量的方法显得更加简便,因此,本文设计的无人机俯仰角控制器采用位置型模糊控制结构。结合位置型模糊控制结构以及图 3 所示的无人机俯仰角控制模型搭建基于 simulink 仿真平台的无人机模糊控制框架如图 4 所示。

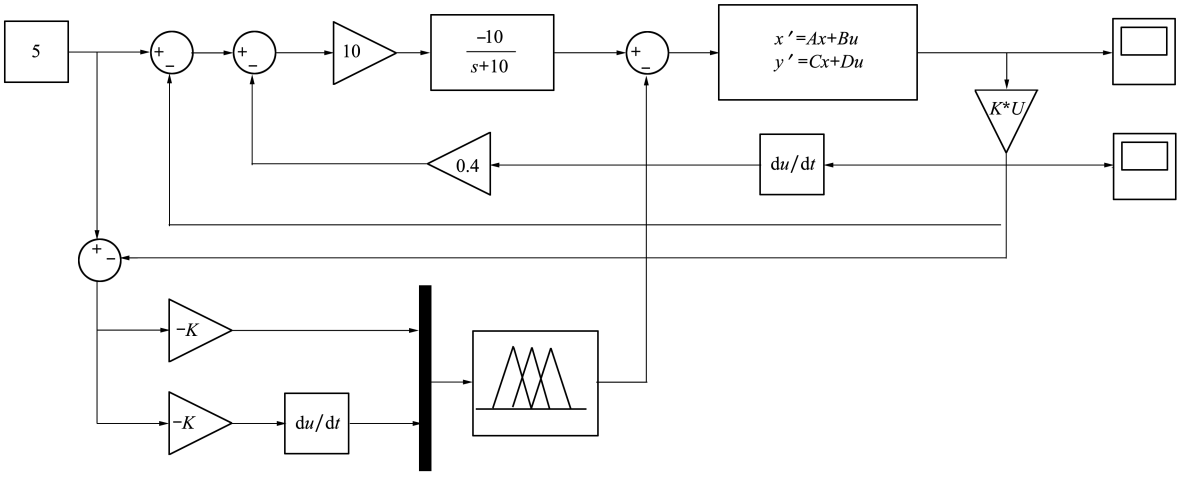


图 4 模糊控制 simulink 仿真图

3.1　输入量和输出量的标准化

本文采用如(17)式和(18)式所示方法将输入量和输出量映射到所需范围。

$$x_0 = \frac{x_{\min} + x_{\max}}{2} + k\left(x_0^* - \frac{x_{\min}^* + x_{\max}^*}{2}\right) \quad (17)$$

$$k = \frac{x_{\max} - x_{\min}}{x_{\max}^* - x_{\min}^*} \quad (18)$$

式中,x_0^* 为实际的输入量或输出量,其变化范围为 $[x_{\max}^*, x_{\min}^*]$,期望的论域范围为 $[x_{\min}, x_{\max}]$。k 可分别代表输入量变化的比例因子 k_e 以及输出量变化的量化因子 k_u。

3.2　模糊控制规则及模糊蕴含

模糊规则可表示为 If (e is PL) and ($\dot{e}$ is PL), then Δu is PL。从实际飞行经验中提取知识,利用模糊语言可建立无人机俯仰角模糊控制规则如表 2 所示。

表 2　俯仰角模糊控制规则表

控制量 Δu		误差变化率 $\dot{e}$				
		PL	PB	ZE	NB	NL
误差 e	PL	PL	PL	PB	PB	ZE
	PB	PL	PB	PB	ZE	ZE
	ZE	PB	PB	ZE	NB	NB
	NB	ZE	ZE	NB	NL	NL
	NL	ZE	NB	NB	NL	NL

模糊蕴含是指确定模糊规则的前提部分对结论部分产生的影响的一种措施,本文设置为 And Method = min, Or Method = max, Implication Method = min, Aggregation Method = max。

3.3　清晰化计算

清晰化计算是指将模糊推理得到的模糊量利用算法转化为控制所需的实际量。本文采用适应于输出隶属度函数为对称函数的面积重心法,其计算公式为:

$$e^* = \frac{\sum_{j=1}^{n} \mu_{c_j}(e_j) e_j}{\sum_{j=1}^{n} \mu_{c_j}(e_j)} \quad (19)$$

式中,e_j 和 $\mu_{c_j}(e_j)$ 分别代表隶属度函数的质心和隶属度函数数值。

4　仿真验证

4.1　隶属度函数的提取

根据无人机控制的工程实践样本数据,对实际控制过程中出现的俯仰角误差值进行 800 次提取后其所得的数值频度分布如图 5 所示。

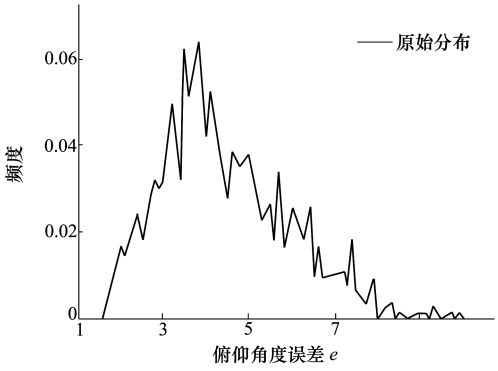


图 5　俯仰角角度误差数据频度分布图

由图 5 可知原始数据峰值高达 23 个之多,数据频度曲线抖动严重。利用高斯云变换对俯仰角误差数据进行高斯云变换之后,初步可得到 12 个模糊概念,如图 6 所示。从中可看出,由高斯云变换得到的与初始概念相对应的 12 个高斯云的叠加基本上反映了实际数据的分布情况。

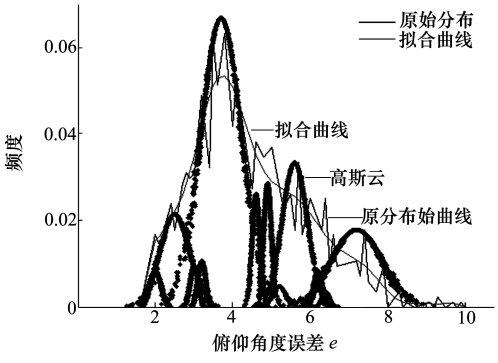


图 6　12 个初始概念的高斯云图

由图 6 可知 12 个初始概念存在骨干区交叠的情况,由表 1 可知,概念含混度较高,概念划分混乱,需要进一步减少概念数目。设定概念含混度上限为 $\beta = 0.17$ 以指导自适应高斯云变换,得到包含 7 个概念的高斯云图如表 3 和图 7 所示。

表 3 7 个概念的数字特征

概念	期望	熵	超熵	含混度
NB	2.500	0.381	0.017	0.133 9
NM	3.116	0.168	0.010	0.178 6
NS	3.700	0.519	0.022	0.127 2
ZO	4.757	0.186	0.010	0.161 3
PS	5.600	0.323	0.013	0.127 0
PM	6.258	0.165	0.009	0.163 6
PB	7.200	0.650	0.035	0.161 5

语言变量 NM 的概念含混度 $\beta=0.178\ 6>0.17$，大于阈值，概念划分仍不够明确，需进一步减少概念数目。在满足含混度阈值 $\beta=0.17$ 的情况下最终得到如表 4 和图 8 所示的包含 5 个概念的高斯云图。

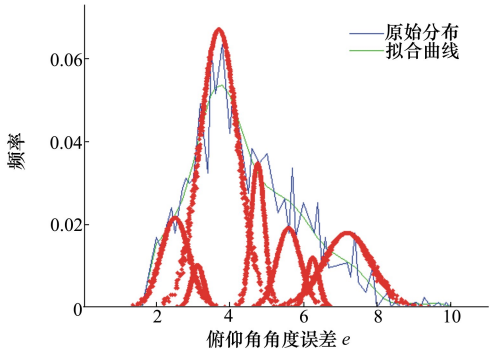


图 7 7 个概念的高斯云图

表 4 5 个概念的数字特征

概念	期望	熵	超熵	含混度
NB	2.581	0.467	0.016	0.102 8
NS	3.750	0.519	0.022	0.127 2
ZO	4.757	0.186	0.010	0.161 3
PS	5.600	0.323	0.013	0.120 7
PB	7.200	0.650	0.035	0.161 5

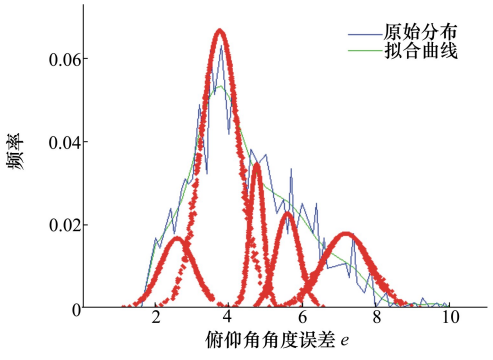


图 8 5 个成熟概念的高斯云图

上述通过自适应高斯云变换对俯仰角角度误差进行聚类的过程是从 23 个初始概念(原始数据的峰值数)到 5 个成熟概念的提升过程，从概念含混度较高，高斯云交叠严重到满足概念含混度阈值形成成熟概念。

4.2 模糊控制

以某型无人机在高度 1 000 m，速度 40 m/s 下配平可得到(15)式中的 $\boldsymbol{A}_x$ 矩阵和 $\boldsymbol{B}_x$ 矩阵如下：

$$\boldsymbol{A}_x=\begin{bmatrix}-0.050\ 404 & 6.525\ 6 & 0 & -9.806\ 6\\ -0.011\ 1 & -2.559\ 8 & 1 & 0\\ 0.0019\ 6 & -1.431\ 1 & -0.7338\ 2 & 0\\ 0 & 0 & 1 & 0\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{B}_x=\begin{bmatrix}-0.007\ 067\ 3 & 0.013\ 729\\ -0.002\ 496\ 7 & 0\\ -0.050\ 105 & -0.000\ 533\ 87\\ 0 & 0\end{bmatrix}$$

利用仿真 1 中所得高斯云的数目及数字特征便可确定模糊控制过程中俯仰角误差 e 隶属度函数的数目、形状以及覆盖范围。因为通常用半升梯形和半降梯形分别代表接近论域下界和上界的隶属度函数，故最终可得模糊控制中俯仰角误差 e 的隶属度函数如图 9 所示。俯仰角误差率 $\dot{e}$ 的隶属度函数以及输出论域 Δu 的隶属度函数均可采用上述同样的方法获得。

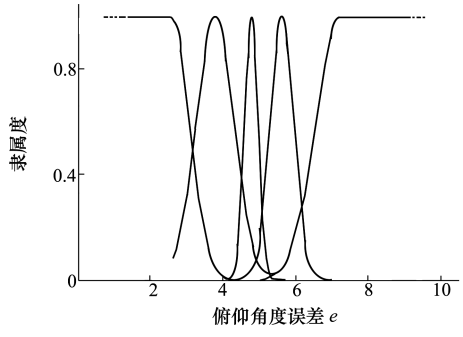


图 9 俯仰角误差隶属度函数

将 $\boldsymbol{A}$，$\boldsymbol{B}$ 矩阵代入(16)式，基于图 4 所示的 simulink 仿真平台，给定俯仰角控制指令为 5°，舵机的传递函数设定为 $\dfrac{-10}{s+10}$，得到根据表 3 所确定的 7 个隶属度函数以及表 4 所确定的 5 个隶属度函数分别对应的无人机俯仰角的变化曲线，如图 10 所示。

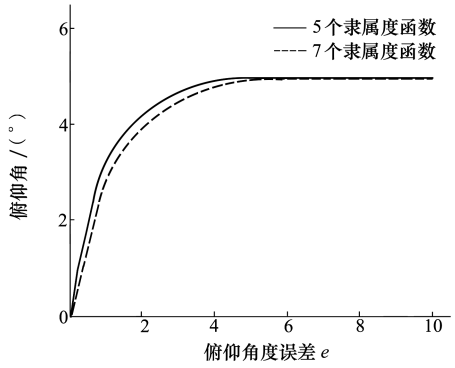


图 10　隶属度函数数目不同的俯仰角模糊控制图

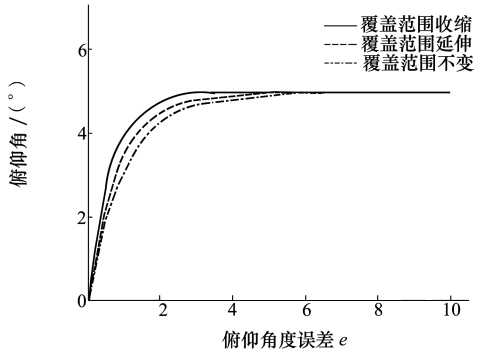


图 11　隶属度函数覆盖范围不同的俯仰角模糊控制图

由图 10 可知,利用自适应高斯云变换所提取的隶属度函数可有效实现无人机俯仰角的控制,达到预期的角度值,验证了此种方法选取的隶属度函数的有效性。仿真进行 10 次,分别求取 5 个隶属度函数和 7 个隶属度函数情况下所对应的上升时间的均值,结果如表 5 所示。

表 5　隶属度函数数目不同下的性能比较

隶属度函数数目	5	7
上升时间/s	5.368 9	5.030 7

由表 5 可知 5 个隶属度函数下的控制效果稍逊于 7 个隶属度函数下的控制效果,结论符合模糊控制规则越多,其体现的专家经验越丰富,则控制器的性能越优越的直观思想。但是模糊控制器若选取 5 个隶属度函数,在控制性能相差不大的情况下,控制规则将会从 49 条减少为 25 条,极大简化了模糊控制器的设计。由此可知,合理的选择概念含混度上限 可在最简化模糊控制规则数目的同时保持良好的控制性能。

以表 4 数据所得的 5 个隶属度函数为基准,改变每条隶属度函数的覆盖范围。“覆盖范围不变”是指每条隶属度函数的覆盖范围均与表 4 数据所代表的相一致,“覆盖范围收缩”是指每条隶属度函数的覆盖范围在表 4 数据的基础上左右各收缩 0.25,论域下界和上界的隶属度函数仅单方向收缩 0.25;“覆盖范围延伸”是指每条隶属度函数的覆盖范围在表 4 数据的基础上左右各扩大 0.25,论域下界和上界的隶属度函数仅单方向扩大 0.25,最终所得无人机俯仰角在模糊控制器下变化曲线如图 11 所示。

由图 11 可知,隶属度函数的覆盖范围变化之后,仍可有效实现无人机俯仰角的控制,最终达到预期的角度值,但是不同覆盖范围的隶属度函数所对应的控制性能却不同。将上述仿真进行 10 次,分别求取在隶属度函数数目为 5 但覆盖范围不同的情况下所对应的上升时间的均值,结果如表 6 所示。

表 6　覆盖范围不同下的性能比较

覆盖范围类型	收缩	延伸	不变
上升时间/s	5.898 4	5.695 4	5.368 9

由表 6 可知,利用自适应高斯云变换算法所确定的隶属度函数的覆盖范围相比于随意设定的情况,可有效提高模糊控制器的控制性能。

5　结　论

本文为了推动模糊控制在工程实践中的应用,针对模糊控制器设计过程中隶属度函数的选取问题,基于自适应高斯云变换算法提出了一种通用型隶属度函数的选取方法以确定模糊控制器中隶属度函数的数目、形状及覆盖范围。隶属度函数形状选为高斯型,利用自适应高斯云变换算法对原始数据进行概念层次划分后最终所得到的成熟概念即对应于模糊控制论域中模糊子集的语言变量,成熟概念的数目便为隶属度函数的数目,高斯云的分布情况即可确定出隶属度函数的覆盖范围。仿真结果表明利用自适应高斯云变换算法所确定的隶属度函数嵌套于模糊控制器之后可实现良好的控制性能,具有较好的动态特性。

参考文献:

[1] 殷业. 模糊控制的本质[J]. 前沿科学, 2015, 1(9):16-27
Yin Ye. The Essence of Fuzzy Control[J]. Frontier Science, 2015, 1(9):16-27 (in Chinese)

[2] 王川川, 赵锦成, 齐晓慧. 模糊控制器设计中量化因子、比例因子的选择[J]. 四川兵工学报,2009, 30 (1): 61-62
Wang Chuanchuan, Zhao Jiancheng, Qi Xiaohui. The Selection of Quantification Factor and Proportional Factor in Fuzzy Controller Design[J]. Journal of Sichuan Ordnance, 2009, 30(1): 61-62 (in Chinese)

[3] Chen C, Tan W Q, Li H X, et al. A Fuzzy Human Pilot Model of Longitudinal Control for Carrier Landing Task[EB/OL]. (2018-02-01)[2018-05-10]. https://www.researchgate.net/publication/320260989.htm

[4] Barbosa G C, Bertolin R, González P J, et al. Fuzzy Gain-Scheduling Applied for a Very Flexible Aircraft[C]// Aiaa Guidance, Navigation, and Control Conference, 2018

[5] Feng Y X, Xue G B. Research on Trajectory Prediction Guidance Law Based on Dynamic RBF Network Identification and Fuzzy Control[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2017,21(10): 12-18

[6] 张吉礼, 赵天怡, 刘辉. 基于多维 ANFIS 的 T-S 模糊控制规则聚类获取方法[J]. 大连理工大学学报, 2010, 50 (4): 580-585
Zhang Juli, Zhao Tianyi, Liu Hui. Clustering Obtainment Method of T-S Based on Multi-Dimensional Fuzzy Control Rules ANFIS[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2010, 50(4): 580-585 (in Chinese)

[7] Botzheim J, Hámori B, Kóczy L T. Applying Bacterial Algorithm to Optimise Trapezoidal Membership Functions in a Fuzzy Rule Base[EB/OL]. (2018-02-01)[2018-05-10]. https://www.researchgate.net/publication/2502648.htm

[8] Abdollah Homaifar, Ed McCormick. Simultaneous Design of Membership Functions and Rule Sets For Fuzzy Controllers Using Genetic Algorithms[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1995,3(2): 129-139

[9] Rubai A, Ofoli A R, Burge L, et al. Hardware Implementation of an Adaptive Network-Based Fuzzy Controller for DC-DC Converters[J]. IEEE Trans on Industry Applications, 2005,41(6): 1557-1565

[10] 吴成富, 闫冰, 邵朋院. 基于模糊控制的无人机滑跑起飞控制方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2015(1): 33-39
Wu Chengfu, Yan Bing, Shao Pengyuan. Research on the Control Method of Unmanned Aerial Vehicle Based on Fuzzy Control [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2015(1): 33-39 (in Chinese)

[11] 雷英杰. 模糊逻辑与智能系统[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2016
Lei Yingjie. Fuzzy Logic and Intelligent System[M]. Xi′an, Xi′an Electronic Science and Technology University Press, 2016 (in Chinese)

[12] Yin X, Li X, Liu L, et al. A Probabilistic Robust Mixed H_2/H_∞ Fuzzy Control Method for Hypersonic Vehicles Based on Reliability Theory[J]. Internatianal Janal of Advcnced Robotic Systems, 2018, 15(1): 1-15

[13] 李德毅, 刘常昱. 论正态云模型的普适性[J]. 中国工程科学, 2004, 6(8): 28-34
Li Deyi, Liu Changyu. The Universality of the Normal Cloud Model[J]. Chinese Engineering Science, 2004, 6(8): 28-34 (in Chinese)

[14] 王国胤, 李德毅, 姚一豫,等. 云模型与粒计算[M]. 北京: 科学出版社, 2012
Wang Guoyin, Li Deyi, Yao Yiyu, et al. Cloud Model and Particle Calculation[M]. Beijing, Beijing Science Press, 2012 (in Chinese)

[15] 吴森堂. 飞行控制系统[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社,2013
Wu Sentang. Flight Control System[M]. Beijing, Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2013 (in Chinese)

Selection of Fuzzy Controller Membership Functions Based on Adaptive Gaussian Cloud Transform

Wang Yong[1], Li Cong[1], Huang Hanqiao[1,2], Zhou Huan[1]

(1.Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;
2.Northwestern Polytechnic University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Aiming at the boundedness of existing methods of selecting membership functions, an adaptive Gaussian cloud transform algorithm which is guided by the threshold values of hybridization degree is proposed to construct concept hierarchy from original sample data, and then the number, shape and coverage area of membership functions can be derived from the distribution of Gaussian cloud. To test and verify the effectiveness of membership function that is extracted based on adaptive Gaussian cloud transform algorithm, a six-degree-of freedom model of unmanned aerial vehicles(UAV) is constructed, and a fuzzy controller of pitching angle is established with the platform of Simulink. The simulation results show that the fuzzy controller which includes membership functions derived from the distribution of Gaussian cloud transform can achieve perfect control performance of pitching angle and meanwhile obtain good dynamic response characteristics.

Keywords: membership functions; adaptive Gaussian cloud transform ; unmanned aerial vehicles(UAV); fuzzy controller; concept hierarchy; sample data; six-degree-of freedom model; pitching angle; simulink