

基于模糊神经网络的无人动力伞控制*

周红新 陈自力 李建

(机械工程学院光学与电子工程系, 石家庄 050003)

摘要 针对无人动力伞在执行任务时常常在低空、城市上空等复杂气流环境飞行, 无人动力伞的响应特性受到飞行速度、航向角和各种风的综合影响, 具有的非线性和不确定性. 导致事先设计的控制规则不再适合, 对此基于 PID 的控制算法难以达到满意的控制效果. 本文提出了一种模糊神经网络控制无人动力伞航向控制策略, 利用 RBF 神经网络所特有的局部逼近能力, 对模糊控制规则进行在线推理并获得连续输出, 采用 GA 算法对神经网络参数进行调整来实现对模糊控制器规则库的优化和模糊规则的自动生成. 使控制器能够进一步适应无人动力伞实时控制中的时变性和不确定性, 保持良好的控制性能; 仿真表明算法是可行的.

关键词 无人动力伞, 模糊控制, 神经网络

引言

无人动力伞在执行任务时常常在低空、城市上空等复杂气流环境飞行, 时常受到各种干扰, 无人动力伞的响应特性受到飞行速度、航向角和各种风的综合影响, 具有很强的非线性和不确定性. 基于 PID 的控制算法难以达到满意的控制效果. 本文设计了一种基于 RBF 网络的模糊神经控制器, 在无人动力伞在动力伞高度和速度保持的情况下, 对动力伞航向控制进行研究.

1 无人动力伞模糊控制器

无人动力伞在飞行的过程中, 期望按预定的轨迹 (x, y, z) 飞行, 当飞行高度不变时, 给定的 (x, y) 就是无人动力伞系统的飞行轨迹, 无人动力伞系统的侧向状态空间模型中, $[\phi \ \psi \ p \ r]^T$ 是系统的状态变量而不含有 x 或 y , 将给定的系列飞行轨迹 $((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n))$ 转换为无人动力伞飞行中的状态变量 ψ , 则:

$$\psi(t) = \tan^{-1} \left(\frac{dx/dt}{dy/dt} \right) \quad (1)$$

设计动力伞航向模糊控制系统, 如图所示. 其中 ψ_r 为设定航向角, ψ 为实际航向角, 模糊控制器对偏差信息进行处理和推理运算输出伞衣后沿下

拉量设定值 δ_a , 由电动机转动带动拉绳下拉, 使伞衣后沿偏转, 使航向角跟踪给定值.

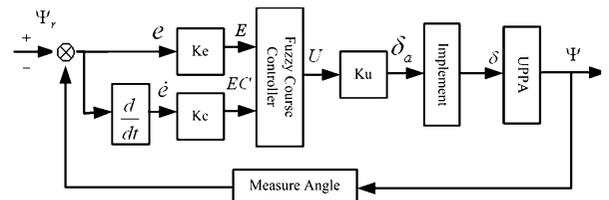


图 1 模糊逻辑控制系统框图

Fig. 1 Block diagram of fuzzy course control system

根据动力伞的实际情况, 控制系统中选择航向偏差的基本论域为 $[-20^\circ, 20^\circ]$, 航向偏差变化率的基本论域为 $[-1^\circ/s, 1^\circ/s]$, 下拉伞衣后沿控制量转化为伞衣后沿下偏角的基本论域为 $[-30^\circ, 30^\circ]$, 折合为单侧伞衣后沿下拉量 c/d 为 $[-0.3, 0.3]$. 量化因子和比例因子即可确定如下:

(1) 偏差量化因子

$$k_e = \frac{6}{20} \quad (2)$$

(2) 偏差变化量化因子

$$k_c = \frac{6}{1} \quad (3)$$

(3) 输出比例因子

$$k_u = \frac{30}{6} \quad (4)$$

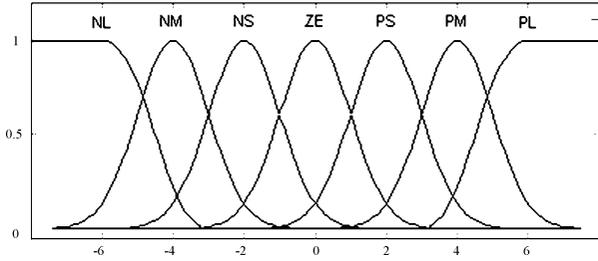


图 2 E 和 EC 的隶属度函数

Fig. 2 Membership functions of E and EC

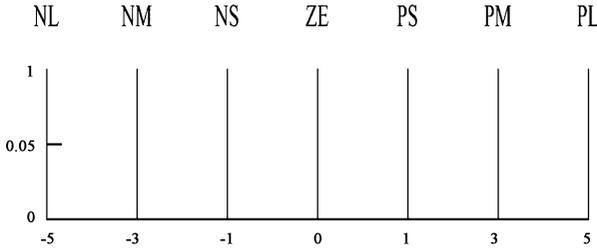


图 3 U 的隶属函数

Fig. 3 Membership functions of U

表 1 动力伞航向模糊控制规则表

Table 1 fuzzy course control rules of UPPA

E\EC	NL	NM	NS	ZE	PS	PM	PL
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZE
NM	NB	NB	NB	NM	NS	ZE	PS
NS	NB	NB	NM	NS	ZE	PS	PM
ZE	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
PS	NM	NS	ZE	PS	PM	PB	PB
PM	NS	ZE	PS	PM	PB	PB	PB
PB	ZE	PS	PM	PB	PB	PB	PB

在表 1, 每条规则的形式描述为:

$$R_i: \text{IF } E \text{ is } A_1^i \text{ and } EC \text{ is } A_2^i, \text{ THEN } U \text{ is } B_i$$

2 采用 RB 神经网络设计的模糊控制器

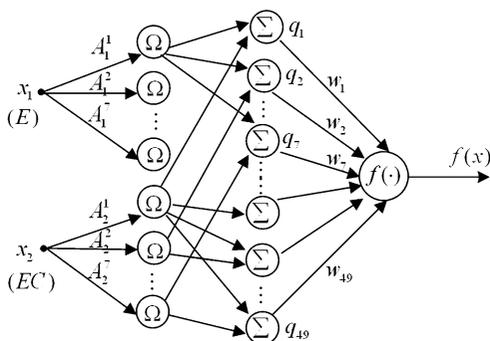


图 4 基于 RBF 的模糊控制器结构

Fig. 4 Structure of fuzzy controller based on RBF

模糊变量 E, EC 和 U 的内部论域以及量化因

子和比例因子同上. 输入变量 E、EC 的模糊子集均取为 NB(负大)、NM(负中)、NS(负小)、ZO(零)、PS(正小)、PM(正中)和 PB(正大), 并采用高斯型隶属函数, 其中心点沿论域区间均匀分布, 如图所示. 输出变量的模糊子集及其定义按图进行. 输入变量各有 7 个模糊子集, 因此最多存在 49 条规则, 控制规则如表 5-2 所示.

在表 1 中, 每条规则的形式描述为:

$$R_i: \text{IF } E \text{ is } A_1^i \text{ and } EC \text{ is } A_2^i, \text{ THEN } U \text{ is } B_i$$

推理方法为:

$$U = \frac{\sum_{i=1}^n p_i B_i}{\sum_{i=1}^n p_i} \quad (5)$$

$$p_i = \mu_{A_1^i}(E) \mu_{A_2^i}(EC) \quad (6)$$

中心矢量 $c_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 是由模糊变量 E 和 EC 的隶属函数中心点 c_{E_i} 和 c_{EC_i} 构成的矢量, $c_E = c_{EC} = \{-6, -4, -2, 0, 2, 4, 6\}$, 因此隐层的全部中心矢量的全集可以表示为直积的形式: $c_i = c_E \times c_{EC}$

权值 w_i 是每条模糊规则的输出, 要根据表 1 和图 3 确定. 例如规则:

$$\text{IF } E \text{ is } PL \text{ and } EC \text{ is } NM \text{ THEN } U \text{ is } ZE$$

3 遗传算法优化量化因子与比例因子

采用遗传算法对量化因子与比例因子进行优化:

GA 的基本结构为:

- { 初始化种群 $p(0)$; $t = 0$;
- 计算每个个体的适应值;
- 执行选择操作;
- while (不满足停止准则) do
- { 执行交叉;
- 执行变异;
- 产生群体 $p(t+1)$; $t = t + 1$;
- }
- 输出结果;

因为输入偏差的实际变化范围 ($[-30^\circ, 30^\circ]$), 论域为 ($[-6, 6]$), 所以取. 由于伞绳下拉所允许的伞衣后沿下拉量范围是 ($[-0.3, 0.3]$), 而输出论域为 $[-0.06, 0.06]$, 因此 k_U 的最大值不应超过 0.06.

$$k_e = \begin{cases} a - \frac{a-6}{1} |E|, & \text{当 } |E| \leq 1 \\ 6, & \text{当 } |E| \geq 1 \end{cases} \quad (7)$$

$$k_U = \begin{cases} b - \frac{0.06 - b}{1} |E|, & \text{当 } |E| \leq 1 \\ 0.06, & \text{当 } |E| \geq 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中 b 为不大于 0.06 的可调参数, $|E|$ 为偏差的绝对值. 采用上述方法之后, 需要优化的参数只有 a 和 b , 为表述方便, 令 $k_1 = a, k_2 = b$, 相对应的二进制编码分别为 B_1, B_2 . 两者之间的映射关系为:

$$B_i = f\left(\frac{k_i - k_{i\min}}{k_{i\max} - k_{i\min}}(2^n - 1)\right) \quad (9)$$

其中, B_i 为与相对应的 n 位二进制整数, $[k_{i\min}, k_{i\max}]$ 为 k_i 的取值区间, f_0 是将十进制整数转换为二进制的函数. 将 B_1, B_2 两个二进制数合并便得到一个个体, 完成遗传算法的参数编码. 目标函数和算法流程与控制规则和隶属函数的优化方法相同.

4 仿真分析

在遗传优化算法中, 参数采用 16 位二进制编码, 其变化范围按照相应的论域范围确定, 群体大小设为 20, 交叉概率取 0.001.

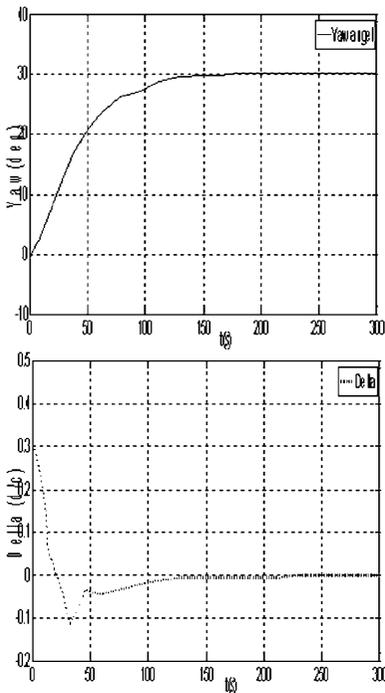


图5 基于 RBF 网络的模糊控制器偏航控制器阶跃响应曲线
Fig. 5 Step response of fuzzy course controller based on RBF

图 5 给出了在动力伞滑翔状态下偏航设定值阶跃响应结果, 图 6 给出了在动力伞滑翔状态下偏航设定值 30° 阶跃跳变时的仿真试验结果, 其中 a 图是 $a = 6, b = 0.06$ 作为初始参数时系统的输出响应, 图 b 是所示为经过 10 代的遗传优化后输出响

应. 显然, 优化之后的上升时间大大缩短, 响应速度加快.

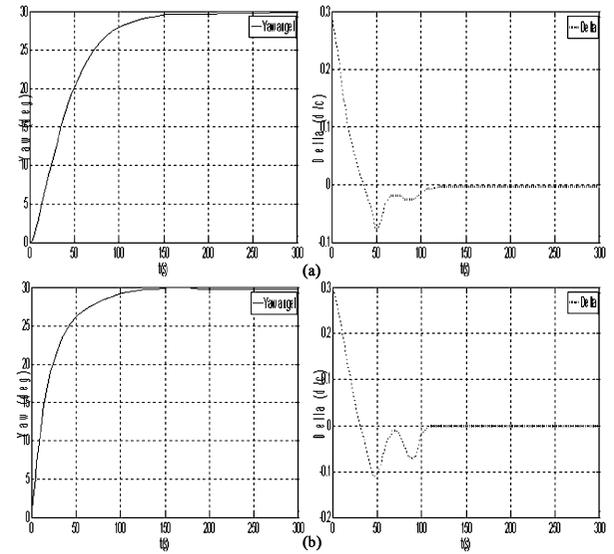


图 6 控制系统遗传算法优化结果
Fig. 6 GA optimization calculation result

5 结论

对无人动力伞飞行控制进行了分析, 利用 RBF 网络和遗传算法对动力伞飞行航向模糊控制器进行了研究. 采用 Matlab/Simulink 工具进行了仿真, 结果显示利用基于 RBF 神经网络的模糊控制器能够对动力伞航向进行很好的控制.

参 考 文 献

- 1 Ward, D, Lund, D. Powered parafoil testing: project safety analysis, testing: standard operating procedures, hazard analysis testing, 2004
- 2 Kane T R, Levison D A. Newton-euler dynamics for manipulators. *International Journal of Robotics Research*, 1982. 1(2): 60 ~ 70
- 3 姚裕, 吴洪涛, 张召明. 基于 Kane 方法的 Stewart 传感器动力学及其固有频率分析. *动力学与控制学报*, 2004, 2(2): 84 ~ 87 (Yao Yu, Wu H T, Zhang Z M. The natural frequencies analysis for stewart transducer based on the Kane's method. *Journal of Dynamics and Control*, 2004, 2(2): 84 ~ 87 (in Chinese))
- 4 Brown, G J. Parafoil steady turn response to control input. 12th AIAA Aerodynamic Decelerator Systems Technology Conference and Seminar, London, UK, 1993: 248 ~ 254
- 5 T F Goodrick. Simulation studies of the flight dynamics of

gliding parachute system. 2006: AIAA-79-0417

- 6 赵艳彬,王萍萍,王本利,马兴瑞. 挠性飞行器姿态稳定鲁棒变结构控制. 动力学与控制学报, 2005, 3(3): 1~6
(Zhao Y B, Wang P P, Wang B L, Ma X R. Application of

variable structure robust attitude controller to flexible spacecraft. *Journal of Dynamics and Control*, 2005, 3(3): 1~6(in Chinese))

FUZZY NEURAL NETWORK CONTROL FOR UNMANNED POWERED PARAFOIL *

Zhou Hongxin Chen Zili Li Jian

(Optical and Electrical Engineering Department, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract In terms of Unmanned Powered Parafoil Aircraft (UPPA) always flight in the low level sky and on top of the city's high rise. It often gets high frequency disturb by all kinds of wind. It's velocity and course angle or wind all affect the response characteristic of UPPA gesture. Then it will induce controlled rules be unsuitable with switch parameters. The PID algorithms can not reach satisfactory controlled effect. A fuzzy controller for UPPA gesture based on RBF networks and genetic algorithms is designed. A new method is also proposed for the self-tuning of scaling factors and genetic algorithm is employed to optimize the parameters used in tuning process in order to keep good controlling performance in case of time varying and uncertainties. Finally, with the nonlinear UPPA model of a mariner level vessel, simulation tests are carried out and results are satisfactory.

Key words unmanned powered parachute aircraft, fuzzy control, neural network