

基于模糊神经网络的涡喷发动机控制系统设计

李慧琳, 封 锋

(南京理工大学 机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 针对微型涡喷发动机 ECU 控制系统具有时变性和非线性特点, 为改善微型涡喷发动机控制系统的控制性能, 将模糊神经网络 PID 控制方法应用于 ECU 的转速与推力控制系统中; 首先, 利用某微型涡喷发动机的试车数据通过系统辨识方法得到其数学模型, 其次针对模糊 PID 无法在线调参的弊端, 引入模糊神经网络控制方法对微型涡喷发动机 ECU 系统进行控制; 为模拟发动机在工作过程中遇到的干扰问题, 在仿真过程中加入了干扰信号, 通过与传统 PID、模糊 PID 的仿真结果对比验证得出, 模糊神经网络 PID 在涡喷发动机转速控制系统中响应速度更快约为 1 s, 超调量更小约为 0, 在有干扰的情况下恢复稳定状态的时间更短, 约为 0.5 s。

关键词: 微型涡喷发动机; 模糊神经网络控制; ECU 控制系统

Design of Turbojet Engine Control System Based on Fuzzy Neural Network

Li Huilin, Feng Feng

(School of Mechanical Engineering, NUST, Nanjing 210094, China)

Abstract: In view of the characteristics of time-varying and non-linear characteristics of the ECU control system of the micro-turbojet engine, in order to improve the control performance of the micro-turbojet engine control system, the fuzzy neural network PID control method is applied to the speed and thrust control system of the ECU. First, using the test data of a micro-turbojet engine to obtain its mathematical model through the system identification method, and secondly, the fuzzy neural network control method is introduced to control the micro-turbojet engine ECU system for the drawback of fuzzy PID online parameter adjustment. In order to simulate the interference problems encountered by the engine in the process of operation, interference signals were added to the simulation process. Through comparison and verification with the simulation results of traditional PID and fuzzy PID, it is found that the fuzzy neural network PID control system is better. In the turbojet engine speed control system, the fuzzy neural network PID has a faster response speed of about 1 s, a smaller overshoot of about 0, and a shorter time to return to a stable state in the presence of interference, about 0.5 s.

Keywords: micro turbojet engine; fuzzy neural network PID controller; ECU control system

0 引言

近年来, 微型涡喷发动机在微型无人机、巡航导弹、小型靶机上得到越来越多的应用^[1], 发动机 ECU 控制系统作为整机控制的“心脏”对于涡喷发动机能够精确且快速地达到所需工作状态具有决定性作用。微型涡喷发动机 ECU 控制器主要功能是根据接收到的控制指令对涡喷发动机的供油量 m_f 进行控制, 同时通过数据采集系统从发动机上拾取发动机的转速 n 、推力 F , 并结合发动机当前的状态系数对发动机进行闭环控制。在 ECU 中, 转速不仅是系统的输出量, 同时也是系统控制的控制信号, 因此需要 ECU 控制系统能够快速准确地输出系统转速, 并且在遇到干扰时具有良好的鲁棒性。

目前, PID 控制方法由于其算法简单, 易于实现的优点已经被广泛应用于各种控制领域^[2]。但涡喷发动机转速控制系统为非线性系统, 传统 PID 控制在线调参的表现并不良好。因此采用模糊控制来弥补传统 PID 控制无

法在线调参的不足。

为进一步提高模糊 PID 控制系统的性能, 有学者将遗传算法和 BP 神经网络应用于模糊控制中, 虽然解决了难以将控制参数调至最优的问题, 但仍存在训练时间长的问题。本文采用模糊神经网络控制方法, 很好地解决了模糊控制和神经网络单独使用时的弊端, 提高了 PID 控制系统的性能。利用 Simulink 仿真将 3 种控制系统应用于 ECU 控制系统进行仿真, 结果显示模糊神经网络 PID 的系统稳定时间最快, 超调量最小, 在遇到干扰时鲁棒性最好。

1 控制系统的数学模型建立

微型涡喷发动机 ECU 控制器的控制系统由多个控制部分组成, 其中转速控制部分尤为重要。由于转速与发动机的供油量有关, 同时又能反映系统的输出推力, 因此采用发动机的供油量—转速数学模型作为控制模型进行设计。

涡喷发动机建模普遍采用部件法建模的方式, 但该方法过程复杂, 为降低系统的建模时间和建模难度, 本文采

收稿日期: 2020-07-02; 修回日期: 2020-07-31。

作者简介: 李慧琳(1996-), 女, 黑龙江绥化人, 在读硕士生, 主要从事微型涡喷发动机 ECU 控制器方向的研究。

引用格式: 李慧琳, 封 锋. 基于模糊神经网络的涡喷发动机控制系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(2): 53-57.

用系统辨识方法建立涡喷发动机控制系统模型。系统辨识方法是一种黑箱建模问题,即利用系统的输入输出数据,在系统结构和参数无法获得的情况下,通过系统的一组实测输入输出数据,根据一类系统模型辨识出被测系统的等价数学模型。系统辨识的基本原理即基于系统对象的输出 $u(t)$ 和建立的模型对象 (t) 的差,调整被建立模型的参数,通过逐次逼近的方式,迭代消除误差,最终获得系统的输入输出变量之间的等价数学模型^[3]。系统辨识的基本原理如图 1 所示。

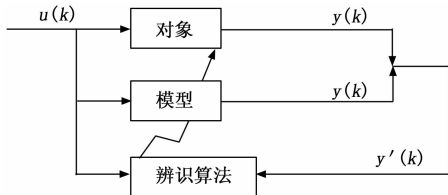


图 1 系统辨识的基本原理图

本文将涡喷发动机的供油量作为系统的输入,发动机的转速 n 作为输出,利用系统辨识工具箱进行辨识^[3]。辨识模型选择二阶延迟为 1 的模型,通过对多种迭代方法的对比分析,采用 Adaptive Gauss-Newton 迭代法。

经过辨识验证二阶有延迟模型辨识得到的结果基本贴近原始数据,拟合度达到 94.34%,得到的系统数学模型为:

$$G(s) = \frac{612.949}{4\ 774.4657\ s^2 + 9\ 189.2\ 576\ s + 1} \quad (1)$$

2 PID 控制系统的设计

2.1 传统 PID 控制系统设计

PID 控制器的工作原理是将设定的目标值与实际输出间偏差 $e(t)$ 的比例、积分、微分计算结果通过线性组合生成的控制量 $u(t)$ 应用于被控系统进行控制^[4],控制量 $u(t)$ 的表达式如下:

$$u(t) = K_p[e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt + T_d \frac{de(t)}{dt}] = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (2)$$

传统 PID 控制的传递函数公式为:

$$G(S) = \frac{u(s)}{e(s)} = K_p [1 + \frac{1}{T_i S} + T_d S] \quad (3)$$

从式 (2)、(3) 中可以看出, PID 控制器输出的控制量 $u(t)$ 与比例系数 K_p 、积分系数 K_i 、微分系数 K_d 有关,因此在 PID 控制系统中对以上 3 个参数的调节对系统性能影响很大。这 3 个参数的整定规则如下:

1) 比例系数 K_p 用于调节系统的偏差。加大比例系数能提高系统的调节速度,但过大的比例系数同样会造成系统稳定性下降。

2) 积分系数 K_i 用于消除系统的稳态误差, K_i 越小积分作用越明显,积分作用的适度加入能够减小系统的稳态误差,但也会减慢系统的响应速度。

3) 微分系数 K_d 用于改善系统的动态性能,及早地预见系统的偏差,对误差进行及早控制,但不当的微分调节也会放大系统的干扰因素,增加超调时间。

因此选择合理的 PID 控制参数是 PID 控制系统至关重要的部分。本文利用试凑法^[5]对比例系数 K_p 、积分系数 K_i 、微分系数 K_d 进行整定,首先只在系统中加入比例系数 K_p ,当系统的响应接近稳态时逐渐加入微分单元系数 K_d ,对三参数按照上述的规则进行调试直到系统输出满意的结果为止,本文经过试验最后得到的参数分别为 $K_p = 300$, $K_i = 20$, $K_d = 45$,传统 PID 控制器结构如图 2 所示。

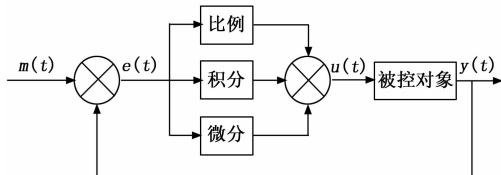


图 2 传统 PID 控制器结构图

2.2 模糊 PID 控制系统设计

模糊 PID 的控制原理即利用模糊控制规则对 PID 控制参数进行在线调整。模糊控制器的输入为转速误差 e 和转速误差变化率 ec ,由于模糊控制器是一种语言型控制器,因此需要将输入变量转换为语言变量即模糊化,但在控制器中实际输出均为清晰量,因此还需要对疏忽粗的模糊量进行清晰化处理,最后输出 ΔK_p 、 ΔK_i 、 ΔK_d 。模糊 PID 控制结构如图 3 所示。其与传统控制器的区别在于模糊控制模块的加入。

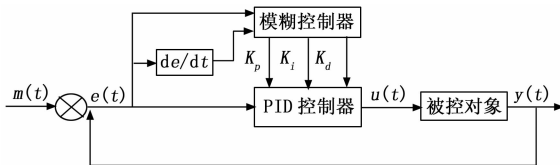


图 3 模糊 PID 控制结构图

本文采用 Mamdani 型模糊控制器进行仿真,隶属函数选择三角形隶属度函数^[6]。模糊 PID 控制器的设计步骤如下:

1) 输入输出变量的物理论域:误差、误差变化率、输出控制量的物理论域为 $[-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3]$ 。

2) 量化因子:误差、误差变化率的量化因子为 $3/e$ 。

3) 比例因子:输出控制量 u 的比例因子 W_1 、 W_2 、 $W_3 = u/3$ 。

4) 模糊子集:本文取 e 、 ec 和 u 的模糊集均为 $[NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB]$,分别代表负大,负中,负小,零,正小,正中,正大。

5) 模糊控制规则:根据表 1 的模糊规则对 PID 参数进行调节,最终将模糊控制输出的 ΔK_p 、 ΔK_i 、 ΔK_d 与 K_p 、 K_i 、 K_d 相加得到最终的 PID 控制参数作为控制系统的输入控制变量,最终得到的模糊 PID 控制的输出为 $K_p' = K_p + \Delta K_p$, $K_i' = K_i + \Delta K_i$, $K_d' = K_d + \Delta K_d$ ^[7]。

采用转速为 50 000 r/min 阶跃信号作为系统的输入信号，通过与实际输出转速 $y(t)$ 作差得到控制系统输入误差 e 和误差导数 ec ，经过神经网络 PID 控制器后输出发动机控制系统的控制变量供油量 mf ，将其输入控制模型，得到仿真结果如图 6 所示。

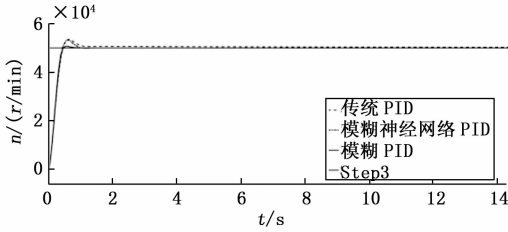


图 6 阶跃响应仿真对比图

从图 6 可以看出在未对系统加入干扰时，传统 PID、模糊 PID 和模糊神经网络 PID 三种方法的响应时间基本相同，但模糊神经网络 PID 控制的超调量最小，稳定时间最快。其中模糊神经网络 PID 控制的超调为 0，响应稳定时间为 1 s，而传统 PID 的稳定时间约为 1.6 s。

为了验证在受到干扰时控制系统是否能保持良好的鲁棒性，在仿真进行到 10 s 时加入了一个 50 000 的方波信号作为干扰信号来观测系统的抗干扰能力，通过仿真得到结果如图 7 所示，将结果总结如表 3 所示。

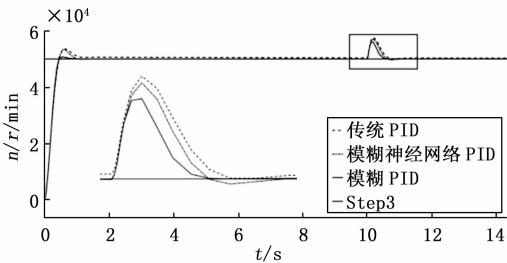


图 7 加入干扰后响应仿真对比图

图 7 中的仿真数据整理如表 2 所示，从表 2 中可以看出，在系统遇到干扰信号时均产生了不同程度的超调。从图

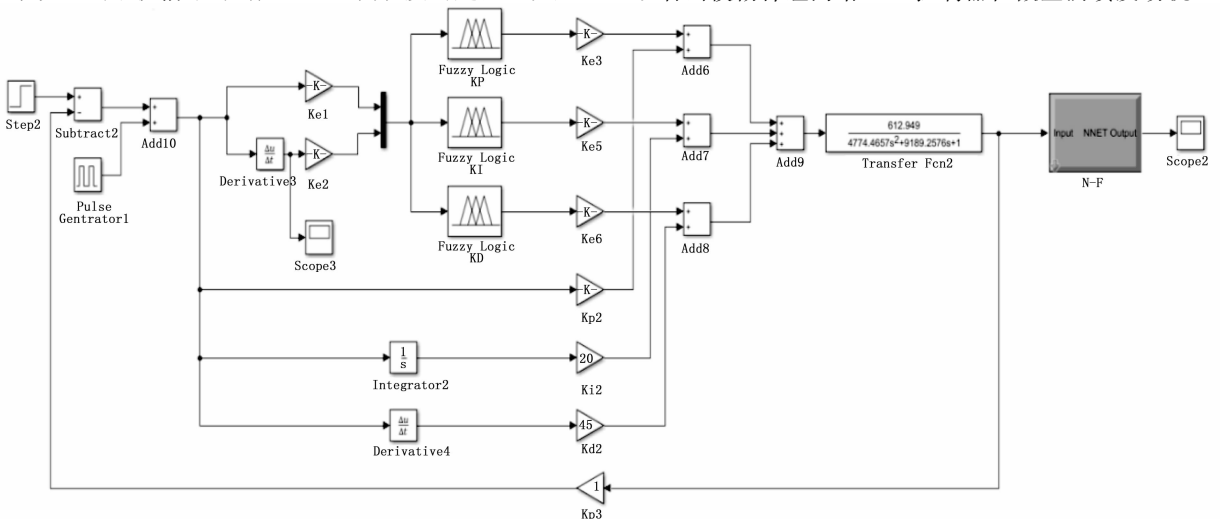


图 8 ECU 控制系统仿真图

表 2 控制器仿真性能指标

控制器类型	稳定时间/s	超调量/%	干扰调整时间/s
传统 PID	1.6	6.3	1.01
模糊 PID	1.4	0	0.9
模糊神经网络	1	0	0.5

7 可以看出，模糊神经网络 PID 控制下的 ECU 转速控制系统在遇到干扰时调整回稳定状态的时间最快，约为 0.5 s，且在遇到干扰时系统的峰值最小，能快速地使系统稳定，可以看出利用模糊神经网络 PID 的控制效果最好。

微型涡喷发动机 ECU 控制器最终要实现通过控制系统的供油量来反映系统的推力输出。涡喷发动机推力的大小主要与发动机涡轮前燃气温度、压气机增压比、涡轮效率和压气机效率有关，这些因素的变化均与发动机转速有关，在发动机转速增加时，空气流量和单位推力都会逐渐增加，发动机推力也随转速增加而增加。因此利用输出的转速大小来反映系统的推力输出大小。

通过采集的转速、推力实验数据，利用 BP 神经网络辨识方法对二者之间的关系进行辨识，采用输出可以取任意值的线性函数 pureline 作为输出层的传递函数，经过 BP 神经网络对实验数据的迭代学习最终得到转速—推力关系模型^[10]。该模型能够直观地表示转速与推力的数学关系，将其应用于 ECU 控制系统，仿真模型如图 8 所示。该模型即将模糊神经网络输出的转速信号作为输入信号输入转速—推力模型，输出发动机推力。

利用转速与推力之间的关系来间接反映输出推力的大小，仿真结果如图 9 所示。

从图 9 可以看出，根据转速—推力关系输出的推力基本与理论数据吻合，以转速 48 000 r/min 为输入，仿真结果输出的推力为 50.6 kg 与理论推力输出 50 kg 相差 0.6 kg，该误差的产生主要为辨识模型与实际输入输出数据之间存在误差，仿真模型误差不大。系统从响应到稳定的时间约为 1 s 与模糊神经网络控制器的响应时间基本相同，由此可以看出模糊神经网络 PID 控制器在微型涡喷发动机 ECU 控

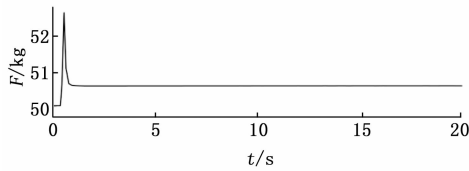


图 9 推力输出曲线

制系统的应用是可行的, 不仅实现了涡喷发动机系统转速的控制, 同时还通过转速反映了输出推力的变化, 间接的实现了发动机输出推力的控制。

4 结束语

由于涡喷发动机的具体结构数据较难获得, 传统的部件建模在未知发动机结构参数情况下难以应用的问题, 本文利用某微型涡喷发动机的实验数据通过系统辨识的方法前后获得了某微型涡喷发动机的供油量—转速与转速—推力数学模型, 从一定程度上减轻了系统建模的复杂度, 缩短了系统建模的时间。利用对模型精确度要求不高的 PID 控制方法来设计控制系统。

为弥补传统 PID 控制的不足, 将模糊神经网络算法与传统 PID 相结合, 利用神经网络的学习能力与模糊控制相结合的优点, 使得控制器在线调参的能力得到进一步提升, 减小了控制系统响应的超调量, 增强了系统的鲁棒性。使系统性能得到了一定的提高。

为了能够实现对微型涡喷发动机的输出推力的监测, 采用 BP 神经网络辨识方法模拟了输出转速与推力之间的关系, 在拟合误差不大的情况下, 将其加入模糊神经网络 PID 控制仿真模型中, 最终得到了与实际输出误差不大的推力输

(上接第 52 页)

- [2] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. *Neural Computation*, 2006, 18 (7): 1527 - 1554.
- [3] 周飞燕, 金林鹏, 董 军. 卷积神经网络研究综述 [J]. *计算机学报*, 2017, 40 (6): 1229 - 1251.
- [4] 郭东亮, 刘小明, 郑秋生. 基于卷积神经网络的互联网短文本分类方法 [J]. *计算机与现代化*, 2017, (4): 78 - 81.
- [5] 陈柏立, 林 楠. 基于卷积神经网络的交通路标识别 [J]. *计算机与现代化*, 2018 (7): 103 - 107, 113.
- [6] 梅俊杰. 基于卷积神经网络的语音识别研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- [7] 李 其. 基于深度特征的 SAR 图像舰船目标检测方法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [8] 高琛琼. 面向 SAR 图像目标识别和地物分类的深度学习研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
- [9] 阮怀玉. 基于稀疏表示和深度学习的 SAR 图像目标识别研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2016.
- [10] 蒋 鑫. 基于深度学习的 SAR 图像目标识别分类研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- [11] 王 俊, 郑 彤, 雷 鹏, 等. 深度学习在雷达中的研究综述 [J]. *雷达学报*, 2018, 7 (4): 395 - 411.
- [12] Wang H, Chen S, Xu F, et al. Application of deep-learning

出, 从一定程度上反映了推力随转速的变化规律, 实现了微型涡喷发动机 ECU 转速控制系统的基本控制功能, 在控制性能上也得到了一定的提高。

参考文献:

- [1] 王春利, 戴 佳, 王天绥, 等. 微型涡喷发动机发展现状与应用技术研究 [A]. 中国航空学会. 第八届中国航空学会青年科技论坛专辑. 中国航空学会: 中国航空学会 [C]. 2018: 5 - 9.
- [2] 陈宇寒, 肖玲斐, 卢彬彬. 融合蜂群优化航空发动机自适应 PID 控制 [J]. *控制工程*, 2019, 26 (2): 229 - 235.
- [3] 侯媛彬, 汪 梅. 系统辨识及其 Matlab 仿真 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [4] 杨 坤, 孙晓楠, 张 正. 航空发动机模糊自适应 PID 控制系统仿真研究 [J]. *自动化与仪表*, 2019, 34 (8): 90 - 94.
- [5] 冯震震. 直流锅炉主蒸汽温度控制系统研究 [D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2017.
- [6] 石辛民. 模糊控制及其 Matlab 仿真 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.
- [7] 朱望孙, 孙启林. 基于模糊神经网络 PID 控制的智能充电方法研究 [J]. *电源技术*, 2020, 44 (3): 414 - 417.
- [8] 和 江, 彭舒钰, 侯 文. 模糊神经网络 PID 在数字舵机控制中的应用 [J]. *计算机测量与控制*, 2016, 24 (10): 79 - 81.
- [9] 罗泽邦, 辛长范, 夏朋程. 基于模糊神经网络的智能 PID 控制算法 [J]. *海军航空工程学院学报*, 2019, 34 (5): 430 - 436, 442.
- [10] 周书清. 基于神经网络的系统辨识与控制 [D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
- [11] 李 帅, 许悦雷. 一种深度神经网络对 SAR 遮挡目标识别方法 [J]. *西安电子科技大学学报: 自然科学版*, 2015, 42 (3): 154 - 160.
- [12] 靳 标. 认知雷达目标跟踪方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
- [13] 赵海涛. 基于 DSP 和 FPGA 的雷达杂波恒虚警处理技术研究及性能分析 [D]. 大连: 大连海事大学, 2012.
- [14] 齐国清, 张 娴. 船舶交通管理系统雷达双重自适应门限 CFAR 检测器设计与分析 [J]. *大连海事大学学报*, 2003, 04: 95 - 98.
- [15] 张 剑. 雷达海杂波背景下的恒虚警率目标检测方法研究及实现 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2008.
- [16] 李 同, 阮士峰, 陈 卓, 等. 基于卷积神经网络的目标检测综述 [J]. *科技经济导刊*, 2020, 28 (27): 18 - 20, 95 - 98.
- [17] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster r-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [C]. *Advances In Neural Information Processing Systems*. 2015: 91 - 99.
- [18] 杨旭瑜, 张 铮, 张为华. 深度学习加速技术研究 [J]. *计算机系统应用*, 2016, 25 (9): 1 - 9.