

基于模糊神经网络整定的汽油机怠速 PID 控制

廉美琳¹ 陈泽宇² 顾志华¹ 徐晓慧¹ 张金龙¹

(1. 南京师范大学 电气与自动化工程学院 江苏 南京 210042)

(2. 华中科技大学 机械科学与工程学院 湖北 武汉 430074)

[摘要] 针对汽油机怠速工况的非线性、时变性和不确定性,传统 PID 控制难以获得理想控制效果的问题,提出一种基于模糊神经网络的 PID 控制方法。将模糊控制、神经网络与 PID 控制相结合,给出了 BP 神经网络模型。采用 3 层前向网络、动态 BP 算法,利用神经网络的自学习和自适应能力,实时调整网络的权值,改变 PID 控制器的控制参数,整定出一组适用于 PID 控制的 k_p 、 k_i 、 k_d 参数,实现汽油机怠速 PID 控制的自适应和智能化控制。实验结果表明,采用 BP 神经网络整定的 PID 控制,控制响应快、鲁棒性强,可减小怠速波动,提高汽油机怠速的稳定性。

[关键词] 汽油机 怠速控制 模糊神经网络 PID 控制

[中图分类号] TH165 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2012)04-0006-05

PID Control of Engine Idle Speed Based on Fuzzy Neural Network

Lian Meilin¹, Chen Zeyu², Gu Zhihua¹, Xu Xiaohui¹, Zhang Jinlong¹

(1. School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210042, China)

(2. School of Mechanical Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: In view of the existing non-linearity, time-variation and unsteadiness of idling process in gasoline engine and the difficulty in obtaining a good performance by traditional PID control, an idling PID control based on fuzzy neural network is proposed. A control platform combining fuzzy control, neural network and PID control is applied in idling control of gasoline engine. We set up a radial basis function (BP) neural network model. The dynamic BP algorithms of three layers forward networks is adopted. By the function of self-learning and adaptability the weights of BP network and the parameters of PID are adjusted in real time to a group of k_p , k_i and k_d suitable for the idling control, therefore the self-adaptation and intelligent control of the engine idling PID control can come true. The experimental result shows that PID controller based on BP neural network adjusting has such better control performance as quick response and good robustness, and decrease idling speed fluctuation and that it improves obviously the stability of idling operation.

Key words: gasoline engine, idling speed control, fuzzy neural network, PID control

汽油机怠速工况是一个很重要的工况,汽车在交通密度大的道路上行驶时,约有 30% 的燃油消耗在怠速阶段,为了符合日益严格的油耗和排放法规的要求,应尽可能降低怠速的转速并保持怠速的稳定性。目前,对汽油机怠速的控制大多采用开环控制方法和传统的 PID 控制。由于开环是从输入到输出的单向控制,它不具有修正由扰动而引起的偏差能力,因此,汽油机怠速开环控制的效果并不理想,而 PID 控制为事后调节的控制技术,怠速转速的波动量较大。

汽油机怠速运行工况十分复杂,具有显著的非线性、时变性和不确定性,因而难以建立精确的数学模型,使得经典 PID 控制理论在该系统难以较好地发挥作用^[1-8]。模糊神经网络的出现及不断完善,为汽油机的 PID 控制提供了新的手段,本文利用模糊控制的模糊信息处理能力及神经网络的自学习功能,提出基于模糊神经网络的汽油机怠速 PID 控制技术,通过模糊控制与神经网络相结合在线调整 PID 控制参数,整定出一组适用于 PID 控制的 k_p 、 k_i 和 k_d 参数,实现汽油机怠速 PID 控制的自适应和智能化。

收稿日期:2012-09-12.

基金项目:江苏省自然科学基金(BK2009406).

通讯联系人:张金龙,博士,教授,研究方向:超精密定位技术. E-mail: zjl0310@163.com

1 系统组成

在汽油机怠速工作时,其转速主要受点火时间、空气量和燃油量的影响,因此,通常将汽油机的怠速控制系统看成是由 3 个输入量和 1 个输出量组成的多变量系统。但由于在该工况下汽油机的工作转速变化范围很小,因此,点火时间可以假定为定值。如果再把空燃比当作一个干扰参数,则汽油机怠速控制系统可以简化为一个单输入、单输出系统。即控制怠速旁通空气道的步进电机工作步数为输入量,汽油机的怠速转速为输出量。

汽油机怠速运行工况十分复杂,具有显著的非线性、时变性和不确定性,难以建立精确的数学模型,使传统的 PID 控制难以获得优良的控制性能。近年来,模糊神经网络理论已成为人们关注的热点之一,它被应用到复杂系统建模和逻辑控制中^[9]。模糊控制和神经网络均不依赖于精确的数学模型,模糊控制根据人们的经验知识直观地进行控制,神经网络则是通过学习、调整、改变网络的内部结构以达到优化控制的目的,将二者结合起来,可以获得更加优良的控制性能,使系统同时具有不依赖模型的模糊信息处理能力及自学习功能。据此,本文提出一种基于模糊神经网络的汽油机怠速 PID 控制系统,系统以自适应模糊控制及神经网络通过监督学习算法和自学习能力,来逼近系统的非线性特征。将模糊控制、神经网络与传统的 PID 控制器结合,可以很好得解决传统 PID 控制器不能在线实时整定参数、难于对一些较复杂过程和参数时变系统进行有效控制的不足。

基于模糊神经网络的汽油机怠速 PID 控制系统如图 1 所示。

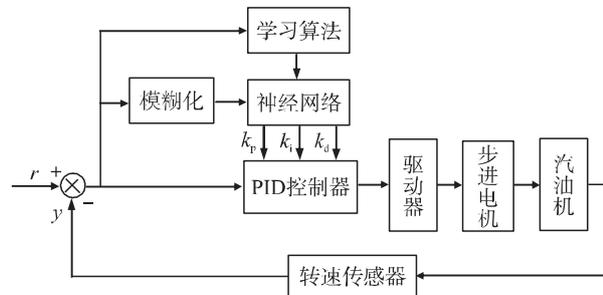


图 1 模糊神经网络的汽油机怠速 PID 控制系统

Fig. 1 Gasoline engine idle speed PID control system of fuzzy neural network

2 基于模糊神经网络的 PID 控制器

2.1 模糊神经网络 PID 控制器结构

基于模糊神经网络的 PID 控制系统结构由 3 部分构成:

- (1) 经典的 PID 控制器: 该控制器直接对被控制对象进行闭环控制,并且 3 个参数 k_p 、 k_i 、 k_d 为在线控制,其中 k_p 为比例系数; k_i 为积分系数; k_d 为微分系数;
- (2) 模糊化模块: 对系统的状态变量模糊量化和归一化处理;
- (3) BP 神经网络: 通过神经网络的自学习,进行权系数的调整,使神经网络的输出对应于某种最优控制规律下 PID 控制器的 3 个可调参数 k_p 、 k_i 、 k_d 。

本文采用经典增量式 PID 的控制,其表达式为:

$$u(k) = u(k-1) + k_p [e(k) - e(k-1)] + k_i e(k) + k_d [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)], \quad (1)$$

$$e(k) = r(k) - y(k), \quad (2)$$

式中 $u(k)$ 为控制器的输出; $r(k)$ 为给定的怠速期望输出; $y(k)$ 为实际怠速输出值; $e(k)$ 为二者的偏差信号。

2.2 模糊化模块

模糊化模块的主要功能是对系统的状态变量 $e(k)$ 进行模糊量化、归一化处理,利用模糊控制的鲁棒性和非线性控制作用,对作为实现模糊规则的神经网络输入进行预处理,避免了神经网络的活化函数采用 Sigmoid 函数时,直接输入量过大而导致输出饱和、使得对输入不再敏感的缺点。

模糊系统的偏差 e 划分为以下形式的模糊子集:

$$e = \{NL, NM, NS, Z, PS, PM, PL\}.$$

子集中 NL 、 NM 、 NS 、 Z 、 PS 、 PM 、 PL 分别代表负大、负中、负小、零、正小、正中、正大。

其论域分别量化为 7 个等级,即:

$$e = \{-3, -2, -1, 0, +1, +2, +3\}.$$

通过计算 $e(k)/r(k)$ 对系统误差 $e(k)$ 进行归一化,使其调至 0~1 的数量级,输入神经网络.

2.3 BP 神经网络

采用 3 层 BP 神经网络,其结构如图 2 所示.为充分反映输入 PID 控制器信号的特性,输入层神经

元个数选为 3: $x_1(k) = e(k)$, $x_2(k) = \sum_{i=1}^k e(i)$, $x_3(k) = e(k) - e(k-1)$, 其中 $x_1(k)$ 为误差量; $x_2(k)$ 可以反映出误差累计的效果; $x_3(k)$ 可以反映出误差变化的快慢.采用 $x_1(k)$ 、 $x_2(k)$ 、 $x_3(k)$ 作为输入,能够比较全面地反映误差量的状态,因此,用它们来作为网络输入层的 3 个输入量.

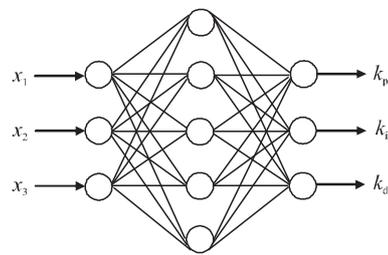


图 2 BP 神经网络结构

Fig. 2 The structure of BP neural network

隐层的神经元个数 Q 取 5,隐层神经元的激发函数取正负对称的 Sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}. \quad (3)$$

输出层输出节点分别对应 3 个可调参数 k_p 、 k_i 、 k_d ,故输出层神经元个数为 3.由于 k_p 、 k_i 、 k_d 不能为负值,所以输出层神经元的激发函数取非负的 Sigmoid 函数:

$$g(x) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}}. \quad (4)$$

网络输入层的输入为:

$$O_j^{(1)} = x_j, \quad (j=1, 2, \dots, M), \quad (5)$$

式中,输入变量的个数 M 取决于被控系统的复杂程度,在这里取 $M=3$.

网络隐含层的输入、输出为:

$$net_i^{(2)}(k) = \sum_{j=1}^3 w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)}, \quad (6)$$

$$O_i^{(2)}(k) = f(net_i^{(2)}(k)), \quad (i=1, 2, \dots, Q). \quad (7)$$

式中 $w_{ij}^{(2)}$ 隐含层加权系数; $f(x)$ 活化函数.

网络输出层的输入、输出为:

$$net_l^{(3)}(k) = \sum_{i=1}^5 w_{li}^{(3)} O_i^{(2)}(k), \quad (8)$$

$$O_l^{(3)}(k) = g(net_l^{(3)}(k)), \quad l=1, 2, 3, \quad (9)$$

$$O_1^{(3)}(k) = k_p, \quad O_2^{(3)}(k) = k_i, \quad O_3^{(3)}(k) = k_d. \quad (10)$$

取性能指标函数为:

$$E(k) = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2. \quad (11)$$

按照梯度下降法修正网络的权系数,即按照 $E(k)$ 对权系数的负梯度方向搜索调整,并附加一个使搜索快速收敛的全局极小惯性项:

$$\Delta w_{li}^{(3)}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^{(3)}} + \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k-1), \quad (12)$$

式中 η 为学习速率; α 为惯性系数.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{li}^{(3)}} = \frac{\partial E}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} \frac{\partial O_l^{(3)}(k)}{\partial net_j^{(3)}(k)} \frac{\partial net_j^{(3)}(k)}{\partial w_{li}^{(3)}(k)}, \quad (13)$$

$$\frac{\partial net_j^{(3)}(k)}{\partial w_{li}^{(3)}(k)} = O_l^{(2)}(k). \quad (14)$$

由于 $\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)}$ 未知,所以近似用符号函数 $\text{sgn}\left(\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)}\right)$ 取代,由此带来的误差影响可以用调整学习速

率来进行补偿.

通过上述分析, 可得网络输出层的权的学习算法为:

$$\Delta w_{li}^{(3)} = \eta \delta_i^{(3)} O_i^{(2)}(k) + \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k-1), \quad (15)$$

$$\delta_i^{(3)} = e(k) \cdot \text{sgn}\left(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}\right) \frac{\partial u(k)}{\partial O_i^{(3)}(k)} g'(net_i^{(3)}(k)). \quad (16)$$

同理可得隐含层加权系数的学习算法:

$$\Delta w_{ij}^{(2)}(k) = \alpha \Delta w_{ij}^{(2)}(k-1) + \eta \delta_i^{(2)} O_j^{(1)}(k), \quad (17)$$

$$\delta_i^{(2)} = f'(net_i^{(2)}(k)) \sum_{l=1}^3 \delta_l^{(3)} w_{li}^{(3)}(k), \quad i=1, 2, \dots, Q. \quad (18)$$

式中 $g'(*) = g(x)(1-g(x))$, $f'(*) = (1-f^2(x))/2$.

2.4 模糊神经网络 PID 控制算法

- (1) 确定 BP 网络的结构, 并给出各层权系数的初值 $\omega_{ij}^{(1)}(1)$ 和 $\omega_{li}^{(2)}(0)$, 确定学习速率 η 和惯性系数 α , 此时 $k=1$;
- (2) 采样得到 $r(k)$ 和 $y(k)$, 计算此时的误差 $e(k) = r(k) - y(k)$;
- (3) 对系统的状态变量 $e(k)$ 模糊量化和归一化处理, 输入神经网络;
- (4) 计算神经网络各层神经元的输入、输出, 神经网络输出层的输出即为 PID 控制器的 3 个可调参数 k_p, k_i, k_d ;
- (5) 根据式(1) 计算 PID 控制器的输出 $u(k)$;
- (6) 进行神经网络学习, 在线调整权系数值 $\omega_{ij}^{(1)}(0)$ 和 $\omega_{li}^{(2)}(0)$, 实现 PID 控制参数的自适应调整;
- (7) $k=k+1$, 返回到(2).

3 实验研究

汽油机怠速实验装置如图 3 所示, 以工业控制计算机为控制器, 将原由 ECU 控制的怠速辅助空气阀(AAC) 改为由工控机控制, 通过控制步进电机来控制怠速旁通空气阀开度, 从而实现怠速转速的调节. 汽油机怠速运行时, ECU 采集转速、水温、进气压力及电瓶电压等信号, 以确定汽油机的点火提前角和喷油量等; 工控机根据冷却水温设定怠速目标转速, 再根据转速偏差及转速偏差的变化率调节怠速转速.

汽油机起动时, 由于怠速控制阀处于全开状态, 怠速转速升得很快. 随后进入暖机状态, 在暖机过程中, 怠速控制阀根据冷却水温度逐渐关闭阀门, 当冷却水温度达到 70°C 时, 暖机控制结束. 考虑到起动、暖机过程中, 对转速控制的要求不高, 整个过程采用开环控制步进电机. 开环控制结束后, 进入模糊神经网络的闭环控制. 模糊神经网络控制器根据汽油机实际转速与目标转速的转速偏差和转速偏差变化率来控制怠速控制阀, 相应增减旁通空气量, 使汽油机实际转速与目标转速相同. 实验分别测取了汽油机传统 PID 控制和模糊神经网络 PID 控制的怠速波动曲线, 如图 4 所示. 由图可见, 传统 PID 控制需 10 s 才达到目标转速, 而模糊神经网络 PID 控制仅需 5 s 就能达到目标转速, 响应速度快. 此外两种控制的怠速波动不同, 传统 PID 控制时怠速与目标转速的最大偏差为 $\pm 15 \text{ r/min}$; 而模糊神经网络 PID 控制时怠速与目标转速的最大偏差仅为 $\pm 6 \text{ r/min}$. 因此采用模糊神经网络 PID 控制, 可有效改善控制性能, 缩短怠速达到目标转速的时间, 减小怠速波动, 提高汽油机怠速的稳定性.

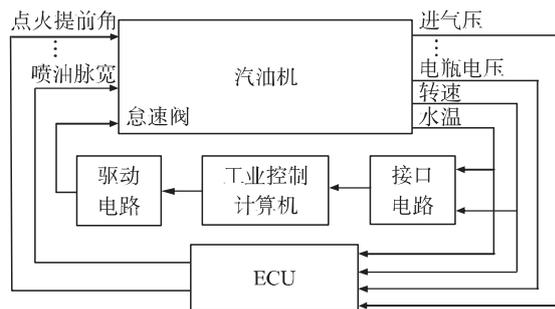


图 3 怠速控制实验装置

Fig. 3 Apparatus of idle speed control

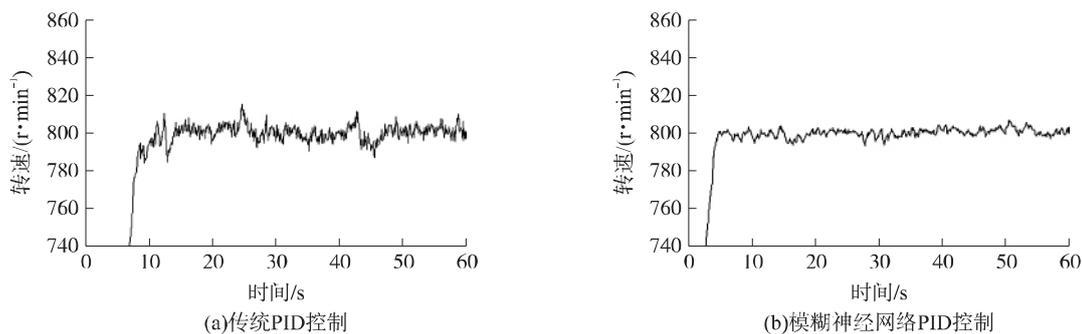


图4 汽油机怠速波动曲线

Fig. 4 The fluctuation curve of idle speed

4 结论

针对汽油机怠速工况存在非线性、时变性和不确定性,传统PID控制难以实现理想控制的缺陷,提出一种基于模糊的神经网络PID控制方法,将模糊控制、神经网络与PID控制相结合,利用神经网络的自学习和自适应能力,实时调整网络的权值,改变PID控制器的控制参数,整定出一组适用于控制对象的 k_p 、 k_i 、 k_d 参数,实现汽油机怠速的自适应和智能化控制,有效地解决了传统PID控制参数自适应能力弱和鲁棒性差的问题.实验结果表明,采用BP神经网络整定的PID控制在快速性、稳定性和动态跟踪性方面均优于传统的PID控制,可有效降低汽油机转速波动,进一步提高汽油机怠速运行的稳定性.

[参考文献](References)

- [1] 李岳林,王立标,曾志伟等.汽油机怠速稳定性的复合模糊-PID控制方法研究[J].内燃机工程,2010,31(3):57-60.
Li Yuelin, Wang Libiao, Zeng Zhiwei, et al. Study of compound fuzzy-PID control method for gasoline engine idling speed control[J]. Chinese Internal Combustion Engine Engineering, 2010, 31(3): 57-60. (in Chinese)
- [2] 苏岩,刘忠长,郭亮等.基于PID对柴油机怠速稳定性控制的研究与优化[J].内燃机工程,2008,29(3):20-24.
Su Yan, Liu Zhongchang, Guo Liang, et al. Study and optimization of idle stability control of diesel engine based on PID[J]. Chinese Internal Combustion Engine Engineering, 2008, 29(3): 20-24. (in Chinese)
- [3] 张翠平,杨庆佛,韩以仑.汽油机怠速稳定性的模糊控制仿真研究[J].内燃机工程,2003,24(4):38-41.
Zhang Cuiping, Yang Qingfo, Han Yilun. A simulation of fuzzy control idling speed stability controlling for gasoline engines[J]. Chinese Internal Combustion Engine Engineering, 2003, 24(4): 38-41. (in Chinese)
- [4] Zhang F J, Huang Y. Fuzzy control method for gasoline engine idle speed control[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2000(4): 408-414.
- [5] Ye Z M. Modeling, identification, design and implementation of nonlinear automotive idle speed control systems-an overview[J]. IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, 2007, 37(6): 1137-1151.
- [6] Thornhill M, Thompson S, Sindano H. A comparison of idle speed control schemes[J]. Control Engineering Practice, 2000, 8(5): 519-530.
- [7] Alex G, Jlya K, Davor H. Application of disturbance observers to automotive engine idle speed control for fuel economy improvement[C]//and Proceeding of the 2006 American Control Conference. USA: [s. n.], 2006: 1197-1202.
- [8] Grizzle J W, Buckland J, Sun J. Idle speed control of a direct injection spark ignition stratified charge engine[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2001, 11: 1043-1071.
- [9] Huang C L, Chang L J. Internet-based smart-space navigation of a car-like wheeled robot using fuzzy-neural adaptive control[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2008, 16(5): 1271-1284.

[责任编辑:刘健]