

基于模糊模型的预测 PID 控制器的参数整定

张阿卜,姚 铭

(厦门大学自动化系,福建 厦门 361005)

摘要: 提出一种基于模糊模型的预测 PID 控制器(PPID)的参数整定方法. PPID 采用广义预测控制的控制策略,控制算法简单,容易在单片机 PLC 和仪表上实现,且具有比普通的 PID 更优良的性能. 参数整定分两阶段进行. 首先基于初始模糊模型对 PPID 离线进行整定,然后在系统运行后利用对象的输入输出数据对模糊模型和 PPID 的参数再次进行离线整定. 整定算法均采用批处理方式的梯度下降法.

关键词: 模糊模型;PID 控制;预测控制;参数整定

中图分类号: TP 273. 22

文献标识码: A

PID 控制器在工业过程控制中的应用是十分广泛的^[1],但对于复杂对象,特别是具有纯滞后的对象的控制性能往往不理想. 广义预测控制(GPC)能很好地解决这个问题,它已经在工业过程控制中取得很多成果^[2],但其算法比较复杂,而且需要对象的数学模型. 预测 PID 控制器(PPID)是广义预测控制的思想与 PID 控制的结合. 本文提出基于模糊模型的 PPID 的参数整定方法,先根据对被控对象的定性认识,采用模糊规则描述被控对象,以此得到初始的模糊模型,在此基础上对 PPID 的参数进行初步的离线训练和试运行后的再次离线整定. 所得到的固定参数的 PPID 控制器具有比一般的 PID 控制器更好的控制性能,且其算法和一般的 PID 控制器一样简单,易于在仪器仪表、单片机和 PLC 上实现.

1 模糊模型和输出预测

设被控对象可由 L_m 条模糊规则所构成的模糊模型进行描述,其中第 l 条模糊规则的形式为:

R_p^l :如果 $y(k)$ 为 E_1^l ,且 ...,且 $y(k - n_y + 1)$ 为 $E_{n_y}^l$,且 $u(k - d)$ 为 F_{d+1}^l ,且 ...,且 $u(k - n_u + 1)$ 为 $F_{n_u}^l$,则 $\hat{y}(k + 1)$ 为 G^l .

式中 u 和 y 分别为对象的输入和输出, n_y, n_u, d

分别是对象输出的阶数,输入的阶数和纯时延, E_i^l, F_i^l 和 G^l 为模糊集合, $y(k), \dots, y(k - n_y + 1), \hat{y}(k + 1), u(k - d), \dots, u(k - n_u + 1)$ 均为语言变量. 当上述模糊模型经过充分训练后,模型输出 $\hat{y}(k + 1)$ 逼近于被控对象的输出 $y(k + 1)$.

本文中 E_i^l 和 F_i^l 的隶属函数均取高斯函数:

$$\begin{aligned} \mu_{E_i^l}(y(k - i + 1)) &= \exp\left[-\left(\frac{y(k - i + 1) - c_{yi}^l}{l_{yi}}\right)^2\right], \\ i &= 1, 2, \dots, n_y \\ \mu_{F_i^l}(u(k - i + 1)) &= \exp\left[-\left(\frac{u(k - i + 1) - c_{ui}^l}{l_{ui}}\right)^2\right], \\ i &= d + 1, d + 2, \dots, n_u \end{aligned}$$

其中 c_{yi}^l, c_{ui}^l 为相应的隶属函数的均值, l_{yi}, l_{ui} 为相应的隶属函数的方差.

根据文献[3],可以得到如下的 N 步输出预测公式:

$$\hat{y}(k + j) = \frac{\sum_{l=1}^{L_m} \bar{y}^l(k) z^l(k + j - 1)}{b(k + j - 1)}, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中

$$z^l(k + j - 1) = \prod_{i=1}^{n_y} \exp\left[-\left(\frac{\hat{y}(k + j - i) - c_{yi}^l}{l_{yi}}\right)^2\right]$$

收稿日期:2001-12-17

基金项目:福建省自然科学基金资助项目(A0110002)

作者简介:张阿卜(1946-),男,教授.

$$\exp \left[- \left(\frac{u(k+j-i) - c_{ui}^l}{l_{ui}} \right)^2 \right],$$

$$b(k+j-1) = \prod_{l=1}^{L_m} z^l(k+j-1),$$

并令 $\hat{y}(k) = y(k)$, $\bar{y}^l(k)$ 为模糊子集 G^l 的中心.

2 模糊模型的修正算法

在有了对象的定性认识和一些定量的过程数据后,可建立对象的初始模糊模型^[3],然后利用现场采集到的新的过程数据修正初始模糊模型中隶属函数的参数,以达到优化模糊模型的目的.

对于模糊模型的优化,本文采用批处理方式的梯度下降法,并取如下误差函数:

$$E = \frac{1}{2T} \sum_{k=0}^{T-1} [\hat{y}(k+1) - y(k+1)]^2$$

式中, T 是训练周期,即 PPID 运行一个训练周期 T 后进行一次修正,一般 T 要大于预测长度 N . 参照文献^[3] 有如下修正公式:

$$\bar{y}^l(m+1) = \bar{y}^l(m) - (k) \sum_{k=0}^{T-1} \frac{e(k+1) z^l(k)}{Tb(k)} \quad (2)$$

$$c_{yi}^l(m+1) = c_{yi}^l(m) - 2 (k) \sum_{k=0}^{T-1} e(k+1) z^l(k)$$

$$\frac{[\bar{y}^l(m) - \hat{y}(k+1)] [y(k-i+1) - c_{yi}^l(m)]}{Tb(k) [l_{yi}^l(m)]^2} \quad (3)$$

$$l_{yi}^l(m+1) = l_{yi}^l(m) - 2 (k) \sum_{k=0}^{T-1} e(k+1) z^l(k)$$

$$\frac{[\bar{y}^l(m) - \hat{y}(k+1)] [y(k-i+1) - c_{yi}^l(m)]^2}{Tb(k) [l_{yi}^l(m)]^3} \quad (4)$$

$$c_{ui}^l(m+1) = c_{ui}^l(m) - 2 (k) \sum_{k=0}^{T-1} e(k+1) z^l(k)$$

$$\frac{[\bar{y}^l(m) - \hat{y}(k+1)] [u(k-i+1) - c_{ui}^l(m)]}{Tb(k) [l_{ui}^l(m)]^2} \quad (5)$$

$$l_{ui}^l(m+1) = l_{ui}^l(m) - 2 (k) \sum_{k=0}^{T-1} e(k+1) z^l(k)$$

$$\frac{[\bar{y}^l(m) - \hat{y}(k+1)] [u(k-i+1) - c_{ui}^l(m)]^2}{Tb(k) [l_{ui}^l(m)]^3} \quad (6)$$

其中模型误差 $e(k+1) = \hat{y}(k+1) - y(k+1)$, (k) 为学习率, m 为修正的次数.

3 预测 PID 控制器及其参数整定算法

在常规的数字 PID 控制器中,控制律一般表示为

$$u(k) = u(k-1) + K_c [e_c(k) - e_c(k-1)] + K_i e_c(k) + K_d [e_c(k) - 2e_c(k-1) + e_c(k-2)] \quad (7)$$

其中控制误差 $e_c(k) = y_r(k) - y(k)$, $y_r(k)$ 为设定值, K_c, K_i, K_d 分别称为比例增益,积分系数和微分系数,是待整定的控制器参数.

PID 控制的参数整定可采用以输出误差平方为性能指标(相当于 $N = 1$) 对 PID 控制器进行训练^[4],或者用 Ziegler-Nichols 等工程整定方法,这些方法对于具有大的纯时延的对象很难取得好的控制性能. 为提高控制器的性能,本文参照广义预测控制算法^[2],并取控制长度为 1,预测长度为 $N(N$ 的选取可参照文献^[2]). 为了得到一个固定参数的预测控制器,同样采用批处理方式对控制器进行训练,因此考虑如下性能指标:

$$J_m = \frac{1}{2T} \left[\sum_{k=0}^{T-1} \sum_{j=1}^N (y_r(k+j) - \hat{y}(k+j))^2 + (u(k))^2 \right] = \frac{1}{T} \sum_{k=0}^{T-1} J(k),$$

$$J(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N (y_r(k+j) - \hat{y}(k+j))^2 + (u(k))^2.$$

式中 λ 是控制量的加权因子.

我们在预测 PID (PPID) 运行一个训练周期 T 后进行一次训练. 训练的目的在于优化控制器参数 K_c, K_i, K_d ,使得性能指标 J_m 最小. 由于取控制长度为 1,因此在计算 $\hat{y}(k+j)$ 时可令 $u(k+j) = u(k)$, $j = 1, 2, \dots, N$.

根据上述的性能指标有:

$$\frac{\partial J(k)}{\partial u(k)} = - \sum_{j=1}^N e_c(k+j) (j) + u(k) \quad (8)$$

其中 (j) 按如下方式递推计算^[5]:

$$(j) = \sum_{i=1, i \neq j}^{n_y} \frac{\partial \hat{y}(k+j)}{\partial \hat{y}(k+j-i)} (j-i) + \sum_{i=d+1, i \neq j}^{n_u} \frac{\partial \hat{y}(k+j)}{\partial u(k+j-i)} \Big|_{u(k+j-i)=u(k)}, \quad j = 2, 3, \dots, N \quad (9)$$

$$(1) = \frac{\partial \hat{y}(k+1)}{\partial u(k)} \quad (10)$$

$\frac{\partial \hat{y}(k+j)}{\partial \hat{y}(k+j-i)}$ 和 $\frac{\partial \hat{y}(k+j)}{\partial u(k+j-i)}$ 由下式计算:

$$\frac{\partial \hat{y}(k+j)}{\partial \hat{y}(k+j-i)} = \frac{-2[\hat{y}(k+j-i) - c_{yi}^i]}{b(k+j-i)(c_{yi}^i)^2} \prod_{l=1}^{L_m} [\hat{y}^l(k) - \hat{y}(k+j)] z^l(k+j-1) \quad (11)$$

$$\frac{\partial \hat{y}(k+j)}{\partial u(k+j-i)} = \frac{-2[u(k+j-i) - c_{ui}^i]}{b(k+j-i)(c_{ui}^i)^2} \prod_{l=1}^{L_m} [\hat{y}^l(k) - \hat{y}(k+j)] z^l(k+j-1) \quad (12)$$

$$e_c(k+j) = y_r(k+j) - \hat{y}(k+j).$$

同时有

$$\frac{\partial u(k)}{\partial K_c(k)} = e_c(k) - e_c(k-1),$$

$$\frac{\partial u(k)}{\partial K_i(k)} = e_c(k),$$

$$\frac{\partial u(k)}{\partial K_d(k)} = e_c(k) - 2e_c(k-1) + e_c(k-2).$$

由梯度下降法,有如下参数调整公式:

$$K_c(m+1) = K_c(m) - \frac{T}{T_{k=0}} \frac{\partial I(k)}{\partial u(k)} (e_c(k) - e_c(k-1)) \quad (13)$$

$$K_i(m+1) = K_i(m) - \frac{T}{T_{k=0}} \frac{\partial I(k)}{\partial u(k)} e_c(k) \quad (14)$$

$$K_d(m+1) = K_d(m) - \frac{T}{T_{k=0}} \frac{\partial I(k)}{\partial u(k)} (e_c(k) - 2e_c(k-1) + e_c(k-2)) \quad (15)$$

式中 η 为学习因子.

4 预测 PID 控制器的参数整定步骤

预测 PID 控制器的参数整定分四步进行.

第一步,基于对象的初始模糊模型离线训练 PPID 控制器.首先,设置初值 $K_c(0), K_i(0), K_d(0)$, 给定系统的参考轨迹 y_r ,将模糊模型作为仿真器,以模糊模型的输出 \hat{y} 代替被控对象的输出 y ,同时模糊模型也作为预测器,产生 N 步输出预测值.按上述的预测 PID 控制器参数调整公式对 K_c, K_i, K_d 进行修正.

第二步,在获得初步修正后的 PPID 参数后,系统投入在线试运行.在运行时,记录 $y_r(k)$ 及被控对象的输入量 $u(k)$ 和输出量 $y(k)$.

第三步,利用在线试运行所获得的过程数据,按式(2)至(6)的模糊模型修正公式对初始模糊模型进行修正.

第四步,在修正后的模糊模型的基础上,利用已采集到的过程数据,再次对 PPID 的参数进行修正.与第一步不同的是,修正后的模糊模型仅作为预测器,产生 N 步输出预测值.

5 仿真实验

设一个具有大的纯时延的二阶被控对象,其传递函数为: $G(s) = \frac{Ke^{-s}}{(T_1s+1)(T_2s+1)}$, 其中 $K=1, \tau=10, T_1=T_2=1$,取采样周期为 1. 实验时取 $d=10, n_y=2, n_u=2, N=13, \eta=1$. 参考轨迹为 $y_r(k+1) = 0.85y_r(k) + 0.15r(k+1)$. 其中 $r(k)$ 是幅度为 5 的周期为 300 的方波.各模糊变量均取 PB, PM, PS, O, NS, NM, NB 七种语言变量值.考虑到各变量的实际变化情况,取 $L_m=40$. 确定初始规则及相应的隶属函数参数之后,按上面所述的步骤进行 PPID 的参数整定.取 $\eta=0.001, \eta=0.0001$,训练周期 $T=300$. 第一步的基于初始模糊模型的训练重复进行四次,第四步的修正过程重复两次.本文的方法与 Ziegler-Nichols 方法一样,也是工程整定方法,但必需借助于计算机.为了考察这种 PPID 的控制性能,我们另用 Ziegler-Nichols 方法整定 PID 参数(称为 ZNPID),然后进行仿真比较.图 1 是对象参数为正常情况下的控制性能.图 2 是对象的纯时延 d 变为 5 后的控制性能,此时 ZNPID 控制的对象输出有小幅度的振荡.图 3 是对象的增益变为 1.2 后的控制性能,这时 ZNPID 控制的系统变成不稳定.可以看出,PPID 比 ZNPID 有较好的控制性能,特别有较好的鲁棒性.另外,ZNPID 产生的控制量比 PPID 有较大的跳跃.此外,采用 Ziegler-Nichols 方法整定 PID 参数时往往要人为干扰运行过程,而本文提出的整

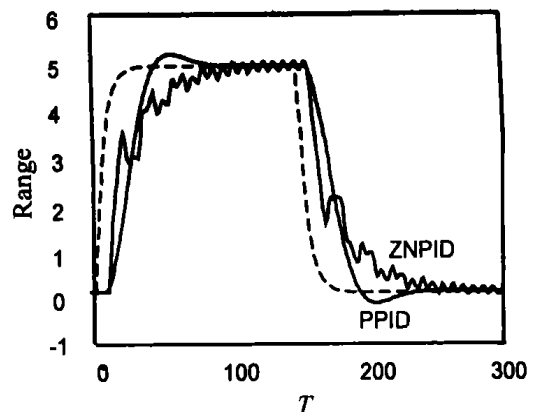


图 1 PPID 与 ZNPID 的性能比较

Fig.1 Performance comparison between PPID and ZNPID

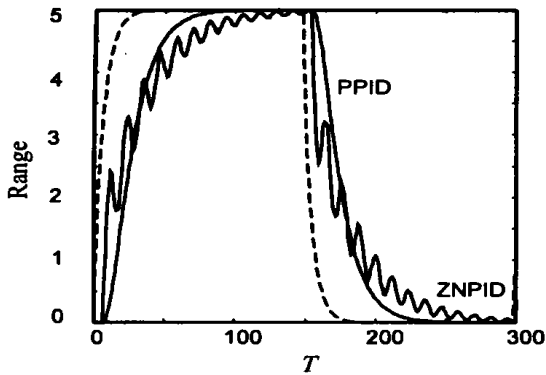


图2 纯时延变化后 PPID 与 ZNPID 的性能比较

Fig. 2 Performance comparison between PPID and ZNPID with time delay changed

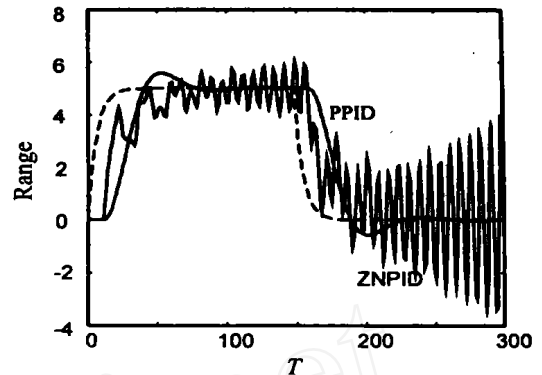


图3 增益变化后 PPID 与 ZNPID 的性能比较

Fig. 3 Performance comparison between PPID and ZNPID with gain changed

定方法避免了这一问题.

参考文献:

- [1] 金以慧. 过程控制[M]. 北京:清华大学出版社, 1993.
- [2] Clarke D W, Mohtadi C, Tuffs P S. Generalized predictive control[J]. Automatica, 1987, 23(2):137-160.
- [3] 王立新. 自适应模糊系统与控制—设计与稳定性分析[M]. 北京:国防工业出版社, 1995.
- [4] 陶永华, 尹怡欣, 葛芦生. 新型 PID 控制器及其应用[M]. 北京:机械工业出版社, 1999.
- [5] 张阿卜. 利用 BP 算法的一种自适应模糊预测控制器[J]. 控制理论及应用, 1999, 16(1):105-108.

Parameter Tuning for Predictive PID Controller Based on Fuzzy Model

ZHANG A-bu, YAO Ming

(Dept. of Automation, Xiamen Univ., Xiamen 361005, China)

Abstract: This paper presents a tuning method of the parameters of the predictive PID controller (PPID) based on the fuzzy model. The PPID adopts the control strategy of generalized predictive control (GPC). The control algorithm is simple and easy to implement on microcontroller, PLC and instrumentation. The PPID has better performance than conventional PID. The parameter tuning is carried out by two phases. The parameters of the PPID are tuned first based on the initial fuzzy model off-line. After the system operates, the fuzzy model and the parameters of the PPID are tuned off-line again by using the input/output data from the plant. Steepest descent algorithm in batches is used here.

Key words: fuzzy model; PID control; Predictive control; Parameter tuning