

基于改进的通用学习算法非线性预测控制系统设计

张 炜, 徐祥生

(安阳工学院 计算机科学与信息工程学院, 河南 安阳 455000)

摘要: 传统的 PID 控制由于对象的非线性, 会导致控制系统震荡加剧, 而且会造成闭环系统的不稳定, 这对于系统的设计与维护造成了很大的困难; 为了解决该问题, 提出了一种改进的 ULN 预估非线性预测控制系统设计方案; 利用通用学习算法对不同的滞后对象进行训练, 在基于对象充分学习的基础上, 设计了 ULN 预估控制器; 最后做了多组对比实验, 以典型的 PH 中和控制系统为例, 利用通用学习算法对不同的滞后对象进行训练, 在基于对象充分学习的基础上, 设计了 ULN 预估控制器; 通过仿真实验结果表明, 提出的方法比传统的方法具有更好地控制效果, 系统具有更强的鲁棒性能。

关键词: 通用学习网络; 大滞后系统; 非线性系统; 预测控制算法

Prediction of Design and Realization of Control System Based on Improved BP Algorithm for Nonlinear

Zhang Wei, Xu Xiangsheng

(College of Computer and Information engineering, Anyang Institute of Technology, Anyang 455000, China)

Abstract: the traditional PID control because of the nonlinear control system, will lead to increased concussion, and will cause the instability of the closed-loop system, the system design and maintenance caused great difficulties. In order to solve this problem, proposed the predictive control system design of an improved BP algorithm for nonlinear. Training of different lag object using BP neural network algorithm, based on learning object based on the design of the ULN controller. This paper makes several groups of experiments, the simulation results show that, this method has better control effect than the traditional method, the robust performance of the system more.

Keywords: BP learning network; time-delay system; nonlinear system; predictive control algorithm

0 引言

在污水处理等工业过程中, 广泛地存在着大时滞现象^[1], 这也给闭环控制带来了很大的困难。在以往的常规 PID 控制中, 对象的非线性, 大时滞会急剧地恶化控制系统的性能, 比如超调量增加, 调节时间延长, 系统震荡加剧, 甚至造成闭环系统的不稳定, 这对于系统的设计与维护造成了很大的困难^[2-3]。因而, 如何对大滞后系统进行有效的控制, 自然而然成为了控制领域的一大热点问题。在 1957 年, Smith 首次提出了针对非线性系统采取预估计的方法, 这在理论上完成了非线性大滞后系统控制的方案。但是由于对被控对象参数模型的精确要求, 系统鲁棒性低等局限性, 限制了它在实际工程中的应用^[4-5]。神经网络具有超强的适应能力和学习能力, 以及非常强的非线性表达能力, 对于不确定的非线性大滞后系统非常适用, 而且神经网络控制对于干扰的抑制, 系统的鲁棒性的提高都有非常不错的效果^[6-7]。

本文提出了一种改进的 ULN 预估非线性预测控制系统设计方案。利用通用学习算法对不同的滞后对象进行训练, 在基于对象充分学习的基础上, 设计了 ULN 预估控制器。文章做

了多组对比实验, 通过仿真实验结果表明, 本文提出的方法比传统的方法具有更好地控制效果, 系统具有更强的鲁棒性能。

1 相关技术

1.1 自适应控制技术

自适应控制由于具有对时变参数的良好的自适应能力, 因而在时变时滞系统中得到了广泛的应用。现已提出的控制方法包括模型参考自适应预估控制、自适应预估最优控制、极点配置最优预报自校正 PID 控制器、大时滞系统的自抗扰控制、时滞并联自适应控制、零极点配置的自校正内模控制、动态矩阵控制等等^[8-9]。自适应控制的典型框图如图 1 所示。

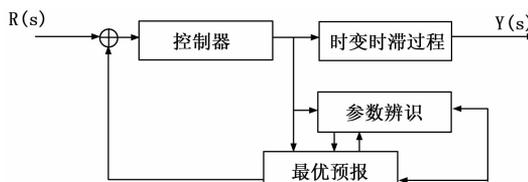


图 1 自适应控制系统框图

1.2 通用学习算法

通用学习网络结构如图 2 所示网络由多个节点以及节点之间带有延迟的分支组成。在图 2 中, i, j, k 表示网络节点。

通用学习网络的一般方程为:

$$h_j(t) = f_j\{h_j(t - D_{ij}(p))\} \mid i \in JF(j), p \in B(i, j), \{\lambda_m(t) \mid m \in M(j)\}, \{r_n(t) \in N(j)\} (t \in T) \quad (1)$$

收稿日期: 2014-03-10; 修回日期: 2014-04-15。

基金项目: 国家自然科学基金项目(U1204613); 国家科技重大专项项目(2012ZX04011-012)。

作者简介: 张 炜(1978-), 男, 河南安阳人, 硕士, 讲师, 主要从事自动控制, 软件工程方向的研究。

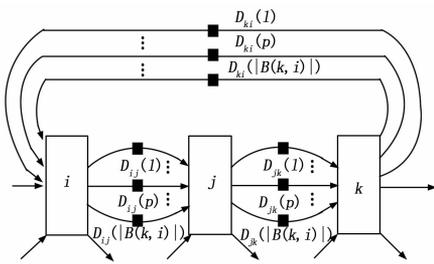


图 2 通用学习网络结构图

其中: $h_j(t)$ 表示节点 j 在 t 时刻的输出, $f_j(\cdot)$ 是节点 j 的非线性函数; $D_{ij}(p)$ 是节点 i 到 j 的分支连接中, 第 p 条分支上的延迟时间; $JF(j)$ 表示输出与节点 j 相连的节点的集合, $B(i, j)$ 表示从节点 i 到节点 j 的分支集合, $\lambda_m(t)$ 表示网络第 m 个参数在 t 时刻的数值, $m \in M(j)$, $M(j)$ 表示可变参数的下标集合, $r_n(t)$ 代表 t 时刻的第 n 个外部输入, $N(j)$ 表示节点的集合, $t \in T$, T 是采样时间。

通用学习网络通过 $\frac{\partial^+ E}{\partial \lambda_m(t)}$ 的反向传播来调整参数 $\lambda_m(t)$ 进行训练, 参数更新如下:

$$\lambda_m \leftarrow \lambda_m(t) - \gamma \frac{\partial^+ E}{\partial \lambda_m(t)} \quad (2)$$

其中: γ 是网络的学习率, 是一个小的常数。 $\frac{\partial^+ E}{\partial \lambda_m(t)}$ 是 E 对 $\lambda_m(t)$ 的时序偏微分 [1], 指在其他变量不变的情况下, 一个变量变化而造成的评价函数的改变。时序偏微分同时考虑了直接和间接两方面的因素。网络学习的评价函数 E 的公式为:

$$E = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (h(t) - \hat{h}(t))^2 \quad (3)$$

其中: $h(t)$ 是教师信号的输出, $\hat{h}(t)$ 为网络模型的输出, T 是训练样本数。

2 PID 控制技术

2.1 传统的增量式 PID 控制

传统的 PID 控制器是一种线性控制器, 它根据给定值 $rin(t)$ 与实际输出 $yout(t)$ 构成控制偏差, 即:

$$error(t) = rin(t) - yout(t) \quad (4)$$

PID 控制规律为:

$$u(t) = k_p(error(t) + \frac{1}{T_I} \int_0^t error(t) dt + \frac{T_D derror(t)}{dt}) \quad (5)$$

式中, k_p 是比例系数, T_I 为积分时间常数, T_D 为微分时间常数。

根据模拟 PID 控制算法, 以一系列采样时间 kT 代表连续时间, 用矩阵法数值积分近似代替积分, 以一节后向差分代替微分, 则可得到离散位置式 PID 表达式为:

$$u(k) = k_p error(k) + k_i \sum_{j=0}^k error(j) T + \frac{k_d}{T} (error(k) - error(k-1)) \quad (6)$$

其中: $k_i = \frac{k_p}{T_I}$, $k_d = k_p T_D$, T 为采样时间; k 为采样序号, $k=1, 2, \dots$; $error(k)$, $error(k-1)$ 分别为第 k 和第 $k-1$ 时刻所得的偏差信号。

传统的 PID 算法由于采用全量输出, 因此每次输出都与过去状态有关, 要对 $error(k)$ 进行累计相加, 计算机输出量 $u(k)$ 对应执行机构的实际位置, 如果位置传感器出现故障, $u(k)$ 可能会出现大幅度变化, 这种情况在生产中是不允许的, 因此大多情况下, 我们采用增量式 PID 算法。根据递推原理可得:

$$u(k-1) = k_p error(k-1) + k_i \sum_{j=0}^{k-1} error(j) T + \frac{k_d}{T} (error(k-1) - error(k-2)) \quad (7)$$

因此两式相减, 增量式 PID 控制算法为

$$\Delta u(k) = k_p (error(k) - error(k-1)) + k_i error(k) T + \frac{k_d}{T} (error(k) - 2error(k-1) + error(k-2)) \quad (8)$$

2.2 ULN 预估 PID 控制

如果纯滞后环节处在控制系统内, 则控制质量会急剧变差, 如果能够采用某种方法, 将纯滞后环节排除在控制系统之外, 则会提高控制系统的控制质量, 首先假定广义传递函数为:

$$G_0(s) = G_p(s)e^{-\tau s} \quad (9)$$

其中: $G_p(s)$ 是对象传递函数中不带纯滞后的那一部分。我们可以再这个广义对象上并联一个分路, 设这一分路传递函数为 $G_r(s)$, 令并联后的等效传递函数为 $G_p(s)$, 即:

$$G(s) = G_p(s)e^{-\tau s} + G_r(s) = G_p(s) \quad (10)$$

因此解出:

$$G_r(s) = G_p(s)(1 - e^{-\tau s}) \quad (11)$$

这就是为了消除纯滞后的影响多应采用的补偿器模型, 也就是 Smith 补偿法, 这种补偿器则叫做 Smith 补偿器。

为了简化模型, 并且在实际应用中为了便于实施, 史密斯补偿器是被反向并联在控制器 $G_c(s)$ 上的。

通用学习网络可以根据实际对象的特性, 任意设置节点之间的延迟时间, 使得网络不仅可以计算系统当前输出, 还能够直接预测对象在未来时刻的输出, 反馈给控制器, 从而直接消除大滞后带给控制系统的影响。ULN 预估控制器系统的结构如图 3 所示, ULN 模型反馈 $y' = \hat{y}(t + t_d)$, 同时反馈 $y'' = \hat{y}(t)$ 与系统的输出 $y(t)$ 比较, 用来 ULN 的预估误差。

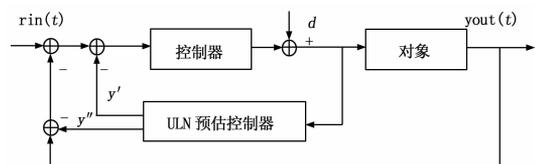


图 3 ULN 预估器结构

在本仿真实验中, 采用了 ULN 预估器与增量式 PID 控制相结合的方式。本文算法流程图如图 4 所示。

3 仿真实验与结果分析

3.1 多种控制方案对比实验

本文采用了 ULN 预估的 PID 控制, 普通 PID 控制, Smith 预估的 PI 控制, 对于传统的非线性控制系统进行仿真实验。仿真效果图如图 5 所示

其中, 本文加入系统的参考输入是单位阶跃信号, 采样时间是 20 s。

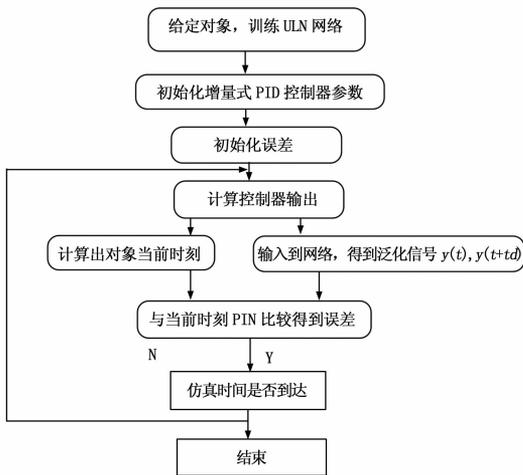


图 4 ULN 预估器与 PID 控制程序流程图

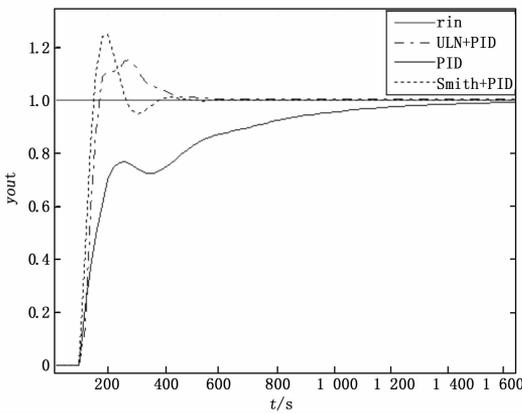


图 5 各种控制方案输出曲线

(1) ULN+PID 仿真条件如表 1 所示。

表 1 控制仿真条件表

节点数 N	11	节点幅值	1
分支数 B	3	激励函数	sigmoid 活化函数
初始权值	0~1	最大训练次数	3 000
学习率	0.015	动量因子	0.1

此时各分支上的延迟时间项均为 1, 2, 3, 同时采用增量式 PID 控制器。 $k_p=0.1, k_i=0.1, k_d=0.05$ 。

(2) 普通 PID 参数: $k_p=0.6, k_i=0.07, k_d=0.1$ 。

(3) Smith 预估器的 PID 控制采用位置式 PID 控制, $k_p=0.7, k_i=0.05, k_d=0.5$ 。

综上, 对比实验可以看出, 由于系统的纯滞后的影响, PID 控制不能很好的控制对象, 反而系统反应比较疲软, 而且积分作用稍微过大一些还容易使得系统震荡, 乃至发散, 并且调节时间非常的长, 将近 1 000 s, 而 Smith 和基于 ULN 算法的预估控制控制效果都比较理想。相比之下, Smith 预估器造成的超调要稍大一些, 上升时间较短一点, 而两者调节时间几乎一样。

3.2 PH 中和过程的控制

实验由两部分构成, 一部分是用普通增量式 PID 控制器来控制, 而另一部分是通过使用通用学习网络 (ULN) 构成

的预估器再结合增量式 PID 控制器来进行控制, 将两者的实验结果进行一个对比, 从而检验通用学习网络在对于普通 PID 控制器很难控的对象上的优势。实验仿真条件如表 2 所示。

表 2 ULN 预估控制仿真条件表

节点数 N	11	节点幅值	1
分支数 B	3	激励函数	sigmoid 活化函数
初始权值	0~1	最大训练次数	1 000
学习率	0.015	动量因子	0.1

ULN 预估 PID 控制的参数为: $k_p=0.04, k_i=0.05, k_d=0.2$

普通 PID 控制器参数为: $k_p=0.04, k_i=0.015, k_d=0.1$ 。

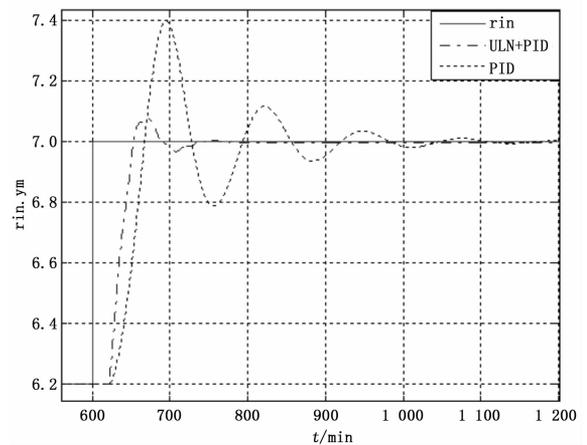


图 6 PH 中和模型的控制效果对比

通过本仿真实验, 能够看出 ULN 预估控制在死区过后, 能够比较快速的响应对象, 上升时间为 53 个步长, 而普通 PID 则为 80 个步长, 在超调量方面, ULN 预估控制器为 2.01%, 而普通 PID 则为 5.7%, 特别地, 我们可以看出在积分分数方面, ULN 预估控制器比普通 PID 控制器大的多, 但是在系统的震荡方面, 普通 PID 控制器明显要大得多, 这也是由于系统具有非线性, 大滞后, 导致对象当前时刻的输出并非是当前时刻控制作用造成的, 而是前 20, 21, 22 个步长控制作用积累的结果, 这也就导致被控变量不能客观反映变化趋势, 进一步使控制作用失效, 这正是控制大滞后系统的难点所在。相比较而言, 通用学习网络预估控制给了我们一个比较理想的方案, 在系统响应过程中, 我们能够预测到控制作用延迟之后输出, 从而能够提前将未来时刻的偏差补偿到控制器的输入端, 从而提前产生控制作用, 使得系统的动态过程更加快速, 并且能够抑制超调, 减小震荡, 对系统稳定性的提高效果也非常明显。

4 结论

本文主要研究了非线性系统预测控制, 本文以典型的 PH 中和控制系统为例, 利用通用学习算法对不同的滞后对象进行训练, 在基于对象充分学习的基础上, 设计了 ULN 预估控制器。文章做了多组对比实验, 通过仿真实验结果表明, 本文提出的方法比传统的方法具有更好地控制效果, 系统具有更强的鲁棒性能。

(下转第 2115 页)

用“裸弹发射出水”总体方案, 正常式“X-X”气动布局, 三级固体发动机, 惯性中制导+图像末制导方案。

设定目标距离 4 km, 高度 50 m, 导弹水下航行深度 10 m, 水下爬升俯仰角 30°, 空中爬升为程序俯仰角, 平飞高度 360 m, 末制导距离 1 km。

对潜空战术导弹 5 个质心弹道段和考虑绕质心运动后完整的 6 个弹道段分别使用 Matlab/Simulink 建立数字仿真模型, 并进行仿真对比分析, 仿真结果如图 4~8 所示。

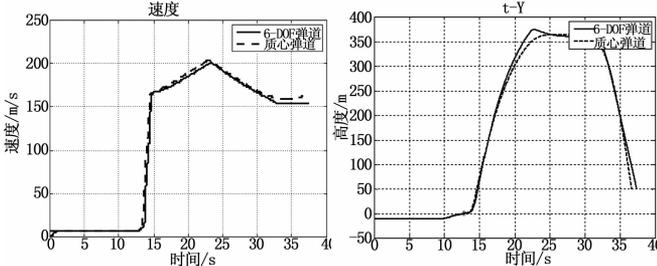


图 4 速度曲线

图 5 高度曲线

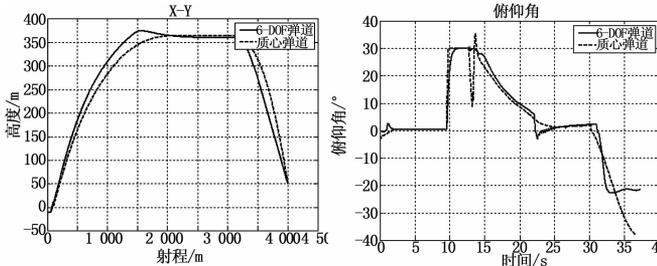


图 6 射程-高度曲线

图 7 俯仰角曲线

从仿真结果可以看出, 质心弹道与六自由度弹道速度曲线基本一致, 但因为质心弹道忽略了气动力矩和阻尼力矩的作用, 其在空中爬升段和末制导段弹道形状较缓, 同时俯仰角变化更快, 两种情况导弹均能顺利命中目标。因此, 依据质心弹道分析和设计控制回路合理可行, 结果可信。

5 结论

本文以德国“IDAS”为背景, 对潜空战术导弹的水下和空中运动分别建立了纵向质心运动方程, 依据传统方法设计了

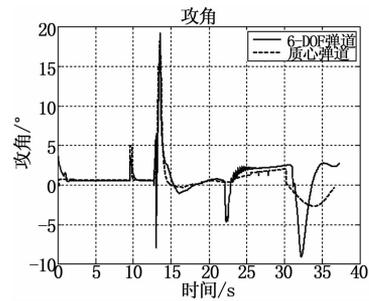


图 8 攻角曲线

控制回路, 提供了一套完整的潜空战术导弹纵向特性分析方法和控制系统设计方法, 最后分别给出了 Simulink 质心弹道和六自由度弹道仿真对比验证, 仿真结果表明; 潜空导弹水下和空中的质心运动方程可以简单快捷的设计出期望弹道并获得弹体特征参数, 以此为依据设计出的控制回路可以有效的实现对潜空导弹的全程控制。本文的工作对潜空导弹的跨介质制导控制系统研究提供了一个参考。

参考文献:

[1] 崔乃刚, 曹春泉, 韦常柱. 潜射导弹水下运动过程仿真分析 [J]. 弹道学报, 2009, 21 (2): 98-99.
 [2] 顾文锦, 雷军委, 冯国虎. 基于积分滑模的导弹过载控制稳定性研究 [J]. 飞行力学, 2006, 24 (1): 33-36.
 [3] 李雨田, 张宇文, 张纪华, 等. 水雷出水攻击空中弹道设计与分析 [J]. 鱼雷技术, 2012, 20 (3): 166-170.
 [4] 张纪华, 张宇文, 范辉. 水雷攻击直升机弹道设计与仿真 [J]. 鱼雷技术, 2011, 19 (3): 172-175.
 [5] 肖敏, 史忠科. 水雷出水突变非线性滑模自适应反演弹道控制 [J]. 信息与控制, 2012, 41 (6).
 [6] 肖敏, 史忠科. 水雷出水模型突变的控制方法 [J]. 自动化学报, 2012, 38 (10): 1609-1617.
 [7] 严卫生. 鱼雷航行力学 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2003.
 [8] 钱杏芳, 林瑞雄, 赵亚男. 导弹飞行力学 [M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2000.
 [9] 张宇文, 鱼雷弹道与弹道设计 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1999.

(上接第 2108 页)

参考文献:

[1] 戴文战, 姜海川, 杨爱萍. 非线性系统神经网络预测控制研究进展 [J]. 控制理论与应用, 2009, 26 (5): 521-530.
 [2] 韩敏, 韩冰. 一种通用学习网络自适应算法及其在预测控制中的应用 [J]. 控制理论与应用, 2006, 23 (6): 900-907.
 [3] 段其昌, 曾勇, 段盼, 等. 非线性系统的改进型自适应积分控制算法 [J]. 计算机应用研究, 2010, 27 (12): 4492-4494.
 [4] Xi J, Wang H, Du J, et al. 基于改进 RBF 网络的多变量序列建模和预测 [J]. 信息与控制, 2012, 41 (2).
 [5] 阎博, 江道灼, 甘德强, 等. 基于反馈线性化 H_∞ 方法的 UPFC 非线性鲁棒控制器 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2012, 46 (11):

1975-1980.

[6] 夏国清, 廖粤峰, 王璐. 四旋翼无人飞行器混合控制系统研究 [J]. 计算机应用, 2013, 33 (3): 858-861.
 [7] Liu Z, Yang Z, Gao P. Research on the short-term traffic flow prediction method based on BP neural networks [A]. World Automation Congress (WAC) [C], 2012, IEEE, 2012: 1-4.
 [8] Hou Y, Mai Y. Chaotic Prediction for Traffic Flow of Improved BP Neural Network [J]. Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2013, 11 (3): 1682-1690.
 [9] Wang H B, Liu M. Design of robotic visual servo control based on neural network and genetic algorithm [J]. International Journal of Automation and Computing, 2012, 9 (1): 24-29.