

网络控制系统中一种新形式的开闭环迭代学习控制

赵众, 高颖[†], 刘志立

(北京化工大学 信息科学与技术学院, 北京 100029)

摘要: 本文研究了网络控制系统中迭代学习控制方法, 借鉴网络控制系统的分层结构形式, 提出了一种远程开环本地闭环的迭代学习控制形式. 这种形式的学习律中, 只有开环学习律的离散数据通过网络传输, 对控制系统进行前馈补偿同时降低了网络丢包对系统的实时影响. 针对线性系统, 利用2-D系统的分析方法, 给出了网络控制中开闭环迭代学习控制的收敛性判别条件. 仿真和实验结果证实了所提方法的可行性和有效性.

关键词: 迭代学习控制; 网络控制系统; 开闭环; 2-D系统

中图分类号: TP273 文献标识码: A

Novel open-closed-loop iterative learning control in networked control systems

ZHAO Zhong, GAO Ying[†], LIU Zhi-li

(College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: Inspired by the hierarchical structure of networked control systems (NCSs), we propose a novel open-closed-loop iterative learning control (ILC) method for NCSs. In this method, only the off-line data are transmitted over the network, thus the side effects of the time-delay in network transmission have been reduced. The criterion of convergence is derived with the analytical methods of 2-D system for linear system. Simulation and experiment results show the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: iterative learning control; networked control systems; open-closed-loop; 2-D system

1 引言(Introduction)

20世纪90年代以来, 随着计算机、通信、网络、控制等技术的发展, 网络控制技术已经成为自动化领域的研究热点. 这种网络控制模式相对于传统的点对点控制模式, 具有成本低、连线少、易于安装维护、可实现资源共享等诸多优点, 已经逐渐应用于工业、远程医疗、航空和航天等领域.

由于传统控制理论方法的应用在很大程度上依赖于结构已知的系统数学模型. 而这些数学模型往往受到许多严格限制, 在实际应用中有局限性. 迭代学习控制(iterative learning control, ILC)利用前几次的控制信息构成当前的控制输入信号, 不依赖于被控系统的精确模型, 近年来在控制领域中得到了广泛的研究^[1-8]. 在网络控制系统(networked control systems, NCS)中, 由于传输数据的丢失和延时, 传统的迭代学习控制不能直接应用到NCS中^[9].

现有的文献对网络环境中迭代学习控制的研究, 大多集中在开环学习律. Liu等研究了网络控制系统

中的迭代学习控制问题, 但是针对数据包的丢失, 只考虑了测量数据传输的丢失, 而没有考虑控制变量传输过程中的丢失^[10-11]. Bu等用伯努利变量来描述网络中的丢包现象, 研究了迭代学习控制在网络控制系统中的应用, 更进一步, 又研究了高阶迭代学习控制控制算法的应用, 并通过仿真验证了方法的有效性^[12-13]. Ahn等使用Kalman滤波的方法研究了数据丢包情况下的鲁棒迭代学习控制^[14].

本文针对网络控制系统的数据传输过程中存在的丢包等问题, 设计了一种新的开闭环迭代学习控制算法. 将迭代学习控制算法的闭环部分作为本地控制器, 相应的信息不经过网络传输, 即所谓反馈控制; 开环部分作为远程控制器, 相应的离线数据经过网络, 即所谓前馈部分, 这样就利用了迭代学习优势弥补了传统网络化控制系统依赖精确模型的缺点, 且使网络对控制系统的影响降低, 提高了控制系统的性能. 针对线性系统, 本文利用2-D系统理论, 分析了网络控制系统中开闭环迭代学习控制方法的收敛性.

2 网络控制系统中的开闭环迭代学习率(Network control system of open closed loop iteration)

2.1 网络控制系统中的开闭环迭代学习控制(Iterative learning control for network control system)

在迭代学习控制中,开环学习律实质是一种前馈控制,有时候即使满足收敛条件,也有可能会有较大的误差.在迭代学习控制加入适当的反馈,构成开闭环迭代学习控制,可以降低系统误差,提高系统稳定性,加快学习速度.由于闭环反馈的存在,系统还具有一定的鲁棒性.因此,开闭环迭代学习控制受到更多的重视与研究,并且得到了越来越多的应用^[15-18].

开闭环迭代学习控制又称为前馈-反馈迭代学习控制,因为它的控制变量包含前馈和反馈两部分^[19],形式如下:

$$u_k = u_{fb,k} + u_{ff,k}, \quad (1)$$

其中: u_k 表示第 k 次迭代时的控制变量, $u_{fb,k}$ 和 $u_{ff,k}$ 分别是第 k 次迭代时反馈控制器和前馈控制器产生的控制变量,选择如下D型的学习律:

$$u_{fb,k} = L_1 \dot{e}_k, \quad (2)$$

$$u_{ff,k+1} = u_{ff,k} + L_2 \dot{e}_k, \quad (3)$$

其中: e_k 为第 k 次迭代时的偏差, L_1 和 L_2 分别为反馈控制器和前馈控制器的增益.

由式(2)-(3)可以看出:反馈控制器输出是实时反馈,采用的是本次迭代的偏差,是在线过程;前馈控制器输出则是由上次迭代的偏差进行修正的,是离线过程.本文提出在NCS中一种新的迭代学习控制形式,将此种前馈-反馈的开闭环迭代学习形式与网络控制系统的分层结构结合起来,用反馈控制器作为本地控制器,而前馈控制器作为远程控制器,结构图如图1.

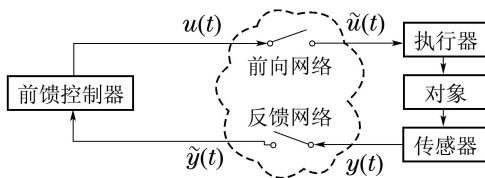


图1 网络控制系统中开闭环迭代学习控制结构图
Fig. 1 Structure of open-closed-loop ILC in NCS

从图1中可以看出,只有作为远程控制器的前馈控制器的输入输出数据经过网络,而反馈控制器作为本地控制器,并不经过网络.经过网络的数据只有离线数据,可以不考虑网络延时的影响,只需研究数据丢包的因素,在一定程度上避免了网络不稳定对控制系统的影响.而大量数据的离线存储和计算放在远程端,可有效增强本地闭环的实效性,且具有成本低,易于安装维护,可实现资源共享等诸多优点.为区别于传

统形式的开闭环迭代学习控制(open-closed-loop iterative learning control, OCILC),将此种形式的迭代学习控制称为本地闭环远程开环迭代学习控制(remote open-loop and local closed-loop iterative learning control, ROLC-ILC).

2.2 ROLC-ILC控制律(Control law of ROLC-ILC)

当考虑到网络控制系统的丢包现象时,为了分别描述前向网络和反馈网络的丢包过程,引入如下两个不相关的伯努利分布的随机变量:

$$\gamma_u = \begin{cases} 1, & \text{当控制变量传输成功时,} \\ 0, & \text{当控制变量传输丢失时,} \end{cases} \quad (4)$$

$$\gamma_y = \begin{cases} 1, & \text{当测量变量传输成功时,} \\ 0, & \text{当测量变量传输丢失时.} \end{cases} \quad (5)$$

它们的期望,即数据传输的成功率为

$$E(\gamma_u) = \bar{\gamma}_u, \quad 0 \leq \bar{\gamma}_u \leq 1, \quad (6)$$

$$E(\gamma_y) = \bar{\gamma}_y, \quad 0 \leq \bar{\gamma}_y \leq 1. \quad (7)$$

考虑到网络中的丢包存在时,ROLC-ILC的学习律形式如下:

$$u_k = u_{fb,k} + \gamma_u u_{ff,k}, \quad (8)$$

$$u_{fb,k} = L_1 \Delta e_k, \quad (9)$$

$$u_{ff,k+1} = u_{ff,k} + L_2 \gamma_y e_k. \quad (10)$$

由式(8)可得

$$u_{k+1} - u_k = u_{fb,k+1} - u_{fb,k} + \gamma_u u_{ff,k+1} - \gamma_u u_{ff,k}. \quad (11)$$

联立式(9)-(11)得

$$u_{k+1} = u_k + L_1 \Delta e_{k+1} + (\gamma_u L_2 \gamma_y - L_1) \Delta e_k. \quad (12)$$

令

$$K_1 = L_1, \quad K_2 = \gamma_u L_2 \gamma_y - L_1,$$

即可将式(12)整理成开闭环学习律的基本形式:

$$u_{k+1} = u_k + K_1 \Delta e_{k+1} + K_2 \Delta e_k. \quad (13)$$

3 ROLC-ILC的收敛性分析(Convergence of ROLC-ILC)

3.1 ROLC-ILC的2-D系统描述(Description of 2-D system)

迭代学习控制实际包含着系统在时域上的动态变化和在迭代域上的变化趋势两个动态过程,实际上,传统的迭代学习控制的主要难点在于找到一个数学模型同时表达控制系统在时域的动态特性和在空间的迭代学习过程.为了充分研究迭代学习控制的特性,Kurek和Tommy等人引入了2-D线性动态系统分析方法^[20].

考虑如下离线线性状态空间模型:

$$\begin{cases} x(t+1) = A'x(t) + Bu(t), \\ y(t) = Cx(t). \end{cases} \quad (14)$$

针对迭代学习控制, 可以得到其关于时间和迭代次数的2-D系统模型为^[21]:

$$\begin{cases} x(t+1, k) = A'x(t, k) + Bu(t, k), \\ y(t, k) = Cx(t, k), \end{cases} \quad (15)$$

其中: t 表示时间, k 表示第 k 迭代过程.

式(13)的2-D形式描述为

$$\begin{aligned} u(t, k+1) &= u(t, k) + K_1\Delta e(t, k) + \\ &K_2\Delta e(t, k+1). \end{aligned} \quad (16)$$

联立式(15)和式(16), 可得整个系统的2-D系统描述:

$$\begin{cases} \Delta x(t+1, k) = Ax(t, k) + Bu(t, k), \\ y(t, k) = Cx(t, k), \\ u(t, k+1) = u(t, k) + K_1\Delta e(t, k) + \\ K_2\Delta e(t, k+1), \end{cases} \quad (17)$$

其中初始条件为

$$\begin{cases} x(0, k) = x_0, k = 0, 1, 2, \dots, N, \\ u(t, 0) = 0, t = 0, 1, 2, \dots, N. \end{cases} \quad (18)$$

3.2 ROLC-ILC的收敛性(Convergence of ROLC-ILC)

引理 1 对于2-D线性离散系统

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial \eta(t, k)}{\partial t} \\ e(t, k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 \\ A_3 & A_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta(t, k) \\ e(t, k) \end{bmatrix}. \quad (19)$$

该系统的边界条件为 $\eta(0, k) = 0, k = 0, 1, 2, \dots$ 和 $y(t, 0)$ 关于时间 t 的任意变量 $t > 0$. 如果 A_4 是渐近稳定的, 即 A_4 的谱半径 $\rho(A_4) < 1$, 那么对于所有的 $t \geq 0$, 当 $k \rightarrow \infty$ 时都有 $\begin{pmatrix} \eta(t, k) \\ y(t, k) \end{pmatrix} \rightarrow 0$ ^[22].

定理 1 对于线性离散系统(15), 迭代学习控制律(16)是均方意义上收敛的, 即在学习律(16)作用下, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 系统在均方意义上趋近于期望轨迹 $y_r(t)$, 其充要条件是 $\rho((I + CB(\bar{\gamma}_u L_2 \bar{\gamma}_y - L_1))^{-1}(I - CBL_1)) < 1$.

证 定义迭代偏差如下:

$$\eta(t, k) = \sum_{j=0}^t [x(j, k+1) - x(j, k)]. \quad (20)$$

误差增量:

$$\begin{aligned} e(t, k+1) - e(t, k) &= y(t, k) - y(t, k+1) = \\ &C[x(t, k) - x(t, k+1)]. \end{aligned}$$

又因为

$$x(t, k+1) =$$

$$\begin{aligned} &\sum_{j=0}^t \Delta x(j, k+1) + x_0 e(t, k+1) - e(t, k) = \\ &-CA \sum_{j=0}^t [x(j, k+1) - x(j, k)] - \\ &CB \sum_{j=0}^t [\Delta u(j, k) + \Delta u(j, k+1)] = \\ &-CA\eta(t, k) - CB \sum_{j=0}^t [\Delta u(j, k) + \Delta u(j, k+1)]. \end{aligned} \quad (21)$$

假设 $y_r(t)$ 可微, 采用如下开闭环迭代学习率:

$$\begin{cases} \Delta u(t, k) = K_1\Delta e(t, k), \\ \Delta u(t, k+1) = K_2\Delta e(t, k+1), \end{cases} \quad (22)$$

其中包含了对误差 $e(t, k+1)$ 的预测问题, 则有

$$\begin{aligned} e(t, k+1) &= \\ e(t, k) - CA\eta(t, k) - \\ &CB \sum_{j=0}^t [K_1\Delta e(j, k) + K_2\Delta e(j, k+1)]. \end{aligned} \quad (23)$$

又因为

$$e(t, k) = \sum_{j=0}^t \Delta e(j, k) + e(0, k), \quad (24)$$

$$e(t, k+1) = \sum_{j=0}^t \Delta e(j, k+1) + e(0, k+1), \quad (25)$$

$$\begin{aligned} e(t, k+1) &= e(t, k) - CA\eta(t, k) - \\ &CBK_1e(t, k) - CBK_2e(t, k+1), \end{aligned} \quad (26)$$

可得

$$\begin{aligned} e(t, k+1) &= \\ &-(I + CBK_2)^{-1}CA\eta(t, k) + \\ &(I + CBK_2)^{-1}(I - CBK_1)e(t, k), \end{aligned} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \Delta \eta(t, k) &= \\ &A\eta(t, k) + BK_1e(t, k) + BK_2e(t, k+1) + \\ &BK_1e(0, k) + BK_2e(0, k+1), \end{aligned} \quad (28)$$

$$\begin{aligned} \Delta \eta(t, k) &= P_1\eta(t, k) + P_3e(t, k) + \\ &BK_1e(0, k) + BK_2e(0, k+1). \end{aligned} \quad (29)$$

联立式(27)和式(29)有Rossor模型误差系统

$$\begin{bmatrix} \Delta \eta(t, k) \\ e(t, k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1 & P_3 \\ P_2 & P_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta(t, k) \\ e(t, k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} BK_1 & BK_2 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e(0, k) \\ e(0, k+1) \end{bmatrix}, \quad (30)$$

$$P_1 = A - BK_2(I + CBK_2)^{-1}CA,$$

$$P_2 = -(I + CBK_2)^{-1}CA,$$

$$P_3 = BK_1 + BK_2(I + CBK_2)^{-1}(I - CBK_1),$$

$$P_4 = (I + CBK_2)^{-1}(I - CBK_1).$$

边界条件是 $\eta(0, k) = 0, e(0, k) = y_r(0) - Cx_0 = 0$, 其中 $k = 0, 1, 2, \dots, N$ (如果 $e(0, k) \neq 0$, 设 $e'(t) = e(t, k) - y_r(0) + Cx_0$, 从而得到相似的结论), 另外为了使 $(I + CBK_2)^{-1}(I - CBK_1)$ 存在, 控制系统必须满足维数条件 $p = m$. 可得误差系统:

$$\begin{bmatrix} \Delta\eta(t, k) \\ e(t, k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 \\ A_3 & A_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta(t, k) \\ e(t, k) \end{bmatrix}, \quad (31)$$

其中:

$$\begin{aligned} A_1 &= [A - BK_2(I + CBK_2)^{-1}CA], \\ A_2 &= [BK_1 + BK_2(I + CBK_2)^{-1}(I - CBK_1)], \\ A_3 &= -(I + CBK_2)^{-1}CA, \\ A_4 &= (I + CBK_2)^{-1}(I - CBK_1), \\ K_1 &= L_1, \quad K_2 = \gamma_u L_2 \gamma_y - L_1. \end{aligned}$$

将引理1离散化后可知, 对于离散控制系统(14), D型开闭环迭代学习律

$$u(t, k+1) = u(t, k) + K_1 \Delta e(t, k) + K_2 \Delta e(t, k+1).$$

收敛的充分必要条件是矩阵 $(I + CBK_2)^{-1} \cdot (I - CBK_1)$ 渐近稳定, 即它的谱半径

$$\rho(E(A_4)) = \rho(E((I + CBK_2)^{-1}(I - CBK_1))) = \rho((I + CB(\bar{\gamma}_u L_2 \bar{\gamma}_y - L_1))^{-1}(I - CBL_1)) < 1,$$

即系统(15)在迭代学习控制(16)作用, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 系统趋近于期望轨迹 $y_r(t)$, 其充要条件是 $\rho((I + CB(\bar{\gamma}_u L_2 \bar{\gamma}_y - L_1))^{-1}(I - CBL_1)) < 1$. 这里给出的收敛条件是以谱半径的形式给出的, 其受到限制小于范数形式给出的收敛条件. 证毕.

4 仿真(Simulation)

为了更能体现迭代学习控制的特点, 选择临界不稳定对象进行验证如下:

$$\begin{aligned} x(t+1) &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} u(t), \\ y(t) &= [-1 \ 0]x(t), \end{aligned}$$

即 $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, C = [-1 \ 0]$.

设置网络特性为前向通道和反馈通道数据包丢失率均为50%, 即 $\bar{\gamma}_u = \bar{\gamma}_y = 0.5$

对于D型开闭环学习律, 由于涉及 $e(t, k+1)$ 的预测问题. 实现步骤为如下:

- a) 当 $k = 0$ 时, $u(t) = 0, x_0 = x(0, k)$.
- b) 根据a)求出 $y(t, 0)$, 并用开环迭代学习控制律得到 $u(t, 1)$ 的预测值($u^*(t, k+1)$), 从而得到 $y(t+1)$ 的预测值.
- c) 根据 $y^*(t, 1)$ 得到估计值 $e^*(t, 1)$, 把它作为 $e(t, 1)$ 从而得到控制率 $u(t, 1)$.

为获得不同的迭代学习控制方法在NCS中的结果, 选取如下4种学习律:

- 1) 远程开环(RO-ILC): 使用开环学习律, 并且作为远程控制器, 见图2.

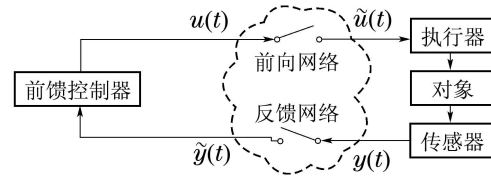


图2 远程开环ILC结构图
Fig. 2 Structure of RO-ILC

- 2) 远程闭环(RC-ILC): 使用闭环学习律, 并且作为远程控制器, 见图3.

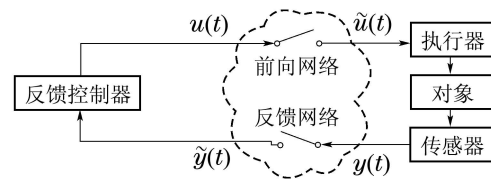


图3 远程闭环ILC结构图
Fig. 1 Structure of RC-ILC

- 3) 远程开闭环(RORC-ILC): 即用开闭环迭代学习控制, 并且开闭环算法均由远程控制器实现, 见图4.

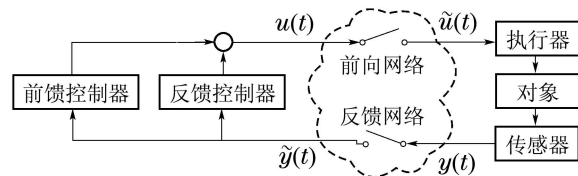


图4 远程开闭环ILC结构图
Fig. 1 Structure of RORC-ILC

- 4) 远程开环本地闭环(ROLC-ILC): 即用开闭环迭代学习控制, 但开环算法作为远程控制器, 闭环算法作为本地控制器. 如图1所示.

在 $t \in [0, 1000]$ s范围, 期望轨迹为 $y_r(t) = (\pi/t) \cdot \sin((3.5\pi/1000)t)$, 选取跟踪偏差和的最大值和最小值, 以及在最小偏差时的跟踪轨迹作为参考标准.

经过仿真, 各方案迭代过程数据如表1所示, 迭代过程的偏差变化数据如图5.

表1 不同迭代学习控制算法的仿真结果
Table 1 Simulation results of different iterative learning control algorithm

对比标准	远程开环 (RO)	远程闭环 (RC)	远程开闭环 (RORC)	远程开环本地闭环 (ROLC)
迭代次数	∞	5	5	4
最大偏差	∞	0.8745	0.5469	0.2316
最小偏差	∞	0.345	0.3563	0.0645

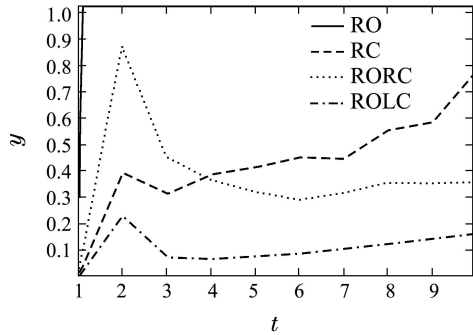


图 5 不同迭代学习控制算法的仿真结果

Fig. 5 Simulation results of different iterative learning control algorithm

各算法的迭代结果分别如图6-9所示.

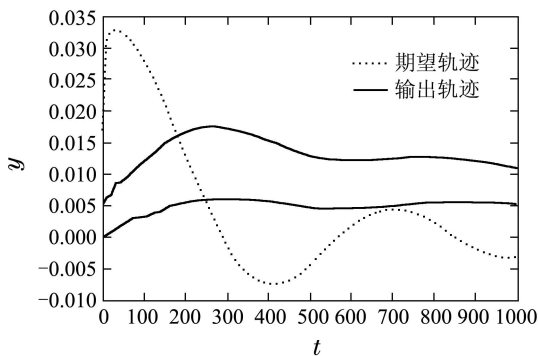


图 6 远程开环迭代学习的结果

Fig. 6 Result of RO-ILC

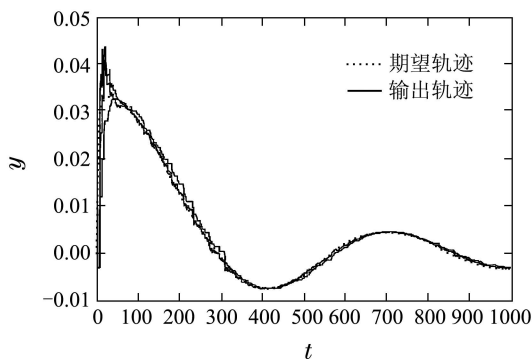


图 7 远程闭环迭代学习的结果

Fig. 7 Result of RC-ILC

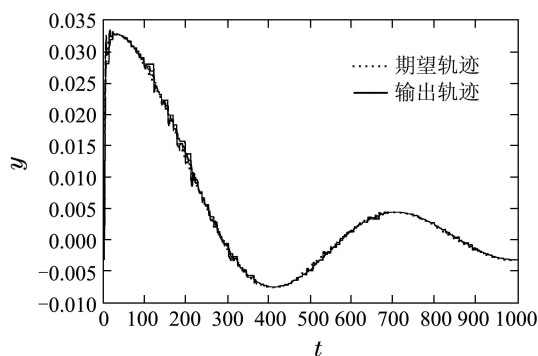


图 8 远程开闭环迭代学习的结果

Fig. 8 Result of RORC-ILC

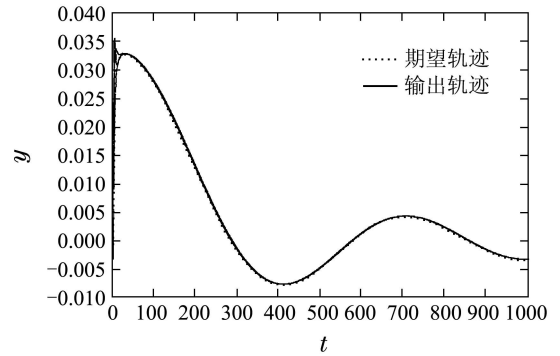


图 9 远程开环本地闭环迭代学习的结果

Fig. 9 Result of ROLC-ILC

上述结果表明, 单纯开环迭代学习控制不能使不稳定对象收敛到期望轨迹, 闭环算法的引入能够使系统收敛, 尤其是开闭环算法拥有更优的迭代结果. 本文提出的方法则能在使系统收敛到期望轨迹的基础上, 大大减小迭代过程的偏差, 且有更好的迭代效果.

5 应用(Applications)

为了更好地研究本文迭代学习控制算法的应用效果, 选取中科院自动化所开发的NetCon网络控制系统^[23]和深圳固高公司开发的倒立摆小车进行实例验证. 本文只选取了外力对小车位移轨迹控制.

NetCon系统作为一个通用的本地/网络化控制系统教学与研究平台, 主要由网络化控制器、可视控制组态软件及可视化监控组态软件组成. 针对各种对象, 在控制软件中对控制方法和策略进行建模仿真, 并远程下载到网络化控制器中执行, 构成本地或网络化控制回路, 对被控对象进行控制及监控.

本例中, 两台网络化控制器通过以太网交换实时数据, 作为不同的功能模块使用: 一台与控制对象相连, 作为传感器和执行器, 执行数据采集、信号输出、本地控制等功能; 另一台网络化控制器执行远程开环学习控制算法, 作为控制器使用.

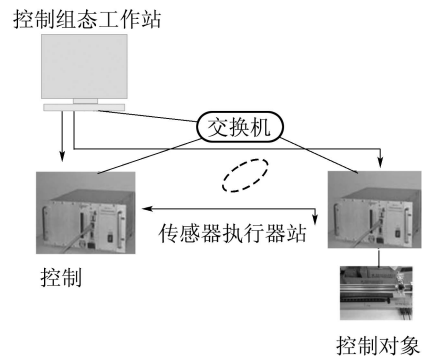


图 10 控制结构示意图

Fig. 10 Structure diagram of experiment

小车系统输入为外力, 也可认为是加速度, 输出为位移. 理想状态下系统为二阶积分系统, 但由于摩擦力的存在且不均匀, 以及其他装置的影响, 系统存在

一定的非线性. 因此, 使用本文方法之前, 需要获得小车的近似线性系统. 本文采用直接辨识法获得系统模型^[24].

由于系统包含积分过程, 属于不稳定系统, 需要首先对系统镇定. 经过测试, 当反馈矩阵为1时, 可使系统在一定范围内的阶跃响应输出稳定. 因此, 本文的系统辨识是针对闭环系统, 系统结构如图11所示.

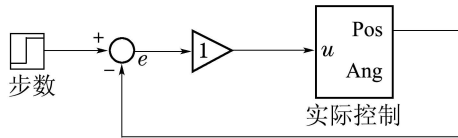


图 11 小车闭环系统

Fig. 11 The closed-loop of cart

闭环系统阶跃响应输出如图12所示.

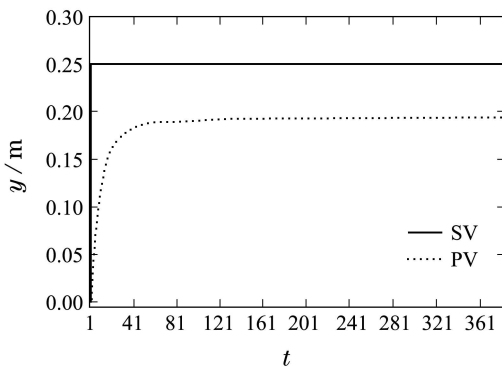


图 12 小车闭环系统响应

Fig. 12 The closed-loop response of cart

经过辨识, 可得闭环系统如下:

$$G(s) = \frac{0.75}{s + 1}.$$

由反馈控制器为1可得小车系统近似一阶系统如下:

$$G_p(s) = \frac{3}{4s + 7}.$$

系统采样频率为0.1 s, 可得系统离散状态空间形式如下:

$$\begin{aligned} x(t + 1) &= 0.84x(t) + 0.1u(t), \\ y(t) &= 0.75x(t). \end{aligned}$$

选择网络控制系统双向传输通道丢包率均为50%, 即 $\bar{\gamma}_u = \bar{\gamma}_y = 0.5$. 选择如下学习律:

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + 4.4e_k(t) + e_{k+1}(t), \quad (32)$$

即

$$L_1 = 1, L_2 = 4.4.$$

由式(12)和式(32)得

$$\begin{aligned} K_1 &= 1, K_2 = 0.1, \\ \rho(E(A_4)) &= 0.8605 < 1, \end{aligned}$$

根据定理1, 可知学习律(22)满足系统收敛条件.

同样分别考虑网络较好和较差两种情况下的应用效果. 经过实验, 经过4次迭代后, 输出都已基本跟踪到期望轨迹. 期望轨迹为 $y_d(t) = 0.3(1 - e^{-t/50})$.

系统仿真周期为1000 s, 最终跟踪效果分别见图13和图14.

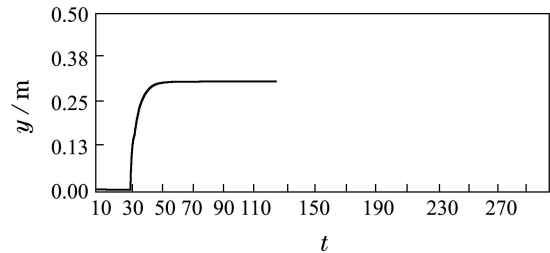


图 13 网络状况较好情况下的跟踪轨迹

Fig. 13 The tracking trajectory in case of good network condition

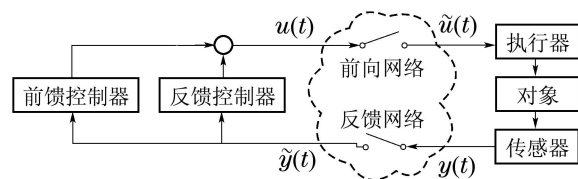


图 14 网络状况较差情况下的跟踪轨迹

Fig. 14 The tracking trajectory in case of bad network condition

输入轨迹如图15–16所示.

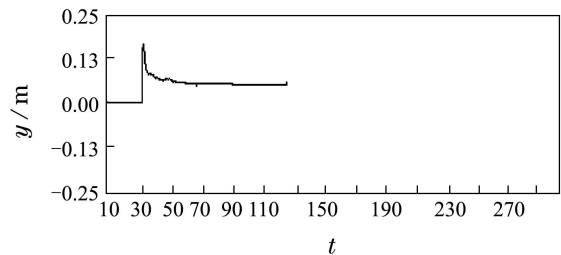


图 15 网络状况较好情况下的输入轨迹

Fig. 15 The input trajectory in case of good network condition

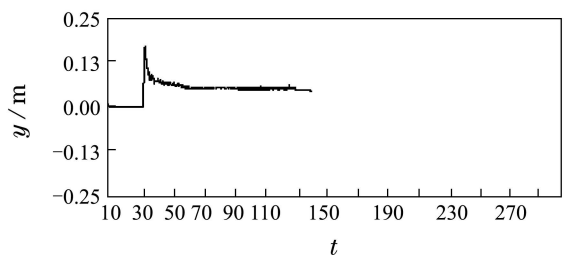


图 16 网络状况较差情况下的输入轨迹

Fig. 16 The input trajectory in case of bad network condition

从上述图可以看出, 在迭代过程中, 系统仍然保持了较好的性能, 只是波动在一定程度上变大了.

实验数据统计如表2所示. 当系统在第4次迭代之后, 两种情况下的误差分别为0.0752和0.0833, 误差增大了11%.

表 2 控制结果

Table 2 Results in different conditions

网络状况	传感器-控制器 丢包率/%	控制器-执行器 丢包率/%	迭代次数	迭代误差
较好	0	0	4	0.0752
较差	50	50	4	0.0833

从上面结果可以看出, 在网络状况较差的情况下, 迭代学习控制仍然保持了较好的效果. 分析其原因可以发现, 控制输入中只有较少一部分经过了网络, 受到丢包的影响. 即本文提出的方法, 只有开环部分经过网络, 而且此部分属于离线数据, 对系统性能影响较小.

6 结论(Conclusions)

本文针对网络控制系统的数据传输过程中存在的丢包等问题, 设计了一个新的开闭环迭代学习控制算法. 将学习率的闭环部分作为本地控制器, 实现实时反馈控制, 而开环部分作为远程控制器, 只有离线数据经过网络, 实现前馈补偿. 这样, 利用迭代学习的优势补偿了传统网络化控制系统依赖于精确模型的缺点, 而离线数据经过网络, 使网络的时延性对控制系统的影响降低, 提高了控制系统的性能. 利用 2D 方法给出该学习算法的收敛性判断依据, 并通过不同形式的 ILC 应用以及小车的网络化控制实验, 证实本文所提方法的有效性及其可行性.

参考文献(References):

- [1] BRISTOW D A, THARAYIL M, ALLEYNE A G. A survey of iterative learning control [J]. *IEEE Transactions on Control Systems*, 2006, 28(3): 96 – 114.
- [2] CHEN Y, GONG Z, WEN C. Analysis of a high-order iterative learning control algorithm for uncertain nonlinear systems with state delays [J]. *Automatica*, 2008, 25(3): 345 – 353.
- [3] CHIEN C J. A discrete iterative learning control for a class of nonlinear time-varying systems [J]. *Journal of Robotic System*, 1998, 43(5): 748 – 752.
- [4] PARK K H. An average operator-based PD-type iterative learning control for variable initial state error [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, 50(6): 865 – 869.
- [5] RUAN X E, YU N R, WAN B W, et al. The iterative learning control and convergence analysis for nonlinear industrial process control systems [J]. *IEEE Transactions on Control and Automation*, 2000(5): 3285 – 3289.
- [6] SAAB S S. A discrete-time stochastic learning control algorithm [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2001, 46(6): 877 – 887.
- [7] SUN M, WANG D. Iterative learning control with initial rectifying action [J]. *Automatica*, 2002, 38(7): 1177 – 1182.
- [8] CHEN Y, MOORE K L. Harnessing the nonrepetitiveness in iterative learning control [C] // *The 41st IEEE Conference on Decision and Control*. Las Vegas: IEEE, 2002, 8: 3350 – 3355.
- [9] AHN H S, MOORE K L. Stability of discrete-time iterative learning control with random data dropouts and delayed controlled signals in networked control systems [C] // *The 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision*. Hanoi: ICARCA, 2008: 757 – 762.

- [10] LIU C P, XU J X, WU J. Iterative learning control with high-order internal model for linear time-varying systems [C] // *American Control Conference*. St. Louis: IEEE, 2009: 1634 – 1639.
- [11] LIU C P, XU J X, WU J. Iterative learning control for network systems with communication delay or data dropout [C] // *The 28th Chinese Control Conference on Decision and Control*. Guilin: IEEE, 2009: 4858 – 4863.
- [12] BU X H, HOU Z S, DONG H R. Stability analysis of iterative learning control with data dropouts [C] // *The 7th International Conference on Control and Automation*. Christchurch: ICCA, 2009: 1146 – 1151.
- [13] BU X H, HOU Z S. Stability of iterative learning control with data dropouts via asynchronous dynamical system [J]. *International Journal of Automation and Computing*, 2011, 8: 29 – 36.
- [14] AHN H S, CHEN Y, MOORE K L. Intermittent iterative learning control [C] // *The 26th International Conference on Control Applications*. Germany: IEEE, 2006: 832 – 867.
- [15] YU S J, WU J H, YAN X W. A PD-type open-closed-loop iterative learning control and its convergence for discrete systems [C] // *The 1st Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Beijing: ICMLC, 2002, 2: 659 – 662.
- [16] PI D Y, PANALIAPPAN K. Robustness of discrete nonlinear systems with open-closed-loop iterative learning control [C] // *The 1st Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Beijing: ICMLC, 2002, 3: 1263 – 1266.
- [17] SHOU J, PI D, WANG W. Sufficient conditions for the convergence of open-closed-loop PID-type iterative learning control for nonlinear time-varying systems [C] // *International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. Washington: IEEE, 2003, 3: 2557 – 2562.
- [18] SHOU J, ZHANG Z, PI D. On the convergence of open-closed-loop D-type Iterative learning control for nonlinear systems [C] // *International Symposium on Intelligent Control*. Westin Galleria Houston: ISIC, 2003: 963 – 967.
- [19] AHN H S, CHEN Y, MOORE K L. Iterative learning control: Brief survey and categorization [C] // *International Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. Piscataway: IEEE, 2007: 1099 – 1121.
- [20] SHI J, GAO F, WU T J. Robust design of integrated feedback and iterative learning control of a batch process based on a 2D Roesser system [J]. *Journal of Process Control*, 2005, 5: 907 – 924.
- [21] CHOW T W S, YONG F. 2-D analysis iterative learning controller for discrete-time systems with variable initial conditions [C] // *Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*. Piscataway: IEEE, 2003, 50(5): 722 – 727.
- [22] CHOW T W S, FANG Y. An iterative learning control method for continuous-time systems based on 2-D systems theory [C] // *IEEE Transactions on Circuits & Systems*, 1998, 45(6): 683 – 689.
- [23] ZHU Y G, ZHENG G, LUY G. System architecture design of supervisory software for networked control systems [C] // *Chinese Control Conference*. Zhangjiajie: CCC, 2007: 555 – 560.
- [24] WANG Q G, GUO X, ZHANG Y. Direct identification of continuous time delay systems from step responses [J]. *Journal of Process Control*, 2001, 11(5): 531 – 542.

作者简介:

赵众 (1970–), 男, 教授, 美国 IEEE 会员, 日本 SICE 会员, 目前研究方向为复杂工业过程先进控制、过程监测、网络控制, E-mail: zhaozhong@mail.buct.edu.cn;

高颖 (1989–), 女, 硕士研究生, 目前研究方向为网络控制系统, E-mail: 2010000778@grad.buct.edu.cn;

刘志立 (1986–), 男, 硕士研究生, 目前研究方向为网络控制系统, E-mail: 2009000775@grad.buct.edu.cn.