

面向网络诱导时延和数据包丢失补偿的网络化广义预测控制

唐 斌^{1,2}, 章 云¹, 刘国平^{2,3}, 桂卫华²

(1. 广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510006;

2. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083; 3. 格拉摩根大学 工程学院, 威尔士 盘提普里德 CF37 1DL)

摘要: 针对网络化控制系统中存在的网络诱导时延和数据包丢失, 考虑了网络化广义预测控制问题. 基于多个数据包传送的通讯方式以及网络诱导时延和数据包丢失预先可知的假设, 提出了一种采用最小预测步长和预测控制增量向量分别补偿网络诱导时延和数据包丢失对系统性能影响的新方法, 给出了相应的网络化模型预测算法和网络化滚动优化算法, 对于被控对象参数未知或缓慢变化的情况, 给出了基于递推最小二乘辨识改进算法的网络化反馈修正算法, 通过仿真验证了所提出网络化算法的有效性.

关键词: 网络化广义预测控制; 网络诱导时延; 数据包丢失; 最小预测步长; 预测控制增量向量

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Networked generalized predictive control for compensation of network-induced time delay and packet loss

TANG Bin^{1,2}, ZHANG Yun¹, LIU Guo-ping^{2,3}, GUI Wei-hua²

(1. Faculty of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510006, China;

2. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China;

3. Department of Engineering, University of Glamorgan, Pontypridd Welsh CF37 1DL, UK)

Abstract: A generalized predictive control is considered for networked control systems with time-varying network-induced time delay and packet loss. Because multiple data are sent in one packet from the source node to the target node, and the network-induced time delay and the packet loss are known a priori, a new method is proposed to compensate the influences of network-induced time delay and packet loss on control performance using minimal prediction horizon and predictive control increment vector, respectively. Thus, we develop the corresponding networked model prediction algorithm and the algorithm of networked receding-horizon optimization. For the controlled system with unknown or slowly varying parameters, the networked feedback correction algorithm is discussed based on a modified recursive least-squares identification algorithm. Simulation results are given to show the effectiveness of our proposed algorithms.

Key words: networked generalized predictive control; network-induced time delay; packet loss; minimal predictive horizon; vector of predictive control increment

1 引言(Introduction)

网络诱导时延和数据包丢失是网络化控制系统(NCSs)的两个常见现象, 它们的存在都对NCSs稳定性和性能产生消极影响, 甚至导致系统不稳定, 如何补偿网络诱导时延和数据包丢失的影响, 保证系统稳定性和性能, 是NCSs分析与设计的重要方向^[1~13]. 网络诱导时延和数据包丢失的描述和处理方式, 影响着分析和设计方法的选择以及结果的有效性, 相关的分析与设计方法大致遵循了两大思路. 一种思路把网络诱导时延和数据包丢失转化为系统模型参数, 考虑与网络诱导时延和数据包丢失的准确时序^[1]、随机概率^[2,3]或者有界信息^[4,5]直接

相关的稳定性分析与系统设计方法, 被动地补偿网络诱导时延和数据包丢失的影响, 获得了一定程度的补偿性能. 另一种思路考虑基于预测补偿思想的分析与设计方法, 该方法避免了被动性补偿方法的保守性, 额外地利用了受控对象的动态特性信息, 通过预测主动地补偿网络诱导时延和数据包丢失的影响, 在一定程度上改善了系统性能^[6~13]. Mon-
testreque等^[6]针对网络存在反馈通道的情况, 考虑了基于模型的控制方法, 其关键思想是利用对象的动态特性减少网络的使用. Chai等^[7]研究了基于预测器和预测控制序列的网络化预测控制, 分别补偿反馈通道和控制通道的网络诱导时延和数据包丢失,

收稿日期: 2010-04-13; 收修改稿日期: 2010-02-25.

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(60634020); 国家自然科学基金面上资助项目(60874008); 广东省自然科学基金研究团队项目(8351009001000002); 广东省自然科学基金博士启动项目(9451009001002702).

如何精确检测网络诱导时延和数据包丢失, 以及减少预测误差是该网络化方案的关键. 采用文献[7]类似的思路, 李德伟等^[8]把随机网络诱导时延和数据包丢失转化静态过程, 研究了预估NCSs的分析与设计, 减少了预测误差; 聂雪媛等^[9]获得了网络化广义预测控制系统的稳定性充要条件. 张奇智等^[10]研究了基于时戳的网络化预测函数控制, 获得了相对于传统算法更优的控制性能. 陈鹏等^[11]通过实时估计回路时延, 研究了将自适应Smith补偿器应用于基于IP的NCSs, 表明了预测控制方案的优越性. Munoz de la pena等^[12]基于Lyapunov方法研究了通过预测控制序列补偿数据包丢失的网络化模型预测控制, 证明了存在一个保证闭环系统稳定的数据包丢失上界. Tang等^[13]基于时变网络诱导时延和数据包丢失预先可知的假设, 研究了基于状态空间模型的网络化广义预测控制, 获得了有效的跟踪性能.

本文针对网络化控制系统中存在网络诱导时延和数据包丢失, 在文献[13]的基础上考虑基于离散时间传递函数模型的网络化广义预测控制问题. 为了补偿网络诱导时延和数据包丢失的影响, 首先假设网络通讯采用多个数据打包传送的方式, 且网络诱导时延和数据包丢失预先可知. 基于该假设提出分别采用最小预测步长和预测控制增量向量主动地补偿网络诱导时延和数据包丢失对控制性能的影响, 进而给出相应的网络化模型预测算法和网络化滚动优化算法, 在此基础上给出网络化广义预测控制算法. 对于被控对象参数未知或缓慢变化的情况, 给出基于递推最小二乘辨识改进算法的网络化反馈修正算法, 进而给出网络化广义预测自校正控制算法. 最后通过网络化模型预测+PID控制、网络化广义预测控制、网络化广义预测自校正控制的仿真, 验证所提出网络化算法的有效性以及相对于传统控制算法的优越性.

2 问题描述(Problem formulation)

考虑被控对象的数学模型

$$A(z^{-1})y(t) = z^{-d}B(z^{-1})u(t) + \omega(t)/\Delta, \quad (1)$$

其中: $y(t)$, $u(t)$ 和 $\omega(t)$ 分别是 $t \times h$ 时刻的被控对象输出测量值、输入控制量和白噪声扰动, h 为采样周期, $d \geq 1$ 为被控对象的时滞, $A(z^{-1})$, $B(z^{-1})$ 和 Δ 是关于后移算子 z^{-1} 的多项式, 且

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + \cdots + a_{n_a} z^{-n_a},$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + \cdots + b_{n_b} z^{-n_b},$$

$$\Delta = 1 - z^{-1}.$$

传统的广义预测控制问题可以描述为: 在每一采

样时刻, 结合模型预测进行滚动优化, 求解一个最优预测控制增量序列

$$\begin{aligned} \Delta U^*(t + N_0 - d) = \\ f(Y_{\text{past}}(t), \Delta U_{\text{past}}(t + N_0 - 1 - d)), \end{aligned}$$

并把序列中的第1个元素发送给执行器, 其中: $N_0 \geq d$ 为最小预测步长,

$$\begin{aligned} \Delta U^*(t + N_0 - d) = \\ [\Delta u^*(t + N_0 - d), \cdots, \\ \Delta u^*(t + N_0 + N_u - 1 - d)]^T, \end{aligned}$$

N_u 为控制步长,

$$\begin{aligned} Y_{\text{past}}(t) = \{y(i), i = 1, 2, \cdots, t\}, \\ \Delta U_{\text{past}}(t + N_0 - 1 - d) = \\ \{\Delta u(i), i = t + N_0 - 1 - d, \cdots, \\ 1, 0, -1, \cdots, -d + 1\}, \end{aligned}$$

函数 $f(\cdot)$ 为根据已知信息 $\{Y_{\text{past}}(t), \Delta U_{\text{past}}(t + N_0 - 1 - d)\}$ 对性能指标

$$\begin{aligned} J = \sum_{j=N_0}^{N_0+N_p} [y(t+j|t) - y_r(t+j)]^2 + \\ \sum_{j=1}^{N_u} \lambda_j [\Delta u(t + N_0 - 1 + j - d)]^2 \end{aligned}$$

进行滚动优化而获得 $\Delta U^*(t + N_0 - d)$ 的优化求解算法, 其中 $N_p \geq N_u$ 为预测步长, $y(t+j|t)$ 为预测输出值, $y_r(t+j)$ 为参考轨迹. 当被控对象的参数未知或缓慢变化时, 基于递推最小二乘辨识算法的反馈修正将能有效地更新模型参数, 提高模型预测的精度, 改善系统的控制性能.

由于网络是分时复用的, 且数据的发送和接收难免受限或出错, 从而导致网络诱导时延和数据包丢失存在于NCSs. 在 $t \times h$ 时刻控制器接收的测量值序列 $Y_{c,\text{past}}(t)$ 不同于传感器采样的测量值序列 $Y_{\text{past}}(t)$, 同时控制器将难以在每个采样周期发送一个预测控制增量至执行器, 从而违背了传统广义预测控制理论关于控制器在每一采样周期获得测量值和发送控制量的假设; 另外网络诱导时延还将进一步破坏传统广义预测控制系统的时序条件, 使得传统广义预测控制算法在NCSs中难以获得满意的性能. 因而有必要结合网络条件重新考察广义预测控制的模型预测、滚动优化控制和反馈修正算法, 以改善网络化系统的控制性能.

为了补偿网络诱导时延和数据包丢失对系统性能的影响, 首先对NCSs作出如下假设:

假设 1 传感器、控制器和执行器均为时间驱

动,且更新周期为 h .

假设2 网络通讯采用多个数据打包传送的方式.

假设3 反馈和控制通道的网络诱导时延是预先可知的或可转化为预先可知的,控制器能够获知控制通道和反馈通道的数据包发送过程是否成功.

为了补偿从传感器至控制器的数据包丢失的影响,保证网络化模型预测、滚动优化控制和反馈修正算法所依赖测量值信息的完备性,在每一系统更新时刻传感器采用假设2的通讯方式,把当前及过去 n_a 个采样时刻的 $n_a + 1$ 个测量值打包成一个数据包发送到控制器,并可通过时间戳技术区分数据包的新旧.定义 k 为控制器所接收数据包的标号, $i_k h$ 为数据包中最新测量值的采样时刻,且当一个旧的数据包到达控制器时,较新数据包的标号均加1,即

$$Y_{c,past}(t) = \{y(i_k), \dots, (i_k - n_a), 0, \dots, 0, y(i_{k-1}), \dots, y(i_{k-1} - n_a), y_0, \dots, 0, y(i_1), \dots, y(i_1 - n_a), 0, \dots, 0, y(0), \dots, y(-n_a)\}$$

是按采样时间非增序排列的, $i_k h$ 大于 $i_{k-1} h$ 总是成立,其中 $y(i_k)$ 为控制器接收的最新测量值, $y(0), \dots, y(-n_a)$ 为控制器设定的初始值.为了描述方便,定义 $l_{i_k}^{sc} = i_k - i_{k-1}$ 为传感器到控制器之间的连续数据包丢失数目,则 $l_{i_k}^{sc}$ 是时变的;且假定 $l_{i_k}^{sc} \leq l_{i_k, \max}^{sc} \leq l_{\max}^{sc}$,其中 $l_{i_k, \max}^{sc}$ 为与实时网络状态相关的 $l_{i_k}^{sc}$ 的上界, $l_{\max}^{sc} = \{l_{i_k, \max}^{sc}, k = 1, 2, \dots\}$.

为了补偿从控制器至执行器的数据包丢失的影响,通过滚动优化获得预测控制增量向量 $\Delta U^*(i_k + N_{0,i_k} - d)$,其中 N_{0,i_k} 为网络化广义预测控制的最小预测步长,并采用假设2的通讯方式,打包在一个数据包中发送至执行器,在下一个新数据包到达执行器之前,各分量依次作用于被控对象.同时假设3保证了控制器在执行网络化模型预测、滚动优化控制和反馈修正算法时能够准确地预知算法所依赖的预测控制增量或控制量信息.为了描述方便,定义 s 为执行器接收的数据包标号, $i_s h$ 为预测控制增量向量第一个分量的作用时刻;定义 $l_{i_s}^{ca} = i_s - i_{s-1}$ 为控制器到执行器之间的连续数据包丢失数目,则 $l_{i_s}^{ca}$ 是时变的,且定义满足 $l_{i_s}^{ca} \leq l_{i_s, \max}^{ca} \leq l_{\max}^{ca}$,其中 $l_{i_s, \max}^{ca}$ 为与实时网络状态相关的 $l_{i_s}^{ca}$ 的上界, $l_{\max}^{ca} = \{l_{i_s, \max}^{ca}, k = 1, 2, \dots\}$.

为了补偿网络诱导时延的影响,滚动优化控制算法额外地根据闭环网络诱导时延适当地设置最小预测步长 N_{0,i_k} .为了描述方便,定义 $\tau_{i_k}^{sc}$ 和 $\tau_{i_k}^{ca}$ 分别为对应于 $y(i_k)$ 的从传感器至控制器和从控制器至执行器的网络诱导时延,且满足 $\tau_{i_k}^{sc} \leq \tau_{i_k, \max}^{sc} \leq \tau_{\max}^{sc}$,

$\tau_{i_k}^{ca} \leq \tau_{i_k, \max}^{ca} \leq \tau_{\max}^{ca}$,其中 $\tau_{i_k, \max}^{sc}$ 和 $\tau_{i_k, \max}^{ca}$ 分别为对应于 $y(i_k)$ 的网络诱导时延上界,该上界与实时的网络状况相关, $\tau_{\max}^{sc} = \max\{\tau_{i_k, \max}^{sc}, k = 1, 2, \dots\}$, $\tau_{\max}^{ca} = \max\{\tau_{i_k, \max}^{ca}, k = 1, 2, \dots\}$.由于测量值数据包到达控制器时,控制器需要等待控制通道的网络访问权限,然后计算和发送预测控制增量向量至执行器,因此在控制器端存在一个等待时延,定义该时延为 $\tau_{i_k}^c$.根据本文的控制方案,对于同一个最新测量值 $y(i_k)$,当控制器先后多次成功地访问控制通道的网络时,则每次 $\tau_{i_k}^c$ 的值将不同.在此定义闭环网络诱导时延 $\tau_{i_k} \triangleq \tau_{i_k}^{sc} + \tau_{i_k}^c + \tau_{i_k}^{ca}$.假设 i_s 为对应于测量值 $y(i_k)$ 的控制增量向量第一个分量的作用时步,为了补偿网络诱导时延的影响,本文提出根据 τ_{i_k} 的大小,通过适当地设置最小预测步长 N_{0,i_k} ,使得 $i_k + N_{0,i_k} - d = i_s$ 来实现,同时假设3保证了 τ_{i_k} 的准确预知.

根据以上假设和定义,网络化广义预测控制问题可以统一描述为:当控制器获得控制通道的网络访问权时,首先执行网络化模型预测算法,求解各步超前预测输出

$$y(i_k + j|i_k) = f_p(Y_{c,past}(i_k), \Delta U_{past}(i_k + N_{0,i_k} - 1 - d)), \quad (2)$$

其中: $f_p(\cdot)$ 为 $y(i_k + j|i_k)$ 与 $Y_{c,past}(i_k)$ 和 $\Delta U_{past}(i_k + N_{0,i_k} - 1 - d)$ 之间的函数关系, $\Delta U_{past}(i_k + N_{0,i_k} - 1 - d)$ 为 $(i_k + N_{0,i_k} - 1 - d)h$ 及其以前时刻作用于被控对象的预测控制增量序列,该序列的最新控制增量对应于测量值 $y(i_{k-1})$.

然后根据超前预测模型(2)执行网络化滚动优化算法,求解最优预测控制增量向量:

$$\Delta U^*(i_k + N_{0,i_k} - d) = f(Y_{c,past}(i_k), \Delta U_{past}(i_k + N_{0,i_k} - 1 - d)), \quad (3)$$

其中函数 $f(\cdot)$ 为根据已知信息 $\{Y_{c,past}(i_k), \Delta U_{past}(i_k + N_{0,i_k} - 1 - d)\}$ 对性能指标

$$J = \sum_{j=N_{0,i_k}}^{N_{0,i_k}+N_p-1} [y(i_k + j|i_k) - y_r(i_k + j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda_j [\Delta u(i_k + N_{0,i_k} - 1 + j - d)]^2$$

进行滚动优化而获得 $\Delta U^*(i_k + N_{0,i_k} - d)$ 的优化求解算法;在向量 $\Delta U^*(i_k + N_{0,i_k} - d)$ 成功地发送至执行器后,各分量在相应时刻依次作用于被控制对象,直到执行器接收到新预测控制增量向量数据包.

对于被控对象参数未知或慢变的情况,控制器利用接收到的新测量值数据包,执行网络化反馈修正算法

$$\theta(i_k) = f_i(Y_{c,\text{past}}(i_k), U_{\text{past}}(i_k - d)), \quad (4)$$

其中: $f_i(\cdot)$ 为被辨识参数向量 $\theta(i_k)$ 与序列 $Y_{c,\text{past}}(i_k)$ 和实际控制量序列 $U_{\text{past}}(i_k - d)$ 的函数关系, 以修正系统的模型参数形成自校正控制, 提高控制系统性能。

3 主要结果(Main results)

3.1 网络化模型预测算法(Networked model predictive algorithm)

对于网络化模型预测问题(2), 为了获得对象(1)的 j 步超前预测输出, 引入Diophantine方程

$$1 = E_j(z^{-1})A(z^{-1})\Delta + z^{-j}F_j(z^{-1}), \quad (5)$$

其中:

$$E_j(z^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^{j-1} e_{j,i} z^{-i},$$

$$F_j(z^{-1}) = \sum_{i=0}^{n_a} f_{j,i} z^{-i}.$$

将式(5)代入式(1)可得

$$y(i_k + j) = E_j(z^{-1})B(z^{-1})\Delta u(i_k + j - d) + F_j(z^{-1})y(i_k) + E_j(z^{-1})\omega(i_k + j).$$

由于上式中 $E_j(z^{-1})\omega(i_k + j)$ 是 $(i_k + 1)h$ 到 $(i_k + j)h$ 时刻的白噪声之和, 进而可得 j 步超前预测模型

$$y(i_k + j|i_k) = E_j(z^{-1})B(z^{-1})\Delta u(i_k + j - d) + F_j(z^{-1})y(i_k), \quad (6)$$

其中: $y(i_k + j|i_k)$ 为根据 $Y_{c,\text{past}}(i_k)$ 获得的在 $(i_k + j)h$ 时刻的预测输出, $\Delta u(i_k + j - d)$ 为对应于 $(i_k + j - d)h$ 时刻的预测控制增量, Diophantine方程(5)的参数递推关系满足

$$\begin{cases} f_{j+1,i} = f_{j,i+1} - e_{j+1,j}(a_{i+1} - a_i), \\ 0 \leq i < n_a, \\ f_{j+1,n_a} = e_{j+1,j}a_{n_a}, \\ e_{j+1,j} = f_{j,0} = F_j(0). \end{cases} \quad (7)$$

参数递推关系的初值为

$$\begin{cases} E_1(z^{-1}) = e_{1,0} = 1, \\ F_1(z^{-1}) = -(a_1 - 1) - \dots - (a_{n_a} - a_{n_a-1})z^{-(n_a-1)} + a_{n_a}z^{-n_a}. \end{cases} \quad (8)$$

为了采用单步超前预测模型(6)补偿网络诱导时延和数据包丢失, 综合以上推导给出如下的网络化单步模型预测算法:

算法1 对于给定的被控对象(1)和假设1~3.

Step 1 由 $A(z^{-1})$ 、式(8)和(7)离线计算 $E_j(z^{-1})$ 和 $F_j(z^{-1})$, 其中 $j = 1, \dots, \tau_{\text{max}}^{\text{sc}} + \tau_{\text{max}}^{\text{ca}} + l_{\text{max}}^{\text{sc}} + l_{\text{max}}^{\text{ca}}$.

Step 2 控制器在线侦测是否能获得控制通道的访问权? 是, 则基于假设3给定的网络条件在线确定当前的闭环网络诱导时延 τ_{i_k} 和控制通道的未来连续数据包丢失数目 $l_{i_s+1}^{\text{ca}}$; 否, 则继续在线等待控制通道的访问权。

Step 3 按单步超前预测模型(6)在线计算预测输出 $\{y(i_k + \tau_{i_k} + d), \dots, y(i_k + \tau_{i_k} + d + l_{i_s+1}^{\text{ca}} - 1)\}$.

Step 4 返回到Step 2.

注1 算法1可为延迟或丢失的测量值提供预测输出值, 该预测算法与其他控制算法结合, 在假设2和3成立的情况下可用于补偿网络诱导时延和数据包丢失的影响, 提高相应NCSs的性能, 比如PID控制算法等。

注2 算法1的补偿性能依赖于对网络诱导时延和数据包丢失的准确预估。当 τ_{i_k} 不能被准确预估时, 可以在控制器和执行器分别设置一个缓冲器, 缓冲长度分别等于 $\tau_{i_k}^{\text{sc}}$ 和 $\tau_{i_k}^{\text{ca}}$, 以保证时延的准确预估, 或者通过时戳准确地检测 $\tau_{i_k}^{\text{sc}}$, 仅在执行器设置缓冲器。当 $l_{i_s+1}^{\text{ca}}$ 不能被准确预估时, 可以把 $l_{i_s+1}^{\text{ca}}$ 设定为 $l_{\text{max}}^{\text{ca}}$, 以上处理增加了预测步长, 从而导致预测精度降低, 但预测补偿的主动性可以避免各种被动性方法存在的保守性, 改善对网络诱导时延的补偿性能。

3.2 网络化滚动优化算法(Networked receding horizon optimization algorithm)

对于网络化滚动优化问题(3)的性能指标

$$J = \sum_{j=N_{0,i_k}}^{N_{0,i_k}+N_p-1} [y(i_k + j|i_k) - y_r(i_k + j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda_j [\Delta u(i_k + N_{0,i_k} - 1 + j - d)]^2, \quad (9)$$

其中: $y_r(i_k + N_{0,i_k} + j) = \alpha y_r(i_k + N_{0,i_k} + j - 1) + (1 - \alpha)R$, $0 < \alpha < 1$, $1 < j < N_p$, R 为设定值。

为了求解网络化广义预测控制律, 必须给出 $(i_k + N_{0,i_k})h$ 及其以后时刻的多步预测输出向量形式, 为此引入Diophantine方程:

$$E_j(z^{-1})B(z^{-1}) = G_j(z^{-1}) + z^{-(j-N_{0,i_k}+1)}H_j(z^{-1}), \quad (10)$$

其中:

$$G_j(z^{-1}) = \sum_{i=0}^{j-N_{0,i_k}} g_{j,i} z^{-i},$$

$$H_j(z^{-1}) = \sum_{i=0}^{n_b+N_{0,i_k}-2} h_{j,i} z^{-i}.$$

将式(10)代入式(6)可得

$$y(i_k + j|i_k) = G_j(z^{-1})\Delta u(i_k + j - d) + H_j(z^{-1})\Delta u(i_k + N_{0,i_k} - 1 - d) + F_j(z^{-1})y(i_k),$$

其中: $G_j(z^{-1})\Delta u(i_k + j - d)$ 是与未知预测控制增量相关的项, $H_j(z^{-1})\Delta u(i_k + N_{0,i_k} - 1 - d)$ 是与已知预测控制增量相关的项, $F_j(z^{-1})y(i_k)$ 是与过去的输出相关的项.

定义

$$\begin{aligned} Y(i_k + N_{0,i_k}) &= [y(i_k + N_{0,i_k} | i_k) \cdots y(i_k + N_{0,i_k} + N_p - 1 | i_k)]^T, \\ \Delta U(i_k + N_{0,i_k} - d) &= [\Delta u(i_k + N_{0,i_k} - d) \cdots \Delta u(i_k + N_{0,i_k} + N_u - 1 - d)]^T, \\ G &= \begin{bmatrix} g_{1,0} & & \cdots & 0 \\ g_{2,1} & g_{1,0} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ g_{N_u, N_u-1} & g_{N_u-1, N_u-2} & \cdots & g_{1,0} \\ \vdots & & & \vdots \\ g_{N_p, N_p-1} & g_{N_p-1, N_p-2} & \cdots & g_{N_p-N_u+1, N_p-N_u} \end{bmatrix}_{N_p \times N_u}, \\ H(z^{-1}) &= [H_{N_{0,i_k}}(z^{-1}) \ H_{N_{0,i_k}+1}(z^{-1}) \cdots H_{N_{0,i_k}+N_p-1}(z^{-1})]^T, \\ F(z^{-1}) &= [F_{N_{0,i_k}}(z^{-1}) \ F_{N_{0,i_k}+1}(z^{-1}) \cdots F_{N_{0,i_k}+N_p-1}(z^{-1})]^T, \end{aligned}$$

则 N_p 步预测输出的向量形式为

$$\begin{aligned} Y(i_k + N_{0,i_k}) &= G\Delta U(i_k + N_{0,i_k} - d) + H(z^{-1}) \cdot \\ &\Delta u(i_k + N_{0,i_k} - 1 - d) + F(z^{-1})y(i_k). \quad (11) \end{aligned}$$

结合多步预测模型(11), 性能指标(9)进一步表示为

$$\begin{aligned} J &= [Y(i_k + N_{0,i_k}) - Y_r(i_k + N_{0,i_k})]^T \cdot \\ &[Y(i_k + N_{0,i_k}) - Y_r(i_k + N_{0,i_k})] + \\ &[\Delta U(i_k + N_{0,i_k} - d)]^T \Lambda [\Delta U(i_k + N_{0,i_k} - d)], \end{aligned}$$

其中:

$$\begin{aligned} Y_r(i_k + N_{0,i_k}) &= [y_r(i_k + N_{0,i_k}) \cdots y_r(i_k + N_{0,i_k} + N_p - 1)]^T, \\ \Lambda &= \text{diag}(\lambda_i), i = 1, \cdots, N_u, \\ N_{0,i_k} &\geq \tau_{i_k} + d. \end{aligned}$$

求解 J 关于未知控制增量向量 $\Delta U(i_k + N_{0,i_k} - d)$ 导数, 并令 $\frac{\partial J}{\partial \Delta U(i_k + N_{0,i_k} - d)} = 0$, 可得如下的网络化广义预测控制律:

$$\begin{aligned} \Delta U^*(i_k + N_{0,i_k} - d) &= (G^T G + \Lambda)^{-1} G^T [Y_r(i_k + N_{0,i_k}) - H(z^{-1}) \cdot \\ &\Delta u(i_k + N_{0,i_k} - 1 - d) - F(z^{-1})y(i_k)], \quad (12) \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} \Delta U^*(i_k + N_{0,i_k} - d) &= [\Delta u^*(i_k + N_{0,i_k} - d) \cdots \Delta u^*(i_k + N_{0,i_k} + N_u - 1 - d)]^T. \end{aligned}$$

当 $\Delta U^*(i_k + N_{0,i_k} - d)$ 成功发送至执行器时, 对于 $j \in \{0, \cdots, i_{s+1} - i_s - 1\}$, 执行器执行如下的控制动作:

$$\begin{aligned} u(i_s + j) &= u(i_k + N_{0,i_k} + j - 1) + \\ &\Delta u^*(i_k + N_{0,i_k} + j). \quad (13) \end{aligned}$$

网络化滚动优化算法通过适当地设置滚动优化的最小预测步长和预测控制步长, 从而补偿网络诱导时延和数据包丢失的影响, 为此给出如下的设定方法:

1) 对于NCSs中仅存在网络诱导时延的情况, 当 τ_t^{sc} 和 τ_t^{ca} 都为定常时延, 即 $\tau_t^{\text{sc}} = \tau^{\text{sc}}$ 和 $\tau_t^{\text{ca}} = \tau^{\text{ca}}$ 时, 数据包次序不会发生混乱, 控制器和执行器在每个系统更新时刻接收到新数据包, 最小预测步长 $N_{0,t} \geq \tau^{\text{sc}} + \tau^{\text{ca}} + d$; 当 τ_t^{sc} 和 τ_t^{ca} 为不可预知的有界时变网络诱导时延时, 可采用数据包缓冲和排序机制, 把 $\tau_{i_k}^{\text{sc}}$ 和 $\tau_{i_k}^{\text{ca}}$ 分别扩展为 $\tau_{i_k, \max}^{\text{sc}}$ 和 $\tau_{i_k, \max}^{\text{ca}}$, 则最小预测步长满足 $N_{0,i_k} \geq \tau_{i_k, \max}^{\text{sc}} + \tau_{i_k, \max}^{\text{ca}} + d$, 由于 $\tau_{i_k}^{\text{sc}}$ 可以根据时戳进行辨识, 因而最小预测步长可进一步设置为 $N_{0,i_k} \geq \tau_{i_k}^{\text{sc}} + \tau_{i_k}^{\text{c}} + \tau_{i_k, \max}^{\text{ca}} + d$; 当 τ_t^{sc} 和 τ_t^{ca} 为可预知的有界时变网络诱导时延时, 最小预测步长满足 $N_{0,i_k} \geq \tau_{i_k}^{\text{sc}} + \tau_{i_k}^{\text{c}} + \tau_{i_k}^{\text{ca}} + d$. 为了避免数据包次序混乱对系统性能的影响, 预测控制步长应满足 $N_u \geq \tau_{i_k, \max}^{\text{ca}}$.

2) 对于NCSs中仅存在数据包丢失的情况, 即当 $\tau_t^{\text{sc}} = 0$, $\tau_t^{\text{ca}} = 0$, $i_{k+1} - i_k \geq 1$, $i_{s+1} - i_s \geq 1$ 时, 假定控制器在 $i_s h$ 时刻获得网络访问权, 此时接收到最新测量值为 $y(i_k)$. 当传感器到控制器之间和控制器到执行器之间的数据包发送状态同步, 即 $k = s$, $i_k = i_s - d$ 时, 控制器每接收一个新测量值就执行一次预测控制运算, 并能够成功地把整个预测控制增量向量发送至执行器, 各分量将在相应时刻作用于受控对象, 直到一个新预测控制增量向量发送至执行器, 则最小预测步长满足 $N_{0,i_k} \geq d$, 预测控制步长满足 $N_u \geq l_{i_k, \max}^{\text{ca}}$; 当传感器到控制器之间和控制器到执行器之间的数据包发送状态不同步, 即 $k \neq s$ 时, 控制器接收到一个新测量值数据包之后要等待网络访问权, 以计算和发送预测控制增量向量数据包至执行器, 则最小预测步长满足 $N_{0,i_k} \geq \tau_{i_k}^{\text{c}} + d$, 预测控制步长满足 $N_u \geq l_{i_k, \max}^{\text{ca}}$.

3) 对于NCSs中同时存在网络诱导时延和数据包丢失的情况, 假定控制器在 $i_s h$ 时刻获得网络访问权, 此时接收到的最新测量值为 $y(i_k)$. 当传感器到控制器之间和控制器到执行器之间的数据包发送状态同步时, 最小预测步长满足 $N_{0,i_k} \geq \tau_{i_k}^{sc} + \tau_{i_k, \max}^{ca} + d$, 预测控制步长满足 $N_u \geq l_{i_k, \max}^{ca} + \tau_{i_k, \max}^{ca}$; 当传感器到控制器之间和控制器到执行器之间的数据包发送状态不同步时, 那么最小预测步长满足 $N_{0,i_k} \geq \tau_{i_k}^{sc} + \tau_{i_k}^c + \tau_{i_k, \max}^{ca} + d$, 预测控制步长满足 $N_u \geq l_{i_k, \max}^{ca} + \tau_{i_k, \max}^{ca}$.

为了获得 $G_j(z^{-1})$ 和 $H_j(z^{-1})$ 的参数递推关系, 考虑 $j(j \geq N_{0,i_k})$ 和 $j+1$ 步超前预测的Diophantine方程(10):

$$\begin{aligned} E_j(z^{-1})B(z^{-1}) &= G_j(z^{-1}) + z^{-(j-N_{0,i_k}+1)}H_j(z^{-1}), \\ E_{j+1}(z^{-1})B(z^{-1}) &= \\ G_{j+1}(z^{-1}) + z^{-(j+1-N_{0,i_k}+1)}H_{j+1}(z^{-1}). \end{aligned}$$

两式相减可得

$$\begin{aligned} [E_{j+1}(z^{-1}) - E_j(z^{-1})]B(z^{-1}) &= \\ G_{j+1}(z^{-1}) - G_j(z^{-1}) + \\ z^{-(j-N_{0,i_k}+1)}[z^{-1}H_{j+1}(z^{-1}) - H_j(z^{-1})]. \end{aligned}$$

由于

$$G_{j+1}(z^{-1}) - G_j(z^{-1}) = g_{j+1, j-N_{0,i_k}+1} z^{-(j-N_{0,i_k}+1)},$$

进而可得

$$\begin{aligned} H_{j+1}(z^{-1}) &= z[e_{j+1, j} z^{-(N_{0,i_k}-1)} B(z^{-1}) - \\ &\quad g_{j+1, j-N_{0,i_k}+1} + H_j(z^{-1})]. \end{aligned}$$

将上式展开并令等式两边同幂次系数相等, Diophantine方程(10)的参数满足如下的递推关系:

$$\begin{cases} h_{j+1, i} = h_{j, i+1}, & 0 \leq i \leq N_{0,i_k} - 2; \\ h_{j+1, i} = e_{j+1, j} b_{i+1} + h_{j, i+1}, \\ N_{0,i_k} - 1 \leq i < n_b + N_0 - 3; \\ h_{j+1, n_b + N_0 - 2} = e_{j+1, j} b_{n_b}, \\ g_{j+1, j-N_{0,i_k}+1} = h_{j, 0}. \end{cases} \quad (14)$$

令Diophantine方程(10)的 $j = N_{0,i_k}$ 可得

$$E_{N_{0,i_k}}(z^{-1})B(z^{-1}) = G_{N_{0,i_k}}(z^{-1}) + z^{-1}H_{N_{0,i_k}}(z^{-1}).$$

将上式展开, 并令上式两边同幂次系数相等, 可得递推初值

$$\begin{cases} G_{N_{0,i_k}}(z^{-1}) = g_{N_{0,i_k}, 0} = e_{N_{0,i_k}, 0} b_0, \\ H_{N_{0,i_k}}(z^{-1}) = z E_{N_{0,i_k}}(z^{-1}) B(z^{-1}). \end{cases} \quad (15)$$

结合以上网络化滚动优化算法和算法1, 可给出如下的网络化广义预测控制算法:

算法2 对于给定被控对象(1)和假设1~3:

Step 1 由 $A(z^{-1})$ 、式(8)(7), 离线计算 $E_j(z^{-1})$ 和 $F_j(z^{-1})$, 其中: $j = 1, \dots, \tau_{\max}^{sc} + \tau_{\max}^{ca} + l_{\max}^{sc} + l_{\max}^{ca}$.

Step 2 由 $B(z^{-1})$ 、式(15)(14), 离线计算 $G_j(z^{-1})$ 和 $H_j(z^{-1})$, 其中: $j = 1, \dots, \tau_{\max}^{sc} + \tau_{\max}^{ca} + l_{\max}^{sc} + l_{\max}^{ca}$.

Step 3 控制器在线侦测是否能获得控制通道的访问权? 是, 则根据闭环的网络诱导时延和数据包丢失在线设定最小预测步长 N_{0,i_k} 和控制步长 N_u ; 否, 则继续在线等待控制通道的访问权.

Step 4 在线构造矩阵 $G, F(z^{-1}), H(z^{-1})$.

Step 5 在线构造参考轨迹 $Y_r(i_k + N_{0,i_k})$.

Step 6 由式(12)在线计算 $\Delta U^*(i_k + N_{0,i_k} - d)$, 并发送至执行器.

Step 7 返回Step 3.

注3 由算法2给出的网络化广义预测控制方案可知, 网络诱导时延和连续数据包丢失的增加将导致预测步长的增加, 从而降低输出的预测精度和系统的控制性能.

3.3 网络化反馈修正算法(Networked feedback correction algorithm)

本小节结合王志贤^[14]讨论的渐消记忆递推最小二乘辨识算法, 给出本文所考虑NCSs的参数估计算法:

对于参数未知或缓慢时变的被控对象(1)和假设1~3, 网络化反馈修正问题(4)的渐消记忆递推最小二乘参数估计:

$$\theta^*(i_k) = \theta^*(i_{k-1}) + L(i_k)[y(i_k) - \psi^T(i_k)\theta^*(i_{k-1})], \quad (16)$$

其中: $y(i_k)$ 为当前控制器接收到的最新测量值, $\theta^*(i_{k-1})$ 和 $\theta^*(i_k)$ 分别为对应于 $y(i_{k-1})$ 和 $y(i_k)$ 的渐消记忆递推最小二乘参数估计,

$$\theta(\cdot) = [-\hat{a}_1 \quad -\hat{a}_2 \quad \dots \quad -\hat{a}_{n_a} \quad \hat{b}_0 \quad \hat{b}_1 \quad \dots \quad \hat{b}_{n_b}]^T \in \mathbb{R}^{(n_a+n_b+1) \times 1},$$

$$\psi^T(i_k) = [y(i_k-1) \quad \dots \quad y(i_k-n_a) \quad u(i_k-d) \quad \dots \quad u(i_k-d-n_b)],$$

$$L(i_k) =$$

$$\frac{1}{r} P(i_{k-1}) \psi(i_k) \left[\frac{1}{a} + \frac{\psi^T(i_k) P(i_{k-1}) \psi(i_k)}{r} \right]^{-1},$$

$$P(i_k) = \frac{1}{r} [I - L(i_k) \psi^T(i_k)] P(i_{k-1}),$$

r 为渐消因子.

以上基于渐消记忆递推最小二乘辨识的网络化参数估计, 理论上能够有效地逼近被控对象的实际

参数,结合算法2可构成网络化广义预测自校正控制算法:

算法3 对于参数未知或缓慢时变的被控对象(1)和假设1~3:

Step 1 设置初值 $\theta^*(-1)$, $P(-1)$.

Step 2 在线构造

$$\hat{A}(z^{-1}) = 1 + \hat{a}_1 z^{-1} + \cdots + \hat{a}_{n_a} z^{-n_a}$$

和

$$\hat{B}(z^{-1}) = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 z^{-1} + \cdots + \hat{b}_{n_b} z^{-n_b}.$$

Step 3 由 $\hat{A}(z^{-1})$ 、式(8)(7), 在线计算 $E_j(z^{-1})$ 和 $F_j(z^{-1})$, 其中 $j = 1, \cdots, \tau_{\max}^{\text{sc}} + \tau_{\max}^{\text{ca}} + l_{\max}^{\text{sc}} + l_{\max}^{\text{ca}}$.

Step 4 由 $\hat{B}(z^{-1})$ 、式(15)(14), 在线计算 $G_j(z^{-1})$ 和 $H_j(z^{-1})$, 其中 $j = 1, \cdots, \tau_{\max}^{\text{sc}} + \tau_{\max}^{\text{ca}} + l_{\max}^{\text{sc}} + l_{\max}^{\text{ca}}$.

Step 5 控制器在线侦测是否能获得控制通道的访问权? 是, 则根据闭环的网络诱导时延和数据包丢失在线设定最小预测步长 N_{0,i_k} 和控制步长 N_u ; 否, 则转向Step 9.

Step 6 在线构造矩阵 G , $F(z^{-1})$, $H(z^{-1})$.

Step 7 在线构造参考轨迹 $Y_r(i_k + N_{0,i_k})$.

Step 8 由式(12)在线计算 $\Delta U^*(i_k + N_{0,i_k} - d)$, 并发送至执行器.

Step 9 控制器在线确认是否接收了新的测量值数据包? 是, 则构造 $\psi^T(i_k)$; 否, 则返回Step 5.

Step 10 在线计算 $L(i_k)$ 和 $P(i_k)$.

Step 11 由式(16)在线计算估计参数 $\theta^*(i_k)$, 并返回Step 2.

注4 算法3的网络化反馈修正算法是一种闭环参数估计算法, 在数据包丢失存在时, 由于过渡过程的辨识次数减少, 模型参数常难以较好地逼近实际参数.

4 仿真(Simulation)

仿真分析考虑一个水箱液位调节装置, 其输入为阀门开度(0~100%), 输出为水箱液位(0~100 mm). 当采样周期为1 s时, 通过离线系统辨识获得了其多项式数学模型

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t) + \omega(t)/\Delta,$$

其中:

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 - 1.053z^{-1} - 0.307z^{-2} + \\ &\quad 0.1994z^{-3} + 0.1742z^{-4}, \\ B(z^{-1}) &= 0.0008672z^{-2} + 0.01309z^{-3}. \end{aligned}$$

在以下仿真中, 设定值取为50; 为了突出所提出网络化算法的特性, 仿真过程中设定 $\omega(t) = 0$.

4.1 网络化模型预测+PID控制(Networked model prediction + PID control)

取比例参数为0.5, 积分参数为20. 图1为水箱液位的传统PID控制的仿真效果, 其中3条曲线分别对应 $\tau_{i_k}^{\text{sc}} = 0$, $\tau_{i_k}^{\text{ca}} = 0$ 情况, $\tau_{i_k}^{\text{sc}} \in [0, 5]$, $\tau_{i_k}^{\text{ca}} \in [0, 5]$ 的情况和 $\tau_{i_k}^{\text{sc}} \in [5, 10]$, $\tau_{i_k}^{\text{ca}} \in [5, 10]$ 的情况, 且 $\tau_{i_k}^{\text{sc}}$ 和 $\tau_{i_k}^{\text{ca}}$ 在区间内均匀分布. 由仿真结果可知, 随着网络诱导时延的增大, 传统PID控制算法的输出响应超调逐渐增大.

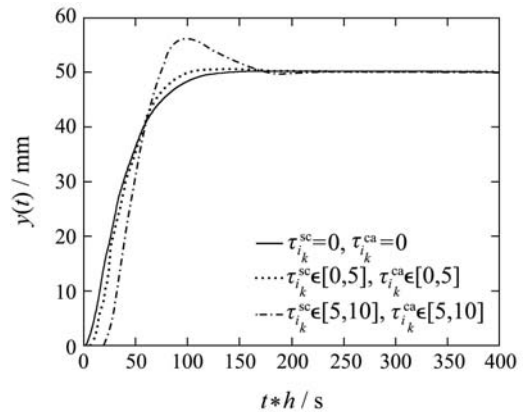


图1 传统PID控制的仿真效果

Fig. 1 Simulation results of traditional PID control

图2为水箱液位的网络化模型预测+PID控制的仿真效果, 此时时变的网络诱导时延被转化为较大的定常时延. 由仿真结果可知, 具有网络化模型预测补偿的PID控制算法能够很好地补偿网络诱导时延的影响, 在模型精确的情况下, 除了在时间上发生了平移, 输出响应与无网络诱导时延情况下的传统PID控制算法的输出响应轨迹相同.

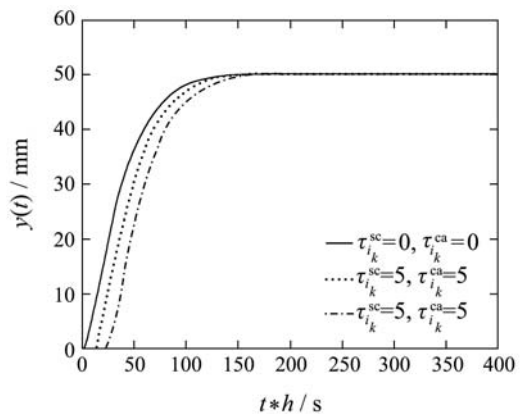


图2 网络化广义预测+PID控制的仿真效果

Fig. 2 Simulation results of networked generalized prediction + traditional PID control

4.2 网络化广义预测控制(Networked generalized predictive control)

在以下广义预测控制的仿真中, 统一地取柔化

因子 $\alpha = 0.97$, $N_p = 20$, $N_u = 10$, $\lambda_i = 2 (i = 1, \dots, 10)$.

1) 存在网络诱导时延的情况.

图3为未考虑网络诱导时延的传统广义预测控制响应曲线, 其中3条曲线分别对应 $\tau_{i_k}^{sc} = 0$, $\tau_{i_k}^{ca} = 0$ 情况, $\tau_{i_k}^{sc} \in [0, 5]$, $\tau_{i_k}^{ca} \in [0, 5]$ 的情况和 $\tau_{i_k}^{sc} \in [5, 10]$, $\tau_{i_k}^{ca} \in [5, 10]$ 的情况, 且 $\tau_{i_k}^{sc}$ 和 $\tau_{i_k}^{ca}$ 在区间内均匀分布. 由图可知, 随着网络诱导时延的增加, 传统广义预测控制算法的性能逐渐降低, 系统超调增加, 以至系统开始震荡.

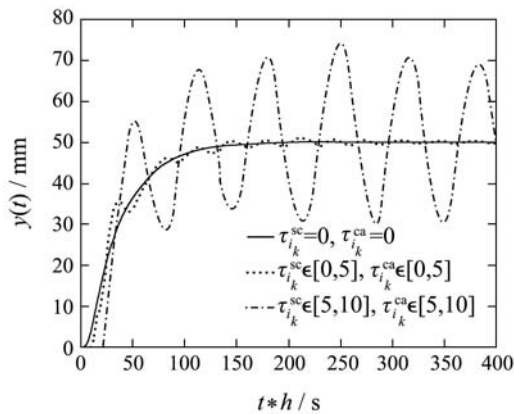


图3 存在网络诱导时延的情况下传统广义预测控制的仿真效果

Fig. 3 Simulation results of traditional generalized predictive control with network-induced time delay

图4为考虑网络诱导时延和对象时延的网络化广义预测控制的输出响应曲线, 此时时变的网络诱导时延被转化为较大的定常时延. 由于预测模型和被控对象的模型是完全相同的, 随着时延的增大, 网络化广义预测控制的输出响应曲线只发生了平移, 在各种时延下系统都具有良好的控制性能, 这种平移是基于最小预测步长的时延补偿方法带来的特性.

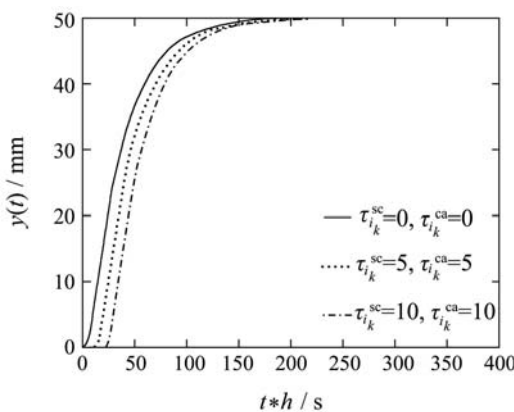


图4 时延补偿的网络化广义预测控制的仿真效果

Fig. 4 Simulation results of networked generalized predictive control with network-induced time delay

2) 存在数据包丢失的情况.

图5为存在数据包丢失情况下传统广义预测控制的仿真效果. 由图可知, 随着数据包丢失数目的增加, 传统广义预测控制的性能逐渐下降, 以致振荡发散.

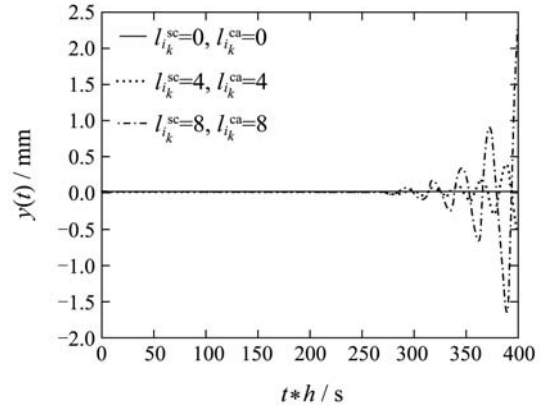


图5 存在数据包丢失情况下传统广义预测控制的仿真效果

Fig. 5 Simulation results of traditional generalized predictive control with packet loss

图6为数据包丢失补偿的网络化广义预测控制的仿真效果. 由仿真结果可知, 网络化广义预测控制算法对数据包丢失的补偿是有效的, 但数据包丢失的发生使得控制量序列发生了变化, 从而导致输出响应与传统情况下传统广义预测控制算法的输出响应有了略微的差别.

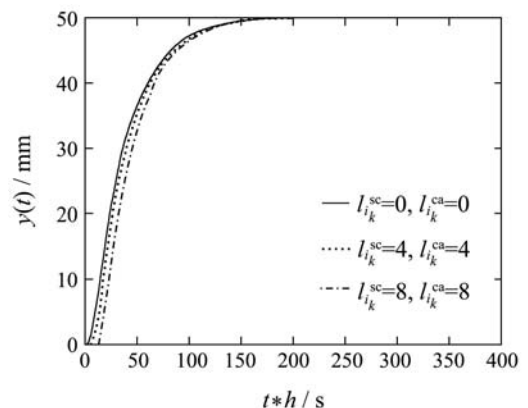


图6 数据包丢失补偿的网络化广义预测控制的仿真效果

Fig. 6 Simulation results of networked generalized predictive control with packet loss

3) 同时存在网络诱导时延和数据包丢失的情况.

同时存在网络诱导时延和数据包丢失的网络化广义预测控制的仿真结果如图7所示. 由仿真结果可知, 网络化广义预测控制算法对网络诱导时延和数据包丢失的补偿是有效的.

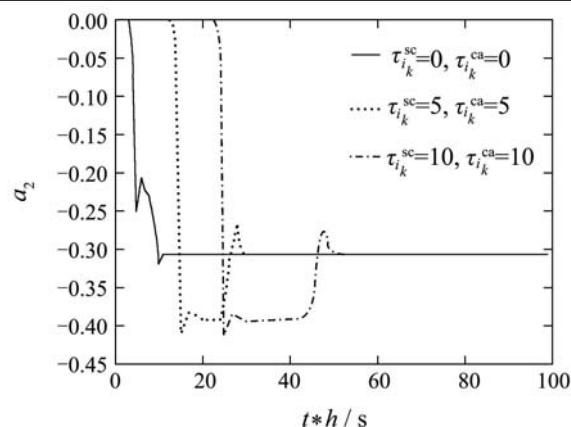
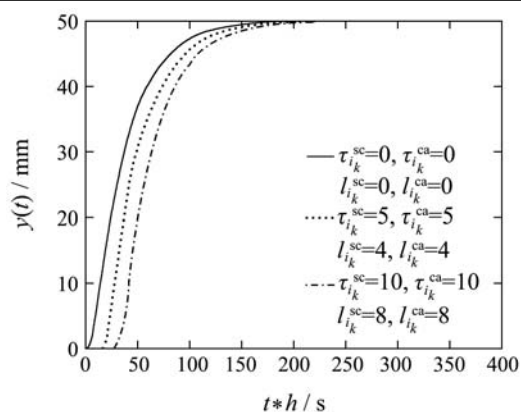


图7 网络诱导时延和数据包丢失同时补偿的网络化广义预测控制的仿真效果

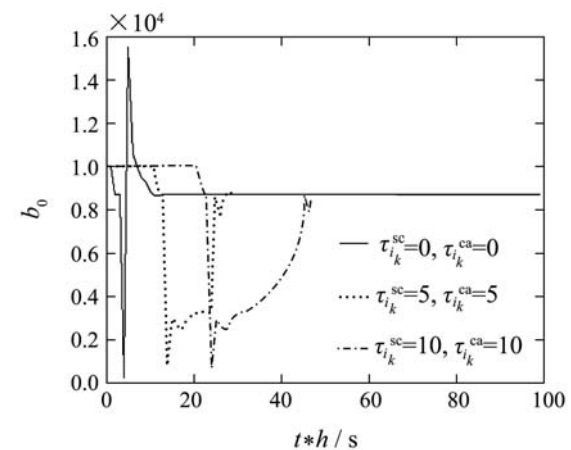
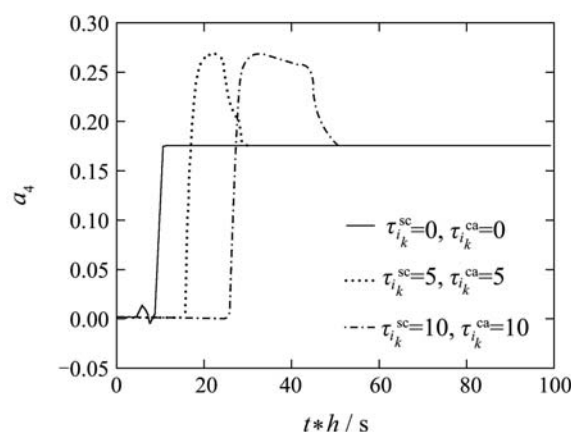
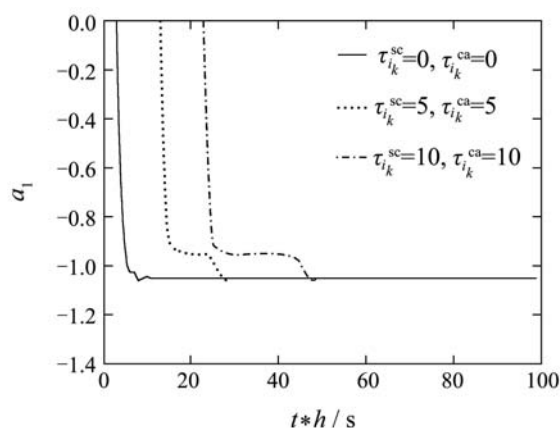
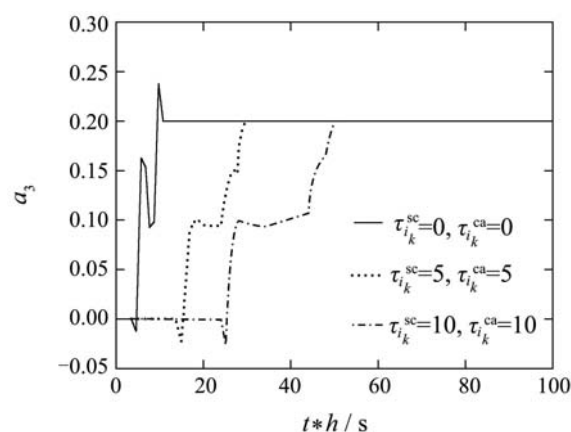
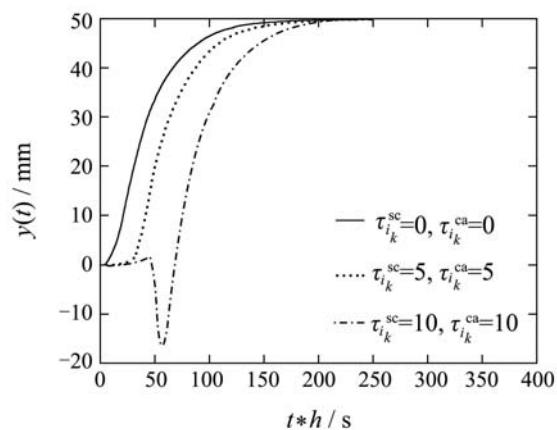
Fig. 7 Simulation results of networked generalized predictive control with network-induced time delay and packet loss

4.3 网络化广义预测自校正控制(Networked generalized predictive self-tuning control)

在网络化广义预测自校正控制的仿真中, 进一步设定最小二乘算法的遗忘因子为0.97, $A(z^{-1})$ 和 $B(z^{-1})$ 的初始参数设定为 $a_1 = 0.001$, $a_2 = 0.001$, $a_3 = 0.001$, $a_4 = -0.001$, $b_0 = 0.001$, $b_1 = 0.001$.

1) 存在网络诱导时延的情况.

图8为时延补偿的网络化广义预测自校正控制的仿真效果.



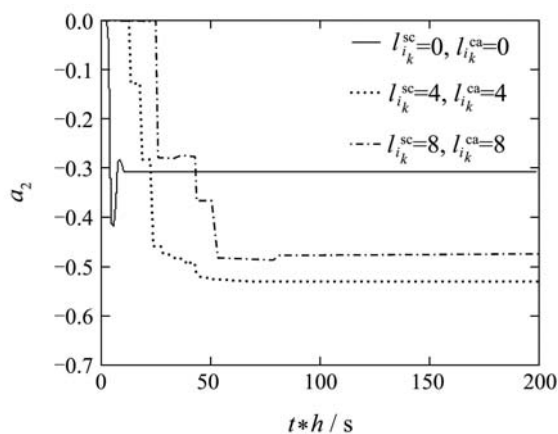
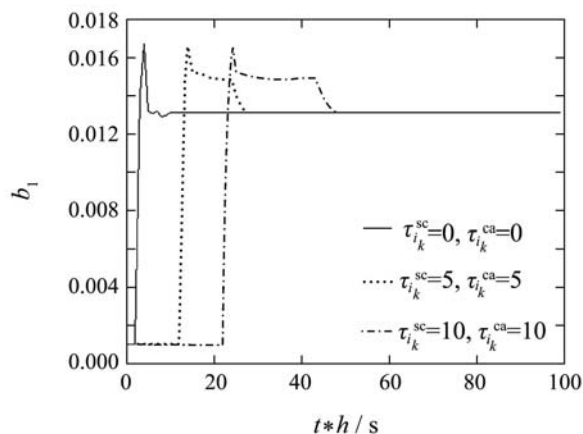
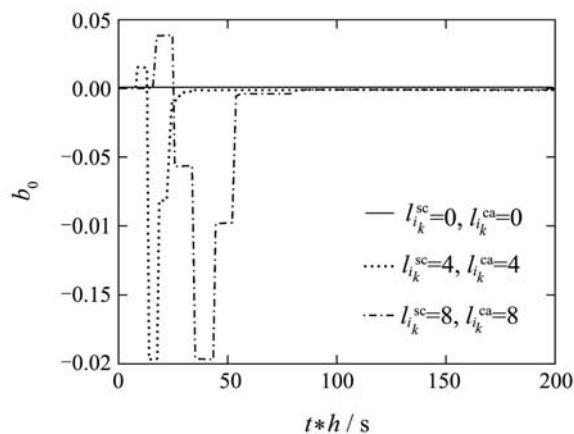
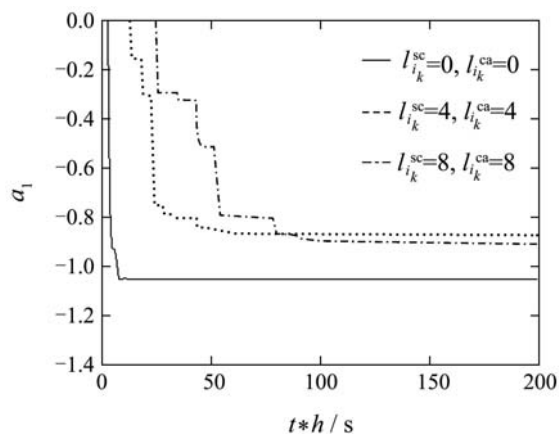
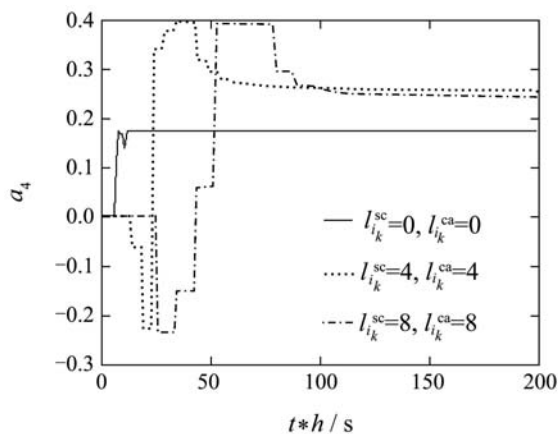
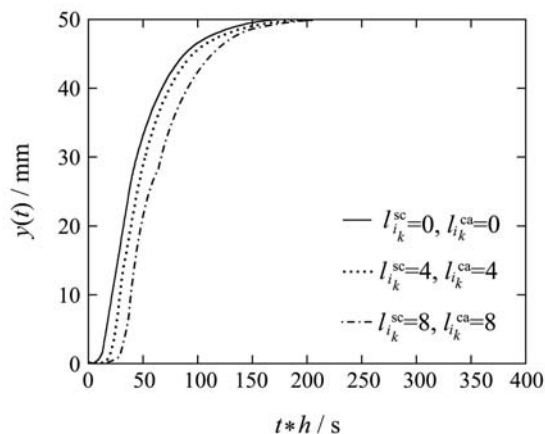
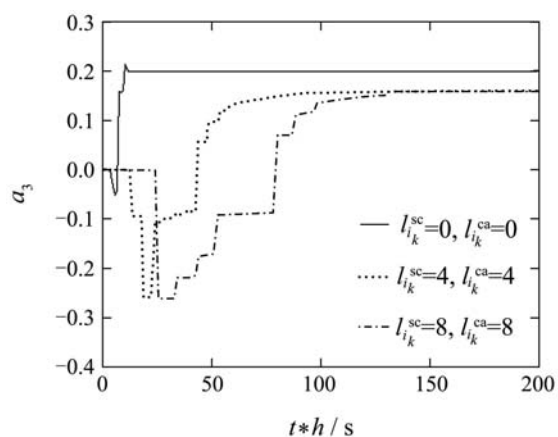


图8 时延补偿的网络化广义预测自校正控制的仿真效果
Fig. 8 Simulation results of networked generalized predictive self-tuning control with network-induced time delay

仿真结果表明, 3种网络诱导时延情况下的辨识结果都很好地逼近了给定参数, 各个被辨识参数的终值与给定参数值之间的偏差几乎为零, 同时随着网络诱导时延的增加, 参数辨识过程逼近速度变慢; 网络化广义预测自校正控制算法是有效的。

2) 存在数据包丢失的情况。

图9为数据包丢失补偿的网络化广义预测自校正控制的仿真效果。



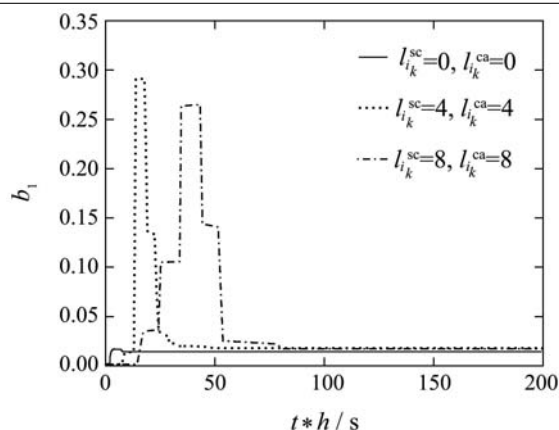


图9 数据包丢失补偿的网络化广义预测自校正控制的仿真效果

Fig. 9 Simulation results of networked generalized predictive self-tuning control with packet loss

由仿真结果可知, 辨识结果与给定参数之间存在一定偏差, 原因在于过渡过程的辨识次数减少, 而系统进入稳态后输入输出数据难以提供有效的实际参数信息; 另外对比 $l_k^{sc} = 4$, $l_k^{ca} = 4$ 和 $l_k^{sc} = 8$, $l_k^{ca} = 8$ 的两种情况可以发现, 前者的辨识过程变化更快, 而后者具有更好的逼近值, 原因在于后者在进入稳态之前控制量序列具有较大的波动, 从而提供了较多的给定参数信息; 网络化广义预测自校正控制算法仍然有效。

5 结论(Conclusion)

本文针对网络中存在的网络诱导时延和数据包丢失的现象, 基于离散时间传递函数模型考虑了网络化广义预测控制问题, 通过恰当地设置最小预测步长补偿时变网络诱导时延的影响, 通过预测控制增量向量补偿时变数据包丢失的影响, 分别给出了网络化模型预测、滚动优化和反馈修正算法。基于以上网络化算法给出了网络化模型预测+PID控制、网络化广义预测控制和网络化广义预测自校正控制算法及其仿真结果, 表明了所提出网络化算法的有效性和相对于传统控制算法的优越性。在存在数据包失的情况下, 如何改善网络化递推最小二乘辨识算法的逼近性能, 是有待继续研究的问题。

参考文献(References):

- [1] MATVEEV A S, SAVKIN A V. The problem of state estimation via asynchronous communication channel with irregular transmission times[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2003, 48(4): 670 – 676.
- [2] ZHANG W A, YU L. Modelling and control of networked control systems with both network-induced delay and packet-dropout[J]. *Automatica*, 2008, 44(12): 3206 – 3210.

- [3] GAO H J, MENG X Y, CHEN T W. Stabilization of networked control systems with a new delay characterization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2008, 53(9): 2142 – 2148.
- [4] WALSH G C, BELDIMAN O, BUSHNELL L G. Error encoding algorithms for networked control system[J]. *Automatica*, 2002, 38(2): 261 – 267.
- [5] XIONG J L, LAM J. Stabilization of networked control systems with a logic ZOH[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, 54(2): 358 – 363.
- [6] MONTERSTRUQUE L A, ANTSAKLIS P. Stability of model-based networked control systems with time-varying transmission times[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, 49(9): 1562 – 1572.
- [7] CHAI S C, LIU G P, REES D, et al. Design and practical implementation of internet-based predictive control of a servo system[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2008, 16(1): 158 – 168.
- [8] 李德伟, 席裕庚. 预估网络控制系统的设计和分析[J]. *控制与决策*, 2007, 22(9): 1065 – 1069.
(LI Dewei, XI Yugeng. Design and analysis of predictive networked control system[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(9): 1065 – 1069.)
- [9] 聂雪媛, 王恒. 网络控制系统补偿器设计及稳定性分析[J]. *控制理论与应用*, 2008, 25(2): 217 – 222.
(NIE Xueyuan, WANG Heng. Compensator design and stability analysis for networked control systems[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(2): 217 – 222.)
- [10] 张奇智, 张卫东. 网络控制系统中的时戳预测函数控制[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(1): 126 – 130.
(ZHANG Qizhi, ZHANG Weidong. Time-stamped predictive functional control in networked control systems[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(1): 126 – 130.)
- [11] 陈鹏, 戴连奎. 自适应Smith补偿器在基于IP的网络控制系统中的应用[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(1): 115 – 118.
(CHEN Peng, DAI Liankui. Adaptive Smith compensator for NCSs over IP networks[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(1): 115 – 118.)
- [12] MUNOZ DE LA PENA D, CHRISTOFIDES P D. Lyapunov-based model predictive control of nonlinear systems subject to data losses[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2008, 53(9): 2076 – 2089.
- [13] TANG B, LIU G P, GUI W H. State-space model based generalized predictive control for networked control systems[C] // *17th IFAC World Congress*. Seoul, Korea: [s.n.], 2008: 13006 – 13011.
- [14] 王志贤. 最优状态估计与系统辨识[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2004.
(WANG Zhixian. *Optimal State Estimation and System Identification*[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2004.)

作者简介:

唐 斌 (1979—), 男, 博士, 讲师, 目前研究方向为网络化控制系统, E-mail: tangbin316@163.com;

章 云 (1963—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能控制与信息处理技术、控制网络与集成、机器人技术与自动化装备;

刘国平 (1962—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为网络化控制、工业燃料电池建模与控制等;

桂卫华 (1950—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为工业大系统递阶和分散控制理论及应用、鲁棒控制、复杂生产过程建模与控制等。