

基于因果逻辑关系的CPS分布式控因研究

杨洪玖^{1†}, 李 鹏¹, 袁 源², 李 丽³

(1. 天津大学 电气自动化与信息工程学院, 天津 300072; 2. 西北工业大学
航天学院 西安 710072; 3. 燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066044)

摘 要: 针对多子系统间存在复杂因果逻辑关系的信息物理系统(cyber-physical systems, CPS), 建立带有未知非线性项和不确定耦合项的CPS多因系统模型, 并提出基于云控制技术的分布式控因方法. 利用非线性解耦观测器对CPS多因系统进行动态前馈线性化, 使得CPS多因系统分解为多个无耦合关联的CPS因系统. 设计基于非线性解耦观测器的分布式模型预测控制器以及分布式优化算法, 对解耦后的CPS因系统实现在线约束优化控制. 最后, 通过数值仿真表明所提出控制策略和优化算法的有效性.

关键词: CPS多因系统; 云控制; 非线性解耦观测器; 分布式模型预测控制

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Research on distributed control-cause for cyber-physical system based on cause-effect logic relations

YANG Hong-jiu^{1†}, LI Peng¹, YUAN Yuan², LI Li³

(1. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjing 300072, China; 2. School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 3. School of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066044, China)

Abstract: For cyber-physical systems (CPS) with complex cause-effect logic relations between multiple subsystems, a CPS multi-cause system model with unknown nonlinear and uncertain coupling is established. A distributed control-cause method is also proposed based on cloud control technologies. A nonlinear decoupled observer is designed to achieve dynamic feedforward linearization for the CPS multi-cause system which is decomposed into multiple CPS cause systems without coupling. By the nonlinear decoupled observer, both a distributed model predictive controller and a distributed optimization algorithm are given to realize online constrained optimization control for the multiple CPS cause systems. Effectiveness of the proposed control strategy and optimization algorithm is verified by a numerical simulation.

Keywords: CPS multi-cause system; cloud control; nonlinear decoupled observer; distributed model predictive control

0 引 言

因控论作为一种先进的因果逻辑控制理论, 具有主动协调、源头控制、适用领域广等特点^[1]. 信息物理系统(cyber-physical systems, CPS)是将计算、通信和控制融为一体的复杂系统, 其多子系统可建模为多因系统^[2]. 随着时间的演变, CPS多因系统每时每刻都会产生并积累海量的数据. 这些数据对于CPS多因系统的建模和分析是必不可少的, 同时它们也会严重增加网络的通信负担和系统的计算负担^[3]. 云控制技术是集海量数据运算、存储、资源优化分配为一身的先进科学技术^[4], 因此, 云控制相关理论能满足CPS多因系统海量数据的采集、存储、分配, 以及系统间交互、协调、控制等任务要求^[5-7].

由于CPS多因系统在现实中受到性能和效益等各种软硬约束限制, 要使系统达到控制目标, 就必须处理这些实际限制^[8]. 分布式模型预测控制(distributed model predictive control, DMPC)方法以其良好的控制性能、有效地处理各种约束的能力、较高的灵活性等优点, 在复杂系统控制中得到了广泛应用^[9-10]. 针对CPS多子系统, 文献[11]发展了一类适用于网络化系统的分布式预测控制实时优化与决策理论; 文献[12]则详细探讨了分布式预测控制方法在CPS应用中的优势和挑战. 与传统的DMPC方法相比, 基于因果逻辑关系的DMPC方法为CPS中众多节点的协同与优化提供了新的解决思路. 在CPS多因系统中还存在着复杂未知的耦合关系, 因此, 一种

收稿日期: 2018-12-06; 修回日期: 2019-04-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61573301); 国防科技创新特区项目.

责任编委: 张文安.

[†]通讯作者. E-mail: yanghongjiu@tju.edu.cn.

针对CPS多因系统的解耦方式是必要的. 非线性解耦观测器 (nonlinear decoupled observer, NDO) 能够将系统的扰动与未知项之和作为系统的一组新状态, 同时估计出系统状态以及系统扰动^[13-15], 故NDO是应对CPS多因系统中复杂未知耦合关系的理想工具.

本文在云控制框架下设计基于NDO的DMPC控制器, 用于处理复杂关联CPS多因系统的控制问题. 在这个控制拓扑结构中, 云计算可以保证控制的实时性. 对于所设计的NDO给出其一致收敛于真实状态的有效性证明. 同时, 对于前馈线性化后的多个CPS因系统设计DMPC优化算法, 使得各CPS因系统在满足约束的前提下实现协调控制, 并证明该算法的递推可行性和CPS因系统的闭环稳定性.

1 问题描述

传统系统框架研究的因果关系大多是单值因果, 因此在传统系统模型中, 单一“因”的作用总是得到唯一的“果”. 另外, 传统系统框架中多系统间的研究也仅局限于系统间有明确逻辑关系的问题, 而对于系统间存在不明确关系问题的研究尚未完善. 在这样的背景下, 本文提出CPS多因系统框架来揭示复杂系统的因果逻辑关系. 根据文献[2], 作用于因果场 G_i 上的耦合关联CPS多因系统如图1所示.

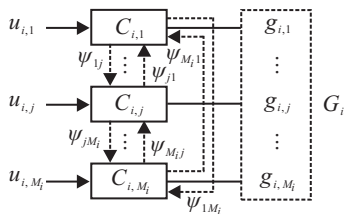


图1 耦合关联CPS多因系统框架

通过微分同胞变换^[16], 作用于因果场 G_i 上的耦合关联CPS因系统 $C_{i,j}$ 可表示为如下形式:

$$\begin{cases} \dot{c}_{i,j,1}(t) = c_{i,j,2}(t), \\ \dot{c}_{i,j,2}(t) = c_{i,j,3}(t), \\ \vdots \\ \dot{c}_{i,j,n_{i,j}}(t) = \xi_{i,j}(t, c_{i,j}(t), c_{j,l}(t)) + u_{i,j}(t), \\ g_{i,j}(t) = c_{i,j,1}(t), j \in 1, 2, \dots, M_i. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $c_{i,j}(t) \in \mathbf{R}$, $u_{i,j}(t) \in \mathbf{R}$ 和 $g_{i,j}(t) \in \mathbf{R}$ 分别为作用于第 i 个因果场上的第 j 个CPS因系统的状态变量、系统输入和系统输出; 未知量

$$\xi_{i,j}(\cdot) = C_{i,j}(t, c_{i,j}(t)) + \sum_{l=1, l \neq j}^{M_i} \psi_l(c_{j,l}(t)),$$

$C_{i,j}(t, c_{i,j}(t))$ 为CPS因系统的未知时变非线性项, $\psi_l(c_{j,l}(t))$ 为第 j 个CPS因系统与第 l 个CPS因系统之间的不确定耦合项; CPS因系统 $C_{i,j}$ 状态和输入的约

束为 $c_{i,j} \in C_j, u_{i,j} \in U_j, C_j$ 是状态约束集合, U_j 为输入约束集合.

根据模型(1), CPS因系统 $C_{i,j}$ 的预测模型为

$$\begin{cases} \dot{\bar{c}}_{i,j}(t) = \bar{A}_{i,j} \bar{c}_{i,j}(t) + \bar{B}_{i,j} \bar{u}_{i,j}(t), \\ \bar{g}_{i,j}(t) = \bar{C}_{i,j} \bar{c}_{i,j}(t), j \in 1, 2, \dots, M_i. \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\bar{c}_{i,j}(t)$, $\bar{u}_{i,j}(t)$ 和 $\bar{g}_{i,j}(t)$ 分别为CPS因系统 $C_{i,j}$ 预测模型的状态变量、系统输入和系统输出, 并且有

$$\bar{A}_{i,j} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \bar{B}_{i,j} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \bar{C}_{i,j}^T = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

2 NDO设计及其有效性证明

将CPS因系统 $C_{i,j}$ 中的未知量 $\xi_{i,j}(t)$ 扩充为新的状态变量, 则CPS因系统(1)经扩张之后, 可进一步设计为如下所示的非线性解耦观测器(NDO):

$$\begin{cases} \dot{\hat{c}}_{i,j,1}(t) = \hat{c}_{i,j,2}(t) + \varepsilon^{n_{i,j}-1} \zeta_{i,j,1}(\alpha_{i,j}(t)), \\ \dot{\hat{c}}_{i,j,2}(t) = \hat{c}_{i,j,3}(t) + \varepsilon^{n_{i,j}-2} \zeta_{i,j,2}(\alpha_{i,j}(t)), \\ \vdots \\ \dot{\hat{c}}_{i,j,n_{i,j}}(t) = \hat{c}_{i,j,n_{i,j}+1}(t) + \zeta_{i,j,n_{i,j}}(\alpha_{i,j}(t)) + u_{i,j}(t), \\ \dot{\hat{c}}_{i,j,n_{i,j}+1}(t) = \varepsilon^{-1} \zeta_{i,j,n_{i,j}+1}(\alpha_{i,j}(t)). \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\alpha_{i,j}(t) = \frac{g_{i,j}(t) - \hat{c}_{i,j,1}(t)}{\varepsilon^{n_{i,j}}}$, 且 ε , $\hat{c}_{i,j,\ell}(t)$ 和 $\zeta_{i,j,\ell}(\cdot)$ 分别为增益参数、NDO的状态变量和适当非线性函数.

为验证NDO(3)的收敛性, 给出如下假设:

假设1 非线性函数 $C_{i,j}(t, c_{i,j}(t))$ 和 $\omega_{i,j}(t)$ 对其所有自变量是连续可微的, 同时

$$\begin{aligned} & |C_{i,j}| + |\dot{\omega}_{i,j}| + |u_{i,j}| + \left| \frac{\partial C_{i,j}}{\partial t} \right| + \left| \frac{\partial C_{i,j}}{\partial c_{i,j,\ell}} \right| \leq \\ & \rho_0 + \sum_{\ell=1}^{n_{i,j}} \rho_\ell |c_{i,j,\ell}|^k. \end{aligned}$$

其中: $\rho_0, \rho_1, \dots, \rho_{n_{i,j}}$ 是正实数; k 是正整数.

假设2 耦合项 $\omega_{i,j}(t)$ 和CPS因系统(1)的状态 $c_{i,j,\ell}(t)$ 满足 $|\omega_{i,j}| + |c_{i,j,\ell}| \leq B$, 其中 B 为正常数.

假设3 存在常数 $\lambda_\mu (\mu = 1, 2, 3, 4)$, β 以及连续的正定函数 $V, W: \mathbf{R}^{n_{i,j}+1} \rightarrow \mathbf{R}$, 使得:

$$\begin{aligned} 1) & \lambda_1 \|y\|^2 \leq V \leq \lambda_2 \|y\|^2, \lambda_3 \|y\|^2 \leq W \leq \lambda_4 \|y\|^2; \\ 2) & \sum_{\ell=1}^{n_{i,j}} \frac{\partial V}{\partial y_\ell} (y_{\ell+1} - \zeta_{i,j,\ell}(y_1)) - \end{aligned}$$

$$\frac{\partial V}{\partial y_{n_{i,j}+1}} \zeta_{i,j,n_{i,j}+1}(y_1) \leq -W(y);$$

$$3) \left| \frac{\partial V}{\partial y_{n_{i,j}+1}} \right| \leq \beta \|y\|, y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_{n_{i,j}+1}]^T.$$

定理 1 如果假设 1~假设 3 成立, 则对于任意给定的正常数 $a, \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} |c_{i,j,\ell}(t) - \hat{c}_{i,j,\ell}(t)| = 0$ 在区间 $[a, \infty)$ 上一致成立, 并且有

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |c_{i,j,\ell}(t) - \hat{c}_{i,j,\ell}(t)| \leq O(\varepsilon^{n_{i,j}+2-\ell}),$$

其中 $c_{i,j,\ell}(t)$ 和 $\hat{c}_{i,j,\ell}(t)$ 分别为 CPS 因系统和 NDO 的解.

证明 根据扩张后的 CPS 因系统(3), 有

$$\Delta(t) = \frac{d}{ds} C_{i,j}(s, c_{i,j,1}(s), \dots, c_{i,j,n_{i,j}}(s))|_{s=\varepsilon t} + \dot{\omega}_{i,j}(\varepsilon t) = \frac{\partial}{\partial t} C_{i,j}(\Pi(\varepsilon t)) + \sum_{\ell=1}^{n_{i,j}} c_{i,j,\ell+1}(\varepsilon t) \frac{\partial}{\partial c_{i,j,\ell}} C_{i,j}(\Pi(\varepsilon t)) + u_{i,j}(\varepsilon t) \frac{\partial}{\partial c_{i,j,n_{i,j}}} C_{i,j}(\Pi(\varepsilon t)) + \dot{\omega}_{i,j}(\varepsilon t), \quad (4)$$

其中 $\Pi(\varepsilon t)$ 表示 $(\varepsilon t, c_{i,j,1}(\varepsilon t), \dots, c_{i,j,n_{i,j}}(\varepsilon t))$. 由假设 1 和假设 2 可知, $\Delta(t) \leq M$ 在区间 $[0, \infty)$ 上一致成立. 令

$$e_{i,j,\ell}(t) = c_{i,j,\ell}(t) - \hat{c}_{i,j,\ell}(t), \quad (5)$$

$$\eta_{i,j,\ell}(t) = \frac{e_{i,j,\ell}(\varepsilon t)}{\varepsilon^{n_{i,j}+1-\ell}}, \ell = 1, 2, \dots, n_{i,j} + 1, \quad (6)$$

可得

$$\begin{cases} \dot{\eta}_{i,j,1}(t) = \eta_{i,j,2}(t) - \zeta_{i,j,1}(\eta_{i,j,1}(t)), \\ \dot{\eta}_{i,j,2}(t) = \eta_{i,j,3}(t) - \zeta_{i,j,2}(\eta_{i,j,1}(t)), \\ \vdots \\ \dot{\eta}_{i,j,n_{i,j}}(t) = \eta_{i,j,n_{i,j}+1}(t) - \zeta_{i,j,n_{i,j}}(\eta_{i,j,1}(t)), \\ \dot{\eta}_{i,j,n_{i,j}+1}(t) = -\zeta_{i,j,n_{i,j}+1}(\eta_{i,j,1}(t)) + \varepsilon \Delta(t). \end{cases} \quad (7)$$

由假设 3 可得 $V(\eta_{i,j}(t))$ 关于 t 的导数为

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} V(\eta_{i,j}(t)) &= \sum_{\ell=1}^{n_{i,j}} \frac{\partial V}{\partial \eta_{i,j,\ell}} (\eta_{i,j,\ell+1} - \zeta_{i,j,\ell}(\eta_{i,j,1})) - \frac{\partial V}{\partial \eta_{i,j,n_{i,j}+1}} \zeta_{i,j,n_{i,j}+1}(\eta_{i,j,1}) + \frac{\partial V}{\partial \eta_{i,j,n_{i,j}+1}} \varepsilon \Delta \leq \\ &= -W(\eta_{i,j}) + \varepsilon M \beta \|\eta_{i,j}\| \leq \\ &= -\frac{\lambda_3}{\lambda_2} V(\eta_{i,j}) + \frac{\sqrt{\lambda_1}}{\lambda_1} \varepsilon M \beta \sqrt{V(\eta_{i,j})}. \end{aligned} \quad (8)$$

由式(8)可推导出

$$\frac{d}{dt} \sqrt{V(\eta_{i,j}(t))} \leq -\frac{\lambda_3}{2\lambda_2} \sqrt{V(\eta_{i,j}(t))} + \frac{\sqrt{\lambda_1} \varepsilon M \beta}{2\lambda_1}.$$

再由假设 3 并结合式(5)和(6)可得

$$\begin{aligned} |e_{i,j,\ell}(t)| &\leq \varepsilon^{n_{i,j}+1-\ell} \left\| \eta_{i,j} \left(\frac{t}{\varepsilon} \right) \right\| \leq \\ &= \varepsilon^{n_{i,j}+1-\ell} \left[\frac{\sqrt{\lambda_1 V(\eta_{i,j}(0))}}{\lambda_1} e^{-\frac{\lambda_3 t}{2\lambda_2 \varepsilon}} + \frac{\varepsilon M \beta}{2\lambda_1} \int_0^{\frac{t}{\varepsilon}} e^{-\frac{\lambda_3}{2\lambda_2} (t/\varepsilon - s)} ds \right]. \end{aligned} \quad (9)$$

故当 $\varepsilon \rightarrow 0$ 时, $|e_{i,j,\ell}(t)| \rightarrow 0$ 在区间 $[a, \infty)$ 上一致成立. 定理 1 的结果可由不等式(9)直接得到. \square

需要指出的是, 如果仅仅是为了估计 CPS 因系统状态而非 CPS 因系统的总和扰动, 则耦合项的有界性不再要求. 假设 2 对状态与耦合项的有界性要求具体参见文献[14]. 另外, 由文献[14]可知, 若假设 1~假设 3 不能完全满足或取更弱的条件, 则定理 1 的结论可能不成立, 同时 CPS 因系统状态以及总和扰动的估计精度将会降低且误差峰值增大.

3 基于 NDO 的 DMPC 控制器设计

对于 CPS 因系统(1), 采用基于 NDO 的 DMPC 控制器, 即利用 NDO 对系统进行解耦观测, 并根据观测器(3)得到的观测值对 CPS 因系统进行前馈补偿. 云框架下的控制结构如图 2 所示.

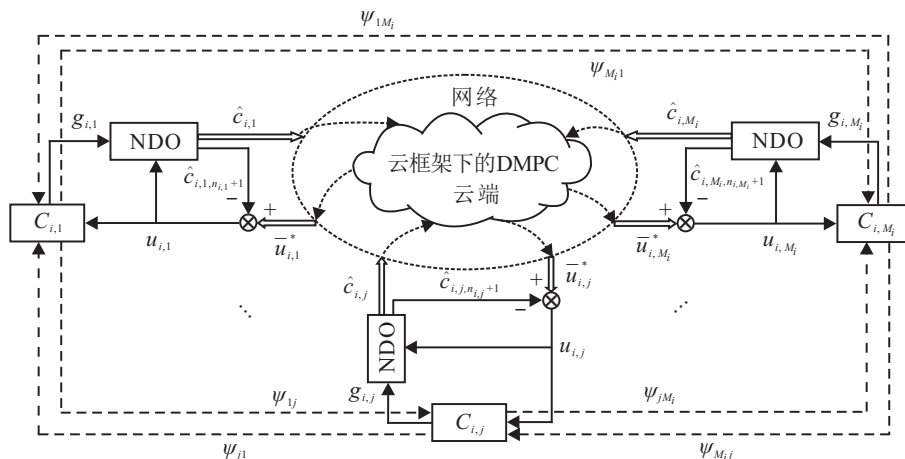


图 2 云框架下的控制结构

图2中, DMPC控制器位于云端, 各子系统的观测信息均发送到云端并在云端完成最优控制量的计算. CPS因系统 $C_{i,j}$ 的控制器可表示为

$$u_{i,j}(t) = \bar{u}_{i,j}^*(t) - \hat{c}_{i,j,n_{i,j}+1}(t). \quad (10)$$

其中: $\bar{u}_{i,j}^*(t)$ 为DMPC求解预测模型(2)得到的最优控制量, $\hat{c}_{i,j,n_{i,j}+1}(t)$ 为NDO(3)对CPS因系统 $C_{i,j}$ 总扰动 $\xi_{i,j}(t, c_{i,j}(t), c_{jl}(t))$ 的估计值. 在CPS多因系统的分布式控制过程中, 将预测模型(2)进行离散化, 即

$$\begin{cases} \bar{c}_{i,j}(k+1) = \tilde{A}_{i,j}\bar{c}_{i,j}(k) + \tilde{B}_{i,j}\bar{u}_{i,j}(k), \\ \bar{g}_{i,j}(k) = \tilde{C}_{i,j}\bar{c}_{i,j}(k), j \in 1, 2, \dots, M_i. \end{cases} \quad (11)$$

其中: $\tilde{A}_{i,j} = e^{\tilde{A}_{i,j}T}$, $\tilde{B}_{i,j} = \int_0^T e^{(\tilde{A}_{i,j}T-\tau)}\tilde{B}_{i,j}d\tau$, $\tilde{C}_{i,j} = \tilde{C}_{i,j}$. 对于离散CPS因系统(1), 利用双模控制器的思想来定义预测控制输入序列^[17], 具体形式为

$$\begin{aligned} \bar{u}_{i,j}(k+h|k) = \\ K_{i,j}^{\text{loc}}\tilde{C}_{i,j}\bar{c}_{i,j}(k+h|k) + \kappa_{i,j}(k+h|k), \\ h = 0, 1, 2, \dots \end{aligned}$$

其中: $K_{i,j}^{\text{loc}}$ 是使 $\tilde{A}_{i,j} + \tilde{B}_{i,j}K_{i,j}^{\text{loc}}\tilde{C}_{i,j}$ 严格稳定的线性输出反馈增益矩阵; $\kappa_{i,j}(k+h|k)$ 为决策变量, 当 $h \geq N$ 时有 $\kappa_{i,j}(k+h|k) = 0$.

对于CPS因系统(11), 考虑如下局部性能指标函数:

$$\mathcal{J}_{i,j}(\kappa_{i,j}(k)) = \sum_{h=0}^N [\bar{c}_{i,j}^T(k+h|k)Q_{i,j}\bar{c}_{i,j}(k+h|k) + \bar{u}_{i,j}^T(k+h|k)R_{i,j}\bar{u}_{i,j}(k+h|k)].$$

其中: $\kappa_{i,j}(k) = [\kappa_{i,j}^T(k), \kappa_{i,j}^T(k+1|k), \dots, \kappa_{i,j}^T(k+N-1|k)]^T$ 为摄动序列, $Q_{i,j}, R_{i,j}$ 是正定加权矩阵.

CPS因系统 $C_{i,j}$ 在每个时刻 k , 只有一个CPS因系统 C_{i,j_k} 通过求解局部优化问题得到其最新的摄动序列, 其余CPS因系统则采用其可行的候选解^[17]

$$\bar{\kappa}_{i,j}(k) = [\kappa_{i,j}^{*T}(k|k-1), \kappa_{i,j}^{*T}(k+1|k-1), \dots, \kappa_{i,j}^{*T}(k+N-2|k-1), \mathbf{0}]^T. \quad (12)$$

CPS因系统求解局部优化问题的顺序由优化序列 $\{j_1, \dots, j_k, j_{k+1}, \dots\}$ 决定, j_k 表示在 k 时刻被选为进行优化的CPS因系统. 因系统 $\hat{k}_{i,j}$ 时刻为当前时刻之前CPS因系统 $C_{i,j}$ 最后进行优化的时刻. 假设每个CPS因系统在初始时刻都可解. 在 k 时刻, CPS因系统 C_{i,j_k} 的局部优化问题可定义为以下形式:

$$\begin{aligned} \min_{\kappa_{i,j_k}(k)} \mathcal{J}_{i,j_k}(\kappa_{i,j_k}(k)); \\ \text{s.t. } \bar{c}_{i,j_k}(k+1) = \tilde{A}_{i,j_k}\bar{c}_{i,j_k}(k) + \tilde{B}_{i,j_k}\bar{u}_{i,j_k}(k), \\ \bar{u}_{i,j_k}(k) = K_{i,j_k}^{\text{loc}}\tilde{C}_{i,j_k}\bar{c}_{i,j_k}(k) + \kappa_{i,j_k}(k), \\ c_{i,j_k}(k) \in \mathcal{C}_{j_k}, u_{i,j_k}(k) \in \mathcal{U}_{j_k}, \\ c_{i,j_k}(k+N) \in \mathcal{C}_{j_k}^f. \end{aligned} \quad (13)$$

其中 $\mathcal{C}_{j_k}^f$ 是状态终端约束集合.

基于以上优化策略, 本文针对所有的CPS因系统提出一种DMPC算法. 该算法的具体实现过程归纳如下.

算法1 1) 初始化: 令 $k=0$, 由初始控制器得到各个因系统的初始可行解. 若可行解不存在, 则终止.

2) 对于所有CPS因系统 $C_{i,j}$: 采取最优控制输入量 $u_{i,j}^*(k) = K_{i,j}^{\text{loc}}\tilde{C}_{i,j}\bar{c}_{i,j}(k) + \kappa_{i,j}^*(k)$.

3) 对于所有 $j \neq j_k$ 的因系统: 将状态量 $\bar{c}_{i,j}(k)$ 发送给此时刻被选为进行优化的CPS因系统 C_{i,j_k} .

4) 更新摄动序列: 对于 $j = j_k$ 的CPS因系统, 求解优化问题(13)得到摄动序列 $\kappa_{i,j}^*(k)$ 并发送给各CPS因系统, 更新 $\hat{k}_{i,j} = k$; 对于剩余 $j \neq j_k$ 的CPS因系统, 直接构造摄动序列 $\kappa_{i,j}^*(k) = T^{k-\hat{k}_{i,j}}\kappa_{i,j}^*(\hat{k}_{i,j})$. 当控制变量 $\|u_{i,j}^*(k) - u_{i,j}^*(k-1)\| < \epsilon$ 时, 退出算法.

5) 返回步骤2).

定理2 若CPS因系统(11)根据上述算法1进行控制, 则优化控制问题(13)是可行的, 并且闭环CPS因系统是Lyapunov稳定的.

证明 首先, 考虑优化问题的迭代可行性. 若存在初始可行解, 则由式(12)定义的 $\bar{\kappa}_{i,j}(1)$ 为局部优化问题(13)在1时刻的一个可行解. 假设 $k-1$ 时刻存在可行解 $\kappa_{i,j}^*(k-1)$, 则在下一时刻 $j \neq j_k$ 的CPS因系统按照式(12)将摄动序列更新为 $\bar{\kappa}_{i,j}(k)$. 所以 $\bar{\kappa}_{i,j}(k)$ 是优化问题(13)的一个可行解. 因此, 由数学归纳法可得, 所有后续的局部优化问题(13)都是可行的, 并且与优化更新序列的选择无关.

接下来证明闭环稳定性. 定义作用于第 i 个因果场 G_i 上的全局成本函数为

$$\mathcal{J}_i^*(k) = \sum_{j=1}^{M_i} \mathcal{J}_{i,j}(\kappa_{i,j}(k)).$$

假设 $\kappa_{i,j}^*(k)$ 是 k 时刻CPS因系统的可行解, 其对应的局部成本为 $\mathcal{J}_{i,j}(\kappa_{i,j}^*(k))$. 在 $k+1$ 时刻, 通过求解优化问题(13)得到最优解 $\kappa_{i,j_k+1}^*(k+1)$. 同时其余CPS因系统分别采用候选可行解 $\kappa_{i,j}^*(k+1) = T\kappa_{i,j}^*(k)$. 因此在 $k+1$ 时刻, 对应的全局成本函数可以表示为

$$\begin{aligned} \mathcal{J}_i^*(k+1) = \\ \mathcal{J}_{i,j_{k+1}}(\kappa_{i,j_{k+1}}^*(k+1)) + \sum_{q \neq j_{k+1}} \mathcal{J}_{i,q}(T\kappa_{i,q}^*(k)). \end{aligned} \quad (14)$$

由式(14)可得

$$\begin{aligned} \mathcal{J}_i^*(k+1) = \tilde{\mathcal{J}}_i(k+1) + (\mathcal{J}_{i,j_{k+1}}(\kappa_{i,j_{k+1}}^*(k+1)) - \\ \mathcal{J}_{i,j_{k+1}}(T\kappa_{i,j_{k+1}}^*(k))), \end{aligned} \quad (15)$$

其中 $\tilde{\mathcal{J}}_i(k+1)$ 是每个CPS因系统采用候选解 $\bar{\kappa}_{i,j}(k+1)$ 时的全局成本函数. 根据最优性原理, 对应于 $T\kappa_{i,j_{k+1}}^*(k)$ 的局部成本是最优成本的一个上界, 即

$$\mathcal{J}_{i,jk+1}(\boldsymbol{\kappa}_{i,jk+1}^*(k+1)) \leq \mathcal{J}_{i,jk+1}(T\boldsymbol{\kappa}_{i,jk+1}^*(k)). \quad (16)$$

由于 $T\boldsymbol{\kappa}_{i,j}^*(k)$ 是优化问题(13)的一个可行解,可得

$$\mathcal{J}_i^*(k+1) \leq \tilde{\mathcal{J}}_i(k+1), \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{J}_{i,j}(\boldsymbol{\kappa}_{i,j}^*(k)) = & \mathcal{J}_{i,j}(T\boldsymbol{\kappa}_{i,j}^*(k)) + \bar{c}_{i,j}^T(k)Q_{i,j}\bar{c}_{i,j}(k) + \\ & \bar{u}_{i,j}^T(k)R_{i,j}\bar{u}_{i,j}(k). \end{aligned} \quad (18)$$

将式(18)关于 $j = 1, 2, \dots, M_i$ 进行求和,可推出式(17)等价于

$$\begin{aligned} \mathcal{J}_i^*(k+1) \leq \mathcal{J}_i^*(k) - \sum_{j=1}^{M_i} (\bar{c}_{i,j}^T(k)Q_{i,j}\bar{c}_{i,j}(k) + \\ \bar{u}_{i,j}^T(k)R_{i,j}\bar{u}_{i,j}(k)). \end{aligned}$$

因加权矩阵 $Q_{i,j}, R_{i,j}$ 均为正定矩阵,故 $\mathcal{J}_i^*(k+1) - \mathcal{J}_i^*(k) < 0$ 恒成立,所以闭环系统是Lyapunov稳定的. \square

4 数值仿真

考虑如下具有耦合关联的两个CPS因系统:

$$\begin{cases} \dot{\hat{c}}_{i,1,1}(t) = c_{i,1,2}(t), \\ \dot{\hat{c}}_{i,1,2}(t) = \xi_{i,1}(t, c_{i,1}(t), c_{j1}(t)) + u_{i,1}(t), \\ g_{i,1}(t) = c_{i,1,1}(t); \end{cases} \quad (19)$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{c}}_{i,2,1}(t) = c_{i,2,2}(t), \\ \dot{\hat{c}}_{i,2,2}(t) = c_{i,2,3}(t), \\ \dot{\hat{c}}_{i,2,3}(t) = \xi_{i,2}(t, c_{i,2}(t), c_{j1}(t)) + u_{i,2}(t), \\ g_{i,2}(t) = c_{i,2,1}(t). \end{cases} \quad (20)$$

其中:CPS因系统(19)和(20)的状态约束集合分别为 $\mathcal{C}_1 = \{c_{i,1,l}(t) \leq 10\}$ 和 $\mathcal{C}_2 = \{c_{i,2,l}(t) \leq 10\}$.

对于CPS因系统(19)和(20)分别设计如下NDO:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{c}}_{i,1,1}(t) = & \hat{c}_{i,1,2}(t) + \frac{3}{\varepsilon}(g_{i,1}(t) - \hat{c}_{i,1,1}(t)) + \\ & \varepsilon\varphi\left(\frac{g_{i,1}(t) - \hat{c}_{i,1,1}(t)}{\varepsilon^2}\right), \\ \dot{\hat{c}}_{i,1,2}(t) = & \hat{c}_{i,1,3}(t) + \frac{3}{\varepsilon^2}(g_{i,1}(t) - \hat{c}_{i,1,1}(t)) + u_{i,1}(t), \\ \dot{\hat{c}}_{i,1,3}(t) = & \frac{3}{\varepsilon^3}(g_{i,1}(t) - \hat{c}_{i,1,1}(t)); \\ \dot{\hat{c}}_{i,2,1}(t) = & \hat{c}_{i,2,2}(t) + \frac{3}{\varepsilon}(g_{i,2}(t) - \hat{c}_{i,2,1}(t)) + \\ & \varepsilon\varphi\left(\frac{g_{i,2}(t) - \hat{c}_{i,2,1}(t)}{\varepsilon^3}\right), \\ \dot{\hat{c}}_{i,2,2}(t) = & \hat{c}_{i,2,3}(t) + \frac{3}{\varepsilon^2}(g_{i,2}(t) - \hat{c}_{i,2,1}(t)), \\ \dot{\hat{c}}_{i,2,3}(t) = & \hat{c}_{i,2,4}(t) + \frac{3}{\varepsilon^2}(g_{i,2}(t) - \hat{c}_{i,2,1}(t)) + u_{i,2}(t), \end{aligned} \quad (21)$$

$$\dot{\hat{c}}_{i,2,4}(t) = \frac{3}{\varepsilon^3}(g_{i,2}(t) - \hat{c}_{i,2,1}(t)). \quad (22)$$

系统初始状态等相关参数如下:

$$\begin{aligned} c_{i,1,1}(0) = -8, \quad c_{i,1,2}(0) = 8, \\ \hat{c}_{i,1,1}(0) = \hat{c}_{i,1,2}(0) = \hat{c}_{i,1,3}(0) = 0, \\ c_{i,2,1}(0) = 6, \quad c_{i,2,2}(0) = -6, \quad c_{i,2,3}(0) = 10, \\ \hat{c}_{i,2,1}(0) = \hat{c}_{i,2,2}(0) = \hat{c}_{i,2,3}(0) = \hat{c}_{i,2,4}(0) = 0, \\ u_{i,1}(t) = \cos t, \quad u_{i,2}(t) = \sin t, \quad \varepsilon = 0.01. \end{aligned}$$

NDO(3)中对应的非线性函数具体形式分别为

$$\begin{aligned} \zeta_{i,1,1}(r) = -3r - \varphi(r), \quad \zeta_{i,1,2}(r) = -3r, \\ \zeta_{i,1,3}(r) = -r, \quad \zeta_{i,2,1}(r) = -3r - \varphi(r), \\ \zeta_{i,2,2}(r) = -3r, \quad \zeta_{i,2,3}(r) = -3r, \quad \zeta_{i,2,4}(r) = -r. \end{aligned}$$

根据NDO(21)和(22), CPS因系统(19)和(20)中的未知量的观测结果分别如图3和图4所示.

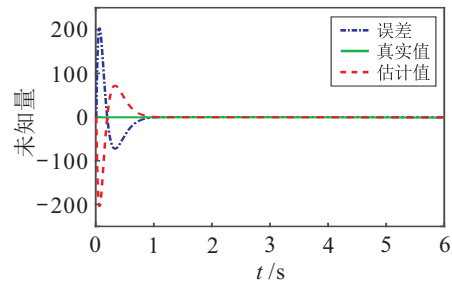


图3 NDO (21)对CPS因系统(19)中未知量的观测结果

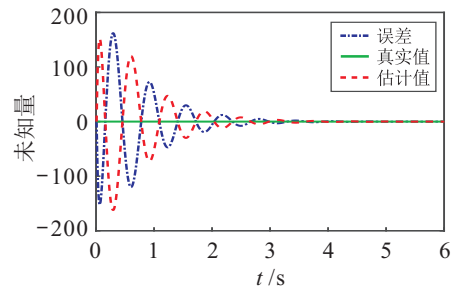


图4 NDO (22)对CPS因系统(20)中未知量的观测结果

由图3和图4知,本文设计的NDO(21)和(22)对CPS因系统中未知量的观测误差均收敛到原点,即实现了对CPS因系统(19)和(20)的有效动态观测,进而将观测值引入所设计的DMPC控制器中进行补偿控制.相比于传统的DMPC策略,基于云控制框架的DMPC策略将各子系统的观测信息均发送到云端并求解最优控制问题,因此可有效降低计算负担.

图5和图6给出了CPS因系统(19)和(20)的状态响应曲线,可以看出,CPS因系统(19)和(20)的状态曲线均满足约束条件且收敛到原点.因此,本文提出的基于NDO的DMPC控制器(10)对具有耦合关联的CPS多因系统具有很好的控制效果.

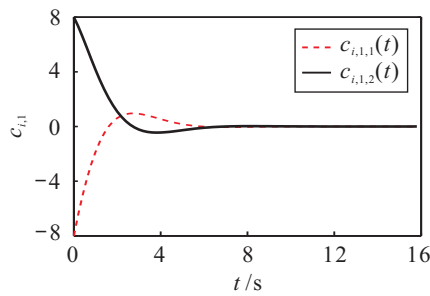


图5 CPS因系统(19)的状态响应曲线

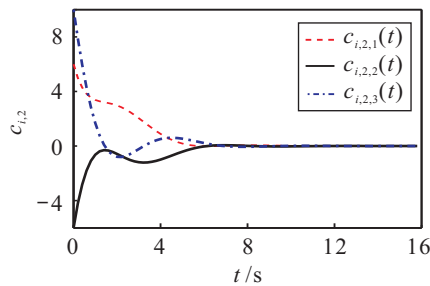


图6 CPS因系统(20)的状态响应曲线

5 结论

本文针对复杂关联CPS因系统,在云控制框架下设计了基于NDO的DMPC控制器.对于CPS因系统中的非线性未知项和耦合项,设计了NDO以实现实时动态解耦观测.同时,利用观测出的状态值对CPS多因系统进行前馈线性化来消除不确定耦合.另外,设计了DMPC控制策略使各个解耦后的CPS因系统之间协调运行.最后,通过仿真表明了算法的有效性.

参考文献(References)

- [1] 杨洪玖,袁源,夏元清,等.多因系统动态逻辑关系研究[J].指挥与控制学报,2018,4(2):121-129.
(Yang H J, Yuan Y, Xia Y Q, et al. On dynamic logic relation of multi-cause systems[J]. Journal of Command and Control, 2018, 4(2): 121-129.)
- [2] 袁源,杨洪玖,夏元清,等.基于因果逻辑关系的CPS建模研究[J].信息与控制,2018,47(1):119-128.
(Yuan Y, Yang H J, Xia Y Q, et al. Modeling research for cyber physical system based on cause-effect logic relation[J]. Information and Control, 2018, 47(1): 119-128.)
- [3] 杨洪玖,夏元清,李惠光.Delta算子系统简述[J].控制理论与应用,2015,32(5):569-578.
(Yang H J, Xia Y Q, Li H G. An overview of Delta operator systems[J]. Control Theory & Applications, 2015, 32(5): 569-578.)
- [4] 夏元清.云控制系统及其面临的挑战[J].自动化学报,2016,42(1):1-12.
(Xia Y Q. Cloud control systems and their challenges[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(1): 1-12.)
- [5] Xia Y Q, Qin Y M, Zhai D H, et al. Further results on cloud control systems[J]. Science China Information Sciences, 2016, 59(7): 073201(1-5).
- [6] Wu T, Jin Y F. Adaptive genetic algorithm based on cloud control[J]. Computer Engineering, 2011, 37(8): 189-191.
- [7] Bennouna S, Addou O, Alami B, et al. Cloud control with distributed rate limiting[J]. Acm Sigcomm Computer Communication Review, 2007, 37(4): 337-348.
- [8] 王洪利.基于云模型以约束为中心的复杂系统定性建模[J].计算机应用研究,2012,29(12):4593-4597.
(Wang H L. Qualitative modeling of complex system based on cloud model using QSIM[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(12): 4593-4597.)
- [9] 曾静,薛定宇,袁德成.分布式模型预测控制方法的研究[J].系统仿真学报,2008,20(21):5898-5902.
(Zeng J, Xue D Y, Yuan D C. Distributed model predictive control: A survey[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(21): 5898-5902.)
- [10] Trodden P, Richards A. Distributed model predictive control of linear systems with persistent disturbances[J]. International Journal of Control, 2010, 83(8): 1653-1663.
- [11] 李少远,夏元清,程鹏.网络化分布式CPS系统实时优化、监控与安全控制[J].信息与控制,2018,47(1):1-4.
(Li S Y, Xia Y Q, Cheng P. Real-time optimization, supervisory and safety control for distributed networked cyber-physical system[J]. Information and Control, 2018, 47(1): 1-4.)
- [12] Sergio L, Markus K, Pablo Z, et al. Predictive control, embedded cyberphysical systems and systems of systems — A perspective[J]. Annual Reviews in Control, 2016(41): 193-207.
- [13] Lin H N, Kuroe Y, Maruhashi T. Decoupling control of nonlinear systems using disturbance observer[J]. Journal of the Robotics Society of Japan, 1995, 13(3): 420-428.
- [14] Guo B, Zhao Z. On the convergence of an extended state observer for nonlinear systems with uncertainty[J]. Systems & Control Letters, 2011, 60(6): 420-430.
- [15] Han J. From PID to active disturbance rejection control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(3): 900-906.
- [16] 崔平远,薛小平,陈冲.非线性系统精确线性化的微分几何法[J].飞行力学,1993,11(2):4-12.
(Cui P Y, Xue X P, Chen C. Differential geometry method for precise linearization of nonlinear systems[J]. Flight Dynamics, 1993(2): 4-12.)
- [17] Kouvaritakis B, Rossiter J A, Schuurmans J. Efficient robust predictive control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(8): 1545-1549.

作者简介

杨洪玖(1981—),男,教授,博士生导师,从事鲁棒控制、滤波器理论、Delta算子系统和网络控制系统等研究, E-mail: yanghongjiu@tju.edu.cn;

李鹏(1993—),男,博士生,从事Delta算子系统和有限频率分析的研究, E-mail: lipeng_2017@163.com;

袁源(1986—),男,教授,博士生导师,从事博弈控制、抗干扰控制等研究, E-mail: snowkey@aliyun.com;

李丽(1983—),女,副教授,博士,从事网络化信息处理与控制、非线性滤波等研究, E-mail: lili@ysu.edu.cn.