

面向多时延多频率测量信息的预测显示算法

梁荣健¹, 张涛¹, 梁斌^{1,2}, 陈章², 李罡²

(1. 清华大学自动化系导航所, 北京 100084; 2. 清华大学深圳研究生院, 广东 深圳 518055)

摘要: 提出了一套能处理多时延、多频率的测量信息和数据缺失问题的预测显示算法, 从而充分利用测量信息和提高预测精度。首先通过把部分下传通道时延“移动”到上传通道, 把预测显示问题转化为一个标准的滤波问题和一个预测问题, 并采用“观测器-预测器”的串联结构解决这 2 个问题。在观测器中通过重组组织新息分析法把多时延的测量信息重组成不包含时延的形式, 并借助标记函数来处理异频和缺失的测量信息。仿真实验结果证明了本文预测显示算法的有效性。

关键词: 预测; 遥操作; 多时延测量信息; 多频率测量信息; 数据缺失

中图分类号: TP24

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2017)-05-0715-09

A Predictive Display Algorithm for Multi-Time-Delay Multi-Rate Measurements

LIANG Rongjian¹, ZHANG Tao¹, LIANG Bin^{1,2}, CHEN Zhang², LI Gang²

(1. Navigation and Control Research Center, Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Graduate School at Shenzhen, Tsinghua University, Shenzhen 518055, China)

Abstract: To make full use of measurements and improve the prediction accuracy, a predictive display algorithm is proposed to deal with multi-time-delay multi-rate measurements and missing data. Firstly, some of the delays in downlinks are “moved” to the uplinks, and thus the predictive display problem is converted into a standard filtering problem and a prediction problem, which can be tackled by a serial observer-predictor structure. Then, the re-organized innovation analysis is utilized and extended in the observer to re-organizing the multi-time-delay measurements into the ones without time delay, and the multi-rate measurements as well as missing data are tackled with the help of indication functions. Finally, simulation results show the effectiveness of the proposed predictive display algorithm.

Keywords: prediction; teleoperation; multi-time-delay measurement; multi-rate measurement; missing data

1 引言 (Introduction)

遥操作^[1]系统把操作者加入到远端机器人的控制回路当中, 从而把人的感知和决策能力延伸到远端。这种人机融合的控制手段在在轨服务^[2]、深海探测^[3]、核废料处理^[4]和微创手术^[5]等方面有广泛的应用。远距离数据传输导致的时延问题是遥操作系统的一个核心挑战。根据本地端跟远端的距离以及传输介质的不同, 不同遥操作系统中的时延不等, 短的为毫秒级, 长的为分钟级^[6-7]。时延会严重损害操作者对远端操作状态的感知^[8-9], 在具有有力反馈的场景下, 时延甚至还会导致系统的不稳定, 危害操作者以及操作设备的安全。

预测显示被认为是解决时延问题的有效手段^[10-12]。它根据当前的远端机械臂和远端环境的状态 (可能还有控制输入) 来预测时延后的系统状

态, 以此帮助操作者做出合理的决策。预测显示可分为两大类^[13], 一类是基于当前的系统状态及其对时间的导数进行泰勒级数外推, 这类方法只需要系统的状态信息, 不需要系统模型和控制输入信息, 但只适合短时延情况下的预测; 另外一类则基于系统的模型、状态信息和控制输入, 以数倍于真实过程的速度来推算系统未来的状态, 这类方法考虑了系统的动态属性, 适合大时延情况下的预测。

对于时延超过 1 s 的情况, 通常采用第 2 类的预测显示方法。Hirzinger^[14-15]等人提出了一种“估计器-预测器”的结构, 在估计器中采用扩展卡尔曼滤波估计当前时刻的状态, 然后在预测器中基于模型外推一个时延周期后的系统状态。Kikuchi^[16]等人也采用一个类似的方案来解决在静态的远端环境作业时延导致视觉反馈信息滞后的问题。

Kotoku^[17] 等人把接触力模型加入到预测显示系统中, 使其不仅能为操作者提供没有时延滞后的视觉反馈信息, 还能提供力觉反馈信息. Winck^[18] 等人把机器人的运动学模型以及接触力模型结合起来, 提出一个既能预测机械臂和环境的运动, 又能使操作者与环境进行力触觉交互的统一框架. 但是以上的预测显示方案都只能处理单一时延和频率的测量信息, 也没有考虑数据缺失的问题.

然而, 在实际的遥操作系统中, 从远端反馈回来的测量信息通常是多时延、多频率的, 而且可能存在数据缺失的情况. 远端的操作系统中通常配备了多种传感设备. 不同的传感器件可能有不同的采样频率, 采集的信息可能通过有不同时延和发送频率的通信链路传回本地端. 再者, 不同的传感器信息需要的预处理时间也不一样, 因此即使是通过同一信道传输回本地端的测量信息也可能有不同的时延. 如在空间遥操作中, 基于手眼相机获取的操作对象的相对位姿信息往往与关节编码器等传感器获取的数据一起打包后通过同一信道传输回地面. 但由于图像数据需要较长的预处理时间才能给出操作对象的相对位姿信息, 而通过关节编码器能直接读取机械臂的关节角信息, 所以虽然都是通过同一信道传输, 但是操作对象的相对位姿信息和机械臂的关节角信息就有不同的时延. 此外, 由于传感器的工作范围有限、测量数据受到噪声污染、传输过程中可能发生丢包等因素的影响, 在某些时刻某些传感器数据可能会发生缺失, 所以预测显示系统还需要能处理数据缺失的场景. 常规的预测显示算法只能处理单一时延和频率的测量信息, 因此在实际应用中预测精度受限. 本文提出了一套能处理多时延、多频率测量信息以及数据缺失问题的预测显示算法, 充分利用测量信息, 从而提高预测精度.

具有滞后测量信息的离散系统的估计问题, 已经得到比较广泛的研究. 对该问题的一种传统解决方案是增广状态法, 其基本原理是对状态变量进行扩充, 使增广后的状态变量包含发生时延之后的原系统的状态, 从而得到一个没有时延滞后的状态方程. 然而, 在时延比较大的时候, 该方法的计算量和耗费的存储空间都非常大. 另外一种方案是重组组织新息分析法^[19], 即把滞后的测量信息重新组合成为来自不同观测系统的无时滞的数据, 从而满足常规滤波方法的应用条件. 重组组织新息分析法计算效率比增广状态法更高, 而且时延越大, 相比增广状态法的优势越明显.

多频率测量信号的滤波问题, 也受到了很多研

究者的关注^[20-22]. 有些研究者对高频信号进行降采样或者对低频信号进行插值, 使不同信号的频率一致. Ma^[23] 等人通过“虚拟”测量将存在数据丢失的多频测量信号的融合问题转化为基于单一频率测量信息的估计问题. Sun 等人^[24] 通过降低高频测量信号的频率将重组组织新息分析法应用到具有多时延、多频率测量信息的场景, 但该方法会导致高频测量信息得不到充分利用. Ding^[25]、Huang^[26] 等人通过引入辅助模型(辅助模型的更新周期为异频信号的采样周期的最大公约数)来解决多频系统的参数和状态估计问题.

在预测控制等领域, 当系统状态不能被直接观测时, 常采用状态观测器对当前系统状态进行估计, 并基于当前状态的估计值预测未来的系统状态^[27]. 但现有的方法大多是基于单一时延和频率的测量信息对状态进行估计.

尽管上面提到的课题已经得到比较广泛的研究, 但是同时考虑多时延多频率测量信息和数据缺失问题的研究较少, 而且据作者所知, 在现有的文献中还没有哪个预测显示算法能处理多时延多频率的测量信息.

本文的主要创新点在于第一次提出一套能处理多时延多频率测量信息的预测显示算法, 该算法属于第 2 类预测显示方法的范畴. 首先, 将部分下传链路时延“移动”到上传链路, 从而将预测显示问题转化为一个标准的滤波问题和一个预测问题, 并采用“观测器—预测器”的串联结构解决这 2 个问题. 在观测器中通过重组组织新息分析法把测量信息重组成不包含时延的形式, 并借助标记函数来处理异频和缺失的测量信息. 本文算法是对已有预测显示算法的一个重要扩展, 能有效利用多时延多频率的测量信息从而提高预测精度.

2 问题描述 (Problem formulation)

考虑遥操作系统可以用线性离散状态空间方程描述, 且有 l 组不同时延的测量信息的情况.

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}(k)\mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_i(k) = \begin{cases} \mathbf{H}_i(k)\mathbf{x}(k-d_i) + \mathbf{v}_i(k), & \text{if } F_i(k) = 1 \\ \text{null}, & \text{if } F_i(k) = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$F_i(t) = \begin{cases} 0, & \text{if } \text{mod}(t-d_i, r_i) \neq 0 \text{ or} \\ & \text{data go missing} \\ 1, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

$$i = 0, 1, \dots, l-1, 0 < d_0 < d_1 < \dots < d_{l-1}$$

其中 $\mathbf{x}(k) \in \mathbb{R}^n$ 是远端机器人和远端环境的状态, $\mathbf{u}(k) \in \mathbb{R}^r$ 是控制输入, $\mathbf{w}(k) \in \mathbb{R}^n$ 是系统噪声. $\mathbf{y}_i \in$

\mathbb{R}^{m_i} , $i = 0, 1, \dots, l-1$, 是滞后的测量信号, 时延为 d_i , 采样间隔为 r_i , 测量噪声为 $\mathbf{v}_i(k) \in \mathbb{R}^{m_i}$. $\mathbf{A}(k)$ 、 $\mathbf{B}(k)$ 和 $\mathbf{H}_i(k)$ 是具有合适维度的时变矩阵. $F_i(k)$ ($i = 0, 1, \dots, l-1$) 是标记函数, 用来标记测量信息是否被采样和是否发生缺失. $\mathbf{w}(k)$ 和 $\mathbf{v}_i(k)$ ($i = 0, 1, \dots, l-1$) 是不相关的零均值白噪声, 协方差方差分别为 $\mathbf{E}[\mathbf{w}(k)\mathbf{w}^T(s)] = \mathbf{Q}_w(k)\delta_{ks}$ 和 $\mathbf{E}[\mathbf{v}_i(k)\mathbf{v}_i^T(s)] = \mathbf{Q}_{v_i}(k)\delta_{ks}$. 在本文中, $\mathbf{E}[*]$ 表示取均值,

$$\delta_{ks} = \begin{cases} 1, & k = s \\ 0, & k \neq s \end{cases} \quad (4)$$

由于上行时延 d_u 的影响, 当远端的机器人在执行控制输入 $\mathbf{u}(k)$ 时, 操作者在生成未来的控制输入 $\mathbf{u}(k+d_u)$. 为了帮助操作者生成合理的控制输入, 预测显示系统应基于系统模型、滞后的测量信息 $\mathbf{y}_i(k)$ ($i = 0, 1, \dots, l-1$) 和控制输入序列来估计未来的系统状态 $\mathbf{x}(k+d_u)$ 并反馈给操作者. 预测显示的基本原理如图1所示.

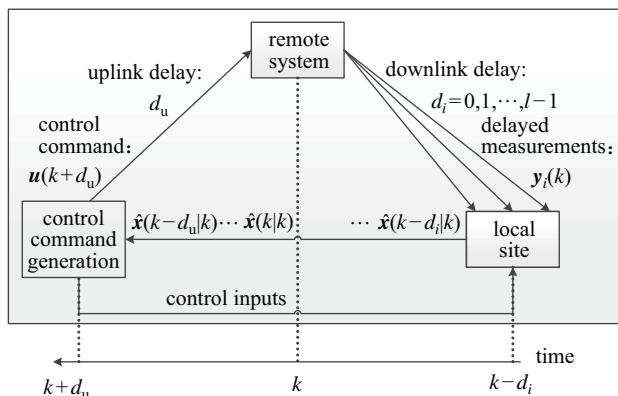


图1 预测显示问题的示意图

Fig.1 Schematic of the predictive display problem

式(2)中, $\mathbf{y}_i(k)$ ($i = 0, 1, \dots, l-1$) 表示本地端在 k 时刻收到的对状态 $\mathbf{x}(k-d_i)$ 的滞后测量. 把在 k 时刻收到的所有滞后测量信息记为 $\mathbf{Y}(k)$, 则有:

$$\text{if } d_{i-1} \leq k < d_i, \quad i = 1, 2, \dots, l-1, \quad \mathbf{Y}(k) = [\mathbf{y}_0^T(k), \dots, \mathbf{y}_{i-1}^T(k)] \quad (5)$$

$$\text{if } k \geq d_{l-1}, \quad \mathbf{Y}(k) = [\mathbf{y}_0^T(k), \dots, \mathbf{y}_{l-1}^T(k)] \quad (6)$$

预测显示问题可以描述为:

问题1 基于测量信息 $\{\{\mathbf{Y}(i)\}_{i=d_0}^k\}$ 和控制输入序列 $\{\{\mathbf{u}(i)\}_{i=0}^{k+d_u-1}\}$, 计算对状态 $\mathbf{x}(k+d_u)$ 的线性最小均方误差估计 $\hat{\mathbf{x}}(k+d_u|k)$.

3 预测显示算法 (Predictive display algorithm)

3.1 等价变换和“观测器-预测器”结构

对于位于本地端的预测显示系统来说, 时延位

于上传通道还是下传通道对预测的结果没有影响. 为了讨论的方便, 可以把部分下传通道的时延“移动”到上传通道中, 将原先所有测量信息都有时延滞后的遥操作系统转化一个有一组无滞后测量信息的等价系统, 从而把预测显示问题转化为一个标准的滤波问题和一个预测问题. 基于上面的分析, 作如下的变换:

$$t = k - d_0 \quad (7)$$

记

$$\begin{cases} D_i \triangleq d_i - d_0, & i = 0, 1, \dots, l-1 \\ \mathbf{z}_i(t) \triangleq \mathbf{y}_i(k), & i = 0, 1, \dots, l-1 \\ \mathbf{H}_i^*(t) \triangleq \mathbf{H}_i(k), & i = 0, 1, \dots, l-1 \\ \mathbf{v}_i^*(t) \triangleq \mathbf{v}_i(k), & i = 0, 1, \dots, l-1 \end{cases} \quad (8)$$

则系统(1)~(3)的一个等价系统可以描述为

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{A}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}(t)\mathbf{u}(t) + \mathbf{w}(t) \quad (9)$$

$$\mathbf{z}_i(t) = \begin{cases} \mathbf{H}_i^*(t)\mathbf{x}(t-D_i) + \mathbf{v}_i^*(t), & \text{if } F_i(t) = 1 \\ \text{null}, & \text{if } F_i(t) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

$$F_i(t) = \begin{cases} 0, & \text{if } \text{mod}(t-D_i, r_i) \neq 0 \text{ or} \\ & \text{data go missing} \\ 1, & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

$$i = 0, 1, \dots, l-1, \quad 0 = D_0 < D_1 < \dots < D_{l-1}$$

在式(10)中, $\mathbf{z}_i(t)$ ($i = 0, 1, \dots, l-1$) 表示本地端在时刻 t 收到的对状态 $\mathbf{x}(t-D_i)$ 的滞后测量信息, 其中测量信息 $\mathbf{z}_0(t)$ 不再包含时延滞后.

记时刻 t 本地端收到的所有测量信息为 $\mathbf{Z}(t)$, 得:

$$\text{if } D_{i-1} \leq t < D_i, \quad i = 0, 1, \dots, l-1, \quad \mathbf{Z}(t) = [\mathbf{z}_0^T(t), \dots, \mathbf{z}_{i-1}^T(t)] \quad (12)$$

$$\text{if } t \geq D_{l-1}, \quad \mathbf{Z}(t) = [\mathbf{z}_0^T(t), \dots, \mathbf{z}_{l-1}^T(t)] \quad (13)$$

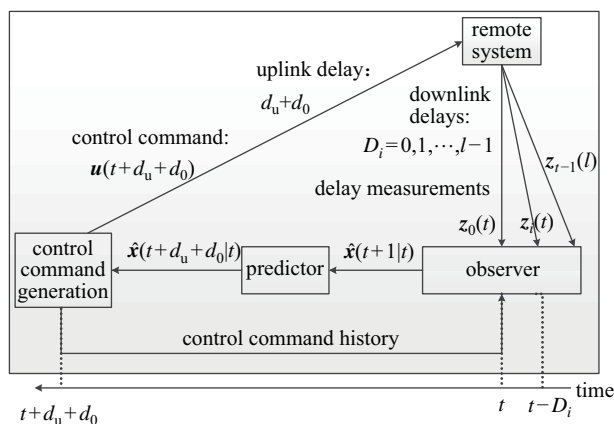


图2 等价变换后的预测显示系统示意图

Fig.2 Schematic of the equivalent predictive display system

等价变换后的系统如图 2 所示. 当远地端机器人在执行控制指令 $\mathbf{u}(t)$ 时, 操作者在产生未来的控制输入 $\mathbf{u}(t+d_u+d_0)$. 为了帮助操作者生成合理的控制输入, 预测显示系统应基于滞后的测量信息 $\mathbf{z}_i(t)$ ($i=0,1,\dots,l-1$) 来估计未来的系统状态 $\hat{\mathbf{x}}(k+d_u+d_0)$ 并反馈给操作者. 问题 1 的一个等价问题可以描述为:

问题 2 基于测量信息 $\{\{\mathbf{Z}(i)\}_{i=0}^t\}$ 和控制输入序列 $\{\{\mathbf{u}(i)\}_{i=0}^{t+d_u+d_0-1}\}$, 计算对状态 $\mathbf{x}(t+d_u+d_0)$ 的线性最小均方误差估计 $\hat{\mathbf{x}}(t+d_u+d_0|t)$.

问题 2 可以分解为一个有多套滞后测量信息的滤波问题 (问题 3) 和一个预测问题 (问题 4). 本文采用一个“观测器-预测器”的串联结构来解决这 2 个问题, 更具体来说, 在观测器中解决滤波问题 3, 在预测器中解决预测问题 4.

问题 3 基于测量信息 $\{\{\mathbf{Z}(i)\}_{i=0}^t\}$ 和控制输入序列 $\{\{\mathbf{u}(i)\}_{i=0}^t\}$, 计算对状态 $\mathbf{x}(t+1)$ 的线性最小均方误差估计 $\hat{\mathbf{x}}(t+1|t)$ (实际上, 这是一个滤波问题加一步向前预测).

问题 4 基于估计量 $\hat{\mathbf{x}}(t+1|t)$ 和控制输入序列 $\{\{\mathbf{u}(i)\}_{i=t+1}^{t+d_u+d_0-1}\}$, 计算对状态 $\mathbf{x}(t+d_u+d_0)$ 的线性最小均方误差估计 $\hat{\mathbf{x}}(t+d_u+d_0|t)$.

3.2 观测器

在观测器中, 根据重组织新息分析法把测量信息重组成不包含时延的形式, 并借助标记函数来处理异频和缺失的测量信息, 从而把多时延多频率的测量数据重组成常规滤波器可以处理的形式, 然后基于卡尔曼滤波器对系统状态 $\hat{\mathbf{x}}(t+1|t)$ 进行估计.

在时刻 $t \geq D_{l-1}$, 测量信息序列 $\{\{\mathbf{Z}(i)\}_{i=0}^t\}$ 可以描述为

$$\{\mathbf{Z}(0), \mathbf{Z}(1), \dots, \mathbf{Z}(t)\} = \begin{pmatrix} \mathbf{z}_0(0) & \cdots & \mathbf{z}_0(D_i-1) & \mathbf{z}_0(D_i) & \cdots & \mathbf{z}_0(t) \\ * & \cdots & \mathbf{z}_1(D_i-1) & \mathbf{z}_1(D_i) & \cdots & \mathbf{z}_1(t) \\ & \cdots & \vdots & \vdots & \cdots & \\ & \cdots & \mathbf{z}_{i-1}(D_i-1) & \mathbf{z}_{i-1}(D_i) & \cdots & \\ \vdots & \cdots & * & \mathbf{z}_{i-1}(D_i) & \cdots & \vdots \\ & \cdots & \vdots & * & \cdots & \\ & \cdots & & \vdots & \cdots & \\ * & * & * & * & \cdots & \mathbf{z}_{l-1}(t) \end{pmatrix} \quad (14)$$

可以发现, 在式 (14) 中所有有效元素都在式子的右上角. 在重组织新息分析法中, 式 (14) 中的元

素被左对齐, 使同一列的元素都是对同一时刻的系统状态的没有时延滞后的观测.

$$\begin{pmatrix} \mathbf{z}_0(0) & \cdots & \mathbf{z}_0(t-D_i) & \mathbf{z}_0(t-D_i+1) & \cdots & \mathbf{z}_0(t) \\ & \cdots & \vdots & \vdots & \cdots & * \\ & & & \mathbf{z}_{i-1}(t+D_{i-1}-D_i+1) & \cdots & \\ \vdots & \cdots & \mathbf{z}_i(t) & * & \cdots & \vdots \\ & \cdots & * & \vdots & \cdots & \\ & & \vdots & & \cdots & \\ \mathbf{z}_{l-1}(D_{l-1}) & \cdots & * & * & \cdots & * \end{pmatrix} \triangleq \{\mathbf{M}_{l-1}(0), \dots, \mathbf{M}_i(t-D_i), \mathbf{M}_{i-1}(t-D_i-1), \dots, \mathbf{M}_0(t)\} \quad (15)$$

其中, 对 $i=l-1$, $0 < \tau \leq t-D_{l-1}$, 有

$$\mathbf{M}_i(\tau) = [\mathbf{z}_0^T(\tau), \mathbf{z}_1^T(\tau+D_1), \dots, \mathbf{z}_{l-1}^T(\tau+D_{l-1})]^T \quad (16)$$

对 $i=0,1,\dots,l-2$, $t-D_{i+1} < \tau \leq t-D_i$, 有

$$\mathbf{M}_i(\tau) = [\mathbf{z}_0^T(\tau), \mathbf{z}_1^T(\tau+D_1), \dots, \mathbf{z}_i^T(\tau+D_i)]^T \quad (17)$$

显然,

$$\mathbf{M}_i(\tau) = \mathbf{N}_i(\tau)\mathbf{x}(\tau) + \mathbf{U}_i(\tau) \quad (18)$$

其中,

$$\mathbf{N}_i(\tau) \triangleq [\mathbf{H}_0^T(\tau), \mathbf{H}_1^T(\tau), \dots, \mathbf{H}_i^T(\tau)]^T \quad (19)$$

$$\mathbf{U}_i(\tau) \triangleq [\mathbf{v}_0^T(\tau), \mathbf{v}_1^T(\tau), \dots, \mathbf{v}_i^T(\tau)]^T \quad (20)$$

根据式 (20), 可以推导出 $\mathbf{U}_i(\tau)$ ($i=0,1,\dots,l-1$) 是零均值的白噪声, 协方差矩阵为

$$\mathbf{Q}_{U_i}(\tau) = \text{diag}\{\mathbf{Q}_{v_0}(\tau+d_0), \mathbf{Q}_{v_1}(\tau+d_1), \dots, \mathbf{Q}_{v_i}(\tau+d_i)\} \quad (21)$$

根据式 (10)、(16)、(17), 可以发现 $\mathbf{M}_i(\tau)$ 中有的元素为“null”, 所以在本文算法中, 为了满足常规滤波器的应用条件, 要对 $\mathbf{M}_i(\tau)$ 、 $\mathbf{N}_i(\tau)$ 和 $\mathbf{U}_i(\tau)$ 进行如下调整: 如果 $F_i(\tau+D_i)=0$, 即测量信息 $\mathbf{z}_i(\tau+D_i)$ 没被采样或者发生缺失, 则把 $\mathbf{M}_i(\tau)$ 中的 $\mathbf{z}_i(\tau+D_i)$ 删除, 同时要删除 $\mathbf{N}_i(\tau)$ 和 $\mathbf{U}_i(\tau)$ 中的对应分量. 记调整后的 $\mathbf{M}_i(\tau)$ 、 $\mathbf{N}_i(\tau)$ 和 $\mathbf{U}_i(\tau)$ 分别为 $\mathbf{M}_i^*(\tau)$ 、 $\mathbf{N}_i^*(\tau)$ 和 $\mathbf{U}_i^*(\tau)$, 则有

$$\mathbf{M}_i^*(\tau) = \mathbf{N}_i^*(\tau)\mathbf{x}(\tau) + \mathbf{U}_i^*(\tau), \quad i=0,1,\dots,l-1 \quad (22)$$

记时刻 t 所有调整后的测量信息序列的组合为集合 $M_{\text{all}}(t)$.

$$\{\mathbf{M}_{l-1}^*(0), \dots, \mathbf{M}_i^*(t-D_i), \mathbf{M}_{i-1}^*(t-D_i-1), \dots, \mathbf{M}_0^*(t)\} \triangleq M_{\text{all}}(t) \quad (23)$$

注意到 $M_{\text{all}}(t)$ 和 $\{\{Z(i)\}_{i=0}^t\}$ 包含相同的信息, 所以基于 $\{\{Z(i)\}_{i=0}^t\}$ 对 $x(t+1)$ 进行估计等价于基于 $M_{\text{all}}(t)$ 进行估计, 详细的证明过程可以参考文 [19]. 而且由于式 (22) 中的测量信息 $M_i^*(\tau)$ 不再包含任何的时延和缺失数据, 所以标准的卡尔曼滤波器能应用于式 (9) 和 (22) 描述的系统.

参照文 [19], 作出如下定义:

(1) 对 $i=l-1, 0 < \tau \leq t-D_{l-1}$, 估计量 $x(\tau, i)$ 是基于观测信息

$$\{M_{l-1}^*(0), \dots, M_{l-1}^*(\tau-1)\}$$

对 $x(\tau)$ 作出的最优估计.

(2) 对 $i=l-2, l-3, \dots, 0, t-D_{i+1}+1 < \tau < t-D_i$, 估计量 $x(\tau, i)$ 是基于观测信息

$$\{M_{l-1}^*(0), \dots, M_{l-1}^*(t-D_{l-1}), M_{l-2}^*(t-D_{l-1}+1) \dots M_{l-2}^*(t-D_{l-2}), \dots, M_i^*(t-D_{i+1}+1), \dots, M_i^*(\tau-1)\}$$

对 $x(\tau)$ 作出的最优估计.

(3) 对于 $i=l-2, l-3, \dots, 0, \tau=t-D_{i+1}+1$, 估计量 $x(\tau, i)$ 是基于观测信息

$$\{M_{l-1}^*(0), \dots, M_{l-1}^*(t-D_{l-1}), \dots, M_{i+1}^*(t-D_{i+2}+1), \dots, M_{i+1}^*(\tau-D_{i+1})\}$$

对 $x(\tau)$ 作出的最优估计.

$x(t+1)$ 的线性最小均方误差估计量 $\hat{x}(t+1|t)$ 可以通过式 (24) ~ (28) 对 $\tau=0, 1, 2, \dots, t$ 进行递归计算获得.

$$n = \begin{cases} l-1, & \text{if } \tau+1 \leq t-D_{l-1} \\ i, & \text{if } t-D_{i+1} < \tau+1 \leq t-D_i \\ 0, & \text{if } \tau = t \end{cases} \quad (24)$$

$$m = \begin{cases} l-1, & \text{if } \tau \leq t-D_{l-1} \\ i, & \text{if } t-D_{i+1} < \tau \leq t-D_i, \\ & i=0, 1, \dots, l-2 \end{cases} \quad (25)$$

$$x(\tau+1, n) = B(\tau)u(\tau) + A(\tau)[x(\tau, m) + K(\tau)(M_m^*(\tau) - N_m^*(\tau)x(\tau, m))] \quad (26)$$

$$K(\tau) = P(\tau)N_m^{*T}(\tau)(N_m^*(\tau)P(\tau)N_m^{*T}(\tau) + Q_{V_m}(\tau))^{-1} \quad (27)$$

$$P(\tau) = A(\tau-1)P(\tau-1)A^T(\tau-1) + Q_w(\tau-1) - A(\tau-1)K(\tau-1)N_m^*(\tau-1) \cdot P(\tau-1)A^T(\tau-1) \quad (28)$$

然后有

$$\hat{x}(t+1|t) = x(t+1, 0) \quad (29)$$

如果初始条件未知, 可以设置初始条件为

$$x(0, l-1) = 0 \quad (30)$$

$$P(0) = pI \quad (31)$$

其中 p 是一个足够大的正常数.

由于在时刻 t 计算出来的 $x(t-D_{l-1}+1, l-2)$ 可以在 $t+1$ 时刻用于计算 $x(t-D_{l-1}+2, l-2)$, 所以重组织新息分析法可以通过递归的方式实现.

3.3 预测器

在预测器中, 关于状态 $x(t+d_u+d_0)$ 的估计量 $\hat{x}(t+d_u+d_0|t)$ 可以通过式 (32)、(33) 对 $\tau=t+1, t+2, \dots, t+d_u+d_0-1$ 进行递归计算获得. 其中, 初始条件 $\hat{x}(t+1|t)$ 为观测器的输出.

$$\hat{x}(\tau+1|t) = A(\tau)\hat{x}(\tau|t) + B(\tau)u(\tau) \quad (32)$$

$$P(\tau+1) = A(\tau)P(\tau)A^T(\tau) + Q_w(\tau) \quad (33)$$

3.4 预测显示方案的计算流程

本文提出的预测显示方案的总体计算流程如图 3 所示, 具体来说, 可以总结为以下 3 个步骤:

步骤 1 进行 3.1 节介绍的等价变换, 然后获得 $\{\{Z(i)\}_{i=0}^t\}$ 和 $\{\{u(i)\}_{i=0}^{t+d_u+d_0-1}\}$;

步骤 2 在观测器中, 重组织观测序列 $\{\{Z(i)\}_{i=0}^t\}$ 并基于标记函数 $F_i(t)$ ($i=0, 1, \dots, l-1$) 进行调整, 然后获得 $M_{\text{all}}^*(t)$. 再对式 (24) ~ (28) 进行递归计算, 获得 $\hat{x}(t+1|t)$;

步骤 3 对式 (32)、(33) 进行递归计算, 获得对状态 $x(t+d_u+d_0)$ (也即是 $x(k+d_u)$) 的估计量 $\hat{x}(t+d_u+d_0|t)$.

由于重组织新息分析法可以通过递归的方式进行计算, 所以本文的预测显示方案也可以通过递归的方式进行计算.

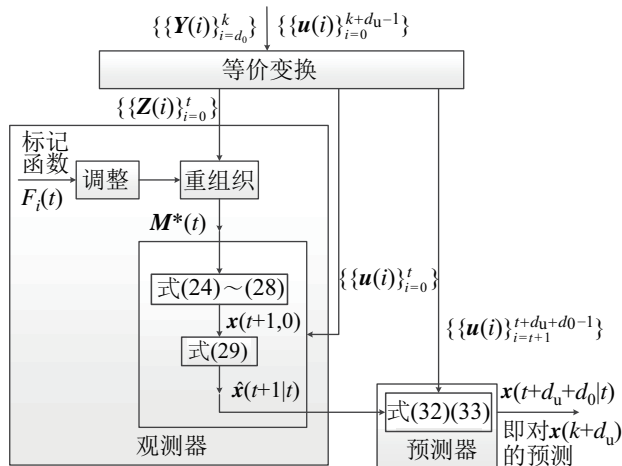


图3 预测显示算法的计算流程

Fig.3 Computation procedure of the proposed predictive display scheme

4 仿真例子 (Simulation example)

4.1 仿真设置

下面将给出一个仿真例子来展示本文提出的预测显示方案的有效性. 考虑通过一个被远程控制的小车来追赶一个做匀速直线运动的物体的场景. 远地端的系统可以用方程 (1) 来描述, 其中

$$\mathbf{A}(k) = \begin{bmatrix} 1 & d & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}(k) = \begin{bmatrix} 0 \\ d \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{x}(k) = \begin{bmatrix} p_1(k) \\ \dot{p}_1(k) \\ p_2(k) \\ \dot{p}_2(k) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{w}(k) = \begin{bmatrix} 0 \\ w_1(k) \\ 0 \\ w_2(k) \end{bmatrix}$$

$d = 0.05 \text{ s}$ 是系统的更新周期, $p_1(k), \dot{p}_1(k)$ 分别是被远程控制的小车的位置和速度, $p_2(k), \dot{p}_2(k)$ 分别是做匀速直线运动的物体的位置和速度, $w_1(k), w_2(k)$ 是不相关的零均值白噪声, 协方差矩阵为 $\mathbf{E}[\mathbf{w}_1(k)\mathbf{w}_1^T(j)] = \mathbf{Q}_{w_1}(k)\delta_{ij} = 0.01^2\delta_{ij}$ 和 $\mathbf{E}[\mathbf{w}_2(k)\mathbf{w}_2^T(j)] = \mathbf{Q}_{w_2}(k)\delta_{ij} = 0.01^2\delta_{ij}$.

小车的加速度 $\ddot{p}_1(k)$ 由操作者直接控制, 即

$$\ddot{p}_1(k) = u(k) = \begin{cases} 0.5, & 0 < k \leq 80 \\ 0, & k > 80 \end{cases}$$

仿真的初始条件设为 $\mathbf{x}(0) = [0 \ 0 \ 5 \ 0.5]^T$.

有 2 种来源的测量信息. 其中一种测量信息来源于监控相机, 经过处理后给出小车和移动物体的位置, 该测量信息的采样周期为 $2d$, 时延为 $10d$. 另外一种测量信息来源于安装在小车上的测距仪, 当小车和移动物体的距离小于 3 m 时给出两者间的距离, 该测量信息的采样周期为 d , 时延为 $12d$, 测量过程可以建模为

$$\mathbf{y}_0(k) = \begin{cases} \mathbf{H}_0(k)\mathbf{x}(k-d_0) + \mathbf{v}_0(k), & \text{if } F_0(k) = 1 \\ \text{null}, & \text{if } F_0(k) = 0 \end{cases} \quad (34)$$

$$F_0(k) = \begin{cases} 1, & \text{if } \text{mod}(k-d_0, 2) = 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (35)$$

$$k = 10, 11, 12, \dots$$

$$\mathbf{y}_1(k) = \begin{cases} \mathbf{H}_1(k)\mathbf{x}(k-d_1) + \mathbf{v}_1(k), & \text{if } F_1(k) = 1 \\ \text{null}, & \text{if } F_1(k) = 0 \end{cases} \quad (36)$$

$$F_1(k) = \begin{cases} 1, & \text{if } |p_3(k-d_1) - p_1(k-d_1)| \leq 3 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (37)$$

$$k = 12, 13, 14, \dots$$

$$\text{其中, } \mathbf{H}_0(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}_1(k) = [-1 \ 0 \ 1 \ 0],$$

$d_0 = 10$, $d_1 = 12$, $\mathbf{v}_0(k)$ 和 $\mathbf{v}_1(k)$ 是不相关的零均值白噪声, 协方差矩阵分别为 $\mathbf{E}[\mathbf{v}_0(k)\mathbf{v}_0^T(j)] = 0.5^2\delta_{ij}\mathbf{I}$ 和 $\mathbf{E}[\mathbf{v}_1(k)\mathbf{v}_1^T(j)] = 0.1^2\delta_{ij}\mathbf{I}$. \mathbf{I} 是有合适维度的单位矩阵.

上传时延为 $10d$. 该预测显示问题可以描述为: 基于系统模型, 测量信息 $\{\{\mathbf{y}_0(i)\}_{i=10}^k\}$, $\{\{\mathbf{y}_1(i)\}_{i=12}^k\}$ 和控制输入序列 $\{\{\mathbf{u}(i)\}_{i=0}^{k+9}\}$, 求状态 $\mathbf{x}(k+10)$ 的线性最小均方误差估计 $\hat{\mathbf{x}}(k+10)$.

4.2 仿真结果和分析

测量信息 $\mathbf{y}_0(k)$ 和 $\mathbf{y}_1(k)$ 分别如图 4 和图 5 所示. 可以看出, 2 种测量信息都有时延和噪声, 其中测量信息 $\mathbf{y}_0(k)$ 的时延为 $10d$, 而 $\mathbf{y}_1(k)$ 的时延为 $12d$. 测量信息 $\mathbf{y}_1(k)$ 的采样频率是 $\mathbf{y}_0(k)$ 的 2 倍.

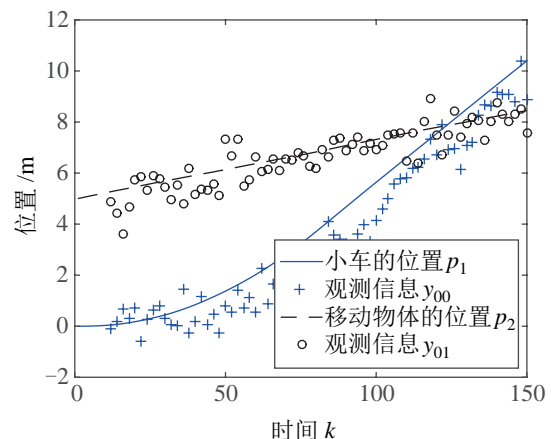


图 4 测量信息 $\mathbf{y}_0(k)$

Fig.4 Measurement $\mathbf{y}_0(k)$

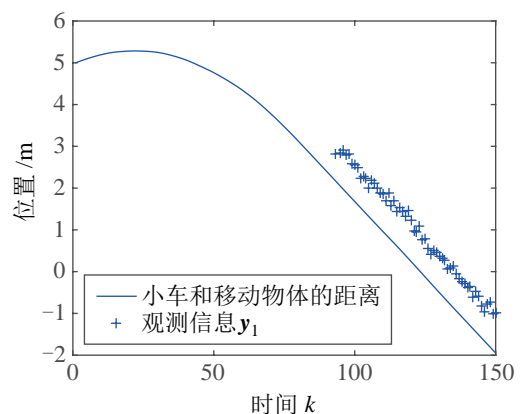


图 5 测量信息 $\mathbf{y}_1(k)$

Fig.5 Measurement $\mathbf{y}_1(k)$

由于测距仪有限的工作范围, 测量信息 $y_1(k)$ 在时刻 $k=91$ 之后才能获得. 所以系统 (1)、(34) ~ (37) 有多时延、多频率的测量信息以及数据缺失, 常规的预测显示算法无法有效处理这种场景.

预测显示算法的初始条件设为 $\hat{x}(0) = [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$, 与真实系统的初始条件 $x(0)$ 有一定误差. 下面分别给出本文提出的新预测显示算法和常规方案^[14] (只能利用一组具有相同时延和频率的测量信息) 的预测结果.

预测显示算法的输出是对远端系统的未来状态 $x(k+d_u)$ 的估计. 本文算法的输出结果如图 6 所示 (为了跟真实的状态进行对比, 图 6 中把本文预测显示算法的输出结果向左平移了 $d_u=10$ 个单位). 图 7 为本文算法对小车的位置 $p_1(k)$ 和移动物体位置 $p_2(k)$ 的预测误差. 可以看出, 在时刻 $k < d_0 + d_u = 10 + 10 = 20$ 时, $\hat{x}(k) = \hat{x}(0)$; 在时刻 $k=20$ 之后, 本文算法能有效利用滞后的测量信息修正对系统状态的预测, 预测输出 $\hat{x}(k+d_u)$ 快速收敛到真实的状态 $x(k+d_u)$ 上.

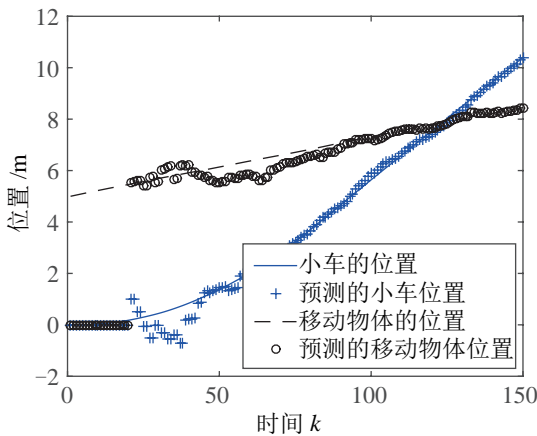


图 6 本文预测显示算法的输出

Fig.6 Output of the proposed predictive display algorithm

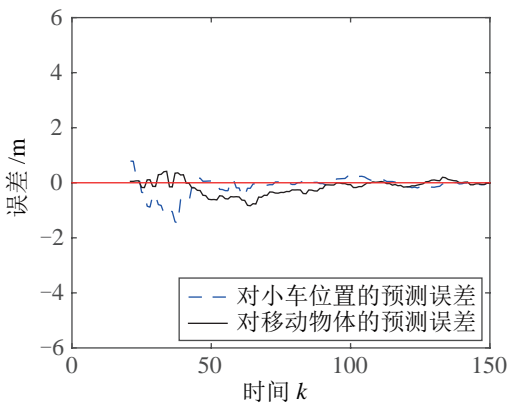


图 7 本文预测显示算法的预测误差

Fig.7 Prediction error of the proposed predictive display algorithm

值得注意的是, 虽然测量信息 $y_1(k)$ 在时刻 $k=91$ 之后才能获得, 并且跟 $y_0(k)$ 有不同的时延和采样频率, 但在 $k < 91$ 时, 本文算法能有效利用被正确接收的测量信息 $y_0(k)$ 更新对系统状态的预测; 当测量信息 $y_1(k)$ 也能被接收后 ($k \geq 91$), 能有效利用 $y_0(k)$ 和 $y_1(k)$ 进一步减小预测误差, 如图 7 所示. 这表明本文算法在测量信息有多时延多频率并且会发生缺失的情况下, 能充分利用所有能获取的测量信息以提高预测精度.

为了比较不同的预测显示方案对系统状态的预测精度, 本文采用式 (33) 中计算得到的预测协方差矩阵 $P(t+d_u+d_0)$ 作为预测精度的度量. 图 8 是本文算法对 $p_2(k)$ 的预测方差. 可以发现, 在时刻 $k=20$ (滞后的测量信号第一次到达本地端并被利用) 之后, 预测方差迅速减小, 逐渐降低到大约 0.06 的水平; 在时刻 $k=91+d_u=101$ (跟 $y_0(k)$ 具有不同时延和频率的测量信号 $y_1(k)$ 第一次到达本地端并被利用) 之后, 预测方差进一步减小, 并逐渐收敛到 0.02 的水平. 这意味着本文方案能有效利

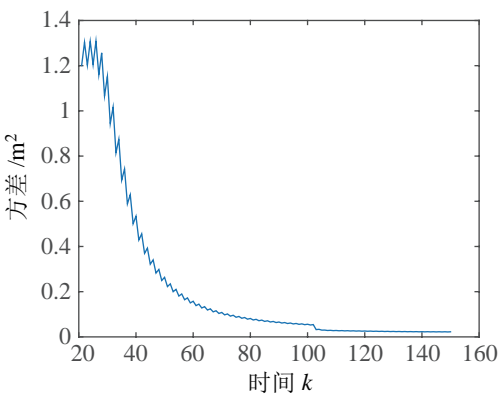


图 8 本文预测显示算法的预测方差 (对移动物体位置)

Fig.8 Prediction variance of the proposed predictive display algorithm (for the position of the moving object $p_2(k)$)

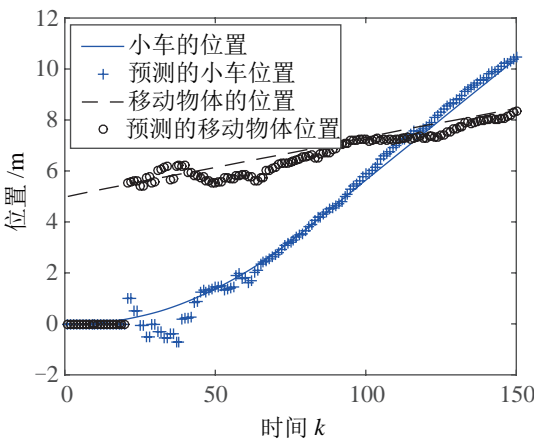


图 9 常规预测显示算法的输出

Fig.9 Output of the traditional predictive display algorithm

用多时延、多频率的测量信息并处理数据缺失的情况。

图 9 给出了常规的预测显示算法的输出结果, 图 10 是预测误差。由于常规的预测显示方案只能处理单一时延的测量信息, 所以在本文仿真例子中, 只能利用测量信息 $y_0(k)$, 而不能利用跟 $y_0(k)$ 具有不同时延和频率的测量信息 $y_1(k)$ 。从图 9 和图 10 可以看出, 在时刻 $k=91$ 之前, 常规方案跟本文方案的输出结果是一致的; 但在时刻 $k=91$ 之后, 由于常规方案不能有效利用测量信息 $y_1(k)$, 所以预测误差明显比本文算法的预测误差要大。

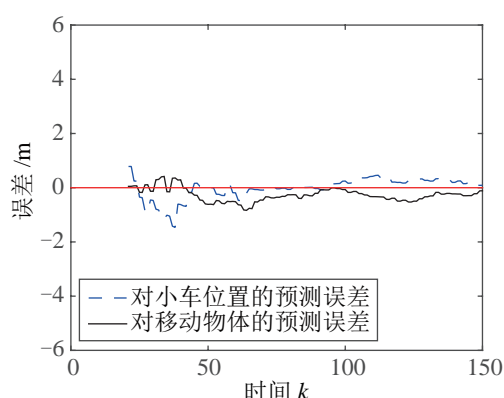


图 10 常规预测显示算法的预测误差

Fig.10 Prediction error of the traditional predictive display algorithm

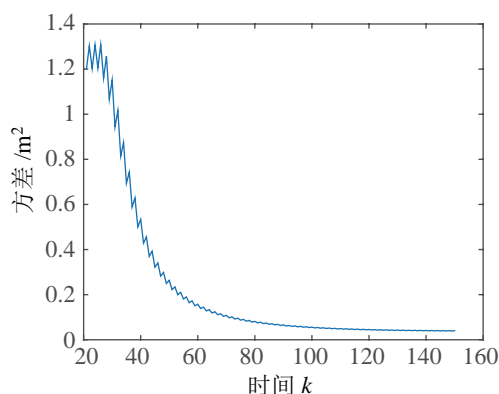


图 11 常规预测显示算法的预测方差 (对移动物体位置)

Fig.11 Prediction variance of the traditional predictive display algorithm (for the position of the moving object $p_2(k)$)

图 11 是常规算法对 $p_2(k)$ 的预测方差。可以发现, 由于不能有效利用 $y_1(k)$ 的信息, 预测方差最终收敛到约为 0.04 的水平, 比本文算法的预测精度要低。

总的来说, 仿真结果表明本文提出的预测显示算法能有效处理多时延、多频率的测量信息以及数据缺失问题, 比常规的只能利用一组具有相同时延

和频率的测量信息的预测显示算法有更好的预测性能。

5 结论 (Conclusion)

本文重点关注在有多时延、多频率的测量信息以及数据缺失的情况下的预测显示问题, 并提出了一套有效解决该问题的预测显示方案。首先通过等价变换将预测显示问题转化为一个滤波问题和一个预测问题, 并采用“观测器—预测器”的串联结构解决该问题。在观测器中, 根据重组织新息分析法和标记函数将多时延、多频率并可能发生缺失的测量信息重组成卡尔曼滤波器能处理的形式, 然后基于卡尔曼滤波器估计当前的系统状态。在预测器中根据系统模型递推一个时延周期后的系统状态。本文算法是对已有的预测显示算法的一个重要扩展, 比现有算法更符合实际的遥操作系统的需求。而且遥操作系统可以看作是一种网络诱导时延系统, 本文结果对解决其他网络诱导时延系统中的预测问题有一定的参考意义。

在未来的研究工作中, 将会考虑建模误差和外部干扰对预测显示算法性能的影响, 并提出有鲁棒性的预测显示算法。同时, 也会考虑将不同的滤波器 (如无迹卡尔曼滤波器) 引入到本文的预测显示算法中, 使之能应用于非线性系统。如何处理时变时延下的预测显示问题也是未来关注的一个方向。

参考文献 (References)

- [1] Niemeyer G, Preusche C, Stramigioli S, et al. Telerobotics[M]// Springer Handbook of Robotics. Berlin, Germany: Springer, 2016: 1085-1108.
- [2] Imaida T, Yokokohji Y, Doi T, et al. Ground-space bilateral teleoperation of ETS-VII robot arm by direct bilateral coupling under 7-s time delay condition[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2004, 20(3): 499-511.
- [3] Hirabayashi T, Akizono J, Yamamoto T, et al. Teleoperation of construction machines with haptic information for underwater applications[J]. Automation in Construction, 2006, 15(5): 563-570.
- [4] Desbats P, Geffard F, Piolain G, et al. Force-feedback teleoperation of an industrial robot in a nuclear spent fuel reprocessing plant[J]. Industrial Robot, 2006, 33(3): 178-186.
- [5] Okamura A M. Methods for haptic feedback in teleoperated robot-assisted surgery[J]. Industrial Robot, 2004, 31(6): 499-508.
- [6] Yoon W K, Goshozono T, Kawabe H, et al. Model-based space robot teleoperation of ETS-VII manipulator[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2004, 20(3): 602-612.
- [7] Germani A, Manes C, Pepe P. A new approach to state observation of nonlinear systems with delayed output[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002, 47(1): 96-101.

- [8] Dai P, Huang P F, Lu Z Y. Time delayed teleoperation with stable tracking and high feedback fidelity using modified wave variable[C]//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 476-480.
- [9] 宋爱国. 力觉临场感遥操作机器人(1): 技术与现状[J]. 南京信息工程大学学报: 自然科学版, 2013, 5(1): 1-19.
- Song A G. Force telepresence telerobot (1): Review of the history and development[J]. Journal of Nanjing University of Information Science and Technology, 2013, 5(1): 1-19.
- [10] Li H J, Song A G. Virtual-environment modeling and correction for force-reflecting teleoperation with time delay[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2007, 54(2): 1227-1233.
- [11] Hirzinger G, Brunner B, Dietrich J, et al. Sensor-based space robotics – ROTEX and its telerobotic features[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1993, 9(5): 649-663.
- [12] Xiong Y J, Li S Q, Xie M. Predictive display and interaction of telerobots based on augmented reality[J]. Robotica, 2006, 24(4): 447-453.
- [13] 张涛, 陈章, 王学谦, 等. 空间机器人遥操作关键技术综述与展望[J]. 空间控制技术与应用, 2014, 40(6): 1-9,30.
- Zhang T, Chen Z, Wang X Q, et al. Overview and prospect of key technologies of teleoperation of space robot[J]. Aerospace Control and Application, 2014, 40(6): 1-9,30.
- [14] Hirzinger G, Landzettel K, Fagerer C. Telerobotics with large time delays – The ROTEX experience[C]//IEEE/RSJ/GI International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 1994: 571-578.
- [15] Hirzinger G, Heindl J, Landzettel K. Predictive and knowledge-based telerobotic control concepts[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 1989: 1768-1777.
- [16] Kikuchi J, Takeo K, Kosuge K. Teleoperation system via computer network for dynamic environment[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 1998: 3534-3539.
- [17] Kotoku T. A predictive display with force feedback and its application to remote manipulation system with transmission time delay[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 1992: 239-246.
- [18] Winck R C, Sketch S M, Hawkes E W, et al. Time-delayed teleoperation for interaction with moving objects in space[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 5952-5958.
- [19] Lu X, Zhang H S, Wang W, et al. Kalman filtering for multiple time-delay systems[J]. Automatica, 2005, 41(8): 1455-1461.
- [20] Wang Y F, Nguyen B M, Kotchansompote P, et al. Vision-based vehicle body slip angle estimation with multi-rate Kalman filter considering time delay[C]//IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 1506-1511.
- [21] Armesto L, Tornero J. SLAM based on Kalman filter for multi-rate fusion of laser and encoder measurements[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2004: 1860-1865.
- [22] Smyth A, Wu M L. Multi-rate Kalman filtering for the data fusion of displacement and acceleration response measurements in dynamic system monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 706-723.
- [23] Ma J, Sun S L. Distributed fusion filter for multi-rate multi-sensor systems with packet dropouts[C]//10th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 4502-4506.
- [24] Sun Y, Jing F S, Liang Z Z. Iterated extended Kalman filter for time-delay systems with multi-sample-rate measurements[C]//11th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 4532-4536.
- [25] Ding F, Liu P X, Liu G J. Auxiliary model based multi-innovation extended stochastic gradient parameter estimation with colored measurement noises[J]. Signal Processing, 2009, 89(10): 1883-1890.
- [26] Huang P F, Lu Z Y, Liu Z X. State estimation and parameter identification method for dual-rate system based on improved Kalman prediction[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2016, 14(4): 998-1004.
- [27] Tatjewski P. Disturbance modeling and state estimation for predictive control with different state-space process models[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2011, 18(1): 5326-5331.

作者简介:

梁荣健(1992-),男,硕士.研究领域:机器人控制和人机交互.

张涛(1969-),男,博士,教授.研究领域:机器人控制和人工智能.

梁斌(1968-),男,博士,教授.研究领域:空间机器人在轨服务技术,月球车技术和微小卫星技术.