



基于非线性观测器的传感器融合与旋转运动重构

黄晓艳

(重庆科创职业学院, 重庆 402160)

摘要: 虽然测量和记录人体在空间中运动的加速度和角速度非常容易,但是从这些旋转位移测量中重建并不是一个简单的任务。为了定义位移量这些量需要集成,信号中存在的噪音对测量结果有明显的影响,限制了该技术在工业应用技术领域的发展,常用的噪声滤波技术(如卡尔曼滤波)对约束非线性运动学问题是一个很大的挑战。通过对刚体假设下的问题给出一个简洁的表述,探讨了非线性状态观测器在测量数据的处理、人体运动的数据融合和重建等方面的应用。在扩展卡尔曼滤波器技术和所提出的方法之间进行比较,需要特别注意影响这两种方法性能的条件。为了更好地说明方法之间的差异,本文对数值实验的结果进行了比较。

关键词: 传感器融合; 旋转运动重建; 状态观测器; 扩展卡尔曼滤波器; 滑模观测器

中图分类号: G804.49

文献标识码: A

文章编号: 1671-931X(2018)04-0072-05

一、前言

角运动重建的问题在很久以前都已经被人们提出,许多航空航天结构建立了自动定位(卫星、飞行器)系统。自那时以来,开发了几种估计算法^[1]。陀螺仪是一种最直观的角速度传感器,用于支持对物体在空间中的角位置的估计(即定义物体的姿态)。然而,它的信号的直接积分导致噪声误差的积累和角度预测的后续漂移。一种常见的解决方案是使用状态观测器,观察者来最小化测量噪声^[2]并改进其集成。

由于角速度信号的积分不能作为绝对参考,残余噪声和差的初始条件都可能导致预测误差。另一种方法是使用一组加速度计,通过相对加速度计算车身位置状态^[3]。在这种方法中,重力方向也可以作为两个角分量(主视和俯视)的参考,极大地改善了低平移加速度应用的状态。然而,由于该方法对传感器的定位和测量噪声的高灵敏度有很高的要求^[4],所以面临很大的困难。

目前,对于休闲航空和无人机等低成本应用的状态估计^[5],由于因为传感器和机载处理的性能较差,所以会给这一过程带来更多的压力。在这些实例中,开发重点都放在有效的算法上^[6],这些应用大多利用了最初为线性系统创建的估计过程,并适用于非线性系统(即扩展卡尔曼滤波器)^[5,7,8]。尽管有几种商业上可用的解决方案部署了EKF算法的变型,但当系统中存在结构不确定性(如传感器没有对准)和高非线性(较大的角加速度)时,该解决方案的性能就显得十分有限。

为了解决这些问题,本文提出了一种非线性状态估计器,该估计器能够精确地消除噪声和结构不确定性。此外,估计器的非线性性质允许在高度非线性操作中也有良好的预估。该概念是基于开发的滑模观测器^[9],并恰当地用角运动动力学来表示,它还可以融合来自加速度计和陀螺仪的传感器信息。

值得注意的是,由克拉斯西斯等人提出的其他几种非线性估计方法也可以运用^[8]。它描述了扩展卡

收稿日期: 2018-07-02

作者简介: 黄晓艳(1983-),女,重庆潼南人,硕士,重庆科创职业学院讲师,研究方向:电子信息工程。

尔曼滤波器、粒子滤波器、自适应和非线性估计器的几种变体,以及对系统测量动力学、噪声轮廓和收敛准则的假设。然而,本文考虑使用滑模观测器比较合适,因为它的性质可以解决结构不确定性,并且不需要动态模型的线性化。

二、非线性估计器的动态框架设计

假设空间上存在一个刚体,其运动在惯性参照系(I)中描述,在刚体重心(点O)处建立一个局部坐标系,如图1所示。

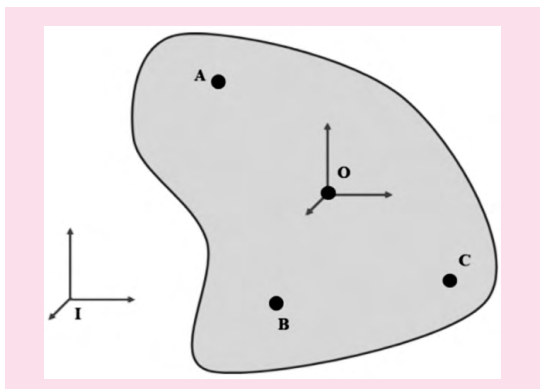


图1 物体在运动下定义的不同参照系

在刚体(A、B、C)处的点的运动可以根据其重心(O)来表示,因为所有矢量都在体坐标系中表示为:

$$\alpha_X = \alpha_O + \alpha \times r_{XO} + \omega \times (\omega \times r_{XO}) \quad (2-1)$$

当代表一个点(a、b或c)的加速度,[下标用正体,后面的下标都用正体。]代表重心加速度,代表物体的角加速度,代表角速度,代表身体点之间的相对位置(或A、B或C)重心,通过对公式(2-1)进行分析,得出A点相关信息,从而得出在点O上的隔离加速度计算公式:

$$\alpha_O = \alpha_A - \alpha \times r_{AO} - \omega \times (\omega \times r_{AO}) \quad (2-2)$$

将公式(2-2)代入(2-1)中,可以得出:

$$\begin{aligned} \alpha_B &= \alpha_A - \alpha \times r_{AO} - \omega \times (\omega \times r_{AO}) + \alpha \times r_{BO} + \omega \times (\omega \times r_{BO}) \\ \alpha_C &= \alpha_A - \alpha \times r_{AO} - \omega \times (\omega \times r_{AO}) + \alpha \times r_{CO} + \omega \times (\omega \times r_{CO}) \end{aligned} \quad (2-3)$$

对公式(2-3)进行变换可以得到公式(2-4):

$$\begin{bmatrix} -r_{AB} \times \alpha \\ -r_{AC} \times \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{AB} - \omega \times (\omega \times r_{AB}) \\ \alpha_{AC} - \omega \times (\omega \times r_{AC}) \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

当:

$$\begin{aligned} \alpha_{AB} &= \alpha_A - \alpha_B \\ \alpha_{AC} &= \alpha_A - \alpha_C \\ r_{AB} &= r_{AO} - r_{BO} \\ r_{AC} &= r_{AO} - r_{CO} \end{aligned} \quad (2-5)$$

通过使用差分位置向量(),不需要知道物体重心(O)的位置。简化了这种方法在实践中的应用,使得对O点的定义无效。接下来,假设交叉乘积的符

号/操作如下:

$$S(b) = \begin{bmatrix} 0 & -b_3 & b_2 \\ b_3 & 0 & -b_1 \\ -b_2 & b_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2-6)$$

公式(2-4)可以重新定义为具有以下矩阵的形式:

$$\begin{bmatrix} S(-r_{AB}) \\ S(-r_{AC}) \end{bmatrix} \alpha = \begin{bmatrix} \alpha_{AB} \\ \alpha_{AC} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} (\omega^T r_{AB}) I \\ (\omega^T r_{AC}) I \end{bmatrix} \omega + (\omega^T \omega) \begin{bmatrix} r_{AB} \\ r_{AC} \end{bmatrix} \quad (2-7)$$

这是一组6个未知数的非线性代数方程(两个分量,角加速度和速度)。给定点加速度和它们的位置,就可以解决这个问题,并找到导致测量点加速度的角加速度和速度对。这个直接的解决方案不包含未知(和)之间的时间关系,也不能减少测量中存在的相关噪声问题。

本文提出将公式(2-7)转换为动态约束,通过对它左侧矩阵求逆矩阵知道,角加速度是角速度的时间导数。因此,要解决这个问题,必须把等式转化为一组非线性微分方程,那么我们应该先知道任意三个点(、或)的线性加速度在所有时间内的瞬时值和初始速度。从这些数据中,可以用时间积分来找到引起线性加速度的角速度时间,然而在实践中,这些量会受噪声的影响,状态观测器可以用于系统的积分,这种方法的局限性是存在逆矩阵。

为了角速度重建将速度积分,可以使用下面描述的四元数动力学^[10],以便通过数值积分直接计算物体的角速度运动情况。

$$\begin{aligned} \dot{q}_0 &= 1/2 q^T \omega \\ \dot{q} &= 1/2 [q_0 I + s(q)] \omega \end{aligned} \quad (2-8)$$

三、状态观测器设计

为了启动状态观测器的设计过程和动态过程,除了可以通过公式(2-7)和(2-8)归纳系统的动态约束情况外,还可以通过测量的尺寸表示其观测状态。

$$\begin{bmatrix} \dot{q}_0 \\ \dot{q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/2 q^T \omega \\ 1/2 [q_0 I + S(q)] \omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} S(-r_{AB})^T [r_{AB}] - [S(-r_{AB})]^T [(\omega^T r_{AB}) I] \\ S(-r_{AC})^T [r_{AC}] - [S(-r_{AC})]^T [(\omega^T r_{AC}) I] \end{bmatrix} \omega + \begin{bmatrix} S(-r_{AB})^T [\alpha_{AB} + \delta_{AB}] \\ S(-r_{AC})^T [\alpha_{AC} + \delta_{AC}] \end{bmatrix}$$

$$y = \begin{bmatrix} q_0 \\ q \\ \omega + \delta_\omega \end{bmatrix} \quad (2-9)$$

公式(2-9)完整描述了真实动力学系统,其中输入的线性加速被噪声和损坏,它支持对应用于此系统的状态观测器的约束。引入的第二个方程表示从角速度采集的测量数据,也被噪声损坏。这种方法允许融合来自线性加速度和旋转速度的信息,同时抑

制噪声信息。

在这一阶段,公式(2-9)可以转换成一般的非线性格式,例如:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}} &= f(\hat{x}) + Bu + w \\ y &= C\hat{x} + v\end{aligned}\quad (2-10)$$

上述方程中变量的定义来自于等式(2-9)和(2-10)之间的直接比较。对于变量过程干扰和测量干扰,分别用 w 和 v 表示,在和之间,这两个变量都带有加速度计测量的噪声影响,在之间,角速度也受噪声的影响。等式(2-10)将被用来作为后续状态观测器的推导基础,以保持在一一般形式下的估计量。

(一)线性状态观测器设计

如果考虑用系统动力学的一阶导数 $f(x)$ 作为状态变化速率的近似值,那么非线性系统的线性观测器的设计就容易了。对于这个扩展,在其它方面的应用也是非常广泛。本文提出的方法是由等式(2-7)进行变换得到系统的表达式(2-10),观测的动力学表达式为:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{X}} &= f(\hat{X}) + Bu + W + L(y - C\hat{X}) \\ \dot{P} &= F(\hat{X})P + PF(\hat{X})^T - LCP + Q \\ L &= PC^T R^{-1}\end{aligned}\quad (2-11)$$

Q 是系统噪声强度矩阵, R 是测量噪声强度矩阵,两个矩阵都必须为正定的。 P 是引入动力学的一种约束更新增益的里卡蒂方程,它可以使估计量的解趋于渐近稳定。对于扩展卡尔曼滤波器设计的噪声性质,它们必须遵循一个正态分布,以保证过滤器的稳定性。从设计的角度来看,矩阵 Q 和 R 可以被调整到正在研究的系统中,以适当平衡在加速度测量(系统噪声)和角速度(测量噪声)中噪声的影响。

(二)非线性状态观测器设计

本文所提供的非线性状态观测器的设计是基于等式(2-9)的工作原理。观察者动力学采用以下形式:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{X}} &= f(\hat{X}) + Bu + W + L(y - C\hat{X}) + G(y, \hat{X}) \\ G(y, \hat{X}) &= \begin{cases} \frac{P^{-1}RC^T(y - C\hat{X})}{\varepsilon} & \text{if } \|y - C\hat{X}\| > \varepsilon \\ \frac{P^{-1}RC^T(y - C\hat{X})}{\|y - C\hat{X}\|} & \text{if } \|y - C\hat{X}\| < \varepsilon \end{cases}\end{aligned}\quad (2-12)$$

其中 R 是测量噪声强度矩阵, L 是一个常数观察校正矩阵,是函数 G 和 P 的开关结合连续代数里卡蒂微分方程。

$$(-LC)^T P + P(-LC) - P(i\lambda_f I)(i\lambda_f I)^T P + (I + Q) = 0\quad (2-13)$$

Q 是系统噪声强度矩阵,是非线性函数的边界准则与状态矢量之间的差,这个概念在观察者所受的后续约束中得到了更好的定义:

$$\begin{aligned}-LC < 0; P > 0; Q > 0; P = P^T; R = R^T \\ RC^T C \geq 0; \varepsilon > 0; \|f(X_1) - f(X_2)\| < \lambda_f \|X_1 - X_2\|\end{aligned}\quad (2-14)$$

根据公式(2-9)可以计算出状态观测器所补偿的最大噪声误差或误差的范围。作为设计者可以任意选择 Q, R, I 和 ε 的值,每一个参数都会影响设计方案。 Q 和 R 矩阵分别为系统(加速度信号)和测量(角速度信号),这些值可以作为设计者观察动态约束变化的参考,观测增益值的变化规律。特征值可以作为系统非线性的线性约束,的控制状态如何接近稳定的波形,以及估计量的解将限制在靠近滑动流的区域。

对于非线性状态观测器的设计,在测量噪声条件没有假设的情况下,只要求它们被限制以确定滑动模式观察者的边界是稳定的。

四、仿真实验

假设有一个长、宽、高分别为 0.5m、0.3m、0.2m 的实心立方体,如图 2 所示。在图 2 中,实心立方体被作为模拟刚体,标出了它的三个点(A、B、C)参照位置,并在这几个参照点处测量加速度。这个例子在几何学中很简单,考虑到密度的均匀分布,重力中心位于立方体的几何中心,所以在重心位置上的这些点位置十分重要。

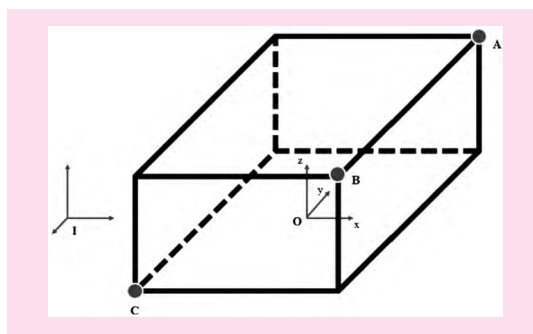


图2 模拟刚体和加速度传感器的位置(A、B、C 三点)

由于它重心的运动,这种旋转被应用到刚体上。输入的是关于 Z 轴的一个阶跃旋转,与 X 轴和 Y 轴的一个正弦曲线相结合。这个施加的运动可以用来计算在这三个点上产生的身体加速度和角速度,测量值如图 3 所示。

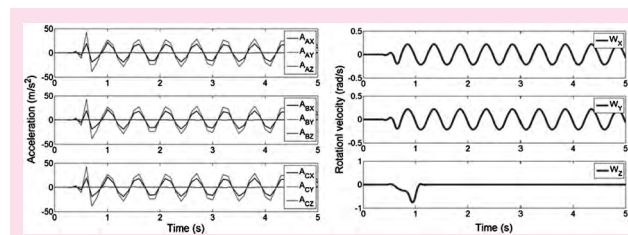


图3 刚体的模拟加速度(左图)和角速度(右图)

在图3中,加速度和角速度波形都是利用相同的时间采样来绘制的。为了表示测量的数量,这些信号在模拟的伪随机量中,从零均值的标准正态分布中提取并被添加到信号中。对于加速度信号,标准偏差值为1,而角速度的偏差是0.1,这些值代表了测量设备的真实运行情况。

使用这个数值例子来实现和测试的第一个估计

量是线性估计量,即扩展的卡尔曼滤波器。这些估计量利用时间进行集成,通过Matlab实现第二阶的龙格-库塔,在三阶上进行精确的评估,预估程序与系统的条件相同。系统方差矩阵(Q)被认为是一个单位矩阵乘以10,而方差(R)只是一个单位矩阵,滤波性能 and 估计的角度位置如图4所示。

扩展卡尔曼滤波器能够以一种非常好的方式充

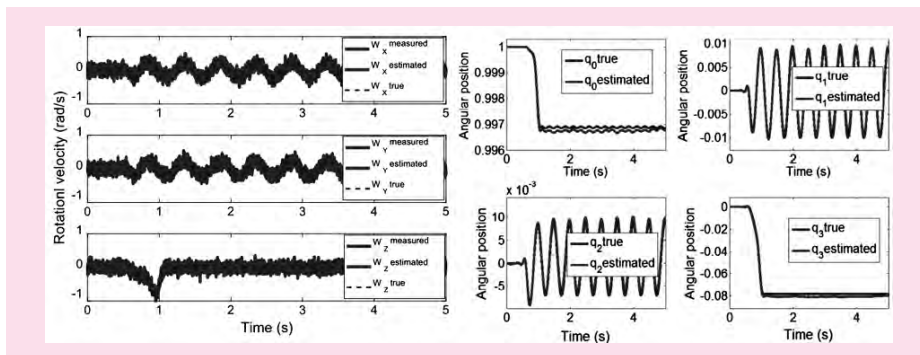


图4 修正前正角速度(左图)和估计的角度位置(右图)

分的抑止测量噪声,从而导致在X、Y和Z测量方向上的总积累差分别为0.3262、0.6157、0.2477。这三个分量作为比较,测量的总积累误差为7.0579、7.2750和7.1051。然而,当涉及到对角位置的估计时,假设角度旋转引入了直流偏移,则它的性能就不太理想。这种现象可以用线性方程来解释,它不能以高频率正确地表示系统动态。

非线性估计结果,如图5所示。它们的测量噪声强度矩阵(R)和系统噪声强度(Q)与扩展卡尔曼滤波器设计相同。同时,观测校正矩阵(L)被设定为一个的单位矩阵,误差值是0.01,误差值是400,这些量只要被设计者确定,就可以计算出等式(2-9)所描述的估计量的稳定性范围,以评估所选参数是否合理,这种情况下,误差的值是2.0071。

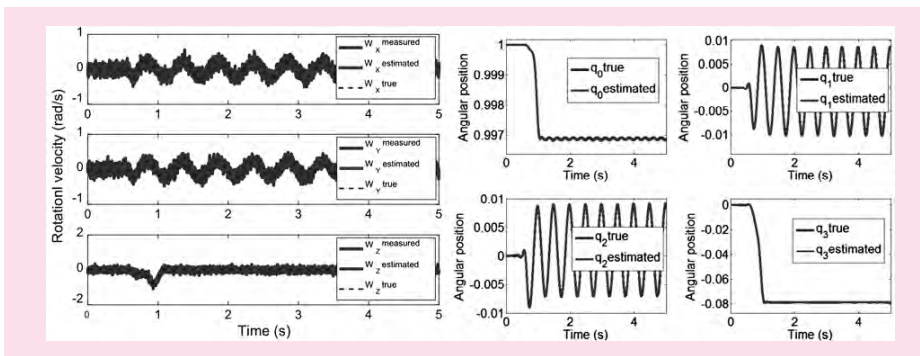


图5 修正后正角速度(左图)和估计的角度位置(右图)

与扩展卡尔曼滤波器测试获得的结果相似,滑动模式的观测者也可以抑止测量噪声。从这个模拟试验中观测到的在X、Y、Z三个方向总体累积误差分别是0.2482、0.2567、0.2644。与线性方法相比,X、Y两个方向有明显的改善,Z轴的角速度测试误差相对较大。在进行角度估计时,非线性方法能够精确地监控刚体的运动。这一性能的实现是由于估计量上交换结构的存在,迫使测量预测误差受到限制,并在真实值上下波动,该机制允许对非线性系统动力学事件进行快速跟踪。

五、结论

本文提出了两种不同的方法进行状态估计的运

动重建,这两者都能促进加速度计和光纤的融合。然而,使用更传统的方法应用于非线性系统扩展卡尔曼滤波,而另一种使用滑模状态观测器设计以保证稳定的估计量。

从理论上讲,这两种方法都使用了二次Lyapunov函数来定义估计量和噪声系统动力学之间的误差,里卡蒂方程得到了满足,使设计者的设计参数趋于稳定。不同之处在于,不同的设计者如何应用这个稳定的设计来修正系统的不确定性;扩展卡尔曼滤波器使用了一个线性增益,它是根据系统的线性化动力学来调整的;与此同时,稳定主控振荡器使用一个离散的交换函数来控制状态在估计量的稳定流中上下波动,从而形成对实际值的估计的收敛性。

这两种技术都应用于模拟系统。将噪声数据提供给两个估计器,并将估计结果与参考值进行比较,这两种评估方法都很好地消除了测量中的噪声,并且能够很好地跟踪参考角速度信号(图4和图5的左图)。估计量和实际角速度之间的总平方平均差值证明了这两种方法都很好,它们之间没有显著的区别。

然而,当涉及到非线性很大的情况时(如:高角加速度),在性能上有明显的差异,如图6所示。文中明确提出了角度预测的不同之处,在高角加速度的区域,线性估计量的跟踪比非线性的要差。结果是,线性化高估了这些情况下的角速度,导致了过度补偿和在积分角位置信号中引入了偏移量。

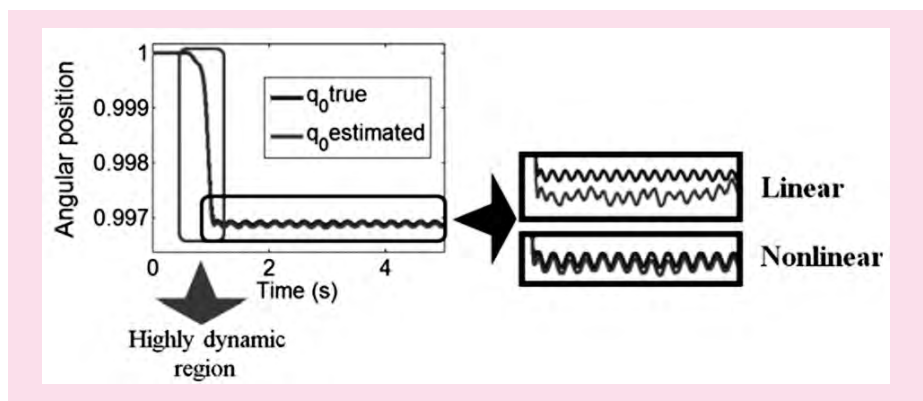


图6 线性和非线性估计方法之间的角度运动和细节比较示意图

从长远来看,这两种预测都有偏离实际位置值的趋势,因为积分将积累角速度预测中的所有小误差,然而,考虑到它与高度动态的区域相适应,非线性方法将受到较少的影响。在本文中没有评估稳定主控振荡器的方法,另一个优点是能够处理结构化的不确定性(例如传感器偏差),这个问题不能通过扩展卡尔曼滤波器公式理论来解决。

总之,当涉及到空间中移动的刚体的角运动重构时,设计了两个状态观测器,考虑了不同传感器的融合,从而提高了估计的可靠性。仿真结果表明,两种方法都能抑止测量噪声,并对角度位置提供了较好的估计,但非线性方法在非线性较强的情况下具有较好的性能,从而得到更好的角度位置预测。

参考文献:

- [1] J.E.Bortz.A new mathematical formulation for strapdown inertial navigation [J].IEEE Trans,Aerosp Electron Syst, 1971,7(1).
- [2] S.Salcudean.A globally convergent angular velocity observer for rigid body motion[J].IEEE Trans, Automatic Control, 1991,36(12).
- [3] J.Chen,S.C. Lee,D.B.DeBra.Gyroscope free strapdown inertial measurement unit by six linear accelerometers[J].

Guidance Control Dynam,1994,17(2).

- [4] D. Giansanti,V. Macellari,G. Maccioni,A. Cappozzo.Is it feasible to reconstruct body segment 3-D position and orientation using accelerometric data[J]. IEEE Trans,Biomed Eng. 2003,50(4).
- [5] J.L.Marins,X.Yun,E.R.Bachmann,R.B.McGhee,M.J. Zyda.An extended Kalman filter for quaternion based orientation estimation using MARG sensors [J]. Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems,2001,(4).
- [6] D.Kingston,R. Beard.Real-time attitude and position estimation for small UAVs using low-cost sensors[J]. Proceedings of the AIAA 3rd "Unmanned Unlimited" Technical Conference,2004,(5).
- [7] J.L.Crassidis,F.L. Markley,Y. Cheng.Survey of nonlinear attitude estimation methods[J]. Guidance Control Dynam, 2007,30(1).
- [8] A. Alessandri.Design of sliding-mode observers and filters for nonlinear dynamic systems[J].Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control,2000,(3).
- [9] J.Diebel. Representing attitude Euler angles[J]. unit quaternions and rotation vectors Matrix,2006,(58).

[责任编辑:刘 骋]

(下转第81页)

Research on Remote Information Communication Processing of Industrial Robot Based on Ethernet

YANG Xiao-qiang

(Chongqing Creation Vocational College, Chongqing402160, China)

Abstract : This study proposes and evaluates a method for communicating with industrial robot control systems via Ethernet to enable online guidance and real-time data exchange. Integrating external sensors with full telematics technology allows industrial robots to sense the surrounding environment and respond to unknown events, by guiding the industrial robot to achieve the corresponding movement by communicating with the operator or by generating the online trajectory to move the robot, achieving a fully automated process, greatly increasing productivity and reducing the operating costs of the enterprise.

Key words : remote control; industrial robot; Ethernet

(上接第 76 页)

Sensor Fusion and Rotation Motion Reconstruction Based on Nonlinear Observer

HUNAG Xiao-yan

(Chongqing Kechuang Vocational College, Chongqing 402160)

Abstract : Although it is very easy to measure and record the acceleration and angular velocity of a person's body in space, reconstruction from these rotational displacement measurements is not a simple task. In order to define the amount of displacement, these quantities need to be integrated. The noise present in the signal has a significant influence on the measurement results, which limits the development of the technology in the field of industrial application technology. Noise filtering techniques (such as Kalman filter) are a big challenge for constrained nonlinear kinematics. This paper aims to elaborate on the topic, by providing a concise formulation to the problem under rigid-body assumptions and explore the use of nonlinear state-estimators to address the conditioning of the measured data, data fusion and reconstruction of the body motion. A comparison is drawn between an extended linear approach (EKF) and the proposed methodology, paying particular attention to the conditions that affect the performance of both methodologies. The paper compares results from numerical experiments using to better illustrate the differences between methodologies.

Key words : sensor fusion; rotational motion reconstruction; state observer; extended Kalman filter; sliding mode observer