DOI:10.13878/j.cnki.jnuist.2017.03.001

李琦[1]　沈波[1]　王子栋[2]

传感器网络环境中基于采样数据分布式滤波的研究综述

摘要

近年来,由大量具有感知、计算和通信能力的微型传感器组成的传感器网络越来越广泛地应用在生产及生活的方方面面.另一方面,随着微电子及数字信号技术的发展,利用采样数据的离散化的数字控制器或滤波器被普遍使用.为了反映这个新兴领域的最新进展,本文对传感器网络环境中基于采样数据分布式滤波的研究展开了综述.首先,综述了传感器网络中几种分布式滤波方法的研究进展.然后,针对不同的采样方式,详细总结了采样数据系统的控制与滤波问题的研究工作.随后,对目前已有的传感器网络基于采样数据的分布式滤波的研究结果进行了介绍.最后,对传感器网络环境中基于采样数据的分布式滤波方面未来可能的研究课题进行了展望.

关键词

传感器网络;分布式滤波;采样数据

中图分类号 P393

文献标志码 A

收稿日期 2017-03-07

资助项目 国家自然科学基金(61473076)

作者简介

李琦,女,博士生,主要研究方向为传感器网络与控制理论及应用.liqimicky@ gmail.com

沈波(通信作者),男,教授,博士生导师,主要研究方向为非线性系统、随机控制、传感器网络.bo.shen@ dhu.edu.cn

王子栋,男,教授,博士生导师,主要研究动力学系统、信号处理,生物信息学与控制理论及应用.zidong.wang@ brunel.ac.uk

1　东华大学　信息科学与技术学院,上海,201620

2　布鲁奈尔大学　计算机科学系,阿克斯布里奇,UB8 3PH

0　引言

无线传感器网络是由许多在空间上分布的传感器节点构成的网络,能够实时监测、感知和采集节点部署区内观察者感兴趣的感知对象的各种信息(如光强、温度、湿度、噪音和有害气体浓度等物理现象),并对这些信息进行处理后以无线的方式发送[1].无线传感器网络体系结构如图1所示,包括传感器节点、汇聚节点和管理节点.对于每个传感器节点,传感器负责采集监测区域内的信息,并将数据沿着其他节点以多跳方式传送给汇聚节点.汇聚节点对所接收到的信息按一定规则融合处理后由互联网或卫星等媒介送达管理节点,也可以沿着相反的方向,通过管理节点对传感器网络进行管理,发布监测任务以及收集监测数据.无线传感器网络具有十分广阔的应用前景,在军事国防、工农业、城市管理、生物医疗、环境监测、抢险救灾、防恐反恐、危险区域远程控制等许多重要领域都有着巨大的实用价值,从而引起了许多国家学术界和工业界的高度重视[2].

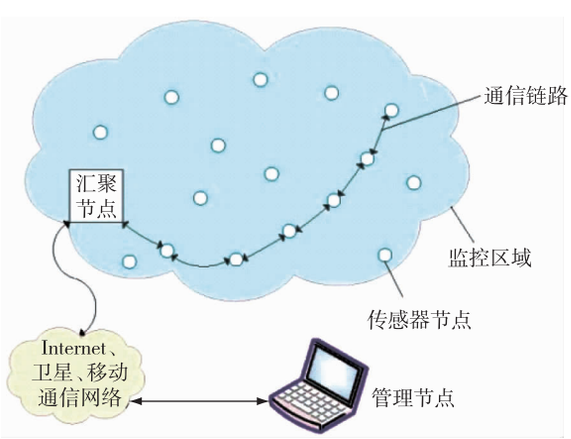


图1　传感器网络的体系结构

Fig. 1　Architecture of sensor networks

伴随着传感器网络技术的进步,人们对基于传感器网络的滤波或估计的问题的研究也越来越深入,滤波方法也从带有集中信号处理器的集中式方法逐渐发展到各节点独立工作并相互协调的分布式

方法.这是由于分布式的结构不仅具有局部独立估计能力,而且还有全局监视和评估特性,特别是对具有变动/移动汇聚节点的一类传感器网络在能量均衡利用、增加监测精度方面具有独特的优势.因此,分布式滤波理论研究已经成为了传感器网络研究的一个重要方向.另一方面,随着微电子及计算机技术的发展,在现代工业控制系统中广泛采用计算机控制技术,即被控制对象为连续时间系统,而控制器采用数字设备,这就构成所谓的采样数据系统(sampled-data systems)[3].因而,采样数据系统是一类既包含连续信号也包含离散信号的混杂系统.相比于一般的纯连续或者纯离散系统,采样数据系统能够实现对现有绝大部分工业系统或者设备更本质的描述.而近年来基于采样数据的控制和滤波理论已经引起了人们越来越多的关注.

本文对近年来传感器网络环境的分布式滤波与基于采样数据的控制与滤波的发展做了一个总体的综述.首先,介绍了传感器网络中几种分布式滤波方法的研究概述,如分布式 Kalman 滤波、分布式粒子滤波及分布式 H_∞ 滤波等.然后,从采样率的角度出发,详细地介绍了目前基于各种采样方式的采样系统控制与滤波问题的研究工作.随后,对目前已有的传感器网络基于采样数据的分布式滤波问题进行了归纳.最后,指出了传感器网络环境中基于采样数据的分布式滤波问题的一些未来的潜在的研究课题.

1 基于传感器网络的分布式滤波

传感器网络分布式滤波是指在应用大量分散的传感器节点对某一目标状态进行观测的基础上,应用一些状态估计算法从被噪声污染的观测值中获得目标状态的估计值.如何设计估计精度高且实时性好的分布式估计或滤波算法以返回目标环境的有用信息是一个十分重要的问题.近年来,基于传感器网络的分布式滤波问题得到了一些学者的关注,其中代表性的研究成果如下.

1.1 分布式 Kalman 滤波

在分布式滤波的框架下,Kalman 滤波算法因其收敛速度快、估计精度高等优点而受到广泛关注[4-10].2005 年,Saber 等在文献[4-6]中将一致性算法和 Kalman 滤波结合,构造了传感器网络中可扩展的 Kalman 滤波算法,将相邻传感器对目标系统的估计值进行一致化处理,通过多元信息分布式的传递提高整个网络系统对目标的估计精度,最终使得所有的估计值趋于一致.文献[7]首先研究了静态参数的线性最优分布式估计问题,然后扩展到动态系统的量化 Kalman 滤波问题,设计了递归形式的估计器和动态更新的量化器.文献[8]提出了一种基于 Gossip 交互的分布式 Kalman 滤波算法,假定传感器节点之间的通信是任意的,依据网络链路的可用性,每个节点有时会与它的相邻节点交换其状态估计信息,结论指出在一个弱分布式能检性条件下,滤波误差可以保持随机有界并且整个网络可以达到一种弱一致性.文献[9]基于测量方程是线性和非线性这两种情况,设计了一种基于一致性的混合分布式 Kalman 滤波算法用以解决机动目标跟踪问题,结果展现了在许多机动目标跟踪问题中,该算法在性能上与集中式混合 Kalman 滤波技术非常接近.由于 Kalman 滤波理论建立在已知精确的线性模型及噪声的统计特性的前提下,它很难处理系统存在非线性或者外部噪声没有统计特性的情形,然而该情形在实际系统中是常见的,这使得它在工程实际中的应用受到了很大的限制.

1.2 分布式扩展与分布式无迹 Kalman 滤波

为了解决非线性的问题,在基于前面所介绍的分布式 Kalman 滤波算法的基础上提出了分布式扩展 Kalman 滤波(Extended Kalman Filter,EKF).文献[11]研究了一类非线性系统的分布式滤波问题,利用扩展 Kalman 滤波技术将非线性系统近似为线性系统进行处理,进一步给出了该分布式滤波器稳定性的充分条件.文献[12-13]分别设计了分布式 EKF 算法解决了传感器网络在目标追踪和定位等实际问题中的应用.值得一提的是,EKF 是一种基于模型线性化和高斯假设的滤波方法,在估计系统状态及其方差时误差较大,并有时可能会发散.

处理一般的非线性系统的分布式滤波问题的另一种方法是分布式无迹 Kalman 滤波(Unscented Kalman Filter,UKF)[14-17].其中,UKF 是将无迹变换和 Kalman 滤波结合起来解决非线性滤波问题的一种方法,且 UKF 在计算复杂度上与 EKF 相当,但在性能上要优于 EKF.Li 等在文献[14]中研究了一类非线性马尔可夫跳变系统基于传感器网络的分布式状态估计问题,通过利用一致性理论,设计了分布式多模一致性 UKF,实现了在不同模态下的状态及模态估计,并在文献[15]中研究了含有非高斯噪声的离散非线性系统的分布式滤波问题,利用高斯混合模型来逼近非高斯的系统噪声和测量噪声,设计了一

个分布式高斯混合 UKF,并引入自然对数变换的方法解决了高斯混合权重的分布式计算问题.文献[16]研究了带有状态饱和传感器饱和情形的传感器网络的一致性 UKF 问题,借助于信息一致的方法,即在 Kullback-Leibler 平均意义下的概率密度函数一致的方法实现了分布式 UKF 算法.

1.3 分布式粒子滤波

值得一提的是上述的 EKF 和 UKF 这两种非线性滤波方法都是 Kalman 滤波的改进形式,而使用这两种滤波方法的前提是系统噪声和测量噪声均是服从高斯分布的.对于更一般的非线性非高斯系统的滤波问题可以采用粒子滤波算法,它的主要思想是通过寻找一组在状态空间传播的随机样本对概率密度函数进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态最小方差分布的过程.

在传感器网络中,分布式粒子滤波算法也得到了应用[18-24].如文献[18]研究了传感器网络的分布式一致性粒子滤波问题,首先使用平均一致性滤波器来估计加权粒子的全局均值和方差,再利用无迹变换来传播已估计的全局均值和方差,通过这种变换,已估计的全局均值和方差的部分高阶信息可以被纳入到非线性模型的估计值中.文献[19]为了避免大量信息传输时出现拥塞现象,提出了一种以减少传感器之间多余数据通信为目的的分布式粒子滤波技术来解决目标追踪问题,通过设计的平均一致性滤波器或前后向传播的方法限制了传感器之间信息的交互以降低能量和通信带宽的需求.文献[20]通过一个一致性算法在每个节点上估计全局似然函数,再利用这个似然函数更新粒子权重,得到了一个接近最优性能的分布式粒子滤波器.文献[21]提出了多速率一致/融合分布式粒子滤波算法,该算法的优势是,其局部粒子滤波器的独立性使得一致性算法无需一定要在局部滤波的两次连续迭代内完成,并基于一个含局部费希尔信息矩阵的递归过程得到了后验克拉美罗下界的分布式计算值的具体表达形式,结果展现了该算法在性能上与传统集中式粒子滤波技术非常接近.文献[22]提出了一种融合半监督机器学习算法的粒子滤波器设计思路,其半监督机器学习算法可以很好地处理标记训练数据量有限的情形,从而提高了所构造的粒子滤波器对系统动态变化特性的在线学习能力.

1.4 分布式 H_∞ 滤波

由于 H_∞ 滤波技术不受模型参数精确性条件的限制且适用于噪声能量有限的情况,从而可提高滤波器对参数不确定性及外部扰动的鲁棒性.从这个意义上讲,将 H_∞ 滤波技术引入到传感器网络分布式一致性滤波问题中具有重要的研究价值.

目前针对分布式 H_∞ 滤波也已取得一些研究成绩[25-32].如文献[25-26]分别研究了几类非线性系统的分布式 H_∞ 滤波问题,并针对不同的非线性系统提出了不同的设计方法,如利用二次和理论及其分解技术来处理多项式型非线性系统,并利用随机分析的方法来处理随机采样情形下的扇形有界型非线性系统,建立了传感器网络的分布式 H_∞ 滤波的技术体系.进一步,文献[27-29]讨论了如传输延时、丢包、随机出现的量化误差等各种测量信息不完全现象对分布式 H_∞ 滤波问题的影响.文献[30]考虑了具有随机参数和随机非线性的时滞系统在有限时间域上的分布式 H_∞ 状态估计问题,采用完全平方法和随机分析技术,建立了能够使得估计误差的动力学系统满足 H_∞ 性能指标的充分必要条件,通过求解两组耦合的反向递推 Riccati 方程得出估计器参数值.文献[31]研究了含有随机变化的非线性和传感器饱和情形的二维系统传感器网络的分布式 H_∞ 滤波问题,利用随机分析理论和矩阵技术,得到了能使估计误差动力学系统在均方意义下渐近稳定和 H_∞ 性能指标同时满足的充分条件,并通过求解线性矩阵不等式得出滤波器的参数值.文献[32]提出了一种基于二维系统的新方法来解决传感器网络的分布式 H_∞ 滤波问题,利用二维 Roessor 模型简化了分布式滤波器的设计,以满足系统渐近稳定及给定的 H_∞ 性能的要求,在局部信息融合过程中应用一致性性能指标作为准则,通过一系列线性矩阵不等式给出滤波器的存在性条件.

2 基于采样数据的控制与滤波

现实中许多系统典型表现为一个连续模型,随着微电子及数字化技术的发展,将连续的模拟信号进行采样并转化为离散的数字信号的方法已经被广泛地运用于工业控制、网络通信、语音传输、图像处理等领域.近年来基于采样数据的控制和滤波理论已经引起了人们越来越多的关注.本部分将根据采样速率的不同,分别对国内外基于采样数据的控制与滤波问题的最新进展做一简要综述.

2.1 周期采样

在传统的采样方法中,为了研究的方便,采样周

期通常被假设为是一个固定的恒量.在周期性采样方法的基础上,通常都用一个采样器对测量信息进行周期性的采样,并将采样后的离散数据作为控制器或滤波器的输入来实现对系统的控制或滤波.

近年来,基于固定采样周期的采样数据的系统性能分析与综合问题已经得到了广泛的关注与深入的研究[33-43].例如,文献[33]利用提升技术将一连续信号按照采样时间切成互相衔接的各段离散信号序列,将连续系统转换为等价的离散系统,并设计了H_∞采样控制器.文献[34]研究了控制输入丢失的情况下,基于周期性采样数据系统的指数稳定性问题,得到了使系统指数稳定的充分条件,并且定量分析了采样周期、指数参数、名义丢包率和实际丢包率等参数对系统稳定性的影响.文献[35]提出了将周期性系统的LQ控制问题转化为采样数据输出反馈控制的方法,并且指出在该方法下,当系统具有不完全信息或者测量时滞时,依旧可以实现最优周期性控制.文献[36]通过离散化高增益连续观测器的采样观测器,考虑了一类非线性系统的基于采样观测器的采样输出反馈控制问题,证明了在采样周期充分小的条件下,一个连续状态反馈控制器的性能可以由一个基于采样观测器的采样控制器来替代实现.文献[37]通过求取非线性微分方程的显式解析解,将给定的非线性连续系统进行周期性采样将系统离散化,利用被控对象离散化的模型设计了离散控制器,得到了能够使得基于采样数据的非线性系统镇定的充分条件.由此可见,在周期性采样方法的基础上,已经提出了许多具有理论基础意义的滤波器与控制器的设计方法.

2.2 非周期采样

在实际的工作中,我们很难做到周期性采样,并发现当采样周期具有不确定性和随机性时,会给滤波器和控制器的设计带来本质的困难,并且由于采样周期的不确定性和随机性,系统的性能也会受到很大的影响.因此,研究非周期的采样方式(周期不确定采样[44-55]、采样周期随机变化[56-64]和多速率采样[65-73])具有实际意义.

2.2.1 周期不确定采样

对于周期不确定的采样方式,通常假设采样周期是一个有界的未知变量.在这种情况下,建立了多种行之有效的研究方法.如文献[44]研究了一类具有耦合延迟的奇摄动复杂网络的同步与状态估计问题,通过构造李亚普诺夫泛函并使用克罗内克积方法,得到使复杂网络指数同步的充分条件,另外根据矩阵不等式技术设计了使估计误差系统指数稳定的状态估计器参数.文献[45]利用输入时延方法,将采样控制输入转化为时滞,提出了时间依赖的李雅普洛夫函数,使得当采样周期大于给出的上界时,依然可以保证系统的稳定性.文献[46]研究了非均匀采样系统的故障估计问题,其基本思想是应用输出时滞方法设计了增广观测器以实现基于非均匀离散采样输出对连续故障的估计,为非均匀采样数据系统故障估计问题的研究建立了基础.文献[47]则利用收敛于连续系统的离散方法,将采样周期不确定性转换成系统参数的不确定性,从而减少了计算复杂度.进一步,文献[48]为了更好地描述采样周期带来的不确定性,在将采样周期不确定性转换为参数不确定性的过程中,采用多个范数有界的不确定矩阵来描述系统的不确定性,从而降低了保守性.

2.2.2 采样周期随机变化

上述采样周期虽然是未知变化的,但是通常假设是有界的确定性变量.然而,在许多情况下,例如在地震数据的采样中,采样通常以一定的概率发生.由于噪声的影响,采样周期就变成了一个随机变量.因此,用一个服从确定的概率分布的随机变量作为采样周期也就更能符合实际情况.文献[56]中假设采样周期是服从爱尔朗分布的,并在该假设下设计了H_2最优控制器.文献[57]假设采样周期在两个不同值之间以确定的概率随机切换,通过用一个服从伯努利分布的随机变量来描述采样的随机性,然后将采样周期转化为时滞,分析了采样系统的鲁棒H_∞控制问题,同时该文献还指出,采样周期还可以被假设为在m个值之间随机切换.进一步,文献[58]考虑了带有控制丢包和自适应时变时滞采样情形下的基于采样数据的同步控制问题,其中采样周期是依据给定的概率在m个值之间随机切换的.文献[59]研究了一类具有时变时滞的神经网络的状态估计问题,其中采样周期在多个值之间随机切换,充分考虑由采样导致的具有锯齿状结构特征的输入延迟,根据扩展的Wirtinger不等式,构造不连续的李亚普诺夫函数,从而设计了一个使估计误差系统全局均方指数稳定的状态估计.文献[60]假设采样周期围绕着一个名义值以任意的概率分布随机波动,从而建立了一个相对完善的非周期采样模型,并利用矩阵指数分析及克罗内克积方法,设计了使连续系统随机稳定的采样数据控制器.

2.2.3 多速率采样

多速率采样方式指的是对不同的信号以不同的采样周期采样,但对同一信号采用等间隔采样.现有的研究成果中,对于多速率采样情形下的控制器的设计问题、Kalman 滤波问题、H_∞ 滤波问题以及故障估计问题的研究都取得了极其重要的结果.如文献[65]研究了线性时不变系统的采样数据控制器的设计问题,其中控制器的 A/D 和 D/A 转换速率不同,并在这种情况下设计了 H_2 最优控制器.文献[66]考虑了输出采样速率慢于状态更新速率的现象,利用线性矩阵不等式的方法设计了满足 H_2 和 H_∞ 性能指标的最优滤波器,然而由于多速率特性的影响,在线性矩阵不等式中会出现非凸限制,而该文献通过归约算法,解决了该非凸限制的问题.文献[67]对连续系统的测量输出进行多速率采样,利用提升技术将连续系统转换为离散的系统,设计了 Kalman 滤波算法来进行状态估计和故障检测,且分析了算法的稳定性以及收敛性.文献[68]研究了基于多速率采样数据用于故障检测的检测残差产生器的设计问题,首先基于等价空间方法设计了慢速率残差产生器,与一般方法不同的是,这里的待设计量已由等价向量变成了等价矩阵,从而得到的是矢量形式的残差信号,然后再逆提升该信号得到快速率标量残差信号来实现快速率故障检测.而文献[69]考虑了状态更新速率、测量传输速率、估计更新速率以及估计输出速率具有不同比例关系下的线性最小均方误差估计问题.

3 传感器网络环境中基于采样数据的分布式滤波

针对传感器网络,基于采样数据的分布式滤波问题的研究正处于起步阶段[26,74-77].Shen 等在文献[26]中将采样方法引入到了传感器网络的分布式 H_∞ 滤波问题中,为分析基于采样数据的传感器网络的分布式滤波问题建立了框架,这里考虑的采样周期是时变的并且依概率切换,通过构造新的李亚普诺夫泛函并使用 Gronwall 和 Jenson 不等式等技术,设计了能够保证滤波误差系统均方指数稳定以及 H_∞ 性能指标同时满足的滤波算法.文献[74]研究了传感器网络的多速率分布式融合估计问题,假设目标系统的状态更新速率、测量传输速率、估计更新速率具有不同比例关系,且考虑传感器网络节点在信息交互的过程中会发生丢包现象.该文首先根据正交投影原理设计局部最优估计器,然后在线性最小方差意义下按矩阵加权的融合规则设计融合估计器,并指出所采用的分布式结构下的融合方法能够有效地减小局部估计值的非一致性.文献[76]分析了各个传感器节点的采样周期不同的情形下传感器网络的分布式异步 H_∞ 滤波的问题,其中系统的跳跃参数和传感器节点之间的拓扑结构的切换规律都是由马尔可夫链描述的.文献[77]提出一种新的方法解决了具有非均匀采样周期和随机丢包情形下的传感器网络分布式 H_∞ 滤波问题,将滤波系统转化为一个包含多随机参数的离散切换系统,采用平均驻留时间分析方法,获得了一个能依赖于采样周期和丢包概率的分布式滤波器存在的充分条件,通过求解凸优化问题,得到了满足给定性能的分布式 H_∞ 滤波器.

4 未来研究课题

从以上总结的研究现状可以看到,虽然在传感器网络的分布式滤波问题以及基于采样数据的控制与滤波问题这两方面的研究已经取得了令人瞩目的成果,但是在传感器网络环境中基于采样数据的分布式滤波问题的研究仍处于初步阶段,有待我们做进一步探讨.本节试图讨论未来可能的研究课题,总体思路如图 2 所示.

4.1 更复杂的目标系统模型

一般地,利用传感器网络观察的对象比传统对象更复杂,受到环境因素的影响更强烈.因此,如何从这些纷繁复杂的因素中建立可以描述现实中不同特征的目标系统数学模型显得极其重要.

在实际工程中,系统参数绝大多数是随时间、工作点、温度等因素变化而呈现时变特性的,因此时变的系统模型更趋于合理性.其次,模型描述过程所采用的各种处理技术、模型降阶等会带来包含未建模动态在内的模型不确定性,这些问题也必然导致所建立的系统模型是不确定的.另外,在实际工业生产中,目标系统中所具有的非线性现象是普遍存在且无法彻底消除的,而由于非线性对象工作点的变化会导致非线性的类型及强度随机可变,即会出现随机发生的非线性现象;同时,从系统理论的观点看,任何实际系统的演化趋势不仅依赖于系统当前的状态,也依赖于过去时刻的状态,在建模过程中须充分考虑时滞对系统的影响.然而现有文献中多是考虑上述讨论的部分系统特性,所建立的系统模型比较

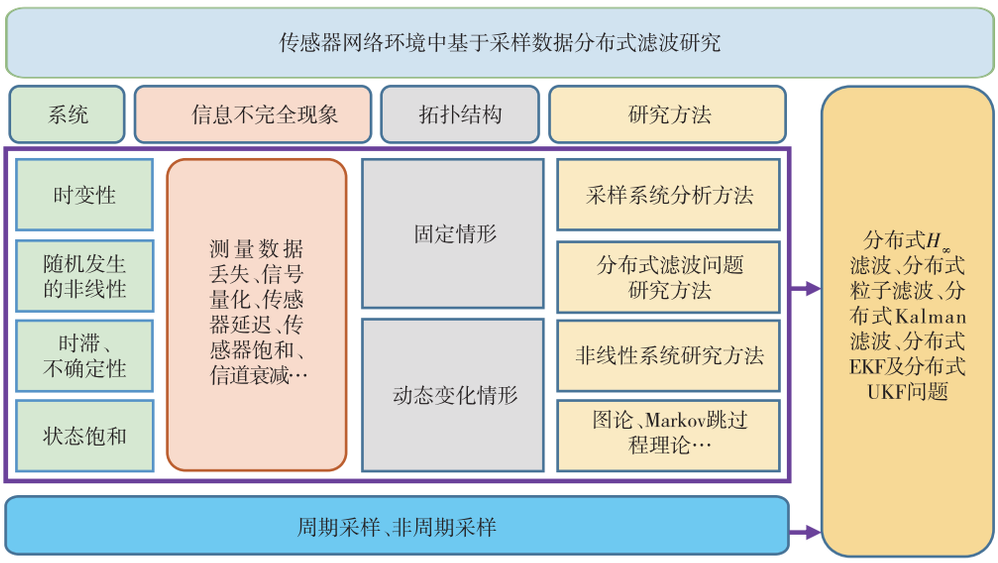


图 2　未来研究课题框架

Fig. 2　Framework of future research topics

粗糙，无法准确反映实际系统的真实情况.因此，在建立能够同时刻画参数的时变特性、模型的不确定性、系统的时滞特性以及随机性等特性的系统模型的基础上，研究基于采样数据的分布式滤波问题是一具有重要工程意义的研究课题.

截至目前，在现有的关于传感器网络分布式滤波研究的文献中，一个不争的假设是目标系统的状态是免于饱和约束的.然而，由于设备物理上的限制或出于保护设备的目的，状态饱和是时常发生的，例如具有位置与速度限制的机械系统与具有有限字长的数字滤波器等.在这些情形下，全部或部分状态会始终保留在特定有界集内.在系统性能分析与综合中如果不考虑状态饱和的影响，那么所期望的滤波性能势必难以满足.因此，进一步在建模中考虑目标系统的状态饱和特性具有重要的现实意义.

4.2　更复杂的测量信息不完全现象

当今网络通信技术的快速发展引发了传感器的测量信息会产生不完全现象，这种不完全测量信息是指在建模过程中或者信息传输过程中由于受到物理设备限制或外加随机扰动而引起测量信号发生不可避免且通常无法预知的变化的现象，例如信道衰减、测量数据丢失、传感器延迟、信号量化以及传感器饱和等.这些不完全测量信息是导致系统性能恶化的重要因素.

不同于单个传感器，传感器网络复杂的环境及信号传输形式会不可避免地导致各种测量信息不完全情形.信道衰落是网络传输过程中遇到的最主要的特性，是引起系统整体性能恶化的潜在因素之一，然而由于建模和分析困难，目前分布式滤波问题的研究还很少考虑信道衰落现象.另外，目前针对传感器网络的引入所引起的不完全信息的描述还不够准确，所建立的丢包、通信时滞等模型有很大的局限性，不能有效反映一些实际情况，由此获得的结果也具有较大的保守性，而发展一种更一般的描述不完全测量信息的模型具有重要的意义.

进一步，在实际系统中还有一些以随机方式发生的信息不完全现象，例如，随机发生的传感器饱和、随机发生的时滞与随机量化等，这类随机发生的信息不完全现象在目前已有的传感器网络的分布式滤波研究中并未引起应有的关注.因此，在建立起能够同时反映这些信息不完全现象的传感器网络测量模型基础上，分析基于采样数据的分布式滤波问题是一个重要的研究课题.

4.3　更复杂的采样方式

目前关于具有大规模特性的传感器网络分布式滤波问题的研究结果主要针对的还是纯连续和纯离散系统，对于基于采样数据的分布式滤波问题还鲜有问津.主要原因在于传感器网络系统的复杂性以及传感器网络系统中存在的诸多不确定性现象，如数据包丢失、传感器延迟、信号量化、传感器饱和及多种噪声干扰等.而且由于采样系统所具有的混杂性、采样方式的多样性和采样时刻的不确定性和随

机性等因素,更是增加了研究的难度.为此开展符合采样数据系统特点的传感器网络分布式滤波方法的研究首先就是一个富有挑战的研究课题.

另外,现有的关于传感器网络环境中基于采样数据分布式滤波问题的研究大多是假设所有传感器节点的采样时刻是同步的,即所有节点在同一时刻收集来自本身及其邻接传感器的信息.在实际工程中,传感器网络是由大量传感器节点组成的,由于不同传感器的硬件、技术等条件的限制,很难保证每个节点具有相同的采样周期,因此更加合理的是考虑每个传感器节点都有各自的信息采集周期,它们可以是互不相同的,即每个节点在各自的采样时刻收集其邻接节点和本身两部分信息.由于各节点信息采集时刻的不一致会导致其对应的测量输出方程时间序列的不一致,这必会给滤波器的设计和系统分析带来困难.因此,针对不同的采样方式,假设每个传感器节点具有各自的信息采样周期,研究传感器网络在上述复杂采样方式下的分布式滤波问题是一个很有现实意义的研究课题.

4.4 更复杂的网络拓扑结构

在传感器网络的分布式滤波问题中,每一个传感器不仅可以测量到系统的信息,而且还可以根据网络拓扑得到其邻接节点的信息.现有文献一般是通过一个由三元素组成的有向图来描述网络中传感器节点的拓扑分布结构,并且假设拓扑结构是固定不变的.然而由于传感器网络中的部分节点故障或环境因素造成失效,有一些节点为了弥补失效节点,会增加监测精度补充到网络中,还有通信链路的带宽变化以及为了特定行为而采用的智能算法等势必导致网络大小和拓扑结构的动态变化,给分布式滤波器参数的求取带来诸多困难.而目前对于拓扑结构动态变化的传感器网络分布式滤波算法的研究报道极少,更不用说考虑到数据采样给滤波器的设计带来的影响.因此,如何借助图论、Markov 跳过程等数学工具,合理刻画时变拓扑的动态数学模型,并设计出传感器网络拓扑结构变化情形下基于采样数据的分布式滤波器的结构,进而考虑动态拓扑结构对滤波性能的影响是一个颇具挑战性的研究课题.

4.5 更多的系统分析与研究方法

目前采样控制系统的性能分析方法主要为以下三大类,一是提升技术;二是混杂系统方法;三是输入时延法.其中,提升技术主要是将采样系统转化为等价的有限维离散系统,此种方法主要针对的是线性时不变系统,而且当系统有不确定采样时间或不确定参数时,该方法就不再适用了;混杂系统方法是一种更直接的方法,即系统的动态模型既包含连续模型也包含了离散模型,但是这种方法需要求解具有跳变的微分不等式,且得到的结果保守性较大;而输入时延法需要在转变的过程中引入时变时延项,使采样系统转变成带有时变延迟的连续系统.

另一方面,由上述文献可知传感器网络的分布式滤波已得到学者们的广泛关注,采取的技术主要有矩阵分析框架下的 Kalman 滤波技术、线性矩阵不等式技术与粒子滤波技术等.值得注意的是由于传感器节点众多,利用线性矩阵不等式技术会不可避免地产生计算负担的问题;同样的,粒子滤波方法无法有效应用于带量化、丢包及信道衰落等具有不完备测量信息的分布式滤波问题;而 Kalman 滤波技术虽已经被成功地应用到一些线性系统的分布式滤波问题中,但对非线性系统还有待进一步探索.

考虑到传感器网络系统不仅具有非线性、时变性和随机性等特性,还涉及了维数高、信道衰落、拓扑结构变化及数据采样等诸多因素,现有的采样系统分析方法和分布式滤波研究技术可能或多或少存在各种各样的困难和缺陷.因此,深入研究非线性系统分析过程中所采用的各种现有方法,如微分对策理论、动态规划理论、递推黎卡提方程、哈密顿-雅可比-贝尔曼不等式、Razumikhin 方法及自适应方法等,并结合图论与 Markov 跳过程理论,或者通过对原有研究方法的不断改进,找到合适、恰当的研究工具分析基于采样数据的分布式滤波问题也是一重要的研究课题.

参考文献

References

[1] YANG Yuanyuan,李亚宁.无线可充电传感器网络[J].国外科技新书评介,2015(7):22-23
YANG Yuanyuan, LI Yaning. Wireless rechargeable sensor networks [J]. Scientific & Technology Book Review,2015(7):22-23

[2] 崔莉,鞠海玲,苗勇,等.无线传感器网络研究进展[J].计算机研究与发展,2005,42(1):163-174
CUI Li, JU Hailing, MIAO Yong, et al. Overview of wireless sensor networks [J]. Journal of Computer Research and Development,2005,42(1):163-174

[3] Yang D,Cai K Y.Reliable H_∞ nonuniform sampling fuzzy control for nonlinear systems with time delay[J].IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics,2008,38(6):1606-1613

[4] Olfati-Saber R, Shamma J. Consensus filters for sensor

networks and distributed sensor fusion[C]// The 44th IEEE Conference on Decision and Control and 2005 European Control Conference,2005:6698-6703

[5] Olfati-Saber R. Distributed Kalman filtering for sensor networks[C]// The 46th IEEE Conference on Decision and Control,2007,DOI:10. 1109/CDC.2007. 4434303

[6] Olfati-Saber R. Kalman-consensus filter optimality stability and performance[C]// The 48th IEEE Conference on Decision and Control,2009:7036-7042

[7] Zhang K, Li X R. Optimal sensor data quantization for best linear unbiased estimation fusion[C]// The 43rd IEEE Conference on Decision and Control, Atlantis, Bahamas,2004:2656-2661

[8] Kar S,Moura J.Gossip and distributed Kalman filtering: Weak consensus under weak detectability[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(4): 1766-1784

[9] Yu Y.Consensus-based distributed mixture Kalman filter for maneuvering target tracking in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2016,65(10):8669-8681

[10] 陈军勇,邬依林,祁恬.无线传感器网络分布式量化卡尔曼滤波[J].控制理论与应用,2011,28(12):1729-1739
CHEN Junyong,WU Yilin,QI Tian.Distributed quantized Kalman filtering for wireless sensor networks[J].Control Theory & Applications,2011,28(12):1729-1739

[11] Battistelli G, Chisci L. Stability of consensus extended Kalman filter for distributed state estimation[J]. Automatica,2016,68(C):169-178

[12] Long H, Qu Z H, Fan X P, et al. Distributed extended Kalman filter based on consensus filter for wireless sensor network[C]// The 10th World Congress on Intelligent Control and Automation,2012:4315-4319

[13] Rocco M D,Pascucci F.Sensor network localisation using distributed extended Kalman filter[C]// lEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics,2007:1-6

[14] Li W L, Jia Y M. Consensus-based distributed multiple model UKF for jump Markov nonlinear systems[J].IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(1): 227-233

[15] Li W L,Jia Y M.Distributed consensus filtering for discrete-time nonlinear systems with non-Gaussian noise[J].Signal Processing,2012,92(10):2464-2470

[16] Li W L, Wei G L, Han F. Consensus-based unscented Kalman filter for sensor networks with sensor saturations[C]// International Conference on Mechatronics and Control,2014:1220-1225

[17] 赵治国,朱强,周良杰,等.分布式驱动HEV自适应无迹卡尔曼车速估计[J].中国科学:技术科学,2016,46(5):481-492
ZHAO Zhiguo,ZHU Qiang,ZHOU Liangjie,et al.Vehicle speed estimation in driving case based on distributed self-adaptive unscented Kalman filter for 4WD hybrid electric car[J]. Scientia Sinica Technologica, 2016, 46(5): 481-492

[18] Gu D B, Sun J X, Hu Z, et al. Consensus based distributed particle filter in sensor networks[C]// International Conference on Information and Automation, 2008:302-307

[19] Ghirmai T.Distributed particle filter for target tracking: With reduced sensor communications[J].Sensors,2016, 16(9):1454

[20] Hlinka O,Sluciak O,Hlawatsch F,et al.Likelihood consensus and its application to distributed particle filtering[J].IEEE Transactions on Signal Processing,2012,60(8):4334-4349

[21] Mohammadi A, Asif A.Distributed particle filter implementation with intermittent/irregular consensus convergence[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013,61(10):2572-2587

[22] Yoo J, Kim W, Kim H J. Distributed estimation using online semi-supervised particle filter for mobile sensor networks[J].IET Control Theory and Applications,2015, 9(3):418-427

[23] Vazquez M, Miguez J. A robust scheme for distributed particle filtering in wireless sensors networks[J].Signal Processing,2017,131:190-201

[24] 黄艳,梁韡,于海斌.基于粒子滤波的无线传感器网络目标跟踪算法[J].控制与决策,2008,23(12):1389-1394
HUANG Yan, LIANG Wei, YU Haibin. Tracking algorithms based on particle filter for wireless sensor networks[J]. Control and Decision, 2008, 23(12): 1389-1394

[25] Shen B,Wang Z D,Hung Y S,et al.Distributed H_∞ filtering for polynomial nonlinear stochastic systems in sensor networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2011,58(5):1971-1979

[26] Shen B,Wang Z D,Liu X.A stochastic sampled-data approach to distributed H_∞ filtering in sensor networks[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers,2011,58(9):2237-2246

[27] Ding D R,Wang Z D,Shen B,et al.Event-triggered distributed H_∞ state estimation with packet dropouts through sensor networks[J]. IET Control Theory and Applications,2015,9(13):1948-1955

[28] Ge X H,Han Q L.Distributed event-triggered H_∞ filtering over sensor networks with communication delays[J].Information Sciences,2015,291(C):128-142

[29] Dong H L,Wang Z D,Gao H J.Distributed H_∞ filtering for a class of Markovian jump nonlineartime-delay systems over lossy sensor networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(10): 3164-3173

[30] Ding D L,Wang Z D,Dong H L,et al.Distributed H_∞ state estimation with stochastic parameters and nonlinearities through sensor networks:The finite-horizon case[J]. Automatica,2012,48(8):1575-1585

[31] Liang J L,Wang Z D,Hayat T,et al.Distributed H_∞ state estimation for stochastic delayed 2-D systems with randomly varying nonlinearities over saturated sensor networks[J]. Information Sciences, 2016, 370/371: 708-724

[32] Yu H Y,Zhuang Y,Wang W.Distributed H_∞ filtering

with consensus in sensor networks: A two-dimensional system-based approach [J]. International Journal of System Science,2011,42(9):1543-1557

[33] Bamieh B A,Pearson J J.A general framework for linear periodic-systems with applications to H_∞ sampled-data control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1992,37(4):418-435

[34] Zhang W A, Yu L.Stabilization of sampled-data control systems with control input missing[J].IEEE Transactions on Automatic Control,2010,55(2):447-452

[35] Yen N Z,Wu Y C.Optimal periodic control implemented as a generalized sampled-data hold output-feedback control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1993,38(10):1560-1563

[36] Dabroom A M,Khalil H K.Output feedback sampled-data control of nonlinear systems using high-gain observers [J].IEEE Transactions on Automatic Control,2001,46 (11):1712-1725

[37] Nesic D,Teel A R.A framework for stabilization of nonlinear sampled-data systems based on their approximate discrete-time models [J]. IEEE Transactions on Automatic Control,2004,49(7):1103-1122

[38] 肖会芹,何勇,吴敏,等.基于 T-S 模糊模型的采样数据网络控制系统 H_∞ 输出跟踪控制[J].自动化学报,2015,41(3):661-668
XIAO Huiqin, HE Yong, WU Min, et al. H_∞ output tracking control for sampled-data networked control systems in T-S fuzzy model[J].Acta Automatica Sinica, 2015,41(3):661-668

[39] 张建,徐红兵,张洪斌.基于观测器的一类连续非线性系统的采样控制[J].自动化学报,2010,36(12):1780-1787
ZHANG Jian,XU Hongbing,ZHANG Hongbin.Observer-based sampled-data control for a class of continuous nonlinear systems [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36 (12):1780-1787

[40] Hu L S,Bai T,Shi P,et al.Sampled-data control for networked linear control systems[J]. Automatica, 2007, 43 (5):903-911

[41] Katayama H, Ichikawa A. H_∞ control for sampled-data nonlinear systems described by Takagi-Sugeno fuzzy systems [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2004, 148 (3): 431-452

[42] Ortiz D S, Freudenberg J S, Middleton R H. Feedback limitations of linear sampled-data periodic digital control [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control,2000,10(9):729-745

[43] Nguang S K,Shi P.On designing filters for uncertain sampled-data nonlinear systems [J]. Systems & Control Letters,2000,41(5):305-316

[44] Rakkiyappan R,Sivaranjani K.Sampled-data synchronization and state estimation for nonlinear singularly perturbed complex networks with time-delays [J]. Nonlinear Dynamics,2016,84(3):1623-1636

[45] Ding F,Qiu L,Chen T W.Reconstruction of continuous-time systems from their non-uniformly sampled discrete-time systems[J].Automatica,2009,45(2):324-332

[46] Wen C L,Qiu A B,Jiang B.An output delay approach to fault estimation for sampled-data systems [J]. Science China(Information Sciences),2012,55(9):2128-2138

[47] Oishi Y, Fujioka H. Stability and stabilization of a periodic sampled-data control systems using robust linear matrix inequalities [J]. Automatica, 2010, 46 (8): 1327-1333

[48] Suh Y.Stability and stabilization of nonuniform sampling systems[J].Automatica,2008,44(12):3222-3226

[49] 贾新春,张静梅,李宏峰,等.Takagi-Sugeno 模糊连续系统的模糊采样控制[J].控制理论与应用,2007,24(1):69-74
JIA Xinchun,ZHANG Jingmei,LI Hongfeng,et al.Fuzzy sampled-data control for Takagi-Sugeno continuous-time fuzzy systems[J].Control Theory & Applications,2007, 24(1):69-74

[50] Suplin V,Fridman E,Shaked U.Sampled-data H_∞ control and filtering: Nonuniform uncertain sampling[J]. Automatica,2007,43(6):1072-1083

[51] Li N, Zhang Y L, Hu J W, et al. Synchronization for general complex dynamical networks with sampled-data [J].Neurocomputing,2011,74(5):805-811

[52] Li N,Hu J W,Hu J M,et al.Exponential state estimation for delayed recurrent neural networks with sampled-data [J].Nonlinear Dynamics,2012,69(1/2):555-564

[53] Hu J W, Li N, Liu X H, et al. Sampled-data state estimation for delayed neural networks with Markovian jumping parameters [J]. Nonlinear Dynamics, 2013, 73 (1/2):275-284

[54] Wu Z G,Shi P,Su H,et al.Stochastic synchronization of Markovian jump neural networks with time-varying delay using sampled data [J]. IEEE Transactions on Cybernetics,2013,43(6):1796-1806

[55] Yang F S,Zhang H G,Wang Y C.An enhanced input-delay approach to sampled-data stabilization of T-S fuzzy systems via mixed convex combination[J].Nonlinear Dynamics,2014,75(3):501-512

[56] Kanchanaharuthai A,Wongsaisuwan M.Stochastic H_2-optimal controller design for sampled-data systems with random sampled measurement[C]//The 41st SICE Annual Conference,2002,3:2042-2047

[57] Gao H J,Wu J L,Shi P.Robust sampled-data H_∞ control with stochastic sampling[J].Automatica,2009,45(7): 1729-1736

[58] Rakkiyappan I,Sakthivel N,Cao J D.Stochastic sampled-data control for synchronization of complex dynamical networks with control packet loss and additive time-varying delays[J].Neural Networks,2015,66(C):46-63

[59] Lee T H,Park J H,Kwon O M,et al.Stochastic sampled-data control for state estimation of time-varying delayed neural networks [J]. Neural Networks, 2013, 46 (5): 99-108

[60] Shen B,Wang Z D,Huang T W.Stabilization for sampled-data systems under noisy sampling interval[J].Automatica,2016,63(C):162-166

[61] Rakkiyappan R, Sivasamy R, Cao J D. Stochastic sampled-data stabilization of neural-network-based control systems[J]. Nonlinear Dynamics, 2015, 81(4): 1823-2839

[62] Li H J.Sampled-data state estimation for complex dynamical networks with time-varying delay and stochastic sampling[J].Neurocomputing,2014,138(11):78-85
[63] Shen B, Wang Z D, Liu X H. Sampled-data synchronization control of dynamical networks with stochastic sampling[J]. IEEE Transactions on Automatic Control,2012,57(10):2644-2650
[64] Liu Y J,Lee S M.Sampled-data synchronization of chaotic Lur'e systems with stochastic sampling[J]. Circuits System and Signal Processing,2015,34(12):3725-3739
[65] Chen T W,Francis B A.H_2 optimal sampled-data control[J].IEEE Transactions on Automatic Control,1991,36(4):387-397
[66] Sheng J,Chen T W,Shah S L.Optimal filtering for multirate systems[J].IEEE Transactions on Circuits and Systems II-Express Briefs,2005,52(4):228-232
[67] Li W H,Shah S L,Xiao D Y.Kalman filters in non-uniformly sampled multirate systems:For FDI and beyond[J].Automatica,2008,44(1):199-208
[68] Izadi I,Zhao Q,Chen T W.An optimal scheme for fast rate fault detection based on multirate sampled data[J]. Journal of Process Control,2005,15(3):307-319
[69] Liang Y,Chen T W,Pan Q.Multi-rate optimal state estimation[J]. International Journal of Control, 2009, 82(11):2059-2076
[70] Geng H,Liang Y,Yang F,et al.Model-reduced fault detection for multi-rate sensor fusion with unknown inputs[J].Information Fusion,2017,33(C):1-14
[71] 邓志红,闫莉萍,付梦印.基于不完全观测数据的多速率多传感器数据融合[J].系统工程与电子技术,2010,32(5):886-890
DENG Zhihong,YAN Liping,FU Mengyin.Multirate multisensor data fusion based on missing measurements[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(5):886-890
[72] Tanasa V,Monaco S,Nornand-Cyrot D.Backstepping control under multi-rate sampling[J].IEEE Transactions on Automatic Control,2016,61(5):1208-1222
[73] Li N,Sun S L,Ma J.Multi-sensor distributed fusion filtering for networked systems with different delay and loss rates[J].Digital Signal Processing,2014,34(1):29-38
[74] Zhang W A,Feng G,Yu L.Multi-rate distributed fusion estimation for sensor networks with packet losses[J].Automatica,2012,48(9):2016-2028
[75] Yang X S,Zhang W A,Yu L,et al.Multi-rate distributed fusion estimation for sensor network-based target tracking[J].IEEE Sensor Journal,2016,16(5):1233-1242
[76] Ge X,Han Q L.Distributed sampled-data asynchronous H_∞ filtering of Markovian jump linear systems over sensor networks[J].Signal Processing,2016,127(C):86-99
[77] Zhang W A,Dong H,Guo G,et al.Distributed sampled-data H_∞ filtering for sensor networks with nonuniform sampling periods[J].IEEE Transactions on Industrial Informatics,2014,10(2):871-881

A survey on distributed sampled-data filtering for sensor networks

LI Qi[1] SHEN Bo[1] WANG Zidong[2]
1 School of Information Science and Technology,Donghua University,Shanghai 201620
2 Department of Computer Science,Brunel University London,Uxbridge UB8 3PH,UK

Abstract In recent years,wireless sensor networks with sensing,computation and communication abilities have had broad applications in a variety of engineering practice,production process,and daily life.In addition,with rapid progress of micro-electronics and digital signal technologies,discrete digital controllers/filters have been widely used,which has led to the sampled-data issues.To reflect the state-of-the-art of the advances in this emerging area,this paper provides a survey on distributed sampled-data filtering for sensor networks.First,the current progress on distributing filtering methods over sensor networks is reviewed.Then,the study on the control/filtering problems of sampled-data systems based on different sampling schemes is summarized in detail.Subsequently,most recent results on sampled-data distributed filtering problems over sensor networks are highlighted.Finally,a coherent framework on possible research topics is established on the distributed filtering for sensor networks with sampled-data.

Key words sensor networks;distributed filtering;sampled-data