

一类多速率多传感器系统的状态融合估计算法

闫莉萍^① 刘宝生^{①②} 周东华^① 文成林^③

^①(清华大学自动化系 北京 100084)

^②(空军装备研究院 北京 100085)

^③(杭州电子科技大学自动化学院 杭州 310018)

摘要: 基于不同传感器以不同采样率对同一目标状态进行观测的多传感器单模型动态系统, 该文提出了一种状态融合估计算法。不同传感器之间采样率之比可以是正有理数。该算法不仅具有好的实时性, 而且在线性最小方差意义下是最优的。进一步可以证明: 融合多个传感器获得的最高采样率下状态的估计值优于单传感器的估计结果, 而减少任何一个传感器的信息所获得的估计值的误差协方差都将增大。仿真结果验证了算法的可行性与有效性。

关键词: 数据融合; 多速率; 状态估计; Kalman 滤波

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)02-0443-04

A Class of State Fusion Estimation Algorithm for Multirate Multisensor Systems

Yan Li-ping^① Liu Bao-sheng^{①②} Zhou Dong-hua^① Wen Cheng-lin^③

^①(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

^②(Equipment Academy of Airforce, Beijing 100085, China)

^③(College of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Based on multisensor single model dynamic systems, a state fusion estimation algorithm is presented. Multisensors observe the same target, where different sensors may have different sampling rates and the ratio between them may be positive rational numbers. The algorithm is in real-time, and the optimal in the sense of linear minimum covariance. It is proved that the fused estimate is more accurate than the Kalman filtering result based on single sensors. The fused estimation error covariance will increase if any of the sensors' information is neglected. The feasibility and effectiveness of the algorithm are shown through simulation results.

Key words: Data fusion; Multirate; State estimation; Kalman filter

1 引言

数据融合是针对一个系统使用多种传感器这一特定问题而展开的一种关于信息处理领域的研究。它利用多个传感器获取的多种信息, 得出对环境或对象更全面、更精确的认识, 进而进行可靠的决策。多传感器数据融合结合了自动控制、人工智能和决策论的知识, 克服了单一传感器给系统带来的误报风险大、可靠性和容错性低的缺陷, 为人类探索未知的环境提供了一种有效的技术解决途径^[1-3]。

早期关于多传感器数据融合状态估计问题的研究一般都假设各个传感器以同采样率同步对目标进行观测^[2-4]。然而, 在实际系统中, 通常由于各种原因, 例如信号变化速率相差很大, 检测装置的采样周期各不相同, 要求系统各处都采用单一的采样周期同时采样是不实际的, 甚或是不可能的^[5,6]。因此, 怎样将具有不同采样率的多个传感器获得的

数据或信息进行有效地融合就成为目前亟待解决的问题。在 1989 年 IEEE 控制与决策年会上, MIT 的 Chou, Willsky 和法国数学家 Basseville 等人首次提出多尺度系统理论的概念^[7]。该理论为多速率多传感器数据融合搭建了一个很好的平台。然而, Willsky 等人算法的缺点在于在处理动态模型状态估计时, 存在较长时间的延迟^[8]。

以目标跟踪为背景, Hong 在多尺度系统和多传感器数据融合理论及应用方面也做了许多卓有成效的工作^[9]。然而, Hong 算法的缺点在于: 首先, 通过对状态和观测进行扩维, 计算量成倍增加; 其次, 在状态方程分解的过程中忽略了白噪声的保持性问题, 即: 即使原系统的附加噪声是白噪声, 通过分块和小波分解(Haar 小波除外)后, 建立起来新的状态方程中, 系统噪声变成了有色噪声^[9]。因此, 用标准 Kalman 滤波算法难以获得理想的估计结果。潘泉, 文成林等人对 Hong 的思想进行了不同程度的发展, 但都没能够完全解决上述两个问题^[1,10,11]。Cristi 和 Tummala 的多速率、多分辨、递归 Kalman 滤波算法解决了 Hong 算法中存在的

2005-05-19 收到, 2005-09-09 改回

国家自然科学基金(60234010, 60434020)和国家 973 计划(2002CB312200)资助课题

白噪声的保持性问题。然而,却不能保证多传感器数据融合状态估计的最优性^[12]。

此外,无论是 Willsky 的多尺度系统理论,还是 Hong, 潘泉等的基于小波分解的方法,亦或是 Cristi 等人的递归 Kalman 滤波算法都是在“不同传感器之间呈 2 的整数倍采样关系”这一假设下进行的^[1,7-12]。而对于传感器之间采样率之比呈任意正整数甚至有理数这一更加普遍存在的问题,却不能给出很好的解决途径。

Chen 等人的多速率 Kalman 综合滤波方法将传感器的采样速率进行了推广,可以解决不同传感器以任意正整数采样的数据融合状态估计问题,但是由于状态和观测的扩维,计算量比较大^[13]。Andrisani 等人的多速率滤波估计算法,分两个阶段对状态进行估计,然而他们的算法只做到 2 个传感器的情况^[6]。Lee 等人的多速率最优状态融合估计方法用于解决观测和输入不同步的状态估计问题^[14]。对于非因果系统,通过将观测进行扩维的方式,将多速率状态估计问题形式的转化成了单速率的状态估计问题,然而,如前所述,扩维带来的直接后果是计算量的成倍增加。

此外, Alouani 等人在异步数据融合估计方面也做了许多工作,他们的部分算法可用于解决多速率传感器的数据融合问题^[15,16]。然而,他们的研究是基于连续系统的离散化进行的。在系统离散化的过程中,造成了观测噪声、系统噪声内部的相关,而他们人为假设其为不相关的,以此为基础给出的算法必然不是最优的。为解决这一问题,韩崇昭等人提出了观测噪声相关的异步融合估计算法,然而,他们的算法却过于复杂而不便应用^[17]。

本文基于不同传感器以不同采样率对同一目标状态进行观测的多传感器单模型动态系统,给出了一种数据融合状态估计算法。不同传感器之间采样率之比可以是正有理数。本文算法不仅具有好的实时性,而且在线性最小方差意义下是最优的。进一步可以证明:融合多个传感器获得的最高采样率下状态的估计值优于单传感器的估计结果,而减少任何一个传感器的信息所获得的估计值的误差协方差都将增大。仿真结果验证了算法的可行性与有效性。

本文的工作是这样进行安排的,第 2 节是系统描述;第 3 节通过对状态方程进行递推,对应于具有不同采样率的多传感器的观测方程,导出了不同采样率下的状态方程;第 4 节给出了多速率多传感器数据融合状态估计算法;第 5 节是仿真实例;最后第 6 节是结束语。

2 系统描述

考虑一类多传感器单模型动态系统,假设已知各个传感器的观测方程,以及其在最高采样率下的状态方程,并假设不同传感器以不同采样速率对同一目标进行观测,系统模型为

$$\mathbf{x}(N, k+1) = \mathbf{A}(N, k)\mathbf{x}(N, k) + \mathbf{w}(N, k) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}(i, k) = \mathbf{C}(i, k)\mathbf{x}(i, k) + \mathbf{v}(i, k), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中 $\mathbf{x}(N, k) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 表示最高采样率 S_N 下 k 时刻的系统状态, $\mathbf{A}(N, k) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是系统矩阵。系统噪声 $\mathbf{w}(N, k) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 是一均值为零的高斯白噪声,协方差为 $\mathbf{Q}(N, k)$ 。 i 尺度上第 k 个采样点的值与 N 尺度上第 $n_i k$ 时刻采样点的值相对应,即

$$\mathbf{x}(i, k) = \mathbf{x}(N, n_i k), \quad i = 1, 2, \dots, N-1 \quad (3)$$

$\mathbf{z}(i, k) \in \mathbf{R}^{q_i \times 1}$ ($q_i \leq n$) 表示第 i 个传感器在采样率 S_i 下获得的第 k 个观测值,且有

$$S_i = S_N/n_i, \quad i = 1, 2, \dots, N-1 \quad (4)$$

其中 n_i 为任意正整数。因此,传感器 i 和 j 之间的采样率之比可以是任意正有理数,即

$$S_i/S_j = n_j/n_i \quad (5)$$

$\mathbf{C}(i, k) \in \mathbf{R}^{q_i \times n}$ 是观测矩阵。观测噪声 $\mathbf{v}(i, k) \in \mathbf{R}^{q_i \times 1}$ 是一均值为零的高斯白噪声,协方差为 $\mathbf{R}(i, k)$,且不同尺度间的观测噪声互不相关。

状态变量初始值 $\mathbf{x}(N, 0)$ 为一随机向量,均值为 \mathbf{x}_0 ,协方差为 \mathbf{P}_0 。且假设 $\mathbf{x}(N, 0)$, $\mathbf{w}(N, k)$ 和 $\mathbf{v}(i, k)$ 之间是统计独立的。我们希望融合利用各个传感器的观测信息,获得最高采样率下各个状态的最优估计值。

注释 1 式(2) $i = 1, 2, \dots, N$ 表示传感器,同时也表示尺度,具有最高采样率的第 N 个传感器对应于最细尺度,而传感器 $i = 1$ 对应于最粗尺度。为方便理解,图 1 画出了 3 个(即: $N = 3$)具有不同采样率的传感器对同一系统进行观测的采样示意图。其中: $N = 3$, $n_2 = 2$, $n_1 = 3$ 。

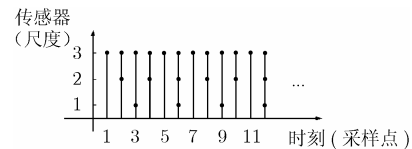


图 1 多速率采样示意图

3 多速率多传感器动态系统建模

由式(3)可得,

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(i, k+1) &= \mathbf{x}(N, n_i k + n_i) \\ &= \mathbf{A}(N, n_i k + n_i - 1)\mathbf{x}(N, n_i k + n_i - 1) + \mathbf{w}(N, n_i k + n_i - 1) \\ &= \prod_{l=n_i-1}^0 \mathbf{A}(N, n_i k + l)\mathbf{x}(N, n_i k) + \sum_{m=0}^{n_i-2} \prod_{l=n_i-1}^{m+1} \mathbf{A}(N, n_i k + l) \\ &\quad \cdot \mathbf{w}(N, n_i k + m) + \mathbf{w}(N, n_i k + n_i - 1) \\ &\triangleq \mathbf{A}(i, k)\mathbf{x}(i, k) + \mathbf{w}(i, k) \end{aligned} \quad (6)$$

其中

$$\mathbf{A}(i, k) = \prod_{l=n_i-1}^0 \mathbf{A}(N, n_i k + l) \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(i, k) &= \sum_{m=0}^{n_i-2} \prod_{l=n_i-1}^{m+1} \mathbf{A}(N, n_i k + l) \mathbf{w}(N, n_i k + m) \\ &\quad + \mathbf{w}(N, n_i k + n_i - 1) \\ &\triangleq \mathbf{B}(i, k) \left[\mathbf{w}^T(N, n_i k) \quad \mathbf{w}^T(N, n_i k + 1) \quad \cdots \right. \\ &\quad \left. \mathbf{w}^T(N, n_i k + n_i - 1) \right]^T \end{aligned} \quad (8)$$

$$\mathbf{B}(i, k) = \begin{bmatrix} \prod_{l=n_i-1}^1 \mathbf{A}(N, n_i k + l) & \prod_{l=n_i-1}^2 \mathbf{A}(N, n_i k + l) & \cdots \\ \mathbf{A}(N, n_i k + n_i - 1) & \mathbf{I} & \end{bmatrix} \quad (9)$$

且

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}(i, k) &= E\{\mathbf{w}(i, k) \mathbf{w}^T(i, k)\} \\ &= \mathbf{B}(i, k) \text{diag}\{\mathbf{Q}(N, n_i k), \mathbf{Q}(N, n_i k + 1), \cdots, \\ &\quad \mathbf{Q}(N, n_i k + n_i - 1)\} \mathbf{B}^T(i, k) \end{aligned} \quad (10)$$

因此，结合式(1)，式(2)和式(6)–式(10)，我们有尺度 i 上的状态方程和观测方程：

$$\mathbf{x}(i, k + 1) = \mathbf{A}(i, k) \mathbf{x}(i, k) + \mathbf{w}(i, k) \quad (11)$$

$$\mathbf{z}(i, k) = \mathbf{C}(i, k) \mathbf{x}(i, k) + \mathbf{v}(i, k), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

系统噪声和观测噪声为互不相关的零均值的高斯白噪声，协方差分别为 $\mathbf{Q}(i, k)$ 和 $\mathbf{R}(i, k)$ 。

4 多速率多传感器数据融合状态估计算法

本部分将利用分布式数据融合结构对具有不同采样率的多个传感器的观测数据进行有机融合。

首先，对系统式(11)，式(12)进行 Kalman 滤波^[18]可得尺度 i 上状态的估计值和相应的估计误差协方差分别为 $\hat{\mathbf{x}}(i, k | k)$ 和 $\mathbf{P}(i, k | k)$ ， $i = 1, 2, \dots, N$ 。

其次，实时融合各个传感器的观测信息，以获得最细尺度上 $\mathbf{x}(N, k)$ 的融合估计值 $\hat{\mathbf{x}}_f(N, k | k)$ 和相应的估计误差协方差 $\mathbf{P}_f(N, k | k)$ 。融合算法为

(1) 若对任意 $i = 1, 2, \dots, N - 1$ ， $k \bmod n_i \neq 0$ ，则 $\hat{\mathbf{x}}_f(N, k | k) = \hat{\mathbf{x}}(N, k | k)$ ， $\mathbf{P}_f(N, k | k) = \mathbf{P}(N, k | k)$ 。

(2) 若存在 i_1, i_2, \dots, i_j ($1 \leq i_1, i_2, \dots, i_j$ ， $j \leq N - 1$)，满足 $k \bmod n_{i_p} = 0$ ， $p = 1, 2, \dots, j$ ，则

$$\hat{\mathbf{x}}_f(N, k | k) = \alpha_0(i, k) \hat{\mathbf{x}}(N, k | k) + \sum_{p=1}^j \alpha_p(i, k) \hat{\mathbf{x}}(i_p, l_p | l_p) \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_f(N, k | k) &= \left[\mathbf{P}^{-1}(N, k | k) + \sum_{p=1}^j \mathbf{P}^{-1}(i_p, l_p | l_p) \right]^{-1}, \\ l_p &= k/n_{i_p}, \quad p = 1, 2, \dots, j \end{aligned} \quad (14)$$

其中

$$\alpha_0(i, k) = \left[\mathbf{P}^{-1}(N, k | k) + \sum_{p=1}^j \mathbf{P}^{-1}(i_p, l_p | l_p) \right]^{-1} \mathbf{P}^{-1}(N, k | k) \quad (15)$$

$$\alpha_p(i, k) = \left[\mathbf{P}^{-1}(N, k | k) + \sum_{p=1}^j \mathbf{P}^{-1}(i_p, l_p | l_p) \right]^{-1} \mathbf{P}^{-1}(i_p, l_p | l_p), \quad p = 1, 2, \dots, j \quad (16)$$

多采样率多传感器分布式数据融合状态估计算法框图如图 2 所示。

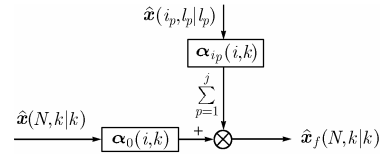


图 2 多采样率多传感器数据融合状态估计算法框图

利用 Kalman 滤波和分布式融合算法的机理，容易证明下列定理。

定理 1 对 $k = 1, 2, \dots$ ，融合任意 L ($1 \leq L \leq N$) 个传感器 (总包括传感器 N)，可得 $\mathbf{x}(N, k)$ 的融合估计值 $\hat{\mathbf{x}}_L(N, k | k)$ 和相应的估计误差协方差阵 $\mathbf{P}_L(N, k | k)$ ，则 $\mathbf{P}_j(N, k | k) \leq \mathbf{P}_i(N, k | k)$, ($j \geq i$)。

由定理 1 可知： $\mathbf{P}_N(N, k | k) \leq \min\{\mathbf{P}_i(N, k | k), i = 1, 2, \dots, N - 1\}$ 。定理 1 表明，在线性最小方差意义下，融合任意 L ($2 \leq L \leq N$) 个传感器获得的最高采样率下状态的估计值优于单传感器的 Kalman 滤波结果，而减少任何一个传感器的信息所获得的估计值的误差协方差都将增大。

5 仿真实例

第 4 节的定理已经证明了本文的算法是有效的，本节的仿真将进一步验证融合算法的有效性。设有 3 个传感器对同一目标进行观测，系统描述如第 2 节所示，3 个传感器之间的采样率之比如图 1 所示，即： $N = 3$ ， $n_2 = 2$ ， $n_1 = 3$ 。系统模型参数为： $\mathbf{A}(3, k) = 0.9006$ ， $\mathbf{C}(i, k) = 1.0$ ， $i = 1, 2, 3$ 。初始条件为 $\mathbf{x}_0 = 10$ ， $\mathbf{P}_0 = 10$ 。

系统噪声协方差阵为： $\mathbf{Q}(3, k) = 4$ 。观测噪声协方差阵取 4 种不同的情况，在每种情况下，分别比较了利用单个传感器 (传感器 3) Kalman 滤波^[18]、融合 2 个传感器 (传感器 3、2) 以及融合 3 个传感器所获得的估计误差绝对值均值 (表 1)。

表 1 估计误差绝对值均值比较表

情况	$\mathbf{R}(3, k)$	$\mathbf{R}(2, k)$	$\mathbf{R}(1, k)$	单传感器	融合 2 个	融合 3 个
1	10.0	4.0	1.0	1.6614	1.4722	1.2000
2	10.0	1.0	1.0	1.6477	1.2146	1.0435
3	4.0	1.0	1.0	1.2608	0.9142	0.7913
4	1.0	1.0	0.1	0.8591	0.6898	0.5611

观察表 1 的每一列可以看出：随着观测噪声协方差的减少，估计误差绝对值均值呈现严格单调递减的趋势，表明观测噪声越小，估计结果越准确。观察表 1 的每一行可以发现：

不管就哪种情况,估计误差绝对值均值都呈严格单调递减的趋势,表明融合 2 个传感器的估计结果优于单个传感器的估计结果,而融合 3 个传感器的估计更优于融合 2 个传感器的估计。综上,表 1 表明融合估计算法是有效的。

图 3 是针对表 1 中第 2 种情况所画出的单传感器和用本文算法融合 3 个传感器的仿真结果曲线。其中,图 3(a)是原始信号(实线: signal)和第 3 个传感器的观测信号(虚线: measurement),图 3(b) 利用第 3 个传感器(实线: single error)和融合 3 个传感器(虚线: fused error)所得到的状态估计误差的绝对值曲线。从图 3(a)可以看出,由于受观测噪声的影响,观测信号与原始信号相比,存在着较大偏差。观察图 3(b)可知,融合 3 个传感器的估计误差绝对值曲线比单个传感器的更贴近于零。表明,融合 3 个传感器的估计值更贴近于原始信号,与表 1 结果一致,进一步表明融合估计算法是有效的。

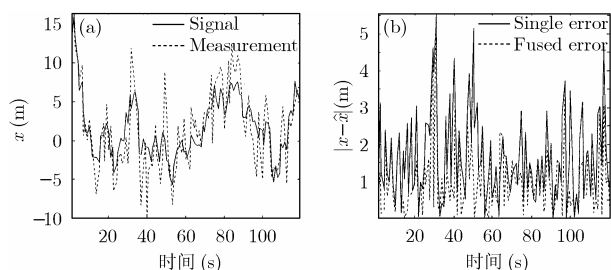


图 3 仿真结果示意图

综上,本部分的仿真验证了本文所给出的多速率多传感器数据融合估计算法的可行性、有效性。

6 结束语

基于不同传感器以不同采样率对同一目标状态进行观测的多速率传感器动态系统,给出了一种具有好的实时性的最优数据融合状态估计算法。该算法可推广用于组合导航、过程监控、故障诊断与容错等应用领域。

参考文献

- [1] 文成林, 周东华. 多尺度估计理论及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 155-233.
- [2] Edward W and James L. Multisensor Data Fusion [M]. Boston: Artech House, 1990: 159-212.
- [3] Shalom Y B, Li X R, and Kirubarajam T. Estimation with Application to Tracking and Navigation [M]. New York: John Wiley & Sons, INC, 2001: 199-266.
- [4] Carlson N A. Federated square root filter for decentralized parallel processors [J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1990, 26(3): 517-525.
- [5] Bruce W S. Multirate and Wavelet Signal Processing [M]. San Diego: Academic Press, 1998: 73-144.
- [6] Andrisani D and Gau C F. Estimation using a multirate filter [J]. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 1987, 32(7): 653-656.
- [7] Chou K C, Willsky A S, Benveniste A, and Basseville M. Recursive and iterative estimation algorithms for multiresolution stochastic processes [J]. Proceedings of the 28th IEEE Conference on Decision and Control, Tampa, Florida, Dec. 13-15, 1989, 2: 1184-1189.
- [8] Basseville M, Benveniste A, Chou K C, Golden S A, Nikoukhah R, and Willsky A S. Modeling and estimation of multiresolution stochastic processes [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1992, 38(2): 766-784.
- [9] Hong L. Multi-resolutional distributed filtering [J]. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 1994, 39(4): 853-856.
- [10] Zhang L, Wu X L, Pan Q, and Zhang H C. Multiresolution modeling and estimation of multisensor data [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2004, 52(11): 3170-3182.
- [11] 文成林, 陈志国, 闫莉萍, 周东华. 基于多速率传感器动态系统的多尺度递归融合估计[J]. 电子与信息学报, 2003, 25(3): 306-312.
Wen Cheng-lin, Chen Zhi-guo, Yan Li-ping, and Zhou Dong-hua. The multiscale recursive fusion estimation based on dynamic systems of multirate sensors. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2003, 25(3): 306-312.
- [12] Cristi R and Tummala M. Multirate, multiresolution, recursive Kalman filter [J]. *Signal Processing*, 2000, 80(9): 1945-1958.
- [13] Chen B S, Lin C W, and Chen Y L. Optimal signal reconstruction in noisy filter bank systems: Multirate Kalman synthesis filtering approach [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1995, 43(11): 2496-2504.
- [14] Lee D J and Tomizuka M. Multirate optimal state estimation with sensor fusion [J]. Proceedings of the American Control Conference, Denver, Colorado, June 4-6, 2003, 4: 2887-2892.
- [15] Alouani A T and Rice T R. On optimal synchronous and asynchronous track fusion [J]. *Optical Engineering*, 1998, 37(2): 427-433.
- [16] Alouani A T, Gray J E, and McCabe D H. Performance evaluation of an asynchronous multisensor track fusion filter [J]. Proceedings of SPIE- The International Society for Optical Engineering: Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XII, Orlando, FL, United States, Apr. 21-23, 2003, 5096: 1-12.
- [17] 王洁, 韩崇昭, 李晓榕. 异步传感器数据融合[J]. 控制与决策, 2001, 16(6): 877-881.
Wang Jie, Han Chong-zhao, and Li Xiao-rong. Asynchronous multisensor data fusion. *Control and Decision*, 2001, 16(6): 877-881.
- [18] 陈新海. 最佳估计理论[M]. 北京: 北京航空学院出版社, 1987: 36-53.

闫莉萍: 女, 1979 年生, 博士生, 研究方向为小波分析、数据融合、图像匹配、机动目标跟踪与定位等。

刘宝生: 男, 1964 年生, 高级工程师, 博士生, 研究方向为数据融合、组合导航、景象匹配与机动目标定位等。

周东华: 男, 1963 年生, 教授, 博士生导师, 中国自动化学会理事, 副秘书长。目前的研究领域有复杂动态系统的故障诊断与预报、容错控制、非线性系统的自适应控制、系统辨识、信息融合等。

文成林：男，1963 年生，教授，博士生导师，目前主要研究方向为多尺度估计理论及其应用、信号处理与数据融合技术及应用、动态系统建模理论及其应用技术。