

一种基于不确定分析的 多传感器信息动态融合方法¹⁾

罗本成 原魁 陈晋龙 朱海兵

(中国科学院自动化研究所高新技术创新中心 北京 100080)

(E-mail: bencheng.luo@mail.ia.ac.cn)

摘要 提出了一种基于不确定分析的多传感器动态分布融合方法. 首先引入贴近度的概念对传感器进行动态聚类, 接着基于兼容测度实现了组内传感器信息的最优 Bayesian 估计融合; 最后给出了一种基于一致测度的多传感器信息动态融合的方法. 通过实验对比分析, 证实了此方法具有较好的实效性和鲁棒性.

关键词 不确定分析, 格贴近度, 动态多传感器信息融合, 最优 Bayesian 估计融合

中图分类号 TP212

Uncertainty Analysis Based Dynamic Multi-Sensor Data Fusion

LUO Ben-Cheng YUAN Kui CHEN Jin-Long ZHU Hai-Bing

(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

(E-mail: bencheng.luo@mail.ia.ac.cn)

Abstract The problem of modeling multi-sensor data fusion system under uncertainty is discussed. Taking advantage of the measure of relative proximity in terms of uncertainty, the authors firstly implement multi-sensor dynamic clustering. Based on Bayesian estimation technology and the measure of compatibility, an optimal fusion paradigm for multi-sensors data fusion in the same group is presented. By examining the mutual impact of sensor groups based on the measure of confidence, a novel model for dynamic multi-sensor fusion system is described. The efficient fusion of data from different sources enables the system to respond promptly to the uncertain environment. Finally, experiments demonstrate the model is of higher sensitivity and practicability, especially in uncertain environment for intelligent systems.

Key words Uncertainty analysis, measure of relative proximity, dynamic multi-sensor data fusion, optimal Bayesian estimation fusion

1) 国家“863”高技术研究发展计划(2001AA422200)资助项目

Supported by the National “863” Project of P. R. China(2001AA422200)

收稿日期 2003-05-13 收修改稿日期 2003-12-30

Received May 13, 2003; in revised form December 30, 2003

1 引言

近年来,多传感器信息融合一直是学者们研究的热点问题之一.信息融合的目的就是将多源传感器信息进行有效地处理,从而得到比单一传感器更加精确可靠的结果.由于传感器自身的物理特性及环境等因素影响,传感器信息会表现出一定的不确定性^[1,2].针对传感器不确定性特点,常用的融合方法是概率统计方法、逻辑推理法以及 Kalman 滤波方法^[3].如文献[1,4]基于概率统计方法实现了多传感器信息融合;Neira^[5]利用概率统计方法实现了多传感器信息融合和机器人的定位;Oriolo^[6]分析了传统概率统计方法的缺陷,利用模糊逻辑推理方法实现了多传感器聚类与信息融合;Chong^[7]利用 Kalman 滤波技术实现了移动机器人的环境建模.此外,Xiong^[8]基于灰色关联分析给出了一类多信息融合方法.然而,上述方法只是对静态环境下多传感器信息融合进行了研究,却很少涉及到动态环境下信息融合的问题.由于动态环境下多传感器信息在融合时,通常要考虑一致性及兼容性问题,所以需对传感器进行分组、分层融合.可见,在不确定动态环境下,如何进行多传感器信息的有效融合,是提高智能系统性能的关键问题.

2 基于不确定测度的多传感器动态聚类

由于单个传感器存在着一定的局限性,所以必须考虑多传感器信息融合.当系统中考虑的传感器信息比较多时,则不宜采用传统的集中式处理方法,一般采用分布融合模式.理论上,当某个传感器表现出的统计稳定性越高,则该传感器的不确定度越低;反之,则该传感器的不确定度越高.为了有效合理地进行传感器信息融合,应该依据一定准则进行多传感器的聚类分组.一般处理办法是将不确定度高的传感器归成一类,而将不确定度低的传感器归为另一类,然后进行分类处理,最后统一进行信息融合.聚类准则一定要结合实际要求和场合进行合理选择.据此思想,本文提出了三种不确定测度的方法,即:统计方差分析、信息熵分析法以及灰色关联分析法,然后引入格贴近度的概念实现传感器动态聚类分组.

2.1 不确定测度

1) 统计方差分析方法

设有 M 个传感器进行信息融合,其中 $\mathbf{x}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in} \mid i = 1, \dots, M\}$ 为传感器 i 当前 n 次输出的数据,则可求出其期望 \bar{x}_i 和方差 δ_i^2 :

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \cdot \sum_{j=1}^n x_{ij}, \quad \delta_i^2 = \frac{1}{n} \cdot \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)^2, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

方差 δ_i^2 描述了传感器信息的波动量大小,直接反映了传感器 i 记录数据的不确定程度.其值越大,则说明传感器的可靠性差;反之,则说明传感器的可靠性好.

2) 信息熵分析方法

信息熵是描述信息不确定性度的一种有效方法,它是以统计的形式来描述信息不确定性的.由于其独特性和实效性,目前正逐渐为广大学者所青睐^[9].根据信息论,可以定义信息自熵(self-entropy)如下:

$$E_i = - \sum_{j=1}^n \left[\frac{\min(\bar{x}_i, x_{ij})}{\max(\bar{x}_i, x_{ij})} \right] \cdot \ln \left[\frac{\min(\bar{x}_i, x_{ij})}{\max(\bar{x}_i, x_{ij})} \right], \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

如果再对数据序列进行零均值化处理,则可得标准熵(normal-entropy)为

$$E_i = - \sum_{j=1}^n \left[\frac{|x_{ij} - \bar{x}_i|}{\bar{x}_i} \right] \cdot \ln \left[\frac{|x_{ij} - \bar{x}_i|}{\bar{x}_i} \right], \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

信息熵是对系统信息不确定性的一种深层次刻画.无论是信息自熵,还是信息标准熵,熵值越大则说明传感器数据的分布情况越离散,稳定性越低;熵值越小,则说明传感器数据分布越集中,传感器的稳定性越高.

3) 灰色自关联法

对于“小样本,贫信息”的情况下,常规的统计方法有一定局限性,而采用灰色理论方法进行不确定测度是比较合适的方式^[8,9].根据灰色理论,可以定义信息的灰色自关联为

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n r(\bar{x}_i, x_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

其中, $r(\bar{x}_i, x_{ij}) = \frac{\min_{i=1}^M \min_{j=1}^n |\bar{x}_i - x_{ij}| + \zeta \max_{i=1}^M \max_{j=1}^n |\bar{x}_i - x_{ij}|}{|\bar{x}_i - x_{ij}| + \zeta \max_{i=1}^M \max_{j=1}^n |\bar{x}_i - x_{ij}|}$, ζ 为环境关联因子,一般取为

0.5.可见,灰色关联法是从环境(或全局)因素上来考察单个传感器的灰色程度,间接地描述了传感器的不确定度.

需要指出的是,上述三种方法从不同角度描述了传感器的不确定度.理论上,在进行传感器数据分析时,可以选择任一算子.但当数据样本数 n 不是很大时,则属于“小样本、贫信息”情况了.由于灰色关联方法是从环境因素的角度来度量的,此时采用灰色自关联分析方法最佳,而信息熵次之,统计分析方法则相对不是很合适.

2.2 不确定关联度阵

为了度量传感器之间表现在不确定性上的贴近程度,我们引入格贴近度的思想.文献[10]给出了一类描述贴近度的格算子.从计算量和敏感性上进行考虑,本文选用了“析取”算子.即

$$\beta_{ij} = \frac{\min(\psi_i, \psi_j)}{\max(\psi_i, \psi_j)}, \quad i, j = 1, 2, \dots, M \quad (5)$$

其中, ψ 表示上文中的不确定测度算子之一; β_{ij} 表示传感器 i 与传感器 j 之间的不确定性贴近度.显然, $\beta_{ij} = \beta_{ji} \geq 0$, 且 $\beta_{ii} = 1$.分析 β_{ij} 的物理含义是明显的:

- 1) 当 $\beta_{ij} = 0$ 时,则说明传感器 i 与 j 之间完全不相关,不可聚为一类,如图 1(a)所示;
- 2) 当 $\beta_{ij} = 1$ 时,则说明传感器 i 与 j 之间完全相关,可聚为一类,如图 1(b)所示;
- 3) 当 $0 < \beta_{ij} < 1$ 时,则说明了传感器 i 与 j 之间具有一定的相关性,能否聚为一类需要根据实际场合进行调节,如图 1(c)所示.

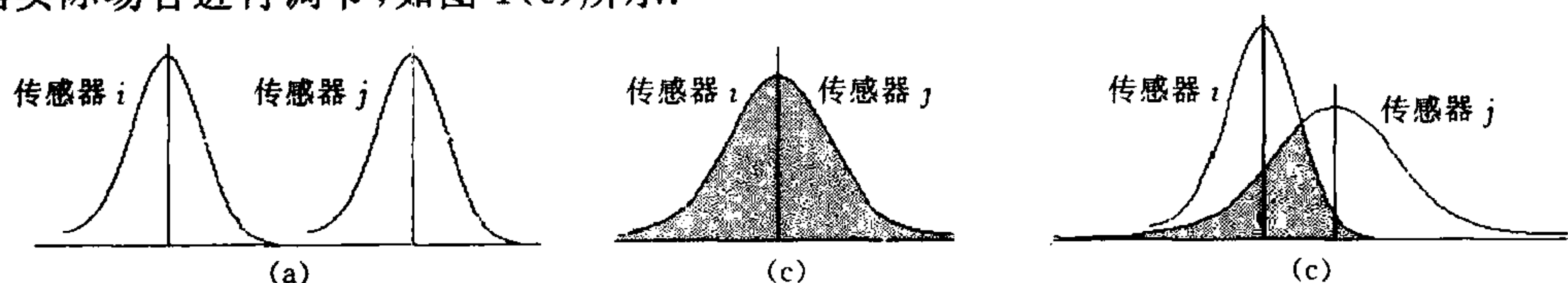


图 1 传感器 i 与 j 之间在不确定度贴近关系

Fig. 1 Degree of relative proximity in terms of uncertainty between sensor i and sensor j

贴近度阵描述了各类传感器之间在不确定性上的贴近程度. 求出贴近度阵后, 就可得到传感器表现在不确定性上的关联度阵 $R_s = [r_{ij}]$. 其中, 关联度 r_{ij} 由阈值 ϵ_s ($0 < \epsilon_s \leq 1$) 决定:

$$r_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } \beta_{ij} \geq \epsilon_s \\ 0, & \text{if } \beta_{ij} < \epsilon_s \end{cases}. \text{ 然后利用聚类的思想, 将相互关联度为 1 的传感器聚为一组. 为了便于}$$

后文叙述, 不妨令 M 个传感器被分成 N 组.

3 基于最优 Bayesian 估计的多传感器信息融合

3.1 兼容测度评价

在实现传感器的聚类分组后, 需对组内传感器信息作进一步的分析. 一般而言, 从信息的分布情况上可以较准确地反映传感器间的兼容性. 为此, 本文提出了统计兼容测度、信息相对熵和相对灰色关联测度等三种不同兼容测度的方法, 以描述信息的兼容情况. 兼容测度不仅要考虑传感器数据的期望值信息, 同时也要考虑方差信息. 理论上讲, 不同的测度方法可得到不同的测度结果. 实际应用中, 要综合各方面情况进行适当地选择, 其选择方法与上文类似. 在进行兼容测度之前, 对所有的数据按公式(6)进行标准化处理, 不妨令当前传感器组内有 m 个传感器, 每组传感器数据序列的长度为 n , 则有

$$x'_{ij} = \left| \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{\delta_i^2} \right|, \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

其中当前期望和方差分别是 \bar{x}_i 和 δ_i^2 . 然后对已标准化的传感器数据序列进行大小排序, 最后再采用下列兼容测度算子.

1) 统计兼容测度

分析传感器信息的兼容程度, 利用统计方法是可取的. 为体现传感器之间的兼容测度, 我们采用肖维涅统计判决思想^[11], 定义如下式子来测度兼容情况. 即

$$\rho_{ij} = \begin{cases} 1 - \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x'_{ik} - x'_{jk})^2}}{3 \sqrt{\delta_i \delta_j}}, & \text{if } \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x'_{ik} - x'_{jk})^2} < 3 \sqrt{\delta_i \delta_j} \\ 0, & \text{if } \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x'_{ik} - x'_{jk})^2} \geq 3 \sqrt{\delta_i \delta_j} \end{cases} \quad (7)$$

显然, 统计兼容测度 ρ_{ij} ($i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n$) 是从样本的统计分布角度来描述传感器 i 与 j 兼容情况的.

2) 相对熵测度^[9]

根据上节分析, 可结合信息熵理论进行兼容测度, 定义传感器 i 与 j 间的相对信息熵为

$$E_{ij} = \left| \sum_{k=1}^n \left[1 - \frac{x'_{ik}}{\sum_{k=1}^n x'_{ik}} \right] \cdot \ln \left[\frac{1 - \frac{x'_{ik}}{\sum_{k=1}^n x'_{ik}}}{1 - \frac{x'_{jk}}{\sum_{k=1}^n x'_{jk}}} \right] \right|, \quad i, j = 1, 2, \dots, m$$

一般情况下, $E_{ij} \neq E_{ji}$, 直接反映了传感器之间的相对兼容程度, 再采用下式:

$$\rho_{ij} = \frac{\min(E_{ij}, E_{ji})}{\max(E_{ij}, E_{ji})}, \quad i, j = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

则可以有效地描述传感器之间的兼容情况.

3) 相对灰关联测度

结合灰关联系统理论,可定义传感器 i 与传感器 j 的相对灰色关联度^[8,9]为

$$\rho_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r(x'_{ik}, x'_{jk}), \quad i, j = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

其中, $r(x'_{ik}, x'_{jk}) = \frac{\min_{i=1}^m \min_{j=1}^n |x'_{ik} - x'_{jk}| + \zeta \max_{i=1}^m \max_{j=1}^n |x'_{ik} - x'_{jk}|}{|x'_{ik} - x'_{jk}| + \zeta \max_{i=1}^m \max_{j=1}^n |x'_{ik} - x'_{jk}|}$, ζ 为环境分辨系数,其作用在

于调整比较环境的大小,在实际工程应用中一般令 $\zeta=0.5$.

上述三种算子从不同的角度描述了传感器间的兼容测度,其意义是明显的:

1) 当 $\rho_{ij}=0$ 时,则说明传感器 i 与 j 之间完全不兼容,表现为信息相互冲突,不可以直接进行信息融合;

2) 当 $\rho_{ij}=1$ 时,则说明传感器 i 与 j 之间完全兼容,表现为信息的冗余,可以直接进行信息融合;

3) 当 $0 < \rho_{ij} < 1$ 时,则说明了传感器 i 与 j 之间部分兼容,表现为信息互补,需要分析处理后才能决定融合与否.

采用类似的方式,可得兼容测度阵 $R_c = [c_{ij}]$. 其中,兼容测度 c_{ij} 由阈值 ϵ_c ($0 < \epsilon_c \leq 1$) 决定,即 $c_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } \rho_{ij} \geq \epsilon_c \\ 0, & \text{if } \rho_{ij} < \epsilon_c \end{cases}$.

从信息容错论的角度可以认为:当某个传感器与 2/3 的传感器信息相冲突时,则认为该传感器信息是不可以取的,应该予以删除.值得说明的是:当数据序列为非等长序列时,一般可以采用灰色紧均值生产或紧均值消失的方式来处理,使数据序列同长度,然后再采用上述方法进行兼容测度.

3.2 最优 Bayesian 估计融合

Luo^[1]利用最大似然估计方法来求解最优估计融合输出,但这种估计本质上是一种简单的一致估计,估计值偏于“乐观”;而 Bayesian 估计是一种基于 Bayesian 风险最小估计,本质上是一种降低风险的“保守”估计(如文献[4]).两者都有各自的优缺点.本文采取了折中处理方式,即最优 Bayesian 估计融合方法:利用最大似然估计来求解 Bayesian 估计的先验分布,然后利用 Bayesian 估计来求解最优的融合输出值.理论上而言,采用高斯分布来描述传感器模型是合理的,不妨令共有 L 个传感器进行融合,传感器 i 的模型如下:

$$P_i(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_i} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\bar{x}_i}{\delta_i}\right)^2\right), \quad i = 1, 2, \dots, L \quad (10)$$

式中, \bar{x}_i 为传感器当前期望值, δ_i^2 为传感器 i 当前的测量方差.考虑到传感器的独立性,可以采用如下模型进行信息的融合^[12,13]:

$$p(\theta | x_1, x_2, \dots, x_L) = \prod_{i=1}^{N_l} [p(\theta | x_i)] = \frac{\prod_{i=1}^{N_l} [p(x_i | \theta) \cdot p(\theta)]}{\int p(x_1, x_2, \dots, x_L | \theta) \cdot p(\theta)} \quad (11)$$

其中, θ 为当前组内传感器数据的最优融合输出值. 根据 Bayesian 估计理论, 有的最优估计 $\hat{\theta} = \int_{\Theta} \theta \cdot p(\theta | x_1, x_2, \dots, x_L)$. 其中, Θ 为 θ 的可能取值的参数空间. 根据最大似然估计理论,

可以认为 θ 的分布为 $N(u_0, \delta_0^2)$. 其中, $u_0 = \frac{\sum_{i=1}^L (1/\delta_i^2 \cdot \bar{x}_i)}{\sum_{i=1}^L 1/\delta_i^2}$, $\delta_0^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{\delta_i^2} \right]$. 为得到的最优估计值 $\hat{\theta}$, 建立如下风险函数:

$$\lambda(\theta, \hat{\theta}) = (\theta - \hat{\theta})^2 = \left(\theta - \int_{\Theta} \theta \cdot p(\theta | x_1, x_2, \dots, x_L) \right)^2 \quad (12)$$

将上式对 θ 求导, 有

$$\frac{\partial \lambda(\theta, \hat{\theta})}{\partial \theta} = 2 \left(\theta - \int_{\Theta} \theta \cdot p(\theta | x_1, x_2, \dots, x_L) \right) \cdot \left[1 - \exp \left(\int_{\Theta} \ln(\theta \cdot p(\theta | x_1, x_2, \dots, x_L)) \right) \right].$$

对之取零 $\left. \frac{\partial e(\theta)}{\partial \theta} \right|_{\theta=\hat{\theta}} = 0$ 以求取最优估计值. 经分析化简, θ 最优 Bayesian 估计为

$$\hat{\theta} = \frac{b + \sqrt{b^2 + 4a}}{2a} \quad (13)$$

其中, $a = \sum_{i=1}^L \left(\frac{1}{\delta_i^2} + \frac{1}{\delta_0^2} \right)$, $b = \sum_{i=1}^L \left(\frac{\bar{x}_i}{\delta_i^2} + \frac{u_0}{\delta_0^2} \right)$.

对 N 组传感器分别进行上述处理, 可得到每组传感器的最优 Bayesian 估计值 \hat{x}_i , $i=1, 2, \dots, N$.

4 基于一致测度的多传感器分布融合

在完成传感器的聚类分组后, 已使各组传感器信息具有一定的离散性. 因此, 在进行各组信息的总融合之前, 有必要进行总体一致性测度检验. Luo^[1] 给出了一致测度 (Confidence distance measures) 的方法, 但是其方法需要进行积分运算, 计算量较大; Wang^[14] 在文献[1]的基础上提出了改进测度算子进行多信息融合, 减少了一定的计算量; Tu^[15] 在文献[1, 12]的基础上提出关联统计融合方法, 但需进行迭代求解. 从计算量和实时性角度考虑, 我们提出了新的一致测度算子.

设 N 组传感器的融合输出值及方差分别是 $\hat{x}_i, \hat{\delta}_i^2, i=1, 2, \dots, N$, 则根据肖维涅统计判决思想^[11], 可以建立如下一致测度算子:

$$d_{ij} = \begin{cases} 1 - \frac{|\hat{x}_i - \hat{x}_j|}{3\hat{\delta}_i}, & \text{if } \hat{x}_i \neq \hat{x}_j \text{ and } |\hat{x}_i - \hat{x}_j| < 3\hat{\delta}_i \\ 1 - \frac{|\hat{\delta}_i - \hat{\delta}_j|}{3\hat{\delta}_i}, & \text{if } \hat{x}_i = \hat{x}_j \text{ and } |\hat{\delta}_i - \hat{\delta}_j| < 3\hat{\delta}_i \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad i, j = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

来表示传感器 i 对传感器 j 的一致支持程度.

显然, 一致测度算子具有如下的性质:

- 1) 当 $d_{ij} = 1$, 则说明传感器 i, j 的测量值完全相同, 传感器 i 对传感器 j 强支持;
- 2) 当 $d_{ij} \neq 0$ 时, 此时传感器 i 对传感器 j 弱支持, 并且方差小的传感器相对支持度高;
- 3) 特殊地, 当 $d_{ij} = 0$ 时, 则说明传感器 i, j 之间已经没有一致测度的实际意义了, 此时

可以认为传感器 i 对传感器 j 最弱支持,即完全不支持.

从上面的分析可知:测度算子 d_{ij} 满足传感器一致性检验的要求,而且不需进行积分运算,降低了计算量.得到传感器一致测度 d_{ij} ,就可进一步求出相应的一致关联阵 $R_r = [\tau_{ij}]$.

其中,一致关联度 τ_{ij} ($i, j = 1, 2, \dots, N$) 由阈值 ϵ_r ($0 < \epsilon_r \leq 1$) 决定 $\tau_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } d_{ij} \geq \epsilon_r \\ 0, & \text{if } d_{ij} < \epsilon_r \end{cases}$.

有了一致关联阵后,就可确定最大一致传感器组^[1].设最大关联组传感器数为 l (显然 $0 < l < N$),对之进行信息总融合,得到总融合输出 \hat{X} :

$$\hat{X} = \sum_{i=1}^l (w_i \cdot \hat{x}_i) = \sum_{i=1}^l \left[\left(\frac{1}{\sum_{i=1}^l \hat{\delta}_i^2} \right) \cdot \hat{x}_i \right], \quad 0 < l \leq N \quad (15)$$

式中, l 表示 N 个分组中一致支持的传感器组.综合上述,可将整个多传感器动态融合的过程用图 2 来表示,融合的步骤描述如下:

Step1. 对 M 个传感器信号进行信号预处理,得到信号序列 $x = \{x_i | i = 1, \dots, M\}$;

Step2. 利用不确定测度算子进行传感器关联动态聚类,得到 N 组传感器

$$\bar{s} = \{\bar{s}_i | i = 1, \dots, N; 1 \leq N \leq M\};$$

Step3. 对各组传感器进行兼容测度检验,剔除“野点”,并进行最优 Bayesian 估计融合得到

$$\hat{x}_i, (i = 1, \dots, N; 1 \leq N \leq m);$$

Step4. 对各组的融合值进行总体一致测度检验,进一步剔除局部“野点”,然后进行总体加权统计融合,得到当前统计最优融合值 \hat{x} .

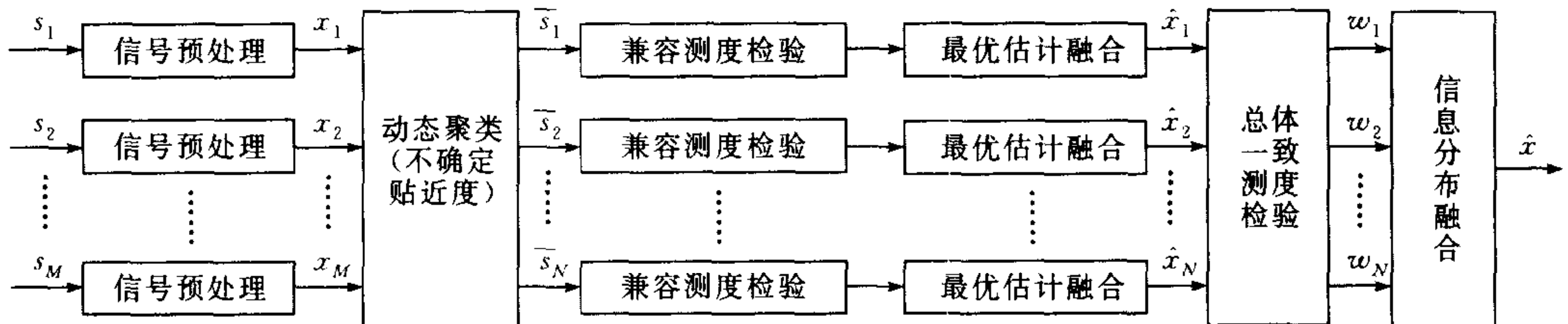


图 2 多传感器动态分布融合示意图

Fig. 2 Functional block diagram of dynamic multi-sensors data distributed fusion

5 实验分析及结论

为验证文中模型的实效性,我们以自行研制的多路超声测距仪对一圆筒状物体进行多次定点测量.每路传感器分别测量 20 次,获得的数据见表 1.从表 1 中可以看出测量数据具有一定的跳跃性.分析原因在于:圆筒状物体表面特性导致超声波发生折射、散射现象所致^[16].为准确测距,必须利用多传感器信息动态融合技术.

根据数据分布情况,本文取 $\epsilon_s = 0.4$; $\epsilon_c = 0.35$; $\epsilon_r = 0.35$ 将传感器分为以下 4 组: $\{S_1, S_7\}$, $\{S_3, S_4, S_8, S_9\}$, $\{S_5, S_6, S_{10}\}$, $\{S_2\}$;再采用文中的测度方法,依次剔除 9, 10, 5, 6 号传感器的测量值,最后得到的融合值以及与其它模型输出值见表 2.

表 1 多传感器测量输出(实际值为:100.00cm)

传感器 S 号	测量值(cm)	方差值(cm ²)
1	101.160	10.0400
2	100.340	0.7810
3	97.911	2.3170
4	95.998	1.9200
5	91.997	47.9400
6	94.883	56.0300
7	102.460	9.0920
8	99.590	4.7930
9	90.910	2.3170
10	101.750	32.4500

表 2 模型比较

	融合输出值	总不确定度	传感器剔除
加权平均模型	97.9779	3.17080	无
文献[1]模型	99.1518	2.26185	5,6,9,10号传感器
文献[4]模型	99.1518	1.69280	5,6,9,10号传感器
本文模型	99.7791	97.97790	5,6,9,10号传感器

从表 2 可看出:加权平均法未进行不确定分析,得到的融合精度最低;文献[1,4]的方法,虽然进行了一致融合测度,但对未进行不确定分析,精度也不是很高;本文模型采用了基于不确定分析的信息分布融合方式,融合精度高.从统计意义上而言,融合精度是在给定约束条件下最优的.分析发现,文献[1]与文献[4]的输出结果完全一样,这也说明最大似然估计和 Bayesian 估计方法在本质上具有一定的相通性^[12].此外,加权平均法的计算量最低(正比于传感器数目 M),但适应范围比较有限;文献[1,4]方法计算量最大(正比于 M^3),比较适合于小样本融合的场所;本文模型进行了分组聚类,计算量不仅下降很多,而且适用范围广,鲁棒性水平相应也最好.在实际动态多变的环境下,实现智能系统多传感器信息的融合更能发挥优势.

References

- 1 Luo R C, Scherp R S. Dynamic multi-sensor data fusion system for intelligent robots. *International Journal of Robotics and Automation*, 1988, 4(4): 386~396
- 2 Luo R C, Kay M G. Multi-sensor integration and fusion in intelligent systems. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1989, 19(5): 901~927
- 3 Murphy R R. Dempster-shafer theory for sensor fusion in autonomous mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1998, 14(2): 197~206
- 4 Wu X J, Cao Q Y, Liu T M. Study on multi-sensor data fusion methods based on Bayesian estimation. *Journal of System Theory with Application*, 2000, 7(1): 45~48 (in Chinese)
- 5 Neira J, Tardós J D, Horn Schmidt G. Fusing range and intensity images for mobile robot localization. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1998, 15(1): 76~84
- 6 Oriolo G, Ulivi G, Veudittelli M. Real-time map building and navigation for autonomous robots in unknown environment. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1998, 28(3): 316~332
- 7 Chong K S, Kleeman L. Mobile-robot map building from an advanced sonar array and accurate odometry. *The international Journal of Robotics Research*, 1999, 18(1): 20~36
- 8 Xiong H J, Liu Z Y. A study of gray engineering methods for information fusion. *Journal of Wuhan Transportation University*, 1999, 23(6): 589~593 (in Chinese)

- 9 Luo B C, Yuan K, Liu J, Du Q X. Uncertainty Data Distributed Fusion for Chinese Signal Language Recognition. In: Proceedings of CASIA CAIT 2001, Beijing, 2001. 497~504 (in Chinese)
- 10 Li F. Fuzzy Expert System. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 1995. 86~182 (in Chinese)
- 11 Zhuang C Q, Wu Y S. An Introduction to Probability and Mathematic Statistics. Guangzhou: South China University of Technology Press, 1997 (in Chinese)
- 12 Bian Z Q, Zhang X G. Pattern Recognition (Edition II). Beijing: Tsinghua University Press, 1999. 9~82 (in Chinese)
- 13 He Y, Wang G H. Multi-Sensors Data Fusion and Its Application. Beijing: Electronic Industry Press, 2000. 1~77 (in Chinese)
- 14 Wang T J, Shi H C. Consensus data fusion method based on fuzzy theory. *Journal of Transducer Technology*, 1999, **18**(6): 50~53 (in Chinese)
- 15 Tu G P, Deng Q Z. A statistical method for the data fusion of multi-sensor. *Journal of Transducer Technology*, 2001, **20**(3): 28~32 (in Chinese)
- 16 Luo B C, Yuan K, Liu J D, Liu X H. Development of robot multi-channel ultrasonic environment finder. *Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences*, 2002, **19**(2): 172~176 (in Chinese)

罗本成 2000年获武汉水利电力大学水利水电专业工学硕士学位,现为中国科学院自动化研究所博士生,主要研究方向为移动机器人、多传感器信息融合、不确定推理及应用。

(**LUO Ben-Cheng** Received his master degree from Wuhan university of hydraulic and electric engineering in 2000, and now he is a Ph. D. candidate at institute of automation, Chinese Academy of Sciences. His research interests include autonomous mobile robot, multi-sensor data fusion and integration, and uncertainty reasoning technology with application.)

原魁 中国科学院自动化研究所研究员,博士生导师。近年来主持了多项国家“八六三”重点项目及国家自然科学基金项目。主要研究领域为智能移动机器人、多传感器信息融合与集成、虚拟现实技术、智能人机交互技术。

(**YUAN Kui** Received his Ph. D. degree from Kyushu university, Japan in 1988, now he is a professor at institute of automation, Chinese Academy of Sciences. His research interests include intelligent mobile robot, multi-sensors data fusion and integration, virtual reality technology, and intelligent human-machine interaction.)

陈晋龙 2003年获中国科学院自动化研究所控制理论与控制工程专业工学硕士学位,主要研究计算机应用技术和移动机器人。

(**CHEN Jin-Long** Received his master degree from the institute of automation, Chinese Academy of Sciences in 2003. His research interests include autonomous mobile robot and computer technology with application.)

朱海兵 为中国科学院自动化研究所博士。主要研究方向为智能移动机器人、虚拟现实技术、智能人机交互技术。

(**ZHU Hai-Bing** Received his Ph. D. degree from the institute of automation, Chinese Academy of Sciences in 2003. His research interests include intelligent mobile robot, virtual reality technology, and intelligent human-machine interaction.)