

文章编号: 1001-0920(2006)04-0410-05

基于信息熵的多传感器数据分类方法

刘敏华, 萧德云

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘要: 在回顾数据分类和信息熵的基础上, 提出了基于信息熵的多传感器数据分类方法。该方法根据传感器数据自熵和互熵的关系实现冲突、冗余和补充的数据分类, 建立多传感器数据分类结构并进行分类融合。实例分析说明了这种数据分类方法的合理性和分类融合的有效性。

关键词: 信息熵; 多传感器融合; 多传感器数据分类

中图分类号: TP212.9 **文献标识码:** A

Method of Multisensor Data Classification Based on Entropy

L I U M i n - h u a , X I A O D e - y u n

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China Correspondent: XIAO De-yun, E-mail: xiaody@mails.tsinghua.edu.cn)

Abstract: A method of multisensor data classification based on entropy is suggested after a review of data classification and information entropy. It classifies data of conflict, redundancy and complementarity according to the relationship of self-entropy and mutual entropy about sensor data, and builds the structure of multisensor data classification for classified fusion. An example illustrates the rationality of the method and the validity of classified fusion.

Key words: Entropy; Multisensor fusion; Multisensor data classification

1 引言

信息论的基本概念和基本方法在信号与信息处理中的应用非常广泛。数据是信息的一种表现形式, 也是最底层的一种信息, 多传感器数据融合实际上是底层的信息融合, 因此在宽泛的意义上也称为信息融合。信息熵是信息的一种度量, 它对传感器数据融合极具分析和应用价值, 例如在融合过程中可用于观察信息量的变化以衡量融合的效果。信息熵在多传感器融合中的作用正日益显示出来, 基于信息熵的多传感器数据融合在数据处理^[1]和效果分析^[2]方面都有长足发展。一般基于信息熵的多传感器数据融合比较注重融合的具体方法, 但对传感器数据分类及分类融合关注得较少, 数据分类也只用于说明融合的必要性。

本文在回顾数据分类和信息熵的基础上, 提出了基于信息熵的多传感器数据分类方法。该方法根

据传感器数据自熵和互熵的关系实现其冲突、冗余和补充的数据分类, 建立多传感器数据分类结构并进行分类融合。实例分析说明了这种数据分类方法的合理性和分类融合的有效性。

2 多传感器数据的分类

为了对多传感器数据进行融合, 首先需要将对多传感器数据进行分类。分类有各种标准: 从融合层次^[3]来看, 可以分为数据层数据、特征层数据、决策层数据, 显然不同层的数据并不能直接进行融合, 同一层的数据可以进行融合, 融合的顺序一般从数据层到特征层直至决策层; 从融合精度^[4]来看, 可以对传感器数据进行多尺度分析, 以区分不同的尺度, 对同一尺度的数据进行融合, 根据需要采用不同的融合尺度分层融合; 从数据关系^[5]来看, 可以分为冗余数据、补充数据和冲突数据, 冗余数据是指多传感器对同一目标的同一特征提供的信息, 补充数据是指

收稿日期: 2005-02-16; 修回日期: 2005-04-06

基金项目: 国家 863 计划基金项目(2003AA 412310)。

作者简介: 刘敏华(1976—), 男, 江苏海门人, 博士生, 从事多传感器数据融合的研究; 萧德云(1945—), 男, 福建莆田人, 教授, 博士生导师, 从事辨识建模、故障诊断等研究。

多传感器对同一目标的不同特征提供的信息,也可能是同一目标的不同局部,冲突数据是指多传感器对不同目标提供的信息,或者对同一目标提供的在时间或者空间上不关联的信息,或者发生故障的传感器提供的矛盾信息。在融合的过程中,如果能够将冗余、补充和冲突的数据进行有效的区分,从而对分类数据采取不同的融合方法,就能极大地提高融合的精度和融合结果的可信度。

从信息角度对多传感器融合进行研究分析,一方面能够提供比较有效的方法,另一方面能够做出比较合理的解释。下面基于信息熵对多传感器数据及其关系进行分析,区分出冗余、补充和冲突数据,然后进行融合。

3 基于信息熵的多传感器数据分类

熵的数学形式是概率与其对数乘积的相反数的和,它以统计的形式给出随机变量或系统的不确定性,这种不确定性就是信息,故称熵为信息熵。信息熵是多传感器数据融合最重要的出发点,为多传感器融合提供了一个崭新的分析角度和有效的数学工具。

3.1 自熵和互熵

不考虑物理特性,每一个传感器都有自身的数学特性,即具有一定的概率分布。设有 n 个传感器,每一个传感器 $S_i (1 \leq i \leq n)$ 的测量特性符合 $p_i(x | x_i)$, 其中: $x \in X$ 是测量的随机变量, x_i 是传感器 i 的观测值,传感器 i 和 j 的联合分布为 $p_{ij}(x | x_i, x_j)$, x_i 和 x_j 分别是传感器 i 和 j 的观测值。

定义自熵^[6]为

$$h_i(x_i) = - \sum_{x \in X} p_i(x | x_i) \log p_i(x | x_i), \quad (1)$$

式(1)利用熵的概念来衡量传感器 i 关于观测量 x_i 的不确定性。

定义条件熵^[6]为

$$h_{i|j}(x_i) = - \sum_{x_j \in X_j} p(x_j | x_i) \sum_{x \in X} p_{ij}(x | x_i, x_j) \log p_{ij}(x | x_i, x_j), \quad (2)$$

式(2)在给定观测量 x_i 的条件下衡量传感器 i 关于联合观测量 (x_i, x_j) 的不确定性。比较式(1)和(2)可知,条件熵是联合观测量自熵的期望。

从定义中可以看出 $h_{i|j}(x_i) \leq h_i(x_i)$, 因为条件熵是给定条件下联合观测量自熵的期望,条件不同则条件熵也不相同。当传感器 j 的观测量完全确定时,上式退化为

$$h_{i|j}(x_i) = - \sum_{x \in X} p_{ij}(x | x_i, x_j) \log p_{ij}(x | x_i, x_j).$$

同理

$$h_{j|i}(x_j) = - \sum_{x \in X} p_{ji}(x | x_j, x_i) \log p_{ji}(x | x_j, x_i).$$

由式(3)可知,这时 $h_{i|j}(x_i) = h_{j|i}(x_j)$, 由此可定义互熵为

$$h_{ij}(x_i, x_j) = h_{ji}(x_j, x_i) = - \sum_{x \in X} p_{ij}(x | x_i, x_j) \log p_{ij}(x | x_i, x_j). \quad (3)$$

式(3)在给定观测量 x_i 和 x_j 的条件下衡量传感器 i 和 j 联合观测量 (x_i, x_j) 的不确定性。

由式(1)和(3)计算得到自熵和互熵,则由 n 个传感器的观测量可以建立熵矩阵 $H = [h_{ij}]$, 其中 $h_{ii} \triangleq h_i$ 。根据定义 $h_{ij} = h_{ji}$, 因此 H 是一个对称阵。熵矩阵是多传感器分类融合的依据。

3.2 多传感器数据分类

信息熵是一个系统不确定性程度的度量,所以互熵较清楚地表明了传感器 i 观测量 x_i 和传感器 j 观测量 x_j 之间的关系;如果将每一个传感器视为一个系统,则互熵也表明了传感器 i 和 j 之间的关系。

不失一般性,设 $h_i(x_i) \geq h_j(x_j)$, 则 $h_{ij}(x_i, x_j)$, $h_i(x_i)$, $h_j(x_j)$ 之间存在如下 3 种关系:

1) $h_i(x_i) - h_j(x_j) < h_{ij}(x_i, x_j)$, 即传感器 i 和 j 联合观测量 (x_i, x_j) 的不确定性程度较传感器 i 和 j 的独立观测量 x_i 和 x_j 的不确定性程度都大,互熵较自熵有所增加,这表明两个传感器数据之间是负相关的,这时两个传感器数据相互冲突。

2) $h_{ij}(x_i, x_j) < h_i(x_i) - h_j(x_j)$, 即传感器 i 和 j 联合观测量 (x_i, x_j) 减小了传感器 i 和 j 的独立观测量 x_i 和 x_j 的不确定性,互熵比自熵有所减少,这表明两个传感器数据之间是正相关的,这时两个传感器数据相互冗余。

3) $h_i(x_i) - h_{ij}(x_i, x_j) \leq h_j(x_j)$, 即传感器 i 和 j 联合观测量 (x_i, x_j) 没有减少传感器 i 观测量 x_i 的不确定性,也没有增加传感器 j 观测量 x_j 的不确定性。特殊情况下有 $h_i(x_i) - h_{ij}(x_i, x_j) = h_j(x_j)$, 即传感器 i 和 j 的观测量 x_i 和 x_j 相互不影响,互熵比自熵有所增减而近似一致,这表明两个传感器数据之间是不相关的或弱相关的,这时两个传感器数据相互补充。熵与数据分类的关系汇总如表 1 所示。

表 1 熵和数据分类

互熵与自熵关系	数据相关性	数据分类
$h_i(x_i) - h_j(x_j) < h_{ij}(x_i, x_j)$	负相关	冲突
$h_{ij}(x_i, x_j) < h_i(x_i) - h_j(x_j)$	正相关	冗余
$h_i(x_i) - h_{ij}(x_i, x_j) = h_j(x_j)$	弱相关	补充

熵矩阵 $H = [h_{ij}]$ 中, h_{ij} 是 (x_i, x_j) 的不确定性,则 h_{ij}^{-1} 是 (x_i, x_j) 的确定性,可以按照 h_{ij}^{-1} 对 $x \in X$

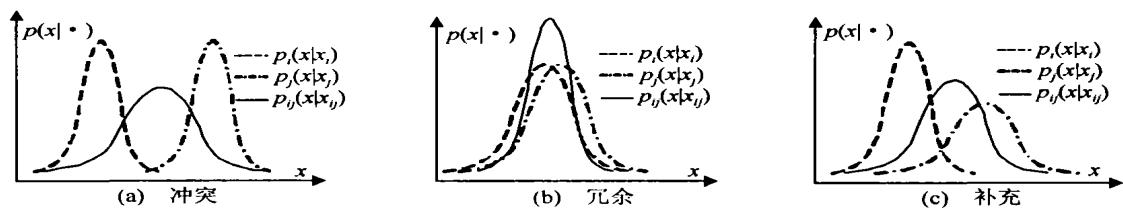


图1 后验分布与数据分类

进行加权融合^[6]。考虑 $H = [h_i, h_{ij}, h_{ji}, h_j]$, 由 h_{ij}^{-1} 加权融合 x_i 和 x_j 给出测量值局部估计

$$h_i^{-1} \int x p_i(x | x_i) + h_{ij}^{-1} \int x p_{ij}(x | x_i, x_j),$$

$$h_j^{-1} \int x p_j(x | x_j) + h_{ji}^{-1} \int x p_{ji}(x | x_j, x_i).$$

若 $h_i - h_j < h_{ij}$, 则 $h_i^{-1} - h_j^{-1} > h_{ij}^{-1}$, 局部估计中的第1项是主要成分, 两个局部估计均以独立观测测量为主估计测量值且差异较大, 表现出数据冲突的特点; 若 $h_{ij} < h_i - h_j$, 则 $h_{ij}^{-1} > h_i^{-1} - h_j^{-1}$, 局部估计中的第2项是主要成分, 两个局部估计均以联合观测测量为主估计测量值且差异不大, 表现出数据冗余的特点; 若 $h_i - h_{ij} < h_j$, 则 $h_i^{-1} - h_{ij}^{-1} < h_j^{-1}$, 两个局部估计各以独立观测测量或联合观测测量估计测量值, 表现出数据补充的特点。这就从数学上说明了上述多传感器数据分类的合理性。

信息熵和数据分类的这种关系还可以通过后验分布 $p_i(x | x_i)$, $p_j(x | x_j)$ 和 $p_{ij}(x | x_i, x_j)$ 之间的关系加以说明。由于信息熵表示随机变量的不确定性程度, 当传感器 i 观测测量 x_i 完全不能确定测量值 x 时, $p_i(x | x_i)$ 为 x 定义域上的均匀分布 $U(x)$; 当 x_i 完全确定 x 时, $p_i(x | x_i)$ 为 x 点的冲击函数 $\delta(x)$ 。因此 $p(x | \cdot)$ 的形状能说明不确定性程度, 即越是瘦长确定性程度越高, 越是宽胖确定性程度越低。 $p_i(x | x_i)$, $p_j(x | x_j)$ 和 $p_{ij}(x | x_i, x_j)$ 三者之间的关系有3种情形, 如图1所示。

图1(a)中 $p_i(x | x_i)$ 和 $p_j(x | x_j)$ 相分离, 表示观测测量 x_i 给出的测量值 x 与 x_j 给出的测量值不一致即数据冲突的情形, 则联合观测测量 (x_i, x_j) 的后验分布 $p_{ij}(x | x_i, x_j)$ 比 $p_i(x | x_i)$ 和 $p_j(x | x_j)$ 均为宽胖, 不确定性更大。图1(b)中 $p_i(x | x_i)$ 和 $p_j(x | x_j)$ 接近重合, 表示观测测量 x_i 给出的测量值 x 与 x_j 给出的测量值相互冗余的情形, 则 $p_{ij}(x | x_i, x_j)$ 比 $p_i(x | x_i)$ 和 $p_j(x | x_j)$ 均为瘦长, 确定性程度更高。图1(c)给出了观测测量补充的情形。

3.3 多传感器数据分类方法

(1) 冲突数据分离

在熵矩阵 H 中, 为方便起见, 令 h_1, h_2, \dots, h_n , 即按传感器观测测量的确定性程度沿主对角线降

序排列。定义

$$r_{ij} = \begin{cases} 1, & h_{ij}(x_i, x_j) > h_i(x_i), \\ & h_{ij}(x_i, x_j) > h_j(x_j); \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (4)$$

其中: $r_{ij} = 1$ 表示传感器观测测量冲突, 并有 $r_{ii} = 0$ 。则熵矩阵 $H = [h_{ij}]$ 映射为关系矩阵 $R = [r_{ij}]$ 。如果传感器 i 的观测测量 x_i 与较多的传感器观测测量冲突, 可以认为该传感器数据不能和其他传感器数据进行融合。 H 及其映射 R 包含着冲突传感器数据的信息, 可以根据 R 判别故障或不相关传感器数据然后剔除。根据容错理论, 若某一个传感器数据和 $1/3$ 以上的传感器数据冲突, 就应该删除这个数据, 即若有

$$\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n r_{ij} > \frac{1}{3}, \quad (5)$$

就应该从矩阵 H 中删除掉 i 行 i 列。对于删除冲突数据后的熵矩阵 $H_{m \times m}$ ($m < n$), 个别数据的观测测量之间仍可能存在冲突, 需要对 $H_{m \times m}$ 进行修正。如果传感器 i 的观测测量 x_i 和传感器 j 的观测测量 x_j 冲突, 即有 $h_i(x_i) - h_j(x_j) < h_{ij}(x_i, x_j)$, 可考虑其联合观测测量 (x_i, x_j) 至少可以保持其一观测测量的不确定程度, 即令

$$h_{ij}(x_i, x_j) = h_{ji}(x_i, x_j) = \max\{h_i(x_i), h_j(x_j)\}. \quad (6)$$

数据冲突源于观测对象不一致或者传感器故障, 即图1(a)所示的这种情形并不多见, 因此根据熵矩阵进行的冲突数据分离只删除了个别传感器观测测量。

(2) 冗余/补充数据分类

假定 H 为已经按式(5)删除冲突数据并按式(6)进行修正以后的熵矩阵, 即 $\forall x_i, x_j$ 之间满足 $h_{ij}(x_i, x_j) = \max(h_i(x_i), h_j(x_j))$, 则可以按自熵(即不确定性程度)递增的顺序逐一(PBP)进行判别分类。对传感器 S_1 和 S_2 , 根据设定有 $h_1 < h_2, h_{12}(x_1, x_2) = h_2$ 。若 $h_{12} < h_1$, 则 x_1 和 x_2 冗余, 记为 $x_1 = x_2$; 否则 x_1 和 x_2 补充, 记为 $x_1 \neq x_2$ 。考虑传感器 S_3, S_1 和 S_2 之间的关系: 在 $x_1 = x_2$ 的情形下, 若 $h_{13} < h_1$ 则 $x_1 = x_2 = x_3$, 否则 $(x_1 = x_2) \neq x_3$; 在 $x_1 \neq x_2$ 的情形下, 若 $h_{13} < h_1$ 则 $(x_1 \neq x_2) = x_3$, 否则若 $h_{23} < h_2$ 则 $x_1 = (x_2 \neq x_3)$, 否则 $x_1 = x_2 = x_3$ 。以此类推,

多传感器冗余 / 补充数据的分类过程如图 2 所示

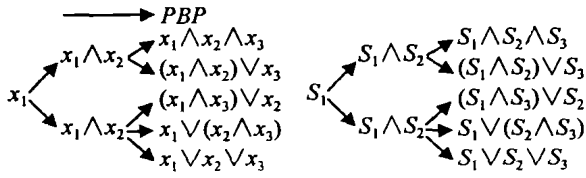


图 2 冗余 / 补充数据(传感器) 分类过程

因为在 H 中 $i < j$, 则 $h_i < h_j$, 所以当 x_i, x_j, x_k 时只考虑 x_k 与 x_i 的数据关系, 即仅考虑自熵最小而确定性程度最高的观测值。以 3 个传感器 S_i, S_j 和 S_k 为例, 它们之间数据冗余 / 补充的关系有 3 种情形, 如图 3(a) ~ (c) 所示, 其中 (a) 表示 x_i, x_j 和 x_k 相互补充, (b) 表示 x_i, x_j 相互冗余而与 x_k 相补充, (c) 表示 x_i, x_j 和 x_k 相互冗余。

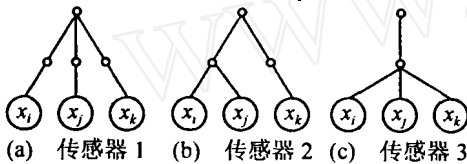


图 3 3 个传感器数据冗余 / 补充分类关系

说明几个问题: 1) 在冲突关系 $h_i(x_i) > h_j(x_j) < h_{ij}(x_i, x_j)$ 的判别中, 可以设立阈值函数 ϵ 判别 $h_{ij}(x_i, x_j)$ 显著大于 $h_j(x_j)$, 如

$$h_{ij}(x_i, x_j) > \epsilon(h_j(x_j) - h_i(x_i)) \Rightarrow h_{ij}(x_i, x_j) > h_j(x_j),$$

$h_{ij}(x_i, x_j) < h_i(x_i) - h_j(x_j)$ 的判别亦然, 这种软判别表示多传感器数据分类中更倾向于冗余和补充关系, 而首先不考虑其为冲突关系; 2) 由传感器 S_i 观测 x_i 得到 $h_i(x_i)$ 和由 S_i, S_j 得到 $h_{ij}(x_i, x_j)$, 这是借助传感器观测值和测量值之间的先验分布和条件分布得到的后验分布。基于信息熵对多传感器数据的分类实际上是由自熵 $h_i(x_i), h_j(x_j)$ 和互熵 $h_{ij}(x_i, x_j)$ 之间的定量关系确定数据之间的定性关系, 因此分类过程中还可以进一步利用传感器的其他先验知识, 比如物理特性上互补的异质传感器一般提供互补数据, 同质传感器在相同或相近位置提供冗余数据, 而在不同位置往往提供互补数据; 3) 传感器数据 $\{x_i\}$ 之间的关系实际上反映了传感器 $\{S_i\}$ 测量特性或者说 $\{S_i\}$ 之间的关系, 这一点当利用传感器 $\{S_i\}$ 提供的多组观测值 $\{x_i\}$ 进行分类时可以看得更清楚, 如图 2(b) 所示, 多传感器数据的分类过程也就是多传感器关系的分类过程。这就提供了多传感器融合的一个思路: 首先根据一组或多组数据 $\{x_i\}$ 确定传感器 $\{S_i\}$ 之间的关系, 然后根据这种关系进行多传感器分类融合。

3.4 多传感器数据分类融合

如果传感器的先验分布和条件分布已知, 就可以利用传感器的后验分布来计算自熵和互熵, 对传感器数据或传感器关系进行分类, 区分出冲突、冗余和补充的情形。在进行数据融合时, 首先筛选删除冲突的数据; 其次, 对于冗余和补充数据进行融合时, 需要建立起它的分类结构, 先对冗余数据进行融合, 再对补充数据进行融合。由于将数据进行了分类, 先在类内进行融合, 再在类间进行融合, 融合的精度和可靠性能得到较大的提高。

对多传感器数据进行分类并建立一个冗余 - 补充的分类结构以后, 就可以进行多传感器分类数据融合, 这里简要说明两种数据融合的途径: 1) 采用各种融合算子^[7] 直接进行冗余和补充数据融合。融合中为满足各种不同的性能指标在一定的条件下可以在大量的数字融合算子中做出合适的选择, 对冗余数据进行加权融合进而对补充数据进行模糊算子融合; 2) 分类后融合的信息包括冗余和补充两类。对于补充信息, 希望一种传感器数据经另一传感器数据证实后增加信息, 这种情况可根据知识源证实原理进行加权融合; 对于冗余信息, 可采用信任增强 / 撤销原理进行融合, 使数据关系在融合中呈现相同或相反的变化方式。从而, 可以对两类数据的融合建立联立方程求解^[8]。

4 实例分析

考虑机器人手臂上同一位置安装的 b/w CCD 相机和声纳传感器, 各自精确的测量范围为 0 ~ 49 cm 和 0.49 ~ 12 m, 其测量特性即均方误差如图 4 所示^[6]。可见, CCD 相机和声纳传感器在测量特性上是相互补充的。

CCD 相机的观测值 x_1 为目标标记环的直径大小即成像的像素数, 声纳的观测值 x_2 为目标距离, 测量值 x (真值为 x_0) 为传感器位置到目标的距离。设 $x_0 = 60$ cm 时, 后验分布给出

$$\begin{aligned} x_1: \{p_1(x | x_1)\}_{x=x} &= \{ \dots, 0.05, 0.2, 0.5, 0.2, 0.05, \dots \}, \\ x_2: \{p_2(x | x_2)\}_{x=x} &= \{ \dots, 0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.2, 0.1, 0.05, \dots \}, \\ (x_1, x_2): \{p_{12}(x | x_1, x_2)\}_{x=x} &= \{ \dots, 0.05, 0.25, 0.4, 0.25, 0.05, \dots \}. \end{aligned}$$

其中“...”表示概率为 0。通过计算得到 $h_1(x_1) = 0.56, h_2(x_2) = 0.77, h_{12}(x_1, x_2) = 0.59$, 则 $H = \begin{bmatrix} 0.56 & 0.59 \\ 0.59 & 0.77 \end{bmatrix}$, 根据 3.3 节中的分类方法, 由 $h_1(x_1) < h_{12}(x_1, x_2) < h_2(x_2)$ 得到 x_1, x_2 , 这与传感器物

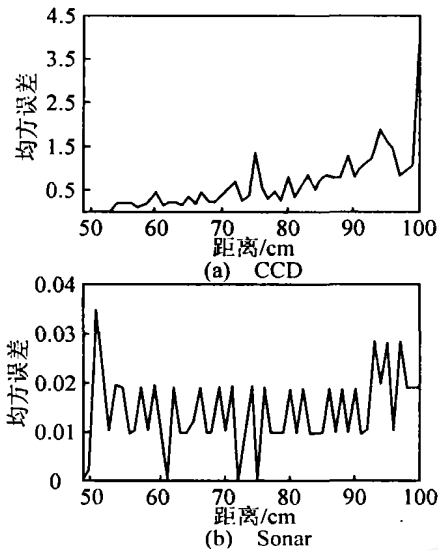


图4 传感器测量特性

理特性分析所得结果一致。采用一致性方法^[9]可得到传感器融合结果如图5所示, (a)表示传感器关系未分类, (b)表示传感器关系已分类。 $MSE_a = 0.014, MSE_b = 0.008, MSE_b \ll MSE_a$ 。

图5和MSE都说明分类融合能改进多传感器融合的精度, 如果采用别的方法在传感器数据没有

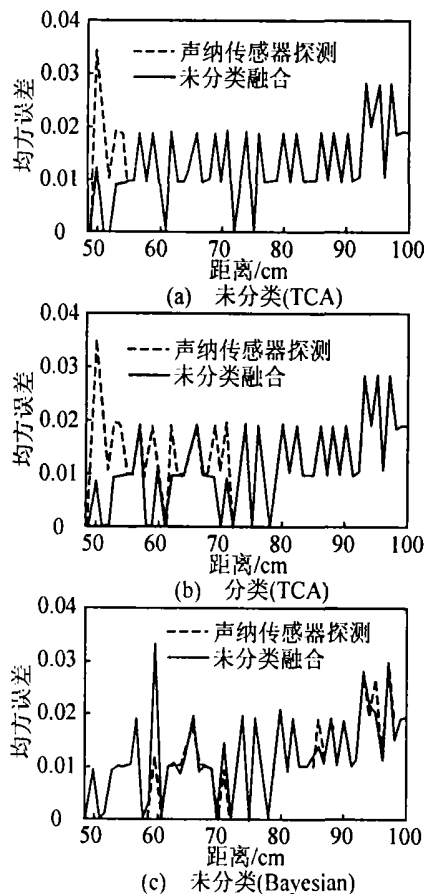


图5 传感器融合

分类的情况下进行数据融合, 如Bayesian方法, 即 $x = \int x p(x | x_i, x_j)$, 得到的结果如图5(c)所示, 其融合精度较(b)仍然逊色。由3.2节中的分析可知, 在传感器数据相互补充的情况下, 仅根据联合观测量估计测量值与根据联合观测量和独立观测量估计测量值的分类融合相比较, MSE较大也是必然的。

如果机器人手臂上同一位置安装了一个CCD相机和两个同样的声纳, 则两个声纳的后验分布几乎一样, 由此不难得到两个声纳间冗余而与CCD相机补充的多传感器分类结构。由于双声纳提高了声纳的探测性能, 从而整体上通过更精确的传感器融合提高了距离测量的准确性。特殊情况下, 若有一个声纳发生故障, 则故障声纳很容易通过冲突数据关系即根据式(5)被排除掉, 从而保证多传感器数据融合的准确性。

5 结 语

本文回顾了数据分类和信息熵的基本概念, 提出了基于信息熵的多传感器数据分类方法。该方法首先需要计算多传感器数据的自熵和互熵, 并根据自熵和互熵建立信息熵矩阵, 在删除掉熵矩阵计算出的冲突数据后区分出数据冗余和补充的关系, 形成多传感器数据的分类结构, 最后对分类数据进行算子融合或加权融合。理论分析和实例分析说明了基于信息熵的多传感器数据分类的合理性和分类融合提高融合精度的有效性。

参考文献 (References)

- [1] Fassnutt M, ombot B, Choquel J B. An Entropy Method for Multisource Data Fusion [A]. *Proc of the 3rd Int Conf on Information Fusion* [C]. Sunnyvale, 2000: 10-13.
- [2] Guo D, Wang X D. Dynamic Sensor Collaboration via Sequential Monte Carlo [J]. *IEEE J on Selected Areas in Communications*, 2004, 22(6): 1037-1047.
- [3] Hall D L, Llinas J. An Introduction to Multisensor Data Fusion [J]. *Proc of the IEEE*, 1997, 85(1): 6-23.
- [4] Wen C L. Multiscale Data Fusion for Multi-sensor Single Model Dynamic Systems [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(3): 341-345.
- [5] Luo R C, Kay M G. Multisensor Integration and Fusion in Intelligent Systems [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics*, 1989, 19(5): 901-931.
- [6] Chung A C S, Shen H C. Integrating Dependent Sensory Data [A]. *Proc of the 1998 IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. Belgium, 1998: 3546-3551.

(下转第420页)

- ing of Fuzzified Neural Networks from Fuzzy If-Then Rules[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2001, 120(2): 281-307.
- [4] Li Z Q, Kecan V, Ichikawa A. Fuzzified Neural Network Based on Fuzzy Number Operations[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2002, 130(3): 291-304
- [5] James D, Donald W. Fuzzy Regression by Fuzzy Number Neural Networks[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, 112(3): 371-380
- [6] Oh S K, Pedrycz W, Park H S. Hybrid Identification in Fuzzy-neural Networks[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2003, 138(2): 399-426
- [7] 孙有发, 陈世权, 吴今培, 等. 一种基于模糊遗传神经网络的信息融合技术及其应用[J]. *控制与决策*, 2001, 16(增刊): 717-720
(Sun Y F, Chen S Q, Wu J P, et al. Fuzzy Genetic Neural Network Based Information Syncretic Technology and Its Application[J]. *Control and Decision*, 2001, 16(S): 717-720.)
- [8] 荣莉莉, 王众托. 利用模糊神经网络实现数值信息与语言信息的融合[J]. *控制与决策*, 2001, 16(6): 958-961.
(Rong L L, Wang Z T. Realization of the Fusion of the Numerical and Linguistic Information Using a Fuzzy Neural Network [J]. *Control and Decision*, 2001, 16(6): 958-961.)
- [9] Shaout A, Scharboneau J. Fuzzy Logic Based Modification System for the Learning Rate in Backpropagation [J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2000, 26(2): 125-139
- [10] 韩敏, 孙燕楠. 多输入模糊神经网络及其应用[J]. *系统工程与电子技术*, 2003, 25(10): 1249-1253
(Han M, Sun Y N. Multi-input Fuzzy Neural Network and Its Application[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2003, 25(10): 1249-1253.)
- [11] Nikola K. On-line Learning, Reasoning, Rule Extraction and Aggregation in Locally Optimized Evolving Fuzzy Neural Networks [J]. *Neurocomputing*, 2001, 41(1-4): 25-45
- [12] Nikola K, Jaesoo K, Michael J W, et al. FuNN/2-A Fuzzy Neural Network Architecture for Adaptive Learning and Knowledge Acquisition[J]. *Information Sciences*, 1997, 101(3-4): 155-175
- [13] Yu Y L, Xu L H, Wu Q D. Generalized Fuzzy Neural Network [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, 29(6): 867-875
- [14] 邱凯昌. *空间数据挖掘与知识发现*[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2000: 1-182
(Di K C. *Spatial Data Mining and Knowledge Discovery* [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2000: 1-182.)
- [15] 荣莉莉, 王众托. 用模糊神经网络建立GNP与产业结构的关系模型[J]. *大连理工大学学报*, 1999, 39(1): 114-119
(Rong L L, Wang Z T. Using Fuzzy Neural Network to Build Model of Relationship between GNP and Structure of Industry [J]. *J of Dalian University of Technology*, 1999, 39(1): 114-119.)
- [16] 梅晓丹, 张毅刚, 孙圣和. 模糊神经网络语音数据融合算法的研究[J]. *控制与决策*, 2003, 18(2): 213-216
(Mei X D, Zhang Y G, Sun S H. Research on Speech Data Fusion Based on Fuzzy Neural Networks [J]. *Control and Decision*, 2003, 18(2): 213-216.)

(上接第 414 页)

- [7] Bloch I. Information Combination Operators for Data Fusion: A Comparative Review with Classification [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics*, 1996, 26(1): 52-67.
- [8] 李圣怡, 吴学忠, 范大鹏. *多传感器融合理论及在智能制造系统中的应用*[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1998: 119-225
(Li S Y, Wu X Z, Fan D P. *Multisensor Fusion Theory and Its Application to Intelligent Manufacturing System* [M]. Changsha: National Defence Science and Technology University Publishing Company, 1998: 119-225.)
- [9] Chung A C S, Shen H C, Basir O A. A Decentralized Approach to Sensory Data Integration [A]. *IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems* [C]. Grenoble, 1997: 1409-1414