文章编号: 1000-6788(2000)07-0045-04

基于Bayes估计的多传感器数据融合方法研究

吴小俊, 曹奇英, 陈保香, 刘同明
(华东船舶工业学院电子与信息系, 江苏 镇江 212003)

摘要: 对多传感器数据融合方法进行研究, 以Bayes估计理论为基础得到了多传感器最优融合数据, 并将它与其它方法得到的融合数据进行了比较.

关键词: Bayes估计; 传感器; 数据融合
中图分类号: TP30; TP27; TP18

Study on Multisensor Data Fusion Methods Based on Bayes Estimation

WU Xiao-jun, CAO Qi-ying, CHEN Bao-xiang, LIU Tong-ming
(Department of Electronics and Information East China Shipbuilding Institute, Zhenjiang Jiangsu 212003)

Abstract: In this paper, study is made on the multisensor data fusion methods. The optimal fused data is given by Bayes estimation theory, and optimal fused results obtained by other methods are compared with it.

Keywords: Bayes estimation; sensor; data fusion

1 引言

多传感器数据融合(Data Fusion)或多传感器情报融合(Information Fusion), 是多谱传感器系统的一项核心技术, 也是军事电子领域新近才出现的一个新兴技术方向. 这一方向的出现归因于同一系统中同时使用着多个信息采集传感器. 它们既可以是同种类型的, 也可以是不同类型的. 然而在实际应用中不同的传感器所测得的同一物体的某特性参数的数据会有偏差. 数据融合的目的在于运用一定的准则和算法, 借助现代科技成果, 自动对来自各信源的数据呈报进行联合、变换、相关和合成, 从中提取质量的战术情报, 洞察战场威胁态势, 为作战指挥决策提供可靠依据[1,2]. 本文以置信距离测度作为数据融合的融合度, 利用置信矩阵、关系矩阵得到多传感器的最佳融合数, 以Bayes估计理论为基础得到多传感器最优融合数据.

2 置信距离测度、置信距离矩阵及最佳融合数的确定[2]

多传感器测量同一指标参数时, 设第 i 个传感器和第 j 个传感器测得的数据为 X_i、X_j, X_i、X_j 都服从正态分布, 以它们的 pdf 曲线作为传感器的特征函数, 记成 $p_i(x)$、$p_j(x)$, x_i、x_j 为 X_i、X_j 的一次观测值(读数).

为反映 x_i、x_j 之间的偏差大小, 引进置信距离测度, 设

$$d_{ij} = 2\int_{x_i}^{x_j} p_i(x|x_i)\,\mathrm{d}x = 2A \tag{1}$$

$$d_{ji} = 2\int_{x_j}^{x_i} p_j(x|x_j)\,\mathrm{d}x = 2B \tag{2}$$

° **收稿日期**: 1998-12-14
资助项目: 中国船舶工业总公司国防预研项目

式中,

$$p_i(x|x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i}\exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_i}{\sigma_i}\right)^2\right\} \tag{3}$$

$$p_j(x|x_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j}\exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_j}{\sigma_j}\right)^2\right\} \tag{4}$$

d_{ij}的值称为第 i 个传感器与第 j 个传感器读数的置信距离测度, d_{ij}的值越小, i、j 两个传感器的观测值越相近, 否则偏差就很大, 因此也称 d_{ij}为 i、j 两个传感器的融合度. d_{ij}的值可借助于误差函数 $erf(\theta)$ 直接求得. 误差函数为

$$erf(\theta) = \frac{2}{\pi}\int e^{-u^2}\mathrm{d}u$$

文献[2]已得到

$$d_{ij} = erf\left(\frac{x_j - x_i}{\sqrt{2}\sigma_i}\right) \tag{5}$$

$$d_{ji} = erf\left(\frac{x_i - x_j}{\sqrt{2}\sigma_j}\right) \tag{6}$$

若有 m 个传感器测量同一指标参数, 置信距离测度 $d_{ij}(i, j = 1, 2, \cdots, m)$ 构成一个矩阵 D_m.

$$D_m = \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1m} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2m} \\ & & \vdots & \\ d_{m1} & d_{m2} & \cdots & d_{mm} \end{pmatrix}$$

D_m 称为多传感器数据的置信距离矩阵.

用多传感器从不同的方法测量同一参数时, 根据经验或多次试验的结果, 给出 d_{ij}的界线值 $\beta_{ij}(i, j = 1, 2, \cdots, m)$. 设

$$r_{ij} = \begin{cases} 1 & d_{ij} \le \beta_{ij} \\ 0 & d_{ij} > \beta_{ij} \end{cases}$$

$$R_m = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2m} \\ & & \vdots & \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mm} \end{pmatrix}$$

称 R_m 为多传感器的关系矩阵.

若 $r_{ij} = 0$, 则认为第 i 个传感器和第 j 个传感器相融性差, 或称它们相互不支持. 若 $r_{ij} = 1$, 则认为第 i 个传感器和第 j 个传感器相融性好, 称第 i 个传感器是支持第 j 个传感器的. 若 $r_{ij} = r_{ji} = 1$, 则称第 i 个传感器和第 j 个传感器相互支持. 如果一个传感器被一组传感器做支持, 或只被少数传感器做支持, 则这个传感器的读数是无效的, 应把这样的读数删掉. 多传感器测量同一参数时, 所有有效数据的集合称为融合集, 融合集中数据的个数称为最佳融合数.

3 Bayes 估计理论[3]

在矩法估计、总概率最大值法、极大似然法中, 都是在未知参数 θ 作为非随机变量的情况下讨论参数估计问题, 若事先可以提供未知参数 θ 的某些附加信息, 这对参数 θ 的估计是有益的, 这就是 Bayes 估计的基本思想.

定义 1 (Bayes 估计) 设总的分布函数 $F(x, \theta)$ 中参数 θ 为随机变量, 对任一决策函数 $d(\xi_1, \cdots, \xi_n)$, 若有一决策函数 $d^*(\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n)$ 使得

$$B(d^*) = \min_d \{B(d)\}$$

则称 d^* 为参数 θ 的 Bayes 估计量. 其中 $B(d)$ 称为决策函数 $d(\xi_1, \cdots, \xi_n)$ 的贝叶斯风险.

定理 1　如果损失函数取二次式

$$L(\theta, d) = [\theta - d(\xi_1, \cdots, \xi_n)]^2$$

则参数 θ 的 Bayes 估计量为:

$$d(\xi_1, \cdots, \xi_n) = E(\theta | \xi_1, \cdots, \xi_n) = \int_\Omega \theta p(\theta | \xi_1, \cdots, \xi_n) \mathrm{d}\theta \tag{7}$$

因此要求 θ 的 Bayes 估计, 只要先求 $p(\theta | \xi_1, \cdots, \xi_n)$ 即可.

4　基于 Bayes 估计的多传感器测量数据的最优融合数据

设 m 个传感器测量同一参数所得测量数据中, 最佳融合数为 l, $(l \le m)$, 融合集为 $X = \{x_1, x_2, \cdots, x_l,$ 下面用 Bayes 估计方法求由融合集中的数据融合成一个最佳融合数据, 并把它作为被测量参数的最后结果.

$$p(\mu | x_1, x_2, \cdots, x_l) = \frac{p(\mu; x_1, x_2, \cdots, x_l)}{p(; x_1, x_2, \cdots, x_l)}$$

若参数 μ 服从 $N(\mu_0, \sigma_0^2)$, 且 X_k 服从 $N(\mu, \sigma_k^2)$, 并令 $\alpha = \dfrac{1}{p(x_1, x_2, \cdots, x_l)}$, α 与 μ 无关的常数. 因此

$$\begin{aligned} p(\mu | x_1, x_2, \cdots, x_l) &= \alpha \prod_{k=1}^{l} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_k - \mu}{\sigma_k}\right)^2\right\} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\mu - \mu_0}{\sigma_0}\right)^2\right\} \\ &= \alpha \exp\left\{-\frac{1}{2}\sum_{k=1}^{l}\left(\frac{x_k - \mu}{\sigma_k}\right)^2 - \frac{1}{2}\left(\frac{\mu - \mu_0}{\sigma_0}\right)^2\right\} \end{aligned} \tag{8}$$

上式中的指数部分是关于 μ 的二次函数. 因此 $p(\mu | x_1, x_2, \cdots, x_l)$ 仍为正态分布, 假设服从 $N(\mu_N, \sigma_N^2)$, 即

$$p(\mu | x_1, x_2, \cdots, x_l) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_N} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\mu - \mu_N}{\sigma_N}\right)^2\right\} \tag{9}$$

比较(8)、(9)两式的参数得:

$$\mu_N = \left(\sum_{k=1}^{l} \frac{x_k}{\sigma_k^2} + \frac{\mu_0}{\sigma_0^2}\right) \Big/ \left(\sum_{k=1}^{l} \frac{1}{\sigma_k^2} + \frac{1}{\sigma_0^2}\right) \tag{10}$$

因此 μ 的 Bayes 估计为 $\hat{\mu}$:

$$\hat{\mu} = \int_\Omega \mu \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_N} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\mu - \mu_N}{\sigma_N}\right)^2\right\} \mathrm{d}\mu = \mu_N$$

所以, $\hat{\mu}$ 即为 μ 的最优融合数据.

5　算例

用 $m = 10$ 个传感器测试特性参数, 获得数据表如表 1:

表 1

传感器序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
观测值 x_i	1.000	0.990	0.980	0.970	0.960	0.500	0.650	1.010	1.030	1.500
方差 σ_i^2	0.05	0.07	0.10	0.20	0.30	0.25	0.10	0.10	0.20	0.30

由公式(5)、(6)计算得矩阵 D

$$D=\begin{bmatrix}
0.000 & 0.036 & 0.071 & 0.107 & 0.975 & 0.882 & 0.036 & 0.071 & 0.107 & 0.975\\
0.030 & 0.000 & 0.030 & 0.060 & 0.936 & 0.801 & 0.060 & 0.090 & 0.120 & 0.946\\
0.050 & 0.025 & 0.000 & 0.025 & 0.871 & 0.703 & 0.076 & 0.101 & 0.126 & 0.900\\
0.053 & 0.036 & 0.018 & 0.000 & 0.707 & 0.526 & 0.071 & 0.089 & 0.107 & 0.764\\
0.639 & 0.629 & 0.619 & 0.609 & 0.000 & 0.216 & 0.648 & 0.658 & 0.667 & 0.932\\
0.516 & 0.503 & 0.491 & 0.478 & 0.236 & 0.000 & 0.528 & 0.541 & 0.553 & 0.911\\
0.025 & 0.050 & 0.076 & 0.101 & 0.893 & 0.745 & 0.000 & 0.025 & 0.050 & 0.879\\
0.025 & 0.076 & 0.101 & 0.126 & 0.900 & 0.758 & 0.025 & 0.000 & 0.025 & 0.871\\
0.053 & 0.071 & 0.089 & 0.107 & 0.764 & 0.605 & 0.036 & 0.018 & 0.000 & 0.707\\
0.639 & 0.648 & 0.658 & 0.667 & 0.932 & 0.879 & 0.629 & 0.619 & 0.609 & 0.000
\end{bmatrix}$$

取 d_{ij} 的界线值 $\beta_{ij}=0.5(i=1,2,\cdots,10)$ 的关系矩阵 R

$$R=\begin{bmatrix}
1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0\\
1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0\\
1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0\\
1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0\\
1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0\\
1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0\\
1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1
\end{bmatrix}$$

取至少被另六个传感器所支持得传感器测量数据为有效数据, 最佳融合组数 $l=7$, 融合集是 $\left\{x_1^{(1)}, x_2^{(2)}, x_3^{(3)}, x_4^{(4)}, x_7^{(7)}, x_8^{(8)}, x_9^{(9)},\right\}$ 因此, 用矩阵估计得 $\sigma_0^2=\frac{1}{7}\sum_{i=1}^{7}\left(x_i-\mu_0\right)^2$, $\mu_0=1$ 利用(10)式, 求得被测参数的Bayes最优融合数据是0.999983352 若用 $\sigma_0^2=\frac{1}{6}\sum_{i=1}^{7}(x_i-\mu_0)^2$ 来作为估计值, 可得 σ_0^2 的无偏估计为 $\sigma_0^2=0.000466667$, 再利用(10)式, 可求得被测参数的Bayes最优融合数据为0.99998067. 文献[2]中, 利用极大似然估计方法, 所得到最优融合数据为0.99926; 利用总概率最大法, 所得最优融合数据为0.99997.

致谢　本文第一作者感谢导师杨静宇教授和王士同教授的指导和帮助.

参考文献:

[1]　桑炜森, 顾耀平. 综合电子战新技术[M]. 北京: 国际工业出版社, 1996.

[2]　陈福增. 多传感器数据融合得数学方法[J]. 数学的认识与实践, 1995, (2): 11～15.

[3]　中山大学数学力学系. 概率论及数理统计[M]. 北京: 高等教育出版社, 1980.