

传感器观测相关条件下的最优分布式检测融合算法

相明, 王立琦, 张亚明, 葛新蕾

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对分布式串行检测融合系统的检测性能优化问题, 研究了一种各部传感器判决规则联合优化的系统性能优化方法. 融合系统由 N 部传感器构成, 系统性能优化准则采用 Bayes 准则. 在各部传感器观测相关的条件下, 为了使系统检测性能达到最优, 推导出了传感器判决规则联合最优化的必要条件, 得出了最优传感器判决规则满足的一组系统方程, 并根据系统方程组设计了求解各部传感器最优判决规则的数值迭代算法. 仿真结果表明, 采用该数值迭代算法联合优化各部传感器的判决规则, 可使融合系统的 Bayes 风险显著低于单部传感器.

关键词: 分布式检测系统; 检测融合; 联合最优化

中图分类号: TP174 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)12-1441-04

Optimum Distributed Detection Fusion Algorithm for Correlated Sensor Observations

XIANG Ming, WANG Liqi, ZHANG Yaming, GE Xinlei

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The system performance optimization for distributed serial detection system is considered. The fusion system consists of N sensors, and the optimality criterion is Bayesian criterion. In order to optimize the system performance, a joint optimization method of the sensor decision rules is proposed. The optimality condition for joint-optimizing sensor decision rules is derived for correlated sensor observations, and a set of system equations that are satisfied by the optimal sensor decision rules is obtained. A numerical iterative algorithm for the solution of the system equations is proposed to generate the optimal sensor decision rules. Simulation results show that, by optimizing the sensor decision rules jointly using the proposed iterative algorithm, the Bayes risk of the fusion system can be made much lower than that of single sensor.

Keywords: distributed detection system; detection fusion; joint optimization

分布式多传感器检测融合理论近年来受到广泛重视, 在雷达、声呐、通讯等领域具有重要的应用前景^[1-8]. 分布式多传感器融合系统, 可以采用多种不同的系统配置结构, 其中常用的配置结构包括并行结构及串行结构^[7]. 针对并行结构融合系统, 文献[1]研究了基于 Bayes 准则的系统性能优化算法, 给出了融合规则及传感器判决规则联合最优化的必要条件; 文献[2]研究了相关传感器融合系统中最优传感器判决规则的性质, 给出了一个将最优传感器判决规则简化为似然比门限判决的充分条件; 文献[3-

4]研究了 NP 准则下系统性能的优化问题, 并在各部传感器观测相关的条件下, 对融合规则及传感器判决规则进行了联合最优化. 文献[5-7]则研究了串行结构融合系统的最优检测融合算法, 给出了各部传感器判决规则联合最优化的必要条件. 但是, 上述结论是在传感器观测独立的条件下得出的. 在传感器观测相关的条件下, 串行融合系统的性能优化问题更为复杂^[8].

本文研究传感器在观测相关条件下, 串行结构融合系统的最优检测融合算法, 给出了传感器判决

规则联合最优化的必要条件,以及求解最优传感器判决规则的数值迭代算法,并通过实例计算验证了最优融合算法的有效性.

1 系统性能优化问题描述

分布式串行检测融合系统如图1所示.融合系统由 N 部传感器构成,各部传感器按串行结构连接,并对同一目标或信号进行观测.用 H_0 表示零假设,用 H_1 表示备选假设.记第 k 部传感器的观测空间为 $\mathbf{Y}_k$,记其观测量为 $y_k, y_k \in \mathbf{Y}_k$;记第 k 部传感器的判决为 $u_k, u_k=0$ 表示该传感器判决 H_0 为真, $u_k=1$ 表示该传感器判决 H_1 为真, $k=1, \dots, N$.

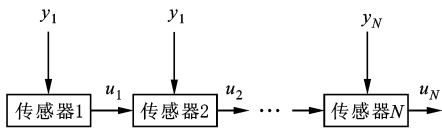


图1 分布式串行检测融合系统

如图1所示,在分布式串行检测融合系统中,第1部传感器根据其观测量 y_1 直接进行判决,并将判决 u_1 传送至第2部传感器.第 k 部传感器则根据其观测量 y_k 及前一部传感器的判决 u_{k-1} 进行假设检验,并将判决结果 u_k 传送至下一部传感器, $k=2, \dots, N$.容易看出,第 k 部传感器的判决过程实际上是一个对 y_k 及 u_{k-1} 进行融合的过程,最后一部传感器的判决 u_N 则为融合系统的最终判决.记融合系统中各部传感器的检测及虚警概率分别为 P_{Dk}, P_{Fk} ,则融合系统的检测及虚警概率分别由 P_{DN}, P_{FN} 给出.

给定 H_0, H_1 的先验概率 P_0 及 P_1 ,以及代价权因子 $C_{ij}, i, j=0, 1$,则融合系统的Bayes风险可以表示为

$$R_B = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 C_{ij} P_j P(u_N = i | H_j)$$

由于 $P_{DN} = P(u_N = 1 | H_1), P_{FN} = P(u_N = 1 | H_0)$,对上式进行简单整理可得

$$R_B = C_F P_{FN} - C_D P_{DN} + C \quad (1)$$

式中

$$C_F = P_0 (C_{10} - C_{00})$$

$$C_D = P_1 (C_{01} - C_{11})$$

$$C = C_{01} P_1 + C_{00} P_0$$

由于做出一个错误判决比做出正确判决要付出更多的代价,故有 $C_{10} > C_{00}, C_{01} > C_{11}$.又由于融合系统的Bayes风险 R_B 由系统中各部传感器的判决

规则共同决定,因此,为了使 R_B 取得最小值,需要联合优化各部传感器的判决规则.记传感器 k 的判决规则为 $\gamma_k, k=1, \dots, N$,则融合系统的性能优化问题可以描述为:寻求一组最优传感器判决规则 $\{\gamma_1, \dots, \gamma_N\}$,使得系统Bayes风险 R_B 取得最小值.

2 最优检测融合算法

2.1 传感器判决规则联合最优化的必要条件

假设融合系统中各部传感器的观测是相关的,且记其联合条件概率密度函数为 $f_{\mathbf{Y}_1 \dots \mathbf{Y}_N}(y_1, \dots, y_N | H_j), j=0, 1$,则各部传感器判决规则联合最优化的必要条件由以下定理给出.

定理1 对于由 N 部传感器构成的分布式串行检测融合系统,假设最优传感器判决规则 $\{\gamma_1, \dots, \gamma_N\}$ 使系统的Bayes风险 R_B 取得最小值,则 $\{\gamma_1, \dots, \gamma_N\}$ 满足如下必要条件.

(1) 最优传感器判决规则 γ_1 可以表示为

$$C_D \int \dots \int A(y_2, \dots, y_N) f_{\mathbf{Y}_1 \dots \mathbf{Y}_N}(y_1, \dots, y_N | H_1) dy_2 \dots dy_N \geq_{H_0}^{H_1} C_F \int \dots \int A(y_2, \dots, y_N) f_{\mathbf{Y}_1 \dots \mathbf{Y}_N}(y_1, \dots, y_N | H_0) dy_2 \dots dy_N \quad (2)$$

式中

$$A(y_2, \dots, y_N) = P(u_N = 1 | u_1 = 1, y_2, \dots, y_N) - P(u_N = 1 | u_1 = 0, y_2, \dots, y_N)$$

(2) 最优传感器判决规则 $\gamma_k, k=2, \dots, N-1$,

可以表示为

$$C_D \int \dots \int A(y_{k+1}, \dots, y_N) f_{\mathbf{Y}_k \dots \mathbf{Y}_N}(y_k, \dots, y_N | u_{k-1}, H_1) \cdot P(u_{k-1} | H_1) dy_{k+1} \dots dy_N \geq_{H_0}^{H_1} C_F \int \dots \int A(y_{k+1}, \dots, y_N) f_{\mathbf{Y}_k \dots \mathbf{Y}_N}(y_k, \dots, y_N | u_{k-1}, H_0) \cdot P(u_{k-1} | H_0) dy_{k+1} \dots dy_N \quad (3)$$

式中

$$A(y_{k+1}, \dots, y_N) = P(u_N = 1 | u_k = 1, y_{k+1}, \dots, y_N) - P(u_N = 1 | u_k = 0, y_{k+1}, \dots, y_N)$$

(3) 最优传感器判决规则 γ_N 可以表示为

$$C_D f_{\mathbf{Y}_N}(y_N | u_{N-1}, H_1) P(u_{N-1} | H_1) \geq_{H_0}^{H_1} C_F f_{\mathbf{Y}_N}(y_N | u_{N-1}, H_0) P(u_{N-1} | H_0) \quad (4)$$

证明 首先考虑传感器1的最优判决规则 γ_1 .融合系统的检测概率为

$$P_{DN} = P(u_N = 1 | H_1) =$$

$$\begin{aligned} & \int \cdots \int P(u_N = 1 | u_1 = 0, y_2, \dots, y_N) f_{Y_2 \dots Y_N}(y_2, \dots, \\ & y_N | u_1 = 0, H_1) P(u_1 = 0 | H_1) dy_2 \cdots dy_N + \\ & \int \cdots \int P(u_N = 1 | u_1 = 1, y_2, \dots, y_N) f_{Y_2 \dots Y_N}(y_2, \dots, \\ & y_N | u_1 = 1, H_1) P(u_1 = 1 | H_1) dy_2 \cdots dy_N \end{aligned}$$

又由于

$$\begin{aligned} f_{Y_2 \dots Y_N}(y_2, \dots, y_N | u_1 = 0, H_1) P(u_1 = 0 | H_1) = \\ f_{Y_2 \dots Y_N}(y_2, \dots, y_N | H_1) - f_{Y_2 \dots Y_N}(y_2, \dots, \\ y_N | u_1 = 1, H_1) P(u_1 = 1 | H_1) \end{aligned}$$

对上式进行简单整理可得

$$P_{DN} = C'_1 + \int \cdots \int A(y_2, \dots, y_N) f_{Y_2 \dots Y_N}(y_2, \dots, y_N | u_1 = 1, H_1) P(u_1 = 1 | H_1) dy_2 \cdots dy_N \quad (5)$$

式中

$$A(y_2, \dots, y_N) = P(u_N = 1 | u_1 = 1, y_2, \dots, y_N) - P(u_N = 1 | u_1 = 0, y_2, \dots, y_N)$$

$$C'_1 = \int \cdots \int P(u_N = 1 | u_1 = 0, y_2, \dots, y_N) f_{Y_2 \dots Y_N}(y_2, \dots, y_N | H_1) dy_2 \cdots dy_N$$

同理,融合系统的虚警概率可以表示为

$$P_{FN} = C''_1 + \int \cdots \int A(y_2, \dots, y_N) f_{Y_2 \dots Y_N}(y_2, \dots,$$

$$P(u_1 = 1 | y_1) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } C_F \int \cdots \int A(y_2, \dots, y_N) f_{Y_1 \dots Y_N}(y_1, \dots, y_N | H_0) dy_2 \cdots dy_N < \\ & C_D \int \cdots \int A(y_2, \dots, y_N) f_{Y_1 \dots Y_N}(y_1, \dots, y_N | H_1) dy_2 \cdots dy_N \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

容易看出,条件概率 $P(u_1 = 1 | y_1)$ 实际上是传感器 1 的随机化判决规则. 将式(9)写为确定性判决规则的形式,立即可得传感器 1 的最优判决规则,它正是式(2).

由于传感器 2 至传感器 N 最优判决规则的推导与传感器 1 相似,故式(3)及式(4)的证明在此予以省略.

2.2 求解最优传感器判决规则的数值迭代算法

定理 1 给出了联合最优化传感器判决规则需满足的必要条件. 根据定理 1 可以看出,各部传感器的最优判决规则是耦合的,且一般不能简化为简单的门限判决规则. 这样,为了求解各部传感器的最优判决规则,就需要联合求解一组耦合的判决函数,而不是一组简单的传感器判决门限. 一组耦合的判决函数,可根据定理 1,采用数值迭代方法近似求解,具体求解步骤如下.

(1) 对各部传感器的观测空间 $\mathbf{Y}_k$ 进行离散化. 记离散化的观测空间为 $\mathbf{Y}'_k$, $\mathbf{Y}'_k$ 由原观测空间 $\mathbf{Y}_k$ 中的 N_k 个点组成, $k=1, \dots, N$.

$$y_N | u_1 = 1, H_0) P(u_1 = 1 | H_0) dy_2 \cdots dy_N \quad (6)$$

式中

$$C'_1 = \int \cdots \int P(u_N = 1 | u_1 = 0, y_2, \dots, y_N) \cdot f_{Y_2 \dots Y_N}(y_2, \dots, y_N | H_0) dy_2 \cdots dy_N$$

容易证明

$$\begin{aligned} f_{Y_2 \dots Y_N}(y_2, \dots, y_N | u_1 = 1, H_j) P(u_1 = 1 | H_j) = \\ \int P(u_1 = 1 | y_1) f_{Y_1 \dots Y_N}(y_1, y_2, \dots, \\ y_N | H_j) dy_1, \quad j = 0, 1 \end{aligned} \quad (7)$$

将式(5)及式(6)代入式(1),并利用式(7),经过简单整理立即可得

$$\begin{aligned} R_B = C_1 + \int P(u_1 = 1 | y_1) \{ C_F \int \cdots \int A(y_2, \dots, y_N) \cdot \\ f_{Y_1 \dots Y_N}(y_1, \dots, y_N | H_0) dy_2 \cdots dy_N - \\ C_D \int \cdots \int A(y_2, \dots, y_N) f_{Y_1 \dots Y_N}(y_1, \dots, y_N | H_1) \cdot \\ dy_2 \cdots dy_N \} dy_1 \end{aligned} \quad (8)$$

式中的 $C_1 = C_F C'_1 - C_D C'_1 + C$ 与传感器 1 的判决规则无关. 根据式(8),为了使系统 Bayes 风险 R_B 取得最小值,条件概率 $P(u_1 = 1 | y_1)$ 显然应该满足

(2) 在离散化传感器观测空间 $\mathbf{Y}'_k$ 中,随机初始化一组传感器判决规则 $\{\gamma_1^{(0)}, \dots, \gamma_N^{(0)}\}$. 对于传感器 1,为每一个 $y_1 \in \mathbf{Y}'_1$ 随机分配一个传感器判决 $u_1 \in \{0, 1\}$,从而得到传感器 1 的初始判决规则 $u_1 = \gamma_1^{(0)}(y_1)$;对于传感器 $k, k=2, \dots, N$,为每一个 $(y_k, u_{k-1}) \in \mathbf{Y}'_k \times \{0, 1\}$ 随机分配一个传感器判决 $u_k \in \{0, 1\}$,从而得到传感器 k 的初始判决规则 $u_k = \gamma_k^{(0)}(y_k, u_{k-1})$. 计算 $\{\gamma_1^{(0)}, \dots, \gamma_N^{(0)}\}$ 对应的系统 Bayes 风险 $R_B^{(0)}$. 设置循环变量 $l=0$,设置循环终止控制量 $\zeta > 0$.

(3) 对于传感器 1,固定 $\{\gamma_2^{(l)}, \dots, \gamma_N^{(l)}\}$,对每一个 $y_1 \in \mathbf{Y}'_1$,根据式(2)确定传感器 1 的判决 u_1 ,从而得到更新的判决规则 $u_1 = \gamma_1^{(l+1)}(y_1)$. 对于传感器 k ,固定 $\{\gamma_1^{(l+1)}, \dots, \gamma_{k-1}^{(l+1)}, \gamma_{k+1}^{(l)}, \dots, \gamma_N^{(l)}\}$,对每一个 $(y_k, u_{k-1}) \in \mathbf{Y}'_k \times \{0, 1\}$,根据式(3)确定传感器 k 的判决 u_k ,从而得到更新的判决规则 $u_k = \gamma_k^{(l+1)}(y_k, u_{k-1}), k=2, \dots, N-1$. 最后,对于传感器 N ,固定 $\{\gamma_1^{(l+1)}, \dots, \gamma_{N-1}^{(l+1)}\}$,对每一个 $(y_N, u_{N-1}) \in \mathbf{Y}'_N \times \{0, 1\}$,根据式(4)确定传感器 N 的判决 u_N ,从而得到

更新的判决规则 $u_N = \gamma_N^{(l+1)}(y_N, u_{N-1})$.

(4) 计算 $\{\gamma_1^{(l+1)}, \dots, \gamma_N^{(l+1)}\}$ 对应的系统 Bayes 风险 $R_B^{(l+1)}$. 如果 $R_B^{(l)} - R_B^{(l+1)} > \zeta$, 则以 $l = l + 1$ 赋值, 并转第 3 步继续循环; 否则, 终止循环, 并认为 $\{\gamma_1^{(l+1)}, \dots, \gamma_N^{(l+1)}\}$ 即为最优传感器判决规则.

需要指出的是, 由于对传感器观测空间 $\mathbf{Y}_k$ 进行了离散化, 因此根据上述迭代算法得到的最优解为近似的联合最优化传感器判决规则. 又, 同任何数值迭代算法一样, 上述迭代算法不能保证一定收敛于最优解. 当该算法不能收敛于最优解时, 可以采用不同的初始状态进行尝试. 一般情况下, 通过选择适当的初始状态, 该迭代算法可迅速收敛于最优解.

3 仿真结果

考虑一个简单的双传感器串行检测系统, 融合系统的最终判决由传感器 2 给出. 假设 2 部传感器的观测量 y_1, y_2 服从如下高斯分布

$$f_{Y_k}(y_k | H_1) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{(y_k - a_k)^2}{2}\right\}$$

$$f_{Y_k}(y_k | H_0) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{y_k^2}{2}\right\} \quad k = 1, 2$$

记 y_1, y_2 在 H_0 下的相关系数为 ρ_0 , 在 H_1 下的相关系数为 ρ_1 , 那么 2 部传感器的最优判决规则采用 2.2 节给出的数值迭代算法进行求解.

假设融合系统的性能优化准则采用最小错误概率准则, 即 $C_{00} = C_{11} = 0, C_{10} = C_{01} = 1$. 令 $a_1 = 2.2, a_2 = 2.0, \rho_0 = 0$, 则当 $\rho_1 = 0.5$ 及 $\rho_1 = -0.5$ 时, 融合系统的 Bayes 风险随先验概率 P_0 的变化关系如图 2 所示. 图中, 单部传感器的检测性能表示传感器采用 Bayes 判决规则时的检测性能. 由图 2 可以看出, 融合系统的检测性能比单部传感器的检测性能明显提高. 保持 a_1, a_2 不变, 固定 $P_0 = 0.5$, 则当 $\rho_0 = -0.5, \rho_0 = 0, \rho_0 = 0.5$ 时, 融合系统的 Bayes 风险随 ρ_1 的变化关系如图 3 所示. 由图 3 可以看出, 对于相关系数 ρ_0 及 ρ_1 的不同取值, 融合系统的检测性能均明显优于单部传感器.

4 结束语

本文研究了分布式串行检测融合系统的最优检测融合算法. 在各部传感器观测相关的条件下, 给出了传感器判决规则联合最优化的必要条件, 并根据必要条件, 给出了求解最优传感器判决规则的数值迭代算法. 仿真结果表明, 采用本文给出的最优检测融合算法对系统性能进行优化, 可获得明显优于单

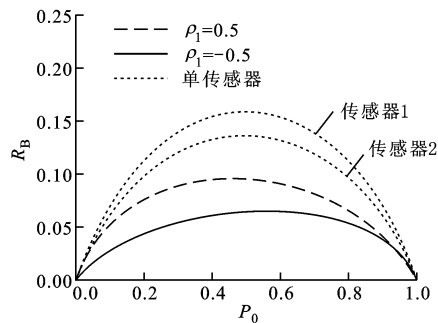


图 2 融合系统的 Bayes 风险 ($\rho_0 = 0$)

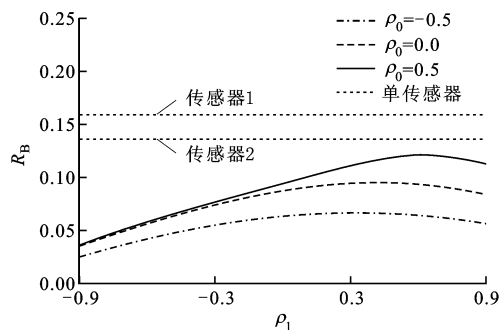


图 3 融合系统的 Bayes 风险 ($P_0 = 0.5$)

部传感器的检测性能.

参考文献:

- [1] HOBALLAH I Y, VARSHNEY P K. Distributed Bayesian signal detection [J]. IEEE Trans on Inform Theory, 1989, 35(9): 995-1000.
- [2] WILLETT P, SWASZEK P F, BLUM R S. The good, bad and ugly: distributed detection of a known signal in dependent Gaussian noise [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2000, 48(12): 3266-3279.
- [3] YAN Qing, BLUM R S. On some unresolved issues in finding optimum distributed detection schemes [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2000, 48(12): 3280-3288.
- [4] YAN Qing, BLUM R S. Distributed signal detection under the Neyman-Pearson criterion [J]. IEEE Trans on Inform Theory, 2001, 47(5): 1368-1377.
- [5] TANG Zhuangbo, PATTIPATI K R, KLEINMAN D L. Optimization of detection networks, part I: tandem structures [J]. IEEE Trans on Syst Man Cyber, 1991, 21(9/10): 1044-1059.
- [6] PAPASTAVROU J D, ATHANS M. Distributed detection by a large team of sensors in tandem [J]. IEEE Trans on Aerosp Electron Syst, 1992, 28(3): 639-653.
- [7] Varshney P K. Distributed detection and data fusion

[M]. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1996.

[8] Viswanathan R, Varshney P K. Distributed detection with multiple sensors I: fundamentals [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(1): 54-63.

(编辑 苗凌)