

一种分布式检测系统的递推反馈自适应学习算法

李 俊, 徐德民, 宋保维

(西北工业大学 航海学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 分布式多传感器检测系统中的等概率假设在检测概率未知及时变情况下不能得到最优的检测状态. 研究分布式检测系统的最优检测问题, 考虑传感器虚警与漏报的概率未知, 且概率不相等的情况, 提出了一种递推的状态反馈自适应学习算法, 通过在线的修正融合权值, 最终使系统收敛于最佳权值, 并对算法收敛性和误差进行了理论分析. 仿真研究了概率未知、环境时变等情况下的算法性能, 验证了所提方法的有效性.

关键词: 分布检测系统; 自适应学习算法; 信息融合

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Recursive feedback adaptive algorithm for decentralized detection system

LI Jun, XU De-min, SONG Bao-wei

(College of Marine Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

Abstract: Most decentralized multisensor detection systems, employing equal probability hypothesis, are unable to keep the optimal detection status when the detection probability is unknown or varying. The problem of optimal detection problem of the decentralized detection system is considered in this paper. Firstly, a recursive state feedback adaptive algorithm is developed when the sensor's false alarm probability and miss alarm probability are unknown and unequal. Based on the online correcting fusion weights, the weights will converge to the optimal values. The convergence and the steady error are then analyzed. The effects of unknown probability and variance variety on the environment of the approach are also analyzed. Finally, simulation results are given to confirm that the performance of the proposed fusion algorithm is satisfactory.

Key words: decentralized detection system; adaptive learning algorithm; information fusion

1 引言(Introduction)

多传感器的分布式检测系统相对于集中式检测系统有对通讯带宽要求较低; 可靠性高, 生存力强; 及耐久性和决策时间短等优点.

1981年Tenney和Sandell首先将经典的Bayes检测理论推广到两个传感器、两个假设的情况. Z.Chair和P.K.Varshne在20世纪80年代中期提出了多传感器分布检测的Bayes最优检测融合算法^[1], 得出最优检测融合规则是单传感器判决的加权和与一门限相比较, 最后得到最终的判决结果. 各加权系数是每个传感器虚警与漏报概率的函数, 加权系数反映了各检测器的可信度. 然而在实际情况下, 每个传感器的虚警与漏报概率均未知, 而且有时由于所处环境等因素的影响还处于时变状态^[2,3]. 这种情况下, 固定的加权系数就不可能使检测系统始终处于最优状态.

本文提出了一种反馈自适应学习算法, 能使检测系统在权值未知的情况下, 对不等概率情况下的分布式检测系统, 通过利用系统的输出信号构造一组参考信号及其对应的参考判别值, 并将其反馈用于训练融合系统的权值, 使检测系统在权值未知的情况下, 在线的修正融合权值, 最终使系统收敛于最佳权值.

2 问题描述(Problem statement)

多传感器的分布式检测, 可根据下面的似然比检验确定:

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i u_i \begin{cases} > 0, \text{ then } u = +1, \\ \leq 0, \text{ then } u = -1. \end{cases} \quad (1)$$

其中: u_i , a_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 分别是第 i 个传感器的局域判决值和各自的最优权值, y 是各传感器的局域

判决的加权和, 权值 a_0 和 a_i 为

$$a_0 = \ln \frac{P_1}{P_0}, \quad (2)$$

$$a_i = \begin{cases} \ln \frac{1 - P_{m_i}}{P_{f_i}}, & \text{if } u_i = 1, \\ \ln \frac{1 - P_{f_i}}{P_{m_i}}, & \text{if } u_i = -1. \end{cases} \quad (3)$$

其中 P_{f_i} 和 P_{m_i} 分别是传感器 i 的虚警概率和漏报概率, 定义如下:

$$P_{f_i} = P(u_i = +1 | u = -1), \quad (4)$$

$$P_{m_i} = P(u_i = -1 | u = +1). \quad (5)$$

当分布检测系统所处的外部环境使传感器特性发生变化时, 各传感器的虚警和检测概率就有可能发生改变, 使得分布检测系统不能始终工作在最优状态, 而且一般情况下, P_{f_i} 与 P_{m_i} 并不相等. 本文研究 a_0 已知, P_{f_i} 与 P_{m_i} 不相等情况下的分布式检测系统的学习算法, 目的是实现检测系统融合权值的在线估计, 从而克服固定权值检测系统的缺点.

3 自适应算法(Adaptive algorithm)

构造一组参考信号 y_i , 通过对参考信号 y_i 的反馈来在线的估计权值 a_i , 对于每一个 a_i , 需要同时估计局域判决 u_i 是+1和-1两种情况下的值. 定义如下一组参考信号:

$$y_i = \sum_{j=1, j \neq i}^n a_j u_j = y - a_0 - a_i u_i. \quad (6)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, n$.

设置置信阈值 $\tau_1 (< 0)$ 和 $\tau_2 (> 0)$, 当参考信号 $y_i > \tau_2$ 或 $y_i < \tau_1$ 时, 定义

$$\hat{u}_i = \text{sgn } y_i. \quad (7)$$

为可信参考判决值, 可以用于训练融合权值 a_i ; 否则认为 y_i 太接近零而不可信, 不用做训练权值.

为了叙述方便, 将第 i 个传感器的最优权值 a_i 分为两类, 当第 i 个传感器的局域判决 u_i 为+1时, 其对应的权值是 a_{1i} ; 当其局域判决 u_i 为-1时, 对应的权值是 a_{0i} .

算法采用递推形式, 设 k 时刻第 i 个传感器的估计权值分别是 $\hat{a}_{0i}(k)$ 和 $\hat{a}_{1i}(k)$, $k+1$ 时刻的增量分别是 $\Delta a_{0i}(k)$ 和 $\Delta a_{1i}(k)$, 有

$$\hat{a}_{1i}(k+1) = \hat{a}_{1i}(k) + \Delta a_{1i}(k), \quad (8)$$

$$\hat{a}_{0i}(k+1) = \hat{a}_{0i}(k) + \Delta a_{0i}(k). \quad (9)$$

下面分析如何求递推修正量 Δa_{1i} 和 Δa_{10} . 假设当递推到第 k 为止, p_{1i} 是 $u_i = 1$ 且 $\hat{u}_i = 1$ 的次数; p_{0i} 是 $u_i = -1$ 且 $\hat{u}_i = -1$ 的次数; q_{1i} 是 $u_i = 1$ 且 $\hat{u}_i = -1$ 的次数; q_{0i} 是 $u_i = -1$ 且 $\hat{u}_i = 1$ 的次数. 可以得到

权值 a_{1i} , a_{0i} 的估计值为

$$\hat{a}_{1i} = \ln \frac{P(u_i = +1 | \hat{u}_i = +1)}{P(u_i = +1 | \hat{u}_i = -1)} = \ln \frac{p_{1i}}{q_{1i}} - a_0, \quad (10)$$

$$\hat{a}_{0i} = \ln \frac{P(u_i = -1 | \hat{u}_i = -1)}{P(u_i = -1 | \hat{u}_i = +1)} = \ln \frac{p_{0i}}{q_{0i}} - a_0. \quad (11)$$

以上两式对 p_{1i} , q_{1i} , p_{0i} , q_{0i} 求偏导

$$\frac{\partial \hat{a}_{1i}}{\partial p_{1i}} = \frac{1}{p_{1i}}, \quad (12)$$

$$\frac{\partial \hat{a}_{1i}}{\partial q_{1i}} = -\frac{1}{p_{1i}} \exp(\hat{a}_{1i} + a_0), \quad (13)$$

$$\frac{\partial \hat{a}_{0i}}{\partial p_{0i}} = \frac{1}{p_{0i}}, \quad (14)$$

$$\frac{\partial \hat{a}_{0i}}{\partial q_{0i}} = -\frac{1}{p_{0i}} \exp(\hat{a}_{0i} - a_0). \quad (15)$$

有

$$\Delta a_{1i}(k) = \begin{cases} 1/p_{1i}, & \hat{u}_i = 1, \\ -\exp(\hat{a}_{1i}(k) + a_0)/p_{1i}, & \hat{u}_i = -1, \end{cases} \quad (16)$$

$$\Delta a_{0i}(k) = \begin{cases} 1/p_{0i}, & \hat{u}_i = 1, \\ -\exp(\hat{a}_{0i}(k) - a_0)/p_{0i}, & \hat{u}_i = -1. \end{cases} \quad (17)$$

4 权值收敛性分析(Convergence of the weights)

根据

$$\lim_{k \rightarrow \infty} E[\Delta a_{1i}] = 0, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} E[\Delta a_{0i}] = 0. \quad (18)$$

可知序列 $\hat{a}_{1i}(k)$ 和 $\hat{a}_{0i}(k)$ 是收敛的, 当 $k \rightarrow \infty$ 时

$$\hat{a}_{1i}(k) = \hat{a}_{1i}, \quad \hat{a}_{0i}(k) = \hat{a}_{0i}. \quad (19)$$

$i = 1, 2, \dots, n$. 故由式(8)和(9)的递推过程确定的序列 $\hat{a}_{1i}(k)$, $\hat{a}_{0i}(k)$ 收敛于其估计值.

5 误差分析(Error analysis)

分析递推算法的最终收敛值与最优值之间的误差. 定义

$$\alpha_i = P(\hat{u}_i = +1 | H_0) / P(\hat{u}_i = +1 | H_1), \quad (20)$$

$$\beta_i = P(\hat{u}_i = -1 | H_1) / P(\hat{u}_i = -1 | H_0).$$

定理 1 α_i 随着置信阈值 $\tau_2 (> 0)$ 的增加而单调减小; β_i 随着置信阈值 $\tau_1 (< 0)$ 的减小而单调减小, 且

$$\begin{cases} (\alpha_i)_{\min} = \prod_{j=1, j \neq i}^n [P_{f_j} / (1 - P_{m_j})], \\ (\beta_i)_{\min} = \prod_{j=1, j \neq i}^n [P_{m_j} / (1 - P_{f_j})]. \end{cases} \quad (21)$$

证 设 $\xi_1 > \xi_2 \dots > \xi_m > \tau_2$ 是所有 y_i 可能取的

值, 则

$$\alpha_i = \frac{\sum_{j=1}^m P(y_i = \xi_j | H_0)}{\sum_{j=1}^m P(y_i = \xi_j | H_1)}. \quad (22)$$

且当 τ_2 增大时, m 减小, 因为

$$\exp(-\xi) = \frac{P(y_i = \xi | H_0)}{P(y_i = \xi | H_1)}, \quad (23)$$

所以

$$\frac{P(y_i = \xi_1 | H_0)}{P(y_i = \xi_1 | H_1)} < \frac{P(y_i = \xi_2 | H_0)}{P(y_i = \xi_2 | H_1)} < \dots < \frac{P(y_i = \xi_m | H_0)}{P(y_i = \xi_m | H_1)}. \quad (24)$$

τ_2 的最大值是 $(y_i)_{\max}$:

$$(y_i)_{\max} = \sum_{j=1, j \neq i}^n \ln \frac{1 - P_{m_j}}{P_{f_j}}, \quad (25)$$

所以

$$\begin{aligned} (\alpha_i)_{\min} &= \frac{P(y_i = (y_1)_{\max} | H_0)}{P(y_i = (y_1)_{\max} | H_1)} = \\ \exp(-(y_i)_{\max}) &= \prod_{j=1, j \neq i}^n \frac{P_{f_j}}{1 - P_{m_j}}. \end{aligned} \quad (26)$$

同理可证 $(\beta_i)_{\min}$.

定理 2 权值的递推估计误差 e_{1i} , e_{0i} 分别等于

$$\begin{aligned} e_{1i} &= |a_{1i} - \hat{a}_{1i}| = \ln \frac{1 + \beta_i d_0}{1 + \frac{\alpha_i}{d_0}} + \ln \frac{1 + \frac{\alpha_i}{d_0 d_{1i}}}{1 + \beta_i d_0 d_{1i}}, \\ e_{0i} &= |a_{0i} - \hat{a}_{0i}| = \ln \frac{1 + \frac{\alpha_i}{d_0}}{1 + \beta_i d_0} + \ln \frac{1 + \beta_i \frac{d_0}{d_{0i}}}{1 + d_{0i} \frac{\alpha_i}{d_0}}. \end{aligned}$$

其中:

$$\begin{aligned} d_0 &= \frac{P_0}{P_i}, \quad d_{1i} = \frac{P(u_i = +1 | H_1)}{P(u_i = +1 | H_0)}, \\ d_{0i} &= \frac{P(u_i = -1 | H_0)}{P(u_i = -1 | H_1)}. \end{aligned}$$

估计误差 e_{1i} , e_{0i} 的最小值为

$$\begin{aligned} (e_{1i})_{\min} &= \ln \frac{1 + (\beta_i)_{\min} d_0}{1 + \frac{(\alpha_i)_{\min}}{d_0}} + \ln \frac{1 + \frac{(\alpha_i)_{\min}}{d_0 d_{1i}}}{1 + (\beta_i)_{\min} d_0 d_{1i}}, \\ (e_{0i})_{\min} &= \ln \frac{1 + \frac{(\alpha_i)_{\min}}{d_0}}{1 + (\beta_i)_{\min} d_0} + \ln \frac{1 + (\beta_i)_{\min} \frac{d_0}{d_{0i}}}{1 + d_{0i} \frac{(\alpha_i)_{\min}}{d_0}}. \end{aligned}$$

证 略.

6 数字仿真(Numerical simulation)

假定被检测信号的先验概率为 $P(H_0) = 0.7$, $P(H_1) = 0.3$. 检测系统包括8个传感器, 假设每个传感器的检测概率 P_{d_i} 和虚警概率 P_{m_i} 确定, 但未知. 取置信阈值 $\tau = 3.0$, 环境噪声方差 $\sigma = 0.6$.

仿真曲线见图1和2所示, 图中横坐标为学习次数, 纵坐标为权值估计误差. 从图中可以看出, 采用该自适应算法在线估计各传感器的融合权值, 可以得到较好的估计效果.

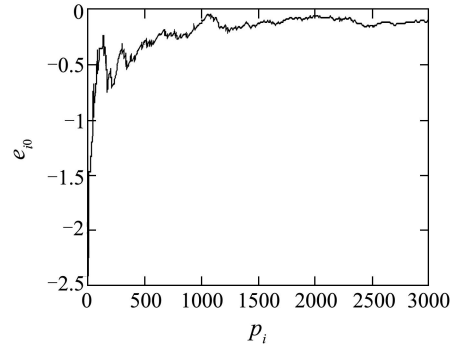


图 1 H_0 成立时的权值估计误差 e_{0i}

Fig. 1 Error of weights estimation e_{0i} when H_0 exits

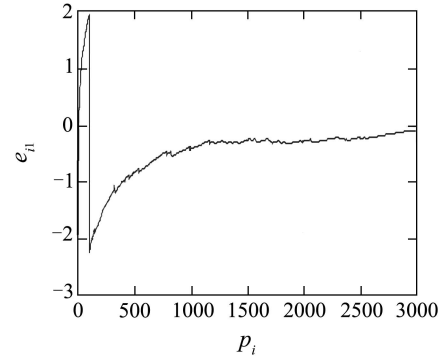


图 2 H_1 成立时的权值估计误差 e_{1i}

Fig. 2 Error of weights estimation e_{1i} when H_1 exits

从上面的图还可以看出, H_0 假设对应的权值估计收敛较 H_1 假设对应的权值估计收敛要快, 产生这种结果的原因是由于被检测信号的先验概率 $P(H_0) > P(H_1)$, 在仿真过程中 H_0 假设对应的权值估计次数要多于 H_1 假设对应的权值估计次数. 仿真过程中发现, 增大置信阈值 τ 可以减小权值估计的误差, 但收敛速度会减慢; 相反, 减小置信阈值 τ 可以加快权值收敛速度, 但权值估计误差会有所增大.

针对环境时变的情况, 进行仿真. 假设方差按如下规律变化:

$$\sigma = 1.0 + \frac{0.2}{5000}k.$$

估计权值跟踪理论值的仿真曲线如图3, 图中横坐标为学习次数, 纵坐标为权值.

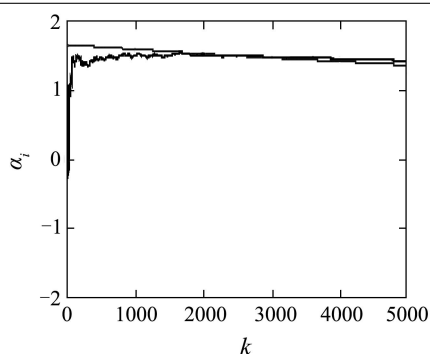


图3 方差缓慢漂移情况的权值跟踪曲线
Fig. 3 Weight tracking curve when
variance varies slowly

由图3可以看出,当检测系统所处环境噪声方差缓慢线性变化时,估计权值亦能较好地跟踪理论权值.

7 结论(Conclusion)

本文针对分布式检测系统中各传感器的虚警概率与漏报概率不相等的一般情况,提出了一种递推反馈自适应学习算法,用于在线调节Bayes融合规则的权值,使各权值最后收敛于其最佳值,而且对于环

境噪声的缓慢变化,该学习算法具有较好的适应性.理论分析和仿真算例均表明了该方法的有效性.

参考文献(References):

- [1] CHAIR Z, VARSHNEY P K. Optimal data fusion in multiple sensor detection systems[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1986, 22(1): 98 – 101.
- [2] WONG K, LUO Z Q. Data compression, data fusion and Kalman filtering in wavelet packet sub-bands of a multisensor tracking system[J]. *IEE Proceeding of Radar, Sonar Navigation*, 1998, 45(2): 100 – 108.
- [3] MAZOR E, AVERBUCH A, DAYAN J. Interacting multiple model methods in target tracking[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, 34(1): 103 – 123.

作者简介:

李俊 (1971—), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为先进控制理论与应用、水下航行器导航与控制技术、信息融合理论及应用, E-mail: lijun601@nwpu.edu.cn;

徐德民 (1937—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为控制理论及应用、水下航行器技术;

宋保维 (1963—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为水下航行器技术.

(上接第952页)

(XIE Xuejun, WANG Yuan. Adaptive control of nonlinear discrete-time systems using neural networks and least squares algorithm with dead-zone [J]. *Control Theory & Applications*, 1999, 16(3): 355 – 360, 379.)

- [6] 郭健, 陈庆伟, 吴晓蓓, 等. 一类非线性系统的稳定自适应控制[J]. *控制理论与应用*, 2003, 20(4): 603 – 606.

(GUO Jian, CHEN Qingwei, WU Xiaopei, et al. Stable adaptive control for a class of nonlinear system [J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(4): 603 – 606.)

- [7] GE S S, ZHANG J, LEE T H. Adaptive MNN control for a class of non-affine NARMAX systems with disturbances [J]. *Systems & Control Letters*, 2004, 53(1): 1 – 12.
- [8] FENG G, CHEN G R. Adaptive control of discrete-time chaotic systems: a fuzzy control approach [J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2005, 23(2): 459 – 467.

- [9] JIANG Z P, WANG Y. Input-to-State stability for discrete-time nonlinear systems [J]. *Automatica*, 2001, 37(6): 857 – 869.

- [10] YU W, LI X O. Fuzzy identification using fuzzy neural networks with stable learning algorithms [J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2004, 12(3): 411 – 420.

作者简介:

姜海波 (1979—), 男, 扬州大学研究生, 主要研究方向为模糊控制、智能控制、脉冲控制等, E-mail: yctcjh@126.com;

张天平 (1964—), 男, 教授, 1996年获得东南大学自动化所自动控制理论及应用专业博士学位, 目前主要从事自适应控制、模糊控制理论、智能控制及非线性控制等研究工作, E-mail: tpzhang@yzu.edu.cn.