

基于概率统计模型的一类传感器管理方法*

刘先省

(北京理工大学电子工程系·北京, 100081; 河南大学计算机科学学院·开封, 475001)

李声威

潘泉 张洪才

(河南大学计算机科学学院·开封, 475001) (西北工业大学自动控制系·西安, 710072)

摘要: 基于概率统计模型给出了一种多传感器对多目标检测与分类的优化算法. 通过目标环境不确定性定量描述的信息熵及其信息熵发生变化而产生的信息增量, 给出了一种基于最大信息增量的传感器对目标(静止或运动)的搜索方法. 性能分析表明: 与其它方法相比, 该方法具有错误率低、效率高的特点.

关键词: 概率统计模型; 信息熵; 信息增量; 检测与分类; 传感器管理

文献标识码: A

A Method of Sensor Management Based on Probability Statistical Model

LIU Xianxing

(Department of Electronic Engineering, Beijing Institute of Technology · Beijing, 100081, P. R. China)

(School of Computer Science, Henan University · Kaifeng, 475001, P. R. China)

LI Shengwei

(School of Computer Science, Henan University · Kaifeng, 475001, P. R. China)

PAN Quan and ZHANG Hongcai

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University · Xi'an, 710072, P. R. China)

Abstract: An optimizing algorithm of detection and classification used in multisensor and multitarget is put forward based on probability statistical model. Information gain is obtained by information entropy and evolution of information entropy, which denotes uncertainty of target search location. A method of sensor searching target (stationary or dynamic) is given based on maximum information gain. Performance analysis shows that, compared with other methods, this is more efficient and its error probability is less.

Key words: probability statistical model; information entropy; information gain; detection and classification; sensor management

1 引言(Introduction)

作为多传感器信息融合的重要组成部分的传感器管理越来越受到人们的重视, 它作为一个反馈环节使多传感器信息融合系统构成一个闭环控制系统. 传感器管理就是选择传感器及其工作模式和搜索方式以优化系统的整体性能.

[1,2]给出一种基于分辨力的静止目标的检测与分类的传感器管理方法, [3]以目标运动模型为基础, 给出一种目标检测与跟踪的传感器管理方法. 本文以概率统计模型为基础, 给出一种基于信息熵的目标(静止或运动)检测与分类的传感器管理方法. 下面就目标静止和运动两种情况进行讨论.

2 目标静止(Stationary target)

设 T 是有限离散集合, 其状态 $t(t = 0, \dots, T)$ 互斥. 若 $q(t), p(t)$ 分别为某次量测前后 t 的概率密度分布, 则本次量测获得的信息增量等于量测前后信息熵的减少, 即:

$$I[q(t); p(t)] = - \sum_{t=0}^T q(t) \log q(t) + \sum_{t=0}^T p(t) \log p(t). \quad (2.1)$$

若 $p(t) = q(t)$, 则 $I[q(t); p(t)] = 0$, 表示本次量测没有提供任何信息. 一般 $p(t) > q(t)$, 因此 $I[q(t); p(t)] > 0$, 说明本次量测带来了信息. 在传感器管理中, 通过计算第 k 次量测后的熵 H_k 及第 k

* 基金项目: 国家自然科学基金(69772031)和河南省教委自然科学基金(1999510011)资助课题.

收稿日期: 1999-07-26; 收修改稿日期: 2001-03-15.

+1次量测前嫡的数学期望值 $E[H_{k+1/k}]$, 则本次量测即将带来信息增量 $I_k = H_k - E[H_{k+1/k}]$, I_k 越大的目标, 则更需要对它做进一步的量测; 反之, 本次量测将带来最大信息增量, 这就是传感器资源分配优化原则。

设监视域由离散检测单元 $c(c = 1, \dots, C)$ 组成, 每个单元至多存在一个目标, 目标类型数为 $t(t = 0, \dots, T)$, 其中 $t = 0$ 意味着没目标, 则对目标的检测和分类就变成了确定每个检测单元的状态。

所用传感器记为 $s(s = 1, \dots, S)$, 每次仅使用一个传感器采样一个单元, 量测输出 z 为离散向量, $p(z|t, s)$ 为似然函数。设 N^k 为 k 时刻单元 c 的量测次数, 则 c 的量测集合为 $Z = \{z_1, \dots, z_{N^k}\}$ 。一般来说, Z 应包含来自不同传感器的量测, 而各量测间相互独立。先验概率 $p(t|c)$ 为已知。

用传感器 s 采样单元 c , 其量测结果为 z , 则新量测集合 $Z' = \{z\} \cup Z$, 则此时目标概率 $p(t|Z', c)$ 的递推形式为:

$$p(t|Z', c) = \frac{p(z|t, s)p(t|Z, c)}{\sum_{t=0}^T p(z|t, s)p(t|Z, c)} \quad (2.2)$$

基于量测集合 Z , 预测一个输出量测 z 的概率密度为^[1]:

$$p(z|Z, c, s) = \sum_{t=0}^T p(z|t, s)p(t|Z, c) \quad (2.3)$$

如果单元 c 增加一个量测, 则 $k+1$ 时刻的期望信息嫡为

$$\begin{aligned} E[H_{k+1/k}(Z, c, s)] &= \\ \sum_i p(z|Z, c, s) H_{k+1} [p(t|Z', c)] &= \\ - \sum_i \left\{ \sum_{t=0}^T p(z|t, s)p(t|Z, c) \log[p(t|Z', c)] \right\}, \end{aligned}$$

则期望信息增量

$$\begin{aligned} I_k(Z, c, s) &= \\ H_k(Z, c) - E[H_{k+1/k}(Z, c)] &= \\ \sum_i \left\{ \sum_{t=0}^T p(z|t, s)p(t|Z, c) \cdot \right. \\ \log \frac{p(z|t, s)p(t|Z, c)}{\sum_{t=0}^T p(z|t, s)p(t|Z, c)} \Big\} - \\ \sum_{t=0}^T p(t|Z, c) \log[p(t|Z, c)]. \end{aligned} \quad (2.4)$$

k 时刻的信息增量等于单元 c 在 k 时刻的信息

嫡减去 $k+1$ 时刻的期望信息嫡, 则传感器资源分配原则就是选择 s 和 c 使 $I_k(Z, c, s)$ 最大化。

3 目标运动(Dynamic target)

当目标静止时, 检测与分类概率只受量测更新的影响; 但当目标运动时, 其概率分布不仅要受量测更新的影响而且还随状态转移的变化。

对于给定系统, 一般状态转移方程是连续的, 而量测方程是离散的, 这里只讨论这种连续离散系统(离散系统可同样获得):

$$dx_t = A(t)x_t dt + B(t)d\beta_t, \quad t \geq t_0, \quad (3.1)$$

$$z_k = H(t_k)x_{t_k} + v_k, \quad k = 1, 2, \dots, t_{k+1} > t_k \geq t_0. \quad (3.2)$$

其中 $x_t \in \mathbb{R}^n$, $A(t) \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B(t) \in \mathbb{R}^{n \times r}$, $\{\beta_t, t \geq t_0\}$ 是一个 r 维的布朗运动过程, 其满足 $E\{d\beta_t d\beta_t^T\} = Q(t)dt$; $z_k \in \mathbb{R}^m$, $H(t_k) \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $v_k \sim N(0, R_k)$, $x_{t_0} \sim N(\bar{x}_{t_0}, P_{t_0})$, x_{t_0} , $\{\beta_t\}$ 和 $\{v_k\}$ 是统计独立的。

3.1 量测更新时的概率密度变化(Evolution of probability density at measurement)

量测所引起的概率密度更新依然满足贝叶斯规则:

$$p(x, t_k | Z_{t_k}) = \frac{p(z_k | x)p(x, t_k | Z_{t_k}^-)}{p(z_k | Z_{t_k}^-)}, \quad Z_{t_k}^- = Z_{t_{k-1}}. \quad (3.3)$$

若上式中所有分布都是高斯型的, 则可得^[4]

$$\begin{aligned} p(x, t_k | Z_{t_k}) &= \\ \frac{|H(t_k)P_{t_k}^- H^T(t_k) + R_k|^{1/2}}{(2\pi)^{n/2} |R_k|^{1/2} |P_{t_k}^-|^{1/2}} \cdot \\ \exp\left[-\frac{1}{2} |(x - \hat{x}_{t_k}^*)^T P_{t_k}^{*-1} (x - \hat{x}_{t_k}^*)|\right]. \end{aligned} \quad (3.4)$$

其中

$$\begin{aligned} \hat{x}_{t_k}^* &= \hat{x}_{t_k}^- + K(t_k)(z_k - H(t_k)\hat{x}_{t_k}^-), \\ P_{t_k}^* &= P_{t_k}^- - K(t_k)H(t_k)P_{t_k}^-. \end{aligned} \quad (3.5)$$

而增益阵

$$K(t_k) = P_{t_k}^- H^T(t_k) [H(t_k)P_{t_k}^- H^T(t_k) + R_k]^{-1}, \quad (3.6)$$

即求出条件均值和协方差阵就可求出概率密度。

3.2 状态转移期间的概率密度变化(Evolution of probability density during state transition)

在量测更新之间, 由状态转移引起的概率密度变化满足 Fokker-Planck 偏微分方程^[4]:

$$\partial p / \partial t = -p \operatorname{tr}(A) - p_x^T A x + \frac{1}{2} \operatorname{tr}(B Q B^T p_{xx}). \quad (3.7)$$

利用特征函数求取转移更新的概率密度函数. 设随机向量 x 概率密度为 $p(x, t)$, 它的特征函数定义为:

$$\varphi(u, t) = \int_{-\infty}^{\infty} \exp(iu^T x) p(x, t) dx, \quad (3.8)$$

即为 $p(x, t)$ 的傅立叶变换. 若 $\varphi(u, t)$ 绝对可积, 可由傅立叶逆变换求得:

$$p(x, t) = (1/2\pi) \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-iu^T x) \varphi(u, t) du. \quad (3.9)$$

将(3.8)对 t 求导并代入(3.7), 并设 p 及其关于 x 的偏导在无穷远处等于零, 则

$$\partial \varphi / \partial t = u^T A \varphi_u - \frac{1}{2} \varphi u^T B Q B^T u. \quad (3.10)$$

如果 x 满足高斯分布, 由定义式(3.8)可得

$$\varphi(u, t) = \exp(iu^T \hat{x}_t - \frac{1}{2} u^T P_t u), \quad (3.11)$$

其中 $\hat{x}_t$ 和 P_t 分别为条件均值阵和协方差阵.

式(3.11)两边分别对 t 和 u 求导并代入式(3.10), 则:

$$\varphi i u^T (d\hat{x}_t/dt) - \frac{1}{2} \varphi u^T (dP_t/dt) u =$$

$$\varphi i u^T A \hat{x}_t - \frac{1}{2} \varphi u^T (A P_t + P_t A^T) u - \frac{1}{2} \varphi u^T B Q B^T u.$$

比较实部与虚部, 得

$$d\hat{x}_t/dt = A(t) \hat{x}_t, \quad (3.12)$$

$$dP_t/dt = A(t) P_t + P_t A^T(t) + B(t) Q(t) B^T(t). \quad (3.13)$$

这是关于 $\hat{x}_t$ 和 P_t 的两个普通微分方程, 其初始条件分别由 $\hat{x}_{t_0}$ 和 P_{t_0} 给定. 解出 $\hat{x}_t$ 和 P_t , 由式(3.11)可得 $\varphi(u, t)$, 再由式(3.9)即可得概率密度 $p(x, t)$.

此时, 状态转移和量测更新的概率密度可分别由状态的条件均值和协方差的转移(时间)和更新(量测)来确定. 但对传感器资源分配只需依据量测更新产生的最大信息增量.

一般来说, 目标转移要比传感器采样慢. 若传感器采样周期为 T , 则可设目标转移的周期为 iT , 其中 i 为整数, 它描述传感器采样率与目标机动程度之间的相对关系. i 越大表示相对于传感器采样率来说目标机动性越差, 反之亦然. 具体进行计算处理时, 可以认为当传感器正在进行 i 次采样期间目标

不发生运动, 而在两个“采样帧”交替时刻目标状态发生转移. 这样在每个“采样帧”期间, 可连续进行 i 次量测更新; 而在两个“采样帧”交替时刻, 进行一次状态转移更新.

4 性能分析与总结 (Performance analysis and conclusion)

本文以概率统计模型和信息熵为基础, 给出了一种基于信息增量最大的传感器管理方法. 与基于最大检测概率的方法相比^[5], 该方法更适合于多目标环境, 因为前者一旦发现最大概率的目标就不再搜索其它目标单元了, 而后者则根据最大信息增量能最大限度的发现新目标(最大限度减少不确定性). 与固定轮流搜索方法相比, 该方法搜索效率则更高, 因为固定轮流搜索总有一部分时间是在搜索无目标单元, 尤其是目标较少、空间较大时这种情况则更为明显, 而后者则根据最大信息增量迅速排除无目标单元(无目标单元信息量变化很小). 但针对运动目标情况, 算法的实时性问题还需进一步研究.

参考文献 (References)

- [1] Kastella Keith and Musick Stan. Comparison of sensor management strategies for detection and classification [A]. 9th National Symposium on Sensor Fusion [C], Monterey, CA, 1996
- [2] Kastella Keith. Discrimination gain to optimize detection and classification [J]. IEEE Trans. on Syst. Man, and Cybern., 1997, 27 (1): 112 - 116
- [3] McIntyre G A and Hintz K J. An information theoretic approach to sensor scheduling [A]. In: Signal Processing, Sensor Fusion and Target Recognition V of the SPIE Proceedings [C], Orlando, FL, Bellingham, WA, 1996, 2755: 304 - 312
- [4] Jazwinski A H. Stochastic Process and Filtering Theory [M]. New York: Academic Press, 1970
- [5] David A Castanon. Optimal search strategies in dynamic hypothesis testing [J]. IEEE Trans. on Syst. Man, and Cybern., 1995, 25 (7): 1130 - 1138

本文作者简介

刘先省 1964 年生, 副教授. 现在北京理工大学做博士后研究工作. 主要研究领域为信息融合, 智能控制.

李声威 1969 年生, 讲师. 主要研究领域为计算机控制.

潘泉 见本刊 2001 年第 4 期第 492 页.

张洪才 见本刊 2001 年第 5 期第 656 页.