

基于运动模型的一类传感器管理方法

申石磊¹, 刘先省^{1,2}, 潘 泉³

(1. 河南大学计算机科学学院 河南开封 475001; 2. 北京理工大学电子工程系 北京 100081) 3. 西北工业大学自动控制系 陕西西安 710072)

摘 要: 利用目标检测前后信息熵的变化以及卡尔曼滤波方程中协方差的预测与更新阵, 可以计算出传感器对目标进行检测或跟踪所产生的信息增量, 并给出了一类基于信息增量最大化传感器管理方法. 仿真结果表明: 与顺序跟踪方法相比, 该方法能够更合理分配有限的传感器资源, 提高跟踪系统的整体性能; 与随机检测与跟踪方法相比, 该方法在保证一定跟踪精度的前提下, 能最大限度地发现并跟踪新目标.

关键词: 协方差阵; 传感器管理; 检测与跟踪

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 02-0201-04

A Method of Sensor Management Based on Dynamical Model

SHEN Shi-lei¹, LIU Xian-xing^{1,2}, PAN Quan³

(1. School of Computer Science, Henan University, Kaifeng, Henan 471000, China;

2. Department of Electronic Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

3. Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract: By using evolution of information entropy in target detection and prediction and updating matrices of covariance in Kalman filter equations, we can solve information gain in a measurement for target detection or tracking, and present a method of sensor management based on maximization of information gain. Simulation results show that this method can rationally assign the limited sensor resources and improve the whole performance of tracking system compared with sequence tracking method, and can maximally detect and track new targets under a certain tracking precision compared with random detection and tracking.

Key words: covariance matrix; sensor management; detection and tracking

1 引言

传感器管理(控制)就是利用有限的传感器资源, 满足对多个目标和扫描空间的要求, 以得到各具体特性的最优度量值, 并以这个最优准则对传感器资源进行合理科学的分配. 简言之, 传感器管理的核心问题就是依据一定的最优准则, 确定目标选择何种传感器及其工作方式和参数.

传感器管理作为数据融合的重要组成部分之一, 其研究起步较晚, 目前成熟的方法并不多见. 文献[1]将神经网络方法应用于传感器管理, 以改善目标的跟踪性能; 文献[2]将动态规划方法应用于传感器管理, 并解决了动态规划带来的组合爆炸问题; 文献[3~6]用随机集理论将传感器管理问题推广到更为一般的情况(多传感器多目标), 但具体实现还需要解决复杂的数学问题; 文献[7]基于分辨力函数, 解决了静止目标的检测与分类过程中的传感器管理问题, 将这种概率统计模型的方法推广到解决运动目标的检测与分类问题相当复杂; 文献[8]则以信息论的方法对传感器进行规划. 根据每次量测前后信息熵的减少可以求得信息增量, 即对于目标检测可以用量测前后概率的变化计算信息增量, 而对于目标

跟踪则可以利用卡尔曼滤波方程中误差协方差阵的预测和更新阵来计算信息增量. 根据最大化信息增量的原则, 对传感器资源进行科学合理的分配. 本文基于目标运动模型, 通过计算检测与跟踪过程中的信息增量的大小, 给出一种用于多目标跟踪、目标检测与跟踪的传感器管理算法.

2 检测与跟踪目标的信息增量

2.1 目标检测

将目标监视域分成 $M \times N$ 个离散检测单元, 每个单元对应着目标存在的一个概率分布. 这样, 整个监视域可以用一个离散概率分布函数表示. 这个函数表示每个未被检测目标的可能位置, 并可以用来确定下一次要搜索的位置. 已被检测目标的位置保存在各自的运动状态估计中, 不再作为概率分布函数的一部分.

假设 x, y 是两个随机变量, x 是量测之前某个目标位置所对应的检测单元, y 是量测之后同一目标位置所对应的检测单元. 当检测单元被检测到目标时, 其条件概率为 $p(x|y_D)$; 否则, 未被检测到目标的条件概率 $p(x|y_{ND})$. 无论是检测到目标, 均可根据检测前后信息熵的变化求出信息增量.

收稿日期: 2001-03-11; 修回日期: 2001-11-04

基金项目: 国家自然科学基金(69772031)和河南省自然科学基金

2.2 目标跟踪

设目标的状态方程和量测方程为下列形式:

$$X(k+1) = \Phi(k+1, k) X(k) + G(k) W(k) \quad (1)$$

$$Y(k) = H(k) X(k) + V(k) \quad (2)$$

其中 $X(k)$ $R^{p \times 1}$ 为目标状态向量, $Y(k)$ $R^{m \times 1}$ 为量测向量, $W(k)$ $R^{n \times 1}$ 和 $V(k)$ $R^{m \times 1}$ 分别是系统噪声和量测噪声, 且为互不相关的高斯白噪声序列, 其协方差阵分别是为 $Q(k)$ 和 $R(k)$; $\Phi(k+1, k)$ $R^{n \times n}$ 、 $G(k)$ $R^{n \times p}$ 和 $H(k)$ $R^{m \times n}$ 分别为状态转移矩阵、输入矩阵和观测矩阵. 且初始状态 X_0 与 $W(k)$ 和 $V(k)$ 统计独立.

卡尔曼滤波方程中协方差预测和更新阵分别为:

$$P(k|k-1) = \Phi(k+1, k) P(k-1|k-1) \Phi^T(k+1, k) + G(k-1) Q(k-1) G^T(k-1) \quad (3)$$

$$P(k|k) = [I - K(k) H(k)] P(k|k-1) \quad (4)$$

其中

$$K(k) = P(k|k-1) H^T(k) [H(k) P(k|k-1) H^T(k) + R(k)]^{-1} \quad (5)$$

卡尔曼滤波器中协方差阵 P 表示目标状态的不确定性. 随着每次量测的到来, 阵不断被更新, 即不确定性减少 (信息量增加).

由于 P 是一个矩阵, 因此必须定义一个准则以便计算信息熵; 另一方面由于 P 阵各元素的量纲不同, 所以在计算时又必须考虑量纲一致的问题.

设 X 是一随机向量, 其概率密度分布 $p(X)$ 是一标准分布:

$$p(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi P}} \exp\left[-\frac{1}{2}(X - \bar{X})^T P^{-1}(X - \bar{X})\right]$$

则信息熵为:

$$\begin{aligned} H(X) &= - \int_{-\infty}^{\infty} p(X) \log p(X) dX = - \int_{-\infty}^{\infty} p(X) \log \frac{1}{\sqrt{2\pi P}} \exp\left[-\frac{1}{2}(X - \bar{X})^T P^{-1}(X - \bar{X})\right] dX \\ &= - \int_{-\infty}^{\infty} p(X) \log \frac{1}{\sqrt{2\pi P}} dX + \log e \int_{-\infty}^{\infty} p(X) \cdot \left[-\frac{1}{2}(X - \bar{X})^T P^{-1}(X - \bar{X})\right] dX \\ &= \log \sqrt{2\pi e P} \quad (6) \end{aligned}$$

定义信息增量为一个量测执行前后信息熵之差:

$$I = H(k|k-1) - H(k|k) = \log \left[\frac{\sqrt{P(k|k-1)}}{\sqrt{P(k|k)}} \right] \quad (7)$$

其中 P 表示矩阵 P 的范数. 协方差阵 P 的每个元素是状态向量的某个特定元素不确定性的度量, 或两个元素间的联合不确定性 (协方差) 的度量. 由于状态向量各元素的量纲不同, 将这些不确定性简单相加是没有意义的, 因此有必要使 P 阵乘上相应的量纲阵从而使全部元素的量纲一致. 设一个三维状态向量 $X = [x \quad \dot{x} \quad \ddot{x}]^T$, 其元素的量纲分别为米 (m)、米/秒 (m/s) 和米/秒² (m/s²), 则误差协方差阵 P 的量纲阵为:

$$\begin{bmatrix} m^2 & m^2/s & m^2/s^2 \\ m^2/s & m^2/s^2 & m^2/s^3 \\ m^2/s^2 & m^2/s^3 & m^2/s^4 \end{bmatrix}$$

通过量纲阵变换, 可得 P 的量纲一致阵 $\bar{P}$ 为:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 \\ 0 & 0 & s^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m^2 & m^2/s & m^2/s^2 \\ m^2/s & m^2/s^2 & m^2/s^3 \\ m^2/s^2 & m^2/s^3 & m^2/s^4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 \\ 0 & 0 & s^2 \end{bmatrix}$$

其中 $\bar{P}$ 阵中所有元素量纲均为 m^2 , 这样在计算时就不需要考虑量纲不一致的问题了. 此外, 这样处理的优点是: 跟踪精度不仅考虑了当前的位置误差, 而且还考虑了速度及加速度的误差, 虽然后两项误差不影响当前状态估计的位置误差, 但却影响下一个时刻的位置误差.

因此由目标状态的不确定性变化而引起的信息增量可以记为:

$$I = \log \left[\frac{\sqrt{P(k|k-1)}}{\sqrt{P(k|k)}} \right] \quad (8)$$

可用上式对多传感器多目标分别进行计算其配对时的信息增量.

对多个需要被跟踪目标, 当由信息增量大小确定哪一个目标被跟踪时, (8) 式中的对数运算并不是必要的. 因为任意矩阵的范数总是正数, 其对数也是单调增加的, 所以去掉对数运算并不影响协方差阵范数的相对增幅. 因此, 信息增量可以用矩阵的范数之差来计算, 即

$$I = \bar{P}(k|k-1) - \bar{P}(k|k) \quad (9)$$

由于只需要一个相对值来比较信息增量的大小, 而并不要求出一个绝对的信息增量值, 因此为了便于计算, 信息增量可进一步简化为矩阵的迹之差来计算, 即

$$I = \text{Tr}\{\bar{P}(k|k-1)\} - \text{Tr}\{\bar{P}(k|k)\} \quad (10)$$

3 传感器资源分配方法

分两种情况考虑: 第一种情况是应用于多目标跟踪, 分别计算出各目标被跟踪的信息增量, 增量最大对应的目标被优先分配传感器资源; 第二种情况是应用于目标的检测与跟踪, 分别计算出目标被检测与跟踪的信息增量, 然后可根据信息增量最大化来选择不同传感器对不同目标进行检测或跟踪, 具体实现跟踪可以这样调度: 一旦某个目标被跟踪, 则计算信息增量以确定是更新状态估计或是检测新目标, 如果选择检测目标, 则检测存在目标概率最大的单元; 当然所要跟踪的目标则是带来最大信息增量的目标.

4 仿真性能分析

4.1 多目标跟踪

设有一个传感器跟踪三个目标, 其中有一个目标做匀加速运动, 其余两个做匀速运动. 为了进行性能比较, 假设有两种传感器资源分配方案: 一种是利用最大信息增量的传感器资源分配方案; 另一种是顺序对 3 个目标进行传感器资源分配方案.

滤波参数: 模型噪声方差均方根值为 1 米, 量测噪声方差均方根值为 10 米, 采样周期为 1 秒. 为简化计算, 采用标准卡尔曼滤波器. 3 个目标的运动参数如表 1 所示.

表 1 3 个目标的运动参数(位置:米,速度:米/秒,加速度:米/秒²)

目标	初始位置 x	初始位置 y	速度 v_x	速度 v_y	加速度 a_x	加速度 a_y
1	100	200	60	-45	0	0
2	5000	2500	-50	40	0	0
3	6000	1000	-30	25	5	5

比较的性能指标是每个目标均方根(RMS)位置误差和其平均值。仿真结果如表 2 所示。

表 2 3 个目标的 RMS 及其平均 RMS(单位:m)

目标 RMS	目标 1	目标 2	目标 3	3 个目标平均值
信息增量方法	1.7207	1.5890	13.3339	5.5479
顺序方法	1.3650	1.3185	19.2491	7.3109

由表 2 可以看出:信息增量方法与顺序方法相比,改善了系统的整体平均性能(并不是每个目标的性能都得到改善。恰恰相反,正是通过降低两个做匀速运动目标的跟踪精度,才大大提高了机动目标的跟踪精度,而提高机动目标的跟踪精度则显得更为重要)。也就是说信息增量方法改善系统的整体性

能是通过合理调度传感器资源来实现的,而不是靠降低整个系统的性能指标来达到改善机动目标的滤波性能指标。

4.2 多目标检测与跟踪

假设一个 3000m × 3000m 的监视区域,PDF 被分成 300 × 300 单元,每个单元 10m × 10m。用 1 个传感器来检测与跟踪 3 个目标。为了便于比较说明,引入另一种传感器资源调度方法:随机方法——在检测时随机进行检测;一旦某个目标被检测并跟踪,则传感器在检测新目标与跟踪之间随机进行分配。3 个目标运动参数如下表 3 所示。

表 3 3 个目标的运动参数(位置:米,速度:米/秒)

目标	初始位置 x	初始位置 y	速度 v_x	速度 v_y
1	0	100	50	60
2	100	250	50	-40
3	150	250	-45	-50

模型噪声 $q = 1$ 米,量测噪声 $r = 1$ 米,采样周期 $T = 1$ 秒,仿真时间 30 秒。

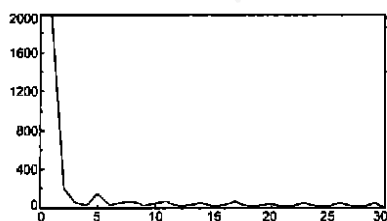


图 1 随机情况下目标 1 协方差阵的范数

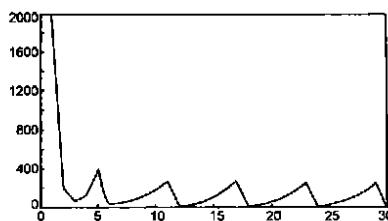


图 2 信息增量情况下目标 1 协方差阵的范数

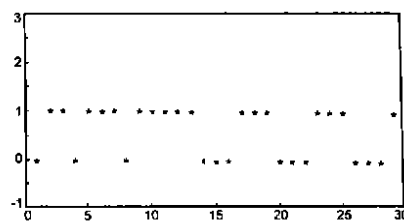


图 3 随机情况下传感器分配 (1-跟踪;0-检测)

两种情况都从检测目标 1 开始。图 1 和图 2 分别表示目标 1 在随机和信息增量情况下的误差协方差阵的范数变化情况。在随机情况下,由于目标 1 的状态更新频繁(更新之间不确定性增加较少),传感器少有机会发现并跟踪其它目标,因此只成功跟踪了目标 1。而在信息增量情况下,由于传感器既要跟踪目标又要发现未被检测目标,因此更新目标状态估计的次

图 4 信息增量情况下传感器分配 (1-跟踪;0-检测)

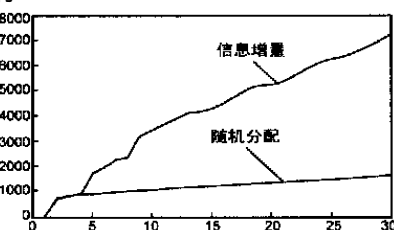


图 5 两种方法的信息增量的比较

数要少一些(更新之间的不确定性增加较大),但此时却成功跟踪了 3 个目标。此时,传感器在目标的检测与跟踪之间的分配情况如图 3、4 所示。

图 5 分别表示两种方法的信息增加的情况,可见信息增量情况下系统的信息增加较大。

5 结论

上面为了分析讨论问题的方便,在计算目标跟踪的信息熵时采用了标准的卡尔曼滤波器。为了更好地觉察机动目标的特性以便进行有效跟踪,在计算信息熵时可采用交互式多模型卡尔曼滤波器。此外,这里只讨论了跟踪目标之间、目标检测与跟踪之间的传感器资源分配问题。如果同时讨论目标检测、跟踪与识别之间的传感器资源分配问题,就必须分别计算出三者信息增量的大小,然后按信息增量的大小进行传感器资源分配。而更为合理则是动态确定出三者优先级后,再按各自信息增量的大小进行传感器资源动态分配,这样的分配原则既充分又必要。

参考文献:

- [1] J Zhongliang, X Hong, Z Xueqin. Information fusion and tracking of maneuvering targets with artificial neural networks [A]. Proceedings of the 1994 IEEE International Conference on Neural Networks [C], Orlando, FL, June 27 - July 2, 1994, 5: 3403 - 3408.
- [2] David A. Castanon. Approximate dynamic programming for sensor management [A]. IEEE Conference on Decision and Control, 36th, San Diego, CA, Dec. 10 - 12, 1997, Proceedings [C]. 1997, 2: 1202 - 1207.
- [3] R Mahler. The random set approach to data fusion [A]. Proceedings of the SPIE: The International Society for Optical Engineering [C]. 1994, 2234: 287 - 295.

- [4] R Mahler. Unified data fusion: fuzzy logic, evidence, and rules [A]. Proceedings of the SPIE-The International Society for Optical Engineering [C]. 1996, 2755: 226 - 237.
- [5] R Mahler. Nonadditive probability, finite-set statistics, and information fusion [A]. Proc. 34th IEEE conference on Decision and control [C], New Orleans, Dec. 1995: 1947 - 1952.
- [6] Ronald P S Mahler. Information for fusion management and performance estimation [A]. Proceedings of the SPIE-The International Society for Optical Engineering [C], 1998, 3374: 64 - 75.
- [7] Kastella Keith. Discrimination gain to optimize detection and classification [J]. IEEE Transactions on SMC, 1997, 27(1): 112 - 116.
- [8] McIntyre G A, Hintz K J. An information theoretic approach to sensor scheduling [A]. In: Signal Processing [C], Sensor Fusion and Target

Recognition of the SPIE Proceedings. 1996, 2755: 304 - 312.

作者简介:

申石磊 男, 1953 年生于河南省开封市. 副教授. 主要研究领域为信号处理, 计算机网络等.

刘先省 男, 1964 年生于河南省. 博士, 副教授. 现在北京理工大学信息与通信工程专业博士后流动站做研究工作. 主要研究领域为信息融合, 智能控制等.

潘 泉 男, 1961 年生于上海市. 教授, 博士生导师. 主要研究领域为随机最优估计与控制, 信息融合, 多目标跟踪, 智能信息处理, 智能控制.

(上接第 183 页)

一般地这三交点的分散度越小, 由它们表示的三个站的测量值就越有可能来自同一目标. 计算所有可能测量值组合的分散度, 共有 m^3 个可能组合, 取分散度最小的组合 d_{jkl} 作为测量值的正确关联, 则判定 $X_{12}(j, k)$ 、 $X_{23}(k, l)$ 、 $X_{31}(l, j)$ 为同一目标的定位点, 其对应的三站角度测量值 (θ_{1j}, ϕ_{1j}) 、 (θ_{2k}, ϕ_{2k}) 、 (θ_{3l}, ϕ_{3l}) 属于同一目标. 把这组测量值从测量集中删除, 从剩余测量集中取分散度最小的组合, 直到求出 m 个正确关联, 完成了对测量值的关联.

3 多站多目标的测量数据融合

经测量值关联运算后, 得到的三站角度测量值为 (θ_{1j}, ϕ_{1j}) 、 (θ_{2k}, ϕ_{2k}) 、 (θ_{3l}, ϕ_{3l}) , 其对应测量方差为 $(\sigma_{\theta_{1j}}, \sigma_{\phi_{1j}})$ 、 $(\sigma_{\theta_{2k}}, \sigma_{\phi_{2k}})$ 、 $(\sigma_{\theta_{3l}}, \sigma_{\phi_{3l}})$, 由其确定的三个交叉点为 $X_{12}(j, k)$ 、 $X_{23}(k, l)$ 、 $X_{31}(l, j)$, 其定位方差为 σ_{12} 、 σ_{23} 、 σ_{31} . 利用以上数据进行融合处理. 目标位置的数据融合算法很多, 在这里介绍四种简单的融合算法.

(1) 最小方差法

最简单的方法是取三个交叉点中方差最小的点作为融合估计值.

即 $x_0 = \{x | \sigma_0 = \min(\sigma_{12}, \sigma_{23}, \sigma_{31})\}$ 其中 $x = X_{12}(j, k)$ 、 $X_{23}(k, l)$ 、 $X_{31}(l, j)$

(2) 加权平均法

为了充分利用三个站所提供的信息量, 可以利用测量方差对三个测量值进行加权平均作为融合估计值.

(3) 多次滤波法

此方法与其后的滤波估计一起进行, 在卡尔曼滤波过程中, 首先把 $X_{12}(j, k)$ 作为测量值对目标的预测值进行修正, 得到这一步的估计值, 然后利用 $X_{23}(k, l)$ 、 $X_{31}(l, j)$ 依次作为测量值对得到估计值再进行两次修正, 得到比原来的更精确的估计值. 这种方法是与滤波方法混合使用的, 相当于多次重复滤波.

(4) 加权最小二乘法

首先对目标量测方程关于目标定位值 (x, y, z) 在粗估计点 (x_0, y_0, z_0) 进行线性化, 然后对线性化的量测方程利用加权最小二乘法进行目标位置估计, 其中目标位置的粗估计可

利用加权平均法求得.

4 多目标测量点迹与航迹关联及卡尔曼滤波

利用每个目标融合值作为卡尔曼滤波的测量值对目标位置进行滤波估计. 在多目标情况下, 首先要进行目标测量点迹与处理器中已有航迹的关联计算, 在此处我们利用最近邻法进行相关处理, 最后利用卡尔曼滤波方法进行目标位置的状态估计与预测.

5 仿真计算

(1) 仿真条件

设观测站在给定中心坐标系的位置为 $(0.0, -60.0\text{km}, 0.0)$ 及 $(-40.0\text{km}, 0.0, 0.0)$ 、 $(40.0\text{km}, 0.0, 0.0)$, 各观测站角误差为零均值正态分布的白噪声, 其标准差为 0.5 采样周期为 1s. 两目标在空间分别以初始位置 $(100.0\text{km}, 100.0\text{km}, 10.0\text{km})$ 、 $(60.0\text{km}, 130.0\text{km}, 10.0\text{km})$ 沿 X 轴以 -0.3km/s 、 0.3km/s 的速度匀速飞行, 卡尔曼滤波状态模型为常速模型, 仿真 200s.

(2) 仿真结果

通过仿真得到: 多站多目标测量值关联的正确关联概率为 0.835821. 四种方法的融合及卡尔曼滤波估计均方根误差如表 1.

表 1 四种算法的融合及滤波估计均方根误差

均方根误差 (km)		目标 1	目标 2
最小方差法	合成值	6.404	14.751
	滤波值	4.559	9.539
加权平均法	合成值	6.040	12.88
	滤波值	4.488	9.5
多次滤波法	合成值	6.404	14.751
	滤波值	4.559	9.539
加权最小二乘法	合成值	5.462	11.618
	滤波值	2.775	3.159

6 结论

通过仿真表明在四种方法中加权最小二乘法的跟踪精度最高, 是实际工程应用中一种十分有效的方法, 可以在实际被动定位系统中具体应用.