

文章编号: 1001-0920(2002)01-0099-04

目标跟踪中基于自适应模糊控制的数据融合方法研究

王克明, 肖 军, 徐心和

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004)

摘 要: 提出一种基于自适应模糊控制的数据融合方法。利用反向传播学习算法对其参数进行优化, 并针对杂波环境中的单目标跟踪问题进行了仿真研究。仿真结果表明, 该方法计算量小, 能较好地处理不确定信息。

关键词: 数据融合; 模糊控制; 目标跟踪

中图分类号: TP 13 **文献标识码:** A

Research on adaptive fuzzy data fusion method in target tracking

WANG Ke-ming, XIAO Jun, XU Xin-he

(School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract: A data fusion method based on adaptive fuzzy control is presented, in which parameters can be optimized by back-propagation algorithm. Simulation results obtained from tracking an object in a cluttered environment show its validity in handling uncertain information.

Key words: data fusion; fuzzy control; target tracking

1 引 言

数据融合是一种获取、处理和组合各种知识源信息的数据处理方法。这种方法可补偿各知识源提供信息的不完全性或不准确性。

在目标跟踪系统中, 多传感器的使用可以增强跟踪系统的性能, 但也会带来一系列问题, 例如数据关联、跟踪起始与结束以及各种可能的融合问题。目前, 在目标跟踪系统中, 比较典型的方法有轨迹分离法^[1]、最近邻域滤波法^[2]和概率数据关联滤波法^[3,4]等。轨迹分离法对每一落入跟踪门内的观测值进行轨迹分离, 然后用 Kalman 滤波器对每一分离的轨

迹进行状态估计。这种方法不能给出某一系列观测值是正确概率, 而且其计算量和存储量会随时间不断增加。最近邻域滤波法利用在统计意义上与被跟踪目标预测状态最近的回波作为候选回波, 滤波算法中增益和方差矩阵的计算考虑了跟踪门的大小、多余回波的密度和数据相关参数的影响, 但由于其计算的滤波器误差方差矩阵未考虑处理不正确测量的概率, 即选定的最近回波未必是正确的测量值, 因此有时会判断错误, 导致目标丢失。概率数据关联滤波法全面考虑了跟踪门内的所有候选回波, 并根据大量的相关情况计算出各概率加权系数以及所有候选回波的加权和, 然后用它来更新目标的状态。

收稿日期: 2001-04-23; 修回日期: 2001-06-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(69875003)

作者简介: 王克明(1960—), 男, 辽宁黑山人, 工程师, 从事计算机和 PLC 应用研究; 徐心和(1940—), 男, 河北山海关人, 教授, 博士生导师, 从事离散事件动态系统、足球机器人等研究。

文献[5]认为,在多目标(多回波)环境中,不仅存在量测的随机性,而且存在某种意义上的模糊性。为此,本文在自适应模糊控制理论的基础上,将观测值可能源自目标这一事件看作是一模糊事件,提出一种基于模糊事件概率的自适应模糊控制的数据融合方法。该方法可利用反向传播学习算法对其参数进行优化,然后对杂波环境中的单目标跟踪问题进行仿真研究。

2 问题的形成

设目标的状态方程为

$$X(k+1) = F(k)X(k) + W(k) \quad (1)$$

相应的量测方程为

$$Z(k) = \begin{cases} H(k)X(k) + V(k), & \text{量测来自目标} \\ U(k), & \text{量测来自杂波} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $X(k)$ 为目标状态向量, $Z(k)$ 为量测向量; $W(k)$ 和 $V(k)$ 分别为状态噪声和量测噪声,且为互不相关的零均值高斯白噪声序列,其协方差矩阵

$$\begin{aligned} E(W(k)W(j)) &= Q(k)\delta_{k,j} \\ E(V(k)V(j)) &= R(k)\delta_{k,j} \end{aligned}$$

$F(k)$ 和 $H(k)$ 分别为状态传递矩阵和观测矩阵, $U(k)$ 为在关联域内均匀分布且互不相关的杂波。设初始状态是正态分布的,均值为 $X(0|0)$, 方差为 $P(0|0)$, 且与 $W(k)$ 无关。

设 k 时刻目标的候选回波集为

$$Z(k) = \{Z_{k,i}\}_{i=1}^{mk}$$

其中, $Z_{k,i}$ 表示 k 时刻的第 i 个回波, mk 表示时刻 k 目标的候选回波数。

到时刻 k 目标总的候选回波集为

$$Z^k = \{Z(j)\}_{j=1}^k$$

定义下列假设事件

$$\begin{cases} X_{k,i} = \{Z_{k,i} \text{ 为目标的候选回波} \} \\ X_{k,0} = \{ \text{目标无任何候选回波} \} \end{cases} \quad (3)$$

设第 $k+1$ 时刻的状态预测值为 $\hat{X}(k+1|k)$, 量测预测值为 $Z(k+1|k)$, 则

$$Z(k+1|k) = H(k+1)\hat{X}(k+1|k)$$

新息序列为

$$v_{k+1,i} = Z_{k+1,i} - \hat{Z}(k+1|k) \quad (4)$$

新息方差为

$$\begin{aligned} S(k+1) &= \\ H(k+1)P(k+1|k)H(k+1) + R(k+1) \end{aligned} \quad (5)$$

则目标的状态估计为^[3]

$$\begin{aligned} \hat{X}(k|k) &= E\{X(k)|Z^k\} = \\ X(k|k-1) + K(k)v(k) \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $v(k) = \sum_{i=1}^{mk} \beta_{k,i} v_{k,i}$ 是组合起来的新息序列, 而

$$\beta_{k,i} = P\{X_{k,i}|Z(k), X(k|k-1), P(k|k-1)\} \quad (7)$$

$$K(k) = P(k|k-1)H(k)S(k)^{-1} \quad (8)$$

其估计方差为

$$P(k|k) = P(k|k)^0 + P(k) \quad (9)$$

$$P(k) = K(k) \left[\sum_{i=1}^{mk} \beta_{k,i} v_{k,i} v_{k,i}^T - v_{k,i} v_{k,i}^T \right] K(k) \quad (10)$$

其中, $P(k|k)^0$ 为当只有一个回波时新息的方差, $P(k)$ 是一个半正定阵, 表明不正确的观测值通过增加新息的方差 $P(k|k)$ 而起作用。

3 自适应模糊控制器

在跟踪杂波环境中的目标时, 存在着回波和跟踪目标的相关不确定性。为解决这一问题, 人们提出许多基于概率理论的算法。但在杂波环境下, 不仅存在量测的随机性, 而且存在某种意义上的模糊性。为此, 本文在自适应模糊控制理论的基础上, 将观测值可能源自目标这一事件看作是一模糊事件, 提出一种基于模糊事件概率的自适应模糊控制的数据融合方法, 并利用反向传播学习算法对其参数进行优化。

设观测值 $Z_{k,i}$ 可能是目标的回波这一模糊事件 A 的隶属度为

$$\mu_{k,i} = e^{-v_{k,i}^2/\sigma} \quad (11)$$

则模糊事件 A 的概率为

$$P(A) = \sum_{i=1}^{mk} \mu_{k,i} P(Z_{k,i}|Z^{k-1}) = \sum_{i=1}^{mk} \mu_{k,i} p_{k,i} \quad (12)$$

则目标在 k 时刻的状态估计为

$$\hat{X}(k|k) = \sum_{i=1}^{mk} E(X(k)|Z_{k,i}, Z^{k-1}) \frac{\mu_{k,i} P(Z_{k,i}|Z^{k-1})}{P(A)} \quad (13)$$

令 $w_{k,i} = \frac{\mu_{k,i} P(Z_{k,i}|Z^{k-1})}{P(A)}$

则 $\hat{X}(k|k) = \sum_{i=1}^{mk} w_{k,i} E(X(k)|Z_{k,i}, Z^{k-1})$

假设 $X(k)$ 服从正态分布, 则由 Kalman 滤波理论得

$$\hat{X}(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + K(k)v(k)$$

于是有

$$\hat{X}(k|k) = \sum_{i=1}^{mk} w_{k,i} [\hat{X}(k|k-1) + K(k)v_{k,i}] = \hat{X}(k|k-1) + K(k) \sum_{i=1}^{mk} w_{k,i} v_{k,i} = \hat{X}(k|k-1) + K(k)v(k) \quad (14)$$

其中

$$v(k) = \sum_{i=1}^{mk} w_{k,i} v_{k,i}$$

由此可组成一个基于模糊控制的前馈网络, 如图 1 所示。

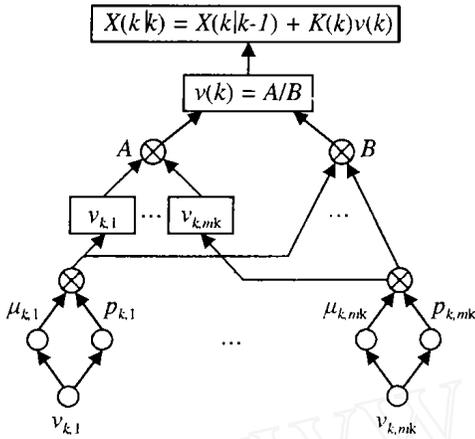


图 1 自适应模糊控制网络

首先根据经验选择模糊事件 A 隶属度函数中的参数 α 为进一步优化参数 σ , 对该网络采用反向传播学习算法进行参数优化。

设已知 n 组输入输出数据 $(V(k), X(k))$, 调节的规则使

$$E = \sum_{k=1}^n (\hat{X}(k|k) - X(k))^2 / 2 \quad (15)$$

小, 则反向传播学习算法公式为

$$\sigma(m+1) = \sigma(m) - \alpha \frac{\partial E}{\partial \sigma} \quad (3-6)$$

$$\sigma(m) - \alpha \sum_{k=1}^n \{ (\hat{X}(k|k) - X(k)) K(k) [\sum_{i=1}^{mk} v_{k,i}^3 \mu_{k,i} w_{k,i} - v(k) \sum_{i=1}^{mk} v_{k,i}^2 \mu_{k,i} w_{k,i}] / B \sigma(m)^2 \}$$

其中 α 为步长学习率。

得出合适的 σ 后, 便可利用已训练好的网络进行数据融合。

4 仿真实验

本文利用文献[2]中的例子进行仿真实验。目

标的状态方程和观测方程分别为

$$\begin{bmatrix} X_1(k+1) \\ X_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1(k) \\ X_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ w(k) \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} Z_1(k) \\ Z_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1(k) \\ X_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \end{bmatrix}$$

设有两个安装在不同位置的传感器, 用其给出目标径向距离的量测数据。应用 MONTE CARLO 方法对本文方法与概率数据关联滤波法进行比较, 设探测概率为 1, 目标在波门内的虚警目标期望值 $R_0 = 2$, 每一传感器的每个周期为 100 个样本, 不正确的回波由随机数发生器给出。仿真结果如图 2~图 5 所示。图 2 和图 3 分别给出了采用本文方法得到的距离和速度估计误差, 图 4 和图 5 为采用概率数据关联滤波法得到的距离和速度估计误差。

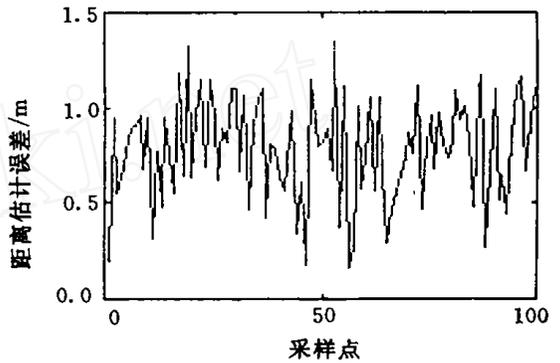


图 2 本文方法的距离估计误差

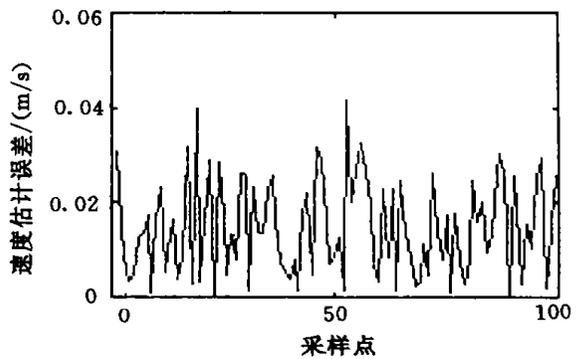


图 3 本文方法的速度估计误差

由图 2~图 5 可以看出, 在杂波密度较高的情况下, 本文方法具有一定的优越性, 而且当 $R_0 > 2.5$ 时, 概率数据关联滤波法有轨迹丢失现象发生, 而本文方法则能很好地跟踪目标。

5 结 语

本文研究了基于自适应模糊控制系统的数据融合方法。该方法可根据经验进行初始参数的选择, 然

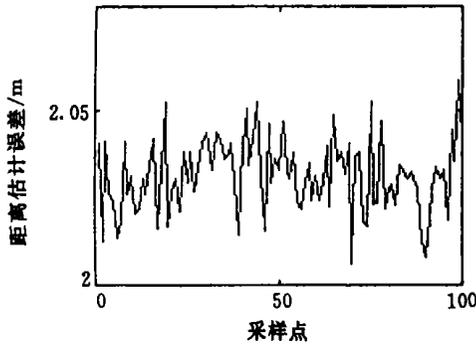


图4 概率数据关联滤波法的距离估计误差

后根据典型样本进行学习,进一步优化参数。仿真结果表明,在杂波密度较高的情况下,采用本文方法可获得较好的跟踪效果。

参考文献(References):

- [1] D B Reid An algorithm for tracking multiple targets [J] IEEE Trans on AC, 1979, 24(6): 843-854
- [2] C B Chang Application of state estimation to target tracking[J] IEEE Trans on AC, 1984, 29(2): 98-109

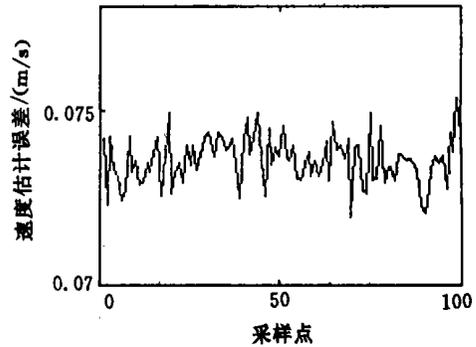


图5 概率数据关联滤波法的速度估计误差

- [3] Y Bar Shalom, E Tse Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association [J] Automatica, 1975, 11(3): 451-460
- [4] S Mori Tracking and classifying multiple targets without a priori identification [J] IEEE Trans on AC, 1986, 31(5): 401-409
- [5] 蔡庆宇, 薛毅, 张伯彦 相控阵雷达数据处理及其仿真技术[M] 北京: 国防工业出版社, 1997.

(上接第98页)

考虑对不确定时滞混沌系统的跟踪控制问题,运用文献[6]提出的参数估计方法,可知系统有一个周期为 $t_p = 0.9999$ 的不稳定周期2轨道。根据推论1和定理2,取 $\tau = t_p, P = 59.2736$, 可得 $K = 47.4189$ 。控制器从 $t = 5$ 时开始加入,仿真结果如图3所示。从图中可以看出,混沌系统快速地趋于一个稳定的周期。

5 结 论

本文研究一类具有时变不确定性的时滞系统的混沌现象和不动点的控制问题,控制器的存在性依赖于相应的LMI的解。LMI中虽含有多个未知参数,但利用Matlab软件中LMI工具箱可一次性求出,无需调整参数,求解非常方便、有效。数值仿真进一步表明,该控制器对系统中的不稳定周期具有良好的跟踪效果。

参考文献(References):

- [1] Mackey M C, Glass L. Oscillation and chaos in physiological control system [J] Science, 1977, 197: 287-289
- [2] Tian Y C, Gao F R. Adaptive control of chaotic continuous-time system with delay [J] Physica D, 1998, 117: 1-9
- [3] Lu H, He Y, He Z. A chaos-generator: An analysis of complex dynamical of a cell equation in delayed cellular neural networks [J] IEEE Trans Circ Syst, 1998, 45(2): 287-291
- [4] Farmer J D. Chaotic attractors of infinite dimensional dynamical systems [J] Physica D, 1982, 4: 366-372
- [5] Lien C H, Hsieh J G, Sun Y J. Robust stabilization for a class of uncertain systems with multiple time delays via linear control [J] J Math Analysis and Appl, 1998, 218(2): 369-378
- [6] Chen G, Yu X. On time-delayed feedback control of chaotic systems [J] IEEE Trans Circ Syst, 1999, 46(6): 767-775