

文章编号: 0253-987X(2002)12-1240-05

## 机动目标的模糊多模型跟踪算法

左东广, 韩崇昭, 郑林, 朱洪艳, 韩红

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

**摘要:** 设计了一种基于模糊逻辑推理的机动目标多模型跟踪新算法(FMMTA), 把量测新息对其协方差的逆的加权二次函数作为模糊推理系统的输入, 并通过模糊逻辑推理得到模型集中各模型的匹配度, 代替了交互式多模型(IMM)算法中的模式概率计算, 降低了计算的复杂度. 该算法将测量空间的不确定性映射到模糊空间, 从而解决了从测量空间的不确定性到模式空间不确定性的模糊推理问题, 并将模糊推理与多模型卡尔曼滤波结合, 进行并行处理, 有利于机动目标的实时跟踪. Monte Carlo 仿真结果表明, 在模糊规则设计恰当的情况下, FMMTA 算法相对于 IMM 算法在降低机动目标位置和速度的跟踪误差方面更有效.

**关键词:** 机动目标跟踪; 模糊推理; 多模型

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

## Fuzzy Multiple Model Tracking Algorithm for Manoeuvring Target

Zuo Dongguang, Han Chongzhao, Zheng Lin, Zhu Hongyan, Han Hong

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

**Abstract:** A new tracking algorithm based on fuzzy logic inference for manoeuvring target, called the fuzzy multiple model tracking algorithm (FMMTA), is presented. In the new algorithm, the quadratic function of the filtering measurement innovation weighted with the inverse of its covariance matrix is considered as the input of the fuzzy inference mechanism to get the matched degree for each filtering model in the designed model set, by which the model probability in the existing interactive multiple model algorithm (IMM) is once replaced, and the calculation complexity is decreased obviously. The uncertainty of measurement space is mapped into the fuzzy space, and the uncertainty of measurement space is resolved via the fuzzy inference mechanism. Then the fuzzy inference and Kalman filtering are combined to run in parallel, and the result is very effective for tracking manoeuvring target in real time. The Monte-Carlo simulation results indicate that it is more efficient to decrease the errors of the position and speed for manoeuvring target tracking by using the FMMTA rather than the IMM algorithm when the fuzzy rules are designed properly.

**Keywords:** manoeuvring target tracking; fuzzy inference; multiple model

收稿日期: 2002-03-04. 作者简介: 左东广(1969~), 男, 博士生; 韩崇昭(联系人), 男, 教授, 博士生导师. 基金项目: 国家重点基础研究发展规划“九七三”资助项目(2001CB309404).

模糊推理与概率统计理论都是处理不确定性因素的重要理论方法. 在处理机动目标跟踪过程中模型的不确定性时, 传统的概率统计理论常需要假设有一模型集  $M = \{1, 2, \dots, m\}$  覆盖目标的各种运动模式, 模型之间的转移过程假定为半马尔科夫过程, 模型之间的转移概率及其先验概率已知, 从而通过概率统计的理论方法来计算模型的不确定性, 目标状态的总体估计是对这些模型状态不确定性的加权结果<sup>[1~3]</sup>. 最优的多模型估计算法具有指数级的计算复杂度, 一些子优化的多模型算法在实现过程中通常需要进行较为复杂的加权系数(模型概率)的计算, 计算量较大.

本文给出了一种基于模糊逻辑推理的机动目标多模型跟踪估计算法(FMMTA), 该算法考虑了测量空间的不确定性, 用模糊推理与多模型卡尔曼滤波并行处理, 解决了从测量空间不确定性到模式空间不确定性的推理, 并通过 Monte Carlo 仿真同传统的交互式多模型算法(IMM)的比较表明了该算法的有效性.

## 1 机动目标跟踪模型

目标跟踪过程是涉及到连续及离散过程不确定性的混合估计问题<sup>[4]</sup>. 目标的机动可以假定为目标在不同的阶段适用不同的运动模式, 因而机动目标的运动模型可以通过一类具有加性高斯噪声的统计混合系统来描述

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{F}_{s_k}(k-1)\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{G}_{s_k}(k-1)\mathbf{w}_{s_k}(k-1) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}_{s_k}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}_{s_k}(k) \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{F}_{s_k}$ 、 $\mathbf{G}_{s_k}$ 、 $\mathbf{H}_{s_k}$  为相应的系数矩阵;  $\mathbf{x}(k) \in \mathbf{R}^{n_x}$  是目标在  $k$  时刻的状态;  $\mathbf{z}(k) \in \mathbf{R}^{n_z}$  是目标在  $k$  时刻的含有加性噪声的量测矢量;  $s_k$  表示目标在  $k$  时刻的运动模式,  $s_k \in M$ ,  $\mathbf{w}_{s_k}(k)$  及  $\mathbf{v}_{s_k}(k)$  为相互独立的、均值分别为  $\bar{\mathbf{w}}_{s_k}$  及  $\bar{\mathbf{v}}_{s_k}$ 、协方差分别为  $\mathbf{Q}_{s_k}$  和  $\mathbf{R}_{s_k}$  的白色高斯噪声序列. 显然, 该系统是一个非线性系统,  $\mathbf{x}(k)$  和  $\mathbf{z}(k)$  同时依赖于一个不确定的运动模式, 一旦目标的运动方式确定, 则目标模型可简化为一个线性系统来进行处理.

## 2 FMMTA 算法设计

假定有  $M$  个子滤波器或者子模型(线性高斯模型)用作混合系统估计, FMMTA 算法的假设条件

类同于 IMM 算法, 但它不需要给定目标模型之间的转移概率(马尔科夫转移概率). 对一些强机动目标的情况, 可在模型集的设计中加入关于目标的强机动模型. 采用方程(1)、(2)作为机动目标跟踪的混合估计模型, 第  $j$  个子模型可以重新表示为

$$\mathbf{x}_j(k) = \mathbf{F}_j(k-1)\mathbf{x}_j(k-1) + \mathbf{G}_j(k-1)\mathbf{w}_j(k-1) \quad (3)$$

$$\mathbf{z}_j(k) = \mathbf{H}_j(k)\mathbf{x}_j(k) + \mathbf{v}_j(k) \quad (4)$$

式中:  $j \in M$ . 设  $k-1$  时刻的机动目标的状态估计及协方差分别为  $\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$ 、 $\mathbf{P}(k-1|k-1)$ ,  $\mathbf{Z}^k = \{\mathbf{z}(1), \mathbf{z}(2), \dots, \mathbf{z}(k)\}$ .

### 2.1 模型滤波

对第  $j$  个子模型, 根据当前的量测输入  $\mathbf{z}(k)$ , 进行目标模型的条件滤波

$$\bar{\mathbf{x}}^j = E[\mathbf{x}_k | m_k^j, \mathbf{Z}^{k-1}] = \mathbf{F}_{k-1}^j \hat{\mathbf{x}}(k-1 | k-1) + \mathbf{G}_{k-1}^j \bar{\mathbf{w}}_{k-1}^j \quad (5)$$

$$\bar{\mathbf{P}}^j = \mathbf{F}_{k-1}^j \mathbf{P}(k-1 | k-1) (\mathbf{F}_{k-1}^j)^T + \mathbf{G}_{k-1}^j \mathbf{Q}_{k-1}^j (\mathbf{G}_{k-1}^j)^T \quad (6)$$

$$\tilde{\mathbf{z}}^j = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k^j \bar{\mathbf{x}}^j - \bar{\mathbf{v}}_k^j \quad (7)$$

$$\mathbf{S}^j = \mathbf{H}_k^j \bar{\mathbf{P}}^j (\mathbf{H}_k^j)^T + \mathbf{R}_k^j \quad (8)$$

$$\mathbf{K}^j = \bar{\mathbf{P}}^j (\mathbf{H}_k^j)^T (\mathbf{S}^j)^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^j = \bar{\mathbf{x}}^j + \mathbf{K}^j \tilde{\mathbf{z}}^j \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^j = \bar{\mathbf{P}}^j - \mathbf{K}^j \mathbf{S}^j (\mathbf{K}^j)^T \quad (11)$$

式中:  $\bar{\mathbf{x}}^j$ 、 $\bar{\mathbf{P}}^j$ 、 $\tilde{\mathbf{z}}^j$ 、 $\mathbf{S}^j$ 、 $\mathbf{K}^j$  分别为  $k$  时刻子模型滤波器  $j$  的状态及其协方差的条件预测值、新息及新息方差以及滤波器的增益;  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^j$ 、 $\mathbf{P}_{k|k}^j$  分别为  $k$  时刻子模型滤波器  $j$  的状态估计及协方差估计.

### 2.2 模型推理系统输入指标 $E_j$ 的计算

根据条件模型滤波结果, 不仅可以得到目标关于模型  $j$  的当前状态及协方差的估计  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^j$ 、 $\mathbf{P}_{k|k}^j$ , 而且也可以得到目标关于模型  $j$  的量测新息  $\tilde{\mathbf{z}}^j$  及新息方差  $\mathbf{S}^j$ , 定义模糊推理系统的输入量化指标为

$$E_j = (\tilde{\mathbf{z}}^j)^T \cdot (\mathbf{S}^j)^{-1} \cdot \tilde{\mathbf{z}}^j \quad j \in M \quad (12)$$

### 2.3 模型匹配度 $\mu_j$ 的计算

设量化指标  $E_j$  的论域空间为  $A_j$ ,  $\tilde{E}_j$  为  $E_j$  的模糊值. 设模型集中不同的模型具有相同的论域空间, 即有  $A_i = A_j$ ,  $i, j \in M$ ,  $i \neq j$  成立, 在其上定义相同的模糊子集: 小( $S$ )、中( $M$ )、大( $B$ ). 根据模糊输入指标  $E_j$  的特征选定模糊子集的隶属函数为高斯型函数

$$u(x) = \exp\left(\frac{-(x-c)^2}{2\sigma^2}\right)$$

式中:  $c$  及  $\sigma$  为表示模糊推理系统量化输入的分布参数(设计参数). 同样, 在模糊推理系统的输出空间

$[0, 1]$ , 定义相同的模糊子集小(S)、中(M)、大(B), 但其隶属函数定义为三角函数, 则根据模糊推理系统的推理特征, 有如下一些关于模型匹配程度的模糊语言规则存在.

规则 1: if  $\tilde{E}_1=B$  and  $\tilde{E}_2=M \cdots$  and  $\tilde{E}_j=S \cdots$   
 then  $\tilde{\mu}_1=S$  and  $\tilde{\mu}_2=S \cdots$  and  $\tilde{\mu}_j=B \cdots$   
 规划 2: if  $\tilde{E}_1=B$  and  $\tilde{E}_2=B \cdots$  and  $\tilde{E}_j=S \cdots$   
 then  $\tilde{\mu}_1=S$  and  $\tilde{\mu}_2=S \cdots$  and  $\tilde{\mu}_j=B$   
 .....

根据这些模糊语言规则, 模糊推理系统可以得到  $k$  时刻关于目标模型  $j$  的模糊匹配程度  $\tilde{\mu}_j \in [0, 1]$ , 然后对这些模糊匹配度进行归一化处理得到关于模型  $j$  的模型匹配度(模糊模型概率)

$$\mu_j = \frac{\tilde{\mu}_j}{\sum_M \tilde{\mu}_i}, \quad \sum_M \mu_j = 1 \quad (13)$$

## 2.4 估计合成

根据前面得到的  $k$  时刻目标模型  $j$  的条件估计  $\hat{x}_{k|k}^j$ 、 $P_{k|k}^j$  及其模型匹配度(模糊模型概率)  $\mu_j$  值, 在混合高斯型系统假设的条件下,  $k$  时刻目标状态的总体估计为

$$\hat{x}(k|k) = \sum_{j=1}^m \hat{x}_{k|k}^j \mu_j(k) \quad (14)$$

同时, 可推得目标状态的协方差估计为<sup>[4]</sup>

$$P(k|k) = \sum_{j=1}^m \mu_j(k) P_{k|k}^j + \sum_{j=1}^m \mu_j(k) [\hat{x}_{k|k}^j - \hat{x}(k|k)] [\hat{x}_{k|k}^j - \hat{x}(k|k)]^T \quad (15)$$

式中的后一项可看作总体状态估计误差的分散项. 该机动目标模糊多模型跟踪算法的结构见图 1.

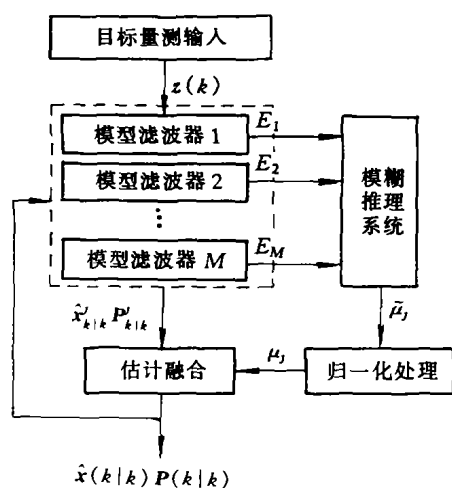


图1 FMMTA算法的结构图

## 3 FMMTA 算法的仿真研究

下面通过对飞机在  $(x, y)$  平面内的转弯运动来考察 FMMTA 算法的跟踪性能, 同时利用相同的仿真条件同交互式多模型算法 (IMM) 的跟踪结果进行比较. 本仿真算例参考了文献[5, 6].

### 3.1 仿真场景设计

飞机的转弯状态方程可以描述为

$$x(k) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & -\frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & \cos \omega T & 0 & -\sin \omega T & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x(k-1) + \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \\ 0 & 0 \end{bmatrix} w(k-1) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} u(k) \quad (16)$$

式中:  $\omega$  为飞机的转弯速率;  $w$  为控制输入矢量;  $u$  为过程噪声;  $T$  为扫描周期.

为使常速运动及转弯运动模型的状态一致, 对常速运动模型的状态矢量进行增广, 即对目标估计的状态矢量增加一个元素转弯速率  $\omega$ , 这样与常速运动及转弯运动状态方程对应的状态均为  $x(k) = [\xi_x \xi_x \xi_y \xi_y \omega]^T$ , 其中  $\xi_x, \xi_y$  为目标的位置变量.

假定在目标跟踪过程中, 只有位置量测信息, 则有如下关于目标的量测方程

$$z(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} x(k) + v(k) \quad (17)$$

飞机的运动航迹设置如下: 扫描周期  $T=1$  s, 在 1 到 60 个扫描周期内作速度为 300 m/s 的常速飞行, 然后作  $180^\circ$  的转弯运动, 转弯速率为  $3.74 (^\circ)/s$  ( $2g$  的加速度), 持续时间为 61 到 105 个扫描周期; 在 106 到 150 个扫描周期内作非机动飞行; 在 151 到 195 个扫描周期内作反向的转弯运动, 转弯速率为  $-3.74 (^\circ)/s$ , 接着非机动飞行至 220 个扫描周期; 目标真实航迹的过程噪声设置为零. 设目标在笛卡尔坐标系内的初始状态为

$$x(0) = [30 \text{ km} \quad -172 \text{ m/s} \quad 30 \text{ km} \quad -246 \text{ m/s} \quad 0]^T$$

为了跟踪该机动目标的运动, 本文设计了 3 种

同真实目标不完全一致的运动模型,即

$$\mathbf{M} = \{\omega_0 = 0, \omega_1 = 3, \omega_2 = -4\}$$

式中:  $\omega$  的单位为  $(^\circ)/s$ .

用下标“CV”和“CT”分别代表“常速”和“坐标转弯”模式,则用于机动目标跟踪模型的过程噪声分别设置为  $\mathbf{Q}_{CV} = (0.004)^2 \mathbf{I}$ ,  $\mathbf{Q}_{CT} = (0.001)^2 \mathbf{I}$ , 其中  $\mathbf{I}$  为  $2 \times 2$  的单位阵. 对迪卡尔坐标系内的每个方向的测量标准偏差假定为  $\sigma = 100$  m, 即量测噪声设为  $\mathbf{R} = (100)^2 \mathbf{I}$ . 将同样的模型集用 IMM 算法对该机动目标的航迹进行跟踪. 其中用到的马尔科夫转移概率矩阵为

$$\mathbf{p}_{ij} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.025 & 0.025 \\ 0.05 & 0.70 & 0.25 \\ 0.05 & 0.25 & 0.70 \end{bmatrix}$$

### 3.2 仿真结果分析

通过 100 次的 Monte Carlo 仿真来验证本文算法的有效性, 同时与 IMM 算法进行了比较, 结果见图 2~图 5. 本文给出的结果为均方根( $R_{MS}$ )误差, 计算方法如下.

$$R_{MS}(k) =$$

$$\left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}^j(k))^T (\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}^j(k)) \right)^{1/2}$$

式中:  $\mathbf{x}(k)$ 、 $\hat{\mathbf{x}}^j(k)$  分别表示第  $j$  次运行时  $k$  时刻目标状态的真值及总体估计;  $N$  表示 Monte Carlo 仿真运行的次数.

图 2 及图 4 分别给出了目标在  $x$  方向及  $y$  方向的位置误差  $\epsilon_{p,x}$ 、 $\epsilon_{p,y}$ , 图 3 及图 5 分别给出了目标在  $x$  方向及  $y$  方向的速度误差  $\epsilon_{v,x}$ 、 $\epsilon_{v,y}$ . 通过对图 2~图 5 中 FMMTA 及 IMM 算法对飞机转弯运动的跟踪的结果的比较, 可以看出: 在一定程度上, FMMTA 算法相对于 IMM 算法对机动目标具有更好的跟踪效果. 在跟踪模型同真实模型不完全一致

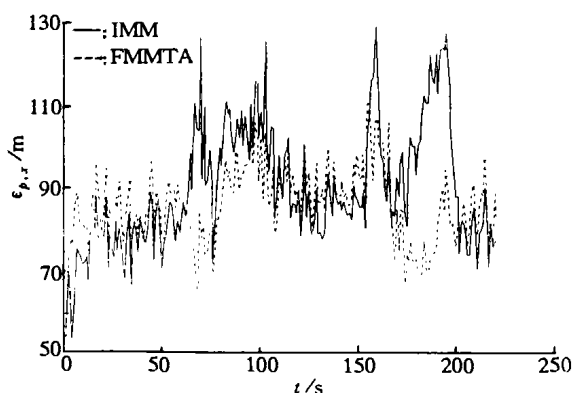


图 2  $x$  方向的位置误差

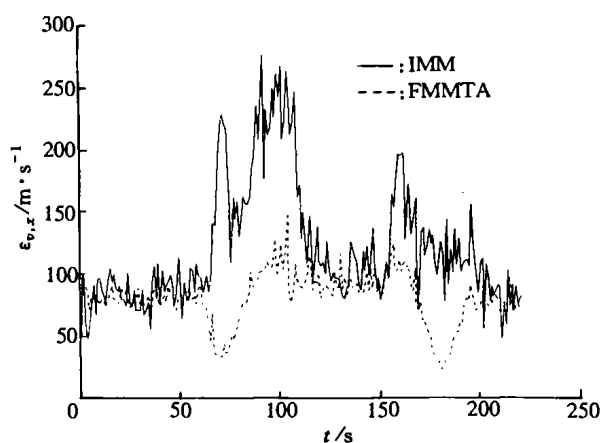


图 3  $x$  方向的速度误差

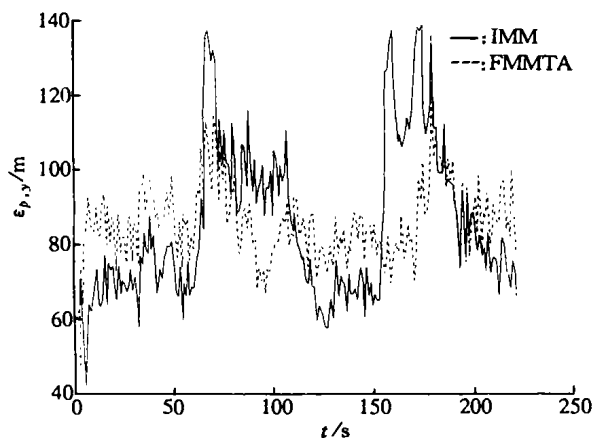


图 4  $y$  方向的位置误差

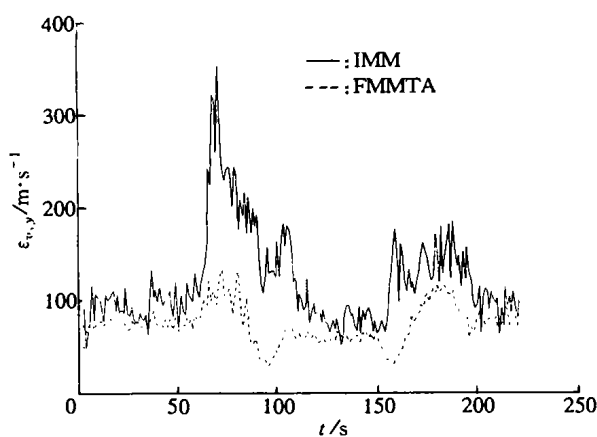


图 5  $y$  方向的速度误差

的情况下, FMMTA 算法的跟踪效果也相当好. 相对于 IMM 算法, FMMTA 在设计中需要有更多的专家经验, 设计上较为复杂, 而 IMM 算法则需要大量的先验知识, 设计上较为简单, 但在计算上相对

复杂.

## 4 结 论

本文基于模糊推理技术研究了机动目标跟踪中模型不确定性因素,给出了一种基于模糊逻辑推理的机动目标多模型跟踪估计算法,该算法不需要多模型算法中模型先验概率及转移概率已知的假设,有效地避免了模型概率计算中的复杂性.该算法考虑了测量空间的不确定性,模糊推理与多模型卡尔曼滤波并行处理,最终解决了从测量空间的不确定性到模式空间的不确定性推理,并通过 Monte Carlo 仿真同传统的 IMM 算法的比较证明了该算法的有效性.

### 参考文献:

- [1] Lin H J, Atherton D P. An investigation of the DFIMM algorithm for tracking manoeuvring targets [A]. The 32<sup>nd</sup> Conference on Decision and Control, San Antonio, Texas, 1993.

- [2] Munir A, Atherton D P. Adaptive interacting multiple model algorithm for tracking a manoeuvring target [J]. IEE Proc Radar, Sonar Navig, 1995, 142(1): 11~17.
- [3] Averbuch A, Itzikowitz S, Kapon T. Radar target tracking—Viterbi versus IMM [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 27(3): 550~563.
- [4] Bar-Shalom Y, Rong L X. Estimation and tracking: principles, techniques, and software [M]. Boston: Artech House, 1993.
- [5] Rong L X. Design of an interacting multiple model algorithm for air traffic control tracking [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 1993, 1(3): 186~194.
- [6] Jilkov V P, Angelova D S, Semerdjiev T Z A. Design and comparison of mode-set adaptive IMM algorithm for maneuvering target tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(1): 343~350.

(编辑 刘 杨)

(上接第 1221 页)

## 4 结 论

文中介绍了采用在线小波分解算法提高传感器漂移故障检测灵敏度的方法,及 FHM 算法在消除信号中“野点”数据的应用.需要指出的是:如果传感器的输入变化与传感器自身的特性漂移在同一时间尺度,采用本文算法不能确定检测出传感器输出信号的变化是否一定是由传感器的漂移故障所引起的,这时需要采用多传感器方法进行进一步的判断识别,这将是本文下一步需要研究的工作.

### 参考文献:

- [1] Martin H. Drift counteraction in odour recognition ap-

plications: lifelong calibration method [J]. Sensors and Actuators: B, 1997, 42: 185~194.

- [2] Mohamed N N, Bhavik R B. On-line multiscale filtering of random and gross errors without process models [J]. American Institute of Chemical Engineers, 1999, 45(5): 1 041~1 058.
- [3] Bhavik R B, Prakhar B, Mohamed N N. Multiscale rectification of random errors without fundamental process models [J]. Computer & Chemical Engineering, 1997, 21(5): 1 167~1 172.
- [4] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [5] 虞和济, 陈长征, 张 省, 等. 基于神经网络的智能诊断 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2000.

(编辑 杜秀杰)