

文章编号 1004-924X(2009)04-0867-07

自适应模糊逻辑的多模型跟踪

陈 谋, 姜长生

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 为了克服基于“当前”统计模型的交互式多模型算法难以恰当地确定当前模型的概率, 以及系统参数 a_{\max} 和 $a_{-\max}$ 在跟踪过程中不能自适应调整的缺点, 提出了一种基于自适应模糊逻辑的多模型跟踪算法。介绍了基于“当前”统计模型的交互式多模型算法, 给出了算法的基本步骤。在“当前”统计模型算法基础上, 提出了一种基于自适应模糊逻辑的多模型跟踪改进算法, 采用模糊推理给出了模型的选择概率, 以提高跟踪的速度; 同时, 采用蚁群算法对设计参数进行优化, 以提高跟踪的精度。最后, 将所设计的基于“当前”统计模型的多模型改进算法用于机动目标的跟踪仿真。实验结果表明: 改进的算法使得跟踪精度提高了 20% 左右, 机动目标跟踪一次仿真时间为 0.047 s, 基本满足高速、高精度跟踪目标的要求。

关键词: 机动目标跟踪; 当前统计模型; 多模型跟踪; 自适应模糊逻辑; 蚁群算法

中图分类号: TP273; TP301.6 **文献标识码:** A

Multiple model tracking based on adaptive fuzzy logic

CHEN Mou, JIANG Chang-sheng

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics &
Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In the Interacting Multiple Model (IMM) algorithm based on a current statistical model, the current model probability can not easily be decided, and the system parameters a_{\max} and $a_{-\max}$ can not be adaptively adjusted. In order to overcome the above disadvantages, an IMM algorithm based on current statistical model is presented with adaptive fuzzy logic. The working principle of the algorithm is introduced, and basic steps are given. Then, a modified IMM algorithm based on current statistical model is presented with adaptive fuzzy logic. The selection probability of the modified model is given by fuzzy inference to improve the tracking speed, and the design parameters of the modified algorithm are optimized with an ant algorithm to improve the tracking precision. Finally, the modified IMM model is used to simulate maneuvering targets. The experimental results indicate that the modified algorithm can improve the tracking precision by 20%, and the simulation time of one maneuvering tracking process is 0.047 s, which can satisfy the system requirements of fast tracking and high precision.

Key words: maneuvering target tracking; current statistical model; multiple model tracking; adaptive fuzzy logic; ant algorithm

收稿日期: 2008-03-22; 修订日期: 2008-06-17.

基金项目: 航空科学基金资助项目 (No. 20075152014); 江苏省自然科学基金资助项目 (No. SBK20082815)

1 引言

由于在军事和民用领域具有广阔的应用前景,目标跟踪问题的研究一直受到人们的广泛关注^[1]。最近几十年来,国内外众多专家学者对其进行了深入的研究^[1-10]。机动目标跟踪问题是目前目标跟踪领域的一个重要研究方向,它是将传感器接收到的众多量测值信息进行有效分析,给出跟踪目标的运动轨迹,然后分析运动轨迹的准确性和可靠性。目前,许多学者致力于研究各种自适应滤波算法并取得很多重要成果,其中交互式多模型算法和基于“当前”统计模型的自适应滤波算法都具有较好的跟踪效果^[7-10]。

Blom 和 Bar-Shalom 在广义伪贝叶斯算法基础上,提出了一种具有马尔科夫切换系数的交互式多模型(IMM)算法^[1]。多模型方法主要用于特性随时间变化系统的状态估计,特别适用于机动目标跟踪。周宏仁教授提出的“当前”统计模型本质上是一种非零均值时间相关模型,该模型认为当目标正以某一加速度机动时,下一时刻的加速度取值是有限的,且只能在“当前”加速度的邻域内^[6-10]。

本文主要对多机动目标跟踪中的交互式多模型算法进行研究,针对“当前”统计模型的交互式多模型算法难以确定恰当的当前模型概率以及设计参数 a_{\max} 和 $a_{-\max}$ 在跟踪过程中不能自适应调整的缺点,提出了一种“当前”模型的自适应模糊改进算法,并同时采用蚁群算法对设计参数进行优化,从而既能提高跟踪的速度又能提高跟踪的精度。仿真结果表明,本文所提出的改进算法用于解决机动目标跟踪问题是有效可行的。

2 问题描述

设采样周期为 T ,目标运动状态方程为^[10]:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{U}(k)\bar{a} + \mathbf{W}(k), \quad (1)$$

其中 $\mathbf{X}(k) = [x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k)]^T$, 而 x 、 \dot{x} 和 \ddot{x} 分别代表运动目标的位置、速度和加速度分量; \bar{a} 为机动加速度的均值, $\mathbf{W}(k)$ 是协方差矩阵为 $\mathbf{Q}(k)$ 的离散时间白噪声序列。矩阵 $\mathbf{F}(k)$ 、 $\mathbf{U}(k)$ 和 $\mathbf{Q}(k)$ 的具体表达式参见参考文献^[10]。

观测方程为

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k), \quad (2)$$

其中当仅有含噪声的目标位置数据可观测时,有

$$\mathbf{H}(k) = [1, 0, 0], \quad (3)$$

且 $\mathbf{V}(k)$ 是均值为零,方差为 $\mathbf{R}(k)$ 的高斯观测噪声。假定模型集有 N 个子滤波器,每个模型都有机动输入,如没有机动输入时为非机动模型。一般交互式多模型(IMM)的估计步骤如下^[7]:

(1)数据交互 根据各模型 $k-1$ 时刻的滤波值 $\hat{X}^i(k-1|k-1)$ 和模型概率 $\mu^i(k-1)$, 计算交互混合后的滤波初始值。

(2)状态滤波 根据第(1)步所得到的混合初始条件和当前的测量 $\mathbf{Z}(k)$, 将其作为 k 时刻每个滤波器的输入,对各模型分别进行卡尔曼滤波,产生新的模型估计滤波值 $\hat{X}^j(k|k)$ 和协方差 $P^j(k|k)$ 。

(3)模型概率更新 对 $j=1, 2, \dots, r$, 计算模型的更新概率。

(4)滤波综合 得到 k 时刻目标的滤波估计值 $\hat{X}(k|k)$ 和滤波估计协方差 $P(k|k)$ 。

在基于“当前”统计模型的算法中,如果把 $\ddot{x}(k)$ 的一步预测 $\hat{\ddot{x}}$ 看作是 kT 瞬间的“当前”加速度即随机机动加速度的均值,即 $\bar{a}(k) = \hat{\ddot{x}}(k|k-1)$, 就可得到加速度的均值自适应算法。那么就有

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \frac{4-\pi}{\pi} [a_{\max} - \hat{\ddot{x}}(k|k-1)]^2 & (a > 0) \\ \frac{4-\pi}{\pi} [\hat{\ddot{x}}(k|k-1) - a_{-\max}]^2 & (a < 0) \end{cases}, \quad (4)$$

这里 a_{\max} 和 $a_{-\max}$ 为系统参数。这样协方差矩阵 $\mathbf{Q}(k)$ 即可以实时更新,而且在状态预测方程中的转移矩阵 \mathbf{F} 由 \mathbf{A} 矩阵替代

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

目标加速度非零均值的引入,使 σ_a^2 的变化跟随 $\hat{\ddot{x}}(k|k)$ 的变化,从而影响 \mathbf{Q} 阵。

3 基于当前统计模型的自适应模糊改进算法

由于多模型算法难以恰当地确定当前模型概率,本文采用模糊推理给出模型的选择概率。

目标的机动范围被划分成 i 个区域,即 i 个模糊集合。在每个区域内定义一个模型,第 i 个模糊集合的中心定义为模型的参考加速度,记为 u_i 。该方法就是通过度量目标当前各个方向上的实际加速度 $a(k)$ 与 u_i 的相似性,来确定每个模型的有效性。在基于“当前”模型的多模型算法中,采用一步预测值 $\hat{x}(k|k-1)$ 来代替当前实际加速度 $a(k)$ 。当 $\hat{x}(k|k-1)$ 逼近以 u_i 为中心的模糊集合区域时,说明和 u_i 对应的第 i 个模型最匹配目标的“当前”机动情况^[8-10]。模型的权值是由隶属度函数 $\mu(a(k))$ 来决定的。当 $a(k) = u_i$ 时,隶属函数的值等于 1。当 u_i 与 $a(k)$ 之间的差不断增加时,隶属函数的值将趋于 0。本文使用三角隶属函数,三角模糊集合的中心定义为模型条件加速度 u_i 。

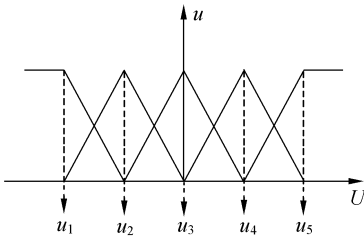


图 1 三角隶属度函数

Fig. 1 Triangle membership function

图 1 显示了使用 5 个模型条件加速度 $\{u_1, u_2, u_3, u_4, u_5\}$ 的三角模糊集合的标量模糊系统,在每个相邻的模糊集合中心处隶属函数下降为 0。边界的模糊集合设置为向左或向右为开集,以确保对于所有的 u_i 值至少有一个模型在起作用。模型的权重根据加速度估计值,由以下公式确定:

$$u_i(k) = \frac{\mu_i(a(k))}{\sum_{j=1}^N \mu_j(a(k))} \quad (6)$$

则多模型的输出 $\hat{X}(k|k) = \sum_{j=1}^r \hat{X}^j(k|k)\mu^j(k)$ 可改写为如下形式:

$$\hat{X}(k|k) = \sum_{j=1}^r \hat{X}^j(k|k)\mu_j(a(k)) \quad (7)$$

其中 $\sum_{j=1}^N \mu_j(a(k)) = 1$ 。

模糊推理系统设计大体上可分为两个主要部

分:知识库的设计和量化因子 K_u 、比例因子 K_a 的调整。对于机动加速度大范围变动或突变的目标,为了改善跟踪的速度和跟踪精度,有必要根据输入模糊变量的大小,调整相应的隶属函数,即改变模糊变量的论域范围,从而达到根据不同的机动加速度选取最佳的设计参数,使系统具有最好的跟踪品质。为此,可利用自适应模糊逻辑来改进它。该方法的思路是:根据目标机动加速度的大小,利用滤波误差来在线调整 a_{\max} 和 $a_{-\max}$,并由 a_{\max} 和 $a_{-\max}$ 的值影响隶属函数的形状,从而改变模糊逻辑的输出,最后通过模型滤波值的加权组合来完成对目标的跟踪。其中自适应模糊调整算法采用一种“可变论域”的思想:在规则形式(形状)不变的前提下,论域随着加速度变小而收缩(当然亦可随加速度增大而膨胀),如图 2 所示。

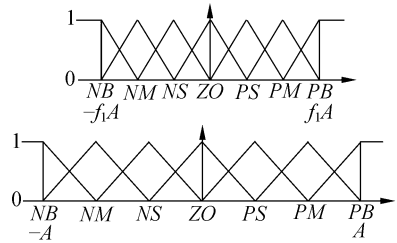


图 2 隶属函数的自适应调整

Fig. 2 Adaptive regulation of membership function

初始论域 $[-A, A]$ 通过调整因子 f_1 变换为 $[-f_1A, f_1A]$,其中 f_1 为输入的连续函数,记为 $f_1(a)$,显然有 $0 < f_1(a) \leq 1$ 。这里采用如下非线性函数来达到模糊控制输入变量(加速度 a)论域(隶属函数)的在线自适调整:

$$f_1(a) = \begin{cases} 1 - e^{-k_1 \cdot \sqrt{a_{\max} \cdot a^2}} & a > 0 \\ 1 - e^{-k_2 \cdot \sqrt{a_{-\max} \cdot a^2}} & a < 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中: $a_{\max}, a_{-\max}, k_1 > 0$ 和 $k_2 > 0$ 为设计常数。在跟踪过程中, a 的论域可以随着 a 的变化自动调整为 $[-f_1A, f_1A]$,如图 2 所示。由于论域的自动调整,相应的隶属函数也自动调整,从而实现根据不同大小和方向来自适应地调整模糊系统输出,使模糊系统响应品质大大提高。

虽然利用自适应模糊推理算法对跟踪精度进行了改进,但模糊推理中输入比例因子 K_a ,输出量化因子 K_u 以及函数 f_1 中的设计参数 $a_{\max}, a_{-\max}, k_1$ 和 k_2 的确定都会对系统的跟踪性能产生较大的影响。如何选取这些参数,目前还未有

成熟的方法。因此本文利用蚁群算法来对其进行寻优。蚁群算法不仅利用了正反馈原理,在一定程度上可以加快进化过程,而且是一种本质并行的算法,多个个体以特定的规律同时进行搜索,有利于发现较好解。对于设计参数 $K_a, K_u, a_{\max}, a_{-\max}, k_1$ 和 k_2 ,采用蚁群算法优化时选择如下性能指标函数:

$$f(k) = \frac{1}{\sqrt{(x(k) - \hat{x}(k))^2 + (y(k) - \hat{y}(k))^2 + (z(k) - \hat{z}(k))^2}}, \quad (9)$$

其中 $\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}$ 为 x, y, z 三个方向的滤波估计值。上式的物理意义是使三维空间跟踪误差最小。通过式(9)产生设计参数 $a_{\max}, a_{-\max}, k_1$ 和 k_2 ,从而影响隶属函数的形状。用蚁群算法优化设计参数的流程如图 3 所示。

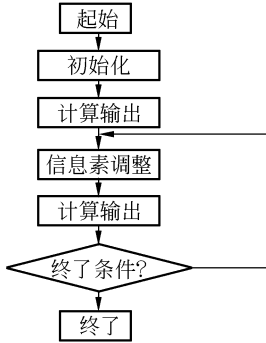


图 3 蚁群优化流程图

Fig. 3 Flowchart of ant optimum algorithm

其算法的步骤如下:

- (1) 初始化信息素矩阵;
- (2) 将 M 只蚂蚁置于出发点;
- (3) 每只蚂蚁根据转换规则寻找下一节点,并保存起来,直到到达终点;
- (4) 根据式(9)计算性能指标;
- (5) 根据性能指标和信息素调整规则,对每一节点的信息素值进行调整;

以 $P_{ab}^l(t)$ 表示在 t 时刻蚂蚁 l 从节点 a 转移到 b 的概率,其计算公式为:

$$P_{ab}^l(t) = \frac{(\tau_{ab})^\alpha (\eta_{ab})^\beta}{\sum_{b \in S_a^l} (\tau_{ab})^\alpha (\eta_{ab})^\beta}, \quad (10)$$

式中: τ_{ab} 为节点 b 上的信息素浓度; $\eta_{ab} = 1/d_{ab}$ 为节点 a 和节点 b 之间的能见度; α, β 为信息素浓度 τ_{ab} 与能见度 η_{ab} 的相对重要性的权值; S_a^l 为节

点 a 的所有相邻节点的集合。随着时间的推移,以前信息素逐渐挥发,用参数 $\rho (0 < \rho < 1)$ 表示信息素的挥发程度,经过 m 时刻,蚂蚁到达目标点,各路径上的信息素的浓度可根据如下公式进行调整:

$$\tau_{ab}(t+m) = (1-\rho)\tau_{ab}(t) + \rho(\Delta\tau_{ab} + \Delta^1\tau_{ab}), \quad (11)$$

式中: $\Delta\tau_{ab} = \sum_{l=1}^M \Delta^l\tau_{ab}$, 表示所有蚂蚁在本次循环中留在节点 b 上的信息素的浓度之和;

$$\Delta^l\tau_{ab} = \begin{cases} Q/J(b) & \text{节点 } b \text{ 属于蚂蚁的当前最优路径} \\ 0 & \text{不属于} \end{cases},$$

$$\Delta^1\tau_{ab} = \begin{cases} Q^1/J(b) & \text{节点 } b \text{ 属于当前的最优路径} \\ 0 & \text{不属于} \end{cases};$$

其中, $J(b)$ 为本次循环的性能指标值; Q, Q^1 为性能指标对于信息素的更新比例系数。

(6) 判断是否满足迭代条件,若不满足,返回(2),直到满足条件;

(7) 找出 M 只蚂蚁中性能指标最优时的参数。

在这个改进算法中,虽然根据目标可能的机动加速度设置了多个模型,但是在某一时刻起作用的仅仅是相邻区域内的两个模型,因而相对于单个“当前”模型的算法计算量增加不大。另一方面,根据模型调节加速度 a 的大小可以寻优选择适当的 a_{\max} 和 $a_{-\max}$,使算法增强了调整方差大小的能力,提高了跟踪精度。

4 实验结果与分析

假设仿真场景如下:直角坐标系采用轴垂直向上, x 和 y 轴由 z 轴按右手法则确定。目标初始位置在 $(22, 24, 13 \text{ km})$ 处,在第 1~30 步以 0.5 km/s 沿 x 轴正向做匀速直线运动;在 30~40 步,目标处于爬升状态,此时角速度为 0.875 rad/s ;在 40~50 步,目标由爬坡状态转为平飞,此时角速度为 -0.875 rad/s ;50~100 步,目标继续沿 x 轴正向做匀速直线运动,目标原始轨迹如图 4 所示。

传感器位于直角坐标原点,扫描周期为 $T = 1 \text{ s}$ 。假定在整个航路上雷达传感器 R 方向量测标准差为 20 m , θ 方向量测标准差为 0.005 rad , φ 方向量测标准差为 0.005 rad , Monte Carlo 仿真次数为 100 次。

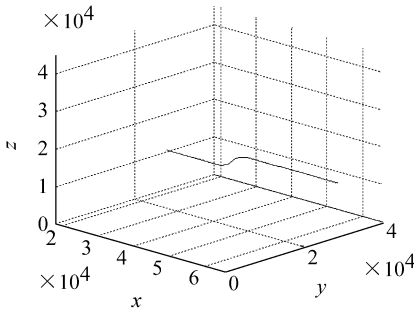


图 4 目标原始轨迹

Fig. 4 Initial track of target

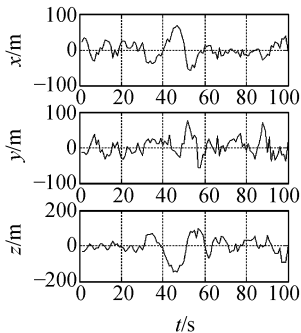
本文使用均值误差 (ME) 作为性能参量进行分析。以 x 方向的位置估计为例,令 (x_k^j, y_k^j) 和 $(\hat{x}_k^j, \hat{y}_k^j)$ 分别表示第 i 次 Monte Carlo 仿真中 k 时刻目标位置的真实值和估计值。假设相互独立的 Monte Carlo 仿真的总的次数为 M 。那么 k 时刻 x 方向的位置估计均值误差为:

$$ME_k = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_k^i - \hat{x}_k^i). \quad (12)$$

采用基于传统的“当前”模型的自适应算法时,假设目标最大加速度 $a_{\max} = 8g, a_{-\max} = -8g$ ($g = 9.8 \text{ m/s}^2$),自相关时间常 α 数取 $1/20$,则滤波的跟踪误差如图 5 所示。

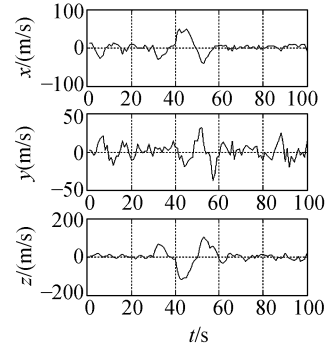
初始仿真条件相同时,采用本文所研究的基于“当前”模型的多模型模糊改进算法进行目标跟踪,目标最大加速度 a_{\max} 和 $a_{-\max}$ 可采用优化得到,滤波的跟踪误差如图 6 所示。

仿真结果表明,改进算法与传统的“当前”模型算法相比,在目标非机动阶段具有更高的跟踪精度,在目标的机动阶段均值误差能够更快地回落到平稳阶段,这表明改进算法具有更好的跟踪精度。表 1 列出了在主频 3.0 GHz,内存 256 M



(a)位置估计均值误差曲线

(a)Curves of position estimation average errors



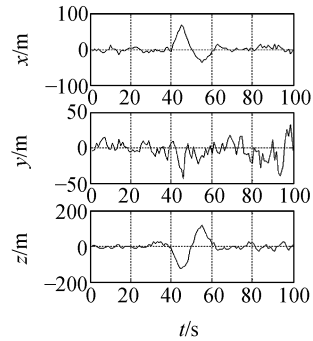
(b)速度估计均值误差曲线

(b)Curves of velocity estimation average errors

图 5 “当前”模型算法的跟踪误差曲线

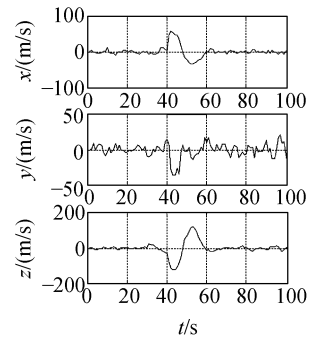
Fig. 5 Curves of tracking errors of “current statistical” model algorithm

的 P4 计算机上,改进算法与其它算法进行相同场景仿真时的仿真时间。由仿真结果可看出这 3 种自适应滤波方法的仿真时间都是可以接受的,但改进算法的跟踪精度有明显提高。



(a)位置估计均值误差曲线

(a) Curves of position estimation average errors



(b)速度估计均值误差曲线

(b) Curves of velocity estimation average errors

图 6 “当前”模型的模糊改进算法的跟踪误差曲线

Fig. 6 Curves of tracking errors of fuzzy modification algorithm based on “current statistical”

model

表 1 仿真时间对比

Tab. 1 Contrast of simulation time

交互式多 模型算法	“当前”模 型算法	“当前”模型 改进算法
0.078 s	0.031 s	0.047 s

5 结 论

传统的当前模型滤波方法,由于难以确定恰当的当前模型概率以及无法有效选择设计参数

参考文献:

- [1] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.
ZHOU H R, JING ZH L, WANG P D. *Tracking of Maneuvering Targets* [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1991. (in Chinese)
- [2] SIMON J J, JEFFREY K U. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimator [J]. *IEEE Trans. on AC*, 2000, 45(3): 477-478.
- [3] ANGRISANI L, BACCIGALUPI A, MORIELLOR S L. Ultrasonic time-of-flight estimation through unscented Kalman filter [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2006, 55(4): 1077-1084.
- [4] HUE C, CADRE J, PEREZ P. Sequential monte carlo methods for multiple target tracking and data fusion [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002, 50(2): 309-325.
- [5] 陈浩, 谭久彬. 一种用于光电目标跟踪的非线性滤波算[J]. 光学 精密工程, 2006, 14(5): 917-921.
CHEN H, TAN J B. Nonlinear filtering algorithm for improving opto-electric target tracking [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(5): 917-921. (in

a_{\max} 和 $a_{-\max}$, 因此对于机动加速度大范围变动或突变的目標缺乏快速和准确的跟踪能力。本文以目标机动加速度的大小作为输入, 利用模糊逻辑确定当前模型概率。同时利用滤波误差在线调整 a_{\max} 和 $a_{-\max}$, 并且用于改变隶属函数的形状, 从而改变模糊逻辑的输出, 以改善跟踪的速度和精度。实验结果表明: 改进的算法使跟踪精度提高了 20%; 机动目标跟踪一次仿真时间为 0.047 s, 所设计的改进算法是有效的。

Chinese)

- [6] 孟勃, 朱明. 粒子滤波算法在非线性的目标跟踪系统中的应用[J]. 光学 精密工程, 2007, 15(9): 1421-1426.
MENG B, ZHU M. Nonlinear object tracking using particle filter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(9): 1421-1426. (in Chinese)
- [7] 姚剑敏, 许廷发, 倪国强. 一种基于优化小波特征的非线性目标跟踪算法[J]. 光学 精密工程, 2007, 15(3): 428-433.
YAO J M, XU T F, NI G Q. Nonlinear target tracking method based on optimized wavelet features [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(3): 428-433. (in Chinese)
- [8] 黄泽汉, 邢昌凤. 基于模糊推理的机动目标自适应多模型跟踪算法[J]. 情报指挥控制系统与仿真技术, 2004, 26(5): 42-46.
HUANG Z H, XING CH F. Adaptive multiple model tracking algorithm for maneuvering target based on fuzzy inference [J]. *Information Command Control System & Simulation Technology*, 2004, 26(5): 42-46. (in Chinese)
- [9] 申斌, 董朝阳, 陈宇, 等. 一种模糊自适应交互多模型算法[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(10): 2345-2348.

SHEN B, DONG CH Y, CHEN Y, *et al.*. Fuzzy adaptive interacting multiple model algorithm [J]. *Journal of System Simulation*, 2005, 17 (10): 2345-2348. (in Chinese)

[10] 张永胜, 稽成新. 一种基于当前统计模型的模糊交互多模型算法[J]. 火力与指挥控制, 2003, 28

(1):51-55.

ZHANG Y SH, JI CH X. A fuzzy interacting multiple model algorithm based on current statistical model [J]. *Fire Control & Command Control*, 2003, 28(1):51-55. (in Chinese)

作者简介:



陈 谋(1975—),男,四川蓬安人,副教授,主要从事非线性系统控制、图像处理与模式识别和火力控制等方面的研究。E-mail: chenmou@nuaa.edu.cn



姜长生(1942—),男,南京六合人,教授,博士生导师,1964年,1968年于南京航空航天大学分别获学士和硕士学位,主要从事非线性系统控制和火力控制等方面的研究。E-mail: jiangcs@nuaa.edu.cn

● 下期预告

基于 ISO5436—2 表面形貌评定基准的研究

崔长彩^{1,2}, 蒋向前^{1,3}, 李小改¹, 刘晓军¹

(1. 华中科技大学 机械学院 仪器系, 湖北 武汉 430074;

2. 华侨大学, 福建 泉州 362021; 3. 哈德斯菲尔德大学 精密技术中心, 英国)

为了评价仪器的软件和整体性能,根据 ISO 软件测量标准(SoftGauge)5436—2,应用过程仿真、实测电加工和珩磨表面的标准数据,研究了不同方法获得的表面形貌——粗糙度轮廓的评定基准,即高斯滤波基准、最小二乘中线基准、最小二乘曲线基准的定义和实现,给出了不同基准下 ISO 4287 定义的表面粗糙度轮廓典型参数的评定结果,包括 R_a 、 R_q 、 R_p 、 R_v 、 R_{sk} 、 R_{ku} ,分析了各种基准下各参数相对于标准结果的计算偏差。计算结果表明:对于仿真数据,三种方法的计算精度都比较好,仅仅参数 R_{sk} 在两个最小二乘基准下偏差较大,达 50% 左右;对于电加工表面数据,高斯基准下的各个参数偏差最小,其它两种基准下偏差稍大,而相对较大偏差是 R_{sk} 和 R_p ,其中 R_{sk} 分别为 3.55% 和 -7.45%, R_p 分别为 -3.45% 和 3.95%;对于含有跳跃点的珩磨表面,三种基准下的评定结果都有较大偏差,其中有求均值运算的 R_a 、 R_q 的偏差稍小,其它较大,经过剔除处理后, R_a 、 R_q 偏差仍然相对稍小, R_{sk} 和 R_p 由较大偏差明显减小为稍小偏差,而 R_{ku} 、 R_p 偏差没有明显改进,仍为约 40%。总之,三种方法对奇异点较敏感,对无奇异点的粗糙度轮廓的常用参数评定结果基本一致。在评定一般精度、表面无明显周期波纹度成分和较大奇异特征时,对于常用表面功能评定参数,如 R_a 、 R_q ,选用原理简单、实现方便的最小二乘拟合基准即可满足要求。