

基于 UIMMS 的多站雷达机动目标跟踪研究

赵慧波 潘 泉 梁 彦 王增福

(西北工业大学自动化学院 西安 710072)

摘 要 针对多站雷达量测机动目标跟踪问题,提出了一种将平滑方法运用于典型的交互式多模型结构的跟踪算法。首先介绍了卡尔曼平滑器(KS),比较了不敏卡尔曼滤波(UKF)和不敏卡尔曼平滑(UKS)两种方法,引入并分析比较了 IMMF 和 IMMS 方法。同时,针对目标机动特性以及多雷达量测带来的非线性等问题,构造了多部雷达跟踪机动目标场景,进行了典型方法的比较和新方法的验证,实验结果验证了新方法的有效性。

关键词 雷达量测,非线性滤波,不敏卡尔曼滤波,不敏卡尔曼平滑,交互式多模型

中图分类号 TP273 **文献标识码** A

UIMMS of Maneuverable Target Tracking for Multistatic Radar System

ZHAO Hui-bo PAN Quan LIANG Yan WANG Zeng-fu

(College of Automation, Northwestern Polytechnic University, Xi'an 710072, China)

Abstract This paper presented the problem of tracking radar measurements of maneuvering target, discussed the kalman smoother, introduced the smooth methods, compared the methods of Unscented Kalman filter with Unscented Kalman smoother, Interacting Multiple Model Filter(IMMF) and Interacting Multiple Model Smoother(IMMF) based on the Multiple Model idea. Meanwhile, for the problem of nonlinear based on the radar measurements and the target characteristic, designed the models of maneuvering target and several radar measurements, compared the classed methods and tested the new methods, experiment results show the effectiveness.

Keywords Radar measurements, Nonlinear filtering, UKF, UKS, Interacting multiple model

多站雷达机动目标跟踪是雷达跟踪领域的一个热点问题。多站雷达可以改善目标探测空间和时间的覆盖范围,提高对目标的探测和跟踪精度,增强系统的稳定性和冗余性。目前,各国对多站雷达的武器装备提出了较高的要求,因此,对多站雷达数据处理的研究将对雷达组网以及相关技术起到积极的推动作用。目标的机动特性以及多站雷达带来的强非线性等问题是雷达量测跟踪机动目标应用领域中一个较为复杂的问题。回溯目标跟踪研究的历史,所采用的滤波方法可以宽泛地分为以下两种:即基于多项式动态模型的多项式滤波器和基于飞行器非线性运动微分方程的滤波器。对于发生机动的目标跟踪,不敏卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法^[2,3]通过 UT 变换逼近一个概率分布,由于不必计算非线性变换的导数而隐含具有二阶滤波器的精度,从而解决了非线性滤波最优问题。UKF 算法短时间内在非线性滤波领域获得了广泛认同。交互式多模型(Interacting Multiple Model, IMM)是目前公认的处理目标跟踪中多模式问题最为有效的方法^[11-14]。对于多模式特征下的非线性问题,一般是在 IMM 框架下采用扩展卡尔曼滤波(EKF)和 UKF 方法,形成 IMMEKF, IMMUKF 算法^[16,17]。Kalman 平滑(kalman smoother)具有重要的应用背景,例如人造地球卫星或发射导弹的轨道重构问题可归结为固定区间 Kalman 平滑问

题^[4-7]。从工程应用角度,设计稳态 Kalman 平滑器可减小实时计算负担。

本文针对多站雷达机动目标跟踪问题进行了深入的探讨,其中结合了 UKF 算法和经典 Kalman 平滑器的设计,构造了新的 UKS 算法。第 1 节介绍了经典 Kalman 平滑器;第 2 节介绍了 UKF 算法;第 3 节介绍了 UKS 算法;第 4 节介绍和比较了 IMMF 和 IMMS 方法;第 5 节是基于以上方法对多站雷达机动目标进行跟踪仿真试验;最后给出了结论。

1 Kalman Smoother

应用经典的离散时间卡尔曼平滑器(Rauch-Tung-Striabel-smoother (RTS))^[8]计算线性系统模型:

$$x_k = A_{k-1}x_{k-1} + q_{k-1} \quad (1)$$

$$y_k = H_k x_k + r_k$$

服从分布:

$$p(x_k | y_{1:T}) = N(x_k | m_k^-, P_k^-) \quad (2)$$

均值和方差计算如下:

$$\begin{aligned} m_{k+1}^- &= A_k m_k \\ P_{k+1}^- &= A_k P_k A_k^T + Q_k \\ C_k &= P_k A_k^T [P_{k+1}^-]^{-1} \end{aligned} \quad (3)$$

$$m_k^+ = m_k + C_k [m_{k+1}^- - m_{k+1}^-]$$

$$P_k^+ = P_k + C_k [P_{k+1}^- - P_{k+1}^-] C_k^T$$

到稿日期:2009-11-24 返修日期:2010-02-05 本文受国家自然科学基金重点项目(60634030)资助。

赵慧波(1982—),男,博士生,主要研究方向为雷达目标识别、跟踪等,E-mail:bocai4325@sina.com;潘 泉(1961—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为目标跟踪、识别、信息融合等。

式中, $q_{k-1} \sim N(0, Q_{k-1})$ 是 $k-1$ 时刻的过程噪声, $r_k \sim N(0, R_k)$ 是 k 时刻量测噪声, m_k^+ 和 P_k^+ 是 k 时刻状态均值和协方差平滑器估计值, m_k 和 P_k 是 k 时刻状态均值和协方差滤波器估计值, m_{k+1}^- 和 P_{k+1}^- 是 $k+1$ 时状态均值和协方差预测值, C_k 是 k 时刻平滑增益。

2 UKF

UKF 算法在解决非线性滤波方面得到了广泛的认同, 其主要思想是: 通过 UT 变换逼近一个概率分布, 利用一组满足特定条件的 Sigma 点经过非线性变换, 逼近非线性变换的概率密度特性, 由于不必计算非线性变换的导数而隐含具有二阶滤波器的精度, 从而解决了非线性滤波最优问题。

$$\begin{aligned} x_k &= f(x_{k-1}, k-1) + q_{k-1} \\ y_k &= h(x_k, k) + r_k \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $x_k \in R^n$, $y_k \in R^m$, $q_{k-1} \sim N(0, Q_{k-1})$ 是高斯过程噪声, $r_k \sim N(0, R_k)$ 是高斯量测噪声。

预测: 计算预测状态均值 m_k^- 和预测协方差 P_k^-

$$X_{k-1} = [m_{k-1}^- \quad \dots \quad m_{k-1}^-] + \sqrt{c} [0 \quad \sqrt{P_{k-1}^-} \quad -\sqrt{P_{k-1}^-}]$$

$$\hat{X}_k = f(X_{k-1}, k-1)$$

$$m_k^- = \hat{X}_k w_m$$

$$P_k^- = \hat{X}_k W [\hat{X}_k]^T + Q_{k-1} \quad (5)$$

更新: 计算预测均值 μ_k 和量测协方差 S_k , 状态和量测互协方差 C_k :

$$\begin{aligned} X_k^- &= [m_k^- \quad \dots \quad m_k^-] + \sqrt{c} [0 \quad \sqrt{P_k^-} \quad -\sqrt{P_k^-}] \\ Y_k^- &= h(X_k^-, k) \\ \mu_k &= Y_k^- w_m \end{aligned} \quad (6)$$

$$S_k = Y_k^- W [Y_k^-]^T + R_k$$

$$C_k = Y_k^- W [Y_k^-]^T$$

计算滤波增益 K_k , 更新状态均值 m_k 和协方差 P_k :

$$\begin{aligned} K_k &= C_k S_k^{-1} \\ m_k &= m_k^- + K_k [y_k - \mu_k] \\ P_k &= P_k^- - K_k S_k K_k^T \end{aligned} \quad (7)$$

3 UKS

在不敏变换中, 运用 RTS 平滑器来计算高斯分布函数:

$$p(x_k | y_{1:T}) \sim N(x_k | m_k^i, P_k^i) \quad (8)$$

扩展状态变量 $\tilde{x}_{k-1} = [x_{k-1}^T \quad q_{k-1}^T]^T$ sigma 点矩阵:

$$\tilde{X}_{k-1} = [\tilde{m}_{k-1} \quad \dots \quad \tilde{m}_{k-1}] + \sqrt{c} [0 \quad \sqrt{P_{k-1}^-} \quad -\sqrt{P_{k-1}^-}] \quad (9)$$

$$\text{式中, } \tilde{m}_{k-1} = [\tilde{m}_{k-1}^T \quad 0]^T \text{ and } \tilde{P}_{k-1} = \begin{bmatrix} P_{k-1}^- & 0 \\ 0 & Q_{k-1} \end{bmatrix}$$

Sigma 点传播:

$$\tilde{X}_{k-1} = f(\tilde{X}_{k-1}, k) \quad (10)$$

式中, $\tilde{X}_k$ 和 $\tilde{X}_k$ 是相应的 x_k 和 q_k sigma 点。

计算预测均值 $\tilde{m}_{k+1}^-$, 协方差 P_{k+1}^- 和互协方差 C_{k+1} :

$$\begin{aligned} m_{k+1}^- &= \tilde{X}_{k+1}^- w_m \\ P_{k+1}^- &= \tilde{X}_{k+1}^- W [\tilde{X}_{k+1}^-]^T \\ C_{k+1} &= \tilde{X}_{k+1}^- W [\tilde{X}_k^-]^T \end{aligned} \quad (11)$$

计算平滑增益:

$$D_k = C_{k+1} [P_{k+1}^-]^{-1}$$

$$m_k^+ = m_k + D_k [m_{k+1}^- - m_{k+1}^-] \quad (12)$$

$$P_k^+ = P_k + D_k [P_{k+1}^- - P_{k+1}^-] D_k^T$$

4 IMM

IMM 方法的基本思想是: 假定系统工作在给定模型集合中的某个模型, 在计算递推滤波时, 同时使各个模型并行地进行独立的滤波, 最后根据贝叶斯规则对它们的估计结果作概率加权求和处理, 从而求得系统的状态估计。与单模型高斯滤波类似的是, 系统在模型集合中的每个给定模型下状态的条件概率分布仍假定为高斯分布。

4.1 交互式多模滤波 (Interacting Multiple Model Filter, IMMF)^[11]

1) 计算输入估计的交互

计算模型 M^i 和 M^j 的混合概率 $\mu_k^{i,j}$

$$\bar{c}_j = \sum_{i=1}^n p_{ij} \mu_{k-1}^i \quad (13)$$

$$\mu_k^{i,j} = \frac{1}{\bar{c}_j} p_{ij} \mu_{k-1}^i \quad (14)$$

式中, μ_{k-1}^i 是模型 M^i 在 $k-1$ 时刻的概率, $\bar{c}_j$ 是归一化常数。

计算滤波均值和协方差的混合输入:

$$m_{k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^n \mu_k^{i,j} m_{k-1}^i \quad (15)$$

$$P_{k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^n \mu_k^{i,j} \{ P_{k-1}^i + [m_{k-1}^i - m_{k-1}^{0j}] [m_{k-1}^i - m_{k-1}^{0j}]^T \} \quad (16)$$

式中, m_{k-1}^i 和 P_{k-1}^i 是模型 i 在 $k-1$ 时刻的更新均值和协方差。

2) 对模型 M^i 进行滤波

在这里进行标准卡尔曼滤波预测和更新步骤。量测似然函数:

$$\Delta_k^i = N(v_k^i; 0, S_k^i) \quad (17)$$

式中, v_k^i 是量测残差, S_k^i 是模型 M^i 在卡尔曼更新步时的协方差。

计算模型 M^i 在 k 时刻的概率:

$$c = \sum_{i=1}^n \Delta_k^i \bar{c}_i \quad (18)$$

$$\mu_k^i = \frac{1}{c} \Delta_k^i \bar{c}_i \quad (19)$$

式中, c 是归一化常数。

3) 混合估计

计算状态均值和协方差的混合估计:

$$m_k = \sum_{i=1}^n \mu_k^i m_k^i \quad (20)$$

$$P_k = \sum_{i=1}^n \mu_k^i \{ P_k^i + [m_k^i - m_k] [m_k^i - m_k]^T \} \quad (21)$$

4.2 交互式多模平滑 (Interacting Multiple Model Smoother, IMMS)^[13-15]

1) 计算交互概率

计算模型平滑分布以及混合模型概率:

$$p(x_k | y_{1:N}) = \sum_{j=1}^n \mu_k^{0,j} p(x_k | y_{1:N}) \quad (22)$$

$$\mu_k^{0,j} = P \{ M_k^j | y_{1:N} \} = \frac{1}{d} d_j \mu_k^j \quad (23)$$

式中, $d = \sum_{j=1}^n d_j \mu_k^j$ 为归一化常数。设定概率分布服从高斯分布, 则有:

$$d_j = \sum_{i=1}^n p_{ji} \Lambda_k^i \quad (24)$$

$$p(x_k^i | y_{1:N}) = \sum_{i=1}^n \mu_k^{i,j} p(x^i | M_k^i, y_{1:N}) \quad (25)$$

$$\mu_k^{i,j} = P\{M_{k+1}^i | M_k^i, y_{1:n}\} = \frac{1}{d_j} p_{ji} \Lambda_k^i \quad (26)$$

式中, $y_{k+1,N}$ 近似等价于第 n 个模型条件向下一步预测均值和方差 $\{\hat{m}_k^{b,i}, \hat{P}_k^{b,i}\}_{i=1}^n$, $y_{1,k}$ 近似等价于第 n 个模型条件向前一步预测均值和方差。似然函数: $\Lambda_k^i = N(\hat{m}_k^{b,i} - m_k^i | 0, \hat{P}_k^{b,i} - P_k^i)$

2) 输入估计的交互

在两个连续采样周期内状态模型从 M_k 到 M_{k+1} 的平滑分布函数:

$$p(x_k^i | M_{k+1}^i, y_{1:N}) \propto N(x_k^i | \hat{m}_k^{b,i}, \hat{P}_k^{b,i}) \cdot N(x_k^i | m_k^i, P_k^i) = N(x_k^i | m_k^{i,j}, P_k^{i,j}) \quad (27)$$

式中,

$$m_k^{i,j} = P_k^{i,j} [(P_k^i)^{-1} m_k^i + (\hat{P}_k^{b,i})^{-1} \hat{m}_k^{b,i}] \quad (28)$$

$$P_k^{i,j} = [(P_k^i)^{-1} + (\hat{P}_k^{b,i})^{-1}]^{-1} \quad (29)$$

设定模型条件平滑分布 $p(x_k^i | y_{1:N})$ 服从高斯分布, 则:

$$p(x_k^i | y_{1:N}) \approx N(x_k^i | m_k^{i,j}, P_k^{i,j}) \quad (30)$$

式中,

$$m_k^{i,j} = \sum_{i=1}^n \mu_k^{i,j} m_k^{i,j} \quad (31)$$

$$P_k^{i,j} = \sum_{i=1}^n \mu_k^{i,j} \cdot [P_k^{i,j} + (m_k^{i,j} - m_k^{i,j})(m_k^{i,j} - m_k^{i,j})^T] \quad (32)$$

3) 混合估计

多模型的平滑分布可近似于一单高斯分布模型:

$$p(x_k | y_{1:N}) \approx N(x_k | m_k^i, P_k^i) \quad (33)$$

式中, 状态均值和协方差的混合估计为:

$$m_k^i = \sum_{j=1}^n \mu_k^{i,j} m_k^{i,j} \quad (34)$$

$$P_k^i = \sum_{j=1}^n \mu_k^{i,j} \cdot [P_k^{i,j} + (m_k^{i,j} - m_k^i)(m_k^{i,j} - m_k^i)^T] \quad (35)$$

5 仿真实验

构建 4 部雷达对机动目标进行跟踪的仿真场景。建立的模型包括典型的匀速运动模型以及机动转弯运动模型:

1) 非机动匀速直线运动模型

2) 机动转弯 5 维状态模型^[11]

模型 2) 的思想是扩展状态向量, 加入转弯率参数 ω , 联合系统状态向量并设置为:

$$x_k = (x_k \ y_k \ \dot{x}_k \ \dot{y}_k \ \omega_k)^T$$

方程形式可表示为:

$$x_{k+1} = x_k + \frac{\sin(\omega_k \Delta t)}{\omega_k} \dot{x}_k + \frac{\cos(\omega_k \Delta t) - 1}{\omega_k} \dot{y}_k$$

$$y_{k+1} = y_k + \frac{1 - \cos(\omega_k \Delta t)}{\omega_k} \dot{x}_k + \frac{\sin(\omega_k \Delta t)}{\omega_k} \dot{y}_k$$

$$\dot{x}_{k+1} = \cos(\omega_k \Delta t) \dot{x}_k - \sin(\omega_k \Delta t) \dot{y}_k$$

$$\dot{y}_{k+1} = \sin(\omega_k \Delta t) \dot{x}_k + \cos(\omega_k \Delta t) \dot{y}_k$$

$$\omega_{k+1} = \omega_k + v_k$$

使用 EKF 方法时, 转弯率设为:

$$\frac{\partial x_{k+1}}{\partial \omega_k} = \frac{\omega_k \Delta t \cos(\omega_k \Delta t) - \sin(\omega_k \Delta t)}{\omega_k^2} \dot{x}_k -$$

$$\frac{\omega_k \Delta t \sin(\omega_k \Delta t) + \cos(\omega_k \Delta t) - 1}{\omega_k^2} \dot{y}_k$$

$$\frac{\partial y_{k+1}}{\partial \omega_k} = \frac{\omega_k \Delta t \sin(\omega_k \Delta t) - \cos(\omega_k \Delta t) - 1}{\omega_k^2} \dot{x}_k -$$

$$\frac{\omega_k \Delta t \cos(\omega_k \Delta t) - \sin(\omega_k \Delta t)}{\omega_k^2} \dot{y}_k$$

$$\frac{\partial \dot{x}_{k+1}}{\partial \omega_k} = -\Delta t \sin(\omega_k \Delta t) \dot{x}_k - \Delta t \cos(\omega_k \Delta t) \dot{y}_k$$

$$\frac{\partial \dot{y}_{k+1}}{\partial \omega_k} = -\Delta t \cos(\omega_k \Delta t) \dot{x}_k - \Delta t \sin(\omega_k \Delta t) \dot{y}_k$$

模式之间的状态转移矩阵 $P_{ij} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.1 & 0.9 \end{bmatrix}$, 先验模型

概率 $\mu_0 = [0.9 \ 0.1]$, 速度模型过程噪声 $Q^1 = \begin{pmatrix} 0.01 & 0 \\ 0 & 0.01 \end{pmatrix}$, 机动状态模型过程噪声 $Q^2 = \begin{pmatrix} 0.15 & 0 \\ 0 & 0.15 \end{pmatrix}$ 。

进行 200 次蒙特卡罗仿真, 时间间隔 $\Delta t = 0.1$ 。目标运动轨迹为: 目标起始速度 $(\dot{x}_k, \dot{y}_k) = (1, 0)$; 4s 时, 向左转, $\omega = 1$; 9s 时, 转弯停止, 匀速直线运动 2s 时间; 在 11s 时向右转 $\omega = -1$; 在 16s 时, 停止旋转, 匀速直线运动 4s 时间。雷达坐标: $(-0.5, -3.5), (-0.5, 3.5), (7, -3.5), (7, 3.5)$ 。

在整个仿真实验中, 主要比较了 IMM-EKF, IMM-UKF, IMM-EKS, IMM-UKS 4 种滤波器。图 1 为真实轨迹、雷达传感器、多种方法跟踪结果图。图 2 为 IMM 滤波和 IMM 平滑的转弯率参数估计值比较图。图 3, 图 4 给出了位置和速度的误差值比较。图 5 给出了转弯率参数 ω_k 值。表 1 列出了位置和速度的均方根误差值。可以看出, EKF 和 UKF, EKS, UKS 误差值比较接近, UIMM 误差小于 EIMM 方法, 且都小于非交互式的方法, 使用平滑方法后, UIMMS 误差小于 EIMMS 方法, 且误差小于 EKS 和 UKS 方法。

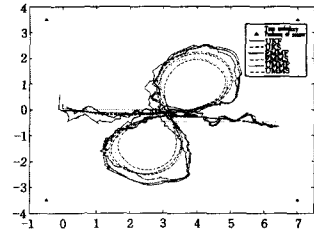


图 1 真实轨迹、雷达传感器、多种方法跟踪结果图

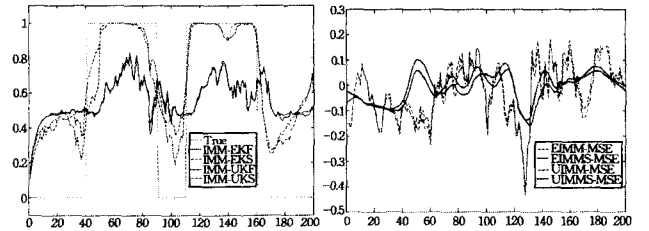


图 2 机动模式概率

图 3 位置误差比较

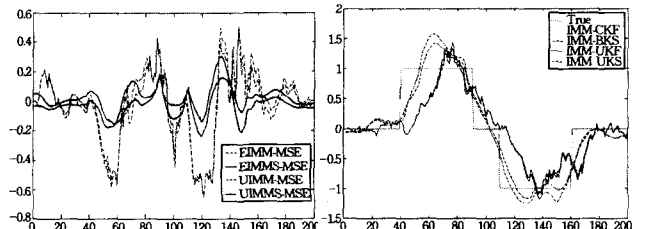


图 4 速度误差比较

图 5 转弯率参数 ω_k 值比较

表1 不同方法 RMSE 比较

	位置	速度	ω_k
EKF	0.0664	0.3751	/
EKS	0.0174	0.0900	/
UKF	0.0666	0.3758	/
UKS	0.0173	0.0901	/
EIMM	0.0553	0.2159	0.2509
EIMMS	0.0112	0.0843	0.1218
UIMM	0.0452	0.1802	0.2406
UIMMS	0.0097	0.0454	0.0900

结束语 本文主要研究多站雷达的目标跟踪方法。通过引入典型的跟踪方法,构造了 UKS 方法。同时,结合交互式多模型方法,进一步分析比较了 IMMF 和 IMMS 方法。在仿真试验中,构造了 4 部雷达对机动目标的跟踪。从实验结果可以看出,在解决多站雷达机动目标跟踪问题时,运用交互式多模型方法仍然是较好的方法之一,在解决非线性问题时,引入本文方法,误差值明显降低,较传统的滤波方法有了较大的性能提高。

参 考 文 献

- [1] Nordsjo A E. A constrained Extended Kalman Filter for target tracking[J]. Proceedings of the IEEE, 2004
- [2] Xiong K, Zhang H Y. Performance evaluation of UKF - based nonlinear filtering[J]. Automatica, 2006, 2(42): 261-270
- [3] Zhan R, Wan J. Iterated unscented Kalman filter for passive target tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 7(43): 1155-1163
- [4] Deng Z L, Zhang H S, Liu S J, et al. Optimal and self tuning white noise estimators with applications to deconvolution and filtering problems [J]. Automatica, 1996, 32(2): 199-216
- [5] 邓自立, 王莅辉. 固定区间 Kalman 平滑新算法[J]. 控制理论与

应用, 2000, 17(5): 777-780

- [6] 孙书利, 邓自立. 极点配置固定区间 kalman 平滑器和 wiener 平滑器[J]. 自动化学报, 2004, 30(2): 239-243
- [7] 孙书利. 多模型多传感器信息融合 Kalman 平滑器[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(2): 211-217
- [8] Sarkka S. Unscented Rauch-Tung-Striebel Smoother Automatic Control[J]. IEEE Transactions on, 2008, 53(3): 845 - 849
- [9] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422
- [10] Julier S J, Uhlmann J K. Corrections to "Unscented Filtering and Nonlinear Estimation" [J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(12): 1958-1958
- [11] Bar-Shalom Y, Li X-R, Kirubarajan T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation[J]. Wiley Interscience, 2001
- [12] 张树春, 胡广大. 跟踪机动再入飞行器的交互多模型卡尔曼滤波方法[J]. 自动化学报, 2007, 33(11): 1220-1225
- [13] Jilkov V P, Li X R, Lei Lu. Performance enhancement of the IMM estimation by smoothing[C]//Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion. 2002(1): 713-720
- [14] Sundkvist M, Bergman N. Fixed lag smoothing for target tracking applications based on IMM[J]. IEE Target Tracking: Algorithms and Applications, 2001 (1): 11/1 - 11/4
- [15] Farrell W. Interacting multiple model filter for tactical ballistic missile tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(2): 418-426
- [16] Girija G, Shanthakumar. Three Model IMM-EKF for tracking targets executing evasive maneuvers[C]// The 45th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit. 2007
- [17] Farina A, Immediata S, Timmoneri L. Impact of ballistic target model uncertainty on IMM-UKF and IMM-EKF tracking accuracies[C]// The 14th European Signal Processing Conference. 2006

(上接第 196 页)

经公式计算得:

$$W_1 = 0.099422, W_2 = 0.052433, W_3 = 0.097174, W_4 = 0.088562, W_5 = 0.07542$$

由计算可知 W_2 的权值最小, 即种子体积的特征项的所有权重最小, 故该特征项的重要程度最小, 可以忽略。其他特征项的权重值的大小依次为单果重、种子数、千粒重、种子重, 这和文献[14]的结果吻合, 也符合园艺专家意见。表明权重大的特征项对决策结果的分类起的作用较大, 应该更多地关注, 以便为日后案例库的检索和复用等提供依据。

结束语 本文在案例库中引入敏感度分析方法, 并与神经网络结合, 从一个较大的网络中将不重要的结点或与输入无关的结点及联接权删除, 调整网络参数和训练函数, 将满足精度的网络模型作为学习的网络; 再对输入和输出的节点进行动态敏感性分析, 依次删除案例库的不同案例的特征项, 观察网络的输出结果对删除某输入节点后的敏感程度, 计算各特征项的权重; 通过案例验证该算法是有效的。该算法可为案例库检索提供依据, 如何建立基于敏感度的案例库检索机制则是下一步研究的重点内容。

参 考 文 献

- [1] Schank R C. Dynamic Memory: a theory of learning in computers and people[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1982
- [2] Kudo T, Yuji, Matsumo T. Chunking with support vector ma-

chine[C]//NAACL. 2001: 58-66

- [3] Smyth B, Keane M. Remembering to Forget: A Competence Preserving Case Deletion Policy for Case-based Reasoning Systems [C]//Proceedings of the Thirteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence. 1995: 377-382
- [4] 周平, 丁进良, 岳恒, 等. 基于相似粗糙集的案例特征权值确定新方法[J]. 信息与控制, 2006, 35(3): 329-334
- [5] Aha D W, Waston I. Case-based reasoning research and development[A]//Proceedings of I CCBR 2001[C]. Springer, 2001
- [6] 杨健, 杨晓光, 刘晓彬, 等. 一种基于 k-NN 的案例相似度权重调整算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(23): 8-11
- [7] 李茹, 任海海. 基于案例推理中特征权重自动学习方法研究[J]. 山西大学学报, 2004, 27(3): 245-248
- [8] 蒋艳, 陈荣秋. 基于权重最小变化量的参数敏感性分析[J]. 武汉理工大学学报, 2005, 27(1): 165-167
- [9] 神经网络理论与 MATLAB 7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006: 100-105
- [10] 张德干, 王晓晔. 规则挖掘技术[M]. 北京: 科学出版社, 2008
- [11] Zurada J M, Malinowski A, Usui S. Perturbation method for deleting redundant inputs of perceptron networks[J]. Neurocomputing, 1997, 14: 177-193
- [12] Zeng X, Yeung D S. Sensitivity analysis of multilayer perceptron to input and weight perturbations[J]. IEEE Trans Neural Networks, 2001, 12(6): 1358-1366
- [13] Zeng X, Yeung D S. Hidden neuron pruning of multilayer perceptrons using a quantified sensitivity measure[J]. Neurocomputing, 2006, 69: 825-837
- [14] 杨宝华, 李绍稳, 樊建峰. 红籽瓜数量性状的粗糙集判别方法[J]. 农业网络信息, 2006, 6: 638-39, 58