

基于多模型的联合目标跟踪与分类算法

吕铁军^{1,2}, 蒋宏², 梁国威³, 丁全心³

(1. 中国人民解放军94683部队, 福建 晋江 362200; 2. 北京航空航天大学飞行器控制一体化技术重点实验室, 北京 100191; 3. 光电控制技术重点实验室, 河南 洛阳 471009)

摘要: 针对现有的联合目标跟踪与分类算法不具备封闭解析形式、计算量大且缺乏模块化结构等特点, 将预知的各类目标的多种模型联合起来, 组成一个多模型集合, 并在运动学传感器和属性传感器观测过程相互独立的前提下, 对目标状态概率密度函数和目标类别概率质量函数同时进行贝叶斯推理, 得出一种基于多模型的联合目标跟踪与分类算法。该算法由卡尔曼联合多模型滤波器和贝叶斯分类器组成, 实现了跟踪器与分类器的模块化, 提高了跟踪和分类性能, 具有封闭解析形式, 计算量较小, 适合工程实时应用。通过仿真, 证实了该算法的有效性。

关键词: 目标跟踪; 目标分类; 多模型; 贝叶斯推理; 雷达工程

中图分类号: V271.4; TN957 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2013)08-0018-06

A Joint Target Tracking and Classification Algorithm Based on Global Multi-Model

LÜ Tiejun^{1,2}, JIANG Hong², LIANG Guowei³, DING Quanxin³

(1. No. 94683 Unit of PLA, Jinjiang 362200, China; 2. Science and Technology on Flight Control Laboratory, Beihang University, Beijing 100191, China; 3. Science and Technology on Electro-Optic Control Laboratory, Luoyang 471009, China)

Abstract: In view of the high computational complexity of the existing joint target tracking and classification (JTC) algorithm, which has neither closed form nor modular structure, we united the models of all predicted target types to form a global multi-model set. Then, we proposed a joint target tracking and classification algorithm based on global multiple-model (GMM-JTC) by applying Bayes' rule to the target state probability density function and target class probability mass function simultaneously under the assumption that the kinematic and attribute measurement processes are conditional independent. The GMM-JTC algorithm, which consists of a Kalman global multiple-model filter and a Bayesian classifier, has a closed form with a modularized structure, together with a lower computational complexity. It's more suitable for real-time applications. The simulation results confirm the effectiveness of the proposed GMM-JTC algorithm.

Key words: target tracking; target classification; multi-model; Bayes' rule; radar project

0 引言

多年来, 目标跟踪与目标分类都被当作两类孤立的问题加以研究, 这样分开处理, 具有简单、易于实现等优点。然而, 从根本上说, 目标跟踪与目标分类是相互联系的, 这是因为: 目标的属性知识有助于建立更为精确的目标运动模型, 从而提高跟踪性能; 而目标的状态估计量, 例如机动估计, 可以作为目标的属性特征,

用以提高分类性能。因此, 通过在跟踪器与分类器之间进行双向的信息交互, 就有可能同时有效地提高目标的跟踪精度与分类性能。

1991年, 文献[1]最早提出了联合目标跟踪与分类 (Joint Tracking and Classification, JTC) 问题。之后, Miller 等人应用贝叶斯方法^[2], 采用跟踪雷达和高分辨率成像传感器来实现多目标联合跟踪与分类, 该文献是首篇系统、深入地讨论 JTC 问题的文章。迄今为止, 大部分关于 JTC 问题的研究都是基于贝叶斯推理方法的^[1-19], 也有学者应用 D-S 证据理论^[20-22] 和贝叶斯风险理论^[23] 来研究 JTC 问题。而根据所依赖的不同运动模型, JTC 技术大致可以分为基于刚体运动模

收稿日期: 2012-09-10 修回日期: 2012-10-10

基金项目: 航空科学基金 (20125151028)

作者简介: 吕铁军 (1985—), 男, 河北衡水人, 硕士生, 研究方向为导航、制导与控制。

型的 JTC 技术^[2-5,19]和基于质点运动模型的 JTC 技术^[1,6-18,20-23],这两类 JTC 技术的主要区别在于是否利用目标的姿态角信息。但是,对于已经提出的几乎所有 JTC 算法,都是只能得到一组概率密度递推式,不具备封闭解析形式,只能采用粒子滤波方法^[11]或者基于栅格的方法^[6]来求解,计算量较大;另外,跟踪器与分类器紧紧耦合,难以区分它们之间的信息交互关系。这些特点使得 JTC 算法难以得到实际应用。

本文采用低分辨率常规雷达和电子支援措施(Electronic Support Measures,ESM)等传感器来获取目标的运动状况及其所携带的电磁设备等信息,并将预知的各类目标的多种模型联合起来,组成一个统一的多模型集合(Global-Multiple-Model,GMM),在此基础上,形成一个由卡尔曼联合多模型滤波器和贝叶斯分类器构成的基于多模型的联合目标跟踪与分类(GMM-JTC)算法。

1 模型分析

1.1 目标状态-类别的联合描述

通常情况下,可以使用式(1)或者式(2)来描述未知目标的状态-类别的不确定性^[16]。

$$p(\mathbf{x}_k, c_i | z_{1:k}) \quad (1)$$

$$\begin{cases} p(\mathbf{x}_k | z_{1:k}) \\ p(c_i | z_{1:k}) \end{cases} \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_k 是状态向量; c_i 代表 s 种已知目标类型中的一种; $z_{1:k} = \{z_{1:k}^x, z_{1:k}^c\}$,并且 $z_{1:k}^x = \{z_1^x, z_2^x, \dots, z_k^x\}$ 和 $z_{1:k}^c = \{z_1^c, z_2^c, \dots, z_k^c\}$ 分别表示来自运动学传感器和属性传感器的测量序列。

对于未知目标,式(1)比式(2)能够提供更多关于状态和类型的信息,然而,最终的目标是求得未知目标的状态和类别,而没有必要求得目标的联合状态-类别概率质量密度函数,相比而言,式(2)能够更直接地同时估计出目标的状态和类型,在实际处理中,显得更加方便合理。因此,本文采用式(2)来联合描述目标的状态-类别。

基于式(2),对式(3)进行演化推导,即可得出基于多模型的联合目标跟踪与分类(GMM-JTC)算法。

$$p(\mathbf{x}_k | z_{1:k}) = \sum_j p(\mathbf{x}_k | m_k^j, z_{1:k}) p(m_k^j | z_{1:k}) \quad (3)$$

式中, m_k^j 是多模型集合中的第 j 个模型。

1.2 系统建模

1.2.1 目标运动模型

假设每种类型的目标有 r 个模型,并且目标运动方式为线性的,那么类型 i 目标的动态模型表示为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1}^{ij} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1}^{ij} u_{k-1}^{ij} + \mathbf{\Gamma}_{k-1}^{ij} v_{k-1}^{ij} \\ M^i = \{m^1, \dots, m^r\} \\ p^{ij} = p(m_k^{ij} | m_{k-1}^i) = p(m_k^{ij} | m_{k-1}^i, z_{1:k-1}) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $l, j = 1, \dots, r$; u_k 为确定性输入; v_k 为零均值高斯白噪声,其方差为 Q_k ; \mathbf{F}_k 为状态转移矩阵; \mathbf{G}_k 和 $\mathbf{\Gamma}_k$ 分别为确定性输入以及噪声的增益矩阵,式中的上标 ij 表示此方程适用于第 i 类目标的第 j 个模型; M^i 为类型 i 目标的模型集; m^r 代表 M^i 里的第 r 个模型; p^{ij} 代表类型 i 目标的模型转移概率。

1.2.2 目标属性特征模型

目标属性特征可描述为

$$p(f_k | c_i, z_{1:k-1}) \quad (5)$$

假定目标属性特征不随时间而改变,则

$$p(f_k | c_i, z_{1:k-1}) = p(f | c_i, z_{1:k-1}) \quad (6)$$

1.2.3 运动学传感器观测模型

假设运动学传感器和属性传感器的观测是相互独立的,并且观测序列 z_k^x 与目标属性特征 f_k 相互独立,那么运动学传感器的观测过程可表示

$$p(z_k^x | \mathbf{x}_k, m_k^{ij}, c_i, z_{1:k-1}^x) \quad (7)$$

本文中,运动学传感器采用最常用的雷达传感器,在线性假设条件下,观测过程可表示为

$$z_k^x = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + w_k \quad (8)$$

式中: \mathbf{H}_k 是观测矩阵; \mathbf{x}_k 为目标状态; w_k 是方差为 R_k 的零均值高斯白噪声。

1.2.4 属性传感器观测模型

属性传感器的观测过程可表示

$$p(z_k^c | \mathbf{x}_k, m_k^{ij}, f_k, c_i, z_{1:k-1}^c) \quad (9)$$

本文中,属性传感器采用 ESM 传感器^[6,9]。ESM 传感器通过截获未知目标辐射的电磁信号,从而辨别出目标所携带的辐射源,进而辨别出目标类型。

假设 ESM 系统所能检测到的辐射源集合为

$$\Omega_E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\} \quad (10)$$

式中, N 表示 ESM 传感器所能检测到的辐射源总数。假定 i 类型目标所携带的辐射源集合为

$$\varepsilon_i = \{E_{j(i)}, E_{j_2(i)}, \dots, E_{j_{n_i}(i)}\} \subset \Omega_E \quad (11)$$

式中, n_i 表示 i 类型目标所携带的辐射源总数。

将 ESM 传感器的观测空间表示为 Ω_q ,其元素代表传感器每次观测所得到的观测情况。 Ω_q 中的所有元素均为 Ω_E 的子集,当然也包括空集。

$$\Omega_q = \{Q_0, Q_1, \dots, Q_m\}, \quad m = 2^N - 1 \quad (12)$$

在上述定义下,任一时刻 k 时的 ESM 观测恰好对应 Ω_q 中的一个观测子集,即

$$z_k^c = Q_j \in \Omega_q, \quad k = 0, 1, \dots \quad (13)$$

Q_j 是由检测到的辐射源组成的集合,表示为

$$Q_j = \{E_{i_1}, E_{i_2}, \dots, E_{i_p}\}, \quad i_1, \dots, i_p \in \{1, \dots, N\} \quad (14)$$

$\beta_j(k)$ 表示第 j 个辐射源 k 时刻的使用状态,即

$$\beta_j(k) = \begin{cases} 0, & \text{辐射源 } j \text{ 关闭} \\ 1, & \text{辐射源 } j \text{ 开启} \end{cases} \quad (15)$$

$E_j(k)$ 和 $\bar{E}_j(k)$ 分别代表辐射源 j 在 k 时刻为开启或关闭状态, ϕ_j 表示辐射源 j 的状态传输概率矩阵

$$\phi_j = \begin{bmatrix} p(E_j(k+1)|E_j(k)) & p(\bar{E}_j(k+1)|E_j(k)) \\ p(E_j(k+1)|\bar{E}_j(k)) & p(\bar{E}_j(k+1)|\bar{E}_j(k)) \end{bmatrix} \quad (16)$$

ϕ_j 每行的行和应当为 1。

考虑到 ESM 传感器在辨别信号的过程中可能产生错误,定义混淆矩阵 \mathbf{H} ,其构成元素为 $\pi_{pq} = p(\text{检测结果为 } y_c(k) = Q_q | \text{实际情况为 } Q_p)$, $\pi_{pq} = 0, 1, \dots, m$ (17)

根据以上定义,应用贝叶斯推理,即可依据 ESM 数据进行目标分类^[9]。

2 算法设计

在推导 GMM-JTC 算法时,首先将不同类型目标的模型集 M^i 联合起来组成一个统一的多模型集合 M ,

$$M = \bigcup_{i=1}^s M^i = \{m^1, \dots, m^q\} \quad (18)$$

式中, M^i 为类型 i 目标的模型集。这样,式(4)所描述的目标运动模型即可以表示为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1}^j \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1}^j u_{k-1}^j + \mathbf{I}_{k-1}^j v_{k-1}^j \\ M = \{m^1, \dots, m^q\} \\ p_{k-1}^j = p(m_k^j | m_{k-1}^j), \quad l, j = 1, \dots, q \end{cases} \quad (19)$$

式中:上标 j 代表此方程应用于第 j 个模型; p_{k-1}^j 表示模型集 M 中的模型转移概率密度。

$$p_{k-1}^j = \sum_{i=1}^s p(m_k^j | c_i, m_{k-1}^i) p(c_i | m_{k-1}^i, z_{1:k-1}) \quad (20)$$

式中, $p(m_k^j | c_i, m_{k-1}^i)$ 和 $p(c_i | m_{k-1}^i, z_{1:k-1})$ 需要根据实际情况而定义,并且假定: $p(c_i | m_{k-1}^i, z_{1:k-1}) = p(c_i | m_{k-1}^i, m_{k-2}^i, z_{1:k-1})$ 。

参考文献[6, 16-17],对式(2)所描述的两个联合概率密度-质量函数应用多模型滤波方法以及贝叶斯推理进行推导,即可得到由卡尔曼联合多模型滤波器和贝叶斯分类器组成的 GMM-JTC 算法。

2.1 卡尔曼联合多模型滤波器

对式(2)中的 $p(\mathbf{x}_k | z_{1:k})$ 进行推导,得

$$p(\mathbf{x}_k | z_{1:k}) = \sum_{j=1}^q p(m_k^j | z_{1:k}) p(\mathbf{x}_k | m_k^j, z_{1:k}) \quad (21)$$

对 $p(m_k^j | z_{1:k})$ 和 $p(\mathbf{x}_k | m_k^j, z_{1:k})$ 做进一步推导,模型更新。

$$p(m_k^j | z_{1:k}) = \frac{1}{\delta} p(z_k^c | m_k^j, z_{1:k-1}) p(z_k^c | m_k^j, z_{1:k-1}) p(m_k^j | z_{1:k-1}) \quad (22)$$

其中, δ 表示归一化因子,在下面的推导中, δ 均表示归一化因子,不再赘述。并且

$$p(z_k^c | m_k^j, z_{1:k-1}) = \sum_{i=1}^s p(z_k^c | c_i, z_{1:k-1}) p(c_i | m_k^j, z_{1:k-1}) \quad (23)$$

对式(22)中的 $p(m_k^j | z_{1:k-1})$ 进行推导,即得模型交互过程为

$$p(m_k^j | z_{1:k-1}) = \sum_{l=1}^q p_{k-1}^l p(m_{k-1}^l | z_{1:k-1}) \quad (24)$$

对 $p(\mathbf{x}_k | m_k^j, z_{1:k})$ 做进一步推导,可得状态更新

$$p(\mathbf{x}_k | m_k^j, z_{1:k}) = \frac{1}{\delta} p(z_k^x | \mathbf{x}_k) p(z_k^c | \mathbf{x}_k, m_k^j, z_{1:k-1}) p(\mathbf{x}_k | m_k^j, z_{1:k-1}) \quad (25)$$

$$p(z_k^c | \mathbf{x}_k, m_k^j, z_{1:k-1}) = \sum_{i=1}^s p(z_k^c | c_i, z_{1:k-1}) p(c_i | \mathbf{x}_k, m_k^j, z_{1:k-1}) \quad (26)$$

对式(25)中的 $p(\mathbf{x}_k | m_k^j, z_{1:k-1})$ 进行推导,即得状态预测过程

$$p(\mathbf{x}_k | m_k^j, z_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, m_k^j) p(\mathbf{x}_{k-1} | m_k^j, z_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (27)$$

对式(27)中的 $p(\mathbf{x}_{k-1} | m_k^j, z_{1:k-1})$ 进行推导,即得状态交互过程

$$p(\mathbf{x}_{k-1} | m_k^j, z_{1:k-1}) = \sum_{j=1}^q p(\mathbf{x}_{k-1} | m_{k-1}^j, z_{1:k-1}) p(m_{k-1}^j | m_k^j, z_{1:k-1}) \quad (28)$$

其中,

$$p(m_{k-1}^l | m_k^j, z_{1:k-1}) = \frac{1}{\delta} p_{k-1}^l p(m_{k-1}^l | z_{1:k-1}) \quad (29)$$

联合以上公式,即可得状态估计

$$\hat{\mathbf{x}}_{klk} = E(\mathbf{x}_k | z_{1:k}) = \sum_{j=1}^q p(m_k^j | z_{1:k}) E(\mathbf{x}_k | m_k^j, z_{1:k}) = \sum_{j=1}^q \hat{\mathbf{x}}_{klk}^j p(m_k^j | z_{1:k}) \quad (30)$$

对于概率密度估计问题,由于贝叶斯 IMM 滤波方法与卡尔曼 IMM 滤波方法之间存在的一致性联系^[24-25],由以上推导可直接得出卡尔曼联合多模型滤波方法。

模型交互。

$$p(m_k^j | z_{1:k-1}) = \sum_{i=1}^q p_{k-1}^i p(m_{k-1}^i | z_{1:k-1}) \quad (31)$$

$$p_{k-1}^j = p(m_{k-1}^j | m_k^j, z_{1:k-1}) = \frac{p_{k-1}^j p(m_{k-1}^j | z_{1:k-1})}{p(m_k^j | z_{1:k-1})} \quad (32)$$

模型更新。

$$p(m_k^j | z_{1:k}) = \frac{1}{\delta} p(z_k^x | m_k^j, z_{1:k-1}) p(z_k^c | m_k^j, z_{1:k-1}) p(m_k^j | z_{1:k-1}) \quad (33)$$

式中,

$$p(z_k^c | m_k^j, z_{1:k-1}) = \sum_{i=1}^q p(z_k^c | c_i, z_{1:k-1}) p(c_i | m_k^j, z_{1:k-1}) \quad (34)$$

状态/协方差交互。

$$\hat{x}_{k-1|k-1}^{0j} = \sum_{l=1}^q \hat{x}_{k-1|k-1}^{lj} \mu_{k-1}^{lj} \quad (35)$$

$$\hat{\Sigma}_{k-1|k-1}^{0j} = \sum_{l=1}^q \left\{ \hat{\Sigma}_{k-1|k-1}^{lj} + [\hat{x}_{k-1|k-1}^{lj} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{0j}] [\hat{x}_{k-1|k-1}^{lj} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{0j}]^T \right\} \mu_{k-1}^{lj} \quad (36)$$

状态/协方差预测。

$$\hat{x}_{k|k-1}^j = \mathbf{F}_{k-1}^j \hat{x}_{k-1|k-1}^{0j} + \mathbf{G}_{k-1}^j u_{k-1}^j \quad (37)$$

$$\hat{\Sigma}_{k|k-1}^j = \mathbf{F}_{k-1}^j \hat{\Sigma}_{k-1|k-1}^{0j} \mathbf{F}_{k-1}^{jT} + \mathbf{I}_{k-1}^j \mathbf{Q}_{k-1}^j \mathbf{I}_{k-1}^{jT} \quad (38)$$

状态/协方差更新。

$$\hat{x}_{k|k}^j = \hat{x}_{k|k-1}^j + \mathbf{W}_k^j (z_k^x - \mathbf{H}_k \hat{x}_{k|k-1}^j) \quad (39)$$

$$\hat{\Sigma}_{k|k}^j = \hat{\Sigma}_{k|k-1}^j - \mathbf{W}_k^j \mathbf{S}_k^j \mathbf{W}_k^{jT} \quad (40)$$

$$\mathbf{W}_k^j = \hat{\Sigma}_{k|k-1}^j \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{j-1} \quad (41)$$

$$\mathbf{S}_k^j = \mathbf{H}_k \hat{\Sigma}_{k|k-1}^j \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (42)$$

合成后的状态/协方差。

$$\hat{x}_{k|k} = \sum_{j=1}^q \hat{x}_{k|k}^j p(m_k^j | z_{1:k}) \quad (43)$$

$$\hat{\Sigma}_{k|k} = \sum_{j=1}^q \left\{ \hat{\Sigma}_{k|k}^j + [\hat{x}_{k|k}^j - \hat{x}_{k|k}] [\hat{x}_{k|k}^j - \hat{x}_{k|k}]^T \right\} p(m_k^j | z_{1:k}) \quad (44)$$

式(31)~式(44)即为卡尔曼联合多模型滤波器。

2.2 贝叶斯分类器

对式(2)中的 $p(c_i | z_{1:k})$ 进行推导

$$p(c_i | z_{1:k}) = \frac{1}{\delta} p(z_k | c_i, z_{1:k-1}) p(c_i | z_{1:k-1}) = \frac{1}{\delta} p(z_k^c | c_i, z_{1:k-1}) p(z_k^c | c_i, z_{1:k-1}) p(c_i | z_{1:k-1}) \quad (45)$$

式中：

$$p(z_k^x | c_i, z_{1:k-1}) = \sum_{j=1}^q p(z_k^x | m_k^j, z_{1:k-1}) \times \frac{p(m_k^j | z_{1:k-1}) p(c_i | m_k^j, z_{1:k-1})}{\sum_{j=1}^q p(m_k^j | z_{1:k-1}) p(c_i | m_k^j, z_{1:k-1})} \quad (46)$$

$$p(z_k^c | c_i, z_{1:k-1}) = \sum_{f_k} p(z_k^c | f_k) p(f_k | c_i, z_{1:k-1}) \quad (47)$$

上述式(45)~式(47)即为 GMM-JTC 算法的贝叶斯分类器。

2.3 关于 GMM-JTC 算法的讨论

首先, GMM-JTC 算法中的卡尔曼联合多模型滤波器同标准的 IMM 滤波器存在两点不同:一是本文中的卡尔曼联合多模型滤波器存在一个模型概率密度转移过程,即式(20),而标准的 IMM 滤波器没有这个过程;二是在模型更新过程中,本文中的卡尔曼联合多模型滤波器用到了两个似然函数 $p(z_k^x | m_k^j, z_{1:k-1})$ 和 $p(z_k^c | m_k^j, z_{1:k-1})$, 这一点与标准的 IMM 算法也不同。

其次, GMM-JTC 算法的递推过程与其他的 JTC 算法^[6,11]不同。其他的 JTC 算法普遍采用式(48)所述递

推过程

$$p(\mathbf{x}_{k-1}, c_i | z_{1:k-1}) \Rightarrow p(\mathbf{x}_k, c_i | z_{1:k}) \quad (48)$$

而本文中的 GMM-JTC 算法采用式(49)递推过程

$$\begin{cases} p(\mathbf{x}_{k-1} | m_{k-1}^j, z_{1:k-1}) \\ p(m_{k-1}^j | z_{1:k-1}) \\ p(c_i | z_{1:k-1}) \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} p(\mathbf{x}_k | m_k^j, z_{1:k}) \\ p(m_k^j | z_{1:k}) \\ p(c_i | z_{1:k}) \end{cases} \quad (49)$$

采用式(49)来描述不明身份目标状态和类型的不确定性,其理由在于联合目标跟踪与分类的本质是通过联合获取目标的状态估计和类型估计来同时提高目标的跟踪与分类性能,并不一定需要计算目标的联合状态-类型估计或联合状态-类型概率密度函数。采用式(49)也使得算法具备了封闭解析形式。

第三, GMM-JTC 算法中跟踪器与分类器之间的信息交互关系清晰明显,而其他大部分 JTC 算法的跟踪器和分类器都是紧紧耦合在一起的,难以直接区分。GMM-JTC 算法结构如图 1 所示。

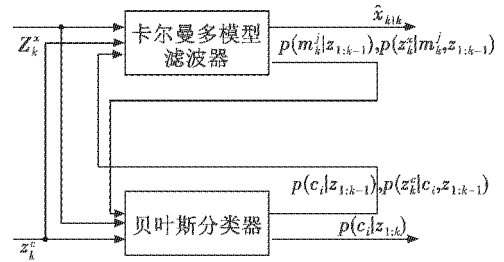


图 1 GMM-JTC 算法的模块化结构

Fig. 1 The modular structure of the algorithm

3 仿真结果分析

仿真实例,未知目标在一维空间中运动,假设此目标属于已知的两个目标种类:弱机动目标(C1类,例如民航客机)和强机动目标(C2类,例如战斗机)。C1类和C2类各有3种运动模型,分别为

$$\begin{cases} M^1 = \{0, +0.3g, -0.3g\} \\ M^2 = \{0, +1.2g, -1.2g\} \end{cases} \quad (50)$$

对此目标进行跟踪和分类,分别采用两种算法: GMM-JTC 算法, IMM 滤波器和贝叶斯分类器相分离算法,并对仿真结果进行比较。

3.1 仿真模型

3.1.1 目标状态及雷达观测模型

目标初始位于 5000 m 处,以 250 m/s 的速度做匀速直线运动,并从第 10 个采样点处开始获得一个 +1.2g (即 12 m/s²) 的推力加速度,在第 20 个采样瞬间结束。目标初始状态为

$$\begin{bmatrix} x_0 \\ \dot{x}_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5000 \\ 250 \end{bmatrix} \quad (51)$$

状态方程为

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ \dot{x}_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ \dot{x}_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 \\ T \end{bmatrix} u_k + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 \\ T \end{bmatrix} v_k \quad (52)$$

式中: v_k 为标准差 $Q=1$ 的过程噪声; 采样时间 $T=1$ s; u_k 为机动强度。

3.1.2 目标属性特征及 ESM 观测模型

假定 C1 和 C2 类目标所携带的辐射源集合分别为 $\varepsilon_1 = \{E_1, E_3\}$ 和 $\varepsilon_2 = \{E_1, E_2\}$, 则所有的辐射源构成集合 $\Omega_\varepsilon = \{E_1, E_2, E_3\}$ 。所有辐射源各自的状态转变过程都是相互独立的, 状态转移概率矩阵分为

$$\begin{cases} \phi_1 = \begin{pmatrix} 0.6 & 0.4 \\ 0.3 & 0.7 \end{pmatrix} \\ \phi_2 = \begin{pmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.2 & 0.8 \end{pmatrix} \\ \phi_3 = \begin{pmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.2 & 0.8 \end{pmatrix} \end{cases} \quad (53)$$

在初始时刻, 假定每个辐射源开启或关闭的概率均为 0.5, 设混淆概率为

$$c_{ij} = p(\text{检测结果为 } E_j | \text{实际情况为 } E_i) = \begin{cases} 0.8, & i=j \\ 0.1, & i \neq j \end{cases}, i, j \in \{1, 2, 3\} \quad (54)$$

初始时目标属于 C1 类和 C2 类的概率均为 0.5。 M^i 中各个模型的概率相同, 并且

$$p(c_i | m_k^j) = p(c_i | m_k^j, z_{1:k-1}) = \begin{cases} 1, & m_k^j \neq 0 \text{ 且 } m_k^j \in M^i \\ 0, & m_k^j \neq 0 \text{ 且 } m_k^j \notin M^i \\ p(c_i | z_{1:k}), & m_k^j = 0 \end{cases} \quad (55)$$

3.2 仿真结果及分析

在仿真过程中, 运行 100 次, 然后取平均值。结果如图 2 所示。

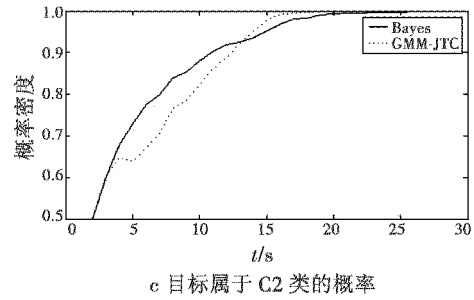
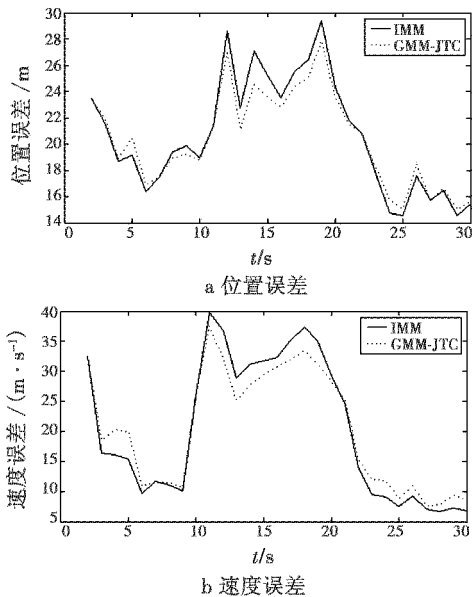


图2 使用 GMM-JTC 算法, IMM 和贝叶斯分类器分别对未知目标进行跟踪和分类
Fig. 2 Tracking and identifying unknown target using GMM-JTC, IMM and Bayesian classifier

由图 2a 和图 2b 可以看出, GMM-JTC 算法与 IMM 算法相比, 跟踪性能有了一定程度的改善, 特别是在目标发生机动而导致跟踪误差较大时, 得到了较大改善。这主要是由于 GMM-JTC 算法的跟踪器中引入的分类信息 $p(z_k^x | m_k^j, z_{1:k-1})$ 起到了一定作用。

由图 2c 可以看出, 在仿真的后期, GMM-JTC 算法的分类性能比单独的贝叶斯分类器有了明显改善, 主要是由于目标在第 10 s 时发生了 $+1.2g$ 的机动, 而此模型只属于 C2 类, 因而对于改善分类性能起到了很大作用。同时由图 2c 也可以看出, 在开始的一段时间里, GMM-JTC 算法的分类性能明显比单独的贝叶斯分类器要差, 主要原因是在开始的匀速直线运动阶段, 从概率的角度, $0.3g$ 模型比 $1.2g$ 模型更加接近 $0g$ 模型, 从而导致 $p(z_k^x | c_1, z_{1:k-1})$ 比 $p(z_k^x | c_2, z_{1:k-1})$ 更大一些, 由此对分类性能产生了影响。为了消除这种影响, 在仿真过程中加入一个条件, 使得只有在 $1.2g$ 模型的概率大于 0.2 时, $p(z_k^x | c_i, z_{1:k-1})$ 才起作用, 仿真结果如图 3 所示。

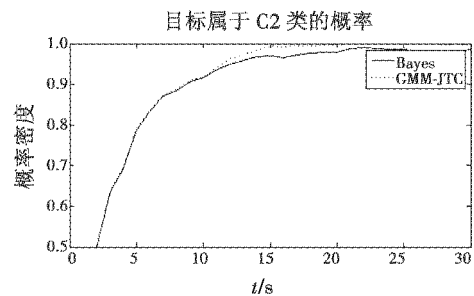


图3 GMM-JTC 算法改进后的分类结果

Fig. 3 Target classification with improved GMM-JTC algorithm

由图 3 可以看出, 经过修改后, GMM-JTC 算法的分类性能得到明显改善。但是此次修改对于跟踪性能并没有明显改善, 因而在此不再绘出跟踪性能曲线。

表 1 列出了连续运行 3 次, 每次进行 100 个循环所使用的时间。

表 1 运行 100 个循环所使用时间
Table 1 Time used for 100 cycles

No.	GMM-JTC	IMM	Bayesian
1	3.1512	3.0718	0.0345
2	3.1691	3.0910	0.0512
3	3.0834	3.0065	0.0320

由表 1 可以看出,运行 GMM-JTC 算法所耗费的时间与单独运行 IMM 算法和贝叶斯分类算法所耗费时间之和大致相当。事实上,GMM-JTC 算法的跟踪器与分类器之间的信息交互增加了算法的计算量。但是 GMM-JTC 算法作为一个整体,减少了函数调用过程,因而也节省了一些运行时间。

相比 GMM-JTC 算法,文献[6,11]所描述的基于多模型滤波器的 JTC 算法缺少状态交互的过程,而且不具有闭合解析形式,计算量非常大,即使使用粒子滤波器求解也难以产生精确的粒子分布。因此,本文没有给出 GMM-JTC 算法与其他 JTC 算法的结果对比。

4 结论

1) GMM-JTC 算法中跟踪器与分类器之间的信息交互关系明显,跟踪器和分类器可以直接区分开来,实现了模块化结构,在实际应用中更加方便灵活。

2) GMM-JTC 算法相对于将目标跟踪与目标分类单独处理,跟踪性能有了一定程度的改善,而分类性能得到了大幅度提高。

3) GMM-JTC 算法具有封闭解析形式,因而相比其他 JTC 算法大幅降低了计算量,事实上,其计算量仅与跟踪和分类单独处理时相当,适合工程实际应用。

参考文献

- [1] KURIEN T. Framework for integrated tracking and identification of multiple targets [C]//Proceedings of Digital Avionics Systems Conference, Burlington, MA, US; IEEE/AIAA, 1991:362-366.
- [2] MILLER M I, SRIVASTAVA A, GRENANDER U. Conditional-mean estimation via jump-diffusion process in multiple target tracking/recognition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(11):2678-2690.
- [3] HERMAN S M. A particle filter approach to joint passive radar tracking and target classification [D]. US: Graduate College of the University of Illinois, 2002.
- [4] HERMAN S, MOULIN P. A particle filtering approach to FM-band passive radar tracking and automatic target recognition [C]//Proceedings of the IEEE aerospace conference, Big Sky Montana; IEEE, 2002:1789-1808.
- [5] LANTERMAN A D. Tracking and recognition of airborne targets via commercial television and FM radio signals [C]//Proceedings of SPIE Acquisition, Tracking, and Pointing, Orlando; SPIE, 1999, 3692:189-198.
- [6] CHALLA S, PULFORD G W. Joint target tracking and classification using radar and ESM sensors [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(3):1039-1055.
- [7] CUTAIA N J, O'SULLIVAN J A. Automatic target recognition using kinematic priors [C]//Proceedings of the 33rd Conference on Decision and Control, Lake Buena Vista, FL; IEEE, 1994:3303-3307.
- [8] BOERS Y, DRIESSEN H. Integrated tracking and classification: An application of hybrid state estimation [C]//Proceedings of SPIE Signal and Data Processing of Small Targets, Orlando; SPIE, 2001, 4473:198-209.
- [9] FARINA A, LOMBARDO P, MARSELLA M. Joint tracking and identification algorithms for multisensor data [J]. IEE proceedings-Radar, Sonar and Navigation, UK; IEE, 2002, 149(6):271-280.
- [10] KRIEG M. Joint multi-sensor kinematic and attribute tracking using Bayesian Belief network [C]//Proceedings of the 6th International Conference on Information Fusion, Cairns, Queensland, Australia; ISIF, 2003:17-24.
- [11] ANGELOVA D, MIHAYLOVA L. Sequential Monte Carlo algorithms for joint target tracking and classification using kinematic radar information [C]//Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion, Stockholm, Sweden; ISIF, 2004:709-716.
- [12] JACOBS S P, O'SULLIVAN J A. High resolution radar models for joint target tracking and recognition [C]//IEEE International Radar Conference, Syracuse, NY; IEEE, 1997:99-104.
- [13] HERMAN S M. Joint passive radar tracking and target classification using radar cross section [C]//Proceedings of Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, 2003:402-417.
- [14] HE Xiaofan, THARMARASA R, PELLETIER M, et al. Two-level automatic multiple target joint tracking and classification [C]// Proceedings of Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, DOI:10.1117/12.851068.

- [5] 贺筱媛,胡晓峰. 指挥自动化系统效能评估方法探索 [J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(5): 723-726.
- [6] 陈晓明. C⁴ISR 系统效能评估研究 [J]. 电光与控制, 2010, 17(1): 48-50.
- [7] 王健,徐海洋,王永江. 含逻辑门的武器系统效能评估方法研究 [J]. 电光与控制, 2011, 18(11): 101-104.
- [8] 罗佳,薛青,张国辉,等. 基于云理论的 C⁴ISR 系统作战效能评估应用与研究 [J]. 系统仿真学报, 2012, 24(1): 212-215.
- [9] 李德毅,孟海军,史雪梅. 隶属云和隶属云发生器 [J]. 计算机研究与发展, 1995, 32(6): 15-20.
- [10] 李德毅,杜鹁. 不确定性人工智能 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [11] 程明,周德云,张堃. 基于混合型多属性决策方法的目标威胁评估 [J]. 电光与控制, 2010, 17(1): 11-13.
- [12] YANG X J, ZENG L, ZHANG R. Cloud Delphi method [J]. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2012, 20(1): 77-97.
- [13] SAATY T L. The analytic hierarchy process [M]. New York: McGraw-Hill, 1980.
- [14] YANG X J, ZENG L, LUO F, et al. Cloud hierarchical analysis [J]. Journal of Information & Computational Science, 2010, 7(12): 2468-2477.
- [15] 王振兴,冯新喜,鹿传国,等. 综合粗糙集和修正熵权的数据融合系统性能评估模型 [J]. 电光与控制, 2012, 19(3): 78-81, 105.
- [16] YANG X J, YAN L L, ZENG L. How to handle uncertainties in AHP: The cloud Delphi hierarchical analysis [DB/OL] [2012-08-19]. Information Sciences, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins>.

(上接第 23 页)

- [15] MASKELL S. Joint tracking of manoeuvring targets and classification of their manoeuvrability [J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2004(15): 1339-2350.
- [16] MEI W, SHAN G L, LI X R. Simultaneous tracking and classification: A modularized scheme [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2): 487-506.
- [17] MEI W, SHAN G L, LI X R. An efficient Bayesian algorithm for joint target tracking and classification [C]// Proceedings of the 7th International Conference on Signal Processing, IEEE Press/Publishing House of Electronics Industry, Beijing, China, 2004: 2090-2098.
- [18] GORDON N, MASKELL S, KIRUBARAJAN T. Efficient particle filters for joint tracking and classification [C]// Proceedings of SPIE Signal and Data Processing of Small Targets, Orlando: SPIE, 2002, 4728: 439-449.
- [19] MAHLER R, TAGO C, ZAJIC T, et al. Joint tracking and identification with robustness against unmodeled targets [C]// SPIE Proceedings in Signal Processing, Sensor fusion, and Target recognition, Orlando: SPIE, 2003, 5096: 279-290.
- [20] SMETS P, RISTIC B. Kalman filter and joint tracking and classification based on belief functions in the TBM framework [J]. Information Fusion, 2007, 8(1): 16-27.
- [21] POWELL G, MARSHALLI D, SMETS P, et al. Joint tracking and classification of airbourne objects using particle filters and the continuous transferable belief model [C]// Proceedings of the 9th ICIF, 2006: 1-8.
- [22] LANCASTER J, BLACKMAN S, RAYTHEON E S. Joint IMM/MHT tracking and identification for multi-sensor ground target tracking [C]// Proceedings of the 9th ICIF, 2006: 1-7.
- [23] LI X R, YANG Ming, RU Jifeng. Joint tracking and classification based on Bayes joint decision and estimation [C]// Proceedings of the 10th International Conference on Information Fusion, 2007: 1-8.
- [24] BAR-SHALOM Y, LI X R. Estimation with applications to tracking and navigation: Theory, algorithms, and software [M]. New York: John Wiley & Sons, 2001.
- [25] BLOW H A P, BAR SHALOM Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8): 780-783.

欢 迎 投 稿 欢 迎 刊 登 广 告