

非椭圆扩展目标联合跟踪与分类算法*

占荣辉¹, 王丽萍^{1,2}

(1. 国防科技大学 电子科学学院, 湖南 长沙 410073; 2. 中国人民公安大学 侦查学院, 北京 100038)

摘要:充分利用目标尺寸和形状信息,提出了一种基于星凸随机超曲面模型(random hypersurface model, RHM)的非椭圆扩展目标联合跟踪与分类(joint tracking and classification, JTC)算法。将目标空间扩展状态建模为星凸形状,通过目标类别相关先验信息的矢量化建模,建立起其与目标瞬时扩展状态的关系,并在统一的贝叶斯滤波框架下,实现跟踪与分类的一体化处理;进一步对目标运动学状态和扩展状态单独进行建模,并通过构建扩展状态的似然函数,利用粒子滤波实现目标类别概率算式的递推处理。仿真结果表明:与基于椭圆形状的扩展目标 JTC 算法相比,所提算法能对尺寸相近、形状不同的目标进行准确分类,同时可改善目标状态的估计效果;与基于星凸 RHM 的扩展目标跟踪算法相比,所提算法能大幅提高目标状态的估计性能。

关键词:联合跟踪与分类;扩展目标;星凸随机超曲面;扩展状态

中图分类号:TN95 文献标志码:A 开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号:1001-2486(2022)05-158-13



Joint tracking and classification algorithm of non-ellipsoidal extended target

ZHAN Ronghui¹, WANG Liping^{1,2}

(1. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. School of Criminal Investigation, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China)

Abstract: By making full use of the target size and shape information, a NEET (non-ellipsoidal extended target) JTC (joint tracking and classification) algorithm was proposed on the basis of the star-convex RHM (random hypersurface model). In the proposed algorithm, the target extent state was modeled as star-convex shape. By modeling the target class-related prior information with vector form, constructing its relationship with the simultaneous extent state, and integrating it into the framework of Bayesian filter, the joint processing of tracking and classification was realized. Additionally, two separate vectors were used to model the target state, and the probability update of target class was realized by particle filter based on likelihood function derivation. The simulation results show that the NEET JTC algorithm can accurately classify targets with similar size but different shapes, and improve the target state estimation results when compared with the extended target JTC algorithm based on elliptical shape. The results also show that the proposed algorithm can significantly improve the target state estimation performance when compared with the extended target tracking algorithm based on star-convex RHM.

Keywords: joint tracking and classification; extended target; star-convex random hypersurface; extent state

跟踪和分类是目标监视系统中的两项基本任务,分别对应状态估计和目标类别判断,且两者是相互联系、相互影响的。例如,目标状态估计的结果可以作为目标分类的依据,而与目标类别相关的运动模型可以提高目标状态估计精度。联合跟踪与分类(joint tracking and classification, JTC)算法将两者放在统一框架下进行处理,能有效提高系统跟踪精度和分类的准确性^[1-12]。目前,JTC

算法主要有两类:基于运动学信息的 JTC 算法^[2-5]和基于特征观测的 JTC 算法^[6-12]。基于运动学信息的 JTC 算法主要利用目标的机动性,如文献[2-5]利用加速度和速度包络信息对目标进行 JTC 处理,该类算法受限于目标机动模式特征的影响,当待分类的目标运动特性有重叠时很难奏效。基于特征观测的 JTC 算法通常需要利用属性传感器给出的目标特征信息,如文献[6-

* 收稿日期:2022-01-06

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62271491,61471370)

作者简介:占荣辉(1978—),男,江西玉山人,副研究员,博士,E-mail:zhanrh@nudt.edu.cn;

王丽萍(通信作者),女,讲师,博士,E-mail:wangliping17@nudt.edu.cn

10]利用属性量测信息,建立目标位置与属性量测的联合似然函数,实现目标的 JTC 处理;文献[11-12]提出利用电子支援设备(electronic support measure, ESM)的属性量测信息进行目标分类。很明显,基于特征观测的 JTC 算法需要额外的传感器支持,增加了系统的复杂度。

随着传感器分辨率的提高,一个目标将占据多个分辨单元,从而产生多个量测,这种情况下的目标被称为扩展目标^[13-14](extended target, ET)。目前,扩展目标跟踪(extended target tracking, ETT)算法主要分为两大类:基于随机矩阵模型^[15-17](random matrix model, RMM)和基于随机超曲面模型^[18-20](random hypersurface model, RHM)。基于 RMM 的 ETT 方法用椭圆形状描述目标扩展状态,利用矢量 \mathbf{x} 将目标运动状态建模成高斯分布 $\mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}, \mathbf{P})$, 通过一个对称正定(symmetric positive definite, SPD)矩阵 \mathbf{X} 将目标空间扩展状态建模成逆威沙特分布 $\mathcal{IW}(\mathbf{X}; \nu, \mathbf{V})$ 。基于 RHM 的 ETT 方法将目标运动学状态和空间扩展状态建模为一个高维的矢量,并假定量测源位于形状边界圈定的范围之内。基于不同类型的随机超曲面,目标的空间扩展状态可建模为椭圆形^[19]和星凸形^[20]。

相比于传统基于点目标的 JTC 算法,扩展目标的空间扩展形态可直接作为目标分类的依据。文献[21]提出了一种基于 RMM 的扩展目标 JTC 算法,但该算法没有考虑杂波、多目标情况。为了解决有杂波情况下的单扩展目标 JTC 问题,文献[22]提出了一种基于伯努利滤波器的单扩展目标 JTC 算法,文献[23-24]和文献[25]则给出了基于概率假设密度滤波器和势均衡多目标多伯努利滤波器的多扩展目标 JTC 算法。在现有基于 RMM 的 JTC 算法中,统一将目标建模为椭圆形状,在分类过程中只用到了粗略的尺寸(长、短轴大小)信息。

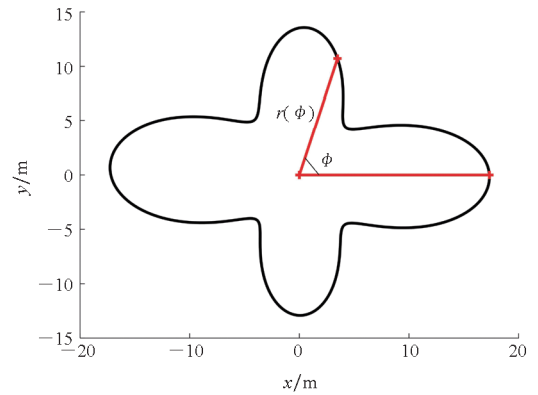
事实上,扩展目标的空间扩展状态包括形状、尺寸和旋转方向。当目标尺寸相近时,基于 RMM 的 JTC 算法无法对目标进行准确的分类。目标扩展状态描述越详细,越有利于目标进行准确分类。文献[26]提出了一种非椭圆形状的扩展目标 JTC 算法,该算法基于 RMM 利用多个子椭圆对目标形状进行描述,但算法假设子椭圆的个数是固定、已知的,且子椭圆个数随目标形状复杂度的增加而增多,因此算法运算量大、实时性较差。

基于星凸 RHM 的 ETT 算法将目标扩展状态建模为星凸形状,能更好地描述目标空间扩展形

态的细节信息。鉴于此,本文采用星凸 RHM 对扩展目标状态建模,提出了一种基于 RHM 的非椭圆扩展目标(non-ellipsoidal ET) JTC 算法,称为 NEET JTC。为解决高维状态量和强非线性观测模型带来的算法实现难题,文中将目标状态分解为两个维度较低的运动学状态和扩展状态,建立了目标扩展状态与量测的似然函数,利用粒子滤波波(particle filter, PF)实现了目标类别概率的递推处理,并通过典型仿真实例验证了所提算法的有效性及其相对于传统算法的性能优势。

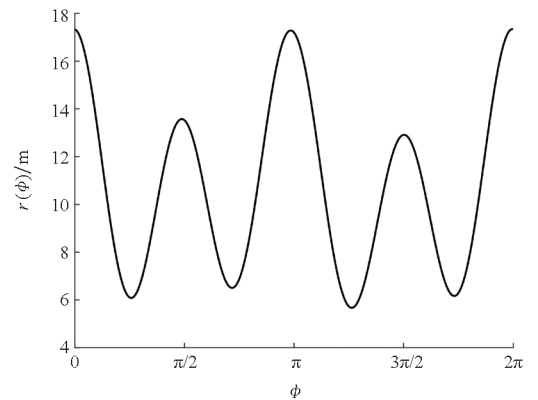
1 基于星凸 RHM 的 ETT 算法

假定从目标中心到集合 S 中任意一点的连线仍属于集合 S ,则这个集合 S 是星凸的。图 1 给出了用径向函数 $r(\phi)$ 描述的星凸形状。



(a) 星凸形状

(a) Star-convex shape



(b) 径向函数

(b) Radial function

图 1 基于径向函数描述的星凸形状

Fig. 1 Star-convex shape based on radial function description

在 k 时刻,目标的径向函数 $r(\phi_k)$ 是方位角为 $\phi_k \in [0, 2\pi)$ 的边界点到目标中心的距离函数。采用 n_F 阶傅里叶级数对径向函数 $r(\phi_k)$ 进行展开得

$$r(\phi_k) = a_{k,0} + \sum_{n=1}^{n_F} [a_{k,n} \cos(n\phi_k) + b_{k,n} \sin(n\phi_k)] = \mathbf{\Gamma}(\phi_k) \mathbf{x}_k^{\text{et}} \quad (1)$$

其中: $a_{k,n}$ 和 $b_{k,n}$ 为展开系数; $\mathbf{\Gamma}(\phi_k)$ 和 \mathbf{x}_k^{et} 分别为维度 $1 \times (2n_F + 1)$ 的行向量和 $(2n_F + 1) \times 1$ 的列向量, 且

$$\mathbf{\Gamma}(\phi_k) \triangleq [1, \cos(\phi_k), \sin(\phi_k), \dots, \cos(n_F \phi_k), \sin(n_F \phi_k)] \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_k^{\text{et}} \triangleq [a_{k,0}, a_{k,1}, b_{k,1}, \dots, a_{k,n_F}, b_{k,n_F}]^T \quad (3)$$

因此, 基于星凸 RHM 的 ETT 算法将 k 时刻的目标状态建模为一个高维的矢量 $\mathbf{x}_k \triangleq [(\mathbf{x}_k^{\text{kn}})^T, (\mathbf{x}_k^{\text{et}})^T]^T$, 其中运动学状态 \mathbf{x}_k^{kn} 由位置分量 $\mathbf{x}_k^p \triangleq [x, y]^T$ 和速度分量 $\mathbf{x}_k^v \triangleq [\dot{x}, \dot{y}]^T$ 组成, \mathbf{x}_k^{et} 为描述目标扩展状态的矢量。

基于星凸 RHM 的 ETT 算法其观测模型^[21] 可表示为

$$\mathbf{z}_{k,l} = \mathbf{y}_{k,l} + \mathbf{v}_{k,l} = \mathbf{H} \mathbf{x}_k^{\text{kn}} + s_{k,l} \mathbf{\Gamma}(\phi_{k,l}) \mathbf{x}_k^{\text{et}} \mathbf{e}(\phi_{k,l}) + \mathbf{v}_{k,l} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{z}_{k,l}$ 为 k 时刻目标产生的第 l 个量测, $\mathbf{y}_{k,l}$ 为该量测的量测源, $\mathbf{v}_{k,l}$ 为量测噪声, \mathbf{H} 为观测矩阵, $s_{k,l} \in [0, 1]$ 为缩放因子, $\mathbf{e}(\phi_{k,l}) \triangleq [\cos(\phi_{k,l}), \sin(\phi_{k,l})]^T$ 为单位矢量。

通常情况下, 量测源 $\mathbf{y}_{k,l}$ 对应的方位角 $\phi_{k,l}$ 是未知的, 一般用量测 $\mathbf{z}_{k,l}$ 到目标中心的连线与 x 轴正方向所成的角度来近似, 即 $\hat{\phi}_{k,l} \triangleq \angle(\mathbf{z}_{k,l}, \mathbf{e}_x)$ 。为了减轻角度近似的影响, 式(4) 通过数学运算可变为

$$\|\mathbf{z}_{k,l} - \mathbf{H} \mathbf{x}_k^{\text{kn}}\|^2 = s_{k,l}^2 \|\mathbf{\Gamma}(\phi_{k,l}) \mathbf{x}_k^{\text{et}} \mathbf{e}(\phi_{k,l})\|^2 + 2s_{k,l} \mathbf{\Gamma}(\phi_{k,l}) \mathbf{x}_k^{\text{et}} \mathbf{e}(\phi_{k,l})^T \mathbf{v}_{k,l} + \|\mathbf{v}_{k,l}\|^2 \quad (5)$$

因此, 基于星凸 RHM 的 ETT 算法中观测模型的最最终形式为

$$0 = h^*(\mathbf{x}_k, s_{k,l}, \mathbf{v}_{k,l}, \mathbf{z}_{k,l}) = s_{k,l}^2 \|\mathbf{\Gamma}(\phi_{k,l}) \mathbf{x}_k^{\text{et}} \mathbf{e}(\phi_{k,l})\|^2 + 2s_{k,l} \mathbf{\Gamma}(\phi_{k,l}) \mathbf{x}_k^{\text{et}} \mathbf{e}(\phi_{k,l})^T \mathbf{v}_{k,l} + \|\mathbf{v}_{k,l}\|^2 - \|\mathbf{z}_{k,l} - \mathbf{H} \mathbf{x}_k^{\text{kn}}\|^2 \quad (6)$$

式中, 观测模型 $h^*(\cdot)$ 将目标状态 \mathbf{x}_k 、量测噪声 $\mathbf{v}_{k,l}$ 、缩放因子 $s_{k,l}$ 和目标量测 $\mathbf{z}_{k,l}$ 映射为伪量测 0 。

与式(6) 对应的观测模型具有高度非线性特点, 文献[20] 给出了基于不敏卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF) 的实现形式, 文献[27] 则给出了基于 PF 的实现形式。对于 UKF, 当系统非线性程度较高时, 算法的估计精度会下降; 对于 PF, 由于目标的状态被建模为一个高维的状态矢量, 需要大量的粒子才能保证较高的估计性能, 因此算法复杂度高、实时性较差。

2 NEET JTC 算法原理

2.1 目标类别先验信息表征

假设监视区域有 n_c 种不同类别的目标, 其类别标签为 $c \in \{1, 2, \dots, n_c\}$ 。JTC 处理是指同时实现对目标状态 \mathbf{x}_k 的估计和类别 c 的判断, 为此需获得目标的概率密度-质量函数 $p(\mathbf{x}_k, c | \mathbf{Y}^k)$ 。由条件概率公式可得

$$p(\mathbf{x}_k, c | \mathbf{Y}^k) = p(\mathbf{x}_k | c, \mathbf{Y}^k) p(c | \mathbf{Y}^k) \quad (7)$$

式中, \mathbf{Y}^k 为到 k 时刻为止的累积量测, $p(\mathbf{x}_k | c, \mathbf{Y}^k)$ 表示与类别相关的目标状态概率密度函数, $p(c | \mathbf{Y}^k)$ 表示目标属于类别 c 的概率。

相比于单纯的目标跟踪算法, JTC 算法除了需要目标自身产生的量测外, 还需额外的与目标类别相关的先验信息。扩展目标 JTC 算法通常将目标的扩展状态作为分类依据, 因此, 目标的扩展状态可作为与目标类别相关的先验信息。本文基于星凸 RHM 的 ETT 算法对目标空间扩展状态进行建模。基于此, 所采用的目标类别相关先验信息是与目标扩展状态 \mathbf{x}_k^{et} 具有相同维度的矢量集合 $\mathbf{Z}_m \triangleq \{\mathbf{x}_c\}_{c=1}^{n_c}$, 其中 \mathbf{x}_c 为目标类别 c 的先验信息。不失一般性, 假设目标轴向与 x 轴方向一致, 利用 1 000 个在目标表面上随机分布的量测点, 采用基于星凸 RHM 的 ETT 算法^[20] 获取与目标类别相关的先验信息 \mathbf{x}_c 。因此, 在 NEET JTC 算法中, 目标在 k 时刻的量测集为 $\mathbf{Y}_k \triangleq \{\mathbf{Z}_k, \mathbf{Z}_m\}$, 其中 $\mathbf{Z}_k \triangleq \{\mathbf{z}_{k,l}\}_{l=1}^{n_k}$ 为 k 时刻目标产生的 n_k 个量测集。

2.2 先验信息与扩展状态的关系构建

假设目标的轴向与速度方向一致, 目标类别 c 的一个量测源 \mathbf{y}_l 对应的方位角为 θ_c , 图 2 给出了量测源 \mathbf{y}_l 旋转前后的位置。若 k 时刻目标的旋转角度为 θ_k , 量测源 \mathbf{y}_l 在 k 时刻所在的位置为 $\mathbf{y}_{k,l}$,

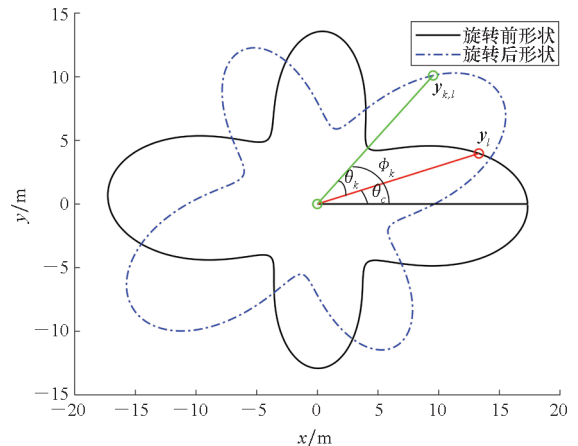


图 2 旋转前后的量测源位置

Fig. 2 Measurement position before and after rotation

则其对应的方位角为

$$\phi_k = \theta_k + \theta_c \quad (8)$$

同一个量测源的径向距离不随目标的旋转而发生变化,即

$$r(\phi_k) = r(\theta_c) \quad (9)$$

其中,

$$r(\theta_c) \triangleq a_{c,0} + \sum_{n=1}^{n_F} [a_{c,n} \cos(n\theta_c) + b_{c,n} \sin(n\theta_c)] \quad (10)$$

根据式(8)中的角度关系,可得 $r(\theta_c)$ 关于 θ_k 和 ϕ_k 的傅里叶级数展开形式

$$\begin{aligned} r(\theta_c) &= a_{c,0} + \sum_{n=1}^{n_F} [a_{c,n} \cos[n(\phi_k - \theta_k)] + b_{c,n} \sin[n(\phi_k - \theta_k)]] \\ &= [1, \cos(\phi_k), \sin(\phi_k), \dots, \cos(n_F \phi_k), \sin(n_F \phi_k)] \cdot \mathbf{x}_{k,c}^{\text{et}} \end{aligned} \quad (11)$$

其中,

$$\mathbf{x}_{k,c}^{\text{et}} \triangleq \begin{bmatrix} a_{c,0} \\ a_{c,1} \cos(\theta_k) - b_{c,1} \sin(\theta_k) \\ a_{c,1} \sin(\theta_k) + b_{c,1} \cos(\theta_k) \\ \vdots \\ a_{c,n} \cos(n_F \theta_k) - b_{c,n} \sin(n_F \theta_k) \\ a_{c,n} \sin(n_F \theta_k) + b_{c,n} \cos(n_F \theta_k) \end{bmatrix} \quad (12)$$

$r(\phi_k)$ 可整理成两个矢量相乘的形式,即

$$r(\phi_k) = [1, \cos(\phi_k), \sin(\phi_k), \dots, \cos(n_F \phi_k), \sin(n_F \phi_k)] \cdot \mathbf{x}_k^{\text{et}} \quad (13)$$

根据式(9)、式(11)和式(13),可得 c 类目标的先验类别信息与 k 时刻扩展状态 \mathbf{x}_k^{et} 之间的关系为

$$\mathbf{x}_k^{\text{et}} = \mathbf{F}_k^{\text{et}}(\theta_k) \mathbf{x}_c \quad (14)$$

式中, $\mathbf{x}_c \triangleq [a_{c,0}, a_{c,1}, b_{c,1}, \dots, a_{c,n_F}, b_{c,n_F}]^T$ 为 c 类目标的先验信息, $\mathbf{F}_k^{\text{et}}(\theta_k)$ 的具体表达式为

$$\mathbf{F}_k^{\text{et}}(\theta_k) \triangleq \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{0} & \mathbf{F}_{\theta_k}(1) & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{F}_{\theta_k}(n_F) \end{bmatrix}_{(2n_F+1) \times (2n_F+1)} \quad (15)$$

$$\mathbf{F}_{\theta_k}(n_F) = \begin{bmatrix} \cos(n_F \theta_k) & -\sin(n_F \theta_k) \\ \sin(n_F \theta_k) & \cos(n_F \theta_k) \end{bmatrix} \quad (16)$$

利用式(14)所构建的关系,即可将目标类别先验信息集成到滤波过程中,实现扩展目标 JTC 处理。

2.3 状态估计与类别更新

由前文可知,在基于星凸 RHM 的 ETT 算法中,虽然观测模型具有高度非线性,但对于目标运

动学状态则可转化为式(17)所示的线性观测模型。

$$\mathbf{z}_{k,l} = \mathbf{H}\mathbf{x}_k^{\text{kn}} + s_{k,l} \mathbf{I}(\phi_{k,l}) \mathbf{x}_k^{\text{et}} \mathbf{e}(\phi_{k,l}) + \mathbf{v}_{k,l} = \mathbf{H}\mathbf{x}_k^{\text{kn}} + \tilde{\mathbf{v}}_{k,l} \quad (17)$$

其中, $\tilde{\mathbf{v}}_{k,l} \triangleq s_{k,l} \mathbf{I}(\phi_{k,l}) \mathbf{x}_k^{\text{et}} \mathbf{e}(\phi_{k,l}) + \mathbf{v}_{k,l}$ 为等效量测噪声。

为此,将目标状态建模为运动学状态 \mathbf{x}_k^{kn} 和扩展状态 \mathbf{x}_k^{et} 两个矢量,即 $\underline{\mathbf{x}}_k \triangleq (\mathbf{x}_k^{\text{kn}}, \mathbf{x}_k^{\text{et}})$ 。为了确保运动学状态观测模型中量测噪声的等效性,等效量测噪声 $\tilde{\mathbf{v}}_{k,l}$ 的模型为 $\mathcal{N}(\tilde{\mathbf{v}}_{k,l}; \mathbf{0}, \mathbf{R}_k + \lambda \mathbf{X}_k)^{[17]}$,式中, \mathbf{R}_k 为真实量测噪声 $\mathbf{v}_{k,l}$ 的协方差矩阵; \mathbf{X}_k 为服从逆威沙特分布的 2×2 维 SPD 矩阵,用于描述目标空间状态对量测的影响,即 $\mathcal{LW}(\mathbf{X}_k; v_k, \mathbf{V}_k)$,其中 v_k 表示自由度, \mathbf{V}_k 为矩阵参数; λ 用来控制量测噪声和空间扩展状态对量测的影响。

在本文所提 NEET JTC 算法中,目标的量测仅用来更新目标的运动学状态,目标的扩展状态通过式(14)给定的关系进行更新。由条件分布可知,与目标类别相关的概率密度函数 $p(\underline{\mathbf{x}}_k | c, \mathbf{Y}^k)$ 可分解为两个因式相乘的形式

$$\begin{aligned} p(\underline{\mathbf{x}}_k | c, \mathbf{Y}^k) &\triangleq p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}}, \mathbf{x}_k^{\text{et}} | c, \mathbf{Y}^k) \\ &= p(\mathbf{x}_k^{\text{et}} | \mathbf{x}_k^{\text{kn}}, c, \mathbf{Y}^k) p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}} | c, \mathbf{Y}^k) \end{aligned} \quad (18)$$

目标的运动学状态估计仅受量测的影响,由贝叶斯定理可知,与目标类别相关的运动状态更新过程为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}} | c, \mathbf{Y}^k) &\triangleq p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}} | \mathbf{Z}^k) \\ &= \frac{p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{x}_k^{\text{kn}}) p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}} | \mathbf{Z}^{k-1})}{p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{Z}^{k-1})} \end{aligned} \quad (19)$$

其中,

$$p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}} | \mathbf{Z}^{k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}} | \mathbf{x}_{k-1}^{\text{kn}}) p(\mathbf{x}_{k-1}^{\text{kn}} | \mathbf{Z}^{k-1}) d\mathbf{x}_{k-1}^{\text{kn}} \quad (20)$$

$$p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{Z}^{k-1}) = \int p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{x}_k^{\text{kn}}) p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}} | \mathbf{Z}^{k-1}) d\mathbf{x}_k^{\text{kn}} \quad (21)$$

与目标类别相关的扩展状态 $p(\mathbf{x}_k^{\text{et}} | \mathbf{x}_k^{\text{kn}}, c, \mathbf{Y}^k)$ 更新由式(14)描述的关系确定,即 $\mathbf{x}_k^{\text{et}} = \mathbf{F}_k^{\text{et}}(\theta_k) \mathbf{x}_c$,其中 $\theta_k \triangleq \arctan(\dot{y}_k / \dot{x}_k)$ 可通过 k 时刻更新后的目标运动学状态(仅用速度分量 $\mathbf{x}_k^{\text{v}} \triangleq [\dot{x}_k, \dot{y}_k]^T$)计算得到。

目标类别概率 $p(c | \mathbf{Y}^k)$ 的更新可通过贝叶斯定理得到,即

$$p(c | \mathbf{Y}^k) = \frac{p(\mathbf{Y}_k | c, \mathbf{Y}^{k-1}) p(c | \mathbf{Y}^{k-1})}{p(\mathbf{Y}_k | \mathbf{Y}^{k-1})} \quad (22)$$

其中,

$$p(\mathbf{Y}_k | \mathbf{Y}^{k-1}) = \sum_c p(\mathbf{Y}_k | c, \mathbf{Y}^{k-1}) p(c | \mathbf{Y}^{k-1}) \quad (23)$$

$$p(\mathbf{Y}_k | c, \mathbf{Y}^{k-1}) = \int p(\mathbf{Y}_k | \mathbf{x}_k, c, \mathbf{Y}^{k-1}) p(\mathbf{x}_k | c, \mathbf{Y}^{k-1}) d\mathbf{x}_k \quad (24)$$

由于观测模型的高度非线性,式(22)~(24)中涉及的积分无法解析求解。因此,本文采用粒子滤波技术代替积分运算,并将目标的扩展状态作为分类依据。为此,在 $[\theta_k - \alpha, \theta_k + \alpha]$ 角度区间内以步长(角度间隔) $\Delta\theta$ 进行取值,利用式(14)所示的关系获得 k 时刻目标扩展状态的粒子集 $\{\mathbf{m}_k^{e,(i)}\}_{i=1}^L$,其中 $L = 2\alpha/\Delta\theta + 1$ 为粒子个数,粒子权重为 $w^{(i)} = 1/L$ 。粒子集中的每个粒子 $\mathbf{m}_k^{e,(i)}$ 与 k 时刻的位置 $\mathbf{m}_k^p \triangleq [x, y]^T$ 共同组成用于类别概率更新的位置-形状粒子集 $\{\tilde{\mathbf{m}}_k^{pe,(i)}\}_{i=1}^L$, $\tilde{\mathbf{m}}_k^{pe,(i)} \triangleq [(\mathbf{m}_k^p)^T, (\tilde{\mathbf{m}}_k^{e,(i)})^T]^T$ 。因此, $p(\mathbf{Y}_k | c, \mathbf{Y}^{k-1})$ 中的积分运算可转化为求和运算

$$p(\mathbf{Y}_k | c, \mathbf{Y}^{k-1}) = \sum_{i=1}^L p(\mathbf{Y}_k | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1}) \delta_{\tilde{\mathbf{m}}_k^{pe,(i)}}(\mathbf{x}_k^{pe}) \quad (25)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 表示狄拉克函数。

在不同量测之间相互独立、类别相关先验信息与量测相互独立的条件下, $p(\mathbf{Y}_k | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1})$ 可进一步表示为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{Y}_k | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1}) &= \prod_{l=1}^{n_k} p(\mathbf{z}_{k,l}, \mathbf{x}_c | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1}) \\ &= \prod_{l=1}^{n_k} p(\mathbf{z}_{k,l} | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1}) p(\mathbf{x}_c | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1}) \end{aligned} \quad (26)$$

式中, $p(\mathbf{x}_c | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1})$ 可通过式(14)中给定的关系反推得到,不影响类别的判断,因此式(26)可简化为

$$p(\mathbf{Y}_k | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1}) \propto \prod_{l=1}^{n_k} p(\mathbf{z}_{k,l} | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1}) \quad (27)$$

在式(4)中缩放因子 s_k 服从高斯分布 $\mathcal{N}(s_{k,l}; \hat{s}, \sigma_s^2)$ 的条件下(\hat{s} 和 σ_s^2 分别代表均值和方差),可进一步求得 $p(\mathbf{z}_{k,l} | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1})$ 的闭式表达式为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{z}_{k,l} | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1}) &= \int \mathcal{N}(\mathbf{z}_{k,l} - s_{k,l} r(\hat{\phi}_{k,l}) \mathbf{e}(\hat{\phi}_{k,l}) - \mathbf{x}_k^p; \mathbf{0}, \mathbf{R}_k) \mathcal{N}(s; \hat{s}, \sigma_s^2) ds_{k,l} \\ &= d_k \sqrt{\frac{1}{(p_k \sigma_s^2 + 1)}} \exp\left[-\frac{(q_k - \hat{s})^2}{2(p_k^{-1} + \sigma_s^2)}\right] \end{aligned} \quad (28)$$

其中,

$$d_k \triangleq \frac{1}{2\pi \sqrt{|\mathbf{R}_k|}} \exp\left[-\frac{\mathbf{b}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{b}_k - \frac{(\mathbf{b}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{a}_k)^2}{\mathbf{a}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{a}_k}}{2}\right],$$

$$p_k \triangleq \mathbf{a}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{a}_k, q_k \triangleq \frac{\mathbf{b}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{a}_k}{\mathbf{a}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{a}_k}, \mathbf{b}_k \triangleq \mathbf{z}_{k,l} - \mathbf{x}_k^p, \mathbf{a}_k \triangleq$$

$$r(\hat{\phi}_{k,l}) \mathbf{e}(\hat{\phi}_{k,l}), \hat{\phi}_{k,l} \triangleq \arctan(\dot{y}_{k,l}/\dot{x}_{k,l}).$$

由式(22)、式(25)和式(28)可得到目标类别概率 $p(c | \mathbf{Y}^k)$ 的更新公式为

$$\begin{aligned} p(c | \mathbf{Y}^k) &= \frac{\sum_{i=1}^L \prod_{l=1}^{n_k} p(\mathbf{z}_{k,l} | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1}) w_k^{(i)} \delta_{\tilde{\mathbf{m}}_k^{pe,(i)}}(\tilde{\mathbf{x}}_k^{pe}) p(c | \mathbf{Y}^{k-1})}{\sum_{c=1}^{n_c} \sum_{i=1}^L \prod_{l=1}^{n_k} p(\mathbf{z}_{k,l} | \mathbf{x}_k^{pe}, c, \mathbf{Y}^{k-1}) w_k^{(i)} \delta_{\tilde{\mathbf{m}}_k^{pe,(i)}}(\tilde{\mathbf{x}}_k^{pe}) p(c | \mathbf{Y}^{k-1})} \end{aligned} \quad (29)$$

3 NEET JTC 算法的实现过程

与基于星凸RHM的ETT算法类似,本文所提NEET JTC算法其递推过程也由预测和更新两步组成。

1) 预测:假设在 $k-1$ 时刻与目标类别相关的运动学状态服从高斯分布 $p(\mathbf{x}_{k-1}^{\text{kn}} | c, \mathbf{Y}^{k-1}) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_{k-1}^{\text{kn}}; \mathbf{m}_{k-1}^{\text{kn}}, \mathbf{P}_{k-1}^{\text{kn}})$,在高斯、线性运动学模型下,目标的运动学预测状态仍服从高斯分布 $p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}} | c, \mathbf{Y}^{k-1}) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_k^{\text{kn}}; \mathbf{m}_{k|k-1}^{\text{kn}}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{\text{kn}})$,其中

$$\mathbf{m}_{k|k-1}^{\text{kn}} = \mathbf{F}_{k|k-1}^{\text{kn}} \mathbf{m}_{k-1}^{\text{kn}} \quad (30)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^{\text{kn}} = \mathbf{F}_{k|k-1}^{\text{kn}} \mathbf{P}_{k-1}^{\text{kn}} (\mathbf{F}_{k|k-1}^{\text{kn}})^T + \mathbf{Q}_k^{\text{kn}} \quad (31)$$

$\mathbf{F}_{k|k-1}^{\text{kn}}$ 是运动学状态转移矩阵, \mathbf{Q}_k^{kn} 为高斯过程噪声协方差矩阵。由于目标运动学状态的量测采用式(17)所示的线性模型,需要对SPD矩阵 \mathbf{X}_k 进行预测,为此采用文献[17]的方法,其参数的预测为

$$v_{k|k-1} = 2d + 2 + e^{-t/\tau} (v_{k-1} - 2d - 2) \quad (32)$$

$$\mathbf{V}_{k|k-1} = \frac{v_{k|k-1} - 2d - 2}{v_{k-1} - 2d - 2} \mathbf{V}_{k-1} \quad (33)$$

其中, t 表示采样间隔, τ 为衰减系数, d 为描述目标运动空间的维度。

2) 更新:若目标的运动学预测状态服从高斯分布 $p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}} | c, \mathbf{Y}^{k-1}) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_k^{\text{kn}}; \mathbf{m}_{k|k-1}^{\text{kn}}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{\text{kn}})$,则在线性的运动学状态观测模型下,经量测更新得到的目标运动学状态仍服从高斯分布 $p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}} | c, \mathbf{Y}^k) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_k^{\text{kn}}; \mathbf{m}_k^{\text{kn}}, \mathbf{P}_k^{\text{kn}})$,且

$$\mathbf{m}_k^{\text{kn}} = \mathbf{m}_{k|k-1}^{\text{kn}} + \mathbf{K}_k \boldsymbol{\varepsilon}_{k|k-1} \quad (34)$$

$$\mathbf{P}_k^{\text{kn}} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{\text{kn}} - \mathbf{K}_k \mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1}^{\text{kn}} \quad (35)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}^{\text{kn}} \mathbf{H}^T \mathbf{S}_{k|k-1}^{-1} \quad (36)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{k|k-1} = \bar{\mathbf{z}}_k - \mathbf{H}\mathbf{m}_{k|k-1}^{\text{kn}} \quad (37)$$

$$\mathbf{S}_{k|k-1} = \mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}^{\text{k}} \mathbf{H}^T + \frac{\lambda \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{R}_k}{n_k} \quad (38)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = \frac{\mathbf{V}_{k|k-1}}{v_{k|k-1} - 2d - 2} \quad (39)$$

$$v_k = v_{k|k-1} + n_k \quad (40)$$

$$\mathbf{V}_k = \mathbf{V}_{k|k-1} + \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}^{1/2} \mathbf{S}_{k|k-1}^{-1/2} \boldsymbol{\varepsilon}_{k|k-1} \mathbf{e}_{k|k-1}^T \mathbf{S}_{k|k-1}^{-T/2} \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}^{T/2} + \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}^{1/2} (\lambda \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{R}_k)^{-1/2} \bar{\mathbf{Z}}_k (\lambda \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{R}_k)^{-T/2} \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}^{T/2} \quad (41)$$

$$\bar{\mathbf{z}}_k = \frac{1}{n_k} \sum_{\mathbf{z}_{k,l} \in \mathbf{Z}_k} \mathbf{z}_{k,l} \quad (42)$$

$$\bar{\mathbf{Z}}_k = \sum_{\mathbf{z}_{k,l} \in \mathbf{Z}_k} (\mathbf{z}_{k,l} - \bar{\mathbf{z}}_k) (\mathbf{z}_{k,l} - \bar{\mathbf{z}}_k)^T \quad (43)$$

由类别为 c 的先验信息更新得到的、与目标类别相关的扩展状态为 $\mathbf{x}_k^{\text{et}} = \mathbf{F}_k^{\text{et}}(\arctan(\dot{y}_k/\dot{x}_k))\mathbf{x}_c$, 此时目标属于类别 c 的概率由式(29)得到。

3) 目标状态融合与输出: 由全概率定理可得, k 时刻目标的状态 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}^k)$ 为

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}^k) = \sum_{c=1}^{n_c} p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}}, \mathbf{x}_k^{\text{et}} | c, \mathbf{Y}^k) p(c | \mathbf{Y}^k) = \sum_{c=1}^{n_c} p(\mathbf{x}_k^{\text{et}} | c, \mathbf{x}_k^{\text{kn}}, \mathbf{Y}^k) p(\mathbf{x}_k^{\text{kn}} | c, \mathbf{Y}^k) p(c | \mathbf{Y}^k) \quad (44)$$

据此得到 k 时刻目标的输出状态为 $(\mathbf{m}_k^{\text{kn}}, \sum_{c=1}^{n_c} \mathbf{x}_k^{\text{et}} p(c | \mathbf{Y}^k))$ 。相应地, 最大类别概率对应的类别标签为目标类别, 即 $c^* = \arg \max_c p(c | \mathbf{Y}^k)$ 。

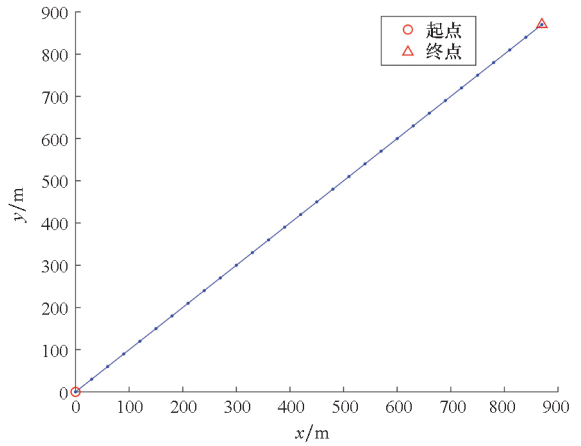
4 仿真实验

为了验证所提 NEET JTC 算法对目标状态估计的有效性、对目标类别判断的准确性, 以及在性能方面的优势, 将其与文献[21]中基于 RMM 的 JTC 算法(记作 JTC-RMM)、文献[27]中基于 PF 实现的 ETT 算法(记作 ETT-PF)及文献[20]中基于 UKF 的 ETT 算法(记作 ETT-UKF)进行比较。

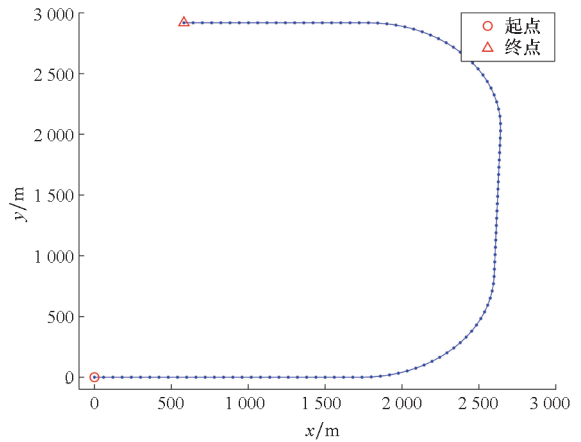
为了全面测试所提算法的性能, 考虑两个不同的仿真场景。由于目标的运动属性也可作为目标分类的依据, 为避免这种影响, 设置仿真场景 1, 用来比较 NEET JTC 和 JTC-RMM 算法对匀速直线运动目标进行跟踪和分类的实验结果, 验证两种算法对尺寸相近、形状不同目标的分类效果。在目标进行机动的仿真场景 2 中, 比较 NEET JTC、ETT-PF 和 ETT-UKF 算法对目标状态估计的结果, 验证 JTC 算法相对于单纯的目标跟踪算法(无分类功能)在状态估计精度方面的优势, 同时给出目标类别概率, 说明在目标机动情

况下所提 NEET JTC 算法仍能准确进行目标分类。最后, 通过对算法运行时间开销进行评估, 比较所提 NEET JTC 与 ETT-PF、ETT-UKF 的算法复杂度。

每个仿真场景中, 仅有一个未知具体类型的目标存在, 目标质心的运动轨迹如图 3 所示。场景 1 和场景 2 中采样的次数(观测周期数)分别为 30 和 115。场景 1 中的目标一直做匀速直线运动。场景 2 中目标在第 1~30、52~72 和 95~115 时刻做匀速直线运动, 第 31~51 和 73~94 时刻做转弯率为 $2\pi/180$ rad 的匀转弯运动。



(a) 场景 1
(a) Scenario 1



(b) 场景 2
(b) Scenario 2

图 3 目标质心的运动轨迹

Fig. 3 Trajectory of target centroid

在仿真中, 分别采用位置的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和形状的交并比 (intersection over union, IOU) 来评价算法对目标运动学状态估计和空间扩展状态估计的性能。RMSE 越低表示运动学状态估计越准确; IOU 的取值范围为 0~1, 越接近 1 表示空间扩展状态估

计越准确。采用类别概率评价算法对目标分类的性能,若类别概率大于某个阈值,则断定目标属于该类别。

4.1 仿真条件

目标运动学状态 \mathbf{x}_k^{kn} 满足线性、高斯条件

$$\mathbf{x}_k^{\text{kn}} = \mathbf{F}_{k|k-1}^{\text{kn}} \mathbf{x}_{k-1}^{\text{kn}} + \mathbf{w}_k^{\text{kn}} \quad (45)$$

运动学状态转移矩阵 $\mathbf{F}_{k|k-1}^{\text{kn}}$ 和高斯过程噪声 \mathbf{w}_k^{kn} 协方差矩阵 \mathbf{Q}_k^{kn} 的具体表达式为

$$\mathbf{F}_{k|k-1}^{\text{kn}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (46)$$

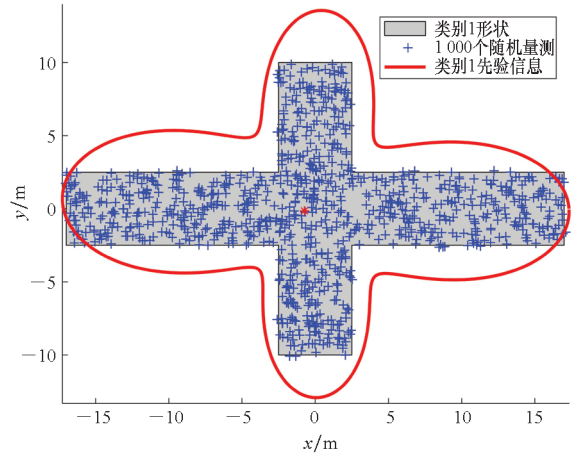
$$\mathbf{Q}_k^{\text{kn}} = \Sigma^2 \begin{bmatrix} t^4/4 & 0 & t^3/2 & 0 \\ 0 & t^4/4 & 0 & t^3/2 \\ t^3/2 & 0 & t^2 & 0 \\ 0 & t^3/2 & 0 & t^2 \end{bmatrix} \quad (47)$$

其中, $t = 2 \text{ s}$ 为采样时间间隔(观测周期), Σ^2 是加速度方差。

加速度方差 Σ^2 为 $0.1 \text{ m}^2/\text{s}^4$, 量测噪声协方差为 $R = \text{diag}([0.1 \ 0.1]) \text{ m}^2$, 缩放因子的均值为 $2/3$ 、协方差为 $1/18$, 傅里叶级数 $2n_F + 1 = 11$ 。在 ETT - PF 算法中, 粒子的个数为 20 000。NEET JTC 算法中角度 $\alpha = 5\pi/180 \text{ rad}$, 步长 $\Delta\theta = 0.1\pi/180 \text{ rad}$, 因此所用的粒子个数为 101。场景中可能出现三种不同类别的目标, 类别 1 的形状是两个正交矩形组成的十字形, 尺寸分别为 $34 \text{ m} \times 5 \text{ m}$ 和 $20 \text{ m} \times 5 \text{ m}$; 类别 2 是半径为 20 m 的五角星形状; 类别 3 是形状为 L 的不规则(且非对称)形状, 水平矩形的尺寸为 $22 \text{ m} \times 5 \text{ m}$, 垂直矩形的尺寸为 $12.5 \text{ m} \times 10 \text{ m}$ 。作为一种典型的实例, 这三种形状可认为是某固定翼无人机、旋翼无人机、以及受遮挡(仅单侧可见)固定翼无人机模型的简化和近似。三类目标在每个时刻产生的量测个数服从均值为 10 的泊松分布。与目标类别相关的先验信息通过在目标表面产生 1 000 个随机量测并基于 ETT-UKF 算法^[20] 获得, 如图 4 中红色闭合曲线所示。

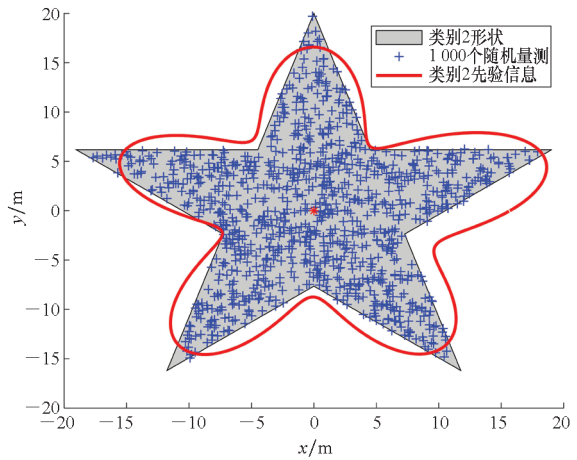
在 JTC-RMM 算法中, 目标的类别先验信息为 SPD 矩阵, 类别 1、2 和 3 的先验信息分别为

$$\mathbf{Z}^{\text{p},1} = \begin{bmatrix} 17^2 & \\ & 10^2 \end{bmatrix} \text{m}^2 \quad (48)$$



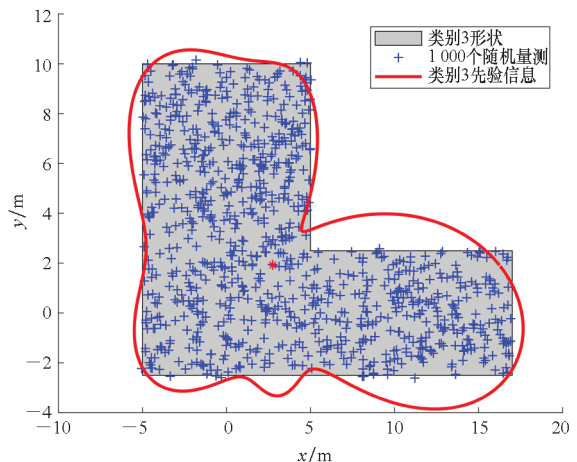
(a) 类别 1

(a) Class 1



(b) 类别 2

(b) Class 2



(c) 类别 3

(c) Class 3

图 4 目标的形状及类别相关的先验信息

Fig. 4 Target shape and class-related priori information

$$\mathbf{Z}^{\text{p},2} = \begin{bmatrix} 20^2 & \\ & 20^2 \end{bmatrix} \text{m}^2 \quad (49)$$

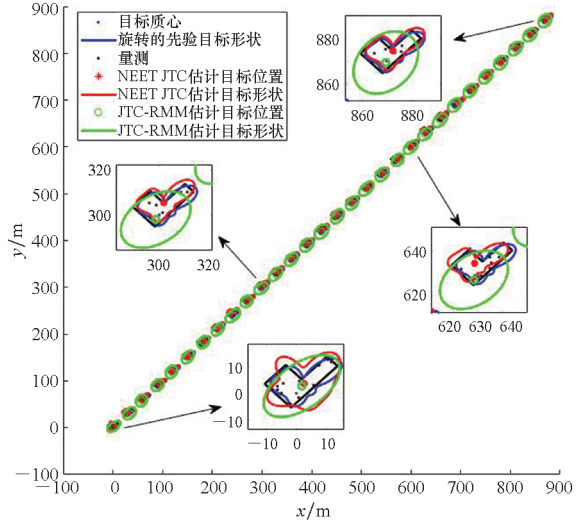
$$\mathbf{Z}^{\text{p},3} = \begin{bmatrix} 15^2 & \\ & 15^2 \end{bmatrix} \text{m}^2 \quad (50)$$

4.2 仿真结果

4.2.1 场景1 实验结果

NEET JTC 和 JTC-RMM 算法对目标状态估计的
 单次运行结果如图 5 所示,通过 100 次蒙特卡
 洛实验,两种算法对类别 1、2 和 3 的目标分类结
 果分别如图 6、图 7 和图 8 所示。

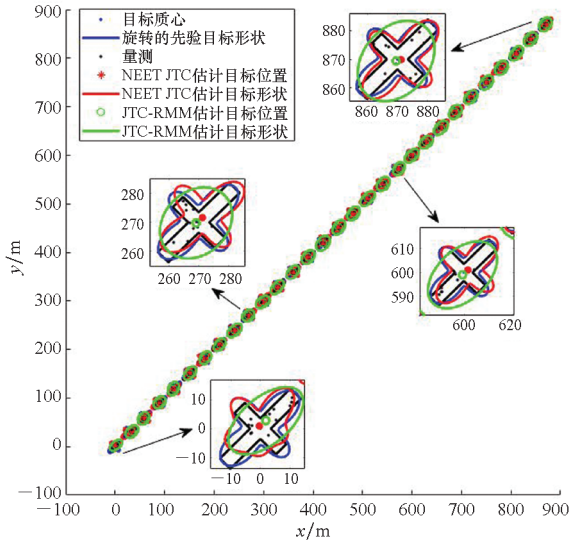
JTC-RMM 算法是基于 RMM 的算法,将目标
 空间状态建模为椭圆形状,NEET JTC 算法是基
 于星凸 RHM 的算法,将目标空间扩展状态建模
 为星凸形状。由图 5 可以看出,两种算法都能
 对扩展目标的运动学状态进行估计,但是 NEET
 JTC 算法能给出目标扩展状态更精确的轮廓
 信息。



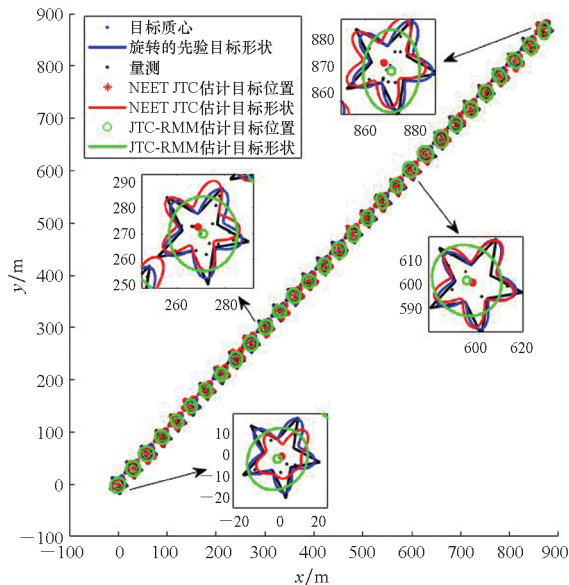
(c) 类别 3
 (c) Class 3

图 5 NEET JTC 和 JTC-RMM 算法对目标状态的
 估计结果

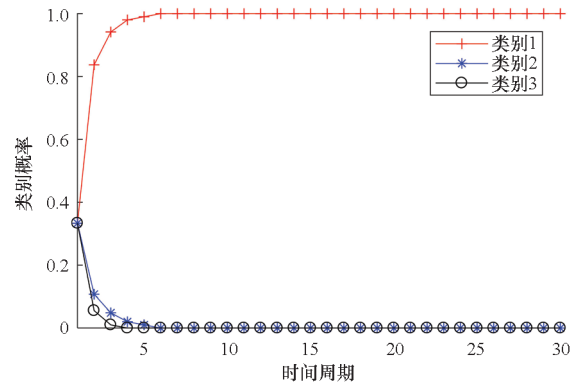
Fig. 5 Single simulation results of target state
 estimated by NEET JTC and JTC-RMM methods



(a) 类别 1
 (a) Class 1

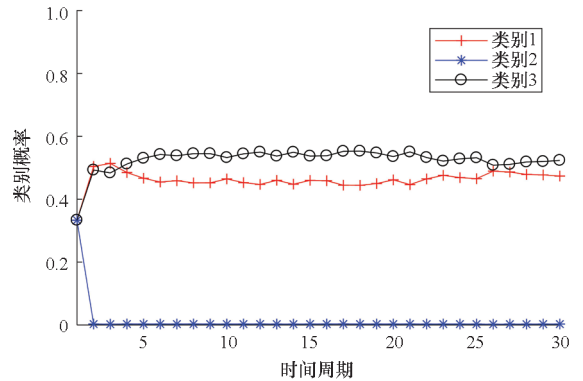


(b) 类别 2
 (b) Class 2



(a) NEET JTC 类别概率

(a) Class probability obtained by NEET JTC



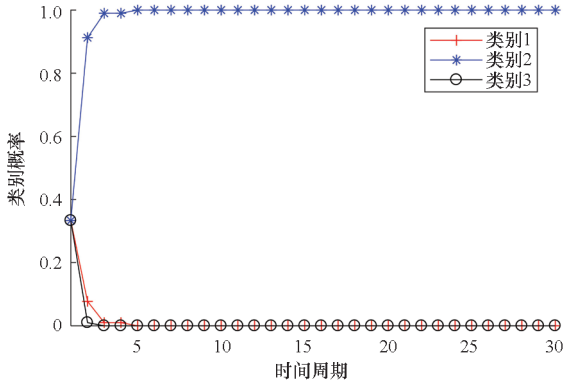
(b) JTC-RMM 类别概率

(b) Class probability obtained by JTC-RMM

图 6 NEET JTC 和 JTC-RMM 算法对类别 1
 目标的分类结果

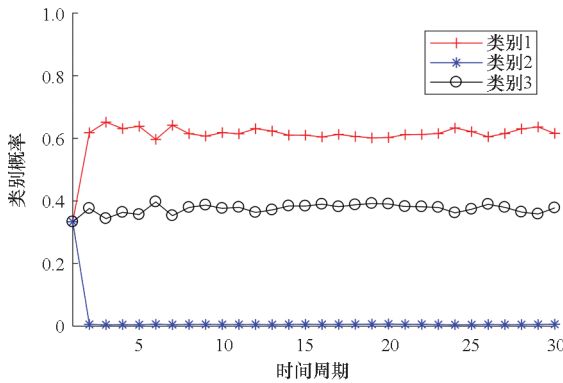
Fig. 6 Classification results of target class 1 by
 NEET JTC and JTC-RMM methods

理想情况下,若计算得到目标属于某类别概率接近于 1,就能准确地判断出该目标的类别标签。当类别为 1、2 和 3 的目标分别存在于监视区域时,NEET JTC 算法计算其属于类别 1、2 和 3 的概率约等于 1,这与实际情况相符,如图 6(a)、图 7(a)和图 8(a)所示。而在相同仿真场景下,



(a) NEET JTC 类别概率

(a) Class probability obtained by NEET JTC

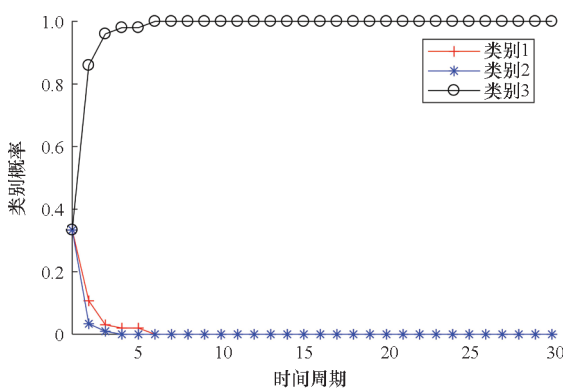


(b) JTC-RMM 类别概率

(b) Class probability obtained by JTC-RMM

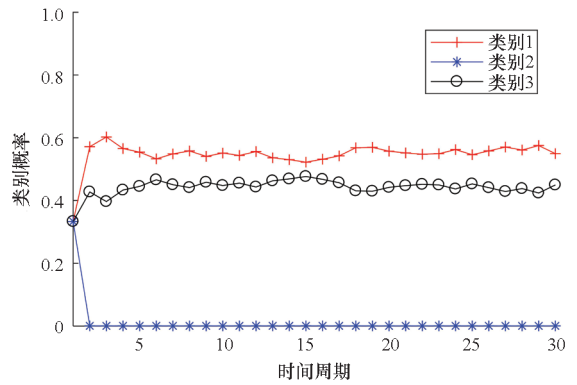
图 7 NEET JTC 和 JTC-RMM 算法对类别 2 目标的分类结果

Fig. 7 Classification results of target class 2 by NEET JTC and JTC-RMM methods



(a) NEET JTC 类别概率

(a) Class probability obtained by NEET JTC



(b) JTC-RMM 类别概率

(b) Class probability obtained by JTC-RMM

图 8 NEET JTC 和 JTC-RMM 算法对类别 3 目标的分类结果

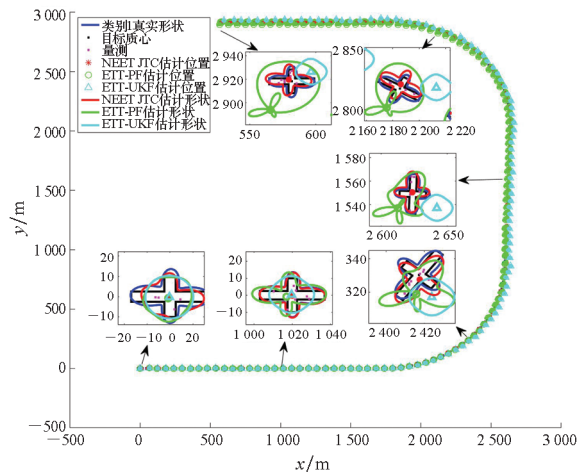
Fig. 8 Classification results of target class 3 by NEET JTC and JTC-RMM methods

JTC-RMM 算法计算得到的目标概率约为 0.5、0 和 0.4,说明 JTC-RMM 算法对类别的判断出现错误,如图 6(b)、图 7(b)和图 8(b)所示。仿真结果表明,NEET JTC 算法能克服 JTC-RMM 算法的缺点,能对尺寸相似但形状不同的目标进行准确的分类。

4.2.2 场景 2 实验结果

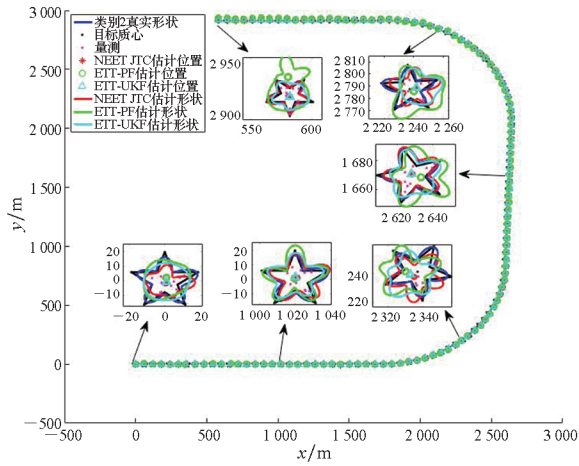
利用 NEET JTC、ETT-PF 和 ETT-UKF 三种算法对目标状态估计的单个运行结果如图 9 所示。

由图 9 可知,对于初始时刻的目标状态估计,ETT-PF 和 ETT-UKF 算法得到的目标形状近似为椭圆,而 NEET JTC 算法则能给出目标形状(轮廓)的准确描述。在目标保持匀速直线运动的条件下,ETT-PF 和 ETT-UKF 算法对目标形状的估计结果逐渐与 NEET JTC 算法的估计结果一致,但 NEET JTC 算法的运动学状态估计性能优于

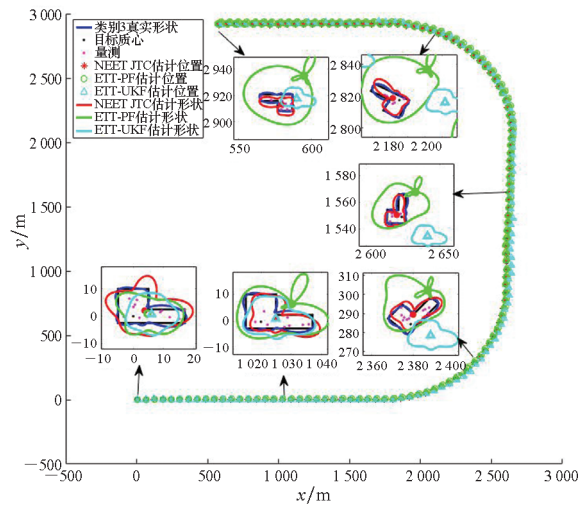


(a) 类别 1

(a) Class 1



(b) 类别 2
(b) Class 2



(c) 类别 3
(c) Class 3

图 9 NEET JTC、ETT-PF 和 ETT-UKF 算法对目标状态估计的单个运行结果

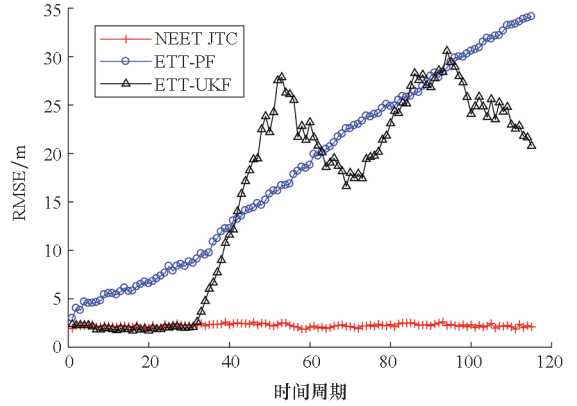
Fig. 9 Single simulation results of target state estimated by NEET JTC, ETT-PF and ETT-UKF methods

ETT-PF 和 ETT-UKF 算法。当目标发生机动之后,NEET JTC 算法仍能保持良好的运动学状态和扩展状态估计,此时 ETT-PF 和 ETT-UKF 算法对目标运动学状态估计出现较大偏差,形状估计质量也严重下降。

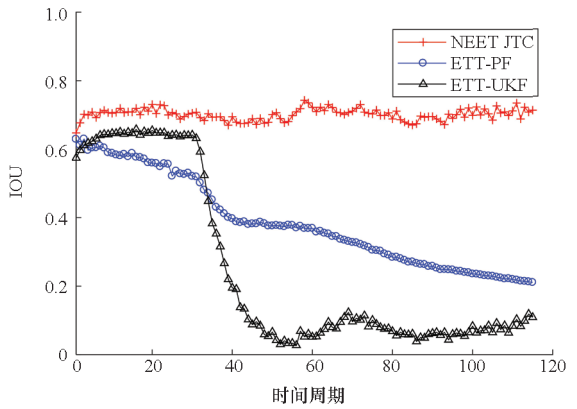
在场景中分别出现类别为 1、2 和 3 的目标仿真条件下,开展 100 次蒙特卡洛实验,所得目标的状态估计和分类结果如图 10、图 11 和图 12 所示。

由图 10~12 中的结果可以看出:①目标未发生机动时,ETT-UKF 和 NEET JTC 对运动学状态估计性能几乎一致;随着几个时间周期的积累,ETT-UKF 具有和 NEET JTC 算法相近的扩展状态估计性能;相比之下,ETT-PF 对目标的状态估计

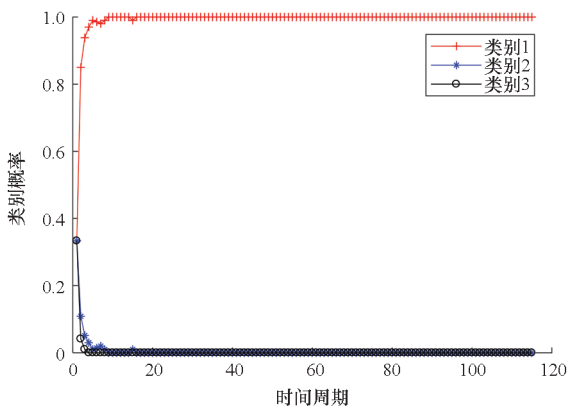
性能是三者之中最差的。②当目标发生机动时,ETT-UKF 对运动学状态和扩展状态的估计性能急剧下降,ETT-PF 算法对目标形状估计的性能略优于 ETT-UKF 算法,而 NEET JTC 算法几乎不受目标机动的影响。在整个监视时间范围内,NEET JTC 算法对目标状态估计性能基本维持不变,说



(a) 位置 RMSE
(a) RMSE of position



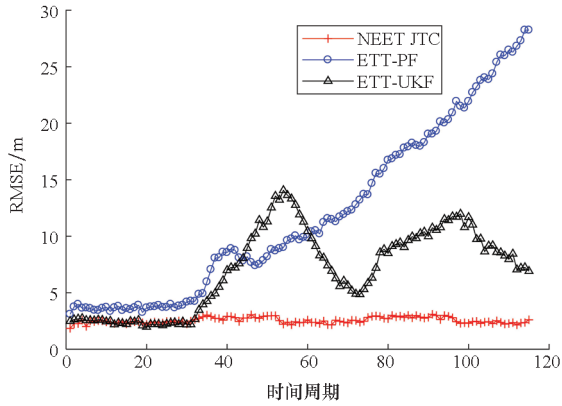
(b) 形状 IOU
(b) IOU of shape



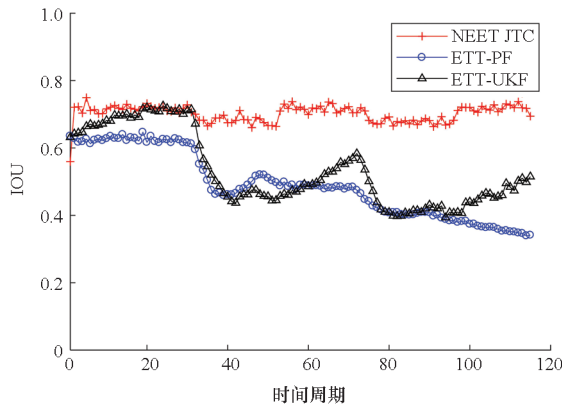
(c) 类别概率
(c) Class probability

图 10 场景 2 中类别为 1 的目标状态估计及分类结果
Fig. 10 Results of target state estimation and classification for target class 1 in Simulation 2

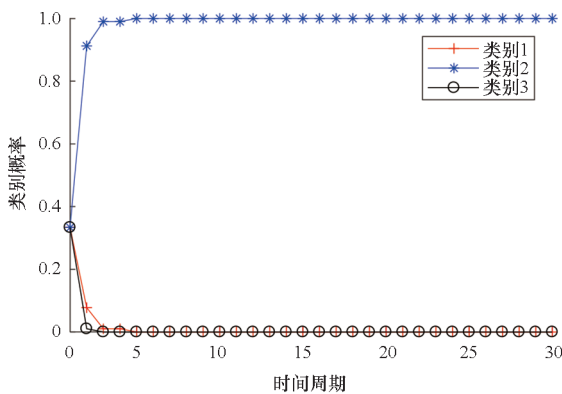
明算法具有强鲁棒性,如图 10(a) ~ (b)、图 11(a) ~ (b)和图 12(a) ~ (b)所示。③此外,无论目标机动与否,NEET JTC 算法都能对目标进行准确分类,如图 10(c)、图 11(c)和图 12(c)所示。仿真结果说明,本文所提算法对估计目标状态和判断目标类别是完全有效的,同时也说明采用目标联合跟踪与分类处理技术能提高目标状态估计的精度。



(a) 位置 RMSE
(a) RMSE of position

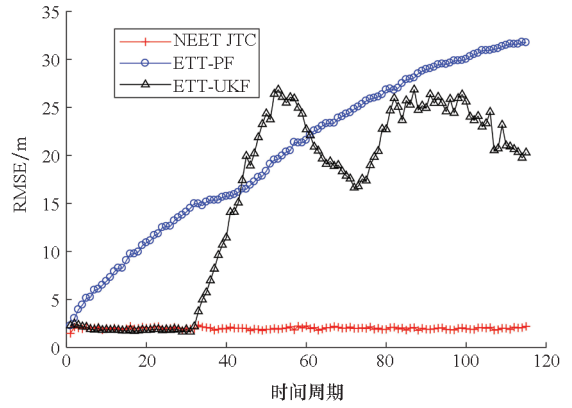


(b) 形状 IOU
(b) IOU of shape

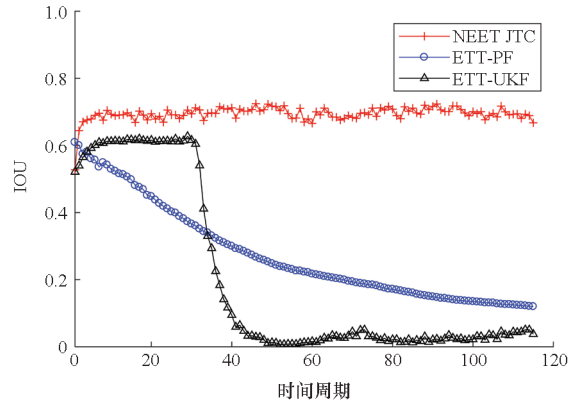


(c) 类别概率
(c) Class probability

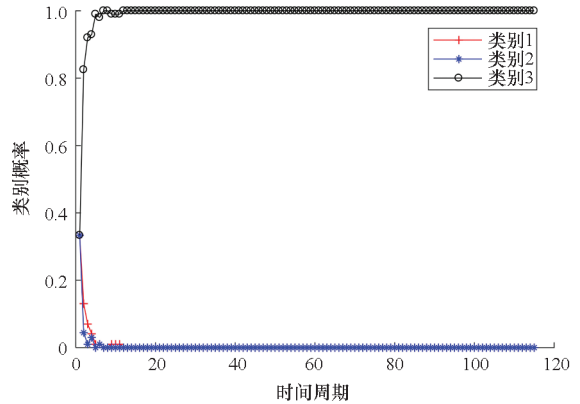
图 11 场景 2 中类别为 2 的目标状态估计及分类结果
Fig. 11 Results of target state estimation and classification for target class 2 in Simulation 2



(a) 位置 RMSE
(a) RMSE of position



(b) 形状 IOU
(b) IOU of shape



(c) 类别概率
(c) Class probability

图 12 场景 2 中类别为 3 的目标状态估计及分类结果
Fig. 12 Results of target state estimation and classification for target class 3 in Simulation 2

4.2.3 算法复杂度

通过评估 NEET JTC、ETT-PF 和 ETT-UKF 算法的运行时间,来分析对比三种算法的复杂度。仿真实验是在 MATLAB2018a 上进行的,计算机的基本配置是 3.60 GHz Intel(R) Core(TM) i7-7700 和 16 GB RAM。

对场景 2 进行 100 次蒙特卡洛实验,得到 NEET JTC、ETT-PF 和 ETT-UKF 算法在每个采样处理周期中的平均时间开销如表 1 所示。由此可以看出,ETT-PF 算法运行时间最长,这是因为该算法中状态维度高,需要大量的粒子来保证目标状态估计的精度;ETT-UKF 算法由于处理过程简单,执行速度最快;相比之下,NEET JTC 算法因在对目标类别的求解过程中采用了粒子实现形式,算法运行时间略高于 ETT-UKF 算法,但其仍具有良好的实时处理性能。

表 1 三种算法运行时间

Tab. 1 Running time of the three methods

单位:s

目标类别	NEET JTC	ETT-PF	ETT-UKF
类别 1	0.048 6	3.350 8	0.006 1
类别 2	0.048 6	3.231 3	0.006 3
类别 3	0.049 3	3.422 6	0.006 3

5 结论

本文提出了一种非椭圆扩展目标 JTC 算法——NEET JTC,该算法基于星凸 RHM,将目标状态分解为两个矢量,并通过目标类别先验信息与目标瞬时扩展状态的关系,将目标类别先验信息集成到统一的滤波理论框架中。为了解决目标观测方程高度非线性导致的无法解析求解目标类别更新算式的问题,文中利用粒子采样技术,获得数值近似最优解。仿真结果表明,所提算法能克服传统基于 RMM 的 JTC 算法缺点,可对尺寸相近、形状不同的目标进行准确分类;与标准的基于星凸 RHM 的扩展目标跟踪算法相比,所提算法能同时改善目标运动学状态和扩展状态的估计效果,且在目标机动时仍具有稳定的估计性能;此外,所提算法复杂度适中,具有良好的实时性。

参考文献 (References)

[1] 黄冬民,潘泉,张洪才. 运动目标联合跟踪与分类研究综述[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(6): 2025–2029.
HUANG D M, PAN Q, ZHANG H C. Research on joint tracking and classification of moving target: survey [J]. Application Research of Computers, 2011, 28(6): 2025–2029. (in Chinese)

[2] 詹锐,蒋宏,赵天衢,等. 基于模型类型匹配 PHD 滤波器和 TBM 的多目标联合跟踪分类[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(10): 2235–2243.
ZHAN K, JIANG H, ZHAO T Q, et al. Multi-target joint tracking and classification based on model-class-matched PHD filter and TBM [J]. Systems Engineering and Electronics,

2016, 38(10): 2235–2243. (in Chinese)

[3] 石绍远,杜鹏飞,张靖,等. 基于雷达测量的多目标联合检测、跟踪与分类方法[J]. 电波科学学报, 2016, 31(1): 10–18.
SHI S Y, DU P F, ZHANG J, et al. Multi-target joint detection, tracking and classification using radar information [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2016, 31(1): 10–18. (in Chinese)

[4] RISTIC B, GORDON N, BESSELL A. On target classification using kinematic data [J]. Information Fusion, 2004, 5(1): 15–21.

[5] 王璞,王建卫. 基于目标分类识别的跟踪方法研究[J]. 电子测量技术, 2019, 42(17): 71–78.
WANG P, WANG J W. Research on tracking method based on target classification and recognition [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(17): 71–78. (in Chinese)

[6] GAO L, SUN W, WEI P. Extensions of the CBMeMber filter for joint detection, tracking, and classification of multiple maneuvering targets [J]. Digital Signal Processing, 2016, 56: 35–42.

[7] 樊鹏飞,李鸿艳. 基于 ET-PHD 的自适应联合跟踪与分类算法[J]. 自动化学报, 2019, 45(2): 349–359.
FAN P F, LI H Y. Adaptive joint tracking and classification algorithm using ET-PHD filter [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(2): 349–359. (in Chinese)

[8] 杨威,付耀文,黎湘,等. 基于 LGJMS-GMPHDF 的多机动目标联合检测、跟踪与分类算法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2): 398–403.
YANG W, FU Y W, LI X, et al. Joint detection, tracking and classification algorithm for multiple maneuvering targets based on LGJMS-GMPHDF [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(2): 398–403. (in Chinese)

[9] 彭华甫,黄高明,田威,等. 标签多伯努利机动目标跟踪与分类算法[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(2): 157–162, 178.
PENG H F, HUANG G M, TIAN W, et al. A tracking and classification algorithm for maneuvering targets with labeled multi-Bernoulli [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(2): 157–162, 178. (in Chinese)

[10] 王震,敬忠良,雷明,等. 基于 PHD 的多扩展目标联合检测、跟踪与分类算法[J]. 上海交通大学学报, 2015, 49(11): 1589–1596.
WANG Z, JING Z L, LEI M, et al. Joint detection, tracking and classification of multiple extended targets using PHD filter [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2015, 49(11): 1589–1596. (in Chinese)

[11] 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.

[12] JIANG H, ZHAN K, XU L. Joint tracking and classification with constraints and reassignment by radar and ESM [J]. Digital Signal Processing, 2015, 40: 213–223.

[13] GRANSTROM K, BAUM M, REUTER S. Extended object tracking: introduction, overview and applications [EB/OL]. (2016–03–14) [2021–12–15]. <https://arxiv.org/abs/1604.00970>.

[14] 李文娟,吕靖,顾红,等. 一种改进的高斯逆威沙特概率

- 假设密度扩展目标跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(6): 1279 - 1286.
- LI W J, LYU J, GU H, et al. Improved Gaussian inverse Wishart probability hypothesis density for extended target tracking [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(6): 1279 - 1286. (in Chinese)
- [15] KOCH J W. Bayesian approach to extended object and cluster tracking using random matrices [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(3): 1042 - 1059.
- [16] FELDMANN M, FRÄNKEN D, KOCH W. Tracking of extended objects and group targets using random matrices[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(4): 1409 - 1420.
- [17] LAN J, LI X R. Tracking of extended object or target group using random matrix: new model and approach [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(6): 2973 - 2989.
- [18] BAUM M, HANEBECK U D. Extended object tracking with random hypersurface models [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(1): 149 - 159.
- [19] 张永权, 张海涛, 姬红兵. 基于椭圆 RHM 的扩展目标伯努利滤波算法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(9): 1905 - 1910.
- ZHANG Y Q, ZHANG H T, JI H B. Extended-target Bernoulli filter algorithm based on ellipse RHM[J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(9): 1905 - 1910. (in Chinese)
- [20] BAUM M, HANEBECK U D. Shape tracking of extended objects and group targets with star-convex RHM [C]// Proceedings of 14th International Conference on Information Fusion, 2011: 1 - 8.
- [21] LAN J, LI X R. Joint tracking and classification of extended object using random matrix [C]// Proceedings of the 16th International Conference on Information Fusion, Istanbul, Turkey, 2013: 1550 - 1557.
- [22] WANG L P, HUANG Y, ZHAN R H, et al. Joint tracking and classification of extended targets using random matrix and Bernoulli filter for time-varying scenarios [J]. IEEE Access, 2019, 7: 129584 - 129603.
- [23] HU Q, JI H B, ZHANG Y Q. A standard PHD filter for joint tracking and classification of maneuvering extended targets using random matrix [J]. Signal Processing, 2018, 144: 352 - 363.
- [24] 樊鹏飞, 李鸿艳. 基于 GIW-PHD 的扩展目标联合跟踪与分类算法[J]. 电子学报, 2018, 46(7): 1562 - 1570.
- FAN P F, LI H Y. Joint tracking and classification of extended object based on the GIW-PHD filter [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(7): 1562 - 1570. (in Chinese)
- [25] LI Y S, WEI P, LI G Y, et al. Joint detection, tracking and classification of multiple extended objects based on the JDTC-GIW-MeMBeR filter [J]. Signal Processing, 2021, 178: 107800.
- [26] LAN J, LI X R. Joint tracking and classification of non-ellipsoidal extended object using random matrix [C]// Proceedings of 17th International Conference on Information Fusion, 2014: 1 - 8.
- [27] STEINBRING J, BAUM M, ZEA A, et al. A closed-form likelihood for particle filters to track extended objects with star-convex RHM [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, 2015: 25 - 30.