

基于量测转换 IMM 的多普勒雷达 机动目标跟踪

李姝怡,程 婷

(电子科技大学信息与通信工程学院,四川成都 611731)

摘 要: 多普勒雷达目标跟踪中,如何有效解决系统量测与目标状态之间的非线性并实现机动目标跟踪,是亟待解决的问题. 本文提出一种基于量测转换交互多模型(Interactive Multiple Model, IMM)的目标跟踪算法,其以 IMM 为框架,并结合静态融合滤波器处理多普勒量测的结构,解决多普勒雷达机动目标跟踪问题. 仿真结果表明了所提出算法的有效性.

关键词: 量测转换; 多普勒雷达; 机动目标跟踪; 非线性滤波

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)03-0538-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.03.004

Interactive Multiple Model Algorithm for a Doppler Radar Maneuvering Target Tracking Based on Converted Measurements

LI Shu-yi, CHENG Ting

(School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 611731, China)

Abstract: In the target tracking of Doppler radar, how to effectively solve the nonlinear relationship between the measurement of the system and the target's state and achieve maneuvering target tracking on this basis is an urgent problem. A measurement conversion based interactive multiple model (IMM) target tracking algorithm is proposed. The algorithm uses the IMM as a framework, and combines the structure of static fusion filter to solve the maneuvering target tracking in Doppler radar. The simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: converted measurements; Doppler radar; maneuvering target tracking; nonlinear filtering

1 引言

雷达跟踪系统中,通常目标运动方程建立在直角坐标系中,但是量测信息是在极/球坐标系得到的^[1],它与目标状态向量呈非线性关系,因此基于该信息的目标跟踪是一个非线性估计问题.针对这一问题通常采用量测转换卡尔曼滤波(Converted Measurements Kalman Filter, CMKF)算法^[2],量测转换方法主要包括去偏量测转换(Debiased Converted Measurements, DCM)^[3]和无偏量测转换(Unbiased Converted Measurements, UCM)^[4]方法. DCM 算法利用相减去偏的方法, UCM 利用相乘去偏的方法,都保证了转换量测的均值是无偏的.但由于

它们在计算量测转换误差统计特性时将量测值作为条件,而计算量测转换误差均值时以真实值为条件.因此,就会存在兼容性问题.文献[5]在文献[4]的基础上进行改进,改进的 UCM(Modified Unbiased Converted Measurement, MUCM)算法克服了兼容性的问题.但是 MUCM 也是在量测值的条件下推导转换量测误差的协方差矩阵,导致协方差矩阵和量测误差是相关的,此时的状态估计有偏.文献[6]基于 UCM 提出了去相关无偏量测转换(Decorrelated Unbiased Converted Measurement, DUCM)算法,该方法利用 UCM 消除转换偏差,同时利用直角坐标系下的目标状态预测值,消除转换量测误差协方差和量测噪声的相关性.此外,文献[7]也基于

UCM 量测转换方法对量测值进行变换,同时基于预测值通过无迹变换算法估计量测转换误差协方差。

上述雷达滤波方法仅考虑雷达的位置量测,多普勒雷达不仅能够获得目标的位置信息,还能获得目标的径向速度信息,充分利用多普勒量测可以有效提高目标跟踪精度^[8,9]。文献[10]提出利用一阶扩展卡尔曼(Extended Kalman Filter, EKF)滤波处理位置和多普勒量测,但由于雷达量测和目标运动状态的非线性关系导致估计效果很差。在已有的带多普勒量测的目标跟踪算法中,通常假设距离、角度和多普勒的量测误差统计独立。然而,最近研究结果表明,距离和多普勒量测误差是统计相关的^[11]。文献[12]提出了位置和多普勒量测序贯处理的序贯扩展卡尔曼滤波(Sequential Extended Kalman Filter, SEKF)。由于采用 EKF 对多普勒量测直接进行处理,仍然无法克服多普勒量测和目标运动状态非线性引入的误差。文献[13]将 DCM 算法推广为可处理多普勒量测的序贯滤波算法,在序贯滤波估计前进行了位置量测转换去偏处理。文献[14]提出量测转换静态融合(Statically Fused Converted Measurement, SF-CM)算法,利用卡尔曼滤波器估计目标位置状态和多普勒伪状态,再基于最小均方误差准则(Less Mean Square Error, LMSE)静态融合位置和多普勒伪状态,得到最终状态结果。SFCM 方法相比文献[13]的算法,将非线性处理纳入了最终的静态融合中,融合结果不进行迭代滤波,迭代滤波中仅涉及线性滤波过程,保证非线性误差不会随着滤波进行而迭代增大。文献[15]提出构建关于角度信息的量测转换矩阵,并且只使用一个线性滤波器同时处理位置量测和多普勒量测信息。但该算法受到角度量测误差的约束较大,当角度量测误差增大时,其估计性能越差。文献[12~14]方法都是在量测值的条件下推导转换量测误差的协方差矩阵,因此,协方差矩阵和量测噪声是相关的。将会导致状态估计结果是有偏的。此外, SFCM 算法中多普勒伪状态滤波器依赖于具体的目标运动模式,当目标处于机动运动时,该方法结果将无法实现有效跟踪。

针对上述问题,本文提出基于静态融合的多普勒雷达机动目标跟踪算法。利用无偏量测转换方法处理位置量测,去偏量测转换方法处理多普勒伪量测。然后,基于极坐标系下的位置和径向速度预测值计算转换误差的统计特性,从而解除了静态融合方法中量测转换误差协方差与量测误差之间的相关性。考虑到机动目标跟踪问题,本文将基于预测值的静态融合算法与 IMM 算法相结合,其中模型概率为分别由位置状态估计和多普勒伪状态估计所计算的模型概率的均值。最后,对交互多模型滤波器中各个运动模型的静态融合滤波结果利用模型概率进行加权求和得到目标最终

状态估计结果。仿真结果表明了本文提出方法的有效性。

2 问题描述

考虑一个多普勒雷达机动目标跟踪问题。IMM 算法利用多个目标状态运动方程尽可能地覆盖目标真实运动模式,在 IMM 中目标运动状态满足:

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{F}^{(j)}(k)\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{G}^{(j)}(k)\mathbf{v}^{(j)}(k) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X}(k) = [x(k) \ y(k) \ \dot{x}(k) \ \dot{y}(k) \ \ddot{x}(k) \ \ddot{y}(k)]^T$, $x(k)$ 、 $y(k)$ 、 $\dot{x}(k)$ 、 $\dot{y}(k)$ 、 $\ddot{x}(k)$ 和 $\ddot{y}(k)$ 分别为目标在 x 和 y 方向的位置、速度和加速度。 $\mathbf{F}^{(j)}(k)$ 、 $\mathbf{G}^{(j)}(k)$ 代表模型 $j(j=1, \dots, N)$ 在 k 时刻的状态转换矩阵、状态噪声输入矩阵, $\mathbf{v}^{(j)}(k) = [v_x^{(j)}(k) \ v_y^{(j)}(k)]^T$, 分别是位置状态在 x 和 y 方向的高斯过程噪声。

系统在 k 时刻的量测信息包括距离 $r_m(k)$ 、方位角 $\alpha_m(k)$ 、径向速度 $\dot{r}_m(k)$, 此时量测方程可表示为:

$$\mathbf{Z}(k) = h[\mathbf{X}(k)] + \mathbf{w}(k) \quad (2)$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}(k) &= [r_m(k) \ \alpha_m(k) \ \dot{r}_m(k)]^T, \\ h[\mathbf{X}(k)] &= [r(k) \ \alpha(k) \ \dot{r}(k)]^T, \\ \mathbf{w}(k) &= [\tilde{r}(k) \ \tilde{\alpha}(k) \ \tilde{\dot{r}}(k)]^T \end{aligned}$$

$r(k)$ 、 $\alpha(k)$ 和 $\dot{r}(k)$ 为目标真实距离、方位角和径向速度。 $\tilde{r}(k)$ 、 $\tilde{\alpha}(k)$ 和 $\tilde{\dot{r}}(k)$ 是零均值的高斯量测噪声, 方差为 σ_r^2 、 σ_α^2 和 $\sigma_{\dot{r}}^2$, $\tilde{r}(k)$ 和 $\tilde{\dot{r}}(k)$ 的相关系数为 ρ 。

为了减弱多普勒量测与目标位置状态之间的强非线性关系, 构建多普勒伪量测:

$$\eta_m(k) = r_m(k)\dot{r}_m(k) = \eta(k) + \tilde{\eta}(k) \quad (3)$$

其中

$$\eta(k) = x(k)\dot{x}(k) + y(k)\dot{y}(k) \quad (4)$$

$\tilde{\eta}(k)$ 为相应的伪量测误差。

3 传统的静态融合目标跟踪算法

针对具有多普勒量测信息的目标跟踪, 静态融合方法中构建了两个线性滤波器, 分别基于量测转换的位置信息及多普勒伪量测信息实现位置状态向量以及多普勒伪状态向量的更新^[14]。为了充分利用多普勒量测信息, 该方法将每次上述滤波结果均进行了一次静态融合, 获得每时刻的最终状态估计结果, 图 1 给出了上述方法的功能框图。

图 1 中量测转换模块的量测转换及其量测转换误差统计特性的计算方法如下:

$$\mathbf{Z}^c(k) = \begin{bmatrix} r_m(k) \cos \alpha_m(k) (1 - e^{-\sigma_r^2} + e^{-\sigma_r^2/2}) \\ r_m(k) \sin \alpha_m(k) (1 - e^{-\sigma_r^2} + e^{-\sigma_r^2/2}) \\ r_m(k) \dot{r}_m(k) - \rho \sigma_r \sigma_{\dot{r}} \end{bmatrix} \quad (5)$$

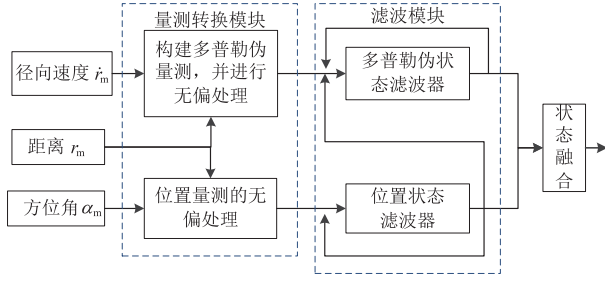


图1 传统的静态融合目标跟踪算法

$$E[E[\mathbf{Z}^c(k) - \mathbf{x}(k) \mid r, \alpha, \dot{r}] \mid r_m, \alpha_m, \dot{r}_m] = \mathbf{0}_{3 \times 1} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{x}(k) = [x(k) \quad y(k) \quad \eta(k)]^T$.

$\mathbf{R}^c =$

$$E[E[(\mathbf{Z}^c(k) - \mathbf{x}(k))(\mathbf{Z}^c(k) - \mathbf{x}(k))^H \mid r, \alpha, \dot{r}] \mid r_m, \alpha_m, \dot{r}_m] \quad (7)$$

其内部元素的具体值见文献[14].

多普勒伪状态向量滤波的状态方程依赖于相应的位置状态向量滤波的状态方程. 文献[14]分别给出了针对匀速运动和匀加速运动相应的状态转移矩阵和噪声输入矩阵. 此处, 将上述多普勒伪状态方程表示为:

$$\boldsymbol{\eta}(k) = \mathbf{F}_\eta^{(j)}(k)\boldsymbol{\eta}(k-1) + \mathbf{G}_\eta^{(j)}(k)\mathbf{u}^{(j)}(k) + \mathbf{I}_x^{(j)}(k)\mathbf{v}_x^{(j)}(k) + \mathbf{I}_s^{(j)}(k)\mathbf{v}_s^{(j)}(k) \quad (8)$$

其中, $\boldsymbol{\eta}(k) = [\eta(k) \quad \dot{\eta}(k) \quad \ddot{\eta}(k)]^T$, $\mathbf{F}_\eta^{(j)}(k)$ 为多普勒伪状态转移矩阵, $\mathbf{G}_\eta^{(j)}(k)$, $\mathbf{I}_x^{(j)}(k)$ 和 $\mathbf{I}_s^{(j)}(k)$ 是多普勒伪状态噪声输入矩阵. $\mathbf{v}_x^{(j)}(k) = \mathbf{x}_r^{(j)}(k)\mathbf{v}_r^{(j)}(k)$, 其中 $\mathbf{x}_r^{(j)}(k)$ 是位置状态在多普勒伪状态中的噪声输入矩阵分量, $\mathbf{v}_s^{(j)}(k) = [v_x^{(j)}(k)^2 - q \quad v_y^{(j)}(k)^2 - q]^T$. $j=1$ 代表目标为匀速运动模式, $j=2$ 代表目标为匀加速运动模式, 它们具体的状态转移矩阵和噪声输入矩阵见文献[14].

4 基于静态融合的多普勒雷达机动目标跟踪算法

传统的静态融合滤波算法存在两方面问题:(1) 基于量测值估计量测转换误差的统计特性, 这会导致卡尔曼增益依赖于量测误差, 进而状态估计是有偏的.(2) 多普勒伪状态的状态方程依赖于目标具体的运动模式. 如果使用单一运动模型, 当目标进行机动运动时则不能有效地跟踪机动目标.

针对上述两个问题, 将基于量测转换的静态融合滤波算法与 IMM 算法相结合, 其中 IMM 算法输入的量测数据, 采用基于极坐标系下的位置和径向速度预测值计算转换量测误差的统计特性, 消除转换量测误差协方差和量测误差的相关性, 从而实现多普勒雷达机动目标跟踪.

4.1 基于预测值的量测转换

基于量测信息 $r_m(k)$ 、 $\alpha_m(k)$ 以及 $\dot{r}_m(k)$, 此处利用

不同于文献[14]的量测转换方法, 针对位置量测转换使用相乘去偏方法, 多普勒量测转换使用相减去偏方法, 即

$$\mathbf{Z}^u(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_p^u(k) \\ \mathbf{Z}_\eta^u(k) \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, 位置无偏转换量测为

$$\mathbf{Z}_p^u(k) = \begin{bmatrix} e^{\sigma_r^2/2} r_m(k) \cos \alpha_m(k) \\ e^{\sigma_r^2/2} r_m(k) \sin \alpha_m(k) \end{bmatrix} \quad (10)$$

多普勒去偏转换量测为

$$\mathbf{Z}_\eta^u(k) = [r_m(k) \dot{r}_m(k) - \rho \sigma_r \sigma_r] \quad (11)$$

下面基于预测距离 $r_i(k)$ 、预测方位角 $\alpha_i(k)$ 以及预测径向速度 $\dot{r}_i(k)$, 计算量测转换误差统计特性. 为简化表达式后面省略时刻标记, 将 $r_i(k)$ 、 $\alpha_i(k)$ 和 $\dot{r}_i(k)$ 记为 r_i 、 α_i 和 \dot{r}_i , 将 $r_m(k)$ 、 $\alpha_m(k)$ 和 $\dot{r}_m(k)$ 记为 r_m 、 α_m 和 \dot{r}_m .

其量测转换误差均值为

$$\boldsymbol{\mu}^u(k) = \mathbf{0}_{3 \times 1} \quad (12)$$

相同条件下, 计算量测转换误差协方差

$$\mathbf{R}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_p(k) & \mathbf{R}_{p\eta}(k) \\ \mathbf{R}_{\eta p}(k) & \mathbf{R}_\eta(k) \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中, $\mathbf{R}_p(k) = \begin{bmatrix} R_{xx} & R_{xy} \\ R_{yx} & R_{yy} \end{bmatrix}$, $\mathbf{R}_{p\eta}(k) = \begin{bmatrix} R_{x\eta} \\ R_{y\eta} \end{bmatrix}$,

$$\mathbf{R}_{\eta p}(k) = \begin{bmatrix} R_{\eta x} \\ R_{\eta y} \end{bmatrix}^T, \mathbf{R}_\eta(k) = [R_{\eta\eta}]$$

其各元素值如下

$$R_{xx} = \frac{1}{2}(r_i^2 + \sigma_r^2 + \sigma_{r_i}^2)[1 + \cos(2\alpha_i) e^{-2\sigma_r^2} e^{-2\sigma_{\alpha_i}^2}] \cdot e^{\sigma_r^2} - \frac{1}{2}(r_i^2 + \sigma_r^2)[1 + \cos(2\alpha_i) e^{-2\sigma_r^2} e^{-2\sigma_{\alpha_i}^2}] \quad (14)$$

$$R_{yy} = \frac{1}{2}(r_i^2 + \sigma_r^2 + \sigma_{r_i}^2)[1 - \cos(2\alpha_i) e^{-2\sigma_r^2} e^{-2\sigma_{\alpha_i}^2}] \cdot e^{\sigma_r^2} - \frac{1}{2}(r_i^2 + \sigma_r^2)[1 - \cos(2\alpha_i) e^{-2\sigma_r^2} e^{-2\sigma_{\alpha_i}^2}] \quad (15)$$

$$R_{xy} = \frac{1}{2}(r_i^2 + \sigma_r^2 + \sigma_{r_i}^2)[\sin(2\alpha_i) e^{-2\sigma_r^2} e^{-2\sigma_{\alpha_i}^2}] \cdot e^{\sigma_r^2} - \frac{1}{2}(r_i^2 + \sigma_r^2)[\sin(2\alpha_i) e^{-2\sigma_r^2} e^{-2\sigma_{\alpha_i}^2}] \quad (16)$$

$$R_{\eta\eta} = (1 + 2\rho^2)\sigma_r^2\sigma_r^2 + \sigma_r^2 r_i^2 + \sigma_r^2 \sigma_{r_i}^2 + \sigma_r^2 r_i^2 + 2\rho\sigma_r\sigma_r(r_i \dot{r}_i + \sigma_r \sigma_{r_i}) + \sigma_r^2 \sigma_{r_i}^2 - (\rho\sigma_r\sigma_r)^2 \quad (17)$$

$$R_{x\eta} = e^{-\sigma_{\alpha_i}^2/2} \cos \alpha_i (\rho\sigma_r\sigma_r r_i + \sigma_r^2 \dot{r}_i) \quad (18)$$

$$R_{y\eta} = e^{-\sigma_{\alpha_i}^2/2} \sin \alpha_i (\rho\sigma_r\sigma_r r_i + \sigma_r^2 \dot{r}_i) \quad (19)$$

$$R_{xy} = R_{yx}, R_{x\eta} = R_{\eta x}, R_{y\eta} = R_{\eta y}$$

其中涉及到距离、方位角和径向速度的预测值及预测误差方差. 在滤波过程中, 这些参数可以根据直角坐标系下的状态预测结果及预测误差协方差获得. 关于 r_i 、

α_i 及其方差 $\sigma_{r_i}^2$ 、 $\sigma_{\alpha_i}^2$ 参照文献[6], 径向速度预测值及其预测误差方差、距离预测误差与径向速度预测误差协方差计算如下:

$$\dot{r}_i = (x_i \dot{x}_i + y_i \dot{y}_i) / \sqrt{x_i^2 + y_i^2} \quad (20)$$

$$\sigma_{r_i}^2 = \frac{1}{r_i^4} [\dot{x}_i r_i - x_i \dot{r}_i \quad \dot{y}_i r_i - y_i \dot{r}_i \quad x_i \quad y_i \quad \mathbf{0}_{1 \times 2}] \mathbf{P}_p(k|k-1) \cdot [\dot{x}_i r_i - x_i \dot{r}_i \quad \dot{y}_i r_i - y_i \dot{r}_i \quad x_i \quad y_i \quad \mathbf{0}_{1 \times 2}]^T \quad (21)$$

$$\sigma_{r_i} \sigma_{\alpha_i} = \frac{1}{r_i^2} [x_i \quad y_i \quad \mathbf{0}_{1 \times 4}] \mathbf{P}_p(k|k-1) \cdot [\dot{x}_i r_i - x_i \dot{r}_i \quad \dot{y}_i r_i - y_i \dot{r}_i \quad x_i \quad y_i \quad \mathbf{0}_{1 \times 2}]^T \quad (22)$$

其中, $\mathbf{P}_p(k|k-1)$ 为目标的位置状态估计预测误差协方差。

4.2 基于静态融合的多普勒雷达机动目标跟踪算法

为了解决传统静态融合方法无法实现机动目标跟踪的问题, 将基于预测值的静态融合滤波算法与 IMM 算法相结合. IMM 中各个子滤波器对应于一个静态融合滤波器. 由于该算法结构中存在位置状态和多普勒伪状态两种状态信息, 因此该算法中存在两个部分可以计算交互多模型的模型概率. 为了提高模型概率的精度, 将分别使用位置和多普勒新息及其协方差矩阵计算基于位置和多普勒伪状态的模型概率, 再对其求均值获得目标最终的模型概率. 由平均概率对各个模型滤波器的静态融合结果进行加权, 获得目标最终的状态估计结果. 其具体结构示意图如图 2 所示, 其中虚框中的运动模型 j 对应的位置状态滤波器和多普勒伪状态滤波器构成的整体为 j 模型的滤波器。

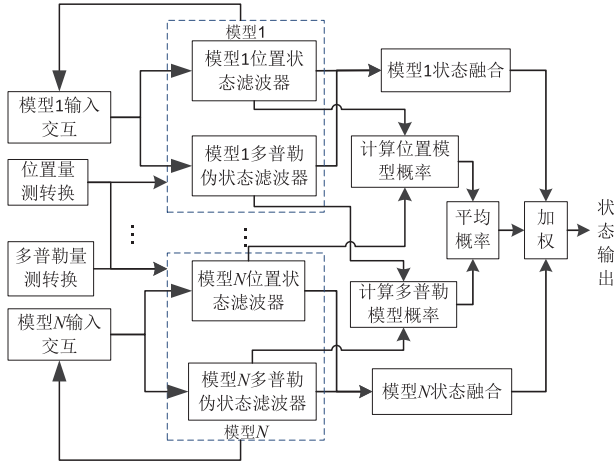


图2 基于静态融合的多普勒雷达机动目标跟踪算法结构图

下面给出算法 $k-1$ 时刻到 k 时刻的迭代步骤:

步骤1 输入交互的估计;

(1) 计算输入到模型 j 的位置状态滤波器的结果 $\hat{\mathbf{X}}_p^{0j}(k-1|k-1)$ 和 $\mathbf{P}_p^{0j}(k-1|k-1)$, 计算输入到多普勒伪状态滤波器的结果 $\hat{\mathbf{X}}_\eta^{0j}(k-1|k-1)$ 和 $\mathbf{P}_\eta^{0j}(k-1|k-1)$;

(2) 计算位置和多普勒伪状态估计误差互协方差矩阵;

$$\mathbf{P}_{p\eta}^{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^N \mu^{ij}(k-1) \{ \mathbf{P}_{p\eta}^{(i)}(k-1|k-1) + [\hat{\mathbf{X}}_p^{(i)}(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{X}}_p^{0j}(k-1|k-1)] \cdot [\hat{\mathbf{X}}_\eta^{(i)}(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{X}}_\eta^{0j}(k-1|k-1)]^T \} \quad (23)$$

其中, $\mathbf{P}_{p\eta}^{(i)}(k-1|k-1)$ 为上一时刻模型 i 的位置和多普勒伪状态估计误差互协方差, $\mu^{ij}(k-1)$ 为以 $k-1$ 时刻模型 i 为条件的 k 时刻模型 j 的混合概率。

步骤2 计算滤波器 j 的位置状态估计预测结果 $\hat{\mathbf{X}}_p^{(j)}(k|k-1)$ 和 $\mathbf{P}_p^{(j)}(k|k-1)$;

步骤3 利用 4.1 节计算无偏量测 $\mathbf{Z}^u(k)$ 及其统计特性;

步骤4 计算滤波器 j 的位置状态估计结果 $\hat{\mathbf{X}}_p^{(j)}(k|k)$ 和 $\mathbf{P}_p^{(j)}(k|k)$; 计算滤波器 j 的多普勒伪状态估计结果 $\hat{\mathbf{X}}_\eta^{(j)}(k|k)$ 和 $\mathbf{P}_\eta^{(j)}(k|k)$;

步骤5 模型 j 的静态融合;

(1) 计算位置和多普勒伪状态估计误差互协方差;

$$\mathbf{P}_{p\eta}^{(j)}(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_p^{(j)} \mathbf{H}_p] \mathbf{F}_p^{(j)} \mathbf{P}_p^{(0j)}(k|k-1) \cdot \mathbf{F}_\eta^{(j)T} [\mathbf{I} - \mathbf{K}_\eta^{(j)} \mathbf{H}_\eta]^T + [\mathbf{I} - \mathbf{K}_p^{(j)} \mathbf{H}_p] \mathbf{I}_p^{(j)}(k) \mathbf{Q}(k) \cdot (\mathbf{I}_\eta^{(j)}(k) \mathbf{x}_\eta^{(j)})^T [\mathbf{I} - \mathbf{K}_\eta^{(j)} \mathbf{H}_\eta]^T + \mathbf{K}_p^{(j)} \mathbf{R}_{p\eta}^{(j)} \mathbf{K}_\eta^{(j)T} \quad (24)$$

其中, 由式(18)和(19)计算位置量测和多普勒伪量测的无偏量测转换误差互协方差 $\mathbf{R}_{p\eta}^{(j)}$, $\mathbf{K}_p^{(j)}$ 、 $\mathbf{K}_\eta^{(j)}$ 、 \mathbf{H}_p 和 \mathbf{H}_η 分别为模型 j 的位置状态向量滤波和多普勒伪状态向量滤波的增益和量测矩阵, 剩余参数参见文献[14]。

(2) 计算量测先验均值 $\bar{\mathbf{Z}}^{(j)}(k)$;

$$\bar{\mathbf{Z}}^{(j)}(k) = c(\hat{\mathbf{X}}_p^{(j)}(k|k)) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_\eta} \mathbf{e}_i \text{tr}(\check{\mathbf{C}}^i \mathbf{P}_p^{(j)}(k|k)) \quad (25)$$

其中, \mathbf{e}_i 表示第 i 个 n_η 维基向量, $c(\cdot)$ 函数表示直角坐标系下位置状态和多普勒伪状态关系, $\check{\mathbf{C}}^1$ 、 $\check{\mathbf{C}}^2$ 、 $\check{\mathbf{C}}^3$ 和 $\check{\mathbf{C}}^4$ 参考文献[14]。

(3) 计算先验状态和先验量测估计误差互协方差 $\mathbf{P}_{xz}^{(j)}(k)$;

$$\mathbf{P}_{xz}^{(j)}(k) = \mathbf{P}_p^{(j)}(k|k) \check{\mathbf{C}}^T - \mathbf{P}_{p\eta}^{(j)}(k|k) \quad (26)$$

其中, $\check{\mathbf{C}}$ 的计算方式参考文献[14]。

(4) 计算先验量测估计误差协方差 $\mathbf{P}_{zz}^{(j)}(k)$;

$$\mathbf{P}_{zz}^{(j)}(k) = \check{\mathbf{C}} \mathbf{P}_p^{(j)}(k|k) \check{\mathbf{C}}^T + \mathbf{P}_\eta^{(j)}(k|k) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_\eta} \sum_{j=1}^{n_\eta} \mathbf{e}_i \mathbf{e}_j^T \text{tr}(\check{\mathbf{C}}^i \mathbf{P}_p^{(j)}(k|k) \check{\mathbf{C}}^j \mathbf{P}_p^{(j)}(k|k)) - \check{\mathbf{C}} \mathbf{P}_{p\eta}^{(j)}(k|k) - (\check{\mathbf{C}} \mathbf{P}_{p\eta}^{(j)}(k|k))^T \quad (27)$$

(5) 计算最终状态估计结果 $\hat{\mathbf{X}}^{(j)}(k|k)$ 和 $\mathbf{P}^{(j)}(k|k)$;

$$\hat{\mathbf{X}}^{(j)}(k|k) = \hat{\mathbf{X}}_p^{(j)}(k|k) + \mathbf{P}_{XZ}^{(j)}(k) \cdot (\mathbf{P}_{ZZ}^{(j)}(k))^{-1} (\hat{\mathbf{X}}_\eta^{(j)}(k|k) - \bar{\mathbf{Z}}^{(j)}(k)) \quad (28)$$

$$\mathbf{P}^{(j)}(k|k) = \mathbf{P}_p^{(j)}(k|k) + \mathbf{P}_{XZ}^{(j)}(k) (\mathbf{P}_{ZZ}^{(j)}(k))^{-1} (\mathbf{P}_{XZ}^{(j)}(k))^T \quad (29)$$

步骤6 计算更新的模型概率;

$$\mu^{(j)}(k) = \frac{1}{2} [\mu_p^{(j)}(k) + \mu_\eta^{(j)}(k)] \quad (30)$$

其中, $\mu_p^{(j)}(k)$ 为位置模型概率, $\mu_\eta^{(j)}(k)$ 为多普勒模型概率.

步骤7 计算加权的状态估计和估计误差协方差;

$$\hat{\mathbf{X}}(k|k) = \sum_{j=1}^N \hat{\mathbf{X}}^{(j)}(k|k) \mu^{(j)}(k) \quad (31)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = \sum_{j=1}^N \mu^{(j)}(k) \{ \mathbf{P}^{(j)}(k|k) + [\hat{\mathbf{X}}^{(j)}(k|k) - \hat{\mathbf{X}}(k|k)] \cdot [\hat{\mathbf{X}}^{(j)}(k|k) - \hat{\mathbf{X}}(k|k)]^T \} \quad (32)$$

步骤8 重复步骤1~步骤8进行递推滤波算法,实现机动目标跟踪.

5 仿真

考虑多普勒雷达分别对两个机动目标进行跟踪的场景,分别为 CV 和 CA 切换运动的目标1和 CV 和 CTR 切换运动的目标2. 雷达的采样周期为 $T=1s$.

5.1 CV-CA 运动模型跟踪仿真

目标1在250s内做 CV-CA-CV-CA-CV 机动运动. 初始值位置为 (2000m, 2000m), 初始速度为 (15m/s, 20m/s). 前60s目标做匀速运动, 60s~75s做加速度为 $(-1, -2)m/s^2$ 的匀加速运动, 75s~175s做匀速运动, 175s~190s加速度为 $(1, -2)m/s^2$ 的匀加速运动, 190s~250s做匀速运动. 设径向速度和距离的相关系数为0.5, 针对距离、方位角、多普勒量测噪声标准差取不同的值进行参数设置, 如表1所示.

表1 仿真中不同场景参数设置表

场景	σ_r (m)	σ_a ($^\circ$)	σ_f (m/s)
1	30	3.5	0.15
2	70	7	0.35

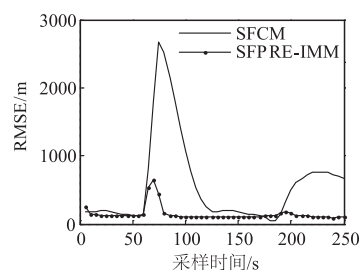
其中, 场景1代表量测误差较小情况, 场景2代表量测误差较大情况.

采用基于预测值量测转换的静态融合机动目标跟踪 (SFPRE-IMM) 算法分别对两个机动目标进行跟踪. 其运动模型采用匀速运动 (CV) 和匀加速运动 (CA) 模型, 模型初始概率均为0.5, 状态转移矩阵为:

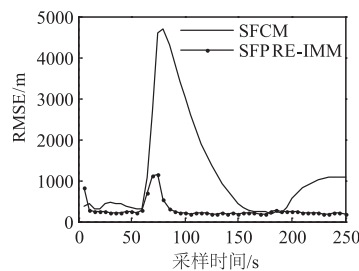
$$\begin{bmatrix} 0.99 & 0.01 \\ 0.01 & 0.99 \end{bmatrix}$$

为了说明 SFPRE-IMM 算法对机动目标跟踪的有效性, 使用文献[14]中的传统静态融合滤波 (SFCM) 算法与 SFPRE-IMM 算法进行500次蒙特卡洛仿真比较, 在仿真场景1和场景2下得到图3所示的 RMSE 结果. 从

中可见, 当目标1在前60s做匀速运动时, SFCM 算法可以实现目标跟踪. 目标1的运动模型转换为 CA 时, 跟踪误差随时间增加而增大. 在运动模型恢复为 CV 后, SFPRE-IMM 算法的跟踪误差迅速下降, 而 SFCM 算法的跟踪误差增至很大后才下降, 其中场景2下降速度更慢. 导致上述情况的原因是, SFCM 算法仅使用 CV 模型跟踪目标, 当目标做机动运动时无法实现精确跟踪, 并且这种情况会随着量测误差的增大越来越坏. 对于 SFPRE-IMM 算法, 利用多个预设模型覆盖目标可能出现的运动状态, 目标运动模型变换期间其跟踪误差虽然会增大, 但其可以及时更换模型并实现机动目标的跟踪.



(a) 目标1在场景1



(b) 目标1在场景2

图3 目标1的SFCM与SFPRE-IMM仿真比较

为了进一步说明 SFPRE-IMM 中基于预测值量测转换的效果, 将传统静态融合滤波算法与 IMM 算法相结合获得基于传统静态融合的机动目标跟踪算法 (SFCM-IMM). 在上述相同场景下, 将 SFCM-IMM 算法与 SFPRE-IMM 算法进行比较, 其结果如图4所示. 从中可见, 在场景1中 SFCM-IMM 与 SFPRE-IMM 的 RMSE 曲线很接近. 场景2中 SFPRE-IMM 与 SFCM-IMM 相比具有更好的跟踪优势, 且随着量测误差的增大, SFPRE-IMM 的跟踪性能改善越明显.

综上所述, SFPRE-IMM 算法由于结合了交互多模型算法, 与 SFCM 算法相比可以实现对机动目标的有效跟踪; 由于基于预测值计算量测转换误差统计特性, 与 SFCM-IMM 算法相比可以提高机动目标的跟踪精度.

5.2 CV-CTR 运动模型跟踪仿真

为了进一步验证 SFPRE-IMM 在不同机动场景下性能, 本节设置目标2的初始值位置为 (1500m, 1500m),

初始速度为(20m/s,0m/s).前60s目标做匀速运动,60s~120s做角速度为 $1.5^\circ/\text{s}$ 的匀转速运动,120s~180s做匀速运动,180s~240s加速度为 $1.5^\circ/\text{s}$ 的匀转弯运动,240s~300s做匀速运动.

与5.1节仿真算法相同,分别使用SFCM和SFCM-IMM与SFPRE-IMM进行仿真比较,验证SFPRE-IMM算法使用CV-CA模型可以实现对CV-CTR运动机动的目标进行跟踪.仿真结果如图5、6所示.从中可见,SF-

PRE-IMM算法使用CV-CA模型可以实现对CV-CTR运动的机动目标精确跟踪.通过图5中SFPRE-IMM算法与SFCM非机动跟踪算法比较,以及图6中SFPRE-IMM算法与SFCM-IMM基于量测值的机动跟踪算法比较可以得出与5.1节相同的结论.SFPRE-IMM算法不仅可以实现对机动目标的跟踪,而且由于基于预测值计算量测转换误差统计特性,可明显提高跟踪精度.随着量测误差的增大,SFPRE-IMM算法性能优势更显著.

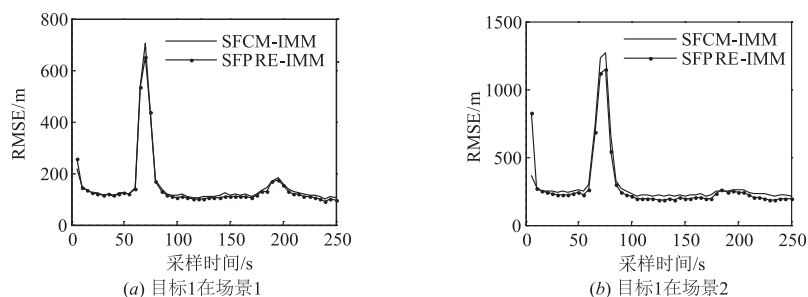


图4 目标1的SFCM-IMM与SFPRE-IMM仿真比较

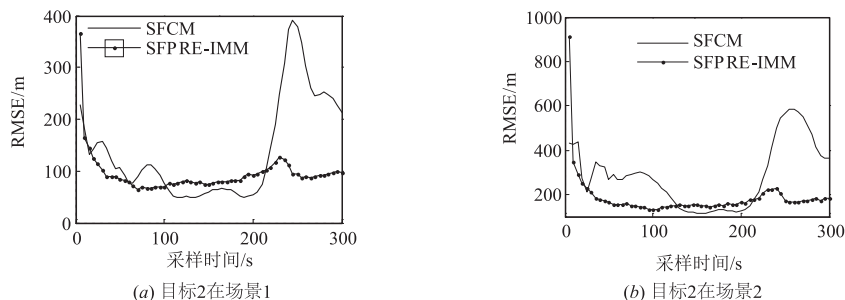


图5 目标2的SFCM与SFPRE-IMM仿真比较

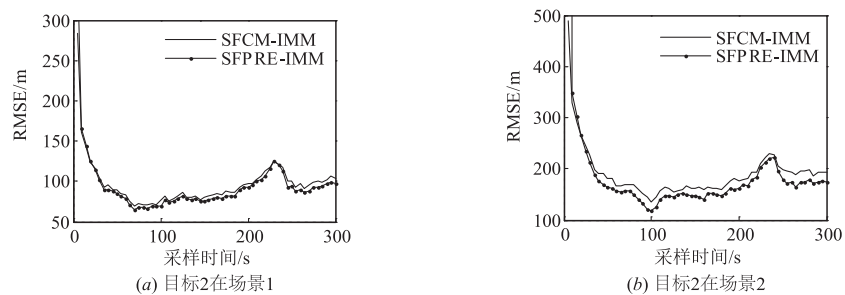


图6 目标2的SFCM-IMM与SFPRE-IMM仿真比较

6 结论

针对多普勒雷达的机动目标跟踪,本文提出基于静态融合的机动目标跟踪算法.该算法基于目标预测位置和径向速度计算量测转换误差统计特性,由此来改进传统静态融合方法,消除量测转换误差协方差和量测误差的相关性.同时,为了实现机动目标跟踪,本文将基于预测值量测转换的静态融合算法与交互多模型算法结合,其中由静态融合滤波估计和多普勒伪状

态滤波估计计算模型概率均值,并对各个模型的静态融合结果进行加权得到机动目标的跟踪结果.仿真结果表明,本文提出的算法是一种有效的多普勒雷达机动目标跟踪算法.

参考文献

- [1] 李丹,王炜,姜礼平,等.可处理多普勒量测的最佳线性无偏估计算法[J].电子与信息学报,2015,37(6):1336-1342.

- Li D, Wang W, Jiang L P, et al. The best linear unbiased estimation algorithm with doppler measurements[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2015, 37(6):1336-1342. (in Chinese)
- [2] 杨春玲, 刘国岁, 倪晋麟. 基于转换坐标卡尔曼滤波算法的雷达目标跟踪[J]. 现代雷达, 1998, 20(5):48-54.
Yang C, Liu G S, Ni J L. Converted measurement kalman filtering algorithm for radar target tracking[J]. Modern Radar, 1998, 20(5):48-54. (in Chinese)
- [3] Lerro D, Barshalom Y. Tracking with debiased consistent converted measurements vs. EKF[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 1993, 29(3):1015-1022.
- [4] Song X, Zhou Y, Barshalom Y. Unbiased converted measurements for tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(3):1023-1027.
- [5] Duan Z, Han C, Li X. Comments on unbiased converted measurements for tracking[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(4):1374-1377.
- [6] Bordonaro S, Willett P, Barshalom Y. Decorrelated unbiased converted measurement kalman filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(2):1431-1442.
- [7] 李为, 李一平, 封锡盛. 基于卡尔曼滤波预测的无偏量测转换方法[J]. 控制与决策, 2015, 30(2):229-234.
Li W, Li Y P, Feng X S. Tracking with prediction-conditioned unbiased converted measurements[J]. Control and Decision, 2015, 30(2):229-234. (in Chinese)
- [8] Ma S. On Doppler measurements for tracking[J]. International Conference on Radar, 2013, 7(1):94-100.
- [9] Wu W, Jiang J, Feng X, Qin X. A sequential converted measurement Kalman filter with doppler measurements in ECEF coordinate system[J]. Chinese Journal of Electronics, 2016, 25(1):139-145.
- [10] Dai Y, Jin C, Hu J. A target tracking algorithm with range rate under the color measurement environment[A]. Proceedings of the 38th SICE Annual Conference[C]. Morioka, Japan; IEEE, 1999. 1145-1148.
- [11] 李丹, 王伟. 极坐标系下可处理多普勒量测的 BLUE 跟踪算法[J]. 电子学报, 2016, 44(7):1656-1661.
Li D, Wang W. The BLUE tracking algorithm with the Doppler measurements in polar coordinate[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(7):1656-1661. (in Chinese)
- [12] Fu J, Sun J, Lu S, Zhang X. Debiased converted position and Doppler measurement tracking with array radar measurements in direction cosine coordinates[J]. IET Radar Sonar and Navigation, 2016, 10(1):155-165.
- [13] 段战胜, 韩崇昭. 极坐标系中多普勒量测的雷达目标跟踪[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(12):2860-2863.
Duan Z S, Han C Z. Radar target tracking with Doppler measurements in polar coordinates[J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(12):2860-2863. (in Chinese)
- [14] Zhou G J, Pellrtier M, Kirubarajan T, et al. Statically fused converted position and doppler measurement kalman filters[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(1):300-316.
- [15] Bordonaro S, Willett P, Barshalom Y. Consistent linear tracker with converted range, bearing and range rate measurements[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2017, PP(99):1-1.

作者简介



李姝怡 女, 1993 年 6 月生, 山东临沂人. 现为电子科技大学硕士研究生, 从事雷达信号处理研究.
E-mail: lishuyi@uestc@163.com



程婷 女, 1982 年 10 月生, 江西景德镇人. 博士. 现为电子科技大学副教授和研究生导师, 主要从事雷达资源管理和阵列信号处理方法研究.
E-mail: citrus@uestc.edu.cn