

基于转换量测高斯化的三坐标雷达跟踪算法

盛 琥¹, 赵温波², 张 远¹

(1. 中国电子科技集团第38研究所, 安徽合肥 230031; 2. 陆军炮兵防空兵学院无人机系, 安徽合肥 230037)

摘要: 最佳线性无偏估计 (BLUE, Best Linear Unbiased Estimation) 滤波用于雷达目标跟踪时, 有计算量小, 置信度高等优点. 但是当互斜距测量误差较大时, BLUE 滤波会产生非高斯转换量测, 导致跟踪精度降低. 为解决此问题, 对其量测转换模型进行修正: 通过引入方位预测, 减小方位误差三角函数的非线性影响, 得到准高斯分布的转换量测. 分析视线坐标系下 BLUE 滤波的性能, 推导引入方位预测的条件, 给出改进算法工作流程. 推导三坐标雷达下的滤波模型参数, 提出转换量测高斯化水平的评估指标并仿真证明: 改进算法的转换量测更逼近高斯分布, 因此跟踪性能更好, 而计算量只有轻微增加. 本算法思想同样适用于其他非线性误差较大的场合, 对解决类似问题有借鉴意义.

关键词: 非线性滤波; 最佳线性无偏估计; 转换量测; 高斯化; 三坐标雷达

中图分类号: TP953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018) 03-0562-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.03.007

3D Radar Tracking Algorithm with Gaussianized Converted Measurements

SHENG Hu¹, ZHAO Wen-bo², ZHANG Yuan¹

(1. No. 38 Research Institute of CETC, Hefei, Anhui 230031, China;

2. Unmanned Aerial Vehicle Department, Army Artillery and Air Defense Academy, Hefei, Anhui 230037, China)

Abstract: Best linear unbiased estimation (BLUE) filter is widely used in radar target tracking for its efficiency and robustness. Its estimation performance is deteriorated by the non-Gaussian converted measurement noises under the condition of large cross-range errors. To mitigate the problem, a modified converted measurement model with predicted bearing is proposed. The predicted bearing can help to alleviate the nonlinearity caused by bearing error trigonometric function and obtain pseudo-Gaussian converted measurements. Theoretic analysis of the proposed BLUE filter in the line-of-sight coordinates is derived. The constraints to use the predicted bearing is derived. The filtering diagram of the improved algorithm is given. The filtering model parameters for 3D radar tracking system are derived. The Gaussian level indexes of the converted measurements are provided. Simulation results show the converted measurements of the proposed BLUE are more closer to the Gaussian distribution, so its accuracy improves significantly with minor computation burden, which means it can provide real-time and accurate estimation for radar target tracking. The fundamental idea also applies to other occasions with relatively large nonlinear errors, thus providing some references for similar applications.

Key words: nonlinear filtering; best linear unbiased estimation; converted measurements; gaussianized; three dimensional radar

1 引言

作为一种简单高效的非线性跟踪算法, BLUE (Best Linear Unbiased Estimation) 滤波器^[1-5]自提出起就受到学者广泛关注. 相对 EKF (Extended Kalman Filter)^[6], 它精度较高; 相对其它量测转换方法^[7-11], 如基于嵌套的

CMKF (Converted Measurement Kalman Filter) 和基于量测的 CMKF, 它性能最好, 置信度最高; 相对基于采样的非线性滤波算法, 如 CKF^[12] (Cubature Kalman Filter)、UKF^[13] (Unscented Kalman Filter) 和 PF^[14] (Particle Filter), 它的计算量很小, 因此在雷达或声纳目标跟踪中得到应用.

BLUE 算法最早由李晓榕项目组提出,它基于线性最小均方误差准则,在量测和被估向量噪声分布特性未知时,根据其一阶和二阶矩递推滤波,实现线性意义下的最优估计.但文献[15]中指出:线性最小均方误差估计仅在量测和被估量均为高斯分布时才是最优,否则还有性能提升的空间.研究发现当互斜距测量误差^[5](方位误差和斜距的乘积)较大时,受方位误差三角函数的非线性影响,转换量测误差并非高斯分布,此时 BLUE 滤波器性能明显弱于基于采样的非线性方法.针对此问题,提出基于方位预测与观测联合估计的转换量测模型,通过降低方位误差来逼近高斯分布,提高估计精度.

2 改进 BLUE 滤波器

2.1 算法原理

BLUE 算法可以解决量测非线性问题(如雷达目标跟踪).算法假设目标状态满足式(1)关系.

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k/k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

\mathbf{x}_k 是 k 时刻目标状态,观测噪声为 $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$, $\mathbf{F}_{k/k-1}$ 是状态转移矩阵.

基于式(1)的 BLUE 滤波器具有递归结构.假设目标状态先验估计 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 和误差协方差矩阵 \mathbf{P}_0 已知,第一步预测目标状态.

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \mathbf{F}_{k/k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (2)$$

$\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 是 $k-1$ 时刻状态估计, $\bar{\mathbf{x}}_k$ 是 k 时刻状态预测.第二步估计预测误差统计特性.

$$\bar{\mathbf{P}}_k = \mathbf{F}_{k/k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k/k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (3)$$

\mathbf{P}_{k-1} 是 $k-1$ 时刻的状态估计协方差阵, $\bar{\mathbf{P}}_k$ 是 k 时刻状态预测协方差阵.第三步计算 \mathbf{z}_k 和 $\bar{\mathbf{z}}_k$ 之间转换量测误差 $\bar{\mathbf{z}}_k$. \mathbf{z}_k 是 k 时刻转换量测, $\bar{\mathbf{z}}_k$ 是对 \mathbf{z}_k 的预测.

$$\bar{\mathbf{z}}_k = \mathbf{z}_k - \bar{\mathbf{z}}_k \quad (4)$$

第四步计算 k 时刻滤波增益因子 \mathbf{K}_k .

$$\mathbf{K}_k = \text{cov}(\bar{\mathbf{x}}_k, \bar{\mathbf{z}}_k) \mathbf{S}_k^{-1} \quad (5)$$

$\text{cov}(\bar{\mathbf{x}}_k, \bar{\mathbf{z}}_k)$ 是 k 时刻状态预测误差 $\bar{\mathbf{x}}_k$ 和 $\bar{\mathbf{z}}_k$ 的协方差阵, \mathbf{S}_k 是 $\bar{\mathbf{z}}_k$ 的协方差阵.第五步状态估计.

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \bar{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k \bar{\mathbf{z}}_k \quad (6)$$

第六步计算估计误差的协方差阵.

$$\mathbf{P}_k = \bar{\mathbf{P}}_k - \mathbf{K}_k \mathbf{S}_k \mathbf{K}_k^T \quad (7)$$

至此完成一次滤波跟踪.可见构建 \mathbf{z}_k , 并在线估计 $\bar{\mathbf{z}}_k$, \mathbf{S}_k 和 $\text{cov}(\bar{\mathbf{x}}_k, \bar{\mathbf{z}}_k)$, 可递归估计目标状态.

图 1 是三坐标雷达系统定位示意图,雷达 O 位于坐标原点, T 是目标位置.雷达可测定到目标的斜距 r_m 、方位 θ_m 和高程 h_m , 假设这些非线性观测与真实值的关系为

$$r_m = r + \tilde{r}, \quad \theta_m = \theta + \tilde{\theta}, \quad h_m = h + \tilde{h}$$

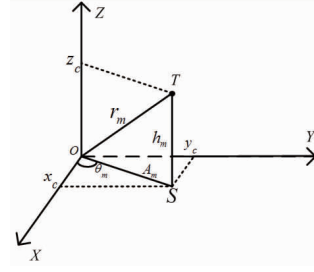


图1 三坐标雷达定位示意图

量测噪声符合高斯分布 $\tilde{r} \sim N(0, \sigma_r)$, $\tilde{\theta} \sim N(0, \sigma_\theta)$, $\tilde{h} \sim N(0, \sigma_h)$.

三坐标雷达中的 BLUE 滤波器转换量测表达式式(8)所示^[16].

$$\begin{cases} x_c = A_m \cos \theta_m = \sqrt{r_m^2 - h_m^2} \cos \theta_m \\ y_c = A_m \sin \theta_m = \sqrt{r_m^2 - h_m^2} \sin \theta_m \\ z_c = h_m \end{cases} \quad (8)$$

A_m 是斜距观测在 XOY 面的投影.观察式(8)发现:斜距 r 较大时, $\sqrt{r_m^2 - h_m^2}$ 中的 \tilde{r} 和 \tilde{h} 是微小量,近似高斯分布;受三角函数非线性的影响, $\cos \theta_m$ 和 $\sin \theta_m$ 不是高斯分布,即转换量测 x_c 和 y_c 并非高斯分布,导致滤波估计性能下降.为解决该问题,由状态预测构建方位预测 θ_f , 与方位观测组成加权估计 θ_f .

$$\theta_f = \alpha \theta_m + (1 - \alpha) \theta_p \quad (9)$$

α 是加权系数, θ_f 精度高于 θ_m , 可替代 θ_m 构建准高斯分布的转换量测,提高滤波性能.

$$\begin{cases} x_c = A_m \cos \theta_f = \sqrt{r_m^2 - h_m^2} \cos \theta_f \\ y_c = A_m \sin \theta_f = \sqrt{r_m^2 - h_m^2} \sin \theta_f \\ z_c = h_m \end{cases} \quad (10)$$

2.2 应用条件

前面基于式(10)产生一种改进的 BLUE 滤波模型,但需要解决两个问题:(1)如何设置方位观测权值 α ? (2)何时应用改进 BLUE 滤波模型?通过对视线坐标系内 BLUE 滤波的性能分析,可推导出方位观测权值和算法应用条件.方位观测位于平面内,推导也在 XOY 面内进行.首先给出三个假设:

(1)互斜距测量误差(斜距和方位误差的乘积)远大于斜距和高程误差;

(2)直角坐标系内各轴的状态噪声独立无关;

(3)方位预测和观测的加权估计为 θ_f , 其误差 $\tilde{\theta}_f$ 的方差 σ_f^2 很小.

假设(1)下,测距(斜距和高程)误差影响很小,可忽略不计;假设(2)下,直角坐标系内的状态噪声变换到视线坐标系各轴上是独立无关的,另外视线坐标系内距离观测和方位观测独立无关,因此 BLUE 滤波可分

解为正交轴上的两个独立滤波器;假设(3)是便于近似估计方位观测权值 α . 下面将估计 α , 推导视线坐标系内 BLUE 滤波误差协方差阵, 推导出使用方位预测的前提条件.

A 是目标在 XOY 面的投影到雷达的距离. 假设(1)、(3)下, 视线坐标系内转换量测近似为

$$\mathbf{z}_k^l = \begin{bmatrix} x_c^l \\ y_c^l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (A + \bar{A}_m) \cos \bar{\theta}_f \\ (A + \bar{A}_m) \sin \bar{\theta}_f \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} A + \bar{A}_m \\ A \{ \alpha \bar{\theta}_m + (1 - \alpha) \bar{\theta}_p \} \end{bmatrix} \quad (11)$$

假设 A 的观测误差 $\bar{A}_m \sim N(0, \sigma_A^2)$, 预测误差 $\bar{A}_p \sim N(0, \delta_A^2)$, 垂直于 A 方向的预测误差 $\bar{A}_c \sim N(0, \delta_c^2)$, 对应的角度误差 $\bar{\theta}_p \sim N(0, \delta_\theta^2)$, 且 $\delta_c^2 = A^2 \delta_\theta^2$, $E[\bar{A}_c \bar{A}_p] = 0$. 转换量测误差为

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{z}}_k^l &= \begin{bmatrix} \bar{A}_m - \bar{A}_p \\ A \{ \alpha \bar{\theta}_m + (1 - \alpha) \bar{\theta}_p \} - \bar{A}_c \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \bar{A}_m - \bar{A}_p \\ A \{ \alpha \bar{\theta}_m + (1 - \alpha) \bar{\theta}_p \} - A \bar{\theta}_p \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (12)$$

$\bar{\mathbf{z}}_k^l$ 的第二项包含 $A \{ \alpha \bar{\theta}_m + (1 - \alpha) \bar{\theta}_p \}$ 和 $A \bar{\theta}_p$ 两项, 二者相互耦合, 严重时会影响滤波稳定 ($\alpha = 0$ 时, $\bar{\mathbf{z}}_k^l$ 第二项变成 0). 为此定义约束条件(13)减小耦合.

$$\sigma_f^2 = \alpha^2 \sigma_\theta^2 + (1 - \alpha)^2 \delta_\theta^2 = \chi \delta_\theta^2 \quad (13)$$

χ 是放大倍数, 取值范围 5 ~ 10. χ 太小会滤波发散, 太大则性能提高不大. 由式(13)得到 α

$$\alpha = \frac{\delta_\theta^2 + \sqrt{\delta_\theta^4 + (\chi - 1)(\sigma_\theta^2 + \delta_\theta^2)\delta_\theta^2}}{\sigma_\theta^2 + \delta_\theta^2} \quad (14)$$

接着计算转换量测预测, 其中 $\lambda_1 = e^{-\sigma_f^2}$.

$$\mathbf{z}_k^l = \begin{bmatrix} \bar{x}_c^l \\ \bar{y}_c^l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 (A + \bar{A}_p) \\ A \sin \bar{\theta}_p \end{bmatrix} \quad (15)$$

转换量测预测误差为

$$\bar{\mathbf{z}}_k^l = \begin{bmatrix} \bar{x}_c^l \\ \bar{y}_c^l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\cos \bar{\theta}_f - \lambda_1) A + \bar{A}_m \cos \bar{\theta}_f - \lambda_1 \bar{A}_p \\ (A + \bar{A}_m) \sin \bar{\theta}_f - A \sin \bar{\theta}_p \end{bmatrix} \quad (16)$$

量测预测误差和状态预测误差之间协方差阵为

$$\text{cov}(\bar{\mathbf{x}}_k^l, \bar{\mathbf{z}}_k^l) = \begin{bmatrix} \lambda_1 \delta_A^2 & 0 \\ \lambda_1 E[\bar{A}_p \bar{A}_p] & 0 \\ 0 & \alpha \delta_c^2 \\ 0 & \alpha E[\bar{A}_c \bar{A}_c] \end{bmatrix} \quad (17)$$

转换量测预测误差的协方差阵为

$$\mathbf{S}_k^l = \begin{bmatrix} S_{11}^l & 0 \\ 0 & S_{22}^l \end{bmatrix} \quad (18)$$

其参数定义如下, 其中 $\lambda_2 = \frac{1}{2}(1 + e^{-2\sigma_f^2})$, $\lambda_3 =$

$$\frac{1}{2}(1 - e^{-2\sigma_f^2}).$$

$$S_{11}^l \approx (\lambda_2 - \lambda_1^2) \bar{A}^2 + \lambda_2 \sigma_A^2 + \lambda_2 \delta_A^2,$$

$$S_{22}^l \approx \lambda_3 (\bar{A}^2 + \sigma_A^2) + (2\alpha - 1) \delta_c^2 + \lambda_3 \delta_A^2$$

式(7)的估计误差协方差阵可以改写为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_k^l &= \bar{\mathbf{P}}_k^l - \text{cov}(\bar{\mathbf{x}}_k^l, \bar{\mathbf{z}}_k^l) (\mathbf{S}_k^l)^{-1} [\text{cov}(\bar{\mathbf{x}}_k^l, \bar{\mathbf{z}}_k^l)]^T \\ &= \bar{\mathbf{P}}_k^l - \mathbf{M}_k^l(\alpha) \end{aligned} \quad (19)$$

$\mathbf{M}_k^l(\alpha)$ 的定义如下

$$\mathbf{M}_k^l(\alpha) = \begin{bmatrix} M_k^{11}(\alpha) & M_k^{12}(\alpha) & 0 & 0 \\ M_k^{21}(\alpha) & M_k^{22}(\alpha) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & M_k^{33}(\alpha) & M_k^{34}(\alpha) \\ 0 & 0 & M_k^{43}(\alpha) & M_k^{44}(\alpha) \end{bmatrix}$$

$$\text{其中 } M_k^{11}(\alpha) = \frac{\lambda_1^2 \delta_A^4}{(\lambda_2 - \lambda_1^2) \bar{A}^2 + \lambda_2 \sigma_A^2 + \lambda_2 \delta_A^2},$$

$$M_k^{33}(\alpha) = \frac{\alpha^2 \delta_c^4}{\lambda_3 (\bar{A}^2 + \sigma_A^2) + (2\alpha - 1) \delta_c^2 + \lambda_3 \delta_A^2}$$

α 取值决定滤波模型属性: $\alpha = 1$ 时是标准 BLUE 滤波模型; 否则是改进 BLUE 滤波模型. $\bar{\mathbf{P}}_k^l$ 相同的条件下, 通过引入方位预测后 \mathbf{P}_k^l 的变化判断是否使用改进 BLUE 滤波.

假设(2)下, \mathbf{P}_k^l 各轴的滤波估计是独立的. 因此提高滤波性能, 实质是减小沿视线方向和垂直视线方向位置误差平方和的问题. 建立关于 α 的函数 $F(\alpha)$.

$$F(\alpha) = \bar{\mathbf{P}}_k^l(1, 1) + \bar{\mathbf{P}}_k^l(3, 3) - \{ M_k^{11}(\alpha) + M_k^{33}(\alpha) \} \quad (20)$$

$\bar{\mathbf{P}}_k^l(1, 1)$ 和 $\bar{\mathbf{P}}_k^l(3, 3)$ 是沿视线和垂直视线方向位置预测方差. 图 2 的状态图即为滤波器切换策略.

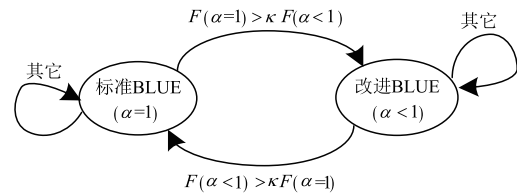


图2 标准BLUE和改进BLUE间的状态切换

标准 BLUE 滤波器 ($\alpha = 1$) 工作时, 如 $F(\alpha = 1)$ 大于 $F(\alpha < 1)$, 引入方位预测能减小位置误差, 此时切换到改进 BLUE 滤波 ($\alpha < 1$). 改进 BLUE 滤波器工作时, 如 $F(\alpha < 1)$ 大于 $F(\alpha = 1)$, 切换到标准 BLUE 滤波. κ 是显著性水平, 其值域 1.1 ~ 1.3, κ 太小会导致滤波器间的频繁切换, 太大会导致切换滞后.

2.3 模型参数

下面基于式(10)推导改进 BLUE 算法模型参数. 假设 $[\bar{x} \ \bar{y} \ \bar{z}]$ 是目标状态预测, 预测误差 $[\bar{x} \ \bar{y} \ \bar{z}]$, 状态预测与真实值的关系如下.

$$\bar{x} = x + \tilde{x}, \quad \bar{y} = y + \tilde{y}, \quad \bar{z} = z + \tilde{z}$$

定义方位预测 θ_p , 其表达式为 $\theta_p = \text{tg}^{-1} \left(\frac{\bar{y}}{\bar{x}} \right)$, 与真实方

位 θ 的关系为 $\theta_p = \theta + \tilde{\theta}_p$, 其中 $\tilde{\theta}_p = \frac{x\tilde{y} - y\tilde{x}}{x^2 + y^2}$. 方位预测误差 $\tilde{\theta}_p \sim N(0, \delta_\theta^2)$.

$$\delta_\theta^2 = \frac{\tilde{x}^2 \bar{\mathbf{P}}_k(3,3) + \tilde{y}^2 \bar{\mathbf{P}}_k(1,1) - 2\tilde{x} \cdot \tilde{y} \bar{\mathbf{P}}_k(1,3)}{(\tilde{x}^2 + \tilde{y}^2)^2} \quad (21)$$

斜距投影观测误差 \bar{A}_m 的表达式为 $\bar{A}_m = \frac{\tilde{r} - h\tilde{h}}{\sqrt{r^2 - h^2}}$, 目标

距离雷达很远, 其方差可近似为

$$\sigma_A^2 = \frac{(\tilde{x}^2 + \tilde{y}^2 + \tilde{z}^2) \sigma_r^2 + \tilde{z}^2 \sigma_h^2}{\tilde{x}^2 + \tilde{y}^2} \quad (22)$$

斜距投影的预测误差为 $\bar{A}_p = \frac{x\tilde{x} + y\tilde{y}}{\sqrt{x^2 + y^2}}$, 对应的预测方差为

$$\delta_A^2 = \frac{\tilde{x}^2 \bar{\mathbf{P}}_k(1,1) + \tilde{y}^2 \bar{\mathbf{P}}_k(3,3) + 2\tilde{x} \cdot \tilde{y} \bar{\mathbf{P}}_k(1,3)}{\tilde{x}^2 + \tilde{y}^2} \quad (23)$$

用式(14)估计权值 α , 构建式(10)中的转换量测 \mathbf{z}_k , 并估计 $\bar{\mathbf{x}}_k, \mathbf{S}_k$ 和 $\text{cov}(\bar{\mathbf{x}}_k, \bar{\mathbf{z}}_k)$.

$$\bar{\mathbf{z}}_k = [\lambda_1 \bar{x} \quad \lambda_1 \bar{y} \quad \bar{z}]^T \quad (24)$$

$$\mathbf{S}_k = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & S_{13} \\ S_{21} & S_{22} & S_{23} \\ S_{31} & S_{32} & S_{33} \end{bmatrix} \quad (25)$$

\mathbf{S}_k 相关参数定义如下.

$$S_{11} = \lambda_2 \bar{\mathbf{P}}_k(1,1) + \lambda_3 \bar{\mathbf{P}}_k(3,3) + (\lambda_2 - \lambda_1^2) \bar{x}^2 + \lambda_3 \bar{y}^2 + \sigma_A^2 (\lambda_2 \cos^2 \theta + \lambda_3 \sin^2 \theta) + 2\lambda_1 \bar{y} E[\tilde{x} \tilde{\theta}_f]$$

$$S_{22} = \lambda_2 \bar{\mathbf{P}}_k(3,3) + \lambda_3 \bar{\mathbf{P}}_k(1,1) + (\lambda_2 - \lambda_1^2) \bar{y}^2 + \lambda_3 \bar{x}^2 + \sigma_A^2 (\lambda_2 \sin^2 \theta + \lambda_3 \cos^2 \theta) - 2\lambda_1 \bar{x} E[\tilde{y} \tilde{\theta}_f]$$

$$S_{12} = S_{21} = (\lambda_2 - \lambda_3) \bar{\mathbf{P}}_k(1,3) + (\lambda_2 - \lambda_1^2 - \lambda_3) \bar{x} \bar{y} + \sigma_A^2 (\lambda_2 - \lambda_3) \sin \theta \cos \theta + \lambda_1 (\bar{y} E[\tilde{y} \tilde{\theta}_f] - \bar{x} E[\tilde{x} \tilde{\theta}_f])$$

$$S_{13} = S_{31} = \lambda_1 \bar{\mathbf{P}}_k(1,5) - \frac{\lambda_1 \bar{x} \cdot \bar{z} \sigma_h^2}{\tilde{x}^2 + \tilde{y}^2}$$

$$S_{23} = S_{32} = \lambda_1 \bar{\mathbf{P}}_k(3,5) - \frac{\lambda_1 \bar{y} \cdot \bar{z} \sigma_h^2}{\tilde{x}^2 + \tilde{y}^2}$$

$$S_{33} = \bar{\mathbf{P}}_k(5,5) + \sigma_h^2$$

其中

$$E[\tilde{x} \tilde{\theta}_f] = \frac{(1 - \alpha) \{ \bar{x} \cdot \bar{\mathbf{P}}_k(1,3) - \bar{y} \cdot \bar{\mathbf{P}}_k(1,1) \}}{\tilde{x}^2 + \tilde{y}^2},$$

$$E[\tilde{y} \tilde{\theta}_f] = \frac{(1 - \alpha) \{ \bar{x} \cdot \bar{\mathbf{P}}_k(3,3) - \bar{y} \cdot \bar{\mathbf{P}}_k(1,3) \}}{\tilde{x}^2 + \tilde{y}^2}$$

转换量测误差和状态预测误差协方差阵为

$$\text{cov}(\bar{\mathbf{x}}_k, \bar{\mathbf{z}}_k) = [\lambda_1 \bar{\mathbf{P}}_k(:,1) \quad \lambda_1 \bar{\mathbf{P}}_k(:,3) \quad \bar{\mathbf{P}}_k(:,5)] + \mathbf{A} \quad (26)$$

$\bar{\mathbf{P}}_k(:,i)$ ($i=1,3,5$) 是预测协方差阵 $\bar{\mathbf{P}}_k$ 的列向量, \mathbf{A} 的定义如下.

$$\mathbf{A} = (1 - \alpha) [\bar{\mathbf{P}}_k(:,1) \bar{\mathbf{P}}_k(:,3) \bar{\mathbf{P}}_k(:,5)] \begin{bmatrix} -\sin^2 \theta & \sin \theta \cos \theta & 0 \\ \sin \theta \cos \theta & -\cos^2 \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

计算中 $\theta \approx \theta_p = \text{tg}^{-1}(\frac{\tilde{y}}{\tilde{x}})$. 总结以上, 整个改进算法的工作流程如算法 1.

算法 1 三坐标雷达中的改进 BLUE 算法

步骤一: 依据目标状态的先验信息, 基于式(2)和式(3)预测目标状态;

步骤二: 基于式(21)~(23)计算 $\delta_\theta^2, \sigma_A^2$ 和 δ_A^2 , 式(14)计算方位观测权值 α , 式(20)计算 $F(\alpha=1)$ 和 $F(\alpha<1)$;

步骤三: 依据图 2 判断是否引入方位预测, 如 $\frac{F(\alpha=1)}{F(\alpha<1)} > \kappa$ 则使用带

方位预测的 BLUE 滤波, 否则使用标准 BLUE 滤波;

步骤四: 基于式(10)计算 \mathbf{z}_k , 式(24)计算 $\bar{\mathbf{z}}_k$, 式(25)计算 \mathbf{S}_k , 式(26)计算 $\text{cov}(\bar{\mathbf{x}}_k, \bar{\mathbf{z}}_k)$;

步骤五: 基于式(4)~(7)更新目标状态; $k = k + 1$, 递推到下一时刻.

3 仿真分析

下面对所提算法进行仿真. 对比算法包括标准 BLUE 和容积卡尔曼滤波(CKF). 场景 1 的设置类似文献[1], 参数如下: 斜距误差标准差 $\sigma_r = 20\text{m}$, 高程误差标准差 $\sigma_h = 40\text{m}$, 方位误差标准差 $\sigma_\theta = 0.1\text{rad}$. 目标起始位置均值 $(-100, 10, 1)\text{km}$, 标准差 $(100, 100, 100)\text{m}$; 起始速度均值 $(1000, 0, 0)\text{m/s}$, 标准差 $(2, 2, 2)\text{m/s}$. 各轴位置噪声独立无关, 标准差 0.1m ; 速度噪声独立无关, 标准差 0.1m/s . 采样间隔 $T = 1\text{s}$, 蒙特卡洛仿真 200 次, 仿真时长 200s. 放大倍数 $\chi = 5$, 显著性水平 $\kappa = 1.2$, 状态向量维数是 6, 转换量测向量维数是 3. 考量指标除了位置、速度误差和平均归一化估计误差平方 ANEES (Average Normalized Estimation Error Square), 还设计了平均归一化转换量测误差平方 ANCMES (Average Normalized Converted Measurement Error Square) 和平均归一化转换量测误差四次方 ANCMEB (Average Normalized Converted Measurement Error Biquadrate) 指标. ANEES 检验估计误差和其协方差阵是否一致, 接近 1 则认为一致性较好. ANCMES 和 ANCMEB 检验转换量测的二阶和四阶分布特性, 当转换量测满足高斯分布时, ANCMES 和 ANCMEB 都近似为 1. ANEES 定义在文献[1]中已给出. ANCMES 和 ANCMEB 的定义如下.

$$\text{ANCMES} = \frac{1}{Nn} \sum_{i=1}^N \bar{\mathbf{z}}_i^T \mathbf{S}_i^{-1} \bar{\mathbf{z}}_i \quad (27)$$

$$\text{ANCMEB} = \frac{1}{Nn} \sum_{i=1}^N (\bar{\mathbf{z}}_i^2 - E[\bar{\mathbf{z}}_i^2])^T (\mathbf{S}_i^{\text{B}})^{-1} (\bar{\mathbf{z}}_i^2 - E[\bar{\mathbf{z}}_i^2]) \quad (28)$$

$\bar{\mathbf{z}}_i$ 和 \mathbf{S}_i 是第 i 次仿真中的转换量测误差和协方差阵, N

是仿真次数, n 是转换量测维数. S_i^B 是第 i 次仿真中 \bar{z}_i 的协方差阵. 假设

$$S_i^B = \begin{bmatrix} S_{11}^B & S_{12}^B & S_{13}^B \\ S_{21}^B & S_{22}^B & S_{23}^B \\ S_{31}^B & S_{32}^B & S_{33}^B \end{bmatrix}$$

\bar{z}_i 满足高斯分布时, S_i^B 参数与 S_i 参数关系为

$$\begin{cases} S_{11}^B = 2S_{11}^2, & S_{12}^B = S_{21}^B = 2S_{12}^2 \\ S_{22}^B = 2S_{22}^2, & S_{13}^B = S_{31}^B = 2S_{13}^2 \\ S_{33}^B = 2S_{33}^2, & S_{23}^B = S_{32}^B = 2S_{23}^2 \end{cases} \quad (29)$$

场景 1 的仿真结果如图 3 所示. 各算法的 ANEES 都接近 1, 因此未给出 ANEES 仿真图.

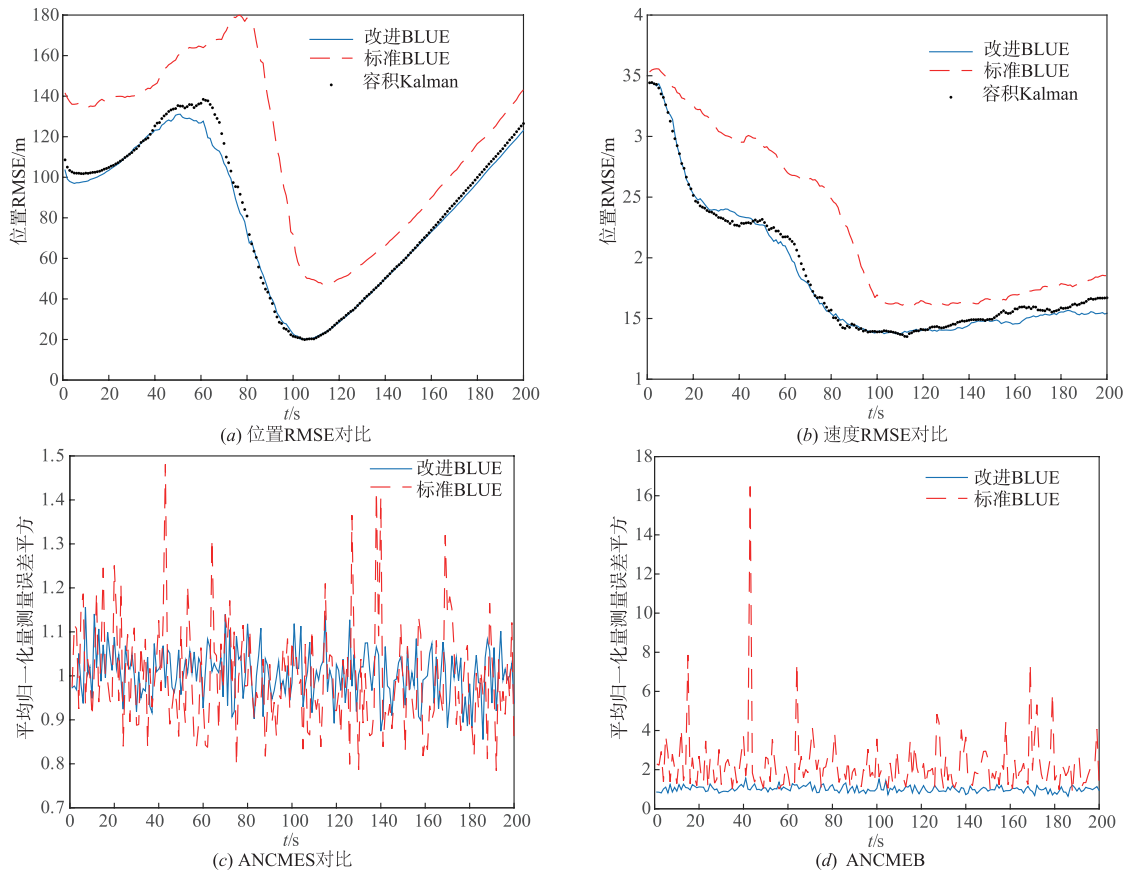


图3 场景1的跟踪性能对比

由图 3(a) 和 3(b) 可见改进 BLUE 与 CKF 性能相近, 标准 BLUE 性能最差; 尽管两种 BLUE 算法的性能差异很大, 但都可以实现线性意义下的最优滤波 (ANEES 逼近 1). 图 3(c) 中, 两种 BLUE 算法的 ANCMES 都接近 1, 但改进方法的曲线波动更小; 图 3(d) 中, 标准 BLUE 的 ANCMEB 大于 1, 而改进 BLUE 的 ANCMEB 约等于 1, 说明改进方法的转换量测更接近高斯分布, 用二阶矩信息就可很好的滤波; 标准 BLUE 的转换量测并非高斯分布, 利用二阶矩滤波只能达到线性意义下的最优估计, 而非全局最优.

场景 2 中, 其它条件不变, 增大状态噪声, 即位置误差 1m, 速度误差 1m/s. 算法性能对比如图 4.

场景 2 中目标轨迹出现更多不确定性. 图 4(a) 和 4(b) 中, 改进算法性能与 CKF 相当, 高于标准 BLUE; 两种 BLUE 方法都可实现线性意义下的最优滤波

(ANEES 接近 1); 图 4(c) 中各算法的 ANCMES 都接近 1; 图 4(d) 中改进 BLUE 的 ANCMEB 接近 1, 标准 BLUE 方法则大于 1. 说明状态噪声较大时, 改进方法的转换量测逼近高斯分布, 标准 BLUE 未考虑非高斯转换量测的高阶矩信息, 估计精度不高.

图 5 是改进算法在不同场景中加权系数均值的变化情况. 场景 1 的状态噪声较小, 方位混合估计对方位观测的依赖较小, 因此权值较小; 而场景 2 的状态噪声变大, 因此方位观测的权值变大. 此外两个场景中目标到雷达的距离是先近后远, 靠近雷达时, 互斜距测量误差变小, 方位观测权值变大; 而远离雷达时, 互斜距测量误差变大, 方位观测权值变小. 仿真结果验证以上分析.

除了估计精度和稳健性, 实时性也是性能评测所关心的指标, 三种算法在奔腾双核 4GHz 计算机上, Matlab 7.11 环境中仿真 200 次的运行时间分别如表 1

所示. 三种方法中标准 BLUE 计算量最小, 改进 BLUE 次之, 容积卡尔曼的计算量最大. 改进方法比原有方法

计算量增加约 18%, 主要是计算方位观测权值, 判断是否引入方位预测所耗费的时间.

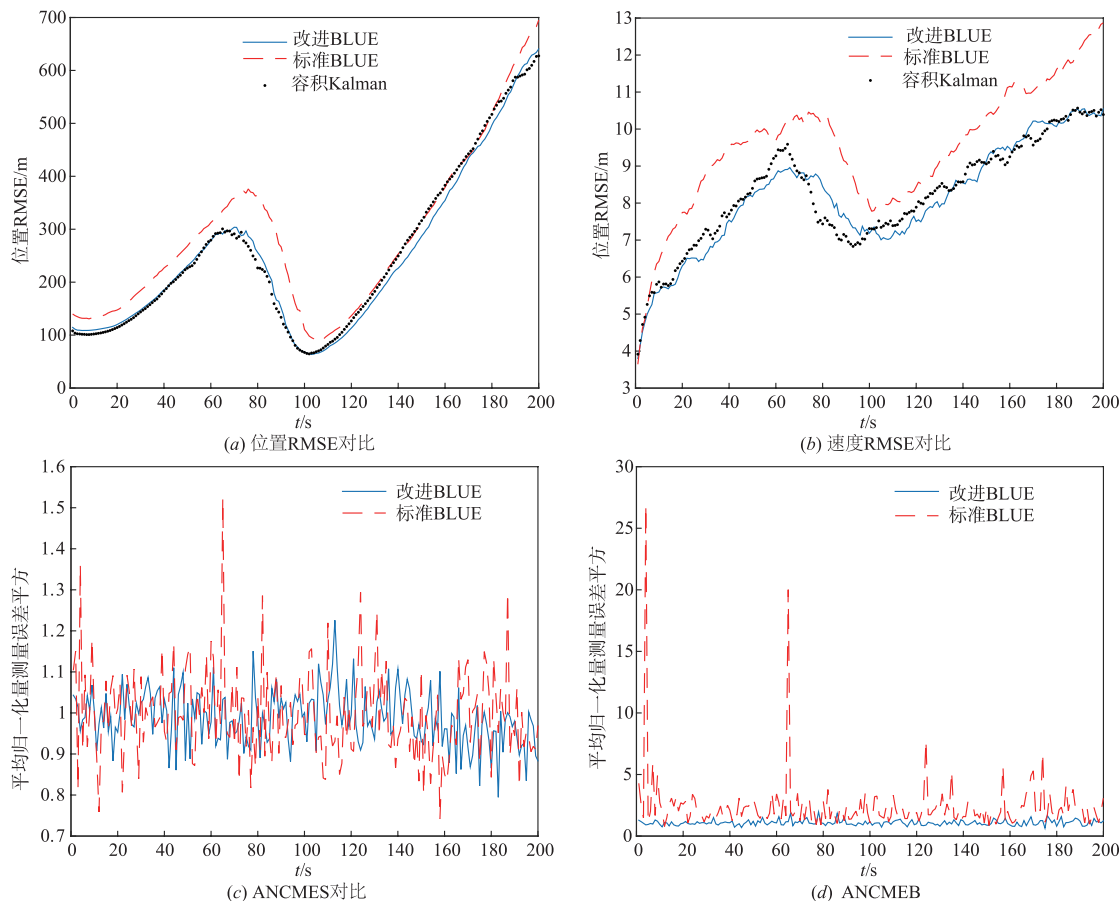


图4 场景2的跟踪性能对比

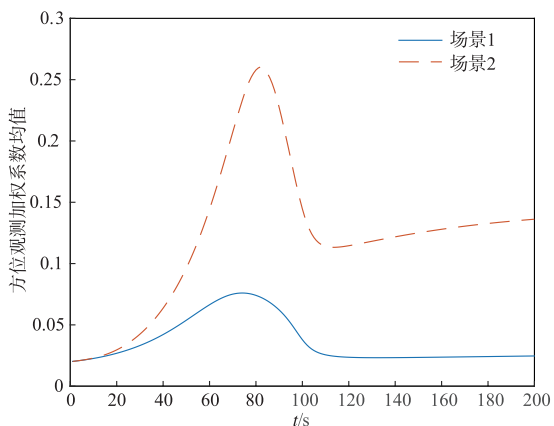


图5 不同场景下方位观测加权系数均值变化

表 1 算法迭代运行时间对比(200 次)

滤波器	运行时间(s)	
	场景 1	场景 2
改进 BLUE 滤波	9.46	9.82
标准 BLUE 滤波	7.76	8.46
容积卡尔曼滤波	32.20	30.51

4 结语

传统 BLUE 滤波器在大的互斜距测量误差下, 会产生非高斯的转换量测, 导致跟踪性能下降. 为提高精度, 提出方位观测和预测联合估计的改进 BLUE 模型: 由状态预测得到的方位预测与方位观测线性加权, 得到精确方位估计, 构建出准高斯分布的转换量测模型. 理论推导方位观测权系数, 设计滤波器切换策略, 建立三坐标雷达中的改进滤波模型. 改进算法的转换量测更符合高斯特性, 性能与采样类跟踪方法相当, 且实时性好, 符合雷达系统的快速、精确跟踪需求. 下一步计划将这种观测与预测联合估计, 减小非线性误差环节影响的思想, 应用到其他非线性滤波问题中, 以期取得更大的理论突破.

参考文献

- [1] Zhao Zhan-lue. Best linear unbiased filtering with nonlinear measurements for target tracking[J]. IEEE Transactions on AES, 2004, 40(4): 1324 - 1336.

- [2] Fränken D. Consistent unbiased linear filtering with polar measurements [A]. 2007 10th International Conference on Information Fusion [C]. New York, USA; IEEE Inc, 2007. 1 – 8.
- [3] 王伟, 李丹, 姜礼平, 金裕红. 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.
Wang Wei, Li Dan, Jiang Li-pin, Jin Yu-hong. The best linear unbiased estimation algorithm with Doppler measurements [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(6): 1336 – 1342. (in Chinese)
- [4] 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 Dan, Wang Wei. The BLUE tracking algorithm with the Doppler measurements in the polar coordinates [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(7): 1656 – 1661. (in Chinese)
- [5] 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 – 235.
Li Wei, Li Yi-ping, Feng Xi-sheng. Tracking with prediction-conditioned unbiased converted measurements [J]. Control and Decision, 2015, 30(2): 229 – 235. (in Chinese)
- [6] 韩崇昭, 等. 多源信息融合 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2010. 155 – 167.
Han Chong-zhao, et al. Multi-source Information Fusion [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2010. 155 – 167. (in Chinese)
- [7] Bordonaro S, Willett P, Bar-Shalom Y. Bias elimination in tracking with converted position and Doppler measurements [A]. Proceeding of the 51st IEEE Conference on Decision and Control [C]. New York, USA; IEEE Inc, 2012. 4089 – 4094.
- [8] Zhou Gong-jian, Pelletier M, Kirubarajan T, Quan Tai-fan. Statically fused converted position and Doppler measurement Kalman filters [J]. IEEE Transactions on AES, 2014, 50(1): 300 – 318.
- [9] Mao Yan-hui, Li Xiao-rong, Duan Zhan-sheng. Unbiased measurement model conversion for tracking with multiple radars or sonar [A]. 2012 31st Chinese Control Conference [C]. New York, USA; IEEE Inc, 2012. 897 – 903.
- [10] Bordonaro S, Willett P, Bar-Shalom Y. Decorrelated unbiased converted measurement Kalman filter [J]. IEEE Transactions on AES, 2014, 50(2): 1431 – 1444.
- [11] Bordonaro S, Willett P, Bar-Shalom Y. Unbiased tracking with converted measurements [A]. Proceeding of the IEEE Radar Conference [C]. New York, USA; IEEE Inc, 2012. 741 – 745.
- [12] Ienkaran A, Simon H. Cubature Kalman filters [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254 – 1269.
- [13] Julier S J, Uhlmann J K. Reduced sigma point filters for the propagation of means and covariances through nonlinear transformations [A]. Proceeding of the American Control Conference [C]. New York, USA; IEEE Inc, 2002. 887 – 892.
- [14] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, Clapp T. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174 – 188.
- [15] Bar-Shalom Y, Li Xiao-rong, Kirubarajan T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory, Algorithms, and Software [M]. New York, USA; Wiley, 2001. 128 – 130.
- [16] 盛琥, 王金根, 等. 基于高程补偿的 BLUE 算法在塔康中的应用研究 [J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(8): 1752 – 1757.
Sheng Hu, Wang Jin-gen, et al. Application research of altitude compensation based BLUE algorithm in TACON [J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(8): 1752 – 1757. (in Chinese)

作者简介



盛 琥 男, 1980 年生于安徽省合肥市, 现为中电 38 所工程师. 主要研究方向为无源定位、非线性滤波、机动目标跟踪.
E-mail: tigersh_2000@aliyun.com



赵温波 男, 1972 年生于吉林省吉林市, 现为陆军炮兵防空兵学院副教授, 硕士生导师, 研究方向为数据融合、目标跟踪、统计信号处理.
E-mail: 13955168560@139.com