

基于 IMM 的改进去偏转换测量目标跟踪算法

张新宇, 吴盘龙, 张廉政
(南京理工大学自动化学院, 南京 210094)

摘要: 针对机动目标跟踪, 提出一种基于交互式多模型的改进去偏转换测量卡尔曼滤波算法 (IMM-MDCMKF), 该算法在多模型中使用了改进的去偏转换测量卡尔曼滤波算法 (MDCMKF)。MDCMKF 算法先通过引入状态估计值对转换误差协方差进行修正, 有效地降低了测量噪声对此协方差的影响, 然后将修正的转换误差协方差用于目标跟踪问题中的去偏转换测量卡尔曼滤波算法。最后进行的 Monte Carlo 仿真结果表明, 所提算法跟踪精度优于 IMM-EKF 算法和 IMM-DCMKF 算法。

关键词: 机动目标跟踪; 状态估计值; IMM; MDCMKF; IMM-MDCMKF

中图分类号: V271.4; TP274 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)12-0040-05

An IMM Based Modified De-Biased Converted Measurement Target Tracking Algorithm

ZHANG Xin-yu, WU Pan-long, ZHANG Lian-zheng
(School of Automation, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: To the issue of maneuvering target tracking, a modified de-biased converted measurement Kalman filter was proposed based on Interacting Multiple Model (IMM-MDCMKF), which used a Modified De-biased Converted Measurement Kalman Filter (MDCMKF) in multi-model. The MDCMKF algorithm improved the converted error covariance matrix by introducing state estimated value, and effectively reduced the effect of measurement noise on the covariance. Then the modified converted error covariance matrix was utilized to implement the DCMKF algorithm for a target tracking scenario. Finally, Monte Carlo simulation was carried out, and the results show that the accuracy of algorithm is superior to that of the IMM-EKF algorithm and IMM-DCMKF algorithm.

Key words: maneuvering target tracking; state estimate; IMM; MDCMKF; IMM-MDCMKF

0 引言

在机动目标跟踪中, 交互式多模型 (Interacting Multiple Model, IMM) 算法是一种很有效的方法。该方法的特点是通过马尔科夫转移概率对多模型进行切换, 自动调节滤波带宽, 能跟踪目标的任意机动^[1]。但其各模型滤波算法通常采用卡尔曼滤波或扩展卡尔曼滤波算法, 对于非线性系统模型, 其滤波性能将大大降低。

近年来, 去偏转换测量卡尔曼滤波算法 (DCMKF) 已广泛应用在机动目标跟踪系统中, 并涌现出了大量关于该算法的改进方法^[2-7], 其差异在于转换测量误差

均值和协方差的估计方法。文献[8]在分析了转换测量误差统计特性的基础上, 针对 2D 极坐标跟踪提出了一种去偏转换测量算法, 奠定了转换测量卡尔曼滤波算法应用的基础; 文献[9]研究认为, 转换测量算法中的偏差补偿在本质上是乘性的, 仅依赖于角度测量误差余弦值的统计特性, 提出了一种无偏转换测量卡尔曼滤波算法; 文献[10]引入所有测量数据推导出转换测量误差均值和协方差, 提出了一种新的去偏转换测量卡尔曼滤波算法。

然而, 现有的转换误差协方差估计方式与测量值有很强的相关性, 这就使滤波更新公式实际上是耦合的、非线性的, 当测量噪声明显时, 转换误差协方差的随机噪声将增大, 卡尔曼增益也随之出现偏差, 由于耦合性, 卡尔曼滤波器将会失去其无偏性。针对这一问题, 提出一种改进的去偏转换测量卡尔曼滤波算法 (MDCMKF), MDCMKF 算法每一个时刻进行一次状态预测更新和两

收稿日期: 2014-01-10

修回日期: 2014-02-18

基金项目: 国家自然科学基金 (61104196); 江苏省自然科学基金 (BK20131352)

作者简介: 张新宇 (1993—), 男, 安徽蚌埠人, 硕士生, 研究方向为目标跟踪、信息融合。

次测量更新:第一次测量更新,转换误差协方差依据测量值计算;第二次测量更新,转换误差协方差依据状态估计值计算,状态估计值可从第一次测量更新获得。状态估计值较测量值更精确、噪声更小,因此改进的转换误差协方差更加精确、噪声更小。基于状态估计值的转换误差协方差有效地降低了卡尔曼增益与测量值的相关性,滤波更新公式之间的耦合性也随之降低^[3],这使得状态估计值更加接近真实值,提高了跟踪精度。

在改进去偏转换测量卡尔曼滤波算法基础上,结合 IMM 滤波的思想,设计了一种 IMM-MDCMKF 机动目标跟踪算法,其多模型使用改进的去偏转换测量卡尔曼滤波器,利用状态估计值对转换误差协方差进行修正,降低了测量噪声对此协方差的影响。仿真结果表明,所提算法跟踪精度要高于 IMM-EKF 算法与 IMM-DCMKF 算法。

1 改进的去偏转换测量卡尔曼滤波

在球坐标系中,相对于目标的真实径向距离 r ,方位角 θ 和俯仰角 β ,传感器量测得到的径向距离 r_m ,方位角 θ_m 和俯仰角 β_m 可以定义为

$$\begin{cases} r_m = r + \tilde{r} \\ \theta_m = \theta + \tilde{\theta} \\ \beta_m = \beta + \tilde{\beta} \end{cases} \quad (1)$$

式中,假定径向距离测量误差 \tilde{r} ,方位角量测误差 $\tilde{\theta}$ 和俯仰角量测误差 $\tilde{\beta}$ 为相互独立、均值为零的高斯噪声,方差分别为 $\sigma_r^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\beta^2$ 。

$k+1$ 时刻,将测量值转换到笛卡尔坐标系下,根据测量值可求得转换后测量误差的均值 $\mathbf{u}(k+1)$ 、协方差 $\mathbf{R}(k+1)$ 和修正的测量值 $\mathbf{Z}_c(k+1)$ 分别为

$$\mathbf{u}(k+1) = [u_{k+1}^x \quad u_{k+1}^y \quad u_{k+1}^z]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{R}(k+1) = E[\mathbf{R}|r, \theta, \beta] = \begin{bmatrix} R_{k+1}^{xx} & R_{k+1}^{xy} & R_{k+1}^{xz} \\ R_{k+1}^{yx} & R_{k+1}^{yy} & R_{k+1}^{yz} \\ R_{k+1}^{zx} & R_{k+1}^{zy} & R_{k+1}^{zz} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{Z}_c(k+1) = \mathbf{Z}(k+1) - \boldsymbol{\mu}(k+1) \quad (4)$$

式中, $\mathbf{u}(k+1)$ 和 $\mathbf{R}(k+1)$ 的具体计算可参考文献[2]。

$k+1$ 时刻,传统的 DCMKF 算法将 $\mathbf{X}(k|k)$, $\mathbf{P}(k|k)$, 基于测量值的 $\mathbf{R}(k+1)$ 和 $\mathbf{Z}_c(k+1)$ 作为输入,输出

$$\begin{cases} \bar{R}_{k+1}^{xx} = 0.25(\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2 + \delta_r^2)(1 + \lambda_\theta' \lambda_\theta^t \cos 2\bar{\theta})(1 + \lambda_\beta' \lambda_\beta^t \cos 2\bar{\beta}) - 0.25\lambda_\theta^2 \lambda_\beta^2 (\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2)(1 + \lambda_\theta^t \cos 2\bar{\theta})(1 + \lambda_\beta^t \cos 2\bar{\beta}) \\ \bar{R}_{k+1}^{yy} = 0.25(\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2 + \delta_r^2)(1 - \lambda_\theta' \lambda_\theta^t \cos 2\bar{\theta})(1 + \lambda_\beta' \lambda_\beta^t \cos 2\bar{\beta}) - 0.25\lambda_\theta^2 \lambda_\beta^2 (\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2)(1 - \lambda_\theta^t \cos 2\bar{\theta})(1 + \lambda_\beta^t \cos 2\bar{\beta}) \\ \bar{R}_{k+1}^{zz} = 0.5(\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2 + \delta_r^2)(1 - \lambda_\beta' \lambda_\beta^t \cos 2\bar{\beta}) - 0.5\lambda_\beta^2 (\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2)(1 - \lambda_\beta^t \cos 2\bar{\beta}) \\ \bar{R}_{k+1}^{xy} = 0.25\lambda_\theta' \lambda_\theta^t (\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2 + \delta_r^2) \sin 2\bar{\theta} (1 + \lambda_\beta' \lambda_\beta^t \cos 2\bar{\beta}) - 0.25\lambda_\theta^2 \lambda_\beta^2 \lambda_\theta^t (\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2) \sin 2\bar{\theta} (1 + \lambda_\beta^t \cos 2\bar{\beta}) \\ \bar{R}_{k+1}^{yz} = 0.5\lambda_\theta \lambda_\beta' \lambda_\theta^t \lambda_\beta^t (\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2 + \delta_r^2) \cos \bar{\theta} \sin 2\bar{\beta} - 0.5\lambda_\theta \lambda_\beta^2 \lambda_\theta^t \lambda_\beta^t (\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2) \cos \bar{\theta} \sin 2\bar{\beta} \\ \bar{R}_{k+1}^{zx} = 0.5\lambda_\theta \lambda_\beta' \lambda_\theta^t \lambda_\beta^t (\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2 + \delta_r^2) \sin \bar{\theta} \sin 2\bar{\beta} - 0.5\lambda_\theta \lambda_\beta^2 \lambda_\theta^t \lambda_\beta^t (\bar{r}^2 + \delta_{\bar{r}}^2) \sin \bar{\theta} \sin 2\bar{\beta} \end{cases} \quad (9)$$

矢量为 $k+1$ 时刻目标状态估计值 $\mathbf{X}(k+1|k+1)$ 与误差协方差矩阵 $\mathbf{P}(k+1|k+1)$,但是基于测量值计算的 $\mathbf{R}(k+1)$ 在测量噪声较大时,此协方差偏差将会明显增大。为减小此协方差噪声,提出一种基于状态估计值的转换误差协方差 $\bar{\mathbf{R}}(k+1)$,状态估计值较测量值更精确、噪声更小,因此其相应的协方差也更精确、噪声更小^[3]。

$k+1$ 时刻, MDCMKF 算法进行一次状态预测更新、两次测量更新,算法步骤如下所述。

定义 $\hat{\mathbf{K}}(k+1|k+1)$, $\hat{\mathbf{S}}(k+1)$, $\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1)$, $\hat{\mathbf{P}}(k+1|k+1)$, $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})$, $(\delta_{\bar{x}}^2, \delta_{\bar{y}}^2, \delta_{\bar{z}}^2)$ 为中间变量。

状态预测更新为

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k+1|k) = \mathbf{F}(k)\mathbf{X}(k|k) \\ \mathbf{P}(k+1|k) = \mathbf{F}(k)\mathbf{P}(k|k)\mathbf{F}^T(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{Q}(k)\mathbf{G}^T(k) \end{cases} \quad (5)$$

第一次测量更新,代入基于测量值的转换误差协方差 $\mathbf{R}(k+1)$

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{K}}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T(k+1)\mathbf{S}(k+1)^{-1} \\ \hat{\mathbf{S}}(k+1) = \mathbf{H}(k+1)\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T(k+1) + \mathbf{R}(k+1) \\ \hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \mathbf{X}(k+1|k) + \hat{\mathbf{K}}(k+1)[\mathbf{Z}_c(k+1) - \mathbf{H}(k+1)\mathbf{X}(k+1|k)] \\ \hat{\mathbf{P}}(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \hat{\mathbf{K}}(k+1)\mathbf{H}(k+1)]\mathbf{P}(k+1|k) \end{cases} \quad (6)$$

第二次测量更新如下所述。

1) 计算基于状态估计值的转换误差协方差 $\mathbf{R}(k+1)$, 分别从 $\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1)$, $\hat{\mathbf{P}}(k+1|k+1)$ 提取一次测量更新状态估计值 $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})$ 和一次测量更新误差协方差值 $(\delta_{\bar{x}}^2, \delta_{\bar{y}}^2, \delta_{\bar{z}}^2)$ 。

$$\bar{\mathbf{P}}(k+1) = E[\mathbf{R}| \bar{r}, \bar{\theta}, \bar{\beta}] = \begin{bmatrix} \bar{R}_{k+1}^{xx} & \bar{R}_{k+1}^{xy} & \bar{R}_{k+1}^{xz} \\ \bar{R}_{k+1}^{yx} & \bar{R}_{k+1}^{yy} & \bar{R}_{k+1}^{yz} \\ \bar{R}_{k+1}^{zx} & \bar{R}_{k+1}^{zy} & \bar{R}_{k+1}^{zz} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中, $(\bar{r}, \bar{\theta}, \bar{\beta})$ 分别为目标距离估计值、方位角估计值、俯仰角估计值。计算式为

$$\begin{cases} \bar{r} = \sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2 + \bar{z}^2} \\ \bar{\theta} = \arctan(\bar{y}/\bar{x}) \\ \bar{\beta} = \arctan(\bar{z}/\sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2}) \end{cases} \quad (8)$$

式中, $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})$ 从一次测量更新中获取。 $\bar{\mathbf{R}}(k+1)$ 的推导过程为

式中: $\lambda_{\bar{\theta}} = e^{-\delta_{\bar{\theta}}^2/2}$; $\lambda_{\bar{\beta}} = e^{-\delta_{\bar{\beta}}^2/2}$; $\lambda_{\bar{\theta}}' = e^{-2\delta_{\bar{\theta}}^2} = \lambda_{\bar{\theta}}^4$; $\lambda_{\bar{\beta}}' = e^{-2\delta_{\bar{\beta}}^2} = \lambda_{\bar{\beta}}^4$; $\delta_{\bar{r}}^2$ 为 \bar{r} 的误差协方差; $\delta_{\bar{\theta}}^2$ 为 $\bar{\theta}$ 的误差协方差; $\delta_{\bar{\beta}}^2$ 为 $\bar{\beta}$ 的误差协方差。算式为

$$\begin{cases} \delta_{\bar{r}}^2 = \frac{(\bar{x}^2 \delta_{\bar{x}}^2 + \bar{y}^2 \delta_{\bar{y}}^2 + \bar{z}^2 \delta_{\bar{z}}^2)}{\bar{r}^2} \\ \delta_{\bar{\theta}}^2 = \frac{\bar{x}^2}{(\bar{x}^2 + \bar{y}^2)^2} \delta_{\bar{y}}^2 + \frac{\bar{y}^2}{(\bar{x}^2 + \bar{y}^2)^2} \delta_{\bar{x}}^2 \\ \delta_{\bar{\beta}}^2 = \frac{\bar{x}^2 \bar{z}^2}{(\bar{x}^2 + \bar{y}^2)^2 \bar{r}^4} \delta_{\bar{x}}^2 + \frac{\bar{y}^2 \bar{z}^2}{(\bar{x}^2 + \bar{y}^2)^2 \bar{r}^4} \delta_{\bar{y}}^2 + \frac{(\bar{x}^2 + \bar{y}^2)}{\bar{r}^4} \delta_{\bar{z}}^2 \end{cases} \quad (10)$$

2) 代入基于状态估计值的转换误差协方差 $\bar{\mathbf{R}}(k+1)$ 。

$$\begin{cases} \mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k) \mathbf{H}^T(k+1) \mathbf{S}(k+1)^{-1} \\ \mathbf{S}(k+1) = \mathbf{H}(k+1) \mathbf{P}(k+1|k) \mathbf{H}^T(k+1) + \bar{\mathbf{R}}(k+1) \\ \mathbf{X}(k+1|k+1) = \mathbf{X}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) [\mathbf{Z}_c(k+1) - \mathbf{H}(k+1) \mathbf{X}(k+1|k)] \\ \mathbf{P}(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1) \mathbf{H}(k+1)] \mathbf{P}(k+1|k) \end{cases} \quad (11)$$

输出 $k+1$ 时刻目标状态估计值 $\mathbf{X}(k+1|k+1)$ 和误差协方差矩阵 $\mathbf{P}(k+1|k+1)$ 。

MDCMKF 算法具体流程如图 1 所示。

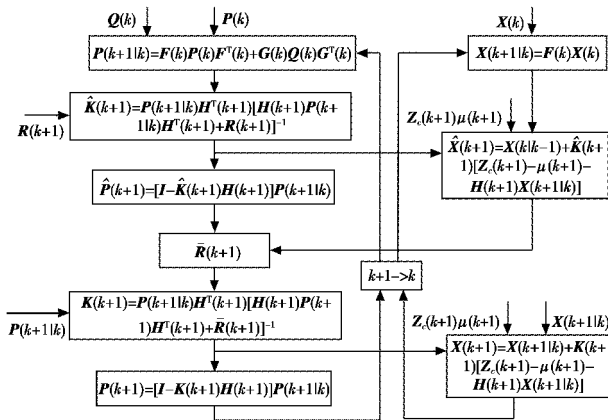


图 1 MDCMKF 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of MDCMKF algorithm

2 基于 IMM 的改进去偏转换测量卡尔曼滤波 (IMM-MDCMKF)

IMM 滤波算法中目标状态方程和测量方程的离散形式可以表示为

$$\mathbf{X}_i(k+1) = \mathbf{F}_i(k) \mathbf{X}_i(k) + \mathbf{G}_i(k) w_i(k) \quad (12)$$

$$\mathbf{Z}_i(k+1) = \mathbf{H}_i(k) \mathbf{X}_i(k) + V_i(k) \quad (13)$$

式中: $\mathbf{X}_i(k)$ 为系统状态向量; $\mathbf{Z}_i(k+1)$ 为测量向量; $\mathbf{F}_i(k)$ 为状态转移矩阵; $\mathbf{H}_i(k)$ 为测量矩阵; $\mathbf{G}_i(k)$ 为噪声转移矩阵; $w_i(k)$ 为零均值、白色高斯过程噪声, 其协

方差为 $Q_i(k)$; $V_i(k)$ 为零均值、白色高斯量测噪声, 其协方差为 $R_i(k)$, $w_i(k)$ 和 $V_i(k)$ 相互独立。

本文将 IMM 算法与改进的去偏转换测量卡尔曼滤波算法相结合, 提出了 IMM-MDCMKF 算法, 该算法由以下 5 步组成。

1) 初始化, 包括初始状态向量 $\mathbf{X}_i(0|0)$, 初始协方差矩阵 $\mathbf{P}_i(0|0)$ 和初始模型概率 $\mu_i(0)$ 。

2) 交互运算, 假设有 r 个模型, 则从模型 i 转移到模型 j 的转移概率为 P_{ij} , 令 $\mathbf{X}_i(k|k)$ 为 k 时刻滤波器 i 的状态估计, $\mathbf{P}_i(k|k)$ 为相应的误差协方差阵, $\mu_i(k)$ 为 k 时刻模型 i 的概率, 其中 $i=1, 2, \dots, r, j=1, 2, \dots, r$, 则交互计算后 r 个滤波器在 $k+1$ 时刻的输入为

$$\mathbf{X}_{oi}(k|k) = \sum_{i=1}^r \mathbf{X}_i(k|k) \mu_{ij}(k|k) \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{oi}(k|k) = \sum_{i=1}^r [\mathbf{P}_i(k|k) + (\mathbf{X}_i(k|k) - \mathbf{X}_{oi}(k|k)) \times (\mathbf{X}_i(k|k) - \mathbf{X}_{oi}(k|k))^T] \mu_{ij}(k|k) \quad (15)$$

式中: $\mu_{ij}(k|k) = \frac{1}{C_i} P_{ij} \mu_i(k)$; $\bar{C}_i = \sum_{i=1}^r P_{ij} \mu_i(k)$ 。

3) 模型 MDCMKF 滤波。

① 计算 $k+1$ 时刻转换误差均值 $\mathbf{u}(k+1)$ 与协方差 $\bar{\mathbf{R}}(k+1)$, 具体过程见式(2)、(9)。将球坐标下的非线性测量信息处理后, 在直角坐标系中建立目标状态方程和测量方程, 然后基于标准的卡尔曼滤波器完成滤波跟踪。

② 卡尔曼滤波。模型 i 滤波输入矢量为 $\mathbf{X}_{oi}(k|k)$, $\mathbf{P}_{oi}(k|k)$, $\bar{\mathbf{R}}(k+1)$, $\mathbf{Z}_c(k+1)$ 。

$$\mathbf{X}_i(k+1|k) = \mathbf{F}_i(k) \mathbf{X}_{oi}(k|k) \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_i(k+1|k) = \mathbf{F}_i(k) \mathbf{P}_{oi}(k|k) \mathbf{F}_i^T(k) + \mathbf{G}_i(k) Q_i(k) \mathbf{G}_i^T(k) \quad (17)$$

$$\mathbf{K}_i(k+1) = \mathbf{P}_i(k+1|k) \mathbf{H}_i^T(k+1) \mathbf{S}_i(k+1)^{-1} \quad (18)$$

$$\mathbf{S}_i(k+1) = \mathbf{H}_i(k+1) \mathbf{P}_i(k+1|k) \mathbf{H}_i^T(k+1) + \bar{\mathbf{R}}(k+1) \quad (19)$$

$$\mathbf{X}_i(k+1|k+1) = \mathbf{X}_i(k+1|k) + \mathbf{K}_i(k+1) [\mathbf{Z}_c(k+1) - \mathbf{H}_i(k+1) \mathbf{X}_i(k+1|k)] \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_i(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_i(k+1) \mathbf{H}_i(k+1)] \mathbf{P}_i(k+1|k) \quad (21)$$

式中, $\bar{\mathbf{R}}(k+1)$ 为基于状态估计值的转换误差协方差。

4) 模型概率更新。

计算 $k+1$ 时刻模型 i 的概率为

$$\Lambda_i(k+1) = \frac{1}{\sqrt{|2\pi \mathbf{S}_i(k+1)|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{v}_i^T(k+1)) \times \mathbf{S}_i^{-1}(k+1) \mathbf{v}_i(k+1)\right] \quad (22)$$

式中: $\mathbf{v}_i(k+1) = \mathbf{Z}(k+1) - \mathbf{H}_i(k+1) \mathbf{X}_i(k+1|k)$;

$S_i(k+1) = H_i(k+1)P_i(k+1|k)H_i^T(k+1) + \bar{R}(k+1)$ 。则模型 i 的概率更新为: $\mu_i(k+1) = \frac{1}{C} \Lambda_i(k+1) \bar{C}_i$,

其中, $C = \sum_{i=1}^r \Lambda_i(k+1) \bar{C}_i$ 。

5) 滤波交互输出。

$$X(k+1|k+1) = \sum_{i=1}^r X_i(k+1|k+1)\mu_i(k+1) \quad (23)$$

$$P(k+1|k+1) = \sum_{i=1}^r [(X_i(k+1|k+1) - X(k+1|k+1)) \times (X_i(k+1|k+1) - X^T(k+1|k+1))] \mu_i(k+1) + \sum_{i=1}^r P_i(k+1|k+1)\mu_i(k+1) \quad (24)$$

3 IMM-MDCMKF 算法模型集

目标状态方程与测量方程如式(12)、式(13)所示, $k+1$ 时刻目标状态向量为 $X_{k+1} = [x_{k+1}, y_{k+1}, z_{k+1}, \dot{x}_{k+1}, \dot{y}_{k+1}, \dot{z}_{k+1}, \ddot{x}_{k+1}, \ddot{y}_{k+1}, \ddot{z}_{k+1}]^T$ 。

本文设计的 IMM-MDCMKF 算法选择 CV 模型和 Singer 模型进行交互。CV 模型状态转移矩阵与噪声转移矩阵为

$$F^C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G^C = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (25)$$

Singer 模型状态转移矩阵与噪声转移矩阵为

$$F^S = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \phi_{17} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \phi_{28} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \phi_{39} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \phi_{47} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \phi_{58} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \phi_{69} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha_x T} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha_y T} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha_z T} \end{bmatrix}, G^S = \begin{bmatrix} R_x & 0 & 0 \\ 0 & R_y & 0 \\ 0 & 0 & R_z \\ S_x & 0 & 0 \\ 0 & S_y & 0 \\ 0 & 0 & S_z \\ T_x & 0 & 0 \\ 0 & T_y & 0 \\ 0 & 0 & T_z \end{bmatrix}$$

式中: $\phi_{17} = \frac{(\alpha_x T - 1 + e^{-\alpha_x T})}{\alpha_x^2}$; $\phi_{28} = \frac{(\alpha_y T - 1 + e^{-\alpha_y T})}{\alpha_y^2}$;

$\phi_{39} = \frac{\alpha_z T - 1 + e^{-\alpha_z T}}{\alpha_z^2}$; $\phi_{47} = \frac{1 - e^{-\alpha_x T}}{\alpha_x}$;

$\phi_{58} = \frac{1 - e^{-\alpha_y T}}{\alpha_y}$; $\phi_{69} = \frac{1 - e^{-\alpha_z T}}{\alpha_z}$;

$$R_{(x,y,z)} = \frac{\sigma_{(a_x, a_y, a_z)} \left[1 - \alpha_{(x,y,z)} T - e^{-\alpha_{(x,y,z)} T} + \frac{T^2 \alpha_{(x,y,z)}^2}{2} \right]}{\alpha_{(x,y,z)}^3};$$

$$S_{(x,y,z)} = \frac{\sigma_{(a_x, a_y, a_z)} (\alpha_{(x,y,z)} T + e^{-\alpha_{(x,y,z)} T} - 1)}{\alpha_{(x,y,z)}^2};$$

$$T_{(x,y,z)} = \frac{\sigma_{(a_x, a_y, a_z)} (1 - e^{-\alpha_{(x,y,z)} T})}{\alpha_{(x,y,z)}}; x, y, z \text{ 轴上机动时间}$$

倒数为 $\alpha_x = \alpha_y = \alpha_z = \alpha, \alpha = 0.1$; 机动加速度方差为 $\sigma_{(a_x, a_y, a_z)}^2 = \frac{a_{\max}^2 (1 + 4P_{\max} - P_0)}{3}$, a_{\max} 为最大机动加速度, P_{\max} 为其发生的概率, P_0 表示非机动情况下的概率。

球坐标转换到笛卡尔坐标系下的测量矩阵为

$$H_i(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (25)$$

4 仿真结果与分析

对所提算法进行仿真实验验证, 并与 IMM-EKF 算法、IMM-DCMKF 算法进行对比。假设目标在三维空间运动轨迹为: 初始位置为(10000 m, 6000 m, 4000 m), 3 个方向初始速度分别为(-300 m/s, -300 m/s, -100 m/s), 3 个方向初始加速度分别为(0 m/s², 0 m/s², 0 m/s²)。0~5 s 做匀速直线运动, 5~30 s 做 S 形加速机动, 30~35 s 做匀速直线运动。采样时间 T 为 10 ms, 转换误差协方差 $\bar{R}(k+1)$ 如式(9)所示, 目标测量距离方差 $\sigma_r^2 = 5 \text{ m}^2$, 方位角方差 $\sigma_\theta^2 = \pi^2/32400 \text{ rad}^2$, 俯仰角方差 $\sigma_\beta^2 = \pi^2/32400 \text{ rad}^2$; 状态噪声 $Q_1(k)$ 和 $Q_2(k)$ 设为单位矩阵, $a_{x\max} = 25, a_{y\max} = 50, a_{z\max} = 0, P_{\max} = 0.5, P_0 = 0.5$, 模型转移概率和模型初始概率分别为 $P = \begin{bmatrix} 0.99 & 0.01 \\ 0.01 & 0.99 \end{bmatrix}, \mu = [0.5 \ 0.5]$ 。算法仿真环境: 操作系统为 Microsoft Windows 7, 处理器为双核英特尔酷睿 i5, 主频为 2.67 GHz, 内存为 4 G, 编译环境为 Matlab 2012a。

图 2~图 4 分别为 3 种算法在 x, y, z 轴上均方根误差比较; 表 1 为 3 种算法在 x, y, z 轴上均方根误差均值比较; 表 2 为 3 种算法仿真运行时间比较。从图 2~图 4 可以看出, 在 0~5 s, 30~35 s 目标做匀速直线运动时, 3 种算法都有很好的跟踪性能; 在 5~30 s 目标做 S 形加速机动时, 测量信息发生了非平稳的突变, 测量噪声变大, IMM-MDCMKF 算法的滤波精度最好, IMM-DCMKF 算法次之, IMM-EKF 算法最差。从表 1 可以看出, IMM-MDCMKF 算法的位置 RMSE 均值最小, IMM-DCMKF 次之, IMM-EKF 最大。从算法分析, IMM-EKF 算法由于要对非线性函数进行泰勒展开, 进行线性化处理会使系统产生较大误差, 甚至滤波发散, 而且要进行雅可比矩阵求解, 这在实际工程应用中难以处理。IMM-

DCMKF 算法利用统计方法得到测量转换误差均值与协方差,不存在线性化近似问题,算法稳定,但协方差易受测量噪声影响,使得滤波性能下降。IMM-MDCMKF 算法通过引入状态估计值有效地降低了此协方差与测量值的相关性,提高了此协方差的精确性,使得跟踪精度高于 IMM-DCMKF 算法。

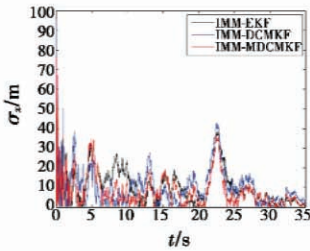


图 2 x 方向位置均方根误差比较

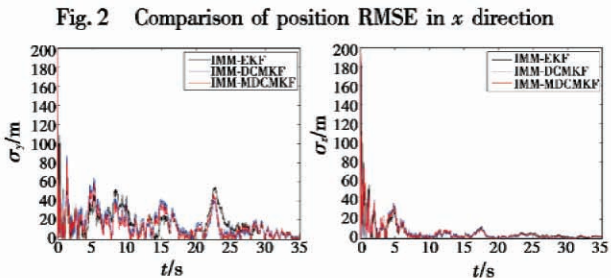


图 3 y 方向位置均方根误差比较

图 4 z 方向位置均方根误差比较

Fig. 3 Comparison of position RMSE in y direction

Fig. 4 Comparison of position RMSE in z direction

表 1 50 次蒙特卡罗仿真的位置均方根误差均值

Table 1 The mean of position RMSE via 50 times of Monte Carlo simulations

算法	x 方向位置 RMSE 均值/m	y 方向位置 RMSE 均值/m	z 方向位置 RMSE 均值/m
IMM-EKF	10.320	16.603	6.530
IMM-DCMKF	10.038	15.992	5.841
IMM-MDCMKF	8.164	13.918	5.789

表 2 3 种算法的仿真运行时间

Table 2 Running time of three algorithms

算法	IMM-EKF	IMM-DCMKF	IMM-MDCMKF
时间/s	2.512	1.701	3.436

(仿真时间变化不大)

5 结束语

通过引入状态估计值对转换误差协方差进行了修正,修正的转换误差协方差更加精确、噪声更小,有效地降低了与测量值的相关性,并提出改进去偏转换测量卡尔曼滤波算法(MDCMKF)。结合 IMM 滤波算法思想,设计了 IMM-MDCMKF 机动目标跟踪算法,仿真结果表明,所提算法的跟踪精度高于 IMM-EKF 算法和 IMM-DCMKF 算法。

参考文献

- [1] 张俊根,姬红兵. IMM 迭代扩展卡尔曼粒子滤波跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(5): 1116-1120.
ZHANG J G, JI H B. IMM iterated extended Kalman particle filter based target tracking [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(5): 1116-1120.
- [2] WU P L, WANG B B, JI C H. Design and realization of short range defence radar target tracking system based on DSP/FPGA [J]. WSEAS Transactions on System, 2011, 10(11): 376-386.
- [3] MEI W, HE Z H, LIANG G H. Iterated debiased Kalman filter for target tracking with converted measurements [C]//IEEE International Conference on Information Science and Technology, 2012: 185-189.
- [4] 吴盘龙,蔡亚东,王宝宝. 仅测角卫星跟踪的扩展卡尔曼粒子滤波算法[J]. 红外与激光工程, 2011, 40(10): 2008-2013.
WU P L, CAI Y D, WANG B B. Satellite bearings-only tracking using extended Kalman particle filter [J]. Infrared and Laser Engineering, 2011, 40(10): 2008-2013.
- [5] 姬存慧,吴盘龙,彭帅,等. 去偏转换量测 IMM 机动目标跟踪算法的硬件实现[J]. 电光与控制, 2013, 20(4): 51-55.
JI C H, WU P L, PENG S, et al. DCM-IMM for maneuvering target tracking algorithm realized with hardware [J]. Electronics Optics & Control, 2013, 20(4): 51-55.
- [6] ZHANG L Z, WU P L, ZHANG X Y. Air defense missile detonation delay control based on FPGA/DSP [J]. WSEAS Transactions on System, 2013, 12(4): 202-211.
- [7] SUCHOMSKI P. Explicit expression for debiased statistic of 3D converted measurements [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems (S0018-9251), 1999, 35(1): 368-370.
- [8] LERRO D, BAR-SHALOM Y. Tracking with debiased consistent converted measurements versus EKF [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(3): 1015-1022.
- [9] MO L B, SONG X Q, ZHOU Y Y, et al. Unbiased converted measurements for target tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(3): 1023-1027.
- [10] 王曹莉,樊养余,刘元魁,等. 一种新的去偏转换测量 Kalman 滤波算法研究[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(20): 6543-6551.
WANG C L, FAN Y Y, LIU Y K, et al. Novel debiased converted measurement Kalman filter algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(20): 6543-6551.