

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2015.0237

基于修正加权矩阵的 3 维解耦无偏量测转换交互式多模型算法

李 为^{1,2}, 李一平^{1,2}, 封锡盛¹

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 为解决使用正规变换方法解耦高维耦合运动模型进行机动目标跟踪造成各坐标轴估计结果相互影响的问题, 提出了一种改进的解耦方法. 首先给出了基于卡尔曼滤波预测量的 3 维无偏量测补偿系数和转换量测方差表达式. 然后在正规变换的基础上, 详细给出了构造修正加权矩阵的改进解耦方法. 最后结合交互式多模型算法进行了仿真实验, 结果表明该方法能够在减少计算量的同时, 消除各坐标轴向估计结果之间的相互影响, 有利于交互式多模型算法的分析和使用.

关键词: 量测转换; 卡尔曼滤波预测量; 交互式多模型算法; 正规变换; 解耦

中图分类号: TP212

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2015)-02-0237-09

A Decoupled Interacting Multiple Model Algorithm with Unbiased 3D Converted Measurements Based on Modified Weighted Matrix

LI Wei^{1,2}, LI Yiping^{1,2}, FENG Xisheng¹

(1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Science, Shenyang 110016, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In order to solve the problem of mutual influence among the estimations of each coordinate caused by the canonical transform used for decoupling high-dimensional coupled kinematic state models in maneuvering targets tracking applications, an improved decoupling method is presented. At first, explicit expressions for unbiased compensation coefficients and unbiased covariance statistics based on Kalman filter predictions related to the 3D measurements are given. And then, based on the canonical transform, an improved decoupling method using the modified weighted matrix is presented in detail. At last, simulation experiments are conducted combining with the IMM (interacting multiple model) algorithm. Results indicate that the proposed algorithm can reduce computational burden and eliminate influences among three Cartesian coordinates, which is good for analysis and application of IMM algorithm.

Keywords: converted measurement; Kalman filter prediction; IMM (interacting multiple model) algorithm; canonical transform; decoupling

1 引言 (Introduction)

目标跟踪技术广泛应用于声呐、雷达和导航系统中, 通过对目标进行运动要素分析获得目标的位置、速度和加速度等信息.

使用主动声呐或雷达系统跟踪目标时, 在以观测系统为原点的球面坐标系下, 目标位置的量测信息通常表现为距离、方位角和俯仰角, 而目标的运动方程通常建立在笛卡儿坐标系下. 应用量测转换方法将目标位置量测信息由球面坐标系转换到

笛卡儿坐标系是目标跟踪中一种常用的线性化方法^[1]. 文 [2-4] 分别提出了 DCM (debiased converted measurements)、UCM (unbiased converted measurements) 和 MUCM (modified unbiased converted measurements) 等基于量测量的量测转换方法. 文 [5-8] 就转换量测方差与量测量的关联关系导致估计有偏的问题提出了基于前一时刻量测量或卡尔曼滤波预测量的转换量测方差估计方法, 此类方法较前一类方法具有更小的估计偏差和更高的跟踪精度. 然而, 转换量测协方差矩阵为非对角阵, 这使 3 维笛

基金项目: 中国科学院科技创新重点部署项目 (KGFZD-125-014); 基本科研业务费资助项目 (B1320133015); 国家自然科学基金资助项目 (61273334); 辽宁省自然科学基金资助项目 (2011010025-401).

通信作者: 李一平, lyp@sia.cn 收稿/录用/修回: 2014-07-04/2014-11-12/2015-01-19

卡儿坐标系下各维度的估计过程相互耦合, 算法中的 9 维矩阵运算增加了计算量和算法理论分析的复杂度.

对耦合滤波器进行解耦不仅可以有效减小计算量并利于算法分析, 还可以减小估计中的病态状况 (ill-conditioned) 问题和某些非线性问题带来的不良影响 [9]. 一些学者对目标跟踪过程中的解耦问题进行了大量研究, 文 [9] 对目标跟踪中的解耦问题进行了深入的分析并对一些有利于近似解耦的特殊坐标系系统进行了描述与讨论, 文 [10] 提出了一种在视线坐标系下计算卡尔曼滤波增益的解耦方法, 文 [11] 为减小偏差提出以预测位置为基准建立视线坐标系进行解耦, 文 [12] 提出了正规变换技术, 可以使过程噪声矩阵和观测噪声矩阵同时对角化, 从而使耦合滤波器解耦. 然而, 采用视线坐标系或正规变换方法, 在滤波之后均需将估计结果逆变换至原耦合坐标系, 在此过程中, 各维度的估计结果相互影响. 因此, 这些方法能够实现滤波过程的解耦, 却不能够实现滤波结果的解耦.

交互式多模型算法 (interacting multiple model, IMM) 是目前公认的最为简单而且有效的机动目标跟踪算法之一, 该算法与其它算法结合已经广泛应用于目标的定位与追踪当中 [13]. 本文将转换量测方法与 IMM 算法结合对机动目标的运动要素进行估计, 为了减少计算量, 且利于 IMM 算法的分析和应用, 在量测转换之后使用一种改进的解耦方法对系统进行解耦, 该方法在正规变换方法的基础上引入修正加权矩阵, 不仅可以进一步减小计算量, 还可以消除各维度滤波结果在正规变换和逆变换过程中的相互影响.

2 目标跟踪算法流程 (Procedure of the target tracking algorithm)

3 维解耦无偏量测转换交互式多模型算法主要包括 3 个部分: 无偏量测转换、3 维解耦和 IMM 算法, 见图 1. 针对球面坐标系下获得的目标距离、方位角和俯仰角信息, 首先使用无偏量测转换方法将量测量转换到直角坐标系下, 量测转换使各坐标轴方向上的过程噪声相互耦合, 为减小计算量且利于 IMM 算法的应用, 对目标状态方程和量测方程进行 3 维解耦, 使直角坐标系下的量测噪声协方差矩阵和过程噪声协方差矩阵均为对角阵, 最后分别在各坐标轴方向使用标准 IMM 算法进行目标状态的估计与预测.

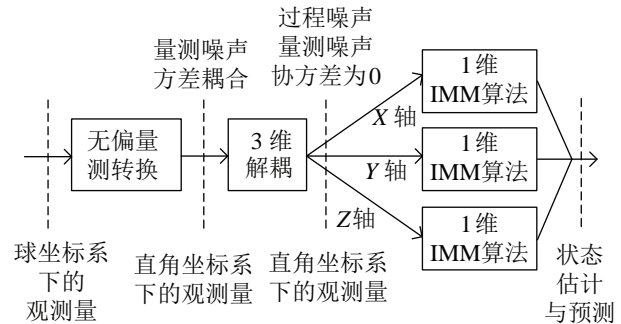


图 1 算法流程

Fig.1 Algorithm procedure

3 基于卡尔曼滤波预测量的 3 维无偏量测转换方法 (Unbiased 3D converted measurements based on Kalman filter predictions)

3.1 系统量测模型

在主动声呐和雷达系统中, 目标量测量通常体现为以观测点为坐标原点的球面坐标系下的距离 r_m 、方位角 θ_m 和俯仰角 φ_m , 相对于目标的真实位置 (r, θ, φ) , 量测误差 \bar{r}_m 、 $\bar{\theta}_m$ 和 $\bar{\varphi}_m$ 分别假设为标准差为 σ_{r_m} 、 σ_{θ_m} 和 σ_{φ_m} 的相互独立的高斯白噪声, 则系统观测模型可表示为

$$\begin{aligned} r_m &= r + \bar{r}_m, & \bar{r}_m &\sim N(0, \sigma_{r_m}^2) \\ \theta_m &= \theta + \bar{\theta}_m, & \bar{\theta}_m &\sim N(0, \sigma_{\theta_m}^2) \\ \varphi_m &= \varphi + \bar{\varphi}_m, & \bar{\varphi}_m &\sim N(0, \sigma_{\varphi_m}^2) \end{aligned} \quad (1)$$

使用传统量测转换方法将球面坐标系下的量测量 $(r_m, \theta_m, \varphi_m)$ 转换为笛卡儿坐标系下的 3 维位置量测信息 (x_m, y_m, z_m) 并求数学期望, 可得

$$\begin{aligned} E(x_m|r, \theta, \varphi) &= \lambda_{\theta_m} \lambda_{\varphi_m} r \cos \theta \cos \varphi = \lambda_{\theta_m} \lambda_{\varphi_m} x \\ E(y_m|r, \theta, \varphi) &= \lambda_{\theta_m} \lambda_{\varphi_m} r \sin \theta \cos \varphi = \lambda_{\theta_m} \lambda_{\varphi_m} y \\ E(z_m|r, \theta, \varphi) &= \lambda_{\varphi_m} r \sin \varphi = \lambda_{\varphi_m} z \end{aligned} \quad (2)$$

其中, (x, y, z) 为目标在笛卡儿坐标系中的真实位置, $\lambda_{\theta_m} = E(\cos \bar{\theta}_m)$, $\lambda_{\varphi_m} = E(\cos \bar{\varphi}_m)$, 因为 $\bar{\theta}_m$ 和 $\bar{\varphi}_m$ 分别是方差为 $\sigma_{\theta_m}^2$ 和 $\sigma_{\varphi_m}^2$ 的高斯白噪声, 由其对称的概率密度及文 [14] 的推导可知

$$\begin{aligned} E(\cos \bar{\theta}_m) &= e^{-\frac{1}{2}\sigma_{\theta_m}^2}, & E(\cos \bar{\varphi}_m) &= e^{-\frac{1}{2}\sigma_{\varphi_m}^2} \\ E(\cos 2\bar{\theta}_m) &= e^{-2\sigma_{\theta_m}^2}, & E(\cos 2\bar{\varphi}_m) &= e^{-2\sigma_{\varphi_m}^2} \\ E(\sin \bar{\theta}_m) &= 0, & E(\sin \bar{\varphi}_m) &= 0 \end{aligned} \quad (3)$$

由式 (2) 和式 (3) 知, 传统量测转换方法存在转换偏差, 该偏差与量测方位角和俯仰角的误差方差有关, 方差越大, 偏差越大.

3.2 无偏量测转换

为去除传统量测转换方法引入的转换偏差, DCM^[2]、UTCM^[15]、UCM^[3] 和 MUCM^[4] 分别提出了不同的补偿方法, 在 2 维空间内对采用这些补偿方法的量测转换结果取数学期望, 以 X 轴为例, 可以得到

$$\begin{aligned} E(x_m^{\text{DCM}}|r, \theta) - x &= (\lambda_{\theta_m} - \lambda_{\theta_m}^3 + \lambda_{\theta_m}^2 - 1)r \cos \theta \\ E(x_m^{\text{UTCM}}|r, \theta) - x &= \left[\lambda_{\theta_m} \left(\frac{2}{3} + \frac{\cos(\sqrt{3}\sigma_{\theta_m})}{3} \right) - 1 \right] r \cos \theta \\ E(x_m^{\text{UCM}}|r, \theta) - x &= 0, \quad E(x_m^{\text{MUCM}}|r, \theta) - x = (\lambda_{\theta_m}^2 - 1)r \cos \theta \end{aligned} \quad (4)$$

由式 (4) 知, DCM、UTCM 和 MUCM 均存在量测转换偏差, UCM 的量测转换偏差为 0, 因此采用 UCM 的量测转换方法, 结合式 (2), 不难得到

$$x_m^{\text{UCM}} = \lambda_{\theta_m}^{-1} \lambda_{\varphi_m}^{-1} r_m \cos \theta_m \cos \varphi_m, \quad y_m^{\text{UCM}} = \lambda_{\theta_m}^{-1} \lambda_{\varphi_m}^{-1} r_m \sin \theta_m \cos \varphi_m, \quad z_m^{\text{UCM}} = \lambda_{\varphi_m}^{-1} r_m \sin \varphi_m \quad (5)$$

3.3 转换量测方差估计

由文 [7] 知, 由量测量估计得到的转换量测方差引入估计偏差, 且该偏差随方位角误差标准差的增大而急剧增大, 而基于卡尔曼滤波预测量计算得到的转换量测方差使估计偏差保持在一个较低水平, 其蒙特卡洛仿真结果在 0 值附近极小范围内波动, 估计效果显著优于基于量测量得到的转换量测方差估计值. 因此本文基于卡尔曼滤波预测量, 并采用 1 阶泰勒展开的方法对 3 维坐标系下的量测转换方差进行估计. 将文 [8] 讨论的 2 维情况扩展到 3 维, 具体推导过程不再赘述, 直接给出表达式 $\mathbf{R} = [R_{ij}]$, 有

$$\begin{aligned} R_{11} &= A \lambda_{\theta_m}^{-2} \lambda_{\varphi_m}^{-2} (1 + \lambda_{2\theta_p} \lambda_{2\varphi_p} \cos 2\theta_p) (1 + \lambda_{2\varphi_m} \lambda_{2\varphi_p} \cos 2\varphi_p) / 4 - B (1 + \lambda_{2\theta_p} \cos 2\theta_p) (1 + \lambda_{2\varphi_p} \cos 2\varphi_p) / 4 \\ R_{22} &= A \lambda_{\theta_m}^{-2} \lambda_{\varphi_m}^{-2} (1 - \lambda_{2\theta_p} \lambda_{2\varphi_p} \cos 2\theta_p) (1 + \lambda_{2\varphi_m} \lambda_{2\varphi_p} \cos 2\varphi_p) / 4 - B (1 - \lambda_{2\theta_p} \cos 2\theta_p) (1 + \lambda_{2\varphi_p} \cos 2\varphi_p) / 4 \\ R_{33} &= A \lambda_{\varphi_m}^{-2} (1 - \lambda_{2\varphi_m} \lambda_{2\varphi_p} \cos 2\varphi_p) / 2 - B (1 - \lambda_{2\varphi_p} \cos 2\varphi_p) / 2 \\ R_{12} &= R_{21} = A \lambda_{\theta_m}^{-2} \lambda_{\varphi_m}^{-2} \lambda_{2\theta_p} \lambda_{2\varphi_p} \sin 2\theta_p (1 + \lambda_{2\varphi_m} \lambda_{2\varphi_p} \cos 2\varphi_p) / 4 - B \lambda_{2\theta_p} \sin 2\theta_p (1 + \lambda_{2\varphi_p} \cos 2\varphi_p) / 4 \\ R_{13} &= R_{31} = A \lambda_{\varphi_m}^{-2} \lambda_{\theta_p} \lambda_{2\varphi_m} \lambda_{2\varphi_p} \cos \theta_p \sin 2\varphi_p / 2 - B \lambda_{\theta_p} \lambda_{2\varphi_p} \cos \theta_p \sin 2\varphi_p / 2 \\ R_{23} &= R_{32} = A \lambda_{\varphi_m}^{-2} \lambda_{\theta_p} \lambda_{2\varphi_m} \lambda_{2\varphi_p} \sin \theta_p \sin 2\varphi_p / 2 - B \lambda_{\theta_p} \lambda_{2\varphi_p} \sin \theta_p \sin 2\varphi_p / 2 \end{aligned} \quad (6)$$

其中,

$$\begin{aligned} A &= r_p^2 + \sigma_{r_p}^2 + \sigma_{\theta_p}^2, & B &= r_p^2 + \sigma_{r_p}^2 \\ \lambda_{\theta_p} &= e^{-\frac{1}{2}\sigma_{\theta_p}^2}, & \lambda_{2\theta_p} &= e^{-2\sigma_{\theta_p}^2} \\ \lambda_{\varphi_p} &= e^{-\frac{1}{2}\sigma_{\varphi_p}^2}, & \lambda_{2\varphi_p} &= e^{-2\sigma_{\varphi_p}^2} \end{aligned} \quad (7)$$

r_p 、 θ_p 和 φ_p 分别为预测距离、方位角和俯仰角, 1 阶泰勒展开方法假设预测量误差 \bar{r}_p 、 $\bar{\theta}_p$ 和 $\bar{\varphi}_p$ 均为高斯白噪声, σ_{r_p} 、 σ_{θ_p} 和 σ_{φ_p} 分别为它们的标准差.

4 三维转换量测协方差矩阵的解耦 (Decoupling of 3D converted measurements covariance matrix)

4.1 高维耦合目标运动模型

L 维 n 阶离散目标运动状态转移方程和观测方程可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{F} \mathbf{x}_k + \mathbf{G} \mathbf{w}_k \\ \mathbf{z}_k &= \mathbf{H} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (8)$$

其中, \mathbf{z}_k 由状态 \mathbf{x}_k 在各维度上的观测值组成, 状态 \mathbf{x} 由各维度上的状态向量 \mathbf{x}_i 组成, 有

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= [\mathbf{x}_1^T \quad \mathbf{x}_2^T \quad \cdots \quad \mathbf{x}_L^T]^T \\ \mathbf{x}_i &= [\eta_i \quad \dot{\eta}_i \quad \cdots \quad \eta_i^{(n-1)}]^T \end{aligned} \quad (9)$$

状态转移矩阵 \mathbf{F} 、噪声矩阵 \mathbf{G} 、观测矩阵 \mathbf{H} 均为块对角阵, 分别表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{F} &= \text{diag}[\underbrace{\mathbf{F}_n \cdots \mathbf{F}_n}_L], \quad \mathbf{G} = \text{diag}[\underbrace{\mathbf{G}_n \cdots \mathbf{G}_n}_L] \\ \mathbf{F}_n &= [f_{ij}], \quad f_{ij} = \begin{cases} \frac{T^{j-i}}{(j-i)!} & n \geq j \geq i \\ 0 & j < i \end{cases} \\ \mathbf{G}_n &= [g_i], \quad g_i = \frac{T^{n-i+1}}{(n-i+1)!} \\ \mathbf{H} &= \text{diag}[\underbrace{\mathbf{H}_n \cdots \mathbf{H}_n}_L], \quad \mathbf{H}_n = [1 \quad 0 \cdots 0]_{n-1} \end{aligned} \quad (10)$$

其中, T 为采样周期.

\mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 为相互独立的高斯白噪声, 方差表示为

$$\mathbf{Q} = E(\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T), \quad \mathbf{R} = E(\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T) \quad (11)$$

如果矩阵 \mathbf{Q} 或 \mathbf{R} 中任何一个为非对角阵, 则在状态方程或观测方程中, 各维度之间将存在耦合.

4.2 正规变换方法

文 [12] 有以下定理:

假设 $L \times L$ 阶矩阵 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 均为对称矩阵, 且 \mathbf{R} 正定, 则必然存在一个 \mathbf{R} 正交矩阵 \mathbf{M} , 使得

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{Q}} &= \mathbf{M}^T \mathbf{Q} \mathbf{M} = \text{diag}[\lambda_1 \cdots \lambda_L] \\ \tilde{\mathbf{R}} &= \mathbf{M}^T \mathbf{R} \mathbf{M} = \mathbf{E} \end{aligned} \quad (12)$$

其中, λ_i ($i = 1, \dots, L$) 为广义特征值问题 $\mathbf{Q}\mathbf{y} = \lambda\mathbf{R}\mathbf{y}$ 的特征值. 矩阵 \mathbf{M} 可表示为

$$\mathbf{M} = [m_{ij}] = [\mathbf{e}_1 \cdots \mathbf{e}_L] \quad (13)$$

其中, \mathbf{e}_i ($i = 1, \dots, L$) 为分别对应于 λ_i ($i = 1, \dots, L$) 的 \mathbf{R} 正交特征向量. 那么, 式 (8) 可以写成如下的解耦形式

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1}^* &= \mathbf{F}^* \mathbf{x}_k^* + \mathbf{G}^* \mathbf{w}_k^* \\ \mathbf{z}_k^* &= \mathbf{H}^* \mathbf{x}_k^* + \mathbf{v}_k^* \end{aligned} \quad (14)$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^* &= \mathbf{A}\mathbf{M}^T \mathbf{x}, & \mathbf{w}^* &= \mathbf{T}^n \mathbf{M}^T \mathbf{w} \\ \mathbf{z}^* &= \mathbf{M}^T \mathbf{z}, & \mathbf{v}^* &= \mathbf{M}^T \mathbf{v} \\ \mathbf{F}^* &= \mathbf{F}|_{T=1}, & \mathbf{G}^* &= \mathbf{G}|_{T=1}, & \mathbf{H}^* &= \mathbf{H}|_{T=1} = \mathbf{H} \end{aligned} \quad (15)$$

式 (15) 中,

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \text{diag}[\underbrace{\mathbf{A}_1 \cdots \mathbf{A}_n}_L], & \mathbf{A}_n &= \text{diag}[1 \ T \cdots T^{n-1}] \\ \mathbf{M}^T \mathbf{x} &\triangleq \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^L m_{j1} \mathbf{x}_j \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^L m_{jL} \mathbf{x}_j \end{bmatrix} \\ \tilde{\mathbf{Q}} &\triangleq \text{cov}(\mathbf{M}^T \mathbf{w}) = \mathbf{M}^T \mathbf{Q} \mathbf{M} = \text{diag}[\lambda_1 \cdots \lambda_L] \\ \tilde{\mathbf{R}} &\triangleq \text{cov}(\mathbf{M}^T \mathbf{v}) = \mathbf{M}^T \mathbf{R} \mathbf{M} = \mathbf{E} \end{aligned} \quad (16)$$

4.3 基于正规变换的改进解耦算法

对在 3 维笛卡儿坐标系内的目标进行跟踪时, 使用正规变换方法解耦, 可以使滤波器在 X 、 Y 和 Z 轴上根据正规变换后的状态方程和量测方程分别进行估计, 并将各坐标轴上的估计结果取正规逆变换, 得到目标状态的真实估计值. 正规逆变换如下:

$$\mathbf{x} = (\mathbf{A}\mathbf{M}^T)^{-1} \mathbf{x}^* \quad (17)$$

由式 (17) 和式 (16) 中对 $\mathbf{M}^T \mathbf{x}$ 的定义知, 在正规逆变换中, 目标状态的真实估计值由解耦后各坐标轴上的估计值以 $(\mathbf{A}\mathbf{M}^T)^{-1}$ 的每一行元素为对应权重进行加权求和获得. 若各坐标轴上的滤波过程完全一致, 如均使用标准卡尔曼滤波器, 则由文 [16-17] 可知, 使用正规变换方法解耦对最终估计效果几乎没有影响. 若各坐标轴上的滤波过程有所不同, 如使用交互式多模型算法或“当前”统计模型等具有自适应性的算法或模型时, 由于各坐标轴向上的机动状况不一致而导致滤波过程有所不同 (不同的模型概率或者不同的加速度估计), 正规逆变换将使各坐标轴上的估计结果相互影响, 可能导致目标跟踪性能下降. 为解决该问题, 本文引入修正加权矩阵 \mathbf{N} 去除解耦过程中各坐标轴估计结果之间的相互影响.

为说明方便, 假设采样周期 $T = 1$, 那么 $\mathbf{A} = \mathbf{E}$, 则 $\mathbf{x} = (\mathbf{M}^T)^{-1} \mathbf{x}^*$.

以 X 轴为例, 在正规逆变换中为去除 Y 轴和 Z 轴对 X 轴估计结果的影响, 结合式 (16) 中对 $\mathbf{M}^T \mathbf{x}$ 的定义, 可构造修正矩阵 \mathbf{N}_x , 使得 $[(\mathbf{M}\mathbf{N}_x)^T]^{-1}$ 第 1 行第 2 列和第 3 列的元素为 0, 即

$$[(\mathbf{M}\mathbf{N}_x)^T]^{-1} = [a_{ij}] = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (18)$$

矩阵 $\mathbf{M}\mathbf{N}_x$ 的逆矩阵可由其伴随阵 $(\mathbf{M}\mathbf{N}_x)^*$ 或代数余子式矩阵 $\widetilde{\mathbf{M}\mathbf{N}_x}$ 计算得到, 有

$$(\mathbf{M}\mathbf{N}_x)^{-1} = \frac{(\mathbf{M}\mathbf{N}_x)^*}{\det(\mathbf{M}\mathbf{N}_x)} = \frac{(\widetilde{\mathbf{M}\mathbf{N}_x})^T}{\det(\mathbf{M}\mathbf{N}_x)} \quad (19)$$

由式 (19) 可知, 若 $\mathbf{M}\mathbf{N}_x$ 满足

$$\begin{aligned} \mathbf{M}\mathbf{N}_x &= [b_{ij}] = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ 0 & b_{22} & b_{23} \\ 0 & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix}, \\ \text{且 } \det(\mathbf{M}\mathbf{N}_x) &\neq 0 \end{aligned} \quad (20)$$

则式 (18) 成立.

对于以 \mathbf{M} 矩阵的第 2 行和第 3 行元素为系数矩阵组成的 2×3 型线性齐次方程组, 由于矩阵 \mathbf{M} 的行向量线性无关, 则该线性方程组系数矩阵的秩为 2, 小于其列数 3, 因此必存在非零解, 且其基础解系包含 1 个向量, 将该非零向量解归一化后即可作为矩阵 \mathbf{N}_x 的第 1 列元素.

值得注意的是, 修正加权矩阵 \mathbf{N}_x 的第 1 列元素不仅可以去除正规逆变换中 Y 轴和 Z 轴对 X 轴

估计结果的影响, 由式 (15) 和式 (20) 可知, 在进行滤波估计前, X 轴上经正规变换后的状态向量也与 Y 轴上和 Z 轴上的状态向量无关。

根据式 (16) 中 $\tilde{\mathbf{R}}$ 的计算方法, 加入修正加权矩阵 \mathbf{N}_x 的 $\tilde{\mathbf{R}}_{MN_x}$ 可表示为

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{R}}_{MN_x} &= (\mathbf{M}\mathbf{N}_x)^T \mathbf{R} (\mathbf{M}\mathbf{N}_x) \\ &= \mathbf{N}_x^T (\mathbf{M}^T \mathbf{R} \mathbf{M}) \mathbf{N}_x = \mathbf{N}_x^T \mathbf{N}_x\end{aligned}\quad (21)$$

由式 (21) 知, 只要矩阵 \mathbf{N}_x 的列向量两两正交, 则 $\tilde{\mathbf{R}}_{MN_x}$ 为对角阵, 且 $\det(\mathbf{N}_x) \neq 0$, 满足式 (20) 中对矩阵 $\mathbf{M}\mathbf{N}_x$ 可逆的要求。

设矩阵 \mathbf{N}_x 可表示为

$$\mathbf{N}_x = [\mathbf{n}_1 \ \mathbf{n}_2 \ \mathbf{n}_3] = \begin{bmatrix} n_{11} & n_{12} & n_{13} \\ n_{21} & n_{22} & n_{23} \\ n_{31} & n_{32} & n_{33} \end{bmatrix}\quad (22)$$

根据式 (16) 中 $\tilde{\mathbf{Q}}$ 的计算方法, 加入修正加权矩阵 \mathbf{N}_x 的 $\tilde{\mathbf{Q}}_{MN_x}$ 可表示为

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{Q}}_{MN_x} &= (\mathbf{M}\mathbf{N}_x)^T \mathbf{Q} (\mathbf{M}\mathbf{N}_x) = \mathbf{N}_x^T (\mathbf{M}^T \mathbf{Q} \mathbf{M}) \mathbf{N}_x \\ &= \mathbf{N}_x^T \text{diag}[\lambda_1 \ \lambda_2 \ \lambda_3] \mathbf{N}_x\end{aligned}\quad (23)$$

由式 (23) 不难得到, $\tilde{\mathbf{Q}}_{MN_x}$ 为对称矩阵, 且

$$\begin{aligned}\text{var}(q_x) &= n_{11}n_{11}\lambda_1 + n_{21}n_{21}\lambda_2 + n_{31}n_{31}\lambda_3 \\ \text{cov}(q_x, q_y) &= n_{11}n_{12}\lambda_1 + n_{21}n_{22}\lambda_2 + n_{31}n_{32}\lambda_3 \\ \text{cov}(q_x, q_z) &= n_{11}n_{13}\lambda_1 + n_{21}n_{23}\lambda_2 + n_{31}n_{33}\lambda_3\end{aligned}\quad (24)$$

由上文分析知, 矩阵 \mathbf{N}_x 的第 1 列元素 $\mathbf{n}_1 = [n_{11} \ n_{21} \ n_{31}]^T$ 已知, 且 λ_1 、 λ_2 和 λ_3 可由式 (12) 计算得到, 那么式 (24) 可表达为

$$\begin{aligned}\text{var}(q_x) &= \begin{bmatrix} n_{11}\lambda_1 \\ n_{21}\lambda_2 \\ n_{31}\lambda_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} n_{11} \\ n_{21} \\ n_{31} \end{bmatrix} = \|\mathbf{n}_\lambda\| \cdot \|\mathbf{n}_1\| \cdot \cos \gamma_1 \\ \text{cov}(q_x, q_y) &= \begin{bmatrix} n_{11}\lambda_1 \\ n_{21}\lambda_2 \\ n_{31}\lambda_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} n_{12} \\ n_{23} \\ n_{32} \end{bmatrix} = \|\mathbf{n}_\lambda\| \cdot \|\mathbf{n}_2\| \cdot \cos \gamma_2 \\ \text{cov}(q_x, q_z) &= \begin{bmatrix} n_{11}\lambda_1 \\ n_{21}\lambda_2 \\ n_{31}\lambda_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} n_{13} \\ n_{23} \\ n_{33} \end{bmatrix} = \|\mathbf{n}_\lambda\| \cdot \|\mathbf{n}_3\| \cdot \cos \gamma_3\end{aligned}\quad (25)$$

其中, $\mathbf{n}_\lambda = [n_{11}\lambda_1 \ n_{21}\lambda_2 \ n_{31}\lambda_3]^T$ 为已知向量, γ_1 、 γ_2 和 γ_3 分别为 \mathbf{n}_1 、 \mathbf{n}_2 、 \mathbf{n}_3 与 \mathbf{n}_λ 的夹角。

由式 (25) 知, 由于 \mathbf{n}_1 、 \mathbf{n}_2 和 \mathbf{n}_3 两两正交, 当且仅当 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3$ 时, $\text{cov}(q_x, q_y) = 0$, $\text{cov}(q_x, q_z) = 0$ 。由于该条件无法满足, 修正加权矩阵 \mathbf{N}_x 的引入会导致正规变换后的过程噪声协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{Q}}_{MN_x}$ 成为非对角阵。然而, 随着目标距离的增大, 转换量测噪声方差将急剧增大, 且在 IMM 算法中, 跟踪滤波器通过自适应调整模型概率来兼顾跟踪精度和响应速度, 过程噪声方差通常远小于转换量测噪声方差, 如果在修正加权矩阵 \mathbf{N}_x 的构造中使过程噪声矩阵的非对角元元素远小于对角元元素, 则在实际应用中省略过程噪声协方差矩阵中的非对角元元素将对最终的滤波结果几乎没有影响。

由式 (25) 可知, 为了减小 $|\text{cov}(q_x, q_y)|$ 和 $|\text{cov}(q_x, q_z)|$, 在保证 \mathbf{n}_1 、 \mathbf{n}_2 、 \mathbf{n}_3 两两正交的前提下, 一方面可考虑优化 \mathbf{n}_2 和 \mathbf{n}_3 的方向以使其与 \mathbf{n}_λ 的夹角 γ_2 和 γ_3 最大, 另一方面可以将 \mathbf{n}_2 和 \mathbf{n}_3 乘以系数 κ ($0 < \kappa < 1$) 以减小 $\|\mathbf{n}_2\|$ 和 $\|\mathbf{n}_3\|$ 。由于 \mathbf{n}_2 、 \mathbf{n}_3 和 \mathbf{n}_1 正交, 因此 γ_2 和 γ_3 的最大值与 γ_1 有关, 由立体几何不难得到, 若令 $\gamma_2 = \gamma_3$, 则 $\max(\gamma_2) = \arccos \frac{\sin \gamma_1}{\sqrt{2}}$, 所以通过调整 γ_2 和 γ_3 以减小非对角元元素的方法将受到实际应用中量测噪声矩阵和过程噪声矩阵的限制, 又因为式 (21) 可表示为

$$\tilde{\mathbf{R}}_{MN_x} = \mathbf{N}_x^T \mathbf{N}_x = \text{diag}[\mathbf{n}_1^T \mathbf{n}_1 \ \mathbf{n}_2^T \mathbf{n}_2 \ \mathbf{n}_3^T \mathbf{n}_3]\quad (26)$$

系数 κ 的引入将使 $\tilde{\mathbf{R}}_{MN_x}$ 第 2 列和第 3 列的对角元元素缩小 κ^2 倍, 而不会影响到第 1 列上的对角元元素, 因此系数 κ 的引入在缩小与 X 轴相关的过程噪声协方差矩阵非对角元元素的同时, 不会缩小对角化量测噪声矩阵中 X 轴向上的量测噪声。

修正加权矩阵 \mathbf{N}_x 的第 2 列和第 3 列元素的构造方法如下: 首先, 求解以 \mathbf{N}_x 的第 1 列元素为系数矩阵的线性齐次方程组, 然后使用 Gram-Schmidt 方法将 \mathbf{N}_x 的第 1 列元素连同第 1 步获得基础解系中的两个向量正交化, 最后根据 $\tilde{\mathbf{Q}}_{MN_x}$ 第 1 列对角元元素的大小, 选取合适的系数 κ 减小与 X 轴相关的非对角元元素。当过程噪声协方差矩阵中的非对角元元素足够小时, 它们对于滤波结果的影响是可以忽略不计的。

综合以上分析, 使用改进解耦方法对目标于 X 轴向上的状态进行估计, 只与 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 、矩阵 \mathbf{M} 和修正加权矩阵 \mathbf{N}_x 的第 1 列元素有关, 其它参量均无需计算。

同理, 在对 Y 轴上和 Z 轴上的状态进行滤波估计时, 可分别构造 \mathbf{N}_y 和 \mathbf{N}_z , 使得

$$\mathbf{MN}_y = [c_{ij}] = \begin{bmatrix} c_{11} & 0 & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & 0 & c_{33} \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\mathbf{MN}_z = [d_{ij}] = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & 0 \\ d_{21} & d_{22} & 0 \\ d_{31} & d_{32} & d_{33} \end{bmatrix} \quad (28)$$

5 交互式多模型算法 (Interacting multiple model algorithm)

设一个使用确定模型集合 $M = \{m_i | i = 1, 2, \dots, r\}$ 的系统, 其状态方程和观测方程的离散形式如式 (8) 所示. 模型转移符合先验的马尔可夫过程, 其转移矩阵为 $\mathbf{P} = [p_{ij}]$, 元素 p_{ij} 表示模型 m_i 向模型 m_j 转移的概率. $\mu_i(k)$ 表示 k 时刻系统符合模型 m_i 的概率. $\hat{\mathbf{x}}_i(k|k)$ 和 $\mathbf{P}_i(k|k)$ 分别为 k 时刻使用模型 m_i 估计得到的状态向量和协方差矩阵. 从 $k-1$ 时刻到 k 时刻, 1 个采样周期的 IMM 实现步骤如下^[18]:

(1) 输入交互:

对于模型集 M 中的 m_j ($j = 1, 2, \dots, r$), 有

$$\mu_{ij}(k-1|k-1) = \frac{p_{ij}\mu_i(k-1)}{\sum_{i=1}^r p_{ij}\mu_i(k-1)} \quad (29)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^r \hat{\mathbf{x}}_i(k-1|k-1)\mu_{ij}(k-1|k-1) \quad (30)$$

$$\mathbf{P}_{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^r \mu_{ij}(k-1|k-1) \{ \mathbf{P}_i(k-1|k-1) + [\hat{\mathbf{x}}_i(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{x}}_{0j}(k-1|k-1)] \cdot [\hat{\mathbf{x}}_i(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{x}}_{0j}(k-1|k-1)]^T \} \quad (31)$$

(2) 滤波计算:

将 $\hat{\mathbf{x}}_{0j}(k-1|k-1)$ 和 $\mathbf{P}_{0j}(k-1|k-1)$ 代入基于模型 m_j 的滤波器并进行滤波运算, 获得 $\hat{\mathbf{x}}_j(k|k)$ 、残差 $\boldsymbol{\gamma}_j(k)$ 和预测量测方差 $\mathbf{S}_j(k)$.

(3) 模型概率更新:

对于模型集 M 中的 m_j ($j = 1, 2, \dots, r$), 有

$$\Lambda_j(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi|\mathbf{S}_j(k)|}} e^{-\frac{1}{2}\boldsymbol{\gamma}_j^T(k)\mathbf{S}_j^{-1}(k)\boldsymbol{\gamma}_j(k)} \quad (32)$$

$$\mu_j(k) = \frac{\Lambda_j(k) \sum_{i=1}^r p_{ij}\mu_i(k-1)}{\sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^r \Lambda_j(k)p_{ij}\mu_i(k-1)} \quad (33)$$

(4) 输出交互:

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \sum_{j=1}^r \hat{\mathbf{x}}_j(k|k)\mu_j(k) \quad (34)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = \sum_{j=1}^r \mu_j(k) \{ \mathbf{P}_j(k|k) + [\hat{\mathbf{x}}_j(k|k) - \hat{\mathbf{x}}(k|k)] [\hat{\mathbf{x}}_j(k|k) - \hat{\mathbf{x}}(k|k)]^T \} \quad (35)$$

由于本文使用的量测转换方法基于目标运动的滤波预测量进行转换, 因此在 k 时刻使用标准 IMM 算法对目标状态进行估计的同时, 需要为 $k+1$ 时刻的估计提供目标状态的预测信息.

(5) 状态预测

对于模型 m_j ($j = 1, 2, \dots, r$) 和式 (8) 描述的系统状态方程, 可得预测量

$$\hat{\mathbf{x}}_j(k+1|k) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_j(k|k) \quad (36)$$

$$\mathbf{P}_j(k+1|k) = \mathbf{F}\mathbf{P}_j(k|k)\mathbf{F}^T + \mathbf{G}(k)\mathbf{Q}(k)\mathbf{G}^T(k) \quad (37)$$

则

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \sum_{j=1}^r \hat{\mathbf{x}}_j(k+1|k)\mu_j(k) \quad (38)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \sum_{j=1}^r \mu_j(k) \{ \mathbf{P}_j(k+1|k) + [\hat{\mathbf{x}}_j(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)] [\hat{\mathbf{x}}_j(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)]^T \} \quad (39)$$

综上所述, 3 维解耦无偏量测转换 IMM 算法的每一个执行周期包括如下步骤:

- (1) 根据球面坐标系内的量测量计算转换量测量和转换量测方差;
- (2) 采用文 [17] 的方法计算 λ_i ($i = 1, 2, 3$) 和 \mathbf{M} 矩阵;
- (3) 求解 \mathbf{N}_x 矩阵的第 1 列元素;
- (4) 使用 \mathbf{MN}_x 对 X 轴上的状态向量进行正规变换并应用 IMM 算法滤波, 滤波后逆变换获得目标在 X 轴上的估计值和预测值;
- (5) 求解 \mathbf{N}_y 矩阵的第 2 列元素;
- (6) 使用 \mathbf{MN}_y 对 Y 轴上的状态向量进行正规变换并应用 IMM 算法滤波, 滤波后逆变换获得目标在 Y 轴上的估计值和预测值;
- (7) 求解 \mathbf{N}_z 矩阵的第 3 列元素;
- (8) 使用 \mathbf{MN}_z 对 Z 轴上的状态向量进行正规变换并应用 IMM 算法滤波, 滤波后逆变换获得目标在 Z 轴上的估计值和预测值.

6 仿真与分析 (Simulations and analysis)

6.1 跟踪精度验证

为考察改进解耦算法对跟踪精度的影响, 设置仿真场景如下: 假设观测系统位于 3 维坐标系原点, 量测系统测量距离标准差、方位角标准差和俯仰角标准差分别为 100m、1° 和 1°。目标初始位置为 (5000m, 5000m, 100m), 向观测系统做匀速直线

运动, 速度为 (-60 m/s, -60 m/s, 0)。使用标准卡尔曼滤波算法对目标运动要素进行估计, 各坐标轴方向上的过程噪声标准差相同, 考察 3 组数值, 分别为 1 m/s²、10 m/s² 和 30 m/s²。观测系统采样 100 次, 间隔为 1s, 蒙特卡洛仿真次数 200 次。以 X 轴为例的跟踪精度 RMSE (均方根误差) 比较结果如图 2 所示。

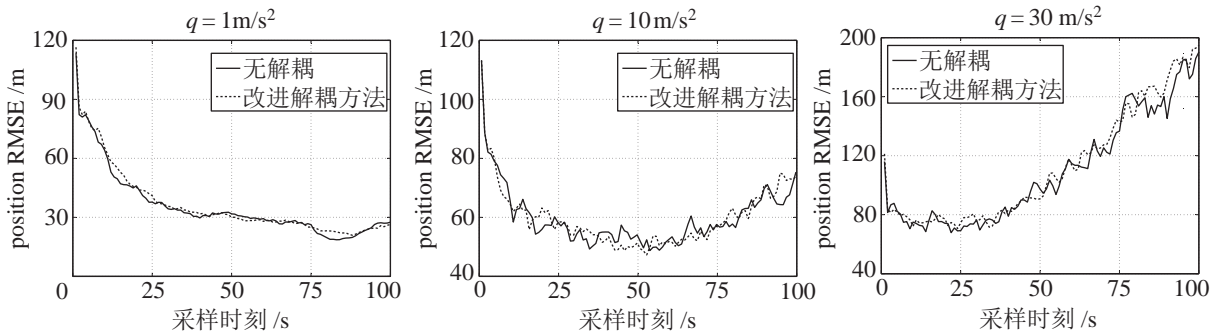


图 2 X 轴向不同过程噪声位置均方根误差跟踪精度比较

Fig.2 Comparison of position RMSE along X-axis using different process noise variance

由图 2 可知, 使用改进解耦方法的卡尔曼滤波算法的跟踪精度与无解耦的卡尔曼滤波算法的跟踪精度基本相同, 使用改进解耦方法忽略过程噪声矩阵中的非对角元元素对跟踪精度基本没有影响。

6.2 各坐标轴间去影响有效性验证

为了验证和分析使用改进解耦方法的转换量测 IMM 算法去除坐标轴间相互影响的性能, 设置仿真场景如下: 观测系统的设置与 6.1 节相同, 目标的初始位置和初始速度分别为 (4000m, 4000m, 1000m) 和 (10m/s, 10 m/s, 0), 于各坐标轴间的机动加速度见表 1。

表 1 目标加速度

Tab.1 Acceleration of the target

| 时间 /s | 0 ~ 15 | 15 ~ 30 | 30 ~ 45 | 45 ~ 60 | 60 ~ 75 |
|-----------------------------|--------|---------|---------|---------|---------|
| 加速度 X 轴 (m/s ²) | 0 | 20 | 0 | -30 | 0 |
| Y 轴 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Z 轴 | 0 | 0 | 20 | 0 | 0 |

采用的 IMM 算法模型集包括匀速运动模型和匀加速运动模型, 由于 IMM 算法对矩阵转移概率的选择具有非常强的鲁棒性, 概率介于 [0.8, 0.95] 之间对运算结果影响不大^[19], 所以转移概率矩阵设为

$$P = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.1 & 0.9 \end{bmatrix} \quad (40)$$

初始模型概率设为 $u_0 = [0.5 \ 0.5]$ 。目标观测系统

采样 75 次, 间隔为 1s, 蒙特卡洛仿真次数 500 次。图 3 为某单次仿真中的目标真实轨迹和估计轨迹曲线。

为说明问题方便, 在仿真中引入 1 条目标匀速运动的参考轨迹, 该匀速轨迹的始末点与机动轨迹的始末点重合。图 4 为在两条运动轨迹上分别使用改进解耦方法和正规变换方法的跟踪位置 RMSE 对比曲线, 用下标 “C” 表示对匀速轨迹的估计结果, 用下标 “M” 表示对机动轨迹的估计结果。

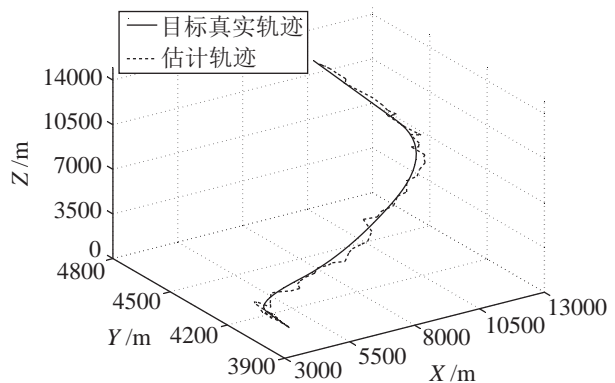


图 3 目标真实轨迹与估计运动轨迹

Fig.3 Target true trajectory and estimated trajectory

为突出改进解耦方法去除正规变换和逆变换中各坐标轴之间相互影响的效果, 不失一般性, 在仿真中设置目标机动轨迹于 Y 轴方向做匀速运动。由图 4 知, 两种方法对目标匀速运动轨迹的跟踪精度基本相同, 而跟踪机动轨迹时, 由于目标在 X 轴上

的加速运动, Y轴和Z轴上采用正规变换方法的跟踪精度开始下降, 在Y轴方向位置估计RMSE下降达到70m, 在Z轴方向也达到50m, 而使用改进解耦方法的跟踪精度与跟踪匀速轨迹时的跟踪精度基本一致, 没有受到影响. 在随后的时间里, Y轴上使用正规变换方法的跟踪精度受其它坐标轴的影响上下波动, RMSE最高达到近175m, 而改进解耦方法的跟踪精度曲线较为平滑, 由于机动轨迹不同于匀速轨迹, 且Y轴上的转换量测量序列与目标

的运动轨迹有关, 因此对机动轨迹的跟踪精度略低于对匀速轨迹的跟踪精度.

任意选取机动轨迹的一组量测量进行仿真, 使用改进解耦方法, 选择任意时刻, 以 $t = 22\text{s}$ 为例, 有

$$M = \begin{bmatrix} -0.0011 & -0.0057 & -0.0075 \\ -0.0009 & 0.0068 & -0.0064 \\ 0.0086 & 0 & -0.0016 \end{bmatrix} \quad (41)$$

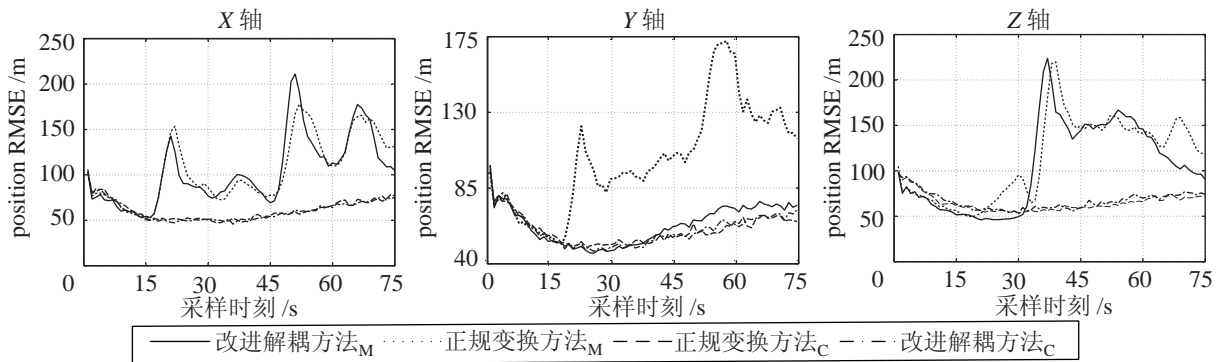


图4 跟踪精度对比曲线
Fig.4 Comparison of tracking precision

经改进解耦算法计算得到的 N_x 的第1列元素为 $[0.1308 \ 0.6885 \ 0.7133]^T$, N_y 的第2列元素为 $[0.1083 \ -0.7996 \ 0.5907]^T$, N_z 的第3列元素为 $[-0.9903 \ 0 \ 0.139]^T$, 那么 MN_x 的第1列元素为 $[-0.0094 \ 0 \ 0]^T$, MN_y 的第2列元素为 $[0 \ -0.0093 \ 0]^T$, MN_z 的第3列元素为 $[0 \ 0 \ -0.0088]^T$. 由式(16)、(17)中对 $M^T x$ 的定义可知, 改进解耦方法各轴向上变换矩阵中对应列的0元素, 使各轴向上在正规变换或逆变换中均不涉及其它轴向上的状态或估计结果, 从而避免了相互影响.

图5、6为基于该组量测量分别使用改进解耦方法和正规变换方法进行解耦的IMM算法模型概率图. 由图5知, 由于改进解耦方法使各坐标轴向上的估计过程相对独立, IMM算法于各坐标轴向上的模型概率估计与真实情况基本相同, 有利于IMM算法及其改进算法的分析和使用, 而使用正规变换方法的IMM算法, 见图6, 由于各坐标轴机动状况不一致, 且在解耦过程中相互影响, 模型概率与实际情况不符, 不能很好地与IMM算法结合使用, 也不利于IMM算法性能的分析.

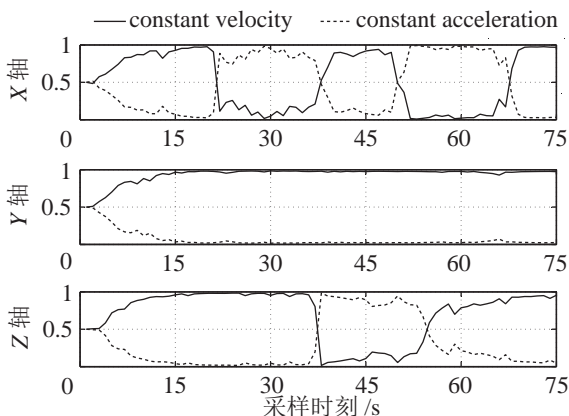


图5 使用改进解耦方法的IMM算法模型概率
Fig.5 Model probability of IMM using the modified decoupled method

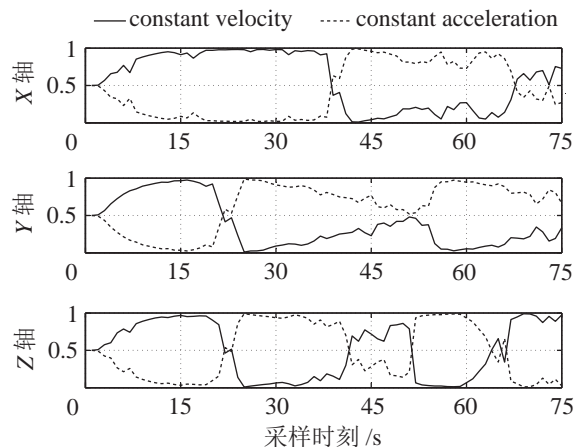


图6 使用正规变换方法的IMM算法模型概率
Fig.6 Model probability of IMM using canonical transform

6.3 运行时间比较

改进解耦方法与正规变换方法的区别主要体现在 N 矩阵的构造和正规变换逆变换的过程中, 在 MATLAB 中使用 flops 指令可以得到每个 N 矩阵的构造需要 129 次浮点运算, 其中包括 51 次浮点乘法运算, 改进解耦方法的正规变换和逆变换由于包含 0 元素, 进行优化后只需要 62 次浮点运算, 其中包括 17 次浮点乘法运算, 共计 $3 \times (51 + 17) = 204$ 次, 这一数量不超过正规变换和逆变换过程中所需浮点乘法运算次数的 $1/3$, 所以改进解耦方法的计算量小于正规变换方法. 为比较 6.2 节中两种方法和无解耦方法的实际计算量, 使用 C++ 在计算机上编程实现了这 3 种算法, 计算机 CPU 为 Inter Core i5 3.2 GHz, 内存 4 GB, 采用 QueryPerformanceFrequency 函数和 QueryPerformanceCounter 函数测试 3 种算法的计算时间, 分别运行 100 次求均值得单次平均运行时间如表 2 所示, 改进解耦方法较无解耦的方法节省约 50% 的实际计算时间, 较正规变换方法节省约 14% 的实际计算时间.

表 2 算法单次运行时间

| Tab.2 Computation costs for one iteration of each method | | | |
|--|-------|--------|--------|
| 算法 | 无解耦方法 | 正规变换方法 | 改进解耦方法 |
| 时间 / μ s | 64.6 | 37.8 | 32.4 |

7 结论 (Conclusions)

本文首先将基于卡尔曼滤波预测测量的量测转换方法推广到 3 维坐标系中, 在与 IMM 算法结合对目标位置进行估计时, 为去除各坐标轴之间滤波结果的相互影响, 在正规变换基础上提出了一种构造修正加权矩阵的改进解耦方法, 通过使用 C++ 编写的实验程序和 MATLAB 上的蒙特卡洛仿真, 验证了改进解耦方法不仅能够进一步减少计算量, 还可以去除各坐标轴滤波结果之间的相互影响, 与 IMM 算法结合时的模型概率估计更为准确, 有利于 IMM 算法及其相关改进算法的应用. 另外, 当目标沿某坐标轴方向做匀速运动时, 改进解耦方法能够有效提高跟踪系统在该坐标轴向上的目标位置估计精度. 然而, 该改进算法仅适用于转换量测方法与 IMM 算法相结合进行机动目标跟踪的情况, 对于通过过程噪声方差自适应以提高跟踪性能的情况需要进一步研究.

参考文献 (References)

[1] Blackman S. Multiple target tracking with radar applications [M]. Dedham, USA: Artech House, 1986.

- [2] 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.
- [3] Mo L B, Song X Q, Zhou Y Y, et al. Unbiased converted measurements for tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(3): 1023-1027.
- [4] Duan Z S, Han C Z. Comments on "unbiased converted measurements for tracking"[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(4): 1374-1377.
- [5] Spitzmiller J N, Adhami R R. Tracking with estimate-conditioned debiased 3-D converted measurements[C]//IEEE Aerospace Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 1-16.
- [6] Mei W, Bar-Shalom Y. Unbiased Kalman filter using converted measurements: Revisit[C]//Signal and Data Processing of Small Target. Bellingham, USA: SPIE, 2009: doi: 10.1117/12.831218.
- [7] Bordonaro S V, Willett P, Bar-Shalom Y. Tracking with converted position and Doppler measurements[C]//Signal and Data Processing of Small Target. Bellingham, USA: SPIE, 2011: doi: 10.1117/12.895484.
- [8] 王国宏, 毛士艺, 何友. 均方意义下的最优无偏转换测量 Kalman 滤波 [J]. 系统仿真学报, 2002, 14(1): 119-121. Wang G H, Mao S Y, He Y. Optimal unbiased converted measurement Kalman filtering in the mean-square sense[J]. Journal of System Simulation, 2002, 14(1): 119-121.
- [9] Daum F E, Fitzgerald R J. Decoupled Kalman filters for phased array radar tracking[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1983, 28(3): 269-283.
- [10] Baheti R S. Efficient approximation of Kalman filter for target tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22(1): 8-14.
- [11] Sung T, Lee J G. A sufficient condition for stability of a decoupled tracking filter in LOS coordinate system[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(2): 593-599.
- [12] Li X R. Canonical transform for tracking with Kinematic models[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(4): 1212-1224.
- [13] 伍明, 李琳琳, 孙继银. 基于概率数据关联交互多模型滤波的移动机器人未知环境下动态目标跟踪 [J]. 机器人, 2012, 34(6): 668-679. Wu M, Li L L, Sun J Y. PDA-IMM based moving object tracking with mobile robots in unknown environments[J]. Robot, 2012, 34(6): 668-679.
- [14] Miller M D, Drummond O E. Coordinate transformation bias in target tracking[C]//Signal and Data Processing of Small Target. Bellingham, USA: SPIE, 1999: 409-424.
- [15] Julier S J, Uhlmann J K. A consistent, debiased method for converting between polar and Cartesian coordinate systems [C]//Conference on Acquisition, Tracking, and Pointing XI. Bellingham, USA: SPIE, 1997: 110-121.
- [16] 王宏强, 黎湘, 庄钊文, 等. 解耦的转换测量 Kalman 滤波算法 [J]. 电子学报, 2003, 31(6): 867-870. Wang H Q, Li X, Zhuang Z W, et al. Decoupled converted measurement Kalman filter[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(6): 867-870.

(下转第 253 页)

- [7] Yim S, Sitti M. Design and rolling locomotion of a magnetically actuated soft capsule endoscope[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012, 28(1): 183-194.
- [8] Simi M, Valdastrì P, Quaglia C, et al. Design, fabrication, and testing of a capsule with hybrid locomotion for gastrointestinal tract exploration[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2010, 15(2): 170-180.
- [9] Kim B, Lee M G, Lee Y P, et al. An earthworm-like micro robot using shape memory alloy actuator[J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2006, 125(2): 429-437.
- [10] Lin W, Shi Y T, Jia Z W, et al. Design of a wireless anchoring and extending micro robot system for gastrointestinal tract[J]. *The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, 2013, 9(2): 167-179.
- [11] Kim Y T, Kim D E. Novel propelling mechanisms based on frictional interaction for endoscope robot[J]. *Tribology Transactions*, 2010, 53(2): 203-211.
- [12] Menciassi A, Stefanini C, Gorini S, et al. Legged locomotion in the gastrointestinal tract[C]//*IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway, USA: IEEE, 2004: 937-942.
- [13] Sliker L J, Kern M D, Schoen J A, et al. Surgical evaluation of a novel tethered robotic capsule endoscope using micro-patterned treads[J]. *Surgical Endoscopy and Other Interventional Techniques*, 2012, 26(10): 2862-2869.
- [14] Woo S, Kim T, Cho J. Stopping mechanism for capsule endoscope using electrical stimulus[J]. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2010, 48(1): 97-102.
- [15] Kim H M, Yang S, Kim J, et al. Active locomotion of a paddling-based capsule endoscope in an in vitro and in vivo experiment[J]. *Gastrointestinal Endoscopy*, 2010, 72(2): 381-387.
- [16] 林蔚, 颜国正. 驻留一伸缩式微型胃肠道机器人的力学模型[J]. *机器人*, 2012, 34(5): 553-558.
Lin W, Yan G Z. Mechanical modeling of an anchoring-extending gastrointestinal micro robot[J]. *Robot*, 2012, 34(5): 553-558.
- [17] Gorini S, Quirini M, Menciassi A, et al. A novel SMA-based actuator for a legged endoscopic capsule[C]//*IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics*. Piscataway, USA: IEEE, 2006: 443-449.
- [18] Quirini M, Menciassi A, Scapellato S, et al. Feasibility proof of a legged locomotion capsule for the GI tract[J]. *Gastrointestinal Endoscopy*, 2008, 67(7): 1153-1158.
- [19] Quirini M, Menciassi A, Scapellato S, et al. Design and fabrication of a motor legged capsule for the active exploration of the gastrointestinal tract[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2008, 13(2): 169-179.
- [20] Valdastrì P, Webster R J, Quaglia C, et al. A new mechanism for mesoscale legged locomotion in compliant tubular environments[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, 25(5): 1047-1057.
- [21] Dario P, Ciarletta P, Menciassi A, et al. Modeling and experimental validation of the locomotion of endoscopic robots in the colon[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2004, 23(4/5): 549-556.
- [22] Zhang C, Liu H, Tan R, et al. Modeling of velocity-dependent frictional resistance of a capsule robot inside an intestine[J]. *Tribology Letters*, 2012, 47(2): 295-301.
- [23] Ciarletta P, Dario P, Tendick F, et al. Hyperelastic model of anisotropic fiber reinforcements within intestinal walls for applications in medical robotics[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2009, 28(10): 1279-1288.
- [24] Carta R, Thone J, Puers R. A wireless power supply system for robotic capsular endoscopes[J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2010, 162(2): 177-183.

作者简介:

- 邵琪 (1987-), 男, 博士生. 研究领域: 医疗机器人, 生理信号检测.
- 刘浩 (1980-), 男, 博士, 副研究员. 研究领域: 医疗机器人, 医疗传感, 组织器械交互.
- 李洪谊 (1972-), 男, 博士, 研究员. 研究领域: 医疗机器人, 人机融合, 网络遥操作.

(上接第 245 页)

- [17] 林晓君, 郭立, 熊志伟, 等. 3 维解耦转换量测 Kalman 滤波算法[J]. *火控雷达技术*, 2005, 34(3): 6-12.
Lin X J, Guo L, Xiong Z W, et al. 3-D decoupled algorithm based on converted measure Kalman filter[J]. *Fire Control Radar Technology*, 2005, 34(3): 6-12.
- [18] Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1988, 33(8): 780-783.
- [19] Yaakov B S, Li X R. *Estimation and tracking: Principles, techniques, and software*[M]. London, UK: Artech House, 1993.

作者简介:

- 李为 (1984-), 博士生. 研究领域: 目标跟踪和机器人智能.
- 李一平 (1963-), 女, 研究员. 研究领域: 水下机器人控制等.
- 封锡盛 (1941-), 男, 研究员. 研究领域: 水下机器人总体技术, 控制和导航等.