

文章编号: 2095-4980(2015)03-0415-05

民机空中交通警戒与防撞系统目标跟踪算法

王力, 高霞

(中航工业雷达与电子设备研究院, 江苏 无锡 214063)

摘要: 空中交通警戒与防撞系统(TCAS)是航空电子综合环境监视系统的一个重要组成部分, 它能有效降低空中飞行器间的碰撞威胁, 对于提高飞行安全有着非常重要的意义。TCAS是一种不依赖地面设备的空中交通防撞系统。它能够探测在其领域内装有空中交通管制应答机的飞机, 向驾驶员报告潜在的相撞目标。目标跟踪是TCAS的一个重要模块, 能提供目标的飞行状态信息, 并对目标的未来飞行状态进行预测。对空中目标进行稳定、高精确度的跟踪是目标跟踪模块的重要任务。本文介绍了基于扩展卡尔曼和交互式多模型(IMM-EKF)的目标跟踪算法, 实现对目标的精确跟踪。通过仿真验证, 证明算法能实现精确的目标跟踪, 对防止空中相撞起到了积极作用。

关键词: 空中交通警戒与防撞系统; 目标跟踪; 交通防撞; 交互式多模型; 扩展卡尔曼滤波

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201503.0415

Target Tracking for Traffic Alert and Collision Avoidance System of Civil Aircraft

WANG Li, GAO Xia

(Avic Radar and Avionics Institute, Wuxi Jiangsu 214063, China)

Abstract: Traffic Alert and Collision Avoidance System(TCAS) plays an important role in the Aircraft Environment Surveillance System. It can help to reduce the risk of midair collisions between aircrafts. It is crucial to flight safety enhancement. TCAS is the air collision avoidance system without ground instrumentation. It detects the plane by air traffic control responder beacon system, and makes warnings for potential collision targets. Targets Tracker is important to the TCAS. It not only provides the states of targets, but predicts the states of targets in the future. Aimed at the target motion uncertainty and dynamic model nonlinear, Interacting Multiple Model algorithm based on Extended Kalman Filter(IMM-EKF) is proposed. Simulation results indicate that the proposed algorithm provides precise tracking of target, which works well for traffic alert and collision avoidance.

Key words: Traffic Alert and Collision Avoidance System(TCAS); target tracking; collision avoidance; Interacting Multiple Model(IMM); Extended Kalman Filter(EKF)

空中交通警戒与防撞系统(Traffic Alert and Collision Avoidance System, TCAS)是一种不依赖地面设备的空中交通防撞系统, 具有监视功能, 能够探测在其领域内装有空中交通管制应答机的人和飞机, 向驾驶员报告潜在的相撞目标。监视功能的另一重要组成部分便是目标跟踪模块。在目标获取模块中获得目标机信息后, 便转入目标跟踪模块^[1-2]。

飞机在飞行过程中一般沿预定航线飞行, 以巡航速度作匀速直线运动, 但也可能出现某些机动, 如缓慢转弯、机动回避其他飞机或障碍物、遇到阵风或大气湍流等。全面自适应滤波方法是美国学者 Bar-Shalom 提出的具有马尔可夫切换系数的交互式多模型(Interacting Multiple Model, IMM)算法, 该算法融合了多种目标模型并行工作, 目标状态估计是多个滤波器交互式作用的结果, 能有效跟踪机动目标。

TCAS 系统能够获得目标的距离、方位、高度信息, 但为了进行高精度度的跟踪, 目标状态通常建立在直角坐标系下, 导致了测量方程的非线性。扩展 Kalman 滤波(Extend Kalman Filter, EKF)算法是一种常用的在线线性化的算法, 能实现非线性滤波。

1 IMM-EKF 目标跟踪算法

1.1 目标运动模型

目标运动动力学模型是目标跟踪问题的关键之一。本算法采用的模型有匀速(Constant Velocity, CV)模型、常速转弯(Constant Turn, CT)模型、“当前”统计(Current Statistic, CS)模型。

1.1.1 匀速(CV)模型

状态 x 对时间 t 的二阶导数为 0, 也就是说 x 满足方程:

$$\ddot{x}(t) = 0 \quad (1)$$

通常称为 CV 模型。而实际中把目标的加速度作为随机噪声处理, ω 为高斯噪声, 是关于时间 t 的函数, 即

$$\ddot{x}(t) = \omega(t) \quad (2)$$

由此得到连续时间系统的状态方程:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \omega(t) \quad (3)$$

CV 模型的离散时间系统表达式见式(4), T 为处理时间间隔:

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ \dot{x}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} \\ T \end{bmatrix} \omega(k) \quad (4)$$

1.1.2 常速转弯(CT)模型

绝大多数的二维和三维目标机动模型为转弯运动模型。与基于随机过程的模型不同, 这些模型的建立主要基于目标的运动学特性。这是因为随机过程适于对时间相关过程进行建模, 而运动学模型适于描述空间轨迹。

在跟踪高度机动的三维军事目标的过程中, 机动并不仅仅发生在水平面上, 因此需要引出三维的常速转弯模型^[3]。此转弯模型的运动轨迹在一个平面内, 但不一定在水平面内。

1.1.3 “当前”统计(CS)模型

“当前”统计模型把未知的目标加速度描述为非零均值时间相关随机过程^[4], 即:

$$\ddot{x}(t) = \bar{a} + a(t) \quad (5)$$

$$\dot{a}(t) = -\alpha a(t) + \omega(t) \quad (6)$$

式中: $x(t)$ 为目标位置; \bar{a} 是机动加速度均值, 且在每一采样周期内为常数; $a(t)$ 为零均值加速度噪声; α 为机动(加速度)时间常数的倒数; $\omega(t)$ 是均值为零的噪声。

1.2 扩展卡尔曼滤波

目标的状态方程在直角坐标系下是线性的, 可用相对简单的状态方程足够精确地描述, 在直角坐标系下建立目标的状态方程, 对目标的状态进行滤波和外推。TCAS 获得的测量信息有目标距离、方位角和目标高度。由于测量方程的非线性, 采用扩展卡尔曼滤波器进行滤波^[5-7]。

采用直角坐标系下的九维滤波器, \mathbf{H}_{k+1} 是 $k+1$ 时刻的观测矩阵, \mathbf{X}_{k+1} 为 $k+1$ 时刻的状态向量, \mathbf{V}_{k+1} 是在 $k+1$ 时刻测量噪声向量, 系统测量模型可描述为:

$$\mathbf{Z}_{k+1}^* = \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{X}_{k+1} + \mathbf{V}_{k+1} \quad (7)$$

$$\mathbf{V}_{k+1} = \begin{bmatrix} \Delta R_{k+1} \\ \Delta \theta_{k+1} \\ \Delta \varphi_{k+1} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: ΔR_{k+1} 为 $k+1$ 时刻距离测量噪声; $\Delta \theta_{k+1}$ 为 $k+1$ 时刻方位角测量噪声; $\Delta \varphi_{k+1}$ 为 $k+1$ 时刻俯仰角测量噪声。

$$\mathbf{H}_{k+1} = \frac{\partial \mathbf{Z}}{\partial \mathbf{X}} \Big|_{\mathbf{X}=\hat{\mathbf{X}}(k+1|k)} = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ h_4 & h_5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中非零元素为: $h_1 = \hat{x}_{k+1|k} / \hat{R}_{k+1|k}$; $h_2 = \hat{y}_{k+1|k} / \hat{R}_{k+1|k}$; $h_3 = \hat{z}_{k+1|k} / \hat{R}_{k+1|k}$; $h_4 = -\hat{y}_{k+1|k} / \hat{\rho}_{k+1|k}^2$; $h_5 = \hat{x}_{k+1|k} / \hat{\rho}_{k+1|k}^2$ 。

1.3 交互式多模型滤波

1984 年~1989 年, Blom 和 Bar-Shalom 在广义贝叶斯算法基础上, 提出了一种具有 Markov 转移概率的交互

式多模型(IMM)算法。这种算法在多模型算法的基础上考虑多个模型的交互作用^[8]。

现假定目标的状态方程和量测方程如下：

$$\begin{cases} x(k+1) = F_j(k)x(k) + \Gamma_j(k)v_j(k) \\ z(k) = H_j(k)x(k) + w_j(k) \end{cases} \quad (\forall j \in M) \quad (10)$$

式中：定义 $F_j(k) = F[k, m_j(k)]$ ，是 k 时刻对应于模型 m_j 的系统状态转移矩阵； Γ_j 是模型 m_j 的噪声增益矩阵。定义 $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ ，为描述系统的模型集； m_j 是模型模式状态，即系统模型标注，它表示从 k 时间开始的一个采样周期内，该模型模式有效。 H, w 和 v 的下标 j 均表示对应模型 m_j 。各模型之间在不同时刻按照状态转移概率矩阵已知的齐次马尔科夫链进行切换，每一种运动模型都与一个卡尔曼滤波器相匹配来估计当前模型下的状态变量， n 个滤波器同时并行工作，当前每一个滤波器的输入都是前一时间 n 个滤波器输出的混合值。另外，模型集应尽量覆盖所有系统的运动特性，但是考虑到计算量和不必要模型的竞争作用，应该选取覆盖系统的主要运动特性的模型。

交互式多模型算法的每一个循环过程包括以下几步：输入交互、滤波、模型概率更新和组合输出。假设已知 $k-1$ 时刻的滤波结果 $\hat{x}_i(k|k)$ ， $P_i(k|k)$ 和模型概率 $\mu_i(k-2)$ ， $i=1,2,\dots,q$ ，则交互式多模型的算法可以表示如下：

第1步：输入交互 ($\forall j \in M$)

输入交互概率为：

$$\mu_{ij}(k-1|k-1) = \frac{p_{ij}\mu_i(k-1)}{\bar{c}_j} \quad (11)$$

式中 $\bar{c}_j = \sum_i p_{ij}\mu_i(k-1)$ 。

$$\hat{x}_{0j}(k-1|k-1) = \sum_i \hat{x}_i(k-1|k-1)\mu_{ij}(k-1|k-1) \quad (12)$$

$$P_{0j}(k-1|k-1) = \sum_i \left\{ P_i(k-1|k-1) + [\hat{x}_i(k-1|k-1) - \hat{x}_{0j}(k-1|k-1)] \times [\hat{x}_i(k-1|k-1) - \hat{x}_{0j}(k-1|k-1)]^T \right\} \times \mu_{ij}(k-1|k-1) \quad (13)$$

第2步：滤波 ($\forall j \in M$)

$$\mathbf{H}_{k+1} = \frac{\partial Z}{\partial X} \Big|_{X=\hat{X}(k+1|k)} = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ h_4 & h_5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ h_6 & h_7 & h_8 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\hat{x}_j(k|k-1) = F_j(k-1)\hat{x}_{0j}(k-1|k-1) \quad (15)$$

$$P_j(k|k-1) = F_j(k-1)P_{0j}(k-1|k-1)F_j^T(k-1) + \Gamma_j(k-1)Q_j(k-1)\Gamma_j^T(k-1) \quad (16)$$

残差为：

$$r_j = z(k) - H_j\hat{x}_j(k|k-1) \quad (17)$$

残差协方差为：

$$S_j(k) = H_j(k)P_j(k|k-1)H_j^T(k) + R_j(k) \quad (18)$$

滤波增益为：

$$K_j(k) = P_j(k|k-1)H_j^T(k)S_j^{-1}(k) \quad (19)$$

$$\hat{x}_j(k|k) = \hat{x}_j(k|k-1) + K_j(k)r_j(k) \quad (20)$$

$$P_j(k|k) = [I - K_j(k)H_j(k)]P_j(k|k-1) \quad (21)$$

第3步：概率模型更新

似然函数为：

$$\wedge_j(k) = N(r_j(k); 0, S_j(k)) \quad (22)$$

概率更新为：

$$\mu_j(k) = \frac{1}{c} \wedge_j(k) \sum_i p_{ij}\mu_i(k-2) \quad (23)$$

组合输出为：

$$\hat{x}(k|k) = \sum_j \hat{x}_j(k|k)\mu_j(k) \quad (24)$$

$$P(k|k) = \sum_j \{P_j(k|k) + [\hat{x}_j(k|k) - \bar{x}(k|k)] \times [\hat{x}_j(k|k) - \bar{x}(k|k)]^T\} \mu_j(k) \tag{25}$$

2 仿真验证

为了验证本文提出的算法对机动目标跟踪的有效性，采用 matlab 编程进行仿真。

采用空间笛卡尔坐标系下九维状态向量 $\mathbf{X} = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}]^T$ ，测量信息向量，包括目标距离、目标方位角、目标俯仰角。仿真时长 225 s。目标在 0 s~60 s 进行匀速运动，60 s~190 s 进行转圈机动，190 s~225 s 重新进行匀速运动。图 1 仿真了 TCAS 获得的测量值信息，并加入了高斯噪声。

采用 IMM-EKF 目标跟踪算法进行跟踪，采用 CV,CS 和 CT 作为运动模型进行交互式多模型滤波。

模型间的转移概率 P_i 设置为：

$$P_i = \begin{bmatrix} 0.96 & 0.02 & 0.02 \\ 0.02 & 0.96 & 0.02 \\ 0.02 & 0.02 & 0.96 \end{bmatrix} \tag{26}$$

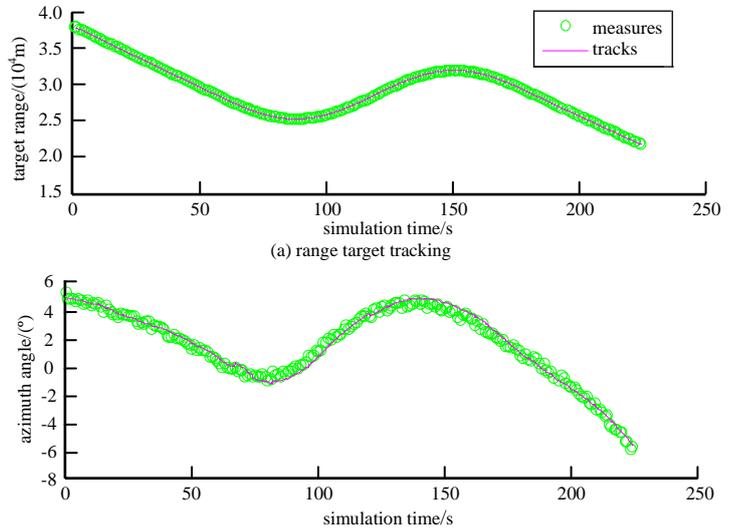


Fig.1 Results of target tracking
图 1 目标跟踪结果

跟踪结果见图 1。跟踪过程交互式滤波器各滤波模型概率见图 2。图 3 为目标跟踪误差。可以看出，目标在机动时，滤波器各个模型的概率发生了明显的变化。在机动发生时，跟踪误差变大，但随着滤波模型的切换，目标滤波模型适应了该机动方式，使跟踪误差减小，实现了较高的跟踪精确度。

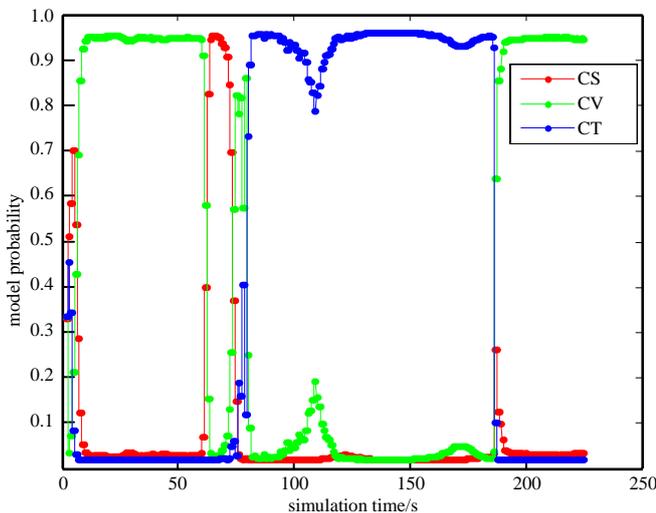


Fig.2 Probability of filtering models
图 2 滤波模型概率

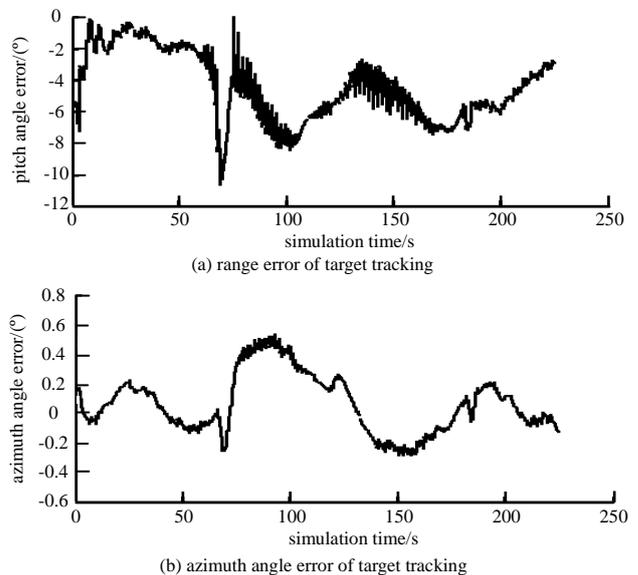


Fig.3 Tracking error curves
图 3 跟踪误差曲线图

3 结论

现代航空事业对空中交通管制设备有更新、更高的要求，运用高科技来提高我国的民航和军用航空的先进性是今后我国航空事业发展的战略重点，对现在和各类空中交通设备的改选，特别是研究出我国自己的空中防撞技术，制造出我们自己的机载防撞设备，是我国空中力量得到提高和发展的重点。基于此，本文主要对空中交通防撞系统中目标跟踪模块进行了研究。通过仿真证明采用 IMM-EKF 目标跟踪算法能对机动飞行目标实现准确跟踪，从而掌握了空中目标的精确飞行轨迹，对确保飞行安全，防止空中相撞起到了积极作用。 (下转第 430 页)