

文章编号: 1000-6893(2006)03-0481-05

一种二维耦合模型机动目标跟踪算法

王铁军, 张明廉

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100083)

Two Dimensional Model for Maneuvering Target Tracking

WANG Tie-jun, ZHANG Ming-lian

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

摘要: 针对雷达跟踪固定翼飞机的单目标跟踪问题, 提出了一种新的二维耦合运动模型。该方法把切向加速度和法向加速度作为状态变量, 给出了切向加速度和法向加速度为常值时解析计算状态转移的方法。该模型可以较好地一步预测目标加速度的变化, 而且法向和切向加速度的过程噪声可以分别设置。利用该耦合模型的滤波方法, 显著地改善了滤波效果, 尤其是对加速度的估计。

关键词: 机动目标跟踪; 卡尔曼滤波; 二维水平运动模型; 耦合模型; 状态估计

中图分类号: TN820.4 文献标识码: A

Abstract: A new two dimensional target maneuver model is presented. Tangential and normal accelerations are in the state vector. An analytical solution is presented to compute the state transfer function when both normal and tangential acceleration are constant. This model can give a better priori acceleration estimation. Tangential and normal accelerations are driven by white noise respectively in the model, and have different noise levels. The new filter algorithm provides a better performance, especially in the acceleration estimation.

Key words: maneuvering target tracking; Kalman filter; two dimensional horizontal motion model; coupled model; state estimation

目前, 在机动目标跟踪中普遍使用扩展卡尔曼滤波方法, 该方法的核心是要建立符合被跟踪对象运动特征和噪声特征的目标运动模型。目前常用方法是使用解耦类模型, 如常加速度(CA)模型、Singer模型和当前统计模型。解耦模型的优点是简单, 缺点是难以抓住目标运动特征和噪声特征。文献[1]中列举了一些二维和三维的耦合模型。相对于解耦模型, 耦合模型比较复杂。

提出了一种新的二维耦合运动模型, 该模型用法向和切向加速度描述目标的加速度。相对于把加速度分解到固定坐标系上的方法, 它的优势在于:

(1) 可以反映固定翼飞机的运动特征, 能较好地一步预测飞机加速度矢量的变化;

(2) 切向和法向加速度的过程噪声可以分别设置, 这样就可以利用固定翼飞机法向加速度能力大于切向加速度能力的特点, 使过程噪声描述更贴切。

相对于文献[1]中列举的二维耦合模型, 本文

的方法可以更直接的给出加速度估计, 而且是单模型方法。该方法可以改善目标做转弯运动时的滤波效果, 对加速度估计的改善尤为显著。

1 滤波对目标运动模型的要求

为了设计一个好的卡尔曼滤波器, 关键在于为对象建立贴切的描述模型。模型中要把已知的对象特点尽可能多地包含进去, 而只把尽可能少的未知信息描述为随机量。

首先, 模型应该反映目标的运动特性。对于固定翼飞机, 它的加速度(受力)和速度矢量的运动是相关的。例如, 在协调转弯时, 随着速度矢量的转动, 加速度矢量也在转动。目前普遍使用的解耦模型方法, 是一种过于简化的方法, 它们反映的固定翼飞机的运动特性太少, 这是限制其性能提高的主要原因。为了反映固定翼飞机的运动特性, 一种极端的做法就是把飞机方程包含在目标模型中, 但是这将使模型复杂得难以分析和实现。所以, 还需要对目标运动特征进行简化。

其次, 模型中的最大概率的运动模式应该有较好的适应性。这一条和第1条密切相关, 它也可以

表述为:模型的加速度一步预测应该有较好的适应性。一般使用的目标模型中,最大概率的情况是过程噪声为零,也就是去掉过程噪声的情况。以 CA 模型为例,它把加速度分解到直角坐标系,它的最大概率情况是认为目标的加速度矢量维持不变,这体现在它的一步预测中加速度维持不变。这种预测方法显然适应性很差。从解耦的单坐标轴上无法进行很好的加速度预测,这也是解耦类模型中众多的自适应方法都收效不大的原因。

再者,模型的过程噪声应该贴切,即在合理的范围内尽可能小。这一条和第 2 条密切相关,因为如果加速度预测的好,就可以适当减小过程噪声。固定翼飞机有法向加速度能力大于切向加速度能力的特点,所以模型中切向加速度的过程噪声应该设得比法向加速度的小,这样才比较贴切。而在解耦类模型中,很难做到区分法向和切向加速度的过程噪声。

以法向和切向加速度作为二维平面内固定翼飞机加速度的描述,就可以较好地满足以上 3 个条件。首先,它使加速度矢量自然地随速度矢量变化,反映固定翼飞机的运动特性。其次,它在最大概率运动模式下,法向和切向加速度保持不变,这可以组合出固定翼飞机的 4 种典型运动模式,有很好的适应性。再者,在这种模型中可以有针对性地分别设置法向和切向加速度的过程噪声,对噪声的描述更贴切。

下面就来构造这种以法向和切向加速度作为加速度描述的二维耦合目标运动模型。

2 二维耦合模型方法

文献[1]中列举了一些已有的二维耦合模型方法。这里提出的方法把切向加速度 a_t 和法向加速度 a_n 作为状态变量进行估计,并给出了 a_t, a_n 为常值时的精确状态预测方法。以精确状态预测为基础,用数值微分方法计算预测状态的方差。该方法虽然较解耦类方法复杂,但是可以得到很好的滤波效果。

2.1 目标的连续状态方程

在二维水平面内研究对单目标的跟踪问题。取目标的状态变量为 $X = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y} \quad a_t \quad a_n]^T$, 依次为目标在 x, y 轴上的位置和速度,以及切向和法向加速度。速度的大小 $v = \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}$, v 总是大于零。切向加速度 a_t 以使 v 增大的方向为正。法向加速度 a_n 以使速度向量

逆时针转动时为正。系统的连续微分方程组

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \ddot{x} \\ \dot{y} \\ \ddot{y} \\ a_t \\ a_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ (a_t \dot{x} - a_n \dot{y}) / \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2} \\ \dot{y} \\ (a_t \dot{y} + a_n \dot{x}) / \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} w_t + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} w_n \quad (1)$$

其中: w_t 和 w_n 分别是方差为 σ_t^2 和 σ_n^2 的零均值高斯白噪声。式(1)可以简写为

$$\dot{X} = g(X) + B_t w_t + B_n w_n \quad (2)$$

2.2 预测状态

计算一步状态预测 $X(k+1|k)$ 的问题,也就是计算式(1)中确定性部分的状态转移问题。将该问题描述为:已知状态初值 $X(0)$, a_t 和 a_n 为常值,求经过时间 t 后的 $X(t)$ 。

式(1)是比较复杂的非线性微分方程,直接积分求解很困难,但适当迂回还是可以解析计算的。

以 $X(0)$ 的位置 $P(0)$ 为原点,以 $X(0)$ 的速度方向 $V(0)$ 为 x_1 轴正向,建立一个新的直角坐标系 $P(0)x_1y_1$, 求在这个新直角坐标系下的位置增量 $x_1(t)$ 和 $y_1(t)$ 。状态转移示意图如图 1 所示,其中 P, V, A 分别为目标的位置、速度和加速度矢量。

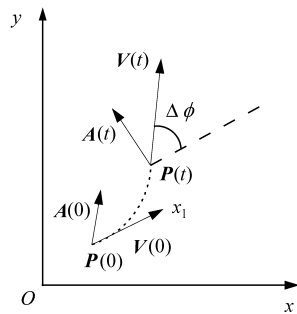


图 1 切向和法向加速度为常值时的状态转移

Fig 1 State transfer, the tangential and normal accelerations being constant

速度大小的变化

$$v(t) = v(0) + a_t t \quad (3a)$$

以 ϕ 表示速度矢量的角度,速度矢量转过的角度

$$\Delta\phi(t) = \phi(t) - \phi(0) = \int_0^t \frac{a_n}{v(\tau)} d\tau = \begin{cases} \frac{a_n}{a_t} \ln \left[1 + \frac{a_t t}{v(0)} \right] & (a_t \neq 0) \\ \frac{a_n t}{v(0)} & (a_t = 0) \end{cases} \quad (3b)$$

直角坐标系 $P(0) x_1 y_1$ 下的位置转移为

$$x_1(t) = \int_0^t v(\tau) \cos(\Delta\phi(\tau)) d\tau =$$

$$- \frac{2a_1 v^2(0) + v^2(t) [2a_1 \cos(\Delta\phi(t)) + a_n \sin(\Delta\phi(t))]}{4a_1^2 + a_n^2} \quad (3c)$$

$$y_1(t) = \int_0^t v(\tau) \sin(\Delta\phi(\tau)) d\tau =$$

$$\frac{a_n v^2(0) + v^2(t) [2a_n \sin(\Delta\phi(t)) - a_1 \cos(\Delta\phi(t))]}{4a_1^2 + a_n^2} \quad (3d)$$

式(3c)和式(3d)要求 a_1, a_n 不同时为零。 a_1, a_n 同时为零的情况就是匀速直线运动,这时 $X(t)$ 很容易计算,此处略去。

在二维平面内,可以用复数表示矢量。借助复数运算在式(3)的基础上计算 $X(t)$,

$$P(t) = P(0) + \langle x_1(t), y_1(t) \rangle \frac{V(0)}{|V(0)|} \quad (4)$$

$$V(t) = v(t) \langle \cos[\phi(t)], \sin[\phi(t)] \rangle \quad (5)$$

其中: $\langle a, b \rangle$ 表示复数 $a + bi$ 。

有了式(3)~式(5)就可以解析计算 $X(t)$ 。因为联合的 $X(t)$ 解析式太复杂,这里不做进一步的合成,只把它简单表示成

$$X(t) = f(X(0), t) \quad (6)$$

根据式(6)可以得到状态预测公式

$$X(k+1|k) = f(X(k), T) \quad (7)$$

其中 T 是采样周期。这里得出的状态转移计算过程是解析的,可以保证计算的精确性,是下面数值微分的良好基础。

2.3 预测状态的方差阵

为了计算预测状态的方差阵 $P(k+1|k)$,需要对状态转移方程进行线性化,即求矩阵 $\Phi(k)$,

$$\Phi(k) = \frac{\partial X(k+1|k)}{\partial X(k)} \quad (8)$$

虽然可以从 2.2 节的结果中通过求微分得到解析的 $\Phi(k)$ 表达式,但得到的表达式将很复杂。这里用数值的方法求 $\Phi(k)$ 。

矩阵 $\Phi(k)$ 中有些元素可以很容易确定,

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} 1 & z_{12} & 0 & z_{14} & z_{15} & z_{16} \\ 0 & z_{22} & 0 & z_{24} & z_{25} & z_{26} \\ 0 & z_{32} & 1 & z_{34} & z_{35} & z_{36} \\ 0 & z_{42} & 0 & z_{44} & z_{45} & z_{46} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

可见 $\Phi(k)$ 第 1, 第 3 列已知,剩下 4 列含有未知量。

从式(8)中 $\Phi(k)$ 的定义出发,用数值的方法计算它。令 $(\Delta)_i (i = 2, 4, 5, 6)$ 是与 $X(k)$ 同维的起微调作用的列向量,它的第 i 个元素为非零的小量 δ ,其他元素都为零。用 $\Phi_i(k)$ 表示 $\Phi(k)$ 的第 i 列。 $\Phi_i(k)$ 的数值微分解

$$\Phi_i(k) = \frac{f(X(k) + \Delta_i, T) - f(X(k), T)}{\delta} \quad (10)$$

得到 $\Phi_i(k)$ 后,把前 4 个元素填进式(9)对应未知元素中,最终得到 $\Phi(k)$ 。

w_1 和 w_n 对应的过程噪声方差阵 $Q(k)$ 也很难求解。这里使用一种粗略的计算方法,

$$Q(k) = Q_1(k) + Q_n(k) =$$

$$T \sigma_1^2 \Phi_1(k) B_1 B_1^T \Phi_1^T(k) + T \sigma_n^2 \Phi_n(k) B_n B_n^T \Phi_n^T(k) \quad (11)$$

按照式(11)得出的 $Q(k)$ 中, a_1 和 a_n 对应的方差增量分别是 $T \sigma_1^2$ 和 $T \sigma_n^2$,这符合高斯白噪声积分的规律。 σ_1^2 和 σ_n^2 的物理意义是 a_1, a_n 在经过一秒钟后方差的增量,具体值需要手工调整。 σ_1^2 和 σ_n^2 偏小时估计出的轨迹光滑,但反应慢;偏大时估计出的轨迹噪声大,但反应快。根据这一特点,不准寻找到合适的值。

根据卡尔曼滤波的公式,得

$$P(k+1|k) = \Phi(k)P(k|k)\Phi^T(k) + Q(k) \quad (12)$$

2.4 测量方程及其线性化

测量量是距离 r 和方位角 θ 。测量方程为

$$Y(t) = h[X(t)] + V(t)$$

$V(t) = [w_R \ w_\theta]^T$ 是零均值高斯白噪声,测量噪声方差阵用 R 表示,

$$h[X(t)] = \begin{bmatrix} r \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2} \\ \arcsin\left[\frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2}}\right] \end{bmatrix} \quad (13)$$

线性化式(13),得到测量矩阵

$$H(k+1) = \left. \frac{\partial h[X]}{\partial X} \right|_{X=X(k+1|k)} =$$

$$\left[\begin{array}{cccccc} \frac{x}{r} & 0 & \frac{y}{r} & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{y}{r^2} & 0 & \frac{x}{r^2} & 0 & 0 & 0 \end{array} \right] \Bigg|_{X=X(k+1|k)} \quad (14)$$

2.5 滤波的具体步骤

滤波的具体步骤为:

(1) 由式(7)计算 $X(k+1|k)$;

- (2) 由式(10)计算 $\Phi(k)$;
- (3) 由式(11)计算 $Q(k)$;
- (4) 由式(12)计算 $P(k+1|k)$;
- (5) 由式(14)计算 $H(k+1)$;
- (6) 计算滤波增益阵

$$K(k+1) = P(k+1|k)H^T(k+1) \cdot$$

$$[H(k+1)P(k+1|k)H^T(k+1) + R(k+1)]^{-1};$$

- (7) 由式(13)计算测量的预测值

$$h[X(k+1)|k];$$

- (8) 用测量 $Y(k+1)$ 进行状态更新

$$X(k+1) = X(k+1|k) +$$

$$K(k+1)[Y(k+1) - h[X(k+1|k)]];$$

- (9) 状态方差阵更新

$$P(k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k+1|k).$$

3 仿真结果

测试用的目标飞行轨迹如图 2 所示, 雷达位于原点, 目标初始位置 $[5000, 0]$ m, 初始速度 $[300, 0]$ m/s。目标先匀速直线飞行 5 s, 后做法向加速度为 80 m/s^2 的匀速转弯 270° , 用时约 17 s, 再匀速直线飞行 5 s。测试轨迹的计算可以用本文的状态转移计算方法, 这样测试轨迹本身的精确性有保证。

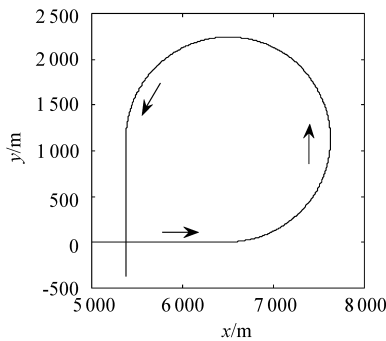


图 2 测试中目标的飞行轨迹

Fig 2 Target's track used for test

测量的距离误差的均方根为 25 m, 角度误差的均方根为 0.001 rad , 雷达采样周期 $T = 0.01 \text{ s}$ 。模型参数, 取 CA 模型的 $\sigma^2 = 500$, 耦合模型中 $\alpha^2 = 4$, $\sigma_n^2 = 225$, $\delta = 0.001$ 。经 500 次随机仿真, 滤波结果如图 3~ 图 5 所示。其中, “2D” 表示二维耦合模型方法。

仿真结果表明, 不论目标是做匀速直线运动还是协调转弯运动, 耦合模型的加速度估计都比 CA 模型的改善了很多。在转弯阶段, 因为 a_x 和 a_n 都是常值, 符合本文耦合模型的特性; 相反, 对于 CA 模型, 此时的加速度却是在变化中, 所以估

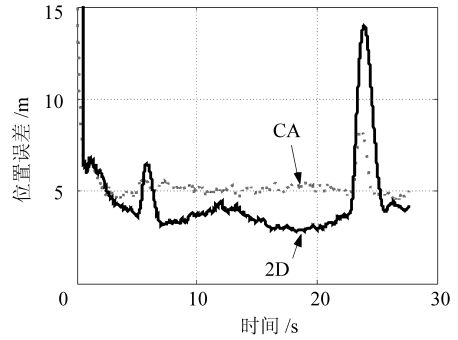


图 3 位置滤波误差的均方根

Fig 3 Standard deviation of position error

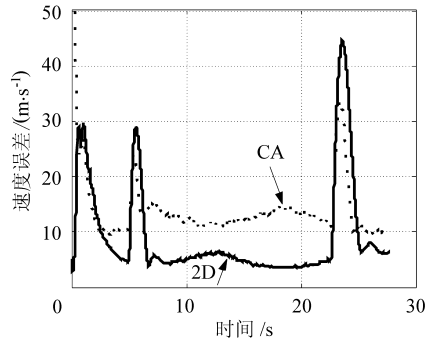


图 4 速度滤波误差的均方根

Fig. 4 Standard deviation of filtered velocity error

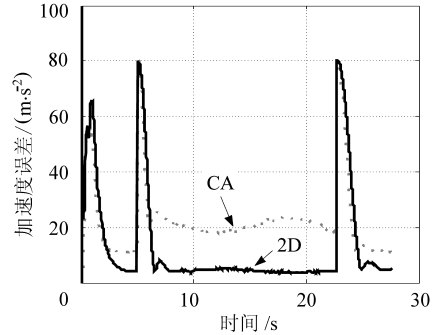


图 5 加速度滤波误差的均方根

Fig 5 Standard deviation of filtered acceleration error

计误差比较大。CA 模型为了应对目标转弯时加速度的大幅变化, 采用了大的过程噪声值, 这严重降低了目标匀速直线运动时的性能; 而耦合模型在目标匀速直线运动时的性能下降(与常速度模型相比)就小得多。耦合模型在转弯结束时对位置和速度的估计效果略差, 是因为法向加速度来不及及收敛造成的, 这是该方法还需要改进的地方。

图 6 是直角坐标系 x 轴上加速度估计均值的对比, 反映估计的无偏性。为了对比, 将耦合模型的加速度估计转换到了直角坐标上。从图 6 中可以看出, 耦合模型方法在有机动和无机动时都有

较好的无偏性,而 CA 模型方法在目标机动时的加速度估计是明显有偏的。

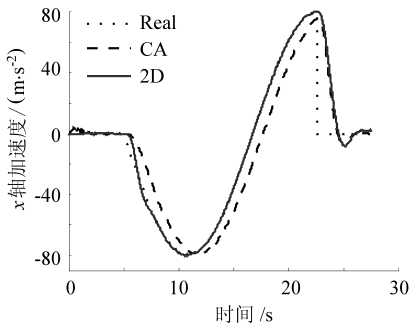


图6 加速度估计均值在 x 轴上的对比

Fig. 6 Contrast of the mean value of acceleration estimate in x axis

4 结论

提出了一种新的二维耦合运动模型,其优势在于把切向加速度和法向加速度加入到状态变量中。首先,该方法使加速度矢量自然地随速度矢量变化,反映固定翼飞机的运动特性。其次,它在最大概率运动模式下,法向和切向加速度保持不变,这可以组合出固定翼飞机的4种典型运动模式,有很好的适应性。再者,在这种模型中可以有

针对性地分别设置法向和切向加速度的过程噪声,对过程噪声的描述更贴切。

仿真结果表明,提出的方法对于目标的直线运动和协调转弯运动都有很好的跟踪效果,这是仅从解耦观点出发的模型难以做到的。

该方法的缺点是分析较复杂,采用了一些近似计算方法,计算量有所增加。

进一步的研究方向是将该方法扩展到三维。

参 考 文 献

- [1] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking part I: dynamic models[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1333-1364.
- [2] Best R A, Norton J P. A new model and efficient tracker for a target with curvilinear motion[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(3): 1030-1037.

作者简介:

王铁军(1976-) 男,山东平度人,博士研究生,研究领域为机动目标跟踪、飞行器制导与控制。E-mail: wtjen@163.com。

张明廉(1934-) 男,湖北汉口人,教授,博士生导师,研究领域为飞行自动控制、智能控制等。

(责任编辑:鲍亚平)