

文章编号: 1672-8785(2009)11-0040-05

一种基于毫米波 / 红外复合制导的跟踪滤波算法

李相平¹ 王光复² 张 炜³

(1. 海军航空工程学院电子信息工程系, 山东烟台 264001 ;

2. 海军航空工程学院研究生管理大队, 山东烟台 264001 ;

3. 92854 部队 705 厂, 广东湛江 524016)

摘 要: 信息融合技术是毫米波 / 红外复合制导的关键技术之一, 其中目标跟踪算法的优劣直接决定了系统的性能。针对毫米波与红外复合制导的目标跟踪, 首先对毫米波传感器和红外传感器的量测数据进行了融合, 并提出了一种改进的跟踪滤波算法。该跟踪算法能根据目标的机动情况实时获得滤波增益, 并及时调整滤波方程, 从而获得良好的跟踪效果。最后对目标的直线运动和改变航向的直线运动进行了仿真分析。仿真结果表明, 与其它滤波算法相比, 该算法的跟踪效果良好, 跟踪精度较高且计算量少。

关键词: 毫米波; 红外; 复合制导; 融合; 跟踪滤波

中图分类号: TJ765.3 **文献标识码:** A

A Tracking Filter Algorithm Based on MMW/IR Combined Guidance

LI Xiang-ping¹, WANG Guang-fu², ZHANG Wei³

(1. Department of Electronic Engineering of NAEI, Yantai 264001, China;

2. Graduate School of NAEI, Yantai 264001, China;

3. 705 Factory, 92854 Force, Zhanjiang 524016, China)

Abstract: Information fusion technology is one of the key technologies of millimeter wave/infrared (MMW/IR) combined guidance. Its target tracking algorithm can directly affect the performance of a MMW/IR combined guidance system. According to the target tracking of MMW/IR combined guidance, the measurement data from both a MMW sensor and an IR sensor are fused firstly and an improved alpha-beta tracking filter algorithm is proposed. The algorithm can obtain the filter gain in light of the maneuver situation of a target in real time and adjust the filter equations in time, so as to obtain good tracking performance. Finally, the linear motion and the course-changed linear motion of the target are simulated with the improved algorithm. The simulation result shows that compared with other filter algorithms, the improved algorithm has a better tracking effectiveness, a higher tracking accuracy and a less computation quantity.

Key words: MMW; IR; combined-guidance; fusion; tracking filter

1 引言

多模复合制导已成为精确制导武器的发展

方向。采用毫米波 / 红外成像双模复合制导系统, 可以有效地提高制导系统的精度。它们各有优缺点: 红外成像可以测得目标的成像信息,

收稿日期: 2009-06-25

作者简介: 王光复 (1982-), 男, 湖南娄底人, 在读硕士, 研究方向为复合制导信息融合技术。E-mail: h013131@sohu.com

并具有测角精度高、测量连续等优点,但是它不能测距;毫米波雷达具有全天候测角和测距等优点,但其测角精度低且易受干扰。因此,如果将两者的观测信息有效融合,就可以改善目标的跟踪精度,并增强目标跟踪的鲁棒性和抗干扰能力^[1,2]。

为解决机动目标的跟踪问题,许多学者对此进行了研究,并提出了许多跟踪算法,如最小二乘滤波算法、卡尔曼滤波算法、 $\alpha-\beta$ 滤波算法以及各种自适应滤波算法^[3]。这些算法在特定的条件下对目标机动问题能进行比较准确的描述,但当条件发生变化时,这些算法的跟踪性能会有不同程度的变化。针对 $\alpha-\beta$ 滤波算法的不足,本文提出了一种改进的滤波算法,然后在跟踪目标的直线飞行和改变航向的直线飞行两种情况下对该算法进行了仿真分析,证明该算法的跟踪效果较好,算法模型简单。

2 基于毫米波 / 红外数据融合的目标跟踪模型

基于毫米波 / 红外复合制导数据融合改进的 $\alpha-\beta$ 滤波目标跟踪系统如图1所示。

2.1 基于毫米波 / 红外复合制导系统的量测模型

毫米波雷达可以直接提供目标的距离、方位角和俯仰角量测信息,其量测模型为

$$\begin{cases} r_R(k) = r(k) + v_{rR}(k) \\ \theta_R(k) = \theta(k) + v_{\theta R}(k) \\ \phi_R(k) = \phi(k) + v_{\phi R}(k) \end{cases} \quad (1)$$

式中, $r_R(k)$ 、 $\theta_R(k)$ 、 $\phi_R(k)$ 为毫米波雷达的测量值,不带下标的量为实际值, v_{rR} 、 $v_{\theta R}$ 、 $v_{\phi R}$ 是均值为零、方差分别为 σ_{rR}^2 、 $\sigma_{\theta R}^2$ 、 $\sigma_{\phi R}^2$ 的高斯白噪声,目标状态向量选为惯性坐标系中的位置、速度和加速度,即:

$$X(k) = [x(k) \dot{x}(k) \ddot{x}(k) y(k) \dot{y}(k) \ddot{y}(k) z(k) \dot{z}(k) \ddot{z}(k)]^T \quad (2)$$

则有:

$$\begin{bmatrix} r_R(k) \\ \theta_R(k) \\ \phi_R(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2(k) + y^2(k) + z^2(k)} \\ \arctan \frac{z(k)}{x(k)} \\ \arctan \frac{y(k)}{\sqrt{x^2(k) + z^2(k)}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{rR}(k) \\ v_{\theta R}(k) \\ v_{\phi R}(k) \end{bmatrix} \quad (3)$$

红外成像传感器提供的是目标质心的方位角和俯仰角的量测值,其量测模型为

$$\begin{cases} \theta_I(k) = \theta(k) + v_{\theta I}(k) \\ \phi_I(k) = \phi(k) + v_{\phi I}(k) \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\theta_I(k)$ 和 $\phi_I(k)$ 为红外传感器的量测值, $\theta(k)$ 和 $\phi(k)$ 为实际角度, $v_{\theta I}$ 和 $v_{\phi I}$ 为角度量测噪声,它们是均值为零、方差为 $\sigma_{\theta I}^2$ 和 $\sigma_{\phi I}^2$ 的高斯白噪声,目标的状态向量同上,则其有:

$$\begin{bmatrix} \theta_I(k) \\ \phi_I(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan \frac{z(k)}{x(k)} \\ \arctan \frac{y(k)}{\sqrt{x^2(k) + z^2(k)}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{\theta I}(k) \\ v_{\phi I}(k) \end{bmatrix} \quad (5)$$

2.2 数据对准

由于两种传感器的量测数据是在各自坐标系中取得的,其采样周期和数据率不一样,因此,在对两种传感器的量测信息进行数据融合时,需要将它们统一到公共的时间和空间参考点,即数据对准。

由于毫米波和红外传感器位于同一导引头上,空间对准可通过它们的间距和两坐标系所成夹角来表示,并通常将红外传感器的数据对准到毫米波雷达坐标系中。假设红外视场位于



图1 毫米波 / 红外数据融合的改进的 $\alpha-\beta$ 目标滤波跟踪系统的框图

毫米波视场内,且毫米波坐标系与红外坐标系的相对角度为 θ , OI 在毫米波坐标系中的坐标为 (X, Y) ,目标在红外坐标系中的位置为 (x_I, y_I) ,则根据转换关系,我们可以推导出该目标在毫米波坐标系中的位置为

$$\begin{cases} x_R = x_I \cos \theta - y_I \sin \theta + X \\ y_R = x_I \sin \theta + y_I \cos \theta + Y \end{cases} \quad (6)$$

时间对准通常采用内插或外推的方法进行。假设 z_1 为毫米波传感器在 t_1 时刻得到的量测值; z_2 为红外传感器在 t_2 时刻得到的量测值; z_3 为红外传感器在 t_3 时刻获得的量测值,且有 $t_2 < t_1 < t_3$ 。由于 t_2 与 t_3 之间的时间间隔很短,我们可以认为在这段时间间隔之内其变化是线性的。通过对 z_2 和 z_3 进行线性插值,可得到毫米波传感器在 t_1 时刻的量测值为^[4]

$$z = z_2 + \frac{t_1 - t_2}{t_3 - t_2} (z_3 - z_2) \quad (7)$$

对准后的红外量测数据为: $[\hat{\theta}_I \ \hat{\phi}_I]^T$,其方差分别为 $\hat{\sigma}_{\theta I}^2$ 和 $\hat{\sigma}_{\phi I}^2$ 。

2.3 数据融合

在毫米波雷达和红外传感器的量测数据经过数据对准后,就可以将其量测信息进行数据融合。数据融合的方法有很多,本文采用加权平均方法,根据融合以后信息均方根误差最小的原则,得到融合后的目标量测值和方差如式(8)和式(9):

$$\begin{cases} \theta_{IR}(k) = \sigma_{\theta IR}^2 \left(\frac{\hat{\theta}_I}{\sigma_{\theta I}^2} + \frac{\theta_R}{\sigma_{\theta R}^2} \right) \\ \phi_{IR}(k) = \sigma_{\phi IR}^2 \left(\frac{\hat{\phi}_I}{\sigma_{\phi I}^2} + \frac{\phi_R}{\sigma_{\phi R}^2} \right) \\ r_{IR}(k) = r_R(k) \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \sigma_{\theta IR}^2 = \frac{\sigma_{\theta I}^2 \sigma_{\theta R}^2}{\sigma_{\theta I}^2 + \sigma_{\theta R}^2} \\ \sigma_{\phi IR}^2 = \frac{\sigma_{\phi I}^2 \sigma_{\phi R}^2}{\sigma_{\phi I}^2 + \sigma_{\phi R}^2} \\ \sigma_{r IR}^2 = \sigma_{r R}^2 \end{cases} \quad (9)$$

3 改进的 $\alpha - \beta$ 滤波算法

3.1 $\alpha - \beta$ 滤波算法模型

$\alpha - \beta$ 滤波算法是一种简单的易于工程实现的常增益滤波方法,且已广泛应用于各种系统的跟踪滤波器的设计中。它的最大优点是增益矩阵可以离线计算,是卡尔曼跟踪滤波的简化方案,在应用时一般假设目标航线为直线,观测噪声平稳。设目标状态方程和量测方程为

$$X(k+1) = \Phi(k)X(k) + G(k)v(k)$$

$$z(k+1) = H(k+1)X(k+1) + w(k+1) \quad (10)$$

式中, $v(k)$ 是均值为零、方差为 $q = E[v(i)v^T(j)]$ 的高斯白噪声序列, $w(k+1)$ 是均值为零、方差 $r = E[w(i+1)w^T(j+1)]$ 的高斯量测噪声。且 $\Phi(k) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $G(k) = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix}$, $H(k+1) = [1 \ 0]$ 。

可以得到 $\alpha - \beta$ 滤波方程为^[5]

$$\begin{cases} \hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + K[z(k) - H(k)\hat{X}(k/k-1)] \\ \hat{X}(k/k-1) = \Phi(k)\hat{X}(k-1/k-1) \\ K = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta/T \end{bmatrix} \end{cases} \quad (11)$$

$\alpha - \beta$ 滤波器仅适应于稳态且增益值较小的情况。它假设目标作匀速直线运动,且目标观测噪声对跟踪质量和稳定性有较大影响。滤波的开始阶段属于瞬态过程,若采用常增益阵,滤波性能将变差,估计方差会很大。若增益阵太小,则滤波收敛速度慢,这不符合跟踪系统的实时要求。因此对 α 、 β 参数的选取应使滤波器既具有很好的噪声平滑特性,又具有良好的机动跟踪能力。在此引入针对机动目标的自适应跟踪算法,以自适应调整滤波增益,从而改进 $\alpha - \beta$ 滤波。

3.2 滤波算法的改进

针对常增益滤波仅适应于稳态且增益较小的目标跟踪,本文提出改进的滤波算法,其基本思想是实时获得滤波增益,并在跟踪目标的航向发生改变时通过及时调整滤波方程来获得良好的跟踪效果。

算法的条件是检测机动目标,其方法如下:在目标的预测位置周围形成一窄(内)一宽(外)

两个相关区, 根据点迹落入的相关区, 判决目标是否机动, 并按加速度的估值大小选择合适的滤波参数 α 、 β 。如果点迹落在里面的窄相关区内, 则 α 、 β 取小值; 如果点迹落在宽相关区内, 则 α 、 β 取大值, 这相当于使跟踪滤波器重新初始化^[6]。

实时获得滤波增益的具体步骤如下:

(1) 定义“信噪比”参数

$$r = \frac{\sigma_w^2 T^4}{4\sigma_n^2} \quad (12)$$

式中, σ_w^2 为目标距离的机动方差, σ_n^2 为方位角方向测量误差的方差, T 为扫描周期。

(2) 得出 $\alpha(k)$ 、 $\beta(k)$ 与 r 之间的关系

$$\alpha(k) = \frac{r + 4\sqrt{r}}{2} \left(\sqrt{1 + \frac{4}{r + 4\sqrt{r}}} - 1 \right) \quad (13)$$

$$\beta(k) = 2[2 - \alpha(k)] - 4\sqrt{1 - \alpha(k)} \quad (14)$$

这里的关键是实时获得机动方差。

(3) 实时获得 σ_w^2

对于采样率较高的两种传感器, 我们可以认为相邻两个采样点之间的近似目标无机动, 而在两个扫描周期之间目标机动由加速度项来表示, 其方差为 σ_w^2 , 同时定义残差为

$$v(k) = z(k) - P(k) \quad (15)$$

$v(k)$ 既反映了量测误差的大小, 也反映了目标的机动情况。设残差有 N 个抽样值, 根据统计知识可得出其方差为

$$\sigma_v^2 = \frac{\sum_{i=1}^N v^2(i)}{N} \quad (16)$$

由于目标的机动情况会不断变化, 因此残差方差也是一个时变参数。一般设置一个宽度为 N 的扫描周期滑窗, 利用滑窗内的数据来近似计算方差, 如下:

$$\sigma_v^2(k) = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} v^2(k-i)}{N} \quad (17)$$

这里, N 一般选 3~5, 将 $\sigma_v^2(k)$ 当作 $\sigma_w^2(k)$, 这就为 $\alpha(k)$ 和 $\beta(k)$ 提供了自适应获取的方法。

(4) 实时获取滤波过程中的 $\alpha(k)$ 和 $\beta(k)$

为了减少计算量和提高运算速度, 事先可根据要跟踪目标的运动情况按 $\sigma_w^2/\sigma_\alpha^2$ 的估计值

大小, 脱机求得所对应的 $\alpha(k)$ 和 $\beta(k)/T$ 并存于计算机内存中。在进行跟踪滤波时, 实时求得 $\sigma_w^2/\sigma_\alpha^2$, 按其大小查表求得对应的滤波增益 $\alpha(k)$ 和 $\beta(k)$, 以实现快速自适应滤波。

3.3 仿真分析

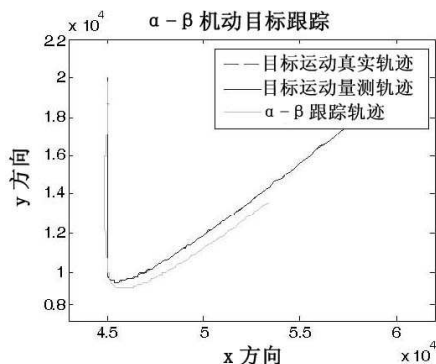
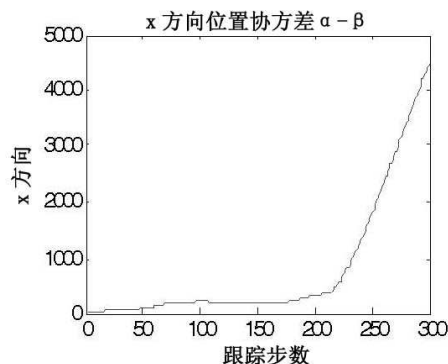
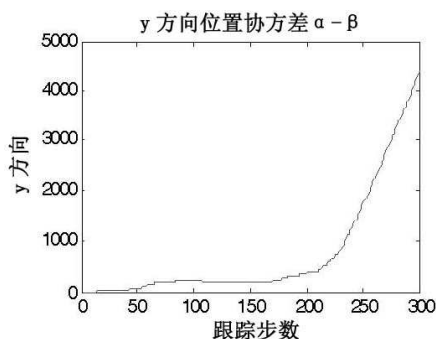
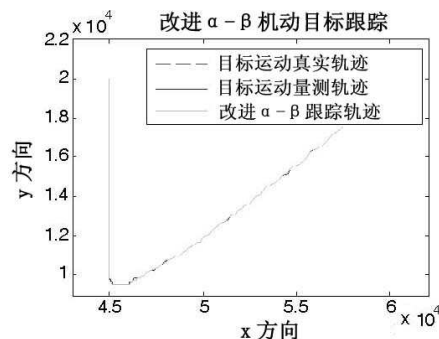
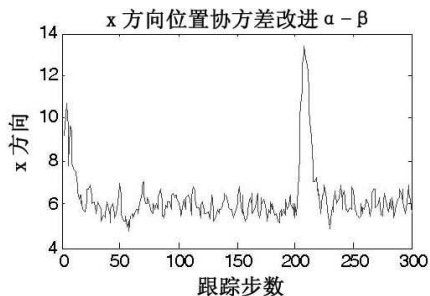
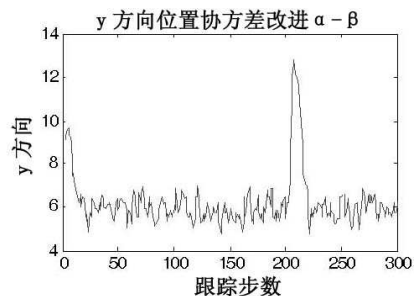
对直线加速运动、改变航向的直线飞行的目标跟踪进行了仿真分析。结果表明, 改进的 $\alpha-\beta$ 滤波具有良好的跟踪性能。下面给出仿真情况。

假设目标在某一海平面上直线航行, 并假设导弹掠海攻击目标, 我们将目标坐标建立在以导弹质心为原点的坐标系中, 海平面为 X-Y 平面, 初始状态为 $X_0 = [45000 \ 20000 \ 0 \ -100]^T$, 航行时间为 30s, 前 20s 作速度为 100m/s 沿 Y 轴负方向的匀速直线运动, 后 10s 作转向为 10m/s² 的加速运动。

系统的状态噪声方差初始值为 $0.03^2 I_{3 \times 3}$, 雷达采样周期 $T_R = 1s$, 距离和方位量测噪声方差分别为 $\sigma_{rR}^2 = 20^2$, $\sigma_{\theta R}^2 = \sigma_{\phi R}^2 = 0.001$ 。红外采样周期 $T_I = 0.2s$, 方位量测噪声方差分别为 $\sigma_{\theta I}^2 = \sigma_{\phi I}^2 = 0.01^2$ 。

在跟踪目标的过程中, 我们假设已完成对毫米波与红外量测数据的融合, 并分别利用传统的 $\alpha-\beta$ 滤波和改进的 $\alpha-\beta$ 滤波对毫米波/红外复合导引头目标跟踪系统进行仿真, 其结果如图 2~图 7 所示。

比较图 2 和图 5 可以看出, 改进的 $\alpha-\beta$ 滤波器的跟踪效果要明显优于传统的 $\alpha-\beta$ 滤波器, 它在航向发生改变时仍能很好地跟踪目标。而传统的 $\alpha-\beta$ 滤波器一般适应于匀速或匀加速直线运动, 在发生航向改变机动时, 它不能很好地跟踪目标, 以致最后丢失了目标。改进的 $\alpha-\beta$ 对一般性的改变航向的直线运动目标跟踪有较强的适应性, 且计算量较少。另外, 比较图 3、图 4 和图 6、图 7 也可以看出, 传统的 $\alpha-\beta$ 滤波器在目标刚开始匀速直线运行阶段的跟踪误差协方差较小, 但当目标发生机动时, 其误差协方差迅速增加, 从而导致跟踪性能迅速下降。而改进的 $\alpha-\beta$ 滤波器的跟踪误差协方差明显减少, 在发生转向机动时, 误差协方差的增加也不大, 且其跟踪误差协方差的收敛性较好, 收敛速

图 2 $\alpha-\beta$ 滤波器跟踪目标位置图图 3 $\alpha-\beta$ 滤波 x 方向位置协方差图 4 $\alpha-\beta$ 滤波 y 方向位置协方差图 5 改进的 $\alpha-\beta$ 跟踪目标位置图图 6 改进的 $\alpha-\beta$ 滤波 x 方向位置协方差图 7 改进的 $\alpha-\beta$ 滤波 y 方向位置协方差

度较快, 并具有良好的稳定性。因此利用改进的 $\alpha-\beta$ 滤波不但能很好地跟踪直线运动的目标, 而且还能较好地跟踪航向变化的运动目标, 且计算量也较少。

4 结论

本文针对毫米波 / 红外复合制导的背景, 首先对毫米波传感器和红外传感器的量测数据进行了融合, 并在此基础上提出了一种用于跟踪机动目标的改进的 $\alpha-\beta$ 滤波。该跟踪算法可以实时获得滤波增益, 在被跟踪目标航向发生改变时可以及时调整滤波方程。对该算法进行了仿真。仿真结果表明, 该算法对一般性改变航

向的直线运动目标的跟踪效果良好。

参考文献

- [1] 刘隆和. 多模复合寻的制导技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1998.
- [2] 顾聚兴 编译. 多传感器和多源信息的融合: 结构、算法和应用 [J]. 红外, 2007, 28(5): 47-48.
- [3] 孙仲康. 雷达数据数字处理 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1983.
- [4] 杜婕婕. 毫米波 / 红外双模精确制导信息融合技术研究 [D]. 西安电子科技大学, 2006: 36.
- [5] 何友, 修建娟, 等. 雷达数据处理及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.
- [6] 许陆平. 跟踪机动目标的自适应滤波算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 1998, 25(3): 314-317.