

智能跟踪策略研究

杨宜禾 黎西龙 罗第才

(西安电子科技大学技术物理系, 陕西, 西安, 710071)

摘要: 用成像方式提取目标的图像信息, 用估值理论求取目标状态的最佳估值, 用自适应方法调整跟踪滤波器的参数以实现智能跟踪. 模拟结果表明了良好的跟踪效果.

关键词: 红外成像跟踪, 智能跟踪, 跟踪滤波器.

引言

对运动目标的跟踪总是在一定背景条件下进行的, 在跟踪过程中又常常会受到各种自然的或人为的干扰. 在干扰和噪声影响下, 跟踪系统测量所得的目标状态(位置、距离、速度、加速度等)与目标的真实状态往往不尽相同. 通常的滤波方法是利用估值理论求取目标状态的最佳估值以使其趋近真实值, 使滤波器的某些参数根据跟踪过程的环境条件、跟踪状态、跟踪模式及跟踪要求等变化作相应调整, 以达到自适应跟踪的目的, 从而使跟踪系统智能化.

自适应滤波在一般跟踪系统中的应用已经相当成熟. 利用成像方式提取目标的图像信息, 可以更有效地实现智能跟踪任务. 针对空中红外目标如飞机、导弹等的跟踪问题, 将卡尔曼滤波器用于跟踪过程可完成多项智能跟踪任务. 如在目标被短暂阻塞的情况下, 仍可保持必要的跟踪精度, 等等. 跟踪过程中的智能化方法应随实际工作状况而定, 本文阐述我们使用的方法.

1 目标模型的建立

红外跟踪系统对目标进行跟踪往往是由远而近的, 目标在红外系统中形成的像也由小逐渐变大. 在远距离处, 目标的几何像点尺寸可能会小于探测器单元(即像素)的面积, 但由于衍射及像差, 目标像点会扩展成一定大小的弥散光斑. 由于红外工作波长较长(如 $3\sim 5\mu\text{m}$ 或 $8\sim 14\mu\text{m}$), 因而光斑尺寸通常占有若干个像素(如 3×3 像素或 5×5 像素等). 当目标距离较近时, 目标在红外系统中显著成像(通常均大于 $3\times 3\sim 5\times 5$ 像素). 按上述两种状况建立目标模型.

1.1 点源状态的目标模型

目标光斑的亮度分布模型化为二维高斯分布函数, 即

$$I_T(x, y, t_i) = I_{\max} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(x - x_{\text{peak}})^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y - y_{\text{peak}})^2}{\sigma_y^2} \right] \right\}, \quad (1)$$

式中 I_{\max} 代表光斑中心亮度, $(x_{\text{peak}}, y_{\text{peak}})$ 是光斑的中心位置, 亦代表目标的位置.

对 j_k 像素来说, 其亮度 $Z_{j_k}(t_i)$ 应为

$$Z_{j_k}(t_i) = \frac{1}{A_p} \iint_{\Omega} I_T(x, y, t_i) dx dy + n_{j_k}(t_i) + b_{j_k}(t_i), \quad (2)$$

式中 A_p 为像素面积, Ω 为 j_k 像素所在位置的积分区域, n_{j_k} 、 b_{j_k} 分别为探测器噪声及背景噪声对 j_k 像素亮度的贡献.

对有限的目标光斑计算区域 (如取 5×5 像素), 由各像素所提供的目标图像向量 $Z(t_i)$ 应为

$$Z(t_i) = [Z_{j_k}(t_i)]_{\substack{j=1,2,\dots,5 \\ k=1,2,\dots,5}}^T + n(t_i) + b(t_i), \quad (3)$$

式 (3) 即为点源状态的目标模型. 波门尺寸按所取有限目标光斑计算区域 (5×5 像素) 设置.

1.2 显著成像状态的目标模型

显著成像阶段的目标图像由目标自身的形状及其亮度分布确定, 衍射及像差的贡献已较小. 目标模型可以方便地用质心法描述为

$$\begin{cases} x(t_i) = \frac{\sum_j x_j Z_{j_k}(t_i) A_p}{\sum_A Z_{j_k}(t_i) A_p}, \\ y(t_i) = \frac{\sum_k y_k Z_{j_k}(t_i) A_p}{\sum_A Z_{j_k}(t_i) A_p}. \end{cases} \quad (4)$$

或采用形心法描述为

$$\begin{cases} x(t_i) = \frac{\sum_j x_j A_p}{\sum_A A_p}, \\ y(t_i) = \frac{\sum_k y_k A_p}{\sum_A A_p}. \end{cases} \quad (4')$$

2 卡尔曼滤波器方程组的建立

2.1 跟踪过程中的状态方程为

$$X(t_{i+1}) = \varphi X(t_i) + W(t_i), \quad (5)$$

式中 $X(t_i) = (x, y, \dot{x}, \dot{y}, \ddot{x}, \ddot{y})^T$, φ 为状态转移矩阵, $W(t_i) = (0, 0, 0, 0, W_1, W_2)^T$, 为状态噪声, $E[W(t_i)W^T(t_j)] = Q(t_i)$, 这里 $t_i \neq t_j$, $Q(t_i)$ 为状态噪声的方差值.

2.2 跟踪过程中的测量方程为

$$Z(t_i) = H(t_i)X(t_i) + V(t_i) \quad (6)$$

或

$$X(t_{i+1}) = H(t_i)X(t_i) + V(t_i). \quad (6')$$

式(6)针对点目标状态, 式(6')针对成像状态. 式中 $H(t_i)$ 为测量矩阵, 有

$$H(t_i) = \frac{\partial Z(t_i)}{\partial X(t_i)} \quad (7)$$

或

$$H(t_i) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T; \quad (7')$$

测量噪声 $V(t_i) = (V_1, V_2, \dots, V_{25})^T$ (对 5×5 目标光斑计算区域而言) 或 $V(t_i) = (V_x, V_y)^T$; $E[V(t_i)V^T(t_j)] = R(t_i) = RF \cdot I$, 其中 $t_i \neq t_j$, $R(t_i)$ 为测量噪声方差, RF 为测量噪声强度.

2.3 采用经典卡尔曼滤波算法, 方程组为

$$\begin{cases} X(t_i^-) = \varphi X(t_{i-1}^+), \\ P(t_i^-) = \varphi P(t_{i-1}^+) \varphi^T + Q_d, \\ P(t_i^+) = P(t_i^-) - K(t_i)H(t_i)P(t_i^-), \\ K(t_i) = P(t_i^-)H^T(t_i)[H(t_i)P(t_i^-)H^T(t_i) + R]^{-1}, \\ X(t_i^+) = X(t_i^-) + K(t_i)[Z(t_i) - Z_k^T(t_i^-)], \\ \text{或 } X(t_i^+) = X(t_i^-) + K(t_i)[Z_m(t_i) - H(t_i^-)X(t_i^-)]. \end{cases} \quad (8)$$

3 智能化策略

3.1 测量模型参数的自适应估计

由式(1)、(2)、(3)可知, 目标模型的测量值 $Z(t_i)$ 需要由参数 I_{\max} 、 σ_1 、 σ_2 等测量值确定. 这些参数的测量值与真实值应尽可能一致, 因为这些参数的滤波估计精度对整个系统相当重要. I_{\max} 、 σ_1 、 σ_2 三个参数可用统一方法进行估计. 令 α 代表 I_{\max} 、 σ_1 、 σ_1/σ_2 中的任何一个, 并设立代价函数

$$C[X(t_i^-), I_{\max}, \sigma_1, \sigma_2, t_i] = [Z(t_i) - Z_k^T(t_i^-)]^T [Z(t_i) - Z_k^T(t_i^-)] \quad (9)$$

来评价由于 I_{\max} 、 σ_1 、 σ_2 的估计误差所导致的影响. 当 α 变化时, 代价函数 C 也随之变化. 取 $\frac{\partial C}{\partial \alpha}$ 的极小值, 则可得 α 的最佳估计值

$$\alpha(t_i) = \alpha(t_{i-1}) - \mu \left. \frac{\partial C}{\partial \alpha} \right|_{\alpha = \alpha(t_{i-1})}, \quad (10)$$

式(10)中 μ 为大于零的常数.

为防止过调或发散情况的发生,取门限 T_H ,当 $\frac{\partial C}{\partial \alpha} < T_H$ 时, $\alpha(t_{i-1})$ 不再进行修正,

即

$$\alpha(t_i) = \begin{cases} \alpha(t_{i-1}) - \mu \left(\frac{\partial C}{\partial \alpha} \right), & \frac{\partial C}{\partial \alpha} \geq T_H \\ \alpha(t_{i-1}). & \frac{\partial C}{\partial \alpha} < T_H \end{cases} \quad (11)$$

3.2 目标图像形状结构可信度估计

利用投影法可将目标图像分别投影在 X 轴及 Y 轴上,得到二值投影函数 $P(X)$ 、 $P(Y)$,再将投影函数 $P(X)$ 、 $P(Y)$ 按相等的 X 、 Y 段划分成若干区间,各区间面积为 $S_i(X)$ 、 $S_i(Y)$, $(i=1,2,\dots,n)$,投影函数的总面积为 S .将各投影区间面积 $S_i(X)$ 、 $S_i(Y)$ $(i=1,2,\dots,n)$ 归一化为

$$\begin{cases} S_{xi} = S_i(X) / S, \\ S_{yi} = S_i(Y) / S. \end{cases} \quad (12)$$

式(12)表示目标图像形状结构参数.在跟踪过程中,正常情况下目标图像是不会急剧变化的,因此可用前一帧(或前几帧)图像形状结构参数(S_{xi} 、 S_{yi})作基准来考察当前帧图像形状结构参数(S_{xi} 、 S_{yi})的变化情况,从而求出图像形状结构可信度系数 W ,有

$$\begin{cases} A = \sum_{i=1}^n [(S_{xi} - S_{xi}^0)^2 + (S_{yi} - S_{yi}^0)^2], \\ B = 1 - KA, \\ W = \max[B, 0]. \end{cases} \quad (13)$$

正常情况下可信度系数 W 接近于1,在目标受到大面积干扰时, W 值将急剧减小.当 W 值低于某一特定门限值时,式(13)表示的方式停止执行.

3.3 测量噪声强度的自适应调整

当目标受到大面积干扰时,目标图像发生阻塞现象,因此测量值受到噪声干扰影响.可引用上述目标图像形状结构可信度 W 以加大测量噪声强度 RF 去改善测量值,有

$$RF = (1 - W)^n RF_0 + b. \quad (14)$$

式中 RF_0 为测量噪声强度初始设置量, RF 为调整后的测量噪声强度, b 为限制 RF 不为零的常量, n 为正整数,我们的实验表明 n 取2可得较好效果.

3.4 状态噪声强度的自适应调整

目标可能会受到状态噪声干扰而影响其运动状态.属于此类的状态噪声有气流影响、动力装置的扰动、突然机动等等.状态噪声方差 Q 的形式为

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix},$$

其中 σ_x^2 、 σ_y^2 为状态噪声强度, 可根据系统实际情况固定设置为某一定值. 若根据目标的加速度变化量使 σ_x^2 、 σ_y^2 作相应调整, 即

$$\sigma^2 = \beta E\ddot{X}^2 + \sigma\delta, \quad (15)$$

式中 $E\ddot{X}^2$ 为一段时间内的 \ddot{X} 的统计量, β 为实验常数. 这样, 状态噪声方差量 Q 将随目标受干扰程度而作自适应调整. σ^2 值还可根据跟踪状态作自适应调整 (参见后文).

3.5 跟踪状态决策

因目标的突然机动或跟踪伺服机构控制参数的变化可能会使系统对目标跟踪状态发生变化. 可以用目标图像逸出跟踪波门的程度来判断跟踪状态, 图 1 是跟踪状态决策示意图. 跟踪波门是按一定规则预置的, 当目标突然机动或伺服机构参数变化时, 目标图像会逸出波门. 跟踪状态决策参量为

$$\begin{cases} M_x = \frac{\Delta SX_2 - \Delta SX_1}{A}, \\ M_y = \frac{\Delta SY_2 - \Delta SY_1}{A}. \end{cases} \quad (16)$$

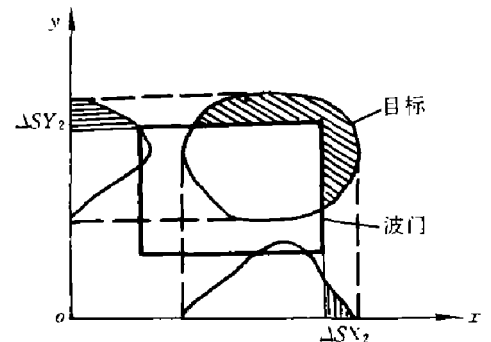


图 1 跟踪状态决策
Fig. 1 Tracking state decision

式中 ΔSX_1 、 ΔSX_2 、 ΔSY_1 、 ΔSY_2 分别为目标图像逸出波门的左、右、下、上之外的面积, A 为目标图像的总面积. 显然有 $-1 \leq M_x$ 、 $M_y \leq 1$, 取 K_T 为跟踪状态决策门限, 决策准则如下

$$|M| \begin{cases} < K_T, & \text{正常跟踪} \\ = K_T, & \text{临界状态} \\ > K_T, & \text{丢失目标} \end{cases}$$

可以用跟踪状态决策参量 M_x 、 M_y 去直接调整状态噪声强度 σ_x^2 、 σ_y^2 , 以对目标进行自适应跟踪.

4 模拟试验结果

采用上述自适应调整的措施, 经模拟试验得到图 2(a)、(b)、(c)、(d). 它们分别表示 X 轴方向和 Y 轴方向上滤波估计的目标位置和跟踪滤波估计误差曲线. 目标的相对运动速度

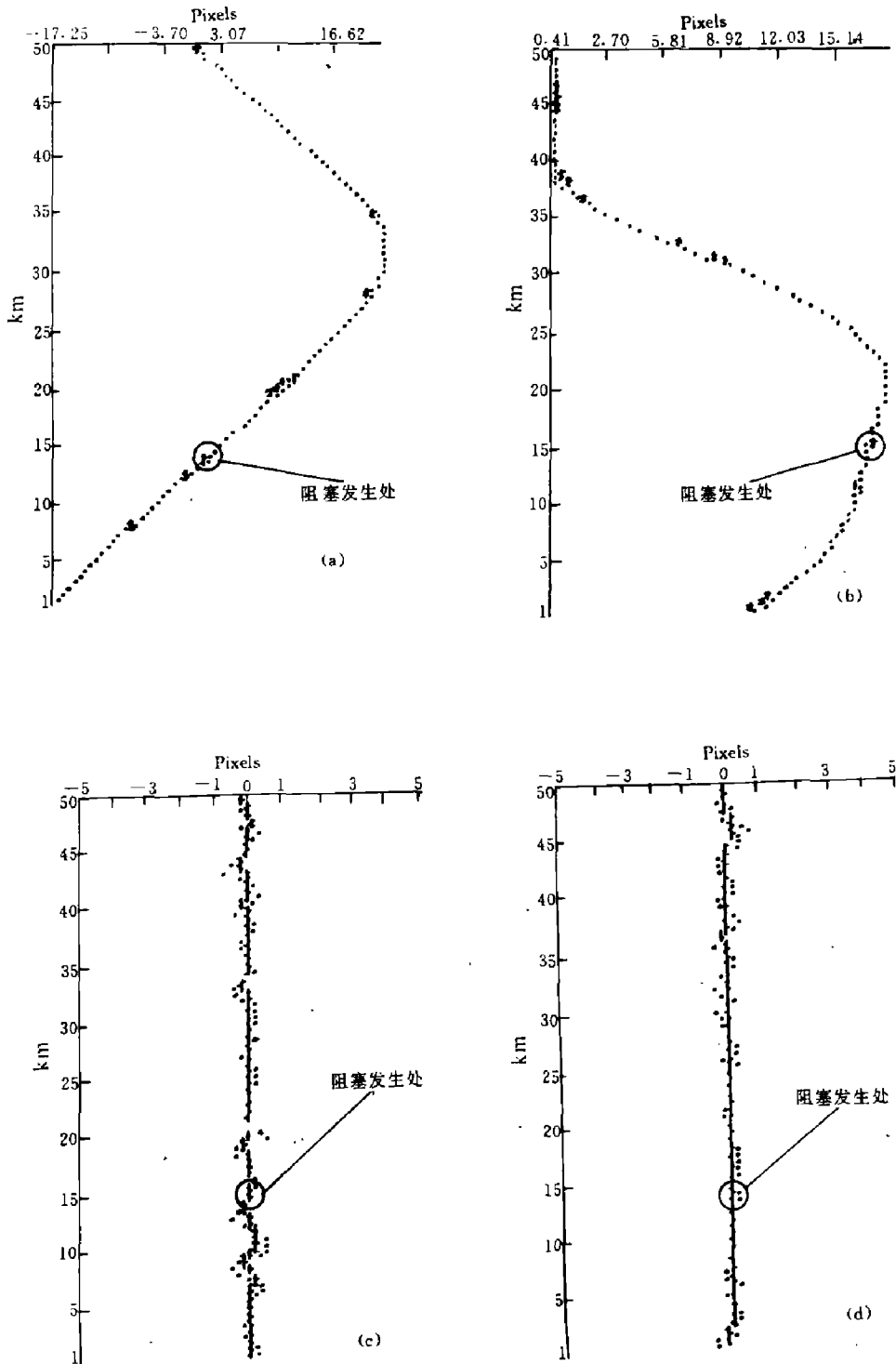


图2 滤波估计误差

Fig. 2 Filter estimated error

在某一预定值范围内按高斯分布规律不断变化, 机动加速度在 $0 \sim 10g$ 范围内变化. 从图2可以看出: X 轴方向的位置最大估计误差为 0.429 像素、 Y 轴方向的位置最大估计误差为 0.411 像素. 在跟踪过程中连续三帧引入阻塞物, 如图3所示. 由于本算法采用了利用图像结构可信度作自适应调整, 因而顺利地通过了这几帧阻塞. 模拟试验还表明, 若不采用自

适应调整方法, 则这三帧阻塞出现时, 误差很快上升到 4 个像素以上而失去跟踪。

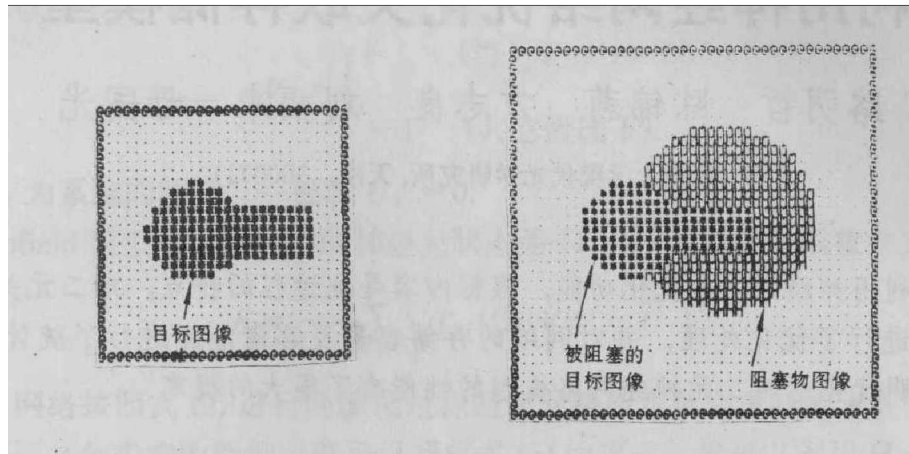


图 3 目标受阻塞状况

Fig. 3 Obstruction state of object

参考文献

- 1 Gilbert A L et al. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1980,PAMI2(1):47~56
- 2 Maybeck PS et al. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1981,AES-17(2):173~179
- 3 黎西龙. 导弹末制导跟踪方案设计, 硕士学位论文, 西安电子科技大学, 1988
- 4 罗第才. 导引头智能跟踪方案设计, 硕士学位论文, 西安电子科技大学, 1989

RESEARCH OF INTELLIGENT TRACKING TACTIC

Yang Yihe, Li Xilong, Luo Dicai

(Department of Technical Physics, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: The image information of an object is extracted by way of imaging. The estimate theory is used to take the optimum estimate value of the state of the object. The self-adaptive method is used to regulate the parameters of the tracking filter, thus attaining the goal of intelligent tracking. The simulation results indicate that good tracking effect can be achieved by using the above method.

Key words: infrared imaging tracking, intelligent tracking, tracking filter.