

基于 DESO 运动预测的模板匹配算法

王晓卫^{1,2}, 马晓军², 周启煌²

(1. 陆军航空兵学院机载设备系, 北京 101123; 2. 装甲兵工程学院控制系, 北京 100072)

摘要:针对战车目标自动跟踪火控系统对跟踪算法实时性、抗遮挡性要求高的特点, 提出了一种基于 DESO 运动预测的模板匹配算法。该算法通过使用 DESO 对目标的运动轨迹进行预测, 减少了目标的搜索范围, 缩短了算法的运算时间。同时, 遮挡判断和处理的增加使算法的鲁棒性得到了增强。实验结果表明与基于其他滤波算法的模板匹配算法相比, 该算法具有不依赖于目标运动模型, 预测精度高, 实时性好, 抗遮挡能力强的优点。

关键词:目标跟踪; 运动预测; 模板匹配; 微分扩张状态观测器

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

A Template Matching Algorithm Based on Deso

WANG Xiao-wei^{1,2}, MA Xiao-jun², ZHOU Qi-huang²

(1. Department of Aviation Equipment, Army Aviation Institute, Beijing 101123, China;

2. Department of Control Engineering, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China)

Abstract: In this paper, an improved template matching method based on DESO is studied deeply to meet the practical requirement in real-time and solve occlusion of Target Tracking Fire Control System. Because the proposed algorithm uses target's motion information that DESO filtered and predicted, it reduces target searching range, shortens matching computed time. At the same time, its robustness is improved due to occlusion judging and handling. Compared with the template algorithms based on other filters, experiment results illustrate the proposed algorithm has superior features, such as its independences to model information, higher prediction precision, stronger anti-occlusion performance, and can meet the practical requirement in real-time.

Key words: object tracking; motion prediction; template matching; differential extended state observer

1 引言

在目标自动跟踪火控系统中, 目标跟踪算法是衔接运动目标检测和瞄准线控制的一个重要环节, 通过目标跟踪, 可以实时地提供目标的运动轨迹和准确的位置, 控制瞄准线的移动方向^[1]。目前, 基于模板匹配的跟踪算法是一种实际中应用广泛的算法, 该算法具有许多优点, 如对图像质量要求不高, 可在低信噪比的条件下正常工作; 操作简单, 无需复杂的图像预处理, 可直接利用像素灰度特征进行相关运算; 能适应复杂的目标和背景等^[2]。但计算量大, 实时性差也是该方法一直困扰人们的一个重大问题。针对模板匹配算法的不足, 许多学者提出了不同的改进算法。文献[3]使用 Kalman 和模板匹

配算法相结合来实现对目标的跟踪, 但由于 Kalman 滤波对观测向量的信噪比, 以及观测向量状态变化的线性程度要求较高, 若检测的运动区域含有较多噪声, 会将运动检测的误差甚至是错误直接带入跟踪中, 而且在目标跟踪领域中, 目标多数作的是变加速的非线性运动, 该算法难以适应。文献[4]、[5]使用 EKF 和 UKF 来处理非线性系统的跟踪问题, 但仍然要求噪声是高斯的。文献[6]使用

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 60175010); 背景预研项目 (No. 10401 02 5) 资助。

作者简介: 王晓卫 (1976 -), 女, 讲师, 博士, 从事目标跟踪的研究。E-mail: wangxiaowei@163.com

收稿日期: 2008-07-15; **修订日期:** 2008-09-04

粒子滤波算法和模板匹配算法结合起来处理非线性、非高斯系统的跟踪问题,但需要用大量的粒子来近似描述目标的状态,算法非常费时,而且和 Kalman、EKF、UKF 一样都依赖于目标的运动模型,模型的准确与否影响着滤波预测的准确性。而随着目标机动性的增加,对目标运动模型的建模已变得越来越困难。通过对文献进行分析,发现基于运动预测的模板匹配算法是一种有效解决模板匹配算法计算量大问题的技术途径,但能否寻找一种性能好的滤波器和模板匹配算法相结合成为该算法实用的突破口。

在对自抗扰控制技术(active disturbance rejection controller, ADRC)中的微分扩张状态观测器(differential extended state observer, DESO)进行详细分析的基础上,本文提出了一种不依赖于目标运动模型的基于 DESO 运动预测的模板匹配算法,通过对目标运动轨迹的预测,优先计算出目标在下一帧图像中可能出现的位置,节省了算法的运算时间,满足了算法的实时性要求,与基于其他滤波算法的模板匹配算法相比,该算法具有不依赖于模型,使用简单的特点。同时,遮挡判断和处理的增加使算法的鲁棒性得到了增强。

2 基于模板匹配算法的跟踪算法原理

模板匹配,就是将一幅图像中的某些像素点的灰度值作为一个模板,在下一帧图像中搜索相同或相似的对应部分进行匹配^[2]。匹配的基本原则是通过相关函数的计算找到目标以及目标在待搜索图中的坐标。设待搜索图 S 的大小为 $N \times M$ (长 \times 宽),模板 T 的大小为 $n \times m$ 。匹配算法将模板 T 叠放在待搜索图像 S 上平移,模板覆盖下的搜索图为子图 S^{xy} , (x, y) 为这块子图的左上角在待搜索图像中的坐标。坐标 (x, y) 的取值范围分别为 $1 < x < (M - m + 1)$ 和 $1 < y < (N - n + 1)$ 。常用的相关函数主要有归一化相关函数:

$$NC(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n T(i, j) S(x+i, y+j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n T^2(i, j) \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S^2(x+i, y+j)}} \quad (1)$$

3 基于 DESO 运动预测的模板匹配算法

3.1 DESO 滤波算法描述

微分扩张状态观测器作为自抗扰控制技术的核心之一,综合了非线性跟踪微分器(tracking differentiator, TD)和扩张状态观测器(extended state observer, ESO)的性能,克服了 ESO 滤波器不能对带观测

噪声的系统进行滤波的缺点,因此本文以 DESO 作为代表,将其用于目标跟踪领域^[7]。对于一个具有量测噪声 d 的 n 阶系统:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \vdots \\ \dot{x}_{n-1} = x_n \\ \dot{x}_n = x_{n+1} + bu \\ \dot{x}_{n+1} = \dot{a}(t) \\ y = x_1 + d \end{cases} \quad (2)$$

DESO 滤波器的结构为:

$$\begin{cases} v_1(t+h) = v_1(t) + h \cdot v_2(t) \\ v_2(t+h) = v_2(t) + h \cdot \text{fst}(v_1(t) - y, v_2(t), r, h_1) \\ y_0 = v_1 + n \cdot h \cdot v_2 \\ e = z_1 - y_0 \\ \dot{z}_1 = z_2 - \beta_{01} \cdot e \\ \dot{z}_2 = z_3 - \beta_{02} \cdot \text{fal}(e, \alpha/2, \delta) \\ \vdots \\ \dot{z}_{n+1} = z_{n+2} - \beta_{0n+1} \cdot \text{fal}(e, \alpha/2^n, \delta) \\ \dot{z}_{n+2} = -\beta_{0n+2} \cdot \text{fal}(e, \alpha/2^{n+1}, \delta) \end{cases} \left. \begin{array}{l} \text{TD} \\ \text{ESO} \end{array} \right\} \quad (3)$$

系统(3)是一个 $(n+2)$ 阶系统,其中 $z_1 \rightarrow x_1, z_2 \rightarrow x_2, \dots, z_{n+2} \rightarrow a(t)$ 它可以分为 TD 和 ESO 两个部分^[3]。TD 中 y 为输入信号, v_1 为 y 的跟踪信号, v_2 为 v_1 的导数,可视为输入信号 y 的导数, h 是采样步长, r 是决定跟踪快慢的参数,称作速度因子。 h_1 影响着对噪声的滤波作用,称作滤波因子,在确定 TD 的参数取值时, r 和 h_1 需协调调整, $\text{fst}()$ 函数为:

$$\begin{cases} \text{fst} = \begin{cases} -r \frac{a_1}{d}, & |a_1| \leq d \\ -r \text{sign}(a_1), & |a_1| > d \end{cases} \\ a_1 = \begin{cases} v_2 + \frac{c}{h}, & |c| \leq d_0 \\ v_2 + \frac{\text{sign}(c)(a_0 - d)}{2}, & |c| > d_0 \end{cases} \\ d = r \cdot h_1 \\ d_0 = d \cdot h_1 \\ c = v_1 - y + h_1 \cdot v_2 \\ a_0 = \sqrt{d_2 + 8r} |c| \end{cases} \quad (4)$$

系统(3)的 ESO 中, $\beta_{01}, \beta_{02}, \dots, \beta_{0n+2}, \alpha, \delta$ 是可调参数,通常设 $\alpha = 1, \delta$ 称为滤波因子。 $\text{fal}()$ 函

数为:

$$\text{fal}(\varepsilon, \gamma, \delta) = \begin{cases} |\varepsilon|^\gamma \text{sing}(\varepsilon) & |\varepsilon| > \delta \\ \varepsilon/\delta^{1-\gamma} & |\varepsilon| \leq \delta \end{cases} \quad (5)$$

在跟踪过程中,可以利用 DESO 提取跟踪信号高阶导数的能力,使用泰勒展开式对目标的运动轨迹进行预测,即:

$$f(k+t) = f(k) + f'(k) \times t + \dots + \frac{f^{(n)}(k)}{n!} \times (t)^n \quad (6)$$

其中 t 为采样间隔。 $f(k)$, $f'(k)$, $f''(k)$ 分别表示目标在 k 时刻的位置、速度和加速度。目标作匀加速运动时,可以使用三阶 DESO 对目标运动轨迹进行预测,预测方程为:

$$f(k+t) = f(k) + f'(k) \times t + \frac{f''(k)}{2} \times (t)^2 \quad (7)$$

3.2 基于 DESO 运动预测的模板匹配算法

由于视频图像中目标的位置用水平向和垂直向坐标值来标定,因此在一个采样周期中分别使用两个 DESO 对目标进行跟踪,算法示意图如图 1 所示。

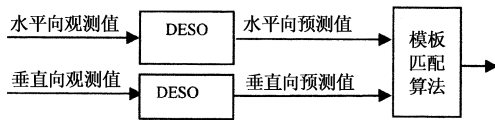


图 1 基于 DESO 运动预测的模板匹配算法示意图

跟踪算法步骤为:

Step1: 使用 DESO 提取目标的位置、速度和加速度信息,预测出目标在下一帧图像中的位置。由于每帧图像的采样间隔很短(通常为 0.04s),因此使用三阶 DESO 即可,以水平向为例(垂直方向与之相同),DESO 的离散形式为:

$$\begin{cases} v_1(t+h) = v_1(t) + h \cdot v_2(t) \\ v_2(t+h) = v_2(t) + h \cdot \text{fst}(v_1(t) - x, v_2(t), r, h_1) \\ y_0 = v_1 + k_0 \cdot h \cdot v_2 \\ e = z_1 - y_0 \\ \dot{z}_1 = z_2 - \beta_{01} \cdot e \\ \dot{z}_2 = z_3 - \beta_{02} \cdot \text{fal}(e, \alpha/2, \delta) \\ \dot{z}_3 = -\beta_{03} \cdot \text{fal}(e, \alpha/4, \delta) \end{cases} \quad (8)$$

式(8)首先使用 TD 滤除观测噪声,并使用预测方程克服 TD 产生的相位延迟现象,TD 滤波器的输入量 x 为实时求得的目标在当前帧中的水平位置;其次使用三阶 ESO 提取目标的位移、速度和加速度信息,使用式(7)预测目标在下一帧中的水平位置。

Step2: 以预测位置为中心,在其邻域内使用模板匹配算法进行搜索,找到目标的准确位置,如果目标不存在,则扩大搜索范围继续搜索。

Step3: 到 Step1, 直至跟踪停止。

为了增强算法的鲁棒性,当在搜索窗内搜索不到目标时,将搜索范围扩大至整幅图像,如仍未找到目标则认为目标丢失,跟踪失败。

3.3 遮挡的判断和处理

在目标跟踪过程中,如何有效地处理遮挡,特别是严重的遮挡,一直是目标跟踪问题中的一个难点。改进的算法中使用 DESO 的预测功能来解决目标跟踪中的遮挡问题,算法的具体描述是在对目标进行归一化匹配和运动轨迹预测的同时,增加对目标遮挡的判断。判断以式(1)计算所得的归一化系数为依据,如果归一化系数小于某个阈值 T_h , 则遮挡发生。遮挡发生时,采用 DESO 估计目标可能出现的位置,并扩大搜索范围,用模板匹配方法寻找目标。当归一化系数重新大于阈值 T_h , 认为目标再次出现,进入正常跟踪状态。算法流程图如图 2 所示。

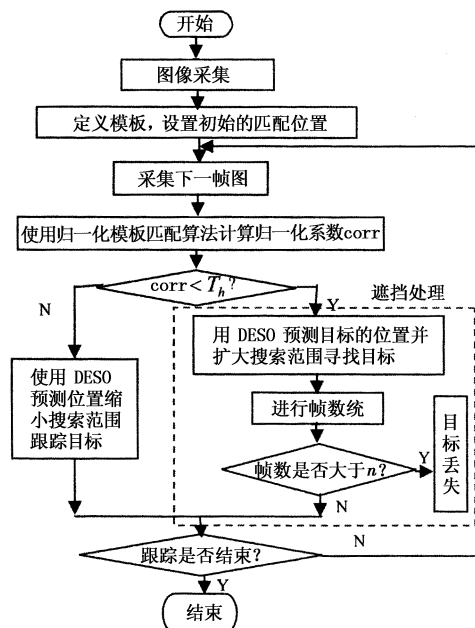


图 2 带有遮挡处理的跟踪算法流程图

4 仿真实验及研究

为了验证 DESO 在模板匹配算法中的有效性,在 CPU 为 Pentium1.60GHz,内存为 256MB 的计算机上,使用 Matlab6.1 进行仿真实验。

仿真实验 1:基于 DESO、Kalman、粒子滤波的模板匹配算法的比较。设 DESO 的参数为 $\gamma = 4000$, $h_0 = 1$, $n = 2$, $\beta_{01} = 25$, $\beta_{02} = 80$, $\beta_{03} = 140$, $\alpha = 1$, $\delta = 0.8$,对作变加速运动的目标跟踪,跟踪结果如图 3 所示。图中给出了跟踪序列中的第 1,30,60,90,120,140 帧。

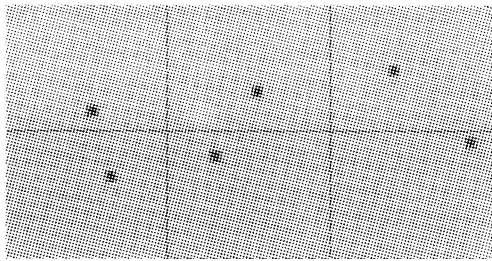


图3 对作变加速运动目标的跟踪示意图

从图 3 可以看出算法跟踪性能良好,使用 DESO 所求得的目标运动信息如表 1 所示。

表 1 DESO 所求得目标的运动信息

帧	DESO 预测的位置 (行坐标,列坐标) (pixels)	每一采样 间隔移动 的像素数	当前匹 配位置	预测位 置误差 (pixels)
1	(276,224)	(0,0)	(273,239)	(3,-15)
2	(274,239)	(-2,15)	(272,254)	(2,-15)
3	(272,254)	(-2,15)	(271,269)	(1,-15)
4	(270,284)	(-1,15)	(269,286)	(1,-2)
5	(267,303)	(-2,17)	(267,301)	(0,2)
54	(176,92)	(-2,10)	(177,93)	(-1,-1)
94	(103,196)	(-2,-16)	(103,195)	(0,1)
134	(29,340)	(-2,12)	(29,338)	(0,2)

从表 1 可以看出,当目标作变加速运动时,DESO 经过三帧就能较为准确地预测出目标的位置,跟踪稳定后,水平向和垂直向的预测误差分别在 $[0,2]$ 和 $[0,1]$ 之间,因此在预测位置的 4×4 邻域内便可找到目标(跟踪起始阶段为 DESO 的过渡阶段,应在较大的范围内进行目标搜索)。

将改进算法与基于邻域搜索、Kalman、粒子滤波的模板匹配算法进行比较,结果如表 2 所示。其中各个算法的设定如下:

1)在基于 Kalman 的模板匹配算法中假设目标的运动模型为匀加速模型;

2)使用粒子滤波算法对目标的运动轨迹进行预测,设粒子数 $N_s = 200$,令迭代次数 $iterN = 3$,粒子的传播方程为:

$$\begin{cases} TX_t^i = A_1 TX_{t-1}^i + B_1 w_{t-1} \\ TY_t^i = A_2 TY_{t-1}^i + B_2 w_{t-1} \end{cases}, i = 1, \dots, N_s \quad (9)$$

其中, x_t^i 为目标在 t 时刻第 i 个粒子的状态, w_{t-1} 是归一化噪声量, A_1, A_2, B_1, B_2 为常数, B_1 和 B_2 为粒子传播半径, w_{t-1} 为 $[-1,1]$ 内的随机数。实验中设参数为 $A_1 = 1, A_2 = 1, B_1 = 15, B_2 = 6$ 。

表 2 算法的计算时间比较

算法名称	图像大小 (长×宽, pixels)	模板大小 (pixels)	搜索区域 (pixels)	时间 (s/frame)
基于邻域搜索的算法	436×344	24×24	34×34	8.86
基于 Kalman 的算法	436×344	24×24	8×4	0.36
基于粒子滤波器的算法	436×344	24×24	—	0.48
基于 DESO 的算法	436×344	24×24	4×4	0.126

从表 2 可以看出,基于邻域搜索的模板匹配算法由于使用当前帧的位置作为下一帧的搜索中心,为了保证目标不丢失搜索区域必须为 34×34 (在一个采样间隔内最大移动的像素点数为 17),每帧图像的匹配时间为 8.86s;而使用基于 DESO 的模板匹配算法,搜索范围可以缩小为原来的 1/72 倍,每帧图像的匹配时间为 0.126s。基于 Kalman 的模板匹配算法由于使用了匀加速模型,水平向和垂直向的误差区间分别为 $[0,4]$ 和 $[0,1]$,因此在预测位置的 8×4 邻域内才可找到目标,搜索区域的增大,使算法的运行时间增大为 0.36s/frame。基于粒子滤波的模板匹配算法跟踪误差区间为 $[0,2]$,但由于滤波算法本身的复杂性,每帧图像的匹配时间为 0.48s^[8]。

仿真实验 2:对遮挡的图像序列进行跟踪,DESO 的参数如仿真实验 1,遮挡判断的归一化阈值为 0.6,跟踪起始搜索区域为 12×12 ,连续跟踪 4 帧后,使用 DESO 预测目标的位置,搜索区域减少为 4×4 ,同时判断遮挡是否发生,遮挡发生时,扩大搜索区域为 15×15 寻找目标,如仍未发现目标,则认

为遮挡发生,使用 DESO 的预测信息作为目标的位置,当归一化系数大于 0.6,目标从遮挡恢复。结果如图 4 所示,跟踪序列选取了有代表性的第 16,27,33,36,38 帧。

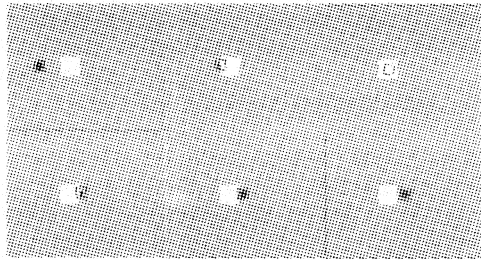


图 4 使用 DESO 滤波器对完全遮挡的目标处理进行分析

使用 DESO 所求得的目标运动信息如表 3 所示,从表 3 可以看出,在图像序列的第 27 帧,归一化相关系数为 0.494,此时遮挡发生,DESO 中的速度取前两帧前的速度,直到遮挡停止。在第 37 帧,归一化相关系数为 0.726,目标从遮挡中恢复。

表 3 DESO 滤波器所求得目标的运动信息

帧	DESO 滤波器预测求得的位置 (pixels)	每一采样间隔移动的像素数	目标所在位置	预测位置误差 (pixels)	归一化相关系数	遮挡判断
6	(159,21)	(0,0)	(159,27)	(0,-6)	0.970	无
26	(159,132)	(0,5)	(159,132)	(0,0)	0.664	无
27	(159,133)	(0,3)	(159,137)	(0,-4)	0.494	部分
30	(159,157)	(0,6)	(159,157)	(0,0)	0.000	完全
36	(159,193)	(0,6)	(159,193)	(0,0)	0.524	部分
37	(159,199)	(0,6)	(159,199)	(0,0)	0.726	无

实验 3:实验场上实车实验。将加载了基于 DESO 的模板匹配算法的目标自动跟踪原理样机加装到坦克进行跟踪实验。跟踪效果如图 5 所示。十字线显示了目标的跟踪状态,由于瞄准线随动于跟踪线,目标始终位于视场中央。在跟踪过程中,每帧图像的跟踪时间平均为 16.4ms(一个采样周期为 40ms),满足了系统的实时性要求。

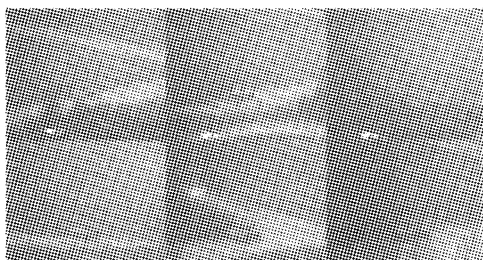


图 5 跟踪效果图

5 结论

针对传统基于运动预测的模板匹配算法具有严重依赖于目标运动模型的缺点,本文提出了一种新的基于 DESO 的模板匹配算法,并在目标作加速运动的仿真实验中,将提出的算法与基于 Kalman、粒子滤波的模板匹配算法进行了比较。结果表明 DESO 能较为准确地预测出目标的位置,与其他两种算法相比,具有使用简单、不依赖于目标运动模型、滤波时间短的优点。

为了提高算法的鲁棒性,本文使用归一化相关系数作为遮挡判断的依据,用 DESO 对目标运动轨迹的预测来解决目标被遮挡时的跟踪问题,从而扩展了该算法的应用范围,使算法的实用性得到增强。

参考文献:

- [1] 周启煌,常天庆,邱晓波. 战车火控系统与控制[M]. 北京:国防工业出版社,2003,1.
- [2] 黄飞,李德华,姚迅. 基于相关匹配及自适应模板更新的目标跟踪新方法[J]. 计算机工程,2007,33(16):147-149.
- [3] 徐剑,段哲民. 卡尔曼预测器在目标相关跟踪中的应用[J]. 计算机仿真,2005,22(11):120-122.
- [4] Jeff B Burl. A reduced order extended Kalman filter for sequential images containing a moving object [J]. IEEE Transactions on Image Processing,1993,2(3):285-294.
- [5] Peihua Li, Tianwen Zhang. Unscented Kalman filter for visual curve tracking [C]//Proceedings of Statistical Methods in Video Processing,2002:833-836.
- [6] 姚剑敏. 粒子跟踪方法研究[D]. 北京:中国科学院研究生院,2004.
- [7] 宋金来,甘作新,韩京清. 自抗扰控制技术滤波特性的研究[J]. 控制与决策,2003,18(1):110-114.
- [8] 王晓卫. 基于运动预测的目标跟踪算法及应用研究[D]. 北京:装甲兵工程学院,2007.