

一种改进的自适应质心跟踪算法

翁木云, 谢宇昕

(空军工程大学 电讯工程学院, 陕西 西安 710077)

摘要:针对自适应质心跟踪算法对扩展目标跟踪时,易出现目标丢失的问题,提出了在自适应质心跟踪算法中,加入3点线性预测器和5点平方预测器构成综合预测器,对所跟踪目标的位置参数进行预测。通过估计目标区内背景所占比例,解算出目标的直方图分布函数,利用 Bayias 决策找出目标和背景像素的分类,从背景图像中分离目标像素,获得目标的质心坐标。改进算法可以实现对小目标直至扩展目标的跟踪,且基本不受目标大小、旋转变化的影响,其稳定性、可靠性和精度都较高。实验结果也表明,改进算法较好地克服了原算法跟踪时易丢失扩展目标的问题,不但扩展了自适应质心跟踪算法的适应范围,而且提高了跟踪精度。为有效提高导弹图像末制导的攻击精度提供了一定的参考。

关键词:自适应跟踪;质心跟踪;综合预测;扩展目标

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2009)02-0081-05

在图像序列中进行目标跟踪一直是计算机视觉、图像处理和模式识别领域里非常活跃的研究课题。波门(又称电子窗口)跟踪是很重要的一种视频图像跟踪方法。如果目标仅占整个图像的局部区域,且目标图像分布易于目标分割,则通常采用设置波门套住目标的方法,在波门内利用目标的形状信息提取目标的位置信息^[1]。波门跟踪算法又可分为边缘跟踪算法、双边缘中心跟踪算法、区域平衡跟踪算法和形心跟踪算法。边缘跟踪选择目标边缘点(上、下、左、右)作为跟踪点,使波门套住此点,以抑制背景或目标的其余部分。这种算法易受随机噪声的干扰,精度较低。双边缘跟踪的目标位置为两个边缘中心,适合跟踪比较对称的目标或点源目标。区域平衡算法是利用计算面积的方法,使选通内中心线两侧的目标图像面积均等。对目标是矩形的情况处理效果比较好。形心跟踪算法又分为质心跟踪算法和亮度中心跟踪算法。目标位置通过质心或强度中心来确定。形心算法的计算简单,计算量较小,其实现的稳定性与精度主要取决于分割及其阈值的确定情况。形心跟踪是一种重要的导弹制导跟踪方式,在国内外已得到广泛应用,美国 AGM-65D“小牛”空对地红外成像导弹就采用了质心跟踪^[2]。

1 自适应质心跟踪算法

质心跟踪算法是一种重要的形心跟踪算法,在目标和背景的对比如比较大的情况下使用,一般都基于目标和背景之间可以明显区分的假设,但这一假设适用范围较窄。而自适应分析质心跟踪算法以目标窗和背景窗的灰度直方图统计特征为基础。通过估计目标区内背景所占比例解算出目标的直方图分布函数,利用概率论中 Bayias 决策找出目标和背景像素的分类决策,把图像中的目标像素分离出来,计算目标的质心坐标^[3]。该算法不要求预先知道目标和背景的灰度分布情况,具有自适应能力,适用范围比较宽。其一般基于2点假设:①目标和背景灰度分布有一定差别;②目标周围背景灰度近似均匀。

如果要跟踪的目标灰度分布能满足以上2点假设,那么,由于质心算法不受大小、旋转变化的影响,稳定性、可靠性和精度都较高。但还有一个因素对其跟踪性能影响也比较大,即目标窗和背景窗的区域确定问题。在目标离得较远,目标成像面积较小时,跟踪窗能框住目标,背景窗与目标窗也能比较明显区分,但随着

* 收稿日期:2007-12-03

作者简介:翁木云(1971-),男,湖南岳阳人,副教授,博士,主要从事频谱管理与监测、视频图像跟踪研究。

E-mail:myweng@126.com

目标越来越近,目标成像面积越来越大,目标的相对运动速度越来越快,这时,就可能出现目标窗只能框住目标的部分区域,甚至丢失目标的问题。也就是说自适应质心跟踪算法对扩展目标跟踪时可能会出现目标丢失的问题。所谓扩展目标,一般指目标占视场比例 1/5 以上(如在 512 × 512 的图像中,目标图像的像素上下左右跨度超过 100 × 100 以上,就称为扩展目标^[4-5])。如空对地导弹对地面车辆、坦克的攻击,地对空、空对空导弹对飞机的攻击,在逼近目标的最后阶段,目标的剧烈运动往往造成目标从跟踪窗中快速移出,易造成目标丢失。因此,这里提出对自适应质心跟踪算法进行改进,以提高其在末制导阶段,对扩展目标的跟踪能力。

分析自适应质心跟踪算法对扩展目标跟踪时出现目标丢失的原因,我们认为这主要是因为该跟踪算法是一种滞后跟踪,其当前帧的目标窗和背景窗中心的确定,是根据对前一帧图像处理得到的中心位置这个结果来确定的,每次都是滞前一帧,在离目标很近,相对运动速度很大时就出现了跟不上的问题^[6-7]。因此,我们加入目标预测技术。尽管,当前帧目标的实际中心不能精确得到,但可预测得到其估值,使得每次确定的目标窗中心基本上就是当前帧的运动目标中心。考虑到被跟踪目标主要为飞机、坦克或车辆等,其运动主要为机械运动。再考虑到实时跟踪的计算速度问题,不宜选用计算费时的 Kalman 或扩展 Kalman 滤波技术^[1,6],这里选用由 3 点线性预测器和 5 点平方预测器构成的综合预测器。3 点线性预测器能够较好的预测目标的快速机动情况,5 点平方预测器具有一定的平滑作用。

2 目标运动参数的预测滤波

预测滤波技术在目标跟踪中的作用非常重要。预测滤波技术既可以单独用来对目标进行跟踪,又可以与其它目标跟踪技术相结合进一步提高跟踪性能。预测滤波技术不但能提供跟踪目标准确的位置、速度、加速度等信息,而且利用预测外推,可以使跟踪系统提前预知目标下一时刻的位置、速度或加速度等信息,提高系统的快速反应能力和跟踪精度,当出现目标信号丢失时,跟踪系统可以按照预测目标的位置移动,以保持跟踪的稳定性和连续性^[1-2]。

在目标跟踪的过程中,目标的空间位置按照自身的运动规律在不断地变化,形成了目标自身的空间轨迹,目标的运动速度也是时间的某种函数,因此目标的运动轨迹及其速度都是时间的函数,可以用一定的曲线 $f(t)$ 表示出来,用多项式逼近法去描述这个函数 $f(t)$ ^[8]。

2.1 线性预测

设原函数 $f(t)$ 在 N 个顺序时刻的测量值为 $f(t_i)$ ($i = 1, 2, \dots, N$), 则线性逼近 $f(t)$ 表示为:

$$Y = \alpha + \beta t \quad (1)$$

最佳逼近就是使其均方误差最小,得:

$$\begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\sum_{i=1}^N t_i^2 \sum_{i=1}^N f(t_i) - \sum_{i=1}^N t_i \sum_{i=1}^N f(t_i) t_i \right) / \left(N \sum_{i=1}^N t_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N t_i \right)^2 \right) \\ \left(\sum_{i=1}^N t_i \sum_{i=1}^N f(t_i) + N \sum_{i=1}^N (t_i) t_i \right) / \left(\left(\sum_{i=1}^N t_i \right)^2 - N \sum_{i=1}^N t_i^2 \right) \end{bmatrix} \quad (2)$$

这是 $f(t)$ 在最小均方误差意义下的 N 点最佳线性逼近的通解。将 t_i 及 $f(t_i)$ 的值代入上式,可以求得 α 、 β 的值,再代入式(1)即可求得 $f(t)$ 在最小均方误差意义下的 N 点最佳线性逼近的表达式。

2.2 平方预测

设原函数 $f(t)$ 在 N 个顺序时刻的测量值为 $f(t_i)$ ($i = 1, 2, \dots, N$), 则平方逼近 $f(t)$ 表示为:

$$Y = \alpha + \beta t + \gamma t^2 \quad (3)$$

最佳逼近即是使上式取最小值,经最小二乘运算后可得:

$$\begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix} = \frac{1}{|A|} \begin{bmatrix} c_{11} \sum_{i=1}^N f(t_i) + c_{21} \sum_{i=1}^N f(t_i) t_i + c_{31} \sum_{i=1}^N f(t_i) t_i^2 \\ c_{12} \sum_{i=1}^N f(t_i) + c_{22} \sum_{i=1}^N f(t_i) t_i + c_{32} \sum_{i=1}^N f(t_i) t_i^2 \\ c_{13} \sum_{i=1}^N f(t_i) + c_{23} \sum_{i=1}^N f(t_i) t_i + c_{33} \sum_{i=1}^N f(t_i) t_i^2 \end{bmatrix}; \quad A = \begin{bmatrix} N & \sum_{i=1}^N t_i & \sum_{i=1}^N t_i^2 \\ \sum_{i=1}^N t_i & \sum_{i=1}^N t_i^2 & \sum_{i=1}^N t_i^3 \\ \sum_{i=1}^N t_i^2 & \sum_{i=1}^N t_i^3 & \sum_{i=1}^N t_i^4 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $|A| \neq 0$; c_{mn} ($m, n = 1, 2, 3$) 是行列式 $|A|$ 的余因子。

将相应的 t_i 及 $f(t_i)$ 的值代入上式,可以求得 α 、 β 、 γ 的值,再代入式(3)即可求得 $f(t)$ 在最小均方误差意义下的 N 点最佳平方逼近的表达式。

2.3 综合预测

目标的实际运动可看作直线运动和二次曲线运动的某种组合,因此可以用多种预测结果的综合来作为最终的预测值^[6]。设有 n 个不同的预测器,记作:

$$\hat{f}(t) = \sum_{j=1}^n \phi_j \hat{f}_j(t) \quad , \quad \sum_{j=1}^n \phi_j = 1 \quad (5)$$

权函数 ϕ_j 体现了本次综合预测中对不同预测器的依赖程度,当 $n = 2$ 时,即位置函数 $f(t)$ 采用线性逼近和平方逼近的某种组合。这时的预测器表示式为:

$$\hat{f}(k+1/k) = \phi(k) \hat{f}_l(k+1/k) + (1 - \phi(k)) \hat{f}_q(k+1/k) \quad (6)$$

式中: $\hat{f}_l(k+1/k)$ 为线性预测器表示式; $\hat{f}_q(k+1/k)$ 为平方预测器表示式; ϕ 为权函数, $0 \leq \phi \leq 1$ 。

加权函数 $\phi(k)$ 可以根据实时测得的线性预测器和平方预测器的误差来构造。当平方预测器的误差较大时,则增大权值 $\phi(k)$; 相反当线性预测器误差较大时,则减小权值 $\phi(k)$, 这样预测器将具有自动纠偏的自适应能力。本文中综合预测器的加权函数 $\phi(k)$ 的选择方法如下:

$$\phi(k) = \frac{\lambda_q(k)}{\lambda_l(k) + \lambda_q(k)} \quad (7)$$

式中 $\lambda_l(k)$ 和 $\lambda_q(k)$ 可通过下式取得:

$$\lambda_l(k) = | \hat{f}_l(k/k - 1) - f(k) | ; \quad \lambda_q(k) = | \hat{f}_q(k/k - 1) - f(k) | \quad (8)$$

此时的预测值为:

$$\hat{f}(k+1/k) = \frac{\lambda_q(k) \hat{f}_l(k+1/k) + \lambda_l(k) \hat{f}_q(k+1/k)}{\lambda_l(k) + \lambda_q(k)} \quad (9)$$

因此可以选择 3 点线性预测器和 5 点平方预测器构成综合预测器,则:

$$\hat{f}_l(k+1/k) = \frac{1}{3} [4f(k) + f(k-1) - 2f(k-2)] \quad (10)$$

$$\hat{f}_q(k+1/k) = \frac{1}{5} [9f(k) - 4f(k-2) - 3f(k-3) + 3f(k-4)] \quad (11)$$

3 算法实现

3.1 目标窗和背景窗的灰度直方图统计

当目标被锁定时,目标窗口和背景窗口同时也被确定了下来。目标窗口 TR 包含目标和背景,而背景窗口 BR 只包含背景。确定了目标窗口和背景窗口后,就可以统计 TR 和 BR 内的灰度直方图,并作归一化。其归一化后的灰度直方图计为 $H_{TR}(x)$ 和 $H_{BR}(x)$, 这里, x 是像素的灰度值。直方图分布是离散的,由于环境和摄像机的噪声及采样误差,每一个灰度级上的像素数有较大的随机性。在本来应该 $H_{TR}(x)$ (或 $H_{BR}(x)$) 比 $H_{BR}(x)$ (或 $H_{TR}(x)$) 大的区域,某些灰度级上反而会出现 $H_{TR}(x)$ (或 $H_{BR}(x)$) 比 $H_{BR}(x)$ (或 $H_{TR}(x)$) 小的情况。这不但会使将要估计的 \hat{a}_k 值有较大的误差,而且可能使得到的分类决策有很大程度的错误,甚至造成目标丢失^[1,4]。

因此,采用灰度直方图的平滑方法来减小分类误差,首先对 $H_{TR}(x)$ 和 $H_{BR}(x)$ 进行 9 邻域的平滑处理:

$$h_{TR}(x) = \frac{1}{9} \sum_{k=-4}^4 H_{TR}(x+k); \quad h_{BR}(x) = \frac{1}{9} \sum_{k=-4}^4 H_{BR}(x+k) \quad (12)$$

式中 $h_{TR}(x)$ 和 $h_{BR}(x)$ 是平滑处理后的灰度直方图。

假设 a_k 为目标窗内背景像素点所占的比例: $a_k = \text{TR 内背景像素数} / \text{TR 内的总像素数}$, \hat{a}_k 是 a_k 的估计值。目标区的灰度直方图 $h_{TR}(x)$ 是目标区内的目标灰度直方图 $h_t(x)$ 和背景灰度直方图 $h_b(x)$ 的加权求和:

$$h_{TR}(x) = a_k h_b(x) + (1 - a_k) h_t(x) \quad (13)$$

背景窗内认为全是背景有: $h_{BR}(x) = h_b(x)$ 。 a_k 可以根据下式来估计:

$$\hat{a}_k = \sum_{x=0}^{M-1} W_x \frac{h_{TR}(x)}{h_{BR}(x)} \quad (14)$$

式中: $W_x = \begin{cases} h_{BR}(x) / \sum h_{BR}(x), & x \in Z \\ 0, & x \notin Z \end{cases}$, $Z = X \cap Y$, $X = \{x \mid h_{BR}(x) \neq 0, \text{并且 } h_{TR}(x) \neq 0\}$, $Y = \{x \mid$

$h_{TR}(x)/h_{BR}(x) < 1\}$, M 为总的灰度等级数。

估算出 \hat{a}_k , 便可以按下式解算出:

$$h_t(x) = \{h_{TR}(x) - \hat{a}_k h_{BR}(x)\} / (1 - \hat{a}_k) \tag{15}$$

3.2 目标和背景的分类决策与目标质心位置的计算

给定目标区中的任一像素 P , 其灰度值为 $I(P)$ 。则像素 P 为目标的概率是 $h_t[I(P)](1 - \hat{a}_k)$, 为背景的概率是 $h_b[I(P)]\hat{a}_k$, 可以作如下决策:

若 $h_t[I(P)](1 - \hat{a}_k) > h_b[I(P)]\hat{a}_k$, 则像素 P 为目标像素;

若 $h_t[I(P)](1 - \hat{a}_k) < h_b[I(P)]\hat{a}_k$, 则像素 P 为背景像素。

把根据上述分类决策得到的所有目标像素的集合记作 T , 可以按下式计算目标的质心坐标:

$$x_c = \frac{\sum xI(x,y)}{\sum I(x,y)}, y_c = \frac{\sum yI(x,y)}{\sum I(x,y)} \tag{16}$$

这里 $I(x,y)$ 为目标点 $P(x,y)$ 的灰度值。

然后进行综合预测, 预测目标在下一帧图像中的位置 (\hat{x}_c, \hat{y}_c) , 通过调整视频传感器的伺服系统, 使得视频传感器的中心对准预测区, 以获取下一帧图像及目标, 再在下一帧图像中进行目标质心的跟踪。算法框图实现见图 1。

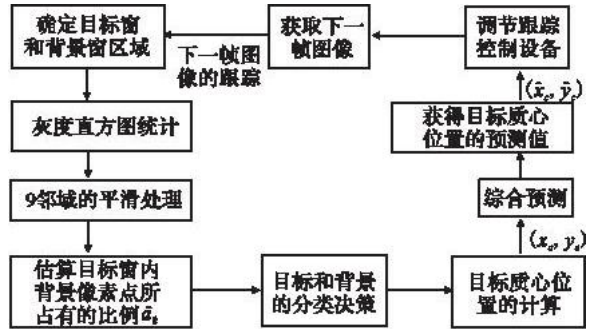


图 1 改进的自适应质心跟踪算法

Fig. 1 An improved adaptive centroid tracking algorithm

4 实验结果及结论

自适应质心跟踪算法和改进算法对飞机图像序列^[9]的目标跟踪结果如图 2、图 3 所示, 飞机图像序列大小为 512×384 , 30 帧以前目标跟踪窗大小为 127×74 , 30 帧以后由于目标在窗口中所占比例较大, 目标跟踪窗大小也相应调整为 190×114 。可以看出, 在满足两点假设的情况下, 改进的自适应质心跟踪算法可以较好地实现对扩展目标的跟踪, 帧 45、帧 50 的结果明显比原算法效果好。改进算法可以实现对小目标直至扩展目标的跟踪, 且基本不受目标大小、旋转变化的影响, 其稳定性、可靠性和精度都较高。因此, 改进算法不但扩展了自适应质心跟踪算法的适应范围, 而且提高了跟踪精度。

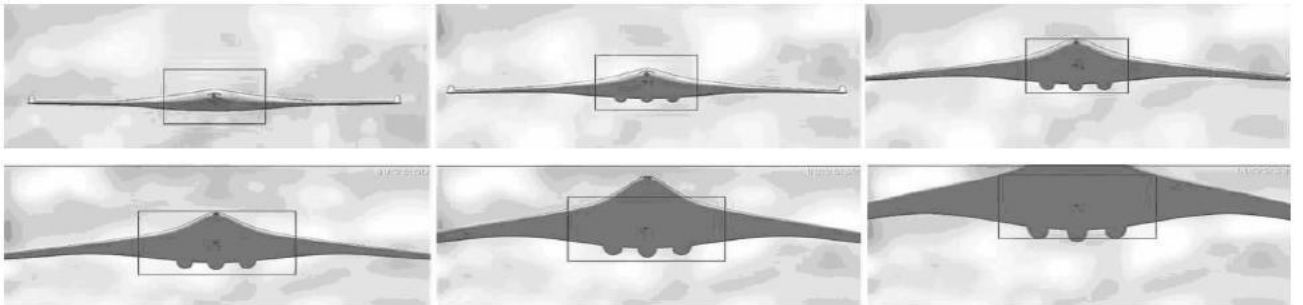


图 2 自适应质心跟踪算法对飞机图像序列的跟踪(帧 1、12、26、38、45、50)

Fig. 2 Target tracking results for airplane sequences with the adaptive centroid tracking algorithm (the frames 1, 12, 26, 38, 45 and 50 are shown)

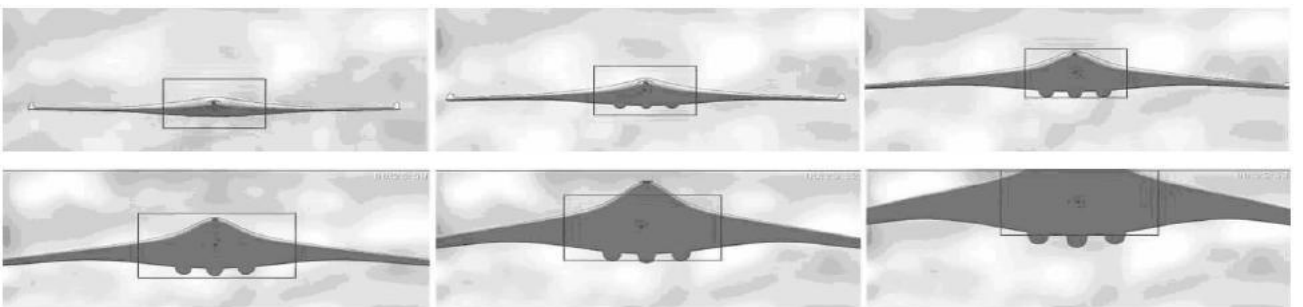


图 3 改进算法对飞机图像序列的跟踪(帧 1、12、26、38、45、50)

Fig. 3 Target tracking results for airplane sequences with the improved algorithm (The frames 1, 12, 26, 38, 45 and 50 are shown)

参考文献:

- [1] 杨秀华. 预测滤波技术在光电目标跟踪中的应用研究[D]. 北京:中国科学院,2004.
YANG Xiuhua. Application Research of Prediction Filtering Technology on Optoelectronic Target Tracking [D]. Beijing: Chinese Academy of Sciences, 2004. (in Chinese)
- [2] Weng Muyun, He Mingyi, Zhang Yifan. An Adaptive Implementation of the Kernel - Based Object Tracking Method [C]//Proceedings of the First International Conference on Innovative Computing, Information and Control Washington DC: IEEE Computer Society, 2006: 354 - 357.
- [3] Karthik Hariharakrishnan, Dan Schonfeld. Fast Object Tracking Using Adaptive Block Matching [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2005, 7(5): 853 - 859.
- [4] 张坤华, 王敬儒, 张启衡. 复杂背景下扩展目标的分割算法研究[J]. 红外与毫米波学报, 2002, 21(3): 233 - 237.
ZHANG Kunhua, WANG Jingru, ZHANG Qiheng. Segmentation of Extended Target in Complex Environment [J]. Journal of Infrared and Millimetre Wave, 2002, 21(3): 233 - 237. (in Chinese)
- [5] Zhang Kunhua, Wang Jingru, Zhang Qiheng. Moment Invariants Tracking Algorithm for Extended Target [J]. High Power Laser and Particle Beams, 2002, 14(1): 6 - 10.
- [6] Weng Muyun, He Mingyi. Image Detection Based on SUSAN Method and Integrated Feature Matching [J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2008, 4(3): 671 - 680.
- [7] Weng Muyun, He Mingyi. Image Feature Detection and Matching Based on SUSAN Method [C]//Proceedings of the First International Conference on Innovative Computing, Information and Control. Washington DC: IEEE Computer Society, 2006: 322 - 325.
- [8] Kalata P R. The Tracking Index: A Generalized Parameter for Target Trackers [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1984, 20(2): 174 - 182.
- [9] 翁木云, 何明一. 图像综合特征及其在图像检测与匹配中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(1): 121 - 126.
WENG Muyun, HE Mingyi. Integrated Feature and Its Application to Image Detection and Matching [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(1): 121 - 126. (in Chinese)

(编辑:徐楠楠)

An Improved Adaptive Centroid Tracking Algorithm

WENG Mu - yun, XIE Yu - xin

(Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: When the adaptive centroid tracking algorithm is used to track an extended target, object missing may appear. For this reason, a synthesis predictor which consists of a three - point linear predictor and a five - point square predictor is proposed and added to the adaptive centroid tracking algorithm to predict the location parameters of the tracked target. And the histogram distribution function is computed by estimating the proportion of background in the object window. Then, target pixels can be separated from background image by employing Bayias decision to classify target pixels and background pixels of image in the window, and the centroid coordinate values can be obtained. The improved algorithm can be used to realize the tracking from the small target to the extended target available with high stability, reliability and precision, which will not be affected basically by the target changing of scale and rotation. The experiments also show that by using the improved algorithm, the problem of target missing that appears when using the original algorithm to track an extended target can be overcome, thus the availability range of the adaptive centroid tracking algorithm is extended, and its tracking precision is improved. The algorithm can provides a useful reference for improving attacking precision of missile guiding at last stage.

Key words: adaptive tracking; centroid tracking; synthesis prediction; extended target