

仿射模型目标跟踪中的一种模板修正策略

周晓^{1,2)} 任仙怡¹⁾ 张桂林¹⁾ 张天序¹⁾

¹⁾(华中科技大学图象识别及人工智能研究所图象信息处理与智能控制教育部重点实验室, 武汉 430074)

²⁾(重庆大学光电工程学院光电技术及系统开放实验室, 重庆 400044)

摘要 在目标跟踪过程中, 由于目标姿态不断变化, 因此必须对跟踪模板进行必要的修正. 为了进行这种动态变化目标的跟踪, 提出了一种动态更新模板的新方法. 该方法是在基于仿射模型跟踪的基础上, 首先在跟踪结果序列图象中进行运动目标检测, 然后根据检测的结果来判断目标的姿态变化, 再由给定的规则来对模板做出相应的修正. 实验证明这种方法可以有效地适应目标的变化.

关键词 目标跟踪 模板修正 仿射变换

中图分类号: TP391.4 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2002)11-1171-05

Template Update Method in Target Affine Tracking

ZHOU Xiao^{1,2)}, REN Xian-yi¹⁾, ZHANG Gui-lin¹⁾, ZHANG Tian-xu¹⁾

¹⁾(Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

²⁾(Opto-electronic Technology & System Lab, College of Opto-electronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044)

Abstract During the process of target tracking, the template should be updated properly in order to adapt the change of the target pose. In this paper, a new template update method is proposed. On the base of affine tracking, moving object detection is performed. We estimate the pose change of the object according to the detection result image. A new update method is used as follows: Firstly, pixels belong to target and those belong to background are updated with different power; Second, because the template size does not change during tracking, some strategies must be adopted; if the object is turning bigger, the old template is stretched to the proper size and placed in the new template's proper position, the rest pixels in the template are determined by the corresponding pixels in the input image. Otherwise, if the object is turning smaller, the old template is shrunk to the proper size and placed in the new template's proper position. The rest pixels in the template are determined by the corresponding pixels in the input image in the same way. Experiments using these algorithms show this method could keep robustness under complicated environments.

Keywords Target tracking, Template updating, Affine transform

0 引言

在图象相关跟踪系统中, 模板修正策略是一个非常关键技术, 而且在基于仿射模型的跟踪算法中, 也存在同样的问题. 由于模板修正策略将直接影响到跟踪性能, 即, 若修正频率过低, 则跟不上目标的变化; 而修正过于频繁, 则会在更新时, 容易受到光照和噪声的影响而引入误差, 并使误差不断地积累, 从而导致跟踪窗口的漂移. 传统进行模板修

正的做法是将模板与当前帧的最佳匹配区求加权和, 这种做法虽在一定程度上提高了跟踪的稳定性, 但由于这种策略并没有区分目标和背景, 而实际上, 矩形跟踪窗口内既含有目标, 也含有背景和噪声, 因而跟踪窗内变化的背景将会大大降低匹配的精度. 此外, 传统的模板更新算法中, 跟踪窗的大小和方向是保持不变的, 而实际上, 目标的形状和尺度总是在发生变化, 这也会使得跟踪效果不理想.

针对这些问题, 本文提出了一种简单有效的模板修正方法. 该方法通过引入一个目标图象检测过

程,首先将背景和模板分离开,进而有针对性地更新模板,以消除传统算法中更新模板的盲目性;然后,根据运动目标检测的结果重新计算模板:若目标变大,则将原来的模板进行适当比例缩小后,放到新模板中的合适位置,新模板的空余区域用输入图象中适当的区域进行补偿;若目标变小,同理可以解决.这样,新的模板不仅保留住了目标图象的主要信息,并将原来处在最佳匹配区之外的目标部分也扩展进来,同时还可摒弃部分背景,以保证能够有效地提高跟踪的鲁棒性.

1 算法介绍

1.1 基于仿射模型的跟踪

在相关跟踪算法中,由于传统的互相关模型不能有效地适应目标图象尺度、旋转等变化,为此,本文采用了一种基于仿射模型的跟踪算法.它能够有效地适应二维空间中的目标变化.

仿射变换的公式如下:点 $X(x, y)$ 经仿射变换后,变为点 $X(x, y) + U(u(X, a), v(X, a))$, 有

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_4 & a_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_0 \\ a_3 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, x 和 y 是相对于图象中心的水平和垂直坐标, u 和 v 表示仿射变换后的图象在水平和垂直方向的变化量, a 表示仿射变换参数,为包含 6 个项 ($a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5$) 的向量.

若以目标模板图象中心为坐标原点,建立笛卡尔坐标系,则目标表示为 $I(X)$, 那么,目标在第 t 帧的输入图象中,则表示为 $I(X + U(X, a^{(t)}))$; 仿射变换参数 $a^{(t)}$ 表示目标在 t 时刻相对于模板目标的仿射变换参数,并且在序列图象具有灰度不变性的前提下,目标与 t 时刻输入图象中的目标关系如下

$$I(X) = I(X + U(X, a^{(t)})) \quad (2)$$

对输入图象和模板图象按照同样的规则(如文献 1 中 susan 角点检测)选取 6 个以上的特征点,再根据输入图象和模板图象特征点之间的对应关系建立一个超方程组,通过解该方程组可得到仿射变换参数 $a^{(t)}$; 也可以采用文献[2]的方法,先将模板分为几个子区域,再分别对几个子区域通过区域相关法找到它们在输入图象中的位置,然后通过映射关系计算出仿射变换参数 $a^{(t)}$; 文献[3]也提出了一种计算 $a^{(t)}$ 的方法.

1.2 目标检测

在进行目标检测时,有如下两点前提假设:(1)

目标和背景之间存在着相对运动;(2)假设跟踪的前几帧(本文中取了前 5 帧)有较好的跟踪结果,即目标在结果图象中的位置、形状等基本保持不变,而背景部分则相对目标部分变化快得多.根据前几帧结果目标图象,就可以进行运动目标检测和分割出目标区域来.

通过实验发现,在较好的跟踪结果情况下,结果图象序列中目标保持不动,而背景在快速变化.若设 m 表征模板和当前帧最佳匹配区域之间的相似性,那么背景部分的 m 值应该比目标部分小.如果对所有相对应的像素点求解 m 值就可得到该 m 值的图象 M . 然后利用目标所占的大致百分比,对 M 图象进行阈值分割就得到了目标像素点的分布区域.

为了进一步提高目标分割的可靠性,采用了多帧图象通过求或的方式来计算 M 图象.在模糊逻辑中,用 \max 来实现或

$$m(X) = \max(m^{(0,t+1)}(X), m^{(0,t+2)}(X), m^{(0,t+4)}(X))$$

其中, X 向量表示某像素点坐标, $m^{(i,j)}(X)$ 表示用于度量第 i 帧和第 j 帧图象相似性的 M 图象像素值,其中,第 0 帧的目标图象为模板图象.依据实际目标部分在结果图象中所占的面积百分比,可以利用 M 图象的直方图来确定一个门限,再用此门限来得到最终的 M 图象也即是该目标的标志图象.为了平滑掉小噪声点,在此结果图象中再使用 3×3 小窗口进行滤波:若

$$\sum_{k=-1, l=-1}^{1, 1} f(i+k, j+l) \geq \lambda$$

其中, $f(i, j)$ 为二值化检测结果图象, λ 为设定的阈值,则

$$f(i+k, j+l) = 0, k, l \in [-1, 1]$$

Yakimovsky 提出了 Nagel 修正似然比 \tilde{m} 用来度量像素邻域结构状态上的不相似性^[4]:

$$\tilde{m} = \frac{\left[\frac{\sigma_1 + \sigma_2}{2} + \left(\frac{\mu_1 - \mu_2}{2} \right)^2 \right]^2}{\sigma_1 \sigma_2} \quad (3)$$

其中, μ_1, σ_1 与 μ_2, σ_2 分别为模板与最佳匹配区域的某个对应像素邻域(例如 3×3)的灰度均值、方差. \tilde{m} 值的大小表征两个区域不相似性的程度: \tilde{m} 值越大,则两个区域就越不相似.

下面讨论方差归一化互相关算法(ZNCC)的相似性 m 值检测结果.

$$m = \frac{\left(\frac{1}{N_1 \times N_2} \right) \sum_i \sum_j (f_1(i, j) - \mu_1)(f_2(i, j) - \mu_2)}{\sigma_1 \sigma_2} \quad (4)$$

其中, μ_1, σ_1 与 μ_2, σ_2 分别为模板与最佳匹配区域的某个宽高分别为 N_1, N_2 的对应区域(本文中取某像素 3×3 小邻域)的灰度均值、方差, $f_1(i, j), f_2(i, j)$ 分别为模板、最佳匹配区域图象. 实践证明, 方差归

一化互相关算法对各类扰变能够保持相当好的鲁棒性^[5]. 为了对比不同算法对不同背景的跟踪检测效果, 选取均匀背景和复杂背景进行了试验, 结果如图 1~图 4 所示.



图 1 复杂背景下的仿射跟踪结果图象

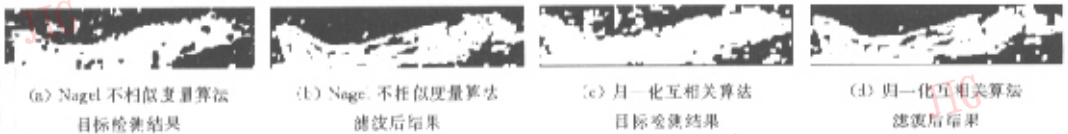


图 2 复杂背景下两种算法的比较

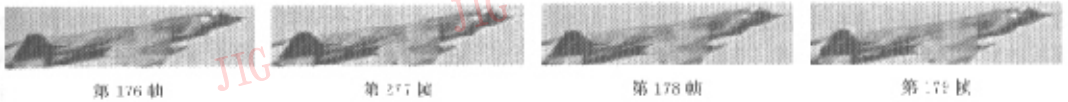


图 3 均匀背景下的仿射跟踪结果图象

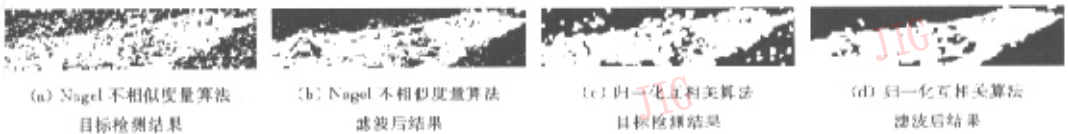


图 4 均匀背景下两种算法的比较

从上面的结果中还可以看出, 总体上, 归一化互相关算法要比 Nagel 不相似性算法效果更好一些.

从目标检测结果图象中还可以看到, 飞机轮廓外面仍然还有些被错判为目标的小区域, 而在目标内部也有些被错判为背景的空洞. 在实际计算时, 由于这些小区域对整个后续计算结果的影响较小, 因此可以不必考虑去除之. 这样, 经过目标检测, 就能够较为有效地过滤掉绝大多数背景像素点.

实际上, 在后续的跟踪过程中, 求解仿射变换参数时, 就可以只考虑上述检测结果中的目标部分, 这样不仅基本上剔除了背景的干扰, 而且提高了算法的效率和可靠性.

1.3 模板初修正

显然, 由于采用单一不变的模板图象是不能够适应发生三维运动目标变化的, 因此必须要考虑用当前帧的跟踪结果图象来对模板进行更新. 由于光照的不均匀和噪声的影响, 造成了序列图象中连续两帧之间目标图象在亮度上变化比较剧烈, 因此在

更新模板时, 对当前帧的跟踪结果图象必须要先进行滤波预处理. 为了简化运算, 在经典算法中, 采用了对旧模板图象和当前帧结果图象用遗忘因子加权求和的策略:

$$I_{\text{模板}}^{(t+1)}(X) = I_{\text{模板}}^{(t)}(X) \cdot (1 - p) + I_{\text{最佳匹配区}}^{(t)}(X) \cdot p \quad X \in R_{\text{模板}} \quad (5)$$

其中, X 表示坐标向量, $I_{\text{模板}}^{(t+1)}, I_{\text{模板}}^{(t)}$ 分别表示第 $t+1$ 帧、第 t 帧模板图象, $I_{\text{最佳匹配区}}^{(t)}$ 表示第 t 帧跟踪结果图象, $R_{\text{模板}}$ 为模板区域坐标集. 当 $t=0$ 时, $I_{\text{模板}}^{(0)}$ 需要人工介入或由其他方式导入. p 称为遗忘因子, 取值范围 $[0, 1]$. 实验表明, 若 p 值取值越小, 则适应目标变化的能力就越差; 若 p 取值越大, 则受光照和噪声等的影响就越大, 因此需要根据实际情况来确定 p 值.

本文改变了传统一刀切的做法, 而是通过对目标和背景部分选取了不同的 p 值, 即有针对性地增强了目标部分, 而对背景进行了抑制. 对于目标部分, 因为希望保留住目标的主要信息, 需要进行低通滤波, 所以选择了一个较小的 p 值; 而对于背景部

分别选择了一个较大的 p 值,目的是希望提高新模板与下一帧输入图象之间背景的不相似性:

$$I_{\text{模板}}^{(k+1)}(X) = [I_{\text{模板}}^{(k)}(X) \cdot (1 - p_{\text{目标}}) + I_{\text{最佳匹配区}}^{(k)}(X) \cdot p_{\text{目标}}] \cdot m(X) + [I_{\text{模板}}^{(k)}(X) \cdot (1 - p_{\text{背景}}) + I_{\text{最佳匹配区}}^{(k)}(X) \cdot p_{\text{背景}}] \cdot (1 - m(X)), X \in R_{\text{模板}} \quad (6)$$

1.4 模板再修正

通过 1.2 节中的目标检测,目标在跟踪框(即结果图象)中的位置和姿态就基本上可以确定出来了(图 5).模板再修正时,首先利用投影法来确定目标的包裹矩形,然后根据包裹矩形在结果图象中的位置,再按照如下规则进行模板修正:

- (1) 目标包裹矩形的 4 条边,若在结果图象中,则将该边作为新模板相对应边的边界;
- (2) 若包裹矩形的某条边与结果图象的边界重合,则认为目标部分落在当前跟踪框的外侧.此时新模板的对应边界选在此边外推 5% 模板高或宽处.

再根据如下规则来确定新模板的内容:

- (1) 比照新旧模板的位置变化,先更新当前帧的仿射参数;然后按照新的仿射参数,从输入图象中抠取结果图象;
- (2) 计算原来结果图象中包裹矩形内部的区域在新结果图象中的大小和位置,再利用线性插值对

此区域进行缩放,并用其替换掉新结果图象中的对应区域.

最终得到的就是更新后的模板.

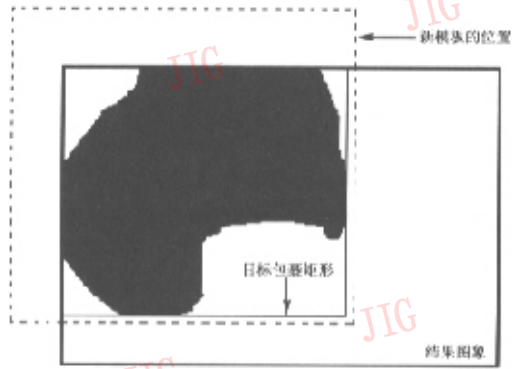


图 5 模板修正示意图

2 试验结果

为了了解本文方法的有效性,选择了若干帧图象进行了跟踪检测试验,下面给出了试验得到的部分帧跟踪结果(图 6).图 6 各帧中,上面一幅图象为输入图象,其中白色框标志了跟踪框在输入图象中的位置,下面图象为跟踪框内的目标检测结果.

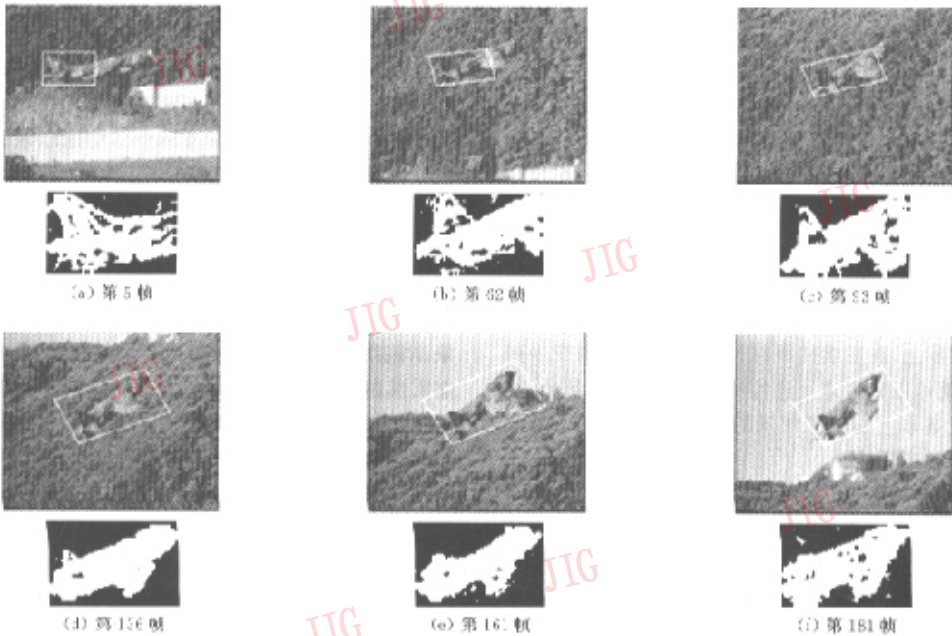


图 6 几帧飞机图象目标检测结果

由图 6 所示的检测结果可以看出:(1)该算法能够将目标中,梯度信息比较丰富的地方从复杂背景中分割出来;(2)初始时,跟踪框仅处于飞机的尾部,而在后续帧中,跟踪框能够随着目标的变化不断调整自身的形状和大小,到第 181 帧时,跟踪框已经将目标飞机完全囊括起来了。

3 结束语

本文针对传统模板更新算法中遇到的问题,提出了一种简单有效的解决方法.实验结果表明,本算法在保持跟踪精度的同时,能够及时调整跟踪框的形状和大小,最终能够将运动的目标全部囊括起来,具有较好的跟踪效果。

本算法有两点约束:(1)目标和背景之间必须要有相对运动;(2)本算法不适用于小目标.另外如何从跟踪结果序列图象中更好地进行目标分割,以便将目标完整地提取出来,尤其是低对比度部分的提取将是进一步研究的内容。

参 考 文 献

- 1 杨皓筠,张桂林. 利用 SUSAN 算子的特征复合相关跟踪算法[J]. 红外与激光工程,2000,29(4):34~37.
- 2 Calway A D, Kruger S A, Tweed D. Motion estimation using adaptive correlation and local directional smoothing [A]. In: Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing [C], Chicago, USA, 1998:614~618.
- 3 Black Michael Julian, Jepson Allan D. Eigentracking: Robust matching and tracking of articulated objects using a view-based representation[R]. Technical Report; RBCVTR-96-50, Xerox PARC, October 1996.
- 4 Aschwanden P, Guggenbuhl W. Experimental results from a comparative study on correlation type registration algorithms [A]. In: 2nd International workshop on Robust computer vision [C], Bonn, Germany, March 10~12, 1992.
- 5 王润生. 图象理解[M]. 长沙:国防科技大学出版社,1998.



周 晓 1979 年生,2000 年获中国地质大学计算机科学技术专业学士学位,现为华中科技大学图象识别与人工智能研究所硕士研究生.研究方向为图象处理、运动分析、子空间模式识别等。



任仙怡 1973 年生,现于华中科技大学图象识别与人工智能研究所攻读博士学位.主要研究方向为纹理图象分割、图象匹配与跟踪、人脸图象识别、汽车牌照自动识别等。



张桂林 1944 年生,博士生导师,1967 年毕业于北京邮电学院无线电通信广播专业,现任华中科技大学图象识别与人工智能研究所教授,图像信息处理与智能控制教育部开放实验室副主任.主要从事图象处理、自动目标识别、人体生物统计特征识别方面的研究。



张天序 1947 年生,浙江大学生物医学工程博士毕业,现任华中科技大学图象识别与人工智能研究所所长、教授、博士生导师.长期从事精确制导、计算机视觉、智能图象数据压缩、图象并行处理算法等方面的科研、教学工作.发表论文 100 余篇。