

基于旋转不变直方图的快速匹配穷搜索

余旺盛,侯志强,田孝华

(空军工程大学信息与导航学院,陕西西安 710077)

摘 要: 针对视觉跟踪中旋转目标的快速鲁棒跟踪问题,提出了一种基于旋转不变直方图的快速匹配穷搜索算法.文章首先对现有的直方图匹配算法进行了简单回顾,然后在分析目标旋转导致矩形模板失效原因的基础上,提出了旋转不变直方图的概念,并通过基于双圆定位的旋转不变直方图对目标进行了准确的定位和旋转校正.旋转不变直方图利用圆的旋转不变特性和分布式直方图的算法复杂度优势,实现对目标模板的全局最优穷搜索,利用双圆圆心的相对位置关系,实现对矩形模板的旋转校正.最后对一系列视频序列进行了跟踪实验,结果表明该算法能够实现对任意角度旋转目标的鲁棒跟踪,且算法复杂度较低.

关键词: 视觉跟踪; 旋转目标; 模板匹配; 旋转不变直方图; 穷搜索

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 11-2177-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.11.06

Swift Matching Exhaustive Search Based on Rotation Invariant Histogram

YU Wang-Sheng, HOU Zhi-Qiang, TIAN Xiao-Hua

(Information and Navigation Institute of Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China)

Abstract: This paper researched the problem about robust tracking of rotated objects in visual tracking, and proposed a swift matching exhaustive search algorithm based on Rotation Invariant Histogram-RIH. Firstly, it summarily reviewed the current histogram-based matching algorithms, and then proposed the rotation invariant histogram after detailedly analysis of rectangle template's invalidation when tracking rotated objects. RIH can precisely track an arbitrarily rotated object using only two circinal templates. It carries out the global optimal exhaustive search on the basis of the rotation invariability of circinal template and the efficiency of distributive histogram's computational complexity, and achieves the rotation-corrected tracking result using the relationship of the two circinal templates' location. Finally, a series of video sequences were tested, and the experimental results validate that the proposed algorithm is robust to track the arbitrary rotation objects with a low algorithm complexity.

Key words: visual tracking, rotated object, template matching, rotation invariant histogram, exhaustive search

1 引言

视觉跟踪技术^[1,2]广泛运用于视频监控、图像压缩和三维重构等许多领域,是当前计算机视觉领域中研究的热点问题.在众多的视觉跟踪算法中,帧差法、背景差法等方法不依赖于先验知识,直接从图像序列中获得目标的运动信息并进行跟踪.模板匹配算法、均值偏移算法、粒子滤波算法等方法通常依赖于所构建的模型或先验知识,在图像序列中进行匹配运算或求解后验概率.

Porikli 在研究积分图的基础上提出了积分直方图(Integral Histogram-IH)^[3],大大降低了传统模板匹配算法的时间复杂度.然而,IH 算法要为每个像素开辟一个 n 维的直方图数据存储空间,空间复杂度较大. Sizintsev

等人提出了分布式直方图(Distributive Histogram-DH)^[4],不需要额外开辟空间来存储直方图数据,而且经过简单的预处理之后,直方图的更新只需对两个像素进行处理,同时降低了匹配算法的时间和空间复杂度. Wei 等人的研究^[5]进一步提高了模板匹配的效率.上述这些算法均是基于矩形区域的模板匹配,不能很好地适应目标旋转的情形.当目标出现任意角度的旋转时,必须进行繁琐的预处理,这不仅影响算法的运算速度,还缺乏灵活性.在增强算法跟踪鲁棒性方面, Fragments-based 方法^[6]将矩形区域分成数目一定的小矩形区域,通过子区域的多重匹配明显改善算法跟踪的精度. Articulating blocks-based 方法^[7]通过对跟踪目标进行建模,将目标描述为类似于用关节连接起来的矩形子区域,然后通过这

些子区域的定位最终实现对目标的鲁棒跟踪.这两种方法都是建立在IH算法基础上的,依然属于基于矩形区域的模板匹配范畴.当目标发生旋转时,原本的矩形跟踪框里面引入了大量的背景信息,从而影响了跟踪的精度,这是基于矩形区域的模板匹配算法在跟踪旋转目标时失效的主要原因.对此,本文利用圆形区域的旋转不变特性,通过标定目标模板内部的圆形子区域进行匹配跟踪,并在此基础上提出了基于旋转不变直方图(Rotation Invariant Histogram-RIH)的快速匹配算法,明显增强了对旋转目标跟踪的鲁棒性.

2 旋转不变直方图

Perreault 等人^[8]在研究中值滤波的模板选取时提及了模板的多样化问题,并利用正八边形模板对圆形模板进行了近似. Lowe 在对尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform-SIFT)^[9]中关键点的特征进行

描述时,也用到了圆的旋转不变性思想.受上述研究成果的启发,本文在圆形模板的基础上,提出了旋转不变直方图.

2.1 旋转不变区域的选取

如图1,当目标发生旋转形变时,旋转前后矩形区域的直方图发生了明显变化,这是矩形模板不能适应目标旋转的直接原因.要克服矩形模板的旋转敏感,必须选择一种新的模板,使其在目标发生旋转时所覆盖的图像信息不发生变化.在广为熟悉且又便于解析描述的几何图形中,圆具有各向同性特性,也即围绕圆心做任意角度的旋转,圆形区域所覆盖的信息不会发生任何变化.图1中目标发生旋转形变后,圆形区域的直方图几乎没有发生变化.因此,只需在目标内部选定一个适当大小的圆形区域作为新的模板(图1中黑色圆所示),利用该模板进行直方图匹配,即可得到抗旋转的匹配结果.

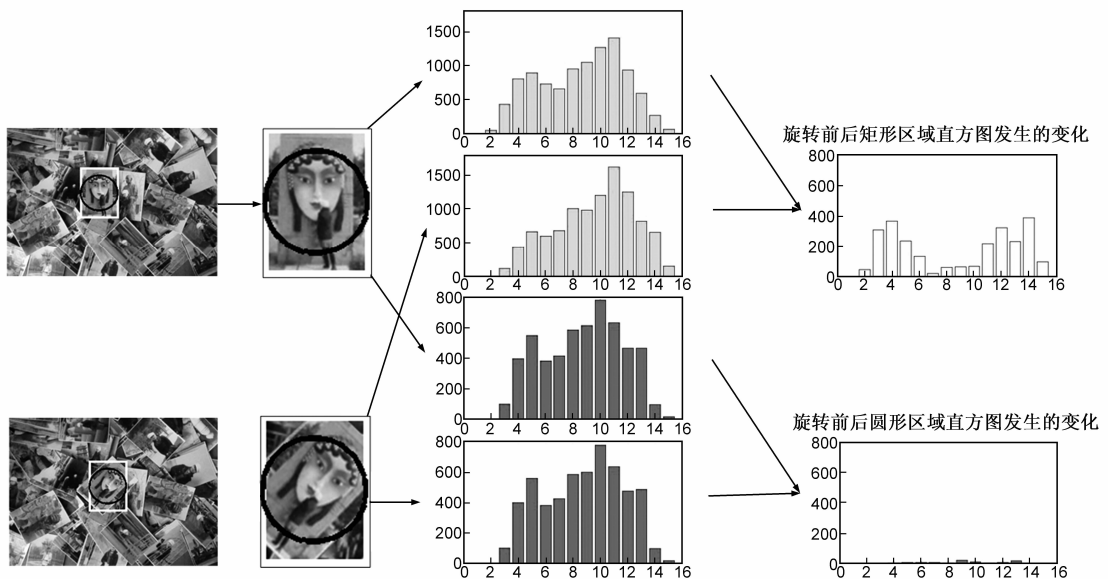


图1 目标旋转对矩形模板和圆形模板直方图的影响

2.2 旋转不变直方图更新

在直方图匹配的过程中,要对目标图像的所有像素点进行逐一遍历.每移动一个像素,计算出以当前像素为中心的圆形区域内所包含像素的直方图.最终根据所选择的相似性度量准则确定目标在图像中的具体位置.设圆形模板当前状态位于如图2(a)所示位置,当模板进行列更新时,模板内发生变化的仅为左右边界像素点;图2(b)中“-”标记的方格所示为离开模板的像素,“+”标记的方格所示为进入模板的像素.因此,在列更新时仅需对发生变化的左右边界像素进行重新“投票”即可得到更新后的模板直方图.图2(c)所示为模板的行更新,原理类同.

由于投票之前已经预先确定了每一个像素投票的

对象,因此,只需确定参与投票的像素,即可完成投票.投票行为要解决的问题是如何实现快速寻址.对于边界可解析描述的几何图形,通过特定函数确定边界元素与中心元素的解析关系,然后以中心元素为原点,将边界元素映射为边界索引集合.

设 (i, j) 为以 $(0, 0)$ 为中心,以 R 为半径的圆形区域中的任意元素,则像素索引 (i, j) 构成的集合 $A_{(0,0)}^R$ 为:

$$A_{(0,0)}^R = \{(i, j) \mid i^2 + j^2 \leq R^2\} \quad (1)$$

在定义边界索引集合之前,我们先定义集合 S_1 和 S_2 的差如下:

$$S_1 - S_2 = \{x \mid x \in S_1 \text{ and } x \notin S_2\} \quad (2)$$

至此,可从集合角度给出边界索引集合的解析描

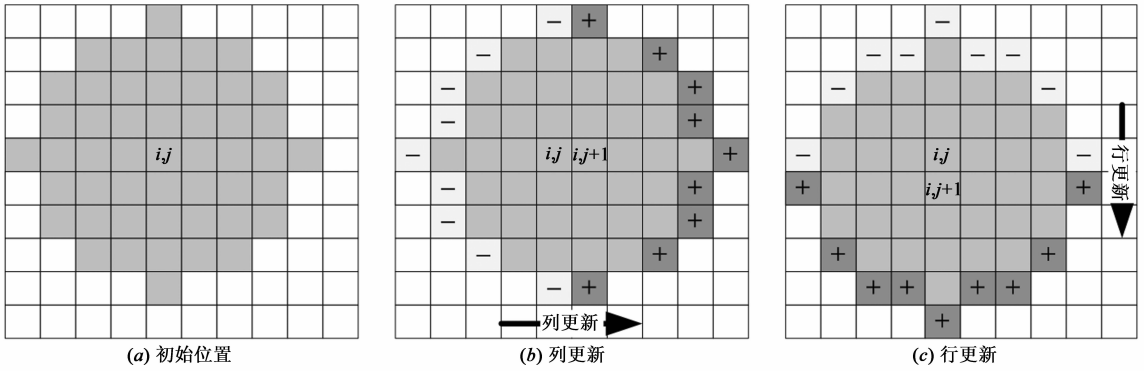


图2 圆形模板的边界更新示意图

述为:

$$\text{Leftboundary} = A_{(0,0)}^R - A_{(0,1)}^R \quad (3)$$

$$\text{Rightboundary} = A_{(0,1)}^R - A_{(0,0)}^R \quad (4)$$

$$\text{Topboundary} = A_{(0,0)}^R - A_{(1,0)}^R \quad (5)$$

$$\text{Bottomboundary} = A_{(1,0)}^R - A_{(0,0)}^R \quad (6)$$

2.3 匹配算法的具体实现

在进行匹配运算之前,先对目标图像进行预处理,根据所选择的直方图特征和直方图的维数,确定每个像素点投票的对象.以灰度直方图为例,匹配算法的主要步骤如下:

第一步 初始化.首先根据直方图的维数 B 将输入图像 I 转化为选票图 V ,然后根据半径 R 初始化直方图 H 以及圆形区域的边界索引集合.选票图 V 的计算公式如下:

$$V(x, y) = \left\lfloor \frac{I(x, y) \cdot B}{256} \right\rfloor + 1, x, y = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

式中,符号“ $\lfloor \cdot \rfloor$ ”为向下取整.

在初始化 H 的过程中,定义投票行为如下:

$$\text{Vote}[(x, y), a]: H(V(x, y)) = H(V(x, y)) + a, \quad a = 1, -1 \quad (8)$$

上式中,符号“ $\text{Vote}[(x, y), a]$ ”为投票行为,即像素 (x, y) 根据自己的投票对象 $V(x, y)$ 投权值为 a 的选票.在算法中,所有离开圆形区域的像素点的投票权值均为 -1 ,所有进入圆形区域的像素点的投票权值均为 1 .

初始化完毕后,进入第二步.

第二步 计算直方图距离.根据投票所得的直方图数据 H 计算当前圆形区域与目标模板的距离.向量的 l_p 范数是度量直方图距离的常用方法,本算法采用

l_1 范数计算直方图距离,将计算所得的直方图距离 d 写入相关图 S ,如果相关图 S 完成,则将 S 中最小值的索引作为匹配结果的中心坐标输出,否则进入第三步.

第三步 列更新.如果在当前行内存在尚未遍历的列元素,则对模板的直方图进行列更新,得到新的直方图,转至第二步计算直方图的距离.当所在行的列元素全部更新完毕,则进入第四步进行行更新.模板的列更新只需左右边界像素进行投票,只涉及少量元素的简单寻址和数值加减,运算效率高.

第四步 行更新.行更新只在每一行的起始位置进行,因此在更新过程中要保留前一行起始位置的直方图.在此基础上,行更新和列更新类似,只需圆形区域的上下边界元素进行投票.行更新完毕后转入第二步.

3 旋转角度计算

利用旋转不变直方图获取旋转前后目标内部的位于不同位置的两点,则根据两点连线的斜率可以很快确定目标发生旋转的角度.

3.1 双圆定位

双圆定位要解决的第一个问题是如何确定圆的半径.在不至于溢出矩形区域的前提下,圆的半径应当越大越好.半径越大,包含的信息也就越多,匹配的结果更加鲁棒.第二个问题是如何确定两个圆的位置关系.如果两个圆的位置相差太近,则会由于包含有过多的共同信息而造成相互干扰,影响匹配的结果.以矩形的高宽比为自变量,规定双圆半径大小和相对位置确定的原则如下:(1)当高宽比小于等于 $2/3$ 时,圆的半径取高的一半,两圆分别与矩形的三边内切,如图 3(a)和

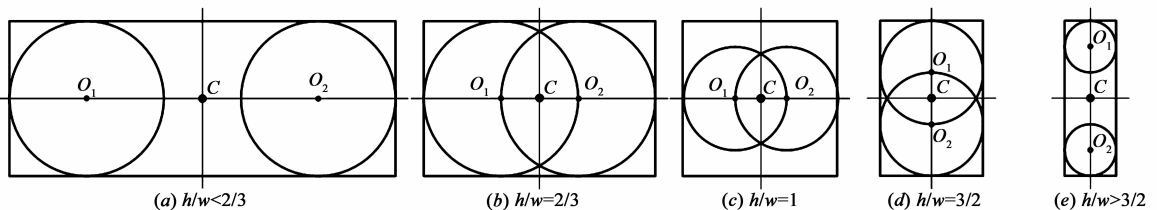


图3 双圆位置的标定

(b)所示;(2)当高宽比大于 $2/3$ 且小于等于 1 时,圆的半径取宽的 $1/3$,两圆心位于矩形的水平对称轴上,且两圆分别与矩形的一条边相切,如图 3(c)所示.这里将圆的半径取为宽的 $1/3$ 是避免由于两圆距离过近而造成相互干扰;(3)当高宽比大于 1 且小于等于 $3/2$ 时,圆的半径取高的 $1/3$,两圆心位于矩形的垂直对称轴上,且两圆分别与矩形的一条边相切,如图 3(d)所示;(4)当高宽比大于 $3/2$ 时,圆的半径取宽的一半,两圆分别与矩形的三边相切,如图 3(e)所示.

3.2 角度计算

假定顺时针方向为目标旋转的正方向,旋转的角度为 α ,根据预先确定的双圆位置和匹配结果,可得旋转校正的原则如下:

(1)当高宽比大于 1 时(如图 4(a)所示),跟踪结果的中心位置为两圆连心线的中点,旋转角度为:

$$\alpha = \arctan(O_1P/O_2P) \quad (9)$$

(2)当高宽比小于 1 时(如图 4(b)所示),跟踪结果的中心位置为两圆连心线的中点,旋转角度为:

$$\alpha = \arctan(O_2P/O_1P) \quad (10)$$

当高宽比为 1 时,适用于原则(1)和(2)中任何一条.

确定双圆位置和旋转角度之后,即可依据初始矩形模板以及双圆位置的几何关系确定最终跟踪结果.

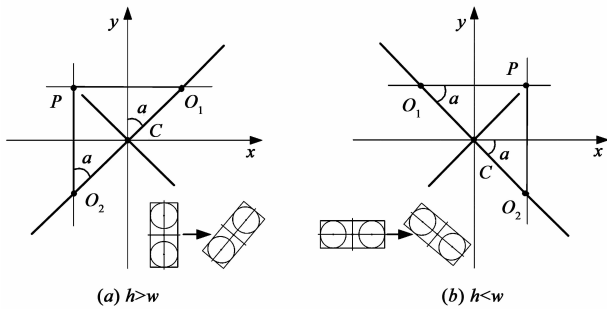


图4 旋转角度计算示意图

4 实验结果与分析

为验证本文算法,在对大量视频序列进行跟踪仿真实验的基础上,对 Integral Histogram Based Method (IHBM)^[3], Fragments Based Method (FBM)^[6], Articulating Blocks Based Method (ABBMM)^[7]以及本文算法 Rotation Invariant Histogram Based Method (RIHBM)的实验结果和跟踪性能进行分析,比较算法各自的复杂度.本文所有实验均采用 64 柱灰度直方图进行模板匹配,在 2.1GHZ 主频,2G 内存的硬件环境下通过 Matlab 2010 软件平台仿真实现.

4.1 实验结果

首先对发生角度旋转的矩形目标进行模板匹配,

以更直观地描述本文算法与参考算法模板匹配过程中的不同之处.图 5 列出了四种算法匹配的结果,目标模板为图片中央发生旋转的照片. IHBM 所得匹配结果出现严重偏移. FBM 通过将矩形模板分解为数量一定的矩形子区域然后进行匹配,明显增强了匹配的鲁棒性. ABBM 通过对目标模板进行建模,将其描述为用关节连接起来的矩形子区域之和,匹配结果为所有子区域的外接矩形.本文 RIHBM 通过对目标模板内部标定的两个圆形子区域进行模板匹配,然后根据匹配的结果对矩形框进行旋转校正.

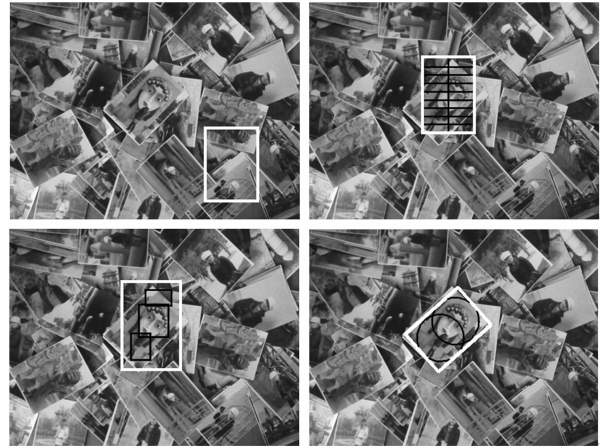


图5 四种算法对矩形旋转目标的匹配结果比较,左上为IHBM匹配的结果,右上为FBM匹配的结果,黑线隔开的部分为算法所分的Fragments;左下为ABBM匹配的结果,黑色矩形框内部为算法所标记的Blocks;右下为RIHBM匹配的结果,黑色圆为算法进行旋转不变匹配的圆形模板.

图 6 和图 7 所示为四种算法对视频序列“bus. avi (320 × 240, 25fps, 116f)”和“skater. avi (320 × 261, 15fps, 165f)”跟踪的部分结果.图中黑色虚线框、白色虚线框、白色实线框、黑色实线框依次描述了 IHBM、FBM、ABBM 和本文 RIHBM 的跟踪结果. IHBM 的跟踪结果与真实目



图6 五种算法对发生旋转的刚性矩形目标(bus)的跟踪结果比较,白色虚线框、白色实线框、黑色虚线框、黑色实线框依次为ABBMM、FBM、IHBM和RIHBM跟踪的结果.本文算法所测旋转角度依次为 $2^\circ, 17^\circ, 31^\circ, 45^\circ, 49^\circ, 50^\circ, 32^\circ, 14^\circ, 13^\circ$.

标存在一定的位置偏差,尤其当旋转角度越大时,偏差也越大,如图 6 中第 58 帧,图 7 中第 23 帧等。FBM 能够适应一定程度的旋转变,但当旋转角度较大时,其跟踪精度也随之降低,如图 6 中第 38 帧,图 7 中第 16 帧等。ABBM 能够自始至终地适应目标的旋转形变,精度较 FBM 高。本文 RIHBM 对目标角度变化的鲁棒性较强,当目标发生大角度旋转时,其跟踪结果依然理想。在处理目标姿态变化和细微尺度变化方面,ABBM 的优势更明显,这是由于基于关节连接的矩形子区域能够更好地适应目标的姿态变化。

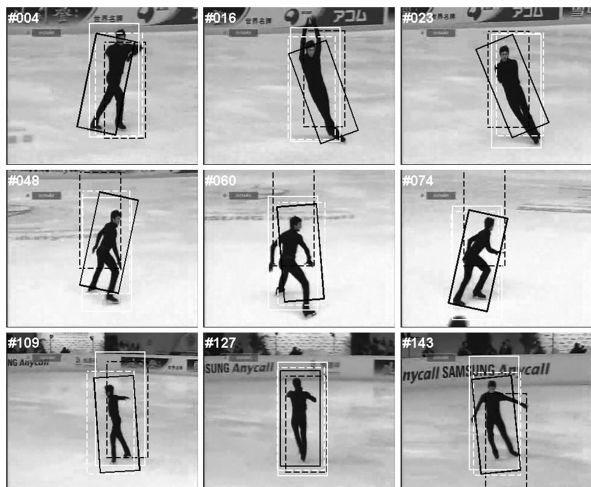


图7 五种算法对发生姿态变化的非刚性目标(skater)的跟踪结果比较,白色虚线框、白色实线框、黑色虚线框、黑色实线框依次为ABBM、FBM、IHBM和RIHBM跟踪的结果。本文算法所测旋转角度依次为 21° 、 -20° 、 -23° 、 12° 、 -5° 、 12° 、 -4° 、 0° 、 6° 。

跟踪中,我们通常将目标在真实空间的三维运动近似为平面旋转,这在一定程度上过滤了目标原始表观模型变化的海量信息。对复杂背景下的目标跟踪,需要进行在线模板学习,选择最佳的模板更换时机,避免因模板的频繁更换而导致漂移误差的累积^[10]。针对目标遮挡和模板更新问题,文献[11]结合粒子滤波和风险决策理论做了较为深入的研究。

4.2 性能分析

文中对照实验所涉及的算法均按照原文献所介绍的思路编写,未进行任何形式的额外优化处理。下面对各算法的跟踪性能以及算法复杂度作简要分析。

4.2.1 跟踪性能

中心位置误差(Center Location Error)是衡量算法跟踪精度的一个重要指标,它通过计算跟踪结果的中心与真实目标的中心之间的距离来度量跟踪算法的性能优劣,中心位置误差越小,表明算法的跟踪性能越优。IHBM 对视频序列“bus.avi”的平均中心位置误差均为 11.7,FBM 的跟踪性能较 IHBM 有明显的改善,平均中心位置误差减小为 5.9。ABBM 算法的该性能指标为 5.1,优于 FBM。本文算法这一指标为 4.4,为各算法中的

最好结果。对视频序列“skater.avi”,IHBM 的平均中心位置误差为 19.7,FBM、ABBM 和本文 RIHBM 的这一指标依次为 13.7、8.9 和 10.7。由此可见,ABBM 算法在对姿态变化的目标进行跟踪时效果最佳,本文算法得到次优的跟踪结果,但较 IHBM 和 FBM 有较明显的提高。视频中每帧的中心位置误差如图 8 所示。

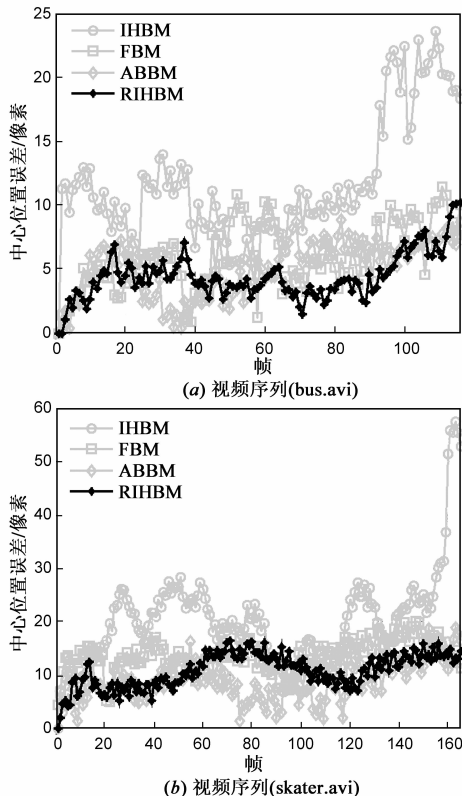


图8 四种算法跟踪的中心位置误差的中心位置比较

4.2.2 算法复杂度

鉴于 FBM 和 ABBM 是基于 IHBM 实现的,算法复杂度较 IHBM 要高,本文仅以 IHBM 为参考,分析本文的算法复杂度。IHBM 的核心是 IH 算法,其预处理构建积分直方图过程中,每个像素点对应的积分值计算需要经过两次 B 维的加减运算和一个像素点的投票;在求取矩形区域直方图的过程中,每个像素点要进行三次 B 维的加减运算,最后根据选择的相似性度量法则形成相关图,因此, IHBM 处理每一帧的算法复杂度为 $O(N^2B)$ 。本文算法的核心是 RIH,与 IH 算法的不同之处是,整个过程中不涉及直方图的加减,只涉及简单的寻址和投票。初始化时有 $\pi r^2/4$ 个像素参与投票(r 为圆形模板的直径),直方图更新时,平均每个元素涉及 $2r$ 次寻址和投票,最后根据直方图距离的计算公式形成相关图。综上,本文算法处理每一帧的复杂度为 $O(N^2r + r^2)$ 。视频序列“bus.avi”中目标模板的尺寸为 45×21 ,IHBM 平均每帧的处理时间为 376msec,本文 RI-

HBM 平均每帧的处理时间为 253msc. 视频序列“skater.avi”中目标模板的尺寸为 67×159 , IHBM 和 RIHBM 的平均每帧处理时间依次为 395msc 和 403msc. 由此可见, 本文算法对小目标的跟踪效率更高. FBM 和 ABBM 在 IHBM 的基础上均引入了一系列的附加处理, 使得跟踪的结果更为理想, 却牺牲了一定的算法复杂度. 平均每帧的处理时间为 IHBM 算法的 1.5 到 2 倍不等.

需要指出的是, 本文在实验设计中采取对图像进行全局最优穷搜索的策略以保证实验数据分析的客观性. 在实际的视频跟踪算法中往往通过限定搜索范围^[5]和对图像进行稀疏采样来获得更快的执行速度.

5 结论

视觉跟踪中旋转目标的鲁棒跟踪一直以来是研究热点和难点, 本文通过分析传统的基于矩形模板直方图匹配算法不能有效跟踪旋转目标的原因, 提出了利用圆形模板实现匹配定位, 利用双圆定位思想计算目标旋转角度的算法. 该算法利用圆形模板的抗旋转特性来实现目标模板中圆形子区域的匹配定位, 然后根据匹配所得的两个圆形子区域的相对位置确定目标旋转的角度. 算法利用分布式的思想实现, 在处理高维特征和小尺寸目标的跟踪问题时具有明显的时间优势.

不足之处是, 本文算法虽然能在一定程度上解决了对旋转目标的鲁棒跟踪问题, 但是对于复杂背景和尺度变化明显的目标跟踪效果仍不是十分理想. 研究如何有效地进行模板的在线学习和确定模板更换的最佳时机, 将大大增强本文算法的鲁棒性, 这将是我们的下一步的工作.

参考文献

- [1] E Trucco, et al. Video tracking: a concise survey [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2006, 31(2): 520 – 529.
- [2] 侯志强, 等. 视觉跟踪技术综述[J]. 自动化学报, 2006, 32(4): 603 – 617.
Z Q Hou, et al. A survey of visual tracking [J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(4): 603 – 617. (in Chinese)
- [3] F Porikli. Integral histogram: a fast way to extract histograms in Cartesian spaces [A]. In: Proceedings of the 2005 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. San Diego, IEEE Computer Society, 2005: 829 – 836.
- [4] M Sizintsev, et al. Histogram-based search: a comparative study [A]. In: Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Anchorage, IEEE Computer Society, 2008. 1 – 8.
- [5] Y We, et al. Efficient histogram-based sliding window [A]. In: Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. San Francisco, IEEE Computer

Society, 2010. 3003 – 3010.

- [6] A Adam, et al. Robust fragments-based tracking using the integral histogram [A]. In: Proceedings of the 2006 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. New York, IEEE Computer Society, 2006. 798 – 805.
- [7] S M S Nejhum, et al. Online visual tracking with histograms and articulating blocks [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114(8): 901 – 914.
- [8] S Perreault, et al. Median filtering in constant time [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(9): 2389 – 2394.
- [9] D Lowe. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 – 110.
- [10] 潘吉彦, 等. 抑制模板漂移的目标跟踪算法[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 622 – 627.
J Y Pan, et al. A template-drift-resistant object tracking algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(3): 622 – 627. (in Chinese)
- [11] 周妍, 等. 基于粒子和风险决策跟踪遮挡目标的方法[J]. 电子学报, 2007, 35(2), 350 – 353.
Y Zhou, et al. Tracking occlusive target method based on bayesian decision theory and particle filter [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(2), 350 – 353. (in Chinese)

作者简介



余旺盛 男, 1985 年出生于湖南平江, 分别于 2008 年和 2010 年获空军工程大学电讯工程学院信号与信息处理专业学士学位和硕士学位, 现于空军工程大学信息与导航学院攻读博士学位, 主要研究方向为数字图像处理与模式识别.
E-mail: xing_fu_yu@sina.com



侯志强 男, 1973 年出生于陕西眉县, 2005 年获西安交通大学电子与信息工程学院控制科学与工程专业博士学位. 主要研究领域为多传感器信息融合, 图像处理, 视觉跟踪等.
E-mail: hou-zhq@sohu.com



田孝华 男, 1965 年出生于湖南石门, 2003 年获西安电子科技大学信号与信息处理专业博士学位, 现为空军工程大学信息与导航学院教授、博士研究生导师, 主要研究领域为无线电定位、阵列信号处理、非平稳信号处理、无线电导航等.
E-mail: xht65@sina.com