

基于直方图主成分变化检测的跟踪算法

刘振涛¹, 王朝英¹, 刘卫群²

(1. 空军工程大学电讯工程学院, 西安 710077; 2. 63751 部队技术室, 西安 710028)

摘要: 序列图像中运动目标尺度在发生变化时, 难以被精确跟踪。为此, 提出一种基于目标直方图主成分变化检测的跟踪算法。综合考虑目标与背景的特征显著性和相似性 2 个因素, 建立比值关系进行量化分析, 选取能够最大程度区分前景目标和背景的特征, 并将区分度作为权值确定直方图中所选特征的区间数。通过分析目标直方图中主成分特征分量所占的总像素数, 确定目标尺度变化情况。定义一种新的带宽计算准则, 自适应调整跟踪窗大小。实验结果表明, 该算法能够准确地对目标尺度变化进行检测。

关键词: 图像目标跟踪; Mean Shift 算法; 主成分; 自适应带宽; 特征显著性; 特征相似性

Tracking Algorithm Based on Principal Component Variation Detection of Histogram

LIU Zhen-tao¹, WANG Zhao-ying¹, LIU Wei-qun²

(1. Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

2. Technology Office, 63751 Troops, Xi'an 710028, China)

【Abstract】 Aiming at the problem of moving target tracking difficult under scale changes, an adaptive bandwidth algorithm is proposed by detecting the principal component variation of histogram. Considering the conspicuousness and similarity of target and background, a ratio relation is set up to select the feature which can differentiate the prospect target and background to its extent. The feature district amount is weighted by the discrimination. Target scale variation is determined by pixel amounts of principal component in histogram. A novel bandwidth criterion is defined for adjusting the tracking window adaptively. Experimental results show that the algorithm can detect the scale change of the target and make corresponding adaptation.

【Key words】 image target tracking; Mean Shift algorithm; principal component; adaptive bandwidth; feature conspicuousness; feature similarity

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.04.052

1 概述

序列图像中运动目标跟踪技术是计算机视觉领域的一个重要课题, 在现实生活中具有广泛的应用前景^[1]。Mean Shift 的概念最早是由 Fukunaga F 等人在一篇关于概率密度梯度函数的估计中提出来的^[2]; Mean Shift 算法自从被引入到目标跟踪领域以来, 就因其良好的实时性和鲁棒性受到相关学者的关注。

目标在运动过程中会发生尺度变化, 因此需要实时地更新核函数带宽。传统的 Mean Shift 算法根据初始目标的大小采用固定的带宽进行跟踪, 当目标尺寸逐渐增大时, 固定不变的带宽无法描述目标的全部外观信息导致跟踪失败; 当目标尺寸逐渐减少时, 固定不变的带宽则使得跟踪窗口内引入其他背景像素。文献[3]采用正负 10% 的增量分别对带宽进行修正, 选择出最大的 Bhattacharyya 系数所对应的核带宽为最佳带宽, 此算法采用固定量试探法测定带宽, 无法根据目标运动状态的实时变化进行自适应跟踪, 而且当目标尺寸逐渐增大时, 带宽很难被扩大, 反而经常越变越小, 这是因为基于 Bhattacharyya 系数的相似性度量经常会在较小的跟踪窗口中达到局部最大^[4]。

针对上述问题, 本文提出一种基于目标直方图主成分变化检测的带宽自适应跟踪算法。首先提出一种新的背景区分度量分析准则, 通过计算目标与背景的特征显著性和相似性两者间比值关系, 提取出背景区分度最高的候选特征建立目标概率分布直方图。选取目标直方图中与其最大概率值相

比大于阈值的特征值区间作为直方图主成分以降低极小概率值所对应区间造成的跟踪不稳定。再对后续各帧中特征直方图主成分变化量进行检测, 建立一种新的带宽自适应更新准则, 提高算法对目标尺度变化问题的鲁棒性。

2 传统 Mean Shift 算法

若目标区域的中心为 x_0 , 假设其中有 n 个像素用 $\{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 表示, 特征值 bin 的个数为 m 个, 则目标模型的特征值 $u=1, 2, \dots, m$ 的概率密度为:

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta [b(x_i) - u] \quad (1)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 为 Kronecker Delta 函数; $k(x)$ 是一个各向同性核函数, 带宽为 h , 用于对像素进行加权; C 是一个使目标模型规范化的常数因子。同理可得, 当前帧候选目标模型的特征值 $u=1, 2, \dots, m$ 的概率密度为:

$$\hat{p}_u(y_0) = C_h \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta [b(x_i) - u] \quad (2)$$

其中, C_h 是使目标候选模型规范化的常数因子。选取 BH 系数 (Bhattacharyya Coefficient) 来度量 2 个模型之间的相似性,

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60774091); 国家部委基金资助项目

作者简介: 刘振涛(1986—), 男, 硕士研究生, 主研方向: 计算机视觉跟踪; 王朝英, 副教授; 刘卫群, 高级工程师

收稿日期: 2011-06-28 **E-mail:** allice521@163.com

其定义为:

$$\hat{p}(y_0) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y_0) \hat{q}_u} \quad (3)$$

跟踪的目的就是在每帧中寻找使式(3)最大的候选区域的位置。通过对 BH 系数的 Taylor 展开可以得到 Mean Shift 算法下一次迭代的目标中心位置为:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \omega_i g \left[\frac{\|(y_0 - x_i) / h\|^2}{\hat{q}_u} \right]}{\sum_{i=1}^n \omega_i g \left[\frac{\|(y_0 - x_i) / h\|^2}{\hat{q}_u} \right]} \quad (4)$$

其中, $\omega_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u]$; $g(x) = -k'(x)$ 。当 $\|y_1 - y_0\| < \varepsilon$ 时, 迭代结束, 该点就是当前帧目标位置; 否则, 继续迭代。

3 带宽自适应跟踪算法

本文在传统 Mean Shift 算法的基础上, 分别从特征直方图的建立和带宽更新准则 2 个角度对原有算法进行改进。

3.1 特征直方图

在建立特征直方图的过程中, 必须选取那些使得目标与背景之间具有良好区分度的特征^[5]。本文综合考虑特征显著性与相似性 2 个因素建立一种新的区分度量化分析准则, 选取 2 个区分度最大的候选特征, 将两者的区分度量化所得数值作为权值, 该权值决定了目标直方图中所选特征区间数。

3.1.1 特征区分度量化分析

对于一个给定的特征, 假定 $H_{obj}(i)$ 和 $H_{bg}(i)$ 分别表示该特征下的目标和背景直方图, 将其与对应的像素数相除后, 得到下面概率分布函数为: $p(i) = H_{obj}(i) / n_{obj}$ 和 $q(i) = H_{bg}(i) / n_{bg}$, n_{obj} 和 n_{bg} 分别表示目标和背景区域内的像素数。对于每一个特征值 i , 采用如式(5)的对数似然比值得到显著性函数^[6], 并采用相应的方差来衡量目标区域与背景区域之间的显著性。

$$L(i) = \max(-1, \min(1, \ln(\frac{\max(p(i), \varepsilon)}{\max(q(i), \varepsilon)}))) \quad (5)$$

$$var(L) = E[L(i)^2] - (E[L(i)])^2 \quad (6)$$

同时根据目标和背景直方图的 BH 系数来判断两者间的相似性, 选取 BH 系数小的候选特征建立模型^[7]。类似于目标模型与目标候选模型的相似性计算方法, 得到目标与背景直方图的相似性计算公式为:

$$P = \sum_{i=1}^m \sqrt{p(i)q(i)} \quad (7)$$

为了提取出使得目标与背景显著性大、相似度小的候选特征, 建立如式(8)所示的两者比值关系式。 M 值越大则说明待测特征的背景区分度越高, 反之区分度越低。

$$M = var/P \quad (8)$$

3.1.2 特征区间数的确定

在建立目标特征直方图的过程中, 如果对特征区间数分得过细, 会影响算法的实时性, 特别是融合多特征建立直方图时, 但是如果对特征区间分得过于稀疏, 则违背了引入多特征进行跟踪的初衷^[8]。本文以目标与背景区分度作为权值, 来决定所选特征的特征区间数。

由特征区分度量化分析可得 2 个 M 值最大的候选特征, 将两者的 M 值作为权值, 按式(9)、式(10)所示确定所选的特征区间数 N_1 、 N_2 为:

$$N_1 = 2^{\lfloor \frac{M_1}{M_1 + M_2} \rfloor} \quad (9)$$

$$N_2 = 2^{\lfloor \frac{M_2}{M_1 + M_2} \rfloor} \quad (10)$$

其中, M_1 、 M_2 分别为所选特征分量的区分度量化数值。

3.2 带宽自适应调整

在运动目标跟踪过程中, 由于目标和跟踪传感器平台的相对运动, 不可避免在成像平面上存在目标位置和尺度的变化^[9]。本文主要针对所建立直方图的主成分变化量进行检测和分析, 进而提出一种新的带宽调整准则。

3.2.1 直方图主成分变化检测

假定带宽大小不变, 当目标的尺寸扩大时, 目标像素在跟踪窗内所占有的比例逐渐增大, 背景像素的比例则逐渐减小, 如果不对带宽进行调整, 甚至会超过跟踪窗本身大小; 当目标的尺寸缩小时, 目标像素在跟踪窗内所占有的比例逐渐减小, 背景像素的比例则逐渐增大。基于这一思想, 本文对直方图中目标特征区间的总像素数变化量进行检测, 判断出目标尺寸的实际变化情况以及尺寸的具体变化量。同时考虑到降低特征直方图中极小概率值所对应特征区间造成的跟踪不稳定性, 只取直方图中与其最大概率值相比大于 0.15 的特征区间。

3.2.2 带宽自适应调整准则

增量试探法中人为设定的带宽增量只能在一定程度上反映目标尺度的变化趋势, 并不能十分准确地得到目标尺寸。本文主要针对特征直方图中主成分的变化情况建立一种新的带宽自适应调整准则, 通过如式(11)所示的比例关系实时调整带宽的大小。

$$h = h_0 \frac{N}{N_0} \quad (11)$$

其中, h 为调整后的带宽大小; h_0 为模板带宽大小; N 为当前跟踪窗内的主成分特征区间所占总像素数; N_0 为模板跟踪窗内的主成分特征区间所占总像素数。若当前跟踪窗内的主成分特征区间所占总像素数小于模板跟踪窗内的主成分特征区间所占总像素数时, 说明目标尺寸在缩小, 这时应根据其缩小比例同时缩小带宽; 若当前跟踪窗内的主成分特征区间所占总像素数大于模板跟踪窗内的主成分特征区间所占总像素数时, 说明目标尺寸在扩大, 这时应根据其扩大比例同时增大带宽。

3.3 算法具体流程

Step1 手动选择初始跟踪目标, 并确定初始跟踪带宽大小 h_0 ;

Step2 根据初始跟踪位置 y_0 建立目标模型直方图, 并统计模板跟踪窗内的主成分特征区间所占的总像素数 N_0 ;

Step3 读取下一帧图像;

Step4 建立候选目标模型, 并计算权值向量 ω_i ;

Step5 计算候选目标中心 y_1 ;

Step6 若满足 $\|y_1 - y_0\| < \varepsilon$, 迭代结束, 返回 Step3, 同时统计当前跟踪窗内的主成分特征区间所占的总像素数 N , 并根据由式(11)计算调整后的带宽大小 h ; 否则 $y_0 = y_1$, 返回 Step4。

4 仿真结果与分析

本文选取两段测试视频对给定的运动目标进行跟踪实验。首先, 对颜色空间特征中的 H(色调)分量、S(饱和度)分量、I(亮度)分量以及梯度特征、纹理特征的背景区分度进行量化分析, 结果如表 1、表 2 所示, 实验 1 中颜色空间特征的 H 分量和梯度特征的 M 值较大, 实验 2 中颜色空间特征的 H 分量和 S 分量的 M 值较大, 从而选择相应的特征建立目标直方图。再通过与传统 Mean Shift 算法以及增量试探算法

进行比较,验证本文跟踪方法的有效性。

表1 实验1特征区分度分析

特征	H分量	S分量	I分量	梯度	纹理
var	0.605	0.341	0.356	0.521	0.487
P	0.686	0.799	0.891	0.742	0.875
M	0.882	0.427	0.399	0.702	0.557

表2 实验2特征区分度分析

特征	H分量	S分量	I分量	梯度	纹理
var	0.894	0.742	0.516	0.627	0.624
P	0.711	0.789	0.872	0.788	0.871
M	1.258	0.941	0.592	0.796	0.716

实验1为尺寸逐渐减小的人脸跟踪视频序列,所截图片分别为第3帧、第10帧、第27帧、第38帧。传统 Mean Shift 算法由于采用固定带宽进行跟踪,因而在后续帧中跟踪窗已无法准确反映目标的实际大小;增量试探法跟踪效果较好,但由于人为设定带宽变化量,因此尺度定位存在一定偏差;本文算法选取经由背景区分度量分析而得的特征建立直方图,克服了背景变化对于目标跟踪的影响,并根据所提带宽准则实时调整跟踪窗口尺寸,准确地定位了目标的实际位置和尺度大小。3种算法尺寸逐渐减小的人脸跟踪视频分别如图1~图3所示。



图1 传统 Mean Shift 算法逐渐减小的人脸跟踪视频



图2 增量试探算法逐渐减小的人脸跟踪视频



图3 本文算法逐渐减小的人脸跟踪视频

实验2为尺寸逐渐增大的人体跟踪视频序列,所截图片分别为第5帧、第40帧、第63帧、第136帧。传统 Mean Shift 算法不仅尺度定位出现偏差,空间定位也不准确;增量试探算法由于相似性度量经常会在较小的跟踪窗口中达到局部最大,窗宽不但没有增大反而越来越小;本文算法则能够较好地适应目标尺度的变化。3种算法尺寸逐渐增大的人脸跟踪视频如图4~图6所示。



图4 传统 Mean Shift 算法逐渐增大的人脸跟踪视频



图5 增量试探算法逐渐增大的人脸跟踪视频



图6 本文算法逐渐增大的人脸跟踪视频

本文算法的主要时耗在于特征的选取以及窗宽自适应调整阶段,虽然比传统 Mean Shift 算法在时间上有所增加但也基本符合动态图像目标跟踪的要求。为说明本文算法的实时性,列出以上两组跟踪视频序列每秒平均处理帧数以及每帧平均迭代次数,如表3所示。

表3 视频序列跟踪速度

速度视频	平均处理速度/(帧·s ⁻¹)	平均迭代速度/(次·s ⁻¹)
视频1	28.4	4.5
视频2	27.8	4.7