

12-12-2019

Dynamic Shadow Detection and Tracking of Online Video from Mobile View

Youpeng Zhang

1. National Key Laboratory of Fundamental Science on Synthetic Vision, Sichuan University, Chengdu 610065, China; ;

Wang Chun

2. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

Yanli Liu

2. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Dynamic Shadow Detection and Tracking of Online Video from Mobile View

Abstract

Abstract: A shadow edge detection and tracking framework based on optical flow tracking in outdoor scenes is proposed. *The SVM is trained by using the edge information features extracted from the known results; the optical flow tracking is performed on the two frames before and after; and the SVM model is used to identify the points corresponding to the shadow features from the neighborhood Canny confidence edges of the unstable tracking points. A method for dynamically updating the SVM is designed for the new material problem of the scene caused by the viewpoint movement. The complexity of the shadow projection area may invalidate the SVM. For this problem, a region comparison algorithm is used to improve the accuracy of the results.* The experimental results show that the algorithm can accurately detect and track the projected shadows of moving objects such as moving humans in the video under the mobile view.

Keywords

shadow detection, mobile view, feature matching, pair-wise region

Recommended Citation

Zhang Youpeng, Wang Chun, Liu Yanli. Dynamic Shadow Detection and Tracking of Online Video from Mobile View[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(7): 1439-1447.

移动视点下在线视频的动态阴影检测与跟踪

张友鹏¹, 王淳², 刘艳丽²

(1. 四川大学视觉合成图形图像国防重点实验室, 四川 成都 610065; 2. 四川大学计算机学院, 四川 成都 610065)

摘要: 提出了一种基于光流跟踪的室外场景下的阴影边缘检测与跟踪框架。利用从已知结果中提取的边缘信息特征训练 SVM, 对前后两帧进行光流跟踪, 利用 SVM 模型从不稳定跟踪点的邻域 Canny 置信边缘中识别符合阴影特征的点。针对视点移动带来的场景新材质问题, 设计了动态更新 SVM 的方法。阴影投射区域的复杂性可能使得 SVM 失效, 针对这种问题, 使用了区域对比算法来提高结果的准确性。实验结果表明, 算法可以准确的检测和跟踪移动视点下视频中移动物体如运动人体的投射阴影。

关键词: 阴影检测; 移动视点; 特征匹配; 区域对

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2019) 07-1439-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.18-VR0714

Dynamic Shadow Detection and Tracking of Online Video from Mobile View

Zhang Youpeng¹, Wang Chun², Liu Yanli²

(1. National Key Laboratory of Fundamental Science on Synthetic Vision, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: A shadow edge detection and tracking framework based on optical flow tracking in outdoor scenes is proposed. The SVM is trained by using the edge information features extracted from the known results; the optical flow tracking is performed on the two frames before and after; and the SVM model is used to identify the points corresponding to the shadow features from the neighborhood Canny confidence edges of the unstable tracking points. A method for dynamically updating the SVM is designed for the new material problem of the scene caused by the viewpoint movement. The complexity of the shadow projection area may invalidate the SVM. For this problem, a region comparison algorithm is used to improve the accuracy of the results. The experimental results show that the algorithm can accurately detect and track the projected shadows of moving objects such as moving humans in the video under the mobile view.

Keywords: shadow detection; mobile view; feature matching; pair-wise region

引言

阴影检测与跟踪在计算机视觉和虚拟现实等领域具有重要的研究意义。一方面, 阴影对于场



收稿日期: 2018-06-30 修回日期: 2018-10-25;
基金项目: 国家自然科学基金(61572333), 国家“863”计划(2015AA016405);

作者简介: 张友鹏(1993-), 男, 河南信阳, 硕士生, 研究方向为图像处理和计算机视觉; 王淳(1995-), 男, 山东烟台, 硕士生, 研究方向为图像处理和计算机视觉。

景理解有着重要作用, 它可以揭示场景的相对深度、光照条件等信息。另一方面, 阴影会对图像信息产生干扰, 导致物体分割、目标识别及跟踪等算法处理结果不稳定甚至失败。例如, 由于运动物体所产生的阴影与运动物体本身具有相近的运动规律, 并且阴影区域的像素值也与对应的背景相差较大, 导致运动阴影常常会被误检测为运动物体, 为后续处理如识别等带来不利影响。因此, 检测与跟

踪在线视频中的运动阴影是一项具有重要意义的工作。

所谓在线检测是指系统对在线视频中的每一个当前帧都需要实时地进行阴影检测与跟踪。与基于视频体或图像序列的阴影检测等后期处理方式不同,在线阴影检测与跟踪需要在每一帧独立完成。目前,在视频跟踪领域,已经有大量的在线检测与跟踪运动阴影的工作。但大多数方法都局限于检测与跟踪固定视点下的运动阴影,如跟踪视点固定的监控摄像头拍摄的视频中的运动人体或行驶中的汽车的阴影。这些方法的主要流程是先使用背景相减或背景建模来构建参考图像进而提取变化的前景,然后再对前景中的阴影进行分离。然而,在移动视点拍摄的视频中,由于视点的移动,每帧都可能会有场景增量进入视野,而这些场景增量中可能含有部分待跟踪的运动阴影,因此移动视点下无法直接构建视频的背景图像或参考图像。所以,相对于固定视点,移动视点下的运动阴影的检测与跟踪面临更大的挑战。

本文主要针对室外移动视点视频中的运动阴影的在线检测和跟踪进行研究。由于相机和人体都在运动,我们提出了一种基于光流跟踪的阴影检测和跟踪算法。首先,假设已经检测出第 k 帧中的阴影边缘,我们提取这些边缘的阴影特征并训练出一个 SVM 分类器;然后,将 k 帧中的阴影边缘使用光流跟踪算法跟踪到当前 $k+1$ 帧作为初始的阴影边缘;通过正向($k \rightarrow k+1$)和反向($k+1 \rightarrow k$)的光流跟踪,找出误差大的像素并在它们的邻域进行 Canny 置信,并用训练好的 SVM 对置信边缘进行再分类。同时,由于视点的移动,每帧都可能会有场景增量进入视野,从而可能出现新的材质。针对这种问题,我们在光流的基础上定义了新进区域,即新的一帧产生的场景增量,若有某一种材质在新进区域内占比高于一定值,则认为出现新材质,此时对 SVM 进行更新。另外,对于材质相同、亮度不同的区域,我们使用图像分割算法和 OTSU 进行分类并将分界线作为阴影边缘。最后,对阴影边缘仍可能存在

的边缘断裂等不连续的情况使用补全算法进行了连续性优化。

本文的主要贡献包括:

(1) 提出室外场景移动视点下的移动阴影检测与跟踪算法框架。实验结果表明,该框架可以准确完整地检测出较为复杂的室外场景下的阴影。

(2) 构建了一个反映阴影边缘特征的 9 维特征向量,用该特征向量来训练我们选择的机器学习方法(SVM),可以准确地区分出阴影边缘和非阴影边缘。

(3) 针对视点移动所带来的场景增量,以及由此可能出现新材质的问题,我们定义了新进区域并判断新进区域内是否出现了新的材质,以此决定是否有必要更新 SVM。

(4) 在实际复杂的户外场景下,运动阴影可能会进入不同材质不同亮度的区域,导致对该部分阴影的检测十分困难。我们提出了一种图像分割和自动化阈值相结合的方法,并较为准确且完整地检测出了这部分阴影边缘。

1 相关工作

阴影检测的算法主要可以分为 2 大类:基于图像的算法和基于视频的算法。文献[1-5]介绍最近的基于单幅图像的阴影检测算法。文献[2]提出了一种基于室外光照模型的软影检测算法。文献[5]是基于光照型,利用梯度信息实现的阴影检测。和文献[2, 5]不同,文献[1, 3-4]提出了基于支持向量机(SVM)的阴影检测方法,通过提取阴影的特征,并通过大量数据的训练得到分类器用于阴影的检测。

目前,基于视频的阴影检测受到越来越多的关注。文献[6-10]介绍了视频阴影检测的算法。文献[6]利用每帧图像亮度的信息将图像分为不同的各个小区域,然后通过分析各个区域的本质特征将各个小区域标识为是否为阴影,文献[6-7]的算法类似,不同在于文献[7]介绍一种新的筛选阴影区域的方法。文献[8]在 HSV 颜色空间中分析了阴影的特征,将其用于视频阴影的检测。文献[10]介绍了

一种高效的、实时的视频检测算法。

上述视频阴影检测算法的局限在于处理的视频被限制在固定视点下拍摄的视频,而且视频中相同场景的阴影在前后 2 帧之间被重复检测,容易出现前后两帧检测结果不一致等错误情况。

而解决动态阴影的跟踪问题,现有方法可以简单分类为几何信息方法^[14-15]、颜色空间差异方法^[16]和多级方法^[17]。文献[14]在不变的视差模式下,以快速变化的光照对背景建模。然而,实验中必须使用至少 3 个照相机以克服照明变化。文献[15]通过分离感兴趣对象,假设对象及其阴影有着不同的方向,即对阴影区域的强度、中心位置采用参数化阴影模型。但是这种方法要求阴影被投射在一个平面上,并需要满足严格的假设。文献[16]针对传统非均质和亮度较大的阴影漏检问题,提出局部分类水平集与颜色特征的阴影检测方法。文献[17]基于一个时空反照实验和二色反射模型,使用单一阴影检测^[18],但是,对阴影的类型和几何纹理都有严格的假设。文献[20]使用背景差分法对监控录像进行阴影检测,但是该方法是在固定视点下实现的,由于移动视点下会产生场景增量,因此文献[20]的方法并不适用于移动视点的视频。

近年来,研究者们在该领域取得了一些成果。2013 年,Guo 等^[21]提出分割区域配对的阴影检测算法,但是该算法仅利用了区域信息并且使用了 3 次分类器,阴影检测的准确性和效率都有待提高。2014 年,Khare 等^[11]提出了一种高效的实时视频阴影检测算法,但是局限于固定视点下。2016 年,Tian

等^[22]利用新的 4 个基于物理的阴影特征,在室外图像边缘提取后,快速有效地从中检测出阴影边缘。但是该算法只适用于检测单幅图像的阴影边缘。

2 算法流程

本文算法的主要过程如图 1 所示。

(1) 获得第 k 帧的阴影边缘后,对于第 $k+1$ 帧,使用光流跟踪算法,得到初始边缘,并基于光流中心 9 个点的位移划分出新进区域。

(2) 通过某种材质在新进区域内的占比判定是否有新材质进入,若有,则更新 SVM,并转入(3)。若没有新材质进入,直接转入(3)。

(3) 使用 Median-Flow 算法找出光流误差较大的点,在这些点的邻域进行 Canny 置信,并用训练好的 SVM 对这些 Canny 边进行分类。同时,使用图像分割算法和 OTSU 找出相同材质不同亮度的区域,并将分界线认作阴影边缘。

3 本文算法

3.1 阴影边缘特征提取

在一帧图片里,通常只有少量像素是用来描述边缘的。因此,我们的算法首先对图片进行高斯滤波,然后通过 Canny 边缘检测^[13]找出可能是边缘的像素。为了得到可能属于阴影边缘的像素点,我们选取了几个特征放入支持向量机(SVM)里进行训练^[8]。

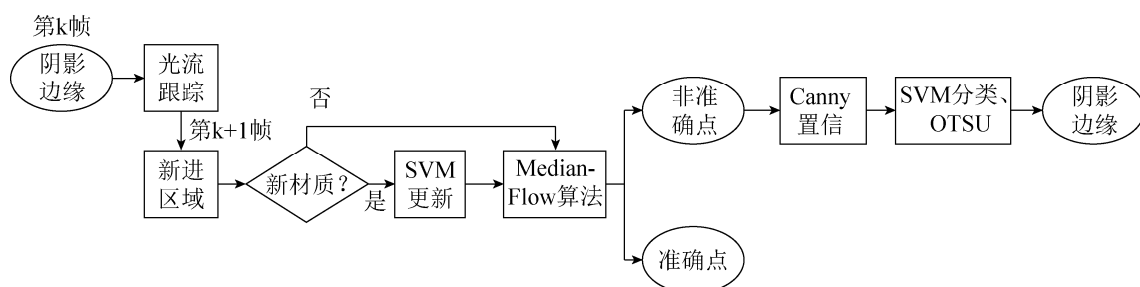


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow diagram of algorithm

第 1 个特征计算太阳光和天空光在阴影边缘两侧的光照强度比。我们令非阴影侧的 RGB 通道均值分别为 H_r, H_g, H_b , 而阴影侧为 L_r, L_g, L_b 。之后我们用向量 $(t_r, t_g, t_b) = (L_r / H_r, L_g / H_g, L_b / H_b)$ 来表示阴影边缘两侧光照强度的比值。最后, 我们计算特征向量:

$$(t_r, t_g, t_b) = ((t_r + t_g + t_b) / 3, t_r / t_b, t_g / t_b) \quad (1)$$

由于在阴影两侧光照条件和反射条件常常是统一且平滑的, 因此这个向量可以很好地反映太阳光和天空光在阴影两侧的比。

第 2 个特征是阴影边缘两侧光照强度的梯度。首先, 我们在可能是边缘的像素点上计算颜色的梯度 (S_r, S_g, S_b) 。这个向量相当于太阳光在边缘上的光照强度的梯度, 但是也受到了局部的反射率值的影响。因此, 我们定义一个特征向量:

$$(\delta_r, \delta_g, \delta_b) = (S_r / H_r, S_g / H_g, S_b / H_b) \quad (2)$$

来抵消反射, 只留下光照强度的梯度。

第 3 个特征集取自颜色的梯度方向 $(\gamma_r, \gamma_g, \gamma_b)$ 。对任意可能属于阴影边缘, 且反射率是局部连续的像素点来说, 当 RGB 的光照梯度都垂直于阴影边缘的时候, 图片的梯度在所有的颜色通道上应该具有相同的方向, 而其他类型的边缘则可能没有这个特点。因此, 第 3 个特征利用了这一点, 对每种颜

色计算梯度方向上的不同 $(\gamma_{rg}, \gamma_{gb}, \gamma_{br})$, 其中:

$$\gamma_{rg} = \min(|\gamma_r - \gamma_g|, 2\pi - |\gamma_r - \gamma_g|) \quad (3)$$

我们发现将这些区别放入 SVM 训练的结果要好于只使用最初的 $(\gamma_r, \gamma_g, \gamma_b)$, 并且在实验中发现, 对非阴影边缘, 不同颜色通道的梯度方向的变化要远大于对阴影边缘的变化。

综上所述, 我们构建了一个反映阴影边缘特征的 9 维特征向量 $(t_r, t_g, t_b, \delta_r, \delta_g, \delta_b, \gamma_{rg}, \gamma_{gb}, \gamma_{br})$, 其中每个 1 个特征在识别阴影边缘的时候都提供了它独有的特性。我们用这个特征集合来训练我们选择的机器学习方法(SVM), 从而区分边缘候选像素和不太可能属于阴影边缘的像素。

3.2 阴影边缘的跟踪

为了保证阴影边缘检测的稳定性, 避免重复检测, 我们首先使用了光流跟踪^[12]。但是光流跟踪不可避免地会带来累计误差, 特别是在视频序列比较长的时候, 如果仅依赖光流跟踪, 即使是简单场景, 误差也会越来越明显。如图 2 的第 1 行, 我们可以清楚地看到, 仅使用光流算法时, 无论从准确度还是连续性来看, 效果都很不理想。特别是镜头大幅抖动时, 光流算法基本失效。

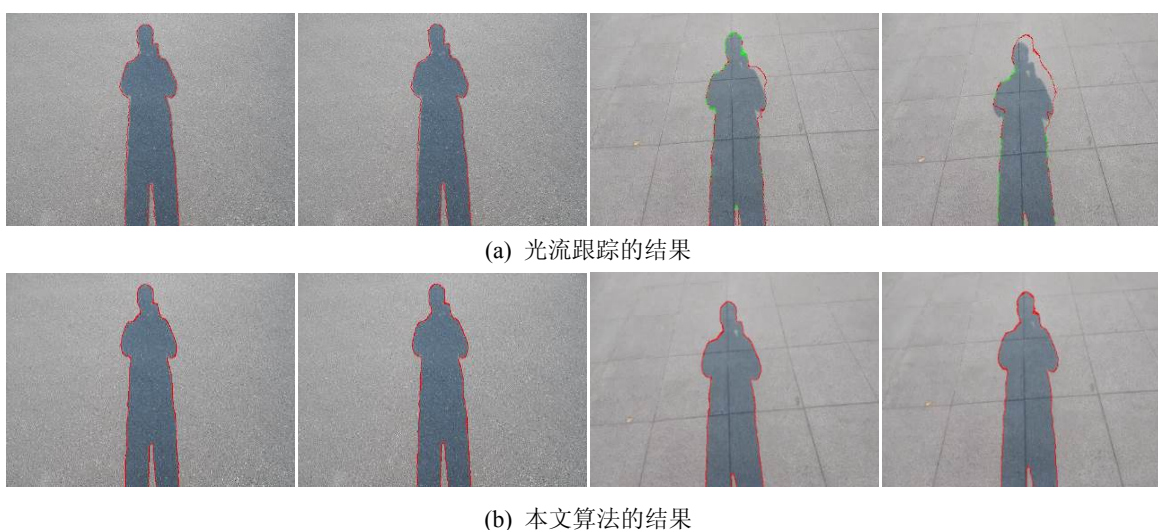
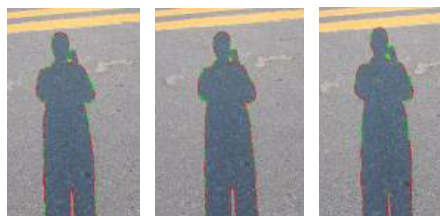


图 2 两组算法结果对比

Fig. 2 Comparison of two sets of algorithm results

为了解决这个问题,我们在光流跟踪的基础上通过残差中值定位误差较大的点。我们使用了 Median-Flow 追踪算法^[19],具体做法为:对前后两帧做两次光流跟踪,设前一帧是第 k 帧,后一帧是第 $k+1$ 帧。第 1 次光流跟踪是从第 k 帧到第 $k+1$ 帧,第 2 次光流跟踪是从第 $k+1$ 帧到第 k 帧,即先从正向做一次光流跟踪,再反向做一次光流跟踪。从第 k 帧的初始位置 x_k 开始追踪产生第 $k+1$ 帧的位置 x_{k+1} ,再从位置 x_{k+1} 反向追踪产生第 k 帧的预测位置 x'_k ,把 x_{k+1} 和 x'_k 的距离记为 d ,初始位置和预测位置之间的欧氏距离就作为光流追踪的 FB (forward-backward error) 误差。用所有点的残差中值(记为 d_m)作为稳定点的筛选条件。在我们的实验中,残差 d 大于残差中值 d_m 的像素点认为是误检测点,小于残差中值的则认为是准确追踪的结果,如图 3 所示。图中红色点为误差较大的点,绿色点为准确点。之后在误检测点(图 3 中红色的点)的一定邻域内利用 Canny 边缘置信,得到边缘候选像素点。



(a) 光流误差图



(b) Canny 置信结果图

图 3 Media-Flow 光流追踪和置信结果

Fig. 3 Media-Flow optical flow tracking and confidence results

实验结果如图 2(b)所示,可以看出,经过本算法的处理,光流跟踪的准确度和连续性明显高于原始算法,保证了前后两帧阴影边缘检测的稳定性。

3.3 置信区域内的阴影边缘的检测

目前,对阴影边缘的检测大多局限于室内或者水泥地面上,而在实际复杂的户外场景下,运动阴影可能会进入不同材质不同亮度的区域,导致对复杂场景的阴影的检测十分困难,并且就作者所知,目前还没有公开的算法可以较好地检测出这种视频中不同地面上的阴影。

首先,我们获取置信区域内的待分类点的特征集,用训练好的 SVM 模型进行分类。

$$\frac{-r}{w} x + \bar{b} \begin{cases} > 1, \text{ true} \\ < -1, \text{ others} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\frac{-r}{w}$ 和 \bar{b} 是训练好的模型参数。若该式结果大于 1,则为所求点,小于 -1 则为其他点。

但是,随着相机和人影的运动,当前帧可能会出现新的材质,从而导致之前的模型在新出现的材质区域失效。针对这种情况,我们采取了一种边缘检测训练的方法。

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \quad (5)$$

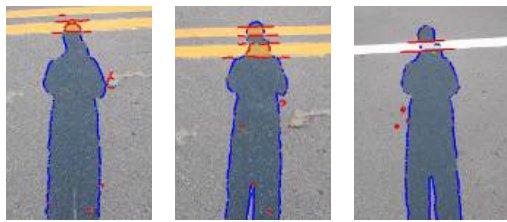
我们构造一个式(5)中的矩阵用来表示图像中心的 9 个像素点的光流值。当相机和人影运动时,我们通过这些光流值的均值以及方向在图像边界划分出新进区域。若有某个分割区域的一定比例在新进区域内,则认为出现新的材质区域,此时对 SVM 模型进行更新。如图 4 所示,蓝色点是认为属于阴影边缘的像素点,红色点则是判定为非阴影边缘的像素点。可以看出,使用该方法后, SVM 可以准确地对新材质区域的边缘进行分类。

另外,当阴影进入黄线时, SVM 无法识别出黄线上的阴影边缘。针对这种问题,我们使用区域对比算法^[9]、自动化阈值(OTSU)共同处理。首先使用图像分割算法对场景进行分割,获取各个区域间的对比信息。在不考虑阴影的差异的情况下,相同材质的区域通常具有相似的纹理直方图。我们使用公式(8)计算不同区域之间的材质直方图(本算法使用 LBP 直方图)和灰度直方图的相

似度(本算法使用 HSV 空间中 V 通道的直方图), 若候选像素点两侧材质相似而亮度差异较大, 则视为阴影边缘点。



(a) 使用更新策略前 SVM 分类的结果



(b) 使用更新策略后的分类结果

图 4 使用更新策略前后结果对比

Fig. 4 Comparison of results before and after using the update strategy

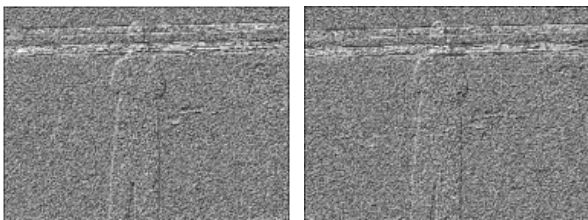


图 5 LBP 材质图

Fig. 5 LBP material map

LBP 特征的计算公式如下:

$$\begin{cases} x_p = x_c + R \cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \\ y_p = y_c + R \sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \end{cases} \quad (6)$$

式中: (x_c, y_c) 是给定中心点, (x_p, y_p) 为邻域像素位置, R 是采样半径, p 是第 p 个采样点, P 是采样数目。由于计算的值可能不是整数, 我们使用双线性插值:

$$f(x, y) \approx [1-x \ x] \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) \\ f(1,0) & f(1,1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1-y \\ y \end{bmatrix} \quad (7)$$

判定直方图相似度的公式如下:

$$d(H_1, H_2) = \frac{\sum_I (H_1(I) - \bar{H}_1)(H_2(I) - \bar{H}_2)}{\sqrt{\sum_I (H_1(I) - \bar{H}_1)^2 \sum_I (H_2(I) - \bar{H}_2)^2}} \quad (8)$$

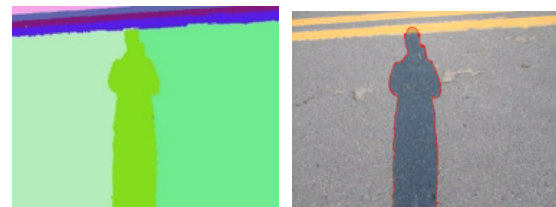
式中: $\bar{H}_k = \frac{1}{N} \sum_J H_k(J)$ 。 H_1 指第 1 个直方图, H_2 指第 2 个直方图, N 为 bin 的总个数。结果越接近 1, 说明直方图越相似。

当阴影首次进入一个新区域, 如刚从柏油路进入黄线时, 由于进入阴影较少, 图像分割算法无法正确分割黄线上的阴影区域和非阴影区域, 而是将它们判定为同一区域。在这种情况下, 通过自动化阈值, 在一定邻域内根据亮度进行分类, 公式如下:

$$g = \omega_0 \omega_1 (\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (9)$$

式中: g 是类间方差, ω_0 是属于前景的像素点数占整幅图像的比例, 其平均灰度 μ_0 , ω_1 是背景像素点数占整幅图像的比例, 其平均灰度 μ_1 。之后采用遍历的方法得到使类间方差 g 最大的阈值 T , 即为所求。

如图 6 所示, 在进入阴影较少时, 我们选用的图像分割算法无法正确识别黄线上的阴影区域。而在使用自动化阈值后, 黄线上的阴影被正确分类, 最终结果也较为准确和完整。



(a) 分割的结果 (b) 使用 Otsu 后的结果

图 6 两个图像分割的结果

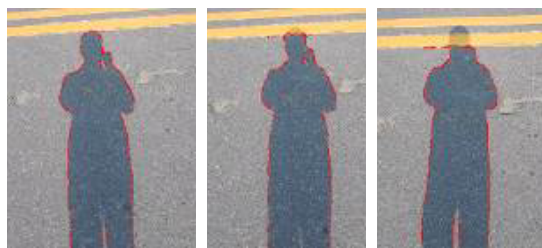
Fig. 6 Results of two image segmentations

4 实验结果

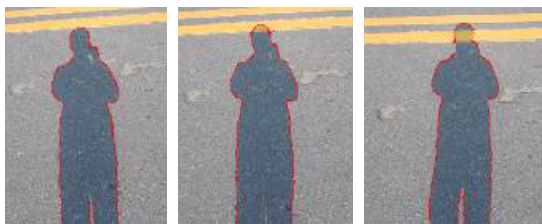
本文的实验数据来自于手持摄像机拍摄的视频片段。首先, 我们仅使用光流算法对上一帧图片中已检测到的阴影边缘进行跟踪, 得到的效果如图 2 和图 3 所示, 可以看到, 光流跟踪的效果并不是很好, 这是因为光流跟踪本身会有一些的误差, 此误差会随着序列变长而逐渐累积。为此,

我们使用 3.1 和 3.2 中介绍的算法对光流跟踪的结果进行优化。

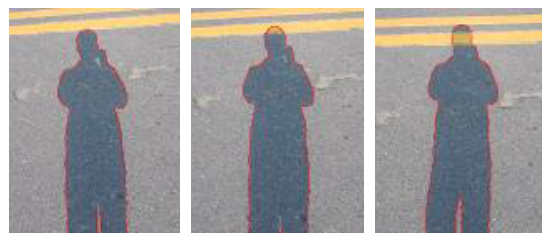
第 1 组实验结果如图 7 所示。我们使用 3.1 和 3.2 中介绍的方法对人影刚进入黄线时的前后几帧做人影检测和跟踪。可以看到, 在这种条件下完全无法检测出黄线上的阴影, 并且把黄线的一部分边缘也认为是阴影边缘。然后, 我们加入 3.3 中介绍的方法进行检测和跟踪。可以看到, 当特征集选择 3.1 中介绍的特征, 并且使用 3.2 和 3.3 的算法时, 可以较好地检测到黄线上的阴影边缘。



(a) 使用 3.1 和 3.2 中方法的结果



(b) 加上 3.3 中方法的结果



(c) 真实阴影边缘

图 7 检测结果对比

Fig. 7 Comparisons of test results

第 2 组实验结果如图 8 所示。当阴影从平面进入立体面时, 阴影的形状会产生一定的变化。在这种情况下, 我们的算法仍可以保持着良好的效果。

第 3 组实验结果如图 9 所示。可以看到, 在较为复杂、干扰较多的场景下, 我们的算法结果依然保持一个较高的水准。

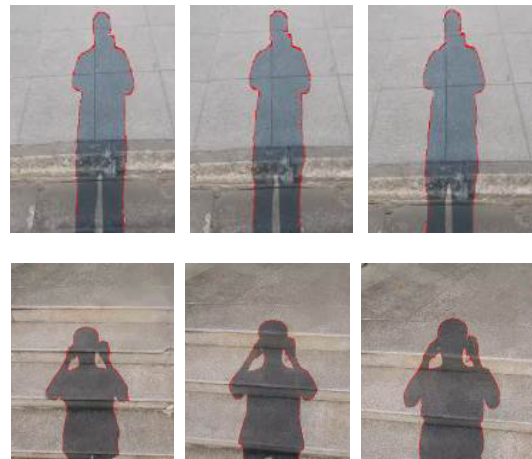
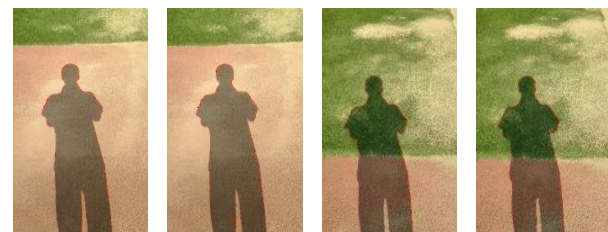


图 8 阴影从平面进入立体面时的效果图

Fig. 8 Rendering of shadows as they move from a plane to a solid plane



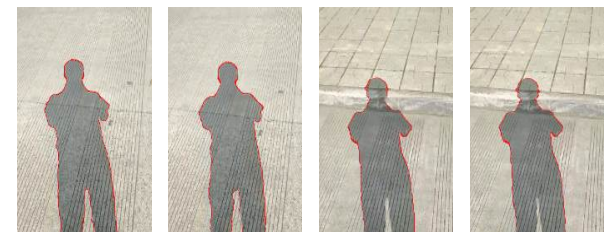
第 8 帧

第 9 帧

第 92 帧

第 93 帧

(a) 多种材质下的结果



第 24 帧

第 29 帧

第 148 帧

第 149 帧

(b) 干扰条件较多时的结果

图 9 第 3 组实验结果

Fig. 9 Group 3 experimental results

第 4 组实验结果如图 10 所示。当从侧面拍摄运动阴影时, 阴影的拓扑结构会发生很大的变化, 同时运动的腿部有时会将阴影分割开来。在这种情况下, 光流跟踪会失去效果。另外, 由于人体的一部分与阴影相连, 若相连部分的特征与阴影相似, 便会不可避免地产生误检测的部分。可以看到, 我们的算法略有不足, 但仍保持着不错的效果。

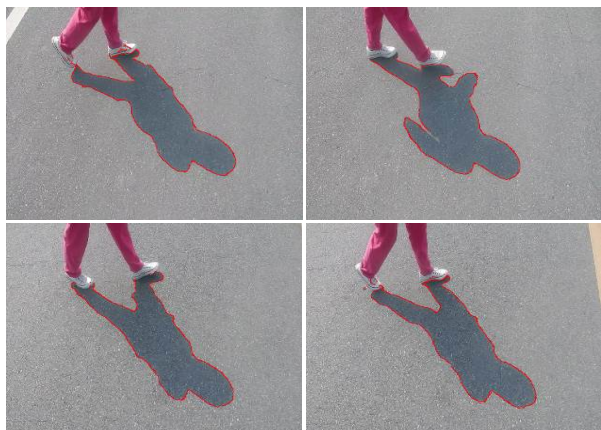


图 10 对从侧面拍摄的运动阴影的检测结果图
Fig. 10 Results of detection of moving shadows taken from the sides

另外, 由于我们是在光流跟踪错误的邻域使用 SVM 进行分类来筛选出属于阴影边缘的点, 因此阴影内部和外部可能会有一些误分类的点。为了解决这个问题, 我们对上一帧检测出的阴影边缘进行形态学梯度操作, 作为下一帧的掩膜, 进而筛选掉一些误检测的像素点。

为了定量地判断阴影边缘位置的准确性, 我们计算了本算法检测的阴影边缘位置与 ground truth 的位置的差异。将两者距离差距在 1 个像素之内的标注点认作准确点。我们用 a 代表图 8 第 2 行中台阶的实验, 用 b 代表图 7 中柏油路的实验, 用 c 代表图 10 中从侧面拍摄运动阴影的实验。我们对每个实验的连续 200 帧效果图, 每隔 10 帧进行 1 次准确率率的计算, 结果如图 11 所示。

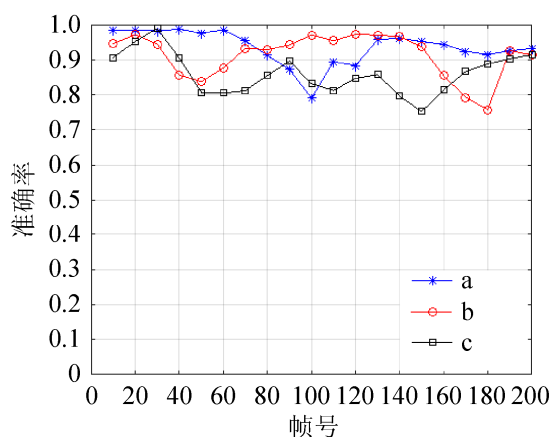


图 11 准确率计算折线图
Fig. 11 Accuracy line chart

从以上可以看出, 本算法对简单场景下的运动阴影的检测准确度很高, 对有深色区域(如地面的坑)和人影会进入新材质的场景也有较高的准确度和稳定性。

我们在 3.10 GHz CPU, 8 G 内存的 PC 机器上运行了本文算法, 其中软件环境为 VS 2 010 + opencv 2.4.9。未经代码优化的算法对于 480×360 分辨率的视频处理速度为 12 fps。

5 结论

本文提出了一种移动视点下室外场景的视频动态阴影检测算法。在智能手机、移动摄像机越来越多地被用来进行视频拍摄的现在, 本文提出了一个算法框架, 在光流跟踪算法的基础上, 通过多种途径实现了移动视点下对运动阴影的检测与跟踪, 特别是当人影从较暗的地面进入较亮的黄线时, 仍然可以较为准确地检测与跟踪阴影边缘, 从而可以满足现在的真实情况。

本文算法的不足之处在于: (1) 图像分割算法的速度较慢, 影响了整体算法的运行速度。在未来的工作中, 我们将通过优化代码、替换或改进分割算法等方式来优化运行速度。(2) 由于本算法会对光流跟踪出错的点的邻域进行 Canny 置信, 因此即使对阴影边缘进行形态学梯度操作进而筛选一定的杂点, 也依然会有一些误检测的点保留下来。在之后的工作中, 我们将拓展更多的思路来解决阴影内部和外部误检测的像素点。(3) 在材质更为复杂的场景下, SVM 的更新时机难以选择。因此未来我们会针对这个问题对算法特别是 SVM 的更新策略进行改进。

参考文献:

- [1] Zhu J, Samuel K, Masood S, et al. Learning to Recognize Shadows in Monochromatic Natural Images[C]. 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2010.
- [2] Dong Q, Liu Y, Zhao Q, et al. Detecting Soft Shadows in a Single Outdoor Image: From Local Edge-Based Models to Global Constraints[J]. Computers & Graphics

- (S0097-8493), 2014, 38: 310-319.
- [3] Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. Computer Vision-ECCV 2010[M]. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010: 322-335.
- [4] Xiang Huang, Gang Hua, Tumblin J, et al. What Characterizes a Shadow Boundary Under The Sun and Sky?[C]. 2011 International Conference on Computer Vision. 2011.
- [5] Guo R, Dai Q, Hoiem D. Single-Image Shadow Detection and Removal Using Paired Regions[C]. CVPR 2011.
- [6] Amato A, Mozerov M, Bagdanov A, et al. Accurate Moving Cast Shadow Suppression Based on Local Color Constancy Detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2011, 20(10): 2954-2966.
- [7] Russell A, Zou J. Moving Shadow Detection Based on Spatial-Temporal Constancy[C]. 2013, 7th International Conference on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS). IEEE, 2013.
- [8] Cuchiara R, Grana C, Piccardi M, et al. Detecting Moving Objects, Ghosts, and Shadows in Video Streams[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2003, 25(10): 1337-1342.
- [9] Yang M, Lo K, Chiang C, et al. Moving Cast Shadow Detection By Exploiting Multiple Cues[J]. IET Image Process (S1751-9659), 2008, 2(2): 95.
- [10] Russell M, Fang G, Zou J. Real-Time Vehicle Shadow Detection[J]. Electronics Letters (S0013-5194), 2015, 51(16): 1253-1255.
- [11] Khare M, Srivastava R, Khare A. Moving Shadow Detection and Removal-A Wavelet Transform Based Approach[J]. IET Computer Vision (S1751-9632), 2014, 8(6): 701-717.
- [12] Gunnar Farnback. Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion[C]. Lecture Notes in Computer Science, 2003(2749): 363-370.
- [13] Canny J. A Computational Approach to Edge Detection[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 1986, 13(8): 679-714.
- [14] Moeslund T B, Hilton A, Krüger V, et al. Visual Analysis of Humans[M]. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2011.
- [15] Sanin A, Sanderson C, Lovell B C. Improved Shadow Removal for Robust Person Tracking in Surveillance Scenarios[C]. Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition. Washington D C. USA: IEEE Press, 2010: 141-144.
- [16] Yin Baocai, Liu Yu, Wang Zengfu. Moving shadow detection combined with color and texture invariance[J]. Journal of Image and Graphics (S1006-8961), 2014, 45(19): 1593-1598.
- [17] Tian Jiandong, Sun Jing, Tang Yandong. Tricolor Attenuation Model for Shadow Detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2009, 18(10): 2355-2363.
- [18] Lalonde J F, Efros A A, Narasimhan S G. Estimating the Natural Illumination Conditions from a Single Outdoor Image[J]. International Journal of Computer Vision (S0920-5691), 2012, 98(2): 123-145.
- [19] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-Learning-Detection[J]. IEEE Transactions on Software Engineering (S0098-5589), 2011, 34(7): 1409-1422.
- [20] Choi J M, Yoo Y J, Choi J Y. Adaptive shadow estimator for removing shadow of moving object[J]. Computer Vision and Image Understanding (S1077-3142), 2010, 114(9): 1017-1029.
- [21] Guo R, Dai Q, Hoiem D. Paired Regions for Shadow Detection and Removal[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence (S0162-8828), 2013, 35(12): 2956-2967.
- [22] Tian J, Qi X, Qu L, et al. New spectrum ratio properties and features for shadow detection[J]. Pattern Recognition (S0031-3203), 2016, 51(C): 85-96.