

中图法分类号: TN391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)10-1499-08

索引信息: 陈建军, 安国成, 张索非, 吴镇扬. 基于核共生矩阵的均值移动跟踪算法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(10): 1499-1506

基于核共生矩阵的均值移动跟踪算法

陈建军, 安国成, 张索非, 吴镇扬

(东南大学信息科学与工程学院, 南京 210096)

摘要: 以核颜色直方图为跟踪特征的均值移动算法易受环境光照、视角和摄像机参数等因素的影响。根据灰度共生矩阵的思想构造了核共生矩阵来描述目标模型和候选目标, 并在此基础上提出了一种基于核共生矩阵的均值移动跟踪算法。在算法的实现过程中做了一些改进工作: 构造核共生矩阵时对相反方向上的像素加以区分, 从而更好地刻画目标的不对称特性; 将目标模型和候选目标的核共生矩阵规整到同一常数以提高计算精度; 对各像素权值的计算公式进行修正以提高算法速度。光照较暗, 照度变化和存在部分遮挡等条件下的真实场景实验结果表明, 该算法在这些情况下仍能有效地跟踪目标。

关键词: 均值移动; 核共生矩阵; 视觉跟踪; 权值计算

Mean shift tracking based on kernel co-occurrence matrices

CHEN Jianjun, AN Guocheng, ZHANG Suofei, WU Zhenyang

(School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract: The performance of mean shift algorithm using kernel histograms as tracking cues is always affected by illumination, visual angle and camera parameters. Kernel co-occurrence matrices (KCM) constructed on the concept of gray level co-occurrence matrix (GLCM) were used to represent the target model and the target candidate. Then those matrices were employed as the tracking features in mean shift tracking framework. Some improvements were made in the implementation of the algorithm. First, pixels on the opposite position of the current pixel were treated discriminately to depict the asymmetric characteristics of the object. Second, the KCMs of the target model and the target candidate were normalized to a same integer to improve calculation accuracy. Third, the computation of each pixel weight was modified to improve operation speed. The tracking results of several real world sequences with dark or changing illumination and partial occlusion show that the proposed algorithm can track the target effectively.

Keywords: mean shift; kernel co-occurrence matrix; visual tracking; weight computation

0 引言

视觉跟踪技术自动检测和跟踪视频序列中的目标, 估计目标的运动参数和运动状态。它是进行目标行为分析和感兴趣事件报警等后续处理的前提和

基础, 广泛应用于智能视频监控, 友好人机交互以及图像编码和检索等领域。

目前对视觉跟踪技术的研究主要集中在跟踪算法的构造和改进, 跟踪特征的选择和表达两个方面。从 20 世纪 80 年代开始到现在已经提出了很多视觉跟踪算法^[1], 例如模板匹配法、卡尔曼滤波跟踪、均

基金项目: 国家自然科学基金项目(60672094); 中国博士后科学基金项目(20100470588)。

收稿日期: 2009-03-13; 改回日期: 2009-06-11

第一作者简介: 陈建军(1981—), 男, 东南大学信息与通信工程专业博士研究生。研究方向为视觉跟踪、模式识别。

E-mail: chjj8181@yahoo.com.cn。

值移动^[2]和粒子滤波^[3]等。Vidal 等人把随机滤波嵌入到窗口匹配方法中,并结合卡尔曼滤波来跟踪目标^[4]。粒子滤波是一种估计非线性非高斯系统概率密度函数的有效方法,广泛应用于视觉跟踪中。Bohyung 等人使用基于混合高斯模型的密度插值和密度近似法来估计概率密度,并在序列贝叶斯滤波框架下跟踪目标^[5]。Maggio 等人基于概率假设密度滤波器和图匹配的数据相关提出了一种滤波框架来跟踪多目标^[6]。算法通过自适应地调整动态模型和观测模型来解决目标尺寸变化问题。Yang 等人在跟踪过程中引入一组辅助目标来描述跟踪场景信息,协作跟踪目标和辅助目标,提高了算法的计算效率和跟踪性能^[7]。

基于核颜色直方图的均值移动算法以颜色为跟踪特征^[2],对目标的旋转、形变和尺寸变化等都具有很好的鲁棒性。然而颜色特征的主要缺点是其受光照、视角和摄像机参数等因素的影响很大,而且容易被与目标颜色相似的背景区域干扰。所以近年来有文献使用其他特征来代替颜色特征或与颜色特征相结合以弥补其不足。Park 等人用估计的摄像机操作补偿目标运动^[8],以补偿后残留的运动流为跟踪特征,用均值移动算法跟踪目标。Jeong 等人在 UV 平面内建立色度高斯分布模型^[9],各像素的颜色通过联合概率密度来表示,并用做均值移动的跟踪线索。算法能较好地适应光照的变化,但是颜色模型的建立需要足够多的样本,而且模型建立方法也比较复杂。Wang 等人在 RGB, HSV 和 rg 空间中用颜色直方图来表示颜色特征^[10],用方向直方图来描述形状一纹理特征,提出了基于颜色和形状一纹理特征的均值移动跟踪算法。算法跟踪的稳定性有一定程度的提高,但是计算量也随之增加,影响了算法的运行速度。

针对以上问题,提出了一种基于核共生矩阵的均值移动跟踪算法。算法用核共生矩阵来描述目标模型和候选目标,并以其为跟踪特征。核共生矩阵所表示的纹理特征能够较准确地表示目标的区域特性,受环境和光照变化等因素的影响较小。算法也可以在一定程度上克服颜色与目标相似,但纹理特征不同的背景区域的干扰。在算法的实现过程中重新定义了相邻像素之间的位置角度关系;把目标模型和候选目标的核共生矩阵规整化到同一常数,解决了两者尺寸不一致时的问题;修正了像素权值的计算公式,提高了计算速度和跟踪精度。

1 跟踪特征

1.1 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵^[11]是描述纹理特征的好方法,其构造原理简单,容易实现,抗噪性能好。所以其在图像分类、图像分割和图像检索^[12]中应用广泛。假设灰度图像有 N_x 行, N_y 列;图像的灰度级数为 N_g , 则有图像 $f(x, y) \in [0, 1, \dots, N_g - 1]$ 。灰度共生矩阵 $M_G(d, \theta)$ 是尺寸为 $N_g \times N_g$ 的矩阵,其中矩阵的第 (p, q) 个元素 $M_{Gpq}(d, \theta)$ 表示图像中距离为 d , 夹角为 θ 的两个像素分别具有灰度值 p 和 q 的归一化次数,即有

$$M_{Gpq}(d, \theta) = \frac{1}{N} \sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} \delta(f(x, y) - p, f(x - d \sin \theta, y + d \cos \theta) - q) \quad (1)$$

式中 N 为归一化常数,它等于图像中有贡献的像素对数 $(N_x - d |\sin \theta|) \times (N_y - d |\cos \theta|)$; $\delta(\cdot, \cdot)$ 为 2 维 Kronecker delta 函数;通常 θ 可以选择 4 个离散方向: $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$; d 的取值可以比较多,例如 1, 2, 3, 4, 5, 8, 16 等。

1.2 目标跟踪特征:核共生矩阵

为了使目标模型能够包含连续空间信息以得到平滑的相似性度量函数,同时为了进一步提高算法抗背景干扰的能力,首先对图像中各像素按照其位置坐标加一核权值,然后再构造共生矩阵,所以称之为核共生矩阵。

在已有的对灰度共生矩阵的应用中^[11],通常是计算灰度共生矩阵的几个统计量^[12],如角二阶矩、熵、相关性和对比度等,并且把它们作为参数进行相关处理。然而视觉跟踪与此不同,其不是要统计图像区域的整体特征,而是要分辨候选区域中各像素点与目标模型的相似程度。所以这里不计算共生矩阵的统计特征值,而是在灰度共生矩阵的基础上直接构造目标模型。灰度共生矩阵是在灰度图像的基础上建立的,而目前视觉跟踪中要处理的绝大多数是彩色图像序列,所以需要解决彩色图像中共生矩阵的构造问题。首先选取彩色图像颜色空间(如 RGB, HSV 等)中的 n 个分量(R, G, B, H, S, V 等);并把每个颜色分量的数值进一步量化为 t 级;然后分别建立各个颜色分量的核共生矩阵。假设 $\{x_i^m\}$, $i=1, \dots, n^m$ 为目标模型中各像素点的位置坐标, n^m 为目标模型中包含的像素总数; y^m 为目标模型中

心的坐标; h^m 为目标模型的核宽,上标 m 表示目标模型(model)。则目标模型的核共生矩阵是 n 个大 小为 $t \times t$ 的矩阵,矩阵的第 (u, v) 个元素为

$$M_{uv}^{ml} = \frac{1}{N^m} \sum_{i=1}^{n^c} k \left(\left\| \frac{x_i^m - y^m}{h^m} \right\|^2 \right) \cdot \delta [b^l(x_i^m) - u, b^l(x_i^m + d\theta) - v] \quad (2)$$

式中上标 $l = 1, 2, \dots, n$, 分别表示选取的 n 个颜色分量; N^m 为归一化常数,其取值是要保证 $\sum_u \sum_v M_{uv}^{ml} =$

1, 即有 $N^m = \sum_{i=1}^{n^c} k \left(\left\| \frac{x_i^m - y^m}{h^m} \right\|^2 \right)$; $k(\cdot)$ 为核轮廓函数;函数 $b^l(\cdot)$ 将各像素的坐标值映射到其第 l 个颜色分量化后的数值; $d\theta$ 是由参数 d 和 θ 确定的两个像素的位置关系。

用同样的方法,可以构造候选目标的模型。设 $\{x_i^c\}, i = 1, \dots, n^c$ 为当前帧中以 y 为中心的候选目标区域中各像素的位置坐标; h^c 为候选目标的核宽,则候选目标区域的第 l 个颜色分量的核共生矩阵为

$$M_{uv}^{cl}(y) = \frac{1}{N^c} \sum_{i=1}^{n^c} k \left(\left\| \frac{x_i^c - y}{h^c} \right\|^2 \right) \cdot \delta [b^l(x_i^c) - u, b^l(x_i^c + d\theta) - v] \quad l = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中 $N^c = \sum_{i=1}^{n^c} k \left(\left\| \frac{x_i^c - y}{h^c} \right\|^2 \right)$ 为归一化常数,其数值与 y 无关;式(3)中的其他参数与目标模型核共生矩阵中的含义相同。

衡量跟踪特征性能最重要也是最直接的方法是看其区分目标和背景的能力。图 1 是人脸跟踪视频序列数据库中一帧图像的原图像和其对应的 HSV 颜色空间 H 分量的核共生矩阵所生成的图像,图 1(b)中左上角的簇是肤色区域以及与肤色 H 分量相近的橱柜区域所对应的部分,其 H 分量集中在 20 和 38 之间。橱柜的纹理平滑有序,其对应的核共生矩阵区域非常集中(H 分量在 33 到 35 之间);而肤色区域相比而言要粗糙不规则,所以其在核共生矩阵中分布较分散(H 分量在 24 到 38 之间)。右下角的簇是窗等其他背景区域所形成的部分,这些区域的 H 分量与肤色差别较大,主要在 150 和 158 之间。可以看出,按照本文思想构建的核共生矩阵可以有效地区分目标和背景区域,对于颜色与目标相似的区域也能够根据其纹理的不同而加以显著区分,所以其可以用做均值移动算法的跟踪特征。

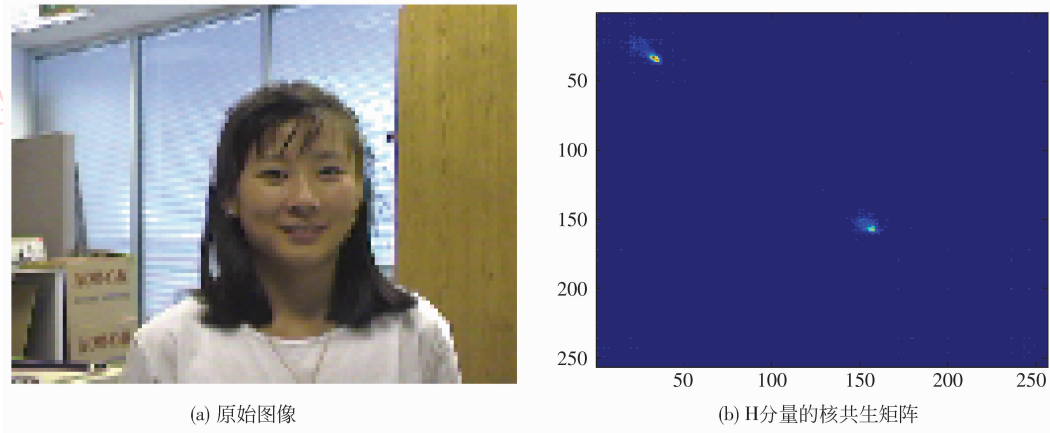


图 1 原始图像及其 H 分量的核共生矩阵
Fig. 1 Original image and its H component kernel co-occurrence matrix

2 基于核共生矩阵的均值移动跟踪算法

在建立了目标模型和候选目标区域的特征模型之后,采用 Bhattacharyya 系数^[2]来度量各个颜色分量的核共生矩阵之间的相似程度,则有

$$\rho^l(y) = \rho^l [M^{ml}, M^{cl}(y)] = \frac{\sum_{u=1}^{n^t} \sum_{v=1}^{n^t} \sqrt{M_{uv}^{ml} M_{uv}^{cl}(y)}}{\sum_{u=1}^{n^t} \sum_{v=1}^{n^t} M_{uv}^{ml} M_{uv}^{cl}(y)} \quad l = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

这样在 l 颜色分量内搜索目标位置的问题实质上就是求使 $\rho^l(y)$ 取得最大值的 y 。将 $\rho^l(y)$ 在 $M^{cl}(y_0)$ 处作一阶 Taylor 级数展开,并把 $M^{cl}(y)$ 的表达式代入可得:

$$\rho'(y) \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^{n^t} \sum_{v=1}^{n^t} \sqrt{M_{uv}^{ml} M_{uv}^{cl}(y_0)} + \frac{1}{2N^c} \sum_{i=1}^{n^c} \omega_i^l k\left(\left\|\frac{x_i^c - y}{h^c}\right\|^2\right) \quad (5)$$

其中权值 ω_i^l 的计算公式为

$$\omega_i^l = \sum_{u=1}^{n^t} \sum_{v=1}^{n^t} \sqrt{\frac{M_{uv}^{ml}}{M_{uv}^{cl}(y_0)}} \delta[b^l(x_i^c) - u, b^l(x_i^c + d\theta) - v] \quad (6)$$

式(5)右边第 1 项与 y 的值无关,因此要使 $\rho'(y)$ 最大,只要使其中的第 2 项最大。可以看出该项是在给各像素 x_i^c 赋予了权值 ω_i^l 之后,基于核函数 $k(\cdot)$ 估计的 y 处的概率密度。每个颜色分量中的权值都有给目标区域赋予大权值,给非目标区域赋小权值的趋势,但他们在不同情况下的分辨能力和鲁棒性是不同的。这里把各个颜色分量的权值按照不同的权重相加,得到总的权值,即有

$$\omega_i = \sum_{l=1}^{n^c} a^l \omega_i^l \quad (7)$$

式中 a^l 是赋给权值 ω_i^l 的权重,其取值要根据所采用的颜色空间和视频序列的环境背景等具体情况来确定。例如在 HSV 空间中,可以给 H, S 分量加较大的权重,而赋给 V 分量较小的权重,这样可以在一定程度上减轻亮度变化对跟踪性能的影响。

式(5)右边第 1 项是常数,与 y 值无关,所以这里不再考虑此项。把总权值的表达式代入式(5),可以得到新的总相似性度量函数,将其表示为 $\rho(y)$ 以便与前面各个分量之间的相似度量函数 $\rho'(y)$ 相区别,因此总的相似度量函数为

$$\rho(y) = \frac{1}{2N^c} \sum_{i=1}^{n^c} \omega_i k\left(\left\|\frac{x_i^c - y}{h^c}\right\|^2\right) \quad (8)$$

上式所表示的相似性度量函数从总体上度量目标模型与候选目标之间的相似程度。使该式取得极值点的 y 值即表示当前候选目标区域与目标模型最为相似,也就是目标在当前帧中的中心位置。可以看出式(8)同理是在给各像素 x_i^c 赋予权值 ω_i 之后, y 处的核概率密度估计,因此可以用均值移动算法来计算 $\rho(y)$ 的极值点。 $\rho(y)$ 不断迭代从当前位置 y_0 移动到新位置 y_1 ,就能够以最快的速度收敛到极值点,这里的新位置迭代公式为

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n^c} \omega_i x_i^c g\left(\left\|\frac{x_i^c - y}{h^c}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^{n^c} \omega_i g\left(\left\|\frac{x_i^c - y}{h^c}\right\|^2\right)} \quad (9)$$

其中, $g(x) = -k'(x)$, 这里假设 $k(x)$ 在 $x \in [0, +\infty]$ 上的导数总是存在。从上式可以看出,本文提出的基于核共生矩阵的均值移动跟踪算法与基于颜色直方图的均值移动跟踪算法的位置迭代更新公式在形式上基本相同,但是它们的权值计算方法是不一样的。

3 算法的实现

前面一节给出了基于核共生矩阵的均值移动跟踪算法的基本原理,在算法的具体实现过程中还有许多实际问题需要考虑。本文主要对以下几个方面加以改进:核共生矩阵构造过程中两个像素之间位置方向关系的确定问题;核共生矩阵中各元素数值的归整化和实际权值的计算问题等。

3.1 像素间位置关系的定义

如图 2 所示,以 $d=1$ 时的情况为例,传统的灰度共生矩阵^[11]认为像素 1 和 2 都是像素 0 的 0° 方向,同样的有像素 3, 4; 5, 6; 7, 8 分别是 $45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 方向,即 θ 的范围是 $[0^\circ, 180^\circ)$, 这样建立的共生矩阵为一对称阵。考虑到按这种方法构建的共生矩阵没有区分上下、左右等对称方向,所以在建立核共生矩阵时,认为像素 1 和像素 2 是不同的方向,即像素 1 是像素 0 的 0° 方向,而像素 2 是 180° 方向,其余像素依此类推,这样 θ 的范围为 $[0^\circ, 360^\circ)$ 。按照这种方法建立共生矩阵的好处是较好地地区分了当前像素两个相反方向上的像素,可以更好地描述目标的朝向,刻画目标的不对称性。

7	5	3
2	0	1
4	6	8

图 2 图像中各像素之间的位置关系

Fig. 2 The position relationship of the pixels in the image

3.2 核共生矩阵的规整化处理

目标模型和候选目标的核共生矩阵中各元素的值分别使用 N^m 和 N^c 进行了归一化处理。在颜色空间分量量化级数相同的情况下,本文提出的核共生矩阵方法所建立的目标模型被划分的区间数 ($n^b \times n^b$) 要比颜色直方图算法所划分的区间数 (n^b) 多很多。所以在经过归一化处理之后核共生矩阵中很多

元素的数值非常小(可能是 10^{-3} 量级甚至更小),还有许多元素的值为 0。然而在均值移动跟踪中却需要将目标模型与候选目标核共生矩阵的对应元素相除以计算权值。这就会遇到除以非常小的数的问题,可能会引入计算误差,减少有效位数。这里先将核共生矩阵的值都规整到一个固定值 N ,即将 M^{ml} 和 M^{cl} ($l=1, 2, \dots, n$) 中的元素都乘以 N 。只要 N 足够大,就可以把 M^{ml} 和 M^{cl} 中的大部分非零元素变为大于 1 的数,从而提高了计算精度。这样做的另一个好处是在一定程度上解决由目标模型和候选目标尺寸不同而导致的问题。

3.3 权值计算的修正

在均值移动的每次迭代过程中都需要计算权值 ω_i^l ,而且要分别计算 n 个颜色分量的权值,然后将它们相加得到总权值。从式(6)可以看出,权值 ω_i^l 的计算要作开方运算。开方计算需要花费很大的计算量,会影响算法的运行速度。考虑到这里计算的权值无非是给更类似目标的像素赋以较大的权值,而给与目标差别大的像素赋予小的权值。所以关键是要用不同的权值将各个像素加以区分。函数 $y=x^2$ 在 $x \in [0, \infty)$ 范围内是单调递增的,而且把 $[0, 1)$ 区间内的 x 缩小,把 $[1, \infty)$ 内的 x 放大,因此使目标与非目标区域的区别更明显,有利于提高跟踪精度。所以在计算权值 ω_i^l 时不再作开方运算,而是按下式来计算权值:

$$\omega_i^l = \sum_{u=1}^{n^l} \sum_{v=1}^{n^l} \frac{M_{uv}^{ml}}{M_{uv}^{cl}(y_0)} \delta[b^l(x_i^c) - u, b^l(x_i^c + d\theta) - v] \quad (10)$$

为了简化计算,选择 Epanechnikov 核函数来构造核共生矩阵。其轮廓函数的导数是常数,定义为^[2]

$$k(\|x\|^2) = \begin{cases} \frac{1}{2c_d}(d+2)(1-\|x\|^2) & \|x\|^2 \leq 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中 c_d 是 d 维单位球的体积。此时迭代过程中新位置 y_1 的计算公式可以简化为

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n^c} \omega_i x_i^c}{\sum_{i=1}^{n^c} \omega_i} \quad (12)$$

在给出以上准备工作之后,我们将论文提出的基于核共生矩阵的均值移动跟踪算法的主要流程总

结如下:

给定目标模型 $\{M_{uv}^{ml}\}$ $u, v=1, \dots, n^l, l=1, 2, \dots, n$; 根据颜色分量的特性,确定各颜色分量对应权值的权重 $a^l, l=1, 2, \dots, n$; 跟踪得到的目标在上一帧中的位置 y_0 。

1) 初始化目标在当前帧中的位置 y_0 , 并计算以 y_0 为中心的候选目标区域的核共生矩阵 $M_{uv}^{cl}(y_0)$, $l=1, 2, \dots, n; u, v=1, \dots, n^l$;

2) 根据式(10)计算各个颜色分量的权值 $\{\omega_i^l\}, l=1, 2, \dots, n, i=1, \dots, n^c$;

3) 由式(7)计算总权值 $\{\omega_i\}, i=1, \dots, n^c$;

4) 按照式(12)计算候选目标的新位置 y_1 ;

5) 判断如果 $\|y_1 - y_0\| < \varepsilon$, 则停止迭代, 并令 $y_0 = y_1$, 输出目标在当前帧中的位置, 读入下一帧, 开始新的跟踪; 否则, 赋值 $y_0 = y_1$, 返回到步骤 1), 继续迭代跟踪。

4 实验结果

为了验证本文所提算法的有效性,将其用于多段视频序列中进行测试,这里只给出部分跟踪结果。两种算法都是在 HSV 颜色空间^[10]内建立目标模型和候选目标。该模型由色调(H)、饱和度(S)和亮度(V)3个分量组成,其一方面将亮度与色度信息分离开^[9];另一方面色调和饱和度分量与人的视觉感受密切相关。选择 HSV 颜色空间的另一个重要原因是其3个分量相互比较独立,而其他模型(如 RGB)中各分量的相关性较强。本文是分别单独处理各个颜色分量,因此希望各个分量之间能够比较独立一些。颜色直方图中 HSV 空间被划分为 $16 \times 16 \times 16$, 而核共生矩阵中的每个颜色分量都量化为 64 级; H, S, V 3 个分量的权重 a^H, a^S 和 a^V 分别为 5, 2 和 1; 核共生矩阵中两个像素之间的距离 d 选为 3, 两像素的夹角 θ 为 0° ; 规整化常数 N 为 1 024; 算法的最大迭代次数为 15 次; 迭代终止的门限 ε 为 1 个像素。

4.1 光照较暗时的跟踪结果及性能分析

图 3 给出了对序列 OurSeq_002 的跟踪结果。序列中目标由正常光照的位置运动到较暗的地方,然后又走到光照正常的地方。这里主要是测试两种算法在光照较暗环境中的跟踪性能。该视频共有 396 帧,每帧的尺寸为 208×176 。跟踪实验表明在第 86 帧之前,由于光照比较亮,两种算法都可以有

效地跟踪目标。在第 86 帧之后,光照逐渐变暗,颜色直方图算法跟踪误差变大,直至完全跟丢目标。在第 250 帧给该算法赋予准确的目标位置,重新开始跟踪。基于核共生矩阵的方法在整个序列中都可以较好地跟踪目标,我们没有干预其跟踪过程。

图 4 是两种算法的跟踪误差曲线。目标的真实位置由手工标定。图中蓝色实线三角形和黑色虚线十字形分别是颜色直方图和核共生矩阵算法的跟踪误差。可以看出,前 100 帧中亮度正常,两种算法的跟踪效果都比较好,颜色直方图算法跟踪更准确。

从第 100 帧开始光照变暗,引起颜色特征失效,从而导致颜色直方图算法跟踪误差变大,直至丢失目标。其在第 250 帧重新开始跟踪,误差降为 0;在 287 帧之前光照仍然较暗,跟踪误差较大;之后光照变亮,跟踪误差减小。基于核共生矩阵的方法使用纹理特征,受光照的影响较小,所以在整个序列中都可以较好地跟踪目标。在第 198 帧和 239 帧之间,由于目标特征非常弱,所以跟踪的误差略大;在其他帧中算法的跟踪误差比较小,而且跟踪性能一直比较稳定。

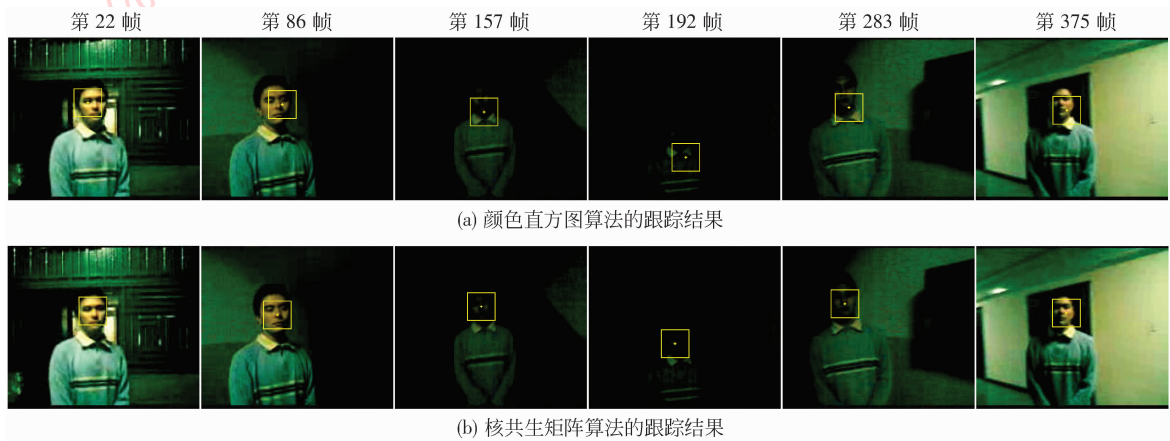


图 3 两种算法对序列 OurSeq_002 的跟踪结果

Fig. 3 The tracking result of OurSeq_002

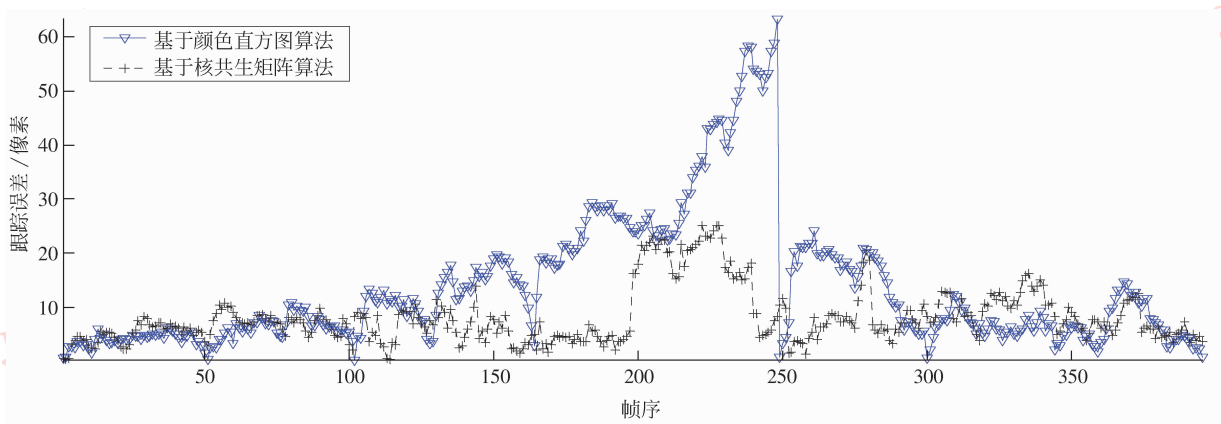


图 4 两种算法对序列 OurSeq_002 的跟踪误差

Fig. 4 Tracking errors of the two algorithms for OurSeq_002

4.2 存在部分遮挡时的跟踪结果及性能分析

序列 OurSeq_005 中,环境光照有一定变化,且人有抬手动作,部分遮挡目标。序列共有 193 帧,每帧的大小为 160×120 。图 5 给出了两种算法的跟踪结果。在 128 帧之前,两种算法都可以跟踪目

标。从 128 帧开始人有一个抬手动作,使目标被部分遮挡。该帧中,颜色直方图算法以颜色为跟踪线索,所以其偏离了目标的中心,这使得其后面没能正确跟踪目标。而基于核共生矩阵算法在第 128 帧中仍能准确地跟踪目标,在发生短暂部分遮挡时,其可

以快速捕获目标,并且继续后面的跟踪。

图 6 给出了两种算法的跟踪误差。可以看出在第 128 帧之前,环境光照比较正常,两种算法都可以较好地跟踪目标。跟踪性能差别不大。从 128 帧开始,目标被部分遮挡,颜色直方图算法逐渐丢失目标,跟踪误差变大。核共生矩阵算法可以一直稳定地跟踪目标。

在 Matlab 实验平台上实现两种算法,将每种算法运行 3 次求其平均运行时间。序列 OurSeq_002

共跟踪了 249 帧,基于颜色直方图和核共生矩阵算法的运行时间分别为 80.33s 和 20.45s。序列 OurSeq_005 跟踪了 193 帧,两种算法分别用时 51.60s 和 12.42s。两种算法的平均跟踪速度,即总的跟踪帧数除以总的跟踪时间,分别是 3.35 帧/s 和 13.47 帧/s。可以看出,由于本文所提算法在实现过程中做了规整化、权值计算等方面的改进,其跟踪速度有一定提高。



图 5 两种算法对序列 OurSeq_005 的跟踪结果

Fig. 5 The tracking result of OurSeq_005

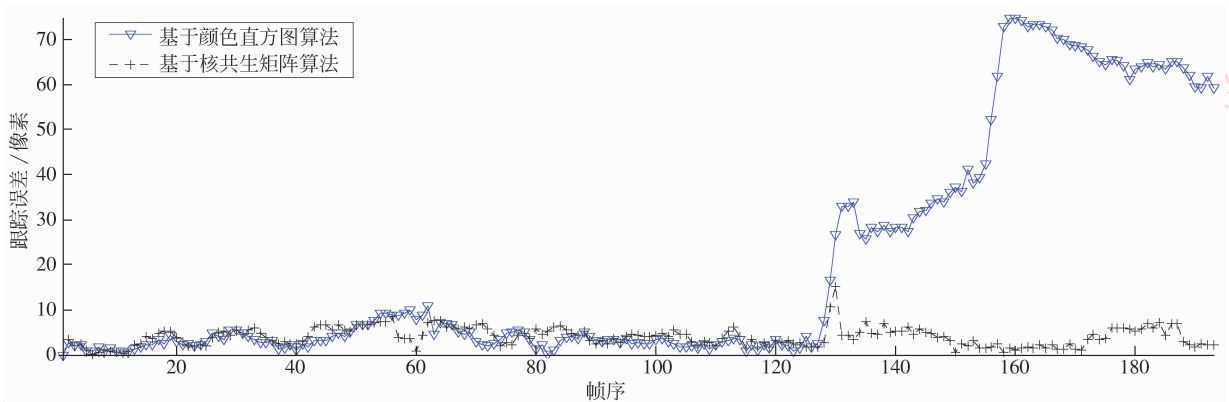


图 6 两种算法对序列 OurSeq_005 的跟踪误差

Fig. 6 Tracking errors of the two algorithms for OurSeq_005

5 结论

基于颜色直方图的均值移动算法在光照较暗或发生变化时,跟踪性能会下降。本文引入核共生矩阵描述图像的纹理特征,并将其用做跟踪线索在均值移动算法框架下来跟踪目标。在算法具体实现过

程中,对核共生矩阵构建、权值计算等做了相应的改进。真实场景的实验结果表明,本文算法在光照条件较差和发生较大变化时仍能有效地跟踪目标。在实验过程中,我们发现把颜色特征和纹理特征等结合起来作为跟踪线索,在跟踪过程中对权值 ω_i^l 的权重 a^l 作更新都有可能进一步提高跟踪精度和算法的鲁棒性,这也是我们下一步的主要工作。另外基于

颜色直方图跟踪算法中的核窗带宽的调整和跟踪模板的更新等问题在新的跟踪特征下可能会有新的解决方法,这也是值得研究的方向。

参考文献 (References)

- [1] Trucco E, Plakas K. Video tracking: a concise survey [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2006, 31(2): 520-529.
- [2] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [3] Xia Limin, Zhang Liangchun. Object tracking based on adaptive particle filter [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(1): 112-117. [夏利民, 张良春. 基于自适应粒子滤波器的物体跟踪 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(1): 112-117.]
- [4] Vidal F B, Alcalde V H. Window-matching techniques with Kalman filtering for an improved object visual tracking [C] // Proceedings of the 3rd Annual IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway, NJ, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2007: 829-834.
- [5] Han B, Zhu Y, Comaniciu D, et al. Visual tracking by continuous density propagation in sequential Bayesian filtering framework [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(5): 919-930.
- [6] Maggio E, Taj M, Cavallaro A. Efficient multitarget visual tracking using random finite sets [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(8): 1016-1027.
- [7] Yang M, Wu Y, Hua G. Context-aware visual tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(7): 1195-1209.
- [8] Park S M, Lee J. Object tracking in MPEG compressed video using mean-shift algorithm [C] // Proceedings of the Fourth International Conference on Information, Communications and Signal Processing and the Fourth Pacific Rim Conference on Multimedia. Piscataway, NJ, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2003, 2: 748-752.
- [9] Jeong M H, You B J, Oh Y, et al. Adaptive mean-shift tracking with novel color model [C] // Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Piscataway, NJ, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2005, 3: 1329-1333.
- [10] Wang J Q, Yagi Y. Integrating color and shape-texture features for adaptive real-time object tracking [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(2): 235-240.
- [11] Gelzinis A, Verikas A, Bacauskiene M. Increasing the discrimination power of the co-occurrence matrix-based features [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(9): 2367-2372.
- [12] Liu G H, Yang J Y. Image retrieval based on the texton co-occurrence matrix [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(12): 3521-3527.