

基于改进纹理表示和 Mean Shift 的目标跟踪

顾 键 萍

(丽水学院 工学院, 浙江 丽水 323000)

摘 要: 本文提出了一种改进的纹理表示方法. 首先对视频每帧图像进行平移不变小波变换, 可以很好的提取图像的纹理和细节特征, 同时能降低光照和噪声的影响, 然后通过融合边缘强度来突出图像的纹理特性, 把改进的纹理图像替代之前的原始帧图像. 通过实验结果表明, 基于改进纹理表示的算法是非常有效地, 它能极大提高跟踪算法的鲁棒性.

关键词: 目标跟踪; Mean Shift; 纹理表示; 平移不变小波变换

中图分类号: TP392

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)01-0161-04

Object Tracking Based on Improved Texture Representation and Mean Shift

GU Jian-ping

(School of Engineering, Lishui University of China, Lishui 323000, China)

Abstract: An improved texture representation method is proposed in this essay. Translation invariant wavelet transform is performed on images from video, and then video image texture representation is obtained by the low frequency coefficients which are fused with edge intensity. The improved method can extract texture and detailed features, and it can also decrease the influences brought by illumination and noise variations. Experimental results show that the improved tracking algorithm is very effectively, it can greatly improve the robustness of the tracking algorithm.

Key words: object tracking; Mean Shift; texture representation; invariant wavelet transformation

1 引言

目标跟踪是当前计算机视觉中的研究热点问题之一, 在自动控制、目标识别、交通监管、智能视频分析、飞行器自主导航等得到广泛的应用^[1-2]. Mean Shift 算法作为一种无参估计方法, 被 Comaniciu 等人成功应用于机器智能和计算机视觉等领域^[3].

Mean Shift 算法^[4-6]是一种基于概率密度极大值方向的估计方法, 经典的 Mean Shift 跟踪算法提取颜色信息作为目标的跟踪特征, 当目标颜色和背景相近或受光照影响时, 会导致目标跟踪的失败^[7]. 为了提高目标的跟踪精度, 我们需要更好地描述运动目标. Freedman 等人提出了一种改进的算法, 该

算法是基于亮度不变的光流程跟踪算法, 该算法可有效降低光照等因素的影响, 但是光流计算复杂, 在实时性上达不到要求. Meng 等人提出了将颜色不变量引入传统的跟踪算法中, 该改进方法也取得了较好的跟踪结果, 但是由于颜色不变量仅适用于彩色图像, 因此限制了该方法的实用性. 本文在充分分析传统的 Mean Shift 跟踪算法的基础上, 发现仅采用颜色信息作为纹理特征, 该方法对相似目标干扰和光照具有较大的敏感性.

2 Mean-shift 跟踪算法

2.1 标图像建模

在 Mean Shift 算法中常采用概率密度函数

收稿日期: 2012-05-10; 修回日期: 2012-06-10

基金项目: 浙江省丽水市科技计划项目(2011JYB08)

(PDF)来对目标图像和候选区域图像进行建模. 设 $\{x_i^*\} (i=1, 2, \dots, m)$ 是目标图像, 它有 m 个点构成, 每个像素点的灰度级为 L . 我们可以设目标图像的中心点为 y , 目标图像的核函数直方图可以表示为:

$$\hat{q}_b = C \sum_{i=1}^m k\left(\left\|\frac{y-x_i^*}{h}\right\|^2\right) \delta[B(x_i^*)-b] \quad (1)$$

$b=1, 2, \dots, L$

其中, $\hat{q}_b$ 是 b 的分量, L 是分量的个数. $B(X_i^*)$ 是由该位置的像素点的颜色特征计算得到, h 是核函数宽度. 颜色 b 在该目标图像中的比例由该颜色在目标区域中的个数决定. 因为目标区域受到背景或者外界因素的干扰, 所以通过核函数 $k(x)$ 加入权值降低影像. 对于核函数 $k(x)$, 使得越靠近该区域中心位置的取值越大. 上式 C 是常量, 它的值由 $\sum_{b=1}^L \hat{q}_b = 1$ 计算得到:

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^m k\left(\left\|\frac{y-x_i^*}{h}\right\|^2\right)} \quad (2)$$

建立目标的候选模型采用如上一致的方法, 设 $\{x_i\} (i=1, 2, \dots, m)$ 是当前帧中候选区域中目标的像素位置, 候选目标的中心位置为 y , 核函数 $k(x)$ 采用与目标模型中相同的宽度, 于是候选目标的颜色直方图可以用以下公式计算:

$$\hat{p}_b(y) = C_h \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[B(x_i)-b] \quad (3)$$

其中:

$$C_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (4)$$

公式(4)中 C_h 是已经归一化的常量, 它不依赖于 y , 在给定核函数的宽度值后, 可以提前计算常量 C_h . 目标跟踪中候选目标区域的尺度大小是由核函数的窗宽来决定, 也就是在候选图像区域中有多少个像素点被用来计算候选目标的概率密度直方图. 因此, 根据以上分析, 目标和候选目标的模型可以分别被表示为:

$$\hat{q} = \{\hat{q}_b\}_{b=1, 2, \dots, L} \quad \sum_{b=1}^L \hat{q}_b = 1 \quad (5)$$

$$\hat{p}(y) = \{\hat{p}_b(y)\}_{b=1, 2, \dots, L} \quad \sum_{b=1}^L \hat{p}_b = 1 \quad (6)$$

2.2 相似性度量

在分别建立目标模型的颜色直方图和候选目标的颜色直方图后, 假设跟踪目标模型的密度函数为 q , 同时假设候选模型中心为 y_1 的特征密度函数为 $p(y_1)$, 因此目标跟踪的任务就是寻找一个最佳位

置 y_1 , 它能使得候选目标的概率密度函数与 q 具有最大的相似度. 通常我们采用 Bhattacharyya 系数对目标模型和候选模型进行相似性度量:

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[p(y_1), q]} \quad (7)$$

其中

$$\rho[p(y_1), q] = \sum_{b=1}^L p_b(y) q_b \quad (8)$$

这里 $\rho[p(y_1), q]$ 就是 p 和 q 的 Bhattacharyya 系数. 更详细的系数计算请参考文献 [4].

2.3 Mean Shift 目标跟踪算法

最小化公式(7), 也就等价于最大化 Bhattacharyya 系数. 在当前帧中对目标进行搜索, 假设是从上一帧中目标的位置 y_0 开始的, 所以先计算以 y_0 为候选点的目标概率模型 $\{\hat{p}_b(y_0)\}_{b=1, 2, \dots, L}$, 然后对公式(8)进行泰勒级数展开得到:

$$\rho[p(y_1), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{b=1}^L \sqrt{\hat{p}_b(y_0) \hat{q}_b} + \frac{1}{2} \sum_{b=1}^L \hat{p}_b(y_1) \sqrt{\frac{\hat{q}_b}{\hat{p}_b(y_0)}} \quad (9)$$

经过变换可得到:

$$\rho[p(y_1), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{b=1}^L \sqrt{\hat{p}_b(y_0) \hat{q}_b} + \frac{C_h}{2} \sum_{b=1}^L W_i k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (10)$$

其中:

$$W_i = \sum_{b=1}^L \sqrt{\frac{\hat{q}_b}{\hat{p}_b(y_0)}} \delta[B(x_i)-b] \quad (11)$$

在匹配过程中, 核函数中心从当前帧初始位置处根据 Mean Shift 算法迭代计算不断移动到新的位置 y_1 , Mean Shift 迭代公式为:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i w_i g\left(\left\|\frac{y_0-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n w_i g\left(\left\|\frac{y_0-x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (12)$$

其中, $g(x) = -k'(x)$. w_i 加权系数, w_i 通过计算公式(12)得到. 当使用 Epanechnikov 核函数时, 核函数为:

$$k(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} C_d^{-1} (d+2) (1-x) & \text{if } x < 1 \\ 0 & \text{if } x \geq 1 \end{cases} \quad (13)$$

因此, 公式(13)可以简化为:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (14)$$

根据以上对 Mean Shift 跟踪算法的分析, 首先计算初始目标中心位置 y_0 和初始权值 w_i , 然后不

断通过公式(14)进行迭代运算,知道相邻两帧之间目标中心位置的偏差小于某个阈值,即停止迭代,最后得到的 y_1 即为目标跟踪中目标中心的最终位置。

3 平移不变小波变换

在频域变换领域中,小波变换具有良好的多分辨率分析能力,当前被广泛应用于图像处理和计算机视觉等领域中。Kourosh 通过多尺度能量来描绘图像的纹理特性,此方法因为仅仅有旋转不变性的特点,所以不能很好地刻画图像的纹理信息。后来, Xiong 等人采用了一种基于尺度和平移不变的多尺度小波变换方法。当前由于常见的正交小波变换不具有平移不变的特性,将会导致滤波结果出现误差或者视觉上的失真现象。直到 Berkner 等人提出了新的方法很好的解决了此问题,该方法就是基于平移不变的小波变换,该新方法不再是简单的正交变换,传统变换后的小波系数将会含有数据冗余,常见的正交小波变换会将信号展开在一组正交基上,而基于平移不变性的小波变换将信号展开在一组有冗余的数据基上。给定一个函数 $f \in L^2(R)$, 依据小波系数 $\varphi_{j,k}$ 得到展开式为:

$$f \in \sum_{j,k} \langle f, \varphi_{j,k} \rangle \varphi_{j,k} \quad j, k \in Z \quad (15)$$

该方法主要思想是:先计算所有的正交小波系数,接着求这些小波系数的平均值,然后通过平均值获得其平移不变性。在文献[12]中,对函数 $f \in L^2(R)$ 进行平移不变小波变换,我们得到的冗余投影 $P_k[f]$ 和 $Q_k[f]$ 分别为:

$$f = P_{j_0}[f] + \sum_{j \geq j_0} Q_j[f] \quad (16)$$

冗余投影采用各自的相关函数 Φ 和 φ 能被表示为:

$$P_{j_0}[f](y) = 2^{j_0} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \Phi(2^{j_0}(x-y)) dx \quad (17)$$

$$Q_j[f](y) = 2^j \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \varphi(2^j(x-y)) dx \quad (18)$$

因为 $P_k[f]$ 、 $Q_k[f]$ 是平移不变的,所以:

$$P_k[f(\cdot + \delta)](y) = P_k[f](y + \delta) \quad (19)$$

$$Q_k[f(\cdot + \delta)](y) = Q_k[f](y + \delta) \quad (20)$$

综上,平移不变小波变换拥有平移不变的特性,它在每个尺度上都是使用非降采样的。因此,在变换中, j 的尺度系数和小波系数是:

$$c^{(j)} = (c_1^{(j)}, c_2^{(j)}, \dots, c_N^{(j)}); c_k^{(j)} = \sum_{j \in Z} h_j c_{k+2}^{(j-1)} \quad (21)$$

$$d^{(j)} = (d_1^{(j)}, d_2^{(j)}, \dots, d_N^{(j)}); d_k^{(j)} = \sum_{j \in Z} g_j c_{k+2}^{(j-1)} \quad (22)$$

其中 $j \ll \log_2$ 。平移不变小波变换可以用一个

$(L+1)N \times N$ 的矩阵 M_L 来表示,其中 L 是分解的最大层数。用 R_j 表示尺度 j 上的 $N \times N$ 的小波系数,即可得到 $R_j = d^{(j)}$;用矩阵 S_j 表示 j 上的尺度系数,然后得到 $S_j = c^{(j)}$,平移不变小波变换的变换矩阵可以表示为:

$$M_L = (R_1^T, \dots, R_L^T, S_L^T)^T \quad (23)$$

4 一种鲁棒的改进 Mean-shift 的目标跟踪算法

被跟踪的物体外观的变化以及外观受光照、姿态等的影响,是导致跟踪任务失败的主要因素。特别是经典的 Mean Shift 算法是直接采用颜色作为跟踪特征,当图像中的目标颜色和背景较为接近时或受光照影响下,该跟踪算法可能会失败。在本文中,采用一种改进的纹理和颜色特征表示方法,增强纹理对比特性,使得基于 Mean Shift 跟踪算法更加稳健。

改进方法的步骤如下:对视频中每帧图像进行平移不变小波分解,将获得低频系数,然后通过融合边缘强度的方法来增强图像的纹理信息。参考文献[6]中的方法,我们能获取其增强的纹理。

假设某一帧图像为 $I(x, y)$, $x=1, 2, \dots, M$; $y=1, 2, \dots, N$, 表示人脸图像经过平移不变小波分解得到的低频系数,然后对低频系数进行边缘强度的融合,得到更丰富纹理的图像记为 $E(x, y)$,该纹理图像通过以下计算得到:

$$E_i(x, y) = (I(x, y) * M_i)^2(x, y) \quad (24)$$

$$E(x, y) = E_1(x, y) + E_2(x, y) + E_3(x, y)$$

其中:

$$M_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad M_2 = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix} \quad M_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 4 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (25)$$

其中 $*$ 表示卷积。通过以上方法获取新的纹理图像,该图像分别反映了其在垂直、水平以及对角线方向上的边缘强度信息。根据上述方法,我们提取跟踪视频中的每帧图像,然后,按照通常的 Mean Shift 跟踪算法步骤,进而实现对视频中目标的连续跟踪。改进算法对目标进行跟踪的流程如图1所示。

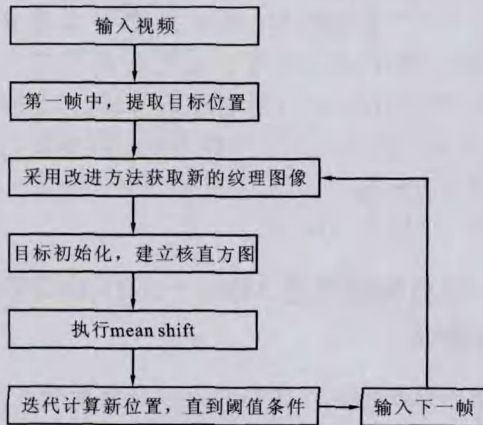


图1 改进 Mean Shift 的目标跟踪算法流程

5 实验结果及分析

为验证改进算法的有效性,对图像视频序列进行实验,并与传统 Mean Shift 算法进行了比较.实验采用文献[4]中的视频图像.两种方法在不同视频上的跟踪结果如图2、图3所示.

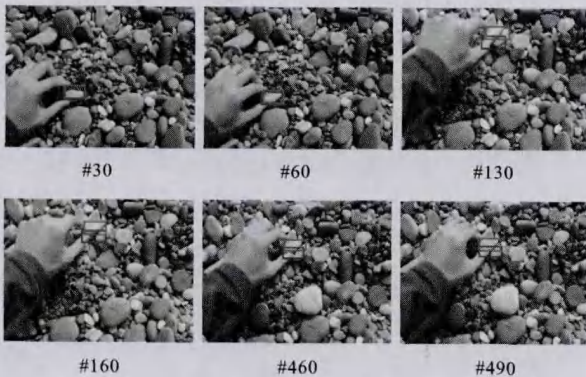


图2 跟踪结果对比



图3 两种算法在不同视频中的跟踪结果

在图2中可以看出,开始两种方法都能正确跟踪目标,但是由于视频图像中其他目标对被跟踪目标的干扰,特别是有些干扰目标和跟踪目标有较相似的纹理时,传统的 Mean Shift 算法会跟踪失败,这样会导致跟踪性能明显的降低.当采用改进的纹

理表示方法时,由于平移不变小波变换可以很好保留图像的纹理信息,而且可以去掉一些诸如光照等影响因素,同时在融合边缘特征时,使得不同目标间的纹理差异更加明显,进而使得建立目标纹理的颜色直方图时更具有鲁棒性,因此,本实验中改进的方法明显提高了目标跟踪的精度.

从图3中可以看出,当两个目标有颜色相近或者被相似纹理干扰时,传统的 Mean Shift 跟踪算法性能就会明显下降,正如图3第一行所示.对于图3中的第二行结果,有人人脸受到光照严重影响时,此时传统 Mean Shift 跟踪算法已经完全失败了,这时改进的算法虽然也有些跟踪误差,但是跟踪精度明显优于传统的 Mean Shift 算法.

6 结束语

本文在传统的 Mean Shift 跟踪算法的基础上,采用颜色信息作为纹理特征,该方法对相似目标干扰和光照具有较大的敏感性.因此,本文首先对视频每帧图像进行平移不变小波变换,可以很好的提取图像的纹理和细节特征,同时能去掉一些光照和噪声影响因子,然后通过融合边缘强度来突出图像的纹理特性,把改进的纹理图像替代之前的原始视频图像.实验结果表明,改进的跟踪算法非常有效,极大提高跟踪算法的鲁棒性.

参考文献:

- [1] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object Tracking: A Survey [J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 1-45.
- [2] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object Tracking: A Survey [J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 1-43.
- [3] 胡彬. Mean Shift 视频跟踪算法的研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2010.
- [4] 李培华. 一种改进的 Mean Shift 跟踪算法[J]. 自动化学报, 2007(4), 33(4): 78-83.
- [5] 孟钢, 姜志国, 赵丹培, 高越. 多特征融合的在线更新目标跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010(10): 64-70.
- [6] 杨红敏, 何丕廉. 基于增量式拉普拉斯嵌入和 SVM 的图像识别[J]. 计算机仿真, 2007(3): 13-18.
- [7] 晁锐, 张科, 李言俊. 一种基于小波变换的图像融合算法[J]. 电子学报, 2004, 32(5): 750-753.

作者简介:

顾键萍 女, (1970—), 硕士, 讲师. 研究方向为虚拟现实、网络.