

一种基于像素梯度信息的背景减除法

张小骏 刘志镜 陈 昆

(西安电子科技大学计算机学院 西安 710071)

摘要 讨论了背景模型的更新参数与模型精度的关系。通过精确的梯度背景模型值间接估计当前帧中背景像素理论上的期望梯度值。以高斯模型为基础,将当前帧背景像素的实际梯度值与其理论上的期望值进行比较,计算偏差概率,以此为基础,形成不依赖于局部纹理的梯度特征的相似性度量方法。再用梯度特征的相似性度量地调整差分图像在各像素点处的二值化阈值,实现像素值信息与梯度信息的融合使用。实验表明,本方法对前景分割有一定的改善效果。

关键词 背景减除法,噪声,高斯模型,梯度特征,相似度,预计算

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.8.061

Background Subtraction Based on Local Gradient Feature

ZHANG Xiao-jun LIU Zhi-jing CHEN Kun

(School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract The relation between accuracy and the study speed of the background model was discussed. The theoretical gradient expectation was estimated with the accurate gradient background model. Based on Gaussian model, the probability of the deviation between the actual gradient and its expectation was given, leading to a similarity measurement of the gradient feature using no texture message. The similarity was then used to adjust the threshold for binarization of the difference image, which means the fusing use of grey level message and the gradient message. Experiments show that the proposed method does have some improvement on foreground segmentation.

Keywords Background subtraction, Noise, Gaussian model, Gradient feature, Similarity, Pre-calculation

背景减除法是一种常用的运动目标检测方法^[1],分两个步骤:一是背景建模;二是当前帧与背景差分,设置合适的容差阈值,获得运动目标的二值图。这种方法原理简单,在一些场合使用取得了不错的检出效果,但当运动目标的颜色、灰度等与背景较为接近时,常因前景与背景的像素值差异未超过阈值而检出不足,前景图像丢失较多,而降低阈值却常常带来很多噪点和黏连,其原因在于图像的像素值信息被图像和背景模型双方的误差所淹没。为改善背景减除法的效果,多年来人们开展了很多研究。比如 Stauffer 和 Grimson 提出的混合高斯模型(Mixture of Gaussian)^[2],即在单高斯模型的基础上^[3],使用多个高斯峰来表征背景的微小变化,在对噪声进行适当容错的同时,较好地适应了环境中树叶摇动等微小波动;Tuzel 等采用递归贝叶斯学习方法估计每个高斯峰的均值和方差分布^[4],使得各像素所需高斯峰的数量分配趋于合理;Kim H 等使用广义高斯函数对混合高斯模型进行改进^[5],也收到了一定的效果。此外,使用核密度模型估计背景模式的分量^[6,7]以及使用运动模型估计像素的变化^[8]等方法,均在某些方面取得了一定的效果。但所有这些方法对像素的考察往往使用单特征,比如亮度等,并且像素是各自孤立的,它们之间的关系未被考虑,这就使得前景与背景在像素值差异较小时难以区别。于是,局部纹理等结构性信息被引入模型。

局部结构性信息可使用多种特征描述,比如局部二值模式 LBP^[9]、梯度向量、边缘直方图等等,这些特征对于整体光照变化以及阴影有一定的鲁棒性,但在局部纹理不丰富的区域效果较差,易受噪声的干扰。比如 Moson M 等人将图像等分成区块^[10],使用区块内的边缘直方图作为纹理特征建模,该方法在纹理不丰富的区域效果不好;Matsuyama T 等使用区域特征建立背景模型^[11],但其只能提供一个较粗糙的前景;Heikkila M 等使用 LBP 提取局部纹理信息建模^[12],其对阴影有一定抑制作用,但对纹理简单的区域效果不佳。徐剑等对 LBP 算子进行了改进^[13],使用 D-LBP 算子提取局部纹理,并引入噪声克服常数,以减小噪声对局部二值模式的影响,增强了 LBP 的鲁棒性,但噪声克服常数的引入使得那些像素值差异小于 3-5 个灰度级的结构特征被忽略,降低了对纹理的敏感度;李志焕对基本 LBP 算法进行改进^[14],使得它不仅与当前帧的空间信息有关,而且与历史帧的空间信息有关,尝试通过某种时间轴上的平均来减小噪声对 LBP 特征的影响;陈丽丝通过对图像进行适当增强来强化 LBP 特征^[15],减小噪声影响,并针对白天与晚上不同的场景采用不同的改进 LBP 算法。但由于 LBP 特征的固有原理,这些改进在纹理缺乏的区域效果不甚明显。邓宇等使用 Sobel 算子提取像素在两个方向的梯度^[16]组成纹理的描述向量,使用当前帧与模型梯度

到稿日期:2014-09-11 返修日期:2015-01-06

张小骏(1964-),男,博士生,主要研究方向为智能视频监控,E-mail:1479781033@qq.com;刘志镜(1957-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为视觉计算理论与技术、知识发现与数据挖掘等;陈 昆(1975-),男,博士生,主要研究方向为并行计算。

向量的马氏距离平方作为参数之一,构造能量函数,再使用图切割区别前景与背景,取得了一定的效果。

总的来看,局部结构性信息是区别前景与背景的一个重要线索,但易受噪声影响,不够稳定。为此,本文提出一种基于像素梯度信息的背景减法,在噪声模型下,以像素梯度信息为辅助线索,调节差分图像的二值化阈值,实现抑制噪点的同时提高前景检出度。即:建立两个背景模型,一个是像素值背景模型,用来与当前帧进行差分,差分结果供下一步通过阈值进行二值化使用,这与传统背景减法一样;另一个是梯度背景模型,以每一个像素与其周围8个相邻像素的像素值差为对象来建立,通过度量当前帧与梯度背景模型对应点的梯度特征的相似性,来调节该点的二值化阈值,使得梯度特征相似的点使用较低的阈值,反之使用较高的阈值,从而改善使用单一阈值的传统背景减除法的检出效果。由于像素梯度信息对图像噪声十分敏感,本文一方面通过控制模型更新参数来抑制噪声对梯度背景模型的影响,提高梯度背景模型精度,使模型提取到的梯度值尽量逼近当前帧中该点的期望梯度值即理论上无噪声情况下的梯度值;另一方面,对于噪声无法去除的当前帧,以高斯模型为基础,用概率的方法将其实际像素梯度特征与期望梯度特征亦即模型提取到的梯度特征进行相似性比较,使得相似性的度量不依赖局部纹理的丰富性,具有更强的适应性。

1 背景模型的建立与更新

1.1 像素值背景模型的建立与更新

本文使用目前较为普遍的异步更新学习法进行背景建模与更新^[17]。设学习系数为 $\alpha(0 < 1 - \alpha < 1)$,模型像素值为 B ,当前帧像素值为 f ,当前时刻为 t (以帧为单位),以第一帧视频为模型起始,公式如下:

$$\begin{cases} B_t = (1 - \alpha)B_{t-1} + \alpha f_t, & \text{当前像素为背景} \\ B_t = B_{t-1}, & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

这种算法要求前几帧视频不含前景,并且当背景本身发生变化(比如汽车停入画面成为背景的一部分)时无法自适应。为此,本文为模型更新增加如下自适应条件:当像素点处连续的 M 帧前景像素值一致时(以差别小于某容差阈值为准),以该 M 帧前景像素值的平均值作为该点新的背景模型像素值,再继续按式(1)执行。由此,即使视频帧中一直没有纯背景,模型最终也会回归真正的背景。

1.2 梯度背景模型的建立与更新

本文以像素与其周边8个相邻像素的像素值差作为8个方向的梯度值,使用这8个梯度来共同描述该像素点处的梯度特征。梯度背景模型的建立与更新类似于像素值模型,同样以第一帧视频为模型起始,公式如下:

$$\begin{cases} \Delta B_t = (1 - \alpha)\Delta B_{t-1} + \alpha \Delta f_t, & \text{当前像素对均为背景} \\ \Delta B_t = \Delta B_{t-1}, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

当像素值背景模型因本文增加的自适应条件而发生像素值跳变时,梯度背景模型中对应位置的梯度值也相应改变,改为新的像素值背景模型中像素值之差,再继续执行式(2)。

实际应用中,在程序开始时先将 M 值设置得较小,比如5-10帧,以便迅速建立正确的背景模型;然后将 M 设置得较大,对应于较长时间,比如5s,以适应背景真正的变化。

2 梯度信息的精确提取

像素梯度常常较小,极易受图像噪声的影响。对于单帧

图像来说,很难直接提取到像素梯度的期望值,即理论上无噪声干扰下的真实值。然而借助梯度背景模型,则可能有效抑制图像噪声的影响,较精确地提取到梯度背景模型在像素点处的值,在模型的有效时间窗口较短的情况下,该值将非常接近当前帧中像素点处不被遮挡时的期望梯度值,从而通过梯度背景模型间接地获得当前帧中背景像素点处的期望梯度值。图像噪声中高斯噪声与椒盐噪声最为常见^[18],相对而言,椒盐噪声易于滤除,因此本文以高斯模型为基础讨论噪声条件下像素梯度的精确提取。

2.1 噪声条件下单帧图像中像素梯度的概率密度

按照高斯模型,噪声使得像素值从期望值 f_0 误差为实际值 f 的概率密度函数为:

$$\rho(f) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(f-f_0)^2}{2\sigma^2}}, \sigma \text{ 为均方差} \quad (3)$$

由于像素之间概率密度相互独立,因此噪声使得像素 f_1 与相邻像素 f_2 的像素值差,即 f_1 在一个方向上的像素梯度,从期望值 $\Delta f_0 = f_{02} - f_{01}$ 误差为实际值 $\Delta f = f_2 - f_1$ 的概率密度为:

$$\begin{aligned} \rho(\Delta f) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \rho(f_1, f_{01}) * \rho(f_1 + \Delta f, f_{01} + \Delta f_0) df_1 \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(f_1-f_{01})^2}{2\sigma_1^2}} * \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(f_1-f_{01}+\Delta f-\Delta f_0)^2}{2\sigma_2^2}} df_1 \\ &= \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} \frac{1}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{(C^2 + \frac{\sigma_1^2\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}(\Delta f - \Delta f_0)^2)}{2\sigma_1^2\sigma_2^2}} dC \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} e^{-\frac{(\Delta f - \Delta f_0)^2}{2(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)}} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1\sigma_2} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{C^2}{2\sigma_1^2\sigma_2^2}} dC \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} e^{-\frac{(\Delta f - \Delta f_0)^2}{2(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)}} \end{aligned}$$

其中, $C = [\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}(f_1 - f_{01}) + \frac{\sigma_1^2}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}}(\Delta f - \Delta f_0)]$ 。

因此,噪声条件下单帧图像中像素梯度 Δf 的概率密度也是高斯函数,其期望值为 $\Delta f_0 = f_{02} - f_{01}$,均方差为 $\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$,记为:

$$\Delta f \sim N(\Delta f_0, \sigma_1^2 + \sigma_2^2) \quad (4)$$

2.2 噪声条件下梯度背景模型值的精确提取

梯度背景模型 ΔB 可看作一定时间窗口内各帧背景图像梯度 Δb 在时间轴上的某种平均,可最终表示为下式:

$$\Delta B = \sum_{i=1}^K a_i \Delta b_i, \sum_{i=1}^K a_i = 1 \quad (5)$$

其中, $a_i \geq 0$ 为权重, $i=1, 2, \dots, K$ 。

由式(4)知, Δb_i 也是围绕期望值 Δb_{0i} 呈高斯分布的,即 $\Delta b_i \sim N(\Delta b_{0i}, \sigma_i^2), i=1, 2, \dots, k$ 。由于 Δb_i 相互独立,因此对于 Δb_i 的线性组合有:

$$\begin{aligned} \Delta B &= \sum_{i=1}^K a_i \Delta b_i \sim N\left(\sum_{i=1}^K a_i \Delta b_{0i}, \sum_{i=1}^K a_i^2 \sigma_i^2\right) \\ &= N(\Delta B_0, \sum_{i=1}^K a_i^2 \sigma_i^2) \end{aligned} \quad (6)$$

因此梯度背景模型的值 ΔB 也因受噪声的影响而波动,取值的概率密度也是高斯函数,其期望值 $\Delta B_0 = \sum_{i=1}^K a_i \Delta b_{0i}$,均方差 $\sigma_{\Delta B}$ 为 $\sqrt{\sum_{i=1}^K a_i^2 \sigma_i^2}$ 。由此可见,要精确提取出梯度背景模型

的期望值 ΔB_0 ，只要适当设置模型的更新参数，将均方差 $\sigma_{\Delta B}$ 控制在某精度要求 R 之内，即可使模型值 ΔB 逼近期望值 ΔB_0 ，即有 $\Delta B_0 = \Delta B$ 。下面结合本文的模型更新法，考察精确提取梯度模型期望值 $\Delta B_0 (= \Delta B)$ 的条件。设其学习系数为 $\alpha (0 < 1 - \alpha < 1)$ ，则有：

$$\begin{aligned} \Delta B_t &= (1-\alpha)\Delta B_{t-1} + \alpha \Delta b_t \\ &= (1-\alpha)^K \Delta B_{t-k} + \alpha \sum_{i=0}^{K-1} (1-\alpha)^i \Delta b_{t-i} \end{aligned} \quad (7)$$

均方差 $\sigma_{\Delta B}$ 为：

$$\begin{aligned} \sigma_{\Delta B(t)}^2 &= (1-\alpha)^{2K} \sigma_{\Delta B(t-k)}^2 + \alpha^2 \sum_{i=0}^{K-1} (1-\alpha)^{2i} \sigma_{t-i}^2 \\ &\leq \sigma_{\max}^2 \left[\frac{\alpha}{2-\alpha} + \frac{2}{2-\alpha} (1-\alpha)^{2K+1} \right] \end{aligned} \quad (8)$$

其中， $\sigma_{\max} = \text{Max}(\sigma_{t-i})$ ， $i=0, 1, 2, \dots, k-1$ 。由于 $0 < 1 - \alpha < 1$ ，当 K 增大时， $\frac{2}{2-\alpha} (1-\alpha)^{2K+1}$ 将迅速趋于 0，此时有：

$$\sigma_{\Delta B}^2 = \frac{\alpha}{2-\alpha} \sigma_{\max}^2 \quad (9)$$

设 σ_h 为像素值背景模型的有效时间窗口期间 (t 到 $t-k+1$) 视频帧上最大噪声点处的像素值均方差，按最坏情况计算， $\sigma_{\max} = \sqrt{2} \sigma_h$ ，则按精度 R 获得 $\Delta B_0 (= \Delta B)$ 的条件为：

$$\alpha \leq \frac{2R^2}{R^2 + 2\sigma_h^2} \quad (10)$$

比如 $\sigma_h = 3$ ，取 $R = 0.5$ 则 $\alpha \leq 0.027$ 。由于模型更新不能太慢， α 下调有限，因此精度提高有一定限度。

2.3 通过梯度背景模型值估计当前帧中背景像素的梯度期望值

上面通过模型更新参数的控制有效地消除了噪声对梯度背景模型的影响，较高精度地提取到了梯度背景模型的期望值 $\Delta B_0 (= \Delta B)$ 。严格意义上说， $\Delta B_0 = \sum_{i=1}^K a_i \Delta b_{0i}$ 并不完全等同于当前帧中像素梯度的期望值 Δf_0 (不被遮拦时)，但由于实践中模型的有效窗口长度 K 往往很短，以 $\alpha = 0.05$ ， $\Delta B_{t-k} = 50$ 为例，当 $K = 100$ 时，式(7)中的 $(1-\alpha)^K \Delta B_{t-k} \leq 0.3 < 50$ ，对应于 $4 \sim 5s$ ，一般可以认为此期间环境光照和摄像系统内参数基本稳定，因此有 $\Delta b_{0i} = \Delta b_{0j} = \Delta f_0$ ($i, j = 1, 2, \dots, k$)，故 $\Delta B_0 (= \Delta B)$ 将与 Δf_0 非常接近，可以合理地将 ΔB 看作当前帧中背景像素的梯度期望值 Δf_0 ，这样通过梯度背景模型就间接地得到了当前帧中背景像素的梯度期望值 Δf_0 。因此，下一步将以 ΔB 作为当前帧中背景像素的梯度期望值 Δf_0 ，来评估实际像素梯度与背景的相似性。

3 梯度特征的相似性度量

本节将用概率的方法来度量当前帧中背景像素的实际梯度特征与其期望梯度特征之间的相似性。如式(4)所示，像素梯度也呈高斯分布，如图 1 所示。

图 1(a)中，横坐标 $d = (\Delta f - \Delta f_0)$ 为像素梯度相对于其期望值的误差，纵坐标 $\rho(d)$ 是由于噪声的干扰致使像素梯度产生误差 d 的概率密度，斜线阴影部分的面积则表示该误差超过某限度 d' 的概率 (d' 分正负)。而由于高斯函数的对称性，这一概率的 2 倍则表示该误差的幅度达到和超过某种程度 $D = |d'|$ 的总概率，记为 $\rho(D)$ ，显然， $\rho(D=0) = 100\%$ 。反过来， $\rho(D)$ 反映了 Δf 的期望值就是 Δf_0 的可能性。如前所述，在适当的背景更新参数下，可以合理地将 ΔB 作为背景像素的梯度期望值 Δf_0 ，因此 $\rho(|\Delta f - \Delta B|)$ 反映了 Δf 的期望值就是该点 (不被遮拦时) 的期望值的可能性。据此，将

$\rho(|\Delta f - \Delta B|)$ 作为像素在 1 个方向上的梯度与背景的相似性度量。显然，如果同时考察 1 个像素与其周围 8 个邻像素的梯度信息，这些梯度信息共同表现出来的总体相似性就更具说明性。因此，定义像素梯度特征的相似度为：

$$P = \sum_{i=1}^8 \rho(|\Delta f - \Delta B|_i) \quad (11)$$

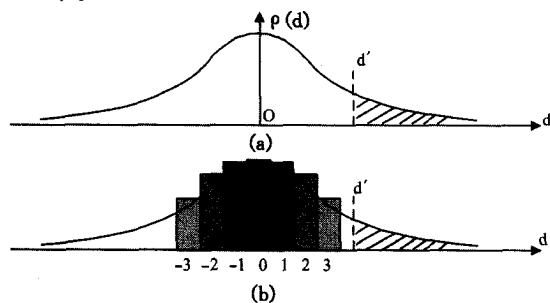


图 1 像素梯度的概率密度曲线及其离散化示意图

在实际计算中，需按像素值单位将 $\rho(d)$ 离散化；横坐标以像素值为单位， $D=0$ 占 1 个像素宽度， $D=1, 2, \dots$ 占 2 个像素宽度，对应于 $d = \pm 1, \pm 2, \dots$ ，纵坐标取值为该宽度内的最高 $\rho(d)$ 值，如图 1(b) 所示。表 1 列出两种噪声水平下的计算结果。

表 1 不同噪声水平下像素梯度相对于期望值误差幅度的概率

D	$\rho(d)$ $\sigma=2$	$\rho(D)\%$ $\sigma=2$	$\rho(d)$ $\sigma=5$	$\rho(D)\%$ $\sigma=5$
0	0.14100	100	0.05643	100
1	0.13250	85.90	0.05587	94.36
2	0.10980	59.40	0.05422	83.19
3	0.08030	37.35	0.04993	72.34
4	0.05190	21.38	0.04655	62.36
5	0.02960	11.00	0.04255	53.05
6	0.01490	5.08	0.03811	44.54
7	0.00660	2.10	0.03347	36.91
8	0.00260	0.78	0.02976	30.22
9	0.00090	0.26	0.02510	24.27
10	0	0.00	0.02076	19.25

从表 1 中可以看出，当图像噪声低 ($\sigma=2$) 时， $\rho(D)$ 收敛较快，反之则慢。这意味着对于同样的像素梯度的误差幅度 D ，在低噪声时其发生的可能性相对较小，在高噪声时其发生的可能性相对较大， $\rho(D)$ 能反映在不同的噪声条件下像素梯度 Δf 的期望值就是 Δf_0 的概率。显然，式(11)定义的相似性度量是基于当前帧中的实际像素梯度相对于其期望梯度的误差概率的，因此不依赖于局部纹理信息的丰富性。

像素梯度的均方差从像素值模型推算。像素值的均方差起始值设为 $\sigma = 1$ ，更新公式为：

$$\begin{cases} \sigma_i^2 = (1-\alpha)\sigma_{i-1}^2 + \alpha(f_i - B_i)^2, & \text{当前像素为背景} \\ \sigma_i^2 = \sigma_{i-1}^2, & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

像素梯度的均方差为：

$$\sigma_{\Delta}^2 = \sigma_1^2 + \sigma_2^2 \quad (13)$$

其中， σ_1 与 σ_2 分别为相邻 2 个像素的像素值均方差。

4 基于像素梯度信息的可调阈值

在逐像素计算出当前帧与背景模型的梯度特征相似度 P 后，按如下阈值调节公式计算各像素点的实际阈值 T ：

$$T = PT_0 \quad (14)$$

其中， T_0 为全局设定的最高阈值。这样，当像素梯度特征相似度很高时，阈值就很高，当前帧只有与背景像素值相差很大才可被认作是前景；反之，像素梯度特征相似度很低，阈值就

很低,当前帧与背景像素值相差即使不是很大也被认为是前景。这样的阈值调节机制能够在减少噪点的同时检出更多的前景。

5 基于预计算的数据处理

像素梯度特征的相似度计算涉及大量的指数和乘除运算,会严重占用计算开销。为此,本文提出用预计算的算法将算法的时间复杂度转化为空间复杂度,以提高运行速度。具体做法如下:

将均方差 σ^2 精度取到小数点后 1 位,表示为 3 位数(σ 超过 10 则图像噪声太大,不予考虑),将 D 表示为 2 位数,将 $\sigma^2 D$ 构成的 5 位数作为查找表的地址;将 σ^2 从 0.0~99.9 按步长 0.1 遍历,同时将 D 从 0~99 按步长 1 遍历,计算出所有对应的 $\rho(D)$ (精度取到 0.1%)作为查找表的内容,表示为 4 位数,构成查找表。程序运行时,将查找表读入内存,计算 $\rho(D)$ 时,在查找表上按 $\sigma^2 D$ 查用即可。

由于 $\sigma^2 D$ 共 5 位,整个查找表长度不超过 100k,对于 32 位的操作系统来说,由于其寻址范围是 64 位,这种查询只需一次寻址即可完成。查找表的每行中,内容 $\rho(D)$ 用 2 个字节表示,因此整个查找表占用的内存空间不超过 $2B \times 100k = 200kB$ 。这一内存占用对于当今的计算机来说是很小的。

6 实验与分析

本文选用室内和室外不同光照条件下的视频进行实验,使用本文方法分别与传统的背景减除法做比较,再与结合了 LBP 纹理特征的背景减除法做比较,以考察前景与背景在颜色灰度接近时的检出效果。由于本文的研究重点在于将像素梯度这种结构性信息作为线索使用,为控制精度,背景模型学习系数设为 $\alpha=0.03$ 。经 100 帧以上的更新后,除个别点外,实验所用视频中像素值的均方差都在 3 个灰度级以内,按照式(9),梯度背景模型值的均方差小于 0.5,梯度背景模型值偏离期望值 1 个灰度级以上的概率均小于 5%,因此对于离散的像素值来说,梯度背景模型可视作无误差。

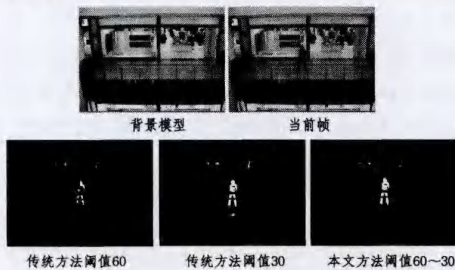


图 2 室内视频前景检出和噪点抑制效果对比

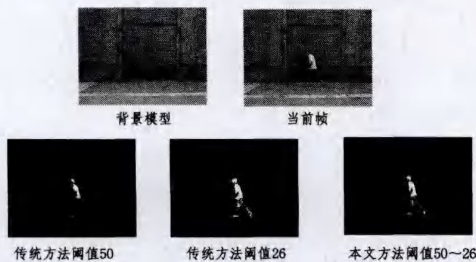


图 3 室外视频前景检出和噪点抑制效果对比

图 2 与图 3 是本文方法与传统的使用单一像素值线索的

背景减除法的效果对比情况。

从图 2 和图 3 可以看到,使用单一线索的传统背景减除法时,阈值较高,则前景丢失较多;阈值较低,则噪点和黏连大量出现,难以周全。而使用本方法则可在减少噪点和黏连的同时,检出更多前景。

表 2 为上述两幅图像的当前帧与背景差分后,按照本文方法进行二值化时,由梯度特征相似度调节后的实际阈值 T 的分布情况。

表 2 由梯度特征相似度调节后的实际阈值 T 的分布

阈值 T	最高	最低	$T=60\sim51$ 像素占比	$T=50\sim41$ 像素占比	$T=40\sim$ 最低 像素占比
室内	60	30	81.2 %	15.0 %	3.8 %
室外	50	26	0	95.1 %	4.9 %

由表 2 可见,阈值大幅下降的像素点占比并不大,对应于前景部分,而占比很大的背景部分阈值下降不大,说明本文方法在前景出现区域有效地降低了实际阈值,提高了检出度,而在背景部分则下降不多,从而起到了抑制噪点的作用。

图 4 与图 5 示出本文方法与使用 LBP 特征的背景减除法的效果对比情况。LBP 特征采用像素与周围 8 个相邻像素作对比取得二值模式,LBP 特征直方图在 5×5 像素尺度范围内统计。



(a)使用 LBP 纹理特征方法

(b)本文方法

图 4 背景有一定的有效纹理



(a)使用 LBP 纹理特征方法

(b)本文方法

图 5 脚部缺乏纹理

从对比情况看,当背景纹理信息足够时,本文方法与 LBP 特征法效果相当,如图 4 所示;当背景纹理信息缺乏时,如图 5 中的脚部,LBP 特征有效性差,本文方法更好一些。

结束语 本文针对运动目标与背景像素值接近时的检出问题,提出了用像素梯度信息作为辅助线索来区别前景与背景的思路,并以高斯模型为基础提出了噪声条件下精确提取像素梯度信息以及度量梯度特征相似性的方法,再用梯度相似度来调节差分图像二值化的容差阈值,实现了像素值信息与像素梯度信息的融合使用。不同于 LBP 等局部结构性信息的描述方式,本文方法不强调对背景纹理的依赖,从而使其在纹理信息缺乏的区域也可发挥一定作用。从对比实验看,本文方法取得了一定的改进效果。本文方法未融合颜色信息,也未考虑环境光照和摄像系统的曝光波动对像素梯度的影响;此外,实际的图像噪声远比高斯模型复杂,这些都是下一步工作需要改进和完善的方向。

参考文献

- [1] 王亮,胡卫明,谭铁牛.人运动的视觉分析综述[J].计算机学报,2002,25(3):225-237
Wang Liang, Hu Wei-ming, Tan Tie-niu. A survey of visual analysis of human motion[J]. Chinese Journal of Computers, 2002,25(3):225-237
- [2] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, USA, 1999:23-25
- [3] Wren C, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfnder: realtime tracking of the human body[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997,19(7):780-785
- [4] Tuzel O, Porikli F, Meer P. A Bayesian approach to background modeling[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA; IEEE, 2005:58-65
- [5] Kim H, Sakamoto R, Kitahara I, et al. Background subtraction using generalised Gaussian family model[J]. IEEE Electronics Letters, 2008,44(3):189-190
- [6] Elgammal A, Duraiswami R, Harwood D, et al. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance[J]. Proceedings of IEEE, 2002, 90(7):1151-1163
- [7] Elgammal A, Harwood D, Davis L S. nonparametric model for background subtracting [C]// Proceedings of 6th European Conference on Computer Vision. Dublin, 2000:751-767
- [8] Monnet A, Mittal A, Paragios N, et al. Background modeling and subtraction of dynamic scenes[C]//Proceedings of the 9th International Conference on Computer Vision. Washington DC, USA; IEEE, 2003:1305-1312
- [9] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002,24(7):971-987
- [10] Mason M, Duric Z. Using histograms to detect and track objects in color video[C]//Proceedings of 30th Applied Imagery Pattern Recognition Workshop. Washington DC, USA; IEEE, 2001:154-159
- [11] Matsuyama T, Ohya T, Habe H. Background subtraction for nonstationary scenes[C]//Proceedings of Asian Conference on Computer Vision. Taipei, China; IEEE, 2000:622-667
- [12] Heikkilä M, Pietikainen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006,28(4):657-662
- [13] 徐剑,丁晓青,王生进,等.一种融合局部纹理和颜色信息的背景去除方法[J].自动化学报,2009,35(9):1145-1150
Xu Jian, Ding Xiao-qing, Wang Sheng-jin, et al. Background Subtraction Based on a Combination of Local Texture and Color[J]. Acta Automatica Sinica, 2009,35(9):1145-1150
- [14] 李志焕.改进型的LBP算法及其在运动目标检测中的应用[D].广州:中山大学,2009
Li Zhi-huan. Improved LBP Algorithm and its Application in Motion Detection [D]. Guangzhou: Sun Yat-sen University, 2009
- [15] 陈雨丝.基于背景差分的光照鲁棒性运动目标检测与跟踪技术研究[D].成都:西南交通大学,2011
Chen Yu-si. Research on Moving Objects Detection and Tracking Based on Background Subtraction with Illumination Robustness[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2011
- [16] 邓宇,李振波,李华.图切割支持的融合颜色和梯度特征的实时背景去除方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2006,18(11):1741-1747
Deng Yu, Li Zhen-bo, Li Hua. A Fusing Color and Gradient Features Approach to Real-time Subtraction using Graph Cuts[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(11):1741-1747
- [17] Koller D, Weber J, Huang T, et al. Towards robust automatic traffic scene analysis in real-time[C]//The 12th International Computer Vision and Image Processing Conference. 1994:126-131
- [18] 张旗,梁德群,樊鑫,等.基于小波域的图像噪声类型识别与估计[J].红外与毫米波学报,2004,23(4):281-285
Zhang Qi, Liang De-qun, Fan Xin, et al. Identifying of Noise Types and Estimation of Noise Level for a Noisy Image in Wavelet Domain [J]. Journal of Infrared and Millim Waves, 2004,23(4):281-285
-
- (上接第282页)
- [6] Asuncion A U, Welling M, Smyth P, et al. On smoothing and inference for topic models[C]//Proceedings of the 25th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. 2009:27-34
- [7] Yao L, Mimno D M, McCallum A. Efficient methods for topic model inference on streaming document collections[C]//Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2009:937-946
- [8] Porteous I, Newman D, Ihler A T, et al. Fast collapsed gibbs sampling for latent dirichlet allocation[C]//Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining Knowledge Discovery and Data Mining. 2008:569-577
- [9] Manning C D, Raghavan P, Schütze H. Introduction to information retrieval[M]. England: Cambridge University Press, 2008
- [10] 李峰,李芳.中文词语语义相似度计算——基于《知网》2000[J].中文信息学报,2007,21(3):99-105
Li Feng, Li Fang. An New Approach Measuring Semantic Similarity in Hownet 2000[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2007,21(3):99-105
- [11] 江敏,肖诗斌,等.一种改进的基于《知网》的词语语义相似度计算[J].中文信息学报,2008,22(5):84-90
Jiang Min, Xiao Shi-bin, et al. An Improved Word Similarity Computing Method Based on Hownet[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2008,22(5):84-90