

融合颜色和纹理的背景建模方法

刘常杰¹, 王浩川¹, 王国庆², 陈津平^{1*}

¹天津大学精密仪器与光电子工程学院精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072;

²中国船舶工业系统工程研究院, 北京 100094

摘要 背景减除法是视频序列中运动目标检测最常用的方法之一。为了能够准确、快速完成视频序列的背景建模, 精确地检测出运动前景, 提出一种融合图像颜色和纹理特征的背景建模方法。首先, 采用核密度估计法和模式核密度估计法分别对视频图像的 RGB 颜色空间和 Haar local binary pattern (HLBP) 纹理进行建模, 得到颜色和纹理模型。然后, 采用归一化和两次阈值判断的方式对颜色和纹理模型进行融合, 设置合适的阈值使颜色和纹理模型优势互补, 形成背景模型。最后, 使用背景模型检测视频序列的运动前景, 并完成背景模型的更新。实验结果表明, 所提方法能够很好应对动态背景和含有阴影的场景, 在测试集上的平均 F1-score 为 0.8471, 优于常用算法, 平均帧率为 25.57 frame·s⁻¹, 达到实时性要求。

关键词 背景建模; 前景检测; 颜色; 纹理; 核密度估计; 阈值判断

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2233002

Background Modeling Method Integrating Color and Texture

Liu Changjie¹, Wang Haochuan¹, Wang Guoqing², Chen Jinping^{1*}

¹National Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments, School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

²Systems Engineering Research Institute, China State Shipbuilding Corporation, Beijing 100094, China

Abstract Background subtraction is one of the most commonly used methods for moving target detection in video sequences. A background modeling method integrating image color and texture features is proposed to accurately and quickly complete the background modeling of a video sequence and accurately detect the moving foreground. First, the kernel and mode kernel density estimation methods are used to model the RGB color space and the Haar local binary pattern (HLBP) texture of a video image, and the color and texture models are obtained. Then, the color and texture models are fused by normalization and twice threshold judgment. The color and texture models complement each other to form a background model by setting an appropriate threshold. Finally, the background model is used to detect the moving foreground of the video sequence, and the background model is updated. The experimental results show that the proposed method works well with dynamic backgrounds and shadowed scenes. The proposed method's average F1-score on the test set is 0.8471, which is higher than the common algorithms. The average frame rate is 25.57 frame·s⁻¹, which meets the real-time requirement.

Key words background modeling; foreground detection; colour; texture; kernel density estimation; threshold judgment

1 引言

运动目标检测是视频图像处理过程的重要环节, 广泛应用于智能监控、多媒体应用等领域^[1-2]。运动目标检测将运动物体作为前景, 从背景视频序列中提取出来, 检测的效果影响到后序的图像处理^[3], 目前常用的方法有帧间差分法、光流法、背景减除法^[4]。其中, 背景减除法是一种十分有效的运动目标检测算法^[5]。

背景减除法需要建立图像的背景模型, 通过对当

前序列图像模型与背景模型进行差分, 检测出运动目标。混合高斯建模提高了对含有扰动的背景的背景建模效果, 该方法使用多个高斯模型来表征图像中各个像素点的特征, 计算简单、实时性好, 但是对含有树叶、光影扰动的背景建模效果较差^[6-8]。核密度估计法利用每个像素的颜色值建立背景模型, 是一种非参数逼近的方法, 能够应对背景中有光照缓慢变化、摄像头轻微晃动等情况^[9]。以上是基于像素值或颜色的背景建模方法, 这些方法很难克服一些问题, 比如含有阴影的场景

收稿日期: 2021-08-30; 修回日期: 2021-09-28; 录用日期: 2021-10-27

通信作者: *chenjinpj@tju.edu.cn

和前景与背景颜色相似等情况^[10-11]。

基于纹理的背景建模方法采用图像的纹理特征进行建模。为了能更有效地提取图像的纹理特征, Heikkilä 等^[12-17]提出具有 Haar 型特性局部二元模式 (HLBP) 的图像纹理特征, 该纹理特征融合了 Haar 特征和 LBP 纹理特征的特点, 提高了图像纹理特征的有效呈现。图像的纹理特征对光照不敏感, 但是不能用于背景扰动较大的场景。

由以上描述可知, 视频图像的颜色和纹理特征可以反映不同的信息。学者们想到可以联合多种特征进行背景建模, 提升建模的效果。Yao 等^[18-19]提出了一种 LBP 与颜色特征相融合的背景建模方法。Liao 等^[20]提出一种模式核密度估计法来模拟像素过程中局部模式的概率分布, 取得了不错的效果, 但是该方法只采用了图像纹理特征, 没有结合颜色特征进一步提升建模效果。金静等^[21]提出一种 LBP 与核密度融合的检测方式, 该方式在一定程度上克服了动态背景的干扰, 但整体检测效果仍未达到满意的效果。汤旻安等^[22]提出一种对静态场景运动目标进行检测的 ViBe 算法。张驰等^[23]提出了一种改进混合高斯模型 (GMM) 和多特征融合的检测算法。

本文提出一种融合颜色和纹理特征的背景建模方法。采用核密度估计法和模式核密度估计法分别对视频图像的 RGB 颜色空间和 HLBP 纹理进行建模, 获得颜色和纹理模型; 采用归一化和阈值判断的方式对图像的颜色和纹理特征模型进行融合, 形成图像的背景模型。所提方法能够结合颜色和纹理特征模型的优点, 在含有动态背景和阴影的视频序列中也有较好的建模效果。

2 融合颜色和纹理的背景建模

2.1 颜色背景建模

颜色背景建模过程中, 采用 Elgammal 等^[9]提出的基于核密度估计的非参数背景模型, 该模型应用场景广泛, 能够应对背景中有光照缓慢变化、摄像头轻微晃动等情况。颜色特征为图像的 RGB 颜色值。设 $S = \{x_i\}_{i=1, \dots, N}$ 为某一像素 x 的 RGB 颜色值样本, 通过该样本可以得到像素 x 的概率密度函数。设像素 x 在 t 时刻的值为 x_t , x_t 的概率估计 $P(x_t)$ 可以表示为

$$P(x_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^3 K_{\sigma_j}(x_t - x_i), \quad (1)$$

式中: K_{σ_j} 为第 j 个颜色空间维度上带宽为 σ_j 的核函数; x_t 和 x_i 分别为第 j 个颜色空间维度上 x_t 和 x_i 的值。核函数采用高斯函数后能产生光滑、连续可微的概率密度函数。采用高斯核函数, 式(1)可以表示为

$$P(x_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^3 \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_j} \exp \left[-\frac{1}{2} \frac{(x_t - x_i)^2}{\sigma_j^2} \right]. \quad (2)$$

第 j 个颜色通道的带宽 σ_j 的计算公式为

$$\sigma_j = \frac{m_j}{0.68\sqrt{2}}, \quad (3)$$

式中: m_j 为样本中相邻两个样本第 j 个通道偏差绝对值的中值。

2.2 纹理特征建模

图像的纹理特征具有对光照变化不敏感的优点, 采用周书仁等^[17]提出的 HLBP 作为图像纹理特征建立背景模型。HLBP 是一种融合 Haar 型特征的 LBP 算法, 能够提升图像纹理特征表达的效果。

HLBP 算法采用 8 组编码模型, 记为 M_1, M_2, \dots, M_8 , 如图 1 所示。设定深色部分权重为 -1 , 浅色部分权重为 1 , 白色部分权重为 0 , 中心点 P_0 用于记录 Haar 型特征的纹理信息。

在图 1 中, 以 P_0 为中心的 24 个邻域点构成了一个 5×5 的小窗, 记为 $W(x, y)$ 。小窗内每个像素点用 $P_{i(i=1, 2, \dots, 24)}$ 表示, 则 W 可以表示为

$$W = \begin{bmatrix} P_9 & P_{10} & P_{11} & P_{12} & P_{13} \\ P_{24} & P_1 & P_2 & P_3 & P_{14} \\ P_{23} & P_8 & P_0 & P_4 & P_{15} \\ P_{22} & P_7 & P_6 & P_5 & P_{16} \\ P_{21} & P_{20} & P_{19} & P_{18} & P_{17} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

图像 I 中像素点 (x, y) 的 HLBP 值的计算公式为

$$\text{HLBP}[I(x, y)] = \sum_{k=1}^8 B[M_k \cdot W(x, y)] \times 2^{8-k}, \quad (5)$$

$$B(x) = \begin{cases} 1, & x \geq T \\ 0, & x < T \end{cases}, \quad (6)$$

式中: T 为设定的阈值。LBP 和 HLBP 算法从一张行人视频图像得到的纹理如图 2 所示。由图 2 可知, HLBP 用于背景建模的优势在于可以通过改变阈值 T 来获取理想的纹理图像, 丰富了纹理表达效果, 以此来适应不同的场景。

所提方法采用 Liao 等^[20]提出的模式核密度估计法进行图像 HLBP 纹理的建模, 该方法与区域直方图等传统的纹理建模方法相比具有更高的精度。给定一个大小为 N 的视频序列样本, 设序列中某个像素 (x_0, y_0) 在时刻 $1, 2, \dots, T_{\text{time}}$ 的 HLBP 观察值 p_t 为

$$\{p_1, p_2, \dots, p_{T_{\text{time}}}\} = \{F(x_0, y_0, t) : 1 \leq t \leq T_{\text{time}}\}, \quad (7)$$

式中: F 表示纹理特征序列。定义 $d(x_t, x_{T_{\text{time}}})$ 为 (x_0, y_0) 在 t 时刻和 T_{time} 时刻 HLBP 二进制值不同位数的个数。采用高斯核函数对 HLBP 描述的图像纹理特征建模, $p_{T_{\text{time}}}$ 的概率估计 $P(p_{T_{\text{time}}})$ 可以表示为

$$P(p_{T_{\text{time}}}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{\sigma_p \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{d(p_{x_t}, p_{x_{T_{\text{time}}}})^2}{2\sigma_p^2} \right] \right], \quad (8)$$

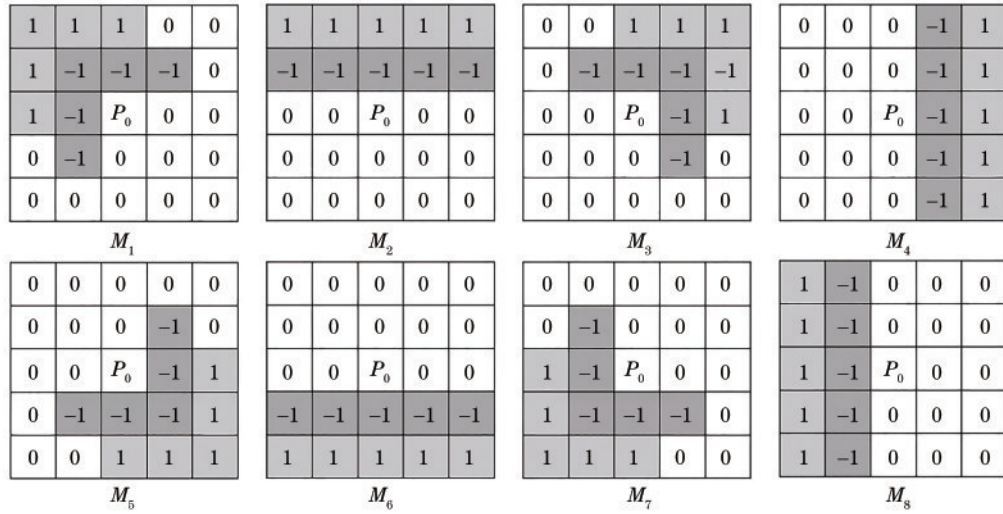


图 1 HLBP 的 8 组编码模式

Fig. 1 Eight groups of coding modes of HLBP

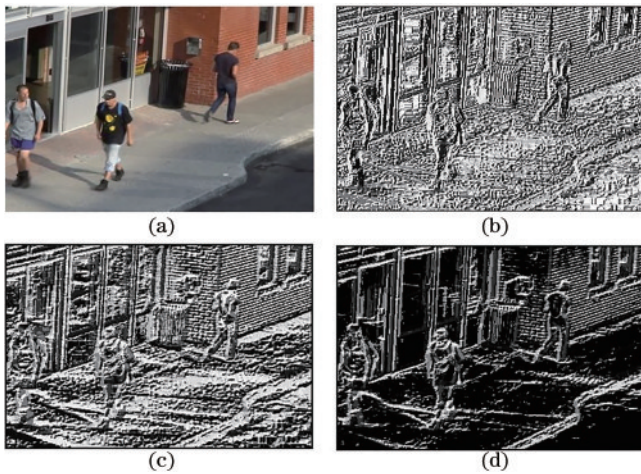


图 2 LBP 和 HLBP 算法对纹理图的结果对比。(a) 原图; (b) LBP 算法; (c) HLBP 算法, $T=1$; (d) HLBP 算法, $T=20$

Fig. 2 Comparison of LBP and HLBP algorithms for texture map. (a) Original map; (b) LBP algorithm; (c) HLBP algorithm, $T=1$; (d) HLBP algorithm, $T=20$

式中: σ_p 为纹理特征的核密度估计带宽。 σ_p 采用文献 [21] 的方法计算, 设 \bar{x} 为序列中 N 个样本纹理特征的均值, x^i 为序列中第 i 个样本纹理特征值, σ_p 的大小可表示为

$$\sigma_p = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(x^i, \bar{x})} \quad (9)$$

2.3 背景模型融合

采用归一化和两次阈值判断的方式对颜色和纹理背景模型进行融合。首先, 对图像的颜色和纹理模型特征值分别进行归一化处理, 这是为了将特征统一量纲, 有利于之后参数的选定和计算。然后, 选取 T_c 和 T_t 分别作为颜色和纹理模型特征值的阈值。当 t 时刻某一像素位置的颜色或纹理特征值不小于阈值时, 认

为该点为背景点, 否则选取颜色和纹理特征值中的较小值作为融合后的特征值。选取 T_c 和 T_t 是为了判断出两种模型均认为的背景点, 为避免将前景点误判断为背景点, 两个阈值可以取稍大些。选取较小值作为融合后的特征值, 是为了减小其中一种模型将前景点误判断为背景点对结果的影响。最后, 选取 T_t 作为融合模型的阈值, 特征值小于 T_t 的点认为是视频序列的运动前景。第二次阈值判断能够进一步消除背景点, 检测出运动前景。设 $P(t)$ 为 t 时刻融合的特征值, 其计算可表示为

$$P(t) = \begin{cases} 1, P(x_t) \geq T_c \parallel P(p_t) \geq T_t \\ \min[P(x_t), P(p_t)], \text{ otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $P(t) = 1$ 表示该点在 t 时刻被判断为背景; $P(x_t)$ 和 $P(p_t)$ 为归一化后的值。

综上所述, 所提算法执行流程为: 1) 判断 t 时刻某一像素的特征值与阈值的关系; 2) 根据阈值关系更新对应的特征值; 3) 将背景像素点存入背景像素队列中。视频图像运动前景检测过程如图 3 所示。

2.4 背景更新

背景模型的更新策略是背景建模中关键的一环, 更新策略的好坏直接影响着背景建模方法在进行前景检测时的实时效果。因此针对背景建模对背景变化响应速度和抗干扰能力的要求, 提出了一种基于队列模式的背景更新策略。

模型背景更新的原因可分为两大类: 背景模型对背景变化的响应速度要足够快, 背景可能随外界光照变化等而发生本身颜色的变化和区域的变化, 如某个物体由运动转为静止或由静止转为运动时, 导致前景物体被“融入”到背景中或背景的一部分“分离”成为前景, 从而导致检测结果中出现大范围的噪声; 背景模型对运动目标要有较强的抗干扰能力, 背景模型的更新

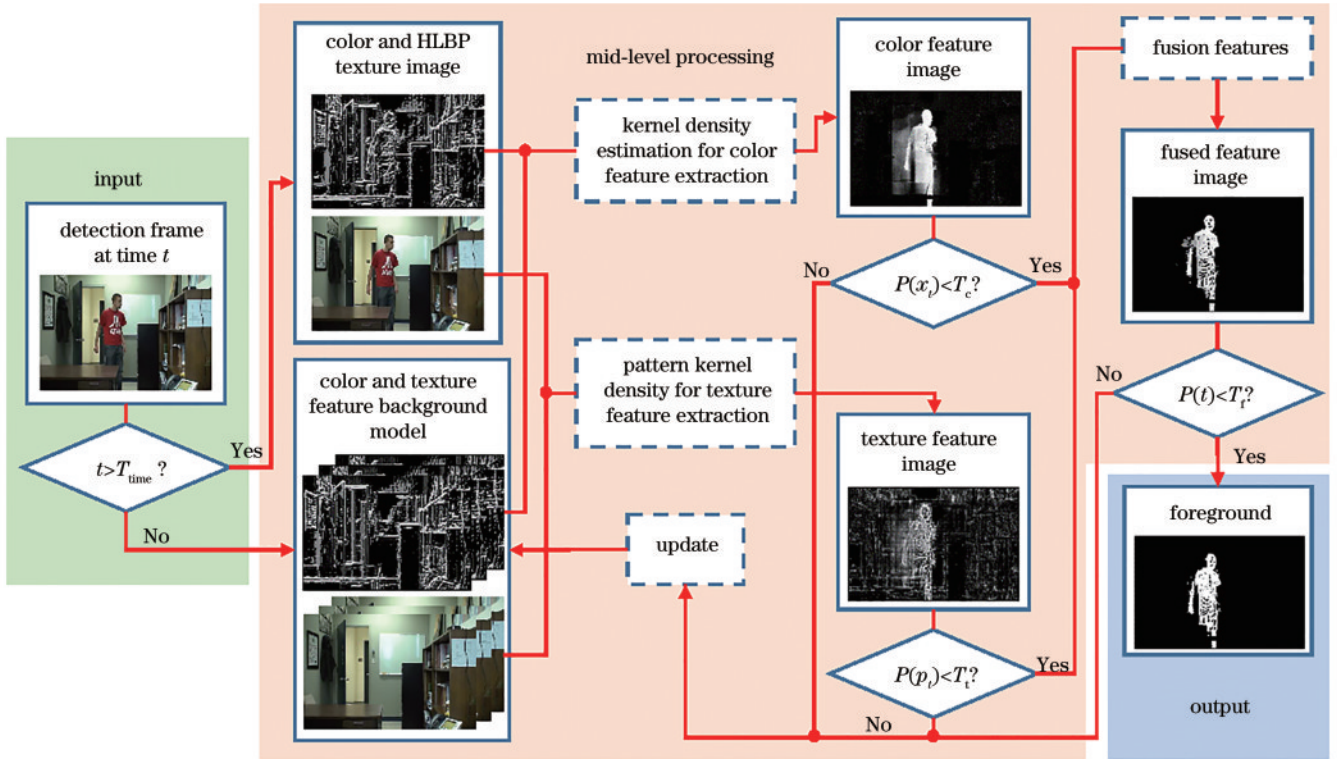


图 3 视频图像运动前景检测过程

Fig. 3 Video image motion foreground detection process

过程对背景模型上的每个点而言都是一个颜色序列的训练,当目标是动态时,就有可能引起错误的检测结果。

基于队列模式的背景更新策略的核心思想是为视频序列中每个像素的颜色和纹理背景模型建立大小均为 $m \times n$ 的集合。在实际的运动目标检测中,若图像分辨率为 $m \times n$,则需要为多维特征空间中的每一个像素建立样本集:

$$S_i = I_i \cup T_i, \quad (11)$$

式中: $1 \leq i \leq m \times n$ 表示样本集的大小; S_i 表示图像整体样本集; I_i 表示第 i 个点的颜色特征样本集; T_i 表示第 i 个点的纹理特征样本集。设像素点 (x_0, y_0) 的颜色和纹理背景模型集合为 I_i 和 T_i , 将集合设计为队列结构,采用先进先出的方式进行更新。若像素点 (x_0, y_0) 在 t 时刻被判断为背景,则该点的颜色特征值 x_t 和纹理特征值 p_t 分别添加至 I_i 和 T_i 的队尾,删除队首的样本点;若像素点 (x_0, y_0) 在 t 时刻被判断为前景,则保持 I_i 和 T_i 不变,确保 I_i 和 T_i 的大小始终为 $m \times n$ 。

队列数据结构的特点是尾部存储新的元素,头部弹出旧的元素,因此当有新的像素点 (x_t, y_t) 被判断为背景点时,更新队列并循环执行,步骤如图 4 所示。

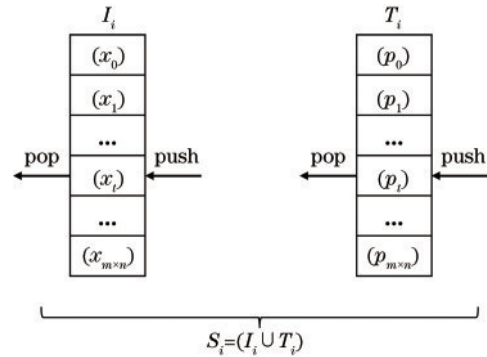


图 4 视频图像背景像素点更新过程

Fig. 4 Update process of video image background pixel point

3 实验结果与分析

3.1 数据集与对比算法

测试所提算法在数据集上的性能表现。选用背景建模性能评估最常用的数据集之一 CD-2014^[24] 作为测试集;选取了 6 种视频类别,包括室内 (office)、室外 (pedestrians)、交通道路 (highway)、动态背景 (overpass)、阴影 (copyMachine) 及复杂场景 (complex), 这 6 种视频类别包含了最常见的监控场景。

将所提算法与 5 种最常用的背景建模算法对比,包括核密度估计法 (KDE)^[9]、LBP 纹理建模 (LBP)^[12]、

LBP 模式核密度背景建模(LBP-P)^[20]、LBP与核密度融合建模^[22]、高斯混合模型(GMM)^[23],这5种算法在前景检测的效果和实时性上都有着良好的表现。在实验中,选取参数 $N=60$,这在所有测试算法中是一致的。所提算法选取的主要参数为 $T_c=0.4$ 、 $T_i=0.3$ 和 $T_r=0.4$;其余5种算法参数选用文献中的值,阈值选用在测试中表现最好的值。为了比较6种算法最真实的表现效果,所有图像结果均没有使用形态学操作。

3.2 定性分析

6种算法的表现结果如图5所示。所提算法在6种视频场景中均取得最好的效果。在室内场景

(office)中,人的移动导致GMM和KDE把胳膊处的背景检测为前景,这是由于GMM和KDE的背景建模都依赖于像素值的统计,人刚经过的位置需要数帧的迭代才能被认为是背景。这种情况在道路交通场景(highway)中更加明显,车辆的快速移动导致GMM和KDE的前景中出现了长条形的行驶痕迹。在动态背景序列(overpass)中,树叶的快速波动导致GMM和KDE将大量的背景像素检测为前景。在含有阴影的场景(copyMachine)中,GMM和KDE会把阴影检测为前景。动态背景和含有阴影的场景是基于像素值统计的背景建模算法较难处理的情况。

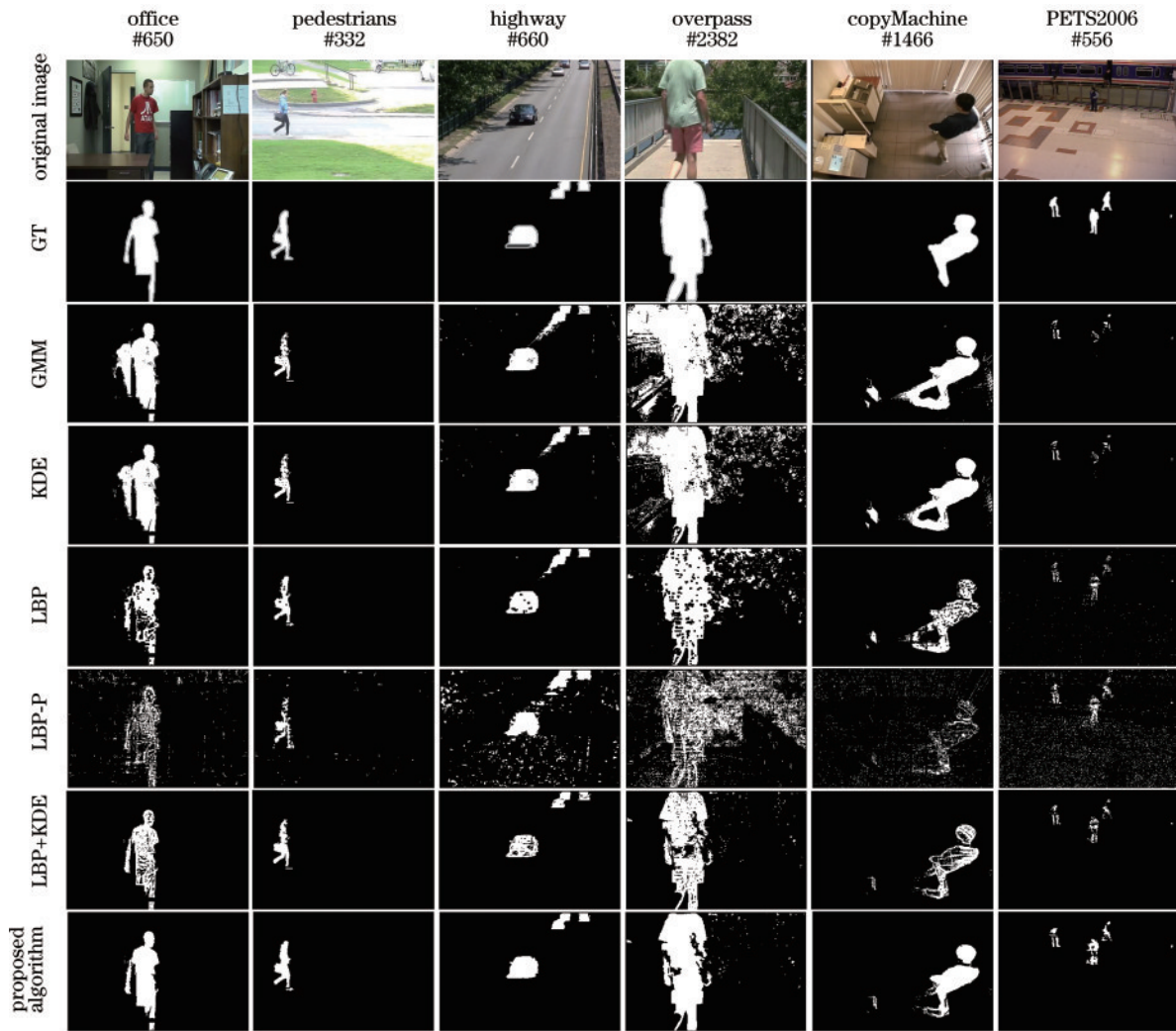


图5 不同算法对比

Fig. 5 Different algorithm comparison

前景纹理特征主要在边缘部分,在内部较少。因此基于纹理的建模算法LBP和LBP-P容易在前景内部留下空洞。LBP和LBP-P在动态背景中的检测效果也不理想,GMM和KDE检测错误的前景主要是树叶的内部像素点,而LBP和LBP-P检测错误的前景主要是树叶的边缘点。利用这一点,所提算法可以在动态背景中滤除大部分错误的前景像素。LBP和LBP-

P在消除阴影方面表现较好,因为阴影部分包括较少的纹理特征,可以作为背景滤除掉。

在LBP与核密度融合的方式中,LBP描述的是图像在局部范围内对应的纹理信息,在有明显明暗交换场景中存在误判的情况;同时在与核密度进行融合时,仅仅采用相与的方式,不利于对复杂场景的判别,存在误判率高的问题。

所提算法结合了颜色和纹理特征建模的优点,通过选取合适的阈值可以滤除两种纹理特征不同的错误背景,达到类似于“与”的效果,这样能够应对动态背景和含有阴影的场景。同时所提算法可以保留一个特征的效果来弥补另一个特征的缺陷,比如能够利用纹理特征建模的优点的同时不在前景内部产生过多的空洞。因此,所提算法在 6 种方法中表现出了最好的效果。

3.3 定量分析

在评估运动目标检测性能的指标中,F1-score 被广泛认为是最好的度量标准,定义为

$$P_{\text{recall}} = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}}}, \quad (12)$$

$$P_{\text{precision}} = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}}}, \quad (13)$$

$$F_1 = \frac{2 \cdot P_{\text{precision}} \cdot P_{\text{recall}}}{P_{\text{precision}} + P_{\text{recall}}}, \quad (14)$$

式中: P_{recall} 为召回率; N_{TP} 为算法检测正确的前景像素个数; N_{FN} 为不正确的背景像素个数; N_{FP} 为不正确的前景像素个数。

所述 6 种算法的 F1-score 对比如表 1 所示。所提算法在 6 个视频序列中均取得了最高的得分,因此可以认为所提算法在检测效果上表现得最好。

表 1 不同算法的 F1-score
Table 1 F1-score of different algorithms

Sequence	GMM	KDE	LBP	LBP-P	LBP+KDE	Proposed algorithm
office	0.7906	0.8022	0.7018	0.6459	0.8563	0.8796
pedestrians	0.8302	0.8312	0.8613	0.7075	0.8652	0.8832
highway	0.8347	0.8518	0.8225	0.7124	0.8702	0.9075
overpass	0.5734	0.6432	0.5945	0.5213	0.7143	0.8017
copyMachine	0.7813	0.7936	0.7016	0.5189	0.7963	0.8102
PETS2006	0.7741	0.7899	0.6981	0.4997	0.7867	0.8001
Average	0.7641	0.7853	0.7300	0.6001	0.8148	0.8471

3.4 实时性测试

实时性是算法评估的一个重要指标。测试实验平台描述如表 2 所示。6 个视频序列中图像像素大小为 360×240 (office)、 360×240 (pedestrians)、 320×240 (highway)、 320×240 (overpass)、 720×380 (copyMachine)、 720×576 (PETS2006)。采用帧率作为评估标准,不同算法的实验结果如图 6 所示。

表 2 实验平台描述
Table 2 Description of experimental platform

Hardware/Software	Description
Operating system	Windows 10 (64 bit)
CPU	Intel Core i3-9100F 3.60 GHz
RAM	16 GB
Programming language	Matlab
IDE	Matlab-2018b

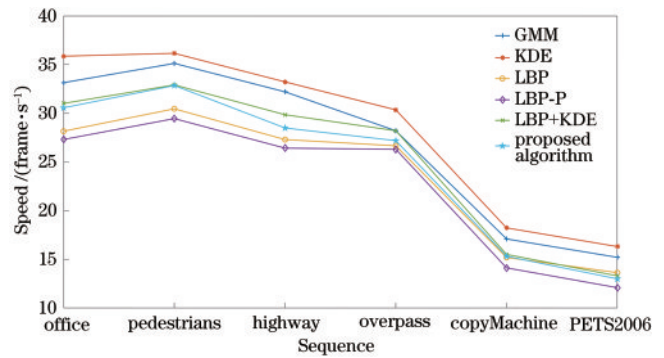


图 6 不同算法的实时性测试

Fig. 6 Real-time test of different algorithms

由图 6 可知,所提算法的实时性优于 LBP 和 LBP-P,不及 KDE 和 GMM。所提算法采用了一种简单有效的背景更新方式,节省了大量运行时间,平均帧率为 25.57 frame/s,能够满足大多数场景的需要。

4 结 论

提出了一种融合颜色和纹理特征的背景建模方法,用于检测视频序列中的移动前景。所提算法采用核密度估计法对视频图像 RGB 颜色空间进行建模,采用模式核密度估计法对图像 HLBP 纹理特征进行建模,采用归一化和两次阈值判断的方式进行颜色和纹理特征的融合。所提算法对颜色和纹理特征的信息进行互补,结合了两者的优点。实验结果表明:所提算法能够很好应对动态背景和含有阴影的场景,在检测效果上优于其他常用算法;在实时性上基本能够满足大多数场景的需要。后续研究将进一步优化算法,确保前景检测精度的同时提升算法实时性。

参 考 文 献

- [1] Morris G, Angelov P. Real-time novelty detection in video using background subtraction techniques: state of the art a practical review[C]//2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, October 5-8, 2014, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2014: 537-543.
- [2] Spampinato C, Palazzo S, Kvasidis I. A textron-based kernel density estimation approach for background modeling under extreme conditions[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 122: 74-83.
- [3] Hamad A M, Tsumura N. Background subtraction based on time-series clustering and statistical modeling[J]. Optical Review, 2012, 19(2): 110-120.
- [4] Tsai D M, Lai S C. Independent component analysis-based background subtraction for indoor surveillance[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(1): 158-167.
- [5] Piccardi M. Background subtraction techniques: a review [C]//2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, October 10-13, 2004, The

- Hague, Netherlands. New York: IEEE Press, 2004: 3099-3104.
- [6] Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfunder: real-time tracking of the human body[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 780-785.
- [7] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proceedings of 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-25, 1999, Fort Collins, CO, USA. New York: IEEE Press, 1999: 246-252.
- [8] Lee D S, Hull J J, Erol B. A Bayesian framework for Gaussian mixture background modeling[C]//Proceedings 2003 International Conference on Image Processing, September 14-17, 2003, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2003: 973-976.
- [9] Elgammal A, Duraiswami R, Harwood D, et al. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance[J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 90(7): 1151-1163.
- [10] Zhang S P, Yao H X, Liu S H. Spatial-temporal nonparametric background subtraction in dynamic scenes [C]//2009 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, June 28-July 3, 2009, New York, USA. New York: IEEE Press, 2009: 518-521.
- [11] Li L Y, Huang W M, Gu I Y H, et al. Statistical modeling of complex backgrounds for foreground object detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(11): 1459-1472.
- [12] Heikkilä M, Pietikäinen M, Heikkilä J. A texture-based method for detecting moving objects[C]//Proceedings of British Machine Vision Conference, September 7-9, 2004, Kingston, UK. London: BMVA Press, 2004: 187-196.
- [13] Tan X Y, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 19(6): 1635-1650.
- [14] Wu H F, Liu N, Luo X N, et al. Real-time background subtraction-based video surveillance of people by integrating local texture patterns[J]. Signal, Image and Video Processing, 2014, 8(4): 665-676.
- [15] Zhang S P, Yao H X, Liu S H. Dynamic background modeling and subtraction using spatio-temporal local binary patterns[C]//2008 15th IEEE International Conference on Image Processing, October 12-15, 2008, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2008: 1556-1559.
- [16] Heikkilä M, Pietikäinen 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.
- [17] 周书仁, 殷建平. 基于Haar特性的LBP纹理特征[J]. 软件学报, 2013, 24(8): 1909-1926.
Zhou S R, Yin J P. LBP texture feature based on Haar characteristics[J]. Journal of Software, 2013, 24(8): 1909-1926.
- [18] Yao J, Odobez J M. Multi-layer background subtraction based on color and texture[C]//2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 17-22, 2007, Minneapolis, MN, USA. New York: IEEE Press, 2007.
- [19] Zhang Z, Wang C H, Xiao B H, et al. Multi-scale fusion of texture and color for background modeling[C]//2012 IEEE Ninth International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance, September 18-21, 2012, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2012: 154-159.
- [20] Liao S C, Zhao G Y, Kellokumpu V, et al. Modeling pixel process with scale invariant local patterns for background subtraction in complex scenes[C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-18, 2010, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2010: 1301-1306.
- [21] 金静, 党建武, 翟凤文, 等. 融合局部纹理特征的核密度估计运动目标检测[J]. 吉林大学学报(工学版), 2019, 49(2): 647-655.
Jin J, Dang J W, Zhai F W, et al. Moving target detection based on KDE combining local texture feature[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2019, 49(2): 647-655.
- [22] 汤旻安, 王晨雨. 基于改进ViBe算法的静态场景运动目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1410011.
Tang M A, Wang C Y. Moving object detection in static scene based on improved ViBe algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1410011.
- [23] 张驰, 孟庆浩, 井涛. 基于改进GMM和多特征融合的視頻火焰检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(4): 0410006.
Zhang C, Meng Q H, Jing T. Video flame detection algorithm based on improved GMM and multi-feature fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(4): 0410006.
- [24] Wang Y, Jodoin P M, Porikli F, et al. CDnet 2014: an expanded change detection benchmark dataset[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 393-400.