

基于光流灰度共生矩阵的视频暴力行为检测^{*}

姚慧玲 胡 兴 黄影平

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院 上海 200093)

摘 要: 视频暴力行为检测通过分析视频场景中运动目标的行为,判断目标的行为是否属于袭击、骚乱、打架等暴力行为。针对视频中的暴力行为检测问题,提出一种基于光流灰度共生矩阵的视频暴力行为检测算法。光流灰度共生矩阵获取场景中运动的空间共生分布信息,并能够计算出重要特征用于描述场景中的行为。首先,计算视频中连续帧之间的光流场;然后,提取光流场灰度图像的灰度共生矩阵,计算灰度共生矩阵的二阶矩、对比度、熵等特征,并组成特征向量;最后,使用支持向量机将所提取的视频特征分类为暴力行为或非暴力行为。该方法在 Hockey、Movies 和 Violent Flow 三个公共数据集上的进行了 5 折交叉验证,分别取得了 96.7%,95.8%,92.5% 的准确率。实验结果分析与对比显示,所提出方法的性能优于同类对比方法。

关键词: 视频暴力行为检测;光流场;GLCM;支持向量机

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2099

Video violence detection based on gray level co-occurrence
matrix of optical flow

Yao Huiling Hu Xing Huang Yingping

(School of Optical Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: By analyzing the behaviors of moving targets in video scenes, video violence detection can determine whether the targets' behaviors belong to violent behaviors such as assault, riot and fight. To detect violence in video, this paper proposed a video violence detection algorithm based on gray level co-occurrence matrix (GLCM) of optical flow field. The gray level co-occurrence matrix of optical flow obtains the spatial symbiosis distribution information of the motion in the scene and can calculate the important features to describe the behavior in the scene. Firstly, the optical flow of the video was extracted. Then, the gray level co-occurrence matrix of the grayscale image of the optical flow was extracted, the second moment, contrast, entropy and other features of the gray level co-occurrence matrix were calculated, and the feature vector was formed. Finally, support vector machines were used to classify the extracted video features into violent or non-violent behaviors. This method is applied to the three public data sets of Hockey, Movies and Violent Flow for 5 fold cross validation, and the accuracy rates are 96.7%, 95.8% and 92.5%, respectively. The experimental results show that the performance of the proposed method is superior to that of similar comparison method.

Keywords: video violence detection; optical flow; GLCM; support vector machine

0 引 言

近年来,关于发生在公共场合的暴力行为且导致不同程度人员伤亡事件的报道屡见不鲜。例如,2019 年南昌红谷滩发生持刀砍人事件;2020 年广西苍南县幼儿园持刀伤人事件等。沉重的生命代价使得人们不得不加强在公共场合的安全保卫工作。当前,在学校、医院、商场等都公共场

合安装了大量的视频监控用于监控场景中可疑目标和行为。传统的依靠人力的视频监控系统难以胜任剧增的视频数据,不仅需要投入大量的人力,且效率低下,易由于人员疲劳而错漏或误判一些关键信息^[1]。智能监控系统通过引入计算机视觉技术对监控视频进行分析判断,让监控系统从被动记录转化为主动分析,目前已成为计算机领域的重要应用之一。

收稿日期:2020-12-29

^{*} 基金项目:上海市自然科学基金(20ZR1437900)项目资助

• 132 •

视频暴力行为检测是智能监控系统的重要功能之一,但是计算机视觉领域中的难点问题。视频暴力行为检测是一种特殊的行为识别,不同于多类别分类中对行为具体语义的识别,它只将行为的性质分类为暴力或者是非暴力两类。

暴力行为检测的难点来自于两个方面。一方面,暴力行为的定义具有一定的主观性和模糊性,例如:暴力行为的程度,及参与者数目也差异较大;此外一些剧烈的肢体运动,如跳舞、打篮球等难以准确判断是否属于真正意义上的暴力行为。因此,暴力行为的多样性、模糊性、复杂性使得视频暴力检测具有很大的挑战性。另一方面,和多数视频行为理解一样,暴力行为检测也面临着来自环境中的一些共性挑战,如光线变化、动态背景、目标遮挡等。

视频暴力行为检测的可分为两种:1)基于浅层学习的检测方法;2)基于深度学习的检测方法。

基于浅层学习的方法首先提取场景中的特征来描述场景中的行为,并通过 SVM、KNN 等分类器来识别暴力行为。Datta 等^[2]定义了一个由运动方向和运动幅度组成的加速度矢量来进行视频暴力检测,但仅用运动方向和运动幅度的加速度矢量来进行暴力检测有较大的局限性,不能很好的表述视频特征。因此,Nievas 等^[3]使用时空兴趣点和 MoSIFT(motion scale invariant feature transform)两个最佳动作描述符结合词袋模型(Bag of words, BoW)进行暴力检测。Fradet 等^[4]提出一个新的时空模型,利用局部特征轨迹对人群的时变动力学建模,并用三角测量来近似邻近的相似作用,得到一组量化人群属性的视觉描述符。此外,Serrano 等^[5]提出一种用于视频暴力检测的时空弹性长方体轨迹特征,并用霍夫森林作为分类器对视频进行暴力事件检测。基于浅层学习方法能够利用先验知识设计出判别性强手工特征,并高效的训练分类器,检测效率较高。

基于深度学习的检测方法通常利用深度神经网络去学习场景中的重要特征,并最终输出行为的类别。Ullah 等^[6]在监控视频流中,利用轻量级 CNN 模型来检测人员,并将只包含人员的 16 帧视频序列传递给 3D-CNN,提取这些序列的深度特征并反馈给 Softmax 分类器,进行最终的暴力行为检测。Ammar 等^[7]结合卷积神经网络和预训练的图

像网络模型提取视频帧级特征,然后使用卷积神经网络中的全连接层和 LSTM 网络中存储器单元聚合帧级的特性,将两个特征结合进行视频暴力行为检测。Carneiro 等^[8]利用一个基于多流和高层次手工特征描述子的深度学习模型进行视频暴力行为检测。采用多流的优点是可以单独学习不同但互补的信息。Meng 等^[9]在 8 个空间尺度上对每帧的稠密点进行采样,并在稠密的光流场中进行中值滤波跟踪得到稠密的运动轨迹,最后将稠密的运动轨迹特征与时空流相结合进行暴力行为检测。Imran 等^[10]提出一种基于近似动态图像的实时视频监控暴力行为检测系统。Fenil 等^[11]在 Spark 框架中利用 HOG 函数对帧进行分离,提取帧的特征,根据暴力模型、人体部位模型、负性模型等特征对帧进行标记,训练双向长短时记忆(BDLSTM)网络对暴力场景进行识别。Chatterjee 等^[12]将基于离散小波变换(discrete wavelet transformation, DWT)的卷积双向 LSTM 应用于暴力行为的检测。基于深度学习的方法能够学习场景中的重要特征,具有较高通用性与适应性。但是基于深度学习的方法需要大量的训练数据集进行特征学习,且对设备要求高,计算量大。

光流特征能够反映场景中的运动信息,灰度共生矩阵(gray-level cooccurrence matrix, GLCM)反映了图像中的灰度共生信息,并广泛应用于图像中纹理特征描述。光流和 GLCM 的结合能够高效获取场景中运动特征在不同方向上的空间分布信息。本文提出了一种基于光流 GLCM(OF-GLCM)的视频暴力行为检测方法。首先,利用光流算法计算场景中的光流场,并转换成灰度图像,灰度级别的大小代表场景中运动幅度的强弱;然后,分别计算光流灰度图像在 4 个不同方向上的 GLCM,并计算 GLCM 中的如二阶矩、对比度、熵等几个重要特征,组成特征向量;最后采用支持向量机(support vector machine, SVM)来分类特征向量,最终达到视频暴力行为检测的目的。本文的方法在 3 个公共数据集上采用交叉验证的方式进行评价,并和当前一些主流方法进行了对比。

1 基于光流灰度共生矩阵结构模型

本文采用 GLCM 和 SVM 结合的方法对视频进行暴力行为检测,其结构如图 1 所示。

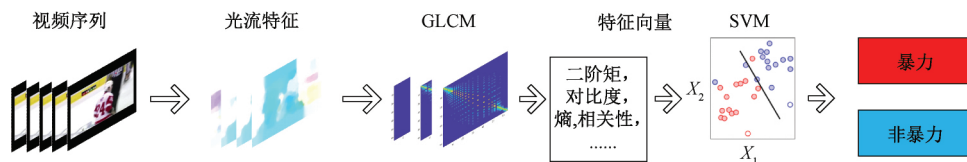


图 1 视频暴力检测算法结构

1.1 光流场

光流场是视频运动分析的重要特征之一。光流是像素运动的瞬时速度,通过图像序列中像素在时域上的变化

以及相邻帧之间的相关性来找到两帧之间的对应关系,进而推算出相邻帧之间的物体运动信息^[13]。

在灰度图像中,假设在时刻 t 时图像上的点 $A(x, y)$

灰度值为 $I(x, y, t)$, 那么在 $t + \Delta t$ 时, 点 A 运动到 $(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$, 对应的灰度值为 $I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$, 假设:

$$I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = I(x, y, t) \quad (1)$$

将左边的式子在 (x, y, t) 点处用泰勒公式展开可以得到:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\Delta x}{\Delta t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\Delta y}{\Delta t} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (2)$$

记:

$$u(x, y, t) = \frac{dx}{dt} = \frac{\Delta x}{\Delta t}, v(x, y, t) = \frac{dy}{dt} = \frac{\Delta y}{\Delta t}, \text{可得}$$

到光流约束方程:

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (3)$$

在式(3)中 $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$, 将其改写为梯度形式则有:

$$(\nabla I)^T U + I_t = 0 \quad (4)$$

使用光流算法对视频暴力检测数据集 Hockey Dataset^[3]提取光流特征, 其结果如图 2 所示。



图 2 光流特征提取结果

1.2 GLCM

1) GLCM 的基本原理及计算

GLCM 由两个位置像素的联合概率密度来定义, 对于特定方向 θ 和距离 d , 在方向为 θ 的直线上, 一个像素灰度为 I , 另一个与其相距为 d 像素灰度为 J 的点对出现的频数就是 GLCM 中第 (I, J) 阵元的值^[14]。方向决定了图像中两个像素的位置关系。不同的 d 决定了两个像素间距离。 θ 为 GLCM 的生成方向。当两个像素间的位置关系 d 选定后, 就可以生成一定关系下的共生矩阵。

当两个像素间的位置关系 d 选定后, 就可以生成一定关系下的共生矩阵。设图像为 $I(M, N)$, 其中任意一点为 $A(x, y)$ 及偏离它的一点为 $B(x + dx, y + dy)$, 设 $A(x, y)$ 点对应的灰度值为 $I_i(x, y)$, 点对应的灰度值为 $I_j(x + dx, y + dy)$ 。假设点 (x, y) 在整个图片中移动, 会得到各种各样的 (I_i, J_j) ($0 \leq i, j \leq L - 1$), 则 (I_i, J_j) 的组合有 $L \times L$ 种。对于整个图片, 统计出每一种 (I_i, J_j) 值出现的次数, 然后排列成一个矩阵, 设 $G(I_i, J_j)$ 为每一种 I_i 出

现的次数, 则所有情况的总次数:

$$Z = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} G(I_i, J_j) \quad (5)$$

假设在 $L \times L$ 中的每一个元素:

$$C(I_i, J_j) = \frac{G(I_i, J_j)}{Z} \quad (6)$$

则 $P_{L \times L}$ 就是图像 I 的灰度共生矩阵, 且:

$$P_{L \times L} = \begin{bmatrix} C(I_0, I_0) & C(I_0, I_1) & \cdots & C(I_0, I_j) & \cdots & C(I_0, I_{L-1}) \\ C(I_1, I_0) & C(I_1, I_1) & \cdots & C(I_1, I_j) & \cdots & C(I_1, I_{L-1}) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ C(I_i, I_0) & C(I_i, I_1) & \cdots & C(I_i, I_j) & \cdots & C(I_i, I_{L-1}) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ C(I_{L-1}, I_0) & C(I_{L-1}, I_1) & \cdots & C(I_{L-1}, I_j) & \cdots & C(I_{L-1}, I_{L-1}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

假设一个图像灰度级别为 8, 则其 GLCM 如图 3 所示。GLCM 可以同时反映图像亮度分布特性和相邻亮度像素之间的位置信息, 是定义纹理特征的基础。

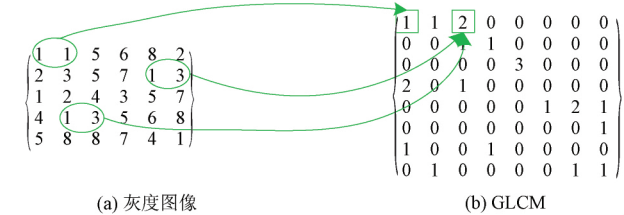


图 3 GLCM 示意图

一幅图像的 GLCM 能反映出图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息, 它是分析图像的局部模式和排列规则的基础。本文将场景光流转换成灰度图像, 亮度较大的区域对应这运动强度较大的区域, 亮度较小的区域对应着运动较弱的区域。GLCM 能够反映不同方向上的灰度(运动强度)的共生信息, 能高效刻画运动的空间分布。实验所用数据集的部分 GLCM 结果如图 4 所示。

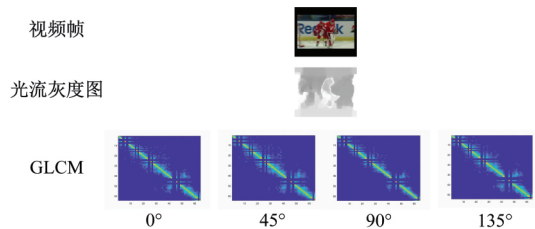


图 4 GLCM 结果

2) GLCM 特征参数

GLCM 反映的是图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息。通过 GLCM 可以分析图像的局部特征式和排列规则等, 为了能更直观地以 GLCM 描述纹理状况, Haralick 等^[15]定义了 14 个用于纹理分析的 GLCM 特征参数: 二阶矩、对比度、相关性、差分矩、逆差分矩(均与性)、和平均、和方差、和、熵、差方差、差熵、相关测度 1、相关测度 2、最大相关系数。一般采用二阶矩(能量)、对比

度、相关性、熵这4个最常用的特征来提取图像的纹理特征,这里补充一个逆差矩作为描述特征的参数。

(1) 二阶矩

二阶矩是 GLCM 元素值的平方和,又称能量 E ,它反映了图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度。如果共生矩阵的所有值均相等,则 E 值小, E 值大说明图片纹理较粗,且纹理均匀变化规则, E 值小则说明图片呈现出散乱和不规则的变化纹理。其计算公式为:

$$E = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P^2(i, j) \quad (8)$$

式中: E 表示能量; L 表示图像的灰度级; i, j 分别表示像素的灰度; P 表示灰度共生矩阵,下列式子相同。

(2) 对比度

对比度反映了图像的清晰度和纹理沟纹深浅的程度。纹理的沟纹深,其对比度大,效果清晰。灰度差即对比度大的像素对越多,这个值越大。GLCM 中远离对角线的元素值越大,对比度越大。对比度的计算公式为:

$$C = \sum_{i=0}^{N-1} t^2 \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P^2(i, j) \right\} \quad (9)$$

(3) 相关性

相关性是 GLCM 元素在不同方向上的相似程度。相关值大小可以表明图像中局部灰度相关性。当矩阵元素值均匀相等时,相关值就大,如果图像中有水平方向纹理,则在水平方向矩阵的相关值大于其余方向矩阵的相关值。相关性计算公式为:

$$R = \frac{1}{\sigma_1 \sigma_2} \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij P^2(i, j) - \mu_1 \mu_2 \right\} \quad (10)$$

其中,

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \quad (11)$$

$$\mu_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} P(i, j) \quad (12)$$

(4) 熵

熵能够表明图像所具有信息量的度量和图像中纹理的非均匀程度,当 GLCM 中所有元素有最大的随机性时,熵较大。若图像没有任何纹理,则 GLCM 几乎为零阵。若纹理复杂,熵值大。熵值的计算公式为:

$$En = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \log P(i, j) \quad (13)$$

(5) 逆差矩

逆差矩能够表明纹理图像的同质性以及图像纹理局部变化。逆差矩值越大则表明图像纹理的不同区域间缺少变化,局部越均匀。逆差矩的计算公式为:

$$D = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \frac{1}{1 + (i + j)^2} \quad (14)$$

对数据集计算的部分特征参数如图5所示。

1.3 分类器选择

分类器的选择对视频暴力检测中起着至关重要的作用

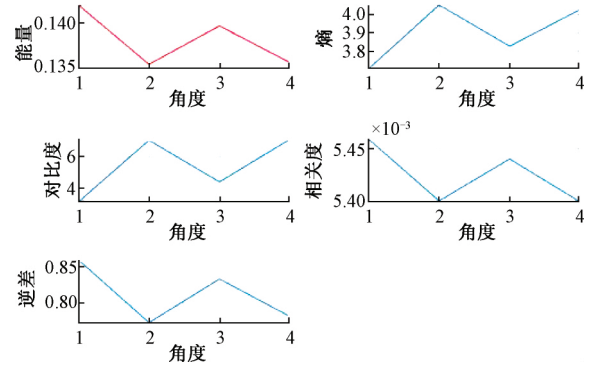


图5 实验所得部分特征参数

用,本文使用 SVM 来对视频中的行为进行分类,判断视频中是否含有暴力行为。SVM 是一种利用监督学习来解决分类问题的算法。SVM 是在多维空间中进行数据绘制,然后对数据进行分类。SVM 是基于核函数的,核函数的作用是将数据从低维空间转化到高维空间中,然后在高维空间中解决问题。设映射函数为 $\omega(x)$,则映射后的空间分类函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \gamma_i \langle \omega(x_i), \omega(x) \rangle + b \quad (15)$$

若将不做任何处理的数据直接从低维映射到高维,会带来维度暴涨的问题。因此,需要引入核函数来解决这个问题,引入核函数后,SVM 的分类函数变为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \gamma_i \langle K(x_i), K(x) \rangle + b \quad (16)$$

其中, $K(x)$ 就是核函数,常见的核函数有高斯核函数、多项式核函数、线性核函数等。本文使用 $\text{Sgn}(x)$ 进行分类,设 $G(x)$ 为最终分类结果,则有:

$$G(x) = \text{Sgn}(f(x)) \quad (17)$$

使用 SVM 对视频暴力检测数据集 Hockey Dataset 提取的特征进行分类,其结果如图6所示。

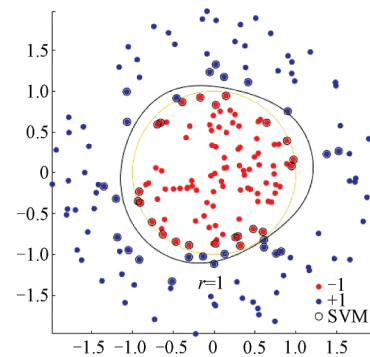


图6 SVM 分类结果

2 实验结果

本文是在 Win10 系统下,使用 Intel Core(TM) i7-8565U CPU,基于 MATLAB R2018a 完成的。

2.1 实验数据集

为了验证所设计的方法的准确性,在视频暴力行为检测公开数据集 Hockey Dataset, Movies^[16] 以及 Violent Flow^[17] 上进行实验。Hockey 数据集包含 1 000 个分辨率为 360×228 的视频,整个持续时间约为 30 min,其中 500 个包含暴力行为,另外 500 个是正常的比赛或是站立等非暴力行为视频;Movies 数据集来自多种的动作电影,包含手动标记为暴力与非暴力的视频各 125 个,视频分辨率为 240×320 ;Violent flow 数据集由 246 个短视频序列构成,分辨率为 320 pixel,同样手动标记为暴力与非暴力。部分数据集示例图片如图 7 所示。



图 7 数据集示例

2.2 实验参数设置

在实验中,先将视频拆分为图片帧,再对其进行实验,以 Hockey 数据集为例,将每个一秒的视频拆分为 25 帧图片,对这 25 帧图片提取 24 幅光流图像,再对光流图像计算其 4 个方向上的 GLCM,并提取 5 个 GLCM 特征参数,最后使用 SVM 对特征参数进行分类。

2.3 实验评价方法

准确率是评价视频暴力行为检测算法的重要指标,本实验中用 5 折交叉实验来评价所提算法的准确率,其算法结构如图 8 所示。

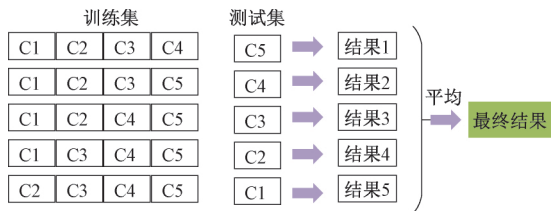


图 8 5 折交叉验证结构

将数据集 C 划分成 5 份,任选一份轮流作为测试集,取所有结果的平均值作为最终结果,这种验证方法通过无重复抽样,确保了实验的准确性。

2.4 实验结果分析

GLCM 的特征参数丰富,可以从不同的角度对处理后的光流图像进行纹理刻画。该算法先提取数据集图片的光流特征,其次计算光流图像在 4 个方向上的 GLCM,并假设像素间的距离为 1,再通过 GLCM 计算纹理特征,最后使用 SVM 对所提取的特征进行分类,判断视频中是否存在暴力行为,其结果如图 9 所示。

将本文提出的算法与现已有的算法在各个数据集上



图 9 部分检测结果示例

进行比较,其结果如表 1 所示。

表 1 各算法实验结果

方法	检测准确率/%		
	Hockey	Movies	Violent
BoW+SVM ^[18]	88.00	—	84.44
ResNet+LSTM ^[19]	83.20	88.7	—
ViF ^[20]	90.90	91.3	88.40
ViF+OVIF ^[2]	92.81	88.0	94.84
STIP-HOG+HIK ^[3]	91.70	—	—
OVIF ^[21]	84.20	—	80.70
DWT-CNN-BiLSTM ^[12]	94.06	—	—
OF+GLCM+SVM(prob)	96.70	95.8	92.50

实验表明,提出的 GLCM 结合光流特征的方法能有效的对视频进行暴力行为检测。从表 1 的实验结果对比中可以看出,使用 GLCM+SVM 的视频暴力行为检测方法要优于使用 BoW+SVM 的方法,原因在于 GLCM 考虑了视频帧之间的纹理信息,此外,光流信息能够有效表示物体之间的运动信息,而且 SVM 能够对提取的特征进行快速有效的分类;因此进行暴力检测可以得到更好的结果;GLCM+SVM 的检测方法比 ViF+OVIF 的结果更好,原因在于引入了光流场增加了视频帧之间的时间信息。本文实验证明了 GLCM+SVM 算法在视频暴力检测上的合理性以及有效性。

3 结 论

本文将光流与 GLCM 结合,提取重要特征用于描述视频场景中的行为,用视频暴力行为检测。首先提取视频帧之间的光流场图像,然后提取光流图像 GLCM 的特征量、相关度、能量、熵等特征,最后使用 SVM 对特征进行分类,判断视频中是否存在暴力行为。实验证明,该算法在暴力检测公开数据集 Hockey Dataset, Movies 以及 Violent Flow 上取得了较好的效果,获得了较高的准确率。本文提出的方法属于传统的手工特征的方法,在检测准确性及效率上有待提高,且检测场景仅限于目前常用的数据集中,下一步将研究 GLCM 和深度学习相结合的方法,用于提高检测算法的通用性。

参考文献

- [1] 孟子涵. 基于深度学习的暴力行为智能检测技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2018.
- [2] DATTA A, SHAH M, LOBO N D V. Person-on-person violence detection in video data [C]. Object Recognition Supported by user Interaction for Service Robots IEEE, 2002, 1: 433-438.
- [3] NIEVAS E B, SUAREZ O D, GARCÍA G B, et al. Violence detection in video using computer vision techniques [C]. International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns Springer, Berlin, Heidelberg, 2011: 332-339.
- [4] FRADI H, LUVISON B, PHAM Q C. Crowd behavior analysis using local mid-level visual descriptors[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2016, 27(3): 589-602.
- [5] SERRANO I, DENIZ O, BUENO G, et al. Spatio-temporal elastic cuboid trajectories for efficient fight recognition using Hough forests[J]. Machine Vision and Applications, 2018, 29(2): 207-217.
- [6] ULLAH F U M, ULLAH A, MUHAMMAD K, et al. Violence detection using spatiotemporal features with 3D convolutional neural network[J]. Sensors, 2019, 19(11): 2472.
- [7] AMMAR S M, ANJUM M, ROUNAK T, et al. Using deep learning algorithms to detect violent activities[D]. BRAC University, 2019.
- [8] CARNEIRO S A, SILVA G P, GUIMARAES S J F, et al. Fight detection in video sequences based on multi-stream convolutional neural networks[C]. 2019 32nd SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images(SIBGRAPI) IEEE, 2019: 8-15.
- [9] MENG Z, YUAN J, LI Z. Trajectory-pooled deep convolutional networks for violence detection in videos[C]. International Conference on Computer Vision Systems Springer, Cham, 2017: 437-447.
- [10] IMRAN J, RAMAN B, RAJPUT A S. Robust, efficient and privacy-preserving violent activity recognition in videos[C]. Proceedings of the 35th Annual ACM Symposium on Applied Computing, 2020: 2081-2088.
- [11] FENIL E, MANOGARAN G, VIVEKANANDA G N, et al. Real time violence detection framework for football stadium comprising of big data analysis and deep learning through bidirectional LSTM [J]. Computer Networks, 2019, 151: 191-200.
- [12] CHATTERJEE R, HALDER R. Discrete wavelet transform for CNN-BiLSTM-based violence detection[C]. International Conference on Emerging Trends and Advances in Electrical Engineering and Renewable Energy(ETAEEERE-2020), 2020.
- [13] 王振, 王旭智, 万旺根. 基于运动差值熵的实时人群异常检测[J]. 电子测量技术, 2020, 43(10): 124-129.
- [14] ZULPE N, PAWAR V. GLCM textural features for brain tumor classification[J]. International Journal of Computer Science Issues(IJCSI), 2012, 9(3): 354.
- [15] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I H. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973(6): 610-621.
- [16] FEBIN I P, JAYASREE K, JOY P T. Violence detection in videos for an intelligent surveillance system using MoBSIFT and movement filtering algorithm [J]. Pattern Analysis and Applications, 2019: 1-13.
- [17] HASSNER T, ITCHER Y, KLIPER G O. Violent flows: Real-time detection of violent crowd behavior[C]. 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops IEEE, 2012: 1-6.
- [18] DONG Z, QIN J, WANG Y. Multi-stream deep networks for person to person violence detection in videos[C]. Chinese Conference on Pattern Recognition, Springer, Singapore, 2016: 517-531.
- [19] DITSANTHIA E, PIPANMAEKAPORN L, KAMONSANTIROJ S. Video representation learning for CCTV-based violence detection [C]. 2018 3rd Technology Innovation Management and Engineering Science International Conference (TIMES-iCON), IEEE, 2018: 1-5.
- [20] PAWAR M, DHANKI M, PARKAR S, et al. A novel approach to detect crimes and assist law enforcement agency using deep learning with CCTVs and drones[J]. International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET), 2019, DOI: 10.22214/ijraset.2019.12108.
- [21] GAO Y, LIU H, SUN X, et al. Violence detection using oriented violent flows [J]. Image and Vision Computing, 2016, 48: 37-41.

作者简介

姚慧玲,工学硕士,主要研究方向为图像处理技术、视频异常检测等。

E-mail: 511944627@qq.com

胡兴(通信作者),副教授,硕士生导师,主要研究方向为图像处理技术、异常检测等。

E-mail: tinquan@163.com

黄影平,教授,硕导,博导,主要研究方向为计算机视觉、智能驾驶等。

E-mail: yingping_huang@ust.com