

DOI: 10.13382/j.jemi.2014.06.001

基于视频的人群异常事件检测综述^{*}

吴新宇 郭会文 李楠楠 王 欢 陈彦伦

(中国科学院深圳先进技术研究院广东省机器人与智能系统重点实验室 深圳 518055)

摘 要: 随着公共安全问题的日益突出,公共场所人群异常事件的及时发现将有助于相关部门的及时响应和救援,从而降低群众人身伤亡和财产的损失。近年来,在智能监控和安防领域的发展下,基于视频的人群异常事件检测已成为图像处理、机器视觉、机器学习等相关领域的研究热点。概述了基于视频的人群异常事件检测相关研究的概况、研究现状及未来的发展趋势。人群异常事件检测有两个基本问题,一个是基本事件的表示,一个是异常事件检测模型的建立。重点从这两个方面回顾人群异常事件检测技术的发展和常用的处理方法,并对研究难点及未来的发展趋势作了较为详细的分析。

关键词: 异常事件检测综述; 人群异常事件; 基本事件表示; 异常事件检测模型

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2040

Survey on the video-based abnormal event detection in crowd scenes

Wu Xinyu Guo Huiwen Li Nannan Wang Huan Chen Yanlun

(Key Laboratory of Robotics and Intelligent System of Guangdong Province, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

Abstract: As the increasingly prominent of public security issues, timely detection of anomaly in public crowds facilitates the in-time response and rescue from related departments, reducing personal casualty and property loss. In recent years, with the development of intelligent surveillance and security monitoring, video anomaly detection in crowds has becoming a hot research topic in related computer vision fields such as image processing, machine vision and machine learning. This paper outlines the overview, research status and trends of the study on anomaly detection in crowds. There are two elemental problems in the study of anomaly detection: one is the presentation of primitive events, and the other is the construction of anomaly detection model. From the two aspects, this paper mainly reviews the development of anomaly detection in crowds and the processing methodology commonly used. additionally, difficulties in research and study trend in the future are analyzed in details.

Keywords: overview of abnormal events detection; Anomaly in crowds; primitive events presentation; anomaly detection model

1 引 言

近年来,公共场所的安全问题日益突出,对智能监控的要求也越来越高,因此,视频分析技术在许多国家已成为研究的热点^[1]。随着视频分析技术研究的深入和系统化,越来越多的问题也凸现出来。其中一个重要问题就是如何对公共区域的人群进行有效监控。为此,各个智能监控相关领域发

展出各种各样的技术。其中,基于视频的人群异常事件检测技术发展尤为迅猛,这项技术可以及时发现监控区域的异常事件,提高相关部门的响应和救援效率,从而有效减少公众人身和财产损失。

为满足日益增长的需求,国外的研究者已建立了多种智能监控系统,如 1997 年美国国防高级研究项目署设立了以卡内基梅隆大学为首、麻省理工学院等高校参与的视觉监控重大项目 VSAM(visu-

收稿日期: 2014-02 Received Date: 2014-02

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(61005012)资助项目

al surveillance and monitoring)^[2],主要研究用于战场及普通民用场景监控的自动视频理解技术。由Maryland大学研究的实时视觉监控系统W⁴^[3]不仅能够定位人和分割出人的身体部分,而且通过建立外观模型来实现多人的跟踪,并可以检测人群中一些简单的异常事件。

在国内,大多数城市的公共区域都安装了监控系统,这些系统提供的视频监控录像为多起犯罪案件提供了非常重要的线索。但是目前这些摄像头只能被动记录视频,仅作为事后调查的依据,而不能做到实时自动报警。人群异常事件检测的研究正可以满足智能监控中自动实时报警的迫切需求。典型的系统如中科院自动化所谭铁牛研究员发起的实时智能视频监控预警系统^[4],其已应用于北京地铁13号线,使相关犯罪率降低至1/8。

人群异常事件检测就是从监控视频中发发现异于平常的事件,并发出警报。在对公共区域的监控

中,由于危险类型的不可预知性和人群移动的复杂性,各种各样的人群异常事件都有可能发生,因此,在研究中,通常定义人群异常事件为在监控中出现次数很少的事件。人群异常事件可以分为个体异常事件和群体异常事件,其中,个体异常事件是指人群中某些个体或目标的行为迥异于其他个体的行为,如步行街上正在移动的汽车、入口的逆行等;群体异常事件是指监控区域中多个个体的行为不同于之前群体的行为,如人群恐慌、道路上的群体聚集等。为便于研究,已公开多个用于人群异常事件检测的视频数据库,比较常用的数据库包括UCSD数据库^[5]、UMN数据库^[6]、subway surveillance数据库^[7]等。这些数据库包括的人群异常事件有:步行街上的骑车、轮滑和轿车;公路上的行人;室内和室外的恐慌;检票口的逆行、逃票和徘徊;人的急停急跑等。一些具体的实例如图1所示。



图1 部分数据库视频异常帧示例

Fig.1 Examples of abnormal events in some datasets

值得一提的是,有3个研究方向和人群异常事件检测研究非常相近,即群体行为分析、人群行为识别和个体动作识别等。群体行为分析主要研究个体之间的基本关系,如分离、相遇、同行等,以及个体间的交互,如个体A跟踪个体B、机场丢包检测等。其同人群异常事件检测最大的不同在于更加关注于个体间的关系和交互。人群行为识别和个体动作识别事先已经有多组待识别的行为或动作的视频训练数据,它们更关注于如何从视频中发现已知的行为或动作,即倾向于对已知的动作或行为进行建模,而人群异常事件检测更加关注于从多种正常事件中发现异常事件,且并无异常事件的训练数据。

本文首先在详细阐述了人群异常事件检测技术的应用价值、人群异常事件检测技术研究内容和研究范围的基础上,总结了人群异常事件检测技术的基本处理模型,并从基本事件表示和异常事件检测模型建立两个方面,综述了目前的主要研究算法。最后,阐述了目前人群异常事件检测研究中存在的问题及可能的发展方向。

2 人群异常事件检测基本处理模型

人群异常事件检测是计算机视觉中的高层视觉处理问题,同时涉及到原始视频数据低层和中层的视觉处理。目前,对这个复杂问题,其基本的处理模型如图2所示。该模型每个模块的基本功能如下:

1) 预处理:针对粗糙的视频数据,通过预处理对数据进行预筛选。

2) 基本事件表示:从预处理后的数据中寻找合适的特征表示基本事件。由于事件定义的模糊性,一个事件可以由提取的低层视觉特征直接表示,也可以通过对视频进行处理得到中层特征来表示,而不同的特征对异常事件检测模型的建立有非常重要的影响。

3) 模型建立:从提取的特征中建立异常事件检测模型。由于正常事件的复杂性和异常事件的不可知性,同时表示基本事件的特征维数较高,模型的建立充满挑战。

4) 异常事件检测模型:针对已建立的模型,设置特定的评价准则判断事件的正常或异常。

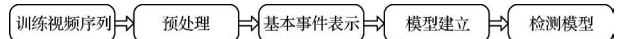


图2 人群异常事件检测基本处理模型

Fig. 2 Basic processing model of abnormal event detection

3 人群异常事件检测的研究现状

目前,人群异常事件检测主要分为两个基本问题,基本事件表示和异常事件检测模型的建立。这两个问题虽然从基于视频的事件分析研究起始就存在,但是到目前为止仍然还没有一个成熟的解答。本文分别对这两个问题的研究现状进行讨论。

3.1 基本事件表示

由于视频的连续性和复杂性,目前并不存在对基本事件的统一定义。语义意义上的一个基本事件无法在视频数据上进行准确的划分,因此,在研究中,基本事件的定义并不一定具有物理上的意义。目前,主要有基于低层视觉特征的和基于高层语义特征的事件表示,将分别进行详细的阐述。

3.1.1 基于低层视觉特征的事件表示

基于低层视觉特征的事件表示方法认为基本事件是一些可简单提取的特征,这些特征不一定具有强烈的物理意义。

基于低层视觉特征的事件表示主要是手工提取一些低层特征作为基本事件的表示^[9]。

由于低层视觉特征获取简单,这种描述事件的算法一直以来都是事件表示的一个重要方向。在事件表示中可利用的低层视觉特征包括:光流、灰度梯度、目标轮廓等。最为直观的特征是将视频在空间和时间上分割,形成视频块作为基本事件,并从中提取特征进行基本事件表示^[10-11],其中文献[12]为避免高维数的问题而使用七维向量表示每个视频块。此外,人群异常事件往往伴随着目标的运动速度变化,而光流作为一种有效的目标运动描述子^[13-14],受到了广泛的应用。众所周知,光流的噪声比较大,因此,许多学者对表示事件的光流形式进行了各种改进,如光流方向直方图^[15-16]、多尺度光流直方图^[17]等,文献[18]和文献[19]利用上下文信息,以时空块作为基本事件,使事件的表示更为鲁棒。此外,文献[20]和文献[21]在去除背景的视频中使用光流,也可以增加抗噪性。基于目

标在前后帧的光照不变性假设,灰度梯度在一定程度上可以用来描述目标的运动。和光流方向直方图类似,很多文献统计时空块的梯度方向直方图来描述基本事件。为了利用三维空间信息,很多学者使用三维梯度来描述事件^[22-23]。虽然时空块能有效利用局部上下文信息,但是更大范围的邻域关系不能利用,为此,文献[24]和文献[25]使用时空块组合表示事件。多种特征组合比单特征有更强的表达能力,因此,Reddy等将上述低层特征和其他特征一起使用^[26]。这些特征包括目标位置^[52]、尺寸^[26]、目标速度^[27]、目标轮廓^[26]、颜色直方图^[28]、投影熵^[29]、时空harris矩阵^[13]、相位相关^[30]、混合动态纹理(Mixture of Dynamic Textures, MDT)^[50]等。

基于低层视觉特征的事件表示能够详细刻画目标局部的运动,且计算复杂度低。但低层视觉特征固有的高噪声问题也不可避免,而且低层视觉特征无法直观表达更高层次的语义信息。与此相反,基于高层语义特征的事件表示可以克服这些问题。

3.1.2 基于高层语义特征的事件表示

虽然高层语义特征的获得需要对数据进行复杂的处理,但是其物理意义明显。最常见的高层语义特征就是目标时空轨迹。借助于目标跟踪算法,在人群稀疏的监控视频中可以获得鲁棒的目标轨迹^[47],每条轨迹表示一个目标的运动作为基本事件^[31-32]。但这类算法在人群密集的场景中将失效。为了克服这一问题,WU等利用质子平流的思想获得了粒子轨迹^[33]。ZHU等也利用粒子轨迹作为原始特征来克服跟踪轨迹失效的问题^[34]。而文献[20]认为目标不一定以人体为基本个体,目标可以是人的部分,从而获得短时轨迹片段。Tran等提出时空路径优化算法,从三维时空块中找到监控目标的最优时空轨迹^[35]。

考虑到人群的密集性,当异常事件发生时,其内部的一些能量必然发生陡变。因此,MEHRAN等提出社会力模型用以模拟人群的运动规律^[24],他们从中提取交互能量作为事件的描述子,而WU等则从中提取人群运动密度能量^[46]。ZHU等认为每条轨迹对其他轨迹的影响程度不一样,从而提出带权重交互能量^[34],其他的一些模拟人群模型有行人损失模型^[48],ZAHARESCU等提出的时空方向能量表达事件^[37]。

3.2 异常事件检测模型建立

在获得用于表示基本事件的特征后,需要对正常事件进行建模。而从不同的角度看待建模,可以使用不同的方法解决这一问题。我们从每一类方法的思考角度出发,详细介绍每一类方法的研究现状。

3.2.1 基于分类和聚类的异常事件检测模型

这类方法将异常事件检测模型建立看做是一个模式识别问题。当特征数据含有正常事件和异常事件标签时,模型建立问题就是一个二分类问题;当特征数据仅包含正常事件样本时,模型建立问题就是一个聚类问题,远离聚类中心的数据点就是异常事件。

基于分类的异常事件检测模型建立的基本做法是首先通过训练样本,获得正常事件分类器,然后利用分类器对待检测事件进行分类。文献[26]通过对提取的多种特征使用级联硬阈值方法得到分类器。而最为常用的分类器也广泛应用于这一问题,如SVM^{[29][36]}和神经网络^[51]等。文献[19]使用多种特征共同表达基本事件,使用多核学习技术训练分类器用于异常事件检测。文献[38]对运动方向序列进行PCA降维处理后,使用一对多SVM进行分类,得到异常事件检测分类器。

虽然上述方法有较好的结果,但多数情况下,样本的标签是未知的,而且正常事件的种类不少,异常事件的类型也繁多,不能穷举。针对这种情况,基于聚类的异常事件检测认为异常事件检测是一个聚类问题,这类方法认为正常事件和异常事件在某个特征空间下是可区分的,且正常事件在这个特征空间下是紧致的。最快速有效的解决办法是K-means聚类算法和K-近邻法。文献[22]将视频序列分割成视频块,对每个视频块,在训练好的K-means树中快速逼近最近邻点,以固定距离阈值来划分事件的正常或异常。此外,有些文献认为在特征空间下,特征的分布是已知的,他们使用参数估计方法求取这些分布的参数,从而建立模型。如,文献[39]认为三维梯度服从高斯分布,并使用KL散度作为距离度量准则,估计其参数。类似的工作也出现在文献[16]中,其使用测地线距离作为距离度量准则。SHI等基于运动方向相位建立时空共现高斯混合模型,使用训练数据估计高斯参数^[30]。

随着基本事件表达方式的多样化,基本事件的特征维度也普遍较高。针对高维数据处理难的问题, Bag-of-words 的思想引入其中。MEHRAN 等率先对分割的视频块的交互能量使用词袋(bag of video words, BOW) 算法进行建模^[24]。文献[40]为克服 BOW 等方法只考虑视频序列的词频,并没有对词序进行约束的缺点,提出带时空约束的 BOV (Bag-of-volumes) 算法。WANG 等比较了隐含狄利克雷分布(latent Dirichlet allocation, LDA) 混合模型、层次狄利克雷过程(hierarchical Dirichlet process, HDP) 混合模型和双层次狄利克雷过程(dual hierarchical Dirichlet process, DHDP) 模型在异常事件检测中的应用,并分析了各个方法的优劣^[27]。文献[41]针对标记了少量异常事件的数据提出了双 Δ 层次狄利克雷过程(delta-dual hierarchical Dirichlet processes, dDHDP) 算法,分别对正常事件和异常事件进行学习。

值得一提的是,对轨迹的聚类已经有广泛的研究。文献[35]将轨迹分解为轨迹点,对每个位置轨迹点方向和速度建立高斯分布,出现的低概率轨迹点认为是异常事件的发生。JIANG 等将异常事件定义为多个语义层次,即轨迹点异常、轨迹线异常、多轨迹共现异常^[31]。在轨迹点层次,使用 k-means 方法进行聚类文献[20]也是采用了这个思路。在轨迹线层次使用文献[42]提出的时空统计聚类方法。在多轨迹共现层,对已分类轨迹使用 HMM 来演化其轨迹共现模式随时间的变化。文献[32]将轨迹表示成图中节点的序列,使用图谱分析的技术进行异常事件检测。文献[14]应用行为意图作为高级特征进行异常轨迹检测,主要做法分为3个层面:1) 学习轨迹的空间位置分布;2) 学习轨迹段间转移正常行为模式;3) 利用粒子滤波器对行进中的轨迹异常度进行判断。虽然轨迹聚类算法已经有非常好的预期,但是提取轨迹的算法的好坏对最后的结果有非常大的影响。

3.2.2 基于推断的异常事件检测模型

在监控中,事件都是持续发生的,有学者认为表示基本事件的数据会随时间的变化而改变,这些随时间变化的基本事件数据的组合就是一个完整的事件。同时,他们认为数据的变化是有规律可循的。因此,他们认为异常事件模型建立的问题就是发现这些规律,依据这些规律,推断事件的正常或

异常。

目前,推断类算法最著名的有马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)、隐马尔科夫模型(hidden Markov model, HMM)、条件随机场模型(conditional random field, CRF) 以及动态贝叶斯网络(dynamic Bayesian network, DBN) 等^[52-53]。这些推断方法都是基于概率的,所以在使用这些方法前,需要对特征数据进行概率化处理。基本做法是对这些数据进行聚类获得基本事件的模式,对每个基本事件的模式建立概率密度函数,以得到每个基本事件属于任一种模式的可能性大小。具体的处理方法有无参数估计、有参数估计^[39]、k-means 聚类、混合概率主成分分析(mixtures of probabilistic principal component analysis, MPPCA) ^[15] 等。

为建立有效的模型,多数文献设计的推断模型都同时考虑时间上和空间上的关系。文献[15]通过每个节点的观测序列,学习得到时间上的变化规律,在空间关系上,通过每个节点和其空间上相邻的节点之间的共现观测,学习节点在空间上的关系。而文献[29]则直接使用长时轨迹训练连续隐马尔科夫模型。为了获得时间上的统计信息, [39]使用基于分布的 HMM 在时间方向上对数据进行建模,同时,为了获得在空间上的关系信息,他们提出了耦合 HMM。对于 HMM 来说,高维度的观测变量需要较多的参数来表示, XIANG 等提出的多观测隐马尔科夫模型克服了这一缺点^[12]。

此外,其他的一些推断方法也应用于异常事件检测。文献[44]提出概率事件逻辑方法,利用基本事件的时间间隔,对事件之间的约束关系进行表示。在假设局部的异常和周围的正常事件并无依赖关系的基础上, SALIGRAMA 等提出基于 local statistical aggregates 的异常事件检测模型^[45]。文献[10]令分割后的每个视频块为一个节点,以块间时空因果、共现等关系作为节点连线的权重,建立图模型。通过数据驱动马尔可夫链蒙特卡洛方法对图进行分割,求取分割后的图中的能量大小,作为判断是否有异常事件发生的依据。

3.2.3 基于能量的异常事件检测模型

这类方法将整个监控区域看作一个整体,他们认为人群的运动蕴含着一些能量,在提取这些能量的基础上,通过阈值方法判断事件的正常与异常。文献[33]在获得粒子轨迹的基础上,提取其中的

混沌不变量作为人群运动能量,再对这些能量进行混合高斯建模,低概率的能量值视为异常事件。文献[48]提出行人损失模型,来检测是否有异常事件的发生。文献[46]认为人群运动的速度和场景中人群运动方向一致性可以用于检测异常事件,提取人群运动密度能量用于检测。ZHONG等提取密集能量,结合其他的运动特征,建立异常事件检测模型^[50]。

这类方法对于突变性的全局异常事件有非常好的效果,但是对于一些局部的异常事件不敏感。

3.2.4 基于重构的异常事件检测模型

这类方法认为正常事件之间非常类似,大量的正常事件样本之间是相关的,一个正常事件可以用其他的正常事件来表示。基本的做法是首先使用正常事件数据训练得到某种基,在这些基下,正常事件可以以很小的误差进行重构,而对异常事件的重构会产生较大的重构误差。目前最常用的方法是稀疏表示。稀疏表示用于异常事件检测的通常做法是建立正常事件字典,判断事件是否异常的准则是以重构误差与求解系数稀疏约束的加权和为目标函数的最小值是否大于阈值。文献[17]在判断准则的目标函数的系数稀疏项中加入权重,即认为字典的词对异常事件的贡献有强弱之分。文献[11]提出动态稀疏表示的异常事件检测模型。其首先将事件定义为多个视频块的集合,目标函数包括重构误差、系数稀疏约束和相邻视频块间的平滑约束。在得到字典后,判断测试事件是否异常的准则是其目标函数值是否大于阈值。文献[23]在假设事件由多个视频块组成的基础上,提出了稀疏组合学习的框架,每个视频块使用的字典是从字典集合中选择,判别准则是整个事件的每个视频块的最小重构误差的和与阈值的大小。HAN等考虑到稀疏表示在高维数据中的应用必然导致字典的庞大的缺点,提出字典自适应学习和更新算法,在更新字典的同时,也更新字典中词对异常事件的贡献的程度^[18]。而文献[34]将稀疏编码技术应用到主题模型中,提出了稀疏主题表示方法。

此外,文献[27]认为异常事件检测是一个低秩矩阵重构问题,待重构矩阵的每一列是每帧的运动信息,对其进行低秩分解,再进行重构,异常事件的判别准则为重构矩阵和原始矩阵的逼近误差和阈值的大小。

重构类的方法能够很好地处理正常事件种类较多的情况,但是算法的结果非常依赖于特征的选择,因为重构类算法的一个最大的问题就是数据对齐问题。而由于事件定义的模糊性,这个问题尤为凸显。

3.2.5 其他异常事件检测模型

文献[21]认为前景像素是由多个目标构成,可以使用训练好的目标模型,提出多种目标出现位置的假设来解释目前的前景像素分布结果,其解释模型为一个概率图模型。如果前景像素不能很好地解释,那么认为这个区域有异常事件发生。

计算机领域的一些技术也被用于异常事件检测,其中,文献[49]使用了本体库对视频事件进行描述,将对应的视频信息和词汇对应起来。

4 存在的问题与研究展望

基于视频的人群异常事件检测技术发展多年,已取得很大的研究进展,但是并不成熟,存在很多严峻的问题有待解决。

4.1 数据非结构化

在不同的应用背景下,学者们已经提出了很多基本事件描述的方法。但是基本事件定义模糊,其特征数据是非结构化的,大大增大数据处理的挑战性。目前对于基本事件的描述,低层视觉特征信息显然难以精确描述基本事件,而高层语义特征又依赖于对数据的复杂处理。而对基本事件的特征描述形式对后续异常事件检测模型的建立有着至关重要的影响。如何更有效地描述基本事件仍然是制约异常事件检测技术发展的一个重要问题。

目前,多数基本事件的描述子都是人工提取,并不考虑提取的特征数据的特性和建立的异常事件检测模型的性质之间的关系,不能完美的整合两个步骤,得到最佳的实验结果。因此,基本事件的描述方法和异常事件检测模型联合考虑是未来一个重要的发展趋势。而基本事件的描述方法将有从人工特征提取方式向基于自动特征学习的方式发展。

4.2 自适应和在线

目前,多数人群异常事件检测算法并不能实时在线处理。主要的难点在于模型检测耗时,同时,随着长时间的监控,正常事件种类将逐渐变化,离

线训练的模型将不能适应。随着监控摄像头的普及,对人群异常事件及时预警的需求越来越高。目前,已有学者将实时处理速度提升至 150 帧/s^[23],但其自适应能力较弱。未来人群异常事件检测算法将关注于如何改进和设计具有自适应和在线的异常事件检测算法。

5 结 论

人群异常事件检测技术快速发展,已得到广泛的应用。其主要目的是从正常事件中发现异常事件,并及时报警。在人群异常事件检测技术中,主要有两个最基本的问题就是基本事件描述和异常事件检测模型建立。在 10 多年间,对于这些问题提出了多种方法,但目前这些方法都面临着数据非结构化的问题,而同时兼顾异常事件检测模型特性的自动特征学习方法将是解决这个问题的有效途径之一。此外,随着应用要求的提高,算法无法自适应和在线问题也变得日益严峻,如何保证效果的同时,设计出自适应和在线的算法也将成为今后的一个重要发展方向。本文详细阐述了人群异常事件检测技术的研究内容、应用背景,以及基本处理模型。基于基本事件表示和异常事件检测模型建立两个方面综述了各种算法,并在此基础上阐述了人群异常事件检测目前仍存在的问题和发展方向。

参考文献

- [1] POPOOLA O P, WANG K. Video-based abnormal human behavior recognition—a review [J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics Part C, 2012, 42(6): 865-878.
- [2] COLLINS R T, LIPTON A J, KANADE T. A system for video surveillance and monitoring [C]. Proceedings of the 1999 American Nuclear Society (ANS) Eighth International Topical Meeting on Robotic and Remote Systems, Pittsburgh, PA, USA, 25-29 April, 1999, 12-19.
- [3] HARITAOGLU I, HARWOOD D, DAVIS L S. W4: A real time system for detecting and tracking people [C]. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Santa Barbara, CA, USA, 23-25 June, 1998, 962-969.
- [4] HUANG K, TAN T. Vs-star: a visual interpretation system for visual surveillance [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(15): 2265-2285.
- [5] University of California, San Diego. UCSD Anomaly Detection Dataset [EB/OL]. <http://www.svl.ucsd.edu/project-s/anomaly/dataset.html>, 2010-10-10.
- [6] University of Minnesota. UMN abnormal events detection dataset [EB/OL]. http://mha.cs.umn.edu/proj_events.shtml, 2009-4-12.
- [7] ADAM A, RIVLIN E, SHIMSHONI I, REINITZ D. Robust real-time unusual event detection using multiple fixed-location monitors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(3): 555-560.
- [8] 邓丽, 金立左, 费树岷. 一种有效的视频镜头检索方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2008, 22(1): 58-61.
DENG L, JIN L Z, FEI SH M. Effective approach for video shot retrieval [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2008, 22(1): 58-61.
- [9] TAMRAKAR A, ALI S, YU Q, et al. Evaluation of low-level features and their combinations for complex event detection in open source videos [C]. Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, RI, USA, 16-21 June 2012: 3681-3688.
- [10] KWON J, LEE K M. A unified framework for event summarization and rare event detection [C]. Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, RI, USA, 16-21 June 2012: 1266-1273.
- [11] ZHAO B, Li F F, XING E P. Online detection of unusual events in videos via dynamic sparse coding [C]. Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, CO, USA, 20-25 June 2011: 3313-3320.
- [12] XIANG T, GONG S G. Incremental and adaptive abnormal behavior detection [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 111(1): 59-73.
- [13] BENEZETH Y, JODOIN P M, SALIGRAMA V, et al. Abnormal events detection based on spatio-temporal co-occurrences [C]. Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, FL, USA, 20-25 June 2009: 2458-2465.
- [14] ERMIS E B, SALIGRAMA V, JODOIN P M, et al. Motion segmentation and abnormal behavior detection via behavior clustering [C]. Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Image Processing, San Diego, CA, USA, 12-15 October 2008: 769-772.
- [15] KIM J, GRAUMAN K. Observe locally, infer globally: a space-time MRF for detecting abnormal activities with

- incremental updates [C]. Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,FL ,USA ,20-25June 2009: 2921-2928.
- [16] XU D ,WU X Y ,SONG D ZH ,et al. Hierarchical activity discovery within spatio-temporal context for video anomaly detection [C]. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Image Processing ,Melbourne , Australia ,15-18September 2013: 3597-3601.
- [17] CONG Y ,YUAN J ,LIU J. Sparse reconstruction cost for abnormal event detection [C]. Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,Colorado Springs ,CO ,USA ,20-25June 2011: 3449-3456.
- [18] HAN S ,FU R Q ,WANG S ZH ,et al. Online adaptive dictionary learning and weighted sparse coding for abnormality detection [C]. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Image Processing ,Melbourne ,Australia ,15-18September 2013: 151-155.
- [19] ZHU X ,LIU J ,WANG J Q ,et al. Anomaly detection in crowded scene via appearance and dynamics joint modeling [C]. Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Image Processing ,Orlando ,Florida ,30-03October 2012: 2705-2708.
- [20] GUO H W ,WU X Y ,LI N N ,et al. Detection and localization in crowded scenes using short-term trajectories [C]. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics ,Shenzhen ,China , 12-14December 2013: 1115-1121.
- [21] ANTIC B ,OMMER B. Video parsing for abnormality detection [C]. Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision ,Barcelona ,Spain ,6-13 November 2011: 2415-2422.
- [22] BERTINI M ,DEL BIMBO A ,SEIDENARI L. Multi-scale and real-time non-parametric approach for anomaly detection and localization [J]. Computer Vision and Image Understanding 2012 ,116(3) : 320-329.
- [23] LU C ,SHI J ,JIA J. Abnormal event detection at 150 fps in MATLAB [C]. Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision ,Sydney ,Australia ,1-8 December 2013: 2720-2727.
- [24] MEHRAN R ,OYAMA A ,SHAH M. Abnormal crowd behavior detection using social force model [C]. Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,FL ,US , 20-25June 2009: 935-942.
- [25] ROSHTKHARI M ,LEVINE M D. An on-line ,real-time learning method for detecting anomalies in videos using spatio-temporal compositions [J]. Computer Vision and Image Understanding 2013 ,117(10) : 1436-1452.
- [26] REDDY V ,SANDERSON C ,LOVELL B C. Improved anomaly detection in crowded scenes via cell-based analysis of foreground speed ,size and texture [C]. Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops 2011: 55-61.
- [27] WANG L J ,DONG M. Real-time detection of abnormal crowd behavior using a matrix approximation-based approach [C]. Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) ,Orlando ,Florida ,30-03October 2012: 2701-2704.
- [28] DEE H ,HOGG D. Detecting inexplicable behavior [C]. Proceedings of the British Machine Vision Conference , London ,U. K. , 7-9 September 2004: 477-486.
- [29] TUNG F ,ZELEK J S ,CLAUSI D A. Goal-based trajectory analysis for unusual behavior detection in intelligent surveillance [J]. Image and Vision Computing 2011 ,29(4) : 230-240.
- [30] SHI Y H ,GAO Y ,WANG R L. Real-time abnormal event detection in complicated scenes [C]. Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Pattern Recognition , Istanbul , Turkey , 23-26August , 2010: 3653-3656.
- [31] JIANG F ,YUAN J S ,TSAFTARIS S A ,et al. Anomalous video event detection using spatiotemporal context [J]. Computer Vision and Image Understanding ,2011 ,115(3) : 323-333.
- [32] CALDERARA S ,HEINEMANN U ,PRATI A ,et al. Detecting anomalies in people's trajectories using spectral graph analysis [J]. Computer Vision and Image Understanding 2011 ,115(8) : 1099-1111.
- [33] WU SH D ,MOORE B E ,SHAH M. Chaotic invariants of lagrangian particle trajectories for anomaly detection in crowded scenes [C]. Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,San Francisco ,CA ,USA , 13-18 June , 2010: 2054-2060.
- [34] ZHU X ,LIU J ,WANG J Q ,et al. Weighted interaction force estimation for abnormality detection in crowd scenes [C]. Proceeding of the 2012 Asian Conference on Computer Vision ,Daejeon ,Korea ,5-9 November , 2012: 507-518.
- [35] TRAN D ,YUAN J. Optimal spatio-temporal path discovery for video event detection [C]. Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision

- and Pattern Recognition ,Colorado Springs ,CO ,USA ,20-25 June 2011: 3321-3328.
- [36] WU X Y ,OU Y S ,QIAN H H ,et al. A detection system for human abnormal behavior [C]. Proceedings of the 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems ,Edmonton ,Canada ,2-6 August , 2005: 1204-1208.
- [37] ZAHARESCU A ,WILDES R. Anomalous behavior detection using spatiotemporal oriented energies ,subset inclusion histogram comparison and event-driven processing [C]. Proceedings of the 2010 European Conference on Computer Vision ,Heraklion ,Crete ,Greece ,5-11 September 2010: 563-576.
- [38] LIU C ,WANG G ,NING W ,et al. Anomaly detection in surveillance video using motion direction statistics [C]. Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Image Processing ,Hong Kong ,Hong Kong ,26-29 September 2010: 717-720.
- [39] KRATZ L ,NISHINO K. Anomaly detection in extremely crowded scenes using spatio-temporal motion pattern models [C]. Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,FL ,US ,20-25 June 2009: 1446-1453.
- [40] ROSHTKHARI M J ,LEVINE M D. Online dominant and anomalous behavior detection in Videos [C]. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,2013 ,OR ,USA , 23-28 June 2013: 2611-2618.
- [41] HAINES T S F ,XIANG T. Delta-dual hierarchical dirichlet processes: a pragmatic abnormal behavior detector [C]. Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision ,Barcelona ,Spain ,6-13 November 2011: 2198-2205.
- [42] HU W M ,XIAO X ,FU Z ,et al. A system for learning statistical motion patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence ,2006 ,28 (9) : 1450-1464.
- [43] XIANG T ,GONG SH G. Video behavior profiling for anomaly detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence ,2008 ,30 (5) : 893-908.
- [44] BRENDEN W ,FERN A ,TODOROVIC S. Probabilistic event logic for interval-based event recognition [C]. Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,Colorado Springs ,CO ,USA ,20-25 June 2011: 3329-3336.
- [45] SALIGRAMA V ,CHEN Z. Video anomaly detection based on local statistical aggregates [C]. Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,Providence ,RI ,USA ,16-21 June , 2012: 2112-2119.
- [46] CAO T ,WU X Y ,GUO J ,et al. Abnormal crowd motion analysis [C]. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics ,Guilin ,China ,19-23 December 2009: 1709-1714.
- [47] 张静 ,高伟 ,刘安安 ,等. 基于运动轨迹的视频语义事件建模方法 [J]. 电子测量技术 ,2013 ,36 (9) : 31-40.
- ZHANG J ,GAO W ,LIU A A ,et al. Modeling approach of the video semantic events based on motion trajectories [J]. Electronic Measurement Technology ,2013 ,36 (9) : 31-40.
- [48] SCOVANNER P ,TAPPEN M F. Learning pedestrian dynamics from the real world [C]. Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,Miami ,FL ,USA ,20-25 June 2009: 381-388.
- [49] NEVATIA R ,HOBBS J ,BOLLES R C. An ontology for video event representation [C]. Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop , 27-02 June , 2004: 119-119.
- [50] 钟志 ,徐扬生 ,石为人 ,等. 群体异常检测 [J]. 仪器仪表学报 ,2007 ,28 (4) : 614-620.
- ZHONG ZH ,XU Y SH ,SHI W R ,et al. Crowd abnormality surveillance [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument ,2007 ,28 (4) : 614-620.
- [51] 侯北平 ,朱文 ,马连伟 ,等. 基于形状特征的移动目标实施分类研究 [J]. 仪器仪表学报 ,2010 ,31 (8) : 1819-1825.
- HOU B P ,ZHU W ,MA L W ,et al. Moving target classification based on shape features from real-time video [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument ,2010 ,21 (8) : 1819-1825.
- [52] BIMAN O ,IRANI M. Detecting irregularities in images and in video [J]. International Journal of Computer Vision ,2007 ,74 (1) : 17-31.
- [53] ZHAN B ,MONEKOSSO D N ,REMAGNINO P ,et al. Crowd analysis: a survey [J]. Machine Vision and Applications ,2008 ,19 (5-6) : 345-357.
- [54] 李伟红 ,汤海兵 ,龚卫国. 公共场所异常声源定位中时延估计方法研究 [J]. 仪器仪表学报 ,2012 ,33 (4) : 750-756.
- LI H W ,TANG H B ,GONG W G. Time delay estimation method of abnormal sound source localization in public

- places [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(4): 750-756.
- [55] KE Y, SUKTHANKAR R, HEBERT M. Volumetric features for video event detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(3): 339-362.
- [56] 陈飞玲, 陈湘军, 郝建桥, 等. 移动视频监控系统设计 [J]. 电子测量技术, 2014, 37(4): 103-107.
- CHEN F L, CHEN X J, YU J Q, et al. Mobile video monitoring system [J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(4): 103-107.

作者简介

吴新宇, 1977 年出生, 博士, 毕业于香港中文大学, 现为中国科学院深圳先进技术研究院研究员。目前主要研究方向为机器视觉、机器人仿生学等。

E-mail: xy.wu@siat.ac.cn

Wu Xinyu was born in 1977. Dr. Wu graduated from the Chinese University of Hong Kong. He is currently a researcher at Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. His present research interests include machine vision and robot bionics.

郭会文, 1989 年出生, 博士生, 现就读于中国科学院深圳先进技术研究院。目前主要研究方向为图像处理、视频分析等。

E-mail: hw.guo@siat.ac.cn

Guo Huiwen was born in 1989. He is currently a Ph. D student at Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. His present research interests in-

clude image processing and video analysis.

李楠楠, 1982 年出生, 博士生, 现就读于中国科学院深圳先进技术研究院。目前主要研究方向为图像处理、模式识别、计算机视觉等。

E-mail: nn.li@siat.ac.cn

Li Nannan was born in 1982. He is currently a Ph. D student at Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. His present research interests include image processing, pattern recognition, and computer vision.

王欢, 1989 年出生, 硕士生, 现就读于中国科学院深圳先进技术研究院。目前主要研究方向为图像处理、计算机视觉等。

E-mail: wanghuan@siat.ac.cn

Wang Huan was born in 1989. She is currently a M. E. student at Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. Her present research interests include image processing and computer vision.

陈彦伦, 1978 年出生, 博士, 毕业于美国俄亥俄州立大学, 现为中国科学院深圳先进技术研究院助理研究员。目前主要研究方向为机器学习、机器人视觉等。

E-mail: yl.chen@siat.ac.cn

Chen Yanlun was born in 1978. Dr. Chen graduated from the Ohio State University. She is currently an assistant researcher at Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. Her present research interests include machine learning and robot vision.