

文章编号:1004-9037(2014)06-1030-06

基于 HMM 监控视频的异常事件检测

吕英丽 顾 勇 张晓峰

(河北建筑工程学院电气工程系,张家口,075024)

摘要:针对智能监控系统中的行为分析与识别,将隐马尔可夫模型(Hidden Markov model, HMM)应用到智能视频监控系统的异常事件检测中。首先应用背景差法将运动目标提取出来。其次将运动目标的形状、颜色和帧间变化度等特征编码,生成特征向量。训练时将特征向量送入 HMM 训练得到隐马尔可夫模型需要的参数 A 和 B ,检测时将特征向量送入 HMM 检测系统检测是否有异常事件发生。最后的实验结果表明,该方法能快速有效地检测监控视频中的异常事件的发生。

关键词:监控视频;隐马尔可夫模型;异常事件检测

中图分类号: TN919.81

文献标志码: A

Abnormal Event Detection of Surveillance Based on HMM

Lü YingLi, Gu Yong, Zhang Xiaofeng

(Department of Electrical Engineering, Hebei Institute of Architecture and Civil Engineering, Zhangjiakou, 075024, China)

Abstract: Aiming at the analysis and the recognition in intelligent surveillance system. Hidden Markov model (HMM) is applied to analyze abnormal events detection in surveillance system. The method extracts motive object by background subtraction, encodes shape features, color and changes rate of frames for feature vector. In training, feature vector is applied to HMM to obtain parameters A and B . In detecting, the feature vector is input into the HMM to detect abnormal events. The experiment shows that the method can detect abnormal events quickly and accurately.

Key words: surveillance; Hidden Markov model; abnormal event detection

引 言

安全问题一直是世界上所有政府部门、企事业单位密切关注的问题,而异常事件的发生是引发安全问题的重要原因与标志。监控视频的异常事件检测是智能监控技术的重要组成部分,这项技术逐渐得到越来越多的关注。它包括运动目标检测、目标的特征提取和异常事件判断这 3 个步骤^[1]。

首先进行运动目标检测,流行的方法有背景差法^[2]、光流法^[3]和帧间差分法^[4]。背景差法利用背景建模得到的背景图像与当前图像做差分来检测出运动区域,该方法需要对背景及时更新且易受到外部条件造成的动态场景变化的影响。光流法为图像中的每个像素构造一个运动矢量来记录像素

的状态,利用运动目标随时间变化的光流场特性来分割运动区域。这种方法运算复杂,实时性较差。帧间差分法是对图像序列中的相邻帧做差分,然后采用阈值化的方法提取出图像中的运动区域。该方法实现简单,但容易造成空洞。

其次进行目标的特征提取,包括颜色,纹理,形状及一些描述局部区域特性的点特征,如尺度不变特征变换^[5](Scale-invariant feature transform, SIFT),加速鲁棒特征^[6](Speeded up robust features, SURF)等。SIFT 特征用来检测与描述影像中的局部性特征,它在空间尺度中寻找极值点,并提取出其位置、尺度、旋转不变量。该特征对图像的尺度变化及旋转具有较强的鲁棒性。SURF 特征应用积分图像完成图像卷积操作,使用基于分布的描述符描述 Hessian 矩阵检测到的特征值。

在所有的图像特征中,形状特征对图像内容的描述最为重要^[7]。而对形状的描述是基于目标的边缘,常用的是 Canny 算法^[8]。接下来是对目标边缘的描述,有 Hough 变换^[9]和形状编码方法^[10]等。Hough 变换是一种使用表决原理的参数估计技术。其原理是利用图像空间和 Hough 参数空间的点-线对偶性,把图像空间中的检测问题转换到参数空间。形状编码方法是对目标对象的团块进行编码,可以有效解决 Hough 变换计算量较大且对待编码对象形状的限制。

异常事件判断有基于点特征^[11]和基于直方图特征^[12],点特征方法选择了基于 Hessian 矩阵的尺度不变方法提取特征点,形成编码表。异常行为的检测是将测试样本的编码向量与训练样本编码表进行比较,判该群体行为异常。基于直方图特征的方法提出了一种基于运动目标灰度直方图和自身投影直方图的检索匹配方法,能够快速实现视频序列中行人的运动方向异常检测。以上两种方法较易出现误判。

本文将隐马尔可夫模型 (Hidden Markov models, HMM)^[13]应用到智能视频监控系统中的异常事件检测中。首先应用背景差法将运动目标从视频背景中提取出来。其次将运动目标区域由形状编码,颜色和帧间变化度等特征描述得到特征向量。最后在训练时将特征向量送入 HMM 训练得到 HMM 需要的参数 A 和 B 。在检测时将特征向量送入 HMM 检测系统,系统根据训练出的 HMM 确定是否有异常发生。系统流程图如图 1 所示。

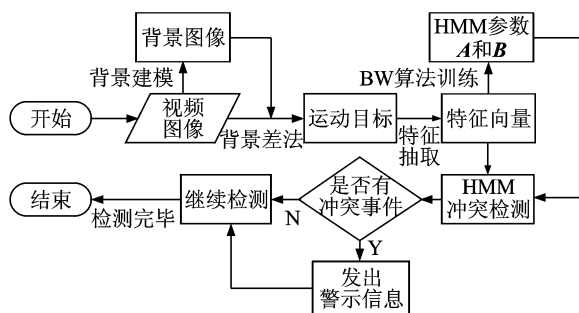


图 1 系统流程图

Fig. 1 System flow chart

1 监控视频目标检测与特征提取

1.1 目标检测

本文对目标检测采用背景差法。背景差法是

目前运动分割中最常用的一种方法,它是利用当前图像与背景图像的差分来检测出运动区域的一种技术,它要求摄像机是固定的。这类方法的优点在于对复杂背景的情况效果较好,它一般能够提供最完全的特征数据,但对于动态场景的变化,如光照和外来无关事件的干扰等特别敏感。背景建模的方法主要有:帧平均、选择性帧平均、像素范围建模、混合高斯模型、K 均值聚类。最简单的背景模型是时间平均图像,大部分的研究人员目前都致力于开发不同背景模型^[14],以期减少动态场景变化对于运动分割的影响。背景差法速度较快,相比于帧差法,存储开销会稍大一些。背景差法最大的问题在于对背景变化的敏感度,如果过快更新背景则会使背景被污染,而过慢又会导致跟不上背景的真实变化。图 2 为移动目标检测的效果图。

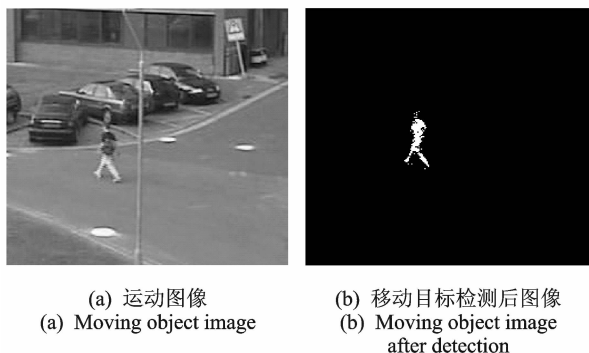


图 2 移动目标检测效果对比图

Fig. 2 Comparison for result of moving object detection

1.2 目标特征提取

视频特征抽取是视频处理过程中很重要的方面。本文在特征抽取阶段抽取移动目标团块的颜色特征,帧间变化度和形状特征。由于监控视频中多为灰度视频,且彩色监控视频中颜色的失真现象较为严重。所以,颜色特征由移动目标团块的颜色均值与方差来描述描述。帧间变化度为帧间团块差与当前团块面积比值表示,该特征可以描述团块的运动速度及目标的动作幅度。移动目标的形状特征是最重要的特征,可以描述移动目标的轮廓,大小等信息,本文采用鲁棒的形状编码方法。

假设移动目标的二值图像中移动目标团块的像素轮廓为 C ,现采用 $m \times n$ 的 2 维格子逼近轮廓 C ,编码过程如下:

(1) 获取轮廓 C 的最小外接矩形框 $R(C)$ 。

(2) 将 $R(C)$ 纵向等分为 n 个矩形,设每个矩形

框内的团块像素集为 $C_j, j=1, \dots, n$, 并将每个矩形框收缩为 C_j 的最小外接矩形框 $R(C_j)$ 。

(3) 将 $R(C_j)$ 横向等分为 m 个矩形, 设每个矩形框内的团块像素集为 $C_{ij}, j=1, \dots, n$, 并将每个矩形框收缩为 C_{ij} 的最小外接矩形框 $R(C_{ij})$; 若 C_{ij} 为空, 则相应的 $R(C_{ij})$ 也为空。

(4) 设第 k 帧图像的团块的轮廓为 $C(k)$, 在其内坐标为 $(1, 1)$ 的点的特征为 $F_{11}(k) = (x_1(k), y_1(k))$, 则第 k 帧图像的特征向量 $\mathbf{V}_k = (F_{11}(k), F_{12}(k), \dots, F_{ij}(k)), i=1, \dots, m, j=1, \dots, n$ 。

图 3 给出了运动目标团块的编码示意图, 轮廓可由非空格子 $R(C_{ij})$ 的集合近似表示。先计算每个格子 $R(C_{ij})$ 的质心点, 并采用所有质心点的集合 C_0 近似运动目标团块的轮廓。随着目标团块矩形的增加, C_0 越来越逼近轮廓 C 。图 3(c) 为 10×25 大小的团块。该图表明, 该算法能准确描述运动目标团块的轮廓。

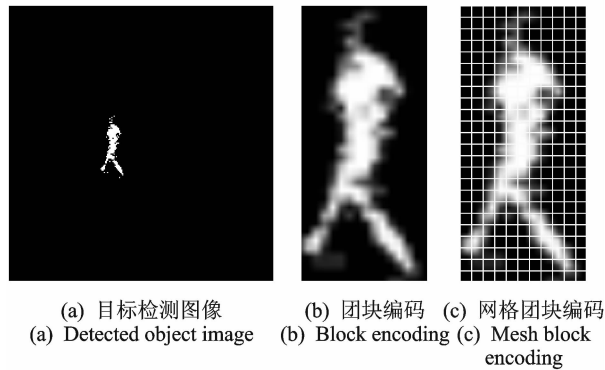


图 3 运动目标团块编码示意图

Fig. 3 Block encoding diagram of moving object

2 异常事件检测系统的设计

2.1 隐马尔可夫模型

近年来, HMM 越来越多地被应用于视觉行为分析和异常检测领域, 在用连续 HMM 对随机时间序列建模的基础上进行行为分析和异常检测^[15]。通过引入改进的 HMM 算法进行运动目标轨迹识别方面的研究。在人体行为识别方面都取得较好的识别效果。

HMM 是一个三元组 $l = (\mathbf{P}, \mathbf{A}, \mathbf{B})$ 。

$\mathbf{P} = (p_i)$ 初始化概率向量

$\mathbf{A} = (a_{ij})$ 状态转移矩阵, 其中 $a_{ij} = \Pr(x_i | x_j)$

x_i)

$\mathbf{B} = (b_{ij})$ 混淆矩阵, 其中 $b_{ij} = \Pr(y_i | x_j)$

HMM 是对实际系统的一种近似, 模型中的状态转移矩阵及混淆矩阵中的每一个概率都是时间无关的, 也就是说, 当系统随时间改变时这些矩阵并不改变。HMM 对于实际系统有着巨大的价值, 虽然经常只是一种近似, 但它们却是经得起分析的。一旦一个系统可以作为 HMM 被描述, 就可以用来解决 3 个基本问题。其中前两个是模式识别的问题。给定 HMM 求一个观察序列的概率 (评价), 搜索最有可能生成一个观察序列的隐藏状态序列 (解码), 第三个问题是给定观察序列生成一个 HMM (学习)。

评价问题: 给定观测值序列 $O = O_1, O_2, O_3, \dots, O_n$ 和模型 $l = (\mathbf{P}, \mathbf{A}, \mathbf{B})$, 如何计算已知模型 l 的条件下产生序列 O 的概率。前向-后向递推算法用于解决此问题。

解码问题: 给定观测值序列 $O = O_1, O_2, O_3, \dots, O_T$ 和模型 $l = (\mathbf{P}, \mathbf{A}, \mathbf{B})$, 如何选择一个对应的状态序列 $S = \{q_1, q_2, q_3, \dots, q_T\}$, 使得 S 能够最为合理的解释观测值序列 O 。解决此问题, 通常采用 Viterbi 算法。

学习问题: 根据已知的状态和观测值序列 $O = O_1, O_2, O_3, \dots, O_T$, 如何得到满足条件的模型 l 的参数 \mathbf{A}, \mathbf{B} 。采用 Baum-Welch 算法来解决此问题。

HMM 是一种具有学习能力的统计模型, 该模型对时变、非平稳时间序列具有较好的分析效果, 已被成功用于语音信号识别、故障检测等领域。

2.2 系统实现

从上述 HMM 的定义以及给定的模型参数可以看出, HMM 是一个数学上的双重随机过程, 可以应用于时变数据的建模工作。在本系统中, HMM 包括训练阶段和分类:

(1) 训练阶段包括 HMM 的状态数, 优化相应的状态转移和输出概率, 对每一个行为训练相应的 HMM 模式类别。由 Baum-Welch 算法训练得到最优模型, 前向-后向算法计算测试样本相对于各个行为所对应的模型概率。

(2) 分类阶段是在已训练好的 HMM 中选取一个能最好描述观察值序列的模型。最后用 Viterbi 算法进行异常测试。

3 实验分析

3.1 技术平台与测试用数据库

本文采用 VS2010 + OpenCV 的开发平台。

OpenCV 是开源的图像处理和机器视觉的函数库^[16]。本文使用 OpenCV 开发工具包开发智能视频监控系

统,并通过该系统检测的异常事件。测试用数据库为 PETS2001。它是一个室外人车跟踪(单摄像头)数据库,包含训练、测试两个序列,并提供 MOV 视频和 JPEG 图片两种格式。提供更多视角更多场景的视频,包括两个斜视视角和一个环视视角的校园场景,以及车载前视场景。场景复杂度较高,包含明显的明暗变化、交叠和场景变动。该测试库提供免费下载,该数据库视频基本分辨率为 768 像素×576 像素。

3.2 实验过程

本实验采用 PETS2001 数据库的视频:12 段用于训练,8 段用于测试。具体实验步骤如下:

- (1)对目标进行形态学处理和降噪等预处理。
- (2)使用训练数据训练 HMM,包括 HMM 的状态数,优化相应的状态转移和输出概率等参数。
- (3)模型优化,在训练好的 HMM 中选取一个能最好描述观察值序列的模型。
- (4)对测试数据用 Viterbi 算法进行异常测试。

图 4~6 为异常事件检测结果图。其中图(a)为未有异常事件发生的视频截图,图(b)为异常事件发生时的视频截图。异常事件包括异常停车如图 4 所示,横穿马路如图 5 所示,以及物品遗失如图 6 所示等事件。



(a) 无异常视频图像及检测后图像
(a) Normal behaves video image and image after detection



(b) 异常停车视频图像及检测后图像
(b) Abnormal park video image and image after detection

图 4 异常事件检测结果图(异常停车)
Fig. 4 Result of abnormal event detection (abnormal parking)



(a) 无异常视频图像及检测后图像
(a) Normal behaves video image and image after detection



(b) 横穿马路视频图像及检测后图像
(b) Cross road video image and image after detection

图 5 异常事件检测结果图(横穿马路)
Fig. 5 Result of abnormal event detection (cross road)



(a) 无异常视频图像及检测后图像
(a) Normal behaves video image and image after detection



(b) 物品遗失视频图像及检测后图像
(b) Lost object video image and image after detection

图 6 异常事件检测结果图(物品遗失)
Fig. 6 Result of abnormal event detection (lost object)

3.3 实验结果分析

在本实验由检测率及误判率来比较本文方法与经典的欧氏距离方法的实验结果。欧氏距离由于计算简单快捷,能很好地反映两个向量之间的差异,所以在计算直方图相似度方面被作为经典被人们熟知,8 段测试视频中共发现异常事件 29 件。其中 5 件为误报事件。还有 9 件异常事件未检测到。该实验的结果分析如表 1 欧氏距离与本文方

法的比较。

从表 1 中可以看出,本文方法相比于经典的欧氏距离方法有较高的检出率和较低误判率,这主要是由于欧氏距离的计算值较小,在场景中目标面积值变化较大时,其正确的匹配值跨度较大,不易确定阈值,而本文方法引入了隐马尔可夫的参数,丰富了比较目标的信息,同时对参数进行优化,突出了比值间的差异,从而使本文方法在检出率和误判率上优于欧氏距离方法。通过以上实验结果分析表明,该方法可以有效地检测异常事件的发生。

表 1 欧氏距离与本文方法的比较 %

Table 1 Comparison of Euclidean distance method and proposed method

方法	检测率	误判率
欧氏距离	68.4	24.1
本文方法	76.3	17.2

4 结束语

本文在视频异常检测的运动目标检测、运动目标信息提取和异常事件判断 3 个环节中进行了改进,最主要针对异常事件判断环节,将 HMM 应用到智能视频监控系统中的异常事件检测中。首先应用背景差法将运动目标从视频背景中提取出来。其次将运动目标区域由形状编码,颜色和帧间变化度等特征描述得到特征向量。最后在训练时将特征向量送入 HMM 训练得到 HMM 需要的参数 A 和 B 。在检测时将特征向量送入 HMM 检测系统检测是否有异常发生。实验表明,本方法能快速准确地检测到异常事件的发生。

参考文献:

[1] 郭迎春,吴鹏,袁浩杰. 基于自投影和灰度检索的视频帧中异常行为检测[J]. 数据采集与处理,2012,27(4):612-619.
Guo Yingchun, Wu Peng, Yuan Haojie. Anomalous behavior detection in video sequence based on self-casting histogram and gray histogram[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(4): 612-619.

[2] Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Real-time tracking of the human body[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(10): 780-785.

[3] Negahdaripour S. Revised definition of optical flow: integration of radiometric and geometric cues for dynamic scene analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(9): 961-979.

[4] 杨庆华,李薇,舒兰英,等. 基于双高斯平均似然度和帧间差分的人脸视频图像肤色提取[J]. 数据采集与处理,2013,28(1):92-97.
Yang Qinghua, Li Wei, Su Lanying, et al. Skin extraction based on double Gaussian and inter-frame difference[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(1): 92-97.

[5] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[6] Herbert B, Andreas E, Tinne T, et al. SURF: speeded up robust features[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.

[7] Attneave F. Some informational aspects of visual perception[J]. Psychol Rev, 1955, 61: 183-193.

[8] 吕萌,苏红旗,刘启春,等. 一种新的自适应边缘提取微分算子[J]. 数据采集与处理,2011,26(1): 106-110.
Lü Meng, Su Hongqi, Liu Qichun, et al. New adaptive differential operator for edge detection[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011, 26(1): 106-110.

[9] Ballard D H. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Recognition, 1981, 13(2): 111-122.

[10] 钱惠敏,茅耀斌,王执铨,等. 视频监控中的行为序列分割与识别[J]. 中国图象图形学报,2009,14(11): 2417-2420.
Qian Huimin, Mao Yaobin, Wang Zhiquan, et al. Time-sequential activity segmentation and recognition for video surveillance [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(11): 2417-2420.

[11] 王传旭,董晨晨. 基于时空特征点的群体异常行为检测算法[J]. 数据采集与处理,2012,27(4): 422-428.
Wang Chuanxu, Dong Chenchen. Abnormal crowded behavior detection algorithm based on spatial temporal interesting points[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(4): 422-428.

[12] 张壮暑,蔡晓东,张学敏. 监控视频中运动目标识别分类系统研究[J]. 电视技术,2012,36(23): 165-176.
Zhang Zhuangshu, Cai Xiaodong, Zhang Xuemin.

- Research on recognition and classification of moving target in surveillance[J]. *Journal of Video Engineering*, 2012, 36(23):165-176.
- [13] Rabiner L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1989, 77(2):257-286.
- [14] 王创新,刘仲云.一种高速密集视频监控场景背景重构方法[J].*数据采集与处理*,2012,27(3):346-352.
Wang Chuangxin, Liu Zhongyun. Background reconstruction of high speed dense surveillance scenes[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2012, 27(3):346-352.
- [15] 腾格尔,贺昌政,蒋晓毅.隐马尔可夫模型研究进展及其管理领域应用[J].*软科学*,2012,26(2):122-126.
- Teng Geer, He Changzheng, Jiang Xiaoyi. Research advancement of hidden Markov model and its application in management [J]. *Journal of Soft Science*, 2012, 26(2):122-126.
- [16] Bradski G, Kaehler A. *Learning openCV: computer vision with the openCV library*[M]. Sebastopol: O'Reilly Media Inc, 2009:4.
- 作者简介:**吕英丽(1976-),女,讲师,研究方向:数字图像处理,E-mail:lvyingli2005@163.com;顾勇(1974-),男,讲师,研究方向:数字图像处理;张晓峰(1981-),女,讲师,研究方向:数字图像处理。