

一种基于速度强度熵与纹理特征的人群异常检测算法

李 斐, 陈 恩*, 李 萌, 郭春梅

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 人群异常事件检测是智能视频监控领域的重要研究内容, 文章提出了一种融合速度强度熵 VMME 与纹理特征的人群异常行为检测算法. 该算法采用 LBPCM 算法提取图像纹理特征, 在视频帧计算光流基础上, 获得特征点速度强度图, 并以其熵 VMME 作为场景运动特征, 将场景纹理特征和运动特征送入支持向量机训练分类. 实验表明, 新算法可实现对人群异常行为的检测, 且有较高准确率.

关键词: 人群异常检测; 纹理特征; 运动特征; VMME; LBPCM

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2017) 04-0063-05

当前社会大型群体活动日益频繁, 群体性异常事件(如拥挤踩踏、群聚斗殴等)在人员高度密集场所频繁发生, 公共安防问题使得智能视频监控技术成为研究热点. 传统模式下的人工监控方法依靠主观人力分析庞大视频数据, 显然不能满足视频监控的要求, 因此实现对大规模人群异常行为的智能检测显得尤为重要^[1].

监控视频的处理主要包含对视频中运动目标的行为理解, 如何实现计算机对运动目标的识别, 而行为分析是研究的首要问题. 视频监控中的异常行为具有随机性和突发性, 但可根据人群异常时在运动特征方面的变化, 如速度突然增大、运动方向改变以及异常发生时引起图像特征的异常, 使得对异常行为的检测研究具有可行性. 由于大规模人群中的运动目标具有无序性和运动复杂性, 原本适用于单个目标或者稀疏人群的异常行为检测算法在高密度人群中会出现较高误检率, 是推动人群异常分析不断发展的一个原因^[2].

一般对监控视频中的人群异常分析包含运动区域的提取、运动目标行为识别、异常识别三个部分. 为提高整体算法的实时性, 重要工作是实现运动区域的提取, 而提取前景区域常用的方法有通过对比相邻帧像素运动提取前景的光流法、将相邻

帧做差得到运动区域的帧间差分法^[3]、混合高斯建模 GMM^[4]以及背景差分法等. 实际应用中多采用上述方法与特征点结合的方法来提高提取准确性. 对于运动场景的准确描述是实现大规模人群行为分析的前提. 针对视频中人群遮挡严重时, 跟踪效果不佳的现象, 现有研究方法通常将人群看作一个整体提取场景的运动信息. 如文献[5]在光流计算的基础上, 将场景分为若干个光流块, 而后根据阈值取舍得到感兴趣光流块, 在此基础上提取场景的粒子速度特征, 并计算每个感兴趣光流块社会熵, 利用速度特征与社会熵相结合完成最后的分类识别. 文献[6]利用正规化的梯度直方图提取人群的特征值, 每帧特征值作为该场景的描述算子, 最后将所得特征值进行训练, 得到初步的检测框, 实现对异常行为的检测, 但误检率较高. 文献[7-8]以整个人群为分析对象来提取场景的运动特征, 构建场景运动模型, 利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)训练实现视频分类.

通过以上分析可知, 单一运动特征难以完全描述场景行为, 从而影响检测正确率, 原因是由于 SVM 本身固有的计算复杂性制约了算法实时性. 人群异常事件检测的复杂性使得仅仅依靠场景的运动信息无法精确预测群体异常行为, 笔者将提

收稿日期: 2016-11-16.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(60972063); 宁波市自然科学基金(2014A610065); 宁波大学学科项目基金(XKXL1308).

第一作者: 李斐(1992-), 女, 河南驻马店人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 视频异常行为检测与分析. E-mail: m18892629127_1@163.com

*通信作者: 陈恩(1962-), 男, 重庆人, 博士/副教授, 主要研究方向: 图像与视频分析处理及智能控制. E-mail: chenken@nbu.edu.cn

取的场景运动信息和图像纹理信息结合,提出一种融合速度强度熵(Entropy of Velocity Magnitude Map, VMME)与人群纹理特征的检测算法.光流法赋予每1个像素点1个速度矢量,使其能在任意复杂场景下检测出运动对象,但随之而来的算法复杂度大大提升了计算量,因此本文以Lucas-Kanade光流法结合Harris角点以提取群体的运动信息,获得场景的速度强度图(Velocity Magnitude Map, VMM),并将速度强度图的熵作为场景运动特征;运用局部二值模式结合灰度共生矩阵(Local Binary Pattern Co-occurrence Matrix, LBPCM)作为纹理特征提取方法,最后将纹理特征与运动特征送入支持向量机训练分类.检测异常行为具体算法流程如图1所示.

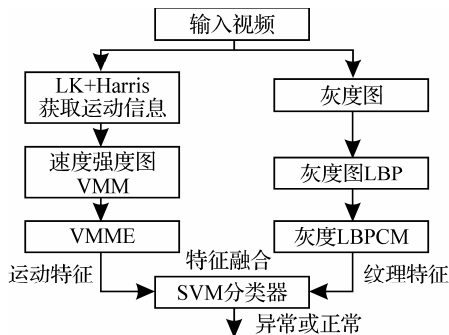


图1 算法流程图

1 纹理特征的提取

纹理是对物体表面平滑度、粗糙度、规律性等特性的度量,反映图像的宏观性质和局部结构.文中采取LBPCM完成对图像纹理特征的提取.

1.1 LBP 算法

原始的LBP算子定义在 3×3 的窗口内,其编码原理如图2表示,即以中心像素作为阈值,按照顺时针或逆时针方向与相邻8个像素的灰度值比较大小,若比邻域像素值大,则该像素点的位置被记为1,反之为0;由此产生一个8位的二进制数,并用LBP值表示该区域的纹理信息^[9].LBP值的计算方法如下.

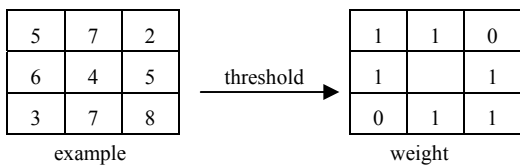


图2 LBP 编码原理图

$$\begin{cases} LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p, \\ s(g_p - g_c) = \begin{cases} 1, g_p - g_c \geq 0, \\ 0, g_p - g_c < 0, \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

式中, P 为相邻像素数目; R 为中心像素与相邻像素的距离; g_p 为半径为 R 的邻域内第 p 相邻点的灰度值; g_c 为中心点灰度值.图2按顺时针方向将邻域像素值与中心阈值比较,得到二进制数11011101,并根据(1)式算出图像LBP值为221.对图3(a)中的每个像素进行运算,得到图3(b)的LBP图像.

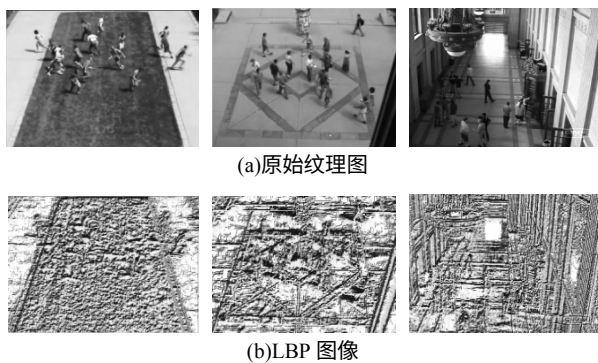


图3 LBP 处理效果图

由图3还可见,LBP算子能很好地表示图像的纹理特征,但是由于LBP算子采用LBP直方图描述纹理特征,特征维数大,导致计算困难.为了更有效地提取图像LBP特征,本文采用LBP图像的灰度共生矩阵描述图像纹理特征.

1.2 灰度共生矩阵 GLCM 算法

图像灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)的 $p(i, j, d, \theta)$ 用于描述图像在 θ 方向上相距为 d 的像素对 (i, j) 的概率分布^[10],其中 θ 一般取 $45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ$ 4个方向.实际应用中,采用在灰度共生矩阵基础上得到的统计量作为图像纹理描述器,文中选取对比度、逆差距、能量和熵4种统计量.

(1)对比度是纹理的反差统计量,反映图像的清晰度和纹理的沟纹深浅.若沟纹越深,对比值越大,图像效果清晰;反之,则沟纹浅,效果模糊.

$$F_{\text{contrast}} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 p(i, j | d, \theta). \quad (2)$$

(2)逆差距特征描述的是共生矩阵中行或列方向上元素之间相似程度和图像纹理的规则程度,逆差距值越大,表示不同区域间纹理变化较小,局

部分布平均.

$$F_{\text{inverse}} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p(i, j | d, \theta)}{1 + (i - j)^2}. \quad (3)$$

(3)能量描述纹理的一致性反映图像灰度变化稳定性和纹理的粗细, 当图像纹理规则变化时, 能量较大; 当图像较纹理细致时, 能量较小.

$$F_{\text{energy}} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p(i, j | d, \theta). \quad (4)$$

(4)熵值是图像灰度分布均匀程度的统计量, 反映图像纹理的复杂度, 熵越大, 图像越复杂. 当共生矩阵中所有值均相等或者像素值随机性最大时, 熵值最大.

$$F_{\text{entropy}} = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p(i, j | d, \theta) \log p(i, j | d, \theta). \quad (5)$$

计算 LBP 图像的灰度共生矩阵能更有效地提取图像的 LBP 特征. 纹理特征虽不能直接描述物体运动行为, 但对于一些异常场景, 人群遮挡严重, 人的姿态与正常情形差异较大, 图像纹理特征变得十分复杂, 所提取灰度共生矩阵中的 F_{energy} 和 F_{entropy} 值与正常情形有较大差别, 因此将纹理特征用于人群异常检测.

2 运动特征的提取

2.1 光流法

光流法是比较经典的运动估计算法, 反映图像上每一点灰度的变化趋势. 考虑到光流法本身算法的复杂度, 本文在提取场景 Harris 角点作为特征点的基础上采用 Lucas-Kanade 光流法^[11]来计算图像的光流场, 提取图像的运动特征, 达到减少计算量提高运算效率的目的. 设输入视频图像尺寸为 $X \times Y$, 根据光流约束方程:

$$I_x u + I_y v + I_t = 0. \quad (6)$$

通过(6)式光流约束方程求得 u, v , 即:

$$\begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_i) & I_y(p_i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -I_t(p_1) \\ -I_t(p_2) \\ \vdots \\ -I_t(p_i) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

式中, I_x, I_y, I_t 为图像的空间灰度 I 对 x, y, t 的偏导数, 由(7)式可得:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum I_x^2 & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum I_x I_t \\ -\sum I_y I_t \end{bmatrix}. \quad (8)$$

由(8)式计算 t 时刻特征点 $v_{i,t}$ 速度的强度 $Q_{i,t}$ 表达式如下:

$$Q_{i,t} = \|v_{i,t}(u, v)\|. \quad (9)$$

按(10)式将场景中特征点的速度强度 $Q_{i,t}$ 通过一一映射得到对应的灰度值 $R_{\text{gray},i,t}$, $Q_{i,t}$ 越大, 则对应的灰度值越大, 当场景中所有特征点完成映射, 则实现场景 $Q_{i,t}$ 的图像化表示, 笔者将得到的灰度图定义为速度强度图(Velocity Magnitude Map, VMM), 显然, VMM 中包含了场景中大量的运动信息.

$$R_{\text{gray},i,t} = \frac{Q_{i,t}}{Q_{\text{max},t}} \times 255, \quad (10)$$

式中, $R_{\text{gray},i,t}$ 表示 VMM 中 t 时刻第 i 个特征点的速度强度对应的灰度值; $Q_{\text{max},t}$ 表示当前场景下速度强度的最大值.

2.2 VMME 的计算

熵表示体系的混乱程度与不确定性, 它在概率论、信息论等领域都有应用^[12], 是十分重要的参量. 图像的一维熵反映了图像中灰度特征的信息量, 表征图像灰度分布的聚集特性. 当图像灰度分布比较集中时, 图像的一维熵较小; 反之, 分布较为离散时, 一维熵较大. 笔者定义 R_{VMME} 来计算 VMM 的一维熵:

$$R_{\text{VMME}} = - \sum_{j=0}^{255} \frac{Z_{\text{Count}(\text{gray}_{j,t})}}{Z_{\text{Total_gray}}} \log_2 \frac{Z_{\text{Count}(\text{gray}_{j,t})}}{Z_{\text{Total_gray}}}, \quad (11)$$

式中, $Z_{\text{Count}(\text{gray}_{j,t})}$ 表示 t 时刻灰度为 j 的像素个数; $Z_{\text{Total_gray}}$ 表示 VMM 中灰度像素的全部个数.

构建 VMM, 将场景的速度强度与 VMM 像素点的灰度值一一映射. 对于正常视频帧, 人群运动行为趋于一致与平稳, 速度强度分布十分集中, VMME 很小; 当异常行为发生时, 速度强度变化更为剧烈, VMM 中的对应像素点灰度分布更为离散, VMME 急剧增加, 因此可用 VMME 作为场景的运动特征. 选取数据库视频帧段计算 VMME, 实验结果如图 4 所示. 考虑到异常是在一段时间内发生与计算量的基础上, 因此本文采取每间隔 10 帧进行 VMME 的计算. 图 4 中 X 轴表示视频帧数, Y 轴代表 VMME 值, 图 4(a)选取 UMN1 部分帧段进行计算, 可看出 50~60 异常帧段 VMME 值较大; 图 4(b)选取 UMN3 部分视频段, 计算结果表明异常帧段 63~70 帧段 VMME 值与正常帧段 VMME 值

相比差别明显. 通过以上数据可见, VMME 总体上能如实反映场景的运动状态, 因此可作为场景运动特征.

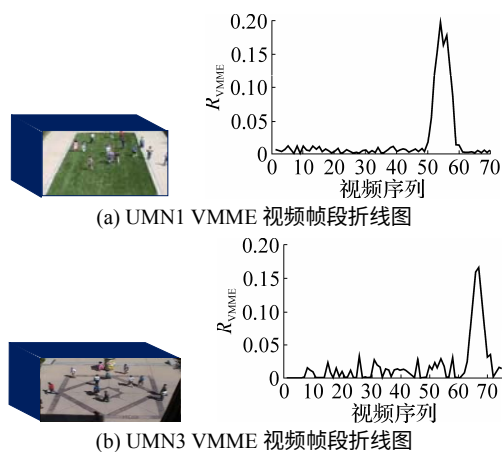


图4 UMN1 和 UMN3 视频帧折线图

3 人群异常行为检测实验结果及分析

为测试基于 VMME 与纹理特征的人群异常算法的有效性, 实验硬件采用 Intel i5 3.30 GHz 4 GB 内存的 PC, 软件采用 MATLAB R2014a 为开发工具. 以 UMN Dataset 标准视频库中的 3 个场景作为测试对象, 分别命名为 UMN1、UMN2、UMN3. 以上视频序列的实验结果如图 5 所示, 其中(a)、(c)、

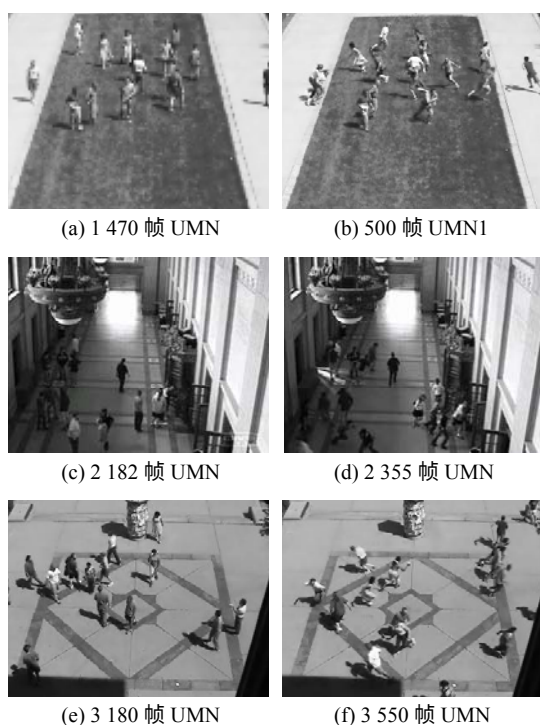


图5 UMN1、UMN2、UMN3 检测结果

(e)分别是 UMN1、UMN2、UMN3 中的正常视频帧, (b)、(d)、(f)为算法检测的对应异常帧. 图 5 结果证明本文算法可成功检测异常行为. 其中图 5(b)为 UMN1 中的异常帧, 图 5(f)为 UMN3 中的异常帧, 反映在图 4 中其 VMME 值与正常情况下的 VMME 相近, 但由于融合了纹理特征, 使得 VMME 差值较小的异常帧也可以被检测出来, 由此可以体现本文算法的优势.

本文算法不仅考虑人群运动信息分析, 更融合图像纹理信息多个维度分析视频. 表 1 和表 2 分别为本文算法准确率以及本文算法与文献[6]以及几种经典算法即混沌不变算法 CI^[13]、贝叶斯模型算法 BM^[14]、稀疏重构算法 SRC^[15]准确率的比较结果. 虽然在 UMN1 视频段比较中, 本文算法比 BM 算法的准确率差 1%, 但表 2 的整体数据说明本文算法准确率处于前列, 且存在一定优势, 其中平均准确率比其他算法提高了 4%~9%.

表1 本文算法的准确率

视频序列	总帧数/帧	错误帧数/帧	准确率/%
UMN1	553	11	98.01
UMN2	653	30	95.41
UMN3	611	17	97.21

表2 几种算法的准确率比较 %

视频序列	本文	文献[6]	BM	CI	SRC
UMN1	98.01	91.42	99.03	90.62	90.52
UMN2	95.41	91.34	95.36	85.06	78.48
UMN3	97.21	93.55	96.63	91.58	92.70

4 结语

提出了一种基于 VMME 与 LBPCM 的人群异常检测算法, 算法从图像纹理和目标运动信息两个维度出发, 分别利用 LBP 算子与灰度共生矩阵 GLCM 来描述场景纹理特征; 利用光流法得到场景稀疏光流场, 对所有粒子速度强度 $Q_{i,t}$ 进行归一化, 得到速度强度图 VMM, 并计算 VMM 的熵值 VMME 来定量描述运动特征; 最后将获得的 2 种特征融合接入支持向量机进行训练分类. 实验表明新方法可以实现对人群异常行为的检测, 且有较好的检测准确度. 考虑到支持向量机复杂性较高, 部分 Harris 角点不属于运动点也增加了计算量

等问题, 导致本文算法实时性不高, 未来需继续优化算法, 提高对异常行为检测的准确性和实时性。

参考文献:

- [1] HELD C, KRUMM J, MARKEL P, et al. Intelligent video surveillance[J]. Computer, 2012, 45(3):83-84.
- [2] 蔡利. 智能视频监控中运动目标的分类识别研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2015.
- [3] CHENG Y H, WANG J. A motion image detection method based on the inter-frame difference method[J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 490/491:1283-1286.
- [4] 屈晶晶, 辛云宏. 连续帧间差分与背景差分相融合的运动目标检测方法[J]. 光子学报, 2014, 43(7):213-220.
- [5] PATHAN S S, ALHAMADI A, MICHAELIS B. Incorporating social entropy for crowd behavior detection using SVM[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2010, 6453:153-162.
- [6] 董帅铭. 基于视频的行人检测及异常行为检测[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
- [7] ZHANG Y H, QIN L, YAO H X, et al. Abnormal crowd behavior detection based on social attribute-aware force model[EB/OL]. [2015-12-14]. <https://www.researchgate.net/publication/261387575>.
- [8] XIONG G, WU X, CHEN Y L, et al. Abnormal crowd behavior detection based on the energy model[C]//IEEE International Conference on Information and Automation, 2011:495-500.
- [9] LI Y, ZOU T, CHEN P. Estimation of crowd density based on adaptive LBP[J]. Advanced Materials Research, 2014, 998/999:864-868.
- [10] YE Z, WANG J, WANG Z, et al. Multiple features fusion for crowd density estimation[C]//International Conference on Internet Multimedia Computing and Service, 2012:42-45.
- [11] BAUER N, PATHIRANA P, HODGSON P. Robust optical flow with combined Lucas-Kanade/Horn-Schunck and automatic neighborhood selection[C]//International Conference on Information and Automation, 2006:378-383.
- [12] LI L, LI D. Fuzzy entropy image segmentation based on particle swarm optimization[J]. Progress in Natural Science, 2008, 18(9):1167-1171.
- [13] WU S D, MOORE B, SHAH M. Chaotic invariants of Lagrangian particle trajectories for anomaly detection in crowded scenes[C]//Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010:2054-2060.
- [14] WU S, WONG H S, YU Z W. A Bayesian model for crowd escape behavior detection[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2014, 24(1): 85-98.
- [15] YANG C, YUAN J S, LIU J. Sparse reconstruction cost for abnormal event detection[C]//Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011:3449-3456.

An anomaly detection algorithm based on VMME and texture features

LI Fei, CHEN Ken*, LI Meng, GUO Chun-mei

(Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: In the field of intelligent video surveillance, the detection of abnormal events has remained an important subject in the research field. This paper proposes an algorithm for detecting abnormal behavior of crowds based on entropy of velocity magnitude map (VMME) and texture feature. Through the computation of optical flow in a video frame, the velocity magnitude map of feature points can be obtained, and the entropy of velocity magnitude map can be calculated as the feature of scene motion. LBPCM is first used to extract the texture features of the crowd, then the features of two kinds are fused into the support vector machine for training classification. Experiments show that the algorithm can effectively detect abnormal behavior and has high detection accuracy rate.

Key words: crowd anomaly detection; texture feature; motion feature; VMME; LBPCM

(责任编辑 章践立)