

基于遗传算法的交通视频事件多特征选择方法

孙佳瑶, 詹永照, 毛启容, 王敏超

(江苏大学 计算机科学与通信工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘 要: 为了提高交通视频事件检测的准确性和检测速率, 提出了一种基于遗传算法的交通视频多特征选择方法. 该方法首先提取交通视频的多种特征, 尽可能多地获取各种视频事件的信息, 然后将这些特征进行融合, 得到一个可以表征事件的高维冗余的特征向量, 再采用遗传算法对多特征进行优化筛选, 最后使用 SVM 分类器进行训练获得低维的最优特征子集并应用于交通事件检测. 实验结果表明, 该方法在降低提取特征的维数的同时, 可有效提高交通视频事件检测的准确率和检测速率.

关键词: 交通事件检测; 特征融合; 多特征选择; 遗传算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)07-0042-05

Multi-features Selection in Traffic Video Event Detection Based on Genetic Algorithm

SUN Jia-yao, ZHAN Yong-zhao, MAO Qi-rong, WANG Min-chao

(College of Computer Science and Telecommunication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: A new multi-features selection method on traffic videos which is based on genetic algorithm is proposed to improve the accuracy and rate of the traffic video event detection. This method firstly extracted multiple features of traffic videos to gain information of a variety of traffic events as much as possible, and then fused to those features to get a high-dimensional redundancy feature vector that can characterize the video, then used genetic algorithm to optimize and select multiple features and finally obtain the optimal feature set by SVM classifier to detect and analysis traffic events. Experimental results show that this method can effectively reduce the dimension of features and improve the accuracy and rate of the traffic events detection.

Key words: traffic events detection; feature fusion; multi-features selection; Genetic Algorithm

1 引言

近年来, 数字图像处理、模式识别等计算机技术发展迅速, 应用交通视频直接对交通事件进行检测逐渐成为研究热点. 然而难题是要跨越语义鸿沟, 更好地理解视频中的高层语义概念并实现底层特征到高层语义地映射. 再加上交通录像的录制环境很复杂, 受到光线、天气状况的影响较大, 监控摄像视频的清晰度不高, 这种条件下的交通视频事件识别起来就比较困难. 目前针对这个问题的国内外研究都取得了一定的成果, 文献[1]提出了一种采用层次特

征点分组方法的交通视频分析系统, 通过角点特征分类检测车辆速度和换车道等来识别交通堵塞, 但可检测的事件类别单一. 文献[2]提出了一种基于局部特征的异常交通视频事件检测思想, 将视频帧的前景图像分离出来后提取局部形状因子来区分异常行为, 这种低复杂度和低水平异常检测方法是很适合早期警报的监视系统, 但不能很好的挖掘出视频中的更多语义信息, 不适合较复杂事件的检测. 文献[3]提出的多种特征融合方法采集交通视频的特征数据, 特征种类和数据量的增加对视频事件的识别有所提高, 但增加的特征数据也包含许多冗余信息,

收稿日期: 2012-09-20; 修回日期: 2012-10-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(61170126)

同样会影响到识别效果,而且大量特征数据的提取还会增加时间消耗,此时特征的优化选择就显得尤为重要。

序列浮动前向选择(SFFS)、蚁群算法(ACO)、遗传算法(GA)三种搜索算法在对不同研究领域的特征数据进行优化选择时都有应用^[4]。鉴于以上研究背景,本文提出一种基于遗传算法的多特征优化方法。

2 视频事件的特征提取与融合

首先提取交通视频的关键帧后,以视频关键帧为单位提取多种特征并对特征进行融合,然后计算视频所有关键帧的特征向量的均值作为这个视频事件的特征向量^[5-6]。

2.1 颜色特征的提取

颜色是图像帧的一种重要的视觉性质,能简化目标提取和分类。颜色直方图是最常用的颜色特征描述方法,具有旋转、平移和缩放不变性。实验中采用符合人眼视觉特性的 HSV 颜色空间,将此颜色空间按 $9 \times 3 \times 3 (9H \times 3S \times 3S)$ 进行非等量量化,分为 81 个子空间。然后将图像帧分割成 4×4 的区域,根据人观察事物时注意力总是集中在中间部分、对边缘部分关注甚少或忽略,赋予各子区域不同的权值,如表 1 所示。最后统计图像中各个子空间出现的次数并进行归一化,得到 81 维的颜色特征向量。

表 1 区域权重分配表

0	1/16	1/16	0
1/16	1/8	1/8	1/16
1/16	1/8	1/8	1/16
0	1/16	1/16	0

2.2 灰度特征的提取

纹理特征是反映图像中同质现象的视觉特征,是一种不依赖颜色和亮度的物体表面共有的内在特性,刻画出图像像素灰度空间分布的规律。灰度共生矩阵 GLCM 已被理论证明并且实验显示它在纹理特征确定上是一个很好的方法,广泛应用于将灰度值转化纹理信息。GLCM 有 14 种纹理特征参数,而各特征参数之间存在交集,本文选取具有代表意义的六个参数作为图像的纹理特征:熵、平均值、标准差、一致性、三阶矩、平滑度。

2.3 R-Tchebichef 矩特征的提取

R-Tchebichef 矩属于形状特征,具有平移、缩放不变性等特点。它是一种离散正交矩,不存在如

Legendre 矩和 Zemike 矩等连续矩在处理离散的数字图像时对定义域的归一化处理产生的离散化误差,而且有快速算法。对于多项式二维求和涉及到的正余弦运算可利用 Clenshaw 迭代关系式进行化简。

2.4 多尺度 LBP 特征的提取

LBP 算子是表述局部纹理特征的描述符之一,灰度尺度的鲁棒性很好,而且具有的旋转不变性和一致模式可简化计算。多尺度 LBP 特征相比单尺度 LBP 而言,具有较好的可鉴别性及图像描述能力,能够提取到更加丰富的局部信息,鲁棒性更强,在识别率上也比单尺度 LBP 要高。实验中采用圆域上的三种不同尺度的 LBP 一致模式算子,即采样点数目 P 取 8,圆域半径 R 分别为 2、3、4,去除边缘像素点计算每个像素点的 LBP 值,得到多尺度 LBP 特征向量。

2.5 特征融合与归一化

采用前融合^[7]的特征融合方式,将四种特征向量通过串行方式组合在一起形成完整的特征向量。融合之后对特征向量空间的所有数据进行归一化,消除量纲影响,得到 122 维的交通视频事件特征向量。

3 基于遗传算法的多特征选择的优化

遗传算法是一种借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机搜索算法,可以搜索到全局最优解,应用非常广泛。结合本文的研究目的,应用遗传算法的思想寻找高维特征向量的最优子集实现降维、提高识别精度。

3.1 基于遗传算法的多特征选择的优化思想

3.1.1 编码方式

根据遗传算法,视频特征向量可以用一组二进制序列来表示,0 表示这一维特征未选中,1 表示这一维特征选中。被选中的特征组成新的特征向量用 SVM 进行反馈式训练来验证这组特征的有效性时,SVM 模型的两个参数 C 和 γ 也会随着训练不断变化。因此本文将这两个参数与特征向量一起编码,在训练过程中进行参数优化。首先将 SVM 参数转换成十位的 0-1 序列,然后与特征向量一起模拟染色体序列对这 142 维数据进行编码,如图 1 所示。

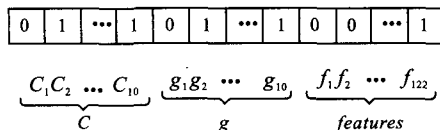


图 1 编码方式

这样编码的好处是可以同时优化特征向量与支持向量机的两个模型训练参数,简化了优化选择的过程,提高 SVM 模型的训练速度。

3.1.2 初始种群的生成方法

为了保证结果的客观性,随机产生一系列二进制字符串作为初始种群,每一个字符串作为一个染色体,由染色体上标注为 1 的基因位对应的特征值组成一个初始的特征向量空间,并被定义为最优。将这个特征向量空间作为 SVM 模型的输入数据进行训练。遗传算法的目的就是从这个初始种群开始,优胜劣汰,逐渐逼近最优特征组合。

3.1.3 适应度函数 fitness 的构造

结合 SVM 训练准确度和遗传算法选出的子特征集的维数构造适应度函数,表示某一个遗传子代具有的优劣性。适应度函数确定的目标是使所选择的特征尽量少且使用该特征训练模型并进行分类识别的准确率尽量高,故适应度函数构造如下:

$$fitness = w \times SVM_accuracy + \frac{features_num}{selected_num} \quad (1)$$

其中, $selected_num$ 为种群选择出的特征个数, $features_num$ 为特征总个数, w 是量纲平衡参数。随着遗传代数的递增,希望 SVM 训练模型具有很高的识别率而选择出的子特征集维数很低。参数 w 的设置,既使训练准确率对适应度函数的贡献值高于特征维数的缩减程度对适应度函数的贡献值,同时也保证了适应度函数加和的各部分数据不会因数量级差距过大而被忽略。依据实验 w 的值取 75 时实验结果较好。

3.1.4 群体遗传操作

遗传操作有三个,分别为选择、交叉、变异。

本文所用的选择算子是随机遍历抽样,某个染色体个体被选择的概率与适应度值成正比,适应度函数值越大,染色体越有可能被选出留到下一代。选择的个体数目与代沟 GGAP 有关:

$$NSel = \max(\lfloor Nind \times GGAP + 0.5 \rfloor, 2) \quad (2)$$

其中 $Nind$ 指种群中染色体总个数,实验中 GGAP 取 0.7, $NSel$ 是从种群中选出的个体数。

交叉算子的最大贡献在于染色体上的各基因随着遗传代数的增加趋于独立。根据这一思想,总可以找到这样一种状态:特征值的不同组合能使得在这种情况下特征向量集的识别准确率趋于收敛。本文使用单点交叉方法,在个体编码串中随机设置交叉点位置,然后以 0.7 的交叉概率交换两个个体的

部分染色体,从而使得子特征向量包含的特征值进行更新。

变异算子模仿生物在自然进化和遗传过程中基因突变这一原理,首先根据设定的种群变异概率判断是否进行变异,然后随机选择变异位,对变异的基因按位取反,以实现某一个特征值的选择与否。本文的变异概率默认为 $P_m = 0.7/Lind$,其中 $Lind$ 指种群中染色体长度。

3.2 基于遗传算法的多特征选择与优化算法的实现

算法输入:待优化的特征数据集;四个参数:个体数目 NIND、最大遗传代数 MAXGEN、已遗传代数 gen、代沟 GGAP 的初始值;SVM 模型参数 C 和 Gamma 的取值范围。

算法输出:优化得到的特征子集。

Step1 初次遗传训练:随机产生 NIND 个初始串结构数据,每个串结构数据称为一个个体, NIND 个个体构成了一个群体 Chrom。根据基因位的编码原理选出优化的特征子集进行训练,得到初始准确率 rate 并赋给最大准确率 max_rate。

Step2 开始进行遗传与优化:

Step2.1 $gen+1$, 根据上一代优化过程得到的 $selected_num$ 和 rate 更新式(1);

Step2.2 执行遗传操作:根据式(2)从父代种群中选出 $NSel$ 个优良个体并将这些个体返回到新的种群 $SelCh$ 中;以 0.7 的交叉概率交换染色体序列上两部分基因的位置,重组 $SelCh$ 中的基因个体;随机选定染色体序列上的某些基因位,依据变异概率 P_m 对这些基因位的数值进行 0-1 转换,来更新 $SelCh$;

Step2.3 由新种群编码的前 20 个二进制位转换出优化后的 C 和 gamma,更新模型并对 $SelCh$ 代表的特征子集进行训练;

Step2.4 根据训练得到的 rate 更新 max_rate 并保存 max_rate 对应的特征子集,然后根据适应度函数值选择 $SelCh$ 种群中的子代来代替父代中的个体。

Step3 判断是否满足 $gen > MAXGEN$;若是,转到 Step4;否则,转到 Step2。

Step4 算法结束,输出与 max_rate 相对应的特征子集。

4 实验结果与分析

实验机器型号为 Dell,配置为英特尔酷睿 i3 处

理器、2.53GHz 主频、2GB 内存. 实验在 windows 7 系统下的 matlab 环境中进行. 实验视频从 Internet 上下载,包含车辆冒烟、车辆起火、撞车、翻车 4 种类型,每种类型选出 12 个视频片段作为训练样本,20 个视频片段作为测试视频. 由于测试视频的数量有限,实验使用五倍交叉检验方法对视频事件进行测试,并取五次测试的平均识别率作为特征向量对事件的识别率,使得实际用于测试的视频数量达到 400 个,保证测试结果的准确性和可靠性.

4.1 融合特征对视频事件识别率的影响

分别用融合特征和四种单特征对车辆冒烟、车辆起火、撞车、翻车四类交通视频事件进行识别,它们各自的识别准确率如表 2 所示.

表 2 不同特征对四类事件的识别率

	车辆冒烟	车辆起火	撞车	翻车
颜色特征	0.70	0.95	0.66	0.45
灰度特征	0.60	0.70	0.50	0.15
R-Tchebichef	0.35	0.30	0.25	0.20
多尺度 LBP	0.70	0.50	0.75	0.65
融合特征	0.75	0.90	0.75	0.75

由表 2 的实验结果可以看出:融合特征对车辆冒烟和翻车视频事件的识别率均高于任何一种单特征对同一视频事件的识别率,分别高出了 5%和 10%;对于撞车视频事件,融合特征的事件识别率与多尺度 LBP 的识别率持平,而高于其它三类特征对事件的识别率. 虽然融合特征对车辆起火事件的识别率略低于颜色特征对这一视频事件的识别率,但它在其它三类事件的识别率上均明显高于颜色特征. 故多特征融合是提高交通视频事件识别率的必要途径.

4.2 不同特征优化算法的比较

为了剔除特征向量集中含有的冗余数据,提高特征的事件识别率,实验采用了三种优化算法对原始的 122 维特征向量进行优化筛选. 基于蚁群优化算法(ACO)的最优参数组合为:信息素蒸发系数=0.5;概率公式环境因子 $\sigma=3, \beta=1$;蚂蚁数量 $m=30$. 序列浮动前向选择(SFFS)优化算法的优化特征子集维数不是自动生成的,考虑到子集维数过低会丢失有效信息而过高又失去了优化的意义,因此选择子集维数范围从 30 到 90,以 3 为步长循环计算各维数的最优特征子集对视频事件的识别率,最后选出实验结果最好的一个子集做为最后的优化特征子集. 三种特征集优化方法得到的特征子集维数如表 3 所示.

表 3 不同优化算法得到的特征子集维数

	本文方法	SFFS	ACO
特征子集维数	56	68	72

本文方法得到的特征子集维数与其它两种方法比较是最低的,为 56 维.

分别用三种优化后的特征集和原始特征集对四类视频事件进行识别,识别的准确率如表 4 所示.

表 4 不同优化特征对四类事件的识别率

	车辆冒烟	车辆起火	撞车	翻车
优化前	0.70	0.90	0.75	0.75
SFFS	0.75	0.90	0.75	0.75
ACO	0.90	0.80	0.80	0.85
本文方法	0.90	1.00	0.95	0.75

实验结果表明,基于 SFFS 算法的优化方法得到的特征子集仅对车辆冒烟视频事件的识别率比原始特征集提高了 5%,对其它三类视频事件的识别结果均无提高,其平均识别率为 78.75%;基于 ACO 优化算法得到的特征子集除了对车辆起火视频事件的识别率不如优化前的识别率外,对另外三类视频事件的识别率均有提高,效果最好的一类视频事件是车辆冒烟,高出了 20%,其平均识别率为 83.75%;本文方法得到的特征子集除对翻车事件的识别低于 ACO 外,对其它三类事件的识别率均高于任何其它方法,其平均识别率达到 90%. 由此可见,本文提出的基于遗传算法的特征优化方法不仅能有效地减少信息冗余、最大限度地降低特征维数,而且能提高交通视频事件的识别率.

4.3 特征提取与测试的时间比较

表 5 给出了分别提取基于本文的特征优化算法得到的特征子集和优化前的原始特征集时消耗的时间和五倍交叉检测视频事件的时间消耗.

表 5 优化前后特征提取的时间与事件测试的时间

	每个视频的特征提取 平均时间/s	SVM 交叉测试 时间/s
优化前	15.0821	0.0067
优化后	8.0083	0.0036

只提取这 56 维优化特征大约需要 8 秒的时间,比提取原始特征向量节省了将近一倍的时间. 特征集维数的降低也使得测试耗费的时间由 6.7 毫秒降到了 3.6 毫秒. 因此,本文提出的基于遗传算法的特征优化方法还能提高对交通视频事件的识别速率.

5 结束语

本文提出了基于遗传算法的交通视频事件多特征选择方法. 实验表明该特征优化方法对交通视频事件的识别具有较好的效果, 不仅能够得到全局最优特征子集, 有效消除特征向量的数据冗余、降低特征维数, 从而减少特征提取的时间消耗, 加快模型训练和视频检测, 而且具有更快的识别速率和更高的识别准确性.

参考文献:

- [1] Huang C H. Video-based traffic analysis system using a hierarchical feature point grouping approach[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Robot, Vision and Signal Processing. New York: IEEE Computer Society Press, 2011:166—169.
- [2] Cui L L, Li K H, Chen J P, et al. Abnormal event detection in traffic video surveillance based on local features[C]//Proceedings of the 4th International Congress on Image and Signal Processing. New York: IEEE Computer Society Press, 2011:362—366.
- [3] 王坤峰, 李镇江, 汤淑明. 基于多特征融合的视频交通数据采集方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(3):322—

330.

- [4] 王璐, 邱桃荣, 何妞. 基于粗糙集和蚁群优化算法的特征选择方法[J]. 南京大学学报: 自然科学, 2010, 46(5):487—493.
- [5] 许珊娜, 祁云嵩. 基于遗传算法的基因微阵列数据聚类[J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(4):123—126.
- [6] 唐朝霞, 章慧, 吴海华. 基于感兴趣区域多特征加权融合的图像检索算法[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(6):205—208.
- [7] Cees Snoek, Marcel Worring, Arnold W M Smeulders. Early versus late fusion in semantic video analysis [C]//Proceedings of the 13th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM Press, 2005:399—402.

作者简介:

孙佳瑶 女, (1987—), 硕士研究生. 研究方向为多媒体技术.

詹永照 男, (1962—), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为多媒体技术与模式识别.

毛启容 女, (1975—), 博士, 副教授, 硕士生导师. 研究方向为人机交互、计算机支持的协同工作.

王敏超 女, (1991—), 硕士研究生. 研究方向为多媒体技术.