

DOI:10.11992/tis.201607021
网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.tp.20170407.1734.006.html>

维度加权模式动态纹理特征的火焰检测

严云洋^{1,2}, 陈垂雄^{1,2}, 刘以安², 高尚兵¹

(1. 淮阴工学院 计算机与软件工程学院, 江苏 淮安 223003; 2. 江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘要:对疑似火焰区域提取纹理特征时,用局部三值模式描述火焰静态纹理特征不利于区分火焰与其他纹理均匀的干扰物,用 KNN 算法(k-nearest neighbor algorithm)分类效率较低。针对这些问题,提出用三正交平面局部混合模式(three orthogonal planes local mixed pattern, LMP-TOP)描述火焰的静态纹理,再输入维度加权的支持向量机进行分类识别。LMP-TOP 是对第一维 XY 平面,采用八邻域的均匀局部二值模式(uniform local binary pattern, LBP^{u2})三正交平面局部混合模式表示火焰的静态纹理特征;对第二维 XT 和第三维 YT 平面,则采用局部三值模式(local ternary patter, LTP)融入火焰在时间维度上的变化信息,这样在得到火焰的静态特征的同时也融入了其动态特征。根据 3 个维度单独用于识别的准确率,赋予其相应的权重,用维度加权的支持向量机进行分类识别。实验结果表明,相比 Sthevanie 等算法,本文所提出的方法火焰识别率和检测效率均较高。

关键词:静态纹理;动态纹理;正交特征;加权特征;支持向量机;火焰检测;特征提取;局部二值模式
中图分类号:TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2017)04-0548-08

中文引用格式:严云洋,陈垂雄,刘以安,等. 维度加权模式动态纹理特征的火焰检测[J]. 智能系统学报, 2017, 12(4): 548-555.
英文引用格式:YAN Yunyang, CHEN Chuixiong, LIU Yi'an, et al. Fire detection based on dynamic texture features under a dimension-weighted mode[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2017, 12(4): 548-555.

Fire detection based on dynamic texture features under a dimension-weighted mode

YAN Yunyang^{1,2}, CHEN Chuixiong^{1,2}, LIU Yi'an², GAO Shangbing¹

(1. Faculty of Computer & Software Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223003, China; 2. School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract:In fire detection modeling, a local ternary pattern is generally used to extract the static and dynamic textures of the suspected flame. But it is difficult to distinguish the flame from other uniform texture interferences when a local ternary pattern is used to describe the static texture features. The efficiency is low when the KNN (k-Nearest Neighbor) algorithm is used for classification. Aimed at solving these problems, a novel method is proposed here, whereby an LMP-TOP (local mixed pattern-three orthogonal planes) method is used to depict the static and dynamic textures of a suspected flame area. A dimension-weighted support vector machine was used for the classification. Applying LMP-TOP, an eight neighborhood uniform local binary pattern (LBP^{u2}) was used to denote the static texture features of the flame on the 1st-dimension plane XY, and a local ternary pattern was used to describe the change in flame information on the 2nd-and 3rd -dimension planes, XT and YT respectively, by fusing with information in the time dimension. The static and dynamic characteristics of the flame were therefore integrated. The dimension weight was assigned according to the individual recognition accuracy. Then, a support vector machine with dimension weighting was used for classification. Experimental results show that the accuracy of flame identification and the detection efficiency are better with the proposed method than with corresponding algorithms such as Sthevanie.

Keywords: static texture; dynamic texture; orthogonal feature; weighted feature; support vector machine; flame detection; feature extraction; local binary pattern

基于视觉的火灾检测相比传统的火灾检测方

法具有反应快、适用范围广等优点,因此正成为火灾检测技术应用研究的热点,而基于视觉的火焰检测是基于视觉的火灾检测的一个重要依据。但基于视觉的火焰检测方法目前仍存在着鲁棒性差、检测效率低等问题。纹理特征是火焰图像的一种静

收稿日期:2016-07-22. 网络出版日期:2017-04-07.
基金项目:国家自然科学基金项目(61402192);江苏省“六大人才高峰”项目(2013DZXX-023);江苏省“333 工程”(BRA2013208);淮安市科技计划项目(HAG2013057,HAG2013059).
通信作者:严云洋. E-mail:areyyke@163.com.

态特征,反映的是图像或图像区域像素亮度值在空间中分布与组合的变化情况,通过纹理判别,可以有效排除与火焰相近的一些干扰物。龙铭等^[1]选取反差、灰度相关、能量和逆差矩等 4 种纹理特征统计量,描述了火焰图像分割区域的灰度纹理特征;严云洋等^[2]和卢英^[3]等用多尺度局部二值模式(local binary pattern, LBP)特征描述火焰的静态纹理,从而得到更全面的火焰特征信息。卢英等^[4]还提出了一种基于多尺度 LBP 与 GBP 纹理特征的火焰识别算法,提高大空间建筑场景中基于视频图像的火灾的识别率。张彤等^[5-7]对火焰纹理的局部二值模式进行了不同方向的研究。实际上,火焰不仅有静态时特定的纹理,也有动态时纹理的某些变化特征。比如火焰区域的某些像素灰度值在时域上会有较大的变化,特别是处于火焰边缘区域的像素。邵婧等^[8]提出了一种基于动态纹理特征分析的新型图像型火灾检测算法;赵亚琴^[9]提出一种利用旅行者行为图论的火灾火焰视频动态纹理分析与识别方法;Audrey 等^[10]则利用简单的纹理描述器去说明大约 98% 的火焰检测。可见火焰的静、动态纹理对火焰的识别都是有效的,如果在提取火焰静态纹理特征的同时,能恰当地描述火焰的动态纹理,将有助于更准确地描述火焰,从而提高火焰检测的准确率;Zhao 等^[11]对 LBP 进行了较为合理的扩展,提出了具有代表性的卷积局部二值模式(volume local binary pattern, VLBP),把时域信息融入动态纹理中。同时,为了减少计算量和使算子更容易扩展,又提出仅仅考虑 3 个正交平面上的 2 维 LBP 模式,得到了三正交平面局部二值模式(three orthogonal planes local binary pattern, LBP-TOP)。并将该方法用于人脸表情识别,取得了显著的成果。许多研究表明 LBP-TOP 在描述动态纹理方面能取得不错的效果。Xu 等^[12]将其用于拥挤场景中检测不寻常的事件;Sthevanie 等^[13]将 LBP-TOP 稍作改变用于火焰动态纹理识别,以加速火焰识别过程,并用 KNN 算法对火焰视频与非火焰视频进行分类。

本文考虑到有些火焰呈现大面积白色,表面相对平滑,如果按照 Sthevanie 等^[13]方法,将火焰 XY 平面的纹理特征用 LTP^[14]表示,在阈值的作用下静态纹理模式将过于集中,不利于与其他干扰物区别。因此本文将八邻域的 LBP^{u2}^[15]作为 XY 平面的静态纹理特征描述子,在尽可能保留火焰静态纹理模式的同时,不至于维数过多。同时, Sthevanie 等^[13]用 KNN 算法对火焰纹理的三维特征进行分类识别,考虑到 3 个维度的特征串联维数较多,用 KNN 算法效率较低,本文用维度加权的支持向量机

进行分类识别,即根据火焰纹理 3 个维度单独作用的识别率赋予相应的权重,再用支持向量机分类识别。实验结果表明,本文算法相比 Sthevanie 等^[13]的算法在火焰识别准确率和检测效率上都有较大的提高,在 Bilkent 大学火灾视频库的实验中,本文算法也表现出了较高的火焰检测率和较低的误检率。

1 基于 LMP-TOP 的火焰动态纹理提取

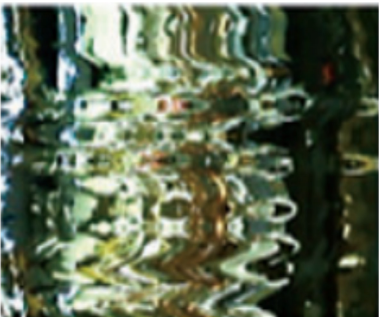
通常情况下,视频序列可以看成 XY 平面在时间轴 T 上的堆积,然而,它其实也是 XT 平面在 Y 轴上的堆积或者 YT 平面在 X 轴上的堆积。XY 平面代表了物体的表观信息,XT 平面给出了某一行随着时间变化的视觉信息,而 YT 平面则给出了某一列随着时间变化的视觉信息,如图 1 所示,左边为 400×300×250 的视频序列。Zhao 等^[11]对视频序列除边界外的所有像素分别提取 XY、XT、YT 3 个正交平面的 LBP,然后将它们连接成一个特征直方图,处理过程如图 2 所示。通过这种方法,就同时考虑了纹理在时间和空间上的信息。对于 XY、XT、YT 3 个平面的邻域采样点个数和 X、Y、T 3 个方向的半径都可以不同,它们分别被表示为 P_{XY} 、 P_{XT} 、 P_{YT} 以及 R_X 、 R_Y 、 R_T ,这样相应的动态纹理特征就被标记为 LBP-TOP _{$P_{XY}, P_{XT}, P_{YT}, R_X, R_Y, R_T$} ^[11]。



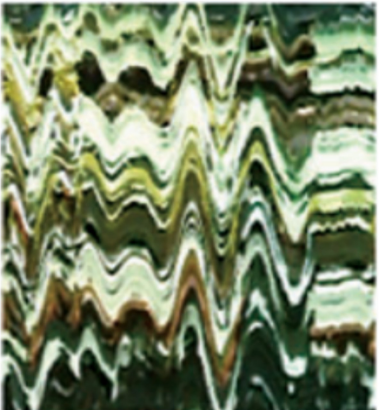
(a) 400×300×250 的视频



(b) XY 平面视觉效果

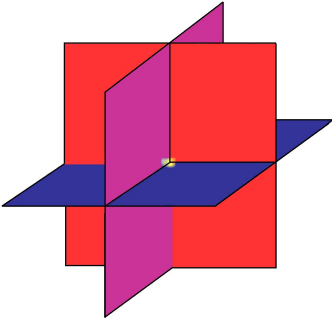


(c) XT 平面视觉效果

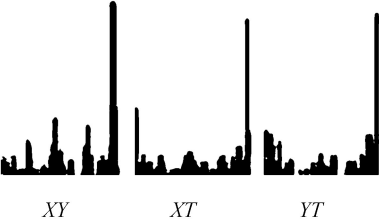


(d) YT 平面视觉效果

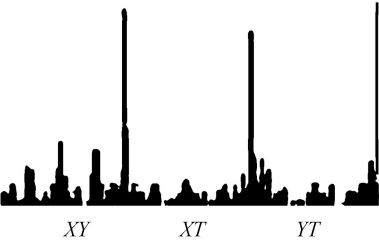
图 1 视频序列及其 3 个正交平面的视觉效果^[11]
Fig.1 Video sequences and vsual effects of 3 orthogonal planes



(a) 动态纹理中的 3 个正交平面



(b) 每个平面的 LBP 直方图



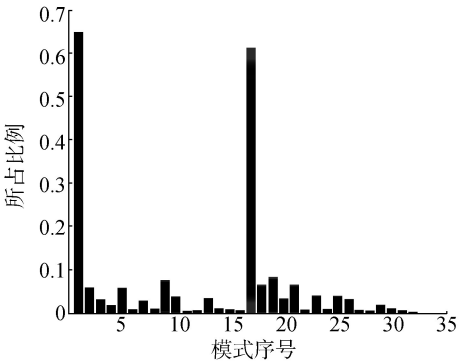
(c) 连接的特征直方图

图 2 三正交平面局部二值模式提取的过程
Fig.2 The process of extracting local binary pattern in three orthogonal planes

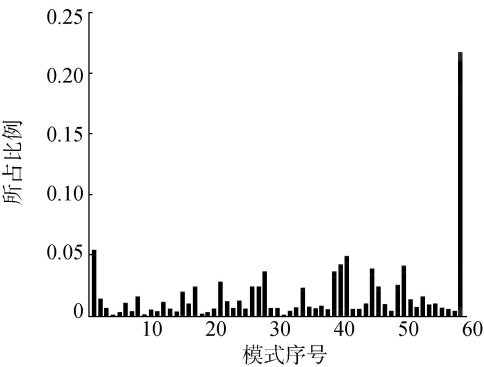
在火焰视频中, Sthevanie 等^[13] 考虑到火焰多层次的静态纹理特性,用 LTP 将火焰与常见的均匀纹理干扰物区别开来。考虑到有些火焰会呈现大面积白色,如图 3(a)所示,这时火焰表面也变得均匀,如果使用 LTP 表示火焰静态纹理特征,在阈值的作用下,特征模式将过于集中,与均匀纹理的干扰物有着一样的模式分布,不利于区分两者,为此,本文对 XY 平面采用 8 邻域的 LBP^{u2} 进行描述,如图 3(c)所示,在尽可能保留火焰静态特征的同时,不至于使特征维数过大。



(a) 火焰视频的某一帧图像



(b) 该帧图像火焰区域采用 4 邻域的 LTP 表示的直方图 (阈值为 5)



(c) 该帧图像火焰区域采用 8 邻域 LBP^{u2} 表示的静态特征直方图

图 3 有大面积白色区域的火焰示例图片及其用不同方式提取的纹理直方图

Fig.3 A sample flame with large area of white and its texture histogram extracted in different ways

对于 XT 和 YT 平面,它们反映的是火焰随着时间的变化特性,火焰的边缘会出现周期性闪烁,具

体表现为火焰边缘的像素值会出现较大的周期性变化,而一般干扰物不会。可以想象,对于某一个像素,当它(像素值)与时间轴上刚好发生闪烁的帧上的相应位置比较时,或者大于某一正阈值(T_h),或者小于某一负阈值($-T_h$)。引入阈值 T_h 的目的是为了排除由于光照等因素引起的像素值随时间的微小变化。由以上分析可知,当把时间轴 T 上的半径 R_T 取值为火焰闪烁的间隔,将得到较为明显的火焰变化特征。根据文献[16]分析,火焰的闪烁频率主要分布在 7~12 Hz 之间,而视频的采集帧率一般为 25 f/s,所以每隔两、三帧火焰闪烁一次,实验中发现每隔两帧火焰纹理有较大变化,故本文将时间轴半径 R_T 取值为 2。同时考虑到火焰在相应位置闪烁,这对应于正交的主方向,所以把 P_{XT} 、 P_{YT} 取值为 4,这对于使用 LTP 表示的特征也有利于避免维数过多,同时不至于丢失太多信息。本文把这种用 LBP 和 LTP 合作描述动态纹理三维特征的描述子叫做三正交平面局部混合模式(LMP-TOP)。

2 基于维度加权的支持向量机

因为用 LMP-TOP 描述的火焰动态纹理特征维数较多,本文选择适用于高维度空间向量的支持向量机进行分类识别。支持向量机是以统计学习理论为基础的一种二分类器,它通过训练数据集建立一个超平面,并使得两类样本以最大间隔分开,然后利用训练结果模型对测试数据集进行分类。对于小样本和多维度的数据集,支持向量机相比其他分类器具有较为明显的效果。

由于不同平面提取的火焰特征是不同的(1 个静态特征,2 个动态特征),不难想到它们对视频的分类贡献度是不同的,如果为不同平面赋予相应权重,将使核函数尽可能被贡献度大的平面特征所支配,从而提高分类准确率。为此本文为不同平面特征赋予相应的权重 w ,其计算方法如下^[11]:

首先分别计算 3 个平面的识别率,这样就得到了 3 个识别率 $X=[x_1,x_2,x_3]$;然后认为识别率越高,它的贡献度增长得也越快,比如识别率从 70% 增长到 80% 好于识别率从 50% 增长到 60%,即使它们之间都只有 10% 的差别。相比于最低的识别率,两个较高的识别率相对优势可以用式(1)计算:

$$Y = (X - \min(X) \times I) / ((100 - \min(X)) / 10)$$

(1)

式中: I 为三维的单位向量,最后,把最低的识别率权重设为 1,另外两个维度的识别率权重可以根据其与最低识别率的线性关系得到,如式(3), W 为对

应 3 个维度的权重向量。

$$Y_1 = \text{round}(Y)$$

(2)

$$Y_2 = Y \times (\max(Y_1) - 1) / \max(Y) + 1$$

(3)

$$W = \text{round}(Y_2)$$

(4)

本文的特征加权矩阵 P 可由式(5)得到

$$P = \begin{bmatrix} w_1 A_1 & & \\ & w_2 A_2 & \\ & & w_3 A_3 \end{bmatrix}$$

(5)

式中: $w_i(i=1,2,3)$ 是维度权重, $A_i(i=1,2,3)$ 是 3 个维度的单位对角矩阵, A_i 的阶数由每个维度的特征数决定。

考虑到径向基核函数的适用性,本文选择使用径向基 Gauss 核函数。特征加权径向基核函数为

$$k_p(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i^T P - x_j^T P\|^2) = \exp(-\gamma((x_i - x_j)^T P P^T (x_i - x_j)))$$

(6)

式中: γ 为核函数的宽度参数,本文使用 K 折交叉结合网格搜索算法寻找最优的 γ 。

3 实验结果与分析

本文在 CPU 为 Intel.i3,主频为 3.40 GHz,内存为 4.00 GB 的实验环境下用 MATLAB R2012b 进行测试。在参数选择上,除上文分析过的外,依据文献[13],把 R_x 、 R_y 都取值为 1,帧样本数^[13] NP 取值为 5,由于 R_T 取值为 2,所以本文实际上是对序列长度为 9 的疑似火焰区域进行 LMP-TOP 提取。

训练的过程如图 4 所示,首先依据火焰的颜色特征提取视频中某一帧的疑似火焰区域,本文的疑似火焰区域用文献[17]的方法提取,然后再以该帧为结尾帧,序列长度为 9 的连续视频片段中对疑似火焰区域进行 LMP-TOP 提取,最后把得到的特征放入特征加权的支持向量机中进行训练,得到效果最好的模型。



图 4 训练过程
Fig.4 Training process

测试过程如图 5 所示,对测试视频提取疑似火焰区域后,也提取其 LMP-TOP 描述子,最后用训练得到的模型进行识别分类。



图 5 测试过程
Fig.5 Test process

本文的实验库是从网上下载的 44 段视频,其中包括 22 段火焰视频和 22 段常见的与火焰颜色相似的干扰视频。这些火焰干扰物视频既包括始终静止的,也包括运动的,既有表面粗糙的,也有表面均匀的。本文把上述视频均分成两部分,分别用于训练与测试。即把 11 段火焰视频和 11 段非火焰视频用于训练,剩下的用于测试。

表 1 不同参数设置的识别率差别

Table1 Difference of recognition rate with different parameters							%
序号	LMP-TOP	$P_{XY}, P_{XT}, P_{YT}, R_X, R_Y, R_T$	XY	XT	YT	合成	维度加权
1	Basic	4,4,4,1,1,2	74.82	82.36	88.27	90.09	92.45[1,3,5]
2	LTP	4,4,4,1,1,2	75.36	82.36	88.27	88.27	91.27[1,3,5]
3	u_2	8,4,4,1,1,2	78.73	82.36	88.27	92.09	93.36[1,3,4]
4	Basic	8,4,4,1,1,2	74.18	82.36	88.27	92.18	92.91[1,3,5]
5	u_2	8,8,8,1,1,2	78.73	77.64	79.09	83.09	83.09[1,1,1]
6	u_2	8,4,4,1,1,2	78.73	86.18	85.55	89.54	90.09[1,4,4]

表 1 中,第 1~4 组只改变 XY 平面特征描述子,第 1 组采用 4 邻域的 LBP,第 2 组采用 4 邻域的 LTP,第 3 组采用 8 邻域的 LBP^{u2},第 4 组采用传统的 8 邻域 LBP,这 4 组 XT 和 YT 平面特征都用 4 邻域的 LTP 描述;第 5 组把 XT 平面和 YT 平面的特征用 8 邻域的 LBP^{u2}表示,其他的与第 3 组一致;1~4 组中 LTP 阈值都设置为 5,而第 6 组设置为 10,其他的与第 3 组一致。

由第 1~4 组数据可以看出当 XY 平面用 8 邻域的 LBP^{u2}描述时效果最好,这是因为用传统的 4 邻域 LBP 描述火焰静态纹理特征时将把许多信息丢失掉,而用 LTP 方法,在阈值的作用下纹理模式过于集中,不利于区分。至于传统的 8 邻域 LBP,由于其包含了许多弱相关或不相关的特征,反而不利于分类识别,且其维数也是一个大问题。由第 3 组和第 5 组数据可以看出对于 XT 和 YT 平面的动态火焰纹理特征描述,用 4 邻域的 LTP 比 8 邻域的 LBP^{u2}识别效果更好,这是因为在光照、视频质量等因素的影响下,非火焰视频某位置像素值在 LBP^{u2}中可能被认为发生了变化,而在 LTP 中,它将被视为不变,从而把火焰与非火焰区分开来。由第 3、6 组可以看出,阈值取值为 5 较为合适,因为过大的阈值将使火焰像素值的变化也检测不出来。比较第 2 组和第 4 组的识别率可以知道本文算法相比 Sthevanie 等^[13]的算法效果得到了提高。此外,从几组数据中可以看出,该特征提取分类方法在视频火焰识别中效果不错,最高可以达到 93.36%,且使用维度加权的方法比直接连接 3 个平面特征效果好

训练和测试过程均从每个视频中选择 100 个疑似火焰序列,这样用于训练和测试的样本各有 2 200 个。为了验证上文的分析,确定 3 个正交平面分别用哪种模式提取特征效果更好,以及对 LTP 中阈值的确定,本文通过改变 LMP-TOP 的参数设计了几组实验,如表 1 所示。

(最后一列中括号内为各个维度的权重),这是因为通过维度加权使核函数的计算更多地依赖于强相关的维度特征。

为了更好地对本文的算法进行评估,本文对目前火灾检测领域公认的数据库 Bilkent 大学火灾视频库 (<http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/index.html>) 的 8 段视频进行了测试,并将结果与 Sthevanie 等^[13]的算法及国内外部分文献^[18~20]进行对比,测试视频示例如图 6 所示,检测结果及与其他文献的对比数据如表 2、表 3 所示,其中 LMP-TOP 各参数的设置及使用的持向量机模型与第 3 组实验一致。



(a) 视频 1



(b) 视频 2

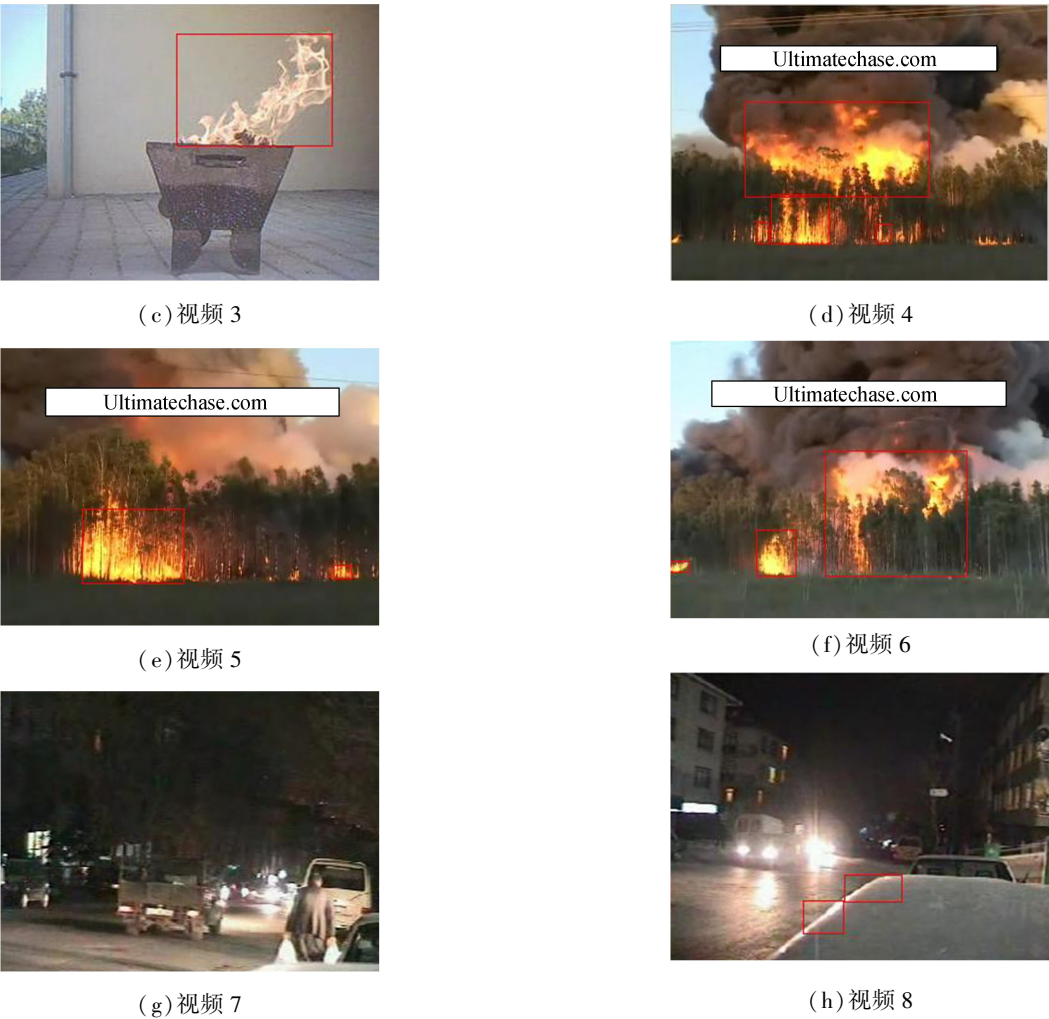


图 6 测试视频示例
Fig.6 Test video samples

表 2 火焰视频检测结果

		准确检测帧数					准确率/%				
视频	火焰	文献[18]	文献[19]	文献[20]	文献[13]	本文算法	文献[18]	文献[19]	文献[20]	文献[13]	本文算法
序列	总帧数										
1	386	225	350	357	352	362	58.3	90.7	92.5	91.2	93.8
2	616	505	575	385	446	458	82.0	93.3	62.5	61.4	74.4
3	424	318	417	377	328	343	75.0	98.4	88.9	77.4	80.9
4	230	215	220	227	226	230	93.5	65.7	98.7	98.3	100.0
5	185	178	180	179	172	180	96.2	97.3	96.8	93.0	97.3
6	204	195	196	197	180	199	95.6	96.1	96.6	96.6	97.5

表 3 非火焰视频检测结果

		误检帧数					误检率/%				
视频	非火焰	文献[18]	文献[19]	文献[20]	文献[13]	本文算法	文献[18]	文献[19]	文献[20]	文献[13]	本文算法
序列	总帧数										
7	145	82	112	25	44	38	56.5	77.2	17.2	30.3	26.2
8	147	77	122	8	29	25	52.4	83.0	5.4	19.7	17.0

从表 2 和表 3 可以看出文献[18]对于森林火焰有较高的准确率,对于其他类型的火焰,尤其是当非火焰干扰时准确率大幅度降低,这是因为它只用森林的火焰样本进行统计分析,所以在其他场景的适用性较低,而因为检测步骤过于简单,对火焰的一些主要特征缺少分析,所以对车灯这种具有类似火焰颜色的运动物体误检率高。文献[19]采用双差法并结合 HSI 空间中的 3 个颜色公式检测运动目标,虽然基于多阈值判定的双差法在火焰视频中检测结果较好,但也容易误检类似火焰颜色的运动物体,所以对于车灯的干扰误检率极高。文献[20]利用视觉显著性来检测火焰,当火焰与背景相似时,火焰的显著性将减弱,所以漏检率上升,如视频 2、3。但由于文献中融合和火焰颜色、纹理、闪频等特征,所以检测效果不错。文献[13]也即 Sthevanie 等的算法对于火焰 3 个维度的纹理特征都统一使用局部三值模式,并用 KNN 算法进行分类,由于火焰静态纹理特征在三值模式的阈值作用下可能过于集中,这将不利于火焰与其他纹理均匀的干扰物的区分,本文用 LBP^{w2}来提取火焰的静态纹理特征,在有效保留火焰纹理信息的同时,不至于维数过高。同时,本文根据 3 个维度纹理特征单独作用于火焰识别的准确率赋予 3 个维度相应的权重,用维度加权的支持向量机进行分类识别,有效地使核函数的计算更多地依赖于强相关的维度特征,从而使本文算法的检测准确率相比 Sthevanie 等的算法有了较大提高。

本文算法在火焰位置相对固定的情况下(如视频 1、4、5、6),检测效果较好,但是在风大火焰摇摆不定的场景下(如视频 2、3),火焰的检测率下降,这是因为本文动态纹理提取方法是以某一帧的疑似火焰区域进行定位,整个特征向量是在以该区域为底面积,序列长度为高的体积内进行计算的,如果帧间火焰位置漂移太多,统计的其他几帧静态特征和动态特征大部分将不再是火焰区域的,而是背景区域的,从而造成误判。对于非火焰的车灯(视频 7、8),本文算法虽然相比文献[18]和文献[19]有大幅提升,但相比文献[20]还是有点不足,这是因为本文仅用到了火焰的颜色和静态纹理特征,所以对某些非火焰的判断依据不够充分。

在检测时间方面,本文是在 9 帧连续视频序列里提取动态纹理进行分类识别的,对于分辨率为 320×240 的视频,如果直接使用训练好的支持向量机模型,这个时间平均为 1.17 s,即从火焰开始燃烧到发现火焰的时间为 1.17 s,它比 Sthevanie 等^[13]用

KNN 算法的时间(2.51 s)提高了一倍多,从这里可以看出在维数较多时支持向量机相对于 KNN 算法的优势。

4 结束语

针对 Sthevanie 等对疑似火焰区域提取静态纹理时,用局部三值模式描述火焰静态纹理特征不利于把火焰与其他纹理均匀的干扰物区别开来,使用 KNN 算法分类效率较低的问题,本文用均匀局部二值模式代替局部三值模式来提取火焰的静态纹理特征,在有效保留火焰静态纹理特征的同时,不至于维数较高。同时用维度加权的支持向量机代替 KNN 算法进行视频火焰纹理的分类,实验结果表明本文算法在检测准确率和检测效率上均有较大提高,且用维度加权的方法相比直接连接三维特征效果更好,在 Bilkent 大学火灾视频库的实验中,本文算法也表现出了较高的火焰检测率和较低的误检率。但对于夜晚车灯等干扰物,极易对火焰检测造成干扰,本文的检测效果并非那么理想。所以今后将致力于融入火焰的其他特征,进一步提高算法的鲁棒性。

参考文献:

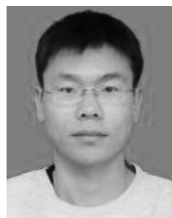
- [1] 龙铭,胡爱闽,江熹.大空间火灾火焰图像分割区域的静态特征描述与提取[J]. 机械设计与制造, 2013(4): 211-213.
LONG Ming, HU Aimin, JIANG Xi. Static visual features description and extraction of flame image segmented region of large space fire[J]. Machinery design and manufacture, 2013(4): 211-213.
- [2] 严云洋,唐岩岩,刘以安.使用多尺度 LBP 特征和 SVM 的火焰识别算法[J]. 山东大学学报:工学版, 2012, 42(5): 47-52
YAN Yunyang, TANG Yanyan, LIU Yian. Flame detection based on LBP features with multi-scales and SVM[J]. Journal of shandong university: engineering science, 2012, 42(5): 47-52.
- [3] 卢英,王慧琴,秦立科.高大空间建筑火灾精确定位方法[J]. 吉林大学学报:工学版, 2016, 46(6): 2067-2073.
LU Ying, WANG Huiqin, QIN Like. Precise positioning method of fire in large space buildings[J]. Journal of Jilin university: engineering science, 2016, 46(6): 2067-2073.
- [4] 卢英,王慧琴,柴茜等.基于多尺度 LBP 与 GBP 特征的火焰识别[J]. 计算机科学, 2015, 42(10): 316-320.
LU Ying, WANG Huiqin, CHAI Xi, et al. Recognition based on multi-scale LBP and GBP features[J]. Computer science, 2015, 42(10): 316-320.
- [5] 张彤,王倩,范九伦,等.基于时空局部二值模式的火灾

- 视频识别[J]. 西安邮电大学学报, 2015, 20(3): 76-80.
- ZHANG Tong, WANG Qian, FAN Jiulun, et al. Fire video recognition based on spatio temporal local binary pattern [J]. Journal of Xi'an university of posts and telecommunications, 2015, 20(3): 76-80.
- [6] 张霞, 黄继风. 结合 LBP 直方图和 SVM 的视频火焰检测[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(8): 216-220.
- ZHANG Xia, HUANG Jifeng. Video fire detection based on LBP histogram and SVM [J]. Computer applications and software, 2016, 33(8): 216-220.
- [7] 万瑞军, 李小康, 沈继忱. 基于完整局部二值和阈值优化的火焰边缘检测[J]. 计算机与数字工程, 2015, 43(11): 2040-2043.
- WAN Ruijun, LI Xiaokang, SHEN Jichen. Flame edge detection based on complete local binary pattern and threshold optimization [J]. Computer and digital engineering, 2015, 43(11): 2040-2043.
- [8] 邵婧, 王冠香, 郭蔚. 基于视频动态纹理的火灾检测[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(6): 647-653.
- SHAO Jing, WANG Guanxiang, GUO Wei. Fire detection based on video dynamic texture [J]. Journal of image and graphics, 2013, 18(6): 647-653.
- [9] 赵亚琴. 利用旅行者图的火焰视频动态纹理分析与识别[J]. 计算机工程与设计, 2015, 35(10): 2769-2774.
- ZHAO Yaqin. Dynamic texture analysis and recognition of fire video using traveler graph [J]. Computer engineering and design, 2015, 35(10): 2769-2774.
- [10] AUDREY C, TABY P, BRECKON. A non-temporal texture driven approach to real-time fire detection [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2011: 1741-1744.
- [11] ZHAO G, PIETIKAINEN M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2007, 29(6): 915-928.
- [12] XU J, DENMAN S, FOOKES C, et al. Unusual event detection in crowded scenes using bag of lbps in spatio-temporal patches [C]//Proceedings of 2011 International Conference on Digital Image Computing Techniques and Applications. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2011: 549-554.
- [13] STHEVANIE F, NUGROHO H, YULianto FA. Visual-based fire detection using local binary pattern-three orthogonal planes [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computational Intelligence and Cybernetics 2013. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2013: 155-159.
- [14] TAN X, TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. Berlin, German: Springer Berlin Heidelberg, 2007: 168-182.
- [15] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [16] 安惠伟, 袁宏永, 屈玉贵. 数据采集在火焰闪烁频率的测量研究及分析中的应用 [J]. 火灾科学, 2000, 9(2): 43-47.
- AN Huanwei, YUAN Hongyong, QU Yugui. Data collection on the research of fire flash frequency [J]. Fire safety science, 2000, 9(2): 43-47.
- [17] CHEN T H, WU P H, CHIOU Y C. An early fire-detection method based on image processing [C]//Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Image Processing. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2004: 1707-1710.
- [18] CELIK T, DEMIREL H. Fire detection in video sequences using a generic color model [J]. Fire safety journal, 2009, 44(2): 147-158.
- [19] CHEN T H, WU P H, CHIOU Y C. An early fire-detection method based on image processing [C]//Proceedings of 2004 International Conference on Image Processing. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2004: 1707-1710.
- [20] 杜静, 严云洋, 高尚兵, 等. 时空视觉选择性注意机制的视频火焰检测 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(3): 479-485.
- DU Jing, YAN Yunyang, GAO Shangbing, et al. Video flame detection [J]. Journal of computer-aided design and computer graphics, 2014, 26(3): 479-485.

作者简介:



严云洋, 男, 1967 年生, 教授、博士、CCF 会员, 江苏省计算机学会常务理事及人工智能专委会副主任委员, 主要研究方向为数字图像处理、模式识别, 发表学术论文 100 余篇, 其中被 SCI、EI 检索 50 余篇。



陈垂雄, 男, 1988 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理、模式识别。



刘以安, 男, 1963 年生, 博士、教授, 主要研究方向为模式识别、数据融合。