

文章编号:1001-9081(2015)05-1483-05

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2015.05.1483

基于 Codebook 的视频火焰识别算法

邵良杉, 郭雅婵*

(辽宁工程技术大学 软件学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

(* 通信作者电子邮箱 947177904@qq.com)

摘要:为了提高视频火焰识别的准确度,提出了一种基于 Codebook 的火焰识别方法,创新地在 YUV 空间使用 Codebook 背景模型检测火焰区域,定期更新背景,综合火焰的动静态多特征进行火焰识别。首先,提取视频中的每一帧图像,利用原始图像中 R、G、B 三个分量间存在的线性关系作为颜色模型,初步提取火焰颜色区域;然后,为了利用 YUV 颜色空间的有利特性,将颜色空间从 RGB 转化到 YUV, 使用 Codebook 背景模型进行背景学习、背景差分,提取出具有火焰颜色的动态前景;最后,利用火焰面积变化率、区域重叠率、质心位移这 3 个特征来训练反向传播(BP)神经网络,通过训练好的神经网络判断视频图像是否存在火焰。选取相机位置以及方向固定的视频进行实验,所提算法在复杂的视频场景中的识别准确度达到 96% 以上。实验结果表明,所提算法有效提高识别的准确度,同时降低多种干扰物场景的误判率。

关键词:视频; 火焰; YUV 颜色空间; Codebook 背景模型; 反向传播神经网络

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:**A

Flame recognition algorithm based on Codebook in video

SHAO Liangshan, GUO Yachan*

(School of Software, Liaoning Technical University, Huludao Liaoning 125105, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of flame recognition in video, a flame recognition algorithm based on Codebook was proposed. The algorithm which combined with static and dynamic features of flame was innovatively applied with YUV color space in Codebook background model to detect flame region, and update the background regularly. Firstly, the algorithm extracted frames from video, and used the liner relation between R, G, B component as the color model to get the flame color candidate area. Second, because of the advantage of the YUV color space, the images were transformed from RGB format to YUV format, a flame color dynamic prospect was extracted with background learning and background subtraction by using Codebook background model. At last, Back Propagation (BP) neural network was trained with the features vectors such as flame area change rate, flame area overlap rate and flame centroid displacement. Flame was judged by using the trained BP neural network in video. The recognition accuracy of the proposed algorithm in the complex video scene was above 96% in fixed camera position and direction videos. The experimental results show that compared with three state-of-art detection algorithms, the proposed algorithm has higher accuracy and lower misrecognition rate.

Key words: video; flame; YUV color space; Codebook background model; Back Propagation (BP) neural network

0 引言

火灾检测是人类利用不断进步的科技与火灾抗衡的有效手段之一,在保护人类生命财产中起到重要作用,因此备受人们关注。传统的火灾检测技术,使用最多的是接触式探测器,目前仍大量运用在写字楼、宾馆、公寓、教学楼等房间式建筑。通过火灾的物理特征,诸如释放 CO 和 CO₂、温度、固体颗粒等来探测火灾^[1-2],但是这些方法都要求探测器与火焰保持在一定距离内。在火焰初期,烟雾浓度低、火势小、温度低,这些方法都难以检测出火焰。许多场景,比如森林、露天体育场、轮船甲板等开阔环境,传统检测技术几乎失效。不仅如此,多种类型的探测器还容易受到环境影响产生误报。

随着图像传感器、摄像机,以及视频处理的技术的不断发展,应运而生的视频火焰检测技术以其明显的优势吸引了人

们的目光。Cappellini 等^[3]提出使用摄像机的彩色图像序列识别火焰。Healey 等^[4]和 Foo^[5]给出的识别方法是基于固定位置的高速摄像机,在运动可疑区域使用颜色判别,但是这一方法计算复杂,难以应用在实时检测系统。Noda 等^[6]提出适宜隧道环境的火灾检测技术,使用当时隧道内已安装的黑白相机采集数据,利用灰度直方图检测火焰。Yamagishi 等^[7-8]创新地对 HSV 颜色空间进行处理,减弱了光照强弱、探测距离等方面对检测系统带来的影响,并依据火焰区域存在色度和饱和度的连续变化作为分割图像依据。根据火焰的频闪特性,使用傅里叶变换提取火焰轮廓。Phillips 等^[9]采用人工分割的火焰模板图像作为训练集,应用高斯平滑生成火焰色彩直方图,根据直方图设置适当的阈值生成色彩的布尔检测函数,再依据火焰在时间上的脉动特性进行最终判决。Celik 等^[10]用大量手工分割的火焰区域进行颜色统计,发现火焰

收稿日期:2014-12-17;修回日期:2015-01-21。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(71371091)。

作者简介:邵良杉(1961-),男,辽宁凌源人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向:数据挖掘、图像处理; 郭雅婵(1988-),女,福建漳州人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、计算机视觉。

R、G、B 三个颜色分量的分布规律,得出火焰的颜色模型,以此提取火焰颜色区域,然后在 RGB 颜色空间使用高斯背景建模提取火焰前景,但是识别的准确度受限于其使用的背景差分方法。Li 等^[11]认为火焰的运动不同于其他动态干扰物,火焰以较高频率表现出向上、向下、向左、向右四个方向的运动特性。使用光流法计算像素的方向特性,提取方向特征训练支持向量机(Support Vector Machine, SVM),用训练好的支持向量机(SVM)判断是否是火焰图像。但是光流法计算开销大且抗干扰能力差。

本文提出的识别算法,在 YUV 空间中使用 Codebook 高级背景建模方法分割视频图像,提取火焰前景。联合 RGB 空间火焰的颜色特征、火焰区域重叠率、面积变化、质心移动特征识别火焰。本文提出的识别方法适用于相机位置固定且方向固定所得到的视频,实验结果证明本文的算法具有较高的识别精度和较低的误判率。

1 色度分析

在模式识别的方法中,颜色能提供鲁棒性很高的信息,不受旋转方向、缩放大小的影响。火焰颜色通常带有区别于其他干扰物的明显特征。火焰颜色随温度而变化,焰心温度最高,外焰温度最低,颜色从白色、黄色到红色由内到外渐变。RGB 是摄像头最常用的图像格式,并且 RGB 颜色模型计算复杂度最低,所以选择在 RGB 中进行颜色识别。

Celik^[10]认为火焰区域像素值在 R、G、B 三个通道中表现出一定的规律和相关性:红色分量作为火焰区域的主要成分,其像素值通常大于整个画面的红色分量均值,同时大于等于 G 通道像素值,而 G 通道像素值通常大于 B 通道像素值。将光照造成的影响考虑进去,认为 R、G、B 三个通道像素值的比值能够表示亮度和色度,从而有效提取火焰颜色可疑区域。但是许多火焰像素并不能满足设定的比例阈值,因而造成提取失败。Chen 等^[12]的颜色模型中饱和度阈值 S_i 范围在 55~65,红色分量阈值 R_t 设定在 115~135,当红色分量值不断变大,越接近 255,饱和度就越接近 0。本文将采用类似的模型,但是 R_t 不自行设定阈值,而是使用当前画面的红色分量均值。设定规则如下:

$$\text{Rule1: } R > R_t \quad (1)$$

$$\text{Rule2: } R \geq G, G > B \quad (2)$$

$$\text{Rule3: } S \geq (255 - R) \times S_i / R_t \quad (3)$$

当 3 个条件同时成立时,认为是火焰像素,否则置为零,即非火焰像素。按照这一模型,逐个处理像素:

$$f(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{Rule1,2,3 同时满足} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

图 1 展示 4 张火焰测试图片以及应用火焰颜色模型检测得到的二值图像。

2 火焰前景

火焰是处于不断运动的燃烧产物,火焰运动轨迹扑朔迷离,和其他火焰近似颜色干扰物表现出极大的不同。本章将通过基于 YUV 颜色空间的 Codebook 高级背景建模,识别视频中具有火焰颜色的动态区域。

2.1 切换 YUV 颜色空间

本文将输入的 RGB 信号转化到 YUV 颜色空间进行背景建模。 Y 分量表示亮度信息, U 和 V 是构成彩色的两个分量,

分别用来表示色度以及色彩饱和度。Codebook 的圆柱体模型假设背景像素值在圆柱体内均匀分布且背景亮度值变化方向指向坐标原点。传统 Codebook 模型使用 RGB 颜色空间,但是观察发现背景像素在 RGB 空间下的分布并不是 Codebook 模型假设的均匀分布,而是呈现中间宽两头尖的多维高斯分布,并且 R 、 G 、 B 三个分量相互依赖,而在 YUV 空间分布的恰恰符合 Codebook 模型假设。YUV 空间的轴是亮度分量 Y ,同时 Y 和 U 、 V 分量分离,受光照影响程度较低,可以对三个变量分别进行运算和处理,并且在 YUV 空间色彩分布更加集中。根据经验来看,视频场景中大多数的背景变化是沿着亮度轴,而不是沿着颜色轴。因此,进行空间转化能利用 YUV 的这些优势,得到比在 RGB 空间更好的效果。



(a) 火焰图片 (b) 二值图片

图 1 颜色模型初步识别火焰区域

YUV 颜色空间与 RGB 颜色空间之间转换按如下计算公式进行(RGB 取值范围均为 0~255):

$$\begin{cases} Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ U = -0.147R - 0.289G + 0.436B \\ V = 0.615R - 0.515G - 0.100B \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} R = Y + 1.14V \\ G = Y - 0.39U - 0.58V \\ B = Y + 2.03U \end{cases} \quad (6)$$

2.2 背景学习

视频图像中,坐标 (x,y) 位置处的像素值 $f(x,y)$ 可以看成在时间轴上的一个序列 $\{A_1, A_2, \dots, A_i\}$, A_i 包含了 YUV 三通道的分量, $A_i = (Y_i, U_i, V_i)$, 其中 i 表示时间。Codebook 模型就是根据这样的采样构造出来,为每个像素的值序列创建一个 Codebook 模型,每个 Codebook 中含有 k 个 Codeword, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ 。每个码字内都包含一个 6 元组:

$$c_e = \{learnHigh[CHANNELS], learnLow[CHANNELS], max[CHANNELS], min[CHANNELS], t_last_update, stale\}$$

其中 max 和 min 表示 Codeword box 的上边界位置和下边界位置。学习阈值范围 $RangTh$ 表示如下:

$$RangTh = \{f(x,y) | min - learnLow \leq f(x,y) \leq max + learnHigh\}$$

$f(x, y) \in RangTh$ 时, 像素值能被 box 覆盖, 同时拉大 box 的上界和下界之间的距离; $f(x, y) \notin RangTh$ 时, 产生新的码字, 用新的 box 覆盖当前值; t_last_update 表示上次更新时间; $stale$ 表示 Codebook 没有数据进入的最长时间, 用来删除太久没有更新的码元条目。

为每一像素都建立初始化的码本, 使用几秒或几分钟时间内的 N 帧图像训练基本的背景模型。使用这些图像依次更新每一像素的 Codebook, 以捕捉背景中相关变化的像素。`update_codebook` 主要步骤如下:

累计调用码书的次数, 遍历码元, 对于每个通道, 当前值 $f_i(x, y)$ 在学习范围内, 则该通道值和码元匹配。如果 Y、U、V 通道都匹配, 那么码元的最后更新时间设置为当前调用时间, 更新码元最大值最小值: 如果 $f_i(x, y)$ 大于最大值, 将 $f_i(x, y)$ 设置为码元最大值; 如果 $f_i(x, y)$ 小于最小值, 将 $f_i(x, y)$ 设置为码元最小值, 拉伸 Codeword box 的范围。遍历码元之后, 像素值仍没有完成匹配, 那么就为它创建一个新的码元。用该像素值作码元的最大值、最小值, 同时用当前值加上边界值, 作上界, 当前值减去边界值作下界, 这个界限作为该码元的学习阈值, 最后更新时间设置为当前调用更新算法的时间。

在加入新码元后, 遍历码元, 计算码元不更新时间。如果当前码元 $stale$ 小于码本更新时间和上次更新时间之差, 那么将这个差值赋值给 $stale$ 。`update_codebook` 算法的核心过程如图 2 所示。

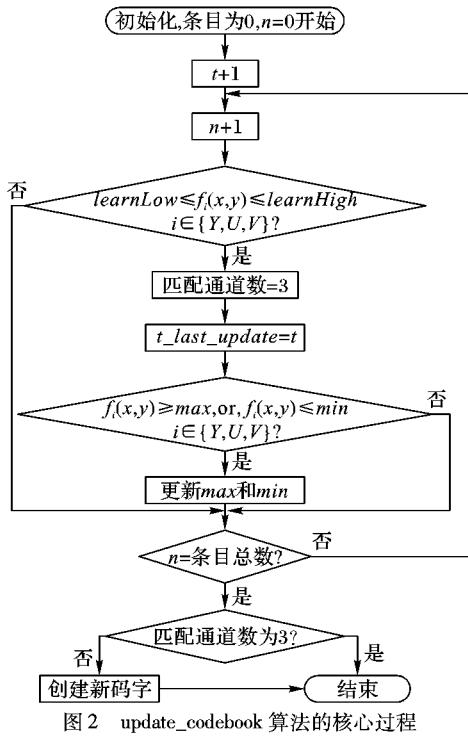


图 2 `update_codebook` 算法的核心过程

更新程序的最后是调整每个通道的码元学习范围, 如果学习阈值不能包含当前值加上边界值作的上界, 和当前值减去边界值作的下界, 那么就需要扩大学习范围, 以 1 为单位缓慢调整。

在学习一段时间之后, 必须要清除一些陈旧不更新的码书条目。判断一个码书条目是否删除的依据是: 将更新程序调用时间的 $1/2$ 作为陈旧时间的阈值, 遍历其中的码元, 如果码元的陈旧时间大于阈值, 将其删除; 否则保留, 并统计剩下的码元个数。监控视频时间长度极大, 需要定时删除陈旧条

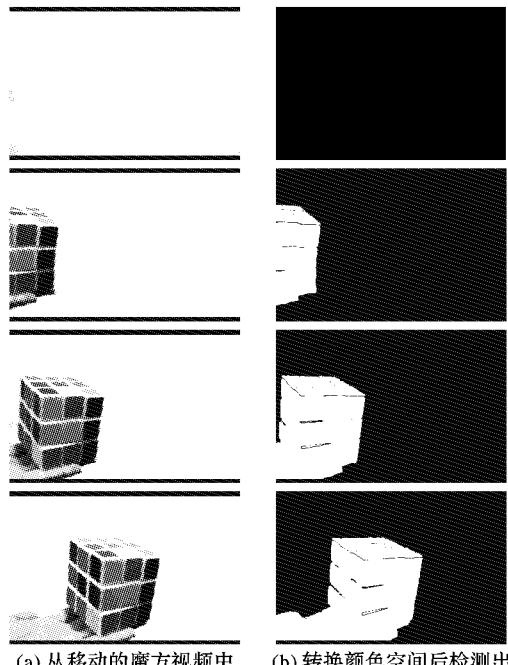
目, 保证背景模型的实时有效。

2.3 背景差分: 寻找前景目标

训练完基本的背景模型之后, 开始对之后的视频帧做背景差分。遍历像素, 如果当前通道满足以下关系:

$$\begin{cases} \min[i] - \minMod[i] \leq f_i(x, y) \\ \max[i] - \maxMod[i] \geq f_i(x, y) \end{cases} \quad (7)$$

其中 i 表示当前通道, $\min[n]$ 和 $\max[n]$ 是经过训练的码元最小值和最大值, $\minMod[n], \maxMod[n]$ 是预先设定的模型偏移量, 认为当前通道匹配。当匹配通道数正好等于通道总数, 认为找到一个匹配码元。如果像素值在一个已训练的码元 box 内, 认为这个像素位置为前景目标, 设置为白色; 反之认为是背景, 设置成黑色。图 3 展示了从 RGB 空间转换到 YUV 后使用 Codebook 背景模型检测魔方运动的结果, 检测效果令人满意。



(a) 从移动的魔方视频中提取出来的4帧图像
(b) 转换颜色空间后检测出对应帧图像的运动区域

图 3 移动的魔方

3 参数提取

通过颜色和运动提取得到的二值图像, 仍然可能掺杂很多拥有火焰近似颜色的动态干扰物, 比如来去的车灯、飘扬的旗帜、风中摇曳的满树枫叶、红黄衣服的路人、穿着鲜艳舞衣跳广场舞的大妈们等。通过观察发现火焰区域有着复杂多变的时空特征, 提取这些特征, 可以进一步区别火焰和非火焰。

3.1 区域重叠率

从火焰图像序列观察到, 每一帧火焰虽然都有各自的轮廓、形状、大小, 但是它们一般在固定位置闪烁跳动, 不会偏离中心很远的距离, 相隔多帧后仍然后面积的重叠部分。将提取的二值图像序列表示为: $\{F_1, F_2, \dots, F_n\}$ 。假设区域重叠率为 ζ , 计算相隔 20 帧的重叠率, 计算方法如式(8)所示:

$$\zeta = \frac{\sum_{(x,y) \in F} F_k(x, y) \cap F_{k+20}(x, y)}{\sum_{(x,y) \in F} F_k(x, y)} \quad (8)$$

3.2 面积变化率

在整个火焰燃烧过程, 面积始终处在变化中, 并且不同于

车灯、行人等干扰物,其变化呈现振荡特性。分辨率 $M \times N$ 的二值图像中,前景对象的面积 A_k 计算公式以及面积变化率 s 的计算公式如下:

$$A_k = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y) \quad (9)$$

$$s = (|A_k - A_{k-1}|) / A_k; k = 2, 3, \dots, n \quad (10)$$

3.3 质心位移

火焰的位置一般相对固定,随着火势变大,火焰蔓延,受风力、周围可燃物的分布、易燃性等的影响,移动方向具有不确定性,但也不同于其他干扰物跳动性、均匀性、持续性的特点。提取二值图像中疑似火焰区域的质心位移作为又一判定依据。质心 X 轴和 Y 轴坐标的计算方法如式(11)所示。依据式(12)计算质心在两个坐标轴分量的位移。

$$\left\{ \begin{array}{l} CX_k = \frac{M_{10}}{M_{00}} = \frac{\sum_{(x,y) \in F_k} xf(x,y)}{\sum_{(x,y) \in F_k} f(x,y)} \\ CY_k = \frac{M_{01}}{M_{00}} = \frac{\sum_{(x,y) \in F_k} yf(x,y)}{\sum_{(x,y) \in F_k} f(x,y)} \end{array} \right. \quad (11)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \nabla CX_k = CX_k - CX_{k-1} \\ \nabla CY_k = CY_k - CY_{k-1} \end{array} \right. \quad (12)$$

其中: (CX_k, CY_k) 表示质心位置坐标, $(\nabla CX_k, \nabla CY_k)$ 表示第 k 帧图像与前一帧图像的质心变化位移。

3.4 BP 人工神经网络决策系统

OpenCV 的机器语言模块提供了强大的人工神经网络设计、训练、预测函数,实现多层感应器功能。它提供三个标准函数激活神经元以及两种网络训练算法,激活函数包括 Identity、Sigmoid 以及 Gaussian,选用默认的 Sigmoid 函数:

$$f(\chi) = \beta * \frac{(1 - e^{-\alpha x})}{(1 + e^{-\alpha x})} \quad (13)$$

选用反向传播(Back Propagation, BP)算法训练神经网络,权重梯度强度 bp_dw_scale 和动量强度 bp_dw_scale 都设置为0.1。BP 神经网络即误差反向传播算法,理论上层数的增加可以提高判决的精度,但是超过4层的网络容易因为局部最小值而导致发散,所以选用3层网络结构。在完成了颜色和动态前景的判决后,将处理后的图像的帧间区域重叠率、面积变化率、质心位移作为特征描绘子输入网络,共需要3个节点,同时将输入特征作归一化处理。隐含层节点数依据经验公式确定:

$$\text{隐含层节点数} = \text{输入层节点数} \times 2 + 1 \quad (14)$$

输出层设置一个节点,将网络输出作归一化处理。当输出值在 $[0.5, 1]$,认为有火焰存在;当输出值在 $[0, 0.5]$,认为没有火焰存在。

4 实验结果

通过实验评估提出火焰检测算法的性能,实验在 Microsoft Visual Studio 2012 平台上实现,利用加载的 OpenCV2.4.9 函数库进行操作。实验环境为:Intel Core i3, CPU 2.30 GHz, RAM 4.00 GB。

首先,从网络视频库下载约 50 个火灾视频,50 个无火灾干扰视频,任取其中 44 个火焰视频和 46 个无火焰视频,作为

正反训练集,训练 BP 神经网络。为了减少不必要的计算开销,将视频转码标准化成 AVI 格式,分辨率为 640×480 。剩下的 10 个不同场景的视频片段作为测试集,其中 6 个为火焰场景,4 个为复杂的干扰场景。算法使用视频的前 30 帧做背景学习,背景学习时间最长需要 22 s,算法处理速度大约为 15 帧/s。

图 4 展示了 6 个火灾场景,这 6 个场景的火焰区域由红色矩形框标记。图 5 中,身着红色服装的舞者、下沉的落日、飘扬的红旗、夜间移动的车灯这些运动的带有火焰颜色的强干扰物体在经过 BP 神经网络多特征判决后被判为非火焰图像。



图 4 含火焰的视频场景(火焰区域被红色矩形标记)



图 5 不含火焰的视频场景

用以上场景测试提出的火焰识别算法的准确率,并和基于方向特性的火焰识别^[11](算法 1)、使用火焰颜色统计模型的识别^[10](算法 2)、基于几何独立分量分析(Geometrical Independent Component Analysis, GICA)和目标跟踪的火焰识别^[15](算法 3)比较。用 FT(Fire True)表示图像内有火焰,且被正确识别出来; NT(No Fire But True)表示有火焰但识别结果认为没有火焰存在; FF(Fire Fault)表示图像内没有火焰存在,只有干扰物,但是被误认为是火焰。由于测试视频都剪辑成火焰集中时段,视频长度较短,实验中统一使用视频的前

30帧进行背景学习。表1显示了测试视频总帧数和含有火焰的帧数,表2对比了4种算法的识别详情。视频1、2由于距离火焰较近,摄像清晰,所有算法都表现出较高的准确度。视频3、6是夜间场景,光照条件较差,算法1和算法2识别效果都较差,而本文算法识别准确率仍令人满意。算法1和算法2对于飘扬的红旗和夜间移动的车灯这两个场景都存在较多误判。算法3也无法很有效地摆脱舞者绸缎的干扰。而本文算法能较有效地排除这些干扰,平均准确率在96%左右。测试结果表明,本文算法在不同场景下都具有满意的准确性。

表2 不同场景测试各算法的检测火焰帧数

视频序号	算法1				算法2				算法3				本文算法				
	FT	NT	FF	准确率/%	FT	NT	FF	准确率/%	FT	NT	FF	准确率/%	FT	NT	FF	准确率/%	学习完准确率/%
1	284	16	—	94.67	253	47	—	84.33	284	16	—	94.67	265	35	—	88.33	98.15
2	296	123	—	70.64	308	111	—	73.51	286	133	—	68.26	373	46	—	89.02	95.89
3	207	89	—	69.93	231	65	—	78.04	246	50	—	83.11	257	39	—	86.82	96.62
4	341	24	—	93.42	315	50	—	86.30	342	23	—	93.70	328	37	—	89.86	97.91
5	249	21	—	92.22	241	29	—	89.26	246	24	—	91.11	226	44	—	83.70	94.17
6	189	76	—	71.32	206	59	—	77.74	247	18	—	93.21	228	37	—	86.04	97.02
7	—	—	19	93.83	—	—	46	85.06	—	—	123	60.06	—	—	2	99.35	99.35
8	—	—	0	100.00	—	—	6	98.81	—	—	5	99.01	—	—	0	100.00	100.00
9	—	—	136	68.45	—	—	146	66.13	—	—	66	84.69	—	—	6	98.61	98.61
10	—	—	86	60.73	—	—	103	52.97	—	—	29	86.76	—	—	0	100.00	100.00

和鲁棒性。

表1 测试场景帧数表

视频序号	总帧数	火焰帧数	视频序号	总帧数	火焰帧数
1	300	300	6	265	265
2	419	419	7	308	0
3	296	296	8	506	0
4	365	365	9	431	0
5	270	270	10	219	0

5 结语

本文使用基于Codebook背景建模的方法进行火焰识别,同时融合火焰本身的多种特征,从实验结果看,提出的算法在复杂的视频场景中都能有较高的识别精度和抗干扰性。但不能忽略的是,目前广泛应用的摄像机有相机方向固定和自动旋转两种类型,并且有较强的红外夜视功能。为了适应当前摄像机特点,火焰识别算法还应作两方面的改进:1)改进背景建模方法,使其能够不受相机位固定和相机方向固定的约束;2)研究红外夜景成像中火焰的特征,区别于正常光照条件进行识别。

参考文献:

- CHENG X, WANG R, ZHANG W, et al. The principle and method of fire detection (one)[J]. China Safety Science Journal, 1999, 9(1): 24–29. (程晓舫, 王瑞芳, 张维农, 等. 火灾探测的原理和方法(上)[J]. 中国安全科学报, 1999, 9(1): 24–29.)
- CHENG X, WANG R, ZHANG W, et al. The principle and method of fire detection (two)[J]. China Safety Science Journal, 1999, 9(2): 1–5. (程晓舫, 王瑞芳, 张维农, 等. 火灾探测的原理和方法(下)[J]. 中国安全科学报, 1999, 9(2): 1–5.)
- CAPPELLINI V, MATTII L, MECOCI A. An intelligent system for automatic fire detection in forests[C]// Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Image Processing and its Applications. Piscataway: IEEE, 1989: 351–364.
- HEALEY G, SLATER D, LIN T, et al. A system for real-time fire detection[C]// Proceedings of the 1993 IEEE Computer Society Conference. Piscataway: IEEE, 1993: 15–17.
- FOO S Y. A rule-based machine vision system for fire detection in aircraft dry bays and engine compartment[J]. Knowledge-Based Systems, 1995, 9(8): 531–541.
- NODA S, UEDA K. Fire detection in tunnels using an image processing method[C]// Proceedings of the 1994 Vehicle Navigation and Information Systems Conference. Piscataway: IEEE, 1994: 57–62.
- YAMAGISHI H, YAMAGUCHI J. Fire flame detection algorithm using a color camera[C]// Proceedings of the 1999 International Symposium on Microelectronics and Human Science. Piscataway: IEEE, 1999: 255–259.
- YAMAGISHI H, YAMAGUCHI J. A contour fluctuation data processing method for fire flame detection using a color camera[C]// Proceedings of the 26th Annual Conference on IECON of the Industrial Electronics Society. Piscataway: IEEE, 2000: 824–829.
- PHILLIPS W, SHAN M, DA VITORIA LOBO N. Flame recognition in video[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(1/2/3): 319–327.
- CELIK T, DEMIREL H, OZKARAMANLI H. Fire detection using statistical color model in video sequences[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2007, 18(2): 176–185.
- LI T, YE M, PANG F, et al. An efficient fire detection method based on orientation feature[J]. International Journal of Control, Automation, and Systems, 2013, 11(5): 1038–1045.
- CHEN T, KAO C, CHANG S. An intelligent real-time fire-detection method based on video processing[C]// Proceedings of the IEEE 37th Annual International Carnahan Conference on Security Technology. Piscataway: IEEE, 2003: 104–111.
- DENG X, BU J, YANG Z, et al. A block-based background model for video surveillance[C]// Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2008: 1013–1016.
- CELIK T, MA K K. Computer vision based fire detection in color images[C]// Proceedings of the 2003 IEEE Conference on Soft Computing in Industrial Applications. Piscataway: IEEE, 2003: 258–263.
- RONG J, ZHOU D, YAO W, et al. Fire flame detection based on GICA and target tracking[J]. Optics and Laser Technology, 2013, 47: 283–291.