

采用机器学习的火焰前景提取算法

王博¹, 张为¹, 刘艳艳², 王鑫³

(1. 天津大学电子信息工程学院, 300072, 天津; 2. 南开大学电子信息与光学工程学院, 300072, 天津;
3. 公安部天津消防研究所火灾物证鉴定中心, 300381, 天津)

摘要: 针对现有火焰前景提取算法提取前景不完整、轮廓失真严重、对复杂环境适应性差等问题, 提出一种采用机器学习的火焰前景提取算法。该算法结合使用监督学习方法和无监督学习方法, 训练了两级专用的分类器用于确定疑似目标区域; 根据 Real AdaBoost 分类器的输出结果计算聚类算法的初始中心, 并使用计算出的聚类中心对目标区域进行聚类分割, 以得到最终的前景区域。实验结果表明: 该算法对强光环境、夜间环境、静态或动态干扰环境等复杂场景均具有较好的适应性, 得到的前景提取误差率在 2%~28% 之间, 低于现有其他算法, 且帧运算耗时小于 50 ms, 能够很好地完成多种场景下的火焰前景提取工作, 为图像型火灾检测系统中后续的特征提取与识别奠定了基础。

关键词: 火灾检测; 前景提取; 机器学习; 聚类算法

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)08-0026-07

An Extraction Algorithm of Fire Foreground Using Machine Learning Methods

WANG Bo¹, ZHANG Wei¹, LIU Yanyan², WANG Xin³

(1. School of Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 2. College of Electronic Information and Optical Engineering, Nankai University, Tianjin 300072, China; 3. Fire Material Evidence Identification Center, Tianjin Fire Research Institute of MPS, Tianjin 300381, China)

Abstract: A novel extraction algorithm of fire foreground is proposed to solve the problems of incomplete foreground extraction, serious contour distortion and poor adaptability to complex environment in existing extraction algorithms. The algorithm combines supervised and unsupervised machine learning methods, and determine candidate fire regions by training a dedicated two-level classifier. An improved k -means algorithm is then adopted to segment the candidate regions, and initial cluster centers are calculated from the output of the Real AdaBoost classifier. Eventually, the clustered segmentation result is taken as the extractive foreground. Experimental results show that the proposed algorithm has good adaptability to various complex scenes, such as strong light environment, night lighting environment, and the environments with static or dynamic interference. The error rates of fire foreground extraction obtained by using the proposed algorithm range from 2% to 28%, that is, lower than those of other existing algorithms. Moreover, the processing time of each frame is shorter than 50 ms. The proposed algorithm can fulfill the fire foreground extraction task under various scenes and facilitate the

succeeding feature extraction and recognition in image-type fire detection systems.

Keywords: fire detection; foreground extraction; machine learning; clustering algorithm

火灾是日常生活中的主要灾害之一,具有破坏性强、成因复杂等特点,因此早期火灾检测与报警显得尤为重要。目前,广泛应用的火灾报警设备主要借助传感器对现场环境中的气体、温度、烟雾、光线等进行监测,这导致现有火灾报警设备存在响应速度慢、易受周围环境影响等缺点。对比现有的火灾报警器,图像型火灾检测系统在报警速度、检测范围、可视化等方面具有突出的优势,且该系统利用了现有的监控设备,布置方便,成本较低,这些使其成为目前火灾检测技术的重要研究方向之一。

正确提取火焰前景是图像型火灾检测系统的首要任务,一方面它将直接影响后续的特征提取与识别,另一方面快速准确的火焰前景提取算法可以压缩数据量来提升整个系统的性能。Ko等提出使用单高斯色彩模型和帧差法来提取火焰疑似区域,再根据火焰部分相对于周围背景往往亮度较高这一事实,对非火物体进行滤除^[1]。该方法虽然加入了非火物体抑制环节,但由于前面环节的泛化能力不足,导致其适用性不强。Chen等首先改进了混合高斯背景模型(Gaussian mixture model, GMM)中的参数更新策略,降低了计算量,然后基于改进的GMM算法,提取图像中运动区域,再从中滤除非火颜色像素点与非闪烁像素点,最终得到火焰前景^[2]。但是该方法提取到的火焰前景内部存在空洞,并且对非火像素点减除时使用了启发式条件,鲁棒性较差。Truong等采用GMM算法提取运动区域,再使用模糊C均值聚类(FCM)算法进行分割^[3]。但是该算法也无法避免前景内部产生的空洞,仅依靠形态学方法加以改善,由于提取到的运动区域团块可能较大,FCM算法需要处理的情况复杂,分割效果不理想,同时系统整体计算复杂度过高,难以满足实时性要求。Wong等提出一种基于Rayleigh分布分析的多阈值Otsu法,能在一定程度上减除火焰部分周围的光晕^[4],但该方法只适用于背景简单的情况,如果火焰附近存在其他类火干扰物,将不能正确提取前景。Zhang等首先利用视觉注意力机制提取图像中的感兴趣区域,然后使用色彩模型对像素点进行筛选^[5],但是该方法会提取出大量无火疑似区域,过度依赖后续分类器的分类性能,算法可靠性不高。

机器学习的方法已被大量应用于图像型火灾检测系统中,例如:Ko和Truong等使用了支持向量

机^[1,3];Kolesov和Xie等采用了神经网络^[6-7];Kong等借助了Logistic回归^[8];Toreyin等运用了隐马尔科夫模型^[9]。但是,在这些图像型火灾检测系统中,只有火焰的最终判定和识别部分采用了机器学习方法,尚未出现在前景提取部分应用机器学习的范例。

实际中,火灾事故场景种类繁多,光照等外界干扰的问题必须加以考虑。针对现有算法的不足,本文提出一种采用机器学习的火焰前景提取算法,首先使用监督学习算法,设计并训练了两级分类器对疑似火焰区域进行粗略提取,再使用非监督学习聚类算法对火焰区域进行精细分割,以适应不同环境、不同采集设备下视频图像中火焰形态色彩多变的情况,实现了一种具有准确性、鲁棒性和实时性的算法。在非监督学习过程中,使用前级分类器的输出结果解决了初始聚类中心的选择问题。实验结果表明,本文算法能够很好地完成多种场景下的火焰前景提取工作。

1 算法概述

监督学习的思想是通过对已有样本集的训练,抽象出从输入到输出的映射关系,其中输出的正确值已被指定。无监督学习中输出的正确值未知,其目标是对输入数据进行学习,发现其中的规律来寻找输入空间中存在的某种结构。针对场景多变、图像采集设备性能优劣、可燃物性质各异等实际情况,本文算法使用了监督学习方法与无监督学习方法相结合,基于现有视频数据,训练专用分类器对火焰像素点进行筛选,再通过聚类方法对目标区域中存在的疑似前景进行分割以达到提取完整火焰前景的目的。

本文算法主要由初级疑似区域提取、次级疑似区域提取和目标区域聚类分割3部分组成。算法首先需要对视频图像进行缩放以降低算法的计算量;然后,使用训练好的决策树模型对输入视频图像中的类火颜色像素点进行筛选,得到初级疑似区域;接着,借助Real AdaBoost分类器^[10]根据运动和纹理特征对初级疑似区域中的像素点进行分类,得到次级疑似区域;最后,通过次级疑似区域得到原始视频图像中的目标区域,并对该图像块进行聚类分割,聚类中心根据Real AdaBoost的投票结果计算,最终完成火焰前景提取。

2 算法具体设计

本文算法的工作主要集中在 3 个方面:①基于自建的火焰视频数据集采集了大量样本,建立了火焰像素点数据集(下文称自建样本集),其中包含正样本 25 234 个,负样本 35 536 个,共 60 770 个,并随机选取了 80% 构成训练样本集,其余 20% 作为测试样本集;②为了提高算法实时性,采用了两级分类器来提取疑似火焰区域,后级分类器在前级分类器得到的掩码上进行操作,火焰在燃烧过程中表现出静态特征和动态特征两个方面,静态特征主要指颜色、亮度等,动态特征主要指闪烁现象和形体上的变化等^[11],故两个专用的分类器分别用于筛选颜色类火像素点与运动纹理类火像素点;③提出了一种确定初始聚类中心的方法,将 Real AdaBoost 分类器得到的投票结果与 K 均值算法结合起来,在一定程度上加快了聚类算法收敛速度。

2.1 初级疑似区域提取

色彩信息作为火焰图像最显著的静态特质之一,被广泛应用在各种图像型火灾检测算法中^[12],本文算法的第 1 个关键步骤就是类火颜色像素点的筛选。自建样本集中每个样本点的信息包含该点的 RGB 值,即红、绿、蓝 3 个颜色通道值,使用 RGB 色彩空间的原因是主流可见光相机都含有检测 RGB 格式视频的传感器,且 RGB 空间存在与之关联的光谱信息^[13]。

火焰图像有如下特点:由于相机传感器种类繁多,颜色和光平衡算法各异,致使同一场景下的火焰图像可能显示出不同的颜色^[14];燃烧物的性质和场景中的光照条件也会导致火焰图像颜色失真;火焰本身具有半透明性,火焰图像的颜色还会受到背景物体的干扰,以上特点也是导致大多数现有火焰前景提取方法鲁棒性差的原因。

初级疑似区域的提取需要对整幅图像进行遍历运算,故首先应考虑分类器的速度,要在保证速度的情况下,使尽可能多的火焰前景像素点通过该分类器,同时容许有部分非火焰前景像素点通过,第 2 级分类器可滤除这些被错误提取的点。在处理非线性分类问题上, K 最近邻、SVM、神经网络等模型均比决策树模型^[6,15-16]慢,同时决策树模型保证分类精度,可以得到较高的召回率,因此本文选用其作为第一级分类器。决策树是一种层次模型,主要思想是将复杂的判别函数分解成一系列简单决策,故其具有良好的可解释性,可以转换成一组容易理解的 if-

then 规则,因此它的计算开销低,最坏情况下的时间复杂度是 $O(w)$, w 是树的最大深度,能够很好地满足实时性要求。

本文选用二叉树形式的分类回归树 CART 算法^[17]训练决策树模型,利用二分递归将数据空间不断划分为不同子集。在递归建树过程中可能存在过拟合问题,通过主动去除一些分支(剪枝处理)来降低模型过拟合的风险。

为了得到较好的分类性能,通过调整决策树的最小叶节点大小生成了一系列模型,并在测试样本集上对各模型的误差率进行评估,确定当 CART 树的最小叶节点大小为 13 时,分类效果最好,此时误差率为 9.27%。

2.2 次级疑似区域提取

在对火焰色彩信息进行初步筛选以后,本文算法结合图像运动信息和纹理信息对像素点进行一次更精细的筛选。运动信息使用帧差法提取,许多论文中对帧间差值进行了二值化处理,其中阈值的选择人为地引入了噪声,基于此原因,本文采用了归一化帧间差绝对值。考虑到帧率较高的情况下(大于 20 帧/s),相邻帧间运动信息较弱,故在构建本样本集时采用了相隔 N 帧的帧差值,两帧相隔较远时,随机性较强,可能会丢失火焰信息。经过测试,取 $N=5$ 时得到的分类器准确率最高,故本文使用该值进行实验。差值图像对应坐标 (i, j) 的像素值为

$$x_{\text{diff}}(i, j) = \frac{|C_{\text{gray}}(i, j) - P_{\text{gray}}(i, j)|}{255} \quad (1)$$

式中: C_{gray} 和 P_{gray} 分别表示当前帧灰度图像与 N 帧前灰度图像对应坐标 (i, j) 的像素值。

纹理信息使用局部二值模式(local binary pattern, LBP)^[18]算子提取,LBP 是一个简单有效的纹理运算符,对诸如光照变化等造成的灰度变化具有鲁棒性,本文算法使用的 LBP 算子为

$$x_{\text{LBP}}(i_n, j_n) = \frac{\sum_{k=0}^7 2^k \text{sgn}(I_k - I_n)}{255} \quad (2)$$

式中: (i_n, j_n) 表示该中心像素点对应 LBP 图像上的坐标位置; I_n 表示该中心像素点亮度; I_k 表示该中心像素点对应的 8 邻域像素点亮度。

结合上一节中提取的色彩信息,共同构成一个 5 维样本向量 $[r, g, b, x_{\text{diff}}, x_{\text{LBP}}]$,用于训练第 2 级分类器。

AdaBoost 算法是针对同一个训练集训练多个弱分类器、再将这些弱分类器结合构成一个强分类

器的过程^[19]。尽管其分类速度比单个决策树模型慢,但仍优于 SVM 等,且次级疑似区域的提取是在初级疑似区域的掩码上进行的,需计算的像素点数量相对较少,故此处选用该算法训练第 2 级分类器。

Real AdaBoost 是 AdaBoost 算法的一种扩展,其每个弱分类器输出的是样本属于某一类的概率,是一个实数值,因此可以得到更精细的分类效果,还可以通过调整阈值 T 提升分类性能。

$$C(x) = \operatorname{sgn}\left[\sum_{m=1}^M (k_m(x) - b)\right] = \operatorname{sgn}\left[\sum_{m=1}^M k_m(x) - T\right] \quad (3)$$

式中: $C(x)$ 表示输出的判决结果; M 表示弱分类器数; $k_m(x)$ 表示各个弱分类器输出的置信度; b 和 T 表示判决阈值。

出于对计算效率和分类性能的考虑,每个弱分类器的深度设置为 2,弱分类器数设置为 150。为了选取一个理想的判决阈值,在自建样本集上进行了一系列测试,绘制出的真正类率(true positive rate, TPR)曲线和真负类率(true negative rate, TNR)曲线如图 1 所示。考虑到前景提取环节应保证尽可能多的正样本通过此环节,且在此基础上保证对负样本有较高的分类准确性,因此选定 Real AdaBoost 分类器的判决阈值为 0.2。此时,真正类率为 95.2%,真负类率为 82.2%。

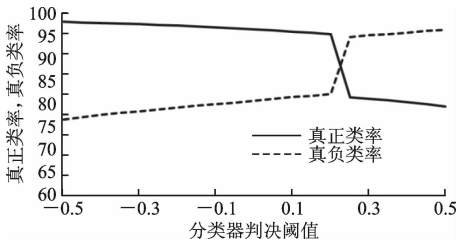


图 1 判决阈值选择对真正类率和真负类率的影响

2.3 目标区域聚类分割

由于外部因素的影响,实际火焰图像可能会出现色彩失真、边界模糊等问题,因此单纯依靠监督学习方法提取到的火焰前景内部连通性较差,且较难提取到完整的前景图像。通过对类火像素点进行筛选,已经可以确定一个疑似含有火焰的目标区域,根据这个疑似目标区域,可在原始视频图像中截取到相应的图像块。无监督学习中的聚类算法已被广泛应用于各种图像分割算法中,可以借助其对图像块进行分割,从而得到疑似火焰前景。

K 均值算法是一种广泛应用的聚类算法,其优

点是速度快、易实现,缺点是它是一个局部搜索过程,聚类结果高度依赖初始聚类中心,同时 K 均值算法的实施必须确定聚类数。为了取得理想的前景分割效果,本文算法对传统 K 均值算法进行了改进,确定了一个合理的聚类数,并借助上述分类器的输出结果解决了初始聚类中心的选择问题。

图 2 给出了各区域之间的包含关系,可以看出,本文算法将压缩图像分为 3 个部分:①较大概率为火焰前景的部分,对应次级疑似区域;②可能属于火焰前景的像素点或背景中与火焰较为相似的像素点,对应初级疑似区域中除去次级疑似区域的部分;③与火焰差别较大的部分,即较稳定的背景点,对应压缩图像中除去初级疑似区域的部分。根据次级疑似区域得到的疑似目标区域中,同样含有上述 3 种类型像素点,由此得出结论:聚类数应至少为 3。

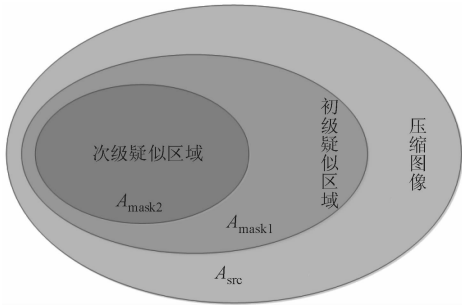
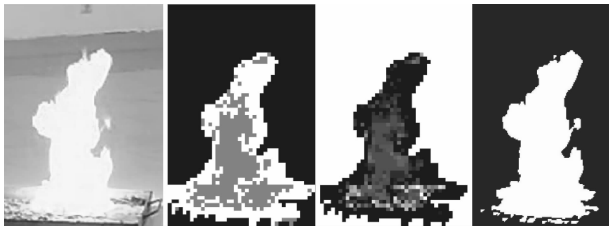


图 2 各区域的包含关系

目标区域是根据两级分类器的筛选结果确定的。由于分类准确率较高,截取的图像块大小仅略大于实际火焰前景,故在一定程度上可以忽略图像块中存在多于 3 种情况的可能性。综上所述,最终确定改进 K 均值算法实施的聚类数为 3。

根据各级分类器的输出结果可以确定目标区域中像素点的所属类别,生成一张标记图 M ,Real AdaBoost 分类器的输出结果记录在另一张标记图 V 中,聚类分割过程如图 3 所示,可以看出,由于火焰边缘抖动较明显,次级疑似区域主要集中在火焰边缘部分,具体计算公式如下



(a) 目标区域 (b) 标记图 M (c) 标记图 V (d) 前景掩码

图 3 聚类分割的过程

$$M(i, j) = \begin{cases} 0, & (i, j) \in A_{\text{src}} \setminus A_{\text{mask1}} \\ 128, & (i, j) \in A_{\text{mask1}} \setminus A_{\text{mask2}} \\ 255, & (i, j) \in A_{\text{mask2}} \end{cases} \quad (4)$$

$$V(i, j) = \begin{cases} \min(Y_A), & (i, j) \in A_{\text{src}} \setminus A_{\text{mask1}} \\ y_A, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: A_{src} 、 A_{mask1} 、 A_{mask2} 分别表示图 2 中对应区域; y_A 表示分类器输出的投票结果; Y_A 表示所有投票结果的集合。如图 3c 所示, 颜色越深表示投票结果越高, 反之则越低。图 3 中火焰底部存在部分投票结果较低的点, 这是由于托盘反光的影响导致火焰底部部分轮廓信息缺失。由于与火焰轮廓相似性较差, 同时被照亮的托盘边缘也得到了较低的投票结果。

聚类中心的确定需要以下步骤:

步骤 1 遍历标记图 V (图 3c), 找出其中最大值, 即最大概率属于火焰图像的像素点, 提取该点对应的 RGB 3 个通道值, 作为第一个聚类中心;

步骤 2 结合标记图 M 与标记图 V , 找出仅通过第 1 级分类器的像素点中第 2 级分类器输出投票结果的中位数, 提取该值对应的像素点的 RGB 通道值, 作为第 2 个聚类中心;

步骤 3 结合标记图 M 和标记图 V , 对未通过第一级分类器的像素点进行统计, 求出其对应 RGB 3 个通道值的算术平均值, 作为第 3 个聚类中心。

为了实现火焰前景图像的精细分割, 并确保提取到的火焰前景大小与原始图像中的火焰部分大小一致, 本文算法将疑似目标区域通过缩放关系映射到原始图像中, 然后从原始图像中截取相应图像块作为聚类分割的目标。另外, 选择各像素点的 RGB 3 个通道值作为聚类属性, 具体实施步骤如下。

步骤 1 根据疑似目标区域获得待分割图像。

步骤 2 聚类数设置为 3, 初始聚类中心由前述方法确定。

步骤 3 将待分割图像中各像素点指派到距离最近的簇中心, 形成 3 个簇, 距离计算公式为

$$d = [(r_n - r_c)^2 + (g_n - g_c)^2 + (b_n - b_c)^2]^{1/2} \quad (6)$$

式中: r_n 、 g_n 、 b_n 分别表示该像素点对应的 RGB 3 个通道值; r_c 、 g_c 、 b_c 表示当前簇中心的各通道值。

步骤 4 重新计算各簇的中心, 计算方法如下

$$c_i^* = [\bar{r}_i, \bar{g}_i, \bar{b}_i], \quad 1 \leq i \leq 3 \quad (7)$$

式中: $\bar{r}_i$ 、 $\bar{g}_i$ 、 $\bar{b}_i$ 分别表示各类对应通道的平均值; c_i^* 表示新的簇中心向量。

步骤 5 重复步骤 3 和步骤 4, 直至相邻两次迭代各

簇中心变化量的 $L2$ 范数均小于阈值 δ , 此处 δ 设置为 2.5。

步骤 6 从聚类结果中选择中心离第 1 个初始聚类中心距离最近的一簇作为最终分割结果, 即火焰前景。原始图像目标区域和本文算法提取到的火焰前景如图 3a 和图 3d 所示。

本文提出的改进 K 均值算法具有较快的收敛速度, 一般经过 3~5 次迭代即可达到收敛条件, 且聚类分割效果良好。

3 实验结果与分析

本文算法实现和测试所使用计算机配置为 Intel Core i5-4590@3.30 GHz, 6 GB 内存。算法以标准 C++ 结合 OpenCV 计算机视觉库实现。

3.1 实验采用数据集

为了构建训练分类器所需的样本集 (自建样本集) 和测试本文算法性能, 需要建立一个火焰视频数据集。本文所采用的视频数据集共含有 20 个视频片段, 包含了日间、夜间、无干扰、静态类火颜色物体干扰与人员干扰等多种情况, 其中 5 段用于建立样本集、训练和测试分类器, 其余 15 段用于测试算法提取效果。由于现在并未出现广泛认可的标准数据集作为评判标准, 所以本文采用的视频数据集部分来自于 Ko 公开的视频片段^[20], 另外一部分来自于作者进行的模拟实验。Ko 公开的视频文件分辨率均为 320×240 , 为了适应现在不断提高的视频分辨率, 同时也为了验证本文算法的实时性, 提供了两种不同分辨率的视频文件, 分别为 704×576 和 $1\,920 \times 1\,080$, 本文所有实验均采用该数据集完成。

3.2 前景提取效果对比

为了比较和评价算法的提取效果, 本文算法与 Chen、Truong、Ko、Kong 等提出的算法^[2-3, 20-21]进行了对比。为了验证本文算法的有效性和鲁棒性, 本文选取 5 段环境特点各不相同的视频进行了测试。如图 4 所示, 每组图像第 1 列为原始图像, 矩形标注出的为本文算法提取到的疑似目标区域; 第 2 列为疑似目标区域截图; 第 3 列为最终提取到的前景图像掩码。

图 4a 和图 4b 的视频来自于网络, 如图 4 所示, 日间视频的前景提取情况良好, 但夜间视频由于录制环境光照强度低, 地面反光强烈且运动信息丰富, 导致提取的前景包含了部分反光地面。对于此情况, 只需增加一步轮廓提取并进行简单筛选即可得到真实的火焰部分。图 4c~图 4e 来自模拟实验,

图 4c 场景含有明亮的窗户,图 4d 场景含有类火颜色干扰物,图 4e 场景存在人员干扰。可以看出,本文算法均正确提取出火焰前景,且提取出的前景内部连通性强,轮廓信息丰富,同时并未出现明显的大小失真和轮廓失真,性能优于其他算法。



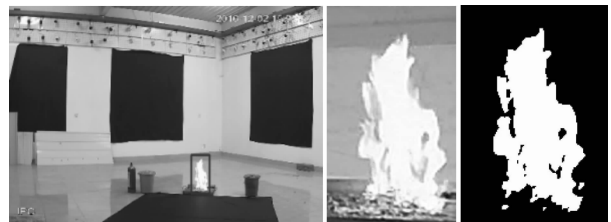
(a) 日间室外场景提取效果



(b) 夜间室外场景提取效果



(c) 日间室内场景提取效果



(d) 静态干扰物场景提取效果



(e) 人员干扰场景提取效果

图 4 本文算法提取火焰前景效果

此外,为了客观评价本文算法的性能,采用了 Li 提出的指标,该指标定义为待评价前景图像与参

考前景图像的非重叠像素数量占参考前景面积的比值^[22]。实验中,对图 4 所示的 5 张图像中的前景按照相同的标准进行了人工标注,得到参考前景掩码。然后,分别使用其他算法及本文算法进行提取,得到相应前景掩码;最后,计算相应比值,本文称之为前景提取误差率。实验结果见表 1,可以看出,本文算法均取得了较低的前景提取误差率。

表 1 不同场景下的前景提取误差率

场景	前景提取误差率				
	本文算法	Chen	Truong	Ko	Kong
日间室外	0.036	0.112	0.135	0.332	0.407
夜间室外	0.274	0.431	0.450	0.585	0.629
日间室内	0.065	0.153	0.147	0.355	0.320
静态干扰	0.079	0.180	0.227	0.404	0.456
人员干扰	0.048	0.119	0.120	0.285	0.393

3.3 运行时间分析

为了测试本文算法的实时性,对视频数据集中的 15 段测试视频进行了实验,表 2 中列出了各视频文件前景提取耗时。样本编号 1~5 的视频文件的分辨率为 320×240;编号 6~10 的视频文件的分辨率为 704×576;编号 11~15 的视频文件的分辨率为 1 920×1 080。

表 2 算法实时性测试

样本编号	平均帧 耗时/ms	最大帧 耗时/ms	最小帧 耗时/ms
1	21.69	25	18
2	20.30	24	18
3	18.80	21	17
4	22.56	24	18
5	20.93	25	17
6	24.99	31	23
7	25.94	31	23
8	26.26	34	23
9	25.91	28	23
10	25.49	29	23
11	31.60	36	30
12	24.73	27	23
13	30.89	35	29
14	35.91	41	34
15	36.27	41	35

由于本文算法加入了对原始输入图像的缩放操作,故决策树分类器筛选过程耗时不受原始视频分

分辨率影响, Real AdaBoost 分类器处理耗时会受到前级分类器输出结果的影响, 但影响较小。算法耗时主要取决于聚类分割过程, 这与实际火焰图像大小有关。从表 2 可以看出, 随着视频分辨率的提升, 平均帧耗时呈增长趋势, 但最大帧耗时均小于 50 ms, 完全可以达到实时处理的要求。

4 结 论

在图像型火灾检测方法中, 正确的火焰前景提取是后续进行特征提取和判别的关键。本文提出一种新的火焰前景提取方法, 实验结果表明, 该算法鲁棒性强、实时性高, 且提取到的前景连通性强, 轮廓信息丰富, 准确率高于其他现有算法。本文算法在多种光照条件和存在不同干扰的情况下, 均能正确提取火焰前景, 有着重要的实用价值。

参考文献:

- [1] KO B C, CHEONG K H, NAM J Y. Fire detection based on vision sensor and support vector machines [J]. *Fire Safety Journal*, 2009, 44(3): 322-329.
 - [2] CHEN Juan, HE Yaping, WANG Jian. Multi-feature fusion based fast video flame detection [J]. *Building & Environment*, 2010, 45(5): 1113-1122.
 - [3] TRUONG T X, KIM J M. Fire flame detection in video sequences using multi-stage pattern recognition techniques [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25(7): 1365-1372.
 - [4] WONG A K K, FONG N K. Experimental study of video fire detection and its applications [J]. *Procedia Engineering*, 2014, 71: 316-327.
 - [5] ZHANG Haijun, ZHANG Nan, XIAO Nanfeng. Fire detection and identification method based on visual attention mechanism [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, 126(24): 5011-5018.
 - [6] KOLESOV I, KARASEV P, TANNENBAUM A, et al. Fire and smoke detection in video with optimal mass transport based optical flow and neural networks [C]//*Proceedings of the 2010 17th IEEE International Conference on Image Processing*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 761-764.
 - [7] 谢迪, 童若锋, 唐敏, 等. 具有高区分度的视频火焰检测方法 [J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2012, 46(4): 698-704.
- XIE Di, TONG Ruofeng, Tang Min, et al. Distinguishable method for video fire detection [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2012,

- 46(4): 698-704.
- [8] KONG S G, JIN D, LI S, et al. Fast fire flame detection in surveillance video using logistic regression and temporal smoothing [J]. *Fire Safety Journal*, 2016, 79: 37-43.
 - [9] TOREYIN B U, DEDEOGLU Y, CETIN A E. Flame detection in video using hidden Markov models [C]//*Proceedings of the 2005 International Conference on Image Processing*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 1230-1233.
 - [10] SCHAPIRE R E, SINGER Y. Improved boosting algorithms using confidence-rated predictions [J]. *Machine Learning*, 1999, 37(3): 297-336.
 - [11] 张进华, 李婷, 王孙安, 等. 可变视场下的火灾探测算法 [J]. *西安交通大学学报*, 2012, 46(10): 29-35.
 - ZHANG Jinhua, LI Ting, WANG Sun'an, et al. An early detection algorithm for small flame based on vision system with variant field of view [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2012, 46(10): 29-35.
 - [12] 耿庆田, 于繁华, 赵宏伟, 等. 基于颜色特征的火焰检测新算法 [J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2014, 44(6): 1787-1792.
 - GENG Qingtian, YU Fanhua, ZHAO Hongwei, et al. New algorithm of flame detection based on color features [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2014, 44(6): 1787-1792.
 - [13] CETIN A E, DIMITROPOULOS K, GOUVERNEUR B, et al. Video fire detection; review [J]. *Digital Signal Processing*, 2013, 23(6): 1827-1843.
 - [14] TRAMBITCKII K, ANDING K, MUSALIMOV V, et al. Colour based fire detection method with temporal intensity variation filtration [C]//*Proceedings of the 2014 Joint IMEKO TC1-TC7-TC13 Symposium: Measurement Science Behind Safety and Security*. Bristol, UK: IOP Publishing, 2015, 588(1): 012038.
 - [15] TANG Yunwei, JING Linhai, Li Hui, et al. A multiple-point spatially weighted k-NN method for object-based classification [J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2016, 52: 263-274.
 - [16] LAI Yingxun, LAI Chinfeng, HUANG Yuehmin, et al. Multi-appliance recognition system with hybrid SVM/GMM classifier in ubiquitous smart home [J]. *Information Sciences*, 2013, 230(4): 39-55.
 - [17] RUTKOWSKI L, JAWORSKI M, PIETRUCZUK L, et al. The CART decision tree for mining data streams [J]. *Information Sciences*, 2014, 266(5): 1-15.

(下转第 101 页)