

基于改进遗传算法和 SVM 的森林火灾视频目标鉴别

楼雄伟^{1,3} 黄德才² 方陆明³ 徐爱俊³

(浙江工业大学信息学院 杭州 310023)¹

(浙江工业大学计算机科学与技术学院软件学院 杭州 310023)²

(浙江农林大学信息工程学院 临安 311300)³

摘要 计算机视觉是目前计算机技术研究的热门课题之一,目标对象特征的选择和提取是计算机视觉的核心问题。在分析和研究火焰图像中火焰预判方法的基础上,提出了从纹理、动态、几何 3 个方面筛取火焰图像的组合特征,并且重点介绍了动态特征的提取方法。在火焰识别的特征选择方面做了较深入的研究,综合利用了火焰的内容特征,基于遗传算法提出了新的适应度函数,使得特征选择更加科学,而基于结构风险最小化理论的 SVM 在识别过程中可充分发挥优势,因此在实验中取得了理想的效果。

关键词 特征选择,遗传算法,支持向量机,分类,森林火灾

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.08.067

Forest Fire Identification Method Based on Improved Genetic Algorithm and SVM

LOU Xiong-wei^{1,3} HUANG De-cai² FANG Lu-ming³ XU Ai-jun³

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)¹

(School of Computer Science & Technology College of Software, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)²

(College of Information Engineering, Zhejiang A & F University, Linan 311300, China)³

Abstract Computer vision is one of the popular topics in computer technology research field, and the selection and extraction of target object are the core issues of computer vision. The article put forward the method to sieve the assemblage features of flame image from three aspects—textures, dynamic and geometric, based on analyzing and researching the method to predict the flame, and specifically introduced the extraction method of dynamic features. The article made a more in-depth study on the feature selection of flame recognition, made comprehensive utilization of the content features of the flame, and proposed the new fitness function based on the genetic algorithm, and made the feature selection more scientific, while SVM can make full use of its advantages in identification process based on the theory of structural risk minimization, so it achieves the desired effect in the experiment.

Keywords Feature selection, Genetic algorithm, Support vector machine, Classification, Forest fire

随着计算机科学的发展,图像技术已经成为科学技术领域必不可少的手段之一。计算机的软硬件的发展以及网络通信技术的发展,使得以图像处理技术为基础的远程视频监控技术得到了飞速发展,而这就给我们提供了一个火灾预警的解决途径。如何利用网络摄像头,借助计算机软件技术,准确及时地判断与识别森林火灾,做好森林火灾的安全防范工作并尽早发现火灾,把损失减到最低,切实保障人民群众的生命财产安全,就是我们当前迫切需要解决的问题^[1]。目前在计算机视觉的模式识别领域关键需解决的问题是特征的选择与提取^[2],当前的应用往往都关注某类特征的提取,很少对识别对象进行全面的特征分析与利用。本文对于火焰的颜色特征、灰度特征、纹理特征、动态特征和几何特征利用遗传算法,

定义适应度函数,筛选最佳特征组方案,使用 SVM 分类器最终得出是否发生森林火灾。

1 前景切割

在带有火灾的视频图像中,火焰往往占整幅图像的一小部分,特别是火灾初期尤为如此。因此对火焰进行识别首先需要跟踪热点区域,目前应用比较广泛的方法是模板匹配。以人脸识别为例,该方法是采用扫描窗口,首先和人脸模板进行匹配,如果匹配,将其投影到人脸子空间,由特征子脸法判断是否为人脸。该方法可以应用于具有固定结构的物体的跟踪,比较经典的有利用 PCA^[3] 识别人脸等方法,但是其对于火焰这种无固定形状的物体很难适应。而扫描窗口也增加了

到稿日期:2013-06-08 返修日期:2013-07-29 本文受浙江省可视媒体智能处理技术研究重点实验室(2011E10003),国家自然科学基金(30972361),浙江省科技厅重大项目(2011C12047)资助。

楼雄伟(1979—),男,博士生,讲师,主要研究方向为计算机视觉与模式识别;黄德才(1958—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为网格调度、人工智能、图像处理、数据挖掘等;方陆明 博士,教授,主要研究方向为林业信息化、资源与环境信息系统等;徐爱俊 博士,教授,主要研究方向为资源与环境信息系统、森林资源信息管理等。

计算量,对于一张图片需要多次扫描才能找到跟踪目标。

实验表明,火焰的跟踪采用火焰核心颜色识别比模板匹配无论从效率上还是准确率上都要高。在图像的各种特征中颜色特征是最显著、最可靠、最稳定的视觉特征,是人识别图像的主要感知特征。在颜色空间的选取上,虽然 RGB 颜色空间被广泛应用,但在进行与直观的彩色概念如色调、饱和度、亮度相关的彩色图像分析时,它就显得不太方便。此时,可使用另一种常用的表色系统,其由 Munseu 提出,用 H 表示色度, S 表示饱和度, I 表示亮度。包含彩色信息的两个参数是色度和饱和度。彩色的色度反映了该彩色最接近多大的光谱波长。饱和度是区域的颜色强度和区域亮度的比例,反映了从灰色、淡彩色直到饱和色之间的变化。相对于其他特征而言,颜色信息对图像中子对象的大小和方向的变化都不敏感,具有相当强的鲁棒性。经过对 500 张火焰样本进行分析,得出 H 和 S 值的分布如图 1 所示。

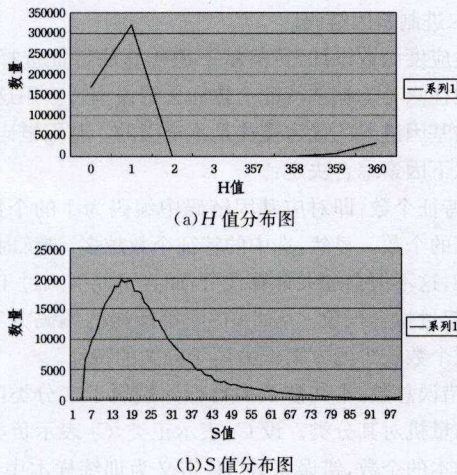


图 1 H 、 S 值分布图

为了提高匹配效率,这里把 H 映射到 $[0, 360]$ 的整数区间,把 S 从 $[0, 1]$ 的实数区间映射到 $[0, 100]$ 的整数区间。取 H 值 $[0, 2][358, 360]$, S 值 $[5, 65]$ 可以表示火焰 95% 以上的核心颜色。图 2—图 4 示出原始图像、经核心颜色标注后的图像和对标注图做插值和滤波处理后的图像的对比较效果。



图 2 原始图像



图 3 经核心颜色标注的图像



图 4 图 3 经插值和滤波处理后的图像

仅仅利用颜色特征进行判别,较难得到满意的效果。实验表明,使用颜色特征判别火焰区域其漏报率可以降低到 0,但是误报率却很高。这是因为在实际环境中,由于阳光的反射作用,山上的很多物体如树叶、草地等都会呈现出火焰的颜色,因此上述方法可以用于前景火焰与背景的切割,但还需要利用火焰的其他特征作进一步的识别分类。

2 纹理特征提取

目前,纹理特征提取的方法已经很多,研究比较热门的有 Contourlet 变换^[4]、Gabor 滤波^[5]、小波变换^[6]等。这些算法都是基于频域的滤波技术,其共同特征是计算量较大。经过试验比较与筛选,对烟火识别帮助较大的却是传统的 Tamura 纹理特征^[7-11]和基于灰度共生矩阵的纹理特征。

Tamura 纹理特征的 6 个分量对应于心理学角度上纹理特征的 6 种属性,分别是粗糙度、对比度、方向度、线像度、规整度和粗略度。

一幅图像的灰度共生矩阵能反映出图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息,它是分析图像的局部模式和它们排列规则的基础。为了能更直观地以共生矩阵描述纹理状况,可从共生矩阵导出一些反映矩阵状况的参数,本文采用的特征包括:反差,反映图像的清晰度和纹理沟纹深浅的程度;熵,图像所具有的信息量的度量,表示了图像中纹理的非均匀程度或复杂程度;逆差距,反映图像纹理的同质性,度量图像纹理局部变化的多少;灰度相关,度量空间灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度,反映了图像中局部灰度相关性;能量,反映了图像灰度分布的均匀程度和纹理粗细度。

3 动态特征提取

1) 火焰移动速率:火焰在燃烧时具有一定的移动速率,其值可以由火焰的中心点的移动速率来表征。火焰的中心点的亮度值最大,因此可以由 I 值来求取。为避免图像噪声对判别中心的影响,可以通过求取行和列的加权平均亮度值来获取火焰中心点,其权值为 $I(x, y)$ 。

$$X = \{x_i | x_i \in S, S = \{x_{\min}, \dots, x_{\max}\}, \frac{\sum_{y=y_{\min}}^{y_{\max}} I^2(x_i, y)}{\sum_{y=y_{\min}}^{y_{\max}} I^2(x_i, y) + 1} = \max\{\frac{\sum_{y=y_{\min}}^{y_{\max}} I^2(x_i, y)}{\sum_{y=y_{\min}}^{y_{\max}} I^2(x_i, y) + 1} | x_i \in S\}\}$$

其中, y_{\min} 和 y_{\max} 表示每列的最小、最大 y 坐标值。

$$Y = \{y_i | y_i \in S, S = \{y_{\min}, \dots, y_{\max}\}, \frac{\sum_{x=x_{\min}}^{x_{\max}} I^2(x, y_i)}{\sum_{x=x_{\min}}^{x_{\max}} I^2(x, y_i) + 1} = \max\{\frac{\sum_{x=x_{\min}}^{x_{\max}} I^2(x, y_i)}{\sum_{x=x_{\min}}^{x_{\max}} I^2(x, y_i) + 1} | y_i \in S\}\}$$

其中, x_{\min} 和 x_{\max} 表示每行的最小、最大 x 坐标值。

为避免火焰大小对火焰移动速率的影响,可以使用面积对移动速率进行标准化,即水平和垂直方向的移动速率分别为:

$$V_x = \frac{|X_2 - X_1|}{S}, V_y = \frac{|Y_2 - Y_1|}{S}$$

其中, (X_1, Y_1) 、 (X_2, Y_2) 分别是前后两帧火焰的中心点坐标, S 是前后两帧火焰的平均面积。

2) 火焰面积增长速率: 火焰在燃烧过程中, 其面积具有一定的消长规律, 用 S_1, S_2 分别代表前后两帧火焰的面积, 则火焰面积增长速率表示为: $V_s = \frac{|S_2 - S_1|}{S_1}$ 。

3) 火焰周长增长速率: 火焰燃烧过程中, 不但面积会有变化, 其火焰周长也有一定的变化范围, 周长不会固定不变也不会变化很大。用 L_1, L_2 分别表示前后两帧火焰的周长, 则火焰周长增长速率可表示为: $V_L = \frac{|L_2 - L_1|}{L_1}$ 。

4) 火焰曲线相似度: 燃烧的火焰是一个动态的过程, 火焰形状会不断发生变化, 用一封闭曲线来描述火焰边缘, 可以发现此曲线会以一定的幅度上下波动, 可以利用前后两帧火焰边缘曲线的相似度来描述此动态特征。首先用两个数组 L_1, L_2 表示前后两帧火焰的边缘曲线, 求取两帧火焰的平均中心点坐标 O 。以 O 为圆心、 α 为扇角做射线, 交 L_1 于 A_1, A_2, \dots, A_n , 交 L_2 于 B_1, B_2, \dots, B_n 。当 α 足够小时, $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}, B = \{B_1, B_2, \dots, B_n\}$ 可以近似地表示曲线 L_1 和 L_2 。令 $d_i = |A_i B_i| = \sqrt{(x_{A_i} - x_{B_i})^2 + (y_{A_i} - y_{B_i})^2}$, 则 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ 是集合 A, B 对应曲线 L_1, L_2 的距离样本, 如图 5 所示。根据中心极限定理可知 D 服从正态分布, 均值为 μ , 方差为 σ^2 , 若 $d_i \in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$, 表示 d_i 落在概率为 0.9973 的置信区间内。设有 k 个 $d \in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$, 则 L_1, L_2 的相似度可以表示为 k/n 。图 6—图 10 是对实际火焰样本进行边缘提取和叠加后的效果。

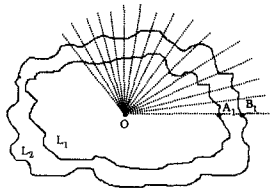


图 5 相似度定义与度量

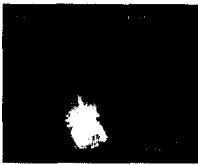


图 6 第一帧图像



图 7 第二帧图像



图 8 第一帧火焰边界



图 9 第二帧火焰边界



图 10 两帧边界叠加

4 几何特征提取

火焰的序列图像从其几何性质上看具有图像的边缘不稳

定、整体稳定的相似性以及图像的相似度在一定的区间内变化等规律。因此, 在火焰的识别中, 可以考虑利用早期火焰的形状特点。通过试验筛选, 本文中使用的几何特征的指标有: 区域圆形度、边界能量、圆形性、区域偏心率和矩形度。这些特征的计算方法在一般数字图像处理文献中都有介绍, 因此本文不再另作叙述。

5 基于改进遗传算法的特征选择

遗传算法是根据达尔文的生物进化理论, 利用基因链码存储遗传信息, 通过基因的不断进化来优化遗传信息的自适应全局优化概率搜索算法。基因链码由二进制的 0 和 1 组成, 用于表示一组编码方案。如对应于上文中的 20 个特征, 用 20 位的基因链码表示, 每一位对应一个特征, 0 表示对应特征未被选中, 1 表示对应特征选中。为保证种群个体的多样性, 设定 $W=100$ 作为初始种群 $P(0)$, 即随机生成 100 组 20 位的二进制基因链码。

1. 适应度函数设计: 目前基于遗传算法特征选择的适应度函数往往只考虑被选特征个数和总错误率^[7]。用这两个因子来评估基因链码的优劣往往是不全面的。基因链码的性能应该由以下因素综合决定:

(1) 特征个数: 即对应基因链码中编码为 1 的个数, 表示选中特征的个数。显然, 选中的特征个数越多, 训练时的模型就越复杂, 这不但会加大计算代价, 而且可能引入过于敏感的特征, 引起过拟合现象。因此, 在同等性能的编码方案中, 应选取特征个数较少的方案作为用于分类的特征。

(2) 错误总数: 本文涉及的目标鉴别属于二分类问题, 使用支持向量机对其分类。设 C_1 表示正类, C_2 表示负类, N 表示训练样本的个数, 错误总数 M_e 定义为训练样本中属于 C_1 却被错分为 C_2 类, 属于 C_2 却被错分为 C_1 类的个数之和。

(3) 漏报数: 对于烟火识别, 漏报的严重性远远高于误报, 因此漏报率也需作为适应度函数设计的一个重要指标。漏报数 M_o 定义为训练样本中属于 C_1 却被错分为 C_2 类的个数。

(4) 类间距离: 显然, 两类样本之间越分开, 判别的效果会越好。寻找每类样本的均值: $\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in C_i} x, i=1, 2$, 由此可以定义类间距离 $J = |\mu_1 - \mu_2|$ 。

(5) 类内聚集度: 只考虑类间距离不一定能得到好的分类效果, 比如两个类距离很远, 但是两个类的部分样本交织在一起, 这时还需考虑样本点之间的方差, 方差越大, 表示样本点之间越分散。这里使用散列值来描述类内聚集程度: $S_i^2 = \frac{\sum_{x \in C_i} (x - \mu_i)^2}{N_i}, i=1, 2$ 。从式中可以看出散列值除以样本数量就是方差。散列值的意义就是样本点的密集程度, 值越大越分散, 反之越聚集。类间距离和类内聚集度涉及到 SVM 分类器对于分类训练的效率和准确度。好的类间距离和类内聚集度能得到理想的分类面。

上述 5 个因子是相互制约、共同作用的, 评价一个编码方案的优劣必须在上述 5 个因子中折中。因此, 可以定义适应度函数为:

$$F(f) = \frac{|\mu_1 - \mu_2|^2}{\omega_1 S_1^2 + \omega_2 S_2^2 + \omega_3 k + \omega_4 M_e + \omega_5 M_o}$$

其中, f 为编码方案, μ_1, μ_2 是两类中心点, S_1^2, S_2^2 为两类样本的散列值, k 是特征个数, M_e 错误总数, M_o 漏报数, $\omega_i (i=1,$

2, 3, 4, 5) 为权重系数: $w_1 = \ln N_1$, $w_2 = \ln N_2$, $w_3 = \ln L$, $w_4 = \ln N$, $w_5 = \ln N_1$, N_1 表示正类样本数量, N_2 表示负类样本数量, L 指基因链码长度, 这里 $L = 20$, N 表示样本数量。为了统一尺度, 最后需要对 S_1^2 , S_2^2 , k , M_e 和 M_o 作归一化处理。

2. 设定遗传因子和终止条件: 遗传算法的进化过程还需设定 4 个因子, 分别是: 交叉算子、变异算子、选择算子和终止条件。交叉就是选择群体中的两个个体, 随机地选取一个截断点将两个基因链码在截断点切开, 相互交换其后半部分组合成两个新个体的过程, 设初始交叉率 $\lambda_c = 0.8$; 变异是沿用生物进化中基因突变的概念, 对于群体中的某个个体随机地选取某位将其翻转, 即 0 变为 1, 1 变为 0, 可设初始变异率 $\lambda_v = 0.01$, 这样群体中平均有 $100 * 20 * 0.01 = 20$ 位会发生变异, 为了防止早熟现象, 当最佳个体连续 3 代适应度仍未提高, 则设置变异率加 0.01 以提高变异概率, 一旦最佳个体适应度增加, 重新置变异率为 0.01; 选择因子是指选中某个个体进行交叉或变异的概率, 选择的规则应该是个体性能越好被选中的概率就越大, 因此设计选择概率 $= F_i(f) / \sum_{i=1}^M F_i(f)$, 按照每个个体的适应度在总适应度中所占的比例来设定; 本算法设置迭代次数 MC 达到 50 或变异率达到 0.1, 则结束迭代, 终止搜索。

3. 算法流程: 以下给出遗传算法的具体流程。

(1) 初始化种群 $P(0)$, 设进化代数 $t=0$, 最佳个体未进化代数 $i=0$, 令最佳个体 x_g 为 $P(0)$ 中的任意个体;

(2) 对 $P(t)$ 中的每个个体 x 计算适应度, 并与 x_g 比较, 若 x 性能优于 x_g , 则令 $x_g = x$, $i=0$; 若一轮比较结束 x_g 未变, 则令 $i=i+1$;

(3) 若 $i=0$, 则 $\lambda_v = 0.01$, 否则若 $i=3$, 则 $\lambda_v = \lambda_v + 0.01$, $i=0$;

(4) 若满足 $t \geq MC$ 或 $\lambda_v \geq 0.1$, 则算法结束, x_g 为算法结果, 否则继续;

(5) 从 $P(t)$ 中选择、交叉、变异, 得到新一代种群 $P(t+1)$, 令 $t=t+1$, 转(2)。

6 基于 SVM 的分类算法

支持向量机 (Support Vector Machine)^[8] 是 Cortes 和 Vapnik 于 1995 年首先提出的, 它在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势。支持向量机本质上是一个二分类器, 它在两类样本之间求取最优分类超平面 $g(x) = wx + b = 0$, 在线性可分前提下, 要获得正确分类, 则 $y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$ 。其中 n 为样本数, x_i 为样本特征向量, y_i 为样本类别。而要获取最优分类面, 就要使 $\|w\|$ 最小。因此最优分类面的求解可以表示成如下约束优化问题:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s. t. } y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

其中, $w = \sum_{i=1}^n (\alpha_i y_i x_i)$ 。

在线性不可分情况下, 支持向量机引入了核函数 K 、松弛变量 ξ 和惩罚因子 C 。上述优化问题被修正为如下约束优化问题:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

本文使用的核函数: $K(x_i, x_j) = \exp\{-\frac{|x_i - x_j|^2}{\sigma^2}\}$;

判别函数: $f(x) = \text{sgn}(g(x)) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b)$ 。
sgn 为符号函数; 对于非支持向量, α 等于 0; b 是分类阈值, 可以用任意支持向量代入求得: $b = y - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (x_i \cdot x)$ 。

由于远距离视频传输, 视频图像的失真较大, 导致白天与晚上的火焰效果相差较大, 因此要对两类样本分别进行训练。

7 实验结果

本文实验中, 硬件部分主要由视频图像采集模块、云台控制模块和视频传输网络组成。图像采集模块由 1/2 英寸 Ex-waveHAD CCD 和 1/2 英寸日本精工 SL10310A 变焦镜头组成; 云台采用 AANYS3080 室外重型变速云台; 视频传输网络采用微波传输, 通讯速率 9600bps, 距离 5 公里左右。实验中对晴天、阴天和晚上 3 种天气情况及 2 公里和 5 公里火焰位置进行识别比较。其中 2 公里和 5 公里采用不同的焦距, 图像大小基本相同, 但 5 公里视频相对抖动较 2 公里视频大。实验数据如表 1 所列。

表 1 最优特征子序列下 SVM(径向基核)分类实验结果

类型	样本数	σ	识别率(%)	误报率(%)	漏报率(%)
2 公里晴天	1377	0.01	91.2317	4.8649	3.9034
		0.05	93.5868	2.6144	3.7988
		0.10	92.0946	2.8749	5.0305
2 公里阴天	1152	0.01	94.2492	3.6731	2.0777
		0.05	97.8715	1.0813	1.0472
		0.10	95.1302	3.2442	1.6256
2 公里晚上	637	0.01	96.2262	2.6841	1.0897
		0.05	99.3721	0.6279	0.0000
		0.10	96.2163	2.5683	1.2154
5 公里晴天	1286	0.01	89.2214	5.8921	4.8865
		0.05	91.5008	2.7216	5.7776
		0.10	87.2577	5.8894	6.8529
5 公里阴天	1172	0.01	93.3239	3.5501	3.1260
		0.05	96.8055	1.8532	1.3413
		0.10	95.2298	3.5253	1.2449
5 公里晚上	615	0.01	96.3219	1.5399	2.1382
		0.05	98.3496	0.6504	1.0000
		0.10	94.3321	3.5698	2.0981

分类实验采用基于径向基核函数的 SVM 分类方法, 分别对 $\sigma = 0.01$, $\sigma = 0.05$ 和 $\sigma = 0.10$ 做了识别实验, 其中 $\sigma = 0.05$ 的识别率最高, 误报率和漏报率最低。这里的样本是指在视频中定时采样时用核心颜色标注的疑似火焰, 并且以上样本均未参与分类器训练。从实验数据可以看出, 2 公里火焰识别率整体比 5 公里略高, 但差距不大, 区别主要发生在晴天, 分别是 93.5868% 和 91.5008%, 相差 2.0860%。天气情况对识别效果影响较大, 由于晴天太阳光的影响, 识别率最低, 2 公里晴天与阴天的识别率相差 4.2847%, 5 公里晴天与阴天的识别率相差 5.3047%, 如图 11 所示。实验表明, $\sigma = 0.05$ 的误报率明显要比其他两组低, 天气对误报率的影响相对较小, 2 公里 3 种不同天气条件下误报率分别相差 1.5331% 和 0.4534%, 5 公里 3 种不同天气条件下误报率分别相差 0.8684% 和 1.2028%, 如图 12 所示。在 $\sigma = 0.05$ 下, 漏

报率比其他两组略低,但不明显,但2公里晚上的漏报率为0,是非常理想的结果,如图13所示。总体分析,晚上的识别率最高,误报率、漏报率均最低,晴天则刚好相反,究其原因,与晚上无复杂背景以及白天晚上的训练样本和特征选择相互独立有关。

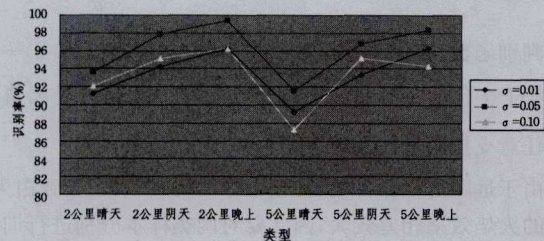


图11 SVM(K_{nbf})识别率

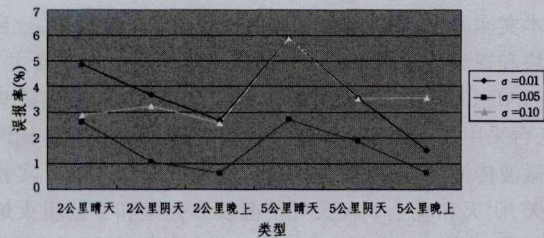


图12 SVM(K_{nbf})误报率

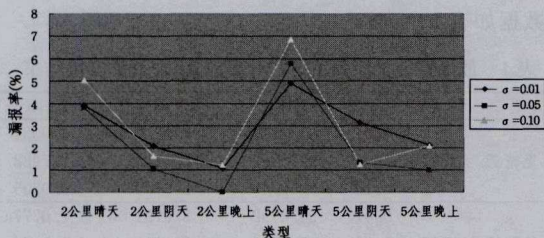


图13 SVM(K_{nbf})漏报率

从SVM分类方法与贝叶斯、多层神经网络及K最近邻($k=10$)分类方法比较可以看出,SVM分类方法效果最好,实验数据如表2所列。其中SVM分类方法基于径向基核函数($\sigma=0.05$),多层神经网络采取双曲正切 Sigmoid 激活函数,三层感知器设计,其判别函数为:

$$g_k(X) = f_2 \left(\sum_{j=1}^{n_H} w_{kj} f_1 \left(\sum_{i=1}^d w_{ji} x_i + w_{j0} \right) + w_{k0} \right)$$

其中, $g_k(X)$ 为第 k 个输出层神经元的输出, d 为特征维数, n_H 为隐层节点数。由于样本数相对较少,因此采用SVM分类方法效果最佳。同时SVM分类方法的分类速度也最快,平均时间为1.24ms,而贝叶斯、多层神经网络及K最近邻分类方法的平均时间分别为4.53ms、2.31ms和4.25ms。

表2 SVM、Bayes、MLP及K-NN分类方法识别率比较

类型	样本数	SVM(%)	Bayes(%)	MLP(%)	K-NN(%)
2公里晴天	1377	93.5868	80.3392	91.3229	72.2521
2公里阴天	1152	97.8715	86.3396	92.4294	80.2421
2公里晚上	637	99.3721	87.1452	97.3242	89.2421
5公里晴天	1286	91.5008	77.2392	83.2311	71.2243
5公里阴天	1172	96.8055	80.3322	93.4218	76.2129
5公里晚上	615	98.3496	89.3294	97.9822	82.4319

从图14可以直观地看出SVM分类方法整体分类效果最佳,K-NN最差,晴天的分类效果差距最大,其中2公里晴天的差距达21.3347%,5公里晴天的差距达20.2765%;晚上的分类效果差距最小,其中2公里晚上的差距达

12.2269%,5公里晚上的差距达15.9177%。

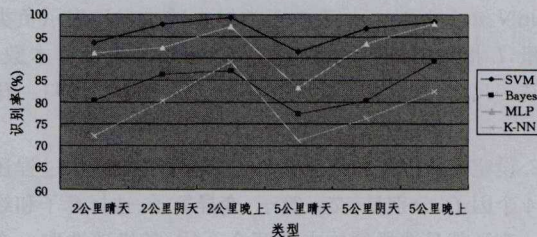


图14 各种分类方法识别率比较

8 与已有算法的比较

本文从颜色特征、纹理特征、动态特征、几何特征4方面对烟火特征进行提取,综合考虑了烟火的各方面特点。而文献[9]提出的烟火识别方法只考虑动态特征,文献[10]从几何特征入手进行识别,文献[11]考虑了纹理特征,文献[12,13]等利用小波变换、粗糙集和色彩等对火焰进行识别。实验表明,从单一角度对烟火进行识别,应用于实际场景时会产生不稳定性,即某一时刻能得到理想的效果但是某一时刻效果又很差。分类效果如表3所列,其中动态特征为文献[9]的分类效果。从实验数据可以看出2公里的分类效果明显比5公里的要好,天气对分类效果影响不大,特别是晚上的分类效果没有明显的优势;几何特征为文献[10]的分类效果,从实验数据可以看出天气对分类效果影响严重,其中晴天的分类效果不理想,复杂背景对分类影响较大;纹理特征为文献[11]的分类效果,从实验数据可以看出单一的纹理特征识别效果较差,天气对识别效果的影响不大,其中阴天与晚上的识别效果相当,2公里识别效果比5公里识别效果略佳;小波变换为文献[12]的分类效果,文献[12]在灰度空间使用二维离散小波变换对烟雾疑似区域及对应的背景区域进行能量分析,提取高频和低频能量的比值,然后用Lucas-Kanade稀疏光流算法跟踪运动区域,获取烟雾运动区域的平均偏移量和相位分布作为烟雾识别特征,根据烟雾识别规则,判断监控区域是否有火灾发生,实验证明此种方法在野外火焰识别中效果较差,特别是晴天情况下,由于背景过于复杂,识别效果是各类效果中最差的;粗糙集为文献[13]的分类效果,实验结果表明天气对此类分类方法影响不大且分类效果较好,但整体上比本文的分类效果略差。为了便于比较,以上算法分类器均采用基于径向基核函数($\sigma=0.05$)的SVM分类方法。同时,本文采用的特征提取算法简单,在相同硬件环境下,提取上述一组特征共用时7.21ms,而用文献[14]提出的方法提取指数小波形特征需用时12.54ms。

表3 本文与相关文献分类效果比较(识别率,%)

类型	本文	动态特征	几何特征	纹理特征	小波特征	粗糙集
2公里晴天	93.5868	91.3421	75.2525	78.5785	61.4353	92.2253
2公里阴天	97.8715	92.4213	93.5332	82.4553	72.5734	94.2425
2公里晚上	99.3721	92.5321	97.5342	82.5356	94.6533	94.0021
5公里晴天	91.5008	82.4333	71.4543	76.4336	59.4532	91.5223
5公里阴天	96.8055	82.3342	90.5365	79.6611	72.5632	93.2523
5公里晚上	98.3496	83.5356	94.6742	80.1325	93.5642	92.8325

基于遗传算法最先是Bhanu研究小组^[7]提出的。该方法的适应度函数为 $F(f) = -(k \cdot \log_{10}(L) + M_e \cdot \log_{10}(N))$,设计上考虑了特征长度和错误总数。但是对于特征选择来说其不够全面,如在相同的特征长度下,不同的方案会有不同的漏报率和不同的类内聚集度等,因此本文在分析火焰

识别率影响因子的前提下提出从特征长度、错误总数、漏报数、类间距离和类内聚集度 5 个方面综合设计适应度函数。本文采用 UCI 数据库的 Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic)数据集对其作比较验证,BCW 数据集是一组乳腺癌诊断数据,有 30 个特征,描述了样本(活检)图像中的细胞核现状特点。规定恶性诊断为正样本,良性为负样本。为了突出比较,这里采用最近邻算法作为分类器。经过多次实验比较,发现采用改进的适应度函数得到的因子普遍比 Bhanu 定义的原始适应度函数得到的因子要好,不但如此,正确率和特征子序列长度分别比原始适应度要高和短。这也间接证明其他因子的改进能取得更高的识别率。表 4 是两类适应度函数下的一组比较数据。

表 4 两类适应度函数下的特征选择比较

样本总数:569 正类样本数:212 负类样本数:357 特征数:30							
适应度函数: $F(f) = -(k \cdot \log_{10}(L) + M_e \cdot \log_{10}(N))$							
基因链码:[0 0 0 1 0 1 1 1 0 0 1 1 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 1 0 0 1 1]							
正确率:92.97% 漏报率:2.99%							
长度	正确数	错误数	漏报数	误报数	正中心距	负中心距	类间距
12	529	40	17	23	64.2	100.7	0.13
适应度函数: $F(f) = \frac{ \mu_1 - \mu_2 ^2}{\omega_1 S_1^2 + \omega_2 S_2^2 + \omega_3 k + \omega_4 M_e + \omega_5 M_0}$							
基因链码:[0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 1 1]							
正确率:94.90% 漏报率:2.28%							
长度	正确数	错误数	漏报数	误报数	正中心距	负中心距	类间距
11	540	29	13	16	56.6	90.4	0.24

结束语 火焰识别与传统的人脸识别最大的区别是火焰无固定形态,较难用比较经典的 PCA 等方法来描述火焰特征,而用 Gabor 等方法虽然可以描述火焰的纹理等特征,但是计算量较大且不全面,效果不理想。本文在火焰识别的特征选择方面做了较深入的研究,综合利用了火焰的内容特征,设计适应度函数利用遗传算法对其特征进行有效选择,而基于结构风险最小化理论的 SVM 在识别过程中发挥了小样本识别的优势,因此在实验中取得了理想的效果。但是实验中也发现了一些问题,比如识别效果与视频图像采集模块关系很大,图像的失真是影响识别效果的最大因素。不同种类的摄像设备也会严重影响识别效果,比如由 A 摄像设备采集的样本训练的分类器对 B 摄像设备采集的样本做分类实验时效果就不理想,因此不同种类的摄像设备需要分别进行样本训练。这些都是后续研究过程中需要重点解决的问题。

(上接第 310 页)

[17] Wang Qing-sheng, Zhang Yue-qin, et al. Improved genetic neural network for image segmentation [C]// 2011 IEEE 18Th International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IE&EM). 2011:1694-1698

[18] 纪则轩,陈强,孙权森,等. 各向异性权重的模糊 C 均值聚类图像分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2009,21(10):1451-1459,1466

[19] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法-人工鱼群算法[D]. 杭州:浙江大学,2003

[20] 王培崇,雷凤君,钱旭. 改进人工鱼群算法及其收敛性分析[J]. 科学技术与工程,2013,13(3):616-620

[21] 陈广洲,汪家权,李传军,等. 一种改进的人工鱼群算法及其应用[J]. 系统工程,2009,27(12):105-110

[22] 刘彦君,江铭炎. 自适应视野和步长的改进人工鱼群算法[J]. 计算机工程与应用,2009,45(25):35-37,47

参考文献

- [1] 国家林业局. 全国森林防火中长期发展规划(2006—2015)[R]. 北京:国家林业局,2007
- [2] Boutemedjet S, Bouguila N, Ziou D. A Hybrid Feature Extraction Selection Approach for High-Dimensional Non-Gaussian Data Clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(8):1429-1433
- [3] 曾岳,冯大政. 一种基于加权变形的 2DPCA 的人脸特征提取方法[J]. 电子与信息学报,2011,33(4):769-774
- [4] 楼朋旭,蔡念,张国宏,等. 融合 Contourlet 和高斯描绘子的图像检索方法[J]. 计算机工程与应用,2011,47(19):163-165
- [5] 王庆军,张汝波. 基于 Log-Gabor 和正交等度映射的人脸识别[J]. 计算机科学,2011,38(2):274-276
- [6] 孙子璇,易荣华. 基于小波变换的正交匹配追踪算法及其应用[J]. 计算机科学,2012,39(Z11):273-275
- [7] Lin Y Q, et al. Evolutionary feature synthesis for object recognition[J]. IEEE Trans Systems, Man, and Cybernetics Part C: Applications and Reviews, 2005, 35(2):156-171
- [8] Liu Yu-cheng, Liu Yu-bin. Incremental Learning Method of Least Squares Support Vector Machine[C]// 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA). 2010:529-532
- [9] 黄正宇,缪小平,芮挺. 基于图像的火焰检测中无量纲动态特征研究[J]. 计算机应用,2012,32(7):1894-189
- [10] Verstockt S, Poppe C, Van Hoecke S, et al. Silhouette-based multi-sensor smoke detection[J]. Machine Vision and Applications, 2012, 23(6):1243-1262
- [11] 刘辉,张云生,张印辉,等. 基于灰度差分统计的火焰图像纹理特征提取[J]. 控制工程,2013,20(2):213-218
- [12] Günay O, Tasdemir K, Töreyn B U, et al. Fire Detection in Video Using LMS Based Active Learning[J]. Fire Technology, 2010, 46(3):551-577
- [13] Tsaltatzinos T, Iliadis L, Spartalis S. A Generalized Fuzzy-Rough Set Application for Forest Fire Risk Estimation Feature Reduction[J]. Artificial Intelligence Applications and Innovations, IFIP Advances in Information and Communication Technology, 2011, 364:332-341
- [14] 刘冬,张弓. 基于指数小波分形特征的 SAR 图像特定目标检测[J]. 西安电子科技大学学报,2010,37(2):366-373
- [15] 许诗,文翰,肖南峰. 基于无线视频传输的道路灾害监控系统[J]. 重庆理工大学学报:自然科学版,2011,25(10):46-53
- [23] 朱命昊,匡向阳. 求解旅行商问题的改进人工鱼群算法[J]. 计算机应用研究,2010,27(10):3734-3736
- [24] 刘佳,刘丽娜,李靖,等. 基于模拟退火算法的改进人工鱼群算法研究[J]. 计算机仿真,2011,28(10):195-198
- [25] 王联国,洪毅,赵付青,等. 一种改进的人工鱼群算法[J]. 计算机工程,2008,34(19):192-194
- [26] 江铭炎,袁东风. 人工鱼群算法及其应用[M]. 北京:科学出版社,2012
- [27] Pun T. A New Method for Gray-Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram[J]. Signal Processing, 1980, 17(2):223-237
- [28] Kapur J, Sahop P, Wong A. A New Method for Grey-Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram[J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1985, 24(29):210-239
- [29] Kapur J N. Maximum Entropy Models in Science and Engineering[M]. New Delhi: Wiley Eastern, 1989