

# TDFF: 一种强鲁棒性的烟雾图像检测算法

王韦刚, 王炳蔚\*, 张云伟

南京邮电大学电子与光学工程学院、微电子学院, 江苏 南京 210023

**摘要** 烟雾图像检测是及早发现火灾的一种重要手段。针对传统 LBP(Local Binary Patterns) 特征与 Gabor 特征的融合算法存在鲁棒性和检测率低的问题, 提出一种 TDFF(Triple Multi Feature Local Binary Patterns and Derivative Gabor Feature Fusion) 的烟雾检测算法。采用 T-MFLBP(Triple Multi Feature Local Binary Patterns) 算法分别对像素间不同灰度差值以及非均匀模式中特殊位置的像素进行编码计算, 可以捕捉更清晰的纹理特征; 然后利用高斯核函数的一阶偏导数提取 Gabor 特征, 从而优化提取图像边缘灰度信息的性能; 最后对融合后的特征进行训练, 可以提高最终分类的准确性。实验结果表明, TDFF 算法具有较强的鲁棒性, 烟雾图像的检测率也显著优于未改进的传统算法。

**关键词** 图像处理; 烟雾检测; 局部二值模式; Gabor; 特征融合

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0410023

## TDFF: Strong Robust Algorithm for Smoke Image Detection

Wang Weigang, Wang Bingwei\*, Zhang Yunwei

*School of Electronic and Optical Engineering, School of Microelectronics, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210023, China*

**Abstract** Smoke image detection is an important means for early detection of fires. Aiming at the problems of low robustness and low detection rate of traditional LBP (Local Binary Patterns) feature and Gabor feature fusion algorithms, a TDFF (Triple Multi Feature Local Binary Patterns and Derivative Gabor Feature Fusion) smoke detection algorithm is proposed. First, the T-MFLBP (Triple Multi Feature Local Binary Patterns) algorithm is used to encode and calculate the different grayscale differences between pixels and the pixels at special positions in the non-uniform mode, which can capture clearer texture features. Second, the first-order partial derivative of the Gaussian kernel function is used to extract Gabor features, so as to optimize the performance of extracting image edge gray information. Finally, the fusion features can be trained to improve the accuracy of the final classification. The experimental results show that the TDFF algorithm has strong robustness, and the detection rate of smoke images is also significantly better than the unimproved traditional algorithm.

**Key words** image processing; smoke detection; local binary patterns; Gabor; feature fusion

**OCIS codes** 100.2000; 100.3008; 100.5010

## 1 引言

及时、准确地预警火灾征兆在火灾检测中有着极其重要的意义, 火灾的物理现象主要有烟雾和火焰两种。火灾发生初期, 一般情况下仅先产生烟雾,

因此对烟雾进行检测和自动准确识别, 能够及时实现火灾的早期预警。由于传统的烟雾检测方法受到监控范围的限制、周围环境事物的干扰以及烟雾浓度低等因素的影响, 探测的准确度和算法的鲁棒性均不尽如人意。通过对烟雾检测方法进行改进以克

收稿日期: 2020-07-10; 修回日期: 2020-08-21; 录用日期: 2020-09-03

基金项目: 国家自然科学基金(61871232)、江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJCX19\_0275)

\* E-mail: 1113627530@qq.com

服传统检测方法存在的不足,但如何对火灾产生的烟雾及其与烟雾形色相近的事物进行准确区分以及有效地提取特征,成为火灾烟雾检测的难点之一。

烟雾特征提取是一种识别烟雾的关键技术,烟雾特征有 LBP (Local Binary Patterns) 和 Gabor 等<sup>[1-4]</sup>,近年来很多科研团队对其进行研究。文献[5]采用了一种级联方法对摄像机的监控数据进行处理以检测特定类型的突发事件,该方法可以提高目标检测性能和处理速度,但是存在较高的误警率。文献[6]提出了一种基于监控摄像机的烟雾检测方法,该方法有较高的检测率,但会出现一些错误检测的现象,因为在某些情况下,烟雾的 LBP 信息与非烟雾重叠。文献[7]提出了面向烟雾识别与纹理分类的 Gabor 网络,该网络能够实现多尺度和多方向的多层级纹理特征表达,可以提高烟雾识别的综合效果和纹理分类的准确率,但是该方法的冗余度和复杂度较高。

多特征融合技术也是一种广泛应用的烟雾图像处理技术。文献[8]采用了改进的三帧差分法来提取图像块的运动区域,并提取烟雾图像块的 HSV (Hue, Saturation, Value) 颜色特征和 LBP 特征等,特征融合后对其进行烟雾检测。文献[9]一种基于视频烟雾多特征融合的火灾烟雾早期识别方法,该方法根据 RGB (Red, Green, Blue) 和 HIS (Hue, Intensity, Saturation) 空间的早期烟雾颜色模型来提取可疑区域的颜色特征。在一些特定的环境中,上述检测方法仍然存在识别率低的问题。

受到环境的影响以及算法本身存在的问题,导致烟雾检测算法出现识别率低和误警率高的现象。鉴于此,本文提出一种 TDFFF (Triple Multi Feature LBP and Derivative Gabor Feature Fusion) 的烟雾图像检测算法。将改进的 Gabor 特征与 LBP 特征融合后放入支持向量机 (SVM) 中进行训练,能够减少环境的干扰以获得较高的检测率,从而提高算法的鲁棒性。

## 2 基本原理

### 2.1 传统的 LBP 特征

LBP 是一种用来描述图像局部纹理特征的算子,可以体现中心像素与其周围像素的关系,具有旋转不变性与灰度不变性的特点。LBP 算子的基本思想是将某一点的灰度值作为中心值,并对其邻域点进行二值化运算,若邻域点的灰度值不小于中心像素点则记为 1,否则记为 0,将得到的二值化结果

按照顺序进行排列,可以得到一组 8 位二进制数。LBP 的编码计算公式为

$$T_{\text{LBP}}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{N-1} s(g_p - g_c) 2^p, \quad (1)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}, \quad (2)$$

式中:  $(x_c, y_c)$  表示中心像素点的坐标;  $g_c$  表示中心像素点  $(x_c, y_c)$  的灰度值;  $N$  表示邻域像素个数;  $g_p$  表示第  $p$  个邻域点的灰度值;  $s(\cdot)$  表示阶跃函数<sup>[10-12]</sup>。实验采用圆形 LBP 算子来计算图像的 LBP 特征值,接着采用双线性插值的方法计算未完全落在像素中心位置的采样点的真实灰度值。

### 2.2 Gabor 特征

Gabor 特征是使用二维 Gabor 滤波器对图像进行处理后而得的,其中 Gabor 滤波器的参数和方向均可以调整。二维 Gabor 滤波器的小波核函数可表示为

$$\eta_{\mu, \nu}(z) = \frac{\|\mathbf{k}_{\mu, \nu}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, \nu}\|^2 \|\mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2}\right) \times \left[\exp(i\mathbf{k}_{\mu, \nu} \cdot \mathbf{z}) - \exp\left(\frac{-\sigma^2}{2}\right)\right], \quad (3)$$

其中

$$\mathbf{k}_{\mu, \nu} = \begin{bmatrix} k_\nu \cos \varphi_\mu \\ k_\nu \sin \varphi_\mu \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中:  $\eta_{\mu, \nu}(\cdot)$  表示小波核函数;  $\sigma$  表示带宽, 值为  $2\pi$ ;  $\nu$  表示尺度参数;  $\mu$  表示方向个数;  $\mathbf{z}$  表示给定位置的图像坐标  $(x, y)$ ;  $\mathbf{k}_{\mu, \nu}$  表示滤波器的中心频率;  $k_\nu = 2^{-(\nu+2)/2} \pi$ ;  $\varphi_\mu = \mu \pi / 8$ 。

Gabor 特征可表示为

$$G(x, y, \mu, \nu) = f(x, y) * \eta_{\mu, \nu}(z), \quad (5)$$

式中:  $*$  表示卷积运算符号;  $f(x, y)$  表示输入的图像<sup>[13]</sup>。

## 3 TDFFF 算法

传统算法的检测结果并不是特别理想,而且纹理的识别率与算法的鲁棒性都较低。为了改善融合算法的性能,提出一种融合 T-MFLBP 和 D-Gabor 的算法,该算法能够包含与提炼 LBP 特征中有价值的信息并加以结合与完善,可以更有效地反映纹理的变化细节,并通过改进 Gabor 的核函数可以提高捕捉烟雾图像边缘纹理的性能。针对传统算法提取的特征信息不充分以及对噪声很敏感的问题, T-MFLBP 可以综合考虑 LBP 特征中所有可能出现的情况,从而提高检测烟雾图像边缘的敏感度和纹理

的识别率, D-Gabor 可以改进烟雾图像特征的性能, 更注重灰度梯度变化。最后对两种特征矩阵进行线性融合, 再将其输入 SVM 中进行训练以得到识别结果。

### 3.1 T-MFLBP

传统算法将中心像素与邻域像素差大于 0 或等于 0 的视为一类情况, 并只对这一种情形进行编码计算, 但无法区分像素灰度差等于 0 和大于 0 的情况。实际中心像素与邻域像素的差值一般分为大于 0、等于 0 和小于 0 三种情形, 分别代表上升、均匀和下降变化。为了提高区分不同纹理的性能以及降低对噪声的敏感性, 实验使用 T-MFLBP 模型。相较于文献[14]只对像素间灰度差存在的两种变化情况进行编码计算, T-MFLBP 模型可以对三种情形进行编码计算。对于上升变化的情况, LBP 特征的编码计算公式为

$$T_{LBP}^{(+)}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{N-1} s^{(+)}(g_p - g_c) 2^p, \quad (6)$$

$$s^{(+)}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

对于下降变化的情况, LBP 特征的编码计算公式为

$$T_{LBP}^{(-)}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{N-1} s^{(-)}(g_p - g_c) 2^p, \quad (8)$$

$$s^{(-)}(x) = \begin{cases} 1, & x < 0 \\ 0, & x \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

对于均匀变化的情况, LBP 特征的编码计算公式为

$$T_{LBP}^{(0)}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{N-1} s^{(0)}(g_p - g_c) 2^p, \quad (10)$$

$$s^{(0)}(x) = \begin{cases} 1, & x = 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

得到 LBP 特征图像后, 特征向量不会立刻送入分类器中, 而是利用等价模式对 LBP 算子进行降维, 从而得到较为分散的 LBP 特征直方图。当  $N=8$  时, 仅保留 59 维特征, 这更有利于特征的提取。相比于等价模式处理后的 LBP 算子, MFLBP 算子<sup>[15]</sup>可以考虑非均匀模式中的纹理特征, 非均匀模式即二进制串中 0 跳变到 1 或 1 跳变到 0 的次数大于 2 的模式, 其中含有一些特殊位置的像素, 而且能够从这些特殊位置的像素中提取烟雾图像的一些重要信息。线性特征如图 1(a1)~1(a4) 所示, T 型特征如图 1(b1)~1(b4) 所示, 对角与十字特征如图 1(c1) 和图 1(c2) 所示, 这些特征均属于非均匀模

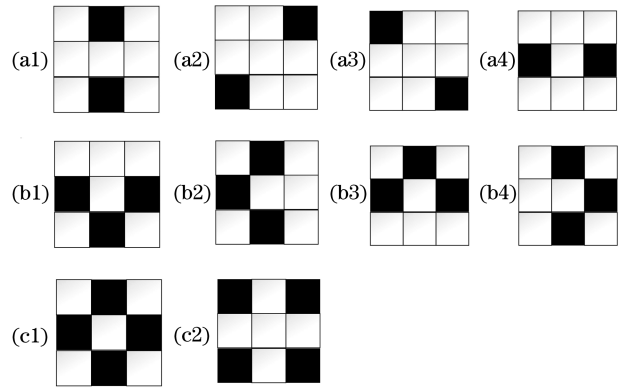


图 1 非均匀模式中不同类型的特征。(a1)~(a4) 线性特征; (b1)~(b4) T 型特征; (c1)(c2) 十字与对角特征  
Fig. 1 Different types of features in heterogeneous modes. (a1)~(a4) Linear features; (b1)~(b4) T-type features; (c1)(c2) cross and diagonal features

式中的特征, 区别图像中的纹理特征可以提高识别准确度, 从而更有效地提取烟雾图像中的特征信息。经过 MFLBP 算子处理后的特征值可表示为

$$D_{T-MFLBP}(T) = \begin{cases} U, & J_{MFLBP} \leq 2 \\ N(N-1)+2, & J_{MFLBP} = 4 \\ N(N-1)+3, & J_{MFLBP} = 6, \\ N(N-1)+4, & J_{MFLBP} = 8 \\ N(N-1)+5, & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $T$  表示一个中间变量;  $U$  表示一个映射表, 代表  $N(N-1)+2$  种均匀模式分别对应着 0 到  $N(N-1)+1$  的整数;  $J_{MFLBP}$  表示特征模式中 0 跳变到 1 或者 1 跳变到 0 的次数, 其可表示为

$$J_{MFLBP} = |s(g_{N-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{N-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)|, \quad (13)$$

式中:  $g_0$  表示第 1 个邻域点的灰度值。当  $g_p$  的灰度值不小于  $g_c$  时,  $s(g_p - g_c) = 1$ ; 否则  $s(g_p - g_c) = 0$ 。在  $N=8$  的情况下, 均匀模式有 58 种, 再将非均匀模式中跳变次数分别为 4、6 和 8 的三类模式单独提取出来并作为另外的三维特征, 除此之外其他非均匀模式作为一类, 共有 62 维特征。将  $T_{LBP}^{(+)}(x_c, y_c)$ 、 $T_{LBP}^{(-)}(x_c, y_c)$  和  $T_{LBP}^{(0)}(x_c, y_c)$  对应的二进制数分别代入(12)式, 可以得到经过 MFLBP 算子处理后的  $D_{T-MFLBP}^{(+)}$ 、 $D_{T-MFLBP}^{(-)}$  和  $D_{T-MFLBP}^{(0)}$ 。为了使 LBP 特征直方图不过于分散以及更好地反映邻域像素与中心像素的变化关系, 将与中心像素相比变化最大的 LBP 特征值与均匀变化的 LBP 特征值

的差的绝对值作为度量,表达式为

$$Q = |D_{T-MFLBP}^{(+)} - D_{T-MFLBP}^{(-)}|, \quad (14)$$

其中

$$D_{T-MFLBP}^{(+)} = \max(D_{T-MFLBP}^{(+)}, D_{T-MFLBP}^{(-)}). \quad (15)$$

从(15)式可以看到,  $D_{T-MFLBP}^{(+)}$  取  $D_{T-MFLBP}^{(+)}$  和  $D_{T-MFLBP}^{(-)}$  中的较大值。

### 3.2 D-Gabor

Gabor 变换是短时傅里叶变换中当窗函数取为高斯函数时的一种特殊情况。传统 Gabor 滤波器

类似一维 Gabor 核,二维的 Gabor 核由二维高斯函数和二维复数波构成。针对传统 Gabor 滤波器的鲁棒性差以及难以区分与烟雾相近的事物纹理的问题,对 Gabor 核函数进行改进,表达式为

$$g(x, y) = \frac{\|\mathbf{k}_{\mu, \nu}\|^2}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, \nu}\|^2(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right], \quad (16)$$

式中:  $g(x, y)$  表示高斯核函数,对其求一阶导数可以得到

$$\frac{\partial g(x, y)}{\partial x \partial y} = (x + y) \left(-\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, \nu}\|^4}{\sigma^4}\right) \exp\left[-\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, \nu}\|^2(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right]. \quad (17)$$

将(17)式代替(3)式中的高斯核函数,则新的小波核函数可表示为

$$\kappa_{\mu, \nu}(x, y) = \frac{\partial g(x, y)}{\partial x \partial y} \{ \cos[k_{\nu}(x \cos \varphi_{\mu} + y \sin \varphi_{\mu})] - \cos(\sigma^2/2) \} = (x + y) \left(-\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, \nu}\|^4}{\sigma^4}\right) \times \exp\left[-\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, \nu}\|^2(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right] \{ \cos[k_{\nu}(x \cos \varphi_{\mu} + y \sin \varphi_{\mu})] - \cos(\sigma^2/2) \}. \quad (18)$$

高斯滤波是典型的低通滤波,具有旋转对称性和傅里叶变换频谱为单瓣等性质。使用高斯函数处理图像可以避免图像失真,也不会被高频信号所污染,所以高斯函数在图像平滑处理与边缘检测中发挥着重要的作用。高斯函数的一阶和二阶导数也可以用于滤波,如 Canny 算子中用到的是高斯函数的一阶导数,因为一阶导数可以反映图像灰度的变化程度。高斯函数的二阶导数一般用于提取边缘细节,但高斯函数的一阶导数以丢失部分边缘细节为代价,使其更侧重于反映图像灰度梯度的变化情况。实验中,选用高斯函数的一阶导数来提取边缘纹理梯度,可以加强边缘部分的特征提取,只提取复数波的实部部分信息,可以解决由冗余信息造成鲁棒性差的问题。

当统计 Gabor 特征时,通常将图像分块并计算每块的能量,这既可以保持 Gabor 的局部细节,又可以保持一定的结构特性。分块的尺寸一般根据实

验中图片的尺寸和所需特征值的数量来设定,实验将尺寸为 224 pixel × 224 pixel 的图像分割成尺寸为 16 pixel × 16 pixel 的图像块,通过累计图像块中的能量可以获得 196 个特征值。

### 3.3 特征融合

由 3.1 节和 3.2 节可以得到 T-MFLBP 与 D-Gabor 的特征矩阵,将 T-MFLBP (Triple Multi Feature Local Binary Patterns) 与 D-Gabor 结合可以形成 TDFF 算法。考虑到烟雾探测对实时性具有一定的要求,则对该算法的时间复杂度进行如下分析。LBP 的时间复杂度为  $O(n^2)$ , T-MFLBP 的时间复杂度为  $O(3n^2)$ , 一般等效于  $O(n^2)$ , D-Gabor 的时间复杂度等同于 Gabor, 其中  $n$  为变量个数。TDFF 算法耗时较少,而且具有一定的实时性,总体流程如图 2 所示。首先对烟雾数据集进行平均灰度化处理,然后提取 T-MFLBP 与 D-Gabor 的特征矩阵并采用主成分分析法分别对其进行降

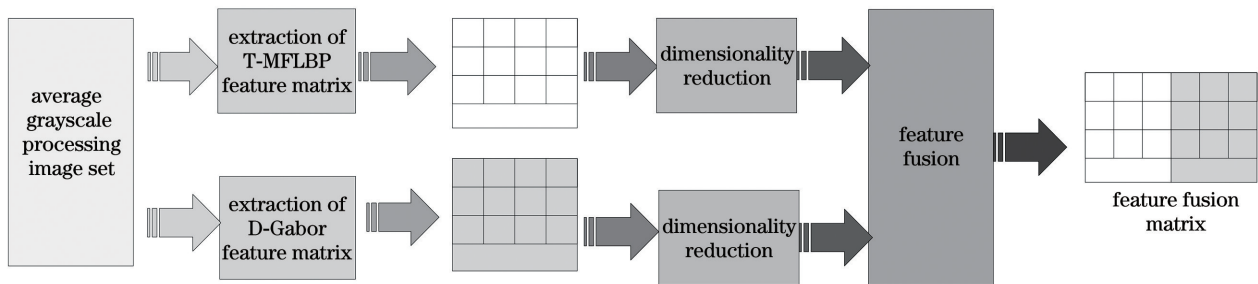


图 2 TDFF 算法的处理流程

Fig. 2 Processing flow of TDFF algorithm

维,最后对降维后的特征进行线性融合,对融合后的矩阵使用 SVM 进行分类。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 T-MFLBP 的性能

T-MFLBP 特征可以更有效地表示烟雾特征。将一幅图分成 4 块并统计 LBP 特征,实验只提取其中两块图像的统计直方图,则传统 LBP 与 T-MFLBP 特征的直方图如图 3 所示,横坐标表示

62 维不同的特征模式,纵坐标表示统计该模式下 LBP 特征的个数。较多的模式种类会大大增加数据量,使得直方图过于稀疏。图 3(a1)和图 3(a2)分别为传统特征降维后获取的统计直方图,其可以描述图像的局部纹理特征,从整体上可以体现中心像素与邻域像素的变化情况。从图 3 可以看到,传统 LBP 特征会在某个模式中出现过于集中的现象,这可能不利于烟雾图像的识别,而 T-MFLBP 特征相对更为分散。

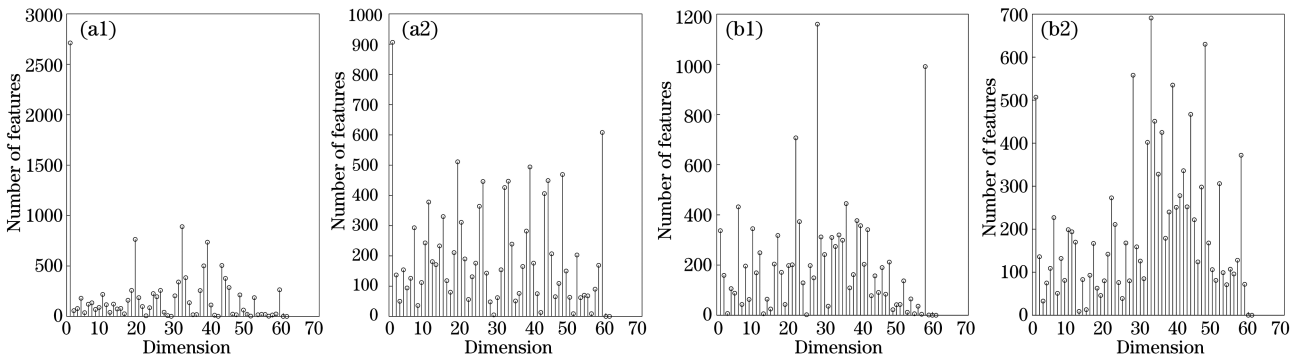


图 3 不同特征的提取结果。(a1)(a2) 传统 LBP 特征;(b1)(b2) T-MFLBP 特征

Fig. 3 Extraction results of different features. (a1)(a2) Traditional LBP features; (b1)(b2) T-MFLBP features

不同方法提取不同数据集中 LBP 特征的实验结果如图 4 所示,方法分别为 LBP、RLBP(Robust Local Binary Patterns)<sup>[16]</sup>、CS-LBP(Central Symmetric Local Binary Patterns)<sup>[13]</sup>、DLBP(Double Local Binary Patterns)<sup>[14]</sup>以及 T-MFLBP,数据集采用中国科学技术大学火灾科学国家实验室的数据集<sup>[17]</sup>,其中含有真实烟雾、非烟雾以及大量且多样的合成烟雾图像。从图 4 可以看到,在数据集 1 中,LBP 方法和 RLBP 方法得到的检测率相差较小,DLBP 方法的检测率约为 90%,CS-LBP 方法得到的检测率最低,则其捕捉纹理信息的性能较差;

在数据集 3 和数据集 4 中,T-MFLBP 方法得到的检测率可以达到 98%,比 RLBP 方法和 LBP 方法提高 3 个百分点,在数据集 1 中的检测率达到 93%,比 RLBP 方法与 LBP 方法提高 6 个百分点;在数据集 2 中,T-MFLBP 方法比 RLBP 方法与 LBP 方法提高 2 个百分点。综上所述,与其他 4 种方法相比,T-MFLBP 方法的烟雾检测率更高,更易识别烟雾纹理。

不同方法在不同数据集中的误警率如图 5 所示。从图 5 可以看到,T-MFLBP 方法得到的平均误警率约为 10%,与 RLBP 方法差距较小,而 LBP、

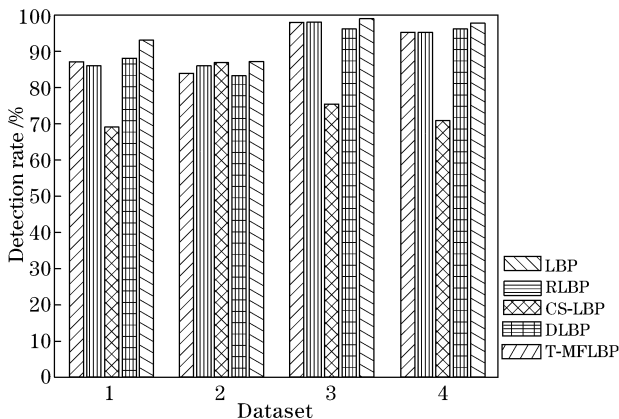


图 4 不同方法在不同数据集中的检测率对比

Fig. 4 Comparison of detection rates of different methods in different datasets

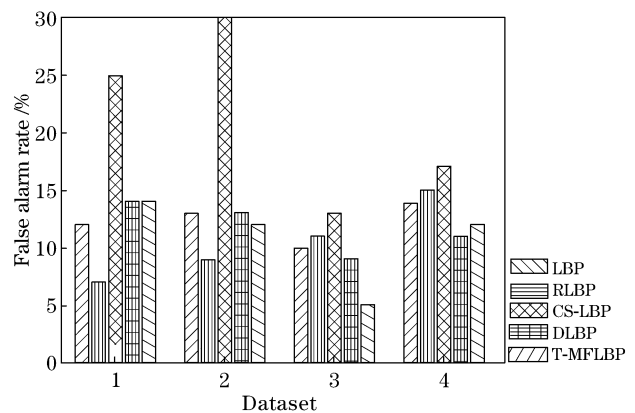


图 5 不同方法在不同数据集中的误警率对比

Fig. 5 Comparison of false alarm rates of different methods in different datasets

CSLBP 和 DLBP 方法得到的平均误警率分别约为 12.50%、21.25% 和 11.75%，由此可见 T-MFLBP 方法得到的平均误警率最低。

不同方法在不同维度下的检测率如图 6 所示。在 4 个不同的数据集中，对 5 种 LBP 特征矩阵进行降维，分别降到不同的维度后送入 SVM 中进行训练，然后提取同一维度下的平均检测率和平均误警率。从图 6 可以看到，当维度较低时，CS-LBP 方法的检测率最低，仅有 75%，RLBP 方法的检测率约为 94%，DLBP 方法和 LBP 方法的检测率均约为 91%，而 T-MFLBP 方法的检测率约为 95%，其可以保持较高的性能，而且曲线的增长趋势也最为明显，之后继续增加矩阵维度，检测率基本保持不变。

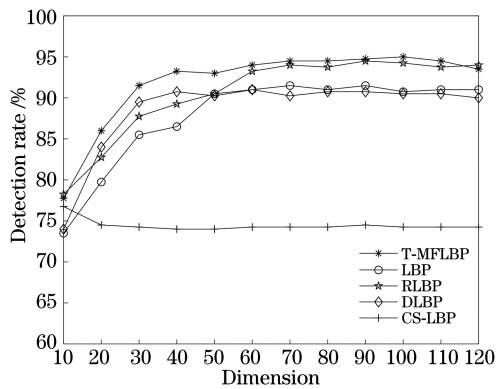


图 6 不同方法在不同维度下的检测率对比曲线  
Fig. 6 Detection rate comparison curves of different methods in different dimensions

不同方法在不同维度下的误警率如图 7 所示。从图 7 可以看到，当矩阵维度较低时，LBP、RLBP 和 CS-LBP 方法的误警率均约为 20%，而且随着维度的增加而降低，最终 LBP 方法和 RLBP 方法的误警率均约为 11%，CS-LBP 方法和 DLBP 方法的误警率分别为 19.5% 和 11.5%，而 T-MFLBP 方法在低维度下可以保持相对较低的误警率，随着维度的增加，最后稳定在 9% 左右。由此可见，与其他方法相比，T-MFLBP 方法在耗费较少计算量的同时可以获得更好的效果。

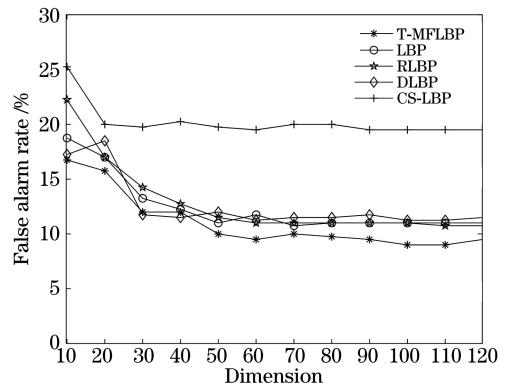


图 7 不同方法在不同维度下的误警率对比曲线  
Fig. 7 Comparison curves of false alarm rates in different dimensions by different methods

#### 4.2 融合后的性能比较

实验涉及 4 个数据集，每个数据集包含 500 个烟雾正样本与 500 个非烟雾负样本，烟雾正样本中包含不同类型、不同浓度的烟雾，非烟雾负样本包含灯光、有云彩的天空和雾霾等常见易与烟雾混淆的情况。从每个数据集中各选取 400 个烟雾正样本以及 400 个非烟雾负样本作为训练集，剩下的 100 个烟雾正样本和 100 个非烟雾负样本作为测试集。实验中，分别采用平均灰度化、最大值灰度化和加权平均灰度化对数据集进行预处理。实验结果证明，平均灰度化处理的数据集比其他常见灰度化方法拥有更好的检测率，所以对图像进行平均灰度化处理。提取 LBP 特征矩阵后降维到 90，提取 Gabor 特征矩阵后降维到 130，特征融合后送入 SVM 中迭代 900 次。实验使用的软件为 MATLAB R2018b，操作系统为 Win10，实验结果如表 1 所示。从表 1 可以看到，LBP+Gabor 方法得到的烟雾检测率在数据集 2 和数据集 3 上可以达到 97%，在数据集 1 和数据集 4 上约为 93%，由此可见未改进的特征融合算法在不同数据集上的检测率差异很大，鲁棒性差；T-MFLBP+Gabor 方法也存在同样的问题；TDFP 算法在 4 个数据集上得到的检测率均可以达到 99%，说明在复杂环境中采用该算法可以保持较高

表 1 不同特征融合方法的性能比较

Table 1 Performance comparison of different feature fusion methods

unit: %

Dataset	LBP+Gabor		T-MFLBP+Gabor		TDFP	
	Detection rate	False alarm rate	Detection rate	False alarm rate	Detection rate	False alarm rate
1	94	10	94	6	100	4
2	97	13	96	11	99	8
3	97	7	99	4	100	2
4	93	13	92	9	99	6

的检测率,能够准确识别不同浓度、不同类型的烟雾,鲁棒性也得到极大的提高,TDFF 算法可以将误警率控制在 10% 以下,而其他两种方法的误警率均超过 10%。对于存在干扰物的样本,TDFF 算法的性能比其他两种方法更好。其中,T-MFLBP + Gabor 方法的误警率低于 LBP + Gabor 方法,说明 T-MFLBP 方法可以有效改善区分与烟雾相近事物纹理的性能。

不同特征融合方法在不同迭代次数下的检测率如图 8 所示。从图 8 可以看到,TDFF 算法的检测率随着迭代次数的增加可以快速达到 99%,而其他两种算法的检测率均低于 95%,比传统融合算法提高 4 个百分点,并且曲线的变化趋势平缓,增加迭代次数后的检测率也并未获得太大的提高,其中 T-MFLBP + Gabor 方法的检测效果比 LBP + Gabor 更好。

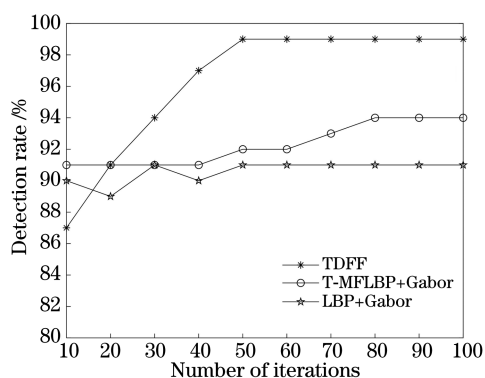


图 8 不同特征融合方法在不同迭代次数下的检测率对比曲线

Fig. 8 Comparison curves of detection rates of different feature fusion methods under different number of iterations

不同特征融合方法在不同迭代次数下的误警率如图 9 所示。从图 9 可以看到,当迭代次数为

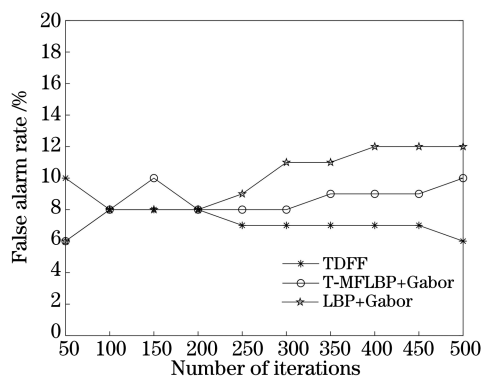


图 9 不同特征融合方法在不同迭代次数下的误警率对比曲线

Fig. 9 Comparison curves of false alarm rates of different feature fusion methods under different number of iterations

50 时,TDFF 算法的误警率较高,但随着迭代次数的增加逐渐降低,其他两种方法的误警率逐渐增大,当迭代次数达到 500 次时,TDFF 算法的误警率明显低于其他两种方法。

## 5 结 论

TDFF 算法由 T-MFLBP 与 D-Gabor 两部分组成,该算法可以成功提高检测率,并具有较强的鲁棒性。采用 T-MFLBP 算法分别对像素间不同灰度差值的情况以及非均匀模式中特殊位置的像素进行编码计算,将相比于中心像素变化最大的 LBP 值与均匀变化的 LBP 值的差的绝对值作为度量,从而解决传统算法识别性能不佳的问题。D-Gabor 利用一阶偏导的高斯函数提取 Gabor 特征,可以增强提取烟雾图像边缘特征的性能。最后将特征融合矩阵放入 SVM 中进行训练。实验结果表明,所提算法的检测率可以达到 99%,比传统融合算法提高 4 个百分点,同时鲁棒性也得到较大改善。

## 参 考 文 献

- [1] Liu Z, Yang X P, Liu Y, et al. Smoke-detection framework for high-definition video using fused spatial- and frequency-domain features [J]. IEEE Access, 2019, 7: 89687-89701.
- [2] Luo S, Zhang X, Hu J, et al. Smoke detection by trajectories in condensed images for early fire warning [J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(10): 1648-1657.  
罗胜, 张翔, 胡杰, 等. 时间压缩轨迹特征识别的火灾烟雾检测[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(10): 1648-1657.
- [3] Costea A, Schiopu P. New design and improved performance for smoke detector [C] // 2018 10th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI), June 28-30, 2018, Iasi, Romania. New York: IEEE, 2018: 18566018.
- [4] Yuan F N, Xia X, Shi J T, et al. Non-linear dimensionality reduction and Gaussian process based classification method for smoke detection [J]. IEEE Access, 2017, 5: 6833-6841.
- [5] Maksymiv O, Rak T, Peleshko D. Real-time fire detection method combining AdaBoost, LBP and convolutional neural network in video sequence [C] // 2017 14th International Conference The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics (CADSM), February 21-25, 2017, Lviv, Ukraine. New York: IEEE, 2017: 351-353.

- [6] Ashraf U R, Kaushik D, Sharmistha C T, et al. Smoke detection method based on LBP and SVM from surveillance camera [C] // 2018 International Conference on Computer, Communication, Chemical, Material and Electronic Engineering (IC4ME2), February 8-9, 2018, Rajshahi, Bangladesh. New York: IEEE, 2018: 18113375.
- [7] Yuan F N, Xia X, Li G, et al. GaborNet for smoke recognition and texture classification[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(2): 269-281.  
袁非牛, 夏雪, 李钢, 等. 面向烟雾识别与纹理分类的 Gabor 网络[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(2): 269-281.
- [8] Yin M X, Wang L, Sun L Y. Adaptive smoke detection algorithm based on multi-feature fusion[J]. Building Science, 2019, 35(9): 26-31.  
殷梦霞, 王理, 孙连营. 基于多特征融合的自适应烟雾检测算法[J]. 建筑科学, 2019, 35(9): 26-31.
- [9] Wang L, Li A G. Early fire recognition based on multi-feature fusion of video smoke[C] // 2017 36th Chinese Control Conference (CCC), July 26-28, 2017. Dalian, China. New York: IEEE, 2017: 5318-5323.
- [10] Quan Y Z, Gao S H, Yang M J, et al. USM sharpening image detection based on local binary pattern method [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(12): 121002.  
全永志, 高树辉, 杨孟京, 等. 基于局部二值模式方法的 USM 锐化图像检验[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(12): 121002.
- [11] Hoang V T. Unsupervised LBP histogram selection for color texture classification via sparse representation [C] // 2018 IEEE International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP), September 28-30, 2018, Singapore, Singapore. New York: IEEE, 2018: 79-84.
- [12] Cheng S, Zeng H Q, Chen J, et al. No reference quality assessment for screen content images based feature fusion [J]. Journal of Signal Processing, 2019, 35(3): 419-425.  
程姗, 曾焕强, 陈婧, 等. 基于特征融合的无参考屏幕图像质量评价[J]. 信号处理, 2019, 35(3): 419-425.
- [13] Shi D C, Cai F, Du G Y. Facial expression recognition based on Gabor wavelet phase features [C] // 2013 Seventh International Conference on Image and Graphics, July 26-28, 2013, Qingdao, China. New York: IEEE, 2013: 520-523.
- [14] Xu J, Ding X Q, Wang S J, et al. Background subtraction based on a combination of texture, color and intensity [C] // 2008 9th International Conference on Signal Processing, October 26-29, 2008, Beijing, China. New York: IEEE, 2008: 1400-1405.
- [15] Xiong J J. Research on texture classification based on improved local binary patterns [D]. Nanchang: Nanchang Hangkong University, 2019: 21-23.  
熊俊杰. 基于改进局部二值模式的纹理分类算法研究[D]. 南昌: 南昌航空大学, 2019: 21-23.
- [16] Zhao Y, Jia W, Hu R X, et al. Completed robust local binary pattern for texture classification [J]. Neurocomputing, 2013, 106: 68-76.
- [17] Zhang Q X. Research webpage about smoke detection for fire alarm: datasets [DB/OL]. [2020-07-09] <http://smoke.ustc.edu.cn/datasets.htm>.