

基于多尺度 LBP 与 GBP 特征的火焰识别

卢英^{1,2} 王慧琴¹ 柴茜¹ 秦立科¹

(西安建筑科技大学信控学院 西安 710055)¹ (西安建筑科技大学建筑学院 西安 710055)²

摘要 为了提高大空间建筑场景中基于视频图像的火灾的识别率,提出了一种基于多尺度 LBP 与 GBP 纹理特征的火焰识别算法。首先在 RGB 颜色空间对连续帧火灾图像进行预处理,并进行频闪特性分析以提取疑似火焰区域;建立疑似火焰图像高斯差分尺度空间,利用局部二值模式(LBP)和全局二值模式(GBP)提取火焰局部纹理特征和全局纹理特征;最后将多尺度的纹理特征输入到支持向量机进行识别。实验结果表明,LBP 与 GBP 相结合的方法具有对光照不变的特性,获得了较好的火焰识别率。

关键词 多尺度,LBP,GBP,火焰识别,SVM

中图分类号 TP181,TP391.9 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.10.064

Fire Image Detection Based on LBP and GBP Features with Multi-scales

LU Ying^{1,2} WANG Hui-qin¹ CHAI Qian¹ QIN Li-ke¹

(School of Information and Control Engineering,Xi'an University of Architecture and Technology,Xi'an 710055,China)¹

(School of Architecture,Xi'an University of Architecture and Technology,Xi'an 710055,China)²

Abstract In order to improve the fire detection rate based on video monitoring in large-span space buildings, this paper proposed a fire recognition method based on LBP and GBP features with multi-scales. Series flame of fire images were preprocessed in RGB space at first, and the flame candidate areas were located by the stroboscopic feature. We established the Gaussian difference scale space for fire images, and then LBP-feature and GBP-feature with different scales were extracted from these candidate areas. Finally, these features were put into SVM classification to recognize whether it is a flame. Experimental results show that the combination of LBP and GBP is invariant to uneven illumination, and improves the accurate of recognition flame.

Keywords Multi-scales, Local binary pattern, Global binary pattern, Fire detection, SVM

1 引言

高大空间建筑,如体育馆、机场、博物馆等,一旦发生火灾,将造成巨大的生命财产损失^[1]。因此,对高大空间建筑进行实时有效的监控,把火灾可能造成的损失减少到最小,是火灾防治领域的重点研究内容。基于视频的火灾探测技术能在第一时间通过视频图像捕捉火灾信息,并实现火焰图像的快速检测。张正荣等获取到了视频中火焰尖角数目、形状相似度、闪烁频率、圆形成度和颜色特征,并采用支持向量机对其进行识别^[1];严云洋等融合火焰色彩和边缘轮廓动态变化等特性,实现了在视频序列图像中火焰的自动检测^[2,3];王玮等采用 LBP 金字塔对人脸进行识别^[4];赵怀勋等利用多尺度 LBP 纹理描述算子对人脸进行识别^[5];徐科等提出了全局二值模式并将此种纹理描述算子应用于钢板缺陷识别,取得了较好的识别效果^[6]。火焰图像随环境变化光照影响,在火焰图像识别处理中易引入干扰因素,从而严重影响火焰识别率。本

研究首先利用 RGB 颜色空间对连续帧火灾图像进行预处理,并进行频闪特性分析以提取疑似火焰区域;然后提取疑似火焰区域多尺度下的 LBP 与 GBP 纹理特征,并将这些特征组合;最后利用支持向量机进行识别。本文方法在高大空间建筑室内以及室外环境,不同光照条件下的火焰识别中取得了较好的效果。

2 火焰识别

2.1 火焰疑似区域检测

火焰具有明亮的颜色特性,边缘很不规则,面积不断增加,与移动的车灯、蜡烛等干扰物体完全不同,而且火焰图像尖角数目多且明显,利用这些动静态特征能比较完整地分割出疑似火焰区域。 R, G, B 分别表示某一像素的 RGB 分量值,由大量的实验发现,当 $R-B > 100$ 时,分割效果最好。在火焰图像中,火焰区域比周围偏亮。定义图像中某一像素其亮度值为 Y ,用式(1)表示。

到稿日期:2014-10-20 返修日期:2015-03-14 本文受教育部高等学校博士学科点专项科研基金(20126120110008),教育厅提供专项科研项目(2013JK1144),西安建筑科技大学校青年基金(QN1429),陕西省教育厅产业化项目(2011JG12)资助。

卢英(1980—),女,博士生,工程师,主要研究方向为数字建筑、图像处理与模式识别,E-mail:applepeas@126.com;王慧琴(1970—),女,教授,博士生导师,主要研究方向为数字图像处理、数字水印、视觉计算等;柴茜(1988—),女,博士生,主要研究方向为图像处理与模式识别;秦立科(1990—),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理。

$$Y=0.2127 \times R+0.7152 \times G+0.0721 \times B \quad (1)$$

火焰的闪烁特性是其区别于其他干扰物的一个重要的动态特征,火焰的闪烁频率为1Hz~10Hz。设 M 为像素运动累积矩阵,元素 $M(i,j)$ 表示图像中像素 (i,j) 是火焰像素的次数;利用式(1)判断连续数帧图像的各个像素是否为火焰像素,若是,矩阵 M 中与其对应位置处的元素值加1;否则不变,如式(2)所示。

$$M(i,j)=\begin{cases} M(i,j)+1, & y(i,j)=1 \\ M(i,j), & y(i,j)=0 \end{cases} \quad (2)$$

火焰在一个区域附近闪烁,使得累积矩阵 M 中的值将大于2并小于13,如式(3)所示。

$$M(i,j)=\begin{cases} 1, & 2 < m(i,j) < 13 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

利用火焰的颜色特性与其频闪特性对疑似火焰区域进行分割,实验结果如图1所示。

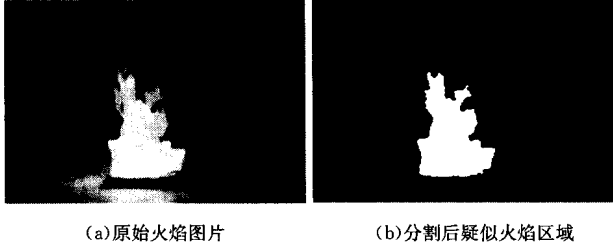


图1 分割疑似火焰区域

在RGB颜色空间对连续数帧火灾图像进行预处理,并进行频闪特性分析,提取疑似火焰区域;然后针对疑似火焰区域提取纹理特征,作为识别检测依据。该方法在处理速度上优于对整幅图像进行处理。

2.2 局部二值模式

局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)是芬兰奥鲁大学Ojala^[7]教授提出的,由于其对图像局部纹理特征具有卓越的描述能力,且具有旋转不变性和光照不变性等显著优点,因此在研究中获得了广泛的应用。

局部二值模式(LBP)的原理是在局部结构内比较邻域像素和中心像素大小,因此不受线性变化如光照、位移等影响。LBP算法的思想是给定一个 3×3 的矩形块,如图2所示,共有9个子块,对应9个点的灰度值,包括一个中心子块和8个周边子块,将周围的8个灰度值和中心点的灰度值进行比较,如果周围子块的灰度值比中心的大则标识为1,反之标识为0。顺时针读出8个点的二进制值作为该矩形块的值,最后以统计直方图的形式给出整个疑似区域的LBP特征,用来描述该区域的局部细节特征。

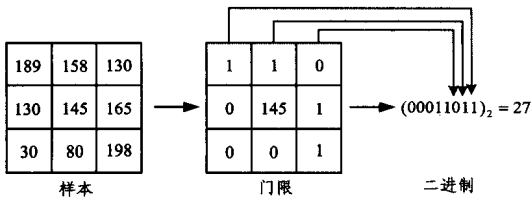


图2 LBP基本思想

为了获得任意半径和任意数目的邻域像素点,Ojala将LBP算法扩展为可变区域的LBP算法,LBP_{P,R}是指在半径为 R 的邻域内,使用 P 个相邻子块进行比较得到LBP特征^[8,9],

如图3所示。本文采用圆形邻域并结合线性差值运算获取局部LBP特征。图3所示为 $R=1,2,3, P=8,16,24$ 的圆域模型。

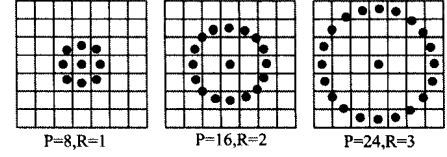


图3 $R=1,2,3$,邻域像素 $P=8,16,24$ 的圆域模型

对LBP_{P,R}而言,共有 2^P 种0和1组合的可能性,其中一定可以找到一种组合可以更加确切地描述图像的局部特征。对于疑似火焰区域,采用LBP提取的纹理信息具有局限性。LBP算法在较小范围的邻域内以中心像素为阈值,与邻域像素比较大小来描述局部纹理特征,但无法描述纹理全局特征。

2.3 全局二值模式

由于LBP不能描述火焰图像的全局信息,本文提出了结合火焰图像形状信息的全局二值模式(GBP)。由于火焰图像的形状不规则,而非火焰干扰物形状比较规则,本文提出在包括火焰疑似区域的圆形或椭圆形区域内进行特征描述,并利用圆形或椭圆形区域内像素均值来代替模板中心像素,然后与邻域像素比较大小以提取特征。在特征提取过程中,以火焰疑似区域圆形或椭圆形模板的像素均值为阈值,均值能降低高频成分幅度而减弱噪声,起到一定的滤波效果^[11]。

全局二值模式按如下公式计算:

$$GBP = \sum_{p=0}^{P-1} S(g_p, g_c) 2^p \quad (4)$$

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

其中, g_c 定义为图像中邻域像素的平均值,邻域是以 g_c 为中心的火焰图像疑似区域像素的平均值。在全局二值模式中,用邻域像素灰度平均值代替LBP中的中心像素灰度值,这种处理起到了有效的线性平滑滤波作用,去除了图像中不相干的细节。在高大空间建筑内部,火焰在发展初期规模较小,因此本文所使用的特征提取方法能有效根据火焰疑似区域大小,采用不同大小的圆形或椭圆形的全局结构,进而将疑似火焰区域全部像素引入到特征提取过程中,同时达到滤波效果。与LBP相同,具有旋转不变性的GBP记为GBP^{riu2}。

2.4 多尺度的LBP与GBP

多尺度技术是对图像的多尺度表达,并在不同的尺度下进行处理。图像中某种尺度下不容易辨别或获取的特征在另外的尺度下很容易看出来,或者检测到。对于疑似火焰区域,在单一尺度下提取纹理信息,具有一定的局限性。本文的多尺度通过亚采样使图像尺寸快速减小,同时为了减小因亚采样引起的频谱混叠,以及避免对噪声的鲁棒性降低,采用DOG滤波器对亚采样图像进行平滑。

DOG滤波器是LOG滤波器的逼近,它是2个不同方差的高斯函数的差,是一个带通滤波器。利用不同方差的高斯低通滤波器可以方便地得到DOG滤波器,它能较好地反映人们的视觉特性,并已在边缘检测方面得到了很好的应用。

LOG滤波器的定义如下

$$L(x, y, \delta) = G(x, y, \delta) \times I(x, y) \quad (5)$$

式中, $G(x, y, \delta)$ 是尺度可变高斯函数,如式(6)所示。

$$G(x, y, \delta) = \frac{1}{2\pi\delta^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\delta^2}} \quad (6)$$

式中, (x, y) 为空间坐标, σ 为尺度坐标。为了有效地检测稳定的关键点, 提出高斯差分空间(DOG)。它由不同尺度的高斯差分核与图像卷积生成, 如式(7)所示:

$$\begin{aligned} D(x, y, \delta) &= (G(x, y, k\delta) - G(x, y, \delta)) \times I(x, y) \\ &= L(x, y, k\delta) - L(x, y, \delta) \end{aligned} \quad (7)$$

尺度空间的构建需要确定 3 个参数: δ 为尺度空间坐标, o 为 octave 坐标, S 为 sub-level 坐标, $\delta(o, s) = \delta_0 2^{o+s/S}$, $o \in o_{\min} + [0, \dots, O-1]$, $s \in [0, \dots, S-1]$, δ_0 是基准层尺度。空间坐标 x 是组 octave 的函数, 设 x_0 是 0 组的空间坐标, 则:

$$x = 2^o x_0 \quad (8)$$

$$o \in Z, x_0 \in [0, \dots, N_0-1] \times [0, \dots, M_0-1] \quad (9)$$

如果 (M_0, N_0) 是基础组 $o=0$ 的分辨率, 则其他组的分辨率由式(10)计算:

$$N_o = \left\lceil \frac{N_0}{2^o} \right\rceil, M_o = \left\lceil \frac{M_0}{2^o} \right\rceil \quad (10)$$

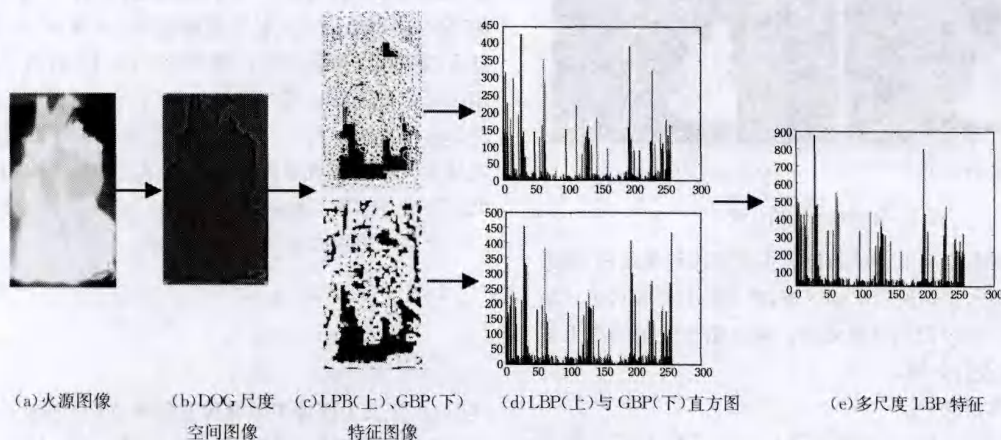


图 5 多尺度 LBP 与 GBP 特征提取流程

在 DOG 滤波器构造的多尺度空间中, 使用 LBP 与 GBP 能够有效描述图像的局部特征与全局特征, 特征提取的过程如图 5 所示, 主要包括以下步骤: (1) 利用 DOG 滤波器构造多尺度空间, 如图 5(b) 所示; (2) 利用 LBP 与 GBP 提取尺度空间图像的纹理特征, 如图 5(c) 所示; (3) 计算 LBP 与 GBP 直方图, 如图 5(d) 所示; (4) 将 LBP 直方图与 GBP 直方图连接为一个直方图序列, 并以此作为火焰图像的特征向量, 如图 5(e) 所示。

通过以上方法, DOG 尺度空间参数、LBP 算子与 GBP 算子一旦确定, 整幅图像的多尺度 LBP 与 GBP 描述的局部特征与全局特征的融合特征的长度就随之确定。由于支持向量机有适于小样本分类和多类分类的优点, 本文选择 SVM 为分类器, 选用 RBF 核函数, 训练集与测试集中的融合特征未进行降维直接送入 SVM 进行训练与测试。

3 实验结果与分析

火灾探测目前还没有比较权威和完整的图片和视频检测样本库。根据国标要求(图像型火灾探测器规范), 分别在室内外大空间做了大量的模拟点火实验, 在 Matlab(2009) 上进行实验。为了说明火焰图像具有重要的空间分布信息, 首先对 LBP 结合 GBP 的纹理特征的有效性进行讨论。首先选择了 1 组部分时间遮挡火源的视频作为数据源, 共 720 组图像

图 4 所示为建立的火焰高斯差分尺度空间。

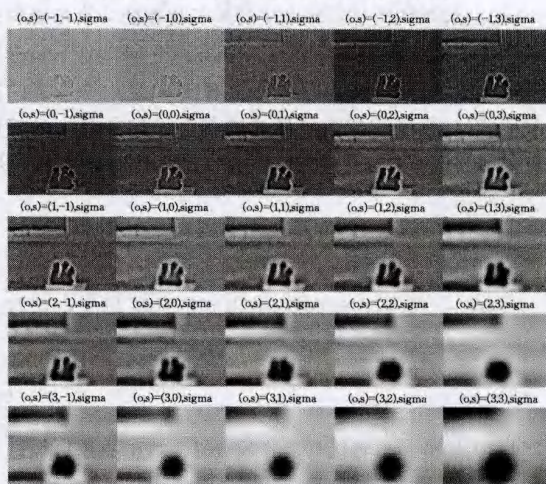


图 4 火焰高斯差分尺度空间图像

样本, 其中前 240 帧是训练样本, 后 480 帧是测试样本, 图像大小为 320×240 , 均为不同照度下的火焰和干扰物体的图像, 部分样本以及火焰与疑似火焰 LBP 与 GBP 直方图如图 6 所示。

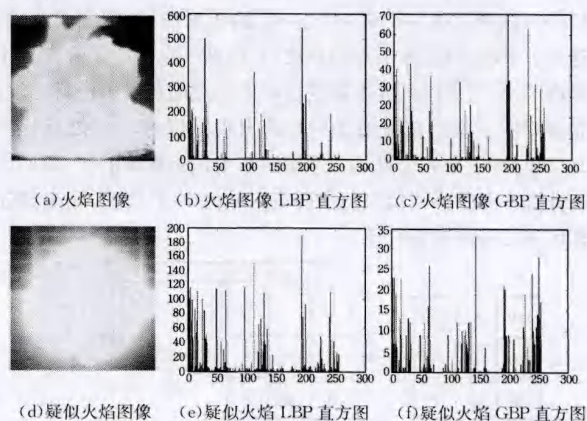


图 6 样本纹理特征

在建立尺度空间时, 确定具体的尺度空间参数, 本文选取尺度空间中的 3 幅图像进行 LBP 与 GBP 运算, 得到 LBP 与 GBP 特征值, 提取多尺度下 LBP 与 GBP 特征, 然后将其输入到 SVM 中进行训练。本文选择 RBF 核函数, 惩罚因子 $c =$

100, 参数 $\delta=3$, 分别使用 240 帧训练样本进行训练, 然后使用 480 帧火焰图片作为测试样本, 测试算法的识别率, 如表 1 所列。

表 1 不同特征提取方法的识别率

特征提取方法	准确分类的 图片数/总图片数	分类准确率 (%)	处理时间 (s)
LBP _{8×1}	377/480	78.541	11.10
GBP _{8×1}	386/480	80.417	12.01
LBP+GBP _{64×64}	454/480	94.583	15.41
LBP+GBP _{64×32}	439/480	91.456	15.15
LBP+GBP _{32×32}	458/480	95.416	14.12
LBP+GBP _{16×16}	447/480	93.125	14.01
LBP+GBP _{16×8}	445/480	92.708	13.89

从表 1 可以看出, 单独使用 LBP 处理速度比较快, 但局部二值模式容易受噪声影响, 识别率较低; 单独使用 GBP 弱化了噪声的影响, 但 GBP 对光照不均的鲁棒性不如 LBP。LBP 与 GBP 共同提取纹理特征的方法比单独使用 LBP 和单独使用 GBP 的效果好。对比不同的特征提取方法的分类准确率可以看出, LBP+GBP_{64×64} 模板提取平均值区域较大, 产生的均值无法代表原始图像信息, 准确率较高, 但速度较慢。LBP+GBP_{32×32} 模板准确率高, 且速度较快。LBP+GBP_{64×32} 模板准确率与实时性效果都不是很理想。对于不同的实际识别对象, 模板的大小要根据实验获取。

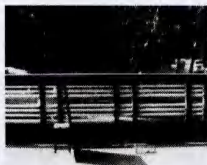
由以上实验数据分析可知, LBP+GBP_{32×32} 模板对火焰的识别达到了较为理想的分类准确率且实时性也在国标要求范围之内, 因此本文采用 LBP+GBP_{32×32} 模板进行火焰识别。将本文算法与文献[8]和文献[11]算法分别在 6 段视频中进行了实验。火焰视频描述见表 2。火焰视频部分检测结果如图 7 所示。实验对比结果见表 3。

表 2 火灾视频场景描述

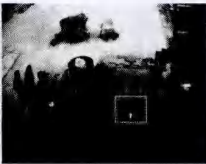
火焰视频帧	时间及地点	火焰样本点火材料	非火焰样本干扰源
视频 1	白天室外大空间	纸	太阳光、晃动的树叶
视频 2	白天室外大空间	树木	行人走动
视频 3	白天厂房仓库	煤油汽油混合物	日光灯
视频 4	夜晚公路边	柴油	汽车灯光
视频 5	夜晚室内	航空煤油	日光灯
视频 6	夜晚厂房仓库	煤油汽油混合物	手电筒



(a) 视频 1 探测效果



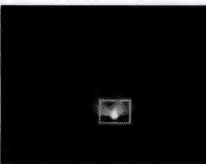
(b) 视频 2 探测效果



(c) 视频 3 探测效果



(d) 视频 4 探测效果



(e) 视频 5 探测效果



(f) 视频 6 探测效果

图 7 火焰视频信息部分检测结果

表 3 不同特征提取方法的识别率

火焰视频	总帧数	火焰帧数	文献[11] 识别率	文献[8] 识别率	本文算法 识别率
视频 1	240	183	86%	91%	93%
视频 2	261	154	83%	87%	89%
视频 3	264	196	87%	88%	95%
视频 4	273	210	87%	89%	91%
视频 5	252	189	86%	87%	91%
视频 6	267	206	86%	88%	96%

视频 1—2 是在白天室外拍摄的, 视频中火焰信息一直存在, 部分时间段使用遮挡物遮挡火焰信息, 以验证识别算法有效性。从表 3 数据可以看出, 白天太阳光线与行人的走动, 以及室外微风的存在, 对识别率有所影响。视频 3 是在大空间建筑内部室内光照条件下拍摄的, 视频中火焰信息一直存在, 部分时间段使用遮挡物遮挡火焰信息, 以验证识别算法。由表 3 数据可以看出, 室内干扰源较少, 火焰检测率高于室外火焰检测率; 视频 4 为室外夜晚火焰且周围有汽车灯干扰的视频, 由于室外车灯干扰因素的影响, 识别率有所下降。从火焰报警信息来看, 漏检火焰信息并不是连续出现的, 因此不会影响整个火焰检测系统。视频 5 为室内夜晚火焰且部分时间段设置环形灯干扰的视频, 由于环形灯纹理特征与火焰纹理特征有较大差异, 因此识别率较高。视频 6 为夜晚大空间建筑内部火焰视频, 部分时间段用遮挡物遮挡火焰信息, 短时间使用手电筒干扰源干扰, 灯光的纹理特征与火焰纹理特征明显不同, 识别率较高。从总体实验结果来看, 与文献[8]和文献[11]算法相比, 本文算法识别率较高。

结束语 本文首先在 RGB 颜色空间对连续数帧火灾图像进行预处理, 定位疑似火焰区域, 避免直接使用检测窗口对整幅图片进行检测而造成时间的浪费。在此基础上, 基于火焰特定的纹理结构, 建立疑似火焰图像高斯差分尺度空间, 利用局部二值模式(LBP)和全局二值模式(GBP)提取火焰局部纹理特征和火焰全局纹理特征, 获得多尺度火焰图像的纹理特征; 最后将多尺度的火焰纹理特征输入到支持向量机进行识别。实验结果表明, 该方法具有对光照和噪声不敏感的特性, 获得了较好的火焰识别率; 该方法计算简单, 经过优化可以提高算法的执行效率。

参考文献

- [1] 张正荣, 李荣刚. 基于支持向量机的火灾探测技术[J]. 微型机与应用, 2010, 29(24): 70-72
Zhang Zheng-rong, Li Rong-gang. Fire detection technology based on support vector machine[J]. Microcomputer & Its Applications, 2010, 29(24): 70-72
- [2] 严云洋, 高尚兵, 郭志波, 等. 基于视频图像的火灾自动检测[J]. 计算应用研究, 2008, 25(4): 1075-1078
Yan Yun-yang, Gao Shang-bing, Guo Zhi-bo, et al. Implementation of automatic fire detection in video sequences[J]. Application Research of Computers, 2008, 25(4): 1075-1078
- [3] Yan Yun-yang, Guo Zhi-bo, Wang Hong-yan. Fire detection based on feature of flame color[C]//Chinese Conference on Pattern Recognition(CCPR 2009). Nanjing: CJKP-R, 2009: 349-353
- [4] 赵怀勋, 徐锋, 陈家勇. 基于多尺度 LBP 的人脸识别[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(1): 257-260
Zhao Huai-xun, Xu Feng, Chen Jia-yong. Face recognition based on multi-scale LBP[J]. Computer Applications and Software, 2012, 29(1): 257-260
- [5] 王玮, 黄非非, 李见为, 等. 采用 LBP 金字塔的人脸描述与识别[J]. 计算机辅助设计与图形图像学报, 2009, 21(1): 94-106

- Wang Wei, Huang Fei-fei, Li Jian-wei, et al. Face description and recognition by LBP Pyramid[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(1): 94-106
- [6] 徐科, 宋畅. 基于全局二值模式的特征提取方法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(9): 872-877
- Xu Ke, Song Chang. Feature Extraction Method Based on Global Binary Pattern and Its application[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(9): 872-877
- [7] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution grayscale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987
- [8] 严云洋, 汤岩岩, 刘以安, 等. 使用多尺度 LBP 特征和 SVM 的火焰识别算法[J]. 山东大学学报, 2012, 42(5): 47-58
- Yan Yun-yang, Tang Yan-yan, Liu Yi-an, et al. Flame detection

- based on LBP features with multi-scales and SVM[J]. Journal of Shandong University, 2012, 42(5): 47-58
- [9] Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1999, 29(1): 51-59
- [10] 宋宇, 李满天, 孙立宁. 基于相似度函数的图像椒盐噪声自适应滤波算法[J]. 自动化学报, 2007, 33(5): 474-479
- Song Yu, Li Man-tian, Sun Li-ning. Image Salt & Pepper Noise Self-adaptive Suppression Algorithm Based on Similarity Function[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(5): 474-479
- [11] 杨娜娟, 王慧琴, 马宗方. 基于支持向量机的图像型火灾探测算法[J]. 计算机应用, 2010, 30(4): 1129-1131
- Yang Na-juan, Wang Hui-qin, Ma Zong-fang. Image Fire Detection Algorithm Based on Support Vector Machine[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(4): 1129-1131

(上接第 315 页)

和其它方法相比差别不十分明显。表 3、表 4 中的分割结果表明, 随着分割噪声强度和偏移场强度的逐步提高, 本文算法在 3 个组织的分割结果上都有优势, 特别是在 9% 噪声、40% 偏移场的情况下, 本文算法相对传统的 BCFCM 算法有了较大的提升, 平均效果也要优于 GHMRF 算法。

结束语 通过理论分析和实验验证, 本文基于 BCFCM 方法提出了改进算法, 即在迭代中进行噪声估计, 在 BCFCM 算法中加入了自适应的邻域窗口。并且指出了 BCFCM 算法在偏移场估计时没有考虑到噪声对偏移场估计产生影响的问题, 通过平滑偏移场和限定阈值的方法对偏移场估计的错误进行修正, 并讨论了限定阈值的取值对分割结果的影响。实验结果表明, 改进的 BCFCM 算法在保留 BCFCM 算法偏移场估计的能力的基础上, 提高了 BCFCM 算法的抗噪声能力。在分割结果方面, 尤其在带有较大噪声和偏移场的情况下, 该分割算法的分割精度要高于 BCFCM 算法和 GHMRF 算法。

参考文献

- [1] 廖亮, 林土胜. 基于核聚类算法和模糊 Markov 随机场模型的脑部 MR 图像的分割[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9): 1732-1738
- Liao Liang, Lin Tu-sheng. A kernelized fuzzy C-means clustering using fuzzy markov random field model for brain MR image segmentation[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(9): 1732-1738
- [2] 蒋世忠, 易法令, 汤浪平, 等. 基于图割的 MRI 脑部图像肿瘤提取方法[J]. 计算机工程, 2010, 36(7): 217-219
- Jiang Shi-zhong, Yi Fa-ling, Tang Lang-ping, et al. Tumor extraction method of MRI cerebral image based on graph CUTS[J]. Computer Engineering, 2010, 36(7): 217-219
- [3] Ahmed M N, Yamany S M, Mohamed N, et al. A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(6): 193-199
- [4] Ségonne F, Dale A M, Busa E, et al. A hybrid approach to the skull stripping problem in MRI[J]. Neuroimage, 2004, 22(6): 1060-1075
- [5] Xu C, Pham D L, Prince J L. Image segmentation using deformable models[M]//Handbook of Medical Imaging Vol 2 Medical Image Processing and Analysis, 2000(4): 175-272
- [6] Kass M, Withkinm A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331
- [7] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12-49
- [8] Fedkiw R, Osher S. Level set methods and dynamic implicit surfaces[M]. Springer, 2003
- [9] Cabezas M, Oliver A, Lladó X, et al. A review of atlas-based segmentation for magnetic resonance brain images[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2011, 104(6): 158-177
- [10] Li S Z. Markov random field models in computer vision[M]//Computer Vision—ECCV'94. Springer Berlin Heidelberg, 1994: 361-370
- [11] Zeng Z, Han C, Wang L, et al. Unsupervised Brain Tissue Segmentation by Using Bias Correction Fuzzy C-Means and Class-Adaptive Hidden Markov Random Field Modelling [M]//Frontier and Future Development of Information Technology in Medicine and Education. Springer Netherlands, 2014: 579-587
- [12] Balafar M A, Ramli A R, Iqbal S M, et al. Medical image segmentation using fuzzy C-mean (FCM) and dominant grey levels of image[C]//5th International Conference on Visual Information Engineering, 2008(VIE 2008). IET, 2008: 314-317
- [13] 郭鹏飞, 刘万军, 林琳, 等. 结合随机游走与 FCM 的脑图像分割方法[J]. 计算机科学, 2014, 41(7): 322-324
- Guo Peng-fei, Liu Wan-jun, Lin Lin, et al. Brain Image Segmentation Method Based on FCM and Random Walk[J]. Computer Science, 2014, 41(7): 322-324
- [14] Wells III W M, Grimson W E L, Kikinis R, et al. Adaptive segmentation of MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996, 15(6): 429-442
- [15] 纪则轩. 基于模糊聚类的脑磁共振图像分割技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2012
- Ji Ze-xuan. Research on brain Mr image segmentation with fuzzy clustering based model[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2012
- [16] Vovk U, Pernus F, Likar B. A review of methods for correction of intensity inhomogeneity in MRI[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(3): 405-421
- [17] Wang Q. HMRF-EM-image: implementation of the hidden markov random field model and its expectation-maximization algorithm[J/OL]. <http://arxiv.org/abs/1207.3510>