

基于自适应能量偏移场无边缘主动轮廓模型的乳腺肿块分割与分类方法研究

王孝义, 邢素霞, 王瑜, 曹宇, 申楠, 潘子妍
北京工商大学计算机与信息工程学院, 北京 100048

【摘要】目的:为提高乳腺癌检测的精准度和效率,提出了一种基于自适应能量偏移场无边缘主动轮廓模型(AEOF-CV)的乳腺肿块分割与分类方法。**方法:**首先采用中值滤波、阈值分割及区域连通进行图像预处理,去除图像噪声;然后使用伽马变换及形态学运算相结合的方法进行图像增强;其次,采用AEOF-CV对弱对比度图像提高分割精度,用于乳腺肿块分割,得到感兴趣区域;最后使用不同提取特征方法,结合支持向量机识别感兴趣区域是否有肿块,并对存在肿块的图像判别肿块的良好、恶性。**结果:**实验利用DDSM数据库中350个图像进行测试,实验结果证明,基于AEOF-CV乳腺肿块分割方法可以得到肿块清晰外部轮廓,具有较好的鲁棒性,误分率可达到0.212 0。无肿块样本识别率达到94.57%,恶性肿块识别率为97.91%,良性肿块识别率为96.96%,总识别率达94.00%。**结论:**基于AEOF-CV的乳腺肿块分割效果较好,误分率相对CV方法降低19.17%,查准率和查全率达到了0.851 9和0.836 5,全局分析性能较好,是乳腺肿块分割的有效方法,可为后续模式识别提供可靠依据。

【关键词】乳腺肿块;图像分割;能量偏移场;CV模型;支持向量机

【中图分类号】R318;TP301.6

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)08-1010-07

Breast mass image segmentation and classification based on adaptive energy offset field-CV

WANG Xiaoyi, XING Suxia, WANG Yu, CAO Yu, SHEN Nan, PAN Ziyang

School of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China

Abstract: Objective To propose a method based on adaptive energy offset field-CV (AEOF-CV) for breast mass image segmentation and classification, thereby improving the accuracy and efficiency of breast cancer detection. **Methods** Firstly, median filtering, threshold segmentation and regional connectivity were used for image preprocessing to remove image noise. Then the image was enhanced by combining gamma transformation and morphological operation. Subsequently, AEOF-CV was used to improve the accuracy of low-contrast image segmentation for realizing breast mass image segmentation and obtaining the regions of interest. Finally, different feature extraction methods were combined with support vector machine for identifying whether there was a mass in the regions of interest and whether the mass was benign or malignant. **Results** A total of 350 images in DDSM database were tested. The experimental results showed that breast mass image segmentation based on AEOF-CV could obtain a clear external contour of the mass, with good robustness, and the misclassification rate was 0.212 0. The recognition rate for non-mass samples was 94.57%, and the recognition rates for malignant masses and benign masses were 97.91% and 96.96%, respectively. The average recognition rate of the proposed method reached 94.00%. **Conclusion** Breast mass image segmentation based on AEOF-CV has a good performance, with the misclassification rate reduced by 19.17% as compared with CV method, and the precision and recall rates are up to 0.851 9 and 0.836 5. The proposed method which has a good global analysis performance is an effective method for breast mass image segmentation and can provide a reliable basis for subsequent pattern recognition.

Keywords: breast mass; image segmentation; energy offset field; CV model; support vector machine

【收稿日期】2020-01-15

【基金项目】国家自然科学基金(61671028, 61473009);北京市教委科研计划面上项目(KM201510011010)

【作者简介】王孝义, 硕士研究生, 研究方向: 医学图像处理, E-mail: 1181371672@qq.com

【通信作者】邢素霞, 副教授, 博士, 研究方向: 图像处理与嵌入式系统开发, E-mail: xingsuxia@163.com

前言

乳腺癌是女性最常见的恶性肿瘤之一,根据美国癌症协会统计分析,2017年美国新发乳腺癌病例达到255 180例,乳腺癌死亡的人数达到41 070例^[1]。在中国,乳腺癌也是威胁中国妇女健康的常见恶性肿瘤,每

年全国女性乳腺癌死亡病例约6.60万例,占女性恶性肿瘤死亡人数的7.82%,位居女性恶性肿瘤死亡人数的第5位^[2]。临床证明,早期检测出乳腺癌将在一定程度上提高治愈率,降低死亡率。目前乳腺癌诊断主要依靠专业医生,诊断结果主观性强,受医生的临床经验影响大,劳动量大、效率低。因此,基于计算机辅助的乳腺病灶诊断技术具有很大的市场需求和应用价值。乳腺X线图像对比度弱,特别是乳腺癌病灶的灰度分布与某些乳腺组织的灰度比较接近,因此难于辨别病灶的位置和形态^[3],所以如何高效定位到肿块是目前亟待解决的问题之一。

近年来,研究者们针对乳腺肿块分割做了大量的研究工作。主要有:基于阈值的分割^[4-5]、地质学^[6-8]、区域^[9-11]、模型匹配^[12-13]、神经网络模型^[14-16]、轮廓活动模型^[17-24]和多学科融合的分割^[25-26]等。

Vese等^[27]首次提出基于无边缘主动轮廓(Chan-Vese, CV)模型的水平集方法,这种方法抗噪性强,可以提取边界模糊图像轮廓,但是CV模型不适用于乳房组织和病灶区域灰度相似或重叠的情况,计算复杂,程序运行效率极低。许多学者将改进的水平集算法应用到乳腺肿块分割,并取得了良好的效果。韩振中等^[14]提出一种基于简化型脉冲耦合神经网络和改进型矢量无边缘活动轮廓模型的乳腺X射线肿块分割方法,在处理东方女性乳腺致密性案例中取得很好的效果。刘小园等^[17]针对主动轮廓模型分割准确性不高、效率低的问题,将加权全局图像拟合能量加入到模型中,提高模型的分割准确性。程丹松等^[18]提出的基于Bregman散度和RSF模型的水平集图像分割方法,这种方法抗噪性强。Hmida等^[19]针对良恶性乳腺肿块形状上的差异,提出了模糊C均值和活动轮廓相结合的乳腺肿块分割方法。高晓丽^[23]利用脉冲发放皮层模型及改进水平集的方法分割乳腺钼靶影像中的肿块,有效且准确的实现了乳腺肿块的分割。

水平集模型是当前图像分割算法研究领域的热点,具有多信息共融性和扩展性,在处理边缘模糊、强度异质的高噪声图像时,具有很大的优越性。CV模型是一种典型的全局模型,利用图像全局灰度信息来指导曲线演化,计算复杂度较低,能很好地分割图像^[17]。受CV模型的启发,针对乳腺钼靶图像边缘轮廓的渐进性、高噪声、低分辨率,特别是乳腺病灶的灰度分布与某些乳腺组织的灰度比较接近,视觉效果不明显等特点,提出了基于自适应能量偏移场CV模型(Adaptive Energy Offset Field-CV, AEOF-CV)改进方法,用于乳腺肿块的分割,并且结合支持

向量机(Support Vector Machine, SVM)进行肿块识别与分类。

1 图像预处理

图1~图3分别为正常无肿块、含有良性肿块和恶性肿块的乳腺图像预处理效果图。乳腺图像为灰度图像,图像对比度低,乳腺组织中的腺体组织相互重叠,病灶区不清晰,并存在着大量的噪声及标签(图1a、图2a、图3a)。首先需要对图像去噪和增强处理,采用中值滤波、阈值分割及连通性质,去除噪声、标签和背景等,得到一个大小包含乳房区域的最小矩形(图1b、图2b、图3b)。提高图像的质量,加快后续计算速度,然后利用伽马校正、数学形态学Top-hat和Bottom-hat相结合的方法增强图像(图1c、图2c、图3c)。经过图像预处理,可以发现乳腺得到明显增强,其他组织相对减弱,在有肿块的区域,肿块区域和正常组织的对比度加强,同时将很多人眼不容易观察到的细节信息尽可能的呈现出来,更加符合人类视觉特点,利于后续乳腺肿块区域的分割,提高分割精度。

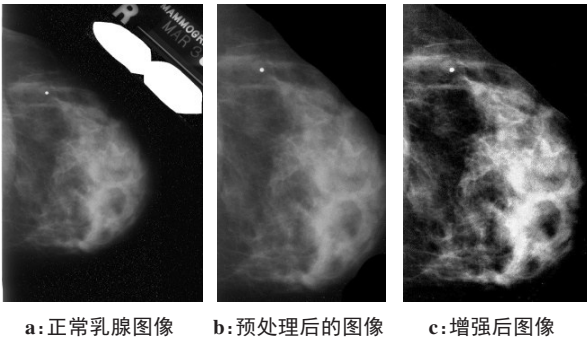


图1 正常乳腺图像预处理效果图
Fig.1 Results of normal breast image pretreatment

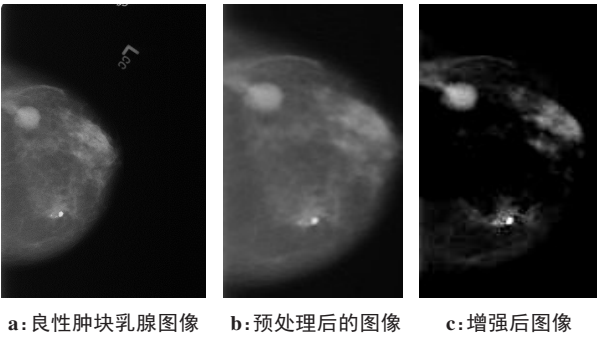
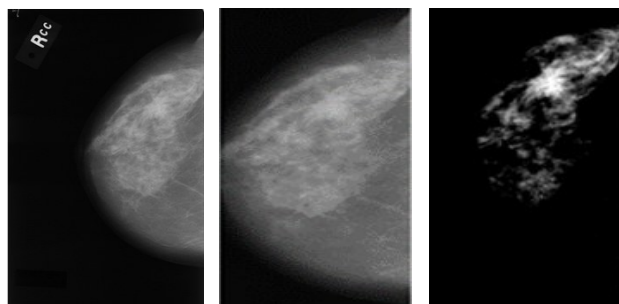


图2 含良性肿块乳腺图像预处理效果图
Fig.2 Results of benign breast mass image pretreatment

2 基于AEOF-CV的乳腺肿块分割方法

2.1 CV模型
该模型假设定义域为 Ω 的图像 $I(x, y)$ 被闭合边



a: 恶性肿瘤乳腺图像 b: 预处理后的图像 c: 增强后图像

图3 含恶性肿瘤乳腺图像预处理效果图

Fig.3 Results of malignant breast mass image pretreatment

界 C 划分为目标 $w_0(C)$ (C 的内部) 和背景 $w_b(C)$ (C 的外部), 2 个区域的平均灰度分别为 c_0 和 c_b , 考虑拟合能量函数:

$$F(C, c_0, c_b) = \mu L(C) + \nu S_0(C) + \lambda_2 \int_{\text{inside}(C)} |I(x, y) - c_0|^2 dx dy + \lambda_3 \int_{\text{outside}(C)} |I(x, y) - c_b|^2 dx dy \quad (1)$$

其中, $L(C)$ 是闭合曲线 C 的长度, $S_0(C)$ 是 C 的内部区域面积, $\mu, \nu \geq 0, \lambda_2, \lambda_3 > 0$ 是各个能量项权值系数。

此模型下图像分割问题十分巧妙地转化为能量函数最小化问题。被分割的图像由两个不同质区域组成, 当闭合边界 C 位于两个区域的边界时, 能量函数 $F(C, c_0, c_b)$ 就达到最小值, 也同时完成了图像分割。

乳腺图像中有许多腺体和血管等噪声, 存在目标区域与周围区域对比度弱的问题, 乳腺病灶的灰度分布与某些乳腺组织的灰度比较接近, 视觉效果不明显, CV 模型不能处理弱边缘的问题, 边缘细节处理不够精确, 该模型不适用于处理灰度不均匀的乳腺图像。

2.2 AEOF-CV 算法

考虑到乳腺钼靶图像对比度低, 乳腺组织中的腺体组织相互重叠, 病灶区不清晰等特点结合水平集在医学图像分割方向的优势, 考虑在能量拟合函数中引入基于面积变化量的能量偏移场 $p(C)$ 来提高分割肿块的精度。公式(2)为能量偏移场 $p(C)$:

$$p(C) = \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} (\Delta S_0(C))^2 dx dy + (1 - \lambda_1) \int_{\text{outside}(C)} (\Delta S_0(C))^2 dx dy \quad (2)$$

其中, λ_1 为能量偏移场的系数, $S_0(C)$ 是闭合曲线内部面积, 自适应能量偏移场可以保证水平集始终在水平集定义域中, 迭代过程无需重新对水平集进行初始化, 根据每次迭代和上一次迭代的面积变化值,

在内部进行自动调整, 大大减少了算法的计算量和时间复杂度, 改进后能量函数如式(3)所示:

$$\xi(Q) = F(C, c_0, c_b) + p(C) \quad (3)$$

利用欧拉-拉格朗日方法推导出水平集函数的偏微分方程。水平集可根据式(4)演化方程演化:

$$\frac{\partial \xi(Q)}{\partial t} = \xi(Q) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla Q}{|\nabla Q|} \right) - \nu - \lambda_1 (I(x, y) - c_0)^2 + \lambda_2 (I(x, y) - c_b)^2 \right] + \alpha \left[\Delta C^2 - \operatorname{div} \left(\frac{\Delta C}{|\Delta C|} \right) \right] \quad (4)$$

公式(4)中:

$$c_0(\psi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H_c(\psi) dx dy}{\int_{\Omega} h_c(\psi) dx dy} \quad (5)$$

$$c_b(\psi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H_c(\psi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_c(\psi)) dx dy}$$

公式(5)中:

$$H_c(z) = \begin{cases} 1, & (z \geq 0) \\ 0, & (z < 0) \end{cases} \quad (6)$$

公式(1)前两项是保持 CV 模型演化曲线光滑且最小, 有降低噪声的优势, 后两项成为全局数据拟合项, 将重点集中于调整局部像素与全局像素之间的差异值, 依赖于图像的全局区域信息建模, 忽略了局部区域信息, 在检测图像边缘上, 可能会陷入局部最优解。公式(2)主要思想是不仅考虑边界, 而且考虑分割区域内面积信息, 最终的 CV 模型演化曲线由面积约束项和长度约束项进行描述。

λ_1, λ_2 为分割区域外部能量和内部能量的系数, 取 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 。 μ, ν 为正参数, 按实验经验值取 $\mu = 0.01 \times 255 \times 255, \nu = 0$, 能量偏移场中 λ_1 经过反复实验, 确定最合适数值为 0.7, 最大迭代次数设置为 50, 更新时间 0.1 s。

3 特征提取及肿块分类

对分割出的乳腺肿块区域, 即感兴趣区域 (ROI) 的特征提取是肿块分类的关键。本文采用灰度共生矩阵 (Gray-Level Co-occurrence Matrix, GLCM) 及梯度方向直方图 (Histogram of Oriented Gradient, HOG) 进行 ROI 特征提取, 然后送入 SVM 进行分类。

3.1 基于 GLCM 的特征提取

GLCM 算法反映了灰度的空间相关特性, 乳腺图像就是灰度图像, 通过 GLCM 可以挖掘出图像纹理的

同质性、对比度及灰度分布等特征。对提取的ROI分别计算 0° 、 45° 、 90° 、 135° 方向的纹理特征。

提取的特征分别为:

$$\text{熵}: f_1 = \sum P(i, j) \cdot [-\ln P(i, j)] \quad (7)$$

$$\text{逆差距}: f_2 = \sum \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (8)$$

$$\text{对比度}: f_3 = \sum P(i, j) \cdot (i - j)^2 \quad (9)$$

$$\text{角二阶距}: f_4 = \sum P_2(i, j) \quad (10)$$

$$\text{相异性}: f_5 = \sum P(i, j) |j - i| \quad (11)$$

$$\text{灰度均值}: f_6 = \sum i \cdot P(i, j) = \mu_i \quad (12)$$

$$\text{方差}: f_7 = \sum PP(i, j) \cdot (i - \mu_i) = \sigma_i \quad (13)$$

相关系数:

$$f_8 = \sum \frac{P(i, j) \cdot (i - \mu_i) \cdot (j - \mu_j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (14)$$

3.2 基于HOG特征提取

HOG对图像几何和光学形变都能保持很好的不变性^[13],提取图像形状边缘特征。对于目标区域与周围区域灰度相似,或是目标区域边缘模糊的图像,也可以通过局部梯度及边缘信息得到肿块图像外观和形状特征。HOG不仅可以提取到具有尖锐边缘的恶性肿瘤块的不规则形状,也可以提取到良性肿块相对规则的边缘形状。

3.3 SVM分类

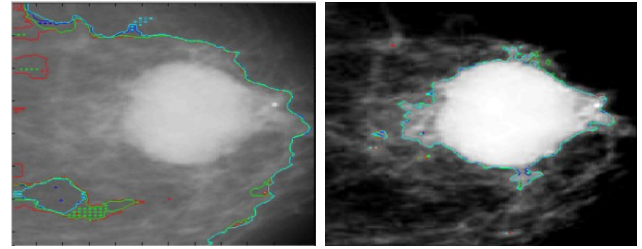
SVM是基于统计学习理论的结构风险最小化原则,具有很好的泛化能力。目前具有医生标注金标准的乳腺钼靶病例图像十分有限,SVM对小样本数据有很好的分类结果,可以尝试将SVM应用到乳腺肿块分类。

4 实验结果与分析

4.1 ROI分割结果与分析

实验发现对未经预处理的图像进行分割时,水平集演化函数无法收敛到最优解,而经过预处理的图像可以得到很好的分割结果,再一次证明图像预处理可以使肿块得到明显增强,本实验数据都经过统一的图像预处理,然后进行肿块的分割工作,分割效果图如图4所示。

为了验证AEOF-CV分割方法在乳腺肿块分割的优越性,采用DDSM数据库中249个临床病例图像进行实验,其中149个为恶性肿瘤块病例,100个为良性肿块病例。采用常用的戴斯(Dice)相似性系数、杰卡德(Jaccard)相似系数、误分率(Misclassification Error, ME)、查准率及查全率5种指标作为分割结果的衡量标准,对分割结果进行定量分析。其中Dice



a: 未经预处理的图像分割结果 b: 经预处理的图像分割结果

图4 分割效果图

Fig.4 Image segmentation results

系数代表两个二值图像的面积重合程度;Jaccard系数是二值图像之间相似性程度的度量标准;ME代表误分的像素所占全部像素比例;查准率是被分割成目标物体的像素中,判断正确的比例;查全率是真实目标像素中,被判断为目标像素的比例。5种指标的定义如公式(15)~(19)所示,其中 A 为手动分割结果, B 为算法分割结果。

$$\text{Dice} = 2 \frac{|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (15)$$

$$\text{Jaccard} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (16)$$

$$\text{ME} = \frac{(A \cup B) - (A \cap B)}{|A|} \quad (17)$$

$$\text{查准率} = \frac{\text{正确分割像素}}{\text{正确分割像素} + \text{错误分割像素}} \quad (18)$$

$$\text{查全率} = \frac{\text{正确分割像素}}{\text{正确分割像素} + \text{丢失分割像素}} \quad (19)$$

Dice、Jaccard、查准率和查全率的值越大,ME的值越小表示分割结果越好,Dice=Jaccard=查准率=查全率=1,Me=0表示结果与手动分割结果一致。

为了验证提出的模型在对比度低、灰度不均匀的乳腺肿块图像分割中的有效性,将本实验结果与三大经典活动轮廓模型:CV模型、局部区域可控的拟合(Realegion-Saidcalable Foritting, RSF)模型、局部图像拟合(Local Image Fitting, LIF)模型分割结果进行了对比分析。图5为249个病例中9幅图像的实验分割结果,其中图5a为AEOF-CV分割效果,图5b、c、d分别为RSF模型分割结果、LIF模型分割结果、CV模型分割结果。

如图5所示,选取的9幅图像具有低对比度、弱边缘、强度不均匀并伴有噪声的特点。从实验结果上看,RSF模型融合了局部可变的拟合模型,只考虑局部拟合图与原始图像的灰度差异,因此容易陷入局部极小值,在处理一些乳腺肿块图像时还是存在一定的局限性,会出现欠分割现象(图5b的第1和第7行图像),大部分分割结果停留到了目标内部。LIF

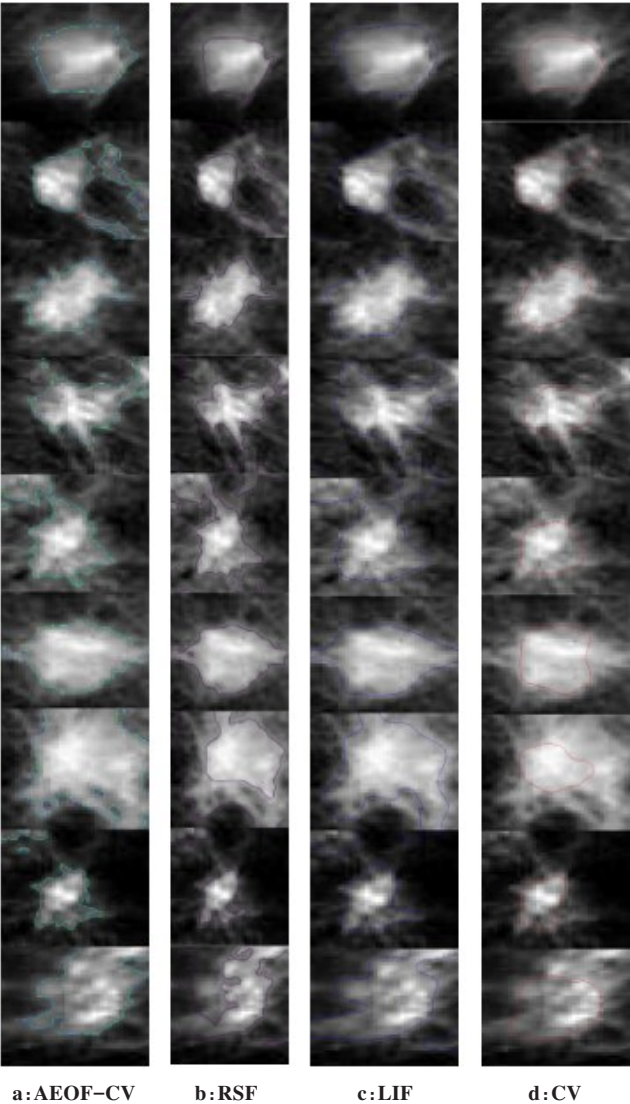


图5 算法分割结果

Fig.5 Results of segmentation by different algorithms

比RSF算法复杂度低,但是LIF模型在对待目标结构复杂的情况时,目标区域内部会存在欠分割情况(图5c第1行图像)以及过分割的情况(图5c第2行图像),受弱边缘的影响,分割精度不高,细节处理不够精准。CV模型是根据目标与背景区域之间灰度均值的差异来对原始图像进行分割,遇到复杂的肿块纹理时,会产生分割孔洞(图5d第1、3、4行图像)。而且遇到目标凹陷较大的区域时,便会陷入局部最小值无法继续演化(图5d第6、7、9行图像)。3种经典活动轮廓模型都受到了目标内部以及背景处灰度不均匀的影响,出现了误分割现象。AEOF-CV方法实现了全局项与局部项的动态面积拟合能量函数的实时动态调整,有效避免了局部极小值的现象,很好的处理肿块的边缘细节,能够处理形状各异,灰度不均匀的乳腺图像,减少欠分割和过度分割的现象,分割的效果较好,边缘清晰(图5a)。

表1为为三大经典轮廓模型(CV、LIF、RSF模型),改进分水岭(WaterShed, WS)与CV相结合算法^[6],改进CV算法^[9],基于格式塔认知框架分割(Gestalt)算法^[26]以及AEOF-CV模型的分割评价参数结果。结果表明,AEOF-CV模型ME较CV模型、RSF和LIF分别降低了19.17%、16.18%、14.07%,查准率及查全率有大幅度提升,这与图5的实验结果一致。同时,与CV+WS算法和改进CV模型算法^[9]相比,Dice参数分别提升了4.74%和6.14%1,Jaccard参数分别提升了1.96%和18.9%,与基于Gestalt算法^[26]相比,查全率上升2.65%,但是误分率高了4.2%,但总体上对分割结果进行评估,达到了预期的效果。

表1 分割结果的误分率					
Tab.1 Misclassification rates of segmentations					
方法	ME	Dice	Jaccard	查准率	查全率
CV	0.403 7	0.648 0	0.790 8	0.635 5	0.689 7
LIF	0.352 7	0.642 5	0.841 7	0.672 0	0.634 9
RSF	0.373 8	0.473 7	0.531 3	0.413 8	0.397 7
CV+WS ^[6]	-	0.703 6	0.821 8	-	-
改进CV ^[9]	-	0.789 6	0.652 4	-	-
Gestalt ^[26]	0.179 0	0.842 0	-	-	0.810 0
本文	0.212 0	0.851 0	0.841 4	0.851 9	0.836 5

由此可见,CV模型对于灰度不均匀的ROI效果不理想,RSF模型的缺点是当肿块边缘与RSF的初始轮廓偏离较大时,容易陷入局部最优,LIF模型只考虑了局部拟合图像与原始图像的灰度差异,所以对背景噪声非常敏感,故传统三大轮廓模型不适于分割乳腺图像,本文采用自适应能量偏移场的方法对CV模型进行改进,使得全局项与局部项的动态面积拟合能量函数进行模型非线性化调整,与传统CV模型、RSF模型、LIF模型及CV+WS算法、改进CV算法和基于Gestalt算法相比,分割效果都有提高,较好地保留了肿块的针状化特征等细节特征,为乳腺肿块的后续分类和识别工作打下了基础。

4.2 SVM肿块分类结果

实验采用350个测试样本,其中116个为测试集,良性肿块、恶性肿块及无肿块分别为33、48和35个;训练集为234个,良性肿块、恶性肿块及无肿块样本分别为67、101和66个。

采用两种不同的提取特征方法:GLCM和HOG,采用分类正确率和混淆矩阵作为评价算法的分类性能。GLCM和HOG分类正确率如表2所示,其中

HOG-1、HOG-2、HOG-3、HOG-4 代表着采用不同的梯度算子进行特征提取,分别是一维中心对称、一维非中心对称、一维立方修正和2×2 对角单位矩阵。

表 2 SVM 肿块分类结果(%)
Tab.2 Results of mass classification by support vector machine (%)

分类结果	GLCM	HOG-1	HOG-2	HOG-3	HOG-4
恶性肿块识别率	97.91	91.67	85.42	75.00	95.83
良性肿块识别率	93.94	96.96	87.88	81.80	66.67
正常样本识别率	88.57	88.57	94.57	74.28	91.43
总识别率	94.00	92.24	88.80	76.72	86.20

由表 2 可见, GLCM 特征更能表现乳腺图像的纹理特征, 总识别率可达到 94.00%, 恶性肿块识别率 97.91%, 良性肿块识别率 93.94%, 正常样本识别率 88.57%。对于 HOG, 不同的梯度算子检测器的性能各不相同, 使用一维中心对称算子最能直接显示梯度边缘特征, 算子越简单, 准确率越高, 综合效果最好, 其总识别率达到 92.24%, 恶性肿块识别率 91.67%, 良性肿块识别率 96.96%, 正常样本识别率 88.57%。采用 2×2 对角单位矩阵的梯度算子提取的特征更适合提取腺体组织丰富, 结构复杂的恶性肿块特征, 其恶性肿块识别率为 95.83%。乳腺肿块形状各异、位置不固定, 形状、大小、边缘、密度都是判定肿块良恶性的依据^[28], 有些乳腺图像乳房内部对比度很低, 而 HOG 受噪声如光照和背景对比度的影响较大, 实验结果不如 GLCM。

表 3 为 GLCM 结合 SVM 分类混淆矩阵, 由表可知, 48 个恶性肿块, 正确识别 47 个; 良性肿块 33 个, 正确识别 31 个; 正常样本 35 个, 正确识别 31 个。对恶性肿块识别率高, 错误个数少, 良性肿块和无肿块识别率相对较低。

表 3 GLCM 分类结果的混淆矩阵
Tab.3 Confusion matrix of GLCM classification results

	恶性肿块	良性肿块	正常样本
恶性肿块	47	1	0
良性肿块	1	31	1
正常样本	1	3	31

5 结 论

对乳腺钼靶图像分割及分类进行了研究, 针对乳腺钼靶图像灰度不均匀、图形复杂, 边缘不清晰等

问题, 提出了 AEOF-CV 乳腺肿块分割, 解决了弱边缘分割率差问题, 获得高准确率 ROI 区域, 提高了乳腺钼靶图像分割的正确率; 然后通过提取 ROI 特征进行 SVM 分类发现, 从 GLCM 中得到的特征更能反映图像灰度的方向、相邻间隔、变化幅度等综合信息, 包含了具有丰富信息的乳腺肿块边缘, 可以更好的表述乳腺肿块特点, 更适用灰度不均匀, 肿块边缘特征多样的乳腺图像特征表征。乳腺肿块的分类准确率为 94.00%, 恶性肿块识别率达 97.91%, 正确率有待进一步的提高。后续工作将进一步优化肿块分割的正确率, 根据 ROI 区域特点, 提出适于乳腺图像的特征提取方法, 通过特征融合技术得到更好的分类效果。

【参考文献】

[1] SIEGEL R L, MILLER K D, FEDEWA S A, et al. Colorectal cancer statistics, 2017[J]. Ca A Cancer J Clin, 2017, 67(3): 177-193.

[2] 李贺, 郑荣寿, 张思维, 等. 2014 年中国女性乳腺癌发病与死亡分析[J]. 中华肿瘤杂志, 2018, 40(3): 166-171.

LI H, ZHENG R S, ZHANG S W, et al. Incidence and mortality of female breast cancer in China, 2014[J]. Chinese Journal of Oncology, 2018, 40(3): 166-171.

[3] 胡正平, 刘敏华. 基于形状选择性滤波和自适应背景抑制的乳腺钙化图像增强算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(2): 174-178.

HU Z P, LIU M H. Breast calcification image enhancement algorithm based on shape selective filtering and adaptive background suppression[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(2): 174-178.

[4] 魏平, 李均利, 鲁东明, 等. 基于乳腺钼靶 X 线图像等值面特征的乳腺区域阈值分割算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(2): 227-235.

WEI P, LI J L, LU D M, et al. Breast region threshold segmentation algorithm based on isosurface features of mammography target X-ray images[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(2): 227-235.

[5] PAZOS M, FIORENTINO A, GAASCH A, et al. Dose variability in different lymph node levels during locoregional breast cancer irradiation: the impact of deep-inspiration breath hold[J]. Strahlenther Onkol, 2019, 195(1): 13-20.

[6] 魏杰, 曹旭阳, 陈后金, 等. 乳腺 X 线图像肿块分类方法研究[J]. 北京交通大学学报, 2017, 41(5): 73-78.

WEI J, CAO X Y, CHEN H J, et al. Research on benign and malignant masses classification in mammogram[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2017, 41(5): 73-78.

[7] 李东红, 宋立新, 牛滨. 一种改进分水岭乳腺肿块图像分割方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2015, 20(5): 25-29.

LI D H, SONG L X, NIU B. An improved watershed breast mass image segmentation method[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2015, 20(5): 25-29.

[8] 张迎春. 基于粗糙集和扩展分水岭变换的水平集图像分割研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2018.

ZHANG Y C. Research on horizontal set image segmentation based on rough set and extended watershed transform[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2018.

[9] 刘睿欣, 陈后金, 李居朋, 等. 改进标记分水岭的乳腺 X 线图像肿块检测方法[J]. 计算机技术与发展, 2014, 24(6): 19-23.

LIU R X, CHEN H J, LI J P, et al. Mass detection method in mammograms based on modified marker-controlled watershed

- transform[J]. Computer Technology and Development, 2014, 24(6): 19-23.
- [10] 张琦, 安建成, 刘奕麟. 基于改进的MRF乳腺钼靶肿块分割算法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(8): 2505-2509.
- ZHANG Q, AN J C, LIU Y L. Breast mass segmentation algorithm in mammograms based on improved MRF[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(8): 2505-2509.
- [11] WEI C H, GWO C Y, HUANG P J. Identification and segmentation of obscure pectoral muscle in mediolateral oblique mammograms[J]. Br J Radiol, 2016, 89(1062): 38-47.
- [12] 丁翠平. 基于改进的模板匹配的乳腺图像分割[D]. 兰州: 兰州大学, 2017.
- DING C P. Breast image segmentation based on improved template matching[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2017.
- [13] 曹霖, 陈后金, 李居朋, 等. 对比双侧视图信息的致密型乳腺X线图像肿块检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(10): 1917-1924.
- CAO L, CHEN H J, LI J P, et al. Bilateral analysis of mass detection for dense mammograms[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(10): 1917-1924.
- [14] 韩振中, 陈后金, 李艳凤, 等. 基于SPCNN与改进型矢量CV模型的乳腺X射线肿块分割方法[J]. 物理学报, 2014(7): 408-418.
- HAN Z Z, CHEN H J, LI Y F, et al. Mass segmentation in mammogram based on SPCNN and improved vector-CV[J]. Acta Physica Sinica, 2014(7): 408-418.
- [15] AL-ANTARI M A, AL-MASNI M A, CHOI M T, et al. A fully integrated computer-aided diagnosis system for digital X-ray mammograms via deep learning detection, segmentation, and classification[J]. Int J Med Inform, 2018, 117: 44-54.
- [16] KALLENBERG M, PETERSEN K, NIELSEN M, et al. Unsupervised deep learning applied to breast density segmentation and mammographic risk scoring[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5): 67-79.
- [17] 刘小园, 杨磊. 基于加权全局图像拟合能量的主动轮廓图像分割模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(1): 89-95.
- LIU X Y, YANG L. Active contour image segmentation model based on weighted global image fitting energy[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(1): 89-95.
- [18] 程丹松, 何仕文, 石大明, 等. 基于Bregman散度和RSF模型的水平集图像分割方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2018, 50(5): 52-59.
- CHENG D S, HE S W, SHI D M, et al. The level set method based on Bregman divergence and RSF model for image segmentation[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018, 50(5): 52-59.
- [19] HMIDA M, HAMROUNI K, SOLAIMAN B, et al. Breast mass segmentation in mammograms combining fuzzy c-means and active contours[C]. 10th International Conference on Machine Vision, 2018, 80(7): 90-93.
- [20] RODTOOK A, KIRIMASTHONG K, LOHITVISATE W, et al. Automatic initialization of active contours and level set method in ultrasound images of breast abnormalities[J]. Pattern Recognition, 2018, 79: 172-182.
- [21] 赵怡, 邓红霞, 张玲, 等. 基于最大类间方差的权重自适应活动轮廓模型[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(2): 486-491.
- ZHAO Y, DENG H X, ZHANG L, et al. Weight-self adjustment active contour model based on method of maximum classes square error[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(2): 486-491.
- [22] 张辉, 朱家明, 唐文杰. 基于聚类和改进型水平集的图像分割算法[J]. 计算机科学, 2017, 44(z1): 198-201.
- ZHANG H, ZHU J M, TANG W J. Image segmentation algorithm based on clustering and improved level set[J]. Computer Science, 2017, 44(z1): 198-201.
- [23] 高晓丽. 基于改进水平集的乳腺图像分割[D]. 兰州: 兰州大学, 2016.
- GAO X L. Breast image segmentation based on improved level set[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2016.
- [24] TANG J S, LIU X M. Classification of breast mass in mammography with an improved level set segmentation by combining morphological features and texture features[M]//Multi Modality State-of-the-Art Medical Image Segmentation and Registration Methodologies. New York: Springer, 2011: 119-135.
- [25] QU A P, CHEN J M. Segmentation of hematoxylin-eosin stained breast cancer histopathological images based on pixel-wise SVM classifier[J]. Science China (Information Sciences), 2015, 58(9): 56-68.
- [26] 王红玉, 冯筠, 刘飞鸿, 等. 基于格式塔认知框架的乳腺肿块分割算法[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2018, 48(1): 41-49.
- WANG H Y, FENG J, LIU F H, et al. Breast mass segmentation algorithm based on gestalt psychology framework[J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition), 2018, 48(1): 41-49.
- [27] VESE L A, CHAN T F. A multiphase level set framework for image segmentation using the mumford and shah model[J]. Int J Comput Vis, 2002, 50(3): 271-293.
- [28] 苟茹君. 支持向量机方法在乳腺肿块分类中的应用研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2008.
- GOU R J. Application of support vector machine method in breast tumor classification[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2008.

(编辑: 薛泽玲)