

基于边缘检测的多类别医学图像分类方法

沈 健 蒋 芸 张亚男 胡学伟

(1. 西北师范大学计算机科学与工程学院, 兰州, 730070)

摘 要: 针对乳腺 X 光医学图像多类分类精度普遍较低的问题, 提出了一种基于边缘检测的医学图像多类分类新方法。首先对乳腺 X 光医学图像进行预处理包括图像去噪和图像增强, 再通过边缘检测方法, 获取乳腺 X 光医学图像中的肿块区域, 对检测到的肿块区域使用灰度共生矩阵提取特征, 对于提取到的特征, 采用支持向量机(Support vector machine, SVM)的方法进行分类; 对于检测不到肿块区域的乳腺 X 光医学图像可直接分类为无乳腺癌(即正常)类。实验结果表明, 与传统的支持向量机多类分类算法相比, 基于边缘检测的医学图像多类分类新方法在乳腺 X 光医学图像上具有更高的分类精度。

关键词: 多类分类; 边缘检测; 灰度共生矩阵; 支持向量机

中图分类号: TP181 文献标志码: A

Multi-class Medical Image Classification Approach Based on Edge Detection

Shen Jian, Jiang Yun, Zhang Yanan, Hu Xuewei

(College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou, 730070, China)

Abstract: To improve the low accuracy of breast X-ray medical image multi-class classification, a new medical image multi-class classification method based on edge detection is proposed. The breast X-ray medical image is firstly preprocessed, including image denoising and enhancement. Tumor region in X-ray medical image can be acquired through edge detection algorithm. Feature selection on tumor is implemented using gray level co-occurrence matrix. This method uses support vector machine (SVM) to classify the medical image according to selected features. The X-ray medical image without any detected edge can be directly classified into the normal without breast cancer. The experiment result shows that the new medical image multi-class classification method based on edge detection has a higher precision than the traditional SVM multi-class classification algorithm on breast X-ray medical image.

Key words: multi-class classification; edge detection; gray level co-occurrence matrix; support vector machine (SVM)

乳腺癌是一种女性常见肿瘤疾病之一, 严重危害女性的身心健康, 发病率居女性恶性肿瘤之首, 并且每年以 3% 的速率递增^[1], 临床发现 I 期乳腺癌的 5 年存活率可达 90%。乳腺癌诊断方法中影像学诊断是最适合适龄女性的乳腺癌诊断方法^[2]。由于信息技术日新月异, 使用医学图像来辅助医生进行辅助诊断的系统也在快速增长, 包括决策树、神经网络、贝叶斯、粗糙集以及支持向量机^[3]等。

边缘是图像最基本的稳定的特征,含有图像中许多有用信息^[4]。由于单种边缘检测方法具有局限性,近些年出现了多种理论结合的边缘检测方法,如小波理论与 Canny 算子融合的边缘检测方法^[6]、模糊理论与多分辨分析结合的边缘检测^[7]方法。传统的医学图像多类分类方法是在整个医学图像上提取特征,是一种图像识别以及分类的通用方法,但是没有针对医学图像的具体情况进行分析,导致医学图像整体的分类精度不高,因此,本文考虑到具体的乳腺 X 光医学图像问题,引入了边缘检测的方法,对图像进行识别,将有肿块的图像和无肿块的图像分离开,然后再对边缘检测方法检测到有肿块区域的图像的肿块区域提取特征,对提取到的两类特征,使用支持向量机的方法进行分类,与传统的医学图像分类方法相比,提高了整体的分类精度。

SVM 是一种基于统计学习^[8]理论中的 VC 理论和结构化风险最小原理的基础上实现的机器学习^[9]方法,能够较好地解决小样本、高维数、非线性及局部极小点等实际问题。由于实际应用中有大量的多类别问题 SVM 无法解决,因此研究者们提出 1-v-1-SVM(1-versus-1 SVM)^[10],1-v-all-SVM(1-versus-all SVM)^[11],DAG-SVM(Directed acyclic graph SVM)^[12-14]等将 SVM 拓展到可解决多类别分类问题的算法^[15]。由于传统的 SVM 分类算法对于乳腺 X 光医学图像的分类精度不高,本文提出了基于边缘检测的医学图像多类别分类算法。该算法将边缘检测算法与传统的支持向量机结合解决多类别分类问题,通过边缘检测算法可以将乳腺 X 光医学图像中有肿块的图像与没有肿块的分离,因为检测到的肿块又可分为良性肿瘤与恶性肿瘤,所以对于检测到肿块的乳腺 X 光医学图像中的肿块进行特征提取,由于提取到的特征中只有良性肿瘤与恶性肿瘤两类的特征,所以本文采用支持向量机的方法对提取到的特征进行分类,将本文方法应用到乳腺 X 光医学图像标准数据集 MIAS 上做分类实验,获得了较好的分类效果。

1 支持向量机与边缘检测方法

1.1 支持向量机

SVM 是 Vapnik 等于 1992 年提出的一种全新的机器学习方法^[3]。假设训练样本集合为 $D = \{(\mathbf{X}_i, y_i), \mathbf{X}_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \{-1, +1\}, i = 1, 2, \dots, m\}$, 其中每一个 \mathbf{X}_i 对应一个数据向量, y_i 为对应 \mathbf{X}_i 的类标签。SVM 主要是通过将低维非线性输入向量映射到高维线性特征空间 Z 中,并在高维特征空间 Z 中构造最优超平面^[16]。根据文献^[17]可以通过如下的构造最优超平面,即

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{W}, \xi} r(\mathbf{W}, \xi) &= \frac{1}{2} \|\mathbf{W}\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{s. t.} \quad y_i(\mathbf{W}^T \mathbf{X}_i + b) &\geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (1)$$

当面对线性不可分以及高维空间维数灾难等问题时, SVM 使用核函数^[18]解决以上问题,表示 $K(\mathbf{X}, \mathbf{X}_j) = \Phi(\mathbf{X}) \cdot \Phi(\mathbf{X}_j)$, 其中 $\Phi(\cdot)$ 为输入向量特征空间 Z 的非线性映射。

1.2 边缘检测方法

不同的图像灰度不同,边界处一般有明显的边缘,利用此特征可以分割图像。边缘是指一幅图像中像素值有突变的位置,在实际的图像边缘检测中,使用的是基于梯度的边缘检测方法。

对于一幅灰度图像,通常是将一行灰度变化剖面图看作是一个一维函数 $f(x)$, 然后从左到右计算 $f(x)$ 的一阶导数为

$$f'(x) = \frac{df(x)}{dx} \quad (2)$$

一个连续函数在 x 处的一阶导数可以理解为该位置切线的斜率^[19]。对一个离散函数 $f(u)$, 想要估

算 u 处切线斜率,可以过 u 最邻近的两个点做一条直线,并通过这两个点的函数值 $f(u-1)$ 和 $f(u+1)$ 来估算这条直线的斜率,即有

$$\frac{df(x)}{du} \approx \frac{f(u+1) - f(u-1)}{2} \quad (3)$$

多维函数沿着某一坐标轴的导数称为偏导数,如

$$\frac{\partial I(u,v)}{\partial u} \text{ 和 } \frac{\partial I(u,v)}{\partial v} \quad (4)$$

就是图像函数 $I(u,v)$ 沿 u 轴和 v 轴的偏导数。函数

$$\nabla(u,v) = \begin{bmatrix} \frac{\partial I(u,v)}{\partial u} \\ \frac{\partial I(u,v)}{\partial v} \end{bmatrix} \quad (5)$$

称为函数 I 在点 (u,v) 处的梯度向量,其模值

$$|\nabla I|(u,v) = \sqrt{\left(\frac{\partial I(u,v)}{\partial u}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(u,v)}{\partial v}\right)^2} \quad (6)$$

不随着图像的旋转而变化,因此 $|\nabla I|$ 为许多实际边缘检测方法的基础。常用的边缘检测算子有 Prewitt 算子、Sobel 算子和 Roberts 算子,本文采用 Prewitt 算子进行边缘检测。

2 基于边缘检测的医学图像多类分类方法

乳腺 X 光医学图像通常可以分为 3 类:正常类、良性肿瘤类和恶性肿瘤类。传统的对乳腺 X 光医学图像进行分类的方法都是在对整幅图像提取特征的数据集上进行分类,但是如图 1 所示,乳腺 X 光医学图像中冗余信息太多,真正有用的信息都集中在图像中间部位。由于在乳腺 X 光医学图像中,区分正常与非正常最关键的判断依据就是有无肿块,如果在一幅乳腺 X 光医学图像中未发现肿块,则可以将这幅图像分类为正常;如果在其中发现了肿块,则只需要根据肿块提供的信息,即可把这幅图像分类为良性或者恶性。因此,一幅乳腺 X 光医学图像中最重要的信息为:(1)是否有肿块;(2)肿块的属性。

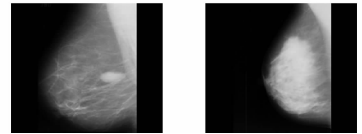


图 1 乳腺 X 光医学图像
Fig. 1 Breast X-ray medical image

本文将图像处理中的边缘检测方法引入乳腺 X 光医学图像并结合支持向量机方法,提出了基于边缘检测的医学图像分类方法,同时受到文献[20]的启发,本文使用一种基于边缘检测的肿块候选区域选择方法判断一幅乳腺 X 光医学图像中是否包含肿块。首先,本文使用 Prewitt 算子对去噪过后的医学图像进行边缘检测,并将检测到的封闭的边缘,而且需满足封闭区域内的平均像素值大于 200^[21](由于乳腺 X 光医学图像中肿块的平均像素值大于 200,所以设定阈值 200,对于不满足阈值的封闭区域直接舍弃),将满足以上条件的封闭边缘图像保存下来作为肿块候选区域(Tumor candidate region, TCR),通过这种方法保存 TCR 可以大大地降低边缘梯度计算,节省计算时间,同时也能提高 TCR 选择的识别率。针对一幅图像中检测到多个疑似肿块边缘的情况,采用 TCR 选择,如图 2 所示的方法可以提高对肿块的识别率,对于检测到的肿块区域(Tumor region, TR)的乳腺 X 光医学图像,将 TR 标

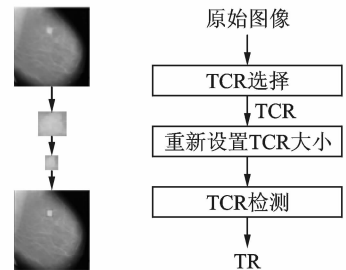


图 2 基于边缘检测的肿块候选区域选择方法
Fig. 2 Candidate region selection method based on edge detection

记并且分割,然后使用灰度共生矩阵的方法对 TR 提取特征。

假设现在有一幅乳腺 X 光医学图像(图 3)需要对其进行分类,步骤如下(图 4):(1)对其进行边缘检测,检测到如图 3 所示的两块疑似肿块的区域,将这两块区域加入到 TCR 中;(2)进行 TCR 检测,判断出检测到的疑似肿块是否属于 TR;(3)通过第 2 步检测,得到图 5 中的两个疑似肿块都属于 TR,对于在一幅医学图像中检测到多个 TR,将最小的能包含全部检测到肿块的矩形区域以图像的形式保存;(4)对第 3 步保存的图像进行特征提取,使用支持向量机进行分类,可以将输入的图 3 中的乳腺 X 光医学图像分类为良性或者恶性。

3 实验分析

为了对本文提出的基于边缘检测的医学图像多类别分类方法的分类精度进行定量分析,本文采用 MIAS (Mammographic image analysis society)乳腺 X 光医学图像进行多类别分类实验,MIAS^[21] 图像均为 1 024×1 024 像素的灰度图像,包括 322 幅图像分别为正常、良性和恶性 3 类。其中属于正常的图像有 208 幅、良性 63 幅和恶性 51 幅。本次实验环境为 Windows 7 64 位系统,4 GB 内存,CPU 主频为 3.5 GHz,Java 平台,其中核函数为径向基核函数。

首先对 MIAS 数据集进行基于边缘检测的 TCR 检测,获得有肿块图像的肿块区域,并保存为图像;其次对获得的肿块图像提取特征。本实验采用的特征提取方法是灰度共生矩阵,提取了 4 种统计参数角二阶矩 f_1 、熵 f_2 、惯性矩 f_3 和相关系数 f_4 分别为

$$f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_a^2(i, j) \tag{7}$$

$$f_2 = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{P}_a(i, j) \log \hat{P}_a(i, j) \tag{8}$$

$$f_3 = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{P}_a(i, j) \right\} \tag{9}$$

$$f_4 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij \hat{P}_a(i, j) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2} \tag{10}$$

式中: μ_1, μ_2, σ_1 和 σ_2 分别定义为

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} \hat{P}_a(i, j) \tag{11}$$

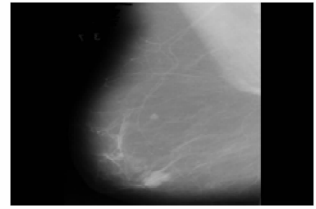


图 3 乳腺 X 光医学图像
Fig. 3 Breast X-ray medical image

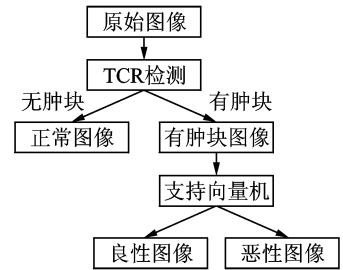


图 4 本文方法分类过程
Fig. 4 Classification process of proposed method

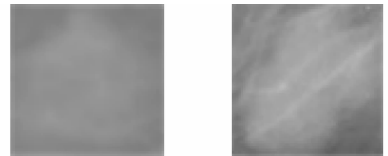


图 5 图 3 中检测到的 TCR
Fig. 5 TCR detected in Fig. 3

$$\mu_2 = \sum_{i=0}^{L-1} j \sum_{j=0}^{L-1} \hat{P}_d(i, j) \tag{12}$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} \hat{P}_d(i, j) \tag{13}$$

$$\sigma_2^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_2)^2 \sum_{j=0}^{L-1} \hat{P}_d(i, j) \tag{14}$$

灰度共生矩阵的方向取 0°, 45°, 90° 和 135°。首先计算 4 个方向上的灰度共生矩阵, 取像素间距离为 1, 其次由每个灰度共生矩阵计算 4 个统计参数。将图像分为 4 块, 在每块子图像中提取上述 16 个特征作为原始样本, 累计获得 64 个统计特征。

最后使用支持向量机对提取的特征数据做分类。使用 10 层交叉的方法对特征数据集做 10 次随机抽样, 选择其中的 80% 做训练, 20% 做测试, 进行 10 组仿真实验。如表 1, 2 所示, 得到本文方法在 MIAS 数据集上 10 次仿真实验的结果。

表 1 本文方法在第 1 步的分类结果

Tab. 1 Classification results of proposed method in first step

分类	正常图像	异常图像	合计
正确	190	108	298
错误	18	6	24
合计	208	114	

在第 1 步实验中, 208 幅正常图像中 190 幅乳腺 X 光医学图像通过基于边缘检测的 TCR 算法分为了正常类; 第 2 步实验中, 测试的 22 幅图像数据集中平均有 14.2 幅乳腺 X 光医学图像被分类正确。在计算整体分类精度时采用如下

表 2 本文方法在第 2 步的分类结果

Tab. 2 Classification results of proposed method in second step

组号	MIAS			组号	MIAS		
	测试总数	正确数目	整体分类精度/%		测试总数	正确数目	整体分类精度/%
1	22	14	88.70	6	22	14	88.70
2	22	13	88.26	7	22	16	89.57
3	22	19	90.87	8	22	14	88.70
4	22	14	88.70	9	22	12	87.83
5	22	13	88.26	10	22	13	88.26

整体分类精度 = (第 1 步中正常图像分类正确数 + 第 2 步中测试图像分类正确数) / (第 1 步中正常图像总数 + 第 2 步中测试图像总数) (15)

总共参与分类的图像包括 208 幅正常图像与 22 幅异常图像总共 230 幅, 根据式(15)可以计算出表 2 中的整体分类精度, 整体平均分类精度为 88.79%。

本文方法选择 DTTSVM (Decision tree twin support vector machine)^[22]、文献[11]中的 HSMC-SVDD (Hypersphere multi-class support vector data description) 以及级联 AdaBoost^[23] 方法进行比较, 结果如表 3 所示。

表 3 本文方法与其他方法比较

Tab. 3 Comparison of proposed method with others %

方法	DTTSVM	HSMC-SVDD	级联 AdaBoost	本文方法
分类精度	77.35	77.42	80.64	88.79

经过实验测试, 在 MIAS 乳腺 X 光医学图像分类问题中, 本文的方法通过结合边缘检测算法和支持向量机算法, 首先通过基于边缘检测的 TCR 方法对正常图像与异常图像分类, 然后对异常图像检测出边缘部位提取特征, 再对异常图像进行分类, 将异常图像分类为良性和恶性图像, 通过实验验证了本文方法在 MIAS 乳腺 X 光医学图像分类问题上取得了良好的效果。

根据表 4, 本文方法的训练和测试时间和 DTTSVM, HSMC-SVDD 及级联 AdaBoost 等方法相当。

由于本文使用了边缘检测方法,本文方法的训练时间与其他方法相比长一些。但是从分类精度来说,本文方法明显优于其他方法。

表 4 本文方法训练和测试时间与其他方法的比较

方法	DTTSVM	HSMC-SVDD	级联 AdaBoost	本文方法
训练时间	28.0	21.00	40.2	22.00
测试时间	0.5	0.42	0.6	0.46

4 结束语

本文通过边缘检测以及支持向量机方法的结合,对乳腺 X 光医学图像先进行边缘检测,通过检测可以检测到医学图像中肿块的边缘块,从而可以将图像分类为有肿块和无肿块图像,再对有肿块图像检测到肿块的区域使用灰度共生矩阵的方法提取特征,再使用支持向量机方法对提取的有肿块的图像的特征数据集进行分类,将有肿块的图像分为良性肿块和恶性肿块,从而完成对整个乳腺 X 光医学图像进行分类的任务,经过多次交叉验证,本文方法在 MIAS 乳腺 X 光医学图像标准数据集中获得了良好的分类效果,与其他方法相比,本文方法要优于 DTTSVM 方法、HSMC-SVDD 以及级联 Adaboost 方法。但是本文方法还有待于在更多的现实数据以及更多的医学图像数据集中展开更深入的验证,并推广到更多种类医学图像的实际分类应用中去。

参考文献:

- [1] Wang X, Qiu W, Jia Z, et al. Current situation and the latest progress in the diagnosis of breast cancer[J]. Clinical Medicine of China, 2012, 28(8): 787-788.
- [2] 张超, 蒋宏传. 舒怡乳腺诊断仪在乳腺腺诊断中的应用[J]. 中华肿瘤防治杂志, 2010, 17(19): 1600-1604.
Zhang Chao, Jiang Hongchuan. Application of Shu Yi's mammary gland diagnostic apparatus in the diagnosis of breast cancer [J]. Chinese Journal of Cancer Prevention and Treatment, 2010, 17(19): 1600-1604.
- [3] Boser B E, Guyon I M, Vapnik V N. A training algorithm for optimal margin classifiers[C]. 5th Annual ACM Workshop on COLT. Pittsburgh, PA: ACM Press, 1992.
- [4] 黄秋燕, 肖鹏峰, 冯学智, 等. 结合相位一致与全变差模型的高分辨率的遥感图像边缘检测[J]. 中国图像图形学报, 2014, 19(3): 493-446.
Huang Qiuyan, Xiao Pengfeng, Feng Xuezhi, et al. Edge detection from high resolution remote sensing image combining phase congruency with total variation model[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(3): 493-446.
- [5] 张建岭, 王慧, 张民. 基于模糊神经网络的边缘检测方法[J]. 中国人民公安大学学报:自然科学版, 2011, 68:51-55.
Zhang Jianling, Wang Hui, Zhang Min. Edge detection method based on fuzzy neural network[J]. Journal of the People's Public Security University: Natural Science Edition, 2011, 68:51-55.
- [6] 白婷婷, 邓彩霞, 耿英. 基于小波变换与 Canny 算子融合的图像边缘检测方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2010, 15(1): 44-51.
Bai Tingting, Deng Caixia, Geng Ying. Image edge detection based on wavelet transform and Canny operator[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2010, 15(1): 44-51.
- [7] 牛发发, 陈莉, 张永新, 等. 基于鲁棒主成分分析的 Canny 边缘检测算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(6): 1727-1730.
Niu Fafa, Chen Li, Zhang Yongxin, et al. Canny edge detection algorithm based on robust principal component analysis[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(6): 1727-1730.
- [8] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995: 10-25.
- [9] Wang L P. Support vector machine: Theory and application[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2005: 110-121.
- [10] 沈健, 蒋芸, 邹丽, 等. 基于节点选择优化的 DAG-SVM 多类别分类[J]. 计算机工程, 2015, 41(6): 143-146.
Shen Jian, Jiang Yun, Zou Li, et al. DAG-SVM multi-class classification based on nodes selection optimization[J]. Computer Engineering, 2015, 41(6): 143-146.
- [11] Kreßel U. Pairwise classification and support vector machines[M]//Advances in Kernel Methods. Cambridge: MIT Press,

1999;255-268.

- [12] Martinez J, Iglesias C, Matias J M. Solving the slate tile classification problem using a DAGSVM multiclassification algorithm based on SVM binary classifiers with a one-versus-all approach[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2014, 230:464-472.
- [13] 汪友生, 胡百乐, 张丽杰, 等. 基于支持向量机的动脉硬化斑块识别[J]. *数据采集与处理*, 2012, 27(3):283-286.
Wang Yousheng, Hu Baile, Zhang Lijie, et al. Recognition of atherosclerotic plaque based on support vector machine[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2012, 27(3):283-286.
- [14] 邹永祥, 吴宗亮. 一种广义不可分的支持向量机算法[J]. *数据采集与处理*, 2015(2):434-440.
Zou Yongxiang, Wu Zongliang. Generalized C-support vector machine algorithm[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2015(2):434-440.
- [15] Niu Lingfeng. Parallel algorithm for training multiclass proximal support vector machines[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2011, 217:5328-5337.
- [16] Vapnik V N. 统计学习理论[M]. 许建华, 张学工, 译. 北京: 电子工业出版社, 2009:1-30.
Vapnik V N. *Statistical learning theory*[M]. Beijing: Electronic Industry Publishing House, 2009:1-30.
- [17] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. *电子科技大学学报*, 2011, 40(1):2-10.
Ding Shifei, Qi Bingjuan, Tan Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, 40(1):2-10.
- [18] Nello Cristianini, John ShaweTaylor. 支持向量机导论[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004:76-95.
Nello Cristianini, John ShaweTaylor. *A introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods* [M]. Beijing: Electronic Industry Publishing House, 2004:76-95.
- [19] 龚爱平. 基于嵌入式机器视觉的信息采集与处理技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
Gong Aiping. *Study of the information acquisition and processing technology based on embedded computer vision*[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013.
- [20] Ding Meng, Cao Yunfeng, Wu Qingxian. Novel approach of crater detection by crater candidate region selection and matrix-pattern-oriented least squares support vector machine[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2013, 26(2): 385-393.
- [21] 谢国城, 蒋芸, 陈娜. 基于超球体多类支持向量数据描述的医学图像分类新方法[J]. *计算机应用*, 2013, 33(11):3300-3304.
Xie Guocheng, Jiang Yun, Chen Na. New medical image classification approach based on hypersphere multi-class support vector data description[J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(11):3300-3304.
- [22] Shao Y H, Chen W J, Huang W B, et al. The best separating decision tree twin support vector machine for multi-class classification[J]. *Procedia Computer Science*, 2013, 17: 1032-1038.
- [23] Wei L, Yang Y, Nishikawa R M, et al. A study on several machine-learning methods for classification of malignant and benign clustered microcalcifications[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2007, 24(3): 371-380.

作者简介:



沈健(1991-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 数据挖掘与粗糙集理论, E-mail: 469-635089@qq.com。



蒋芸(1970-), 女, 教授, 研究方向: 数据挖掘与粗糙集理论。



张亚男(1992-) (通讯作者), 女, 硕士研究生, 研究方向: 软计算与数据挖掘, E-mail: 1518015277 @ qq.com。



胡学伟(1991-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 数据挖掘与粗糙集理论。

