

基于血管内超声的动脉斑块识别

张玉放 汪友生

(北京工业大学 电子信息与控制工程学院 北京 100124)

摘要: 冠状动脉斑块在血管内超声图像上主要表现为内膜和内膜下组织不同程度地增厚,导致管腔横截面积缩小。识别动脉斑块的类型,可以为临床治疗提供指导意义。动脉斑块主要分为脂质斑块、纤维斑块和钙化斑块,其回声强度依次增强。利用图像像素点灰度在空间的分布规律提取动脉斑块图像纹理特征信息,选取灰度共生矩阵(GLCM)、局部二值模式(LBP)、邻域灰度(NGL)3 种特征提取方式,并对提取到的特征通过支持向量机(SVM)和纠错输出码(ECOC)进行分类。结果表明,3 种特征提取方式组合的分类准确性上获得较好的效果。

关键词: 血管内超声; 动脉斑块; 特征提取; 分类识别

中图分类号: TP317.4 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4050

Recognition of arterial plaques based on IVUS images

Zhang Yufang Wang Yousheng

(College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: The atherosclerotic plaque in the intravascular ultrasound image is mainly thickened by the intima and endominal tissue, which leads to the narrowing of the transverse section of the lumen and the identification of the types of atherosclerotic plaques, which can provide guidance for clinical treatment. Atherosclerotic plaques were mainly composed of lipid plaques, fibrous plaques and calcified plaques, and their echo intensity increased in turn. The texture feature information of arterial plaque image is extracted from the distribution of image pixel gray level in space, and three kinds of feature extraction methods are selected, such as GLCM, LBP, NGL. The extracted features are classified by the support vector machine (SVM) and the error correcting output codes (ECOC). The results show that the classification accuracy of the three feature extraction methods is better.

Keywords: intravascular ultrasound; arterial plaque; feature extraction; classification and recognition

0 引言

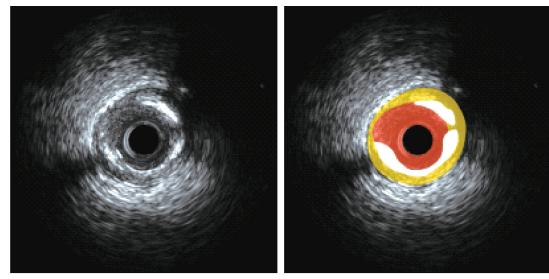
血管内超声(intravenous ultrasound, IVUS)可以提供关于动脉斑块形态的信息,许多研究探讨了 IVUS 的斑块显像和人冠状动脉组织病理学之间的关系,结果发现不同的斑块组织成分回声强弱不同,其斑块回声强度从弱到强依次为软斑块、纤维斑块和钙化斑块,准确对斑块进行分类,有利于选择适合病人的治疗方案^[1-2]。但是在实际治疗中,斑块分类的准确性,主要由主治医师的临床经验决定,这种主观判断方法容易受到个人的诊断经验、思维方式和技术水平等因素的影响。各种斑块特殊的物理性质决定医生选择何种治疗方案,而早期的算法,对斑块分类效果并不明显,不能满足临床需求^[3-4]。IVUS 图像属于灰阶超声图像,可以显示范围大且回声均一的物质构成,但是对不均一的物质构成显示的信息不可靠。此外,IVUS 图像含有丰

富的纹理特征信息,因此可以采用对斑块特定纹理进行应用分析,从而达到对斑块进行分类的效果。本文提出的采用灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)、局部二值模式(local binary pattern, LBP)和邻域灰度(neighboring gray-level, NGL)组合构成特征向量,然后输入分类器进行分类识别,得到较高的识别准确度。

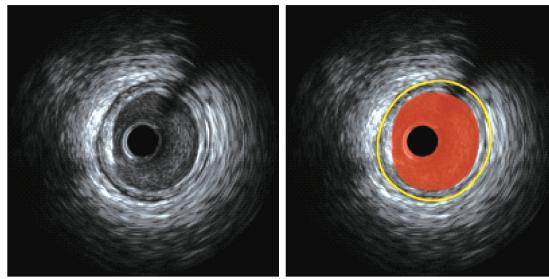
1 特征提取

钙化斑块、纤维斑块、脂质斑块在血管内超声图像上表现为不同的纹理图案,因此通过对不同斑块进行纹理特征提取进而达到分类识别的效果。钙化斑块^[5]的标志是带有声影的强回声斑块,强回声造成其后方组织的无回声阴影,如图 1(a)所示;纤维斑块回声强度中等,随着纤维组织含量越多,其回声强度相应增强,其与钙化斑块的鉴别在于后方组织是否有无回声阴影,如图 1(b)所示;脂质斑块

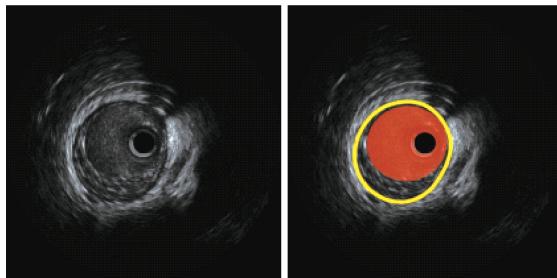
富含较多的脂质成分,其斑块回声信号与作为参考的外膜相比比较弱,在血管内超声图像上表现为黑影或无回声带,如图 1(c)所示。



(a) 钙化斑块为图中白色区域所示



(b) 纤维斑块为图中黄色与红色之间区域所示



(c) 脂质斑块为图中黄色与红色之间区域所示

图 1 不同斑块的血管内超声图像

1.1 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵(GLM)是由图像灰度级之间的联合概率密度 $p(i, j, d, \theta)$ 构成的矩阵^[6],它从统计的角度反映了图像中任意两点灰度的空间相关性,定义为从灰度级为 i 的点离开某个固定位置关系 $d = (D_x, D_y)$ 达到灰度级 j 的概率,灰度共生矩阵用 $P_d(i, j)$ ($i, j = 0, 1, 2, \dots, L-1$) 表示, θ 为共生矩阵的生成 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 4 个方向^[7-8]。其中 L 表示图像的灰度级; i, j 分别表示像素的灰度值; d 表示两个像素间的空间位置关系,具体表示为距离为 d 个像素点的两个像素。当两像素的位置关系 d 选定之后,就生成一定关系 d 下的灰度共生矩阵,如下所示:

$$P(i, j | d, \theta) = \frac{P(i, j | d, \theta)}{\sum_i \sum_j P(i, j | d, \theta)} \quad (1)$$

在灰度共生矩阵的基础上定义了 14 个纹理特征分别是能量(二阶距)、熵、对比度、均匀性、相关、逆差分矩、最大

概率、方差、共生和均值、共生和方差、共生和熵、共生差均值、共生差方差和共生差熵。Ulaby 等^[9]通过对 SAR 图像实验发现,在上述 14 个纹理特征中,仅有 4 个是不相关的,分别是能量、惯性矩、相关和熵。因此,提取这 4 个不相关的特征,不仅便于计算,又能提高分类的准确性,定义如下:

$$f_{\text{能量}} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_d^2(i, j) \quad (2)$$

$$f_{\text{惯性矩}} = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_d(i, j) \right\}, |i-j| = n \quad (3)$$

$$f_{\text{相关性}} = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij P_d(i, j) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2} \quad (4)$$

$$f_{\text{熵}} = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_d(i, j) \log P_d(i, j) \quad (5)$$

式中: $\mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2$ 是归一化灰度共生矩阵 $P_d(i, j)$ 边缘分布的均值和标准差。

1.2 局部二值模式

局部二值模式(LBP)^[10-11]利用结构法思想分析固定窗口特征,再利用统计法提取整体的特征。基本思想是用其中心像素的灰度值作为阈值,与其邻域相比较得到的二进制码来表述局部纹理特征。在 LBP 方法中,半径为 R 的圆弧上,选取对称分布的 N 个采样点,每个采样点的坐标表示为 $(R \sin \frac{\pi n}{N}, R \cos \frac{\pi n}{N})$ ($n = 0, 1, \dots, N-1$),圆心的像素点表示为 $c = (i, j)$ 。中心邻域内的每个像素点可以用 (R, N) 表示;每次得到的二进制模式用 $L_{R,N}$ 表示;使用 g_c 表示中心像素点的灰度值; g_n 表示邻域 N 个像素点的灰度值。每一个邻域的二进制值用下式计算:

$$s(g_n - g_c) = \begin{cases} 1, & g_n - g_c \geq 0 \\ 0, & g_n - g_c < 0 \end{cases} \quad (6)$$

本文使用旋转不变的 LBP:

$$L_{R,N} = \min\{L_{R,N}^0, \dots, L_{R,N}^{N-1}\} \quad (7)$$

式中: $L_{R,N}^i$ 是移动 i 次后得到的二进制编码。基于旋转的 LBP 定义了 3 个特征来描述纹理特征:

$$f_{R,N}^1 = \sum_{n=0}^{N-1} L_{R,N}^n 2^n \quad (8)$$

$$f_{R,N}^2 = \text{var}(g_n) \quad (9)$$

$$f_{R,N}^3 = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-1} L_{R,N}^n, & U(L_{R,N}) \leq 0 \\ N+1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

其中 $U(L_{R,N})$ 是统计二进制编程中 0 到 1 变换次数的计数器。

1.3 邻域灰度

在文献[12]中,证实了在纹理特征提取技术如局部二值模式和灰度共生矩阵中遗漏了 IVUS 图像灰度级中存在的有用信息。邻域灰度(NGL)是一个包含图像中滑动窗口内所有像素灰度级的一个矢量。

当滑动窗口的长和宽分别取 $V=3, W=3$ 时,该滑动窗口

内的像素点构成最小邻域灰度。中心像素点设为 $c = (i, j)$, 灰度值为 g_c 。滑动窗口中的 9 个灰度值被定义为像素点 c 的特征向量用下面公式表示: $\mathbf{G}_{i,j} = (g_c, g_1, g_2, \dots, g_8)$ 。为了使 $\mathbf{G}_{i,j}$ 具有平移和旋转不变性, 滑动窗口内的像素灰度级按照升序排列, 计算方法如图 2 所示。

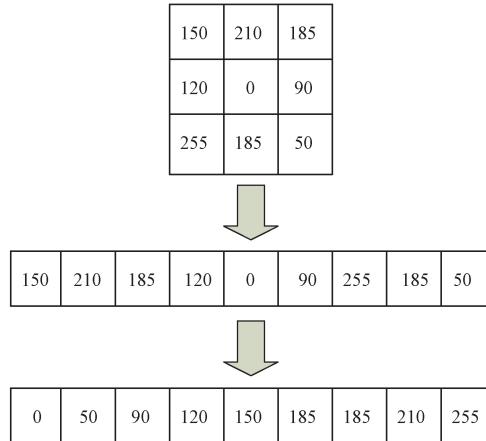


图 2 NGL 计算方法

2 分类器设计

本文采用两个 one-vs-one 分类器支持向量机(support vector machine, SVM)和纠错输出码(error correcting output codes, ECOC)对已提取到的特征向量分类, 并对比实验结果, 选择更加适合斑块分类的分类器。SVM^[13]使用核函数将输入向量映射到高维, 超平面可以将数据划分到不同的空间, 训练 SVM 的过程等价于通过最小化分类误差来找到最优分类平面。考虑到不同种类斑块不可分离的最坏情况, 并使用高斯径向基函数(RBF)核来处理特征向量与它们的类之间的非线性关系^[14]。使用 MATLAB 平台下的 LIBSVM 中的 SVM 算法, 通过网络搜索进行最优参数的选择。RBF 有两个重要参数, 误差项的惩罚系数 $C (C > 0)$ 和核参数 g , 本文尝试了 C 和 g 的指数增长序列, 如 $C = 2^{-5}, 2^{-3}, \dots, 2^5, g = 2^{-15}, 2^{-13}, \dots, 2^3$, 最终选择的最优参数为 $C = 2^3, g = 2^{-2}$, SVM 流程如图 3 所示。

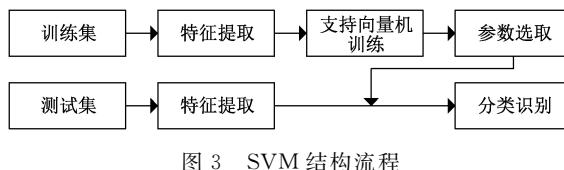


图 3 SVM 结构流程

作为对比第 2 分类方法, 本文使用纠错输出码^[15]。对于多类分类问题, 基于二进制分类器嵌入的 ECOC 被认为是一种简单而流行的分类方法。ECOC 有两个主要的编码和解码步骤。假设编码步骤中有 N 类, ECOC 考虑每个类的码字。然后使用这些码字对给定的二进制问题的每个类的成员信息进行编码。然后, 将长度为 n 的码字作为一行, 得到一个称为“编码矩阵” \mathbf{M} 的矩阵。矩阵 \mathbf{M} 的每一列都是学习步骤中的一个二进制问题, 共有 N 个二进制问题。在解码步骤中, 通过应用 N 训练的二进制分类器获得测试集中的每个数据点的代码。最后, 每个数据点被分配给它具有“最近”的码字的类。在本文中使用的是 MATLAB 中的 ECOCs 包。

3 实验结果及分析

本文采用的实验图像是在有经验医师的帮助下, 选取钙化斑块图像 80 幅(训练集 40 幅, 测试集 40 幅)、纤维斑块图像 80 幅(训练集 40 幅, 测试集 40 幅)和脂质斑块图像 80 幅(训练集 40 幅, 测试集 40 幅), 图像大小均为 40×40 像素, 3 种典型的斑块纹理特征图像如图 4 所示。

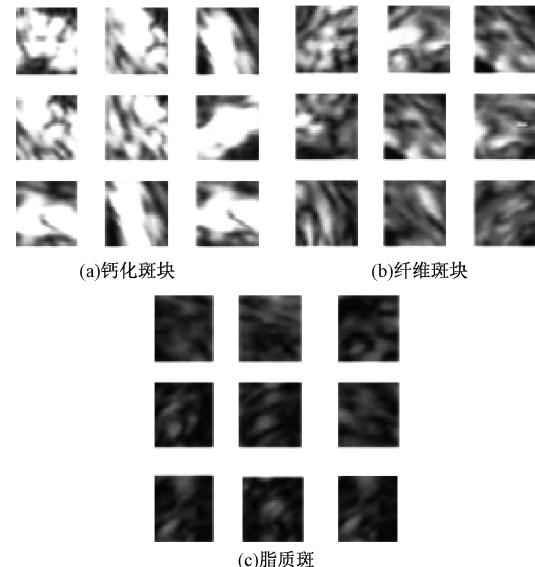


图 4 3 种斑块典型纹理图像

提取到的灰度共生矩阵 4 个特征值的均值和方差如表 1 所示。为了更直观的显示各种斑块灰度共生矩阵特征值的分布情况, 选取特征值的散点图进行对比。

表 1 灰度共生矩阵 4 个特征均值和方差

参数类型	灰度共生矩阵参数			
	能量均值±方差	熵均值±方差	惯性矩均值±方差	相关均值±方差
软斑块	0.145 76±0.016 23	2.390 15±0.116 98	0.441 83±0.141 74	0.558 19±0.026 89
纤维性斑块	0.042 37±0.010 39	3.538 28±0.233 46	1.122 40±0.559 44	0.150 42±0.007 32
钙化斑块	0.032 98±0.005 77	4.065 22±0.242 07	1.887 15±1.044 94	0.049 79±0.001 36

如图 5 所示,提取到的不同类型的灰度共生矩阵特征值比较分散,而相同类型斑块的特征值在一定范围内波动。但是,也能看出在能量散点图中,纤维性斑块和钙化斑块存在相互交替,分类效果不明显的情况。

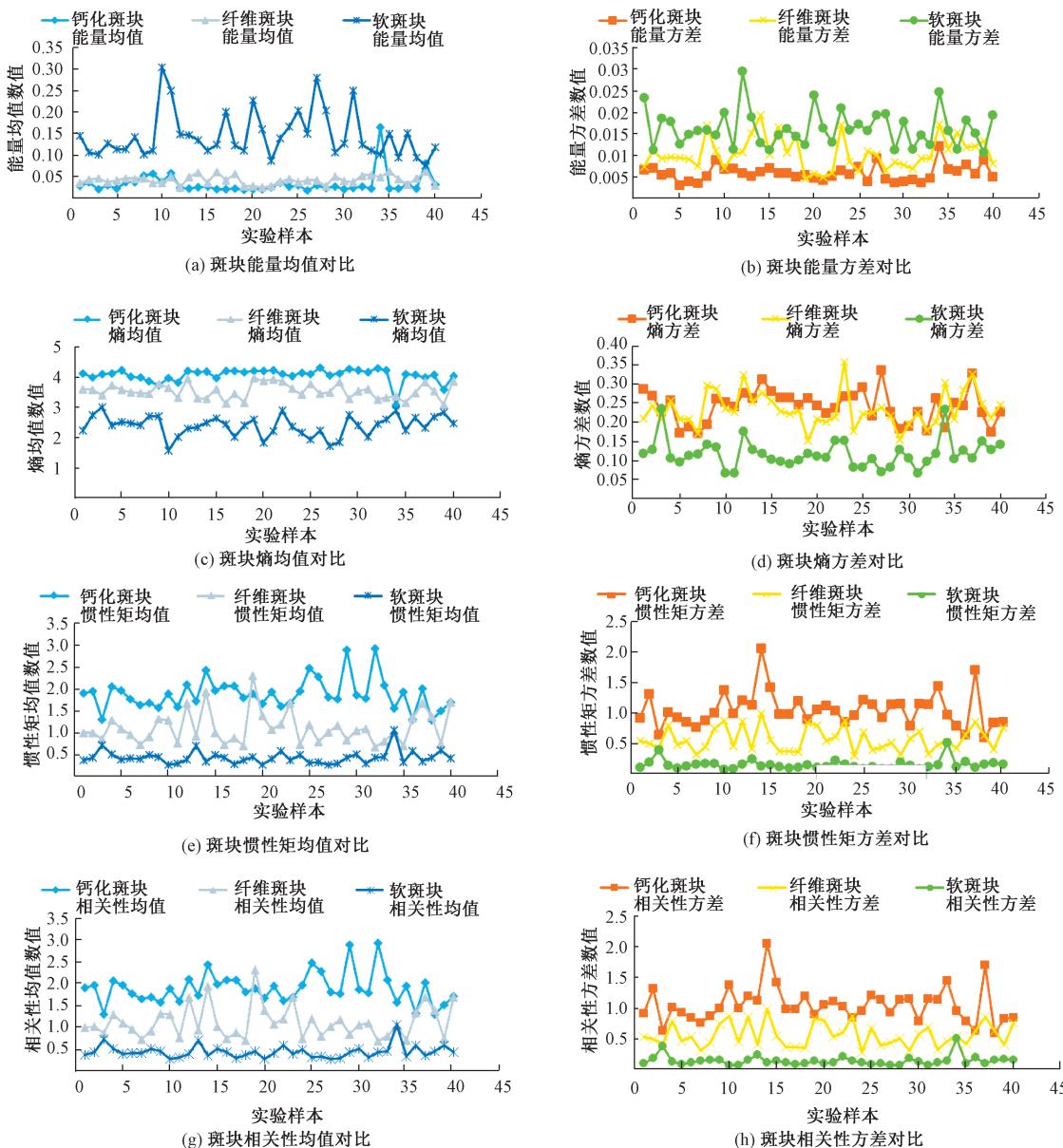


图 5 特征值散点图对比

本文分别使用 GLCM、LBP、GLCM+LBP、GLCM+LBP+NGL 4 种特征向量组合方式,然后分别采用 SVM

和 ECOC 2 种分类器对实验图像进行分类识别。2 种分类器处理结果如表 2 所示。

表 2 2 种分类器分类结果

(%)

组合方式	钙化斑块		纤维斑块		脂质斑块		总体	
	SVM	ECOC	SVM	ECOC	SVM	ECOC	SVM	ECOC
GLCM	87.5	87.5	85	80	80	77.5	84.2	81.7
LBP	75	77.5	72.5	72.5	62.5	65	70	65
GLCM+ LBP	92.5	90	90	85	87.5	85	90	88.3
GLCM+ LBP+NGL	92.5	90	92.5	87.5	90	87.5	92	89

从表2中可以看出,提取单一的特征GLCM和LBP分别作为分类器的输入向量,其SVM和ECOC的分类准确性较低;采用GLCM+LBP+NGL3种特征共同作为分类器的输入向量,3种斑块的分类准确性都得到了提升,并且在纹理特征比较接近的钙化斑块和纤维斑块的分类上有较好的效果。从总体来看使用SVM作为分类器的分类效果优于ECOC的分类效果。

4 结 论

本文利用GLCM结合LBP、NGL作为描述动脉硬化斑块的特征向量,并用基于径向基核函数的支持向量机进行分类,对临幊上常见的3种斑块的平均正确识别率达到92%,说明本方法有较好的有效性,能客观识别斑块类型,克服了主观识别的局限性,为心血管疾病的科学准确诊治提供了辅助依据。由于IVUS图像纹理自相似性大,图像难于获得。本实验所选取的各种类型的斑块样本都比较典型,且样本数量相对较少,在以后的研究中还应增加数据,提高分类的准确性。

参考文献

- [1] 周玉杰.冠状动脉血管内超声的临床应用与实践[M].北京:人民卫生出版社,2008.
- [2] 高晓飞,蒋晓敏,肖平喜,等.血管内超声在冠状动脉疾病诊断和介入治疗中的应用[J].现代生物医学进展,2015,15(24):4790-4793.
- [3] 舍恩哈根,德弗朗科,尼森,等.轻松掌握血管内超声[M].北京:人民军医出版社,2009.
- [4] 王树鹏,王悦喜.血管内超声在冠心病介入诊断和治疗中的应用进展[J].中国循证心血管医学杂志,2016,8(10):1269-1272.
- [5] STARY HC, CHANDLER AB, DINSMORE RE, et al. A report from the committee on vascular lesions of the council on arteriosclerosis, American heart association[J]. Circulation, 1995, 92(5):1355.
- [6] 冯建辉,杨玉静.基于灰度共生矩阵提取纹理特征图像的研究[J].北京测绘,2007(3):19-22.
- [7] HARALICK R, SHANMUGAM K, DINSTEIN I. Textural features of image classification[J]. IEEE Trans Syst Man Cyber, 1973(6):610-621.
- [8] 黄志杰,王伊依,王青.基于血管内超声图像的心血管动脉粥样硬化斑块组织自动定征的研究[J].计算机科学,2018,45(5):260-265.
- [9] ULABY FT, KOUVATE F, BRISCO B, et al. Textural information in SAR Images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1986, 24(2):235-245.
- [10] 宋克臣,颜云辉,陈文辉,等.局部二值模式方法研究与展望[J].自动化学报,2013,39(6):730-744.
- [11] OJALA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture[J]. Classification with Local Binary Patterns, 2002, 24(7):971-987.
- [12] TAKI A, HETTERICH H, ROODAKI A. A new approach for improving coronary plaque component analysis based on intravascular ultrasound images[J]. Ultrasound Med. Biol. 2010, 36(8):1245-1258.
- [13] FERRARI V. Libsvm: A library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2008.
- [14] 汪友生,吴焕焕,胡百乐,等.基于灰度共生矩阵的动脉斑块图像特征分析[J].电子测量技术,2012,35(2):55-58.
- [15] BAUTISTA MÁ, ESCALERA S, et al. Minimal design of error-correcting output codes [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(6):693-702.

作者简介

张玉放,硕士研究生,主要研究方向为数字图像处理。
E-mail:917331210@qq.com

汪友生,博士、副教授,主要研究方向为数字图像处理、模式识别。