

基于 SVM 混凝土电镜图像类型识别

张丽秀¹, 田甜^{1,2}, 王俊海¹

(1. 沈阳建筑大学机械工程学院, 辽宁 沈阳 110168;

2. 沈阳建筑大学高档石材数控加工装备与技术国家地方联合工程实验室, 辽宁 沈阳 110168)

摘要 为了准确、快速地对混凝土电镜图像进行自动识别分类, 选取合理的特征提取方法以及分类算法, 解决预判混凝土耐久性问题。方法 利用一种基于局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)的特征提取方法和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器的组合模式, 对混凝土在电镜下的图像进行特征提取和类别判定, 并对 SVM 分类器选取合理的核函数以及核函数参数。结果 采用笔者方法最终图像识别准确率可达 79.7%, LBP 基本特征算子较好地满足了纹理特征图像的特征提取要求; 通过 SVM 分类器对图像进行分类可以将含有纹理特征的图像成功分类。结论 该方法成功有效地识别混凝土的内部多层次结构辅助辨别混凝土的耐久性问题; LBP 基本算子和 SVM 分类算法的组合算法在特征提取与识别分类具有很好的实用性及高效性。

关键词 纹理特征; LBP 特征提取; SVM 分类器; 混凝土图像

中图分类号 TP391

文献标志码 A

Image Recognition Based on SVM Concrete Electron Microscope Image

ZHANG Lixiu¹, TIAN Tian^{1,2}, WANG Junhai¹

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168; 2. National-Local Joint Engineering Laboratory of NC Machining Equipment and Technology of High-Grade Stone, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168)

Abstract: In order to accurately and quickly classify the electron microscopy image, a reasonable feature extraction method and classification algorithm are selected. Using a feature extraction method based on local binary pattern and the combination of support vector machine classifier model, the concrete under the electron microscope image feature extraction and classification and the reasonable kernel function and kernel function parameters are selected for the SVM classifier. Through the method, the final image recognition accuracy rate is 79.7%. It can be seen that the

收稿日期: 2018-11-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(51805336)

作者简介: 张丽秀(1970—), 女, 教授, 博士, 主要从事主轴相关技术及绿色制造方面研究。

LBP basic feature operator satisfies the feature extraction requirements of texture feature images. The SVM classifier can classify the images and classify the images with texture features successfully. The combination algorithm of LBP basic operator and SVM classification algorithm is verified. The practicability and efficiency of feature extraction and recognition classification.

Key words: texture feature; LBP feature extraction; SVM classifier; concrete image

扫描电镜是一种复杂的电子光学仪器,它扫描样本表面,将得到的样本信息进行收集、放大、成像处理,对样本表面微观特征进行描述,并可对微区进行成分分析^[1]. 近些年来,电镜表征广泛应用于石化领域、医药学领域、林业等多个方面^[2-4]. 虽然可以根据电镜图像直接观察物品表面的形貌,但是由于扫描电镜图为灰度图像,且内容差异不大,很难用肉眼识别出被检测物体是否符合要求,且识别率低,工作重复性高. 所以,对被检测物品的电镜图像进行智能分类成为研究的热点问题. 采用人工智能算法,对电镜下形成的图像,直接利用计算机进行类别判定,或判断物体是否符合要求,可大大减少人工因素对所得结果产生的干扰,提高电镜图像分类和识别的准确度,进而提高工作效率.

图像的分类有三个主要任务,分别为图像的预处理、图像特征提取以及图像的分类. 基于人工智能算法的图像分类已有很多成果. 潘艺等^[5]基于改进的中值滤波法对电镜下大米图像进行滤波,并用 Canny 算子检测大米边缘. D. Kostadin 等^[6]基于图像本身的结构特征,提出了经典的 BM3D 算法,这种方法是目前性能比较好的去噪方法之一. 朱佳等^[7]提出一种基于 Graph Cuts 图像分割的木材 SEM 图像特征提取方法. 多化豫等^[8]提出了基于 SCN-MSE 的木材图像超分辨率重建方法,识别结果表明提出的方法提高了樟子松及其树皮的识别率. 电镜下的图像为灰度纹理图像,针对纹理图像的特征提取经典方法有许多: M. Arebey 等^[9]基于灰度共生矩阵对垃圾箱的俯拍图像进行分类,分类效果很好; L. Shen 等^[10]基于对 Gabor

小波变换进行改进,并与 LBP 特征提取方法结合,对硬币图像使用最近邻的方法进行分类,分类效果显著; X. B. Qi 等^[11]基于不同尺度高斯平滑滤波器对图像的尺度进行缩放,对不同尺度图像提取的 LBP 特征串联进行 Hep-2 细胞识别. T. Cover 等^[12]在 1968 年提出的比较成熟的算法 K 最近邻分类算法; J. Ryu 等^[13]基于结构化学习的支持向量机 (SVM) 分类手写文档图像,确定 SVM 参数,并且构造松弛结构 SVM 训练估计出最优的参数,证明了 SVM 分类器的可靠性; 吴阳等^[14]基于 SVM 分类器对铝铸件进行类型识别且识别效果良好; 龙胜春等^[15]基于对 BP 神经网络、最近邻分类器以及 SVM 分类器的对比,得出针对小样本纹理图像, SVM 分类器具有明显的优势的结论.

图像的分类算法,有许多成型且效果很好的方法,但对于电镜下的图像分类研究的很少,主要因为电镜图像分类存在以下难点^[16]: ①电镜图像在成像过程中常出现图像对比度过低、分辨率下降的现象,对特征提取造成困难; ②样本事先通过人工分类,形成分类样本,人工对于电镜图像的识别有一定偏差,造成提取的特征不能准确的代表需要识别的图像.

针对以上问题,笔者基于 LBP 特征提取和 SVM 分类器相结合的方法对混凝土的电镜图像进行特征提取及类别判定,解决了小样本、非线性模型的识别、分类问题. 相对于其他分类算法,这种组合方法更能改善电镜图像分类的难度,提高图像分类的准确率.

1 混凝土图像特征

混凝土在建筑工程上的应用尤为广泛,

随着建筑工程的复杂度越来越大,对混凝土材料的要求也相应提高.混凝土建筑工程经常因为材料老化、冻胀毁坏没到预期寿命而给人们带来财产甚至生命损失.混凝土的耐久性已经成为当今社会急需解决的问题.混凝土具有非常复杂的多层次结构,主要体现在内部结构,想要预知预判混凝土的耐久性,需要对混凝土进行电镜分析.混凝土图像有3类:第一类为其内含有大量纤维状的C-S-H晶体以及棒条形的钙矾石,这种类型的混凝土空隙较大,过渡区结构松散,水化产物粗大,取向性强,强度较小,导致混凝土的裂纹较多,耐久性较差;第二类为其内含有大量晶片状Ca(OH)₂晶体,有的呈现层状沉淀,有的明显平行面,贯穿于C-S-H晶体内,晶体排列的取向性很强,交接处水泥不密实,有较大的空隙,随着龄期的增长会提高混凝土的力学性能以及耐久性;第三类为结构密实,整体性很强的晶体.在其内部很难找到纤维状的C-S-H晶体以及Ca(OH)₂晶体,晶体间相互交织,填补了界面的薄弱面,填充了对混凝土性能影响较大的孔隙,所以耐久性为最好.对于分类后的图像,可以有目的性的采取措施,从而增强混凝土的耐久性.笔者对电镜下的混凝土图像进行类别分类,间接对混凝土耐久性的好坏做出了自动识别分类,使增强混凝土耐久性的工作得到大的简化.

2 基于SVM的电镜图像识别

对被处理图像进行预处理,包括对图像进行灰度化、细节增强、边缘增强以及去噪,然后采用LBP算子对其纹理特征进行提取,最后采用SVM分类器对其进行类别识别及分类,流程图如图1所示.

2.1 图像预处理

首先对图像进行灰度化处理^[17],形成灰度图,灰度图也被称为是灰阶图,它将白色与黑色分成若干等级,通常为256级.将红、绿、

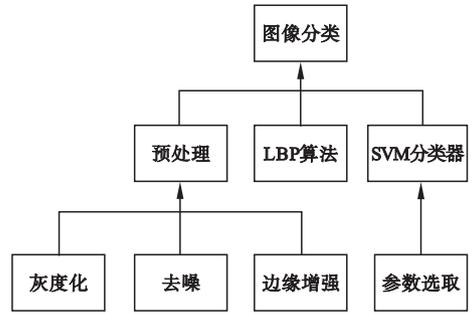


图1 基于SVM电镜图像识别流程图

Fig. 1 The recognition flow chart of electron microscope image base on SVM

蓝原色图像转换成灰度图像有很多种方法,笔者采用平均值法,求出Gray后,将图像的所有像素点都用RGB(Gray, Gray, Gray)代替,就得到了灰度图.再对于大小不一的混凝土图像,将其像素统一归化为480×640,以便提取图像纹理特征.

边缘是纹理图像最显著的特征,物体的大小,形状都可以通过边缘信息展现出来.边缘检测需要滤波、增强、检测与定位4个步骤.利用灰度图像的梯度离散逼近函数来检测,设 $F(x, y)$ 为图像的梯度, F_x, F_y 分别表示 x 方向和 y 方向的梯度:

$$F(x, y) = \begin{bmatrix} F_x \\ F_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

梯度幅值:

$$|F(x, y)| = |F_x| + |F_y|. \quad (2)$$

由此可以得到边缘的方向:

$$\phi(x, y) = \arctan\left(\frac{F_x}{F_y}\right). \quad (3)$$

图像中纹理差别不大,需要采用图像增强算法来加强图中背景与纹理之间的对比度,图像增强的方法就是转换原始图像的数据,增加背景与目标区域间的差别,使识别的目标区域更加的明显,提高特征提取的有限性.本次实验通过图像的均衡化来增加纹理间的对比度.一般使用图像的直方图均衡化来处理离散灰度级,处理过后,图像的直方图

不再显示均匀,这是因为变量具有离散性.通过使用式(4)来使图像均衡化.

$$S_k = T(r_k) = \sum_{j=1}^k P_r(r_j). \quad (4)$$

式中: $k, j = 1, 2, \dots$; S_k 为处理过后图像的亮度值; r_k 为输入图像的亮度值; $p_r(r_j)$ 为 r_j 的概率密度.

2.2 基于 LBP 算法图像纹理特征提取

局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP) 是一种用来描述图像局部纹理特征的算子,描述了它在纹理分类中的强区分能力^[18].

LBP 算法定义成 3×3 的窗口,以窗口中心像素为阈值,将相邻 8 个像素的灰度值与其进行比较,依据式(5),如果中心像素值低于周围像素值,该像素点的位置被标记为 0,否则为 1.通过顺时针或者逆时针的顺序进行编码得到 8 位二进制码,然后将这一编码转换为十进制数.通过式(6)对像素的不同位置进行加权求和,即得到该邻域中心像素点的 LBP 值,最终用这个值来表示该区域的纹理信息.

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0. \end{cases} \quad (5)$$

$$LBP(u, w) = \sum_{p=0}^{p-1} 2^p (y_p - y_c) s. \quad (6)$$

式中: u 与 w 分别为邻域像素点的个数和邻域的半径; y_p 为邻域中第 p 个像素点的灰度值, $p = 0, 1, \dots, p-1$; y_c 为中心像素点的灰度值; $s(x)$ 为符号函数.

2.3 SVM 图像分类

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 分类器是建立在统计学习理论基础上的第一个学习方法,是一种新型机器学习方法^[19-20].在解决小样本、非线性以及高维模式识别问题具有明显优势.SVM 的实现原理为:通过事先选择好的核函数将输入向量通过函数映射到高维特征空间,在空间中构造出最优分类超平面.SVM 的理论基础是结构

风险最小化准则,通过选择合适的核函数以及核函数当中的参数来使 SVM 分类器风险达到最小,保证了即使在训练样本有限的情况下,也能达到很好的分类效果.SVM 分类器是一个具有推广能力和最优分类能力的分类器,分为线性可分以及线性不可分两种情况.线性不可分变化比较复杂,本次实验中图像属于线性不可分,针对这种情况可找到一个核函数 $k(x, x_i)$,使得 $k(x, x_i) = \varphi(x) \cdot \varphi(x_i)$,在高维特征空间中,进行内积计算,把线性不可分情况变成线性可分.在求得最优分类面时,可采用适当的核函数 $k(x, x_i)$,通过使用核函数定义的非线性变换将输入空间变换到高维空间,在高维空间中寻求最优分类面.

在线性不可分情况下构建最优化超平面,最大化公式如下:

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x, x_i). \quad (7)$$

线性不可分的相应判别公式为

$$f(x) = \operatorname{sgn} \left\{ \sum_{x_i \in SV} \alpha_i^* y_i k(x, x_i) + b^* \right\}. \quad (8)$$

式中: i, j 为 $0, 1, 2, \dots, n$; x 为样本; n 为样本个数; y 为类别编号; b^* 为分类的阈值; α_i^* 为最优解; α 为函数优化时的 Lagrange 系数.

3 混凝土电镜图像获取及分类

训练样本的采集是对于分类器是否准确至关重要的一步,采集的样本质量不好则会直接导致分类器训练的效果差.笔者利用日立 S4800 扫描电镜对随机选定的不同几何形状、不同大小、不同水灰比的混凝土颗粒进行拍照实验.扫描电镜的参数设置为:加速电压在 $5 \sim 20$ kV,样品表面距物镜距离在 $2.4 \sim 24.5$ mm,放大倍数在 $2\,000 \sim 100\,000$,对混凝土颗粒进行电镜实验.部分采集样本如图 2 所示.

将采集的样本中选取清晰的,具有代表性 737 张混凝土电镜图像作为分类样本进行训练,根据图像内容中的纹理特征对其进行

分类识别,图像共分为3种类型,分别为纤维状的C-S-H晶体(针状)、晶体片状Ca(OH)₂晶体(片状)以及很难找到纤维状的C-S-H晶体以及晶体片状Ca(OH)₂晶体(黏状).部分采集样本如图3所示.

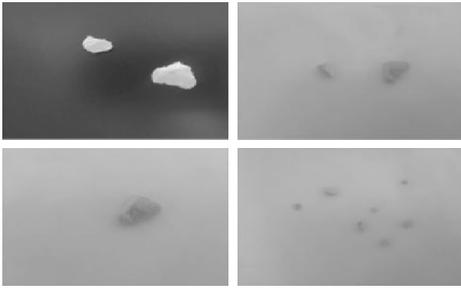


图2 混凝土样本图片

Fig. 2 The concrete images

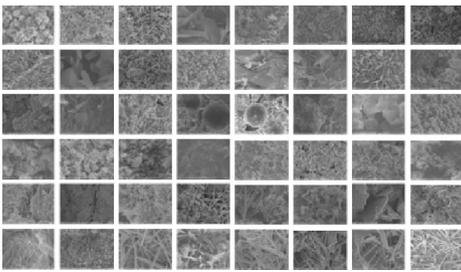


图3 电镜下部分混凝土图像

Fig. 3 The concrete images of electron microscope

3.1 混凝土图像预处理

通过上述方法对737张混凝土图像进行预处理,经过预处理之后图像如图4所示.

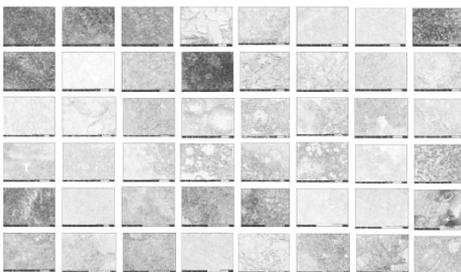


图4 预处理之后的混凝土图像

Fig. 4 Pre-processed concrete image

3.2 混凝土图像纹理特征的提取步骤

混凝土在电镜下的三类图像为灰度图像,没有颜色等明显的特征,但是灰度等级变化明显,且非常稳定,特征选择和特征提取主要是对数据进行降维,挑出最具有区分性的

特征,采用上述LBP算法对得到的图像进行纹理特征提取.具体实现过程如下:

1)将预处理得到的三类图像,分别标记为 $0(i)$, $1(i)$, $2(i)$,为获取数据及标签做准备;

2)分块对图像进行LBP提取直方图,将图像分成 4×4 的子块,对每个子块使用LBP算子进行提取,得到每个子块的LBP直方图,最后将所有得到的LBP直方图连接,得到这张图像的LBP直方图;

3)运用此方法将类做准备.

3.3 SVM训练

SVM训练通过采用网上开源程序对现有的样本图像进行分类,形成模板文件后对其测试样本进行类别确认.采用4种核函数进行分类,输出采用十进制编码输出,即0代表其中片状图像,1代表黏状图像,而2代表针状图像,总共3个输出.

SVM算法具体步骤:

1)获取训练样本 $0(i)$, $1(i)$, $2(i)$, $i=1, 2, \dots, n$;

2)选择核函数、惩罚系数 C 、以及高斯核半径 σ ;

3)获取 α , α^* , b 的取值,获取支持向量机;

4)对需要进行分类识别的图像载入到支持向量机中得到结果.

笔者利用开源SVM程序将采集到的737张混凝土的图像运用SVM分类器进行分类,采取其中80%作为训练样本,剩下的作为测试样本,进行训练.在核函数的选择上,通常有3种方法:一是利用先验经验选出合理的核函数;二是运用交叉验证的方法来验证不同的核函数,误差最小的为效果最好的核函数;三是运用多个核函数结合,形成混合核函数.常用的核函数有4种:

线性核函数:

$$k(x, x_i) = x \cdot x_i. \quad (9)$$

高斯核函数:

$$k(x, x_i) = \exp\left(-\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2}\right). \quad (10)$$

Sigmoid 核函数:

$$k(x, x_i) = \tanh(k(x, x_i) - \sigma). \quad (11)$$

多项式核函数:

$$k(x, x_i) = [\sigma(x \cdot x_i) + 1]^q. \quad (12)$$

核函数的类型以及其中的参数决定了分类器的类型以及准确程度,笔者运用交叉验证方法对 4 种核函数进行最优选取,实验结果如图 5 所示.

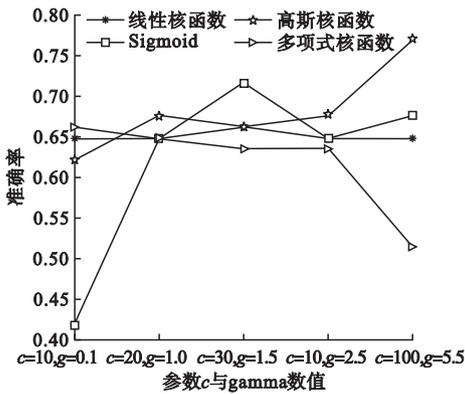


图 5 核函数选取

Fig. 5 Kernel selection

经过实验对比,4 种分类方法中,高斯核函数分类效果最明显.根据周奇^[20]的实验研究可以验证 Vapnik 等人的结论,不同种类的核函数对于 SVM 算法的准确率影响不大,影响 SVM 性能的关键因素为核函数中高斯核半径 σ 与惩罚系数 C 的取值,由此针对高斯核函数的参数取值进行实验,找寻最合适的 σ 与 C 的组合.采用交叉对比的方法寻求最优参数,系数 C 与 σ 在不同取值范围,不同的步长进行交叉对比实验,得出最高的准确,从而找出最优的 C 与 σ 参数.实验如图 6 所示. (a, b, c) 为从 $a - b$ 中选取 c 个数作为实验数据.

经过对比实验可知,最高准确率为 0.797,这时取最小的 C 与 σ 组合: $C = 263$, $\sigma = 10$.

为了验证 SVM 分类器效果,利用贝叶斯算法对同样的训练样本进行训练,训练的

结果为准准确率 56%.通过不同方法,可以验证 SVM 分类器可以将含有纹理特征的图像成功分类,可成功有效地识别混凝土的内部多层次结构并辅助辨别混凝土的耐久性问题的.

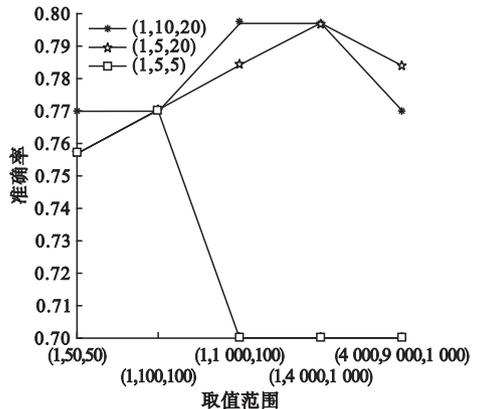


图 6 核函数参数选取

Fig. 6 Selection of kernel function parameters

4 结论

(1) 利用 SVM 分类器可以将含有纹理特征的图像成功分类,并有效地识别混凝土的内部多层次结构并辅助辨别混凝土的耐久性问题.

(2) 针对 SVM 分类器选取了合适的核函数以及通过实验选取了合适的核函数参数,最终计算得出该分类器的准确率为 79.7%,效果良好.

(3) 笔者设计了基于 SVM 的图像分类器,并将 LBP 特征提取和 SVM 分类器相结合的方法对混凝土的电镜图像进行特征提取和类别判定;该分类器可针对电镜下的图像进行分类,该组合方法能改善电镜图像分类难度,提高图像分类的准确率.

参考文献

- [1] 凌妍,钟娇丽,唐晓山,等.扫描电子显微镜的工作原理及应用[J].山东化工,2018,9(47):78-83.
(LING Yan, ZHONG Jiaoli, TANG Xiaoshan, et al. The principle and application of scanning electron microscope [J]. Shandong chemical industry, 2018, 9(47): 78-83.)

- [2] 黄文氢,柳颖,梁中伟.扫描电子显微镜及其在石化领域的应用[J].石油化工,2018,47(1):95-103.
(HUANG Wenqing, LIU Ying, LIANG Zhongwei. Scanning electron microscope and its application in petrochemical field [J]. Petrochemical industry, 2018, 47(1): 95-103.)
- [3] 罗晓晶.扫描电镜的发展及其在医药领域的应用[J].山东工业技术,2018(4):22.
(LUO Xiaojing. Development of scanning electron microscope and its application in medicine [J]. Shandong industrial technology, 2018(4): 22.)
- [4] 吴啸天.基于多特征提取和SVM分类器的木材显微识别[J].陕西林业科技,2017(5):11-14.
(WU Xiaotian. Wood microscopic recognition based on feature extraction and SVM classifiers [J]. Shanxi forest science and technology, 2017(5): 11-14.)
- [5] 潘艺,韩萍.一种抗噪的大米边缘检测方法[J].微型机与应用,2010,10(14):42-48.
(PAN Yi, HAN Ping. An anti-noise edge detection method for rice image [J]. Microcomputer and applications, 2010, 10(14): 42-48.)
- [6] KOSTADIN D, ALESSANDRO F, VLADIMIR K, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. IEEE transactions on image processing, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [7] 朱佳,汪杭军.基于Graph Cuts的木材扫描电镜图特征提取方法[J].林业学报,2014,50(4):108-114.
(ZHU Jia, WANG Hangjun. Feature extraction method of wood SEM based on graph cuts [J]. Journal of forestry, 2014, 50(4): 108-114.)
- [8] 多化豫,孙泉雄.基于图像处理提高木材识别准确性的新方法[J].西北林学院学报,2017,32(1):244-247.
(DUO Huayu, SUN Xiaoxiong. Improvement of wood identification accuracy based on image processing [J]. Journal of northwest forestry university, 2017, 32(1): 244-247.)
- [9] AREBEY M, HANNAN M A, BEGUM R A, et al. Solid waste bin level detection using gray level co-occurrence matrix feature extraction approach [J]. Journal of environmental management, 2012, 104: 9-18.
- [10] SHEN L, JIA S, JI Z, et al. Extracting local texture features for image-based coin recognition [J]. IET image processing, 2011, 5(5): 394-401.
- [11] QI Xianbiao, ZHAO Guoying, CHEN Jie, et al. HEp-2 cell classification; the role of gaussian scale space theory as a pre-processing approach [J]. Pattern recognition letters, 2016, 82 (part1): 36-43.
- [12] COVER T, HART P. Nearest neighbor pattern classification [J]. IEEE transactions on information theory, 1967, 13(1): 21-27.
- [13] RYU J, KOO H I, CHO N I. Word segmentation method for handwritten documents based on structured learning [J]. Signal processing letters, 2015, 22(8): 1161-1165.
- [14] 吴阳,刘振华,周晓峰,等.基于纹理特征和SVM分类器的铝铸件类型识别[J].计算机系统应用,2018,27(8):281-285.
(WU Yang, LIU Zhenhua, ZHOU Xiaofeng, et al. Type recognition of aluminum castings based on texture feature and SVM classifier [J]. Application of computer system, 2018, 27(8): 281-285.)
- [15] 龙胜春,尧丽君.行程长度纹理特征应用于肠癌病理图像识别[J].浙江工业大学学报,2015,43(1):110-114.
(LONG Shengchun, YAO Lijun. Recognition of colorectal cancer pathological images based on run length texture features [J]. Journal of Zhejiang university of technology, 2015, 43(1): 110-114.)
- [16] 夏江南,高建,姜宁,等.测试样品的扫描电镜图像缺陷原因及解决方法[J].信息记录材料,2014,15(2):29-34.
(XIA Jiangnan, GAO Jian, JIANG Ning, et al. Reason and solution of imaging defect in SEM for the testing sample [J]. Information recording materials, 2014, 15(2): 29-34.)
- [17] 顾梅花,苏杉杉,王苗苗,等.彩色图像灰度化算法综述[J].计算机应用研究,2019,36(5):1001-10695.
(GU Meihua, SU Shanshan, WANG Miaomiao, et al. Survey of color image gray-scale algorithm [J]. Computer application research, 2019, 36(5): 1001-10695.)
- [18] OJALA T, PIETIKINEN M. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [19] ZHANG Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines [J]. Acta automatica sinica, 2000, 26(1): 32-42.
- [20] 周奇.对支持向量机几种常用核函数和参数选择的比较研究[J].福建电脑,2009,25(6):42-43.
(ZHOU Qi. A comparative study of several commonly used kernel functions and parameter selection for support vector machines [J]. Fujian computer, 2009, 25(6): 42-43.)

(责任编辑:刘春光 英文审校:范丽婷)