

## 基于 Haar 特性的 LBP 纹理特征<sup>\*</sup>

周书仁<sup>1,2</sup>, 殷建平<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(长沙理工大学 计算机与通信工程学院, 湖南 长沙 410004)

<sup>2</sup>(国防科学技术大学 计算机学院 博士后流动站, 湖南 长沙 410073)

通讯作者: 周书仁, E-mail: zsr\_hn@163.com

**摘要:** 图像纹理特征能够反映图像的灰度分布程度、对比度、空间分布和图像的内在变化特性, 在确保较低计算复杂度的前提下, 有效提取深层次的图像纹理信息是其研究的难点问题. 针对这一问题, 从相邻区域的统计特征分析入手, 提出了一种 Haar 型特性局部二元模式(Haar local binary pattern, 简称 HLBP)的图像纹理特征提取方法. 鉴于 Haar 型特征运算简单、快捷, 统计局部特征有效、可靠, 将其引入 LBP 中. 该方法首先给出 8 组 Haar 型特征编码模式, 按照局部二元模式(local binary pattern, 简称 LBP)统计图像局部纹理特征, 因采用局部区域统计方法能够有效降低噪声的影响; 其次, 为了进一步提高图像纹理特征的有效呈现, 结合 Gabor 小波滤波在不同方向、不同尺度对灰度水平图像进行特征提取, 以增强纹理有效提取的性能, 提高不变特征的稳健性; 最后, 通过 4 组对比实验验证了该方法的可行性. 实验分别在标准的 Brodatz 正常分块纹理库测试集、分块且缩放 Brodatz 纹理库测试集、分块且旋转 Brodatz 纹理库测试集以及 Yale B 扩展的非均匀光照条件人脸库测试集上进行. 实验结果表明, 该方法能够有效地表达图像的纹理特征.

**关键词:** 图像纹理; 特征提取; Haar 型局部二元模式; Gabor 滤波; 直方图

中图法分类号: TP391

文献标识码: A

中文引用格式: 周书仁, 殷建平. 基于 Haar 特性的 LBP 纹理特征. 软件学报, 2013, 24(8): 1909–1926. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4277.htm>

英文引用格式: Zhou SR, Yin JP. LBP texture feature based on Haar characteristics. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2013, 24(8): 1909–1926 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4277.htm>

### LBP Texture Feature Based on Haar Characteristics

ZHOU Shu-Ren<sup>1,2</sup>, YIN Jian-Ping<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Computer and Communication Engineering Institute, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410004, China)

<sup>2</sup>(Postdoctoral Station, College of Computer, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Corresponding author: ZHOU Shu-Ren, E-mail: zsr\_hn@163.com

**Abstract:** The image texture feature reflects some characteristics of the degree of gray distribution, contrast, spatial distribution and changes in the intrinsic properties of image. Under the premise of lower computational complexity, it is a difficult problem for effective feature extraction of deep level image texture. Aiming to solve this problem, this paper, from the analysis of statistical characteristics of adjacent regions, proposes an image texture features extraction method, which is based on Haar local binary pattern (HLBP). In view of simple and quick operating of Haar-like features, effective and reliable to local features statistic, Haar is inducted into LBP. This method first shows eight groups of Haar feature encoding models, which calculate the local texture features of image in accordance with local binary pattern (LBP). Through this method, it can reduce the noise impact effectively. Then, in order to further enhance the effective representations of the image texture features, the method combines with Gabor wavelet filters in different directions and different scales

\* 基金项目: 国家自然科学基金 (60970034, 61170287, 61170199); 湖南省自然科学基金(12JJ6057); 湖南省标准化战略资助项目(2011031); 长沙市科技计划(K1203015-11)

收稿时间: 2011-07-07; 修改时间: 2012-04-26; 定稿时间: 2012-06-25

of gray-level image feature extraction, which intends to enhance the effective performance of the texture feature extraction. Finally, through four comparing experiments, this method has proven to be a feasible tool for analyzing image texture features.

**Key words:** image texture; feature extraction; Haar local binary pattern (HLBP); Gabor filter; histogram

纹理是指视觉目标的特有属性和通过视觉场景获取的外在表观感知,图像纹理的特征提取是当前许多应用领域的热点之一,如用于图像分割<sup>[1-3]</sup>、机器视觉<sup>[4,5]</sup>和模式识别<sup>[6,7]</sup>等应用领域.图像纹理是众多图像分析和机器视觉应用的基础,常用的纹理特征提取方法有灰度共生矩阵(gray level cooccurrence matrix,简称 GLCM)方法<sup>[8]</sup>、Gabor 滤波器方法<sup>[9]</sup>、高斯混合模型<sup>[10,11]</sup>、马尔可夫随机场方法<sup>[12]</sup>、小波变换方法<sup>[13]</sup>、离散余弦变换特征方法<sup>[14]</sup>和局部二元模式(local binary pattern,简称 LBP)方法<sup>[15]</sup>等.图像纹理一般具有微观不规则但宏观存在某种统计规律性的特点<sup>[16]</sup>,通过合理的科学计算,分析出其中的内在规律性特质.图像纹理特征提取主要涉及图像模式表达的合理性和原始输入图像特征表达的有效性.合理而有效地表达原始图像信息,根据处理方式的不同一般分为以下几类:

(1) 统计的方法.根据图像灰度水平的多阶统计分布,人类视觉系统能够快速、准确地识别纹理目标这一事实促进了图像纹理特征分析的广泛研究,其典型代表是 GLCM<sup>[17]</sup>.文献[18]提出了一种基于统计地形特征的纹理特征表示方法,通过与空间灰度相关矩阵、统计几何特征和 Gabor 小波特征的对比实验验证了该方法的有效性.文献[19]提出了一种将  $K$  最近邻回归的迭代步骤用于提高纹理图像的统计特征提取的方法.该方法能够有效增强纹理特征属性的表达,并提高图像纹理恢复的能力.文献[20]通过局部导数模式(local derivative pattern,简称 LDP)提取图像的纹理特征.该模式从 4 个方向和多阶导数模式方法进行了实验.实验中,三阶导数模式的图像纹理特征用于人脸识别,相对于 LBP 方法有明显的提高,结合 Gabor 滤波后效果有进一步提高.文献[21]通过统计粗糙度、对比度、方向性、繁化度等特征进行纹理特征的计算测度,并据此进行图像的纹理表示与恢复.文献[22]对编织物的纹理结构特征,用空间域积分映射方法检测交叉区域,采用 GLCM 提取多尺度和方向不变的纹理特征.由于提取的 GLCM 特征多数是相关的,而编织物的多样性使得后续特征向量的区分易混淆,为了适度减少数据冗余并降低特征维数、最大化特征向量之间的差异,采用 PCA 方法进行特征分析.

(2) 模型的方法.用模型参数来刻画纹理视觉上的基本性质,不仅可以用来描述纹理,还可以用来合成纹理.文献[23]利用 Grouplet 变换计算几何特征合成图像纹理,这一方法客观地分析了图像局部结构变化的纹理信息.图像配准是图像纹理特征处理及应用的又一例证.文献[24]实现了动态纹理的多视频序列配准,所提出的标准视频配准算法对于刚性目标是适用的.文献[1]通过高斯马尔可夫随机场计算像素之间的空间依赖关系,建立纹理图像的强度场模型,然后对二维纹理图像建模表示一维隐马尔可夫自回归模型的行列,通过图像分割实验验证了该方法的有效性.文献[25]通过随机相信号和近似离散场信号两种基于采样纹理模型的算法思想.这种模型能够合成随机相纹理,是根据早期的 Jules 纹理辨别理论发展而来.随机相信号和近似离散场信号是两种不同的随机过程,在相同的样本上,两种不同算法获取的纹理是相似的.这两种方法有效地提高了 RPN(random phase noise)和 ADSN(asymptotic discrete spot noise)的纹理仿真能力,如扩展到了彩色图像、加入预处理技术、可对给出的样本合成任意尺寸的纹理图像.

(3) 滤波的方法.信号处理的方法通常先对图像进行滤波,再提取滤波图像的特征来进行纹理分析.变换编码能够在变换域中避免逆变换和再变换计算.文献[26]提出了在变换域中利用变换编码小波系数来分块离散余弦变换系数,这种方法降低了变换编码的复杂度.文献[27]为了提取有效的尺度纹理和局部模式,提出了一种结合 Haar 型特征和梯度特征的新特征描述方法,并据此捕获动物头部形状和纹理特征,并根据 Brute-force 和 Deformable 检测算法进行动物头部检测.该方法可以有效地同步提取形状特征和纹理特征,目前仅支持动物的头部检测,对动物的分类尚未实现.文献[28]针对 EPWT(easy path wavelet transform)由于路径向量的存储成本而影响了其局部适应性的问题,根据光滑图像的张量积小波变换表达,提出了结合图像逼近和 EPWT 图像边缘和纹理的有效表达方法,但要实际应用还需在路径测度与编码等工作方面做进一步的研究.

由于纹理特征提取计算成本过高,影响了图像纹理处理的实际应用,一些研究人员在图像纹理处理的计算简化上做了许多工作.Ojala 等人<sup>[15]</sup>提出了具有开创性的纹理特征提取方法,其计算简单可行,已经在许多研究

领域取得了实效<sup>[7,10,29-33]</sup>.文献[34]针对 LBP 算法进行了主要特征的挑选,使得运算更为快捷.考虑到 Gabor 滤波方法的优良表现,结合 DLBP 和 Gabor 方法提取特征后进行纹理分类得到了较好的效果.但是我们发现,LBP 在一些图像纹理特征表达方面还有进一步拓展的空间,如在一些纹理分类方面表现并不尽如人意<sup>[10,35]</sup>.鉴于 Haar 型特征具有的优良统计特性,其在目标实时检测方面已经取得了实质性进展,主要是 Haar 特征能够在效率与速度之间找到最佳平衡点.为了解决 LBP 模式中单一比较难以辨别局部的自然真实纹理变化,特引入 Haar 型模式的 LBP 纹理表征方式,以便充分利用 LBP 计算既简便又能提高其纹理特征表达的效果.在图像纹理分类和目标识别方面,Gabor 滤波的多分辨率和多通道分析已经在许多相关应用领域取得了显著成绩,因此引起了广泛关注.虽然 Gabor 特征本身不是不变量,但是通过简单的操作能够获得光照不变、旋转不变、尺度不变等特性.由于 Gabor 特征是对图像中每点进行多尺度和多方向的变换,其纹理特征有助于进一步提高目标纹理分类的能力.本文引入 Haar 型特性以及 Gabor 滤波方法,以期能够深入探索图像中局部相邻区域内的统计特性,并进一步提高图像 LBP 纹理特征的表达能力.

本文第 1 节介绍 LBP 算法的相关工作,通过对比实验给出现有 LBP 算法的不足.第 2 节结合 Haar 型特征在实时应用中的优良表现,提出一种 Haar 型 LBP 算法,通过 8 组编码模型阐述 HLBP 算法的实现过程.第 3 节是扩展的纹理特征提取方法,给出融合 Gabor 小波的特征提取方法,进一步提高图像纹理的有效表达能力.第 4 节是实验分析,通过 4 组实验检验本文方法的有效性.第 5 节给出全文总结.

## 1 LBP 特征提取

局部二元模式(local binary pattern,简称 LBP)<sup>[36]</sup>是一种局部纹理描述算子.该描述算子具有计算简单、对光照变化不敏感的特点,并且具有较好的纹理表达能力,目前已经被用于许多应用领域.LBP 描述算子计算过程为:定义一个  $3 \times 3$  的窗口,以窗口中心点相邻点的灰度值与中心点灰度值之差和阈值比较作二值化处理,大于等于阈值的为 1,反之则为 0,然后根据顺时针方向将这些值进行加权求和,得到该窗口的 LBP 编码值.LBP 的阈值比较函数如公式(1)所示.

$$f(I(P_i), I(P_0)) = \begin{cases} 1, & \text{if } I(P_i) - I(P_0) \geq T \\ 0, & \text{if } I(P_i) - I(P_0) < T \end{cases}, i = 1, 2, \dots, 8 \quad (1)$$

LBP 算子不能完全而有效地描述纹理特征.为了打破 LBP 算子本身存在的无法提取大尺度纹理特征的局限性,Ojala 等人<sup>[37]</sup>对 LBP 算子进行了改进,提出了一种均匀模式的 LBP 算子,定义  $LBP_{P,R}$  表示在半径为  $R$  的圆形邻域内有  $P$  个点,  $LBP_{P,R}^{riu2}$  为利用均匀模式改进的 LBP 算子,描述子  $riu2$  表示  $U$  值最大为 2 的旋转不变均匀模式.根据定义,均匀模式表示二进制序列中的 0 和 1 之间的变换次数小于或等于 2 的模式.这种均匀模式可以有效地描述出图像中大部分的纹理特征,并且降低了纹理特征的维数.

在图 1 中,图 1(a)为纹理原始图,图 1(b)为原始图经 LBP 算法获取的纹理图像,图 1(c)为原始图经  $LBP_{16,2}^{riu2}$  算法获取的纹理图像,图像  $f(x,y)$  的直方图定义为

$$H_i = \sum_{x,y} I\{f(x,y) = i\}, i = 0, 1, 2, \dots, n-1 \quad (2)$$

$$I(X) = \begin{cases} 1, & X = true \\ 0, & X = false \end{cases} \quad (3)$$

由于 LBP 特征以直方图形式表征,因此可以使用卡方统计来度量两个 LBP 特征之间的差异<sup>[29]</sup>,即

$$\chi^2 = (S, M) = \sum_i \frac{(S_i - M_i)^2}{S_i + M_i} \quad (4)$$

公式(4)中, $S$  和  $M$  分别为两个 LBP 直方图特征向量.

对于未经任何处理的两幅图像(如图 2(a)与图 2(b)所示),其直方图信息完全相同(如图 2(c)所示),但其真实的灰度分布及纹理信息却差异很大.这种现象在实际应用过程中也会经常遇到,如何有效地获取灰度图像的纹理特征是解决问题的关键.根据人眼观察图像时相邻像素具有近似性,而自然图像却并非拥有相同的灰度值,采

用极小纹理单元近似人眼的视觉搜索过程会更加适合.

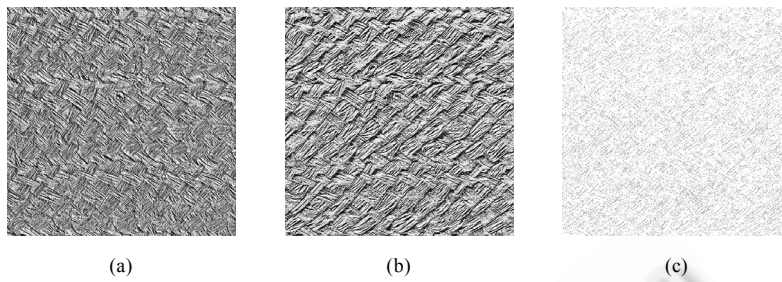


Fig.1 Initial image and texture images with different method representations

图 1 原图与不同算法处理后的纹理图像

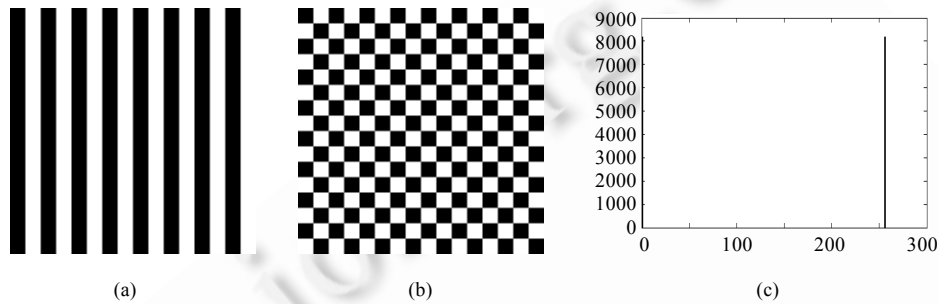


Fig.2 The same gray histogram of different texture images

图 2 不同纹理图像具有相同的灰度直方图

LBP 算法能够捕捉到邻域像素点之间的变化,其效果如图 3 所示.图 2(a)与图 2(b)经过 LBP 变换后分别得图 3(a)与图 3(b),其直方图特征已经有明显区别(如图 3(c)、图 3(d)所示).接下来根据公式(4)进行检验.

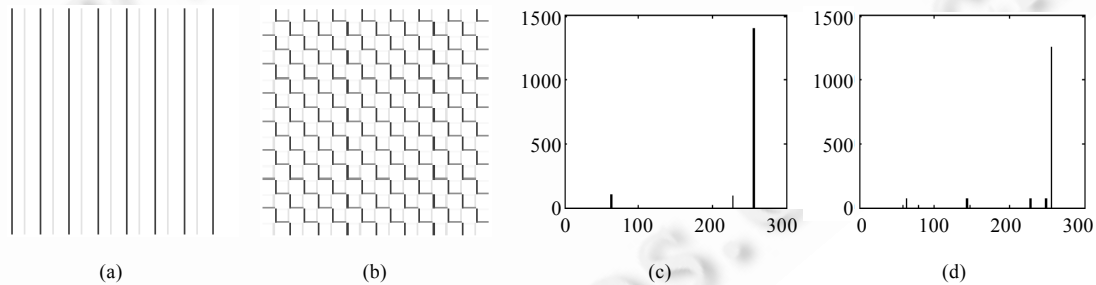


Fig.3 Distinct histograms of different texture images by LBP transform

图 3 经过 LBP 变换后不同纹理图具有不同的直方图

根据公式(4)计算经 LBP 处理之后的图 3(a)与图 3(b)直方图的卡方统计量为 2 032.54(见表 1).显然,未经任何处理的原始图直接提取直方图特征的卡方统计量为 0,不同方法提取纹理直方图特征的卡方统计量对比见表 1.

由表 1 可见,改进后的旋转不变均匀模式为 2 的  $LBP_{16,2}^{riu2}$  算子并没有太多的变化,甚至在  $P=8,R=1$  的  $LBP_{8,1}^{riu2}$  算子处理后效果还下降了,当采用  $LBP_{16,2}^{u2}$  算子后,效果有了提高.通过对纹理形状的进一步分析发现:采用均匀模式对图像纹理不出现大量复杂的边缘特征纹理有较好的效果;一旦情况变得复杂,效果就不够理想.如何将图像中所蕴含的单元纹理信息发掘出来,是下面要开展的工作,从而进一步提高图像的纹理表达能力.

**Table 1**  $\chi^2$  statistical results of different algorithms for the probe images  
**表 1** 不同算法测试图像上的卡方统计结果

Method	$\chi^2$ statistical result	Time (s)
LBP	2 032.54	0.051
LBP (RIU2, $P=8, R=1$ )	733.63	0.112
LBP (RIU2, $P=16, R=2$ )	1 974.23	0.529
LBP (U2, $P=16, R=2$ )	4 471.86	0.524

## 2 Haar 型 LBP 算法

### 2.1 Haar 型特征

Haar 型特征是 Viola 等人<sup>[38]</sup>提出的一种简单矩形特征,因其类似于 Haar 小波的计算而得名.如图 4 所示, Haar 型特征的定义是黑色矩形和白色矩形在图像子窗口中对应区域的灰度级总和之差,Haar 型特征能够有效地反映图像局部灰度变化信息;另一个特点是可以通过积分图像快速计算.Haar 型特征已经被成功应用于许多领域<sup>[39-41]</sup>.

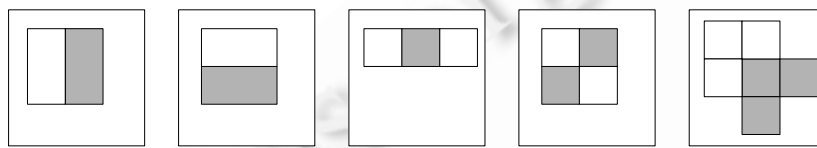


Fig.4 Haar features

图 4 Haar 型特征

由于直接利用图像的像素值作为 Haar 型特征无法获取图像内在的纹理及形状特征,因此,本文将结合 LBP 算子提出一种新的 Haar 型 LBP 特征提取方法.

### 2.2 HLBP 特征

HLBP 特征是在 Haar 型特征的基础上结合 LBP 特征的计算过程来描述的.如图 5 所示,对于 HLBP 的 8 组编码模型均采用对称形式给出.可以看出:贯穿中心的两组浅色与深色区域顺时针旋转了 8 个方向后又回到了初始状态;同时,中心点同侧方向的一组浅色区域(标色区域中心与编码模型中心之间同样有 8 个方向,分别是  $135^\circ, 90^\circ, 45^\circ, 0^\circ, 315^\circ, 270^\circ, 225^\circ, 180^\circ$ )与另一组深色区域之间的差值能够有效地反映纹理变化信息,并且设定一个阈值来记录差值对中心点的影响,而这些变化都将记录到中心点的 HLBP 值中.

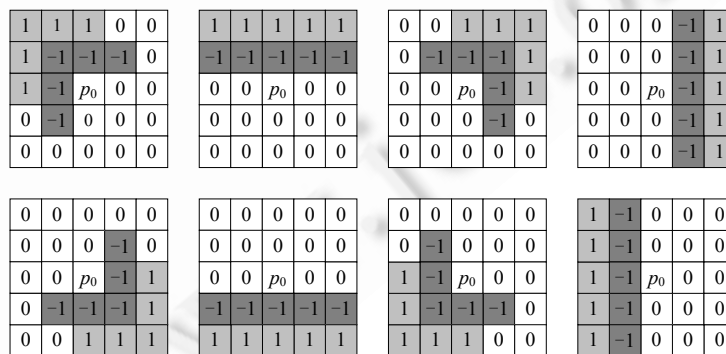


Fig.5 Eight coding models of HLBP

图 5 HLBP 的 8 组编码模型

对于图 5 中的 8 组 HLBP 编码模型,深色部分被设定权值为-1,浅色部分被设定权重为 1,白色部分被设定权重为 0.中心点  $P_0$  用于记录 Haar 型特征的纹理变化信息.

在图 5 中,以  $P_0$  为中心周围有 24 个邻域点  $P_i(i=1,2,\dots,24)$ ,构成了一个  $5 \times 5$  的小窗,图像  $I$  中任意一个像素点  $I(x,y)$  在其四周存在小窗  $W(x,y)$  的 HLBP 值的计算如下式:

$$HLBP(I(x,y)) = \sum_{k=1}^8 B(M_k \cdot W(x,y)) \times 2^{8-k} \quad (5)$$

$$W(x,y) = \begin{bmatrix} P_9 & P_{10} & P_{11} & P_{12} & P_{13} \\ P_{24} & P_1 & P_2 & P_3 & P_{14} \\ P_{23} & P_8 & P_0 & P_4 & P_{15} \\ P_{22} & P_7 & P_6 & P_5 & P_{16} \\ P_{21} & P_{20} & P_{19} & P_{18} & P_{17} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中,

$$\bullet M_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & -1 & -1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$\bullet M_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$\bullet M_3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & -1 & -1 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

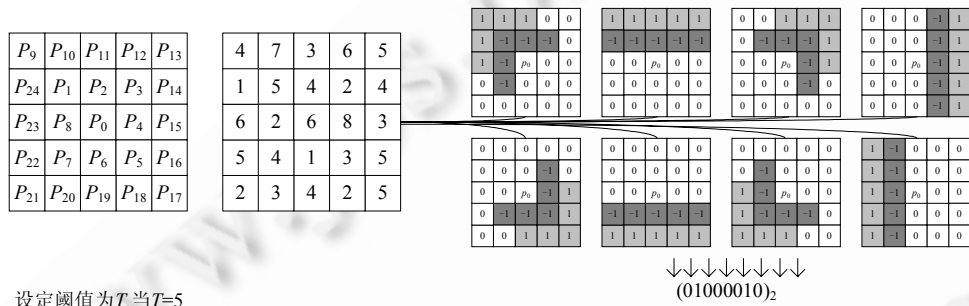
$$\bullet M_4 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 1 \end{bmatrix};$$

$$\bullet M_5 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & -1 & -1 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix};$$

$$\bullet M_6 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix};$$

- $M_7 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & -1 & -1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix};$
- $M_8 = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix};$
- $B(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq T \\ 0, & \text{if } x < T \end{cases};$
- $M_k$  为编码模型;
- 符号  $\cdot$  表示点积运算.

图 6 中以一个 5×5 的小窗口结合 HLBP 的 8 组编码模型给出了计算示例.



设定阈值为  $T$ , 当  $T=5$

$$B_1=0, P_{23}+P_{24}+P_9+P_{10}+P_{11}-(P_7+P_8+P_1+P_2+P_3)=4 < T$$

$$B_2=1, P_9+P_{10}+P_{11}+P_{12}+P_{13}-(P_{24}+P_1+P_2+P_3+P_{14})=9 > T$$

$$B_3=0, P_{11}+P_{12}+P_{13}+P_{14}+P_{15}-(P_1+P_2+P_3+P_4+P_5)=-1 < T$$

$$B_4=0, P_{13}+P_{14}+P_{15}+P_{16}+P_{17}-(P_{12}+P_3+P_4+P_5+P_{18})=1 < T$$

$$HLBP(P_0)=(B_1B_2B_3B_4B_5B_6B_7B_8)=(01000010)_2=66$$

$$B_5=0, P_{15}+P_{16}+P_{17}+P_{18}+P_{19}-(P_3+P_4+P_5+P_6+P_7)=1 < T$$

$$B_6=0, P_{17}+P_{18}+P_{19}+P_{20}+P_{21}-(P_{16}+P_5+P_6+P_7+P_{22})=-2 < T$$

$$B_7=1, P_{19}+P_{20}+P_{21}+P_{22}+P_{23}-(P_5+P_6+P_7+P_8+P_1)=5 \geq T$$

$$B_8=0, P_{21}+P_{22}+P_{23}+P_{24}+P_9-(P_{20}+P_7+P_8+P_1+P_{10})=-3 < T$$

Fig. 6 Example to obtain HLBP micropatterns

图 6 HLBP 算子计算示例

通过计算图像 I 的直方图,可以有效地表达该图像的特征.显然,该特征值的维数为 256 维,与 LBP 处理后所得到的直方图特征维数相同.对 Brodatz 标准纹理库中典型的纹理图像 D18 采用不同算法所得结果如图 7 所示.

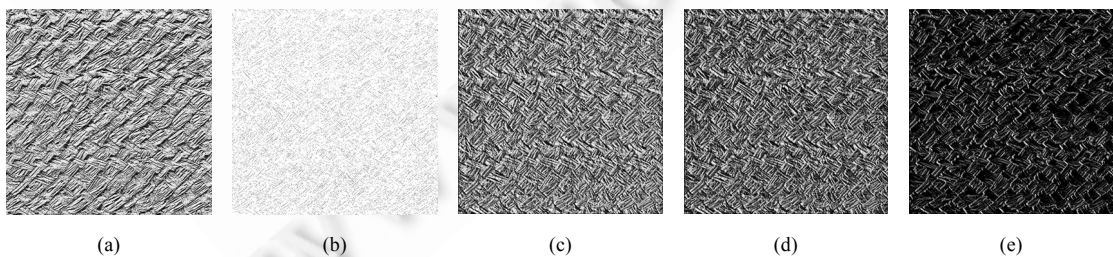


Fig. 7 Texture images with different method representations

图 7 不同方法获取的纹理图像

在图7中,图7(a)为采用LBP算法所获得的纹理图像,图7(b)为采用 $LBP_{16,2}^{riu2}$ 算法所获得的纹理图像,图7(c)~图7(e)为不同 $T$ 值( $T=0, T=10, T=60$ )下采用HLBP算法所获得的纹理图像.从图中可以看出:选取合适的 $T$ 值可以获取更为理想细致的纹理图像,凸显其纹理特征;但如果 $T$ 值过大,纹理细节则会变得模糊,边缘会突出;选取合适的 $T$ 值,应根据不同的对象进行实验选取.

### 2.3 图像的HLBP纹理特征提取

在图像的实际操作过程中,对于局部区域纹理重复明显的图像,如图2(a)和图2(b)所示,常常进行全局直方图特征的提取.对于局部区域纹理重复不明显的图像,如图8中的人脸图像,为了获取图像中更为丰富的区域特征信息,常常进行分块操作或是随机抽取区块操作,通过计算各个区块的HLBP特征,并经过直方图化之后的首尾相连组成新的向量,得到图像的最终输出特征向量.其计算过程如下:

$$Hist(I)=[Hist(HLBP(Block_1(x,y))) Hist(HLBP(Block_2(x,y))) \dots Hist(HLBP(Block_i(x,y)))] \quad (7)$$

其中, $Hist(\cdot)$ 运算表示直方图化, $Block_i(x,y)$ 表示原图像中的第 $i$ 个块.图8显示了在原图中第27个~第29个分块的HLBP操作后的直方图信息.现在还是以图2(a)与图2(b)经过HLBP获取直方图特征之后,根据公式(4)计算直方图特征之间的 $\chi^2$ 统计量为7451.77,纹理之间的差异性已经明显得到提高.在后续实验中,还将针对相关算法进行详细的对比实验.

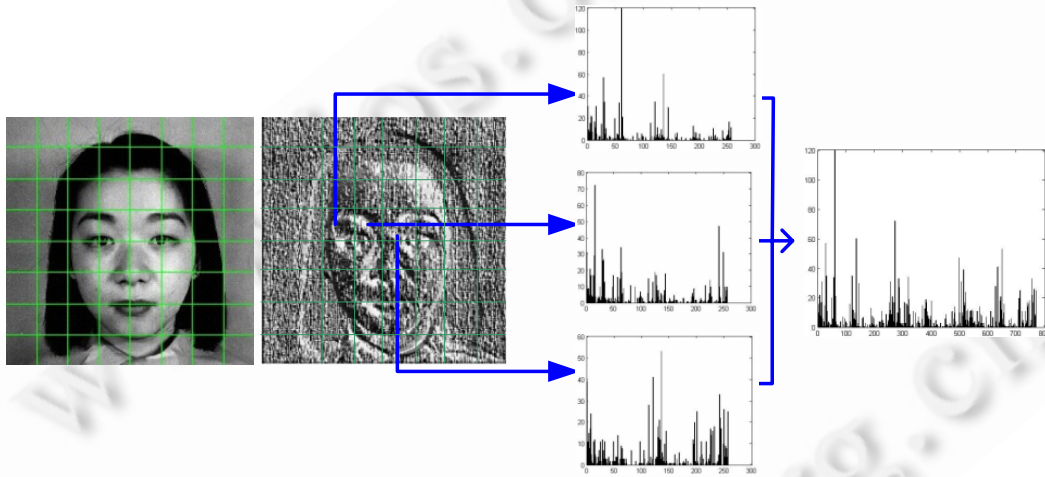


Fig.8 Histogram of sub blocks of image after HLBP

图8 HLBP变换后图像子块直方图

图像的局部统计特性在本文中主要涉及3个部分:首先是Haar特性窗口设置,由于本文主要是结合其统计计算模式,而并未采用Haar特性真正的计算小窗,否则特征数量将远远超出图像本身的像素个数,这里采用边缘特征和对角特征两种模式;其次是HLBP窗口设置,在结合Haar特性的LBP计算模式中,其特征统计窗口大小设置为 $5 \times 5$ ;最后是图像局部划分尺度设置,按照 $4^L$ 提取划分的块数, $L$ 为划分的级数( $L=0,1,2,3,4,\dots$ ),当 $L=0$ 时则未划分,图8中是 $L=3$ 的情形.在这三者之间,要求图像大小满足长、宽均不小于 $2^L \times 5$ ,若 $L=3$ ,则须满足长宽均不小于40.

## 3 扩展的纹理特征

### 3.1 Gabor小波特征

在图像处理和模式识别研究领域,Gabor小波特征已经被广泛地应用于图像的纹理特征描述<sup>[42,43]</sup>.Gabor小波是一组窄带带通滤波器,其在空间域和频率域均有较好的分辨能力,并有明显的方向选择和频率选择特性.



Gabor 小波滤波器的特性使得其对于图像光照条件的变化不敏感,二维 Gabor 小波的冲击响应是复指数振荡函数乘以高斯包络函数所得的结果.

$$\psi_k(z) = \frac{k^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k^2}{2\sigma^2} z^2\right) \left( \exp(ikz) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right) \quad (8)$$

其中, $z=(x,y)$ 为坐标, $k$ 为特征小波向量,包含了波长和方向的信息,通过改变  $k$  的相位和波长,可以得到一组不同的 Gabor 滤波器; $\sigma$ 定义了小波滤波器的带宽,可取 $\sigma=2\pi$ ;  $i$ 为复数单位.参数  $k$  的值为

$$k=k_v \exp(i\theta_\mu) \quad (9)$$

其中, $k_v=k_{\max}/\lambda^v$ , $\theta_\mu=\pi\mu/4$ , $\lambda=\sqrt{2}$ ,且  $v$ 为尺度, $\mu$ 为方向.在实际应用过程中,选取合适的尺度个数和方向个数能够更为有效地发挥 Gabor 特征的空间局部特性和方向选择性.一幅图像的 Gabor 小波表示就是该图像上的特征小窗口和一族 Gabor 小波卷积所得到的结果.假设  $I(x,y)$ 表示一幅图像的灰度分布,则其 Gabor 小波表示为

$$G_k(x,y)=I(x,y) \times \psi_k(x,y) \quad (10)$$

$$G_{v,\mu}(x,y)=I(x,y) \times \psi_{v,\mu}(x,y) \quad (11)$$

公式(10)中, $G_k(x,y)$ 就是原图像  $I(x,y)$ 与相应于包含尺度与方向信息  $k$  的 Gabor 小波的卷积结果.公式(11)进一步通过尺度和方向两个变量来表达.

利用 Gabor 滤波器的主方向,图像纹理特征可以被有效地提取出来,通过 Gabor 滤波器的各种频率能够提取图像中局部的纹理边缘特征和纹理方向等信息.Gabor 小波对于与之垂直的边缘方向有很强的反应能力,当 Gabor 小波遇到边缘时,其实部和虚部随着特有的频率而震荡,而不是出现光滑的波峰,然而,响应的幅值可以有效地度量图像纹理的特征.文献[44]提出了一种简化版的 Gabor 小波(simplified Gabor wavelet,简称 SGW),以提高特征提取的速度,简化计算成本.

在提取图像纹理特征时,Gabor 小波的尺度和方向参数的选择常有不同,如用于图像的预处理<sup>[35]</sup>,通过 4 尺度 4 方向共计 16 个 Gabor 小波器与图像卷积滤波的预处理之后,再利用后续方法更为有效地提取图像的特征,而不是直接从灰度图中获取纹理特征的.

为了保留大量有用信息而尽可能地减少冗余,以下将结合 Gabor 滤波器与 HLBP 来表达图像纹理.HLBP 算子能够捕获更多细节信息,并能压缩冗余信息.因此,我们利用 HLBP 来对经过 Gabor 滤波之后的信息进行纹理特征抽取,从而得到更加紧致的纹理表示.

### 3.2 结合Gabor与HLBP纹理特征直方图

设  $G_{v,\mu}(x,y)$ 表示图像的 Gabor 特征,其中, $\mu,v$ 表示核的方向和尺度,设  $v \in \{0,1\}$ , $\mu \in \{0,1,2,3\}$ ,则  $\mu$ 对应着  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 这 4 个方向,图像 Gabor 滤波后的 HLBP 特征表示为  $HLBP\_G_{v,\mu}$ ,其直方图特征表示为  $HHLBP\_G_{v,\mu}$ .图 9 和图 10 描述了不同窗口大小的 2 尺度 4 方向的 Gabor 小波.

$$HLBP\_G_{v,\mu} = \{HLBP(\text{imag}(G_{v,\mu}(x,y))), v=0,1, \mu=0,1,2,3\} \quad (12)$$

$$HHLBP\_G_{v,\mu} = \{hist(HLBP(\text{imag}(G_{v,\mu}(x,y))), v=0,1, \mu=0,1,2,3\} \quad (13)$$

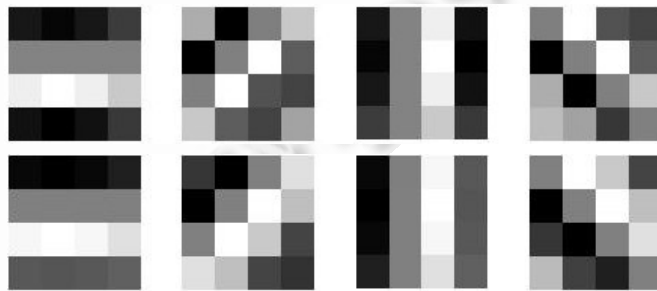


Fig.9 Gabor wavelets of two different scales and four different orientations (size of window: 4×4)

图 9 2 个不同尺度和 4 个不同方向的 Gabor 小波(窗口大小:4×4)

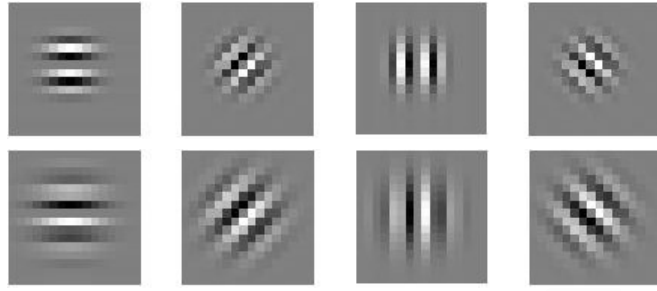
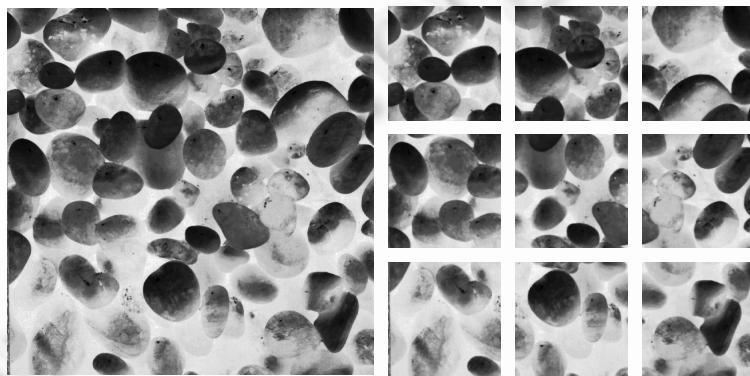


Fig.10 Gabor wavelets of two different scales and four different orientations (size of window: 16×16)

图 10 2 个不同尺度和 4 个不同方向的 Gabor 小波(窗口大小:16×16)

针对 Brodatz 标准纹理库中的 D30 图像,先进行相等大小的切割,分割为 9 块,在右边和底部留下多余的像素.现取左上角的 D30\_01 图像,首先进行 Gabor 滤波获取虚部值的结果,然后通过 HLBP 得到其纹理特征图像,最后抽取其直方图特征,结果如图 11 所示.



(a) D30

(b) D30\_01, D30\_02, ..., D30\_09

Fig.11 D30 image of Brodatz standard textures dataset is divided into nine equal-size blocks

图 11 Brodatz 标准纹理库中的 D30 图像被分割为相同大小的 9 块

图像 D30\_01 经过 Gabor 小波滤波之后(如图 12 所示),再经 HLBP 提取的特征纹理图(如图 13 所示),图像 D30\_01 最后的特征(HHLBP\_G)即是由这 8 幅图像的直方图串接而成(如图 14 所示).但在实际应用时,还需要进行特征归一化处理.

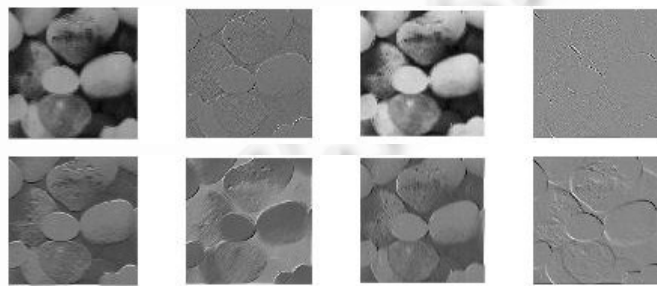


Fig.12 Results on the imaginary part of D30\_01 image feature transformation by Gabor filter with two different scales and four different orientations

图 12 D30\_01 图像经 2 尺度 4 方向 Gabor 滤波后的虚部结果

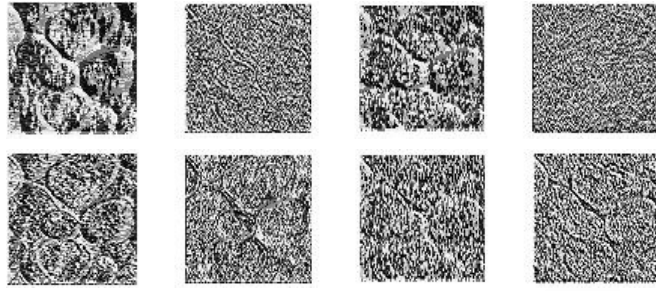


Fig.13 Texture image of HLBP features

图 13 HLBP 特征纹理图

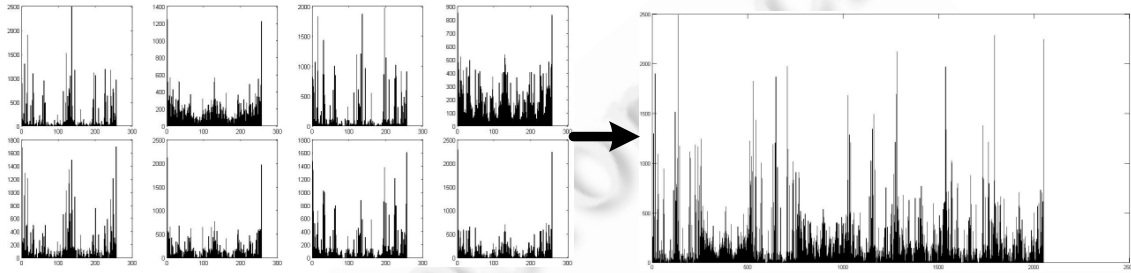


Fig.14 Concatenated feature histogram

图 14 特征直方图串接

### 3.3 特征归一化

经过  $Gabor_{2,4}$  小波滤波之后获得的 8 个虚部子图,提取 HLBP 特征纹理的直方图,可得到 8 个直方图特征集.进行串接之前做特征归一化处理,在后续部分实验中证明能够有效提高纹理分类的识别率.由于特征水平融合的特征集包含了原始数据的重要信息<sup>[45]</sup>,并且特征水平融合还能有效降低因融合的相关性而产生的特征冗余,因此,我们采用特征水平融合前期获得的 8 个直方图特征集,进行归一化时,采用公式(14)对每一组特征集根据零均值规范化操作.这种方法是根据原始数据的均值和标准差进行数据的标准化.

$$fea'_i = \frac{fea_i - \mu_i}{\sigma_i}, i = 1, 2, \dots, 8 \quad (14)$$

$$fea'_i = \frac{fea_i - \mu_i}{\sigma_i + \varepsilon}, i = 1, 2, \dots, 8 \quad (15)$$

其中  $fea_i$  是第  $i$  个特征集的特征向量,  $\mu_i$  和  $\sigma_i$  分别是第  $i$  个特征向量的均值和标准差,  $fea'_i$  是第  $i$  个特征向量归一化之后的特征向量,  $i$  是特征向量的编号.最后串接融合的新特征如公式(16)所示.为了防止除零操作,公式(15)中引入一个极小数,常设  $\varepsilon=1e-7$ .

$$fea_{new} = [fea'_1, fea'_2, \dots, fea'_8], i = 1, 2, \dots, 8 \quad (16)$$

由于  $fea_{new}$  的维数远远高于  $fea_i$ ,因此有必要对  $fea_{new}$  进行适当的降维,以降低计算复杂度和空间复杂度<sup>[46]</sup>.一般可以采用 PCA 提取  $fea_{new}$  的有效特征,如公式(17)所示.

$$fea_{PCA} = [f_1'', f_2'', \dots, f_m''], m < n \quad (17)$$

其中,  $n$  为原特征维数;  $m$  为通过 PCA 降维之后的特征维数,且满足  $m < n$ ;  $f_1''$  为 PCA 降维后的主成分分量.

### 3.4 特征分类

归一化特征的相似度测量可以采用最近邻分类器进行分类<sup>[47]</sup>,后续实验采用欧氏距离标准下的最近邻分类器判决,欧氏距离计算公式如下:

$$Eu(fe_{a_i}, fe_{a_j}) = \sqrt{\sum_k (fe_{a_{ik}} - fe_{a_{jk}})^2} \quad (18)$$

其中  $fe_{a_{ik}}$  表示第  $i$  个特征集的特征向量的第  $k$  个分量。

另外,在后续实验中采用 SVM 进行分类器对比实验,SVM 选用 OSU SVM 3.0 工具箱,选择 RBF 核函数.OSU\_SVM 包含了基本 SVM, $n$ -SVM 和一类 SVM 分类器,可以解决两类分类、多类分类以及回归等问题<sup>[48]</sup>。

#### 4 实验结果及分析

为了验证本文算法的性能,我们在 Brodatz 标准纹理库、Brodatz 方向尺度变换纹理库、Brodatz 旋转纹理库和 Yale B 扩展人脸库上分别进行了分类实验.将实验分为 4 个部分:第 4.1 节测试 LBP 算法和 HLBP 算法在 Brodatz 标准纹理库上的纹理特征提取后的分类效果;第 4.2 节测试 LBP 算法和 HLBP 算法在 Brodatz 方向尺度变换纹理库上的纹理特征提取后的分类效果;第 4.3 节在 Brodatz 旋转纹理库上测试算法的旋转不变性能分析;第 4.4 节在 Yale B 扩展人脸库上进行分类测试,采用了不同的分类算法做对比.以下实验平台为操作系统 Microsoft Windows 7 Home,Pentium(R) Dual-Core CPU E6500 2.93GHz,内存 4GB,测试软件采用 Matlab 7.0.在没有特别说明的情况下,HLBP 中的阈值  $T=0$ ,KNN 分类方法采用 1 最近邻分类器,SVM 分类方法中核类型选用 RBF,SVM 类型为 Nu-SVC.

##### 4.1 Brodatz 标准纹理库分类

实验 1 选取了 Brodatz 纹理库中的 111 个样本,每个样本的尺寸大小为  $640 \times 640$  像素,灰度级别均为 255.对每个样本按照  $213 \times 213$  像素大小等分为 9 个子样本(右边和底部留 1 像素),按先后列编号,前 5 个子样本用于训练,后 4 个子样本用于测试,从而训练样本一共有 555 个,测试样本一共有 444 个。

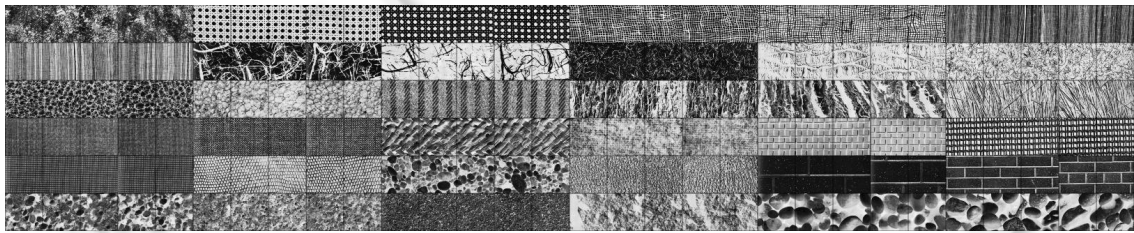


Fig.15 Training samples of Brodatz textures dataset

图 15 Brodatz 纹理库中的训练样本

采用 LBP 算法提取纹理特征,通过直方图化的正确分类结果为 89.64%;采用 HLBP 算法提取纹理特征,经直方图化获得了 91.67% 的正确识别率;采用文献[20]的 LDP 方法(4 个方向,3rd order LDP)仅获得了 83.33% 的正确识别率,比 LBP 和 HLBP 耗时有所增加;当采用 Gabor<sub>2,4</sub>+HLBP 方法时,总正确识别率为 93.694%,耗时 185.675s.归一化之后的识别结果有所提高,正确识别率为 94.144%,耗时 189.576s;而采用  $LBP_{16,2}^{riu2}$  方法的识别率最低,仅为 79.28%.实验结果见表 2.

Table 2 Comparison of different methods for Brodatz textures dataset

表 2 针对 Brodatz 纹理库不同方法的对比

Method	Correct rate (%)	Time (s)
LBP	89.64	36.63
LBP (RIU, $P=16, R=2$ )	79.28	62.81
LDP <sup>[20]</sup> (4个方向, 3rd order LDP)	83.33	101.06
HLBP	91.67	38.44
Gabor <sub>2,4</sub> +HLBP	93.69	185.68
Norm+Gabor <sub>2,4</sub> +HLBP	94.14	189.58

## 4.2 Brodatz方向尺度变换纹理库分类

实验 2 所用的纹理图像均选自 Brodatz 纹理库中的纹理<sup>[15]</sup>.该纹理库中的 32 张纹理图大小均为 256×256 像素,灰度级别均为 255.将每幅图像均分为不相交的 16 幅大小为 64×64 像素的图像,这些图像都经过直方图均衡化去除了亮度的差异.另外,对每个样本还另外生成 3 个附加样本,分别为旋转 90°操作、将原始样本中心获取的 45×45 像素放大到 64×64 像素的样本、既被旋转又被放大的样本(如图 16 所示,包含 bark\_00,beachsand\_00,beans\_00,burlap\_00 等样本),总计 2 048 个样本.每个类别挑选 32 幅加入训练集,另 32 幅加入测试集.

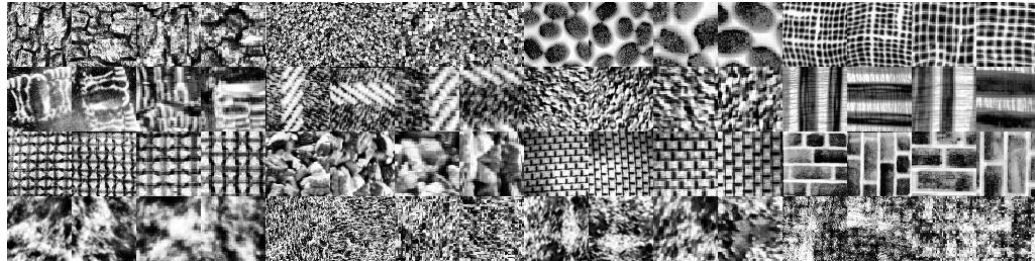


Fig.16 Training samples of 32 Brodatz transform textures dataset

图 16 32 种 Brodatz 变换纹理库中训练样本

实验结果见表 3,采用 HLBP 比采用 LBP 在本实验中有提高,在 1 024 幅测试图像库上所消耗时间增加了约 1s,平均每幅图像约增加 1ms,采用  $LBP_{16,2}^{riu2}$  的识别率达到了 86.43%.采用 LDP 方法(4 个方向,2nd order LDP)的识别率为 85.74%.而 HLBP 结合  $Gabor_{2,4}$  之后,识别能力进一步得到提高,达到 92.87%;然而再结合归一化处理之后,识别率反而下降了,为 91.70%.这说明归一化处理并不是对所有数据都是必须的,还要考虑测试数据集的每一模式的所有特征分量与训练数据集的每一模式的所有特征分量是否必然满足均值或标准差之间的差异假设.事实上也并非完全如此:一方面,归一化处理需要借助转换的标准形式抵消数学变换或几何变换的影响;另一方面,需要通过数学变换或几何变换提高类别模式的区分能力.所以,当结合  $Gabor_{2,4}$  方法时,小波变换的效果因此受到影响.

Table 3 Comparison of different methods for Brodatz transform textures dataset

表 3 针对 Brodatz 变换纹理库不同方法的对比

Algorithm	Correct rate (%)	Time (s)
LBP	82.91	36.63
LBP (RIU, $P=16, R=2$ )	86.43	18.35
LDP <sup>[20]</sup> (4 个方向, 2nd order LDP)	85.74	155.86
HLBP	87.89	37.69
$Gabor_{2,4}$ +LBP (RIU, $P=16, R=2$ )	91.11	574.21
Norm+ $Gabor_{2,4}$ +LBP (RIU, $P=16, R=2$ )	90.72	576.42
$Gabor_{2,4}$ +HLBP	92.87	285.20
Norm+ $Gabor_{2,4}$ +HLBP	91.70	289.49

## 4.3 Brodatz旋转纹理库分类

实验 3 选用 Brodatz 中的旋转纹理库(如图 17 所示)进行测试,该纹理库中的 91 幅纹理图大小均为 512×512 像素,用于图像纹理旋转不变性的性能测试.该纹理库包含 13 个图像样本,每个样本经旋转扩展出 6 个新样本,旋转的角度分别为 30°,60°,90°,120°,150°,200°.这样,该样本库共有样本 91 幅,现取出其中的前 3 幅加入训练集(0°,30°,60°),后 4 幅加入测试集(90°,120°,150°,200°).

实验结果见表 4,采用 HLBP 相对于 LBP 有较好的效果,当  $T=47$  时,识别率达到 78.85%.但是  $LBP_{16,2}^{riu2}$  在这一轮实验中效果较好,达到了 94.23%的正确识别率,归一化之后识别率甚至达到了 96.15%.这与  $LBP_{16,2}^{riu2}$  能够突破提取大尺度纹理特征的局限有关,因此对于仅旋转的纹理图像有较好的识别效果,但是  $LBP_{16,2}^{riu2}$  耗时也是最多

的.采用 LDP 方法(4 个方向,2nd order LDP)的识别率为 57.69%.在改变 HLBP 的阈值  $T$  时( $T=47$ ),可以获得 78.85%的识别率.结合 Gabor<sub>2,4</sub> 方法后,除了  $LBP_{16,2}^{riu2}$  之外,其他方法的识别效果均有提高.

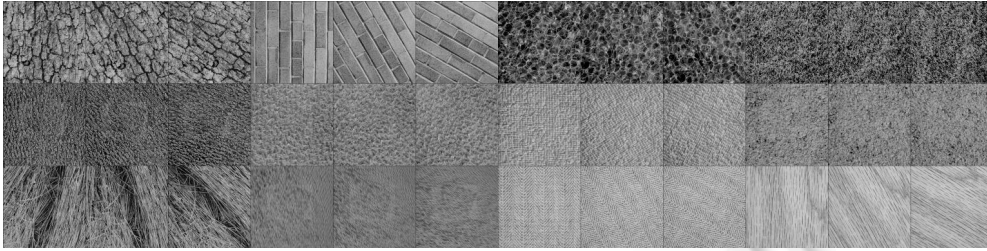


Fig.17 Samples of Brodatz rotate textures dataset

图 17 Brodatz 旋转纹理库中的样本

Table 4 Comparison of different methods for Brodatz rotate textures dataset

表 4 针对 Brodatz 旋转纹理库不同方法对比

Algorithm	Correct rate (%)	Time (s)
LBP	38.46	9.51
Norm+LBP	38.46	9.56
LBP (RIU, $P=16, R=2$ )	94.23	50.26
Norm+LBP (RIU, $P=16, R=2$ )	96.15	52.20
LDP <sup>[20]</sup> (4个方向, 2nd order LDP)	57.69	27.22
HLBP	42.31	13.97
Norm+HLBP	42.31	14.02
HLBP ( $T=47$ )	78.85	13.43
Gabor <sub>2,4</sub> +LBP	42.31	67.75
Norm+Gabor <sub>2,4</sub> +LBP	38.46	67.71
Gabor <sub>2,4</sub> +LBP (RIU, $P=16, R=2$ )	88.46	463.31
Norm+Gabor <sub>2,4</sub> +LBP (RIU, $P=16, R=2$ )	86.54	470.75
Gabor <sub>2,4</sub> +HLBP ( $T=2$ )	80.77	88.51
Norm+Gabor <sub>2,4</sub> +HLBP ( $T=2$ )	71.15	96.22

#### 4.4 Yale B扩展人脸库分类识别

实验 4 选用 Yale B 扩展人脸库<sup>[49]</sup>.Yale B 人脸数据库包含了 10 个人,每人在 9 种姿态、64 种光照条件下采集 576 幅人脸图像,总计 5 760 幅人脸图像.该人脸库中的图像都是在严格控制姿态和光照变化的条件下采集的.Yale B 扩展人脸库<sup>[50]</sup>包含了 38 人,其中包含了 Yale B 人脸数据库中的 10 人,同样也是每人 9 种姿态、64 种光照条件下采集人脸图像,总计 21 888 幅人脸图像.本实验重点关注光照变化对识别结果的影响,所以只选取一种正面人脸姿态,所有不同光照条件的正面人脸图像均已通过手工方式对齐、裁剪为 168×192 像素大小.按照光源照射方向(方位角和仰角)的不同,这 64 种光照条件的图像被分别放入 5 个子集中,5 个子集依次为:子集 1(0°~12°,263 幅)、子集 2(13°~25°,456 幅)、子集 3(26°~50°,525 幅)、子集 4(51°~77°,456 幅)、子集 5(78°以上,714 幅).如图 18 所示,从上至下每行依次为子集 1~子集 5 中的部分样本,子集除去了损坏的图像 18 幅.以子集 1 作为训练集,剩余的 4 个子集作为测试集.以下采用 KNN 与 SVM 两种分类器对 LBP 与 HLBP 算法进行对比实验,实验选用扩展的 Yale B 人脸数据库是为了测试 LBP 与 HLBP 算法在各种光照变化条件下的对比情况,其中还包含结合 Gabor 小波滤波的方法.

图 19(a)中显示了采用 LBP 与 HLBP 算法结合 KNN 的实验结果(采用归一化特征),与  $LBP_{16,2}^{riu2}$  (53.73%), LBP(56.14%)相比,HLBP(62.94%)有所提高;当结合 Gabor 小波滤波方法以后,识别率有进一步的提高,Gabor+LBP(64.47%),Gabor+HLBP(69.96%),识别率进一步提高.图 19(b)中显示了采用 LBP 与 HLBP 算法结合 SVM 的实验结果(采用归一化特征),Gabor+HLBP+SVM(82.02%)相对于 Gabor+HLBP+KNN(69.96%)有明显的提高.



Fig.18 Samples of the frontal face images from the extended Yale B database

图 18 Yale B 扩展数据库中正面人脸图像部分样本

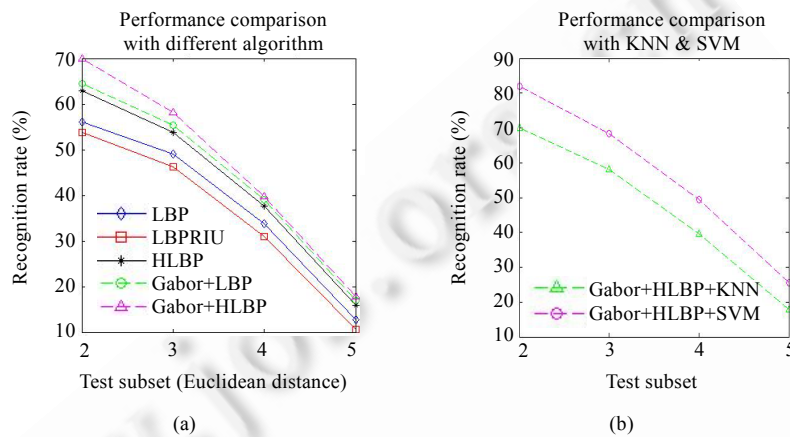


Fig.19 Comparative recognition accuracies of LBP and HLBP on the Yale B extended database

图 19 LBP 与 HLBP 算法在 Yale B 扩展数据库上的识别对比

图 20 显示了 SVM 训练中 Gamma 值和 Nu 值的选择过程,选用数据测试集为子集 2,采用 Gabor+HLBP 方法提取图像纹理特征,经直方图化和归一化之后,进行了有效的参数分析.在图 20(a)中,当  $\text{Gamma}=0.0251$  时,识别率达到最大(82.02%),在图 20(b)中,当  $\text{Nu}=0.0014$  时,识别率达到最大(82.02%).

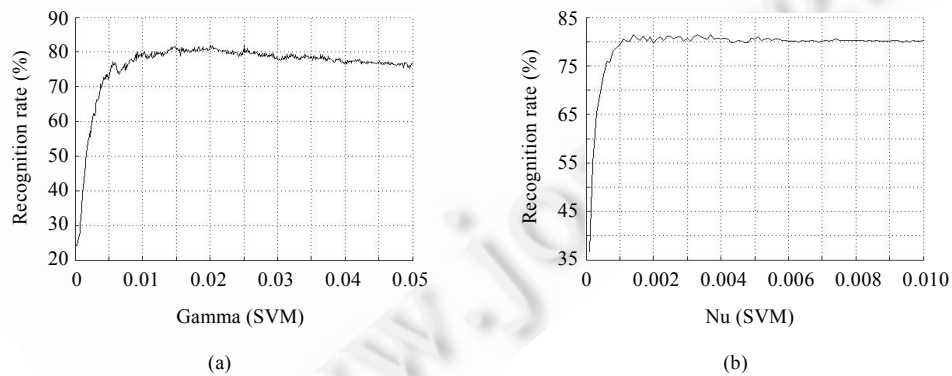


Fig.20 Comparative recognition rate of SVM with different Gamma and Nu value on the subset 2

图 20 不同 Gamma 和 Nu 值的 SVM 在子集 2 上的识别率对比

实验 4 说明:在光照变化明显的人脸数据库上,HLBP 方法同样具有较好的纹理表达效果;结合 Gabor 小波特征之后,性能会进一步提高;并且,采用不同的分类器对人脸图像的分类也会有不同的效果.在本次实验中,采

用 Gabor+HLBP+SVM 的方法时,SVM 中的 Gamma 取值为 0.025 1,且 Nu 取值为 0.0014 时识别效果最好.

## 5 结 论

本文提出了一种 Haar 型局部二元模式的纹理特征提取方法(HLBP),通过设计 8 组 Haar 型特征编码模型,并根据 LBP 的计算方式,能够有效统计图像中局部纹理变化信息.考虑到 Gabor 小波在纹理各个方向及尺度上的优良表现,结合 Gabor 小波与 HLBP 的纹理特征提取方法进一步获得了性能方面的增强.对比实验结果表明,在图像放大、旋转或光照条件改变等操作的情况下,HLBP 相对于 LBP 均有较好的表现,说明该方法对图像纹理有较好的表达能力.同时,特征值归一化与结合 Gabor 小波等方法在纹理分类过程中效果会更好,实现了图像纹理特征的有效提取,具有较强的实际应用价值.

下一步工作将集中于如何有效降低 HLBP 的特征维数,并探索多尺度情况下的 HLBP 纹理特征问题.

## References:

- [1] Lehmann F. Turbo segmentation of textured images. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011,33(1):16–29. [doi: 10.1109/TPAMI.2010.58]
- [2] Wang S, Xia Y, Jiao LC. Mean shift based adaptive texture image segmentation method. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2010,21(6):1451–1461 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3723.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03723]
- [3] Fauzi MFA, Lewis PH. Block-Based against segmentation-based texture image retrieval. *Journal of Universal Computer Science*, 2010,16(3):402–423.
- [4] Zhang YH, He ZF, Zhang YS, Wu X. Global optimization of wavelet-domain hidden Markov tree for image segmentation. *Pattern Recognition*, 2011,44(12):2811–2818. [doi: 10.1016/j.patcog.2011.04.012]
- [5] Deniz O, Bueno G, Bermejo E, Sukthankar R. Fast and accurate global motion compensation. *Pattern Recognition*, 2011,44(12):2887–2901. [doi: 10.1016/j.patcog.2010.10.019]
- [6] Kilic KI, Abiyev RH. Exploiting the synergy between fractal dimension and lacunarity for improved texture recognition. *Signal Processing*, 2011,91(10):2332–2344. [doi: 10.1016/j.sigpro.2011.04.018]
- [7] Asthana A, Lucey S, Goecke R. Regression based automatic face annotation for deformable model building. *Pattern Recognition*, 2011,44(10-11):2598–2613. [doi: 10.1016/j.patcog.2011.03.014]
- [8] Vargas JF, Ferrer MA, Travieso CM, Alonso JB. Off-Line signature verification based on grey level information using texture features. *Pattern Recognition*, 2011,44(2):375–385. [doi: 10.1016/j.patcog.2010.07.028]
- [9] Jiang W, Lam KM, Shen TZ. Efficient edge detection using simplified Gabor wavelets. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 2009,39(4):1036–1047. [doi: 10.1109/TSMCB.2008.2011646]
- [10] Lategahn H, Gross S, Stehle T, Aach T. Texture classification by modeling joint distributions of local patterns with Gaussian mixtures. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010,19(6):1548–1557. [doi: 10.1109/TIP.2010.2042100]
- [11] Marks TK, Hershey JR, Movellan JR. Tracking motion, deformation, and texture using conditionally Gaussian processes. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010,32(2):348–363. [doi: 10.1109/TPAMI.2008.278]
- [12] Huang A, Abugharbieh R, Tam R. A novel rotationally invariant region-based hidden Markov model for efficient 3-D image segmentation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010,19(10):2737–2748. [doi: 10.1109/TIP.2010.2048965]
- [13] Choy SK, Tong CS. Statistical wavelet subband characterization based on generalized gamma density and its application in texture retrieval. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010,19(2):281–289. [doi: 10.1109/TIP.2009.2033400]
- [14] Kwok TH, Sheung H, Wang CCL. Fast query for exemplar-based image completion. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010, 19(12):3106–3116. [doi: 10.1109/TIP.2010.2052270]
- [15] Ojala T, Valkealahti K, Oja E, Pietikainen M. Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray-level differences. *Pattern Recognition*, 2001,34(3):727–739. [doi: 10.1016/S0031-3203(00)00010-8]



- [16] Chen RW, Liu F, Hao HX. Multi-Scale texture image segmentation based on EHMM-HMT and MSWHMT models. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2010,21(9):2206–2223 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3621.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03621]
- [17] Ouma YO, Tateishi R, Sri-Sumantyo JT. Urban features recognition and extraction from very-high resolution multi-spectral satellite imagery: A micro-macro texture determination and integration framework. *Image Processing*, 2010,4(4):235–254. [doi: 10.1049/iet-ipr.2007.0068]
- [18] Xu CL, Chen YQ. Classifying image texture with statistical landscape features. *Pattern Analysis and Applications*, 2006,8(4): 321–331. [doi: 10.1007/s10044-005-0014-6]
- [19] Khelifi F, Jiang JM. *K*-NN regression to improve statistical feature extraction for texture retrieval. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2011,20(1):293–298. [doi: 10.1109/TIP.2010.2052277]
- [20] Zhang BC, Gao YS, Zhao SQ, Liu JZ. Local derivative pattern versus local binary pattern: Face recognition with high-order local pattern descriptor. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010,19(2):533–544. [doi: 10.1109/TIP.2009.2035882]
- [21] Abbadeni N. Computational perceptual features for texture representation and retrieval. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2011, 20(1):236–246. [doi: 10.1109/TIP.2010.2060345]
- [22] Wang X, Georganas ND, Petriu EM. Fabric texture analysis using computer vision techniques. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 2011,60(1):44–56. [doi: 10.1109/TIM.2010.2069850]
- [23] Peyre G. Texture synthesis with grouplets. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010,32(4):733–746. [doi: 10.1109/TPAMI.2009.54]
- [24] Ravichandran A, Vidal R. Video registration using dynamic textures. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011,33(1):158–171. [doi: 10.1109/TPAMI.2010.61]
- [25] Galerne B, Gousseau Y, Morel JM. Random phase textures: Theory and synthesis. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2011,20(1): 257–267. [doi: 10.1109/TIP.2010.2052822]
- [26] Viswanath K, Mukherjee J, Biswas PK. Wavelet transcoding in the block discrete cosine transform space. *IET Image Processing*, 2010,4(3):143–157. [doi: 10.1049/iet-ipr.2008.0225]
- [27] Zhang WW, Sun J, Tang XO. From tiger to panda: Animal head detection. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2011,20(6): 1696–1708. [doi: 10.1109/TIP.2010.2099126]
- [28] Plonka G, Tenorth S, Rosca D. A new hybrid method for image approximation using the easy path wavelet transform. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2011,20(2):372–381. [doi: 10.1109/TIP.2010.2061861]
- [29] Tan XY, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010,19(6):1635–1650. [doi: 10.1109/TIP.2010.2042645]
- [30] Lei Z, Liao SC, Pietikainen M, Li SZ. Face recognition by exploring information jointly in space, scale and orientation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2011,20(1):247–256. [doi: 10.1109/TIP.2010.2060207]
- [31] Zhao GY, Pietikainen M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007,29(6):915–928. [doi: 10.1109/TPAMI.2007.1110]
- [32] Szeliski R, Zabih R, Scharstein D, Veksler O, Kolmogorov V, Agarwala A, Tappen M, Rother C. A comparative study of energy minimization methods for Markov random fields with smoothness-based priors. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008,30(6):1068–1080. [doi: 10.1109/TPAMI.2007.70844]
- [33] Li X, Hu WM, Zhang ZF, Wang HZ. Heat kernel based local binary pattern for face representation. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010,17(3):308–311. [doi: 10.1109/LSP.2009.2036653]
- [34] Liao S, Law MWK, Chung ACS. Dominant local binary patterns for texture classification. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2009, 18(5):1107–1118. [doi: 10.1109/TIP.2009.2015682]
- [35] Nanni L, Brahnam S, Lumini A. A local approach based on a local binary patterns variant texture descriptor for classifying pain states. *Expert Systems with Applications*, 2010,37(12):7888–7894. [doi: 10.1016/j.eswa.2010.04.048]
- [36] Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern Recognition*, 1996,29(1):51–59. [doi: 10.1016/0031-3203(95)00067-4]

- [37] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002,24(7):971–987. [doi: 10.1109/TPAMI.2002.1017623]
- [38] Viola P, Jones MJ. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2001. 511–518. [doi: 10.1109/CVPR.2001.990517]
- [39] Lu HM, Zheng ZQ. Two novel real-time local visual features for omnidirectional vision. *Pattern Recognition*, 2010,43(12):3938–3949. [doi: 10.1016/j.patcog.2010.06.020]
- [40] Pavani SK, Delgado D, Frangi AF. Haar-Like features with optimally weighted rectangles for rapid object detection. *Pattern Recognition*, 2010,43(1):160–172. [doi: 10.1016/j.patcog.2009.05.011]
- [41] Choi K, Toh KA, Byun H. Realtime training on mobile devices for face recognition applications. *Pattern Recognition*, 2011,44(2):386–400. [doi: 10.1016/j.patcog.2010.08.009]
- [42] Chen T, Wang XO, Chung S, Metaxas D, Axel L. Automated 3D motion tracking using Gabor filter bank, robust point matching, and deformable models. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2010,29(1):1–11. [doi: 10.1109/TMI.2009.2021041]
- [43] Matusiak E, Michaeli T, Eldar YC. Noninvertible Gabor transforms. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2010,58(5):2597–2612. [doi: 10.1109/TSP.2010.2042480]
- [44] Jiang W, Lam KM, Shen TZ. Efficient edge detection using simplified Gabor wavelets. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 2009,39(4):1036–1047. [doi: 10.1109/TSMCB.2008.2011646]
- [45] Ross A, Govindarajan R. Feature level fusion in biometric systems. In: *Proc. of the Biometric Consortium Conf. (BCC)*. 2004.
- [46] Duda RO, Hart PE, Stork DG. *Pattern Classification*. Wiley, 2001. 161–214.
- [47] Shakhnarovich G, Darrell T, Indyk P. *Nearest-Neighbor Methods in Learning and Vision: Theory and Practice*. The MIT Press, 2006.
- [48] Ma J, Zhao Y, Ahalt S. OSU SVM Classifier Matlab Toolbox. Ver 3.00. The Ohio State University, 2002. [http://www.ece.osu.edu/~maj/osu\\_svm/](http://www.ece.osu.edu/~maj/osu_svm/)
- [49] Georgiades AS, Belhumeur PN, Kriegman DJ. From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001,23(6):643–660. [doi: 10.1109/34.927464]
- [50] Lee KC, Ho J, Kriegman DJ. Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005,27(5):684–698. [doi: 10.1109/TPAMI.2005.92]

#### 附中文参考文献:

- [2] 王爽,夏玉,焦李成.基于均值漂移的自适应纹理图像分割方法. *软件学报*,2010,21(6):1451–1461. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3723.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03723]
- [16] 陈蓉伟,刘芳,郝红侠.基于 EHMM\_HMT 和 MSWHMT 的多尺度纹理图像分割. *软件学报*,2010,21(9):2206–2223. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3621.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03621]



周书仁(1975—),男,江西都昌人,博士,CCF 学生会员,主要研究领域为模式识别,图像处理.  
E-mail: zsr\_hn@163.com



殷建平(1963—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为人工智能,模式识别,算法设计,信息安全.  
E-mail: jpyin@nudt.edu.cn