

一种基于二维局部二值模式的纹理图像分类方法

王凯丽,张艳红,肖斌,李伟生
(重庆邮电大学计算智能重点实验室,重庆 400065)

摘 要: 局部二值模式(Local Binary Pattern,LBP)在纹理分类中受到越来越多的关注,传统的基于局部二值模式的图像识别方法在LBP直方图统计时仅仅考虑到LBP模式值本身的数量统计,却忽略了模式值之间的相关性.针对这一问题,本文提出一种二维局部二值模式(Two Dimensional Local Binary Pattern,2DLBP)方法,并用于纹理图像识别.首先以旋转不变均匀LBP特征图为基础,引入滑动窗口和LBP模式对的概念,统计LBP模式图的上下文信息,构造出2DLBP特征;然后改变LBP中的半径参数,构造图像的多分辨率2DLBP特征,并利用支持向量机(SVM)的分类方法进行纹理分类;最后选取Brodatz、CURET、UIUC、FMD四个公开纹理库分别进行纹理分类测试.理论验证表明该方法具有良好的通用性,可以与LBP的其他变型结合成为新的图像特征构造方法.同时,实验结果表明,本文提出方法具有较好的纹理图像分类能力.

关键词: 局部二值模式(LBP);纹理图像;上下文信息;纹理图像分类

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2018)10-2519-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.10.028

Texture Images Classification Based on Two Dimensional Local Binary Patterns

WANG Kai-li,ZHANG Yan-hong,XIAO Bin,LI Wei-sheng

(Chongqing Key Laboratory of Computation Intelligence,Chongqing University of Posts and Telecommunication,Chongqing 400065,China)

Abstract: Local binary patterns have been widely used in texture images classification. However,conventional LBP methods focus on the distribution of LBP values and ignore the spatial contextual information between LBP patterns. In this paper,a texture images classification method based on two-dimensional Local Binary Pattern (2DLBP) is proposed. The proposed method introduces a sliding window to count the weighted occurrence number of LBP pairs on the feature map of rotation invariant uniform LBP. The radius of LBP is also changed to obtain the multi-resolution 2DLBP features. At last, texture images are classified using the methods of the support vector machine (SVM). Theoretical validation shows that the proposed method is a generalized framework,and can be integrated with other LBP variants to derive a new feature extraction method. Experimental results show that,compared with the conventional LBP,the variants of LBP,and some state of the art texture classification methods,the proposed method achieves acceptable performance in texture images classification.

Key words: local binary pattern;texture images;contextual information;texture image classification

1 引言

纹理是物体表面的基本属性,人们在感知外界物体时,会根据其不同的纹理来作为识别的参考信息.因此,纹理特征的提取与分类在计算机视觉的研究与应用中具有非常重要的作用.

常见的纹理图像分类方法有统计方法、结构方法、模型方法、滤波方法和深度学习方法等.统计方法是纹理分类问题中常采用的方法,主要有基于小波变换的特征提

取方法^[1]、基于灰度共生矩阵方法^[2]、以及利用纹理元灰度模式统计特征的方法^[3]等.结构方法适合描述人工纹理,典型的方法有基于梯度大小集合的结构特征提取方法^[4]和基于粒度结构确定窗口尺寸的纹理分类方法^[5]等.模型方法则是对图像建模并将特征提取转化为参数估计问题,如质心不变特性的放射变换方法^[6]、基于高斯马尔可夫随机场纹理分类^[7]等.滤波方法大多建立在频域能量分布鉴别纹理的假设上,滤波方法^[8]有很好的分

类计算能力,但计算复杂度高参数选取复杂^[9].另外,基于深度学习的纹理识别方法主要有非监督卷积神经网络^[10]和全监督卷积神经网络^[11]等.

Ojala 等人^[12]率先提出基于局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)的纹理图像分类方法,该方法在计算机视觉和模式识别领域引起了广泛关注.在文献^[13]中,作者进一步采用圆形邻域来替代矩形邻域,从而将固定邻域扩展到任意邻域,并以 R 表示邻域像素点到中心像素点的半径, P 为均匀邻域采样点的个数.然而,该方法中, LBP 直方图的维度会随着 P 值数量的

增加呈现指数增长,随之导致图像特征的维度急剧上升.此外,圆形邻域的 LBP 不具备旋转不变性.针对该问题, Ojala 等人^[13]进一步提出了均匀 LBP($LBP_{P,R}^{u2}$), 旋转不变 LBP($LBP_{P,R}^{ri}$)以及它们的联合 LBP($LBP_{P,R}^{riu2}$).

由于 LBP 方法在纹理分类上的优越性,近年来,大量的 LBP 变型方法涌现.这些 LBP 变型方法可以总结为三类:①改变编码或模式选择方式的变型;②改变邻域拓扑或抽样结构的变型;③将 LBP 和其他互补特征相结合的变型.具体叙述如表 1 所示.

表 1 LBP 和常见 LBP 变型方法总结

类别	方法名称	缩写	年份
传统 LBP 方法	Local Binary Pattern ^[12]	$LBP_{P,R}$	1996
	Rotation Invariant Local Binary Pattern ^[13]	$LBP_{P,R}^{ri}$	2002
	Uniform Local Binary Pattern ^[13]	$LBP_{P,R}^{u2}$	2002
	Rotation Uniform Invariant Local Binary Pattern ^[13]	$LBP_{P,R}^{riu2}$	2002
改变编码或模式选择方式	Local Binary Pattern-Three Orthogonal Planes ^[14]	LBP-TOP	2007
	Completed Local Binary Pattern ^[15]	CLBP	2010
	Local Ternary Patterns ^[14]	LTP	2010
	The discriminative Local Binary Pattern ^[14]	disLBP	2012
	Pairwise Rotation Invariant Co-Occurrence Local Binary Pattern ^[16]	PRICoLBP	2014
	Scale Selective Local Binary Patterns ^[17]	SSLBP	2015
	Learning completed discriminative local features ^[18]	CDLF	2017
改变邻域拓扑或抽样结构	Center Symmetric Local Binary Pattern ^[14]	CSLBP	2009
	Elliptical Local Binary Pattern ^[14]	ELBP	2012
	Local Quantization Code histogram for texture classification ^[19]	LQC	2016
将 LBP 和其他互补特征相结合	Local Binary Pattern Histogram Fourier features ^[20]	LBP_HFF	2009
	Local Binary Pattern Variance ^[14]	LBPV	2010
	Quaternionic Local Ranking Binary Pattern ^[21]	QLBP	2016

现有的 LBP 及其变型方法只统计各 LBP 模式值的数量(LBP 直方图)作为图像的特征,该直方图统计的方法丢失了 LBP 模式值之间的关系.针对这一问题,本文在 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 的基础上,提出了一种基于二维局部二值模式(Two Dimensional Local Binary Pattern, 2DLBP)的纹理图像分类方法,利用 LBP 模式的上下文信息,将 LBP 的二维分布作为纹理图像的特征,从而实现分类.本文所提出的方法具有良好的通用性,可以与 LBP 的其他变型结合成为新的图像特征构造方法.与传统基于直方图统计的方法相比,该方法具有较高的纹理分类能力.

2 2DLBP

2.1 2DLBP 特征构造

由于原始 LBP 模式值的个数为 2^P ,随着 P 值的增加维度将成指数增长.因此,本文选择只有 $(P+2)$ 个模

式值的 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 方法获取 LBP 特征图并构造 2DLBP 特征,具体步骤如下:

(1) 针对输入的纹理图像,采用 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 方法得到 LBP 特征图.

(2) 引入 $w \times w (w > 1)$ 的滑动窗口,在 LBP 特征图中统计 LBP 模式对,其中滑动窗口为提取模式值上下文信息的一种局部结构,该局部结构把窗口中心的 LBP 模式值 l_c 作为统计对象,构造 LBP 模式对 (l_c, l_g) ,其中 l_g 表示在滑动窗口中的中心模式值.

$$2DLBP_{P,R}(l_c, l_g) =$$

$$\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{p=-w/2}^{w/2} \sum_{q=-w/2}^{w/2} \left\{ \begin{array}{l} T_{l_c, l_g}(LBP_{P,R}^{riu2}(x, y), \\ LBP_{P,R}^{riu2}(x+p, y+q)) \\ \times (|l_c - l_g| + 1) \end{array} \right\} \quad (1)$$

$$T_{l_c, l_g}(LBP_{p,R}^{riu2}(x,y), LBP_{p,R}^{riu2}(x+p,y+q)) = \begin{cases} 1, & \text{if } l_c = LBP_{p,R}^{riu2}(x,y) \text{ and} \\ & l_g = LBP_{p,R}^{riu2}(x+p,y+q) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

(3) 记录 LBP 模式对 (l_c, l_g) 出现的次数, 同时将对比信息 $(|l_c - l_g| + 1)$ 作为 LBP 模式对的权重. 该权重不仅考到 LBP 特征图中的局部结构信息, 同时增加了局部结构中的对比度信息.

(4) LBP 特征图中每个位置上的模式值都进行上述处理, 全局统计 LBP 模式对 (l_c, l_g) 的量级, 最终得到 2DLBP 特征. 2DLBP 定义如式(1)所示, $2DLBP_{p,R}(l_c, l_g)$ 代表 LBP 模式对 (l_c, l_g) 在图像像素大小为 $M \times N$ 的图像中的加权统计; w 表示 LBP 特征图中统计上下文信息的滑动窗口的大小; l_c 和 l_g 分别表示 LBP 特征图中滑动窗口结构的中心与邻域位置的 $LBP_{p,R}^{riu2}$ 值, 由于当 $l_c = l_g$ 时, 权重 $|l_c - l_g|$ 值取 0, 为了防止这一现象的出现导致信息损失, 将权重修改为式(1)所示

$(|l_c - l_g| + 1)$; 符号函数 $T_{l_c, l_g}(\cdot)$ 表示如式(2)所示, 其中, $LBP_{p,R}^{riu2}(x,y)$ 表示 (x,y) 位置的像素对应的 $LBP_{p,R}^{riu2}$ 值; $LBP_{p,R}^{riu2}(x+p,y+q)$ 表示的是 $(x+p,y+q)$ 位置的像素对应的 $LBP_{p,R}^{riu2}$ 值, 变量 p, q 都是整数, 满足条件 $-w/2 \leq p \leq w/2, -w/2 \leq q \leq w/2$.

由于 $LBP_{p,R}^{riu2}$ 描述算子中参数 (P, R) 的可能取值满足关系式 $P = 8 \times R$. 因此本文采用多分辨率思路, 利用式(1)对图像分别采用 $2DLBP_{8,1}$ 、 $2DLBP_{16,2}$ 和 $2DLBP_{24,3}$ 方法进行描述, 会相应得到 1×10^2 、 1×18^2 和 1×26^2 的一维特征向量, 然后将特征进行串联, 最终构造该图像的多分辨率 2DLBP 特征, 维度为 1×1100 (即 $1 \times (10^2 + 18^2 + 26^2)$), 流程如图 1 所示. 多分辨率 2DLBP 方法采用改变 R (等价于改变邻域采样数量 P) 取值的方式, 针对图像中的每个像素点从不同邻域提取信息, 联系该像素和周围不同半径中采样点的关系, 再统计不同分辨率下的 LBP 模式对的加权上下文信息, 继而从多方面提升了所提取到的纹理图像特征的描述能力.

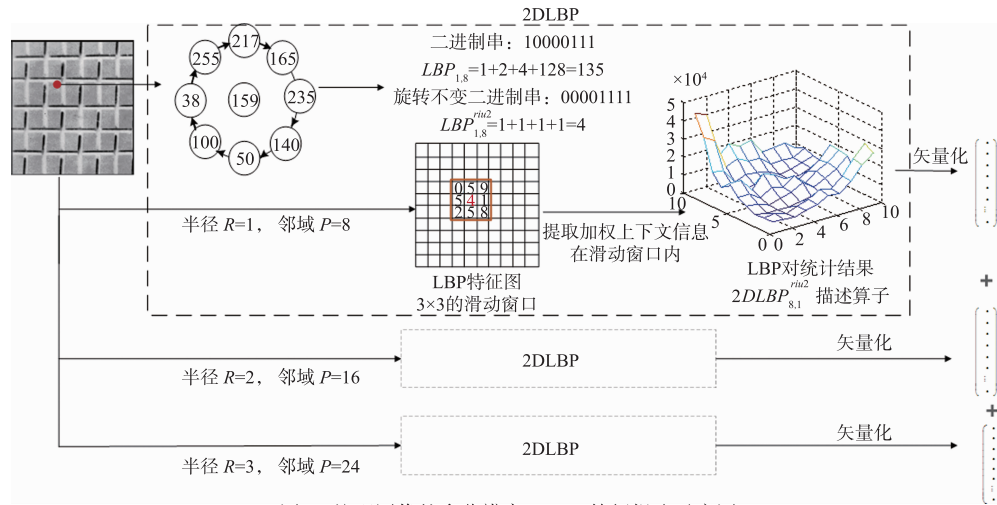


图1 纹理图像的多分辨率2DLBP特征提取示意图

本文提出基于 2DLBP 纹理图像分类方法的整体框架如图 2 所示. 数据库中的训练图像和测试图像都需要通过 $LBP_{p,R}^{riu2}$ 方法进行多分辨率的描述, 得到 LBP 特征图; 然后在选择的滑动窗口下统计 LBP 模式对的加权上下文信息, 得到训练图像和测试图像的多分辨率 2DLBP 特征; 最后将训练特征集合作为分类器的输入进行训练学习, 测试特征集合作为学习得到的分类器进行验证. 为了对分类结果进行合理评估, 实验中使用正确分类率 (Correct Classification Percentages, CCPs) 作为最终图像分类结果评价因子, 定义如下

$$\text{正确分类率 (CCPs\%)} = \frac{\text{分类正确的图像}}{\text{分类图像总数}} \times 100 \quad (3)$$

2.2 算法的通用性

本文提出的 2DLBP 特征构造框架具有通用性,

LBP 的其他变型方法同本文提出的构造框架结合, 可以得到其对应的二维特征构造方法. 本文仅以局部三值模式 (Local Ternary Pattern, LTP)^[14] 为例, 采用 2.1 节的思路, 构造其对应的二维局部三值模式 (2DLTP).

2DLTP 特征的构造过程同图 1 所示的 2DLTP 构造过程类似. 由于 LTP 描述方法将二值模式扩展至三值编码方式, 把中心像素和邻域像素通过人为取值参数 t 分为 1、0 和 -1 三种符号, 分别得到正值和负值两部分. 因此首先采用 LTP 描述算子对灰度纹理图像进行处理, 得到正值和负值两部分所对应的 LTP 值, 从而得到正值的 LTP 特征图和负值的 LTP 特征图. 其次, 设置滑动窗口参数, 利用式(1)对上述两张特征图都统计 LTP 模式对的上下文信息. 再次, 将正负值两部分的 LTP 模式对信息进行串联, 则构造得到 2DLTP 特征. 最后, 改变半径 R 和邻

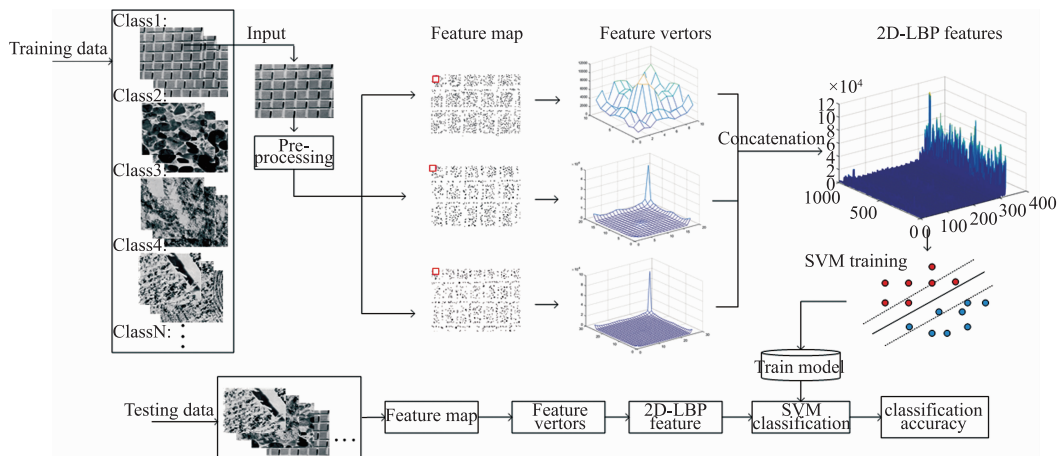


图2 2DLBP算法纹理图像分类整体框架

域采样个数 P 构造多分辨率 2DLTP. 本文中, LTP 分解的正值和负值两部分都采用 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 的编码方式, 实现了旋转不变性并解决了降维的问题.

3 实验结果及分析

3.1 参数设置与分类器

本文实验中, 主要用到以下四个常用的公开纹理图像数据库, 相关信息如表 2 所示.

表 2 本文实验中使用的四个数据库的基本信息

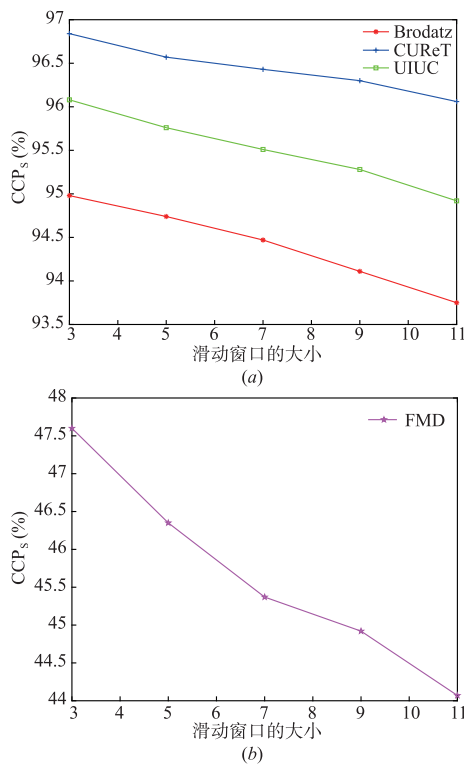
数据库	类别数	所有样本	训练样本/类
Brodatz ^①	111	999	3
CURet ^②	61	5612	46
UIUC ^③	25	1000	20
FMD ^④	10	1000	50

本文中的分类器采用 χ^2 核支持向量机 (Support Vector Machine, SVM), 其使用了 χ^2 来度量特征分布之间的相似性. 为提升分类效率, 使用 Vlfat^[22] 来加速核相似性的计算. 实验最终的 CCPs 结果是进行 100 次分类后的平均值.

本文提出的 2DLBP 方法, 在整个的特征构造过程中, 提取到的上下文信息的差异取决于滑动窗口参数 w 的设置. 根据式(1)可知, 该参数也会在很大程度上影响算法的时间复杂度. 值得一提的是, 当 $w=1$ 时, 传统的 LBP 直方图统计方法是本文提出的 2DLBP 方法的特殊情况.

该实验讨论了不同 w 取值对 2DLBP 图像分类性能的影响. 图 3 给出了 w 取值对四个纹理库分类结果 CCPs 的影响曲线. 可以看出, 四个数据库对应的 CCPs 均随着滑动窗口 w 的增大而呈下降趋势. 理论上, 参数 w 的值越大, 滑动窗口大小越大, 覆盖的 LBP 模式值越多, 提取到的互信息量越多. 但是, 对于滑动窗口中的中心 LBP 模式值来讲, 当参数 w 取值逐渐增大时, 统计到的 LBP 模式对的相关性也会逐渐降低. 这也是导致

分类结果呈现如图 3 所示趋势的原因.

图3 不同 w 取值对 CCPs 的影响图示

另外, 从式(1)可以看出, 参数 w 的取值对本文方法的计算时间复杂度也有较大影响. 验证实验的计算机配置为 Intel 处理器 3.40 GHz CPU, 8GB 内存, 操作系统是 64 位的 Microsoft Windows 7 系统. 为消除计算机资源占用的影响, 该实验采用重复计算 100 次的平均时间值作为最终结果.

① http://multibandtexture.recherche.usherbrooke.ca/original_brodatz.html

② <http://www.cs.columbia.edu/CAVE/software/curet/>

③ <http://www-cvr.ai.uiuc.edu/ponce-grp/data>

④ <http://people.csail.mit.edu/ceiliu/CVPR2010/FMD/index.html>

图 4 给出了本文方法在不同 w 取值情况下的计算时间变化曲线. 可以看出,随着滑动窗口大小 w 增大,窗口中引入更多的 LBP 模式对,本文提出的 2DLBP 方法计算机时间复杂度也随之变高. 特别是分辨率较大的纹理图像,计算 2DLBP 特征的时间消耗更为明显.

因此,综合上述两个实验结果,为了平衡滑动窗口 w 取值对纹理图像分类结果 CCPs 和时间复杂度的影响,本文后续实验中将滑动窗口大小设置为 $w = 3$.

3.2 纹理图像分类能力

实验 1 为验证本文所提出方法相较于传统 LBP 方法在纹理图像分类能力上的提升程度,该实验对数据库中的每幅图像感染不同程度的高斯白噪声(信噪比(SNR)以 4dB 为步长从 20dB 到 0dB). 然后采用本文提出的 $2DLBP_{p,R}$ 方法和传统的 $LBP_{p,R}^{riu2}$ 方法进行识别分类. 图 5 给出了分类结果随噪声感染程度的变化曲线. 观察图 5 可知,随着 SNR 值的降低, $2DLBP_{p,R}$ 和 $LBP_{p,R}^{riu2}$ 方法的 CCPs 均呈现下降的趋势. 在无噪声和感染不同

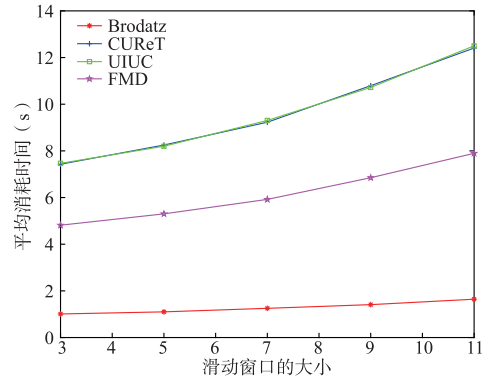


图4 不同 w 取值对平均消耗时间的影响图示

程度噪声情况下,本文提出的 $2DLBP_{p,R}$ 方法的纹理分类能力要明显优于传统的 $LBP_{p,R}^{riu2}$ 方法. 特别是在 CURET 纹理库上,本文提出的 $2DLBP_{p,R}$ 方法的识别率相较于传统 $LBP_{p,R}^{riu2}$ 方法平均提升了 19.92%.

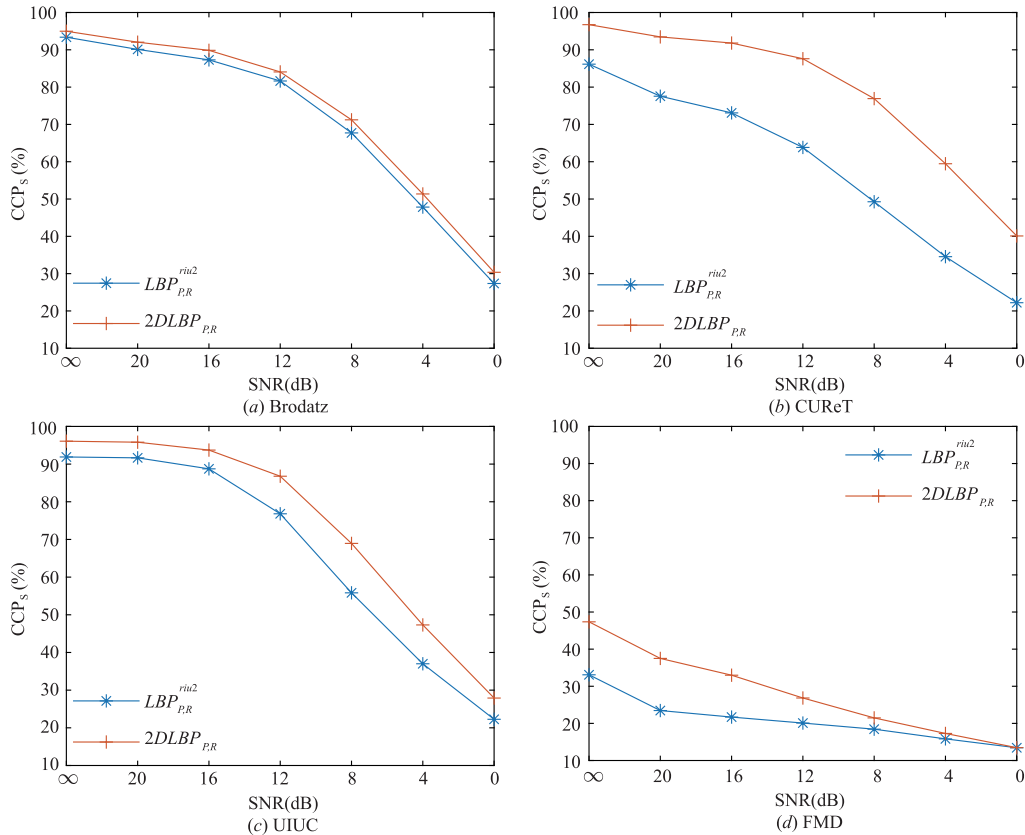


图5 $2DLBP_{p,R}$ 和 $LBP_{p,R}^{riu2}$ 的纹理分类结果在Brodatz、CURET、UIUC、FMD四个数据集上随噪声感染程度的变化曲线

实验 2 为验证本文提出的方法的通用性,该试验将 LBP 的常见变型 $LTP_{p,R}^{riu2}$ 方法及其所对应的 $2DLTP_{p,R}$ 进行对比,实验环境与实验 1 相同. 图 6 给出了两种方法在感染不同程度噪声情况下的纹理分类结果变化曲线. 观察图 6 可知,随着 SNR 值的降低,

$2DLTP_{p,R}$ 和 $LTP_{p,R}^{riu2}$ 两种方法的 CCPs 的变化趋势类似, $2DLTP_{p,R}$ 方法相较于传统的 $LTP_{p,R}^{riu2}$ 方法的 CCPs 得到了明显的提升,特别是在 CURET 纹理库上,平均提升了 9.12%.

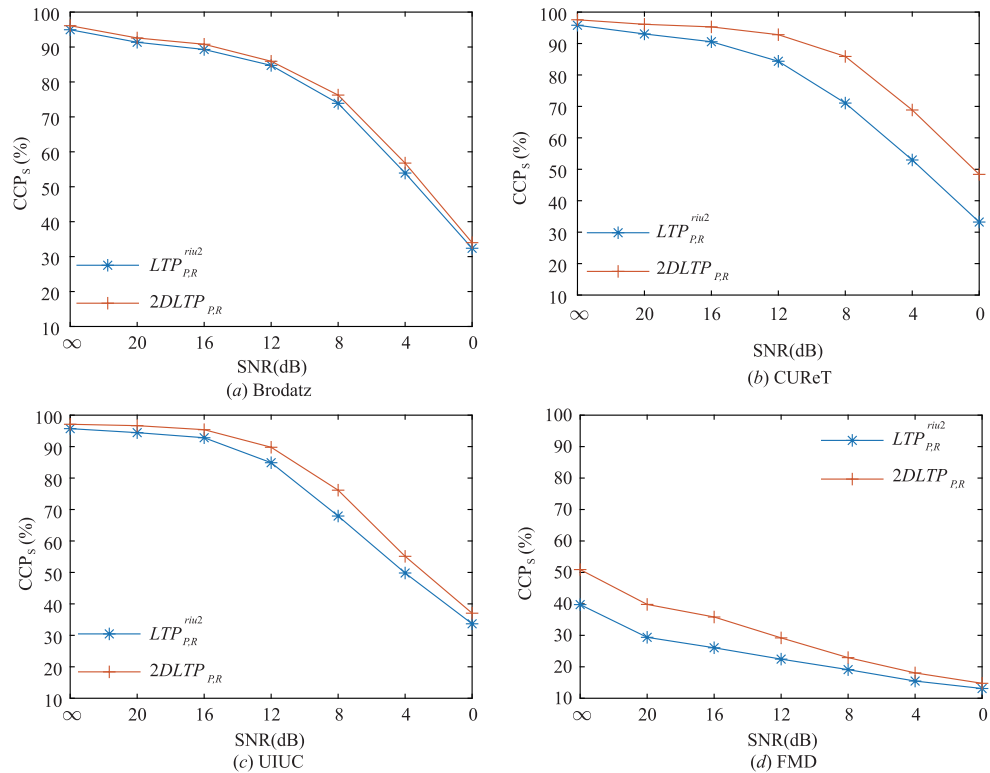


图6 $2DLTP_{P,R}$ 和 $LTP_{P,R}^{riu2}$ 的纹理分类结果在Brodatz、CUREt、UIUC、FMD四个数据集上随噪声感染程度的变化曲线

综上所述两个实验说明,本文提出的 $2DLBP_{P,R}$ 方法提取到的LBP模式对的加权上下文信息是有效的,可以有效提升纹理分类能力,具备一定程度的抗噪性能.同时,也说明了本文提出方法的框架是通用的,可以应用于LBP的其他变型上.

实验3 为充分验证本文提出方法的性能,该实验将本文提出的 $2DLBP_{P,R}$ 和 $2DLTP_{P,R}$ 方法与纹理分类常采用的一些方法进行对比.这些对比方法的源码由相应的作者提供.对比结果如表3所示.从该表可以看出,在Brodatz库上, $2DLBP_{P,R}$ 和 $2DLTP_{P,R}$ 方法的CCPs略低于效果最好的SSLBP方法,主要原因是该数据库中的图像不具有明显的旋转变换,大多数方法都能达到较高的识别结果.在UIUC库上,本文提出的两种方法的CCPs与CLBP_S/M/C方法的结果相当.本文提出的两种方法在CUREt和FMD数据库上的分类效果最好,这是因为这两个数据库中的图像含有较明显的形状结构(如边界或轮廓)和旋转变换.综上所述,该实验说明了本文提出的 $2DLBP_{P,R}$ 和 $2DLTP_{P,R}$ 方法拥有良好的纹理图像分类能力.

表3 所提出算法同其他LBP变型方法的CCPs对比结果

方法	CCPs (%)			
	Brodatz	CUREt	UIUC	FMD
$2DLBP_{P,R}$	94.98	96.84	96.08	47.60
$2DLTP_{P,R}$	96.10	97.55	97.10	50.91
LBPV	92.63	86.79	92.92	30.45
CLBP_S/M/C	94.81	96.72	98.15	46.34
LBP_HFF	94.64	94.98	94.88	42.94
PRICoLBP	96.73	96.80	94.83	43.24
SSLBP	97.38	97.49	94.83	43.24
RandNet	91.14	90.87	56.57	48.15
I-LPH	94.40	89.40	95.32	47.86
CDLF/S/M/C	91.62	97.40	90.16	36.01

4 结论

由于传统的LBP描述算子只是通过统计各个LBP模式值的数量作为图像的特征,该直方图统计方法丢失了LBP模式值之间的关系.针对这个问题,本文设计

了一种二维局部二值模式纹理图像分类方法,在传统 $LBP_{p,r}$ 的基础上,引入滑动窗口和 LBP 模式对的概念,构造出 2DLBP 特征,统计 LBP 特征图里的加权上下文信息,构造出最终的 2DLBP 特征用来对图像进行描述.并且该方法具有通用性,可以结合 LTP 等其他 LBP 变型得到新的特征构造方法.在 Brodatz、CURET 和 UIUC 纹理数据库及 FMD 材料数据库上实验验证表明,本文提出的方法相较于传统方法具有更强的纹理图像分类能力.

参考文献

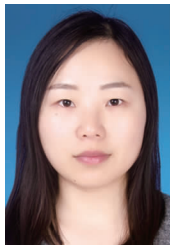
- [1] 张立和,朱莉莉.结合 Gabor 纹理特征的局部化多通道水平集分割方法[J].电子学报,2011,39(7):1569-1574.
ZHANG Li-he, ZHU Li-li. Localized multi-channel level set segmentation combined with gabor texture feature[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1569-1574. (in Chinese)
- [2] 薄华,马缚龙.图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J].电子学报,2006,34(1):155-158.
BO Hua, MA Fu-long. Research on computation of GLCM of image texture[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(1): 155-158. (in Chinese)
- [3] 盛文,杨江平.一种基于纹理元灰度模式统计的图像纹理分析方法[J].电子学报,2000,28(4):73-75.
SHENG Wen, YANG Jiang-ping. A new texture analysis approach based on statistics of texture primitive's gray pattern[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(4): 73-75. (in Chinese)
- [4] Asatryan D G, Kurkchian V V. Method for texture classification using image structural features[J]. Computer Optics, 2014, 38(3): 574-579.
- [5] Jan S R, Hsueh Y C. Window-size determination for granulometrical structural texture classification[J]. Pattern Recognition Letters, 1998, 19(5-6): 439-446.
- [6] 贾建华,焦李成.一种基于质心不变特性的放射不变纹理特征提取算法[J].电子学报,2008,36(10):1910-1915.
JIA Jian-hua, JIAO Li-cheng. Affine invariant texture extraction based on invariant centroid[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(10): 1910-1915. (in Chinese)
- [7] Dharmagunawardhana C, Mahmoodi S. Rotation invariant texture descriptors based on Gaussian Markov random fields for classification[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 69: 15-21.
- [8] Cimpoi M, Maji S. Deep filter banks for texture recognition and segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 118(1): 3828-3836.
- [9] Randen T, Husoy J H. Filtering for texture classification: A comparative study[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1999, 21(4): 291-310.
- [10] CHANT H, JIA K. PCANet: A simple deep learning baseline for image classification? [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 5017-5032.
- [11] Gatys L A, Ecker A S. Texture synthesis using convolutional neural networks [A]. In Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) [C]. USA: ACM Press, 2015. 262-270.
- [12] Ojala T, Harwood I. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [13] Ojala T, Pietikainen M. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [14] 刘丽,谢毓湘.局部二进制模式方法综述[J].中国图像图形学报,2014,19(12):1696-1720.
LIU Li, XIE Shu-xiang. Survey of local binary pattern method [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(12): 1696-1720. (in Chinese)
- [15] GUO Zhen-hua, ZHANG Lei. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1657-1663.
- [16] QI Xian-biao, XIAO Rong. Pairwise rotation invariant co-occurrence local binary pattern[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(11): 2199.
- [17] GUO Zhen-hua, WANG Xing-zheng. Robust texture image representation by scale selective local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015, 25(2): 687.
- [18] ZHANG Z, LIU S, et al. Learning completed discriminative local features for texture classification [J]. Pattern Recognition, 2017, 67: 263-275.
- [19] ZHAO Yang, WANG Rong-Gang, et al. Local quantization code histogram for texture classification [J]. Neurocomputing, 2016, 207: 354-364.
- [20] Ahonen T, Matas J, et al. Rotation invariant image description with local binary pattern histogram Fourier features [A]. Proceedings of the 16th Scandinavian Conference on Image Analysis (SCIA) [C]. Norway: Springer Verlag, 2009. 61-70.
- [21] LAN Ru-shi, ZHOU Yi-cong, TANG Yuan-yan. Quaternionic local ranking binary pattern: A local descriptor of color images [J]. IEEE Transactions on Image Process-

ing, 2016, 25(2): 566 – 579.

[22] Vedaldi A, Fulkerson B. Vifeat: An open and portable library of computer vision algorithms [A]. Proceedings of

the 18th ACM International Conference on Multimedia ACM Multimedia [C]. Italy: ACM Press, 2010. 1469 – 1472.

作者简介



王凯丽 女, 1992 年生于河南商丘. 硕士研究生在读, 研究方向为基于局部二值模式的纹理识别.



张艳红 女, 1991 年生于河南焦作. 硕士, 研究方向为数字图像分析和模式识别.



肖斌(通信作者) 男, 1982 年生于重庆. 副教授, 研究方向为图像处理、模式识别和数字水印.

E-mail: xiaobin@cqupt.edu.cn



李伟生 男, 1975 年生. 教授, 研究方向为智能信息处理与模式识别.