

基于改进 WLD 的纹理特征提取方法

郭仙草, 石美红, 李 青

(西安工程大学计算机科学学院, 西安 710048)

摘 要: 在纹理分类应用背景下, 原始韦伯局部描述符(WLD)对纹理模式区分能力有限。针对该问题, 提出一种基于正负梯度改进的 WLD(WLD-PNG)。利用局部窗内像素点间灰度变化的正负梯度构建纹理特征描述符, 通过分离计算正负梯度的差分激励算子, 保留灰度等级变化的正负性信息, 以增强纹理模式的区分性, 运用均匀局部二值模式(uLBP)提取灰度等级变化的空间分布结构信息, 并提高纹理模式的识别能力, 使用均匀量化和编码技术将差分激励算子与 uLBP 结合, 从而描述图像的纹理特征。在 Brodatz 和 KTH-TIPS2-a 纹理库上进行对比实验, 结果表明, 与原始 WLD, uLBP, WLD + uLBP 及已有改进的 WLD 等方法相比, WLD-PNG 在提高纹理分类性能的同时, 具有较好的稳健性和较低的计算复杂度。

关键词: 纹理分类; 纹理特征; 韦伯局部描述符; 差分激励; 正负梯度; 局部二值模式

中文引用格式: 郭仙草, 石美红, 李 青. 基于改进 WLD 的纹理特征提取方法[J]. 计算机工程, 2015, 41(4): 210-216.

英文引用格式: Guo Xiancao, Shi Meihong, Li Qing. Texture Feature Extraction Method Based on Improved WLD[J]. Computer Engineering, 2015, 41(4): 210-216.

Texture Feature Extraction Method Based on Improved WLD

GUO Xiancao, SHI Meihong, LI Qing

(College of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

[Abstract] Aiming at the shortage of the discriminative ability to texture patterns for image texture classification using Weber Local Descriptor(WLD), an improved WLD based on Positive and Negative Gradient Features(WLD-PNG) is proposed. Positive and negative gradients are characterized by computing positive and negative differential excitations for preserving signed grayscale change information, and local texture structure information is represented by uniform Local Binary Patterns(uLBP). Combine both of them to build the image texture feature. The comparing experiments on the Brodatz and KTH-TIPS2-a texture databases demonstrate that WLD-PNG improves the distinctiveness of texture patterns, and has better robustness and lower computational complexity compared with original WLD, uLBP, WLD + uLBP and other improved WLD methods, etc.

[Key words] texture classification; texture feature; Weber Local Descriptor(WLD); differential excitation; positive and negative gradient; Local Binary Pattern(LBP)

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2015.04.040

1 概述

纹理作为一种重要的视觉线索, 是图像中普遍存在而又难以描述的特征^[1], 纹理描述的关键在于纹理特征提取方法。目前, 用于纹理特征提取的方法有很多, 最具代表性的有基于二阶概率密度统计的灰度共生矩阵^[2-3]、符合人眼视觉特性的小波变换^[4-5]、纹理谱法^[6-7]以及基于图像结构基元的纹理元方法^[8-9]等。

为了更有效地描述图像局部纹理特征, 以文献[10-11]为代表的学者们先后提出局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)和新的局部描述符——韦伯局部描述符(Weber Local Descriptor, WLD), 这 2 种方法都是基于邻域像素点间的灰度变化特征来描述图像纹理的。因两者易于理解、便于计算且具有较好的局部特征描述能力而被广泛地应用于纹理分类^[12-13]、目标检测^[14]、人脸识别^[15-16]、合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像索引^[17]、指

基金项目: 国家科技支撑计划基金资助项目(2014BAF07B01)。

作者简介: 郭仙草(1990-), 女, 硕士研究生, 主研方向: 图形图像处理, 模式识别; 石美红, 教授; 李 青, 硕士研究生。

收稿日期: 2014-10-14 **修回日期:** 2014-11-11 **E-mail:** meihong_shi@163.com

纹活性检测^[18]、图像伪造检测^[19]等众多领域中。

近年来,针对 WLD 本身存在的局限性,国内外的学者也对 WLD 提出了一些改进策略。一种改进策略是对原始 WLD 方法提取的特征做进一步的特征提取处理,如文献[20]针对 WLD 对灰度变化相对平缓的图像边缘提取能力的不足,提出一种基于频域能量熵的差分激励算子,即对原始差分激励算子提取的特征进行频域能量熵加权处理,增加了差分激励对比度,也保留了图像的细节信息;为了提高 WLD 的识别能力,文献[16]提出一种基于多尺度 WLD 和多级信息融合的人脸识别方法;文献[13]将 WLD 直方图与采用概率权重矩(Probability Weighted Moment, PWM)计算的方差直方图相结合,改善纹理分类的准确率。另外,一种改进策略是改进差分激励/方向算子的计算模型,如文献[17]受比率边缘检测器的启发,采用垂直方向和水平方向的均值差异比(Ratio of Mean Difference, RMD)代替 WLD 的方向算子,采用 4 个主方向对局部窗口划分得到的 8 个区域中邻域像素点的灰度均值与中心像素点的灰度差异之和代替灰度变化计算差分激励,有效地提高了合成孔径雷达图像的索引性能;文献[12]采用高斯拉普拉斯算子提取局部窗内的灰度变化,采用均匀局部二值模式(uniform Local Binary Pattern, uLBP)^[21]代替 WLD 的方向算子,增强了对噪声的鲁棒性,明显地提高了纹理分类的识别率。

本文在研究分析原始 WLD 方法计算模型的基础上,针对其局部纹理模式区分能力有限的不足,提出一种基于正负梯度改进的韦伯局部描述符(WLD-PNG),并在 Brodatz 和 KTH-TIPS2-a 纹理库上进行分类实验。

2 WLD-PNG 设计

2.1 原始 WLD

韦伯定律是反映心理量和物理量之间关系的定律,它表明能够引起感觉差异的差别阈限与原始刺激的强度之比为一个常量^[22],即:

$$\frac{\Delta I}{I} = k \quad (1)$$

其中, k 为一个常量; ΔI 表示差别阈限; I 表示原始刺激的强度。由此可以推知,刺激的变化所引起的感觉差异不仅与刺激变化的大小有关,还会与原始刺激的强度有关。文献[11]据此提出局部图像描述符 WLD,它包括 2 个算子:差分激励算子和方向算子。WLD 计算除边缘像素点外的每个像素点的差分激励和方向,并以其二维分布直方图来联合表征图像的纹理特征。

2.1.1 差分激励算子

差分激励反映局部窗内灰度变化的强度信息。

通过计算局部窗内邻域像素点与中心像素点间的灰度差值和与中心像素点灰度值的比值 $G_{\text{ratio}}(x_c)$,再利用反正切变换将分布在 $[-P, +\infty)$ 范围内的 $G_{\text{ratio}}(x_c)$ 映射到区间 $\left(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right)$ 内得到。差分激励 $\xi(x_c)$ 的计算式为:

$$\xi(x_c) = \arctan(G_{\text{ratio}}(x_c)) = \arctan\left(\frac{\sum_{i=0}^{P-1} (x_i - x_c)}{x_c}\right) \quad (2)$$

其中, x_c 和 $x_i, i=0, 1, \dots, P-1$ 分别表示中心像素点和邻域像素点的灰度值; P 表示邻域像素点的个数。

2.1.2 方向算子

方向反映局部窗内灰度变化的空间分布信息。通过局部窗内水平方向与垂直方向上邻域像素点的灰度差值比值的反正切变换来描述。其计算式为:

$$\theta(x_c) = \arctan\left(\frac{D_v}{D_h}\right) \quad (3)$$

其中, D_h 和 D_v 分别表示水平方向和垂直方向上中心像素点 2 侧的邻域像素点间的灰度差异。若对于 3×3 像素的局部窗口(如图 1 所示),则 $D_h = (x_7 - x_3)$, $D_v = (x_5 - x_1)$ 。

x_0	x_1	x_2
x_7	x_c	x_3
x_6	x_5	x_4

图 1 3×3 像素局部窗口

为了能够更加有效地区分局部窗内的灰度分布变化,文献[11]进一步将方向由 $\theta(x_c) \in \left(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right)$ 变换到了 $\theta'(x_c) \in [0, 2\pi]$,其变换公式为:

$$\theta'(x_c) = \begin{cases} \theta(x_c) & D_h > 0, D_v > 0 \\ \pi + \theta(x_c) & D_h < 0, D_v > 0 \\ \pi + \theta(x_c) & D_h < 0, D_v < 0 \\ 2\pi + \theta(x_c) & D_h > 0, D_v < 0 \end{cases} \quad (4)$$

2.1.3 WLD 直方图

WLD 采用均匀量化技术,将 $\theta'(x_c)$ 均匀地量化为 T 个方向,将差分激励均匀地划分为 M 个频段,分别对应于图像中的高频、中频和低频变化,再在划分的每个频段上将差分激励均匀地量化为 S 格,形成一个 $T \times C = T \times (M \times S)$ 的二维直方图,并通过编码将其转化为一维向量用于表示图像的纹理特征。

2.2 原始 WLD 存在的问题

首先看图 2 所示的 3 个局部灰度分布示例。从这 3 个局部窗内的灰度分布看,图 2(a) ~ 图 2(c)分

别代表了高频、中频和低频3种变化。按照原始WLD的计算方法,它们的 ΔI 都等于0,即差分激励等于0,而且,在垂直方向上的灰度差值也为0,表明方向也等于0,这就意味着,原始WLD将无法区分这3个纹理模式。

240	0	0	110	110	158	128	128	128
240	90	0	110	128	158	128	128	128
240	0	0	110	110	158	128	128	128

(a)高频模式

(b)中频模式

(c)低频模式

图2 局部灰度分布示例

存在上述问题的主要原因有:(1)原始WLD的差分激励算子是利用各向同性的边缘检测滤波器——拉普拉斯算子统计局部窗内 P 个邻域像素点与中心像素点间的灰度差值之和 ΔI ,导致了灰度变化的正负差值相互抵消,换言之,局部窗内的灰度变化信息没有充分体现;(2)原始WLD的方向算子仅表达了水平方向和垂直方向上邻域像素点间灰度变化梯度的空间分布方位,不能充分反映局部窗内灰度变化的空间分布结构信息,难以体现纹理的内在变化特征。

2.3 设计思路

纹理特征是指与空间分布相关的图像灰度等级的变化。这意味着灰度图像的纹理既与各像素点间灰度变化的梯度幅值有关,也与其梯度的空间分布密切相关,两者是有机的一体。针对原始WLD存在的问题,本文提出一种基于正负梯度改进的WLD(WLD-PNG)。其核心思想是:(1)基于局部窗内邻域像素点与中心像素点间灰度变化的正负梯度信息,分离计算正、负差分激励以保留灰度等级的变化特征;(2)利用LBP模式提取正负梯度分布的结构信息,以反映灰度等级变化的空间分布特征。最后,采用均匀量化和编码技术,将两者有机联合建立图像的纹理特征。

2.3.1 改进的差分激励算子

令局部窗内的邻域像素点 x_i 分别与中心像素点 x_c 求灰度差值,大于等于0的灰度差值称为正梯度,相应的邻域像素点集合记为 S_p ,反之,小于0的灰度差值称为负梯度,相应的邻域像素点集合记为 S_n 。据此,定义正、负差分激励如下:

定义1 正差分激励 $\xi_p(x_c)$ 是局部窗内正梯度值之和与中心像素点灰度值比值的反正切变换,即:

$$\xi_p(x_c) = \arctan \left(\frac{\sum_{x_i \in S_p} (x_i - x_c)}{x_c} \right)$$

$$\xi_p(x_c) \in \left[0, \frac{\pi}{2} \right) \quad (5)$$

定义2 负差分激励 $\xi_n(x_c)$ 是局部窗内负梯度值之和与中心像素点灰度值比值的反正切变换,即:

$$\xi_n(x_c) = \arctan \left(\frac{\sum_{x_i \in S_n} (x_i - x_c)}{x_c} \right)$$

$$\xi_n(x_c) \in \left(-\frac{\pi}{2}, 0 \right] \quad (6)$$

为了增强纹理模式的区分性,WLD-PNG首先分别计算正、负差分激励,然后再通过差分与乘积运算将其组合得到改进的差分激励 $\xi(x_c)$,其计算式为:

$$\xi(x_c) = \begin{cases} (\xi_p(x_c) - \xi_n(x_c)) - \xi_p(x_c) \times \xi_n(x_c) & \text{if } \xi_p(x_c) \geq -\xi_n(x_c) \\ (\xi_n(x_c) - \xi_p(x_c)) + \xi_p(x_c) \times \xi_n(x_c) & \text{if } \xi_p(x_c) < -\xi_n(x_c) \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\xi(x_c)$ 的取值范围为 $\left(-\pi - \frac{\pi^2}{4}, \pi + \frac{\pi^2}{4} \right)$ 。

图3是原始WLD及WLD-PNG的差分激励值三维分布,原始图像的左上角为(0,0)坐标点,为了方便查看,特给出了其顺时针旋转180°后的图像,结合图3(c)和图3(d)可以看出,WLD-PNG的差分激励值能够更加有效地区分各个频段的变化模式,因此,真实地反映出了原始图像的灰度等级变化情况,故其具有更好的纹理描述能力。

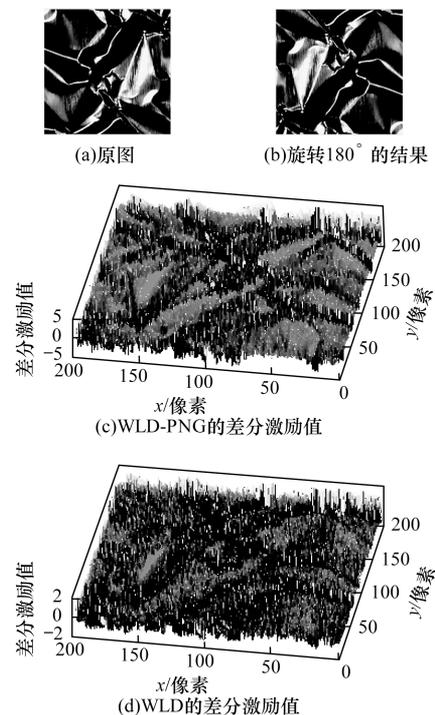


图3 WLD及WLD-PNG的差分激励值三维分布

2.3.2 uLBP 的引入

为了提高纹理模式的识别能力, WLD-PNG 利用 LBP 代替原始 WLD 的方向算子提取正负梯度分布的结构信息,其计算公式为:

$$LBP_p = \sum_{i=0}^{P-1} s(x_i - x_c) \times 2^i$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (8)$$

为了便于计算,这里直接采用矩形窗口,其中, P 表示邻域像素点的个数。由式(8)不难看出,不同的正负梯度空间分布对应着不同的二进制编码值,因此,它能更好地表达灰度等级空间分布的内在变化特性。

为了避免直方图统计时维数过高,这里选用 uLBP,其定义为:

$$LBP_p^{u2} = \begin{cases} I(LBP_p) & U(LBP_p) \leq 2 \\ (P-1) \times P + 2 & U(LBP_p) > 2 \end{cases} \quad (9)$$

其中, $U(LBP_p) = |s(x_{p-1} - x_c) - s(x_0 - x_c)| + \sum_{i=1}^{p-1} |s(x_i - x_c) - s(x_{i-1} - x_c)|$; $I(z)$ 表示编码映射,用于将满足条件的原始 LBP 编码映射到均匀模式下的编码,其取值范围为 $[0, (P-1) \times P + 1]$ 。

式(9)表明 0/1 跳变次数小于等于 2 的 LBP 模式将具有一个特定的编码值,其余模式共用一个编码值。因此, uLBP 模式集仅包含了 $[(P-1) \times P + 3]$ 个模式。

2.3.3 WLD-PNG 直方图

参照原始 WLD 直方图的统计方法,将改进的差分激励在其分布区间上做均匀量化,结合 uLBP 模式 (uLBP 提取的特征值) 统计得到 WLD-PNG 的二维分布直方图,并将此二维分布直方图按列优先连接为一维直方图,用于表示图像的纹理特征。WLD-PNG 直方图的参数 M, S, T 与原始 WLD 直方图的定义相类似,分别对应于差分激励划分的频段数、差分激励每个频段上划分的格数以及所使用的 uLBP 模式集的模式个数。

3 实验结果与分析

3.1 实验设定

本文纹理特征提取方法的关键就在于 WLD-PNG 的设计。为了验证 WLD-PNG 的有效性,分别在标准正常、旋转、拉伸、旋转且拉伸的分块 Brodatz 纹理库和不同尺度、不同视角和不同光照下的 KTH-TIPS2-a 纹理库上与原始 WLD、uLBP、WLD + uLBP 以及其他改进的 WLD 方法进行了分类实验对比。

Brodatz 库中每类纹理均采用单一的物理样本。这里使用 32 类 Brodatz 纹理^[23]进行实验,图 4 给出了部分实验图像。

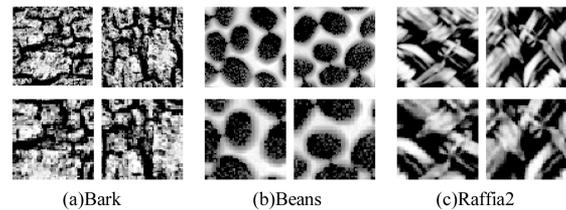


图 4 Brodatz 纹理库的部分实验图像

原始的 Brodatz 纹理图像是 256×256 像素的 8 位灰度图像,每幅图像被均匀地分割成 16 幅互不重叠的 64×64 像素的图像块。同文献[11-12, 23]采取的方法一样,为增加分类实验的挑战性,每个图像块样本再分别做如下变换:(1)旋转 90° ;(2)对原始样本中心的 45×45 像素进行拉伸得到一个 64×64 像素的样本;(3)按照步骤(1)和步骤(2)旋转并拉伸,由此得到 3 个附加样本。故每类纹理有 64 个样本共计 2 048 个样本。在分类实验中,从每类纹理中随机抽取 8 个样本连同其对应的 24 个附加样本共同作为该类纹理的训练样本,剩余的 8 个样本及其对应的附加样本则作为该类纹理的测试样本。为了避免随机抽取产生的实验偏差,分类实验共重复 10 次,取 10 次分类结果的平均值作为最终分类准确率。

与 Brodatz 纹理库不同, KTH-TIPS2-a 纹理库中的每类物质均包含 4 个不同的物理样本,这里使用全部的 11 类物质进行实验,部分实验图像如图 5 所示。

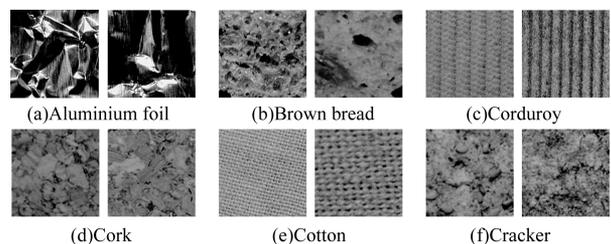


图 5 KTH-TIPS2-a 纹理库的部分实验图像

从图 5 可以看出,同一类物质的不同物理样本之间存在着明显的差异, KTH-TIPS2-a 纹理库上的纹理分类实验也更强调于识别同类物质的不同物理样本。与文献[11-12]采取的方法一样,这里仅选用了尺寸为 200×200 像素的 4 395 幅图像进行了实验。在分类实验中,依次选取各类物质 4 个物理样本中任意一个样本的所有图像作为测试样本,剩余的 3 个物理样本的所有图像则作为训练样本。KTH-TIPS2-a 库上的分类实验重复 4 次,取平均值作为最终分类准确率。

3.2 结果分析

3.2.1 WLD-PNG 的算子有效性验证

为了验证 WLD-PNG 中改进的差分激励算子以

及 uLBP 的有效性,这里将 uLBP、原始 WLD(简称为 WLD)、原始 WLD 的差分激励算子 + uLBP(简称为 WLD + uLBP)、WLD-PNG 进行分类对比实验。实验采用最近邻分类器进行分类,相似性测度选用卡方统计。各方法的差分激励均按照均匀划分的方式进行量化, uLBP 均使用矩形窗口,窗口大小统一设定为 3×3 像素。

一般来说,统计理论通常认为平均每格达到 10 个对象的直方图具有统计可靠性^[23]。根据 Brodatz 上实验样本的大小及局部窗口的设定,对每幅图像可提取到 $62 \times 62 = 3\ 844$ 组特征值,其直方图的维数不宜超过 384,由于使用 3×3 像素窗口,邻域像素点个数 P 就等于 8,则 uLBP 模式集的模式个数 T 就固定的等于 59, M 与 WLD 做相同的设定取 6,因此 Brodatz 上的实验统一设定 $S = 1$,而 WLD 的方向被量化在 8 个主方向上,则 WLD 的 $T = 8$,图 6 给出了 Brodatz 纹理库上各方法的分类准确率,括号中是 10 次分类结果的标准偏差。同理, KTH-TIPS2-a 纹理库上 S 最大可以取到 11,考虑到直方图的统计可靠性,也为了避免维数过高,本文仅考虑 $S \leq 6$ 的情况,图 7 是 KTH-TIPS2-a 纹理库上 S 取不同值时各方法的分类准确率。

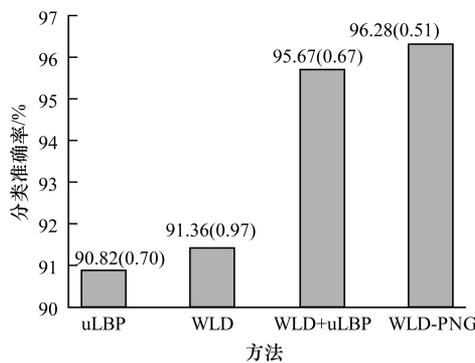


图6 Brodatz 纹理库的分类准确率对比

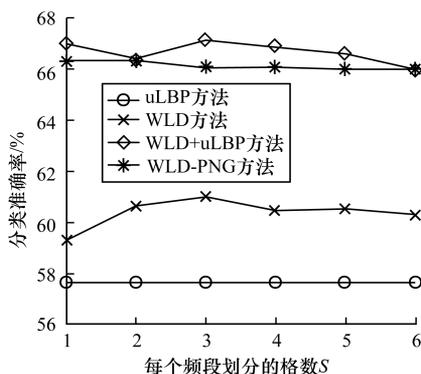


图7 KTH-TIPS2-a 纹理库上不同 S 对分类准确率的影响

图 6、图 7 的结果表明, WLD-PNG 和 WLD + uLBP 的分类准确率明显优于 uLBP 和 WLD,其主要原因是相对于 WLD 的方向算子, uLBP 能更好地描

述局部窗内邻域像素点间灰度变化的梯度空间分布信息。但如果仅用 uLBP 描述局部纹理特征,因缺乏梯度幅值信息的描述,所以,分类结果要低于其他方法,这一点也说明了差分激励算子在纹理描述中的必要性。而从 WLD-PNG 与 WLD + uLBP 的对比中也可以发现, WLD-PNG 能够得到更高的分类准确率,这主要由于改进的差分激励算子相比于原始 WLD 的差分激励算子,能够更好地反映局部窗内的灰度等级变化,具有更好的纹理模式区分能力。此外, WLD-PNG 在 Brodatz 纹理库上 10 次分类结果的标准偏差也最小,因此,其提取的特征也更为稳健。

在图 7 中, uLBP 由于不涉及 S 的取值,其分类准确率为一条直线, WLD + uLBP 随着 S 值的变化分类准确率变化不明显,而 WLD 和 WLD-PNG 随着 S 值的增大,其分类准确率会出现波动,两者均在 $S = 3$ 时达到最佳分类效果。由此表明,过度精细的划分差分激励反而会降低分类准确率,这主要是 KTH-TIPS2-a 纹理库所提供的同类物质的物理样本之间存在较大差异所致。

综上,与其他方法相比, WLD-PNG 得到了更高的分类准确率,并具有更好的稳健性,这主要是因为利用正负梯度构建纹理特征,保留了局部窗内灰度等级变化的正负性信息,更好地反映了局部窗内的灰度等级变化,提高了稳健性,也增强了纹理模式的区分能力,同时,通过 uLBP 提取灰度等级变化的空间分布结构信息,更充分地体现了纹理的结构信息,也进一步提高了纹理模式的识别能力。

3.2.2 WLD-PNG 的算子结合性验证

在已有的改进 WLD 中,文献[12]将差分激励算子与 uLBP 进行了结合。为了进一步验证 WLD-PNG 中改进的差分激励算子能够与 uLBP 更好地结合,这里将 WLD-PNG 与文献[12]的 WLBP 进行了实验对比分析。与本文方法不同的是:为了提取更为健壮的纹理特征, WLBP 的差分激励算子是通过高斯拉普拉斯算子计算 ΔI 的。考虑到图像灰度变化对噪声的敏感性,本文方法也先采用高斯函数对图像进行预处理,设原始图像为 $I(x, y)$,则经高斯滤波后的图像为:

$$I'(x, y) = I(x, y) * G(\sigma) \quad (10)$$

其中, $*$ 表示卷积运算符; x, y 表示像素点位置; σ 表示高斯核函数的方差,通过改变 σ 参数可以控制去噪的平滑程度。

图 8 是 Brodatz 纹理库上的实验结果,滤波窗口大小取 3×3 像素, WLBP 的 K 值取 $\frac{\pi}{30}$ 。从结果看, WLD-PNG 的分类准确率要优于 WLBP,本文实验中两者的最优分类准确率相差 2.41%,而本文 WLD-

PNG 比文献[12]的公布的结果高出 1.66%;与未加高斯滤波预处理的 WLD-PNG 的分类准确率 96.28% (见图 6) 相比,当选择合适的参数时,增加高斯滤波预处理后的分类准确率得到了进一步的改善,在 $\sigma = 0.4$ 时,最高达到了 97.34%。

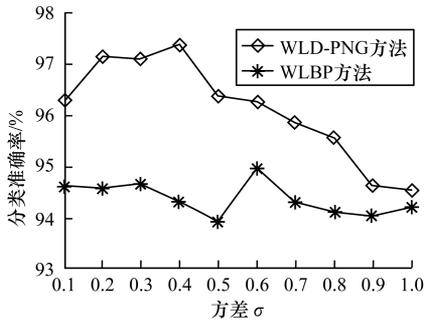


图 8 Brodatz 纹理库上不同 σ 对分类准确率的影响

图 9 是对 KTH-TIPS2-a 纹理库的分类实验结果,这里设定 $S = 3$,从图 9 的实验结果来看,WLD-PNG 的分类准确率依然优于 WLBP,比 WLBP 的最优分类精确度高出了 3.29%,比文献[12]的结果也高出了 4.4%。当 $\sigma = 0.7$ 时,KTH-TIPS2-a 纹理库上的分类准确率最高达到了 68.82%,比未加高斯滤波预处理的分类准确率 67.08% (见图 7) 高出了 1.74%。

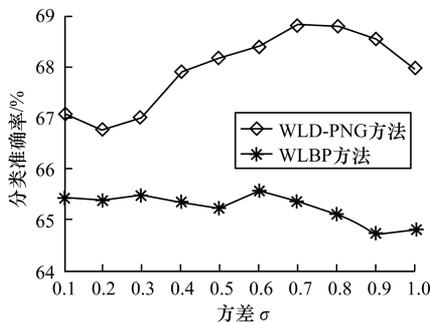


图 9 KTH-TIPS2-a 纹理库上不同 σ 对分类准确率的影响

从图 8、图 9 看到,随着 σ 取值的持续增大,本文方法的分类准确率开始下降。尤其当 $\sigma > 0.5$ 时,本文方法在 Brodatz 纹理库上的分类准确率甚至低于不加高斯滤波的分类结果。其主要原因是,当 σ 取值过大时,局部窗内灰度变化的梯度被过度平滑,导致其分类准确率明显下降。

WLD-PNG 的分类结果之所以优于 WLBP,除了前述原因外,还在于:

(1) WLD-PNG 的差分激励算子和 uLBP 都是基于邻域像素点与中心像素点间灰度的正负变化来构建的,两者能够更好地结合。

(2) WLBP 仅在计算局部窗口的灰度变化梯度 ΔI 时考虑了噪声的影响,而本文方法将高斯滤波作为预处理,相当于在计算差分激励和 uLBP 模式时均

考虑了噪声的影响,使得 WLD-PNG 提取的局部纹理特征更为稳健。

3.2.3 WLD-PNG 的有效性验证

为了进一步验证 WLD-PNG 的有效性,本节将其与其他改进的 WLD 方法进行了实验对比,其中,文献[13]方法标记为 WLD-PWM,其方差被均匀地量化为 10 格;文献[16]方法标记为 WLD-sobel,高斯滤波的 σ 取值为 0.4;文献[17]方法标记为 WLD-ratio。各方法均按照均匀划分的方法进行量化,其实验结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,WLD-PNG 的分类准确率明显高于其他改进的 WLD 方法。

表 1 Brodatz 和 KTH-TIPS2-a 纹理库上的分类准确率 %

方法	Brodatz 纹理库	KTH-TIPS2-a 纹理库
WLD-PWM	93.05	57.73
WLD-ratio	91.55	60.15
WLD-sobel	92.33	60.31
WLD-PNG	97.33	67.87

3.2.4 计算复杂度对比

由计算模型可知,与原始 WLD 相同,WLD-PNG 对局部光照不均具有鲁棒性,韦伯定律的引入,也保证了其能克服满足倍乘关系的噪声影响,加之高斯滤波的作用又进一步增强了本文方法对随机噪声的抗干扰能力。

为了比较的计算复杂度,在主频 2.13 GHz 的 Intel Core i3 处理器、内存为 2 GB、测试软件为 Matlab R2007b 的实验平台上,对 WLD-PNG (未加高斯滤波和加高斯滤波)、原始 WLD、WLBP 处理一幅纹理图像的平均耗时进行了测试比较,实验结果如表 2 所示。Brodatz 纹理库上未加高斯滤波预处理时,WLD-PNG 的平均耗时与原始 WLD 相同,在增加高斯滤波预处理后,其运行时间有所增加但仍然少于 WLBP;在 KTH-TIPS2-a 纹理库上,WLD-PNG 的运行效率比 WLD 低,但不论是否增加高斯滤波预处理,其效率都要高于 WLBP。

表 2 Brodatz 和 KTH-TIPS2-a 纹理库上的平均耗时 s

方法	Brodatz 纹理库	KTH-TIPS2-a 纹理库
WLD	0.004 2	0.018 2
WLBP	0.006 1	0.052 2
WLD-PNG (未加高斯滤波)	0.004 2	0.044 7
WLD-PNG (加高斯滤波)	0.005 2	0.046 8

4 结束语

纹理特征在纹理分类识别中起着十分重要的作用。本文利用局部窗内灰度变化的正负梯度信息计算差分激励算子和 uLBP,两者的有机结合能够更好地

地表示纹理信息,解决了原始 WLD 对纹理模式区分能力不足的问题,从差分激励算子和 uLBP 的计算模型可以看出,两者均能克服倍乘变化的噪声影响,加之高斯滤波的作用,使得 WLD-PNG 具有更好的稳健性。Brodatz 和 KTH-TIPS2-a 纹理库上的实验结果也验证了其有效性。然而,差分激励的量化会对分类结果产生较大影响,进一步改进量化方法使之具有自适应性是今后的研究重点。

参考文献

- [1] 刘 丽,匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报,2009,14(4):622-635.
- [2] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural Features for Image Classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3(6):610-621.
- [3] 王国德,张培林,任国全,等. 融合 LBP 和 GLCM 的纹理特征提取方法[J]. 计算机工程,2012,38(11):199-201.
- [4] Mallat S G. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7):674-693.
- [5] Unser M. Texture Classification and Segmentation Using Wavelet Frames [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(11):1549-1560.
- [6] He Dongchen, Wang Li. Texture Unit, Texture Spectrum, and Texture Analysis[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28(4):509-512.
- [7] He Dongchen, Wang Li. Simplified Texture Spectrum for Texture Analysis [J]. Journal of Communication and Computer, 2010, 7(8):44-53.
- [8] Varma M, Zisserman A. A Statistical Approach to Material Classification Using Image Patch Exemplars[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(11):2032-2047.
- [9] Liu Li, Fieguth P W. Texture Classification from Random Features [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(3):574-586.
- [10] Ojala T, Pietik I M, Harwood D. A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1):51-59.
- [11] Chen Jie, Shan Shiguang, He Chu, et al. WLD: A Robust Local Image Descriptor [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(9):1705-1720.
- [12] Liu Fan, Tang Zhenmin, Tang Jinhui. WLBP: Weber Local Binary Pattern for Local Image Description [J]. Neurocomputing, 2013, 120:325-335.
- [13] Dawood H, Dawood H, Guo Ping. Combining the Contrast Information with WLD for Texture Classification [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 203-207.
- [14] 付 蓉,石美红,徐步高. 基于窗阈值局部二值模式的织物疵点检测算法[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(9):2009-2015.
- [15] Huang Di, Shan Caifeng, Ardabilian M, et al. Local Binary Patterns and Its Application to Facial Image Analysis: A Survey [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2011, 41(6):765-781.
- [16] Li Shutao, Gong Dayi, Yuan Yuan. Face Recognition Using Weber Local Descriptors [J]. Neurocomputing, 2013, 122:272-283.
- [17] Cui Shiyong, Dumitru C O, Datcu M. Ratio-detector-based Feature Extraction for Very High Resolution SAR Image Patch Indexing [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(5):1175-1179.
- [18] Gragnaniello D, Poggi G, Sansone C, et al. Fingerprint Liveness Detection Based on Weber Local Image Descriptor [C]//Proceedings of IEEE Workshop on Biometric Measurements and Systems for Security and Medical Applications. Napoli, Italy: IEEE Press, 2013: 46-50.
- [19] Hussain M, Muhammad G, Saleh S Q, et al. Image Forgery Detection Using Multi-resolution Weber Local Descriptors [C]//Proceedings of EUROCON '13. Zagreb, Yugoslavia: IEEE Press, 2013:1570-1577.
- [20] 郭大洲. 基于韦伯局部特征和形状上下文的图像识别与匹配算法[D]. 天津:天津大学,2010.
- [21] Ojala T, Pietik I M, Menp T. 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.
- [22] Jain A. Fundamentals of Digital Image Processing [M]. [S. l.]: Wiley-Blackwell, 1989.
- [23] Ojala T, Valkealahti K, Oja E, et al. Texture Discrimination with Multidimensional Distributions of Signed Gray-level Differences [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(3):727-739.

编辑 刘 冰