

文章编号 1004-924X(2010)08-1886-10

局部 Walsh 谱描述图像纹理特征的旋转不变性

孙慧贤, 张玉华, 罗飞路

(国防科技大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 为了有效地进行纹理分析, 提出一种基于局部 Walsh 谱的纹理特征旋转不变性描述方法。首先, 比较每个像素点与其邻近点的灰度值生成局部二值序列, 并计算序列离散 Walsh 变换的功率谱; 然后, 采用功率谱的各谱点值构成特征直方图描述纹理特征; 最后, 从序列的列率特性出发, 构造了新的两族局部 Walsh 谱, 揭示了局部 Walsh 谱与局部二值模式之间的联系。因为离散 Walsh 变换功率谱具有循环移位不变性, 所以局部 Walsh 谱具有先天的旋转不变性。实验结果显示, 与灰度共生矩阵和 Gabor 滤波器组相比, 局部 Walsh 谱的纹理分类准确率较高; 与局部二值模式相比, 在相同尺度下局部 Walsh 谱的分类准确率比其高出 3% 以上, 对两幅旋转纹理图像分割的错误率比其低 11% 和 3%, 表明提出的方法具有较好的纹理鉴别能力和旋转不变性。

关键词: 纹理分析; 局部 Walsh 谱; 列率; 旋转不变性

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20101808.1886

Description of rotation invariant texture image with local Walsh spectrum

SUN Hui-xian, ZHANG Yu-hua, LUO Fei-lu

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National University of
Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In order to analyze the image texture effectively, the new rotation invariant and multiresolution texture descriptors are proposed based on Local Walsh Spectrum (LWS). Firstly, the Local Binary Sequence (LBS) of each pixel is obtained by comparing its gray-scale with neighboring points and the power spectrum of Discrete Walsh Transform (DWT) of the LBS is calculated. Then, the spectrum's value in the power spectrum is expressed in characteristic histogram to describe the texture feature. Finally, based on the sequency characteristic of LBS, the Two-family Sequency LWS (TSLWS) is proposed to reveal the relationship between LWS and Local Binary Pattern (LBP). Because of the circular-shift-invariant of DWT power spectrum, the proposed texture descriptors show prior rotation invariance. Experimental results indicate that the texture classification precisions of LWS are better than those of the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) method and Gabor filter bank method. Furthermore, as compared with the LBP, the texture classification precision of the LWS is 3% higher than that of LBP in the same local neighborhood and the segmentation in inaccuracies of the LWS are 11% and 23% respectively less than those of LBP for two rotated mosaic texture images,

收稿日期: 2009-11-26; 修订日期: 2009-12-28.

基金项目: 国防预研重点资助项目 (No. 51317030106)

which proves that the proposed method has better abilities of texture discrimination and rotation invariance.

Key words: texture analysis; Local Walsh Spectrum(LWS); sequency; rotation invariance

1 引言

纹理图像分析是图像处理和机器视觉中的热点问题,它在目标识别^[1]、生物特征识别^[2]、图像检索^[3],以及工业检测^[4]等方面都有着广泛的应用。常用的纹理分析方法可分为统计法、结构法、频谱法和模型法等,在这些方法中,最具代表性的有灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)、马尔科夫随机场模型、Gabor 滤波器组、小波变换等方法,但目前大多数纹理提取算法的计算复杂度都较高,严重影响了纹理特征在实际图像处理中的应用。

局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)是 Ojala 等人提出的一种有效的纹理描述算子^[5-6],它从纹理局部近邻定义中衍生出来,是一种描述图像局部区域内像素灰度的联合分布密度的方法,可看作是统计法和结构法的一种联合。LBP 算子具有旋转不变性和灰度不变性等显著优点,同时,由于其计算复杂度小,纹理识别能力强,近年来在纹理分类^[7]、图像检索^[8]、人脸图像分析^[9]等领域得到广泛应用。但是,LBP 算子只是根据局部近邻二值关系的排列顺序来定义结构的相似性,缺乏理论上的解释,同时,有研究表明 LBP 算子不能有效地、完整地描述纹理特征^[10]。

离散 Walsh 变换(Discrete Walsh Transform, DWT)是一种重要的离散正交变换,目前,利用 DWT 提取纹理特征的方法屡见不鲜。张志龙等^[11]在 3×3 邻域内用相邻像素与中心像素的差值形成序列,采用序列 Walsh 变换系数的各阶矩描述纹理特征。Nassiri 等^[12]比较了利用离散余弦变换、离散 Walsh-Hadamard 变换、离散 Slant-Hadamard 变换纹理分类的性能,先对图像进行 2D 正交变换,然后利用变换系数均值和标准差描述纹理特征。但是,现有方法都是直接利用 DWT 系数的各阶统计量描述纹理,并没有对其功率谱进行深入研究。实质上,DWT 的功率谱是描述非正弦信号列率(sequency)特性的有力工具。上文提到的 LBP 算子中,像素局部近邻二

值关系可看作一类一维离散时间序列,其特征可用列率加以描述。因此,认为利用 DWT 的功率谱能更合理有效地分析像素局部邻近关系,描述图像的纹理特征。

基于此,本文首次将列率特性应用于图像纹理特征描述,提出一种基于局部 Walsh 谱的纹理旋转不变性描述方法。从序列的列率特性出发,揭示了 LBP 算子定义旋转不变 Uniform 模式的本质。在标准局部 Walsh 谱的基础上,定义了维数更低、分辨率更好的两族局部 Walsh 谱。最后,通过纹理分类和分割实验验证了局部 Walsh 谱具有优秀的纹理鉴别能力和旋转不变性。

2 利用局部 Walsh 谱提取纹理特征

2.1 局部二值序列

为了便于描述像素点邻域内灰度的变化,定义局部二值序列 $S_{P,R}$ 表示在半径为 R 的圆形邻域内的 P 个采样点构成的离散序列:

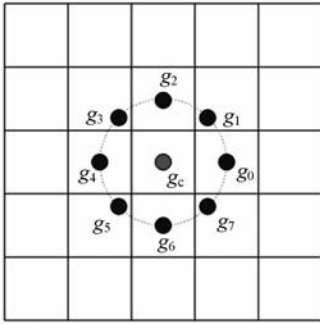
$$S_{P,R} = \{f(g_0 - g_c), f(g_1 - g_c), \dots, f(g_{p-1} - g_c)\}, \quad (1)$$

其中: g_c 为中心像素点的灰度值, g_i 为邻域中第 i ($i=0, \dots, P-1$) 个像素点的灰度值。 $f(x)$ 为二值函数

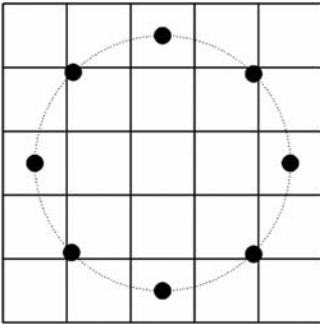
$$f(x) \begin{cases} 1, & x \geq T \\ 0, & x < T \end{cases}. \quad (2)$$

其中: T 为二值函数 $f(x)$ 的阈值,一般情况下取 0。

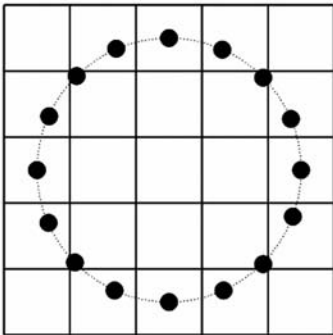
$S_{P,R}$ 用邻域像素点与中心像素点的灰度差来代替邻域像素点的灰度值,使描述纹理的特征不受不同图像灰度等级不同的影响。 $S_{P,R}$ 允许在一定半径的圆形邻域内有任意多个像素点,采用双线性插值算法计算没有完全落在像素位置的点的灰度值。如图 1 为典型圆对称型邻域点集 ($P=8, R=1$)、($P=8, R=2$) 和 ($P=16, R=2$) 3 种情形。从本质来看,LBP 算子及其各种扩展模式都是在分析二值序列分布及排列顺序的基础上产生的,通过定义二值序列结构的相似性实现旋转不变性,利用等价模式降低特征维数。



($P=8, R=1$)



($P=8, R=2$)



($P=16, R=2$)

图 1 圆对称型邻域点集

Fig.1 Circularly symmetric neighbor sets

2.2 局部 Walsh 谱

Walsh 函数是一组完备化的正交函数。它虽然只取 +1 和 -1 两个数值,但仍有许多与三角级数相同的特性。Walsh 变换是将待变换函数映射到由正交、完备、归一化的 Walsh 函数系空间。

对于 $N(N=2^p, p$ 为正整数) 点长的离散序列 $x(n), n=0, 1, \dots, N-1$, 其离散 Walsh 变换定义为:

$$W(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)Wal(k, n), k = 0, 1, \dots, N-1, \tag{3}$$

其中: $W(k)$ 为 Walsh 变换系数, k 为 Walsh 函数的列率, $Wal(k, n)$ 为权函数, 表示在 N 个 Walsh 函数系中第 n 个离散函数。

按 Hadamard 排列的离散 Walsh 变换又称为离散 Walsh-Hadamard 变换, 可表示为 $(DWT)_H$ 。序列 $\{x(n)\}$ 的 $(DWT)_H$ 为 $w_H(k)$, 其对应的功率谱为:

$$\begin{cases} P_H(0) = W_H^2(0) \\ P_H(r) = \sum_{k=2^{r-1}}^{2^r-1} W_H^2(k), r = 1, 2, \dots, p \end{cases}, \tag{4}$$

其中: $p = \log_2 N$ 。

Walsh 基函数本身就是不连续函数, 它将 Fourier 域中频率的概念扩充到 Walsh 域中列率的概念。相对于 Fourier 域中频率代表谐波基函数的周期, Walsh 域中列率表示单位时间内非正弦信号过零点的次数。从式(4)中可以看出, 对于一个 N 点长的序列, 其 $(DWT)_H$ 的功率谱点有 $p+1$ 个, 每个功率谱点 $P_H(r)$ 含有一族列率的功率, 每族列率都是由最低列率及其全部奇数倍的列率所组成。

$(DWT)_H$ 的功率谱可以有效分析序列的列率特性, 本文通过统计邻域内的局部二值序列的列率来描述纹理特性。局部二值序列 $S_{P,R}$ 的离散 Walsh 变换功率谱定义如下:

$$\begin{cases} LWS_{P,R}(0) = \left[\sum_{n=0}^{N-1} S_{P,R}(n)Wal(0, n) \right]^2 \\ LWS_{P,R}(r) = \sum_{k=2^{r-1}}^{2^r-1} \left[\sum_{n=0}^{N-1} S_{P,R}(n)Wal(k, n) \right]^2 \end{cases}, \tag{5}$$

其中: $r=1, 2, \dots, p, p = \log_2 N, N=P$ 。

为了便于统计并形成特征直方图, 在 $(DWT)_H$ 功率谱的计算中, 取消了乘法因子 $1/N$, 可以减少运算量, 同时不影响特征直方图对纹理的描述。从式(5)可以看出, 对于一个二值序列 $S_{P,R}$, 其局部 Walsh 谱 $LWS_{P,R}$ 谱点共有 $\log_2 P+1$ 个, 以特征直方图形式统计整个扫描区域中每个 $LWS_{P,R}$ 谱点的值, 并将此作为扫描区域纹理的描述。这种描述纹理特征的方法称之为局部 Walsh 谱(Local Walsh Spectrum, LWS)。

对于一个 P 点长的二值序列,每个谱点可能取值的数量用 $H(r)$ 表示,具体如下:

$$\begin{cases} H(0) = P + 1 \\ H(1) = H(2) = \dots = H(r) = P/2 + 1 \end{cases} \quad (6)$$

则 $LWS_{P,R}$ 特征直方图的特征数量为:

$$BIN_P = P + \frac{1}{2} P \log_2 P + \log_2 P + 1 \quad (7)$$

类似离散 Fourier 变换存在快速算法 FFT 一样,DWT 也有快速算法 FWT。而且,为了获得序列 $\{x(n)\}$ 的 $(DWT)_H$ 的功率谱,不必算出全部 $(DWT)_H$ 系数,可直接通过序列快速计算出全部谱点。若 $N = 8$, $(DWT)_H$ 功率谱快速算法流程图如图 2 所示。

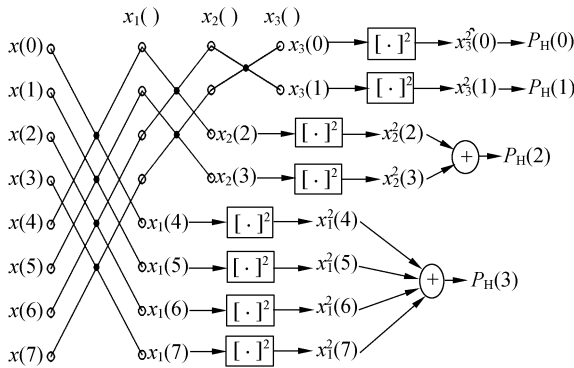


图 2 快速计算 $(DWT)_H$ 功率谱流程图 ($N=8$)

Fig. 2 Flowchart of fast $(DWT)_H$ spectrum ($N=8$)

因此,在计算 $LWS_{P,R}$ 时,可以直接采用 $(DWT)_H$ 功率谱的快速算法,直接计算出全部谱点。从式(5)和图 2 中分析可知,快速 $(DWT)_H$ 功率谱计算中,除了最后的平方运算外,只有加减法运算,基本消除了乘法和除法运算。每次迭代,加减法次数为 $2^{-k}P$, k 为迭代次数, $k = \log_2 P, \dots, 1$ 。平方运算为 P 次,谱点值加权计算需要加法次数为 $2^{-n}P$, $n = 1, \dots, \log_2 P - 1$ 。因此, $LWS_{P,R}$ 的计算复杂度较低。

2.3 旋转不变性

$(DWT)_H$ 的功率谱 $P_H(r)$ 具有对时域序列循环移位不变的性质^[13]。以长度 $N = 8$ 的序列 $\{x(n)\}$ 为例,令 $\{z(n)\}_L$ 表示 $x(n)$ 循环左移位后的序列,即

$$\{z(n)\}_L = \{x(l), x(l+1), \dots, x(l-2), x(l-1)\}$$

其中: $l = 1, 2, \dots, 7$ 。

对序列 $\{x(n)\}$ 进行 $(DWT)_H$ 得到变换系数为 $W_{Hz}(k)$,对 $\{z(n)\}_L$ 进行 $(DWT)_H$ 的 DWT 为

$W_{Hz}(k)$,可以证明有如下关系:

$$W_{Hz}^2(0) = W_{Hz}^2(0)$$

$$W_{Hz}^2(1) = W_{Hz}^2(1)$$

$$\sum_{k=2^{r-1}}^{2^r-1} W_{Hz}^2(k) = \sum_{k=2^{r-1}}^{2^r-1} W_{Hz}^2(k), r = 2, 3.$$

根据式(4)对 $(DWT)_H$ 功率谱的定义可知,序列 $\{x(n)\}$ 循环移位后,其 $(DWT)_H$ 的功率谱不变。图像旋转不会改变局部二值序列中元素的次序。在圆形邻域中,采样起始点 $s(0)$ 的位置确定,图像的旋转可看作是周期序列的循环移位,移位的大小与旋转的角度相关。由于 $(DWT)_H$ 功率谱具有对时域序列循环移位不变的性质。即,局部二值序列 $S_{P,R}$ 的局部 Walsh 谱 $LWS_{P,R}$ 不随序列的循环移位而改变。因此,纹理图像的旋转不会改变 $LWS_{P,R}$ 的特征值。

3 局部 Walsh 谱特征的扩展与分析

3.1 两族局部 Walsh 谱

频率被定义为正弦函数在单位时间内所经历的完整的周期数。实际上它又是正弦函数在单位时间内过零点(均匀分布的)数目的一半。列率被用于描述广义频率,它区别在一个区间内函数值过零点非等间隔分布、同时又不一定是周期性的函数。连续时间上列率的定义为区间内函数平均每秒过零点数的一半。连续函数的过零点与离散函数的变号是关联的。设在单位时间内,离散时间函数的符号平均变更次数为 η ,则列率 k 定义为:

$$k = \begin{cases} \eta/2, & \text{当 } \eta = 2k, \text{为偶数} \\ (\eta+1)/2, & \text{当 } \eta = 2k-1, \text{为奇数} \end{cases} \quad (9)$$

图 3 中两个离散时间函数 $x_1(n)$ 和 $x_2(n)$ 均

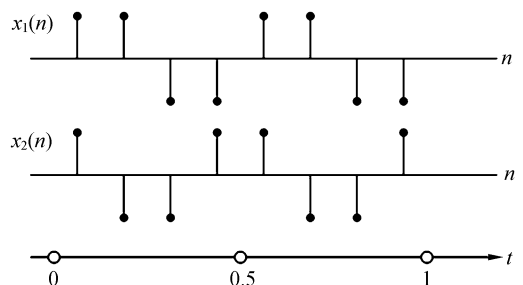


图 3 离散时间序列列率定义

Fig. 3 Example of discrete time function

定义在 $[0, 1)$ 上,在该区间内, $x_1(n)$ 和 $x_2(n)$ 的符号变更次数分别为 $\eta_1=3, \eta_2=4$,它们的列率都等于 2 。 $x_1(n)$ 和 $x_2(n)$ 又可看作是一个 8 点长的局部二值序列 $S_{P,R}$ 及其循环移位得到的序列。由此可见,利用 $S_{P,R}$ 的列率可以描述像素邻域的变化,还可实现旋转不变性。

以符号 $F[P_H(r)]$ 表示谱点 $P_H(r)$ 所含的列率成分,对 $N=2^p$ 的一般情况,可以证明:

$$\begin{aligned} F[P_H(0)] &= 0 \\ F[P_H(p)] &= 1, 3, 5, \dots, N/2 - 1 \\ F[P_H(p-1)] &= 2, 6, 10, \dots, N/2 - 2 \\ F[P_H(p-2)] &= 4, 12, 20, \dots, N/2 - 4 \\ F[P_H(p-k)] &= 2^k, 3 \cdot (2^k), 5 \cdot (2^k), \dots, \\ & N/2 - 2^k \\ & \dots \dots \\ F[P_H(1)] &= N/2 \end{aligned}$$

每个功率谱点 $P_H(r)$ 含有一族列率的功率,每族列率都是由最低列率及其全部奇数倍的列率所组成,所有谱点的列率数量的和正好等于 $(N/2 + 1)$ 。

从上面列率的定义和分析可以看出,对于二值离散信号,列率描述了信号跳变次数的一半。正如 Uniform 类型的 LBP 算子一样,对于描述纹理特征的局部二值序列,低列率的信号更加有用。因此本文选用 $P_H(0)$ 和 $P_H(p)$ ($p = \log_2 N$, N 为序列的长度)两族列率构成 LWS 的谱直方图,对纹理特征进行描述。这种方法称为两族局部 Walsh 谱 (Two-family Sequency LWS, TSLWS),记作 $LWS_{P,R}^{TS}$ 。

对于 P 点长的局部二值序列 $S_{P,R}$, $LWS_{P,R}^{TS}$ 谱直方图的特征数量为:

$$BIN_P = P + 1 + \frac{1}{P} + 1 = \frac{3}{2}P + 2. \quad (10)$$

利用(DWT)_H功率谱快速算法,可直接从局部二值序列得到(DWT)_H功率谱,如图2所示。另外,TSLWS计算时可将图2中的平方运算改为绝对值运算,不会影响算子的分辨能力和旋转不变性。因此两族局部 Walsh 谱只需计算两个谱点值,相比标准 LWS 运算量更小,特征维数更低。

3.2 LWS 与 LBP 的区别与联系

LWS 与 LBP 之间都是建立在刻画图像像素

点邻域内灰度变化的局部二值序列上的,因此二者具有相同的灰度范围内的平移不变性和多尺度描述纹理特征的能力。此外,它们都是利用特征直方图统计局部二值序列模式来提取纹理特征。

在描述局部二值序列模式方法方面,LBP 采用局部二值序列的结构性质建立规则,提取不同的模式,通过统计不同模式出现次数形成谱直方图,对纹理进行描述。典型的如旋转不变 Uniform 模式的 LBP 算子 $LBP_{P,R}^{nu2}$,将局部二值序列中不发生跳变的模式和跳变次数 $U \leq 2$ 次的模式作为 Uniform 模式,事实上, $S_{P,R}$ 是循环的,其跳变次数不可能为 1 。从列率的定义可知, $LBP_{P,R}^{nu2}$ 实际上只描述了局部二值序列列率等于 0 和 1 的成分。LWS 提取纹理特征时,首先计算局部二值序列的(DWT)_H功率谱,利用功率谱各谱点值组成谱直方图,描述局部二值序列的特性。从本质上讲,LWS 描述了局部二值序列的列率特性,标准的 LWS 描述了局部二值序列的全部列率成分,TSLWS 描述了列率 0 和 1 及其奇数倍的成分。

在实现图像旋转不变性方法方面,LBP 算子通过设定规则,将由于旋转发生改变的模式归为一类,实现图像旋转不变性。如 $P=8$ 的 LBP 算子中旋转不变的 Uniform 模式 $LBP_{P,R}^{nu2}$,除了 Uniform 模式为 $U=0$ 的两种模式 $(00000000)_2$ 和 $(11111111)_2$ 不受旋转影响外,其余 7 种 $U=2$ 的 Uniform 模式,每种都包含 8 种旋转情况,LBP 定义规则将它们视为一种模式。对于 LWS 算子,因为(DWT)_H功率谱具有循环移位不变的性质,因此 $LWS_{P,R}$ 不随局部二值序列 $S_{P,R}$ 的循环移位而改变,具有先天的旋转不变性。

在纹理谱直方图特征数量上,随着采样点数的增加,二进制模式的种类急剧增加,标准的 $LBP_{P,R}$ 谱直方图特征的数量为 2^P 。LBP 算子通过只描述列率等于 0 和 1 的 Uniform 模式定义旋转不变 Uniform 模式 $LBP_{P,R}^{nu2}$,减少特征数量。通常, $LBP_{P,R}^{nu2}$ 谱直方图的特征数量为 $(P+2)$ 。采样点数增加同样影响 LWS 算子,标准 $LWS_{P,R}$ 谱直方图特征的数量为 $(P+1) + (P/2+1)\log_2 P$,但是 LWS 可通过描述部分列率成分降低特征维数,如 $LWS_{P,R}^{TS}$ 谱直方图特征数量仅为 $(3P/2+2)$ 。

4 实验结果与分析

4.1 纹理分类实验

利用纹理分类实验验证 LWS 方法的性能。实验一用来验证 LWS 对纹理的鉴别能力,实验二深入比较 LWS 和 LBP 对旋转纹理图像分类的性能,验证 LWS 的旋转不变性和多尺度性。

4.1.1 分类实验一

选用 Brodatz 图像库中的纹理图像来检验分类性能,从中选取 20 类纹理图像进行分类。图像大小均选定为 640×640 ,把每幅图像划分为不重叠的 $100(10 \times 10)$ 幅子图像,子图大小为 64×64 。为便于比较,分别去掉最上一行、最下一行、最左一列、最右一列子图像,其余每幅纹理图像中的 64 幅子图进行实验。对每种纹理图像选取其中 10 幅子图作为训练,其余用作测试,共有测试图像 1 080 幅。

实验中采用 GLCM 特征^[14]、Gabor 滤波器组特征^[15]、LBP 特征^[6]作为对比方法,进行纹理分类。其中,GLCM 选择 0° 、 45° 、 90° 、 135° 四个方向,距离均为 1 的共生矩阵,分别提取能量(energy)、对比度(contrast)、相关性(correlation)、局部均匀性(homogeneity)等 4 个特征量,特征向量为 16 维。Gabor 滤波器特征选择 4 种尺度 6 个方向上的特征向量 48 维(24 个均值、24 个方差)。LBP 算子选择两种尺度($P=8, R=1$)和($P=16, R=2$)的旋转不变 Uniform 模式算子 $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 。LWS 算子选择与 LBP 同样尺度的两种算子 $LWS_{P,R}$ 和 $LWS_{P,R}^{TS}$ 进行比较。GLCM 纹理特征和 Gabor 滤波器纹理特征的相似性度量采用欧式距离,LBP 算子和 LWS 算子特征相似性度量采用 Chi-square 距离。选用 k -近邻(k -NN)分类器进行纹理分类实验。

实验结果如表 1 所示,其中给出了几种不同方法对全部 20 类纹理图像分类的准确率、每种方法的平均准确率及每种算子的所用特征的数量(BINS)。从中可以看出,TSLWS 方法的两种算子 $LWS_{8,1}^{TS}$ 和 $LWS_{16,2}^{TS}$ 分类准确率最高,分别为

92.6% 和 93.4%。标准 LWS 的两种算子 $LWS_{8,1}$ 和 $LWS_{16,2}$ 的分类准确率也均高于其它几种算法,分别为 92.1% 和 92.4%。在相同尺度情况下,不论是 LWS 算子,还是 TSLWS 算子,其纹理分类的准确率均高于 $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 算子 3% 以上。LBP 的 2 种算子 $LBP_{8,1}^{riu_2}$ 和 $LBP_{16,2}^{riu_2}$ 略低于 Gabor 滤波器组的平均分类结果。从实验结果分析可以看出,借助(DWT)_H 功率谱可以有效描述局部二值序列的列率特性,而利用局部二值序列的列率特性可以很好地刻画像素点邻域内灰度的变化,因此,LWS 算子能更加有效描述纹理特征。此外,实验中发现,Gabor 滤波器组算法所需运算时间最长,GLCM 方法次之。 $LBP_{P,R}^{TS}$ 运算时间与 $LBP_{P,k}^{riu_2}$ 相当, $LWS_{P,R}$ 的运算时间比 $LBP_{P,k}^{riu_2}$ 稍长。

表 1 Brodatz 纹理分类准确率结果对比

Tab. 1 Classification precisions of Brodatz texture images with different methods

	GLCM	Gabor	$LBP_{P,k}^{riu_2}$	$LWS_{P,R}$	$LWS_{P,R}^{TS}$				
P,R	—	—	8,1	16,2	8,1	16,2	8,1	16,2	
BINS	16	48	10	18	24	53	14	26	
D1	42.6	100	100	96.2	98.1	100	90.7	100	
D3	79.6	72.2	75.9	81.4	90.7	74.1	75.9	79.6	
D4	72.2	85.2	57.4	55.5	75.9	81.5	79.6	92.6	
D6	98.1	100	100	100	100	100	100	100	
D9	83.3	87.0	50.0	50.0	50	66.7	55.6	87.0	
D16	64.8	100	100	100	100	100	100	100	
D17	85.2	100	87.0	85.1	96.3	94.4	98.1	94.4	
D18	81.5	64.8	74.0	88.8	98.1	92.6	98.1	94.4	
D21	100	100	100	98.1	100	100	100	100	
D22	25.9	88.9	92.5	98.1	88.9	88.9	72.2	90.7	
D24	87.0	92.6	94.4	98.1	94.4	98.1	92.6	94.4	
D29	94.4	96.3	96.2	100	88.9	94.4	94.4	88.8	
D38	94.4	98.1	90.7	94.4	92.6	81.5	90.7	70.3	
D56	100	87.0	96.2	90.7	96.3	100	96.3	94.4	
D57	98.1	88.9	100	88.8	96.3	87	100	92.6	
D65	98.1	100	90.7	98.1	96.3	100	94.4	100	
D66	92.6	77.8	98.1	100	98.1	100	98.1	100	
D77	100	100	83.3	90.7	90.7	100	94.4	100	
D80	57.4	87.0	92.5	66.6	94.4	88.9	90.7	88.9	
D84	88.9	98.1	94.4	100	96.3	100	92.6	100	
Total	82.2	91.2	88.7	89	92.1	92.4	92.6	93.4	

4.1.2 分类实验二

分类实验二中纹理图像选用芬兰 Oulu 大学的 Outex 纹理图像数据库,光照条件选取“horizon”型,采集图像的分辨率为 300 dpi,选取其中 10 类纹理图像作为测试图像,选取其中 10 类纹理图像作为测试图像(barleyrice001、canvas004、cardboard001、crushedstone005、flakes001、groats001、leather001、mineral001、paper001、quartz001),大小为 746×538 。每类纹理选用旋转 0° 、 15° 、 30° 、 45° 、 60° 、 75° 、 90° 等 7 种不同角度的图像。把每幅图像划分为不重叠的 $20(5 \times 4)$ 幅大小为 128×128 的子图像。如图 4 所示为实验所用部分 Outex 纹理图像,其中 canvas004 和 cardboard001 两类纹理给出了对应的 7 种不同角度的子图像,其他几类纹理与之类似。由每类纹理中 0° 图像中的 5 幅子图像组成训练集,共 $50(5 \times 10)$ 幅子图像。测试集由剩余各角度纹理子图像组成,每类纹理有 $135(20 \times 6 + 15 \times 1)$ 幅测试

图像,共有测试图像 1 350 幅。选用 k -NN 分类器进行纹理分类实验。

实验中主要目的是对比 LBP 方法与 LWS 方法在不同尺度下对于旋转纹理图像的分类性能。对于两种算子分别对比了旋转不变等价模式 LBP 算子 $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 和 $LWS_{P,R}$ 、 $LBP_{P,R}^{TS}$ 算子在 $(P,R=8,1)$ 、 $(P,R=16,2)$ 以及 $(P,R=8,1+16,2)$ 三种尺度下对于测试图像 7 种不同角度的纹理识别性能。如表 2 为比较结果,对于 7 种不同角度纹理图像识别率的准确率的最高值也均出现在 $LWS_{P,R}$ 算子和 $LBP_{P,R}^{TS}$ 算子中。在 3 种相同尺度下, $LWS_{P,R}$ 算子对 7 种不同角度纹理分类准确率的平均值均高于 $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 算子, $LBP_{P,R}^{TS}$ 算子除在尺度为 $(P,R=8,1)$ 时外,分类准确率的平均值均高于 $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 。在 3 种尺度情况下, $LWS_{P,R}$ 算子和 $LBP_{P,R}^{TS}$ 算子分类准确率平均值的最大值分别比 $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 算子的最大值高 3.5% 和 2.5%。总的看来,LWS 方法的纹理旋转不变性优于 LBP 方法。

表 2 LWS 与 LBP 旋转纹理图像分类准确率对比

Tab. 2 Classification precisions of rotation texture images with LBP and LWS

Operator	P,R	Training angle							Average
		0°	15°	30°	45°	60°	75°	90°	
$LBP_{P,R}^{riu_2}$	8,1	95.3	93.5	89.0	79.0	74.0	72.0	69.5	81.8
	16,2	91.3	94.0	94.5	90.0	90.0	87.5	86.0	90.5
	8,1+16,2	96.0	97.0	95.3	95.5	91.5	88.5	87.5	93.0
$LWS_{P,R}^{TS}$	8,1	91.3	91.0	89.5	78.5	75.5	74.0	72.0	81.7
	16,2	92.0	96.0	95.0	93.5	92.5	87.0	88.5	92.1
	8,1+16,2	96.7	96.0	96.5	97.0	96.0	94.0	92.5	95.5
$LWS_{P,R}$	8,1	83.3	86.0	84.5	84.0	86.0	82.5	80.5	83.8
	16,2	96.5	99.5	96.5	97.0	95.5	94.5	92.5	96.0
	8,1+16,2	96.0	99.5	97.5	98.0	97.0	94.5	93.0	96.5

4.2 纹理分割实验

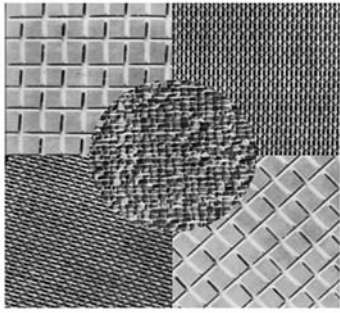
纹理分割实验是鉴别纹理特征性能的常用方法。为了进一步验证 LWS 算子纹理识别能力和旋转不变性,选择旋转不变 Uniform 模式算子 $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 和两族局部 Walsh 谱 $LWS_{P,R}^{TS}$ 对进行纹理图像分割实验,对比二者的性能。LBP 算子和 LWS 算子纹理特征相似性度量采用 Chi-square 统计方法。因为分割实验的目的是比较不同算法的纹理识别能力,在具体的纹理分割方法上统一选择了常用的模糊 C 均值聚类算法。

表 3 纹理图像分割错误率比较

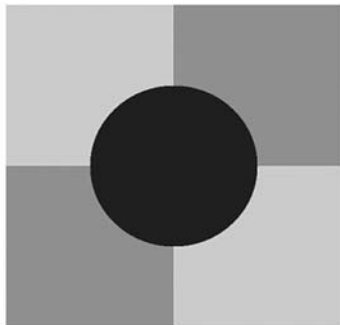
Tab. 3 Segmentation error ratios with LBP and LWS

	$LBP_{P,R}^{riu_2}$	$LWS_{P,R}^{TS}$
Mosaic_1	18.21%	6.32%
Mosaic_2	27.36%	3.51%

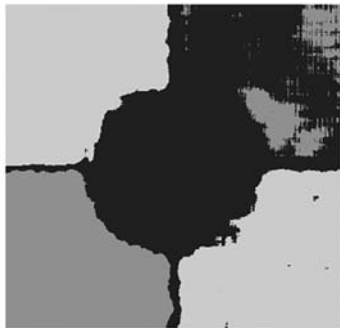
图 4 和图 5 分别给出了两幅由旋转纹理图像组成的图像 Mosaic_1 和 Mosaic_2,以及对应的标准模板和两种方法分割的结果。其中,Mosaic_1 由 Brodatz 纹理集中的 D1、D53 和 D4 组成,D1 和 D53 分别旋转 45° 和 75° 镶嵌其中。Mosaic_2



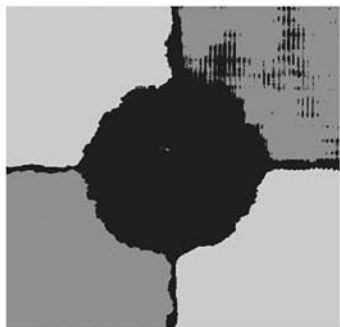
(a)原图
(a)Original image



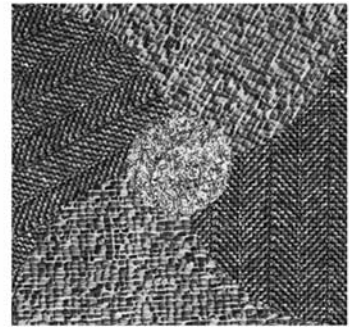
(b)标准模板
(b)Standard template



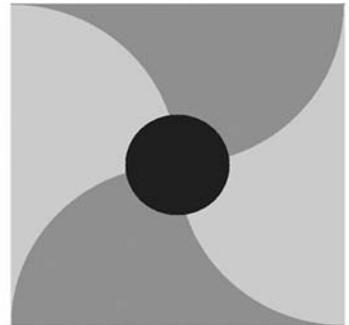
(c) $LBP_{P,R}^{iu2}$



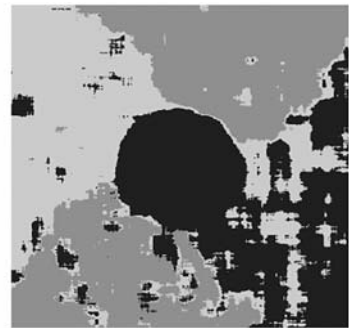
(d) $LWS_{P,R}^{TS}$



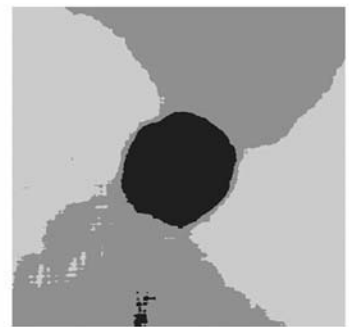
(a)原图
(a)Original image



(b)标准模板
(b)Standard template



(c) $LBP_{P,R}^{iu2}$



(d) $LWS_{P,R}^{TS}$

图 4 旋转纹理图像分割结果比较(Mosaic_1)

Fig. 4 Segmentation results of Mosaic_1 with different methods

图 5 旋转纹理图像分割结果比较(Mosaic_2)

Fig. 5 Segmentation results of Mosaic_2 with different methods

由 Brodatz 纹理集中的 D84、D17 和 D9 组成, D1 和 D53 分别旋转 60° 和 120° 镶嵌其中。对 Mosaic_2 分割时, $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 算子选用尺度 ($P, R=16, 2$), 除此之外, 在对以上两幅图像分割时, 两种算子的尺度均选择 ($P, R=8, 1$)。因为算子 $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 选用 ($P, R=8, 1$) 几乎无法分割出 Mosaic_2 中的三种纹理。从图 4 和图 5 中可以看出, $LWS_{P,R}^{TS}$ 的分割效果明显优于 $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 。两种方法对应的纹理分割的错分率见表 3 所示, 从中可以看出, $LWS_{P,R}^{TS}$ 对两幅旋转纹理图像分割的错误率分别为 6.32% 和 3.51%, 而 $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 分割的错误率分别为 18.21% 和 27.36%。因此, 定性的观察分割结果和定量的分割错误率比较都表明: 与 $LBP_{P,R}^{riu_2}$ 相比, $LWS_{P,R}^{TS}$ 具有较好的纹理鉴别能力和旋转不变性。

5 结 论

本文将列率特性应用于图像纹理特征描述,

提出一种基于局部 Walsh 谱的旋转不变性纹理特征提取方法。在此基础上, 鉴别不同谱点对纹理的分辨率, 定义了两族局部 Walsh 谱。从理论分析的角度看, LWS 利用 (DWT)_H 功率谱的循环移位不变性实现纹理特征旋转不变性, 具有先天的旋转不变性。从实验结果看, 与常用的纹理特征 (如 GLCM、Gabor 滤波器组等) 相比, 局部 Walsh 谱在纹理分类准确率和计算时间上具有较明显优势。与 LBP 相比, LWS 同样具有灰度不变性和多尺度特性, 在相同尺度条件下, LWS 对不同角度纹理图像的分类准确率比 LBP 高 3%, TSLWS 对两幅镶嵌旋转纹理图像分割的错误率比 LBP 低 11% 和 23%。由此可见, LWS 具有较好的纹理鉴别能力和旋转不变性。此外, LWS 还具有实现简单, 计算量小等优点。

参考文献:

- [1] 姜永林, 屈桢深, 王常虹. 基于纹理及统计特征的视频背景提取[J]. 光学 精密工程, 2008, 16(1): 172-177.
JIANG Y L, QU ZH SH, WANG CH H. Video background extraction based on textural and statistical features [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(1):172-177. (in Chinese)
- [2] 王玮, 黄非非, 李见为, 等. 使用多尺度 LBP 特征描述与识别人脸[J]. 光学 精密工程, 2008, 16(4): 696-705.
WANG W, HUANG F F, LI J W, et al.. Face description and recognition using multiscale LBP feature[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(4):696-705. (in Chinese)
- [3] 汪华章, 何小海, 宰文姣. 基于局部和全局特征融合的图像检索[J]. 光学 精密工程, 2008, 16(6): 1098-1104.
WANG H ZH, HE X H, ZAI W J. Image retrieval based on combining local and global features [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(6):1098-1104. (in Chinese)

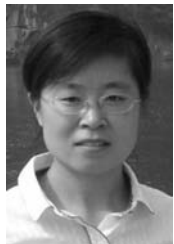
- [4] HAN Y F, SHI P F. An adaptive level-selecting wavelet transform for texture [J]. *Image and Vision Computing*, 2007, 25(1):1239-1248.
- [5] OJALA T, PIETIKAINEN M. Unsupervised texture segmentation using feature distributions [J]. *Pattern Recognition*, 1999, 32(2):477-486.
- [6] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(17):971-987.
- [7] HEIKKILA M, PIETIKAINEN M, SCHMID C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(1):425-436.
- [8] 蔡蕾, 王珂, 张立保. 基于局部二值模式的医学图像检索[J]. 光电子·激光, 2008, 19(1):104-106.
CAI L, WANG K, ZHANG L B. Medical image retrieval based on local binary patterns [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2008, 19(1):104-106. (in Chinese)
- [9] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face description with local binary patterns: application to

- face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [10] ZHOU H, WANG R S, WANG C. A novel extended local-binary-pattern operator for texture analysis[J]. *Information Sciences*, 2008, 178(2): 4314-4325.
- [11] 张志龙, 鲁新平, 沈振康, 等. 基于 LWT 的纹理特征提取方法[J]. 国防科技大学学报, 2005, 27(3): 86-91.
ZHANG ZH L, LU X P, SHEN ZH K, *et al.*. A texture feature extraction method based on local Walsh transform [J]. *Journal of National University Defense Technology*, 2005, 27(3): 86-91. (in Chinese)
- [12] NASSIRI M J, VAFAEI A, MONADJEMI A. Texture feature extraction using Slant-Hadamard transform [C]. *Proceeding of World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2006, 17: 40-44.
- [13] POESIO P. Walsh spectral analysis of binary signals arising from intermittent two-phase flows [J]. *International Journal of Multiphase Flow*, 2008, 34(1): 516-522.
- [14] HONEYCUTT C E, PLOTNICK R. Image analysis techniques and gray-level co-occurrence matrices (GLCM) for calculating bioturbation indices and characterizing biogenic sedimentary structures [J]. *Computers & Geosciences*, 2008, 34(1): 1461-1472.
- [15] MANJUNATH B S, MA W. Texture features for browsing and retrieval of image data[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(8): 837-842.

作者简介:



孙慧贤(1980—),男,内蒙古临河人,博士研究生,主要从事计算机视觉检测、模式识别等方面的研究。E-mail: Sa-ber_sun@163.com



张玉华(1978—),女,湖北荆州人,博士研究生,主要从事数字化测试技术、电磁无损检测等方面的研究。E-mail: zyh_legend@163.com

导师简介:



罗飞路(1946—),男,湖南衡阳人,教授,博士生导师,1983年于清华大学获得博士学位,主要从事装备无损检测、数字化测试技术及系统等方面的研究。E-mail: flluo@nudt.edu.cn