

基于 LWT 的纹理特征提取方法*

张志龙, 鲁新平, 沈振康, 李吉成

(国防科技大学 ATR 重点实验室, 湖南长沙 410073)

摘要 介绍了一种利用局部沃尔什变换(LWT)提取图像纹理特征的新方法,给出 LWT 的定义,并分析了 LWT 系数的统计特性及其各阶矩的纹理鉴别性能。结果表明:自然纹理图像的 LWT 系数一般不服从正态分布,其偶数阶矩具有较好的纹理鉴别性能,奇数阶矩的纹理鉴别性能较差,因此选取 LWT 系数的偶数阶(2、4、6 阶)矩作为纹理特征。与 Haralick^[1]、Wang 和 He^[2,3],以及 Hui Yu^[5]等人提出的纹理特征相比,基于 LWT 的纹理特征具有更好的鉴别性能,并且计算简单。

关键词 沃尔什变换,纹理特征,纹理分析,图像处理,模式识别

中图分类号:TP391 文献标识码:A

A Texture Feature Extraction Method Based on Local Walsh Transform

ZHANG Zhi-long, LU Xin-ping, SHEN Zhen-kang, LI Ji-cheng

(ATR Key Lab, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract A new texture feature extraction method using Local Walsh Transform (LWT) is presented. The definition of LWT is given. The statistical properties of LWT coefficients are analyzed. The texture discrimination performance of the moments of LWT coefficients are investigated. Detail examinations reveal that the LWT coefficients of the natural texture images usually do not yield to Gauss distribution, their even-order moments have high texture discrimination performance, while their odd-order moments have low texture discrimination performance. Hence, the even-order (2nd, 4th, 6th order) moments of the LWT coefficients are selected as texture features. Compared with the other texture features defined by Haralick^[1], Wang and He^[2,3], Hui Yu^[5], the texture features we present have the best texture discrimination performance.

Key words Walsh transform, texture features, texture analysis, image processing, pattern recognition

基于纹理单元的纹理特征提取方法是一种重要的统计方法。纹理单元是一个像素及其相邻像素组成的 3×3 区域^[4]。纹理单元中像素的空间关系属性反映了图像的局部纹理信息,对图像中所有纹理单元的局部纹理信息进行统计可以获得图像的全局纹理信息,这是该方法提取纹理特征的基本思路。至于如何提取局部纹理信息,以及如何由局部纹理信息获得全局纹理特征,不同学者采用了不同的方法。Wang 和 He 按照纹理单元中周围像素与中心像素的大小关系对纹理单元编号,并通过统计整幅图像中不同编号的纹理单元出现的频率得到纹理谱,然后根据纹理谱提取一组纹理特征^[2,3]。Hui Yu 将纹理单元中周围像素按顺时针排成一个 8 点序列,对该序列进行离散 Fourier 变换,以变换系数作为特征图,并在一个宏窗口内估计各个特征图的均值和方差作为像素的纹理特征^[4,5]。

本文提出一种利用局部沃尔什变换(LWT)提取纹理特征的新方法:首先计算纹理单元中周围像素与中心像素之差,并将差值按照一定顺序组成 8 点的一维序列;再对序列进行 LWT 变换,求得 LWT 系数,然后在一个较大窗口中估计 LWT 系数的各阶矩,选择具有较好鉴别性能的矩估计量作为窗口中心像素的纹理特征。采用 LWT 提取局部纹理信息具有计算简单、精度高、系数少的优点。由于图像自身的特性,LWT 系数的各阶矩具有不同的纹理鉴别性能,因此纹理特征的选取也是本文研究的内容。在

* 收稿日期:2005-01-14
基金项目:国家部委基金项目资助(41303040204)
作者简介:张志龙(1976-),男,博士生。

一组 Brodatz 自然纹理图像上,采用 Simona 介绍的方法^[6],分析了 LWT 系数各阶矩的纹理鉴别性能,并对比了不同纹理特征的分割效果。实验结果表明,基于 LWT 的纹理特征具有更好的纹理鉴别性能。

1 LWT 的定义

与傅立叶变换不同,沃尔什变换以一组取值为 ±1 的完备正交矩形波函数作为基函数,在列率域分析信号的变化特性。点数为 $N = 2^n$ 的离散序列 $\{f(j) | j = 0, 1, \dots, N-1\}$ 其离散沃尔什变换为:

$$W(u) = \sum_{j=0}^{N-1} f(j)Wal(u, j), \quad u = 0, 1, \dots, N-1 \tag{1}$$

离散沃尔什变换具有矩阵乘积的简单形式:

$$W = H_N \cdot f \tag{2}$$

其中 $f = [f_0, f_1, \dots, f_{N-1}]^T$ 是输入的一维序列, $W = [W(0), W(1), \dots, W(N-1)]^T$ 是变换系数向量, $H_N = [Wal(u, j)]_{N \times N}$ 是 N 阶沃尔什变换矩阵。如果采用 Hadamard 编号的沃尔什函数,则变换矩阵 H_N 具有以下的递推公式^[7]:

$$H_1 = [1]; \quad H_N = \begin{bmatrix} H_{N/2} & H_{N/2} \\ H_{N/2} & -H_{N/2} \end{bmatrix} \tag{3}$$

局部沃尔什变换(LWT)是在纹理单元上定义的,用以提取纹理单元的局部纹理信息。假设纹理图像表示为 $\{f(x, y) | x = 0, 1, \dots, L-1; y = 0, 1, \dots, M-1\}$ 其中 $f(x, y)$ 表示像素 (x, y) 的灰度值。按照图 1 的方式对纹理单元中的像素标号,并根据周围像素与中心像素的差值可以获得一个 8 点的一维序列:

$$f(n | x, y) = f_n - f_8, \quad n = 0, 1, \dots, 7 \tag{4}$$

该序列满足绝对可积条件,对其进行离散沃尔什变换,变换系数:

$$W(u | x, y) = \sum_{n=0}^7 f(n | x, y) \cdot Wal(u, n), \quad u = 0, 1, \dots, 7 \tag{5}$$

若采用 Hadamard 编号的沃尔什函数,则(5)式又可以表示为:

$$\begin{bmatrix} W(0 | x, y) \\ W(1 | x, y) \\ \vdots \\ W(7 | x, y) \end{bmatrix} = H_8 \times \begin{bmatrix} f(0 | x, y) \\ f(1 | x, y) \\ \vdots \\ f(7 | x, y) \end{bmatrix} \tag{6}$$

由于(6)式的沃尔什变换是在图像的局部区域(纹理单元)上进行的,因此称为局部沃尔什变换。局部沃尔什变换的各个变换系数可以通过对原始图像进行模板卷积的方式求得,计算各个变换系数的模板分别如图 2 所示。

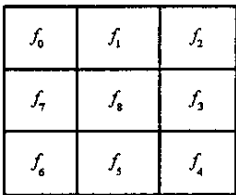


图 1 纹理单元中像素的标号方式
Fig.1 Ordering ways of pixels in a texture unit

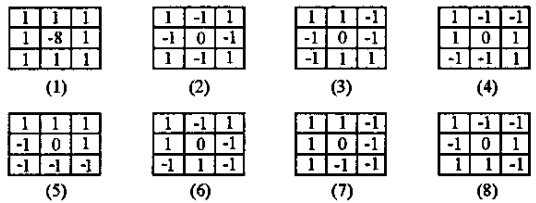


图 2 计算 LWT 系数的 8 个模板
Fig.2 Eight templates for computing LWT coefficients

序列 $f(n | x, y)$ 反映了纹理单元中周围像素与中心像素的灰度差值,其 LWT 系数 $W(u | x, y)$ 反映了纹理单元中像素值在列率域的变化特性,因而反映了纹理单元中的局部纹理信息。不同纹理的 LWT 系数具有不同的统计特性,因此 LWT 系数的各阶矩就成为对纹理具有鉴别能力的数量特征。在以像素 (x, y) 为中心的窗口中估计 LWT 系数 $W(u | x, y)$ 的各阶矩,窗口大小为 $W \times W$,系数的各阶原点矩

为^[8]:

$$B_1(u | x, y) = \frac{1}{W^2} \sum_{(i,j) \in W(x,y)} W(u | i, j) \quad (7)$$

$$B_k(u | x, y) = \frac{1}{W^2} \sum_{(i,j) \in W(x,y)} [W(u | i, j) - B_1(u | x, y)]^k \quad (8)$$

其中, $u = 0, 1, \dots, 7$ 是 LWT 系数的序号, $k = 2, 3, \dots$ 为矩估计量的阶数。

2 LWT 系数各阶矩的纹理鉴别性能

为了分析不同纹理特征的鉴别性能,选取 9 幅 Brodatz 自然纹理图像作为实验数据,如图 3 所示。分别采用本文的方法、Haralick 的方法、Wang 和 He 的方法、Hui Yu 的方法提取这 9 幅图像的纹理特征。为客观比较不同特征的鉴别性能,统一采用 15×15 的矩形窗提取纹理特征。提取共现矩阵纹理特征时,将图像灰度级规定化为 16 级,距离参数设为 1 个像素,方向参数设为水平。然后从每种纹理图像中选取 150×150 个特征样本,作为分析不同纹理特征鉴别性能的数据。

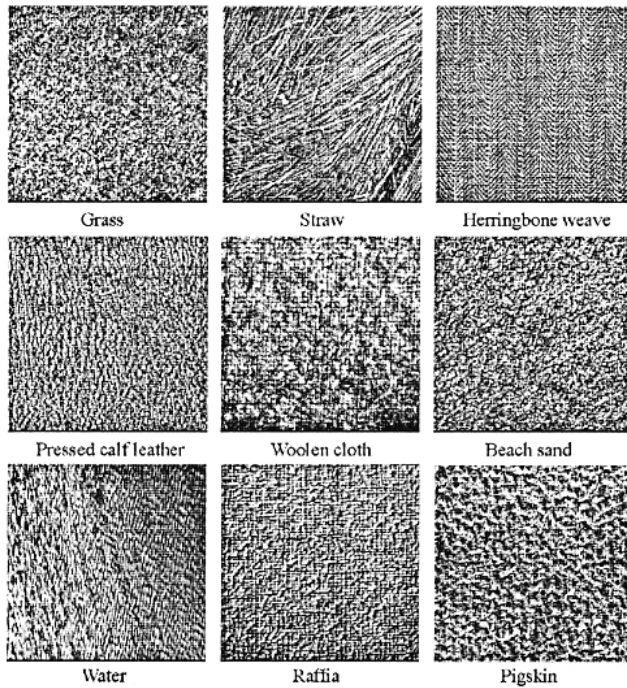


图 3 9 种 Brodatz 自然纹理图像

Fig.3 Nine Brodatz natural texture images

2.1 LWT 系数的统计特性

对于大多数自然图像来说,相邻像素的灰度值具有很强的相关性,使得相邻像素灰度差值的概率密度函数在 0 点附近产生很尖锐的峰,并且关于 0 点具有很显著的对称性。图 4(a)是对纹理图像“Grass”统计相邻像素之差得到的直方图,由其它纹理图像可得类似的直方图。可以看出,直方图的形态明显不同于常见的正态分布、指数分布和柯西分布。根据(4)、(5)两式和概率理论^[10]可知,LWT 系数 $W(u | x, y)$ 的概率密度函数也应具有图 4(a)所示的形状。图 5 给出了 9 种纹理的 LWT 系数 $W_{(4)}$ 的直方图,其它系数的直方图与之类似。可以看出,不同纹理的 LWT 系数的直方图在 0 点附近具有显著的峰,而且关于 0 点对称,其形态不同于正态分布。

在假设 LWT 系数具有正态分布的前提下,对 9 种纹理的所有 LWT 系数进行“偏度、峰度检验”^[8],样本容量为 22 500,显著性水平为 0.1,结果表明 9 种纹理图像的各个 LWT 系数中的绝大多数(93%)不能通过“偏度、峰度检验”。因此可以说,没有确切证据表明自然纹理图像的各个 LWT 系数的分布具有

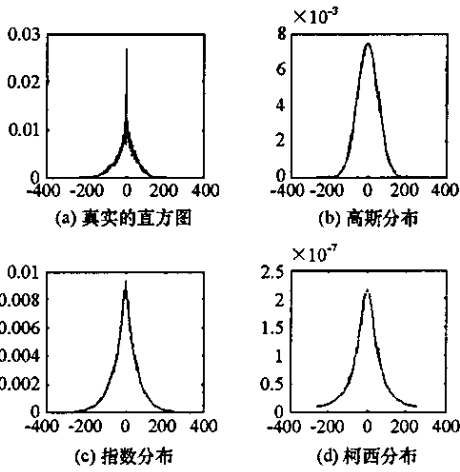


图 4 自然图像中相邻像素灰度差值的直方图

Fig.4 Histogram of intensity difference of neighboring pixels in natural images

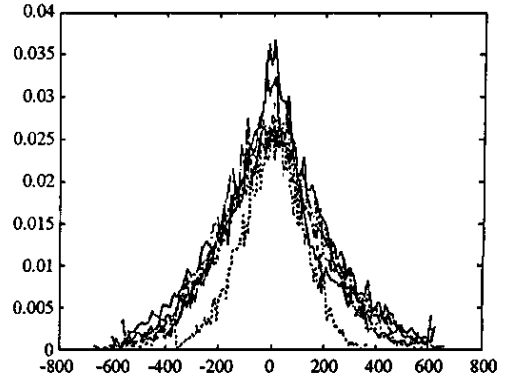


图 5 9 种纹理的 LWT 系数 $W(4)$ 的分布直方图

Fig.5 Histogram of LWT coefficient $W(4)$ of nine Brodatz texture images

正态特性。

以上分析和实验结果表明 :首先 ,由于不同纹理的 LWT 系数的分布明显关于 0 点对称 ,所以其奇数阶矩的取值应该比较接近于 0 ,不具有很好的纹理鉴别性能 ;其次 ,不同纹理的 LWT 系数一般不服从正态分布 ,这意味着变换系数的高阶矩 (4、6 阶矩)可能包含比 2 阶矩更丰富的纹理差别信息。

2.2 LWT 系数各阶矩的纹理鉴别性能

采用 Simona 在文献 [6] 中介绍的方法分析纹理特征的鉴别性能。该方法采用不同纹理在特征空间中所形成的聚类之间的分离程度来反映纹理特征的鉴别性能 ,不同聚类之间的分离程度用 Fisher 准则函数来量化。由于无需分类 ,因此其结果不受分类器性能的影响 ,求取的 Fisher 准则函数值直接反映了纹理特征的鉴别性能。

实验方法是 :从 9 种纹理中任选两种不同纹理 ,分析不同特征(集)在这两种纹理之间产生的 Fisher 准则函数值 ,作为该特征(集)对这两种纹理的鉴别性能测度。9 种纹理两两组合总共有 36 种情况 ,因而可以得到 36 个 Fisher 准则函数值 ,求其平均值、最大值和最小值作为该特征(集)总的纹理鉴别性能测度。分三种情况考察 LWT 系数各阶矩的纹理鉴别性能 (1) 8 个 LWT 系数的 7 个矩特征单独的纹理鉴别性能 ,见表 1(限于篇幅 ,仅列出 Fisher 准则函数的平均值) (2) 各阶矩总体的纹理鉴别性能 ,见表 2 (3) 以不同的方式组合使用各阶矩的纹理鉴别性能 ,见表 3。

表 1 LWT 系数的各阶矩的纹理鉴别性能

Tab.1 Texture discrimination performance of each moment of LWT coefficients

	1 阶	2 阶	3 阶	4 阶	5 阶	6 阶	7 阶
$W(0)$	0.0088094	0.88816	0.71234	0.99353	0.5976	1.0175	0.49002
$W(1)$	0.0089542	0.83167	0.38438	0.90037	0.272	0.91701	0.1958
$W(2)$	0.0065511	1.2061	0.27434	1.101	0.20439	0.98586	0.15424
$W(3)$	0.0063686	0.89147	0.2406	0.86659	0.18126	0.84636	0.14315
$W(4)$	0.042919	0.9912	0.43812	1.0856	0.39853	1.1065	0.3552
$W(5)$	0.040868	0.74916	0.46658	0.79429	0.37195	0.8477	0.29539
$W(6)$	0.044434	1.0338	0.5567	0.9879	0.45405	0.92558	0.38151
$W(7)$	0.051937	0.74127	0.35192	0.7709	0.32168	0.78426	0.28587

表2 各阶矩作为总体的纹理鉴别性能

Tab.2 Texture discrimination performance of the same order moments

Fisher 准则	1 阶	2 阶	3 阶	4 阶	5 阶	6 阶	7 阶
最小值	0.01254	1.3406	0.57754	1.299	0.56367	1.2174	0.62985
最大值	0.16822	8.2314	2.6455	7.5798	2.1474	6.7019	1.8916
平均值	0.07031	3.701	1.4526	3.3432	1.2178	3.0014	1.0158

表3 组合使用不同阶的矩特征的纹理鉴别性能

Tab.3 Texture discrimination performance of different combinations of the moments

组合方式	1	1 3	1 3 5	1 3 5 7	2	2 4	2 4 6
最小值	0.01254	0.5838	0.7084	0.7411	1.3406	1.5594	1.6081
最大值	0.16822	3.6131	3.722	3.745	8.2314	8.4381	8.6426
平均值	0.07031	1.5181	1.5847	1.6013	3.701	4.0784	4.2389

表 1、2 的数据表明 (1)不同 LWT 系数的纹理鉴别性能没有明显差别 (2)LWT 系数 1 阶矩(均值)纹理鉴别性能较差 (3)LWT 系数的 2 阶矩(方差)、4 阶矩(峰度)和 6 阶矩纹理鉴别性能较好 (4)LWT 系数偶数阶矩的纹理鉴别性能普遍优于奇数阶矩。表 3 的数据表明 (1)将 LWT 系数的所有奇数阶矩结合起来的纹理鉴别性能还远不及 2 阶矩单独的纹理鉴别性能 (2)将 LWT 系数的 2、4、6 阶矩结合起来可以产生比 2 阶矩更好的纹理鉴别性能,表明 4、6 阶矩的确包含比 2 阶矩更丰富的纹理差别信息,从而印证了 2.1 节的结论。

在后续实验中,以 8 个 LWT 系数的 2、4、6 阶矩作为纹理特征(总计 24 个特征),并与经典的灰度共现矩阵纹理特征(14 个)以及纹理谱特征(8 个)和局部 Fourier 变换纹理特征(16 个)进行比较。表 4 是这 4 组特征集的 Fisher 准则函数值,表明本文提出的纹理特征的鉴别性能明显优于其它特征。

表4 不同特征集的纹理鉴别性能

Tab.4 Texture discrimination performance of different feature sets

	Fisher 准则函数		
	最小值	最大值	平均值
本文的特征集	1.6081	8.6426	4.2389
Hui Yu 特征集	1.2142	5.9831	3.2048
Haralick 特征集	0.088885	2.2418	1.3475
Wang 和 He 特征集	1.1038	5.4252	2.5988

3 纹理分割实验

纹理分割实验是评价纹理特征鉴别性能的常用方法。为验证第 2 节的结论,我们通过纹理分割实验进一步比较不同特征集的纹理鉴别性能。选用图 6(a)和图 7(a)所示的两幅测试图像,分割算法采用 C 均值算法^[9]。C 均值算法的聚类数目根据图像中的纹理类型确定。图 6 和图 7 给出了不同特征集的分割结果。表 5 给出了不同特征集的分类正确率。由分割结果来看,采用本文特征集能够较好地将同类纹理区域归为一类,将不同纹理区域分开,较好地保持了不同纹理区域之间的边缘,达到较高的分类正确率。其分割效果明显优于 Haralick 以及 Wang 和 He 的特征集,较 Hui Yu 的特征集也有相当程度的改善。

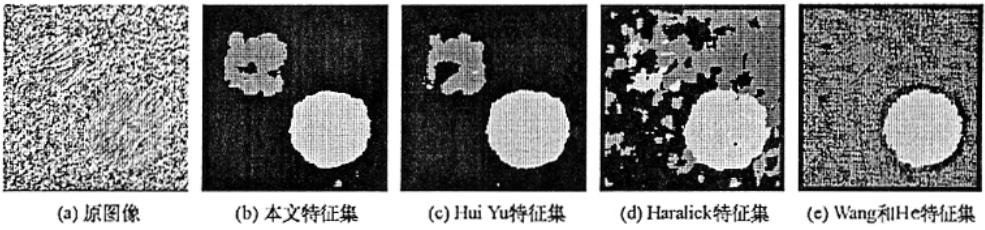


图 6 不同特征集的分割结果

Fig.6 Segmentation result using different feature sets

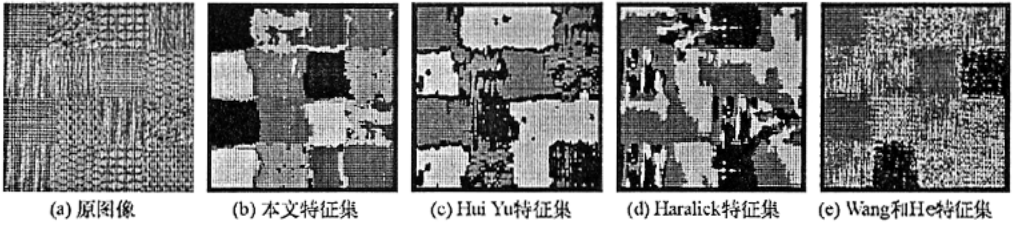


图 7 不同特征集的分割结果

Fig.7 Segmentation result using different feature sets

表 5 不同特征集的分类正确率

Tab.5 Percentage of correct classification using different feature sets

	本文的特征集	Hui Yu 特征集	Haralick 特征集	Wang 和 He 的特征集
图 6 (a)	96.3	91.7	48.5	45.1
图 7 (a)	93.6	75.3	41.5	48.8

4 结论

本文介绍了一种基于局部沃尔什变换的纹理特征提取方法,给出了 LWT 的定义,并分析了 LWT 系数的统计特性。结果表明,LWT 系数的概率密度函数一般不服从正态分布,而且关于 0 点具有显著的对称性。基于这一结论,研究了 LWT 系数各阶矩的纹理鉴别性能。实验结果表明,LWT 系数的偶数阶矩体现了主要的纹理差别信息,具有很好的纹理鉴别性能,将变换系数的 4 阶矩和 6 阶矩与 2 阶矩结合使用,可以取得比 2 阶矩更好的纹理鉴别性能。因此,本文选取 LWT 系数的 2、4、6 阶矩作为纹理特征,得到 24 维的特征向量。将本文提出的纹理特征与 Haralick、Wang 和 He、Hui Yu 等人提出的纹理特征进行了比较。结果表明,本文的特征集可以达到更好的分割效果和更高的分类正确率。由于计算 LWT 系数只需要进行像素的加减运算,因此采用 LWT 提取纹理特征的计算复杂度比其它方法大大降低。

参考文献:

[1] Haralick R M, Shanmugam K, DinStein I. Texture Features for Image Classification[J]. IEEE Trans. Systems Man Cybernet, 1973 SMC-3 610-621.
 [2] Wang L, He D C. Texture Classification Using Texture Spectrum[J]. Pattern Recognition, 1990 (23) 905-910.
 [3] He D C, Wang L. Texture Features Based on Texture Spectrum[J]. Pattern Recognition, 1991 (24) 391-399.
 [4] Zhou F, Feng J, Shi Q. Image Segmentation Based on Local Fourier Coefficients Histogram[A]. Proc. SPIE 2nd Int. Conf. on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition[C], Wuhan, China, November, 2001.
 [5] Yu H, Li M J, Zhang H J, et al. Color Texture Moments for Content Based Image Retrieval[R]./www.cs.iupui.edu/~tuceryan/research/ComputerVision/moment-paper.pdf.
 [6] Grigorescu S E, Petkov N, Kruizinga P. Comparison of Texture Features Based on Gabor Filters[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2002, 11 (10):1160-1167.
 [7] 孙即祥. 数字图像处理[M]. 郑州:河南教育出版社, 1993:99-105.
 [8] 吴翊, 李永乐, 胡庆军. 应用数理统计[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 1995:29-33.
 [9] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 2002:31-36.
 [10] 盛骤, 谢式千, 潘承毅. 概率论与数理统计[M]. 北京:高等教育出版社, 1989:222-225.
 [11] 王润生. 图像理解[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 1995:154-157.

