

一组基于广义局部沃尔什变换的纹理特征

张志龙 沈振康 李吉成

(国防科技大学 ATR 国家重点实验室 长沙 410073)

摘要 该文提出一组基于广义局部沃尔什变换(GLWT)的纹理特征。首先给出局部沃尔什变换(LWT)的定义,并在空域中对其加以推广,用以提取图像的局部纹理信息;然后在一个宏窗口中估计12个GLWT系数的二阶矩作为图像的纹理特征。对这组纹理特征的鉴别性能进行了分析,并与Haralick(1973), Wang Li(1990), 以及Yu Hui提出的纹理特征进行了比较。实验结果表明,该文提出的纹理特征具有更好的鉴别性能和分类能力。

关键词 图像处理, 模式识别, 广义局部沃尔什变换, 纹理特征

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)06-1031-05

A Group of Texture Features Based on Generalized Local Walsh Transform

Zhang Zhi-long Shen Zhen-kang Li Ji-cheng

(ATR National Laboratory, National University of Defence Technology, Changsha 410073, China)

Abstract A new group of texture features based on Generalized Local Walsh Transform (GLWT) are presented in this paper. Firstly, Local Walsh Transform (LWT) is defined and generalized in spatial domain to extract local texture information. Then, the twelve 2nd order moments of GLWT coefficients are estimated in a macro-window and selected as texture features. The performance of these features in discriminating textures has been evaluated. The textural features from Haralick(1973), Wang Li(1990), Yu Hui has been used for comparison. The experimental results reveal that the texture features presented have the best discriminating performance.

Key words Image processing, Pattern recognition, Generalized Local Walsh Transform (GLWT), Texture features

1 引言

纹理分析的首要任务是提取纹理特征。纹理特征提取方法总体上可以分为结构方法和统计方法两大类。结构方法将纹理图像视为某些纹理基元以一定规律重复出现的结果,通常采用Fourier谱分析技术确定纹理基元及其重复出现规律。统计方法以图像中灰度值空间分布的统计属性作为纹理特征。常用的统计方法包括:灰度共现矩阵方法^[1], MRF模型方法,二维自相关模型方法, Gabor滤波器组方法,分形几何方法,纹理谱方法^[2,3],局部傅里叶变换方法^[4,5]。

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。纹理单元的概念最早由Wang Li提出^[2,3]。在数字图像中,纹理单元指的是一个像素及其相邻像素组成的 3×3 区域。根据纹理单元中像素值的空间分布可以提取局部纹理信息,通过统计图像中所有纹理单元的局部纹理信息则可以获得全局纹理信息,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,以及如何计算全局纹理特征,不同的作者采用了不同的方法。Wang Li根据纹理单元中周围

像素与中心像素的大小关系对纹理单元编号,并统计图像中不同编号纹理单元的出现频率得到纹理谱,再由纹理谱抽取一组纹理特征^[2,3]。该方法的缺点是仅仅利用了像素之间的大小关系,比较粗糙,而且计算复杂。Yu Hui将纹理单元中周围像素按照固定次序排列成一个8点序列,再对该序列进行离散傅里叶变换,以变换系数的均值和方差作为纹理特征^[5]。该方法的缺点是特征选取缺乏理论和试验依据,而且计算傅里叶变换需要大量浮点运算。

本文提出一种新的纹理特征提取方法。该方法利用纹理单元中周围像素与中心像素的差值形成序列,并采用广义局部沃尔什变换(GLWT)提取局部纹理信息,与上述方法相比具有精细和简单的优点。在此基础上,本文选取具有最佳纹理鉴别性能的12个GLWT系数的二阶矩作为纹理特征。在一组Brodatz自然纹理图像上,分析了这组纹理特征的鉴别性能,发现其鉴别性能明显优于Haralick^[1], Wang Li^[2], Yu Hui^[5]提出的纹理特征。对多种纹理的分割实验均得到一致的结论。

2 广义局部沃尔什变换

沃尔什变换是一种重要的信号分析工具,在信号和图像

处理领域有着广泛应用。一维沃尔什函数是一组取值为 ±1 的完备正交矩形波函数系，记为 $Wal(u, \theta)$ ，其中 $\theta \in [0, 1)$ 是函数的定义域， $u \in Z^+$ 是函数的列率。

定义在区间 $[0, 1)$ 、满足绝对可积条件的函数 $f(\theta)$ 的沃尔什变换定义为

$$W(u) = \int_0^1 f(\theta)Wal(u, \theta)d\theta, \quad u = 0, 1, \dots \quad (1)$$

点数为 $N = 2^n$ 的离散序列 $f(j)$ ， $j = 0, 1, \dots, N-1$ 的离散沃尔什变换为

$$W(u) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} f(j)Wal(u, j), \quad u = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2)$$

离散沃尔什变换可以写成矩阵乘积的形式：

$$W = H \cdot f \quad (3)$$

其中 $W = [W(0), W(1), \dots, W(N-1)]^T$ 为变换系数， $f = [f(0), f(1), \dots, f(N-1)]^T$ 为输入序列， H 为变换矩阵。采用哈达玛编号的沃尔什基函数，变换矩阵 H 可按下式求得^[6]：

$$H_1 = [1]; \quad H_{2N} = \begin{bmatrix} H_N & H_N \\ H_N & -H_N \end{bmatrix} \quad (4)$$

局部沃尔什变换是定义在纹理单元上的离散沃尔什变换，用以提取纹理单元的局部纹理信息。假设 $[f(x, y)]_{M \times N}$ 表示纹理图像，图 1 是以像素 (x, y) 为中心的纹理单元，其中 f_i ， $i = 0, 1, \dots, 8$ 代表第 i 个像素值。将纹理单元中周围像素与中心像素的灰度值相减，得到一个 8 点的一维序列：

$$f(n|x, y) = f_n - f_8, \quad n = 0, 1, \dots, 7 \quad (5)$$

该序列显然满足绝对可积条件，其离散沃尔什变换为

$$W(u|x, y) = \sum_{n=0}^7 f(n|x, y) \cdot Wal(u, n), \quad u = 0, 1, \dots, 7 \quad (6)$$

由于式(6)的变换是在以像素 (x, y) 为中心的纹理单元上定义的，因此称为局部沃尔什变换(LWT)。变换系数 $W(u|x, y)$ 是纹理单元中各个像素值加减运算的结果，因此也可以通过对纹理图像进行模板卷积求得，而且卷积模板具有非常简单的形式。计算 8 个 LWT 系数的卷积模板如图 2 所示。

LWT 变换的定义与像素 f_0 的位置有关，导致图 2 中某些卷积模板具有方向性。为了克服 LWT 变换的这一缺陷，我们在空域中对其进行推广。方法是：对带有方向性的卷积模板，将其元素顺时针移位得到新的模板，如果该模板与已有的模板不重复，则予以保留。这样一来，在原有 8 个卷积模板的基础上，可以再增加 4 个新的卷积模板(如图 3 所示)。我们称经过推广的 LWT 变换为广义局部沃尔什变换

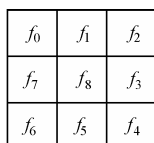


图 1 纹理单元中像素的标记方式
Fig.1 Ordering method of pixels in a texture unit

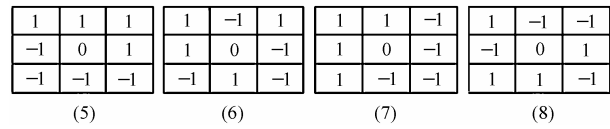
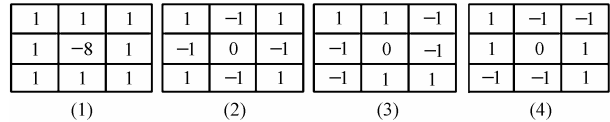


图 2 计算 $W(u|x, y)$ ， $u = 0, 1, \dots, 7$ 的卷积模板
Fig.2 Convolution templates for computing $W(u|x, y)$ ， $u = 0, 1, \dots, 7$

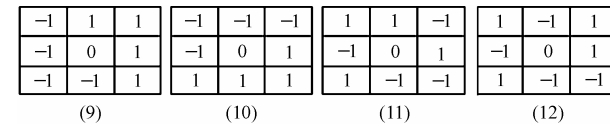


图 3 计算 $W(u|x, y)$ ， $u = 8, 9, \dots, 11$ 的卷积模板
Fig.3 Convolution templates for computing $W(u|x, y)$ ， $u = 8, 9, \dots, 11$

(GLWT)，其变换系数可以通过图 2，图 3 的模板与图像卷积求得。

序列 $f(n|x, y)$ 反映了纹理单元中的灰度变换信息，其 GLWT 系数反映了该序列在列率域的变化特性。不同类型纹理的纹理单元中像素灰度值的变化方式有所不同，导致其 GLWT 系数具有不同的统计特性。因此，GLWT 系数包含着图像的局部纹理信息。

3 纹理特征的选取

不同纹理图像的 GLWT 系数具有不同的统计特性。因此，作为描述 GLWT 系数统计特性的各阶矩就成为对纹理具有鉴别能力的数量特征。然而，并非所有矩特征都具有相同的纹理鉴别性能。因此本文分析了 GLWT 系数一至七阶矩的纹理鉴别性能。研究表明，奇阶矩的纹理鉴别性能较差，偶阶矩的纹理鉴别性能较好；在偶阶矩中，二阶矩又具有最佳的鉴别性能。因此，选取二阶矩作为纹理特征。

3.1 纹理特征的定义

以 GLWT 系数的各阶矩作为备选特征。变换系数的各阶矩在一个宏窗口中估计。设宏窗口为 W ，窗口中包含 N_w 个像素。 $[W(u|x, y)]_{M \times N}$ ， $u = 0, 1, \dots, 11$ 是图像的 GLWT 变换。则变换系数的一阶矩为

$$m(u|x, y) = \frac{1}{N_w} \sum_{(i, j) \in W(x, y)} W(u|i, j), \quad u = 0, 1, \dots, 11 \quad (7)$$

k 阶中心矩为

$$m_k(u|x, y) = \left[\frac{1}{N_w} \sum_{(i, j) \in W(x, y)} [W(u|i, j) - m(u|x, y)]^k \right]^{1/k}, \quad u = 0, 1, \dots, 11 \quad (8)$$

由于矩估计的偏差随着阶数升高而逐渐增大，因此本文分析前 7 阶矩，以对比不同矩特征的纹理鉴别性能。

3.2 纹理特征的性能评价

纹理特征的鉴别性能是纹理特征区分不同纹理的能力。我们采用 Simona 在文献[7]中介绍的方法评价 GLWT 系数前 7 阶矩的纹理鉴别性能。该方法以 Fisher 可分性判据(以下简称 Fisher 判据)作为纹理特征鉴别性能的测度。其优点是摆脱了分类器对实验结果的影响。使用该方法的前提条件是不同纹理在特征空间中的聚类近似服从正态分布。本文的实验表明,对于多数自然纹理来说这个前提是成立的。因此,采用这种方法分析纹理特征的鉴别性能是合理的。

根据 Simona 的方法,一维特征空间中两个聚类 $c_1 = \langle \mu_1, \sigma_1 \rangle$ 和 $c_2 = \langle \mu_2, \sigma_2 \rangle$ 的 Fisher 判据为

$$f(c_1, c_2) = |\mu_1 - \mu_2| / \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (9)$$

对于多维特征空间中的两个聚类 $C_1 = \langle \mu_1, S_1 \rangle$ 和 $C_2 = \langle \mu_2, S_2 \rangle$, 需要先将其投影到一维空间, 投影变换为^[8]

$$y = (\mu_1 - \mu_2)^T (S_1 + S_2)^{-1} x \quad (10)$$

以投影后两个聚类的 Fisher 判据作为聚类 C_1 和 C_2 的可分性测度, 即

$$f(C_1, C_2) = |\eta_1 - \eta_2| / \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (11)$$

其中 $\langle \eta_1, \sigma_1 \rangle$ 和 $\langle \eta_2, \sigma_2 \rangle$ 表示投影后的两个聚类。

为了分析不同纹理特征的鉴别性能, 该文选取 9 幅 Brodatz 自然纹理图像, 灰度 256 级, 经过直方图均衡处理, 如图 4 所示。首先采用 3.1 节的方法计算 GLWT 系数的一至七阶矩特征, 然后分别采用 Haralick, Wang Li, Yu Hui 的方法提取纹理特征以便比较。提取特征时选用 15×15 的窗口, 提取 Haralick 纹理特征时, 将图像灰度规定化为 16 级, 统计共现矩阵的距离参数为 1 个像素, 方向为水平。从每种纹理图像中选取 150×150 个样本用于分析特征(集)的鉴别性能。利用不同特征(集)在这 9 幅纹理之间产生的 Fisher 判据的最小值、平均值、最大值作为该特征(集)的纹理鉴别性能测度。

图 5 是纹理 “Grass” (虚线)和 “Pressed calf leather” (实线)的 GLWT 系数 $W(0)$ 的一和二阶矩的直方图, 其它系数以及其它矩的直方图与之形状相似。图 5 表明, 对于实验选用的纹理图像, 其 GLWT 系数各阶矩的分布均具有单峰特性, 因此采用 Fisher 判据描述特征鉴别性能是合适的。

表 1 是 12 个 GLWT 系数的前 7 个矩的 Fisher 判据(限于篇幅只给出平均值)。表 2 是各阶矩整体的 Fisher 判据。表 3 是组合不同阶矩作为特征的 Fisher 判据。对比表 1 中各行数据可以发现, 不同系数的纹理鉴别性能没有明显差异。对比表 1, 表 2 各列的数据可以发现, 偶数阶矩的纹理鉴别性能普遍较好, 而奇数阶矩的纹理鉴别性能普遍较差, 其中, 二阶矩的性能最好, 一阶矩的鉴别性能最差。对比表 3 各列的数据可以发现, 奇数阶矩的纹理鉴别性能整体较差, 4, 6 阶矩虽然分别具有较好的鉴别性能, 但是与二阶矩组合使用时整

体性能并无明显提高, 这说明四和六阶矩与二阶矩具有相关性。因此, 二阶矩体现了主要的纹理差别。

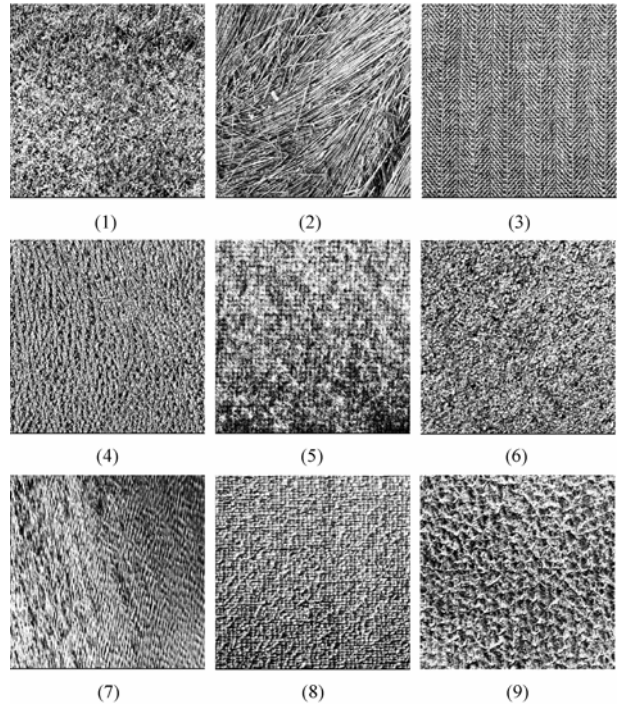


图 4 Brodatz 自然纹理图像

Fig.4 Brodatz's natural texture images

- (1)Grass, (2)Straw, (3)Herringbone weave,(4)Pressed calf leather, (5)Woolen cloth,(6)Beach sand,(7)Water,(8)Raffia,(9)Pigskin

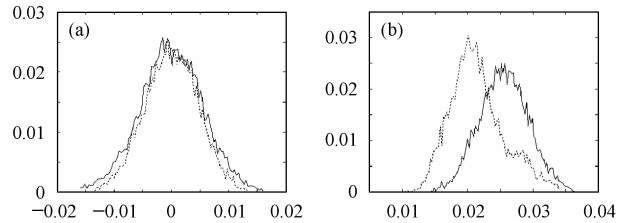


图 5 GLWT 系数 $W(0)$ 的矩特征直方图

- (a) 一阶矩的分布 (b) 二阶矩的分布

Fig.5 Histograms of moments of GLWT coefficient $W(0)$

(a) Histogram of the 1st order moment

(b) Histogram of the 2nd order moment

既然 GLWT 系数的二阶矩体现了主要的纹理差别信息, 因此本文选用二阶矩作为纹理特征, 并将这组特征与其它 3 位作者提出的纹理特征进行比较。表 4 是 4 组不同纹理特征的 Fisher 判据, 可以看出, 本文提出的纹理特征具有最好的纹理鉴别性能。

为了进一步比较不同特征集的纹理鉴别性能, 对同一特征集中的不同特征按照 Fisher 判据由大到小进行排序, 然后考虑前 k 个特征的总体表现, 亦即计算由同一特征集中鉴别性能最好的前 k 个特征提供的平均 Fisher 判据, 绘制成平均 Fisher 判据随最优特征数目 k 的变化曲线, 如图 6 所示。该曲线进一步表明, 在最优特征的数目相同的情况下, 本文的特征总能提供相对较好的鉴别性能。

表1 GLWT 系数的前7阶中心矩的纹理鉴别性能

Tab.1 Texture discrimination performance of the first 7 order central moments of GLWT coefficients

	一阶	二阶	三阶	四阶	五阶	六阶	七阶
W(0)	0.0088	0.8882	0.7123	0.9935	0.5976	1.0175	0.4900
W(1)	0.0090	0.8317	0.3844	0.9004	0.2720	0.9170	0.1958
W(2)	0.0066	1.2061	0.2743	1.1010	0.2044	0.9859	0.1542
W(3)	0.0064	0.8915	0.2406	0.8666	0.1813	0.8464	0.1432
W(4)	0.0429	0.9912	0.4381	1.0856	0.3985	1.1065	0.3552
W(5)	0.0409	0.7492	0.4666	0.7943	0.3720	0.8477	0.2954
W(6)	0.0444	1.0338	0.5567	0.9879	0.4541	0.9256	0.3815
W(7)	0.0519	0.7413	0.3519	0.7709	0.3217	0.7843	0.2859
W(8)	0.0504	1.5091	0.5505	1.3782	0.4608	1.2499	0.3874
W(9)	0.0366	1.3079	0.4798	1.4007	0.4254	1.4003	0.3705
W(10)	0.0405	0.3746	0.4351	0.4500	0.3577	0.5427	0.2776
W(11)	0.0516	1.0857	0.4004	1.0357	0.3535	0.9671	0.2941

表2 GLWT 系数的前7阶矩整体的鉴别性能

Tab.2 Texture discrimination performance of the first 7 order central moments of GLWT coefficients as a whole

Fisher 判 据	一阶	二阶	三阶	四阶	五阶	六阶	七阶
最小值	0.0125	1.7282	0.6513	1.5991	0.6101	1.4728	0.6689
最大值	0.1681	8.7080	2.8381	8.2415	2.4015	7.5977	2.0652
平均值	0.0700	4.4358	1.6153	3.9897	1.3680	3.6503	1.1468

表3 组合不同阶矩特征的鉴别性能

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

组合方式	一、三	一、三、五	一、三、五、七	二	一、二	二、四	二、四、六
最小值	0.6625	1.1742	1.2856	1.7282	1.7532	2.0432	2.0832
最大值	2.8772	3.5046	3.6809	8.7080	8.7505	9.3889	9.6766
平均值	1.6461	2.0555	2.2321	4.4358	4.3590	4.7585	4.9795

表4 不同纹理特征集的纹理鉴别性能

Tab.4 Texture discrimination performance of different texture feature sets

	Fisher 准则函数		
	最小值	最大值	平均值
本文的特征集	1.7282	8.7080	4.4358
Yu Hui 特征集	1.2142	5.9831	3.2048
Haralick 特征集	0.0889	2.2418	1.3475
Wang Li 特征集	1.1038	5.4252	2.5988

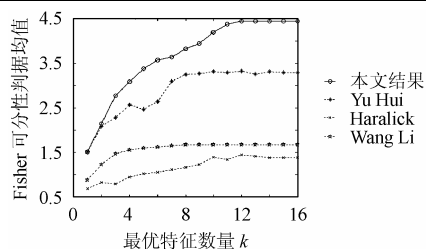


图6 4组不同纹理特征的鉴别性能曲线

Fig.6 Curves of discrimination performance of 4 different texture feature sets

4 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。本文对多种纹理图像进行分割,通过分割效果比较不同特征集的鉴别性能。实验选用的两幅测试图像均包含7种不同纹理,图像大小为 256×256 。采用本文的方法、Haralick, Wang Li, Yu Hui的方法提取图像的纹理特征(参数设置与3.2节同)。然后采用模糊C均值算法进行聚类,期望聚类数目根据图像中包含的不同纹理类型设定。纹理分割结果如图7,图8所示。对比不同特征集的分割效果可以看出,本文提出的纹理特征能够较好地将图像中相同类型的纹理区域归为一类,而将不同类型的纹理区域分开,较好地保持了不同纹理区域之间的边缘,分类正确率较高,其结果明显优于其它纹理特征。综合3节,4节的实验结果可以看出,根据Fisher判据得出的结论与通过纹理分割实验得出的结论一致,均表明本文提出的特征集具有较好的纹理鉴别性能。另一方面,从计算复杂度来看,计算GLWT系数只需进行像素值的加减运算,计

算简单且精度较高。因此, 本文提出的纹理特征在纹理鉴别性能和计算复杂度两个方面都具有明显优势。

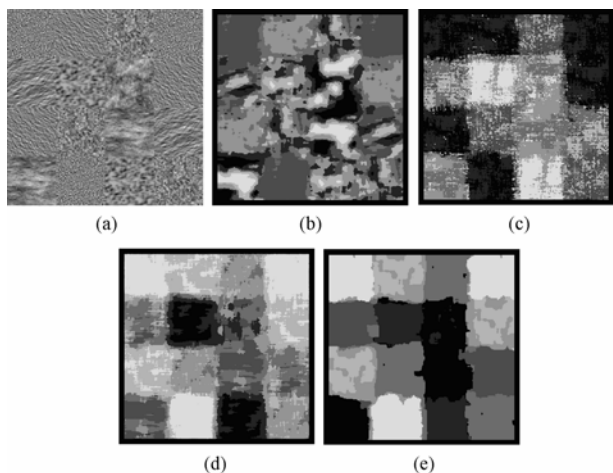


图 7 不同特征集的分割效果
(a)原图 (b)Haralick 特征集 (c)Wang Li 特征集
(d)Yu Hui 特征集 (e)本文的特征集

Fig.7 Texture segmentation result using different feature sets:
(a)Original image (b)using features Haralick presented
(c)using features Wang Li presented (d)using features
Yu Hui presented (e)using features we presented

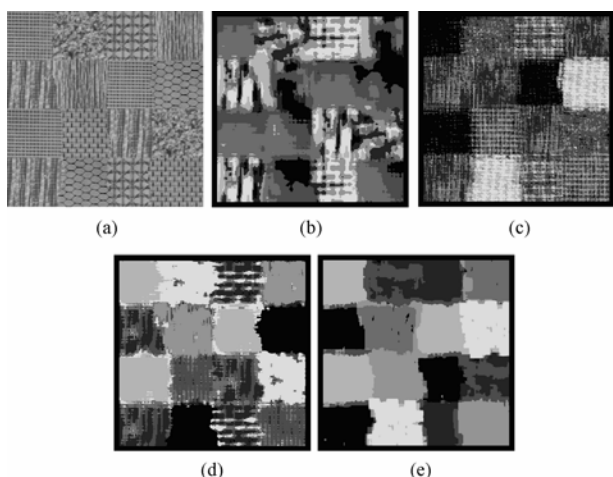


图 8 不同特征集的分割效果
(a)原图 (b)Haralick 特征集 (c)Wang Li 特征集,
(d)Yu Hui 特征集 (e)本文的特征集

Fig.8 Texture segmentation result using different feature sets
(a)Original image (b)using features Haralick presented
(c)using features Wang Li presented (d)using features
Yu Hui presented (e)using features we presented

5 结束语

本文提出了一组新的基于 GLWT 变换的纹理特征, 并通过实验分析了这组纹理特征的鉴别性能。实验结果表明, 这组纹理特征与 Haralick, Wang Li, Yu Hui 等人提出的特征相比, 鉴别性能有较为明显的改善。对于多种纹理图像的分割实验表明, 这组纹理特征的分类正确率较高, 纹理分割效果明显优于其它 3 组纹理特征。由于计算 GLWT 变换系数只需进行像素值的加减运算, 所以这组纹理特征无论在计算复杂度和精度方面均具有明显的优势。

参考文献

- [1] Haralick R M, Shanmugam K, DinStein I. Texture features for image classification. *IEEE Trans. on Systems Man Cybernet*, 1973, SMC-3 (6): 610-621.
- [2] Wang Li, He Dongchen. Texture classification using texture spectrum. *Pattern Recognition*, 1990, 23(5): 905-910.
- [3] He Dongchen, Wang Li. Texture features based on texture spectrum. *Pattern Recognition*, 1991, 24(5): 391-399.
- [4] Zhou F, Feng J F, Shi Q Y. Image segmentation based on local Fourier coefficients histogram. Proc. SPIE- 2nd Int. Conf. on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition, Wuhan, China, November, 2001: 143-152.
- [5] Yu Hui, Li Mingjing, Zhang Hongjiang, Feng Jufu. Color texture moments for content based image retrieval. www.cs.iupui.edu/~tuceryan/research/ComputerVision/moment-paper.pdf.
- [6] 孙即祥. 数字图像处理[M]. 郑州: 河南教育出版社, 1993: 99-105.
- [7] Simona E, Grigorescu, Petkov Nicolai, Kruizinga Peter. Comparison of texture features based on Gabor filters. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2002, 11(10): 1160-1167.
- [8] 孙即祥等. 现代模式识别[M]. 长沙: 国防科学技术大学出版社, 2002: 31-36.

张志龙: 男, 1976 年生, 博士生, 研究方向为图像处理.

沈振康: 男, 1937 年生, 教授, 博士生导师, 863 专家, 研究兴趣为多维信号智能化信息处理.

李吉成: 男, 1970 年生, 博士, 副教授, 研究兴趣为图像处理、模式识别、神经网络和弱信号检测.