

# 局部傅里叶变换系数各阶矩的纹理鉴别性能分析

张志龙 李吉成 沈振康

(国防科技大学电子科学与工程学院 ATR 实验室, 长沙 410073)

**摘要** 局部傅里叶变换(LFT)是一种重要的纹理特征提取方法。该文首先分析了LFT系数各阶矩的纹理鉴别性能,然后采用特征空间中由不同纹理形成的聚类之间的Fisher判据作为评价指标,研究了纹理特征的鉴别性能,并通过纹理分割实验来验证相关结论,从而使结论具有更高的可靠性。分析结果表明,纹理图像的LFT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,而奇数阶矩的纹理鉴别性能则较差,由于以LFT系数的2、4、6阶矩作为纹理特征,其纹理鉴别性能和分割结果优于Yu Hui和Haralick提出的纹理特征,因此,建议选用LFT系数的各偶数阶矩作为纹理特征。

**关键词** 图像处理 模式识别 纹理特征 纹理分析 局部傅里叶变换

**中图分类号**: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2006)01-0033-08

## Analysis on Texture Discrimination Performance of Moments of Local Fourier Transform Coefficients

ZHANG Zhi-long, LI Ji-chen, SHEN Zhen-kang

(National University of Defence Technology, ATR Lab., Changsha 410073)

**Abstract** Local Fourier transform(LFT) is an important texture feature extracting method. In this paper, the texture discrimination performance of LFT coefficients' moments is studied. The Fisher criterion is used to evaluate the discrimination performance of different texture features. Texture image segmentation experiments enable the conclusions more reliable. It is revealed that the LFT coefficients of texture images usually do not obey normal distribution, their even-order moments exhibit preferable texture discrimination performance, while their odd-order moments exhibit baddish. If LFT coefficients' 2nd, 4th and 6th order moments are used as texture features, better texture discrimination performance and segmentation results can be achieved than those of Yu Hui and Haralick. So, it is suggested that the even-order moments of LFT coefficients are selected as texture features.

**Keywords** image processing, pattern recognition, texture features, texture analysis, local Fourier transform

## 1 引言

纹理分析是图像处理和模式识别领域中经常使用的一项重要技术。纹理是一种图像局部不规则而全局又呈现某种规律的物理现象。图像的纹理信息是光谱信息的重要补充,其对于感兴趣区域的提取和对物体进行识别具有重要作用。

纹理分析的首要任务是提取反映图像纹理属性的数量特征。经过长期研究,人们提出了多种纹理特征提取方法,且总体上这些方法可以分为结构方法和统计方法两类,其中,由于结构方法是将纹理图像看成纹理基元按照特定规律重复出现的结果,因此常采用Fourier谱分析技术来确定纹理基元和重复规律;统计方法是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局部傅

基金项目:“十五”国防预研基金项目(41303040204);武器装备预研基金项目(51401040205KG0159)

收稿日期:2004-05-14;改回日期:2005-03-24

第一作者简介:张志龙(1976~),男,2001年获国防科技大学硕士学位,现为该校信息与通信工程专业在读博士研究生,已发表论文10余篇。主要研究方向为遥感图像处理、自动目标识别。E-mail: zhangzhilong13@163.com

里叶变换方法<sup>[1-4]</sup>、灰度共现矩阵方法<sup>[5]</sup>、马尔可夫模型方法<sup>[6]</sup>、2 维自相关模型方法<sup>[7]</sup>、Gabor 滤波器组方法<sup>[8]</sup>、纹理能量测量方法<sup>[9]</sup>、分形几何方法<sup>[10]</sup>、纹理谱方法<sup>[11]</sup>等。

局部傅里叶变换 (local Fourier transform, 以下简称 LFT) 是一种重要的纹理特征提取方法。LFT 是由周烽等人提出的、定义在  $3 \times 3$  图像区域上的离散傅里叶变换, 其变换系数体现了图像灰度的局部变化特性, 也即局部纹理信息。由于不同纹理的 LFT 系数具有不同的统计特性, 因此依据 LFT 系数的统计特性就可以区分不同纹理。

根据 LFT 系数提取纹理特征有多种方法, 如周烽就先对 LFT 系数的幅度和相位进行量化, 再统计整幅图像变换系数的幅度和相位直方图, 并以直方图作为图像的纹理特征来进行分类, 而且取得了明显优于灰度共现矩阵特征的分类结果<sup>[1-3]</sup>。这种方法的不足之处在于量化等级不好确定。Yu Hui 直接使用 LFT 系数作为局部纹理特征, 并在一个较大的窗口内将估计系数的均值和方差作为图像的纹理特征, 用于图像检索, 也取得了较好效果<sup>[4]</sup>。

纹理图像的 LFT 系数是随机变量, 而其各阶矩则反映了 LFT 系数的统计特性。在研究中, 作者注意到, LFT 系数各阶矩具有不同的纹理鉴别性能, 其奇数阶矩 (包括均值) 并不是很好的纹理特征。本文试图从理论和实验两方面分析 LFT 系数的统计特性及其各阶矩的纹理鉴别性能, 以便为纹理特征的选取提供理论和实验依据。

## 2 局部傅里叶变换

局部傅里叶变换是由周烽等人提出的<sup>[1-3]</sup>, 即对于图像中任意一个像素  $(x, y)$ , 如果按照图 1 的方式对该像素及其 8 个相邻像素进行排序, 其中  $f(x, y)$  表示像素  $(x, y)$  的灰度,  $P_n(x, y)$  代表像素  $(x, y)$  的第  $n$  个相邻像素的灰度, 就可以得到下面一个 8 点长的 1 维序列:

$$I(n|x, y) = P_n(x, y), n = 0, 1, \dots, 7 \quad (1)$$

若将该序列视为周期序列, 并对其实施离散傅里叶变换, 则其变换系数为

$$F(k|x, y) = \sum_{n=0}^7 I(n|x, y) \cdot e^{-j\frac{2\pi}{8}kn} \quad (2)$$

$$k = 0, 1, \dots, 7$$

由于式 (2) 的离散傅里叶变换是定义在图像中

$P_3(x, y)$	$P_2(x, y)$	$P_1(x, y)$	$P_0(x, y) = f(x+1, y)$
$P_4(x, y)$	$f(x, y)$	$P_6(x, y)$	$P_1(x, y) = f(x+1, y-1)$
$P_5(x, y)$	$P_6(x, y)$	$P_7(x, y)$	$\vdots$
			$P_7(x, y) = f(x+1, y+1)$

图 1 像素  $f(x, y)$  及其 8 个相邻像素

Fig. 1 The 8 neighbors of pixel  $f(x, y)$

$3 \times 3$  的局部区域内, 因此称之为局部傅里叶变换<sup>[1]</sup>。由于 LFT 系数  $F(k|x, y)$  是复数, 因此可以写成以下实部与虚部的和式:

$$F(k|x, y) = \text{Re}F(k|x, y) + j \cdot \text{Im}F(k|x, y) \quad (3)$$

其中,

$$\text{Re}F(k|x, y) = \sum_{n=0}^7 I(n|x, y) \cdot \cos\left(\frac{k\pi n}{4}\right)$$

$$\text{Im}F(k|x, y) = -\sum_{n=0}^7 I(n|x, y) \cdot \sin\left(\frac{k\pi n}{4}\right)$$

根据离散傅里叶变换的共轭对称性, 各个变换系数之间存在如下关系:

$$\text{Re}F(k) = \text{Re}F(8-k), k = 1, 2, 3$$

$$\text{Im}F(k) = -\text{Im}F(8-k), k = 1, 2, 3$$

$$\text{Im}F(0) = \text{Im}F(4) = 0$$

因此, 有意义且相互独立的系数为:  $\text{Re}F(0)$ 、 $\text{Re}F(1)$ 、 $\text{Re}F(2)$ 、 $\text{Re}F(3)$ 、 $\text{Re}F(4)$ 、 $\text{Im}F(1)$ 、 $\text{Im}F(2)$ 、 $\text{Im}F(3)$ 。

序列  $I(n|x, y)$  及其 LFT 系数  $F(k|x, y)$  反映了图像局部的灰度变换特性。由于不同纹理图像将产生不同的序列  $I(n|x, y)$ , 因此, 不同纹理图像的 LFT 系数  $F(k|x, y)$  将具有不同的统计特性, 而作为描述 LFT 系数统计特性的各阶矩就成为对纹理具有鉴别能力的特征量。

LFT 系数  $F(k|x, y)$  的各阶矩是在以像素  $f(x, y)$  为中心的窗口  $\Omega$  中进行估计。设窗口  $\Omega$  包含  $n$  个像素, 则 LFT 系数的 1 阶中心矩 (均值) 为

$$B_1(k|x, y) = \frac{1}{n} \sum_{(i,j) \in \Omega} F(k|x+i, y+j) \quad (4)$$

$m$  ( $m \geq 2$ ) 阶中心矩为

$$B_m(k|x, y) = \frac{1}{n} \sum_{(i,j) \in \Omega} [F(k|i+x, j+y) - B_1(k|x, y)]^m \quad (5)$$

其中,  $k=0, 1, \dots, 7$  是 LFT 系数的序号,  $m=1, 2, \dots$  为矩估计量的阶数。本文主要研究 LFT 系数的 1 至 7 阶矩估计量的纹理鉴别性能。

### 3 局部傅里叶变换系数各阶矩的纹理鉴别性能

为了更好地阐述局部傅里叶变换的纹理鉴别性能,首先分析 LFT 系数的统计特性,指出正态假设的不合理性;然后分析 LFT 系数各阶矩的纹理鉴别性能,并提出一组具有较好鉴别性能的纹理特征;最后将本文提出的纹理特征与 Yu Hui 和 Haralick 提出的纹理特征<sup>[4,5]</sup>进行比较,说明引入 LFT 系数高

阶矩作为纹理特征的优越性。

分析不同纹理特征的鉴别性能时,首先从 Brodatz's 自然纹理图像册中选取 9 幅纹理图像作为实验数据,其分别是: Grass; Straw; Herringbone weave; Pressed calf leather; Woolen cloth; Beach sand; Water; Raffia; Pigskin (如图 2 所示)。这些纹理图像的大小为 256 × 256,并经过直方图均衡化处理;然后分别对这 9 幅纹理图像进行局部傅里叶变换,并在 15 × 15 的窗口中估计各变换系数的 1 至 7 阶矩。

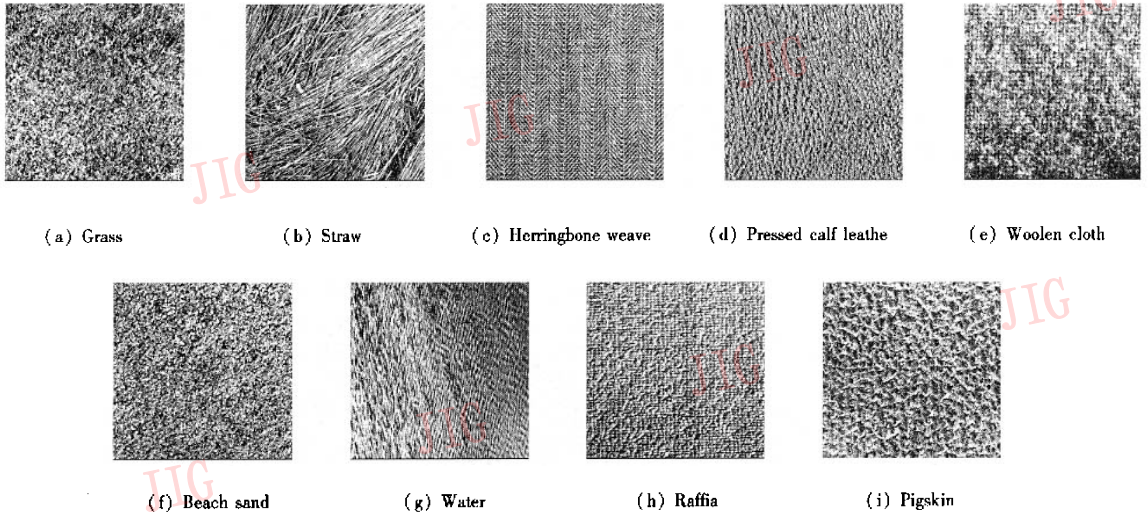


图 2 9 种 Brodatz's 自然纹理图像  
Fig. 2 9 Brodatz's natural texture images

#### 3.1 局部傅里叶变换系数的统计特性

为了说明问题方便,对 LFT 的定义进行如下修正,即考虑中心像素(x,y)的灰度值f(x,y),定义序列 $\hat{I}(n|x,y)$ 为

$$\hat{I}(n|x,y) = P_n(x,y) - f(x,y), n = 0,1,\dots,7 \tag{6}$$

其离散傅里叶变换系数为

$$\hat{F}(k|x,y) = \sum_{n=0}^7 \hat{I}(k|x,y) \cdot e^{-i\frac{\pi}{4}kn}, k = 0,1,\dots,7 \tag{7}$$

显然,修正前后的 LFT 变换系数具有如下关系:

$$\begin{aligned} \hat{F}(0|x,y) &= F(0|x,y) - 8 \cdot f(x,y) \\ \hat{F}(k|x,y) &= F(k|x,y), k = 1,2,\dots,7 \end{aligned}$$

对于大多数自然图像而言,由于相邻像素的灰度值具有很强的相关性,因而使得相邻像素的灰度差值的概率密度函数在 0 点处产生很尖锐的峰,并

且明显关于 0 点对称。图 3(a) 就是由纹理图像“Grass”求相邻像素差值而得到的直方图,由其他图像也可以获得相似形态的直方图。由图 3(a) 可以看出,该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。

由式(6)可知,由于序列 $\hat{I}(n|x,y)$ 的每一项都是相邻像素的灰度差值 $P_n(x,y) - f(x,y)$ ,因此 $\hat{I}(n|x,y)$ 的概率密度函数应当具有如图 3(a) 所示的形状。

由式(7)可知,LFT 系数 $\hat{F}(k|x,y)$ 是序列 $\hat{I}(n|x,y)$ 各项的加权之和,根据概率理论<sup>[12]</sup>可知,由于 $\hat{F}(k|x,y)$ 的概率密度函数应该为 $\hat{I}(n|x,y)$ ( $n = 0, 1, \dots, 7$ )的概率密度函数的卷积,因此 $\hat{F}(k|x,y)$ 的概率密度函数也应该具有图 3(a) 的形状。进一步,根据 $\hat{F}(k|x,y)$ 与 $F(k|x,y)$ 的关系可知, $F(k|x,y)$ ( $k = 1, 2, \dots, 7$ )的概率密度函数也具有图 3(a) 的形状。

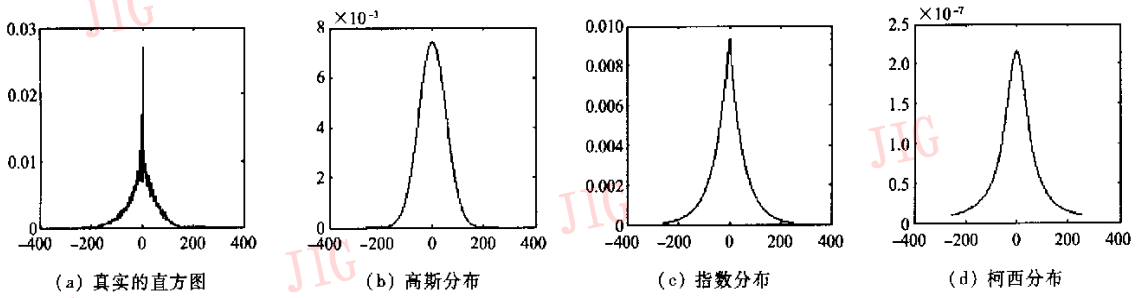


图 3 自然图像中相邻像素之差的概率密度函数

Fig. 3 PDF of the difference between neighboring pixels in natural images

图 4 给出了 9 种纹理图像的 LFT 系数  $ImF(1)$  的分布,其他系数的分布与之类似。由图 4 可以看出,不同纹理的 LFT 系数的分布在 0 点处具有显著的峰值,而且明显关于 0 点对称。

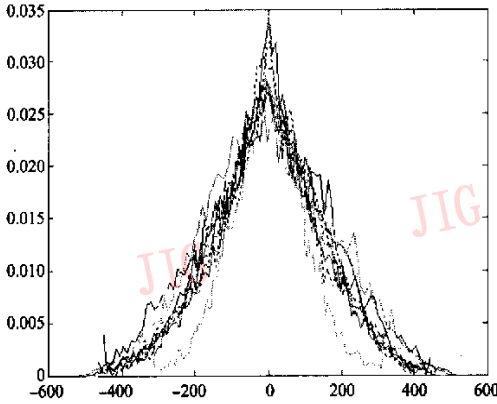


图 4 9 种纹理的 LFT 变换系数  $ImF(1)$  的分布直方图

Fig. 4 Histograms of LFT coefficients  $ImF(1)$  of the 9 textures

为检验 LFT 系数的分布特性,在假设 LFT 系数服从正态分布的前提下,对 9 种纹理的 8 个 LFT 系数分别进行“峰度、偏度检验”<sup>[13]</sup>,样本容量为 22 500,显著性水平为 0.1,检验结果表明,由于 9 种纹理的各个 LFT 系数中的绝大部分(92%)不能通过“峰度、偏度检验”,因而可以说,没有确切证据表明,LFT 系数具有正态分布特性。

综合上述的分析和实验结果,可以得出以下结论:(1)由于不同纹理的 LFT 系数一般不具有正态分布,因此用正态分布来近似是不合适的;(2)由于不同纹理的 LFT 系数的分布明显关于 0 点对称,所以变换系数的奇数阶矩应该比较接近于 0,即不具有很好的纹理鉴别性能;(3)变换系数的高阶矩(4,6 阶矩)可能包含比 2 阶矩更多的纹理差别信息。

### 3.2 纹理特征鉴别性能的比较方法

由于不同纹理在特征空间中将会形成不同的聚类,因此聚类之间的分离程度反映了纹理特征的鉴别性能<sup>[14]</sup>。大家知道,特征空间中两个聚类的分离程度可以用 Fisher 判据来表示。设 1 维特征空间中两个聚类  $w_1$  和  $w_2$  的均值分别是  $\mu_1$  和  $\mu_2$ ,标准偏差分别是  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$ ,则 Fisher 判据定义为

$$D = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} \quad (8)$$

这样,多维特征向量就形成多维特征空间。为了计算多维特征空间中两个聚类的分离程度,可以通过投影变换将多维特征空间中的聚类投影到 1 维空间,并通过 1 维空间中两个聚类的分离程度来反映多维特征空间中两个聚类的分离程度。假设两种不同纹理在多维特征空间中形成的聚类服从正态分布,其均值向量分别为  $\mu_1$  和  $\mu_2$ ,类内离差矩阵分别为  $S_1$  和  $S_2$ ,则通过下式的投影变换:

$$y = (\mu_1 - \mu_2)^T (S_1 + S_2)^{-1} x \quad (9)$$

多维特征空间中的两个聚类在 1 维空间中的投影所形成的聚类之间的 Fisher 判据

$$D = \frac{|\eta_1 - \eta_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} \quad (10)$$

将达到最大<sup>[15]</sup>,其中  $\eta_1$  和  $\eta_2$  分别是投影之后两个聚类的均值, $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  分别是投影之后两个聚类的标准偏差。

Fisher 判据的取值是无穷纲的非负实数,由于不同纹理所形成的聚类之间的 Fisher 判据取值越大,两种纹理越容易区分,所以,Fisher 判据可以作为特征鉴别性能的测度<sup>[14]</sup>。本文将采用上述方法来研究不同特征集的总体鉴别性能以及不同特征集中每个特征的鉴别性能。

### 3.3 局部傅里叶变换系数各阶矩的纹理鉴别性能

通过实验分析局部傅里叶变换系数各阶矩的纹理鉴别性能时,应考虑以下 3 种情况:(1)各变换系数的各阶矩的纹理鉴别性能;(2)各阶矩总体的纹理鉴别性能;(3)以不同的方式组合使用各阶矩的纹理鉴别性能。

实验的方法是首先对图 3 中的 9 种纹理分别计算 8 个 LFT 系数的 1 至 7 阶矩;然后在 9 种纹理图像中任意选取两种,再分析不同特征(集)在这两种纹理之间产生的 Fisher 判据,并可将其作为该特征(集)对这两种纹理进行鉴别的性能测度。由于 9 种纹理两两组合总共有 36 种情况,因而可以得到 36 个 Fisher 判据,并可将其平均值、最大值和最小值作为该特征(集)的纹理鉴别性能测度。

表 1 是 8 个 LFT 系数的 7 个矩特征单独的纹理鉴别性能,限于篇幅,只给出了 Fisher 判据的平均

值;表 2 是 LFT 系数的不同阶矩总体的纹理鉴别性能;表 3 是组合使用不同阶的矩特征具有的纹理鉴别性能。

表 1 和表 2 的数据表明:(1)对于实验中采用的 9 种纹理来说,其 8 个 LFT 系数的纹理鉴别性能没用明显差别;(2)LFT 系数的 1 阶矩(均值)纹理鉴别性能较差;(3)LFT 系数的 2 阶矩(方差)、4 阶矩(峰度)和 6 阶矩具有较好的纹理鉴别性能;(4)LFT 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)LFT 系数的高阶矩包含着纹理差别信息;(2)LFT 系数的偶数阶矩体现了主要的纹理差别信息;(3)将 LFT 变换系数的 2、4、6 阶矩组合起来可以具有比 2 阶矩更好的纹理鉴别性能。

表 1 LFT 系数各阶矩的纹理鉴别性能

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

	LFT 系数各阶矩						
	1 阶	2 阶	3 阶	4 阶	5 阶	6 阶	7 阶
ReF(0)	0.008 8	0.878 4	0.712 3	0.919 4	0.597 6	0.823 3	0.490 0
ReF(1)	0.040 4	0.752 2	0.348 6	0.662 9	0.350 7	0.588 9	0.343 9
ReF(2)	0.007 1	1.360 4	0.171 7	0.992 1	0.177 5	0.723 3	0.169 7
ReF(3)	0.042 1	1.413 0	0.360 9	1.092 3	0.247 3	0.734 4	0.189 5
ReF(4)	0.009 0	0.814 9	0.384 4	0.806 6	0.272 0	0.705 9	0.195 8
ImF(1)	0.051 7	0.873 3	0.369 1	0.786 1	0.321 8	0.674 1	0.289 5
ImF(2)	0.006 2	0.622 0	0.357 4	0.585 1	0.249 4	0.511 9	0.170 0
ImF(3)	0.051 9	1.541 5	0.359 7	1.250 2	0.269 6	0.974 5	0.197 0

表 2 LFT 系数各阶矩总体的纹理鉴别性能

Tab.2 Texture discrimination performance of the same order moments

Fisher 判据	LFT 系数各阶矩						
	1 阶	2 阶	3 阶	4 阶	5 阶	6 阶	7 阶
最小值	0.012 5	0.794 8	0.677 5	0.757 7	0.559 2	0.674 8	0.564 0
最大值	0.168 2	4.911 4	2.625 6	3.554 7	2.228 1	2.821 0	1.822 6
平均值	0.070 3	3.131 8	1.330 8	2.316 5	1.100 6	1.771 8	0.916 4

表 3 组合不同阶矩特征的纹理鉴别性能

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

Fisher 判据	阶 矩										
	1	1,3	1,3,5	1,3,5,7	2	2,4	2,4,6	1,2	2,3	3,5,7	2,3,4,5,6,7
最小值	0.0125	0.6967	0.8763	0.9562	0.7948	1.0097	1.1036	0.7974	1.1697	0.9446	1.6337
最大值	0.1682	2.6688	2.9782	3.1265	4.9114	7.0611	7.4315	4.9736	5.1032	2.9523	7.8933
平均值	0.0703	1.3612	1.6281	1.7547	3.1318	3.8180	4.0463	3.1534	3.5148	1.7093	4.6814

上述实验结果与 3.1 节中的结论是一致的。

在后续实验中,是以 8 个 LFT 系数的 2、4、6 阶矩作为纹理特征(总计 24 个特征),并与 Haralick 和 Yu Hui 提出纹理特征进行比较。表 4 是这 3 组特征集在 9 种纹理之间产生的 Fisher 判据,由表 4 可见,本文提出的这组纹理特征的鉴别性能优于其他两组纹理特征。

表 4 不同特征集的纹理鉴别性能

Tab. 4 Texture discrimination performance of different texture feature sets

不同的特征集	Fisher 判据		
	最小值	最大值	平均值
本文的特征集	1.1036	7.4315	4.0463
Yu Hui 特征集	0.7974	4.9736	3.1534
Haralick 特征集	0.0889	2.2418	1.3475

## 4 纹理分割实验

纹理图像分割实验是评价纹理特征鉴别性能的常用方法。为了验证本文的有关结论,本文选用两幅测试图像进行分割实验,然后通过分割的结果来比较不同特征集的纹理鉴别性能。

两幅测试图像分别如图 5(a)和图 6(a)所示,其中,图 5(a)包含 3 种纹理,图 6(a)包含 7 种纹理,图像大小为  $256 \times 256$ 。测试时,首先采用  $15 \times 15$  的窗口提取各种纹理特征,并在提取灰度共现矩阵特征时,将图像的灰度级规定化为 16 级;然后采用 C 均值算法根据纹理特征向量对图像的像素进行聚类来得到分割结果<sup>[13]</sup>。C 均值聚类算法需要事先指定聚类数日,因此本文将两幅测试图像的聚类数日分别设为 3 类和 7 类。图 5 和图 6 是两个分

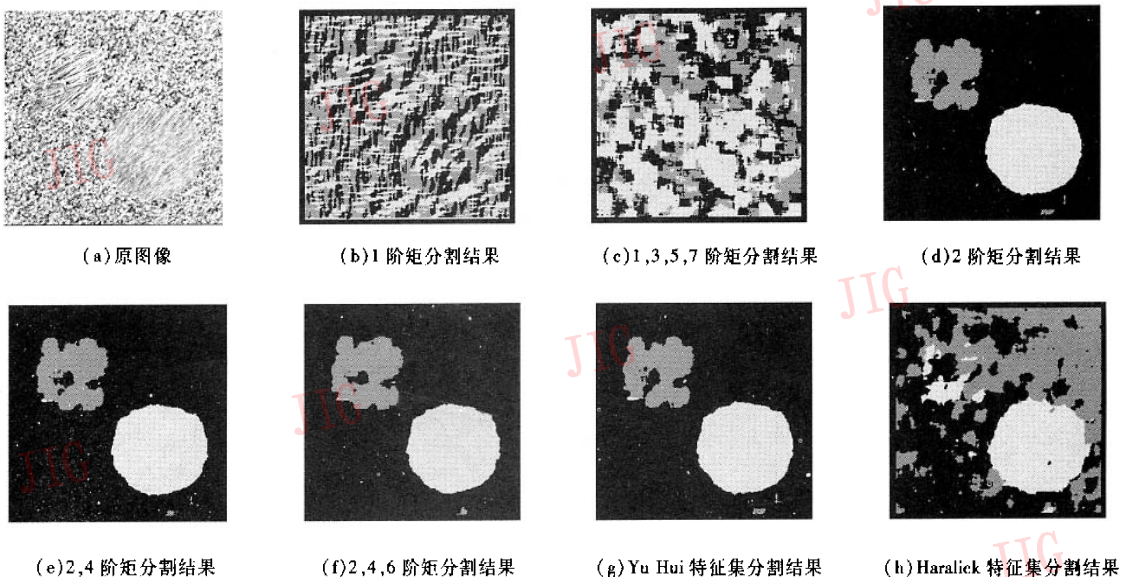


图 5 实验 1: 采用不同特征集的纹理分割结果

Fig. 5 Experiment No. 1: The texture segmentation results using different feature sets

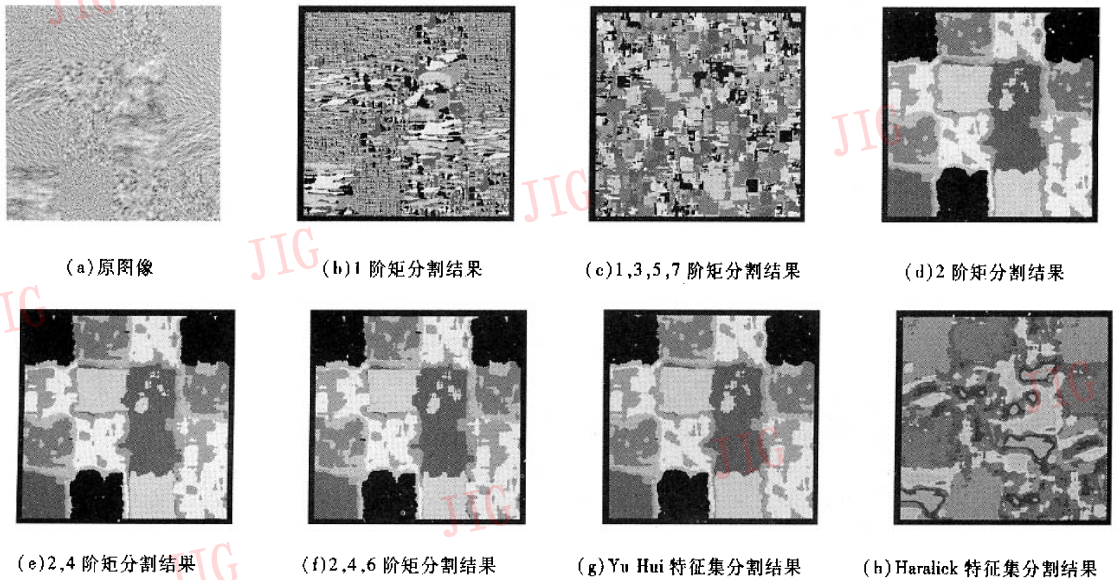


图6 实验2:采用不同特征集的纹理分割结果

Fig. 6 Experiment No. 2: The texture segmentation results using different feature sets

别采用不同矩特征以及采用 Yu Hui 和 Haralick 特征集进行分割的实验结果。

对比图 5(b) ~ 图 5(f) 和图 6(b) ~ 图 6(f) 可以发现:采用 LFT 系数奇数阶矩特征的分割结果很不理想,而采用偶数阶矩特征可以取得比较理想的分割结果;由于 4, 6 阶矩的贡献,致使分割效果得到改善,这一点在图 6 中尤为明显。Yu Hui 的特征是 LFT 系数的 1, 2 阶矩,对比图 5(d)、图 5(g) 和图 6(d)、图 6(g) 可以看出,采用 1, 2 阶矩的分割结果与采用 2 阶矩的分割结果相比没有明显的变化,这说明 LFT 系数的均值并不包含纹理差别信息;对比图 5(f)、图 5(h) 和图 6(f)、图 6(h) 可以看出,以 LFT 系数的偶数阶矩作为纹理特征,其纹理鉴别性能明显优于共现矩阵特征。

由图 6 的分割结果来看,采用 LFT 系数的 2、4、6 阶矩作为纹理特征,不仅能够很好地将图像中相同类型的纹理区域归为一类,并能将不同类型的纹理区域分开,不仅较好地保持了不同纹理区域之间的边缘,而且取得较高的分类正确率,其分割效果不仅优于 Haralick 的特征集,而且较 Yu Hui 特征集的分割效果也有相当程度的改善。

## 5 结论

由纹理图像的局部傅里叶变换系数的统计特性

分析结果表明,纹理图像的局部傅里叶变换系数的概率密度函数一般不服从正态分布,且关于 0 点具有显著的对称特性。基于这一认识,对局部傅里叶变换系数各阶矩的纹理鉴别性能进行了研究。研究结果表明,LFT 变换系数的偶数阶矩体现了主要的纹理差别信息,并具有很好的纹理鉴别性能;若将 LFT 系数的 4 阶矩(均值)和 6 阶矩与 2 阶矩结合起来作为纹理特征,则可以取得比 2 阶矩更好的纹理鉴别性能和分割效果;LFT 系数的奇数阶矩的纹理鉴别性能较差,可见它不是很好的纹理特征。

局部傅里叶变换是一种重要的纹理特征提取方法,采用 LFT 变换系数的 2、4、6 阶矩作为纹理特征,其纹理分割效果优于采用灰度共现矩阵的纹理分割效果。

## 参考文献 (References)

- 1 ZHOU Feng, FENG Ju-fu, SHI Qing-yun. A New texture descriptor based on local Fourier series [J]. Journal of Image and Graphics, 2001, 6(10): 993 ~ 998. [周烽, 封举富, 石青云. 一种新的基于局部傅里叶级数的纹理描述子[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(10): 993 ~ 998. ]
- 2 ZHOU Feng, FENG Ju-fu, SHI Qing-yun. Texture features based on local Fourier transform [A]. In: Proceedings of International Conference on Image Processing (ICIP) [C], Thessaloniki, Greece, October 7 ~ 10, 2001.
- 3 ZHOU Feng, FENG Ju-fu, SHI Qing-yun. Image segmentation based on local Fourier coefficients histogram [A]. In: Proceedings of SPIE

- 2nd International Conference on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition [C], Wuhan, China, November, 2001.
- 4 YU Hui, LI Ming-jing, ZHANG Hong-jiang, *et al.* Color texture moments for content based image retrieval [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) [C], Rochester, NY, USA, 2002.
- 5 Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Texture features for image classification [J]. IEEE Transactions on System Man Cybernet, 1973, 8(6): 610 ~ 621.
- 6 Cross G R, Jain A K. Markov random field texture models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1983, PAMI-5(1): 25 ~ 39.
- 7 Sarkar A, Sharma K M S, Sonak R V. A new approach for subset 2-D AR model identification for Describing textures [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(3): 407 ~ 413.
- 8 Bovik A, Clark M, Geisler W. Multichannel texture analysis using localized spatial filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, PAMI-12(1): 55 ~ 73.
- 9 WANG Run-sheng. Image understanding [M]. Changsha: Publishing House of National University of Defence Technology, 1995; 154 ~ 158. [工润生. 图像理解 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1995; 154 ~ 158.]
- 10 Pentland A P. Fractal-based description of natural scenes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, PAMI-6(6): 661 ~ 674.
- 11 WANG Li, HE Dong-chen. Texture classification using texture spectrum [J]. Pattern Recognition, 1990, 23(8): 905 ~ 910.
- 12 WU Yi, LI Yong-le, HU Qing-jun. Applied statistics [M]. Changsha: Publishing House of National University of Defence Technology, 1995; 29 ~ 33. [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.]
- 13 ZHOU Sheng, XIE Shi-qian, PAN Cheng-yi. Probability and statistics [M]. Beijing: Publishing House of High Education, 1989; 222 ~ 225. [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.]
- 14 Simona E G, Nicolai P, Peter K. Comparison of texture features based on Gabor filters [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(10): 1160 ~ 1167.
- 15 SUN Ji-xiang. Modern pattern recognition [M]. Changsha: Publishing House of National University of Defence Technology, 2002; 31 ~ 36. [孙即祥. 现代模式识别 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2002; 31 ~ 36.]