

方向测度及其在纹理识别中的应用

于晓晗 袁保宗

(北方交通大学信息所)

摘 要

在一均匀的纹理图象中沿任何一个方向象素的灰度变化都服从一定的规律。依据这个特点,本文提出一种新的纹理统计特征——方向测度。方向测度能够提取纹理的二阶及高阶统计特征。高阶方向测度对自然纹理具有很高的识别率。另外方向测度的计算量小,运算结构简单,利于多机并行处理。

关键词——方向测度,纹理,纹理识别。

一、引 言

纹理分析是图象处理的一个重要分支,其核心是特征提取,近二十年的研究已经提出几十种特征提取方法^[1-10]。这些方法可分成两大类:统计分析方法及结构分析法。前者的原理是提取纹理的二阶统计特征,后者则着重分析纹理的结构。一般地,统计分析方法比结构分析方法更实用、更有效,应用范围也广。故这类方法更有实用价值。

二阶统计特性是指图象的方向性特性及粗细度特性但目前还没有一种统计方法是针对纹理的方向性进行特征提取的^[7,10]。本文将在这方面弥补前人的不足,提出一种纹理的方向性统计特征。

二、方向测度的定义

一幅纹理图象的方向性就是其灰度在各个方向上的变化所呈现的一致性、均匀性。从视觉上看则近似为条纹状。

设 (i, j) 是 $N \times N$ 图象中任意一点,以其为中心的 5×5 窗口示于图1。假设一幅纹理在垂直方向上具有一定的方向性,也即沿纵向呈现条纹状或近似条纹状,那么这幅纹理在垂直方向上相邻象素间的灰度变化从平均意义上要比其它方向上小。据此统计一幅纹理的象素灰度在各个方向上的变化规律是能够反映这幅纹理的方向性特征的。

为了测量这种相邻象素的灰度变化,我们提出了八个统计量 $[h(i), i = 1, 2, \dots, 8]$,称之为方向测度,具体表达式为

$$\begin{aligned}
 h(1) &= \sum_{ij=1}^N |f(i, j+1) - f(i, j)| \\
 h(2) &= \sum_{ij=1}^N |f(i-1, j+2) - f(i, j)| \\
 h(3) &= \sum_{ij=1}^N |f(i-1, j+1) - f(i, j)| \\
 h(4) &= \sum_{ij=1}^N |f(i-2, j+1) - f(i, j)| \\
 h(5) &= \sum_{ij=1}^N |f(i-1, j) - f(i, j)| \\
 h(6) &= \sum_{ij=1}^N |f(i-2, j-1) - f(i, j)| \\
 h(7) &= \sum_{ij=1}^N |f(i-1, j-1) - f(i, j)| \\
 h(8) &= \sum_{ij=1}^N |f(i-1, j-2) - f(i, j)|
 \end{aligned} \tag{1}$$

其中 $f(i, j)$ 代表 (i, j) 点的灰度值。

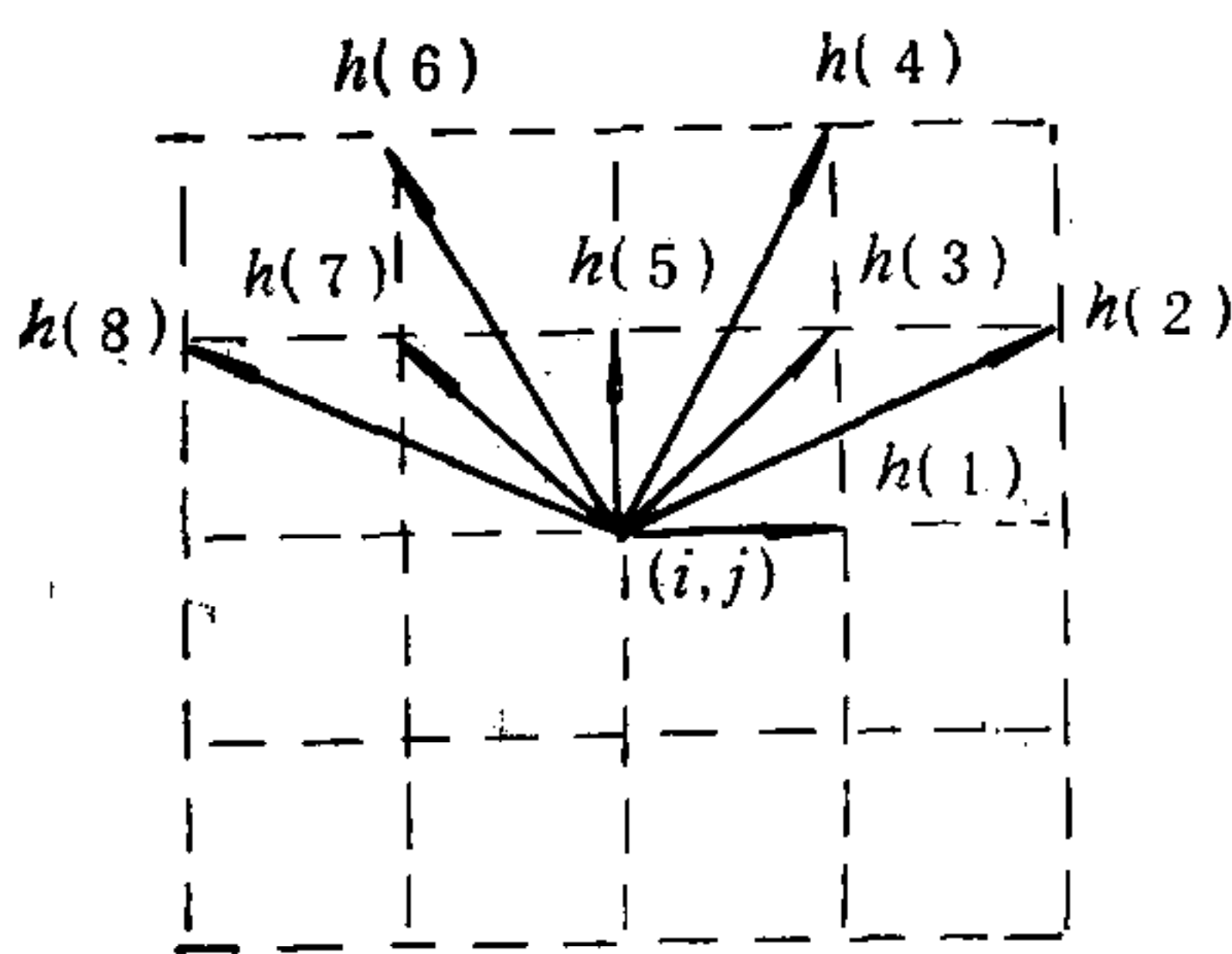


图 1 一阶方向测度的 5×5 窗口

(1) 式中方向测度的八个取值直接代表纹理的方向性特征。图 3 中的第 (2.2) 图是一垂直方向性较强的纹理, 其方向测度取值为

$$\{0.91, 1.43, 0.91, 1.0, 0.455, 1.11, 1.0, 1.43\}.$$

显然 $h(5) = 0.455$ 比其它七个值小得多。所以这是一幅有垂直方向性的纹理。反之若这八个统计量相差甚小, 分布均匀, 那么这是一幅各向同性的纹理。图 3 中的第 (4.3) 图就是这样一幅纹理, 其方向测度为

$$\{0.345, 0.435, 0.4, 0.476, 0.345, 0.455, 0.4, 0.455\}.$$

不难看出这是一幅无任何方向性的纹理。

三、方向测度的物理含义分析

方向测度统计量的相对取值反映一幅纹理图象所具有的方向性。当两种纹理的方向测度相比时, 测度值大小又代表什么物理意义呢? 假设一幅纹理的方向测度的八个统计量均比另一幅小, 这就是说前者在各个方向上相邻像素灰度的变化要比后者小, 具有相同灰度或近似相同灰度的子区域要比后者大。这说明前者的纹理要比后者“粗”一些。

据此, 方向测度值不仅能反映纹理的方向性, 而且能反映纹理的粗细度特征。粗细度可由方向测度中各个统计量的平均值来判断。如果均值越大, 那么纹理就越细, 反之亦然。表 1 中的实验结果证明了这点。

表 1 两种不同纹理的方向测度及粗细度特征

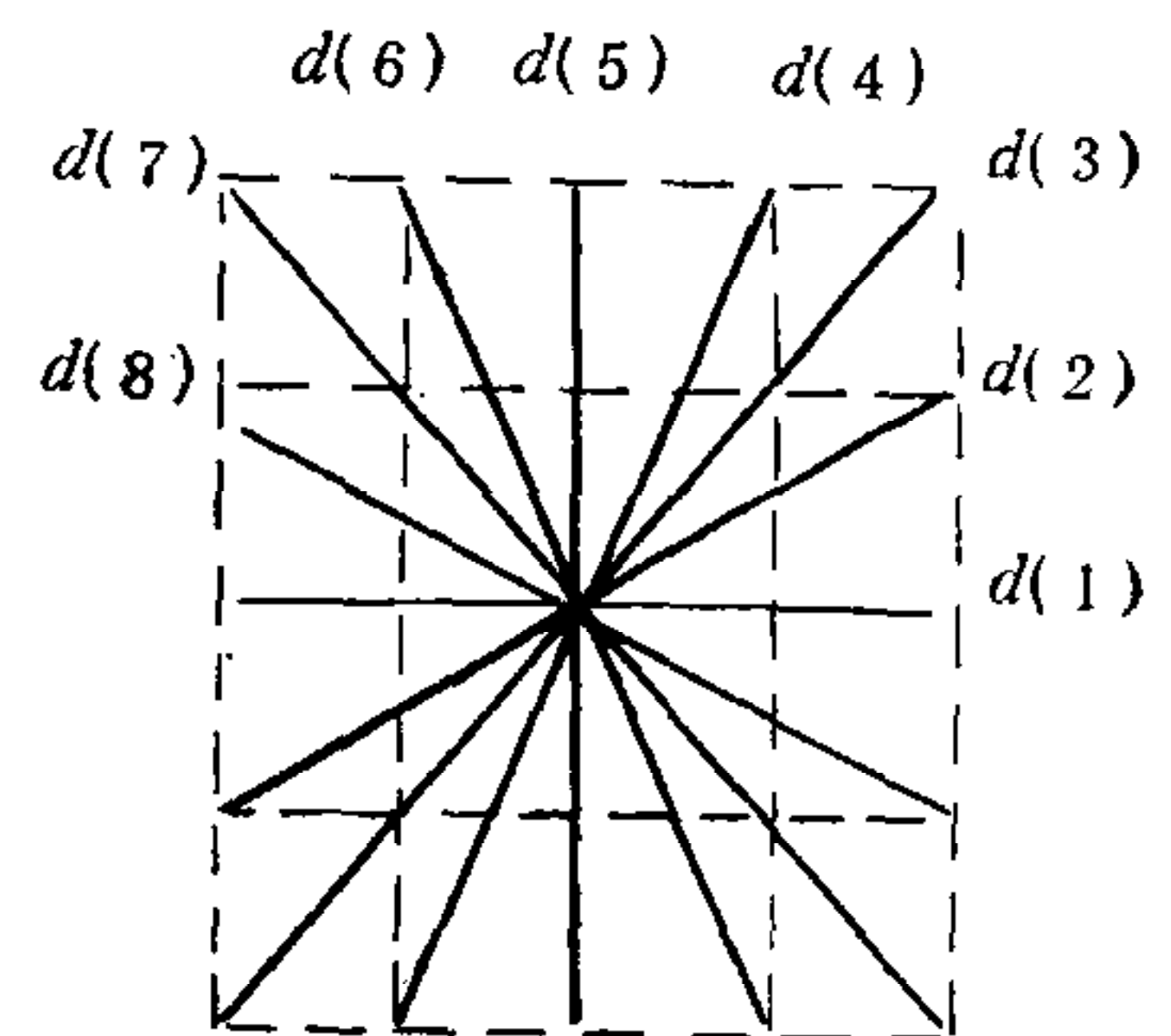
	图 3 中的(2.1)纹理图象	图 3 中的(4.2)纹理图象
方向测度	{1.5, 1.1, 1.5, 0.7, 1.05, 0.7, 1.1, 0.7}	{1.14, 0.75, 0.99, 0.425, 0.9, 0.73, 1.13, 0.58}
均值:	{1.04}	{0.83}
中值:	{1.07}	{0.825}

为了避免强方向性对方向测度的平均值的影响,我们还采用中值代替均值进行纹理粗细度分析.表 1 列出了对应的中值,结论是相同的.

四、高阶方向测度

前两节所讨论的方向测度是由一阶差分统计产生的,所以称之为—阶方向测度.类似地我们可以将(1)式中的方向测度推广到高阶差分统计,得到的方向测度称之为高阶方向测度.显然高阶差分统计是能够提取更多的纹理统计特征的,从而有更高的识别率.

这里我们只列出在图 2 中的 5×5 方形窗口上由四阶差分及二阶差分所得到的混合高阶方向测度,其表达式为

图 2 混合高阶方向测度的 5×5 窗口

$$d(1) = \sum_{ij=1}^N |f(i, j+2) - 4f(i, j+1) + 6f(i, j) - 4f(i, j-1) + f(i, j-2)|,$$

$$d(2) = \sum_{ij=1}^N |f(i-1, j+2) - 2f(i, j) + f(i+1, j-2)|,$$

$$d(3) = \sum_{ij=1}^N |f(i-2, j+2) - 4f(i-1, j+1) + 6f(i, j) - 4f(i+1, j-1) + f(i+2, j-2)|,$$

$$d(4) = \sum_{ij=1}^N |f(i-2, j+1) - 2f(i, j) + f(i+2, j-1)|, \quad (2)$$

$$d(5) = \sum_{ij=1}^N |f(i-2, j) - 4f(i-1, j) + 6f(i, j) - 4f(i+1, j) + f(i+2, j)|,$$

$$d(6) = \sum_{ij=1}^N |f(i-2, j-1) - 2f(i, j) + f(i+2, j+1)|,$$

$$d(7) = \sum_{ij=1}^N |f(i-2, j-2) - 4f(i-1, j-1) + 6f(i, j) - 4f(i+1, j+1) + f(i+2, j+2)|,$$

$$d(8) = \sum_{ij=1}^N |f(i-1, j-2) - 2f(i, j) + f(i+1, j+2)|.$$

后续实验结果证明高阶方向测度具有很高的识别率。但就计算量而言，由于乘法可用移位代替，故并不比一阶方向测度复杂得多，但比其它特征提取方法如能量测度^[4]简单得多。所以高阶方向测度是更有效的方向测度。

五、方向测度在纹理识别中的应用

我们首先采用图 3 中列出的十六种自然纹理图象，它们包括沙砾、木纹、针织品等等。所有图象均为 128×128 ，且 256 个灰度级。每一个试验样本为 64×64 ，即原始图象一分为 4。每类纹理中有 8 个样本。每一个样本均归一化为零均值单位方差，这样可避免一阶统计特性对识别率的影响^[9]。采用(1)式的一阶方向测度，我们得到的识别率为 90.63%。在相同环境下，混合高阶方向测度所得到的识别率为 98.44%，这证明高阶方向测

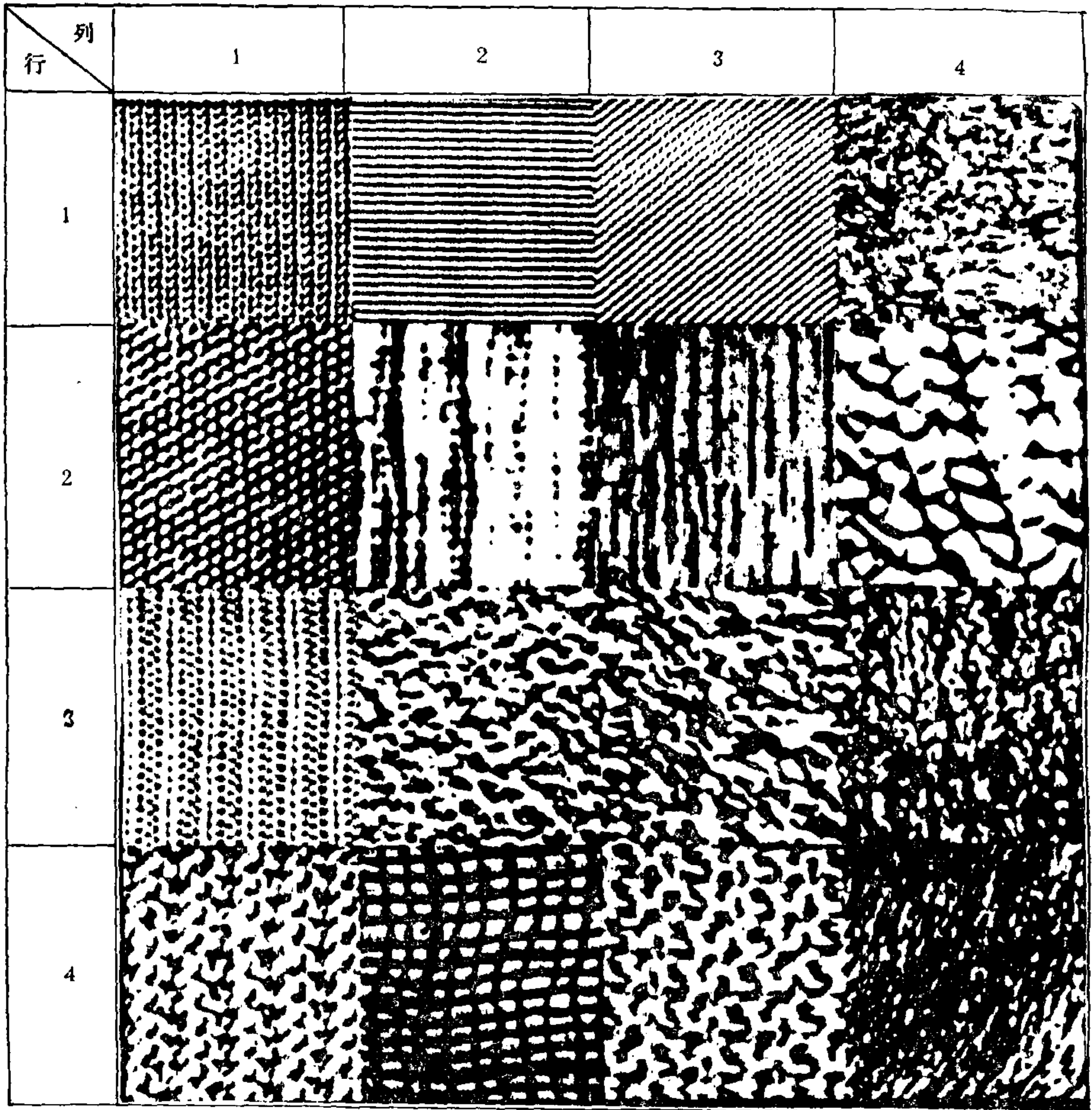


图 3 十六种自然纹理图象

度优于低阶方向测度。

为了进一步证明方向测度的有效性,我们采用著名的能量测度纹理特征与之比较.文献[8]给出了一种八个窗口的能量测度,并证明这组能量测度是最佳的.它由八个特征组成.在这十六种纹理识别中,能量测度的最高识别率为 96.9%,它优于一阶方向测度,但比混合高阶方向测度低约 1.5%.这说明高阶方向测度在某种程度上优于能量测度。

另外我们还将原始 256 个灰度级的图象压缩为 32 个灰度级,其方向测度的识别率不变.这说明方向测度与象素的绝对灰度变化无关,或者说受这种变化的影响较小。

参 考 文 献

- [1] Haralick, R. M., Texture Feature for Image Classification, *IEEE Trans. System Man Cybernetics*, SMC-3 (1973), 610—621.
- [2] Davis, L. S., An Empirical Evaluation of Generalized Cooccurrence Matrix, *IEEE Trans. Pattern Anal Mach Intel*, (1981), 214—221.
- [3] Sun, C., Neighboring Gray Level Dependence Matrix for Texture Classification, *Comput. Vision. Graphics. Image. Process* 1983, 314—352.
- [4] Laws, K. I., Texture Energy Measures, Proc Image Understanding Workshop Nov, 1979, 47—51.
- [5] Chen, C. H., A Study of Texture Classification Using Spectral Features, Proc. 6th. Int. Conf. Patt. Recog, 1982, 1074—1077.
- [6] Haralick, R. M., Statistical and Structural Approaches to Textures, Proc. IEEE No. 5, 1979, 768—804.
- [7] Dastous, F., Texture Classification Based on Detailed Measures of Power Spectrum, Proc. 8th. Int. Conf. on Patt. Recog, 1984, 83—86.
- [8] Pietikainen M., A. Rosenfeld L. S. Davis, Experiment With Texture Classification Using Averages of Local Pattern Matches, *IEEE. Trans on System. Man. Cybernetics*, 1983, No. 3, 421—426.
- [9] Caelli, T., On Perceptual Analysis Underlying Visual Texture Discrimination I, *Biol. Cybern.* 28(1978), 167—175.
- [10] Jan, Y. C., Time Series Modeling for Texture Analysis and Synthesis With Application to Cloud Field Morphology Study, Proc. Int. Conf. on Computer Vision Pattern Recognition, 1984, 1219—1221.

DIRECTION MEASURE AND ITS APPLICATION TO TEXTURE CLASSIFICATION

YU XIAOHAN YUAN BAOZONG

(Northern Jiaotong University, Beijing)

ABSTRACT

A new texture feature called direction measure is proposed in this paper. It is based on the principle that in a homogeneous texture the gray values of pixels along any direction must change according to a certain regularity (deterministic or stochastic). Direction measure has many different forms such as first-order direction measure, second-order direction measure and high-order direction measure. These different forms of direction measure can extract first-order, second-order, and high-order statistical properties of image textures. Usually, the high-order direction measure is more effective than other direction measures, and has a very high classification rate for many kinds of textures. The derivation of direction measures only needs additions, subtractions and multiplications. So less computational requirement is another advantage of direction measures.

Key words ——Texture; texture classification; direction measure.