

# 基于纹理方向的描述和对具有方向性 纹理图象的分类与分割

王震 王执铨 茅耀斌

(南京理工大学自动化系, 南京 210094)

**摘要** 为进一步进行纹理特征分析,从纹理的方向性入手,给出了纹理方向的数学定义式,合理选择差异函数,构造了具有物理意义的纹理方向描述特征向量。数据处理方面,运用模糊贴近度的概念,结合改进后的属性均值聚类算法,对一类具有方向性的纹理图象进行分类与分割实验,取得了较好的结果。试验表明,该方法对纹理的方向性有很好的描述能力。

**关键词** 图象分割 纹理方向 纹理分割 神经网络 模糊聚类

**中图分类号**: TP391 **文章标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2002)12-1279-06

## A Description Based on Texture Direction and the Clustering and Segmentation to Directional Texture Images

WANG Zhen, WANG Zhi-quan, MAO Yao-bin

(Automatic control department of Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094)

**Abstract** For the further analysis of texture characteristics, considering from the texture direction, a definition formula of texture direction is presented, followed by some useful explanation and discussion. To describe the texture images' direction, a discriminating function is selected properly and an eigenvector, with physical significance, is constructed successfully. About the data processing, the theory of fuzzy information, attribute means clustering and new distance measurement formula are employed, associated with an improved fuzzy clustering method, to directional texture images, satisfied results in the clustering & segmentation experiment had been obtained. Experimental outcomes show that the method has good capability to describe the directionality of texture image. Benefit from this method, stripe analyses, relatively movement analyses and other complexity image analyses regions could give an easy description to the directional objects.

**Keywords** Image segmentation, Texture direction, Texture segmentation, Neural network, Fuzzy clustering

### 0 引言

图象分割是图象分析和理解的一个重要课题,在很多情况下,只有将图象分割成若干有意义的区域,才能对图象进行理解和处理。纹理是图象的一个非常重要的特征,在模式识别、图象检索和计算机视觉等众多领域中起着重要的作用,任何图象均可认为是由一种或多种不同纹理组成。对图象纹理的分析研究就是要研究不同纹理的特点,寻找刻画纹理的本质特征。区分不同的纹理就是对纹理进行特征

描述,从而达到对图象进行识别和分割的目的。

图象的纹理是区域性的特征,可用粗细度(coarseness)、对比度(contrast)、方向性(directionality)、线性性(line-likeness)、规则性(regularity)、粗糙度(roughness)、凹凸性(indention)等特性描述。常见的纹理特征提取方法有灰度共生矩阵法、傅里叶能量变换法、主要局部方向和频率成分法、方向性滤波器掩模(Garbor滤波器、二项分布滤波器)、分形维数法<sup>[1]</sup>、Gaussian-Markov随机场模型、Gibbs随机场模型<sup>[2]</sup>、小波分解法<sup>[3]</sup>、自回归滑动平均模型、变差函数法、纹理长

相关模型<sup>[1]</sup>等,但以上的各种纹理特征描述方法大都存在一个共同的不足,就是特征向量的物理意义不明确,这一点在对图象处理的下一层——图象理解部分,显得非常重要.虽然可以认为分形维数是对纹理粗糙度的一种描述,但是:

(1)分形维数的计算,一般是采用一个理论模型,而实际的纹理图象并不完全符合,而且在建模时,数字抽样有混叠现象,模型并不是有限带宽的,同时分形维数仅是众多近似的能量谱估计方法之一<sup>[5]</sup>.

(2)虽然分形在线性变换下,具有不变性<sup>[6]</sup>,但在数字图象成像时,因环境、设备及量化噪声的影响,计算所得的分形维数并非是真的纹理粗糙度,而且差异很大.利用在不同大小邻域内所求得的分形维数的分布来对纹理图象进行分类就很好地说明了这一点<sup>[7]</sup>.

纹理是有方向性的,对纹理的方向性描述有着非常强的现实意义.图象分割的目的是为图象工程的下一步骤——计算机视觉与图象理解服务.利用纹理的方向性可以计算侵蚀现象发生的方向和强度、可以计算图片拍摄体和目标体间的相对位移、可以对卫星云图进行预测,或计算地表等高线等等.应该说,对纹理方向的描述,已不仅仅是图象分割的内容,它已经融入了图象理解的范畴内,有着非常强的现实意义.

## 1 基于纹理方向的纹理特征描述

纹理的方向性是纹理图象的一个基本特征,可以以此来对图象纹理予以描述.对图象纹理的特性描述,选取大多的是大范围内的区域特性.纹理的方向是一个区域上的概念,是在一个大的邻域内的统计特性,对一个孤立的像素点谈方向性是没有意义的,某个像素点的方向性是指该像素点所在的邻域具有的方向性.

**定义** 在图象上过像素点  $s$  任意取一条直线  $\Gamma$ ,使  $\Gamma$  在图象平面上,以像素点  $s$  为中心旋转,当旋转到任意角度  $\varphi$  时,  $\Gamma$  总将覆盖  $s$  邻域内的一系列像素  $\Gamma_s = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ ,其中,  $n$  与  $s$  的邻域大小和形状有关;选取某个差异函数  $\Psi(x_i, i=1, 2, \dots, n)$  对  $\Gamma_s$  所包含像素  $\{s_i, i=1, \dots, n\}$  的灰度值(记为  $\{g_i, i=1, \dots, n\}$ )之间的差异  $\Psi_\varphi(g_i, i=1, 2, \dots, n)$  进行比较,当旋转角度为  $\theta$  时,  $\Psi_\theta(g_i, i=1, 2, \dots, n)$  取得最小值,则称像素点  $s$  在其邻域内的方向为  $\theta$ .

在以上纹理方向定义中,并没有确定像素点  $s$

邻域的选取和差异函数的形式,这主要是因为不同的成像条件(如分辨率)和应用目的中,对纹理的方向可以有不同的理解,并在特定意义下,甚至可能会产生不同于一般视觉感受的纹理方向性.

对纹理方向进行描述的默认前提为图象是纹理图象(具有纹理性),Karu 对一幅图象是否具有纹理性进行了一定的研究,并提出了计算一幅图象纹理性大小的方法<sup>[8]</sup>,对该问题延伸出去可以发现一幅纹理图象的特性与成像分辨率有很强的联系,那么在求取纹理方向的时候,必须根据成像条件和分析目的来确定像素点  $s$  邻域的大小和形状.

数字图象是以离散点阵的形式来存储的,它是对连续变化的真实景物进行了离散化;同时对纹理图象的一个像素点求取特性时,选取很大的邻域不必要也不可行(从计算代价考虑),但在较小的邻域中能够产生的图象几何拓扑形状比连续情况下少了,这一现象称之为数字空间中的几何贫乏性<sup>[9]</sup>.它们对纹理方向带来的直接影响是,对同一区域,  $\Gamma$  旋转到不同角度  $\varphi$  时,其所覆盖的像素个数  $n$  不同,以及  $s$  点邻域内的纹理方向有可能与宏观视觉感受不精确一致(前者的可能方向集是后者的子集).

对差异函数  $\Psi(x_i, i=1, 2, \dots, n)$  的选取,应根据  $n$  的变化情况(取决于像元邻域的大小和形状)和计算复杂度进行折衷,一般的差异函数可选取对点集  $\{x_i, i=1, \dots, n\}$  求方差或是计算由  $\{x_i, i=1, \dots, n\}$  生成的距离矩阵  $D=[d_{ij}]_{n \times n}$ (其中,  $d_{ij}=|x_i-x_j|$ )的某个范数.

## 2 特征向量的提取与修正

由以上分析得知,当  $\Gamma$  在图象平面上旋转时,  $n$  将产生变化,这不利于对“差异”进行比较.可以用如下方法处理此问题:令  $x$  轴正方向为  $0^\circ$  方向,逆时针旋转,选取  $45^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $135^\circ$  3 个方向,和  $0^\circ$  方向共同构成 4 个基准方向.对每个像素点,在其不同大小邻域内计算在 4 个基准方向上像素点灰度值之间的“差异” $\Psi(\Gamma_j, j=1, 2, 3, 4)$ ,并认为最小“差异”所在的基准方向  $j$  为该像素点在此大小的邻域内所具有的主方向.对图象中的任意一像素,以其为中心,选取  $(2T+1)(2T+1)$  大小的矩形区为其邻域,当邻域的大小  $T$  不断变化时,对 4 个基准方向分别成为纹理主方向的频数进行统计,以频数为元素,构成一个 4 维向量  $f_s=[f_{s1}, f_{s2}, f_{s3}, f_{s4}]^T$ ,用以描述像素点  $s$  的纹理方向.

实验中,差异函数  $\Psi(\Gamma_i) = \Psi(g_i, i=1, 2, \dots, 2 \times T + 1)$  选取为对  $s$  的灰度值  $g_i$  求方差. 为了克服图象中纹理方向小的不一致性和获得特征向量在不同取值段内具有不同的描述敏感性,还需要对特征向量进行修正. 首先进行局部平均,即对像素点  $s$  的特征向量  $f$ , 取以  $s$  为中心的一个  $K \times K$  的窗口  $W_s$ , 令  $f'_i = \frac{1}{K^2} \sum_{i \in W_s} f_i = \frac{1}{K^2} [\sum_{i \in W_s} f_{i1}, \sum_{i \in W_s} f_{i2}, \sum_{i \in W_s} f_{i3}, \sum_{i \in W_s} f_{i4}]^T$ ,  $W_s$  取为  $3 \times 3$  窗口; 然后进行非线性变换, 令  $f''_i = \frac{1 - \exp(-\alpha f'_i)}{1 + \exp(-\alpha f'_i)}$ , 这里  $\alpha$  是非线性参数, 取为 0.5. 对修正后的特征向量进行数据标准化处理<sup>[10]</sup>: 将整幅图中所有像素点特征向量的第  $k$  维 ( $k=1, \dots, 4$ ) 数值提取出来, 组成一个数据集; 对其标准化, 并压缩到闭区间  $[0, 1]$ , 得到  $f'''_i = [a_1, a_2, a_3, a_4]^T$ , 其中  $a_k (k=1, \dots, 4)$  为  $f'''_i$  减去所在数据集的均值后, 再与该数据集的修正标准差求比值, 以组成一个新的数据集; 最后将新的数据集线性压缩到闭区间  $[0, 1]$ . 为了表达方便, 以下将经过修正和标准化后的数据  $f'''_i$  仍采用  $f$  予以表达.

### 3 模糊聚类

模糊数学是用于解决带有模糊性概念、对象的一个有力工具, 其对社会、科学、工程等多个领域产生了极大的影响, 并在数据聚类方面取得了卓有成效的成果. 在模糊数学中, 有模糊隶属度和模糊贴适度两个重要概念. 其中, 隶属度描述的是一个元素  $x$  隶属于一个模糊子集  $A$  的程度, 一般采用  $\mu_A(x)$  予以表示; 贴适度描述的是两个模糊子集  $A, B$  之间的贴近(相似性)程度, 采用  $\rho(A, B)$  表示, 两者的值域均为  $[0, 1]$ .

大家知道, 常用的模糊  $C$  均值聚类算法 FCM 是一种基于最小平方准则的算法, 文献<sup>[11]</sup>认为 FCM 在实际应用中加权指数  $m$  取值为 2 最合适, 并给出了  $m=2$  时, FCM 聚类的物理解释. 但最小平方准则对数据中的异常值是高度敏感的, 而图象纹理的方向总会有小的不一致现象, 为了克服此不足, 选取基于柯西稳态函数的属性均值聚类算法. FCM ( $m=2$ ) 是一类特殊的属性均值聚类算法(稳态函数  $\rho(t) = t^2$ , 权函数  $w(t) = 1$ ), 而且当待聚类数据中存在异常值时, 采用柯西稳态函数, 将使聚类结果有更好的可靠性和稳定性<sup>[12]</sup>.

柯西稳态函数  $\rho(t) = \ln(c + t^2)$ , 其中  $c$  为常数.

相应的权函数  $w(t) = \frac{1}{c + t^2}$ . 聚类目标是函数

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \rho(\|\mu_{nk}(x_n - V_k)\|)$$

取得最小值, 其中  $x_n$  是待聚类数据,  $V_k$  是第  $k$  个聚类中心,  $\mu_{nk}$  是第  $n$  个数据对第  $k$  个中心的隶属度. 将目标函数转化为迭代加权最小平方问题, 可以得到  $V_k^{(i+1)}$  和  $\mu_{nk}^{(i+1)}$  的迭代式<sup>[12]</sup>

$$V_k^{(i+1)} = \frac{\sum_{n=1}^N w(\|\mu_{nk}^{(i)}(x_n - V_k^{(i)})\|) (\mu_{nk}^{(i)})^2 x_n}{\sum_{n=1}^N w(\|\mu_{nk}^{(i)}(x_n - V_k^{(i)})\|) (\mu_{nk}^{(i)})^2}$$

$$\mu_{nk}^{(i+1)} = \frac{(w(\|\mu_{nk}^{(i)}(x_n - V_k^{(i)})\|) \|x_n - V_k^{(i+1)}\|^{-1})}{\sum_{k=1}^K (w(\|\mu_{nk}^{(i)}(x_n - V_k^{(i)})\|) \|x_n - V_k^{(i+1)}\|^{-1})}$$

一般欧氏空间距离并没有考虑向量各分维间的相关性影响, 其在数据空间内, 仅能对球状和椭球状数据分布进行距离有效描述, 所以作如下改进, 对上式中的范数定义如下

$$\|\eta_i - \eta_0\| = \frac{|\Sigma_i|}{2} \left( 1 - \frac{\eta_i^T \eta_0}{\|\eta_i\|_2 \|\eta_0\|_2} \right) (\eta_i - \eta_0)^T \Sigma_i^{-1} (\eta_i - \eta_0)$$

其中,  $\Sigma_i = \frac{1}{n} \sum_{i \in \Omega} (\eta_i - \eta_0)(\eta_i - \eta_0)^T$  为协方差阵,  $\|\cdot\|_2$  表示 2-范数. 此时得到了聚类中心  $V = \{V_k, k=1, 2, \dots, c\}$  和每个像素点  $s$  对各个聚类中心的隶属度  $U = \{\mu_{nk}\}$ . 将  $V_k$  所代表的纹理认为是一个模糊子集  $A_k$ , 则像素点  $s$  对  $V_k$  的隶属度即为  $\mu_{nk}$ .

另一方面,  $s$  所在的纹理区域(记为  $\Omega$ )可以被看作是一个模糊子集  $A_s$ (特征为  $f_s$ ),  $\forall s \in \Omega$  对  $A_s$  的隶属度定义如下<sup>[13]</sup>

$$d_1(s, A_s) = \frac{1}{2} \left( 1 - \frac{f_s^T f_A}{\|f_s\| \|f_A\|} \right)$$

$$d_m = \max_{i \in \Omega} (\|f_i - f_A\|)$$

$$d_2(s, A_s) = 1 - \frac{\|f_s - f_A\|}{d_m}$$

$$\mu_{A_s} = \frac{1}{2} (d_1(s, A_s) + d_2(s, A_s))$$

于是可以求得两个模糊子集  $V_k, A_s$  之间的贴适度

$$\rho(V_k, A_s) = \frac{\sum_{i \in \Omega} (\mu_{V_k}(s) \wedge \mu_{A_s}(s))}{\sum_{i \in \Omega} (\mu_{V_k}(s) \vee \mu_{A_s}(s))}$$

利用贴适度择近原则实现纹理分割判决. 如果  $\rho(V_k, A_s) = \max_{1 \leq i \leq c} \{\rho(V_i, A_s)\}$ , 则纹理  $A_s$  与纹理  $V_k$  最

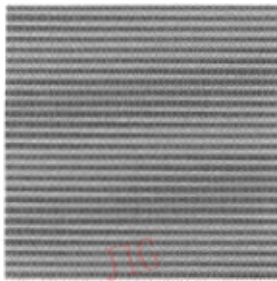
贴近,将像素点  $s$  归为第  $k$  类纹理.

### 4 实验与讨论

利用得到的特征作为纹理特征向量,对纹理图象进行分类与分割实验.

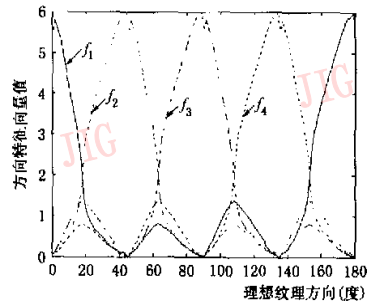
#### 4.1 特征向量有效性验证试验

取一幅具有理想  $0^\circ$  方向的纹理图象图 1(a)作为标准图,将其以  $1^\circ$  为间隔,从  $0^\circ \sim 179^\circ$  依次旋转,



(a) 理想  $0^\circ$  方向纹理图

在每个位置处,计算旋转图象的方向描述特征向量,并记录整幅图象的聚类中心特征向量值.以旋转角度为自变量,各聚类中心特征向量为因变量,绘制实验结果图如图 1(b)所示,图中 4 条曲线对应于方向描述特征向量的 4 个分量.可以看出,方向描述特征向量与理想纹理的方向有着——对应的关系,理想纹理的方向从  $0^\circ \sim 179^\circ$  变化时,特征向量在特征空间里进行了一个周期的遍历,对理想纹理的方向性有着很好的描述性能.



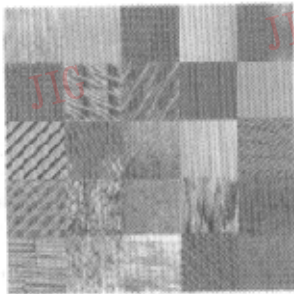
(b) 方向特征向量随纹理方向变化图  $f=[f_1 \ f_2 \ f_3 \ f_4]^T$

图 1 方向特征向量有效性验证试验结果

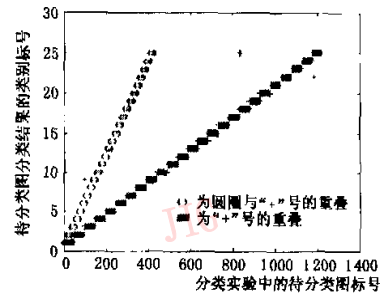
#### 4.2 纹理分类实验

从纹理方向的存在性、规则性、明显性和纹理条纹的粗细等因素考虑,选取了 25 幅图片(其中从左到右,从上到下第 1,2,4,10,13,17,18,19,20 幅分别为 Brodatz 像簿的 D94, D92, Sand, D15, D84, D12, D24, D68, Grass)作为待分类图(均为  $256 \times 256$  大小).以每幅图片为基础产生 49 幅子图( $128 \times 128$  大小,相邻图片间有 20 个像素的重叠),取  $index=1:4:49(1,5,9, \dots, 49)$  共 13 幅子图作为对神经网络的训练图,其余 36 幅为待分类图(训练样本 325 例,分类样本 900 例,类别数 25),训练与

分类子图特征向量取为整幅子图的特征向量的平均值.采用神经网络进行分类,分类过程分为神经网络的训练和使用 2 个阶段,分类用的神经网络选取较为简单的 generalized regression 神经网络(训练速度比常用的 BP 网络快很多)<sup>[4]</sup>,误差参数 0.001.将训练样本输入到神经网络中进行训练,训练完成后将待分类样本输入到神经网络中进行分类,试验结果正确率达到 99.5556(见图 2),分类中的错误有 4 例,分别为:将 3 号图的 1 个子图误分为 9 号图、将 18 号图的 2 个子图误分为 25 号图、将 24 号图的 1 个子图误分为 22 号图.



(a) 分类实验用纹理图象



(b) 分类结果

图 2 纹理分类实验结果图

注:图中,圆圈为神经网络的目标输出,\*号为训练图再次作为输入时的分类输出,十号为全部子图的实际分类输出.

### 4.3 纹理分割试验

结合改进的模糊属性均值聚类算法,采用基于模糊贴近度的概念进行数据聚类,实现分割.选取 Brodatz 像簿中的 D24, D68 和 2 幅自然景物图片(芦苇、海波),拼接成试验图(图 3(a)),将本方法的实验结果与未采取改进算法的实验结果相比较(如

图 3 所示).选取具有较好方向性的真实景物图(芦苇,0°方向),将其逐次旋转 36°、72°、108°、144°,拼接为试验图(图 4(a)),相应分割结果如图 4(b)所示.选取 Brodatz 像簿中的 D38, D12, Grass 和 2 幅自然景物图片(木棍、岩石),拼接成试验图(图 5(a)),相应分割结果如图 5(b)所示.

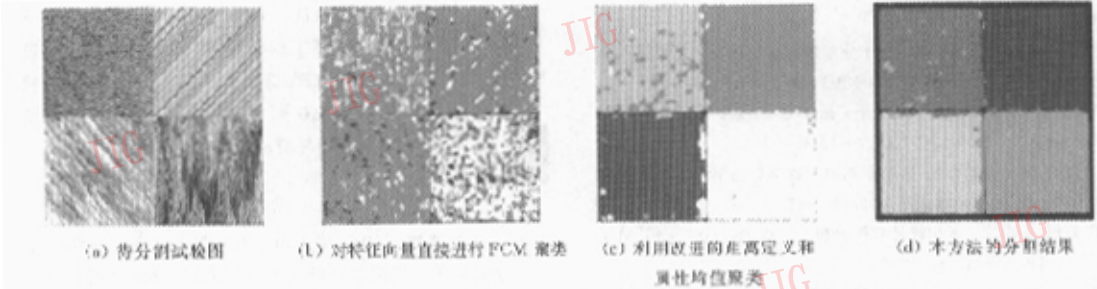


图 3 纹理分割试验结果图

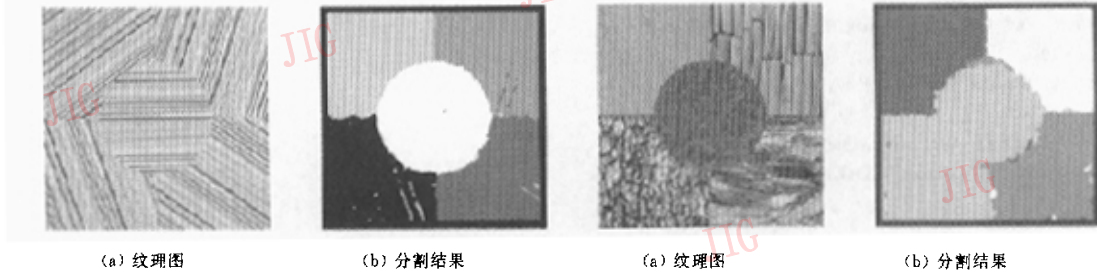


图 4 方向性较好的纹理图分割试验结果

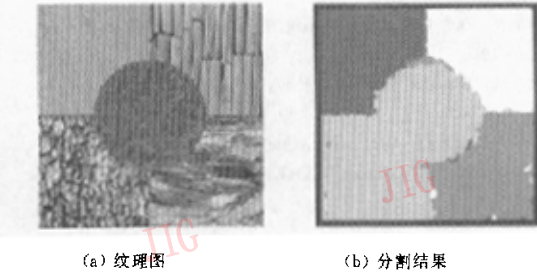


图 5 自然纹理图分割试验结果

图象纹理的方向是一个区域特征,自然纹理图象不可避免总会有方向上小的不一致性,当这种不一致性过大时,便会产生错误,这便是分类实验中产生分类错误和分割实验中区域一致性未能完全满足的根本原因.当纹理图象具有较好方向一致性时,分割结果十分理想(图 4);当方向一致性要求不完全满足时,特征空间中的数据点类内紧致性得以降低,聚类效果受到影响(图 5).在实际应用中,可以根据具体的实际要求,对图象进行平滑滤波等预处理或后处理措施,以取得满意的效果.

痕分析、目标体相对转动分析等具有方向性的数字纹理图象,具有较强的实用价值,并且还有特征简单,计算量小的特点.自然纹理图象中,方向小的一致性是不可能的,它将对基于方向描述的纹理分析法,产生影响.这种不一致性从另一方面也反映着图象纹理的复杂性,下一步工作将以此为切入点,研究纹理方向描述法对纹理方向变化的鲁棒性和在应用中的预处理算法.

### 参 考 文 献

- 1 Chaudhuri B B. Texture segmentation using fractal dimension [J]. IEEE Trans. of Pattern Anal. and Machine. Intell., 1995, 17(1):72~77.
- 2 Elfadil I M. Gibbs random fields, co-occurrences, and texture modeling [J]. IEEE Trans. of Pattern Anal. and Machine. Intell., 1994, 16(1):24~37.
- 3 Do M N, Vetrarli M. Texture similarity measurement using Kullback-Leibler distance on wavelet subbands [A]. In: Proceedings 2000 International Conference on Image Processing

## 5 结 论

本文从纹理的方向性入手,依托于对数字纹理图象的分析,给出了纹理方向的定义,并进一步构造了纹理方向描述特征向量,在分类与分割实验中取得了令人满意的效果.本方法所提取的特征向量是纹理方向的直接描述,广泛适用于条纹分析、受力划

- [C], California 2000;730~733.
- 4 Kie B Eom. Long-correlation image models for textures with circular and elliptical correlation structures [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2001,10(7):1047~1055.
  - 5 Du Buf J M H. Abstract processes in texture discrimination [J]. *Spatial Vision*, 1992,6(3):221~241.
  - 6 Pentland A P. Fractal-based description of natural scenes [J]. *IEEE Trans. of Pattern Anal. and Machine. Intell.*, 1984, 6(6):661~674.
  - 7 吴高洪,章毓晋,林行刚. 基于分形的自然纹理自相关描述和分类[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2000,40(3):90~93.
  - 8 Karu K. Is there any texture in the image? [J]. *Pattern Recognition*, 1996,29(9):1437~1446.
  - 9 龚伟,石青云,程民德. 数字空间中的数学形态学——理论与应用[M]. 北京:科学出版社,1997:88~91.
  - 10 任若愚,王惠文. 多元统计数据分析——理论、方法、实例[M]. 北京:国防工业出版社,1997.
  - 11 Bezdek J C. A physical interpretation of fuzzy ISODATA [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1976, SMC-6(5):387~389.
  - 12 程乾生. 属性均值聚类[J]. *系统工程理论与实践*, 1998,18(9):124~126.
  - 13 郭桂蓉. 模糊模式识别[M]. 长沙:国防科技大学出版社,1993:21~25.
  - 14 Wasserman P D. *Advanced methods in neural computing* [M]. New York, Van Nostrand Reinhold, 1993:155~161.



**王 震** 1977年生,2000年获南京理工大学自动化系学士学位,现为南京理工大学自动化系硕士研究生,主要研究方向为图象分割与理解、图象加密、模式识别。



**王执铨** 1939年生,1962年毕业于哈尔滨军事工程学院,现为南京理工大学自动化系教授、博士生导师,当前感兴趣的领域为混沌控制理论与应用、大系统的容错控制理论与应用等。

**茅耀斌** 1971年生,1993年获北京理工大学学士学位,1996年获北京理工大学自动化系硕士学位,现为南京理工大学自动化系讲师,主要研究方向为图象处理、数字水印技术等。