

一种基于主矢量集的纹理图象分析方法

程义民 王以孝 张冬青

(中国科学技术大学电子技术部, 合肥 230026)

摘要 描述了一种基于多维纹理主矢量集与相应能量集的纹理图象表示及分析方法。并给出了由纹理图象求得主矢量集及相应能量集的计算过程。为了将该方法用于纹理识别及分析,文中讨论了在上述表示时,纹理图象的相似度量,给出结构误差及能量误差的计算公式及两种计算结构误差、能量误差及总误差的算法。最后给出了用上述方法由计算机对 Brodatz 的自然纹理图象及人工合成的规则纹理图象分析的实验结果,并与共发矩阵法作了比较。实验表明该方法对不同的纹理有较好的可分性和鲁棒性。

关键词 纹理图象 纹理谱 主矢量集 结构误差 能量误差

0 引言

纹理分析是图象处理和图象分析的一个非常重要的内容。根据纹理特征,识别和分类图象是图象分析的重要方法之一,常被用于医学图象,遥感图象的分析等领域。在纹理图象识别及分类时,纹理特征表示十分关键。寻找较好的,有良好可分性的纹理特征表示方法,一直是纹理分析研究的一个热点。

Matsuyama 等人在图象空间频域内提取纹理的周期性特征和方向性特征,并将该方法成功地用于海浪雷达图象的分析,获得了较好的结果。Haralick 等人研究了纹理分析的共发矩阵方法^[1,2],并提出基于共发矩阵的十多种特征(如角二阶矩、对比度、方差等),这些特征已被广泛地应用于纹理分析中。

纹理匹配滤波法是一种较常用的方法。用这种方法,匹配滤波器设计较难,且常需人工参与。基于高斯-马尔科夫场模型的纹理综合和分析也是一种较常用的有效方法^[3],这种方法往往需要用全局优化算法(如模拟退火等)得到模型参数,因此计算量较大。另外近年来对分形的研究趋热,很多学者提出了基于分形的纹理分析方法^[4,5],并在分析有自相似

性特征的自然纹理中获得了进展。

纹理谱是纹理特征的一种重要的表示方法。He 和 wang^[6]在一维纹理谱中提取一系列特征,用来表征纹理特性。共发矩阵可看成二维纹理谱,它选用的纹理单元域仅两个有确定位置关系的象点,用以表达纹理图象的二阶联合概率结构。Haralick 提出的统计特征量是二维纹理谱的一种表示。

本文给出了一种基于纹理主矢量集的纹理表示及分析方法。该方法是在多维纹理谱的基础上得到多维主矢量集合,及相应的能量集合,并以其作为纹理特征。这样,在纹理识别,分类及分析中,即可根据这些特征,得出结构误差,能量误差等纹理相似性度量。该方法需要内存较少,处理速度较快。

文中还给出了多维主矢量集及相应能量集的计算方法,结构误差、能量误差的计算过程及计算机对自然及人工纹理分析的实验结果。

1 多维纹理谱和主矢量集

为分析方便,常在一定纹理单元域,讨论纹理主矢量及纹理特征的主矢量集表示方法。

1.1 纹理单元域与纹理单元矢量

对于点阵表示的纹理图象,若用 $\Omega = \{(i, j) | (i, j)\}$ 表示图象象点位置集, $Y = \{y_p | p \in \Omega\}$ 表示一幅灰度图象. $N_p = \{p_1, p_2, \dots, p_n | d(p, p_i) \leq D_{N_p}, d(p, p_i) > 0\}$ 是象点 p 的邻域系统. 其中 $d(\cdot)$ 表示两象点之间的距离, D_{N_p} 表示邻域范围. 若 d 是欧氏距离, 当 $D_{N_p} = 1$ 时为四邻域系统, $D_{N_p} = \sqrt{2}$ 时是八邻域系统. 与象点 p 对应的纹理单元域(Texture Unit)可定义为: $U_p = \{p\} \cup N_p$ (1)

图1给出了 $D_{N_p} = 1, \sqrt{2}, 2$ 时纹理单元域的形状。

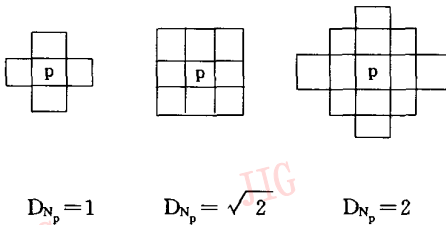


图1 三种纹理单元域

若矢量 V_p 为象点 p 处纹理单元域 U_p 内的子图象, V_p 中的每一分量为 U_p 中对应象点的灰度值, 则 U_p 域内的子图象能用一矢量表示, 称为象点 p 的纹理单元矢量. 当 $D_{N_p} = 1$ 时 V_p 是一5维矢量, 当 $D_{N_p} = \sqrt{2}$ 时, V_p 是一9维矢量。

1.2 多维纹理谱与主矢量集

若灰度图象有 L 个灰度级, 纹理单元矢量维数为 D , 则所有的纹理单元矢量构成一 D 维矢量空间 S . S 为一有限集, 含有 L^D 个纹理单元矢量. 如果 $D = 5, L = 256$ 则矢量空间的容量为 256^5 .

若在 S 空间上定义 $f_i(x), x \in S$ 是纹理单元矢量 x 对应的纹理子图象在整幅纹理图象中出现的次数. 则称 $f_i(\cdot)$ 为纹理图象的多维纹理谱. 它反映了不同纹理子图象在矢量空间 S 中的分布。

用多维纹理谱表示纹理图象, 不同纹理谱对应不同的模式. 规则纹理图象, 纹理图象常由几种基元组成, 其多维纹理谱中只有有限个纹理矢量处 $f_i(\cdot)$ 函数为极大值, 多维纹理谱呈“峰”状结构。

1.3 纹理谱主矢量集

多维纹理谱虽能反映图象的纹理特征, 但所需内存空间较大, 计算量也较大. 为少占内存, 降低复杂度, 提高速度, 可用能表征纹理特征的矢量, 如多维纹理谱中的“峰”点及其分布, 作为纹理图象的一

种表示, 可称为主矢量集表示. 其中“峰”点对应的矢量为主矢量, 所有主矢量的集合为主矢量集。

若主矢量集用 S_m 表示, S_m 中含有 C 个主矢量, 即 $S_m = \{V_1, V_2, \dots, V_c\}$, 两主矢量 V_i, V_j 间的欧氏距离为

$$d(V_i, V_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^D (V_{ik} - V_{jk})^2} \quad (2)$$

其中 D 为主矢量的维数. $d(V_i, V_j)$ 可作为主矢量 V_i, V_j 的相似性度量。

若 $N(V_i)$ 为矢量 S 空间上主矢量 V_i 的邻域集, 即:

$$N(V_i) = \{x | x \in S, d(x, V_i) < d(x, V_j), \forall j \neq i\} \quad (3)$$

且令 $J_c = \sum_{i=1}^c \sum_{x \in N(V_i)} f_i(x) d(x, V_i)$ (4)

可用优化算法, 得到使 J_c 最小时 S 的划分. 每一划分分类对应一主矢量, 所有主矢量的集合为主矢量集 S_m . 若在矢量空间 S 上生成划分为 $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c\}$, 其中 ω_i 是主矢量 V_i 对应的子集, C 为主矢量个数,

$$\text{满足 } \omega_i \cap \omega_j = \emptyset, \bigcup_{i=1}^c \omega_i = S \quad (5)$$

假设纹理图象的大小为 $M \times N, E_i$ 表示 V_i 及其对应子集 ω_i 上各矢量纹理谱函数 $f_i(\cdot)$ 的和, 则有:

$$\sum_{i=1}^c E_i = M \times N \quad (6)$$

对 E_i 归一化 $E_i = \frac{1}{M \times N} \sum_{x \in \omega_i} f_i(x)$ (7)

其中 $f_i(\cdot)$ 是纹理谱函数, E_i 为与 V_i 对应的归一化能量. 这样, 纹理特征就和图象大小无关. S_m 由 C 个主矢量 V_i 组成, 其对应的归一化能量 E_i 的集合, 表示为 $E_m \circ S_m, E_m$ 可作为纹理图象特征的一种描述. 主矢量集也可按最大矢量归一化, 从而得到归一化主矢量集及其对应的归一化能量集。

2 结构误差与能量误差的计算

得到纹理图象的归一化主矢量集和对应的能量集后, 任两幅纹理图象, 主矢量集间的“距离”可用下式计算

$$\Delta S = \sum_{i=1}^N d(V_i, V'_i) \quad (8)$$

其中 $V_i \in S_m, V'_i \in S'_m. \Delta S$ 表征2幅图象纹理的差别程度, 称为结构误差。

2幅纹理图象归一化能量集间的“距离”可用下式计算:

$$\Delta E = \sum_{i=1}^N |E'_i - E_i| \quad (9)$$

其中 $E_i \in E_m, E'_i \in E'_m, E_m, E'_m$ 分别为该两幅纹理图象的归一化能量集。 ΔE 称为能量误差。

显然,纹理图象间结构误差 ΔS 与能量误差 ΔE 越小,则越相似。结构误差与能量误差,可由主矢量集及相应能量集计算,也可由其与另一纹理图象直接计算,求得二者误差估值 $\hat{\Delta S}, \hat{\Delta E}$ 。

2.1 由归一化矢量集与能量集计算误差

任两幅纹理图象,可由第1节描述的方法分别求得主矢量集及相应的能量集。其中一幅为源图象,另一幅为目标图象。若源图象主矢量集为 $S_m = \{V_1, V_2, \dots, V_N\}$, 能量集为 $E_m = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$, 目标图象的主矢量集为 $S'_m = \{V'_1, V'_2, \dots, V'_N\}$, 能量集为 $E'_m = \{E'_1, E'_2, \dots, E'_N\}$, 结构误差及能量误差,可由如下过程求得:(1)初始化结构误差和能量误差: $\Delta S = 0, \Delta E = 0, i = 1$;(2)对 S_m 中的矢量 V_i , 寻找 S'_m 中与 V_i 最近的矢量 V'_i ;(3)计算 V_i 与 V'_i 的结构误差 $\Delta S_i = d(V_i, V'_i)$ 及 V_i 与 V'_i 的能量误差 $\Delta E_i = |E_i - E'_i|$, 并使 $\Delta S = \Delta S + \Delta S_i, \Delta E = \Delta E + \Delta E_i$, 且 $S'_m = S'_m - \{V'_i\}$;(4) $i = i + 1$, 若 $i > N, N$ 为 S_m 中矢量的个数,则至(5),否则返回(2);(5)算法结束。得到 $\Delta S, \Delta E$ 后,可求得总误差 $\Delta = \alpha \Delta S + \beta \Delta E$ 。其中 α, β 为权值,对不同类型纹理,由实验确定。

用这种方法,须先求出每一图象的归一化主矢量集及能量集,因此该算法需较大的计算损耗。

2.2 由纹理图象与主矢量集求误差估值

在纹理识别或分类中,常需在待识别纹理图象集合中找出与模型纹理图象集合中某一模型相同的模式类。这时为了减少计算损耗,提高速度,可按如下方法,由待识别纹理图象与模型纹理图象的主矢量集及能量集,直接求出结构误差及能量误差的估值 $\hat{\Delta S}, \hat{\Delta E}$, 从而确定是否为同一模式类。

若模型的归一化主矢量集为 $S_m = \{V_1, V_2, \dots, V_N\}$, 归一化能量集合为 $E_m = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$, 待识别纹理图象大小为 $M \times L$ 。用相同的纹理单元域,则

- (1)初始化 N 个划分集合 $\omega_1, \dots, \omega_N$ 为空集;
- (2)对待识别图象矢量空间 S 中的矢量 V , 若 $d(V, V_i) < d(V, V_j), j = 1, 2, \dots, N, j \neq i$ 则使 $\omega_i = \omega_i \cup \{V\}$;
- (3)若矢量 V 未取遍 S , 则取新的 V , 返回2, 否

则至4;

(4) $\{\omega_1, \dots, \omega_N\}$ 是 S 上的划分,对每一 ω_i 按1.2节中的方法生成 $f_i(\cdot)$ 。并求 ω_i 的重心 \hat{V}_i 和相应的归一化能量 \hat{E}_i , 作为待识别纹理图象主矢量集中主矢量 \hat{V}_i 及相应能量集中能量 E'_i 的估值:

$$\hat{V}_i = \frac{1}{\sum_{x \in \omega_i} f_i(x)} \sum_{x \in \omega_i} f_i(x) x \quad (10)$$

$$\hat{E}_i = \frac{1}{M \times N} \sum_{x \in \omega_i} f_i(x) \quad (11)$$

(5)调用3.1节中算法,计算 $\hat{\Delta S}, \hat{\Delta E}$;

(6)计算总误差的估值 $\hat{\Delta}, \hat{\Delta} = \alpha \hat{\Delta S} + \beta \hat{\Delta E}$ 。

3 实验结果

为了检验用主矢量集及相应纹理能量表示纹理特征的有效性,以及纹理结构误差与能量误差在纹理图象识别或分类时的实用性,我们在 Petium586 微型计算机上模拟了文中算法的分析计算过程。并与基于共发矩阵的 Haralick 特征量方法作了比较。

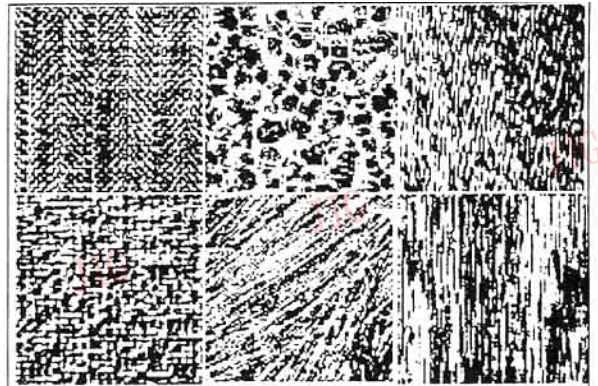


图2 自然纹理图象

实验一:该实验选用 Brodatz 图册^[7]中的序号分别是 D16, D112, D37, D84, D15, D68 (见图2)的6幅纹理图象为原始数据。图象分辨率为 256×256 , 灰度级为256。每幅纹理图象随机地取 64×64 子图象,用2.2节中的方法,求出每幅图象与它自身及其它5幅纹理图象的结构误差估值 $\hat{\Delta S}$, 能量误差估值 $\hat{\Delta E}$ 及总误差估值 $\hat{\Delta}, \alpha, \beta$ 取值为1。实验时,选5个最高“峰点”,纹理单元域为 3×3 。

表1给出实验结果,图象序号按图2中从左到右,从上到下。最后一列是可分性度量 D_m , 为表格中同

一行次小与最小误差之比。实验表明,用主矢量集及其纹理能量表示纹理特征,用结构误差和能量误差作为纹理图象的相似性度量,有较好的可分性。图2中知,相似纹理模式间有较小的结构误差及能量误差。

中,IMG1与IMG4中,有大量相似的方形纹理,IMG3与IMG6中有大量相似的竖状纹理,从表1

表1 结构误差和能量误差

	误差估值	IMG 1	IMG 2	IMG 3	IMG 4	IMG 5	IMG 6	Dm
IMG 1	ΔS	7.81E-6	4.27E-2	4.85E-2	7.46E-3	3.71E-2	4.51E-2	0.97E-3
	ΔE	1.95E-5	1.48E-2	2.41E-2	7.47E-3	3.11E-2	2.97E-2	3.83E-2
	Δ	2.73E-5	5.75E-2	7.26E-2	1.49E-2	6.82E-2	7.48E-2	0.54E-3
IMG 2	ΔS	8.85E-2	1.85E-4	6.53E-2	2.92E-2	3.46E-2	6.48E-2	1.57E-2
	ΔE	7.59E-2	1.74E-5	1.05E-2	2.67E-3	1.05E-2	1.23E-2	1.53E-2
	Δ	1.64E-1	2.02E-4	7.58E-2	3.19E-2	4.51E-2	7.71E-2	1.57E-2
IMG 3	ΔS	2.55E-2	6.30E-2	1.12E-4	4.44E-2	1.46E-1	1.20E-2	1.07E-2
	ΔE	1.74E-2	2.57E-2	1.34E-4	1.61E-2	3.77E-2	3.35E-3	2.5E-1
	Δ	4.29E-2	8.87E-2	3.24E-4	6.05E-2	1.84E-1	1.53E-2	0.47E-2
IMG 4	ΔS	7.59E-3	2.61E-2	7.91E-2	6.63E-5	1.07E-1	5.79E-2	1.14E-3
	ΔE	4.94E-3	4.86E-3	1.82E-2	2.47E-5	1.62E-2	2.25E-2	1.96E-2
	Δ	1.25E-2	3.10E-2	9.73E-2	9.10E-5	1.23E-1	8.04E-2	1.3E-2
IMG 5	ΔS	3.84E-2	4.02E-2	2.13E-1	1.34E-1	4.84E-4	3.32E-1	0.85E-2
	ΔE	3.28E-2	1.24E-2	3.62E-2	1.77E-2	3.48E-4	4.88E-2	0.32E-2
	Δ	7.12E-2	5.26E-2	2.49E-1	1.52E-1	8.32E-4	3.81E-1	0.63E-2
IMG 6	ΔS	2.03E-2	5.51E-2	1.44E-2	1.67E-2	1.16E-1	1.33E-4	0.87E-2
	ΔE	1.33E-2	2.17E-2	3.62E-3	2.19E-2	3.43E-2	2.25E-5	1.60E-2
	Δ	3.36E-2	7.68E-2	1.80E-2	3.86E-2	1.50E-1	1.56E-4	1.15E-2

实验二 采用4幅128×128人工纹理图象(见图3),序号从左到右排列。主矢量集方法用10个主矢量,3×3纹理单元域。先在每图象随机取一64×64子图象,按文中方法求出归一化主矢量集及相应能量集。为检验文中方法的适用性,从每幅纹理图象随机取8幅64×64子图象,按3.2节中方法,由每幅纹理图象主矢量集与其8幅随机子图象及与其它图象的随机子图象分别求得结构误差,及相应的均值 Mean 和方差 Dev。为了对比,对图3中4幅图象按相同过程,用共发矩阵法计算出误差、均值和方差。算法用水平和竖直两个方向。每方向5个纹理特征:角二阶矩 ASM,对比度 CON,熵 ENT,相关 COR,非相似性 DIS。用该十维特征矢量的距离作为误差度量。

表2给出两种方法实验结果,MS 为主矢量法,

CM 为共发矩阵法。结果表明,文中所述方法对规则纹理有较好的适用性。结构误差的反差大,可分性较好,而方差小,即对噪声不敏感。

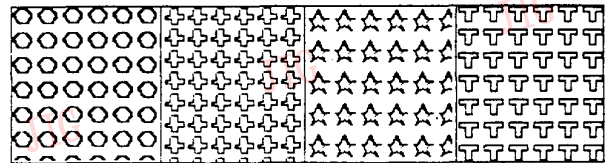


图3 人工规则纹理

为验证文中方法的实用性及对纹理图象识别分类的效果,我们对一组自然景物图象样本集,用该方法,分别求出天空、山体、草地和树木、湖水的纹理特征主矢量集。表3给出了其中草和树的主矢量集,每

一主矢量集有10个主矢量,每一主矢量有9个分量,纹理单元域为 3×3 。求得天空、山体、草地和树林、湖水的主矢量集表示后,用这些表示,对同类图象的测试集识别分类。结果如图4所示。

包括天空、山体、草地和树林、湖水四类。为了对比,对同一测试集,用共发矩阵法识别分类,结果比较如表4所示。

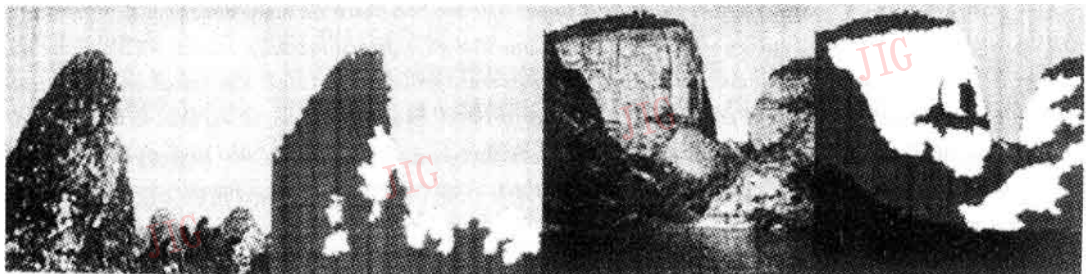
图象1包括天空、山体、草地和树林三类,图象2

表2 实验二结果:主矢量集匹配结构误差和共发矩阵方法的比较

		IMG 1		IMG 2		IMG 3		IMG 4	
		Mean	Dev	Mean	Dev	Mean	Dev	Mean	Dev
IMG 1	MS	3.56E-4	1.18E-8	1.16E-1	7.22E-6	1.00E-1	1.63E-6	1.32E-1	7.96E-6
	CM	5.93E-1	2.40E-1	3.03E+1	6.36E+0	3.15E+0	1.60E-1	1.73E+1	8.62E+0
IMG 2	MS	1.34E-1	8.77E-6	3.26E-4	1.67E-8	3.18E-1	2.76E-5	1.35E-1	1.10E-6
	CM	4.12E+1	2.12E+0	1.78E-1	1.64E-2	4.05E+1	9.33E+0	2.14E+0	3.14E-1
IMG 3	MS	2.02E-1	1.88E-6	4.12E-1	3.1E-5	3.93E-4	1.48E-8	5.43E-1	1.64E-5
	CM	4.01E+0	1.34E-1	4.82E+1	7.2E+0	2.86E-1	6.71E-2	3.30E+1	7.77E+0
IMG 4	MS	1.82E-1	7.88E-6	2.32E-1	1.32E-6	6.82E-1	1.42E-5	2.75E-4	2.86E-8
	CM	2.12E+1	8.32E+0	2.42E+0	3.28E-1	2.34E+1	7.32E+0	2.24E-1	2.40E-2

表3 草和树的主矢量集

	GT00	GT01	GT02	GT10	GT11	GT12	GT20	GT21	GT22
V ₁	91	91	95	90	94	110	89	99	129
V ₂	154	133	143	159	146	136	146	132	130
V ₃	83	85	93	81	81	90	88	80	89
V ₄	94	84	115	104	77	117	107	87	110
V ₅	99	103	93	103	101	85	104	95	89
V ₆	107	90	87	93	90	92	87	96	95
V ₇	85	96	102	89	98	101	92	103	97
V ₈	109	131	112	136	128	121	142	118	122
V ₉	93	126	148	96	137	162	105	136	155
V ₁₀	104	95	103	106	113	115	121	150	124



原始图象1

原始图象1的分类结果

原始图象2

原始图象2的分类结果

图4 部分识别分类结果

表4 两种方法结果比较

	平均正确分类率	平均每幅图象分类时间
主矢量集	90.23%	1073.57秒
共发矩阵	85.83%	1570.82秒

4 结论

本文给出一种基于主矢量集的纹理表示及分析方法,在多维纹理谱基础上得到多维主矢量集及其能量集,并以它们作为纹理特征。在纹理识别、分类及分析中,可根据这些特征,得出结构误差、能量误差等纹理相似性度量。还给出了主矢量集及相应能量集的计算方法,结构误差、能量误差的计算过程。

文章给出了用上述方法由计算机对 Brodatz 的自然纹理图象及人工合成纹理图象分析及与共发矩阵法比较的实验结果和对自然景物图象的识别分类结果。结果表明基于主矢量集的方法对纹理图象有较好的可分性和鲁棒性,特别是,对于规则纹理,主矢量集方法表示优于共发矩阵方法。

用该方法,主矢量集中主矢量数目越多,则可分性及噪声抑制能力越强。在一定可分性及噪声抑制条件下,求得最优主矢量集及寻求其与纹理图象误差的快速计算方法,则是下一步的研究目标。

参考文献

1 Haralick R M, Shanmugam K and Dinstein I. Texture feature for

image classification. IEEE Trans. On SMC. 1973,3: 610~621.
 2 Pavlidis T Chen P C. Segmentation by texture using co-occurrence matrix and split-and-merge.
 3 Chellanppa R et al. Texture synthesis and compression using Gaussian random field model. IEEE -SMC, 1985, 15: 298 ~ 303.
 4 Pentland A P. Fractal based description of natural scenes. IEEE -PAMI, 1984,6: 661~574.
 5 Chaudhuri B B et al. Texture Segmentation Using Fractal Dimension. IEEE -PAMI, 1995,17: 72~77.
 6 He Dong-Chen Wang Li. Texture Features Based On Texture Spectrum. Pattern Recognition, 1991,24: 391~399.
 7 Brodatz P, Texture—A Photographic Album for Artists and Designers, Reinhold, New York(1968).
 8 吴健康. 数字图象分析. 中国通信学会主编,北京:人民邮电出版社, 1989, 158~187.
 9 边肇祺. 模式识别,北京:清华大学出版社,1988, 221~224.

程义民 1969年毕业于中国科学技术大学无线电系计算机专业, 1984—1985年为英国 HULL 大学电子工程系访问研究员,1990年起为中国科学技术大学电子技术部副教授,现为计算机视觉实验室负责人,已在国内外发表有关学术论文三十余篇,出版专著两部。目前感兴趣的领域为:立体视觉,纹理分析,医学图象分析,深度图象分析,视频图象传输及多媒体技术等。



A Method Based On Principle Vector Set For Texture Analysis

Cheng Yimin, Wang Yixiao, Zhang Dongqing

(Division of Electronics, USTC. Hefei 230026)

Abstract This paper describes a texture representation and an analysis method based on multi-dimensional texture principle vector set (PVS) and its corresponding energy set (ES), and also provides an approach to computing the PVS and the ES from a texture image. For the convenience of texture analysis and recognition, we present an algorithm based on the PVS and the ES, with which a structure error, a energy error and a total error between two texture images are able to be obtained. The algorithms have been implemented on PC platform to evaluate the performance of the method, also have given two experiment results and the comparison with the co-occurrence matrix method. The results of the experiments demonstrate that the method is efficient and robust.

Keywords Texture image, Texture spectrum, Principle vector set, Structure error, Energy error