# 基于灰度秩数向量的非监控纹理图像分割

毕笃彦, 毛柏鑫, 马林华
(空军工程学院航空电子工程系, 西安 710038)

摘 要: 纹理图像分割的首要问题是纹理特征的提取与描述. 传统的统计纹理描述方法和结构纹理描述方法各有特点, 但也各有不足. 本文从结构与统计结合的角度, 提出了一种基于灰度秩数的结构性统计方法, 该方法可以较好地抽取物体表面的结构特征. 在用本算法对纹理进行描述的基础上, 本文采用了一种广义最小体积椭球聚类算法(GMVE)对所抽取的纹理特征进行聚类分割. 算法有效性在实际纹理分割中得到了验证.

关键词: 纹理分割; 聚类分析; K-L 变换; 秩数统计; 模式识别
中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2000) 02-0136-03

# Non-supervised Textural Images Segmentation Based on Gray Level Rank Vector

BI Du-yan, MAO Bai-xin, MA Lin-hua
(*Electronic Department of Air Force Institute of Engineering, Xi'an 710038, China*)

**Abstract:** In this paper, a new textural images segmentation method is proposed which is based on textural-statistical concept. This method can well abstract the textural characteristics. By using this method to describe texture, a non-supervised generalized minimum volume ellipsoid (GMVE) clustering algorithm is adopted to realize non-supervised textural images segmentation. The effectivity and efficiency of the proposed algorithm are illustrated in the experiments for real textural images segmentation.

**Key words:** texture analysis; clustering analysis; K-L transform; order statistics; pattern recognition

## 1 引言

纹理是图像分析中的一个基本特征, 这种特征经常被用于复杂景物的图像处理[1]. 本文将纹理看做是一些基本结构模式的统计性组合. 从而建立一种新的有效的纹理描述方法. 为了得到这种基本结构模式, 在每个像素位置, 考虑它的 4-邻域像素灰度之间的秩数关系. 这种秩数关系可以用一个具有 4 个分量的向量来表示, 其每个分量的取值为 4 个像素灰度的秩数, 即 0, 1, 2 或 3. 容易知道, 这样的向量为有限个, 这有限个向量即构成了所要用到的基本结构模式. 对于这种基本结构的数目统计便可有效地描述物体的表面纹理.

为了实现对纹理的非监控分割, 首先对所抽取出的纹理特征首先进行 K-L 变换, 然后在降低了维数的空间内进行非监控聚类分析. 所选聚类算法为广义最小体积椭球法(GMVE: Generalized Minimum Volume Ellipsoid)[2], 该算法具有有效和快速的特点.

在下面的讨论中, 第二节给出灰度秩数向量的定义及其性质, 第三节给出用灰度秩数向量对纹理进行描述的方法, 第四节介绍 GMVE 算法, 第五节给出本文所提出的非监控性纹理分割方法, 最后给出该算法对于实际纹理图像的分割结果.

## 2 灰度秩数向量的定义及性质

### 2.1 灰度秩数向量的定义

**(1) 4-邻域的定义** 对每个像素 $P(i,j)$, 其 4-邻域定义如图 1 所示.

**(2) 4-邻域的空间位置** 对每个像素 $P(i,j)$, 其位置编号定义为

$$Pos[P(i-1,j)]=0,\ Pos[P(i,j-1)]=1,$$
$$Pos[P(i,j+1)]=2,\ Pos[P(i+1,j)]=3$$

**(3) 4-邻域灰度向量** 对每个像素 $P(i,j)$, 其 4-邻域灰度向量定义为

$$\boldsymbol{v}(i,j)=[f(i-1,j), f(i,j-1), f(i,j+1), f(i+1,j)]^T$$

这里 $f(i,j)$ 为像素 $P(i,j)$ 的灰度.

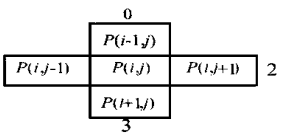


图 1 4-邻域定义

为简单起见, 记 $\boldsymbol{v}(i,j)=[f_0,f_1,f_2,f_3]^T$, 其中 $f_k$ ($k=0,\ldots,3$) 为第 $k$ 个位置上的像素灰度. 实际上, $\boldsymbol{v}(i,j)$ 也可看作纹理结构模式, 但如果一幅图像的灰度级取值为 0~255 之间的整数, 则 $\boldsymbol{v}(i,j)$ 的所有可能取值将有 $256^4=4294967296$ 种, 显然 $\boldsymbol{v}(i,j)$ 不能直接做为纹理的基本模式. 为此, 这里提出了灰度秩数向量的概念.

**(4) 灰度秩数向量** 对于每一灰度向量, 定义一个秩数向量

$$\boldsymbol{R}(i,j)=[r_0, r_1, r_2, r_3]^T$$

收稿日期: 1998-07-20; 修订日期: 1999-01-12

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

这里 $r_k(k=0, \cdots, 3)$ 为灰度向量 $\boldsymbol{v}(i,j)$ 中 $f_k(k=0, \cdots, 3)$ 的秩数, $r_i$ 的取值范围为 $0 \leqslant r_k \leqslant 3$, $k=0, \cdots, 3$. 设 $f_k(k=0, \cdots, 3)$ 为 4- 邻域像素的灰度级, 将 $f_k$ 按照从小到大的顺序排列: $f_{10} \leqslant f_{11} \leqslant f_{12} \leqslant f_{13}$, 这里 $I_k(k=0, \cdots, 3)$ 表示 4- 邻域像素的空间位置, 则它们的秩数可表示为 $r_{10}=0$, $r_{11}=1$, $r_{12}=2$, $r_{13}=3$. 如果 $f_{1k}=f_{1k'}$, 则 $r_{1k}=r_{1k'}$, $1_k=0, 1, 2, 3$.

根据以上定义, 下面给出一个 4- 邻域及其相应灰度秩数向量的例子, 如图 2 所示:

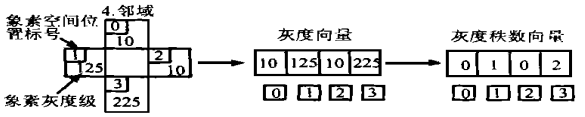



图 2　4- 邻域及其相应的灰度秩数向量

**(5)** 灰度秩数向量编码　为了区分不同的秩数向量, 可以按下式给它们编码:

$$c(i,j)=r_0*4^0+r_1*4^1+r_2*4^2+r_3*4^3 \qquad (1)$$

显然, 由于 $r_k(k=0, \cdots, 3)$ 的取值在 0 至 3 之间, 所以 $c(i,j)$ 的取值也是有限的. 很显然 $c(i,j)$ 的值为 0 至 255 之间的某一整数.

### 2.2　灰度秩数向量的性质

对于上面所定义的灰度秩数向量, 分析其如下两个性质.

**(1)** 灰度秩数向量的数目　灰度秩数向量的数目取决于所选邻域的大小. 当邻域数大小 $k$ 确定时, 有如下定理: 对于一个 $k$- 邻域像素集, 其可能的灰度秩数向量数 $N_{VR}$ 为

$$N_{VR}=\sum_{i=1}^{k} N_i(k) \qquad (2)$$

其中
$$N_i(k)=\left\{1,\ i^k-\sum_{j=1}^{i-1}\binom{i}{j}N_j(k)\right\},\quad i=1, 2\leq i\leq k \qquad (3)$$

此定理的证明参见文献[3].

对于 4- 邻域, 即 $k=4$, 可算出 $N_{VR}=75$. 定义这 75 个 $c(i,j)$ 为 $c_n$, $n=0, 1, \cdots, 74$.

**(2)** 灰度秩数向量对纹理方向的描述　灰度秩数向量可以清楚地表示出纹理的方向, 这可用图 3 来说明. 图 3(a) 表示灰度由底向顶递增时一个 4- 邻域的两个可能的灰度秩数向量及向量编码. 其中, 实箭头和虚箭头表示两相邻像素之间灰度的递增方向. 4 个圆圈代表 4 个像素的位置, 圈内的数字为该像素的秩数. 图 3(b) 表示灰度由顶向底递增时一个 4- 邻域的两个可能的灰度秩数向量. 在一幅纹理图像中, 如果纹理方向为水平方向, 则其在垂直方向的灰度递变就会很频繁, 其结果表现为这幅纹理图像中图 3 所示的四个灰度秩数向量数目将较多. 同样的方法, 可以寻找出灰度在其它方向增变时相应的灰度秩数向量.

## 3　纹理特征的抽取

令 $\Omega$ 为一具有 $w \times w$ 个像素的区域, $F(k)$ 为基本结构模式 $c_k(k=0, 1, \cdots, 74)$ 在 $\Omega$ 中所出现的频率, 即 $F(k)$ 可由下式来定义:

$$F(k)=\frac{1}{w^2}\sum_{(i,j)\in\Omega} H(C(i,j)) \qquad (4)$$

式中
$$H(C(i,j))=\begin{cases}1, & C(i,j)=c_k\\ 0, & C(i,j)\neq c_k\end{cases},\quad (c_k\in S)$$

上式中 $c_k(k=0, 1, \cdots, 74)$ 为第 $k$ 个秩数向量的编码值, $S$ 为所有 $c_k(k=0, 1, \cdots, 74)$ 组成的集合.

用上述方法, 可用一有 75 个分量的向量来表示纹理, 即

$$\boldsymbol{X}=(x_0, x_1, \cdots, x_{74})^T=(F(0), F(1), \cdots, F(74))^T$$

## 4　广义最小体积椭球聚类算法(GMVE)

最小体积椭球算法是假定数据在一个 $d$ 维空间内服从多维高斯分布, 即椭球分布, 不同的类具有不同的中心和形状. 求出这些具有不同中心和形状的椭球, 即可实现对数据的非监控分类. 令 $\mu$ 为椭球的中心, $\Sigma$ 为椭球的协方差矩阵, 则椭球可以用下式表示:

$$D^2=(\boldsymbol{x}-\mu)^T\sum^{-1}(\boldsymbol{x}-\mu) \qquad (5)$$

式中 $\boldsymbol{x}$ 为一个 $d$ 维随机向量, $D$ 为一个常数, 它是决定椭球体积的一个常量. 椭球的体积定义为

$$V=D^d\left|\sum^{-1}\right|^{V2} \qquad (6)$$

在实际中, 通常是先随机选取一些独立点构造几个椭球中心, 并用各中心的近邻重构各个椭球的中心及协方差矩阵. 对所得出的几个椭球, 比较其密度, 从而选取一个最大密度的椭球(即在包含相同样本数时, 体积最小的椭球) 作为一类数据, 并将这一类数据从样本中抽出. 接着按照相同的方法在剩余数据中寻找第二个椭球, 如此循环, 直到抽取出所有的类.

## 5　非监控性纹理分割算法

为快速算法的运行速度, 在得出纹理的秩数向量频数特征后, 首先对其进行一次 K-L 变换, 从而把 $d=75$ 维的向量变为一个较低维数的向量, 然后对此向量用 GMVE 算法进行非监控聚类分析. 在 K-L 算法的实现中, 先规定重建误差, 然后用幂法求解出满足给定重建误差的特征值较大的前几个特征向量. 本文中取重建误差为 5%, 实验中发现, 对大多数纹理, 用 K-L 变换可将 $d=75$ 维的灰度秩数向量变为低于 5 维的向量而不影响识别的准确性.

所提出的分割算法可叙述如下:

第一步: 初始化　(1) 图像尺寸(行列数); (2) 设定计算灰度秩数编码频数所用区域大小 $\Omega=w \times w$.

第二步: 计算纹理特征向量　(1) 对每一个像素位置, 计算其灰度秩数向量的编码; (2) 对每一个像素位置, 用 $\Omega$ 区域计算灰度秩数向量编码的频数.

第三步: 对每个像素位置的 75 维频数向量做 K-L 变换, 取重建误差为 5%, 可简化为一个低于 5 维的向量(通常为 4 维或 3 维).

第四步: 用 GMVE 算法对所有的小于 5 维的向量进行非监控性聚类.

第五步: 对每个像素按其分类结果进行标号.

## 6　实验结果

上面所提出的算法用 C 语言写成, 并在 Sun 工作站上调试通过. 图 4(a), (b), (c) 给出了 3 幅 256×256 的纹理图像, 每幅纹理图像中均包含多个不同的纹理, 这些纹理均来自

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

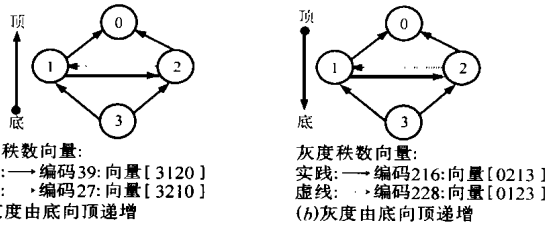



图 3 灰度递增方向性

Brodatz 纹理图集[5]. 其中图 4(a)为规则性纹理, 图 4(b)为随机性纹理, 图 4(c)为混合纹理. 图 4(d), (e), (f)给出了对图 4(a), (b), (c)所示纹理进行非监控分割的结果.

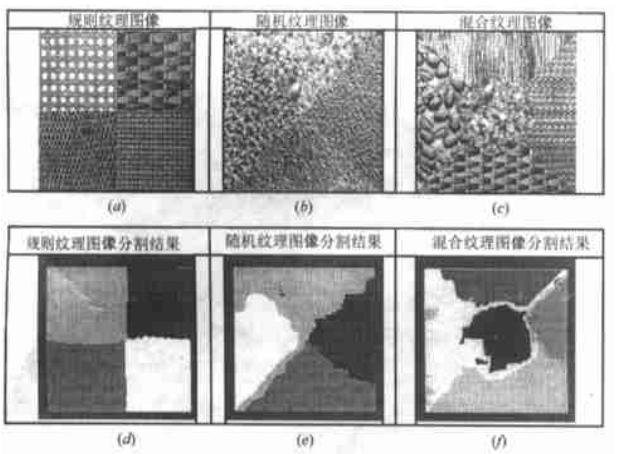



图 4 用本文算法进行纹理分割的例子

可以看出, 本文所提出的算法可正确地找出有几类纹理. 其中对规则纹理的分割效果最好, 随机和混合纹理次之. 实际上, 从视觉的观点看, 随机纹理较难区分, 例如图 4(b)中左上角对角线就比较难于区分. 这也说明了本算法与视觉特性相吻合. 实验中所选的纹理统计区域为 $\Omega = 31 \times 31$, K-L 算法中的重建误差为 5%, 基本可以正确区分纹理.

分割中每幅图像的处理速度平均为 4 分钟, 其中纹理特征的抽取仅 30 秒, K-L 变换占 1~2 分钟, 聚类分析占 2 分钟左右.

## 参考文献

[1] R. M. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. In Proc. IEEE, 1979, 67(5): 610~621

[2] J. M. Jolion, P. Meer and S. Bataouche. Robust clustering with application in computer vision. IEEE Trans., 1981, 13(8): 791~801

[3] Bi Duyan. Segmentation d' images bases surles statistics de ranges des niveaux de gris. Thesis, Université de Tours, France, 1997, 1

[4] Brodatz. Texture: a photographic album for artists and designers. Reinrbold, New York, 1968



毕笃彦 1986 年毕业于国防科技大学电子系, 获硕士学位. 1997 年毕业于法国图尔大学, 获博士学位. 现为空军工程学院航空电子工程系副教授. 研究方向为图像处理, 图像分析, 模式识别, 数据压缩.



毛柏鑫 1964 年毕业于南开大学数学系, 现为空军工程学院航空电子工程系教授. 研究方向为图像处理, 图像分析, 模式识别, 数字信号处理.



马林华 1991 年毕业于空军工程学院航空电子工程系, 获硕士学位. 现为空军工程学院航空电子工程系讲师. 研究方向为图像处理, 图像分析, 模式识别, 多媒体技术.

(上接第 142 页)

$$D'_e \le D(A', R') + \sqrt{D^2(A', R') + D^2(a_k, r_k) - D^2(b_k, r_k)} \qquad (2)$$

## 2 计算复杂度

新算法主要有两个步骤构成: (1)分支长度和类长度的计算; (2)所有候选序列与扩展序列的比较. 第一步等价于维特比算法的开始步骤. 第二步, 比较的次数间接取决于信噪比. 因而, 算法中需要进行的比较次数是随机变化的. 给定信噪比时, 算法第二步的复杂度可以用平均比较次数来度量, 通过模拟来估计比较次数, 并且得到了平均比较次数的分析表达式.

## 3 误差性能分析

导致算法发生译码错误主要有两种情形, 一种与码的特性相关, 另一种由参数 $d_{max}$ 决定. 当 ML 序列不等于传输序列时会出现第一种情形, 结果导致 ML 译码错误. 当算法没有搜索到 *ML* 似然序列时会发生第二种情形. 因此误码率为两项之和.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net