

灰度相关纹理分析法*

詹慈祥

(中国科学院遥感应用研究所)

1986年12月8日收稿

摘 要

本文讨论了图像处理 and 灰度相关矩阵间的关系和权矩阵的形状对灰度相关特征的影响,增强了对灰度相关特征的灵敏性和稳定性的理解。本文还讨论了灰度相关法参数的选取,并对8个灰度相关特征的性能和运用进行了评价。

一、引 言

纹理(Texture)和波谱及其相互关系(Context)一样,都是遥感图像中物体的重要属性,是识别物体的要素。随着遥感图像空间分辨率的提高,所要分析的物体的空间结构的复杂性也增加了,对物体空间特性的研究和分析日益重要。计算机对图像的理解和分析是计算机视觉的重要分支,是一个急速发展的前沿领域。但目前,计算机在视觉智能上还远远落后于人,一个很重要的原因,是计算机在综合各种图像要素以及运用其它辅助知识进行图像分析方面尚有困难。其中,增强计算机对物体空间特性的理解是提高计算机视觉能力的一个关键。

在空间上,物体是一个多层次的结构,由单个像元、微纹理、粗纹理和相互关系等各层次构成。在用计算机进行分析时,纹理分析是承上启下的关键,是波谱特性和物体间相互关系的桥梁。在纹理的定义上,有所谓统计观点和结构观点两种^[1]。两种观点既互相区别又互相渗透和关连。实际图像中物体的纹理既有结构性,又有统计性,两种性质的强弱和主次随图像和物体而异。遥感图像中的纹理不规则,因而结构性弱,统计性强。

在统计纹理分析法中,纹理是由像元的波谱值在空间分布上的统计量来描述的。二次统计量的灰度相关法被认为是统计纹理分析法中性能最佳的方法^[2-4],因为灰度相关矩阵中保存了原图像中的丰富的空间信息可供多种特征抽取。然而,尽管该法应用很普遍,但对该法的系统研究尚不充分。比如,对该法中各参量,如灰度的数目、减小灰度数的方法、窗口的大小、位移量等的选择仍无确定的规则可循。这就直接影响了该法的使用效果。使用者往往注重了灰度相关特征对不同类物体空间纹理特性之间差别的分辨能力(灵敏性),而忽视了这些特征对同类别样品的反应是否相同和类似(稳定性),而后者在遥感图像分类等分析上是非常重要的。本文同时依据灵敏性和稳定性来评价各灰度的相关特征,并依此确定该法中有关参量的选择^[5]。

* 本研究是在美国加州大学圣巴巴拉分校地理系 David S. Simonett 教授的指导下完成的,特此致谢。

二、灰度相关法的实质

给定一个离散量的图像,其灰度值由 0 到 $(L-1)$, 灰度相关矩阵 $A(\theta, d) = [S(i, j, \theta, d)]$ 是一个估计值的二次概率矩阵。设想图像中某一个像元的灰度值为 i , 在该像元的 θ 方向 ($\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) 离该像元 d 个像元处的另一像元的灰度值为 j , 则该矩阵的项 (i, j) 是上述像元对在整个图像上的概率估计量。对应于不同的 θ 和 d , 该图像上可以产生一系列的灰度相关矩阵。从每个灰度相关矩阵中可以抽取一系列的灰度相关特征。我们仅选如下八个^[2,6]:

(1) 能量

$$E(\theta, d) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} S(i, j, \theta, d) \cdot S(i, j, \theta, d)$$

(2) 熵

$$T(\theta, d) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \{-\log[S(i, j, \theta, d)]\} \cdot S(i, j, \theta, d)$$

(3) 惯性

$$I(\theta, d) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i+j)^2 \cdot S(i, j, \theta, d)$$

(4) 局部齐性

$$L(\theta, d) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} \cdot S(i, j, \theta, d)$$

(5) 和均值

$$S(\theta, d) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i+j) \cdot S(i, j, \theta, d)$$

(6) 聚类显

$$P(\theta, d) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i+j-\mu_x-\mu_y)^4 \cdot S(i, j, \theta, d)$$

(7) 聚类阴

$$U(\theta, d) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i+j-\mu_x-\mu_y)^3 \cdot S(i, j, \theta, d)$$

(8) 相关

$$C(\theta, d) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [(i-\mu_x)(j-\mu_y)/\sigma_x\sigma_y] \cdot S(i, j, \theta, d)$$

其中:

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i \cdot S(i, j, \theta, d),$$

$$\mu_y = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} j \cdot S(i, j, \theta, d)$$

$$\sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-\mu_x)^2 \cdot S(i, j, \theta, d), \quad \sigma_y^2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (j-\mu_y)^2 \cdot S(i, j, \theta, d)。$$

从上述公式中可以看出，每一个灰度相关特征是两个矩阵的点乘。第二个矩阵是灰度相关矩阵，我们将称之为概率矩阵。第一个矩阵是权矩阵。因此，灰度相关法可分为两步：第一步是把图像中的空间信息浓缩到灰度相关矩阵，即概率矩阵中；第二步是用不同的权矩阵对概率矩阵“滤波”，抽取灰度相关特征。概率矩阵的形状(即概率的二维分布)反映了图像的纹理特征。对平滑的纹理，概率集中于主对角线附近；对变化剧烈的纹理，概率分散到远离主对角线的地方。权矩阵的形状和特征可以分为三种类型，即无特定的空间形状；固定的空间形状；移动的空间形状。

第一型 无特定空间形状的权矩阵

能量和熵属于这一类型。在此类型中，权矩阵的各项仅含有变量 $S(i, j, \theta, j)$ ，因而权决定于概率矩阵中该项值的大小，而与该项在权矩阵中的位置无关，某项的概率愈大，则该项能量的权也愈大，熵的权愈小。当图像的直方图为均衡分布时，各项概率相等，而能量取其最小值，熵取其最大值。能量和熵的权及权与概率的乘积随概率变化的曲线见图 1

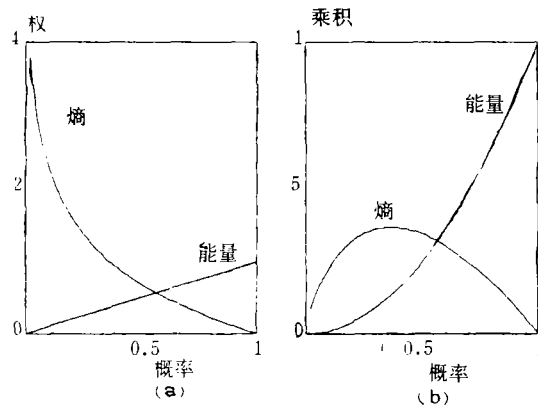


图 1 (a) 能量和熵的权值随概率的变化 (b) 能量和熵的权与概率的乘积随概率的变化

Fig. 1 (a) Weight of Energy and Entropy
(b) Product of Weight and $S(i, j, \theta, d)$ of Energy and Entropy

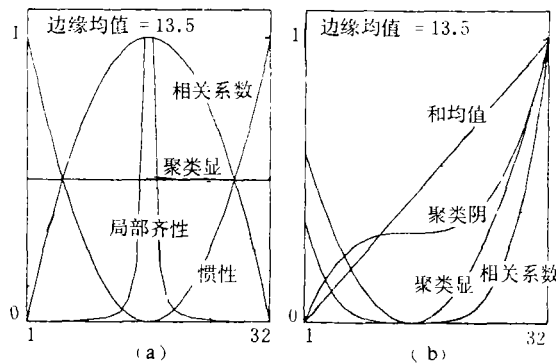


图 2 权矩阵在 (a) 截对角线方向和 (b) 沿对角线方向的截面

Fig. 2 Cross Sections of Weight Matrices in the (a) Cross-diagonal and (b) Alone-diagonal Directions

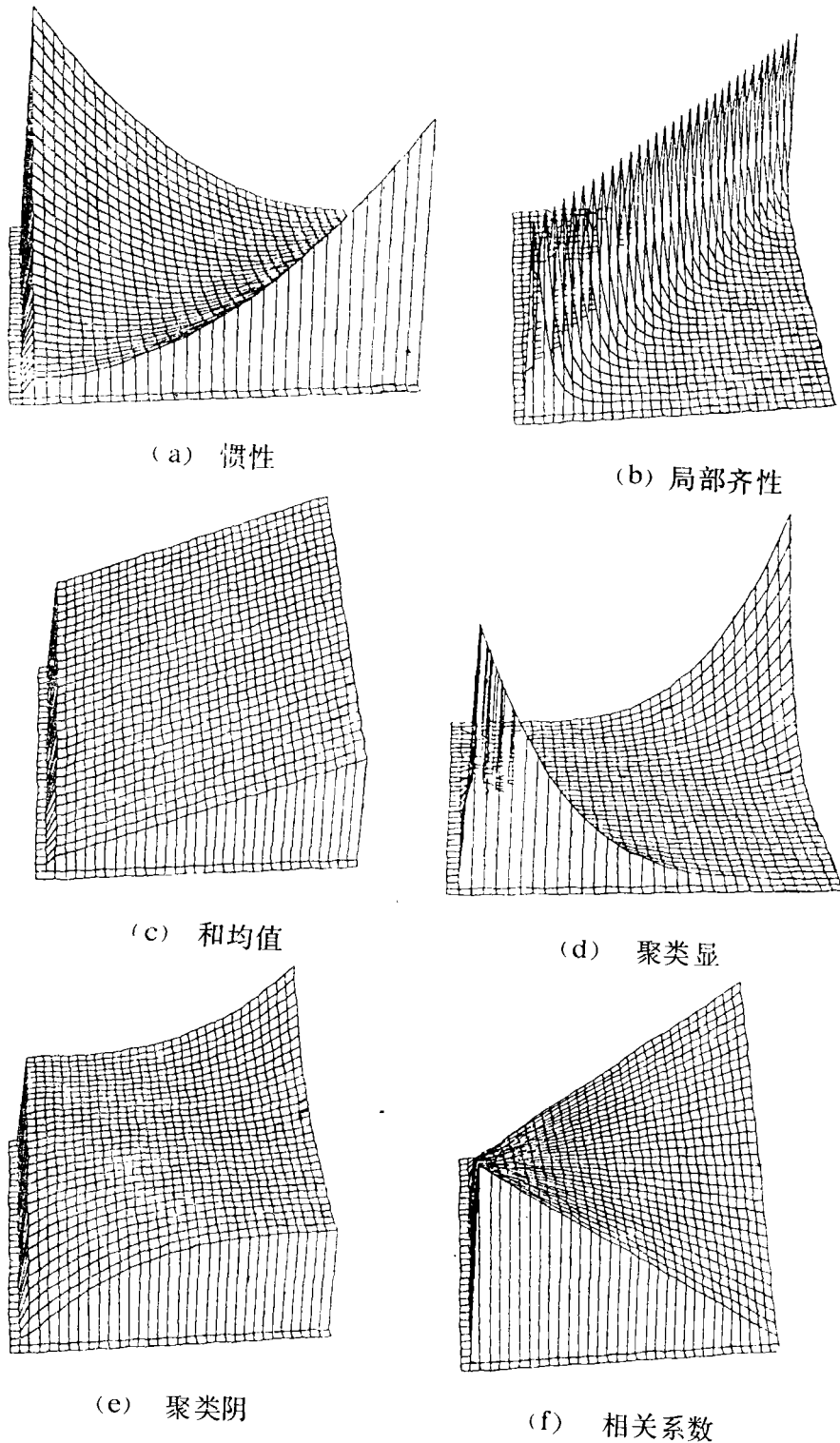


图 3 权矩阵的三维图(主对角线从左下角到右上角)

Fig. 3 Weight Matrices (the main diagonal is from the lower-left to the upper-right)

图 1。能量可以检测纹理的全局均匀性。

第二型 固定空间形状的权矩阵

惯性,局部齐性和和均值属于这一型。此型权矩阵的各项仅含有变量 i 和 j , 因而权决定于该项在权矩阵中的位置而与概率值无关。它们的权矩阵的形状及其截面分别示于图 3 和图 2。

和均值的权矩阵是一个由 $(0, 0)$ 项到 $(L - 1, L - 1)$ 项的平坡。因而和均值实际上等效于图像的平均灰度值, 而与空间信息基本无关。局部齐性的权在主对角线附近很大, 偏离主对角线时急剧减小。当图像中存在着大量的片块, 每一片块的灰度值大致相同, 即使各片块的均值相差很大, 相邻的片块的值变化很大(如一个作物多样, 生长阶段不同的农田图像)时, 其概率矩阵的概率仍将集中于主对角线附近, 局部齐性的值将很高。由于概率矩阵中没有很突出的峰值, 能量将不会很高。惯性的权在主对角线上为 0, 远离主对角线时才急剧增加。当图像中有大量的陡变(反差很大)时, 相当的概率将分布在远离主对角线处, 惯性将取很高的值。惯性可作为检测图像反差和边缘效应的有效特征。

第三型 移动的空间形状的权矩阵

该型的权矩阵的空间形状是基本确定的, 但其对称中心点和轴的位置随概率矩阵的边缘平均值而移动。聚类显和聚类阴及相关系数属于此型。它们的权既含有变量 i 和 j , 又含有与图像有关的 μ_x 和 μ_y 。相关系数的权中还包含 σ_x 和 σ_y , 它们改变权矩阵在空间的折翘程度。聚类显和聚类阴的权矩阵有一个与主对角线垂直的中心轴, 其位置由 $(\mu_x + \mu_y)$ 所决定。对于聚类显, 远离该轴时, 权急剧增大; 对于聚类阴, 主要不同之处是在轴的靠 $(0, 0)$ 项的一边权为负值。因而, 聚类显和聚类阴对沿主对角线方向的概率分布均反应灵敏。同时, 由于它们的权分别为 $(i + j - \mu_x - \mu_y)$ 的四次方和三次方, 所以, 它们对噪声也将过于敏感而不稳定。相关系数的权矩阵是马鞍形的, 其中心拐点为 (μ_x, μ_y) , 在沿对角线及截主对角线方向上, 权均不为常数, 均有滤波效应。同时, 由于 σ_x 和 σ_y 的校正作用, 相关系数是个比较稳定的特征。由于其权矩阵的空间形状的复杂性, 相关系数能对概率矩阵的多种变化作出反映, 所以可用于对图像纹理的全面评价。

三、各项参数的选取

在实验中, 我们采用九个来源不同, 纹理相差很大的图像。原图像的大小为 128 乘 128 像元, 256 个灰度。经过修正型线性量化后的 32 个灰度值的图像如图 4(封四)所示。在实验中将采用不同的量化方法和不同的窗口大小, 使之量化到不同的灰度数, 从而产生一系列的图像和窗口。以每一个图像或窗口为基础, 用不同的位移和方向可产生若干灰度相关矩阵, 再由每个灰度相关矩阵中抽取上述的 8 个灰度相关特征。若未特别指明, 则量化值为 32 个灰度, 概率矩阵为四个方向 $(0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 概率矩阵的迭加。下面我们将从特征的灵敏性和稳定性的结合上研究各项参数的选取。

1. 减少灰度个数(量化)的方法

由于灰度数的增加会导致计算量成平方级的增加, 因而在不明显影响特征性能的条件下, 应尽量减少灰度数。减少灰度数的方法应能使产生的新图像尽量保持原图像的空

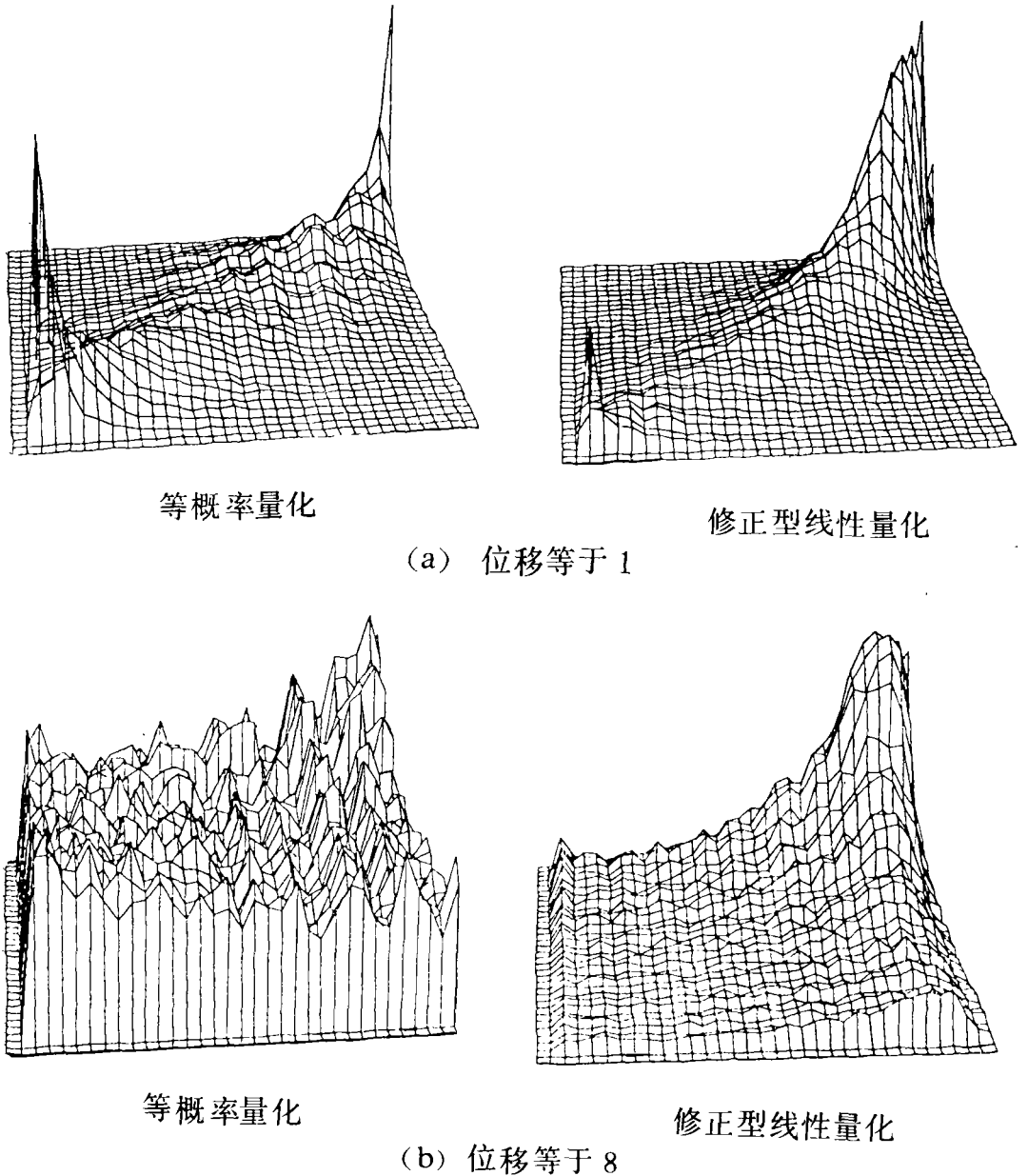


图 5 图 4 中图像 (2) (封四) 的两个概率矩阵

Fig. 5 Weight matrices of Texture (2) with two displacements and two quantization methods

间信息,其效果可用特征的性能来检测。通常量化的方法有两种: 等概率量化^[2]和等区间(线性)量化。简单的线性量化对于有窄高峰值和长尾的直方图图像很不适合。修正后的线性量化,为在直方图的两端截去 1.5% 左右(与灰度数有关)的像元数,再等区间量化。等概率量化对原直方图作了强制性的改变,而对原图像的纹理常有强加的畸变。过多剪除直方图的尾部,会使边缘模糊,过细地切开直方图的峰值区会使均匀分布区域中的细微

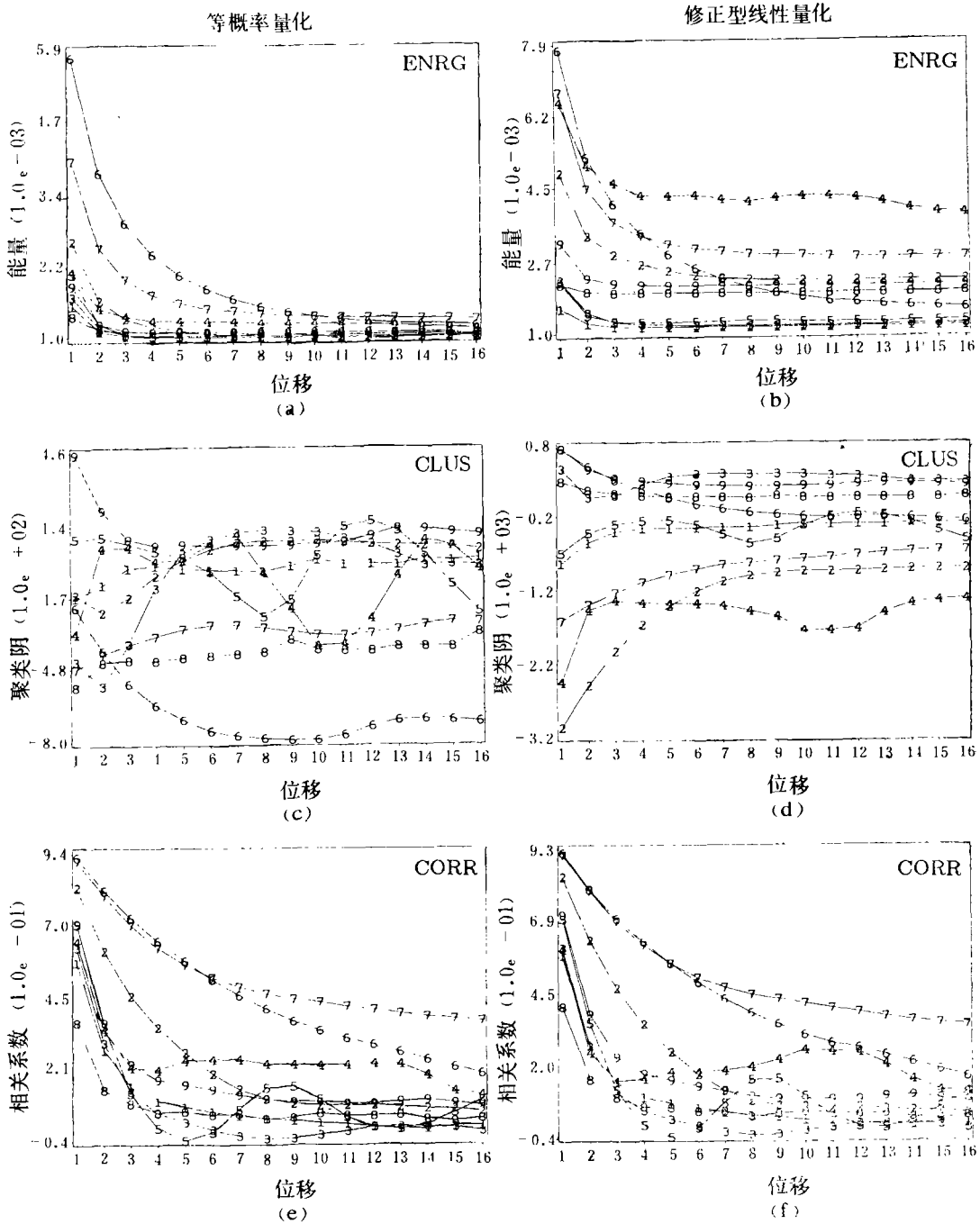


图 6 等概率量化和修正型线性量化的比较。图中曲线上的标号与图 4 中的纹理号一致
 Fig. 6 Comparison between equal probability quantization and modified linear quantization

差别(常常为噪声)增大。图 5 为图 4 中图像(2)(封四)的两个等概率量化及其相应的修正型线性量化的概率矩阵。应用等概率量化,当位移为 1 时,概率矩阵的主对角线两端产

生很高的峰值,且中间部分不平滑(畸变);而当位移为 8 时,概率矩阵又接近随机分布,已不含多少信息。

为进一步考察等概率量化和修正型线性量化的优劣,比较图 6 所示的灰度相关特征的性能。当位移增大时,由等概率量化产生的概率矩阵迅速趋近于随机,能量值则迅速趋近于 1.024×10^{-3} ,并失去灵敏性。对于修正型线性量化则不然,即使当位移为 1 时,由修正型线性量化产生的能量差别也普遍地比由等概率量化产生的为大。用等概率量化时,聚类阴的曲线随位移的波动很混乱,反映了聚类阴对等概率图像强加畸变的不稳定反应。对于相关系数,两种量化方法几乎毫无差别。这反映了相关系数的高度稳定性。

等概率量化的优点是它可以把图像中的一次统计量(直方图)上的差别消除,而使灰度相关特征仅反映二次统计量的差别。但在对遥感图像分类和分区时,区分一次和二次统计量并无必要。修正型线性量化使一次统计量留在纹理特性中,可以增加多数纹理特征的灵敏性和稳定性。

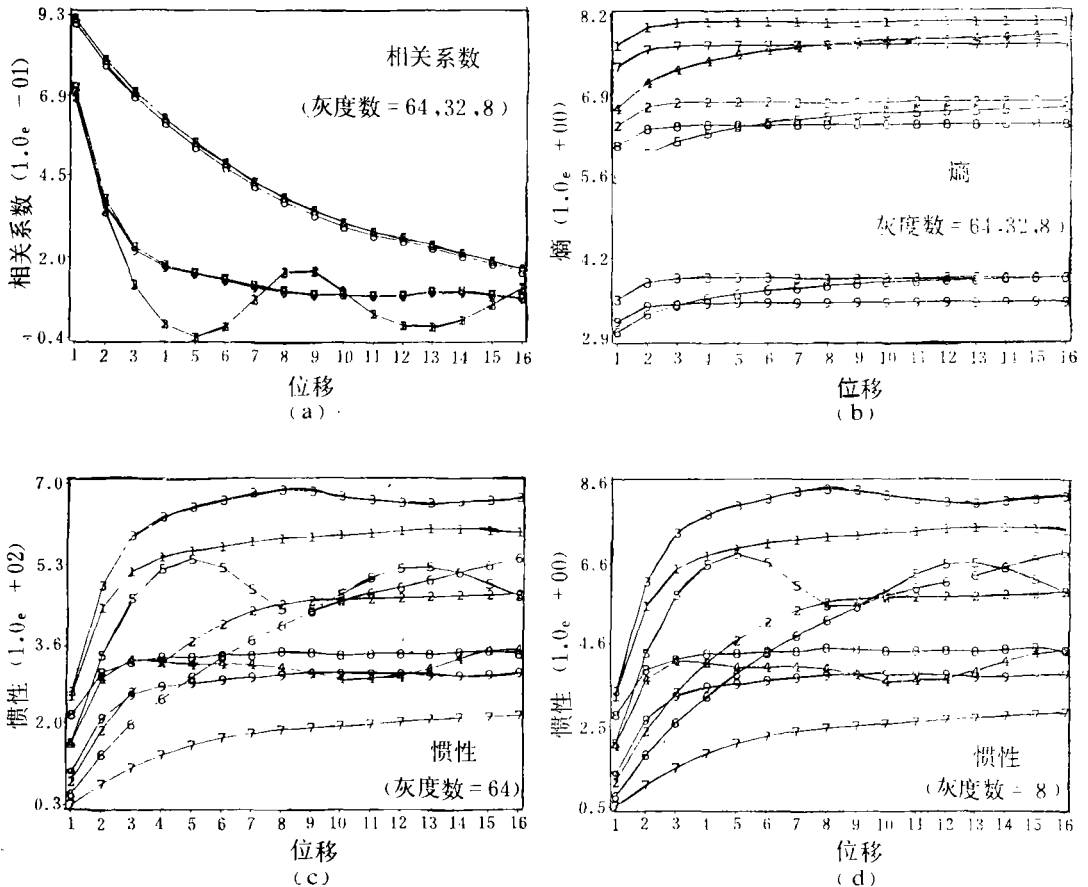


图 7 灰度数对特征的影响

Fig. 7 The influence of the number of gray levels on features

在 (a) 和 (b) 中,曲线上的标号 1, 2, 3 对应于图 4(封四)中的图像 (5); 4, 5, 6 对应于图像 (6); 7, 8, 9 对应于图像 9; 1, 4, 7 对应于灰度数 64; 2, 5, 8 对应于灰度数 32; 3, 6, 9 对应于灰度数 8。在 (c) 和 (d) 中,曲线上的标号与图 4 中的标号一致。

2. 灰度数的选取

灰度数的选择(降低)以能在概率矩阵中保存足够的空间信息并保持特征的稳定性和灵敏性为准。图 7(a) 和 (b) 示出了图 4 中图像 (5)、(6)、(9) 的相关系数和熵随灰度的变化。对于这些图像,当灰度数为 64、32 和 8 时,相关系数基本不变,显示了高度的稳定性;熵的变化比相关系数大,但各图像的熵对灰度数的变化保持了相对的稳定。图 7(c) 和 (d) 示出了图 4 中所有 9 个图像的惯性的相对值对灰度数变化的稳定性。过少的灰度数除了会严重地丢失图像中的空间信息和降低特征的灵敏性之外,还会使统计量计算时的样品过少。因而,一般情况下,8 个灰度是适当的,16 个灰度就足够了。

3. 窗口大小的选取

窗口的大小决定于纹理的粗细和灰度的个数。粗纹理需要的窗口要大些,以使大的纹理单元在各样品之间造成的差别减小,窗口不宜小于概率矩阵,以使概率矩阵中概率的估计值比较可靠。对于粗纹理(如用 32 个灰度),窗口大小为 32 个时仍嫌小。

4. 特征对类别的分辨力和在同类各样品中的稳定性

为取得多个样品,我们用 64 乘 64 像元的窗口,每次移动 32 个像元,从 128 乘 128 像元的每个原图像中各取 9 个样品。然后,从每个样品中产生概率矩阵并抽取各特征。对

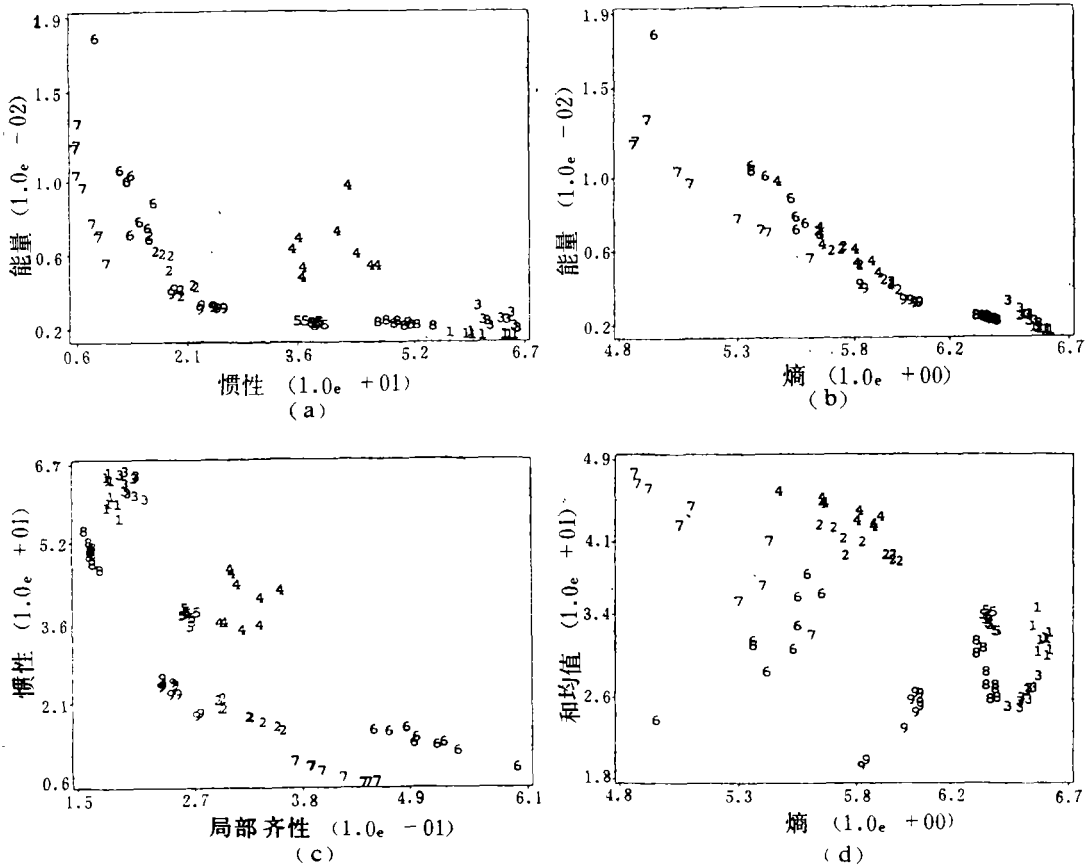


图 8 样品的特征值分布图。图中的标号与图 4 (封四) 中纹理的标号一致

Fig. 8 Scatter plots of feature samples

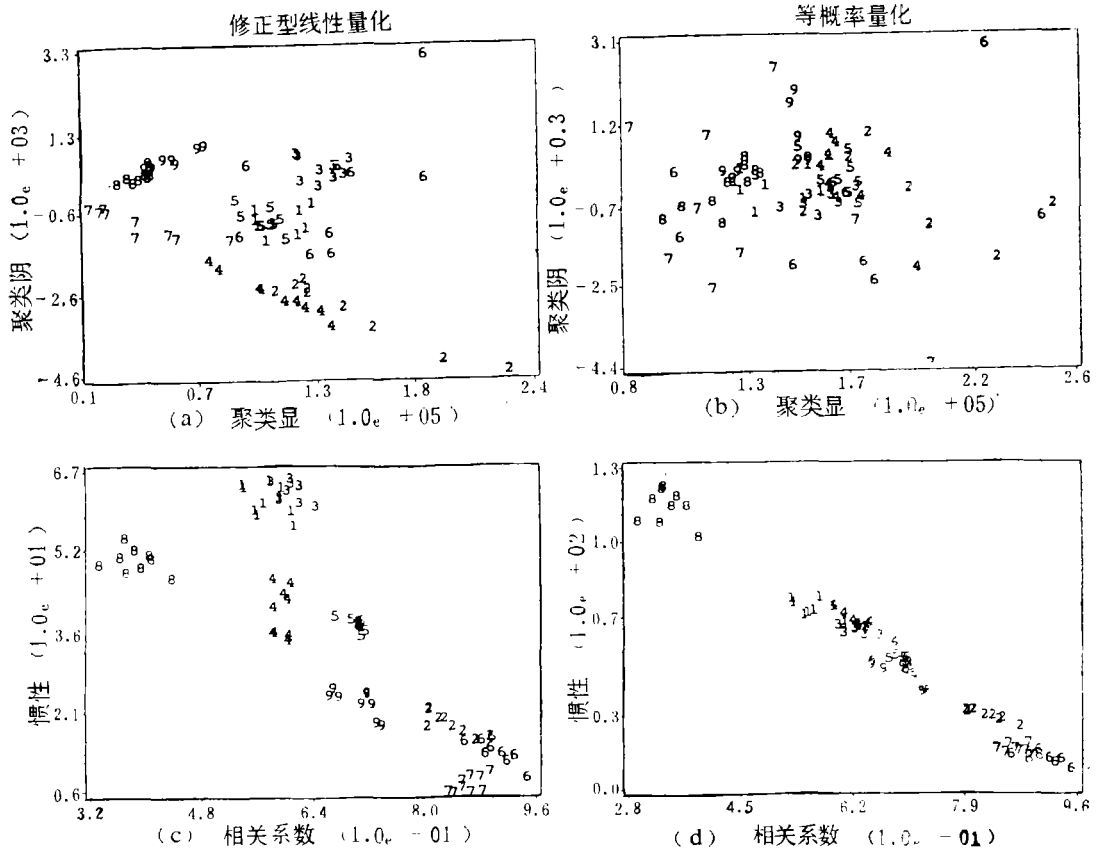


图 9 等概率量化和修正型线性量化分辨力的比较。图中的标号与图 4 (封四)中纹理的标号一致

Fig. 9 Comparison between equal probability and modified linear quantization in discrimination

于一个特征,同类中各样品的方差小,则该特征对该类具有高稳定性;各类样品的平均值相差大,则该特征又具有高灵敏性。图 8 和图 9 的 (a)、(c) 示出了部分实验结果。

在图 8 (a) 中,粗纹理 [图 4 中图象(6)或(7)]的能量的方差很大(不稳定),而细纹理的能量的平均值相差很小(不灵敏),因而能量的性能差。与此相反,粗纹理各样品的惯性方差很小,且大部分类别的惯性平均值相差较大,因而惯性的性能明显地优于能量。在图 8 (b) 中,熵和能量显示了很强的负相关,因而其组合的分辨力很差。能量和熵的低劣性能,是由于它们的权矩阵不具有确定的空间形状。而惯性和局部齐性对,则显示了很好的组合分辨力 [图 8 (c)]。图 8 (d) 显示出,每类样品的和均值反映该类的平均灰度。在理论分析时,我们曾预计了聚类显和聚类阴的不稳定性,图 9 (a) 显示了这一点。对于大部份类别,各样品的聚类显和聚类阴的方差很大。图 9 (c) 显示出,相关系数和惯性均具有较小的同类样品的方差,其组合对各类别具有较高的分辨力。

图 9(b) 和 (d) 示出了与由等概率量化产生的图像对应的特征对的性能。很明显,各特征对的分辨力均劣于由修正型量化产生的图像的对应特征对。聚类显和聚类阴的组合几乎没有什么分辨力。用修正型量化时性能很好的相关系数和惯性特征对,也因用等概率量化而恶化。虽然各类样品的方差并不大,但由于相关系数和惯性之间的负相关而使

它们的组合性能变差。其根本原因是概率矩阵在沿主对角线方向上的对称性，使相关系数在该方向上的滤波失去效用。

5. 特征随位移的变化

为更好地观察特征值随位移的变化，将最大位移增加到 48，并用惯性作典型分析。如图 10 所示，各图像纹理在方向上的差异由多位移而变得清晰，同时在某方向的周期性而由多位移显示出来。纹理的周期性和方向性的探讨请参阅文献 [5]。对于各图像，惯性都有一个起始的上升沿。到位移增加到某值(称为终位移)后，位移再增加时，曲线变为周期性或趋于平坦。以上结果原则上也适用于其它特征。要理解特征随位移的变化需要对概率矩阵随位移的变化作进一步的分析。

图像中的纹理是由各种基本单元构成的，这些单元具有大致相同的灰度。最小的基本单元对灰度相关特征具有重大的影响。当位移为 1 时，除去发生在基本单元边缘的少量相关概率外，大量的相关概率发生于单元的内部像元之间。当位移增加时，基本单元内部像元之间的相关概率(可称为内概率)下降，但在位移小于终位移时仍占主导地位(终位移大约等于最小基本单元的平均大小)。当位移超过终位移后，基本单元像元与外部像元

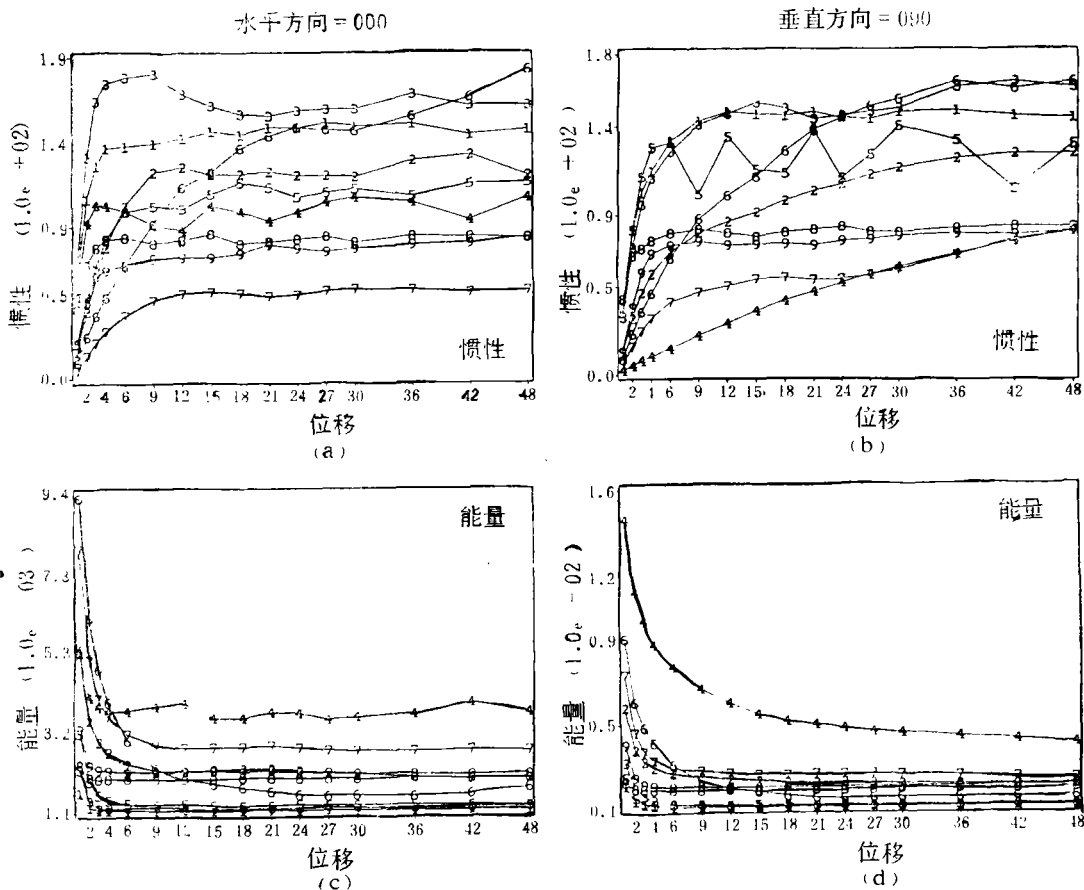


图 10 特征值随位移的变化。(a) (c) 为水平方向，(b) (d) 为垂直方向

Fig. 10 Variations of features with displacements

之间的相关概率(即外概率)占据主导地位。由于内概率分布于概率矩阵的主对角线附近,而外概率主要分布于远离主对角线处,因此,惯性曲线在零位移到终位移之间有一个陡上升沿。对于周期性差的纹理,如遥感图像中的纹理,在位移大于终位移后,由于基本

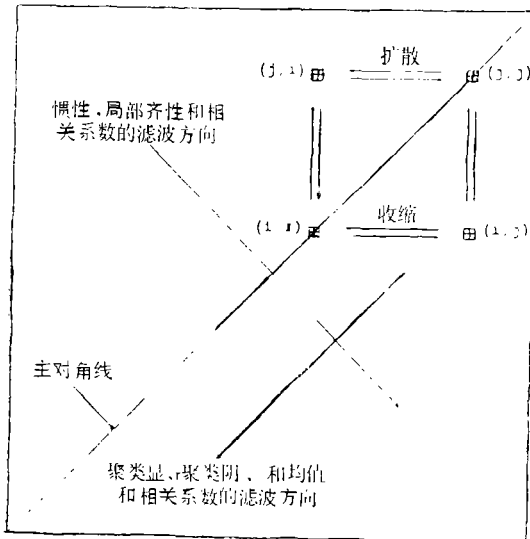


图 11 概率在截对角线方向上的移动
Fig. 11 Movement of probability in the cross-diagonal direction

单元的大小很不均匀,分布不规则,最小基本单元的内概率对于各单元来说,不再在同一位移范围内发生,因而惯性曲线不再有明显的上升沿和下降沿,而趋于平坦。对于周期性强的纹理,每种基本单元的内概率发生在大约同样的位移范围内,因而曲线有明显的上升和下降。但由于各种基本单元的大小不一致,因而上升或下降的幅度没有从零位移到终位移之间那么剧烈。

对于同一图像,概率矩阵每行(列)的概率之和决定于图像的直方图,因而不随位移的大小(也不随方向)而变化。当位移由 1 开始增加时,概率将由主对角线向外扩散。对于某行(列)来说,概率只能沿本行(列)从主对角线向外扩散。每行(列)概率的扩散,必然有其它列

(行)概率的同样性质的变化与之对应,因而组合的效果,是概率沿截对角线方向的移动(图 11)。对于周期性强的纹理,概率还有明显的向主对角线集中的过程。

结合图 2 中各特征的滤波方向,可以认为:惯性和局部齐性对概率在截对角线方向的分布变化会有直接的反应;聚类显和聚类阴仅对由此引起的沿对角线的分布变化产生反应,因而对位移是间接的反应;和均值将无反应;相关系数会有比较平缓的反应,因为相关系数并不单纯在截对角线方向滤波。最佳位移应在 1 到终位移之间选择。最佳位移与所用特征和所研究的纹理的粗细程度有关。我们的实验证明,对大多数特征和纹理来说,选择位移 1 是比较可靠的。如所研究的纹理多数是粗纹理,最佳位移可适当选大些。

四、对各灰度特征的初步评价

由上述实验可以看出,相关系数是一个对纹理的多种变化均比较灵敏且很稳定的特征,可以用作对纹理的全面考查。惯性和局部齐性是对截对角线方向概率分布不同的纹理敏感且比较稳定的特征。惯性对粗纹理比较稳定,而局部齐性对细纹理比较稳定。惯性可用于检测陡边缘密度和反差,局部齐性可用于检查局部的均匀程度。聚类显和聚类阴是灵敏性比较高但稳定性很差的特性。和均值只对纹理在平均灰度上的差别作出反应,而对空间分布的反应极不灵敏,但比较稳定。能量和熵一般地说,不灵敏,且能量对粗纹理很不稳定。

五、结 论

本文比较系统地分析了灰度相关纹理分析法的理论和应用中的问题。在理论上,灰度相关法可分为两部分,即用概率矩阵浓缩图像中的空间信息;和用权矩阵对概率矩阵滤波以抽取灰度相关特征。本文在建立图像和空间特性与概率矩阵的相互关系上引进了基于最小基本单元的内概率、外概率和终位移的概念,并解释了位移变化引起概率矩阵变化的过程。本文将权矩阵按形状分为非空间的、空间固定的和空间移动的三种类型,并进一步区分了它们的滤波方向。

在运用灰度相关法的实际问题方面,本文探讨了如何选择有关参数和量化的方法。实验证明,修正型线性量化比等概率量化更适合于遥感图像的纹理分析;8个或16个灰度可以保存足够的图像纹理信息;窗口的大小要考虑纹理的粗细,且不能小于概率矩阵的大小;位移为1是比较稳妥的选择。

本文从灵敏性和稳定性的综合上,全面的分析和评价了各种特征,对相关系数,惯性和局部齐性给出了比较肯定的评价,对能量和熵则给出了否定的评价。

参 考 文 献

- [1] R. M. Haralick, "Statistical and structural approaches to textures", Proc., IEEE, Vol. 67, pp. 784—804, 1979.
- [2] R. M. Haralick, K. Shanmugan, and Its'hak Dinstein, "Textural features for image classification". IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics, Vol SMC-3, No. 6, pp. 610—621, 1973.
- [3] R. W. Connors and C. A. Harlow, 'A theoretical Comparison of textural algorithms', IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-2, pp. 204—222, 1980.
- [4] J. S. Weszka, A. Rosenfeld, E. J. Carton, R. L. Kisfy and J. M. Mohr, "A comparative Study of texture measures for terrain Classification", TR-361, Computer Vision Lab., Computer Science Center, Univ. of Maryland, USA, March, 1975.
- [5] C. X. Zhan, "Gray level dependence texture measures: Sensitivity and Stability problems and applications in remote sensing", A Dissertation, Univ. of California, Santa Barbara, USA, 1986.
- [6] R. M. Connors and C. A. Harlow, "Toward a structural analyzer based on statistical methods", Computer Graphics and Image Processing, Vol. 12, pp. 224—256, 1980.

The Gray Level Dependence Texture Analysis Approach

Zhan Cixiang

(Institute of Remote Sensing Application, Academia Sinica)

Abstract

This paper studied the gray level dependence (GLD) texture analysis approach in both theory and application. GLD feature extraction was viewed as filtering of weight matrices on GLD matrices. The relation between image texture and GLD matrices, and the influence of the shape of weight matrices on GLD features were discussed. Understanding of sensitivity and stability of GLD features has been improved. Selection of GLD parameters were studied in detail. Eight GLD features were evaluated in their performance and applications.

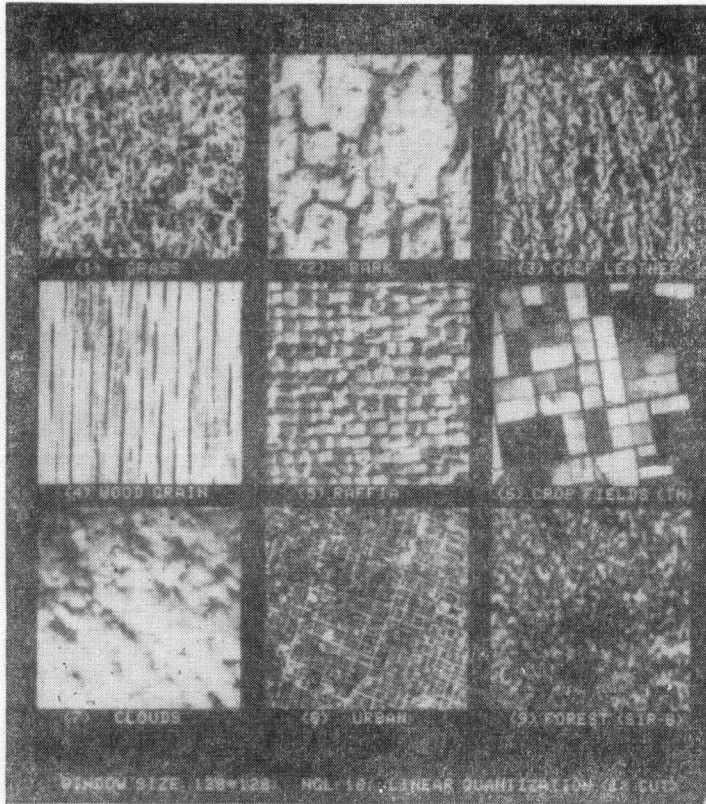


图 4 九个纹理图像

Fig. 4 Nine Textures Images Used in the Study

- (1) 草, (2) 树皮, (3) 牛皮, (4) 木纹, (5) 酒椰, (6) 农田 (取自 Landsat-TM),
(7) 云 (取自扫描的航空像片), (8) 城市 (取自 Landsat-TM), (9) 森林 (取自 SIR-B)

环境遥感

(季刊)

1987年 第2卷 第3期

编 辑	中国地理学会环境遥感分会 (北京市德胜门外北沙滩 917 大楼)
出 版	科 学 出 版 社
发 行	(北京市朝阳区内大街 137 号)
印 刷 装 订	中 国 科 学 院 印 刷 厂
国外总发行	中国 国 际 图 书 贸 易 总 公 司 (中 国 国 际 书 店)

北京 2820 信箱

北京市期刊登记证第 1340 号

国外刊号 Q1002