

基于灰度共生矩阵的多波段遥感图像纹理特征的提取^{*}

田艳琴^{1,2} 郭平¹ 卢汉清²

(北京师范大学信息科学学院 北京100875)¹

(中国科学院自动化所模式识别国家重点实验室 北京100080)²

摘要 主要探讨用灰度共生矩阵测度纹理特性,对多波段遥感图像进行特征提取时,各个波段的权重选取问题。根据纹理技术特点,将原始的多波段遥感图像分成若干个互不重叠的多波段遥感子图像。其中,用均值法和主分量分析法,将子图像各个波段的特征向量合成一个向量,并且把这个合成的向量作为这个子图像的特征向量。应用高斯有限混合模型与期望极大化算法,对遥感图像纹理特征空间的数据进行聚类分析和参数估计,用贝叶斯定理对多波段遥感图像进行分类。最后我们将各种不同的分类结果进行了对比,得到了最佳的分类结果并予以讨论。

关键词 纹理,多波段遥感图像,灰度共生矩阵,分类,特征提取

Texture Feature Extraction of Multiband Remote Sensing Image Based on Gray Level Co-occurrence Matrix

TIAN Yan-Qin^{1,2} GUO Ping¹ LU Han-Qing²

(College of Information Science, Beijing Normal University, Beijing 100875)¹

(National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, The Chinese Academy of Science, Beijing 100080)²

Abstract In this paper, we discuss the problem of how to select the weights of every band in multiband remote sensing image when we extract texture features based on gray level co-occurrence matrix. Two methods are proposed: the first one is to use the theorem of the mean method and the second one is to use the principle component analysis method. According to the technology of the texture characteristic, the origin multiband remote sensing image is divided to many unoverlapped subregions, which have the same number of rows, columns, bands and pixels. Feature vectors in every band can be composed to a single one as the feature vector of the subregion by using the theorem of mean method and the principle component method. For classification of the multiband remote sensing image, we suppose all the data in the texture space obey Gauss finite mixture model distribution, use the expectation maximization algorithm to estimate the parameters and use Bayes decision to get the classification of the subregion. Finally the results will be compared and best result can be obtained.

Keywords Texture, Multiband remote sensing image, Gray level co-occurrence matrix, Feature extraction

1 引言

随着遥感技术的日益发展,遥感图像分类已经成为遥感图像技术应用中的一个重要问题^[1]。人们常常采用光谱空间作为遥感图像的特征空间,如果遥感图像存在相干斑噪声时,这是一种不可靠的空间分类技术,为此人们提出了用纹理分析法对遥感图像进行分类处理。特别是随着遥感图像空间分辨率的提高,纹理特征在遥感图像处理中的作用越来越重要^[2]。

到目前为止,纹理还没有一个正式的定义,它只是反映物体表面的一种属性。Pickett认为:纹理为保持一定的特征重复性,并且间隔规律可以任意安排的空间结构;Hawkins认为纹理具有三大标志:某种局部排列不断重复,非随机排列和纹理区域内大致为均匀的统一体。不管怎样描述纹理特性,统计描述方法是目前纹理分析的主要手段^[3]。纹理分析中的纹理分类就是通过图像处理技术提取纹理特征,研究这些纹理规则在图像中反复出现的局部模式和它们的排列规则,获得对纹理的定量描述,进而对图像或物体进行正确分类。我们可以用基于统计的方法^[4]——灰度共生矩阵法对遥感图像测度纹理的特性。仅仅有了纹理的定量描述还是不能正确对遥感图像进行分类,为此应该对这幅遥感图像进行特征提取。特征

提取是遥感图像分类精度的关键^[2],在此,选取由灰度共生矩阵生成的,能很好地描述遥感图像纹理特性的统计量,并用这些统计量组成这幅遥感图像的特征向量。我们的目的是对多波段遥感图像的各个地物进行分类,其中主要讨论的是特征向量的权重选取方法对分类结果的影响,其次是详细阐述怎样用灰度共生矩阵对多波段遥感图像进行特征提取。

2 分类原理和数学方法

2.1 有限混合模型聚类

将所有特征向量组成一个特征空间,将每一个值看成一幅图像的一个像素值,像素的个数是特征向量的个数与组成特征向量的统计量的个数的乘积。假定有 N 个像素, x_i 是第 i 个像素的观测矢值,在纹理空间中的数据分布是服从 k 个高斯概率密度混合分布的样本后,其联合概率分布可以写成:

$$p(x, \Theta) = \sum_{j=1}^k \alpha_j G(x, m_j, \Sigma_j) \quad (\alpha_j \geq 0, \sum_{j=1}^k \alpha_j = 1) \quad (1)$$

其中:

$$G(x, m_j, \Sigma_j) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_j|^{1/2}} \times \exp \left[-\frac{1}{2} (x - m_j)^T \Sigma_j^{-1} (x - m_j) \right] \quad (2)$$

^{*}国家自然科学基金(60275002)资助课题。田艳琴 硕士研究生。

是多变量高斯概率密度分布的一般表示。式中 x 实际上就是特征向量, d 就是特征向量的维数, 也就是统计的个数, 而 $\Theta = \{\alpha_j, m_j, \Sigma_j\}_{j=1}^k$ 为系列混合模型参量。对于混合模型参量的第 j 个分量而言, α_j 为混合模型的第 j 个分量的混合权重, m_j 为均值矢量, 而 Σ_j 为协方差矩阵。这些参量我们事先并不知道, 用多少个高斯分量可以最佳匹配样本概率分布, 我们也无法预先得知。通常只能假定一个 k 值, 根据给定的图像样本用最大似然估计, 利用期望-极大化算法 (Expectation-Maximization Algorithm 简称 EM 算法) 来估计它们^[5]。其中 EM 算法的计算公式可参照文[5]的描述, 系统的似然函数收敛可以用如下公式表示:

$$L(\Theta) = \prod_{n=1}^N p(x^n) = \prod_{n=1}^N \sum_{j=1}^k p(x^n | j) p(j) \quad (3)$$

对于这个算法中似然函数的收敛性, Redner^[6]已经证明过, 它能保证收敛到局部极小值。

2.2 贝叶斯分类

在确定的分类区域数目 k 下, 后验概率 $P(j=1|x_i), P(j=2|x_i), \dots, P(j=k|x_i)$, 利用贝叶斯定则, $j^* = \operatorname{argmax}_j P(j|x_i)$, 把样本 x_i 划分到类别 j^* 中, 这个过程为贝叶斯概率分类。由此可以看出有限混合模型遥感图像分类实际上就是一种像元的分类过程^[7]。

3 基于灰度共生矩阵的多波段遥感图像特征提取的原理

3.1 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵法是一种常用的纹理分析方法, 它是图像中两个像素灰度级联合分布的统计形式, 能较好地反映纹理灰度级相关性的规律。

灰度共生矩阵被定义为^[8], 设图像某一区域有 N 个灰度值, 则对应该区域的灰度共生矩阵是一个 $N \times N$ 阶的矩阵, 在矩阵中位置 (i, j) ($1, \dots, i, \dots, N; 1, \dots, j, \dots, N$) 处元素是从灰度为 i 的像元离开某个固定位置关系 $\delta = (DX, DY)$ 处像元灰度为 j 这种现象出现的概率, δ 被称为位移量, DX 和 DY 称为距离。在实际的应用中, 作为纹理识别的特征量是由上述的灰度共生矩阵计算出来的一些统计量。Haralick^[9]曾经提出 14 种由灰度共生矩阵计算出来的统计量, 但是 Barald^[8]认为, 对于遥感图像来说以下四种统计量效果最好:

$$\text{角二阶距: (ASM)} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_{\delta}(i, j)^2 \quad (4)$$

$$\text{熵: (ENT)} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_{\delta}(i, j) \cdot \log P_{\delta}(i, j) \quad (5)$$

$$\text{同质区: (HOM)} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_{\delta}(i, j) / [1 + (i - j)^2] \quad (6)$$

$$\text{非相似性: (DIS)} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |i - j| \cdot P_{\delta}(i, j) \quad (7)$$

这里的 $P_{\delta}(i, j)$ 是灰度共生矩阵中位置 (i, j) 处的元素的归一化值, 也即是概率。各个统计量的意义可以参照张利^[10]的硕士研究生论文。

一般情况下, 对位移量 δ 的选取通常有四个方向: 0 度方向角、45 度方向角、90 度方向角和 135 度方向角。距离选取的有 1 像素距离、2 像素距离等, 本文中的实验选择的都是 1 像素距离。

3.2 多波段遥感图像特征向量的提取

一幅图像的灰度共生矩阵反映了图像灰度在方向、相邻

间隔、幅度变化的综合信息, 是分析图像的基元模式和它们之间排列规则的基础。由灰度共生矩阵生成的统计量能很好地描述纹理方面的定量信息^[11]。将一幅多波段的遥感图像分成多个子图像, 对每个子图像的每一个波段求取灰度共生矩阵, 这样每个子图像就可以生成和波段数相同的灰度共生矩阵。对每一个灰度共生矩阵计算出角二阶距、熵、同质区和非相似性这几个统计量, 组成一个特征向量。由于选择的遥感图像是多波段的, 每一个波段都能生成同样的特征向量, 在这里可以采用两种方法使这幅多波段的遥感图像的特征向量合理化。

一是求均值的方法, 意思就是将这幅多波段的遥感子图像的各个波段的特征向量相加求取其平均值, 得到的就是能代表这幅多波段遥感子图像的特征向量。二是用主分量分析方法 (principle component analysis method, PCA 法), 意思就是由这幅多波段的遥感图像的各个波段的特征向量组成矩阵, 然后根据这个矩阵求出它的协方差矩阵, 最后求出这个协方差矩阵的特征值, 将最大的特征值作为有最大能量波段的特征向量的权重, 以此类推, 相加之后得到的就是能代表这幅多波段子图像的特征向量。在这里我们需要注意的是当遥感图像的波段数目超过单波段特征向量的维数 (在这里也是所求得的统计量的个数) 的时候, 我们还是用 PCA 方法对之降维, 使维数和特征向量的维数相等; 目的就是使这幅多波段遥感子图像的特征向量维数降低, 减少不必要的计算, 同时也可以避免维数灾难。

再用这个特征向量代表这幅子图像的特征, 对每一幅子图像都进行同样步骤的计算, 得到相应的特征向量, 将所有的代表各自子图像的特征向量组成一个特征向量空间, 这就是原始多波段遥感图像经过特征提取之后由特征向量组成的特征空间。在此子图像的大小与原始多波段的遥感图像大小比例要适中, 特征的选取才有代表性, 特征信息才既不会冗余也不会不足。

4 试验结果与讨论

4.1 实验结果

在实验中, 我们采用的都是 3 波段的, 大小分别为 $64 \times 64 \times 3$ 、 $128 \times 128 \times 3$ 和 $300 \times 300 \times 3$ 的遥感图像, 比较特征向量权重选择方法的不同对实验结果的影响。实验中采用的子图像的大小是 $4 \times 4 \times 3$ 的, 为什么仅仅采用 $4 \times 4 \times 3$ 不算很大的子图像呢? 我们会在实验结果讨论中给予明确的解释, 采用 1 像素的距离; 位移量是四个方向上的。

4.2 实验结果讨论

由实验结果可以看出各波段特征向量的权重选择方法不同, 分类结果也是不相同的。

① PCA 法和均值法相比较, PCA 法有较大的斑点误差。

② 当采用相同大小子图像的时候, PCA 法得到的河流地物相对来说误差比较大, 它只是给出了河流地物的大致轮廓, 并没有给出较精确的地物分类; 因此对 $300 \times 300 \times 3$ 的遥感图像, 我们只是用均值法确定了各个波段的权重。

③ 根据先验知识, 我们可将这几幅遥感图像分成河流地物和非河流地物, 因为相对于整幅遥感图像来说, 河流地物是狭长的, 因此子图像选择得不能太大, 否则得到的分类结果会很不理想。

④ 本文主要讨论的就是对多波段遥感图像进行特征提取及各个波段特征向量的权重选取问题, 因此, 像素的距离, 位

(下转第 195 页)

比衡量是基准程序的运行性能比率(ratio),对比原来的调度,经改进后可以看到在 bzip2, parser 等9个例子中,性能有了不同程度的提高。总体上,改进后,相对于不填充和改进前,我们的调度获得了平均5.5%和1.3%的性能提高。

结论及未来工作展望 从得到的试验结果来看,全局的延迟槽调度区域以及我们在调度阶段等问题上所选择的策略对性能提高是有成效的,对于调度中出现冲突的预防也十分必要。测试程序中改进后提高水平呈现参差不齐的状况,这是因为性能的提高取决于很多因素,除了和填充率大小有关外,还与例子本身分支的多少以及改进后额外的填充所处路径的热度有关。而对比改进前的调度, gap, perlbnk 和 twolf 两个例子还略有下降,这是因为我们全局的填充有一定的“投机性”,因此今后的工作可以结合 profiling 信息设计精确选择填充指令的启发性算法来降低风险。

另外,还有一个现象值得注意,在进行延迟槽调度后,

parser 和 eon 的性能有所下降,这可能和程序某些动态行为有关,计划在后续工作中进行讨论。

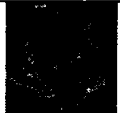
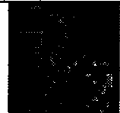
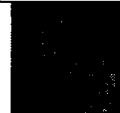
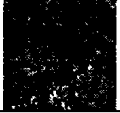
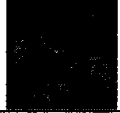
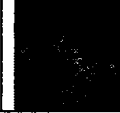
参考文献

- 1 Hennessy J L, Patterson D A. Computer Architecture: A Quantitative Approach. Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA, 1990
- 2 Gross R T, Hennessy J L. Optimizing Delayed Branches, In: Proc. of the 15 th Annual Workshop on Microprogramming, Oct. 1982
- 3 Muchnick S S. Advanced Compiler Design and Implementation. Morgan Kaufmann Publishers Inc. 1998
- 4 中科院计算所 CPU 组. 龙芯-1微处理器用户手册(版本1.0). 2002
- 5 Bernstein D, Rodeh M. Global Instruction Scheduling for Super-Scalar Machines. Programming Language Design and Implementation, 1991

(上接第163页)

移量的重新组合,子图像与原始的多波段遥感图像的比例问

题在这里都不予过多的考虑。

原始多波段 遥感图像	权重方法	0°方向	45°方向	90°方向	135°方向
	均值法				
	PCA 法				
	均值法				
	PCA 法				
	均值法				

总结 在本文中,我们提出了当对多波段遥感图像特征提取时,一种新的确定特征向量权重的思想;明确阐述了基于灰度共生矩阵的多波段遥感图像特征提取的方法。由于灰度共生矩阵能比较精确描述纹理的定量信息,因此用灰度共生矩阵方法描述纹理特性是可行的,实验结果也证明了这一点。由实验结果还可以看出,我们对特征空间的数据服从高斯分布的假设是合理的。如果能在本文所提出的各波段权重选取方法的基础上考虑到像素的距离,位移量的重新组合,子图像与原始的多波段遥感图像的比例等问题,理论上将进一步提高多波段遥感图像分类的精度,这些是下一步准备解决的问题。

参考文献

- 1 肖温格 R A 著. 遥感中的图像处理 and 分类技术[M]. 北京: 科学出版社, 1991
- 2 骆玉霞, 陈焕伟. 遥感图像的特征提取与选择研究. 信息记录材料, 2002, 3(2)
- 3 Lu C S, Cheng P C, Chen C F. Unsupervised texture segmentation via wavelet transform. Pattern Recognition, 1996, 30(5): 729~

742

- 4 赵锋, 赵荣椿. 纹理分割及特征提取方法综述. 中国电视学与图像分析, 1998, 3(4)
- 5 Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. J. Royal Statist. Society (B), 1997, 39(1): 1~38
- 6 Redner R A, Walker H F. Mixture density, maximum likelihood and the EM algorithm. SIAM Review, 1984, 26(2): 195~239
- 7 郭平, 卢汉清. 贝叶斯概率图像自动分割研究. 光学学报, 2002, 22(12)
- 8 Baraldi A, Parmiggiani F. An Investigation on the Texture Characteristics Associated with Gray Level Co-occurrence Matrix Statistical Parameters [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 32(2): 293~303
- 9 Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Texture features for image classification. IEEE Trans. System Man Cybernet, 1973, 3(6): 610~621
- 10 张利. 基于图像几何形态与纹理分析的刀具磨损状态监测技术的研究. 浙江工业大学, 2002(3)
- 11 张妙兰, 付新文. 一种纹理图像分类方法的研究. 中国图象图形学报, 1998, 4(8)