

文章编号: 1007-4619(2004)05-0458-07

利用纹理分析方法提取 TM 图像信息

姜青香, 刘慧平

(北京师范大学 地理学与遥感科学学院, 北京 100875)

摘 要: 以北京市丰台区为试验区, 采用纹理分析方法对高分辨率图像的纹理信息进行分析, 选取统计指标熵, 通过确定熵的最佳阈值, 进行边界匹配和图像的分割, 将光谱混淆地物菜地和耕地分割开来, 然后将此分割结果与 TM 图像分类结果进行叠合, 得到最终的分类结果。并将该结果与最大似然分类结果以及单纯依靠纹理特征得到的分类结果进行了对比。试验结果表明: 将纹理分析方法应用于图像分类中可区分光谱混淆的地类, 光谱与纹理特征结合得到的分类精度要远高于单纯光谱和单纯纹理的分类精度。

关键词: 最大似然分类法; 纹理分析; 灰度共生矩阵; 阈值法

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

在自然资源调查中, 遥感图像已成为重要的空间数据源, 其中 TM 图像信息是进行土地利用/覆盖变化动态监测的重要依据^[1]。常规提取 TM 图像信息的最大似然分类法是基于地物光谱特征的, 难以正确区分光谱易混淆的地物, 例如菜地与其他耕地类型。为了提取 TM 图像中的混淆地物信息, 可以采用纹理分析方法。

纹理分析方法在许多领域都有重要的应用, 包括金属材料中的金相分析、生物学工程中的医学图像分析以及航空遥感图像分析等^[2]。目前较多的研究是对方法本身进行的试验性研究^[3], 如任仙怡等提出一种基于纹理谱特征分割纹理图像的方法, 首次将纹理谱特征与区域生长算法结合起来^[4]; 吴高洪等为了提高纹理图像分割的边缘准确性和区域一致性以及降低分割错误率, 提出了一种基于小波变换进行纹理分割的方法^[5]; 马晓川等提出了基于特征符号随机场描述的纹理分类方法, 达到提高分类精度的目的^[6]; 肖志涛等设计并实现了基于改进的纹理谱方法提取特征和以神经网络作为分类器的纹理图像分类系统^[7]。

在遥感图像信息提取方面主要是分形分维方法,

并已有成熟的算法与实例, 如曹燕等介绍了 3 种计算影像分维值的算法和数学模型, 选取 TM 图像上 128×128 像元的子区域进行试验, 提取居民地、煤矿、植被和山区 4 种地物, 结果表明, 综合运用 3 种方法进行纹理分析能得到满意的结果, 提取精度达 75.6%^[7]。舒宁讨论了影像纹理分析的分维估计原理以及当前应用的主要方法, 提出了多波段影像纹理概念, 对 SPOT 图像的 3 个波段采用分形布朗函数作多波段影像纹理估计, 以分维值作彩色密度分割结果, 提取河流、湖泊、桥和城区等地物, 提取精度为 70%, 为多波段影像的分维估计方法的实施开了一个先例^[3]。

总之, 纹理分析方法主要以方法本身和试验性研究为主, 在图像分析上的应用主要体现在随机场、小波变换以及分形分维等方法的应用, 对于灰度共生矩阵方法较少涉及。本文利用遥感图像的纹理信息, 将灰度共生矩阵的纹理分析方法应用于图像分类中, 通过试验, 选取能够合理描述纹理特征的统计属性熵为指标, 通过确定熵的阈值范围, 将光谱混淆的地物区分开来, 从而辅助应用最大似然分类法。

2 纹理分析法

图像的纹理一般理解为图像灰度在空间上的变

收稿日期: 2003-05-25; 修订日期: 2003-07-29

基金项目: 教育部骨干教师资助计划资助。

作者简介: 姜青香 (1979—), 女, 山东省日照市人, 北京师范大学资源与环境科学系硕士研究生, 主要从事遥感及地理信息系统应用的研究。

化和重复,或图像中反复出现的局部模式(纹理单元)和它们的排列规则。纹理是遥感影像上重要的信息,是进行目视判读和计算机自动解译的重要基础^[8]。遥感影像专题信息提取中,在原始影像光谱信息的基础上加上纹理信息可以使分析的准确性和精度提高^[3]。

纹理分析指的是通过一定的图像处理技术提取出纹理特征,从而获得纹理的定量或定性描述的处理过程^[9]。包括两方面的内容:检测出纹理基元和获得有关纹理基元排列分布方式的信息。其基本方法可分为统计方法、结构方法和谱方法三大类。统计方法是指在不知道纹理基元或尚未监测出基元的情况下进行纹理分析,主要描述纹理基元或局部模式随机和空间统计特征,如灰度共生矩阵法、随机场模型法等。结构方法主要在已知基元的情况下进行,描述纹理基元及其周期性排列的空间几何特征和排列规则,如形态学、图论、拓扑等方法。谱方法是建立在多尺度分析与时、频分析基础之上的纹理分析方法,如 Gabor 变换、小波变换、分形学等^[10]。灰度共生矩阵(GLCM, Gray Level Co-occurrence Matrices)可以描述影像各像元灰度的空间分布和结构特征,在利用影像的纹理特征改善影像的地学目标分类效果方面具有优势^[11]。

2.1 灰度共生矩阵(GLCM)

灰度共生矩阵是按影像灰度值的空间关系描述像元点对之间的空间结构特征及其相关性,对 $M \times M$ 大小的图像 I , 设其灰度级分别为 s_1 及 s_2 , 则具有一定空间关系的灰度共生矩阵为 $p(s_1, s_2)$

$$p(s_1, s_2) = \# \{ (r_1, c_1), (r_2, c_2) \in M \times M \mid I(r_1, c_1) = s_1, I(r_2, c_2) = s_2 \}$$

式中, $\# \{x\}$ 表示集合 x 的元素个数, (r_1, c_1) 与 (r_2, c_2) 表示图像空间上的一个点对, r_1, c_1, r_2, c_2 分别表示图像中两点的像素坐标。取像元对间距为 d , 两像元连线的方向为 α , 取不同间距 d , 不同方向 α 的灰度共生矩阵为 $p(s_1, s_2, d, \alpha)$ 。取一定的 d 值, α 分别设为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$, 构成 4 个灰度共生矩阵, 采用这 4 个方向的叠加来消除方向影响, 用灰度值的空间共生特性作为纹理的度量, 细纹理灰度空间变化很快, 而粗纹理随距离加大仅有细微变化, 用不同的权矩阵对共生矩阵滤波, 可抽取一系列描述纹理特征的统计属性, 如下所列:

角二阶距 (Q_1): $Q_1 = \sum_{s_1} \sum_{s_2} (p(s_1, s_2))^2$

主要监测纹理的全局均一性程度。

对比度 (Q_2): $Q_2 = \sum_{s_1} \sum_{s_2} |s_1 - s_2|^k p(s_1, s_2)$

主要监测图像反差边缘及其边缘效应。

熵 (Q_3): $Q_3 = - \sum_{s_1} \sum_{s_2} p(s_1, s_2) \cdot \lg p(s_1, s_2)$

主要检测图像空间的复杂性和内部的均匀性。

相关 (Q_4): $Q_4 = | \sum_{s_1} \sum_{s_2} s_1 \cdot s_2 \cdot p(s_1, s_2) - \mu_1 \cdot \mu_2 | / (\sigma_1 \cdot \sigma_2)$,

$\mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2$ 分别是 $p(s_1, s_2)$ 的均值和方差。该统计量主要检测邻域均值、方差的空间变化几何结构^[10]。

每一个统计属性都可以生成一个纹理影像或波段, 与光谱特征一起应用于分类, 这些统计表征的优点是既能够反映分类类别空间特征的显著差异, 又能与基于概率模型传统分类算法兼容^[12]。根据不同的图像和所需要提取的地物信息, 可以选取不同的统计属性作为指标, 最终达到提取地物信息的目的。

2.2 阈值法

阈值法是图像分割的一种重要方法, 在图像处理与识别中广为应用。多年来, 已有各种各样的阈值法提出来, 如 Yen 等人的最大相关性原则选择阈值方法^[13]; Pikaz 等人提出基于图像拓扑稳定状态的方法^[14]; Papamarkos 等人的用有理多项式来拟合灰度直方图两个峰间的区域, 再用该有理多项式的极小值决定阈值的方法^[15]; Huang 等人的通过极小化图像的某种模糊测度来决定灰度阈值的方法^[16]。Pun^[17]在分割过程中第一次引进了熵的概念。从此, 许多研究人员在这方面进行了相应的工作, 并提出了多种基于熵的方法。本文中所采用的是利用灰度共生矩阵中的熵作为指标, 通过取确定的阈值, 对目标图像进行分割。

本研究主要进行:

- (1) 将试验区的 TM 图像采用最大似然分类法进行分类, 并对分类图进行精度检验。
- (2) 在同时相的 SPOT 图像上, 将试验区分割出来, 求得灰度共生矩阵, 包括角二阶距, 对比度, 熵和相关。
- (3) 对明显表征 SPOT 图像纹理特征的统计属性熵进行阈值选择, 求得菜地的熵的阈值, 以此阈值为标准, 在试验区的 SPOT 图像上进行边界匹配和图像的分割, 获得菜地的区域范围。
- (4) 将以上得到的分割结果与 TM 图像的分类结果进行叠合, 得到最后的分类结果图, 然后对此进行精度检验。并将该结果与单纯依靠纹理特征进行阈值选择得到的分类结果进行对比。

3 具体分析结果

试验区为北京市丰台区的子区域, 鉴于本文进行的是一种方法论的探讨, 因此选用大小为 128×128 像元的子区域进行试验。进行分析所用数据有: 北京地区 2001-05-19 的 TM 遥感数据(轨径号 123/32); 与 TM 图像同时相同区域的 SPOT 图像, 在此图像上抽取相同大小的子区域进行试验分析; 以及野外 GPS 测量数据。

在选取子区域之前, 首先在 ERDAS 软件中, 以 1:10 万地形图为底图, 对 2001 年 TM 影像进行校正, 选取 138 个控制点。选用一元二次多项式及最近邻采样法进行校正, 总 RMS 误差为 0.46。

3.1 图像分类及精度评价

根据北京市土地利用的特点, 确定进行土地利用分类的主要类型为: 耕地、菜地、园林地、居民地及建筑用地、水体、未利用土地等六大类, 如表 1。

表 1 土地利用分类体系及含义

Table 1 Land use classification system and meaning

分类体系	含义
耕地	包括水田、水浇地和旱地, 包括短期抢种的河滩地
菜地	种植蔬菜的土地
园林地	包括园地、林地、灌木丛
居民地及建筑用地	包括居民点、工矿用地和交通用地及其两旁地防护林
水体	有水覆盖的水域, 包括河流、坑塘、湖泊等水面
未利用土地	包括河漫滩, 没有植被覆盖的裸地

采用最大似然法对图像进行分类, 根据不同地物类型的光谱特征, 选取训练区进行分类, 并经过处理后得到的分类图如图 1。

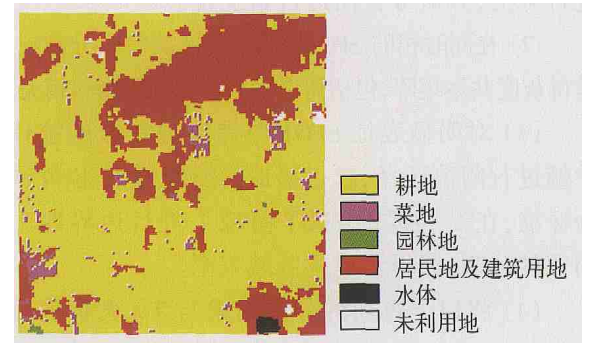


图 1 利用最大似然分类法得到的分类图

经野外 GPS 定点采样, 进行最大似然分类图的位置精度检验。位置精度检验采用的主要参数, 是通过混淆矩阵建立的各种统计参数进行的。混淆矩阵的形式如表 2。

表 2 混淆矩阵的一般形式

Table 2 The format of confusion matrix

分类类型	地面实际类型				行总数
	1	2	...	m	
1	P_{11}	P_{12}	...	P_{1m}	$P_{1\cdot}$
2	P_{21}	P_{22}	...	P_{2m}	$P_{2\cdot}$
⋮					⋮
n	P_{n1}	P_{n2}		P_{nm}	$P_{n\cdot}$
列总数	$P_{\cdot 1}$	$P_{\cdot 2}$		$P_{\cdot m}$	N

混淆矩阵中, 对角线上因素为被正确分类的样本数目, 非对角线上的因素为被混分类的样本数目。行总数代表分类数据各类的抽样样本数目总和, 列总数代表地面实际类型的各类抽样样本数目总和。应用混淆矩阵进行精度分析的主要参数有:

(1) 总体分类精度(overall accuracy): 它表示分类图的分类结果与地面对应区域的实际类型相一致的概率:

$$P_c = \sum_{k=1}^m P_{mm} / N$$

(2) 生产者精度(producer's accuracy)(对类型 i): 它表示地面实际类型的任意一个随机样本, 与分类图上同一地点的分类结果相一致的条件概率。

$$P_{di} = P_{ii} / P_{p_i}$$

(3) 用户精度(user's accuracy)(对类型 i): 它表示从分类结果图中任取一个随机样本, 其所具有的类型与地面实际类型相同的条件概率。

$$P_{ui} = P_{ii} / P_{li}$$

经过检验, 得到总分类精度为 75%, κ 系数为 0.6576, 具体检验结果见表 3。

表 3 最大似然分类图分类精度

Table 3 Classification accuracy of maximum likelihood classification only

分类类型	生产者精度/ %	用户精度/ %	κ 系数
耕地	86.67	74.29	0.6327
菜地	36.36	33.33	0.2509
园林地	80.00	80.00	0.7895
居民地及建筑用地	75.00	85.71	0.7619
水体	71.43	83.33	0.8208
未利用土地	85.71	85.71	0.8464

分类图中, 菜地与耕地混淆, 有大量的菜地错分为耕地。从图像的分类精度检验可以看出: 图像的总体分类精度偏低, 菜地的分类精度尤其低, 产品精度为 36. 36%, 用户精度为 33. 33%, κ 系数为 0. 2509。

3. 2 纹理特征提取

为了准确地提取菜地信息, 提高图像的分类精度, 本文引入了高分辨率图像 SPOT 的纹理特征。先对 SPOT 图像求得灰度共生矩阵(包括角二阶距, 对比度, 熵, 相关), 见图 2。

图像灰度共生矩阵中角二阶距、对比度和相关分别表示的是纹理的全局均一性程度、图像反差边缘及其边缘效应和邻域均值、方差的空间变化等几何结构, 而熵表征的是图像空间的复杂性和内部的均匀性, 即空间对象越复杂, 图像的纹理越粗糙, 对应的熵值越大。菜地的地块较小, 由于灌溉条件较好, 土壤湿度较大, 其在图像的纹理上显示较为粗糙, 熵值较大; 而耕地则是地块较大, 含水量亦不如菜地大, 因此其在图像上的纹理比较均一, 熵值亦较小。从图 2 中也可以看出: 在熵图中, 菜地信息与其他地物信息的区别明显优于其他各图(其中标 A 的

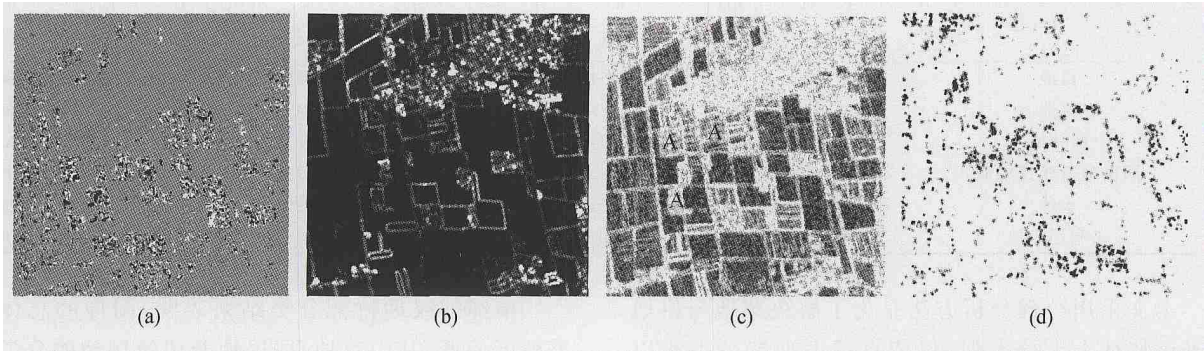


图 2 纹理分析结果
(a) 角二阶距; (b) 对比度; (c) 熵; (d) 相关
Fig 2 The Result of Texture Analysis
(a) Angular second moment; (b) Contrast; (c) Entropy; (d) Correlation

区域代表菜地), 因此选取熵为此次试验纹理分析的统计指标。

3. 3 阈值确定及精度评价

阈值的选取方法有许多, 本文通过人机交互选择方法, 选取了 3 个阈值 (1. 273028—2. 043192, 1. 522925—2. 043192, 1. 735126—2. 043192), 以期达到最佳的提取效果。从 3 个阈值可以看出, 其上限

是固定的, 都是 2. 043192, 这是因为在本次分类中, 在纹理上比菜地熵值大的土地利用类型是居民地和建筑用地, 而二者的光谱特征有明显的区别, 通过最大似然分类法就可以区分开来, 不需要考虑纹理特征, 因此阈值的上限就是菜地熵值的上限, 没有变化。由于菜地与耕地在光谱特征上类似, 因此二者在原始分类图上有混淆区域, 且菜地的熵值大于耕地的熵值, 因此阈值的下限是变化的。

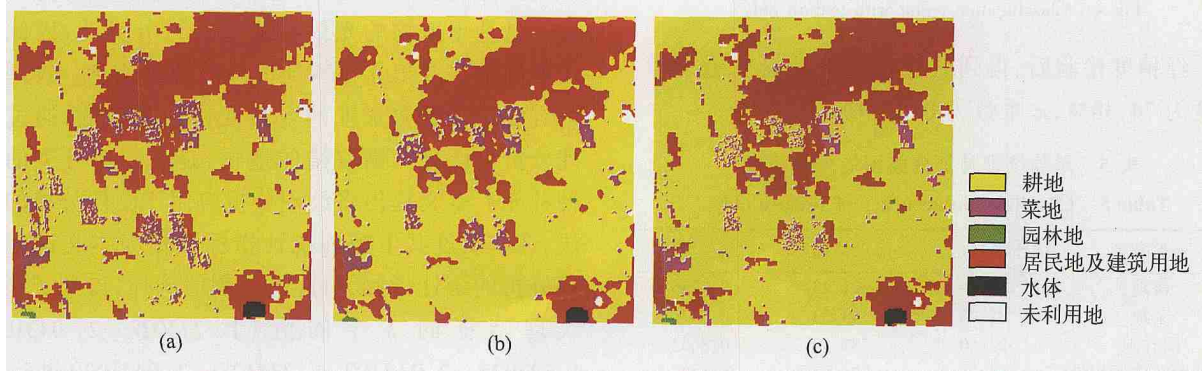


图 3 不同阈值得到的分类图
(a) (1. 273028—2. 043192) (b) (1. 522925—2. 043192) (c) (1. 735126—2. 043192)

将应用 3 个阈值提取出的菜地区域分别与原始分类图进行叠合,最终得到的分类图见图 3,精度检验结果见表 4,其中阈值 1. 273028—2. 043192 对应的总精度为 78. 00%, κ 系数为 0. 7148, 阈值 1. 522925—2. 043192 对应的总精度为 86. 15%, κ 系数为 0. 8262; 阈值 1. 735126—2. 043192 对应的总精度为 81. 37%, κ 系数为 0. 7603。结合精度检验和实

际调查情况来看,由阈值1. 273028—2. 043192得到的菜地区域混淆了一部分耕地的区域,而由阈值 1. 735126—2. 043192 得到的菜地区域则将一部分菜地区域划归到耕地中,而由阈值 1. 522925—2. 043192 得到菜地区域较准确。总体来看,应用纹理分析法后得到的分类结果明显优于最初的最大似然法的分类结果。

表 4 应用纹理分析法后的分类精度
Table 4 Classification accuracy with texture analysis

类 型	阈 值			1. 273028—2. 043192			1. 522925—2. 043192			1. 735126—2. 043192		
	精 度			生产者	用户	κ	生产者	用户	κ	生产者	用户	κ
				精度/ %	精度/ %	系数	精度/ %	精度/ %	系数	精度/ %	精度/ %	系数
耕地				67. 57	83. 33	0. 7354	88. 24	85. 71	0. 8065	75. 00	90. 00	0. 8455
菜地				76. 47	65. 00	0. 5783	84. 00	87. 50	0. 8452	82. 35	70. 00	0. 6400
园林地				80. 00	80. 00	0. 7895	80. 00	80. 00	0. 7833	83. 33	83. 33	0. 8229
居民地及建筑用地				91. 67	78. 57	0. 7180	91. 18	88. 57	0. 8452	88. 00	78. 57	0. 7161
水体				85. 71	85. 71	0. 8464	83. 33	83. 33	0. 8164	77. 78	87. 50	0. 8629
未利用土地				88. 89	80. 00	0. 7802	80. 00	80. 00	0. 8385	88. 89	80. 00	0. 7806

本文采用纹理分析方法是了解决菜地与耕地在光谱特征上十分类似,仅依靠最大似然分类难以进行区分的问题,其他地物则利用常规的最大似然分类法进行提取。若仅以 SPOT 的纹理特征进行所有地物的提取,本文试验结果如图 4。

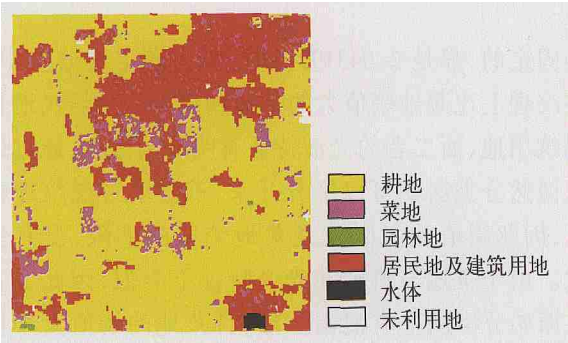


图 4 单纯纹理特征分类图

Fig. 4 Classification result with texture only

经精度检验后,得到的检验结果见表 5,总分类精度为 74. 38%, κ 系数为 0. 6703。

表 5 单纯纹理特征分类图的分类精度
Table 5 Classification accuracy of texture only

分类类型	生产者精度/ %	用户精度/ %	κ 系数
耕地	86. 49	91. 43	0. 8765
菜地	81. 25	43. 33	0. 3470
园林地	87. 50	87. 50	0. 8662
居民地及建筑用地	54. 76	76. 67	0. 6426
水体	87. 50	87. 50	0. 8662
未利用土地	80. 00	80. 00	0. 7820

单纯的纹理特征分类结果表明: 图像的总分类精度偏低,其中菜地、居民地及建筑用地的分类精度比较低。在纹理特征的直接分割过程中,可以解决耕地和菜地的混淆问题,但是菜地和居民地及建筑用地的纹理特征类似,二者的熵的阈值有大部分的重叠区域。本文是以菜地的阈值为标准进行阈值选择的,因此从分类图可以看出,有大量的居民地及建筑用地错分为菜地,导致分类精度下降。因此,单纯依靠纹理特征是无法达到正确提取 TM 图像信息的目的。

4 结论及讨论

TM 图像信息提取过程中,由于 TM 图像的分辨率较低,并且常规所用的监督分类的最大似然分类法又是基于地物的光谱特征来进行分类的,因此无法准确地提取出光谱特征混淆的地物信息。纹理分析方法是图像灰度的空间变化为基础的,通过纹理分析可区分光谱混淆的地物,是对图像分类的一种补充。本文提出将纹理分析应用于图像分类的方法,选取灰度共生矩阵统计指标熵作为本文试验纹理分析的统计指标,对此进行阈值选择,得到了菜地纹理特征的 3 个阈值 (1. 273028—2. 043192, 1. 522925—2. 043192, 1. 735126—2. 043192) 进行试验,分别得到分类图,经过精度检验确定阈值 1. 522925—2. 043192 得到的分类图的分类精度最

高,为86.15%,明显高于单纯光谱分类精度75%,以及单纯纹理特征分类精度74.38%,验证了该方法的可行性和有效性。此外,与文献中提到的其他纹理分析方法得到的分类精度相比,该方法得到的分类精度较高。

本文试验中选用图像大小128×128像元为试验区,主要是因为本文侧重于方法论的探讨。试验区位于北京市丰台区,该区域的耕地类型主要是小麦地,不同于南方的水田,因此菜地和耕地光谱混淆可以通过纹理特征区分,如果耕地类型不同,则另行考虑方法的应用及统计指标的选取;最大似然分类法是目前最常用的遥感影像分类方法之一,应用广泛,但其本身也存在很多缺陷,本文在光谱分类中引入纹理特征可以作为最大似然分类法的一种改进,还可以考虑其他的改进方法,如极大后验估计、最大偏差线性估计等;关于熵的阈值选取,本文采取了人机交互选择的方式作为尝试,选取3个阈值进行比较,得到的最佳分类结果精度为86.15%,已满足分类精度要求,未进行阈值的进一步选择。此外,本文对于阈值选择的规律未进行探讨。因此,可在阈值选择方法、阈值的选取规律等方面进行进一步的研究。

参考文献(References)

- [1] Chen M Q, Zhao X M, Wu C F. The Research Progress on Monitoring of Urban Land Enlarge with Remote Sensing [J]. *Journal of Jiangxi Agricultural University*, 1999, 21(2): 237—241. [陈美球,赵小敏,吴次芳. 城镇用地扩张的遥感监测研究进展[J]. 江西农业大学学报, 1999, 21(2): 237—241.]
- [2] Xiao Z T, Yu M. Design and Realization of Texture Image Classification System [J]. *Computer Applications*. 2000, 20(9): 39—41. [肖志涛,于明. 纹理图像分类系统的设计及实现[J]. 计算机应用, 2000, 20(9): 39—41.]
- [3] Shu N. Remote Sensing Image Texture Analysis and Fractal Assessment. [J]. *Journal of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping*, 1998, 23(4): 370—373. [舒宁. 卫星遥感影像纹理分析与分形分维方法[J]. 武汉测绘科技大学学报, 1998, 23(4): 370—373.]
- [4] Ren X Y, Zhang G L, Chen C Y *et al.* Segmenting Texture Images Using Texture Spectrum Method [J]. *Journal of Image and Graphics*, 1998, 3(12): 983—986. [任仙怡,张桂林,陈朝阳等. 基于纹理谱的纹理分割方法[J]. 中国图象图形学报, 1998, 3(12): 983—986.]
- [5] Wu G H, Zhang Y J, Lin X G *et al.* Texture Segmentation with Wavelet Transform and Feature Weighting [J]. *Journal of Image*

and Graphics, 2001, 6(4): 333—337. [吴高洪,章毓晋,林行刚等. 利用小波变换和特征加权进行纹理分割[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(4): 333—337.]

- [6] Ma X C, Hou C H, Tang S *et al.* Texture Classification Based on the Feature Symbol Random Field [J]. *Journal of Image and Graphics*, 1999, 4(5): 387—390. [马晓川,侯朝焕,唐姗等. 新的纹理分类算法[J]. 中国图象图形学报, 1999, 4(5): 387—390.]
- [7] Cao Y, Ning S N, Wang S L *et al.* An Application of Fractal Geometry in Analyses of Image Texture [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 1997, 12(4): 31—35. [曹燕,宁书年,王四龙等. 分形分维在遥感图像纹理分析中的应用[J]. 遥感技术与应用, 1997, 12(4): 31—35.]
- [8] Zhou T G, Guo D Z, Sheng YH. A Study of Texture and Description for Multiband Remote Sensing Image Based on The Gray Vector [J]. *Journal of Xi'an University of Science & Technology*, 2000, 20(4): 336—338. [周廷刚,郭达志,盛业华. 灰度矢量多波段遥感影像纹理特征及其描述[J]. 西安科技学院学报, 2000, 20(4): 336—338.]
- [9] Yang S Y, Hu J, Cao Z L. Object Recognition System Based on Image Texture Analysis [J]. *Journal of Tianjin Institute of Technology*, 2001, 17(4): 31—33. [杨淑莹,胡军,曹作良. 基于图像纹理分析的目标物体识别方法[J]. 天津理工学院学报, 2001, 17(4): 31—33.]
- [10] Xue C S, Wang X. Methodology and Application of Remote Sensing Image Analysis Based on Fractal Geometry [J]. *Geological Science and Technology Information*, 1997, 16: 99—105. [薛重生,王霞. 基于分形几何的遥感图像纹理分析方法及应用[J]. 地质科技情报, 1997, 16: 99—105.]
- [11] Haralick R M, Shanmugan K, Dinstein I. Textural Features for Image classification [J]. *IEEE Trans Syst Man Cybern*, 1973, 6: 610—621.
- [12] Marceau D J, Howarth P J, Dubois J M, *et al.* Evaluation of the Gray-level Cooccurrence Matrix Method for Land-cover Classification Using SPOT Imagery [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens.*, 1990, 28(4): 513—518.
- [13] Yen J C, Chang F Y, Chang S Y. A New Criterion for Automatic Multilevel Thresholding [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1995, 4(3): 370—377.
- [14] Pikaz A, Averbuch A. Digital Image Thresholding Based on Topological Stable State [J]. *Pattern Recognition*, 1996, 29(5): 829—843.
- [15] Papamarkos N, Gatos B. A New Approach for Multilevel Threshold Selection [J]. *CIGIP: Graphic Models and Image Processing*, 1994, 56(3): 357—370.
- [16] Huang L K, Mao J, Wang J. Image Thresholding by Minimizing the Measure of Fuzziness [J]. *Pattern Recognition*, 1995, 28(1): 41—51.
- [17] Pun T. Entropic Thresholding: A New Approach [J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1981, 16(2): 210—239.

Extracting TM Image Information Using Texture Analysis

JIANG Qing-xiang , LIU Hui-ping

(*The School of Geography, BNU, Beijing 100875, China*)

Abstract: The maximum likelihood classification (MLC) is one of the most popular methods in remote sensing image classification. Because the maximum likelihood classification is based on spectrum of objects, it cannot correctly distinguish objects that have same spectrum and cannot reach the accuracy requirement. In this paper, we take an area of Fengtai District of Beijing as an example and discuss the method of combining texture of high-resolution image with spectrum to improve the accuracy of TM image information extraction. Firstly, analysis of the textures of the in high-resolution images is made by using texture analysis of Gray Level Cooccurrence Matrices and selecting statistic index. Then threshold is selected and the optimal threshold is obtained according to entropy. Objects that have same spectrums such as vegetation land and cultivated land are distinguished using image segmentation in virtue of the optimal threshold. Finally, the final result is obtained through combining image segmentation with original classification. The final result is compared with the classification results based on spectrum only or texture only. The result indicates that the objects with same spectrum are distinguished by using texture analysis in image classification, and the combination improves more than spectrum only or texture only in classification accuracy.

Key words: maximum likelihood classification; texture analysis; Gray Level Cooccurrence Matrices; thresholding