

水蚀风蚀复合区土地覆被分层分类方法研究

——以横山县为例

蔚霖, 常庆瑞, 邓 锐, 贾晓娟, 王德彩

(西北农林科技大学资源环境学院, 陕西 杨凌 712100)

摘 要: 以位于水蚀风蚀复合区的陕西省横山县为例, 通过分析土地覆被类型在 TM 影像上的光谱特征, 选择不同的特征参数, 逐层提取有关信息: 首先用 TM5/TM3 提取水体, 然后用 NDVI 分离植被和非植被; 在非植被区, 用 NDBI 和 NDVI 相结合提取城镇用地, 再用 TM5 将沙地和荒草地分离; 在植被区, 首先根据 NDVI 分为三大类: 草地、旱地和灌木林、水浇地和有林地, 然后利用 TM4 区分旱地和灌木林, 用 TM5—TM4 的差值把水浇地和有林地分离。精度评价结果表明, 分类总精度为 86.8%, Kappa 系数为 0.8506, 达到分类要求标准。

关键词: 分层分类; 光谱特征; TM 影像; 土地覆被

中图分类号: S157.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7601(2008)04-0210-05

土地利用/土地覆被变化是当今世界全球变化研究的重要内容和热点。陕北水蚀风蚀复合区位于黄土高原与毛乌素沙漠过渡地区, 在自然条件方面具有气候干旱且变率大、地貌性质特殊和土地贫瘠等特点, 生态系统相当脆弱, 极易在人类不合理的利用下发生退化。近几十年来, 随着当地经济的发展和人口的增加, 水土资源需求量日渐加大, 导致土地利用强度的增强和范围的扩大, 由此造成植被破坏、水土流失、沙漠化扩展等生态问题日趋严重。因此, 了解其土地利用/土地覆被分布格局及其变化规律, 对于促进当地农业生产发展、维护生态环境平衡具有重要的现实意义。

由于自然条件的复杂性和遥感技术本身的限制, 影像同谱异物、同物异谱现象非常普遍, 常规的土地覆被遥感信息提取、分类方法精度很低。因此, 目前国内外学者都在研究遥感专题信息提取的新方法, 如: 借助 GIS 信息的分类方法、人工神经网络方法、利用专家知识和人工智能的分类方法、以及基于分形理论和神经网络的分类算法等^[1,2]。然而, 这些方法还很不成熟, 它们的实现都有一定难度: 一是参考信息源获取方面有一定困难; 二是参考数据在时间和空间尺度上存在不匹配^[3]; 三从经济角度看, 由于付出的代价太大, 难以在生产中推广应用。为了满足生产应用的要求, 需要找到一种易于实现的信息提取方法。

分层分类法是充分利用各类地物的光谱特征, 分析其在遥感影像各波段及其组合上的可分性, 先

将影像上的地物分为几个一级层, 每一层包含若干种地物类型, 然后再将其进一步分解为不同的二级层、三级层, 针对拟分地物的光谱特征, 选择不同的特征参数和分类方法, 逐层提取信息。考虑到分层分类误差累计的特点, 应根据各地物类别在各层中分离误差的大小(即分类的难易程度), 由易到难进行分类^[4]。分层分类法打破了原有统计模式的局限性, 方法简单、有效, 在近年的常规遥感和高光谱遥感分类中有一定的研究。我们以位于陕北水蚀风蚀复合区的横山县为对象, 进行土地覆被分层分类研究, 为同类地区进行土地利用/覆被动态监测提供技术支持。

1 研究区概况与数据基础

1.1 研究区概况

研究区选择位于陕西省榆林市的横山县, 该地处毛乌素沙漠南缘, 无定河中游, 东经 108°39′~110°02′、北纬 37°22′~38°44′。地势西南高东北低, 西南部海拔 1 200~1 400 m, 东北部海拔 1 000~1 200 m。长城沿线以北为毛乌素沙漠南缘风沙区, 地形平坦开阔; 南部为黄土丘陵沟壑区, 地形破碎, 梁峁起伏, 沟壑纵横。该区属温带大陆性季风半干旱草原气候。年平均降雨量 390 mm 左右, 且多集中在 7、8、9 三个月; 年平均气温 8.6℃, 平均日照时数为 2 815 h, 无霜期为 146 d 左右, 气候特点是: 春季干旱秋季涝, 风沙霜冻加冰雹, 无霜期短温差大, 日照充足降雨少。

研究区由于农业开垦和土地长期的不合理利用,大面积的自然植被不多,仅在黄土梁峁顶部、沟坡边缘出现小片的天然草地,北部沙区生长着稀疏的沙生植被。近年的生态环境建设工程,植树造林和种草政策,沙柳、加拿大杨、刺槐、油松等均有大面积种植。农业植被主要有玉米、高粱、谷子、洋芋、小麦、荞麦、豆类等,基本上一年一熟,川道少部分水浇地可以一年两熟。

1.2 数据基础

1.2.1 数据来源与预处理 根据 Landsat TM 数据的分辨能力和本研究的要求,选用成像日期为 2003 年 8 月 17 日的 TM 数据为数据源。由于研究区分布在 127-33 和 127-34 两景影像,在 ERDAS IMAGINE 9.1 环境下,先对两景影像进行镶嵌,然后以经过几何精校正的 2000 年榆林地区的 TM 影像为地理参考,对其进行几何精校正,计算模型为二次多项式,重采样方法为双线性内插法,误差控制在一个像元以内。校正后的影像为亚尔勃斯(Albers)等积圆锥投影,椭球体为克拉索夫斯基椭球体

(Krasovsky),像元大小为 30 m×30 m。利用矢量化的陕西省行政区划图通过掩模运算提取出研究区的遥感影像。

1.2.2 TM 影像上不同土地覆被类型的光谱特征

地物的光谱特征是遥感影像解译的物理基础,遥感影像的分类识别必须建立在全面了解分类对象不同波段光谱特征的基础上。本研究土地覆被分类体系参考中科院国家资源环境遥感宏观调查与动态研究中制定的土地资源分类系统^[5],结合水蚀风蚀复合区的特点,分为 6 个一级类,9 个二级类:耕地(水浇地、旱地)、林地(有林地、灌木林)、草地、水域、城镇用地、未利用土地(沙地、荒草地)。结合地面调查数据和影像特征,在研究区 TM 影像上分别选取各类地物的典型样本,绘制光谱曲线图(图 1)。由图可知,影像上不同地物的光谱曲线在 TM1、TM2 和 TM6 波段具有相似的灰度值,相互之间差异不明显,所以很难利用其特征来分离不同地物;在 TM3、TM4、TM5 和 TM7 波段不同地物之间的灰度值有很大差异,并且变化规律不同,是用于分类的主要特征波段。

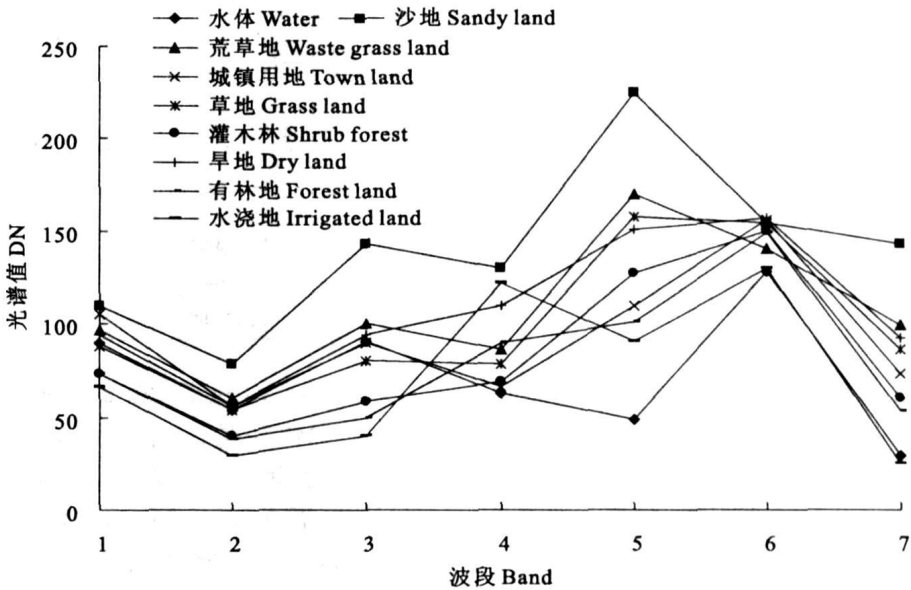


图 1 TM 影像上不同地物典型样点的光谱特征曲线

Fig. 1 Spectral characteristic curves of different land cover type by TM image

2 信息提取与分类方法

2.1 水体的提取

试验发现,水体与非水体最适宜作为分层分类的第一级控制。

由图 1 可以看到,水体有一明显的光谱特征:由于水体对中红外波段吸收强,因而它在 TM5 波段的光谱与其它地物相比,其值最小;并且在 TM3 波段的光谱值要高于 TM5 波段的光谱值。因而我们

可以用 TM5/TM3 法,选取合适的阈值将水体与陆地分离^[3]。在 ERDAS 里建模,得到水体的二值图像,查询比对原始影像,可以看到由于采用了比值法,在生成的二值图像中,唯一的保留了水体,不夹杂任何阴影信息,消除了地形的影响,提取精度很高。

2.2 非植被区和植被区的划分

在第二层次上,我们采用植被指数来分离非植被区和植被区。

植被指数是遥感监测地面植物生长和分布的一

种主要指标,其中归一化植被指数 $NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$ 应用最广泛,其值与植被盖度呈正相关^[6]。一般来说,植被在近红外波段的反射值高于可见光波段,所得的 $NDVI$ 大于 0,森林的更大,接近 1;水、建筑用地、沙漠在可见光波段的反射值高于近红外波段, $NDVI$ 为负值;岩石、裸地在两波段的反射相近, $NDVI$ 接近 0。

从研究区 TM 影像上掩模掉水体,然后对新图像进行 $NDVI$ 变换处理,得到 $NDVI$ 值域为 $-0.56 \sim -0.71$ 。因为遥感影像的植被信息数据是大气反射、植被反射和下垫面土壤反射的总和,而研究区植被生长比较稀疏,使得影像上部分植被区的 $NDVI$ 值略低于 0。调整确定 $NDVI$ 值 ≤ -0.05 为非植被区,包括沙地、荒草地、建筑用地; $NDVI$ 值 > -0.05 为植被区,包括草地、耕地和林地。

表 1 非植被区不同土地覆被类型特征值

Table 1 Eigenvalue of different land cover type in non-vegetated area

土地覆被类型 Land cover type	指标 Index	平均值 Mean	最小值 Min	最大值 Max	Stddev Above	Stddev Below
城镇用地 Town land	$NDBI$	0.26	0.22	0.27	0.28	0.22
	$NDVI$	-0.14	-0.18	-0.09	-0.07	-0.17
	$TM5$	111.44	103.00	122.00	123.01	100.99
沙地 Sandy land	$NDBI$	0.29	0.26	0.31	0.30	0.26
	$NDVI$	-0.09	-0.11	-0.08	-0.06	-0.10
	$TM5$	220.11	203.00	232.00	241.48	208.52
荒草地 Waste grassland	$NDBI$	0.31	0.25	0.35	0.36	0.25
	$NDVI$	-0.07	-0.08	-0.04	-0.05	-0.10
	$TM5$	184.56	165.00	196.00	197.73	158.27

2.3.2 沙地和荒草地的区分 对沙地和荒草地反射光谱的差异进行分析发现(图 1),沙地在各个波段的反射率都高于其它地类,且在 $TM3$ 和 $TM5$ 波段出现反射峰。分析沙地的样本统计值发现(表 1),沙地在 $TM5$ 波段的光谱值都在 200 以上,明显高于荒草地。所以,以 $TM5$ 的 200 为阈值,将沙地与荒草地分开。

2.4 植被区土地覆被类型的提取

对研究区 TM 影像的分析发现,第 5 波段包含的地物信息最丰富,第 4 波段则有很大的独立性,而归一化植被指数是植物生长状况和植被空间分布密度的最佳指标因子,所以我们将横山县的 $NDVI$ 图像拉伸到 256 个灰阶,利用地物在这三个波段的差异性来提取植被区的土地覆被类型。

2.4.1 草地提取 结合地面调查资料和植被区五种地类(草地、旱地、水浇地、灌木林、有林地)的样

2.3 非植被区土地覆被类型的提取

2.3.1 城镇用地的提取 研究区的非植被包括沙地、荒草地和城镇用地 3 类。查勇等提出用 $NDBI$ 指数来提取城镇用地^[7],该指数主要是基于城镇用地在 $TM5$ 波段的反射率高于 $TM4$ 波段的特点而创建,构成公式如下:

$$NDBI = (TM5 - TM4) / (TM5 + TM4)$$

$NDBI$ 值 > 0 的区域一般属于城镇用地。我们在用其对城镇用地进行提取时发现,城镇分类结果与沙地和部分荒草地混淆严重。本研究将 $NDBI$ 和 $NDVI$ 结合起来用于城镇用地的提取,通过对城镇用地、荒草地和沙地样本统计值的分析(表 1),经过反复试验,将 $NDVI$ 值域在 $-0.17 \sim -0.09$,且 $NDBI$ 值域在 $0.21 \sim 0.28$ 的区域划分为城镇用地,并根据其在影像上的地理位置进行修正,提取效果较好。

本,统计 $NDVI$ 植被指数的均值、极值和方差,以此作为分类特征量,进行植被区的地物分类。根据 $NDVI$ 将植被区划分为三个大类; $NDVI$ 值在 $101 \sim 113$ 的为草地,在 $113 \sim 140$ 的为旱地和灌木林,大于 140 的为水浇地和有林地。对后两类单凭 $NDVI$ 阈值难以进一步区分,这些地类的 $NDVI$ 值在一定范围内交叉严重,需要选择其它划分指标。

2.4.2 旱地与灌木林的区分 旱地和灌木林在 $TM4$ 波段的光谱值差异明显(见图 1)。 $TM4$ 波段是近红外波段,是叶绿素的强反射波段,旱地在 $TM4$ 波段的光谱值多大于 95,而灌木林的光谱值则小于 85。试验确定 $NDVI$ 值在 $113 \sim 140$, $TM4$ 波段光谱值大于 90 的为旱地, $TM4$ 波段光谱值小于或等于 90 的则为灌木林。

2.4.3 水浇地与有林地的区分 研究区水浇地和有林地的 $NDVI$ 值比较接近,但它们在 $TM4$ 与

TM5 波段的波谱却有差异。从图 1 可以看出, TM4 波段水浇地的反射率大于有林地, 在 TM5 波段水浇地反射率小于有林地; 且水浇地的光谱值由 TM4 到 TM5 呈下降趋势, 而有林地却呈上升趋势。这是因为研究区处在半干旱偏旱区, 土壤水分含量较低, 林木长期处于缺水状态, 生长发育受到影响, 叶片的叶绿素含量低, 含水量少, 所以在 TM4 波段反射率较低, 而 TM5 波段反射率较高; 水浇地则与此

相反, 由于灌溉, 土壤含水量较高, 能够满足作物对水分的需求, 生长发育正常, 叶片的叶绿素含量较高, 水分饱和。所以用 NDVI 阈值法提取出水浇地和有林地后, 根据 TM5-TM4 的差值把水浇地和有林地区分开来。

根据以上分类方案, 对横山县 2003 年的 TM 影像进行土地覆被分类, 图 2 是分类样图。

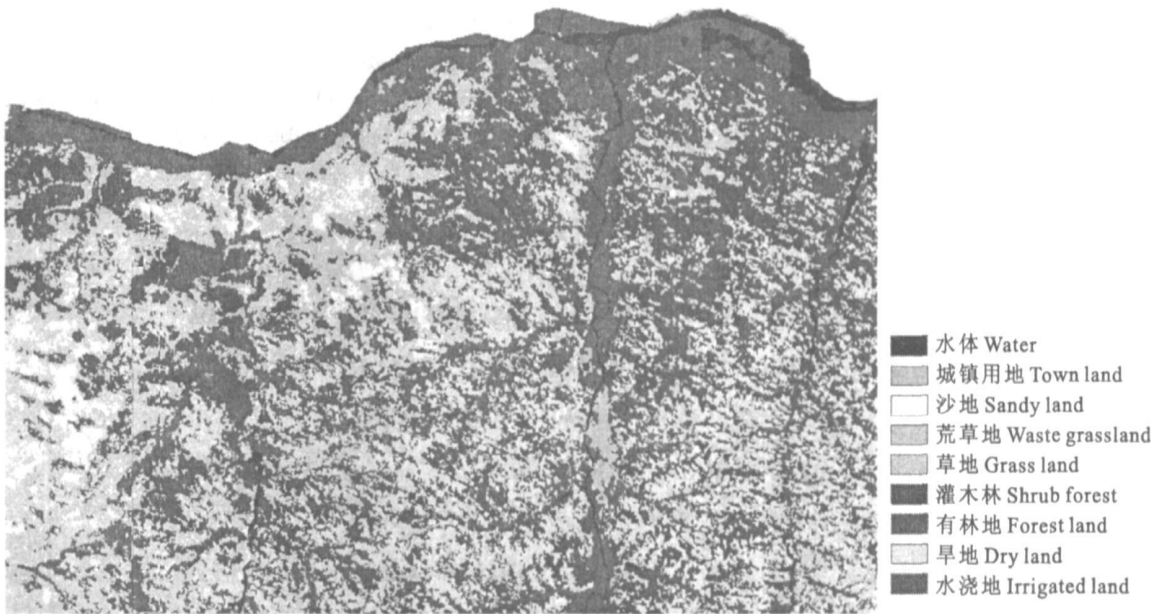


图 2 横山县土地覆被分类图(样区)

Fig.2 The land cover classification image of Hengshan

3 讨论与结论

3.1 分类精度评价

对分类结果采用分层随机采样法进行精度评价, 评价结果见表 2。

制图精度为 76.92%~94.74%, 其中草地、城镇用地和荒草地较低, 耕地较高; 用户精度为 78.26%~93.33%, 其中旱地较低, 城镇用地较高; 分类总精度为 86.8%, Kappa 系数为 0.8506, 分类结果精度超过最低允许判别精度 0.7 的标准^[8]。

表 2 土地覆被分类精度评价

Table 2 Accuracy evaluation of land cover classification

类别 Classification	参考总数 Reference totals	分类总数 Classified number	正确总数 Correct totals	制图精度(%) Producers accuracy	用户精度(%) Users accuracy
水浇地 Irrigated land	35	39	33	94.29	84.62
旱地 Dryland	19	23	18	94.74	78.26
有林地 Forest land	24	27	22	91.67	81.48
灌木林 Shrub forest	26	29	24	92.31	82.76
草地 Grassland	26	23	20	76.92	86.95
水域 Water area	20	20	18	90.00	90.00
城镇用地 Town land	35	30	28	80.00	93.33
沙地 Sandy land	24	23	21	87.50	91.30
荒草地 Waste grassland	41	36	33	80.49	91.67
总体精度=86.8% Overall classification accuracy=86.8%			Kappa 系数=0.8506 Kappa coefficient=0.8506		

3.2 结 论

遥感影像的土地覆被自动分类和信息提取一直是遥感应用的重要研究方向之一。通过分析研究区地物的光谱特征,应用分层分类法进行土地覆被信息提取,精度可以满足要求,能够用于水蚀风蚀复合区土地覆盖分类。同时,该方法受阈值取值随机影响大,直接外推稳定性较差。因此若想利用该方法对更大区域进行土地覆被信息提取,必须针对不同区域的土地覆被状况及遥感数据,进行具体的抽样调查,对阈值进行修订调整。

参 考 文 献:

[1] 李 爽,钱乐祥,丁圣彦. 遥感影像土地覆盖(LC)专题信息提取方法研究[J]. 中国土地科学, 2002, 16(2): 30—33.

[2] 黄福奎. 论遥感技术在土地利用动态监测中的应用[J]. 中国土地科学, 1998, 12(3): 21—25.

[3] 李四海, 恽才兴. 土地覆盖遥感专题信息的分层提取方法及其应用[J]. 遥感技术与应用, 1999, 14(4): 23—28.

[4] 刘顺喜, 张定祥, 尤淑萍, 等. 分区控制和分层提取下的 OMIS—I 影像土地利用/覆盖分类方法研究[J]. 地理与地理信息科学, 2005, 21(5): 28—32.

[5] 刘纪远. 中国资源环境遥感宏观调查与动态研究[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 1996. 7—10.

[6] 孟 飞, 刘 敏, 张心怡. 基于 RS 和 GIS 的上海市植被覆盖变化特征研究[J]. 遥感信息, 2006, 4: 53—56.

[7] 查 勇, 倪绍祥, 杨 山. 一种利用 TM 图像自动提取城镇用地信息的有效方法[J]. 遥感学报, 2003, 7(1): 37—40.

[8] Lucas I F J, Frans J M, Wel V D. Accuracy assessment of satellite derived land-cover data: review [J]. Photogram-metric Engineering & Remote Sensing, 1994, 60(4): 410—432.

Study on the hierarchical classification method of
land cover in the water-wind erosion region
——Taking Hengshan as an example

YU Lin, CHANG Qing-rui, DENG Kun, JIA Xiao-juan, WANG De-cai

(College of Resources and Environment, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Taking water-wind erosion region of Hengshan County in Shaanxi Province as a study area, certain information was extracted layer by layer through analyzing spectral characteristics of different land cover type by TM image and choosing different characteristic parameter and classification method: first extracting water area by TM^5/TM^3 , and then dividing the other region into vegetation region and non-vegetation region by NDVI. In non-vegetation region, town land was extracted through NDBI and NDVI, and then sandy land and waste grassland were separated by TM^5 . While the vegetation region was divided into three classes by NDVI: grassland, dryland and shrub forest, irrigated land and forest land. Then dryland and shrub forest were separated in class 2 by TM^4 , irrigated land and shrub forest in class 3 by the difference of TM^5-TM^4 . The result of accuracy evaluation showed that the overall classification accuracy is 86.8%, the Kappa coefficient is 0.8506 and they satisfied the classification accuracy standard.

Key words: hierarchical classification; spectral characteristics; TM image; land cover