

基于特征波段的 SPO T-5 卫星影像耕地信息自动提取的方法研究

邓劲松, 王 珂, 沈掌泉, 许红卫

(浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所, 杭州 310029)

摘 要: 首先分析了 SPO T-5 卫星影像中植被和其它主要背景地物的光谱特征, 发现利用原有波段难以提取复杂的植被信息, 同时植被信息中的耕地(水田和旱地)和园地在所有波段上都有重叠很难区分。因此考虑到植被信息的复杂性和波段信息的不足以及研究区内地势平坦, 该文提出了利用植被特征波段: 加和比值植被指数 (PRV I) 和归一化植被指数 (NDV I) 作为新的波段融入原始影像中, 在增加有效信息量的同时运用简单决策树模型提取耕地信息, 并参照最新的航测数据进行了精度评价。结果表明, 该方法的总体提取效果较好, 能够在快速、准确提取植被信息的基础上, 进一步区分旱地和水田, 并且去除容易混淆的园地。与常规的监督分类方法相比都有很大的提高, 只是在耕地和园地交界处有误判现象。

关键词: 耕地; 信息提取; 特征波段; 决策树

中图分类号: S127

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2004)06-0145-04

0 引 言

人均耕地数量少, 总体质量水平低, 后备资源不足是中国的国情。保护耕地就是保护人民的生命线。及时准确掌握土地、特别是耕地的利用情况, 是做好耕地保护工作必需的前提条件。国土资源部已经将 SPO T 图像列为较大比例尺国土资源、土地利用调查和数字国土工程及土地资源和土地利用信息系统数据更新的主要卫星遥感影像。因此, 从 SPO T-5 卫星影像中快速、准确地提取耕地信息对于耕地资源调查和耕地保护尤为重要。

近年来, 利用卫星遥感数据进行土地利用类型自动提取得到了广泛的研究。如阈值法、色度判别法、阈值法、差值法、比值法、密度分割法、色度判别法、比率测算法、谱间关系法以及基于知识的提取模型等各种方法相继提出并得到了应用^[1-11]。但其研究的土地利用类型主要集中在水体和居民地。从遥感影像中提取耕地信息的方法主要是人机交互的目视解译和计算机自动分类^[12, 13]。

耕地信息提取是遥感专题信息提取的难点之一, 因为耕地与背景地物在空间上镶嵌, 相互交错而构成复杂的混合体。同时, 耕地因种植的作物、灌溉方式以及土壤属性的不同使得耕地内部不同地类之间光谱特征的可分性很小。目前, 利用 SPO T 系列卫星影像进行耕地信息自动提取的研究还不多, 并且利用 SPO T-4 影像进行水体或居民地信息提取时, 都只利用了影像 4 个原始波段。由于信息量的不足及地物复杂的光谱特性, 使得地物之间的可分性减小, 自动提取难度加大。本研究针对这些问题, 仔细分析了 SPO T-5 影像中耕地及其背景地物的光谱特征和相关关系, 提出了利用特征波段: 加和

比值植被指数 (PRV I) 和归一化植被指数 (NDV I) 作为新的波段融入原始影像中, 并建立简单的决策树模型, 在快速提取植被信息的基础上, 进一步提取耕地信息, 取得了较好的应用效果。

1 研究区概况

研究区位于浙江省桐乡市大麻镇, 境内地势平坦, 无一山一丘, 是长江三角洲冲积平原的一部分。土地利用类型以灌溉水田、旱地、园地、水体及居民点为主, 其中居民点主要是以居住为主的住宅和工业或商业等混合用地^[14, 15]。所用资料有: 2002 年 8 月的 SPO T-5 (X I) 遥感影像; 2002 年最新航测的土地利用现状图等。SPO T-5 数据光谱波段和分辨率如表 1。

表 1 SPO T-5 数据光谱波段和分辨率

Table 1 Spectral bands and resolution of SPO T-5 data

光谱波段	地面分辨率	波段光谱范围
B1: near infrared	10 m	0.78~0.89 μm
B2: red	10 m	0.61~0.68 μm
B3: green	10 m	0.50~0.59 μm
B4: short wave infrared (SW IR)	20 m	1.58~1.75 μm

注: 波段顺序 (B1- B4) 为原始数据中光谱波段的顺序, 不是按波长从小到大排列的。

2 SPO T-5 影像的典型地物的光谱分析以及特征波段的提出

遥感影像反映的是区域内地物的电磁波辐射能量, 有明确的物理意义。遥感影像数据中像元亮度值的大小及其变化主要是由地物的类型的变化引起的。水体在近红外及短波红外波段两个水吸收带的影响很明显, 在可见光波段的发射率也比其它地物低。不论在哪个波段, 水体的图像都是呈深色, 与周围地物的色调反差很大。居民地在短波红外波段上有较高的反射率。在本研究区中, 居民地周围一般有农田、部分居民地周围有水塘, 其背景地物主要是耕地。植被是遥感图像中反映最直接的信息。它在可见光的绿波段有反射峰, 在蓝光和红光波段有反射谷, 在近红外至短波红外区域, 由于叶片细胞

收稿日期: 2004-02-23 修订日期: 2004-04-09

基金项目: 国家自然科学基金 (40201021); 浙江省科技厅 (2004c33089) 资助课题

作者简介: 邓劲松 (1978-), 男, 湖南长沙人, 博士生, 主要从事遥感和地理信息技术应用研究。杭州市 浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所, 310029



和细胞间隙对电磁波的多重反射,使反射绿迅速上升,形成一个高平台。不同植被在可见光波段内的反射率差异很小,在近红外和短波红外波段的差异比较明显。此次研究中,获取数据的正是植被生长旺盛的时期,这为耕地信息的提取提供了有利条件。但是,对于复杂的植被遥感,仅用原始影像的个别波段或多个单波段数据分析对比来提取耕地信息是相当有限的。因此通过对多光谱遥感数据经过仔细分析、运算,产生对植被有指示意义的特殊波段,融入原始多光谱影像中后,提高了信息量,并有利于植被信息的提取。本研究中利用了归一化植被指数,即 $NDVI = (IR - R) / (IR + R)$ 作比值运算处理得到一个新的波段,其中,IR 为近红外波段,R 为红波段。因为 NDVI 植被指数是植物生长状态及植被空间分布密度的最佳指示因子,与植被分布呈线性相关。然而,利用上述的波段信息还不能较为准确地区分水田和园地。在全面分析两者在各波段的光谱特征的基础上提出了新的植被指数:加和比值植被指数,即 $PRVI = (SW + IR) / R$,从而产生一个新的波段。具体分析如下:

由表 2、图 1、表 3 可知:

1) 各波段上地物之间亮度值的分析

B1(IR): 旱地 > 水田 > 园地 > 道路 > 居民地 > 水体,旱地、水田和园地 3 者的亮度值接近,容易混淆,但与水体差异明显;居民地和道路易混淆。

B2(red): 道路 > 居民地 > 旱地 > 水体 > 园地 > 水田,水田与居民地差异明显,但与其它地物都有部分重叠。水田、旱地和园地 3 者区分困难。

B3(green): 居民地 > 旱地 > 园地 > 水体 > 水田,水田与居民地差异较大,水田、旱地和园地 3 者易混淆。

B4(SW): 旱地 > 道路 > 居民地 > 水田 > 园地 > 水体,旱地与水田和园地差异明显,但水田和园地容易混淆。

B5(NDVI): 水田 > 旱地 > 园地 > 道路 > 居民地 > 水体,水田、旱地和园地 3 者几乎重叠,但与水体、居民地和道路差异显著,尤其是水体,数值很低。覆盖植被的水田、旱地和园地信息整体提取容易,但 3 者之间区分困难。

B6(PRVI): 水田、旱地 > 园地 > 道路 > 居民地 > 水体,水田和旱地几乎重叠,但两者与园地都有明显的区别。

2) 地物不同波段的光谱特征分析

- 水体: B3 > B2 > B1 > B4
- 居民地: B4 > B3 > B2 > B1
- 道路: B4 > B3 > B1 > B2
- 水田: B1 > B4 > B3 > B2
- 旱地: B4 > B1 > B3 > B2
- 园地: B1 > B3 > B4 > B2

由上述分析可以看出: 在原始影像的 4 个波段中,居民地与旱地和园地都有重叠,利用阈值不能提取耕地信息。而在特征波段 NDVI 中,耕地(旱地、水田)和园地与其它地物差异显著,同时具有相似的光谱特

征,即 $B1(IR) > B2(red)$ 。由此可以去掉绝大部分的水体和居民地。在 B4(SW) 上,旱地与水田和园地的差异明显,几乎没有重叠,通过阈值可以提取旱地。水田和园地在所有波段都容易混淆,但是通过对训练样区中水田和园地进行分析后发现在 B1(IR) 和 B4(SW) 上,都有: 水田 > 园地,而在 B2(red) 上是: 园地 > 水田。在利用 PRVI 植被指数运算得到的新波段中,水田和园地的亮度值有明显差异,通过设置阈值可以提取水田信息,同时也有利于区分旱地和园地。

表 2 典型地物样区亮度值统计表

Table 2 Statistics of the spectral values of the sampling region with typical land features

波段	统计值	水体	水田	居民点	道路	旱地	园地
B1(IR)	最小值	20	74	37	55	74	60
	最大值	52	97	82	92	106	99
	均值	26	85	49	76	88	80
	标准差	4.2	3.9	5.9	7.6	5.2	8.5
B2(red)	最小值	35	35	47	42	38	37
	最大值	66	48	96	95	66	63
	均值	47	40	62	63	46	45
	标准差	7.0	3.1	5.7	10	4.5	3.3
B3(green)	最小值	50	51	60	57	54	53
	最大值	78	68	92	91	79	72
	均值	60	55	70	71	62	61
	标准差	5.9	2.8	4.0	6.5	3.8	2.8
B4(SW)	最小值	18	60	64	66	82	29
	最大值	52	78	99	117	108	78
	均值	26	69	78	82	94	53
	标准差	5.0	3.8	4.5	5.3	4.1	3.4

表 3 典型地物样区特征波段亮度值统计表

Table 3 Statistics of the spectral values of the characteristic bands of the sampling region with typical land features

波段	统计值	水体	水田	居民点	道路	旱地	园地
NDVI	最小值	11	166	54	46	164	146
	最大值	138	233	150	152	234	229
	均值	49	213	88	128	201	191
	标准差	11.8	10.5	12.8	12.6	10.2	12.6
PRVI	最小值	11	125	36	46	111	74
	最大值	72	186	108	115	209	108
	均值	18	154	62	84	156	98
	标准差	9.3	3.1	7.1	7.3	4.5	3.3

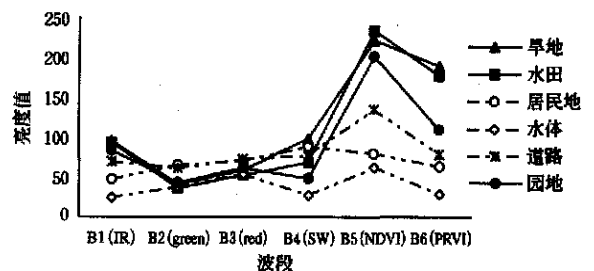


图 1 典型地物的光谱曲线

Fig 1 Spectral curves of typical land features

3 耕地信息自动提取过程

决策树作为数据挖掘的一种方法, 具有灵活、直观、运算效率高等特点。其基本思想是通过一些判断条件对原始数据集逐步进行二分和细化。这种方法不仅不需要依赖任何先验的统计假设条件, 而且可以方便地利用除亮度值以外的其它知识, 所以在遥感影像分类和专题信息提取中已有广泛的应用。本文根据上述分析, 提出基于特征波段的决策树方法进行耕地信息提取, 基本过程如下:

1) 水田、旱地和园地的提取: 根据前面的分析, 三者 NDVI 波段的亮度值与其它地物差异显著, 同时波段之间有特殊的关系: $B1(R) > B2(red)$, 因此, 通过在 NDVI 波段上设置阈值 $T1$ 和设定条件 $B1(R) > B2(red)$ 进行提取, 经过反复试验, 最终确定 $T1$ 为 165, 即 $NDVI > 165$, 将提取结果与原始图像叠加, 发现去除了水、道路和居民地, 以及部分园地。

2) 旱地的提取: 在 SW 波段上, 旱地分别与水田和园地没有重叠, 差异明显, 可以设置阈值 $T2$ 。初步确定 $T2$ 的范围是 77~83, 反复试验后确定 $T2$ 为 78, 将提取结果和原始影像叠加发现, 水田和绝大部分的园地被去除, 但仍有少量的园地混在其中。对这些园地采样发现, 它们在 PRV 波段上亮度值很低, 因此在此波段上设置阈值 $T3$, 其范围定在 105~110, 经过多次试验, 确定以 $T3 > 110$ 去除混在旱地中的园地。

3) 水田的提取: 水田的提取较为复杂, 它很容易和园地混淆。首先在 PRV 波段上, 水田比园地大得多, 几乎没有重叠, 因此利用阈值 $T4$ 加以区分。根据样本统计, 初定 $T4$ 为 122~126, 将提取结果与原始影像图叠加发现仍有少量园地, 对这些园地进行单独采样, 结果表明是一些河道旁边的桑园, 并且它们在 $B4(SW)$ 上亮度值很低, 因此又在 $B4(SW)$ 上设置阈值 $T5$, 根据采样统计初定为 58~62。反复尝试后确定以 $T4 > 125$ 且 $61 < T5 < 78$ 去除多余的园地。

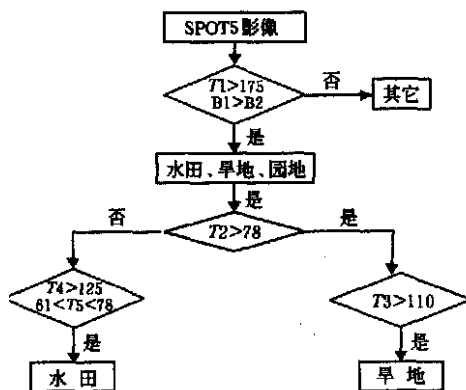


图 2 耕地信息自动提取过程
Fig 2 Procedure of the extraction of cultivated land information

利用上述方法提取的结果与原始影像进行叠加, 同时参考 2002 年最新航片解译的土地利用现状图进行判读检验, 该方法总体提取效果较为令人满意, 特别是由于近几年标准农田的建设和土地整理的开展, 耕地面积增大且形状较为规则, 提高了该方法进行提取的精度。在定量统计方面, 为了评价其精度, 随机选取了 256 个样本, 建立混淆矩阵, 计算其生产者精度、用户精度以及 Kappa 系数, 并将其与常规的监督分类提取精度进行了比较(见表 4)。结果表明, 其精度都比监督分类有了明显的提高, 其中水田和旱地的生产者精度分别提高了 10.25% 和 16.07%, 用户精度分别提高了 9.29% 和 12.62%, Kappa 系数分别提高了 0.1108 和 0.1047。并且经检验发现其误判的像元主要是位于水田和以及旱地和桑园交界处的像元。这些交界处的地物因为具有相似的光谱特征和空间上的相邻, 在影像中很容易形成混合像元, 通过目视解译也很难区分。同时遥感影像的空间分辨率在很大程度上也限制了提取的精度。因此, 根据这些的情况, 进一步研究的重点是在现有的基础上融合更高分辨率的空间信息, 并同时考虑基于空间关系知识的判别模型来提高提取精度。

表 4 提取方法的精度评价

Table 4 Accuracy assessment of extraction methods

耕地分类	提取方法	样本数	生产精度 /%	用户精度 /%	Kappa 系数
水田	决策树提取	256	88.29	87.72	0.8428
	监督分类	256	78.04	78.43	0.7320
旱地	决策树提取	256	88.67	88.10	0.8516
	监督分类	256	72.60	85.48	0.7469

[参 考 文 献]

[1] 陆家驹, 李士鸿. TM 资料水体识别技术的改进[J]. 环境遥感, 1992, 7(1): 17- 23

[2] 都金康, 黄永胜, 冯学智, 等. SPOT 卫星影像的水体提取方法及分类研究[J]. 遥感学报, 2001, 5(3): 214- 219

[3] Barton IJ, Bathols J M. Monitoring floods with AVHRR [J]. Remote Sensing of Environment, 1989, 30(1): 89- 94

[4] Apan A A. Landsat TM satellite images of forest: from enhancement to classification [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1994, 20(6): 17- 26

[5] Welch B. Monitoring urban population and energy utilization patterns from satellite data [J]. Remote Sensing of Environment, 1987, 21(2): 201- 213

[6] Mahesh P, Paul M M. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification [J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(4): 554- 565

[7] 周成虎, 骆剑承, 杨晓梅, 等. 遥感影像地学理解与分析 [M]. 北京: 科学出版社, 1999

4 结果与讨论

采用目视判读和定量统计来评价提取结果。首先将

- [8] 杨存建,周成虎 TM 影像的居民地信息提取方法研究[J] 遥感学报, 2000, 4(2): 146- 150
- [9] 杨存建,周成虎,等 基于知识发现的 TM 图像居民地自动提取研究[J] 遥感技术与应用, 2001, 16(1): 1- 6
- [10] 查 勇,倪绍祥,杨 山,等 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
- [11] 赵 萍,冯学智,林广发 SPOT 卫星影像居民地信息自动提取的决策树方法研究[J] 遥感学报, 2000, 7(4): 310- 315
- [12] 赵庚星,窦益湘,田文新,等 卫星遥感影像中耕地信息的自动提取方法研究[J] 地理科学, 2001, 21(4): 24- 229
- [13] 赵庚星, Ge L in 基于数字图像的耕地变化检测及其驱动力分析[J] 农业工程学报, 2004, 20(1): 298- 301
- [14] 全国土地分类(试行)[R] 北京: 国土资源部, 2001
- [15] 浙江省土地利用现状更新调查技术规范[R] 杭州: 浙江省国土资源厅, 2003

Decision tree algorithm of automatically extracting farm land information from SPOT-5 images based on characteristic bands

Deng J insong, Wang Ke, Shen Zhangquan, Xu Hongwei

(Institution of Remote Sensing & Information System Application, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China)

Abstract: Farm land protection is crucial for China's sustainable development. Extraction of farm land information from remotely sensed images is significant for surveying, planning and protecting farm land, especially for basic farm land. In this paper, taking Tongxiang county as a case study area, SPOT-5 images collected on August, 2002 were used. The approach to extraction was discussed. First, the spectral characteristics of farm land and other five land-use types in this area were analyzed to find the possibility of extracting farm land from the background. The results show it is difficult to distinguish farm land information from background on the SPOT-5 images because of complexity of spectrum and lack of band information. Second, taking those into account, characteristic bands for farm land extraction were proposed and merged into SPOT-5 images in order to increase spectral information and, at the same time, improve the separability. Third, a simple model of decision tree was applied to extract farm land information. Finally, the results were checked by visual and statistical accuracy assessment. The results suggest that the model based on characteristic bands is simple and effective, and the accuracy by the model is much higher than that by the supervised classification method. However, some pixels in the neighborhood area between farm land and mulberry were misjudged. The landscape type (other farm land) was mostly isolated and influenced by human activities to a high extent.

Key words: farm land; information extraction; diagnostic bands; decision tree