

文章编号: 1007 4619(2007)02 0221-07

高分辨率遥感植被分类研究

陈君颖^{1,2}, 田庆久^{1,2}

(1 南京大学 国际地球系统科学研究所, 江苏 南京 210093 2 中国科学院 中国遥感卫星地面站, 北京 100086)

摘 要: 以南京市区的植被覆盖为研究对象, 基于 KONOS 遥感影像, 采用决策树分类算法, 根据各种植被光谱特征建立知识库, 提出基于光谱信息的植被分类方法, 继而结合高分辨率影像特有的纹理特征引进局部一致性指数对该方法进行改进, 提出结合纹理信息的高分辨率遥感植被分类方法, 分类总体精度从仅利用光谱信息的 83.16% 显著提高到 91.89%, $Kappa$ 系数达到 0.8886。采用 Quickbird 遥感影像对该方法进行验证, 分类总体精度为 91.94%, $Kappa$ 系数为 0.8783 表明该植被分类方法能有效地对植被进行分类与识别, 精度较高, 且对于不同数据源的植被分类具有一定的普适性, 为实现植被的自动化提取提供了理论依据和有效的方法途径。

关键词: 高分辨率遥感; 植被分类; 知识库; 决策树; 纹理

中图分类号: TP79 文献标识码: A

Vegetation Classification Based on High-resolution Satellite Image

CHEN Jun-ying^{1,2}, TIAN Qing-jiu^{1,2}

(1 International Institute for Earth System Science Nanjing University Jiangsu Nanjing 210093 China

2 China Remote Sensing Satellite Ground Station Beijing 100086 China)

Abstract This paper used Nanjing city as the research object for vegetation classification based on KONOS image. We adopted classification algorithm of decision tree built knowledge pool on the basis of vegetation spectral information and presented a vegetation classification method based on the spectral information. Then the method was improved by combining textural information and using Homogeneity index. The overall precision of the vegetation classification method based on spectral information was 83.16%, but that of the improved method was upgraded to 91.89%, and kappa coefficient 0.8886. A Quickbird image was used to validate the method. The overall precision was 91.94% and kappa coefficient 0.8783. The result showed the vegetation classification method can classify and discriminate vegetation effectively, and the precision is high. As to vegetation classification with different data source, the method has universality. The vegetation classification method provides theoretical foundation and effective method for extracting vegetation automatically.

Key words high-resolution remote sensing; vegetation classification; knowledge pool; decision tree; texture

1 引 言

在全球变化研究中, 植被被认为是一个反映生态环境变化的敏感指示器, 已成为一个研究热点, 其中植被类型又是进行植被研究的基础^[1]。自然界的植被类型复杂多样, 传统的利用人工进行实地调查的方

法要耗费大量人力和物力, 近年来日益成熟的遥感技术为植被的分类和识别提供了一条新的途径。

遥感影像全面真实地记录了地表植被与环境的信息, 不同的植被类型由于其波谱特性不同, 在影像上表现为亮度值的不同, 这使得对它们的区分成为可能。近年来, 随着遥感技术的发展, 影像的分辨率不断提高。高分辨率遥感是指遥感影像空间分辨率

收稿日期: 2005-08-28 修订日期: 2006-04-06

基金项目: 江苏省高新技术研究项目 (编号: BG2004321)。

作者简介: 陈君颖 (1983—), 女, 硕士, 南京大学地图学与地理信息系统在读。主要从事高光谱及高分辨率遥感研究工作。已发表论文 4 篇。E-mail: cjr831025@163.com

在 10m 以内^[2]。它具有丰富的空间信息,地物几何结构和纹理信息更加明显,更便于认知地物目标的属性特征^[3]。高分辨率遥感的出现使得植被类型判读的精度大大提高。目前对于植被类型的识别方法很多,但基于高分辨率遥感影像进行植被分类的研究尚不多见。传统的遥感分类方法是采用方法识别技术(包括监督分类和非监督分类)。但是由于各种植被类型相互掺杂,且受土壤湿度、同谱异物和同物异谱的影响,用传统的分类方法进行植被类型识别的结果精度不高。决策树分类法具有灵活、直观、清晰、健壮及运算效率高等特点,相对传统的分类方法而言,决策树分类法对于输入数据空间特征和分类标识具有更好的弹性和鲁棒性^[4]。虽然决策树分类法已被成功应用于许多分类问题,但应用于遥感分类的研究成果并不多见^[5,6]。

本实验基于知识发现的信息提取方法,结合高分辨率遥感影像所提供的纹理信息,采用了精度较高的决策树分类算法,提出了一种植被分类方法。研究表明,该分类方法的精度较高,并具有一定的普适性,为实现自动、半自动化植被分类与识别提供了理论依据和技术方法途径。

2 研究区概况与数据

本实验所选取的研究区为南京市。该地区地处长江下游的丘陵地区,中心位于北纬 $31^{\circ}56'$,东经 $119^{\circ}14'$;海拔高度 20—448m,属北亚热带季风气候区,年平均气温 15.1°C ,年降水量 1019mm。从植被的特征和种类来看,该地区有较强的代表性。

本实验所采用的数据为 KONOS 遥感影像。影像的时相为 2000 年 9 月 15 日,大小为 700×700 像素,影像的空间分辨率为 4m,如图 1 所示。同时采



图 1 南京市 KONOS 影像

Fig 1 KONOS image of southwest Nanjing

用覆盖南京市西北地区的 Quickbird 影像对本文提出的植被分类方法进行验证。该影像的时相为 2003 年 10 月 9 日,影像的空间分辨率为 0.6m,大小为 900×900 像素,如图 2 所示。

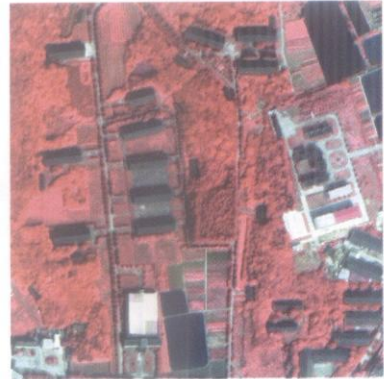


图 2 南京市 Quickbird 影像

Fig 2 Quickbird image of northwest Nanjing

3 基于光谱信息的植被分类

3.1 区分植被与非植被

本研究首先经过实地考察与土地利用现状图相结合,确定实验区的植被类型主要分为灌木、草地、农田和林地。其中,由于水稻具有受水背景的影响这一显著区别于其他农作物的特征,因此在提取农田的过程中将水稻与其他农作物先分别考虑,最后再合并为农田。由于棉花植株的形态与灌木相类似,因此本实验将棉花地归入灌木类进行提取。

由于本研究的目的是对植被进行分类,因此首先要将植被提取出来。已有很多研究证明,用归一化植被指数 (NDVI) 进行阈值分割可较精确地提取出植被信息。NDVI 被定义为近红外波段与可见光红波段数值之差和这两个波段数值之和的比值。即

$$NDVI = \frac{DN_{NR} - DN_R}{DN_{NR} + DN_R}$$

本研究选取多个植被样本,通过比较其 NDVI 值,确定了 NDVI 的阈值为 0.2 即 $NDVI \geq 0.2$ 的像元为植被,否则为非植被。

3.2 不同植被类型光谱知识的发现

通过对影像各种植被类型进行光谱特征分析,发现不同植被类型具有不同的光谱特征,可以将它们分别提取出来。

对不同植被类型进行采样, 共选择了 2143 个灌木样本、1264 个水稻样本、1334 个其他农田样本、1244 个草地样本和 3840 个林地样本。然后对所有样本 4 个波段的 DN 值及 NDVI 值进行统计分析, 得

出各种植被类型的 4 个波段反射率及 NDVI 的最小值、最大值和均值, 见表 1。

根据表 1 可以绘出各种植被类型的光谱曲线和 NDVI 区间, 如图 3 和图 4 所示。

表 1 各种植被类型光谱特征统计表
Table 1 The spectral characteristic of various vegetation statistics

| 植被类型 | | 灌木 | 草地 | 农田(水稻) | 农田(其他) | 林地 |
|----------------|-----|--------|--------|--------|--------|--------|
| B_1 (蓝) | 最大值 | 306 | 339 | 279 | 328 | 319 |
| | 最小值 | 284 | 308 | 266 | 302 | 265 |
| | 均值 | 294.47 | 322.78 | 273.59 | 314.74 | 286.69 |
| B_2 (绿) | 最大值 | 327 | 390 | 280 | 410 | 325 |
| | 最小值 | 287 | 336 | 257 | 338 | 244 |
| | 均值 | 302.95 | 365.12 | 368.36 | 365.22 | 280.74 |
| B_3 (红) | 最大值 | 246 | 298 | 190 | 294 | 253 |
| | 最小值 | 199 | 249 | 166 | 221 | 157 |
| | 均值 | 217.76 | 274.82 | 178.04 | 251.91 | 188.51 |
| B_4 (近红外) | 最大值 | 542 | 579 | 484 | 761 | 635 |
| | 最小值 | 338 | 490 | 419 | 592 | 261 |
| | 均值 | 439.42 | 534.90 | 459.00 | 668.34 | 447.30 |
| NDVI | 最大值 | 0.43 | 0.36 | 0.48 | 0.54 | 0.53 |
| | 最小值 | 0.27 | 0.27 | 0.38 | 0.39 | 0.22 |
| | 均值 | 0.34 | 0.32 | 0.44 | 0.45 | 0.40 |

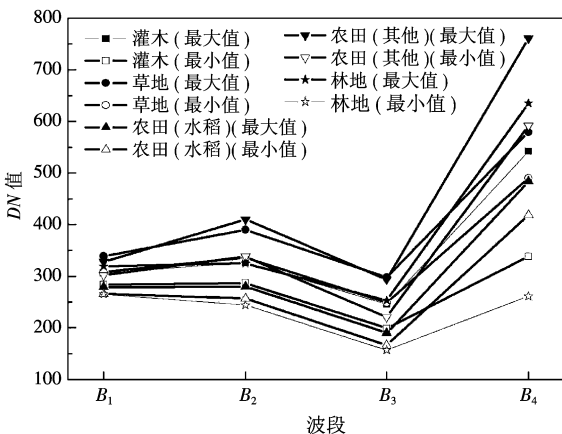


图 3 各种植被类型的光谱曲线

Fig 3 The spectrums of various vegetation

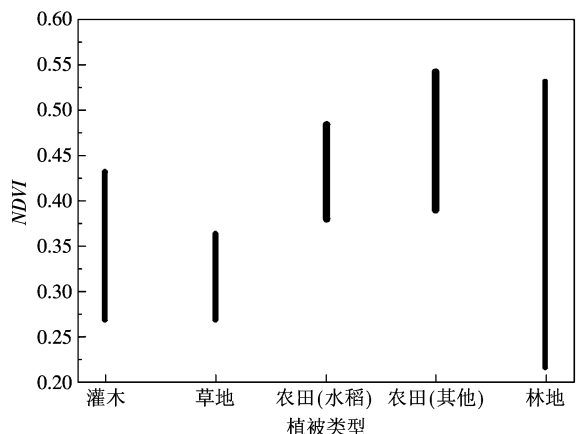


图 4 各种植被类型的 NDVI 区间

Fig 4 The NDVI intervals of various vegetation

从上述统计资料中可发现:

(1) 在绿光波段上, 农田(其他)、草地与灌木、农田(水稻)的区别较大, 农田(其他)、草地的 DN 值的最小值都大于灌木和农田(水稻)的 DN 值的最大值, 因此可以用绿光波段的 DN 值将灌木、农田

(水稻)和农田(其他)、草地区分开;

(2) 农田(其他)的 NDVI 最小值大于草地的 NDVI 最大值, 因此可以用 NDVI 将农田(其他)和草地区分开;

(3) 由于受水背景的影响, 农田(水稻)在蓝光

波段的 DN 值小于灌木的, 因此可以根据蓝光波段的 DN 值将农田 (水稻) 和灌木分开。

从以上的统计结果中无法直接获取林地与其他植被类型的显著区别, 但对近红外波段进行进一步的分析可发现, 大量的林地样本的 DN 值 ≤ 433 (其他植被类型在近红外波段的最小 DN 值), 因此可先用近红外波段将一部分林地识别出来; 再对剩余的林地样本进行统计可以发现, 这些林地样本在绿光波段的 DN 值明显小于农田和草地, 故可以用绿光波段将它们区分开。再经过详细地对比分析, 发现对红光波段与蓝光波段的比值进行阈值分割能较好地将余下的林地和灌木分别识别出来。最后将余下的那部分林地和已经识别出的林地相叠合就能够提取出研究区内所有的林地。

3.3 决策树算法

决策树 (Decision tree) 法是指根据影像的不同特征, 以树型结构表示分类或决策集合, 产生规则和发现规律^[7]。首先利用训练空间实体集生成判别函数, 其次根据不同取值建立树的分支, 在每个分支子集中重复建立下层结点和分支, 最后形成决策树^[8]。决策树由一个根结点 (Root nodes)、一系列内部结点 (Internal nodes) 和终极结点 (Terminal nodes) 组成, 每个结点只有一个父结点和两个或多个子结点。决策树算法在遥感分类中的应用是依据规则把遥感数据集一级级往下细分作为决策树的各个分支, 终极结点则为分类结果 (图 5)。

```

IF  $NDVI > K_1$  THEN (植被)
  IF  $DN_N > K_2$ 
  THEN (灌木、草地、农田、一部分林地)
    IF  $DN_G > K_3$  THEN (草地、农田 (其他))
      IF  $NDVI < K_4$  THEN (草地)
      ELSE (农田 (其他))
    ELSE (灌木、农田 (水稻)、一部分林地)
      IF  $DN_B < K_5$  THEN (农田 (水稻))
      ELSE (灌木、一部分林地)
        IF  $DN_R / DN_B < K_6$  THEN (一部分林地)
        ELSE (灌木)
      ELSE (林地)
    ELSE (非植被)
  
```

图 6 为基于光谱信息的植被分类方法流程图。其中, DN_B , DN_G , DN_R 和 DN_N 分别为蓝光、绿光、红光和近红外波段的 DN 值, K_1 , K_2 , K_3 , K_4 , K_5 和 K_6 为选取的阈值。首先计算影像的 $NDVI$ 值, 其中 $NDVI > K_1$ 的提取为植被区。植被区中对 DN_N 进行阈值分割, $DN_N \leq K_2$ 的为林地, 其余为灌木、草地和农田, 但有一部分林地也被分在其中。灌木、草地、农田和一部分林地中, 对 DN_G 进行阈值分割, $DN_G > K_3$ 的是草地和农田 (其他), 其余为灌木、农田 (水稻) 和一部分林地。草地和农田中, 对 $NDVI$ 进行阈值分割, $NDVI < K_4$ 的是草地, 其余为农田。灌木、农田 (水稻) 和一部分林地中, $DN_B < K_5$ 的为农田 (水稻), 其余的为灌木和一部分林地。再根据 $DN_R / DN_B > K_6$ 可提取出灌木, 其余为一部分林地。

3.5 植被分类结果

本研究所提出的基于光谱信息的植被分类方法中, 需要设定一些阈值, 这是通过统计分析和不断地试验来确定的。由于不同植被类型的光谱特征差异是相对的, 所以阈值一般也是相对量。

对于本研究所使用的南京市 KONOS 遥感影像, 依据以上的植被分类方法, 经过统计分析和不断地试验, 确定当 $K_1 = 0.2$ $K_2 = 330$ $K_3 = 328$ $K_4 = 0.38$ $K_5 = 282$ 和 $K_6 = 0.7$ 时, 能较好地将各种植被类型识别出来。得到的植被分类结果如图 7 所示。

3.6 分类结果精度分析

为了对分类结果精度进行评价, 本研究将实地考察与遥感影像目视判读相结合, 分别选取了 2303 个灌木样本、1133 个草地样本、2314 个农田样本和 3068 个林地样本, 建立混淆矩阵, 计算相关指标, 得

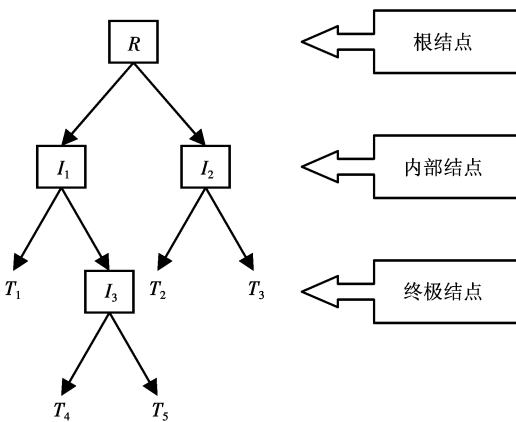


图 5 决策树分类模型^[9]

Fig 5 The model of decision tree classification^[6]

3.4 基于光谱信息的植被分类

本研究依据光谱分析结果, 采用决策树算法提出基于光谱信息的植被分类方法如下:

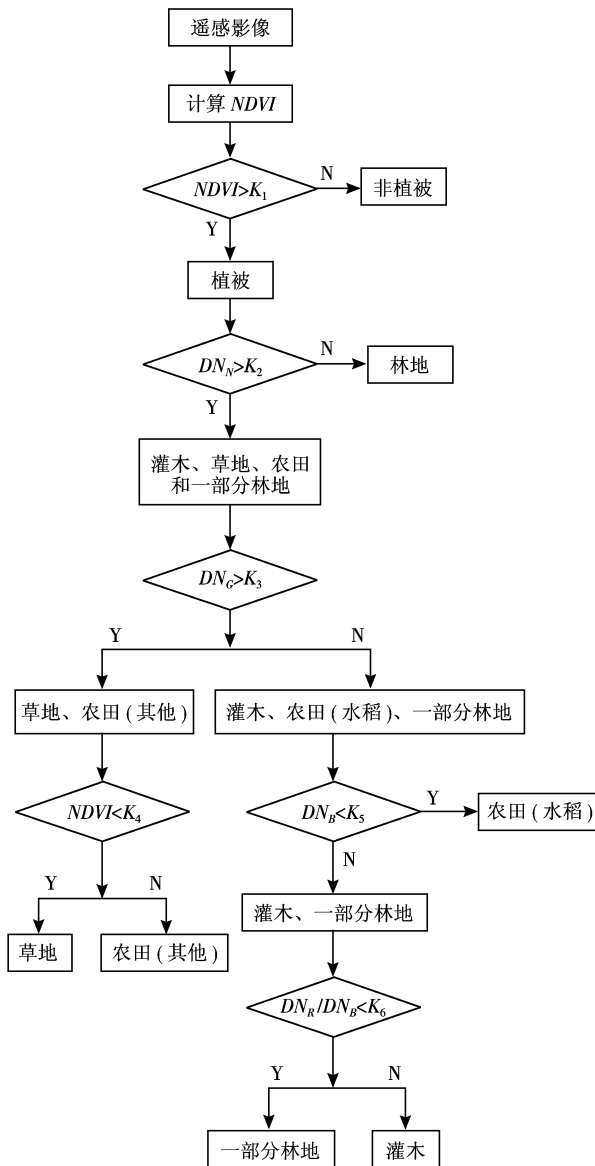


图 6 植被分类方法流程图

Fig. 6 The flow chart of vegetation classification

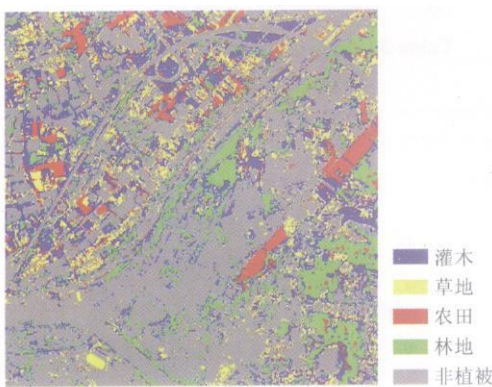


图 7 基于光谱信息的植被分类结果

Fig. 7 The result of vegetation classification based on spectral information

到分类精度评价, 结果见表 2。

表 2 基于光谱信息的植被分类精度评价

Table 2 Vegetation classification accuracy based spectral information

| 类型 | 灌木 | 草地 | 农田 | 林地 | 总和 | 使用者精度 % |
|--------|-------|-------|-------|-------|------|---------|
| 非植被 | 18 | 13 | 22 | 11 | 64 | — |
| 灌木 | 1818 | 22 | 80 | 74 | 1994 | 91.17 |
| 草地 | 27 | 1020 | 377 | 27 | 1451 | 70.30 |
| 农田 | 40 | 55 | 1789 | 250 | 2134 | 83.83 |
| 林地 | 400 | 23 | 46 | 2706 | 3175 | 85.23 |
| 总和 | 2303 | 1133 | 2314 | 3068 | 8818 | — |
| 生产精度 % | 78.94 | 90.03 | 77.31 | 88.20 | — | — |

总精度 = 83.16% Kappa 系数 = 0.7696

从表 2 可知, 测试样本的总体分类精度达到了 83.16%, Kappa 系数为 0.7696 证明该植被分类方法具有较好的分类能力和可行性。就每种植被类型的生产精度而言, 草地的分类精度最高, 农田的分类精度最低。说明草地出现的混分、漏分现象较少, 而农田则较多。误差较多的出现在: 灌木样本中有 400 个被分为林地, 农田样本中有 377 个被分为草地, 林地样本中有 250 个被分为农田。这是由于植被中存在同谱异物、同物异谱现象, 使得仅仅根据光谱信息难以将它们区分开来, 但是利用不同植被类型的纹理信息却可以将它们区分开来。

4 结合纹理信息的植被分类方法

4.1 植被纹理特征

在高分辨率遥感影像上, 可以直接看到植物顶部和部分侧面的形状、阴影、群落结构等, 可比较直接地确定灌木、草地、林地等类型。

灌木在影像上呈现密集的细粒状结构, 因其覆盖度比森林低, 又缺少植株的阴影, 故多呈均匀的色调。草地在影像上表现为大片均匀的色调, 由于草本植物比较低矮, 因而看不出阴影。从影像上看, 林地一般呈颗粒状或粗圆粒状图形^[9]。

4.2 共生矩阵与纹理指数

共生矩阵是一种有效的纹理分析统计方法。和一般纹理分析一样, 这种方法也是描述了一个像素和它周边相邻像素之间的灰度值的关系。但是共生

矩阵并不使用原始灰度值。它通过对影像灰度级之间二阶联合条件概率 $P(i, j | d, \theta)$ 计算表示纹理。 $P(i, j | d, \theta)$ 表示在给定空间距离 d 和 θ 方向时, 以灰度级 i 为起始点, 出现灰度级 j 的概率。一般需要在不同的 d, θ 下计算^[10]。

共生矩阵包含了大量的信息。根据共生矩阵, Haralick 等定义了 14 种纹理指数^[11], 经过比较, 本实验使用其中应用较为广泛的局部一致性指数 (Homogeneity) 来识别不同植被类型。局部一致性指数的计算公式如下:

$$f_{Hom} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{P(i, j | d)}{1 + (i - j)^2}$$

式中, N 为共生矩阵的阶数; i, j 为共生矩阵的坐标; P 为 (i, j) 处的共生矩阵数值。

4.3 结合纹理信息的植被分类

首先对影像的各个波段进行分析, 发现第 1 波段最能反映植被的纹理信息。计算第 1 波段的局部一致性指数。由于植被是呈片状生长的, 因此在计算局部一致性指数时应选用较大的窗口。本研究经反复实验, 确定利用 7×7 的窗口进行计算。然后分别采集多个样本, 经统计分析和试验, 发现 $f_{Hom\text{农田(其他)}} < f_{Hom\text{林地}} < f_{Hom\text{灌木}} < f_{Hom\text{草地}} < f_{Hom\text{农田(水稻)}}$, 即农田(水稻)的局部一致性指数最大, 农田(其他)的最小, 草地、灌木和林地介于两者之间, 且呈递减趋势。

根据上述分析, 在基于光谱信息的植被分类方法上, 针对将灌木错分为林地, 农田错分为草地及林地错分为农田的现象, 结合植被的纹理信息, 引进局部一致性指数, 得到改进后的植被分类方法如下:

```
IF NDVI > K1 THEN (植被)
  IF DNN > K2
  THEN (灌木、草地、农田、一部分林地)
  IF DNG > K3 THEN (草地、农田(其他))
  IF NDVI < K4 AND fHom > K7
  THEN (草地)
  ELSE (农田(其他))
ELSE (灌木、农田(水稻)、一部分林地)
  IF DNB < K5 AND fHom > K8
  THEN (农田(水稻))
  ELSE (灌木、一部分林地)
    IF DNR < DNB < K6 AND fHom < K9
    THEN (一部分林地)
    ELSE (灌木)
```

ELSE (林地)

ELSE (非植被)

该分类方法对原方法做了三点改进: (1) 对提取出的草地做了进一步的划分, 当 $f_{Hom} > K_7$ 时为草地, 其余为农田; (2) 原方法提取出农田(水稻)中, $f_{Hom} > K_8$ 的为农田(水稻), 其余为林地; (3) 原方法提取的一部分林地中, $f_{Hom} < K_9$ 的为林地, 其余为灌木。

4.4 植被分类结果

依据选取的多个样本, 确定当 $K_7 = 0.4$, $K_8 = 0.2$ 和 $K_9 = 0.435$ 时能较好地将草地、灌木和林地区分出来, 其余阈值的设置与前述一致。分类结果如图 8 所示。

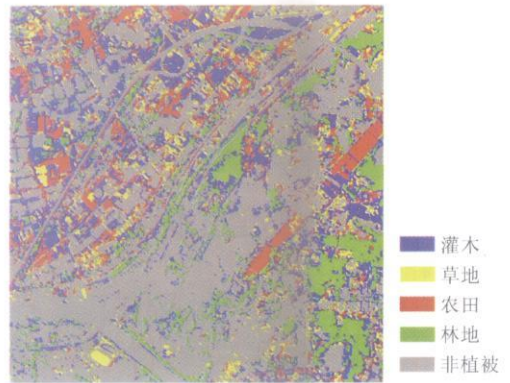


图 8 结合纹理信息的植被分类结果

Fig 8 The result of vegetation classification with texture information

4.5 分类结果精度分析

为了便于比较, 仍然采用前述检验基于光谱的植被分类方法精度时选取的样本, 对改进后的方法精度进行评价。得到分类精度评价, 结果见表 3。

表 3 结合纹理信息的植被分类精度评价
Table 3 Vegetation classification accuracy with texture information

| 类型 | 灌木 | 草地 | 农田 | 林地 | 总和 | 使用者精度 % |
|--------|-------|-------|-------|-------|------|---------|
| 非植被 | 18 | 13 | 22 | 11 | 64 | — |
| 灌木 | 2145 | 22 | 80 | 74 | 2321 | 92.42 |
| 草地 | 20 | 1008 | 142 | 27 | 1197 | 84.21 |
| 农田 | 26 | 67 | 2024 | 30 | 2147 | 94.27 |
| 林地 | 94 | 23 | 46 | 2926 | 3089 | 94.72 |
| 总和 | 2303 | 1133 | 2314 | 3068 | 8818 | — |
| 生产精度 % | 93.14 | 88.97 | 87.47 | 95.37 | — | — |

总精度 = 91.89% Kappa 系数 = 0.8886

比较表 2 和表 3 可知, 灌木错分为林地的样本数由 400 个减少到 94 个, 农田错分为草地的样本数由 377 个减至 142 个, 林地错分为农田的样本数由 250 个减为 30 个。错分的现象大大改善了。从分类精度而言, 总精度由 83.16% 增至 91.89%, $Kappa$ 系数由 0.7696 增至 0.8886, 说明结合纹理信息使得分类精度显著提高, 分类结果令人满意。

5 方法验证

采用南京市西北地区的 Quickbird 遥感影像对本文提出的植被分类方法进行验证。由于 Quickbird 影像的第 4 波段更好地反映了植被的纹理信息, 因此用第 4 波段的局部一致性指数表示植被的纹理信息, 得到的分类结果如图 9 所示。分类的总体精度为 91.94%, $Kappa$ 系数为 0.8783 结果令人满意。

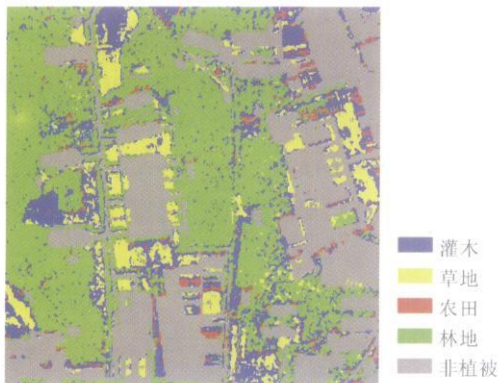


图 9 南京市 Quickbird 影像分类结果

Fig. 9 The result of Nanjing Quickbird image vegetation classification

6 结论与展望

本文提出的植被分类方法是基于各种植被类型光谱特征的知识库, 结合了高分辨率遥感影像的纹理特征, 采用了决策树分类算法。研究结果表明, 该植被分类方法能有效地对植被进行分类与识别, 精度较高, 且对于不同数据源的植被分类具有一定的普适性, 为实现植被的自动化提取提供了理论依据和方法途径。

本研究将光谱信息与纹理信息结合进行植被分类, 相比仅用光谱信息进行分类, 精度得到较大提高。表明纹理信息对于高空间分辨率影像分类精度

提高有重要的作用, 这对于大比例尺尺度上研究地表覆盖, 提取更加细致的信息进行分析等方面有很好的应用前景。但是本文仅利用了光谱信息和纹理信息进行分类, 如能综合利用更多的地理信息, 将进一步提高分类的精度。随着遥感技术的发展, 多种地理信息综合分析, 势必成为未来发展的主导方向。

参考文献 (References)

- [1] Li X B, Shi P J. Research on Regulation of NDVI Change of Chinese Primary Vegetation Types Based on NOAA AVHRR Data [J]. *Acta Botanica Sinica*, 1999, 41(3): 314-324. [李晓兵, 史培军. 基于 NOAA AVHRR 数据的中国主要植被类型 NDVI 变化规律研究 [J]. *植物学报*, 1999, 41(3): 314-324.]
- [2] Wen W G. The Characteristic of High resolution KONOS Satellite Image and Its Product [J]. *Remote Sensing Information*, 2001, 1: 37-38 [文沃根. 高分辨率 KONOS 卫星影像及其产品的特性 [J]. *遥感信息*, 2001, 1: 37-38.]
- [3] Du F L, Tian Q J, Xia X Q, et al. Object oriented Image Classification Analysis and Evaluation [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2004, 19(1): 20-23. [杜凤兰, 田庆久, 夏学齐等. 面向对象的地物分类法分析与评价 [J]. *遥感技术与应用*, 2004, 19(1): 20-23.]
- [4] Li S, Zhang R X. The Decision Tree Classification Its Application in Land Cover [J]. *Area Research and Development*, 2003, 22(1): 17-21 [李爽, 张二勋. 基于决策树的遥感影像分类方法研究 [J]. *地域研究与开发*, 2003, 22(1): 17-21.]
- [5] Safavian S R, Landgrebe D. A Survey of Decision Tree Classifier Methodology [J]. *IEEE Trans Syst Man Cybern*, 1991, 21: 660-674
- [6] Friedl M A, Brodeley C E. Decision Tree Classification of Land Cover from Remotely Sensed Data [J]. *Remote Sens Environ*, 1997, 61: 399-409.
- [7] Quinlan J. Introduction of Decision Trees [J]. *Machine Learning*, 1986, 5: 239-266.
- [8] Li D R, Wang S L, Li D Y, et al. Theories and Technologies of Spatial Data Mining and Knowledge Discovery [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2002, 27(3): 221-233 [李德仁, 王树良, 李德毅等. 论空间数据挖掘和知识发现的理论与方法 [J]. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 2002, 27(3): 221-233.]
- [9] Hu Z Z, Wang H L, Chen Q L. Remote Sensing Technology and Geoscientific Application [M]. Beijing: Nanjing University Press, 1998 [胡著智, 王慧麟, 陈钦彦. 遥感技术与地学应用 [M]. 南京: 南京大学出版社, 1998.]
- [10] Xu M Z, Yu Z H. Automated Extraction of Shadows in Very high Resolution Spatial Satellite Images [J]. *Journal of Geomatics*, 2003, 28(1): 20-22 [许妙忠, 余志惠. 高分辨率卫星影像中阴影的自动提取与处理 [J]. *测绘信息与工程*, 2003, 28(1): 20-22.]
- [11] Haralik R. Statistical and Structural Approaches to Texture [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1979, 67(5): 786-804.