

基于树种分类的高分辨率遥感数据纹理特征分析

王 妮, 彭世揆, 李明诗

(南京林业大学 森林资源与环境学院, 江苏 南京 210037)

摘要: 遥感图像尤其是高分辨率(1~4 m)遥感图像在树种分类方面有着广阔的应用前景。利用主成分分析法对遥感数据去相关分析, 然后通过对纹理提取过程的分析, 探讨不同移动窗口大小对纹理特征的影响, 以期为中山陵园风景区的森林调查提供依据, 分类方法为经典的极大似然分类器。根据不同移动窗口大小的纹理因子相关性和对保持纹理信息丰富度的影响, 来选择合适的窗口大小及纹理因子组合, 以对树种分类精度的提高程度为评价标准。研究表明, 利用窗口大小为 19×19 下的纹理信息可有效提高分类精度, 总精度达到 66%, Kappa 系数达到 0.59, 比单纯的光谱信息极大似然法图像分类精度高, 其中均值与均匀性、对比度、偏斜度纹理因子组合为最佳纹理组合, 能有效减少数据冗余。高分辨率遥感数据纹理信息的运用为树种分类识别时的特征选择提供了有利技术参考。图 4 表 3 参 19

关键词: 森林经理学; 树种分类; 移动窗口; 纹理因子; 总精度; 灰度共生矩阵

中图分类号: S757; P237.4 文献标志码: A 文章编号: 2095-0756(2012)02-0210-08

High-resolution remote sensing of textural images for tree species classification

WANG Ni, PENG Shi-kui, LI Ming-shi

(College of Forest Resources and Environment, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, Jiangsu, China)

Abstract: Remote sensing images show a very promising perspective for distinguishing tree species, especially those with the very high resolution ranging from 1 to 4 m. However, the traditional methodology for classifying land cover types, solely depending on spectral features, while texture and other spatial information are neglected, has the weakness such as inadequately utilization of information, low accuracies of classification etc. Considering to the texture differences among forest species, it is more important for spatial information discription of high-resolution remote sensing image to improve the precision of textural features choosing. In this study, the factors to influence the nine textural features choosing were analyzed and the results showed that the moving window size was the main factor to affect the obtaining processes of textural features based on the gray level co-occurrence matrix (GLCM) method, and the imagery was then classified combining the maximum likelihood classification (MLC) method with the original spectral values and texture features. First, this study utilized a correlation analysis of the images from a principal component analysis. Second, through multiple information sources, including textural features derived from the data. For the high-resolution remote sensing image, the most proper moving window size was determined from 3×3 to 31×31 . Classification of the major tree species throughout the study area (the SunYat-Sen Mausoleum in Nanjing) was undertaken using the MLC. Third, to aid forest research, classification accuracy was improved using the GLCM. According to correlations among textures and richness of the data, GLCM provided the best window size and textural parameters. Results indicated that the texture characteristics were add in the spectral characteristics to improve the precision of the results of the classification, 19×19 window for best window. The total precision can reach

收稿日期: 2011-06-13; 修回日期: 2011-09-10

基金项目: 江苏省普通高校研究生科研创新计划项目(CX09B_188Z); 南京林业大学优秀博士创新基金项目

作者简介: 王妮, 博士研究生, 从事林业遥感与地理信息系统研究。E-mail: wnstrive@163.com

66.322 6%, Kappa coefficient is 0.5840. Each tree species has greatly improved accuracies of the classification. By the calculation of R^2 values, the textural features of mean, homogeneity and correlation were chosen to be best combination for the size of 19×19 and the combination of skewness, homogeneity and mean was considered the most properly for the moving window size 19×19 . Precision assessment of different textural combinations showed that VA, HO, CR combination with optimal moving window size (from 3×3 to 31×31) could evidently improve the classification precision for high-resolution remote sensing image. And the combination of mean, homogeneity, skewness, and contrast texture factors correlation can effectively reduce data redundancy, which obtained the similar results. In the texture features, the mean is the most important factor and impacts the classification of the tree species. This method could solve problems of forestry type classification, tree species classification etc. It is much better than traditional method of based on pixel values. This procedure effectively reduced data redundancy and could assist in tree species classification. [Ch, 4 fig. 3 tab. 19 ref.]

Key words: forest management; tree species classification; moving window; textural features; overall accuracy; gray level co-occurrence matrix (GLCM)

森林资源作为林业和生态环境建设的基础, 成为陆地生态系统的主体, 对经济、社会 and 环境的可持续发展有不可替代的作用。随着遥感技术发展, 当代森林资源调查和监测的重要内容是遥感图像分类提取森林结构参数和分布。在应用遥感数据光谱信息的同时, 空间信息的利用也越来越广泛。张锦水等^[1]、孙小芳等^[2]、颜梅春等^[3]、赵萍等^[4]、Franklin 等^[5]与 Peddle 等^[6-7]均利用高分辨率遥感图像光谱信息、纹理信息, 以及与多源信息结合研究遥感影像分类, 均说明如果结合多尺度纹理信息和光谱信息进行分类, 可比单一尺度纹理提取获得更高的分类精度^[8]。遥感图像分辨率提高, 使从不同来源、不同形式的遥感信息提取出森林植被的专题信息量更加丰富准确, 为划分森林类型、绘制林相图、清查森林资源、预测预报森林病虫害及森林火灾、合理规划、利用和保护森林资源提供基础和依据^[9]。由于纹理是由灰度分布在空间位置上反复出现而形成的, 因而在图像空间中相隔某距离的两象素之间会存在一定的灰度关系, 即图像中灰度的空间相关特性。目前, 国内外有多种纹理分析方法, 其中灰度共生矩阵法(gray level co-occurrence matrix, GLCM) 被公认为是目前应用最广泛、应用效果最好的方法^[10-12]。根据共生矩阵的特征在提取纹理的过程中, 不同的窗口滑动方向、窗口的滑动距离及窗口大小密切相关^[11,13], 因此, 确定窗口信息对纹理特征的描述至关重要, 对提高高分辨率遥感影像纹理提取精度以及森林资源信息获取也有很大的作用^[14-15]。本研究通过对基于灰度共生矩阵纹理提取过程的分析, 探讨不同移动窗口大小对纹理特征的影响, 以期对森林树种识别分类提供依据。

1 数据与方法

1.1 研究区概况与数据收集

中山陵园风景区地处南京城区东隅, 地理坐标为 $32^{\circ}01'57'' \sim 32^{\circ}16'15''N$, $118^{\circ}48'24'' \sim 118^{\circ}53'04''E$ 。中山陵园风景区东西长为 7.1 km, 南北宽 6.7 km, 总面积 3 008.8 hm^2 。风景区内森林资源丰富, 拥有 2 133.0 hm^2 森林景观, 植被树种 600 余种, 生态效益巨大, 是国内外少见的大型城市森林公园, 也是南京最重要的风景区。目前, 风景区内森林主要优势树种为松类, 栎类, 刺槐 *Robinia pseudoacacia*, 枫香 *Liquidambar formosana* 和杂阔等。因此, 以优势树种类别作为主要分类类型对紫金山森林植被进行树种分类。数据采用 2004 年 7 月 14 日 Quickbird 标准产品的全色 (0.6 m) 和多光谱卫星影像 (1~4 波段, 2.5 m, 图 1)。此外, 南京市 1:10 000 地形图作为遥感影



图 1 研究区 RGB 图像(波段 432)

Figure 1 RGB Image of the research area (band 432)

像几何校正的基准图。样本数据来源于2002年中山陵园森林林相图,及数字化后得到662个小班的矢量数据。

1.2 研究方法

1.2.1 Quickbird 数据预处理 采用FLAASH模块对Quickbird数据进行大气校正,参数设置依据遥感图像当日的大气参数和6S模型计算得到的当日大气垂直能见度,校正使像元灰度值转化成地表真实反射率值。之后对于中心投影的Quickbird数据地面起伏使各处影像比例尺不同、平面倾斜成像发生形变以及高差所造成投影差的误差,对Quickbird数据进行几何精校正和正射校正^[16]。同时将4个多光谱波段图像与全色通道图像精确配准并将多光谱图像重采样为0.61 m的空间分辨率,多光谱与全色波段RMS小于1个像元。

1.2.2 Quickbird 光谱去相关变换 对于Quickbird(4个波段)多光谱遥感图像,包含了大量的空间信息,以及全色波段包含大量清晰的细节信息,但这些图像数据量过大,运算时耗费大量机时和占据大量的磁盘空间。同时各波段之间具有一定的相关性,造成不同程度的信息重叠。去相关采取主成分变换(principal component analysis, PCA)对Quickbird图像(5个波段)实行线性变换,第一主分量包括了全部信息量的最大部分且方差贡献量最大^[17]。

1.2.3 纹理特征提取 在目前的图像纹理特征计算方法中,Haralick等提出的灰度共生矩阵通过对图像灰度级别之间联合条件概率密度 $p(i, j/d, \theta)$ 的计算表示纹理特征^[17]。 $p(i, j/d, \theta)$ 表示在给定空间距离 d 和方向 θ 时,灰度 i 为始点,出现灰度级为 j 的概率。纹理是一个区域内的像元所具有的共同属性,综合纹理提取效率与包含空间结构信息量。本研究针对第一主成分图像,采用滞后距离 d 为1个像元距离(这符合空间相关的基本原理:距离越近,空间相关性越强),经测定 $\theta=135^\circ$ 为最佳纹理提取方向,窗口大小从 $3 \times 3, 5 \times 5, \dots$,变化到 31×31 生成灰度共生矩阵,以期发现不同窗口大小对于纹理特征提取的效应,确定能获得最丰富纹理信息的最佳窗口大小^[18]。表1所列的9个纹理测度为最常用的方法来计算图像纹理特征。

表1 纹理测度列表^[17]

Table 1 List of texture parameters

序号	纹理测度	公式	内容
1	均值	$\sum_{i, j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij}$	反映纹理规则程度,规则越强,值越大。
2	方差	$\sum_{i, j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij} (i - M_E)^2$	反映图像各匀质区域的轮廓。
3	均匀性	$\sum_{i, j=0}^{N-1} i \cdot \frac{P_{ij}}{1 + (i-j)^2}$	图像分布平滑性测度,图像矩阵特征值越均匀,值越大。
4	对比度	$\sum_{i, j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij} (i-j)^2$	反映纹理粗细度,相邻像素对灰度值的差越大,值越大较大。
5	相异性	$\sum_{i, j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij} i-j $	与对比度相同,反映影像的非均质性。
6	熵	$\sum_{i, j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij} (-\ln P_{ij})$	对信息量的度量,灰度共生矩阵中细纹理越多熵值越大。
7	二阶距	$\sum_{i, j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij}^2$	反映图像均匀性,对非均匀灰度区域敏感,灰度变化越大值越小。
8	相关性	$\sum_{i, j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij} \left[\frac{(i - M_E) \cdot (j - M_E)}{\sqrt{V_{A_i} \cdot V_{A_j}}} \right]$	度量相邻区域相关性,相关性越高则值越大。
9	偏斜度	$\frac{\left \sum_{i, j=0}^{N-1} (P_{ij} - M_E)^2 \right }{(N^2 - 1) \sqrt{V_A^2}}$	度量纹理分布偏斜的方向和程度。

2 结果与分析

2.1 窗口大小对纹理信息的影响

通过把各窗口 9 个指标的纹理特征参数当作最大似然法中条件先验概率中的条件直接引入分类过程。窗口大小从 3×3 , 5×5 , ..., 变化到 31×31 , 得到分类结果并做出分类精度结果随纹理窗口的变化曲线(图 2)。

根据中山陵园相图与森林调查数据分析, 分类系统主要以中山陵园风景区森林树种类别为依据进行划分(图 3), 具体类型及样本数分为杂阔(40 个)、国外松及黑松 *Pinus thunbergii*(40 个)、栎类(30 个)、枫香(18 个)、马尾松 *Pinus massoniana*(20 个)和其他地物(100 个), 其他地物中包括建设用地、水域、农田等, 分类后将这 3 种地类合并为其他地物, 重点分析树种类别分类精度, 以下分析均是该分类系统进行分类。其中各树种类别中按照幼龄林、中龄林、近熟林和成熟林等树龄等级各选取数个样本, 尽量是同一树种的光谱值详细清楚。248 个调查样本中, 124 个样本用于计算机分类, 剩余 124 个则用于精度验证。原始图像(5 个波段)采用最大似然法基于调查样本进行计算机分类, 分类精度总精度为 58%, Kappa 系数为 0.49。

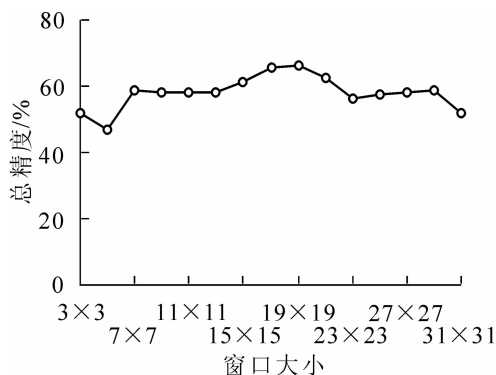


图 2 各窗口分类精度评价表

Figure 2 List of classification accuracy with every moving window size

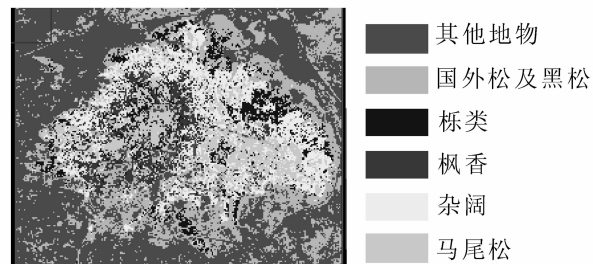


图 3 19 × 19 窗口下分类效果图

Figure 3 Classification Image with 19 × 19 moving window size

由图 2 可知: 从 3×3 到 17×17 窗口的分类精度在逐渐提高, 在纹理提取窗口 19×19 下精度最高, 达到 66.32%, Kappa 系数为 0.58。之后随着窗口逐渐变大总体分类精度有所下降并逐渐趋于平稳。

2.2 不同窗口纹理影像相关性变化

由于各种测度的纹理图像由共生矩阵计算所得, 这些纹理图像之间必然存在着相关, 相关性大会带来数据的冗余。所以, 测定不同移动窗口下纹理的相关性, 选择各纹理因子间的相关性最小、最合理的组合, 能保持融合影像的纹理信息的丰富度, 有利于提高遥感影像分类效率。根据相关性计算, 随着窗口的增大, 偏斜度与其他各因子的相关性变化不大, 这主要是由于偏斜度的提取方法与其他的不同, 前者是直接对图像灰度序列计算, 因此, 偏斜度纹理测度适合添加于纹理组合中。均匀性和二阶距随着窗口的增长, 均呈线性或指数减弱, 最大相关系数在 3×3 窗口下达到 0.85。均匀性与均值、方差、相关性的相关性随着移动窗口增大也呈现增强趋势, 但相关性受窗口大小的影响较小, 相关系数不超过 0.35。同时, 对比度、相异性和均匀性纹理测度相关曲线呈抛物线变化, 在 13×13 窗口下达到峰值。纹理测度熵和相异性与各纹理特征的相关性不同, 呈现减弱趋势, 但两者与二阶距的相关性均有较大相关性, 达到 0.75。相关性与其他纹理特征的相关性多呈现先迅速增强, 在 5×5 和 7×7 达到最大值, 之后便有所减弱, 约在 19×19 达到谷值, 其与方差、二阶距的相关性不明显, 最大不超过 0.20。因此, 移动窗口的增大会引起各纹理特征图像间的相关性变化, 为了保持融合影像的纹理信息丰富度的纹理组合, 计算不同窗口不同纹理测度之间相关性是有必要的, 有利于分类精度的提高(图 4)。

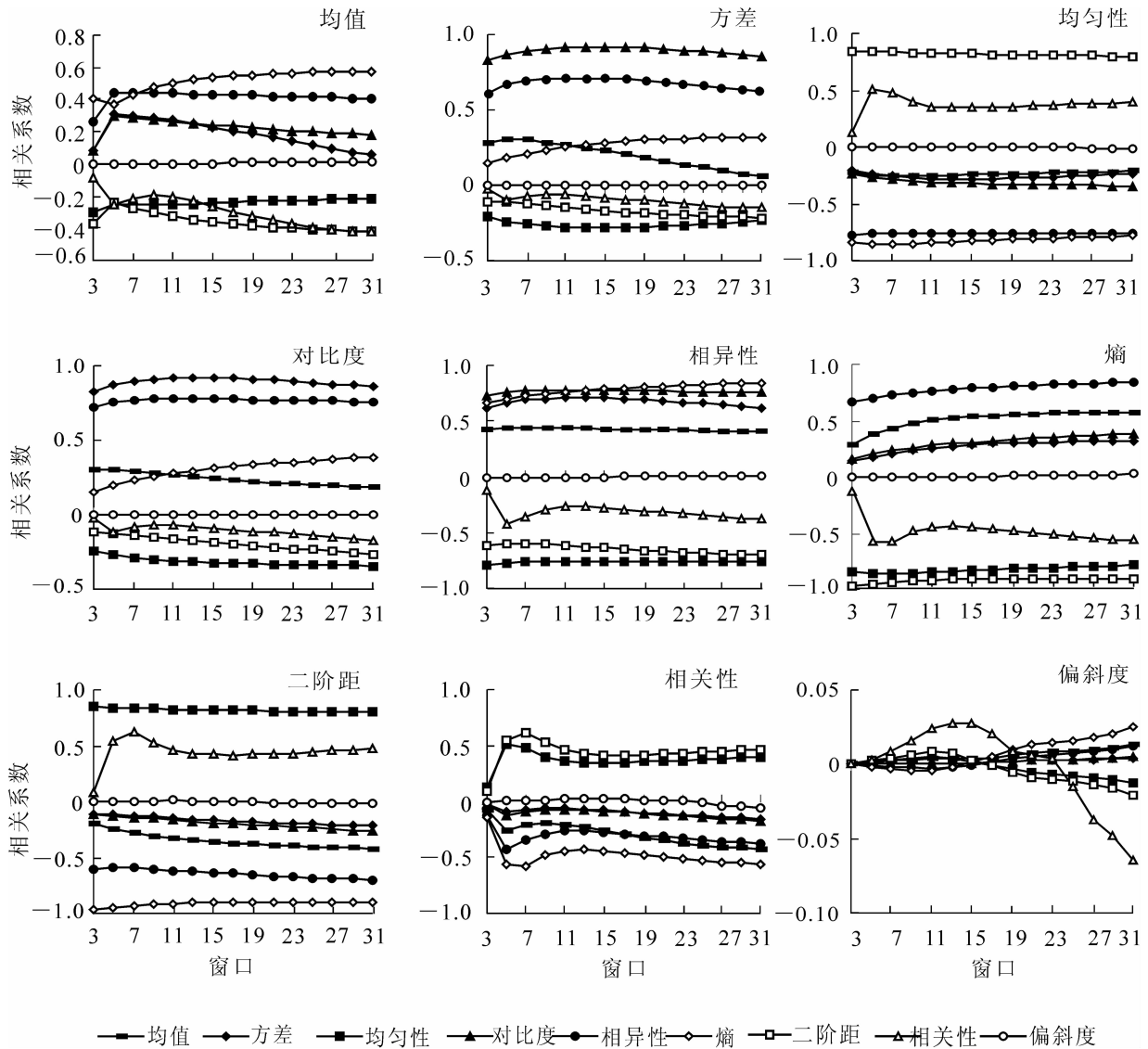


图4 不同移动窗口9纹理因子间相关性变化

Figure 4 Correlation on 9 texture parameters with the different moving window sizes

2.3 基于各树种分类精度的纹理因子选择

分别针对纹理特征中的9项指标，将其中任意1个指标与光谱特征组合，进行树种识别分类并进行分类精度评价，利用图像光谱特征(5个波段)与19×19窗口下的纹理特征中的任意2个指标组合，用最大似然法分类，对分类结果用相关混淆矩阵进行精度评价，以求最好的特征组合(表2)。单个纹理指标均值对树种分类识别效果最好，其次为偏斜度，与其他纹理因子组合分类后精度保持在62%以上。而均值和均匀性与光谱特征共同作用时，对树种分类的精度可达到最高。

均值与均匀性、对比度、相异性组合精度和Kappa系数都比较高，Kappa系数是各树种类别分类阈值确定的最佳参数。从树种类别的分类精度来看，各纹理组合对各树种的分类精度提高程度都较原始图像树种分类有所提高，有效地解决了各个树种的混交问题，显示了纹理特征对提高高分辨率影像信息提取精度的优势(表3)。综上所述，均值与均匀性、对比度纹理组合和偏斜度与均值、均匀性纹理组合有利于保持纹理信息及适合高分辨率遥感图像森林树种分类，因此，对于高分辨率遥感图像分类效率和精度提高，选择合适的纹理因子组合也是必要的。

3 结语与展望

随着高空间分辨率遥感图像的应用越来越广泛，基于传统高分辨率图像信息提取的方法已难以在精

表 2 光谱特征与纹理特征 19 × 19 组合曲线分类精度与 Kappa 系数表

Table 2 List of classification accuracy and Kappa coefficients with 19 × 19 moving window size and spectral bands

序号	纹理特征选择	总精度/%	Kappa 系数	序号	纹理特征选择	总精度/%	Kappa 系数
1	1, 2	62.40	0.535 9	24	4, 7	60.99	0.519 4
2	1, 3	62.74	0.539 6	25	4, 8	61.14	0.518 3
3	1, 4	62.72	0.539 4	26	4, 9	62.20	0.532 4
4	1, 5	62.74	0.539 5	27	5, 6	61.08	0.519 4
5	1, 6	62.38	0.535 6	28	5, 7	60.99	0.519 3
6	1, 7	62.50	0.537 0	29	5, 8	61.12	0.518 0
7	1, 8	61.43	0.523 5	30	5, 9	62.20	0.532 4
8	1, 9	62.48	0.536 9	31	6, 7	60.44	0.510 6
9	2, 3	61.14	0.520 8	32	6, 8	60.81	0.514 7
10	2, 4	61.12	0.520 7	33	6, 9	62.30	0.533 9
11	2, 5	61.14	0.520 8	34	7, 8	60.69	0.513 2
12	2, 6	60.28	0.509 2	35	7, 9	61.99	0.530 3
13	2, 7	60.53	0.511 3	36	8, 9	61.14	0.518 6
14	2, 8	60.78	0.514 4	37	1	60.67	0.515 1
15	2, 9	62.25	0.533 3	38	2	60.16	0.507 6
16	3, 4	60.41	0.508 2	39	3	60.16	0.507 0
17	3, 5	60.41	0.508 2	40	4	60.16	0.507 1
18	3, 6	61.11	0.519 8	41	5	60.17	0.507 2
19	3, 7	60.98	0.519 2	42	6	60.27	0.509 0
20	3, 8	61.12	0.518	43	7	59.91	0.504 7
21	3, 9	62.20	0.532 4	44	8	59.47	0.497 5
22	4, 5	60.41	0.508 2	45	9	60.61	0.512 2
23	4, 6	60.98	0.518 2				

说明：纹理特征选择中的代码 1 表示均值，2 表示方差，3 表示均匀度，4 表示对比度，5 表示相异性，6 表示熵，7 表示二阶距，8 表示相关性，9 表示偏斜度。

表 3 各树种类型分类精度明细表

Table 3 Precision assessment of different tree species with 19 × 19 moving window size

树种类型	用户精度			生产者精度		
	百分比/%	正确像元数	被分类像元数	百分比/%	正确像元数	总像元数
枫香	61.98	8 765	14 141	52.04	8 765	16 844
国外松及黑松	77.39	5 949	7 687	58.83	5 949	10 112
栎类	55.17	5 082	9 211	26.15	5 082	19 435
杂阔	55.75	16 792	30 116	60.89	16 792	27 579
马尾松	42.90	13 189	30 741	75.37	13 189	17 498
其他地物	99.89	33 249	33 286	98.61	33 249	33 717

度和数据更新方面达到要求^[19]。利用光谱信息、最佳窗口(19 × 19)下的纹理信息提取，同时尽量根据不同树种的光谱差异和相同树种的不同龄级选取样本，利用最大似然法进行树种识别分类，分类结果总精度达到 66.60%，Kappa 系数为 0.591 7，比基于光谱单源信息分类精度(总精度为 58.899 2%，Kappa 系数 0.490 8)有了明显的提高。

随着遥感图像几何分辨率的提高,纹理特征分类技术的不断完善和实用,纹理特征将成为必不可少的一部分而与光谱并驾齐驱。选择合适的纹理测度需要2个条件,首先是选择合适的窗口,其次是选择最佳纹理测度组合。在光谱特征中与纹理特征信息相结合使分类结果的精度有所提高,19×19窗口为最佳窗口,所提取的纹理信息量大且对分类精度最有利,总精度能达到66.32%,Kappa系数为0.5800。同时均值、均匀性、对比度、偏斜度等纹理因子的组合相关性小,能有效减少数据冗余和提高树种分类精度。在纹理特征指标中均值对树种分类的影响很大且是9项指标中影响最大的。因此利用最佳窗口大小的最佳纹理测度组合能保持纹理信息的丰富度,有利于各树种分类精度提高,对于森林树种分类识别均值有着重大的意义。选择合适的分类样本同样也对纹理测度结果有着影响,优势树种的类型和不同的林分密度以及龄级的情况,分类样本都应该有所包含,使各树种光谱特征全面,尽量减少“异物同谱”和“同物异谱”的情况^[9]。

森林植被遥感分类研究取得了很大进步,但分类精度的提高一直是一个难以解决的问题。将多源植被遥感数据融合于神经网络中,把专家知识和来自于地理信息系统空间数据库的启发性知识融合于分类中,模拟专家视觉活动和逻辑判断过程,实现智能化的森林植被遥感分类和信息提取,可以进行进一步研究,作为日后研究的主题和方向。本研究的纹理是基于中山陵园风景区的快鸟数据共生矩阵纹理对树种分类精度提高的研究,但不同研究区域根据图像纹理实际情况不同,纹理窗口选择和纹理提取方法都有所差异。同时,同一树种的林分密度及年龄不同也会导致图像的纹理特征不同,而采样数据可能存在部分龄级样本缺失,导致错分情况等,因此寻求更稳定的纹理测度应用还有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 张锦水,何春阳,潘耀忠,等.基于SVM的多源信息复合的高空间分辨率遥感数据分类研究[J].遥感学报,2006,10(1):49-57.
ZHANG Jinshui, HE Chunyang, PAN Yaozhong, *et al.* The high spatial resolution RS image classification based on SVM method with the MultiSource data [J]. *J Remote Sens*, 2006, 10(1): 49-57.
- [2] 颜梅春,张友静,鲍艳松.基于灰度共生矩阵法的IKONOS影像中竹林信息提取利用纹理[J].遥感信息,2004(2):30-34.
YAN Meichun, ZHANG Youjing, BAO Yansong. Deriving bamboos from IKONOS image by texture information [J]. *Remote Sens Inform*, 2004(2): 30-34.
- [3] 孙小芳,卢健,孙小丹.城市地区高分辨率遥感影像绿地提取研究[J].遥感技术与应用,2006,21(4):159-162.
SUN Xiaofang, LU Jian, SUN Xiaodan. Extraction of green space in urban high resolution remote sensing image [J]. *Remote Sens Technol & Appl*, 2006, 21(4): 159-162.
- [4] 赵萍,傅云飞,郑刘根,等.基于分类回归树分析的遥感影像土地利用/覆被分类研究[J].遥感学报,2005,9(6):708-715.
ZHAO Ping, FU Yunfei, ZHENG Liugen, *et al.* Cart-based land use/cover classification of remote sensing images [J]. *J Remote Sens*, 2005, 9(6): 708-715.
- [5] FRANKLIN S E, PEDDLE D R. Classification of SPOT-HRV imagery and texture features [J]. *Int J Remote Sens*, 1990, 11(3): 551-556.
- [6] PEDDLE D R, FRANKLIN S E. Multisource evidential classification of surface and frozen ground [J]. *Int J Remote Sens*, 1992, 13(17): 3375-3380.
- [7] PEDDLE D R. An empirical comparison of evidential reasoning, linear discriminant analysis, and maximum likelihood algorithms for alpine land cover classification [J]. *Can J Remote Sens*, 1993, 19(1): 13-44.
- [8] COBURN A, ROBERTS B. A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification [J]. *Int J Remote Sens*, 2004, 25(20): 4287-4308.
- [9] 刘旭升,张晓丽.森林植被遥感分类研究进展与对策[J].林业资源管理,2004(1):61-63.
LIU Xusheng, ZHANG Xiaoli. Research advances and countermeasures of remote sensing classification of forest vegetation [J]. *For Resour Manage*, 2004(1): 61-63.

- [10] HARALICK R M, SHANMUGAN K, DINSREIN I. Textural features for image classification [J]. *IEEE Trans*, 1973, **6**: 610 – 621.
- [11] 姜青香, 刘慧平, 孔令彦. 纹理分析方法在 TM 图像信息提取中的应用[J]. 遥感信息, 2003 (4): 24 – 27.
JIANG Qingxiang, LIU Huiping, KONG Lingyan. The application of texture analysis in TM image information extraction [J]. *Remote Sens Inform*, 2003 (4): 24 – 27.
- [12] MARCEAU J, HOWAETH J, DUBOIS M, *et al.* Evaluation of the gray-level co-occurrence matrix method for land-cover classification using SPOT imagery [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1990, **28** (4): 513 – 518.
- [13] TREITZ P, HOWARTH P. Integrating spectral spatial and terrain variables for forest ecosystem classification [J]. *Photogr Eng Remote Sens*, 2000, **66** (3): 305 – 317.
- [14] 陈亮, 张友静, 陈波. 结合多尺度纹理的高分辨率遥感影像决策树分类[J]. 地理与地理信息科学, 2007, **23** (4): 18 – 21.
CHEN Liang, ZHANG Youjing, CHEN Bo. High spatial resolution remote sensing image classification based on decision tree classification combined with multiscale texture [J]. *Geogr Geo-Inform Sci*, 2007, **23** (4): 18 – 21.
- [15] SAKARI T, ANSSI P. Performance of different spectral and textural aerial photograph features in multi-source forest inventory [J]. *Remote Sens Environ*, 2005, **94**: 256 – 268.
- [16] 党安荣, 贾海峰, 陈晓峰, 等. ERDAS IMAGINE 遥感图像处理方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010: 67 – 80.
- [17] HARALICK R. Statistical and structural approaches to texture [J]. *Proceedings IEEE*, 1979, **67** (5): 786 – 804.
- [18] 潘洁, 李明诗. 基于信息量的高分辨率影像纹理提取的研究[J]. 南京林业大学学报: 自然科学版, 2010, **34** (4): 129 – 134.
PANG Jie, LI Mingshi. Textural features analysis of high-resolution remote sensing image based on the information abundance [J]. *J Nanjing For Univ Nat Sci Ed*, 2010, **34** (4): 129 – 134.
- [19] 郑明国, 蔡强国, 秦明周, 等. 一种遥感影像分类精度检验的新方法[J]. 遥感学报, 2006, **10** (1): 39 – 48.
ZHENG Mingguo, CAI Qiangguo, QIN Mingzhou, *et al.* A new approach to accuracy assessment of classifications of remotely sensed data [J]. *J Remote Sens*, 2006, **10** (1): 39 – 48.