

基于改进决策树分类算法的遥感影像分类研究

薄瑜, 刘瑞杰, 何丹丹

(大连科技学院 信息科学学院, 辽宁 大连 116001)

摘要: 针对现有分类器对遥感影像分类结果存不准确的问题, 文章提出了一种基于决策树分类器的遥感影像分类方法, 该方法以复合决策树 Boost Tree 思想为基础, 首先利用分形理论中的毯模型提取遥感影像的纹理特征, 根据遥感影像分类的特点, 构造新的单棵决策树生成算法对遥感影像进行分类; 以北京市五环内区域为研究区, 使用 landsat7 ETM 数据源, 实现了基于分形纹理特征、光谱特征的改进决策树分类。实验结果表明: 通过毯模型提取的纹理特征可以很好地表达表面特征, 辅以该纹理信息的改进决策树分类精度相比于只用光谱信息进行分类的精度有一定的提高, 改善了分类效果。

关键词: 决策树; 分形; 纹理特征; 毯覆盖模型; 遥感影像分类

Research on Remote Sensing Image Classification based on Improved Decision Tree Classification Algorithm

Bo Yu, Liu Ruijie, He Dandan

(School of Information Science, Dalian Institute of Science and Technology, Dalian 116001, China)

Abstract: According to the classification of remote sensing images result in inaccurate classifier existing problems, this paper proposes a method for classification of remote sensing image vegetation based on decision tree classifier, this method is based on the composite decision tree Boost Tree, texture feature firstly extracted using remote sensing images blanket model in fractal theory, according to the characteristics of remote sensing image classification, the construction of a new single decision tree algorithm to classify the remote sensing image. The improved decision tree classification based on fractal texture features and spectral features is realized by using the Landsat7 ETM data source as the research area in the five ring area of Beijing. The experimental results show that the texture features extracted from carpet models can express the surface features very well, and the classification accuracy of the improved decision tree supplemented with the texture information is improved compared with the spectral information only, and the classification effect is improved.

Keywords: decision tree; fractal; texture feature; blanket cover model; remote sensing image classification

0 引言

随着当今科技的发展, 遥感影像技术在科研及社会生产中得到广泛的应用, 如农业监测、地理情况分析、天气监测等, 遥感影像分类更是其核心技术, 多年来被研究人员重点研究与应用。遥感影像分类大多对遥感影像的光谱图提取出特征^[2], 对像元进行分类, 常用算法有决策树算法^[3]、K-Means^[4]等。其中, 决策树算法属于分类预测, 通过多预先收集的样本数据分析, 构造决策树用于特征分类。因为遥感图像的特征多样性, 光谱特征不能将遥感图像特征很好的描述出来, 所以需要对遥感图像特征进行运

算处理, 来有效的描述特征空间, 再用来分类。常用的特征运算有 K-T 变换^[5]、比值变换^[6]以及差值变换^[7]等等。随着研究者的深入研究, 后来产生了面向对象的分类方法, 即先分割, 再分类。传统的遥感影像特征提取只能在单个像素上进行依靠光谱信息的特征提取, 高分辨率的遥感影像由于波段较少, 光谱分辨率不高, 如果只提取光谱特征而忽略其他特征信息, 则会降低分类精度, 影像实验结果^[8]。所以, 当对较高分辨率的遥感影像进行分类时, 宜采用面向对象的遥感影像分类。

遥感影像的光谱特征极其复杂, 经常会出现两个不同的地物有同一光谱, 或者两个不同地物却有着相同的光谱。仅依靠遥感图像的光谱特征与纹理特征分类是不能保证分类效率与精度完全准确的, 所以本文需要进行整合, 共有三种整合方式: (1) 分类前, 对训练元组进行人为地补充, 使其更完善; (2) 分类中, 辅助数据参与分类; (3) 分类

收稿日期: 2017-11-30; 修回日期: 2018-01-08。

作者简介: 薄瑜(1982-), 女, 吉林榆树人, 硕士, 讲师, 主要从事图像处理、软件工程方向的研究。

刘瑞杰(1975-), 女, 吉林蛟河人, 汉族, 硕士, 副教授, 主要从事算法方向的研究。

后, 改正分类结果中不正确的分类。在第二种整合中, 辅助数据需要进行量化处理, 以便用于分类实验中新增波段参与分类, 本文可以将它当做一个独立的数据。

本文将分形和决策树分类算法相结合, 采用分形数学描述地物的纹理特征, 将多光谱影像和纹理图像结合, 以改进决策树分类器开展遥感影像分类研究。

1 遥感影像分形维数计算

目前, 应用分形理论进行遥感影像分类的研究也有很多, 主要集中在分形维数计算方法以及基于分形维数的遥感影像分割等方面^[9]。分形理论在纹理分析的应用中, 通常采用分形维数来描述纹理^[10]。分形维数用来表示自然界中地物的不规则程度, 其并不一定是整数, 分形维数也可以用分数来表示, 与欧氏几何中的整数维有明显的差别。分形维数最大的特点是其与人的视觉感受相互一致, 即影像表面越粗糙, 分形维数越大。而且分形维数在多尺度, 即多种空间分辨率上具有不变性。因此使用分形维数能够很好地描述遥感影像的纹理特征。

分形维数的计算方法有差分盒维数法^[11]、基于灰度插值法^[12]、基于分型布朗运动自相似模型^[13]的方法、以及毯覆盖模型^[14]等方法。

本文采用 Peleg 提出的计算灰度图像分形维数的毯覆盖模型来计算遥感影像的分形维数。毯覆盖法将图像视为有一定高度的山体, 高度为图像的灰度值。在距离山体表面 ϵ 的上下方铺盖厚度为 2ϵ 的毯子。设遥感影像的灰度值为 $g(i, j)$, 毯子的上表面用 a_ϵ 表示, 下表面用 b_ϵ 表示, 公式 (1) 表示初始条件, 上下表面的生长原则分别为公式 (2)、(3), 其中 d 表示 (m, n) 和 (i, j) 两点之间的距离。

$$g(i, j) = a_0(i, j) = b_0(i, j) \quad (1)$$

$$a_\epsilon(i, j) = \{\max\{a_\epsilon(i, j) + 1, \max_{a_\epsilon}(m, n)\}, d(i, j, m, n) \leq 1, \epsilon = 1, 2, \dots\} \quad (2)$$

$$b_\epsilon(i, j) = \{\min\{b_{\epsilon-1}(i, j) - 1, \min_{b_{\epsilon-1}}(m, n)\}, d(i, j, m, n) \leq 1, \epsilon = 1, 2, \dots\} \quad (3)$$

因此毯子的容积为:

$$V_\epsilon = \sum_{i,j} (a_\epsilon(i, j) - b_\epsilon(m, n)) \quad (4)$$

表面积为:

$$A(\epsilon) = \frac{V_\epsilon - V_{\epsilon-1}}{2\epsilon} \quad (5)$$

分形表面积符合关系式 $A(\epsilon) = F\epsilon^{2-D}$, 所以

$$\log A(\epsilon) = c_1 \log \epsilon + c_0 \quad (6)$$

其中, $c_1 = 2 - D$ 为拟合的直线的斜率, 通过改变尺度 ϵ 的大小, 可以求出不同的 c_1 , 从而可以求出分形维数 D 。

2 特征提取

特征提取是基于像元遥感影像分类中的最重要步骤之一, 遥感影像的光谱特征与空间特征有很多, 但是不是所有特征都可用于遥感影像分类。所以要从众多的特征中选择出可用于遥感影像分类的特征。之后还要进行提取, 才

能进行分类。常用的提取方法如下:

2.1 缨帽变换

缨帽变换也成为 K-T 变换, 即将一幅遥感影像解译出几个数据, 湿度指数、绿度指数和亮度指数等^[15], 如公式 (7) 所示:

$$Y = R^T x + r \quad (7)$$

其中, R 为缨帽变换系数, r 为常数偏移量。 X 和 Y 分别为变换前后多光谱空间的像元矢量。对遥感影像光谱图的 1~5 波段和 7 波段进行缨帽变换, R 如公式 (8)。

$$R = \begin{bmatrix} 0.3561 & 0.3972 & 0.3904 & 0.6966 \\ -0.3344 & -0.3544 & -0.4556 & 0.6966 \\ 0.2626 & 0.2141 & 0.0926 & 0.0656 \\ 0.0805 & -0.0498 & 0.1950 & -0.1327 \\ -0.7252 & -0.0202 & 0.6683 & 0.0631 \\ 0.4000 & -0.8172 & 0.0602 & 0.0602 \\ 0.2286 & 0.1596 \\ -0.0242 & -0.2630 \\ -0.7629 & -0.5388 \\ 0.0752 & -0.7775 \\ -0.1494 & -0.0274 \\ -0.1095 & 0.0985 \end{bmatrix} \quad (8)$$

2.2 植被指数

对遥感影像进行植被生长情况分析会用到植被指数, 利用遥感影像光谱图近红外波段与红外波段反射值之差与之和的比值可以反映植被特征^[16]。依据植被指数就可以对一幅遥感影像中的植被进行分类。常用的植被指数有归一化植被指数 (NDVI)。可由公式 (9) 得出:

$$NDVI = \frac{P_{nir} - P_{red}}{P_{nir} + P_{red}} \quad (9)$$

其中, P_{nir} 和 P_{red} 分别为遥感多波段影像中的近红外波段和红波段的反射值; 如果得到的数值处于 0.3~0.7 之间都代表植被特征, 可以用于分类。

2.3 纹理变换

不是所有的影像都在很小区域能呈现规则性, 但是大范围的整体却能体现出规则这就是纹理特性。在遥感影像分类中, 将纹理特征作为辅助特征进行分类, 可提高分类的正确率。本文知道纹理特征需要对像元集进行处理, 需要特定的测试算法可以采用统计量算法^[17], 需要用到的统计量有均值 (10)、方差 (11) 和熵 (12), 其计算需要用到总像元数目, 记为 ω , 第 i 级灰度概率 f_i , 以及第 k 波段的量化等级, 记为 $quantk$ 。

$$AVE = \frac{1}{\omega} \sum_{i=0}^{quantk} i \times f_i \quad (10)$$

$$STD = \sqrt{\frac{1}{\omega} \sum_{i=0}^{quantk} (i - AVE)^2 \times f_i} \quad (11)$$

$$ENT_1 = \sum_{i=0}^{quantk} \frac{f_i}{\omega} \times \ln \frac{f_i}{\omega} \quad (12)$$

3 Landsat7 ETM+影像的特征提取

由于遥感影像的特征提取过于繁琐,不在本文的研究范围内,所以在前文介绍了原理,实践操作需借助第三方软件 ENVI 5.1 来实现。本文采用的遥感影像为 Landsat7 ETM+遥感影像,其数据波段的第六波段是热红外,不能有效反应不同地物的特征,对于分类无实际意义,所以不采用。第一至第五以及第七波段中有 RGB 可见光波段,包括一个 B4 近红外,区分地物类型。

下面应用 ENVI5.1 软件,介绍变换提取 Landsat7 ETM+遥感影像特征数据过程。

(1) 打开一个 Landsat7 ETM+数据。

(2) Toolbox 中,选择/Radiometric Correction /Radiometric Calibration,选 LC8 多光谱数据。

(3) 校准类型:点击 Reflectance,指定输出文件的路径和文件名称执行即可

(4) 在主界面中,选择 File→Save as,选择 LC8 大气表观反射率定标结果,再点击 Spectral Subset 按钮,选择后面 6 个波段。

(5) 在 Toolbox 中,选择 Transform/Tasseled Cap。在文件对话框中选择上一步得到的数据文件。

(6) 在 Tasseled Cap Transform Parameters 面板中,传感器类型选择 Landsat7 ETM。

(7) 选择输出路径和文件名

4 实验结果分析

4.1 光谱特征数据准备

实验选择预处理后的 2015 年夏季北京市 landsat 7 多光谱遥感影像,裁剪得到北京市五环内区域。为了进一步去除影像中的噪声和干扰,对影像进行主成分变换。

首先进行主成分正变换,发现前三个主成分已经占据了原始影像中的绝大多数信息,而且自第 4 主成分起,图像中出现了明显的噪声,所以选取前三个主成分进行主成分逆变换,得到北京市五环内变换后遥感影像,如图 1 所示。



图 1 主成分变换影像

通过资料搜集以及观察变换后图像可以发现,研究区域内的主要地物类型有建筑物、植被、道路以及水体,几

乎没有裸地,故而分类时将区域内的地物类型区分为建筑物、植被、道路、水体四类。为了最大程度利用影像的信息,选取了信息量最大的第一主成分灰度图像来计算分形维数,如图 2 所示。

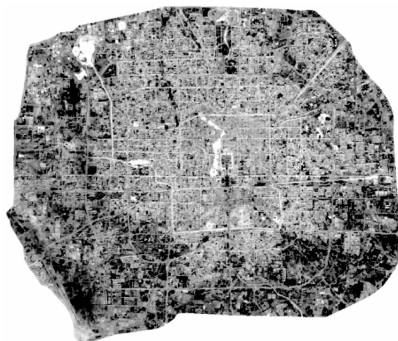


图 2 第一主成分

4.2 分形验证

在本实验过程中,试验了 3×3 , 5×5 , 7×7 的窗口以及不同的毯子覆盖的尺度范围,提取纹理特征图像。分析后发现使用 5×5 大小的窗口,且毯子覆盖的尺度的范围为 50—100 时提取的纹理最为丰富且最后参加分类得到的效果较好,如表 1 所示。

表 1 分类精度

数据组合	总体精度/%	Kappa 系数
多波段光谱数据	89.172 6	0.813 1
光谱数据和纹理数据 3×3	90.183 0	0.826 7
光谱数据和纹理数据 5×5	90.223 9	0.824 1
光谱数据和纹理数据 7×7	90.087 4	0.821 1

从表 1 可以发现,加入纹理特征后的分类总体精度和 Kappa 系数相比于纯光谱数据都有提高,总体精度提高了 1.051 3%, Kappa 系数提高了 0.011。这说明了纹理特征与光谱特征结合可以改善分类的效果,基于分形理论的纹理特征有助于分类精度的提高。

观察图 3 纹理特征图像可以发现,建筑物密集分布的区域图像亮度较大,代表该区域的纹理复杂;而大面积的植被以及道路和水体等表面较光滑的区域图像亮度偏暗,

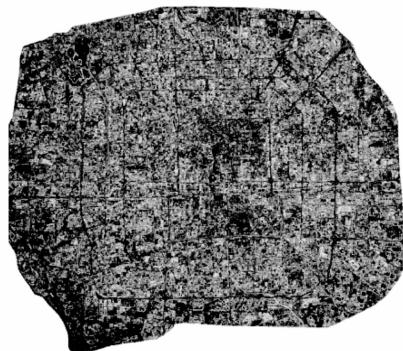


图 3 毯覆盖算法提取的纹理特征图像

代表这些区域的纹理复杂度小。这也表明了该图像能够反映出地物的纹理复杂程度。

4.3 分类结果

根据北京市五环内的地物特点，将土地类型分为建筑物、道路、植被、水体四种，并分别选取一定数量的样本。将计算得到的纹理特征与光谱特征结合，使用决策树分类器进行分类；使用相同的样本，使用决策树分类器只对光谱数据进行分类，对分类结果分析比较。分类器的各项参数采用默认值。分类结果如图 4，图 5。

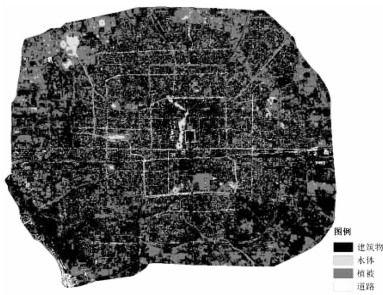


图 4 光谱特征和纹理特征结合的分类结果

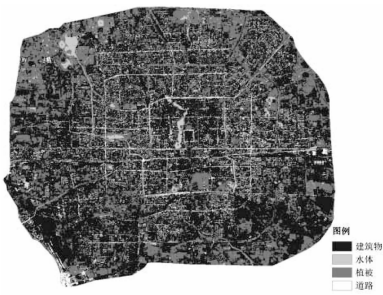


图 5 仅利用光谱特征的分类结果

4.4 精度分析

表 2 和表 3 可以看出，加入纹理特征数据后，纹理特征明显的道路和植被的分类精度都有所提高。其中道路数据的用户精度提高幅度最大。

表 2 基于光谱特征分类的用户精度

地物类别	用户精度/%
建筑物	93.22
水体	91.92
植被	96.01
道路	47.07

表 3 基于光谱特征和纹理特征结合分类的用户精度

地物类别	用户精度/%
建筑物	90.88
水体	89.42
植被	96.12
道路	57.87

图 6 和图 7 可以发现，加入纹理特征后，道路与建筑物



图 6 纯光谱特征分类结果



图 7 光谱特征和纹理特征结合的分类结果

的区分度得到较大的提高，部分错分为道路建筑物重新划分为建筑物。这主要是因为 landsat7 遥感影像中，道路和建筑物的光谱特征非常接近，只利用光谱特征进行分类时，这两种地物类型容易混淆；但是这两种地物的纹理特征有较大的差别，建筑物的纹理是破碎的块状，而道路的纹理大多数为长条状，两者的纹理复杂度有较大的区别，所以根据纹理特征可以较好的将这两种地物区分开来。

4.5 算法比较

利用改进决策树分类，关于精度评价方面，本文随机采样对其进行精度评价，对于错误的分类借助 GPS，实地考察进行纠正，利用了总体分类精度、Kappa 系数和混淆矩阵。为了验证算法改进是否有效，对实验结果进行了横向对比，如表 4 所示。

表 4 几种算法比较

分类算法	改进决策树	Boost Tree	C5.0
总体精度	91.68%	90.02%	91.86%
Kappa	0.905 2	0.869 2	0.903 1

由表 4 可以观察到，与传统 Boost Tree 分类算法相比，本文改进的组合决策树算法更优越；与 C5.0 相比，本文设计算法与其相比，分类精度也几乎一样。

5 结论

传统的分类方法局限于遥感影像的光谱特征，容易由于同物异谱、异物同谱等原因造成分类结果精度不高。本文研究表明，利用分形理论可以有效地描述遥感影像的纹理特征。相比于传统的只利用光谱特征改进决策树分类的方法，通过第三方软件 ENVI 对遥感影像进行了特征提取，

融合光谱特征和分形纹理特征有助于决策树分类算法精度的提高, 特别是对于纹理特征明显的地物的分类效果更佳。本实验的不足之处首先在于毯覆盖算法只计算出了特定尺度范围内的分形维数, 其次是决策树分类算法计算所需时间较长。而当纹理结构不同时, 应当选择不同的尺度, 才能更好地描述分形特征。在后续的研究中, 应当对算法进行改进, 采用多尺度分维的方法估算分形维数, 从而更好地反映分形特征。

参考文献:

- [1] 蒋 力, 徐正全, 徐彦彦, 等. 结合密码技术与标记技术的遥感影像安全算法 [J]. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2014, 42 (6): 121-126.
- [2] 李 熙, 石长民, 李 畅, 等. 可变神经网络结构下的遥感影像光谱分解方法 [J]. 计算机工程, 2012, 38 (9): 1-3.
- [3] 张 强, 李朝奎, 董小姣, 等. 基于 CRUISE 决策树分类算法的遥感影像分类研究 [J]. 湖南科技大学学报 (自然科学版), 2015, 30 (1): 97-103.
- [4] 吴洁璇, 陈振杰, 张云倩, 等. 多核 CPU 下的 K-means 遥感影像分类并行方法 [J]. 计算机应用, 2015, 35 (5): 1296-1301.
- [5] 程灿然, 杨树文, 石鹏卿. 基于高分一号卫星遥感影像的城市绿地提取对比研究 [J]. 矿山测量, 2017, 45 (3): 12-16.
- [6] 柯 涛, 陈 彪, 李从敏. 基于多基准点和基准方向的面阵影像与线阵影像匹配方法 [J]. 测绘科学, 2016 (3): 11-17.
- [7] 王丽云, 李 艳, 汪禹芹. 基于对象变化矢量分析的土地

利用变化检测方法研究 [J]. 地球信息科学学报, 2014, 16 (2): 307-313.

- [8] 杨嘉树, 梅天灿, 仲思东. 顾及局部特性的 CNN 在遥感影像分类的应用 [J]. 计算机工程与应用, 2017 (4): 1-9.
- [9] 李超炜, 邓新蒲, 赵昊宸. 基于多特征提取的遥感影像云检测算法研究 [J]. 数字技术与应用, 2017 (10): 1-7.
- [10] 赖自力, 陈建平, 向 杰, 等. 分形理论和 LiDAR 数据的滑坡识别 [J]. 测绘科学, 2017 (9): 1-9.
- [11] 朱 烨, 李晓斌. 改进差分盒维数阈值的自然图像分割方法 [J]. 计算机仿真, 2015, 32 (4): 197-201.
- [12] 张红颖, 易建军, 于之靖. 基于分形插值的频域散斑相关法面内位移测量 [J]. 红外与激光工程, 2016, 45 (9): 176-181.
- [13] 孙 康, 金 钢, 王超宇, 等. 扫描模式下海杂波的多分形布朗运动模型 [J]. 电子与信息学报, 2015, 37 (4): 982-988.
- [14] 李恒凯, 吴立新, 李发帅. 面向土地利用分类的 HJ-1CCD 影像最佳分形波段选择 [J]. 遥感学报, 2013, 17 (6): 1572-1586.
- [15] 江丽莎, 何朝霞. 基于缨帽变换分析地表温度变化 [J]. 微型机与应用, 2016, 35 (1): 36-37.
- [16] 赵 凯, 徐剑波, 赵之重, 等. HJ-1A/B CCD 与 Landsat TM/ETM+ 植被指数的交互比较 [J]. 遥感技术与应用, 2013, 28 (4): 674-680+738.
- [17] 闫怀鑫, 王 瑜, 张 娜. 基于边缘模式和主导学习框架的相似纹理分类 [J]. 计算机工程与应用, 2016 (11): 1-6.

(上接第 206 页)

参考文献:

- [1] Heemels W, Donkers M C F, Teel A R. Periodic event-triggered control for linear systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2013, 58 (4): 847-861.
- [2] Kopetz H. The complexity challenge in embedded system design [A]. The 11th IEEE Proceeding of the Object Oriented Real-Time Distributed Computing (ISORC) [C]. 2008: 3-12.
- [3] 李 奇, 樊晓平. 一种时间触发的多任务调度器设计 [J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2008 (5): 17-19.
- [4] Albert A. Comparison of event-triggered and time-triggered concepts with regard to distributed control systems [J]. Proceedings of Embedded World, 2004, 171902: 235-252.
- [5] Kopetz H, Braun M, Ebner C, et al. The design of large real-time systems: the time-triggered approach [A]. The 16th IEEE Proceeding of the Real-Time [C]. 1995: 182-187.

- [6] Baruah S, Bonifaci V, D'Angelo G, et al. Scheduling real-time mixed-criticality jobs [J]. IEEE Transactions on Computers, 2012, 61 (8): 1140-1152.
- [7] Baruah S K, Burns A, Davis R I. Response-time analysis for mixed criticality systems [A]. Real-Time Systems Symposium (RTSS), 2011 IEEE 32nd [C]. IEEE, 2011: 34-43.
- [8] Li H, Baruah S. An algorithm for scheduling certifiable mixed-criticality sporadic task systems [A]. The 31st IEEE Proceeding of the Real-Time Systems Symposium (RTSS) [C]. 2010: 183-192.
- [9] Tamas-Selicean D, Pop P. Design optimization of mixed-criticality real-time applications on cost-constrained partitioned architectures [A]. The 32nd IEEE Proceeding of the Real-Time Systems Symposium (RTSS) [C]. 2011: 24-33.
- [10] 张 莉, 方 丽. 基于事件触发的独轮车移动机器人跟踪控制系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23 (9): 3060-3062.