

# 几何和图论特征对高分辨率遥感影像 土地利用分类的影响

万幼川<sup>1</sup> 黄俊<sup>1</sup>

(1 武汉大学遥感信息工程学院,武汉市珞喻路 129 号,430079)

**摘 要:**利用高空间分辨率影像中地物的几何特征和空间邻域信息,结合我国土地利用状况和空间分布的特点,在支持向量机分类方法的基础上,利用几何和图论特征实现高分辨率遥感影像土地利用状况分类,并分析讨论了几何和图论特征对分类结果的影响。实验结果表明,该方法可以有效地识别未利用地、农业用地、工业用地和商住用地 4 种典型地类,其分类结果也可为土地利用变化监测提供依据。

**关键词:**高分辨率遥感影像;土地利用;直线提取;图论特征

**中图法分类号:**P237.4

运用遥感影像进行土地利用分类是遥感和模式识别领域的一项重要研究内容。近年来,众多学者和研究人员针对 QuickBird 和 IKONOS 等高分辨率卫星遥感影像用于土地利用分类提出了一系列方法,许多利用地物空间和几何特征的遥感影像分类方法迅速发展,如形态学、上下文分类、纹理分类等。在分类过程中,充分考虑了地物的几何形状、尺寸、纹理等空间特征,提高了分类精度<sup>[1]</sup>。文献[2]指出,在以往的城市土地利用分类研究中,高分辨率遥感影像的空间信息并未得到充分利用,并进而提出了一种改进的基于形态学-轮廓的分类方法;文献[3]总结了目前已有的诸多高空间分辨率遥感影像的分类方法,提出了一种基于像元的多层次上下文信息,采用支持向量机为分类器的分类系统;文献[4]运用基于支持区域的直线提取方法从遥感影像中提取直线特征,并通过大量实验和计算总结出一系列统计特征来评价土地开发程度;文献[5]在利用一些常用的纹理特征的基础上,将支持向量机用于影像纹理分类,能有效地区分居民地、田地、水域、林区 4 类地物。本文采用支持向量机分类器,利用几何和图论特征实现高分辨率遥感影像土地利用状况分类,并讨论和分析了几何和图论特征对分类结果的影响。

## 1 分类原理与方法

支持向量机(support vector machines, SVM)是基于研究小样本情况下机器学习规律的统计学习理论的一种新的机器学习方法,其基本思想是寻找一个分类超平面,使得训练样本中的两类样本能被分开。而对于多类问题,目前有三种成熟的算法,即一对一法(one-against-one, OAO)、一对多法(one-against-all, OAA)、有向无环图法(directed acyclic graph, DAG),其中, OAO 最适合解决多类问题。在遥感图像的分类研究中,应用 SVM 最大的优点是进行分类时,无需进行数据降维,并且在算法的收敛性、训练速度、分类精度等方面都具有较高的性能<sup>[5, 6]</sup>。本文重点讨论 SVM 分类器中使用几何和图论特征以及这两类特征对分类结果的影响。

### 1.1 基于梯度约束霍夫变换的直线段提取

本文运用梯度约束的霍夫变换直线提取方法,先利用高斯核函数的一阶导数分别计算图像中各像素点水平方向和垂直方向上的梯度,得到图像的梯度幅值图,在进行霍夫变换峰值检测前,利用合适的梯度幅值阈值过滤一部分弱边缘像素,在保证检测出足够直线特征的前提下,减少了

变换所需的峰值检测时间,加快了运算速度,并输出带有起始点坐标信息的直线段。

### 1.1.1 梯度幅值图的计算

设二维高斯函数为<sup>[7]</sup>:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x^2 + y^2)\right) \quad (1)$$

其中,  $\sigma^2$  为高斯核宽度。图像  $f(x, y)$  中各像素点水平方向和垂直方向上的梯度  $G_x$ 、 $G_y$  分别为:

$$G_x = \frac{\partial G}{\partial x} * f(x, y), G_y = \frac{\partial G}{\partial y} * f(x, y) \quad (2)$$

则图像中像素  $(i, j)$  的梯度幅值  $GM(i, j)$  为:

$$GM(i, j) = \sqrt{G_x^2(i, j) + G_y^2(i, j)} \quad (3)$$

### 1.1.2 梯度幅值阈值的确定

梯度幅值阈值的选取应接近边缘点的梯度幅值,可有效过滤边缘中包含的非边缘点。实验研究表明,梯度幅值阈值取整幅图像的梯度幅值均值比较合适。 $M \times N$  大小的影像梯度幅值均值的计算方法为:

$$\overline{GM} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N GM(i, j) / MN \quad (4)$$

### 1.1.3 霍夫变换及直线参数的获取

运用梯度约束的霍夫变换提取直线及直线相关参数的基本算法流程如下:① 将图像梯度幅值图作为输入数据,寻找梯度幅值大于设定阈值的像素点;② 计算①中像素点对应的变换参数  $\rho$ 、 $\theta$ ,建立累加器数组:

$$\begin{aligned} \theta &= \arctan(G_y(i, j) / G_x(i, j)) \\ \rho &= G_x(i, j) \cos \theta + G_y(i, j) \sin \theta \end{aligned} \quad (5)$$

③ 对累加器数组运用局部极大值法进行峰值检测,得到的每组峰值结果即对应一条检测出的直线;④ 确定每条检测直线上所包含的原图像中的像素点,并记录其坐标值;⑤ 根据邻接连通性对④中的结果进行线段分割,得到直线段分割结果,并输出直线段起始点对应的像素点坐标。

## 1.2 分类评价特征的提取

### 1.2.1 基于影像几何信息的分类评价特征

通过对小范围高分辨率影像(窗口大小为 600 像素  $\times$  600 像素)进行目视分析,可以发现有人类活动改造的区域,如建筑物、道路、农田等,其轮廓多表现为矩形,具有明显的直线特征,且直线段的长度长,排列规则;而在人类活动较少的未利用地区,如森林、草地、水面等,直线特征不明显,且直线段长度短,排列杂乱。根据上述特点,可提取以下基于影像几何信息的特征。

1) 直线长度均值特征  $F(M_{len})$ 。直线长度均值能够反映影像地物目标形状与大小的总体情

况,其中包含大型建筑物、田块、塘堰和道路、渠道等目标的地类直线长度均值较大,而包含建筑面积小且密集的地类和直线特征不明显的地类直线长度均值较小。因此,可将直线长度均值作为分类评价特征,计算方法为:

$$F(M_{len}) = \sum_{i=1}^N \text{len}(i) / N \quad (6)$$

式中,  $N$  为图像检测出的直线段数目;  $\text{len}(i)$  为提取的直线段的长度:

$$\text{len}(i) = \sqrt{(y_{ie} - y_{is})^2 + (x_{ie} - x_{is})^2} \quad (7)$$

其中,  $(x_{is}, y_{is})$  和  $(x_{ie}, y_{ie})$  分别为霍夫变换中得到的第  $i$  条直线段起、始点的坐标值。

2) 直线段长度分布的熵特征  $F(E_{len})$ 。实验分析发现,未利用地区的直线段不仅长度短,而且其长度分布也比人类活动改造区域少。根据所提取的直线段长度统计结果构造直方图,直方图的熵可以描述直线段长度的分布特性,区分不同的地类样本。本文实验中,直方图横坐标从起点 5 个像素到终点 250 个像素,每隔 5 个像素作为一个统计区间,共 50 个区间,纵坐标表示落在每个统计区间内的直线段数目。按照式(8)计算每幅图像直线段长度分布直方图的熵值:

$$F(E_{len}) = - \sum_{i=1}^N [h_{len}(i) \log_2(h_{len}(i))] \quad (8)$$

式中,  $h_{len}(i)$  为直线段长度分布直方图中第  $i$  区间的直线段数目。

3) 梯度幅值均值特征  $F(M_{gm})$ 。图像边缘蕴含了丰富的目标物体的信息,而图像梯度幅值均值能够反映图像所包含边缘信息的总体情况。实验分析发现,不同地类样本图像的梯度幅值均值有差异,如包含人工建筑物的地类具有丰富的边缘信息,且强度较高,该地类的梯度幅值均值较大,因此,将图像梯度幅值均值作为一个分类评价特征,即  $F(M_{gm}) = \overline{GM}$ 。

### 1.2.2 基于图论的分类评价特征

基于图论的图像分析和处理技术是近年来国际上图像处理领域的一个新的研究热点,本文涉及的图论基本概念及其性质说明如下<sup>[8]</sup>。

1) 在无向图中,前后相继连接的一串边的集合称为路,起点与终点为同一节点的路称为圈。图的圈数也被定义为从图中去除某些边,而使图成为无圈图的最小边数。图的圈数计算方法为:

$$G(R) = m - n + c \quad (9)$$

式中,  $m$  为图  $G$  中的边数;  $n$  为图  $G$  中的节点数;  $c$  为图  $G$  中的连通区域数。

2) 在图论中,从一个节点  $V$  所引出的边  $E$

的条数称为  $V$  的度数,记作  $\deg(V)$ ,若某图  $G$  由节点集  $V=\{v_1,v_2,\cdots,v_n\}$  构成,则  $G$  的度序列记为  $(\deg(v_1),\deg(v_2),\cdots,\deg(v_n))$ 。且每一个图结点度数的总和等于其边数的两倍,即

$$\sum_{v_i \in V} \deg(v_i) = 2 |E| \quad (10)$$

本文根据所提取直线段的起始点即可确定直线段的中点位置,因此,将每条直线段的中点作为图的节点,然后根据一定的邻近性原则(实验中取节点距离小于 40 像素)连接其中的每两个节点构成边,边的权可取线段长度、方向或对比度,且在构图运算时记录下每个节点的度。构成的图可以反映影像中地物几何线性特征的空间分布、邻域关系等。因此,可利用图的圈数和度序列等统计特征来描述土地利用状况<sup>[4]</sup>。基于图论的分类评价特征如下:① 图的圈数特征  $F(C_r)$ 。由同一建筑物或相邻的建筑物提取的直线段,在构图时很容易产生圈,在人类活动较多的地类中,构图时会出现大量的圈,且建筑越密集,圈数越大;而在未利用地区域,出现圈的几率要小很多。因此,把图的圈数作为一个分类评价特征。图的圈数特征利用式(9)计算,即  $F(C_r)=G(R)$ 。本文中,图的节点数即为霍夫变换提取的直线段数目,图的边数运用式(10)求得。连通区域数算法较为复杂,详细过程可参考文献[9]。② 图的度序列分布的熵特征  $F(E_{ds})$ 。在人类改造活动较多的区域,由于直线段检出的数目多,相互邻近且排列整齐,故构图时顶点之间易产生边,图的复杂度强,代表各直线段的顶点的度较大,且度的数目分布广;而在未利用地区域,由于直线段检出的数目较少,相互远离,且排列杂乱无规律,故构图时产生的边亦少,图的复杂度低,代表各直线段的顶点的度较小。根据上述特点,可将图的度序列分布的熵作为一项分类评价特征。与直线段长度分布的熵计算方法类似,通过构造度序列分布的直方图来统计所有节点度的分布情况,直方图横坐标起点为度数等于 1,终点为度数最大值,间隔为 1,纵坐标为每个度数对应的节点个数。按照式(11)计算图的度序列分布直方图的熵值:

$$F(E_{ds})=-\sum_{i=1}^N[h_{ds}(i)\log_2(h_{ds}(i))] \quad (11)$$

式中,  $h_{ds}(i)$  为图的度序列分布直方图中度为  $i$  的节点个数。

1.3 利用几何和图论特征的土地利用状况分类

1.3.1 地类划分原则

参考 2001 年 8 月国土资源部印发试行的全

国土地分类标准中 3 级地类的划分,其中一级类包括农业用地、建设用地和未利用地 3 大类。结合影像自身的特点和提取的分类评价特征,将建设用地中商住用地和工业用地划分开来,把样本数据划分为未利用地(无明显的直线特征,地物排列杂乱,多为植被覆盖或裸露的砂石、水面,边缘信息较少,且强度低;直线段数目最少,线段均长最短,长度分布集中,梯度幅值均值较小;图的圈数最小,节点度最小)、农业用地(农作物规划种植比较整齐,农田和塘堰边缘具有明显的直线特征,边缘信息较多,但强度低;直线段数目较少,线段均长较长,长度分布较广,梯度幅值均值较小;图的圈数较小,节点度较小)、工业用地(建筑物占地面积大,排列整齐,建筑轮廓多为较规则的矩形,边缘信息较多,且强度大;直线段数目较多,线段均长最长,长度分布较广,梯度幅值均值较大;图的圈数较大,节点度较大)和商住用地(建筑物数量多、排列整齐,单体建筑占地面积较小,高层建筑有阴影,边缘信息丰富,且强度大;直线段数目最多,线段均长较短,长度分布最广,梯度幅值均值较大;图的圈数最大,节点度最大)4 类典型的用地类型。

1.3.2 计算分类评价特征

从样本数据中选取 4 个较为典型的地类样本影像,实验平台采用 MatLabR2007a,硬件环境为迅驰 4 移动计算平台(CPU:T2300,内存:1 G),直线段提取结果和构图结果如封三彩图 1 所示,4 个典型地类样本的分类评价特征计算结果如表 1 所示。

表 1 典型地类样本的分类评价特征计算结果表

Tab. 1 Feature Values of the Typical Sample Images

评价特征	未利用地	农业用地	工业用地	商住用地
计算时间/s	5.22	1.60	4.21	7.02
几何特征 $F(M_{len})$	14.08	33.76	35.88	18.35
$F(E_{len})$	-203.19	-690.97	-1 071.34	-4 199.57
$F(M_{gm})$	0.230 5	0.209 4	0.287 6	0.314 4
图论特征 $F(C_r)$	22	101	357	2 454
$F(E_{ds})$	-148.97	-846.8	-1 096.27	-3 127.84

通过分析表 1 发现,  $F(E_{len})$ 、 $F(C_r)$ 、 $F(E_{ds})$  3 个特征表现一致,随着地类中人类开发活动的增强,特征值绝对值也成正比增加,且农业用地与工业用地样本的特征值比较接近。在直线段长度均值特征  $F(M_{len})$  上,农业用地与工业用地样本的特征值很相近,特征值分布在 30~50 个像素之间,个别样本由于包含高速公路、桥梁等地物,其特征值超过该范围;而未利用地样本的特征值分

布在 10~16 个像素左右;商住用地样本的特征值分布在 18~26 个像素之间,因此,该特征可以很好地区分这两类用地与未利用地和商住用地。在图像梯度幅值均值特征  $F(M_{gm})$  方面,未利用地和农业用地特征值相近,且值较小,多分布在 0.17~0.23 之间;而工业用地和商住用地特征值相近,且值较大,多分布在 0.26~0.31 之间,因此,该特征可以较好地区分前两类与后两类用地。

1.3.3 构造分类器

实验采用线性核函数和 OAO 算法构造 SVM 分类器,根据已知地类训练样本的分类评价特征和所属类别进行训练,求出最优分类函数,然后将每一个检验样本特征向量代入最优分类函数,把所得的值与该检验样本的已知类别进行比较,可知分类是否正确,然后累加分类正确数,得到最终的检验样本识别分类结果。

1.3.4 分类流程

本文分类方法总体包含上述直线段提取、分类评价特征计算、构造分类器等关键步骤,具体方法流程如图 1 所示。

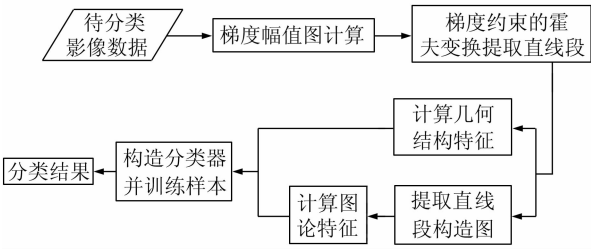


图 1 分类方法流程图  
Fig.1 Flow Chart of Classification

2 实验数据分析及结果评价

实验区为我国南部沿海地区某地一幅 10 000 像素×10 000 像素的 QuickBird 全色遥感影像,空间分辨率为 0.61 m,将其裁切等分为 234 幅 600 像素×600 像素的小幅样本数据作为实验数据源。通过目视判读和同期的土地利用现状数据判定,在所有样本数据中,未利用地样本 66 个,农业用地样本 68 个,工业用地样本 47 个,商住用地样本 53 个。

选取 4 类数据样本各 10 个作为训练样本集,以上 234 个样本数据作为检验样本集,分别计算样本的 5 个评价特征值。为验证几何和图论特征的分类效果,实验过程分别选取 3 个几何特征  $V_{Geometric}=(F(M_{len}),F(E_{len}),F(M_{gm}))$ 、2 个图论特征  $V_{Graph}=(F(C_r),F(E_{ds}))$  和全部 5 个特征

$V_{Combine}=(F(M_{len}),F(E_{len}),F(M_{gm}),F(C_r),F(E_{ds}))$ 组成不同的特征向量,运用 SVM 分类器进行分类,分类精度对比结果如表 2 所示。分析表 2 数据发现,单纯运用几何特征的分类效果好,4 种地类能够较好地区分识别;而图论特征对于未利用地和商住用地的识别率较高,农业用地和工业用地容易混淆;几何和图论特征相结合的特征向量  $V_{Combine}$  的分类结果最好,分类结果如表 3 所示。

表 2 分类精度对比表/%  
Tab.2 Class Classification Results Using Different Measures/%

选用特征 向量	分类结果				
	未利用地	农业用地	工业用地	商住用地	总体精度
$V_{Geometric}$	83.3	79.4	80.8	83.0	81.6
$V_{Graph}$	81.8	60.3	63.8	84.9	72.7
$V_{Combine}$	86.4	80.9	82.9	86.8	84.2

表 3 几何和图论特征结合分类结果表/%  
Tab.3 Class Classification Results Using Combined Measures/%

样本类型	分类结果			
	未利用地	农业用地	工业用地	商住用地
未利用地	86.4	7.6	4.5	1.5
农业用地	5.9	80.9	10.2	2.9
工业用地	2.1	8.5	82.9	6.4
商住用地	1.9	1.9	9.4	86.8

分类结果中存在少量误分现象,通过对分类评价特征及实验分类结果的分析发现,直线检测结果对地类判别有直接的影响,其中,未利用地中某些样本由于裸露岩石或湖泊水面等强边缘区域会检测出比一般样本多的直线段,对该地类的类型造成误判;而商住用地中某些样本由于建筑物排列分布密集、阴影遮盖等原因而引起直线段检出数目较少,而引起该地类的误判。另外,部分检测样本中存在地类混杂的情况,如同时包含未利用地和工业用地,容易产生误判,影响总体分类精度。

3 结 语

本文利用提取的直线长度均值、梯度幅值均值和图的圈数、度序列等特征为基础,描述直线段的长度、分布、空间关系等特征信息,并基于 SVM 分类器,利用这些几何和图论特征实现高分辨率遥感影像土地利用状况分类,分析比较了几何和图论特征对分类结果的影响。实验采用 0.61 m 分辨率的 QuickBird 全色影像验证了本文方法的有效性。在下一步的研究中,考虑提取更多的统

计特征或不同的构图方法,如直线方位特征、纹理特征和加权的图论特征等来提高分类的质量,区分更多、更细的土地利用类型;也可考虑融合多光谱遥感影像的光谱信息来区分仅由几何特征难以区分的地类。

参 考 文 献

[1] 陈云浩,冯通,史培军,等. 基于面向对象和规则的遥感影像分类研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(4):316-319

[2] Benediktsson J A, Palmason J A, Sveinsson J R. Classification of Hyperspectral Data from Urban Areas Based on Extended Morphological Profiles [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3):480-491

[3] Bruzzone L, Carlin L. A Multilevel Context-based System for Classification of Very High Spatial Resolution Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(9):2 587-2 600

[4] Ünsalan C, Boyer K L. A Theoretical and Experimental Investigation of Graph Theoretical Measures

for Land Development in Satellite Imagery [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(4): 575-589

[5] 徐芳,燕琴. 基于支持向量机的航空影像纹理分类研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2003, 28(5):518-520

[6] 惠文华. 基于支持向量机的遥感图像分类方法[J]. 地球科学与环境学报, 2006, 28(2): 93-95

[7] 曹占辉. 一种基于高斯函数的直线型边缘提取算法[J]. 红外技术, 2006(4):25-27

[8] Ore O. Theory of Graphs[M]. Providence: AMS Bookstore, 1967

[9] Gazit H. An Optimal Randomized Parallel Algorithm for Finding Connected Components in a Graph [C]. The 27th Annual Symposium on Foundations of Computer Science, Toronto, Ontario, Canada, 1985

第一作者简介:万幼川,教授,博士,博士生导师。现从事遥感、地理信息系统、数字流域及数字城市方面的科研和教学工作。  
E-mail:WYCH@public.wh.hb.cn

Influence of Geometric and Graph Theoretical Measures on Land Classification Using High-Resolution Remote Sensing Images

WAN Youchuan<sup>1</sup> HUANG Jun<sup>1</sup>

(1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** We focus on geometric structure and neighborhood information in high spatial resolution images, combining with local situation and spatial distribution of land use, to accomplish land use classification using geometric and graph theoretical measures based on a SVM, and discuss how these measurements affect the classification results. The experiments use QuickBird images. The result shows that this method can classify the sampled images into four typical classes as rural, agricultural, industrial and commercial- residential regions. The final results can also be used for land use change detection and monitoring.

**Key words:** high-resolution remote sensing images; land use; line extraction; graph theoretical measures

About the first author: WAN Youchuan, professor, Ph.D., Ph.D supervisor, majors in remote sensing, GIS.  
E-mail: WYCH@public.wh.hb.cn