

文章编号:1005-0523(2016)01-0083-06

# 结合粗糙集约简的纹理特征影像分类

潘远<sup>1</sup>,王卿<sup>2</sup>

(1.华东交通大学土木建筑学院,江西 南昌 330013;2.中国瑞林工程技术有限公司建筑设计研究院,江西 南昌 330031)

**摘要:**基于光谱特征的影像分类精度过低,不能满足生产的需要,所以研究利用其他辅助手段来提高遥感影像的分类成为未来发展的一个重要方向。使用灰度共生矩阵对研究影像进行纹理特征提取,得到8种纹理特征,然后利用粗糙集约简中的遗传算法对8种纹理特征进行纹理特征选择,最后得到一组最优组合;利用这一最优组合与原始影像融合产生新的影像,对新影像进行分类。通过实验对比分析证明,约简后的纹理特征辅助光谱特征分类能够提高遥感影像分类的准确性和精度。

**关键词:**粗糙集;约简;纹理特征;分类

中图分类号:P237 文献标志码:A

DOI:10.16749/j.cnki.jecjtu.2016.01.012

在遥感图像分类研究中,通常把多光谱信息作为特征进行分类,但地物反射光谱特征非常复杂,受其它因素如含水性等的影响较大,而纹理主要反映了地物的影纹结构及其表面的粗糙度,因而纹理特征已经被逐渐应用于图像分类中<sup>[1]</sup>。

在遥感图像的分类过程中加入纹理信息是提高图像分类精度的重要方法之一<sup>[2]</sup>。灰度共生矩阵是一种用来分析图像纹理特征的重要方法,通过计算图像中有一定距离和一定方向的两点灰度之间的相关性,来反映图像在方向、间隔、变化幅度及快慢上的综合信息<sup>[3]</sup>。由于纹理特征的多样性,如果过多的加入纹理特征会影响分类的精度。粗糙集理论中的属性约简,可以去除冗余属性及描述知识规则。

本文提出一种利用粗糙集约简中的遗传算法对遥感影像纹理特征进行选择,利用选择的纹理特征参与影像分类。以浙江省宁波市北仑区为研究区来验证该方法的有效性,首先利用灰度共生矩阵(GLCM)方法提取纹理特征,再利用粗糙集约简获取的纹理特征约简,通过约简得到一组最佳纹理特征组合,利用该组合进行遥感影像分类。

## 1 纹理特征提取

### 1.1 研究区域

本文研究区域为浙江省宁波市江北区,该区域大小为926×716像元,进行分类试验。根据光谱特征及纹理特征,通过目视解译,影像主要可以分为水体、植被、房屋建筑、在建工地、道路、田埂共6类。如图1所示为原始遥感影像。

### 1.2 灰度共生矩阵的纹理特征提取

影像的纹理分析是从20世纪70年代发展起来的一门技术。基于灰度共生矩阵提取纹理特征的方法是一个经典的统计分析方法,对它的研究已经有了悠久的历史,被公认为当今的一种重要的纹理分析方法<sup>[4]</sup>。根据研究区域的特点,本文中用灰度共生矩阵方法来提取影像的纹理特征。

收稿日期:2015-09-06

基金项目:华东交通大学铁路环境振动与噪声教育部工程研究中心资助(15TM05)

作者简介:潘远(1988—),女,助理工程师,研究方向为摄影测量与遥感。

基于影像灰度共生矩阵的纹理特征提取算法如下<sup>[5]</sup>:

1) 提取灰度图像。将图 1 中的 3 波段遥感影像提取为单个波段的灰度影像, 即得到 Band 1、Band 2、Band 3 这 3 个波段的灰度影像。

然后, 分别对研究区域中每个波段的灰度影像进行数据统计, 主要统计最小值、最大值、均值以及方差。得到的数据见表 1。从表中的统计分析数据可以看出, 该影像各波段信息具有以下主要特点: 从影像代表的信息量角度对比, 波段 2 影像的平均值和方差值最大, 说明该波段的信息量最丰富。因此本实验中用波段 2 进行纹理特征提取。



图 1 原始遥感影像

Fig.1 Original remote sensing image

表 1 数据统计特征

Tab.1 Statistical characteristics

波段	最小值	最大值	均值	方差
Band 1	7	253	66.615 9	36.840 0
Band 2	22	247	98.672 1	33.034 1
Band 3	28	235	83.477 2	22.534 6

2) 灰度级量化。由于求共生矩阵的计算量较大, 为节省计算时间, 一般将灰度级量化, 如 256 级灰度量化为 8 级灰度。经过量化后的影像虽有失真, 但对纹理特征影响不大。本实验中将量化为 16 级灰度。

3) 纹理特征的生成。将整个影像以  $3 \times 3$  大小或  $5 \times 5$  大小的窗口划分为若干小窗口影像, 然后计算每个小窗口的共生矩阵和纹理特征值, 把计算出的纹理特征值赋给窗口的中心点, 依次类推直至整个影像的灰度值都计算出来。得到的纹理特征如图 2。从图 2 中我们可以看出: 纹理特征的角二阶矩的对比度较大, 水域在影响上用肉眼就能很好的区分, 而其他的地物特征用肉眼很难区分开; 相关性纹理特征影像对比度不高, 用肉眼很难区分地物。

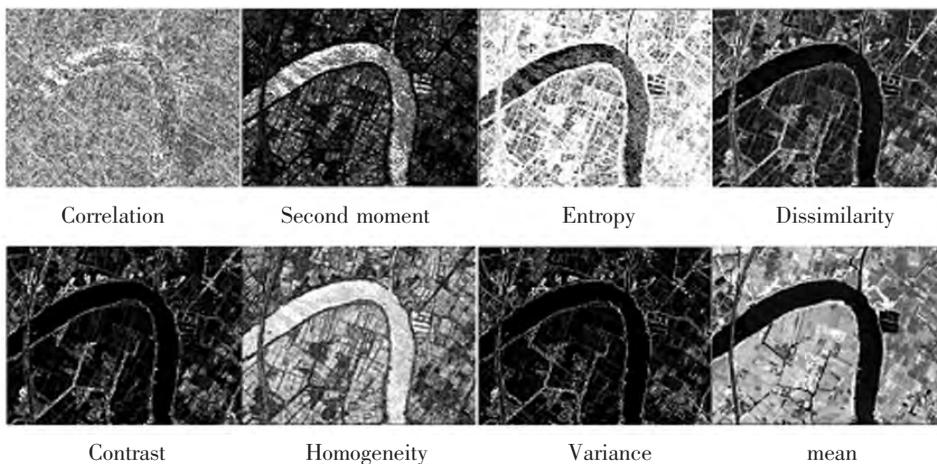


图 2 各纹理特征影像

Fig.2 Texture feature of each image

## 2 遗传约简算法及特征选择

在没有足够先验知识的情况下,可以将纹理特征和光谱特征一起分类来提高分类精度<sup>[6]</sup>。如果将所有的纹理特征都参与分类易造成数据的冗余、过度拟合、训练时间长甚至降低分类精度。因此,到底选取哪些特征值参与分类即可以提高分类精度训练速度也不延缓是我们需要解决的问题。粗糙集(Rough Set)中的约简理论可以通过属性约简挑选出有用的属性特征,去除多余的属性并且可以描述知识规则。本文利用粗糙集约简中的遗传算法(Genetic Algorithm)选取有用的纹理特征,并参与遥感影像的分类,从而提高分类的精度。

### 2.1 遗传算法的基本流程

遗传约简算法的基本流程如下<sup>[7]</sup>:

- 1) 初始化:设置遗传的最大迭代数  $T$  和迭代计数器  $t=0$ ,随机初始化  $N$  种个体的群体  $P(t)$ 。
- 2) 个体评价:在群体  $P(t)$  中用适应度函数计算每个个体的适应值。
- 3) 选择运算:选择算子的目的是把较差的个体淘汰,而较优秀的个体不发生变化保留至下一代。依据发生的概率大小决定哪些个体被选出,生成用于繁殖的交配池。
- 4) 交叉运算:交叉算子的目的是保持群体的多样性,通过对父代的等位基因片段交换从而产生新的个体。交叉算子在遗传算法中起核心作用,好的交叉算子能够防止遗传算法“早熟”的产生。
- 5) 变异运算:变异算子的目的与交叉算子相似,也可以用来保持群体的多样性,在遗传操作的后期好的变异算子有助于遗传算法的收敛。它是通过将群体中某个个体的等位基因做取反来实现。

$P(t)$  经过遗传操作后循环进入下一代  $P(t+1)$ 。

- 6) 算法的终止条件:如果遗传算法的最大适应度值经过  $N$  代都不再改变,那么认为遗传算法已经找到全局最优解,即可以停止。

### 2.2 纹理特征的选择

利用灰度共生矩阵共产生 8 种纹理特征,将原始影像的 3 个波段和 8 种纹理特征组合共有 11 种属性,通过遗传约简算法,得到一组最佳组合{Band1,Band2,Band3,Variance,Contras},其中 Variance 为方差,Contras 为对比度利用得到的最佳组合对影像进行分类。

## 3 分类结果及评价

通常利用纹理特征参与遥感影像分类主要有 3 种方法:直接使用纹理分类;先用光谱特征分类,再对不易提取的地物结合纹理特征进一步划分;纹理特征辅助遥感影像分类。本文使用第 3 种方法,将约简后的纹理特征影像与光谱特征影像融合为一幅新影像再进行分类。为了评价基于约简后纹理特征辅助影像分类的效果,本文采用基于光谱特征、基于光谱特征+纹理特征、基于光谱特征+约简后纹理特征这 3 种方法对影像用最大似然法进行分类。综上所述,本文的实验操作流程如图 3。在进行选择样本时,考虑到不同地形条件下对同一类型的采样。

### 3.1 基于光谱特征的分类结果

光谱特征在多光谱遥感影像中是地物识别中最直接,也是最重要的解译元素,地表面的各种地物由于物质组成和结构不同而具有独特的波谱反射和辐射特性<sup>[8]</sup>。在图像上表现为各类地物

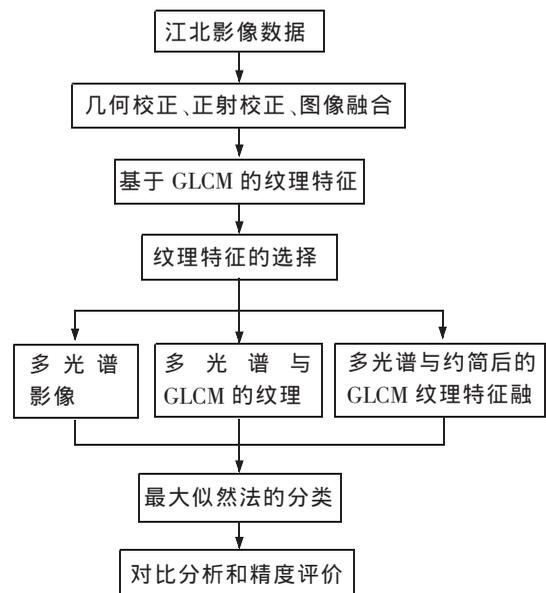


图 3 技术流程图

Fig.3 Technical flowchart

灰度值的差异,因此根据不同地物灰度值不同来识别不同的地物。对基于光谱特征的图像进行最大似然分类。分类结果如图4所示。

### 3.2 基于光谱特征与纹理特征结合的分类结果

当地物的光谱信息比较接近时,只用光谱特征进行分类效果不是很好。利用纹理特征信息参与对于区分地物可能会起到积极作用。在没有足够先验知识的情况下,可以将纹理特征和光谱特征一起分类来提高分类精度<sup>[9]</sup>。

为了更好的进行对比分析,本实验中采用基于光谱特征和8种纹理特征结合、基于光谱特征和任意纹理特征结合及基于粗糙集约简后的纹理特征与光谱特征相结合等方式进行分类,仍然采用最大似然法对图像进行分类。

基于光谱特征和任意纹理特征组合的波段分别为 Band1,Band2,Band3,Contrast 波段组合,Band1,Band2,Band3,Dissimilarity 其中 Dissimilarity 为非相似性波段组合。

通过遗传算法约简,本实验中得到最佳组合为 Band1,Band2,Band3,Variance,Contrast 这5个波段融合在一起进行分类。显示基于约简后的分类影像如图5所示。

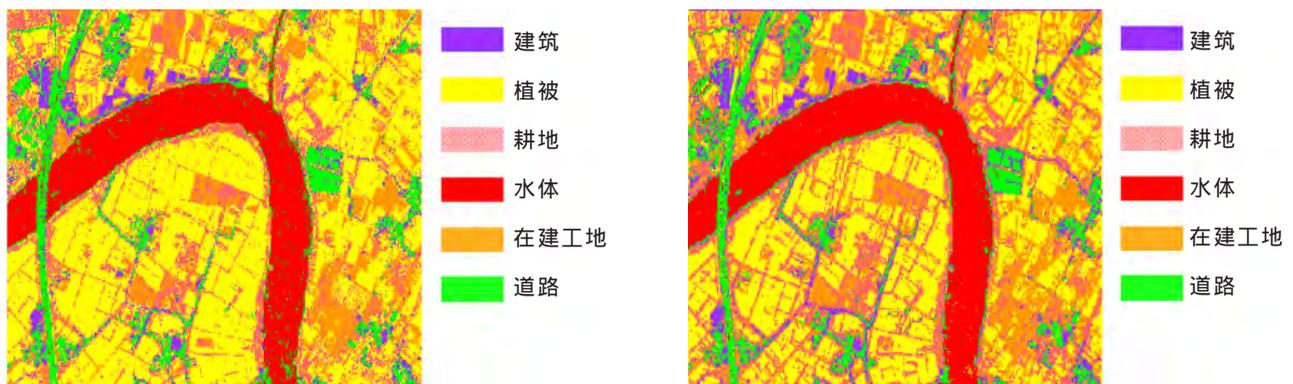


图4 原始波段分类影像

Fig.4 Image of original band classification

图5 约简后的分类影像

Fig.5 Classification of the image after reduction

从图4,图5可以看出,由于水体与道路的灰度值存在一定的交叉性,图4分类结果中水体的分类中包含了较多道路的分类属性;而利用约简后组合方法图5中水体的分类精度有所提高,同样植被的分类精度也明显提高。

#### 3.2.1 分类结果评价

为了对分类结果的精度进行评价与比较,本文中利用 ENVI 软件对分类影像建立混淆矩阵,计算相关指标进行评价。得到的分类精度如表2~表4所示。

表2 基于光谱特征的分类精度评价

Tab. 2 Classification accuracy assessment based on spectral feature

分类	水体	植被	房屋建筑	在建工地	道路	田埂	总和	分类精度/%
水体	3 142	0	0	0	31	0	3 220	96.92
植被	0	638	1	1	7	0	743	88.86
房屋建筑	0	0	457	0	37	0	494	82.64
在建工地	0	72	5	633	1	9	689	81.36
道路	100	0	82	0	348	0	462	82.08
田埂	0	8	8	144	0	33	149	78.57
总和	3 242	718	553	778	424	42	5 757	
总精度								91.21

表 3 光谱特征与 8 种纹理特征结合的分类精度评价

Tab. 3 Classification accuracy assessment based on combination of spectral feature and 8 kinds of texture feature

分类	水体	植被	房屋建筑	在建工地	道路	田埂	总和	分类精度/%
水体	3 184	0	0	0	1	0	3 185	98.21
植被	51	699	4	44	31	0	829	97.35
房屋建筑	4	1	459	1	27	0	492	83.00
在建工地	0	17	2	657	1	2	679	84.45
道路	3	0	86	0	364	0	453	85.85
田埂	0	1	2	76	0	40	119	95.24
总和	3 242	718	553	778	424	42	5 757	
总精度								93.85

表 4 约简后的光谱特征与纹理特征的分类精度评价

Tab. 4 Classification accuracy assessment after reduction of spectral feature and texture feature

分类	水体	植被	房屋建筑	在建工地	道路	田埂	总和	分类精度/%
水体	3 211	0	0	0	9	0	3 220	99.04
植被	15	701	1	11	15	0	743	97.63
房屋建筑	0	0	463	0	31	0	494	83.73
在建工地	2	12	3	656	5	11	689	84.32
道路	14	0	84	0	364	0	462	85.85
田埂	0	5	2	111	0	31	149	73.81
总和	3 242	718	553	778	424	42	5 757	
总精度								94.25

由表 5 可知,基于约简后的光谱特征与纹理特征的分类精度是最高的,分类精度达到了 94.25%,比其他组合方法的分类精度都高,其中比基于多光谱影像的分类精度高出了 3.01%,比加入其他组合的纹理特征分类精度也有所提升。实验证明,基于遗传约简的算法参与影像分类以提高影像的分类精度是有效的。

表 5 各组合方法的分类精度比较

Tab.5 Classification accuracy comparison of each method

参数	多光谱影像	多光谱与 GLCM 的纹理特征融合	多光谱与约简后的 GLCM 纹理特征融合	Band1、Band2、Band3、Contrast	Band1、Band2、Band3、Dissimilarity
分类精度/%	91.21	93.85	94.25	94.01	93.64

#### 4 总结

本文利用粗糙集约简的方法进行纹理特征选择,从生成的纹理特征中选择出最佳的纹理特征组合,用于辅助遥感影像分类。实验证明此方法是有效的。

#### 参考文献:

- [1] 华媛媛. 纹理信息在遥感图像分类中的应用与研究[D]. 西安:西安科技大学,2009.
- [2] 李培军,李争晓. 三种地统计学图像纹理用于遥感图像分类的比较[J]. 地理与地理信息科学,2003,19(4):89-92.

- [3] 郑淑丹,郑江华. 基于分形和灰度共生矩阵纹理特征的种植型药用植物遥感分类[J]. 遥感学报, 2014,18(4):868-886.
- [4] 杨玉静,于彦伟,冯建辉. 纹理特征辅助遥感影像分类技术的探讨[J]. 测绘与空间地理信息, 2008,31(6):82-85.
- [5] 冯建辉,杨玉静. 基于灰度共生矩阵提取纹理特征图像的研究[J]. 北京测绘, 2007(3):19-22.
- [6] 刘新华,舒宁. 纹理特征在多光谱遥感影像分类中的应用[J]. 测绘信息与工程, 2006,31(3):31-32.
- [7] 张炜. 基于遗传算法的属性约简方法在股票预测中的应用研究[D]. 长沙:湖南大学, 2013.
- [8] 于明国. 遥感影像特征解译在电网工程的应用探讨[J]. 电力技术经济, 2009,21(6):64-67.
- [9] 刘新华,舒宁. 纹理特征在多光谱遥感影像分类中的应用[J]. 测绘信息与工程, 2006,31(3):31-32.

## Image Classification of Texture Feature Combined with Rough and Intensive Reduction

Pan Yuan<sup>1</sup>, Wang Qing<sup>2</sup>

- (1. School of Civil Engineering and Architectural ,East China Jiaotong University ,Nanchang 330013;  
2. Architectural Design and Research Institute of China Nerin Engineering Co., Ltd. ,Nanchang 330031 ,China)

**Abstract:** Owing to the fact that low image classification accuracy of spectral characteristics can't meet the needs of production, it becomes an important direction to adopt other auxiliary means for improving classification of remote sensing image. This study used the gray level co-occurrence matrix to extract texture features of the researched images, and then obtained 8 kinds of texture features. Taking advantage of the genetic algorithm of rough and intensive reduction, it proposed a set of optimal combination. New images were created and classified by uniting the optimal combination and the original images. The experiment comparison and analysis showed that the classification of spectral characteristics with the reduction of texture features could improve the accuracy and precision of remote sensing image classification.

**Key words:** rough set; reduction; texture; classification

(责任编辑 姜红贵)