•信号与信息处理•

# 基于光谱与纹理特征的高空间分辨率图像分类算法

## 黄立贤,沈志学,骆永全,张大勇

(中国工程物理研究院流体物理研究所,四川 绵阳 621900)

摘 要:针对遥感高分辨率光谱图像的特点,提出了一种将纹理信息与光谱信息相结合的分类算法。对传统的局部二值 模式纹理提取方法(LBPV)进行改进,并应用到高分辨率图像的土地覆盖分类中。结果表明,加入LBPV纹理特征的分类算法 具有很好的空间连续性以及较高的分类精度。

关键词:光谱分类;纹理;LBPV

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-1255(2014)-03-0034-04

# Classification Algorithm of High Spatial Resolution Imagery Based on Spectrum and Texture Features

HUANG Li-xian, SHEN Zhi-xue, LUO Yong-quan, ZHANG Da-yong

(Institute of Fluid Physics, China Academy of Engineering Physics, Mianyan 621900, China)

**Abstract:** According to the characteristics of high resolution remote sensing spectral images, a classification algorithm with texture and spectral information is described. Traditional local binary patterns variance (LBPV) is improved to apply in land-cover classification of high resolution images. The results show that LBPV has better spatial continuity and higher classification accuracy.

Key words: spectral classification; texture; local binary pattern variance (LBPV)

遥感图像分类是遥感信息提取的重要手段之一。近年来,高分辨率图像的大量获取为详细的表特征制图和监测提供了数据基础。与中低分辨率图 像相比,高分辨率图像上的地物轮廓更加清晰,空间 结构信息也更为丰富。然而这类新型遥感影像的光 谱统计特征不如低分辨率影像稳定,地物空间分布 复杂,同类物体呈现出很大的光谱异质性,具体表现 为类内方差变大,类间方差减小,不同地物的光谱相 互重叠,使得传统的光谱分类方法不能得到满意的 结果。近年来,越来越多的研究结果表明,将空间信 息与光谱信息共同用于遥感图像的分类过程,既可 以充分利用高空间分辨率图像中丰富的空间信息, 又可以提高信息提取的精度。图像纹理作为一种常 用的空间信息,已广泛运用于图像分类,并取得了良 好效果<sup>[1-4]</sup>。Zhang<sup>[5]</sup>利用灰度共生矩阵(GLCM)提取 城市的结构信息,取得了比光谱特征更好的效果;李 厚强等<sup>[6]</sup>用分形理论构造了航空影像的纹理特征, 把光谱特征和纹理特征输入 BP 神经网络,较好解 决了具有相似光谱特征地物的区分问题;Benediktsson<sup>[7]</sup>用数学形态学构造了多尺度的空间特征剖 面,并用神经网络融合空间特征和光谱特征,取得了 较高的精度。

局部二值模式(localbinary pattern,LBP)是近年 来提出的一种算法。此算法简便却是功能强大的纹 理分析方法。在机器视觉、面部分析及遥感图像分 类等方面得到广泛应用。然而传统的LBP算法仅仅 描述了纹理的空间结构而完全忽略了灰度对比度 (VAR),具有一定局限性。文中利用改进后的LB- PV(LBP variance)算法进行图像纹理特征的提取, 并将归一化后的纹理特征和光谱特征输入支持向 量机(SVM)进行分类。将融合LBPV纹理特征的光 谱分类算法用于机载光谱成像系统飞行成像数据 的分类,并与传统的最大似然法分类结果进行对 比,对本算法的有效性进行了初步验证。

## 1 算 法

#### 1.1 LBPV 纹理特征提取

LBP定义在一个半径为R的圆形邻域上,中心像素位于邻域的圆心位置,其周围的P个像素均匀对称地分布于圆周上(如图1)。周围像素的灰度值分别与中心像素比较,如果前者大则标记为1,否则标记为0。那么,该邻域的LBP值就由0或者1乘以对应像素的给定权重,并将乘积相加得到,即

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) 2^i$$
(1)

其中,  $s(x) = \begin{cases} 1, & x \ge 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$ 。其中,  $g_c$  为中心像素的灰 度值;  $g_i$  为其周围像素的灰度值。

由式(1)可以看出,只要 s(g<sub>i</sub>-g<sub>i</sub>)不全为0或不 全为1,旋转图像就会得到不同的LBP值。因此, Maenpaa 等<sup>[8]</sup>又将LBP算法进行了扩展,提出了具有 旋转不变性的LBP (rotation invariant LBP),即不断 旋转圆形邻域得到一系列初始定义的LBP值,取其 最小值作为该邻域的LBP值。显然,确定旋转不变 性LBP值是一项非常繁琐的任务。



在实际应用中,通常用均匀模式(uniform pattern)描述局部的空间结构,这类模式能包含大部分 甚至高达90%以上的纹理模式,可以视作纹理的基 本属性。它们有一个共同特征,即在圆形的二值编 码中,0~1或者1~0的变化次数最多有两个。在以上 扩展的基础上,具有旋转不变性且均匀的LBP表示 为

$$LBP_{P,R}^{rin2} = \begin{cases} s(g_i - g_c), & U \leq 2\\ P + 1, & \ddagger \ell \ell \end{cases}$$
(2)

其中,U≤2表示LBP是均匀模式。可以看出,在均 匀模式中,LBP值等于二值编码中1的个数,非均匀 模式则全部用P+1表示。改变P和R的值,可得到 多尺度LBP。常用的组合包括:P=8,R=1;P=16,R= 2;P=24,R=3。

由定义可以看出,LBP仅仅描述了纹理的空间 结构而完全忽略了灰度变化的强度,即对比度。因此,将对比度与LBP这两种互补算法共同用于提取 纹理特征可以取得更好的效果<sup>[9]</sup>,局部对比度可以 用方差(variance)来表征,它也是定义在圆形邻域 上,如式(3)。局部二值模式的方差表示(LBP variance,LBPV)的纹理分类方法。该方法将每个点的 方差作为编码值的权重,进行直方图累加,定义为

由于 VAR 是对区域变化的表示,所以 VAR 值越 大,对该区域内的区分性贡献就大,因而对应该处 的编码权重就大。LBPV 方法无需量化处理,且完 全不需要训练,因此在纹理分类实验中获得了非常 好的结果。

#### 1.2 基于SVM的光谱和纹理特征融合

近年来,遥感学者们提出了很多空间和光谱特 征融合的分类方法,主要分为两种:一是多分类器 算法<sup>100</sup>,二是单分类器多特征算法<sup>16-7]</sup>。前者主要利 用多种分类器的决策层融合,并行处理多元特征, 在决策层根据不同特征和分类器的功能进行融合; 后者的处理方法是先把不同特征归一化,然后用一 个分类器处理混合特征向量。两者各有特点,算法 一是特征在决策层融合,能最大限度地利用每个特 征的单一处理能力;算法二是在特征层的融合,有 效特征的加入使特征空间的维数扩展,也使可分性 加强。算法一需要更多的CPU时间;算法二对特征 的依赖性更强。考虑到高分辨率的大量数据,选择 单分类器多特征方法。已有研究利用极大似然, BP、Fisher、ECHO、ARTMAP<sup>6.9</sup>等分类器进行多特征 融合分类,利用支持向量机(SVM)处理多元特征向 量。选择SVM是考虑到它在小样本、非线性和复杂 的高维模式识别问题上表现出的独特优势<sup>(11)</sup>。基于 SVM的纹理和光谱特征融合分类要进行以下设置:

$$step 1: \begin{cases} d_{ij} = \frac{d_{ij} - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}} & 255 \quad 光谱特征 \\ 直方图均衡化 \quad LBPV特征 \end{cases}$$
(4)

$$step 2: d_{ij} = \frac{d_{ij} - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}} \quad 1 \quad 所有特征$$
(5)

(1)所有特征都归一化到[0,1]范围内,以便输入SVM。

(2)多类问题:处理多类支持向量机大多通过 构造一系列SVM,每个SVM用于识别其中两个类别 并将其判别结果组合起来实现多类。采用OAO (one against one)策略<sup>[12]</sup>,该方法在每两类间构建一 个分类面,当对一个未知样本分类时,每个SVM都 要对其进行判别并投票,得票最多的类别即为未知 样本的类别。

(3)核函数的选择,即在多项式核和 RBF 核间 作出选择。由于高分辨率影像地物的类间方差较 大,同类地物样本的光谱特征较分散,并非紧紧围 绕着某些中心,光谱样本没有明显的中心,样本并 无权重大小,而对于 RBF 核来说,其对于远离节点 中心的输入样本的输出几乎为零,样本根据离中心 距离的远近有不同的权重和响应值,然而多项式核 却不存在局域性,所以它更适合作为高分辨率影像 特征的核函数。

(4)参数优化:设C是正则化参数,p是多项式 核函数的次数,在特征空间中C控制着待分模式对 决策面的可偏离程度,C增大时,这种偏离程度增 大,C减小时,可偏离程度减小。采用LOOMS (leave one out model selection)算法<sup>[12]</sup>自动对SVM进 行参数优化计。

## 2 实 验

试验数据为课题组研制的机载光谱成像系统<sup>[13-14]</sup>飞行拍摄的数据,飞行试验地点为四川绵阳市仙海地区,飞行高度为1000m,空间分辨率约为0.2m,光谱扫描范围为420~720nm,光谱分辨率为20nm,通道数为20。图2为其中三个谱段(470

nm,550 nm,640 nm)的原始图像,以及利用三个谱 段合成的彩色图。



图2 多光谱图像原始图及合成彩色图

由于图像的空间分辨率较高,可以看到场景中 主要包括树林、草地、裸地、屋顶和路面五类,每一 类别的训练样本采用 ENVI4.8 软件中的感兴趣区 域(ROI)生成工具进行选取。图 3a 是采用 20 个波 段的光谱特征作为输入的 SVM 分类结果,图 3b 是 光谱特征加上 LBPV 纹理特征作为输入的 SVM 分 类结果。





从分类结果看出,仅利用光谱特征分类具有较 多的"麻点",空间连续性不好,存在一定的误判,而 结合光谱与纹理特征的分类较好地保持了空间上 的均一性。由于所拍摄场景未作地面定标,无法进 行精度评价,选取了路面分类情况进行直观的比 较。从图4可以看出,结合光谱与纹理特征的分类 在空间连续性和分类精度均高于光谱分类。



(a)最大似然法(b)本算法图4 道路分类结果

#### 37

## 3 总 结

在传统的光谱分类算法中加入 LBPV 纹理特征,用于机载光谱成像系统飞行成像数据的处理, 与单纯基于光谱特征的分类结果相比,LBPV 纹理 信息的加入不仅能提高分类精度,而且在分类结果 的空间连续性方面得到了很大的提高,有效地消除 了孤立的噪点。但是对于连续的误分类,还需要研 究其他辅助手段。

#### 参考文献

- Marceau D J, Howarth P J, Dubois J M, et al. Evaluation of the grey-level co-occurrence Matrix method for land-cover classification using SPOT imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28 (4): 513-519.
- [2] Gong P, Marceau D J, Howarth P J. A comparison of spatial feature extraction algorithms for land-use classification with SPOT HRV data [J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 40: 137-151.
- [3] 彭光雄,李京,何字华,等.利用纹理分析方法提取 CBERS02星CCD图像土地覆盖信息[J].遥感技术与应 用,2007,22(1):8-13.
- [4] 宋翠玉,李培军,杨锋杰.运用多尺度图像纹理进行城市 扩展变化检测[J].国土资源遥感,2006,69(3):37-42.
- [5] ZHANG Y. Optimization of building detection in satellite images by combining multispectral classification and texture filtering [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and

### (上接第20页)

mode-interference in graded index fibers [J]. Journal of Lightwave Technology, 2012, 30: 2289-2297.

- [3] 陈根祥,路惠敏,陈勇,等.光纤通信技术基础[M].北京: 高等教育出版社,2010.
- [4] 王玮.基于多模干涉的光纤温度传感器的 BPM 模拟与 实验研究[D]. 天津:天津大学精仪学院, 2008.
- [5] Dhawan Anuj, Muth J F. In-line fiber optic structures for environmental sensing applications [J]. Optics Letters, 2006, 31: 1391-1393.

Remote Sensing, 1999, 54: 50-60.

- [6] 李厚强,刘政凯,林峰.基于分形理论的航空图像分类方法[J]. 遥感学报,2001,5(5):353-357.
- [7] Benediktsson JA, Palmason JA, Sveinsson JR. 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.
- [8] Chen C H, Wang P S P, Maenpaa T. Texture Analysis with Local Binary Patterns [G]//Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision 3rd World Scientific, 2005: 197-216.
- [9] Guo Z H, Zhang L, Zhang D. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 706-719.
- [10] Acqua F D, Gamba P, FerrariA, et al. Exploiting spectral and spatial information in hyperspectral urban data with high resolution [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters, 2004, 1(4): 322-326.
- [11] 骆剑承,周成虎,梁怡,等.支持向量机及其遥感影像空间特征提取和分类的应用研究[J].遥感学报,2002,6 (1):50-55.
- Foody G M, Mathur A. A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42 (6):1335-1343.
- [13] 沈志学,李剑峰,张大勇,等.可见光液晶光谱成像系统 研究[J].光谱学与光谱分析,2011,31(10):2672-2675.
- [14] 沈志学,李剑峰,张大勇,等.液晶光谱成像技术研究进展[J]. 光学与光电技术,2011,9(1):1274-1278.
- [6] Saurabh Mani Tripathi. Strain and temperature sensing characteristics of ingle- mode- multimode- single- mode-Structures [J]. Journal of Lightwave Technology, 2009, 27: 2348-2356.
- [7] Lorenser D, Yang X, Sampson D D. Accurate modeling and design of graded-index fiber probes for optical coherence tomography using the beam propagation method [J]. IEEE Photonics Journal, 2013, 5.