

引用格式: Jiang Yanan, Zhang Chunlei, Zhang Xin, *et al.* Boosting Tree Model with Gabor and LPQ Feature Fusion of HSI Ground Object Recognition[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(2): 515-523. [姜亚楠, 张春雷, 张欣, 等. 利用提升树模型综合 Gabor 和 LPQ 特征进行遥感地物识别[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(2): 515-523.]

DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.2.0515

利用提升树模型综合 Gabor 和 LPQ 特征进行遥感地物识别

姜亚楠¹, 张春雷², 张欣³, 徐权威¹, 张舒涛¹, 周锐¹

(1. 中国地质大学(北京) 数理学院, 北京 100083;

2. 北京中地润德石油科技有限公司, 北京 100083;

3. 北京师范大学 统计学院, 北京 100875)

摘要: 为充分融合高光谱遥感图像空间域和频率域的特征信息, 提出了一种综合多尺度 Gabor 和 LPQ 特征的空谱融合遥感地物识别模型(Ms_GLPQ)。首先, 在空间域上利用 Gabor 滤波器组, 提取出遥感图像各类地物多尺度、多方向的空间邻域特征信息, 以描述图像的边缘和纹理等空间结构信息; 其次, 在频率域上将局部相位量化(Local Phase Quantization, LPQ)算子应用于高光谱遥感图像, 提取出高光谱图像的多尺度频域纹理特征, 获得图像的相位不变特征描述; 然后针对其中特征冗余的问题采用主成分分析(PCA)算法进行降维, 再将空间域、频率域的特征进行特征融合, 获得了能充分描述图像信息的特征向量; 最后采用基于提升树的机器学习分类器(XGBoost、CatBoost等)进行识别。在 Indian Pines、Salinas 和茶树等高光谱遥感数据集上进行学习与分类测试, 准确率分别为 85.88%、94.42% 和 92.61%。实验结果表明: 与传统方法相比, Ms_GLPQ 模型能够提取小比例样本图像中的有效特征, 取得了区分性更强的多特征区域描述子, 且在采用提升树模型进行分类时效果更优, 得到了比常用分类器更高的识别精度。

关键词: 高光谱遥感; 多尺度分析; Gabor 滤波器组; 局部相位量化; 提升树模型

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)02-0515-09

1 引言

高光谱遥感是在 20 世纪 80 年代初出现的一种新型遥感技术, 它可以获得从红外到紫外区域的数百个地表物体连续波段的光谱信息, 记录地物表面高分辨率光谱信息及其本身的高清晰空间结构信息, 极大提高了图像的特征表示和识别能力。随着高光谱遥感数据采集技术的快速发展, 通过高光谱传感器得到的高光谱遥感图像(Hyperspectral Im-

age, HSI)在现实应用中发挥着重要作用, 且由于其能够获取物体精细特征的优点, 被广泛应用于地质勘探^[1]、土地覆盖监测^[2]和环境监测^[3]等领域。

传统的高光谱遥感图像分类大多是基于图像像元信息的提取, 利用光谱信息将像元归为某一类, 孤立地考虑单个像元的类别归属问题, 忽略了图像本身具有的多尺度关系和空间纹理结构等信息, 导致最终分类结果出现“椒盐”现象^[4]。此外, 随着高光谱遥感技术的发展, 图像分辨率大幅提高,

收稿日期: 2020-09-23; 修订日期: 2021-01-12

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目“变分法在时滞微分方程及微分系统中的应用研究”(11601493)资助。

作者简介: 姜亚楠(1993—), 女, 河北邢台人, 硕士研究生, 主要从事统计学、机器学习在遥感图像分类方面的应用研究。

E-mail: 2463613347@qq.com

通讯作者: 张春雷(1972—), 男, 山东济宁人, 高级工程师, 主要从事机器学习、人工智能方面的应用研究。E-mail: 676935005@qq.com

使得现如今的高光谱遥感图像中包含复杂的非线性特征^[5],而且还具有高精细的光谱信息和高清晰的空间信息,这就使得对图像中的地物特征进行描述时会出现同一地物具有多种不同结构特征的同物异构问题,同时高光谱图像存在的高维特性、邻近波段间较强的相关性以及异物同谱和同谱异物的问题,导致高光谱图像分类存在诸多困难。因此,如何有效地从高光谱数据中提取图像的区域非线性判别特征,有效缓解“椒盐”现象,提高各类地物间的特征区分性,成为了近年来HSI分类中的研究热点。

在图像的空间域中提取特征信息的方法在遥感图像分类中较为常见,大量的文献提出了各种方法从图像区域提取其纹理特征。传统的方法进行纹理分析时,常采用如共生矩阵、二阶统计量 Gauss-Markov 随机场和局部二值模式^[6-8]等方法,提高了模型的特征提取能力,但均局限于在单一尺度上进行分析相对较小邻域的图像空间的相互作用。对此,我们已进行探究并提出了采用多尺度灰度和 LBP 纹理结构特征融合方法^[9]来进一步有效提取图像的多尺度特征信息,提升模型的识别性能。Gabor 函数由于其能够很好地兼顾信号在时域和频域中的分辨能力,充分描述图像的纹理信息而越来越多地被应用于遥感影像纹理特征的描述与提取中^[10],通过捕获图像的多个方向不同尺度的属性特征对图像纹理结构进行有效表征。刘恂等^[11]提出了一种基于局部 Gabor 二进制模式的空间分类方法,将 Gabor 滤波器与 LBP 的思想结合提取高光谱图像的纹理特征,并采用多核支持向量机进行分类,提高了高光谱遥感图像伪装目标的分类精度。局部相位量化(Local Phase Quantization, LPQ)是在频域中提取图像特征的一种描述符^[12],具有相位模糊不变性,常用于人脸识别、表情识别等^[13-14]。融合 Gabor、LBP 和 LPQ 算子提取的图像特征的方法已被应用于人脸识别中^[14],却很少应用于 HSI 分析中。

针对传统遥感地物识别中特征提取结构化方法的不足,将高光谱遥感图像空间域的结构特征和频率域的纹理结构信息充分考虑在内,提出了一种综合多尺度 Gabor 和 LPQ 特征(Ms_GLPQ)的空谱融合遥感地物识别模型,对图像进行多通道滤波和多尺度分解,捕捉图像空域、频域上显著的多尺度方向和结构特征变化信息并融合,从而生成了区分

性更强的多特征区域结构描述子,能够获得较为充分地描述不同地物之间差异的区别性特征。对于获取的多尺度特征维度较高的问题,利用 PCA 降维去除过多的冗余信息,最后结合提升树的分类方法进行地物识别,在高光谱遥感图像地物识别领域进行了实验,验证了提出方法的有效性。

2 模型整体结构

研究提出了综合多尺度 Gabor 和 LPQ 特征(Ms_GLPQ)的方法模型,通过充分利用图像空域分析和频域分析的方法,较为形象直观地描述了图像空间域中的灰度变化情况和频域中的梯度分布情况,有效结合了高光谱图像空间域和频率域的结构分布和纹理特性,进而得以更简练的描述图像特征,提升高光谱图像的识别精度。具体步骤包括 5 个部分:①图像预处理;②Gabor 滤波器组特征提取;③LPQ 算子特征提取;④降维及特征融合;⑤利用提升树的分类器进行识别。

方法模型的整体框架如图 1 所示,在获取高光谱图像原始数据后,首先对其进行图像预处理操作,达到降维去噪的效果;然后利用多尺度、多方向滤波输出组成的 Gabor 滤波器组提取遥感图像空间域上的特征信息,得到对应的特征图;同时采用 LPQ 描述符提取遥感图像频率域上的多尺度纹理结构特征;接着对于获取的空间域和频率域上的多尺度信息再进行 PCA 降维,消除提取到的特征的冗余,提高计算效率,再进行特征融合操作,获得适当维度且能够充分描述图像结构信息、表征能力强的遥感图像特征;最后利用基于提升树的分类器进行地物识别,得到了较为优异的高光谱遥感图像地物识别结果。

2.1 2D Gabor 滤波器

Gabor 滤波器能够捕捉遥感图像中特定空间局部性和选择方向对应的局部结构,在遥感地物识别中对光照和灰度变化具有一定的识别性和鲁棒性。由于滤波器不同的中心频率能反映出图像纹理本身所具有的周期性特征,因此对应于特征点的主要频率分量,可以选择一组不同频率的带通窄带滤波器以提取遥感图像中的纹理结构特性。通过利用二维 Gabor 滤波器的不同参数组合能够对图像进行不同方向和尺度的纹理信息提取,且图像对不同参数下滤波的响应程度也存在明显的差异。

二维 Gabor 滤波器是由 Daugman^[15]提出的,可

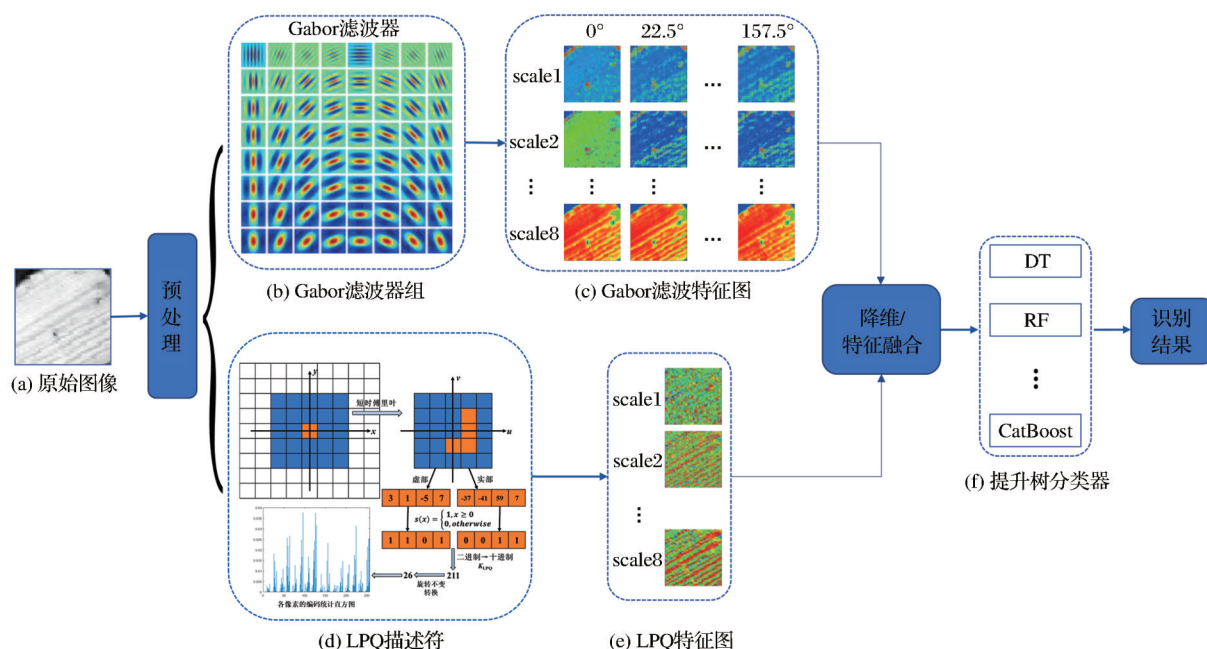


图1 Ms_GLPQ 模型框图

Fig.1 Block diagram of the proposed Ms_GLPQ model

以看作是一个正弦波与高斯核函数调制的结果,具有空间局域性和方向选择性,经 Gabor 滤波后的每个特征图都描述了图像的不同视觉信号在各种频率和方向的不同特征表现。其函数定义如下:

$$G_{u,v}(z) = \frac{X}{\sigma^2} e^{-\frac{X^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}} \left[e^{i z \cdot K_{u,v}} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right] \quad (1)$$

其中: u, v 分别表示 Gabor 核的尺度和方向; $X = \|K_{u,v}\|$; $K_{u,v}$ 则代表滤波器的中心频率向量; $z = (x, y)$ 为空间像素的位置; σ 为高斯函数沿两个坐标轴的标准差(与中心频率呈反比例关系); $e^{i z \cdot K_{u,v}}$ 表示交流成分; $e^{-\sigma^2/2}$ 为直流补偿。一般来说,为增强 Gabor 滤波器性能,使其具有对光照变化的鲁棒性,常设其直流分量为 0,从而使其对不同亮度值构成的均匀亮度区域响应相同。

2.2 局部相位量化

局部相位量化是由 Ojansivu 等^[12]在 2008 年首次提出的,是一种对图像进行傅里叶变换后在频域中具有相位谱模糊不变性和旋转不变性的纹理结构特征描述符。具体计算流程如图 1(d)所示。在频率域的图像处理过程中,空间模糊性由图像强度与点扩展函数(Point Spread Function, PSF)运算得到,因此对于离散模型中的一幅观测/模糊图像可以通过原始图像与一个模糊的 PSF 得到,公式如下所示:

$$G(u) = F(u) \cdot B(u) \quad (2)$$

其中: $G(u)$ 、 $F(u)$ 、 $B(u)$ 分别对应频域中的观测图

像、原始图像和点扩散函数 PSF; u 代表 $[u, v]^T$ 的坐标向量。

在频域中图像的幅值(magnitude)和相位(phase)计算较为简单,分别如下:

$$|G(u)| = |F(u)| \cdot |B(u)| \quad (3)$$

$$\angle G(u) = \angle F(u) + \angle B(u) \quad (4)$$

当 PSF 是中心对称时,其 Fourier 变换 H 总是实值的 $\angle B \in \{0, \pi\}$,也就是说当 $B(u) \geq 0$ 时, $\angle B(u) = 0$; 当 $B(u) < 0$ 时, $\angle B(u) = \pi$ 。此外,正则 PSF 中 B 的形状接近于高斯函数或辛克函数从而确保至少 B 的低频值是正的,使得在频域中当 $B(u)$ 为正值时,相位 $\angle B(u) = 0$,因此观测图像 $G(u)$ 的相位具有一定的模糊不变性。由于傅里叶变换对称的性质,LPQ 只考虑计算了 4 个频域值的傅里叶变换: $u_1 = [a, 0]^T$, $u_2 = [0, a]^T$, $u_3 = [a, a]^T$, $u_4 = [a, -a]^T$, 其中 a 是在满足 $B(u) \geq 0$ 的条件下 $\angle B(u) = 0$ 的充分小的频率标量。因此对于每个像素点经 LPQ 后得到的结果可以表示为一个由向量中的实部 $\text{Re}\{\cdot\}$ 和虚部 $\text{Im}\{\cdot\}$ 分别表示的形式:

$$F_x = [\text{Re}\{F_x^A\}, \text{Im}\{F_x^A\}]^T \quad (5)$$

$$K_{\text{LPQ}}(x) = \sum_{n=1}^8 H(F_x^n) 2^{n-1} \quad (6)$$

其中: $[\text{Re}\{F_x^A\}, \text{Im}\{F_x^A\}]^T$ 分别表示各频域值下傅里叶变换得到的实部和虚部的联合向量; $H(x)$ 表

示阶跃函数; F_x^n 表示 F_x 向量中的第 n 个值; 函数 $K_{LPQ}(x)$ 即为将 F_x 的二进制编码量化为十进制的结果, 可以得到一系列 $[0, 255]$ (8 bits) 的整数即为当前像素点的 LPQ 特征值, 最后统计得到特征向量。

为了进一步提高方法性能, 解决获取的 LPQ 特征冗余和旋转不变性问题, Ojansivu 等^[16]还提出了具有旋转不变性的 LPQ 算子 (Ri-LPQ), 对图像的每一个像素点计算典型方向, 然后将每个局部邻域旋转到典型方向并计算 LPQ 特征, 这就使得 Ri-LPQ 具有旋转不变性。

2.3 提升树模型

提升方法 (Boosting) 是一种高效且广泛使用的机器学习方法, 也是一种重要的集成方法。其原理是通过弱分类器反复学习, 得到一系列弱分类器组, 并赋予每个弱分类器不同的权重, 然后将其进行线性组合构成一个强分类器, 进而极大提高了分类性能。针对不同问题的提升树方法, 主要区别在于损失函数的不同。通过许多弱学习器的线性组合可以很好地拟合训练数据, 使其训练误差较小, 得到一个强学习器, 即使面临输入、输出数据之间的复杂关系时也可以起到较好的拟合效果, 使其达到提升分类识别精度的目的。

在提升树模型中, 每种提升方法都有其各自的

特点。XGBoost 是梯度提升框架下对 GBDT 算法的优化^[17], 在基于 GBDT 算法的损失函数中添加正则化部分, 且每次迭代时对损失函数进行二阶泰勒展开, 在有效控制模型复杂度的同时加快了损失函数的优化速度, 提升模型的分类性能。CatBoost 是 Yandex 开发的开源软件库^[18], 与 XGBoost 类似, 它仍然是基于 GBDT 的改进框架, 具有丰富的学习参数, 支持类型变量和高精度的 oblivious trees 算法。主要通过有效合理地处理分类特征来解决梯度偏差和预测偏移问题, 从而提高了算法的准确性和泛化能力, 具有良好的鲁棒性。

3 实验与分析

对提出的 Ms_GLPQ 模型在遥感图像地物识别中应用的有效性进行评价, 利用不同的分类器进行识别, 对比模型在各种设置下的识别性能。

3.1 数据集介绍

采用 3 个遥感图像数据集: Indian Pines 数据集、Salinas 数据集、茶树数据集^[19-20], 各数据集的基本信息如表 1 所示。其中, 进行特征提取与分类处理前, 对 Indian Pines 数据集, 去除了其中覆盖吸水区域的波段, 将其波段数量减少到了 200 个。同样地, 在 Salinas 数据集中也丢弃了 20 个吸水波段, 剩下的 204 个波段数据用于后续的实验操作。

表 1 实验数据集信息

Table 1 Experimental datasets information

数据集	获取地点	成像仪器	图像大小	波长/ μm	波段数	空间分辨率/m
Indian Pines	美国印第安纳州印度松树林	AVIRIS	145×145	0.40~2.50	200	20
Salinas	美国加利福尼亚州 Salinas 山谷	AVIRIS	512×217	0.40~2.50	204	3.7
茶树	江苏省常州市方麓村茶树种植基地	PHI	512×348	0.417~0.855	80	2.25

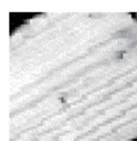
3.2 典型地物数据的测试结果

利用 Gabor 滤波器组构建了包含 8 个方向 ($\theta=0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ$)、8 个尺度 ($\lambda=3, 5, 7, 9, 11, 13, 17, 21$) 的 2D Gabor 滤波器组, 从而将遥感图像不同尺度和方向的特征信息提取出来。如图 1(b) 所示, 水平方向上为同一尺度下不同角度的滤波器结构特征, 竖直方向则表示 Gabor 滤波器尺度逐渐增大 (即频域窗口逐渐增大, 中心频率对应着由小到大) 变化, 因而通过 Gabor 滤波器提取出的图像特征逐渐从描述图像的边缘细节等信息, 转变为刻画图像的整体灰度轮廓特征等信息。此外对 LPQ 也采用多尺度分析的方法, 选取同样的上述 8 种尺度的 LPQ 获取图像多层频域纹理

结构信息, 从而获取对图像频域信息较为全面的描述。

3.2.1 利用 Gabor 滤波器的特征提取

Gabor 滤波器具有良好的尺度和方向特性, 图 2(a) 表示对于同一地物, 在相同角度下 (固定角度 45°) 不同尺度的 Gabor 滤波器得到的图像不同细节特征, 随着尺度增加, 图像的细节信息逐渐扩大转变为描述图像的轮廓/灰度的特征; 图 2(b) 表示在相同尺度下 (固定尺度 7×7) 不同角度的 Gabor 滤波器提取出的图像方向性的特征信息, 其输出在方向参数的水平/垂直方向上响应最为强烈。通过滤波器组可以获取遥感图像在多个方向、多尺度的空间域局部结构特性, 从而使得获取的 Gabor 特征具有较强的



对原始图像（选取Salinas高光谱图像中的某一波段Brocoli-green_weeds_2的典型地物块为例）进行Gabor滤波操作，得到下面不同尺度（固定角度 45° ）和不同角度（固定尺度 7×7 ）的参数对应的特征响应图

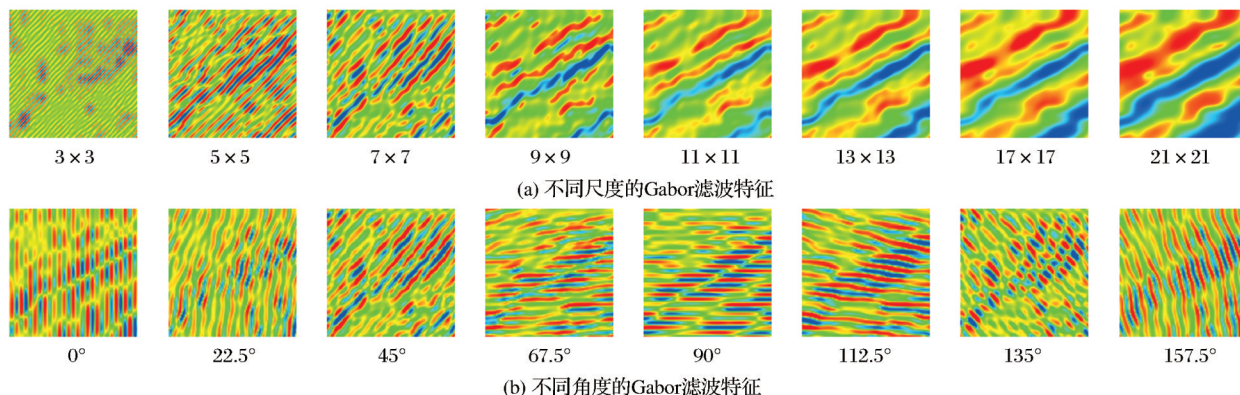


图 2 Gabor 滤波器不同参数特征图

Fig.2 Feature maps of different Gabor filter parameters

类别表征能力。

3.2.2 利用 LPQ 描述符的特征提取

同样地,以 Salinas 图像中的某一波段的两类典型地物块为例进行多尺度 LPQ 操作,得到不同尺度的参数对应的特征直方图。选取的尺度与上述 Gabor 滤波器组所采用的尺度相对应(即 $\lambda=3, 5, 7, 9, 11, 13, 17, 21$)。通过利用不同的尺度得到图像频域上的相位模糊不变特征描述,如图 3 所示。尺度较小时,多尺度 LPQ 可以获得图像在频域上的小尺度的直方图统计特征;且随着特征提取尺度的不断加大,其直方图特征中所包含的信息逐渐增加。此外对于不同类地物在一种尺度下特征难以区分时,选取另一种尺度就可能成功将其区分开,进一步表明了不同尺度 LPQ 可以获取图像不同纹理结构信息。

3.3 实验结果分析

对 3 类高光谱遥感图像样本的预处理过程进行可靠性分析,将全部原始数据与经过 PCA 后选取能够解释图像大部分信息(即方差贡献率 97% 及以上)的前 8 主成分的数据(以下均称为 PCA8)进行的分类识别对比测试。同时在进行分类识别时,选取各组数据集中每类样本的 3% 进行训练,全部数据进行预测,利用不同的机器学习分类器(SVM、Bayes、XGBoost、CatBoost 等)分别对实验数据进行分类识别得到不同的结果。

由表 2 可知,尽管一般采用原始数据进行分类可以得到较高的精度,但由于其原始数据维度过多,会导致运算效率较低;而经 PCA 操作后的

PCA8 数据可以对原始数据可以起到去噪/降维的效果,将数据量大大压缩,减少了运算成本,与此同时也未损失太多精度,表明对原始高光谱遥感图像进行 PCA 预处理的方法是可行的,并且这样有利于对其进行后续的特征提取和分类。在此基础上,对测试数据集分别通过 Gabor 滤波器组和多尺度 LPQ 算法提取遥感图像多尺度多方向的空间和频率域上的纹理结构特征信息,从而使得特征对图像的描述更加地充分,不同类地物之间特征区分明显。但由于采用的 Gabor 核的尺度和角度较多使得最终获取的特征维度较高,且存在特征冗余问题,因此再次进行特征降维操作是不可避免的。对此仍采用 PCA 方式选取能够解释图像大部分特征信息的前 20 主成分(方差贡献率均在 99% 以上)对提取的多层 Gabor 特征进行处理,接着再进行后续的融合与分类识别。

为更好地评价提出的 Ms_GLPQ 方法的有效性和分类识别能力,将此方法分别与 PCA8 数据、以及对其使用 Gabor 滤波器组提取特征和使用多层 LPQ 方法获取的特征进行分类对比实验。表 3~表 5 则具体列出了 3 种高光谱遥感图像的测试数据集在不同分类算法下的识别情况,表中的加粗数字为采用同一特征提取方法在不同分类器中得到的最高识别精度。

从表 3~表 5 分类识别的结果可以看出,在每个测试数据集分别经多尺度 Gabor 和多尺度 LPQ 提取特征后进行分类的结果与 PCA8 的结果相比均有提升,但只有当使用 Ms_GLPQ 方法时得到最高的

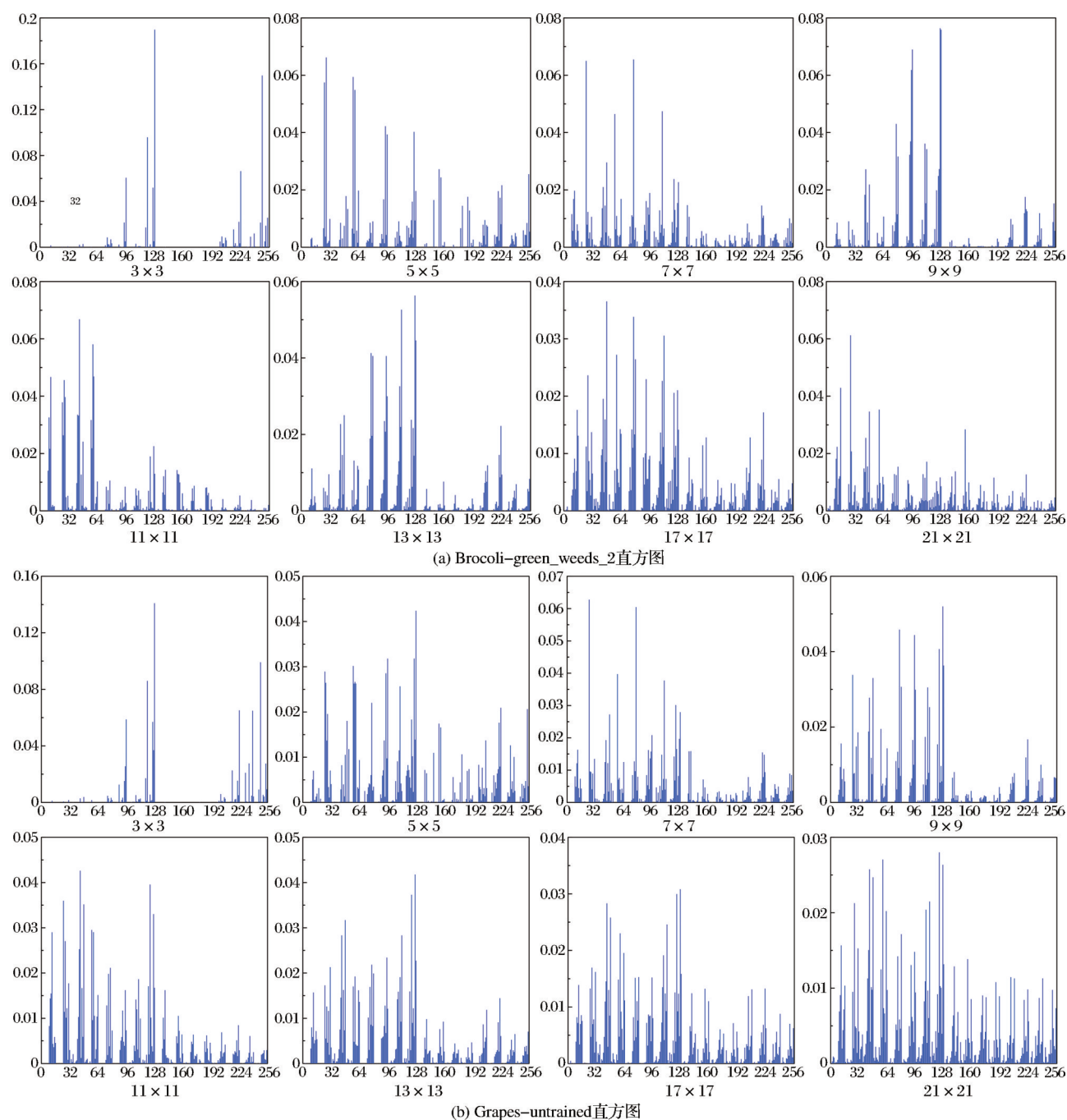


图 3 不同尺度 LPQ 统计直方图特征

Fig. 3 Statistical histogram features of LPQ at different scales

识别精度。在 Indian Pines 数据上识别精度最高提升了 18.52%，在 Salinas 数据集上提升了 7.18%，而在茶树数据上效果不明显，不过也提升了 1.22%。Gabor 滤波器组可以获取图像在多个方向和尺度上的纹理信息，同时在一定程度上降低了图像中的光照变化和噪声影响，得以充分利用图像的空间纹理结构信息，从而使得获取的 Gabor 特征具有较强的类别表征能力，然后经融合多尺度局部相位量化方法 (Ms_LPQ) 提取的特征，可以表达遥感图像在频

域上所具有的模糊不变纹理结构信息，进而提高分类识别效果。

此外当对高光谱遥感图像进行分类识别时，在采用提升树的分类模型上获得的分类效果普遍优于其他的统计模型分类器，这是由于在高光谱遥感数据中各属性间具有一定的线性或非线性关系，即使通过不同的算法进行特征提取后，属性间的特征的关联性仍然存在。而采用提升树模型进行分类识别时，由于模型的自身优势使其对于分布较为复

表 2 I 图像预处理效果对比 (%)
Table 2 Comparison of image preprocessing effect(unit:%)

分类器	Indian Pines		Salinas		茶树	
	原始数据	PCA8	原始数据	PCA8	原始数据	PCA8
SVM	55.66	54.36	78.73	80.53	90.93	90.27
Bayes	50.40	51.85	74.82	78.07	85.55	89.2
BP	73.72	57.34	88.90	85.31	91.98	90.52
DT	55.62	56.52	81.34	80.88	87.36	86.88
RF	72.38	66.46	87.14	87.04	91.1	90.98
XGBoost	69.43	64.57	86.01	86.06	90.58	90.42
LightGBM	69.88	64.42	86.47	85.85	89.73	89.07
CatBoost	71.26	67.36	88.04	87.24	91.54	91.39

表 3 Indian Pines 数据集不同算法性能比较 (%)
Table 3 Performance comparison of different algorithms in Indian Pines dataset(unit:%)

分类器	Indian Pines			
	PCA8	多尺度 Gabor	多尺度 LPQ	Ms_GLPQ
SVM	54.36	73.69	62.23	63.28
Bayes	51.85	61.30	69.29	69.36
BP	57.34	80.52	71.43	71.30
DT	56.52	69.89	65.16	66.90
RF	66.46	82.03	82.41	83.48
XGBoost	64.57	78.55	80.31	80.66
LightGBM	64.42	79.28	81.28	81.85
CatBoost	67.36	83.80	85.58	85.88

注:多尺度 Gabor 代表 PCA8 经 Gabor 滤波器组得到的特征;多尺度 LPQ 代表 PCA8 经多尺度旋转不变 LPQ 得到的特征; Ms_GLPQ 代表提出模型得到的特征

表 4 Salinas 数据集不同算法性能比较 (%)
Table 4 Performance comparison of different algorithms in Salinas dataset(unit:%)

分类器	Salinas			
	PCA8	多尺度 Gabor	多尺度 LPQ	Ms_GLPQ
SVM	80.53	71.38	84.84	85.05
Bayes	78.07	69.62	72.42	72.77
BP	85.31	80.31	89.56	89.09
DT	80.88	81.42	82.18	81.47
RF	87.04	88.48	93.75	94.13
XGBoost	86.06	87.01	89.49	90.99
LightGBM	85.85	87.12	90.87	91.85
CatBoost	87.24	88.92	94.29	94.42

杂稠密的数据表达和泛化能力均较强,能够发掘各属性特征之间的高阶关系,进而使得提升树模型的分类精度普遍较高。其中,CatBoost 作为一种新颖而特殊的模型,在每组测试数据集上均获得了最高

表 5 茶树数据集不同算法性能比较 (%)
Table 5 Performance comparison of different algorithms in Tea Farm dataset(unit:%)

分类器	茶树			
	PCA8	多尺度 Gabor	多尺度 LPQ	Ms_GLPQ
SVM	90.27	77.41	84.04	85.20
Bayes	89.20	64.05	85.15	85.22
BP	90.52	83.65	88.22	88.48
DT	86.88	80.77	81.58	82.65
RF	90.98	87.41	90.53	90.35
XGBoost	90.42	86.93	90.49	90.72
LightGBM	89.07	86.22	90.29	90.45
CatBoost	91.39	88.58	92.59	92.61

的识别精度。它不仅能够高效处理类别性特征,还可以充分利用特征之间的联系,能够有效避免常见的梯度偏差问题,从而实现在多尺度空频域特征提取模型下 HSI 的精确分类,为地物识别提供了有效可行的方法。

为直观地描述提出的方法的效果,图 4 分别显示了 3 种遥感数据集的真实样本图、PCA8 分类结果图和提出的 Ms_GLPQ 模型地物识别的最优预测结果(均为 CatBoost 分类模型得到)。通过上述的测试结果对比的表 3~表 5 和图 4 可以看出,高光谱图像通过 Ms_GLPQ 方法提取特征能够有效获取图像在空间域和频率域上的特征信息,最终生成一个能充分描述图像空、频域信息的特征矩阵,接着进一步通过提升树模型等分类器进行识别,在各个高光谱遥感数据集上都获得了较为优异的结果,一定程度上表明了基于提升树模型的 Ms_GLPQ 方法对于高光谱遥感图像进行特征提取和分类识别的有效性和泛化性。

4 结 语

实验提出了一种基于提升树的多尺度分析高

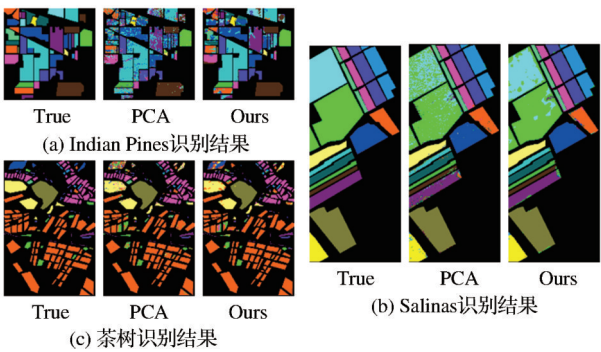


图 4 高光谱图像的地物识别结果
Fig.4 Recognition results in HSI datasets

光谱地物识别模型(Ms_GLPQ),通过 Gabor 滤波器组能够获取 HSI 在多个尺度和方向上的具有强类别表征能力的图像空间结构特征,实现在空域中对高光谱遥感图像结构特征的描述;然后通过多尺度 LPQ 描述符提取了图像频域上的相位模糊不变结构特征信息,增强了 HSI 地物的类间特征差异,表征了 HSI 图像在频域上的空间结构信息;最后基于提升树的机器学习分类器实现了遥感地物的分类识别。在标准的 HSI 公开数据集上的识别结果表明,提出的模型能够获得蕴含更多结构和纹理信息的较为全面的图像特征描述,充分利用了高光谱遥感目标识别的空域和频域的特征信息,有效提升了遥感地物识别的精度。但该模型还存在不足,针对预处理和特征提取过程中出现的信息冗余问题,模型仅简单地采用 PCA 方式进行处理有一定的局限性,因此在今后的研究工作中可针对数据预处理和特征约简问题继续进行优化改进,为提升高光谱遥感地物的识别精度提供新颖有效的技术手段。

参考文献(Reference):

- [1] Jakob S, Zimmermann R, Gloaguen R. The need for accurate geometric and radiometric corrections of drone-borne hyperspectral data for mineral exploration: Mephysto—A toolbox for pre-processing drone-borne hyperspectral data[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(1): 88. DOI: 10.3390/rs9010088.
- [2] Carreiras J M B, Jones J, Lucas R M, *et al.* Mapping major land cover types and retrieving the age of secondary forests in the Brazilian Amazon by combining single-date optical and radar remote sensing data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 194: 16-32. DOI: 10.1016/j.rse.2017.03.016.
- [3] Garg V, Kumar A S, Aggarwal S P, *et al.* Spectral similarity approach for mapping turbidity of an inland waterbody [J]. *Journal of Hydrology*, 2017, 550: 527-537. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2017.05.039.
- [4] Zhong Bo, Ma Peng, Nie Aihua, *et al.* Land cover mapping using time series HJ-1 /CCD data[J]. *Science China: Earth Sciences*, 2014, 44(5): 967-977.[仲波, 马鹏, 聂爱华, 等. 基于时间序列 HJ-1 /CCD 数据的土地覆盖分类方法[J], *中国科学:地球科学*, 2014, 44(5):967-977.]
- [5] Chen Ni, Ying Feng, Wang Jing, *et al.* Research on Land use information extraction based on U-Net[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2021, 36(2): 285-292.[陈妮, 应丰, 王静, 等. 基于 U-Net 的高分辨率遥感图像土地利用信息提取[J]. *遥感技术与应用*, 2021, 36(2):285-292.]
- [6] Li J, Bioucas-Dias J M, Plaza A. Semisupervised hyperspectral image segmentation using multinomial logistic regression with active learning[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(11): 4085-4098. DOI: 10.1109/TGRS.2010.2060550.
- [7] Garrity S R, Vierling L A, Smith A M S, *et al.* Automatic detection of shrub location, crown area, and cover using spatial wavelet analysis and aerial photography[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2008, 34(2): S376-S384. DOI: 10.5589/m08-056.
- [8] Song Cuiyu, Li Peijun, Yang Fengjie. Remote sensing image classification based on texture features by multivariate local binary pattern[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2011, 26(3): 322-327, 276.[宋翠玉, 李培军, 杨锋杰. 基于多元局部二值模式的遥感图像纹理提取与分类[J]. *遥感技术与应用*, 2011, 26(3): 322-327, 276.]
- [9] Jiang Yanan, Zhang Xin, Zhang Chunlei, *et al.* Classification of remote sensing images based on multi-scale feature fusion using local binary patterns[J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2021, 33(3): 36-44.[姜亚楠, 张欣, 张春雷, 等. 基于多尺度 LBP 特征融合的遥感图像分类[J]. *自然资源遥感*, 2021, 33(3): 36-44.]
- [10] Zhang Li. Remote sensing image feature and classification based on Gabor function[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2012, 35(4): 123-124, 127.[张立. 基于 Gabor 函数的遥感影像特征与分类[J], *测绘与空间地理信息*, 2012, 35(4): 123-124, 127.]
- [11] Liu Xun, Hua Wenshen, Yang Jia, *et al.* Spatial classification method for hyperspectral camouflage targets image based on local Gabor binary patterns[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2014, 26(11): 49-56.[刘恂, 华文深, 杨佳, 等. 基于局部 Gabor 二进制模式的高光谱伪装目标图像分类(英文)[J], *强激光与粒子束*, 2014, 26(11): 49-56.]
- [12] Ojansivu V, Heikkilä J. Blur insensitive texture classification using local phase quantization[C]// *International Conference on Image and Signal Processing*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2008: 236-243.
- [13] Jia Mingxing, Du Junqiang, Song Pengfei, *et al.* Face recognition based on multi-feature optimization fusion of LBP and Gabor with multi-scale blocks [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science Edition)*, 2017, 38(3): 310-314.[贾明兴, 杜俊强, 宋鹏飞, 等. 基于不同分块多特征优化融合的人脸识别研究[J], *东北大学学报(自然科学版)*, 2017, 38(3): 310-314.]
- [14] Chen Pengzhan, Hu Chao, Chen Xiaoyue. Facial expression recognition based on Gabor, LBP and LPQ feature[J]. *Measurement & Control Technology*, 2018, 37(8): 16-20.[陈鹏展, 胡超, 陈晓玥. 融合 Gabor、LBP 与 LPQ 特征的面部表情识别[J], *测控技术*, 2018, 37(8): 16-20.]
- [15] Daugman J G. Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles [J]. *Vision Research*, 1980, 20(10): 847-856. DOI: 10.1016/0042-6989(80) 90065-6.
- [16] Ojansivu V, Rahtu E, Heikkilä J. Rotation invariant local phase quantization for blur insensitive texture analysis [C]// *2008 19th International Conference on Pattern Recognition*. IEEE, 2008: 1-4.

- [17] Chen T, Guestrin C. Xgboost: A scalable tree boosting system[C]// Proceedings of the 22nd Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2016, 785-794.
- [18] Prokhorenkova L, Gusev G, Vorobev A, *et al.* CatBoost: unbiased boosting with categorical features [C]// Advances in Neural Information Processing Systems, 2018:6638-6648.
- [19] Vane G, Green R O, Chrien T G, *et al.* The Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) [J]. Remote Sensing of Environment, 1987, 44(2 - 3): 127-143. DOI: 10.1016/0034-4257(93)90012-M.
- [20] Zhang Xia, Zhang Bing, Zhang Lifu, *et al.* Hyperspectral remote sensing dataset for tea farm [DB/OL]. <http://www.geodoi.ac.cn/webcn/doi.aspx?Id=720>, 2017.08, 2019.10. [张霞, 张兵, 张立福, 等. 茶树等十种地类高光谱遥感数据集 [DB/OL]. <http://www.geodoi.ac.cn/webcn/doi.aspx?Id=720>, 2017.08, 2019.10. DOI: 10.3974/geodb. 2017. 03. 04.V1.]

Boosting Tree Model with Gabor and LPQ Feature Fusion of HSI Ground Object Recognition

Jiang Yanan¹, Zhang Chunlei², Zhang Xin³, Xu Quanwei¹,
Zhang Shutao¹, Zhou Rui¹

(1.School of Science, China University of Geosciences(Beijing), Beijing 100083, China;

2.Beijing Zhongdirunde Petroleum Technology Co.Ltd., Beijing 100083, China;

3.School of Statistics, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: To fully fuse the feature information in the spatial and frequency domains of hyperspectral image (HSI), a spatial-spectrum fusion HSI ground object recognition model that integrates multiscale features of Gabor and LPQ (Ms_GLPQ) is proposed. Firstly, the Gabor filter bank is used in the spatial domain to extract the multiscale and multidirectional spatial neighborhood information of various ground objects in HSI to describe the spatial structure of its edge and texture. Secondly, the Local Phase Quantization (LPQ) operator is utilized in the frequency domain to extract the multiscale frequency domain texture features, and the phase invariant feature description of HSI is obtained. Then the Principal Component Analysis (PCA) algorithm is used to reduce the dimensionality for the problem of feature redundancy, and the features in the spatial and frequency domains are fused to obtain the feature vector that fully describes the HSI information. Finally, the classifier based on Boosting tree (XGBoost, CatBoost, etc.) are utilized for recognition. Experiments on Indian Pines, Salinas, and tea farm datasets acquire accuracy rates of 85.88%, 94.42%, and 92.61%, respectively. The experimental results show that the Ms_GLPQ model can extract effective features in HSI and obtain more discriminative multi-featured region descriptors than traditional methods, and it performs better by using boosted tree model for ground object recognition and achieves higher accuracy than other classifiers.

Key words: Hyperspectral image; Multiscale analysis; Gabor filter bank; Local Phase Quantization; Boosting tree model