

基于空谱多特征融合的高光谱遥感图像分类

第五轩¹ 黄延庆¹ 杨雪¹

DIWU Xuan HUANG Yanqing YANG Xue

摘要

高光谱遥感图像分类已被公认为是高光谱数据处理的基础性和挑战性任务之一，其最终目标是给影像中的每个像元赋予唯一的类别标识。针对传统高光谱遥感图像分类方法只依靠单一特征进行分类的问题，提出一种基于空谱多特征融合的分类策略。首先在光谱域上利用主成分分析法 PCA 降维，得到前 3 个主成分数据，然后通过多视图策略对 PCA 降维后的数据分别提取局部二值模式 LBP、方向梯度直方图 HOG 与 Gabor 特征，将其输入到多视图支持向量机进行分类。所提方法在 Indian Pines 数据集上进行验证，实验结果表明，所采用的分类策略相较于传统只利用单一特征进行分类的方法分类精度更高。

关键词

高光谱遥感图像分类；LBP 特征；HOG 特征；Gabor 特征；多视图支持向量机

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.03.012

0 引言

高光谱图像 (hyperspectral image, HSI) 是利用成像光谱仪对某一区域以纳米级的光谱分辨率进行紫外光谱段到红外光谱段的连续成像，它可以看作由二维空间向量和一维光谱向量堆叠成的三维数据立方体^[1]。HSI 具有高光谱分辨率，已广泛应用于地质勘探、精准农业、生态环境、地物识别、科学遥感等诸多领域。

由于 HSI 包含了丰富的光谱、空间和辐射信息，已经成为一种区分识别地物类别的有效手段，HSI 分类作为 HSI 处理的主要任务之一，其目的是将像素 (或光谱) 分配给某一类。

目前，HSI 分类采用的策略主要有：(1) 依据是否加入未标记样本分为监督分类、非监督分类和半监督分类；(2) 以基本处理单元划分为基于像素分类和基于对象分类；(3) 以特征提取采用的方法分为纯光谱分类和光谱与空间信息联合分类；(4) 以像素构成的不同有软分类和硬分类的区别，根据像素构成假设又可以进一步将软分类分为模糊分类和混合像元分解，在硬分类任务中，根据分类器数量的不同，既有单分类器的应用，也有多分类的集成。

由于 HSI 既包含了光谱信息，又包含丰富的空间信息，学者们逐渐在光谱分类的基础上加入空间信息，使用融合后的特征进行分类。姜亚楠等人^[2]提出了一种多尺度灰度和纹理结构特征融合的方法模型 (multi-scale gray and texture structure feature fusion, Ms_GTSFF) 进行遥感图像特征提取。黄伟等人^[3]提出了一个基于多尺度局部二值模式 (local

binary pattern, LBP) 和复合核的 HSI 分类方法，利用 LBP 的两个最佳尺度来提取 HSI 的纹理特征。陈志会等人^[4]提出了一种针对超高分辨率多光谱影像提取属性形态学剖面，提取对应的细节信息，然后结合多光谱影像的光谱信息训练分类器的分类方法。王立国等人^[5]提出一种在 HSI 处理的各个环节均引入空间信息的分类方法。程志会等人^[6]提出一种结合灰度共生矩阵提取的纹理特征与其邻域范围内的光谱特征图的半监督算法。

上述 HSI 空谱特征提取方法中，大多采用光谱特征与某一空间特征融合进行分类，然而，单一的空间特征并不能充分表征 HSI 中所蕴含的丰富的空间信息，使用某种单一的算法提取空间特征与光谱特征级联进行分类的方法仍存在分类精度不高的问题，针对这一问题，需要研究更多能充分挖掘 HSI 空间信息的特征提取算法来提取空间特征。

经典的 SVM 最初是为二分类任务所创建的，SVM 实现多分类任务有两种方式。第一种是一对所有 (one-versus-all ova)：分类任务为 m 类，针对每一类都需要训练一个二分类器，总共需要训练 m 个二分类器。分类机制为某一类的分类器将属于这一类的数据分为正类，其它所有不属于这一类的数据分为负类，最后统计为正最多的类，就是这一数据的标签。第二种是所有对所有 (all-versus-all ava)：有 m 类分类任务，总的任务中两两间训练一个分类器，总共需要训练 $m(m-1)/2$ 个分类器，同样使用投票来确定数据最终类别^[7]。

Zhang 等人^[8]为了充分利用光谱信息和空间信息，采用 SC-MK 算法对 HSI 的过分割区域使用多核分类器进行分类。Aghighi 等人^[9]提出马尔科夫随机场 (markov random field, MRF) 与 SVM 相结合的分类算法。

1. 中国航空工业集团公司西安航空计算技术研究所
陕西西安 710000

然而,上述基于OVA或AVA策略的多类扩展方法忽略了多类之间的相关性,只是将多类问题分解为几个独立的二分类问题。为了克服上述缺点,本文采用多类支持向量机的多视图分类方法协作策略。

本文针对单一空间特征不能完全表征HSI空间信息的问题,分多个维度从HSI中提取Gabor、HOG、LBP三种空间特征与光谱特征级联进行分类。针对SVM分类方法忽略类间相关性的问题,采用多类支持向量机的多视图分类方法协作策略。

1 本文方法

本文提出的基于多特征融合高光谱遥感图像分类(流程图)如图1所示。

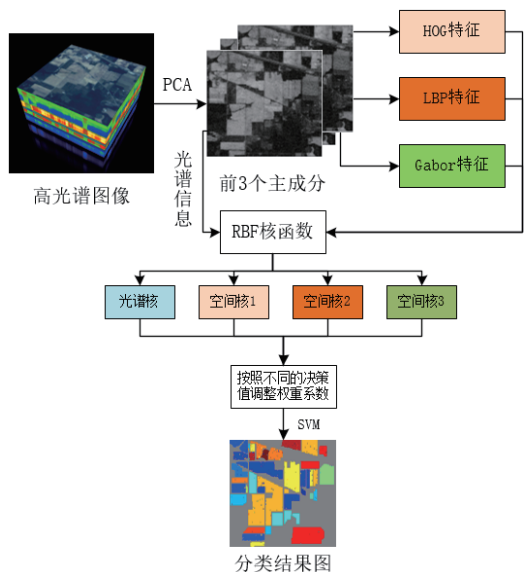


图1 分类算法示意图

此方法主要包含三部分:(1)针对HSI波段过多,数据量较大的特点,利用主成分分析(principal components analysis, PCA)提取HSI的光谱特征,去除噪声波段的同时将HSI降维,采用方向梯度直方图(histogram of oriented gradients, HOG)、多尺度局部二值模式(local binary pattern, LBP)和Gabor得到三个空间特征,充分挖掘HSI的空间信息;(2)将得到的特征信息输入到径向基函数(radial basis function, RBF)中得到四个核函数;(3)将缩放因子嵌入到每一个多类SVM中,不断调整所有特征的权重分配,使得对应多个类的重要且有区别的特征获得较大的权重,最后得到分类结果图。

2 空间特征提取

2.1 提取Gabor特征

D.Gabor于1946年提出Gabor变换,Gabor变换的本质就是在傅里叶变换中加入窗函数,以便将整体信号局部化。

其基本思想为:首先将一段较长的连续信号划分为许多细小的信号段,然后用傅里叶变换逐一对这些划分出来的细小信号段进行分析,最后得到它们的频率信息^[10]。

二维图像的Gabor核函数如下:

$$\begin{aligned} \psi_{\Pi}(x', y', f, \theta, \gamma, \sigma') \\ = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma'^2}\right) \cos(2\pi f x' + \phi) \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} x'' &= x' \cos \theta + y' \sin \theta \\ y'' &= -x' \sin \theta + y' \cos \theta \end{aligned}$$

式中: x' 和 y' 表示图像中某一点的坐标; f 和 θ 分别为Gabor函数的频率和方向; σ' 和 γ 分别为高斯半径和方向角^[11]。通过调节频率和方向就可以得到一组滤波器,这组滤波器就能提取一幅图像的空间特征信息。

2.2 提取LBP特征

LBP特征是一种理论简单、计算高效的非参数描述算子。因为其具有高度旋转不变性和灰度不变性等优点,所以常常被用于提取图像的局部纹理特征^[12]。

本文使用原LBP的一个等价/均匀模式(uniform local binary pattern, ULBP),定义如下:

$$ULBP_{(c,p)} = \begin{cases} \sum_{i=0}^{p-1} s(t_i - t_c) 2^i, & U(LBP_{(c,p)}) \leq 2 \\ P+1, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $ULBP_{(c,p)}$ 表示LBP从0~1或者从1~0的跳变次数。在高光谱影像中,大部分LBP的跳变次数都小于或等于2,因此可以用LBP的等价模式来有效简化特征向量,实现LBP的旋转不变特性^[13]。经此化简,LBP统计直方图的个数由 2^p 缩减为 $P(P-1)+3$ 。

2.3 提取HOG特征

方向梯度直方图(histogram of oriented gradients, HOG)通过对物体进行检测能够得到其形状边缘特征,通过局部梯度的大小就可以将一幅图像的整体特征显现出来,即其对图像的光学形变不敏感^[14]。HOG特征提取的整体流程如图2所示,由于一幅图像各个区域的像素点对光谱反射率不一定相同,图像的纹理强度等因素可能不均匀,首先需要对图像整体的颜色空间等进行归一化处理,图像的梯度是用每一个像素计算得到的,然后在细胞单元(cell)中构建方向梯度直方图,在块(block)中归一化对比度,由于窗口的滑动性与块的滑动性,窗口与块有时会出现重叠,这与步长有关,此时在块内划分出的cell就会多次出现,这就意味着需要对每一个块的梯度直方图向量归一化^[14]。

本文采用多尺度滑动窗口逐一扫描图像来提取HOG特征,首先对颜色空间进行归一化,分别计算每个像素在水平方向和垂直方向上的梯度值和角度值,总的梯度值为水平梯度和垂直梯度值的L2范数,然后得到梯度方向直方图特征,并将其送入支持向量机进行训练。

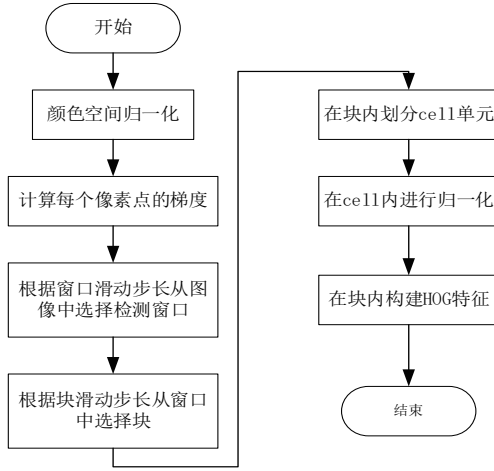


图 2 HOG 特征提取流程图

2.4 多视图 SVM

多视图 SVM 利用多类的多视图分类方法协同分类。每个多类 SVM 嵌入缩放因子重新调整所有特征的权重分配，这有利于突出更重要和有区别的特征。采用决策函数值来整合多个多类学习者并引入跨多个类的置信度得分，以确定最终分类结果^[15]。

定义视图的一类特征表示为数据矩阵 $X_j \in R^{d \times n} (j=1, \dots, m)$ ，其中索引 j 表示第 j 个视图，每个视图 $X_j = (x_1^j, x_2^j, \dots, x_n^j)$ 有 n 个样本。在每个视图中添加相应的标签信息 Y 后，样本和标签可以表示为 $\{X^j, Y\} (j=1, \dots, m)$ 。此外，如果使用 $W^j \in R^{d_j \times c}$ 表示 j 类视图的权重矩阵，所提出的方法可以表述为：

$$\min_{W, \theta} \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \|W^j\|_F^2 + \sum_{j=1}^m C_j \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \times (1 - y_{ik} \sum_{v=1}^d \sqrt{\theta_v^j} w_{vk}^j x_{vi}^j) \quad (3)$$

$$s.t. \theta_j > 0, \theta^T 1 = 1, j = 1, \dots, m$$

式中： $\theta = \{\theta^j\}_{j=1}^m$ 包含 m 个缩放向量，每个 $\theta^j = \{\theta_v^j\}_{v=1}^d$ 由 d 个缩放因子组成。 C_j 是惩罚参数， $(1-z)_+ = \max(1-z, 0)$ 是损失函数。很明显，公式 (3) 在每个多类 SVM 中嵌入了比例因子 θ_v^j ，可以重新调整每个特征的权重分配，以突出重要的、有区别的特征。

考虑到 $\min(A+B)$ 相当于 $\min(A) + \min(B)$ ，将公式 (3) 化简可得：

$$\min_{W^j} \frac{1}{2} \|W^j\|_{2,1}^1 + C^j \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \times \left(1 - y_{ik} \sum_{v=1}^d w_{vk}^j x_{vi}^j \right) \quad (4)$$

对于一个新的样本 x ，可以用公式 (5) 计算其 j 类视图的决策值。

$$d(x^j) = W^j T x^j \quad (5)$$

式中： $d(x^j) \in R^c$ ，每个元素表示决策样本 x^j 相当于 k 类的值。

$$C_s(x^j) = \frac{d(x^j) - \min(d(x^j))}{\max(d(x^j)) - \min(d(x^j))} \quad (6)$$

式中： $C_s(x^j) \in R^c$ 是样本 x^j 相对于 j 类分类器的置信度得分。

然后，根据相应置信度得分 $C_s(x^j)_{j=1}^m$ 的组合，得到多视图支持向量机的最终置信度得分 $C_s(x)$ 。

$$C_s(x^j) = \sum_{j=1}^m \gamma_j C_s(x^j) \quad (7)$$

式中： $C_s(x^j) \in R^c$ ， γ_j 是 j 类向量机的权重。最终的分类结果可以通过公式 (8) 确定。

$$k^* = \arg \max_{k \in \{1, \dots, c\}} [C_s(x)]_k \quad (8)$$

式中： k^* 是样本 x 所属的类别。

3 实验与分析

为了评价本文方法的效果，在数据集 Indian Pines 上进行多特征融合方法与单一特征分类比较验证。

3.1 实验数据集

Indian Pines (印第安农林数据集) 是由可见光 / 红外成像光谱仪 (AVIRIS) 采集得到的，被广泛应用于高光谱分类。该数据集的波长范围为 $0.43 \sim 2.5 \mu\text{m}$ ，空间分辨率为 20 m ，包含 145×145 个像元^[16]。该数据集的地物标记像素分为 16 类，共含 220 个波段，去掉吸水波段后有 200 个可用波段。

3.2 参数设置以及性能指标

3.2.1 参数设置

在本文实验中，Indian Pines 采用 10% 作为训练集，分类结果均为 10 次实验的平均结果。针对 Gabor 滤波器， $f_{\max}=0.25$ ， $Q=10$ ， $P=6$ ， $\sigma=1$ ， $\phi=0$ ；针对 LBP，本文选择 $w=27$ 的窗口尺寸；针对 HOG，本文采用多尺度滑动窗口扫描的方法提取 HOG 特征，其中扫描窗口的大小为 16×16 ，扫描步长为 8×8 ；针对多视图支持向量机，多个视图的参数 C_j 从 10^{-1} 调整到 10^1 ，在训练集上用 0.1 步长选择最优 C_j ，然后利用训练好的模型预测测试数据上的标签。

3.2.2 性能指标

本文采用总体分类 (overall accuracy, OA) 精度和 Kappa 系数两个维度评价分类精度的高低。OA 可充分评价整体分类精度，分类前后的数据类别的一致性程度用 Kappa 系数来衡量。

3.3 分类结果与分析

本节把只用光谱特征、单一 Gabor 特征、单一 HOG 特征和单一 LBP 特征分类结果的 OA 与 Kappa 系数和多特征融合分类结果的 OA 和 Kappa 系数进行比较。单一特征分类器统一采用基于概率模型的 SVM。多特征融合分类器采用多视图 SVM。在 Indian Pines 数据集上进行实验验证。分类结果如图 3 和表 1 所示。从图 3 可以看到，采用融合特征分类的图像比采用单一光谱特征、单一 Gabor 特征、单一 HOG 特征和单一 LBP 特征分类后的图像更加清晰。从表 1 可以看出，采用融合特征分类后得到的 OA 与 Kappa 系数都要比采用单一特征 OA 与 Kappa 系数高，OA 高 $8.97\% \sim 34.80\%$ ，

Kappa 系数高 0.206 92 ~ 0.406 92。这充分说明在高光谱影像上采用融合特征分类可以有效提高分类器性能。

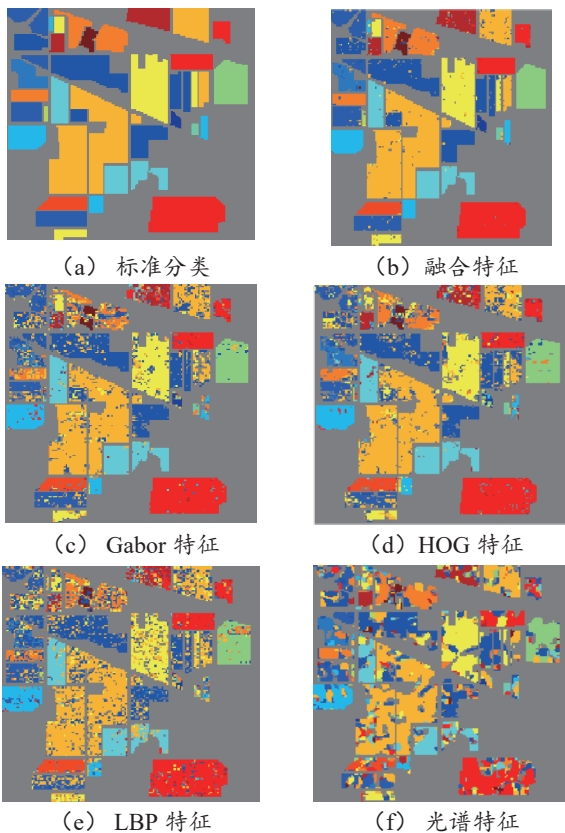


图 3 Indian Pines 不同特征分类结果图

表 1 Indian Pines 多特征融合与单一特征分类

分类特征	OA	Kappa
融合特征	97.216 4%	0.964 64
Gabor 特征	94.242 6%	0.918 26
HOG 特征	86.672 2%	0.808 11
LBP 特征	86.584 3%	0.804 72
光谱特征	62.410 2%	0.557 72

4 结论

本文提出一种基于多特征融合的 HSI 分类方法。首先在高光谱域上利用 PCA 降维, 得到其光谱特征; 然后对数据分别提取 Gabor 特征、LBP 特征与 HOG 特征; 最后将其输入到多视图 SVM 中进行分类。在 Indian Pines 数据集上进行验证得知, 所提方法明显优于传统基于单一特征分类方法。

参考文献:

- [1] 童庆禧, 张兵, 张立福. 中国高光谱遥感的前沿进展 [J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 689-707.
- [2] 姜亚楠, 张欣, 张春雷, 等. 基于多尺度 LBP 特征融合的高光谱图像分类 [J]. 自然资源遥感, 2021, 33(3): 36-44.
- [3] 黄伟, 黄遥, 牛继强, 等. 基于多尺度 LBP 和复合核的高光谱影像分类方法 [J]. 信阳师范学院学报 (自然科学版), 2021, 34(2): 300-307.

- [4] 陈志会, 卞振奇, 赵秀英. 基于属性形态学剖面多特征超分辨率遥感影像分类研究 [J]. 测绘与空间地理信息, 2019, 42(9): 115-116+119.
- [5] 王立国, 马骏宇, 李阳. 联合多种空间信息的高光谱半监督分类方法 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2021, 42(2): 280-285.
- [6] 程志会, 谢福鼎. 基于空间特征与纹理信息的 HSI 半监督分类 [J]. 测绘通报, 2016, 6(12):56-59+73.
- [7] 邵文静, 孙伟伟, 杨刚. 高光谱遥感影像纹理特征提取的对比分析 [J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(178):431-440.
- [8] ZHANG L, LU H, ZHANG H, ZHAO Y, et al. Hyper-spectral characteristics in support of object classification and verification [J]. IEEE access, 2019, 7:119420-119429.
- [9] AGHIGHI H, TRINDER J, TARABALKA Y, et al. Dynamic block-based parameter estimation for mrf classification of high-resolution images [J]. IEEE geoscience and remote sensing letters, 2014, 11(10): 1687-1691.
- [10] 郝思媛. 空谱协作的高光谱图像分类方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015.
- [11] 刘咏梅, 马潇, 门朝光. 基于多种空间信息的高光谱遥感图像分类方法 [J]. 中国空间科学技术, 2019, 39(2):73-81.
- [12] 潘尔婷, 马泳, 黄琨, 等. 跨数据集评估的高光谱图像分类 [J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(8): 1969-1977.
- [13] 王雷全, 赵欣, 秦智超. 基于光谱-空间一致性正则化的高光谱图像分类 [J]. 中国电子科学研究院学报, 2021, 16(8): 789-796.
- [14] NGUYEN N, BUI D AND TRAN X. A novel hardware architecture for human detection using HOG-SVM co-optimization [C]//2019 IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems (APCCAS). Piscataway:IEEE, 2019: 33-36.
- [15] XU J, HAN J, NIE F, et al. Multi-view scaling support vector machines for classification and feature selection [J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2020, 32(7): 1419-1430.
- [16] LI W, DU Q. Gabor-filtering-based nearest regularized subspace for hyperspectral image classification [J]. IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2014, 7(4): 1012-1022.

【作者简介】

第五轩 (1997—), 男, 陕西咸阳人, 硕士, 助理工程师, 研究方向: 模式识别、图像处理。

黄延庆 (1997—), 男, 陕西汉中, 硕士, 助理工程师, 研究方向: 图像检测技术。

杨雪 (1997—), 女, 陕西咸阳人, 本科, 助理工程师, 研究方向: 图像分类。

(收稿日期: 2023-12-28)