

doi: 10.6046/zrzyyg.2020303

引用格式: 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.
(Jiang Y N,Zhang X,Zhang C L,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.)

基于多尺度 LBP 特征融合的遥感图像分类

姜亚楠¹, 张欣², 张春雷³, 仲诚诚¹, 赵俊芳¹

(1. 中国地质大学(北京)数理学院,北京 100083; 2. 北京师范大学统计学院,北京 100875; 3. 北京中地润德石油科技有限公司,北京 100083)

摘要: 针对高光谱遥感图像分类问题,传统的特征提取方法常忽略其本征属性信息和图像的多尺度局部结构特性而使其获取的图像信息量较少,为改进这一缺陷,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。首先用多尺度方法提取图像不同尺度下的灰度属性特征,然后利用局部二进制模式的思想获得图像的局部纹理特征信息,同时利用多尺度还能够获取图像更大感受野的特征,接着利用得到的多尺度 LBP 直方图获取每种编码所对应的灰度属性信息,最后将上述得到的多尺度特征信息进行编码融合,构成了 Ms_GTSFF 特征提取模型,再连接多种机器学习分类器进行分类识别。以雄安新区(马蹄湾村)航空高光谱遥感影像作为测试数据集,对数据分块预处理后再进行特征提取与分类测试,最高获得了 99.44% 的分类准确率,在遥感图像分类上与传统方法的识别能力相比有很大的提升,验证了提出模型对于增强遥感图像的特征提取能力以及提高分类识别性能的有效性。

关键词: 高光谱遥感; 多尺度特征; 灰度属性特征; 局部二进制模式; 特征融合

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2021)03-0036-09

0 引言

在地球观测技术的不断发展下,地球空间信息的获取已经进入了高分辨率的时期,描述地球空间信息的遥感影像数据已经成为人类认识世界、理解世界的重要信息来源^[1]。高分辨率遥感图像中具有光谱特征信息和精细的多尺度空间结构特征,因此如何有效地从遥感图像中提取表征以及融合这些信息就成为了限制高分辨率遥感图像信息应用深入发展的关键。

按照图像特征反映信息的程度可以将其分为底层视觉特征、中层视觉特征和高层视觉特征 3 类,采用由简到繁逐步变化的处理方法,首先是直接提取图像光谱、纹理、结构信息的底层视觉特征;其次是对提取的底层场景特征进行编码,再进一步提取更具判别能力信息的中层视觉特征;最后是利用深度神经网络模型提取图像抽象信息的高层视觉特征^[2]。

早期传统的遥感图像场景分类方法主要是基于底层和中层特征的人工提取技术,通过考虑图像的

局部或全局的各种特征,根据其光谱、纹理、形状和空间结构等信息来进行特征提取,且获取的特征具有可解释性强的优点,其中具有代表性的特征提取方法包括尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)、局部二进制模式(local binary pattern, LBP)、Gabor 滤波器、灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)和方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)等,常将其应用于图像场景分类^[3-6]。近年来深度学习神经网络逐渐被更多地应用到了遥感图像的分析中,尤其是在语义分割,场景分类等方面,深度学习通过利用不同尺度感受野能够学习感知不同尺度图像特征的优势,取得了较好的效果^[7-8],但对于图像的分辨率保持以及结果的可解释性仍存在一定的缺陷。

研究者分析发现,深度学习过程中得到的不同尺度特征图均对图像有着较强的表征能力。在利用深度学习进行遥感图像场景分类时,通常需要大量数据来支撑,否则就会因数据量过少而导致分类精度不高,因此就有文献提出采用遥感图像的多尺度特征对其进行分类来解决这一问题。Hu 等^[9]利用

收稿日期: 2020-09-23; 修订日期: 2021-01-06

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”(编号: 11601493)资助。

第一作者: 姜亚楠(1993-),女,硕士,主要从事统计学、机器学习在遥感图像分类的研究。Email: 2463613347@qq.com。

多尺度方式从最后一个卷积层提取出密集特征,再通过常用的特征编码方法将密集特征编码为全局图像特征并进行分类;许凤晖等^[10]提出利用非下采样 Contourlet 变换对遥感图像进行多尺度分解,利用深度卷积网络训练得到不同尺度的图像特征,再采用多核支持向量机进行图像场景分类;Li 等^[11]将卷积模型作为特征提取器提取特征,同时利用多尺度改进的 Fisher 核编码方法构建了卷积深度特征的中层特征表示,然后利用主成分分析(principal component analysis, PCA)和谱回归核判别分析方法将卷积层提取的中层特征与全连接层的特征融合再进行分类;Wang 等^[12]提出用局部聚合描述符向量分别对底层和中层的卷积特征进行编码,再通过 PCA 进行约简,得到层次全局特征,同时对全连通特征进行平均池化,归一化,形成新的全局特征,最后连接所有特征进行分类。然而在上述方法中,由于深度学习的池化操作会使得图像的细节信息在特征提取和传递过程中逐渐被模糊平滑,难以保持图像的分辨率,图像本身在局部会具有多尺度结构的细节特征。

针对上述问题,本文将图像的局部区域特征考虑在内,提出了一种基于多尺度灰度和纹理结构特征融合的遥感图像分类方法模型(multi-scale gray and texture structure feature fusion, Ms_GTSFF),将图像局部区域所蕴含的多尺度灰度信息和纹理结构特征同时考虑在内,获取到全面且有效描述图像区域特征的信息,大幅提升高分辨率遥感影像的分类识别性能。

1 算法原理

1.1 图像的多尺度纹理结构特征

纹理是图像中普遍存在而又难以描述的特征,可看作是一种反映图像像素空间分布特征的属性,常表现为在局部不规则而宏观上又有一定规律。图像的纹理反映了图像中物体的结构特征,具有尺度性、异向性、韵律性等特点,传统的纹理特征提取尺度较为单一,获取的图像信息有限,因此需要从多个尺度上表征图像内部纹理基元的排列、组合方式及其在多尺度上的变化,以更好地捕捉图像全面的结构特征及其细节信息,展现不同尺度感受野下图像的独有特性,使图像的多尺度纹理特征提取成为图像分类识别的重要方法之一。

1.1.1 旋转不变模式 LBP

图像纹理特征提取的方法有很多,有统计法、结构法、信号处理法等,能够很好地用于简单纹理分类,但是难以解决多变的光照和观测条件下图像的

纹理表征与识别问题。因此近年来提出了许多提取图像局部纹理基元并通过直方图统计其分布的方法,其中 LBP 算法是目前比较热门的一种纹理特征提取算法,它是用来描述图像局部纹理结构的特征描述符,反映了每个像素与其周围像素的关系,具有灰度和旋转不变性的显著优点。

LBP 是由 Ojala 等^[13]在 2002 年提出的,一经提出就由于其计算复杂度较低且能够对图像的局部细节特征进行编码的特点而迅速风靡。其算法原理如图 1 所示,LBP 描述符定义为在 3×3 的邻域内,以

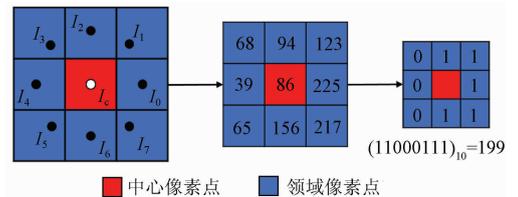


图 1 局部二进制模式特征提取原理图

Fig. 1 Local Binary Pattern feature extraction schematic

邻域中心的像素 I_c 为阈值,将半径为 R 的圆形邻域的 8 个像素的灰度值与中心像素进行比较,若周围像素值大于等于中心像素值,则该像素点的位置被标记为 1,否则为 0。这样, 3×3 邻域中的 8 个点经过比较可以产生 8 位二进制数,再将其转化为十进制得到该中心像素点的 3×3 邻域 LBP 值,用这个编码值来反映该中心像素与邻域区域的纹理结构信息。计算公式如下:

$$LBP_{N,R} = \sum_{n=0}^{N-1} s(I_n - I_c) 2^n, \quad (1)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}, \quad (2)$$

式中: R 为邻域的半径; N 为所取邻域内的像素点的数量; I_c 为邻域的中心像素, I_n 为周围邻域像素,如图 1 所示。 $LBP_{N,R}$ 对应的邻域集合中的 N 个像素可以形成 2^N 个不同的二进制模式。当 $R = 1$, $N = 8$ 时, $LBP_{8,1}$ 描述符也就有 256 种(即 2^8)不同的输出结果。

然而采取原始 $LBP_{8,1}$ 得到的特征维度过大,且特征信息中存在过多的冗余信息,使得计算量和数据量急剧增加,不利于图像纹理特征表达的实际应用。Ojala 等^[13]经过大量的实验后统计发现,对图像进行原始 LBP 后得到的二进制序列中,会出现一些频率比较高的 LBP 编码值,反映图像的大部分纹理特征,把这些模式称为“等价模式”,表示编码中“0” \leftrightarrow “1”变化的次数 ≤ 2 时的情况,得到 58 维均匀模式编码,但此法不能解决图像的旋转问题。因

此又提出了旋转不变等价 LBP 算子,将特征维度从 256 维降到了 9 维,使用 9 种编码模式来表述图像特征,但降低维数过大导致图像大量有效信息丢失。

综合上述因素,本文选择旋转不变局部二进制模式(rotation invariant local binary pattern, Ri - LBP) 旋转不变 LBP 模式来处理图像,将特征维度从 256 维降到了 36 维,对应 36 种旋转不变 LBP 模式,既消除了一些冗余编码信息,同时还考虑了图像的旋转不变性,在降低特征维度的同时很大程度地保留了图像信息,其计算公式为:

$$LBP_{N,R}^{ri} = \min \{ ROR(LBP_{N,R}, i) \mid i = 0, 1, \dots, N - 1 \} \quad (3)$$

式中:上标 ri 表示“旋转不变”的含义;函数 $ROR(x, i)$ 表示对得到的 N 位二进制数 x ,进行 i 次循环逐位右移。当 $R = 1, N = 8$ 时,可获得 36 维的旋转不变 LBP 特征 $LBP_{8,1}^{ri36}$ 。

1.1.2 多尺度旋转不变模式 LBP

在利用 LBP 获取图像的多尺度信息时,采用了多尺度局部二进制模式(Multi - scale LBP)的提取方法^[14],能够更好地捕捉图像多尺度的结构信息,表现出大尺度感受野下图像的独特表征。

$MsLBP_{8,1}^{ri36}$ 算法是通过不同尺度大小的块均值对传统取点的插值方法进行改进,后续算法同 $Ri - LBP$ 类似,首先对所取 $d \times d$ 大小的块中取其像素的均值,进而将分块的 LBP 转换成了传统 $LBP_{8,1}^{ri36}$ 的计算模式,具体计算公式为:

$$G_i = \frac{1}{d \times d} \sum_{i=1}^{d \times d} g_i \quad (3)$$

$$MsLBP_{8,1} = \sum_{i=0}^7 s(G_i - G_c) 2^i \quad (4)$$

$$MsLBP_{8,1}^{ri36} = \min \{ ROR(MsLBP_{8,1}, i) \mid i = 0, 1, \dots, 7 \} \quad (5)$$

式中: G_c 为中心矩形块内的平均像素强度, $\{G_0, G_1, \dots, G_7\}$ 为邻域各矩形块内的像素均值,将 G_c 与其邻域矩形块内的像素均值 $\{G_0, G_1, \dots, G_7\}$ 进行比较,由此获得了一个二进制序列,同样也可得到 36 种不同多尺度的 $Ri - LBP$ 模式。图 2 即尺度为 2 时对图像进行 $MsLBP$ 的方法示意图,这种二进制模式可以在不同的尺度和位置检测到图像的不同结构,如点、线、角、边缘和平坦区域。另外与传统 $LBP_{8,1}^{ri36}$ 得到的结果相比, $MsLBP_{8,1}^{ri36}$ 方法能够捕获可能是图像主要特征的大规模结构,使获取图像纹理结构特征的感受野增大。

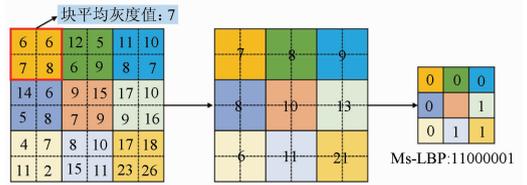


图 2 多尺度局部二进制模式特征提取原理图

Fig.2 Multi - scale LBP feature extraction method

图像经原始的 $LBP_{8,1}$ 后得到的 256 维编码为等概率分布,但经旋转不变模式 LBP 对图像进行处理后得到的 36 维特征则变为以一定的条件概率出现,从而导致改进的特征编码面临先验概率影响的问题。如表 1 所示,对于 $Ri - LBP_{8,1}$ 有固定的二进制

表 1 旋转不变 LBP 编码与原始 LBP 编码对应表

Tab.1 Rotation invariant LBP coding and original LBP coding correspondence table

$Ri - LBP_{8,1}$ 二进制编码	$Ri - LBP_{8,1}$ 编码值	$LBP_{8,1}$ 编码值
00000000	0	0
00000001	1	1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128
.....
11011111	34	127, 191, 223, 239, 247, 251, 253, 254
11111111	35	255

编码,且其值是由 $LBP_{8,1}$ 编码经旋转不变转换得到的,因此使得部分 $Ri - LBP_{8,1}$ 编码值对应于原始 $LBP_{8,1}$ 的多个编码值。在后续对 $Ri - LBP_{8,1}$ 进行直方图标准化时就会由于先验概率的影响而导致直方图特征间存在相关性无法处理,对此本文采用全概率公式来解决,公式为:

$$P(B) = \sum_{i=0}^n P(A_i)P(B | A_i) \quad (6)$$

式中: B 为经旋转不变改进后的特征编码; A_i 为经原始 LBP 得到的等概率出现的特征编码,编码值范围为 0 ~ 255。

1.2 图像多尺度灰度属性特征

图像的灰度属性特征可以从总体特征、局部特征以及 LBP 模式尺度特征 3 个维度进行表征。

图像总体灰度分布统计特征,即从灰度图像中获取其灰度值的整体分布情况,灰度图像中像素取值为 0 ~ 255 的灰度级,描述了图像显著的灰度属性特征,不同类图像的灰度分布各有其特点,因此对各类图像分别统计其灰度特征,就能够获取到不同类别图像各自蕴含的灰度属性信息,对图像的分类识别起到一定的作用。在进行计算图像的灰度分布特征时,通过统计图像每类中各灰度级出现的概率,从而得到每类图像对应的灰度概率分布直方图。

描述图像灰度特征的指标有很多,包括均值(mean)、方差(variance)、偏度(skewness)、峰态(va-

riance)、能量 (energy)、熵 (entropy) 等^[15]。本文选取其中的灰度均值 (mean)、灰度方差 (variance) 来计算遥感图像原始灰度图中的各类地物在不同尺度上的局部灰度分布, 就可以得到图像中每类地物局部区域内的灰度分布信息以及在此区域中各点像素与其均值的离散状况等, 得到关于图像的本征属性特征。

对原始灰度图像经过 $MsLBP_{8,1}^n$ 变换可得到图像多种尺度下的纹理结构 LBP 编码图及其 $MsLBP$ 统计直方图, 从而得到每种尺度下的 LBP 统计直方图中各个编码所对应的纹理结构及其灰度分布情况, 以及每种尺度下各 LBP 编码对应结构的灰度指标 (均值和方差等), 从而描述了图像局部区域内具有某种结构特征的灰度分布表现。最后将得到的每种尺度下的图像局部特征进行融合, 得到图像的多尺度局部灰度特征。

2 多尺度 LBP 特征融合模型

本文提出了 Ms_GTSFF 方法模型对图像进行特征提取, 实现了对遥感图像各类场景灰度和纹理结构特征提取能力的改善, 更全面地描述了图像的本征特征, 利用所提出的模型可以获得蕴含图像纹理空间结构和灰度特征的综合图像特征, 增强了所提取特征对图像的代表能力, 进一步提升了遥感图像分类识别的效果。模型的结构流程如图 3 所示, 其

基本思想是先对原始图像进行 PCA 处理选取前 20 个主成分; 对 PCA20 数据提取不同尺度上的多尺度 LBP 特征 ($MsLBP$) 和多尺度灰度特征 (MsG); 将 2 种多尺度特征进行融合, 形成图像的最终特征, 最后连接分类器进行分类识别。 Ms_GTSFF 方法模型的具体算法流程如下: ①对原始遥感图像进行 PCA 处理, 消除图像不同波段间的相关性, 选择其中前 20 个能够解释数据大部分信息的主成分; ②对步骤①选取的数据进行尺度大小为 $d \times d, d = 3, 5, 7, 9, \dots, 19$ 的 MsG 特征提取, 得到 9 个尺度下的多尺度灰度和方差的特征图, 接着获得各尺度下特征的统计直方图, 得到多尺度特征, 再将不同尺度的直方图特征进行串联融合; ③对步骤①选取的数据同样进行尺度大小为 $d \times d, d = 3, 5, 7, 9, \dots, 19$ 的 $MsLBP$ 特征提取, 得到 9 个尺度下的 $MsLBP$ 特征图, 同样统计其多尺度直方图特征, 再将各尺度特征进行串联融合; ④在步骤③中得到的 $MsLBP$ 直方图特征的基础上, 统计其每个直方图编码所对应图像中的灰度特征, 计算每种编码在 9 种尺度下对应的灰度均值和方差, 得到多尺度 LBP 编码对应的灰度特征, 同样将各尺度特征进行串联融合; ⑤将步骤②—④获取的多尺度特征进行串联融合, 得到图像的多尺度综合特征; ⑥对步骤⑤得到的多尺度综合特征采用不同的机器学习分类器进行识别, 得到最后的图像分类识别结果。

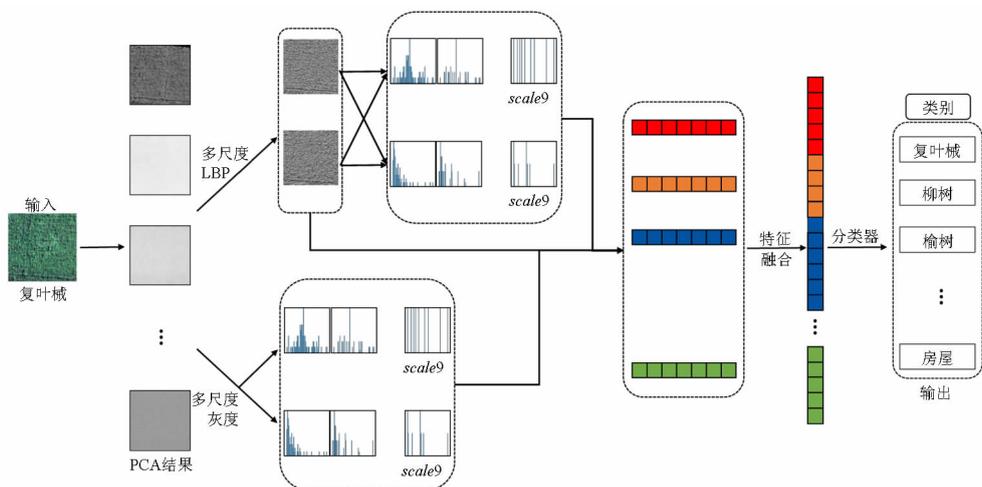


图 3 Ms_GTSFF 方法模型

Fig. 3 Model of Ms_GTSFF method

3 算法测试及分析

3.1 测试数据

测试数据采用的是雄安新区 (马蹄湾村) 航空高光谱遥感影像数据集^[16], 其光谱范围为 400 ~

1 000 nm, 波段数为 256 个, 影像大小为 1 580 像元 \times 3 750 像元, 空间分辨率为 0.5 m, 数据集中包括复叶槭、柳树、榆树、水稻、国槐、白蜡、栾树、水域、裸地、水稻茬、刺槐、玉米、梨树等 20 种不同地物, 不同地物所占总数据的比例不同。在具体测试过程中, 首先对原始所有波段的数据集 D_A 进行了 PCA 预处

理,从 PCA 结果中选取能解释图像大部分特征的前 20 个主成分量为数据集 D_{20} ;接着再从 D_{20} 的 20 种地物图像中,每类选取 1 000 个点,以采样点位置为中心,提取相邻 9 个尺度大小为 $d \times d, d = 3, 5, 7, 9, \dots, 19$ 的邻域均值,构成 3×3 的 LBP 模式网格数据集 D_1 并进行特征提取。如图 4 为实验选取的测试数据集示意图。



图 4 数据集示意图

Fig. 4 Diagram of the dataset

3.2 数据特征分析

对遥感图像而言,不同波段数据之间存在一定的相关性导致冗余,因此本文采用 PCA 的方法对数据集进行降维,保留累计方差贡献率 97% 的前 20 个主成分分量。图 5 为以梨树类典型地物为例对 D_1 全部数据进行 PCA 后选取前 20 个主成分分量,经过 $LBP_{8,1}^{r36}$ 特征提取得到的统计直方图结

果,可以看出梨树地物区域内的 LBP 特征在大多数 PCA 上整体分布表现为类似 PCA01 的有多个峰值的上凸状,另外还有形为 PCA05 的较为平滑的形状和类似 PCA18 的下凹状表现。总的来说,选取 PCA 前 20 个主成分分量在较大程度上保留图像信息的同时还把图像不同分布的统计特征较好地表现了出来。

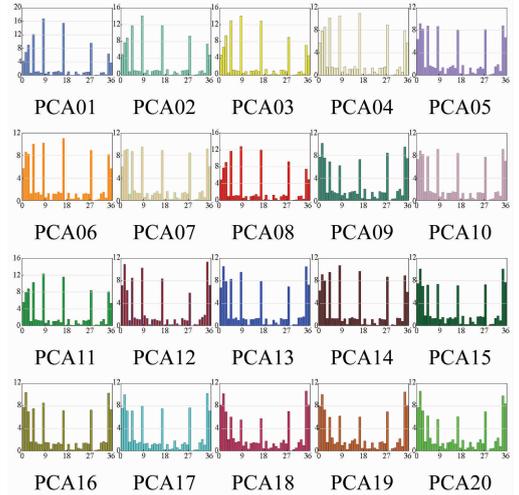
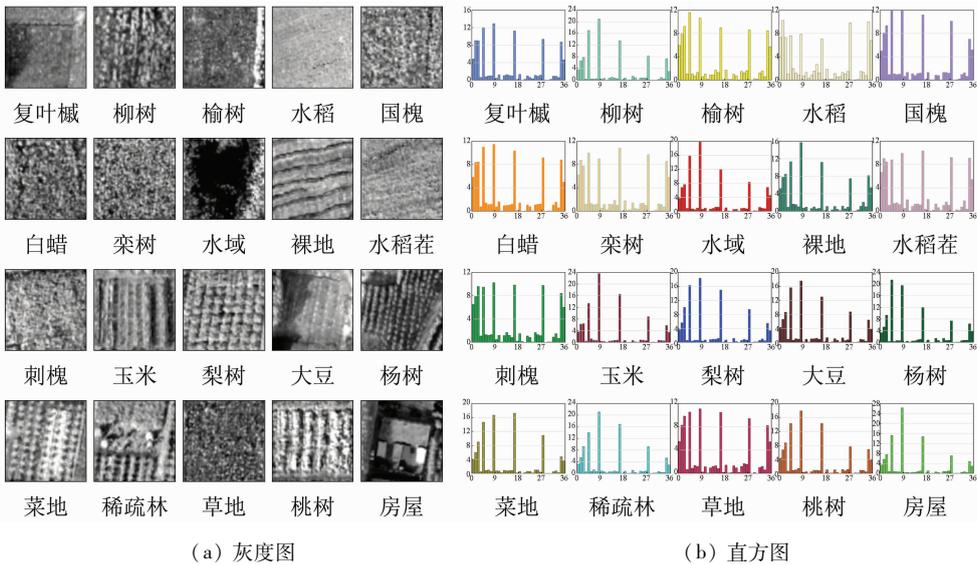


图 5 梨树类区域经 $LBP_{8,1}^{r36}$ 特征提取直方图

Fig. 5 Histogram of the area of pear by $LBP_{8,1}^{r36}$ feature extraction



(a) 灰度图

(b) 直方图

图 6 选取 PCA01 下 20 类地物的灰度图及 $LBP_{8,1}^{r36}$ 分布直方图

Fig. 6 Grayscale image and $LBP_{8,1}^{r36}$ histogram of 20 types of ground objects under PCA01

图 6 数据选取自遥感图像经 PCA 后得到的第 1 主成分分量中的 20 类地物的典型区域 $A_0 \sim A_{20}$,图 6 (a), (b) 分别显示了 A_i 各自的典型灰度图及其对应经旋转不变 LBP 得到的统计直方图,可以看出不同类地物各自的灰度分布有着明显差异。图 6 (a) 中右下角图描述了房屋类地物的灰度特征,可以直观地发现其灰度特征显著区别于左上角复叶槭类地物

灰度分布,对应图 6 (b) 中蓝框下的复叶槭和房屋类地物的 LBP 直方图其分布也大不相同;同样的,水稻和梨树的直方图特征也能够明显区分,因此对遥感图像而言不同类地物有着其特有的灰度特征和纹理结构,灰度统计特征能表达不同类地物的灰度属性,利用 $LBP_{8,1}^{r36}$ 方法可以提取各类地物的局部纹理结构特征,进而较好地地区分不同类别的地物。

图 7 中为梨树类地物在不同尺度下获取的灰度特征图以及利用 $MsLBP_{8,1}^{r36}$ 方法得到的直方图特征。观察图 7(a) 中梨树不同尺度下的灰度特征图,可以看出在左上角尺度最小为 3×3 时得到的特征是梨树地物的细节信息,而随着尺度的增加描述的图像特征逐渐由于平均效应而趋于特征模糊化,通过对比可以看出在红色框标注的尺度 5×5 和 7×7 下得到的特征更加符合梨树类地物的实际形态,随着尺度的持续增加,获得的特征也随之趋于平滑,其对应

的多尺度 LBP 直方图如 7(b) 中红框标注下所示。对各类地物图像,采用不同的尺度提取出的特征可以描述图像不同层面的信息,随着尺度从小到大的变化获得其从精细到粗糙的特征,在某一尺度下难以获取的特征换一种尺度可能就很容易提取出来。因此通过对图像提取其多尺度灰度特征,能够获取全面描述图像本征属性的灰度特征和纹理结构信息,增大各类图像的特征区分度,进而提高图像的分类识别效果。

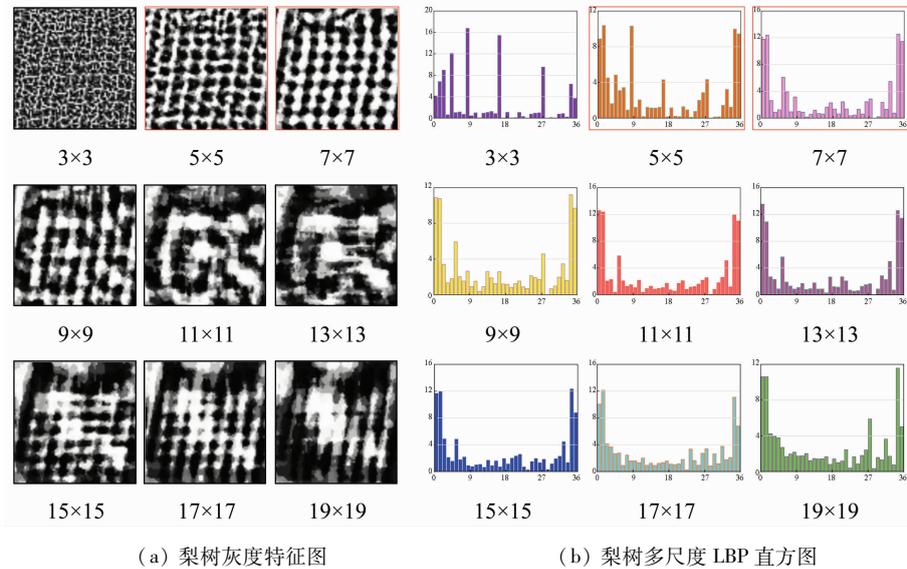


图 7 图像在不同尺度下的灰度特征图和 $MsLBP Pr^{r36}_{8,1}$ 分布直方图

Fig. 7 Gray - scale feature maps and histogram of $MsLBP Pr^{r36}_{8,1}$ of images in scales

综上,对于不同类别的图像在不同尺度下的灰度特征和纹理结构信息均有所区别,对不同类图像即使具有类似的灰度特征也会由于其自身纹理结构的不同而区分开,而对同类图像采用不同大小的尺度进行特征提取时所获得的纹理结构信息也各不相同。通常图像的单尺度特征仅能描述图像在当前尺度上像素分布的纹理结构而具有一定的局限性,无法全面反映图像的特征信息,容易导致图像特征相似而难以区分的现象;综合考虑图像的多尺度信息才能较为全面地表达图像在纹理结构和灰度上的尺度性特点,使得对图像本征信息的描述更加完备,有效提升高分辨率遥感影像的分类识别性能。

3.3 测试结果与分析

通过对原始的所有波段的数据集 D_A 和经 PCA 后选出的测试数据集 D_1 进行了不同分类器的效果对比,另外还在测试数据集 D_A 和 D_1 上分别运用一些常见的深度学习网络: LeNet5, GoogLeNet 与传统的 LBP 方法和 MS_GTSFF 方法模型进行了对比测试,结果如表 2。表中 Original 代表原始光谱,PCA20 代表原始光谱经 PCA 后取前 20 个主成分分量。

根据表 2 中 Original 和 PCA20 的对比测试结果,发现对 Original 数据进行处理得到的结果均较差,最低为 Bayes 分类器得到的精度为 29.16%,最高为采用 BP 分类器得到的精度 75.83%;而对于 PCA20 的数据进行测试得到的结果均比 Original 数据对应分类器得到的结果高,在 SVM 分类器上精度提高了 28.8 个百分点,最高是在 BP 分类器上得到的分类精度为 81.81%。对比测试表明对数据集 D_A 经过 PCA 预处理后选取的前 20 个主成分分量在保留能解释数据大部分信息的基础上消除了一些噪声

表 2 不同分类器精度对比
Tab. 2 Comparison of accuracy of classifiers (%)

分类器	Original	PCA20	LBP	Ms_GTSFF
Bayes	29.16	56.81	—	—
KNN	50.88	72.53	—	—
DT	43.75	61.17	—	—
BP	75.83	81.81	93.28	99.44
SVM	48.75	77.55	—	—
RF	56.52	77.54	93.54	98.94
XGB	61.27	79.52	91.70	99.20
LightGBM	61.32	79.30	92.44	99.17
LeNet5	—	94.72	—	—
GoogLeNet	—	95.59	—	—

影响,进而提升了分类识别效果。

此外,表2还对比了在 PCA20 的数据集 D_1 运用传统 LBP 方法和本文方法在不同分类器上的测试结果,可以看出利用 LBP 方法对图像进行特征提取与分类的精度均达到了 90% 以上,但此种方法未将图像的多尺度灰度特征信息考虑在内。而利用 Ms_GTSFF 方法进行特征提取,既保留了 LBP 方法得到的结构特征还把图像的多尺度灰度属性特征融合在内,得到了最高的分类精度为 99.44%,提升最高达到了 7.5 个百分点。与深度学习方法得到的分类结果相比,本文方法得到的精度更高且方法更加简洁有可解释性。实验对比结果充分说明了 Ms_GTSFF 方法的有效性,通过将图像的纹理结构特征与灰度特征融合起来,获得了图像更加全面有效的特征信息,使遥感图像分类效果显著提升,也为后续遥感图像信息的进一步分析与应用提供强有力的支撑。

对测试数据集采用不同方法提取特征在 BP 分类器上得到的预测结果如图 8 所示,图 8(a) 表示图像真实类别图;图 8(b) 表示对 PCA20 数据直接进行分类的预测结果图,可以看出对数据直接进行分类由于未考虑各点的邻域结构分布而导致每类地物中的预测结果会出现“椒盐”现象的识别错误点;图 8(c) 表示对 PCA20 数据采用多尺度 LBP 方法后得到的最优预测结果图,该方法通过 LBP 提取出图像的局部纹理结构特征使识别结果有所提高,但由于类别边缘存在混合地物而难以识别;图 8(d) 表示对 PCA20 数据采用 Ms_GTSFF 方法提取图像特征的最优预测结果图,通过提取图像的多尺度灰度和纹理结构特征信息,提高了对混合地物区域所提取特征的有效性,使获取的图像特征更加全面,进而分类识别精度大幅提高。

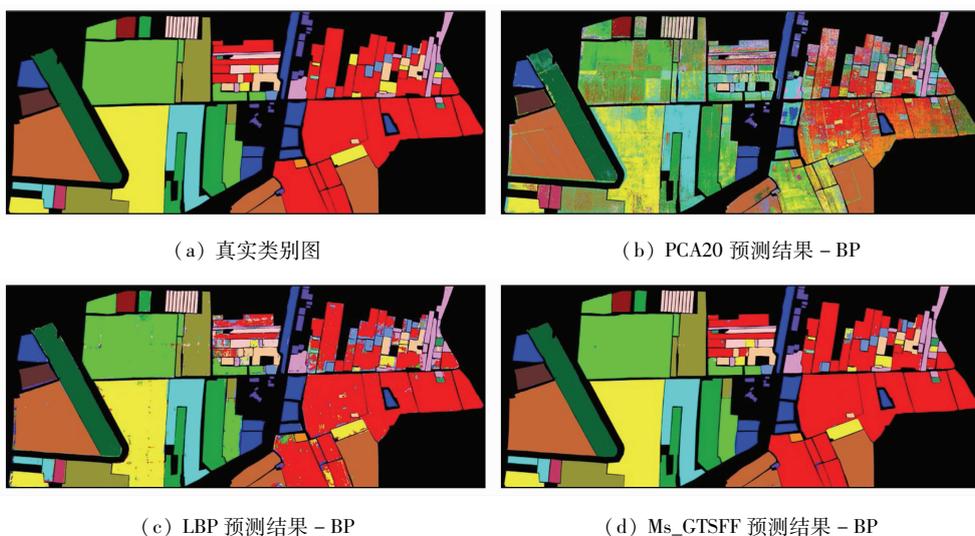


图 8 遥感图像各类场景分类结果图对比

Fig. 8 Comparison of classification results of various scenes in remote sensing images

4 结论

本文提出了一种多尺度灰度分布和纹理结构特征融合 (multi-scale gray and texture structure feature fusion, Ms_GTSFF) 的方法模型,通过特征提取得到图像本身的多尺度灰度属性特征,同时再融合多尺度旋转不变局部二值模式 ($MsLBP_{8,1}^{r36}$) 方法得到的图像局部纹理结构特征及结构对应的灰度特征,获取到图像更全面的灰度属性特征和纹理结构信息,通过对模型进行测试与分析,得到主要结论如下:

1) 采用多尺度旋转不变局部二进制模式 (Multi-scale Ri-LBP) 的特征提取方法,能够以更多的感受野获取图像特征,将图像多尺度 LBP 直方

图特征及其编码对应的图像灰度属性信息融合,通过充分考虑图像局部结构信息,有效解决了深度学习中的分辨率保持和可解释性问题。

2) 在雄安新区(马蹄湾村)航空高光谱遥感影像数据集的测试数据集上进行对比实验,结果表明与传统的逐像素方法提取图像特征的方式相比,本文方法使得高分辨率遥感图像的分类精度有了明显提升,获得的最高分类精度为 99.44%,比 LBP 方法提升了 7.5 个百分点。另外还与深度学习不同网络进行了对比,结果显示采用 Ms_GTSFF 模型的图像分类精度更高,进一步说明本文方法在遥感图像分类特征提取过程中的有效性。

3) 有效改进传统方法在特征提取时只考虑图像的纹理特征而忽略其本征灰度属性特征的缺陷,

同时从多尺度邻域出发有效获取了图像不同尺度下的纹理结构,克服了单尺度局部邻域提取图像信息的缺陷,最后采用多特征融合,显著提升了高分辨率遥感影像的分类识别性能,为未来进一步分析和应用遥感图像信息打下基础。

参考文献 (References):

- [1] 滕文秀,王妮,陈泰生,等. 基于深度对抗域适应的高分辨率遥感影像跨域分类[J]. 激光与光电子学进展,2019,56(11):236-246.
- Teng W X, Wang N, Chen T S, et al. Deep adversarial domain adaptation method for cross-domain classification in high-resolution remote sensing images[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019,56(11):236-246.
- [2] 董蕴雅,张倩. 基于CNN的高分遥感影像深度语义特征提取研究综述[J]. 遥感技术与应用,2019,34(1):1-11.
- Dong Y Y, Zhang Q. A survey of depth semantic feature extraction of high-resolution remote sensing images based on CNN[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019,34(1):1-11.
- [3] Yang Y, Newsam S. Comparing SIFT descriptors and Gabor texture features for classification of remote sensed imagery[C]. 2008 15th IEEE International Conference on Image Processing, San Diego, CA, 2008:1852-1855. doi:10.1109/ICIP.2008.4712139.
- [4] Dos Santos J A, Penatti, O A B, Torres R D S. Evaluating the potential of texture and color descriptors for remote sensing image retrieval and classification[C]. *VISAPP 2010 - Proceedings of the International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, 2010(2):203-208.
- [5] Chen C, Zhang B, Su H, et al. Land-use scene classification using multi-scale completed local binary patterns[J]. *Signal, Image & Video Processing*, 2016,10(4):745-752.
- [6] Luo B, Jiang S J, Zhang L P. Indexing of remote sensing images with different resolutions by multiple features[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013,6(4):1899-1912.
- [7] Lecun Y, Bottou L. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998,86(11):2278-2324.
- [8] Zhong Y F, Fei F, Zhang L P. Large patch convolutional neural net-

- works for the scene classification of high spatial resolution imagery[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016,10(2):025006.
- [9] Hu F, Xia G S, Hu J W, et al. Transferring deep convolutional neural networks for the scene classification of high-resolution remote sensing imagery[J]. *Remote Sensing*, 2015,7(11):14680-14707.
- [10] 许凤晖,慕晓冬,赵鹏,等. 利用多尺度特征与深度网络对遥感影像进行场景分类[J]. 测绘学报,2016,45(7):834-840.
- Xu S H, Mu X D, Zhao P, et al. Scene classification of remote sensing image based on multi-scale feature and deep neural network[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2016,45(7):834-840.
- [11] Li E, Xia J, Du P, et al. Integrating multilayer features of convolutional neural networks for remote sensing scene classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2017(10):1-13.
- [12] Wang G L, Fan B, Xiang S M, et al. Aggregating rich hierarchical features for scene classification in remote sensing imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017,10(9):4104-4115.
- [13] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multi-resolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2002,24(7):971-987. doi:10.1109/TPAMI.2002.1017623
- [14] Lee S W, Li S Z. Face detection based on multi-block LBP representation[C]//*Advances in Biometrics, International Conference, Icb, Seoul, Korea, August. DBLP*, 2007:11-18.
- [15] 王家臣,李良晖,杨胜利. 不同照度下煤矸图像灰度及纹理特征提取的实验研究[J]. 煤炭学报,2018,43(11):3051-3061.
- Wang J C, Li L H, Yang S L. Experimental study on gray and texture features extraction of coal and gangue image under different illuminance[J]. *Journal of China Coal Society*, 2018,43(11):3051-3061.
- [16] 岑奕,张立福,张霞,等. 雄安新区马蹄湾村航空高光谱遥感影像分类数据集[J]. 遥感学报,2020,24(11):1299-1306.
- Cen Y, Zhang L F, Zhang X, et al. Aerial hyperspectral remote sensing classification dataset of Xiongan New Area (Matiwan Village)[J]. *Journal of Remote Sensing (Chinese)*, 2020,24(11):1299-1306.

Classification of remote sensing images based on multi-scale feature fusion using local binary patterns

JIANG Yanan¹, ZHANG Xin², ZHANG Chunlei³, ZHONG Chengcheng¹, ZHAO Junfang¹

(1. School of Science, China University of Geosciences(Beijing), Beijing 100083, China; 2. School of Statistics, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 3. Beijing Zhongdirunde Petroleum Technology Co. Ltd., Beijing 100083, China)

Abstract: For the classification of remote sensing images, traditional feature extraction methods frequently ignore their intrinsic properties and the multi-scale local characteristics of the images. As a result, only a small amount of image information can be acquired. Given this, this study proposed a model of multi-scale gray level and

texture feature fusion (Ms_GTSFF) for the feature extraction of remote sensing images, and the extraction steps are as follows. Firstly, extract the gray-level features of the images at different scales. Then obtain the local texture features of the images using the local binary pattern (LBP) algorithm and meanwhile, obtain the image features of a larger receptive field using a multi-scale method. Afterward, obtain the gray-level attributes corresponding to various codes using the obtained multi-scale LBP histograms. Finally, code and fuse multi-scale feature information obtained from the above steps to constitute the Ms_GTSFF feature extraction model, to which multiple machine learning classifiers are connected for classification and recognition. Taking the aerial hyperspectral remote sensing images of Xiongan New Area (Matiwan Village) as the test dataset, the feature extraction and classification tests were performed following the data preprocessing by blocks. The classification accuracy was up to 99.44%, indicating a great improvement in the recognition capability compared with traditional methods. This verified the effectiveness of the proposed model in enhancing the feature extraction capability and improving the classification and reorganization performance of remote sensing images.

Keywords: Hyperspectral remote sensing; multi-scale characteristic; gray-level attribute feature; local binary pattern; feature fusion

(责任编辑: 李 瑜)

下 期 要 目

- 李梦梦 徐州矿区 2016 - 2018 年地面沉降监测与分析
- 史 珉 Sentinel - 1A 京津冀平原区 2016 - 2018 地面沉降 InSAR 监测
- 何陈临秋 基于 GF - 3 全极化 SAR 数据的滨海湿地信息提取方法
- 肖焯辉 模型集群分析策略联合 ELM 的土壤重金属铅含量预测研究
- 于 冰 高分辨率 TerraSAR - X 时序差分干涉沉降监测及精度验证
- 李家艺 基于珞珈一号夜光遥感数据的南京市夜间光污染监测
- 钞振华 基于时间序列遥感数据的植被物候软件简评
- 温银堂 基于多尺度分割的高分辨率遥感影像镶嵌线自动提取
- 刘白露 南海珊瑚礁白化遥感热应力检测改进方法研究
- 王美雅 中外超大城市热岛效应变化对比研究
- 范田亿 湘江流域 TRMM 卫星降水产品降尺度研究与应用
- 郭晓征 基于 U - Net 深度学习方法的火星沙丘提取研究
- 李特雅 卫星热红外温度反演钢铁企业炼钢月产量 估算模型
- 陈富强 遥感技术在中尼铁路工程地质勘察中的应用
- 赖佩玉 基于 GEE 的三峡蓄水对重庆地表水和植被影响研究
- 陈 洁 紫外 - 可见光水质参数在线监测技术研究进展
- 艾 璐 光学与 SAR 遥感协同反演土壤水分研究进展
- 高文龙 煤矿开采中 SOM 的遥感估算和时空动态分析
- 孟 丹 京杭大运河沿线地区城市化与生态环境耦合协调关系研究