

文章编号:1007-2780(2019)12-1182-09

## 基于多重分形谱的木材高光谱 图像纹理分类算法

唐艳慧, 赵 鹏\*, 王承琨

(东北林业大学 信息与计算机工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150040)

**摘要:**为了过滤木材高光谱图像中大量的冗余信息,提升应用图像纹理进行分类的准确率,本文采用基于多重分形理论的木材高光谱图像分类算法。首先利用不同的特征选择算法选取最具代表性的 10 个波段;随后根据不同的函数密度图像对所选取波段的图像求解其多重分形曲线,将选择出的多个波段所对应的多重分形曲线取平均,得到表示样本纹理特征的多重分形曲线;最后使用支持向量机和 BP 神经网络分类器对多重分形曲线进行分类。实验表明,相对熵(K-L 散度)要好于自适应波段选择(ABS)提取的波段,多重分形算法提取的高光谱图像纹理特征要好于灰度共生矩阵,支持向量机算法的分类准确率和速度要优于 BP 神经网络,融合 K-L 散度、多重分形和支持向量机算法能够有效地提高木材高光谱图像的识别准确率,最高识别准确率达到 97.91%。

**关 键 词:**木材树种识别;高光谱图像纹理;多重分形。

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20193412.1182

## Texture classification algorithm of wood hyper-spectral image based on multi-fractal spectra

TANG Yan-hui, ZHAO Peng\*, WANG Cheng-kun

(School of Information and Computer Engineering,  
Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

**Abstract:** In order to increase the accuracy classified by image texture to remove plenty of useless information in wood hyper-spectral images, the texture classification algorithms based on the multifractal theory were used in this paper. Firstly, the most representative ten bands were screened out using different Feature selection algorithms, and then the multi-fractal curves of the selected bands were obtained according to different function density images. The multi-fractal curves were averaged, which could represent the texture feature of certain sample. Finally, the curves were classified by the Support Vector Machine (SVM) and BP neural network classifier. The result shows that the bands screened by K-L divergence are superior to that screened by adaptive band selection (ABS), the image's texture features extracted by multi-fractal algorithm are better than that extracted by the gray

收稿日期:2019-08-28;修订日期:2019-09-19.

基金项目:国家自然科学基金面上项目资助(No.31670717)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No.31670717)

\* 通信联系人, E-mail: impanefu@aliyun.com

level co-occurrence matrix(GLCM), and the classification accuracy and classification speed of SVM have an advantage over that used BP neural network. It can be concluded that the integrating K-L divergence, multi-fractal with SVM algorithm can dramatically increase the recognition classification, which can reach 97.91% in our work.

**Key words:** wood species recognition; hyper-spectral image; multi fractal

## 1 引言

精准快速地对木材进行分类在工业生产中具有重大意义。使用计算机智能手段对木材进行分类不仅可以减少工作人员的工作量,同时也可以弥补经验和技术的不足减少木材分类出错率。目前使用计算机手段对木材分类的研究主要集中在数字图像处理上。

目前木材树种分类识别主要可以分为宏观和微观两种分类方法,利用宏观方法对木材树种进行分类主要是指使用木材表面的纹理结构、木材的颜色等特征标记木材种类。但是由于木材生长环境复杂极易造成颜色、纹理等特征被篡改或破坏,使得木材错分率增加。另一种方法是使用木材的微观结构对木材树种进行识别分类,该类方法具有极高的分类正确率。近几年来,许多学者利用木材的微观纹理结构对木材进行分类并取得可喜的科研成果。印度学者 Yadava<sup>[1-2]</sup>等人利用 DWT 变换和 LBP(局部二值变换)对木材的微观数字图像进行了识别,正确率均在 90% 以上。希腊学者 Barm-poutis<sup>[3]</sup>将木材横截面的二维数字图像看成是一种多维信号的集合,多图像进行分解,利用多方向的纹理信息对木材进行分类,正确率可接近 91%。但是该类方法最大的问题在于无法做到无损检测,而且往往需要制作切片,识别效率低

下。本文使用的是小倍率放大,该方法可以不用破坏木材原有的形态结构,同时也可以体现出木材的一定微观结构。

随着图像获取设备的迭代更新,高光谱图像成像仪成为了一种全新获取图像信息的手段。高光谱图像具有“图谱合一”的特性,在获取物体图像信息的同时也可以获取该物体的光谱信息。目前便携式小型高光谱成像仪走进实验室,该类光谱仪小型轻便可以和数字放大镜共同工作,方便采集木材微观结构的高光谱图像。

本文借助于美国 SOC 公司生产的 SOC710VP 高光谱成像仪对 8 种不同生长区域的木材进行了树种分类识别。首先使用波段选择方法选择了高光谱图像中最有代表性的若干个波段,然后利用分形思想提出了这些波段图像的多重分形曲线,最后融合了这些多重分形曲线找到了整个样本的特征向量。实验证明本文方法具有良好的分类效果。

## 2 材料与方法

### 2.1 材料

本实验的所有数据采集使用了美国 SOC 公司生产的 SOC710VP 高光谱成像仪,该成像仪的光谱范围为 372.53~1 038.57 nm,共计 128 个波段,光谱分辨率为 5.2 nm。拍摄到的显微高光谱分辨率为 200×200×128。

表 1 样本木材的详细资料  
Tab.1 Details of the sample wood

| 序号 | 中文    | 拉丁文                           |
|----|-------|-------------------------------|
| 1  | 美国红橡  | Quercus rubra                 |
| 2  | 印尼菠萝格 | Intsia bijuga                 |
| 3  | 非洲卡斯拉 | Terminalia neotaliala Capuron |
| 4  | 红花梨   | Pterocarpus sovauxii Tub      |

续 表

| 序号 | 中文   | 拉丁文                          |
|----|------|------------------------------|
| 5  | 南美柚木 | Dicorynia guianensis Amshoff |
| 6  | 水煮柚  | Tectona grandis L.F.         |
| 7  | 桦木   | Betula platyphylla           |
| 8  | 香樟木  | Cinnamomum camphora          |

本文以 8 种木材横截面的高光谱图像为研究对象,具体木材样本资料见表 1。每种木材采集 120 个样本,这些样本均来自不同的树木,为方便采集,首先需要对样本进行处理,处理方法如下:

首先需要将木材切割成若干个长与宽均为 20 mm 的条状样本,这些条状样本的侧面是木材的弦切面,顶面和底面是木材的横切面。然后使用圆盘锯将这个条状样本切割成若干高度为 30 mm 的小长方体,切割时注意其横切面平滑无毛刺,最后制作的样本长宽高分别为 20 mm×20 mm×30 mm 的小长方体。

每种木材样本的前 96 个小长方体作为训练集,从剩下的 24 个小长方体作为测试集。将这些样本在 SOC710VP 高光谱成像仪下完成高光谱图像采集,放大倍数为 45×,图 1 为上述 8 种样本所采集的横截面图像。

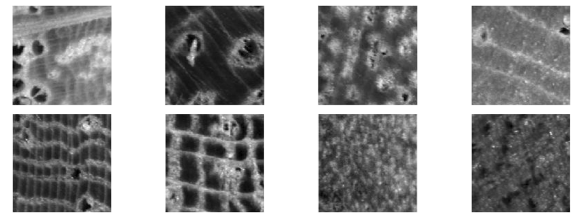


图 1 8 种木材样本的横截面  
Fig.1 Cross-section of eight wood samples

2.2 高光谱图像的波段选择

高光谱图像可以看作是一个三维数据立方体。该三维立方体可以看成是由多张图片累积而成,每张图片的长与宽对应高光谱图像的长  $M$  与宽  $N$ ,图片的数量多少对应高光谱图像的高  $L$ ,图 2 中给出了高光谱图像的示意图。

高光谱图像往往具有几十至上百个波段,如果直接对这些波段进行处理,不仅处理速度慢也会影响分类精度的大小。所以在对高光谱图像进

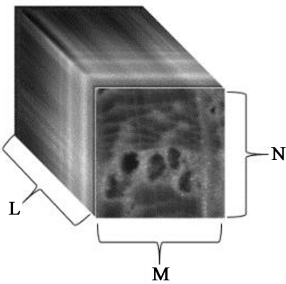


图 2 高光谱三维立方体示意图  
Fig.2 Hyperspectral three-dimensional cube diagram

行处理时往往需要降维处理。目前高光谱图像的降维主要包含两类方法,一类是将高光谱图像做某种变换进行特征提取的方法,即寻找一个高光谱图像的低维投影,这类方法一般会改变高光谱图像的整体结构,降维后的高光谱图像与任意波段均不相同。代表方法有主成分分析(principal component analysis, PCA)、线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)、最小噪声分数(minimum noise fraction rotation, MNF Rotation)等。另一类方法是利用某种手段从现有的高光谱图像中挑选出若干波段的波段选择方法,这类算法挑选的结果是整幅高光谱图像的某一子集。代表方法有自适应波段选择(adaptive band selection ABS)、基于 K-L 的波段选择(Kullback-Leibler divergence, K-L)。本文主要侧重高光谱图像纹理分析与研究,故采用波段选择方法对高光谱图像进行降维。

2.2.1 自适应波段选择(Adaptive Band Selection)

自适应波段选择主要是通过波段信息量和波段与波段之间的相关性进行波段选择,具体描述如下<sup>[4]</sup>:

首先我们定义高光谱图像为  $A = \{b_1, b_2, b_3 \cdots b_i, \cdots b_{128}\}$ ,其中  $b_i$  代表高光谱图像的第  $i$  个波段。则第  $i$  个波段与第  $j$  个波段的相关系数定义为:

$$R_{i,j} = \frac{E(b_i(x,y) - \overline{b_i(x,y)})(b_j(x,y) - \overline{b_j(x,y)})}{\sqrt{E(b_i(x,y) - \overline{b_i(x,y)})^2} \sqrt{E(b_j(x,y) - \overline{b_j(x,y)})^2}}, \quad (1)$$

式(1)中的  $E()$  代表数学期望,  $b_i(\overline{x}, \overline{y})$  代表第  $i$  个波段的平均像素值。显然, 相关系数越小, 两

个波段数据之间的独立性越高。第  $i$  个波段的标准差为  $\sigma_i$  定义为:

$$\sigma_i = \left( \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (b_i(x,y) - \overline{b_i(x,y)})^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (2)$$

定义第  $i$  个波段的索引指数  $I_i$  为:

$$I_i = \frac{\sigma_i}{(R_{i,j-1} + R_{i,j+1})/2}, \quad (3)$$

其中: 上式中的  $R_{i,j-1}$  与  $R_{i,j+1}$  分别代表第  $i$  个波段与其前后两个波段的相关系数。值得注意的是这里的  $i, j \in [2, 127]$  且  $i, j \in N^*$ , 最后选择的波段不包含第一个波段与最后一个波段。

$I_i$  充分考虑了每幅图像的信息富集程度与相邻波段的相似性,  $I_i$  越大, 相应波段的信息量就越大, 也就是说该波段在整幅图像中越具有代表性。假设选择出的波段数量为  $n$ , 则选择  $I_i$  较大的前  $n$  个波段即可完成波段选择<sup>[5-6]</sup>。

### 2.2.2 K-L 散度(Kullback-Leibler divergence)

K-L 散度是一种在信息论中得到广泛应用的信号相似度的度量方法, 其定义为如下: 设两个离散的概率分布函数分别为  $P = [P_1, \dots, P_n, \dots, P_N]^T$  和  $Q = [Q_1, \dots, Q_n, \dots, Q_N]^T$ , 则  $Q$  相对于  $P$  的 K-L 散度为<sup>[5-6]</sup>:

$$D_{KL}(P \parallel Q) = \sum_{n=1}^N P_n \lg \frac{P_n}{Q_n}, \quad (4)$$

上式的物理意义是使用  $Q$  中的元素来表示  $P$  的所有元素所需要的额外信息量的大小, 其单位与  $\lg$  的底数有关, 当底数为自然常数时, 其单位为 nat; 当底数为 2 时, 其单位为 bit。K-L 散度越大, 说明使用  $Q$  来表示  $P$  越困难<sup>[7]</sup>。

使用上述原理的方法可以对高光谱图像进行波段选择。假设一组高光谱图像的数据  $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_L]^T \cdot R^{L \times N}$ , 其中  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}]$ ,  $L$  和  $N$  分别表示图像的波段个数和像素个数。对  $X$  中的数据进行归一化后可定义第  $j$  个波段相对于第  $i$  个波段的 K-L 散度为:

$$D_{KL}(x_i \parallel x_j) = \sum_{k=1}^N x_{ik} \lg \frac{x_{ik}}{x_{jk}}, \quad (5)$$

以此计算高光谱中任意两个波段的散度, 得到矩阵对称矩阵  $D$ , 设  $D$  中的第  $i$  行为  $a_i = [D(i, 1) \dots D(i, L)]$ ,  $a_i$  中元素的平均值代表将第  $i$  个波段从数据集中删除后, 所带来的损失。找到元素平均值最小的  $a_i$ , 去除该波段后重复上述算法流程再次去除波段, 就可以得到含有信息量最大的  $n$  个波段<sup>[8]</sup>。

### 2.3 基于多重分形的高光谱图像纹理分类方法

分形和不规则的形状有关, 是对图像自相似性的描述, 由法国数学家 Mandelbrot<sup>[9]</sup> 于 1975 年提出。通过对自然景物纹理图像的研究进展, 人们发现分形维数与图像粗糙度具有十分紧密的联系, 作为一种非线性理论, 分形理论可以很好的应用于研究不同木材的纹理特征。

其中计算分形维数的方法有很多, 常用的有盒分法(box-counting)、随机游走法(Fractional Brownian motion)以及频域法<sup>[10-13]</sup>。针对不同的研究对象选择相应的分形维数作为度量, 本文使用盒分法来计算分形维数其具体定义如下:

设  $F$  是  $R^n$  上任意非空的有界子集,  $N_\delta(F)$  是直径最大为  $\delta$ , 可以覆盖  $F$  集的最少个数, 则  $F$  的盒维数记为:

$$\dim(F) = -\lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\lg N_\delta(F)}{\lg \delta}, \quad (6)$$

上述的盒分法可以计算一幅数字图像的盒分维数。但是对于一幅数字图像来说, 如果只使用一个分形维数对其进行描述, 显然不能完全刻画其结构和特点。为此我们将一幅图像分成若干个小尺度, 分别计算其分形维数, 这样就可以获得多个分形维数, 为更好的实现这一想法, 我们引入图像密度函数。

图像密度函数表示了测量点附近区域的一种不均匀性, 其具体表达式如下:

$$d(\mathbf{X}(x, y)) = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\lg [f(B(\mathbf{X}(x, y), r))]}{\lg r}, \quad (7)$$

其中:  $\mathbf{X}(x, y) \in \mathbf{R}^2$  代表二维数字图像,  $B(\mathbf{X}(x, y), r)$  代表一个中心为  $\mathbf{X}(x, y)$  半径为  $r$  的正方形区域,  $f(B(\mathbf{X}(x, y), r))$  代表对这个区域的一种运算, 具体包含了以下 3 种方法<sup>[14]</sup>:

(1) 基于图像亮度(强度)的函数运算:

$$f(B(\mathbf{X}(x, y), r)) = \iint_{B(\mathbf{X}(x, y), r)} (Gr * I) d\mathbf{X}(x, y). \quad (8)$$

(2) 基于图像梯度的函数运算, 其中  $f_k$  代表横向梯度与纵向梯度:

$$f(B(\mathbf{X}(x, y), r)) = \iint_{B(\mathbf{X}(x, y), r)} \sum_k (f_k * (Gr * I))^2)^{\frac{1}{2}} d\mathbf{X}(x, y). \quad (9)$$

(3) 基于拉普拉斯算子的函数运算:

$$f(B(\mathbf{X}(x, y), r)) = \iint_{B(\mathbf{X}(x, y), r)} | \Delta (Gr * I) | d\mathbf{X}(x, y). \quad (10)$$

以上 3 个式子中的“\*”运算代表二维卷积运算,  $Gr$  代表高斯平滑核, 其具体表达式如下所

示, 其作用是对图像起平滑作用。

$$Gr(x) = \frac{1}{r\delta\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\|x\|_2^2}{2\sigma^2 r^2}}. \quad (11)$$

图 3 是美国红橡的密度图像( $r=4, \delta=2$ )其中图 3(a)利用图像梯度函数得到的密度图像, 图 3(b)是利用亮度函数得到的密度图像, 图 3(c)是利用拉普拉斯算子函数得到的密度图像。

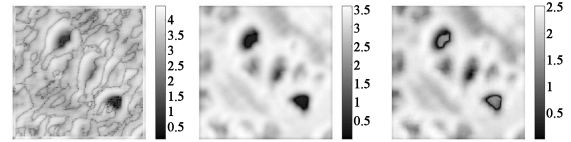


图 3 密度利用图像梯度函数(a)、亮度函数(b)和拉普拉斯算子函数得到的(c)图像函数。

Fig.3 Density images by using image gradient function(a), luminance function(b), and Laplace operator function(c), respectively.

根据图 3 可知密度函数图像的像素取值范围主要集中在 0~4 之间。设步长为  $s=0.1$ , 则整个密度函数图像的像素取值可被分为  $m$  个小区间如:  $(0, 0.1], (0.1, 0.2] \dots (0.1 * (i-1), 0.1 * i] \dots (0.1 * (m-1), 0.1 * m]$ , 整个图像可按照上述区间范围被分解成  $m$  个二值图像, 其具体方法按式(12)计算:

$$G_i(x, y) = \begin{cases} 0 & d(\mathbf{X}(x, y)) \notin (0.1 * (i-1), 0.1 * i] \\ 1 & d(\mathbf{X}(x, y)) \in (0.1 * (i-1), 0.1 * i] \end{cases} \quad i \in (1, m). \quad (12)$$

我们使用计盒维数来估计图像的分形维数, 计盒维数的算法如下:

首先设一个长度为  $r (r \in \{2, 4, 8, \dots, 2^n\} \wedge 2^n < \min(M, N))$  的正方形区域, 将整个图像使用该尺度下的正方形进行覆盖, 计算出覆盖该区域所需的最少盒子数量记为  $A(r)$ , 显然每一个尺度  $r$  值均对应一个  $A(r)$ , 这样就会得到一些离散的点。使用最小二乘法计算这些点的线性回归直线, 得到回归直线斜率  $k$ , 这个  $k$  值可以近似等价于该图形的分形维数。

分别对这  $m$  个二值图像使用盒分法求解计盒维数, 以小区间  $(0.1 * (i-1), 0.1 * i]$  的右端点为横坐标  $\alpha$  以该区间所对应二值图像的计盒维数  $f(\alpha) = k$  作为纵坐标可以建立多重分形谱曲线。图 4 是根据图 3 采用不同密度图像所得到的多重分形谱曲线。

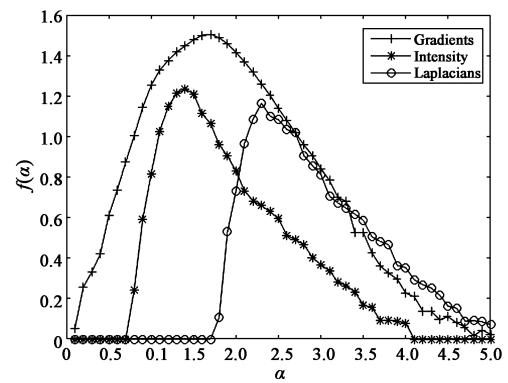


图 4 3 种不同密度图像所对应的多重分形谱曲线  
Fig.4 Multifractal spectral curves corresponding to three different density images

利用该方法可以对普通的数字图像进行分类, 但通过实验发现, 有多处重合并不能在木材微

观结构的数字图像上得到理想的分类效果,这一点会在第三节中给出结论。

高光谱图像往往拥有百余个波段,并不能像正常上述的灰度图像那样求解其密度图像,为了提高效率并尽可能多地使用高光谱图像中的有用信息,必须使用降维方法对高光谱图像的多个波段进行选择,对所选波段求解多重分形谱。

假设通过 2.3 节的波段选择方法得到的波段为  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 使用上述方法求解每一个波段  $x_i$  所对应的多重分形曲线  $y_i (i \in [1, n])$ , 这

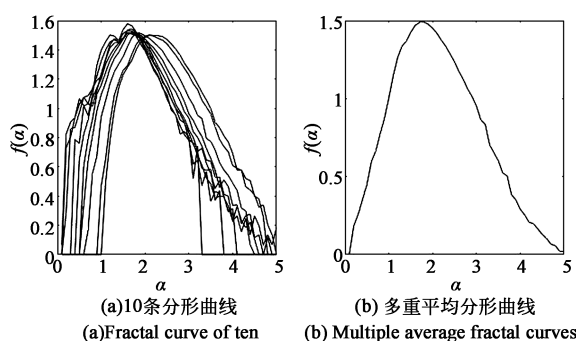


图 5 高光谱图像 10 个波段的多重分形谱

Fig.5 Multifractal spectra of 10 bands in hyperspectral images

样就可以得到  $n$  个多重分形曲线,图 5(a)中给出了美国红橡木材的一个样本在  $n=10$  时使用梯度密度函数图像所得到的 10 条多重分形曲线。

最后将这 10 条多重分形曲线取平均值得到高光谱图像的多重分形曲线  $\bar{y}_i$ , 即图 5(b)中给出了高光谱图像的多重分形曲线。

### 3 结果与讨论

在本节我们将与传统常用的纹理分类方法的准确率和运行时间作对比,本文与应用较多的传统方法灰度共生矩阵(GLCM)做对比实验,该方法的基本思想是使用 PCA 对高光谱图像进行降维,提取高光谱图像的第一主成分,使用第一主成分对应的图像利用灰度共生矩阵(GLCM)提取特征值,最后送入分类器进行分类。与多重分形做纹理对比试验,分类精度提升显著。

#### 3.1 不同算法的时间对比

本文实验所使用的计算机配置为 CPU: Intel I7-6700, 内存: 8 G, 显卡: AMD Radeon R7 200 硬盘容量为 1 TB。使用上述配置得到的各个算法的运行时间如表 2 所示。

表 2 不同算法在各个阶段的运行时间

Tab.2 Running time of different algorithms in each stage

| 降维时间/s  |         | 函数密度计算时间/s |         |         | 求解分形维数时间/s |
|---------|---------|------------|---------|---------|------------|
| ABS     | KLS     | 亮度         | 梯度      | 拉普拉斯    |            |
| 0.307 8 | 8.421 3 | 0.469 0    | 4.512 3 | 9.607 1 | 0.074 0    |

从表 2 中可以看出主要影响运行时间的因素包含降维方法与函数密度计算,显然 ABS 降维方法的效率要远远高于 K-L 散度。函数密度中的亮度运行速度最快,拉普拉斯最慢。下面

我们来看一下使用各种算法处理一个实验样本所需的时间。表 3 中给出了提取的波段数量为 10 时使用不同方法处理一个实验样本所需的时间。

表 3 处理一个样本所需时间

Tab.3 The time required to process a sample

| 降维方法 | 函数密度 | 运行时间/s | 降维方法 | 函数密度 | 运行时间/s |
|------|------|--------|------|------|--------|
| ABS  | 亮度   | 5.57   | K-L  | 亮度   | 14.63  |
|      | 梯度   | 44.04  |      | 梯度   | 52.63  |
|      | 拉普拉斯 | 92.82  |      | 拉普拉斯 | 102.13 |

从表 3 中可以看出,使用 ABS 作为降维方法和亮度密度函数求解分形曲线,速度最快,使用 K-L 散度作为降维方法和拉普拉斯密度函数求解分形曲线速度最慢。

3.2 使用 PCA 算法求解高光谱图像的纹理分类结果

我们使用 PCA 对高光谱图像进行降维,并将其第一主成分作为图像纹理分类对象。表 4 中给出了在 SVM 分类器下的混合分类正确率。

表 4 使用 PCA 降维方法的分类正确率  
Tab.4 Classification accuracy using PCA dimensionality reduction method

| 方法       | 训练集交叉<br>正确率/% | 测试集<br>正确率/% |
|----------|----------------|--------------|
| 亮度密度函数   | 69.01          | 79.16        |
| 梯度密度函数   | 69.01          | 80.20        |
| 拉普拉斯密度函数 | 73.30          | 78.12        |
| GLCM     | 67.60          | 72.91        |

从表 4 中可以看出上述 4 种纹理分析法在 PCA 降维方法下的分类正确率略低,一方面原因在于使用 PCA 降维方法对高光谱图像进行降维时,高光谱的大量信息被压缩,这就导致正确率的下降。另一方面该方法对图像的尺寸大小具有严格要求,不同木材的横截面微观结构也具有一定的相似度。显然使用 PCA 提取高光谱的第一主成分这种方法在木材高光谱图像中并不十分适合。

3.3 基于波段选择的多重分形谱纹理分类结果

图 6 是美国红橡树种使用亮度密度函数提取的波段选择数量  $n=15,8,2$  时的多重分形曲线。

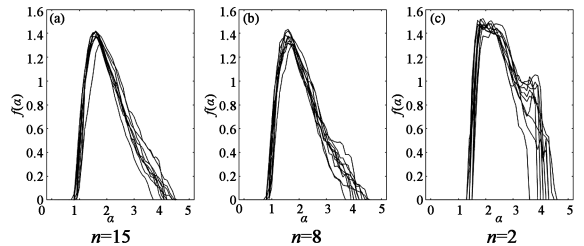


图 6 不同波段选择数量下的多重分形曲线。(a) $n=15$ ; (b) $n=8$ ; (c) $n=2$ 。

Fig.6 Multifractal curves with different number of bands selected. (a) $n=15$ ; (b) $n=8$ ; (c) $n=2$ 。

通过图 6 可以看出,波段选择数量越大分形曲线越平滑,每条多重分形曲线的类内距离更近,这样在分类时就能得到更高的分类精度,这一结论可以在后面的分类正确率上得到证实。

为了能够更加准确地说明分类正确率,本文使用 SVM 与 BP 神经网络两种分类器对其进行分类。由于 BP 神经网络每一次的分类正确率并不稳定,所以本文的分类精度是在训练 25 次后所得到的平均分类精度。

图 7、图 8 中给出了使用 K-L 散度和 ABS 作为波段选择方法的 SVM 分类精度与 BP 混合分类精度,可以看出使用梯度作为图像密度的 K-L 降维方法分类精度最高,在 SVM 下最高分类精度可达 97.91%,在 BP 下最高分类精度可达 90.83%。另外亮度和拉普拉斯方法均满足正确率先上升后下降的趋势,梯度方法随着波段选择数量增加而增加。造成这一因素的主要原因在于过多的波段选择数量会将一部分噪声融入平均分形曲线中从而造成正确率先升后降的现象。从整

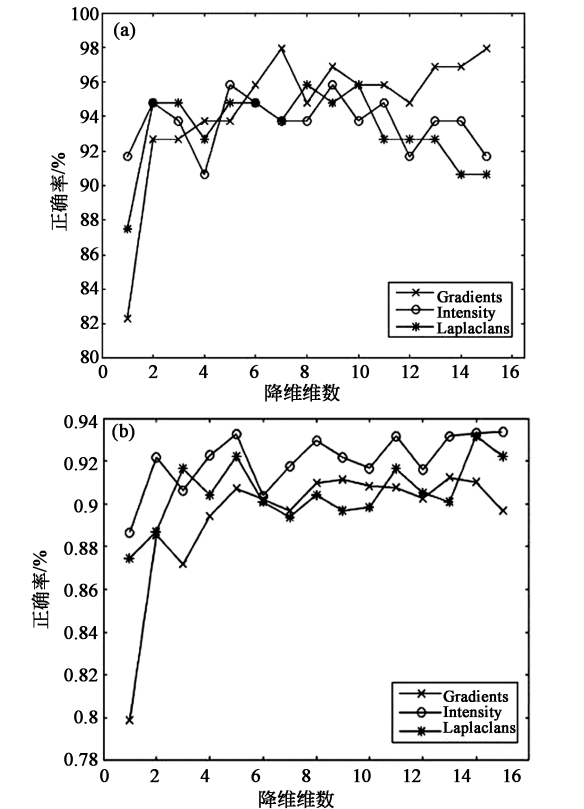


图 7 基于 K-L 降维方法的分类精度。(a) SVM; (b)BP。

Fig.7 Classification accuracy based on k-l dimension reduction method. (a) SVM; (b)BP。

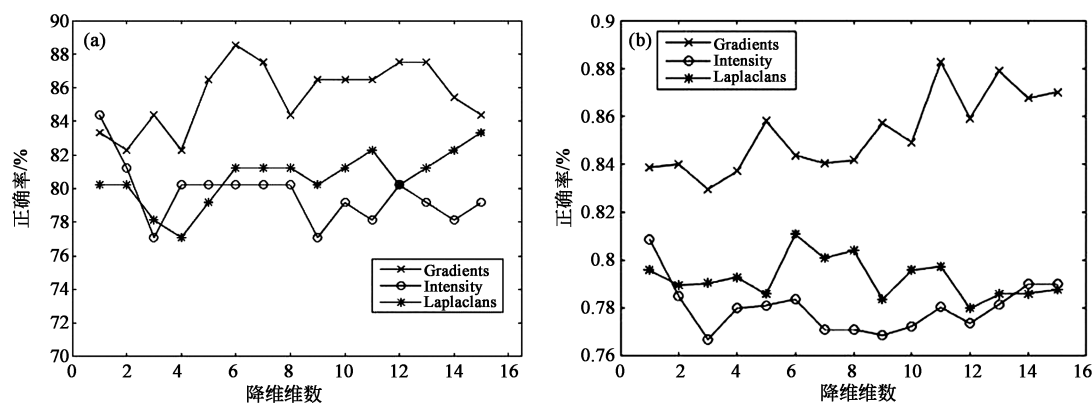


图 8 基于 ABS 降维方法的分类精度。(a) SVM; (b)BP。

Fig.8 Classification accuracy based on ABS dimension reduction method. (a) SVM; (b)BP.

体上看在 SVM 分类器下梯度方法正确率高于其他两种方法,在 BP 分类器下亮度方法正确率高于其它两种方法。

表 5 中给出了不同方法下的最佳分类正确率

所对应的波段选择数量。将表 5 和表 4 进行对比可发现,使用 K-L 波段选则方法和多重分形曲线对木材的纹理进行提取可拥有更高的分类正确率。分类准确率最高可达到 97.91%。

表 5 不同方法下的最佳分类正确率与波段选择数量

Tab.5 Optimal classification correctness and band selection number under different methods

| 分类器 | 图像密度 | K-L     |      | ABS     |      |
|-----|------|---------|------|---------|------|
|     |      | 分类正确率/% | 波段数量 | 分类正确率/% | 波段数量 |
| SVM | 亮度   | 95.83   | 5    | 84.89   | 1    |
|     | 梯度   | 97.91   | 7    | 89.06   | 6    |
|     | 拉普拉斯 | 95.83   | 8    | 82.81   | 15   |
| BP  | 亮度   | 93.17   | 5    | 81.25   | 1    |
|     | 梯度   | 90.83   | 9    | 89.06   | 11   |
|     | 拉普拉斯 | 93.17   | 14   | 81.25   | 6    |

## 4 结 论

本文重点研究高光谱图像中的纹理信息,对比分析了传统纹理识别方法 GLCM 和本文应用的多重分形提取纹理的方法做对比。结果表明,从运行速度角度分析,ABS 降维方法优于 K-L 降维方法;从运行准确率角度分析,K-L 降维方法高于 ABS 降维方法。其中在分类选择上我们都选

择有监督分类,SVM 分类效果高于 BP,其中基于梯度密度函数的 SVM 准确率最高为 97.91%。

本文采用纹理图像密度函数中的图像亮度函数、图像梯度函数、图像拉普拉斯算子函数运算不同盒维数值具有显著相关性。可以作为研究对象不同属性和指标进行研究。多重分形值可以作为基于纹理识别木材的重要参数,多重分形值与其它指标相结合进行木材识别与提取研究将成为下一步研究侧重点。

## 参 考 文 献:

- [1] YADAV A R, ANAND R S, DEWAL M L, *et al.* Multiresolution local binary pattern variants based texture feature extraction techniques for efficient classification of microscopic images of hardwood species [J]. *Applied Soft*

- Computing*, 2015, 32: 101-112.
- [2] YADAV A R, ANAND R S, DEWAL M L, *et al.* Gaussian image pyramid based texture features for classification of microscopic images of hardwood species [J]. *Optik*, 2015, 126(24): 5570-5578.
- [3] BARMPOUTIS P, DIMITROPOULOS K, BARBOUTIS I, *et al.* Wood species recognition through multidimensional texture analysis [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 144: 241-248.
- [4] 刘春红, 赵春晖, 张凌雁. 一种新的高光谱遥感图像降维方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(2): 218-222.  
LIU C H, ZHAO C H, ZHANG L Y. A new method of hyperspectral remote sensing image dimensional reduction [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(2): 218-222. (in Chinese)
- [5] 徐进永, 张子达, 陆爽. 基于 K-L 变换和支持向量机的滚动轴承故障模式的识别[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2005, 35(5): 500-504.  
XU J Y, ZHANG Z D, LU S. Fault pattern recognition of rolling bearing based on K-L transform and support vector machine [J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2005, 35(5): 500-504. (in Chinese)
- [6] 权龙哲, 祝荣欣, 雷溥, 等. 基于 K-L 变换与 LS-SVM 的玉米品种识别方法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(4): 168-172.  
QUAN L Z, ZHU R X, LEI P, *et al.* Recognition method of maize cultivars based on K-L transform and LS-SVM [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010, 41(4): 168-172. (in Chinese)
- [7] 赵慧洁, 李明康, 李娜, 等. 一种基于改进子空间划分的波段选择方法[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(10): 3155-3160.  
ZHAO H J, LI M K, LI N, *et al.* A band selection method based on improved subspace partition [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(10): 3155-3160. (in Chinese)
- [8] 刘雪松, 葛亮, 王斌, 等. 基于最大信息量的高光谱遥感图像无监督波段选择方法[J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(2): 166-170, 176.  
LIU X S, GE L, WANG B, *et al.* An unsupervised band selection algorithm for hyperspectral imagery based on maximal information [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2012, 31(2): 166-170, 176. (in Chinese)
- [9] FOWLER A D. The fractal geometry of nature [J]. *Computers & Geosciences*, 1991, 17(7): 1065-1066.
- [10] 杨冬凤, 马秀莲. 基于分形纹理分析的蛋壳裂纹识别[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2011, 41(S1): 348-352.  
YANG D F, MA X L. Identification of egg shell crack based on fractal texture analysis [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2011, 41(S1): 348-352. (in Chinese)
- [11] 孙翹楚, 肖创柏, 郭彝, 等. 食用油红外光谱的分形维数特征[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2010, 42(11): 1814-1817.  
SUN Q C, XIAO C B, GUO B, *et al.* Fractal geometry feature of edible oil FTIR [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2010, 42(11): 1814-1817. (in Chinese)
- [12] 王晓乔, 王访, 廖桂平, 等. 油菜光谱的多重分形分析及叶绿素诊断建模[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(11): 3657-3663.  
WANG X Q, WANG F, LIAO G P, *et al.* Multifractal analysis of rapeseed spectrum for chlorophyll diagnosis modeling [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(11): 3657-3663. (in Chinese)
- [13] 张艳诚, 毛罕平, 胡波, 等. 数字图像中作物病斑形状分形特征提取[J]. 微计算机信息, 2007, 23(33): 295-297.  
ZHANG Y C, MAO H P, HU B, *et al.* Extracting fractal feature of spot morphology of plant diseases in digital image [J]. *Microcomputer Information*, 2007, 23(33): 295-297. (in Chinese)
- [14] XU Y, JI H, FERMÜLLER C. Viewpoint invariant texture description using fractal analysis [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 83(1): 85-100.

#### 作者简介:



唐艳慧(1994—), 女, 黑龙江省佳木斯人, 硕士研究生, 2017 年于东北林业大学获得学士学位, 主要从事图像处理、模式识别研究方向。E-mail: 1421412131@qq.com



赵鹏(1972—), 男, 黑龙江阿城人, 博士, 教授, 2006 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 研究方向是林业信息工程和农业信息化的学科交叉研究。E-mail: impanefu@aliyun.com