

# 基于室内高光谱激光雷达的典型树种叶片光谱观测和分类

胡佩纶<sup>1</sup>, 陈育伟<sup>2</sup>, 蒋长辉<sup>2</sup>, 林起楠<sup>1</sup>, 李伟<sup>3</sup>, 漆建波<sup>1</sup>, 俞琳锋<sup>1</sup>, 邵慧<sup>4</sup>,  
黄华国<sup>1\*</sup>

- (1. 北京林业大学 林学院省部共建森林培育与保护教育部重点实验室, 北京 100083;
2. 芬兰地理空间研究所遥感和摄影测量部, 基尔科努米, 芬兰 202431;
3. 中国科学院光电研究院 定量遥感信息技术重点实验室, 北京 100094;
4. 安徽建筑大学 电子与信息工程学院, 安徽 合肥 230601)

**摘要:** 高光谱激光雷达综合了高光谱和激光雷达特征, 可为植被生理生化参数提取提供更加精确的遥感探测, 但其应用潜力尚未得到充分挖掘。以北京 10 个典型树种的单叶为样本, 开展室内高光谱激光雷达的叶片观测试验, 并进行树种分类研究, 为未来高光谱激光雷达的林业应用提供基础。首先进行可调谐高光谱激光雷达 (Hyperspectral LiDAR, HSL) 叶片高光谱测量, 并完成与 ASD 地物光谱仪所测数据对比实验; 其次, 应用随机森林方法实现 10 种叶片的分类研究, 其输入的特征指数为融合全部波段、部分敏感波段的光谱指数。结果表明: (a) HSL 在波段 650~1000 nm (71 个通道) 内观测的叶片高光谱和 ASD 光谱一致 ( $R^2=0.9525\sim0.9932$ ,  $RMSE=0.0587$ ); (b) 只用原始波段反射率分类精度为 78.31%, 其中分类贡献率最大波段的是 650~750 nm, 使用此波段进行分类精度为 94.18%, 表明利用红边波段 (650~750nm) 进行树种分类是十分有效的; (c) 对树种敏感的波段为 680 nm、685 nm、690 nm、715 nm、720 nm、725 nm、730 nm; (d) 结合敏感波段光谱指数与植被指数分类精度 82.65%。该研究结果表明在单叶级别, 利用高光谱激光雷达能够准确地反映目标叶片的光谱特征并且能有效进行树种分类; 未来将可能在野外应用中精确提取目标的生理生化参数。

**关键词:** 高光谱激光雷达; 叶片分类; 全波形; 植被参数

中图分类号: TN958.98 文献标识码: A

## Spectral observation and classification of typical tree species leaves based on indoor hyperspectral lidar

HU Pei-Lun<sup>1</sup>, CHEN Yu-Wei<sup>2</sup>, JIANG Chang-Hui<sup>2</sup>, LIN Qi-Nan<sup>1</sup>, LI Wei<sup>3</sup>, QI Jian-Bo<sup>1</sup>,  
YU Lin-Feng<sup>1</sup>, SHAO Hui<sup>4</sup>, HUANG Hua-Guo<sup>1\*</sup>

- (1. The Key Laboratory for Silviculture and Conservation of Ministry of Education, College of Forestry, Beijing Forestry University, 100083 Beijing, China;
2. Department of Remote Sensing and Photogrammetry, Finnish Geospatial Research Institute, Geodeetinrinne, Kirkkonummi 202431, Finland;
3. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing Information Technology, Academy of Opto-Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
4. Department of Electronic and Information Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China)

**Abstract:** Hyperspectral laser radar combines the characteristics of LiDAR and hyperspectral information, and provides more accurate remote sensing detection methods of the extraction of vegetation physiological and biochemical parameters, but its application potential has not been fully explored. In

收稿日期: 2020-02-19, 修回日期: 2020-03-19

Received date: 2020-02-19, Revised date: 2020-03-19

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2017YFC0504003-4); 国家自然科学基金 (41571332)

Foundation items: Supported by National key research and development project (2017YFC0504003-4); the National Natural Science Foundation of China (41571332)

作者简介 (Biography): 胡佩纶 (1995-), 男, 江西宜春人, 硕士研究生, 主要研究领域为: 植被定量遥感. Email: hupeilun\_818@163.com。

\* 通讯作者 (Corresponding author): Email: huaguo\_huang@bjfu.edu.cn

this paper, the leaves of 10 typical tree species in Beijing are taken as samples to carry out the leaf observation experiment of indoor hyperspectral laser radar. And the tree species classification research is carried out to provide the basis of the future forestry application of hyperspectral laser radar. In this study, the hyperspectral data of tunable hyperspectral LiDAR (HSL) was carried out and compared with the data measured by ASD spectrometer. Secondly, 10 kinds of leaves were classified by random forest method. In the process, the total spectral index is obtained by combining all the bands and some sensitive bands with the spectral index. The results show that: (a) HSL is consistent with ASD spectra observed in the band 650~1 000 nm (71 channels) ( $R^2=0.9525\sim0.9932$ ,  $RMSE=0.0587$ ); (b) The classification accuracy of the original band reflectivity is 78.31%, there into the maximum contribution rate of the classification band is 650~750 nm, and the classification accuracy is 94.18% using this band which shows that it is very effective in classify tree species by using red edge band (650~750 nm); (c) the bands sensitive to tree species classification are 680 nm, 685 nm, 690 nm, 715 nm, 720 nm, 725 nm, 730 nm; (d) When we combine the spectral index and vegetation index, the classification accuracy is 82.65%. This study shows that at the single leaf level, hyperspectral LiDAR can accurately reflect the spectral characteristics of the target leaves and classify the species of different trees effectively. It is possible to extract physiological and biochemical parameters of targets for the future field applications accurately.

**Key words:** Hyperspectral LiDAR, leaf classification, full bands, vegetation index

**PACS: :** 42.62.Fi

## 引言

遥感技术作为一种快速、精准、高效的探测手段,在林业调查、农业评估等方面发挥了至关重要的作用;随着遥感技术在当代的飞速发展,激光雷达作为一种主动探测的遥感手段,在植被结构参数提取、生物量探测等方面也越来越得到广泛应用<sup>[1]</sup>。在遥感领域中,分辨率为纳米(nm)级的遥感手段被称为高光谱遥感<sup>[2]</sup>。高光谱遥感现已成为地表植被对地观测的一种重要手段,其充分的光谱信息,在矿物识别、植被探测、地物分类等方面发挥了重要作用<sup>[3]</sup>。高光谱遥感具有精细的光谱信息,能够在不同的地物类型中分辨出细小的光谱差异,近年来在地物分类和树种识别等领域得到广泛应用<sup>[4]</sup>。然而,被动的遥感方式不能避免光源条件以及阴影所造成的影响。与被动传感器相比,主动的高光谱传感器向目标物体发射能量并且检测从目标物体反射回来的能量<sup>[5]</sup>。激光雷达(LiDAR)是一种高效的主动遥感技术,它可以准确测量到目标物体的距离,从而生成目标物体三维点云信息。然而,受激光光源的限制,传统的LiDAR传感器通常仅以单一波长工作,它们可以提供空间信息,但是不具备丰富的光谱信息。与能够实现数百个光谱通道的被动高光谱传感器相比,单波长激光雷达的光谱信息受到了明显的限制。然而,与传统的单波长的激光雷达传感器相比,具有丰富光谱信息的目标点云信

息无疑将更有效地对目标进行分类<sup>[6]</sup>。所以,高光谱与激光雷达的传感器融合成为了大家关注的热点<sup>[7]</sup>。

在以往的遥感研究中,大量的结果证明传统的激光雷达与高光谱数据融合的性能优于任何单一传感器的结论<sup>[8]</sup>。但是融合方法的劣势在于数据融合过程中仍然无法避免多种不同传感器数据配准问题。然而,高光谱激光雷达(Hyperspectral LiDAR)的出现弥补了这个局限性,它通过将上述两种传感器融合,直接获取具有高光谱信息的激光雷达点云及波形数据,在单一仪器框架的基础上实现了对待测物的结构参数和光谱信息获取<sup>[9]</sup>。通过特定的激光光源受激发射激光脉冲并接收其回波,其中回波包含待测目标的高光谱信息和激光雷达回波信息,从而获取待测目标的几何特征、空间信息、光谱信息等,完美实现了融合激光雷达精准的三维信息和高光谱信息的目标。由于它不依赖于太阳光,不受观测几何信息的影响的优势,高光谱激光雷达能够探测到林下底层植被的三维结构以及光谱信息<sup>[10]</sup>;高帅发现通过调节出射激光的光束大小,能够对待测目标实现细微的点观测,以尽可能地消除混合像元的影响<sup>[9]</sup>。Tan, S. 使用多光谱偏振激光雷达被研制出用于区分木质和非木质特征<sup>[11]</sup>。Morsdorf, F. 等使用多光谱全波形冠层激光雷达对冠层的结构和生理信息进行了评估<sup>[12]</sup>。前

人的这些工作为高光谱激光雷达(Hyperspectral LiDAR)原型的开发提供了理论支持和探索。2010年,芬兰研制并测试了一种双波长光谱测距系统(HSL),能区分挪威云杉<sup>[13]</sup>。2014年,中国科学院利用研制的高光谱激光雷达样机(32波段)开展了两种小乔木(红花羊蹄甲、紫薇)的叶片叶绿素、胡萝卜素、氮素的反演,表明了利用新的高光谱全波形激光雷达数据估计叶片生化含量的可能性<sup>[14]</sup>。陈育伟等采用可调谐高光谱激光雷达提取了四种不同植物的红边参数,分别为绿叶和黄叶,以评价HSL植被参数提取能力<sup>[15]</sup>。近十年来,高光谱激光雷达在植被检测、森林清查、人工目标检测等方面技术研发取得了较大的进展<sup>[16]</sup>。

以上研究可以看出,高光谱激光雷达不仅仅具有高光谱传感器提取植被生理生化参数的能力,还具有激光雷达提取植被结构参数的能力,故其能够直接对植物的生理结构和光合作用等生理过程进行探测,在当今地表植被探测过程中具备极高的应用价值和发展前景。对于森林资源监测和灾害监测而言,树种识别和分类是基础。但由于仪器很少,数据源缺乏,当前基于高光谱激光雷达的树种分类研究很少。

该研究基于高光谱激光雷达对10种北京典型乔木的叶片进行了光谱观测和分类研究,并与ASD地物光谱仪测定数据进行了对比,为未来高光谱激光雷达的林业应用提供支持。

## 1 材料和方法

### 1.1 高光谱激光雷达仪器

该研究使用中国科学院光电研究院(AOE)开发的可调谐高光谱激光雷达系统。该系统的工作原理框图如图1所示,整个系统由激光发射单元、激光接收单元和扫描控制三个单元组成,并且将发射和接收单元分置。该系统将超连续谱激光器发射的激光通过可调谐滤波器进行滤波,从而在不同时刻获得不同波长的回波信号。利用宽谱段扩束器对激光光源进行准直扩束,经过45°反光镜照射到待测叶片上。激光接收单元采用反射式接收系统,采用APD探测器对反射光进行探测<sup>[17]</sup>。HSL激光器的工作波长在可见光近红外区域,由于激光波长在450~550 nm范围容易受到大气衰减的影响,并且在植被探测过程中该波段反射率较低,再加上通常使用红边及近红外波段对植被进行分析的原因,本实验采用的高光谱激光雷达的工作波段为650~1 000 nm,其中,

光谱通道数为71个,光谱分辨率为5 nm。

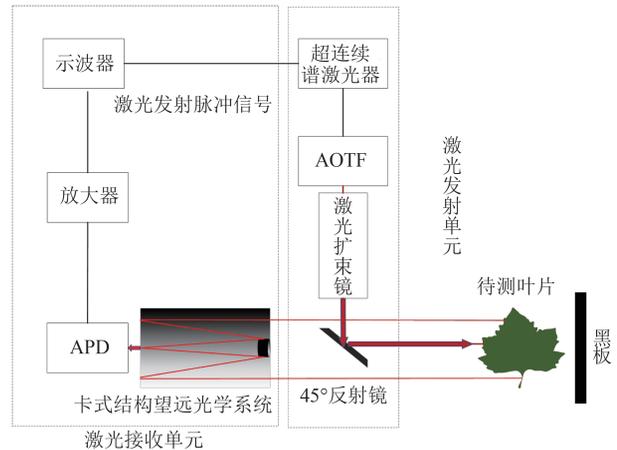


图1 可调谐高光谱激光雷达工作示意图

Fig. 1 Tunable HSL system working diagram

### 1.2 叶片样本

选择了北京市10种常见乔木树种的叶片(表1)作为研究对象参与观测和分类试验。这10个树种包括:白蜡(*Fraxinus pennsylvanica*)、丁香(*Syzygium aromaticum*)、栾树(*Koelreuteria paniculata*)、银杏(*Ginkgo biloba*)、国槐(*Sophora japonica*)、忍冬(*Lonicera japonica*)、山桃(*Amygdalus davidiana*)、杨树(*Populus tomentosa*)、杜仲(*Eucommia ulmoides*)、玉兰(*Magnolia denudata*)。树种共涉及10个科,叶片最小为9.5 cm,最大为18 cm,叶片厚度0.1cm~0.2 cm,叶绿素含量平均为274.34 g/cm<sup>2</sup>,山桃叶片的叶绿素含量最高,为342.33 g/cm<sup>2</sup>,国槐叶片的叶绿素含量最低,为169.00 g/cm<sup>2</sup>。试验中采用的叶片为测量当天采集的健康叶片,离体后用密封塑料袋保存,采集到测量完成不超过4个小时。

### 1.3 叶片高光谱观测

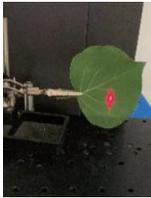
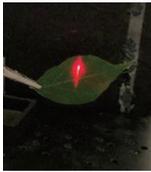
由于HSL尚处于实验室阶段,需要逐波段进行,耗时相对较长(一组单点光谱曲线5~10分钟)。因此同时配套进行了ASD光谱仪的反射率测量,一是用于主动和被动反射率的比较;二是用于辅助分类。

#### 1.3.1 可调谐高光谱激光雷达观测流程

利用HSL对10种叶片进行反射率波谱测量。根据HSL的功率和光斑大小,移动待测叶片位置是激光垂直入射叶片,确定合适的探测位置为距离待测叶片8m距离。图2显示了测量杨树叶片时的激光光斑。每个叶片仅测量了8组反射率数据,每组数据的测量部位均匀分布在叶片的叶肉部分。

表 1 10 种叶片样本及其观测图片(红色点为激光扫描点)

Table 1 10 Leaf samples and corresponding pictures (Red dots are the laser scanning points)

树种	白蜡	丁香	栾树	银杏	国槐
观测现场照片					
树种	忍冬	山桃	杨树	杜仲	玉兰
观测现场照片					

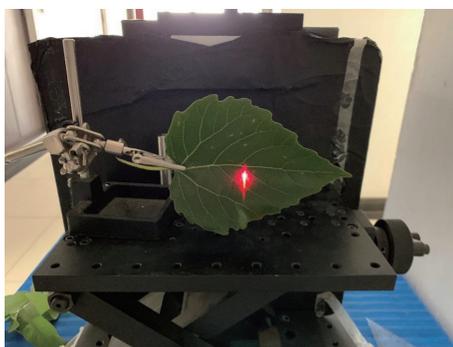


图 2 可调谐高光谱激光雷达测量杨树现场照片

Fig. 2 Measurement of *Populus tomentosa* by the Tunable HSL system

### 1.3.2 ASD 被动高光谱曲线观测

采用 ASD FieldSpec 4 地物光谱仪补充主动光谱数据。不同于主动光谱测量,ASD 观测速度很快,因此对每个叶片的不同部位进行多次测量,获得平均光谱和波动(标准差)。具体的测量过程如下:

#### (1) 暗电流去除

ASD FieldSpec 4 光谱仪在工作时会产生一定数量的暗电流(Dark Current)。通过每 5 分钟左右一次对暗电流值的采集,能够消除其对测量数据的影响。

#### (2) 白板校正

本试验测量环境的照明条件是基本恒定的,每 10~15 min 对白板进行一次测量作为对比参照。最后,使用光谱数据处理软件 ViewSpec Pro 对测得反射率数据进行数据预处理。

#### (3) 叶片不同位置重复测量

为了避免叶片不同位置的生理生化参数不同所带来的光谱差异,本试验在叶片叶肉的随机部位对叶子的光谱进行测量,每个叶片重复 15 次左右。

### 1.4 试验数据处理

HSL 测量的叶片波谱反射率计算公式为:

$$\rho(\lambda) = \frac{V(\lambda)}{V_s(\lambda)} \cdot \rho_s(\lambda) \quad , \quad (1)$$

式(1)中, $\rho(\lambda)$ 为目标物体在波段 $\lambda$ 的反射率, $\rho_s(\lambda)$ 为标准板的反射率, $V(\lambda)$ , $V_s(\lambda)$ 分别为目标物体和标准板的仪器测量值。对反射率进一步进行高斯平滑处理,最终得到 10 种树种叶片的主动高光谱波谱反射率。

将 FieldSpec 4 地物光谱仪测量的叶片光谱反射率使用 ViewSpec Pro 进行预处理,获得叶片对应的光谱反射率曲线。

为便于主被动光谱进行对比,将被动光谱曲线按照 HSL 波段进行重采样。选取 650~1 000 nm 波段中每 5 nm 间隔共 71 个光谱通道作为目标波段。对于每个叶片的 15 组曲线,计算每个波段的平均值和标准差。

### 1.5 叶片反射光谱曲线对比和扩增

反射率受光照条件、观测角度和观测位置变化而波动。本实验将 HSL 测得的每种叶片的 8 个数据分为两组,一组作为训练样本数据,另一组作为验证样本数据。两组数据分别使用各自的均值与标准差进行叶片反射光谱曲线的扩增,光谱扩增的目的是增加随机森林分类的训练样本及验证样本的样本数量。

首先,需要验证 HSL 和 ASD 的反射率的一致性。将 ASD 的平均值和 HSL 反射率进行相关性分析,采用决定系数和 RMSE 来评价。

其次,在训练样本组和验证样本组中,每个树种叶片我们采用随机抽样的方法生成 10 000 条反射光谱曲线,其具体方法为每个波段随机选取 4 个实测反射率中的 1 个作为该波段值,71 个波段内进行重新组合,从而实现叶片反射光谱曲线扩增的目的。

### 1.6 叶片显著性差异分析

计算 10 种叶片光谱曲线的归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index——NDVI)、红边归一化植被指数(Red Edge Normalized Difference Vegetation Index——reNDVI)和 Vogelmann 红边指数 1(Vogelmann Red Edge Index 1——VOG1)三个植被参数值,采用 Duncan 检验法进行多重比较,观察不同叶片之间在 NDVI、reNDVI、VOG1 参数中是否存在显著性差异。

NDVI 选择的两个归一化波段为  $\rho_{NR} = 800 \text{ nm}$ ,  $\rho_{RED} = 680 \text{ nm}$ 。红边指数 reNDVI 是 NDVI 的改进型,可用于精准农业、植被探测等领域。其计算公式如式(2):

$$\text{reNDVI} = \frac{\rho_{750} - \rho_{705}}{\rho_{750} + \rho_{705}}, \quad (2)$$

VOG1 指数对植被的叶绿素和水分含量的综合十分敏感。它可应用于植物物候变化研究和植被生产力建模等方面。其计算公式如式(3):

$$\text{VOG1} = \frac{\rho_{740}}{\rho_{720}}, \quad (3)$$

利用单因素方差分析,对这三种植被指数来进行叶片类别差异的显著性分析。

### 1.7 基于随机森林的叶片分类

随机森林(Random Forests, RF)是一种利用多棵决策树对样本总体进行训练并且具有预测能力的一种算法,与经典的统计算法相比,随机森林方法能够更加灵活地应用于回归和分类两种场景,并且更加侧重于分类。它对数据进行分类的同时,还能对各个变量判别其重要性,进而评估出各个变量在分类中起到的作用。在树种分类、参数反演等研究中,这有助于我们结合相关专业知识对其结果进行合理解释。

实验将反射率、植被指数确定为预测变量,叶片种类作为被预测变量。首先,预测变量设定为全

波段的反射率,进行叶片分类;然后,筛选出最佳的波段范围之后,将最佳波段以及对应的植被指数作为预测变量进行分类,其目的是找到特殊的某些波段范围,为以后输入参数的波段选择和应用打下基础。其次,采用 bootstrap 重采样方法,训练出适用于该叶片分类的随机森林模型。最后,将选择的波段和反射率输入到构建的随机森林模型中,预测所属叶片种类,分类的最终结果按每个决策树分类器的投票多少决定。

本实验中高光谱激光雷达数据处理的实验方法可以总体归纳为 3 步:高光谱数据采集→数据预处理→叶片分类。其中在高光谱数据采集时,为了消除噪声的干扰,本实验将激光能量调至最强,只选取大于 5mV 的回波信号;并且为了让每个叶片的数据具有代表性,选取了 8 个随机分布的点测量,且每个点在每个波长时测量 8 次反射率。数据预处理过程中,我们采用高斯滤波的方法消除了噪声的影响。叶片分类过程中,采用具有强大分类能力的随机森林方法,从而实现对不同树种叶片的分类。

## 2 结果和讨论

### 2.1 测量的光谱曲线

图 4 给出了 HSL 测量得到的 10 个树种 71 个波段的光谱曲线。可以看出,曲线在可见光区低,近红外区高,有明显的红边,符合植被叶片的光谱特征。目视不同树种的叶片曲线确实存在差异。

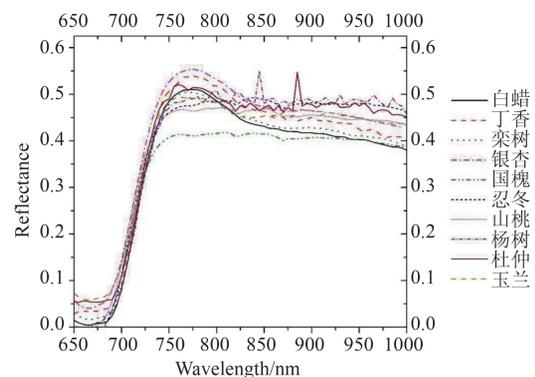


图 4 10 种叶片光谱反射率曲线(可调谐高光谱激光雷达测量)

Fig. 4 Spectral reflectance curves of 17 kinds of leaves by HSL

图 5 是叶片 ASD 地物光谱仪测量的观测曲线。可以发现,由于没有使用积分球,同时探头和叶片的距离和位置(叶脉和叶肉的光谱有差异)有微小变动,导致每种叶片的光谱曲线存在一定的波动。

将地物光谱仪的数据按照每个波长的数据求算均值,从而得出每种叶片地物光谱仪测量的反射光谱均值曲线。平均值很平滑,能反映该树种叶片的平均光谱。

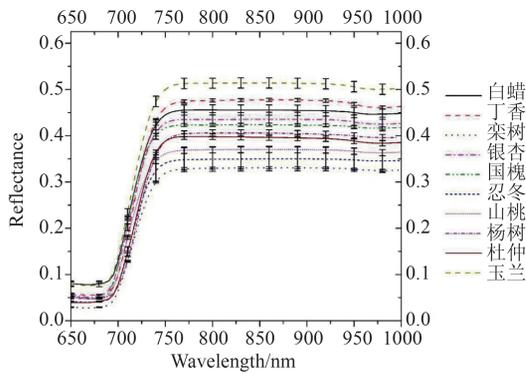


图5 ASD光谱仪测量叶片光谱曲线  
Fig. 5 The spectral curves measured by ASD spectrometer

2.2 主被动光谱数据相关性分析

图6显示了10种具有代表性的叶片HSL反射率和ASD反射率的散点图。可以看出虽有波动,但是总体相关性和一致性均较好。对17种叶片的对比统计结果表明,平均 $R^2$ 达到0.9768,最小 $R^2$ 为丁香的0.9525,最大 $R^2$ 为忍冬的0.9932,平均RMSE为0.0587。因此,在本实验中高光谱激光雷达测量的叶片光谱数据与叶片实际光谱基本接近,实验结果是可靠的。

两者偏差的主要原因是测量视场的差异。本实验尽量确保激光雷达所测量的点与光谱仪测量的点保持基本一致,但由于高光谱激光雷达测量的为一个点的光谱反射率,而ASD地物光谱仪具有一个 $20^\circ$ 以上的宽视场,因此可能会导致两者测量的反射率存在一定差异。

2.3 光谱扩增结果

图7为本试验扩增前后的光谱曲线以白蜡为例。可以看出,近红外的光谱波动明显大于可见光谱段,扩增后的曲线与实测曲线特征基本相似,具有典型代表性。

2.4 植被指数比较

单因素方差分析结果表明:NDVI、reNDVI和VOG1在10种叶片反射光谱中存在显著性差异(表2),故本试验对NDVI、reNDVI和VOG1三个植被参数在10种叶片反射光谱中进行多重比较。

从NDVI的多重比较可以看出,杜仲与其他9种叶片均存在显著差异,白蜡与杜仲、玉兰、银杏、丁

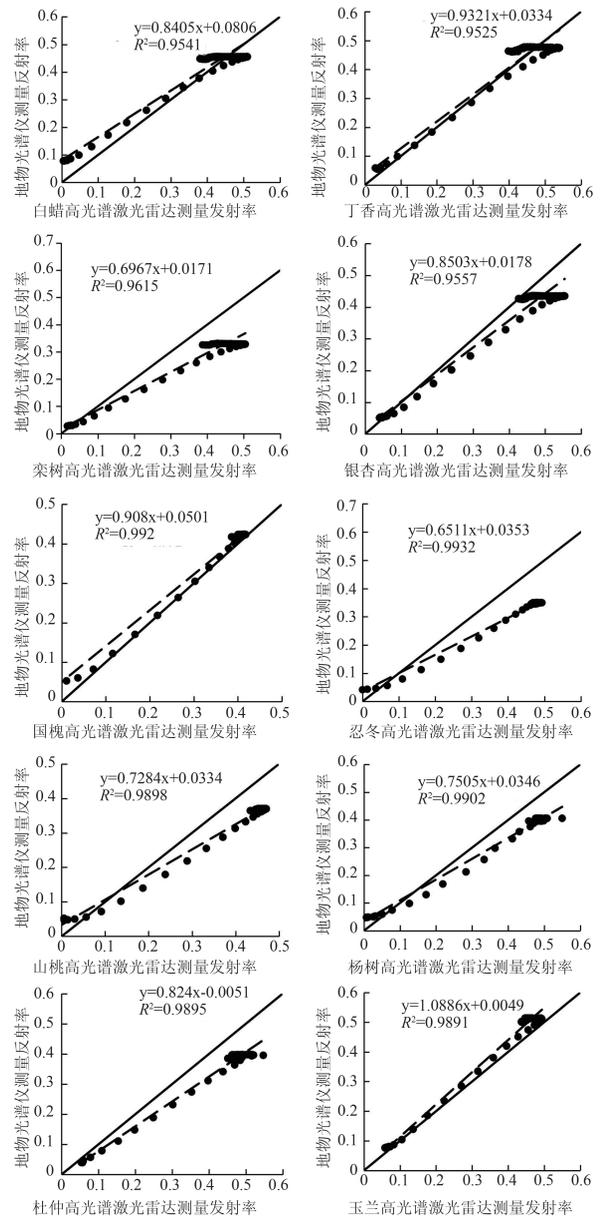


图6 10种树种叶片的LiDAR光谱和ASD光谱的对比  
Fig. 6 Comparison of LiDAR and ASD spectrometer of 10 species leaves

香、栾树、国槐存在显著差异,银杏与山楂、早柳、国槐、栾树、七叶树、杜仲、构树、蒙古栎、水杉存在显著差异。

从reNDVI的多重比较可以看出,白蜡与其余9种叶片均存在显著差异,国槐、山桃与其他8种叶片均存在显著差异,但国槐与山桃之间无显著性差异。

从VOG1的多重比较可以看出,国槐、山桃与其他8种叶片均存在显著差异,但国槐与山桃之间无显著性差异,其结果与reNDVI的结果相同。

究其原因,国槐与山桃叶片的叶脉相比其他树

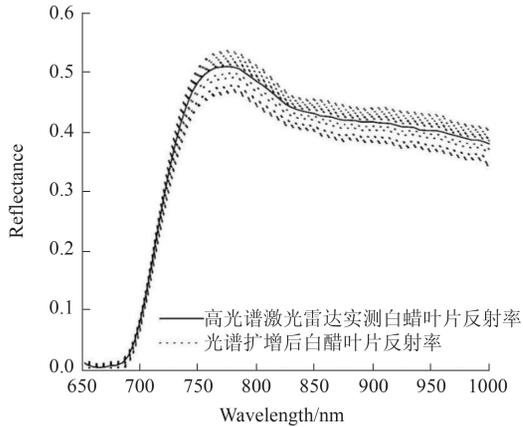


图7 白蜡叶片在不同波段扩增后的HSL曲线  
Fig. 7 The extended spectral curves of Fraxinus pennsylvanica

表2 NDVI、reNDVI、VOG1在17种叶片中的单因素方差分析

Table 2 One-way analysis of variance in NDVI、reNDVI、VOG1

植被参数		平方和	df	均方	F	显著性
NDVI	组间	1.349	9	0.150	31.540	.000
	组内	0.903	190	0.005		
	总数	2.252	199			
reNDVI	组间	0.654	9	0.073	64.926	.000
	组内	0.213	190	0.001		
	总数	0.867	199			
VOG1	组间	1.863	9	0.207	116.627	.000
	组内	0.337	190	0.002		
	总数	2.200	199			

种叶片都较少;杜仲叶片表面粗糙并具有少许皱纹,导致其漫反射增强造成差异;白蜡叶片具有蜡质层,叶片相比其他叶片光滑很多,镜面反射强所造成差异。

2.5 随机森林分类结果

采用随机森林的方法对扩增后所有叶片反射光谱曲线进行分类。当随机森林决策树构建数量达到20个之后,袋外错误率逐渐稳定,50个决策树精度约为18%。下面就原始波段、植被指数、红边光谱指数分别作为输入特征的分类精度进行分析。

2.5.1 原始波段结果

以50个随机森林决策树为基础,重复100次计算其分类精度,取精度的均值作为该叶片在650~850 nm波段的分类精度。为探究其中对分类精度结果影响显著的波段,本试验将整个波段分为650~750 nm、755~850 nm、855~950 nm、955~1 000 nm四个波段分别进行分类精度计算(表3)。

表3 原始波段下随机森林法叶片种类分类精度

Table 3 Precision of leaf species clustering in random forest method

波段范围	650~750	755~850	855~950	955~1 000	650~1 000
分类精度	0.9418	0.8212	0.7144	0.6231	0.7831

由此可见,通过HSL对叶片分类的方法基本可行(精度78.31%);在整个波段范围内,分类贡献率最大波段的是650~750nm(精度94.06%)。分类精度随着波长的增加逐步递减。究其原因,发现丁香和杜仲的光谱曲线在随机森林分类中的错误率高达37.55%,观察发现两者叶片表面均为革质,光谱曲线也具有相似特征,说明丁香和玉兰在叶片的理化参数上具有很大的共性,导致叶片分类的精度下降。整个波段参与的分类精度并不高,说明绿色植物的光谱曲线形状是类似的,要去除共性的形状信息,突出特征波段和波段变化。结果表明,利用红边波段(650~750nm)进行树种分类是十分有效的。

2.5.2 植被指数分类结果

NDVI、reNDVI、VOG与650~750 nm波段具有很强的相关性,故将此三种植被指数(NDVI、reNDVI、VOG)以及敏感波段的红边指数引入,使用随机森林的方法对10种叶片种类进行分类。

同理,采用随机森林的方法构建50个随机森林决策树的前提下,重复100次计算其分类精度,取均值作为叶片通过其对应的红边指数和NDVI、reNDVI、VOG结合所得到的分类精度。

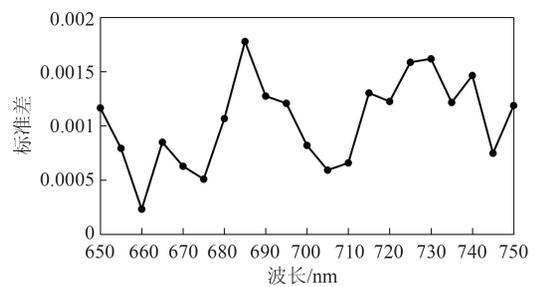


图8 10种叶片在每个波段上反射率导数的标准差  
Fig. 8 Standard deviation of the derivative of reflectivity of 10 leaves at each wavelength

将10种叶片在红边波段(650~750 nm)的HSL反射率进行求导,按照每个波段对10种叶片的反射率导数值计算标准差(图8)。可见,在680~695 nm以及715~730 nm红边波段范围内,10种叶片的反射率导数的标准差相对较大,于是将此7个波段(680 nm、685 nm、690 nm、715 nm、720 nm、725 nm、730

nm)作为敏感波段,分别计算相邻两个波段的红边指数,如式(4):

$$\begin{aligned} \text{VOG}_1 &= \frac{\rho_{685}}{\rho_{680}}; \text{VOG}_2 = \frac{\rho_{690}}{\rho_{685}}; \text{VOG}_3 = \frac{\rho_{720}}{\rho_{715}}; \\ \text{VOG}_4 &= \frac{\rho_{725}}{\rho_{720}}; \text{VOG}_5 = \frac{\rho_{730}}{\rho_{725}} \end{aligned}, \quad (4)$$

结合这5个红边指数和NDVI、reNDVI、VOG,采用随机森林的方法分类,当随机森林构建数量达到10个以上时,袋外错误率已经下降至0.2以下,分类精度达到82.65%。由此可以再次证明,对于不同植物叶片进行分类的敏感波段为650~750 nm,且在可调谐高光谱激光雷达系统中,采用NDVI、reNDVI、VOG结合敏感波段的红边指数对不同叶片进行分类是确实可行的,并且分类精度要比全波段(650~1 000 nm)的分类精度(78.31%)还高。对于800~900 nm波段,观察HSL反射率图中发现,一些叶片在此波段内存在少许波动,可能在此波段内测量过程中存一定噪声,若能抑制好噪声,可能能在一定程度上提高HSL进行叶片分类的精度。存在的少许波动还可以通过AOTF器件和激光器在未来进行光谱定标进行解决。

### 3 结论

利用中国科学院光电研究院(AOE)开发的可调谐高光谱激光雷达系统HSL,以白蜡(*Fraxinus pennsylvanica*)、丁香(*Syzygium aromaticum*)、栎树(*Koeleria paniculata*)、银杏(*Ginkgo biloba*)、国槐(*Sophora japonica*)、忍冬(*Lonicera japonica*)、山桃(*Amygdalus davidiana*)、杨树(*Populus tomentosa*)、杜仲(*Eucommia ulmoides*)、玉兰(*Magnolia denudata*)共10种北京典型树种的新鲜叶片作为实验材料,首次使用该数据源对不同树种叶片的分类进行探究,并分析了树种叶片光谱差异的机理。

研究对树种叶片进行了光谱分辨率为5 nm、波长范围为650~1 000 nm的超连续谱测量,针对10种叶片分类提出了数据处理及分析的基本方法和流程。然后结合地物光谱仪测量的数据,根据光谱的关系,通过随机森林的方法将10种叶片进行分类,分类精度达到了78.31%,在整个波段范围内,分类贡献率最大波段的是650~750 nm(精度94.18%),分类精度随着波长的增加逐步递减,结果表明,利用红边波段(650~750 nm)进行树种分类是十分有效的。并构建植被参数对叶片进行多重比较,将三种植被指数(NDVI、reNDVI、VOG)结合680 nm、685

nm、690 nm、715 nm、720 nm、725 nm、730 nm七个敏感波段计算的红边指数参与后计算的精度达到82.65%,其具有输入波段参数少,分类精度高的优势,研究表明新型的可调谐高光谱激光雷达系统可以为叶片的分类以及定量遥感反演提供支持。

由于可调谐高光谱激光雷达仍处于实验室阶段,测量效率较低,故本实验只能对每个树种叶片测量单个叶片,并通过地物光谱仪进行辅助测量,通过光谱扩增的方法以增加实验样本数据量。可调谐高光谱激光雷达目前并不能进行野外测量,尚且不能搭载平台,故目前不利于大规模应用实验的开展。实验数据的采集只能在室内密闭环境下获取,并且在光谱数据的测量过程中,激光束始终垂直于叶片测量,导致叶片分类结果精度较高。本实验完成高光谱激光雷达在植被应用方面的前期工作,结合激光雷达的结构参数优势协同解决植物生理生化探测问题,尚虚进一步研究。随着高光谱激光雷达在今后对硬件设施的不断完善以及日益广泛的研究应用,高光谱激光雷达将能够更加高效及准确地获取目标物的光谱信息及结构信息,它在植被分类以及生化参数反演方面将具有极其广泛的应用前景。

### Reference

- [1] Li Zeng-Yuan, Liu Qing-Wang, Pang Yong. Research progress of forest parameter inversion of LiDAR [J]. *Journal of remote sensing*. (李增元,刘清旺,庞勇. 激光雷达森林参数反演研究进展. *遥感学报*), 2016, **20**(5): 1138-1150.
- [2] Chen Shu-Peng, Tong Qing-Xi, Guo Hua-Dong. *Mechanism of remote sensing information* [M]. Beijing: Science press (陈述彭,童庆禧,郭华东. 遥感信息机理研究,北京:科学出版社). 1998.
- [3] Fang-Hong-Liang, Tian Qing-Jiu. Research review of hyperspectral remote sensing in vegetation monitoring [J]. *Remote sensing technology and application*. (方红亮,田庆久. 高光谱遥感在植被监测中的研究综述. *遥感技术与应用*). 1998, **13**(1): 62-69.
- [4] Martin M E, Newman S D, Aber J D, et al. Determining forest species composition using high spectral resolution remote sensing data [J]. *Remote Sensing of Environment*. 1998, **65**(3): 249-254.
- [5] Hakala T, Nevalainen O, Kaasalainen S, et al. Hyperspectral lidar time series of pine canopy physiological parameters [J]. *Biogeosciences Discussions*. 2014, **11**(10): 15019-15035.
- [6] Jia S, Shi S, Wei G, et al. Evaluation of hyperspectral LiDAR for monitoring rice leaf nitrogen by comparison with multispectral LiDAR and passive spectrometer [J]. *Scientific Reports*. 2017, **7**: 40362.
- [7] Kulawardhana R W, Popescu S C, Feagin R A. Fusion of

- lidar and multispectral data to quantify salt marsh carbon stocks [J]. *Remote sensing of environment*. 2014, **154**: 345–357.
- [8] Kaasalainen S, Nevalainen O, Hakala T, *et al.* Incidence Angle Dependency of Leaf Vegetation Indices from Hyperspectral Lidar Measurements [J]. *Photogrammetrie – Fernerkundung – Geoinformation*. 2016, **2016**(2): 75–84.
- [9] Shuai G, Zheng N, Gang S, *et al.* Height Extraction of Maize Using Airborne Full-Waveform LIDAR Data and a Deconvolution Algorithm [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*. 2015, **12**(9): 1978–1982.
- [10] Wing B M, Ritchie M W, Boston K, *et al.* Prediction of understory vegetation cover with airborne lidar in an interior ponderosa pine forest [J]. *Remote Sensing of Environment*. 2012, **124**: 730–741.
- [11] Tan S, Narayanan R M. Design and performance of a multiwavelength airborne polarimetric lidar for vegetation remote sensing. [J]. *Applied Optics*. 2004, **43**(11): 2360–2368.
- [12] Morsdorf F, Nichol C, Malthus T, *et al.* Assessing forest structural and physiological information content of multi-spectral LiDAR waveforms by radiative transfer modelling [J]. *Remote Sensing of Environment*. 2009, **113**(10): 2152–2163.
- [13] Chen Y, Jiang C, Hyypä J, *et al.* Feasibility Study of Ore Classification Using Active Hyperspectral LiDAR [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. **2018**(99): 1–5.
- [14] Wang L, Gang S, Zheng N, *et al.* Estimation of leaf biochemical content using a novel hyperspectral full-waveform LiDAR system [J]. *Remote Sensing Letters*. 2014, **5**(8): 693–702.
- [15] Jiang C, Chen Y, Wu H, *et al.* Study of a High Spectral Resolution Hyperspectral LiDAR in Vegetation Red Edge Parameters Extraction [J]. *Remote Sensing*. 2019, **11**(17): 2007.
- [16] Chen Y, Jiang C, Hyypä J, *et al.* Feasibility Study of Ore Classification Using Active Hyperspectral LiDAR [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*. 2018, **15**(11): 1–5.