

# 基于声光作用的树种高效识别和特征提取的研究

马晃伟

医学光电科学与技术教育部重点实验室；

福建师范大学 光电与信息工程学院，福建福州，350007；

**摘要：**光谱分析技术凭借快速、无损、稳定可靠的特性，在植被与树种识别等领域得以广泛应用。该技术通过采集树叶光谱，提取特征波段的特征，实现了树种的高效分类与识别。不过，传统光谱分析方法存在一定局限，其需要反复采集全光谱数据，数据处理过程复杂，耗费大量时间成本。而且，高维数据中常存在信息冗余与噪声，这些因素可能对模型性能产生不利影响。有鉴于此，本文提出一种将声光滤波器(Acousto-optic Tunable Filter, AOTF)与机器学习相结合的创新方法。AOTF具有亚纳米级的精准波长选择能力，能够快速获取特征波长的光谱数据。在初次识别时，先采集全光谱数据，再借助机器学习算法进行降维处理，筛选出有效的特征波长，进而构建高效的识别模型。这种特征选择方式，不仅能过滤掉无效信息与干扰波段，还能显著降低数据维度，提升模型性能。相较于传统方法，该方法无需再次采集全光谱数据，极大地优化了数据采集流程，既节省了时间，又简化了数据结构。因此，该方法在工业、农业等领域的快速识别任务中具有广阔的应用前景。

**关键词：**AOTF；机器学习；快速识别；特征波长

DOI:10.69979/3041-0673.25.02.043

## 引言

树种识别技术在生态监测、森林资源管理等领域意义重大。当前，主要分为基于遥感的成像型与非成像型高光谱识别技术<sup>[1]</sup>。

成像型识别技术能快速覆盖大面积区域，但空间分辨率有限，难以捕捉树木细微特征，仅对优势树种识别效果较好<sup>[2,3]</sup>。而且，高光谱数据量庞大，处理时需大量计算资源，还易受环境因素干扰。

非成像型高光谱技术虽测量范围小，却具备更高光谱分辨率，能精准采集光谱信息<sup>[4]</sup>。其操作灵活，可精确识别单种树木，数据处理成本较低。然而，传统非成像型技术在实际应用中存在诸多挑战：采集的光谱数据维度高、冗余大，加大了数据处理难度；识别时需重复采集全波段光谱，严重降低识别效率；现有光谱降维及特征波段筛选方法，只是在算法层面后期处理已采集的数据，无法在采集过程中优化选择<sup>[5,6]</sup>。需要对新的树种或未识别样本进行分类时，仍然需要重新采集全光谱数据。而且这种“先采集后处理”模式，既增加采集与存储成本，又无法从根源解决数据冗余问题。

针对传统树种识别技术的短板，本研究提出一种基于AOTF与机器学习相结合的树种识别方法，有力弥补现有技术局限。

相较传统光谱采集设备，AOTF优势显著：调谐速度快，达微秒级响应，能快速精准扫描光谱；光谱分辨率高，可达1-2nm，工作波段覆盖可见光至近红外区域；无机械移动部件，结构紧凑稳定，使用寿命长；可电子程控调谐，与微型计算机结合，使系统更灵活轻便<sup>[7]</sup>。

## 1 数据采集处理和模型训练验证

本研究中采集了八种不同的阔叶树种的叶片光谱。将所采集的光谱数据进行初步处理，剔除异常光谱，去除前后段噪声影响较大的光谱数据，并进行平滑滤波。选择的波段范围是350-800nm，经过处理后的数据波长点数量为346个，我们将处理后的反射率光谱数据作为模型训练输入值。其中样本总数量大约为2800个，一共选取了八个树种，训练集和预测集比例为7:3。

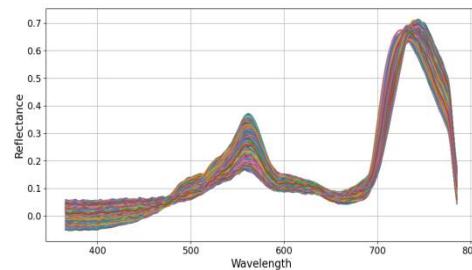


图1. 原始光谱

AOTF通常由声光介质、换能器和吸声器组成。当射频信号加载到换能器上时，换能器会将电信号转换为超

声波信号，该超声波信号在声光介质中传播，会使声光介质产生周期性的弹性应变，进而导致介质的折射率发生周期性变化，形成折射率光栅。当入射光进入声光介质后，会与折射率光栅发生相互作用，产生衍射现象<sup>[8]</sup>。根据声光相互作用的理论，在满足一定条件时，入射光会发生布拉格衍射，衍射光的中心波长是超声波的频率的函数。

通过改变加载到换能器上的射频信号频率，就可以改变超声波的频率，进而改变折射率光栅的周期和衍射条件，使得只有特定波长的光能够满足布拉格衍射条件而发生衍射并通过滤波器，其他波长的光则被抑制，从而实现对不同波长光的滤波选择作用。

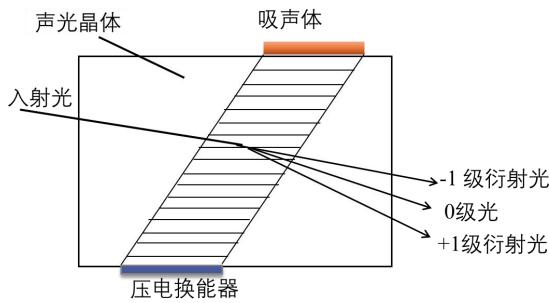


图 2 AOTF 滤波工作原理

$$f_a = \frac{V_a}{\lambda} \sqrt{n_i^2 + n_d^2 - 2n_i n_d \cos(\theta_i - \theta_d)}$$

其中， $f_a$ 为声波频率， $V_a$ 为声波速度， $\lambda$ 为光波长， $n_i$ 和 $n_d$ 分别是入射光折射率和衍射光折射率， $\theta_i$ 和 $\theta_d$ 分别是入射角和衍射角。

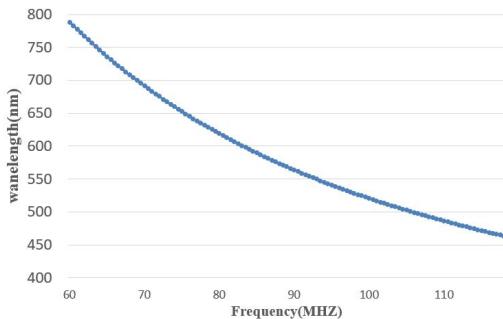


图 3. AOTF 的超声频率与衍射光中心波长关系

如图 3 所示，我们通过实验测量了实际 AOTF 的超声频率输入和衍射光中心波长的关系，测量间隔是 0.5 MHz。

我们使用了随机森林 (Random Forest, RF)、支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)、决策树 (Decision Tree, DTR) 和提升树 (Gradient Boosting Classifier, GBC) 四种模型来对光谱数据进行训练。使用了网格搜索法 (Grid Search) 来寻找各模型的最

佳参数，使用了 5 折交叉验证的平均结果作为最终训练结果。模型性能的评价指标包括训练集和测试集的分类准确率以及均方根误差 (RMSE)。

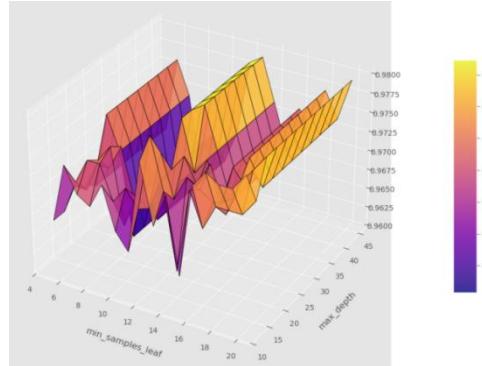


图 4. GBC 模型的参数调优过程

本研究使用了连续投影算法 (Successive Projections Algorithm, SPA) 对全波段光谱进行特征提取，SPA 的核心是在高维空间中寻找一组最优的投影方向，使得投影后的数据能够最大程度地保留原始数据的分类信息，同时去除冗余信息。通过这种方式，将高维数据投影到低维空间，在低维空间中进行分类任务，从而降低计算复杂度，提高分类效率和准确性。

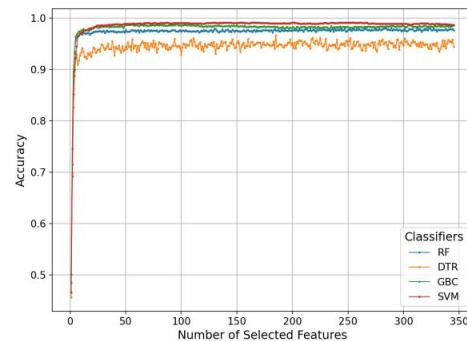


图 5. SPA 选择的特征数量和准确率的变化关系

如图 5，本实验中使用 SPA 方法提取光谱中的特征后，按照提取的特征顺序对不同数量的特征进行了分类性能评估。横轴表示所选择的特征数量 (波长点数量)，纵轴表示分类准确率 (Accuracy)，并对各模型的不同特征数量下的分类性能进行了对比分析。

在不同分类器中，随机森林 (RF)、梯度提升分类器 (GBC) 和支持向量机 (SVM) 在特征数量较少时就能达到较高的分类准确率，并且随着特征数量的增加，准确率逐渐趋于稳定，表明这些模型对特征的鲁棒性较强，能够有效利用少量关键特征进行分类。而决策树回归 (DTR) 的准确率波动较大，整体表现相对较差，说明其对特征选择较为敏感，可能存在过拟合或对冗余特征的适

应能力较弱。

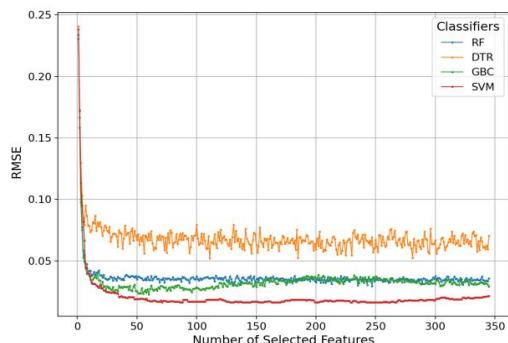


图 6. SPA 选择的特征数量和 RMSE 的关系

此外,从曲线变化趋势可以看出,在特征数量较小时,各分类器的准确率存在较大差异,但当特征数量增加到一定程度后(约 12 个),大多数分类器的准确率趋于稳定且接近,说明适量的特征选择就能够得到较好分类性能,而进一步增加特征数量并不会带来明显的性能提升,反而可能增加计算成本。此外从图 6 还可以得到,当特征数量过于庞大,数据复杂性因此,在实际应用中,可以通过 SPA 方法提取少量关键特征,以降低计算复杂度,同时保证较高的分类精度。

表 1. SPA 算法下各模型性能

Model	特征波长数量	准确率		RMSE	
		训练集	测试集	训练集	测试集
RF		96.68	93.12	0.091	0.130
SVM		95.73	91.83	0.102	0.143
GBC	12	96.70	94.04	0.090	0.122
DTR		92.72	92.15	0.135	0.140

然后我们将所选的特征波长通过图 3 的频率-波长转化曲线转换成超声频率,输入 AOTF 中得到对应中心波长的衍射光谱,对该光谱进行处理转换后输入训练好的模型,这里我们选择了 GBC 模型,得到,输出各树种的类别精度。

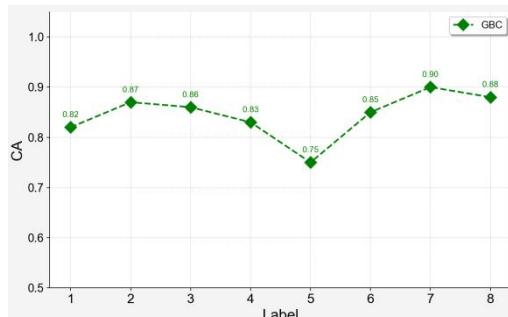


图 7. 特征波长下的光谱分类精度

我们将八种树叶光谱分别设置标签为 1-8, 对提取

的特征波长光谱有效性进行验证。通过 AOTF 系统仅采集这 12 个特征波段下的光谱, 经过处理后输入训练好的模型中进行验证, 得到样本的类别精度 (Classification Accuracy, CA), 如图 7 所示。可以看出, 尽管与原光谱相比, 总体精度略有降低, 但是经过 AOTF 提取的特征光谱相比原光谱数据维度降低了 90%以上, 大量降低了光谱采集时间。可以有效保留关键特征, 而不会显著影响模型的整体性能。相比于直接使用全波段数据, 特征选择方法能够降低计算成本、减少数据维度、提高模型训练效率。

## 2 结论

本研究提出了一种基于声光可调滤波器 (AOTF) 与机器学习相结合的树种识别方法, 并通过实验验证了其有效性。结果表明, AOTF 具有高光谱分辨率和快速调谐能力, 能够在数据采集阶段直接选择关键波长, 从而减少数据冗余, 提高采集效率。相比传统方法, 该方法无需重复采集全光谱数据, 大幅降低了计算成本和时间消耗。

在特征提取方面, 采用连续投影算法 (SPA) 筛选出少量关键波长, 使分类模型在低维数据下仍能保持较高的分类准确率。实验结果显示, 随机森林 (RF)、梯度提升分类器 (GBC) 和支持向量机 (SVM) 在少量特征情况下即可达到较高准确率, 并且随着特征数量的增加, 分类性能趋于稳定, 说明这些模型对特征的利用能力较强。而决策树 (DTR) 表现出较大的波动性, 说明其对数据特征的鲁棒性较弱。

整体来看, 该方法通过结合 AOTF 的高效光谱筛选能力与机器学习的特征提取与分类能力, 实现了树种的高效识别。实验结果表明, 在仅提取 12 个特征波长的情况下, 分类准确率仍能保持在较高水平, 数据维度降低超过 90%, 有效减少了数据冗余和计算复杂度。因此, 该方法在农业、林业及生态监测等领域具有广阔的应用前景, 为快速、精准的树种识别提供了一种高效解决方案。

## 参考文献

- [1] Cao J, Liu K, Liu L, et al. Identifying mangrove species using field close-range snapshot hyperspectral imaging and machine-learning techniques [J]. Remote Sensing, 2018, 10(12): 204

7.

- [2] Velasquez-Camacho L, Cardil A, Mohan M, et al. Remotely sensed tree characterization in urban areas: a review[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(23): 4889.
- [3] Chaity M D, van Aardt J. Exploring the limits of species identification via a convolutional neural network in a complex forest scene through simulated imaging spectroscopy[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(3): 498.
- [4] Nanni M R, Demattê J A M, Rodrigues M, et al. Mapping particle size and soil organic matter in tropical soil based on hyperspectral imaging and non-imaging sensors[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(9): 1782.
- [5] Burger J, Gowen A. Data handling in hyperspectral image analysis[J]. *Chemometrics and Int*

- elligent Laboratory Systems
- , 2011, 108(1): 13-22.
- [6] Li X, Xia R, Li J, et al. The application and challenges of spectral and image two-modal fusion techniques in coal gangue recognition [J]. *International Journal of Coal Preparation and Utilization*, 2024: 1-31.
- [7] Wu H Y, Li B, Liu G, et al. Design and development of a mid-wave infrared imaging spectrometer based on AOTF[C]//Third International Computing Imaging Conference (CITA 2023). SPIE, 2023, 12921: 374-382.
- [8] Mi Z, Zhao H, Guo Q. Thermal analysis of Te O<sub>2</sub>-based acousto-optic tunable filters for spectral imaging[C]//Sixth Conference on Frontiers in Optical Imaging and Technology: Novel Imaging Systems. SPIE, 2024, 13155: 257-268.