

基于迁移学习的木材缺陷近红外识别方法研究

石广宇, 曹军, 张怡卓

(东北林业大学 机电工程学院 哈尔滨 150040)

摘要: 针对基于近红外光谱的硬木表面缺陷分类检测中,由于样本数量有限、数据代表性不足等原因,导致的分类器泛化能力不足、精度仍有待提高等问题,提出适应成分分析与深度迁移前馈神经网络相结合的方法,有效地迁移其他树种光谱与缺陷对应知识至目标分类器,提高分类器性能。以色木样本为源域,柞木样本为目标域,根据近红外光谱定性分析方法,在900~1700 nm光谱波长范围内采集了色木、柞木样本表面无瑕、活节、死节等3种近红外光谱数据。经过标准正态变量变换和Savitzky-Golay平滑进行原始光谱去噪预处理后投入建立的基于适应成分分析的深度迁移学习模型。将测试样本投入完成的分类器进行测试,结果表明,当柞木训练集占总样本比例超过30%后,模型对3种类型缺陷的识别率均为100%。

关键词: 硬木缺陷; 近红外光谱; 定性分析; 光谱去噪; 适应成分分析; 迁移学习

DOI: 10.15938/j.emc.2020.10.018

中图分类号: TP 274.3

文献标志码: A

文章编号: 1007-449X(2020)10-0159-08

Near infrared wood defects detection based on transfer learning

SHI Guang-yu, CAO Jun, ZHANG Yi-zhuo

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

Abstract: In the classification and detection of hardwood surface defects based on near infrared spectroscopy, the generalization ability of the classifier is insufficient due to the limited number of samples and the lack of data representation, and the accuracy of the classifier still needs to be improved. A method of combining adaptive component analysis with depth migration feedforward neural network was proposed to transfer the spectral and defect knowledge of other tree species to the target classifier effectively and improve the performance of the classifier. Acer mono samples were taken as the source domain and Mongolian oak samples as the target domain. According to the near infrared spectroscopy qualitative analysis method, near infrared spectra of flawless, live and dead joints on the surface of samples were collected in the range of 900~1700 nm. After standard normal variable transformation and Savitzky-Golay smoothing pretreatment, a deep transfer learning model based on adaptive component analysis was established. After pretreatment, the transfer learning model was put into practice. The results show that the recognition rate of three types of defects is 100% when the proportion of Mongolian oak samples training set exceeds 30%.

Keywords: hardwood defects; near infrared spectroscopy; qualitative analysis; spectral denoising; adaptive component analysis; deep transfer learning

收稿日期: 2019-04-19

基金项目: 国家自然科学基金(31700643); 中央高校基本科研业务费专项资金(2572017DB05); 中央高校研究生自主创新基金(2572015AB24)

作者简介: 石广宇(1990—),男,博士研究生,研究方向为无损检测;

曹军(1956—),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为智能检测与控制;

张怡卓(1978—),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为智能检测与控制。

通信作者: 张怡卓

0 引言

木材作为最常用的结构材之一,其表面缺陷严重地影响了其使用价值。为了合理高效地利用资源,保障工程安全、减少浪费,对硬木表面的缺陷检测是木材加工的必要步骤^[1]。传统的基于人目识别板材缺陷的方式费时费力,且常因工作人员的疲劳、标准不一等因素而影响检测精度^[2]。近年来,研究者们开发了多种木材表面缺陷检测的方法,例如超声波检测^[3]、红外热像检测^[4]和计算机视觉^[5]等多种检测方法。然而,超声波检测和红外热像检测需要苛刻的实验环境,检测成本较高,在检测速度等方面仍需提高^[6]。计算机视觉技术常因受板材表面纹理、颜色的干扰,对缺陷的检测精度造成负面影响^[7]。近年来,近红外光谱技术被研究者们成功应用于木材的无损检测领域。由于其快速、准确、经济的检测方法,在木材密度、力学性能和化学成分分析等领域都取得了良好的应用^[8]。在缺陷检测方面,杨忠等^[9]将近红外光谱技术与软独立建模分类相结合,检测了马尾松的单板节子,其识别精度达到90%以上。Liang等^[10]测试了360个红松样本,在训练集预测集比为2:1时,分别建立了基于偏最小二乘判别法、最小二乘向量机和三层反向传播(back propagation, BP)神经网络等三个分类模型作为近红外光谱的缺陷识别模型。经验证, BP神经网络分类效果最好,死节分类准确率达93.3%,活节分类精度达96.7%。然而,由于木材缺陷样本的收集往往较难,分类模型往往受样本数量、样本代表性的制约,导致分类模型泛化能力偏弱,应用范围较窄。

迁移学习是近年来机器学习领域一个迅猛的发展方向,通过迁移一个领域的知识(源域)帮助目标领域(目标域)完成对目标任务的建模。有效地迁移方式可以从数据集增强、特征优化和概念学习等方面提高目标任务模型的泛化能力、精度和适用范围^[11]。目前,迁移学习在计算机视觉^[12]、自然语言识别^[13]和人类行为识别^[14]等多个领域取得了良好的效果。

本文提出一种将适应成分分析(adaptive component analysis, ACA)^[15]和深度学习预训练与微调相结合的迁移学习系统,以色木缺陷光谱作为源域,柞木缺陷光谱作为目标域,探究基于近红外光谱的板材缺陷识别可迁移性。

本文收集了色木、柞木板材的无节、死节、活节

样本。采集了两类树种、三种类型样本的原始光谱,通过去噪预处理,经过ACA特征融合后,建立了以色木数据为源域、柞木数据为目标域的基于近红外光谱的柞木缺陷分类深度迁移模型。

1 基于近红外的硬木缺陷数据采集

1.1 原始光谱采集系统

根据国家锯材缺陷(GB/T4832—2013)标准,分别采集并制备3种缺陷类型(无节、活节、死节)的色木和柞木样本。各类样本数量如表1所示。

表1 两类木材的三种缺陷类型的各样本数量
Table 1 Sample number for three defect types of two types of wood

缺陷种类	木材种类	
	色木	柞木
活节	49	63
死节	49	87
无节	109	81
合计	207	231

根据学者研究,波长范围在1 000~1 600 nm的近红外光谱包含绝大部分的木材信息^[16]。本文采用海洋光学512光谱仪,提供波长范围为900~1 700 nm、间隔为3 nm的近红外光。光谱采集条件:温度为(20±2)℃,空气湿度为40%~50%。每个样本采集10次,取其平均值。

1.2 光谱预处理

为有效减少光谱采集过程中存在的噪声对样本光谱的干扰,采用标准正态变量变换(standard normal variable, SNV)和Savitzky-Golay(SG)平滑方法对原始光谱进行预处理。

SNV以每个频谱为基础进行运算,将每条原始光谱带转化为新值,使原始光谱数据的分布接近标准高斯分布^[17]。这种预处理方法主要是为了消除测试样本表面残存的固体颗粒和光程变化,以及由于工作人员操作不当带来的光程变化等影响。

SNV对光谱预处理过程可表示为

$$Z_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

式中: X_i 为原始光谱; μ 为原始光谱平均值; σ 为原始光谱标准差。

SG平滑将谱带内光谱点分成 m 个含有 $(2\omega + 1)$ 奇数光谱点的窗口,使用窗口内的波长点 ω 及前后

ω 点处的 3 个测量值的均值 \bar{x}_k 代替原波长点的值。这种预处理方法可有效消除光谱中存在的高频噪声^[18]。

SG 平滑对光谱预处理过程如下: 设每条光谱波长点的总数为 D ; 波长点数范围内的位置序号为 $j(j=1, 2, \dots, D)$; 窗口宽度内 $2m+1$ 个等距数据为权值系数, 拟合 k 阶多项式为

$$\hat{X}_\lambda^{(j)} = a_0 + a_1\lambda + a_2\lambda^2 + \dots + a_k\lambda^k. \quad (2)$$

式中 λ 为窗口宽度 $\{-m, -m+1, \dots, m-1, m\}$ 波长内的吸光度。

窗口内多项式拟合光谱与原始光谱间的最小误差, 可用最小二乘法求出, 误差为

$$\varepsilon = \sum_{-m}^m (\hat{X}_\lambda^{(j)} - X_\lambda^{(j)})^2. \quad (3)$$

令 $\frac{\partial \varepsilon}{\partial a_j} = 0$, 计算不同大小的窗口, 取最小误差时, 对应的权值系数组合。

2 适应成分分析的深度迁移模型

为了将色木光谱对应的缺陷分类知识迁移至柞木缺陷的分类模型中, 本文以色木光谱作为源域, 柞木光谱作为目标域, 无监督适应成分分析法作为两树种近红外光谱领域自适应方法; 然后建立 5 层深度前馈神经网络, 以领域自适应后的色木光谱及对应标签训练网络参数, 并以领域自适应后的柞木样本光谱及对应标签精调网络, 完成柞木缺陷识别模型的建立。

2.1 基于适应成分分析的近红外光谱领域自适应

由于不同树种间光谱存在巨大差异, 为有效减少差异, 提取有效共性特征, 本文采取无监督适应成分分析法, 将源域和目标域光谱映射至同一再生希尔伯特子空间, 以最大均值差异 (maximum mean discrepancy, MMD) 作为度量标准, 最大程度减少领域间分布差异; 同时以希尔伯特-施密特标准 (Hilbert-Schmidt independence criterion, HSIC) 作为数据结构独立性标准, 最大程度保留数据结构。其原理如下:

设源领域数据集为: $D_S = \{(x_{S1}, y_{S1}), \dots, (x_{Sn1}, y_{Sn1})\}$; $x_{Si} \in \mathcal{X}$ 为输入光谱; $y_{Si} \in \mathcal{Y}$ 为对应输出。设目标域数据集: $D_T = \{(x_{T1}, y_{T1}), \dots, (x_{Tn2}, y_{Tn2})\}$; $P(X_S)$, $Q(X_T)$ 分别为源域和目标域的边缘分布。由于领域差异 $P(X_S) \neq Q(X_T)$, 设存在一个非线性特征映射 φ , 使 $P(\varphi(X_S)) \approx Q(\varphi(X_T))$, 则域间存在共性特征可以表示为 $P(Y_S | \varphi(X_S)) \approx$

$P(Y_T | \varphi(X_T))$ 。可得在希尔伯特再生子空间中, 两域输入的 MMD 距离为

$$\text{Dist}(X_S, X_T) = \left\| \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} \varphi(x_{Si}) - \frac{1}{n_2} \sum_{i=1}^{n_2} \varphi(x_{Ti}) \right\|_H^2. \quad (4)$$

式中 n_1, n_2 为源域目标域样本数。

引入核函数求解式 (4), 有

$$\text{Dist}(X_S, X_T) = \text{tr}(\mathbf{K}_M L). \quad (5)$$

式中

$$\mathbf{K}_M = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{S,S} & \mathbf{K}_{S,T} \\ \mathbf{K}_{T,S} & \mathbf{K}_{T,T} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

其中 \mathbf{K}_M 是根据源域、目标域和交叉域中的数据定义的 $(n_1 + n_2) \times (n_1 + n_2)$ 核矩阵。式 (5) 的条件函数为:

$$L_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{n_1^2} & x_i, x_j \in X_S; \\ \frac{1}{n_2^2} & x_i, x_j \in X_T; \\ -\frac{1}{n_1 n_2} & \text{otherwise}. \end{cases} \quad (7)$$

根据希尔伯特-施密特独立性表达^[19], 在此映射下, 源域和目标域独立性表达为

$$\text{HSIC}(X, \varphi) = (n-1)^{-2} \text{tr}(\mathbf{K}_H L). \quad (8)$$

式中 \mathbf{K}_H 为源域和目标域需要保留的结构核函数。

则根据 unsupervised-ACA 定义, 通过求解式 (8) 与式 (4) 商的最大值, 得到 φ 。其表达为

$$\text{maximize} \frac{\text{HSIC}(X, \varphi)}{\text{Dist}(X_S, X_T)} = \frac{\text{tr}(\mathbf{K}_H L)}{\text{tr}(\mathbf{K}_M L)}, \quad (9)$$

由 φ 求得映射后的源域与目标域特征光谱。

2.2 深度迁移前馈神经网络

在 Keras 上建立了 5 层深度前馈神经网络。输入神经元为映射后的光谱特征数量, 输出神经元数量为 3, 隐藏层神经元数均设置为 10。用全部色木样本训练神经网络, 当损失函数在设置步长范围内反复振荡时, 则宣告训练结束。训练得到的参数作为被迁移的知识, 储存于神经网络中。将柞木样本按 1:9, 2:8, \dots , 5:5 分为训练集和预测集, 投入神经网络训练并测试模型精度及泛化能力。

此基于近红外光谱的领域自适应深度迁移硬木缺陷分类流程图如图 1 所示。

为验证领域自适应及迁移模型的有效性, 本文以无迁移深度网络和无领域自适应深度迁移网络作为对比性实验, 测试基于近红外光谱分析的木材缺陷模型分类精度及泛化能力。

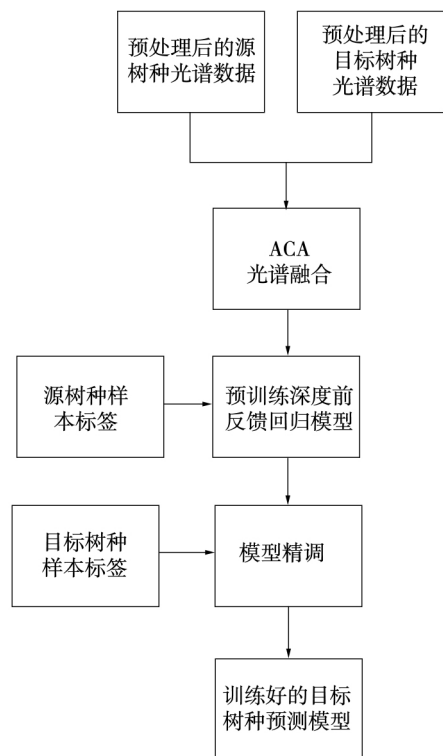


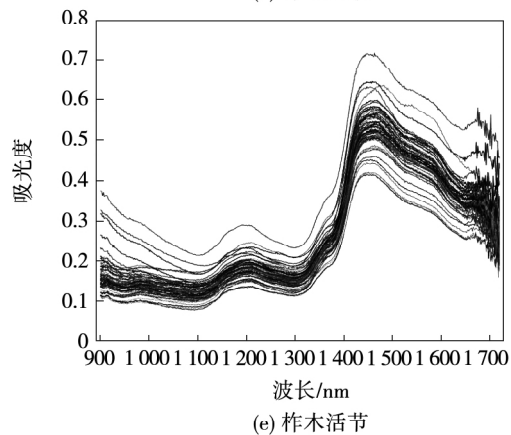
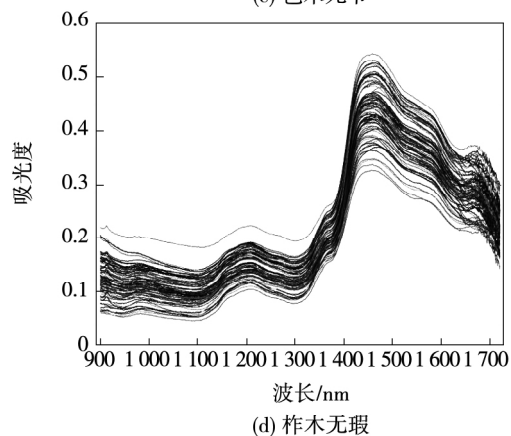
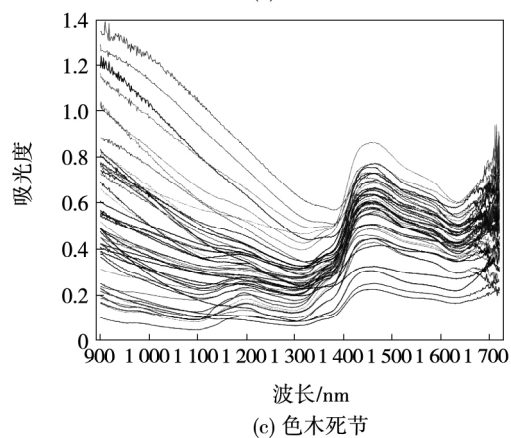
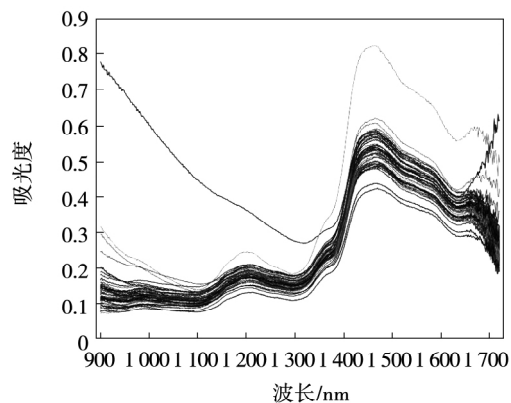
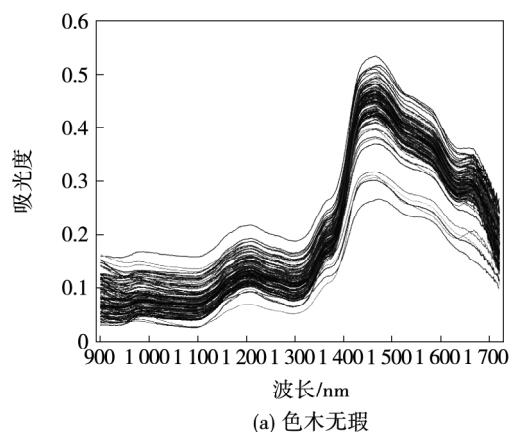
图1 基于近红外光谱的领域自适应深度迁移硬木缺陷分类流程图

Fig.1 Flow chart of domain adaptive depth transfer learning hardwood defect classification based on near infrared spectroscopy

3 实验结果与分析

3.1 原始光谱与预处理结果

样本在波长范围为 900 ~ 1 700 nm 的近红外光谱中均匀采集 512 个波长点。色木、柞木样本原始光谱如图 2 所示。可以看出,无瑕样本与活节样本光谱相似性较强,不易区分。死节光谱与无瑕、活节样本相比,差异性更大,更易区分。同时可见原始光谱高频噪声较多,有明显的光程散射。



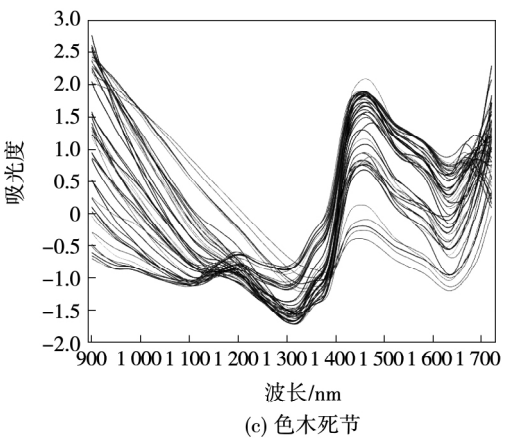
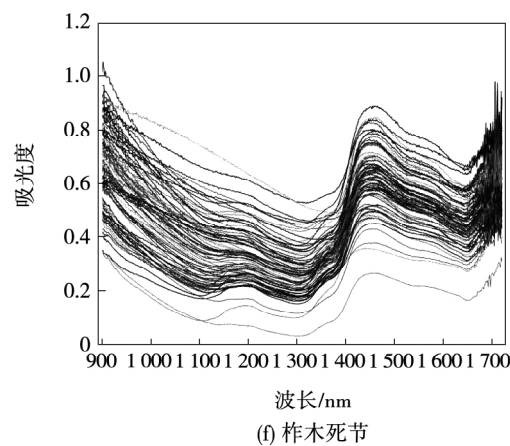


图 2 硬木表面缺陷原始光谱

Fig. 2 Raw spectrum on hard wood surface

图 3 为经过 SNV - SG 预处理后的光谱。对比图 2 和图 3 可知, 经过预处理后的光谱, 光程散射减弱, 变化趋势更加均匀, 吸收峰更加明显。

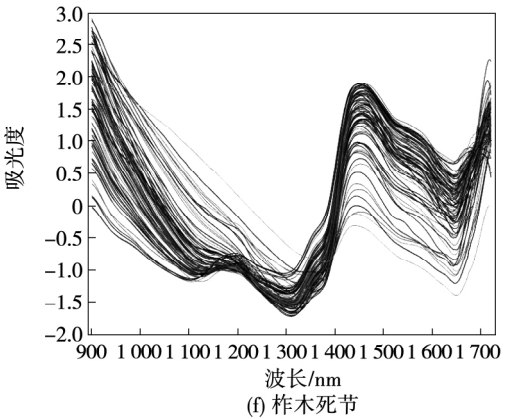
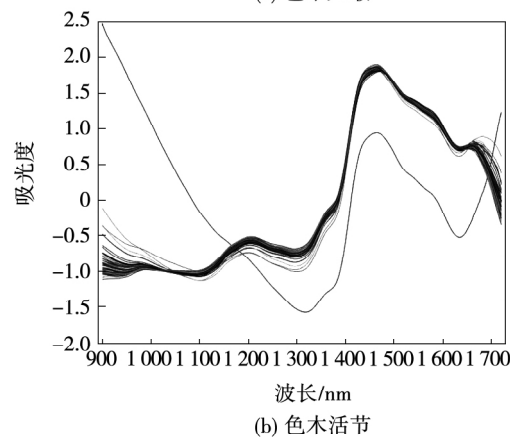
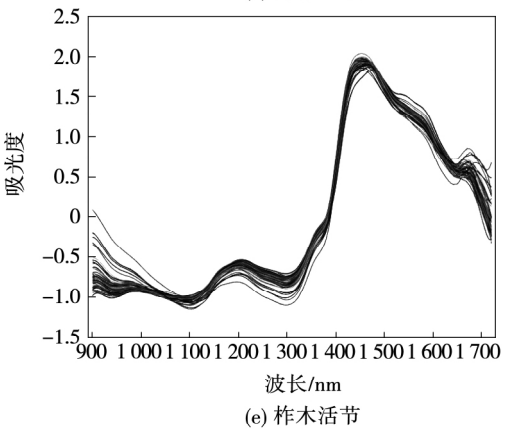
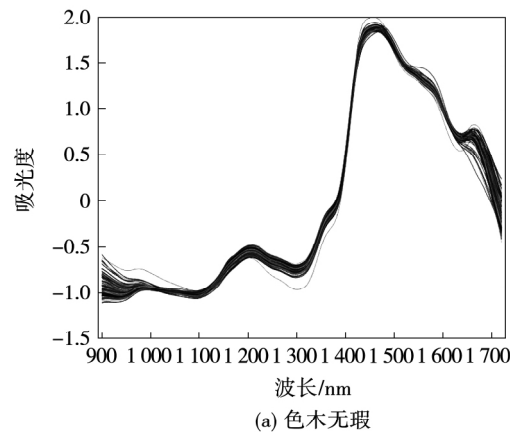
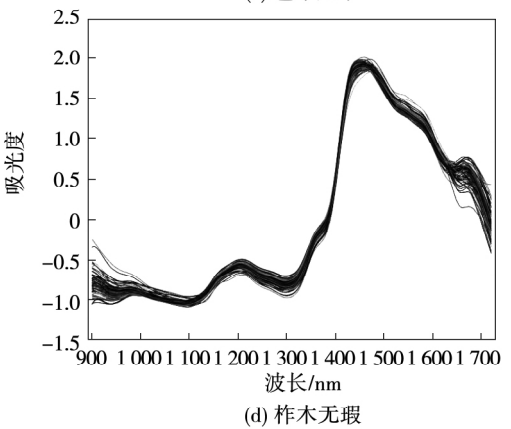


图 3 SNV - SG 预处理后光谱

Fig. 3 Spectrum after SNV - SG preprocessing

3.2 迁移模型性能与比较性实验结果分析

经过 unsupervised - ACA 领域自适应后的光谱, 由 512 维降至 50 维, 其光谱特征图如图 4 所示。可以看出, 经过 unsupervised - ACA 领域自适应后的光谱被映射到新的特征空间, 其边缘分布大致相同。

将领域自适应后的色木光谱数据及对应标签全部投入参数为初始值的 5 层深度前馈神经网络训练, 当损失函数保持震荡时, 完成训练。按照训练集测试集比例 1:9 2:8, … 5:5 投入领域自适应后的柞木光谱及对应标签训练, 并测试分类器效果。

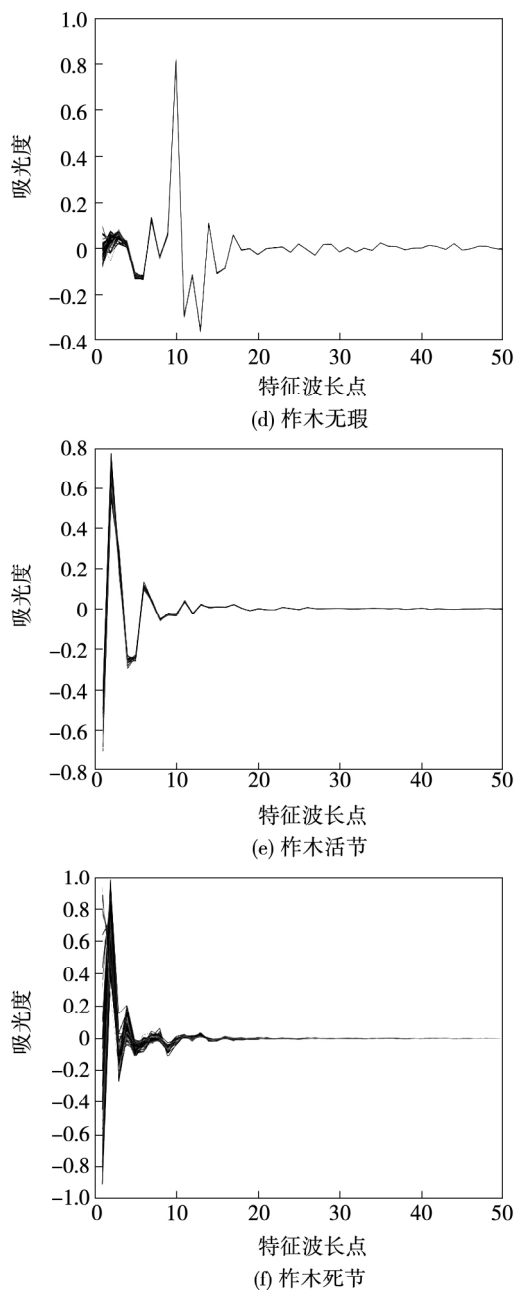
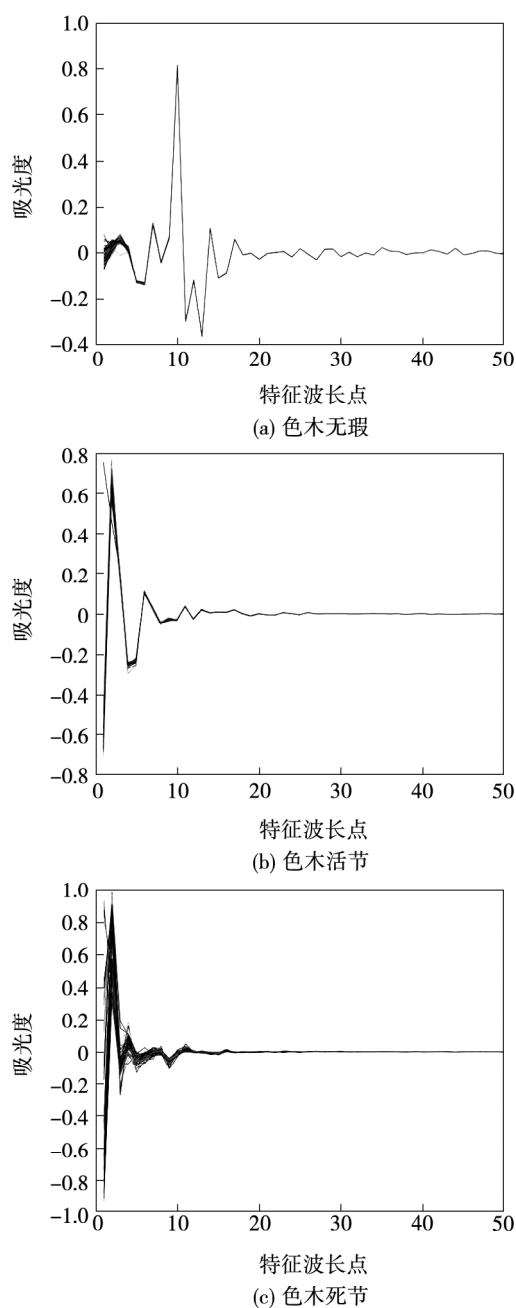


图4 领域自适应后光谱

Fig.4 Spectrum after ACA

表 2 为不同训测比之下的深度迁移模型分类器分类效果。为比较迁移学习效果, 设置比对试验, 分别建立无领域自适应深度迁移分类模型以及无迁移深度前馈神经网络分类模型。表 3、表 4 为比对试验分类器分类结果。

3 种分类器总分类性能如图 5 所示。由表 2 ~ 表 4 和图 5 可知, 经过 ACA 领域自适应后的深度迁移硬木缺陷分类器有更好的泛化能力和分类精度。这是由于经过 ACA 领域自适应, 模型学习了基于近

红外光谱对应的树种间共性特征,并通过降维减少了大量的冗余信息而造成的。模型通过训练神经网络的超参数,将色木光谱与缺陷之间的分类知识迁移至柞木缺陷分类器中。这部分知识存在木材光谱与缺陷的通识知识,相当于为柞木缺陷分类器增加了一个自正则化项,提高了分类器的泛化能力和精度。而没有经过领域自适应的深度迁移模型,效果提升不明显。

表 2 不同训测比之下 ACA-深度迁移模型分类器分类效果

Table 2 Classification results of ACA-deep migration model classifier in different training and testing ratio

正确率	训练集占比				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
总	0.977	0.987	1	1	1
活节	0.965	0.98	1	1	1
死节	1	1	1	1	1
无缺陷	0.965	0.98	1	1	1

表 3 不同训测比之下无 ACA 深度迁移模型分类器分类效果

Table 3 Classification results of deep migration model classifier without ACA in different training and testing ratio

正确率	训练集占比				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
总	0.738	0.783	0.793	0.84	0.885
活节	0.081 6	0.224	0.469	0.898	0.653
死节	0.878	0.959	0.918	0.918	0.939
无缺陷	0.990	1	0.991	0.771	0.972

表 4 不同训测比之下无迁移模型分类器分类效果

Table 4 Classification results of classifier model without transfer learning in different training and testing ratio

正确率	训练集占比				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
总	0.667	0.729	0.772	0.816	0.875
活节	0.081 6	0	0.918	0.898	0.857
死节	0.918	0.959	0.898	0.898	0.939
无缺陷	1	1	0.688	0.743	0.917

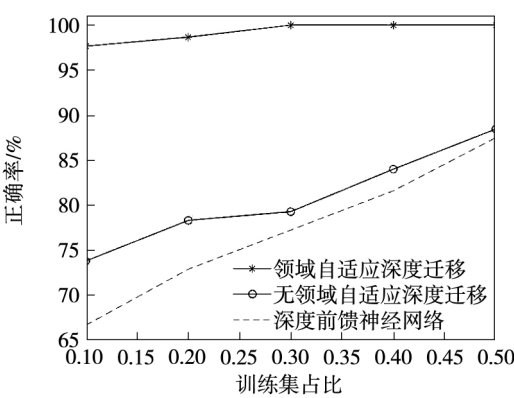


图 5 3 种分类器的总分类性能

Fig. 5 Classification performance of three classifiers

4 结 论

硬木表面缺陷影响了硬木的质量和使用价值,因此发展泛化能力优越、精度高的缺陷检测模型有重要的研究意义。本文借助其他树种帮助目标树种,通过建立适应成分分析与深度迁移学习模型相结合的方法迁移学习模型,提高了基于近红外光谱的硬木表面缺陷识别的精度和泛化能力。

参 考 文 献:

[1] GRÖNLUND U. Quality improvements in forest products industry: classification of biological materials with inherent variations [D]. Sweden: Luleå Tekniska Universitet, 1995.

[2] 杨建华,张伟,李丽. 基于机器视觉的锯材表面缺陷检测系统设计[J]. 林产工业, 2013, 40(1): 21.

YANG Jianhua, ZHANG Wei, LI Li. The design of Sawn-timber surface defect detection system based on machine vision [J]. China Forestry Products Industry, 2013, 40(1): 21.

[3] 于文勇,王立海,杨慧敏,等. 超声波木材缺陷检测若干问题的探讨[J]. 森林工程, 2006(6): 7.

YU Wenyong, WANG Lihai, YANG Huimin, et al. The study of wood defects detection based on ultrasonic techniques [J]. Forest Engineering, 2006(6): 7.

[4] 刘颖韬,郭广平,曾智,等. 红外热像无损检测技术的发展历程、现状和趋势[J]. 无损检测, 2017, 39(8): 63.

LIU Yingtao, GUO Guangping, ZENG Zhi, et al. The development history, status and trends of infrared thermographic nondestructive testing [J]. Nondestructive Testing, 2017, 39(8): 63.

[5] 程玉柱,顾权,王众辉,等. 基于深度学习的木材缺陷图像检测方法[J]. 林业机械与木工设备, 2018, 46(8): 33.

CHENG Yuzhu, GU Quan, WANG Zhonghui, et al. Wood defect

- image segmentation based on deep learning [J]. *Forestry Machinery & Wood Working Equipment* 2018 46(8):33.
- [6] 张怡卓,李超,曹军. 实木智能化在线检测与分选[M]. 北京: 科学出版社 2015:5-6.
- [7] 朱新波,王婷,李重根,等. 基于纹理特征的柳杉锯材表面节疤缺陷的自动识别[J]. *华南农业大学学报* 2009 30(3):103. ZHU Xinbo, WANG Ting, LI Chonggen, et al. Detecting sound knots and dead knotson sawn sugi lumber using grey level co-occurrence matrix parameters[J]. *Journal of South China Agricultural University* 2009 30(3):103.
- [8] LIANG H, CAO J, TU W, et al. Nondestructive determination of the compressive strength of wood using near-infrared spectroscopy [J]. *BioResources*, 2016, 11(3): 7205.
- [9] 杨忠,陈玲,付跃进,等. 近红外光谱结合 SIMCA 模式识别法检测木材表面节子[J]. *东北林业大学学报* 2012, 40(8):70. YANG Zhong, CHEN Ling, FU Yuejin, et al. Rapid detecting of knot defect in wood surface by near infrared spectroscopy coupled with SIMCA pattern recognition[J]. *Journal of Northeast Forestry University* 2012 40(8):70.
- [10] CAO J, LIANG H, LIN X, et al. Potential of near-infrared spectroscopy to detect defects on the surface of solid wood boards[J]. *BioResources*, 2016, 12(1): 19.
- [11] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2010, 22(10): 1345.
- [12] LAMPERT C H, NICKISCH H, HARMELING S. Learning to detect unseen object classes by between-class attribute transfer [C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition June 20-25 2009, Miami, USA. 2009:951-958.
- [13] MOU Lili, MENG Zhao, YAN Rui, et al. How transferable are neural networks in NLP applications? [C]//Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), November 1-4 2016, Austin, Texas, USA. 2016:478-489.
- [14] COOK D, FEUZ K D, KRISHNAN N C. Transfer learning for activity recognition: A survey [J]. *Knowledge and Information Systems*, 2013, 36(3):537.
- [15] DORRI F, GHODSI A. Adapting component analysis [C]//Proceedings of the 12th International Conference on Data Mining, December 10-13 2012, Brussels, Belgium. 2012: 846-851.
- [16] TODOROVIĆ N, POPOVIĆ Z, MILIĆ G. Estimation of quality of thermally modified beech wood with red heartwood by FT-NIR spectroscopy [J]. *Wood Science and Technology*, 2015, 49(3):527.
- [17] CANDOLFI A, MAESSCHALCK R, JOUAN-RIMBAUD D, et al. The influence of data pre-processing in the pattern recognition of excipients near-infrared spectra [J]. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*, 1999, 21(1): 115.
- [18] 尼珍,胡昌勤,冯芳. 近红外光谱分析中光谱预处理方法的作用及其发展[J]. *药物分析杂志* 2008 28(5):824. NI Zhen, HU Changqin, FENG Fang. Progress and effect of spectral data pretreatment in NIR analytical technique [J]. *Chinese Journal of Pharmaceutical Analysis* 2008 28(5):824.
- [19] GRETTON A, BOUSQUET O, SMOLA A, et al. Measuring statistical dependence with Hilbert-Schmidt norms [C]//Proceedings of the 16th International Conference on Algorithmic Learning Theory, October 8-11 2005, Singapore, Singapore. 2005:63-77.

(编辑:邱赫男)