

DOI: 10.3969/j.issn.1007-5461.2023.03.007

基于宽度学习的太赫兹光谱图像 小麦霉变识别研究

葛宏义^{1,2}, 王飞^{1,2}, 蒋玉英^{1,3*}, 李丽^{1,2}, 张元^{1,2*}, 贾柯柯^{1,2}

(1 河南工业大学粮食信息处理与控制教育部重点实验室, 河南 郑州 450001;

2 河南工业大学信息科学与工程学院, 河南 郑州 450001;

3 河南工业大学人工智能与大数据学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 小麦质量是粮食安全的重要组成部分。传统的小麦霉变籽粒识别检测方法需要复杂的处理步骤, 耗时较长且特征提取能力较差, 易造成图像有效信息的丢失, 导致小麦霉变籽粒识别检测效果不佳。为解决上述问题, 提出了一种基于去噪宽度学习 (D-BLS) 的霉变小麦太赫兹光谱图像识别方法。该方法对传统宽度学习 (BLS) 算法进行了改进, 通过引入去噪卷积神经网络 (DnCNN) 模块, 构建 D-BLS 霉变小麦分类识别模型, 以增强图像质量, 提高霉变小麦太赫兹光谱图像的识别精度。初步研究表明, D-BLS 在识别准确率方面优于传统 BLS 算法, 识别准确率达到 93.13%。进一步使用支持向量机 (SVM)、后向传播神经网络 (BPNN)、卷积神经网络 (CNN) 与 D-BLS 进行建模对比。研究结果表明, D-BLS 网络的分类准确率分别比 SVM、BPNN 和 CNN 高出了 13.83%、7.79% 和 3.96%。因此, D-BLS 能够为小麦发霉早期鉴别提供一种新方法。

关键词: 光谱学; 太赫兹; 宽度学习; 霉变小麦; 图像处理

中图分类号: TN247

文献标识码: A

文章编号: 1007-5461(2023)03-00360-09

Identification of wheat mold using terahertz images based on Broad Learning System

GE Hongyi^{1,2}, WANG Fei^{1,2}, JIANG Yuying^{1,3*}, LI Li^{1,2}, ZHANG Yuan^{1,2*}, JIA Keke^{1,2}

(1 Key Laboratory of Grain Information Processing and Control, Ministry of Education, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China;

2 College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China;

3 School of Artificial Intelligence and Big Data, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: The quality and safety of wheat is an important part of food safety. The traditional identification and detection method of moldy wheat seed requires complex processing steps, which is time-consuming and has poor feature extraction capability, and is prone to the loss of effective image information, resulting in poor wheat moldy seed identification detection. To solve the above problems, a

基金项目: 国家自然科学基金 (61975053, 62271191), 河南省自然科学基金优青项目 (222300420040), 河南省高校科技创新人才支持计划 (22HASTIT017), 河南工业大学自科创新基金支持计划 (2021ZKJ04)

作者简介: 葛宏义 (1983-), 安徽合肥人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事太赫兹光谱与成像技术、智能信息处理等方面的研究。

E-mail: gehongyi2004@163.com

收稿日期: 2022-10-10; 修改日期: 2022-12-07

*通信作者。E-mail: jiangyuying11@163.com; zy_haut@163.com

terahertz spectral image recognition method for moldy wheat based on denoising convolutional neural network-broad learning system (D-BLS) is proposed in this paper. The method improves the traditional broad learning system (BLS) algorithm and constructs a D-BLS moldy wheat classification and recognition model by introducing a denoising convolutional neural network (DnCNN) denoising network to enhance image quality and improve the recognition accuracy of moldy wheat terahertz spectral images. The results show that D-BLS outperforms the traditional BLS algorithm in terms of recognition accuracy, with a recognition accuracy of 93.13%. Furthermore, support vector machine (SVM), back propagation neural network (BPNN), convolutional neural network (CNN) are used for modeling to compare with D-BLS. The experimental results show that the classification accuracy of the D-BLS network is 13.83%, 7.79% and 3.96% higher than that of SVM, BPNN and CNN, respectively. Therefore, it is believed that the proposed D-BLS algorithm can provide a new effective method for early identification of wheat mold.

Key words: spectroscopy; terahertz; broad learning system; mildewed wheat; image processing

0 引言

小麦是人类的主要食物来源之一,它富含淀粉、蛋白质和脂肪等营养物质,对人类的生活具有重要意义^[1]。但在储存过程中,由于储存和处理不当等因素,小麦容易发霉,导致质量下降,造成巨大的粮食损失。因此,快速、准确地检测霉变小麦是研究的重点。传统的霉变小麦检测方法(如肉眼观察、显微镜检查、液相色谱法、酶联免疫吸附法等)大多费时复杂,难以满足无损检测的要求^[2,3]。

太赫兹 (THz) 波是 0.1~10 THz 范围内、波长为 30 μm ~3 mm、介于红外和微波之间的电磁波^[4]。由于太赫兹波具有低光子能量性和强穿透性等特性,其承载了丰富的物理和化学信息。同时,THz 光谱图像具有“图谱合一”的特性,既能获得空间图像信息,又能获得丰富的光谱信息^[5]。随着太赫兹技术的发展,太赫兹光谱与成像技术已经广泛用于生物医学^[6,7]、艺术品保护^[8,9]和非法药物^[10,11]等检测。

太赫兹光谱与成像技术在农产品分析与质量检验等方面取得了重大突破。例如 Shen 等^[12]利用太赫兹技术结合化学计量法对小麦水分进行检测,结果表明 S-G+MSC+TS+PLS 模型可以有效预测小麦水分,提供了一种快速定量检测分析方法; Penkov 等^[13]使用太赫兹时域光谱系统 (THz-TDS) 评估种子镰刀菌和晚疫病,实验表明 THz-TDS 方法可以检测植物病原体是否存在,同时在晚疫病的情况下可有效评估植物组织的损害程度和深度; Shen 等^[14]设计了一种 Wheat-V2 卷积网络对小麦中的杂质进行识别,同时与 ResNet-V2_50 和 ResNet-V2_101 模型进行了比较,准确率达到 97.83%,实验表明太赫兹成像技术与 CNN 相结合可用于小麦中杂质的检测; Zhang 等^[15]使用太赫兹成像技术结合 CNN、SVM、随机森林和偏最小二乘判别分析等算法检测抗 BB 种子,结果表明太赫兹成像技术与 CNN 的结合在快速鉴定抗 BB 水稻种子方面具有显著的潜力。虽然深度学习算法已广泛应用于 THz 数据处理中,但随着模型结构的深化,数据处理时间变得更长。同时,大多数深度学习算法不具备增量学习的特性,无法对存储资源或模型更新时间进行优化。

本文提出了一种基于宽度学习 (BLS) 的 D-BLS 模型,应用于不同时期霉变小麦 THz 光谱图像检测。该算法在传统 BLS 中嵌入了去噪模块以提升图像质量。首先使用改进后的 DnCNN 去噪模块对原始霉变小麦

THz 光谱图像进行去噪, 突出图像细节, 提升图像质量。其次将去噪后的图像映射到具有随机权重的特征节点上, 并利用 BLS 网络的特征节点和增强节点对 DnCNN 模块的输出进行估计。

1 实验方案与装置

1.1 实验设置

本实验使用美国 Zomega 公司的 Z3 系列太赫兹时域光谱仪, 其用光纤激光器作为辐射源, 有效频谱范围为 0.1~3.5 THz, 峰值动态范围大于 1000 (70 dB), 信噪比大于 3000。将样品放置在 THz-TDS 系统的移动平台上并进行反射成像, 采集样品的原始 THz 光谱图像数据^[16]。系统基本光路结构如图 1(a) 所示, 图 1(b) 为样品的 THz 光谱, 图 1(c) 为样品的 THz 光谱图像。

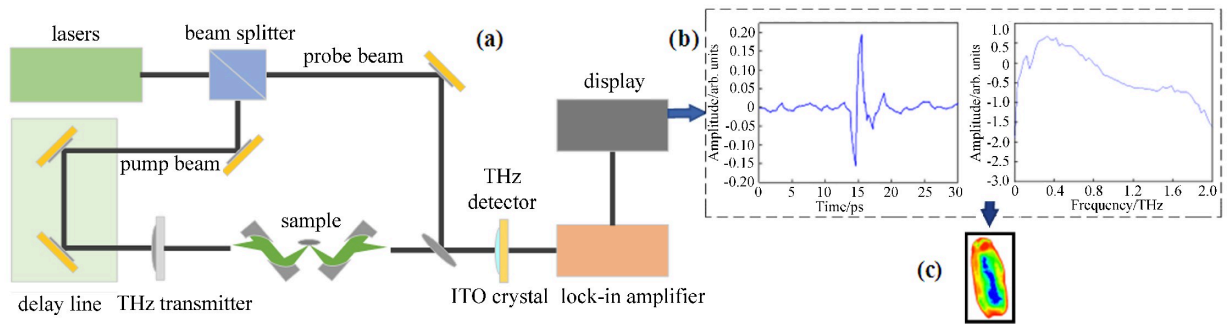


图 1 太赫兹时域光谱仪工作原理。(a) 系统基本光路结构; (b) 样品 THz 光谱; (c) 样品 THz 光谱图像

Fig. 1 Working principle of the THz time-domain spectrometer. (a) Basic optical path structure of the system; (b) Terahertz spectrum of the sample; (c) Terahertz image of the sample

1.2 宽度学习

BLS^[17] 的网络结构如图 2 所示。宽度学习作为深度网络结构的替代方案, 输入数据被映射到映射特征和增强节点, 输出层连接特征层和增强层。利用线性映射函数连接输入权重矩阵对数据进行变换, 得到映射特征集。 Z_i 为映射特征, 通过线性映射和激活函数得到, 即

$$Z_i = \phi_i(XW_{ei} + \beta_{ei}), i = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

式中: $X \in R^{a \times b}$ 表示模型训练的输入样本数据, 其中样本数量为 a , 每个样本的维数为 b ; W_{ei} 表示第 i 个特征节点的权重矩阵, ϕ_i 为特征节点的激活函数; β_{ei} 表示输入层到映射特征层。经过 n 次变换得到的映射特征组表示为

$$Z^n = [Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n]. \quad (2)$$

增强节点由映射节点通过非线性映射和激活函数变换得到。 H_j 为第 j 组增强节点, 可表示为

$$H_j = \xi_j(Z^n W_{hj} + \beta_{hj}), j = 1, 2, \dots, m, \quad (3)$$

式中: ξ_j 为增强节点的激活函数; W_{hj} 表示第 j 组映射特征节点到增强节点层的随机连接权重矩阵; β_{hj} 为第 j 组偏置矩阵, 通过 m 变换得到的增强节点组表示为

$$H^m = [H_1, H_2, H_3, \dots, H_m]. \quad (4)$$

将特征节点和增强节点的输出进行合并, 结果为 $A = [Z_n | H_m]$ 。将 A 进行加权映射, 形成网络的输出

$$\hat{Y} = AW. \tag{5}$$

映射的特征节点和增强节点作为 BLS 的输入, 并求解特征向量。W 表示系统输入层到输出层的权值矩阵, 通过求解岭回归来求解, 即

$$W = (\lambda I + A^T A)^{-1} Y A^T, \tag{6}$$

式中: λ 表示正则化因子, I 表示单位矩阵。

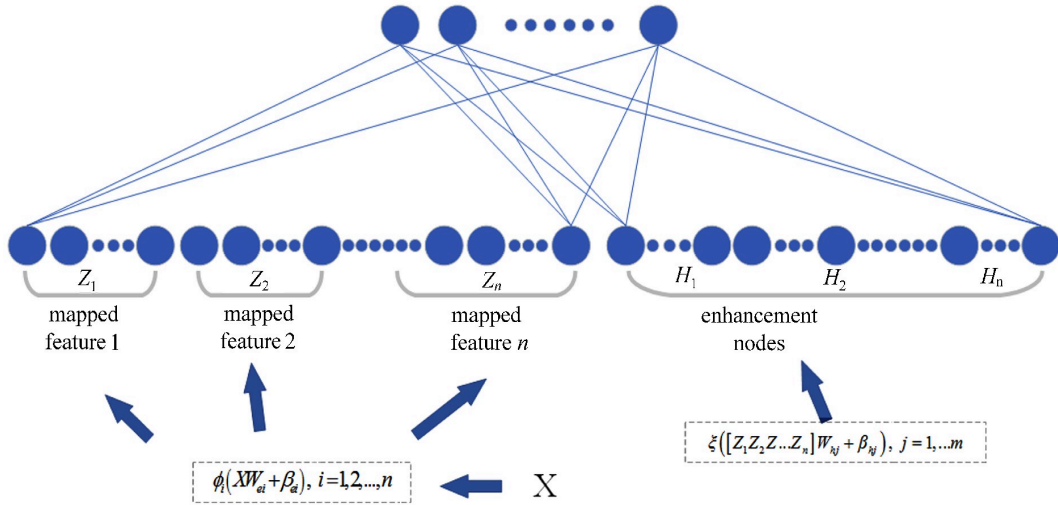


图 2 BLS 网络结构图

Fig. 2 BLS network structure diagram

1.3 去噪卷积网络

DnCNN 网络^[18]通过引入残差学习和批量归一化 (BN) 提升了网络的训练速度, 提高了去噪性能。网络的输入层由卷积 (Conv) 和 BN 组成, 中间层由 Conv、BN 和修正线性单元 (ReLU) 组成, 输出层仅使用一个 Conv。并且在每层卷积之前填充 0, 以确保中间层的每个特征图与输入图像具有相同的大小。

DnCNN 网络是从有噪声的观测 y 中恢复干净的图像 x , 其中 v 为高斯噪声。DnCNN 使用噪声图像 y 作为网络的输入, 目的是通过残差学习在 v 和 y 之间建立映射关系, 即

$$y = x + v. \tag{7}$$

1.4 D-BLS

宽度学习具有简单的网络结构, 计算时间比深度学习用时短, 为图像识别提供了一种创新的学习策略。但传统 BLS 无法对原始 THz 光谱图像进行高效处理, 无法提取图像深层次特征, 导致图像分类效果不佳。因此, 为解决传统 BLS 在图像处理方面的不足。本研究提出了一种融合的 D-BLS 算法, 该算法在传统 BLS 的基础上添加了 DnCNN 图像去噪模块, 提取小麦不完善深层次特征以提高图像质量。D-BLS 网络结构如图 3 所示。

考虑到原有网络结构层数多会影响网络的训练时间, 导致资源浪费。为进一步提升 D-BLS 算法的去噪能力, 在 DnCNN 去噪模块中提出轻量级卷积结构, 同时网络可能存在梯度消失和过拟合等情况, 采用参数修正线性单元 (PReLU)^[19] 作为激活函数, 表达式为

$$P_{re}(x_i) = \begin{cases} x_i, & \text{if } x_i > 0 \\ a_i x_i, & \text{if } x_i \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中: a_i 为参数, 本研究中 a_i 初始化为 0.25。

所提出网络中包含 Conv、BN、PReLU 等模块来处理图像特征, 以增强该网络的去噪能力。D-BLS 将去噪后的图片作为 BLS 的输入, 在 BLS 中权重和偏差由稀疏自编码器产生, 同时计算特征节点和增强节点。最后, 对 BLS 进行重复训练, 计算分类精度。

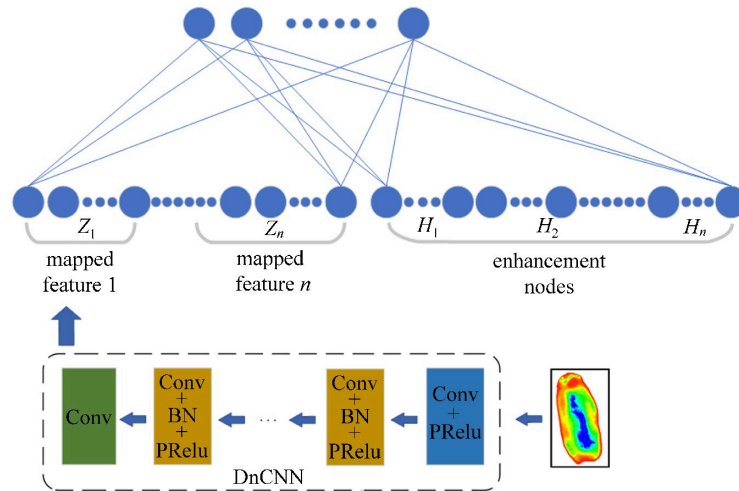


图3 D-BLS 网络结构图

Fig. 3 D-BLS network structure diagram

2 实验结果与讨论

2.1 太赫兹光谱图像数据

本实验使用了三组样品, 包括普通小麦、轻度发霉小麦和重度发霉小麦。把小麦样品分别放置在 THz-TDS 系统的移动平台上并对其进行反射成像, 系统的最大扫描面积为 $50 \text{ mm} \times 50 \text{ mm}$, 空间分辨率设置为 0.1 mm 。在每个像素位置采集一条完整的 THz 光谱, 且每条光谱具有 512 个时域点, 对应于 $0 \sim 3.5 \text{ THz}$ 的频率范围, THz 光谱图像包含空间信息和光谱信息。

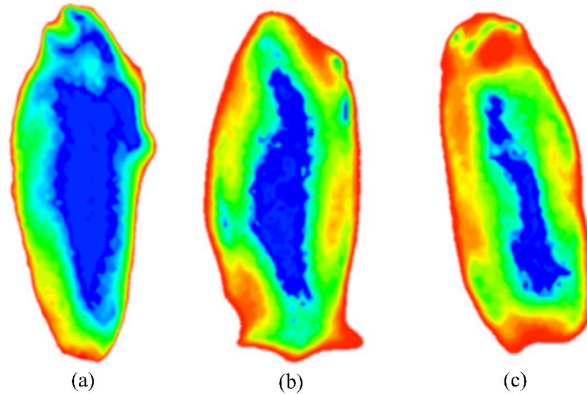
训练集由 5 组正常小麦、5 组轻度发霉小麦和 5 组重度发霉小麦在不同频率域的 15000 张 THz 光谱图像组成, 最后按 9:1 的比例将其分为训练集和测试集。使用 NVIDIA GTX 1080Ti GPU、Windows 10、TensorFlow 和 Python 进行网络训练, 训练过程如下: 首先将原始 THz 光谱图像数据去除背景并保留小麦部分, 然后使用 DnCNN 模型进行去噪处理, 最终将去噪后的图像转换为特征向量并输入至 BLS 分类网络进行分类处理。

2.2 实验结果

对原始小麦 THz 光谱图像进行背景处理, 保留小麦籽粒。去除背景后的图像如图 4 所示, 图 4 (a) 为正常小麦, 图 4 (b) 为轻度发霉小麦, 图 4 (c) 为重度发霉小麦。针对原始小麦 THz 光谱图像在采集时易受到暗电流噪声等影响, 仍存在图像质量差、特征不突出等问题, 提出 D-BLS 算法, 使用 DnCNN 去噪模块对原始

THz 光谱图像进行去噪处理, 以增强小麦重要信息, 突出图像细节。以重度发霉小麦为例, 去噪后的图像如图 5 所示。每幅图像右侧是去噪图像中矩形框标记区域的放大图像, 便于比较各种图像的去噪效果。结果表明, 去噪模块能够提高图像质量, 从而突出图像边缘轮廓和纹理细节。

如图 5 所示, 经过 DnCNN 模块去噪后的图像细节特征得到突出, 图像质量得到有效改善。D-BLS 将去噪后的霉变小麦 THz 光谱图像输入到 BLS 中, 数据按照 9:1 的比例输入网络模型中训练。使用准确性作为分类结果的评价指标, 分类结果如表 1 所示。



注: (c) Severely moldy wheat

图 4 小麦的太赫兹光谱图像。(a) 正常小麦; (b) 轻度发霉小麦; (c) 重度发霉小麦

Fig. 4 Terahertz spectral images of wheat. (a) Normal wheat; (b) Mildly moldy wheat; (c) Severely moldy wheat

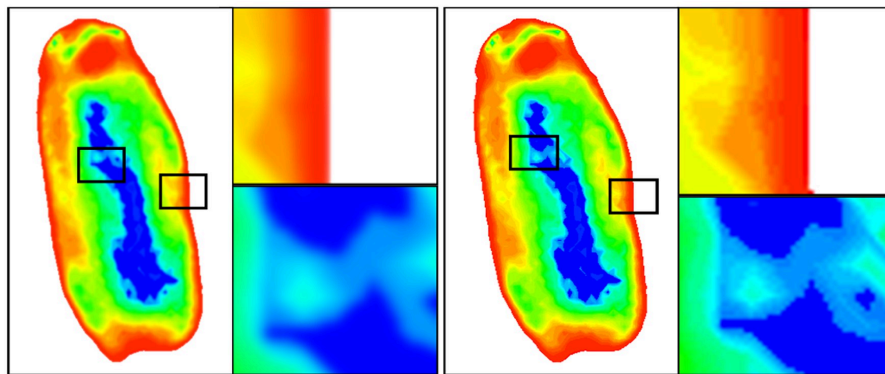


图 5 DnCNN 模型去噪结果比较

Fig. 5 Comparison of denoising results of DnCNN models

准确率为正确分类的样本数量与总样本数量之比, 在网络训练中经常被用来评价检测结果, 可表示为

$$A_{acc} = \frac{T_p + T_N}{T_p + F_p + T_N + F_N}, \tag{9}$$

式中: T_p 是正确分类的正样本数; F_p 是被错误地标记为正样本的负样本数; T_N 是正确分类的负样本数; F_N 是被错误地标记为负样本的正样本数。

由表 1 可见, 相比于传统 BLS, D-BLS 算法的训练耗时较长, 但 D-BLS 的准确率均高于传统 BLS。其中, 重度发霉小麦 BLS 的识别准确率仅为 87.24%, 而 D-BLS 的识别准确率高达 93.13%, 比 BLS 提高了 5.89%。同时, D-BLS 对正常小麦的识别准确率比 BLS 提高了 6.73%, 对轻度发霉小麦识别的准确率比 BLS 提高了

7.24%。实验表明, D-BLS通过添加去噪模块有效提高了小麦 THz 光谱图像质量, 突出了图像特征, 提高了对霉变小麦的分类识别能力, 可以有效对不同霉变时期的小麦进行分类识别。

根据上述结果, 本研究提出的 THz 光谱图像分类识别算法可以有效提高 THz 光谱图像的分类准确率。通过 D-BLS 算法处理的图像具有较高的图像质量, 特征细节得到突出。同时, 本研究使用三种经典的图像分类方法对发霉小麦的 THz 光谱图像进行分类, 并与所提出算法做时间和准确率的对比。使用的经典算法分别为 SVM^[20]、BPNN^[21] 和 CNN^[22], 数据集划分为训练集 (90%) 和测试集 (10%)。四种算法性能分析结果如表 2 所示。

表 1 BLS 和 D-BLS 性能分析

Table 1 Performance analysis of BLS and D-BLS

Methods	Accuracy/%			Training time/s
	Normal wheat	Lightly moldy wheat	Seriously moldy wheat	
BLS	86.27	85.69	87.24	1686.9
Proposed algorithm	93.51	92.42	93.13	2836.8

表 2 四种算法性能分析

Table 2 Performance analysis of four algorithms

Methods	Accuracy/%			Training time/s
	Normal wheat	Lightly moldy wheat	Seriously moldy wheat	
SVM	77.68	76.25	79.30	2240.8
BPNN	84.15	83.57	85.34	2631.4
CNN	89.69	88.33	89.17	2752.1
Proposed algorithm	93.51	92.42	93.13	2836.8

由表 2 可见, D-BLS 相比于 SVM、BPNN 和 CNN 具有较快的训练速度, 其中 CNN 的训练时间为 2752.1s, D-BLS 的训练时间为 2836.8 s。同时, D-BLS 对正常小麦、轻度发霉小麦和重度发霉小麦的识别准确率均优于 SVM、BPNN 和 CNN。尤其在重度发霉小麦中, D-BLS 的识别准确率达到了 93.13%, 分别比 SVM、BPNN 和 CNN 高出了 13.83%、7.79% 和 3.96%, 因此 D-BLS 具有较好的分类效果。结果表明, D-BLS 具有优良的分类性能和更少的时间消耗, 可有效对霉变小麦 THz 光谱图像进行处理, 能够快速准确地识别不同时期的霉变小麦。

综上所述, 太赫兹成像技术结合深度学习算法为小麦霉变早期预警提供了一种新的技术手段, 为太赫兹成像应用开辟了新的可能性。将在后续工作中进一步研究高精度分类识别算法, 同时扩大研究样本种类及数量, 以实现粮食质量的快速准确检测。

3 结 论

为解决传统手段在小麦质量检测中存在精确度不高, 处理时间过长等问题, 提出了一种基于深度学习的霉变小麦 THz 光谱图像分类识别算法。该算法在 BLS 网络模型的基础上构建了 D-BLS 检测模型, D-BLS 将

BLS与THz光谱图像相结合,添加图像去噪模块以提高模型的识别能力。此外,使用BLS、SVM、BPNN和CNN与本研究提出的D-BLS进行对比。实验结果表明,与传统BLS算法相比,所提出方法具有更高的识别精度;并且,与SVM、BPNN和CNN相比,其在识别精度和时间上均具有明显的优势。可见,所提出D-BLS算法可有效对霉变小麦THz光谱图像进行快速、高精度识别。

参考文献:

- [1] Han J C, Zhang Z, Cao J, *et al.* Prediction of winter wheat yield based on multi-source data and machine learning in China [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(2): 236.
- [2] Huang M, Kim M S, Delwiche S R, *et al.* Quantitative analysis of melamine in milk powders using near-infrared hyperspectral imaging and band ratio [J]. *Journal of Food Engineering*, 2016, 181: 10-19.
- [3] Hlali A, Houaneb Z, Zairi H. Tunable filter based on hybrid metal-graphene structures over an ultrawide terahertz band using an improved Wave Concept Iterative Process method [J]. *Optik*, 2019, 181: 423-431.
- [4] Jiang Y Y, Li G M, Lv M, *et al.* Determination of potassium sorbate and sorbic acid in agricultural products using THz time-domain spectroscopy [J]. *Chinese Physics B*, 2020, 29(9): 098705.
- [5] Jiang Y Y, Wang F, Ge H Y, *et al.* Identification of unsound grains in wheat using deep learning and terahertz spectral imaging technology[J]. *Agronomy*, 2022, 12(5): 1093.
- [6] Bokhari B, Bhagyaveni M A, Rajkumar R. On the use of graphene for quad-band THz microstrip antenna array with diversity reception for biomedical applications [J]. *Applied Physics A*, 2021, 127(6): 467.
- [7] Veeraselvam A, Mohammed G N A, Savarimuthu K, *et al.* A novel multi-band biomedical sensor for THz regime [J]. *Optical and Quantum Electronics*, 2021, 53(7): 354.
- [8] Doria A, Gallerano G P, Giovenale E, *et al.* An alternative phase-sensitive THz imaging technique for art conservation: History and new developments at the ENEA center of Frascati [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(21): 7661.
- [9] Krügener K, Busch S F, Soltani A, *et al.* Non-destructive analysis of material detachments from polychromatically glazed terracotta artwork by THz time-of-flight spectroscopy [J]. *Journal of Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves*, 2017, 38(4): 495-502.
- [10] Yang Q R, Wu L P, Shi C J, *et al.* Qualitative and quantitative analysis of caffeine in medicines by terahertz spectroscopy using machine learning method [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 140008-140021.
- [11] Ajito K, Kim J Y, Ueno Y, *et al.* Nondestructive multicomponent terahertz chemical imaging of medicine in tablets [J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2014, 161(9): B171-B175.
- [12] Shen Y, Zhao C J, Li B, *et al.* Determination of wheat moisture using terahertz spectroscopy combined with the tabu search algorithm [J]. *Analytical Methods*, 2021, 13(36): 4120-4130.
- [13] Penkov N V, Goltyaev M V, Astashev M E, *et al.* The application of terahertz time-domain spectroscopy to identification of potato late blight and fusariosis [J]. *Pathogens*, 2021, 10(10): 1336.
- [14] Shen Y, Yin Y X, Li B, *et al.* Detection of impurities in wheat using terahertz spectral imaging and convolutional neural networks [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 181: 105931.
- [15] Zhang J N, Yang Y, Feng X P, *et al.* Identification of bacterial blight resistant rice seeds using terahertz imaging and hyperspectral imaging combined with convolutional neural network [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11: 821.

- [16] Jiang Y Y, Li G M, Ge H Y, *et al.* Adaptive compressed sensing algorithm for terahertz spectral image reconstruction based on residual learning [J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2022, 281: 121586.
- [17] Chen C L P, Liu Z L. Broad learning system: An effective and efficient incremental learning system without the need for deep architecture [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 29(1): 10-24.
- [18] Hsu L Y, Hu H T. QDCT-based blind color image watermarking with aid of GWO and DnCNN for performance improvement [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 155138-155152.
- [19] Thakur R S, Yadav R N, Gupta L. PReLU and edge-aware filter-based image denoiser using convolutional neural network [J]. *IET Image Processing*, 2020, 14(15): 3869-3879.
- [20] Huang S J, Cai N G, Pacheco P P, *et al.* Applications of support vector machine (SVM) learning in cancer genomics [J]. *Cancer Genomics & Proteomics*, 2018, 15(1): 41-51.
- [21] Ni Y Q, Li M. Wind pressure data reconstruction using neural network techniques: A comparison between BPNN and GRNN [J]. *Measurement*, 2016, 88: 468-476.
- [22] Kattenborn T, Leitloff J, Schiefer F, *et al.* Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 173: 24-49.