DOI: 10.19812/j.cnki.jfsq11-5956/ts.20260304003
引用格式: 俞佳, 刘禹彤, 李阳, 等. 基于太赫兹图谱的西瓜种子表型性状无损检测方法研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2026, 17(15): 100–107.
Yu Jia, Liu Yutong, Li Yang, et al. Research on non-destructive detection method of *Citrullus lanatus* seed phenotypic traits based on terahertz spectral imaging [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2026, 17(15): 100–107. (in Chinese with English abstract).

基于太赫兹图谱的西瓜种子表型性状无损检测方法研究

俞　佳, 刘禹彤, 李　阳, 陈媛媛*, 吴静珠

(北京工商大学食品安全大数据技术北京市重点实验室, 北京　100048)

摘　要: 目的　应用太赫兹(terahertz, THz)图谱技术, 探索西瓜种子内外形态特征的有效提取与品种鉴别技术。**方法**　选取“瑞鑫”“浪潮 1 号”和“香秀”3 个常见西瓜品种共计 120 粒种子作为实验样本, 采集 THz 透射光谱图像。首先, 利用基于 Sym6 小波变换的方法进行光谱消噪与图像校正; 随后, 采用相关系数成像法重构种皮与种仁的 THz 伪彩图像, 并结合 DeepLab V3+语义分割模型实现组织区域的精准分割。从分割图像中提取种皮与种仁各 9 个形态参数, 共计 18 个表型特征, 构建种皮特征集、种仁特征集与综合特征集。通过极限学习机(extreme learning machine, ELM)、随机森林(random forest, RF)和支持向量机(support vector machine, SVM) 3 种机器学习模型进行品种鉴别。**结果**　THz 成像测量与人工测量在种子长轴、短轴上的决定系数分别达到 0.830 和 0.916, 验证了 THz 技术的高精度与可靠性。在品种鉴别方面, 综合特征集结合 RF 模型在测试集上取得了最优鉴别效果, 平均准确率达 88.0%, 相较于单一组织特征建模有显著提升。**结论**　本研究证实了基于 THz 图谱技术实现对西瓜种子表型性状的无损精准测量与品种有效鉴别, 为西瓜种质资源评价与育种研究提供了新的技术手段。

关键词: 太赫兹成像; 西瓜种子; 表型性状; 无损检测; 品种鉴别
中图分类号: TS255.1　　**文献识别码:** A　　**文章编号:** 2095–0381(2026)15–0100–08

Research on non-destructive detection method of *Citrullus lanatus* seed phenotypic traits based on terahertz spectral imaging

YU Jia, LIU Yu-Tong, LI Yang, CHEN Yuan-Yuan*, WU Jing-Zhu

(*Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety*, *Beijing Technology and Business University*, *Beijing* 100048, *China*)

ABSTRACT: Objective　To explore the effective extraction of internal and external morphological features of *Citrullus lanatus* seeds and the identification of their varieties by applying terahertz (THz) mapping technology.

收稿日期: 2026-03-04
基金项目: 国家自然科学基金项目(61807001); 北京工商大学大学生创新创业训练计划项目(S202610011005)
第一作者: 俞佳(2004—), 女, 主要研究方向为光电无损检测。E-mail: 3014529637@qq.com
***通信作者:** 陈媛媛(1979—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为光电无损检测。E-mail: chen.yy@163.com

Methods　A total of 120 seeds from 3 common *Citrullus lanatus* varieties, “Ruixin”, “Langchao 1” and “Xiangxiu”, were selected as experimental samples, and THz transmission spectral images were collected. First, a method based on Sym6 wavelet transform was used for spectral denoising and image correction. Subsequently, correlation coefficient imaging was employed to reconstruct THz pseudo-color images of the seed coat and kernel, and the DeepLab V3+ semantic segmentation model was applied to achieve precise segmentation of tissue regions. From the segmented images, 9 morphological parameters were extracted from each of the seed coat and kernel, resulting in a total of 18 phenotypic features, which were used to construct a seed coat feature set, a kernel feature set and an integrated feature set. Variety identification was performed using 3 kinds of machine learning models: extreme learning machine (ELM), random forest (RF), and support vector machine (SVM). **Results**　The coefficients of determination between THz imaging measurements and manual measurements for the seed major axis and minor axis reached 0.830 and 0.916, respectively, verifying the high accuracy and reliability of THz technology. In terms of variety identification, the integrated feature set combined with the RF model achieved the best identification performance on the test set, with an average accuracy of 88.0%, showed significant improvement compared to models based on single-tissue features. **Conclusion**　This study demonstrates that the THz spectral-based method enables non-destructive and accurate measurement of phenotypic traits in *Citrullus lanatusv* seeds and effective variety identification, providing a new technical approach for the evaluation of *Citrullus lanatus* germplasm resources and breeding research.

KEY WORDS: terahertz imaging; *Citrullus lanatus* seeds; phenotypic traits; non-destructive detection; variety identification

0　引　言

西瓜作为我国重要的高效经济作物[1], 在我国果蔬生产和消费中占据着举足轻重的地位, 其产量与种植面积长期位居世界首位。西瓜种子不仅是繁育后代的核心载体, 其自身的表型性状(如形态、大小等)更是种质资源鉴定、优良品种选育及遗传改良研究的关键基础。种子在生长发育、生理、生化以及遗传等过程, 以其表型改变为依据[2], 种子表型特征不仅是种质创新和生物学研究的基础, 同时也是种质资源引进、筛选、评价、身份构建的重要目标[3–4]。因此, 为了系统解析种质遗传与环境因子对西瓜作物的交互作用, 对其种子表型进行精准度量已成为不可或缺的研究基础[5–6], 这也是西瓜育种和生产实践研究的突破口。

然而, 传统的种子表型检测方法(如人工测量、自动化表型设备)主要局限于外部形态的获取, 无法考查种子的内在形态、品质状况[7–8], 西瓜种皮具有一定厚度和致密结构, 可见光相机或工业相机仅能获取种子表面的颜色、纹理等外部形态信息, 无法穿透种皮探测到内部种仁的真实形态与结构。因此, 采用一种具有透视性检测方法对于现代农业研究与发展极为重要。近年来, 现代光谱分析技术因其快速、高效和非破坏性的特点, 在农产品检测领域得到广泛应用并发挥着日益重要的作用[9–10]。其中, 太赫兹(terahertz, THz)波, 因其独特的高透性、低能量性及指纹谱特性[11–12], 在薄壳类种子及农产品内部品质的无损检测领域展现出巨大的应用潜力。与穿透性较弱的高光谱、近红外光谱等技术相比, THz 波能够有效穿透西瓜种子坚硬的种皮, 直接获取内部种仁的形态与结构信息, 解决了前者穿透性弱、仅能获取表层信息的局限; 与 X 射线技术相比, THz 光子能量极低(约 4 meV), 无电离辐射, 不会对种子样本造成损伤[13], 同时 X 射线仅能返回强度信息, 而 THz 除强度信息外还能通过指纹谱感知种子的成分信息, 兼顾了安全性与信息丰富度。因此, THz 技术兼顾了穿透种皮、无电离损伤和成分感知三重优势, 是西瓜种子内外表型无损检测的理想手段。

目前, 国内外学者已利用 THz 技术在种子检测方面进行了有益的探索, 如密春晓[14]基于 THz 光谱透射成像技术采集南瓜种子光谱信息, 提取平均光谱并建立多种分类模型, 实现了对 75 类南瓜品种的高精度鉴别。Taylor 等[15]则利用 THz 成像技术, 结合分水岭分割与概率神经网络, 对玉米单倍体与二倍体种子进行分类识别, 取得了良好的分选效果。郭欣悦等[16]基于高光谱成像技术对蓝莓糖度无损检测模型进行了优化研究, 通过多种预处理与建模方法比较, 有效提升了模型预测精度, 为果蔬品质无损检测方法优化提供了参考。在种子品质与缺陷检测中, Jiang 等[17]采用 THz 反射成像与多元分类方法, 对不同霉变阶段的小麦进行鉴别; 琚新刚等[18]基于 THz 时域光谱及反射成像技术, 结合图像分割算法, 成功实现了对虫蚀麦粒内部区域的识别与定位。

这些研究均验证了 THz 技术在获取种子内部成分、结构与品质信息方面的有效性。然而, 现有研究多侧重于利用 THz 光谱进行成分鉴别或定性分类, 针对西瓜等典型

薄壳种子的外部内部、多维度的表型性状测量及其与种质性状的关联分析研究鲜少。因此，本研究重点探索 THz 图谱数据中种子内外形态表型特征的有效提取方法，以实现对西瓜种子表型性状的精确、无损测量与品种关联分析。

1 材料与方法

1.1 材料与仪器

实验所用的西瓜种子购自中国农科院蔬菜花卉研究所，选取外表光滑、无破损的“瑞鑫”“浪潮 1 号”“香秀”3 个品种作为研究。每个品种随机选取 40 粒，共计 120 粒样本。该样本覆盖了生产中常见的商品化品种，且彼此在种皮厚度、种仁形态上具有一定差异，具有代表性。实验采用透射成像附件采集西瓜样本图谱信息，扫描全部样本后，人工测量西瓜种子的真实长、宽表型性状所示，随后使用俯拍杆分别拍摄种子种皮、种仁的可见光图像。

TeraPulse 4000 THz 光谱仪(英国 TeraView 公司)：配衰减全反射(attenuated total reflection, ATR)附件、时域透射光谱(time-domain transmission spectroscopy, TRA)附件及透射成像附件。

1.2 THz 光谱图像采集

实验开始前，仪器设备需提前开启 30 min，以确保 THz 信号与成像系统充分稳定。系统稳定后，将透射成像附件的扫描范围设定为 8 mm×8 mm，移动步长设置为 200 μm。为消除系统内部热噪声，首先采集参考信号与背景信号。随后，将未经任何处理的西瓜种子直接固定在透射成像附件的对称中心位置。通过计算机控制步进电机移动平台，使附件沿水平 X 与 Y 方向以 200 μm 步长逐点移动，采用逐点扫描方式令 THz 脉冲依次透过样本不同空间位置，从而采集 8 mm×8 mm 区域内各点的透射光谱。

1.3 数据处理与建模方法

1.3.1 THz 光谱图像预处理

针对 THz 时域光谱在采集过程中易受环境水汽及仪器噪声干扰的问题，采用基于小波变换(wavelet transform, WT)的方法进行预处理[19–20]。通过对多种小波函数在 1~5 层分解尺度下的系统筛选与评价，最终选用表现最优的 Sym6 小波函数进行一层分解消噪。随后对消噪后的光谱数据进行循环左移校正，消除图像边缘锯齿状畸变。图 1 展示了预处理前后图像的对比效果，可见处理后图像轮廓更为平滑清晰。

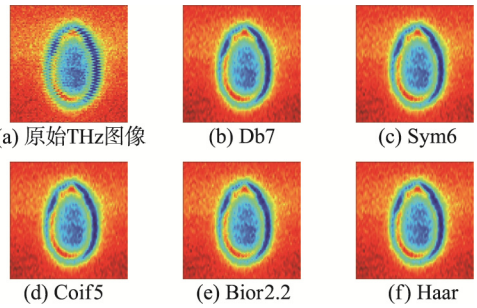
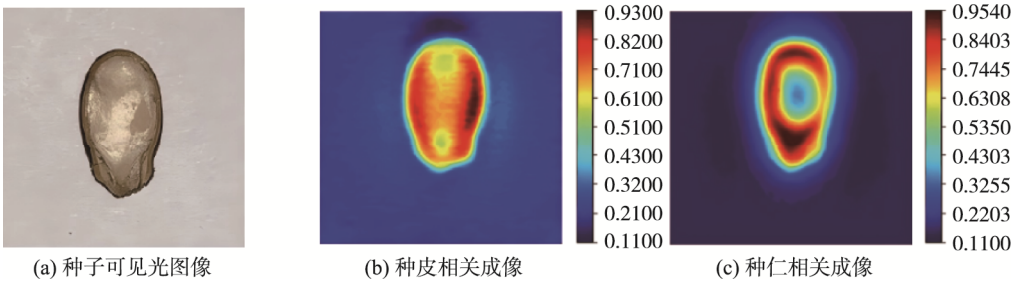


图 1 预处理后样本 THz 图像
Fig.1 THz image of samples after preprocessing

为实现组织可视化并凸显内部结构差异，采用相关系数成像法重构种子各组织的 THz 图像。通过计算样本图像中每个像素点光谱与纯种皮、纯种仁标准光谱的皮尔逊相关系数，生成反映种皮与种仁空间分布的伪彩图像(图 2)。

种仁 THz 图像中存在颜色偏差现象，种仁边缘区域相关系数值偏低，这主要是西瓜种皮较为厚实，THz 脉冲在穿透厚度较大区域时信号衰减明显，导致获取到的种仁光谱与标准光谱的相关程度降低，呈现弱相关。这也从侧面反映了种皮厚度对 THz 信号质量的影响[21]。

针对重构图像中种仁区域边界模糊、与种皮黏连的问题，采用基于 DeepLab V3+的语义分割模型进行自动、精确分割，为精准表型提取提供了关键输入。DeepLab V3+模型采用轻量级 MobileNetV2 作为骨干网络，结合空洞空间金字塔池化模块进行多尺度特征提取。训练参数设置如下：优化器为 Sgdm，初始学习率为 0.0001，迭代次数为 2280，批量大小为 1，损失函数为交叉熵损失函数。为缓解



(a) 种子可见光图像 (b) 种皮相关成像 (c) 种仁相关成像

图 2 相关系数成像法重构后 THz 图像
Fig.2 Reconstructed THz images using correlation coefficient imaging method

小样本过拟合风险, 采用了水平/垂直镜像、旋转、缩放等数据增强策略。分割效果评价采用像素准确率(pixel accuracy, PA)和交并比(intersection over union, IoU), 种皮分割的 PA 为 96.69%、IoU 为 91.3%, 种仁分割的 PA 为 96.20%、IoU 为 87.3%。

1.3.2　形态表型参数提取

基于分割后的二值图像, 利用数字图像处理技术, 分别从种皮与种仁区域提取共计 18 个形态表型参数, 包括周长、面积、长轴、短轴、离心率、凸区域面积、偏心角、区域圆度和圆直径。这些参数全面量化了种子的内外形态特征, 构成了用于后续统计分析与模型构建的多维表型数据集[22]。

1.3.3　品种判别模型构建方法

为探究从 THz 图像中提取的多维度形态表型在西瓜种质鉴别中的应用潜力, 本研究基于提取的表型特征构建了品种自动鉴别模型。首先, 为分析不同组织特征的鉴别贡献, 设置了仅种皮、仅种仁以及种皮种仁融合的 3 个特征输入集。随后, 选用极限学习机(extreme learning machine, ELM)[23]、随机森林(random forest, RF)[24]和支持向量机(support vector machine, SVM)[25] 3 种算法构建分类器。在验证策略上, 将 120 个样本按 3:1 比例随机划分为训练集和测试集, 并重复此随机划分与模型评估过程 20 次[26], 以 20 次测试集平均分类准确率作为评价模型泛化性能的最终指标, 以此确保评估结果的统计稳健性。

1.4　数据处理

本研究的数据处理与统计分析采用以下软件: THz 光谱数据预处理及图像重构在 MATLAB R2021a 环境下编程实现; DeepLab V3+语义分割模型基于 MATLAB Deep Learning Toolbox 搭建; 表型数据的统计分析与图表绘制使用 OriginPro 2021 (OriginLab Corp., USA); 品种鉴别模型的构建与验证在 MATLAB R2021a 中完成, 采用自编程实现的 ELM、RF、SVM 算法。统计学方面, 表型性状的变异系数、皮尔逊相关性分析及 THz 测量精度验证[决定系数 R^2、均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)]均在上述软件中计算; 品种鉴别模型的性能评估采用 20 次重复随机划分训练集与测试集的交叉验证策略, 结果以平均分类准确率(%)表示。

2　结果与分析

2.1　种子表型性状统计分析

为直观考察不同西瓜品种间的表型差异, 本研究首先对其形态多样性进行了系统评估。分析结果显示, 不同品种西瓜种子的表型性状分布存在显著差异。为增强数据的可描述性, 进一步对西瓜种子 18 个形态表型性状进行统计分析, 获取各表型的最大值、最小值、平均值、中位数、标准差、变异系数等 6 个重要指标, 其中, 变异系数是性状离散程度, 变异系数越大则表明离散程度越大。根据表 1, 发现 18 个表型性状中变异系数范围为 1.76%~29.87%。其中, 种皮面积与区域圆度, 以及种仁的周长、面积、离心率和偏心角等关键性状的变异系数均超过 10%, 反映出明显的表型多样性。这一结果表明, 不同西瓜品种间的形态特征存在显著差异, 且单一组织的表型参数难以全面体现种质特异性。因此, 开展多维度、跨组织的表型参数综合研究, 对于实现西瓜种质资源的精准鉴定与评价具有重要的现实意义。

为深入解析各表型性状间的关联性, 本研究通过皮尔逊相关系数对变量进行了相关性分析[27], 并采用热力图进行可视化呈现(图 3, 显著性水平 $P<0.05$)。分析结果表明: (1)种子周长、面积、长轴、短轴及圆直径之间均存在极显著正相关关系, 说明上述表征种子大小的性状变化趋势一致, 即种子形态越饱满, 其整体尺寸相应增加; (2)种皮区域圆度与凸区域之间具有一定相关性, 而种仁区域圆度与凸区域则呈极显著正相关, 表明种仁形态越接近圆形, 其轮廓的规整度越高; (3)种皮表型与种仁表型变量间的相关系数均低于 0.5, 二者仅呈弱相关关系。该结果说明, 仅依靠外部种皮表型无法全面表征种子整体形态特征, 因此内部种仁表型的获取在表型精准分析中具有重要意义。

2.2　THz 成像测量精度验证结果

为验证 THz 成像系统对形态表型测量的可靠性, 将系统自动测量的种子长轴与短轴与人工测量基准值进行线性回归分析[28], 结果如图 4 所示。对于种子长轴(图 4a), THz 测量值与人工测量值高度一致, 拟合直线的决定系数 R^2=0.830, 均方根误差 RMSE=0.046 mm, 平均绝对百分比误差 MAPE=12.39%。对于种子短轴(图 4b), 测量一致性更高, R^2 达到 0.916, RMSE=0.028 mm, MAPE=6.63%。两组数据的拟合直线斜率均接近 1, 截距接近 0。这些结果表明, 基于 THz 成像的测量方法具有高精度和良好的重复性, 其测量误差在可接受范围内, 能够可靠地替代传统人工测量。

2.3　基于表型特征的品种鉴别结果与比较

为评估多维度形态表型在西瓜品种鉴别中的有效性, 本研究对种皮与种仁提取的 18 个表型特征信息进行归一化处理后建立 ELM、RF、SVM 3 种定性识别模型, 实现西瓜种质品种鉴别。模型性能的评估结果见表 2。由表 2 可知, 基于种皮表型的识别准确率分别为 73.33%、74.00%和 79.00%, 基于种仁表型的识别准确率分别为 60.67%、66.00%和 57.33%, 均不足 80.00%, 表明单一组织的表型信息难以实现有效的品种鉴别。

表 1 西瓜种子表型性状数值统计

Table 1 Numerical statistics of phenotypic traits of watermelon seeds

	表型性状	最大值	最小值	中位数	均值	标准差	变异系数/%
种皮	周长	140.93	112.500	126.400	126.700	6.2000	4.89
	面积	1549.00	971.000	1258.510	1256.280	126.4000	10.07
	长轴	53.68	43.340	47.840	47.960	2.2200	4.63
	短轴	39.38	28.020	33.560	33.470	2.3700	7.11
	离心率	0.80	0.590	0.710	0.710	0.0400	6.30
	偏心角	89.97	73.870	86.070	85.010	3.7200	4.38
	凸区域	0.98	0.960	0.970	0.970	0.0003	3.56
	区域圆度	1.02	0.920	0.980	0.980	0.0100	18.87
	圆直径	44.41	35.160	40.020	39.940	2.0000	5.03
种仁	周长	125.03	75.350	98.890	98.710	10.0000	10.19
	面积	1058.00	438.000	785.500	768.600	141.7300	18.68
	长轴	44.23	26.550	34.580	34.240	3.7400	10.99
	短轴	34.50	21.470	28.900	28.700	3.0200	10.65
	离心率	0.85	0.161	0.541	0.518	0.1300	24.93
	偏心角	89.94	2.510	81.340	72.860	21.6600	29.87
	凸区域	0.98	0.860	0.970	0.960	0.0100	1.76
	区域圆度	1.06	0.510	1.000	0.987	0.1000	10.30
	圆直径	36.70	23.610	31.620	31.160	3.0100	9.76

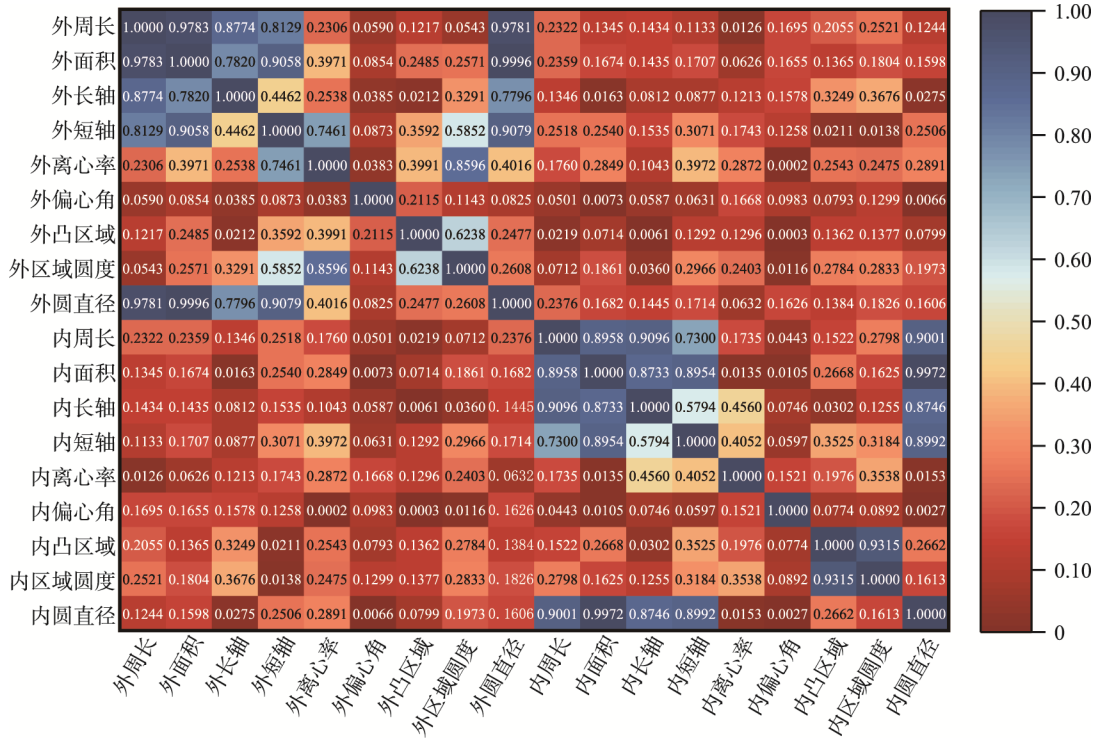


图 3 种皮种仁表型间相关性

Fig.3 Correlation between seed coat and kernel phenotypic traits

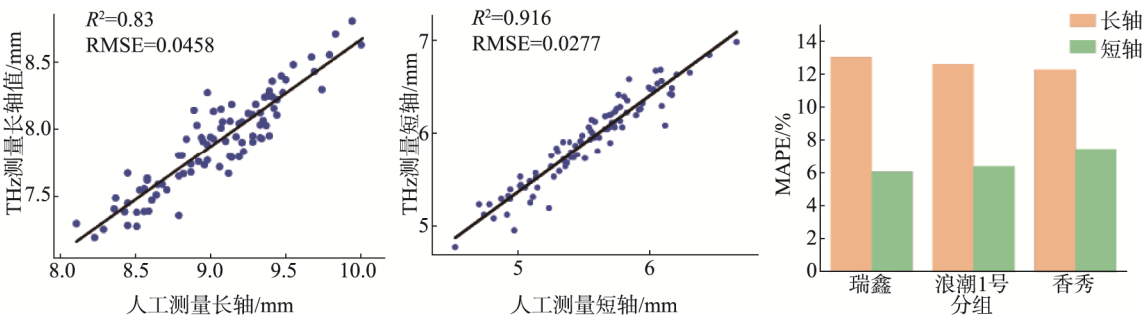


图 4　THz 成像测量与人工测量误差评估

Fig.4　Error evaluation between THz imaging measurements and manual measurements

种仁表型的识别准确率(57.33%~66.00%)显著低于种皮表型(73.33%~79.00%), 主要原因有两方面: (1)种仁位于种子内部, THz 波在穿透较厚种皮时因吸收与散射作用导致信号能量衰减[29], 同时种仁与种皮的含水率不同, 而含水量变化会显著影响 THz 光谱参数, 时域信号峰峰值随含水量增加呈指数衰减[30], 导致两者对 THz 的吸收程度不同, 使得种仁区域信号衰减更为严重, 重构后种仁区域图像的信噪比低于种皮区域, 进而影响表型参数提取的准确性; (2) DeepLab V3+分割模型对种仁区域的分割精度(PA=96.20%、IoU=87.3%)略低于种皮(PA=96.69%、IoU=91.3%), 分割边缘的微小偏差会进一步传递至表型参数提取阶段。两者共同导致了种仁表型建模效果低于种皮表型。

表 2　单一组织表型建模结果

Table 2　Modeling results using single-tissue phenotypic traits

数据集	模型	训练集准确率/%	测试集准确率/%
种皮表型	ELM	87.00	73.33
	RF	97.00	74.00
	SVM	76.00	79.00
种仁表型	ELM	75.33	60.67
	RF	100.00	66.00
	SVM	58.44	57.33

为了提高建模准确率, 实验将西瓜种子的种皮表型性状和种仁表型性状参数相结合建立 ELM、RF、SVM 3 种品种性状鉴别模型, 建模结果如表 3 所示。其中, RF 模型表现最优, 测试集平均准确率达到 88%, 相较于其使用单一种皮或种仁表型时分别提升了 14%和 22%。ELM 与 SVM 模型在综合表型下的准确率也分别达到 81%和 73%。分析其原因, 种皮与种仁表型间呈弱相关(相关系数均低于 0.5), 说明两者携带的形态信息具有一定互补性, 种仁特征的加入为模型提供了额外的判别依据, 从而有效提升了鉴别精度。从各品种的识别结果来看, RF 模型对浪潮 1 号的识别准确率最高(96%), 瑞鑫次之(90%), 香秀最低(78%)。误判主要发生在香秀与瑞鑫之间, 这是两者在周长、面积、长轴、短轴等关键表型参数上的分布重叠较大, 形态较为相似, 导致分类器难以有效区分, 其中香秀在 SVM 下识别率仅 50%, 是因为 SVM 作为线性分类器, 对特征重叠区域的处理能力弱于 RF, 进一步放大了这一局限; 此外, 部分种仁图像因 THz 信号穿透厚实种皮时衰减, 也可能对表型参数提取精度产生一定影响。

以上结果清晰地表明, 融合种子内外部的多维形态信息, 能显著提升机器学习模型对西瓜品种的鉴别能力。通过比较不同特征集与机器学习模型的组合性能可以看出, 当使用融合了种皮与种仁信息的综合表型特征集时, 模型实现了最优的品种识别分类效果。这一结果表明, 融合种子内外多维形态表型的机器学习方法, 能够较为准确地完成西瓜品种鉴别任务。

表 3　综合表型建模结果

Table 3　Modeling results using comprehensive phenotypic traits

数据集	模型	训练集准确率/%	测试集/%			
			总准确率	瑞鑫	浪潮	香秀
综合表型	ELM	91.00	81	80	90	68
	RF	100.00	88	90	96	78
	SVM	84.21	73	80	86	50

3　讨　论

本研究结果表明, 基于 THz 图谱提取种皮与种仁形态表型并融合建模, 能够有效实现西瓜品种鉴别, 其中 RF 模型在综合表型下测试集准确率达 88.0%。与基于高光谱成像、近红外光谱的西瓜种子品种鉴别研究相比, 本方法的优势在于 THz 波能够穿透种皮, 获取内部种仁的形态信息, 实现“内外兼顾”的表型测量。从各特征变异情况来看, 种仁相关性状的变异系数普遍高于种皮, 表明内部种仁特征在不同品种间的区分度更大, 这解释了融合种仁特征后精度显著提升的原因。

然而，本研究仍存在一定局限性：首先，样本量相对有限，模型在大规模种质资源中的泛化能力有待进一步验证；其次，仅提取了二维形态表型，未能涵盖种子的三维空间特征；此外，THz 透射成像的逐点扫描采集时间较长[31]，限制了其在高通量场景中的实际应用。后续研究可针对上述问题开展深入探索。

4 结 论

THz 图谱技术实现了西瓜种子内外表型性状的无损、精准检测与多维度分析。研究建立了从 THz 图像预处理、组织分割到形态参数提取的完整方法流程，证实了 THz 成像在测量西瓜种子长轴、短轴等关键表型上的高精度(R^2 ≥0.83)与可靠性。通过融合种皮与种仁的 18 个形态特征构建综合表型特征集，并结合 RF 等机器学习算法，成功将西瓜品种鉴别的测试集准确率提升至 88.0%，显著优于单一组织表型建模结果。这表明融合种子内外多维形态信息对于种质精准鉴别具有关键作用，验证了基于 THz 光谱成像技术实现西瓜种子表型性状精确无损测量的可行性。

此外，本研究为 THz 图谱技术在作物种子表型检测中的应用提供了方法参考。未来可进一步将二维形态表型拓展至三维，获取种子体积、表面积等更丰富的衍生表型参数；同时扩大样本量和品种范围，建立西瓜种子表型开源数据库，并优化 THz 成像采集效率，为种质资源精准鉴定与育种研究提供更充分的数据支撑。

参考文献

[1] 王晓丽. 西瓜栽培技术[J]. 特种经济动植物, 2023, 26(2): 94–95, 112.
Wang Xiaoli. Cultivation techniques of watermelon [J]. Special Economic Animal and Plant, 2023, 26(2): 94–95, 112.

[2] 吴婷婷. 单粒小麦种子表型精细化获取方法研究与装备研发[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2020.
Wu Tingting. Sophisticated phenotyping and equipment development of individual wheat seed [D]. Yangling: Northwest A & F University, 2020.

[3] 王晓鸣, 邱丽娟, 景蕊莲, 等. 作物种质资源表型性状鉴定评价: 现状与趋势[J]. 植物遗传资源学报, 2022, 23(1): 12–20.
Wang Xiaoming, Qiu Lijuan, Jing Ruilian, et al. Evaluation on phenotypic traits of crop germplasm: status and development [J]. Journal of Plant Genetic Resources, 2022, 23(1): 12–20.

[4] Watt M, Fiorani F, Usadel B, et al. Phenotyping: new windows into the plant for breeders [J]. Annual Review of Plant Biology, 2020, 71: 689–712.

[5] Walter A, Studer B, Kölliker R. Advanced phenotyping offers opportunities for improved breeding of forage and turf species [J]. Annals of Botany, 2012, 110(6): 1271–1279.

[6] Song Peng, Wang Jinglu, Guo Xinyu, et al. High-throughput phenotyping: breaking through the bottleneck in future crop breeding [J]. The Crop Journal, 2021, 9(3): 633–645.

[7] 仇瑞承, 魏爽, 张漫, 等. 作物表型组学测量方法综述[J]. 中国农业文摘-农业工程, 2019, 31(1): 23–36, 55.
Qiu Ruicheng, Wei Shuang, Zhang Man, et al. Sensors for measuring plant phenotyping: a review [J]. Agricultural Science and Engineering in China, 2019, 31(1): 23–36, 55.

[8] Roitsch T, Cabrera-Bosquet L, Fournier A, et al. Review: new sensors and data-driven approaches: a path to next generation phenomics [J]. Plant Science, 2019, 282: 2–10.

[9] 李静, 柴岳, 程志斌, 等. 浅析果蔬农产品快速检测技术的应用及优化研究[J]. 中国食品工业, 2023(1): 60–62, 65.
Li Jing, Chai Yue, Cheng Zhibin, et al. A brief analysis on the application and optimization research of rapid detection technology for fruits and vegetables agricultural products [J]. China Food Industry, 2023(1): 60–62, 65.

[10] 刘妍, 周新奇, 俞晓峰, 等. 无损检测技术在果蔬品质检测中的应用研究进展[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2020, 46(1): 27–37.
Liu Yan, Zhou Xinqi, Yu Xiaofeng, et al. Research progress of nondestructive testing techniques for fruit and vegetable quality [J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture & Life Sciences), 2020, 46(1): 27–37.

[11] 牧凯军, 张振伟, 张存林. 太赫兹科学与技术[J]. 中国电子科学研究院学报, 2009, 4(3): 221–230, 237.
Mu Kaijun, Zhang Zhenwei, Zhang Cunlin. Terahertz science and technology [J]. Journal of China Acadewy of Electronics and Information Technology, 2009, 4(3): 221–230, 237.

[12] 牛昭然, 蔡志鹏, 张岩. 太赫兹表面等离激元的研发与应用[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2023, 21(1): 1–15.
Niu Zhaoran, Cai Zhipeng, Zhang Yan. Design and applications of terahertz surface plasmon polaritons [J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2023, 21(1): 1–15.

[13] Wang Chen, Qin Jianyuan, Xu Wendao, et al. Terahertz imaging applications in agriculture and food engineering: a review [J]. Transactions of the ASABE, 2018, 61(2): 411–424.

[14] 密春晓. 基于图谱信息的南瓜籽粒表型研究与 GWAS 分析[D]. 杭州: 浙江大学, 2021: 1-73.
Mi Chunxiao. Phenotypic study and GWAS analysis of pumpkin seeds based on spectrum and image information [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021: 1-73.

[15] Taylor J, Chiou C P, Bond L J. A methodology for sorting haploid and diploid corn seed using terahertz time domain spectroscopy and machine learning [J]. AIP Conference Proceedings, 2019, 2102(1): 080001.

[16] 郭欣悦, 陈国良, 朱良宽, 等. 基于高光谱成像技术的蓝莓糖度无损检测模型优化研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2025, 16(11): 207–214.
Guo Xinyue, Chen Guoliang, Zhu Liangkuan, et al. Optimization research on non-destructive detection model of *Vaccinium* spp. sugar content based on hyperspectral imaging technology [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2025, 16(11): 207–214.

[17] Jiang Yuying, Wang Fei, Ge Hongyi, et al. Identification of unsound grains in wheat using deep learning and terahertz spectral imaging technology [J]. Agronomy, 2022, 12(5): 1093.

[18] 琚新刚, 廉飞宇, 张元, 等. 虫蛀麦粒的太赫兹成像检测方法研究[J]. 中国粮油学报, 2018, 33(8): 106–111, 118.
Ju Xingang, Lian Feiyu, Zhang Yuan, et al. The detection of vermiculate grain of wheat using terahertz imaging [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2018, 33(8): 106–111, 118.

[19] 姚宝岱. 基于太赫兹波的爆炸物探测技术[D]. 太原: 中北大学, 2011:

28-40.
Yao Baodai. Explosive detection technology based on THz technology [D]. Taiyuan: North University of China, 2011: 28-40.

[20] 蔡娜. 小波变换在 THz 时域光谱技术中的应用[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2010: 40-45.
Cai Na. Study on application of wavelet denoising in terahertz time-domain specstroscopy [D]. Handan: Hebei University of Engineering, 2010: 40-45.

[21] 王嘉妮. 基于太赫兹技术的牧草品种的识别及种间差异的研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2019: 17-18.
Wang Jiani. Study of influencing factors on THz-TDS test and interspecific relationship of alfalfa forages seeds [D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2019: 17-18.

[22] 宋晨旭. 大豆籽粒多表型参数获取算法研究[D]. 济南: 山东大学, 2023: 23-25.
Song Chenxu. Algorithms research on collecting multiple phenotype parameters of soybean grain [D]. Jinan: Shandong University, 2023: 23-25.

[23] 徐睿, 梁循, 齐金山, 等. 极限学习机前沿进展与趋势[J]. 计算机学报, 2019, 42(7): 1640–1670.
Xu Rui, Liang Xun, Qi Jinshan, et al. Advances and trends in extreme learning machine [J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(7): 1640–1670.

[24] 申明尧, 韩萌, 杜诗语, 等. 数据流决策树集成分类算法综述[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(9): 1–10.
Shen Mingyao, Han Meng, Du Shiyu, et al. A survey of decision tree ensemble classification algorithms of data streams [J]. Computer Applications and Software, 2022, 39(9): 1–10.

[25] Ali Abbas S, Aslam A, Rehman A U, et al. K-means and K-medoids: cluster analysis on birth data collected in city muzaffarabad, Kashmir [J]. IEEE Access, 2020, 8: 151847–151855.

[26] 杨静. 均衡 RLT 交叉验证方法[D]. 太原: 山西大学, 2016: 32-33.
Yang Jing. The balanced RLT cross-validation method [D]. Taiyuan: Shanxi University, 2016: 32-33.

[27] 侯尹婕. 西瓜种质资源农艺性状调查及耐盐性鉴定[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2024: 16-22.
Hou Yinjie. Investigation on agronomic traits and identification of salt tolerance of watermelon germplasm resources [D]. Yangling: Northwest A & F University, 2024: 16-22.

[28] 覃志杰. 基于结构光成像的作物籽粒 3D 表型测量研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2022: 33-35.
Qin Zhijie. Research on 3D phenotypic measurement of crop seeds based on structured light imaging [D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2022: 33-35.

[29] 王宇彤. 太赫兹同轴数字全息图像的抗噪声分割算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020: 73.
Wang Yutong. Research on anti-noise segmentation algorithm for terahertz inline holographic reconstruction images [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020: 73.

[30] Zhao Hang, Tan Yong, Zhang Rui, et al. Molecular dynamic investigation of ethanol-water mixture by terahertz-induced Kerr effect [J]. Optics Express, 2021, 29(22): 36379–36388.

[31] Afsah-Hejri L, Akbari E, Toudeshki A, et al. Terahertz spectroscopy and imaging: a review on agricultural applications [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 177: 105628.

(责任编辑: 蔡世佳　曹岱琳)