

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2026.60006

融合 WSN 与 HHO-DELM 的猕猴桃 贮藏品质无损检测

曹华娟¹ 刘南杉² 赵 权³

(1. 四川文化产业职业学院, 四川 成都 610213; 2. 成都东软学院, 四川 成都 611844;

3. 四川轻化工大学, 四川 自贡 643002)

摘要: [目的]为实现猕猴桃贮藏期多品质指标的实时、无损、高精度监测,解决传统检测方法破坏性强、滞后性明显,以及单一数据源与模型难以兼顾检测全面性与准确性的问题,提出一种融合无线传感网络(WSN)、高光谱成像与哈里斯鹰算法优化深度极限学习机(HHO-DELM)的猕猴桃品质检测方法。[方法]建立 WSN 与高光谱成像协同采集系统,获取猕猴桃贮藏环境参数(温度、湿度)、果实表面传感数据(硬度、表皮色泽)及高光谱图像数据;采用标准正态变换(SNV)结合一阶导数对光谱数据进行预处理,运用竞争性自适应重加权算法(CARS)提取特征波长进行特征降维;建立哈里斯鹰算法(HHO)优化深度极限学习机(DELM)的多源数据融合的猕猴桃品质检测模型。[结果]HHO-DELM模型在测试集上对可溶性固形物含量、硬度、酸度、色差 e 值的预测集相关系数分别达 0.972, 0.915, 0.903, 0.926, 均方根误差分别为 0.486 °Brix、12.980 N/cm²、0.062、0.023, 剩余预测偏差均超过 3.0;对成熟度的分类总体准确率达 99.3%, Kappa 系数为 0.991, 显著优于深度极限学习机、偏最小二乘回归、支持向量机及随机森林等模型;在不同贮藏条件(冷藏、室温)下,模型预测精度波动 $\leq 2.5\%$, 鲁棒性优异。[结论]该方法整合了 WSN 的实时监测优势、高光谱成像的多维信息获取能力与 HHO-DELM 的高精度预测性能,可实现猕猴桃全贮藏周期多品质指标的无损检测,满足产业现场快速检测与动态监测需求。

关键词: 猕猴桃;品质无损检测;无线传感网络;高光谱成像;哈里斯鹰算法;深度极限学习机

Non-destructive testing of kiwifruit storage quality integrating WSN and HHO-DELM

CAO Huajuan¹ LIU Nanshan² ZHAO Quan³

(1. Sichuan Vocational College of Cultural Industries, Chengdu, Sichuan 610213, China; 2. Chengdu Neusoft University, Chengdu, Sichuan 611844, China; 3. Sichuan University of Science & Engineering, Zigong, Sichuan 643002, China)

Abstract: [Objective] To achieve real-time, non-destructive, and high-precision monitoring of multiple quality indicators of kiwifruit during storage and to address the problems of strong destructiveness, obvious lag, and the difficulty of a single data source and model to balance comprehensiveness and accuracy in conventional detection methods, a kiwifruit quality testing method integrating wireless sensor network (WSN), hyperspectral imaging, and Harris hawk optimization (HHO)-optimized deep extreme learning machine (DELM) is proposed. [Methods] Firstly, a WSN and hyperspectral imaging collaborative acquisition system is established to obtain kiwifruit storage environment parameters (temperature and humidity), fruit surface sensing data (firmness and skin color), and hyperspectral image data. Secondly, the spectral data are preprocessed by the standard normal variance (SNV) combined with the first derivative, and the competitive adaptive re-weighted sampling (CARS) algorithm is employed to extract characteristic wavelengths for feature dimensionality reduction.

基金项目: 全国高等院校计算机基础教育研究会规划课题(编号: 2025-AFCEC-277); 四川省社会科学重点研究基地项目(编号: WCY2025YB19)

通信作者: 曹华娟(1985—), 女, 四川文化产业职业学院副教授, 硕士。E-mail: mhopqmei@sohu.com

收稿日期: 2026-01-06 **改回日期:** 2026-04-13

引用格式: 曹华娟, 刘南杉, 赵权. 融合 WSN 与 HHO-DELM 的猕猴桃贮藏品质无损检测[J]. 食品与机械, 2026, 42(4): 136-144.

Citation: CAO Huajuan, LIU Nanshan, ZHAO Quan. Non-destructive testing of kiwifruit storage quality integrating WSN and HHO-DELM[J]. Food & Machinery, 2026, 42(4): 136-144.

Finally, a multi-source data fusion model for kiwifruit quality testing is established by optimizing the DELM with the HHO algorithm. **[Results]** The HHO-DELM model on the test dataset achieves correlation coefficients of 0.972, 0.915, 0.903, and 0.926 for soluble solids content, firmness, acidity, and color difference (e value) in the prediction dataset, with root mean square errors (RMSEs) of 0.486 °Brix, 12.980 N/cm², 0.062, and 0.023, respectively, and residual prediction deviation (RPD) > 3.0 for all indicators. The established method reaches the classification overall accuracy of 99.3% (Kappa=0.991), significantly outperforming DELM, partial least square regression (PLSR), support vector machine (SVM), and random forest (RF). Under different storage conditions (cold and room temperature), the method shows the prediction accuracy fluctuations $\leq 2.5\%$, demonstrating excellent robustness. **[Conclusion]** This method integrates the real-time monitoring of WSN, the multidimensional information acquisition of hyperspectral imaging, and the high-precision prediction of HHO-DELM, enabling non-destructive testing of multiple quality indicators of kiwifruit throughout the storage period, thus meeting industrial requirements for rapid on-site detection and dynamic monitoring.

Keywords: kiwifruit; non-destructive quality testing; wireless sensor network; hyperspectral imaging; Harris hawk optimization; deep extreme learning machine

猕猴桃作为中国特色优势水果,2024年产量达386万t,占全球总产量的62.3%,其富含维生素C、膳食纤维及多种矿物质,市场需求持续攀升^[1]。猕猴桃属于典型的呼吸跃变型果实,采摘后易受贮藏温度、湿度等环境因素影响,导致可溶性固形物含量(SSC)、酸度、硬度、色度差等品质指标发生显著变化,严重时引发腐烂变质,造成15%~20%的产后损失^[2]。

传统的猕猴桃品质检测方法主要包括感官评价与实验室化学分析。感官评价依赖人工判断果实色泽、硬度及风味,主观性强、误差大;实验室化学分析(如滴定法测定SSC、质构仪测定硬度)虽精度较高,但需破坏果实,且检测流程繁琐、耗时较长(单样本检测需20~30 min),无法满足批量筛查与实时监测需求^[3-4]。近红外光谱、高光谱成像等无损检测技术的发展为品质评价提供了新途径,尚静等^[5]基于光纤光谱技术构建CARS-BP模型,实现了猕猴桃SSC的无损检测,预测集决定系数达0.90;Zhao等^[6]采用胶囊网络(CapsNet)对不同贮藏条件下的猕猴桃高光谱图像进行分类,室温与低温环境下分类准确率均超过98%。然而,现有研究多依赖单一数据源,缺乏环境参数与果实状态参数的联动分析,难以全面反映品质动态变化规律;同时,传统机器学习模型(PLSR、SVM)难以提取复杂数据的深层特征,而深度学习模型存在训练参数多、计算成本高的问题^[7]。

无线传感网络(WSN)凭借低成本、分布式、实时传输的优势,已被广泛应用于农业环境监测^[8],但现有系统多聚焦于环境参数采集,缺乏与高光谱数据、果实自身品质指标的融合建模,导致监测数据利用率低。深度极限学习机(DELM)通过堆叠ELM自编码器,实现了深层特征的自动提取,保持了ELM训练速度快的优势,在水果品质检测中展现出良好潜力^[9]。然而,DELM的性能高度依赖于初始参数设定,而传统的参数优化方法(如网格搜索和随机搜索)存在效率较低且易陷入局部最优的缺陷^[10]。

Harris鹰优化算法(HHO)作为新型群智能算法,模拟鹰群协作捕食行为,具有全局搜索能力强、收敛速度快

的特点^[11],已被成功应用于机器学习参数优化领域。为实现猕猴桃贮藏期多品质指标的实时、无损、高精度监测,解决传统检测方法破坏性强、滞后性明显,以及单一数据源与模型难以兼顾检测全面性与准确性的问题,拟提出一种融合无线传感网络(WSN)、高光谱成像与哈里斯鹰算法优化深度极限学习机(HHO-DELM)的猕猴桃品质检测方法,为猕猴桃贮藏期品质智能化监测提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 试验材料

选取陕西周至的‘翠香’猕猴桃和贵州修文的‘贵长’猕猴桃为试验样本,所选果实均无病虫害及机械损伤,大小均匀。共采集果实3 600个,分为6组,每组600个,分别置于4℃、相对湿度75%和(18±2)℃(室温)、相对湿度60%~70%的环境下贮藏16 d。每日随机抽取60个样本,同步进行无线传感器网络(WSN)数据采集、高光谱成像以及理化指标测定,以确保覆盖从新鲜(未熟期)至过熟期的完整品质变化区间。

1.2 主要仪器设备

台式分光光度计: Ci7800型,爱色丽(上海)色彩仪器商贸有限公司;

酸度计: pHs-100型,成都世纪方舟科技有限公司;

数字折射仪: ATAGO PAL- α 型,日本Atago公司;

质构仪: TA.XT.plus型,英国SMS公司;

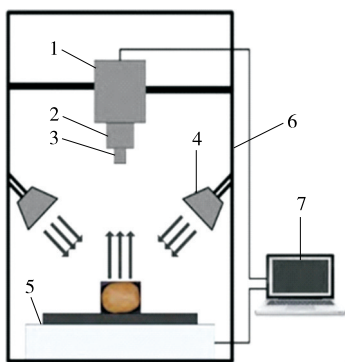
高光谱图像采集系统: GaiaField-F-V10型,江苏双利合谱科技有限公司。

1.3 试验方法

1.3.1 高光谱图像采集系统工作原理 如图1所示,高光谱图像采集系统采集图像时,CCD相机的曝光时间设定为12.6 ms,样本距镜头约40 cm,成像光谱仪的分辨率为3.5 nm。

1.3.2 系统架构 系统采用“感知层—网络层—数据融合层—应用层”四级架构。

(1) 感知层: 30个无线传感节点,均匀部署在贮藏环境中,部分附着于果实表面,采集温湿度及果实硬度、表



1. CCD相机 2. 光谱成像仪 3. 镜头 4. 标准漫反射光源 5. 移动平台 6. 暗箱 7. 高性能计算机

图1 高光谱图像采集系统

Figure 1 Hyperspectral image acquisition system

皮 RGB 值。另配 1 套高光谱成像系统,每日定时采集高光谱图像。

(2) 网络层:LoRa 网关汇聚传感器数据,采用 TDMA 避免冲突;高光谱图像通过以太网上传。所有数据经 CRC 校验与加密。

(3) 数据融合层:完成 WSN 与高光谱数据的时间同步、格式标准化及异常值剔除,构建多源数据集。

(4) 应用层:提供数据存储、预处理、模型预测、可视化展示及异常报警功能。

1.3.3 理化指标测定

(1) SSC:参照 NY/T 2637—2014,将猕猴桃沿赤道部位切开,挤压果肉获取汁液,3 000 r/min 离心 5 min,取上清液用数字折射仪测定,重复测量 3 次,取平均值作为 SSC 最终值。

(2) 硬度:采用质构仪进行穿刺测试,探头直径 2 mm,穿刺速度 2 mm/s,穿刺深度 5 mm,在果实赤道面均匀选取 3 个测试点(去皮),取最大值作为果实硬度值。

(3) 酸度:参照 GB 10468—89,用 pH 基准缓冲液(pH 4.00,6.86)标定酸度计后,测定猕猴桃果汁的 pH 值,重复测量 3 次,取平均值作为酸度指标。

(4) 色差 e 值:采用台式分光光度仪测量果实赤道位置的色差值(L^* 、 a^* 、 b^*),按式(1)计算色差 e 值。

$$e = \frac{F^*}{L^*} + \frac{F^*}{K^*}, \quad (1)$$

式中:

e ——色差 e 值;

L^* ——明度指数;

F^* ——红绿指数;

K^* ——黄蓝指数。

1.3.4 成熟度分级 参照 GB/T 40743—2021,结合 SSC 与硬度值将成熟度分为 4 级:未熟期($\text{SSC} < 6.0^\circ \text{Brix}$, 硬度 $> 18 \text{ N/cm}^2$)、半熟期($6.0^\circ \text{Brix} \leq \text{SSC} < 8.0^\circ \text{Brix}$, $15 \text{ N/cm}^2 \leq \text{硬度} \leq 18 \text{ N/cm}^2$)、成熟期($8.0^\circ \text{Brix} \leq \text{SSC} <$

10.0°Brix , $12 \text{ N/cm}^2 \leq \text{硬度} < 15 \text{ N/cm}^2$)、过熟期($\text{SSC} \geq 10.0^\circ \text{Brix}$, 硬度 $< 12 \text{ N/cm}^2$),采用数值编码(0、1、2、3)作为分类标签。

2 基于 HHO-DELM 的猕猴桃品质检测

2.1 极限学习机

极限学习机(ELM)是一种单层神经网络^[12],其结构示意图如图 2 所示。图 2 中,输入层、隐含层和输出层神经元数量分别为 m 、 L 和 n , $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]^T$ 和 $y_j = [y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jn}]^T$ 分别为输入向量和输出向量, $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{il}]^T$ 为输入层到隐含层的连接权值, $b_i = [b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{il}]^T$ 为隐含层偏置, $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{ik}]^T$ 为隐含层到输出层的权值, $g(\cdot)$ 为激励函数,则 ELM 模型的输出为:

$$y_j = \sum_{i=1}^L \beta_{ij} g(w_{ij} x_j + b_{ij}), j = 1, 2, 3, \dots, n. \quad (2)$$

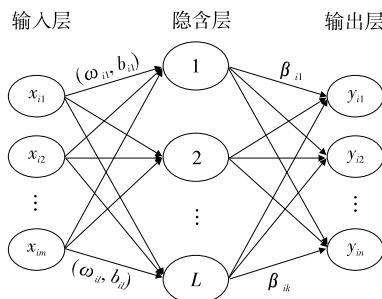


图2 ELM 结构示意图

Figure 2 Schematic diagram of ELM structure

2.2 深度极限学习机

DELM 是在 ELM 基础上^[13]引入自动编码器(autoencoder, AE),将输入 X 精确映射到输出 Y 。自动编码器的极限学习机(ELM-AE)能够从输入数据中自动学习并提取有效特征,且无需依赖任何标注信息,ELM-AE 网络结构示意图如图 3 所示。

通过对隐含层输入参数(a_i, b_i)进行随机正交变换,其输出可由式(3)表示。

$$x_j = \sum_{i=1}^L \beta_{ij} g(a_i, b_i, x_j), a_i \in R^m, \beta_i \in R^m, j = 1, 2, \dots, N, \quad (3)$$

$$a^T a = I, b^T b = 1,$$

式中:

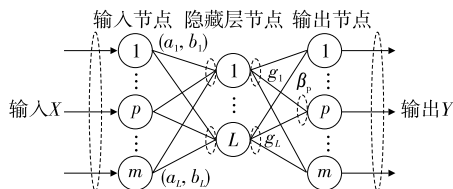


图3 ELM-AE 网络结构示意图

Figure 3 Schematic diagram of the ELM-AE network structure

a —— a_i 组成的矩阵;

b —— b_i 组成的矩阵;

R^m —— m 维实数;

T ——矩阵的转置操作;

I ——单位矩阵。

运用最小二乘法求解出隐含层的输出权重,其可由式(4)求得:

$$\beta = \left(\frac{I}{C} + H^T H \right)^{-1}, \quad (4)$$

式中:

C ——正则化系数;

H ——输出矩阵, H 取 H_{i+1} 为最后1个隐含层的输出矩阵。

ELM-AE的输出计算公式:

$$H_i = g(x)(H_{i-1}\beta)^{-1}, \quad (5)$$

式中:

H_{i-1} ——第 $(i-1)$ 层ELM-AE的输出;

β ——输出权重。

DELM采用分层无监督的逐层贪婪训练策略。训练过程首先将输入数据 X 当作第一个ELM-AE的输出($X_1 = X$),计算出输出权重 β_1 。之后,将第一个隐含层的输出矩阵 H_1 当作下一AE的输入和输出,依次类推逐层训练。与传统深度学习方法^[14]相比,DELM无需反向微调,每层都能直接提取数据的高级特征。在最后一层采用极限学习机方法训练,通过式(4)计算最终隐含层权重 β_{i+1} 。图4展示了DELM的完整训练流程。

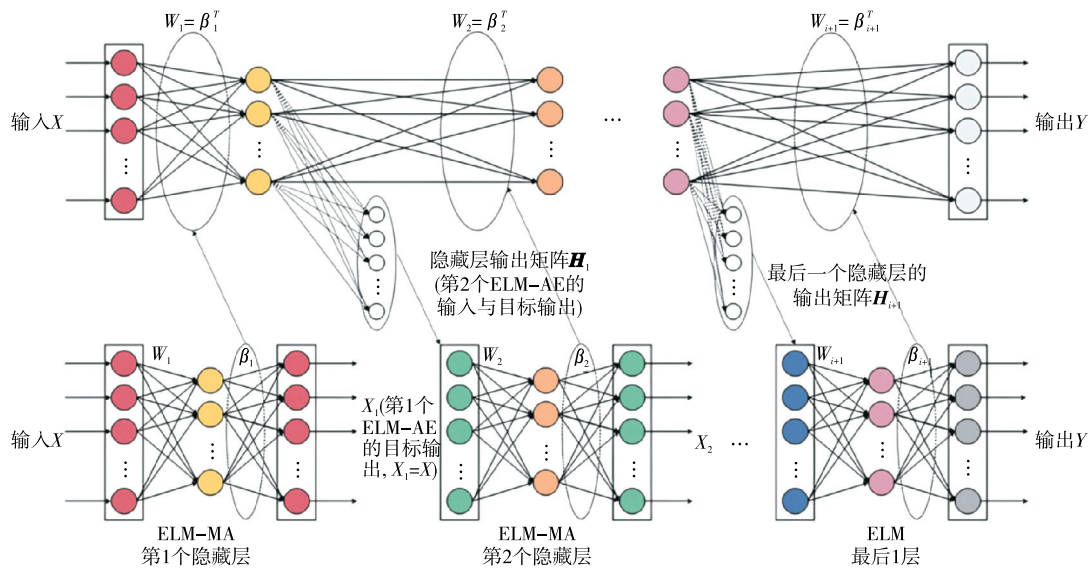


图4 DELM训练过程图

Figure 4 DELM training process

2.3 基于HHO-DELM的猕猴桃品质检测模型

由于DELM模型的初始权值 W 和偏置 b 是随机产生的,因此DELM模型的性能直接受这两个参数的影响。运用HHO优化DELM模型的初始权值 W 和偏置 b ,以提高猕猴桃品质检测的正确率。基于HHO-DELM的猕猴桃品质检测流程图如图5所示。

基于HHO-DELM的猕猴桃品质检测的具体步骤:

(1) 建立猕猴桃品质检测数据库,采集SSC、硬度、酸度、色差 e 值等多源数据,对数据进行清洗、归一化处理,消除量纲影响,划分训练集和测试集。

(2) DELM模型和HHO模型初始化,设置初始隐含层节点数、激活函数、哈里斯鹰种群规模、最大迭代次数等参数,随机生成哈里斯鹰初始化位置并进行量子编码,每个哈里斯表示一组DELM模型的初始权值 W 和偏置 b 。

(3) 针对训练集数据,将猕猴桃品质检测指标数据作

为DELM的输入向量,猕猴桃品质类型作为DELM输出向量,将式(6)分类准确率作为适应度函数,计算每个哈里斯鹰个体的适应度。

$$F_{avg} = \frac{\sum_{k=1}^K A_k}{K}, \quad (6)$$

式中:

F_{avg} —— K 折交叉验证的平均准确度;

A_k ——第 k 折验证时计算得到的准确度。

(4) 计算猎物逃逸能量,并进行判定。若 $|E| \leq 1$,则采用4种策略围捕猎物;反之,则采用量子旋转门更新哈里斯鹰种群位置。

(5) 判断是否满足终止条件。若满足,则输出哈里斯鹰种群最优位置,即为对应的DELM模型的最优初始权值 W 和偏置 b ;否则重新执行步骤(2)~步骤(4)。

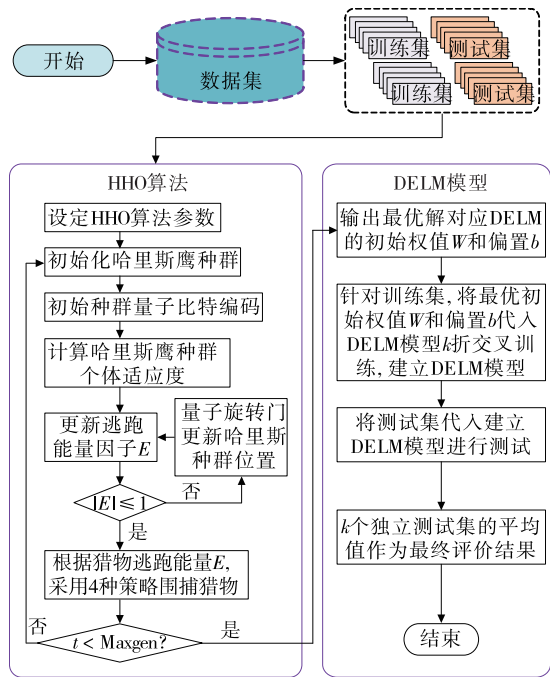


图5 基于HHO-DELM的猕猴桃品质检测流程图

Figure 5 Flowchart of kiwifruit quality testing based on HHO-DELM

(6) 将测试集输入优化后的DELM模型,输出猕猴桃品质检测结果。

3 试验结果与分析

HHO用于优化模型参数,其种群规模设置为30,最大迭代次数为100。适应度函数采用K折($K=5$)交叉验证的平均分类准确率。猎物逃逸能量阈值 E_0 设为2,位置更新则依据逃逸能量动态选择4种围捕策略或量子旋转门更新机制。对比算法参数设定:PSO-DELM的种群规模30,最大迭代100,惯性权重0.8,学习因子 $c_1=c_2=2$;GWO-DELM的种群规模30,最大迭代100,收敛参数 a 从2线性递减至0;支持向量机^[15](SVM)采用RBF核函数,参数通过网格搜索进行优化;随机森林^[16](RF)的树数量为100,最小样本分裂数为2。在训练与测试设置方面,数据按训练集与测试集约7:3的比例划分,并采用5折交叉验证进行模型评估。评价指标包括校正集相关系数(R_c)、预测集相关系数(R_p)、校正集均方根误差(RMSEC)、预测集均方根误差(RMSEP)、剩余预测偏差(RPD)、总体准确率(OA)、Kappa系数,同时记录了训练时间与推理时间以全面评估算法性能。

3.1 预处理效果对比

对比不同预处理方法对光谱数据的优化效果,以SSC预测模型的校正集RMSEC和信噪比(SNR)为评价指标,结果如表1所示。不同预处理和原始光谱图如图6所示,原始光谱数据存在明显噪声与基线漂移, RMSEC为 1.186°Brix , SNR仅为28.7;经SNV+一阶导数组合预处理

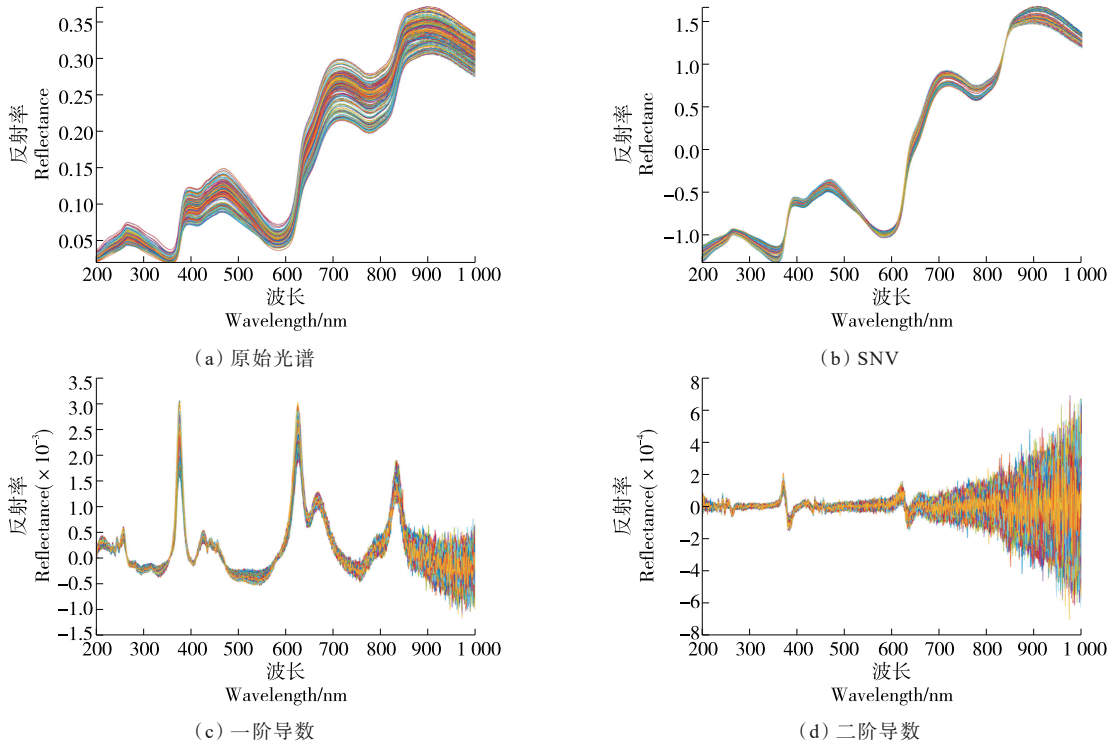


图6 预处理结果图

Figure 6 Preprocessing results

表1 预处理方法结果对比

Table 1 Comparison of the results of preprocessing methods			
方法	RMSEC/°Brix	SNR	R _c
原始光谱	1.186	28.7	0.741
SNV	0.815	32.3	0.847
一阶导数	0.753	30.9	0.862
二阶导数	0.786	29.8	0.854
SNV+一阶导数	0.398	36.5	0.945
SNV+二阶导数	0.442	34.9	0.931

理后, RMSEC降至0.398 °Brix, SNR提升至36.5, 显著优于单一预处理方法(SNV、一阶导数)及其他组合方法(SNV+二阶导数), 有效提升了光谱数据质量。

3.2 特征提取效果分析

对比全波段与CARS提取特征波长的建模效果, 以SSC预测为例, 结果如表2所示。CARS算法从256个波段中筛选出29个特征波长, 仅占全波段的11.3%, 但基于特征波长的PLSR模型RMSEC降至0.524 °Brix, R_p提升至0.918, 较全波段模型性能显著提升, 表明特征提取有效消除了冗余信息与多重共线性, 提升了模型效率与泛化能力。

表2 全波段与特征波长建模效果对比

Table 2 Comparison of modeling effects between full-band and characteristic wavelength						
数据类型	波段数	RMSEC/ °Brix	R _c	RMSEP/ °Brix	R _p	RPD
全波段	256	0.768	0.857	0.792	0.859	2.63
特征波长	29	0.524	0.923	0.568	0.918	3.28

3.3 收敛性能分析

对比HHO与PSO、GWO算法的收敛曲线, 结果如图7所示。HHO在迭代30次后收敛, 最优适应度值为0.382 mg/g。较PSO(迭代50次收敛, 适应度值为0.538 mg/g)收敛速度提升40.2%, 适应度值降低29.0%; 较GWO(迭代45次收敛, 适应度值为0.496 mg/g)收敛速度提升33.3%, 适应度值降低22.9%; PSO与GWO算法在迭代后期陷入局部最优, 验证了HHO在参数优化中的优势。

3.4 模型预测性能对比

3.4.1 回归性能对比 各模型对猕猴桃SSC、硬度、酸度、色差*e*值的预测性能如表3所示。HHO-DELM模型在所有指标上均表现最优: 对SSC的R_p达0.972, RMSEP为0.486 °Brix, RPD达3.68; 对硬度的R_p达0.915, RMSEP为12.980 N/cm², RPD达3.12; 对酸度的R_p达0.903, RMSEP为0.062; 对色差*e*值的R_p达0.926, RMSEP为0.023, RPD达3.25。未优化DELM模型因参数随机初始化, 预测性

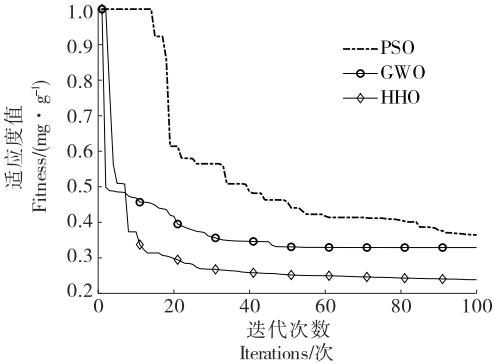


图7 收敛曲线对比图

Figure 7 Comparison of convergence curves

能最差(SSC的RMSEP为0.864 °Brix, R_p为0.843); 传统机器学习模型(PLSR、SVM、RF)难以提取多源数据的深层特征, 预测精度显著低于优化后的DELM模型; PSO-DELM与GWO-DELM模型性能优于未优化DELM, 但仍

表3 回归性能对比

Table 3 Comparison of regression performance							
模型	指标	单位	RMSEC	R _c	RMSEP	R _p	RPD
PLSR	SSC	°Brix	0.752	0.863	0.778	0.865	2.68
	硬度	N/cm ²	17.503	0.842	19.747	0.803	2.05
	酸度		0.083	0.831	0.095	0.801	2.12
	色差 <i>e</i> 值		0.030	0.845	0.039	0.817	2.18
SVM	SSC	°Brix	0.632	0.891	0.694	0.887	2.94
	硬度	N/cm ²	15.327	0.867	17.954	0.829	2.23
	酸度		0.076	0.854	0.087	0.826	2.31
	色差 <i>e</i> 值		0.027	0.868	0.035	0.843	2.39
RF	SSC	°Brix	0.576	0.907	0.618	0.905	3.21
	硬度	N/cm ²	13.994	0.885	16.239	0.851	2.41
	酸度		0.071	0.872	0.081	0.849	2.48
	色差 <i>e</i> 值		0.024	0.886	0.031	0.867	2.58
DELM	SSC	°Brix	0.503	0.925	0.864	0.843	2.40
	硬度	N/cm ²	13.054	0.898	19.443	0.809	2.08
	酸度		0.068	0.881	0.092	0.807	2.15
	色差 <i>e</i> 值		0.022	0.894	0.038	0.821	2.21
PSO-DELM	SSC	°Brix	0.438	0.939	0.592	0.913	3.34
	硬度	N/cm ²	10.427	0.921	14.563	0.867	2.57
	酸度		0.064	0.893	0.075	0.863	2.65
	色差 <i>e</i> 值		0.019	0.908	0.028	0.889	2.76
GWO-DELM	SSC	°Brix	0.415	0.943	0.554	0.926	3.48
	硬度	N/cm ²	9.918	0.927	14.067	0.882	2.73
	酸度		0.061	0.899	0.070	0.876	2.78
	色差 <i>e</i> 值		0.018	0.912	0.026	0.901	2.94
HHO-DELM	SSC	°Brix	0.382	0.951	0.486	0.972	3.68
	硬度	N/cm ²	9.094	0.935	12.980	0.915	3.12
	酸度		0.057	0.906	0.062	0.903	2.91
	色差 <i>e</i> 值		0.016	0.921	0.023	0.926	3.25

不及 HHO-DELM。

3.4.2 分类性能对比 各模型对猕猴桃成熟度的分类性能如表 4 和图 8 所示。HHO-DELM 模型的 OA 达 99.3%，Kappa 系数为 0.991，显著优于其他模型；传统机器学习模型中 RF 性能最优(OA 为 92.7%)，但远低于 HHO-DELM；未优化 DELM 模型 OA 仅为 89.5%，分类性能较差。

3.5 模型鲁棒性与实时性分析

3.5.1 不同贮藏条件下模型的性能 对比 HHO-DELM 模型在冷藏与室温贮藏条件下的预测性能，结果如表 5 所示。在两项贮藏条件下，各指标的预测误差波动范围较小，其中 SSC 的 RMSEP 波动 ≤ 0.014 °Brix，硬度 ≤ 0.309 N/cm²，酸度 ≤ 0.002 ，色差 *e* 值 ≤ 0.001 ，成熟度 OA 波动 $\leq 2.5\%$ ，说明模型对贮藏环境的变化具有良好的适应性，表现出良好的鲁棒性，能够满足不同冷链条件下对品

表 4 分类任务性能对比

Table 4 Comparison of classification task performance

模型	OA/%	Kappa 系数	训练时间/s
PLS-DA	87.3	0.831	12.6
SVM	90.5	0.873	28.4
RF	92.7	0.902	45.7
DELM	89.5	0.859	18.3
PSO-DELM	96.8	0.957	26.5
GWO-DELM	97.5	0.967	29.8
HHO-DELM	99.3	0.991	22.7

质监测的实际需求。

3.5.2 模型实时性分析 测试各模型的训练时间与推理时间，结果如表 6 所示。HHO-DELM 模型训练时间为 22.7 s，虽长于未优化 DELM(18.3 s)与传统机器学习模型

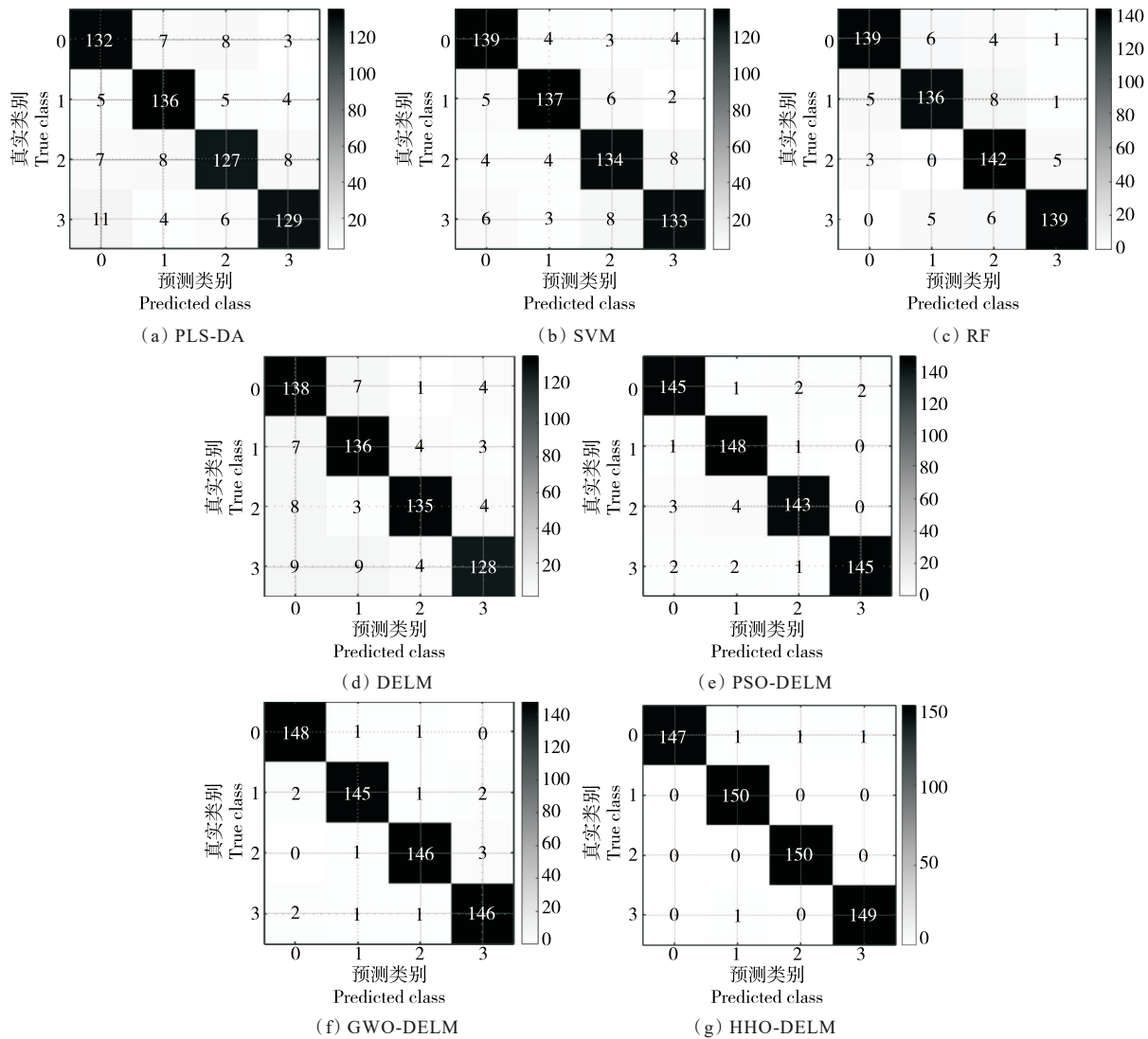


图 8 混淆矩阵图

Figure 8 Confusion matrix

表 5 不同贮藏条件下模型的性能指标对比

Table 5 Comparison of performance indicators of models under different storage conditions										
贮藏条件	SSC 预测		硬度预测		酸度预测		色差 <i>e</i> 值预测		成熟度分类	
	RMSEP/°Brix	<i>R</i> _p	RMSEP/(N·cm ⁻²)	<i>R</i> _p	RMSEP	<i>R</i> _p	RMSEP	<i>R</i> _p	OA/%	Kappa 系数
冷藏	0.472	0.975	12.671	0.918	0.060	0.907	0.022	0.929	99.7	0.995
室温	0.486	0.972	12.980	0.915	0.062	0.903	0.023	0.926	97.2	0.962
波动值	0.014	0.003	0.309	0.003	0.002	0.004	0.001	0.003	2.5	0.033

(PLSR、SVM、RF),但远短于 PSO-DELM(26.5 s)、GWO-DELM(29.8 s)与 CapsNet(113.5 s);推理时间仅为 9.0 ms/样本,满足 WSN 实时监测的时间要求(≤0.5 s/样本),可实现批量样本的快速检测。

表 6 不同模型时间性能对比

Table 6 Comparison of time performance of different models

模型	训练时间/s	推理时间/(ms·样本 ⁻¹)
PLS-DA	12.6	10.8
SVM	28.4	17.5
RF	45.7	23.2
DELM	18.3	7.5
PSO-DELM	26.5	8.2
GWO-DELM	29.8	8.5
HHO-DELM	22.7	9.0

3.6 消融试验

为验证 WSN、高光谱成像(HSI)及 HHO 优化对模型性能的贡献,消融试验结果如表 7 所示。

表 7 消融试验结果

Table 7 Ablation test results				
模型配置	SSC 预测 <i>R</i> _p	硬度预测 <i>R</i> _p	成熟度分类 OA/%	训练时间/s
WSN+HSI+HHO-DELM	0.972	0.915	99.3	22.7
WSN+DELM	0.856	0.832	87.6	18.9
HSI+DELM	0.894	0.798	91.2	20.3
WSN+HSI+DELM	0.843	0.809	89.5	18.3
WSN+HSI+PSO-DELM	0.913	0.867	96.8	26.5
WSN+HSI+GWO-DELM	0.926	0.882	97.5	29.8

消融试验结果表明,所提出的完整模型(WSN+HSI+HHO-DELM)在各项任务中均表现最优,其 SSC 预测 *R*_p 达 0.972,硬度预测 *R*_p 为 0.915,成熟度分类 OA 高达 99.3%,训练时间为 22.7 s。相比而言,仅使用 WSN+DELM(无高光谱)或仅使用 HSI+DELM(无 WSN)的模型性能显著下降,说明 WSN 与高光谱信息具有互补性,二者融合能有效提升模型的综合感知能力。此外,在未

使用 HHO 优化的情况下(WSN+HSI+DELM),模型性能明显降低,尤其在 SSC 预测与分类准确率上差距较大,表明 HHO 算法对模型参数优化具有重要贡献。与另外两种优化策略(PSO、GWO)相比,HHO-DELM 在预测精度与分类性能上均占优,同时在训练时间上也保持了较好的效率,说明其在提升模型性能方面具有更好的综合优势。

4 结论

针对猕猴桃贮藏期品质监测中存在的实时性差、破坏性强、单一数据源模型局限等问题,提出了一种融合无线传感网络、高光谱成像与哈里斯鹰算法优化深度极限学习机的多源数据品质检测方法。研究结果表明,融合无线传感网络、环境感知、高光谱成像信息提取与智能优化算法,能实现对猕猴桃多品质指标(可溶性固形物含量、硬度、酸度、色差 *e* 值及成熟度)的高精度、无损、实时检测。哈里斯鹰算法优化深度极限学习机模型在回归与分类任务中均表现出优越性能,预测相关系数最高达 0.972,分类准确率达 99.3%,且在不同贮藏条件下保持良好鲁棒性,为果蔬采后品质智能监测提供了可行的技术路径。相较于传统依赖单一数据源或浅层模型的检测方法,该研究通过多源数据融合与深度特征提取,显著提升了检测的全面性与准确性。与现有基于近红外或高光谱的单一传感研究相比,该研究引入无线传感网络实时环境参数,增强了模型对贮藏条件动态变化的适应性;与常规优化算法(如粒子群算法、灰狼优化算法)相比,哈里斯鹰算法在参数优化中展现出更快的收敛速度与更强的全局寻优能力,克服了深度极限学习机参数敏感与易陷入局部最优的问题。但该研究仍存在以下局限:① 试验样本虽涵盖两个品种,但来源仍较集中,未来需扩展更多品种与产区的验证;② 系统在极端温湿度波动下的长期稳定性尚未充分验证。后续研究可围绕多品种泛化模型构建、边缘计算部署等技术结合实现品质溯源等方面展开,进一步推动该技术在实际供应链中的应用。

参考文献

[1] 陈玥瑶,夏静静,韦芸,等.近红外光谱法无损检测平谷产大桃品质方法研究[J].分析化学,2023,51(3):454-462.

- CHEN Y Y, XIA J J, WEI Y, et al. Research on nondestructive quality test of Pinggu peach by near-infrared spectroscopy[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2023, 51(3): 454-462.
- [2] 陈月圆, 赵武奇, 贾梦科, 等. 低温等离子体处理的鲜切猕猴桃片货架期预测模型[J]. 中国食品学报, 2022, 22(1): 179-188.
- CHEN Y Y, ZHAO W Q, JIA M K, et al. Shelf life prediction model of fresh-cut kiwifruit slices treated with low-temperature plasma[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2022, 22(1): 179-188.
- [3] 温锦丽, 曹炜玉, 王月, 等. 基于主成分分析与聚类分析的软枣猕猴桃果实品质综合评价[J]. 食品工业科技, 2024, 45(1): 247-257.
- WEN J L, CAO W Y, WANG Y, et al. Comprehensive evaluation of fruit quality of *Actinidia arguta* based on principal component analysis and cluster analysis[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(1): 247-257.
- [4] 余克强, 孟浩, 曹晓峰, 等. 近红外光谱对贮藏期猕猴桃不同深度果肉色泽的变化研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(7): 2 240-2 245.
- YU K Q, MENG H, CAO X F, et al. Near-infrared spectroscopy for analyzing changes of pulp color of kiwifruit in different depths[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(7): 2 240-2 245.
- [5] 尚静, 孟庆龙, 黄人帅, 等. 光纤光谱技术对猕猴桃品质及成熟度的无损检测[J]. 光学精密工程, 2021, 29(5): 1 190-1 198.
- SHANG J, MENG Q L, HUANG R S, et al. Nondestructive detection for kiwifruit quality and maturity by optical fiber spectroscopy technology[J]. Optics and Precision Engineering, 2021, 29(5): 1 190-1 198.
- [6] ZHAO Y, KANG Z, CHEN L. Food quality inspection method based on deep learning and hyperspectral imaging[J]. Food Engineering Reviews, 2022, 14: 596-616.
- [7] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.
- [8] LI X, ZHANG L, ZHANG Y. Quality evaluation of kiwifruit maturity using hyperspectral imaging technology[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2022, 16(3): 1 892-1 903.
- [9] 韩东, 孙晓荣, 李建伟. 基于粒子群优化的深度极限学习机建模方法[J]. 控制工程, 2022, 29(4): 721-727.
- HAN D, SUN X R, LI J W. Deep extreme learning machine improved by particle swarm optimization algorithm[J]. Control Engineering, 2022, 29(4): 721-727.
- [10] WANG C, CHEN Y, LIU J. Design of fruit cold chain monitoring system based on wireless sensor network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(8): 160-166.
- [11] ZHAO Y C, KANG Z L, CHEN L, et al. Quality classification of kiwifruit under different storage conditions based on deep learning and hyperspectral imaging technology[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2023, 17: 289-305.
- [12] 祝福, 刘瑞卿, 潘克锋, 等. 基于极限学习机和晶体结构算法的污染食品早期检测[J]. 食品与机械, 2025, 41(6): 68-74.
- ZHU F, LIU R Q, PAN K F, et al. Early detection of contaminated food based on extreme learning machine and crystal structure algorithm[J]. Food & Machinery, 2025, 41(6): 68-74.
- [13] 邵园园, 王永贤, 玄冠涛, 等. 高光谱成像的猕猴桃货架期快速预测[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(6): 1 940-1 946.
- SHAO Y Y, WANG Y X, XUAN G T, et al. Hyperspectral imaging technique for estimating the shelf-life of kiwifruits[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(6): 1 940-1 946.
- [14] 程丽娟, 刘贵珊, 万国玲, 等. 可见/近红外高光谱成像技术对长枣中葡萄糖含量的无损检测[J]. 发光学报, 2019, 40(8): 1 055-1 063.
- CHENG L J, LIU G S, WAN G L, et al. Non-destructive detection of glucose content in Lingwu jujube by Vis/NIR hyperspectral imaging technology[J]. Chinese Journal of Luminescence, 2019, 40(8): 1 055-1 063.
- [15] 张丽, 李志辉, 马明星. 基于近红外光谱和 FOA-RF 的猪肉新鲜度检测[J]. 食品与机械, 2025, 41(12): 51-58.
- ZHANG L, LI ZH H, MA M X. Pork freshness monitoring based on near-infrared spectroscopy and random forest improved by fruit fly optimization algorithm[J]. Food & Machinery, 2025, 41(12): 51-58.
- [16] LIU Z, HE Y, CEN H, et al. Deep feature representation with stacked sparse auto-encoder and convolutional neural network for hyperspectral imaging-based detection of cucumber defects[J]. Transactions of the ASABE, 2018, 61(2): 425-436.