

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.20.036

基于多传感器融合的鸡蛋壳强度-厚度-刚度无损检测系统研究

王巧华^{1,2} 杨 丞¹ 姜思城¹ 吴佳权¹ 鄢 钱¹

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070)

摘要: 为了实现鸡蛋壳强度-厚度-刚度的高效、无损评估,本研究设计并构建了一套基于声振响应的多传感器激励与信号采集系统。所提出的电磁激励机构采用通电吸引-断电自由冲击的激励模式,有效克服了传统通电冲击激励在冲击控制、电参数调节及线圈寿命等方面的局限,提升了激励过程的稳定性。针对电磁激励高度参数开展系统优化,确定了兼顾激励稳定性与信号响应质量的最优激励高度。通过该系统,可稳定获取鸡蛋在激励作用下的声学振动响应信号,并从中提取频域信号特征变量进行融合建模。基于特征级融合策略,分别构建了 CARS-PLSR 与 PCA-PLSR 回归模型,实现对蛋壳厚度、破壳强度及壳体刚度 3 项质量指标的预测。验证试验结果表明, CARS-PLSR 模型在蛋壳厚度预测中 $R_p=0.847$ 、RMSEP 为 0.013 0 mm、RPD 为 1.84; PCA-PLSR 模型在强度与刚度预测中 $R_p=0.816$ 、RMSEP 为 3.56 N、RPD 为 1.73 和 $R_p=0.859$ 、RMSEP 为 7.34 N/mm、RPD 为 1.93,均达到较高预测精度。此外,对 3 个质量指标最佳融合模型进行了 SHAP 值的模型可解释性分析,揭示了振动信号在融合建模中的辅助价值。研究结果验证了声学振动信号融合用于鸡蛋质量多指标无损检测可行性与有效性,为鸡蛋产品质量分级和检测提供了技术支撑。

关键词: 蛋壳质量; 声学振动; 多传感器系统; 特征融合; 无损检测

中图分类号: TS253.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2026)20-0402-11

OSID:



Nondestructive Detection of Eggshell Strength, Thickness, and Stiffness Based on Multi-sensor Fusion System

Wang Qiaohua^{1,2} Yang Zheng¹ Jiang Sicheng¹ Wu Jiaquan¹ Yan Qian¹

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

(2. Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China)

Abstract: Aiming to achieve efficient and nondestructive evaluation of eggshell strength, thickness, and stiffness, a multi-sensor excitation and signal acquisition system was designed and constructed based on acoustic-vibration responses. The proposed electromagnetic excitation mechanism employed a power-on attraction and power-off free-impact excitation mode. This effectively overcame the limitations of traditional power-on impact excitation regarding impact control, electrical parameter adjustment, and coil lifespan, thereby enhancing the stability of the excitation process. Systematic optimization of the electromagnetic excitation height parameter was conducted, identifying the optimal height that balanced excitation stability and signal response quality. Using this system, acoustic and vibration response signals of eggs under excitation can be stably acquired, from which frequency-domain signal characteristic variables were extracted for fusion modeling. Based on a feature-level fusion strategy, both CARS-PLSR and PCA-PLSR regression models were constructed to predict three quality indicators: shell thickness, breaking strength, and shell stiffness. Validation results demonstrated: the CARS-PLSR model achieved $R_p=0.847$, RMSEP=0.013 0 mm, RPD=1.84 for shell thickness prediction; the PCA-PLSR model achieved $R_p=0.816$, RMSEP=3.56 N, RPD=1.73 for strength prediction, and $R_p=0.859$, RMSEP=7.34 N/mm, RPD=1.93 for stiffness prediction, all reaching high prediction accuracy. Furthermore, SHAP-based model interpretation was conducted on the optimal fusion models for the three

收稿日期: 2025-07-08 修回日期: 2025-08-17

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFD2000901)、国家自然科学基金项目(32372426)和湖北省重点研发计划项目(2024BBB051)

作者简介: 王巧华(1970—),女,教授,博士生导师,主要从事农畜产品无损检测技术及装备研究,E-mail: wqh@mail.hzau.edu.cn

quality indicators, revealing the auxiliary contribution of vibration features in the fusion modeling process. The results verified the feasibility and effectiveness of fusing acoustic and vibration signals for the non-destructive multi-indicator detection of eggshell quality, providing technical support for quality grading and inspection of egg products.

Key words: eggshell quality; acoustic vibration; multi-sensor system; feature fusion; non-destructive testing

0 引言

鸡蛋作为一种重要的食品资源,因其丰富的营养价值在日常生活被广泛食用。蛋壳作为鸡蛋的“保护膜”,可以有效防止物理损伤和微生物入侵^[1]。鸡蛋在生产到包装过程会受到各种冲击和摇晃,导致蛋壳破裂,从而环境中微生物易入侵鸡蛋内部,导致鲜蛋变质^[2]。蛋壳质量指标主要包括蛋壳强度、刚度以及厚度。蛋壳强度、刚度越高,鸡蛋在储存和运输过程中的抗挤压性和抗震动性就越强,破损风险更低;较厚且均匀的蛋壳有利于减少微生物入侵,保证鸡蛋内部品质^[3]。因此,蛋壳质量成为检验鸡蛋质量的重要指标,实现蛋壳质量的有效评估不仅对发掘与壳质性状相关的优良基因,为选育蛋壳坚固、运输损耗率低的优质蛋鸡提供数据支撑,而且可以提升工业化生产中鸡蛋质量的稳定性和商品蛋合格率,从而确保高质量鸡蛋到达消费者手中。

传统的蛋壳质量测定方法多为破坏性测试,操作繁琐、效率低,难以满足现代禽蛋工业对快速、无损检测的需求。蛋壳厚度常用螺旋测微器测量打碎后的蛋壳^[4-5];蛋壳强度通过静态压缩试验测定^[6-7];蛋壳刚度分静态和动态维度,静态刚度(K_{stat})用通用拉伸-压缩试验机测定,依据力-变形曲线斜率计算^[8],动态刚度(K_{dyn})基于禽蛋受冲击振动响应特性构建数学模型^[9]。Eissa 等^[10]研究表明蛋壳破损强度是最常用的质量评价标准,其与多种蛋壳性质(如壳厚、壳质量、静态刚度、变形)显著相关。

为突破上述局限,光谱与声振无损技术成为研究热点。光谱技术由于其快速、非破坏性的特点,在蛋壳质量检测领域得到广泛应用,熊欢等^[11]基于近红外漫反射光谱建立的多元散射校正-PLSR 模型,对厚度预测模型相关系数 R 为 0.81。Dong 等^[12]采用可见-近红外透射光谱(VIS/NIR)测定蛋壳厚度,所构建 PLS 模型校正集和预测集的 R 分别为 0.86 和 0.84。Xie 等^[13]通过高光谱成像预测蛋壳强度,PLS 和 RC-PLS 模型 R 分别为 0.835 和 0.841。然而,光谱法准确性仍受限于鸡蛋复杂的结构特性。

相比之下,声学振动技术通过机械激励可敏感反映蛋壳结构差异,展现出更强的检测潜力。Lin 等^[14]和 Sun 等^[15]通过 PLS 模型结合频域特征提取实现了蛋壳强度的有效预测。De Ketelaere 等^[16]应用赫兹接触理论无损评估蛋壳刚度, R 可达 0.85;后续通过引入麦克风与冲击参数进一步提高检测效率^[17]。然而,现有研究多聚焦于单一质量指标的检测,尚难实现蛋壳质量多指标的综合评估。

近几年,多传感器融合技术在农产品品质检测中展现出显著优势。Fathizadeh 等^[18-19]利用声音与振动传感器进行苹果硬度分析与保质期分类,融合方法使分类准确率提升 10% ~ 19.8%。Pourkhak 等^[20]通过分析冲击或敲击后产生的力学或声学信号对猕猴桃进行硬度预测,特征融合使标准差比从 2.22 升至 2.51,充分验证了多传感器协同的优越性。

为此,本文提出一种以声学信号为主、振动信号为辅的多传感器融合策略,旨在实现蛋壳强度、刚度与厚度多指标的同步无损评估。设计一套基于电磁激励的多传感器蛋壳质量检测系统,通过采集蛋壳在激励条件下的声学与振动信号,开展电磁激励高度参数优化、不同蛋壳质量水平下声振频域特征对比分析、声振频域特征与蛋壳质量指标的相关性分析;在此基础上,基于特征级融合策略构建蛋壳质量多指标的回归预测模型,并结合 SHAP 方法揭示振动信号在提升模型预测精度中的潜在作用,以期鸡蛋质量无损检测与分级提供技术支撑。

1 材料和方法

1.1 试验系统

为实现对激励鸡蛋后产生的声学信号与振动信号的同步采集,基于声振技术设计并开发了一套鸡蛋激励与信号采集系统,整体结构如图 1 所示,主要由检测系统和隔音箱 2 部分组成。隔音箱采用亚克力板和铝型材组装,并在内壁铺设了隔音棉以有效抑制外界环境噪声干扰,同时提供稳定结构支撑以减少设备晃动,确保检测精度。

检测系统包括电磁激励机构、麦克风传感器、数据采集卡、加速度传感器、动态信号分析仪和集成采集平台。电磁激励机构包括电磁线圈、激励管道和

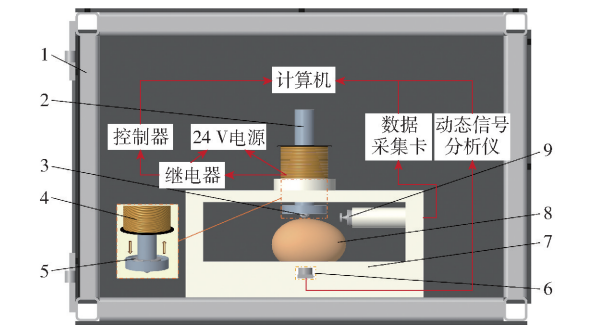


图1 鸡蛋激励与信号采集系统整体结构示意图

Fig.1 Schematic of overall structure of egg excitation system

1. 隔音箱 2. 管道 3. 钢球 4. 电磁线圈 5. 环形磁铁 6. 加速度传感器 7. 集成采集平台 8. 鸡蛋样本 9. 麦克风传感器

驱动电路3部分。驱动电路利用单片机控制继电器通断从而实现对电磁线圈的电流控制。激励管道下部装有钢球和环形磁铁,当电磁线圈通电时,通过磁力吸引使激励管道迅速向上运动,继而在断电失去吸力后,自由下落并带动钢球撞击鸡蛋,从而完成激励过程。为确保激励过程中的运动稳定性,激励管道的外径和电磁线圈骨架的内径设计保持紧密配合,以最大限度地保证管道垂直方向的自由下落。相较于传统的“通电冲击型”电磁激励方法,其在激励过程中持续依赖电磁力直接驱动撞击装置,存在电磁线圈长时间工作导致发热、磁力衰减的问题,从而降低激励一致性与系统寿命,并影响后续模型的泛化能力。而本文所提激励方案,仅需确保电磁力在通电瞬时具备足够吸引力即可,激励动作本质上为机械系统的自由落体运动,激励强度稳定,且不随电磁性能衰减而变化,有助于保障模型训练与实际检测过程之间的一致性,提高预测性能的稳定性与可靠性。

集成采集平台用于实现电磁激励机构、麦克风传感器、加速度传感器(PCB352C33型)、动态信号分析仪以及鸡蛋样本的集成布置。麦克风传感器选用YAV Z3型单项声音传感器,采集方向为传感器正前方110°锥面,具备较高的信噪比,可有效提升声学信号采集质量。激励发生时,麦克风传感器采集到的模拟声信号经数据采集卡(Smacq USB-3000型)转换为数字信号,采样频率设为51.2 kHz,采样时长为1 s。同时,通过CoCo动态信号分析仪捕捉激励时的加速度传感器记录的振动信号,分析仪采样频率为10.2 kHz,采样时长与声音信号同步。数据采集卡和分析仪连接PC,将采集到的声音和振动信号传输到PC进行后续的处理与分析。

1.2 试验样本

从超市购买鸡蛋样本350枚,剔除其中破损或存在明显裂痕样本后,获得完整鸡蛋样本336枚。

其中,236枚鸡蛋用于声振信号数据采集和蛋壳质量指标常规对比数据采集,100枚鸡蛋用于电磁激励高度优化试验。考虑到鸡蛋存在一定个体差异,为评估声学振动信号采集样本在尺寸与质量方面的一致性,对其长轴、短轴及质量等外观与物理指标进行统计分析,结果如表1所示。长轴、短轴和质量变异系数分别为2.88%、2.20%和5.28%,均低于10%,表明样本间的尺寸与质量差异相对较小,整体分布较为集中,具备较好的代表性和一致性,适用于建模与分析。在采集过程,由于采集平台设计时,鸡蛋样本放置位置固定于电磁激励机构正下方,激励时铁球都会冲击到鸡蛋赤道部位。后续鸡蛋蛋壳质量指标常规对比数据采集也针对于鸡蛋赤道进行。

表1 鸡蛋样本外观与物理指标统计

Tab.1 Statistical of egg sample appearance and physical parameters

参数	范围	均值	标准差
长轴长度/mm	48.29 ~ 62.81	57.77	1.66
短轴长度/mm	41.06 ~ 46.43	43.89	0.96
质量/g	53.66 ~ 70.43	62.36	3.29

1.3 电磁激励高度试验设计

为优化电磁激励参数,在确保鸡蛋结构完整性的前提下提升声学振动信号获取质量,开展针对激励高度的试验。考虑到鸡蛋尺寸(短轴长度为4~4.7 cm)的自然变异性,设定5个不同激励高度,即激励球与样本放置平台之间垂直距离分别为5、6、7、8、9 cm。由于激励球最终与蛋壳表面接触,实际激励高度应为设置高度减去鸡蛋短轴长度。

设计每一激励高度对应20枚鸡蛋,为评估信号响应效果及多次冲击对鸡蛋蛋壳结构的影响,每个样本在同一高度下进行3次激励,但仅采集首次冲击时声学振动信号用于信号质量分析,以避免结构疲劳对数据的干扰。完成信号采集后,对未破损蛋壳样本进一步开展质构试验分析,获得蛋壳断裂强度指标并评估其与激励高度之间的相关性,以评估不同激励强度对蛋壳结构安全性的潜在影响。信号质量评估以每组平均信噪比(SNR)作为定量指标,对不同激励高度下采集的信号进行比较分析。同时,蛋壳结构影响通过统计各高度下蛋壳破损率和完好鸡蛋平均断裂强度进行评估。

1.4 蛋壳质量指标常规对比数据测定

蛋壳强度和刚度常规对比数据的测定方法如图2所示,将鸡蛋水平放置于TMS-PRO型质构仪检测平台(Food Technology Corporation, 美国),

采用直径为 7 mm 的圆形压板以速度 10 mm/min 对鸡蛋样本进行压缩,当鸡蛋发生破裂时自动停止压缩。从质构试验得到的鸡蛋压缩力-位移曲线(图 3)可得鸡蛋蛋壳断裂强度(F_s)和静态刚度(K_s),其中, F_s 为鸡蛋在压缩破碎前所承受的最大压缩载荷, K_s 为鸡蛋压缩时力-位移曲线呈线性阶段斜率。

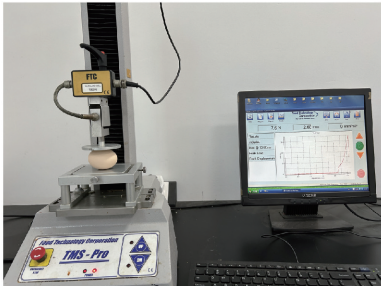


图 2 质构仪检测平台

Fig. 2 Texture analyzer detection platform

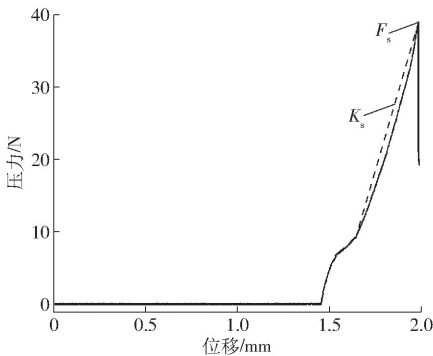


图 3 鸡蛋压缩力-位移曲线

Fig. 3 Egg compression force - displacement curve

蛋壳厚度常规对比数据采集:每枚鸡蛋在赤道区域均匀选取 3 个位置,使用螺旋测微仪测量蛋壳厚度,并取平均值作为鸡蛋蛋壳厚度(T_h)。

试验样本数据按照 SPXY 算法,按比例 3:1 划分为训练集和验证集,训练集共 177 个样本,验证集共 59 个样本。训练集和验证集蛋壳质量指标(F_s 、 K_s 、 T_h)统计结果见表 2。需注意的是,蛋壳质量 3 个指标数据集划分独立进行,各指标间数据划分结果互不共享。

表 2 数据集蛋壳质量指标常规对比数据测量结果

Tab.2 Measurement results of eggshell quality indices in dataset

蛋壳质量指标	数据集	范围	均值	标准差
F_s /N	训练集	20.1 ~ 62.0	40.1	7.3
	验证集	20.0 ~ 50.9	37.8	6.2
K_s /(N·mm ⁻¹)	训练集	53.35 ~ 132.04	98.79	14.54
	验证集	63.22 ~ 121.19	91.46	14.16
T_h /mm	训练集	0.264 ~ 0.423	0.354	0.024
	验证集	0.270 ~ 0.387	0.335	0.024

1.5 声学振动信号数据分析

1.5.1 数据预处理

为确保获取的声学及振动信号具有良好的代表性与分析价值,对采集数据进行统一预处理操作。由于数据采集时间设置为 1 s,而鸡蛋实际激励响应主要集中在 0.2 s 以内,因此需对原始数据进行截取以提取有效信号片段。为了统一样本间信号长度,采用基于信号能量突变点的能量触发截取法,选取声音或振动信号能量突变点前 0.02 s 作为起始点,向后截取 0.2 s 信号作为有效分析区间。截取后,声音信号和振动信号点数分别为 10 240、2 048 点。为进一步提高信号质量,对截取后信号实施去噪处理。针对声音信号,设计了带通频率范围为 800 ~ 10 000 Hz 的六阶 IIR 带通滤波器,并采用双向零相位滤波以避免相位失真,使声音信号的波形及频谱特征更加清晰。而振动信号因采集设备(CoCo 振动信号分析仪)内置归一化、电荷放大与滤波模块,因此无需额外滤波处理。最终,采用快速傅里叶变换(FFT)将预处理后的时域信号转换为频域信号,以提取频谱特征供建模与分析。考虑到声音信号的数据量较大,为降低数据维度并突出主要频率成分,采用 4 096 点 FFT 并提取前 2 048 个正频率幅值分量。振动信号数据量较为适中,故直接进行 FFT,并提取其前 1 024 个正频率幅值分量。

1.5.2 频域信号分组

基于蛋壳质量指标的中位数,将样本分为高质量组与低质量组。对不同组别的声学及振动频域信号分别计算平均幅值谱,并通过频谱曲线直观展示 2 组在关键频段上的显著响应差异。以揭示声振信号与蛋壳质量的潜在关联性,进而筛选出与质量特征高度相关的频率区间。

1.5.3 频域特征提取

为了探究声音和振动信号与蛋壳质量指标检测的可行性,针对声音和振动的频域信号提取 11 个具有典型代表意义频域统计特征,包括平均值、能量、方差等。从这些统计特征,可大概了解信号基本特征,并探究其与蛋壳质量指标的潜在联系。采用皮尔逊(Pearson)相关性分析,分析频域统计特征与蛋壳质量指标之间的相关性。

1.5.4 有效频域特征选择

为提高回归模型预测精度与建模效率,对频域信号中与目标变量高度相关的特征进行筛选与提取。针对频域特征的高维性和冗余性,分别采用竞争性自适应重加权采样(CARS)特征选择算法与主成分分析(PCA)特征降维方法。CARS 算法通过模拟逐步回归过程,结合 Monte Carlo 采样和变量重要

性评估,能够有效筛选出与目标变量高度相关的特征,在声学振动领域已被广泛应用于频域特征的提取与建模^[21-22]。PCA 则通过线性变换提取表征样本方差的主要成分,在声学信号处理中同样常用于识别和保留最具代表性的特征变量^[23]。本研究根据不同蛋壳质量指标的建模表现,筛选出最适宜的特征处理策略,以最大程度保留与目标变量相关的信息,提升回归模型的整体性能与稳健性。

1.5.5 偏最小二乘回归模型(PLSR)

PLSR 是一种能够同时考虑自变量与因变量信息的多元回归方法,尤其适用于特征数量远大于样本数量且存在多重共线性的高维数据建模问题。PLSR 能够通过提取解释自变量和因变量方差信息的潜在变量,有效降低频域特征空间的复杂度并提升建模稳定性,因此被广泛应用于频谱信号、光谱分析等高维数据建模领域^[24-26]。本研究采用 PLSR 对分别声音和振动的频域信号进行回归建模,为避免潜变量选择导致的欠拟合或过拟合,通过 10 折交叉验证确定最佳潜变量数,以提升 PLSR 模型的泛化能力和预测精度。

1.5.6 支持向量回归(SVR)

SVR 是一种基于支持向量机(SVM)原理的监督建模方法,适用于小样本、高维度及非线性问题。通过引入核函数,SVR 能将输入特征映射至高维空间,从而实现对复杂关系的有效建模,也常用于回归任务中^[27-28]。本研究采用基于径向基函数(RBF)的支持向量回归模型对声音与振动信号的频域特征进行建模。为提升模型性能,采用贝叶斯优化方法自动选择正则化参数与核参数,并通过 10 折交叉验证评估模型表现,以实现最优的预测精度与泛化能力。

1.5.7 特征融合策略

为进一步提升蛋壳质量指标的预测效果,基于声学信号的最佳建模方法,进一步采用特征级融合策略,将声学与振动信号的频域特征拼接构建融合特征,从而实现多源信息协同建模。融合建模流程如图 4 所示。

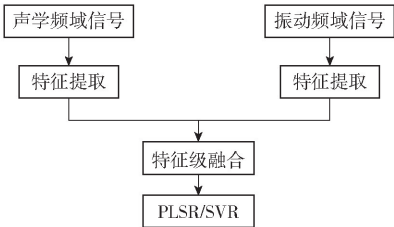


图 4 特征级融合建模流程

Fig. 4 Feature-level fusion modeling flowchart

1.5.8 SHAP 解释方法

SHAP(SHapley additive exPlanations) 是一种基

于博弈论的模型可解释性方法,用于量化各输入特征在模型预测过程中的贡献。2017 年,Lundberg 等^[29]提出 SHAP 框架,将 Shapley 值应用于机器学习,实现了特征贡献的可视化解释,为模型解释与优化提供了有效支持。

1.6 评价指标

采用训练集相关系数(R_c)和均方根误差(RMSEC),验证集相关系数(R_p)、均方根误差(RMSEP)以及残差预测偏差比(RPD)评估模型的预测性能。 R_c 和 R_p 用于衡量模型在训练集和验证集上的拟合优度, R_c 和 R_p 越接近 1,表明模型拟合效果越好。均方根误差(RMSE)为量化观测值与真实值之间差异的关键指标,反映模型预测误差,RMSE 越小,表明模型预测精度越高。RPD 是样本集真实值标准差与 RMSE 比值,用来综合评价模型预测稳健性,当 RPD 为 1.5~2.0 时,建立的模型被认为相对可靠,当 RPD 高于 2.0 时,建立的模型表现出优异的稳定性和适用性。

2 结果和讨论

2.1 激励高度对信号质量与结构完整性的影响

各激励高度下声学振动信号的平均信噪比、蛋壳断裂强度及破损率统计结果如表 3 所示。由表 3 可知,当激励高度为 5、6、7 cm 时,所有样本均未发生蛋壳破损。其中,高度 7 cm 下获得的声学振动信号的平均 SNR 高于 5 cm 和 6 cm,表明在结构安全前提下该高度可提供更优的信号质量。尽管在 8 cm 和 9 cm 条件下信号 SNR 存在进一步提高,但均出现不同程度蛋壳破损(图 5),特别在 9 cm 激励下,20 枚样本有 8 枚破损,部分样本在首次激励时即出现明显裂纹或孔洞;在 8 cm 下,破损率为 10%,且多出现在重复激励之后,破损形态以轻微孔洞为主,显示其结构风险相对较低但仍不容忽视。此外,在未破损的鸡蛋中,各激励高度下平均断裂强度保持稳定,说明在未造成结构损伤的前提下,激励并不会显著削弱蛋壳机械强度。

表 3 不同激励高度对信号质量与蛋壳结构完整性的影响

Tab.3 Effect of different excitation heights on signal quality and eggshell structural integrity

激励高度/ cm	声学 SNR/dB	振动 SNR/dB	平均断裂 强度/N	破损率/%
5	22.92	21.47	43.89	0
6	24.16	21.58	40.75	0
7	25.90	26.21	41.67	0
8	26.73	25.76	41.27	10
9	28.57	31.11	42.50	40

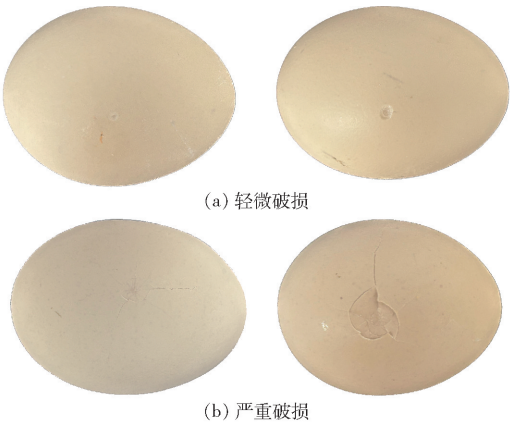


图 5 蛋壳破损程度

Fig. 5 Degree of eggshell damage

综合信号采集质量与蛋壳结构安全性,最终确定 7 cm 为最优激励高度。在此高度下,所有样本蛋壳保持完好,且信号具备良好的信噪特性,体现出在保障鸡蛋结构完整性的前提下,可实现高质量声学

2.2 声振信号

经预处理后的鸡蛋典型声学 and 振动信号如图 6 所示。从鸡蛋受激励后的时域信号可观察到明显的自由衰减振荡特性,初始响应幅值较大,随后信号能量逐渐衰减并趋于稳定,反映出鸡蛋结构具有一定阻尼特性。值得注意的是,在激励过程中,钢球与鸡蛋表面并非仅发生一次瞬时接触,而是由于惯性与

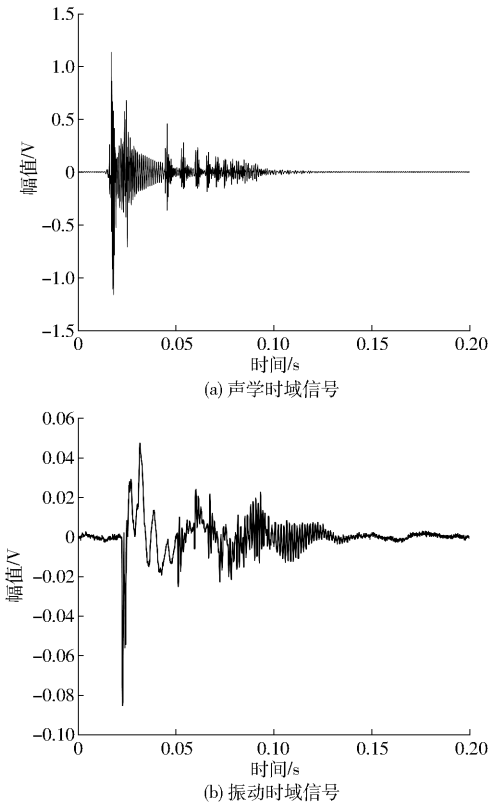


图 6 鸡蛋典型声学 and 振动信号

Fig. 6 Typical acoustic and vibration signals of eggs

结构反弹作用,在短时间内产生了多次间歇性接触。其中,首次接触激发的响应幅值最大,形成主激励峰;其后几次接触则引起幅值较小的附加振动响应,这在时域波形中表现为初期一系列幅度逐渐减小的脉冲波形。该现象表明,激励方式为多次冲击激励而非单次冲击激励,有助于激发鸡蛋结构在更广泛频率范围内的响应,从而获取更丰富的动力学信息。

2.3 不同蛋壳质量声振频域特征

为筛选出与质量特征高度相关的频率区间,基于已分组的高、低质量样本,对其声学 with 振动信号的平均幅值谱进行对比分析(图 7)。通过观察频谱在不同频率段的变换特性,分析不同蛋壳质量下声振响应特征的差异。为增强频谱对比清晰度与分析的有效性,对声音信号频谱中高频区域(> 10 000 Hz)和振动信号中 > 2 000 Hz 部分进行截取处理,因其未展现明显峰值且信号接近噪声水平。

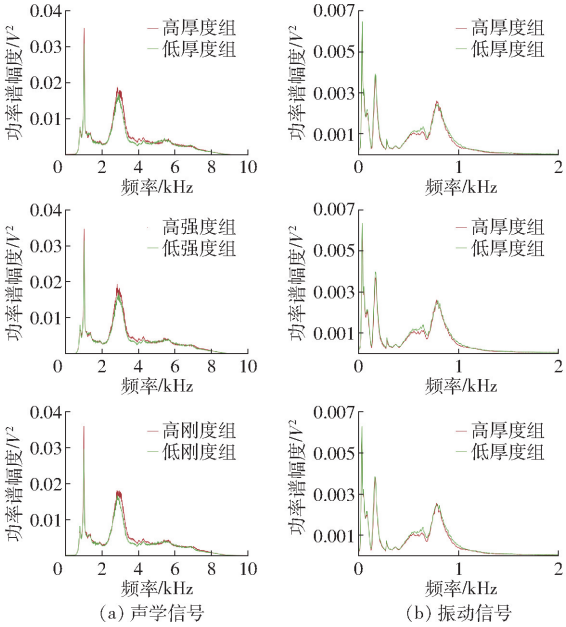


图 7 声振频域信号频谱曲线

Fig. 7 Frequency spectrum curves of acoustic and vibration signals

从图 7a 可见,声音频域信号在 1 037.5 Hz 处有明显的主导频率峰值,其中高质量组的峰值幅度更高、形态更尖锐。在 2 000 ~ 5 000 Hz 的中高频区域,2 组频谱能量差异表现更为明显,整体来看(0 ~ 8 000 Hz 范围内),高质量组幅值谱高于低质量组。这表明高质量蛋壳在受激励后,具有更强的声波共振能力和能量保持能力,可能源于高质量蛋壳结构致密、弹性更强,导致声波在内部传播时衰减较慢。从图 7b 可见,振动频域信号在 0 ~ 1 000 Hz 的整体表现与声音信号相反,高质量组在各频段的频谱幅值低于低质量组,尤以 500 ~ 700 Hz 区域差异最为显著。这种现象可能是由于高质量蛋壳在受到机械

激励后,其结构更稳固、能量损耗更快,导致机械振动在结构中传播距离短、持续时间低,从而在频域中表现为能量集中度下降和幅值减弱。综上,声音信号反映的是蛋壳结构对声波的响应能力,而振动信号则更直接体现了其机械响应与能量耗散特性,两者结合可更全面地揭示蛋壳结构质量的差异。基于此,后续分析和建模将重点关注声学信号的 0 ~ 10 000 Hz 和振动信号的 0 ~ 1 000 Hz 频段。

2.4 声振频域信号与蛋壳质量相关性分析

频谱对比分析显示,不同蛋壳质量对应的声振频域信号在多个频段存在显著差异,揭示了其与蛋壳质量的潜在统计关联。基于提取的频域特征参数,提取 11 个典型的频域特征参数(SF1 ~ SF11 和 ZF1 ~ ZF11 分别表示声学信号和振动信号能量、均值、方差、峰值、峰值频率、频谱质心、频谱滚降点、均方根、均方误差、频谱偏度和频谱峰度),并对其与蛋壳质量指标之间的相关性进行系统分析,结果如图 8 所示,其中,左下为声学频域信号相关性,右上为振动频域信号相关性。

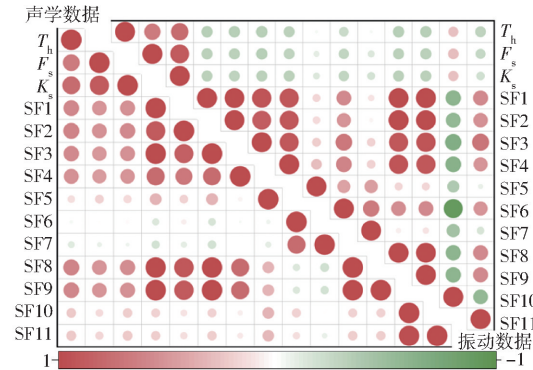


图 8 时频特征参数与蛋壳质量指标的相关性热力图
Fig. 8 Heatmap of correlations between time-frequency feature parameters and eggshell quality indicators

由图 8 可知,3 个蛋壳质量指标(T_h 、 F_s 和 K_s)之间具有显著的正相关性,反映了其在结构强度和力学性能上的内在联系。整体来说,声学频域信号相较于振动频域信号具有更好的相关性。此外,声学频域信号能量、均值、方差、峰值、均方根、均方误差频域特征与 3 个质量指标均表现出良好正相关性($R > 0.5$),其中均值与 T_h 、 F_s 和 K_s 相关性最高,分别为 0.61、0.52 和 0.57。振动频域信号能量、均值、方差、峰值、均方根、均方误差频域特征与 3 个质量指标均表现出一定负相关性($|R| > 0.3$),其中方差与 T_h 、 F_s 和 K_s 相关性最高,分别为 0.34、0.33 和 0.31。表明蛋壳结构强度与其声/振频域响应特征之间存在显著耦合关系,所设计激励装置采集的声/振信号对蛋壳质量指标预测的可行性。

2.5 基于声振频域信号的回归建模

基于前述分析结果可知,声学频域信号与蛋壳质量指标(T_h 、 F_s 、 K_s)之间呈现出更显著的相关性,因此本研究主要基于声学信号进行建模分析,并同步测试振动信号的建模效果。针对不同目标变量在原始特征空间中的分布特性及其建模表现,分别采用 CARS 和 PCA 方法进行预处理,并基于此构建 PLSR 与 SVR 模型,以提升模型的预测性能并比较建模效果。

各模型在 3 项蛋壳质量指标下性能表现如表 4 所示。整体来看,所构建模型对 3 项蛋壳质量指标均表现出一定预测能力,基于声音信号构建的模型明显优于基于振动信号的模型,PLSR 模型在 3 项指标中的多数配置下均优于 SVR,且 SVR 模型在训练时会出现过拟合现象,导致模型的置信度偏低。在基于声音频域信号建模情况下,CARS - PLSR 建模方法对 T_h 预测效果最好, T_h 验证集 R_p 、RMSEP 和 RPD 分别为 0.837、0.013 5 mm、1.78,PCA - PLSR 对 K_s 和 F_s 预测效果最好, K_s 验证集 R_p 、RMSEP 和 RPD 分别为 0.837、7.97 N/mm、1.75、 F_s 验证集 R_p 、RMSEP 和 RPD 分别为 0.781、3.98 N、1.61。相比之下,基于振动频域特征建模的结果显示其预测性能较弱,3 项指标中验证集的 R_p 最高仅约为 0.5,显著低于声音信号模型的表现。该结果符合预期,因为振动信号本研究设计为辅助信息,单独使用时难以充分反映蛋壳质量的关键特征。然而,振动信号携带的结构动态信息与声音信号互补,能够丰富模型的特征表达。

为了进一步提升蛋壳质量指标的预测精度,引用特征级融合策略,将声学与振动频域特征进行拼接处理,并基于此构建融合模型。在建模过程中,融合模型采用了在声音信号中表现最优的建模方法,以此评估振动信号在特征融合中的增益作用。特征融合消融试验结果如表 5 所示。由表 5 可知,声振融合模型 3 项蛋壳质量指标均优于单一声音特征模型,表现出更强的预测能力,尽管振动信号单独建模时预测能力有限,但其在与声学特征融合后,能在一定程度上提升模型的预测精度与稳健性,从而验证了振动信号作为辅助信息的有效性。

图 9 为融合特征建模后,3 项蛋壳质量指标在训练集与验证集上的预测值与实际值对应关系, K_s 预测模型在训练集($R_c = 0.871$ 、RMSEC 为 7.11 N/mm)和验证集($R_p = 0.859$ 、RMSEP 为 7.34 N/mm、RPD 为 1.93)取得了最好的预测效果,特征融合后的 PCA - PLSR 模型对 K_s 的预测精度提升 2.6%; T_h 预测模型

表 4 不同特征处理与建模方法下蛋壳质量指标建模性能

Tab. 4 Modeling performance of eggshell quality indicators using different feature processing and modeling methods								
蛋壳质量 指标	特征预处 理方法	建模方法	信号	训练集		验证集		
				R_c	RMSEC	R_p	RMSEP	RPD
T_h	原始	PLSR	声音	0. 823	0. 013 5 mm	0. 809	0. 017 1 mm	1. 43
			振动	0. 406	0. 025 9 mm	0. 213	0. 018 4 mm	0. 93
		SVR	声音	0. 994	0. 003 3 mm	0. 821	0. 016 5 mm	1. 48
			振动	0. 572	0. 023 8 mm	0. 237	0. 017 6 mm	1. 01
	CARS	PLSR	声音	0. 839	0. 013 2 mm	0. 837	0. 013 5 mm	1. 78
			振动	0. 433	0. 024 8 mm	0. 288	0. 017 8 mm	1. 00
		SVR	声音	0. 888	0. 012 0 mm	0. 816	0. 015 3 mm	1. 59
			振动	0. 463	0. 025 2 mm	0. 258	0. 016 9 mm	1. 02
	PCA	PLSR	声音	0. 827	0. 138 0 mm	0. 811	0. 015 3 mm	1. 55
			振动	0. 393	0. 026 1 mm	0. 252	0. 017 6 mm	0. 99
		SVR	声音	0. 816	0. 016 1 mm	0. 802	0. 017 5 mm	1. 49
			振动	0. 347	0. 026 6 mm	0. 218	0. 018 3 mm	0. 95
F_s	原始	PLSR	声音	0. 804	4. 08 N	0. 778	3. 98 N	1. 61
			振动	0. 667	5. 57 N	0. 398	5. 90 N	1. 00
		SVR	声音	0. 682	5. 93 N	0. 721	5. 23 N	1. 22
			振动	0. 519	7. 01 N	0. 339	4. 76 N	1. 06
	CARS	PLSR	声音	0. 691	6. 05 N	0. 639	4. 95 N	1. 29
			振动	0. 441	7. 02 N	0. 573	5. 12 N	1. 16
		SVR	声音	0. 687	5. 59 N	0. 671	4. 86 N	1. 35
			振动	0. 433	7. 11 N	0. 540	5. 27 N	1. 12
	PCA	PLSR	声音	0. 813	4. 36 N	0. 781	3. 98 N	1. 61
			振动	0. 543	6. 28 N	0. 506	5. 22 N	1. 13
		SVR	声音	0. 716	5. 45 N	0. 698	4. 79 N	1. 34
			振动	0. 416	7. 03 N	0. 514	5. 46 N	1. 08
K_s	原始	PLSR	声音	0. 837	8. 06 N/mm	0. 808	8. 90 N/mm	1. 62
			振动	0. 721	11. 23 N/mm	0. 330	10. 62 N/mm	0. 95
		SVR	声音	0. 990	2. 82 N/mm	0. 805	8. 91 N/mm	1. 62
			振动	0. 513	14. 22 N/mm	0. 320	9. 75 N/mm	1. 04
	CARS	PLSR	声音	0. 814	8. 55 N/mm	0. 715	10. 04 N/mm	1. 44
			振动	0. 422	14. 70 N/mm	0. 331	9. 64 N/mm	1. 05
		SVR	声音	0. 783	10. 19 N/mm	0. 751	10. 42 N/mm	1. 39
			振动	0. 416	14. 78 N/mm	0. 345	9. 64 N/mm	1. 05
	PCA	PLSR	声音	0. 859	7. 44 N/mm	0. 837	7. 97 N/mm	1. 75
			振动	0. 492	13. 52 N/mm	0. 316	11. 08 N/mm	1. 05
		SVR	声音	0. 890	7. 61 N/mm	0. 784	9. 55 N/mm	1. 51
			振动	0. 368	14. 49 N/mm	0. 218	11. 38 N/mm	1. 03

在训练集 ($R_c = 0. 848$ 、RMSEC 为 0. 012 9 mm) 和验证集 ($R_p = 0. 847$ 、RMSEP 为 0. 013 0 mm、RPD 为 1. 84) 取得了较好预测效果,融合后的 CARS – PLSR 模型对 T_h 的预测精度提升 1. 2% ; F_s 预测模型在训练集 ($R_c = 0. 830$ 、RMSEC 为 4. 09 N) 和验证集 ($R_p = 0. 816$ 、RMSEP 为 3. 56 N、RPD 为 1. 73) 的预测效果略差,但融合后的 PCA – PLSR 模型对 F_s 的预测精度提升最大,提升 4. 5% 。

2. 6 融合模型 SHAP 解释性分析

对 3 个质量指标最佳融合模型进行 SHAP 值的模型可解释性分析。SHAP 分析可为模型输出提供

全局可解释性,按特征的平均绝对 SHAP 值进行降序排列,反映各特征对模型输出的重要性程度。如图 10 所示,其中,S_PC 和 V_PC 分别表示声学 and 振动特征。分析结果显示,在各指标融合模型中,贡献度排名前 20 的特征中,声学特征占据主导地位,但振动特征亦在模型中发挥了不可忽视的作用。具体而言,在 T_h 的融合模型中,振动特征分别位列第 9、16、18 位;在 F_s 的融合模型中排第 13、16、18 位;在 K_s 的融合模型中,振动特征则位列第 15 位。这些振动特征在 SHAP 值空间中均表现出显著的梯度分布特征:即高特征值对应于更强的正向或负向贡献,而

表 5 特征融合前后的蛋壳质量指标预测消融结果

蛋壳质量 指标	建模方法	信号	变量数	训练集		验证集		
				R_c	RMSEC	R_p	RMSEP	RPD
T_h	CARS-PLSR	声音	7	0.839	0.013 2 mm	0.837	0.013 5 mm	1.78
		振动	2	0.433	0.024 8 mm	0.288	0.017 8 mm	1.00
		声音 + 振动	9	0.848	0.012 9 mm	0.847	0.013 0 mm	1.84
F_s	PCA-PLSR	声音	5	0.813	4.36 N	0.781	3.98 N	1.61
		振动	5	0.543	6.28 N	0.506	5.22 N	1.13
		声音 + 振动	8	0.830	4.07 N	0.816	3.56 N	1.73
K_s	PCA-PLSR	声音	7	0.859	7.44 N/mm	0.837	7.97 N/mm	1.75
		振动	3	0.492	13.52 N/mm	0.316	11.08 N/mm	1.05
		声音 + 振动	11	0.871	7.11 N/mm	0.859	7.34 N/mm	1.93

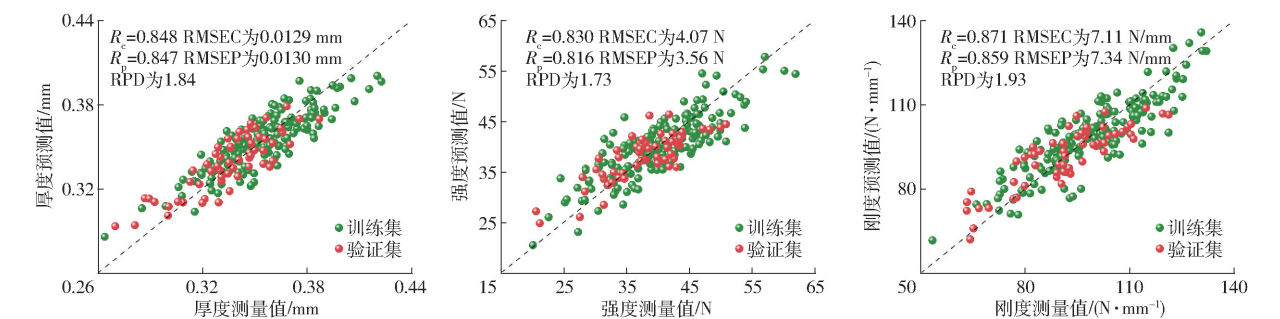


图 9 3 个质量指标在训练集和验证集上的预测值和真实值

Fig. 9 Predicted and actual values of three quality indicators on training and validation sets

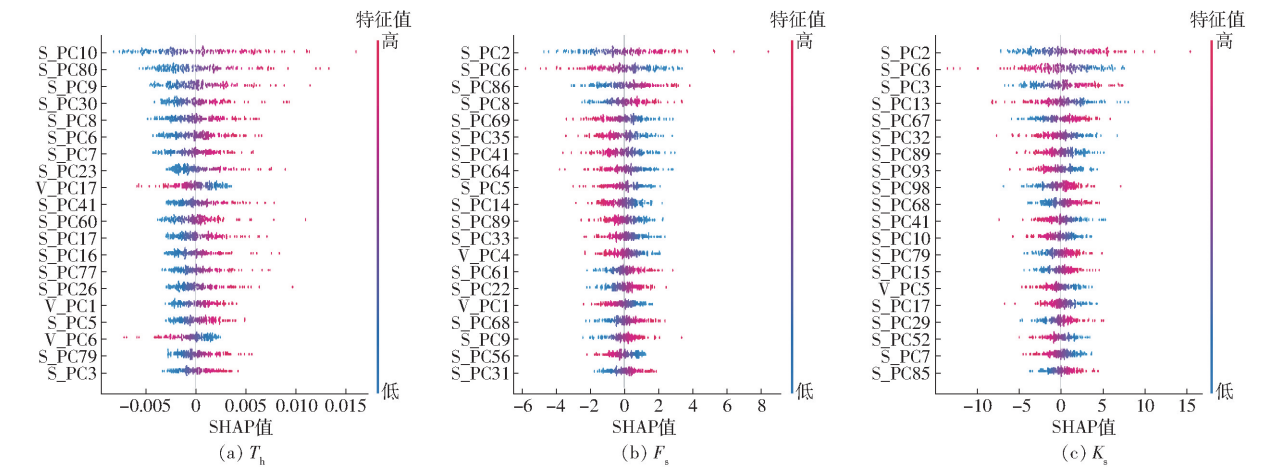


图 10 3 个质量指标融合预测模型 SHAP 值特征贡献

Fig. 10 SHAP feature contributions in fusion prediction models for three eggshell quality indicators

低特征值则趋于贡献减弱甚至反向,表明其在多样本条件下具有较强的局部一致性与解释稳定性。综上所述,尽管振动信号在单独建模时预测能力较弱,但在融合模型中并非冗余变量,而是可为模型提供有意义的补充信息,提高融合模型的预测精度,从而从可解释性的角度进一步验证了融合策略提升效果的合理性与非随机性。

综上所述,本文所提基于电磁激励的多传感器鸡蛋蛋壳质量评估系统可稳定采集声学与振动信号,能够有效反映蛋壳在不同质量指标下响应特征。频谱分析和特征参数的统计检验结果表明,所采集

声振信号在多个关键频段对蛋壳质量变化具有显著响应,验证了其在无损检测场景中的可行性与应用潜力。进一步结合特征级融合策略,构建了融合声学与振动频域特征的回归模型,显著提升了模型在多指标预测任务中的整体性能。相比于仅使用单一信号源所建立的模型,该融合模型显著提升了多指标(蛋壳强度 F_s 、厚度 T_h 、刚度 K_s) 预测任务的整体精度。与现有研究方法相比,所设计的激励系统采集到的声振动信号实现了对鸡蛋蛋壳质量指标的有效评估。在多项指标预测精度对比中: K_s 预测精度最高,较优于文献[13]的研究结果; T_h 次之,同样高

于文献[9]采用近红外光谱法获得的精度($R = 0.84$); F_s 预测精度相对较低,但仍明显高于文献[11]采用的声学方法结果($R = 0.771$)。研究表明,系统支持声振信号的同步采集与分析,实现对多个关键质量指标(如壳厚度、壳强度与刚度)的并行预测,有效应对传统检测方法中“多指标评估效率低”的难题,提升检测的整体通量与自动化水平。其次,本系统在硬件构架上采用模块化、低功耗设计,核心部件(电磁激励模块、声音和振动传感器)体积紧凑、安装灵活、具备良好的便携性与可扩展性,为构建便携式、低成本的鸡蛋品质检测设备提供了可行路径,特别适用于农场、蛋品加工前筛选等现场检测场景。同时,所使用的传感与驱动元件具备与工业控制单元灵活对接的适配能力。进一步而言,基于本研究构建的声振融合检测框架,企业可根据自身的生产场景与产品标准,灵活设定具体的检测指标(如以强度为主或厚度优先),并据此调整信号采集方式、特征提取流程与建模策略,实现面向目标应用的定制化检测方案,从而进一步提升系统的预测精度与评估稳定性,满足不同规模生产企业对检测效率与准确率的差异化需求。总的来说,本文提出的声振融合检测方法不仅在精度上实现了多指标预测性能的显著提升,同时在系统结构与部署策略方面具备良好的工程导向,兼具便携化与工业化两类应用场景的适配能力。研究成果为禽蛋蛋壳质量无损检测系统的实用化与产业推广提供了可行的技术路径与理论支撑。

3 结论

(1)构建了一套基于声振响应的鸡蛋激励与信号采集系统,能够实现鸡蛋壳声学与振动信号的快速、稳定获取。系统中设计的电磁激励机构,具有便于维修和更换的特点,为不同应用场景下的灵活部署提供了便利。为提升激励的稳定性,采用了断电自由冲击的激励方式,有效避免了冲击力把控不当使蛋壳造成破损,克服了传统电磁通电冲击激励方式在冲击距离控制、电磁线圈电参数配置及其寿命稳定性方面的诸多限制。在此基础上,对电磁激励高度参数进行了系统优化,在保障鸡蛋结构完整性的前提下,开展了针对激励高度的对比试验,确定了兼顾激励稳定性与信号响应质量的最佳高度。

(2)针对所采集的声振信号,基于声学和振动信号特征级融合的数据建立了 CARS-PLSR、PCA-PLSR 模型,实现了对鸡蛋蛋壳质量多指标(厚度、强度、刚度)的有效预测。结果表明,CARS-PLSR 模型对厚度预测在验证集 $R_p = 0.847$ 、RMSEP 为 0.013 0 mm、RPD 为 1.84,PCA-PLSR 模型对强度预测在验证集 $R_p = 0.816$ 、RMSEP 为 3.56 N、RPD 为 1.73,PCA-PLSR 模型对刚度预测在验证集 $R_p = 0.859$ 、RMSEP 为 7.34 N/mm、RPD 为 1.93。证明了融合声学与振动信息对蛋壳质量进行无损检测的可行性与有效性,为鸡蛋质量多指标综合评估提供了技术支撑,同时也为蛋壳质量实时检测提供了新的研究思路。

参 考 文 献

[1] Cordovil K P S, Pedroso I, Guimaraes A K V, et al. Analysis of the quality of eggs marketed in Santarém, Brazil[J]. Brazilian Journal of Poultry Science, 2023, 25(3):1-10.

[2] Damena A, Mikru A, Adane M, et al. Microbial profile and safety of chicken eggs from a poultry farm and small-scale vendors in Hawassa, Southern Ethiopia[J]. Journal of Food Quality, 2022, 2022(1): 7483253.

[3] Kamanli S, Demirtas S E, Onbasilar E E, et al. The effects of the breeder index value on the microscopic structure of egg shells, hatching results, and hybrid performance[J]. Tropical Animal Health and Production, 2021, 53(6): 557.

[4] 夏焕婷, 郑春田, 李凯潮, 等. 饲料添加槲皮素对产蛋后期蛋鸭产蛋性能、蛋壳力学特性和脂质代谢的影响[J]. 中国畜牧兽医, 2025, 52(7): 3126-3135.

Xia Huanting, Zheng Chuntian, Li Kaichao, et al. Effects of dietary quercetin supplementation on laying performance, eggshell mechanical properties and lipid metabolism in aged laying ducks[J]. China Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2025, 52(7): 3126-3135. (in Chinese)

[5] 曹然然, 许春红, 田凯元, 等. 不同产蛋期海兰褐父母代蛋种鸡蛋壳品质研究[J]. 中国畜牧杂志, 2024, 60(10): 359-362.

Cao Ranran, Xu Chunhong, Tian Kaiyuan, et al. Eggshell quality of Hy-Line Brown parent breeders at different laying periods [J]. Chinese Journal of Animal Science, 2024, 60(10): 359-362. (in Chinese)

[6] Zhang H D, Zhao X F, Ren Z Z, et al. Comparison between different breeds of laying hens in terms of eggshell translucency and its distribution in various ends of the eggshell[J]. Poultry Science, 2021, 100(12): 101510.

[7] Hao E Y, Wang D H, Chen Y F, et al. The relationship between the mTOR signaling pathway and ovarian aging in peak-phase and late-phase laying hens[J]. Poultry Science, 2021, 100(1): 334-347.

[8] Ketelaere B D, Govaerts T, Coucke P, et al. Measuring the eggshell strength of 6 different genetic strains of laying hens: techniques and comparisons[J]. British Poultry Science, 2002, 43(2): 238-244.

[9] Coucke C. Comparative analysis of the static and dynamic mechanical eggshell behaviour of a chicken egg[J]. International

- Conference on Noise and Vibration Engineering, 1999, 3:1497 – 1502.
- [10] Eissa A H A. Comparative eggshell stability assessment using three different non-destructive sensing instruments and breakage force strength[J]. Journal of Food Engineering, 2009, 93(4): 444 – 452.
- [11] 熊欢, 徐惠荣, 周万怀, 等. 蛋壳品质的近红外光谱检测分析[J]. 农业工程学报, 2013, 29(增刊1): 264 – 269.
Xiong Huan, Xu Huirong, Zhou Wanhui, et al. Detection of eggshell quality based on NIR spectra[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(S1): 264 – 269. (in Chinese)
- [12] Dong X, Tang X, Peng Y, et al. Nondestructive assessment of eggshell thickness by VIS/NIR spectroscopy[C] // 2017 ASABE Annual International Meeting, American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2017.
- [13] Xie C, He Y. External characteristic determination of eggs and cracked eggs identification using spectral signature[J]. Scientific Reports, 2016, 6(1): 21130.
- [14] Lin H, Zhao J, Sun L, et al. Stiffness measurement of eggshell by acoustic resonance and PLS models[J]. Journal of Food Engineering, 2011, 103(4): 351 – 356.
- [15] Sun L, Cai J, Lin H, et al. On-line estimation of eggshell strength based on acoustic impulse response analysis[J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2013, 18: 220 – 225.
- [16] De Ketelaere B, Corion M, Adriaens I, et al. Non-destructive eggshell strength assessment using hertz contact theory Part I: theory and applicability[J]. Foods, 2023, 12(6): 1189.
- [17] De Ketelaere B, Corion M, Adriaens I, et al. Non-destructive eggshell strength assessment using hertz contact theory—Part II: implementation and validation[J]. Foods, 2023, 12(6): 1340.
- [18] Fathizadeh Z, Aboonajmi M, Beygi S R H. Nondestructive firmness prediction of apple fruit using acoustic vibration response[J]. Scientia Horticulturae, 2020, 262: 109073.
- [19] Fathizadeh Z, Aboonajmi M, Hassan-Geygi S R. Classification of apples based on the shelf life using ANN and data fusion[J]. Food Analytical Methods, 2021, 14(4): 706 – 718.
- [20] Pourkhak B, Mireei S A, Sadeghi M, et al. Multi-sensor data fusion in the nondestructive measurement of kiwifruit texture[J]. Measurement, 2017, 101: 157 – 165.
- [21] Tian S, Wang J, Xu H. Firmness measurement of kiwifruit using a self-designed device based on acoustic vibration technology[J]. Postharvest Biology and Technology, 2022, 187: 111851.
- [22] Nan C, Zhi L, De L, et al. Detection of jelly orange granulation disease using a dual-input Resnet-Transformer model (DresT) based on acoustic vibration images and a novel acoustic vibration device[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2024, 132: 106337.
- [23] 左杰文, 彭彦昆, 李永玉, 等. 基于声学特性的西瓜糖度检测与分级系统研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊1): 316 – 323.
Zuo Jiewen, Peng Yankun, Li Yongyu, et al. Watermelon sugar content detection and grading system based on acoustic characteristics[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(S1): 316 – 323. (in Chinese)
- [24] Wen Y, Li Z, Ning Y, et al. Portable Raman spectroscopy coupled with PLSR analysis for monitoring and predicting of the quality of fresh-cut Chinese yam at different storage temperatures[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2024, 310: 123956.
- [25] Chen N, Liu Z, Zhang T, et al. Research on prediction of yellow flesh peach firmness using a novel acoustic real-time detection device and Vis/NIR technology[J]. LWT, 2024, 209: 116772.
- [26] 郭文川, 马恒, 龚城圩, 等. 基于可见/近红外光谱的中国北方苹果园土壤有机质含量检测方法[J]. 农业机械学报, 2026, 57(9): 350 – 357.
Guo Wenchuan, Ma Heng, Gong Chengwei, et al. Methods for detecting soil organic matter content of apple orchards in Northern China based on visible/near-infrared spectra[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(9): 350 – 357. (in Chinese)
- [27] 曹红亮, 王盼, 王卓超, 等. 基于中红外光谱与机器学习的生物炭表面碳氧元素及基团含量预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(4): 344 – 352.
Cao Hongliang, Wang Pan, Wang Zhuochao, et al. Modeling of carbon and oxygen elements and groups on biochar surface based on mid-infrared spectroscopy and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(4): 344 – 352. (in Chinese)
- [28] 臧宇, 张译之, 边鸿迪, 等. 基于可见-近红外光谱技术的阳光玫瑰糖度在线检测方法[J]. 农业机械学报, 2026, 57(4): 119 – 127, 150.
Zang Yu, Zhang Yizhi, Bian Hongdi, et al. Online detection method of shine muscat grape brix based on visible-near infrared spectroscopy technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(4): 119 – 127, 150. (in Chinese)
- [29] Lundberg S M, Lee S I. A unified approach to interpreting model predictions[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 4765 – 4774.