



(21) 申请号 202311725931.3

(22) 申请日 2023.12.15

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 117635461 A

(43) 申请公布日 2024.03.01

(73) 专利权人 华东交通大学

地址 330000 江西省南昌市经济技术开发区双港东大街808号

(72) 发明人 刘燕德 陈楠 刘智 赖庆荣

姜炳年 勒德祥 李斌 吴建

欧阳爱国

(74) 专利代理机构 四川三相专利代理事务所

(普通合伙) 51341

专利代理师 曾凯

(51) Int.Cl.

G06T 5/50 (2006.01)

G06T 5/20 (2006.01)

G06V 10/764 (2022.01)

G06V 10/774 (2022.01)

G06T 5/10 (2006.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 103713051 A, 2014.04.09

CN 106885847 A, 2017.06.23

审查员 荆苏丹

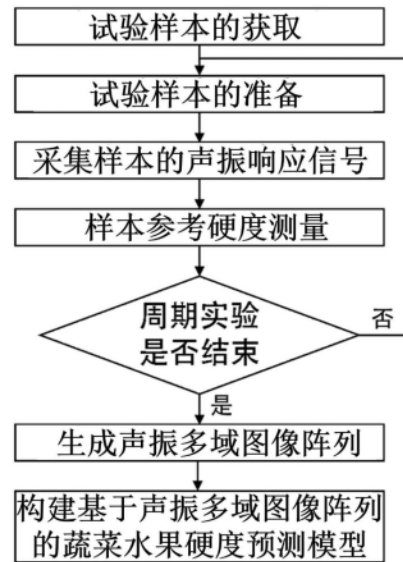
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54) 发明名称

一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法

(57) 摘要

本发明公开了一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,涉及蔬菜水果质地无损检测技术领域,具体为一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,包括以下具体步骤:步骤一:试验样本的获取;步骤二:试验样本的准备;步骤三:采集样本的声振响应信号;步骤四:样本参考硬度的测定;步骤五:周期实验;步骤六:生成声振多域图像阵列;步骤七:构建基于声振多域图像阵列的蔬菜水果硬度预测模型。该蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,可以充分提取蔬菜水果的声振响应信号中的时频信息和振动特性,从而实现精准预测蔬菜水果的硬度,建模方法预测精度高、效率高,可以实现快速精准预测蔬菜水果的硬度。



1. 一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,其特征在于:包括以下具体步骤:

步骤一:试验样本的获取:挑选一批外部无机械损伤、形状均匀的样本,将其作为待测样本;

步骤二:试验样本的准备:从所述的待测样本中随机挑选若干试验样本,并将其放入待测环境中;

步骤三:采集样本的声振响应信号:试验样本放置于共振喇叭的共振盘上,共振喇叭在激励信号的控制下进行振动;用微型激光多普勒测振仪采集水果振动响应信号,用麦克风采集水果的声音响应信号,通过数据采集卡将两路信号传输至计算机并保存;

步骤四:样本参考硬度的测定:沿着样本赤道处等间距取三个测点,使用质构仪测量这三个测点的参考硬度,取这三个硬度均值为参考硬度;样本参考硬度的数据上传至计算机并保存,某一样本的声振响应信号的数据与所述样本参考硬度的数据关联;

步骤五:周期实验:以 m 天为一个实验周期,共进行 k 个实验周期,每个周期重复步骤二至步骤四,从而得到若干用于试验的样本的声振响应信号和样本参考硬度的相关数据,其中 m 、 k 为大于等于1的自然数;

步骤六:生成声振多域图像阵列:将所述步骤五采集到的所有声振响应信号,通过S变换以及格拉姆角场转换为可以充分表达声振响应信号的时频特性和振动特性的声振多域图像阵列;

步骤七:构建基于声振多域图像阵列的蔬菜水果硬度预测模型:将步骤六生成的声振多域图像阵列作为蔬菜水果硬度预测模型的输入,再结合与样本声振响应信号相关联的参考硬度数据进行训练,得到用于蔬菜水果硬度预测的模型。

2. 根据权利要求1所述的一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,其特征在于:所述步骤三中,所述的激励信号由计算机发出后,经过功率放大器放大后控制共振喇叭振动,所述激励信号是正弦扫频信号,扫频输出增益为0.12,扫频速率为1400Hz/s,信号输出时间为1s。

3. 根据权利要求1所述的一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,其特征在于:所述步骤三中用微型激光多普勒测振仪采集样本表面的振动响应信号和用麦克风采集水果的声音响应信号的方式为:

微型激光多普勒传感器固定于三脚架上,激光发射头和接收口竖直向下,调节三脚架,使激光束聚焦于样本上表面,反射回的激光由微型激光多普勒测振仪接收处理,得到样本表面振动信息;麦克风通过三脚架固定在共振喇叭旁,测量样本的声音响应信号。

4. 根据权利要求1所述的一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,其特征在于:所述步骤四中,根据Magness-Taylor穿刺试验,在使用质构仪测量样本的参考硬度时,沿着样本赤道处等距离取三个测点,每个测点间隔 120° ,将直径为5mm的圆柱形探针以1mm/s的速度刺入样本中8mm,得到三条力-位移曲线;从每条曲线中提取从原点到最大力点的斜率作为硬度值,并取这三个硬度值的平均值为参考硬度值。

5. 根据权利要求1所述的一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,其特征在于:所述步骤六中的声振多域图像阵列包含样本声振响应信号的时频特性和振动特性。

6. 根据权利要求1所述的一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,其特征在于:所述步骤六中将声振响应信号生成声振多域图像阵列的具体步骤为:

首先将采集到的声振响应信号使用高通滤波过滤信号中的低频干扰信号;然后使用S变换将声振响应信号转换成中间时频数据矩阵,然后使用卷积块对中间时频数据矩阵降维,得到声音和振动S变换时频域图像;使用卷积块将声振响应信号降维,然后使用格拉姆角场将声振响应信号转换位格拉姆角场时域图像;使用快速傅里叶变换将声振响应信号转换为声振频域信号,再使用卷积块对声振频域信号降维,最后使用格拉姆角场将声振频域信号转换为格拉姆角场频域图;最后得到的声振多域图像阵列包含了声音和振动的S变换时频图、格拉姆角场时域图和格拉姆角场频域图。

7. 根据权利要求1所述的一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,其特征在于:所述步骤六中,将声振响应信号转换成声振多域图像阵列后,将所有声振多域图像阵列分为训练集和验证集,所述的训练集用于训练蔬菜水果硬度预测模型,验集用于验证训练后得到的模型的硬度预测性能。

8. 根据权利要求1所述的一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,其特征在于:所述步骤六中S变换的计算公式为:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) w(t - \tau, f) e^{-i2\pi f t} dt;$$

$$w(t - \tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-(t-\tau)^2 f^2}{2}};$$

其中, $w(t - \tau, f)$ 为高斯窗函数; τ 为平移因子,用于控制高斯窗函数在时间轴 t 上的位置; f 为频率; i 为虚数单位;

所述格拉姆角场的计算公式为:

$$GADF = \begin{bmatrix} \sin(\varphi_1 - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_1 - \varphi_n) \\ \sin(\varphi_2 - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_2 - \varphi_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\varphi_n - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_n - \varphi_n) \end{bmatrix}$$

其中, $\varphi_i = \arccos(\tilde{x}_i)$ $-1 \leq \tilde{x}_i \leq 1, \tilde{x}_i \in X$ 是声振响应信号中第 i 个角度值, $\tilde{x}_i$ 是声振响应信号中的第 i 个归一化后的数据点, n 表示时间序列长度。

9. 根据权利要求1所述的一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,其特征在于:所述步骤七中将声振多域图像阵列作为输入的模型,包括基于CNN、Transformer其中一种的深度学习模型。

10. 根据权利要求9所述的一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,其特征在于:所述声振多域图像阵列训练集和验证集的比例为3:1。

一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法

技术领域

[0001] 本发明涉及蔬菜水果质地无损检测技术领域,具体为一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法。

背景技术

[0002] 果实硬度是与果实成熟度密切相关的重要指标,快速、无损的检测的硬度对于确定蔬菜、水果的最佳收获时间、最佳食用时间、采后贮藏管理和品质分级十分重要。传统的硬度检测方法是Magness-Taylor穿刺试验,其被认为是硬度测量的标准方法。但由于这种方法会破坏蔬菜、水果本身,无法应用于蔬菜和水果的硬度无损检测和在线分级。为此开发了多种蔬菜、水果硬度无损检测技术,包括可见/近红外光谱、空间分辨反射光谱、核磁共振、声学振动法。

[0003] 其中,声学振动法是蔬菜、水果硬度检测最为常见的方法之一。

[0004] 蔬菜和水果的声振信息与其物理特性(例如:弹性模量、形状、大小、重量等)密切相关,其用于预测果实硬度的效果很大程度上取决于振动特征参数的选取和建模方法。在以往的研究中,大多侧重于采用共振频率来预测水果硬度,例如 $f_1^2 m^{\frac{2}{3}}$ 、 $f_2^2 m^{\frac{2}{3}}$ 、 $f_2^2 d^2$ 、共振频率的峰值(A)、弹性模量(EI)等(f_1 、 f_2 是水果的第一、第二共振频率,m是果实重量,d是果实的直径)。然而,蔬菜和水果的共振频率通常受大小、重量和形状等多重因素影响,使用上述参数来预测硬度往往由于信息量不足导致结果不够准确。

[0005] 在已有的特征参数提取和建模算法研究中,一般使用一维数据作为输入进行建模预测水果的质地参数。目前,振动信号数据转化为时频图像可以更充分反映振动信号的能量分布和时频特征,该方法已成功用于各种机器的故障诊断,但其在蔬菜和水果质地参数预测中的应用可行性尚未探索。将声振响应信号转换为声振多域图像阵列可以充分包含果实声振响应信号中的振动信息以及振动特性,以声振多域图像阵列和深度学习模型构建蔬菜水果硬度预测模型相较于使用共振参数和传统机器学习算法构建的蔬菜水果硬度预测模型具有更高的预测精度。因此本发明首先将声振响应信号转换为声振多域图像阵列,通过深度学习模型提取声振多域图像阵列中的时频特征信息和水果的振动特性并建立蔬菜水果硬度预测模型,从而达到精确预测蔬菜和水果的硬度。

发明内容

[0006] 针对现有技术的不足,本发明提供了一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,解决了上述背景技术中提出现有预测模型中采用共振参数或者一维数据进行建模,导致硬度预测精度较低的问题。

[0007] 为实现以上目的,本发明通过以下技术方案予以实现:一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,包括以下具体步骤:

[0008] 步骤一:试验样本的获取:挑选一批外部无机械损伤、形状均匀的样本,将其作为待测样本;

[0009] 步骤二: 试验样本的准备: 从所述的待测样本中随机挑选若干试验样本, 并将其放入待测环境中;

[0010] 步骤三: 采集样本的声振响应信号: 试验样本放置于共振喇叭的共振盘上, 共振喇叭在激励信号的控制下进行振动; 用微型激光多普勒测振仪采集水果振动响应信号, 用麦克风采集水果的声音响应信号, 通过数据采集卡将两路信号传输至计算机并保存;

[0011] 步骤四: 样本参考硬度的测定: 沿着样本赤道处等间距取三个测点, 使用质构仪测量这三个测点的参考硬度, 取这三个硬度均值为参考硬度; 样本参考硬度的数据上传至计算机并保存, 某一样本的声振响应信号的数据与所述样本参考硬度的数据关联;

[0012] 步骤五: 周期实验: 以 m 天为一个实验周期, 共进行 k 个实验周期, 每个周期重复步骤二至步骤四, 从而得到若干用于试验的样本的声振响应信号和样本参考硬度的相关数据, 其中 m 、 k 为大于等于1的自然数;

[0013] 步骤六: 生成声振多域图像阵列: 将所述步骤五采集到的所有声振响应信号, 通过S变换以及格拉姆角场转换为可以充分表达声振响应信号的时频特性和振动特性的声振多域图像阵列;

[0014] 步骤七: 构建基于声振多域图像阵列的蔬菜水果硬度预测模型: 将步骤六生成的声振多域图像阵列作为蔬菜水果硬度预测模型的输入, 再结合与样本声振响应信号相关联的参考硬度数据进行训练, 得到用于蔬菜水果硬度预测的模型。

[0015] 可选的, 所述步骤三中, 所述的激励信号由计算机发出后, 经过功率放大器放大后控制共振喇叭振动, 所述激励信号是正弦扫频信号, 扫频输出增益为0.12, 扫频速率为1400Hz/s, 信号输出时间为1s。

[0016] 可选的, 所述步骤三中用微型激光多普勒测振仪采集样本表面的振动响应信号和用麦克风采集水果的声音响应信号的方式为:

[0017] 微型激光多普勒传感器固定于三脚架上, 激光发射头和接收口竖直向下, 调节三脚架, 使激光束聚焦于样本上表面, 反射回的激光由微型激光多普勒测振仪接收处理, 得到样本表面振动信息; 麦克风通过三脚架固定在共振喇叭旁, 测量样本的声音响应信号。

[0018] 可选的, 所述步骤四中, 根据Magness-Taylor穿刺试验, 在使用质构仪测量样本的参考硬度时, 沿着样本赤道处等距离取三个测点, 每个测点间隔 120° , 将直径为5mm的圆柱形探针以1mm/s的速度刺入样本中8mm, 得到三条力-位移曲线; 从每条曲线中提取从原点到最大力点的斜率作为硬度值, 并取这三个硬度值的平均值为参考硬度值。

[0019] 可选的, 所述步骤六中的声振多域图像阵列包含样本声振响应信号的时频特性和振动特性。

[0020] 可选的, 所述步骤六中将声振响应信号生成声振多域图像阵列的具体步骤为:

[0021] 首先将采集到的声振响应信号使用高通滤波过滤信号中的低频干扰信号; 然后使用S变换将声振响应信号转换成中间时频数据矩阵, 然后使用卷积块对中间时频数据矩阵降维, 得到声音和振动S变换时频域图像; 使用卷积块将声振响应信号降维, 然后使用格拉姆角场将声振响应信号转换位格拉姆角场时域图像; 使用快速傅里叶变换将声振响应信号转换为声振频域信号, 再使用卷积块对声振频域信号降维, 最后使用格拉姆角场将声振频域信号转换为格拉姆角场频域图; 最后得到的声振多域图像阵列包含了声音和振动的S变换时频图、格拉姆角场时域图和格拉姆角场频域图。

[0022] 可选的,所述步骤六中,将声振响应信号转换成声振多域图像阵列后,将所有声振多域图像阵列分为训练集和验证集,所述的训练集用于训练蔬菜水果硬度预测模型,验集用于验证训练后得到的模型的硬度预测性能。

[0023] 可选的,所述步骤六中S变换的计算公式为:

$$[0024] \quad S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) w(t - \tau, f) e^{-i2\pi ft} dt;$$

$$[0025] \quad w(t - \tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-(t-\tau)^2 f^2}{2}};$$

[0026] 其中, $w(t-\tau, f)$ 为高斯窗函数; τ 为平移因子,用于控制高斯窗函数在时间轴 t 上的位置; f 为频率; i 为虚数单位。

[0027] 所述格拉姆角场的计算公式为:

$$[0028] \quad GADF = \begin{bmatrix} \sin(\varphi_1 - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_1 - \varphi_n) \\ \sin(\varphi_2 - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_2 - \varphi_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\varphi_n - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_n - \varphi_n) \end{bmatrix}$$

[0029] 其中, $\varphi_i = \arccos(\tilde{x}_i) - 1 \leq \tilde{x}_i \leq 1, \tilde{x}_i \in X$ 是声振响应信号中第 i 个角度值, $\tilde{x}_i$ 是声振响应信号中的第 i 个归一化后的数据点, n 表示时间序列长度。

[0030] 可选的,所述步骤七中将声振多域图像阵列作为输入的模型,包括基于CNN、Transformer其中一种的深度学习模型。

[0031] 可选的,所述声振多域图像阵列训练集和验证集的比例为3:1。

[0032] 本发明提供了一种蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,具备以下有益效果:

[0033] 该蔬菜水果硬度预测模型的建模方法,将声振响应信号转换为声振多域图像阵列,可以充分包含果实声振响应信号中的振动信息以及振动特性,从而使声振信号的有益信息得到充分表达;同时通过深度学习模型提取声振多域图像阵列中的时频特征信息和水果的振动特性并建立蔬菜水果硬度预测模型,从而达到精确预测蔬菜和水果的硬度。

附图说明

[0034] 图1为该蔬菜水果硬度预测模型的建模方法中建模方法流程示意图;

[0035] 图2为该蔬菜水果硬度预测模型的建模方法中实施例不同硬度的黄桃声音频谱响应曲线示意图;

[0036] 图3为该蔬菜水果硬度预测模型的建模方法中实施例不同硬度的黄桃振动频谱响应曲线示意图;

[0037] 图4为该蔬菜水果硬度预测模型的建模方法中实施例参考硬度示例示意图;

[0038] 图5为该蔬菜水果硬度预测模型的建模方法中实施例声振响应信号生成声振多域图像阵列过程示意图;

[0039] 图6为该蔬菜水果硬度预测模型的建模方法中实施例不同模型对预测集样本的预测硬度和参考硬度结果示意图。

具体实施方式

[0040] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。

[0041] 在本发明的描述中,需要说明的是,除非另有明确的规定和限定,术语“相连”、“连接”应做广义理解,例如,可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或一体地连接;可以是机械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本发明中的具体含义。

[0042] 本发明提供的蔬菜水果硬度预测模型的建模方法对于不同蔬菜水果的硬度预测具有通用性,以黄桃为例,介绍本发明用于黄桃硬度预测模型建立的实施过程,其他蔬菜和水果硬度预测可以参考该实施例,建立相应的蔬菜、水果硬度预测模型,即可实现不同蔬菜、水果的硬度预测。

[0043] 步骤如下:

[0044] 步骤一:试验样本的获取:挑选一批外部无机械损伤、形状均匀的样本,将其作为待测样本;

[0045] 具体地,在市场采集同一批次、无虫蛀、无畸形、无外部损伤的黄桃,剔除在运输过程中损坏的黄桃,对剩下的534个黄桃进行编号、称重后,保存在0℃、相对湿度80%-90%的冷库中。

[0046] 本发明的样本可以是番茄、萝卜、土豆、苹果、梨、黄桃、猕猴桃等。

[0047] 步骤二:试验样本的准备:从的待测样本中随机挑选若干试验样本,并将其放入待测环境中;

[0048] 具体地,随机从保存在冷库中黄桃样本中随机取出89个样本,提前12h放到待测环境中。

[0049] 步骤三:采集样本的声振响应信号:试验样本放置于共振喇叭的共振盘上,共振喇叭在激励信号的控制下进行振动;用微型激光多普勒测振仪采集水果振动响应信号,用麦克风采集水果的声音响应信号,通过数据采集卡将两路信号传输至计算机并保存;

[0050] 具体地,激励信号由计算机发出后,经过功率放大器放大后控制共振喇叭振动,激励信号是正弦扫频信号,起始频率为100Hz,终止频率为1500Hz,扫频输出增益为0.12,扫频速率为1400Hz/s,信号输出时间为1s;黄桃位于共振喇叭的共振盘上,共振喇叭在激励信号的控制下产生振动;

[0051] 使用的微型激光多普勒测振仪和麦克风分别测量水果表面的振动以及水果受激励产生的声音的具体方式为:微型激光多普勒传感器固定于三脚架上,激光发射头和接收口竖直向下,调节三脚架,使激光束聚焦于样本上表面,反射回的激光由微型激光多普勒测振仪接收处理,得到样本表面振动信息;麦克风通过三脚架固定在共振喇叭旁,测量样本的声音响应信号。采样频率为8192Hz;图2和图3分别显示了不同硬度黄桃样本的声音频谱响应曲线和振动频谱响应曲线;

[0052] 步骤四:样本参考硬度的测定:沿着样本赤道处等间距取三个测点,使用质构仪测量这三个测点的参考硬度,取这三个硬度均值为参考硬度;样本参考硬度的数据上传至计算机并保存,某一样本的声振响应信号的数据与样本参考硬度的数据关联;

[0053] 具体地,根据Magness-Taylor穿刺试验,在使用质构仪测量样本的参考硬度时,沿

着样本赤道处等距离取三个测点,每个测点间隔 120° ,将直径为5mm的圆柱形探针以1mm/s的速度刺入样本中8mm,得到三条力-位移曲线;从每条曲线中提取从原点到最大力点的斜率作为硬度值,并取这三个硬度值的平均值为参考硬度值;图4显示了Magness-Taylor穿刺试验得到的力-位移曲线以及参考硬度示例。

[0054] 步骤五:周期实验:以m天为一个实验周期,共进行k个实验周期,每个周期重复步骤二至步骤四,从而得到若干用于试验的样本的声振响应信号和样本参考硬度的相关数据,其中m、k为大于等于1的自然数;

[0055] 步骤六:生成声振多域图像阵列:将步骤五采集到的所有声振响应信号,通过S变换以及格拉姆角场转换为可以充分表达声振响应信号的时频特性和振动特性的声振多域图像阵列;

[0056] 具体地,使用S变换将声振响应信号转换为时频图像;

[0057] 其计算公式如下:

$$[0058] \quad S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t)w(t - \tau, f)e^{-i2\pi ft} dt$$

$$[0059] \quad w(t - \tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-(t-\tau)^2 f^2}{2}}$$

[0060] 其中, $w(t - \tau, f)$ 为高斯窗函数; τ 为平移因子,用于控制高斯窗函数在时间轴t上的位置; f 为频率; i 为虚数单位。

[0061] 在生成黄桃的声振时频域图像过程中,首先使用S变换将黄桃声振响应信号转换成大小为 224×8192 的中间时频数据矩阵,然后使用卷积块Conv1对中间时频数据矩阵降维,得到 224×224 大小的声音和振动S变换时频域图像;

[0062] 为了进一步利用黄桃的时域和频域信号中的时频信息,使用格拉姆角场对一维时频信号进行编码,生成格拉姆角场时域和频域图像;

[0063] 其计算公式如下:

$$[0064] \quad GADF = \begin{bmatrix} \sin(\varphi_1 - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_1 - \varphi_n) \\ \sin(\varphi_2 - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_2 - \varphi_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\varphi_n - \varphi_1) & \cdots & \sin(\varphi_n - \varphi_n) \end{bmatrix}$$

[0065] 其中, $\varphi_i = \arccos(\tilde{x}_i) - 1 \leq \tilde{x}_i \leq 1, \tilde{x}_i \in X$ 是时间序列中第i个角度值, $\tilde{x}_i$ 是时间序列X中的第i个归一化后的数据点;

[0066] 首先使用卷积块Conv1将声振响应信号降维到大小为 1×224 的时域信号,使用格拉姆角场将时域信号编码成 224×224 声振GAF时域图像;然后声振响应信号经过快速傅里叶变换转换成声振频域信号,再经过卷积块Conv2降维成 1×224 的频域信号后,使用格拉姆角场将频域信号编码成 224×224 声振格拉姆角场频域图像;

[0067] 最后将生成的声振S变换时频图像、声振格拉姆角场时域图像和声振格拉姆角场频域图像叠加成大小为 $224 \times 224 \times 6$ 的三维声振多域图像阵列;图5为声振响应信号生成声振多域图像阵列的过程图。

[0068] 步骤七、构建基于声振多域图像阵列的蔬菜水果硬度预测模型:将步骤六生成的声振多域图像阵列作为蔬菜水果硬度预测模型的输入,再结合与样本声振响应信号相关联

的参考硬度数据进行训练,得到用于蔬菜水果硬度预测的模型;

[0069] 具体地,以声振多域图像阵列作为模型的输入,构建基于声振多域图像的SwinTransformer模型来检测水果内部病变;为了衡量SwinTransformer模型和黄桃硬度预测能力,使用VisionTransformer模型和Resnet50模型与之进行对比;在模型训练过程中,设置的batchsize大小为64,学习率分别为0.0001、0.001和0.0005,epoch值为100;这三个模型的训练集结果和预测集结果见表1;从表1可知,SwinT模型在训练集和预测集上的黄桃硬度预测结果均好于ViT模型和Resnet50模型,SwinT模型在预测集上的 R_p^2 、 $RMSE_p$ 和 RPD_p 分别为0.951、0.515N/mm和4.524,比ViT模型和Resnet50模型的 R_p^2 分别高出0.021和0.035, $RMSE_p$ 分别低0.101N/mm和0.160N/mm, RPD_p 分别高0.742和1.072,表明了SwinT模型在黄桃硬度预测上的泛化能力和预测精度均比ViT模型和Resnet50模型要好,这可能是SwinT模型相较于ViT模型和Resnet50模型可以从声振多域图像阵列中提取更多的全局和局部的振动特性和时频信息;图6为这三个模型对预测集中的黄桃硬度预测结果,可以看出这三个模型对黄桃硬度预测结果都较好,其中,SwinT模型的预测结果 $R^2=0.951$,比ViT和Resnet50分别高出0.021和0.035,并且SwinT模型的预测值的线性拟合直线相较于标准线 $R^2=1$ 偏差最小;这表明了,使用SwinT模型可以充分提取声振多域图像阵列中的特征并实现对黄桃硬度的精准预测;因此该建模方法能够用于黄桃硬度预测模型的建立,并且模型具有较高的预测精度;

[0070] 表1三个模型的训练集和验证集的结果

模型	训练集			验证集		
	R_T^2	$RMSE_T$ (N/mm)	RPD_T	R_p^2	$RMSE_p$ (N/mm)	RPD_p
[0071] SwinT	0.998	0.081	24.444	0.951	0.515	4.524
ViT	0.998	0.097	20.412	0.930	0.616	3.782
Resnet50	0.980	0.262	7.557	0.916	0.675	3.452

[0072] 综上所述,本发明建立基于声振多域图像阵列的深度学习蔬菜水果硬度预测模型,有效利用了声振信号中的振动信息,提高了建模效率以及检测精度。

[0073] 以上所述,仅为本发明较佳的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,根据本发明的技术方案及其发明构思加以等同替换或改变,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

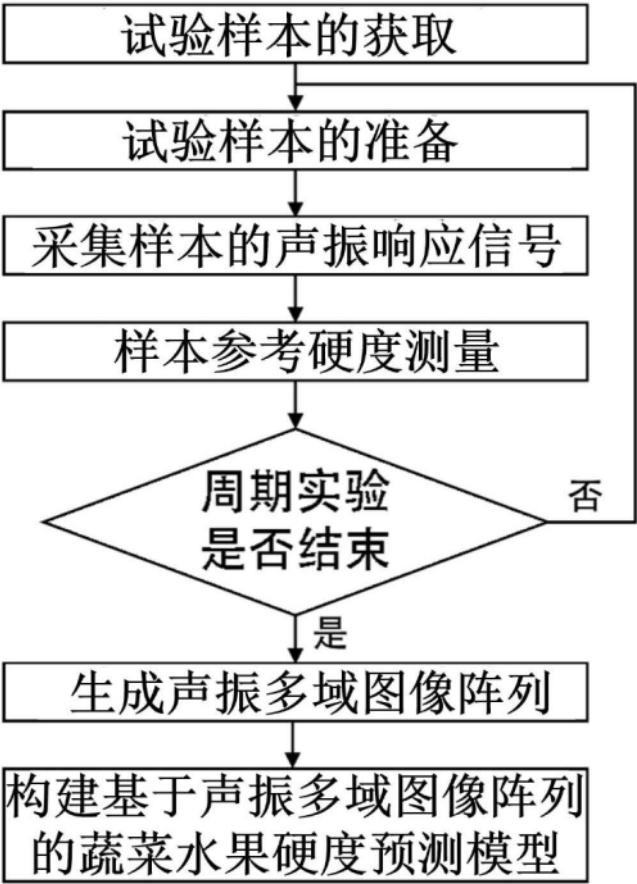


图1

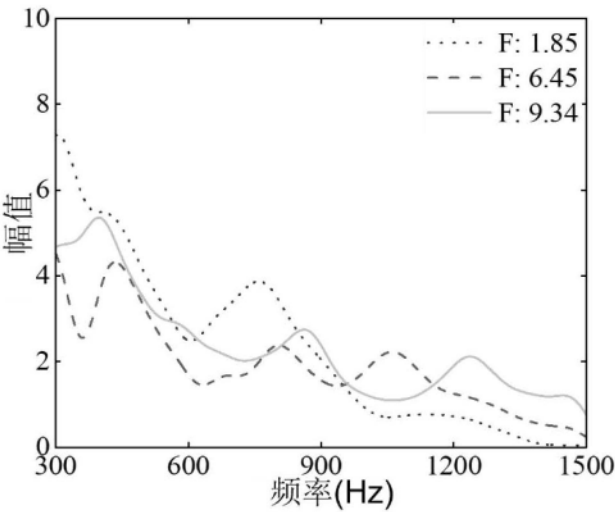


图2

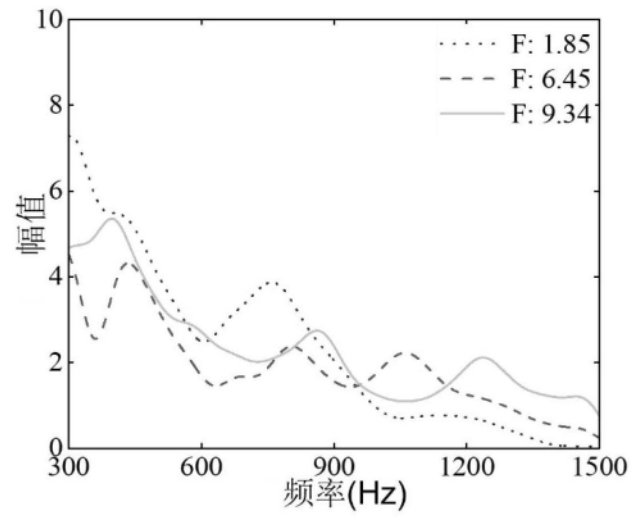


图3

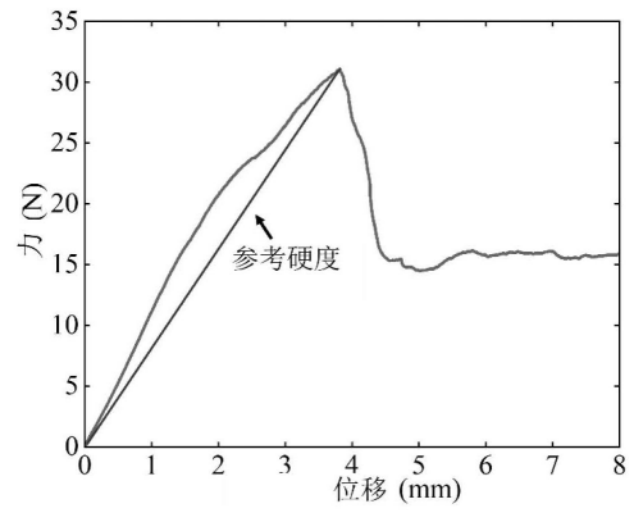


图4

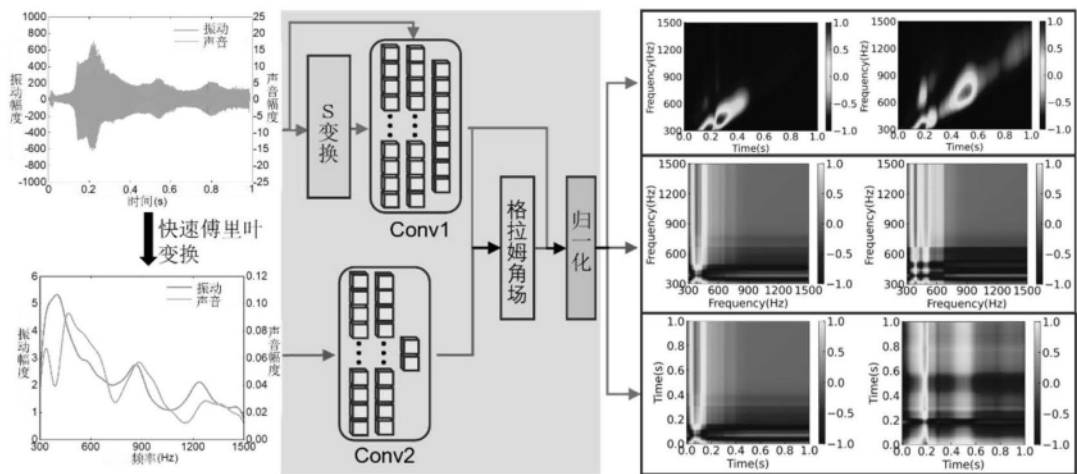


图5

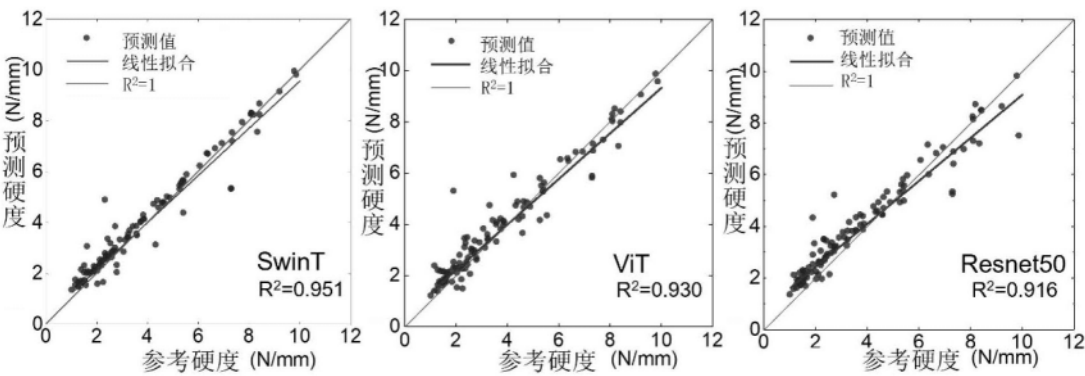


图6