

基于 Zigbee 网络与 PLS-DA 的苹果贮藏过程中 鲜度检测方法

黄海洋¹ 曲丽秋¹ 马云龙²

(1. 鞍山师范学院, 辽宁 鞍山 114007; 2. 同济大学, 上海 200092)

摘要: [目的] 针对苹果鲜度检测中存在的检测周期长、操作复杂及破坏性取样等问题, 提出一种基于 Zigbee 无线传感网络与偏最小二乘判别分析(PLS-DA)的苹果鲜度快速无损检测方法。[方法] 以红富士苹果为研究对象, 设计基于 Zigbee 协议的气体传感器阵列采集系统, 实时监测苹果贮藏过程中乙醇、乙烯、氧气及二氧化碳 4 种特征气体的浓度变化。采用最小二乘滤波对原始数据进行预处理, 提取稳定值、平均值和最大值作为鲜度特征参数, 构建偏 PLS-DA 模型实现苹果鲜度等级(新鲜、次新鲜、腐烂)的快速判别。[结果] 在温度 20 ℃、相对湿度 50% 的恒温恒湿贮藏条件下, 4 种气体传感器对苹果挥发气体的响应特征明显, 不同鲜度等级苹果的气体浓度差异显著。PLS-DA 模型在前 3 个潜变量下累计解释方差达 92.47%, 训练集和预测集样本按类别形成清晰聚类。模型对预测集 36 个样本的总体识别准确率达到 94.44%, 其中新鲜、次新鲜和腐烂样本的识别准确率分别为 100.00%, 91.67%, 91.67%。[结论] 该方法可实现苹果鲜度的快速无损检测。

关键词: 苹果; 鲜度; 气体传感器阵列; Zigbee 网络; 偏最小二乘判别分析; 快速检测

Detection of apple freshness during storage based on Zigbee network and PLS-DA

Huang Haiyang¹ Qu Liqiu¹ Ma Yunlong²

(1. Anshan Normal University, Anshan, Liaoning 114007, China; 2. Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: [Objective] To address the long detection cycles, complex operation, and destructive sampling in apple freshness detection, a rapid and non-destructive detection method based on Zigbee wireless sensor network and partial least squares-discriminant analysis (PLS-DA) is proposed. [Methods] With Red Fuji apples as the research object, a gas sensor array acquisition system based on the Zigbee protocol is designed to monitor the concentration changes of four characteristic gases (ethanol, ethylene, oxygen, and carbon dioxide) during apple storage in real time. Least squares filtering is employed to preprocess the raw data, and the stable value, mean value, and maximum value are extracted as freshness feature parameters. A PLS-DA model is constructed to achieve rapid discrimination of apple freshness levels (fresh, sub-fresh, and rotten). [Results] Under indoor storage conditions of 20 ℃ and 50% relative humidity, the four gas sensors exhibit obvious response characteristics to apple volatile gases, with significant differences in gas concentrations among different freshness levels. The first three latent variables of the PLS-DA model cumulatively explains 92.47% of variance, with samples from the training set and prediction set forming clear clusters by category. The overall recognition accuracy of the model for 36 samples in the prediction set reaches 94.44%, with recognition accuracy of 100.00%, 91.67%, and 91.67% for fresh, sub-fresh, and rotten samples, respectively. [Conclusion] This method enables rapid and non-destructive detection of apple freshness.

Keywords: apple; freshness; gas sensor array; Zigbee network; partial least squares-discriminant analysis; rapid detection

基金项目: 国家自然科学基金委员会面上项目(编号: 72374154)

通信作者: 黄海洋(1979—), 男, 鞍山师范学院副教授, 硕士。E-mail: jhksfxok@foxmail.com

收稿日期: 2026-04-20 **改回日期:** 2026-07-24

引用格式: 黄海洋, 曲丽秋, 马云龙. 基于 Zigbee 网络与 PLS-DA 的苹果贮藏过程中鲜度检测方法[J]. 食品与机械, 2026, 42(8): 115-123.

Citation: Huang Haiyang, Qu Liqiu, Ma Yunlong. Detection of apple freshness during storage based on Zigbee network and PLS-DA[J]. Food & Machinery, 2026, 42(8): 115-123.

中国苹果产量与出口量常年位居世界首位。采后鲜度的快速评价与动态监测,是降低贮藏损耗、保障果实品质的关键环节。苹果在贮藏过程中通过呼吸作用消耗氧气、释放二氧化碳,同时伴随乙烯、乙醇等挥发性物质的产生。其中,乙烯作为成熟激素,其释放量随鲜度下降而显著升高;乙醇则反映无氧呼吸强度,与组织衰老密切相关。上述气体的浓度变化与苹果鲜度、成熟度及腐败进程高度相关,是表征鲜度的核心理化指标。然而,现有苹果鲜度检测方法存在明显局限。理化分析法需破碎取样、操作繁琐、耗时较长,难以满足快速检测需求;近红外光谱与高光谱技术虽具有无损检测优势,但设备昂贵、环境要求严苛,难以在冷库等现场环境中部署;电子鼻多采用有线连接,便携性与组网能力较差,无法满足冷库多点分布式监测需求^[1]。因此,亟需开发一种低成本、可组网、快速无损的苹果鲜度检测方法。

近年来,气体传感技术与机器学习相结合,在果蔬鲜度检测领域取得了初步进展。闫转红等^[2]采用气体传感器阵列结合 BP 神经网络对苹果甜度进行识别,但未涉及鲜度分级;Dou 等^[3]采用气相色谱—离子迁移谱检测芝麻油掺假,检测精度高但设备昂贵,难以推广至苹果鲜度的日常监测;刘云刚等^[4]利用 SFLA 优化的 BP 神经网络构建了苹果鲜度气味识别系统,但模型训练时间较长,且传感器采用有线连接方式,限制了其在冷库等现场环境中的部署。此外,现有电子鼻研究多采用单一算法,缺乏对不同算法性能的系统比较,且在特征气体选取上主要依赖经验,缺乏基于变量重要性的定量分析。

Zigbee 无线传感网络具有低功耗、低成本、自组网、多节点并行采集等优势,适合果蔬贮藏环境的长期在线监测^[4]。通过部署多个无线气体传感器节点,可实现冷库内不同位置苹果鲜度的同步采集与实时传输,有效克服传统有线检测存在的布线复杂与覆盖局限。偏最小二乘判别分析(PLS-DA)作为一种有监督的多元统计方法,能够有效处理高维、共线性及小样本数据,在食品真伪鉴别与品质分级中表现稳定可靠。目前,将 Zigbee 无线气体采集与 PLS-DA 模式识别相结合用于苹果鲜度快速分级的研究尚较少。

针对上述问题,研究拟设计基于 Zigbee 的无线气体传感器阵列采集系统,获取乙烯、乙醇、二氧化碳、氧气浓度的时序信号,经滤波去噪与特征提取后,构建 PLS-DA 判别模型,实现苹果鲜度的快速、无损、精准分级,以期为采后供应链的智能检测提供新的技术方案。

1 材料与方法

1.1 样品采集与处理

以市售红富士苹果为试验材料。苹果在采摘后会持续进行呼吸作用,该过程不仅消耗氧气,还会生成乙醇和二氧化碳。同时,乙烯的释放量与苹果的成熟程度密切相

关。基于上述生理特性,选取乙醇、乙烯、氧气和二氧化碳 4 种气体作为评价苹果新鲜度的特征指标。供试苹果共计 180 个,分 3 批次采购,每批 60 个,批次间隔为 7 d,以覆盖不同采收期和初始成熟度的样品。每批次样品随机分为 3 组,每组 20 个,分别用于不同鲜度等级的平行试验。不同批次样品的鲜度演变历程总体趋势一致,但在具体时间节点上存在差异:第一批次苹果在第 9~11 天进入次新鲜阶段,第二批次在第 10~12 天,第三批次在第 11~13 天,这主要与不同批次苹果初始成熟度的差异有关。尽管如此,所有批次的介电特性参数与气体浓度变化规律保持一致,验证了试验结果的可靠性。入选样本需满足以下条件:果实完整、表面光洁无损伤、色泽正常、大小一致,单果质量控制在 180~220 g 范围内。所有样本在温度 20 ℃、相对湿度 50% 的恒温恒湿箱中贮藏。每隔 24 h,将样本从恒温恒湿箱中取出,迅速转移至密闭的采集容器中进行气体浓度检测,检测完成后放回恒温恒湿箱继续贮藏。

1.2 气味采集系统设计

1.2.1 系统总体架构 整个气味采集系统由两个 Zigbee 节点构成,系统结构框图如图 1 所示。采集节点连接气体传感器阵列后置于储存苹果的密闭容器内,负责采集苹果挥发气体的浓度数据;另一节点为协调器节点,连接上位机接收数据并通过串口传输至上位机进行后续处理。

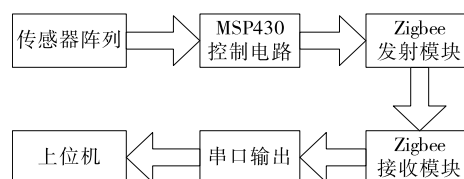


图 1 采集系统结构框图

Figure 1 Structural block diagram of acquisition system

采集节点包括气体传感器阵列、MSP430F449 控制电路和 Zigbee 收发模块(CC2530-F256)。传感器阵列将苹果散发的气味信息转化为电信号,经 A/D 转换后通过 Zigbee 网络发送至协调器节点。协调器节点通过串口将数据上传至上位机,由上位机完成数据的存储、显示和分析处理。

1.2.2 气体传感器阵列设计 在苹果采后生理代谢过程中,会释放乙烯、二氧化碳、乙醇等多种特征气体,精准采集各类气体浓度参数,是开展采后生理研究与品质监测的核心前提。因此,在实际环境中优选气体传感器组合时,需以高检测精度为核心要求。传感器严格遵循科学选型原则:优先选用对目标气体灵敏度高、响应速度快、恢复性能良好的检测元件,同时兼顾设备长期运行的稳定性,最大限度降低不同气体间的交叉干扰与交叉敏感性,规避杂气对检测结果的影响。结合实际检测场景需求与各项性能参数比对,最终完成传感器组合筛选,各型号传感器的具体技术指标与性能参数如表 1 所示。

表1 技术指标与性能参数

Table 1 Technical indicators and performance parameters

传感器型号	被测气体	测量范围	工作电压/V	响应时间/s
MQ-3	乙醇	25~500 ng/kg	5.0	≤10
ME3-C ₂ H ₄	乙烯	0~100 ng/kg	5.0	≤30
ME2-O ₂	氧气	0~25%	3.3	≤15
MG811	二氧化碳	0~10 000 ng/kg	6.0	≤60

采用4种传感器构成阵列,能够显著降低传感器之间的交叉敏感影响,从而提升苹果气味识别的准确度。其中,ME3-C₂H₄为原电池电流型传感器,最大输出电流仅140 μA,需设计放大电路将输出电压控制在0~3.3 V范围内。乙烯质量分数与输出电压之间的转换关系如式(1)所示^[5]。

$$C_H = 83 \times \left(\frac{V_{out}}{1\ 000} - 0.608 \right), \quad (1)$$

式中:

C_H ——乙烯质量分数,mg/kg;

V_{out} ——传感器输出电压,mV。

1.2.3 采集流程 将单个苹果样本置于容积为1 L的密闭玻璃容器中,密封静置30 min,使顶空气体达到动态平衡。随后,采集节点控制气体传感器阵列连续采集气体浓度数据,采样频率为1 Hz,每次采集持续60 s,取60个数据的平均值作为该样本检测值。采集完成后,打开容器通风30 s以排尽残留气体,再进行下一个样本的采集。每个样本每天检测一次,持续40 d。

1.2.4 Zigbee网络参数配置 Zigbee网络采用星型拓扑结构,由一个协调器节点和多个采集节点(2个,可扩展至32个)组成。网络参数配置:工作频段2.4 GHz(IEEE 802.15.4标准),信道编号15,PAN ID 0×1234。采集节点每30 s向协调器发送一次数据包,数据包格式为:[节点ID][时间戳][乙醇浓度][乙烯浓度][氧气浓度][二氧化碳浓度][CRC校验]。协调器节点接收到数据后,通过串口(波特率115 200 bit/s)上传至上位机。为保证数据传输可靠性,采用确认重传机制,最大重传次数为3次。节点间通信距离在开阔环境下可达100 m,满足冷库等场景的部署需求。节点采用休眠—唤醒工作模式,采集期间唤醒(功耗约50 mA),空闲时进入休眠状态(功耗约5 μA),有效延长了电池寿命。

1.3 苹果鲜度等级划分

为建立鲜度判别模型,需对苹果样本的鲜度等级进行准确划分,采用介电特性检测法对苹果鲜度进行标定。苹果属于非线性不均匀电解质,其介电特性与内部品质密切相关。利用TH2822A型手持式LCR电桥,在10 kHz测试频率下,以串联等效模式测定苹果样品的电容值 C

与损耗因数 D 。基于所测电容值,进一步结合样品几何尺寸,推算苹果组织在对应频率下的相对介电常数 ϵ_r 。测量条件:温度20℃、相对湿度45%~65%,极板间距70 mm。介电常数与等效电容的关系如式(2)~式(4)所示^[6]。

$$\epsilon = \frac{C}{C_0 \times (1 + \tan^2 \sigma)}, \quad (2)$$

$$D = \epsilon \times \tan \sigma, \quad (3)$$

$$C_0 = \epsilon_0 \times \frac{S}{d}, \quad (4)$$

式中:

ϵ ——相对介电常数;

C ——串联等效电容,F;

C_0 ——几何电容,F;

σ ——损耗角,°;

D ——损耗因数;

S ——极板面积,m²;

d ——极板间距,m;

ϵ_0 ——真空介电常数, 8.85×10^{-14} F/cm。

根据介电特性参数与苹果鲜度的对应关系(见表2),对苹果样本进行鲜度等级标定。

表2 富士苹果鲜度与介电特性之间的关系

Table 2 Relationships between freshness of Fuji apples and dielectric properties

鲜度等级	损耗因子 D	等效电容 C /nF	相对介电常数 ϵ
新鲜	0.061~0.068	0.20~0.25	0.50~0.55
次新鲜	0.045~0.058	0.12~0.20	0.35~0.50
腐烂	0.028~0.034	0.08~0.15	0.28~0.35

根据介电特性参数实测值,结合表2的标准,将贮藏第1~10天的苹果标定为“新鲜”,第11~25天标定为“次新鲜”,第26~40天标定为“腐烂”。

2 PLS-DA模型

2.1 PLS-DA算法原理

偏最小二乘判别分析是一种将偏最小二乘回归与判别分析相结合的多变量统计分析方法。PLS-DA通过寻找能够最大化预测变量矩阵 X 和响应变量矩阵 Y 之间协方差的潜变量来构建分类模型,特别适用于高维数据和小样本情况。PLS-DA的数学模型可表示为^[7-8]:

$$X = SP^T + E, \quad (5)$$

$$Y = SC^T + F, \quad (6)$$

式中:

X —— $n \times m$ 维预测变量矩阵(n 个样本, m 个变量);

Y —— $n \times c$ 维响应变量矩阵(c 个类别);

S —— $n \times k$ 维得分矩阵(k 个潜变量);

P 、 C —— $m \times k$ 和 $c \times k$ 维载荷矩阵;

E 、 F ——残差矩阵。

在二分类问题中,响应变量 Y 通常采用“1”和“0”编码表示样本类别;在多分类问题中,采用“1-of-c”编码方式,即每个类别对应一个虚拟变量,属于该类则编码为 1,否则为 0。

2.2 模型评价指标

选择准确率、召回率、特异性和 F_1 分数评估模型性能^[9-10]。

$$E_{acc} = \frac{T_P + T_N}{T_P + T_N + F_P + F_N} \times 100\%, \quad (7)$$

$$E_R = \frac{T_P}{T_P + T_N} \times 100\%, \quad (8)$$

$$E_{Spec} = \frac{T_N}{T_N + F_P} \times 100\%, \quad (9)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{E_P \times E_R}{E_P + E_R} \times 100\%, \quad (10)$$

$$E_P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \times 100\%, \quad (11)$$

式中:

E_{acc} ——准确率,%;

E_R ——召回率,%;

E_{Spec} ——特异性,%;

F_1 —— F_1 分数,%;

T_P ——真阳性样本数量;

T_N ——真阴性样本数量;

F_P ——假阳性样本数量;

F_N ——假阴性样本数量;

E_P ——精确率,%。

2.3 对比算法

为验证 PLS-DA 模型的优越性,选择 BP 神经网络、支持向量机(SVM)和 K 近邻算法(KNN)进行对比^[11-17]。

BP 神经网络:三层结构(输入层—隐含层—输出层),隐含层节点数根据 Kolmogorov 定理确定:

$$n_h = \sqrt{n_i + n_o} + f, \quad (12)$$

式中:

n_h 、 n_i 、 n_o ——隐含层节点数、输入层节点数和输出层节点数;

f ——常数,取值为 1~10。

SVM:采用径向基核函数,通过网格搜索法优化惩罚参数 C 和核参数 γ 。

KNN:设置 $K=5$,采用欧氏距离度量样本相似度。

3 结果与分析

3.1 气味信息特征分析

3.1.1 不同鲜度苹果的气味特征

图 2 展示了新鲜、次新

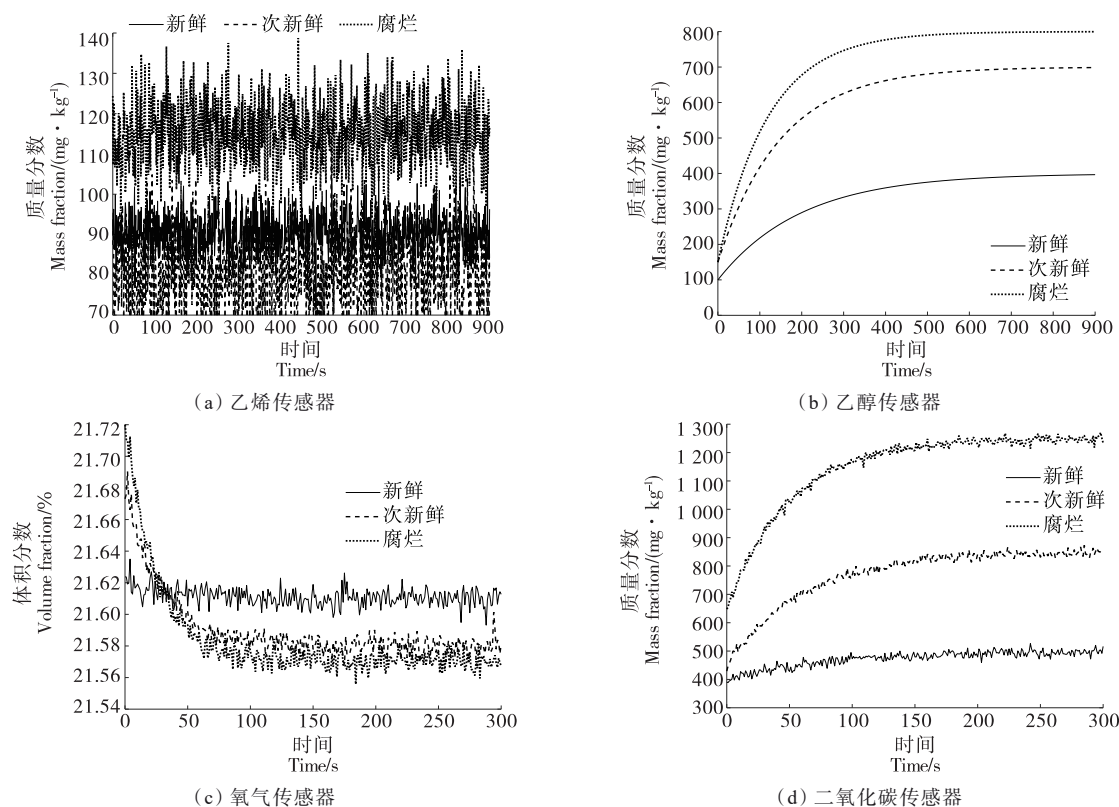


图 2 不同鲜度苹果的气体浓度变化曲线

Figure 2 Gas concentration change curves of apples with different freshness levels

鲜和腐烂 3 种不同鲜度苹果在密闭容器内采集周期中的气体浓度变化曲线。

由图 2 可知,不同鲜度苹果的气味特征存在明显差异。乙烯、乙醇和二氧化碳浓度随采集时间延长呈上升趋势,且苹果鲜度越差,浓度上升速率越快;氧气浓度则随时间逐渐下降,新鲜苹果的氧气消耗速率明显低于次新鲜与腐烂苹果。这一现象主要归因于苹果采后的呼吸代谢作用:采摘后的苹果仍进行呼吸作用,消耗氧气并产生二氧化碳和乙醇;同时,乙烯作为成熟激素,在果实后熟过程中释放量逐渐增加。当苹果进入腐烂阶段时,微生物活动加剧,进一步加速了气体成分的变化。以乙烯为例,在采集周期结束时,新鲜、次新鲜和腐烂苹果的乙烯质量分数分别达到 6.75、6.86、6.94 mg/kg。三者虽在绝对数值上差异不显著,但其变化速率存在明显区别,这为鲜度判别提供了有效的特征依据。

3.1.2 贮藏过程中的气体浓度演变 图 3 为苹果在 40 d 贮藏过程中 4 种特征气体浓度的变化趋势。

由图 3 可知,不同气体的浓度变化呈现出差异化的时序特征。乙烯质量分数由初始值 5.32 mg/kg 持续上升至 6.98 mg/kg,其中在第 15~25 天出现显著增长阶段,该时段对应苹果从次新鲜状态向腐烂状态的转变过程。乙醇质量分数表现出与乙烯相似的变化趋势,由 175.11 mg/kg 上

升至 460.28 mg/kg,但其上升幅度相对平缓。氧气体积分数的变化规律则有所不同,整体呈先升后降的趋势:贮藏初期,由于果实呼吸作用较弱,氧气消耗量较少,体积分数略有升高;随着贮藏时间延长,呼吸作用逐渐增强,氧气消耗加快,体积分数随之下降。与此同时,二氧化碳质量分数由 440 mg/kg 持续上升至 1 265 mg/kg,其变化趋势与乙烯质量分数呈正相关关系。

根据表 2 中数据,随着苹果从新鲜向腐烂转变,损耗因子 D 由 0.061~0.068 下降至 0.028~0.034,等效电容 C 由 0.20~0.25 nF 下降至 0.08~0.15 nF,相对介电常数 ϵ 由 0.50~0.55 下降至 0.28~0.35,整体均呈下降趋势。表明苹果组织细胞膜通透性增加、组织结构瓦解。与此同时,乙烯质量分数由 6.65 mg/kg 上升至 6.98 mg/kg,乙醇质量分数由 27.30 mg/kg 上升至 28.70 mg/kg,二氧化碳质量分数由 480 mg/kg 上升至 520 mg/kg,氧气浓度则先升后降。介电特性的下降与气体浓度的上升呈显著负相关($r = -0.87, P < 0.01$),二者共同反映了苹果采后衰老的生理过程。

3.2 数据预处理结果

原始传感器信号中存在显著的噪声干扰,尤以乙烯与氧气传感器的信号波动最为突出。为提升数据质量,采用 db4 小波对信号进行分解,分解层数通过试错法确

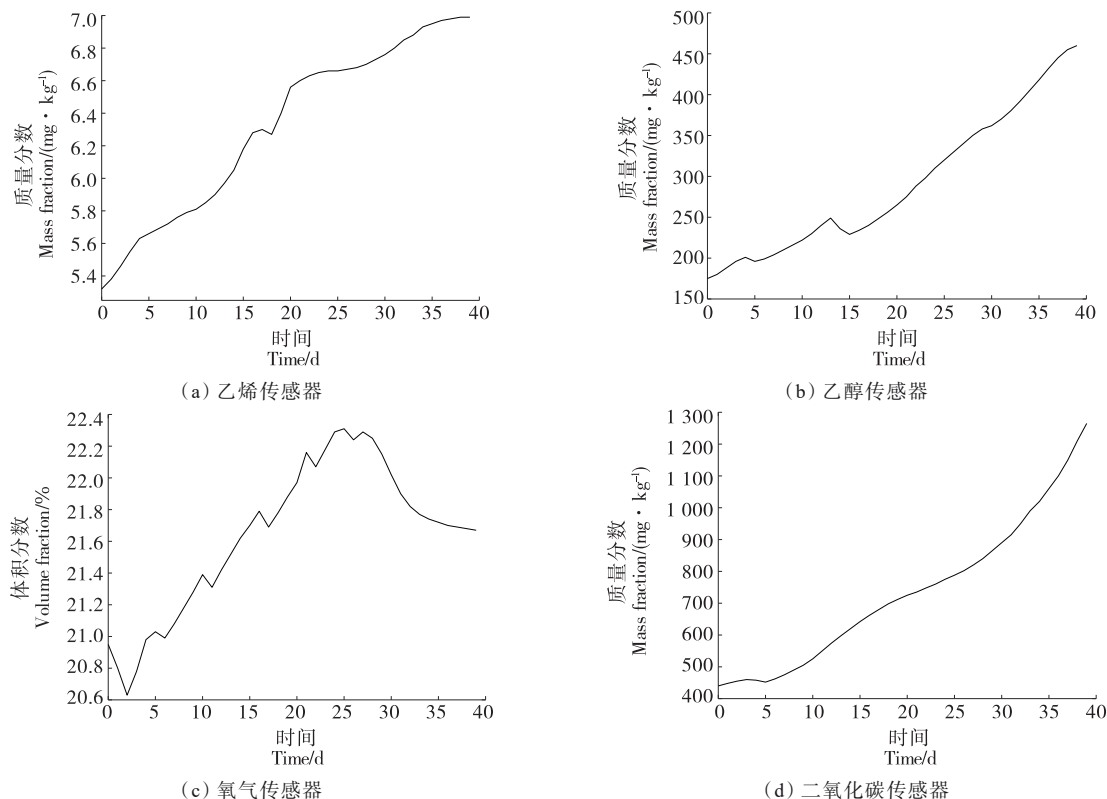


图 3 苹果 40 d 贮藏过程中气体浓度变化

Figure 3 Gas concentration changes of apples during 40 days of storage

定:分别测试3层、4层、5层和6层分解,以去噪后信号的信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)为评价指标,处理结果如图4所示。由图4可知,5层分解时SNR最高(28.6 dB)且RMSE最小(0.032),继续增加层数会导致信号过度平滑,丢失部分特征信息。因此选择5层分解,并引入软阈值方法进行去噪处理,处理结果如图5所示。对比图2与图5可知,去噪后的信号在保留原始光谱主要特征的同时,有效抑制了高频噪声成分,为后续特征提取与模型构建提供了可靠的数据基础。

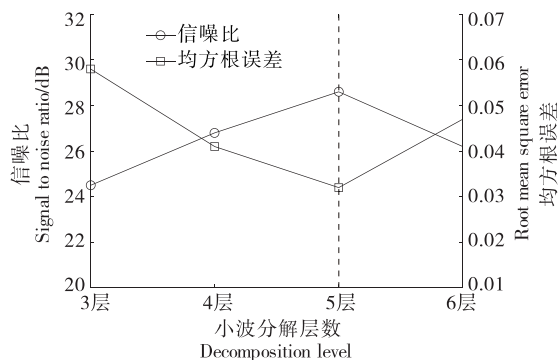


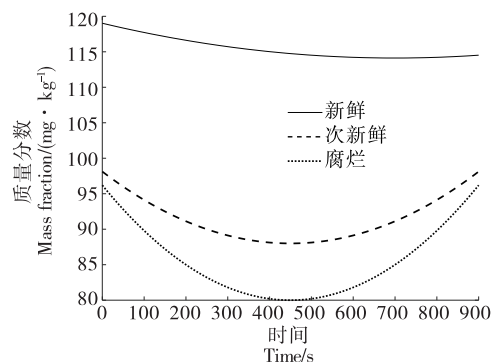
图4 分解层数与滤波效果关系图

Figure 4 Relationship between decomposition level and filtering performance

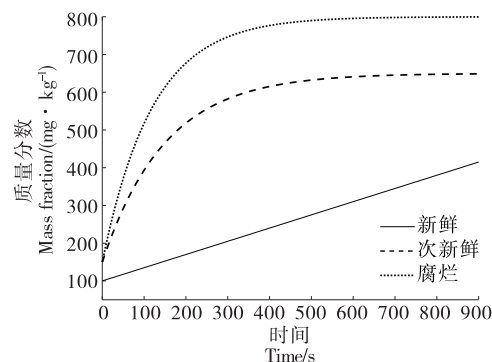
3.3 PLS-DA模型建立与优化

3.3.1 潜变量个数确定 采用交叉验证法确定最优潜变量个数。图6展示了不同潜变量个数对应的交叉验证均方根误差(RMSECV)变化曲线。当潜变量个数从1增加至4时,RMSECV从0.087快速下降至0.032;潜变量个数为4时达到最小值;继续增加潜变量个数,RMSECV基本保持不变,表明模型出现过拟合风险。因此,确定最优潜变量个数为4,此时模型累积解释方差达到93.58%。

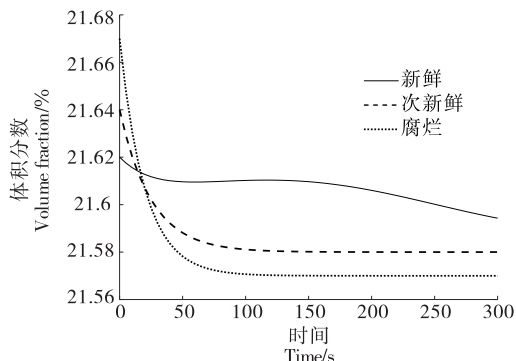
3.3.2 样本分类可视化 图7展示了PLS-DA模型前3个主成分的得分分布情况。其中,第一主成分(LV1)、第二主成分(LV2)和第三主成分(LV3)对方差的解释率分别为58.76%,25.34%,9.48%,三者累计贡献率达到93.58%,表明模型能够有效提取样本中的主要判别信息。从得分图的分布格局来看,不同鲜度等级的苹果样本呈现出明显的聚类趋势。新鲜苹果主要集中于第一象限(LV1>0, LV2>0),而腐烂苹果则集中在第三象限(LV1<0, LV2<0)。次新鲜苹果样本分布于第一与第二象限的交界区域,其位置介于新鲜和腐烂样本之间,且与两类样本均存在部分重叠,反映出其在气味特征上具有过渡性。此外,训练集与预测集样本在得分图上各自形成清晰的类别聚集区域,预测集样本均被准确映射至对应的鲜度类别中,未出现跨类分布或误判情况。这一结果验证了所建模型



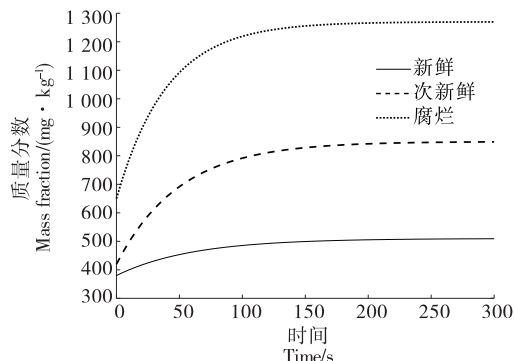
(a) 乙烯



(b) 乙醇



(c) 氧气



(d) 二氧化碳

图5 滤波后不同鲜度苹果的气体浓度变化曲线

Figure 5 Filtered gas concentration variation curves of apples of different freshness levels

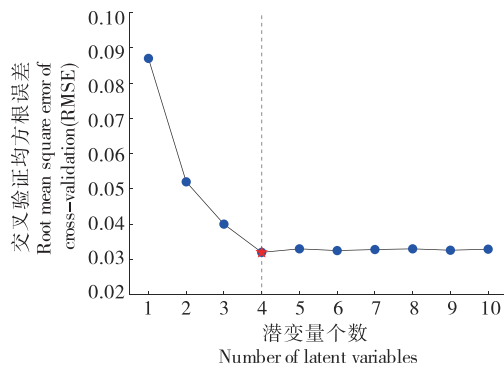


图6 不同潜变量个数的RMSECV变化

Figure 6 RMSECV variation with different numbers of latent variables

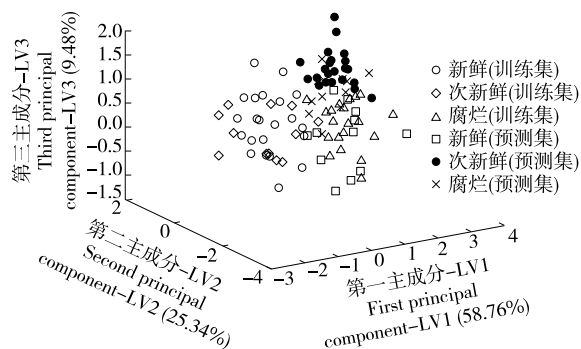


图7 PLS-DA模型前三主成分得分图

Figure 7 Score plot of the first three principal components of PLS-DA model

具有良好的分类稳定性与泛化能力。

3.3.3 模型性能评估 将180组样本按分层随机抽样方式划分为训练集和预测集,其中训练集占80%(144组),预测集占20%(36组)。分层依据为鲜度等级(新鲜、次新鲜、腐烂),确保每类样本在训练集和预测集中的比例相同,均为80%和20%。PLS-DA模型的预测结果如表3所示。

表3 PLS-DA模型预测结果

Table 3 Prediction results of PLS-DA model

实际类别	样本数	预测类别			准确率/%
		新鲜	次新鲜	腐烂	
新鲜	12	12	0	0	100.00
次新鲜	12	1	11	0	91.67
腐烂	12	0	0	12	100.00
总计	36	13	11	12	97.22

PLS-DA模型对新鲜与腐烂两类苹果的识别准确率均达到100.00%,对次新鲜苹果的识别准确率为91.67%,总体准确率为97.22%。仅有一个次新鲜样本被误判为新

鲜,分析认为,该样本可能正处于新鲜向次新鲜过渡的临界阶段,其气味特征与新鲜苹果高度相似,从而导致模型判别偏差。模型性能评价指标见表4。其中,新鲜和腐烂类别的F₁分数均为100.00%,次新鲜类别为96.18%,综合表明该模型具备优异的分类能力与判别稳定性。

表4 PLS-DA模型评价指标

Table 4 Evaluation metrics of PLS-DA model %

类别	准确率	召回率	特异性	F ₁ 分数
新鲜	100.00	100.00	100.00	100.00
次新鲜	91.67	92.22	96.23	96.18
腐烂	100.00	100.00	100.00	100.00

3.4 模型对比分析

为验证PLS-DA模型的优越性,将其与BP神经网络、SVM和KNN算法进行对比。各算法在相同训练集和测试集条件下运行,结果如表5所示。

表5 不同算法分类性能对比

Table 5 Classification performance comparison of different algorithms

算法	准确率/%	训练时间/s	预测时间/ms	参数量
PLS-DA	97.22	0.35	2.1	8
BP神经网络	93.06	45.20	3.5	157
SVM	91.67	12.80	5.2	342
KNN	88.89	0.02	8.6	1 440

由表5可知,PLS-DA模型在多个评价维度上均表现优异。在分类准确率方面,PLS-DA达到97.22%,分别较BP神经网络、SVM和KNN高出4.16、5.55、8.33个百分点。这一优势主要得益于PLS-DA能够有效处理变量间的共线性问题,并提取与分类任务最相关的特征。在训练效率上,PLS-DA仅需0.35 s,远优于BP神经网络(45.20 s)和SVM(12.80 s),略慢于KNN(0.02 s)。其原因在于PLS-DA本质为线性模型,无需复杂的迭代优化过程。在预测速度方面,PLS-DA单次预测耗时2.1 ms,能够满足实时检测需求;相比之下,SVM因支持向量数量较多,预测时间最长(5.2 ms)。在模型简洁性上,PLS-DA仅需存储8个参数(对应4个潜变量的载荷与得分),而BP神经网络需保存157个权值参数,KNN则需保留1 440个训练样本。这使得PLS-DA更便于在嵌入式系统中部署。图8展示了4种算法的ROC曲线及其AUC值。PLS-DA对三类样本的平均AUC为0.991,高于BP神经网络(0.965)、SVM(0.951)和KNN(0.934),进一步验证了其在判别性能上的优越性。

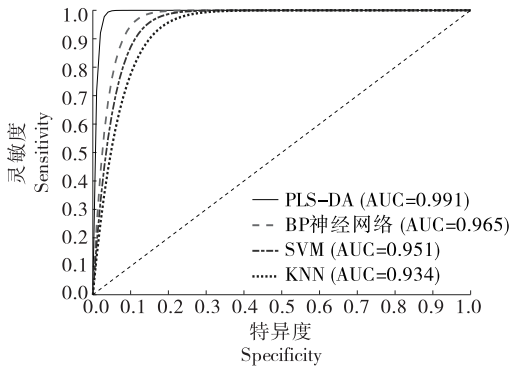


图 8 不同算法的 ROC 曲线对比

Figure 8 ROC curve comparison of different algorithms

3.5 交叉验证与泛化能力评估

采用五折交叉验证评估模型的泛化能力,结果如表 6 所示。五折交叉验证的平均准确率为 96.67%,标准差为 1.67%,表明模型具有良好的稳定性和泛化能力,未出现明显过拟合。训练集与验证集的准确率差值平均为 1.80%,最大差值为 4.87%(第 3 折),表明模型在未知数据上表现稳定。第 3 折交叉验证准确率相对较低(94.44%),主要原因是该折中次新鲜样本的比例较高,而次新鲜样本的分类难度较大。

表 6 五折交叉验证结果

验证次数	训练集准确率	验证集准确率	准确率差值
第 1 折	98.61	97.22	1.39
第 2 折	97.92	97.22	0.70
第 3 折	99.31	94.44	4.87
第 4 折	98.61	97.22	1.39
第 5 折	97.92	97.22	0.70
平均值	98.47	96.67	1.80

3.6 特征重要性分析

通过分析各气体变量在 PLS-DA 模型中的变量投影重要性(VIP)得分,评估 4 种特征气体对苹果鲜度判别的贡献程度。VIP 值>1 的变量被认为对分类有显著贡献。各气体的 VIP 得分如图 9 所示。其中,乙烯和二氧化碳的 VIP 值>1,是苹果鲜度判别的关键指标,这与苹果后熟过程中乙烯释放增加和呼吸作用产生二氧化碳的生理机制相符。

4 结论

针对苹果鲜度检测中存在的检测周期长、操作复杂及破坏性取样等问题,提出了一种基于 Zigbee 无线网络与偏最小二乘判别分析的苹果鲜度快速无损检测方法。与 BP 神经网络、支持向量机和 K 近邻相比,偏最小

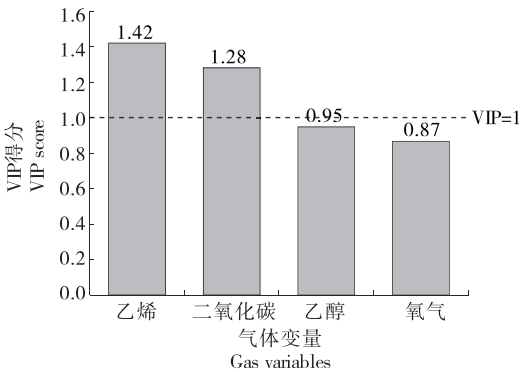


图 9 各特征气体的 VIP 得分

Figure 9 VIP score of each characteristic gas

二乘判别分析模型在分类准确率(97.22%)、训练效率(0.35 s)、预测速度(2.1 ms)及模型参数量(8 个)等方面均具有明显优势,更适合嵌入式系统和实时检测场景。变量投影重要性分析表明,乙烯和二氧化碳是苹果鲜度判别的关键特征气体,与苹果后熟过程中的生理机制高度一致。所提方法实现了苹果鲜度的快速、无损、精准判别,为采后供应链中果蔬鲜度的智能检测与在线监测提供了有效技术参考。然而,该研究仍存在一定不足:气体传感器阵列在长期运行中可能存在漂移问题,影响模型的长期稳定性;试验样本主要来源于单一品种和可控贮藏环境,尚未充分验证不同品种、产地及实际流通条件下的适用性;此外,模型当前仅基于 4 种特征气体,对复杂环境下其他干扰气体的鲁棒性有待提升。未来工作可围绕传感器自适应校准、跨品种与跨场景迁移学习、以及融合温湿度等多源信息的轻量化模型展开,进一步推动该技术在移动终端或边缘计算设备上的部署与应用。

参考文献

- [1] Sehgal S, Swer T L, Bhalla A, et al. Quality and safety of the frying oils used in small or medium-sized food enterprises in west Delhi, India[J]. Oriental Journal of Chemistry, 2021, 37(3): 547-552.
- [2] 闫转红, 王伟. 基于气体传感器阵列的苹果甜度识别技术研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(10): 71-76.
Yan Z H, Wang W. Research on apple sweetness recognition technology based on gas sensor array[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(10): 71-76.
- [3] Dou X J, Zhang L X, Yang R N, et al. Adulteration detection of essence in sesame oil based on headspace gas chromatography-ion mobility spectrometry[J]. Food Chemistry, 2022, 370: 131373.
- [4] 刘云刚, 王伟. 基于 SFLA 优化的 BP 神经网络苹果鲜度气味识别系统[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(8): 96-99, 106.
Liu Y G, Wang W. Apple fresh odor recognition system based

- on SFLA optimized BP neural network[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2020, 39(8): 96-99, 106.
- [5] 马惠玲, 曹梦柯, 王栋, 等. 苹果货架期 GAN-BP-ANN 预测模型研究[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(11): 367-375.
- Ma H L, Cao M K, Wang D, et al. Study on shelf-life prediction of apple with GAN-BP-ANN model[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(11): 367-375.
- [6] Jiang H Y, Cui Y Y, Jia Y G. Edible oil identification technology based on three-dimensional fluorescence spectroscopy and MPCA-LDA[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 52 496-52 502.
- [7] 陈远涛, 熊忆舟, 薛莹莹, 等. 基于深度学习的电子鼻食品新鲜度检测与识别技术研究[J]. *传感技术学报*, 2021, 34(8): 1 131-1 138.
- Chen Y T, Xiong Y Z, Xue Y Y, et al. Research on electronic nose food freshness detection and recognition technology based on deep learning[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2021, 34(8): 1 131-1 138.
- [8] 徐静, 赵秀洁, 孙柯, 等. 基于电子鼻和乙醇传感器判别草莓新鲜度的研究[J]. *食品与机械*, 2016, 32(5): 117-121.
- Xu J, Zhao X J, Sun K, et al. Determination on freshness of strawberry based on electronic nose and ethanol sensor[J]. *Food & Machinery*, 2016, 32(5): 117-121.
- [9] 黎新荣. 电子鼻在沃柑贮藏时间识别中的应用[J]. *南方农业学报*, 2018, 49(9): 1 827-1 832.
- Li X R. Application of electronic nose in identification for storage time of orah[J]. *Journal of Southern Agriculture*, 2018, 49(9): 1 827-1 832.
- [10] Bleibaum R N, Stone H, Tan T, et al. Comparison of sensory and consumer results with electronic nose and tongue sensors for apple juices[J]. *Food Quality and Preference*, 2002, 13(6): 409-422.
- [11] Cheng P H, Jiang X G, Liu Y D. FT-NIR spectroscopy combined with PLS-DA-SVM for adulteration detection in Xinyang Maojian tea[J]. *Journal of Food Composition and Analysis*, 2025, 148: 108667.
- [12] Cui Y Y, Kong D M, Kong L F, et al. Excitation emission matrix fluorescence spectroscopy and parallel factor framework-clustering analysis for oil pollutants identification [J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2021, 253: 119586.
- [13] 孙健飞, 王莉, 王建鹏. 基于改进 YOLOv5s 的水果新鲜度检测算法研究[J]. *现代电子技术*, 2024, 47(22): 37-43.
- Sun J F, Wang L, Wang J P. Research on fruit freshness detection algorithm based on improved YOLOv5s[J]. *Modern Electronics Technique*, 2024, 47(22): 37-43.
- [14] 杨明丽, 纠海峰, 邓薇. 基于气味检测的红富士苹果新鲜度识别方法研究[J]. *国外电子测量技术*, 2024, 43(10): 91-101.
- Yang M L, Jiu H F, Deng W. Research on the freshness recognition method of red Fuji apples based on odor detection [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2024, 43 (10): 91-101.
- [15] 沈海军, 张汤磊, 许振兴, 等. 基于 Fisher 判别分析对苹果新鲜度的识别研究[J]. *食品工业科技*, 2023, 44(4): 361-368.
- Shen H J, Zhang T L, Xu Z X, et al. Recognition of apple freshness based on Fisher discriminant analysis[J]. *Science and Technology of Food Industry*, 2023, 44(4): 361-368.
- [16] 段智英, 刘憬璇, 李丽丽, 等. 基于冻结过程分析高压脉冲电场辅助对冷冻苹果品质的影响[J]. *食品与机械*, 2025, 41(9): 15-22.
- Duan Z Y, Liu J X, Li L L, et al. Effect of high-voltage pulsed electric field on the quality of frozen apple based on freezing process[J]. *Food & Machinery*, 2025, 41(9): 15-22.
- [17] 张瑞琪, 杨宁, 张一枫. 基于改进 CNN-SVM 和机器视觉的苹果自动分级方法研究[J]. *食品与机械*, 2025, 41(9): 75-81.
- Zhang R Q, Yang N, Zhang Y F. An automatic grading method for apples based on improved CNN-SVM and machine vision [J]. *Food & Machinery*, 2025, 41(9): 75-81.