DOI: 10.19812/j.cnki.jfsq11-5956/ts.20260429002
引用格式: 张羽茹, 卢慧, 刘瑞红, 等. 基于 BP-ANN 与 SHAP 可解释性的鸡肉饼贮藏时间判别研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2026, 17(15): 228–239.
Zhang Yuru, Lu Hui, Liu Ruihong, et al. Research on discrimination of chicken patties storage time by BP-ANN and SHAP interpretability [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2026, 17(15): 228–239. (in Chinese with English abstract).

基于 BP-ANN 与 SHAP 可解释性的鸡肉饼贮藏时间判别研究

张羽茹[1], 卢　慧[1], 刘瑞红[2], 张广春[2], 康大成[1*]
(1. 临沂大学生命科学学院, 临沂　276000; 2. 临沂金锣文瑞食品有限公司, 临沂　276036)

摘　要: 目的　建立一种兼顾准确性与可解释性的鸡肉饼贮藏时间智能判别方法。**方法**　以 4 ℃贮藏的熟制鸡肉饼为研究对象, 采集其在 0、1、3、5、7 d 贮藏期内的水分特性、色差、质构特性、电子鼻响应信号及感官评分等多维品质数据; 采用主成分分析对数据进行降维与可视化; 在此基础上, 构建反向传播人工神经网络(back propagation artificial neural network, BP-ANN)分类模型对贮藏时间进行判别; 并引入沙普利可加性解释(Shapley additive explanations, SHAP)方法, 量化分析各项输入指标对模型预测结果的贡献度。**结果**　贮藏期间, 鸡肉饼水分含量显著下降(P<0.05), 而水分活度呈上升趋势; 亮度(L^*)显著升高, 红度(a^*)由–0.09 降至–0.25; 质构特性整体显著降低, 其中不同贮藏天数肉饼的硬度存在显著差异(P<0.05), 咀嚼性下降 59.62%。感官评分随贮藏时间延长总体下降, 但对相邻贮藏天数样品的区分度有限。所构建的 BP-ANN 模型对贮藏时间的整体判别精确度为 0.985, 召回率为 0.975, 平均绝对误差为 0.246 d。SHAP 分析表明, 红度(a^*)、电子鼻传感器信号 S3 及黏着性是模型判别的 3 个核心特征。**结论**　基于 BP-ANN 模型和 SHAP 法不仅能准确判别不同贮藏时间的鸡肉饼, 还可阐明其决策逻辑, 为肉制品货架期预测与品质分析提供了可靠且透明的技术手段。

关键词: 反向传播人工神经网络模型; 鸡肉饼; 贮藏时间; 沙普利可加性解释
中图分类号: TS251.7　　**文献识别码:** A　　**文章编号:** 2095–0381(2026)15–0228–12

Research on discrimination of chicken patties storage time by BP-ANN and SHAP interpretability

ZHANG Yu-Ru[1], LU Hui[1], LIU Rui-Hong[2], ZHANG Guang-Chun[2], KANG Da-Cheng[1*]
(1. *College of Life Sciences*, *Linyi University*, *Linyi* 276000, *China*; 2. *Linyi Jinluo Win Ray Food Co*., *Ltd*., *Linyi* 276036, *China*)

ABSTRACT: Objective　To develop an intelligent method for determining the storage time of chicken patties that balances prediction accuracy and model interpretability. **Methods**　Cooked chicken patties stored at 4 °C were selected as the research object. Multi-dimensional quality data were collected across storage 0, 1, 3, 5 and 7 d, including

收稿日期: 2026-04-29
基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(32001723); 山东省重点研发计划(重大科技创新工程)项目(2024CXGC010913)
第一作者: 张羽茹(2003—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为肉品加工与质量安全控制。E-mail: 1919115767@qq.com
***通信作者:** 康大成(1987—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为肉品加工与质量安全控制。E-mail: jiangmeishanren68@163.com

moisture-related properties, color difference, texture characteristics, electronic nose response signals and sensory evaluation scores. Principal component analysis was employed for data dimensionality reduction and visualization. A back propagation artificial neural network (BP-ANN) classification model was then constructed to predict storage time. To enhance model transparency, the Shapley additive explanations (SHAP) framework was introduced to quantify the contribution of each input feature to the model's predictive outcomes. **Results** During storage, the moisture content of chicken patties decreased significantly (P<0.05), while water activity showed an upward trend. The lightness value (L^*) increased significantly and the redness value (a^*) decreased from –0.09 to –0.25. Texture properties exhibited an overall significant decline: hardness differed significantly among samples with different storage durations (P<0.05), and chewiness decreased by 59.62%. Sensory scores generally decreased with extended storage but showed limited discriminative power for samples from adjacent storage days. The BP-ANN model achieved an overall prediction accuracy of 0.985, a recall of 0.975, and a mean absolute error of 0.246 d. SHAP analysis revealed that the redness value (a^*), E-nose sensor signal S3 and adhesiveness were the 3 core features driving the model's decisions. **Conclusion** The integration of the BP-ANN model and SHAP method not only enables accurate discrimination of chicken patties across different storage times but also elucidates the underlying decision-making logic. This approach provides a reliable and interpretable technical tool for shelf-life prediction and quality analysis of meat products.

KEY WORDS: back propagation artificial neural network model; chicken patties; storage time; Shapley additive explanations

0　引　言

调理肉制品是以畜禽肉为主要原料, 经预加工处理, 在冷藏或冷冻条件下贮藏流通, 可直接食用或经简单烹饪即可食用的肉制品, 是预制调理肉制品的重要组成形式。作为现代肉品工业的重要品类, 调理肉制品以其便捷、营养、风味多样等特点深受消费者青睐, 具有广泛的市场接受度和良好的发展前景[1]。鸡肉饼作为典型的调理肉制品, 在肉制品消费中占据重要地位, 拥有可观的消费基础与市场规模。然而, 在贮藏过程中, 产品易发生蛋白质变性、脂肪氧化、微生物增殖等一系列复杂变化, 导致产品品质和安全性显著降低, 进而造成较大的经济损失[2]。当前主流的检测方法, 如感官评价、理化指标分析与微生物检测, 虽在一定程度上能够反映产品品质, 但存在操作烦琐、耗时长、主观性强, 以及检测结果滞后于实际品质变化等局限, 难以满足现代食品工业对实时、在线、无损监测技术的迫切需求, 因此, 开发基于多源信息融合的智能检测方法成为解决上述问题的关键路径[3–5]。

智能化检测技术与多源数据融合分析为突破上述瓶颈提供了新的方法。电子鼻技术能够快速捕获食品挥发性气味的整体指纹信息, 质构分析可量化表征产品贮藏期间的力学性能变化, 色差检测能客观记录色泽参数的动态变化[6–7]。然而, 这些技术产生的大量数据往往维度复杂、信息交叠, 传统统计方法难以充分挖掘其内在关联。机器学习算法例如反向传播人工神经网络(back propagation artificial neural network, BP-ANN)在处理高维非线性数据方面展现出独特优势, 已在食品新鲜度评估、掺假识别等多个领域取得突破性进展[8]。Lu 等[9]以 4 ℃贮藏猪肉饼为研究对象, 基于电子鼻响应信号与品质指标构建 BP-ANN 模型预测挥发性盐基氮(total volatile basic nitrogen, TVB-N)含量; Lan 等[10]将 BP 神经网络模型与品质指标分析相结合, 对冻藏过程中金鲳鱼的货架期进行预测; Lu 等[11]将多维品质综合分析与机器学习方法相结合, 对猪肉饼中鸡源性掺假进行分类识别。上述研究为机器学习在肉制品品质评估中的应用奠定了基础, 但针对贮藏时间的精确分类判别及模型可解释性分析仍有待深入。

聚焦于鸡肉饼的贮藏时间智能判别这一具体场景时, 现有方法体系仍存在可深化之处: 从研究对象层面来看, 多数研究侧重于对连续数值型品质指标的回归预测, 或基于感官对宏观品质等级进行判别, 而对于连续的贮藏时间点进行高精度分类判别的研究尚不充分[12]。从方法学层面来看, 模型构建多关注预测精度的优化, 对 BP-ANN 模型的"黑箱"特性探讨不足, 缺乏对模型判别决策依据的可解释分析, 这降低了其在质控决策中的透明度和可信度[13]。从实际应用价值层面来看, 针对鸡肉饼这一复杂体系, 较少见研究系统整合其在冷藏过程中产生的理化指标、仪器分析数据及感官评分等多源品质信息, 并构建兼具高判别精度与高可解释性的智能判别模型, 制约了相关技术的实际推广。针对上述现存研究短板, 本研究进行针对性优化: 着重开展鸡肉饼不同冷藏贮藏时间节点的精准分类识别, 并引入沙普利可加性解释(Shapley additive explanations, SHAP)方法分析手段, 解析神经网络内部决策机制, 明确各项品质指标的作用权重, 破除模型黑箱弊端; 融合理化检测与感官评价多源信息, 构建适合鸡肉饼实际品质变化

的数据集, 从而建立精度可靠、逻辑清晰的智能判别模型。本研究以 4 ℃贮藏条件下的鸡肉饼为研究对象, 拟解决的核心科学问题是: 鸡肉饼贮藏过程中哪些品质指标是判别的关键驱动因子, 这些因子的贡献度如何随贮藏阶段演变。基于此, 本研究系统测定其在第 0、1、3、5 和 7 d 贮藏周期内水分特性、色泽参数、质构特征及挥发性气味指纹的多维度变化规律。通过主成分分析对复杂数据进行特征提取与信息优化, 在此基础上构建基于 BP-ANN 的智能判别模型。进一步引入 SHAP 方法, 量化分析各项输入指标对模型预测结果的贡献度, 阐明模型判别的关键依据。本研究旨在构建集准确性、可解释性于一体的智能判别方法, 预期通过 SHAP 分析揭示贮藏时间判别的核心指标, 为调理肉制品的智能质控提供可解释的技术。

1 材料与方法

1.1 材料与试剂

鸡胸肉(去除表面脂肪和筋膜)、猪背膘、食盐、白砂糖、胡椒粉、复合磷酸盐等均由临沂金锣文瑞食品有限公司提供。

氯化钠(分析纯, 国药集团化学试剂有限公司)。

1.2 仪器与设备

BSA124S 电子天平(精度 0.1 mg, 湖南力辰仪器科技有限公司); ZYLH-H01 绞肉机(镇江洋诚机械有限公司); 101(A)-2(S)型干燥箱(南京沃环科技实业有限公司); HD-3A 型水分活度仪(无锡市华科仪器仪表有限公司); NR60CP 色差计(广州三恩时科技有限公司); TA.TOUCH 型质构仪、cNose 型电子鼻(上海保圣实业发展有限公司); C21-Simple101 型电磁炉、MP-ZG26Z02 型蒸锅、MZ-ZGC32J50 烤箱(美的集团股份有限公司)。

1.3 实验方法

1.3.1 鸡肉饼的制作

参考孙建国等[14]的方法。将去筋膜、洗净的鸡胸肉绞成肉糜, 按配方(鸡胸肉 1200 g、猪肥膘 300 g、玉米淀粉 105 g、食盐 27 g、白砂糖 15 g、五香粉 3 g、味精 6 g、胡椒粉 3 g、复合磷酸盐 6 g、冰水 450 g)与辅料斩拌混合均匀, 4 ℃腌制 2 h。取 50 g±5 g 制成直径约 10 cm 的肉饼, 先蒸 15 min 后烤 30 min 至熟。冷却后用低密度聚乙烯(low density polyethylene, LDPE)保鲜膜密封包裹(非真空包装), 置于 4 ℃冰箱贮藏, 分别于 0、1、3、5 和 7 d 取样检测。

1.3.2 水分含量测定

参考刘树萍等[15]的方法。取洁净称量瓶于 101~105 ℃干燥 1 h, 冷却 0.5 h 称量, 反复干燥至恒重(两次质量差小于等于 2 mg)。将不同贮藏时间的鸡肉饼冷却至室温后, 擦除表面水分, 切碎混匀后每组称取 10.0000 g(精确 0.0001 g)入称量瓶并称重(m_1)。101~105 ℃下先干燥 2~4 h, 冷却称重, 再续烘 1 h 循环操作, 直至达到恒重(m_2)。计算如公式(1)所示。

$$水分含量/\%=\frac{m_1-m_2}{m}\times 100\% \quad (1)$$

式中: m 为样本取样质量, g; m_1 为称量瓶与样本干燥前总质量, g; m_2 为称量瓶与样本干燥至恒重后总质量, g。

1.3.3 水分活度测定

参考卢慧等[16]的方法。使用饱和氯化钠溶液校正水分活度仪至读数稳定。取不同贮藏期鸡肉饼样品, 切碎混匀后准确称取约 5.0 g, 置于样品皿中测定水分活度。

1.3.4 颜色测定

参考 Lu 等[11]的方法。测定前, 用滤纸擦去样品表面的水分, 使用经过白板校正的色差计(配备 D65 光源, 测定孔径 5.0 mm)测定各贮藏天数鸡肉饼的亮度(L^*)、红度(a^*)、黄度(b^*)、色彩饱和度(C^*)和色调角(h)。

1.3.5 质构测定

参考 Zhang 等[17]的方法测定。将 4 ℃贮藏的鸡肉饼在室温(21~23 ℃)环境下平衡 1 h, 切成长宽高约为 3 cm 的样品备用。测试参数如下: 测试前速率 1 mm/s, 测试速率 0.8 mm/s, 测试后速率 0.8 mm/s, 压缩比 70%, 触发力 5 gf, 探头型号 TA/L。

1.3.6 电子鼻测定

参考 Lu 等[11]的方法并稍作修改。将不同贮藏时间的鸡肉饼切碎, 称取 5 g 样品置于顶空瓶中, 在 25 ℃环境下平衡 15 min 进行测定。电子鼻测定条件: 进样流速 300 mL/min, 自清洗时间 90 s, 检测时间 90 s。为便于后续建模分析, 对传感器采集的原始响应曲线进行平滑去噪处理。采用 Savitzky-Golay 滤波器, 消除随机噪声与环境波动对信号的干扰。在特征提取阶段, 引入 K-均值聚类法, 将每个传感器产生的连续数据序列, 依据其响应幅值与变化趋势, 划分为 6 个类别。计算并提取每个类别的聚类中心点。最终整合所有传感器的特征向量, 形成代表每个样品独特“气味指纹”的高维数据集。每个实验组各生成 30 个独立气味指纹数据, 用于后续的多元统计建模与分析。

1.3.7 感官评价

参考 Tura 等[18]的方法, 结合鸡肉饼贮藏的特点进行改进(表 1)。评价员筛选与训练遵循相关标准要求, 筛选 30 名评价员(15 男 15 女), 要求感官功能正常, 逻辑测试及嗅觉-视觉鉴别测试合格。对评价员进行 2 次训练, 培训采用新鲜及贮藏 7 d 的鸡肉饼为标准样品。通过重复样品测试后, 即可参与正式实验。评价环境控制在 23 ℃、无异味、光线均匀的实验室, 评价中提供室温水清洁口腔。各评价员独立评分, 每个贮藏天数样品取 30 名评价员评分的平均分作为最终结果。

1.3.8 BP-ANN 模型的建立与预测

为解析鸡肉饼在贮藏过程中多源品质指标与贮藏时间的复杂关联, 并实现对其不同贮藏时间(0、1、3、5、7 d)的准确识别, 参考叶明昊等[19]的方法, 采用 MATLAB 2023b 软件构建 BP-ANN 分类模型。数据集按 7: 3 比例, 通过分层抽

表 1　感官评分标准
Table 1　Sensory rating criteria

项目(分值)	评分标准	感官评分/分
风味(20)	具有特有的香气, 香气浓郁, 能迅速且清晰地被感知, 无其他杂味干扰	15~20
	具有特有的香气, 但香气不明显, 需靠近仔细嗅闻才能辨别出香气	8~14
	鸡肉饼没有明显的鸡肉香气, 存在轻微异味, 如酸败味	0~7
结构(20)	切面紧实平坦, 无密集气孔, 结构细腻均匀	15~20
	大部分切面紧实平坦, 仅有少量气孔, 对整体外观影响较小	8~14
	切面不紧实, 存在大量气孔, 影响整体外观	0~7
外观(20)	表面有明显光泽, 呈嫩粉色状态, 色泽均匀, 视觉效果佳	15~20
	稍有光泽, 呈浅灰粉色, 色泽相对暗淡, 但仍可接受	8~14
	无光泽, 泛白或呈灰色, 色泽不佳, 视觉吸引力低	0~7
质构(20)	用手按压, 弹性适中, 软硬适中, 受压变形后能即刻复原如初	15~20
	用手按压, 弹性较低, 按压感觉略软, 恢复速度较慢	8~14
	用手按压, 弹性过低, 按压感觉较软, 手感不佳	0~7
整体可接受度(20)	上述指标均接近新鲜鸡肉饼状态, 无感官劣变, 符合优质贮藏品质要求	15~20
	上述指标仅 1 项出现轻微贮藏劣变, 其余指标正常, 仍符合基础贮藏品质要求	8~14
	至少 2 项指标出现明显贮藏劣变, 或 1 项指标劣变严重, 不符合贮藏品质要求	0~7

样划分为训练集(105 个样本)与独立测试集(45 个样本)。模型构建前, 对输入特征数据进行标准化处理, 使其符合均值为 0、标准差为 1 的正态分布, 以提升训练的收敛速度与稳定性。计算如公式(2)所示。

$$X_std_{[i,j]}=\frac{X_{[i,j]}-\mathrm{mean}[j]}{std[j]} \tag{2}$$

式中: $X_std_{[i,j]}$为标准化后的数据; $X_{[i,j]}$为第 i 个样本的第 j 项特征原始数据; mean[j]是样本第 j 个特征的均值; $std[j]$是样本第 j 个特征的标准差。

BP-ANN 模型优化后的参数如下: 采用单一隐藏层, 神经元数量设定为 8 个。隐藏层神经元激活函数采用 ReLU, 以增强模型的非线性表达能力; 输出层采用 Softmax 函数, 将网络输出映射为各贮藏时间类别的归属概率。训练过程采用自适应矩估计(adam)优化算法, 基础学习率设为 0.01。为控制模型复杂度、防止小样本高维特征下的过拟合现象, 在损失函数中引入了 L_2 范数正则化项, 并以分类交叉熵作为模型训练的优化目标。

为全面评估 BP-ANN 模型对鸡肉饼贮藏时间的判别效果, 本研究从回归与分类两个维度选取了系统性的评价指标[20]。回归指标包括决定系数(r^2)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)与平均偏差误差(mean bias error, MBE), 用以分别衡量模型预测的整体拟合优度、平均绝对偏差以及系统性的预测趋势。上述指标计算如公式(3)和(4)所示。

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{y}_i-y_i| \tag{3}$$

$$\mathrm{MBE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{y}_i-y_i| \tag{4}$$

式中: $\hat{y}_i$ 为模型对第 i 个样本的预测贮藏时间, d; y_i 为对应的真实贮藏时间, d; n 为样本总数。

分类指标则用于评估模型对特定贮藏天数的判别能力, 具体包括: 精确度: 指模型预测为正类(某一特定贮藏天数)的样本中, 实际属于该类的比例, 衡量预测结果的准确性。计算如公式(5)所示。

$$\text{精确度}=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}} \tag{5}$$

式中: TP 为真正例, 即模型正确判别为某一贮藏天数的样本数; FP 为假正例, 即模型错误判别为某一贮藏天数、实际属于其他贮藏天数的样本数;

召回率指实际属于某一贮藏天数的样本中, 被模型正确预测的比例, 衡量模型对该类的识别覆盖率。计算如公式(6)所示。

$$\text{召回率}=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FN}} \tag{6}$$

式中: FN 为假负例, 即实际属于某一贮藏天数、但被模型错误判别为其他贮藏天数的样本数。

F_1 分数: 为精确度与召回率的调和平均数, 用于综合平衡两者性能, 是评估分类模型整体效能的常用指标。计算如公式(7)所示。

$$F_1\text{分数}=2\times\frac{\text{精确率}\times\text{召回率}}{\text{精确率}+\text{召回率}} \tag{7}$$

1.3.9　基于 SHAP 方法的 BP-ANN 模型解释

为解析 BP-ANN 模型的决策机制, 本研究引入 SHAP 方法进行可解释性分析。SHAP 通过量化各输入指标的贡

献度，有效降低模型预测的“黑箱”性[21]。采用 Python 3.9 自带的 SHAP 解释器计算每个指标的 SHAP，并通过瀑布图等可视化形式，展示不同贮藏天数下各样本的特征贡献分布，为模型预测结果提供直观的解释。

1.4 数据处理

采用 Microsoft Excel 2019 软件进行处理，Origin 2021 软件进行作图。每组测定 5 个鸡肉饼，每个肉饼平均切成 2 块，每块重复测定 3 次，实验结果以均值±标准偏差表示。对于水分含量、水分活度、色差和质构指标，采用单因素方差分析，对不同贮藏时间进行多重比较(Turkey 法)，显著性水平取 α=0.05。电子鼻响应数据采用联川云平台进行偏最小二乘判别分析(partial least squares discriminant analysis，PLS-DA)。为筛选出贮藏过程中引发气味差异的关键传感器，本研究采用 PLS-DA 模型拟合度(R^2)与预测能力(Q^2)判别样本差异，两项指标数值越趋近于 1，代表模型解释能力与预测效果越优异[22]。感官评分采用非参数检验中 Kruskal-Wallis 方差分析法，多重比较使用 Dunn’s 检验，显著性水平取 α=0.05。对于所有指标，采用 Origin 2021 进行主成分分析(principal component analysis，PCA)。在数据建模阶段，在 MATLAB 2023b 平台中构建 BP-ANN 分类模型，并引入基于 Python 3.9 环境的 SHAP 可解释性分析框架，计算各输入品质指标的 SHAP。

2 结果与分析

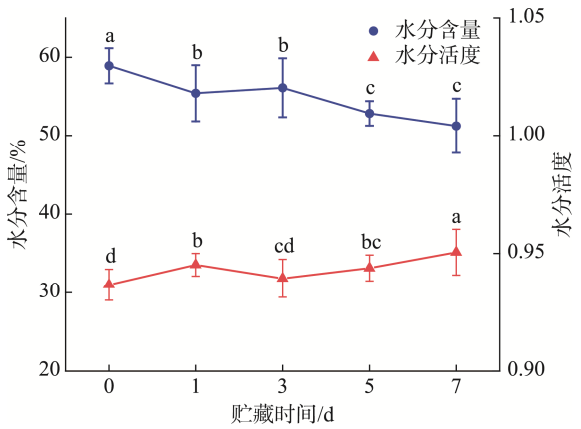
2.1 鸡肉饼贮藏期间品质变化规律

本研究选取水分、色泽、质构、气味、感官 5 大类共 33 项指标，涵盖鸡肉饼品质的主要维度，为后续模型构建提供全面的输入变量。

2.1.1 水分特性变化

由图 1 可知，鸡肉饼的水分含量随贮藏时间延长呈下降趋势。贮藏至 5 d 时，其水分含量与 0 d 相比差异显著(P<0.05)；至 7 d 时，与 3 d 相比也呈现显著下降(P<0.05)；1 d 与 3 d 之间的水分含量无显著变化(P>0.05)。分析原因在于，贮藏初期，表面水分蒸发导致含量降低；贮藏中期水分蒸发与迁移速率达到平衡，含量相对稳定；贮藏后期因产品凝胶网络结构破坏及微生物活动加剧，汁液流失增加，水分含量再次显著下降[23−24]。

鸡肉饼的水分活度随贮藏时间延长呈上升趋势。0 d 水分活度显著低于 1、5、7 d (P<0.05)，3、5 d 无显著差异(P>0.05)，而 7 d 显著高于所有其他时间点(P<0.05)。水分活度的上升与水分存在状态的改变密切相关。贮藏中后期，鸡肉饼蛋白凝胶网络结构破坏使部分结合水转化为自由水，体系中自由水比例增加[25]；同时，嗜冷菌的代谢活动进一步破坏结合水的束缚，使之转变为更多自由水，导致水分活度进一步升高[26]。这一现象解释了总水分含量下降与水分活度上升并存的表观矛盾。



注：同一指标不同字母表示组间具有显著性差异(P<0.05)。

图 1 不同贮藏时间对鸡肉饼水分含量的影响

Fig.1 Effects of different storage times on the water content of chicken patties

2.1.2 色泽参数变化

从表 2 可知，贮藏期间鸡肉饼 L^*逐渐升高。贮藏 3 d 时 L^*显著高于贮藏 0 d(P<0.05)，贮藏 7 d 显著高于 3 d (P<0.05)。这一变化与水分迁移密切相关，贮藏中后期蛋白网络结构破坏，促使内部不易流动水释放并迁移至表层，增强了表面对光线的反射能力，从而导致 L^*升高[27]。

贮藏期间，鸡肉饼红度(a^*)和黄度(b^*)均呈下降趋势(表 2)。其中，a^*在贮藏前期(1~5 d)变化平缓，至第 7 d 显著降低(P<0.05)；b^*同样在第 7 d 显著低于第 1 d (P<0.05)。a^*的下降主要归因于熟制过程中形成的血色原在贮藏期内进一步氧化为高铁血色原；b^*的降低可能与脂质氧化及色素降解有关[28]。二者变化趋势的一致性表明，贮藏过程中鸡肉饼的整体色泽逐渐向暗色调发展。

由表 2 可知，贮藏期间鸡肉饼的色彩饱和度(C^*)持续下降，3 d 和 7 d 均显著低于前一贮藏时间点(P<0.05)，表明产品鲜艳度随贮藏时间延长不断降低。色相角 h 则逐渐升高，1~7 d 期间各时间点间差异显著(P<0.05)，表明鸡肉饼色调向黄色区间偏移。这一变化与 a^*的下降趋势表明：贮藏过程中鸡肉饼的红色逐渐降低，黄色调相对凸显，整体色泽向不新鲜肉品的红褐色转变[29]。因此，颜色参数的综合变化提示，贮藏期间鸡肉饼的色泽品质发生劣变，感官品质下降。

2.1.3 质构特性变化

由表 3 可知，贮藏期间鸡肉饼的质构特性发生显著劣变。硬度由贮藏初期的 6363.74 gf 显著下降至 7 d 的 2483.60 gf (P<0.05)；咀嚼性下降 59.62%，表明产品口感逐渐变得松散、易碎。弹性、内聚性与回复性呈持续下降趋势，表明鸡肉饼的弹韧性与结构内聚力随贮藏时间延长而不断减弱[30]。此外，黏着性显著降低(P<0.05)，其值越小表示表面黏附性越

表 2　不同贮藏时间对鸡肉饼颜色的影响

Table 2　Effects of different storage times on the color of chicken patties

颜色指标	贮藏时间				
	0 d	1 d	3 d	5 d	7 d
L^*	58.420±4.060^{d}	65.870±3.580^{c}	70.080±4.270^{b}	74.020±5.900^{a}	75.620±5.710^{a}
a^*	–0.090±0.015^{a}	–0.120±0.016^{b}	–0.130±0.022^{bc}	–0.140±0.020^{c}	–0.250±0.018^{d}
b^*	12.190±0.820^{a}	10.880±1.370^{bc}	11.270±1.290^{b}	10.340±0.770^{cd}	9.600±0.730^{d}
C^*	14.290±1.020^{a}	13.170±0.960^{b}	11.390±0.640^{c}	10.790±1.200^{c}	9.600±0.450^{d}
h	80.430±4.670^{d}	81.850±3.130^{d}	88.000±3.070^{c}	92.000±4.920^{b}	96.020±3.860^{a}

注: 每一行字母不同字母不同表示差异显著(P<0.05), 表 3、5 同。

表 3　不同贮藏时间对鸡肉饼质构特性的影响

Table 3　Effects of different storage times on texture characteristics of chicken patties

指标	贮藏时间				
	0 d	1 d	3 d	5 d	7 d
硬度/gf	6363.74±915.90^{a}	6228.39±723.19^{a}	4064.53±714.42^{b}	3105.20±459.88^{c}	2483.60±336.58^{d}
咀嚼性/gf	3812.46±296.67^{a}	3441.92±617.55^{a}	2175.88±419.15^{b}	1769.91±150.71^{bc}	1539.35±202.97^{c}
胶着性/gf	4659.00±401.2^{a}	4211.86±698.84^{b}	2918.28±425.20^{c}	2196.19±302.08^{d}	1825.69±275.03^{e}
弹性	0.82±0.06^{ab}	0.85±0.04^{a}	0.80±0.04^{b}	0.81±0.05^{ab}	0.75±0.06^{c}
内聚性	0.75±0.04^{a}	0.74±0.05^{ab}	0.71±0.04^{bc}	0.70±0.07^{c}	0.69±0.04^{c}
回复性	0.38±0.02^{ab}	0.40±0.03^{a}	0.37±0.03^{bc}	0.35±0.04^{c}	0.36±0.04^{bc}
黏着性/(gf•s)	–0.36±0.04^{a}	–0.56±0.11^{b}	–0.51±0.06^{b}	–0.72±0.08^{c}	–0.85±0.12^{d}

强, 表明贮藏后期鸡肉饼口感发粘。

上述质构特性的劣变与贮藏过程中蛋白质凝胶网络的降解密切相关。随着贮藏时间延长, 蛋白网络结构逐渐由致密转为松散多孔, 持水力下降, 抵抗外力、保持形态及恢复原状的能力相应减弱; 同时, 微生物的持续繁殖进一步加剧了网络结构的破坏, 共同导致质构特性的全面降低[31]。

2.1.4　挥发性气味变化

电子鼻数据分析表明, 鸡肉饼的整体气味随贮藏时间呈现明显时序变化, 通过统计方法可识别差异显著的关键传感器。表 4 可知上述传感器对乙醇、丙酮、芳香族化合物等敏感, 这类物质主要来自贮藏过程中微生物发酵产生酒精、脂肪氧化分解生成酮类与芳香类物质, 并随贮藏时间延长不断积累从而产生响应差异。雷达图[图 2(a)]直观反映了鸡肉饼的风味指纹随贮藏时间呈现规律的梯度变化。0 d 样本整体响应值较低, 随贮藏时间延长各传感器响应逐渐升高, 轮廓依次向外拓展, 0 d 与 7 d 差异最为显著。其中, S9、S4 响应值高且变化显著, S6、S14 等传感器虽响应值不高, 但随时间呈明显递增趋势。

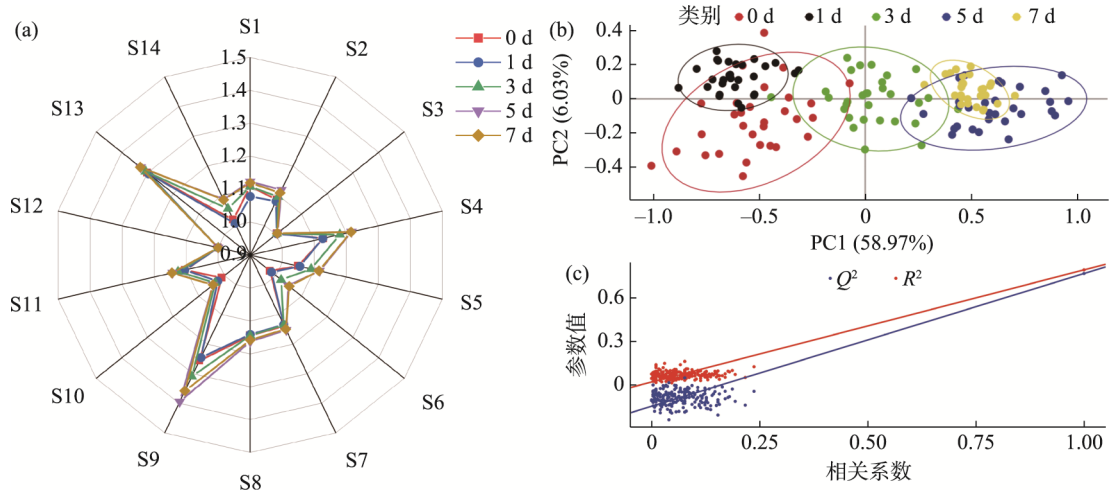
模型的参数 R^2=0.794, Q^2=0.772, 表明模型较为稳健, 可用于后续解释。由图 2(b)可知 PC1 和 PC2 的贡献率达 65.00%, 这两个主成分能够解释大部分的数据变异。基于此可靠模型, 得分图[图 2(c)]可知所有随机置换模型的性能参数均低于原始模型, 且回归线与 Y 轴的交点均为负数, 说明模型没有过拟合, 结果可靠, 具备一定的区分能力。由表 4 可知 VIP 大于 1.0 的关键传感器, 如 S9、S6、S4、S14 等对模型贡献较大, 和电子雷达图分析结果一致。

表 4　电子鼻传感器名称及性能描述

Table 4　Sensor name and performance description of the E-nose

传感器编号	敏感气体类型	VIP
S1	烷烃, 芳香族化合物	0.734
S2	乙醇、异丁烷、甲醛	0.798
S3	臭氧	0.269
S4	硫化氢	1.527
S5	氨气	1.181
S6	甲苯、丙酮、乙醇、氢气	1.394
S7	甲烷、天然气、沼气	0.485
S8	液化气	0.601
S9	甲苯、甲醛、乙醇、丙酮	1.658
S10	氢气	0.720
S11	液化气、烷烃	0.919
S12	液化气、甲烷	0.037
S13	甲烷	0.836
S14	可燃气体、烟雾	1.294

注: VIP 为变量重要性投影(variable importance in projection)。



注: (a)雷达图; (b)得分图; (c)模型检验图。

图 2 电子鼻各传感器 PLS-DA

Fig.2 PLS-DA of each sensor of the electronic nose

2.1.5 感官品质变化

由表 5 可知, 随着贮藏时间的延长, 鸡肉饼的感官评分总体呈下降趋势, 但相邻贮藏时间点(1~7 d)鸡肉饼的质构、结构和风味评分无显著差异(P>0.05)。然而, 前述质构和电子鼻分析结果显示, 这些相邻时间点的样品在质构参数和挥发性气味轮廓上均存在显著变化(P<0.05), 表明传统感官评价方法在区分相近贮藏天数样品时灵敏度有限, 难以全面反映产品的品质变化。为克服此局限, 本研究结合多元统计分析及 BP-ANN 机器学习方法, 从多维度数据中挖掘组间差异, 以实现对不同贮藏天数鸡肉饼的精准判别[32]。

2.1.6 品质变化的 PCA 可视化分析

图 3 为不同贮藏天数鸡肉饼所有品质指标的主成分分析。结果表明, 两个主成分 PC1 和 PC2 分别解释了总变异的 49.5%和 6.2%, 二者累计贡献度为 55.7%, 说明这两个主成分能在一定程度上反映原始数据的信息, 为分析鸡肉饼样本特征变化和变量间关系提供了依据[33]。此外, 不同贮藏时间的鸡肉饼样品沿 PC1 轴呈现明显的分离趋势: 0 d 样品集中分布于 PC1 正方向区域, 而随贮藏时间延长, 1~7 d 样品逐渐向 PC1 负方向迁移。

载荷分析可知, 0 d 样品在图 3 中更靠近硬度、咀嚼性、内聚性、a^*以及 b^*等向量, 表明新鲜熟制鸡肉饼具有较高的质构强度、较好的色泽及感官品质。相反, 贮藏后期的样品则分布于 PC1 负方向, 并与 L^*呈强正相关, 与水分活度存在中等程度相关, 表明在贮藏中后期产品发生了亮度增加、质构降低及水分状态改变等劣变现象[34]。值得注意的是, 电子鼻传感器信号(S1~S14)主要分布在 PC1 负方向, 传感器 S1 和 S9 等对 PC1 的贡献较大, 说明它们所响应的挥发性物质是区分贮藏时间的关键气味因子。

然而, PCA 虽能实现数据的可视化, 但在准确区分不同贮藏天数的鸡肉饼样品方面存在局限性, 且对原始数据信息的提取程度有限。为克服这一不足, 本研究进一步采用基于 BP-ANN 的机器学习分类模型, 以鸡肉饼贮藏时间为响应变量, 对不同样品进行分类判别。

2.2 基于 BP-ANN 的贮藏时间判别模型构建

2.2.1 模型构建与性能评估

训练集与测试集的预测结果对比折线图[图 4(a)、(b)]显示, 模型对贮藏时间的预测值与真实值较为吻合。训练集预测值与真实值几乎完全重合, 测试集二者波动趋势一致, 仅存在微小偏差, 无系统性偏离, 表明模型既能精准学习训练数据的特征关联, 又能稳定泛化至新样品, 对贮藏天数的变化趋势捕捉能力较强。模型拟合优度较高, 训练集决定系数 r^2 为 0.9659, 测试集 R^2 为 0.9492, 可解释至少 95%的贮藏天数变异, 进一步验证了模型的可靠性和泛化能力。

表 5 不同贮藏时间对鸡肉饼感官评分得分的影响

Table 5 Effects of different storage times on the score of sensory evaluation of chicken patties

项目	贮藏时间				
	0 d	1 d	3 d	5 d	7 d
风味	18.20±1.49^{a}	17.23±1.52^{ab}	16.67±1.40^{b}	15.00±1.62^{c}	14.13±1.46^{c}
结构	18.73±1.34^{a}	17.00±0.79^{b}	16.37±1.13^{bc}	15.63±1.13^{cd}	14.90±1.37^{d}
外观	17.57±1.91^{a}	16.43±1.76^{ab}	15.37±1.69^{bc}	14.40±1.57^{cd}	13.27±1.55^{d}
质构	18.67±1.52^{a}	17.80±1.56^{ab}	17.17±0.98^{bc}	16.33±1.03^{c}	14.93±0.83^{d}
整体可接受度	18.30±1.26^{a}	16.67±0.66^{b}	15.83±1.81^{bc}	15.27±1.41^{c}	14.97±0.81^{c}

采用混淆矩阵对 BP-ANN 模型的分类性能进行评价。训练集混淆矩阵[图 4(c)]显示，模型对贮藏第 0、3、5、7 d 样品的判别准确率为 100.00%，对第 1 d 和第 3 d 的召回率分别为 94.4% (1/18 误判为 0 d)和 95.5% (1/22 误判为 1 d)。测试集混淆矩阵[图 4(d)]显示，模型对贮藏第 0、1、5、7 d 样品的判别准确率为 100.00%，对第 3 d 的召回率为 87.5% (1/8 误判为 1 d)。所有误判均发生在相邻贮藏天数之间，未出现跨类别错误。结果表明，所构建的 BP-ANN 模型能够准确捕捉鸡肉饼品质特征随贮藏时间的变化规律，具备良好的分类性能和泛化能力，可用于未知样品的贮藏时间判别[35]。

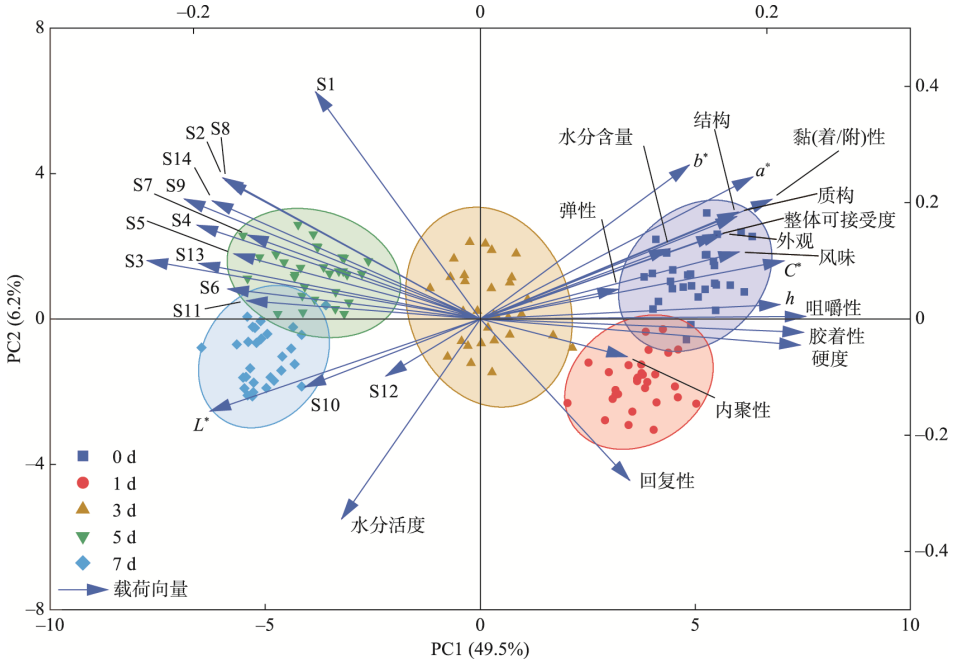
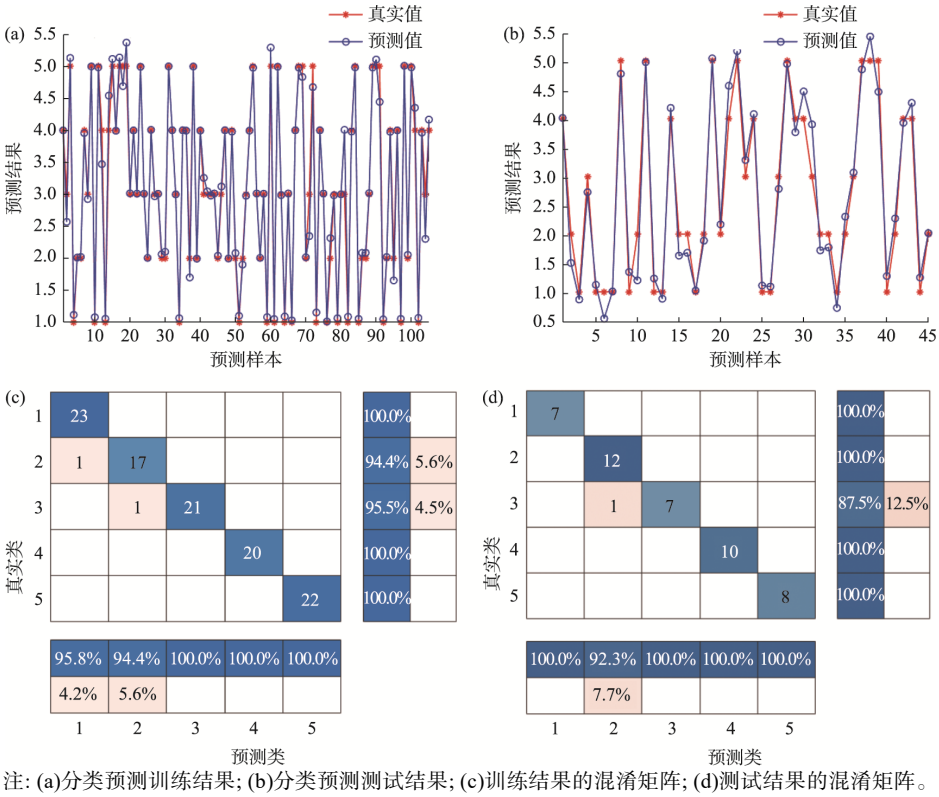


图 3　不同贮藏时间的鸡肉饼 PCA

Fig. 3　PCA of chicken patties with different storage times



注：(a)分类预测训练结果；(b)分类预测测试结果；(c)训练结果的混淆矩阵；(d)测试结果的混淆矩阵。

图 4　基于品质指标的 BP-ANN 分类模型

Fig.4　BP-ANN classification model based on quality indicators

由表 6 可知，BP-ANN 模型在训练集和测试集上均表现出优异的分类性能。训练集的精确度、召回率和 *F*1 分数均为 0.980，测试集则分别为 0.985、0.975 和 0.979，表明模型能够精准判别 0、1、3、5、7 d 不同贮藏时间的鸡肉饼样品。误差分析结果显示，训练集与测试集的 MAE 分别为 0.102 d 和 0.246 d，预测误差平均值控制在 0.2~0.3 d 之间，小于相邻贮藏天数的时间间隔(1 d)。MBE 均接近 0，表明模型预测无系统性偏差[9]。因此，所构建的 BP-ANN 分类模型具备高精度、低误差、无偏估计的良好性能，可用于实际场景中鸡肉饼贮藏时间的快速准确判别。

表 6 BP-ANN 模型预测与分类性能评估

Table 6 Evaluation of prediction and classification performance of BP-ANN model

数据集	MAE/d	MBE/d	精确度	召回率	*F*1 分数
训练集	0.102	0.006	0.980	0.980	0.980
测试集	0.246	0.007	0.985	0.975	0.979

2.2.2 SHAP 可解释性分析

为进一步解释 BP-ANN 模型的决策逻辑，本研究引入基于博弈论的 SHAP 可解释性框架。该框架能够量化每个输入特征(如色差、质构、电子鼻信号等)对模型预测贮藏时间结果的个体贡献度，从而将模型的全局判别逻辑与局部决策依据可视化[36]。

SHAP 分析结果表明(图 5)，a^*、电子鼻传感器 S3 信号及黏(着/附)性是模型判别的关键特征。a^*为 BP-ANN 模型判别的关键依据，其 SHAP 远高于其他指标，表明贮藏后期的色泽劣变是品质下降的关键标志。a^*直接反映鸡肉中血色原的氧化状态：随着贮藏时间延长，血色原逐渐氧化为高铁血色原，导致肉品红度下降、色泽褐变，成为鸡肉饼贮藏过程中最敏感、最直观的品质劣变标志。S3、S1 传感器信号及黏(着/附)性、胶着性为重要特征，分别从气味和质构方面辅助模型判别。S3 传感器表现出高贡献度，核心源于其对鸡肉饼冷藏中蛋白质腐败特征产物氮氧化合物的特异性响应，同时对脂肪氧化生成的醛类、过氧化物存在交叉敏感，共同体现蛋白与脂肪的劣变进程，是模型贮藏时间判别的核心指标[37]。关键特征的高 SHAP 表明，模型的判别机制与鸡肉饼贮藏过程中色泽褐变、气味衰减、质构劣变等品质变化规律一致。同时，感官评分重要性较低，说明模型主要依据可客观测量的品质指标进行预测，体现了其客观性优势。

SHAP 可解释性分析进一步揭示了 BP-ANN 模型判别不同贮藏时间鸡肉饼的阶段性决策逻辑(图 6)。在新鲜期(0 d)，模型主要依赖电子鼻 S6 传感器(10.9%)、色差参数 a^* (10.6%)和 L^* (9.5%)进行判别，体现对香气及鲜亮色泽的敏感性；贮藏 1 d 时，判别依据为挥发性风味相关指标 S1 (17.7%)和 S14 (9.5%)，辅以水分活度(8.0%)和硬度(7.4%)，表明模型可捕捉早期风味变化而理化指标尚未显著劣变；贮藏至 3 d 时，S3 (11.3%)与黏(着/附)性(11.1%)贡献率近乎持平；在贮藏至 5 d 时，a^*成为主导因子，同时 S3 (12.7%)、S2 (8.8%)、S7 (8.7%)等电子鼻信号持续增强，表明色泽褐变与复杂异味共同影响模型的决策；在贮藏 7 d 时，a^*贡献率进一步上升至 35.6%，

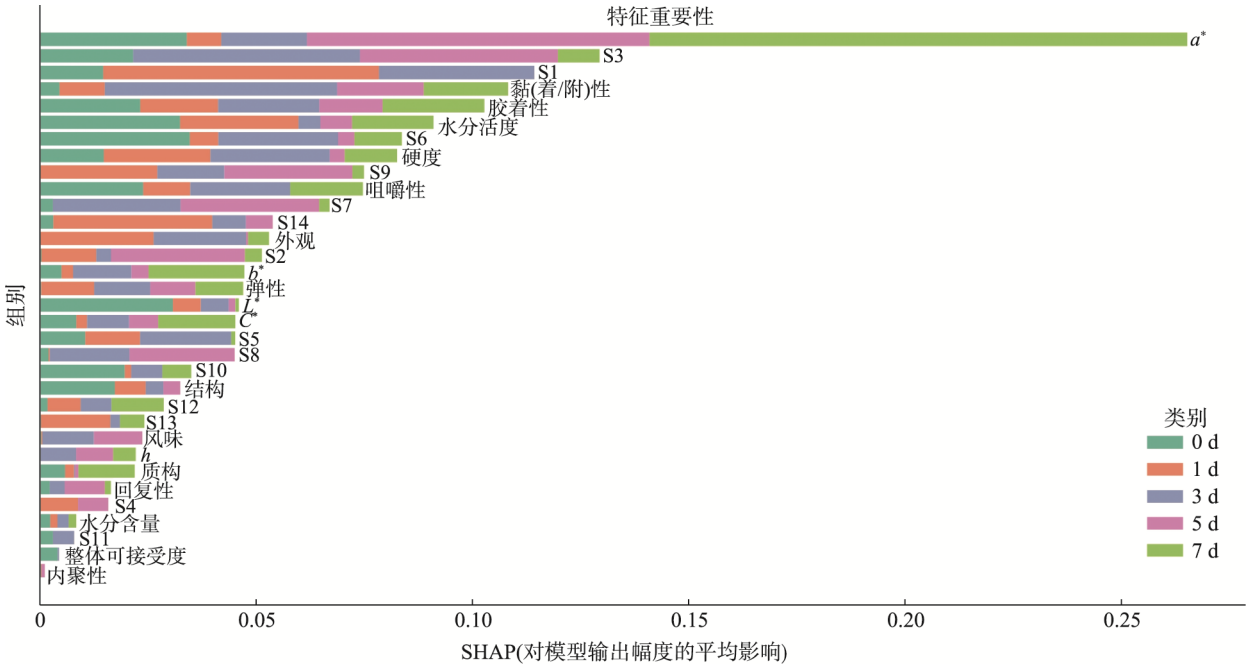


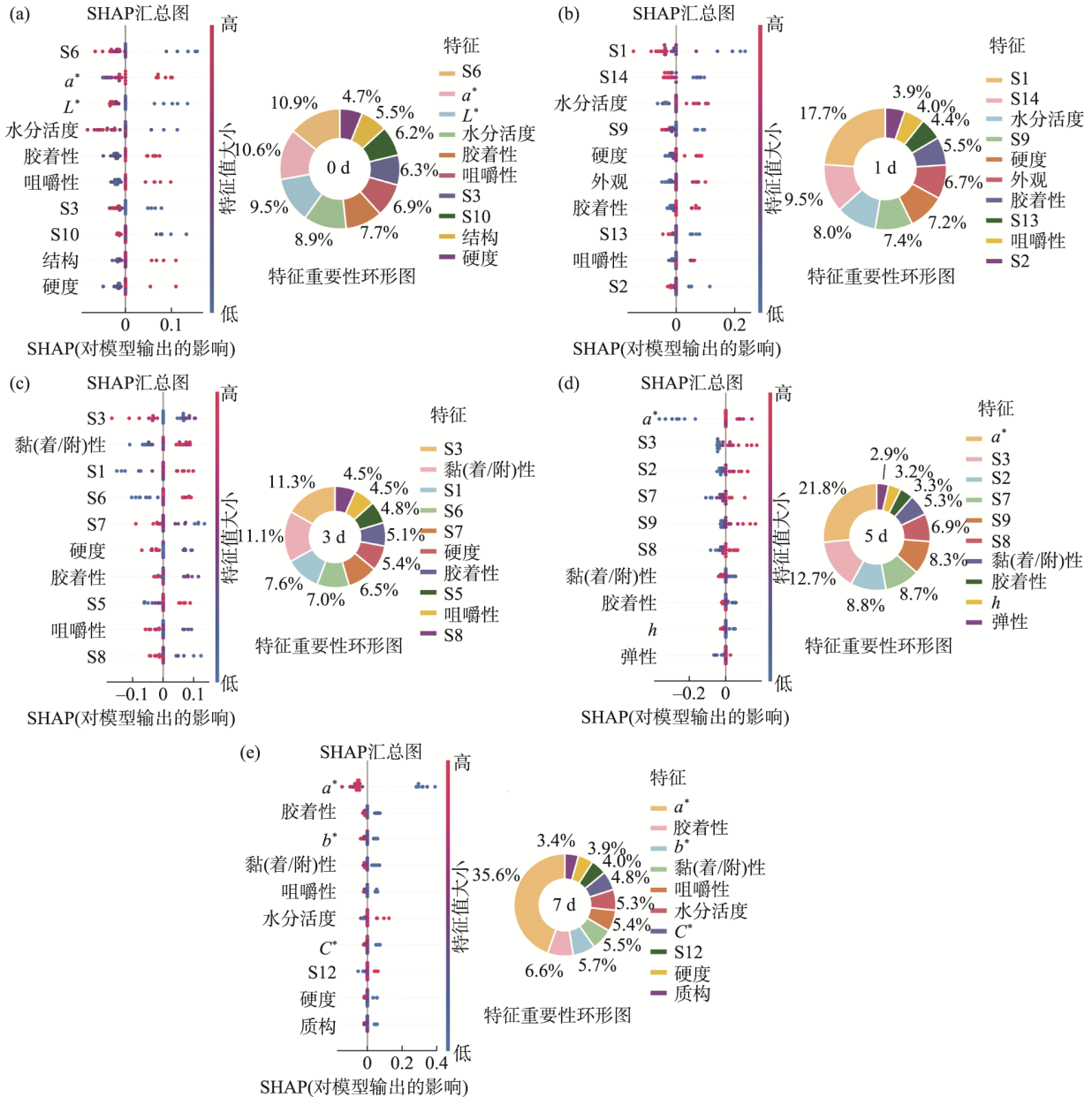
图 5 不同指标对 BP-ANN 模型输出影响

Fig.5 Effects of different indexes on the output of BP-ANN model

胶着性(6.6%)、b^* (5.7%)和黏(着/附)性(5.5%)则作为辅助指标共同描述产品劣变状态。SHAP 分析结果不仅验证了 BP-ANN 模型判别的科学性与可解释性，同时也揭示了鸡肉饼从新鲜到腐败的品质演变规律：贮藏前期以色泽变化、轻微氧化为主导，后期则伴随质构劣变、风味物质大量释放及水分状态改变。模型判别逻辑的阶段性差异与肉制品腐败变质的生物化学过程高度吻合，进一步印证了判别结果的科学性与可靠性。

2.3　模型判别与感官评价对比分析

感官评价是畜禽肉贮藏时间与品质等级判别最传统、应用最广泛的方法，但其在实际应用中存在先天局限性：(1)评价结果易受评价人员主观因素及环境因素干扰，结果的重复性与稳定性不足；(2)人体感官对肉品贮藏早期的细微品质变化的感知阈值较高，难以捕捉鸡肉饼冷藏前期色泽、风味、质构的微弱劣变，易出现判别偏差。本研究构建的 BP-ANN 智能判别模型对鸡肉饼贮藏时间的判别精度达 0.985，显著高于传统人工感官评价的判别准确率。核心原因在于模型综合了鸡肉饼贮藏过程中的水分特性、色泽参数、质构特征及挥发性气味指纹等多源的理化指标与仪器分析数据，能够精准捕捉人感官难以察觉的细微品质变化，实现贮藏时间全周期的高精度、高稳定性判别，有效规避了感官评价的主观偏差与感知局限。



注：(a) 0 d; (b) 1 d; (c) 3 d; (d) 5 d; (e) 7 d。

图 6　不同贮藏时间下各指标对 BP-ANN 模型输出影响程度

Fig.6　Effects of degree of each index on BP-ANN model output under different storage time

3 结 论

本研究以 4 ℃贮藏的熟制鸡肉饼为对象，测定其在 0~7 d 贮藏期内水分特性、色差、质构、电子鼻响应信号及感官评分的变化，构建 BP-ANN 智能判别模型并引入 SHAP 方法进行可解释性分析。结果表明，贮藏期间鸡肉饼水分含量显著下降，水分活度上升；L^*升高，a^*降低；质构特性整体下降，咀嚼性降低 59.62%；感官评分对相邻贮藏天数区分度有限。BP-ANN 模型判别性能优异，整体精确度 0.985、召回率 0.975，平均绝对误差为 0.246 d。SHAP 分析显示，a^*、电子鼻传感器 S3 信号及黏(着/附)性是模型判别的关键特征，且决策逻辑随贮藏时间呈现明显阶段性。本研究建立的 BP-ANN-SHAP 方法兼具较高判别精度与良好可解释性，为调理肉制品品质监控与货架期预测提供了可靠透明的技术手段。后续研究将扩充多批次样本，以弥补训练集样本量未达 BP-ANN 建模建议阈值的不足，同时聚焦于 SHAP 筛选出的核心特征，进一步提升模型泛化性。

参考文献

[1] Eshag Osman M F, Mohamed A A, Mohamed Ahmed I A, et al. Acetylated corn starch as a fat replacer: effect on physiochemical, textural, and sensory attributes of beef patties during frozen storage [J]. Food Chemistry, 2022, 388: 132988.

[2] Günal-Köroğlu D, Yılmaz H, Gultekin Subasi B, et al. Protein oxidation: the effect of different preservation methods or phenolic additives during chilled and frozen storage of meat/meat products [J]. Food Research International, 2025, 200: 115378.

[3] 唐静怡, 闫怡君, 张立彦. 冰温协同壳聚糖及超高压处理对广式白切鸡贮藏品质的影响[J/OL]. 食品工业科技, 2025-11-12. https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2025080016.
Tang Jingyi, Yan Yijun, Zhang Liyan. Effects of ice temperature, chitosan and ultra-high pressure treatment on storage quality of Guangdong white-cut chicken [J/OL]. China Industrial Economics, 2025-11-12. https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2025080016.

[4] Ramachandran R P, Clément A, Erkinbaev C. Miniaturized spectroscopy and AI-driven probes in food industry automation [J]. Food Research International, 2025, 214: 116646.

[5] Sheng Menglong, Lin Songyi, Ma Tingting, et al. The improvement effects of *Lentinus edodes* powder marination on sous vide cooked chicken patties: physicochemical attributes, oxidative properties and flavor characteristics [J]. Food Chemistry, 2024, 444: 138689.

[6] Anwar H, Anwar T, Murtaza S. Review on food quality assessment using machine learning and electronic nose system [J]. Biosensors and Bioelectronics: X, 2023, 14: 100365.

[7] 柳艳霞, 刘纯, 李苗云, 等. 煮制过程中卤煮鸡肉色泽变化的动力学模型构建[J]. 食品与发酵工业, 2023, 49(19): 249–256.
Liu Yanxia, Liu Chun, Li Miaoyun, et al. Kinetic model construction of color change of braised chicken during cooking [J]. Food and Fermentation Industries, 2023, 49(19): 249–256.

[8] Putri L A, Rahman I, Puspita M, et al. Rapid analysis of meat floss origin using a supervised machine learning-based electronic nose towards food authentication [J]. npj Science of Food, 2023, 7: 31.

[9] Lu Hui, Song Aiying, Li Ming, et al. Evaluation of the freshness (TVB-N) of pork patty during storage based on PLS-DA, SVM and BP-ANN models [J]. Food Control, 2025, 171: 111121.

[10] Lan Weiqing, Yang Xin, Gong Taoshuo, et al. Predicting the shelf life of *Trachinotus ovatus* during frozen storage using a back propagation (BP) neural network model [J]. Aquaculture and Fisheries, 2023, 8(5): 544–550.

[11] Lu Hui, Yao Cong, An Lin, et al. Classification and identification of chicken-derived adulteration in pork patties: a multi-dimensional quality profile and machine learning-based approach [J]. Food Control, 2025, 176: 111381.

[12] Sun Yanan, Zhang Min, Adhikari B, et al. Double-layer indicator films aided by BP-ANN-enabled freshness detection on packaged meat products [J]. Food Packaging and Shelf Life, 2022, 31: 100808.

[13] Huang Xiaoxia, You Yun, Zeng Xiaofang, et al. Back propagation artificial neural network (BP-ANN) for prediction of the quality of gamma-irradiated smoked bacon [J]. Food Chemistry, 2024, 437: 137806.

[14] 孙建国, 程健博, 陈宝库, 等. 熟料发酵汉堡鸡肉饼生产工艺的研究[J]. 肉类工业, 2019(4): 1–5.
Sun Jianguo, Cheng Jianbo, Chen Baoku, et al. Study on the production technology of clinker-fermented hamburger chicken patty [J]. Meat Industry, 2019(4): 1–5.

[15] 刘树萍, 郭兴, 姜悦, 等. 大豆分离蛋白-黄原胶乳液替代脂肪对煎制鸡肉饼理化特性的影响[J]. 美食研究, 2024, 41(4): 46–52.
Liu Shuping, Guo Xing, Jiang Yue, et al. Effect of soybean protein isolate-xanthan gum emulsion on the physicochemical properties of fried chicken patties [J]. Journal of Researches on Dietetic Science and Culture, 2024, 41(4): 46–52.

[16] 卢慧, 宋艾颖, 凌峰, 等. 基于反向传播神经网络分析的田菁胶添加对萨拉米发酵香肠品质的影响[J]. 食品科学, 2025, 46(13): 54–62.
Lu Hui, Song Aiying, Ling Feng, et al. Impact of *Sesbania* gum addition on the quality of salami based on backpropagation-artificial neural network analysis [J]. Food Science, 2025, 46(13): 54–62.

[17] Zhang Yanzeng, Zhao Wenjun, Lu Hui, et al. Characteristics of microbial community in Linyi fermented pork sausage and their correlation with quality: effects of the single *Lactobacillus* starter [J]. LWT, 2023, 185: 115169.

[18] Tura M, Gagliano M A, Valli E, et al. A methodological review in sensory analyses of chicken meat [J]. Poultry Science, 2024, 103(11): 104083.

[19] 叶明昊, 姚聪, 张羽茹, 等. 基于多源信息融合与机器学习的沂蒙黑山羊和黄淮白山羊肉品品质差异分析[J]. 食品工业科技, 2026, 47(15): 345–355.
Ye Minghao, Yao Cong, Zhang Yuru, et al. Analysis of the quality differences between Yimeng black goat and Huanghuai white goat based on multi-source information fusion and machine learning [J]. Science and Technology of Food Industry, 2026, 47(15): 345–355.

[20] 付镓榕, 马尚玄, 杨悦雪, 等. 不同温湿度贮藏对澳洲坚果鲜果品质的影响及 BP 神经网络预测模型构建[J]. 食品工业科技, 2025, 46(13): 314–326.
Fu Jiarong, Ma Shangxuan, Yang Yuexue, et al. Effect of different temperature and humidity storage conditions on the quality of fresh

Macadamia nuts and the construction of a backpropagation neural network prediction model [J]. Science and Technology of Food Industry, 2025, 46(13): 314–326.

[21] Ince V, Bader-El-Den M, Esmeli R, et al. Predicting spoilage intensity level in sausage products using explainable machine learning and GAN-based data augmentation [J]. Food and Bioprocess Technology, 2025, 18(11): 9647–9674.

[22] Zhao Gaiming, Zhang Jiali, Wang Sen, et al. Influence of heating temperatures and storage on the odor of duck meat and identification of characteristic odorous smell compounds [J]. Food Chemistry, 2024, 21: 101242.

[23] Bhaskar K, Rao V K, Kumar M S. Physico-chemical, microbiological and sensory properties of chicken meat balls incorporated with soy-protein concentrate [J]. Journal of Meat Science, 2017, 12(2): 56–62.

[24] Feng Jia, Bai Xue, Li Ying, et al. Improvement on gel properties of myofibrillar protein from chicken patty with potato dietary fiber: based on the change in myofibrillar protein structure and water state [J]. International Journal of Biological Macromolecules, 2023, 230: 123228.

[25] Cha Hanying, Liang Shuangmin, Shi Kaiyin, et al. Effect of modified atmosphere packaging on the quality characteristics and bacterial community succession of super-chilled chicken meat in biopreservation [J]. LWT, 2023, 189: 115547.

[26] Kuang Liusha, He Enqi, Zhou Lei, et al. Dynamic changes in meat quality, volatile organic compounds, and microbial community of Xiangxi yellow cattle beef during chilled storage [J]. Foods, 2025, 14(7): 1139.

[27] Krell J, Müller T, Poveda-Arteaga A, et al. Effect of different oxygen atmospheres on color stability of modified atmosphere packaged beef using non-invasive measurement [J]. Applied Sciences, 2025, 15(16): 8987.

[28] Talukder S, Mendiratta S K, Biswas A K, et al. Monitoring of chicken meat quality by plant dye based sensor [J]. Food and Bioprocess Technology, 2023, 16(10): 2217–2230.

[29] Santana Neto D C D, Cordeiro Â M T M, Meireles B R L A, et al. Inhibition of protein and lipid oxidation in ready-to-eat chicken patties by a *Spondias mombin* L. bagasse phenolic-rich extract [J]. Foods, 2021, 10(6): 1338.

[30] Özhamamcı İ. Coffee silverskin as a fat replacer in chicken patty formulation and its effect on physicochemical, textural, and sensory properties [J]. Applied Sciences, 2024, 14(15): 6442.

[31] 王瑞, 牛舒昱, 王蕊, 等. 解冻方式对速冻鸡肉饼品质的影响[J]. 肉类研究, 2024, 38(9): 42–47.
Wang Rui, Niu Shuyu, Wang Rui, et al. Effect of different thawing methods on the quality of chicken patty [J]. Meat Research, 2024, 38(9): 42–47.

[32] Li Wenqian, Wang Qiongmin, Deng Zichen, et al. Integrating kinetic models and BP-ANN for predicting growth and shelf-life of *Listeria monocytogenes* in ready-to-eat salads [J]. LWT, 2025, 221: 117607.

[33] Turgut S S, Myustedzhebov A, Feyissa A H. Low-cost multispectral sensor reveals cold chain breaks, meat type, and storage time in chicken meat samples [J]. Food Control, 2025, 167: 110816.

[34] Xu Ruilin, Ding Rui, Zheng Xuankai, et al. From a metabolomics profiling perspective explaining the deterioration impact induced by chicken meat exudate [J]. Food Chemistry, 2025, 465: 141972.

[35] 游云, 黄晓霞, 肖斯立, 等. 反向传播-人工神经网络在辐照黑椒牛肉品质预测中的应用[J]. 食品科学, 2024, 45(8): 228–237.
You Yun, Huang Xiaoxia, Xiao Sili, et al. Application of backpropagation-artificial neural network in quality prediction of irradiated black pepper beef [J]. Food Science, 2024, 45(8): 228–237.

[36] Li Wenxia, Chen Shuyu, Huang Hao, et al. On-site quantification of polysaccharides in *Dendrobium huoshanense* using a portable NIR spectrometer: a machine learning approach with SHAP interpretation [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2026, 150: 108915.

[37] Ju Xiaojun, Zhang Ming, Shan Yanju, et al. A comprehensive analysis of meat quality degradation and identification of spoilage markers in chicken during refrigerated storage using multi-method approach [J]. Food Chemistry, 2025, 483: 144316.

(责任编辑: 曹岱琳 韩晓红)