

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.20.035

基于 HS – SPME – GC – MS 的肉粉挥发性物质分析与新鲜度评价

王伟霞¹ 牛智有^{1,2} 耿婕¹ 丁潘¹ 孔宪锐¹ 朱明^{1,2}

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部智慧养殖技术重点实验室, 武汉 430070)

摘要: 为明晰不同储存条件下肉粉挥发性物质与新鲜度的变化规律,揭示肉粉挥发性物质与新鲜度指标的相关性,采用顶空固相微萃取-气相色谱-质谱(Headspace solid-phase microextraction combined with gas chromatography-mass spectrometry, HS – SPME – GS – MS)联用技术对不同条件下鸡肉粉中挥发性物质(Volatile organic compounds, VOCs)进行测定分析,并结合相关国家标准测定挥发性盐基氮(Total volatile base nitrogen, TVB – N)、酸价(Acid value, AV)、pH 值和霉菌总数(Total viable count, TVC)新鲜度指标,建立基于 VOCs 的新鲜度指标预测模型。方差分析(Analysis of variance, ANOVA)结果表明,温度和相对湿度是影响 TVB – N、AV、pH 值和 TVC 指标的重要因素;鸡肉粉中 VOCs 测定分析结果表明,不同储存条件下 VOCs 种类和含量显著不同,其中醛酮类物质变化最为显著,且与新鲜度指标相关性分析结果表明共有 225 种 VOCs 与新鲜度指标显著相关($|r| > 0.5$, $P < 0.05$);基于相关 VOCs 建立随机森林(Random forest, RF)、支持向量回归(Support vector machine, SVM)和极端梯度提升(Extreme gradient boosting, XGBoost)新鲜度指标预测模型,其中 XGBoost 对新鲜度指标预测模型准确率较高,XGBoost 新鲜度指标预测模型结果表明,TVB – N、AV、pH 值和 TVC 预测模型决定系数 R^2 分别为 0.953、0.80、0.78 和 0.77,均方根误差分别为 8.87 mg/(100 g)、0.91 mg/g、0.19 和 0.81 lg CFU/g;采用 SHAP 值(Shapely additive explanations)对模型中显著影响新鲜度指标的前 10 种 VOCs 进行分析表明,己醛、壬醛、6-甲基-3-庚酮等是影响新鲜度的关键 VOCs。研究结果可为肉粉储存及品质控制提供技术参考,并为开发检测肉粉新鲜度的气敏传感器的选择提供理论依据和技术支撑。

关键词: 鸡肉粉; 挥发性物质; 新鲜度指标; 方差分析; XGBoost; 相关性分析

中图分类号: S379.9 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)20-0390-12 OSID: 

Analysis of Volatile Compounds and Freshness Evaluation of Meat Powder Based on HS – SPME – GC – MS

Wang Weixia¹ Niu Zhiyou^{1,2} Geng Jie¹ Ding Pan¹ Kong Xianrui¹ Zhu Ming^{1,2}

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

2. Key Laboratory of Intelligent Breeding Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China)

Abstract: Aiming to clarify the variation patterns of volatile compounds and freshness indicators of meat meal under different storage conditions, and reveal the correlation between volatile compounds and freshness, focusing on chicken meat powder, headspace solid-phase microextraction combined with gas chromatography-mass spectrometry (HS – SPME – GC – MS) was employed to analyze volatile organic compounds (VOCs) in chicken meat powder stored under various conditions. In parallel, freshness indicators, including total volatile base nitrogen (TVB – N), acid value (AV), pH value, and total viable count (TVC) were determined in accordance with relevant national standards. A predictive model for freshness indicators based on VOCs was then established. Results showed that storage temperature, humidity, and duration had significant effects on the freshness indicators, particularly under high-temperature and high-humidity conditions, where all indicators increased markedly. Analysis of variance (ANOVA) revealed that temperature and humidity were the dominant factors affecting freshness. VOCs profiling demonstrated that both the types and concentrations of VOCs varied significantly across different

收稿日期: 2025 – 07 – 22 修回日期: 2025 – 09 – 05

基金项目: 国家自然科学基金项目(32172773)

作者简介: 王伟霞(2000—),女,博士生,主要从事饲料加工技术与智能装备研究,E-mail: wangwx@webmail.hzau.edu.cn

通信作者: 朱明(1958—),男,研究员,博士生导师,主要从事水产养殖设施装备和农业工程管理研究,E-mail: 13801392760@163.com

storage conditions, with aldehydes and ketones showing the most pronounced changes. Correlation analysis identified 225 VOCs significantly associated with freshness indicators ($|r| > 0.5$, $P < 0.05$). Freshness indicator prediction models were developed based on the relevant VOCs using random forest (RF), support vector machine (SVM), and extreme gradient boosting (XGBoost). Among these models, XGBoost exhibited higher prediction accuracy. The prediction results of the XGBoost model showed TVB-N with $R^2 = 0.953$ and $RMSE = 8.87 \text{ mg}/(100 \text{ g})$, AV with $R^2 = 0.80$ and $RMSE = 0.91 \text{ mg/g}$, pH value with $R^2 = 0.78$ and $RMSE = 0.19$, and TVC with $R^2 = 0.77$ and $RMSE = 0.81 \text{ lg CFU/g}$, indicating the feasibility of freshness prediction based on VOCs. Furthermore, the Shapley additive explanations (SHAP) method was used to interpret the top 10 VOCs contributing to freshness prediction, identifying hexanal, nonanal, and 6-methyl-3-heptanone as key contributors. These findings can provide technical insights for meat powder storage and quality control, and offer a theoretical and technological foundation for the development of gas-sensitive sensors for freshness detection.

Key words: chicken meat powder; volatile organic compounds; freshness indicators; analysis of variance; XGBoost; correlation analysis

0 引言

肉粉是以加工副产品(碎肉、皮及皮下脂肪、肌腱等)为原料,经高压蒸煮、灭菌、脱脂、干燥、粉碎后制成的动物性蛋白质饲料原料,含有丰富的优质蛋白质、脂肪、矿物质及维生素等,能为动物提供必需的氨基酸,对动物生长发育和免疫功能起重要作用,被广泛应用于饲料生产中。然而,肉粉在加工、运输和储存过程易受环境因素及储存条件影响,使肉粉中蛋白质发生水解或变性^[1]。特别在高温、高湿条件下,肉粉中脂类物质极易受到微生物污染和酶促反应等,发生甘油三脂水解,产生醛酮类等有害物质^[2],这些物质积累通常会使肉粉产生酸败、腐臭等气味。且一般来说,无论储存条件如何,饲料原料的新鲜度及品质均会随着储存时间增加而显著下降,严重影响饲料原料营养价值。

饲料原料新鲜度常用评价指标为挥发性盐基氮(Total volatile base nitrogen, TVB-N)、酸价(Acid value, AV)、pH 值和微生物评价(霉菌总数(Total viable count, TVC)),但传统检测方法存在操作繁琐、耗时较长等特点,且新鲜度指标的变化可能会受到储存条件、微生物活动和脂质氧化等因素影响,无法全面反映肉粉的新鲜度水平^[3]。近年来,挥发性物质(Volatile organic compounds, VOCs)作为评价新鲜度的潜在指标受到广泛关注。多项研究表明,新鲜度变化过程中 VOCs 组成也会发生显著变化^[4]。Geng 等^[5]研究了不同新鲜度等级进口鱼粉和国产鱼粉中 VOCs 的种类和性质,筛选出影响鱼粉新鲜度等级的关键 VOCs 为十二烷、十六烷酸等。Sun 等^[6]研究了在不同温度条件下储存过程猪肉 VOCs 和新鲜度指标(TVC、TVB-N 和 pH 值)的变化,将 VOCs 与新鲜度指标对比,确定了可能与猪肉新鲜度显著相关的 VOCs,如:乙酸乙酯、丙酸乙酯等;顶

空固相微萃取-气相色谱-质谱联用技术(Headspace solid-phase microextraction combined with gas chromatography-mass spectrometry, HS-SPME-GS-MS)因灵敏度高、操作简单快速、重现性好等优点,是检测 VOCs 的有效方法。将其与新鲜度指标结合分析,可实现对不同新鲜度肉粉的综合评估。目前基于 VOCs 的新鲜度评价已有应用,张渤函等^[7]通过测定 4℃ 储存过程中大黄鱼的菌落总数、挥发性盐基氮、K 值等新鲜度指标及 VOCs,利用偏最小二乘法(Partial least squares, PLS)和 BP 神经网络建立 VOCs 预测 TVB-N 的数学模型,筛选出与新鲜度变化显著相关的 VOCs 十二烷、壬醛、苯甲醛等物质;Li 等^[8]利用 VOCs 和机器学习技术,研究了不同白酒的感官特征和 VOCs,建立了基于 VOCs 的品质等级预测模型,并筛选出 20 种与白酒品质相关的关键 VOCs,如:琥珀酸二乙酯、四甲基吡嗪和乙醛等物质。但关于饲料原料肉粉中基于特征 VOCs 的新鲜度研究鲜见报道。

本文以不同储存条件下鸡肉粉样本为研究对象,测定挥发性盐基氮、酸价、pH 值和霉菌总数等新鲜度指标;利用方差分析(Analysis of variance, ANOVA)探究温度、相对湿度和时间对新鲜度的影响,以优化鸡肉粉储存条件;采用顶空固相气相色谱质谱联用仪测定样本中挥发性物质变化,通过相关性分析和机器学习算法即随机森林(Random forest, RF)、支持向量回归(Support vector machine, SVM)和极端梯度上升(Extreme gradient boosting, XGBoost)回归模型,建立基于特征 VOCs 的新鲜度指标(TVB-N、AV、pH 值和 TVC)预测模型。采用 SHAP 值(Shapely additive explanations)解释预测模型中影响新鲜度的关键 VOCs,阐明关键 VOCs 对鸡肉粉新鲜度的影响,以期对鸡肉粉新鲜度评价、质量控制及新鲜度监测气敏传感器开发提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 样本采集与制备

以鸡肉粉为研究对象,将采集的鸡肉粉样品置于 HSP-150 型恒温恒湿培养箱(天津赛利德实验分析仪器厂)中进行培养。培养条件设置:温度为 15、25、35℃,相对湿度为 40%、60%、70%、80%。培养周期设置为 30 d。对低温(15℃)或低湿(相对湿度 40%)条件下每 5 d 取样 1 次,其余条件下均为每 2 d 取样一次,共制备 94 个试验样品,所制备样品用密封袋密封储存,用于新鲜度指标、霉菌总数和挥发性物质的测定。

1.2 仪器与设备

THZ-100 型恒温培养摇床,上海一恒科学仪器有限公司;K1160 型全自动凯氏定氮仪,山东海能科学仪器有限公司;乙醚、乙醇、酚酞,上海国药化学试剂有限公司;全自动 pH 计,梅勒特-托利多仪器(上海)有限公司。

1.3 HS-SPME-GC-MS 测定

采用 HS-SPME-GC-MS 对采集到的鸡肉粉样品进行挥发性物质测定,用 P250N METLER TOLEDO 型电子天平称取 4 g 样品于 20 mL 顶空进样瓶(美国 Agilent 公司)中,加入 4 mL 饱和 NaCl 溶液,100 μL 经稀释 100 倍的 3-甲基-3-丁烯-1-醇(上海麦克林生化科技有限公司)内标溶液。用带有橡胶隔垫的瓶盖密封,置于 LC-MSB-HD 型恒温磁力搅拌器(上海力辰仪器科技有限公司)中,在 80℃ 条件下平衡 30 min,用 50/30 μm DVB/CAR/PDMS (StableFlex,美国 Supelco 公司)萃取 40 min,将进样针插入 8890/7000 D 型 GC-MS(美国 Agilent 公司)进样口解析 5 min,每个样品重复测试 3 次。

GC-MS 条件:载气为氦气,恒定流速为 1 mL/min。升温程序:初始柱温 40℃ 保持 2 min,以 4℃/min 升温至 140℃ 保持 2 min,再以 10℃/min 升温至 260℃,保持 5 min。进样器在不分流模式下运行,其温度设置为 260℃。传输线温度保持在 280℃。四级杆质谱仪在电子碰撞(EI)模式下运行,离子源和四级杆温度分别设置为 230℃ 和 150℃。扫描方式为全扫描,扫描范围为 30~500 amu。所有分析均通过将电离能量设置为 70 eV 执行。

数据分析与处理:根据 NIST17. L 标准谱库对检测得到的化合物进行定性检测,选择匹配度大于 80 的结果进行分析。根据内标法对检测的 VOCs 含量进行计算,公式为

$$C_i = \frac{A_i}{A_{IS}} \cdot \frac{C_{IS}}{m} \cdot V_{IS}$$

式中 C_i ——未知 VOCs 含量,μg/g
 C_{IS} ——内标物浓度,μg/mL
 V_{IS} ——加入内标物体积,mL
 A_i ——未知 VOCs 峰面积
 A_{IS} ——内标物峰面积
 m ——样本质量,g

1.4 新鲜度指标和霉菌总数测定方法

依据 GB/T 32141—2015《饲料中挥发性盐基氮的测定》测定挥发性盐基氮(TVB-N);依据 NY/T 3969—2021《饲料原料 鸡肉粉》中附录 A 的方法测定酸价(AV);依据 GB 5009.237—2016《食品 pH 值的测定》测定 pH 值;依据 GB/T 13092—2006《饲料中霉菌总数的测定》测定霉菌总数(TVC)。

根据 GB/T 32141—2015《饲料中挥发性盐基氮的测定》中 TVB-N 含量指标、NY/T 3969—2021《饲料原料 鸡肉粉》中酸价指标、GB 13078—2017《饲料卫生标准》中霉菌总数阈值规定,当鸡肉粉中新鲜度指标超过最高阈值时,即 TVB-N 含量 > 100 mg/(100 g)、AV > 7 mg/g 或 TVC > 4.3 lg CFU/g,可认为鸡肉粉新鲜度及品质发生了显著劣变。

1.5 统计分析

采用 Microsoft Excel 2019 进行统计及处理数据。采用 Origin 2021、PyCharm 2020、Rstudio 进行图形绘制。通过方差分析(ANOVA)评估储存温湿度和时间及其相互作用对鸡肉粉新鲜度指标的影响;使用 Rstudio 进行 Pearson 相关性分析以筛选与鸡肉粉新鲜度指标显著相关的特征 VOCs,同时基于 Python 进行机器学习模型的构建,采用 RF、SVM、XGBoost 回归算法建立基于 VOCs 的新鲜度指标预测模型,并使用 SHAP 值对 XGBoost 模型中显著影响新鲜度的 VOCs 进行分析和解释。

2 结果与讨论

2.1 不同储存条件下新鲜度指标和霉菌总数变化趋势

不同储存条件下挥发性盐基氮(TVB-N)含量、酸价(AV)、pH 值和霉菌总数(TVC)变化趋势如图 1 所示。

TVB-N 是动物性蛋白食品中酶促反应和蛋白质降解过程中产生的挥发性碱性氮类化合物(主要包括氨、三甲胺、二甲胺等),是评价鸡肉粉新鲜度的重要指标之一^[9]。不同储存条件下 TVB-N 含量变化如图 1a 所示。从图 1a 可看出,在低温低湿条件下,TVB-N 含量在储存过程呈先下降后基本保持不变,根据 GB/T 32141—2015《饲料中挥发性盐基氮的测定》,TVB-N 含量低于

100 mg/(100 g)时表示为一级和二级新鲜度,表明在低温低湿条件下,鸡肉粉新鲜度指标虽发生了变化,但 TVB-N 含量仍低于最高阈值。而在高温高湿条件下(35℃、相对湿度 80%),TVB-N 含量在储存前期(14 d)已超过 100 mg/(100 g),且随着储存时间

增加,TVB-N 含量逐渐增加,这种现象可能是由于温度、相对湿度及储存时间的增加使得腐败微生物和内源酶活性增加,促进鸡肉粉中的蛋白质和一些非蛋白质含氮化合物的分解,产生氨、胺等碱性含氮化合物,使得鸡肉粉营养价值降低^[10]。

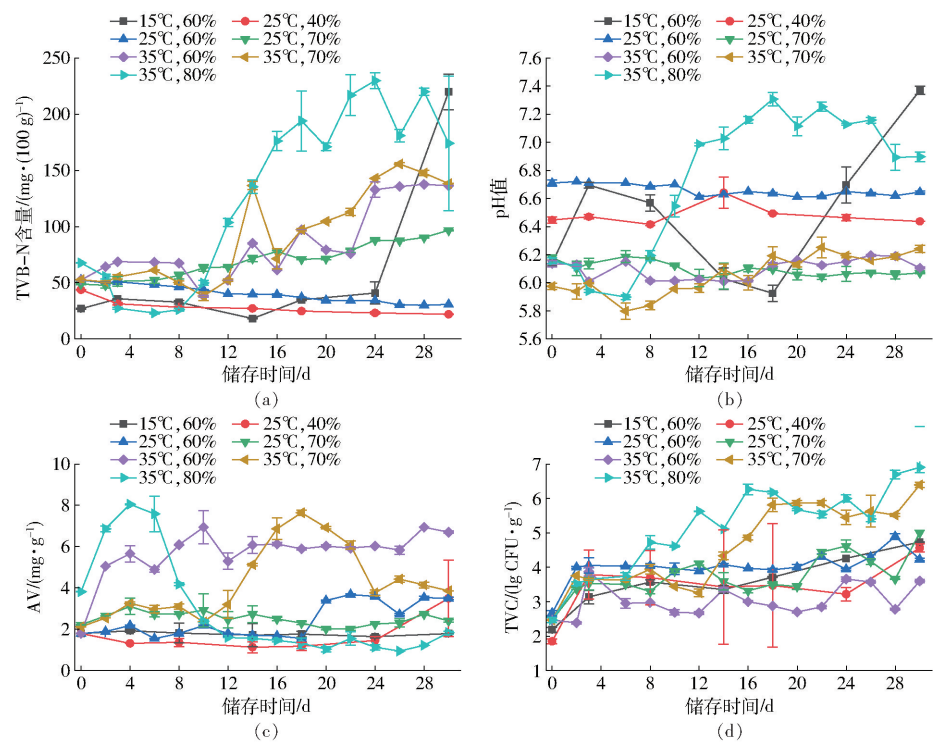


图 1 不同储存条件下各新鲜度指标变化曲线

Fig. 1 Variation curves of various freshness index under different storage conditions

pH 值反映鸡肉粉质量变化,其变化与微生物腐败和内源性酶降解蛋白质产生的胺、氨和其他碱性物质显著相关^[11]。鸡肉等副产品(由于其碱性)pH 值通常比肉类高,一般在 6.1~6.44 之间^[12]。不同储存条件下鸡肉粉 pH 值变化如图 1b 所示。从图 1b 可看出,在常温常湿条件下,即在温度为 25℃,相对湿度为 40%、60% 时,pH 值呈先上升后保持不变。在高温高湿条件下,随着储存时间增加,pH 值呈先降低后上升趋势,其初始值降低可能是因为高温高湿促进脂肪氧化,产生各种有机酸^[13],导致 pH 值下降;随着储存时间增加,微生物和内源性酶降解蛋白质产生各种碱性氨和胺等物质,使得 pH 值上升。

酸价(AV)衡量鸡肉粉新鲜度和脂肪氧化程度^[14]。根据 NY/T 3969—2021《饲料原料 鸡肉粉》,一级、二级鸡肉粉的酸价不应超过 7 mg/g。不同储存条件下鸡肉粉中 AV 变化如图 1c 所示。从图 1c 可看出,在低温低湿条件下,酸价变化并不明显,而随着温度和相对湿度增加,酸价总体呈先增加后降低趋势。在储存前期,高湿促进了脂肪中的甘油三酯的水解,生成甘油和游离脂肪酸等物质,导致

酸价上升;随着储存时间增加,游离脂肪酸可能会进一步氧化,生成醛、酮等氧化产物,影响酸价变化。同时,在对 35℃、相对湿度 80% (高温高湿)条件下培养的鸡肉粉进行 VOCs 测定时,醛、酮类化合物含量随着储存时间的增加,其总量呈先降低后增加趋势,这一变化可能与脂肪氧化程度和酸价变化有关^[15]。

不同储存条件下鸡肉粉 TVC 变化如图 1d 所示。从图 1d 可看出,随着储存时间增加,霉菌总数均逐渐增加。根据 GB 13078—2017《饲料卫生标准》,动物源性饲料原料中霉菌总数应不超过 4.3 lg CFU/g。由图 1d 看出,在高湿(相对湿度 70%、80%)条件下,霉菌总数在储存前期已超过 4.3 lg CFU/g,表明鸡肉粉品质发生显著变化,这可能是由于高湿促进了微生物和酶的活动,导致大量腐败生物产生^[16]。同时,随着储存时间增加,不同储存条件下鸡肉粉中霉菌总数均呈逐渐增加趋势。

由图 1 可知,随着储存时间延长,新鲜度指标在不同温湿度条件下呈现不同变化趋势。例如,在高温高湿环境下,TVB-N 含量、TVC 和 pH 值迅速上

升,而 AV 变化则受到相对湿度和时间的共同影响,表现出不同趋势。结果表明,温度、相对湿度和储存时间可能对鸡肉粉新鲜度产生复杂作用,但仅从含量变化趋势难以直接判断各因素重要性及其交互作用。

2.2 储存条件对新鲜度指标的影响

为进一步探究储存条件(温度、相对湿度和时间)对新鲜度指标的影响程度,采用方差分析方法对温度、相对湿度和时间的^{主效应}及其交互作用进行统计检验,以揭示关键影响因素,为储存条件优化提供理论依据。方差分析结果如表 1 所示。由表 1 可知,温度对 TVB-N 含量、AV 和 TVC 有显著影响($P<0.05$),显著水平较高,但对 pH 值影响不显著($P>0.05$);相对湿度对 TVB-N 含量、pH 值和 TVC 有极显著影响($P<0.01$);时间对新鲜度指标的影响均不显著,时间与温度之间的交互作用对 TVB-N 含量、pH 值和 TVC 影响显著,与相对湿度之间的交互作用对 TVB-N 含量、pH 值和 AV 影响显著($P<0.05$)。结果表明,影响鸡肉粉新鲜度的关

表 1 储存条件及其交互作用对新鲜度指标方差分析结果
Tab.1 Analysis results of variance (ANOVA) of storage conditions and their interactions on freshness indicators

影响因素	TVB-N	pH 值	AV	TVC
温度	<0.01 **	<0.29	<0.01 **	<0.05 *
相对湿度	<0.01 **	<0.01 **	0.07	<0.01 **
时间	0.091	0.954	0.870	0.271
温度×相对湿度	<0.01 **	<0.01 **	<0.01 **	<0.01 **
温度×时间	<0.01 **	<0.01 **	0.264	<0.05 *
相对湿度×时间	<0.01 **	<0.01 **	<0.05 *	0.150

注: * 表示差异显著 ($0.01 \leq P < 0.05$); ** 表示差异极显著 ($P < 0.01$)。

键因素是温度和相对湿度,储存时间则主要通过与其他因素的协同作用影响新鲜度指标变化。

对温度、相对湿度与时间及其交互作用对新鲜度指标和霉菌总数的影响进行分析,温度和相对湿度对新鲜度指标的影响分别如图 2、3 所示。图 2 为在恒定相对湿度 60% 条件下,不同储存温度对新鲜度指标的影响。由图 2 可知,随着储存温度(15 ~ 35℃)增加,TVB-N 含量和 AV 显著增加,特别在 35℃ 条件下,AV 在 10 d 时超过最高阈值(7 mg/g)。而储存温度小于 25℃ 时,TVB-N 含量、pH 值和 AV 随储存时间增加变化不大,且 TVB-N 含量和 AV 均小于国家标准中规定的一二级肉粉新鲜度指标。TVC 作为反映腐败变质程度的重要指标,鸡肉粉中温度对 TVC 的影响如图 2d 所示,由图 2d 可看出,当温度小于 25℃ 时,TVC 增长速率明显高于 35℃,且在储存前期已超过最高阈值,这可能是由于相对湿度 60% 环境更适宜霉菌生长,而在高温 35℃ 条件下,TVC 变化不大,可能是由于高温抑制了霉菌生长和繁殖,导致微生物活性降低,而 TVB-N 含量随着储存时间增加,在第 24 天达到 132 mg/(100 g),超过国家标准中二级鸡肉粉指标,表明鸡肉粉发生了变质。图 3 为在相同温度(25℃)条件下,不同相对湿度条件对新鲜度指标的影响。由图 3 可看出,随着相对湿度和储存时间增加,各新鲜度指标增长速率明显上升,与高湿(相对湿度 70%)相比,在低湿条件下随着储存时间增加,鸡肉粉中 TVB-N 含量、AV 和 pH 值变化较小,均低于最高标准。同时,由图 3 可知,在相对湿度 40% 和 60% 条件下,霉菌总数分别在第 30 天、第 22 天超过最高阈值(4.3 lg CFU/g),而在相对湿度 70% 条件下,TVC 在储存前期已超过最高阈值,表明低湿条件在一定

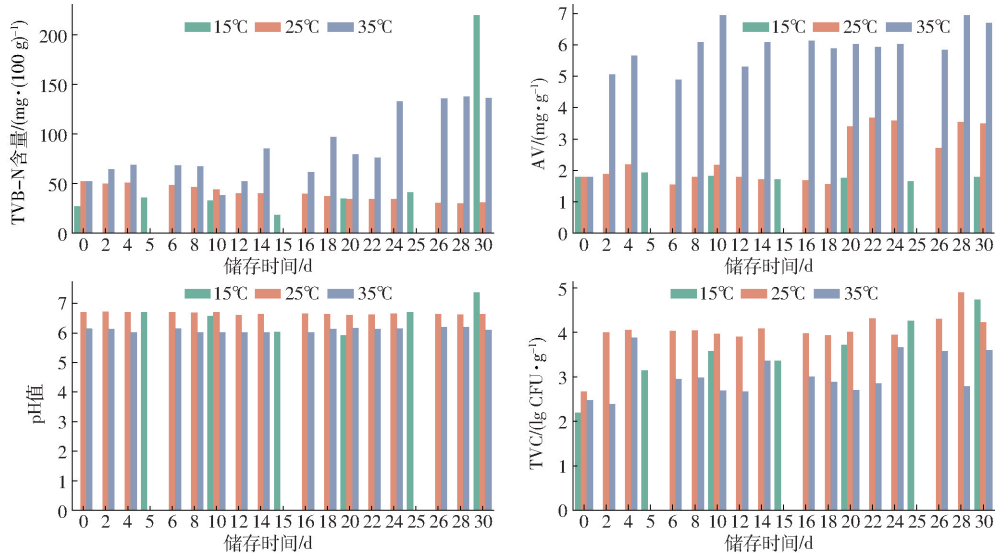


图 2 温度与时间交互作用
Fig.2 Interaction of temperature and time

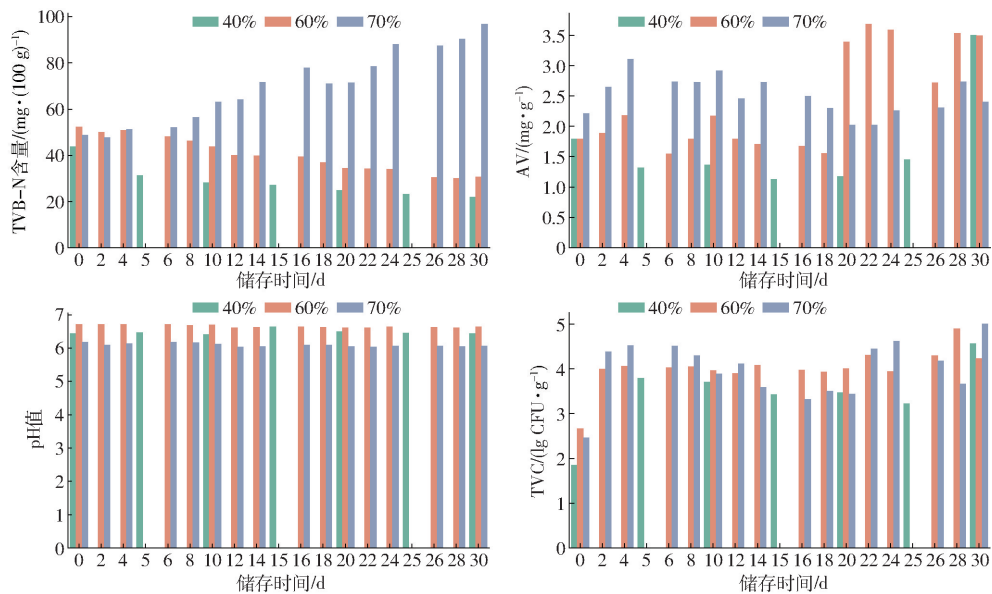


图 3 相对湿度和时间交互作用
Fig. 3 Interaction of humidity and time

程度上能够有效减缓鸡脂肪氧化、蛋白质降解以及微生物生长的速率,保持鸡肉粉新鲜度及品质。因此,在实际储存过程,应尽量将温度控制在 25℃ 以下,相对湿度控制在 60% 以下。所设置的储存条件中,在 15℃、相对湿度 60% 储存条件下,鸡肉粉中 TVB-N 含量和 TVC 在第 30 天分别超过 100 mg/100 g、4.3 lg CFU/g,而 AV 均低于 7 mg/g,表明在 15℃、相对湿度 60% 条件下鸡肉粉最长储存期为 25~30 d;在 25℃、相对湿度 40% 条件下,鸡肉粉中的 TVC 在第 30 天超过最高阈值 (4.3 lg CFU/g),表明在该条件下鸡肉粉最长储存期为 25~30 d。因此,综合考虑新鲜度指标和微生物生长,鸡肉粉最优储存条件应为温度低于 25℃,相对湿度低于 60%,该结果与文献[17]结论一致。

2.3 挥发性物质 (VOCs) 分析

在储存过程,鸡肉粉会产生各种 VOCs,包括关键 VOCs 的损失和不良气味产生,从而影响鸡肉粉新鲜度。不同储存条件下鸡肉粉中 VOCs 变化如图 4 所示。由图 4 可知,在不同储存条件下,鸡肉粉中检测到的 VOCs 种类和含量大不相同,且随着温度和相对湿度增加,VOCs 种类逐渐增加,例如,在低温低湿 (15℃、相对湿度 60%) 条件下共检测到 104 种 VOCs,在高温高湿 (35℃、相对湿度 80%) 条件下共检测到 130 种 VOCs,且与腐败气味相关的含硫化物种类和含量显著增加。

醛类化合物变化最为显著,是反映油脂氧化程度的重要标志之一^[18]。醛酮醇类物质主要由脂质的氧化分解产生^[19]。在常温 (25℃) 条件下,随

着相对湿度增加,醛类化合物呈逐渐增加趋势,而在高温 (35℃) 条件下,醛类化合物逐渐降低,其中,易使鸡肉粉产生酸味和腐烂味道的己醛和壬醛变化最为显著,己醛常被作为脂质氧化水平的标准,壬醛来自油酸的脂质氧化产物,是一种腐败标志物^[20]。随着相对湿度增加,己醛含量从 171 $\mu\text{g/g}$ 增加至 1 683 $\mu\text{g/g}$,壬醛含量从 124 $\mu\text{g/g}$ 增加至 804 $\mu\text{g/g}$,这可能是由于高湿促进了脂肪氧化和微生物活动,加速脂肪酸的氧化分解,使得醛类化合物含量增加。一些醇类物质的积累是由腐败微生物代谢引起的,主要来源于氨基酸和醛等的还原以及不饱和脂肪酸的氧化^[21]。根据 1.4 节相关新鲜度指标阈值^[22-23],在高温高湿条件下,鸡肉粉新鲜度变化显著。醇类中 2-辛炔-1-醇在该储存条件下占比较高,且随着新鲜度等级降低其含量逐渐降低。同时,随着新鲜度等级降低及储存时间增加,挥发性含硫化物种类和含量显著增加,是使鸡肉粉产生硫磺和腐臭气味的关键原因^[24],其主要来源于含硫氨基酸的降解。具有奶油、黄油和果香的酮类物质主要来源于脂质氧化、美拉德反应和微生物氧化,也可能来源于酯类分解和醇类氧化^[25]。在所检测的酮类物质中,具有霉味、酮味和发霉的 3-辛酮只在腐败鸡肉粉中产生,可认为是鸡肉粉腐败的标志 VOCs。具有蘑菇、泥土气味的 3-辛烯-2-酮在不同储存条件下均检测到,但均在储存前期检测到,即新鲜鸡肉粉样品中。杂环类化合物可能是由于美拉德反应和脂质氧化产生,由图 4 可明显看出,随着温度和相对湿度增加,杂环化合物总量逐渐上升,这可能是

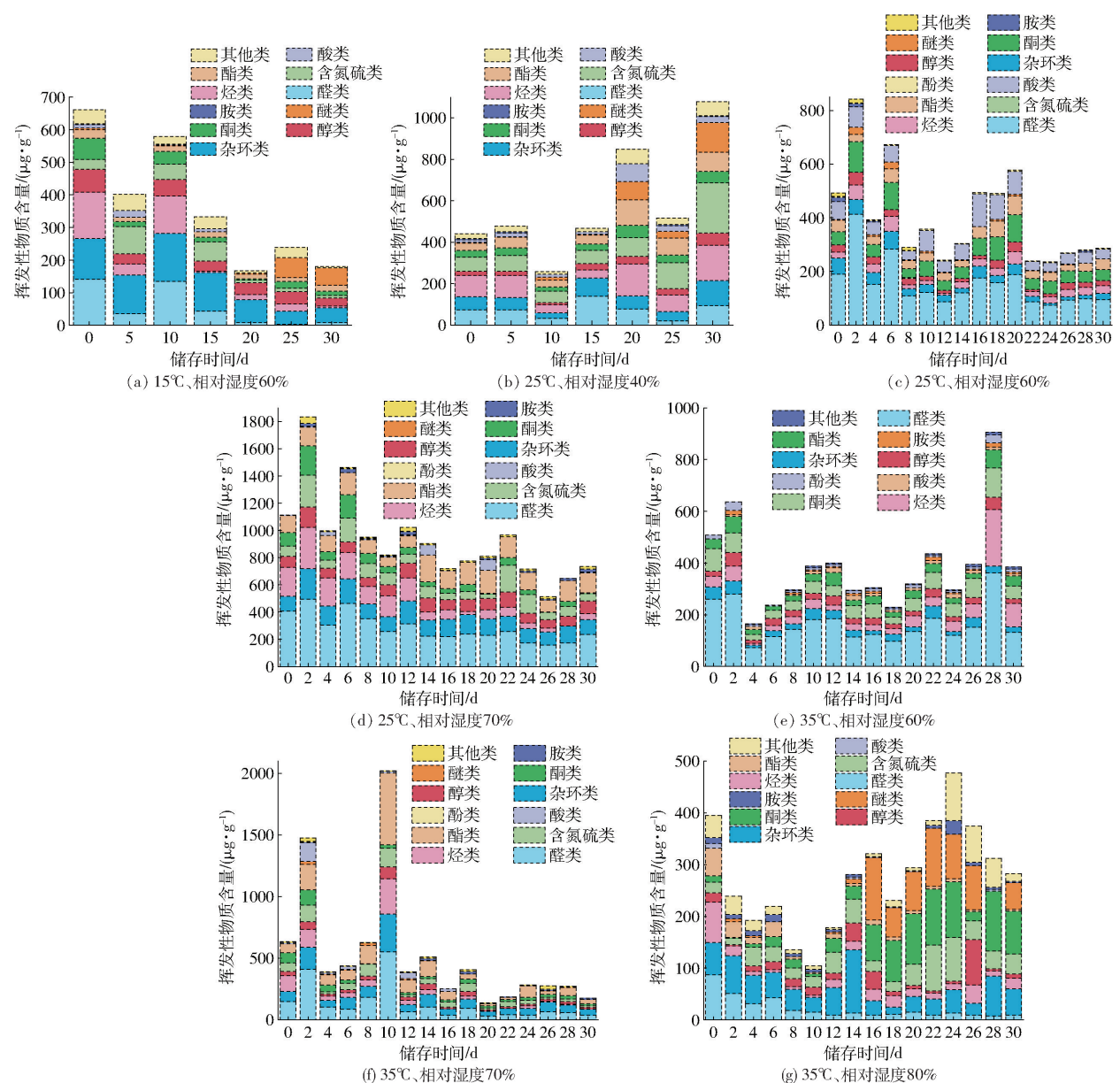


图4 不同条件下鸡肉粉中挥发性物质变化

Fig.4 Variations in volatile organic compounds of chicken meat powder under different storage conditions

由于高温和高湿增强了美拉德反应,也被称为羰基胺反应,其发生在羰基和蛋白质或氨基酸之间。烃类化合物的产生主要归因于脂肪酸烷氧自由基的均相裂解^[26]。不同储存条件下烃类化合物含量仅次于醛类和杂环类,主要由脂质氧化产生,在某些条件下可转化为醛和酮等,是影响新鲜度变化的原因^[27]。在 35℃ 条件下,随着新鲜度等级降低,1-环辛烯-5-炔、5-甲基-1,2-己二烯等物质逐渐产生;9-辛二烯、2,2-二甲基-3,4-辛烯等物质含量逐渐降低。酸类化合物主要由糖的微生物降解产生或通过氨基酸脱氨作用产生。丁酸、己酸和辛酸通常与水解酸败有关。检测到的酸类化合物含量均较低,对于短链酸类化合物容易产生酸败气味,有助于酯类形成。酯类主要来源于醇类和羧酸的酯化反应,这是微生物酯酶活性的结果^[28]。

2.4 基于 VOCs 的新鲜度指标和霉菌总数预测模型建立

2.4.1 新鲜度指标和霉菌总数预测模型建立

对不同储存条件下鸡肉粉中新鲜度指标和 VOCs 分析可知,相较于储存过程中新鲜度指标(TVB-N 含量、pH 值、AV 和 TVC)的变化,VOCs 变化更加明显。部分 VOCs 含量随储存时间增加显著增加,例如:在 35℃、相对湿度 70% 条件下,随着储存时间增加,己醛和 2-丁基-2-辛烯含量分别从 70、30 μg/g 增加至 174、137 μg/g;在 35℃、相对湿度 60% 条件下,正十七烷含量从 6 μg/g 增加至 84 μg/g。为进一步解释 VOCs 与鸡肉粉新鲜度之间的关系,分别对不同储存条件下 VOCs 和新鲜度指标进行 Pearson 相关性分析,相关性分析结果如图 5 所示(图中数字序列为挥发性物质 CAS 号),图中仅保留

与新鲜度指标显著相关的 VOCs。由图 5 可知,共有 225 种挥发性物质与新鲜度指标显著相关($|r| > 0.5$ 、 $P < 0.05$),且多数醛酮类物质如壬醛、正己醛、2-丁基-2-辛烯醛、2-癸酮等氧化产物在多个储存条件下与新鲜度指标显著相关($|r| > 0.05$ 、 $P < 0.05$)。在低温低湿(15℃、相对湿度 60% 或 25℃、相对湿度 40%)条件下,2-癸酮、2-二苯基磷基苯甲酰、4-(4-甲氧基苯基)-1H-1,2,3-三唑、2-辛基十二醇等挥发性物质与 TVB-N 含量表现出显著相关性($|r| > 0.85$ 、 $P < 0.01$);1,13-十四碳二烯-3-酮、壬醛等挥发性物质与 TVC 显著相关($|r| > 0.8$ 、 $P < 0.01$);E-15-十七烯醛、植物醇等物质与 AV 显著相关($|r| > 0.8$ 、 $P < 0.01$)。在常温常湿 25℃、相对湿度 60% 条件下,苯甲醛、2-癸酮、2,5-二甲基吡嗪等挥发性物质与 TVB-N 含量、AV 和 pH 值表现出强相关性($|r| > 0.8$ 、 $P < 0.01$)。在高温(35℃)高湿(相对湿度 >70%)条件下,1,4-二甲基-2,3-二氮杂双环[2.2.1]庚-2-烯、己醛、3,3,3',3'-四甲基-1,1'-

双(4-磺丁基)吡啶碳菁钠等物质与新鲜度指标显著相关($|r| > 0.5$ 、 $P < 0.05$),且随着相对湿度增加,己醛和 3,3,3,3-四甲基-1,1-双(4-磺丁基)吡啶碳菁钠与新鲜度指标的相关性显著增强($|r| > 0.7$ 、 $P < 0.01$),这可能是由于高湿促进了蛋白质降解产生胺类物质和脂质氧化,使得脂质氧化产物己醛与 TVB-N 含量的相关性增强。

由图 5 可知,大多 VOCs 与新鲜度指标具有显著相关性,表明利用 VOCs 分析和预测鸡肉粉新鲜度的可行性。因此,以相关性分析的结果和新鲜度指标作为新鲜度指标预测模型的输入量和输出量,随机将鸡肉粉样品按照比例 7:3 划分训练集和测试集,其中,训练集用于模型建立,测试集用于模型预测^[29]。采用 RF、SVM 和 XGBoost 预测肉粉的新鲜度指标,并比较不同模型的预测性能,检验模型构建的可行性。决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)、均方误差(MSE)和平均绝对误差(MAE)是评估回归模型性能的重要参数。在综合

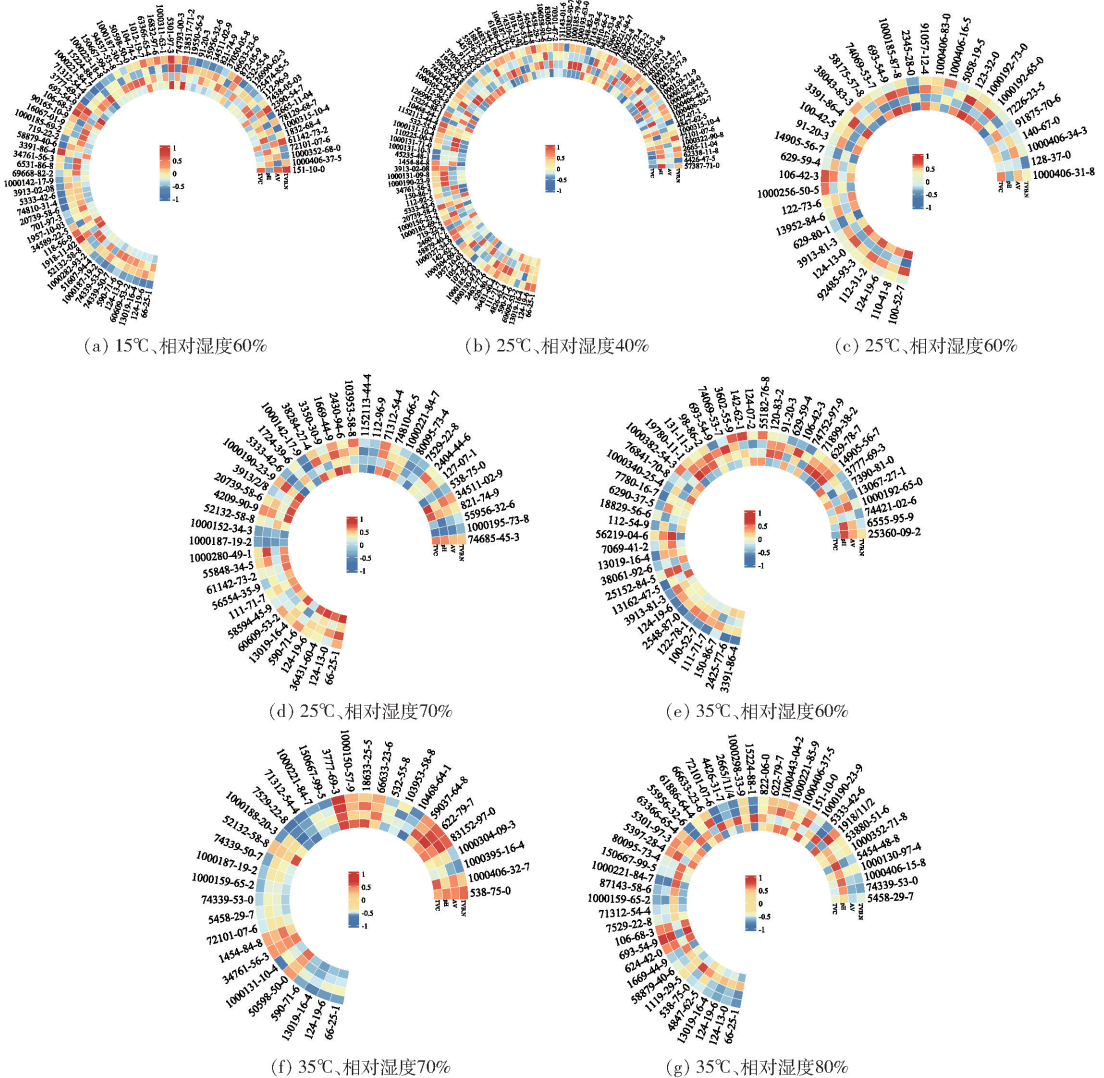


图 5 挥发性物质与新鲜度指标相关性分析结果

Fig. 5 Results of correlation analysis between volatile organic compounds and freshness indicators

评估模型时,较大的 R^2 和较小的 RMSE、MSE、MAE 表明模型性能更优,能够为鸡肉粉的新鲜度预测提供更高的准确性。

XGBoost 是一种基于梯度提升决策树 (GBDT) 的改进算法^[30],相较于传统只使用一阶导数信息的 GBDT 算法,XGBoost 可对损失函数进行二次泰勒展开,使之更高效地获得模型的最优解。同时,该算法在目标函数中加入正则化项,以控制模型复杂度并防止过拟合,提升模型的泛化能力。此外,XGBoost 支持列采样和缺失值处理,具有较高的计算效率和预测精度。RF 模型是一种基于分类树的积分算法,通过收集大量的分类树来提高模型预测的准确性,能够有效缓解过拟合,并对噪声数据不敏感,且高位稀疏特征和强相关特征下可能会降低模型解释性及泛化稳定性^[31]。SVM 模型通过核函数将输入数据映射到高维特征空间,并在该空间中构建最优超平面(或回归函数),以最小化结构风险,在小样本、高维数据建模中表现优异,但其性能对核函数类型和

参数设置较为敏感,且在大规模数据集上训练效率较低。

3 种模型在鸡肉粉新鲜度指标(TVB-N 含量、AV、pH 值、TVC)预测模型中的性能结果如表 2 所示。由表 2 可知,XGBoost 在大多指标上均取得较高 R^2 和较低 RMSE、MSE、MAE,表现出较优的拟合能力与泛化能力。RF 模型在 TVB-N 含量和 TVC 上预测性能接近 XGBoost 模型,SVM 模型在测试集上的预测精度均明显低于 XGBoost 与 RF 模型。因此,XGBoost 更适用于基于 VOCs 的新鲜度指标预测模型构建。XGBoost 模型的 TVB-N 含量、AV、pH 值和 TVC 预测性能较好,其测试集 R_c^2 分别为 0.953、0.804、0.780 和 0.777 4,RMSE 分别为 8.871 mg/(100 g)、0.906 mg/g、0.193 和 0.809 lg CFU/g,表明模型有较好的预测能力。因此,采用 XGBoost 模型建模可以实现利用 VOCs 预测鸡肉粉的新鲜度指标,进一步验证了 VOCs 在新鲜度评价中的潜在应用价值。

表 2 不同模型新鲜度指标预测结果

Tab. 2 Prediction results of freshness indicators based on different models

模型	新鲜度指标	训练集 个数	训练集				测试集 个数	测试集			
			R_p^2	RMSE	MSE	MAE		R_c^2	RMSE	MSE	MAE
XGBoost	TVB-N 含量	65	0.999	1.344 mg/(100 g)	1.808 mg ² /(100 g) ²	0.901 mg/(100 g)	29	0.953	8.871 mg/(100 g)	78.693 mg ² /(100 g) ²	4.916 mg/(100 g)
	AV		0.996	0.146 mg/g	0.021 mg ² /g ²	0.113 mg/g		0.804	0.906 mg/g	0.821 mg ² /g ²	0.671 mg/g
	pH 值		0.998	0.018	0	0.014		0.782	0.193	0.037	0.143
	TVC		0.999	0.044 lg CFU/g	0.001 (lg CFU/g) ²	0.030 lg CFU/g		0.774	0.809 lg CFU/g	0.655 (lg CFU/g) ²	0.612 lg CFU/g
RF	TVB-N 含量	65	0.991	5.288 mg/(100 g)	27.96 mg ² /(100 g) ²	3.074 mg/(100 g)	29	0.950	7.140 mg/(100 g)	81.030 mg ² /(100 g) ²	5.385 mg/(100 g)
	AV		0.949	0.544 mg/g	0.296 mg ² /g ²	0.389 mg/g		0.702	1.117 mg/g	1.248 mg ² /g ²	0.880 mg/g
	pH 值		0.937	0.081	0.001	0.072		0.647	0.245	0.06	0.193
	TVC		0.940	0.360 lg CFU/g	0.130 (lg CFU/g) ²	0.237 lg CFU/g		0.739	0.870 lg CFU/g	0.756 (lg CFU/g) ²	0.713 lg CFU/g
SVM	TVB-N 含量	65	0.957	11.27 mg/(100 g)	127.08 mg ² /(100 g) ²	3.082 mg/(100 g)	29	0.067	33.180 mg/(100 g)	1 100 mg ² /(100 g) ²	25.01 mg/(100 g)
	AV		0.986	0.287 mg/g	0.082 mg ² /g ²	0.133 mg/g		0.530	1.403 mg/g	1.970 mg ² /g ²	1.125 mg/g
	pH 值		0.999	0.010	0	0.010		0.030	0.406	0.165	0.340
	TVC		0.929	0.391 lg CFU/g	0.153 (lg CFU/g) ²	0.177 lg CFU/g		0.422	1.294 lg CFU/g	1.675 (lg CFU/g) ²	0.949 lg CFU/g

2.4.2 关键 VOCs 分析

模型的构建允许从数据中评估输入特征的重要性,从而更好地理解模型的特征和行为。SHAP 分析可有效地应用于线性模型和复杂的深度学习架构,可通过计算每个特征对模型贡献,更好地理解模型的输出^[32]。因此,为提高 XGBoost 新鲜度指标预测模型的可解释性,采用 SHAP 方法分析各特征挥发性物质对新鲜度指标预测模型的贡献,结果如图 6 所示(图中数字为挥发性物质的 CAS 号)。各子图分别为预测模型中平均 SHAP 绝对值排名前 10 的 VOCs,并按该值由大到小排列。散点横向位置表示特征对预测模型的影响分布,颜色表示特征值水平。重要特征 VOCs 包含醛类、

酮类、烃类、杂环类等。在醛类物质中,苯甲醛(100-52-7)是苯丙氨酸的降解产物,影响鸡肉粉新鲜度变化。随着 TVB-N 含量和 pH 值增加,苯甲醛含量逐渐增加。同时,可以看出随着己醛(66-25-1)、壬醛(124-19-6)和 6-十二烷基-1,2-氧硫杂环己-2,2-二氧化物(15224-88-1)含量的增加,pH 值逐渐降低,而 AV 上升,这是由于己醛是亚油酸和油酸氧化降解产生,且高浓度的己醛会导致酸败气味的产生;壬醛是由不饱和脂肪酸氧化产生;硫化合物是由含硫氨基酸的降解产生,会使鸡肉粉产生类似硫磺的气味,影响鸡肉粉的品质^[33]。因此,己醛、壬醛和 6-十二烷基-1,2-氧硫杂环己烷-2,2-二氧化物含量增加会导致鸡肉粉中 AV 上升,可

作为评估鸡肉粉氧化程度和品质的潜在指标。苜基叠氮(622-79-7)和十二烷基壬基醚(1000406-37-5)是影响 AV 和 TVC 模型预测的关键 VOCs,随着苜基叠氮含量增加,鸡肉粉新鲜度逐渐降低,是影响 AV 和 TVC 的关键 VOCs。同时,在新鲜度 TVB-N 指标的预测模型中(图 6a),6-甲基-3-庚酮(624-42-0)与 TVB-N 变化显著相关。一般来说,鸡肉等副产品(由于其碱性)pH 值通常比肉类高,一般

为 6.1~6.44,在新鲜度 pH 值预测模型中,9-硼杂双环[3.3.1]壬烷-9-醇(63366-65-4)和十四烷(629-59-4)只在较高 pH 值(>6.6)的鸡肉粉检测到,且随着 pH 值增大,含量也逐渐增加,表明这 2 种 VOCs 是导致鸡肉粉新鲜度变化的关键物质。综上所述,不同新鲜度预测模型中 VOCs 种类和含量不同,反映了这些 VOCs 对鸡肉粉新鲜度及品质的共同影响。

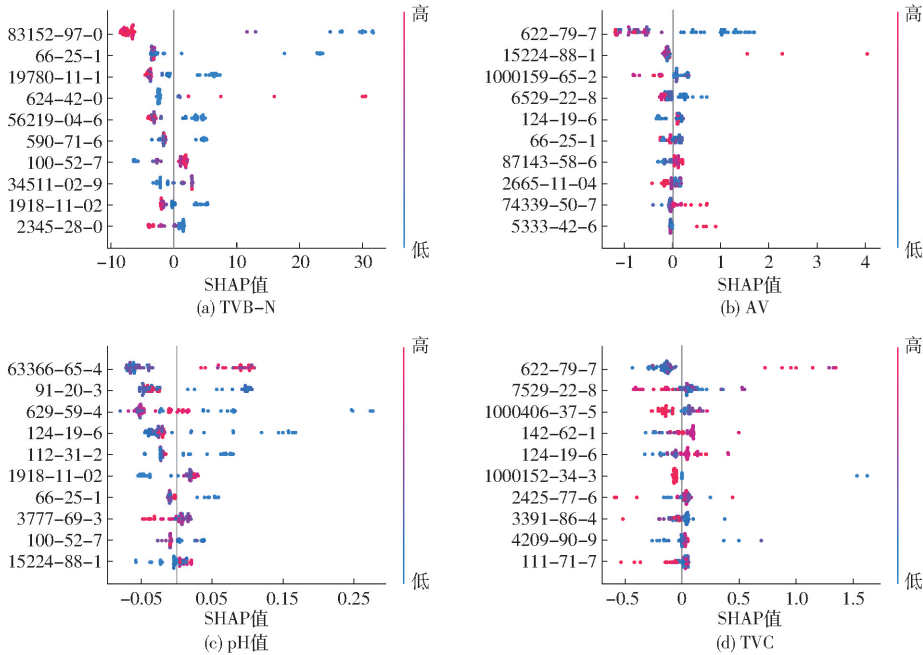


图 6 基于 SHAP 值的特征挥发性物质

Fig.6 Feature volatile compounds ranked by SHAP values

3 结论

(1)不同储存条件下新鲜度指标变化不同,特别在高温高湿条件下,随着储存时间增加,新鲜度指标变化显著,挥发性盐基氮(TVB-N)含量、酸价(AV)、pH 值和霉菌总数(TVC)在储存前期达到腐败上限(TVB-N 含量大于 120 mg/g、AV>7 mg/g、pH 值>6.44、TVC>4.3 lg CFU/g),表明鸡肉粉新鲜度及品质发生变化;并采用方差分析探究储存温度、相对湿度和时间及其交互作用对新鲜度指标的影响。试验结果表明,温度和相对湿度是影响鸡肉粉新鲜度的重要因素;通过不同温度和相对湿度对新鲜度指标的影响分析,鸡肉粉最优储存条件为:温度低于 25℃,相对湿度低于 60%。

(2)利用 HS-SPME-GC-MS 对不同储存条件下鸡肉粉中的 VOCs 进行测定分析,试验结果表明,相较于新鲜度指标变化,不同储存条件下鸡肉粉

中 VOCs 种类和含量变化更为显著,且通过 Pearson 相关性分析与新鲜度指标进行分析,共有 225 种 VOCs 与新鲜度指标显著相关(|r|>0.5、P<0.05),且多为脂质氧化和蛋白质降解的醛酮类产物,如己醛、壬醛、2-癸酮等。

(3)基于相关性分析结果筛选出特征 VOCs,建立基于特征 VOCs 的 3 种新鲜度指标预测模型。基于新鲜度指标与 VOCs 的 XGBoost 模型表现最佳,其测试集模型 TVB-N 含量、AV、pH 值、TVC 决定系数 R^2_c 分别为 0.95、0.80、0.78、0.77,模型预测性能较好,表明利用 VOCs 预测鸡肉粉新鲜度的可行性和实用价值。通过 SHAP 值分析模型中显著影响鸡肉粉新鲜度的 40 种关键 VOCs,例如:己醛、壬醛、6-十二烷基-1,2-氧硫杂环己烷 2,2-二氧化物等物质。研究结果可为鸡肉粉的生产、储存以及质量控制提供参考,并为开发监测鸡肉粉新鲜度品质的气敏传感器提供理论依据。

参 考 文 献

[1] 李培,牛智有,谭鹤群,等. 便携式鱼粉品质检测装置的设计与参数优化[J]. 农业工程学报, 2019, 35(8): 308-315.

- Li Pei, Niu Zhiyou, Tan Hequn, et al. Design and operating parameter optimization of portable detection device for fish meal quality[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(8): 308–315. (in Chinese)
- [2] Li Chengliang, He Lichao, Jin Guofeng, et al. Effect of different irradiation dose treatment on the lipid oxidation, instrumental color and volatiles of fresh pork and their changes during storage[J]. Meat Science, 2017, 128: 68–76.
- [3] Qu Fangfang, Dong Ren, Yong He, et al. Predicting pork freshness using multi-index statistical information fusion method based on near infrared spectroscopy[J]. Meat Science, 2018, 146: 59–67.
- [4] 郑佳琦, 宫雅姝, 牛梦迪, 等. 鲫鱼冷藏期间新鲜度与 VOCs 相关性分析[J]. 食品与发酵工业, 2024, 50(23): 226–233.
- Zheng Jiaqi, Gong Yashu, Niu Mengdi, et al. Correlation analysis between volatiles and freshness of crucian carp during cold storage[J]. Food and Fermentation Industries, 2024, 50(23): 226–233. (in Chinese)
- [5] Geng Jie, Nie Ke, Wang Weixia, et al. Study on VOCs of fishmeal during storage based on HS–SPME–GC–MS[J]. ACS Omega, 2024, 30: 32817–32827.
- [6] Sun Yanwen, Fu Mangjuan, Li Zhicheng, et al. Evaluation of freshness in determination of volatile organic compounds released from pork by HS–SPME–GC–MS[J]. Food Analytical Methods, 2018, 11(5): 1321–1329.
- [7] 张渤函, 李学鹏, 励建荣, 等. 基于特征挥发性气味物质的冷藏大黄鱼新鲜度预测模型构建[J]. 渤海大学学报(自然科学版), 2022, 43(2): 140–154
- Zhang Bohan, Li Xuepeng, Li Jianrong, et al. Construction of freshness prediction model for refrigerated large yellow croaker (*Larimichthys crocea*) based on the characteristic volatile compounds[J]. Journal of Bohai University (Natural Science Edition), 2022, 43(2): 140–154. (in Chinese)
- [8] Li Shuai, Han Yueran, Wang Li, et al. Machine learning-enhanced flavoromics: identifying key aroma compounds and predicting sensory quality in sauce-flavor Baijiu[J]. Food Chemistry, 2025, 475: 143328.
- [9] Lu Hui, Song Aiyang, 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] Zhong Hongliang, Wei Shuai, Kang Mengli, et al. Effects of different storage conditions on microbial community and quality changes of greater amberjack (*Seriola dumerili*) fillets[J]. Food Science and Technology, 2023, 179: 114640.
- [11] Ayub H, Asif A. Physiochemical changes in sous-vide and conventionally cooked meat[J]. International Journal of Gastronomy and Food Science, 2019, 17: 100145.
- [12] Akimova D, Anuarbek S, Aitbek K, et al. Effect of chicken by-products on the physicochemical properties of forcemeat formulations[J]. Future Foods, 2023, 7: 100238.
- [13] Rodrigo S, Paular A, Camila S, et al. Effect of slaughter method on postmortem changes of grass carp (*Ctenopharyngodon idella*) stored in icesti[J]. Journal of Food Science, 2005, 70(5): 348–353.
- [14] Chu Yuanming, Mei Jun, Xie Jing, et al. Exploring the effects of lipid oxidation and free fatty acids on the development of volatile compounds in grouper during cold storage based on multivariate analysis[J]. Food Chemistry, 2023, 20: 100968.
- [15] Yu Ligang, Pang Ying, Shen Guang, et al. Identification and selection of volatile compounds derived from lipid oxidation as indicators for quality deterioration of frozen white meat and red meat using HS–SPME–GC–MS combined with OPLS–DA[J]. Food Chemistry, 2025, 463: 141112.
- [16] Fu Zhengxu, Li Yuncheng, Zhang Caiying, et al. Nontargeted metabolomics reveals dynamic changes in the quality of fresh yak meat during ice-temperature preservation[J]. Food Science and Technology, 2024, 206: 116579.
- [17] 赵婷婷. 部分饲料原料和饲料产品储藏期间品质变化规律研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2013.
- Zhao Tingting. Studies on the laws of the quality change of part of the feed ingredients and feed products during storage[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2013. (in Chinese)
- [18] Casaburi A, Paola P, George-John N, et al. Bacterial populations and the volatilome associated to meat spoilage[J]. Food Microbiology, 2015, 45: 83–102.
- [19] Xu Kunli, Yi Yuwen, Deng Jing, et al. Evaluation of the freshness of rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) fillets by the NIR, E-Nose and SPME–GC–MS[J]. RSC Advances, 2022, 19: 11591–11603.
- [20] Hu Yingying, Zhang Lang, Liu Qian, et al. The potential correlation between bacterial diversity and the characteristic volatile flavour of traditional dry sausages from northeast China[J]. Food Microbiology, 2020, 91: 103505.
- [21] Wang Hongli, Chen Xiuxiu, Zhang Jingjing, et al. Postmortem changes in the freshness and volatile compounds of grass carp (*Ctenopharyngodon idella*) [J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2020, 14: 584–596.
- [22] Geng Jie, Cao Qing, Jiang Shanchen, et al. Evaluation of dynamic changes of volatile organic components for fishmeal during storage by HS–SPME–GC–MS with PLS–DA[J]. Foods, 2024, 13(9): 1290.
- [23] 李培, 牛智有, 朱明, 等. 基于 SPME–GC–MS 和电子鼻的鱼粉挥发性物质分析[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 397–405.
- Li Pei, Niu Zhiyou, Zhu Ming, et al. Analysis of volatile compounds in fish meal based on SPME–GC–MS and electronic nose[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 397–405. (in Chinese)
- [24] Alessandrini L, Serena S, Giovanni C, et al. Assessing chemical, microbiological and sensorial shelf-life markers to study chicken meat quality within divergent production systems (organic vs. conventional) [J]. European Food Research and

Technology, 2024, 250(3): 771-783.

[25] 齐宝坤, 刘雨雯, 姚玉雪, 等. 基于 HS-GC-IMS 和 HS-SPME-GC-MS 的蛋白酶对豆粕挥发性风味的影响分析[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 352-367, 410.
Qi Baokun, Liu Yuwen, Yao Yuxue, et al. Analysis of effects of proteases on volatile flavor of soybean meal based on HS-GC-IMS and HS-SPME-GC-MS[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 352-367, 410. (in Chinese)

[26] Shi Jian, Xiao Naiyong, Zhang Qiang, et al. Evaluation of aroma characteristics of penaeus vannamei with different drying methods using HS-SPME-GC-MS, MMSE-GC-MS, and sensory evaluation[J]. Food Chemistry, 2024, 449: 138957.

[27] Zhao Guoqiang, Ya Yuan, Zhou Hong, et al. Determination of volatile compounds in different parts of grass carp using GC×GC-MS combined with chemometrics[J]. Food Bioscience, 2023, 56: 103403.

[28] Jung Y, Soomin O, Sangrok L, et al. Characterization of meat quality, storage stability, flavor-related compounds, and their relationship in korean woorimatdag No. 2 chicken breast meat during cold storage[J]. Poultry Science, 2025, 104(1): 104566.

[29] Wong T, Yen P. Reliable accuracy estimates from K-Fold cross validation[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2020, 32(8): 1586-1594.

[30] Chen Tianqi, Carlos G. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016: 785-794.

[31] Li Hongyue, Wang Yang, Zhang Jiaxin, et al. Prediction of the freshness of horse mackerel (*Trachurus japonicus*) using E-nose, E-tongue, and colorimeter based on biochemical indexes analyzed during frozen storage of whole fish[J]. Food Chemistry, 2022, 402: 134325.

[32] Ince V, Mohamed B, Jack A, et al. Machine learning-based prediction of clostridium growth in pork meat using explainable artificial intelligence[J]. Journal of Food Science and Technology, 2025, 63: 310-323.

[33] Li Huanhuan, Geng Wenhui, Haruna S A, et al. Identification of characteristic volatiles and metabolomic pathway during pork storage using HS-SPME-GC/MS coupled with multivariate analysis[J]. Food Chemistry, 2022, 373: 131431.

(上接第 378 页)

[25] Wani I, Sharma A, Kushvaha V, et al. Effect of pH, volatile content, and pyrolysis conditions on surface area and O/C and H/C ratios of biochar: towards understanding performance of biochar using simplified approach[J]. Journal of Hazardous, Toxic and Radioactive Waste, 2020, 24(4): 4020048.

[26] 林珈羽, 张越, 刘沅, 等. 不同原料和炭化温度下制备的生物炭结构及性质[J]. 环境工程学报, 2016, 10(6): 3200-3206.
Lin Jiayu, Zhang Yue, Liu Yuan, et al. Structure and properties of biochar under different materials and carbonization temperatures[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2016, 10(6): 3200-3206. (in Chinese)

[27] Tu P, Zhang G, Wei G, et al. Influence of pyrolysis temperature on the physicochemical properties of biochars obtained from herbaceous and woody plants[J]. Bioresources and Bioprocessing, 2022, 9(1): 131-142.

[28] 杨选民, 王雅君, 邱凌, 等. 温度对生物质三组分热解制备生物炭理化特性的影响[J]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 284-290.
Yang Xuanmin, Wang Yajun, Qiu Ling, et al. Effect of temperature on physicochemical properties of biochar prepared by pyrolysis of three components of biomass[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 284-290. (in Chinese)

[29] Sun Xuguang. The investigation of chemical structure of coal macerals via transmitted-light FT-IR microspectroscopy[J]. Spectrochimica Acta, Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2005, 62(1-3): 557-564.

[30] Shin S M, Park J K, Jung S M. Changes of aromatic CH and aliphatic CH in in-situ FT-IR spectra of bituminous coals in the thermoplastic range[J]. ISIJ International, 2015, 55(8): 1591-1598.

[31] Liu J, Zhang Q H, Ma F, et al. Three-step identification of infrared spectra of similar tree species to pterocarpus santalinus covered with beeswax[J]. Journal of Molecular Structure, 2020, 1218: 128484.

[32] Yin Y, Yin H, Wu Z, et al. Characterization of coals and coal ashes with high Si content using combined second-derivative infrared spectroscopy and raman spectroscopy[J]. Crystals, 2019, 9(10): 513-524.