

王宁晓璇, 李欣, 黄玉立, 等. 机器学习在传统发酵食品微生物结构及品质控制中的应用研究进展 [J]. 食品工业科技, 2024, 45(13): 360–367. doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2023070288

WANG Ningxiaoxuan, LI Xin, HUANG Yuli, et al. Advances in the Application of Machine Learning to Microbial Structure and Quality Control of Traditional Fermented Foods[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(13): 360–367. (in Chinese with English abstract). doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2023070288

· 专题综述 ·

# 机器学习在传统发酵食品微生物结构及品质控制中的应用研究进展

王宁晓璇<sup>1,2</sup>, 李欣<sup>1,2</sup>, 黄玉立<sup>2</sup>, 王雅利<sup>2,3</sup>, 赖海梅<sup>2</sup>, 杨梦露<sup>2</sup>, 汤臣薇<sup>4</sup>, 葛黎红<sup>1,\*</sup>, 赵楠<sup>2,\*</sup>

(1. 四川师范大学生命科学学院, 四川成都 610101;

2. 四川省农业科学院农产品加工研究所, 四川成都 610066;

3. 成都大学食品与生物工程学院, 四川成都 610106;

4. 四川大学计算机学院, 四川成都 610065)

**摘要:** 传统发酵食品独特的风味属性、丰富的营养成分与其复杂多变的微生物结构密切相关, 这也使得发酵终产品的品质难以控制。为了探讨食品发酵过程中微生物结构、感官与营养品质变化规律及二者之间的内在联系, 数据分析过程是关键步骤。因此, 建立发酵食品品质控制的快速、准确数据分析方法非常必要。机器学习具有维度简化率高、数据通量大、预测精度高等优势, 在发酵食品品质控制领域展现出巨大的应用潜力, 已成为研究热点之一。本文综述了机器学习在发酵食品品质控制中的应用, 在概述常用机器学习分类模型的基础上, 系统阐述了机器学习在食品发酵过程中菌群结构演变预测、风味化合物组成分析以及个性化消费定制等方面的应用, 并对机器学习应用于传统发酵食品品质控制中存在的问题及发展趋势进行了总结和展望。尽管目前机器学习在发酵食品中的应用仍受限于模型普适性不足、预测指标单一、个性化消费场景有限等问题, 但随着技术模型的迭代更新、面向工艺全流程多因素的适应性改进以及在个性化消费背景下的应用拓展, 机器学习在发酵食品领域将发挥出更大的实际应用价值。本研究旨在为机器学习在传统发酵食品的标准化的、可控化生产中的进一步应用提供参考。

**关键词:** 机器学习, 传统发酵食品, 数据处理, 微生物结构, 风味, 个性化消费

中图分类号: TS201.3

文献标识码: A

文章编号: 1002-0306(2024)13-0360-08

DOI: 10.13386/j.issn1002-0306.2023070288



本文网刊:

## Advances in the Application of Machine Learning to Microbial Structure and Quality Control of Traditional Fermented Foods

WANG Ningxiaoxuan<sup>1,2</sup>, LI Xin<sup>1,2</sup>, HUANG Yuli<sup>2</sup>, WANG Yali<sup>2,3</sup>, LAI Haimei<sup>2</sup>, YANG Menglu<sup>2</sup>, TANG Chenwei<sup>4</sup>, GE Lihong<sup>1,\*</sup>, ZHAO Nan<sup>2,\*</sup>

(1. College of Life Sciences, Sichuan Normal University, Chengdu 610101, China;

2. Institute of Agricultural Products Processing, Sichuan Academy of Agriculture Sciences, Chengdu 610066, China;

3. College of Food and Bioengineering, Chengdu University, Chengdu 610106, China;

4. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** The unique flavor properties and rich nutrients of traditional fermented food are closely related to its complex and variable microbial structure, which also makes it difficult to control the quality of final fermented product. In order to explore the changes of microbial structure and sensory property and nutritional property in the process of food fermentation

收稿日期: 2023-08-02

基金项目: 四川省自然科学基金 (2022NSFSC1648); 四川省重点研发项目 (2022YFN0017, 2022YFN0014); 四川省农业科学院“1+9”揭榜挂帅项目 (1+9KJGG007)。

作者简介: 王宁晓璇 (1999-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 发酵食品生物技术, E-mail: 1421501511@qq.com。

\* 通信作者: 葛黎红 (1989-), 女, 博士, 副教授, 研究方向: 发酵食品生物技术, E-mail: gelihong89@163.com

赵楠 (1985-), 女, 博士, 副研究员, 研究方向: 发酵食品生物技术, E-mail: demonzn1115@163.com。

and the internal relationship between them, the data analysis process is a key step. Therefore, it is necessary to establish a fast and accurate data analysis method for quality control of fermented food. Machine learning has the advantages of high-dimensional simplification rate, large data throughput and high prediction accuracy, showing great application potential in the field of quality control of fermented food. Hence, machine learning has become one of the research hotspots. This paper reviews the application of machine learning in the quality control of fermented food. On the basis of an overview of common models of machine learning, this paper systematically summarizes the application of machine learning in the prediction of microbial structure evolution, flavor compound composition analysis and customization of personalized consumption in the process of food fermentation. The problems and developmental trends in the application of machine learning to quality control of traditional fermented food are summarized and prospected. Although the application of machine learning in fermented food is still confined by the problems such as insufficient general applicability of the model, limited quality indicators, and limited personalized consumption scenario, etc., with the iterative update of the technical model, the adaptation for multi-factors and whole process, and the application expansion in the background of personalized consumption, machine learning will show a greater value for practical application in the field of fermented food. The purpose of this study is to provide guidance for the further application of machine learning in the standardized and controllable production of traditional fermented food.

**Key words:** machine learning; traditional fermented food; data processing; microbial structure; flavor; personalized consumption

传统发酵食品是指在传统工艺条件下,利用微生物在食品基质中的代谢活动进行生产的食品<sup>[1]</sup>。因其独特的风味感官属性、潜在的益生特性以及广泛的多群体适应性而深受消费者喜爱<sup>[2-3]</sup>。发酵食品的菌群结构复杂,且在发酵周期内经历着动态变化,微生物的代谢活动与发酵食品的风味与益生特性密切相关,直接决定了发酵终产品的品质<sup>[4-5]</sup>。复杂多变的微生态环境使得终产品的质量控制在往往涉及全过程、多因素的大数据分析<sup>[2-3,6-7]</sup>。传统数据分析方法通常采用因素之间的线性相关性建立过程与品质之间的联系<sup>[8]</sup>,耗时长且预测精度低。因此,快速、准确的数据分析方法是建立传统发酵食品品质控制体系的关键<sup>[7,9-10]</sup>。

随着人工智能、数字技术的不断发展,机器学习技术作为一种人工智能计算方法,被广泛应用于生物学、医学、工程学等领域<sup>[11-14]</sup>。机器学习作为人工智能最前沿的研究领域之一,可以表征出复杂数据的潜在本质特征,并将已知数据用于未知数据的自动处理与分析中,进而实现复杂过程的精准预测与控制<sup>[15]</sup>。目前,机器学习在发酵食品品质控制的应用已逐渐成为研究热点,研究内容既覆盖了传统领域下菌群组成预测<sup>[16]</sup>、终产品风味监控<sup>[17]</sup>,又扩展到了个性化消费新形势下的功能性成分挖掘<sup>[18]</sup>,推动了机器学习在发酵食品领域的创新性应用发展。尽管机器学习在发酵食品中的应用多局限于对终产品单一品质指标的控制,且算法普适性有待进一步提升,还未完全适应个性化消费背景下的精准营养需求,但通过技术模型的迭代更新、面向工艺全流程多因素的适应性改进以及在个性化消费中的应用拓展,机器学习将在发酵食品领域体现更大的应用价值。

本文在以模型原理为依据对常用机器学习算法进行分类的基础上,重点论述机器学习在传统发酵食品发酵进程中的微生物菌群结构动态变化、终产品

风味化合物组成以及个性化消费趋势下的功能性成分预测等方面的应用,为机器学习技术在发酵产业中的开发与应用提供发展方向。

## 1 机器学习算法

传统发酵食品的风味、益生特性等品质指标与其复杂的菌群结构密切相关,两者之间联系的建立是挖掘发酵工艺科学内涵的重要前提<sup>[19]</sup>。然而,研究过程中所产生的数据不仅数量庞大且存在复杂的非线性关系<sup>[20]</sup>。传统分析方法主要通过主成分分析、聚类分析以及因子分析等对少量数据进行因果关系和线性相关性的预测,往往难以对复杂非线性数据进行实时分析和准确预测<sup>[21]</sup>,而机器学习具有基于大量数据建立潜在未知联系的优势<sup>[22]</sup>。

机器学习算法通过在海量已知数据上的模型训练完成数据本质规律的挖掘,并利用学习到的规律实现未知数据的自动处理与分析<sup>[23]</sup>。在机器学习算法领域,算法模型的效果通常使用正确率、精确率、召回率、错误率、鲁棒性、计算复杂度等作为评价指标<sup>[23]</sup>。由于不同数据之间的隐含规律不同,通常需要根据不同的目的建立不同的机器学习算法模型<sup>[17,24-25]</sup>。常见的机器学习算法模型主要包括神经网络<sup>[26]</sup>、随机森林<sup>[27]</sup>、k 邻近<sup>[28]</sup>和迁移学习<sup>[29]</sup>。

在发酵食品领域,最常使用的算法模型为神经网络和随机森林。神经网络起源于对大脑工作机制的研究,其学习机理为分解和整合。神经网络模型将神经元模拟为处理单元,其逻辑结构可根据层级分为输入层、隐藏层和输出层,每一层级由一个或多个神经元组成,由各层之间的可学习权重决定信息在各层级间的传递情况<sup>[23]</sup>。基础神经网络由不同的训练算法进行训练可以具有不同的优势和适用情况,表 1 列出了基于不同训练算法的四种常见神经网络模型,神经网络模型不仅可用于发酵食品中工艺条件对产品品质的影响分析、功能性成分的生产优化,还可用

表 1 常见神经网络模型及其在发酵食品领域的应用示例

Table 1 Common models of neural network and examples of application in the field of fermented food

| 模型名称            | 模型简称                                            | 输入变量                       | 激活函数                                  | 模型优势                | 训练算法          | 使用示例               | 参考文献 |
|-----------------|-------------------------------------------------|----------------------------|---------------------------------------|---------------------|---------------|--------------------|------|
| 反向传播神经网络(多层感知器) | BPNN<br>(Back Propagation Neural Network)       | 连续或离散变量, 不考虑输入与输出在时间上的滞后效应 | Sigmoid函数                             | 在单层感知器的基础上增加了隐藏层    | 反向传播算法        | 优化发酵蓝莓汁生产乳酸菌胞外多糖工艺 | [30] |
| 径向基函数神经网络       | RBFNN<br>(Radial Basis Function Neural Network) | 连续或离散变量, 不考虑输入与输出在时间上的滞后效应 | 径向基函数                                 | 近似模拟能力强、分类能力强、学习速度快 | 支持在线和离线训练     | 预测商业规模啤酒发酵结束时的醋酸含量 | [31] |
| 卷积神经网络          | CNN<br>(Convolutional Neural Network)           | 连续或离散变量, 不考虑输入与输出在时间上的滞后效应 | 连接层-Sigmoid函数或ReLU函数<br>输出层-Softmax函数 | 在图像识别方面具有优良性能       | 随机梯度下降        | 预测镇江香醋醋酐发酵阶段温度变化   | [32] |
| 循环神经网络          | RNN<br>(Recurrent Neural Network)               | 离散数据、连续取值                  | ReLU函数                                | 可处理变长顺序结构           | 递归神经网络的反向传播算法 | 预测酸奶等食品安全风险发展趋势    | [33] |

于发酵食品的安全风险趋势分析。

随机森林是一种基于重抽样自举法的集成学习算法模型, 以 Bagging 方法(平均法)作为集成形式<sup>[34]</sup>。随机森林由决策树组成, 决策树由每个样本的属性分析归纳而产生, 以样本的属性作为结点, 以属性的取值作为分支的树结构, 越靠近根结点的属性是全体样本中信息量越大的属性<sup>[35]</sup>。不同随机森林模型的区别在于决策树<sup>[36]</sup>算法, 表 2 列出了以特征贡献程度为标准建立的三种常用随机森林算法模型, 不同模型可结合应用或在模型不适应时通过转变数据类型再进行应用, 由于发酵食品基质的复杂性, 目前的应用研究主要集中于对酒类进行产地溯源或品质分级。

2 机器学习在传统发酵食品微生物菌群分析中的应用

微生物是发酵过程的主要实施者, 对微生物种类及数量的控制是优化发酵食品品质的重要途径<sup>[39]</sup>。然而发酵食品菌群不仅结构复杂且以相互联系的微生态体系形式存在, 因而微生物的鉴定和数量分析需要一种具有多因素整合功能、高准确度的数据处理方法<sup>[40]</sup>。可通过机器学习算法中的神经网络、随机森林模型较为准确地掌握发酵食品中微生物菌种或菌株组成并预测其在发酵体系中的数量变化<sup>[16,41]</sup>。

2.1 菌种及菌株鉴定

微生物鉴定可分为菌群结构水平和种属水平的鉴定。微生物的鉴定通常是使用基于 16S rRNA 基因扩增子通过揭露核酸分子的深层信息进行分析鉴定的高通量测序技术<sup>[42-43]</sup>, 但后期数据处理较为困难且缺少标准化流程, 同时测序所需时间较长、准确性也尚不稳定<sup>[44]</sup>。使用神经网络、随机森林模型可以

更客观地明确菌群结构与发酵食品、特征参数与样品微生物之间的相关性程度, 从而得到微生物相关数据与菌群结构之间的潜在关系, 因而机器学习算法被逐步引入并应用于发酵食品微生物研究领域。

在菌群结构鉴定方面, Miriam 等<sup>[16]</sup>使用神经网络模型与 Adam 优化器相结合, 根据细菌群落的元指纹图谱不同对格拉纳帕达诺奶酪与普通硬质奶酪进行分类, 准确率达 92.8%。在微生物种属水平鉴定方面, 为了达到识别近亲物种的目的, Eiseul 等<sup>[24]</sup>将必需食品发酵细菌 *Weissella cibaria* 和 *Weissella confusa* 的蛋白质指纹图谱数据输入到神经网络中对二者进行识别, 识别准确率可达 97% 以上。利用细胞的多态性是最直接的微生物鉴定策略, Manon 等<sup>[45]</sup>将数据化处理后的光学显微镜图像作为输入, 使用卷积神经网络模型对布鲁塞尔双歧杆菌进行鉴定, 准确率达 96.6%。此外, 通过微生物所生产的金纳米材料的特征作为输入使用随机森林模型也可实现对真菌和细菌的多水平精准分类<sup>[46]</sup>。

机器学习算法在微生物鉴定方面的优良表现表明该技术可以有效地对微生物特征参数间的相关性进行客观分析, 在发酵工程中的功能微生物分离等现代化工业过程中具有很大的应用潜力。

2.2 微生物数量控制

在发酵食品中, 发酵微生物的数量直接决定着发酵进程。微生物的数量检测通常使用标准微生物学方法、MTT 计数法等方法进行检测<sup>[47-48]</sup>, 但多数方法不可实现快速检测或对样品要求较高<sup>[49]</sup>。神经网络、随机森林模型可简化微生物数量动态监测过程中的部分重复操作, 通过已知数据的变化情况推算出复杂体系中微生物的数量变化规律, 在解决发酵食

表 2 常见随机森林模型及其在发酵食品领域的应用示例

Table 2 Common models of random forest and examples of application in field of fermented food

| 模型名称   | 数据属性 | 特征选择指标              | 优点                    | 缺点                     | 应用示例                   | 参考文献 |
|--------|------|---------------------|-----------------------|------------------------|------------------------|------|
| ID3算法  | 离散值  | 采用信息增益最大的特征         | 可得到最多的数据信息            | 偏向选择子类别多的特征            | 啤酒品质分类                 | [37] |
| C4.5算法 | 连续值  | 采用信息增益比选择特征         | 在决策树构造过程中会对树进行剪枝      | 耗时多、尚且不能解决回归问题         | 预测消费者视觉注意力对发酵食品选择的影响程度 | [38] |
| CART算法 | 连续值  | 采用Gini指数最小化准则进行特征选择 | 构建的树均为二叉树, 简化了树结构提升效率 | 即使样本发生轻微变化也会使树结构发生剧烈变动 | 鉴定葡萄酒品种及产地             | [34] |

品的微生物安全问题上具有重要意义。

Park 等<sup>[41]</sup>将韩国泡菜包装后冷储存期间的理化参数作为输入,使用随机森林模型实现了对总乳酸菌数的准确预测,并发现 pH 是影响其乳酸菌数量变化的最重要指标。此外,机器学习也被广泛应用于食品中腐败菌与致病菌数量的检测过程。Cai 等<sup>[50]</sup>将哈萨克干酪中的金黄色葡萄球菌初始量及干酪发酵条件输入到神经网络模型中对金黄色葡萄球菌数量进行模拟,模拟结果与实际情况高度相似且结果表明发酵温度对其最大生长速率影响最明显。另外,机器学习算法也可确定潜在抗菌添加剂对致病微生物的抑制效果。Ali 等<sup>[25]</sup>将法兰克福香肠中的红醋仑提取物浓度、储存时间和温度输入到神经网络模型衍生系统中,实现了对大肠杆菌和肠炎沙门氏菌数量的高准确度模拟,证实了红醋仑提取物的有效抑菌能力。Branislav 等<sup>[51]</sup>将熟猪肉香肠中的亚硝酸盐浓度、香菜精油浓度和储存时间作为输入建立带隐藏层的神经网络对总菌落数实现了低偏差预测,证实了香菜精油具有明显的抗菌、抑腐败活性。

机器学习算法不仅可以推算出微生物的数量变化规律,还可以通过潜在变化规律推断影响微生物数量变化的重要变量,展现了机器学习算法在发酵食品微生物领域的信息挖掘能力,但针对微生物间相互影响情况的分析研究较少,后续研究应充分探索机器学习算法在发酵微生物多线程性影响中的应用潜力。

### 3 机器学习在传统发酵食品风味品质控制中的应用

发酵食品的风味物质可分为非挥发性风味物质和挥发性风味物质。发酵过程往往产生异于原材料且更为丰富的风味成分<sup>[19]</sup>。发酵食品的特殊风味往往与发酵条件密切相关,食品风味物质的监测多使用色谱法对其进行分析<sup>[52]</sup>,然而色谱法通常存在定性能力有限等问题,尽管可以使用色谱联用技术对定性能力进行补充<sup>[53-54]</sup>,但操作繁琐、成本较高且后续流程中的常规分析方法无法对具体成分对产品的影响程度进行可视化分析,使用神经网络、随机森林模型可对发酵食品中的风味活性成分含量进行预测,并根据风味物质组成对酒类、奶酪等的感官属性进行分级,实现对产地、年份、品类的鉴定以及出错或缺陷工艺步骤的监测<sup>[15,45,55-56]</sup>,在发酵食品风味控制及产品真实性监测方面具有很大的应用潜力。

对非挥发性风味物质进行研究时,在产品重要成分的预测方面,其一是感官品质预测。苦味是评价酒类的重要指标之一<sup>[57]</sup>。Claudia 等<sup>[17]</sup>将颜色和泡沫作为输入建立了反向传播神经网络模型,实现了对啤酒苦味的无过拟合预测。Katarina 等<sup>[58]</sup>采用多层感知器网络对高倍超声处理后的新酿赤霞珠葡萄酒进行苦味分析,发现总酚和总黄酮-3-醇是高倍超声降低苦味的靶点物质。其二是原料品质预测。Véronique 等<sup>[56]</sup>将葡萄酒原料的高光谱成像信息作为输

入,使用一维卷积神经网络实现了对原料浆果糖分水平的高拟合度预测,并表明葡萄酒原料的品种和生长条件差异是影响糖含量的重要因素。在产品鉴定方面,Zheng 等<sup>[55]</sup>使用新型伏安电子舌所捕获的葡萄糖含量等信息作为输入建立反向传播神经网络对葡萄酒产地进行鉴定,准确率达 95.8%。

对挥发性风味物质进行研究时,在产品鉴定方面,其一是年份分类,Liu 等<sup>[59]</sup>将泸型酒的多种风味物质特征浓度参数作为输入开发神经网络模型,实现了对泸型酒年份的高准确率鉴定。Yu 等<sup>[15]</sup>发现将黄酒的理化指标及微生物数据作为输入建立随机森林模型,可对其微生物代谢物水平进行良好预测,证实了陈酿年份与黄酒中陈化核心微生物所产生的风味(酯、醛等)呈现显著正相关性。其二是产地分类,Liu 等<sup>[59]</sup>和 Wu 等<sup>[60]</sup>分别使用电子鼻数据和挥发性成分的同位素分析、元素分析结果作为输入,建立神经网络模型对葡萄酒产区进行鉴定,总体平均准确率高于 93%,其中对法国葡萄酒的溯源准确率高达 98.2%,且发现对追溯法国葡萄酒区域最重要的元素是 Mg、Mn、Na、Sr、Ti 和 Rb<sup>[61]</sup>。其三是品种分类,Liu 等<sup>[59]</sup>和 Yang 等<sup>[62]</sup>分别使用电子鼻数据作为输入,建立反向传播神经网络对葡萄酒品种进行分类,准确率最高可达 98%,同时基于葡萄酒神经网络模型建立迁移学习框架并用于中国白酒的分类,准确率达 93.4%。其四是品质分级,Zhu 等<sup>[63]</sup>使用新西兰长相思葡萄酒的香气数据并作为输入,建立神经网络模型对其质量等级进行分类,平均分类准确率为 89.5%。为了得到产品香气对分类模型的影响,Zhu 等<sup>[63]</sup>还使用了 SHAP 值对模型进行全局解释,得到了各挥发性风味物质对产品总体品质的贡献度,如乙酸异戊酯对新酿葡萄酒的酒花有积极作用,而异戊醇、正丁醇对葡萄酒的果味感知有负面影响。

在故障检测方面,其一是对生产过程进行整体监测,Claudia 等<sup>[64-65]</sup>使用神经网络模型对干拉格啤酒生产的不同故障浓度进行监测,使用近红外光谱或电子鼻数据作为输入的模型预测准确率均高于 95%。Juan 等<sup>[66]</sup>使用电子鼻数据作为输入建立深度多层感知器,实现了对葡萄酒中的醋酸腐败阈值的快速检测,检测速度提高了 36 倍且模型预测准确率高 96%。其二是对重点挥发性风味物质进行监测,Vasiliki 等<sup>[67]</sup>使用电子鼻数据作为输入建立神经网络模型,分别对烟熏暴露的赤霞珠葡萄酒实现了挥发性芳香化合物水平和烟香浓度的高拟合度预测。Alexander 等<sup>[68]</sup>使用超声波传感器数据作为输入建立长短时记忆神经网络准确预测了啤酒发酵过程中的酒精浓度,结果发现温度是影响产品酒精度的重要参数。

神经网络、随机森林等机器学习算法模型不仅在发酵食品风味预测时表现良好,而且在监测食品真实性问题上表现出了极大的应用潜力,但目前机器学

习在发酵食品中的应用多局限于对终产品单一指标的预测,缺乏对发酵全流程、多因素的控制,且所建立的算法模型存在极强的食品基质针对性,面向全流程、多因素的普适性机器学习算法模型的开发是突破算法模型困难的重要方向。

#### 4 机器学习在传统发酵食品个性化消费设计中的应用

随着大健康时代的来临,精准营养背景下的个性化消费逐渐成为食品研发的新趋势<sup>[69]</sup>。然而传统方法无法有效、快速地针对不同人群的营养需求进行分析,从而设计出更适合特定人群的发酵食品。机器学习算法可有效解决不同人群饮食结构中的复杂问题<sup>[70]</sup>,并实现适用于多样人群的食品个性化、定制化设计。神经网络等机器学习算法模型不仅能够辅助香肠、奶酪等食品中常量营养素的精准控制,还能够用于提升香肠、酒类、微生物发酵物中微量功能性活性成分的含量与产率<sup>[71-73]</sup>,因而机器学习算法已开始被应用于个性化发酵食品的设计和监测领域。

由于近年来世界各国的肥胖率、心血管疾病率不断升高,脂肪成为了最受关注的常量营养物质。首先,使用机器学习算法模型可得到生产低脂食品的最优加工条件,徐亮等<sup>[71]</sup>将腊肠的理化参数作为输入建立反向传播神经网络模型,得到了生产低脂高蛋白腊肠的最佳加工条件。其次,使用机器学习算法模型可得到控制产品质量的关键变量,Fernanda等<sup>[72]</sup>使用产品组成和工艺条件作为输入建立反向传播神经网络模型对低脂酸奶的重要质构参数进行了良好预测,结果表明蛋白质和酶的含量及剪切速率与低脂酸奶的质地特性显著相关。

在关于功能性营养成分的研究中,机器学习可协助建立内含物与抗氧化活性的关系,Neda等<sup>[18]</sup>将多种物质的含量作为输入建立神经网络模型确立了黑山梅洛葡萄酒中酚含量与抗氧化活性的关系,并发现其中最丰富的酚类物质为儿茶素和没食子酸。此外,机器学习可探索抗氧化活性的主要机制,Neda等<sup>[18]</sup>将酿酒酵母模型系统中的酵母存活率、总硫基、抗氧化酶数据进行基于神经网络的敏感性分析,发现谷胱甘肽过氧化物酶活性是葡萄酒的主要抗氧化活性机制。机器学习算法模型还可以对抗氧化活性进行快速鉴定,Anatoliy等<sup>[73]</sup>使用重要组分的量化数据作为输入建立神经网络回归模型实现了对葡萄酒抗氧化活性的良好预测。除此之外,机器学习算法模型不仅可确定最优添加剂浓度,Pallavi等<sup>[74]</sup>将酸奶添加乌墨提取物后的理化参数作为输入建立多层前馈神经网络对其添加浓度进行了准确鉴定,并发现当添加物浓度为1%时用户接受度最高;还可以确定生产特殊代谢产物所需的条件,为得到高产具有抗氧化活性的乳酸菌胞外多糖,Nisha等<sup>[75]</sup>使用神经网络以营养组分含量作为输入准确预测了其胞外多糖产量,最终得到高产抗氧化胞外多糖的培养基配

方。由此可见,机器学习为传统发酵食品中的特殊营养成分机制研究、配比研究及生产研究提供了一种低消耗高置信的研究方法。

神经网络等机器学习算法模型在发酵食品成分研究中,针对不同类型的营养成分,一方面侧重于发酵食品的加工条件以保证产品的品质优良程度;另一方面重视发酵食品中的天然益生成分研究。目前多数研究以营养成分含量作为分析对象,在个体消费背景下实现量效关系分析进而达到精准营养目的依然存在困难。

#### 5 总结与展望

综上,机器学习在传统发酵食品品质控制中的应用研究表明其具有巨大的应用潜力与发展前景,相较于传统数据处理方法显示出了速度快、成本低、全面且置信度高等优势。机器学习不仅可用于预测产品发酵及贮藏过程中的菌群结构动态变化,还可通过建立工艺参数、理化特性与风味成分之间的关系,从而在产品分级分类、质量预测、掺假鉴定等方面为品质控制发挥作用。随着个性化消费时代的到来,机器学习也被用于挖掘传统发酵食品中常量营养素与微量功能性成分,以满足精准营养产品开发要求。可见,机器学习极大地推动了传统发酵食品生产工艺的现代化适应性改造,助力了新消费形势下的产品创新。

然而,机器学习在实际应用中仍存在以下问题:  
a.在技术层面,由于应用于传统发酵食品的机器学习技术多针对不同食品基质,食品基质的复杂性使得现有算法模型往往不足以支撑产品工艺的优化,因而仍需开发适用于不同传统发酵食品类型的普适性算法模型;  
b.在应用层面,目前机器学习技术主要应用于传统发酵食品生产与品控过程中单一时间点或单一成分的研究,容易忽视时间、空间、成分等交互因素之间的相互作用与内在联系,随着食品加工产业链的延长,面向发酵食品多因素、全流程生产与品控的机器学习开发与应用也是一个待解决的难题;  
c.在发展层面,机器学习在传统发酵食品个性化消费中的应用还局限于对功能性成分含量的监测与控制,尚缺乏对个体条件下功能性成分量效关系的系统性阐释,未来机器学习应用的研究也需要向个性化消费背景下精准营养效果优化的趋势演进。因此,随着机器学习技术的持续发展,通过进一步突破适用于不同发酵模式的技术瓶颈,拓展面向多因素、全流程生产工艺的应用范围,挖掘个性化消费的精准营养定制潜力,机器学习将在传统发酵食品领域释放更大的应用潜力,为传统发酵食品的质量控制提供重要的技术保障。

© The Author(s) 2024. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

#### 参考文献

[1] 董玺梅,阮志强,蒋雪薇.酱香风味传统发酵食品中微生物与

- 风味形成的相关性[J]. 中国食品学报, 2022, 22(7): 397–406.
- [ DONG X M, RUAN Z Q, JIANG X W. Relationship between microorganisms and flavor formation in traditional fermented food with flavor of soy sauce[J]. Chinese Journal of Food Science, 2022, 22(7): 397–406. ]
- [ 2 ] STAVROS P. The rendering of traditional fermented foods in human diet: Distribution of health benefits and nutritional benefits [J]. *Fermentation*, 2022, 8(12): 751.
- [ 3 ] OSCAR Z, IFAGBEMI B C, YENOUKOUNME E K, et al. Traditional fermented foods of benin republic: Microbiological safety and health benefits[J]. *Discover Food*, 2023, 3(1): 3.
- [ 4 ] 廖一漠, 敖晓琳, 康海燕, 等. 传统发酵食品中乳酸菌与酵母菌互作机制研究进展[J]. 食品与发酵工业, 2023, 49(3): 340–346.
- [ LIAO Y M, AO X L, KANG H Y, et al. Research progress on interaction mechanism between lactic acid bacteria and yeast in traditional fermented food[J]. Food and Fermentation Industry, 2023, 49(3): 340–346. ]
- [ 5 ] 陈镜如, 边鑫, 杨杨, 等. 中国传统发酵食品微生物多样性研究进展[J]. 中国调味品, 2022, 47(2): 205–210. [ CHEN J R, BIAN X, YANG Y, et al. Research progress on microbial diversity of traditional fermented foods in china[J]. *Chinese Seasoning*, 2022, 47(2): 205–210. ]
- [ 6 ] XU M, SU S, ZHANG Z, et al. Two sides of the same coin: Meta-analysis uncovered the potential benefits and risks of traditional fermented foods at a large geographical scale[J]. *Frontiers in Microbiology*, 2022, 13: 1045096.
- [ 7 ] WU Q, ZHU Y, FANG C, et al. Can we control microbiota in spontaneous food fermentation?—Chinese liquor as a case example[J]. Trends in Food Science & Technology, 2021, 110: 321–331.
- [ 8 ] 岳向阳. 基于机器学习的发酵过程建模与优化[D]. 无锡: 江南大学, 2021. [ YUE X Y. Modeling and optimization of fermentation process based on machine learning[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2021. ]
- [ 9 ] WIKANDARI R, KINANTI D A, PERMATASARI R D, et al. Correlations between the chemical, microbiological characteristics and sensory profile of fungal fermented food[J]. *Fermentation*, 2021, 7(4): 261.
- [ 10 ] LUCA R, MICHELE C, CONCETTA B M. Chromatographic determination of biogenic amines in four typical Italian cheeses: Correlations with processing and nutritional characteristics through a chemometric approach[J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2019, 99(11): 4963–4968.
- [ 11 ] DAKILA L, STEVEN S, SEAN R. Advancements within modern machine learning methodology: Impacts and prospects in biomarker discovery[J]. *Current Medicinal Chemistry*, 2021, 28(32): 6512–6531.
- [ 12 ] TAKI H R, RAED M S, FAISAL F, et al. Recent advances in computer-aided medical diagnosis using machine learning algorithms with optimization techniques[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 137847–137868.
- [ 13 ] RICKERBY H F, PUTINTSEVA K, COZENS C. Machine learning-driven protein engineering: A case study in computational drug discovery[J]. *Engineering Biology*, 2020, 4(1): 7–9.
- [ 14 ] 王铖, 王珍珍, 陈其彪, 等. 基于机器学习的代谢组学解析腊八蒜储藏过程中代谢物差异[J]. 食品工业科技, 2023, 44(8): 26–34. [ WANG C, WANG Z Z, CHEN Q B, et al. Metabolomics analysis of metabolite differences during storage of Laba garlic based on machine learning[J]. Food Industry Science and Technology, 2023, 44(8): 26–34. ]
- [ 15 ] YU H, LIU S, ZHOU Z, et al. Impact of aging microbiome on metabolic profile of natural aging Huangjiu through machine learning[J]. *Foods*, 2023, 12(4): 906.
- [ 16 ] MIRIAM Z, LIA R, TOMMASO B, et al. Bacterial community of grana padano PDO cheese and generical hard cheeses: DNA metabarcoding and DNA metafingerprinting analysis to assess similarities and differences[J]. *Foods (Basel, Switzerland)*, 2021, 10(8): 1826.
- [ 17 ] CLAUDIA G V, DAMIR D T, FRANK R D, et al. Development of artificial neural network models to assess beer acceptability based on sensory properties using a robotic pourer: A comparative model approach to achieve an artificial intelligence system[J]. *Beverages*, 2019, 5(2): 33.
- [ 18 ] NEDA O Đ, NEVENA T, IRENA T N, et al. Antioxidant activity of selected polyphenolics in yeast cells: The case study of Montenegrin Merlot wine[J]. *Molecules*, 2018, 23(8): 1971.
- [ 19 ] ZHANG Y, HOU Y, ZHANG S, et al. *Bifidobacterium animalis* A12, a probiotic strain that promotes glucose and lipid metabolism, improved the texture and aroma of the fermented sausage [J]. *Foods*, 2023, 12(2): 336.
- [ 20 ] SHI H, ZHOU X, YAO Y, et al. Insights into the microbiota and driving forces to control the quality of vinegar[J]. *LWT*, 2022, 157: 113085.
- [ 21 ] YANG Y, ZHONG H, YANG T, et al. Characterization of the key aroma compounds of a sweet rice alcoholic beverage fermented with *Saccharomyces fibuliger*[J]. *Journal of Food Science and Technology*, 2020, 58(10): 1–13.
- [ 22 ] AQIN D. Database task processing optimization based on performance evaluation and machine learning algorithm[J]. *Soft Computing*, 2023, 27(10): 6811–6821.
- [ 23 ] 刘凡平. 神经网络与深度学习应用实战[M]. 北京: 电子工业出版社, 2018. [ LIU F P. Practical application of neural networks and deep learning[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2018. ]
- [ 24 ] EISEUL K, SEUNGMIN Y, DAEHYUN J, et al. Differentiation between *Weissella cibaria* and *Weissella confusa* using machine-learning-combined MALDI-TOF MS[J]. *International Journal of Molecular Sciences*, 2023, 24(13): 11009.
- [ 25 ] ALI A, FATANE B, FARIDEH T Y, et al. Kinetic pattern and microbial population dynamic characterization of *Escherichia coli* and *Salmonella enteritidis* in Frankfurter sausage: An experimental and modeling study[J]. *Journal of Food Safety*, 2019, 39(5): e12669.
- [ 26 ] LU K, LIU L, XU Z, et al. The analysis of volatile compounds through flavoromics and machine learning to identify the origin of traditional chinese fermented shrimp paste from different regions[J]. *LWT*, 2022, 171: 114096.
- [ 27 ] 马金克, 宋瑶, 韩坤宸, 等. 用随机森林回归算法辨析长寿人群饮食特征与健康指标间量化关系[J]. 食品工业科技, 2022, 43(8): 389–398. [ MA J K, SONG Y, HAN K C, et al. The quantitative relationship between dietary characteristics and health indicators of long-lived population was analyzed by random forest regression algorithm[J]. Food Industry Science and Technology, 2022, 43(8): 389–398. ]
- [ 28 ] 王雨. 米酒风味的嗅觉-味觉跨模态表征方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2022. [ WANG Y. Study on smell-taste cross-modal characterization of rice wine flavor[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2022. ]
- [ 29 ] 刘文慧. 毕赤酵母多工况发酵过程菌体浓度软测量方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2022. [ LIU W H. Study on soft measure-

- ment method of bacteria concentration during *Pichia pastoris* fermentation under multiple conditions[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2022. ]
- [ 30 ] 龚敏慧, 单成俊, 李双健, 等. 基于响应面法和人工神经网络优化复合乳酸菌发酵蓝莓汁产胞外多糖工艺[J]. 食品工业科技, 2023, 44(17): 242–250. [ GONG M H, SHAN C J, LI S J, et al. Optimization of extracellular polysaccharide production from blueberry juice fermented by complex lactic acid bacteria based on response surface method and artificial neural network[J]. Food Industry Science and Technology, 2023, 44(17): 242–250. ]
- [ 31 ] ZHANG Y, JIA S, ZHANG W. Predicting acetic acid content in the final beer using neural networks and support vector machine[J]. *Journal of the Institute of Brewing*, 2012, 118(4): 361–367.
- [ 32 ] 樊苏皖. 镇江香醋固态发酵过程参数检测与分析方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2021. [ FAN S W. Study on parameters detection and analysis of Zhenjiang balsamic vinegar during solid state fermentation[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2021. ]
- [ 33 ] GENG Z, LIANG L, HAN Y, et al. Risk early warning of food safety using novel long short-term memory neural network integrating sum product based analytic hierarchy process[J]. *British Food Journal*, 2021, 124(3): 898–914.
- [ 34 ] DIÁNA N S Á, MÁRTA L, ZSUZSANNA V, et al. The effect of grapevine variety and wine region on the primer parameters of wine based on <sup>1</sup>H NMR-spectroscopy and machine learning methods[J]. *Diversity*, 2022, 14(2): 74.
- [ 35 ] 马舒岑, 史建琦, 黄滢鸿, 等. 基于最小不满足核的随机森林局部解释性分析[J]. 软件学报, 2022, 33(7): 2447–2463. [ MA S C, SHI J Q, HUANG Y H, et al. Local interpretative analysis of random forest based on minimum unsatisfied kernel[J]. *Journal of Software*, 2022, 33(7): 2447–2463. ]
- [ 36 ] 张肖, 朱铨丞, 杨阳, 等. 基于随机森林算法的酒精浓度在线测量系统[J]. 真空电子技术, 2023(2): 80–86. [ ZHANG X, ZHU H C, YANG Y, et al. Online alcohol concentration measurement system based on random forest algorithm[J]. *Vacuum Electronics Technology*, 2023(2): 80–86. ]
- [ 37 ] DĘBSKA B, GUZOWSKA-ŚWIDER B. Decision trees in selection of featured determined food quality[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2011, 705(1-2): 261–271.
- [ 38 ] GERE A, DANNER L, DE ANTONI N, et al. Visual attention accompanying food decision process: An alternative approach to choose the best models[J]. *Food Quality and Preference*, 2016, 51: 1–7.
- [ 39 ] EMILIA J, DOROTA W, KATARZYNA R, et al. The influence of lactic acid fermentation on selected properties of pickled red, yellow, and green bell peppers[J]. *Molecules*, 2022, 27(23): 8637.
- [ 40 ] WILBERT G, ANAID P B, ANAYANCY L, et al. Microbial community structure, physicochemical characteristics and predictive functionalities of the Mexican Tepache fermented beverage[J]. *Microbiological Research*, 2022, 260: 127045.
- [ 41 ] PARK S Y, KANG M, YUN S, et al. Changes and machine learning-based prediction in quality characteristics of sliced korean cabbage (*Brassica rapa* L. *Pekinensis*) kimchi: Combined effect of nano-foamed structure film packaging and subcooled storage[J]. *LWT*, 2022, 171: 114122.
- [ 42 ] 向书娅, 翟茹, 张海燕, 等. 不同地区发酵浆水中微生物群落结构比较及优势菌群的鉴定[J]. 现代食品科技, 2023, 39(3): 121–128. [ XIANG S Y, ZHAI R, ZHANG H Y, et al. Comparison of microbial community structure and identification of dominant flora in fermented pulp water from different regions[J]. *Modern Food Science and Technology*, 2023, 39(3): 121–128. ]
- [ 43 ] YANG Z, LIU S, LÜ J, et al. Microbial succession and the changes of flavor and aroma in Chouguiyu, a traditional chinese fermented fish[J]. *Food Bioscience*, 2020, 37: 100725.
- [ 44 ] 王玉静, 陆梓滢, 陈俊煜, 等. 高通量测序技术的发展及其在临床检测中的应用[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2021, 60(5): 811–820. [ WANG Y J, LU Z C, CHEN J Y, et al. Development of high-throughput sequencing technology and its application in clinical detection[J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2021, 60(5): 811–820. ]
- [ 45 ] MANON L, EMMANUEL D, DE OLIVEIRA DÉBORAH, et al. Prediction of genetic groups within *Brettanomyces bruxellensis* through cell morphology using a deep learning tool[J]. *Journal of Fungi*, 2021, 7(8): 581.
- [ 46 ] YU T, SU S, HU J, et al. A new strategy for microbial taxonomic identification through micro-biosynthetic gold nanoparticles and machine learning[J]. *Advanced Materials (Deerfield Beach, Fla.)*, 2022, 34(11): e2109365.
- [ 47 ] CAVA R, HIGUERO N, LADERO L. High-pressure processing and storage temperature on *Listeria monocytogenes*, microbial counts and oxidative changes of two traditional dry-cured meat products[J]. *Meat Science*, 2021, 171: 108273.
- [ 48 ] ALOTHMAN M, BREMER P J, LUSK K, et al. When does milk spoil? The use of rejection threshold methodology to investigate the influence of total microbial numbers on the acceptability of fresh chilled pasteurised milk[J]. *Beverages*, 2023, 9(2): 53.
- [ 49 ] 苏梦缘, 伍新叶, 朱曦, 等. 微生态制剂活菌的计数方法分析[J]. 中南农业科技, 2022, 43(3): 139–143. [ SU M Y, WU X Y, ZHU X, et al. Analysis of counting methods of viable bacteria in microecological preparations[J]. *Central South Agricultural Science and Technology*, 2022, 43(3): 139–143. ]
- [ 50 ] CAI H, PEI S, ZHANG Y, et al. Construction of a dynamic model to predict the growth of *Staphylococcus aureus* and the formation of enterotoxins during Kazak cheese maturation[J]. *Food Microbiology*, 2023, 112: 104234.
- [ 51 ] BRANISLAV Š, BRANIMIR P, PREDRAG I, et al. Coriander essential oil as natural food additive improves quality and safety of cooked pork sausages with different nitrite levels[J]. *Meat Science*, 2019, 157: 107879.
- [ 52 ] 牧其尔, 徐伟良, 李春冬, 等. 发酵乳制品风味物质种类、形成途径以及提取和检测方法的研究进展[J]. 中国酿造, 2022, 41(7): 6–10. [ MU Q E, XU W L, LI C D, et al. Research progress on types, formation pathways, extraction and detection methods of flavor substances in fermented dairy products[J]. *Chinese Brewing*, 2022, 41(7): 6–10. ]
- [ 53 ] 杨凤英, 秦洋, 赵千慧, 等. 冠突散囊菌对大曲发酵性能、微生物区系以及白酒风味的影响[J]. 食品工业科技, 2023, 44(16): 180–186. [ YANG F Y, QIN Y, ZHAO Q H, et al. Effects of *Coronarium* on fermentation performance, microflora and liquor flavor of Dakoji[J]. *Food Industry Science and Technology*, 2023, 44(16): 180–186. ]
- [ 54 ] QIU S, CHEN K, LIU C, et al. Non-saccharomyces yeasts highly contribute to characterisation of flavour profiles in greengage fermentation[J]. *Food Research International*, 2022, 157: 111391.
- [ 55 ] ZHENG Z, QIU S, WEI Z. A novel voltammetric electronic tongue based on nanocomposites modified electrodes for the discrimination of red wines from different geographical origins[J]. *Chemosensors*, 2022, 10(8): 332.

- [56] VÉRONIQUE G, MARCO S. R, FRANCISCO R, et al. Prediction of sugar content in port wine vintage grapes using machine learning and hyperspectral imaging[J]. *Processes*, 2021, 9(7): 1241.
- [57] 王茜, 孙娇娇, 侯静, 等. 不同品种啤酒花对啤酒特征香气物质的影响[J]. *农产品加工*, 2021(17): 5–10. [WANG Q, SUN J J, HOU J, et al. Effects of different varieties of hops on characteristic aroma substances in beer[J]. *Agricultural Product Processing*, 2021 (17): 5–10.]
- [58] KATARINA L, BRNČIĆ M, ĆURKO N, et al. Effects of high power ultrasound treatments on the phenolic, chromatic and aroma composition of young and aged red wine[J]. *Ultrasonics Sonochemistry*, 2019, 59(C): 104725.
- [59] LIU Q, ZHANG X, LEI Z, et al. Machine learning based age-authentication assisted by chemo-kinetics: Case study of strong-flavor Chinese Baijiu[J]. *Food Research International*, 2023, 167: 112594.
- [60] WU H, TIAN L, CHEN B, et al. Verification of imported red wine origin into china using multi isotope and elemental analyses [J]. *Food Chemistry*, 2019, 301: 125137.
- [61] WU H, LIN G, TIAN L, et al. Origin verification of french red wines using isotope and elemental analyses coupled with chemometrics[J]. *Food Chemistry*, 2021, 339: 127760.
- [62] YANG Y, LIU H, GU Y. A model transfer learning framework with back-propagation neural network for wine and chinese liquor detection by electronic nose[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 105278–105285.
- [63] ZHU W, BENKWITZ F, KILMARTIN P A. Volatile-based prediction of Sauvignon blanc quality gradings with static headspace-gas chromatography-ion mobility spectrometry (SHS-GC-IMS) and interpretable machine learning techniques[J]. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 2021, 69(10): 3255–3265.
- [64] CLAUDIA G V, SIGFREDO F, CARMEN H. Rapid method for faults detection in beer using a low-cost electronic nose and machine learning modelling[J]. *Biology and Life Sciences Forum*, 2021, 6(1): 46.
- [65] CLAUDIA G V, SIGFREDO F, CARMEN H. Smart detection of faults in beers using near-infrared spectroscopy, a low-cost electronic nose and artificial intelligence[J]. *Fermentation*, 2021, 7 (3): 117.
- [66] JUAN C R G, EVA S A E, ADENILTON J S, et al. Wine quality rapid detection using a compact electronic nose system: Application focused on spoilage thresholds by acetic acid[J]. *LWT*, 2019, 108: 377–384.
- [67] VASILIKI S, CLAUDIA G V, ALEXIS P, et al. Assessment of volatile aromatic compounds in smoke tainted cabernet Sauvignon wines using a low-cost e-nose and machine learning modelling[J]. *Molecules*, 2021, 26(16): 5108.
- [68] ALEXANDER B, JOSEP E, MICHAEL P, et al. Predicting alcohol concentration during beer fermentation using ultrasonic measurements and machine learning[J]. *Fermentation*, 2021, 7(1): 34.
- [69] LIU. F, LI M, WANG Q, et al. Future foods: Alternative proteins, food architecture, sustainable packaging, and precision nutrition[J]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2022, 63(23): 21–22.
- [70] LIVINGSTONE K M, RAMOS-LOPEZ O, PÉRUSSE L, et al. Reprint of: Precision nutrition: A review of current approaches and future endeavors[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2022, 130: 51–62.
- [71] 徐亮, 程镜蓉, 张业辉, 等. 人工神经网络在风干腊肠加工过程模拟控制中的应用[J]. *现代食品科技*, 2018, 34(11): 151–156.
- [XU L, CHENG J R, ZHANG Y H, et al. Application of artificial neural network in the simulation control of air-dried sausage processing[J]. *Modern Food Science and Technology*, 2018, 34(11): 151–156.]
- [72] FERNANDA B L, SUPRANI M C, SANTOS P A C D, et al. Artificial neural networks modeling of non-fat yogurt texture properties; Effect of process conditions and food composition[J]. *Food and Bioproducts Processing*, 2021, 126(3): 164–174.
- [73] ANATOLIY K, YURIJ P, JOEL J, et al. The use of machine learning for comparative analysis of amperometric and chemiluminescent methods for determining antioxidant activity and determining the phenolic profile of wines[J]. *Applied System Innovation*, 2022, 5(5): 104.
- [74] PALLAVI J K, SUKUMAR M. Categorizing functional yoghurt using artificial neural network[J]. *Asian Journal of Biological and Life Sciences*, 2020, 9(2): 129–138.
- [75] NISHA S, SWETA N, SATYA E J. Extraction and optimization of exopolysaccharide from *Lactobacillus* sp. using response surface methodology and artificial neural networks[J]. *Preparative Biochemistry & Biotechnology*, 2019, 49(10): 987–996.