

赵峙尧, 刘明昊, 白林, 等. 基于机器学习对食品安全的调控与分析 [J]. 食品工业科技, 2024, 45(11): 11-19. doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2023090288

ZHAO Zhiyao, LIU Minghao, BAI Lin, et al. Regulation and Analysis of Food Safety Based on Machine Learning[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(11): 11-19. (in Chinese with English abstract). doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2023090288

· 特邀主编专栏—人工智能在食品工业中的应用 (客座主编: 闵巍庆、郭志明、朱金林) ·

基于机器学习对食品安全的调控与分析

赵峙尧¹, 刘明昊¹, 白林¹, 任润涵¹, 尚伟¹, 孙颖^{1,2,*}, 翁云宣^{1,2}

(1. 北京工商大学, 北京 100048;

2. 轻工业塑料加工应用研究所, 北京 100048)

摘要: 民以食为天, 食以安为先。食品质量及其安全性关系到国计民生。随着中国经济的发展和人民生活质量的提高, 食品行业的规模也逐年壮大, 社会和消费者对食品生产的质量及其本身安全性有了更加严格的要求。但是, 食品质量安全事件时有发生, 使得食品质量安全管理成为了改善民生的重要任务。机器学习已在食品质量与安全领域被广泛应用, 它具有自主学习能力强、非线性拟合能力好、建模快速等特点, 其中的神经网络模型和监督学习方法能够准确、快速的对食品在生产过程中进行质量检测与过程控制。本文将着重阐述机器学习在食品质量与安全领域中的研究进展, 以食品质量检验、食品过程追溯、食品安全预警 3 个方向进行论述。以期阐明机器学习算法在食品调控环节中的侧重点、优缺点和未来发展方向, 为保障食品质量与安全的智能化发展提供理论支持与技术指导。

关键词: 机器学习, 神经网络, 监督学习, 食品调控, 食品安全

中图分类号: TS207.7

文献标识码: A

文章编号: 1002-0306(2024)11-0011-09

DOI: 10.13386/j.issn1002-0306.2023090288

本文网刊:



Regulation and Analysis of Food Safety Based on Machine Learning

ZHAO Zhiyao¹, LIU Minghao¹, BAI Lin¹, REN Runhan¹, SHANG Wei¹, SUN Ying^{1,2,*}, WENG Yunxuan^{1,2}

(1. Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China;

2. Institute of Plastic Processing & Application of Light Industry, Beijing 100048, China)

Abstract: Food is the top priority for the people, and safety is the top priority for food. The quality and safety of food are related to the national economy and people's livelihood. With the development of Chinese economy and the improvement of people's quality of life, the scale of the food industry has also grown year by year, and the society and consumers have more stringent requirements on the quality of food production and its own safety. However, food quality and safety incidents occur frequently, making food quality and safety management an important task for improving people's livelihoods. Machine learning has been widely applied in the field of food quality and safety, with strong self-learning ability, good non-linear fitting ability, and fast modeling. Among them, neural network models and supervised learning methods can accurately and quickly detect and control the quality of food in the production process. This article focuses on the research progress of machine learning in the field of food quality and safety, and discusses it in three directions: Food quality inspection, food process traceability, and food safety warning. In order to clarify the focus, advantages and disadvantages, and future development direction of machine learning algorithms in food regulation, and provide theoretical support and technical guidance for the intelligent development of ensuring food quality and safety.

Key words: machine learning; neural networks; supervised learning; food regulation; food safety

食品行业与人们的日常生活和社会的发展进步息息相关, 随着经济的快速发展, 我国食品行业也

在迅速壮大^[1]。食品安全是一个在全球范围内备受关注的重要议题, 它涉及到人类健康、社会稳定和经

收稿日期: 2023-09-26

基金项目: 北京市自然科学基金资助项目 (6242004); 国家重点研发计划项目 (2022YFF1101103); 北京市自然科学基金项目 (4222042); 北京市属高等学校优秀青年人才培养计划项目 (BPHR202203043); 北京市教育委员会科技计划项目资助 (KM202210011006)。

作者简介: 赵峙尧 (1989-), 男, 博士, 副教授, 研究方向: 食品安全智能化, E-mail: zhaoyz@btbu.edu.cn。

* 通信作者: 孙颖 (1991-), 女, 硕士, 实验师, 研究方向: 食品接触材料, E-mail: sunying@btbu.edu.cn。

济发展等多个方面。近年来,食品安全事件时有发生,使食品安全与质量问题更加受到人们的关注。根据国家市场监督管理总局发布的《关于 2020 年食品安全监督抽检情况的通告》,全国市场监管部门在 2020 年共完成了 6387366 批次的食品安全监督抽检。在这些抽检样品中,有 147721 批次被检出不合格,总体不合格率为 2.31%^[2]。不合格食品主要存在以下问题:农兽药残留超标,即农民在耕种、养殖时使用了过量、过期或禁用的农兽药,导致这些农兽药残留在食品中,对人体健康产生不良影响^[3];微生物污染,在食品制造加工和储存过程中,如果卫生条件不佳、设备未经彻底清洗消毒,会导致细菌、病毒等微生物感染进入食品中,引起消费者食物中毒等问题^[4];有害物质添加,一些不法商家为了图利,使用超范围超限量的食品添加剂,如防腐剂、增甜剂等,这些添加剂的超标使用会使消费者的健康存在潜在危害。此外,质量指标不达标、有机物污染、重金属元素污染也是影响食品质量和安全的重要因素。因此,如何保证食品的质量与安全,减少食品安全事故的发生就成为了食品行业发展亟待解决的重要问题。

食品检验和监测作为保证食品质量与安全,减少安全事故发生的重要一环,在把控食品质量的同时,减少不必要的损耗。食品的检验和监测工作可以分为以下三个方面:食品质量检验、食品过程追溯、食品安全预警。食品质量检验是全球许多食品安全监管机构采用的健康保护方法之一,多用于对食品的样本直接分析,获取食品成分、污染水平和质量等信息,进而与安全标准进行比对,保障食品安全^[5]。食品过程追溯的出现是为了保障消费者的健康以及合法权益,也是为了在食品问题出现后迅速进行问题定位并防止问题扩散。2015 年我国首次以法律形式确立食品安全全程追溯制度^[6]。食品过程追溯制度旨在详实记录和保存与食品安全相关的信息,涵盖食品生产、加工、储存和销售等供应链各环节,同时向消费者公开各环节信息^[7]。由于食品领域新产品、新工艺、新技术和新原料的不断涌现,食品安全未知风险隐患防控形势更加严峻,食品安全事件发生的风险大幅增加。所以,为降低风险,更要重视食品安全预警工作。食品安全预警工作的目的是通过监测、追踪、分析和通报潜在的食品安全隐患,以及提前预报可能发生的风险,从而对食品安全事件实现早期预防和控制,最大程度地减少损失^[8]。通过完成食品质量检验、食品过程追溯、食品安全预警这三方面工作,从而保证食品的检验检测工作顺利进行,进而提高食品的质量与安全,减少食品安全事故的发生。

随着人工智能技术的发展,作为人工智能核心的机器学习也运用到了各行各业,包括医疗、信息、材料、能源、食品等行业^[9]。机器学习是一门涵盖不同领域知识的学科,它结合了概率统计、近似理论以及复杂算法等领域的知识。利用计算机工具,模拟人

类学习的方式,通过获取新知识、不断改善性能来提高自身的能力。机器学习的核心在于使用算法和统计方法,从数据中提取有用的信息,并通过模拟学习过程进行决策和预测。通过这种方式,机器学习在各个领域中得到广泛应用,带来了许多便利和创新^[10]。机器学习可以分为两类:监督学习和无监督学习。监督式机器学习根据已知的输入和输出数据训练算法,以预测未来的输出,适用于执行分类和回归任务。无监督机器学习可发现输入数据中隐藏的模式或内部结构,常用于处理聚类任务^[11]。常见的监督机器学习有决策树、支持向量机、朴素贝叶斯、K-最近邻(K-NN)等方法,可用于不同领域,如利用决策树在表格型数据上较强的特征提取能力,优化 Q 学习的虚拟机整合算法,较之前方法提升了多个性能指标,并可随云数据中心规模的扩充,大幅缩短训练耗时^[12];利用支持向量机优秀的分类能力,对高光谱图像进行分类,提高分类准确度^[13];利用加权朴素贝叶斯分类器来对空气质量指数进行预测^[14];利用 K-NN 算法检测天文图像数据,从而找到其中的异常值^[15]。常见的无监督机器学习有 K-Means、隐马尔可夫模型等,例如在 K-Means 算法的基础上进行改进,对城市热点进行聚类分析,从而更加合理地对城市做出规划^[16];利用隐马尔可夫模型作为学习和预测工具,对不稳定燃烧模式进行识别和预测,提高识别不稳定燃烧模式的准确度^[17]。

随着人工智能和食品行业的飞速发展,机器学习同样被广泛应用于食品领域,如食品加工、食品营养、食品安全等方面^[18-20],尤其是食品质量与安全领域。本文将着重探究机器学习在食品质量与安全领域中的研究进展,在 Web of Science 数据库中以“食品质量与安全”和“机器学习”作为主题词对近三年(2021 年、2022 年、2023 年)的文献进行检索,共搜索到 333 篇实验类论文,可以将其分为 4 个方向:食品质量检验方向、食品过程追溯方向、食品安全预警方向和其他,具体占比如图 1 所示。所以本文通过食品质量检验、食品过程追溯、食品安全预警 3 个方面进行论述,技术路线如图 2 所示。以期阐明机器学习算法在食品安全监测环节中的侧重点、优缺点和未来发展方向,为保障食品质量与安全的智能化发展提供理论支持与技术指导。

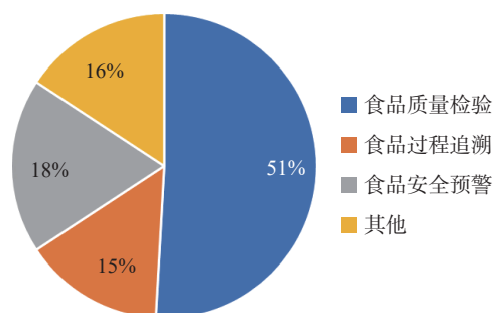


图 1 不同方向文献具体占比

Fig.1 Specific proportion of literature in different directions

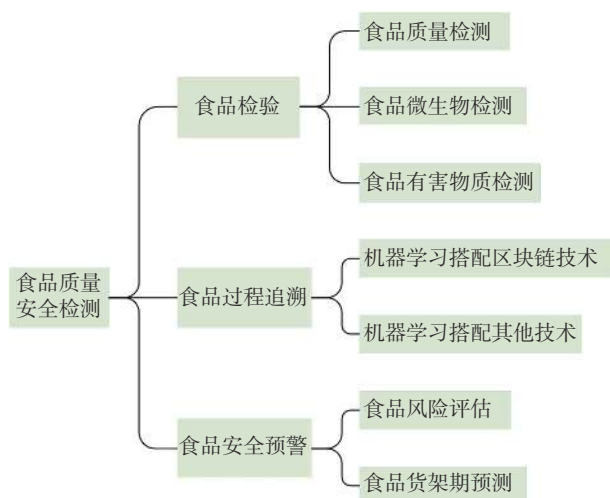


图2 食品安全质量检测分类

Fig.2 Food safety quality inspection classification

1 机器学习在食品检验领域的应用

食品检验通常是食品质量安全监测的第一步,是保证食品质量的第一道关卡。食品质量检测、食品微生物检测与食品有害物质检测是食品检验的3个主要方向。在食品检验领域常用的机器学习算法有卷积神经网络(CNN)、人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)、主成分分析(PCA)等。其各自的优缺点及在食品检验方面的应用如表1所示。

1.1 食品质量检测

食品质量检测根据物理、化学、生物化学等理论和技术,在技术标准下检验食品质量,确保产品合格。传统方法有人工感官检测和理化指标检测。人工感官检测是基于人体感觉器官,对食品的质量状况进行客观评价^[33]。这种方法简便易行,具有高灵敏度,直观且实用。但由于检测人员不同,检测结果也会存在一定差异,难以用相同的指标衡量,标准化程度不够。理化指标检测是指应用物理和化学的原理和方法来检测食品的组成成分及含量,一般用仪器对经过预处理后的食品进行理化指标的检测^[34]。理化指标检测方法的优势在于可以使用统一的标准(国际、国家食品卫生/安全标准)来评判食品质量。但

是,这种方法的缺点在于某些指标对设备要求过高,不够简便易行;对检测人员的专业素养存在要求。对于传统方法难以解决的问题,机器学习提供了一种新的思路 and 解决途径。机器学习具有优秀的数据信息处理能力,通过不断学习和调整模型,可以不断提高自身的性能,为工程应用和科学领域的研究提供更加准确和高效的解决方案。张银萍等^[35]引入机器视觉技术来对猴头菇进行快速品质检测和分级,先对猴头菇图像进行实时采集,将采集来的图像进行图像灰度化、图像去噪、图像增强等处理,然后通过对猴头菇颜色、形状、大小和完整度的判定来进行分类,这种方式不仅节省了人力物力,提高了生产效率,而且还避免了人工分级过程中造成的不必要损伤。在葡萄成熟度预测方法中,引入机器学习,利用机器视觉技术,处理葡萄图像分析中的颜色、形状和纹理,提供自动化、无损、快速且具有成本效益的技术,在图像经过预处理后,使用卷积神经网络和支持向量机将葡萄分为成熟与未成熟,并且与葡萄的感官属性即视觉属性、嗅觉属性和触觉属性联系起来,减少了对葡萄的取样损伤。但这种方法过于依赖颜色特征与所选的成熟度指数,不够客观,并且难以针对不同品种的葡萄进行预测^[36]。XIE 等^[37]在使用机器视觉技术检测大西洋鲑鱼骨残留物时,使用 Faster Region Convolutional Neural Networks(Faster-RCNN)算法来对预处理后的图像进行检测,并与 Alexnet, VGG16 和 VGG19 一起,形成三个模型做对比,结果是 Faster-RCNN+VGG16 模型表现效果最佳,能够可靠地对大西洋鲑鱼片中的鲑鱼骨残留物进行检测,提高鲑鱼片的质量。这种方法的优点在于这种方法不需要特殊设备(如 X 射线探测器或紫外光谱仪),普通的 RGB 相机足以捕获图像,并且这种方法也可用于其他类似的鱼类生产过程,以提高鱼产品的安全性和质量检测效率。

1.2 食品微生物检测

食品微生物检测是一种利用微生物学方法的检测手段,主要用于评估食品中微生物的种类和数量。

表1 食品检测领域常用机器学习算法的优缺点及应用

Table 1 Advantages, disadvantages and applications of different machine learning algorithms in the field of food detection

算法	原理	优点	缺点	在食品检验中的应用实例
CNN ^[21]	CNN通过多层卷积和池化操作,可以从原始数据中提取出逐渐抽象和高阶的特征,实现对复杂问题的有效建模和解决	可自动提取目标特征,发现样本集中特征规律,解决手动提取特征效率低下、分类准确率低的问题	需要大量样本数据;大量占用内存,导致成本过高	对咖啡豆进行缺陷检测 ^[22] ;对水果新鲜度进行判定 ^[23]
ANN ^[24]	ANN由多个神经元组成,每个神经元接收一组输入信号,并通过激活函数对这些信号进行加权求和后产生输出	具有较强的学习能力;具有高度的并行结构和并行实现能力;有较好的耐故障能力、信息融合能力、综合推理能力和较快的总体处理能力	网络层数较多时,容易陷入局部最优解,也容易产生过拟合	对冷冻食品进行无损质量测定 ^[25] ;建立苹果硬度预测模型 ^[26]
SVM ^[27]	SVM基于统计学习理论中的结构风险最小化原则,通过在特征空间中找到一个最优超平面来实现分类	能够处理高维数据;具有较强的泛化能力;适用于小样本数据;可以处理非线性问题;具有较好的鲁棒性和可解释性	对参数的敏感性较高;计算复杂程度高;对数据的缩放敏感;对噪声数据敏感	对香蕉进行食品分级处理 ^[28] ;对食源性致病菌进行快速有效的检测与鉴定 ^[29]
PCA ^[30]	PCA对高维数据进行特征提取和数据压缩,其原理包括数据中心化、协方差矩阵计算、特征值分解和特征向量选择等步骤	降维效果显著;减少冗余信息;去除噪声	对异常值敏感;如果数据分布不符合高斯分布,可能导致分析结果不准确;受样本量与变量个数限制	对油炸中的米糠调和油的理化指标数据进行分析 ^[31] ;测定食用油过氧化值 ^[32]

通过该项检测,除了可以判别食品质量外,还可以对食品加工环境进行全面评估,以确保食品的卫生安全。通过检测和分析食品卫生情况,包括细菌污染的程度,提供科学依据和准确评价,为各项卫生管理工作提供有效的指导和参考。2015年的监测结果显示,微生物性因素所致的食源性疾病发病率高达51.5%^[38]。

KENTO等^[39]开发具有多层次分析的贝叶斯统计模型,以量化菌株内的变异性、不同菌株之间的变异性以及这些估计相关的不确定性,这种分层贝叶斯模型可用于理解定量微生物风险评估中的个体菌株变异性,有助于改善食品生产和分销过程中定量微生物风险评估的准确性。提高了产品质量预测的准确性。WANG等^[40]进行了大量的实验,研究了副溶血性弧菌在不同温度和不同盐度下的生长与时间的关系,并获得了大量的实验数据。应用反向传播(BP)神经网络完成数据的分析和建模,建立了基于神经网络的副溶血性弧菌生长模拟模型,与传统生长模型进行对比。结果表明,神经网络模型的平均绝对误差(MAE)与均方误差(MSE)精度均优于传统生长模型,可以为海洋水产食品加工过程提供分析工具。这也给后续研究者们提供了一定的理论参考与指导,可以从微生物本身的生长特点出发,对微生物进行机器学习建模。或者在实验数据的基础上,直接对机器学习模型进行训练,用验证集数据来调节超参数,得到微生物生长模型,用测试集来评估模型性能。

1.3 食品有害物质检测

食品有害物质检测是在国家制定的标准下,对食品中存在的一些有毒有害物质进行定量和定性检测的过程。通过采用科学准确的检测方法和标准,可以有效监控食品中有害物质的含量,保障公众的饮食安全。针对不同种类的食品,其有害物质检测的重点也有所不同。对于果蔬类食品而言,重点关注的是农药残留物,这些农药可能在植物的生长过程中被使用,并在收获后残留在食品中^[41]。至于粮食类食品,有害物质检测主要集中在加工过程中引入的重金属元素,如铅、镉、汞等。这些重金属元素可能由土壤或水源中污染物质引入,也可能是由于生产加工环节中使用的设备或材料导致的。此外,在一些需要经过防腐、调味或上色处理的食品中,有害物质的检测会侧重于添加剂的非法添加和超范围添加行为^[42]。这些添加剂可能包含损害人体健康的物质,例如某些不符合国家标准的防腐剂、调味剂或人工合成的色素等。刘玉航等^[43]在对食品不合格指标的分类预测中,建立了基于优化的随机森林算法模型,通过对收集到的数据进行预处理,然后训练分类预测模型,对食品抽检中出现的不合格指标(洗涤剂、二氧化硫、碘化物等)进行分类。结果表明,基于优化的随机森林模型能够较好地进食品不合格指标的分类预测,为食品监管提供了重要的决策参考。李旭青等^[44]在

对水稻冠层4种重金属含量进行反演时,引入了反向传播(BP)神经网络模型,对水稻原始光谱进行小波变换处理,再将光谱输入BP神经网络模型,将模型的预测值与实测值进行分析,实验结果表明,该反演模型在实验区中对于镉、铅、汞、砷这四种重金属的含量具有良好的预测效果,为农田环境监测和土壤污染防治提供了有效的工具和方法,为农业生产和食品安全提供重要的指导和保障。SELLAMUTHU等^[45]为了测量农药农业产品的污染水平,选择了基于Q学习的递归神经网络,使用预处理后的数据集进行训练,根据结果显示,提出的框架达到了98.7%的准确率,具有出色的准确性。

综上所述,对于食品质量检测领域而言,机器学习算法结合机器视觉技术表现出色,因此被广泛应用于该领域。这种方法具有高效性、可靠性和智能化的特点,有效提高了食品质量检测的效率。然而,在食品微生物检测方面,目前机器学习的应用相对较少。微生物检测主要依赖于传统的实验室方法和技术,例如培养基法、PCR等。虽然机器学习在一些微生物分类和识别的研究中有所应用,但是由于微生物的多样性和复杂性,以及样本处理和准备的困难,机器学习在微生物检测方面的应用仍处于探索阶段。未来,可以进一步研究和开发基于机器学习的微生物检测方法,以提高检测速度、精确度和自动化程度。在食品有害物质检测方面,神经网络模型可以准确地预测食品中有害物质的存在和含量。这种模型具有较高的预测准确率和稳定性,能够有效地帮助监管机构和食品生产企业进行食品安全评估和风险管理。未来的研究对神经网络模型做进一步的改进和提升,提高其性能和可解释性,以更好地应对食品有害物质检测的需求。

2 机器学习在食品追溯领域的应用

食品追溯是确保食品安全质量、满足消费者需求以及确定产品来源等一系列要求的重要环节^[46]。食品可追溯技术分为三个主要类别:射频技术、二维码技术和条码、串码技术。射频技术性能良好,读取速度快,操作方便,在物流和运输行业中得到广泛应用。然而,由于消费者无法自行查询相关信息且使用射频技术需要一定的成本投入,所以在食品行业的应用上存在一些限制。条码和串码技术的操作非常简便,可以方便快速地查询产品信息。但是由于条码和串码所能携带的信息量有限,其可追溯性有一定的限制。相比之下,二维码技术具有查看便捷、信息全面等优点,通过手机扫描即可了解产品的溯源信息而无需手动输入^[47]。而且,二维码的信息容量较大,能够很好满足消费者对于了解产品来源和生产过程的需求。此外,二维码技术成本较低,对于食品行业来说尤为重要,因为该行业的整体毛利率较低^[48]。随着人工智能的发展,机器学习也开始被用于食品追溯领域,食品追溯过程如图3所示。本文将从两种追溯

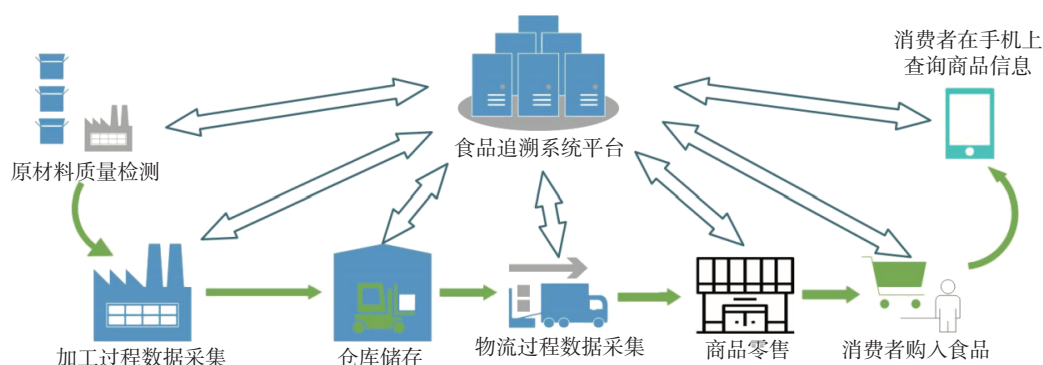


图 3 食品追溯过程

Fig.3 Food traceability process

方式展开,一种是机器学习与区块链技术搭配对食品进行追溯;另一种是机器学习与其他技术搭配进行食品追溯。

2.1 机器学习与区块链技术搭配对食品进行追溯

在机器学习与区块链技术进行搭配时,作为信息领域战略前沿科技之一的区块链技术,所具有的分布式存储架构、去中心化、不可篡改、可溯源以及“瀑布效应”等优势,能够很好地赋能食品供需网创新追溯模式,提升信息透明度和可靠性,以解决目前食品追溯中存在的诸多问题。机器学习凭借其具有优秀的数据挖掘和数据分析能力,也能够与区块链技术结合在食品追溯领域发挥出巨大作用。CHEN 等^[49]为满足协同食品供应链的安全需求,设计了食品安全保护系统架构,收集各供应商的供销数据,以及生产中使用的设备数据。该架构可以通过机器学习进行异常检测,对交易过程中这批食品是否出现问题做出初步判断,然后使用供应商的设备实施深入的异常检测,以确定此问题发生的阶段,帮助食品经营者实现有效的食品监测、预测、预防和改进,减少安全事故的发生,从而提高食品安全性。ZEINAB 等^[50]结合区块链、机器学习技术和基于易腐食品保质期管理系统的模糊逻辑溯源系统,提出了一种基于区块链机器学习的食品追溯系统。所提出的系统中的区块链技术的开发是为了解决轻量级、蒸发、仓库交易或运输时间问题。区块链数据流旨在显示机器学习技术在食品可追溯性级别的扩展,机器学习技术用于预测易腐食品质量并降低成本。最后,在供应链中使用可靠和准确的数据来延长保质期。

2.2 机器学习与其他技术搭配进行食品追溯

在机器学习与其他技术进行搭配时,因其出色的学习能力以及算法的多样性,也能够原本的问题上做出提升。机器学习和高光谱成像技术,被用于分拣、包装、运输、储存和销售过程中,不仅不会对样品造成影响,还能在在线检测中提供潜在的应用,并且机器学习可以根据数据特征的差异采取不同的算法进行读取和处理^[51]。比如在面对小样本数据集时,可以利用 SVM 来平衡模型的复杂性和泛化能力;在面对大数据集时,可以利用深度学习较强的非线性逼近

能力来解决。为了改进供应链需求预测系统,孙堃^[52]基于机器学习理论和当前供应链需求预测的发展现状,提出多种改进措施。其中包括优化输入变量的选择和筛选、模型参数的调整和结合多个预测模型的结果实现组合预测。首先是输入变量选取,使用特征选择方法从大量可能的变量中筛选出对于预测准确性有重要影响的变量。这可以通过统计方法、领域知识或特征工程等方式进行,以提高模型的预测能力。其次是模型参数调整。优化算法可以通过不断迭代搜索新的模型参数配置,使模型的目标函数达到最优,并且满足约束条件。这样可以快速而准确地调整模型,降低人为因素引起的模型偏差,提高模型拟合能力。最后是模型组合的权重优化算法。通过对不同模型在数据集上的拟合表现进行综合分析,可以确定各个模型的权重,实现更准确的预测效果。这种方法的优势在于增强了模型对于极端数据的耐受能力,使得模型具备更好的鲁棒性。通过综合考量每个模型的拟合表现,可以将它们之间的优势互补,从而得到更可靠的预测结果。该方法对于处理复杂的数据集尤其有效,因为它能够综合考虑多个模型的特点和优势,避免了单一模型所存在的局限性。

3 机器学习在食品安全预警领域的应用

食品安全突发事件具有突然性、普遍性和非常规性等特点,这使得它们一旦发生,影响范围就会迅速扩大,涉及的人员数量众多,给经济和社会稳定带来严峻挑战^[53]。但是如果能在食品安全事件发生前,对潜在的食品安全问题及时发出预警,很多食品安全事件是能够进行早期预防和控制的。食品安全预警工作旨在保护消费者的权益,提供丰富而可靠的信息,它的核心任务是及时发布食品安全预警信息,以帮助社会公众采取相应的防范措施。此外,该工作还应对重大食品安全危机事件,展开有效的应急管理,最大程度地降低食源性疾病对消费者造成的危害与损失^[54]。因此,食品安全预警工作的重要性不可忽视。本节将食品安全预警分为两个部分,一部分是食品风险评估;另一部分是食品货架期预测。这两部分都是食品安全预警系统的重要组成部分,旨在提前发现潜在的食品安全问题,降低发生食品安全事故的

可能性。

3.1 食品风险评估

食品风险评估是对食品及其添加物中可能对人体造成不良影响的生物、化学和物理危害进行科学评价的过程。通过风险评估,可以有效地预防或控制食品安全事件,以减少人身和财产损失,可以使监管过程由事后被动监管转变为事前预防或事中控制的主动监管^[55]。常用的食品风险评估方法有定性评估方法、定量评估方法、流行病学调查方法和动态模拟方法等。定性评估方法是基于专家知识和经验,通过对食品相关危害因素进行主观判断,进行质量评估、分类和排序。这种方法适用于食品风险评估的初步筛查和快速评估,可以为后续的定量评估提供参考。但定性评估方法主观性较强,评估结果容易受到个人经验和判断的影响,准确性和可靠性较低。定量评估方法使用定量数据和科学模型,通过数学计算和统计分析来评估食品风险的概率和程度^[56]。常见的定量评估方法包括剂量响应模型、暴露评估模型和风险模型等。这种方法能够提供更准确、可靠的风险评估结果,但需要更丰富的数据和专业支持,且模型参数的确定和数据的获取可能存在一定的困难,时间和资源消耗较大。动态模拟方法使用计算机模型和仿真技术来模拟食品供应链和生产过程中的风险因素,并评估其对食品安全的影响^[57]。通过模拟不同情景下的食品风险变化,可以帮助制定食品安全管理策略和应急措施。动态模拟方法需要有可靠的模型和数据支持,模型建立和参数确定的复杂性,以及对多种因素交互作用的理解要求较高。机器学习算法可以在之前的食品风险评估方法的基础上改进,使评估结果更加准确,更加接近真实值。熊慧等^[58]采用灰色关联分析算法优化解释结构模型,对食品检测指标进行多层次划分,实现了更精确、全面的评估。为了进一步优化隐马尔可夫模型,应用了布谷鸟搜索算法,将其全局最优解作为隐马尔可夫模型的初值。接着,通过 Baum-Welch 算法进行局部校正,使模型能够快速收敛到全局最优解。从实验结果看,改进后的评价方法更准确、有效,在时间特征下能更准确地预测食品质量安全,检测准确度在 97.5% 以上,较之前模型有了很大提高。WANG 等^[59]研究建立了风险评估模型,系统分析重金属危害,并将模型与 K-means++ 算法相结合进行风险等级分类。然后采用深度

学习模型对风险水平进行多步骤预测,提供食品安全风险的早期预警。通过引入投票集成技术,提高了预测模型的准确性,并且与现有模型做了对比,结果表明,模型表现优于其他模型,且降低了人力监管成本,并能有效预测食品安全风险。在进行食品风险评估工作时,可以采用综合多种机器学习算法或模型的方法,充分利用各自的优势,弥补各个算法或模型之间的局限性,建立更为精密的风险评估模型,从而提高评估结果的准确性,获得更全面、可靠的评估结果。

3.2 食品货架期预测

食品的货架期是指食品在推荐的条件下贮藏,能够保持安全并确保理想的感官、理化和微生物特性的一段时间。食品货架期的长短取决于食品本身的内部品质和贮藏条件的合适性^[60]。食品货架期预测是根据食品的贮藏环境条件和当前品质状态,通过监测感官品质和理化指标的变化,来预估食品剩余的货架期,为消费者提供安全可靠的食品选择。商家在监测结果的基础上可以调整库存和促销策略,以最大程度地减少食品浪费和损失,提升经营效益。常用预测食品货架期的机器学习算法如表 2 所示。YU 等^[61]为了科学有效地预测受损库尔勒香梨的货架期,观察成熟度、贮藏温度和损伤程度对其货架期的影响,使用了反向传播神经网络、通用回归神经网络(GRNN)和基于自适应网络的模糊推理系统(ANFIS)三种神经网络建模方法进行了建模,实现对受损库尔勒香梨货架期的预测。结果表明,成熟度、贮藏温度和损伤程度对香梨的货架期均存在显著影响,且与货架期长短成反比;采用 gaussmf 输入隶属函数的 ANFIS 模型在预测受损香梨货架期方面表现最佳(均方根误差=3.5190; $R^2=0.9881$),可为准确预测受损库尔勒香梨的货架期提供理论指导,减少经济损失。MAO 等^[62]利用基于近红外透射率(NIT)的反向传播(BP)神经网络技术建立鲢鱼片货架期预测模型。首先,基于化学分析数据(总挥发性碱性氮(TVB-N)、K 值、硫代巴比妥酸活性物质(TBARS)和三甲胺(TMA))和 NIT 光谱(850~1050 nm),建立了鲢鱼片新鲜度预定义模型。决定系数(R^2 : 0.667~0.887)表示新鲜度模型预测表现较好。然后,应用 BP 神经网络建立温度波动(-6~18 ℃)鲢鱼片的货架期预测模型。预测模型表现出较高的稳定性(93% 以上)和准确率(90% 以上),BP 神经网络的结构为 4-7-1。因此为基于 NIT

表 2 机器学习算法在预测食品货架期中的应用

Table 2 Application of machine learning algorithms in predicting food shelf life

食品种类	算法	应用	特点
粮食	ANN、PCA ^[63] 、响应面法 ^[64]	预测含有冷冻研磨小米和荞麦的饼干储存过程中脂质氧化指标变化;优化大豆茶的产品状态、包装材料和储存条件	避免了复杂的理化反应建模,使货架期预测更加方便
果蔬	偏最小二乘回归算法 ^[65] ;竞争自适应重加权采样算法 ^[66]	预测草莓货架期;建立预测模型,预测苹果水分含量	提高了果蔬货架期预测模型的速度和准确性,缓解了果蔬类食品易腐烂的问题
肉类	深度神经网络(DNN) ^[67]	对鸡肉分类,将鸡肉分为新鲜与不新鲜两种	无需建立微生物动力学模型,降低了预测的复杂程度
水产	BP神经网络、PCA ^[68] 、CNN、SVM	预测高水分南美白对虾剩余货架期;预测鱼的不同品种和新鲜度 ^[69]	避免对食品腐烂复杂过程建模,用样品的某一种或几种特征数据来进行预测

光谱的 BP 神经网络淡水鱼片货架期预测模型的建立提供了实践依据和技术支持。

4 结论和展望

本文面向食品安全事故频发背景下食品质量与安全检测的现实需求,对机器学习在食品与质量安全领域的应用进行了全面综述,分析了机器学习在食品检验、食品过程追溯、食品安全预警方面的发展动态。在此基础上,为保障食品质量与安全的智能化发展提供一定的理论支持与技术指导,以期实现机器学习与传统食品检测方法、传感技术的有力结合,提升监测手段的综合性,增强数据结果的稳定性和精确性。

人工智能技术的发展,机器学习的出现给食品的检测与监测带来了新的技术。目前,机器学习已经在食品安全与质量领域得到了广泛应用,包括食品检验、食品过程追溯、食品安全预警等方面,并且表现优秀。在食品检验方面,机器学习在早期检测中提高了效率,使处理问题更加及时;提高了质量检测的精确度和效率,解放人力物力,降低了成本;在食品过程追溯方面,机器学习提高了食品追溯系统的计算效率和准确率,能够更加快速和清楚地找到问题的源头;在食品安全预警方面,机器学习使食品风险评估更加合理、准确,给食品货架期预测提供了一种新思路,在传统货架期预测的基础上进行改进,使货架期的预测更加接近真实值,也更加具有参考价值。

同时,在食品质量与安全领域,机器学习的应用仍然存在着一些亟待解决的问题。针对不同类别的食品特点,需要开发精细化的机器学习算法,以提高数据的精确度和准确性。不同类型的食品可能具有不同的特征和属性,因此需要根据其特点进行算法的优化。丰富机器学习算法的参数,以适应在不同条件下进行检测与监控的需求。不同环境、设备和流程可能会对食品质量与安全的评估产生影响,因此需要对算法进行参数的调整和优化,以确保其在各种条件下的有效性。另外,将多个机器学习算法融合起来也是一个值得探索的方向,可以扩充训练数据集,提高模型的泛化能力和鲁棒性。通过融合不同算法的预测结果,可得到更可靠的综合评估,提升数据的可重复性和可信度。总之,虽然机器学习在食品质量与安全领域已经取得了一些成果,但仍然需要进一步改进和创新。通过精细化算法、参数优化和算法融合等手段,可以提高机器学习在食品质量与安全领域的应用效果,并促进相关技术的不断发展。

© 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] 王文月, 臧明伍, 张辉, 等. 我国食品科技创新力量布局现状与发展建议[J]. 食品科学, 2022, 43(13): 336–341. [WANG W Y, ZANG M W, ZHANG H, et al. Current status of and development suggestions for food science and technology innovation power layout in China[J]. Food Science, 2022, 43(13): 336–341.]
- [2] 市场监管总局关于 2020 年市场监管部门食品安全监督抽检情况的通告[J]. 中国食品卫生杂志, 2021, 33(3): 396. [Circular of the state administration for market regulation on the food safety supervision and sampling of market supervision departments in 2020[J]. Chinese Journal of Food Hygiene, 2021, 33(3): 396.]
- [3] ZHU L, WU M Y, LI R Y, et al. Research progress on pesticide residue detection based on microfluidic technology[J]. Electrophoresis, 2023, 44(17-18): 1377–1404.
- [4] CRUZ I M, ORTIZ E L, DREHER M P, et al. Conventional and non-conventional disinfection methods to prevent microbial contamination in minimally processed fruits and vegetables[J]. Food Science and Technology, 2022, 165: 113714.
- [5] JASON B, HARRIET W, KIRSTIN R, et al. Defining food safety inspection[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2022, 19(2): 789.
- [6] 谭晨. 食品安全法相关制度对产品质量法修订的启示[J]. 中国市场监管研究, 2019, 321(7): 10–13, 25. [TAN C. Enlightenment of the relevant systems of the food safety law on the revision of the product quality law[J]. Research on China market supervision, 2019, 321(7): 10–13, 25.]
- [7] 朱利莎. 食品安全全程追溯制度探析[J]. 中国调味品, 2019, 44(7): 191–194. [ZHU L S. Analysis of the whole-process traceability system of food safety[J]. China Condiment, 2019, 44(7): 191–194.]
- [8] 卢江. 对我国食品安全重大风险早期识别与快速预警机制建设的思考[J]. 中国食品卫生杂志, 2020, 32(2): 113–117. [LU J. Considerations on building the framework of early identification and rapid alert of food safety risks in China[J]. Chinese Journal of Food Hygiene, 2020, 32(2): 113–117.]
- [9] 庞文媛, 孙意岚, 王芹, 等. 机器学习在花果茶生产加工中的应用进展[J]. 食品安全质量检测学报, 2023, 14(11): 181–189. [PANG W Y, SUN Y L, WANG Q, et al. Application progress of machine learning in the production and processing of flower and fruit tea[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2023, 14(11): 181–189.]
- [10] GUO K, YANG Z Z, YU C H, et al. Artificial intelligence and machine learning in design of mechanical materials[J]. Materials Horizons, 2021, 8(4): 1153–1172.
- [11] AN Q, SAIFUR R, ZHOU J W, et al. A comprehensive review on machine learning in healthcare industry: Classification, restrictions, opportunities and challenges[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2023, 23(9): 4178.
- [12] 师亮, 温亮明, 雷声, 等. 基于决策树和由均匀分布改进 Q 学习的虚拟机整合算法[J]. 计算机科学, 2023, 50(6): 36–44. [SHI L, WEN L M, LEI S, et al. Virtual machine consolidation algorithm based on decision tree and improved Q-learning by uniform distribution[J]. Computer Science, 2023, 50(6): 36–44.]
- [13] LIU G X, WANG L G, LIU D F, et al. Hyperspectral image classification based on non-parallel support vector machine[J]. Remote Sensing, 2022, 14(10): 4263.
- [14] SETHI KAUR J, MITTAL M, et al. Efficient weighted naive bayes classifiers to predict air quality index[J]. Earth Science Informatics, 2022, 15: 541–552.
- [15] HAN Y, ZOU Z Q, LI N, et al. Identifying outliers in astronomical images with unsupervised machine learning[J]. Research in Astronomy and Astrophysics, 2022, 22(8): 085006.
- [16] LI Y P, ZHOU X B, GU J G, et al. A novel k-means cluster-

- ing method for locating urban hotspots based on hybrid heuristic initialization[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(16): 8047.
- [17] 邓子江, 刘勇, 张祥, 等. 基于隐马尔可夫模型的不稳定燃烧模式早期预测方法[J]. *计算机应用*, 2022, 42(S1): 380-385.
- [18] DENG Z J, LIU Y, ZHANG X, et al. Early prediction method of unstable combustion mode based on hidden Markov model[J]. *Journal of Computer Applications*, 2022, 42(S1): 380-385.
- [19] ZHU L L, PETROS S, ERICA P, et al. Deep learning and machine vision for food processing: A survey[J]. *Current Research in Food Science*, 2021, 4: 233-249.
- [20] TAZMAN D, YU C J L, TAILANE S, et al. An innovative machine learning approach to predict the dietary fiber content of packaged foods[J]. *Nutrients*, 2021, 13(9): 3195.
- [21] 杨鸿雁, 田英杰. 机器学习在食品安全风险预警及抽检方案制订中的应用研究[J]. *管理评论*, 2022, 34(11): 315-323.
- [22] YANG H Y, TIAN Y J. Application research of machine learning in food safety risk early warn and sampling inspection program[J]. *Management Review*, 2022, 34(11): 315-323.
- [23] 李炳臻, 刘克, 顾佼佼, 等. 卷积神经网络研究综述[J]. *计算机时代*, 2021, 346(4): 8-12, 17.
- [24] LI B Z, LIU K, GU J J, et al. Review of the researches on convolutional neural networks[J]. *Computer Era*, 2021, 346(4): 8-12, 17.
- [25] YAVUZ U, SELIM Y T, ILKAY C, et al. Application of pre-trained deep convolutional neural networks for coffee beans species detection[J]. *Food Analytical Methods*, 2022, 15(12): 3232-3243.
- [26] KAZI A, PANDA S P, et al. Determining the freshness of fruits in the food industry by image classification using transfer learning[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2022, 81: 7611-7624.
- [27] 王良玉, 张明林, 祝洪涛, 等. 人工神经网络及其在地学中的应用综述[J]. *世界核地质科学*, 2021, 38(1): 15-26.
- [28] WANG L Y, ZHANG M L, ZHU H T, et al. Review on artificial neural networks and their applications in geoscience[J]. *World Nuclear Geoscience*, 2021, 38(1): 15-26.
- [29] JIANG Q Y, ZHANG M, S. A M, et al. Non-destructive quality determination of frozen food using NIR spectroscopy-based machine learning and predictive modelling[J]. *Journal of Food Engineering*, 2023, 343: 111374.
- [30] LIU Y, WU Q, HUANG J, et al. Comparison of apple firmness prediction models based on non-destructive acoustic signal[J]. *International Journal of Food Science & Technology*, 2021, 56: 6443-6450.
- [31] 邵元海, 刘黎明, 黄凌伟, 等. 支持向量机的关键问题和展望[J]. *中国科学:数学*, 2020, 50(9): 1233-1248.
- [32] SHAO Y H, LIU L M, HUANG L W, et al. Key issues of support vector machines and future prospects[J]. *Science China Mathematics*, 2020, 50(9): 1233-1248.
- [33] ZHU L L, PETROS S. Support vector machine and YOLO for a mobile food grading system[J]. *Internet of Things*, 2021, 13: 100359.
- [34] DU Y W, HAN D P, LIU S, et al. Raman spectroscopy-based adversarial network combined with SVM for detection of foodborne pathogenic bacteria[J]. *Talanta*, 2022, 237: 122901.
- [35] RENWICK J B, FRANCIS E. Exploration of principal component analysis: Deriving principal component analysis visually using spectra[J]. *Applied Spectroscopy*, 2021, 75(4): 361-375.
- [36] ZOU M, CHEN Y, HU C R, et al. Physicochemical properties of rice bran blended oil in deep frying by principal component analysis[J]. *Journal of Food Science and Technology*, 2022, 59(11): 4187-4197.
- [37] JIANG Y F, SU M K, YU T, et al. Quantitative determination of peroxide value of edible oil by algorithm-assisted liquid interfacial surface enhanced Raman spectroscopy[J]. *Food Chemistry*, 2020, 344: 128709.
- [38] VIVEK K, SUBBARAO K, ROUTRAY W, et al. Application of fuzzy logic in sensory evaluation of food products: A comprehensive study[J]. *Food and Bioprocess Technology: An International Journal*, 2020, 13(1): 1-29.
- [39] WU J Z, OUYANG Q, BOSON P, et al. Physicochemical indicators coupled with multivariate analysis for comprehensive evaluation of matcha sensory quality[J]. *Food Chemistry*, 2022, 371: 131100.
- [40] 张银萍, 朱双杰, 徐燕, 等. 基于机器视觉的猴头菇品质快速无损检测与分级[J]. *现代食品科技*, 2023, 39(3): 239-246.
- [41] ZHANG Y P, ZHU S J, XU Y, et al. Rapid non-destructive testing and grading of *hericium erinaceus* based machine vision[J]. *Modern Food Science & Technology*, 2023, 39(3): 239-246.
- [42] ELEN I V, CHRISTOS B, MICHAEL M, et al. Machine vision for ripeness estimation in viticulture automation[J]. *Horticulturae*, 2021, 7(9): 282.
- [43] XIE T H, LI X X, ZHANG X S, et al. Detection of Atlantic salmon bone residues using machine vision technology[J]. *Food Control*, 2020, 123: 107787.
- [44] 姬莉莉, 闫雪. 食品中微生物限量要求及检测技术发展趋势[J]. *食品安全质量检测学报*, 2021, 12(2): 459-465.
- [45] JI L L, YAN X. Requirements of microbial limit and development trend of detection technology[J]. *Journal of Food Safety & Quality*, 2021, 12(2): 459-465.
- [46] KENTO K, JUKKA R, KOHEI T, et al. Evaluation of strain variability in inactivation of *Campylobacter jejuni* in simulated gastric fluid by using hierarchical Bayesian modeling[J]. *Applied and Environmental Microbiology*, 2021, 87(15): e0091821.
- [47] WANG Z X, XIAO L S, LI X M, et al. Prediction model of ocean food microbe growth based on neural network and its simulation[C]//Intelligent Information Technology Application Association. 2011 International Conference on Computers, Communications, Control and Automation Hong Kong, Peoples R China: 2011: 6.
- [48] LI C J, ZHU H M, LI C Y, et al. The present situation of pesticide residues in China and their removal and transformation during food processing[J]. *Food Chemistry*, 2021, 354: 129552.
- [49] NENG J, WANG J N, WANG Y, et al. Trace analysis of food by surface-enhanced Raman spectroscopy combined with molecular imprinting technology: Principle, application, challenges, and prospects[J]. *Food Chemistry*, 2023, 429: 136883.
- [50] 刘玉航, 曲媛, 蒋嘉铭, 等. 基于优化随机森林算法预测食品检验不合格指标[J]. *食品安全质量检测学报*, 2021, 12(18): 7467-7472.
- [51] LIU Y H, QU Y, JIANG J M, et al. Prediction of unqualified index of food inspection based on optimized random forest algorithm[J]. *Journal of Food Safety & Quality*, 2021, 12(18): 7467-7472.
- [52] 李旭青, 李龙, 庄连英, 等. 基于小波变换和BP神经网络的水稻冠层重金属含量反演[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(6): 226-232.
- [53] LI X Q, LI L, ZHUANG L Y, et al. Inversion of heavy metal content in rice canopy based on wavelet transform and BP neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(6): 226-232.
- [54] SELLAMUTHU K, KALIAPPAN K V. Q-Learning-based pesticide contamination prediction in vegetables and fruits[J]. *Com-*

puter Systems Science and Engineering, 2023, 45(1): 715–736.

[46] SAMANTHA I, JONATHAN C. Food traceability: A generic theoretical framework[J]. *Food Control*, 2021, 123: 107848.

[47] CHEN T, DING K, HAO S, et al. Batch-based traceability for pork: a mobile solution with 2D barcode technology[J]. *Food Control*, 2020, 107: 106770.

[48] 符春彦. 我国食品追溯的发展及相关解决方案探讨[J]. 食品安全导刊, 2020, 287(28): 32–35. [FU C Y. The development of food traceability and related solutions in China[J]. *China Food Safety Magazine*, 2020, 287(28): 32–35.]

[49] CHEN Y, CHEN T, LI J. A machine learning-based anomaly detection method and blockchain-based secure protection technology in collaborative food supply chain. *International Journal of E-collaboration*[J]. *International Journal of E-collaboration*, 2023, 19(1): 1–24.

[50] ZEINAB S, YUNGCHEOL B. A procedure for tracing supply chains for perishable food based on blockchain, machine learning and fuzzy logic[J]. *Electronics*, 2020, 10(1): 41.

[51] KANG Z L, ZHAO Y C, CHEN L, et al. Advances in machine learning and hyperspectral imaging in the food supply chain[J]. *Food Engineering Reviews*, 2022, 14(4): 596–616.

[52] 孙堃. 基于机器学习的食品供应链需求预测研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2020. [SUN K. Food supply chain demand forecasting based on machine learning[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2020.]

[53] SOON M J, BRAZIER K A, WALLACE A C. Determining common contributory factors in food safety incidents—a review of global outbreaks and recalls 2008–2018[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2020, 97(C): 76–87.

[54] LIU N J, YAMINE B, BULK L, et al. Automated food safety early warning system in the dairy supply chain using machine learning[J]. *Food Control*, 2022, 136.

[55] 马娇豪, 周志强, 郑其良, 等. 我国食品安全风险评估现状分析[J]. 饮料工业, 2021, 24(3): 71–74. [MA J H, ZHOU Z Q, ZHENG Q L, et al. Status analysis of food safety risk assessment in China[J]. *The Beverage Industry*, 2021, 24(3): 71–74.]

[56] WANG Y J, MENGHUI L, LI L Q, et al. Green analytical assay for the quality assessment of tea by using pocket-sized NIR spectrometer[J]. *Food Chemistry*, 2021, 345: 128816.

[57] HUANG L. Dynamic analysis of growth of *Salmonella* spp. in raw ground beef—estimation of kinetic parameters, sensitivity analysis, and markov chain monte carlo simulation[J]. *Food Control*, 2020, 108: 106845.

[58] 熊慧, 唐宏亮, 丁永. 基于改进 HMM 的食品安全风险评方法[J]. 食品与机械, 2021, 37(11): 72–76. [XIONG H, TANG H L, DING Y. Food safety risk assessment method based on im-

proved HMM[J]. *Food & Machinery*, 2021, 37(11): 72–76.]

[59] WANG Z Z, WU Z X, ZOU M K, et al. A voting-based ensemble deep learning method focused on multi-step prediction of food safety risk levels: Applications in hazard analysis of heavy metals in grain processing products[J]. *Foods*, 2022, 11(6): 823.

[60] 管庆林, 周笑犁, 韦雪, 等. 不同贮藏温度下香菇油辣椒酱品质变化规律及货架期预测[J]. 食品研究与开发, 2022, 43(22): 145–152. [GUAN Q L, ZHOU X L, WEI X, et al. Quality changes and predictive modeling of shelf life of lentinus edods oil chili sauce stored at different temperatures[J]. *Food Research and development*, 2022, 43(22): 145–152.]

[61] YU S H, LAN H P, LI X L, et al. Prediction method of shelf life of damaged korla fragrant pears[J]. *Journal of Food Process Engineering*, 2021, 44(12): e13902.

[62] MAO S C, ZHOU J P, HAO M, et al. BP neural network to predict shelf life of channel catfish fillets based on near infrared transmittance (NIT) spectroscopy[J]. *Food Packaging Shelf*, 2023, 35: 101025.

[63] RADOŠ K, ČUKELJ MUSTAČ N, BENKOVIĆ M, et al. The quality and shelf life of biscuits with cryo-ground proso millet and buckwheat by-products[J]. *Journal of Food Processing and Preservation*, 2022, 46(10): e15532.

[64] MATHANGI S R, SHUKADEV M, PRATAP K S. Effect of packaging and storage conditions on quality and shelf life of soy chaap[J]. *Journal of Food Processing and Preservation*, 2022, 46(9): e16895.

[65] ANASTASIA K, ESQUERRE C A, DO NASCIMENTO N C M, et al. A decision support tool for shelf-life determination of strawberries using hyperspectral imaging technology[J]. *Biosystems Engineering*, 2022, 221: 105–117.

[66] LIU P H, QIAO Y C, HOU B R, et al. Building kinetic models to determine moisture content in apples and predicting shelf life based on spectroscopy[J]. *Journal of Food Process Engineering*, 2021, 44(12): e13907.

[67] 宣晓婷, 陈思媛, 乐耀元, 等. 高水分南美白对虾干货架期预测模型的构建[J]. 农产品加工, 2022, 561(19): 78–82, 90. [XUAN X T, CHEN S Y, LE Y Y, et al. Construction of shelf-life predictive model for dried penaeus vannamei with high moisture[J]. *Farm Products Processing*, 2022, 561(19): 78–82, 90.]

[68] FANANY I A I A, MUHAMMAD K, KRISNA A A, et al. Odor clustering using a gas sensor array system of chicken meat based on temperature variations and storage time[J]. *Sensing and Bio-Sensing Research*, 2022, 37: 100508.

[69] YAVUZER E, KÖSE M. Prediction of fish quality level with machine learning[J]. *International Journal of Food Science and Technology*, 2022, 57(8): 5250–5255.