

人工神经网络在肉类产品质量分析中的应用研究进展

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2024.06.012

钟云飞 周雯暄 陈宇旻
李晓璇 刘丹飞

湖南工业大学
包装与材料工程学院
湖南 株洲 412007

摘要:传统的肉类质量评估方法在应对现代食品安全和营养标准的复杂要求时存在局限性。为解决这一问题,科研人员逐渐引入电子鼻和电子舌等先进技术。这些技术因其快速、成本效益高的特点,已在肉类质量的定性分析中取得一定成果,然而这类技术难以满足更高精度的需求。相比之下,人工神经网络(ANN)凭借其强大的非线性映射能力,在食品质量检测领域展现出显著优势,尤其是在肉类质量评估和无损检测方面。本文综述了ANN在肉类质量评估中的经典应用架构,系统总结了其在鲜肉、鱼虾类及肉制品等的应用成果。未来的研究重点是构建更为精确的预测模型、实现实时监测以及应用多模型融合技术,以进一步提升肉类产品质量检测的智能化水平。

关键词:人工神经网络;肉制品;无损检测;人类饮食;食品质量

中图分类号:TS207.3; TP391.41

文献标志码:A

文章编号:1674-7100(2024)06-0092-09

引文格式:钟云飞,周雯暄,陈宇旻,等.人工神经网络在肉类产品质量分析中的应用研究进展[J].包装学报,2024,16(6):92-100.

肉类在人类饮食结构中占据重要地位,其质量不仅直接影响公共卫生和营养健康,还对消费者的安全感和信任度产生深远影响^[1]。随着中国经济的持续增长和居民生活水平的提升,我国肉类消费需求呈稳步上升趋势,肉类产业得到快速扩展^[2]。与发达国家相比,我国肉类产业起步较晚,技术创新相对滞后,尤其是在生产和加工环节面临诸多挑战^[3]。提高肉类生产的质量安全标准、强化从生产到流通的全过程监管成为亟待解决的核心问题。

目前,发达国家已开发并应用多种肉类质量检测技术,如感官评价、理化分析等,但这些方法存在明显局限,主要表现为耗时长、受人为因素影响大,且无法适应现代食品安全和营养标准的复杂要求^[4]。此外,传统化学检测方法在处理复杂食品成分时,受个体差异和环境条件的影响,难以提供全面、

精确的评估。为应对这一挑战,研究者们逐步引入无损检测技术,如电子鼻和电子舌,通过检测挥发性风味物质鉴别肉或肉制品质量,这些技术展现出快速、非破坏性的优势。但它们在多成分检测中仍存在局限性,且检测效果往往依赖于特定的温度条件。在我国,肉类质量检测技术研究虽然起步较晚,但近年来也取得了一定进展,尤其是在无损检测 and 智能检测领域。不过,这些技术还处于实验阶段,未得到大规模应用推广,且在多成分复杂食品的检测精度和效率方面存在不足。

人工神经网络(artificial neural network, ANN)凭借其强大的非线性映射能力,为肉类质量检测提供了新的解决方案^[5]。相比于传统方法,ANN能够结合复杂的化学和生物变化,利用无损检测技术采集的数据,对肉类产品的质量进行更精确的分析与预

收稿日期:2024-07-06

基金项目:湖南省自然科学基金资助项目(2021JJ30218);湖南省高等学校行业应用能力建设项(15CY003);湖南省研究生科研创新项目(CX20231098)

作者简介:钟云飞(1975-),男,湖南株洲人,湖南工业大学教授,主要从事包装印刷研究,

E-mail: yfzhong@hut.edu.cn

测^[6],且在肉类新鲜度、风味成分及质量预测的多项任务中展现出较好的性能优势。

综上,本文拟梳理 ANN 在肉类产品质量分析中的应用现状,从鲜肉、水产品 and 肉制品 3 类讨论现有研究中的技术优势和局限性,并展望 ANN 在肉类产品质量检测中的研究方向。

1 ANN 介绍

1.1 主要检测技术

ANN 以其高速计算、强大联想及较高的容错能力,广泛应用于多个领域的复杂任务中^[7]。在肉类产品质量检测中,ANN 能在不造成大量食物浪费的情况下,支持大规模食品鉴定。图 1 直观展示了 ANN 用于肉制品质量评估的流程。

ANN 一般包括输入层、隐藏层以及输出层,在实际应用中需根据具体需求选择合适的激活函数和损失函数。ANN 通过加权连接各神经元,利用激活函数实现非线性特征提取,通过正向和反向信号传递特征数据,并逐步调整权重以最小化预测值与实际值之间的误差。常见的 ANN 有多层感知器 (multi-layer perceptron, MLP)、反向传播神经网络 (back-propagation neural network, BPNN)、径向基函数神经网络 (radial basis function neural network, RBFNN)、小波神经网络 (wavelet neural

network, WNN)、卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN)。MLP 包括非线性激活函数、隐藏层和反向传播算法,通过多层非线性变换解决复杂分类和回归问题^[8]。BPNN 是通过误差信号从输出层逆向传递至输入层,并沿负梯度方向调整网络的权重和阈值,以最小化预测误差,适用于复杂的非线性映射问题^[9]。BPNN 学习速度慢,易陷入局部最优。RBFNN 作为一种高效前馈型人工神经网络,基于类脑机制,通过拟合机制揭示输入输出之间的复杂关系,进一步增强对数据的处理能力^[10]。RBFNN 学习收敛速度快,因为隐藏层节点只对输入空间中的特定区域作出响应。WNN 能同时提供数据的局部和全局特征,且具有较少的参数,适合有时频局部化特性的数据。CNN 通过权重共享减少参数量,适用于处理图像和视频。

1.2 数据处理

ANN 训练数据通常包括输入和对应的输出。ANN 通过学习这些数据来学习任务,从而在新的未知数据上达到良好的预测效果。ANN 的性能取决于训练数据的数量和质量。对于肉类产品质量预测,需根据具体的品质评估问题来选择数据。这些数据携带了大量信息,存在信息冗余^[11],这种冗余不仅会降低数据处理效率,还可能增加精确估计网络权重所需的数据量。此外,这些数据还存在噪声、异常值或缺失,从而使

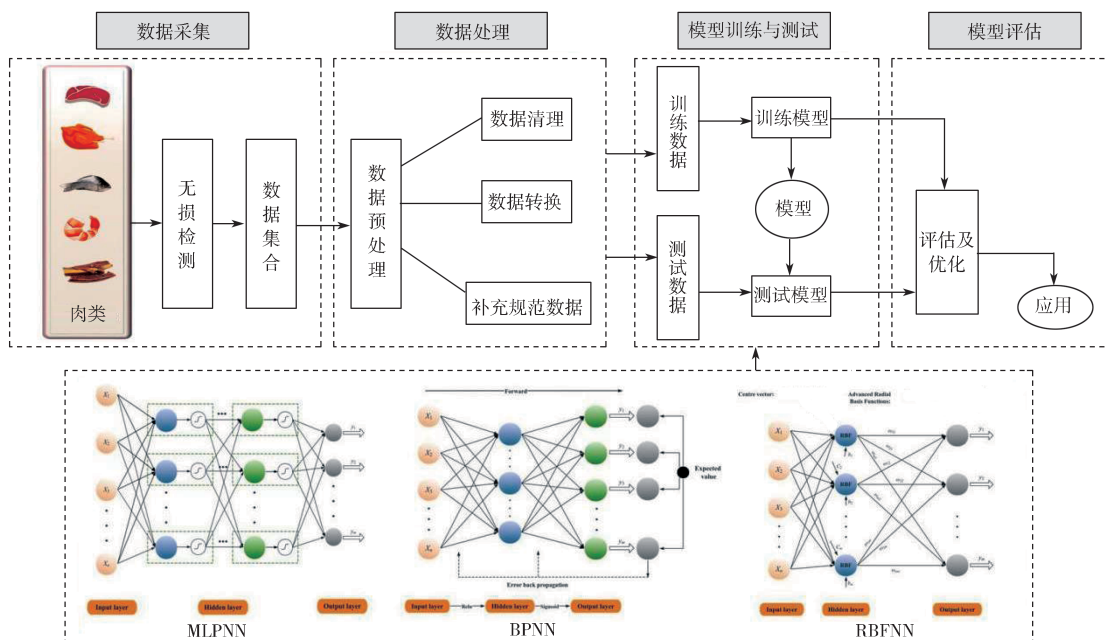


图 1 肉类产品的数据处理流程图

Fig. 1 Data processing flowchart for meat products

ANN 难以学习到正确模式，导致网络性能不佳。
数据降维尤为重要^[12]。合理使用降维方法能有

效提取样本的核心信息，消除冗余，提升数据处理效率和可解释性^[13]。肉类产品数据降维方法见表 1。

表 1 肉类产品数据降维方法
Table 1 Meat product data downscaling methodology

降维方法	应用特点
主成分分析	处理高维线性肉类化学数据，提取主要成分，降低维度，保留核心信息，提升计算效率 ^[14]
线性判别分析	适用于有监督的肉类分类任务，通过最大化类间差异提高分类准确性 ^[15]
T 分布随机临近嵌入	常用于肉类数据可视化，揭示高维数据中隐藏模式，适合无监督分类与分析 ^[16]
自编码器	处理复杂的肉类非线性数据，自动提取关键特征，提升无损检测中的质量预测精度 ^[17]
非负矩阵分解	提取肉类数据中的重要非负特征，适合分析风味成分，帮助识别质量指标 ^[18]
随机投影	用于大规模肉类数据的快速降维，保持整体结构，适合处理庞大数据集 ^[19]
独立成分分析	从复杂信号中提取独立质量特征，适合处理肉类检测中的噪声和信号分离 ^[20]
多维尺度分析	将肉类数据投影到低维空间，揭示样本间相似性与差异性，适用于质量评估比较 ^[21]

2 ANN 应用

ANN 在肉类产品质量检测中的研究可归纳为以下三类：首先是鲜肉类品质分析，关注肉品的初始品质与新鲜度保持；其次是鱼虾类研究，聚焦于海鲜产品的特有属性和保鲜情况；最后是肉制品研究，探讨腌制过程中的化学变化及其对产品风味形成的影响，如图 2 所示。

在肉类产品无损检测方面，科研人员已经研发出多种先进技术^[22]。常用的无损检测技术有：计算机

视觉^[23]，通过图像分析评估肉类的颜色和外观；电子鼻技术^[24]，用于检测肉类的气味特征以判断新鲜度；电子舌技术，分析肉类的味道变化；核磁共振技术^[25]，测定肉类的成分和水分分布；高光谱成像技术^[26]，提供关于肉类的内部结构和品质的详细信息。这些无损检测技术从不同角度获取肉类的品质数据。将这些数据输入 ANN 后，可以构建出用于评估肉类产品品质的模型，精确评估肉类产品的新鲜度、质地、颜色、气味，并识别是否存在变质或掺假现象。

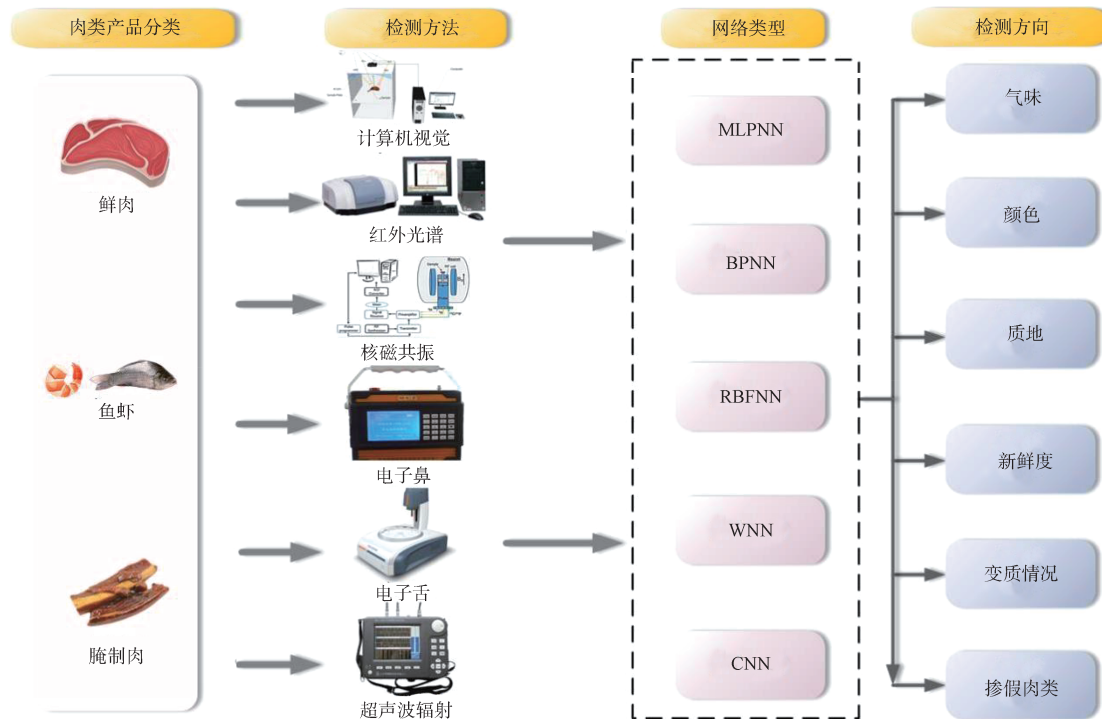


图 2 ANN 在肉类产品品质无损检测中的应用

Fig. 2 Application of ANN technology in non-destructive quality testing of meat products

2.1 鲜肉品质分析

近年来, ANN 与计算机视觉相结合, 在鲜肉品质分类领域取得了显著进展^[27]。通过无损检测手段, 研究者们成功应用 ANN 来分析影响鲜肉品质的关键因素, 如新鲜度、嫩度和色泽等^[28]。这一方法不仅提高了肉类品质评估的准确性^[29], 还在实际应用中展现了巨大的潜力, 尤其是在食品安全和供应链管理中。

Chen Q. S. 等^[30]构建 5-5-1 的 BPNN 模型, 并与傅里叶变换近红外光谱技术 (Fourier transform near infrared spectroscopy, FT-NIR) 相结合, 用于无损检测猪肉新鲜度。此方法在训练集的识别率达到 99.3%, 在预测集中也获得了 96.2% 的高识别率, 证明了此方法有强大的储藏时间预测能力。随后, Zou Y. 等^[31]构建一个 3-5-1 的 ANN 模型, 并通过 Levenberg-Marquardt 算法进行优化。此模型能通过分析超声波功率、辐照时间和储存时间预测鹅胸肉的嫩度。A. Taheri-Garavand 等^[32]构建一个 33-10-1 的 ANN, 并利用遗传算法 (genetic algorithm, GA) 进行优化。对带皮与不带皮的鸡肉样本进行新鲜度预测的结果表明, ANN 的均方误差低至 0.002 045, 预测值与实际值的相关系数为 0.987 34。Xu W. D. 等^[33]将鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 与 BPNN 结合, 用于牛肉新鲜度的定量分析。研究结果显示, 该模型在预测牛肉新鲜度方面表现出高度相关性, 预测相关系数

$R_p=0.956 \pm 0.005$, 表明预测值与真实值之间具有较强的 consistency。

肉类掺假, 以次充好, 不仅涉嫌欺诈, 而且存在食品安全隐患。A. Hamail 等^[34]针对牛、羊、鸡肉末的掺假问题, 采用高光谱成像技术 (schematic of hyperspectral imaging, SHI) 对样本进行分析, 并结合传统机器学习方法 (如支持向量机 (support vector machine, SVM) 和 K 近邻 (K -nearest neighbor, KNN) 以及 3D 卷积神经网络 (3D-CNN) 进行分类。3D-CNN 模型对经过光谱预处理的 1848 张样本图像进行非线性特征提取和分类。实验结果表明, 3D-CNN 的性能优于现有的多种方法, 实现 94.0% 的分类准确率, 展现了其在肉类掺假检测中的有效性。Z. Keshavarzi 等^[35]采用透射 FTIR 结合主成分分析进行肉类掺假检测, 并基于所得数据构建偏最小二乘回归和 ANN 结合的 ANN-R 模型, 并通过反向传播算法训练模型。该模型具有 4 层前馈结构, 两个隐藏层分别包含 25 和 15 个神经元。研究结果表明, ANN-R 模型能对鸡肉和牛肉混合物含量进行精准检测。以上研究展示了光谱技术与 ANN 结合在肉类掺假检测中的应用潜力和前景。

ANN 应用于鲜肉产品质量检测的研究成果如表 2 所示。这些方法不仅提高了评估的准确性, 还能够实现快速、无损的检测, 为未来食品质量检测技术的发展奠定了坚实基础。

表 2 在鲜肉产品中应用 ANN 预测食品质量的研究成果清单

Table 2 List of research results on the application of ANN in fresh meat products to predict food quality

鲜肉	无损检测方法	网络类型	优化算法	网络结构	可检测的方面	网络性能	参考文献
鸡肉	CV	MLP	GA	33-1-10	新鲜、嫩度	相关系数为 0.987 34	[32]
鸡胸	人工嗅觉系统	RBFNN	RBF	3 个输出神经元	新鲜、气味	准确率 96%	[29]
鹅胸	超声波辐射	MLP	Levenberg-Marquardt	3-5-1	嫩度	准确率 99.6%	[31]
牛肉混合物	ATR、傅里叶变换红外光谱仪	ANN	BP	2 个隐藏层	混合物中的鸡肉含量	相关系数为 0.999	[35]
牛肉	比色传感器阵列	BPNN	WOA	TVB-N: 8-12-1 TVC: 6-6-1	新鲜	$R_p=0.956 \pm 0.005$	[33]
牛肉末	FT-NIR	ANN	GA	1 个隐藏层	肉类变质	分类正确率为 87.5%	[36]
猪肉	FT-NIR	ANN	BP	5-5-1	新鲜度、储存时间	预测集识别率为 96.2%	[30]
伊比利亚猪肉	近红外光谱	RBFNN	RBF	双层全连接网络	质量、嫩度	准确率为 99.31%	[37]
山羊肉	FT-NIR、电子鼻	BPNN	BP	数据融合与决策的混合模型	掺假羊肉	准确率为 98.59%	[38]
牛、羊、鸡肉末	HSI	CNN	SVM、KNN	3D-DL	掺假肉末	分类准确率为 94.0%	[34]

2.2 水产品品质分析

近年来, RBFNN 在鱼虾类质量检测中的应用引起广泛关注。通过不断优化网络结构与参数设置, 研究者在提高 RBFNN 的预测精度和可靠性方面取得了显著进展。RBFNN 与其他技术结合进一步提升了模型性能, 如表 3 所示。

RBFNN 在虾类产品质量检测的应用研究。Yang X. 等^[39]应用 RBFNN 对太平洋白虾冷藏过程中的质量变化进行分析, 并评估了不同参数设置下模型的性能。研究表明, 隐藏层神经元为 31 个时, RBFNN 模型的均方误差最小(0.0192)、决定系数最大(0.9962), 预测能力最佳。该研究不仅验证了 RBFNN 在食品工业无损检测中的可行性, 还展示了其在水产品质量检测领域的潜力。Xu Z. H. 等^[40]结合激发-发射矩阵荧光光谱(excitation-emission matrix fluorescence spectroscopy, EEM), 构建 RBFNN 和 Arrhenius 模型, 用于预测虾解冻后总挥发性碱氮(total volatile base nitrogen, TVB-N)、总活菌数(total aerobic counts, TAC)、K 值等多个质量指标的变化。结果显示, RBFNN 预测各项指标的相对误差均控制在 $\pm 2\%$ 以内, 优于 Arrhenius 模型, 展示了其在虾类质量预测中的巨大潜力。

RBFNN 在鱼类产品质量检测的应用研究。Shi C. 等^[41]提出高光谱成像技术与 RBFNN 相结合的方法(SPA-RBFNN), 采用连续投影算法(successive projections algorithm, SPA)选择 9 个最优波长, 并基于这些波长及罗非鱼的总挥发性碱氮、总碱度、K 值等关键质量指标, 预测罗非鱼片在非等温条件下的

储存新鲜度。研究结果表明, SPA-RBFNN 模型能显著提升冷链管理中的质量监控效率, 在复杂环境下的食品质量保障方面拥有广阔应用前景。O. Pauline 等^[42]结合近红外光谱技术, 构建 RBFNN 和 WNN, 用于预测鲭鱼中的组胺含量。研究发现, 当 RBF 宽度设为 2.828 和 1.900 时, 模型的预测效果最佳。Jia Z. X. 等^[43]对三文鱼鱼片的新鲜度进行研究, 构建了隐藏神经元数量为 7 的 RBFNN 模型。研究表明, 当扩散层设置为 3.5 时, 模型达到了最高的决定系数(0.9997)和最低的均方误差(0.0008), 预测误差始终控制在 $\pm 5\%$ 以内。除了与高光谱成像技术的结合, RBFNN 在其他检测领域的表现同样卓越。Fan Y. W. 等^[44]采用长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)、CNN_LSTM 和 RBFNN 三种模型, 基于优化的 EEM 数据, 对虹鳟鱼在非等温贮藏条件下的新鲜度进行预测。研究表明, RBFNN 的决定系数超过 0.96, 且 K 值、总活菌数、总挥发性碱氮的相对误差均小于 10%, 表现优于 LSTM 和 CNN_LSTM 模型。

总体而言, RBFNN 在水产品质量检测中有广泛应用前景。通过与其他技术结合以及参数优化, RBFNN 的预测精度和可靠性得到显著提升。未来, 随着特征选择算法的进一步发展以及多模态数据融合技术的深入研究, RBFNN 有望在食品工业的无损检测与质量保障中发挥更加重要的作用, 确保从加工到消费环节的全方位质量监控。

2.3 肉制品品质分析

近年来, 基于 ANN 的深度学习在肉制品分类和

表 3 在鱼虾类质量检测中 ANN 应用研究成果清单
Table 3 List of research results of ANN applications in fish and shrimp quality testing

鱼虾	无损检测方法	网络类型	优化算法	网络结构	可检测的方面	网络性能	参考文献
太平洋白虾	化学分析	RBFNN	RBF	2-31-4	气味、颜色、 肉体腐烂程度	均方误差为 0.0192	[39]
虾	荧光光谱学 EEM	RBFNN	监督学习	输出层有 4 个 神经元	质量和新鲜度	相对误差在 $\pm 2\%$ 以内	[40]
凡纳滨对虾	CV	CNN	CNN-SVM	4 个卷积层	气味、腐败程度	准确率 92%	[45]
三文鱼片	分光光度法	RBFNN	RBF	隐藏层有 7 个 神经元	质地、气味、颜色 和组织弹性	决定系数 0.9997	[43]
罗非鱼片	HSI	RBFNN	SPA	隐藏层有 26 个 神经元	颜色、气味、 质地、弹性	决定系数 0.9765	[41]
澳洲鲭鱼	近红外光谱	WNN、 RBFNN	RBF、BP	径向基函数 宽度为 0.1~10	新鲜度	RBF 宽度分别设为 2.828 和 1.9 时, 模型的预测效果最佳	[42]
虹鳟鱼	荧光光谱学 EEM	RBFNN、 CNN_LSTM	RBFNN、 LSTM	隐藏层有 30 个 神经元	新鲜度	决定系数超过 0.96	[44]

品质预测方面得到广泛应用，并展现出显著的性能（见表4）。Huang X. X. 等^[46]结合物理化学指标、辐照剂量和储存时间，构建了一个用于熏肉品质预测的BPNN模型，并通过调整隐藏层神经元数量改善模型。当隐藏层神经元增至13个时，模型在测试集中的均方根误差和平均绝对误差均达到最低值，分类与预测的精度显著提升。BPNN模型在熏肉质量评估中的可行性，展现了其在食品工业中的实用价值。Jiang S. 等^[47]结合智能传感技术与BPNN，对金华干腌火腿的质量进行预测。结果表明，基于多智能传感技术的BPNN模型在校准集上的决定系数超过了0.974，在验证集上的决定系数超过了0.935，能精确预测感官属性。除BPNN外，其他类型的神经网络

也在肉制品的质量预测中得到应用。Kong C. L. 等^[48]通过RBFNN预测冷冻腌制鲤鱼片在不同储存条件下的质量变化。RBFNN模型通过对游离脂肪酸、盐溶性蛋白提取率、巯基含量和Ca²⁺-ATP酶活性的变化进行精确预测。可见，ANN在肉制品的分类与质量评估中展现出强大的适应性与预测能力，尤其与物理化学指标、智能传感技术、数据融合等结合后。

2.4 ANN在肉类产品品质检测中的性能对比分析

为了深入探讨不同ANN在肉类品质检测中的表现，对多种常见的ANN技术在不同场景的应用进行对比分析，涵盖了其在准确率、误差、计算复杂度等方面的具体表现，如表5所示。

表4 在肉制品质量检测中ANN应用研究成果清单
Table 4 List of research results on ANN applications in meat quality testing

腌制肉	无损检测方法	网络类型	优化算法	网络结构	可检测的方面	网络性能	参考文献
熏肉	伽马射线照射	BPNN	BP	11-13-2	颜色、气味、组织形态	平均绝对误差 0.3091	[46]
金华干腌火腿	电子鼻、电子舌、CV	ANN	BP、KNN	12个输出参数	外观、气味	预测成熟时间 $R^2>0.974$ ， 预测感官属性 $R^2>0.935$	[47]
腌制鲤鱼片	化学分析	RBFNN	GA	隐藏层有28个神经元	冷冻贮藏鲤鱼肉的质量	相对误差均在±5%以内	[48]

表5 深度学习模型在肉类产品质量检测中的性能对比分析
Table 5 Comparative analysis of the performance of deep learning models in meat quality detection

模型	参考文献	应用场景	准确率	误差	训练时间	数据集规模	计算复杂度	优点	缺点
ANN	[30]	猪肉储存时间识别	训练集 99.3%、 测试集 96.2%	训练集 0.7%、 测试集 3.8%	3 h	训练集 270 个 光谱、测试集 132 个光谱	高	能处理非线性问题，识别效果好	需大量训练，容易过拟合
CNN	[31]	鹅胸肉嫩度优化	99.6%	4.257	1 h	17 个实验	低	能处理非线性问题，预测能力强	训练过程复杂，需大量数据，模型解释性差
BPNN	[33]	牛肉储存质量 时间序列分析	R_p 0.956 ± 0.005	均方根误差约为 3.064 mg/100 g	采用了多次 独立优化 运行 (50 次)	160 个牛肉样 本	中高	高预测准确性和鲁棒性，通过 WOA 优化减少 冗余特征	训练复杂，易 导致梯度消失
RBFNN	[48]	预测冻存鲤鱼 片的品质变化	94.2%	相对误差均 小于 ±5%	2 h	51 个样本	低	计算复杂度低， 训练时间短	需一定数量的 训练数据
F1-score- MRE	[38]	检测羊肉中 掺杂的鸭肉	98.59%	1.02	3 h	142 个样本	高	结合电子鼻和近 红外光谱的优 点，提高检测 的准确性和稳定性	需训练多个模 型，计算复杂 度较高
CNN- LSTM	[44]	虹鳟鱼 新鲜度	决定系数 0.9411~0.9751	误差中等水平	中等	195 组数据	中等	能同时处理时间 和空间特征	结构复杂，需 调整参数

3 结论与展望

肉类作为人类的主要营养来源，其质量直接影响

人类健康。近年来，人工神经网络技术在肉类质量检测领域得到广泛应用，涵盖感官评价、理化分析、微生物检测及风味化合物鉴定等方面。这些进展不仅丰

富了肉类质量检测方法,也提高了质量评估的标准。然而,当前仍面临诸多挑战,包括国家标准对人工神经网络应用的指导不足,以及不同肉制品和加工技术的研究不够全面,限制了检测结果的有效对比。此外,人工神经网络的预测精度和通用性尚待提升。

展望未来,智能化的肉类质量检测系统具有巨大潜力。将人工神经网络与电子鼻、电子舌等技术结合,有望实现更高效、全面的质量评估。随着科技和经济的发展,基于神经网络的创新检测方法将逐步成为趋势。结合化学分析、光谱和质谱等技术,有助于提高检测的精度和全面性。此外,进一步优化神经网络模型,构建具备通用性和可靠性的评价系统,以满足肉类质量检测的快速、实时需求。

参考文献:

- [1] TIKK K, HAUGEN J E, ANDERSEN H J, et al. Monitoring of Warmed-Over Flavour in Pork Using the Electronic Nose: Correlation to Sensory Attributes and Secondary Lipid Oxidation Products[J]. *Meat Science*, 2008, 80(4): 1254–1263.
- [2] ZENG W C, WEN W T, DENG Y, et al. Chinese Ethnic Meat Products: Continuity and Development[J]. *Meat Science*, 2016, 120: 37–46.
- [3] ERGÖNÜL B, TOSUN H, OBUZ E, et al. Several Quality Attributes of Beef and Turkey Meat Doner Kebabs Produced by Traditional or Continuous Process[J]. *Journal of Food Science and Technology*, 2012, 49(4): 515–518.
- [4] ABASI S, MINAEI S, JAMSHIDI B, et al. Dedicated Non-Destructive Devices for Food Quality Measurement: a Review[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2018, 78: 197–205.
- [5] SINGH R R B, RUHIL A P, JAIN D K, et al. Prediction of Sensory Quality of UHT Milk: A Comparison of Kinetic and Neural Network Approaches[J]. *Journal of Food Engineering*, 2009, 92(2): 146–151.
- [6] SHI C, ZHAO Z Y, JIA Z X, et al. Artificial Neural Network-Based Shelf Life Prediction Approach in the Food Storage Process: A Review[J]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2023: 1–16.
- [7] ABDOLRASOL MAHER G M, SUHAIL H S M, SELIM U T, et al. Artificial Neural Networks Based Optimization Techniques: A Review[J]. *Electronics*, 2021, 10(21): 2689.
- [8] KONAKOGLU B. Prediction of Geodetic Point Velocity Using MLPNN, GRNN, and RBFNN Models: A Comparative Study[J]. *Acta Geodaetica et Geophysica*, 2021, 56(2): 271–291.
- [9] CHAKRABORTY G, CHAKRABORTY B. A Novel Normalization Technique for Unsupervised Learning in ANN[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2000, 11(1): 253–257.
- [10] YANG C G, HUANG D Y, HE W, et al. Neural Control of Robot Manipulators with Trajectory Tracking Constraints and Input Saturation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, 32(9): 4231–4242.
- [11] GHRITLAHRE H K, PRASAD R K. Investigation of Thermal Performance of Unidirectional Flow Porous Bed Solar Air Heater Using MLP, GRNN, and RBF Models of ANN Technique[J]. *Thermal Science and Engineering Progress*, 2018, 6: 226–235.
- [12] FAN Y J, TAO B, ZHENG Y, et al. A Data-Driven Soft Sensor Based on Multilayer Perceptron Neural Network with a Double LASSO Approach[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(7): 3972–3979.
- [13] ZHAO W G, WANG L Y, ZHANG Z X. Artificial Ecosystem-Based Optimization: A Novel Nature-Inspired Meta-Heuristic Algorithm[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32(13): 9383–9425.
- [14] SAHAR A, RAHMAN U U, KONDOJOYAN A, et al. Monitoring of Thermal Changes in Meat by Synchronous Fluorescence Spectroscopy[J]. *Journal of Food Engineering*, 2016, 168: 160–165.
- [15] ZAUKU J L Z, TSYAWO E C. Rapid and Non-Destructive Detection of Ponceau 4R Red Colored Pork[J]. *Meat Science*, 2024, 209: 109400.
- [16] EL KARAM S A, FERRAND M, ASTRUC T, et al. Evaluation and Prediction of Salt Effects on Pig Muscle by Deep UV and Machine Learning[J]. *Meat Science*, 2023, 199: 109136.
- [17] GALLO B B, DE ALMEIDA S J M, BERMUDEZ J C M, et al. Non-Destructive Prediction of Pork Meat Degradation Using a Stacked Autoencoder Classifier on Hyperspectral Images[C]//2019 27th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). A Coruna: IEEE, 2019: 1–5.
- [18] WU B, DAHLBERG K. Measurement of Muscle Food Spoilage Using Fluorescence Imaging[C]//Imaging, Manipulation, and Analysis of Biomolecules, Cells, and Tissues IX. [S. l.]: SPIE, 2016, 9711: 98–105.
- [19] AHAMED Z, SEO J K, EOM J U, et al. Volatile Compounds for Discrimination between Beef, Pork,

- and Their Admixture Using Solid-Phase-Microextraction-Gas Chromatography-Mass Spectrometry (SPME-GC-MS) and Chemometrics Analysis[J]. Food Science of Animal Resources, 2024, 44(4): 934–950.
- [20] FEBRIANTA H, RAWENDRA R D S. Nutrition Evaluation of Indonesian Shortfin Eel (*Anguilla Bicolor*) Meat for Functional Food Development[C]//Journal of Physics: Conference Series. Bristol: IOP Publishing Ltd., 2019, 1363(1): 012010.
- [21] SUSANTY A, PURWANINGSIH R, SANTOSO H, et al. Measuring the Sustainability of Beef Supply Chain with Rapid Appraisal for Beef Supply Chain[J]. Veterinary World, 2021, 14(9): 2488–2507.
- [22] MAHANTI N K, PANDISELVAM R, KOTHAKOTA A, et al. Emerging Non-Destructive Imaging Techniques for Fruit Damage Detection: Image Processing and Analysis[J]. Trends in Food Science & Technology, 2022, 120: 418–438.
- [23] KAUSHAL S, TAMMINENI D K, RANA P, et al. Computer Vision and Deep Learning-Based Approaches for Detection of Food Nutrients/Nutrition: New Insights and Advances[J]. Trends in Food Science & Technology, 2024, 146: 104408.
- [24] PERIS M, ESCUDER-GILABERT L. A 21st Century Technique for Food Control: Electronic Noses[J]. Analytica Chimica Acta, 2009, 638(1): 1–15.
- [25] OGRINC N, KOSIR I J, SPANGENBERG J E, et al. The Application of NMR and MS Methods for Detection of Adulteration of Wine, Fruit Juices, and Olive Oil: a Review[J]. Analytical and Bioanalytical Chemistry, 2003, 376(4): 424–430.
- [26] WANG C, ZHOU R Y, HUANG Y X, et al. Terahertz Spectroscopic Imaging with Discriminant Analysis for Detecting Foreign Materials among Sausages[J]. Food Control, 2019, 97: 100–104.
- [27] HUANG L, ZHAO J W, CHEN Q S, et al. Nondestructive Measurement of Total Volatile Basic Nitrogen (TVB-N) in Pork Meat by Integrating near Infrared Spectroscopy, Computer Vision and Electronic Nose Techniques[J]. Food Chemistry, 2014, 145: 228–236.
- [28] SUN Y N, ZHANG M, ADHIKARI B, et al. Double-Layer Indicator Films Aided by BP-ANN-Enabled Freshness Detection on Packaged Meat Products[J]. Food Packaging and Shelf Life, 2022, 31: 100808.
- [29] CHEN D H, YE S B, WENG X H, et al. Artificial Olfactory System Technology on Chicken Freshness Detection[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 461: 801–808.
- [30] CHEN Q S, CAI J R, WAN X M, et al. Application of Linear/Non-Linear Classification Algorithms in Discrimination of Pork Storage Time Using Fourier Transform near Infrared (FT-NIR) Spectroscopy[J]. LWT: Food Science and Technology, 2011, 44(10): 2053–2058.
- [31] ZOU Y, ZHANG K, ZHANG X X, et al. Optimization of Goose Breast Meat Tenderness by Rapid Ultrasound Treatment Using Response Surface Methodology and Artificial Neural Network[J]. Animal Science Journal, 2018, 89(9): 1339–1347.
- [32] TAHERI-GARAVAND A, FATAHI S, SHAHBAZI F, et al. A Nondestructive Intelligent Approach to Real-Time Evaluation of Chicken Meat Freshness Based on Computer Vision Technique[J]. Journal of Food Process Engineering, 2019, 42(4): 13039.
- [33] XU W D, HE Y C, LI J H, et al. Non-Destructive Determination of Beef Freshness Based on Colorimetric Sensor Array and Multivariate Analysis[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2022, 369: 132282.
- [34] HAMAIL A, MUHAMMAD A, MANUEL M, et al. Hyperspectral Imaging for Minced Meat Classification Using Nonlinear Deep Features[J]. Applied Sciences, 2020, 10(21): 7783.
- [35] KESHAVARZI Z, BARZEGARI BANADKOKI S, FAIZI M, et al. Comparison of Transmission FTIR and ATR Spectra for Discrimination between Beef and Chicken Meat and Quantification of Chicken in Beef Meat Mixture Using ATR-FTIR Combined with Chemometrics[J]. Journal of Food Science and Technology, 2020, 57(4): 1430–1438.
- [36] ARGYRI A A, JARVIS R M, WEDGE D, et al. A Comparison of Raman and FT-IR Spectroscopy for the Prediction of Meat Spoilage[J]. Food Control, 2013, 29(2): 461–470.
- [37] GUILLÉN A, DEL MORAL F G, HERRERA L J, et al. Using Near-Infrared Spectroscopy in the Classification of White and Iberian Pork with Neural Networks[J]. Neural Computing and Applications, 2010, 19(3): 465–470.
- [38] JIA W S, QIN Y D, ZHAO C T. Rapid Detection of Adulterated Lamb Meat Using near Infrared and Electronic Nose: A F1-Score-MRE Data Fusion Approach[J]. Food Chemistry, 2024, 439: 138123.
- [39] YANG X, LIU Y, CHEN J, et al. Quality Attributes and Shelf Life Modeling of Pacific White Shrimp (*Litopenaeus Vannamei*) Stored at Different Temperatures[J]. Journal of Aquatic Food Product Technology, 2018, 27(9): 998–1008.

- [40] XU Z H, LIU X C, WANG H Y, et al. Establishment of the Arrhenius Model and the Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) Model to Predict Quality of Thawed Shrimp (*Solenocera Melantho*) Stored at Different Temperatures[J]. *Journal of Food Processing and Preservation*, 2016, 40(5): 882–892.
- [41] SHI C, QIAN J P, ZHU W Y, et al. Nondestructive Determination of Freshness Indicators for Tilapia Fillets Stored at Various Temperatures by Hyperspectral Imaging Coupled with RBF Neural Networks[J]. *Food Chemistry*, 2019, 275: 497–503.
- [42] PAULINE O, CHANG H T, TSAI I L, et al. Intelligent Assessment of the Histamine Level in Mackerel (*Scomber Australasicus*) Using Near-Infrared Spectroscopy Coupled with a Hybrid Variable Selection Strategy[J]. *LWT: Food Science and Technology*, 2021, 145: 111524.
- [43] JIA Z X, SHI C, ZHANG J R, et al. Comparison of Freshness Prediction Method for Salmon Fillet During Different Storage Temperatures[J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2021, 101(12): 4987–4994.
- [44] FAN Y W, DONG R Z, LUO Y K, et al. Deep Learning Models with Optimized Fluorescence Spectroscopy to Advance Freshness of Rainbow Trout Predicting Under Nonisothermal Storage Conditions[J]. *Food Chemistry*, 2024, 454: 139774.
- [45] PREMA K P K, PREMA J V K. Hybrid Approach of CNN and SVM for Shrimp Freshness Diagnosis in Aquaculture Monitoring System using IoT based Learning Support System[J]. *Journal of Internet Technology*, 2022, 23(4): 801–810.
- [46] HUANG X X, YOU Y, ZENG X F, et al. Back Propagation Artificial Neural Network (BP-ANN) for Prediction of the Quality of Gamma-Irradiated Smoked Bacon[J]. *Food Chemistry*, 2024, 437: 137806.
- [47] JIANG S, NI C D, CHEN G L, et al. A Novel Data Fusion Strategy Based on Multiple Intelligent Sensory Technologies and Its Application in the Quality Evaluation of Jinhua Dry-Cured Hams[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2021, 344: 130324.
- [48] KONG C L, WANG H Y, LI D P, et al. Quality Changes and Predictive Models of Radial Basis Function Neural Networks for Brined Common Carp (*Cyprinus Carpio*) Fillets During Frozen Storage[J]. *Food Chemistry*, 2016, 201: 327–333.

(责任编辑: 邓光辉)

Application of Artificial Neural Networks in Meat Product Quality Analysis: A Review

ZHONG Yunfei, ZHOU Wenxuan, CHEN Yuyang, LI Xiaoxuan, LIU Danfei

(College of Packaging and Materials Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: Traditional methods of meat quality assessment face limitations in addressing the complex demands of modern food safety and nutritional standards. To overcome these challenges, researchers have increasingly introduced advanced technologies such as electronic noses and electronic tongues. These technologies, known for their speed and cost-effectiveness, have shown promising results in the qualitative analysis of meat products, but they are difficult to meet the demands for higher precision. In contrast, artificial neural networks (ANN), with their powerful nonlinear mapping capabilities, have demonstrated significant advantages in the field of food quality assessment, especially in meat quality evaluation and non-destructive testing. The classic application architectures of ANNs are reviewed in meat quality evaluation and their practical applications in various meat products are systematically summarized, including fresh meat, fish, shrimp, and processed meats. Future research may focus on developing more precise predictive models, achieving real-time monitoring, and employing multi-model fusion techniques to further enhance the intelligence of meat product quality assessment.

Keywords: artificial neural network; meat product; nondestructive testing; human diet; food quality