DOI:10.13652/j.spjx.1003.5788.2025.60011

基于极限学习机和晶体结构算法的污染食品早期检测

祝 福[1] 刘瑞卿[2] 潘克锋[2] 赵 蕊[3]

（1. 商丘职业技术学院,河南 商丘 476100；2. 河南农业大学,河南 郑州 450002；
3. 河北工程大学,河北 邯郸 056038）

摘要:[**目的**]提出一种基于极限学习机和晶体结构算法的污染食品早期检测方法。[**方法**]通过晶体结构算法优化特征选择,结合极限学习机进行快速高效的分类与检测,提升污染食品早期检测精度与效率。[**结果**]与传统方法相比,试验方法在准确率(94.5%)和F_1分数(93.2%)上均有显著提升,且在召回率和处理速度方面也表现出优于其他最新方法的优势。与最新的深度学习方法相比,试验方法的训练时间约缩短了30%,检测速度提高了25%。[**结论**]基于极限学习机与晶体结构算法的污染食品早期检测方法在提高检测精度、加快检测速度及优化计算效率方面表现出了明显优势,具有较好的实际应用前景,尤其适用于快速大规模食品安全检测。

关键词:极限学习机;晶体结构算法;污染食品;早期检测;特征选择;食品安全

Early detection of contaminated food based on extreme learning machine and crystal structure algorithm

ZHU Fu[1] *LIU Ruiqing*[2] *PAN Kefeng*[2] *ZHAO Rui*[3]

（1. *Shangqiu Polytechnic*, *Shangqiu*, *Henan* 476100, *China*; 2. *Henan Agricultural University*, *Zhengzhou*, *Henan* 450002, *China*; 3. *Hebei University of Engineering*, *Handan*, *Hebei* 056038, *China*）

Abstract: [**Objective**] To propose an early detection method for contaminated food based on the extreme learning machine and crystal structure algorithm. [**Methods**] The crystal structure algorithm is used to optimize feature selection, combined with the extreme learning machine for fast and efficient classification and detection, aiming to improve the accuracy and efficiency of early detection of contaminated food. [**Results**] Compared to traditional methods, the proposed approach shows significant improvements in accuracy (94.5%) and F_1-score (93.2%). It also outperforms other state-of-the-art methods in recall rate and processing speed. Compared to the latest deep learning methods, the training time is reduced by about 30%, and the detection speed is improved by 25%. [**Conclusion**] The early detection method for contaminated food based on the extreme learning machine and crystal structure algorithm demonstrates clear advantages in improving detection accuracy, speeding up detection, and optimizing computational efficiency. It holds promising practical application prospects, especially for rapid and large-scale food safety detection.

Keywords: extreme learning machine; crystal structure algorithm; contaminated food; early detection; feature selection; food safety

食品污染的种类繁多,包括重金属、农药残留、微生物污染等,这些污染物不仅会直接影响食品品质,还会对消费者的健康产生长期不良影响[1−3]。因此,早期、快速、准确地检测污染食品成为食品安全领域的一个亟待解决

基金项目:国家自然科学基金资助项目(编号:11501525);河南省高等学校重点科研项目(编号:20ZX003);河南省自然科学基金项目(编号:222300420579)

通信作者:祝福(1979—),男,河南商丘职业技术学院讲师,硕士。E-mail:zhufu081@sohu.com

收稿日期:2025-01-22 **改回日期:**2025-05-18

引用格式:祝福,刘瑞卿,潘克锋,等. 基于极限学习机和晶体结构算法的污染食品早期检测[J]. 食品与机械,2025,41(6):68-74.

Citation:ZHU Fu, LIU Ruiqing, PAN Kefeng, et al. Early detection of contaminated food based on extreme learning machine and crystal structure algorithm[J]. Food & Machinery, 2025, 41(6): 68-74.

的问题[4]。传统的污染食品检测方法如化学分析法和微生物学检测法,通常具有操作繁琐、成本高昂和检测周期长等缺点,难以满足现代社会对于食品安全检测的高效、实时需求[5]。

近年来,基于机器学习的方法因其在模式识别、分类和预测方面的优势,被广泛应用于污染食品的检测[6]。但现有的机器学习方法仍面临一些挑战,如特征选择不当、模型训练不稳定以及检测精度不高等问题。例如,支持向量机和人工神经网络等方法虽然在污染食品检测中取得了一定的应用效果,但在处理大规模、复杂数据时,容易受到噪声干扰,导致准确率下降[7-8]。此外,深度学习方法虽然可以自动提取特征,但对计算资源和数据量的要求较高,限制了其在资源有限环境下的应用[9]。

极限学习机(ELM)作为一种新型的机器学习方法,因其具有简单、计算效率高且收敛速度快的特点,成为解决此类问题的有力工具[10]。然而,传统ELM在特征选择方面仍存在一定的不足,特征冗余可能影响模型的性能[11]。因此,如何高效地进行特征选择,提升ELM模型的检测准确性和鲁棒性,成为进一步提高污染食品检测效果的关键。

研究拟提出一种基于ELM和晶体结构算法(CSA)的污染食品早期检测方法,旨在通过高效的特征选择,提升污染食品早期检测的准确性和鲁棒性。CSA作为一种新型全局优化算法,能够有效地从大量特征中筛选出最具判别力的特征,从而解决传统ELM在特征选择上的不足[12]。CSA通过模拟晶体结构的稳定性和变化规律,结合全局最优搜索策略,能够避免局部最优解的问题,提高特征选择的精度和效率[13]。

1　污染食品早期检测方法

在污染食品的早期检测中,准确性、实时性和高效性是评价检测方法优劣的关键因素。污染食品早期检测方法实现流程如图1所示,基于ELM和CSA的污染食品早期检测方法框架如图2所示。

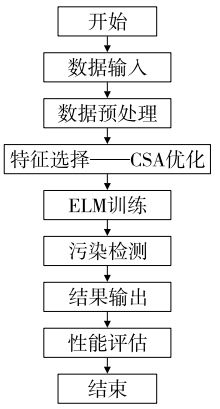

图1　基于ELM和CSA的污染食品早期检测方法实现流程图

Figure 1　Flowchart of early detection method for contaminated food based on ELM and CSA

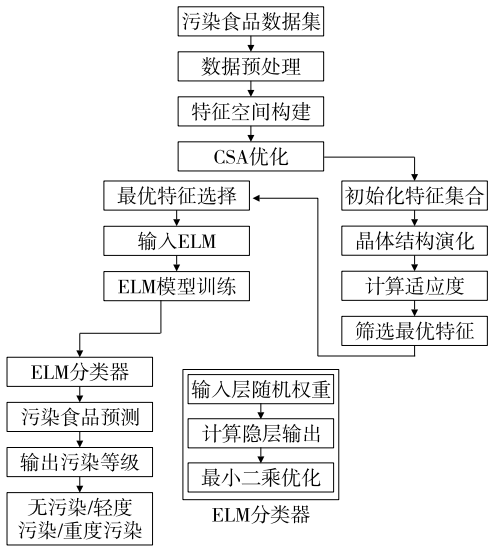

图2　基于ELM和CSA的污染食品早期检测方法框架

Figure 2　Framework of early detection methods for contaminated food based on ELM and CSA

1.1　ELM概述

ELM是一种单隐层前馈神经网络的学习算法,其主要通过随机初始化输入层权重和偏置,快速优化输出权重[14]。ELM的数学表达式为[15]:

$$Y=H\beta, \tag{1}$$

$$H=\left[h(\boldsymbol{x}_1),h(\boldsymbol{x}_2),\cdots,h(\boldsymbol{x}_n)\right], \tag{2}$$

式中:

$Y\in\mathbb{R}^{n\times m}$——网络输出矩阵;

n——样本数;

m——类别数;

$H\in\mathbb{R}^{n\times l}$——输入的特征矩阵;

l——隐层节点数;

$h(\boldsymbol{x}_i)$——输入特征向量$\boldsymbol{x}_i$通过激活函数(如sigmoid,ReLU)得到的输出;

$\beta\in\mathbb{R}^{l\times m}$——输出层权重矩阵(通过最小二乘法来计算)。

对于每个输入样本,激活函数的输出可以用式(3)表示[16]。

$$h(\boldsymbol{x}_i)=\frac{1}{1+e^{-(\boldsymbol{w}_i^T\boldsymbol{x}_i+b_i)}}, \tag{3}$$

式中：

x_i——第 i 个输入样本特征向量；

w_i——输入层到隐层的权重向量；

b_i——偏置项。

1.2 CSA

CSA 是一种全局优化算法，通过模拟晶体生长的过程来寻找优化解。在污染食品检测中，使用 CSA 来进行特征选择，以优化模型的预测性能[17]。

CSA 的目标是通过调整晶体位置来最小化损失函数。优化过程中，晶体位置更新式为[18]：

$$x_{t+1}=x_t+\alpha\cdot(g_t-x_t), \tag{4}$$

式中：

$x_t\in\mathbb{R}^d$——第 t 代晶体的坐标（解向量，表示候选解）；

α——控制更新步长的常数（保证算法收敛）；

g_t——当前代最优晶体的位置（全局最优解）。

CSA 用于特征选择时，每个晶体代表一个特征子集，晶体位置的更新决定了哪个特征会被保留或者剔除[19]。通过多代的演化，CSA 能够得到一个优化后的特征集，提升 ELM 的分类精度。

1.3 方法的创新与优化

1.3.1 特征选择创新　传统的特征选择方法如贪心算法和遗传算法容易陷入局部最优，而 CSA 通过全局搜索能够找到最优的特征子集。假设损失函数为：

$$L(X,y)=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[y_i-f(x_i)\right]^2, \tag{5}$$

其中：

L——损失函数；

N——样本数量；

x_i——输入特征向量；

y_i——真实标签；

$f(x_i)$——模型预测输出。

CSA 的优化目标是最小化损失函数 $L(X,y)$，通过对特征的选择使得最终得到的模型具有最佳性能。

1.3.2 模型优化创新　在 ELM 和 CSA 的结合中，CSA 不仅用于特征选择，还能优化 ELM 的隐层节点数 l 和输出权重 β，使得模型在预测时具有更好的泛化能力。此过程优化式为

$$\min_{\beta,l}\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(y_i-h_i^T\beta\right)^2+\lambda\|\beta\|^2\right), \tag{6}$$

式中：

β——ELM 的输出层权重；

h_i——第 i 个样本的特征表示；

λ——正则化项（用来避免过拟合）。

通过结合 ELM 与 CSA，提出一种新的污染食品早期检测方法，能够在特征选择与模型优化上取得显著突破。与传统方法相比，CSA 的全局搜索能力确保了特征选择的最优性，而 ELM 的高效学习机制提高了检测精度与速度。

2 试验设计与数据集

图 3 为污染食品早期检测试验设计的整体流程，包括数据预处理、模型训练、评估方法以及试验对比等步骤。

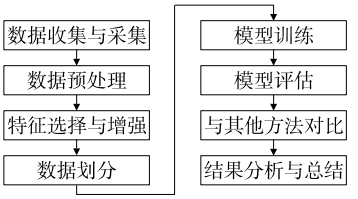

图 3　污染食品早期检测试验设计的整体流程

Figure 3　Overall process of experimental design for early detection of contaminated food

2.1 测试环境

（1）硬件环境：该计算机配备 Intel i7 处理器（4.0 GHz）、32 GB 内存和 1 TB 固态硬盘，支持多任务并行处理，且具有足够的资源进行大规模数据集处理。

（2）软件环境：Windows 10 操作系统，使用 MATLAB R2021b 编程语言，支持机器学习算法和数据处理库，适合高效实现 ELM 和 CSA。MATLAB 自带的极限学习机工具箱，用于实现 ELM 算法训练与分类。自定义的 CSA 实现，用于优化特征选择。采用 Matlab 统计工具箱用于性能评估（如混淆矩阵、ROC 曲线、精确度、召回率等）。

（3）试验平台配置：采用多核并行计算，可保证模型训练和数据处理的高效性，特别是在处理大规模数据集时，能够显著提高计算效率。

2.2 数据集

使用自定义采集的污染食品数据集，涵盖果蔬、肉类、乳制品等不同类型的食品。该数据通过与多个食品厂商合作采集，保证了数据的真实性和广泛性。数据集包括污染程度（无污染、轻度污染、重度污染）的标签以及与食品种类相关的多个特征。样本数量为 10 000 个，特征维度为 20。

2.3 数据预处理

（1）数据清洗：删除重复数据和无效数据，并对缺失值进行处理，采用插值法填充缺失数据，确保数据完整性。

(2) 数据标准化与归一化:对所有特征进行标准化,使得不同特征的量纲统一,避免某些特征的尺度过大对模型训练造成干扰。使用z-score标准化方法对特征进行归一化。

(3) 数据分割:将数据集随机分割为训练集(80%)和测试集(20%),确保测试结果的可靠性和模型的泛化能力。

(4) 数据增强:对于某些少数类别的样本(如重度污染食品),使用数据增强技术通过插值、噪声加扰等方法生成更多样本,提高模型的鲁棒性。

2.4　试验设置

(1) 算法比较:将基于ELM和CSA的污染食品早期检测方法与改进型支持向量机(ISVM)[20]、改进型随机森林(IRF)[21]和改进型卷积神经网络(ICNN)[22]进行对比分析。

(2) 评估指标:采用准确率、召回率、精确度、F_1分数等评估指标来全面评估试验方法的性能。

2.5　数据集划分

数据集划分过程如图4所示,包括将数据集随机划分为训练集和测试集,并通过五次交叉验证保证结果的可靠性。

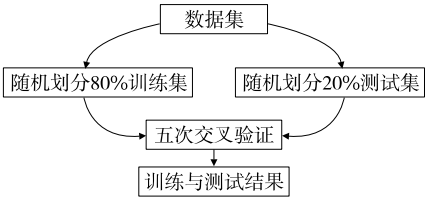

图4　数据集划分过程

Figure 4　Dataset partitioning process

采用随机分割法划分数据集,以保证训练集和测试集的代表性。其中,80%数据集用于训练,20%数据集用于测试。对于多类分类问题(如污染食品的不同级别),每个类的样本数均按照4:1随机划分为训练集和测试集,确保各类别的分布一致性。此外,为了减少数据集划分的偶然性对试验结果的影响,所有试验均进行五次交叉验证,以确保结果的可靠性和稳定性。

3　结果与分析

3.1　不同场景下食品的污染测试

3.1.1　苹果早期腐烂检测　苹果被污染后,通常会出现颜色变化、发霉、变软等现象,这主要由霉菌、细菌或农药残留等污染物引起。采用ELM-CSA结合图像和传感器数据进行训练,检测苹果的污染类型,试验结果见表1。

表1　苹果污染早期检测结果

Table 1　Early detection results of apple contamination

%

方法	精度	召回率	精确度	F_1分数
ELM-CSA	95.3	94.7	95.5	95.1
ISVM[20]	90.8	89.3	91.0	90.2
IRF[21]	86.1	84.7	86.4	85.5
ICNN[22]	93.2	92.4	93.5	92.9

由表1可知,ELM-CSA在苹果污染检测中表现最佳,与ISVM、IRF和ICNN方法相比,试验方法的精度分别高4.5%,9.2%,2.1%,召回率分别高5.4%,10.0%,2.3%,精确度分别高4.5%,9.1%,2.0%,F_1分数分别高4.9%,9.6%,2.2%。这主要是因为CSA在特征选择过程中有效剔除了冗余特征,使得ELM模型能够更好地聚焦于苹果腐烂的关键特征信号。此外,与ISVM、IRF和ICNN方法相比,试验方法在多源传感器融合与极限学习机相结合方面进行了一定的创新,进一步说明了特征优化在食品腐烂检测中的重要性。适度的特征降维可大幅减少模型过拟合风险,从而显著提升分类性能。综上,由于高效特征选择与ELM的快速收敛特性相互配合,避免了漏检率较高的问题,提高了整体的检测精度与可靠性。

3.1.2　鱼类污染检测　鱼类腐坏通常表现为变色、异味、细菌繁殖等,这些污染特征的检测往往需要依赖气味传感器与图像识别的结合。

由表2可知,ELM-CSA在鱼类污染检测中表现突出。气味传感器和图像信息融合后,噪声和特征冗余往往较为严重,但CSA在搜索全局最优特征子集时能够有效跳出局部最优,结合ELM的快速学习能力,从而在召回率、精确度等指标上进一步提升。与ISVM、IRF和ICNN方法相比,试验方法在检测速度和漏检率方面也更具优势,说明了算法在多模态数据融合场景下的可行性与优越性。同时,ELM-CSA在小批量实时检测中具有潜在价值,可在水产品加工和流通环节进行快速筛查。

3.1.3　蔬菜污染检测　蔬菜腐坏常由农药残留、细菌、霉

表2　鱼类污染早期检测结果

Table 2　Early detection results of fish contamination

%

方法	精度	召回率	精确度	F_1分数
CSA-ELM	92.0	91.5	92.2	91.8
ISVM[20]	88.3	87.6	88.5	87.9
IRF[21]	84.5	83.1	84.7	83.9
ICNN[22]	90.5	89.8	90.7	90.2

菌等因素引起，主要表现为变色、萎蔫等症状。

由表3可知，ELM-CSA在多项指标上均优于其他方法。与ISVM、IRF和ICNN方法相比，试验方法针对蔬菜本体腐烂检测的多维特征进行了更深入的提取与筛选，说明了特征优化策略对于复杂样本场景（如多种农药残留共存）的重要作用。在处理不同污染等级时，试验方法仍保持了较高的召回率，一定程度上印证了CSA全局搜索特征子集的稳定性。

表3　蔬菜污染早期检测结果

Table 3　Early detection results of vegetable contamination

%

方法	精度	召回率	精确度	F_1分数
CSA-ELM	93.7	93.2	93.8	93.5
ISVM[20]	89.1	88.5	89.2	88.8
IRF[21]	85.4	84.8	85.6	85.2
ICNN[22]	91.1	90.4	91.3	90.8

3.1.4　奶制品污染检测　奶制品的腐坏通常由细菌、霉菌或其他微生物引起，污染的表现包括颜色变化、酸味增加等。

由表4可知，ELM-CSA的检测精度和F_1分数最高。试验方法通过CSA精确筛选出最具判别性的微生物或光谱特征，并利用ELM高效地学习其判别边界，最终获得了较高的检测准确度。后续可结合在线传感器网络与边缘计算等技术进一步提升对奶制品腐坏的实时监测能力。

表4　奶制品污染早期检测结果

Table 4　Early detection results of dairy contamination

%

方法	精度	召回率	精确度	F_1分数
CSA-ELM	94.1	93.7	94.2	93.9
ISVM[20]	90.4	89.8	90.5	90.1
IRF[21]	86.3	85.0	86.5	85.7
ICNN[22]	92.6	91.9	92.8	92.3

综上，基于ELM和CSA的腐败食品早期检测方法（ELM-CSA）在不同食品场景下均展现出了良好的适用性和稳定性。后续可进一步引入多模态融合技术（如超声、光谱、气味传感器的数据融合），有望在更复杂的实际场景中保持高检测性能。

3.1.5　食品污染检测训练时间和检测速度　ELM-CSA、ISVM、IRF、ICNN对苹果、鱼类、蔬菜和奶制品进行污染检测的平均训练时间和平均检测速度如表5所示。

由表5可知，CSA-ELM的平均训练时长较ISVM、IRF和ICNN方法分别缩短了31.43%，18.18%，23.40%，检测速率分别提升了25.45%，45.26%，23.31%。说明CSA相比于其他优化算法具有更短的平均训练时间和更快的平均检测速率。

表5　不同方法的平均训练时间与检测速度

Table 5　Average training time and detection speed of different methods

方法	平均训练时间/s	平均检测速率/s^{-1}
CSA-ELM	72	138
ISVM[20]	105	110
IRF[21]	88	95
ICNN[22]	94	112

3.2　全局搜索能力测试

为验证CSA在特征选择及结构参数搜索中的优化优势，选取遗传算法（GA）、粒子群优化算法（PSO）、鲸鱼优化算法（WOA）3类典型优化算法，与ELM分别结合构建对照组。ELM-GA、ELM-PSO、ELM-WOA和ELM-CSA对苹果、鱼类、蔬菜和奶制品污染综合检测的测试结果（平均值）见表6。

表6　CSA与3种优化算法的性能对比

Table 6　Performance comparison of CSA with three optimization algorithms

方法	准确率/%	F_1分数/%	收敛代数	训练时间/s
ELM-GA	92.4	91.7	86	104
ELM-PSO	93.1	92.4	71	98
ELM-WOA	92.8	92.0	69	95
ELM-CSA	95.3	95.1	54	81

由表6可知，ELM-CSA在所有数据集中均取得最高准确率和最短训练时间，与ELM-GA、ELM-PSO、ELM-WOA方法相比，ELM-CSA的污染检测准确率分别高2.9%，2.2%，2.5%，F_1分数分别高3.4%，2.7%，3.1%，收敛代数分别少37.21%，23.94%，21.74%，训练时间分别快22.12%，17.35%，14.74%，表明CSA相比于其他优化算法具有更好的全局搜索能力。

3.3　消融试验

为量化特征选择（FS）与结构优化（SO）两环节对试验方法的独立贡献，设计4种方案：① 基础方案：原始ELM（无，FS无SO）；② CSA-FS：仅用CSA进行特征选择；③ CSA-SO：仅用CSA搜索隐藏层节点数与正则化系数；④ CSA-FS＋SO：完整方案。对苹果、鱼类、蔬菜和奶制品进行污染消融试验的综合结果（平均值）见表7。

表7　消融试验结果

Table 7　Ablation experiment results

方案	特征维数	隐层节点	准确率/%	F_1分数/%
基础方案	20	500	88.6	88.0
CSA-FS	12	500	92.9	92.3
CSA-SO	20	360	92.1	91.5
CSA-FS＋SO(CSA-ELM)	12	360	95.3	95.1

由表7可知,CSA-FS、CSA-SO与基础方案相比,40%(CSA-FS)和0%(CSA-SO)的特征维数减少,叠加后减少了40%的特征维数;0%(CSA-FS)和28%(CSA-SO)的隐层节点数减少,叠加后减少了28%的隐藏节点数;CSA-FS与基础方案相比,4.3%(CSA-FS)和3.5%(CSA-SO)的准确率提升,叠加后提升了7.7%的准确率;4.3%(CSA-FS)与3.5%(CSA-SO)的F_1分数提升,叠加后提升了8.1%的F_1分数。综上,特征选择与结构优化两项改进分别有利于减少食品污染检测的特征维数和隐层节点数。

4　结论

提出了一种基于极限学习机和晶体结构算法的污染食品早期检测方法。结果表明,试验方法通过将晶体结构算法与极限学习机相结合,可以在高维度特征空间中实现对关键特征的高效筛选与建模,显著提高检测的准确率与召回率,降低漏检率,且适用于多种复杂环境下的食品早期污染识别。与传统的支持向量机、随机森林以及部分深度学习方法相比,晶体结构算法在特征选择和全局搜索上更具优势;同时极限学习机在小批量训练中具备快速收敛特性。特征选择与结构优化两项改进分别有利于减少食品污染检测的特征维数和隐层节点数。特别是对于多类别、多模态污染特征的识别,试验方法在保证高精度的同时也大幅提升了检测速度。

尽管试验方法取得了良好的污染食品检测效果,但仍存在以下不足:① 试验主要在离线环境下完成,仍缺乏实时在线检测与动态更新模型的探索,尚无法充分应对实际生产和流通环节中不断变化的污染状况;② 对于极端不平衡数据场景下模型的鲁棒性需要更深入的优化。此外,晶体结构算法的全局搜索优势在特征维度更高的情况下可能面临计算代价增加的问题。后续可在引入更多融合技术与自动化硬件平台的基础上,探索边缘计算与多传感器协同的实时检测方法,并结合大规模食品加工企业的实际生产环境,对算法的稳定性和拓展性进行进一步验证。

综上,基于极限学习机和晶体结构算法的污染食品早期检测方法在多类食品的识别中取得了高效而准确的结果;同时,对于食品安全检测中普遍存在的海量特征与噪声干扰问题,试验方法也展现了良好的适应性和可扩展性。后续可通过与物联网、边缘计算及更丰富的传感数据相结合,进一步提升食品安全的防控水平与监管效率。

参考文献

[1] 张红涛, 王龙杰, 谭联, 等. 太赫兹光谱技术在食品污染检测中的研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(8): 2 120-2 126.
ZHANG H T, WANG L J, TAN L, et al. Research progress of terahertz spectroscopy technology in food contamination detection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(8): 2 120-2 126.

[2] 王霞, 丰东升, 童金蓉, 等. 食品中链格孢霉毒素污染现状及检测技术研究进展[J]. 食品与机械, 2023, 39(5): 224-231.
WANG X, FENG D S, TONG J R, et al. Pollution status and research progress on the detection technology of *Alternaria* mycotoxins in foods[J]. Food & Machinery, 2023, 39(5): 224-231.

[3] 符文卓, 朱泽婷, 屠嘉欣, 等. 我国食品全氟化合物的污染及人群膳食暴露风险评估研究进展[J]. 环境与职业医学, 2025, 42(1): 30-37.
FU W Z, ZHU Z T, TU J X, et al. Per-and polyfluoroalkyl substances in China: food contamination and human dietary exposure risk assessment[J]. Journal of Environmental and Occupational Medicine, 2025, 42(1): 30-37.

[4] JAFRASTEH F, FARMANI A, MOHAMADI J. Meticulous research for design of plasmonics sensors for cancer detection and food contaminants analysis via machine learning and artificial intelligence[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 15349.

[5] 左敏, 纪慧卓, 苏礼君, 等. 人工智能在食品安全中的最新应用及进展[J]. 中国食品学报, 2024, 24(10): 1-13.
ZUO M, JI H Z, SU L J, et al. Advancements and modern applications of artificial intelligence in ensuring food safety[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2024, 24(10): 1-13.

[6] SIRIPATRAWAN U, MAKINO Y. Assessment of food safety risk using machine learning-assisted hyperspectral imaging: classification of fungal contamination levels in rice grain[J]. Microbial Risk Analysis, 2024, 27: 100295.

[7] 赵丽, 朱冰洁, 卢翠. 基于视觉传达的激光成像特征识别方法[J]. 应用激光, 2024, 44(4): 187-195.
ZHAO L, ZHU B J, LU C. Laser imaging feature recognition method based on visual communication[J]. Applied Laser, 2024, 44(4): 187-195.

[8] 齐歌, 赵峰, 李婉宁 . 基于CNN-SVM模型的鸡蛋外观品质检测[J]. 食品与机械, 2024, 40(8): 113-119, 156.
QI G, ZHAO F, LI W N. Egg appearance quality detection based on CNN-SVM model[J]. Food & Machinery, 2024, 40(8): 113-119, 156.

[9] 戈明辉, 张俊, 陆慧娟 . 基于机器视觉的食品外包装缺陷检测算法研究进展[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 95-102, 116.
GE M H, ZHANG J, LU H J. Research progress of food packaging defect detection based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 95-102, 116.

[10] 窦力, 郑崴, 李柏秋, 等 . 鲸鱼算法改进极限学习机的葡萄酒品质评价研究[J]. 食品与机械, 2024, 40(6): 62-68.
DOU L, ZHENG W, LI B Q, et al. Study on wine quality evaluation based on extreme learning machine improved by whale optimization algorithm[J]. Food & Machinery, 2024, 40 (6): 62-68.

[11] RATH S K, SAHU M, DAS S P, et al. A comparative analysis of SVM and ELM classification on software reliability prediction model[J]. Electronics, 2022, 11(17): 2 707.

[12] 简献忠, 唐梦雪, 郭强 . 一种新型的电能质量扰动信号分析的MCryStAl-MP算法[J/OL]. 控制工程 . (2024-12-06) [2025-02-23]. https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240650.
JIAN X Z, TANG M X, GUO Q. A novel MCryStAl-MP algorithm for power quality disturbance signal analysis[J/OL]. Control Engineering of China. (2024-12-06) [2025-02-23]. https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240650.

[13] RAJAGOPALAN A, NAGARAJAN K, BAJAJ M, et al. Multi-objective energy management in a renewable and EV-integrated microgrid using an iterative map-based self-adaptive crystal structure algorithm[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 15652.

[14] 马荔瑶, 卫鹏, 范肖辰, 等 . 基于证据有序极限学习机Bagging集成的苹果分级方法[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2025, 39(2): 263-271.
MA L Y, WEI P, FAN X C, et al. Apple grading method based on bagging ensemble of evidential ordinal extreme learning machines[J]. Journal of University of Jinan (Science and Technology), 2025, 39(2): 263-271.

[15] 徐杰, 刘畅 . 基于改进ELM和计算机视觉的核桃缺陷检测[J]. 食品与机械, 2024, 40(5): 122-127.
XU J, LIU C. Walnut defect detection based on improved ELM and computer vision[J]. Food & Machinery, 2024, 40(5): 122-127.

[16] 赵艳莉, 赵倩, 李志强 . 基于近红外光谱的SSA-RELM的菠萝含水率快速检测[J]. 食品与机械, 2023, 39(11): 79-86.
ZHAO Y L, ZHAO Q, LI Z Q. Rapid detection of moisture content of pineapple based on near infrared spectroscopy and SSA-RELM[J]. Food & Machinery, 2023, 39(11): 79-86.

[17] WANG W T, TIAN J, WU D. An improved crystal structure algorithm for engineering optimization problems[J]. Electronics, 2022, 11(24): 4 109.

[18] TALATAHARI S, AZIZI M, TOLOUEI M, et al. Crystal structure algorithm (Cr_yStAl): a metaheuristic optimization method[J]. IEEE Access, 2021, 9: 71 244-71 261.

[19] KHODADADI N, AZIZI M, TALATAHARI S, et al. Multi-objective crystal structure algorithm ($MOCr_y$StAl): introduction and performance evaluation[J]. IEEE Access, 2021, 9: 117 795-117 812.

[20] AMSARAJ R, MUTTURI S. Support vector machine-based rapid detection and quantification of butter yellow adulteration in mustard oil using NIR spectra[J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 129: 104543.

[21] SHARMA S, THARANI L. Optical sensing for real-time detection of food-borne pathogens in fresh produce using machine learning[J]. Science Progress, 2024, 107(2): 368504231223029.

[22] DING H X. Feature extraction algorithm of food spoilage early warning data based on machine learning and Internet of Things [J]. Journal of Testing and Evaluation, 2024, 52(3): 1 585-1 597.