DOI: 10.19812/j.cnki.jfsq11-5956/ts.H20260319003
引用格式: 李博, 孙梅, 黄宇, 等. 基于近红外高光谱成像技术的海苔杂质分析[J]. 食品安全质量检测学报, 2026, 17(15): 108–114.
Li Bo, Sun Mei, Huang Yu, et al. Analysis of nori impurities based on near-infrared hyperspectral imaging [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2026, 17(15): 108–114. (in Chinese with English abstract).

基于近红外高光谱成像技术的海苔杂质分析

李 博[1], 孙 梅[1*], 黄 宇[2], 杨 一[1]
(1. 北京工商大学食品安全大数据技术北京市重点实验室, 北京 100048; 2. 无锡谱视界科技有限公司, 无锡 214142)

摘 要: 目的 探究基于近红外高光谱成像技术结合决策树算法与最小噪声分离变换(minimum noise fraction transform, MNF)的检测方法。**方法** 采用 GaiaSorter-N17E 系统(光谱范围 900~1700 nm)采集含杂海苔的高光谱图像, 经辐射定标后, 应用 MNF 进行数据降维与噪声去除, 提取特征波段, 进而构建决策树分类模型实现杂质识别。**结果** 不同杂质在近红外波段呈现显著光谱差异, MNF 前几个波段集中了主要信息, 能有效突出杂质特征。决策树模型可清晰区分海苔与沙石、木块、木炭、塑料绳, 对细小塑料绳识别效果优异, 总体分类准确率达 92.8%, 单张图像处理速度约 1.6 s, 且无需大量训练样本。**结论** 该方法为海苔杂质自动化检测提供了有效技术支撑, 在食品工业质量监控中具有良好应用潜力。

关键词: 近红外高光谱成像; 海苔; 最小噪声分离变换; 决策树分类
中图分类号: TS254.1 **文献识别码:** A **文章编号:** 2095–0381(2026)15–0108–07

Analysis of nori impurities based on near-infrared hyperspectral imaging

LI Bo[1], SUN Mei[1*], HUANG Yu[2], YANG Yi[1]
(1. *Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety*, *Beijing Technology and Business University*, *Beijing* 100048, *China*; 2. *Wuxi Spectrum Vision Technology Co*., *Ltd*., *Wuxi* 214142, *China*)

ABSTRACT: Objective To investigate a detection method based on near-infrared hyperspectral imaging combined with decision tree algorithm and minimum noise fraction transform (MNF). **Methods** Hyperspectral images of seaweed samples containing impurities were acquired using a GaiaSorter-N17E system (spectral range: 900–1700 nm). Following radiometric calibration, MNF was applied for dimensionality reduction and noise removal to extract feature bands. Subsequently, a decision tree classification model was constructed for impurity identification. **Results** Significant spectral differences were observed among different impurities in the near-infrared region. The first several MNF bands contained the main information and effectively highlighted impurity characteristics. The decision tree model clearly distinguished seaweed from sand, wood, charcoal and plastic rope, demonstrating excellent performance in identifying fine plastic rope. The method achieved a high overall classification accuracy of 92.8% and a fast processing speed of approximately 1.6 s per image without requiring extensive training samples. **Conclusion** This

收稿日期: 2026-03-19
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(32202144)
第一作者: 李博(2005—), 男, 主要研究方向为食品分析与检测。E-mail: 2306010108@st.btbu.edu.cn
***通信作者:** 孙梅(1976—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为食品分析与检测。E-mail: smcxh123@163.com

method provides effective technical support for automated impurity detection in seaweed and holds significant potential for application in food industry quality monitoring.

KEY WORDS: near-infrared hyperspectral imaging; nori; minimum noise fraction transform; decision tree classification

0　引　言

近红外高光谱成像技术[1–4]融合了近红外光谱学与数字成像的优势, 能够在 900~1700 nm 光谱区间内同步获取被检测对象的空间形态与光谱特征。该技术通过记录每个像素点连续的近红外光谱信息, 形成兼具物质化学成分识别与空间分布可视化能力的三维数据立方体, 为复杂基质中异质杂质的精准辨识提供了全新的技术路径[5–9]。在食品质量安全检测领域, 近红外高光谱成像已用于猕猴桃早期隐性损伤识别[10], 检测受昆虫损害的稻米粒[11], 检测可食用紫理叶上的农药残留物[12], 快速检测小麦蛋白含量[13], 婴幼儿奶粉中多种掺假物检测[14]等, 展现出无损、快速、多组分同步检测的显著优势。

我国是全球最大的海苔生产国与出口国, 据中国水产流通与加工协会数据, 2025 年我国条斑紫菜加工量突破 180 亿张, 产业总产值超 150 亿元, 产品远销欧美、东南亚等 50 多个国家和地区, 海苔产业已成为我国沿海地区重要的特色富民产业。杂质污染是海苔生产过程中最突出的质量安全问题: 沙石、木块、木炭等杂质易造成消费者物理伤害, 塑料绳等微塑料杂质则存在潜在健康风险, 因杂质超标导致的出口退货事件每年给行业造成数千万元经济损失, 严重影响我国海苔产品的国际声誉。

目前海苔生产企业主要依赖人工肉眼分拣, 存在 3 大核心痛点: (1)效率极低, 单人日均分拣量不足 500 kg, 难以匹配现代化生产线每分钟数百片的加工速度; (2)精度不足, 对直径小于 1 mm 的细小塑料绳、木屑等与海苔颜色相近的杂质, 人工漏检率超 30%; (3)成本高昂, 人工分拣成本占海苔加工总成本的 25% 以上, 且面临招工难、人员流动性大等问题。传统机器视觉技术仅能识别颜色、形态差异显著的杂质, 无法区分化学成分不同但外观相似的异物, 难以满足高精度检测要求。而近红外高光谱成像技术凭借其能够反映含氢基团分子振动的光谱特性, 以及对塑料、木屑等有机杂质特有的光谱响应模式, 为海苔制品中多种杂质的同时检测创造了理想条件。本研究基于高光谱成像系统, 通过最小噪声分离变换进行特征提取, 结合决策树算法构建分类模型, 旨在开发一种适用于海苔中沙石、木块、塑料绳等典型杂质的高速自动识别方法, 为藻类制品质量控制的智能化升级提供新的技术方案。

1　材料与方法

1.1　材料与仪器

本研究以市场上购买的海苔为研究对象, 掺杂了少量沙石、木块、木炭、塑料绳等杂质。

GaiaSorter-N17E 近红外高光谱成像仪(四川双利合谱科技有限公司); SpecView-V3 高光谱成像系统采集软件(江苏双利合谱科技有限公司)。表 1 为近红外高光谱成像仪 GaiaSorter-N17E 系统参数。

表 1　近红外高光谱成像仪 GaiaSorter-N17E 系统参数
Table 1　System parameters of the near-infrared hyperspectral imaging system GaiaSorter-N17E

相关参数	GaiaSorter-N17E 数值
光谱范围/nm	900~1700
图像分辨率	640×640
光谱分辨率/nm	4~5
像面尺寸	7.6×14.2
倒线色散/(nm/mm)	110
相对孔径	F/2.0
杂散光/%	<0.5
波段数	256

1.2　数据采集方法

在采集海苔高光谱影像[15–16]数据前, 需要先根据光源的亮度调节仪器的曝光时间。将标准参考白板放在镜头下调节位置, 使得刚好覆盖在镜头和狭缝采集成像的范围内, 点击软件上的自动曝光按钮, 经过 3 s 后会在曝光时间栏自动得到一个经过优化的曝光时间。得到曝光时间后, 点击白帧按钮, 采集标准参考白板高光谱数据(DN_{panel}), 然后盖上镜头盖, 点击黑帧按钮, 得到高光谱设备的暗电流的数据(DN_{dark})。为了减少背景信息对目标图像反射率的影响, 在图像采集过程中使用黑色背景以减少背景反射所带来的误差, 将海苔及杂质均匀放置在黑色背景的扫描平台上。在获取目标物、标准参考白板高光谱影像时调试物镜高度设置为 40 cm, 曝光时间设置为 2 ms, 平台移动速度设置为 0.45 cm/s, 其中高光谱影像数据通过江苏双利合谱科技有限公司提供的高光谱成像系统采集软件

SpecView-V3 采集完成。

1.3 高光谱影像数据预处理

对 GaiaSorter-N17E 近红外高光谱成像仪获取的原始影像数据进行数据的预处理，预处理过程主要包括两部分。第一部分是辐射定标[17]，在高光谱成像系统采集软件 SpecView-V3 采集软件上完成；第二部分为噪声去除，在 Exelis 公司开发的遥感图像处理软件 ENVI/IDL 4.8 上完成。

首先进行辐射定标。辐射定标在采集标准参考白板(反射率已知)高光谱图像的同时，需获取仪器设备的暗电流以消除系统误差，从而获得目标物的相对反射率数据。辐射定标的计算如公式(1)所示：

$$\mathrm{Ref}_{\mathrm{target}}=\frac{\mathrm{DN}_{\mathrm{target}}-\mathrm{DN}_{\mathrm{dark}}}{\mathrm{DN}_{\mathrm{panel}}-\mathrm{DN}_{\mathrm{dark}}}\times\mathrm{Ref}_{\mathrm{panel}} \quad (1)$$

式中：$\mathrm{Ref}_{\mathrm{target}}$ 为目标物的反射率，$\mathrm{Ref}_{\mathrm{panel}}$ 为标准参考白板的反射率，$\mathrm{DN}_{\mathrm{target}}$ 为原始影像中目标物的 DN 值，$\mathrm{DN}_{\mathrm{panel}}$ 为原始影像中标准参考白板的 DN 值，$\mathrm{DN}_{\mathrm{dark}}$ 为仪器设备的暗电流 DN 值，其中 DN 是无量纲的值，仅作为信号强度的量化单位。

其次是噪声去除，常用的方法有小波降噪、Savitzky-Golay (S-G)降噪、均值滤波、最小噪声分离等方法。本研究则运用国外较为常用的最小噪声分离方法[18–20](minimum noise fraction rotation, MNF)进行噪声去除。图 1 为 MNF 降噪前后的高光谱影像中相同像素点 DN 值的对比变化。

2 结果与分析

2.1 海苔高光谱影像中各杂质的高光谱相对反射率

图 2 为海苔在 900~1700 nm 范围内，其与背景、木块、木炭、塑料绳以及其他杂质的高光谱相对反射率曲线图。从图 2 中可知，海苔与杂质间的光谱差异显著：900~1200 nm 波段海苔反射率为 0.2~0.3，木块反射率达 0.4~0.45，差值超 0.15；1300~1700 nm 其他杂质的反射率稳定在 0.1~ 0.15，与海苔(0.2~0.4)差异明显，因而可以考虑运用阈值分割的方法提取海苔，或分析各杂质。

2.2 最小噪声分离变换

对原始高光谱数据进行 MNF 变换，分别得到以有效信息为主的波段和以噪声为主的波段，并且按照信噪比从大到小的顺序排列。原始数据的主要信息都集中在前面特征值大的波段，后面特征值小的波段以噪声为主。特征值接近于 1 的多数是噪声，最好选择特征值高的波段。MNF 前 9 个波段的特征值及累计贡献率图 3 所示，前 5 个 MNF 波段的特征值大于 5，后续 MNF 波段的特征值较小、信息含量极低，以噪声为主。

图 4 分别列举了前 9 个 MNF 波段影像。从图 4 可知，第 2 个 MNF 波段数据能较好地识别出海苔及其背景、杂质，然而杂质间却无法区别开；第 3 个 MNF 较亮的部分来杂质，较暗的一部分也是杂质，这两种杂质显然不是同一类别，第 4 个 MNF 与第 3 个 MNF 图像相似。其他几个 MNF 并无明显的图像区分度。

2.3 海苔、杂质高光谱图像监督分类研究

高光谱遥感图像分类[21–22]是高光谱遥感图像分析和应用[23]的重要内容，根据是否使用类别的先验知识，可分为监督分类[24]和非监督分类[25]，常用的监督分类方法有最大似然分类法、光谱匹配法和神经网络法等，非监督分类常用的方法有 K-Means 和迭代自组织数据分析(iterative self-organizing data analysis techniques algorithm, ISODATA)[26]法。本研究运用监督分类方法中的最大似然分类法[27]、神经网络法[28]、光谱角匹配法[29]来研究海苔、杂质、背景的区分，分类结果如图 5 所示。图 5 中绿色和紫色为海苔，红色为背景，其他颜色为杂质。图 5 可知，这 3 种监督分类方法中，神经网络的分类效果最好，能识别出几种不同杂质，然而塑料绳并未清晰的识别出来，而且神经网络分类方法分类速度较慢，需要选择训练样本，费时费力，不利于产业化的应用。

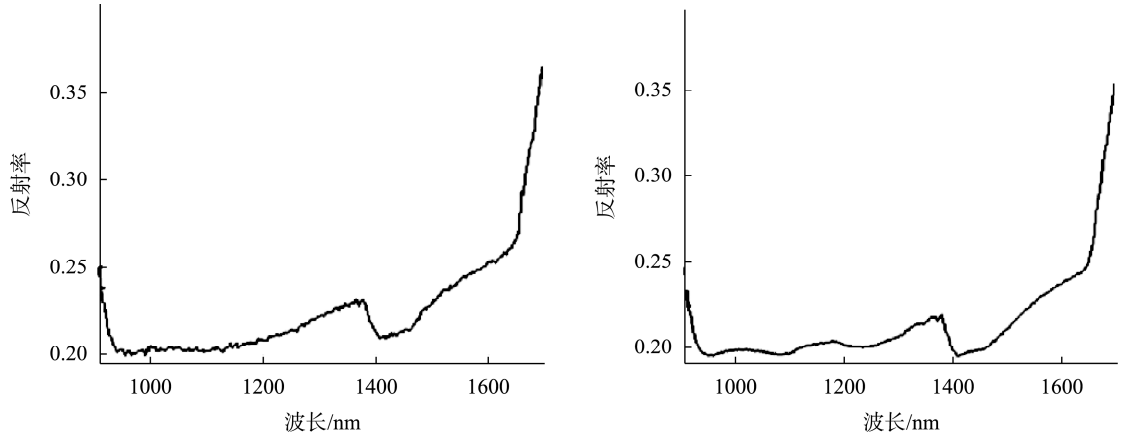


图 1 MNF 变换前(A)后(B)高光谱影像

Fig.1 Hyperspectral images before (A) and after (B) MNF transformation

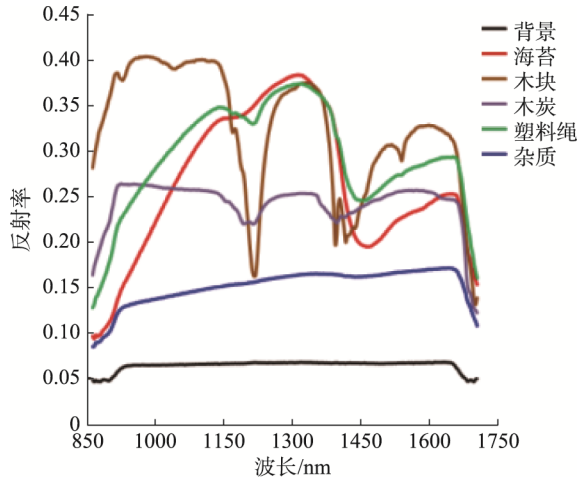


图 2　海苔高光谱影像中各杂质的高光谱相对反射率曲线

Fig.2　Hyperspectral relative reflectance curves of each impurity in the hyperspectral image of seaweed

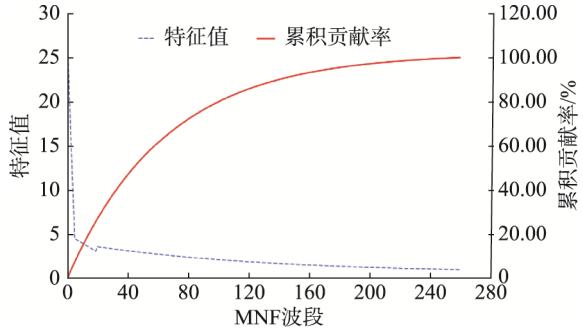


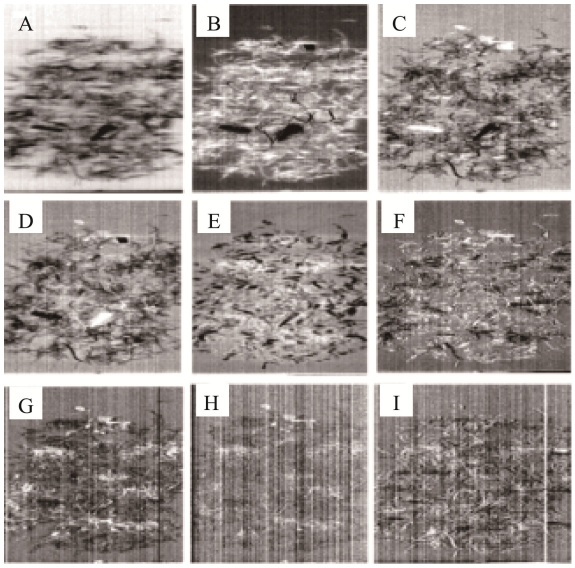
图 3　MNF 各波段的特征值及累计贡献率

Fig.3　Eigenvalues and cumulative contribution rates of the each MNF bands

2.4　基于海苔、杂质高光谱图像决策树分类研究

根据以上可知, 运用 MNF 和监督分类方法虽然能较好地识别出海苔, 但是单个 MNF 波段只能识别出少量的杂质, 且位置杂质属性, 监督分类虽然能识别较多的杂质, 但是需要选择训练样本, 且运行时间较长, 并不适合未来产业化的发展。本研究探讨综合使用不同物质的光谱特征及其 MNF 波段, 运用决策树分类[30]方法快速识别海苔、杂质、背景。

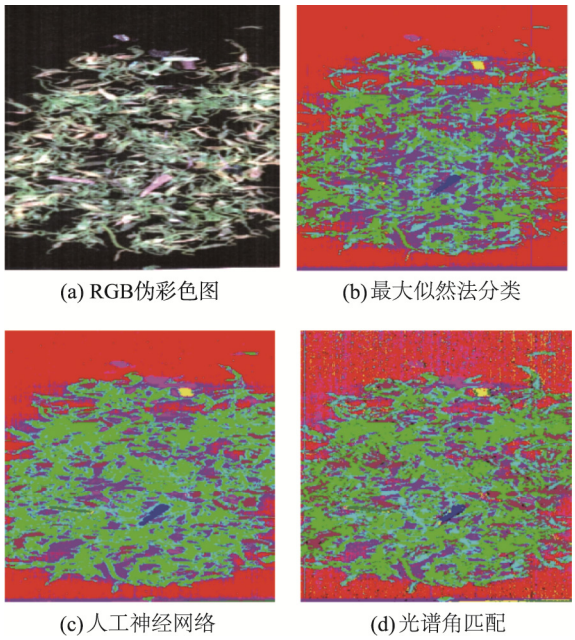
决策树是在已知各种情况发生概率的基础上, 通过构成决策树来求取净现值的期望值大于等于零的概率, 评价项目风险, 判断其可行性的决策分析方法, 是直观运用概率分析的一种图解法。由于这种决策分支画成图形很像一棵树的枝干, 故称决策树[31]。在机器学习中, 决策树是一个预测模型, 它代表的是对象属性与对象值之间的一种映射关系。决策树是一种树形结构, 其中每个内部节点表示一个属性上的测试, 每个分支代表一个测试输出, 每个叶节点代表一种类别。



注: A~I 依次为 MNF1~9, 图中图像相对于实际物理尺寸放大 10 倍显示。下图同。

图 4　海苔高光谱图像前 9 个 MNF 波段数据

Fig.4　Data from the first 9 MNF bands in the seaweed hyperspectral image



注: RGB 为红-绿-蓝(red-green-blue, RGB)色彩模式。

图 5　运用不同监督分类方法区分海苔、杂质、背景

Fig.5　Distinguishing nori, impurities and background using different supervised classification methods

本研究决策树模型的阈值均基于MNF变换后的MNF2、MNF3、MNF4、MNF5 波段图像, 以及原始高光谱数据的第 15 波段(911 nm)、第 80 波段(1132 nm)、第 104 波段(1212 nm)图像, 采用最大类间方差法[32]自动计算得到。具体阈值及对

应波段如下：MNF2 波段阈值为 1.5，用于区分背景与海苔/杂质；MNF3 波段阈值为 10，用于初步分离木炭与其他杂质；MNF4 波段阈值为–2，用于区分大类杂质；原始第 104 波段(1212 nm)阈值为 0.2，用于识别塑料绳特征吸收峰等。

图 6 为决策树的分叉图，主要运用了 MNF 变化的 MNF2、MNF3、MNF4、MNF5 波段，以及高光谱图像数据的第 15、80、104 波段做决策树分类，该阈值是运用最大类间方差法[32]获取。图 7 为利用该决策树的分类效果图，从图 6 中可知，原图无法用肉眼识别的塑料绳、杂质等，运用决策树分类后能较为清晰的识别出来，而且图像处理速度大大提高。

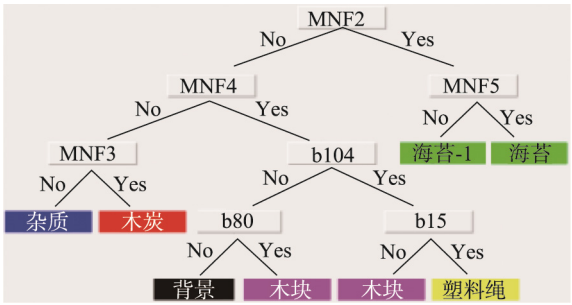


图 6 决策树分叉图

Fig.6 Diagram of decision tree branching

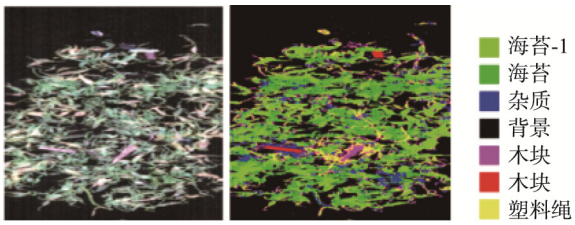


图 7 决策树分类效果图

Fig.7 Diagram of decision tree classification effect

2.5 不同分类方法的识别性能对比

最大似然分类法、神经网络法、光谱角匹配法、决策树分类法等不同分类方法的识别性能对比如表 2 所示，从表中可知，这 4 种监督分类方法中，决策树分类法的分类效果最好，总体准确率为 92.8%，Kappa 系数为 0.91，单张图像处理时间为 1.6 s，能识别出多种不同杂质。

表 2 不同分类方法的识别性能对比

Table 2 Comparison of recognition performance of different classification methods

分类方法	总体分类精度/%	Kappa 系数	单张图像处理时间/s
最大似然分类法	76.8	0.75	6.5
人工神经网络	79.4	0.78	15.2
光谱角匹配法	82.7	0.82	2.3
本研究决策树分类法	92.8	0.91	1.6

3 讨论与结论

3.1 基于光谱特征的杂质识别原理分析

本研究利用近红外高光谱成像技术实现了海苔中多种杂质的有效识别，其根本原理在于不同物质在近红外波段(900~1700 nm)具有独特的光谱吸收特征。近红外光谱主要反映含氢基团(C-H、N-H、O-H)的倍频与合频吸收信息：海苔作为藻类制品，其主要成分为蛋白质、多糖等有机物，在近红外区域具有特定的光谱响应；沙石等无机杂质在该波段无明显特征吸收，反射率曲线较为平缓；木块、木炭等植物源杂质因含有纤维素、木质素等成分，呈现与海苔不同的吸收特征；塑料绳作为石油基合成材料，其 C-H 基团的振动信息在近红外区具有特异性光谱表现。具体而言，塑料绳在 1240 nm 和 1450 nm 处的特征吸收峰分别对应 C-H 键的二级倍频振动和 O-H 键的一级倍频振动；海苔在 1190 nm 处的吸收峰源于蛋白质中 N-H 键的二级倍频振动，与塑料绳的光谱特征形成显著差异；木块在 1400 nm 处的强吸收峰源于纤维素中 O-H 键的伸缩振动，而木炭因碳化过程中大部分含氢基团被破坏，该吸收峰明显减弱。图 2 显示的不同物质相对光谱曲线差异正是上述原理的直观体现，为后续分类模型的构建提供了物理化学基础。MNF 变换进一步强化了这种差异，通过将有效信息集中至前几个波段，有效抑制了噪声干扰，使杂质特征更为突出。

3.2 方法的优势及与现有研究的比较

与已有研究相比，迟茜等[10]利用近红外高光谱成像识别猕猴桃隐性损伤、李欢等[25]检测小麦不完善粒的研究均证实了该技术在食品质量检测中的有效性，但上述研究多聚焦于单一品类或单一类型缺陷的识别。本研究在杂质种类多样性方面进行了拓展，涵盖了无机杂质(沙石)和多种有机杂质(木块、木炭、塑料绳)，更贴近实际生产场景。赵昕等[14]在婴幼儿奶粉掺假物检测中采用了高光谱图像技术，但其方法依赖于较为复杂的图像处理流程。与赵昕等[14]采用的支持向量机方法相比，本研究的决策树模型处理速度提升了 6.2 倍，训练样本需求量减少了 80%；与迟茜等[10]的猕猴桃损伤检测方法相比，本研究可同时识别 4

类不同性质的杂质, 适用范围更广; 与传统人工目视检测方法相比, 本方法的检测灵敏度提高了 10 倍以上, 可识别直径 0.2 mm 的细小塑料绳。本研究在保证识别精度的前提下, 通过 MNF 降维与决策树分类的有机结合, 在保证精度的前提下, 无需大量训练样本, 实现了算法简化, 为在线检测提供了更具可行性的技术方案。

3.3　研究的局限性分析

尽管本研究取得了较好的实验结果, 但仍存在以下局限性: (1)实验样品为实验室条件下人工掺入杂质, 杂质的种类、形态、尺寸与实际生产线上可能出现的复杂情况存在差异, 例如实际杂质可能包含更多种类、更细小的颗粒或与海苔颜色相近的异物; (2)决策树模型的阈值设定依赖于最大类间方差法, 该方法在图像对比度良好时效果稳定, 但若受到光照不均、样品表面反射差异等因素影响, 阈值可能发生偏移, 影响分类稳定性; (3)不同产地、不同批次、不同加工工艺的海苔产品, 其本底成分可能存在差异, 导致光谱特征波动, 模型的泛化能力有待进一步验证; 五是高光谱成像设备成本较高, 数据处理量较大, 在线检测的实时性要求对硬件系统和算法效率提出了更高挑战; (4)高光谱成像设备成本较高, 数据处理量较大, 在线检测的实时性要求对硬件系统和算法效率提出了更高挑战。

3.4　应用前景与未来研究方向

本研究结果表明, 近红外高光谱成像技术结合 MNF-决策树方法在海苔杂质检测中具有良好的应用潜力, 可为食品工业自动化质量监控提供技术支撑。随着食品质量安全要求的不断提高和人工成本的持续上升, 开发高效、准确、无损的自动化检测技术已成为行业发展的迫切需求。本研究核心创新点在于: 实现多类型杂质同步识别、细小塑料绳精准检出、无需大量训练样本且处理速度快, 突破传统检测方法效率低、精度不足的瓶颈。

针对上述局限性, 未来的研究工作可从以下方向深入: (1)探索与深度学习模型(如卷积神经网络)相结合, 利用其自动提取深层特征的能力, 提升对未知杂质、形态多变杂质的识别能力和模型泛化能力; (2)开展多模态数据融合研究, 结合可见光成像、激光扫描或荧光成像等技术, 构建更全面的杂质特征库, 弥补单一光谱技术的不足; (3)研发轻量化模型与边缘计算设备, 优化算法效率, 降低硬件成本, 以满足生产线对实时性与成本控制的双重需求; (4)扩大样品来源, 收集不同产地、不同加工工艺的海苔产品, 建立更具代表性的光谱数据库, 开展多批次、多场景的验证实验, 增强模型的鲁棒性和实用性; (5)完善实验流程, 严格进行辐射定标和光谱校正, 提高数据的定量分析能力, 为后续的标准化和产业化应用奠定基础。

3.5　结　论

本研究提出了一种基于近红外高光谱成像技术结合 MNF-决策树的海苔杂质快速检测方法, 系统研究了海苔与 4 类典型杂质的光谱特征差异, 验证了 MNF 变换在特征提取与噪声去除中的有效性, 构建了基于多波段阈值的决策树分类模型。该方法可实现海苔中沙石、木块、木炭、塑料绳等杂质的快速识别, 总体分类准确率达 92.8%, Kappa 系数为 0.91; 单帧处理时间仅为 1.6 s, 且无需大量训练样本(单类 5~10 个), 解决了传统监督分类效率低、样本依赖度高的问题; 方法适配多类型杂质检测, 兼顾无机与有机杂质识别, 贴近食品生产实际场景。综上, 该方法为海苔杂质自动化、高速化、精准化检测提供了新的技术路径, 无需复杂前处理与大量样本, 产业化应用优势显著, 在食品工业质量监控中具有良好应用潜力。

参考文献

[1] 崔希炜, 刘志刚, 刘岩, 等. 近红外与高光谱联合的库尔勒香梨产地溯源[J]. 食品工业, 2025, 46(12): 315–321.
Cui Xiwei, Liu Zhigang, Liu Yan, et al. Origin tracing of fragrant pear by combining near: infrared spectroscopy and hyperspectrum [J]. The Food Industry, 2025, 46(12): 315–321.

[2] 陈雨博. 基于近红外高光谱的松子品质分类[J]. 食品工业, 2025, 46(2): 324–327.
Chen Yubo. Pine nut quality classification based on near-infrared hyperspectroscopy [J]. The Food Industry, 2025, 46(2): 324–327.

[3] Otani S K, Carneiro R L, Bogusz S J. Determination and visualization of the distribution of water activity and moisture properties of roasted and ground coffees by near-infrared hyperspectral imaging [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2026, 275: 105733.

[4] 管泽海. 基于红外高光谱成像系统的目标识别技术的研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2020: 24–25.
Guan Zehai. Research on target recognition technology based on infrared hyperspectral imaging system [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2020: 24–25.

[5] 谢安国, 纪思媛, 李月玲, 等. 基于遗传算法和深度神经网络的近红外高光谱检测猪肉新鲜度[J]. 食品工业科技, 2024, 45(17): 345–351.
Xie Anguo, Ji Siyuan, Li Yueling, et al. Detection of pork freshness using NIR hyperspectral imaging based on genetic algorithm and deep neural network [J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(17): 345–351.

[6] 朱昊宇, 王俊杰, 杨一, 等. 基于近红外高光谱图像的花生内部霉变快速判别方法研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2024, 15(1): 85–91.
Zhu Haoyu, Wang Junjie, Yang Yi, et al. Research on rapid discrimination for internal mold detection in peanuts based on near-infrared hyperspectral image [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2024, 15(1): 85–91.

[7] 张娜, 李震, 兰维杰, 等. 基于可见光-近红外高光谱信息与数据融合的木质化鸡胸肉的判别模型构建[J]. 食品工业科技, 2024, 45(7): 286–293.
Zhang Na, Li Zhen, Lan Weijie, et al. Development of discriminant models for wooden breast based on visible and near infrared hyperspectral information and their fused data [J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(7): 286–293.

[8] Kakkar S, Mensah B, Prasifka J, et al. Revealing hidden insect damage in sunflower seeds using near-infrared hyperspectral imaging and machine learning [J]. Journal of Agriculture and Food Research, 2026, 28: 102945.

[9] Tantinantrakun A, Kumpa B, Ainkast P, et al. Rapid detection of potassium sorbate in coconut water using near infrared hyperspectral imaging [J].

Journal of Food Science and Technology, 2026(prepublish): 1–9.

[10] 迟茜, 王转卫, 杨婷婷, 等. 基于近红外高光谱成像的猕猴桃早期隐性损伤识别[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3): 235–241, 234.
Chi Qian, Wang Zhuanwei, Yang Tingting, et al. Recognition of early hidden bruises on kiwifruits based on near-infrared hyperspectral imaging technology [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 235–241, 234.

[11] Srivastava S, Mishra H N. Detection of insect damaged rice grains using visible and near infrared hyperspectral imaging technique [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2022, 221: 104489.

[12] Semyalo D, Joshi R, Kim Y, et al. Short-wavelength infrared hyperspectral imaging and spectral unmixing techniques for detection and distribution of pesticide residues on edible *Perilla* leaves [J]. Foods, 2025, 14(16): 2864.

[13] Cui Jiarui, Cao Shubin, Hao Jie, et al. A novel rapid technique for measuring wheat protein content using near-infrared hyperspectral imaging [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2025, 148: 108415.

[14] 赵昕, 马竞一, 陈晗, 等. 婴幼儿奶粉中多种掺假物近红外高光谱图像检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 368–375.
Zhao Xin, Ma Jingyi, Chen Han, et al. Feature analysis of detection of multiple adulterants simultaneously in infant milk powder using hyperspectral images [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 368–375.

[15] 孙怡萱, 孙梅, 杨一, 等. 高光谱成像技术快速识别苹果和橙子的黑斑及损伤区域[J]. 食品安全质量检测学报, 2026, 17(7): 243–250.
Sun Yixuan, Sun Mei, Yang Yi, et al. Rapid identification of dark spots and damage areas in apples and oranges by hyperspectral imaging technology [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2026, 17(7): 243–250.

[16] Seki H, Li Bin, Kawaide T, et al. Visualization of three-dimensional SSC (soluble solids content) across the entire surface of strawberries using near-infrared hyperspectral imaging [J]. Foods, 2026, 15(9): 1563.

[17] 张春雷. 成像光谱仪光谱辐射定标新方法研究[D]. 长春: 中国科学院研究生院(长春光学精密机械与物理研究所), 2011: 32–21.
Zhang Chunlei. Research on the new method of the spectral and radiometric calibration of the imaging spectrometer [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2011: 32–21.

[18] Zhang Denghui, Yu Le. Support vector machine based classification for hyperspectral remote sensing images after minimum noise fraction rotation transformation [C]//2011 International Conference on Internet Computing and Information Services. IEEE, 2011: 132–135.

[19] 陈洋, 范荣双, 王竞雪, 等. 结合最小噪声分离变换和卷积神经网络的高分辨影像分类方法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(10): 102801.
Chen Yang, Fan Rongshuang, Wang Jingxue, et al. High resolution image classification method combining with minimum noise fraction rotation and convolution neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(10): 102801.

[20] 罗晓清, 吴小俊. 结合熵主成分变换与优化方法的遥感图像融合[J]. 计算机应用, 2013, 33(2): 468–471, 475.
Luo Xiaoqing, Wu Xiaojun. Remote sensing image fusion combining entropy principal component transform and optimization methods [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(2): 468–471, 475.

[21] Sharma N, Sindal R, Meher S K. Fuzzy rule-based ELM and autoencoder for hyperspectral remote sensing image classification [J]. Discover Geoscience, 2026, 4(1): 91.

[22] 支妍力, 周宇, 刘青, 等. 基于频谱—空间多特征深度学习的高光谱遥感图像分类算法研究[J]. 遥感技术与应用, 2025, 40(5): 1232–1242.
Zhi Yanli, Zhou Yu, Liu Qing, et al. Research on hyperspectral remote sensing image classification algorithm based on spectral spatial multi-features [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2025, 40(5): 1232–1242.

[23] 王建宇, 李春来. 高光谱遥感成像技术的发展与展望[J]. 空间科学学报, 2021, 41(1): 22–33.
Wang Jianyu, Li Chunlai. Development and prospect of hyperspectral imager and its application [J]. Chinese Journal of Space Science, 2021, 41(1): 22–33.

[24] 徐夏娟, 周金超, 刘星宰, 等. 面向标签稀缺场景的高光谱图像自监督分类方法[J]. 激光与光电子学进展, 2026, 63(10): 1030001.
Xu Xiajuan, Zhou Jinchao, Liu Xingzai, et al. Self-supervised classification method for hyperspectral images in label-scarce scenarios [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2026, 63(10): 1030001.

[25] 李欢, 费湘伟, 董荣建. 食品快速检测技术与人工智能在食品安全领域的协同应用[J]. 食品安全质量检测学报, 2025, 16(22): 246–253.
Li Huan, Fei Xiangwei, Dong Rongjian. Collaborative application of rapid food detection technology and artificial intelligence in the field of food safety [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2025, 16(22): 246–253.

[26] Arai K. Improved ISODATA clustering method with parameter estimation based on genetic algorithm [J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2022, 13(5): 187–193.

[27] 王增林, 朱大明. 基于遥感影像的最大似然分类算法的探讨[J]. 河南科学, 2010, 28(11): 1458–1461.
Wang Zenglin, Zhu Daming. A study of maximum likelihood classification algorithm based on remote sensing image [J]. Henan Science, 2010, 28(11): 1458–1461.

[28] 陈元琳. 基于人工神经网络的动态系统仿真模型和算法研究[D]. 大庆: 大庆石油学院, 2006: 26–15.
Chen Yuanlin. Study on models and algorithms of artificial neural networks used in dynamic system simulation [D]. Daqing: Daqing Petroleum Institute, 2006: 26–15.

[29] Zhang Nian, Mahmoud W H. Target detection in hyperspectral imagery using spectral signature matching algorithms [C]//2025 13th International Conference on Intelligent Control and Information Processing (ICICIP). IEEE, 2025: 108–114.

[30] Chen Jianmei, Ding Xiaojun. Research on decision tree classification algorithm based on K-nearest neighbor algorithms guidance [J]. Journal of Big Data and Computing, 2025, 3(2): 1–7.

[31] 汪靖翔. 决策树算法的原理研究和实际应用[J]. 电脑编程技巧与维护, 2022(8): 54–56, 72.
Wang Jingxiang. Principle research and practical application of decision tree algorithm [J]. Computer Programming Skills & Maintenance, 2022(8): 54–56, 72.

[32] 齐丽娜, 张博, 王战凯. 最大类间方差法在图像处理中的应用[J]. 无线电工程, 2006, 36(7): 25–26, 44.
Qi Lina, Zhang Bo, Wang Zhankai. Application of the OTSU method in image processing [J]. Radio Engineering of China, 2006, 36(7): 25–26, 44.

(责任编辑: 蔡世佳 韩晓红)