식품 내 유해물질 검출을 위한 분광학과 인공지능 융합기술 연구 동향

김웅희
전남대학교 식품공학과

Recent advances in spectroscopy combined with artificial intelligence for detection of food contaminants

Eunghee Kim
Department of Food Science and Technology, Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea

Abstract

Hazardous substances in food, such as heavy metals, pesticide residues, antibiotics, and mycotoxins, pose a significant threat to human health, making their rapid and accurate detection crucial for ensuring food safety. Traditional analytical methods for these hazards are often time-consuming, costly, and require complex sample preparation, limiting their applicability in on-site inspections. To overcome these limitations, novel approaches combining spectroscopic techniques with artificial intelligence (AI) are being actively researched. Spectroscopy allows for the non-destructive acquisition of unique spectral information from samples, while AI can learn meaningful patterns from complex spectral data to identify the presence or predict the concentration of hazardous substances with precision. This review examines recent research trends in the application of various spectroscopic techniques—including near-infrared (NIR) spectroscopy, hyperspectral imaging (HSI), surface-enhanced Raman spectroscopy (SERS), and laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS)—combined with AI models such as principal component analysis (PCA), support vector machines (SVM), random forests (RF), convolutional neural networks (CNN), and transfer learning. Case studies on the AI-based spectroscopic detection of major food contaminants, including heavy metals (e.g., lead, cadmium), pesticide residues, antibiotic residues (e.g., tetracycline, norfloxacin, ciprofloxacin), and mycotoxins (e.g., aflatoxin B1, zearalenone), demonstrate improved detection sensitivity, accuracy, and speed compared to conventional methods. In particular, data fusion strategies and advanced AI algorithms have significantly enhanced the performance of detecting trace hazardous substances within complex

food matrices. However, challenges such as the standardization of spectral data, construction of large-scale training datasets, ensuring model interpretability, and obtaining regulatory approval remain for the practical field application of AI-based spectroscopic technologies. Future advancements, including multimodal spectral data integration, reinforcement learning-based feature exploration, and the development of real-time monitoring systems linked with portable sensors, are expected to further advance AI-spectroscopy fusion technology, playing a key role in upgrading safety management systems throughout the food supply chain and protecting public health.

Key words: food hazardous substances, artificial intelligence, spectroscopy, machine learning, deep learning, food safety

Ⅰ. 서론

지난 식품에 잔류하는 중금속, 잔류농약, 항생제, 곰팡이독소 등 유해물질은 인체에 치명적인 영향을 미칠 수 있어 식품안전의 중대한 위협으로 인식된다. 실제로 농산물과 축산물에서 다양한 유해물질이 반복 검출되고 있으며, 식품 내 오염으로 인한 질병 발생 사례도 보고되고 있다(Grewal 등, 2017). 이러한 문제의 심각성에도 불구하고, 전통적 분석법(예: 크로마토그래피, 면역분석 등)은 전문 장비와 시간·비용이 요구되어 시료의 대량 신속검사에 한계가 있다. 분광학적 분석 기술은 시료에 빛을 조사하여 얻은 스펙트럼으로 물질의 존재와 함량을 파악하는 기법으로, 시료 전처리가 최소화되고 신속·비파괴적으로 측정할 수 있어 식품 분야에서 널리 활용되고 있다. 그러나 분광 데이터는 고차원에다 잡음과 배경영향이 복합되어 있어, 숙련된 분석과 해석이 필요하다. 최근 인공지능(AI) 기술의 발달로 이러한 분광 데이터 해석에 머신러닝과 딥러닝이 적용되기 시작하였다. AI는 복잡한 분광 데이터로부터 사람보다 더 빠르고 일관되게 패턴을 학습하여 유해물질의 유무 판별이나 농도 예측을 수행할 수 있다. 특히 그림 1과 같이 식품안전 모니터링에 AI를 도입하면 기존 대비 더욱 효율적인 자동화 검사와 실시간 감시가

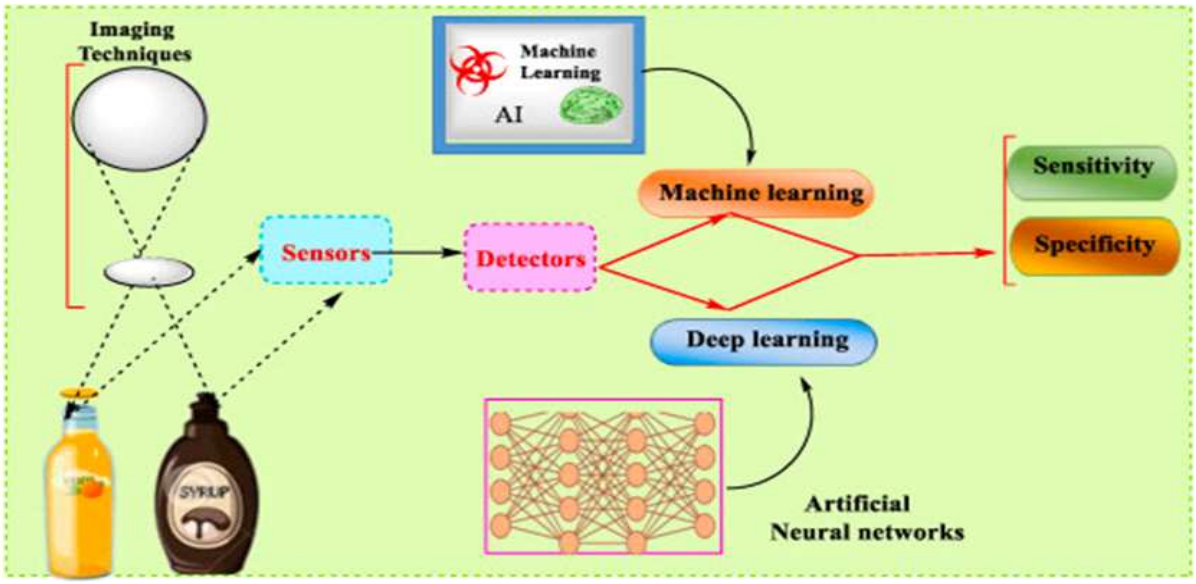


그림 1. 인공지능 기반 식품 오염 검출 시스템 개념도(출처: Naseem와 Rizwan, 2025).

가능해질 것으로 기대된다(Mu 등, 2024; Naseem과 Rizwan, 2025). 본 논문에서는 분광학과 AI의 융합기술을 중심으로 식품 내 대표적인 유해물질(중금속, 농약, 항생제, 곰팡이독소)의 검출 연구 동향을 고찰하고자 한다.

Ⅱ. 본론

2.1. 분광 데이터와 AI 기술

분광 장비(적외선, 라만, 자외-가시광 등)를 통해 얻은 식품의 스펙트럼 데이터는 파장마다 흡광도/산란도 등의 세기값들로 이뤄진 고차원 연속형 데이터이다. 예를 들어 근적외선(NIR) 분광 데이터는 수백 개 이상의 파장 채널로 구성되며, 화학 성분의 겹치는 흡수대 때문에 상관관계가 높은 다중공선(collinearity) 특성을 보인다. 또한 배경 매트릭스 영향과 잡음으로 유용한 신호 대비 불필요한 변동이 큰 경우가 많다. 이러한 특성때문에 전처리와 특징추출이 중요한데, 대표적으로 주성분분석(PCA) 기법이 활용된다. PCA는 다변량 분광 데이터를 몇 개의 주성분으로 요약하여 데이터 차원을 축소하고 잡음을 감소시킨다(Bro와 Smilde, 2014). PCA 결과는 분산을 많이 설명하는 새로운 직교축을 생성하여 군집이나 이상치를 시각화하는 데에도 유용하다.

PCA로 추출된 특징 또는 원시 스펙트럼 데이터에 대해 다양한 머신러닝 기법이 적용된다. 서포트 벡터 머신(support vector machine; SVM)은 소량의 훈련 데이터로도 안정적인 분류・회귀 모델을 만들 수 있어 분광 데이터를 통한 식품 성분 예측과 이물질 식별 등에 널리 쓰인다(Cao 등, 2020). SVM은 비선형 커널을 활용해 분광 데이터의 복잡한 패턴을 학습하며, 중금속 오염 여부 분류나 농약 잔류량 예측 등의 연구에 적용되었다. 랜덤 포레스트(random forest; RF)와 같은 앙상블 기법도 분광 특징들의 부분 조합에 대한 다수결 예측으로 과적합을 막고 예측력을 높여준다. 예를 들어 Vis-NIR 스펙트럼으로 토마토의 농약 존재를 예측한 연구에서 RF는 특징선택과 결합해 우수한 정확도를 보였다(Soltani Nazarloo 등, 2021). 한편 딥러닝의 등장으로, 스펙트럼이나 초분광 영상(hyperspectral image; HSI) 데이터를 전처리 없이 처리하는 합성곱 신경망(convolutional neural network; CNN) 모델들이 개발되고 있다. 딥러닝은 인공신경망의 계층적 구조를 통해 분광 데이터의 미세한 특징까지 자동으로 학습하며, 대용량 데이터에서도 높은 예측 성능을 보여준다. Paoletti 등(2019)은 식품 품질평가를 위한 분광영상 분석에 CNN을 활용한 다양한 사례를 정리하며, 전통 기법 대비 향상된 분류 정확도를 보고하였다. 다만 딥러닝 모델은 내부 연산이 블랙박스에 가까워 해석이 어렵기 때문에, 분광 분야에서는 중요한 파장대의 기여도를 살펴보는 등 모델 해석 연구도 병행되고 있다. 최근에는 PCA 등으로 추출한 특징을 딥러닝 입력으로 사용하거나, 전이학습(transfer learning)으로 다른 데이터셋에서 학습한 분광 모델을 새로운 분석에 재활용하여 적은 데이터로도 높은 성능을 달성하는 시도도 이루어지고 있다(Deng 등, 2025).

2.2. 유해물질별 AI 기반 분광 검출 사례

분광 기술과 AI의 융합은 다양한 식품군에서 중금속, 농약, 항생제, 곰팡이독소와 같은 주요 유해물질을 검출하는 데 활발히 적용되고 있다. 표 1은 식품군별로 적용된 AI-분광 융합 기술과 대상 유해물질의 대표적인 연구 사례를 요약한 것이다. 이어지는 내용에서는 각 유해물질별로 구체적인 연구 동향을 자세히 살펴본다.

2.2.1. 중금속

중금속은 식품 원재료의 재배환경이나 제조공정 오염을 통해 식품에 잔류하며, 인체에 축적될 경우 중독 등을 일으킨다. 식품 중 납(Pb), 카드뮴(Cd), 수은(Hg) 등의 함량 분석을 위해 기존에는 주로 원자 흡광분석이나 ICP-MS 등의 방법이 활용되었으나, 최근 광학 분광법에 AI 분석을 접목하여 중금속을 신속 검출하려는 연구가 증가하고 있다. 예를 들어, Park 등(2022)은

표 1. 식품군별 AI-분광 융합 유해물질 검출 적용 사례

식품군	대상 유해물질	사용 기술(분광 + AI)	검출 대상	참조
곡류 및 견과류	곰팡이독소	FT-NIR + PLS/CNN	아플라톡신 B1, 제랄레논(zearalenone)	Jiang 등 (2021) Zhou 등 (2021a) Deng 등 (2025)
엽채류	중금속	Vis-NIR HSI + SVM	카드뮴(Cd)	Zhou 등 (2021b)
과일류	잔류농약	Hyperspectral imaging + CNN	살충제(chlorpyrifos, carbendazim)	Jiang 등 (2019)
육류	항생제	Vis-NIR HSI + PLS	노르플록사신(norfloxacin)	Feng 등 (2024)
유제품	항생제	SERS + PCA/SVR, RF, XGB	노르플록사신(norfloxacin), 시프로플록사신(ciprofloxacin)	Liu 등 (2025)

표면 증강 라만 분광법(surface-enhanced Raman scattering; SERS)으로 용액 내 납 이온 검출에 머신러닝을 적용하였다. 이 연구에서는 나노기공 기반 SERS 기판으로 Pb^{2+} 이온의 라만 스펙트럼을 얻은 후, 여러 머신러닝 모델을 비교한 결과 의사결정나무 기반 XGBoost 모델이 가장 우수한 검출 성능을 보였다(검출한계 0.1 ppm 수준). 또한 스펙트럼 전처리와 특징 선택을 통해 모델의 재현성과 견고성을 향상시켰다(Park 등, 2022). 한편, 중금속으로 인한 식물 체내 스트레스를 근적외선 분광으로 간접 측정한 연구들도 있다. Zhou 등(2021b)은 상추 잎에 흡수된 카드뮴(Cd) 농도를 가시광선-근적외선-초분광 영상(VIS-NIR HSI)으로 예측하였다. 잎 스펙트럼 데이터에 웨이블릿 변환과 SVM 회귀(W-SVR) 모델을 적용한 결과 Cd 농도의 연속적 분포를 비교적 정확히 시각화할 수 있었다(Zhou 등, 2021b). 레이저 유도 붕괴 분광법(laser induced breakdown spectroscopy; LIBS)과 AI를 결합한 시도도 주목된다. Wang 등(2020)은 벼 줄기 속 카드뮴 함량을 신속히 파악하기 위해 LIBS로 획득한 플라즈마 발광스펙트럼에 머신러닝을 적용하였다. 수집한 LIBS 스펙트럼에 PCA로 특징 추출 후 극학습 기계(extreme learning machine; ELM) 분류기를 사용하여 Cd 오염 정도를 93% 이상의 정확도로 구분하고, PLS 회귀모델로 정량예측에서도 결정계수(R^2) 0.99의 매우 높은 정확도를 얻었다. 이처럼 SERS, HSI, LIBS 등 다양한 분광기술에 AI를 접목한 사례들이 보고되고 있으며, 식품의 중금속 오염을 비파괴적으로 현장 검출할 수 있는 가능성을 보여주고 있다.

2.2.2. 농약

농산물에 사용된 살충제・살균제 등은 경우에 따라서 세척이나 가공 후에도 농산물에 남아 잔류 농약(residue)이 되고, 이는 소비자의 만성 독성 우려를 낳는다. 최근 농약 잔류 허용기준이 강화됨에 따라, 과일・채소 등의 표면 농약을 신속히 검사하는 비파괴 기법 개발이 활발히 이루어지고 있다. 분광학적 기술은 농약 성분의 특이적인 분자 진동 또는 분광학적 특징을 포착하여 이를 AI로 식별하는 접근으로 주목받고 있다. 예를 들어, Jiang 등(2019)은 수확 후 사과 표면의 농약 잔류를 머신비전(근적외 LED 조명 하에서 촬영한 이미지)과 딥러닝으로 탐지하였다. 컬러 영상과 분광정보가 결합된 데이터를 AlexNet 기반 CNN에 학습시켜 살포된 살충제의 존재 유무를 분류한 결과 90% 이상의 정확도를 얻었다. 이 연구는 기존의 분광센싱 대신 RGB 카메라 영상에 딥러닝을 적용하여 농약 잔류 검출 가능성을 보인 사례이다. 한편, Vis-NIR 분광과 다변량 분석으로 농산물의 농약 농도를 정량 예측하는 연구도 진행되었다. Soltani Nazarloo 등(2021)은 토마토에 특정 살충제를 분무한 후, 반사 근적외선 분광 데이터를 PLS 회귀와 SVM, RF 등의 머신러닝으로 분

석하여 잔류농도의 등급 분류를 시도하였다. 그 결과 RF 모델이 가장 높은 분류정확도(〉85%)를 보였으며, 중요한 파장 특징을 식별함으로써 모델 해석도 가능했다고 보고하였다(Soltani Nazarloo 등, 2021). 초분광 영상(HSI)을 활용하면 식품 표면의 농약 분포까지 파악할 수 있는데, Yan 등(2025)은 NIR 및 라만 스펙트럼의 데이터 융합으로 농약을 예측하는 새로운 접근을 제시하였다. 이들은 동일 시료에 대해 얻은 NIR과 SERS 스펙트럼을 특징 수준에서 융합하여 PLS 회귀모델을 구축하였고, 단일 분광법을 쓴 경우보다 현저히 향상된 정확도로 살충제 함량을 예측하였다(R^2= 0.988). 또한 HSIC-VSIO 알고리즘으로 두 스펙트럼의 유효변수를 선별하여 상대오차 8.3% 수준의 정밀도를 달성하였다(Yan 등, 2025). 이처럼 AI 기법은 농약 분광신호의 극히 미세한 차이를 학습함으로써 잔류농약 검출 한계를 낮추고, 여러 종류 분광 데이터를 동시에 활용함으로써 복잡한식품 매트릭스에서의 예측 신뢰성을 높여주고 있다.

2.2.3. 항생제

축산 및 양식업에서 동물 질병 예방을 위해 사용된 항생제는 잔류물이 고기, 우유, 달걀, 수산물 등에 남아 사람의 항생제 내성 문제를 일으킬 수 있다. 이에 각국에서는 식품 중 특정 항생제의 최대잔류 허용량(maximum residue limit; MRL)을 설정하고 지속 모니터링하고 있다. 이 역시 기존의 크로마토그래피-질량분석을 대체 혹은 보완할 수 있는 신속 현장검사를 위해 분광 기반의 항생제 검출 연구가 활발히 진행 중이다. 우유나 육류 매질에서는 항생제 분자가 소수성 매트릭스에 섞여 있어 직접 분광검출이 어려운데, SERS 기술이이를 보완하고 있다. Liu 등(2025)은 최적화된 은 나노입자 기반 SERS 기판과 자체 최적화 머신러닝 알고리즘을 결합하여 우유 중 노르플록사신(norfloxacin)과 시프로플록사신(ciprofloxacin)을 정량적으로 검출하는 연구를 수행했다. 이 연구에서는 질산은의 주입 속도를 조절하여 은 나노입자의 크기를 최적화하였으며(최적 주입 속도 2 mL/min에서 라만 스펙트럼 강도의 RSD 5.07% 달성), 이를 SERS 기판으로 활용하여 두 항생제에 대해 10 ppb의 검출 한계를 확보했다. 특히, SVR, RF, XGBoost 모델을 통합한 자체 최적화 머신러닝 모델을 통해 실제 농도와 예측 농도 간의 결정계수(R^2)가 0.996에 이르는 높은 정확도를 달성하여, 우유 내 항생제 정량 분석의 신속성과 정확성을 크게 향상시켰다. 한편, 육류 등 고형 식품의 항생제는 시료 전처리 없이 분광검출하기 더 까다롭지만, 근적외선 HSI 및 화학발광 등 간접효과를 이용한 접근이 시도되고 있다. Feng 등(2024)의 연구에서는 VIS-NIR HSI 데이터 융합과 머신러닝으로 양고기 시료의 노르플록사신(norfloxacin) 잔류량을 예측하였다. 서로 다른 두 분광대역(HSI 영상)을 결합하고, 여기에 SCN 모델을 적용하여 얻은 예측치는 단일 분광대 사용시보다 크게 향상되었다(UVE-SCN 모델 기준 R_p^2=0.9312, RPD= 2.7434). 이처럼 멀티모달 분광 데이터와 AI의 융합은 육류 등의 복잡한 식품 매트릭스에서 항생제 잔류를 비파괴 예측하는 새로운 가능성을 보여준다. 더불어 라만 분광과 딥러닝을 이용하여 세균을 간접 지표로 축산물의 항생제 내성 여부를 판별하는 연구도 진행되어, 장기적으로 AI 기술이 식품의 항생제 남용 문제를 해결하는 데 기여할 것으로 전망된다.

2.2.4. 곰팡이독소

곰팡이독소(mycotoxin)는 곰팡이류가 생산하는 2차 대사산물로서 식품 원료의 곡물, 견과류 등에 흔히 오염될 수 있는 독성물질이다. 대표적으로 곡류의 아플라톡신(aflatoxin), 데옥시니발레놀(DON), 푸모니신(fumonicin), 견과류의 오크라톡신 A (ochratoxin A) 등이 있으며, 소량 섭취도 간 독성이나 발암 위험이 있어 국제적으로 규제 기준이 낮게 설정되어 있다(예: 곡류의 총 아플라톡신 20 ppb 이하 등). 곰팡이독소는 화학구조가 비교적 소형 분자인 탓에 직접적인 분광 피

크가 두드러지지 않지만, 독소에 오염된 곡물은 곰팡이 대사로 성분 변화가 생겨 간접적인 분광 신호 변화가 나타난다. 이러한 원리를 이용해 근적외선 분광법과 화학계량학을 접목한 곰팡이독소 검출 연구가 다수 보고되었다. Jiang 등(2021)은 저장 중인 밀 시료에 대해 NIR 분광 데이터로 아플라톡신 B1 함량을 예측하였다. 이 연구에서는 다양한 파장 선택 알고리즘을 비교하여 PLS 회귀모델 성능을 개선하였는데, 최적 조건에서 결정계수 R^2=0.993 이상의 매우 높은 정확도로 미량의 아플라톡신 B1 농도(0.5 ig/kg)를 예측할 수 있었다. 또한 2차 미분, SNV (standard normal variate) 등의 전처리를 통해 모델의 재현성과 검출 한계를 크게 향상시켰다. Huang 등(2024) 여러 연구자들은 옥수수, 땅콩 등을 대상으로 HSI로 곰팡이 오염 곡물을 식별하거나, 곰팡이독소에 민감한 특정 파장을 선정하여 SVM, LDA 같은 기계학습 분류기를 적용한 바 있다. 예를 들어 Zhou 등(2021a)은 근적외선 HSI로 옥수수 단일 낟알의 아플라톡신 B1 오염 등급을 분류하여 95.56%의 정확도를 보고하였다. 더 나아가, 딥러닝과 전이학습 기법이 곰팡이독소 분석에 도입되고 있다. Deng 등(2025)은 여러 종류 곡물의 서로 다른 곰팡이독소들을 하나의 NIR 모델로 예측하기 위해 지능형 푸드오믹스(intelligent foodomics) 전략을 제안하였다. 곡물-독소 조합마다 별도의 모델을 만들지 않고, 한 곡물에서 학습한 딥러닝 모델을 다른 곡물 또는 다른 독소 검출에 전이학습으로 활용하는 방식이다. 그 결과 소량의 추가 학습데이터만으로도 새로운 곡물/독소에 높은 예측 정확도를 얻었으며(예: FT-NIR 밀 ZEN 예측 R_p^2=0.9356, RPD= 3.9497), 이는 스펙트럼 패턴의 보편적 특징을 학습한 AI 모델의 강점을 보여준다(Deng 등, 2025). 이처럼 분광분석과 AI의 융합은 기존 화학분석법으로는 선별 검사가 어려웠던 곡물 내의 곰팡이독소들의 복합 오염을 신속 선별하는 수단으로 부상하고 있다. 향후 다양한 식품 매트릭스와 더 넓은 농도 범주에 대해 데이터셋을 확장하고, 현장형 센서와의 접목을 통해 산업적으로 활용 가능한 곰팡이독소 모니터링 시스템 개발이 기대된다(Kabir 등, 2025).

Ⅲ. 결론

AI와 분광기술의 융합은 식품 유해물질 검출 분야에 신속성, 비파괴성, 자동화 분석이라는 혁신적 이점을 가져오고 있다. 머신러닝과 딥러닝을 통해 사람의 감각이나 전통 알고리즘으로는 구분하기 어려운 미세한 스펙트럼 차이를 학습함으로써, 중금속이나 농약 등 유해물질의 저농도 검출 한계를 지속적으로 낮추고 있다. 또한 스펙트럼 데이터 기반 예측은 시료 전처리 과정이 거의 없어 시약과 시간을 절약하며, 휴대형 분광센서와 연동할 경우 실시간 현장 모니터링도 가능하다. 예를 들어 현재 연구들은 휴대용 라만분석기, 근적외선 분광기 등을 AI 알고리즘과 결합하여 생산 현장에서 바로 잔류농약이나 곰팡이독소를 검사하는 체계를 탐색하고 있다(Mu 등, 2024). 아울러 다른 화학분석법과 달리 비파괴적 검사가 가능하므로 100% 전수검사를 통한 식품 공급망의 안전 관리에도 유리하다.

반면, 실용화를 위해서는 몇 가지 도전 과제가 남아 있다. 첫째, 분광 데이터의 표준화와 대형화가 필요하다. 원재료산지, 품종, 환경조건에 따라 스펙트럼이 달라질 수 있으므로, 다양한 조건을 망라한 대규모 학습 데이터 축적과 모델 보정 기술이 요구된다. 전이학습이나 도메인 적응 기술은 이를 부분적으로 해결해 줄 수 있을 것이다(Deng 등, 2025). 둘째, 모델의 해석 가능성과 규제 승인 문제이다. 딥러닝 기반 예측이 “왜 이러한 판단을 했는지”를 설명하기 어려우므로, 중요 파장과 화학적 의미를 도출하려는 시도가 계속되어야 한다. 마지막으로, 현장 적용 시 샘플의 전처리 최소화, 센서 신호의 안정화, 그리고 AI 모델의 경량화가 필요하다. 향후 연구에서는 멀티모달 분광데이터 통합분석, 강화학습을 통한 스펙트럼 특징 탐색, 클라우드 기반 실시간 모니터링 시스템 등이 유망한 방향으로 제시된다. 궁극적으로 AI와 분광학의 접목은 식품안전 분야

에서 신속 · 정밀 · 대량검사를 가능하게 함으로써, 식품 공급망 전반의 위해요소를 선제적으로 제어하는 스마트 HACCP 및 안전한 식품 저장 유통 체계 구축에 핵심적인 역할을 할 것으로 기대된다.

감사의 글

이 논문은 2022년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단 기초연구사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (2021R1A6A3A01086449).

참고문헌

Bro R, Smilde AK. Principal component analysis. Anal Methods, 6, 2812-2831 (2014)

Cao X, Wang D, Wang X, Zhao J, Jiao L. Hyperspectral imagery classification with cascaded support vector machines and multi-scale superpixel segmentation. Int J Remote Sens, 41(11), 4528-4548 (2020)

Deng J, Mei C, Jiang H. Enhancing the application of near-infrared spectroscopy in grain mycotoxin detection: An exploration of a transfer learning approach across contaminants and grains. Food Chem, 480, 143854 (2025)

Feng Y, lv Y, Dong F, Chen Y, Li H, Rodas-González A, Wang S. Combining Vis-NIR and NIR hyperspectral imaging techniques with a data fusion strategy for prediction of norfloxacin residues in mutton. Spectrochim Acta A: Mol Biomol Spectrosc, 322, 124844 (2024)

Grewal AS, Singla A, Kamboj P, Dua JS. Pesticide residues in food grains, vegetables and fruits: A hazard to human health. J Med Chem Toxicol, 2, 1-7 (2017)

Huang Y, Liu H, Lu X, Yao L, Chen J, Pan T. Vis-NIR spectroscopic discriminant analysis of aflatoxin B1 excessive standard in peanut meal as feedstuff materials. Spectrochim Acta A: Mol Biomol Spectrosc, 317, 124394 (2024)

Jiang B, He J, Yang S, Fu H, Li T, Song H, He D. Fusion of machine vision technology and AlexNet-CNNs deep learning network for the detection of postharvest apple pesticide residues. Artif Intell Agric, 1, 1-8 (2019)

Jiang H, Wang J, Chen Q. Comparison of wavelength selection methods for improving prediction performance of PLS model to determine aflatoxin B1 in wheat during storage. Microchem J, 170, 106718 (2021)

Kabir MA, Lee I, Singh CB, Mishra G, Panda BK, Lee SH. Detection of mycotoxins in cereal grains and nuts using machine learning integrated hyperspectral imaging: A review. Toxins, 17(5), 219 (2025)

Liu X, Xu Z, Fang G, Li N, Hasi W. SERS combined with self-optimizing machine learning algorithm for quantitative detection of norfloxacin and ciprofloxacin in milk. Spectrochim Acta A: Mol Biomol Spectrosc, 329, 125641 (2025)

Mu W, Kleter GA, Bouzembrak Y, Dupouy E, Frewer LJ, Radwan Al Natour FN, Marvin HJP. Making food systems more resilient to food safety risks by including artificial intelligence, big data, and internet of things into food safety early warning and emerging risk identification tools. Compr Rev Food

Sci Food Saf, 23(1), e13296 (2024)

Naseem S, Rizwan M. The role of artificial intelligence in advancing food safety: A strategic path to zero contamination. Food Control. 175, 111292 (2025)

Paoletti ME, Haut JM, Plaza J, Plaza A. Deep learning classifiers for hyperspectral imaging: A review. ISPRS J Photogramm Remote Sens, 158, 279-317 (2019)

Park S, Lee J, Khan S, Wahab A, Kim M. Machine learning-based heavy metal ion detection using surface-enhanced Raman spectroscopy. Sensors, 22(2), 596 (2022)

Soltani Nazarloo A, Rasooli Sharabiani V, Abbaspour Gilandeh Y, Taghinezhad E, Szymanek M, Sprawka M. Feasibility of using VIS/NIR spectroscopy and multivariate analysis for pesticide residue detection in tomatoes. Processes, 9(2), 196 (2021)

Wang W, Kong W, Shen T, Man Z, Zhu W, He Y, Liu Y, Liu Y. Application of laser-induced breakdown spectroscopy for rapid detection of cadmium in rice stems combined with chemometrics. Front Plant Sci, 11, 599616 (2020)

Yan F, Zhang R, Wang S, Zhang N, Zhang X. A pesticide residue detection model for food based on NIR and SERS. PLoS ONE, 20(4), e0320456 (2025)

Zhou Q, Huang W, Liang D, Tian X. Classification of aflatoxin B1 concentration of single maize kernel based on near-infrared hyperspectral imaging and feature selection. Sensors, 21(13), 4257 (2021a)

Zhou X, Sun J, Zhang Y, Tian Y, Yao K, Xu M. Visualization of heavy metal cadmium in lettuce leaves based on wavelet support vector machine regression model and visible-near infrared hyperspectral imaging. J Food Process Eng, 44(12), e13897 (2021b)