Journal of RADIATION INDUSTRY
Vol. 19, No. 4, pp. 429-440, 2025
https://doi.org/10.23042/radin.2025.19.4.429

Original article

방사선 조사 밀 종자의 초분광 이미징 및 머신러닝 기반 특성 분석

홍민정[1] · 김대연[2,*]

[1]한국원자력연구원 첨단방사선연구소, [2]국립공주대학교 식물자원학과

Characterization of Radiation-Treated Wheat Seeds Using Hyperspectral Imaging and Machine Learning

Min Jeong Hong[1] and Dae Yeon Kim[2,*]

[1]Advanced Radiation Technology Institute, Korea Atomic Energy Research Institute, 29 Geumgu, Jeongeup 56212, Republic of Korea
[2]Department of Plant Resources, Kongju National University, 54 Daehak-ro, Yesan-eup, Chungnam 32439, Republic of Korea

ABSTRACT Hyperspectral imaging (HSI) is a non-destructive technique capable of detecting seed coat pigmentation and stress-induced alterations in crop seeds. Here, HSI (400-1000 nm) was applied to wheat seeds of three genotypes—Keumkang (white coat), a colored wheat line (CW), and a gamma ray-induced mutant (Crimson)—to characterize spectral differences and evaluate responses to irradiation. Raw reflectance spectra were analyzed without preprocessing using principal component analysis (PCA) and three machine learning models: Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), and Extreme Gradient Boosting (XGB). Seed coat analysis showed that Keumkang displayed the highest reflectance, particularly in the visible range (500-700 nm), whereas CW and Crimson exhibited lower reflectance due to pigment accumulation. PCA confirmed clear separation among the genotypes, while a common absorption near 900 nm suggested links to seed moisture and compositional traits. Under irradiation (chronic gamma, acute gamma, electron beam; 100-500 Gy), PCA revealed distinct, source-dependent patterns: chronic irradiation induced separation from controls even at low doses, acute irradiation showed limited separation, and electron beam responses were weak except at higher doses. Across conditions, SVM consistently achieved the highest accuracy (up to 0.89), and key wavelengths repeatedly clustered within 400-500 and 900-1000 nm. These results demonstrate that HSI can reliably detect both pigmentation traits and irradiation-induced changes, even without spectral preprocessing. The approach offers methodological simplicity and practical utility for seed quality evaluation, mutation breeding, and agricultural monitoring.

Key words: Hyperspectral imaging, Gamma rays, Electron beam, Wheat seeds, Machine Learning

1. 서 론

돌연변이 유도(mutagenesis)는 재조합이나 분리(segregation)와 같은 자연적 유전적 과정이 아닌 물리적, 화학적 또는 생물학적 인자를 통해 유전체에 갑작스럽고 유전 가능한 변화를 일으키는 기술로 정의된다[1]. 방사선의 돌연변이 유도 작용은 Muller와 Stadler에 의해 처음 보고된 이후 약 90여 년 동안 식물 실험 돌연변이 연구를 통해 양적·질적 형질에서 방대한 유전 변이가 축적되어 왔다[2]. 이후 지난 반세기 동안 인위적 돌연변이(induced mutation)는 전 세계적으로 우수한 작물 품종 개발의 핵심적인 수단으로 활용되어 왔으며, 현재까지 총 228종의 작물에서 3,300개 이상의 돌연변이 품종(mutant cultivars)이 공식적으로 육성·등록되었다[3]. 이러한 돌연변이 육종 기술은 작물의 유전적 다양성 증대와 새로운 유용 형질의 발굴에 기여함으로써, 전통적 육종 기법을 보완하는 중요한 전략으로 자리매김하고 있으며 향후 기후변화 및 식량안보 위기에 대응하는 데 있어 중요한 기반이 되고 있다.

감마선(gamma rays)과 전자빔(electron beam)은 모두 식물 돌

ISSN 1976-2402 **http://www.ksri.kr/**

Copyright© 2025 by Korean Society of Radiation Industry

***Corresponding author:** Dae Yeon Kim
Tel: +82-41-330-1205, Fax: +82-41-330-1209, E-mail: dykim@kongju.ac.kr
Received 29 October 2025 **Revised** 31 October 2025 **Accepted** 3 November 2025

연변이 육종 및 기능성 연구에서 널리 활용되는 주요 방사선원이지만, 물리적·기술적 특성과 생물학적 반응에서 뚜렷한 차이를 보인다. 감마선은 방사성 동위원소(^{60}Co, ^{137}Cs)의 붕괴 과정에서 방출되는 고에너지 광자 형태의 전자기파로, 높은 투과력을 지녀 포장재와 종자 내부까지 균일한 조사 효과를 낼 수 있다[4,5] 이에 따라 대량 종자 처리 및 돌연변이 집단 제작에 적합하지만, 방사성 동위원소 관리와 안전성 확보가 필수적이다. 반면, 전자빔은 전자가속기에서 생성되는 고속 전자로, 에너지 의존적으로 수 mm~수 cm 깊이까지 조사할 수 있으며, 에너지 침착이 국소적이고 고밀도로 이루어진다. 이로 인해 조사 후 잔류 방사능이 남지 않으며, 강도와 시간을 정밀하게 제어할 수 있어 돌연변이 유도와 표면 살균, 기능성 성분 연구에 효율적으로 활용된다[6-8].

식물 종자 및 조직 반응에서도 이러한 차이가 보고되고 있다. 감마선은 엽록소 변이와 다양한 생리적 변화를 유발하지만 변이 효율은 상대적으로 낮은 것으로 알려져 있으며, 조사 과정에서 DNA 이중가닥 절단, ROS (reactive oxygen species) 축적, 엽록체 및 미토콘드리아 손상 등 세포 구조의 변화가 뚜렷하게 나타난다[4]. 또한 선량이 증가할수록 발아율과 유묘 생장이 현저히 감소하는 것으로 보고되었다[5]. 반면, 전자빔은 감마선과 유사하게 ROS 발생 및 DNA 손상을 유발하지만, 국소적인 고밀도 에너지 침착으로 인해 변이유도가 보다 효율적이다[9,10]. 특히, 저선량에서는 두 방사선 모두 종자 활력을 자극하는 반면, 고선량에서는 공통적으로 발아율과 생장이 억제되는 현상이 보고되었다[11]. 또한 감마선은 깊은 투과력으로 종자 내부까지 살균할 수 있으나 발아에 부정적인 영향을 미칠 수 있는 반면, 전자빔은 표면 살균 효과가 강력하고 발아 영향이 상대적으로 적어 저장성 향상에 유리하다. 그러나 대형 종자나 두꺼운 조직에서는 처리 효율이 떨어지는 한계도 존재한다[6].

밀(*Triticum aestivum* L.)은 전 세계 인구의 주요 열량 및 영양 공급원으로, 고대부터 수많은 문명권에서 주식(staple food)으로 자리 잡아 왔다. 특히 온난대 지역에서 가장 중요하게 재배되는 곡류로, 전 세계 인구의 약 20% 이상이 밀을 통해 칼로리와 식물성 단백질을 공급받고 있다[12]. 최근에는 소비자의 건강 지향적 식생활 변화에 따라, 항산화 물질, 비타민, 미네랄, 식이섬유 등 다양한 기능성 성분이 풍부한 유색밀(colored wheat) 품종에 대한 관심이 높아지고 있다. 예를 들어, 종피색이 보라색 또는 검은색인 밀은 일반 백색 밀에 비해 안토시아닌, 폴리페놀, 플라보노이드 함량이 높아 항산화 활성, 항염증 효과, 혈중 지질 개선 등 다양한 건강 증진 효과가 보고된 바 있다[13-15]. 이러한 기능성 특성은 밀을 단순한 주식 작물에 머무르게 하지 않으며, 건강 증진 식품, 특수 영양식, 사료 산업 등 다양한 분야에서 전략적으로 활용될 수 있는 가능성을 보여준다.

VNIR (Visible and Near-Infrared, 400-1000 nm) 영역을 기반으로 한 초분광 영상(hyperspectral imaging)은 파장별 분광 정보를 동시에 수집하여 재료의 미세한 화학적·구조적 차이를 비파괴적으로 평가할 수 있는 장점을 지닌다. 본 기술은 원래 식품 품질 관리 및 안전성 평가에 주로 적용되었으나, 최근에는 농작물의 품종 분류, 생리·대사 특성 평가, 성분 예측 등 다양한 연구 분야에서 활발히 활용되고 있다. 예를 들어, 초분광 영상을 활용한 벼 품종 및 품질 정밀 분류[16], 밀의 단백질 및 전분 함량 예측[17], 메밀의 항산화 성분, 페놀 화합물, 색소 관련 특성의 변화 분석을 통한 곡물의 기능성과 품질 유지 연구[18] 등이 보고되어 있다. 이처럼 초분광 영상은 작물의 품종 차이와 대사 성분 특성을 정밀하게 구분할 수 있는 잠재력을 지니고 있다. 그러나 방사선 처리에 따른 종자 내 성분 및 색소 반응에 대한 연구는 아직 전무한 상황이며, 관련 데이터가 체계적으로 축적될 필요가 있다. 이러한 공백을 메우기 위해서는 방사선원과 선량에 따른 분광학적 반응을 정량적으로 규명하는 연구가 요구된다.

본 연구진은 선행 연구에서 안토시아닌과 다양한 페놀 화합물을 함유한 유색밀 계통을 개발하고, 이들 종자가 일반 밀에 비해 높은 항산화 활성과 기능성 지표를 나타냄을 보고하였다. 또한, 대사체 분석과 분자생물학적 접근을 통해 유색밀에 축적되는 페놀 화합물과 관련 유전자 발현 양상을 규명하여 기능성 측면에서의 우수성을 입증하였다[19]. 이러한 연구 성과를 기반으로, 유색밀을 모본으로 하여 감마선 돌연변이 유도 기술을 적용함으로써 새로운 계통인 크림슨(Crimson)을 육성하였다. 돌연변이 육종은 기존 품종에서 얻기 어려운 유전적 변이체를 대량으로 확보할 수 있어, 육종 소재의 다양성 확대와 기능성 품종 개발에 중요한 전략으로 활용될 수 있다. 크림슨은 이러한 과정을 통해 선발된 계통으로, 독특한 종자 색과 향상된 항산화 특성을 지녀 방사선 처리에 따른 생리적·분광학적 반응을 분석하기에 적합한 재료이다. 따라서 본 연구에서는 금강(백색밀), 유색밀, 그리고 감마선 돌연변이로 유래된 크림슨 계통을 대상으로 감마선(급조사·완조사) 및 전자빔 처리를 수행하였다. 이어서 VNIR 영역(400-1000 nm)의 초분광 영상 분석을 통해 방사선원과 선량에 따른 분광학적 반응 차이를 비교하고, 머신러닝 기반 분류 기법을 적용하여 주요 파장대(feature wavelength)와 품종 간 기능적 차이를 도출하고자 하였다.

2. 재료 및 방법

2.1. 실험 재료

본 연구에는 국내에서 주로 재배되는 일반 밀 품종인 '금강'과, 유색 밀 계통인 'K4191', 그리고 유색 밀에서 유래한 감마선 돌연변이 계통인 '크림슨(Crimson)'을 사용하였다. '금강'은 국내 주요 보급 품종으로 이용되었으며, 'K4191'은 '우리밀'(National Agrobiodiversity Center, RDA, Korea; accession no. IT172221)과 고려대학교 육성 자식계통 'D-7' (Fleming4/3/PIO2580//T831032/Hamlet)의 교배로부터 얻어진 $F_{4:8}$ 세대 계통으로, 선행 연구에서 보고된 바 있다[20]. '크림슨'은 유색밀 종자에 감마선을

200 Gy, 8 h 동안 조사(^{60}Co 감마선 조사기, 150 TBq; Nordion, Ottawa, ON, Canada, 한국원자력연구원)한 뒤, 방사선 육종 시험포장에서 선발된 계통으로, 현재 식물 특허가 출원된 품종(출원번호: 10-2023-0031902)이다.

세 품종의 종자는 다음과 같이 방사선 처리를 수행하였다. 급조사(acute irradiation, ^{60}Co 감마선 조사기, 150 TBq capacity; ACEL, Nordion, Ottawa, ON, Canada, 한국원자력연구원)는 감마선을 100, 200, 300, 400, 500 Gy로 각각 8 h 동안 조사하였으며, 완조사(chronic irradiation, ^{60}Co 감마선 조사기, 20 TBq capacity; ACEL, Nordion, Ottawa, ON, Canada, 한국원자력연구원)는 동일한 선량을 14일에 걸쳐 조사하였다. 전자선 조사에는 10 MeV 전자가속기(첨단방사선연구소, 한국원자력연구원)를 이용하여 100, 200, 300, 400, 500 Gy의 선량을 각각 처리하였다. 대조구 종자 및 처리된 종자는 방사선 육종 시험장의 건조실에서 보관하면서 수분 함량을 약 12%로 유지한 후 초분광 촬영에 활용하였다.

2.2. 초분광 영상 획득

초분광 데이터는 차광 처리된 촬영용 챔버와 Hyperspectral 카메라(MicroHSI 410 SHARK; Corning Inc., Corning, NY, USA)를 이용하여 수집하였다. 장비는 z축의 높낮이를 조절할 수 있고(Fig. 1A), x축 방향으로 이동하며 연속 촬영이 가능하도록 설계되었다. 중앙에는 초분광 카메라가 설치되어 있으며, 양측에는 할로겐 광원이 배치되어 일정한 조도를 유지하였다. 측정 시 자동으로 백색 기준값이 반영되어 보정이 이루어졌으며, 최종 데이터는 반사율(reflectance) 값으로 변환되었다.

시료 촬영은 전용 소프트웨어를 이용해 x축 및 z축의 이동 속도와 위치를 조정하면서 진행하였다. 종자는 검은색 판 위에 고르게 펼쳐 배치하였고, 색 왜곡 여부 확인을 위해 컬러체커(color checker)를 함께 두었다. 본 연구에서 사용한 초분광 이미지는 400-1000 nm 파장 범위에서 총 150개 밴드의 분광 해상도로 획득되었다.

2.3. ROI 추출 및 스펙트럼 변환

획득된 초분광 영상으로부터 종자별 관심영역(region of interest, ROI)을 추출하였다. 각 종자 이미지에서 대표적인 스펙트럼 정보를 얻기 위해 ROI는 수동으로 지정하였다. ROI는 종자 외부 배경을 제외하고 종자 픽셀만을 포함하도록 설정하였다. 종자 당 하나의 ROI를 추출하였으며, 총 30개의 ROI를 확보하여 분석에 사용하였다. 이후, 각 ROI의 스펙트럼을 평균화하여, 시료당 대표 반사율(reflectance) 스펙트럼을 산출하였다. 본 연구에서는 400-1000 nm 범위에서 획득된 총 150개 밴드의 분광 데이터가 활용되었으며, 모든 스펙트럼은 백색 기준을 통한 반사율 값으로 변환하였다.

2.4. 주성분분석(Principal Component Analysis, PCA)

품종 간 분광 데이터의 전체적 변이를 탐색하기 위해 PCA를 수행하였다. PCA는 고차원 데이터의 분산을 최대한 보존하는 직교 좌표계로 데이터를 투영하는 방법으로, 본 연구에서는 첫 두 개의 주성분(PC1, PC2)을 사용하여 시각화하였다. 이를 통해 금강(백색밀), 유색밀, 크림슨 계통의 스펙트럼 기반 차이를 군집 형태로 확인하였다. 또한, 방사선 처리 조건(급조사·완조사, 전자빔) 및 선량(100-500 Gy)에 따른 스펙트럼 변화를 비교하기 위해 동일한 PCA 접근법을 적용하였다.

2.5. 머신러닝 기반 품종 분류 및 파장대 중요도 도출

품종 간 구분에 기여하는 핵심 파장대를 확인하기 위해 머신러닝 분류 기법을 적용하였다. Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), Extreme Gradient Boosting (XGB) 알고리즘을 사용하여 품종(금강, 유색밀, 크림슨)을 분류하는 예측 모델을 구축하였다. 각 모델 학습 시 5-겹 교차검증(5-fold cross-validation)을 적용하여 과적합을 방지하고 예측 성능을 검증하였다.

- 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM): 선형 커널 기반 이진 분류 수행
- 랜덤 포레스트(Random Forest, RF): 다수의 결정트리를 결합하여 파장대 중요도(feature importance) 산출
- 익스트림 그래디언트 부스팅(Extreme Gradient Boosting, XGB): 부스팅 기반 분류 기법으로 주요 파장대 탐색

모델 학습 시 5-겹 교차검증(5-fold cross-validation)을 적용하여 과적합을 방지하였고, 각 모델은 정확도(Accuracy)뿐만 아니라 정밀도(Precision), 재현율(Recall), F1-score로 성능을 평가하였다. 또한, 각 분류 결과에 대한 혼동행렬(confusion matrix)을 산출하여 모델별 분류 성능을 시각적으로 비교하였다.

2.6. 방사선 처리 조건별 분석

감마선(급조사, 완조사) 및 전자빔 처리구에 대하여 PCA를 적용하여 방사선원 및 선량 증가에 따른 스펙트럼 변화를 분석하였다. 처리구와 대조구(Control)의 분포를 시각화하여 선량별 군집 이동을 확인하였으며, 방사선원의 특성과 선량 의존적 차이를 평가하였다. 이를 통해 방사선 처리 방식과 강도가 종자의 분광 반응에 미치는 영향을 정량적으로 비교하였다.

2.7. 소프트웨어 환경

모든 데이터 전처리, 통계 분석 및 머신러닝 기반 모델 학습은 Python (version 3.12, Python Software Foundation, USA) 환경에서 수행되었다. 분석 과정에는 주로 NumPy (version 1.26), pandas (version 2.2), scikit-learn (version 1.5), matplotlib (version 3.9) 및 XGBoost (version 2.1) 라이브러리가 사용되었다.

3. 결 과

본 연구에서 구축한 초분광 영상 시스템은 400-1000 nm 영역의 파장에서 밀 종자의 비파괴적 분광 정보를 획득할 수 있도록 설계되었다. 시스템은 시료대 위에 설치된 라인스캔 방식의 초분광 카메라와 좌우에 배치된 할로겐 광원으로 구성되었으며, 암실 내부에서 촬영이 이루어져 외부광의 간섭을 최소화하였다(Fig. 1A). 카메라는 X축 방향으로 라인 스캔을 수행하고, 시료대가 Y축 방향으로 이동함으로써 종자 전체를 영상화할 수 있도록 하였다.

세 품종[금강, 유색밀(CW; colored wheat), 감마선 돌연변이 계통 (크림슨; Crimson)]의 종자를 대상으로 초분광 촬영 및 분석 절차를 수행하였다(Fig. 1B). 획득된 원시 초분광 이미지는 백색·암흑 보정을 거쳐 반사율 값으로 변환되었으며, 이후 배경을 제거하고 종자 영역만을 포함하는 관심영역(ROI)을 추출하였다. 금강(백색밀)은 전 영역에서 가장 높은 반사율을 보였으며, 특히 500-700 nm의 가시광 영역에서 뚜렷한 상승 곡선을 나타냈다. 평균 반사율은 600-800 nm에서 80-100 a.u. 수준으로 나타나, CW 및 크림슨과 뚜렷한 대비를 이루었다(Fig. 1B).

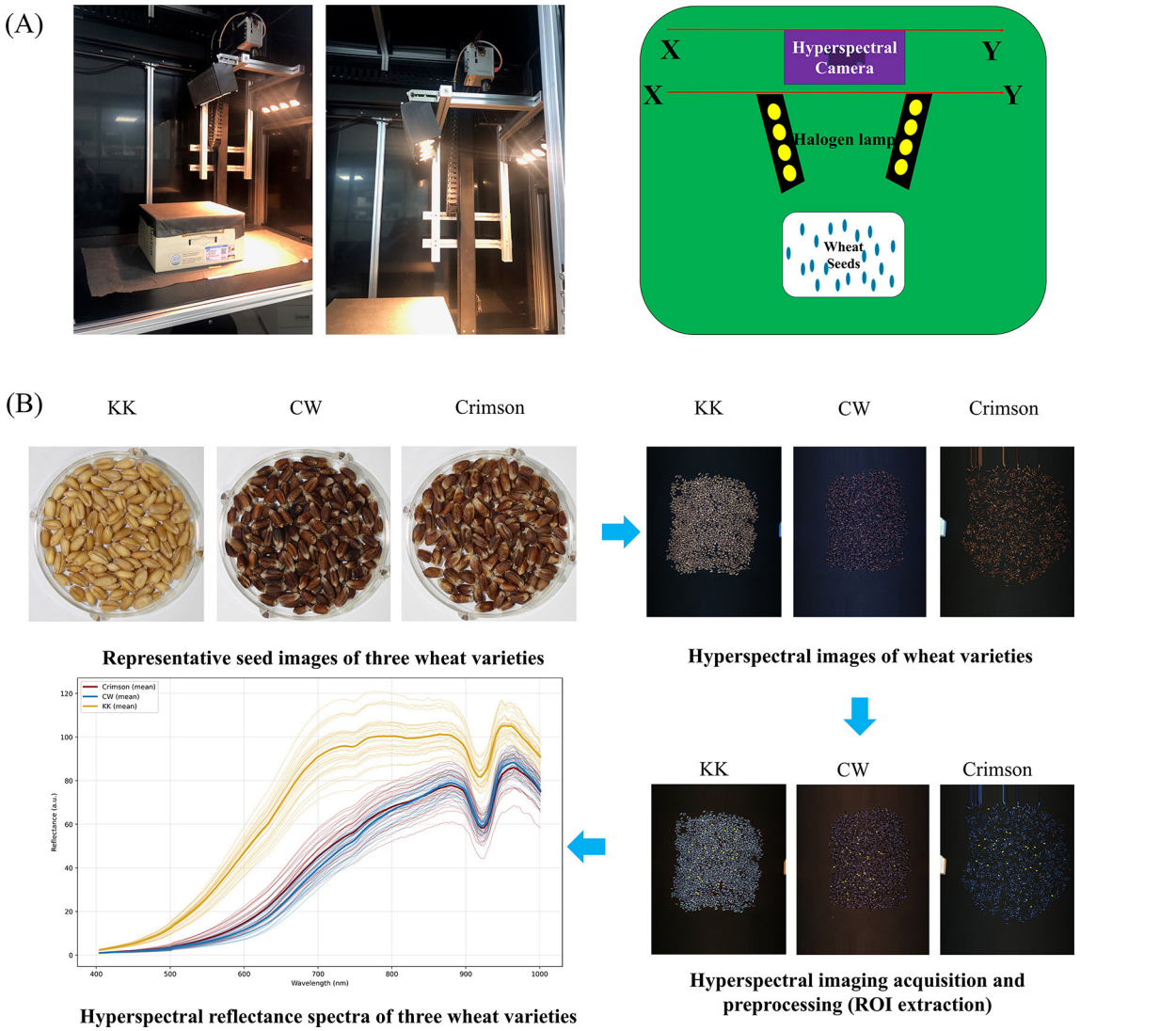

Fig. 1. Hyperspectral imaging system and workflow for spectral analysis of wheat seeds. (A) Photographs of the hyperspectral imaging system (left) showing the hyperspectral camera and halogen lamps positioned above the sample stage. The schematic diagram (right) illustrates the operating principle, where halogen lamps provide uniform illumination and the hyperspectral camera captures reflected light in a line-scan mode (X-axis) while the stage moves along the Y-axis. (B) Workflow for hyperspectral imaging and spectral analysis. Representative seeds of three wheat varieties (Keumkang, KK; Colored wheat, CW; and Crimson) were scanned using the hyperspectral imaging system. The raw hyperspectral images were preprocessed and segmented to extract regions of interest (ROIs) corresponding to individual seeds. Mean reflectance spectra of each variety were then calculated, showing distinct spectral profiles related to differences in seed coat pigmentation.

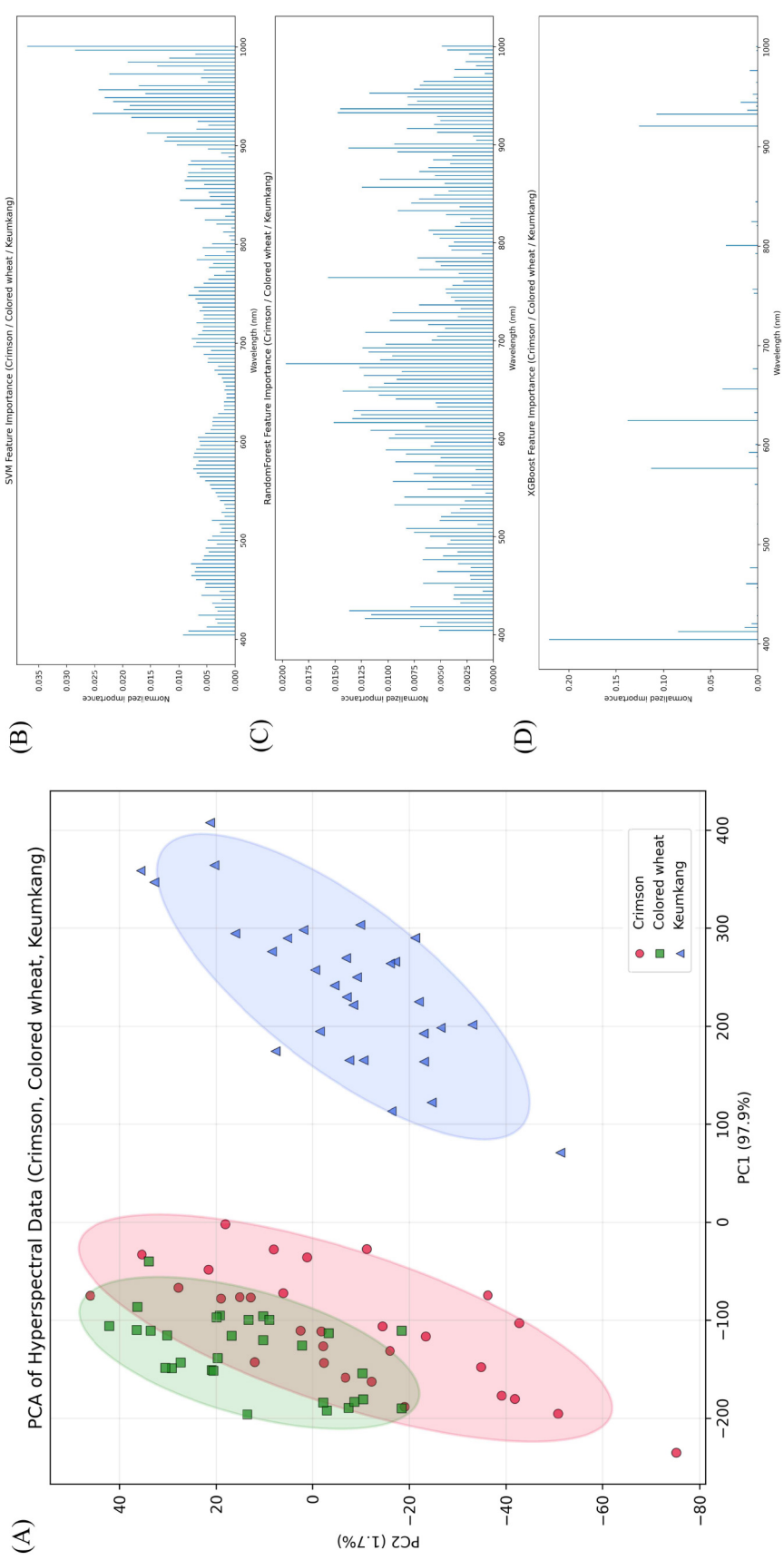

Fig. 2. Principal component analysis (PCA) and machine learning–based wavelength importance for hyperspectral reflectance data of wheat seeds (Crimson, colored wheat, Keumkang). (A) PCA score plot showing clear separation among Crimson (red circles), colored wheat (green squares), and Keumkang (blue triangles). Confidence ellipses represent the 95% confidence intervals of each group. (B) Support Vector Machine (SVM)-derived feature importance, highlighting major contributions in the near-infrared region (900-1000 nm). (C) Random Forest-derived feature importance, showing distributed contributions across the visible and near-infrared regions, with notable peaks in the 400-700 nm range. (D) Extreme Gradient Boosting (XGBoost)-derived feature importance, with strong peaks concentrated in a limited number of specific wavelengths.

반면 CW와 크림슨은 전반적으로 낮은 반사율을 보였으며, 특히 500-700 nm 영역에서 금강과의 차이가 크게 나타냈다. CW와 크림슨은 유사한 패턴을 보였으나, 크림슨의 경우 일부 파장에서 CW보다 더 낮은 반사율을 나타내 종피 색소 축적 양상이 차별적일 가능성이 있을 수 있다는 가능성이 제시된다. 또한 900 nm 부근에서 세 품종 모두 반사율이 일시적으로 하강하는 흡수 밴드가 관찰되었으며 이후 950-1000 nm 영역에서는 다시 반사율이 증가하는 경향을 보였다.

이러한 반사율 패턴의 차이가 실제로 품종 구분에 기여하는지를 검증하기 위해, 초분광 데이터를 이용한 주성분분석(PCA)과 머신러닝 기반 파장 중요도 분석을 수행하였다(Fig. 2). PCA 결과, 세 품종은 주성분 1 (PC1, 97.9%) 축을 따라 뚜렷하게 분리되었으며, 특히 금강은 밝은 종피 특성에 따라 크림슨과 CW와 명확히 구분되었다(Fig. 2A). 반면 크림슨과 CW는 스펙트럼 패턴이 유사하여 일부 중첩되는 양상을 보였지만, 여전히 부분적인 분리를 통해 종피색 차이를 반영하는 것을 확인할 수 있었다. 또한 세 가지 머신러닝 알고리즘(SVM, Random Forest, XGB)을 적용하여 파장대별 중요도를 산출한 결과, SVM에서는 900-1000 nm 근적외선 영역이 높은 기여도를 보였으며, Random Forest는 400-500 nm의 가시광 청색 영역과 600-700 nm 부근의 파장대가 고르게 중요한 변수로 도출되었다. 반면 XGB에서는 일부 국소적인 파장대에서만 중요도가 집중적으로 나타나, 특정 파장대 의존성이 큰 것으로 나타났다(Fig. 2B). 이러한 결과는 Fig. 1에서 관찰된 품종 간 스펙트럼 차이가 통계적으로도 명확히 구분 가능함을 보여주며, 특히 가시광 영역(400-700 nm)과 근적외선 영역(900-1000 nm)이 종피색 차이를 판별하는 핵심 파장대임을 확인하였다.

앞선 분석을 통해 초분광 영상이 밀 종자의 종피색 차이를 정량적으로 구분할 수 있음을 확인하였다(Figs. 1 and 2). 이러한 결과를 바탕으로, 본 연구에서는 방사선 조사 선원(감마선 완조사·급조사, 전자빔) 및 선량(100-500 Gy)에 따른 분광 반응 차이를 평가하였다. 이를 위해 PCA를 적용하여 대조구와 처리구의 분포를 비교한 결과, 방사선 종류와 선량에 따라 명확한 차별적 패턴이 관찰되었다(Fig. 3). 먼저, 감마선 완조사에서는 전반적으로 대조구와 처리구가 뚜렷하게 구분되는 분포를 보였다(Fig. 3A). 특히 100-200 Gy의 저선량에서도 대조구와 처리구 간에 분리 경향이 관찰되었으며, 선량이 증가함에 따라 클러스터 간 거리가 점차 확대되었다. 이는 장기간 조사에 따른 누적 효과가 종자의 스펙트럼 신호에 민감하게 반영된 결과로 해석된다. 다만, 일부 선량 구간에서는 군집 간의 경계가 겹치는 양상도 관찰되어, 분리가 절대적인 것은 아니었다.

감마선 급조사의 경우, 전반적으로 대조구와 처리구가 PCA 공간에서 상당 부분 중첩되어 나타났다(Fig. 3B). 저선량(100-200 Gy)에서는 대조구와 처리구 간의 차이가 거의 구분되지 않았으며, 고선량(300-500 Gy)에서도 일부 분리 경향은 관찰되었으나 완조사에 비해 그 범위가 제한적이었다. 이는 순간적으로 고선량을 조사하는 급조사 조건에서는 종자의 스펙트럼 신호 변화가 누적되지 못하거나, 단시간 내의 손상이 종피 반사율에 강하게 반영되지 않았음을 시사한다. 따라서 급조사는 완조사 대비 분광학적 차별성이 상대적으로 낮게 나타났다.

전자빔 조사(Fig. 3C)는 감마선 조사와 비교할 때 전반적으로 선량 의존성이 약하게 나타났다. 100-200 Gy 구간에서는 대조구와 처리구의 분포가 상당 부분 중첩되었으며, 뚜렷한 차별화는 확인되지 않았다. 그러나 300 Gy 이상에서는 처리구가 대조구와 점차 분리되는 경향을 보였고, 특히 500 Gy에서는 대조구와의 군집 차이가 뚜렷하게 나타났다. 이러한 결과는 전자빔의 국소적 에너지 침착 특성으로 인해 저선량에서는 반응이 미약하지만, 고선량에서는 누적된 물리·화학적 손상이 스펙트럼 변화로 반영된 것으로 해석된다.

다양한 방사선 선원(감마선 완조사, 감마선 급조사, 전자빔) 및 선량(100-500 Gy)에 따른 방사선 조사 후 밀 종자의 초분광 데이터를 분석하기 위해 세 가지 머신러닝 모델—Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), Extreme Gradient Boosting (XGB)—을 적용하였다. 전체 결과는 Fig. 4에 제시되어 있으며, 각 모델의 분류 정확도와 기여 파장대의 특징을 비교하였다. 방사선원 전반에서 SVM이 가장 높은 정확도를 보이는 경향이 확인되었다(Fig. 4A). 구체적으로, 감마선 완조사에서는 SVM이 100-300 Gy 구간에서 0.83, 400 Gy에서 0.72, 500 Gy에서 0.78로 우세하였다. RF와 XGB는 일부 구간에서 0.67-0.78의 정확도를 보였으나 일관된 우위는 확보하지 못하였다. 감마선 급조사에서는 SVM이 300 Gy에서 0.72, 400-500 Gy에서 0.89로 최고 성능을 기록하였다. 전자빔 조사에서도 SVM은 100 Gy에서 0.89, 400 Gy에서 0.83으로 두드러진 성능을 보였으며, 일부 선량(예: 300, 500 Gy)에서는 RF 또는 XGB가 0.83으로 SVM과 유사한 정확도를 보였다.

각 방사선원과 선량별로 최고 성능을 기록한 모델이 선택한 주요 파장대는 특정 구간에 반복적으로 집중되는 경향을 나타냈다(Fig. 4B). 첫째, 400-500 nm의 가시광 청-청록 영역은 주로 200-300 Gy 구간에서 분류 정확도를 높이는 핵심 파장대로 선택되었다. 둘째, 900-1000 nm의 근적외선 영역은 100 Gy 및 500 Gy 등 상대적으로 높은 선량 조건에서 빈번하게 선택되었다. 이러한 결과는 선량 수준에 따라 판별에 기여하는 스펙트럼 영역이 가시광 영역에서 근적외선 영역으로 이동하는 동적인 양상을 보일 수 있음을 시사하며, 특히, Fig. 4B의 회색 영역은 두 핵심 파장대가 반복적으로 중요하게 작용함을 강조한다. 실제 선원 및 선량 간 특이적인 파장대 정보를 제공하기 위하여 Fig. 4의 기초 데이터를 정리하였다(Supplementary Table 1). 본 표에는 방사선원 × 선량 × 모델별 Accuracy 값과 해당 Top wavelength가 수치화되어 있다. 예를 들어, 감마선 완조사-SVM은 100/200/300 Gy에서 0.83 (972.9/404.5/452.6 nm), 500 Gy에서 0.78 (948.9 nm)을 기록하였다. 감마선 급조사-SVM은 400-500 Gy에서 각

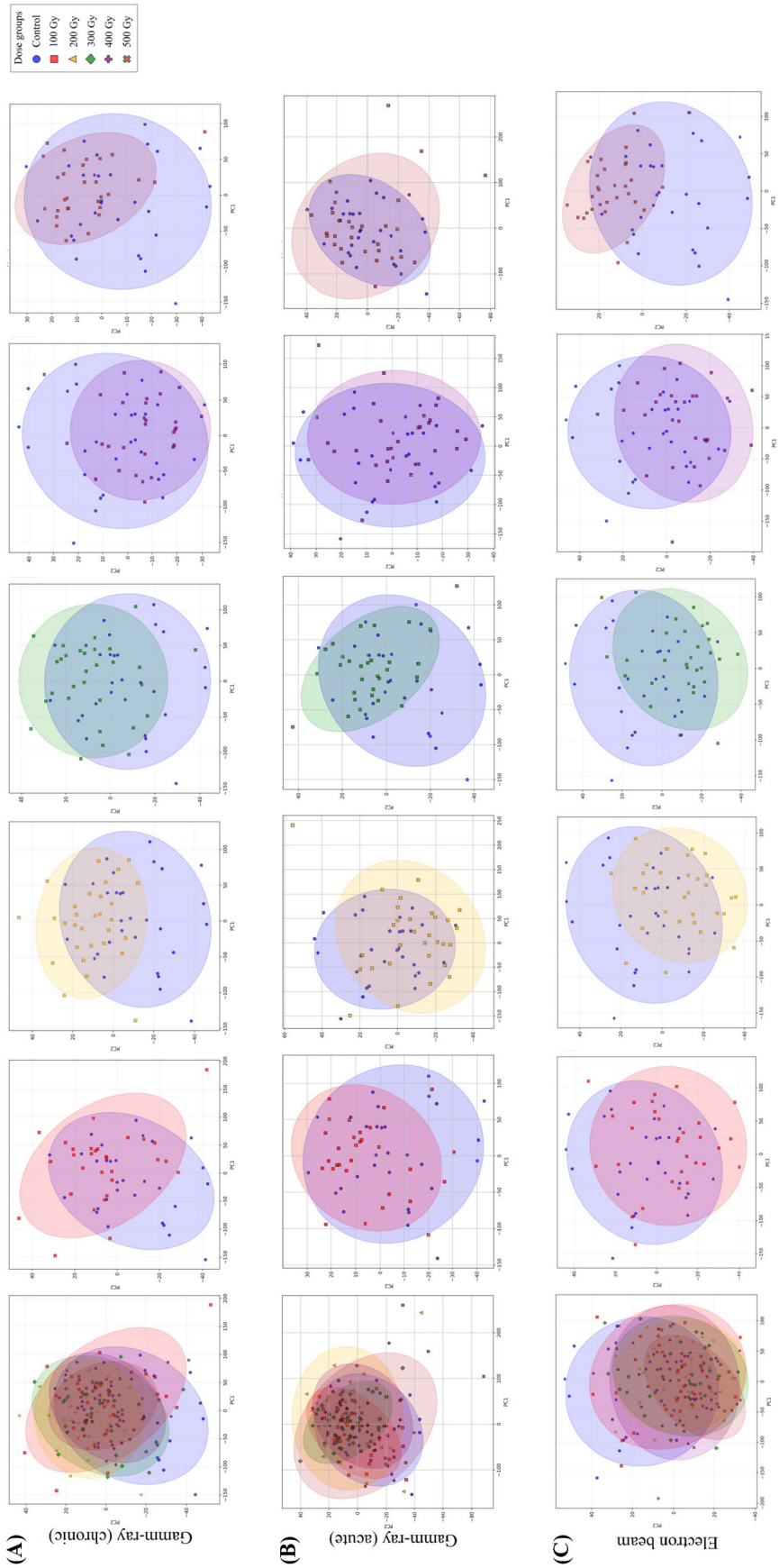

Fig. 3. Principal component analysis (PCA) score plots of wheat seeds exposed to different irradiation treatments. (A) Gamma ray (chronic irradiation), (B) Gamma ray (acute irradiation), and (C) Electron beam irradiation. For each irradiation type, hyperspectral reflectance data (400-1000 nm) were analyzed, and seeds were grouped by dose levels (Control, 100, 200, 300, 400, and 500 Gy). Ellipses represent the 95% confidence intervals of each group in the PCA space (PC1 vs PC2). Distinct separation between irradiated seeds and controls at higher doses suggests that hyperspectral imaging can discriminate radiation-induced alterations depending on irradiation source and dose.

각 0.89 (448.6/972.9 nm)로 최고 성능을 보였으며, 전자빔-SVM은 100 Gy에서 0.89 (944.8 nm), 300-400 Gy에서 0.78-0.83 (992.9/996.9 nm)으로 정리된다. 이를 통해 Fig. 4A와 4B에서 제시된 정확도 비교 및 핵심 파장 선택이 정량적으로 검증되었다. 또한, 각 방사선 선원별 선량에 따른 중요 파장대를 세 가지 모델(SVM, RF, XGB)을 통해 도출한 파장 중요도(feature importance) 스펙트럼을 제시하였다(Figure Supplementary 1-3).

3. 고 찰

본 연구에서는 금강, 유색밀(CW), 그리고 감마선 돌연변이 계통인 크림슨을 대상으로 400-1000 nm 범위의 초분광 반사율을 비교하여, 종피색에 따른 분광학적 차이를 검증하였고, 후속 방사선 처리 실험의 기반으로 삼았다. 금강은 전 구간에서 가장 높은 반사율을 나타내었으며 특히 500-700 nm 가시광 영역에서 두드러진 반사율 상승을 보였다. 반면, CW와 크림슨은 동일 영역에서 낮은 반사율을 나타내었고, 전반적으로 유사한 스펙트럼 패턴을 공유하였다. 이러한 차이는 종피에 존재하는 안토시아닌과 페놀성 색소가 빛을 강하게 흡수하는 특성과 관련이 있는 것으로 해석된다.

가시광 영역에서의 반사율 차이는 초분광 영상이 종피색에 따른 품종 구분에 활용될 수 있음을 시사한다. 특히, 백색 종피를 지닌 금강은 색소에 의한 흡광이 거의 없어 높은 반사율을 보였고, 유색 종피를 가진 CW와 크림슨은 안토시아닌과 폴리페놀 축적에 따라 반사율이 감소하였다. Blackburn (2007) [21]은 식물 색소(클로로필, 카로티노이드, 안토시아닌 등)가 가시광-근적외선 영역에서 스펙트럼 반사율에 큰 영향을 미친다고 보고하였다. 또한, 밀의 잎을 대상으로 초분광 반사율을 이용해 안토시아닌 함량을 추정하는 선행연구를 확인할 수 있다[22]. 이는 본 연구에서 초분광 반사율을 활용한 종피색 구분 가능성을 확인한 결과와 맥락을 같이 한다.

금강, CW, 크림슨, 세 품종 모두에서 공통적으로 900 nm 부근에서 반사율이 일시적으로 낮아지는 흡수 밴드가 관찰되었다. 이 구간은 식물 조직 내의 수분이나 단백질 같은 유기 성분과 밀접하게 관련된 파장대로 알려져 있다. 식물의 스트레스 반응을 초분광으로 분석하면서 900 nm 부근 신호가 수분과 단백질 상태 변화를 반영한다는 연구가 보고되었고[23], 종자의 순도 검출 연구에서 900 nm 부근 파장이 종자 내 화학 성분(특히 단백질과 전분)의 구조적 특성과 연관됨을 제시하였다[24]. 따라서 향후 연구에서는 색소, 수분, 전분, 단백질 등의 조성 분석을 병행하여 900 nm 부근 신호가 어떤 생화학적 변화를 반영하는지를 정밀하게 규명할 필요가 있다.

반사율 비교만으로도 패턴은 보이지만 정량적 해석이 제한적이기 때문에, PCA와 머신러닝 기반 파장 중요도 분석을 수행하였다(Fig. 2). PCA 결과, 세 품종은 PC1 축에서 뚜렷하게 분리되었으며, 특히 금강이 크림슨 및 CW와 명확하게 구분되는 양상을 보였다(Fig. 2A). 이는 Fig. 1에서 관찰된 반사율 차이가 실제 통계적으로 분류력을 지니고 있음을 증명한다. 본 연구에서는 smoothing, derivative 변환 등 일반적으로 활용되는 스펙트럼 전처리 과정을 적용하지 않고 원시 반사율 데이터(raw reflectance)를 기반으로 분석을 수행하였다. 이러한 단순화된 접근에도 불구하고 PCA와 머신러닝 분석에서 품종 간 분리가 뚜렷하게 확인되었으며, 이는 종피색 차이가 초분광 신호에 강하게 반영되어 있음을 시사한다. 특히, 전처리 없이도 안정적인 분류가 가능하다는 점은 현장에서의 실용성과 연구 재현성을 동시에 확보할 수 있다는 측면에서 중요한 의미를 갖는다. 머신러닝 분석 결과, SVM은 근적외선(900-1000 nm), Random Forest는 가시광 청색(400-500 nm)과 중파장 영역, XGB는 일부 협소한 파장대 등 각 모델이 서로 다른 영역을 활용하는 양상을 보였다(Fig. 2B). 이는 초분광 데이터 자체가 종피색 차이를 충분히 반영하고 있으며, 전처리 없이도 판별력이 확보될 수 있음을 보여준다. 동시에 향후 연구에서는 전처리 기법을 적용하여 신호 대비와 안정성을 보강함으로써 보다 정밀한 파장대 도출이 가능할 것으로 기대된다.

초분광 파장에 따른 종피색에 따른 품종 구별가 가능함을 확인한 뒤(Figs. 1-2), 동일 플랫폼을 방사선 조사 조건으로 확장하여 선원·선량에 따른 분광 반응의 체계적 차이를 검증하였다(Figs. 3-4). PCA 결과, 감마선 완조사에서 저선량부터 군집 분리가 감지되었고, 급조사는 고선량에서도 분리가 제한적으로 확인되었다. 전자빔은 전반적으로 선량 의존성이 약하지만 고선량에서 부분적 분리가 나타났다. 이러한 경향은 급·완조사에서의 생물학적 반응 차이(누적 스트레스 vs 순간 충격)와 방사선 물리적 특성(투과/에너지 침착)으로 설명될 수 있다. 감마선은 깊은 투과로 균일한 조사·누적효과를 유발하는 반면, 전자빔은 침투 깊이가 상대적으로 얕고 에너지 침착이 국소적이라 처리 두께·밀도에 따라 반응 변동성이 커질 수 있다고 판단된다[25].

특히, 본 연구에서는 가시광(400-500 nm)과 근적외선(900-1000 nm)이 반복적으로 확인이 되었는데, 금강에서의 가시광 400-500 nm에서 반사율 저하는 안토시아닌·폴리페놀 등 색소 흡광의 직접적 반영되었다고 생각할 수 있다. 식물 조직에서는 VIS (가시광) 영역이 특히 색소(클로로필, 안토시아닌, 카로티노이드 등)의 빛 흡수 변화에 민감하기 때문에, 이 대역에서의 반사율 변화는 품종·형질·스트레스 차이를 반영할 수 있다[26]. 본 연구에서 확인된 결과도 이러한 색소와 분광 신호의 연계를 뒷받침한다. 실제로 백색 종피를 가진 금강은 높은 반사율을 보였던 반면, 유색 종피(CW와 크림슨)는 낮은 반사율을 나타냈다. 또한 Fig. 4B에서 반복적으로 선택된 400-500 nm 구간 역시 색소 축적과 직접적으로 연결된 영역임을 보여준다.

기존 연구들에 따르면 감마선 완조사는 장기간에 걸쳐 누적되는 산화 스트레스와 유전자 발현 변화가 종자 내부에 점차 축적되면서, 이러한 변화가 안정적인 표현형으로 전이되는 경우가 많

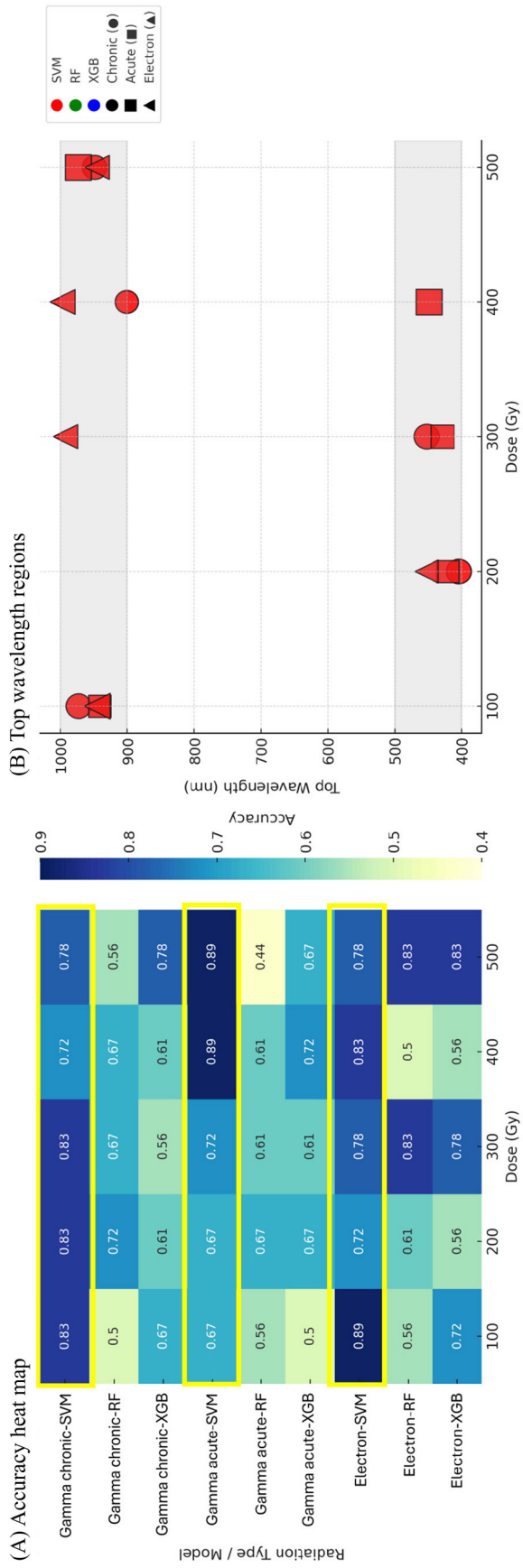

Fig. 4. Classification performance and key wavelength regions of hyperspectral reflectance in irradiated wheat seeds. (A) Heat map of classification accuracy across irradiation types [gamma ray chronic, gamma ray acute, electron beam], irradiation doses (100-500 Gy), and machine learning models [Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), Extreme Gradient Boosting (XGB)]. Numbers within each cell indicate classification accuracy. Yellow boxes highlight the highest accuracies, consistently achieved by the SVM model. (B) Top wavelength regions identified as most informative for classification. Marker shapes indicate irradiation type (circle: chronic, square: acute, triangle: electron beam), while colors represent models (red: SVM, green: RF, blue: XGB). Shaded gray areas correspond to two major spectral regions repeatedly contributing to classification: the visible range (400-500 nm) and the near-infrared range (900-1000 nm).

다. 반면 급조사는 짧은 시간 동안 강한 충격을 주기 때문에, 일시적인 대사 교란이나 부분적인 반응에 그치는 경우가 많다[27]. 이런 차이 때문에 스펙트럼 신호에서도 완조사에서는 저선량 단계부터 뚜렷한 분리가 나타나는 반면, 급조사에서는 고선량에서도 분리가 제한적으로만 확인되는 경우가 많다. 본 연구의 PCA 결과 역시 완조사에서는 저선량부터 분리, 급조사에서는 고선량에서도 부분적인 패턴을 보이고 있다. 전자빔의 경우 물리적 특성이 또 다르다. 전자빔은 방사능 잔류가 없고 강도 제어가 용이하다는 장점이 있지만, 감마선에 비해 투과력이 낮고 에너지 침착이 국소적이라는 한계가 있다[28]. 따라서 동일한 표준선량을 조사하더라도 종자의 크기, 밀도, 방향에 따라 실제 흡수되는 선량이 균일하지 않을 수 있다. 본 연구에서 전자빔 조건에서 저선량에서는 뚜렷한 차이가 보이지 않고, 500 Gy와 같은 고선량에서만 분리가 확인된 것도 바로 이러한 물리적 배경을 반영한 결과로 해석할 수 있다.

머신러닝을 활용한 분석에서는, 세 가지 방사선원 전반에서 서포트 벡터 머신(SVM)이 가장 안정적으로 높은 정확도를 보였다 (Fig. 4A). SVM은 고차원 데이터에서도 최대 마진을 찾는 방식으로 학습하기 때문에, 표본 수가 제한적이면서도 변수는 많은 초분광 데이터에서 특히 강점을 가진다[29]. 실제로 곡물 종자나 작물 잎을 분류하는 여러 연구에서도 SVM이 다른 알고리즘보다 우수한 성능을 보이는 선행연구와 본 연구 결과의 경향이 일치한다. 물론 모든 경우에 SVM이 우월한 것은 아니다. 데이터셋의 크기와 특성, 특징 추출 방식에 따라 Random Forest (RF)나 XGBoost (XGB)가 더 높은 정확도를 보인 사례도 있다. 특히, RF와 XGB는 변수 중요도를 직관적으로 해석할 수 있고, 스펙트럼–공간 정보(Spatial Feature)를 함께 활용하거나 메타-부스팅 기법을 적용할 때 좋은 성능을 낸다는 보고가 있다[30]. 따라서 실제 응용에서는 과제 특성에 맞는 모델 선택이 중요하며, 본 연구에서는 SVM이 가장 적합한 결과를 제공했다는 점에서 의미가 있다고 할 수 있다.

감마선과 전자빔 모두 식물 조직에서 활성산소종(ROS) 축적, DNA 손상, 세포 구조 교란 등을 유발하는 것으로 알려져 있다. 이러한 변화는 단순히 생리학적 수준에서 끝나는 것이 아니라, 종자의 종피나 배유 구조에 반영되며, 결과적으로 빛의 산란·흡수 특성에 변화를 일으킨다. 예를 들어, 단백질과 전분 매트릭스가 부분적으로 재배열되거나 수분 결합 상태가 변하면, 근적외선(특히 900-1000 nm 부근)의 흡수 패턴이 달라질 수 있다. 본 연구에서 관찰된 선량 의존적 파장 전이, 즉 저선량에서는 가시광 영역(400-500 nm), 고선량에서는 근적외선 영역(900-1000 nm)이 반복적으로 중요하게 선택된 현상은 이러한 조직·성분·수분 상태 변화가 분광학적으로 민감하게 반영된 결과라고 해석할 수 있다[25]. 즉, 초분광을 활용한 스펙트럼 분석은 방사선 유래의 생화학적 변화를 비파괴적으로 간접 추적할 수 있는 효과적인 도구임을 확인한 것이다.

본 연구에서는 일반적으로 활용되는 smoothing, derivative 변환, 정규화 등의 스펙트럼 전처리 과정을 적용하지 않고 원시 반사율 데이터(raw reflectance)를 기반으로 분석을 수행하였다. 그럼에도 PCA와 머신러닝을 통해 품종 간 및 처리 조건 간 구분이 가능했으며, 이는 종피색 차이나 수분·성분 관련 신호가 분광 데이터에서 뚜렷하게 반영된 결과로 해석할 수 있다. 다만, 모든 경우에 전처리를 생략할 수 있는 것은 아니며, 여러 연구에서는 적절한 전처리 과정을 거쳤을 때 모델의 안정성과 정확도가 향상된다고 보고된 바 있다[31]. 따라서 향후 연구에서는 원시 데이터와 전처리 데이터를 비교하여 분석 전략의 장단점을 정량적으로 평가할 필요가 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 초분광 영상(Hyperspectral Imaging, HSI)을 활용하여 밀 종자의 종피색 차이와 방사선 조사(감마선 완조사, 감마선 급조사, 전자빔) 조건에 따른 스펙트럼 반응을 체계적으로 비교·분석하였다. 종피색 비교에서는 금강(백색밀)과 유색 계통(CW, 크림슨) 간에 가시광(400-700 nm) 영역에서 뚜렷한 반사율 차이가 확인되었으며, 특히 400-500 nm 구간은 색소(안토시아닌, 폴리페놀) 축적과 직접적으로 연관된 핵심 지표로 작용하였다. 더불어, 900 nm 부근의 공통 흡수 밴드는 수분 및 단백질 상태와 관련된 파장대로서 향후 화학·생리학적 검증을 통해 종자 성분 분석과 연계될 수 있음을 시사하였다.

방사선 조사 조건 분석에서는 PCA와 머신러닝을 적용하여 선원 및 선량에 따른 차별적 패턴을 규명하였다. 감마선 완조사는 저선량부터 처리구와 대조구 간 분리가 뚜렷하게 나타났으나, 급조사는 고선량에서도 분리 정도가 제한적으로 확인되었다. 전자빔은 저선량에서 차별성이 낮았으나, 고선량(특히 500 Gy)에서 분리가 강화되는 양상이 관찰되었다. 머신러닝 분석에서는 Support Vector Machine (SVM)이 전반적으로 가장 높은 정확도를 기록하였으며, Random Forest (RF)와 Extreme Gradient Boosting (XGB)은 일부 조건에서 경쟁적 성능을 보였다. 핵심 파장대는 가시광(400-500 nm)과 근적외선(900-1000 nm)에서 반복적으로 선택되었으며, 이는 색소 축적과 수분·성분 변화가 방사선 반응의 주요 지표임을 보여준다.

방법론적으로 본 연구는 복잡한 전처리 없이 원시 반사율 데이터(raw reflectance)를 기반으로도 품종·처리 조건 분류가 가능함을 입증하였다. 이는 현장 적용에서 분석 과정을 단순화하고, 재현성과 실용성을 높이는 장점을 제공한다. 동시에 향후 연구에서는 다양한 전처리 기법과 알고리즘을 비교하여 최적의 분석 체계를 확립할 필요가 있다.

농업적 관점에서 본 연구의 결과는 방사선 돌연변이 육종에서 처리 효과를 신속하게 평가하거나, 종피색 기반 품종 판별, 저장·가공 단계에서 품질 관리 지표로 활용될 수 있다. 또한, 비파

과적·고속 분석이 가능하다는 점에서 대규모 육종 집단 선발이나 산업적 품질 관리에도 응용될 수 있는 잠재력을 갖는다.

종합적으로, 본 연구는 초분광 영상과 머신러닝을 통합하여 밀 종자의 종피색 및 방사선 처리 효과를 탐지할 수 있는 가능성을 제시하였으며, 향후 생리학적·분자적 분석과 연계될 경우 농업 및 식품 산업 현장에서 활용도가 높은 기술적 기반을 마련할 수 있을 것으로 기대된다.

사 사

본 연구는 과학기술정보통신부의 재원으로 한국원자력연구원의 주요사업(523420-25)에 의해 수행되었으며, 그 지원에 감사드립니다.

참고문헌

1. Roychowdhury R and Tah J. 2013. Mutagenesis-A potential approach for crop improvement. In Crop Improvement: New Approaches and Modern Techniques.; Anonymous. Springer. 149-187.
2. Muller HJ. 1928. The Production of Mutations by X-Rays. Proceedings of the National Academy of Sciences. 14:714-726.
3. Manjaya JG. 2023. Contribution and Impact of Mutant Varieties on Food Security. In: Raina A, Wani MR, Laskar RA, Tomlekova N, Khan S. (eds) Advanced Crop Improvement, Volume 1. Springer, Cham pp. 47-73.
4. Kovacs E and Keresztes A. 2002. Effect of Gamma and UV-B/C Radiation on Plant Cells. *Micron*. **33**:199-210.
5. Wi SG, Chung BY, Kim J, Kim J. Baek M, Lee J and Kim YS. 2007. Effects of Gamma Irradiation on Morphological Changes and Biological Responses in Plants. *Micron*. **38**:553-564.
6. Farkas J. 2006. Irradiation for Better Foods. *Trends Food Science and Technology*. **17**:148-152.
7. Boscherini F. 2013. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section B: Beam Interactions with Materials and Atoms.
8. Kume T, Furuta M, Todoriki S, Uenoyama N and Kobayashi Y. 2009. Status of Food Irradiation in the World. *Radiation Physics and Chemistry*. **78**:222-226.
9. Souframanien J, Reddy KS, Petwal VC and Dwivedi J. 2016. Comparative Effectiveness and Efficiency of Electron Beam and 60^{Co} Gamma-Rays in Induction of Mutations in Black Gram [*Vigna Mungo* (L.) Hepper]. *Journal of Food Legumes*. **29**:1-6.
10. Luo W, Li Y, Wu B, Tian Y, Zhao B, Zhang L, Yang K and Wan P. 2012. Effects of Electron Beam Radiation on Trait Mutation in Azuki Bean (*Vigna Angularisi*). *African Journal of Biotechnology*. **11**:12939-12950.
11. Dhole VJ, Souframanien J, Reddy KS and Petwal VC. 2023. Comparison of Effectiveness and Efficiency of Electron Beam Over Gamma Rays to Induce Novel Mutations in Mungbean (*Vigna Radiata* L. Wilczek). *Applied Radiation and Isotopes*. **194**:110719.
12. Shewry PR and Hey SJ. 2015. The Contribution of Wheat to Human Diet and Health. *Food and energy security*. **4**:178-202.
13. Garg M, Kaur S, Sharma A, Kumari A, Tiwari V, Sharma S, Kapoor P, Sheoran B, Goyal A and Krishania M. 2022. Rising Demand for Healthy Foods-Anthocyanin Biofortified Colored Wheat is a New Research Trend. *Frontiers in Nutrition*. **9**:878221.
14. Ficco DBM and Borrelli GM. 2023. Nutritional Components of Wheat Based Food: Composition, Properties, and Uses. *Foods*. **12**:4010.
15. Wu Z, Hu X, Zhang X, He N, Wang X, Zhang J, Xue X, Wang Y and Xu S. 2025. Advances in Understanding Wheat Grain Color: Genetic, Nutritional, and Agronomic Perspectives. *Agronomy*. **15**:1108.
16. Wang L, Liu D, Pu H, Sun D, Gao W and Xiong Z. 2015. Use of Hyperspectral Imaging to Discriminate the Variety and Quality of Rice. *Food analytical methods*. **8**:515-523.
17. Mutlu AC, Boyaci IH, Genis HE, Ozturk R, Basaran-Akgul N, Sanal T and Evlice AK. 2011. Prediction of Wheat Quality Parameters using Near-Infrared Spectroscopy and Artificial Neural Networks. *European food research and technology*. **233**:267-274.
18. Amiri M, Arab M, Sadrabad EK, Mollakhalili-Meybodi N and Fallahzadeh H. 2023. Effect of Gamma Irradiation Treatment on the Antioxidant Activity, Phenolic Compounds and Flavonoid Content of Common Buckwheat. *Radiation Physics and Chemistry*. **212**:111127.
19. Hong MJ, Ko CS, Kim JB and Kim DY. 2025. Enhancement of the Seed Color, Antioxidant Properties, and Agronomic Traits of Colored Wheat Via Gamma Radiation Mutagenesis. *Foods*. **14**:487.
20. Hong MJ, Kim DY, Nam BM, Ahn JW, Kwon SJ, Seo YW and Kim JB. 2019. Characterization of novel mutants of hexaploid wheat (*Triticum aestivum* L.) with various depths of purple grain color and antioxidant capacity. *Journal of the Science of Food and Agriculture* **99**(1):55-63.
21. Blackburn GA. 2007. Hyperspectral Remote Sensing of Plant Pigments. *Journal of Experimental Botany*. **58**:855-867.
22. Miao H, Chen X, Guo Y, Wang Q, Zhang R and Chang Q. 2024. Estimation of Anthocyanins in Winter Wheat Based on Band Screening Method and Genetic Algorithm Optimization Models. *Remote Sensing*. **16**:2324.
23. Cotrozzi L and Couture JJ. 2020. Hyperspectral Assessment of Plant Responses to Multi-stress Environments: Prospects for Managing Protected Agrosystems. *Plants, People, Planet*. **2**:244-258.
24. Zhang H, Hou Q, Luo B, Tu K, Zhao C and Sun Q. 2022. Detection of Seed Purity of Hybrid Wheat using Reflectance and Transmittance Hyperspectral Imaging Technology. *Frontiers in Plant Science* **13**:1015891.
25. Riviello-Flores M.L, Cadena-Iñiguez J, Ruiz-Posadas LM, Arévalo-Galarza ML, Castillo-Juárez I, Soto HM and Castillo-Martínez CR. 2022. Use of Gamma Radiation for the Genetic Improvement of Underutilized Plant Varieties. *Plants*. **11**:1161.
26. Wong CYS, Gilbert ME, Pierce MA, Parker TA, Palkovic A, Gepts P, Magney TS and Buckley TN. 2023. Hyperspectral Remote Sensing for Phenotyping the Physiological Drought Response of Common and Tepary Bean. *Plant Phenomics* **5**:0021.
27. Hong MJ, Kim DY, Ahn J, Kang S, Seo YW and Kim JB. 2018. Comparison of Radiosensitivity Response to Acute and Chronic Gamma Irradiation in Colored Wheat. *Genetics and Molecular Biology*. **41**:611-623.
28. Fan X, Sokorai K, Weidauer A, Gotzmann G, Rögner F and Koch E. 2017. Comparison of Gamma and Electron Beam Irradiation in Reducing Populations of *E. coli* Artificially Inoculated on Mung Bean, Clover and Fenugreek Seeds, and Affecting Germination and Growth of Seeds. *Radiation Physics and Chemistry*. **130**:306-315.
29. Zhang F, Wang M, Zhang F, Xiong Y, Wang X, Ali S, Zhang Y and Fu S. 2024. Hyperspectral Imaging Combined with GA-SVM for Maize Variety Identification. *Food Science & Nutrition* **12**:3177-

3187.
30. Ekramirad N, Doyle L, Loeb J, Santra D and Adedeji AA. 2024. Hyperspectral Imaging and Machine Learning as a Nondestructive Method for Proso Millet Seed Detection and Classification. *Foods* **13**:1330.
31. Ferreira L C, Carvalho ICB, Jorge LAC, Quezado-Duval AM and Rossato M. 2024 Hyperspectral Imaging for the Detection of Plant Pathogens in Seeds: Recent Developments and Challenges. *Frontiers in Plant Science*. **15**:1387925.