

# 열화상 영상 및 센서 융합 기반 스마트 온실 토양 내 이물질 탐지 기법 연구

김현준, 김승재, 여현\*

\*국립순천대학교

[khy0098@naver.com](mailto:khy0098@naver.com), [ksj1216@scnu.ac.kr](mailto:ksj1216@scnu.ac.kr), [\\*yhyun@scnu.ac.kr](mailto:*yhyun@scnu.ac.kr)

## Research on foreign object detection techniques in soil of smart greenhouse based on thermal imaging and sensor fusion

Kim Hyun Jun, Kim Seung Jae, Yoe Hyun\*

\*Sunchon National Univ.

### 요약

스마트온실 환경에서의 작물 생육 안정성과 품질 향상을 위해 토양 내 이물질의 조기 탐지는 매우 중요하다. 본 연구는 열화상 카메라와 지중 센서를 융합하여 토양 내부에 매립된 이물질(금속, 플라스틱, 유기물 등)을 비침습적으로 탐지하는 기술을 제안한다. 실험은 실제 온실에서 다양한 이물질을 매립한 후 열화상 영상 및 수분·온도 센서를 통해 데이터를 수집하고, 분석하는 방식으로 수행되었다. 열화상 영상에서는 온도 분포 이상 패턴을 기반으로 후보 지점을 도출하였고, 센서 데이터를 통해 이물질 주변의 환경 변화를 정량적으로 분석하였다. 본 연구의 결과는 스마트팜 내 토양 상태의 실시간 진단과 이물질 기반 생육 장애 예방에 기여할 수 있을 것으로 판단되며, 향후 다양한 측면으로의 활용이 가능할 것으로 보인다.

### I. 서 론

스마트팜 기술의 발전으로 온실 환경의 자동화·지능화가 가속화되고 있으며, 작물 생육의 정밀 제어와 자원 효율화가 핵심 과제로 부상하고 있다. 특히 작물의 뿌리 생장과 밀접한 토양 환경 내 이물질(비닐, 금속류, 곤충 사체 등)은 수분 흡수 저해, 병해충 유발 등 생육 장애의 원인이 될 수 있다.

기존에는 육안 점검이나 수동 채취 방식으로 이물질을 확인해왔으나, 정확도와 효율성이 낮고 토양 내부에 매립된 이물질은 탐지가 어렵다는 한계가 있다. 또한 기후 변화로 인한 온실 내 온도 변동성 증가에 따라, 특정 이물질은 열 분포 이상을 유발해 뿌리 손상 및 생육 편차를 초래할 수 있다. 이에 본 연구는 열화상 영상과 지중 센서를 융합한 비침습적 이물질 탐지 기술을 제안하고, 온도 이상, 배화 현상, 여름상 등의 오류를 고려한 탐지 알고리즘의 적용 가능성을 검토한다. 본 논문은 관련 연구 동향(2장), 실험 시스템 구성(3장), 실험 결과 분석(4장), 결론 및 향후 연구 방향(5장)으로 구성된다.

### II. 관련 연구

스마트 온실에서는 열화상 카메라와 센서 기술이 주로 작물 생육 모니터링, 수분 스트레스 진단, 병해 탐지에 활용되어 왔다. 예를 들어, O'Shaughnessy et al.(2011)은 열화상으로 수분 부족 시 일 온도 상승을 진단하였고, Zhang et al.(2019)은 일 면적 온도를 기반으로 스트레스 상태를 분류하는 딥러닝 모델을 제안하였다[1]. 또한, 일부 연구는 토양 센서를 통해 수분, 온도, EC 데이터를 수집해 생육환경을 정량 평가하고자 하였다[2]. 그러나 기존 연구들은 대부분 작물 상부에 집중되어 있으며, 토양 내부의 비가시적 이상 요소 탐지에는 한계가 있다. 토양 내 이물질 탐지를 위한 GPR, 금속 탐지기, X선 영상 분석 등은 존재하지만, 장비 크기나 작물 피해 우려로 인해 농업 현장 적용에는 비용과 실용성 측면의 제약이 크다 [3].

### III. 연구 방법

#### III.1 실험 환경 및 장비 구성

본 연구는 전남 순천대학 교내 소재 스마트 온실 실증하우스에서 수행되었으며, 토양 내 이물질 탐지를 위해 열화상 영상 장비와 지중 센서 시스템을 함께 운용하였다. 실험에 사용된 장비는 다음과 같다.

##### 표 1. 실험 환경 및 장비 구성

장비 구분	모델	적용 규격
열화상 카메라	FLIR E8-XT	감지온도: $-20 \sim 250^{\circ}\text{C}$ 감도: $< 0.06^{\circ}\text{C}$ at $30^{\circ}\text{C}$
RGB 카메라	StreamCam	FHD, 60fps
지중 센서	Decagon	심도 5cm, 10cm, 20cm 설치
태아 헤드/통신	MEGA 2560, RS485	Wi-Fi 변환기

#### III.2 실험 대조군 대상 선정 및 방법 설계

정량적 탐지 정확도 비교를 위해 토양 내 다음의 이물질을 각 3회 반복 매립하였다. 매립 깊이는 표면부터 10cm 이내로 설정하였다.

표 2. 이물질 매립 대상 설정

종류	설명
금속 조각	알루미늄 캔 파편
플라스틱	검은색 비닐 조각(PE계)
유기물	곤충 사체(전조된 상태)
목재 조각	나무 파편
정상	이물질이 없는 토양

열화상 영상은 30분간격으로 촬영하였으며, 센서 데이터는 1분 간격으로 수집하였다. 총 3일의 기간동안 주간 측정(09:00 ~ 17:00)을 수행하였다. 또한, 온실을 총 5개의 구역으로 나누어 각 매립 종류를 구분하였다.

#### III.3 데이터 수집 및 전처리 알고리즘 설계

총 576장의 열화상 이미지와 8,640개의 센서 데이터를 수집하였으며(3개 심도  $\times$  3항목  $\times$  5지점  $\times$  20회), 영상은 히스토그램 균등화 및 온도 클리핑( $20\sim45^{\circ}\text{C}$ ), 여름상·배화 영역 필터링 등의 전처리를 수행하였다 [4]. 그림 1은 센서와 열화상 기반 이물질 탐지 절차를 보여준다. 수집된 데이터는 시간 및 위치 기준으로 정렬·매칭되며,  $\Delta T \geq 1.5^{\circ}\text{C}$  이상 온도 상승 영역과 센서 이상 편차(수분  $\pm 5\%$ , 온도  $\pm 2^{\circ}\text{C}$ )가 중복될 경우 이물질로 판단한다. 필요 시 YOLO 모델로 이물질 위치를 시각화하고, 결과는 Heatmap으로 출력하였다.

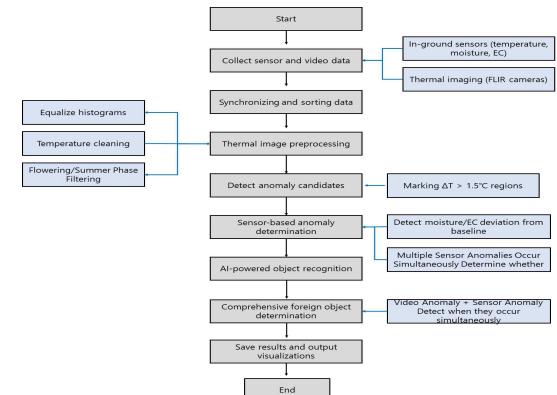


그림 1. 열화상 기반 이상 탐지 데이터 처리 및 분석 흐름도

#### III.4 이물질 탐지 방법 소개

열화상 기반 이상 감지를 위해서 열분포의 특징을 추출(온도 히트맵에서 지역 온도 편차( $\Delta T > 1.5^{\circ}\text{C}$ ) 이상 영역 마킹하고, 형태 기반 필터링에서는 이물질로 추정되는 열 패턴의 면적, 경계, 원형도 등을 기준으로 필터링을 수행한다. 또한, 센서 기반 탐지로직의 경우 기준값 대비 수분 함량에  $\pm 5\%$  이상 변동이 발생하거나, 온도 국부 편차가  $\pm 2.0^{\circ}\text{C}$  이상일 경우 의심지점으로 판단하도록 하였다[5].

#### IV. 실험 결과 및 분석

##### IV.1 열화상 카메라 기반 이물질 탐지 결과

열화상 카메라를 통해 촬영된 총 576장의 영상 중, 전처리 및 분석을 거쳐 이물질이 매립된 지점에서 명확한 열 이상 분포가 확인된 경우는 460장(82%)으로 확인되었다.

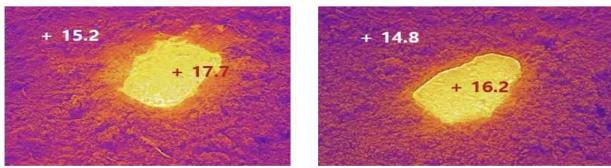


그림 2. 금속/플라스틱 조각 매립 시 열화상 영상(주변)과 목재/사체 열화상 영상(이상)

특히 금속 조각 및 유기물의 경우 주변 토양 대비 평균  $1.8^{\circ}\text{C}$  이상의 온도 편차( $\Delta T$ )를 나타내며 탐지 가능성이 전반적으로 높았다. 플라스틱 조각의 경우 복사율 특성상 일부는 배화(과노출) 현상으로 경계가 흐려지는 경향이 있었다.

##### IV.2 센서 데이터 기반 이물질 이상 감지 분석 결과

지중 온도·수분·EC 센서를 통한 로그 데이터 분석 결과, 이물질 매립 지점에서는 다음과 같은 패턴이 반복적으로 관찰되었다.

표 3. 센서 데이터 기반 이물질 이상 감지 수치 결과

이물질 종류	수분 편차	EC 변화(dS/m)	온도 편차
금속	-3.1%	+0.22	+ 2.0
플라스틱	+1.4%	+ 0.05	+ 1.1
유기물	+5.7%	+ 0.28	+ 2.3
목재	-0.8%	0.04	+ 0.7
정상 토양	$\pm 0.5\%$ 이내	$\pm 0.02$ 이내	$\pm 0.5$ 이내

유기물 이물질의 경우 미세 발열과 수분 유지 특성으로 인해, 주변 토양보다 고온·고수분 특성을 보였다. 반면, 플라스틱의 경우 센서 감지 특성이 비교적 낮았으며, 영상 기반 탐지와 병행할때만 신뢰성 있는 판별이 가능했다.

##### IV.3 영상처리 보정 및 AI 탐지 정확도 분석

열화상 영상 내 배화 및 여름상 영역은 전체 영상의 약 11.2%를 차지하였으며, 필터링 및 클리핑 적용 후 탐지 오류율이 크게 감소하였다.

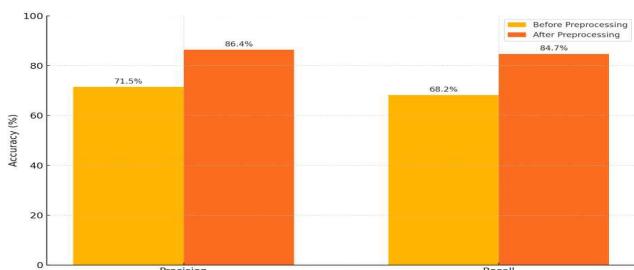


그림 3. 전처리 전/후 AI 탐지 정확도 비교

전처리 전 AI 탐지 정확도는 Precision 71.5%, Recall 68.2%로, 전처리 후 AI 탐지 정확도는 Precision 86.4%, Recall 84.7%로 정상 토양과 이물질 간의

경계 구분이 뚜렷하게 향상되었으며, 정확도(F1-score)는 85.5%로 측정되었다.

#### IV.4 탐지 성공률 종합 분석

종합적으로, 본 연구에서 제안한 융합 탐지 시스템의 평균 탐지 성공률은 다음과 같았다.

표 4. 기반에 따른 탐지 성공률 결과 분석

Table 4. Analyze detection success rate results by base

탐지 방식	탐지율(%)
단일 열화상 영상 기반 탐지	78.6
단일 센서 기반 탐지	69.3
융합 탐지(영상+센서+전처리)	91.2

그림 4에서 나타난 바와 같이, 토양 내 이물질 탐지 시 단일 영상이나 센서 기반 방식보다 융합 기반 접근 방식이 탐지 정확도 향상에 효과적임을 보였다. 특히 영상 오류 보정 및 AI 기반 필터링 기법의 도입은 실제 스마트팜 현장 적용 가능성을 크게 높이는 요소로 분석되었다.

#### V. 결론

본 연구에서는 스마트 온실 내 토양에 매립된 이물질을 비침습적으로 탐지하기 위하여 열화상 카메라와 지중 센서의 융합 기반 탐지 기법을 제안하고, 그 효과를 검증하였다. 다양한 유형의 이물질(금속, 플라스틱, 유기물 등)을 대상으로 실내 실증 실험을 수행한 결과, 영상 기반 탐지만으로는 탐지 정확도에 한계가 있었으나, 지중 센서 데이터를 병합하고 영상 전처리를 적용함으로서 탐지 정확도를 평균 91.2%까지 향상 시킬 수 있었다. 특히 영상의 배화 현상 및 여름상과 같은 노이즈를 효과적으로 제거한 후 Yolo AI 모델을 통해 객체 인식을 수행한 결과, 전처리 전보다 약 14%가 향상되었음을 확인하였다. 이는 실제 농업 현장에서 자동화된 토양 이물질 탐지 시스템의 구현 가능성을 보여주는 유의미한 결과로 보인다. 본 연구는 스마트 온실의 자동화·지능화를 위한 기반 기술로서 토양 내 잠재적 위험요소를 조기에 감지하는 정밀 농업 기술의 가능성을 제시하였으며, 향후 실증 확대와 알고리즘 고도화를 통해 농업 생산성과 품질 향상에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

#### ACKNOWLEDGMENT

“본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 지역지능화혁신인재양성(Grand ICT연구센터) 사업의 연구결과로 수행되었음” IITP-2025-2020-0-01489

#### 참고 문현

- [1] S.A. O'Shaughnessy, S.R. Evett, P.D. Colaizzi, and T.A. Howell, “Using radiation thermography and thermometry to evaluate crop water stress in soybean and cotton,” Agricultural Water Management, vol. 98, no. 10, pp. 1523 - 1535, 2011.
- [2] Y. Zhang et al., “Deep learning for plant stress detection: A comprehensive review of recent advances,” Computers and Electronics in Agriculture, vol. 166, p. 104994, 2019.
- [3] S.A. O'Shaughnessy, S.R. Evett, P.D. Colaizzi, and T.A. Howell, “Using radiation thermography and thermometry to evaluate crop water stress in soybean and cotton,” Agricultural Water Management, vol. 98, no. 10, pp. 1523 - 1535, 2011.
- [4] Y. Zhang, et al., “Deep learning for plant stress detection: A comprehensive review of recent advances,” Computers and Electronics in Agriculture, vol. 166, p. 104994, 2019.
- [5] J. Lee, S. Kim, and H. Park, “Development of a soil moisture monitoring system using wireless sensor networks,” Journal of the Korean Institute of Communications and Information Sciences, vol. 39, no. 5, pp. 789 - 796, 2014.