

AI 비전 검사 기반 유연 포장 씰링 불량 검출에 관한 연구

명현정, 김병준, 정성환, 서지환, 조세운*

*한국전자기술연구원

mhj0501@keti.re.kr, jun0420@keti.re.kr, shjeong@keti.re.kr, seojh410@keti.re.kr *swcho@keti.re.kr

A Study on AI-Based Vision Inspection for Sealing Defect Detection in Flexible Packaging

Myung Hyun Jung, Kim Byoung Jun, Jeong Sung Hwan, Seo Ji Hwan, Cho Se Woon*

*Korea Electronics Technology Institute

요약

최근 다품종 소량 생산 체계가 확산되면서, 유연 포장 공정에서의 품질 검사 자동화에 대한 요구가 증가하고 있지만 파우치형 유연 포장 공정에서 발생하는 씰링 불량은 정상 상태와의 시각적 차이가 미묘하여 기존의 룰 기반 검사 방식 검출에 한계가 있다. 본 논문에서는 인공지능 비전 검사 기반 파우치형 유연 포장 씰링 불량 검출 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 FastSAM을 이용한 객체 영역 분리와 GLASS 기반 이상 탐지를 결합한 두 단계 검사 파이프라인으로 구성되어 FastSAM을 통해 ROI를 추출하고, GLASS 모델을 적용하여 씰링 영역에서 발생하는 이상을 검출하여 이를 기반으로 씰링 불량 여부를 판별한다. 실험 결과, 제안한 방법은 Image-level AUROC 0.99, Pixel-level AUROC 0.94로 씰링 영역 내 국부적인 이상 위치를 효과적으로 검출함을 확인하였다.

I. 서론

최근 식품 및 HMR (Home Meal Replacement) 산업의 성장과 소비자 요구의 다양화로 인해 다품종 소량 생산 체계가 확산되고 있다. 이러한 변화에 다양한 형태 구현이 가능한 유연 포장(Flexible Packaging)이 식품 제조 공정 전반에 걸쳐 적극적으로 채택되고 있다. 현재 유연 포장 제조 현장은 제품 종류, 포장 형태 등이 빈번하게 변화하는 다품종 및 고변동성 생산 환경으로 운영되고 있다. 다품종 생산 환경에서는 품질 검사 대상의 외형, 위치, 기준이 지속적으로 변화하여, 고정된 검사 규칙에 기반한 품질 검사 방식의 신뢰성과 일관성이 저하되는 문제가 발생한다. 파우치형 유연 포장재는 재질 특성상 다양한 시각적 노이즈가 빈번하게 발생하며 씰링 불량과 같은 미세한 이상 검출에 한계가 존재하여 신뢰성을 저하시키는 주요 요인으로 작용한다. 본 논문에서는 이러한 기존 공정의 한계를 극복하기 위해 이상 탐지 [1] 기반의 AI 영상 분석 기법을 적용하여 파우치형 유연 포장 공정에서 발생하는 씰링 불량을 실시간으로 인지 및 판별할 수 있는 고도화된 품질 검사 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 포장 공정의 변화에 유연하게 대응 가능하며, 실제 제조 현장에서의 적용 가능성을 고려한 실시간 검사 시스템 구축을 목표로 한다.

II. 본론

2.1 실험 환경

본 연구에서는 파우치형 유연 포장 공정에서 발생하는 씰링 불량 검출을 위해 직접 수집된 이미지 데이터를 사용하였다. 영상은 ELP-USE4KHD R01-BH110 RGB 카메라로 1920×1080 해상도에서 촬영되었으며, 전처리 단계에서 모델 입력 크기에 맞게 조정하였다. 모델 학습 및 추론은 Windows 11 환경에서 NVIDIA RTX 4090 GPU를 사용하여 수행하였고, 딥러닝 프레임워크는 PyTorch 1.13.1(CUDA 11.7)을 적용하였다. 모든 실험은 동일한 하드웨어 및 소프트웨어 환경에서 수행하여 실험 결과의 일관성과 재현성을 확보하였다.

2.2 유연 포장 씰링 불량 검출 방법

씰링 불량은 정상 상태와의 시각적 차이가 크지 않아 기존의 임계값 기반 영상 처리나 룰 기반 검사 방식으로는 안정적인 검출에 한계가 존재한다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 파우치형 유연 포장 공정에서 발생하는 씰링 불량을 효과적으로 검출하기 위해 인공지능 비전 검사 기반 씰링 불량 검출을 제안한다.

본 연구에서 제안하는 방법은 객체 영역을 명확히 분리한 후 이상 탐지를 수행하는 두 단계 구조의 검사 파이프라인으로 구성된다. 먼저, 입력 영상에 대해 FastSAM(Fast Segment Anything Model) [2]을 적용하여 객체 단위의 segmentation을 수행한다. FastSAM은 사전 학습된 Zero Shot 기반 segmentation 모델로, Box Prompt를 활용하여 파우치 객체를 추가 학습 없이 분리할 수 있으며, 이를 통해 배경 정보를 제거하고 검사에 필요한 ROI(Region of Interest)를 자동으로 추출한다. 이러한 전처리 과정은 이후 이상 탐지 단계에서 배경 영역으로 인한 오검출을 감소시키고, 모델이 씰링 영역에 집중할 수 있도록 한다. FastSAM을 통해 추출된 ROI 이미지는 GLASS(Global and Local Anomaly co-Synthesis Strategy) [3] 이상 탐지 모델의 입력으로 사용된다. GLASS 모델은 정상 데이터만을 이용하여 학습되는 Anomaly Detection 모델로, GAS(Global Anomaly Synthesis)와 LAS(Local Anomaly Synthesis) 구조를 통해 전역적 및 국부적인 시각적 이상 패턴을 동시에 강조할 수 있는 특징을 가진다. 학습 단계에서는 정상 씰링 상태의 파우치 이미지를 학습 데이터로 사용하여 정상 패턴의 특징 분포를 학습하였다. 추론 단계에서는 입력 영상과 학습된 정상 분포 간의 차이를 기반으로 Image-level Anomaly Score와 Pixel-level Anomaly Map을 생성한다. 생성된 Anomaly Map은 씰링 영역에서 발생하는 이상을 시각적으로 표현하며, 이를 통해 씰링 불량 위치와 정도를 직관적으로 확인할 수 있다. 이후 이미지 단위 이상 점수에 threshold를 적용하여 입력 영상을 정상 또는 불량으로 판별함으로써 최종 품질 검사를 수행한다.

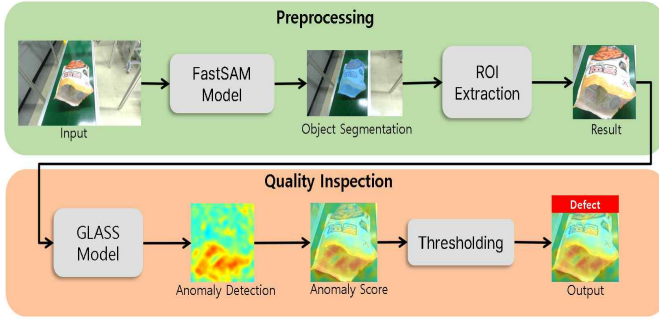


그림 1. 유연 포장 씰링 불량 검출 시스템 흐름도

2.3 실험 결과

본 연구에서는 GLASS 모델을 정상 씰링 상태와 씰링 불량 상태의 파우치 이미지 700장을 이용하여 학습하였다. 학습 과정에서는 촬영 환경 변화에 대한 일반화를 고려하여 데이터 증강을 적용하였으며, 입력 영상은 288×288 크기로 조정하였다. Backbone 네트워크로는 WideResNet50을 사용하였고, Adam optimizer를 적용하여 학습률 1e-4, 배치 크기 8, 총 247 epoch으로 학습을 수행하였다. 생성된 Anomaly Map을 기반으로 Image-level Anomaly Score를 산출하고, 이를 통해 씰링 불량 여부를 판별하였다. 성능 평가는 Image-level 및 Pixel-level 기준으로 수행하였다. Image-level AUROC는 이미지 단위 이상 점수를 기준으로 정상과 불량을 구분하는 성능을 평가하며, Pixel-level AUROC는 Anomaly Map의 픽셀 단위 점수를 기준으로 결함 영역과 정상 영역을 구분하는 성능을 평가한다. Image-level 및 Pixel-level AUROC를 구하기 위해 TPR(True Positive Rate)와 FPR(False Positive Rate)는 다음 수식 (1)과 같이 정의된다.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (1)$$

TP, FP, TN, FN은 픽셀 단위 기준으로 각각 결함을 결함으로 올바르게 분류한 경우, 정상을 결함으로 잘못 분류한 경우, 정상을 정상으로 분류한 경우, 결함을 정상으로 잘못 분류한 경우를 의미한다. AUROC는 ROC 곡선 아래 면적으로 정의되며 다양한 임계값에서 생성된 ROC 곡선에 대해 적분함으로써 산출된다.

표 1은 학습한 GLASS 모델 이상 탐지 평가 결과이다. 실험 결과, 제안한 방법은 Image-level AUROC 0.99로 불량 이미지 판별에서 높은 성능을 보였다. Pixel-level AUROC 0.94를 통해 씰링 영역의 이상 위치를 효과적으로 검출함을 확인하였다. 이러한 결과는 제안한 방법이 파우치형 유연 포장 공정에서 발생하는 씰링 불량을 신뢰성 있게 검출할 수 있음을 보여준다. 표 2는 GLASS 모델 이상 탐지 추론 결과를 시각화한 것이다.

표 1. 학습한 GLASS 모델 평가 결과

method	Image-level AUROC	Pixel-level AUROC
GLASS	0.99	0.94

표 2. GLASS 모델 이상 탐지 추론 결과 시각화

class	Image	GT	Predict
Normal			
Normal			
Defect			
Defect			

III. 결론

본 논문에서는 파우치형 유연 포장 공정에서 발생하는 씰링 불량을 효과적으로 검출하기 위해 인공지능 비전 검사 기반 품질 검사 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 FastSAM을 이용한 객체 영역 분리와 GLASS 기반 이상 탐지를 결합한 두 단계 검사 파이프라인으로 구성되어 자동 ROI 추출로 간섭을 최소화하여 이상 검출이 가능하도록 설계되었다. 실험 결과, 제안한 방법은 Image-level AUROC 0.99, Pixel-level AUROC 0.94를 통해 정상 및 불량 이미지 판별에서 높은 신뢰성을 보였으며 씰링 영역 내 이상 위치를 효과적으로 검출할 수 있음을 확인하였다. 향후 본 시스템을 구성품 누락, 라벨 인쇄 오류 등 다양한 불량 유형으로 확장하여 실시간 생산 설비와 연계한 통합 품질 검사 체계로 고도화할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 2025년도 산업통상자원부의 재원으로 한국산업기술기획원(KIIT) 로봇산업핵심기술개발사업 “다품종 소량 유연 포장 공정의 생산성 향상 위한 자동화 운영시스템 기술 개발(00508387)” 사업의 지원을 받아 수행된 연구결과임.

참 고 문 헌

- [1] Zhuo, L., Yuhao, Y., Xiangheng, W., Yifei, G., and Lin, M. “A survey of deep learning for industrial visual anomaly detection,” Artificial Intelligence Review, vol.58, June 2025.
- [2] Xu, Z., Wenchao, D., Yongqi, D., Tao, Y., Min, L., Ming, T., and Jinqiao, W. “Fast Segment Anything,” arXiv preprint arXiv:2306.12156, Jun 2023.
- [3] Qiyu, C., Huiyuan, L., and Chengkan, L. “A Unified Anomaly Synthesis Strategy with Gradient Ascent for Industrial Anomaly Detection and Localization,” ECCV. LNCS, vol.15125, November 2024.