

플라스틱 사출성형기의 소재 누출 예측을 위한 ResNet 기반 소재 누출 분류 모델

ResNet-based Material leakage classification model for material leakage prediction
in plastic injection molding machines.

Yeji Seo, SeungMan CHUN, Jun-Hyeong Choi, Oeon Kwon

Gyeongbuk Institute of IT Convergence Industry Technology

Gyeongsan-si, Gyeongsangbuk-do, Republic of Korea

E-mail: {yjseo, smchun, jhchoi, oekwon}@gitc.or.kr

Abstract

The plastic injection molding process is essential in various industries, including automotive, aerospace, and household goods, requiring precise control to ensure the production of high-quality products. However, material leakage during the injection process can lead to product defects, reduced productivity, and safety hazards. To address these issues, we utilized ResNet to predict whether material leakage occurs in plastic injection molding machines or not. Specifically, we utilized a pre-trained ResNet50 model and applied transfer learning to a material leakage dataset. The proposed model achieved an accuracy of 97.18% in predicting material leakage for performance evaluation. These findings demonstrate the potential of the developed model in predicting and preventing material leakage in real-time, enhancing both productivity and safety in plastic injection molding processes.

서론

플라스틱 사출 성형은 열가소성 수지를 가열하여 유동 상태로 만든 후, 금형의 공동부에 가압 주입하여 냉각시킴으로써 고체화되어 금형의 모양을 본뜬 성형품을 만드는 방법이다. 이 공정은 성형 사이클이 짧고, 성형 능률이 높아 자동차 부품, 항공우주 부품, 생활용품 등 다양한 산업 분야에서 사용되고 있다. 사출 공정에서 발생할 수 있는 소재 누출 문제는 누출 막힘을 초래할 수 있다. 그림 1에서처럼 누출이 막히면 제품 결함, 설비 고장 등이 발생하게 되며, 이로 인해 생산에 차질이 생길 수 있다. 또한, 막힌 노즐에서 소재를 제거하는 과정에서 산업 재해가 발생할 위험도 존재한다. 이를 방지하기 위하여 생산 공정 초기에 이러한 문제를 해결하는 것은 제품 품질과 생산 효율성을 유지하기 위해 중요하다. 따라서 사출성형 공정에서 발생하는 문제점을 초기에 예측하고 대응하기 위해 인공지능 기반 컴퓨터 비전 처리 알고리즘을 활용하여 객체 감지 및 추적 연구가 활발히 진행되고 있다.

객체 감지 및 추적 기술은 컴퓨터 비전 분야에서 오랜 기간 연구되어 왔다. 대표적으로 Viola-Jones 알고리즘, YOLO(You Only Look Once) 알고리즘, 그리고 SSD(Single Shot MultiBox Detector) 등이 있다[1-3]. Viola-Jones 알고리즘은 객체 검출에서 효율적으로 사용되지만, 낮은 정확도가 한계로 지적된다. YOLO와 SSD는 높은 정확도와 빠른 속도를 제공하는 객체 감지 알고리즘이지만, 연산이 복잡하여 실시간 처리에 어려움이 있다. 플라스틱 사출 폐기물 최소화를 위한 사출 공정 실시간 센싱 IoT 시스템 개발 연구에서는 사출성형기의 공정 변수를 실시간으로 측정할 수 있는 사출 모니터링 모듈을 개발하여 결함 제품을 최소화하는 데 중점을 두었다. 이와 같이 선행 연구들에서는 사출성형기의 소재 누출을 예측하는 연구는 다루어지지 않았다. 따라서 본 연구에서는 ResNet[4] 모델을 활용하여 소재 누출 여부를 예측하는 모델을 제안한다. 사전 학습된 ResNet50을 사용하여 소재 누출 데이터셋에 전이학습을 수행하였다. 이를 위해 사출기 주변에 배치된 고해상도 카메라를 사용하여 다양한 형태의 소재 누출 이미지 데이터를 수집하였다. 우리는 모델이 정확도 97.18%로 소재 누출을 예측할 수 있음을 발견하였다.



그림 1. 사출성형기 노즐부(소재 누출/미누출)

플라스틱 사출성형기 소재 누출 분류

1. 데이터셋 생성 및 전처리

본 논문에서는 플라스틱 사출성형기에서 발생하는 소재 누출 여부를 예측하는 모델을 제안한다. 데이터셋 구축을 위하여, 소재 누출이 발생할 가능성이 있는 금형부 주변에 고해상도 카메라를 설치하였다. 잠재 소재 누출을 포착하기 위해 적절한 조명과 여러 각도에서 소재 누출을 촬영하였다. 다양한 소재 누출 유형을 정의하고 여러 조명 및 각도에서 이미지를 수집하였다. 각 이미지에서 금형의 소재 누출 발생 영역으로 512x512 크기로 조정하였다. 그림 2와 같이 소재 누출 이미지와 소재 누출이 없는 이미지를 획득하여 'Leak', 'Non leak'로 레이블링하였다. 표 1에서처럼 4,996개의 데이터를 사용하였으며, 훈련에 사용된 데이터는 3,616개, 테스트에 사용된 데이터는 1,380개이다. 수집된 이미지는

ResNet의 입력 요구 사항에 맞게 데이터 정규화와 표준화를 수행하였다. 그림 1에서처럼 4,996개의 데이터를 사용하였으며, 훈련에 사용된 데이터는 3,616개, 테스트에 사용된 데이터는 1,380개이다. 수집된 이미지는 ResNet의 입력 요구 사항에 맞게 데이터 정규화와 표준화를 수행하였다.



그림 2. 데이터셋 예시

2. 학습 및 결과

플라스틱 성형 사출기의 소재 누출을 분류하기 위해 ResNet50을 사용하였다. 사전 학습된 ResNet50을 활용하여 소재 누출 데이터셋에 대한 전이학습을 수행하였다. 목표 작업으로 소재 누출 이미지를 분류하도록 ResNet50의 마지막 완전 연결 계층(Full-connection layer)을 미세 조정하였다. 출력층 구조는 학습하고자 하는 데이터의 클래스 개수인 2개 노드로 연결하여 학습하였다. 그림 3에서 볼 수 있듯이 Grad-CAM 알고리즘을 사용하여 모델의 예측에 큰 영향을 미치는 영역을 시각화하였다. 모델을 학습하기 위해 Adam Optimizer를 사용하였고 학습률은 1e-5로 설정하였다. 학습은 mini batch 32, epoch 10으로 수행되었다. 분류 성능은 정확도를 사용하여 평가하였다. 정확도는 97.18%이다.



그림 3. 소재 누출 예측 결과

결론

본 연구에서는 플라스틱 사출성형기의 소재 누출을 분류하기 위한 ResNet50 기반의 소재 누출 예측을 수행하였다. 전이학습을 수행하여 사전 학습된 ResNet50을 미세 조정하여 소재 누출 여부를 예측하였다. 모델은 97.18%의 높은 분류 정확도를 달성하며 소재 누출을 예측하는 데 효과적임을 보여주었다.

향후 연구에서는 데이터셋을 확장하고, 다양한 딥러닝 모델을 활용하여 실제 조건에 대한 성능을 더욱 최적화함으로써 시스템을 더욱 개선하는 것을 목표로 한다. 이 연구는 플라스틱 사출 성형 분야에서 AI 기반 솔루션을 적용하기 위한 기반을 마련하여 생산 품질과 효율성을 개선하는 데 유용한 접근 방식을 제공한다.

참고문헌

- [1] P. Vilola, and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features", In Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, pp. 1-511, IEEE CVPR 2001.
- [2] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection", In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 779-788, 2016.
- [3] W. Liu, D. Anguelov, etc. "SSD: Single shot multibox detector", In European conference on computer vision, pp. 21-37. Springer, Cham, 2016.
- [4] He, Kaiming, et al. "Deep residual learning for image recognition." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.

	Training set	Test set	Total
수량	3,616	1,380	4,996

표 1. 실험 데이터셋의 구성