

불량품 식별을 위한 FastFlow 기반 시스템 설계 및 UI 구현

강승훈*, 정현구*, 문경지*, Yagoub Bilel**, 강현수***

충북대학교

e-mail : kangseonghun123, wjdgusrn951, peepeep.q@gmail.com, Yagoub
Bilel@chungbuk.ac.kr** hskang@chungbuk.ac.kr***

FastFlow-based system design and UI implementation for defective product
identification

Seung-Hun Kang*, Hyun-Gu Jung*, Gyeong-Ji Moon*, Yangoub Bilel** and Hyun-Soo Kang***

Chungbuk National University

Abstract

In this paper, we introduce a FastFlow model based defect detection and its UI implementation. FastFlow model is an unsupervised learning approach and useful for identifying defective products in the manufacturing process. FastFlow utilizes pre-trained neural networks for advanced feature extraction, enabling the detection and localization of anomalies from images captured during manufacturing. We develop a user-friendly UI that contains functions such as training, test, camera_test, and show_cracks functions to enhance user accessibility and applicability. In addition, we validates the effectiveness of the FastFlow model in accurately identifying defective products and demonstrates its practical usability through an intuitive visualization method for identifying abnormal areas.

I. 서론

제조 공정에서의 불량품을 정확하게 식별하는 것은 공정의 성능을 평가하고 최종 제품의 품질을 보장하는데 필수적이다. 그러나 기존의 수동 검사 방법은 많은 시간과 비용을 소모하며, 데이터 기반 지도학습 방법은 충분한 불량품 데이터의 부재로 인해 제약을 받는다. 이러한 방법들의 한계는 불량품 식별 기술의 발전을 위한 연구의 필요성을 시사한다.

본 논문은 비지도 학습 기반 FastFlow 모델을 활용한 새로운 불량품 식별 방안을 제안한다. 이 모델은 학습 과정에서 불량품 데이터를 별도로 수집할 필요가 없으며 고도화된 알고리즘을 통해 불량 여부를 판단한다. 또한 사용자 인터페이스(UI) 설계와 구현을 포함하여 트레이닝, 테스트, 실시간 불량품 식별 기능 및 크랙을 확인할 수 있는 anomaly_map 도출 기능을 제공한다.

II. 본론

2.1 FastFlow 모델

기계학습 중 하나인 비지도 학습(Unsupervised Learning)은 이진분류에서 한 레이블의 데이터만을 사용하여 학습을 진행한다. 이러한 특성에 의해 비지도학습은 데이터 불균형이 심한 데이터셋에 유리하다. 본 논문에서 다루는 불량품 식별의 경우,

일반적인 제조공정에서는 양품과 비교하여 불량 제품의 데이터가 상대적으로 부족한 경향을 보인다. 따라서 비지도 학습이 본 연구의 목적인 크랙 검출 및 불량품 식별에 효과적임을 알 수 있다.

FastFlow 모델은 비지도 학습 모델 중 하나로, 입력 이미지의 특성 추출을 통해 정상/비정상을 구분하는 것에 특화되어 있다.

본 논문의 FastFlow 모델은 다층 퍼셉트론(MLP)과 컨볼루션 신경망(CNN)을 통합했으며, 특징 추출기에서는 ResNet과 같은 사전 학습된 모델을 활용하여 고급 특성을 추출한다. FastFlow 모듈의 내부에서는 입력 특성이 여러 개의 흐름 단계(flow step)를 통과하며 변환된다. 각 흐름 단계는 비선형 변환을 수행하고, 특성의 일부를 고정시킨 채 나머지 특성을 변형한다. 이 과정은 전체적으로 입력 특성을 표준 정규 분포로 변환하는데 사용된다.

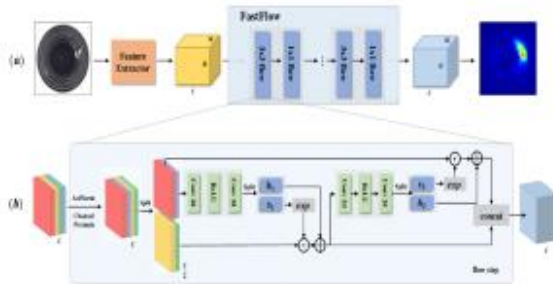


그림 1. FastFlow 모델의 아키텍처(a)와 FastFlow 모듈의 내부 작동 방식(b)

FastFlow 모델은 전통적인 1차원 플로우 모델을 2차원으로 확장하여 이미지의 공간적 정보를 유지하면서 특징을 표준 정규 분포로 변환하는 수학적 접근 방식을 사용한다. 2D 플로우 모델 \$f\$는 이미지 특징 \$x\$를 은닉 변수 \$z\$로 가역적인 매핑을 사용해 투영한다. 이때 변수 변화는 모델 분포를 \$x\$에서 \$z\$로 정의하는 공식으로 설명된다.

$$p_x(x) = p_z(z) \left| \det \left(\frac{\partial z}{\partial x} \right) \right| \quad [1]$$

$$\begin{aligned} \log p_x(x) &= \log p_z(z) + \log \left| \det \left(\frac{\partial z}{\partial x} \right) \right| \quad [2] \\ &= \log p_z(f_\theta(x)) + \log \left| \det \left(\frac{\partial z}{\partial x} \right) \right|, \end{aligned}$$

실험 데이터는 알약 이미지를 직접 촬영하고 전처리 단계를 거쳐 총 5000개의 데이터셋으로 구성하였다. 이미지는 4000장의 train data와 1000장의 test data로 이루어져 있으며 test data에 양품 사진 500장과 불량품 사진 500장으로 나누어서 실험을 진행하였다.

이미지 특징 추출을 위해 pre-trained된 ResNet18을 사용하였다. ResNet18을 기반으로 한 특징 추출기는 이미지로부터 고차원의 특징을

추출하고, 추출된 특징들은 FastFlow의 여러 정규화 흐름 단계에 입력되어 표준 정규 분포로 변환된다. 학습 단계에서는 정상적인 이미지 데이터만을 사용하여 특성의 분포를 학습하게 된다. 이후 추론 단계에서 모델은 학습된 분포를 바탕으로 새로운 이미지의 특성을 평가하고, 표준 정규 분포에서 벗어난 특성을 가진 픽셀을 이상으로 식별한다. 이러한 과정은 FastFlow가 각 이미지 픽셀에 대한 이상 점수를 계산하고, 이를 통해 anomaly_map을 생성한다. anomaly_map은 이미지의 정상적인 부분과 이상한 부분을 구분하기 위해 각 픽셀의 이상 점수를 기반으로 만들어진 2D 히트맵이다.

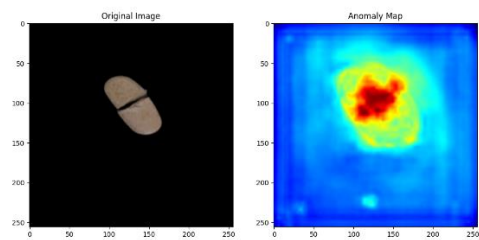


그림 2. 원본 이미지와 Anomaly Map

최적화 알고리즘으로는 Adam을 사용하였고 평가 함수로는 정확도(accuracy)를 주요 지표로 사용하여 모델의 성능을 측정하였다. 총 100 epoch동안 학습이 진행되었으며, 개발된 모델의 정확도는 0.95으로 높은 식별 능력을 보여 주었다.

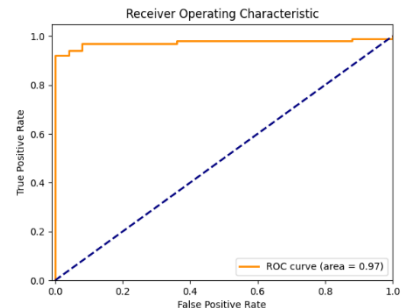


그림 3. ROC-AUC 그래프

2.2 시스템 UI

시스템 UI는 Python의 Tkinter 라이브러리를 이용했으며, Train, Test, Camera_Test, Show_cracks로 기능을 나누었다. 초기 화면의 좌측 상단에 있는 각 기능 버튼을 클릭하면 세부사항이 실행되도록 제작하였다.

Train에서는 데이터셋을 고르고 파라미터를 입력한 뒤 Start 버튼을 눌러 학습을 진행시킨다. 데이터셋 디렉토리와 파라미터는 입력 받는 대로 constants 파일의 각 변수에 업데이트되고, epoch별 loss정보가

실시간 그래프로 제공된다. 이를 통해 사용자는 학습이 원활하게 이루어지는지 확인이 가능하다. 학습이 완료되면 모델의 학습 정보가 저장된 pt파일이 생성된다. 이 pt파일은 추후 Test와 Camera_Test, Show_cracks에 사용된다.

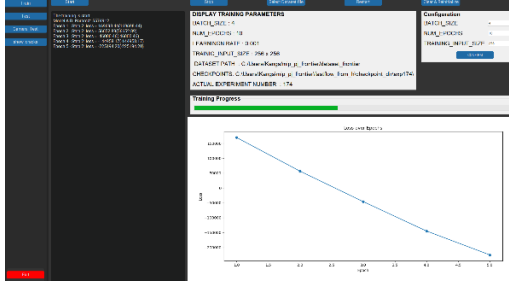


그림 4. Screen shot of training menu

Test에서는 훈련시킨 모델의 테스트를 수행한다. train에서 제작된 pt파일과 test image를 선택하고 임계값을 계산한다. 그 후 해당 임계값을 기준으로 Good과 Bad 여부를 판단한다.

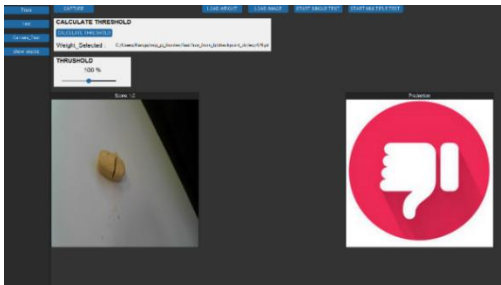


그림 5. Screen shot of testing menu

Camera_Test에서는 웹캠과 연동하여 실시간으로 불량 여부 판단이 가능하도록 하였다. 먼저 Model_Load 버튼을 통해 Train에서 제작되었던 pt파일을 불러온다. 그 후 Camera 버튼을 누르면 웹캠이 작동하여 임계값에 따른 Status정보가 ('양품 여부', 점수)의 형태로 나타난다. 사용자는 이를 통해 실시간으로 불량 여부를 확인할 수 있다.

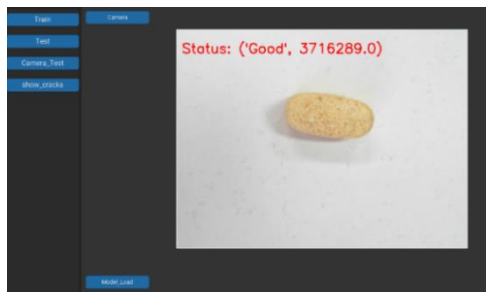


그림 6. Screen shot of Camera_Test menu

Show_cracks에서는 anomaly_map을 UI에서 직접 도출할 수 있도록 구현하였다. load_image로 타겟

이미지를 불러오고 load_pt_file로 pt파일을 불러와 임계값을 계산한다. 그 후 아래의 show_anomaly 버튼을 누르면 anomaly map이 도출된다. 이는 경계값을 어둡게 나타내어 알약의 위치 및 크랙의 위치를 사용자가 직관적으로 확인할 수 있게 한다.

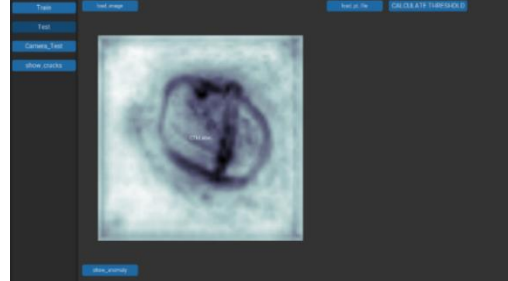


그림 7. Screen shot of show_anomaly menu

IV. 결론 및 향후 연구 방향

본 연구를 통해 개발된 Fastflow 모델기반 불량검출 시스템은 제조업체에서 알약 이미지를 분석하여 불량품을 식별하는 데 효과적인 방법을 제시하였다. 이 모델은 비지도학습을 기반으로 하여 사전 학습된 네트워크를 활용함으로써, 높은 정확도와 효율적인 학습 과정을 달성하였다. 또한 사용자가 프로그램을 쉽게 이해하고 실제 산업 현장에서 적용할 수 있도록 사용자 인터페이스(UI)는 단계별 검토 기능을 제공한다.

향후 연구에서는 FastFlow 모델을 다양한 산업 분야에 적용하는 방법을 탐색하고, 모델의 해석 가능성 강화하여 정확도 및 효율성을 더욱 개선할 계획이다. 이를 통해 이상 탐지 기술의 연구가 산업 자동화, 의료 이미징 및 보안 검사와 같은 분야의 발전에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

“이 논문은 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대사업(2019-0-01183)의 지원을 받아 작성되었음”

참고문헌

- [1] Yu1, Jiawei, Ye Zheng, Xiang Wang, Wei Li, Yushuang Wu, Rui Zhao and Liwei Wu. “FastFlow: Unsupervised Anomaly Detection and Localization via 2D Normalizing Flows.” ArXiv abs/2111.07677, 2021.
- [2] Batzner, Kilian, Lars Heckler and Rebecca König. “EfficientAD: Accurate Visual Anomaly

Detection at Millisecond-Level Latencies.”
2024 IEEE/CVF Winter Conference on
Applications of Computer Vision (WACV)
(2023): 127–137. 2024.