

오토인코더를 이용한 불량 탐지에 관한 연구

김지섭, 김준한, 김상태, 심병호

서울대학교

{jskim, junhankim, stkim, bshim}@islab.snu.ac.kr

A Study on the Defect Detection using Autoencoder

Jiseob Kim, Junhan Kim, Sangtae Kim, and Byonghyo Shim

Seoul National University

요약

많은 실제 현장에서는 불량 탐지 딥 러닝 모델의 학습을 위한 불량 데이터가 많지 않고 한정되어있다. 이런 경우 지도 학습 방식으로 훈련된 딥 러닝 모델은 특히 테스트 단계에서 불량을 탐색할 때 성능이 저하된다. 본 논문에서는 이러한 한계를 극복하기 위하여 오토인코더를 이용한 불량 탐지 기법을 제안한다. 시뮬레이션을 통하여 제안한 기법이 불량 탐지를 잘할 수 있음을 확인하였다.

I. 서론

최근 딥 러닝을 이용한 불량 탐지 기술에 대한 많은 연구가 이루어지고 있다. 방대한 양의 데이터가 있는 경우 불량 탐지를 위한 중간 간 솔루션을 제공하도록 딥 러닝 모델을 훈련할 수 있다 [1]. 하지만 실제 현장에서는 딥 러닝 모델의 학습을 위한 불량 데이터가 많지 않고 한정되어있다. 이런 경우 지도 학습 방식으로 훈련된 딥 러닝 모델은 특히 테스트 단계에서 불량을 탐색할 때 성능이 저하된다. 본 논문에서는 이러한 한계를 극복하기 위하여 오토인코더[2]를 이용한 불량 탐지 기법을 제안한다. 시뮬레이션을 통하여 제안한 기법이 불량 탐지를 잘할 수 있음을 확인하였다.

II. 본론

원본 이미지는 클래스 내 변화, 조도 변화, 시점 변화로 인해 직접 비교하기 어렵기 때문에 이미지의 특징을 추출한 후 추출된 특징을 불량 탐지에 사용하고자 한다.

이미지의 특징을 추출하기 위해 특징 추출에 자주 사용되는 비지도 학습 기반 딥 러닝 모델인 오토인코더를 사용한다. 오토인코더는 인코더와 디코더의 두 개의 주요 부분으로 구성된다. 인코더 f_θ 는 입력 이미지를 더 작은 차원의 특징 벡터로 압축한다. 반면에 디코더 g_ϕ 는 인코더의 출력인 특징 벡터를 이용하여 원래 입력 이미지를 복구한다. 오토인코더는 입력 이미지 x 를 잘 재구성하는 방향으로 학습된다. 즉, 인코더와 디코더의 매개변수 θ 및 ϕ 를 학습하여 입력 이미지 x 와 복구된 이미지 $\hat{x} = g_\phi(f_\theta(x))$ 사이의 평균 제곱 오차를 최소화한다.

$$(\theta^*, \phi^*) = \underset{(\theta, \phi)}{\operatorname{argmin}} \|x - \hat{x}\|_2^2 = \underset{(\theta, \phi)}{\operatorname{argmin}} \|x - g_\phi(f_\theta(x))\|_2^2$$

입력 이미지와 복구된 이미지가 충분히 비슷하다면 인코더의 특징 벡터는 원본 이미지를 복구하기 위한 충분한 정보를 가지고 있다.

오토인코더를 훈련시킨 후 재구성 오류를 최소화하기 위하여 모든 양품 이미지들의 특징 벡터를 계산한 후 평균을 취한다. 또한 모든 양품 이미지

들의 특징 벡터와 평균 특징 벡터 사이의 유클리드 거리를 측정하고 최대값을 임계값 τ 로 설정한다.

테스트 단계에서는 입력 이미지가 제공된다. 먼저 인코더를 통하여 해당 이미지의 특징 벡터를 추출한 다음 추출된 특징 벡터와 평균 특징 벡터 사이의 유클리드 거리를 측정한다. 만약 측정된 유클리드 거리가 임계값 τ 보다 크다면 해당 이미지에 불량이 있다고 판단한다.

우리는 시뮬레이션을 통해 제안된 기법의 성능을 측정하였다. 훈련 단계에서는 양품 화면 이미지만 사용하여 훈련하였으며 테스트 단계에서는 네 가지 종류의 불량 이미지가 사용되었다.

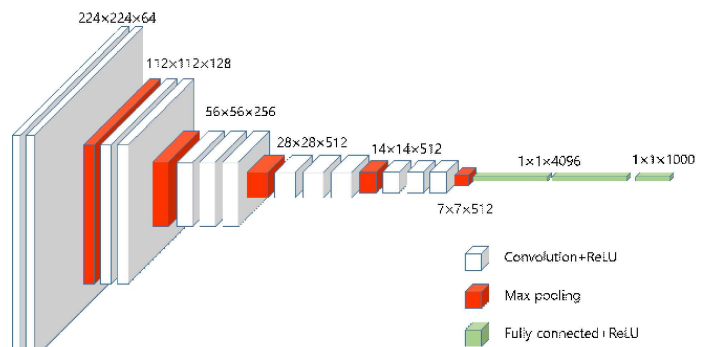


그림 1. 일반적인 VGG 네트워크의 구조

인코더로는 ImageNet 데이터셋에서 사전 훈련된 VGG 네트워크를 사용하였다 [3]. VGG 네트워크의 구조는 그림 1.과 같다. 인코더의 입력은 256x1024 사이즈의 RGB 이미지이며 출력은 131,072 차원으로 구성된 특징 벡터이다. 디코더의 구조는 인코더와 대칭으로 설계하였다. 우리는 3,000개의 양품 이미지를 이용하여 오토인코더를 훈련하였다.

표 1에는 시뮬레이션 결과가 요약되어 있다. 모든 불량 이미지들이 불량으로 성공적으로 분류되어 제안된 기법이 불량 탐지를 위해 효과적임을 확인할 수 있다.

표 1. 불량 탐지 시뮬레이션 결과

Class ID	Defect features	Total features
1	2,123	131,072
2	421	131,072
3	126	131,072
4	324	131,072

III. 결론

본 논문에서는 오토인코더를 이용한 불량 탐지 기법을 제안하였다. 시뮬레이션 결과에 따르면 제안된 VGG 기반 오토인코더를 사용한 불량 탐지 기법은 적은 수의 학습 데이터 환경에서도 불량 탐지에 효과적임을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2021-2017-0-01637)

참 고 문 헌

- [1] Chalapathy, R., & Chawla, S. (2019). Deep learning for anomaly detection: A survey. arXiv preprint arXiv:1901.03407.
- [2] Sun, W., Shao, S., Zhao, R., Yan, R., Zhang, X., & Chen, X. (2016). A sparse auto-encoder-based deep neural network approach for induction motor faults classification. Measurement, 89, 171-178.
- [3] Karen S., Andrew Z., "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition", Computer Vision and Pattern Recognition 2015.