

합성곱 오토인코더 모델과 이미지 연산 기법을 활용한 가공품 표면 불량 검출 시스템

김석주[○], 권중장^{*}

[○]경성대학교 컴퓨터공학과,

^{*}경성대학교 컴퓨터공학과

e-mail: {wgong[○], jjkwon^{*}}@ks.ac.kr

Surface Defect Detection System for Steel Products using Convolutional Autoencoder and Image Calculation Methods

Sukchoo Kim[○], Jung Jang Kwon^{*}

[○]Dept. of Computer Engineering, Kyung Sung University,

^{*}Dept. of Computer Engineering, Kyung Sung University

● 요약 ●

본 논문은 PPM으로 관리되고 있는 자동차 부품 제조 공정에서 검사자의 육안검사 방법을 대체하기 위해 머신비전 및 CNN 기반 불량 검출 시스템으로 제안되었던 방식들의 단점을 개선하기 위하여 기존 머신 비전 기술에 합성곱 오토인코더 모델을 적용하여 단점을 해결하였다. 본 논문에서 제시한 오토인코더를 이용하는 방법은 정상 생산품의 이미지만으로 학습을 진행하고, 학습된 모델은 불량 부위가 포함된 이미지를 입력받아 정상 이미지로 출력한다. 이 방법을 사용하여 불량 부위의 크기와 위치를 알 수 있었으며 불량 여부의 판단은 임계치에 의한 불량 부위의 화소 수 계산으로 판단하였다.

키워드: 합성곱 오토인코더(convolutional autoencoder), 머신비전(machine vision),
표면불량검출(surface defect detection)

I. Introduction

자동차 부품 생산 공정은 제조 공정 중이나 출하 전에 육안검사와 머신비전 기반의 불량검출 방법을 사용한다. 이 방법은 작업자의 집중도, 숙련도, 및 피로도에 따라 검사 불규칙성이 발생하는 단점이 있다. 기업은 이러한 문제의 대안으로 머신비전시스템을 도입하는데, 개발자의 숙련도에 따라 검출 성능의 차이가 나는 단점이 있다. 이러한 단점들을 해결하기 위하여 딥러닝 지도학습 방법 중 하나인 CNN 분류 방법을 이용한 불량 검출 방법이 제시되었다[1][2]. 위 방식은 입력 데이터와 입력 데이터에 레이블로 명시된 정답을 이용하여 딥러닝을 진행한다. 하지만 이러한 방식은 실제 산업 생산 현장에 적용하기는 현실적으로 어려운 방법이다. 이는 현장에서 발생할 수 있는 모든 종류의 결함과 그 결함의 위치 등 현장에 종사하는 품질 담당자 조차 정리하기 어려운 내용까지 준비해야 하는 어려움이 있기 때문이다. 따라서 본 논문에서는 위와 같이 제조 현장에서 쉽게 수집할 수 있는 정상 데이터 만으로 학습시켜 정상 제품의 특징만을 추출하고 재구성하는 오토인코더를 이용한 시스템을 제안한다.

II. Preliminaries

비지도학습을 통한 이상탐지 기술은 철강 와이어 로프 표면 품질 검사, 고속철도 절연체 표면 검사, 섬유 원단 불량 검출, 안과 망막 검사[6] 등 다양한 분야에 영상기술과 접목되어 의미 있는 이상탐지 실험 결과들을 보여주고 있다.

대부분 실험에서 지도학습에 대하여 해당 실험에 대해 모든 결함 특징 유형을 예측하여 데이터를 준비할 수 없음을 지적하고 있으며 그에 대한 대안으로 비지도 학습법의 적용을 제안하고 있다.

III. The Proposed Scheme

1. 데이터 수집

본 연구에 적용된 이미지는 기존에 설치되어 있었던 지도학습 모델이 적용된 머신비전 시스템의 컴퓨터로부터 학습 및 검증을 위한 정상품 이미지를 수집하였다.

2. 합성곱 오토인코더

오토인코더는 정상 제품만으로 구성된 데이터 세트로 학습된 이미지 압축 및 복원 모델에 결함 부위가 포함되어 있는 이미지를 입력하면 모델은 이를 압축하고 다시 복원하면서 결함 부위를 제외한 정상 이미지를 만들게 된다.

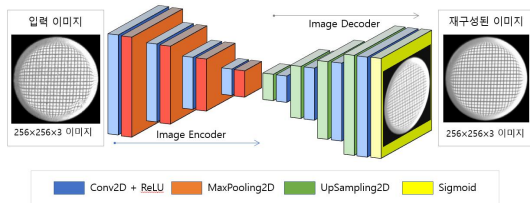


Fig. 1. Convolutional Autoencoder

하지만 오토인코더는 원본 이미지를 복원하면 선명한 이미지로 복원하지 못한다. 이러한 특징 때문에 원본이미지와 비교합수를 적용하면 결과 이미지에 작은 점들이 생길 수 있다. 이를 제거하기 위하여 팽창과 침식법을 활용하여 원하지 않는 노이즈 부위를 제거 하였다.

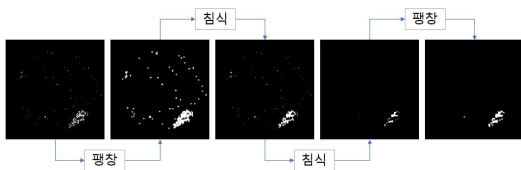


Fig. 2. Noise Remove

IV. Experiments

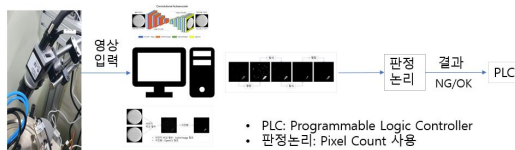


Fig. 3. Experiment process

학습된 모델은 지도학습 모델이 적용된 시스템에 적용되어 5일간 120,000개의 제품을 생산하는 동안 검사원으로부터 육안검사로 재검 증 받았으며 생산된 정상품에서는 불량률이 하나도 나오지 않았다. 그리고 배출된 불량에서는 진성불량률이 645개가 검출이 되었다. 하지만 가성 불량도 1227개나 나왔는데, 706개는 기계적인 문제로 촬영 불량률이 발생하여 생긴 불량이며 나머지 521개는 오토인코더의 흐리게 복원 되는 문제로 발생하는 노이즈 때문에 발생하는 잔차 발생 문제였다.

V. Conclusions

실험을 통해서 오토인코더를 품질검사에 활용하는 것은 불량 이미지를 이용하는 판별모델 보다는 오랜 데이터수집 및 학습시간을 줄일 수 있다는 점과, 즉각 생산현장에 사용할 수 있다는 점에서 효과적인 방법임을 확인하였다. 그러나 불량률의 종류 중에 제품의 형태가 크게 변형되는 경우나 얇은 결함과 같이 두드러진 특징이 나타나지 않는 경우의 불량 형태를 특정하기 어려운 경우가 있었다. 향후, 물체의 구조적인 특징을 사용하는 학습 모델 연구와, 원본 이미지와 오토인코더로 생성 이미지의 비교하였을 때 차이가 모호한 경우 인식률을 높일 수 있는 연구가 필요하다.

REFERENCES

- [1] D. Soukup, R. Huber-Mörk. "Convolutional Neural Networks for Steel Surface Defect Detection from Photometric Stereo Images." International Symposium on Visual Computing, 2014.
- [2] Yibin Huang, Congying Qiu, Xiaonan Wang, Shijun Wang, Kui Yuan "A Compact Convolutional Neural Network for Surface Defect Inspection." Sensors (MDPI), 2020.
- [3] Bo Zong, et al. "Deep autoencoding gaussian mixture model for unsupervised anomaly detection." In International Conference on Learning Representations (ICLR), 2018