

적응형 이진화와 Convex Hull 전처리 및 합성곱 신경망 학습 방법을 적용한 고무 오링 불량 판별

성은산 · 김현태*

동의대학교

Rubber O-ring defect detection using
adaptive binarization, Convex Hull preprocessing,
and convolutional neural network learning method

Eun-San Seong · Hyun-Tae Kim *

Dong-eui University

E-mail : ses0137112@naver.com / htaekim@deu.ac.kr

요 약

고무 오링은 일반적인 사출 성형 방식으로 생산된다. 이때 정상적으로 성형되지 않은 제품은 무조건 불량으로 판별한다. 그러나 영상기반 판독 시 획득한 영상을 원본 그대로 판독 할 경우 정확도가 떨어지는 문제가 발생한다. 이에 획득한 영상을 적응형 이진화와 Convex Hull 알고리즘을 사용한 전처리를 통해 원본영상에서 고무 오링 부분만 추출하여 합성곱 신경망에 학습하였다. 테스트 과정에서 제안하는 전처리를 적용한 학습방법의 불량검출 성능이 제시한 기준치 보다 나은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

Rubber o-rings are produced by conventional injection molding methods. In this case, products that are not normally molded are determined to be defective. However, if images acquired during image-based reading are read as original, there is a problem of poor accuracy. We have thus learned from convolutional neural networks using adaptive binarization and Convex Hull algorithms by extracting only rubber oring parts from the original images through pre-processing. During the test process, it was confirmed that the defect detection performance of the learning method applied pre-processing was better than the standard suggested.

키워드

Defection detect, Resnet-50, Pre-processing, Adaptive binarization, Convex hull algorithm

1. 서 론

고무 오링은 고무 패키징이라고도 불린다. 고무 오링은 기계 부품들 사이에서 기체나 액체가 새어나오지 않도록 틈을 메워주는 역할을 한다. 기계

부품을 원활하게 사용하기 위해서 필수 불가결한 부품이라고 볼 수 있다. 고무 오링은 일반적인 사출 성형방식으로 생산된다. 대부분의 업체는 사람이 하나씩 수작업으로 불량품을 분류하여 납품하고 있다. 사출 성형의 불량의 종류는 충전 부족, 흑 줄, 크랙, 플래시, 플로우 마크, 젯팅, 싱크 마크, 은줄, 힘/변형, 웰드라인이 대표적이다. 이러한

* corresponding author

불량품을 영상기반으로 분류 할 때는 주변 환경을 알맞게 조성하는 것이 필수조건이다. 본 논문에서는 조명의 반사, 불량률 판별할 부품 외의 이물질 유입 등을 해결하기 위해 적응형 이진화와 Convex Hull 알고리즘을 사용하여 부품만 찾아내어 해당 영역만 추출하여 합성곱 신경망 모델인 ResNet-50을 사용하여 학습시킨다[1, 2]. 테스트 과정에서 전처리를 적용한 학습 방법의 불량검출 성능이 조금 더 나아진 것을 확인할 수 있었다.

II. 적응형 이진화

보편적으로 영상에 이진화를 적용하기 위해서는 영상이 그레이스케일 영상이라는 가정하에 특정 임계값을 지정하여 영상의 흑백을 나누는 기준으로 사용하여 그 값을 기준으로 이진화를 적용한다.

그러나 한 영상 내에서 조명의 변화나 반사, 그 외의 요인으로 인하여 한가지 임계값 혹은 어떠한 임계값으로도 이진화가 어려운 영상이 존재하기 마련이다. 이러한 영상의 이진화를 적용하기 위해서는 부분적으로 임계값을 다르게 적용해야 한다. 이와 같은 방식에 성능이 우수한 알고리즘이 적응형 이진화 알고리즘이다.[3]

먼저 적절한 블록사이즈와 감산 값을 정하고 결괏값을 계산하는 방식은 평균 가중치 방식을 사용하여 계산한다. (x, y) 의 임계값은 식 (1)로 결정한다.

$$T(x, y) = \mu(x, y) - C \quad (1)$$

위 수식에서 $\mu(x, y)$ 는 (x, y) 의 앞서 정한 블록 사이즈 영역의 평균값이고, C는 감산 값이다. 위와 같이 평균 가중치 방식을 사용하여 적응형 이진화를 계산하는 수식은 식 (2)와 같다.

$$T(x, y) = \frac{1}{block.Size^2} \sum_{x_i} \sum_{y_i} I(x + x_i, y + y_i) - C \quad (2)$$

III. Convex Hull

원본영상에서 적응형 이진화로 전처리를 하였다 라도 실제 원본영상과 비교하였을 때 부품의 픽셀이 누락 되는 경우가 발생하였다. 이를 보완하기 위하여 Convex Hull 이라는 알고리즘을 추가로 적용하였다.[4]

Convex Hull 에서 사용되는 대표적인 방식은 Graham's scan 방식이다. 먼저 x와 y 좌표가 작은 점을 하나 선택한다. 그 점을 기준으로 하여 기울기 순으로 정렬하는데 같은 기울기라면 거리순으로 정렬한다. 점들을 하나씩 Convex Hull 그룹에 포함한다. 앞서 그룹에 마지막으로 포함되었던 3개

의 점의 CCW가 일치하지 않는다면 3개의 점 중에서 중간 점을 제외하고 다음 점으로 넘어간다.

이때 CCW(Counter Clock Wise)란 벡터의 외적을 사용하여 평면 위에 놓인 세 점의 방향 관계를 알 수 있는 알고리즘이다. 세 점 A, B, C가 있을 때 벡터 AB를 기준으로 점 C가 왼쪽인지 같은 직선인지 오른쪽에 있는지 판별한다. 먼저 원점에 맞추어 벡터 AB를 만들고 식 (3)에 따라 외적을 계산하면 된다.

$$S = (A.x \times B.y + B.x \times C.y + C.x \times A.y) - (A.y \times B.x + B.y \times C.x + C.y \times A.x) \quad (3)$$

IV. 실험 결과 및 결론

전처리 과정이 포함된 전체 실험 과정은 아래의 그림1과 같다.

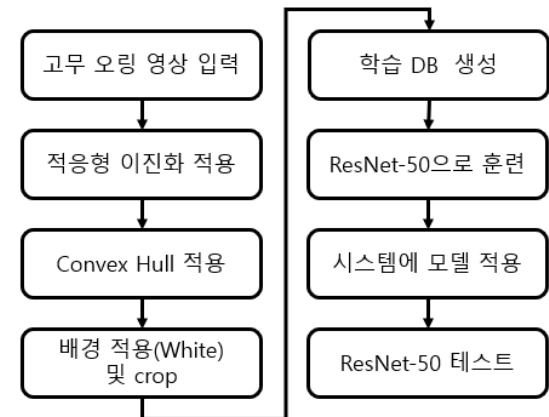


그림 1. 전처리 과정이 포함된 전체 실험 과정

실험에 사용한 영상은 각종 기계 부품에 범용으로 들어가는 사출성형방식으로 생산된 고무 오링의 영상이다. 생산되는 크기별로 ‘대’, ‘중’, ‘소’로 분류하여 학습하였다.

각각의 크기별로 ‘대’ 크기의 양품은 125장, 불량품 776장이다. 이 중 학습용으로 양품 75장, 불량품 466장을 사용하였고 검증 및 테스트용으로 각각 양품 25장, 불량품 155장을 사용하였다. ‘중’ 크기의 양품은 145장, 불량품은 669장이다. 이 중 학습용으로 양품 87장, 불량품 401장을 사용하였고 검증 및 테스트용으로 각각 양품 29장, 불량품 134장을 사용하였다. ‘소’ 크기의 양품은 101장, 불량품은 555장이다. 이 중 학습용으로 양품 61장, 불량품 333장을 사용하였고 검증 및 테스트용으로 각각 양품 20장, 불량품 111장을 사용하였다. 훈련 및 테스트에 사용한 하드웨어는 Intel Xeon Gold 5118, 128GB 메모리, NVIDIA TITAN V 12GB GPU를 사용하였다. 학습에 사용한 프레임워크는

PyTorch이고 ResNet-50을 사용하였다. UI는 wxPython을 사용하였다. 아래의 그림 2는 별도로 제작한 불량 판별 시스템을 사용하여 테스트한 결과이다.

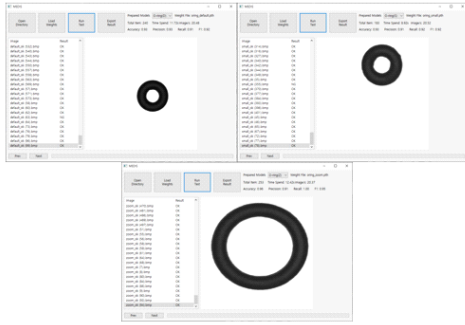


그림 2. 불량 판별 시스템

실험에 사용한 학습 모델 실험 결과를 아래의 표 1에 나타내었다. 표 1에서 상대적으로 크기가 커 불량 부분이 잘 관측되는 ‘대’의 경우 판별 성능이 가장 뛰어났으며, ‘중’과 ‘소’는 비슷한 판별 성능을 나타낸다. 3가지 종류 모두 기준치 90%를 넘는 성능을 보이고 있다.

그림 2의 시스템은 테스트를 진행할 폴더를 불러오는 기능, 학습된 모델을 선택하고 불러오는 기능, 테스트를 수행하는 기능, 수행한 테스트의 결과를 csv파일 형태로 저장하는 기능으로 구성되어 있다. 뿐만아니라 영상의 총 개수, 소요한 시간, 초당 처리속도, 정확도, 정밀도, 재현율, F1스코어같은 수치들을 각각 시각적으로 나타내어준다.

표 1. 실험 결과표

구분	기준치	ResNet-50	
		대	중
처리 속도	0.5장/초 이상	대	20.37
		중	20.48
		소	20.52
재현율	90% 이상	대	100%
		중	91%
		소	92%
정확도	90% 이상	대	96%
		중	93%
		소	93%
F1 스코어	90% 이상	대	95%
		중	92%
		소	92%

References

- [1] HE, Kaiming, et al. "Deep residual learning for image recognition". In: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. p. 770-778. 2016.
- [2] 강형주, "ResNet-50 합성곱 신경망을 위한 고정 소수점 표현 방법," 한국정보통신학회논문지, 제22권, 제1호, pp. 1-8, 2018.
- [3] Meng-Ling Feng and Yap-Peng Tan, "Adaptive binarization method for document image analysis," 2004 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME) (IEEE Cat. No.04TH8763), Taipei, Taiwan, Vol.1, pp. 339-342, 2004.
- [4] David Avis, David Bremner, Raimund Seidel, How good are convex hull algorithms?, Computational Geometry, Volume 7, Issues 5-6, Pages 265-301, 1997.