

# 의약 용기의 다중 카메라 인라인 검사 시스템에서의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크 개발

## Development of a Deep Learning Network for Quality Inspection in a Multi-Camera Inline Inspection System for Pharmaceutical Containers

이 태 윤\*, 윤 석 문\*\*, 이 승 호\*\*★

Tae-Yoon Lee\*, Seok-Moon Yoon\*\*, Seung-Ho Lee\*\*★

### Abstract

In this paper, we propose a deep learning network for quality inspection in a multi-camera inline inspection system for pharmaceutical containers. The proposed deep learning network is specifically designed for pharmaceutical containers by using data produced in real manufacturing environments, leading to more accurate quality inspection. Additionally, the use of an inline-capable deep learning network allows for an increase in inspection speed. The development of the deep learning network for quality inspection in the multi-camera inline inspection system consists of three steps. First, a dataset of approximately 10,000 images is constructed from the production site using one line camera for foreign substance inspection and three area cameras for dimensional inspection. Second, the pharmaceutical container data is preprocessed by designating regions of interest (ROI) in areas where defects are likely to occur, tailored for foreign substance and dimensional inspections. Third, the preprocessed data is used to train the deep learning network. The network improves inference speed by reducing the number of channels and eliminating the use of linear layers, while accuracy is enhanced by applying PReLU and residual learning. This results in the creation of four deep learning modules tailored to the dataset built from the four cameras. The performance of the proposed deep learning network for quality inspection in the multi-camera inline inspection system for pharmaceutical containers was evaluated through experiments conducted by a certified testing agency. The results show that the deep learning modules achieved a classification accuracy of 99.4%, exceeding the world-class level of 95%, and an average classification speed of 0.947 seconds, which is superior to the world-class level of 1 second. Therefore, the effectiveness of the proposed deep learning network for quality inspection in a multi-camera inline inspection system for pharmaceutical containers has been demonstrated.

### 요 약

본 논문에서는 의약 용기의 다중카메라 인라인 검사 시스템에서의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크를 제안한다. 제안하는 딥러닝 네트워크는 현장에서 생산되는 의약 용기의 데이터를 사용하여 의약 용기에 특화된 딥러닝 네트워크로 더욱 정확하게 품질을 검사한다. 또한, 인라인 검사가 가능한 딥러닝 네트워크를 사용하여 품질 검사의 속도를 증대시킬 수 있다. 다중카메라 인라인 검사 시스템에서의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크의 개발은 3단계로 나뉜다. 첫 번째로 실제 의약 용기 생산 현장에서 1개의 이물검사용 line 카메라, 3개의 치수검사용 area 카메라를 통해 얻은 약 10,000장의 이미지로 데이터셋을 구축한다. 두 번째로 의약 용기 데이터 전처리에서는 이물 검사, 치수검사의 용도에 맞게 불량이 일어날 수 있는 곳에 ROI를 지정하여 데이터를 전처리한다. 세 번째로 전처리된 데이터를 이용하여 딥러닝 네트워크를 학습한다. 딥러닝 네트워크는 적은 채널 수를 적용하여 linear layer를 사용하지 않아 판별 속도를 향상하고, PReLU와 residual learning을 적용하여 정확도를 향상한다. 이를 통해 4개의 카메라에서 구축한 데이터셋에 맞는 4개의 딥러닝 모듈을 제작한다. 제안된 의약 용기의 다중카메라 인라인 검사 시스템에서의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크의 성능을 평가하기 위하여 공인시험기관에서 실험한 결과는, 딥러닝 모듈의 판별 정확도가 99.4%로 세계 최고 수준인 95% 보다 우수한 성적을 달성하였고, 평균 판별 속도가 0.947초로 측정되어 세계 최고 수준인 1초보다 우수한 성적을 달성하였다. 따라서, 본 논문에서 제안한 의약 용기의 다중카메라 인라인 검사 시스템에서의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크의 효용성이 입증되었다.

*Key words : Deep Learning, Inspection System, Image Processing, Defect Inspection, PReLU, Residual Learning*

\* Dept. Electronic Engineering, Hanbat National University, \*\* yandy

★ Corresponding author

E-mail : shlee@cad.hanbat.ac.kr, Tel : +82-42-821-1137

※ Acknowledgment

This research was supported by “Regional Innovation Strategy (RIS)” through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education(MOE)(2021RIS-004)

This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Ministry of Science and ICT(No. NRF-2022R1F1A1066371)

Manuscript received Aug. 20, 2024, revised Aug. 27, 2024, accepted, Sep. 5, 2024.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## I. 서론

최근 품질 검사 분야에 딥러닝을 사용하는 빈도가 증가하는 추세이다. 그 중, 의약 용기의 품질 검사에 사용되고 있는 딥러닝을 탑재한 검사기가 의약 용기에 특화되어 있지 않아 이에 따른 불량 제품의 추가 검사를 위한 인원을 배치하고 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 의약 용기의 다중 카메라 인라인 검사 시스템에서의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크를 제안한다. 제안하는 딥러닝 네트워크는 3단계를 걸쳐 개발한다. 첫 번째로 다중 카메라 인라인 검사 시스템에서 획득한 의약 용기의 이미지를 바탕으로 데이터셋을 구축한다. 두 번째로 구축된 데이터셋을 검사 용도에 맞추어 ROI를 지정하여 전처리한다. 세 번째로 전처리된 데이터를 이용하여 딥러닝 네트워크를 학습한다. 딥러닝 네트워크는 적은 채널 수를 적용하여 linear layer를 사용하지 않아 판정 속도를 향상하고, Parametric Rectified Linear Unit(이하 PReLU)와 residual learning를 적용하여 정확도를 향상한다.

된 데이터셋을 바탕으로 불량제품을 검출[4]하는 모델을 설계 및 제작하여 학습한다. 딥러닝 네트워크는 기존 검사기보다 속도를 향상하기 위해 합성곱 네트워크의 convolutional layer에서 최적화된 적은 수의 채널 수를 증대시키고, 이를 통해 linear layer가 없이 높은 정확도를 얻을 수 있게 하여 딥러닝 네트워크의 파라미터 수를 줄임으로써 딥러닝 네트워크의 최종 판정 속도를 향상시킬 수 있다. 또한, 정확도를 향상하기 위하여 합성곱 네트워크를 10 layer 사용하고, residual learning을 적용해 깊은 layer에서도 기울기가 소실되지 않게 하고, 합성곱 네트워크에 일반적으로 사용되는 입력 데이터가 0 이하일 경우 데이터가 0으로 클리핑 되는 ReLU 활성화 함수 대신에 0 이하의 데이터를 일정 기울기를 갖는 1차 함수 식을 이용하여 0 이하의 데이터를 학습에 참여시키는 PReLU를 사용하여 딥러닝 네트워크의 정확도를 향상시킨다. 설계된 네트워크를 4개의 카메라를 통해 얻은 데이터셋을 통해 학습하여 4개의 딥러닝 모듈을 얻고, 4개의 딥러닝 모듈을 통해 산출된 각각의 정확도를 평균 내어 최종적으로 의약 용기의 품질 검사를 한다. 그림 1은 딥러닝을 이용한 의약 용기 검사 시스템의 개요를 나타낸다.

## II. 본론

### 1. 제안된 기법의 개요

다중 카메라 인라인 검사 시스템[2]에서의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크의 학습 방법은 다음과 같다. 첫 번째로 딥러닝 네트워크의 학습에 필요한 데이터셋을 구축하기 위해 다중 카메라를 이용한다. 본 논문에서는 back light unit(이하 BLU)가 설치된 인라인 검사 시스템에서 회전하는 의약 용기에 line 카메라, area 카메라를 사용하여 이미지를 획득하였다. 두 번째로, 획득한 이미지에 ROI를 지정[3]한다. ROI는 주로 이물 또는 치수의 불량을 검사하는 곳으로 지정된다. 세 번째로, 전처리

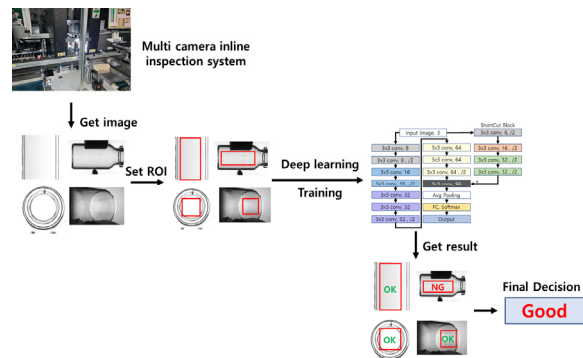


Fig. 1. Overview of a pharmaceutical container inspection system using deep learning.

그림 1. 딥러닝을 이용한 의약 용기 검사 시스템의 개요

### 2. 데이터셋 구축

딥러닝 네트워크를 이용한 검사 시스템에 사용되는 데이터셋은 다중 카메라 인라인 검사 시스템을 통해 얻은 이미지를 사용하여 구축한다. 본 논문에서 사용한 의약 용기는 주변 환경에 취약하므로 BLU를 사용하여 환경의 영향을 감소시켰다. 또한, 의약 용기의 모든 면을 검사하기 위해 1개의 line 카메라와 3개의 area 카메라를 사용해 이미지를 취득하였다. 1개의 line 카메라에서 촬영된 초기의 이미지는 2048×1024의 해상도를 갖는다. 3개의 area 카메라에서 촬영된 초기의 이미지는 3개 모두 1600×1200의 해상도를 갖는다.

데이터셋의 이미지는 실제 의약 용기 생산업체에서 4개의 카메라를 사용해 촬영한 3가지 의약 용기 종류로, 각각 외경 22mm(투명색), 26mm(투명색), 26mm(백색), 전장 44mm(투명색), 64mm(투명색), 64mm(백색)의 의약 용기에 대해 머리 불량, 새신, 스크래치, 찍힘, 치수 불량 총 5가지의 불량 종류를 획득하여 구축하였다.

### 3. 의약 용기 이미지의 ROI 지정

구축된 데이터셋은 딥러닝 네트워크 학습에 입력되기 이전에 이미지의 용도에 따라 ROI를 지정하여 전처리한다. 1개의 line 카메라로 획득한 이미지는 이물검사를 위한 것으로, 전체 이미지 중에서 이물 촬영의 영역을 지정하여 학습데이터로 사용한다. 이물검사를 위해 ROI로 지정된 이미지는 1400×600의 해상도를 갖는다.

3개의 area 카메라로 촬영된 이미지는 치수 검사를 위한 것으로, 전체 이미지 중에서 치수 측정 영역을 지정하여 학습데이터로 사용한다. 치수 검사를 위해 ROI로 지정된 이미지는 측면, 전면, 바닥면 각각 350×160, 390×390, 300×300의 해상도를 갖는다. 그림 2은 구축한 데이터셋에서 획득한 이미지에 ROI를 적용한 예시 이미지이다.

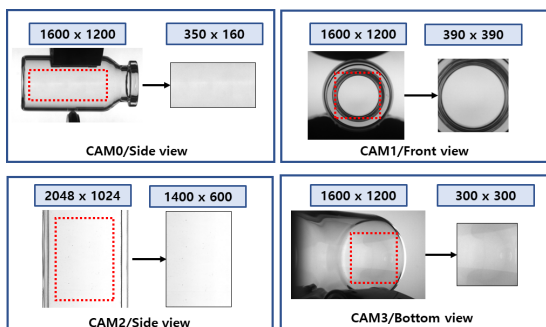


Fig. 2. Example image with ROI applied to the images obtained from the constructed dataset.  
그림 2. 구축한 데이터셋에서 획득한 이미지에 ROI를 적용한 예시 이미지

### 4. 학습 과정

본 논문에서는 의약 용기의 품질 검사를 인라인에서 가능하게끔 하는 딥러닝 네트워크를 개발하기 위해 합성곱 기반의 네트워크[5]를 제안한다. 의약 용기의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크 구조는 다음 그림 3과 같다. 통상적으로 사용되는 다중 layer 합성곱 네트워크는 layer가 진행됨에 따라 데이터의 채널 수가 매우 증가하여 fully connected layer 이전에 정보의 손실을 최소화하기 위해 linear layer를 사용한다. linear layer는 딥러닝 네트워크의 파라미터 수를 매우 증가시켜 결국 딥러닝 네트워크의 최종 판정 속도가 느려지게 된다. 때문에, 인라인 검사를 필요로 하는 품질 검사 시스템에서 실시간 검출을 하기 어렵다. 이를 해결하기 위해 제안하는 기법으로는 입력 데이터를 판정 정확도가 높고, linear layer를 적용하지 않아도 될 만큼의 채널 수로 증가시키는 방법을 사용하였다. 이는 linear layer의 연산을 하지 않기 때문에 적은 수의 파라미터를 가져 딥러닝 네트워크의 최종 판정의 속도가 매우 향상되는 결과를 초래한다.

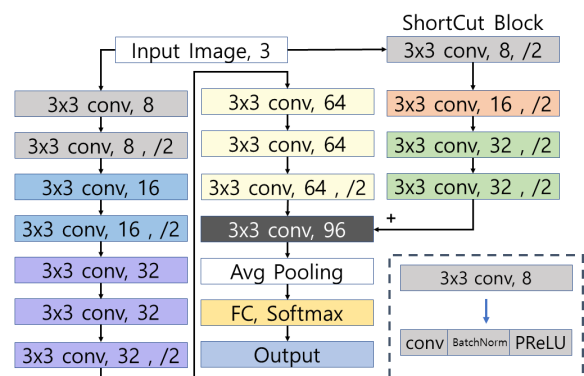


Fig. 3. Deep learning network architecture for quality inspection of pharmaceutical containers.  
그림 3. 의약 용기의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크 구조

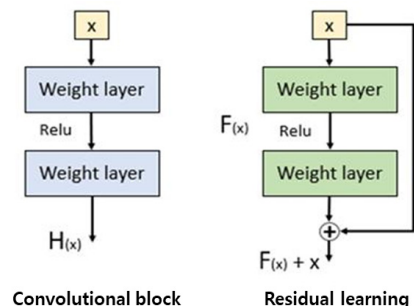


Fig. 4. The difference between the structure of the convolutional block and the structure of residual learning.  
그림 4. 합성곱의 구조와 residual learning의 구조의 차이

깊은 layer 구조를 갖는 딥러닝 네트워크는 학습이 진행됨에 따라 입력 이미지의 특성을 잃거나 학습 수렴에 필요한 gradient의 소실 또는 폭등이 발생할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 입력 이미지를 layer 중간에 더하는 residual learning 기법을 적용하여 깊은 layer에서도 입력 이미지의 특성을 최대한 보존하면서 학습 수렴에 도움이 될 수 있도록 하였다. 그림 4은 일반적인 합성곱 네트워크와 residual learning 기법을 적용한 합성곱의 구조를 비교한 이미지이다.

일반적인 합성곱 네트워크에 사용되는 활성화 함수는 ReLU로, 이는 입력 텐서의 값이 0 이하일 경우에 0으로 클리핑하는 것이다. 이 경우에서는 0 이하인 음수의 텐서 또한 0으로 클리핑되기 때문에 데이터 손실이 생길 수 있다. 본 논문에서 제안하는 기법은 이를 해결하기 위해 PReLU를 사용한다. PReLU는 0 이하의 입력 텐서를 학습 gradient를 곱하는 활성화 함수이다. 이를 사용하면 학습이 진행됨에 따라 발생하는 기울기 소실을 해결할 수 있고, 입력 이미지의 더욱 다양한 특징을 학습하여 딥러닝 네트워크의 판정 정확도를 향상시킬 수 있다. 그림 5는 PReLU의 입력에 대한 출력을 나타낸 그래프이다.

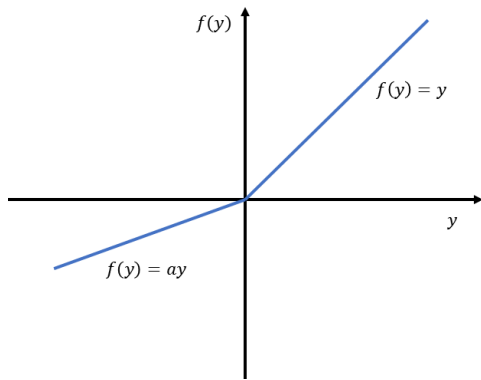


Fig. 5. Graph showing the output of PReLU for given inputs.

그림 5. PReLU의 입력에 대한 출력을 나타낸 그래프

제작된 딥러닝 네트워크는 4개의 카메라에 각각 적용되어 Intel(R) Core(TM) i7-10700K 3.60GHz CPU, NVIDIA GeForce RTX 3070 (V-RAM 8GB) GPU, RAM 16G, Window 10 Pro 64bit 운영체제 환경에서 학습을 시행하고, 총 4개의 학습된 딥러닝 모듈을 얻는다. 학습된 딥러닝 모듈은 인라인 검사 시스템에 적용되어 4개의 카메라에서 촬영된 이미지에 대해 의약 용기의 품질 검사를 시행한다. 그림 6은 다중 카메라 인라인 검사 시스템에 적용하기 위한 딥러닝 인식 구조이다.

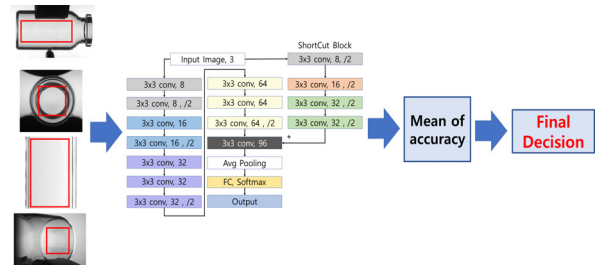


Fig. 6. Deep learning recognition architecture for application in multi-camera inline inspection systems.

그림 6. 다중 카메라 인라인 검사 시스템에 적용하기 위한 딥러닝 인식 구조

## 5. 실험 및 고찰

### 5.1 실험 방법

본 연구에서는 제안한 의약 용기의 다중 카메라 인라인 검사 시스템에서의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크의 성능을 평가하기 위해, 공인시험기관에서 실제 생산된 의약 용기에 대해 딥러닝 네트워크의 판별 정확도와 판별 속도에 대해 테스트를 수행하였다. 딥러닝 네트워크의 판별 정확도 실험 방법은 총 500개의 의약 용기 중 250개의 불량제품을 투입하여 시스템에 무작위로 10개씩 투입하고 품질 검사 하는 것을 2회 반복하여 1,000개의 의약 용기에 대해 정확도를 산출하는 실험을 시행한다. 딥러닝 네트워크의 판별 속도 실험 방법은 판별 정확도 실험에서 10개씩 투입된 총 1,000개의 의약 용기를 검사 시간을 확인하여 평가한다.

### 5.2 실험 결과

제안된 의약 용기의 다중 카메라 인라인 검사 시스템에서의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크의 성능을 평가하기 위하여 공인시험기관에서 실험한 결과는, 표 1과 같이 딥러닝 모듈의 판별 정확도가 99.4%로 세계 최고 수준(네덜란드의 Vimec사)인 95%보다 우수한 성적을 달성하였고, 평균 판별 속도가 0.947초로 측정되어 세계

Table 1. Experimental results of the deep learning network judging accuracy and judging speed for quality inspection of pharmaceutical containers.

표 1. 의약 용기의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크의 판정 정확도 및 판정 속도의 실험 결과

Division	Experiment result	Number of Measurement Samples
Judging accuracy [%]	99.4	1,000
Judging speed [s]	0.947	

최고 수준(네덜란드의 Vimec사)인 1초보다 우수한 성적을 달성하였다.

### III. 결론

본 논문에서는 의약 용기의 다중 카메라 인라인 검사 시스템에서의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크를 제안하였다. 제안하는 딥러닝 네트워크는 실제 의약 용기 생산 현장에서 다중 카메라 인라인 검사 시스템을 통해 획득한 의약 용기의 이미지를 바탕으로 데이터셋을 구축했다. 구축된 데이터셋은 딥러닝 네트워크 학습 이전에 ROI를 지정하여 전처리한다. 전처리된 입력 데이터를 바탕으로 판정 속도 향상을 위해 linear layer를 적용하지 않은 적은 출력 채널 수를 갖는 convolutional layer와 정확도 향상을 위한 PReLU, residual learning을 적용하여 설계한 딥러닝 네트워크를 학습시켜 학습된 딥러닝 모듈을 사용해 최종적으로 의약 용기의 품질 검사를 진행한다. 공인시험기관에서 실험한 결과로는 딥러닝 모듈의 판별 정확도가 99.4%로 세계 최고 수준인 95%보다 우수한 성적을 달성하였고, 평균 판별 속도가 0.947초로 측정되어 세계 최고 수준인 1초보다 우수한 성적을 달성하였다. 따라서, 본 논문에서 제안한 의약 용기의 다중 카메라 인라인 검사 시스템에서의 품질 검사를 위한 딥러닝 네트워크가 기존 사용되던 외산 딥러닝 검사기보다 효용성이 입증되었다. 개발된 딥러닝 네트워크로 인해 수입 대체 효과 및 기능상의 경쟁우위를 통한 향후 사업성에서 밝은 전망을 나타낼 수 있을 것이다. 향후 연구과제로는 의약 용기뿐만 아니라 플라스틱 용기, 비원형 용기와 같은 본 논문에서 제안한 시스템이 필요한 다양한 제품에 대한 품질 검사가 가능한 딥러닝 네트워크 개발 연구가 필요하다고 사료된다.

### References

- [1] Li, Shutao, et al. "Deep learning for hyperspectral image classification: An overview," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* vol.57, no.9, pp.6690-6709,2019.  
DOI: 10.1109/TGRS.2019.2907932
- [2] Prieto, Flavio, et al. "An automated inspection system," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 19 (2002): 917-925.

- [3] Cai, Chunlei, et al. "End-to-end optimized ROI image compression," *IEEE Transactions on Image Processing* 29 pp.3442-3457. 2019.  
DOI: 10.1109/TIP.2019.2960869
- [4] Wang, Jinjiang, Peilun Fu, and Robert X. Gao. "Machine vision intelligence for product defect inspection based on deep learning and Hough transform," *Journal of Manufacturing Systems*, vol.51, pp.52-60.  
DOI: 10.1016/j.jmsy.2019.03.002
- [5] O'shea, Keiron, and Ryan Nash. "An introduction to convolutional neural networks," *arXiv preprint arXiv:1511.08458*, 2015.  
DOI: 10.48550/arXiv.1511.08458