

이미지 패치 기반 합성곱 신경망을 통한 아날로그 게이지 인식

견민수, 백승한, 박종일*

한양대학교

{minsu6294, hameli, jipark}@hanyang.ac.kr

Analog Gauge Reading with Image Patch-based Convolutional Neural Network

Minsu Kyeon Seunghan Paek Jong-II Park

Hanyang University

요 약

아날로그 게이지는 여전히 많은 산업 시설에서 사용되고 있지만, 게이지 값을 사람이 수동으로 읽기 때문에 정확히 측정하기 위해 많은 시간이 소모가 되는 문제점이 있다. 이러한 이유로 최근에는 합성곱 신경망을 사용하여 아날로그 게이지 값을 자동으로 인식하는 연구가 진행되고 있다. 그러나 대부분의 선행연구들은 게이지가 촬영된 영상을 그대로 입력으로 사용하고 있으며, 이러한 방법은 사람이 게이지를 읽는 과정을 고려하였을 때 불필요한 부분이 많다. 본 논문에서는 게이지 전체 이미지를 학습에 사용하지 않고, 게이지의 특정 이미지 패치 기반으로 아날로그 게이지 값을 인식하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 게이지의 중심, 눈금의 최소, 최대, 지침의 좌표를 기반으로 이미지 패치를 생성하고 채널 축으로 병합하여 학습을 진행하였으며, 최종적으로 게이지의 각도를 계산한다. 이는 게이지의 평균 각도 오차를 통해 제안한 방법이 게이지 값을 인식하는데 우수한 성능이 보였으며, 게이지 이미지에 장애물이 있는 경우에도 게이지 값을 인식할 수 있음을 확인하였다.

1. 서론

많은 산업시설에서 온도, 압력, 전류 등 여러 물리적인 수치를 측정하기 위해 여전히 아날로그 게이지를 사용하여 측정한다[1]. 아날로그 게이지 값은 사람이 수동으로 읽기 때문에 정확히 측정하기 위해 많은 시간이 소모가 되는 문제점이 있다. 이러한 이유로 최근에는 합성곱 신경망을 기반으로 아날로그 게이지 값을 자동으로 인식하는 연구가 진행되고 있다[2,3]. 그러나 대부분의 선행연구들은 게이지가 촬영된 영상을 그대로 입력으로 사용하고 있으며, 이러한 방법은 사람이 게이지를 읽는 과정을 고려하였을 때 불필요한 부분이 많다. 본 논문에서는 위와 같은 게이지 전체 이미지를 학습에 사용하지 않고, 게이지의 특정

이미지 패치 기반으로 아날로그 게이지 값을 인식하는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 게이지의 중심, 눈금의 최소, 최대 지침의 좌표를 기반으로 이미지 패치를 생성하였으며, 이렇게 생성된 패치를 채널 축으로 병합하여 학습을 진행하였다. 학습된 결과는 중심 좌표 기준으로 하여 게이지의 각도를 계산하였다. 이러한 방법은 게이지 값을 인식하는데 우수한 성능이 보였으며, 게이지 이미지에 장애물이 있는 경우에도 게이지 값을 인식할 수 있음을 확인하였다.

*교신저자

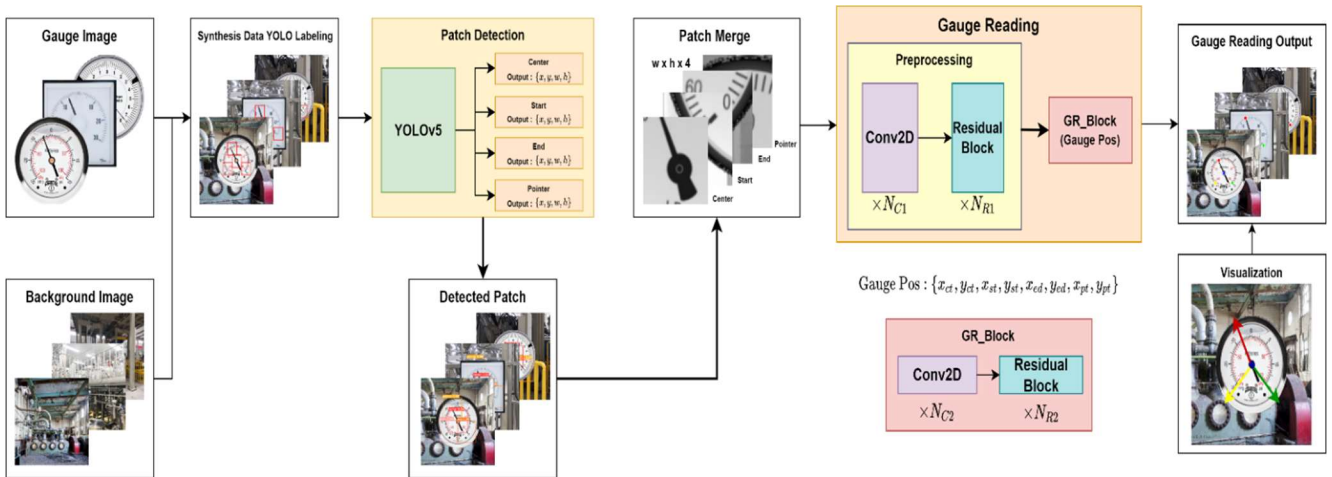


그림 1 전체 시스템 구조

2. 제안하는 방법

본 논문에서는 아날로그 게이지 값을 인식하기 위해 크게 2 단계로 구성된다. 전체적인 구조는 그림 1과 같다. 첫 단계에서는 객체 검출 분야에서 우수한 성능을 보이는 YOLO-v5[4]를 사용하여 게이지의 중심, 눈금의 최소, 최대, 지침의 이미지 패치를 자동으로 검출한 후 4개의 패치를 하나의 채널의 축으로 병합한다. 두 번째 단계에서는 병합된 패치 학습 데이터셋을 사용하여 Gauge Reading 네트워크로 학습하였다.

2.1 이미지 패치 추출 방법

아날로그 게이지 인식은 학습을 위해 공개되어 있는 데이터셋이 부족하기 때문에 데이터를 획득하는데 어려움이 있다[5]. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 인터넷을 통해 공장 배경 이미지와 다양한 게이지 이미지를 수집하였다. 이렇게 수집한 공장 이미지에 게이지 이미지를 무작위로 합성한 후 게이지의 중심, 눈금의 최소, 최대, 지침 영역을 YOLO 라벨링을 진행한 후 YOLO-v5를 학습하였다. 이렇게 학습된 YOLO-v5를 통해 예측한 4개의 영역의 중심 위치 좌표 x , y 와 너비, 높이 값을 통해 75×75 패치 4개와 게이지 중심, 눈금의 최소, 최대, 지침의 좌표 정보가 기록된 정답 레이블을 생성하였으며, 이후 총 4개의 75×75 패치는 RGB 이미지에서 회색조(Grayscale) 이미지로 변환 후에 하나의 채널 축으로 병합하여 최종적으로 $75 \times 75 \times 4$ 형태의 이미지로 변환하였다. 또한 기존 좌표 정보에 대한 정답 레이블은 전체 이미지 기준으로 작성되었기 때문에 패치 크기에 맞춰서 정규화를 진행하였다.

2.2 Gauge Reading 네트워크 구조

본 연구에서는 아날로그 게이지 값을 읽기 위해 선행 연구와 유사하게 게이지의 중심을 기준으로 입력된 게이지의 각도를 추정하기 위한 네트워크 구조를 작성하였다[6]. 게이지의 각도를 추정하기 위해 x , y 값으로 구성된 중심 위치와 눈금의 최소, 최대, 지침 위치 좌표가 필요하다. 네트워크 구조는 그림 1과 같다. 네트워크는 입력된 영상에 대해 N_{C1} 개의 합성곱 층과 N_{R1} 개의 잔차 블록(Residual block)으로 특징을 추출하였다. 추가로 하위 네트워크를 구축하고 고수준 이미지의 특징을 추출하였다.

하위 네트워크는 내부적으로 N_{C2} 개의 합성곱 층과 N_{R2} 개의 잔차 블록으로 구성되며 각 층에 대해 maxpooling과 배치 정규화(Batch normalization), ReLU 활성화수를 적용하였다. 최종적으로 얻은 중심 좌표와 정규 벡터는 아래의 수식을 통해 눈금의 시작점을 기준으로 하는 각도로 변환하였다.

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{b^2 + c^2 - a^2}{2bc} \right) \quad (1)$$

3. 실험 구성 및 학습

본 논문에서는 Gauge Reading 네트워크를 학습하기 위해 채널 축으로 병합된 총 16000장의 패치 이미지 데이터셋을 사용하였다. 1000장은 테스트 데이터로 사용하고, 나머지 15000장의 학습에 사용했으며, 85%는 학습 데이터로, 남은 15%는 검증 데이터로 사용하였다. 학습 구성은 batch size=8, learning rate=0.0005로 설정하였으며 optimizer는 Adam을

사용하였고, 네트워크에서 얻어진 중심, 눈금의 최소, 최대 지침의 좌표에 대한 손실 함수는 MSE를 사용하였다. Epoch는 100을 사용하였으며 학습 시에 손실 값이 낮춰지지 않을 경우 학습을 중단하였다. 모델 평가는 학습을 진행하는 동안 검증 데이터의 손실 값이 가장 작은 모델을 선택하고, 학습에 사용하지 않은 테스트 데이터를 사용하여 결과를 확인하였다. Gauge Reading 모델의 손실 값이 가장 작은 epoch 모델의 가중치를 사용하여 패치화 된 미지를 입력으로 게이지의 중심, 눈금의 최소, 최대, 지침의 x, y 좌표를 예측한다. 최종적으로 예측한 게이지의 값을 식(1)를 통해서 각도를 계산하였다.

4. 실험 결과 및 분석

학습 결과를 평가하기 위해 실험 데이터와 Gauge Reading 모델을 통해 획득한 게이지의 중심과 눈금의 최소, 최대, 지침 좌표 값과 정답 레이블의 좌표 값을 이용하여 각각 각도를 계산하고 각도 차이에 대한 평균을 계산하였다. 그림 2의 획득한 중심의 좌표와 눈금의 위치를 시각적으로 나타낸 것이다. 학습 데이터의 경우 눈금 위치 및 중심의 좌표, 지침의 위치를 모두 정확하게 가리키는 것을 확인할 수 있다. 테스트 데이터의 경우 전반적으로 게이지의 각 좌표를 잘 인식한 것을 확인할 수 있으나, 지침이 가리킬 수 있는 범위가 최대 90도인 사각형 게이지인 경우 중심의 좌표와 눈금의 위치를 정확하게 가리키지만 지침은 정확하게 가리키지 못하는 문제가 있다.



그림 2. Gauge Reading 결과

표 1. 학습 데이터와 테스트 데이터 성능 측정

	학습 데이터	테스트 데이터
평균 각도 오차	1.01	7.59
정확도(%)	98.05	72.22

표 1은 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 Gauge Reading 성능을 측정한 값이다. 여기서 측정된 정확도는 전체 데이터에 대하여 평균 각도 오차가 3도 이내인 경우 게이지 인식을 정상적으로 수행하였다고 판단하였다. 아날로그 게이지 특성상 정확한 각도를 추정하기 힘든 부분이 있기 때문에 미세한 오차를 허용하였다. 학습 데이터의 경우 평균 각도 오차는 1.01, 정확도는 98.05%로 측정되었으며, 테스트 데이터 평균 각도 오차는 7.59, 정확도는 72.22%로 측정되었다.

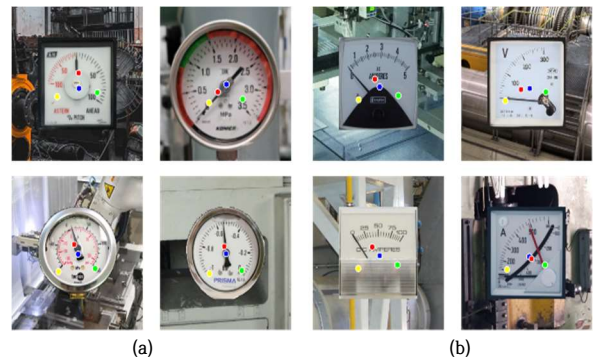


그림 3. 실제 데이터 Gauge Reading 결과

그림 3은 학습에 사용되지 않은 실제 데이터를 사용하여 Gauge Reading 결과이다. 그림 3의 (a)와 같이 학습 데이터에 많이 포함되어 있는 지침이 가리킬 수 있는 범위가 240도인 게이지는 중심의 좌표와 눈금 및 지침 위치를 인식하였다. 하지만 그림 3의 (b)와 같이 범위가 90도인 사각형 게이지의 경우 중심의 좌표와 눈금의 위치를 정확하게 가리키지 못한 것을 확인할 수 있었다.

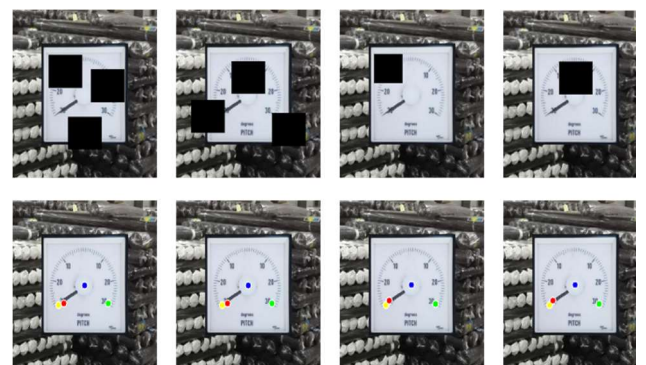


그림 4. 장애물이 포함된 Gauge Reading 결과

그림 4는 게이지의 이미지에 장애물이 있을 경우 Gauge Reading 결과를 시각적으로 나타낸 것이다. 본 연구에서는 전체 게이지 이미지를 사용하지 않고 게이지의 중심, 눈금의 최소, 최대, 지침의 패치를 사용하여 학습했기 때문에 게이지의

이미지에 일부 장애물이 있어도 게이지의 각 좌표를 잘 인식하는 것을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 게이지 전체 이미지를 학습에 사용하지 않고, 게이지의 특정 이미지 패치 기반으로 아날로그 게이지의 값을 인식하는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 게이지의 중심, 눈금의 최소, 최대, 지침의 좌표를 기반으로 이미지 패치를 생성하고 채널 축으로 병합하여 학습을 진행하였으며, 최종적으로 게이지의 각도를 계산하였다. 실험 결과 학습 데이터와 실제 데이터에서 지침이 가리킬 수 있는 범위가 최대 240 도인 게이지는 중심의 좌표와 눈금의 최소, 최대, 지침 좌표를 잘 인식한 것을 확인할 수 있으나, 범위가 최대 90 도인 사각형 게이지는 중심의 좌표와 눈금의 위치를 정확하게 가리키지 못하는 문제를 확인할 수 있었다. 이는 지도 학습 기반 방법론의 문제로 다양한 게이지가 포함된 대규모 학습 데이터를 추가하는 것으로 성능을 개선할 수 있을 것이다. 추가로 제안하는 방법을 통해 게이지에 이미지에 장애물이 있을 경우에 대한 테스트를 진행하였다. 이에 대한 결과는 제안하는 방법이 전체 게이지 이미지를 사용하지 않고 게이지의 중심, 눈금의 최소, 최대, 지침의 패치를 사용하여 학습했기 때문에 이미지에 폐색(occlusion)이 발생했음에도 강인하게 동작하였음을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 실제 산업 현장에서 어떠한 경우에도 잘 동작할 수 있다.

감사의 글

이 논문은 2021 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 ICT R&D 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2021-0-00917, 식물 성장 영상 정보를 이용한 식물공장 피노믹스 시스템 개발)

참고문헌

[1] S. Dumberger, R. Edlinger and R. Froschauer, "Autonomous Real-Time Gauge Reading in an Industrial Environment," 2020 25th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA), 2020.

[2] G. Salomon, R. Laroca and D. Menotti, "Deep Learning for Image-based Automatic Dial Meter Reading: Dataset and Baselines," 2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2020.

[3] A. Alexeev, G. Kukharev, Y. Matveev, and A. Matveev, "A Highly Efficient Neural Network Solution for Automated Detection of Pointer Meters with Different Analog Scales Operating in Different Conditions," Mathematics, vol. 8, no. 7, p. 1104, Jul. 2020.

[4] Yolo(v5) Object Detection Architecture Repository :<https://github.com/ultralytics/yolov5>

[5] A. Alexeev, G. Kukharev, Y. Matveev, and A. Matveev, "A Highly Efficient Neural Network Solution for Automated Detection of Pointer Meters with Different Analog Scales Operating in Different Conditions," Mathematics, vol. 8, no. 7, p. 1104, Jul. 2020.

[6] B. Howells, J. Charles and R. Cipolla, "Real-time analogue gauge transcription on mobile phone," 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2021.