

## 병렬 신경망 및 원근법 보정을 통한 다양한 게이지 인식

견민수<sup>1</sup>, 라영준<sup>1</sup>, 백승한, 박종일<sup>†</sup>

한양대학교

{minsu6294, yjla1109, hameli, jipark}@hanyang.ac.kr

## Various Gauge Reading with Parallel Neural Network and Perspective Correction

Minsu Kyeon Youngjun La Seunghan Paek Jong-II Park  
Hanyang University

## 요 약

본 논문에서는 병렬 신경망을 기반으로 원형 게이지뿐만 아니라 다양한 종류의 아날로그 게이지 값을 인식하는 방법을 제안한다. 아날로그 게이지는 다양한 산업 현장에 쓰이고 있지만, 게이지 값을 사람이 읽는 과정에 불필요한 시간이 소모가 되고 위급 상황에 빠른 대응이 힘들다. 이러한 문제로 인해 게이지 값을 디지털화하여 컴퓨터로 전송되는 데이터만으로 자동으로 모니터링을 하기 위한 방법이 필요하다. 제안하는 방법은 두 단계로 구성된다. 우선 입력된 게이지에 대해 원근법 보정을 수행하고, 게이지의 중심 좌표와 눈금의 최소, 최대, 지침에 대한 정규 벡터를 이용해 게이지의 각도를 계산한다. 이는 학습 데이터와 추가 학습한 실험 데이터의 적은 평균 각도 오차를 통해 제안한 방법이 실제 산업 현장에 잘 적용 가능함을 확인할 수 있다.

## 1. 서론

아날로그 게이지는 온도, 압력, 전압, 전류 등 여러 물리적인 수치를 측정하고 바늘로 이 값을 표시하는 장비이다. 아날로그 게이지는 다양한 산업 현장에 쓰이고 있지만, 게이지 값을 사람이 수동으로 읽을 필요가 있기 때문에 불필요한 시간이 소모가 되고 위급 상황에 빠른 대응이 힘들다. 이러한 문제로 기존 장비의 교체 없이 아날로그 게이지 값을 작업자들이 모니터링하기 위한 방법이 필요하며, 이를 위해서는 아날로그 게이지를 인식하고 디지털화하는 것이 필수적이다.

아날로그 게이지 인식은 크게 컴퓨터 비전 알고리즘을 사용하는 방법과 학습 기반 방법으로 나누어진다. 기존 컴퓨터 비전 알고리즘의 경우, 아날로그 게이지가 원형인 경우를

가정하여 허프 변환 (Hough Transform)을 사용하고 게이지의 윤곽선과 지침을 검출하여 값을 판별하는 방법이 많이 연구되었다[1,2]. 하지만 이러한 방법은 조명, 배경, 게이지 모양 등 여러 변화에 취약하기 때문에 실제 산업 현장에 사용하기 어려운 문제가 있다[4]. 학습 기반의 방법은 기존보다 높은 인식 정확도를 기반으로 게이지의 눈금값의 글자를 기준으로 중심을 결정하여 게이지 값을 읽는 등 다양한 시도들이 이루어졌다. 그러나 실제 산업 현장에서 촬영한 데이터셋이 부족하며 대부분 원형 게이지를 대상으로 연구를 진행했기 때문에 산업 현장에 배치되어 있는 다양한 종류의 게이지를 인식하기에는 적합하지 않다[3]. 이러한 이유로 본 연구에서는 병렬 신경망을 기반으로 원형 게이지뿐만 아니라 다양한 종류의 게이지를 인식하기 위한 방법을 제안한다. 제안한 방법은 우선, 아날로그 게이지가 정면일 때 가장 측정 정확도가 높다는 사실에 근거하여 그렇지 않은 입력 영상에 대해 원근법 보정을 수행하였다[5]. 그리고 원근법

<sup>1</sup> 공동저자, <sup>†</sup> 교신저자

보정이 수행된 영상에 대해 게이지의 중심을 기준으로 눈금의 시작/끝/지침의 위치를 각각 정규 벡터화하여 학습하고 게이지의 각도를 계산하였다. 이러한 방법은 게이지의 형태와 상관없이 게이지 인식에 우수한 성능을 보임을 확인하였으며 즉시 산업현장에 활용하는 것이 가능하다.

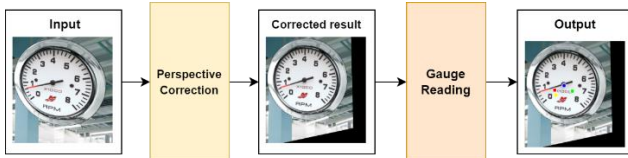


그림 1. 제안하는 방법을 통한 게이지 인식 과정

## 2. 제안하는 방법

### 2.1 합성 데이터 생성

학습 기반의 아날로그 게이지 인식은 학습을 위해 공개되어 있는 데이터셋이 부족할 뿐만 아니라 데이터셋의 대부분이 원형 게이지만을 포함하기 때문에 다양한 종류의 게이지 인식에 해당 데이터셋이 적합하지 않다[6]. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 합성 데이터를 생성하여 데이터셋을 구축했다. 인터넷을 통해 공장 배경 이미지와 원형을 포함한 다양한 게이지 이미지를 수집하였으며 데이터 증강을 위해 게이지를 회전하여 학습에 추가하였다. 이렇게 수집한 공장 이미지에 게이지 이미지를 무작위로 합성하여 20000장의 게이지 중심으로 자른 이미지는 전체적인 네트워크 학습에 사용하였다.

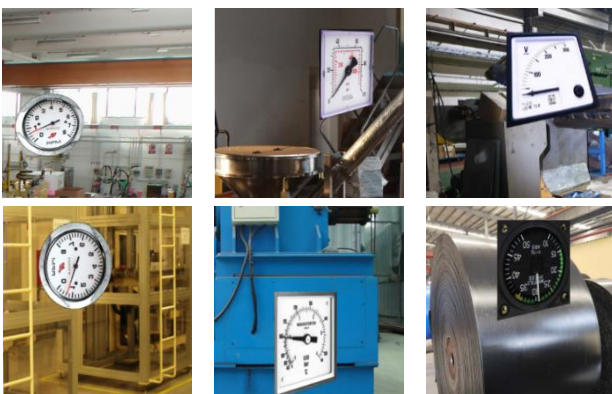


그림 2. 합성데이터 생성 예시

## 2.2 신경망 구조

### 2.2.1 Perspective Correction

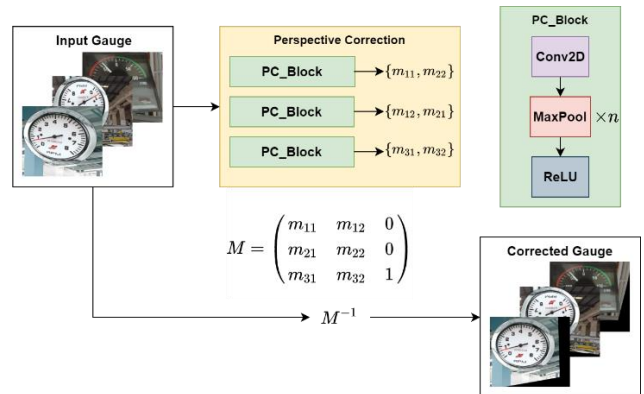


그림 3. Perspective Correction 네트워크 구조

원근 변환(Perspective transform)은 시각에 따라 같은 물체도 먼 것은 작게, 가까운 것은 크게 보이는 현상인 원근감을 주는 변환이다. 게이지 값을 정확히 인식하기 위해 높은 인지 정확도가 필요하여 원근 변환을 통해 원근법 보정(Perspective correction)을 수행하였다. 본 연구에서 실제 산업현장에서의 동작을 고려하여 실시간 동작을 수행하기 위한 선행 연구를 참고하여 네트워크 구조를 작성하였다[5].

네트워크 구조는 그림 3과 같다. 네트워크는 입력된 영상에 대해 하위 네트워크를 병렬로 배치하여 원근 변환 행렬의 원소쌍  $\{m_{12}, m_{21}\}$ ,  $\{m_{11}, m_{22}\}$ ,  $\{m_{31}, m_{32}\}$  을 각각 학습하였다. 하위 네트워크는 내부적으로  $n$ 개의 합성곱 층으로 구성되며 각 층에 대해 maxpooling과 ReLU 활성화 함수를 적용하였다. 각각의 하위 네트워크에서 얻어진 결과는 각 원소쌍 값의 범위가 큰 차이를 보여 가중치를 포함한 MSE 손실함수를 사용하였다. 최종적으로 얻은 원근 변환 행렬의 원소를 통해 입력 이미지에 적용되었던 원근 변환 행렬을 구하고, 이의 역행렬을 입력 이미지에 곱하여 원근법 보정을 수행하였다.

$$L = L_1 + L_2 + L_3$$

$$L_1 = w_1 MSE(m_{11}, m_{22}), L_2 = w_2 MSE(m_{12}, m_{21}), \quad (1)$$

$$L_3 = w_3 MSE(m_{31}, m_{32})$$

### 2.2.2 Gauge Reading

아날로그 게이지 값을 읽는 것은 문제를 정의하는 방법에 따라 다양한 시도가 가능하다. 본 연구에서 수행하는 방법은 선행 연구와 유사하게 게이지의 중심을 기준으로 입력된 게이지의

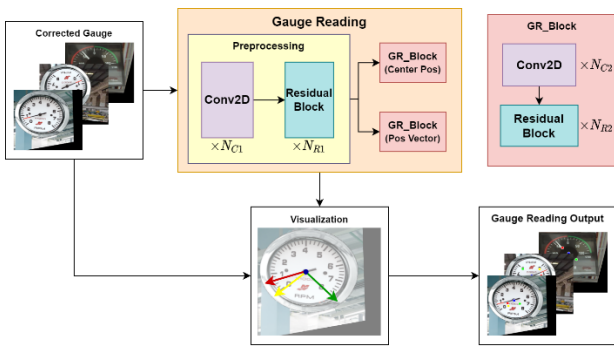


그림 4. Gauge Reading 네트워크 구조

각도를 추정하기 위한 네트워크 구조를 작성하였다[4].

게이지의 각도를 추정하기 위해서 필요한 값은 크게 중심의 위치와 게이지 눈금의 눈금의 최소, 최대, 지침의 위치가 필요하다. 하지만 이러한 위치는 x, y값으로 구성된 각각의 좌표이며, 이를 기반으로 학습하는 경우에 네트워크가 일반화되지 못하고 입력된 각각의 게이지에 대해 과적합될 가능성이 있다. 제안하는 방법은 각도 계산에 핵심이 되는 중심 좌표를 제외한 나머지 좌표를 중심을 기준으로 하는 정규 벡터로 변환하여 학습에 사용하였다. 이러한 방법은 네트워크가 중심과 각 벡터 사이의 관계성을 잘 학습하여 다양한 종류의 게이지를 입력하였음에도 게이지의 구조를 잘 파악하는 데 도움을 주었다.

네트워크 구조는 그림 4과 같다. 네트워크는 입력된 영상에 대해  $N_{C1}$  개의 합성곱 층과  $N_{R1}$  개의 잔차 블록(Residual block)으로 공통의 특징을 추출하였으며, 해당 층에서 획득한 특징을 기반으로 하위 네트워크를 병렬로 배치하여 중심점의 좌표와 각 지점에 대한 정규 벡터를 각각 학습하였다. 하위 네트워크는 내부적으로  $N_{C2}$  개의 합성곱 층과  $N_{R2}$  개의 잔차 블록으로 구성되며 각 층에 대해 maxpooling과 배치 정규화(Batch normalization), ReLU 활성화함수를 적용하였다. 각각의 하위 네트워크에서 얻어진 결과는 중심의 좌표와 정규 벡터 값의 범위가 큰 차이를 보여 가중치를 포함한 MSE 손실함수를 사용하였다. 최종적으로 얻은 중심 좌표와 정규 벡터는 아래의 수식을 통해 눈금의 시작점을 기준으로 하는 각도로 변환하였다.

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

### 3. 실험 및 학습

본 논문에서는 네트워크를 학습하는 과정에 전체 데이터의 85%는 학습 데이터로, 남은 15%는 검증 데이터로 사용하였다.

공통적으로 batch size=4, learning rate=0.0005로 설정하였으며 optimizer는 Adam을 사용하였다. Epoch는 각 네트워크에 대해 80, 100을 사용하였으며 학습 시에 손실 값이 낮춰지지 않을 경우 학습을 중단하였다. Perspective correction 모델의 손실 가중치는 선행 연구와 동일하게  $w_1=10.0$ ,  $w_2=1.0$ ,  $w_3=1.0 \times 10^6$ 로 설정하였고, gauge reading 모델은  $w_{ct}=1.0$ ,  $w_{pos}=100$ 으로 설정하였다. 모델 평가는 학습을 진행하는 동안 검증 데이터의 손실 값이 가장 작은 모델을 선택하고, 학습에 사용하지 않은 테스트 데이터를 사용하여 결과를 확인하였다.

학습을 통해 perspective correction 모델의 손실 값이 가장 작은 epoch 모델의 가중치를 사용하여 게이지 중심 이미지 20000장을 원근법 보정을 수행한 이미지를 획득하였으며, 이를 Gauge Reading 모델의 입력 이미지로 사용하였다. Gauge Reading 모델의 손실 값이 가장 작은 epoch 모델의 가중치를 사용하여 게이지 이미지를 입력으로 게이지의 중심, 눈금의 최소/최대/지침 방향을 가리키는 정규 벡터를 예측을 한다. 최종적으로 예측한 게이지의 값을 식(2)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 벡터를 이용하여 각각 각도를 계산하고 각도 차이에 대한 평균을 계산하였다. 그림 5의 획득한 중심의 좌표와 눈금의 위치를 시각적으로 나타낸 것이다. 전반적으로 원근법 보정을 수행하였을 때 중심의 좌표 및 눈금 위치를 정확하게 가리키는 것을 확인할 수 있다.

표 1은 학습 데이터를 원근법 보정 전후의 gauge reading 성능을 측정된 값이다. 여기서 측정된 정확도는 전체 실험 데이터에 대해 각도의 오차가 3도 이내인 경우 게이지 인식을 정상적으로 수행하였다고 판단하였다. 아날로그 게이지는 그 특성상 정확한 각도를 추정하기 힘든 부분이 있는데 이러한 부분을 반영하여 미세한 오차를 허용하였다. 원근법 보정 전 평균 각도 오차는 2.25, 정확도는 73.8%로 측정되었으며, 원근법 보정 후 평균 각도 오차는 1.95, 정확도는 94.15%로 측정되었다. 이는 원근법 보정을 통해 게이지 인식 과정에 정확도 향상에 큰 영향을 주었다고 판단할 수 있으며, 각도의 오차를 5도 이내로 확장하였을 때 99.05%의 정확도를 획득하였다.



(a) 원근법 보정 전 (b) 원근법 보정 후  
그림 5. Gauge Reading 결과

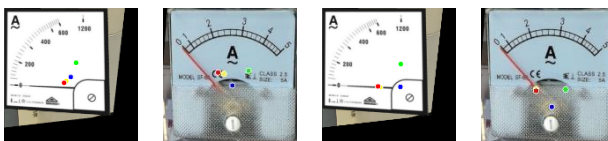
표 1. 학습 데이터 원근법 보정 전후 성능 측정

	원근법 보정 전	원근법 보정 후
평균 각도 오차	2.25	1.95
정확도 (%)	73.8	94.15

실제 산업현장을 고려하였을 때 공장 내에 게이지를 전부 알 수 없기 때문에 임의의 게이지를 입력으로 하였을 때 제안하는 네트워크가 일반화되었음을 보여주기 위해 추가로 실험을 진행하였다. 그림 6은 각각 실험 데이터 추가 학습 전과 후의 gauge reading의 결과값을 나타낸다. 표 2는 실험 데이터를 학습하지 않은 모델에 무작위 실험 데이터를 30개씩 학습하여 평균 각도 오차를 획득하고 이를 수회 반복하여 획득한 오차의 평균을 계산하였다. 계산된 각도 오차는 2.64로 학습되기 이전 오차가 15.32인 것과 비교하여 적은 각도 오차를 보여주었다 또한 이는 제안한 네트워크가 잘 일반화되어 산업 현장에서 촬영된 새로운 데이터를 입력으로 하더라도 빠르게 적응 가능함을 확인하였다.

표 2. 추가 학습에 따른 평균 각도 오차

	전체 평균 각도 오차	
	추가 학습 전	추가 학습 후
실험 데이터	15.32	2.64



(a) 추가 학습 전 (b) 추가 학습 후  
그림 6. 실험 데이터 추가 학습 전후 Gauge Reading 결과

제안한 방법은 전체 게이지 인식 과정에서 perspective correction과 gauge reading은 NVIDIA GeForce GTX 1080Ti

기준, 각각 43.8ms, 42.5ms로 동작하였으며 전체 평균 86.4ms로 동작하였다.

## 5. 결론

본 논문에서는 병렬 신경망 기반으로 다양한 종류의 게이지 값을 인식하고 디지털화하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 다양한 모양의 게이지에 대해 원근법 보정을 수행하고 게이지의 중심 좌표와 눈금의 최소, 최대, 지침의 중심 좌표에 대한 정규 벡터를 검출한 후 이를 통해 최종적으로 게이지의 각도를 계산하였다. 이러한 방법은 원형의 게이지뿐만 아니라 다양한 종류의 게이지를 인식하는데 우수한 성능을 보였다. 또한 실제 산업 현장을 고려하였을 때 임의의 게이지를 추가로 학습한 결과에서 네트워크가 잘 일반화되었음을 확인하였다. 그러나 학습에 사용된 게이지가 눈금을 다양하게 가리지 못하여 정확도가 낮아지는 문제를 확인할 수 있었다. 이는 지도학습 기반 방법론의 문제로 다양한 게이지로 학습 데이터를 추가하는 것으로 정확도를 개선할 수 있을 것이다.

## 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] R. Sablatnig and W. G. Kropatsch, "Automatic reading of analog display instruments," Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition, 1994.
- [2] J. Wang, J. Huang and R. Cheng, "Automatic Reading System for Analog Instruments Based on Computer Vision and Inspection Robot for Power Plant," 2018 10th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC), 2018.
- [3] Z. Li, Y. Zhou, Q. Sheng, K. Chen, and J. Huang, "A High-Robust Automatic Reading Algorithm of Pointer Meters Based on Text Detection," Sensors, vol. 20, no. 20, p. 5946, Oct. 2020.
- [4] 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.
- [5] N. P. Del Gallego, J. Ilao, and M. Cordel, "Blind First-Order Perspective Distortion Correction Using Parallel Convolutional Neural Networks," Sensors, vol. 20, no. 17, p. 4898, Aug. 2020.
- [6] 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.