

Convolutional Neural Network을 활용한 아날로그 게이지 분류

곽영태*, 유진규*, 김가희⁰

⁰* 전북대학교 IT정보공학과

e-mail: {ytkwak, lightyu}@jbnu.ac.kr*, rlarkgml1549@jbnu.ac.kr⁰

Classification of Analog Gauge using Convolutional Neural Network

Young-Tae Kwak*, Jin-Kyu Ryu*, Ga-Hui Kim⁰

⁰*Dept. of Information Technology Engineering, Chonbuk National University

● 요약 ●

사물인터넷(Internet of things)의 발전과 함께 스마트 팩토리에 대한 관심이 증대되고 있다. 제조의 전 과정에서 발생하는 데이터를 실시간으로 수집하고 관리를 자동화하는 것이 스마트 팩토리의 목적이다. 그러나 공장에서는 현재까지도 많이 사용되는 아날로그 게이지를 관리하는 일은 사람의 노동력을 필요로 한다. 또한 아날로그 게이지는 쓰임새에 따라 모양과 형태가 매우 다양하다. 본 논문에서는 아날로그 게이지의 형태에 따라 분류하는 방법에 대해 제안한다. 제안하는 방법은 학습하기 위해 필요한 게이지 영상 데이터를 수집하고 나서 각 분류에 속하는 이미지 데이터를 CNN(Convolutional Neural Network) 딥러닝 기법으로 학습시킨 후, 각 분류에 해당하는 특징 정보를 추출하고 아날로그 게이지의 형태를 인식하는 방법을 제안한다.

키워드: 스마트 팩토리, Convolutional Neural Network, 아날로그 게이지

I. Introduction

4차 산업 혁명의 대표적인 사례인 스마트 팩토리는 제조의 전 과정에 IT 기술을 접목해서 에너지 효율을 높이고 자동화 비중을 높인 공장을 말한다[1]. 철강 산업의 대표기업인 포스코에서는 제철소의 시설에서 발생하는 데이터들을 실시간 모니터링을 하여 처리하고 있다. 스마트 팩토리는 공장 내 설비와 기계에 IoT 센서를 설치함으로써, 데이터를 수집, 전송, 분석하고 보안을 위해 실시간 모니터링하여 제품 생산과정을 한 눈에 파악할 수 있고 위기 발생 시 원인파 해결방법을 쉽게 찾을 수 있다[2].

생산 과정에서 작업자는 제조 공정 기기들의 상태를 파악하고, 관리하기 위해 필요한 정보를 게이지를 통해서 얻을 수 있다. 그러나 공장에서 사용되는 게이지는 디지털 게이지뿐만 아니라, 대부분 아날로그 게이지로 구성되어 있다. 스마트 팩토리를 위해서는 이러한 아날로그 게이지들의 눈금을 인식하는 작업이 필요한데 이런 인식을 위해서는 우선 아날로그 게이지의 형태를 분석하는 것이 필요하다.

본 논문에서는 아날로그 게이지의 형태 인식을 위해 컴퓨터 비전 분야에서 많이 연구되고 있는 convolutional 신경회로망(Convolutional Neural Network)을 사용하여 게이지의 형태를 분류하고자 한다[3]. 이런 연구는 아날로그 게이지의 눈금을 인식하기 위한 출발점이 되며 스마트 팩토리와 IoT기술을 더욱 발전시키는 계기가 될 것이다.

II. Classification of Analog Gauge

논문에서 사용한 기본적인 CNN의 구조는 [그림 1]과 같이 convolution layer와 pooling layer로 구성된다. 각각의 층을 거치면서 특징(feature)을 추출하고 가장 중요한 정보만을 남기도록 압축하고 요약하는 과정을 반복하게 된다. 이러한 추상화되고 요약된 정보로부터 이것이 어떤 물체인지를 분류하고 인식을 하게 된다.

CNN의 전체적인 구조는 그림 2과 같이 4개의 convolution, pooling과 1개의 fully-connected로 구성했다. convolution layer에서 여러 번의 convolution, max-pooling 그리고 normalization 과정을 거치면서 영상의 특징을 학습하게 된다. fully-connected layer에서는 최종적으로 게이지 분류를 진행하게 된다.

학습 알고리즘은 일반적으로 많이 사용하는 오류역전파 학습(Error BackPropagation) 알고리즘을 사용한다. EBP 알고리즘은 오차 함수에 대한 가중치의 기울기를 계산하여 오차가 축소되는 방향으로 학습하기 때문에 학습 속도는 느리지만 구현이 간단한 장점이 있다[4].

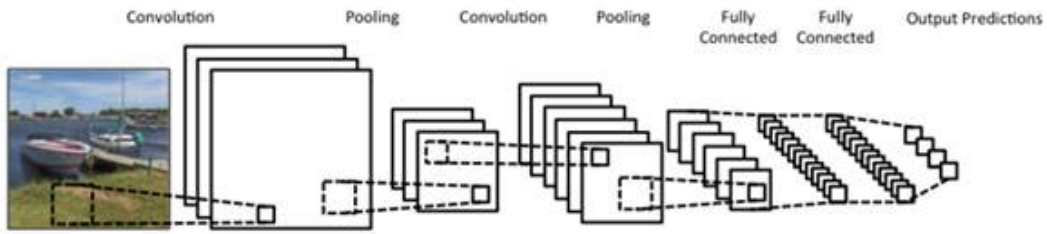


Fig. 1. CNN architecture

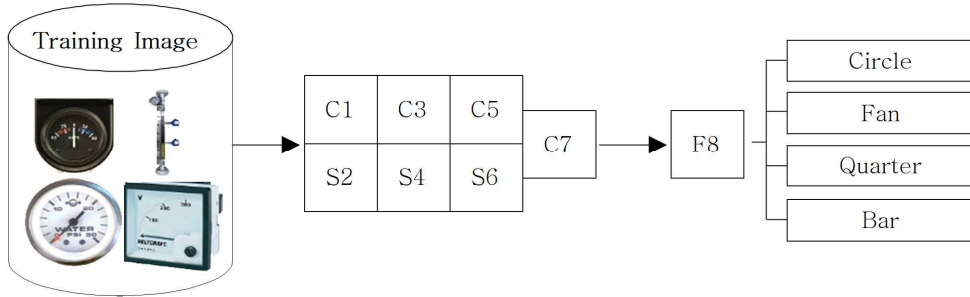


Fig. 2. Training Process

Table 1. Learning Results

레이어	입력	C1	S2	C3	S4	C5	S6	C7	F8	학습 성공 (총 10번)	시험 평균
Feature Map의 크기	98x98 8	92x92 2	46x46 6	40x40 0	20x20 0	14x14 4	7x7	1x1	1x1		
Feature Map의 수	1	4	4	4	4	4	4	4	4	6	65%
	1	2	2	2	2	2	2	4	4	7	60%
	1	2	2	2	2	3	3	4	4	6	70%

III. Experiments

본 논문에서는 아날로그 게이지의 형태를 크게 Circle, Bar, Fan, Quarter 총 4가지 형태로 분류하였다. 여기서 4가지의 형태는 게이지의 형태가 아닌 그 안의 눈금의 형태를 의미한다.

게이지 영상 데이터 집합은 직접 인터넷에서 찾아서 수집하였다. 영상의 크기는 98x98이며, 이미지의 종류에 따라서 각각 10개씩 40장의 학습 영상과 10장의 시험 영상으로 분리한다. [그림 3]은 수집한 데이터 집합에서 형태에 따라 분류한 영상을 보여준다.

실험에 쓰인 컴퓨터 사양은 I7-4790 CPU 3.60GHz, RAM 8GB, Geforce GT 705이다. 프로그램은 Matlab R2016b를 이용하였다. 사용한 CNN 모델은 UOW college에 있는 Visual and Audio Signal Processing Research Laboratory의 모델을 사용하였다[5]. epoch는 1000으로 설정하였고, 총 10번의 batch로 진행하였다.

실험 결과로 표 1에 나오는 학습 성공은 총 10번의 학습을 진행한 후에 각각의 학습이 100% 완료되었을 경우를 나타낸 것이다. 시험 평균은 학습에 성공한 데이터를 가지고 시험했을 때의 인식률의 평균을 나타낸 것이다. 학습 시간은 총 가중치의 수가 크고 Feature Map의 크기와 수가 클수록 오래 걸렸다.

IV. Conclusions

현재 스마트 팩토리로 알려진 많은 공장에서 IT기술을 접목하여 사람들에게 많은 정보를 쉽게 알려주고 있다. 그러나 아날로그 게이지를 사용하는 공장 환경 때문에 게이지가 주는 정보를 일일이 확인할 수 밖에 없다. 본 논문에서는 CNN을 활용하여 4가지 형태의 아날로그 게이지 이미지를 이용해 분류하는 프로그램을 설계하고 학습을 시행하였다.

전반적으로 학습에 필요한 데이터가 부족하여 분류 성능이 좋지 않았지만, 이 부분은 추후 데이터를 체계적으로 수집해서 실험을 한다면, 학습 성공률은 자연스럽게 올라갈 것으로 생각된다. 향후 이 프로젝트에 카메라를 이용하여 눈금과 바늘을 인식하여 현재 눈금이 가리키고 있는 눈금의 값을 읽는 기능을 구현할 예정이다.

Acknowledgments

이 논문은 2016학년도 전북대학교 CK-1 사업단 지원에 의하여 연구되었음.

References

- [1] F. Shrouf, J. Ordieres, G. Miragliotta, "Smart Factories in Industry 4.0: A Review of the Concept and of Energy Management Approached in Production Based on the Internet of Things Paradigm," 2014 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management(IEEM), pp. 697-701, 2014.
- [2] Lucke Dominik, Carmen Constantinescu, and Engelbert Westkämper. "Smart factory a step towards the next generation of manufacturing," Manufacturing systems and technologies for the new frontier, Springer London, pp. 115-118, 2008.
- [3] Yann LeCun, Koray Kavukcuoglu, and Clement Farabet. "Convolutional networks and application in vision," Circuits and Systems (ISCAS), Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on. IEEE, 2010.
- [4] Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard and L. D. Jackel, "Handwritten digit recognition with a back-propagation network," in Touretzky, David (Eds), Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS 1989), 2, Morgan Kaufman, Denver, CO. 1990.
- [5] S. L. Phung and A. Bouzerdoun, "MATLAB library for convolutional neural network," Technical Report, ICT Research Institute, Visual and Audio Signal Processing Laboratory, University of Wollongong. Available at: <http://www.uow.edu.au/phung>.