

논문 2023-2-5 <http://dx.doi.org/10.29056/jsav.2023.06.05>

# EasyOCR을 이용한 정형화된 객관식 답안지의 자동채점 시스템 구현

김찬\*, 윤영선\*†

## Implementation of an Automated Grading System for Formalized Answer Sheet Using EasyOCR

Chan Kim\*, Young-Sun Yun\*†

### 요 약

본 논문에서는 인쇄체로 표시된 문제번호와 필기체 답안으로 이루어진 정형화된 객관식 답안지의 자동 채점 시스템을 개발하였다. 초기 단계에서는 문제번호와 답안을 정확하게 인식하기 위해 기울기 정규화 작업을 수행하였으며, 이후 문자인식에는 EasyOCR Framework를 적용하였다. 특히, 숫자의 위치를 정확하게 찾기 위해 위치 보정 알고리즘을 도입하여 70%였던 검출률을 100%로 향상시켰다. EasyOCR의 숫자 인식 모델의 성능을 높이기 위하여 전이 학습을 적용하여 93%로 개선하였다. 실험 결과, EasyOCR를 적용한 자동 채점 시스템의 구현이 가능하였고, 이 시스템은 교육 현장에서 채점 작업의 효율성을 높일 수 있을 것으로 예상된다.

### Abstract

In this paper, we have developed an automated scoring system for structured formalized answer sheets composed of printed problem numbers and handwritten answers. In the initial stage, we performed gradient normalization to accurately recognize the problem numbers and answers, and subsequently applied the EasyOCR Framework for character recognition. Notably, we introduced a location correction algorithm to accurately detect the positions of numbers, thereby improving the detection rate from the original 70% to 100%. The number recognition model of EasyOCR originally had an accuracy of 89%, but we improved it to 93% through transfer learning. Experimental results showed that the implementation of an automatic scoring system using EasyOCR was feasible, and this system is expected to increase the efficiency of grading tasks in the educational field.

**한글키워드 :** EasyOCR, 숫자 인식, 정형화된 답안지, 자동 채점, 전이 학습

**keywords :** EasyOCR, Digit Recognition, Formalized Answer Sheets, Automated Grading, Transfer Learning

\* 한남대학교 정보통신공학과

† 교신저자: 윤영선(email: ysyun@hnu.kr)

접수일자: 2023.05.29. 심사완료: 2023.06.15.

게재확정: 2023.06.20.

### 1. 서 론

ICT (Information and Communication Technology) 기술의 발달로 많은 아날로그 데이

터가 디지털화되고 있다. 여러 분야에서 숫자 인식 기술이 연구되어 차 번호 인식 기술[1]과 우편 번호 인식 기술[2] 등이 산업 현장에 적용되고 있다.

숫자 인식 기술은 표현 방식에 따라 인쇄체와 필기체로 구분된다. 인쇄체 숫자는 일정한 패턴을 가지므로 광학적 장치를 이용하여 문자의 이미지를 인식하는 OCR(Optical Character Recognition) 기술이 높은 정확도를 보인다. 특히 TesseractOCR[3]와 EasyOCR[4]는 주목받는 OCR 기술로서, EasyOCR은 숫자 인식률에서 더 높은 정확도를 보인다[5]. 반면, 필기체 숫자는 사람마다 다양한 작성 스타일이 있어 인식이 어렵다. 이를 해결하기 위한 연구로 CNN(Convolution Neural Network)[6], KNN(K-Nearest Neighbor)[7], HMM(Hidden Markov Model)[8] 등이 있다.

자동 채점 시스템에서는 광학적 장치를 이용하여 체크 또는 마크된 항목을 인식하는 OMR(Optical Mark Recognition)과 OCR 기술이 사용된다. 기존의 OMR은 전용 용지, 마킹 펜, 답안 인식 리더기 등의 별도 구성품이 필요하지만, OCR은 촬영된 이미지에서 문자인식이 가능하여 사용 용이성과 확장성이 뛰어나다. 일반적으로 자동채점을 위해서는 표준화된 정답 패턴을 사용함으로써 높은 정밀도와 효율성을 얻도록 정형화된 형식을 사용한다.

본 논문에서는 EasyOCR을 활용해 정형화된 답안지에서 문제번호와 답안 숫자의 위치를 검출하고 인식하는 기술을 구현하였다. 숫자 위치는 사전 학습된 모델을 사용하였으며, 누락된 숫자에 대해서는 이미지 크기와 인식된 좌표를 기반으로 위치를 보정하는 알고리즘을 적용하였다. 문자인식 성능을 높이기 위하여 MNIST(Modified National Institute of Standards and Technology database)[9]를 사용

해 전이 학습을 진행하였다. 또한, 인식된 숫자의 연속성을 확인해 가로형과 세로형 답안 유형을 파악하였고, 이를 기반으로 자동 채점 시스템을 구축하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 주요 OCR 기술들을 설명하고, 3장에서는 제안하는 자동 채점 시스템의 시스템 구성을 상세히 설명한다. 4장에서는 제안 시스템의 유효성을 판단하기 위한 실험 환경 구성, 진행 실험 결과를 분석하고 평가하며, 5장에서는 본 연구의 요약 및 추후 연구 등에 관하여 기술한다.

## 2. 관련 연구

OCR 기술은 현재 다양한 분야에서 사용되고 있다. 이 중에서 TesseractOCR과 EasyOCR은 대표적인 OCR 엔진으로, 각각 Google과 JaidedAI에서 개발되었다. TesseractOCR은 알파벳 인식에서 강점을 보이는 반면, EasyOCR은 숫자 인식에서 뛰어난 성능을 보인다. 두 OCR 엔진의 성능 비교는 표 1[5]과 같다.

표 1. TesseractOCR vs. EasyOCR  
Table 1. TesseractOCR vs. EasyOCR

OCR Engine	alphabet	digit
TesseractOCR	<b>99.0</b>	94.0
EasyOCR	95.0	<b>98.0</b>

TesseractOCR은 LSTM(Long Short-Term Memory)을 기반으로 개발되어 유니코드와 100개 이상의 언어를 지원한다. 알파벳 인식률은 99% 이상으로 정확도가 높지만, 인쇄체 숫자 인식률은 약 94%로 EasyOCR에 비해 정확도가 낮다. TesseractOCR의 시스템 구성도는 그림 1과 같다.

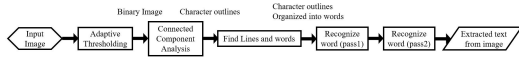


그림 1. TesseractOCR 시스템 구성도  
Fig. 1. TesseractOCR System

EasyOCR은 문자 검출 모델로 Naver Clova AI의 CRAFT[10] 모델을 사용하며, 문자인식 모델로 CRNN[11], VGG[12], ResNet[13]을 사용하고, 80개 이상의 언어를 지원한다. 알파벳 인식률은 95%, 숫자 인식률은 98% 이상으로 TesseractOCR보다 숫자 인식률에서 비교적 정확도가 높다. EasyOCR의 시스템 구성도는 그림 2와 같다.

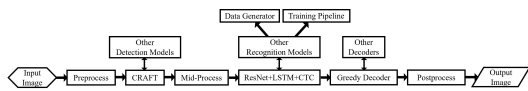


그림 2. EasyOCR 시스템 구성도  
Fig. 2. EasyOCR System

TesseractOCR과 EasyOCR은 이미지 전처리로 입력된 영상을 이진화하여 잡음을 제거하며, TesseractOCR은 추가로 텍스트 검출을 위해 그림 3[3]과 같이 Line Finding과 Base Line Fitting을 진행하기 때문에 기울어진 이미지에서도 검출률이 높다.

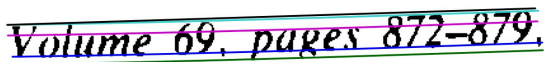


그림 3. 곡선이 적용된 기준선의 예시  
Fig. 3. An example of a curved fitted baseline

EasyOCR은 텍스트 검출에서 기울어진 이미지의 보정을 하지 않는다. 이를 감안하여 본 논문에서는 숫자 인식 성능이 높은 EasyOCR을 채택하여 자동채점 시스템을 구현하였다.

### 3. 시스템 구성

본 논문에서 구현한 시스템의 전체 구성도는 그림 4와 같다.

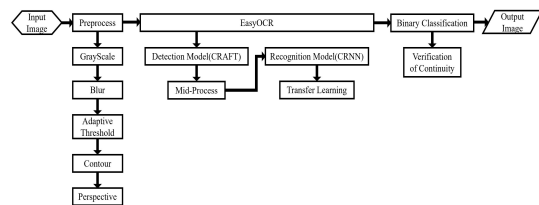
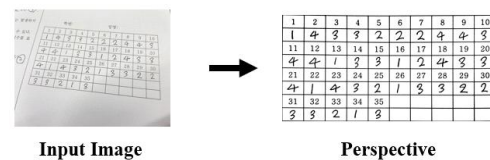


그림 4. 구현된 시스템의 전체적인 시스템 구성도  
Fig. 4. Overall System Architecture and System

#### 3.1 전처리

인식할 이미지를 입력으로 사용하기 위해서 정방향으로 답안지를 촬영하는 것이 쉽지 않다. 정방향으로 촬영하더라도 조명에 의한 그림자, 답안지 훼손 등으로 인해 숫자 인식에 영향을 주는 잡음이 발생할 수 있다. 특히 기울기 보정을 하지 않으면 숫자 인식 정확도가 떨어지고, 답안 유형을 파악하기 어렵다. 기존의 EasyOCR은 잡음이 섞이거나 기울어진 이미지에 대해 보정하지 않기 때문에 잡음제거와 기울기 보정을 순차적으로 진행한 이미지 전처리 과정을 도입하였다.

본 논문에서 제안한 이미지 전처리 방법은 그림 4와 같이 전처리 모듈에서 순차적으로 진행하였으며, 입력 이미지에 대한 전처리 결과를 그림 5에 표시하였다.



Input Image

Perspective

그림 5. 이미지 전처리  
Fig. 5. Image Preprocessing

### 3.2 숫자 검출

전처리 된 이미지는 숫자들의 위치 검출을 위해 EasyOCR의 CRAFT 모델을 사용하여 숫자 위치 좌표를 반환한다. 그러나 CRAFT 모델은 다양한 문자를 검출하기 위한 모델이므로 숫자의 위치 검출률이 상대적으로 낮았으며, 필기체 숫자의 경우 검출률이 70%에 미치지 못하는 결과를 확인하였다. 이를 보완하기 위해 입력된 답안지의 크기와 사전 검출된 숫자 위치 좌표를 기반으로 위치보정 알고리즘을 적용하였다. 그림 6은 이와 같은 숫자 위치보정 알고리즘을 적용한 결과를 보여준다.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
3	1	4	4	2	1	3	5	2	2
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	4	2	3	5	4	4	1	1	1
21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
1	2	2	2	3	3	3	5	5	5

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
3	1	4	4	2	1	3	5	2	2
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	4	2	3	5	4	4	1	1	1
21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
1	2	2	2	3	3	3	5	5	5

그림 6. 결과 비교(왼쪽: CRAFT 모델, 오른쪽: 위치보정 알고리즘 추가)

Fig. 6. Comparison of Results(Left: CRAFT Model, Right: After adding position correction algorithm)

### 3.3 인식 모델의 전이 학습

EasyOCR의 인식 모델은 MJSynth[14]와 SynthText[15] 데이터로 사전학습되어 여러 문자와 숫자 인식이 가능하다. 인쇄체 숫자의 경우 약 98%의 인식률을 보이며, 필기체 숫자에 대해서는 약 89%의 인식률을 보인다. 본 논문에서는 필기체 숫자 인식률을 개선하기 위해 MNIST Database의 필기체 숫자 데이터를 사용하여 EasyOCR의 사전학습 된 인식 모델에 전이 학습을 적용하였다.

### 3.4 답안지 형식과 연속성

답안지에 작성한 답안과 실제 정답을 비교하여 자동으로 채점하는 시스템을 구현하려면, 먼저 어떤 유형의 답안지인지 파악해야 한다. 답안지의 유형은 그림 7과 같이 대표적으로 가로형과

세로형 답안지로 구분할 수 있다.

1		11		21	
2		12		22	
3		13		23	
4		14		24	
5		15		25	
6		16		26	
7		17		27	
8		18		28	
9		19		29	
10		20		30	

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
21	22	23	24	25	26	27	28	29	30

그림 7. 답안지 유형들(왼쪽: 세로형 답안지, 오른쪽: 가로형 답안지)

Fig. 7. Answer types(Left: Vertical answer type, Right: Horizontal answer type)

본 논문에서 구현한 시스템은 인식된 값을 왼쪽에서 오른쪽, 상단부터 차례대로 출력하는 특성이 있다. 이를 활용해 그림 7의 오른쪽 사진과 같은 가로형 답안지 유형에서 인식된 숫자가 연속적인지 확인한다. 연속성이 확인되면 가로형 답안지로 분류하고, 그렇지 않다면 세로형 답안지로 분류한다. 답안 유형 검증이 완료되면 문제 번호와 작성한 정답을 key와 value로 구성된 사전 형식의 자료구조 형태로 저장하고, 실제 정답과 비교하는 자동 채점 시스템을 구현하였다.

## 4. 실험 결과 및 고찰

본 장에서는 실험 환경, EasyOCR의 사전학습에 사용된 다양한 데이터와 전이 학습에 사용된 데이터, 실험 결과 및 고찰에 관해 설명한다.

본 논문에서는 Python 3.7.12 버전과 EasyOCR 1.6.2 버전을 사용하였으며, 실험 환경은 표 2와 같다.

본 논문에서는 필기체 숫자 인식에 대한 성능을 향상시키기 위해 MNIST 데이터베이스를 활용하여 사전학습 된 인식 모델에 전이 학습을 진행하였다. MNIST 데이터베이스는 인공지능 학습 및 평가에 널리 사용되는 데이터베이스로,

표 2. 실험 환경

Table 2. Experimental Environment

CPU	Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2620 v4 @ 2.10GHz
RAM	128GB
GPU	GeForce RTX 2080 Ti (4EA)
OS	Ubuntu 18.04.6 LTS

0~9까지의 60,000개 학습 데이터와 10,000개의 평가 데이터로 구성된다. 본 연구에서는 전이 학습을 위하여 1~5 범위의 숫자 이미지 30,000개를 학습 데이터로 사용하고, 5,000개를 검증 데이터로 사용하였다. 최종 시스템을 평가하기 위하여 대학에서 수집한 시험 답안지 120개를 사용하였으며, 그 분포는 표 3과 같다.

표 3. 테스트 데이터의 각 숫자 개수

Table 3. The number of each digit in the test data

Digit	1	2	3	4	5
Number	852	1040	979	844	26

평가 데이터로 사용된 대학교 시험 답안지는 2~3개의 과목에서 실제 사용된 데이터로 과목마다 답안 형식이 다르다. 그 결과 오지선다보다, 사지선다 유형의 가진 답안지가 많아 5의 숫자 데이터의 수가 적은 분포를 보였다. 평가 데이터로 사용된 샘플 답안지는 그림 8과 같다.

표 4는 이미지 전처리와 위치보정 알고리즘을 공통으로 추가하고, 인식 모델만 다르게 적용하여 평가한 결과이다.

객관식 답안은 주로 오지선다 또는 사지선다 형식이므로, 사전학습 된 인식 모델과 1~5 범위의 숫자 이미지만 전이 학습한 모델의 성능을 비교하는 실험을 진행하였다.

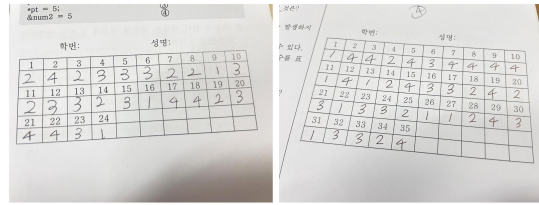


그림 8. 평가 데이터로 사용된 샘플 답안지

Fig. 8. Sample answer sheet used as evaluation data

표 4. 사전학습 된 모델과 전이 학습한 모델의 성능 비교

Table 4. Performance comparison between pre-trained model and transfer learning model

Recognition Model	Avg
Existing EasyOCR	89.15
1~5 Transfer Learning	<b>93.58</b>

실험 결과, 사전학습 된 인식 모델은 약 89.15%의 정확도를 보였으나, 전이 학습한 모델은 약 93.58%의 정확도를 보였다.

표 5는 사전학습 된 인식 모델의 결과를 평가한 내용이며, 표 6은 전이 학습한 인식 모델의 결과로 표 5, 6 각각 숫자의 인식률과 미 인식률을 평가한 내용이다.

표 5와 6의 미 인식률은 None을 의미하며, 숫자를 인식하지 못했거나 인식했음에도 정확도가 10% 미만인 경우 None으로 분류하였다.

실험 결과, 기존 사전학습 된 모델과 전이 학습한 모델을 비교했을 때, 각 숫자의 인식률은 크게 향상되었고 미 인식률은 거의 없을 정도로 성능이 개선되었다. 그러나 숫자 3의 경우 2로 오인식하는 경우가 증가했는데, 이는 필기체의 경우 그림 9과 같이 2와 3이 비슷하게 생긴 MNIST 데이터들이 많아 오인식률이 높게 나온 것으로 예상된다.

표 5. 사전학습 된 모델의 각 숫자 인식률과 미 인식률

Table 5. Recognition rate and non-recognition rate of each digit in the pretrained model

True Class \ Predicted Class	1	2	3	4	5	None
	1	2	3	4	5	None
1	<b>85.80</b>	0.23	0.94	2.35	0.23	10.45
2	2.40	<b>95.10</b>	0.48	0.67	0.19	1.15
3	0.41	10.83	<b>83.86</b>	0.20	3.98	0.71
4	4.15	0.95	0.12	<b>92.18</b>	0.71	1.90
5	0	0	0	0	<b>100</b>	0

표 6. 1~5 숫자 이미지를 전이 학습한 모델의 각 숫자 인식률과 미 인식률

Table 6. Recognition rates and non-recognition rates of each digit in the 1~5 Digit Image Transfer Learning model.

True Class \ Predicted Class	1	2	3	4	5	None
	1	2	3	4	5	None
1	<b>96.71</b>	1.29	0.23	1.29	0.47	0
2	0.57	<b>97.02</b>	0.29	0.77	1.35	0
3	0.20	8.58	<b>86.93</b>	1.23	2.96	0.10
4	0.59	1.66	0.24	<b>93.96</b>	3.55	0
5	0	0	0	0	<b>100</b>	0



그림 9. MNIST Database 숫자 2와 3의 일부

(위: 숫자 2, 아래: 숫자 3)

Fig. 9. Partial MNIST Database digits 2 and 3

(Top: Number 2, Bottom: Number 3)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
3	2	4	2	3	4	4	3	2	1
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
2	2	3	1	4	1	4	4	1	2
21	22	23	24	25					
3	1	2	2	2					

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
3	2	4	2	3	4	4	3	2	1
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
2	2	3	1	4	1	4	4	1	2
21	22	23	24	25					
3	1	2	2	2					

그림 10. 숫자 인식 결과

Fig. 10. Digit Recognition Result

본 논문에서 구현한 정형화된 객관식 답안지의 자동 채점 시스템은 그림 10에 나타나 있듯이, 검출된 숫자들의 위치 좌표와 인식된 인쇄체 및 필기체 숫자 결과를 사진 형식의 자료구조 형태로 저장한 다음, 정답과 비교하여 채점된 점수를 반환한다.

## 5. 결론

본 논문에서는 정형화된 객관식 답안지의 자동채점 시스템을 구현하기 위해 EasyOCR을 활용하였다. 답안지의 유형을 파악하고 이미지 인식 성능을 향상시키기 위해 이미지 전처리를 통

해 잡음을 제거하고 정방향으로 변환시켰다. 또한, 정형화된 객관식 답안지 특성을 고려하여 검출 모델에서 검출하지 못한 숫자 위치를 보정하여 100% 검출할 수 있도록 알고리즘을 구현하였다.

필기체 숫자 인식을 위해 EasyOCR의 사전학습된 인식 모델에 전이 학습을 진행하였다. 실험 결과, 사전학습된 인식 모델은 일부 숫자 인식률이 낮았지만, 오지선다 또는 사지선다의 특징을 활용한 1~5 범위의 숫자 이미지로 전이 학습한 모델은 93.58%의 높은 인식률 향상을 보였다.

본 논문에서 구현한 자동채점 시스템은 실제 응용 분야에서 유용한 기술로 활용될 수 있다. 이러한 시스템은 수천 개의 필기체 숫자 이미지 데이터를 보유하지 않아도 개인과 기업에서 적용할 수 있다.

추후 연구에서는 MNIST 외에도 더 많은 필기체 데이터 셋을 확보하여, 인식률을 개선할 계획이다. 또한 비정형화된 답안지 인식도 고려하여 모델을 개선할 예정이다. 이를 위해 데이터 셋의 다양성을 확보하고 복잡한 모델 아키텍처를 고려할 필요가 있다. 결론적으로, 이러한 연구를 통해 필기체 숫자 인식 분야에서 더욱 정확하고 신뢰성 있는 모델을 개발할 것으로 기대된다.

이 논문은 2022학년도 한남대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음

## 참 고 문 헌

- [1] N. W. Kim & C. W. Heo, "Study on Performance Evaluation of Automatic License Plate Recognition Program Using Emgu CV", Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, 20(6), 1209-1214. (2016). DOI: <https://doi.org/10.6109/jkiice.2016.20.6.1209>
- [2] D. S. Lee & S. K. Kwon, "Methods of Classification and Character Recognition for Table Items through Deep Learning", Journal of Korea Multimedia Society, 24(5), 651-658. (2021, May). DOI: <https://doi.org/10.9717/kmms.2020.24.5.651>
- [3] R. Smith, "An Overview of the Tesseract OCR Engine", Proceedings of the Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition, 2, 629-633. (2007). DOI: <https://doi.org/10.1109/ICDAR.2007.4376991>
- [4] A. Randika, N. Ray, X. Xiao, & A. Latimer, "Unknown-box Approximation to Improve Optical Character Recognition Performance", arXiv preprint arXiv:2105.07983. (2021). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.07983>
- [5] OCR Engine Comparison Tesseract vs. EasyOCR (2020). <https://medium.com/mlearning-ai/tesseract-vs-keras-ocr-vs-easyocr-ec8500b9455b>
- [6] A. Poznanski & L. Wolf, "CNN-N-Gram for Handwriting Word Recognition", in 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, (pp. N/A). (June 27-30, 2016). DOI: 10.1109/CVPR.2016.253
- [7] T. M. Cover & P. E. Hart, "Nearest Neighbor Pattern Classification", IEEE Transactions on Information Theory, 13(1), 21-27. (1967). DOI: <https://doi.org/10.1109/TIT.1967.1053964>
- [8] L. R. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition", Proceedings of the IEEE, 77(2), 257-286. (1989). DOI: <https://doi.org/10.1109/5.18626>
- [9] L. Deng, "The MNIST Database of Handwritten Digit Images for Machine



- Learning Research [Best of the Web]", IEEE Signal Processing Magazine, 29(6), 141-142. (November 2012). DOI: 10.1109/MSP.2012.2211477
- [10] Y. Baek, B. Lee, D. Han, S. Yun, & H. Lee, "Character Region Awareness for Text Detection", CVPR 2019, Long Beach, CA, USA, (pp. N/A). (June 15-20, 2019). DOI: 10.1109/CVPR.2019.00959
- [11] B. Shi, X. Bai, & C. Yao, "An End-to-End Trainable Neural Network for Image-Based Sequence Recognition and Its Application to Scene Text Recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 39(11), 2298-2304. (2017). DOI: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2646371>
- [12] K. Simonyan & A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition", Proceedings of the International Conference on Learning Representations. (2015). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.1556>
- [13] K. He, X. Zhang, S. Ren, & J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition", Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 770-778. (2016). DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- [14] M. Jaderberg, K. Simonyan, A. Vedaldi, et al., "Synthetic Data and Artificial Neural Networks for Natural Scene Text Recognition", Workshop on Deep Learning, Advances in Neural Information Processing Systems. (2014). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2227>
- [15] J. Baek, G. Kim, J. Lee, S. Park, D. Han, S. Yun, S. J. Oh, & H. Lee, "What Is Wrong With Scene Text Recognition Model Comparisons? Dataset and Model Analysis", ICCV 2019, (pp. N/A). (2019, October 27 - November 2). DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00481>

---

 저 자 소 개
 

---



김찬(Chan Kim)

2022.2 한남대학교 컴퓨터통신무인기  
술학과 졸업  
2023.5-현재 한남대학교 정보통신공학과  
석사과정  
<주관심분야> 인공지능, 컴퓨터비전, 오픈  
소스 등



윤영선(Young-Sun Yun)

2001.2 KAIST 전산학과 박사  
2006.4-2007.2 한국전자통신연구원 초빙 연  
구원  
2012.8-2013.7 University of Washington  
방문 학자  
2001.3-현재 한남대학교 교수  
<주관심분야> 음성인식, 음성변환, 화자인  
식, 인공지능, 내장형시스템, 저작권침해,  
유사도, 완성도 감정, 오픈소스 등