

온라인 교육을 위한 OpenCV 기반 집중도 측정 시스템 개발

임대근¹, 고규한², 조재춘^{3*}

¹상명대학교 스마트정보통신공학과 학생, ²캘리포니아 주립대학교 스테니슬라우스 컴퓨터학과 교수,

³한신대학교 컴퓨터공학부 교수

Development of concentration measurement system in online education based on OpenCV

Dae-Geun Yim¹, Kyu Han Koh², Jaechoon Jo^{3*}

¹Student, Department of Information and Communication Engineering, Sangmyung University

²Professor, Dept. of Computer Science, California State University Stanislaus

³Professor, Division of Computer Engineering, Hanshin University

요약 빠르게 발전하고 있는 정보화 시대에 맞춰 교육환경에서도 많은 발전과 영향이 있다. 이에 대표적으로 이러닝(E-Learning)이 있다. 그러나 이러닝은 직접적인 교류와 참여율이 낮아 집중을 유지하기가 어렵고, 교수자 또한 학습자의 집중 여부를 파악하는데 한계가 있다. 본 논문은 이러닝을 사용하는 학습자의 집중도를 사용자 눈 개폐와 정수리 인식을 통하여 집중도 측정할 수 있는 시스템을 개발하였다. 본 시스템은 눈과 정수리를 인식하여 집중도를 측정하고 지표화하여 교수자에게 제공한다. 눈과 정수리를 인식한 경우 이벤트가 발생하고 사용자의 반응 결과에 따라 집중도가 지표화된다. 시스템 검증에 위해 실험집단과 통제집단으로 실험하였고 집중도 지표가 90% 이상의 정확도를 보였다.

주제어 : 이러닝, OpenCV, 집중도, 온라인 교육, 자동평가

Abstract There have been many developments and innovations in the educational environments in line with the rapidly evolving information age. E-Learning is a representative example of this rapid evolution. However, E-Learning is challenging to maintain students' concentration because of the low engagement level and limited interactions between instructors and students. Additionally, instructors have limitations in identifying learners' concentration. This paper proposes a system that can measure E-learning users' concentration levels by detecting the users' eyelid movement and the top of the head. The system recognizes the eyelid and the top of the head and measures the learners' concentration level. Detection of the eyelid and the top of the head triggers an event to assess the learners' concentration level based on the users' response. After this process, the system provides a normalized concentration score to the instructor. Experiments with experimental groups and control groups were conducted to verify and validate the system, and the concentration score showed more than 90% accuracy.

Key Words : E-Learning, OpenCV, Concentration, On-line Education, Automatic

*This study was conducted as a result of the research results of the university ICT research center support project by the Ministry of Science and ICT and the Institute of Information and Communication Planning and Evaluation" (IITP-2020-0-01405)

*Corresponding Author : Jaechoon Jo(jaechoon@hs.ac.kr)

Received September 25, 2020

Revised October 3, 2020

Accepted November 20, 2020

Published November 28, 2020

1. 서론

현재 코로나바이러스(COVID-19) 상황이 발생하여 이미 많은 대학에서는 학생들이 이러닝을 통해 학교를 가지 않고도 수업을 진행하고 있다. 현재 대학교에서는 물론 초,중,고등학교의 개학도 늦춰지며 발생한 '수업결손' 보완 대책으로 온라인 수업을 내놨다. 이미 한국교육학술정보원이 운영하는 'E 학습터', EBS의 '온라인 클래스' 등을 이용해 온라인 학습을 구축해 운영하고 있다. 또한 임시업체가 진행한 온라인 라이브 클래스는 4일간 이용자가 28만 8천 75명이 집계되는 등 이미 이러닝은 많은 교육에서 활용되고 있다. 정부에서는 앞으로 초,중,고등학교에서 온라인 수업을 확대하겠다는 방침을 내놓았다[1]. 하지만 면대면 공간에서 소통하는 형식이 아닌 학습방법을 학생들의 수업집중도와 참여도를 부정적으로 판단하고 있다. 오프라인 수업에서의 장점인 직접적인 교류와 집중도, 성취도를 바라기 어려우며 이수 조건, 점수를 수강 진도율 말고는 평가 요소가 없어 판별력이 없다.

Table 1. The rate of introduction of E-learning by regular educational institutions

Sortation	2016	2017	2018	change rate
Middle	87.2%	87.5%	87.6%	0.1%
High	75.7%	75.9%	75.7%	-0.2%
technical college	75.2%	75.2%	75.6%	0.4%
University	84.0%	84.0%	84.2%	0.2%

Table 1에서 가장 높은 비중을 차지하고 있는 정규 교육기관에 실제로 2016년부터 2018년까지 얼마의 이러닝 도입 증감률이 있었는지를 분석하였고 결과적으로 모든 교육기관에서 높은 수치로 이러닝의 도입이 된 것을 알 수 있다[1].

Table 2. E-Learning utilization satisfaction

Sortation	Lower costs compared to offline	learning time appropriateness	Offline Contrast Academic Achievement
Ratio	67.7%	53.1%	38.4%

Table 2을 보면 가장 큰 저해요인으로는 오프라인 대비 학습 성취도를 만족하지 못하는 것으로 나타난다. Table 2을 보면 오프라인 대비 비용 절약이 가장 만족

도 높게 나타났으며 오프라인 대비 학습 성취도는 38% 정도밖에 만족하지 못하여 본 논문에서 집중도를 판단하여 학습 성취도 만족도를 높일 수 있다[1]. 따라서, 본 논문에서 개발한 시스템은 강의자는 온라인 수업에서 학습자의 평가 요소를 있고, 학습자는 오프라인 수업 정도의 집중도와 참여도를 기대할 수 있다.

OpenCV와 Deep Learning을 이용하여 온라인 수업을 이용하는 학생들의 눈의 개폐를 Landmark 68 알고리즘을 이용하여 인식한다. 후 YOLO(You Only Look Once)을 이용하여 정수리를 인식하고 줄음판단 생성 횟수, 포인트 클릭 횟수를 측정하고 이를 계산하여 집중도와 연관한다. 온라인의 수업에서의 집중도와 참여도를 오프라인 수업 정도의 집중도와 참여도를 기대할 수 있고 진도율과 함께 사용될 수 있는 평가 요소가 있는 시스템을 개발하였다[2].

2. 기존 연구

영상 인식을 하여 얼굴에서 눈을 인식하기 위해 우선적으로 사람의 얼굴을 찾아내고 이후 얼굴에서 특징이 되는 68개 포인트를 표시하기 위하여 One Millisecond Face Alignment with an Ensemble of Regression Tress 사용하였다.



Fig. 1. Landmark Recognition Results

Fig. 1은 LandMark68 이용하여 얼굴의 중요지점을 인식하는 사진이다[3]. 본 논문에서는Landmark Recognition Results을 이용하여 눈을 인식하였다. eye-Tracker를 이용한 사용자 집중도 분석 연구는 이소영의(2019) 이러닝 환경에서 몰입에 미치는 요인 연구에서는 eye-Tr acker를 이용하여 드라마를 시청할 때 사용자의 안구 움직임을 기록하고 이를 이용하여 사용자의 드라마 시청 패턴을 분석하는 연구이다[4]. 노경보의(2012) 이러닝 콘텐츠 평가를 위한 시선추적기법

활용 방안 연구에서는 eye-Tracker를 이용하여 이리닝에서의 학습자 평가 방법에서의 제한점을 학습정보의 시각적 입력 과정을 이해함으로써 온라인 수업에서의 교수자가 효과적인 온라인 콘텐츠를 설계할 수 있는 방안에 대한 연구이다[5].

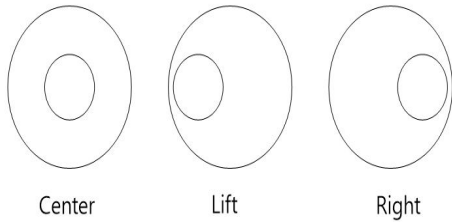


Fig. 2. line of sight according to the position of the pupil in the eye

시선을 파악하는 최우선 판단요소는 눈동자의 위치로써, 눈동자의 위치에 따라 시선이 어떤 방향을 향하는지 판단한다. Fig. 2는 눈과 눈동자로 구성되는 두 원의 중심 간의 각도를 계산하여 시선을 판단하기 위한 모델이다[6]. 하지만 이리닝을 이용하는 많은 이용자가 eye-Tracker가 없는 환경에서 이용한다. 그래서 본 논문에서는 eye-Tracker가 없는 노트북에 캠, 스마트폰에 카메라만을 이용하여 집중도를 판단하고 측정하는 시스템을 구축하였다.

3. 집중도 지표 측정 시스템

3.1 시스템 구조

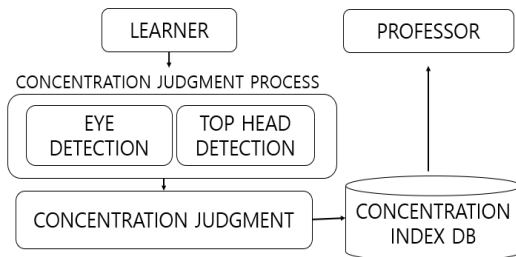


Fig. 3. System Structure

본 시스템은 교수, 강의, 학습자가 이리닝에서 하는 온라인 수업의 단점인 학생의 낮은 성취도와 집중도 향상을 목표로 한다. 본 시스템은 평소와 같이 강의를 시

청하는 학습자의 모습을 영상으로 취득하여 실시간 영상처리를 하게 된다. 영상을 OpenCV를 이용하여 얼굴 랜드마크 검출을 위한 Cascade 기반의 랜드마크 검출 방식이다[2]. 본 논문에서는 Landmark eye을 찾게 되고 눈을 뜨고 있는지 감고 있는지를 실시간으로 확인하고 지표로 표현한다. 또한 딥러닝(Deep Learning)을 이용하여 정수리를 추출(Detection) 하게 되고 정수리가 인식되면 화면에 이벤트가 생성되게 된다. 이벤트 횟수, 대응이 집중도 지표 DB에 저장된다. 본 지표를 이용하여 집중하고 있는지를 판단하고, 해당 지표는 교수자에게 제공된다.

3.2 집중 판단 모델

처음 학습자가 강의를 수강하는 모습을 스마트 폰, 테블릿 PC, 노트북에 카메라를 이용하여 간편하게 인식하게 된다. 인식된 영상의 학습자를 OpenCV와 DeepLearning을 통해 집중판단을 한다.

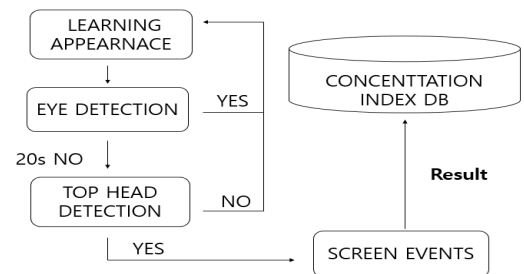


Fig. 4. concentration judgment process

Fig. 4는 집중 판단을 하는 과정이다. 처음 온라인을 시청하는 학습자의 모습을 인식하게 된다. 후 LandMark 68 알고리즘을 이용하여 눈을 인식한다. 눈의 인식 시간을 30, 20, 10초로 하여 실험을 진행하였고 30초일 경우 실험집단과 통제집단과의 결과가 차이가 없고, 10초일 경우 통제집단도 집중하지 않다고 판단하는 경우가 있다. 따라서, 눈이 20초 이상 인식 실패시, 정수리를 인식하게 된다. 학습자의 정수리가 인식되면 집중하지 않는다고 판단하여, 화면에 이벤트가 발생하게 된다. 집중 판단 결과는 최종적으로 데이터베이스에 저장된다.

눈을 인식하기 위해 landmark 68 알고리즘에서 눈에 해당하는 37번부터 48번까지를 인식하게 된다. 눈을 뜨고 있는 경우 인식이 되고 안 뜨고 있거나 다른

곳을 보고 있다면 인식에 실패하게 된다.

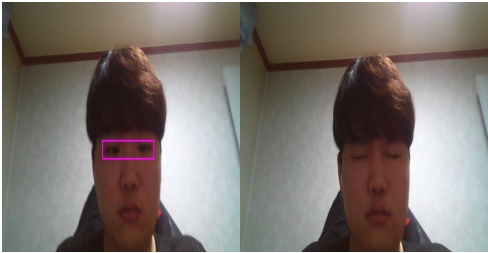


Fig. 5. Eye detection

Fig. 5의 왼쪽 사진은 LandMark68 알고리즘을 이용하여 눈을 인식하는 사진이다. 오른쪽 사진은 눈을 검출 실패했을 때의 모습이다. 눈을 인식한 후 정수리 인식을 시작한다.



Fig. 6. Some of the learning data

Fig. 6의 사진은 학습에 이용된 사진이다. 사람의 정수리가 있는 사진으로 1000장을 이용하였고, 수집한 사진에 클래스를 PARIETAL로 하여 1000장을 5번 학습시켜 테스트 이후 1000번 학습 과정을 하였다.

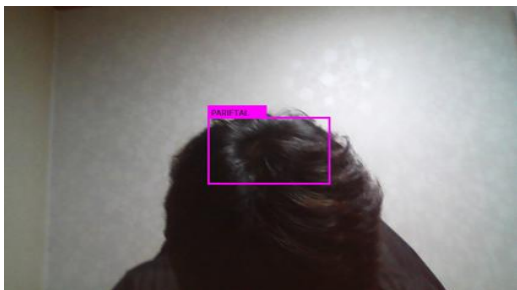


Fig. 7. Top head detection

Fig 7은 노트북 카메라에 찍힌 정수리를 인식하는 그림이다. 정수리 인식 시 화면의 이벤트가 발생하게

된다[2]. 집중도 지표는 이벤트 반응 회수와 영상에 집중 판단 회수에 따라 계산되어 산출된다.

3.3 집중도 지표 점수

Table 3. Example of saving a database

	Number of times to judge drowsy	Number of responses	concentration score
Student 1	10	8	0.08
Student 2	2	2	0.5
Student 3	2	1	0.25

졸음을 판단하기 위해서는 눈의 개폐를 먼저 판단하게 된다. 그 후 정수리를 인식하고 정수리가 인식되면 졸음이라고 판단하게 된다. Table 3은 한 강의에서의 데이터베이스의 저장 예시이다. 졸음판단 횟수와 반응 횟수가 데이터값이 되고 집중도 점수는 앞에 두 값의 연산 되어 저장된다. 무조건 반응 비율이 좋다고 집중도 점수가 좋은 것이 아닌 집중 판단 횟수의 값이 적은 것이 집중도 지표가 높게 나온다.

집중도 지표 점수(Concentration Indicator Score: CI)는 졸음판단 횟수(Sleepy Number: SN)와 이벤트 반응 횟수(Concentration Click: CK)가 계산된다.

$$CI = \begin{cases} (CK \times \frac{1}{SN}) \times \frac{1}{SN} + 0.01, & CK = 0 \text{ and } SN \neq 0 \\ (CK \times \frac{1}{SN}) \times \frac{1}{SN}, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

먼저 클릭 수가 0일 때, 졸음판단 횟수가 0이 아닌지를 파악한다. 클릭 수가 0일 때, 반응 횟수가 0이 아닐 경우 수식을 이용하여 집중도 지표점수가 나오게 된다. 위 경우가 아닌 경우 밑에 수식을 이용하여 계산하게 된다. 이 경우는 클릭 수가 0이면 집중 판단 횟수와 상관없이 집중도 지표점수 값이 0이 나오게 되어 좋은 지표가 되는 것을 방지하기 위해 점수와 지표 계산하기 전에 판별하였다.

4. 실험

4.1 실험 설계

피실험자들은 평소 이러닝 강의를 많이 듣는 대학교 3학년생 10명으로 구성하였다. 실험환경은 웹캠

(VISION)을 이용하여 피실험자들의 이리닝 수업 영상을 취득하였다. 실험 영상은 YouTube의 9분 56초 동영상을 이용하였다. 5명씩 실험집단과 통제집단으로 나누었고 실험집단은 1번부터 5번의 학생이다. 실험집단은 집중하여 영상을 시청하였다. 통제집단은 6번부터 10번까지의 학생은 영상의 3분은 집중하지 않고 시청하게 하였고 6분 56초는 집중하여 시청하는 실험자이다. 본 논문에서는 온라인에서 수업 이수 조건을 진행률하고 같이 평가할 수 있는 지표를 제시하고 그 지표가 의미 있는 결과인지를 주안점으로 둔다.

4.2 실험

실험의 결과는 졸음판단에서의 눈의 인식 시간에 따라 많은 차이가 있었다. 눈, 정수리를 인식 시간을 30초, 20초, 10초로 설정하여 실험하였다.

Table 4. Value when detection time is specified for 30 seconds

	Number of times to judge drowsy	Number of responses	concentration score
Student 1	0	0	0
Student 2	0	0	0
Student 3	0	0	0
Student 4	0	0	0
Student 5	0	0	0
Student 6	3	3	0.33
Student 7	3	1	0.11
Student 8	4	1	0.06
Student 9	4	0	0.01
Student 10	5	3	0.12

Table 4는 인식 시간을 30초로 지정하고 실험한 결과이다. 실험집단은 5명 모두 졸음판단을 하지 않았고, 통제집단은 졸음판단이 되어 각각 실험자가 판단 시 이벤트에 대한 반응이 저장된다. 졸음판단 횟수와 반응 횟수에 따라 집중도 점수는 위에 수식(1)으로 계산되어 저장된다. 집중도 지표가 0이면 졸음판단 횟수가 없는 거여서 가장 좋은 지표이다. 또한, 0.01.에 가까울수록 지표가 안 좋은 것이다.

Table 5. Value when detection time is specified for 20 seconds

	Number of times to judge drowsy	Number of responses	concentration score
Student 1	0	0	0
Student 2	0	0	0
Student 3	0	0	0
Student 4	0	0	0
Student 5	0	0	0
Student 6	6	4	0.11
Student 7	7	2	0.04
Student 8	4	4	0.25
Student 9	7	4	0.08
Student 10	5	3	0.12

Table 5은 인식 시간을 20초로 지정하고 실험한 결과이다. 실험집단은 5명은 위에 표 5와 마찬가지로 모두 졸음판단을 하지 않았고, 통제집단은 졸음판단 횟수가 1.5배에서 2배 증가한 것을 볼 수 있다. 그래서 졸음판단과 반응 횟수 비율은 차이가 없으나 졸음판단 횟수의 수치가 늘어나 지표가 조금 더 안 좋게 나타난 것을 알 수 있다.

Table 6. Value when detection time is specified for 10 seconds

	Number of times to judge drowsy	Number of responses	concentration score
Student 1	0	0	0
Student 2	2	2	0.5
Student 3	1	1	1
Student 4	1	1	1
Student 5	0	0	0
Student 6	11	6	0.04
Student 7	8	3	0.04
Student 8	10	8	0.08
Student 9	14	10	0.05
Student 10	10	5	0.02

Table 6은 인식 시간을 10초로 지정하고 실험한 결과이다. 실험집단도 졸음판단을 하였고, 통제집단은 20초에 비해 지표가 안 좋게 나타났다.

4.3 실험 결과

인식 시간을 30초 했을 경우 실험집단은 집중도 지표가 좋게 나타났지만, 통제집단은 지표가 확실하게 나타나지 않았고, 10초로 설정했을 경우 실험집단도 집중도 지표가 안 좋게 나오는 경우가 있었다. 인식 시간을 20초로 지정했을 경우가 가장 지표화하기 좋다고 판단하여 본 논문에서는 20초로 지정하였다. 실험 결과 집

중하였던 실험 집단은 모두 집중하고 있다고 판단하였고, 영상에 30%만 집중했던 통제집단에서는 75%의 집중 판단 결과가 나와 실험 집단과 통제집단 모두 90% 이상의 정확도를 보였다.

5. 결론

본 논문에서 제작한 시스템은 눈의 개폐와 정수리 인식을 이용하여 집중도를 지표화하고 교수가 직접 확인할 수 있도록 제작한 시스템이다. 이러닝의 단점을 극복하고 이러닝에서의 성취도를 오프라인 수업 정도로 기대할 수 있고 진도율과 함께 사용될 수 있는 평가 요소가 있는 시스템을 개발하였다. 하지만 실험에서 정확한 통계를 구하기 위해서는 실험 인원수를 증원해야 하지만 현재 환경한계로 많은 피실험자를 대상으로 실험하지 못했다. 또한 현재 정수리가 머리카락이 있을 때 인식이 잘 되지만 머리카락이 없는 경우 인식이 안 되는 문제가 있다. 앞으로 머리카락이 없는 경우도 인식하게 보완할 필요가 있다. 눈 개폐를 조금 더 집중도를 확실하게 연관할 수 있는 알고리즘을 추가하여 개선할 여지가 있다. 점수 지표화 프로그램에서의 연산을 과학적으로 개선할 여지가 있다.

REFERENCES

- [1] Korea Ministry of Government Legislation. (2018). *Act on the Development of eLearning Industry and the Promotion of eLearning Utilization*, Law No. 14998
- [2] J. J. Redmon. (2016) You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 779-788
- [3] S. C. Bae, Y. S. Lee & S. W. Choi, (2019). Vision-based Authentication and Registration of Facial Identity in Hospital Information System, *Journal of the Korea Society of Computer and Information* 24(12), 59-65
DOI : 10.9708/jksci.2019.24.12.059
- [4] S. Y. Lee & H. J. Kim, (2019). A Study on the Factors Affecting Flow in e-Learning Environment - Focusing on Interaction Factors and Affordance -. *The Journal of the Korea Contents Association*, 19(10), 522-534
DOI : 10.5392/JKCA.2019.19.10.522
- [5] K. B. Noh, S. C. Nam & K. S. Song, (2012), Application of Eye-tracking in E-learning Evaluation, *The Korean Association Of Computer Education*, 16(2), 271-276.
- [6] D. J. Jung & J. O. Yoon. (2011). Human Activity Recognition using Model-based Gaze Direction Estimation, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*. 16(4), 9-18.
DOI : 10.9723/jksis.2011.16.4.009
- [7] E. M. Kim & J. W. Choi. (2019), Development of e-learning support platform through real-time two-way communication, *Korea Academy Industrial Cooperation Society*, 20(7), 249-254.
DOI : 10.5762/KAIS.2019.20.7.249
- [8] G. H. Han & S. N. Beak, (2019). Effects of perceived quality of e-Learning system on user satisfaction and learning immersion. *The e-Business Studies* 20(7), 71-88
- [9] H. D. Lee. (2018). Clustering University e-Learning learners in the Perspective of Learning Analytics and Analyzing the Differences in Academic Achievement among Clusters : Focused on Spatio-Temporal Data Related to e-Learning. *Journal of Lifelong Learning Society* 14(3), 97-118
- [10] D. H. Gong & K. C. Kwak (2009). Sleepiness Determination of Driver through the Frequency Analysis of the Eye Opening and Shutting. *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems* 26(6), 464-470
DOI : 10.5391/JKIS.2016.26.6.464
- [11] D. O. Kim & J. K. Hong & H. R. Byun. (2014). Face Recognition Based on Facial Landmark Feature Descriptor in Unconstrained Environments. *Journal of KIISE* 41(9), 666-673.
DOI : 10.5626/JOK.2014.41.9.666
- [12] U. K. Park. (2006). The Technology Trends of E-Learning Industry and a Development Scheme of the Future E-Learning Technology. *Journal of Science & Culture* 3(1), 109-111

임 대 근(DaeGeun Yim)

[정회원]



- 2017년 3월 ~ 현재 : 상명대학교 정보통신공학과
- 관심분야 : 컴퓨터비전, 자연어처리
- E-Mail : eorms7427@naver.com

고 규 한(KyuHan Koh)

[정회원]



- 2004년 2월 : 숭실대학교 컴퓨터학
부 (공학사)
- 2007년 5월 : Department of
Computer Science, Auburn
University, USA (Master of
Science, 이학석사)

- 2014년 5월 Department of Computer Science and Institute of
Cognitive Science, University of Colorado, Boulder, USA
(Ph.D., 이학박사)
- 2016년 8월 ~ 현재 : California State University Stanislaus,
컴퓨터학과 조교수
- 관심분야 : 데이터분석, 컴퓨터 교육
- E-Mail : kkoh@csustan.edu

조 재 춘(JaeChoon Jo)

[정회원]



- 2010년 2월 : 제주대학교 컴퓨터교
육과(이학사)
- 2012년 2월 : 고려대학교 컴퓨터교
육과(이학석사)
- 2018년 2월 : 고려대학교 컴퓨터과
(공학박사)

- 2018년 3월 ~ 2019년 2월 : 고려대학교 연구교수
- 2019년 3월 ~ 2020년 3월 : 상명대학교 스마트정보통
신공학과 조교수
- 2020년 4월 ~ 현재 : 한신대학교 컴퓨터공학부 조교수
- 관심분야 : 컴퓨터교육, 자연어처리, 인공지능
- E-Mail : jaechoon@hs.ac.kr