

딥러닝 기반의 객체 검출을 이용한 상대적 거리 예측 및 접촉 감지

홍석미¹, 선경희², 유현^{2*}

¹상지대학교 교양대학 조교수, ²경기대학교 콘텐츠융합소프트웨어연구소 연구교수

Contact Detection based on Relative Distance Prediction using Deep Learning-based Object Detection

Seok-Mi Hong¹, Kyunghye Sun², Hyun Yoo^{2*}

¹Assistant Professor, Department of Liberal Arts, Sangji University

²Research Professor, Contents Convergence Software Research Institute, Kyonggi University

요약 본 연구의 목적은 딥러닝 알고리즘을 이용하여 영상 내 객체의 종류, 위치, 절대 크기를 추출하고, 객체 간 상대적 거리를 예측하며, 이를 이용하여 객체 간의 접촉을 감지하기 위한 내용이다. 객체의 크기 비율을 분석하기 위하여, CNN 기반의 Object Detection 알고리즘인 YOLO를 이용한다. YOLO 알고리즘을 통하여 2D 형태의 이미지에서 각 개체의 절대적인 크기와 위치를 좌표의 형태로 추출한다. 추출 결과는 사전에 저장된 동일한 객체의 명칭과 크기를 가지는 표준 객체-크기 리스트로부터 영상 내 크기와 실제 크기 간의 비례를 추출하며, 영상 내 카메라-객체 간의 상대적인 거리를 예측한다. 예측된 값을 바탕으로 영상에서 객체 간 접촉 여부를 감지한다.

주제어 : 영상분석, 인공지능망, 딥러닝, 접촉 감지, YOLO

Abstract The purpose of this study is to extract the type, location, and absolute size of an object in an image using a deep learning algorithm, predict the relative distance between objects, and use this to detect contact between objects. To analyze the size ratio of objects, YOLO, a CNN-based object detection algorithm, is used. Through the YOLO algorithm, the absolute size and position of an object are extracted in the form of coordinates. The extraction result extracts the ratio between the size in the image and the actual size from the standard object-size list having the same object name and size stored in advance, and predicts the relative distance between the camera and the object in the image. Based on the predicted value, it detects whether the objects are in contact.

Key Words : Image Analysis, Artificial Neural Network, Deep Learning, Contact Detection, YOLO

1. 서론

최근, 딥러닝 기술은 컴퓨터 비전, 음성인식, 자연어 처리 등 다양한 분야에 적용되고 있으며, 높은 성능 향상을 보이고 있다. 특히, 2D 영상 데이터 기반의 이미지

분석 기술은 제조 공장의 불량 여부 판별, 공항의 보안 검색대, 질병 예측과 분석 등 다양한 사회 분야와 결합하여 적용되고 있다[1,2]. 하지만, 영상에서 나타나는 객체 간의 관계나 동적 상황을 분석하는 연구는 여전히 부족한 상황이다[3]. 따라서, 영상 감시 체계 환경에서 사용

*This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Education (Grant No.: NRF-2020R1A6A1A03040583).

*Corresponding Author : Hyun Yoo(rhpa0916@gmail.com)

Received November 1, 2021

Accepted January 20, 2022

Revised December 15, 2021

Published January 28, 2022

하는 지능형 CCTV와 같은 장비는 사람이 영상을 직접 모니터링하는 형태로 구성되고 있다[4]. 이러한 반복적이고 비효율적인 업무처리로 인하여 긴장도 높은 상황 감시 태세의 유지가 어려우며, 많은 인적 비용이 발생한다.

본 연구에서는 객체 간 접촉을 탐지하기 위한 연구를 진행한다. 이 접촉 감지 기술은 CNN(Convolutional Neural Networks) 기반[5]의 영상분석 알고리즘인 YOLO(You Only Look Once)를 이용하며[6], 이를 통하여 추출한 데이터와 표준 객체 크기를 이용하여 카메라-객체 간 거리를 예측하며, 이를 기반으로 객체 간 접촉이나 중첩과 같은 상황을 감지한다. 이 방식은 매우 작은 연산량으로 구현 가능하기 때문에 빠른 응답 속도를 가진다. 또한, 기존의 인공지능형 CCTV와 같이 객체 탐색 시스템이 구성된 환경[7]에서 별도의 신경망 네트워크를 추가 하지 않고 구현 가능하기 때문에 기존 시스템들과 효과적으로 결합 될 수 있다.

2. 관련 연구

화상 데이터에는 2차원 이미지의 특성상 깊이 정보가 없다는 근본적인 문제가 있다. 따라서, 영상 내의 각각의 객체를 검출하여 접촉이나 중첩 여부를 판단하는 것이 불가능하거나 낮은 인식률을 보인다. 따라서 객체 검출(Object Detection) 또는 Semantic segmentation과 같은 분야의 기술을 확장하여 사용하여야 한다[8]. 최근 딥러닝을 이용한 이미지 Object Detection 알고리즘은 객체를 탐지하고, 찾아진 여러 개의 객체를 Bounding Box로 구분하여 표시한다. 따라서, 차량 감지추적, 감시 시스템[9]이나 이미지 분류, 비디오 인식[10] 등 다양한 분야에 활용되고 있다. YOLO는 Object Detection 분야에서 가장 효과적인 실시간 객체 검출 모델이다[11]. YOLO 알고리즘은 카메라 영상에서 각 개체의 절대적인 크기와 위치를 좌표의 형태로 추출한다. YOLO와 같은 객체 탐색 모델은 카메라 영상에서 2차원 이미지 데이터를 입력받아 Convolutional Layer를 이용하여 개체의 절대적인 크기와 위치를 좌표의 형태로 추출하고 개체의 종류를 판별한다[6]. 일반적으로 YOLO는 다수의 Convolutional Layer와 Fully Connected Layer로 구성되는데, Convolutional Layers는 Reduction layer와 결합하여 이미지의 특징을 추출한다. Fully Connected Layer는 추출된 결과로부터 객체의 위치와 종류를 판별한다. 이러한 Object

Detection 분야의 객체 검출 알고리즘을 활용하여 객체인식의 실시간 구현이 가능해짐에 따라 실용적인 분야에서 사용 가능한 수준에 가까워지고 있다. 한편, Semantic segmentation 분야[12]에서는 인공신경망을 이용하여 검출된 객체의 형상을 분리하는 연구가 있으나, 이러한 방식은 단순히 객체의 Outline만으로 포착하기 때문에 객체의 깊이 정보를 획득하지는 못한다[13]. 따라서 실제 실무에서 필요한 객체 간 연관 관계를 표현하는 것에는 적합하지 않다.

3. 딥러닝 기반의 객체 검출을 이용한 상대적 거리 예측 및 접촉 감지

본 연구에서는 최근 성능이 향상된 객체 탐지 알고리즘인 CNN 기반의 YOLO 알고리즘과 깊이 예측 알고리즘을 결합하여 객체 간 접촉을 감지한다.

진행 절차는 크게 4단계로 이루어진다. [1단계]에서는 이미지 인식을 위해 CNN을 구성한다. CNN의 학습을 위해 데이터를 수집하여 사전 처리되며 학습 프로세스가 수행된다. [2단계]에서는 학습이 완료된 신경망에 특정 분류 대상 이미지를 입력하여 명칭과 크기, 위치를 추출한다. [3단계]에서는 추출된 객체명, 경계 박스(Bounding Box)의 위치 그리고 화면상의 크기를 비교하여 객체의 상대적인 카메라-객체 간의 거리를 추출한다. [4 단계]에서는 두 객체의 상대적 거리를 비교하여 실제 접촉 여부를 판단한다. 이러한 4단계 과정을 통해 단일 CCTV 2차원 영상만으로 다양한 객체 간의 접촉 여부를 감지할 수 있다.

3.1 YOLO network의 구성 및 학습

이미지 인식을 위하여 먼저, CNN 기반의 YOLO network를 구성해야 한다[6]. 다양한 YOLO의 버전 중 가장 표준화된 모델인 YOLOv3를 사용한다. YOLOv3는 입력 이미지를 다수의 그리드(grid) 형태로 분할하고, 각 구간에 따라 객체인 경계 박스와 각 영역의 확률을 생성하여 개체를 감지하는 방식으로 속도와 정확성을 높인다. YOLOv3은 비교적 간단한 처리 과정으로 실시간으로 데이터를 분석하기에 적합하다. 다만, 속도를 중요시하는 간략화된 신경망 시스템을 구성하는 경우, 낮은 정확도를 보이므로 컴퓨팅 파워 상황에 따라 효과적인 구성이 필요하다. 본 연구에 사용되는 YOLO 모델

은 24개의 Convolutional Layer와 2개의 Fully Connected Layer로 구성된다. Convolutional Layers는 1 x 1의 Reduction layer와 3 x 3 컨볼루션 계층의 결합을 사용하여 이미지의 특징을 추출한다. Fully Connected Layer는 추출된 결과로부터 객체의 위치와 종류를 판별한다. 구성된 YOLO의 내부 구성은 Fig. 1과 같다.

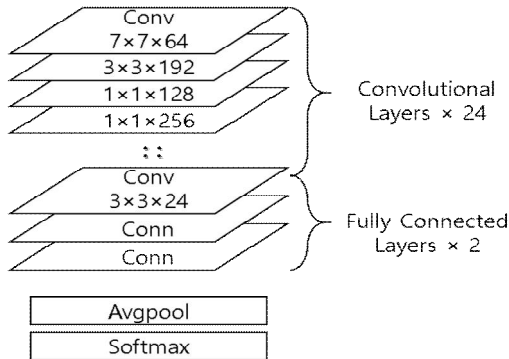


Fig. 1. YOLO internal structure

YOLO의 학습을 위한 데이터셋은 Microsoft의 COCO(Microsoft Common Objects in Context)를 이용한다[14]. 이 데이터는 총 80개의 물체로 분류되며, 20만 개의 레이블이 지정된 이미지로 구성된다. YOLO Network의 추출 결과는 80개의 물체 분류 명칭과 영상 내 경계 박스 형태로 이루어진 화면상의 좌표 정보로 구성된다. [2단계]에서는 학습된 YOLO 시스템에 분석이 필요한 이미지를 입력하고, 입력된 이미지에서 추출된 좌표 정보와 객체 번호를 객체명, 크기, 위치로 변환하여 각각 객체별로 저장한다.

3.2 카메라-객체 간 상대적 거리 예측

카메라-객체의 상대적 거리를 추출하기 위하여 학습이 완료된 YOLO에 분석이 필요한 이미지를 입력한다. YOLO로부터 출력된 좌표 정보와 객체 번호를 객체명, 크기, 위치로 변환한다. 이 데이터를 각각 객체별로 저장한다. 이후, 사전에 저장된 객체의 일반적인 크기와 실제 화면에서의 점유율을 비교하여 영상 내부의 카메라-객체 간의 상대적 거리를 추출한다. 각 객체의 점유율은 Object Occupancy Rate(OOR)을 사용하며, OOR은 전체 화면 면적에서 객체의 점유 면적 비율로

계산한다. OOR의 공식은 (식 1)과 같다.

$$OOR = \frac{ObjectWidth \times ObjectHeight}{ScreenWidth \times ScreenHeight} \quad (1)$$

(식 1)에서 ScreenWidth x ScreenHeight는 카메라 영상의 해상도에 따른 전체 면적이며, ObjectWidth x ObjectHeight는 화면에서 차지하는 객체의 면적이다. 이러한 OOR을 통하여 동일 객체에 대해서는 카메라-객체 간 거리를 예측할 수 있게 된다. OOR은 카메라-객체 간의 상대적인 거리를 의미한다. 하지만 상호 객체의 경우에는 서로 다른 표준 크기를 가지기 때문에 일반적인 OOR 적용이 불가능하다. 따라서 서로 다른 두 객체 간의 거리는 예측하기 위해서는 객체 표준 크기 비례 조정을 통하여 상호 거리 관계 예측 가능해진다.

3.3 객체-객체 간 상대적 크기 예측

[3단계]에서는 진행될 실제 객체의 표준 크기와의 비교를 위하여 먼저, Table 1과 같은 형태의 자료 구조를 구성한다.

Table 1. Standard object-size list

No	Object Name	width	Height
1	person	42	167
2	bicycle	172	101
3	car	186.5	147
4	motorbike	185	108
5	aeroplane	6090	6270
6	bus	350	1100
7	train	38810	290
8	truck	360	200
9	boat	200	500
10	traffic light	1420	355
11	fire hydrant	650	1200
12	stop sign	90	90
13	parking meter	400	1400
14	bench	1800	350
15	bird	15	33
16	cat	46	38
17	dog	60	50
:	:	:	:
80	toothbrush	1.5	18.5

Table 1의 Object Name은 객체의 명칭이며, width는 객체의 외곽을 사각형으로 표현할 때 가로 크기, Height는 객체의 높이이다. 객체별 크기는 각 객체의 평균값으로 구성한다. 이 표는 사용 목적 및 객체

의 세부 분류에 따라 다양한 크기로 확장하여야 한다. 또한, 영상 내의 객체 방향에 따라 다양한 크기를 가지는 객체인 경우는 방향에 따라 별도의 이미지 학습과 크기 세분화가 이루어져야 한다.

객체 간 상대적 거리(Relative Distance) 비교를 위한 기준 거리 RD는 (식 2)와 같다.

$$RD = \sqrt{\frac{ObjectSizeX \times ObjectSizeY}{RealSizeX \times RealSizeY}} \quad (2)$$

[3단계]에서는 [표 1]을 이용하여 추출된 객체별 객체명과 크기를 적용한다. 먼저 [표 1]에서 객체명과 이에 해당하는 객체의 가로, 세로 크기를 구한다. (식 2)에서 RealSizeX는 표준 객체의 가로 크기, RealSizeY는 표준 객체의 세로 크기이다. 영상 속의 좌표로 계산된 객체의 가로 크기는 ObjectSizeX, 세로 크기는 ObjectSizeY에 입력한다. 이 결과에 따라 영상 내부의 영상내 객체-실제 객체 간의 상대적 거리 비율인 RD를 추출한다. 이와 같은 방법으로 두 객체 간의 RD 값의 유사성이 가까운지에 따라 접촉으로 감지할 수 있다. 하지만 영상 내에서 동일 RD로만 감지하는 경우 각 객체의 두께 값이 무시 되기 때문에 두 객체의 RD 비율을 통하여 일정 유사도를 보이는 경우 접촉으로 감지하는 방법을 이용한다. 일정 유사도를 CSR(Contact Sensitivity Ratio) 접촉 감도라고 하며, CSR은 두 객체의 크기 비율을 의미한다. 따라서 CSR을 이용한 접촉 여부 판단 공식은 (식 3)과 같다.

$$\left| \frac{RD\alpha - RD\beta}{RD\alpha} \right| < CSR \quad (3)$$

(식 3)에서 좌측은 객체 간 비례, 우측(CSR)은 접촉 감도를 의미한다. 따라서 RD α 는 α 객체의 RD이며, RD β 는 β 객체의 RD이다. 공식의 좌측값은 거리가 가까울수록 0에 가까워지며, 멀어지면 커진다. 따라서 CSR은 두 객체 간의 상대적 크기 및 거리를 비교하는 기준이 되며, 고정된 접촉기준 CSR값을 사용하여 접촉을 감지할 수 있다. 하지만, 일반적인 CCTV의 특성상 렌즈에 의한 왜곡이 발생하기 때문에 거리에 따라 접촉 감지를 위한 CSR의 보정이 필요하다.

3.4 카메라 왜곡 보정

카메라-객체 간 거리에 따라 객체의 크기가 비례적으로 커지는 경우 CSR은 고정값이어야 한다. 하지만, 일반적으로 CCTV는 넓은 화각을 확보하기 위하여 별도의 렌즈로 보완하여 사용하는 경우가 대부분이다. 특히, CCTV, 블랙박스과 같은 넓은 광각을 사용하는 카메라이거나 접사용 렌즈를 사용하는 촬영 형태에서 보다 크게 왜곡현상이 발생한다. 이러한 왜곡은 특히 가까운 물체는 보다 크게, 멀리있는 물체는 보다 작은 형태로 표현되거나 또는, 반대의 현상이 일어나기도 한다. 왜곡현상은 광각의 형태에 따라 Pincushion Distortion 왜곡, 또는 Barrel Distortion 왜곡이 나타난다. 무엇보다 이런 경우 RD 예상 수치에 상당한 오차를 발생시킬 수 있다. 이와 같은 현상으로 인하여, 일반적으로 CCTV에서는 광각을 사용하면 이런 경우 실제 카메라에 근접 시 크기가 확대되는 경우가 많다. 따라서, 큰 물체일수록 CSR의 값을 크게 하여 접촉을 보다 예민하게 감지하도록 해주고 작은 물체일수록 CSR의 값을 작게 하여 정밀하게 감지하는 방법이 보완되어야 한다. 따라서 CSR의 형태는 거리에따라 2차원 함수 곡선과 같은 형태로 나타나며, 곡선의 형태는 렌즈와 카메라의 형태에 따라 다양하게 존재한다. 따라서 CSR의 보정 공식은 (식 4)와 같다.

$$CSR = \alpha OOR^2 + \beta \quad (4)$$

(식 4)에서 α 는 카메라 렌즈의 형태에 따라 근접 객체의 크기가 커지는 비율이며, β 는 초기값이다. 이 값은 카메라 및 렌즈의 특성에 따라 다르기 때문에 상황에 따라 실측이 필요하다. 표준적인 CCTV에서 최소 객체의 OOR 값을 5%, 최근접 객체의 OOR 값을 30%라고 가정할 때 α 의 값은 0.25, β 는 0.05 내외의 값을 가지게 된다.

4. 평가

접촉 평가를 위한 테스트 데이터에 있어서, 일반적으로 영상 내부의 객체 간 실제 접촉 여부 판별은 주관적인 요소가 반영되기 때문에 정량적 평가가 어렵다. 따라서, 케이스 평가를 실시한다. 케이스 평가에 사용되는 영상 데이터는 국가정보화진흥원의 AI 허브[15]에서 제공하는 이상행동 CCTV영상을 샘플로 사용한다. Fig. 2는 동일 객체에서의 접촉 감지 결과이다.



Fig. 2. Video test result (equal kinds of objects)

Fig. 2에서 좌측 이미지의 두 객체 RD값은 41.47, 44.27 이며, 객체 간 CSR은 0.067이다. 이 경우, 접촉 감지 기준 CSR은 0.066이다. 따라서 근접하였지만 접촉은 아닌것으로 판정한다. 우측 이미지의 RD값은 46.05, 46.19이며, CSR은 0.003이다. 이 경우 접촉 감지 CSR 값인 0.069보다 작기 때문에 접촉으로 판정한다. Fig. 3은 서로 다른 객체 포착상황에서 접촉 판단 결과이다.



Fig. 3. Video test result (different kinds of objects)

Fig. 3의 좌측 이미지 두 객체의 RD값은 28.91, 24.94이며, CSR은 0.137이다. 이 경우, 접촉 감지 기준 CSR은 0.068이다. 따라서 비교적 서로 먼 거리임을 알 수 있다. 우측 이미지의 두 객체 RD값은 43.65, 42.11이며, CSR은 0.035이다. 이 경우 접촉 감지 CSR인 0.073보다 작다. 따라서 접촉으로 판정한다. 이와 같은 결과를 통하여, 다양한 상황에서도 접촉 여부 판별이 올바르게 작동함을 알 수 있다. 하지만 일부 신체의 동작 상황, 또는 객체 각도에 따라 부적합한 결과가 발생하는 경우가 발생할 수 있다.

Fig. 4의 좌측 이미지에서는 객체 외형의 동적인 특성으로 인하여 좌측 객체가 우측보다 CSR값이 2.34 더 가깝다고 판단한 결과이다. 우측 이미지는 YOLO의 객체의 중첩오류로 인하여 좌측 객체의 CSR값이 6.22 더

가깝게 오류가 발생한 결과이다. 따라서 이와 같은 상황에 주의하여 사용해야 한다.

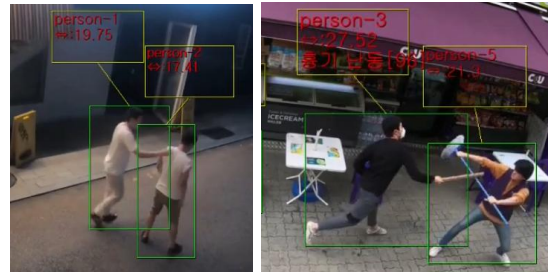


Fig. 4. Video test result (error situation)

5. 결론

CCTV와 같은 일반적인 영상관리 체계는 감시 요원을 이용하여 직접 모니터링하여 상황을 처리하는 수작업으로 구성되는 형태이다. 이러한 업무 형태는 반복적이고 비효율적이며, 상황 감시 태세를 유지하는데 많은 어려움이 있다. 본 연구를 통하여 2D 영상 이미지로부터 객체를 분류하고 이를 기반으로 상대적 거리를 예측 및 객체 간의 접촉을 감지할 수 있게 되었다. 객체 간 연관 정보 분석은 침입 방지, 사고 예방, 외부 위험 요소로부터의 보호 등 사회안전 분야에서 사용되는 인공지능 CCTV로부터 입력되는 데이터의 2차 가공 기술로 사용이 가능하다. 특히, 낮은 연산량으로 구현되기 때문에 기존 인공지능CCTV와 효과적으로 결합될 것으로 보인다. 따라서 보다 효율적인 영상관리 체계의 구성에 기여할 수 있으며, CCTV 통제 센터와 같은 다수의 감시 체계에서 감시인에게 위험도가 높은 상황을 감시자에게 미리 통보할 수 있도록 하는 역할로 활용할 수 있다. 향후, 이러한 영상분석 시스템은 사회 안전망 구축 과정에서 필수 기술 요소로서 활용될 것으로 예상된다.

REFERENCES

- [1] R. Mu & X. Zeng. (2019). A review of deep learning research. *KSII Trans. Internet Inf. Syst.* 13(4), 1738-1764. DOI : 10.3837/tis.2019.04.001
- [2] K. He, X. Zhang, S. Ren & J. Sun. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).

[3] J. Long, E. Shelhamer & T. Darrell. (2015). Fully convolutional networks for semantic segmentation. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 3431-3440).

[4] R. Huang, J. Pedoeem & C. Chen. (2018). YOLO-LITE: a real-time object detection algorithm optimized for non-GPU computers. In 2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data) (pp. 2503-2510). IEEE.

[5] M. Tan & Q. Le. (2019). Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In International Conference on Machine Learning (pp. 6105-6114). PMLR.

[6] H. Nguyen, L. M. Kieu, T. Wen & C. Cai. (2018). Deep learning methods in transportation domain: a review. *IET Intelligent Transport Systems*, 12(9), 998-1004.

[7] P. W. Khan, Y. C. Byun & N. Park. (2020). A data verification system for CCTV surveillance cameras using blockchain technology in smart cities. *Electronics*, 9(3), 484.
DOI : 10.3390/electronics9030484

[8] M. J. Shafiee, B. Chywl, F. Li & A. Wong. (2017). Fast YOLO: A fast you only look once system for real-time embedded object detection in video. *arXiv Prepr. arXiv1709.05943*.

[9] L. Liu et al. (2020). Deep Learning for Generic Object Detection: A Survey. *International journal of computer vision*, 128(2), 261-318.

[10] Y. C. Ahn & Y. H. Lee. (2019). A Research of CNN based Object Detection for Multiple Object Tracking in Image. *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, 18(3), 110-114.

[11] P. Wang et al. (2018). Understanding convolution for semantic segmentation. In 2018 IEEE winter conference on applications of computer vision (WACV), 1451-1460.

[12] M. Yang, K. Yu, C. Zhang, Z. Li & K. Yang. (2018). Denseaspp for semantic segmentation in street scenes. in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 3684-3692.

[13] A. Garcia-Garcia, S. Orts-Escolano, S. Oprea, V. Villena-Martinez & J. Garcia-Rodriguez. (2017). A review on deep learning techniques applied to semantic segmentation. *arXiv Prepr. arXiv1704.06857*.

[14] T. Y. Lin et al. (2014). Microsoft coco: Common objects in context. In *European conference on*

computer vision, 740-755.

[15] National Information Society Agency. (2021). *AI Hub*. National Information Society Agency(Online). <https://aihub.or.kr>

홍 석 미(Seok-Mi Hong)

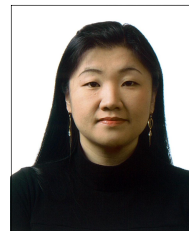
[정회원]



- 1994년 2월 : 상지대학교 전산학과 (이학사)
- 1997년 2월 : 경희대학교 전자계산 공학과(공학석사)
- 2004년 8월 : 경희대학교 전자계산 공학과(공학박사)
- 2016년 3월 ~ 현재 : 상지대학교 강의전담교수
- 관심분야 : Machining Learning, Data Mining, Deep Learning
- E-Mail : smhong1212@naver.com

선 경 희(Kyunghee Sun)

[정회원]



- 1998년 2월 : 제주대학교 전산통계 학과(이학사)
- 2008년 8월 : 제주대학교 전산통계 (이학석사)
- 2018년 8월 : 경희대학교 컴퓨터공 학과(공학박사)
- 2020년 7월 ~ 현재 : 경기대학교 콘텐츠융합소프트웨어 연구소 연구교수
- 관심분야 : Deep Learning, Big Data Mining, Data Fabric, Network
- E-Mail : sunkh0507@gmail.com

유 현(Hyun Yoo)

[정회원]



- 1999년 2월 : 상지대학교 전산학과 (이학사)
- 2011년 8월 : 상지대학교 컴퓨터교 육학과(교육학석사)
- 2019년 8월 : 상지대학교 컴퓨터정 보공학과(공학박사)
- 2020년 7월 ~ 현재 : 경기대학교 콘텐츠융합소프트웨어 연구소 연구교수
- 관심분야 : Deep Learning, Artificial Intelligent, Big Data Mining.
- E-Mail : rhpa0916@gmail.com