

딥러닝을 이용한 화재 감지 아키텍처

김현석 (순천향대학교, 주에리), 이성훈 (순천향대학교),
Muhammad Husein Abdul Halim·Achmad Fachturrohman (주에리)

목 차

1. 서 론
2. 신경망 구성
3. 신경망 훈련

4. 실험 결과
5. 결 론

1. 서 론

화재는 인적, 물적 피해를 발생시키는 재난 중의 하나로, 자연발생 적인 화재와 사람에 의해 발생하는 화재 등이 있다. <표 1>은 2021년 소방청 발표한 것으로, 지난 10년간 화재에 의한 인적, 물적 피해에 대한 통계 자료이다[1]. 2012년부터 2021년까지 화재 발생건수는 줄어 들었으나, 인명 사고는 소폭 줄어 들고 있고, 재산피해는 오히려 증가하고 있다. 이것은 시간이 갈수록 화재가 집중화, 대형화되는 건물들과 다양한 에너지를 사용하는 시설 등이 계속 늘어남에 따라 화재로 인한 재산피해가 증가하는 양상을 보인 것이다[1].

화재감지 방법으로는 크게 화재 감지를 위한 화재감지센서를 이용하는 방법과 CCTV(closed Circuit Television)를 이용한 방법으로 나눌 수 있다 [2].

CCTV의 영상을 분석하는 방법은 기존에 설치된 CCTV를 이용하여, 영상을 분석할 수 있기 때문에 소프트웨어의 업그레이드를 통해서 쉽게 화재감지 기능을 수행할 수 있다. YVbCr색 공간을

사용하여 RGB나 RGB와 같은 색 공간보다 휘도와 색도를 더 효과적으로 분리하여 화재를 감지하는 방법[3], CCTV로 입력되는 영상의 화소수준, 블록수준, 그리고 전역수준의 처리 방법을 통해서 획득된 영상을 분석하여 화재 여부를 판단하는 방법[4], 그리고 딥러닝을 이용하여, 영상을 분석하고, 화재 여부를 판단하는 방법[5-11] 등이 다양하게 연구되고 있다. 화재 감지의 정확도는 90% 이상 올라간 상태이고, 화재가 발생하지 않았지만, 사진 등의 도구를 이용하여 가짜불을 CCTV에 비출 경우, 화재로 인식하는 경우가 발생한다.

본 논문에서는 Deep learning의 Yolo5의 신경망을 기본으로, GhostNet을 참조하여, 새로운 신경망(AeryNet)을 구성하였다. 데이터셋으로는 불과 연기의 데이터를 수집하여, 신경망을 훈련시킴으로써 초기에 화재에 대한 알람을 울리고, 빠른 초기 대응을 통해 인명피해 및 재산피해를 최소화할 수 있는 방안을 제시한다. 또한, 신경망 후작업을 통해서 진짜 화재와 가짜 화재를 구분하여, 고의로 사고를 조작하는 것을 방지할 수 있는 알고리즘을 제안한다.

〈표 1〉 최근 10년간 화재현황(2012~2021년)
 〈Table 1〉 Fire status in the last 10 years
 (2012 to 2021)

(단위: 건, 명, 천원)

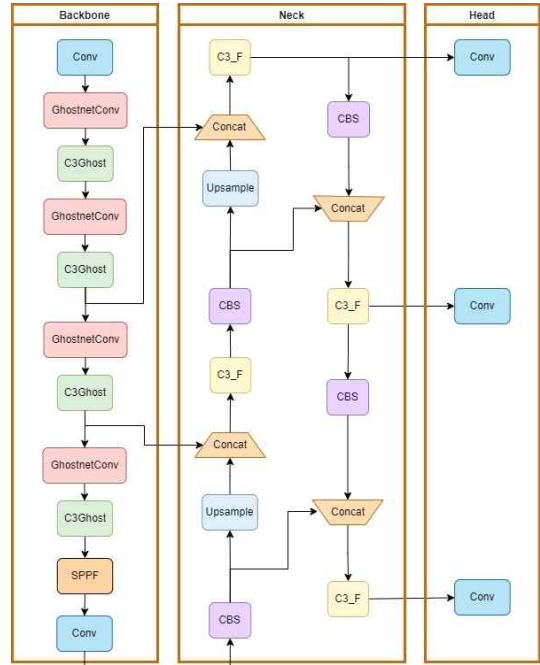
연도	건수	인명피해	재산피해
2012	43,249	2,222	289,493,719
2013	40,932	2,184	434,467,312
2014	42,135	2,181	405,366,098
2015	44,435	2,093	433,208,573
2016	43,413	2,024	420,603,245
2017	44,178	2,197	506,976,164
2018	42,338	2,594	559,704,503
2019	40,103	2,515	858,496,234
2020	38,659	2,283	600,475,432
2021	36,267	2,130	1,099,124,986
계	415,709	22,423	5,607,916,266

본 논문의 II절에서는 신경망 구성 및 손실함수에 대해서 기술한다. III절에서는 본 논문을 위해 개발된 신경망에 대한 결과를 기술하고, IV절에서는 본 연구의 결론을 기술한다.

2. 신경망 구성

본 논문에서 제안된 신경망은 Yolo5와 GhostNet을 기반으로 구성되었다. 현재까지 Yolo5의 인지성능이 타 신경망 대비 빠른 객체인식의 속도로 보고되고 있고[12], GhostNet은 이런 Yolo5의 신경망의 성능을 향상시킨 결과[13]를 나타내고 있다. 이것은 부동소수점의 연산을 줄이고, 형상표현성을 향상시킨 것이다[14]. 이러한 이유로 본 연구와 같이 화재감지의 시급성을 고려했을 때, 적합하다고 판단되었다. 또한 제안된 신경망은 화재 발생과 동시에 진짜 화재와 거짓 화재를 구분할 수 있도록 훈련된 신경망이다.

(그림 1)은 본 논문에서 제안하고 있는 신경망을 도식화한 것이다. (그림 1)에서 Backbone module은 Convolution, GhostNet의 Convolution



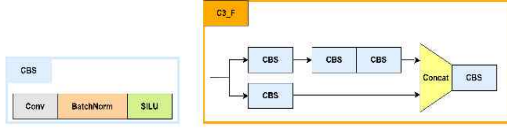
(그림 1) 화재감지를 위한 인공지능 신경망
 (Fig. 1) AI neural networks for fire detection.

과 C3Ghost[15]을 결합하여 구성을 하였고, C3Ghost를 두 번 통과한 결과와 Up sampling 한 결과를 Neck module에서 Concatenate하여, Neural network을 구성하였다.

(그림 1)은 본 논문에서 제안하고 있는 신경망을 도식화한 것이다.

(그림 1)에서 Backbone module은 Convolution, GhostNet의 Convolution 과 C3Ghost[15]을 결합하여 구성을 하였고, C3Ghost를 두 번 통과한 결과와 Up sampling 한 결과를 Neck module에서 Concatenate하여, Neural network을 구성하였다.

CBS는 Convolution, Batch norm 그리고 Sigmoid Linear Unit(SiLU)의 구성을 의미하며, C3F는 CBS를 병렬로 구성하여, Data를 통과시킨 후 Concatenate하고 다시 CBS를 통과시키는 구조로 구성되었다. 이러한 전체 신경망의 Architecture



(그림 2) CBS와 C3_F에 대한 구조
(Fig. 2) Structures for CBS and C3_F

의 구성은 다음 모듈에 신호의 정확한 전달을 통해서 전체 네트워크 기능향상을 시키는 목적으로 구성된 것이다. CSB와 C3_F 모듈의 구성은 (그림



(그림 3) 가짜불과 연기를 구분하기 위한 데이터셋
(Fig. 3) Dataset for distinguishing fake fire and smoke

2)와 같다.

마지막으로, Fire와 Smoke의 사진이나 휴대폰에 있는 사진은 가짜 불이나 연기로 잘못 인식할 수 있다. 따라서, 이에 대한 정보를 추가적으로 신경망에 훈련을 시키기 위한 Dataset이 필요하며, 별도의 Class로 라벨링하여, 신경망을 훈련시킨다.

(그림 3)과 같이 휴대폰 및 기타 사진의 형태로 제공되는 화면에서 불과 연기를 추출하여 Fake fire의 Class를 지정하여 신경망을 훈련시킨다.

3. 신경망 훈련

신경망을 훈련하기 위한 손실함수는 식 (1) 과 같이 정의한다[16].

$$loss = l_{box} + l_{cls} + l_{obj} \quad (1)$$

여기서 l_{box} 는 bounding box regression 손실함수를 나타내고, l_{cls} 는 classification 손실함수를 나타내며, l_{obj} 는 object의 confidence 손실함수를 각각 나타낸다. l_{box} , l_{cls} , 그리고 l_{obj} 의 수식은 각각 (2), (3), 그리고 (4)와 같이 정의한다[16].

$$l_{box} = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{i,j}^{obj} b_j (2 - w_i \times h_i) \left[(x_i - x \wedge_i^j)^2 + (y_i - y \wedge_i^j)^2 + (w_i - w \wedge_i^j)^2 + (h_i - h \wedge_i^j)^2 \right] \quad (2)$$

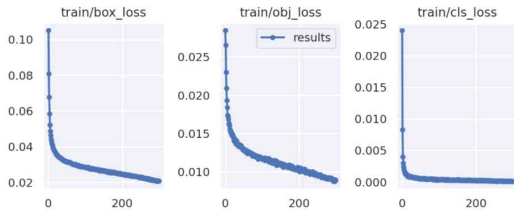
$$l_{cls} = \lambda_{class} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{i,j}^{obj} \sum_{c \in classes} p_i(c) \log(\hat{p}_i(c)) \quad (3)$$

$$l_{obj} = \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{i,j}^{noobj} (c_i - c \wedge_j)^2 + \lambda_{obj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{i,j}^{obj} (c_i - c \wedge_j)^2 \quad (4)$$

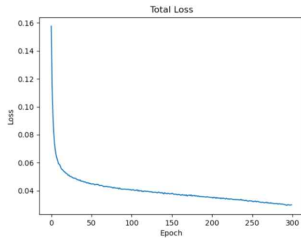
여기서, λ_{coord} 는 position loss coefficient를 의미하며, λ_{class} 는 category loss coefficient를 나타내고, \hat{x}, \hat{y} 은 대상의 실제 좌표를 나타낸다. 그리고, \hat{w}, \hat{h} 은 대상의 넓이와 높이를 나타낸다.

Yolov5에서는 Bounding box가 겹치는 문제를 해결하기 위해서 GIoU를 손실함수로 사용하여, 최적의 프레임을 구한다[14]. 식 (5)와 (6)은 제안 신경망에 사용된 GIoU 손실함수를 정의한다.

여기서, C는 A와 B를 포함하는 가장 작은 bounding box를 나타낸다. GIoU는 A와 B의 상황을 획득하고, IoU와 유사한 스케일 불변특성을 가지고 있다. GIoU는 IoU의 하한으로 볼 수 있으며, 이는 IoU와 정확히 동일하거나, 동일하지 않다.



(a) 각 손실함수의 훈련결과
(a) Training results of each loss functions



(b) 통합 Loss의 훈련결과
(b) Training result of total loss

(그림 4) 손실함수의 훈련결과
(Fig. 4) Training results of loss function

GIoU는 커버영역 뿐만 아니라 다른 중복되지 않는 영역에 초점을 맞추고 있어 둘 사이의 교차 수준의 미리 수준을 높일 수 있다[14].

(그림 4)의 (a)는 제안된 신경망의 훈련 결과이다. 300 epochs동안 각각의 loss(box, obj, class) 들은 0에 수렴하는 것을 확인할 수 있다. 수식 (1)에 의해서 제안된 신경망의 loss는 약 0.029로서 정상적인 학습이 진행된 것을 알 수 있으며, (그림 4)의 (b)가 결과이다

4. 실험 결과

4.1 신경망 실험결과

이 장에서는 제안된 신경망을 이용하여, 타 신경망(Yolov5)와 비교하여, 성능에 대한 실험결과를 설명한다.

신경망에서의 실험결과를 표현하는 방법은 여러가지가 존재한다. 본 논문에서는 precision, recall, average precision(AP), 그리고mean average precision(mAP)를 평가 기법으로 활용했다. 본 논문에서 사용한 평가 수식은 식(7-10)과 같다

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$GIoU(A, B) = IoU(A, B) - \frac{|C| - |A \cup B|}{|C|} \quad (5)$$

$$Loss_{GIoU} = 1 - GIoU(A, B) = 1 - IoU(A, B) + \frac{|C| - |A \cup B|}{|C|} \quad (6)$$

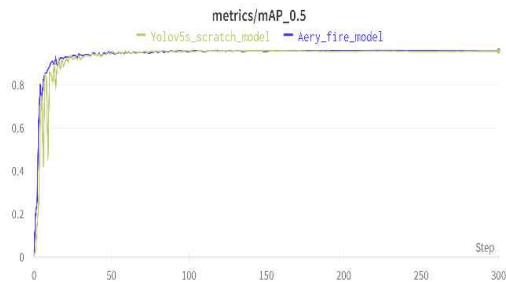
$$AP = \frac{\sum P}{Num(object)} \quad (9)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{Num(object)} \quad (10)$$

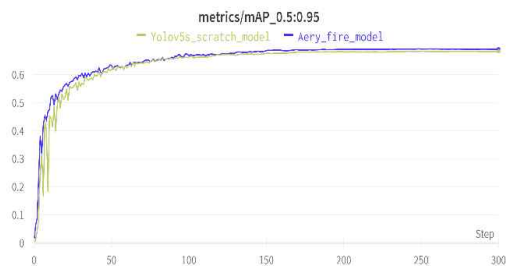
수식에서 TP는 true positive, FP는 false positive, 그리고 FN은 false negative를 나타낸다. 각각 수식에 따른 결과는 <표 2>와 같다. 비교신경망은 Yolov5를 채용하였다.

<표 2> 평가표
<Table 2> Evaluation metrics

Parameter	Yolov5	AeryNet
mAP_0.5	0,956	0,960 (+0.4 %)
mAP_0.5:0.95	0,683	0,690 (+1.02%)
Precision	0,919	0,924
Recall	0,926	0,920



(a) mAP_0.5 평가결과
(a) mAP_0.5:0.05 평가결과



(b) Evaluation result of mAP_0.5
(b) Evaluation result of mAP_0.5:0.95

(그림 5) 평가결과 그래프
(Fig. 5) Graph of evaluation result

<표 2>에서 나타낸 바와 같이 제안된 신경망이 Yolov5 대비 mAP_0.5와 mAP_0.5:0.95에서 각각 0.4%와 1.02%의 성능향상을 보인다. (그림 5)는 평가하는 과정에서의 결과를 나타낸 것이다.

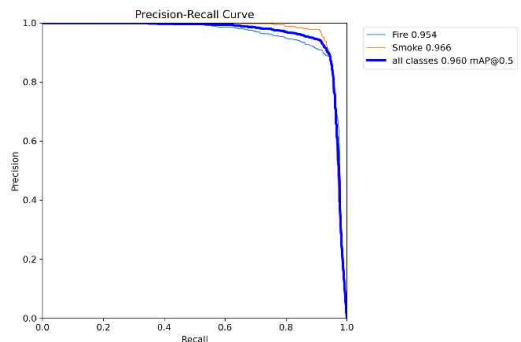
다음의 평가결과로 화재의 위험은 신경망이 화재로 예측을 했는데, 그 중에 화재일 경우가 얼마나 되는지, 그리고 실제 화재에서 신경망이 화재로 예측한 결과가 어떻게 되는지 나타내는 지표가 필요하다. 따라서, 본 논문에서는 PR곡선 (Precision-recall curve)을 채용하여, 평가하였다. 평가 결과는 (그림 6)과 같다.

(그림 6)에서 보는 바와 같이 불과 연기를 제대로 인식하는 값은 각각 0.954와 0.966임을 알 수 있고, 이것은 실제 환경에서도 적용할 수 있는 값이다.

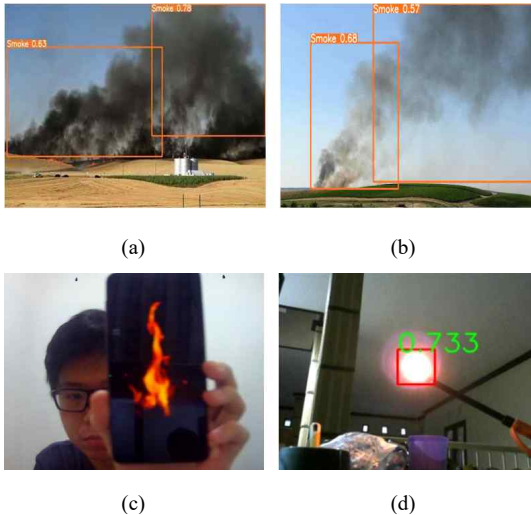
현실환경에서 인식이 가능한지 검증한 결과는 (그림 7)에 나타났다.

(그림 7)에서 확인할 수 있는 사항은 실제 불과 연기에 대해서는 제안된 신경망이 정확히 추론을 하는 것과 휴대폰과 사진 등 거짓불을 카메라에 인식하려 했을 경우는 (그림 7)의 (c)에서와 같이 인식을 하지 않는 것을 확인할 수 있다.

현재 시중에 설치되어 CCTV는 개별 또는 여러 개를 모아서 Digital video recorder (DVR)라는 저장장치에 영상을 저장하는 구조를 가지고 있으



(그림 6) 신경망의 PR곡선
(Fig. 6) PR curve of neural network



(그림 7) 실제환경에서의 검증결과
(Fig. 7) Validation result on real environmental

며, 기기의 이상동작이 발생했을 때, 서버에 연결하여, 상황을 모니터링하는 구조이다. 이것은 많은 양의 데이터를 모두 서버에서 관리를 하게 될 경우 네트워크 트래픽 관리가 어렵기 때문이다. 따라서 화재감식을 위한 인공지능 소프트웨어는 서버가 아닌 DVR에 설치가 되어, 화재가 감지되었을 때 비로소 서버에 이러한 내용을 전달하는 역할을 해야 한다. 그러나, 현재 설치되고 사용중인 DVR에는 GPU가 없다는 단점이 있다[17]. 따라서, 신경망이 CPU만 가지고 얼마나 빠르게 인식을 하는지가 중요한 지표중의 하나이다.

〈표 3〉에서 나타낸 바와 같이 Google colab 환경에서 검증한 결과, 논문에서 제안한 신경망이 약40ms 이상 빠른 속도로 추론함을 나타내고 있다. 이때 사용된, 이미지는 640*480 사이즈의 이미지 1000장을 추론한 결과이다

〈표 3〉 신경망 추론 시간
(Table 3) Inference time on neural networks

Device	Yolov5	AeryNet
CPU(Google colab)	194.2ms	152.9ms

5. 결론

본 논문에서는 딥러닝기반의 알고리즘은 합성곱 신경망을 이용하여 최종단계인 불과 연기를 감지함으로써 화재발생 초기에 알람을 울릴 수 있는 방법을 제시하였다. 특히 거짓불과 연기를 구별할 수 있도록 신경망을 훈련함으로써 이를 구분하여 불필요한 알람을 울리는 것을 제한할 수 있도록 하였고, 실제 환경에서 사용할 수 있도록 참조 신경망에서 개선을 하였다. 향후 연구에서는 실제 DVR 개발업체와 공동연구를 통해 상용화를 위해 연구하고자 한다. 또한, CCTV의 영상을 화재 감지에만 활용하는 것 보다는 신경망의 클래스를 더욱 세분화하여, 물류창고에서의 도난사고를 방지하는 방법, 일반 환경에서 갑자기 쓰러지는 사고를 감지하는 방법, 위협을 감지하는 방법 등 다양하게 연구하고자 한다.

참고 문헌

- [1] National fire agency 119, Fire statistical yearbook 2021, <https://nfd.go.kr/>, 2022
- [2] Jun Seon Choi and Young Hoon Joo, "Fire Detection Method Using CCTV-based Flame Features and Density-based Spatial Clustering", The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, vol. 71, no. 4, pp. 656-662, 2022
- [3] Turgay Celik and Hasan Demirel, "Fire detection in video sequences using a generic color model", Fire Safety Journal 44, pp. 147-158, 2009
- [4] Yongtae Do, "Visual Sensing of Fires Using Color and Dynamic Features", Journal of Sensor Science and Technology Vol. 21, No. 3 pp. 211-216,

- 2012
- [5] Young-Jin Kim¹ · Eun-Gyung Kim^{2*}, "Image based Fire Detection using Convolutional Neural Network", 한국정보통신학회논문지(J. Korea Inst. Inf. Commun. Eng.) Vol. 20, No. 9 : 1649~1656 Sep. 2016
- [6] Sangmin Suh, "Convolutional Neural Network Based Fire Detection Systems in Surveillance Camera", Journal of Knowledge Information Technology and Systems(JKITS), Vol. 16, No. 3, pp. 423-432, June 2021
- [7] Nguyen Manh Dung, Soonghwan Ro, "Smoke Detection Algorithm Using Deep Learning", The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences '17-07 Vol.42 No.07, 2017
- [8] Ryu, Jinkyu*, and Kwak, Dongkurl**, "A Study on Flame and Smoke Detection Algorithm Using Convolutional Neural Network Based on Deep Learning", J. Korean Soc. Hazard Mitig. Vol. 20, No. 1., pp.223~232, Feb. 2020
- [9] Jihyeon Yim¹, 2), Hyunho Park²), Wonjae Lee²), Seonghyun Kim²), Yong-Tae Lee²) University of Science and Technology 1) Electronics and Telecommunication Research Institute²), "Deep Learning Based CCTV Fire Detection System", 한국방송·미디어공학회 추계학술대회, 2017
- [10] *Ji-Hoon Shin, Yong-Min Park, Tae-Hwan Kim, "Fire Detection Based on Convolutional Neural Network", 대한전자공학회 학술대회709 - 712 (4 pages), Jun. 2017
- [11] Young-Jin Kim¹ · Eun-Gyung Kim^{2*}, "Real-Time Fire Detection based on CNN and Grad-CAM", Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 22, No. 12: 1596~1603, Dec. 2018
- [12] Jianchen Miao; Guangyuan Zhao; Yue Gao; Yinzhe Wen, "Fire Detection Algorithm Based on Improved YOLOv5", International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS), Oct. 2021
- [13] Han, K., Wang, Y., Tian, Q., Guo, J., Xu, C., & Xu, C. "Ghostnet: More features from cheap operations." In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (pp. 1580-1589)
- [14] Wang, Z., Wu, L., Li, T., & Shi, P., "A Smoke Detection Model Based on Improved YOLOv5. Mathematics", 10(7), 1190, 2022
- [15] Xudong Dong, Shuai Yan, Chaoqun Duan, "A lightweight vehicles detection network model based on YOLOv5" Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022
- [16] Qingqing Xu, Zhiyu Zhu , Hulin Ge , Zheqing Zhang, Xu Zang, "Effective Face Detector Based on YOLOv5 and Superresolution Reconstruction", Computational and Mathematical Methods in Medicine, 9 pages, 2021
- [17] SKYREX Co.,Ltd. Web site : <http://www.skyrex.co.kr/main/main.php>

저자 약력



김 현 석

이메일 : kimhyunseok0@gmail.com

- 1997년 금오공대 전자공학과 졸업
- 2000년 금오공대 컴퓨터공학과 석사졸업
- 2022년 경북대 전보통신공학과 박사졸업
- 1995~2020년 (주)삼성전자, 모바일 SW개발
- 2021년5월~현재 (주)에리 대표이사
- 2022년2월~현재 순천향대학교 AI·SW교육원 겸임교수
- 관심분야 : AI, Deep Learning, Robot, Computer Vision, 자율주행



이 성 훈

이메일 : joyce2@daum.net

- 2013년 방송통신대학 영어영문학과 졸업
- 2015년 순천향대학교 정보보호학과 석사졸업
- 2022년 NORTHWESTSAMAR STATE UNIVERSITY, IT & Industry 박사졸업
- 2021년4월~현재 순천향대학교 모빌리티융합보안학과 부교수
- 관심분야 : AI, Management of Technology, Computer Vision, 보안, PCB SI/PI



Muhammad Husein
Abdul Halim

이메일 : huseinahalim@gmail.com

- 2020년 Bachelor Degree in Mechanical and Biosystem Engineering in IPB University
- 2022년 Master Degree in Mechanical and Biosystem Engineering in IPB University
- 2022년~현재 (주)에리 AI Engineer
- 관심분야 : AI, Deep Learning, Computer Vision,



Achmad Fachturrohman

이메일 : achmadfachturrohman@gmail.com

- 2022년 Bachelor Degree of Biomedical Engine in Institute of Technology Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya,
- 2022년 3월~현재 (주)에리 AI Engineer
- 관심분야 : AI, Deep Learning, Computer Vision