

광 무선통신 터미널 자동 추적을 위한 영상개선 알고리즘 성능 비교

김 거 식*, 허 영 순*, 여 찬 일*, 박 시 웅*, 박 형 준*

Comparison of the Performance of Image Enhancement Algorithm for Automatic Tracking of Optical Wireless Communication Terminal

Keo Sik Kim*, Young Soon Heo*, Chan Il Yeo*, Siwoong Park*, Hyoung Jun Park*

요 약

본 연구에서는 광 무선통신(Optical Wireless Communication, OWC) 시스템에서 터미널 간 자동 광 정렬 및 추적 가능한 이미징 시스템을 개발하였으며, 특히, 원거리(1km 이상)에 위치한 터미널 추적 시 화질 저하로 인한 검출 성능 한계를 극복하기 위해 다양한 영상개선 알고리즘 적용하고 성능을 비교하였다. 이를 위해 OWC 터미널 추적용 타겟 이미지에 대한 학습데이터셋을 구축하고, 전이 학습을 통해 딥러닝 학습모델을 생성하였다. 현장 적용 실험을 통해 수집된 총 40장의 이미지셋에 대해, 영상개선 알고리즘 적용 전 검출 성능(mAP)는 90.0%이었으나, CLAHE(95%), FM(100%), MSR(100%), MSRCR(100%), AMSR(100%), DehazeNet(92.5%) 알고리즘 적용 시 타겟 검출 성능 향상 효과를 확인하였다. 그리고, 타겟 검출 성능과 처리 속도를 고려했을 때, OWC 터미널의 coarse tracking에는 CLAHE를 적용하는 것이 최적인 것으로 분석되었다.

Key Words : Optical wireless communications, automatic tracking, image enhancement, deep learning transfer learning

ABSTRACT

An imaging system capable of automatic optical alignment and tracking between terminals in OWC (Optical Wireless Communication) system was developed. Also, to overcome the detection performance limit due to the deterioration in image quality when tracking a OWC terminal located at a long distance (more than 1 km), various image enhancement algorithms were applied and compared with those performances. To this end, a training dataset consisted of target images used for tracking OWC terminal was built and a deep learning model was generated through transfer learning. For a total of 40 images collected through field experiments, the detection performance (mAP) before applying the image enhancement algorithm was 90.0%, but CLAHE (95%), FM (100%), MSR (100%), MSRCR (100%), AMSR (100%), and DehazeNet (92.5%) algorithms were found to improve target detection performance. And considering the target detection performance and processing time, it was analyzed that CLAHE is optimal for coarse tracking of OWC terminals.

* 본 연구는 한국전자통신연구원 연구운영지원사업의 일환으로 수행되었음. [23ZK1100, 호남권 지역산업 기반 ICT 융합기술 고도화 지원사업]

•° First and Corresponding Author : Optical ICT Convergence Research Section, Electronics and Telecommunications Research Institute, keosikis@etri.re.kr, 정회원

* Optical ICT Convergence Research Section, Electronics and Telecommunications Research Institute, ysheo@etri.re.kr, 정회원; ciyeo@etri.re.kr, 정회원; swp@etri.re.kr, 종신회원; spacegon@etri.re.kr, 정회원

논문번호 : 202303-057-A-RN, Received March 29, 2023; Revised May 8, 2023; Accepted May 15, 2023

I. 서 론

본격적인 우주개발 시대를 맞이하여 우주 통신에 대한 기술 수요가 증가하면서 기존 RF(Radio Frequency) 방식의 한계를 극복할 수 있는 고속 고용량 데이터 통신에 대한 관심이 높아지고 있다. 또한, 기후변화로 인해 빈번히 발생하는 자연재해나 전쟁, 사고와 같은 사회 재난에 대비하여, 기존 유선망이나 WiFi, LTE, 5G와 같은 무선망 유실 시 이를 대체할 수 있는 통신 수단에 대한 필요성도 증가하고 있다. 광 무선통신(Optical Wireless Communication, OWC) 기술은 기존 RF 방식 통신에 비해 사용 주파수가 비편히 대역이고 전자기장 간섭과 무관하며, 지향성 통신이 가능하고 보안성이 뛰어나며, 수십 km 초광대역 장거리 전송이 가능한 장점이 있어 Google, fSONA, CableFree 등을 중심으로 연구가 활발히 진행되고 있다¹⁾.

OWC 네트워크 구성을 위해서는 OWC 터미널 간 통신 링크 구성을 위한 가시선(Line-of-Sight, LOS) 광 정렬이 필수이며, 이를 자동으로 수행할 수 있는 터미널 추적 기술이 필요하다. 이를 위해 기존에는 QPD(Quadrant Photo-Diode)나 APD(Avalanche PD)를 이용하여 터미널에 입사되는 추적 빔의 크기와 위치를 통해 조사 빔의 방향을 측정하는 광신호를 이용한 방법, 특정 파장 대역의 비콘이나 레이저 빔을 발생하여 적외선 영상이나 Star tracker 등 영상을 이용하여 대상체의 위치를 추적하는 방법, RTK(Real Time Kinetic)-GPS를 이용하여 OWC 터미널의 위치와 방향을 직접 측정하는 방법들이 시도되었다²⁻⁴⁾. 본 연구에서는 OWC 터미널에 비전 센서를 장착하여 원거리(약 1km)에 위치한 상대 터미널을 자동 검출하고 광 정렬 과정 중 터미널을 지속 추적할 수 있는 이미징 시스템을 개발하였다. 특히, 1km 이상 원거리에 위치한 터미널 추적을 위해서는 고배율 저외곡 설계가 반영된 다수의 렌즈 설계가 요구되나, 고배율이 이미징에서는 렌즈의 광학적 한계 및 다양한 외부 환경 요인(바람, 아지랑이 등)에 의한 화질 저하로 터미널 검출에 제약이 있다. 따라서 본 연구에서는 이를 개선할 수 있는 다양한 영상개선 알고리즘을 적용하고 성능을 비교하여 최적의 알고리즘을 선정하였다.

II. OWC 터미널 추적용 이미징 시스템

2.1 광학계 구성

비전 기반의 OWC 터미널 추적을 위해 이미징 시스템을 구성하였다. 이미징 시스템은 촬영거리 1km를

목표로 배율 조절이 가능하면서 광 정렬이 용이하도록 최소 부품을 사용하여 설계하였다. 이를 위해 원거리 관측이 가능하고 배율 조절 기능이 있는 망원경에 접안렌즈(Eyepiece lens)와 CMOS 카메라를 결합하는 방식으로 이미징 시스템을 설계하였으며, 제작된 시스템은 그림 1과 같다. 망원경(National Geographic Spotting Scope, Bresser)은 렌즈 지름 60mm에, 배율 조절이 가능(20x~60x)하며, 20배 확대 시 시야각(Field-of-View, FOV) 1,000m인 부품을 선정하였으며, 접안렌즈(#35-690, Edmond Optics)는 초점거리 25mm에 10x 배율 성능의 부품을 선정하였다. 그리고, 배율 조절 시 카메라와 망원경 간 미세한 초점거리 조절을 위해 카메라에 3축 Linear 스테이지를 장착하였다. 망원경에 맺힌 상은 접안렌즈를 통해 CMOS 센서에 전달되며, CMOS 카메라(STC-MCCM401U3V, Sentech)는 이를 4M 해상도로 디지털 변환(24비트 RGB, JPEG 형식)하여 이미지 파일로 저장하였다.

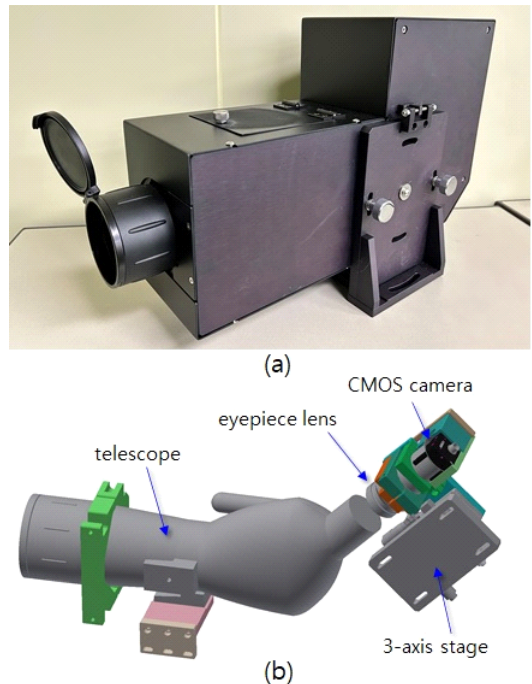


그림 1. 이미징 시스템 구성, (a) 실물 사진, (b) 내부 구조
Fig. 1. Configurations of imaging system, (a) photograph, (b) inner structure.

2.2 OWC 터미널 추적용 타겟 및 학습데이터셋 구성

OWC 터미널의 외형은 대부분 점정색 사각 박스 형태로 외형상 특징 없이 매우 단순하여 비전 추적 시

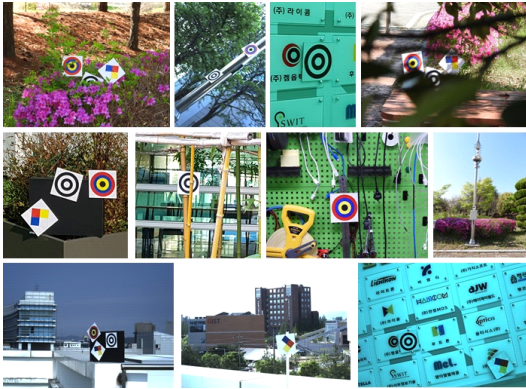


그림 2. 학습 데이터셋 예시
Fig. 2. Examples of train dataset.

주변 사물과 구분이 어려울 수 있다. 이를 해결하기 위해 수신측 OWC 터미널 주변에 식별이 용이한 형태와 색상의 타겟을 두고 송신측 이미징 시스템이 이를 검출하게 함으로써 수신측 터미널의 위치를 추정할 수 있도록 광 정렬 시나리오를 구성하였다. 타겟은 목적에 따라 Aruco^[5]와 같은 다양한 패턴이 사용될 수 있으나, 본 연구에서는 그림 2와 같이 색상(RGB/Gray)과 모양(원형, 다이아몬드형)을 달리한 3종의 타겟 패턴을 고려하였다.

타겟 추적용 딥러닝 모델 개발을 위해 학습데이터셋을 구축하였다. 학습데이터의 다양성을 위해 3종 타겟을 다양한 장소(실내·외)와 조명 조건(자연조명, 형광등, 할로겐등)에 두고 다양한 해상도(16M/12M/9M)의 카메라(DSLR 카메라, CMOS 카메라, 휴대폰 카메라 등)로 촬영하였다. 총 2,487장의 실화상 이미지(JPEG 형식, 24비트)를 수집하였으며, 3종 타겟에 대한 bounding box를 오픈소스 라이브러리인 lablImg^[6]를 이용하여 Pascal VOC 형식으로 생성하여 학습데이터셋을 구성하였다.

2.3 타겟 추적용 딥러닝 모델 전이 학습

OWC 터미널 검출을 위해 사용된 타겟의 고속/정밀 추적을 위해 딥러닝 학습모델을 사용하였다. 이미징 시스템은 정렬하고자 하는 타겟을 실시간 추적 가능(추론 속도 10 fps 이상)해야 하므로 모델 선정 시 속도를 우선 고려하였다. 이를 위해 객체 인식 분야에서 SOTA(State-of-the-Art)로 알려진 EfficientDet^[7]을 선정하였으며, 실시간 객체 추적이 가능하도록 학습 파라미터가 상대적으로 적으면서도 적정 수준의 성능을 갖는 EfficientDet-D0 버전을 사용하여 실험을 진행하였다. 2.2절에서 구축된 학습데이터셋을 이용하여

표 1. 전이 학습용 하이퍼파라미터 설정
Table 1. Hyper-parameter for transfer learning.

Parameters	Value
Backbone network	EfficientNet-B0
Optimizer	Adam
Learning rate	Cosine scheduler (init. 0.0001, decay: 0.1)
Epoch	1,000
Early stopping	Yes (patient: 40 epochs)
NMS IOU threshold	0.5
NMS maximum boxes	300
Augmentation	Random crop

기 학습된 EfficientDet-D0 모델을 전이 학습함으로써 객체 추적 모델을 생성하였다.

구축된 학습데이터셋을 각각 Train(80%, 1,989개), validation(10%, 248개), test(10%, 250개)의 비율로 나눈 후, 전이 학습을 진행하였다. 전이 학습을 위한 파라미터 설정은 표 1과 같다. Adam optimizer를 사용하였으며, validation loss 변화가 없을 경우(patient: 40 epochs) 조기 종료하였다. NMS(Non- Maximum Suppression)을 통해 최종 bounding box를 선택하였으며, bounding box 최대 개수는 300개, 결정 조건(IOU, Intersection over Union)은 0.5로 설정하였다. 각 데이터는 Random crop 방식으로 증강되어 학습에 사용되었다. 타겟 패턴별 객체 검출 성능 평가를 위해 패턴별 AP(Average Precision)를 비교하였으며, 전체적인 성능은 mAP(Mean AP)를 통해 확인하였다.

2.4 영상개선 알고리즘

본 연구에서 개발된 이미징 시스템은 1km 떨어진 OWC 터미널을 20배 이상의 높은 배율로 촬영할 수 있도록 설계되었다. 그런데, 망원경에 적용된 렌즈 특성상 고배율 이미징 일수록 카메라에 맺히는 상이 커져 상대적으로 센서 셀 당 투영되는 광량이 감소하고 수차 발생으로 인해 화질이 저하되는 현상이 빈번히 발생한다. 특히 1km와 같은 원거리 사물 촬영 시에는 충분한 광량을 확보하는데 한계가 있어서 영상이 어둡고 희미한 특성을 보인다. 또한, 태양 빛이 강한 오후나 바람이 센 날씨에서는 아지랑이와 같은 요인들로 인해 영상 질이 급격히 저하된다. 따라서, 다양한 외부 잡음 환경에서도 객체 추적 성능을 유지 혹은 높일 수 있도록 영상개선 알고리즘 개발이 필요하다.

본 연구에서는 상대적으로 어둡고 흐린 영상의 밝기와 선명도를 개선할 수 있는 영상개선 알고리즘을

적용하여 그 효과를 비교하였다. 적용한 알고리즘은 이미지 내 색상 분포를 정규화하는 CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)^[8], 영상이 밝기를 조명 성분과 반사 성분으로 분리하는 Retinex 알고리즘 계열^[9]의 FM(Frankle-McCann retinex), MSR(Multi-Scale Retinex), MSRCR(MSR with Color Restoration), MSRCP(MSR with Chromaticity Preservation), AMSR(Automated MSR), R/G/B 각 채널의 명도 값을 통해 흐린 성분을 제거하는 DCP(Dark Channel Prior)^[10], 신경망 기반의 DehazeNet^[11]이며, 각 알고리즘 적용 후 성능 개선 효과와 알고리즘 처리 소요 시간을 비교하였다.

III. 실험결과 및 고찰

그림 3은 OWC 타겟 추적을 위해 개발된 EfficientDet-D0 모델의 전이 학습 결과를 나타내는 Precision-Recall curve이다. 학습 결과 Test 데이터셋에 대해 3종 타겟 검출 성능(mAP @ IOU threshold=0.5)은 93.27%이었으며, GC(Gray Circle) 타겟의 AP는 92.90%, CC(Color Circle) 타겟의 AP는 90.10%, CD(Color Diamond) 타겟의 AP는 96.81%로 3종 타겟 모두 90% 이상의 검출 성능을 보였다.

실제 원거리(1km 이상) OWC 통신 환경에서 개발된 이미징 시스템의 활용 가능성을 확인하기 위한 현장 적용 실험을 진행하였다. 먼저 3종 타겟 패턴 중 CC 패턴을 실제 약 1km 거리에 두고 개발된 이미징 시스템을 이용하여 영상을 획득한 후, 영상개선 알고리즘 적용 전·후의 검출 성능과 처리 속도(시간)를 비

교하였다. CC 패턴은 크기가 1.7m(가로)×1.7m(세로)인 현수막 천에 직경 1.5m 크기로 프린트하여 제작하였다. 그림 4는 실제 실험에 사용한 타겟과 촬영 환경을 나타낸다.

타겟 설치 지점과 촬영 지점을 서로 바꿔가면서 2번 촬영을 진행하였으며, 각각 다른 배율과 각도로 총 40장의 현장 이미지셋을 획득하였다. 전이 학습된 OWC 타겟 추적 모델을 이용하여 현장 이미지셋의 추론 결과를 분석하였다. 그림 5(a)~(c)는 정상 검출된 예시이며, 그림 5(d)~(f)는 오검출 사례의 예시이다. 실험 결과, 영상개선 알고리즘이 적용되지 않은 총 40장의 현장 이미지셋에 대한 검출 정확도(mAP)는 90%이었으며, 이미징 시스템이 고배율(40배 이상)



그림 4. 현장 실험 셋업
Fig. 4. Setup for field test.

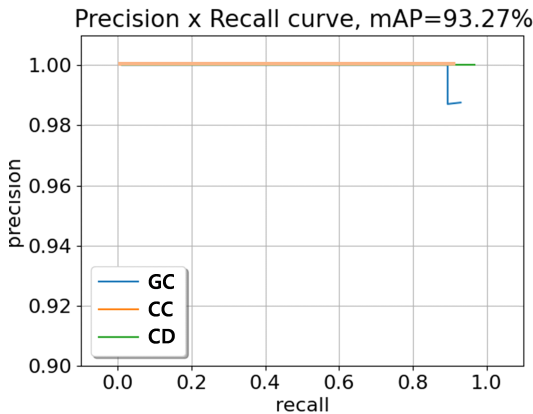


그림 3. Precision-Recall curve
Fig. 3. Precision-Recall curve.

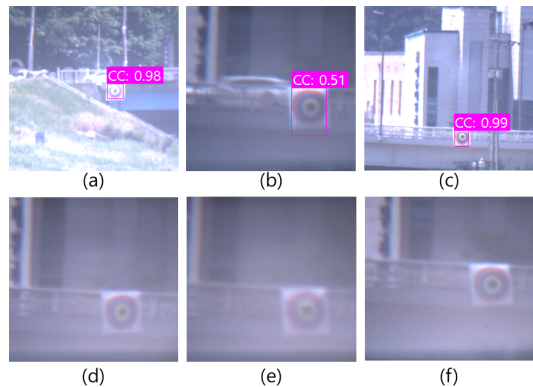


그림 5. 영상개선 알고리즘 적용 전 현장 실험 결과, (a)~(c) 정상 검출 예시, (d)~(f) 오검출 예시
Fig. 5. Results of field test images without enhancement, (a)~(c) normal detection cases, (d)~(f) false detection cases.

인 셋팅에서는 그림 5(d)~(f)처럼 영상의 선명도가 낮아 타겟이 잘 검출되지 않는 경향을 보였다.

그림 6은 현장 이미지셋 원본(Raw)(그림 5(e))에 상기 2.4절의 다양한 영상개선 알고리즘을 적용한 결과의 예시이다. 각 알고리즘 적용 시 이미지 당 처리 소요 시간과 타겟 검출 성능(mAP)을 비교한 결과는 표 2와 같다. 총 40장의 현장 이미지셋에 대해 CLAHE와 FM, MSR, MSRCR, AMSR, DehazeNet 알고리즘 적용 후 검출 성능이 개선되었으며, 특히, FM, MSR, MSRCR, AMSR의 경우모든 영상에 대해 타겟을 정확히 검출할 수 있음을 확인하였다(mAP

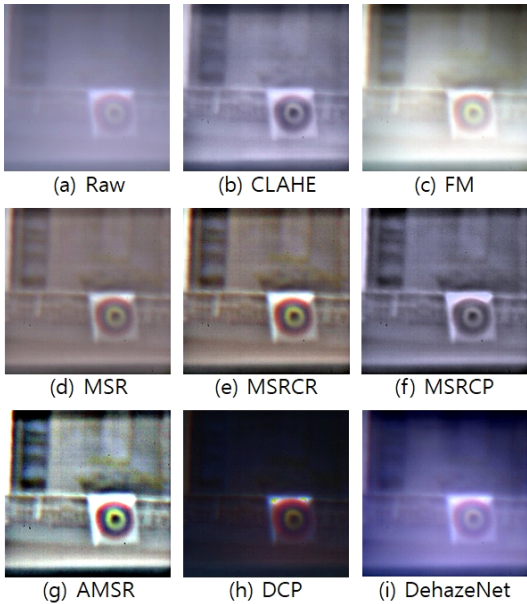


그림 6. 영상개선 알고리즘 적용 결과
Fig. 6. Results of field test images after enhancement.

표 2. 영상개선 알고리즘 적용 후 타겟 검출 성능 및 이미지 당 처리 소요 시간 비교

Table 2. Comparison of target detection performance and pre-processing time after applying image enhancement algorithm.

	Raw	CLAHE	FM
mAP	0.90	0.95	1.00
Time(sec)	-	0.095	12.997
	MSR	MSRCR	MSRCP
mAP	1.00	1.00	0.725
Time(sec)	2.026	3.125	1.060
	AMSR	DCP	DehazeNet
mAP	1.000	0.85	0.925
Time(sec)	2.529	0.807	0.391

1.0). 이는 그림 6에 보이는 바와 같이, 알고리즘 적용 후 원본에 비해 선명도와 색감이 개선되었기 때문으로 생각된다. 반면에 MSRCP와 DCP의 경우에는 오히려 검출 성능이 낮아지는 경향을 보였는데, MSRCP의 경우에는 색 정보가 많이 손실되어 그림 7(b)과 같이 color circle을 gray circle로 오인하거나(10 cases) 그림 7(c)와 같이 여전히 고배율 이미지에서는 color circle을 정확히 검출하지 못하는 사례(1 case)가 있었다. 그리고 DCP의 경우에는 타겟 선명도는 많이 개선되었으나, 그림 8(b)~(c)과 같이 타겟 외 주변 정보까지 함께 손실되어 color circle을 검출하지 못하는 사례(6 case)가 있었다.

이미지 당 영상개선 알고리즘 처리 시간을 비교했을 때, CLAHE(0.095초)와 DCP(0.807초), DehazeNet(0.391초)는 1초 이내로 스트리밍 영상에서의 OWC 추적 시스템에 적합할 것으로 생각되며, MSR 계열은 1~3초 사이의 상대적으로 긴 처리 시간이 필요하여 정지 영상에서의 OWC 검출에 활용되어야 할 것으로 생각된다. 실험을 통해, 타겟 검출 성능과 영상처리 속도를 감안했을 때, OWC 타겟의 coarse tracking에는 CLAHE를 적용하고, 정밀 타겟팅이 필요한 fine tracking에서는 MSR이나 AMSR을 적용하는 것이 최적이므로 분석되었다.

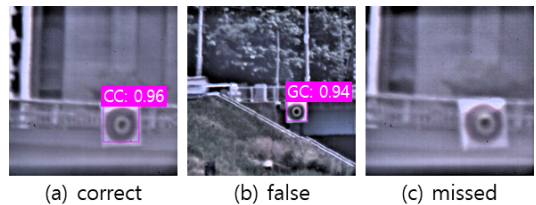


그림 7. MSRCP 적용 후 오검출 사례 예시
Fig. 7. Examples of false detection after applying MSRCP.

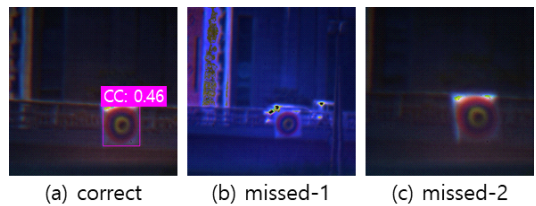


그림 8. DCP 적용 후 오검출 사례 예시
Fig. 8. Examples of false detection after applying DCP.

V. 결론

본 연구에서는 OWC 시스템 간 자동 광 정렬 및

추적을 위한 이미징 시스템을 개발하고, 영상개선 알고리즘의 성능을 비교하였다. 이를 위해 1km 이상 원거리 타겟 촬영 시 선명도와 색감 저하 문제를 해결할 수 있는 다양한 영상개선 알고리즘을 적용하고 검출 성능과 처리 소요 시간을 비교하였다. 실험 결과, 타겟 검출 성능과 영상처리 속도를 고려했을 때, OWC 타겟의 coarse tracking에는 CLAHE를 적용하고, 정밀 타겟팅이 필요한 fine tracking에서는 MSR이나 AMSR을 적용하는 것이 최적일 것으로 분석되었다.

References

- [1] C. Yeo, Y. Heo, J. Ryu, S. Park, S. Kim, H. Kang, and G. Lee, "Recent R&D trends in wireless network technology based on UAV-assisted FSO technique," *Electron. and Telecommun. Trends*, vol. 35, no. 2, pp. 38-49, 2020.
(<https://doi.org/10.22648/ETRI.2020.J.350204>)
- [2] Y. Kaymak, R. Rojas-Cessa, J. Feng, N. Ansari, M. Shou, and T. Zhang, "A survey on acquisition, tracking and pointing mechanisms for mobile free-space optical communications," *IEEE Commun. Surv. Tut.*, vol. 20, no. 2, pp. 1104-1123, 2018.
(<https://doi.org/10.1109/COMST.2018.2804323>)
- [3] S. Dave, R. Clark, and R. S. L. Lee, "RSOnet: An image-processing framework for a dual-purpose star tracker as an opportunistic space surveillance sensor," *Sensors*, vol. 22, no. 15, pp. 5688, 2022.
(<https://doi.org/10.3390/s22155688>)
- [4] S. Park, C. Yeo, Y. Heo, J. Ryu, H. Kang, D. Lee, and J. Jang, "Tracking efficiency improvement according to incident beam size in QPD-based PAT system for common path-based full-duplex FSO terminals," *Sensors*, vol. 22, no. 20, pp. 7770, 2022.
(<https://doi.org/10.3390/s22207770>)
- [5] H. Y. Kang and S. Y. Shin, "Precision drone landing system using Aruco maker," *J. KICS*, vol. 47, no. 1, pp. 145-150, 2021.
(<https://doi.org/10.7840/kics.2022.47.1.145>)
- [6] <https://github.com/tzutalin/labelImg>
- [7] M. Tan, R. Pang, and Q. V. Le, "EfficientDet: Scalable and efficient object detection," in *Proc. CVPR*, pp. 10781-10790, 2020.
(<https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.09070>)
- [8] A. M. Reza, "Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement," *J. VLSI Sign. Process. Syst. Sign. Image Video Technol.*, vol. 38, pp. 35-44, 2004.
(<https://doi.org/10.1023/B:VLSI.0000028532.53893.82>)
- [9] A. B. Petro, C. Sbert, and J. M. Morel, "Multiscale retinex," *Image Process. on Line*, pp. 71-88, 2014.
(<https://doi.org/10.5201/ipol.2014.107>)
- [10] K. He, J. Sun, and Z. Tang, "Single image haze removal using dark channel prior," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 33, no. 12, pp. 2341-2353, 2011.
(<https://doi.org/TPAMI.2010.168>)
- [11] B. Cai, X. Xu, K. Jia, C. Qing, and D. Tao, "DehazeNet: An end-to-end system for single image haze removal," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 25, no. 11, pp. 5187-5198, 2016.
(<https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2598681>)

김 거 식 (Keo Sik Kim)



2011년 2월 : 전북대학교 전자공학과 박사 졸업
 2011년 9월~현재 : 한국전자통신연구원 책임연구원
 <관심분야> 광 이미징, 인공지능, 머신비전, 광 무선통신
 [ORCID:0000-0002-3234-1008]

허 영 순 (Young Soon Heo)



2004년 2월: 전북대학교 물리
기술학과 석사 졸업
2005년 3월~현재: 한국전자통
신 연구원 책임연구원
<관심분야> 전자공학, 광 무선
통신, 레이저통신, 인공지능

여 찬 일 (Chan Il Yeo)



2014년 2월: 광주과학기술원
정보통신공학과 박사 졸업
2015년 1월~현재: 한국전자통
신연구원 선임연구원
<관심분야> 광통신공학, 광공
학, 전자공학
[ORCID:0000-0002-5425-4773]

박 시 웅 (Siwoong Park)



2016년 8월: 광주과학기술원
전기전자컴퓨터공학부 석사
졸업
2021년 8월: 광주과학기술원
전기전자컴퓨터공학부 박사
수료
2016년 10월~현재: 한국전자통
신연구원 연구원
<관심분야> 전자공학, 유무선통신공학, 광통신공학,
응용광학, 광센서
[ORCID:0000-0002-3815-828X]

박 형 준 (Hyoung Jun Park)



2009년 2월: 전북대학교 전자
공학과 박사 졸업
2010년 7월~현재: 한국전자통
신연구원 광ICT융합연구실
장
<관심분야> 광전자공학, 광통
신공학, 광학엔진 시스템
[ORCID:0000-0002-8258-3224]