

다른 화각을 가진 라이다와 칼라 영상 정보의 정합 및 깊이맵 생성

최재훈, 이덕우*

계명대학교 공과대학 컴퓨터공학전공

Depthmap Generation with Registration of LIDAR and Color Images with Different Field-of-View

Jaehoon Choi, Deokwoo Lee*

Department of Computer Engineering, Keimyung University

요약 본 논문에서는 라이다(LIDAR) 센서와 일반 카메라 (RGB 센서)가 획득한 영상들을 정합하고, 일반 카메라가 획득한 컬러 영상에 해당하는 깊이맵을 생성하는 방법을 제시한다. 본 연구에서는 Slamtec사의 RPLIDAR A3 와 일반 디지털 카메라를 활용하고, 두 종류의 센서가 획득 및 제공하는 정보의 특징 및 형태는 서로 다르다. 라이다 센서가 제공하는 정보는 라이다부터 객체 또는 주변 물체들까지의 거리이고, 디지털 카메라가 제공하는 정보는 2차원 영상의 Red, Green, Blue 값이다. 두 개의 서로 다른 종류의 센서를 활용하여 정보를 정합할 경우 객체 검출 및 추적에서 더 좋은 성능을 보일 수 있는 가능성이 있고, 자율주행 자동차, 로봇 등 시각정보처리 기술이 필요한 영역에서 활용도가 높은 것으로 기대한다. 두 종류의 센서가 제공하는 정보들을 정합하기 위해서는 각 센서가 획득한 정보를 가공하고, 정합에 적합하도록 처리하는 과정이 필요하다. 본 논문에서는 두 센서가 획득하는 정보들을 정합한 결과를 제공할 수 있는 전처리 방법을 실험 결과와 함께 제시한다.

Abstract This paper proposes an approach to the fusion of two heterogeneous sensors with two different fields-of-view (FOV): LIDAR and an RGB camera. Registration between data captured by LIDAR and an RGB camera provided the fusion results. Registration was completed once a depthmap corresponding to a 2-dimensional RGB image was generated. For this fusion, RPLIDAR-A3 (manufactured by Slamtec) and a general digital camera were used to acquire depth and image data, respectively. LIDAR sensor provided distance information between the sensor and objects in a scene nearby the sensor, and an RGB camera provided a 2-dimensional image with color information. Fusion of 2D image and depth information enabled us to achieve better performance with applications of object detection and tracking. For instance, automatic driver assistance systems, robotics or other systems that require visual information processing might find the work in this paper useful. Since the LIDAR only provides depth value, processing and generation of a depthmap that corresponds to an RGB image is recommended. To validate the proposed approach, experimental results are provided.

Keywords : LIDAR, Camera, Fusion, Registration, Depth, Depthmap

*Corresponding Author : Deokwoo Lee(Keimyung Univ.)

email: dwoolee@kmu.ac.kr

Received March 12, 2020

Accepted June 5, 2020

Revised April 9, 2020

Published June 30, 2020

1. 서론

객체 검출, 인식, 추적 등에 대한 연구는 다양한 분야에서 연구되어 왔고, 상용화 되어 자동차, 로봇, 보안 등의 분야에 활용되고 있다 [1-3]. 객체 검출과 추적은 컴퓨터 비전 분야에서 가장 중요한 기술들 중의 하나로 간주되고 있으며, 이에 대한 연구는 지난 수십년간 지속되어 왔다. 전통적인 객체 검출 및 추적 연구는 주로 2차원 영상을 활용하였고, 지난 십여 년간 3차원 정보를 제공하는 센서들을 활용하여 검출과 추적의 정확도를 개선하였다. 3차원 정보를 활용하면서 발생할 수 있는 속도 저하 및 발열 등의 현상은 하드웨어의 발전과 함께 해결될 수 있었다. 객체 추적을 위해서는 반드시 객체 검출이 선행되어야 하고, 정적인 영상 뿐 아니라 동적인 영상에서도 객체 추적 및 검출은 다양한 분야에서 활용되고 있기에, 오랜 기간동안 연구가 진행되어 오고 있다. 객체 검출은 획득된 영상에서 관심의 대상인 객체가 어느 곳에 위치하고 있는지 찾는 것이

다. 이를 위해서는 객체의 특징을 파악할 수 있는 데이터가 획득되어야 한다. 이 데이터는 크게 두가지로 나뉘며, 첫 번째는 색상 데이터이고, 두 번째는 기하학적 데이터이다. 2차원 영상을 활용할 경우 영상이 포함하고 있는 색상 정보, 즉 red, green, blue 값을 파악해야 하고, 기하학적 데이터를 활용할 경우에는 객체들의 픽셀 좌표를 획득하거나, 객체의 기하학적인 모양을 사전에 정의한 후 비교해 가면서 일치하는 모양을 가진 객체를 찾아야 한다 [4]. 위 두가지 방법 모두 2차원 영상을 활용한 객체 검출 및 추적에서 주로 사용되었지만, 2차원 영상이 가지고 있는 한계 때문에 그 정확도의 개선 역시 한계를 보여왔다. 대표적인 한계는 2차원 영상에서 자연스럽게 나타나는 폐색(occlusion) 영역이다. 폐색영역은 장애물 객체가 목표 객체를 가림으로서, 객체 검출을 어렵게 한다. 폐색영역을 검출하는 방법은 여러 장의 2차원 영상을 순차적으로 획득하여 해결할 수 있으나, 여러 장의 영상을 연속적으로 받아야 하므로, 처리해야 할 데이터의 양이 늘어나게 되어 계산의 효율이 떨어진다. 2차원 영상을 활용한 객체 검출 및 추적에서의 성능 한계를 극복하기 위해 학습기반 방식, 깊이 센서를 활용하는 방식 등이 제안되었다. 학습기반 방식은 최근에 많은 관심을 받아온 방법이지만, 다량의 데이터를 학습해야 한다는 단점이 있다 [5]. 이에 반해 깊이 센서를 활용하는 방법은 2차원 영상

과 비교해 볼 때, 데이터의 차원이 증가하면서, 객체의 위치를 파악하기 위해 적절한 3차원 좌표 정보를 제공해 준다는 장점이 있다. 또한, 필요한 영상의 수는 2차원 영상을 활용하는 경우와 동일하다는 점에서 효율성과 정확성 모두 얻을 수 있다는 장점이 있다 [6]. 2차원 영상 또는 깊이 센서를 단독으로 쓰는 것보다는 두 개의 센서를 함께 쓸 경우 검출, 추적 뿐 아니라 다양한 컴퓨터 비전 응용 분야에서 더 좋은 성능을 보여주는 연구 결과가 나왔다. 특히 여러 가지 객체들이 존재하는 복잡한 영상에서의 검출, 추적, 복원 등의 분야에서 각각의 센서가 가지고 있는 약점들을 서로 보완해 주는 효과를 보여주었다 [7-9]. 최근에는 학습 기반 알고리즘을 적용하여, 융합의 정확도를 높이는 연구가 진행되었다. 그러나, 학습 기반 알고리즘을 적용하기 위해서는 다량의 데이터를 수집하고 훈련 및 검증하는 과정 및 최적화 과정을 거쳐야 한다. 이것은 고성능 컴퓨터를 활용한 높은 계산량을 요구한다 [10]. 본 논문에서는 라이다를 활용하여 획득한 깊이 정보와 디지털 카메라로 획득한 2차원 영상을 정합하는 방법을 제안한다. 라이다로 획득한 정보는 단순한 깊이값이며, 화각은 360도이다. 디지털 카메라는 화각이 약 80도 정도이며 획득한 정보는 색상 정보이다. 색상 정보와 깊이 정보를 정합한 결과가 제공되어야 다양한 응용분야에서 효율적으로 활용할 수 있으므로 두 센서가 획득한 정보 간의 정합은 매우 중요하다. 본 연구의 전체 흐름은 Fig. 1에 제시되어 있다. LIDAR 센서와 카메라는 동일한 장면을 입력으로 받고, LIDAR 센서는 주변의 객체들의 깊이값을 제공하고, RGB 카메라는 2차원 영상을 제공한다. 두 센서의 화각이 서로 다르기 때문에 360도 방향에서 깊이값을 얻는 LIDAR 정보 중 카메라의 화각에 해당하는 영역의 깊이값을 선별적으로 획득한다. 선별적으로 얻은 깊이값을 깊이맵으로 변환하여 카메라와 LIDAR 간의 정합을 완료한다. 기존에 수행된 영상과 라이다 정보 융합 연구는 주로 다채널의 깊이값을 제공하거나, 정확도 높은 깊이맵을 제공하는 고성능의 라이다를 사용한 반면, 본 논문에서는 단일 채널의 깊이값을 사용한 후 객체가 위치한 범위에서 깊이값을 확장하여 깊이맵을 생성하였다. 정확한 깊이맵을 생성하는 것은 매우 중요하지만, 본 연구에서는 융합의 정확도 그 자체보다는, 2차원 기반의 객체 검출 또는 추적에서 깊이맵 정보를 추가하여 그 성능을 향상시킬 수 있는 보조 정보를 제공하는 것이 목표이다.

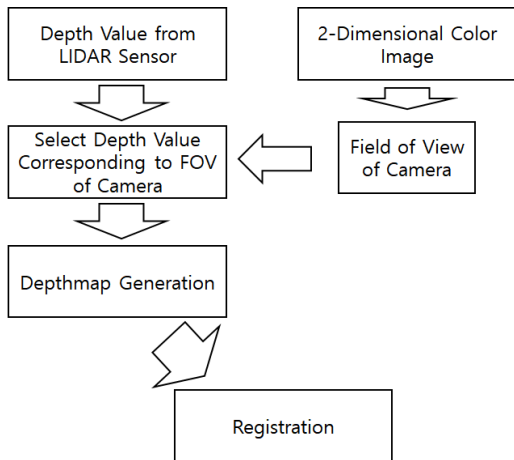


Fig. 1. Overall flow diagram of the proposed method

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 LIDAR 센서가 획득한 깊이값을 깊이맵(depth-map)으로 변환하는 과정을 설명하고, 3장에서 라이다와 카메라 영상 간의 정합을 설명한다. 4장에서 실험결과를 제시한 후 5장에서 본 논문을 끝맺는다.

2. 깊이 정보 획득 및 변환

RPLIDAR A3 센서를 활용하여 깊이 값을 얻을 수 있다. Kinect 또는 Prime 센서처럼 깊이맵을 제공하는 것이 아니라 단순한 1차원의 깊이 값만을 제공하며 LIDAR와 RGB 카메라로부터 얻어진 깊이 값은 Fig. 2와 같이 얻어진다. 깊이값은 16-bit로 표현된다.

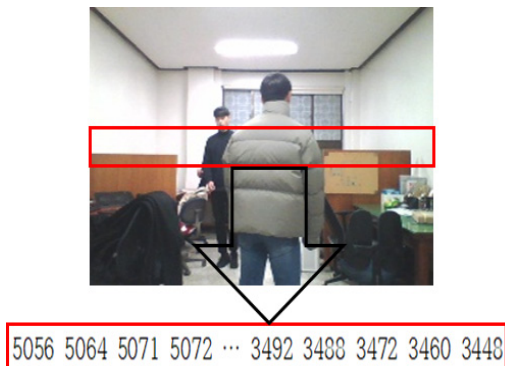


Fig. 2. Depth value acquired by LIDAR sensor

획득한 영상의 깊이 값은 2차원 영상의 좌표 정보에

깊이 정보를 추가하는 역할을 하므로 깊이맵으로의 변환이 필요하다. Fig. 3에서는 Fig. 2에서 얻은 깊이 값을 Gray-scale로 변환하는 과정을 보여준다. LIDAR 센서가 제공하는 깊이 값의 범위가 매우 크기 때문에, Gray-scale로 바꾸어 0에서 255 사이의 값을 가지도록 조정한다 (Fig. 3).

$$d_G = f(d_I) \quad (1)$$

$d_I \in (0, 1, 2, \dots, 2^{16} - 1)$, $d_G \in (0, 1, 2, \dots, 255)$ 의 값을 가지며, $f(\cdot)$ 는 16비트의 정보를 gray-scale로 변환하는 매핑(mapping) 함수이다.

5056 5064 5071 5072 ... 3492 3488 3472 3460 3448



Fig. 3. Transformation of Depth values to gray-scale values

변환된 깊이값은 화각 360도에 대한 모든 정보를 포함하고 있다. 그러나 RGB 카메라의 화각은 약 80도 정도이기 때문에 두 센서가 획득한 정보를 정합하기 위해서는 LIDAR 센서로부터 획득한 정보 중 RGB 카메라 화각에 해당하는 정보를 선별하는 작업을 거쳐야 한다.

3. 깊이맵과 2차원 영상 정합

LIDAR 센서와 카메라는 서로 다른 화각을 가진다. 또한 두 센서는 서로 다른 위치에 있으므로 상대적인 위치 차이도 존재한다. 정합을 위해서는 두 센서 사이의 화각과 위치 차이를 알아내고, 정합 과정에서 반영하여야 한다. LIDAR 센서가 획득하는 정보를 $L(x, y)$ 로 정의하고, RGB 카메라가 획득하는 정보를 $C(x, y)$ 로 정의한다. $L(x, y)$ 가 제공하는 값은 2차원 좌표 (x, y) 에 해당하는 깊이 값이고, $C(x, y)$ 가 제공하는 값은 색상 정보이며 red, green, blue로 분리해서 표현할 수 있다. LIDAR 센서와 RGB 카메라 사이의 위치 차이가 존재하기 때문에 두 센서 간의 상대적 위치 차이는 Eq. (2)에서와 같이 회전(rotation)과 변이(translation)로 나타낼 수 있다.

$$L = R(C) + T \quad (2)$$

R 과 T 는 각각 회전과 변이를 나타낸다. 회전과 변이 값의 정확한 추정을 위해서는 캘리브레이션(calibration)이 정확해야 하는데, 본 연구에서는 두 센서를 수직 방향으로 (Fig. 5 참조) 배치하여 회전은 없고, 변이는 수직 방향으로만 존재하도록 하였다. 그리하여 별도의 캘리브레이션 작업은 수행하지 않는다. 또한 LIDAR와 RGB카메라의 해상도도 다르므로 정합 작업을 수행할 때 해상도 차이를 보정하는 작업도 필요하다. RGB 카메라가 획득한 영상의 해상도가 LIDAR가 획득한 깊이맵에 비해 높으므로, RTB 영상의 해상도를 줄여서 (downsize) 해상도를 맞추도록 한다. LIDAR 센서는 360도의 화각을 가지고 있으므로 카메라의 화각에 맞게 깊이값을 선별할 필요가 있다. 카메라의 화각이 약 80도이므로, LIDAR가 제공하는 깊이값에서 80도에 해당하는 값들을 선별한다. 그리고 카메라 영상에 나타나는 객체들에 해당하는 깊이값들을 수직 방향으로 확장하여 깊이맵을 생성하고, 정합을 완료한다. 1차원으로 나열된 깊이값을 깊이맵으로의 확장은 수직방향으로 해당 깊이값을 채우는 방법을 사용한다. 깊이맵과 RGB 영상의 정합을 수행하기 위해서는 깊이값도 2차원 이미지 형태로 생성되어야 한다. 주어진 정보를 활용하여 깊이값을 확장하는 방법은 수직방향으로 깊이값을 채우는 것이기 때문에 정확도에 한계가 있을 수 있다. 그러나 모든 장면에 대한 깊이값 보다는 객체를 중심으로 깊이맵을 생성하는 것이 중요하기 때문에 본 논문에서는 수직 방향으로의 확장을 수행한다. 그 예시는 Fig. 4에 나타나 있다.

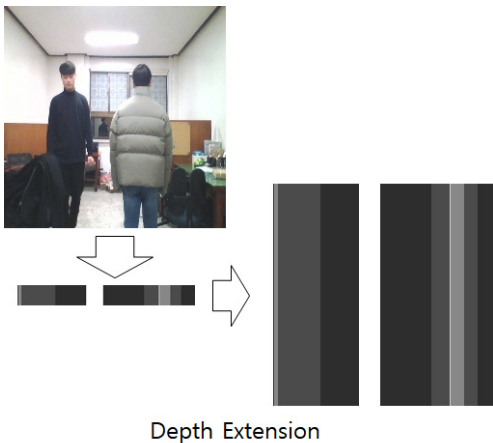


Fig. 4. 1-dimensional depth extension to 2-dimensional depthmap

1차원으로 형성된 깊이값을 수직방향으로 확장하는 것은 Eq. (2)에서의 T 값을 추정하는 작업을 생각하도록 도와준다. 왜냐하면 깊이값을 수직 방향으로 확장하기 때문에 T 값을 추정하지 않거나, 부정확하게 추정하더라도 확장된 깊이맵이 이러한 한계점을 보상할 수 있기 때문이다.

4. 실험 결과

실험은 RPLIDAR A3 센서와 RGB 카메라를 사용하였으며, 장면 촬영은 노트북 컴퓨터에 탑재된 카메라와 LIDAR를 수직방향으로 배치하여 수행하였다. 구현 및 개발 환경은 OpenCV-2.4.10을 사용하였고, Visual Studio 2010 기반으로 개발 하였다. LIDAR 센서로 사용되는 RPLIDAR를 위해 제공된 SDK를 사용하여 영상 및 깊이값 획득을 수행하였다. 카메라 배치는 Fig. 5와 같다.



Fig. 5. Location of LIDAR and RGB camera

촬영된 RGB 영상과 LIDAR 정보의 정합은 RGB 영상의 화각 (FOV) 에 맞추어 수행한다. LIDAR 센서는 주변 장면을 모두 촬영할 수 있도록 일정한 속도로 회전을 하고 있으며, 즉 화각은 360도라고 할 수 있고, RGB 카메라는 화각이 약 80도 정도이다. 초기에 촬영한 RGB 카메라에 대응하는 깊이값 및 화각에 따른 깊이값 선별을 위한 화각 범위 이외의 영역의 깊이값 제거 결과는 Fig. 6와 같다. Fig. 6에서 보듯이, 초기의 깊이값은 16 비트 정보를 가지고 있다. 정보에 대한 비트 수가 클수록 높은 정밀도를 확보할 수 있지만, gray-scale로 표현을 하더라도 주어진 실험환경에 대한 깊이 정보를 충분히 표현할 수 있다. 16비트의 정보를 8비트로 줄여서 표현

을 함으로서 깊이 값은 0부터 255까지의 값을 가진다. RGB 영상의 화각은 LIDAR 센서와 비교해 볼 때 제한적이므로 깊이값을 선별 (Fig. 6의 붉은색 박스 부분)하고 나머지 부분은 제거한다.

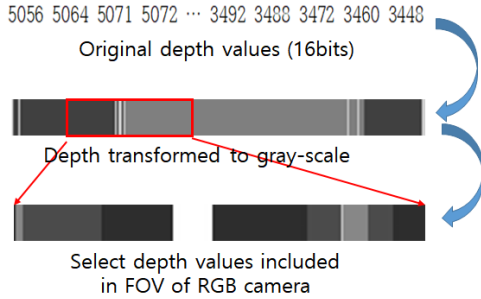


Fig. 6. Selection of depth values corresponding to FOV of RGB camera

RGB 영상 및 LIDAR로 획득한 정보를 활용하여 깊이 값 gray-scale 변환, RGB 카메라의 화각에 맞는 정보 선별을 거쳐서 정합한 실험결과는 Fig. 7에 제시하였다.

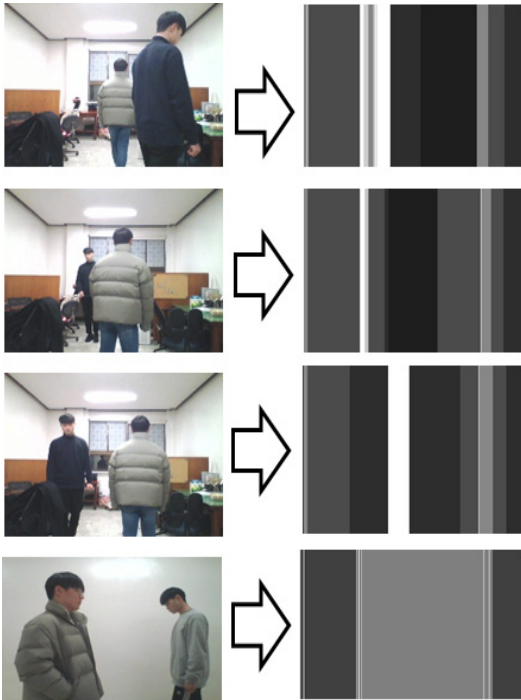


Fig. 7. Registration result of depthmap and RGB images.

Fig. 7에서 제시한 실험 결과들은 RGB 영상으로 촬영한 영상 및 LIDAR로 생성한 깊이값들을 깊이맵으로 변

환한 결과를 보여주고 있다. RGB 영상에 나타나는 사람들이 주요 객체이며, 객체에 해당하는 깊이맵이 칼라 영상과 위치상으로 일치함을 보여주고 있다. 위와 같은 실험을 통하여 깊이맵과 RGB 영상 사이의 정합을 수행하였고, 이를 통해 객체 추적을 위해 필요한 객체 검출에서 영상의 색상 정보 뿐 아니라 깊이값을 추가로 활용할 수 있으므로 검출의 정확도가 높아질 수 있다. Fig. 8에서는 본 논문에서 실험한 결과의 정확도를 제시하였다. 정확도는 생성된 깊이맵과 객체의 영역의 겹침의 비율을 계산한 결과로 표현되었으며 (Eq. (2)), 정확도가 가장 높은 경우 (완전히 겹칠 경우)에는 1.0 (100%)이고, 전혀 겹치지 않는 경우(깊이맵의 위치와 객체 위치가 완전히 다른 경우)는 0.0 (0%)이다 (D : 깊이맵에서의 객체 영역, C : 칼라 이미지에서의 객체 영역). Table 1에 제시되어 있는 바와 같이, 학습기반의 알고리즘 (심층 신경망 활용)을 활용하여 정합을 할 경우 본 연구에서 제시한 결과보다 우수한 결과를 보여주지만, 계산량, 데이터의 수집량, 학습량 등을 고려할 때 본 연구는 더 효율적이고 간단한 방법을 사용하여 비교할 만한 결과를 제시하였다.

$$P_{OL} = \frac{Area(D \cap C)}{Area(D \cup C)} \quad (3)$$

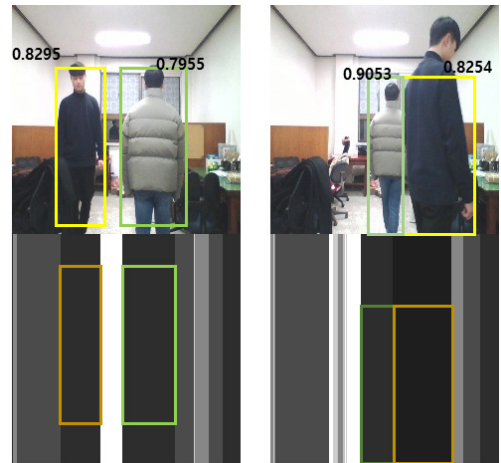


Fig. 8. Calculation of overlap ratio between RGB image and depthmap.

Table 1. Comparison results

Ours	Result1[11]	Result2[12]
82.59%	59.86%	88.70%

5. 결론

본 논문에서는 객체 검출 및 추적 등 컴퓨터 비전 분야에서 필요한 다양한 응용분야에 활용할 수 있는 깊이맵과 RGB 영상 간의 정합 방법을 제시하였다. 기존의 연구들에서는 RGB 영상만을 활용하여 객체 추적 및 검출의 정확도를 개선 시키고 있으나, 계산량 및 필요한 데이터의 양 증가 등을 해결하기 위해 3차원 정보를 추가로 활용하는 것은 정확도 및 효율성에 있어서 반드시 필요하다. 기존의 영상과 깊이맵 융합 연구는 주로 다채널의 깊이값을 제공하는 고가의 라이다 센서를 사용하였으나, 본 논문에서 사용한 라이다는 단일 채널의 깊이값만을 제공함으로써 계산 복잡도를 줄이면서 객체를 검출하거나 추적하는 성능은 떨어뜨리지 않도록 하였다. 두 센서 사이의 위치 차이가 존재하기 때문에 두 센서 사이의 정확한 캘리브레이션(calibration)이 수행된다면 정합의 정확도는 더 높아질 수 있을 것이다. 그러나 본 연구에서는 두 센서의 상대적 위치가 수직 방향만 존재하도록 하여 캘리브레이션의 필요성을 최소화 하였다. 향후 연구에서는 두 센서간의 위치 차이를 정확하게 반영한 실험을 수행할 것이고, 이것은 정합의 정확도를 개선 시킬 수 있다.

References

[1] Y-H. Woo, K-T. Choi and J-G. Lee, "Hybrid Multiple Object Tracking System Design for Real-Time Application", *Journal of KIIT*, Vol.17, No.11, pp.1-8, Nov. 2019, DOI : <http://dx.doi.org/10.14801/jkiit.2019.17.11.1>

[2] A. Brunetti, D. Buongiorno, G. F. Trotta and V. Bevilacqua "Computer vision and deep learning techniques for pedestrian detection and tracking: A survey", *Neurocomputing*, Vol.300, pp.17-33, July. 2018, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.01.092>

[3] F. Garcia, A. de la Escalera and J. M. Armingol, "Enhanced obstacle detection based on Data Fusion for ADAS applications", *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*, IEEE, The Hague, Netherlands, Jan. 2014, DOI : <https://doi.org/10.1109/ITSC.2013.6728422>

[4] D. Kim, W-H. Yun and J. Lee, "Tiny Frontal Face Detection for Robots", *2010 3rd International Conference on Human-Centric Computing, IEEE*, Cebu, Philippines, Aug. 2010, DOI : <https://doi.org/10.1109/HUMANCOM.2010.5563343>

[5] L. Wang, W. Ouyang, X. Wang and H. Lu, "Visual Tracking With Fully Convolutional Networks", *The IEEE International Conference on Computer Vision*

(*ICCV*), Santiago, Chile, pp.3119-3127, Dec. 2015, DOI : <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.357>

[6] A. Jalal, S. Kamal and D. Kim, "Individual detection-tracking-recognition using depth activity images", *12th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI)*, Goyang, South Korea, pp. 450-455, Dec. 2015, DOI : <https://doi.org/10.1109/URAI.2015.7358903>

[7] R. Or-El, G. Rosman, A. Wetzler, R. Kimmel and A. Bruckstein, "RGBD-Fusion: Real-Time High Precision Depth Recovery", *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Boston, USA, pp.5407-5416, Jun. 2015, DOI : <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7299179>

[8] W. Choi, C. Pantofaru and S. Savarese, "Detecting and tracking people using an RGB-D camera via multiple detector fusion", *IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*, Barcelona, Spain, pp.1076-1083, Jan. 2012, DOI : <https://doi.org/10.1109/ICCVW.2011.6130370>

[9] J. Han, L. Shao, D. Xu and J. Shotton, "Enhanced Computer Vision With Microsoft Kinect Sensor: A Review", *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol.43, No.5, pp.1318-1334, 2013, DOI : <https://doi.org/10.1109/TCYB.2013.2265378>

[10] J. Schlosser, C. K. Chow and Z. Kira, "Fusing LIDAR and images for pedestrian detection using convolutional neural networks", *International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May. 2016, DOI : <https://doi.org/10.1109/ICRA.2016.7487370>

[11] C. Premebida, J. Carreira, J. Batista and U. Nunes, "Pedestrian detection combining RGB and dense LIDAR data", *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Sept. 2014, DOI : <https://doi.org/10.1109/IROS.2014.6943141>

[12] S-I. Oh and H-B. Kang, "Object Detection and Classification by Decision-Level Fusion for Intelligent Vehicle Systems", *Sensors*, Vol. 17, pp. 1-21, DOI : <https://doi.org/10.3390/s17010207>

최재훈(Jaehoon Choi)

[준회원]



• 2015년 3월 ~ 현재 : 계명대학교 공과대학 컴퓨터공학전공 학사과정 (2021년 2월 졸업예정)

〈관심분야〉
컴퓨터 비전, 영상처리

이 덕 우(Deokwoo Lee)

[정회원]



- 2007년 2월 : 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 (공학사)
- 2008년 12월 : North Carolina State University, Electrical Engineering (공학석사)

- 2009년 1월 ~ 2012년 12월 : North Carolina State University, Electrical Engineering (공학박사)
- 2013년 1월 ~ 2013년 4월 : Washington University in St. Louis, 박사후 연구원
- 2013년 9월 ~ 2016년 8월 : 삼성전자 무선사업부, 책임 연구원
- 2016년 9월 ~ 2018년 2월 : 영산대학교 가상현실콘텐츠 전공 조교수
- 2018년 3월 ~ 현재 : 계명대학교 공과대학 컴퓨터공학전공 조교수

〈관심분야〉

영상 및 신호처리, 컴퓨터비전, 정보이론