



## 비전기반 작업자 추종 모바일 로봇시스템

### Vision-based Worker Following Mobile Robot System

김원준\*<sup>ID</sup>, 안수용\*\*<sup>†ID</sup>

Wonjune Kim and Su-Yong An<sup>†</sup>

\*국민대학교 자동차융합학과 학사과정, \*\*한국전자통신연구원 스마트팜응용연구실 선임연구원  
\*BS Course, Department of Automobile and IT Convergence, Kookmin University

\*\*Senior Researcher, Smart Farm Application Research, Electronics and  
Telecommunications Research Institute (ETRI)

Received: Sep. 01, 2022  
Revised : Oct. 27, 2022  
Accepted: Oct. 27, 2022  
<sup>†</sup>Corresponding author  
(syong.an@etri.re.kr)

#### 요약

본 논문에서는 작업자를 효율적으로 따라가기 위한 비전기반 사람인식, Panning 모터 제어를 통한 작업자 추적, 모바일 로봇의 주행 제어를 하나의 프레임워크로 통합한 시스템을 제안한다. 사람인식을 위해 Instance segmentation 방식인 YOLACT를 적용하였고, 빠르게 이동 및 방향을 전환하는 작업자를 추적하기 위하여 Panning 시스템을 탑재하였다. 추적된 작업자의 위치정보를 바탕으로 Pure-Pursuit 알고리즘을 이용하여 모바일 로봇의 주행 제어를 구현하였으며, 시뮬레이션 환경과 실제 환경(온실)에서 제안된 작업자 추종 시스템을 검증하였다.

**키워드** : 모바일 로봇, 작업자 추종, Pan 제어, Pure-Pursuit, 스테레오 카메라

#### Abstract

This paper proposes a system that integrates vision-based person recognition, worker tracking through Panning motor control, and mobile robot driving control into one framework to efficiently follow workers. YOLACT, an instance segmentation method, was applied for person recognition, and a panning system was installed to track worker who quickly moves and changes directions. Based on the tracked worker's location information, the driving control of the mobile robot was implemented using the Pure-Pursuit algorithm, and the proposed worker following system was verified in the simulation environment and the actual environment (greenhouse).

**Key Words** : Mobile Robot, Worker Following, Pan Control, Pure-Pursuit, Stereo Camera

본 결과물은 농림축산식품부 및 과학기술정보통신부, 농촌진흥청의 재원으로 농림식품기술기획평가원과 재단법인 스마트팜연구개발사업단의 스마트팜다부처 패키지혁신기술개발사업의 지원을 받아 연구되었음(421032-04)



This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted noncommercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## 1. 서론

최근 자율주행 기반의 모바일 로봇 수요가 증가하고 있다. 특히 스마트물류, 공장자동화, 노지 및 시설원예 분야에 모바일 로봇이 도입됨으로써 작업자의 작업 효율을 향상시키는 서비스가 개시되고 있다.

현장에서 작업자의 동선을 따라가며 작업자를 도와주는 자율주행 기반의 모바일 로봇 서비스도 그 한 분야이다. 특히, 시설 원예 분야에서는 작업자의 호출에 의해 목적지까지 무인자율주행이 가능한 로봇 서비스와 작업자를 따라다니며 수확 작물을 이송하는 서비스를 위한 온실환경에서의 자율주행 방법이 활발히 연구되고 있다 [1].

작업자 추종을 위해서 선행되어야 할 기술은 센서를 통한 사람 탐지 기술이다. 사람 탐지를 위해 적용 가능한 센서로는 2D LiDAR와 비전센서가 있다.

2D LiDAR는 저비용, 넓은 감지 거리, cm 단위의 정확도 특성을 가지는

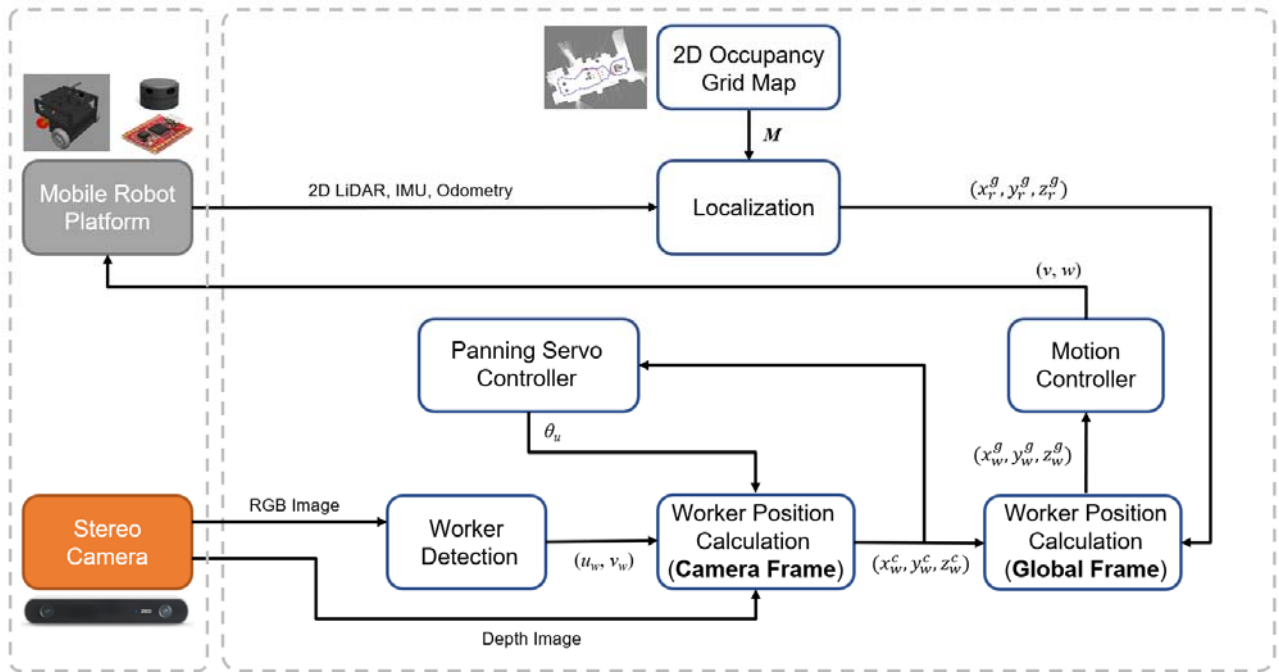


그림 1. SW 모듈 구성도  
Fig. 1. Configuration of SW modules

장점이 있다. 이러한 장점을 기반으로 2D Laser scan 데이터를 이용한 사람의 다리(Leg)를 검출하는 방법이 제시되었으며 [2-5], Feature 추출기반과 학습기반의 방법으로 분류할 수 있다. Feature 추출방법은 주로 2D Laser scan 데이터에서 원 (Circle) 또는 원호 (Arc)를 추출한 후 그의 형태 및 크기, 위치관계를 조합하여 사람의 다리를 판단한다 [2, 3]. 학습기반 방법으로써 군집화된 scan data에서 기하학적 특징을 추출한 후 Adaboost classifier를 학습하여 사람 다리 추출에 활용하는 방법 [4]이 제시되었으며, 최근에는 딥러닝을 이용하여 사람의 다리와 휠체어를 구분하는 연구도 진행되었다 [5]. 하지만 2D LiDAR 기반의 작업자 탐지 방법은 Scan 데이터 정보의 부족(Sparseness)으로 인하여 작업자의 re-identification에 어려움이 있으며 복잡한 환경 (Cluttered environment)에서는 오인식 발생의 가능성이 크다는 단점이 있다.

비전센서는 저비용이면서 풍부한 시각정보를 제공하여 로보틱스 응용에 많이 활용되고 있다. 비전센서를 이용한 사람 탐지 방법으로써 특징점 추출기반의 방법과 딥러닝 기반의 방법이 있다.

특징점 추출 방법으로써 HOG (Histogram of Oriented Gradient)와 SVM (Support Vector Machine) Classifier를 융합한 방법이 활용되었다[6]. 최근에는 컴퓨팅 디바이스의 급속한 발전으로 특징점 추출 방법보다 딥러닝을 이용하여 사람을 탐지하는 연구가 꾸준히 진행되고 있으며, 높은 정확도와 노이즈에 대해 강건하다는 특징이 있다 [7, 8]. 딥러닝을 이용한

대표적인 사람 탐지 방법에는 YOLO (You Only Look Once) [9]와 YOLACT [10]가 있다. 특히 YOLACT는 사람 검출 결과를 픽셀 단위로 표현하기 때문에 Depth 정보와의 융합이 용이하다.

본 논문에서는 객체의 정확한 위치 계산을 위해 Depth 정보와 융합이 용이한 YOLACT를 작업자 탐지 방법으로 채택하였다. 또한, 빠르게 이동 및 방향을 회전하는 작업자의 특징에 대응하기 위하여 Panning

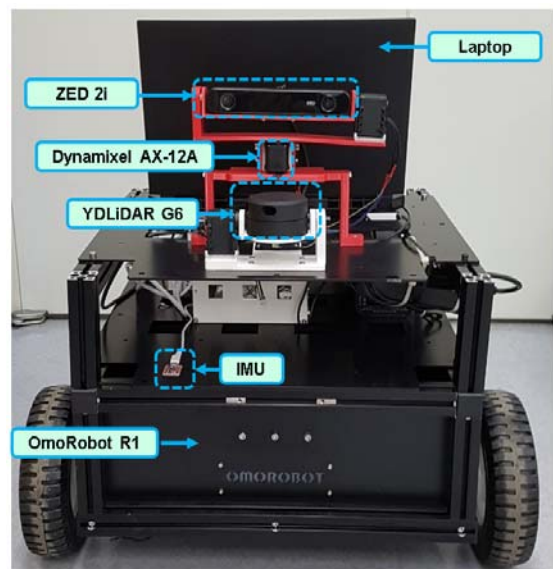


그림 2. 로봇 구성  
Fig. 2. Robot configuration

표 1. 로봇시스템 구성 및 사양  
Table 1. Robot Configuration and Specification

Configuration	Detail
Mobile Robot (OmoRobot R1)	Differential Wheel Type Max. Velocity: 1.2 m/s Size : 660x510x263 mm
Laptop	CPU: Intel Core i7-11800H RAM: 16GB GPU: RTX3080
2D LiDAR (YDLiDAR G6)	Scan Frequency: 5-12Hz Detection Range: 0.12 m-16 m Angle Resolution: 0.1° -0.24°
Servo motor (Dynamixel AX-18A)	Actuation Range: 300° Resolution: 0.29°
Camera (ZED 2i)	Resolution: 1280x720 Depth Range: 0.2-20 m

모터 시스템을 탑재하고 그의 제어방법을 제시하였다. 마지막으로 모바일 로봇의 주행 제어를 위해 Pure-Pursuit 기반의 모션 제어를 적용하여 비전기반 사람 인식, Panning 모터 제어를 통한 작업자 추적 모듈을 하나의 프레임워크로 통합하였다.

## 2. 로봇시스템 구성

작업자 추종 SW 모듈은 Localization, Panning Servo Controller, Motion Controller, Worker Detection 및 Position Calculation 모듈로 구성된다 (그림 1). 각 모듈은 Robot Operating System (ROS) 기반의 노드로 구성되었으며 Topic과 Service를 송수신함으로써 서로 정보를 교환한다.

작업자 추종 모바일 로봇시스템은 모바일 로봇 플랫폼, 스테레오 카메라, 랩탑, 서버모터로 구성된다 (그림 2, 표 1). 모바일 로봇플랫폼은 2D LiDAR, IMU, Odometry 정보를 주기적으로 제공하며, 이 정보를 이용하여 사전에 제작된 지도상에서 현재 로봇의 위치를 추정한다. 또한, 이동하는 작업자를 효율적으로 추종하기 위해 Panning 시스템 기반의 스테레오 카메라를 탑재하였다.

## 3. 스테레오 비전 기반 작업자 탐지

작업자 탐지를 위해 모바일 로봇에 탑재된 2D LiDAR 센서를 활용할 수 있다. 2D LiDAR로부터 획득한 Scan 데이터를 분석 후 작업자의 다리(Leg)를 추출하여 지속적인 Tracking을 통하여 작업자를 추종하는 방식이다 [2-5]. 하지만 2D Scan 데이터는 정보의 부족(Sparseness)으로 인하여 작업자의 re-identification에 어려움이 있으며 복잡한 환경 (Cluttered

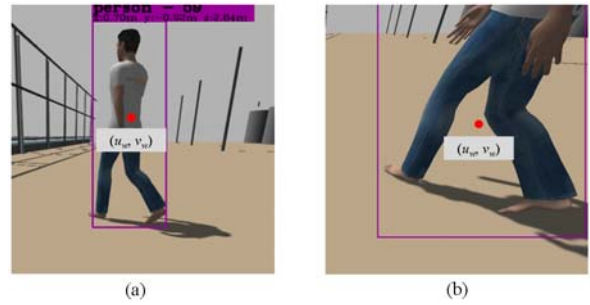


그림 3. (a) 작업자의 정확한 좌표 추출, (b) 신체 일부만 탐지될 경우 부정확한 작업자 좌표 추출

Fig. 3. (a) Extraction of exact coordinates of the worker, (b) Extraction of inaccurate coordinates of the worker if only a part of the body is detected

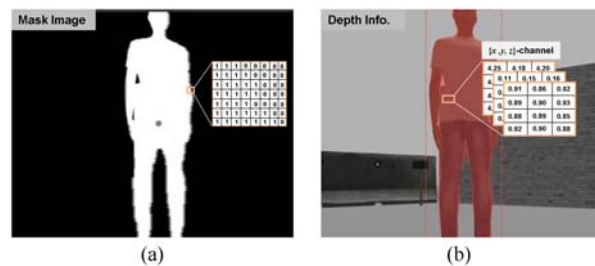


그림 4. (a) 객체 Mask 영상, (b) 3채널 Depth 영상

Fig. 4. (a) Object mask image, (b) 3 Channel depth image

environment)에서는 오인식 발생의 가능성이 크다.

따라서 본 논문에서는 RGB 영상과 Depth 정보의 활용이 가능한 스테레오 비전 센서를 적용하여 작업자의 정확한 위치를 추출하는 방식을 제안한다.

### 3.1 비전 기반 객체 인식

작업자 추종을 위해서 RGB 영상과 Depth 영상을 융합하여 정확한 작업자 탐지 및 위치 추출이 필수이다. 객체 탐지 방법으로 많이 활용되는 YOLO [9] 모델은 높은 정확도와 실시간 처리 특성을 가진다. 객체 탐지 결과는 입력 영상 내 Bounding Box 형태의 객체 탐지영역과 그의 확률로 구성된다. 따라서 Bounding Box와 Depth 정보를 활용하여 작업자의 위치를 추출하기 위한 추가적인 과정이 필요하다.

그러므로 Bounding Box의 중심좌표를 구한 후 중심좌표 주위의 Depth 값을 필터링(평균 또는 중앙값)하여 객체의 3차원 좌표를 구할 수 있다. 하지만 목표 객체인 작업자는 이동 중 형태가 변하는 특성이 있으며, 또한 작업자의 신체 일부만 탐지될 경우 3차원 위치를 정확히 추출하기 어려운 문제점이 있다 (그림 3).

따라서 목표 객체의 이동에 의한 객체의 변형과 객체의 일부만 탐지될 경우를 대비하여 객체를 픽셀 단위로 추출하는 방식인 YOLACT [10]를 적용하여 정확한 작업자의 위치를 추출하였다.

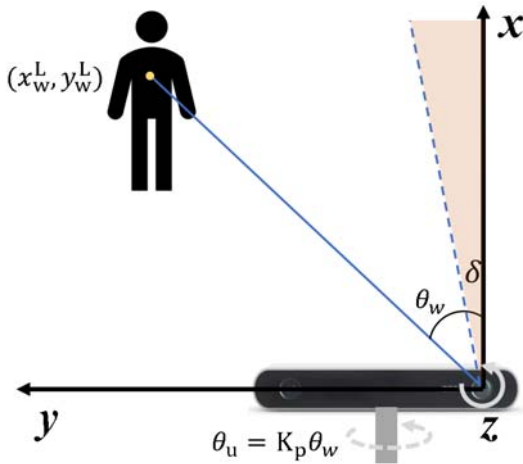


그림 5. Panning 모터 제어 명령 계산

Fig. 5. Calculation of panning motor control command

### 3.2 작업자 좌표 추출

YOLACT는 객체 탐지의 결과로써 Bounding Box 및 객체 확률뿐만 아니라 Bounding Box 내 객체영역을 픽셀 단위의 Mask 영상  $M(u, v)$ 으로 제공한다 (그림 4(a)).

$$M_I(u, v) = \begin{cases} 1, & (u, v) \in \Omega \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$\Omega$ 는 목표 객체의 픽셀 군집을 의미한다. 스테레오 카메라로부터 출력되는 Depth 정보는 아래와 같이  $\{x, y, z\}$  축 거리정보를 포함하는 3채널 영상으로 구성된다 (그림 4(b)).

$$D_{\tau \in \{x, y, z\}}(u, v) = \begin{cases} d_{\tau}(u, v), & \text{if valid distance} \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

Mask 영상과 3채널 Depth 영상을 이용하여 작업자에 해당하는 픽셀 군집의 3차원 좌표값을 추출할 수 있으며, 각 축의 좌표값 (거리값)에 Median 필터링을 적용하여 최종적으로 왼쪽 카메라 좌표계에서의 작업자의 3차원 좌표  $P_w^L(x, y, z)$ 를 계산할 수 있다.

$$P_w^L(\tau) = \kappa(\{D_{\tau}(u, v) | (u, v) \in \Omega\}), \quad \forall \tau \in \{x, y, z\} \quad (3)$$

$\kappa(\cdot)$ 는 Median 필터링 함수를 의미한다.

#### 4. Panning 모터 제어를 통한 작업자 추적

목표 객체가 카메라에 가까이 위치하여 이동하는 경우, 객체의 미세한 이동에도 영상 내에서는 큰 Translation이 관찰된다. 이 경우, 목표 객체를

항상 입력 영상의 중심 부근에 위치시키기 위한 방법으로써 로봇을 회전시키거나 카메라를 회전시키는 방법이 있다. 로봇의 직접적인 회전은 배터리 소모시키며, 또한 잦은 고속회전 시 위치인식(Localization) 성능에 영향을 줄 수 있으므로 객체 Tracking을 위해 Panning 모터 제어를 통한 카메라의 회전이 합리적이다.

3.2절에서 추출된 작업자의 위치  $P_w^L(x, y, z)$ 에서  $(x, y)$  좌표  $(x_w^L, y_w^L)$ 를 이용하여 왼쪽 카메라 좌표계 기반의 bearing 각도  $\theta_w$ 와 Panning 모터 제어 각도  $\theta_u$ 를 다음과 같이 계산한다 (그림 5).

$$\begin{aligned} \theta_w &= \tan^{-1}(y_w^L/x_w^L) \\ \theta_u &= \begin{cases} 0, & \theta_w \in [-\delta, \delta] \\ K_p \theta_w, & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

$\delta$ 는 카메라의 잦은 회전을 방지하기 위한 Panning 제어 사역(Dead-zone) 각도를 의미하며,  $K_p$ 는 Panning 모터의 비례제어를 위한 P gain이다.

## 5. 주행제어

### 5.1 목표 위치 설정

모바일 로봇의 주행 목표점을 지정하기 위해서 왼쪽 카메라 좌표계에서 추출된 작업자의 위치를 아래 식을 이용하여 전역 좌표계(Global 좌표계)로 변환한다.

$$P_w^G(x, y, z) = T_{R \rightarrow G}(P_r) \cdot T_{C \rightarrow R} \cdot T_{L \rightarrow C}(\theta_p) \cdot P_w^L(x, y, z) \quad (5)$$

$T_{L \rightarrow C}(\theta_p)$ : Left camera to camera center

$T_{C \rightarrow R}$ : Camera center to robot base frame

$T_{R \rightarrow G}(P_r)$ : Robot base frame to global (map) frame

$\theta_p$ 는 서보 모터로부터 피드백받은 현재 panning 각도,  $P_r$ 은 현재 로봇의 pose를 의미한다. 목표 위치  $P_w^G(x, y, z)$ 의 잦은 변경으로 인한 주行的 불안정성을 피하기 위해 목표 위치는 1초 주기로 갱신된다.

### 5.2 모션 제어

모바일 로봇의 주행 제어를 위해 전역 좌표계의 목표위치를 로봇 좌표계로 변환한다.

$$P_w^R(x, y, z) = T_{R \rightarrow C}(P_r)^{-1} \cdot P_w^G(x, y, z) \quad (6)$$

표 2. 목표 위치 거리에 따른 속도 제한  
Table 2. Velocity limit by varying target position distance

$\ P_w^R(x, y)\ $	Max. Linear Velocity	Max. Rotation Velocity
3.5 m	0.7 m/s	0.5 rad/s
2.0 m	0.5 m/s	0.3 rad/s
1.0 m	0.3 m/s	0.3 rad/s
0.2 m	0.0 m/s	0.2 rad/s

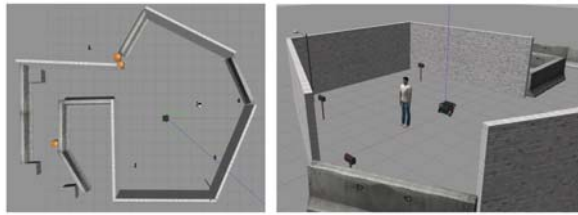


그림 6. 시뮬레이션 환경  
Fig. 6. Simulation environment

로봇 좌표계에서 목표 위치를 계산 후, Pure-Pursuit 알고리즘 [11]을 적용하여 로봇의 회전 제어명령  $w = 2y_w^R/L_d^2$ 를 구하였다.  $L_d$ 는 Look-ahead 거리이다. 모바일 로봇의 급격한 회전 방지와 부드러운 직진 속도 제어를 위해 작업자와 모바일 로봇의 거리에 따라 직진 속도와 회전속도의 최댓값을 달리하여 제한하였다 (표 2).

### 6. 실험결과 및 고찰

작업자 추종 모바일 로봇의 주행 시뮬레이션을 위해 Gazebo 11 기반의 시뮬레이션 환경을 구축하였다. (그림 6, 표 3). 실제 로봇 적용 시 알고리즘 및 동작 환경의 수정이 최소화되도록 실제 시스템 구성과 동일한 모바일 플랫폼, 스테레오 카메라를 탑재하였다.

작업자 인식과 위치 추정의 정확도를 실험하기 위해 로봇을 정지시킨 상태에서 작업자를 자유롭게 이동시킨 후 작업자의 실제 이동 경로와 제안한 방법에 의해 계산된 이동 경로를 비교하였다 (그림 7). 작업자의 위치 계산은 작업자의 표면에서 추출된 좌표값을 기반으로 한다. 따라서 계산된 중심점은 작업자의 포즈 형태(정면, 후면, 옆면)에 따라 실제 작업자의 중심점과의 차이가 최대 0.2 m가량 발생하였다.

시뮬레이션 환경에서 작업자의 위치 추정결과를 기반으로 모바일 로봇의 추종 성능을 실험하기 위해 작업자를 정해진 경로를 따라 이동시킨 후 작업자의 이동 경로와 로봇의 이동 경로를 비교하였다 (그림 8). 모바일 로봇은 직사각형, 원형, 파형 모양의 세 가지 작업자의 이동 경로를 따라 유사

한 궤적을 그렸다. 직진 구간에서는 작업자의 이동 경로와 오차가 최대 0.22 m가량 발생하였다. 하지만 직사각형 모양의 이동경로에서 직사각형의 모서리에 해당하는 구간에서는 로봇과 작업자의 이동 경로의 오차가 최대 0.4 m가량 발생하였다. 또한, 파형 모양의 이동경로에서는 파형의 극점에 해당하는 구간에서 작업자의 급격한 방향 전환을 인식하는 순간에도 로봇이 방향 전환 직전에 생성된 목표 지점을 향해 움직이므로 작업자의 이동 경로와 오차가 크게 발생한다.

실험에서 작업자와 로봇이 최소 0.2 m의 간격을 두고 따라가게 설정하였다. 하지만, 시뮬레이션 실험결과 경로 모양에 따라 추종 거리가 각각 다르게 나타났다 (표 4). 특히, 급격한 방향 전환이 많은 파형 모양의 실험에서 추종 거리가 더 길게 나타났다.

따라서 작업자의 이동 경로의 급격한 방향전환이 있는 경우 오차가 크게 발생하므로, 사람의 방향 전환 및 이동 경로를 예측해 오차를 최소화하는 후속 작업이 필요하다.

표 3. 시뮬레이션 환경 구성  
Table 3. Configuration of simulation environment

Configuration	Detail
Simulation Platform	Gazebo 11 (ROS Noetic)
Mobile Robot	2D LiDAR, IMU, Odometry
Stereo Camera	ZED 2i RGB, Depth Image (1280x720)
Environment	Indoor (18 x 18 m)

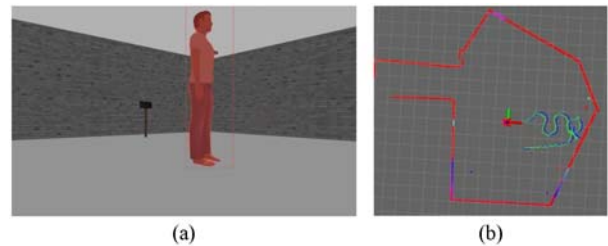


그림 7. (a) 작업자 인식 결과, (b) 작업자 이동 경로 (Blue: 실제 작업자의 이동 경로, Green: 제안한 방법에 의해 계산된 이동 경로)  
Fig. 7. (a) Worker recognition result, (b) Worker movement path (Blue: Actual worker movement path, Green: Worker movement path calculated by the proposed method)

표 4. 시뮬레이션 경로 모양에 따른 로봇과 작업자 사이의 거리  
Table 4. Distance between robot and worker by simulation trajectory shape

Shape	Mean	Std. Dev.	Max Error
Rectangle	0.337 m	0.0631 m	0.4487 m
Circle	0.426 m	0.0419 m	0.5532 m
wave	0.582 m	0.0766 m	0.6483 m

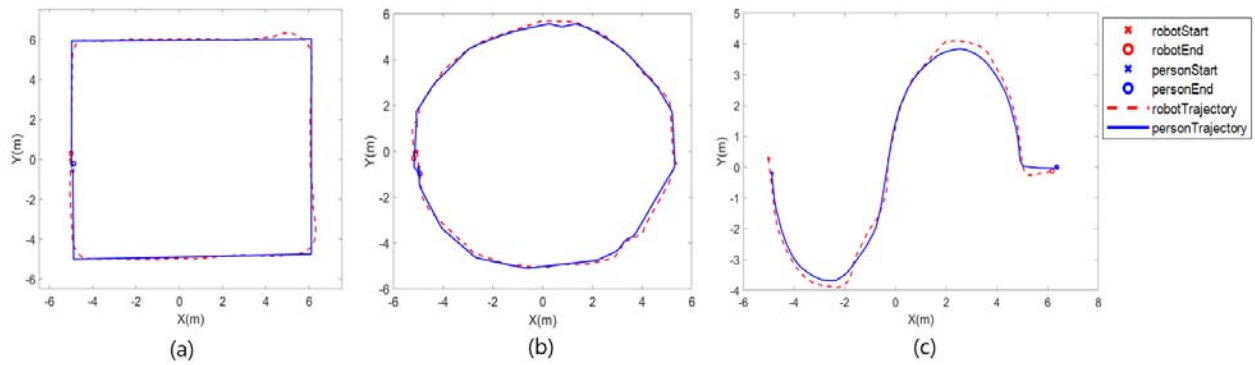


그림 8. 작업자 및 모바일 로봇의 이동 경로. (a) 직사각형 모양 이동 경로, (b) 원 모양 이동 경로, (c) 파형 모양 이동 경로  
 Fig. 8. Worker and mobile robot trajectory. (a) Rectangular shape, (b) Circular shape, (c) Wave shape

시뮬레이션 환경과 유사한 실제 환경에서는 동일한 작업자 추종 결과를 보였다 (그림 9, 10). 하지만 카메라로부터 멀리 위치한 작업자(> 10 m)의 경우에 한해서 인식률이 현저히 떨어졌으며, 또한 Depth 정보의 오차도 존재하므로 작업자의 위치를 정확히 추정하지 못하여 작업자 추종에 실패하였다. 따라서 작업자 인식 성능과 Depth 정보에 의존하지 않는 추가적인 작업자 이동 경로 예측 알고리즘을 도입하여 작업자의 이동에 대한 선제 대응을 함으로써 작업자 추종 성능을 높일 수 있는 방법이 필요하다.



그림 9. 실내 환경에서의 작업자 추종 실험  
 Fig. 9. Worker following experiments in an indoor environment



그림 10. 온실 환경에서의 작업자 추종 실험  
 Fig. 10. Worker following experiments in a greenhouse environment

## 7. 결론

본 논문에서는 비전기반 작업자 인식을 위해 Instance Segmentation 방식인 YOLACT 도입, 지속적인 작업자 추종을 위한 Panning 시스템 탑재, 주행 모션 제어를 위한 Pure-Pursuit를 적용한 작업자 추종 로봇 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 작업자와 로봇의 위치가 10 m 이내일 때 안정적인 추종 성능을 보임을 Gazebo 시뮬레이션 환경과 실제 실내 및 온실 환경 실험을 통하여 입증되었다. 하지만 작업자와 로봇의 위치가 멀어질수록 작업자 인식 성능이 저하되어 추종에 실패하는 경우가 발생하였다. 따라서 작업자의 이동 경로를 예측함으로써 인식 성능 저하에 따른 추종 실패를 보완할 수 있는 후속 작업이 필요하다.

## Conflict of Interest

저자는 본 논문에 관련된 어떠한 잠재적인 이해 상충도 없음을 선언한다.

## References

- [1] Su-Yong An, Jaeyoung Kim, "Path Planning and Rail Docking Method for Mobile Robot Navigation in Greenhouse Environment," *Fall Conference of The Korean Institute of Intelligent Systems 2021*, pp. 1-5, Nov., 2021.
- [2] Tianxi Wang, Feng Xue, and Yu Zhou, "MARF: Multiscale Adaptive-Switch Random Forest for Leg Detection With 2-D Laser Scanners," *IEEE Transactions on Cybernetics 2022*, pp. 1-11, Apr., 2022.
- [3] Jodo Xavier, Marco Pachecot, Daniel Castrot, Ant nio Ruanot, and Urbano Nunes, "Fast line, arc/circle and leg detection from laser scan data in a player driver," *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3930-3935, Apr., 2005.

- [4] Kai O. Arras, Oscar Martinez Mozos, and Wolfram Burgard, "Using boosted features for the detection of people in 2d range data," *Proceedings 2007 IEEE international conference on robotics and automation*, pp. 3402-3407, Apr., 2007.
- [5] Lucas Beyer, Alexander Hermans, and Bastian Leibe, "DROW: Real-time deep learning-based wheelchair detection in 2-D range data," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 2, no. 2, pp. 585-592, Apr., 2017.
- [6] Youngwan Cho, Kisung Seo, "Building a HOG Descriptor Model of Pedestrian Images Using GA and GP Learning," *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 18, no. 2, pp. 111-119, Jun., 2018.
- [7] Md Jahidul Islam, Jungseok Hong, and Junaed Sattar, "Person Following by Autonomous Robots: A Categorical Overview," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 38, no. 14, pp. 1581-1518, Oct., 2019.
- [8] Tae-Hee Lee, Ki-Ju Kim, Kyung-Su Yun, Kwang-Ju Kim, and Doo-Hyun Choi, "A method of Counting Vehicle and Pedestrian using Deep Learning based on CCTV," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 28, no. 3, pp. 219-224, Jun., 2018.
- [9] Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, and HongYuan Mark Liao, "Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection," arXiv preprint arXiv:2004.10934, Apr., 2020.
- [10] Daniel Bolya, Chong Zhou, Fanyi Xiao, and Yong Jae Lee, "YOLACT: Real-Time Instance Segmentation," *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 9156-9165, Oct., 2019.
- [11] R. Craig Coulter, "Implementation of the pure pursuit path tracking algorithm," Carnegie-Mellon UNIV Pittsburgh PA Robotics INST, Jan., 1992.

## 저 자 소 개



### 김원준(Wonjune Kim)

2017년~현재: 국민대학교

자동차IT융합학과 학사

관심분야

: Robotics, Computer Vision, Path Planning

ORCID Number : 0000-0003-0679-6284

E-mail : culigan3186@kookmin.ac.kr



### 안수용(Su-Yong An)

2006년: 포항공과대학교

전기전자공학과(공학사)

2012년: 포항공과대학교

전기전자공학과(공학박사)

2012년~2014년: 삼성중공업

산업기술연구소

책임연구원

2014년~현재: 한국전자통신연구원

대경권연구센터

선임연구원

관심분야

: Mobile Robotics, SLAM, Autonomous Navigation

ORCID Number : 0000-0001-7509-3385

E-mail : syong.an@etri.re.kr