

자율주행 트랙터를 위한 비전 센서 융합 기반의 장애물 인식 및 충돌 방지 기술 개발

황예빈^{1,2}, 윤창호^{1,2}, 김용현^{1,2}, 김학진^{1,2,3*}

¹서울대학교 바이오시스템공학, ²서울대학교 융합전공 글로벌 스마트팜, ³서울대학교 농업생명과학연구원 겸무연구원

Development of Sensor Fusion-based Obstacle Detection and Collision Avoidance Technology for Autonomous Tractor

Yebeen Hwang^{1,2}, Changho Yun^{1,2}, Yong-Hyun Kim^{1,2}, Hak-Jin Kim^{1,2,3*}

¹Department of Biosystems Engineering, Seoul National University

²Integrated Major in Global Smart Farm, Seoul National University

³Research Institute of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University

요약 자율주행 농기계가 실용화되기 위해서는 농업 환경에서 신뢰할 수 있는 장애물 인식 시스템과 충돌을 방지하는 시스템이 필수적이지만, 카메라나 라이다, 레이더 등의 단일 센서로는 다양한 환경에서도 신뢰할 수 있는 장애물 인식에 한계가 있다. 본 연구에서는 영상 센서 융합기술을 이용하여 실시간으로 장애물을 인식하고 실제 상황에서 충돌 대응이 가능한 자율주행 트랙터의 충돌 방지 시스템을 개발하고자 하였다. 안전의 최우선이 되는 인명 보호를 위해 장애물 인식 대상을 사람으로 하였고, 트랙터의 진행 방향에 대하여 설계된 위험과 경고 영역 범위 내에서 작동하도록 하였다. 개발한 센서 융합 시스템은 객체 분류에 강점을 가지는 RGB 카메라와 거리 측정에 강인한 라이다 센서로 구성하였다. 각 센서의 데이터는 카메라-라이다 캘리브레이션과 보정을 통하여 두 센서의 공간정보를 일치시켰으며, 인식 알고리즘은 RGB 영상에서 YOLO 모델을 기반으로 사람을 인식하고, 영상에 투영된 라이다 데이터를 이용하여 트랙터로부터의 상대 거리를 측정하였다. 충돌 방지 시스템은 인식 시스템에서 계산된 장애물의 상대 거리를 기준으로 장애물이 위험 영역에 있다고 판단되면 제어가 트랙터를 정지시켰고, 장애물이 사라지면 트랙터는 다시 주행하도록 개발되었다. 개발된 장애물 인식과 충돌 방지 시스템은 평평한 농지에서 정적인 상황과 동적인 상황에 대해 유효성을 검증하였다. 충돌 위험 구간에서의 인식률은 99% 이상, 측정된 상대 거리의 RMSE는 24 cm, 충돌 방지 및 대응 성공률은 98% 이상으로 나타났다.

Abstract For the practical implementation of autonomous agricultural machinery, reliable obstacle recognition and collision prevention systems are essential in agricultural environments. This study aimed to develop a collision prevention system for autonomous tractors capable of real-time obstacle recognition and responsive collision avoidance using video sensor fusion technology. Emphasizing human safety as the top priority, the system targeted obstacle recognition specifically for humans and operated within designed risk and warning zone ranges aligned with the tractor's direction. The developed sensor fusion system integrated the robust object classification capabilities of an RGB camera with a lidar sensor for precise distance measurement, achieving synchronization through camera-lidar calibration. The recognition algorithm, based on the YOLO model applied to RGB images, identified humans, while the lidar data projected onto the image measured the relative distance from the tractor. The collision prevention system, relying on the relative distance of recognized obstacles, halted the tractor in hazardous areas, resuming operation once the obstacle cleared. Validation in static and dynamic situations on flat farmland demonstrated a recognition rate exceeding 99% in collision risk zones, a 24 cm RMSE for distance measurement, and a success rate of over 98% in collision prevention and response.

Keywords : Machine Vision, Perception System, Sensor Fusion, Camera-LiDAR Calibration, Object Detection

본 논문은 산업통상자원부 및 산업기술평가관리원(과제번호: 20018401)의 지원에 의해 수행되었음.

*Corresponding Author : Hak-Jin Kim(Seoul National Univ.)

email: kimhj69@snu.ac.kr

Received October 26, 2023

Revised December 7, 2023

Accepted January 5, 2024

Published January 31, 2024

1. 서론

1.1 연구 배경

자율주행 트랙터는 GNSS(위성항법시스템, Global Navigation Satellite System) 센서를 기반으로 농업 생산성 문제의 해결책으로 개발되어, 현재는 상용화 단계로 선진 농기계 기업에서 보급되고 있다. GNSS 센서 기반의 자율주행 농기계는 환경 인식을 위한 센서의 부재로 동적인 환경에 대한 인식이 어렵기 때문에 경로 위의 장애물과의 충돌에 대응하기 어렵다. 자율주행 기술 고도화와 농기계의 무인화를 위해 농기계의 환경 인식 시스템에 대한 연구가 수행되었으며, 주로 비전 센서를 이용한 연구가 수행되고 있다. 자율주행 농기계는 인식 시스템을 통해 주변 환경의 장애물을 인식할 수 있으며, 이에 따른 능동적인 대응이 가능하다.

1.2 문헌 조사

농기계의 인식 시스템에는 단안 카메라, 스테레오비전, 라이다 등 다양한 센서에 기반한 연구가 수행되었고, 주로 양안 시차를 활용하여 객체와의 거리를 측정할 수 있는 스테레오비전을 활용한 연구가 수행되었다. Ball 등 [1]은 전기 트랙터에 스테레오카메라를 적용하여 자율주행 시스템을 제시하였지만, 장애물 검출 및 충돌 회피에 대한 수치적 결과를 제시하지 않았다. Yang과 Noguchi[2]는 전방향 스테레오비전(Omni-directional Stereo Vision, OSV)를 활용하여 사람을 검출하였고, 대상과의 거리를 측정하였다. 하지만 스테레오 비전의 거리 측정 오차가 평균 0.5 m로 나타나며 단일 객체만 검출이 가능한 한계를 보였다. Li 등[3]은 자율주행 콤파인에 깊이 카메라를 적용하여 사람에 대한 인식 및 충돌 방지에 대한 연구를 수행하였으며, 조명 환경에 따른 측정 오류와 거리 추정에 한계를 보였다. Skoczen 등[4]은 제초 로봇에 스테레오비전 센서를 적용하여 의미론적 분할을 통해 장애물을 인식하고 거리를 측정하였고, 인식 정확도는 98.11%, 측정 오차는 평균 0.38 m로 보고하였다.

다양한 환경에 대응할 수 있는 인식 시스템을 구성하기 위하여, 각 센서의 장단점을 보완할 수 있는 센서 융합 시스템을 구성할 필요가 있다. 인식 시스템은 환경에 따른 센서의 성능에 따라 성능이 좌우되기 때문에 단일 센서로는 다양한 환경에 적용하기 어렵다[5]. 스테레오비전 센서는 풍부한 영상 데이터와 객체와의 거리를 제공하는 장점이 있으나, 어두운 조명 환경에 취약하며 측정 거리 오차가 라이다와 레이다 센서에 비해 부정확한 단

점이 있다. 이에 따라 센서 융합 기반의 자율주행 기술에 대한 연구가 수행되었다. Ji 등[6]은 GNSS와 관성 센서, 라이다를 융합하여 농지의 3차원 맵을 생성하고 장애물을 검출하는 연구를 수행하였다. Shinde 등[7]은 라이다와 초음파센서, 카메라 센서를 융합하여 소형 전기 트랙터에 대한 연구를 수행하였다. Qin 등[8]은 카메라와 라이다를 융합하여 라이다 기반의 장애물 인식을 수행했고, Christiansen 등[9-11]은 농업 환경에서의 장애물 인식을 위한 센서 플랫폼과 센서 융합 방안을 제시하였다. 실제 농지에 장애물을 배치하였고, 센서 플랫폼을 트랙터에 부착하여 취득한 RGB 카메라, 열화상 카메라, 스테레오 카메라 등의 센서 데이터를 공개하였다.

1.3 연구 목적

여기부터 논문을 작성한다. 자율주행 트랙터는 GNSS(위성항법시스템, Global Navigation Satellite System) 센서를 기반으로 농업 생산성 문제의 해결책으로 개발되어, 현재는 상용화 단계로 선진 농기계 기업에서 보급되고 있다. GNSS 센서 기반의 자율주행 농기계는 환경 인식을 위한 센서의 부재로 동적인 환경에 대한 인식이 어렵기 때문에 경로 위의 장애물과의 충돌에 대응하기 어렵다. 자율주행 기술 고도화와 농기계의 무인화를 위해 농기계의 환경 인식 시스템에 대한 연구가 수행되었으며, 주로 비전 센서를 이용한 연구가 수행되고 있다. 자율주행 농기계는 인식 시스템을 통해 주변 환경의 장애물을 인식할 수 있으며, 이에 따른 능동적인 대응이 가능하다. 선행 연구는 주로 장애물 인식을 위한 영상처리 알고리즘 중심으로 수행되었으며, 실제 자율주행 농기계에 적용되어 장애물 인식 및 충돌 방지 기술을 적용한 사례는 트랙터에 적용한 Ball 등[1]과 콤파인에 적용한 Li 등[3]이 있다. 개발 시스템의 적용성을 평가하기 위해서는 자율주행 상황에서 적용 및 평가가 필수적이다. 본 연구의 목적은 자율주행 농기계를 위한 인식 시스템을 개발하여, 이를 자율주행 농기계에 적용하여 실제 농업 환경에서 평가하기 위함이다.

국제 표준[12]은 고도로 자율화된 자율주행 농기계의 인식 시스템에 대한 표준을 제시하며, 자율주행 농기계의 인식 시스템을 구성하기 위해 고려할 필요가 있다. 국제 표준은 자율주행 농기계의 인식 시스템에 대해 사람 혹은 다른 장애물을 인식할 것과 상대적 위치를 추정할 수 있어야 함을 제시하고, 경고를 발생하는 경고 구역과 작업을 정지하는 위험 구역을 설정할 것을 제시한다. 이에 따라, 본 연구에서는 국제 표준의 요구사항을 반영하

여 사람과의 충돌을 예방할 수 있는 인식 시스템을 개발하고 자율주행 상황에서의 성능을 평가하였다.

자율주행 트랙터의 환경 인식을 위한 센서로, RGB 카메라와 라이다를 사용하였다. RGB 카메라는 객체 인식과 분류에 강점을 가지지만, 객체의 정밀한 거리 측정에는 한계를 지닌다. 라이다는 넓은 범위에서 정확한 거리 인식이 가능하지만, 낮은 해상도로 인해 객체 분류에 한계를 가진다. 각 센서의 장단점을 고려하여 카메라와 라이다의 상호보완적인 센서 융합 시스템을 제시하였으며, 이를 자율주행 트랙터에 적용하여 농업 환경에서의 성능을 평가하였다.

2. 본론

2.1 재료 및 방법

2.1.1 센서 융합 시스템

본 연구에서 적용한 센서는 카메라(D435i, Intel, Santa Clara, USA)와 라이다(VLP16, Velodyne, San Jose, USA)이고, 사양은 각각 Table 1과 2 같았다. 본 연구에서 활용된 라이다는 16개 빔을 사용하여 환경을 측정하는 회전식 라이다 센서이다. Table 3에서 보이는 바와 같이 사용된 임베디드 컴퓨터(Jetson Xavier NX, Nvidia, Santa Clara, USA)는 센서 데이터의 수집과 인식 알고리즘, 자율주행 상위제어기와의 통신을 담당하였고, Fig. 1과 같이 구성하였다. 두 센서는 임베디드 컴퓨터에 연결되어 카메라는 848×480 픽셀 해상도의 영상을 30 Hz로, 라이다는 3600×16 해상도의 영상을 10 Hz로 데이터를 송신하였다. 임베디드 컴퓨터에서 각 센서와 개발 코드는 ROS 노드로 구성되어 통신하였다.

카메라와 라이다의 센서 융합을 위하여 카메라-라이다 캘리브레이션을 진행하였다. 카메라-라이다 캘리브레이션은 카메라의 기구적 특징에 의해 나타나는 내부 변수와 카메라와 라이다의 위치 관계에 의해 나타나는 외부 변수의 행렬 연산으로 라이다의 데이터를 카메라 영상에 투영하는 방법이다. 내부 변수는 카메라의 왜곡을 보정 과정을 통해 구할 수 있으며, 보정값을 구하기 위해 오픈소스 영상처리 라이브러리인 OpenCV를 활용하였다. 보정 과정은 체크무늬 보정판을 촬영하여 왜곡 보정 행렬, 초점거리 f_x , f_y , 그리고 주점 c_x , c_y 를 구하였다.

Table 1. Specification of D435i Camera

Intel Realsense D435i	
Maximum Resolution	1920×1080 pixels
Frame Rate	30 fps
Field of View(H×V)	87°×58°
Shutter Type	Rolling Shutter
Connector	USB Type-C 3.1
Mechanical(L×D×H)	90 mm×25 mm×25 mm

Table 2. Specification of VLP-16 LiDAR

Velodyne VLP-16	
Maximum Range	100 m
Range Accuracy	3 cm
Output Rate(pts/sec)	≈3,000,000
Field of View(H×V)	360°×30°
Rotation Rate	10 Hz
Vertical Resolution	2°
Horizontal Resolution	0.1°
Laser Wavelength	905 nm
Operating Temperature	-10°C to +60°C
Environmental Protection	IP67
Weight	830 g
Power Consumption	8 W

Table 3. Specification of Jetson Xavier NX Module

Jetson Xavier NX 16GB Module	
CPU	6-core ARM 64-bit
GPU	384-core NVIDIA Volta
Memory	16 GB LPDDR4x
Storage	16 GB eMMC 5.1
Power	10~20 W
Mechanical	69.6 mm×45 mm

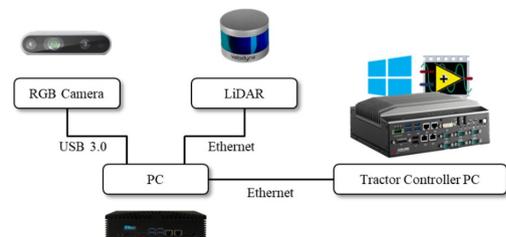


Fig. 1. Sensors and Controllers of developed system

외부 파라미터를 구하기 위해 Verma 등[13]의 연구에서 개발된 ROS 패키지를 활용하였다. 제시된 방법을 통해 85 mm 정사각형이 9×6으로 배치된 체크무늬 보

정판을 카메라와 라이다로 동시에 촬영하여 각 센서에서 인식된 보정판의 위치 관계를 연산했다. 영상에서 인식된 보정판의 중점과 법선 벡터의 위치 관계를 통해 외부 파라미터를 측정하였고, 각 프레임에서의 외부 파라미터를 유전 알고리즘을 통해 최적화하였다. 카메라와 라이다의 상대 위치를 Eq. (1)과 같이 롤(roll), 피치(pitch), 요(yaw)로 계산된 회전이동 행렬과, 평행이동 행렬을 통해 라이다의 x, y, z 데이터를 영상의 픽셀 좌표인 u, v로 변환하였다.

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

2.1.2 인식 알고리즘 구성

장애물 인식 알고리즘은 카메라의 장애물 인식과 라이다의 거리 측정으로 구성되었다. 카메라의 장애물 인식 알고리즘은 CNN(합성곱 신경망, Convolutional Neural Network)에 기반한 객체 인식 모델인 YOLO를 적용하였고, 경량화 모델인 YOLOv3-tiny[14]에 컴퓨터 비전 분야에서 널리 사용되는 오픈소스인 COCO (Microsoft Common Objects in Context) 데이터셋의 가중치를 사용하여 본 연구에서 장애물 대상으로 삼은 사람에 대한 인식을 수행할 수 있다. 적용된 YOLO 모델은 임베디드 컴퓨터에서 848×480 픽셀 해상도의 영상을 초당 약 24개 정도 실시간으로 처리하였다.

YOLO 모델은 Fig. 2와 같이 RGB 영상에서 객체의 경계 박스 픽셀 좌표를 반환하며, 초당 24개의 영상을 처리하므로 신호 주기가 10 Hz인 라이다와 시간 동기화되어 초당 10개의 카메라-라이다 캘리브레이션 데이터에서 장애물과의 거리를 측정하였다. 카메라-라이다 캘리브레이션을 통해 YOLO가 반환한 경계 박스 내부에 투영된 라이다 데이터 중 장애물과의 거리는 경계 박스 내부의 거리 데이터 중 최소 거리를 가진 점의 위치를 기반으로 추정하였다.

충돌 방지 시스템은 Fig. 3과 같이 구성하였다. 라이다 데이터를 기반으로 전방 거리와 횡방향 거리를 측정된 뒤에, 해당 장애물의 위치가 위험 구역 내부로 인식되면 충돌 위험 상황으로 판단하여 작업을 정지한다. 정지 신호를 받은 자율주행 트랙터는 비상 정지 명령이 실행되며, 액셀러레이터 스톱 모터 풀림, 기어 중립, 브레이크 작동을 실행하여 작업을 정지한다. 정지 이후 위험 구역에 장애물이 사라졌다고 판단하면 작업 재개

명령을 송신한다. 일부 영상 프레임에서 장애물의 인식을 실패하거나 화면 바깥으로 이동하여 인식을 실패하는 경우를 고려하여, 위험 구역에 장애물이 30회 이상 인식되지 않으면 다시 작업을 시작하여 트랙터가 다시 자율주행 작업을 시작한다.

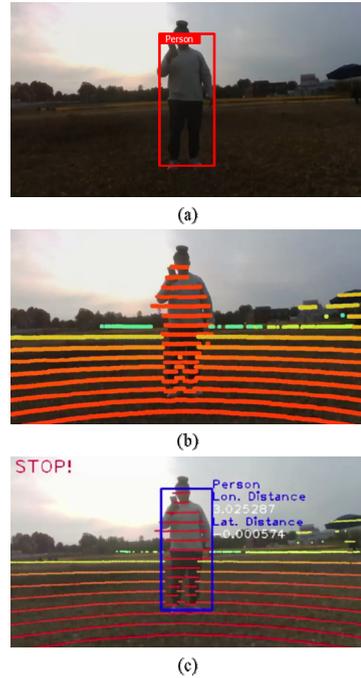


Fig. 2. (a) Human detection based on YOLOv3-tiny (b) LiDAR pointcloud projected on RGB image (c) distance to the object measured by LiDAR data in bounding boxes.

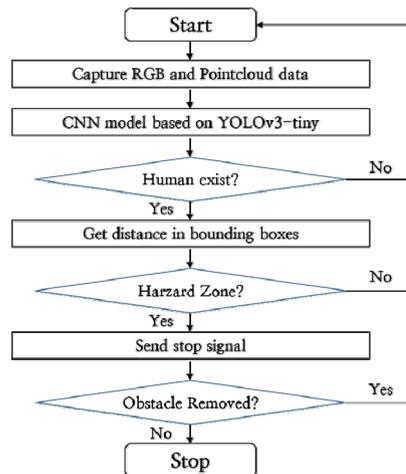


Fig. 3. The principal flow of the collision avoidance algorithm

자율주행 트랙터의 기술이 고도화됨에 따라 무인화를 위해서는 안전 기능이 필수적이다. 자율주행 트랙터의 안전한 농작업을 위해서는 인식 시스템의 구성이 필요하다.

2.1.3 개발 시스템의 자율주행 트랙터 적용

실제 환경에서 개발된 충돌 방지 시스템의 적용성을 확인하기 위해 트랙터 자율주행 플랫폼을 Fig. 4와 같이 구성하였다. 자율주행 트랙터는 85마력 트랙터(TX853, TYM, Seoul, Korea)를 기반으로 IMU(관성 측정 장치, Inertial Measurement Unit)가 내장된 GNSS 센서(Ellipse-D, SBG, Carrières-sur-Seine, France), 조향각 센서(Steer Sensor, Comesys, Seoul, Korea) 그리고 전자 모터 조향 장치(Electric steering system, Unmmand Korea, Seoul, Korea)를 장착하였다. 트랙터 상위 레벨 제어기의 경로 추종 알고리즘은 LabVIEW(National Instruments, Texas, USA)의 블록으로 작성된 Extended Ackermann 조향 모델을 사용하였다[15, 16]. 충돌 방지 시스템은 임베디드 컴퓨터와 TCP/IP 프로토콜 통신을 하는 블록과, TCP/IP 통신의 긴급 제동 명령으로 자율 작업을 정지하는 긴급 제동 블록으로 구성하였다. 긴급 제동 블록은 작업기의 상승, 경로 추종 알고리즘 정지, 브레이크 가동, 전후진 기어 중립, 입력 속도 삭제로 정지에 필요한 제어명령을 내린다. 임베디드 컴퓨터는 트랙터의 캐빈 내부에 설치되었으며, 카메라와 라이다는 자율주행 트랙터의 진행 방향에 있는 장애물을 인식하기 위해 트랙터의 무게추 위에 설치되었다. 자율주행 트랙터에 충돌 방지 시스템을 연계할 수 있도록 구성하여 자율주행 도중 장애물 감지 후 능동적으로 대응할 수 있도록 하였다.



Fig. 4. Autonomous tractor and installed devices

2.1.4 현장 실험

현장 실험은 트랙터가 움직이지 않는 정적 상황과, 자율주행 중 인식하는 동적 상황에서 수행되었다. 실험은

2022년 10월 18일 14시에 서울대학교 수원 농장에 위치한 사각형 농지에서 수행되었고, 동적 상황의 실험은 2022년 10월 28일에 수행되었다. 정적 상황은 자율주행 트랙터가 정지한 상태에서 전방 0~20 m 거리를 움직이는 장애물에 대한 인식 성능을 평가하였다.

알고리즘의 성능은 인식 성공률과 거리 측정 오차, 위치 추정 성능을 평가하였다. 장애물과 트랙터의 위치는 RTK-GNSS를 사용하여 측정하였으며, 장애물로 설정된 사람은 GNSS 센서(F9P, u-blox, Thalwill, Swiss)를 소지한 채 이동하였다. 장애물의 GNSS 데이터는 알고리즘의 데이터와 시간 동기화를 통해 저장되었다.

인식된 장애물의 위치 오차 범위 1 m 이내에 측정된 경우를 성공한 경우를 인식 성공으로 판단하였으며, 인식 성공 영상 프레임 수를 센서 융합 노드가 처리한 영상 프레임 수로 나누어 인식률을 측정하였다. 장애물과의 거리에 따른 인식률을 비교하여 거리에 따른 인식률 변화를 측정하였다.

거리 측정 오차는 장애물과 트랙터의 RTK-GNSS 위치 값의 차이로 계산하였다. 타 센서와의 거리 측정 성능의 비교를 위해 최대 거리 20 m까지 장애물 인식이 가능한 스테레오비전 카메라(ZED2, Stereolabs, San Francisco, USA)와 거리 측정 알고리즘과 비교하였으며, 장애물과 거리에 따른 오차를 측정하였다. 스테레오비전 카메라의 인식 알고리즘은 제조사에서 제공하는 개발자 도구의 사람 인식 모듈을 사용하였다.

개발한 인식 시스템의 현장 적용성을 평가하기 위해 실제 자율주행 농작업 상황에서의 장애물 인식 및 대응에 대한 실험을 진행하였다. 자율주행 트랙터는 자율 경로를 따라 주행하며, 경로 위에 장애물이 나타나는 상황에 대응하여 작업을 정지 및 재개한다.

먼저 경고 구역과 위험 구역의 설정을 위하여 인식 알고리즘이 자율주행 트랙터의 상위제어기로 정지 명령을 보낸 시점부터 트랙터가 완전히 정지하는 시점까지의 지연 시간을 측정하였다. 인식 시스템 PC와 트랙터 상위제어기는 시간 동기화되어 정지 명령 후 트랙터의 위치와 속도 정보를 GNSS 데이터에서 취득하였다.

현장 실험에서 RTK-GNSS 센서를 소지한 사람이 이동하며 자율주행 트랙터의 진행 경로 위의 위험 구역에 위치하였다. 실제 농작업 상황에서 자율주행 트랙터가 사람을 마주하는 상황은 사람이 충분히 주의를 기울이지 않고 있거나, 이동 불능인 상태일 수 있다는 것을 가정하여, 장애물인 사람은 기립한 자세 이외에도, 앉은 상태와 쓰러진 자세를 취하였다.

현장 실험은 서울대학교 수원 농장에 위치한 자율주행 실험 농지에서 진행되었다. 자율주행 트랙터는 로터리 경운 작업기를 장착하였고, 벼농사 환경에서 수확 후 경운 작업을 하는 가을같이 시기인 2022년 10월 28일 오후 2시부터 5시까지 진행되었다. 전체 경로를 주행하는 실험은 실험 1과 실험 2로 총 2회 진행하였으며, 각 주행은 약 22분 소요되었다. 첫번째 주행에서는 위험구역 내 장애물등장이 28회, 두번째 주행에서는 35회 나타났다.



Fig. 5. Tillage path of the autonomous tractor

2.2 결과 및 고찰

2.2.1 정적 상황에서의 장애물 인식 평가

정적 상황에서 RTK-GNSS로 측정된 거리와 알고리즘이 추정된 거리를 비교했을 때, 약 17 m까지 평균 오차 0.24 m, RMSE(평균 제곱근 오차, Root Mean Squared Error) 0.24 m로 고른 오차를 보였다. 라이다 센서의 거리 측정 성능인 0.03 m보다 오차가 크게 나온 이유는, 알고리즘은 장애물 경계박스 내부의 모든 점에서 최소 거리를 장애물의 위치로 추정하기 때문에, 실제 사람에 부착된 GNSS 안테나의 위치와 차이가 발생했기 때문이다.

거리에 따른 인식률은 장애물과의 거리 2~13 m까지 98% 이상의 성능을 보였다. 1~2 m 구간에서 인식률이 낮게 나온 이유는 장애물이 너무 가까이에 위치하면 RGB 카메라 영상에 객체의 형상이 일부만 담기기 때문에, YOLO 모델이 객체를 인식하지 못했기 때문이다. 또한, 13 m 이상에서의 인식률 저하는 영상에서 객체의 크기가 너무 작아 인식률이 낮아짐을 보였다.

인식률이 가장 높은 2~13 m 구간에서 인식률은 98% 이상이지만, 국제 표준이 요구하는 99.99%의 인식률에는 미치지 못했다. 하지만 선행연구[17]에서도 국제 표준 요구사항의 인식률 99.99%의 불분명함을 지적했듯, 실제 자율주행 시험에서 알고리즘의 인식률과 안전 기능의

성공률의 연관성을 확인해볼 필요가 있다.

스테레오비전은 장애물과의 거리 측정 평균 오차는 0.28 m, RMSE 0.68 m로 나타났다. 평균 오차는 개발 알고리즘과 0.04 m로 근소하지만, 이는 원거리에서 인식률이 떨어져 오차가 큰 구간에서의 데이터의 개수가 적기 때문이며, 장애물과의 거리가 5 m 이상에서는 1 m 이상의 오차를 보였다. 또한, 8 m 이상의 거리에서는 오차가 2 m 이상 나는 등, 개발 알고리즘에 비해 낮은 결과를 보였다.

스테레오 비전의 인식률이 낮게 나타난 원인은 스테레오 비전의 화각이 D435i 카메라에 비해 넓어 동일한 크기의 객체여도 영상에서의 크기가 작게 나타났기 때문에 동일한 다크넷 기반 인식 알고리즘을 사용하더라도 인식률이 낮게 나타난 것으로 추정하였다.

장애물의 GNSS 상의 좌표를 추정하는 위치 추정식은 실험에서 RMSE 0.37 m로 나타났고, GNSS 데이터와 함께 도시하였을 때 Fig. 7와 같이 나타난다. 이는 센서가 평지에서 정지 상태에서 측정한 것으로, 실제 주행하는 트랙터의 자세에 따라 라이다 센서의 자세도 바뀌어 안정적인 위치 추정이 어려울 것으로 예상된다. 안정적인 장애물의 위치 추정 알고리즘을 위해서는 IMU 센서를 통해 라이다 데이터의 보정 알고리즘이 필요하다.

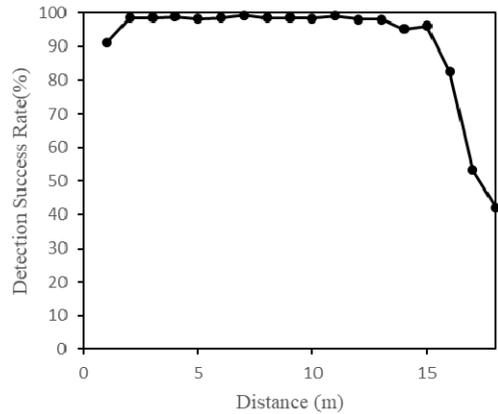


Fig. 6. Detection success rate by distance (static)

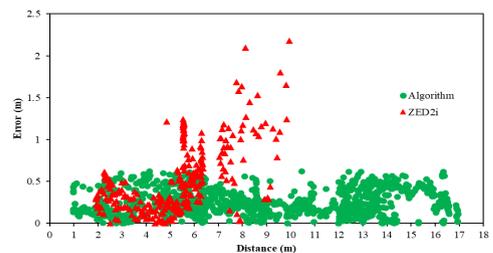


Fig. 7. Comparison of algorithm and stereovision distance measurement errors by distance

2.2.2 동적 상황에서의 장애물 인식 평가

경고 구역과 위험 구역을 설정하기 위하여 실제 자율주행 트랙터의 비상 정지 시의 거동을 확인하였다. 정지한 사람을 인식하고 비상 정지 작동을 5회 반복하여 데이터를 분석하였으며, 통신 지연 시간은 평균 0.329초, 감속 시간은 2.375초, 정지거리는 0.56 m로 나타났다. 자율주행 트랙터의 평균 경운 작업 속도는 약 1.8 km/h로 지속이지만, 작동기가 브레이크와 클러치 모두 가동할 때까지 2초 이상의 시간이 지연되었다. 총 5회의 비상 정지 시험 중 최대 지연 시간은 3.157초, 최대 정지 거리는 0.56 m로 나타났다. 본 연구에서 활용된 트랙터는 제동 장치와 클러치가 모두 작동하여야 완전히 정지하여, 해당 기동 장치들의 기동 지연 시간으로 인해 제동에 지연이 발생한 것으로 생각된다. 경운 작업을 수행하는 트랙터의 속도는 저속이지만, 움직이는 사람의 안전을 위한 여유 거리를 추가하여 전방 방향 위험 구역을 5 m까지로 설정하였다. 위험 구역의 폭은 트랙터의 폭이 2 m인 점을 고려하였다. 경로 추종 알고리즘과 GNSS 센서의 한계로 횡방향 오차가 발생할 수 있기 때문에, 안전을 위한 여유 거리를 고려하여 3 m로 설정하였다. 경고 구역은 장애물이 위험 구역에 진입할 수 있는 영역으로, 위험 구역에서 전방 방향으로 10 m까지를 확장하여 설정하였다.



Fig. 8. Dimensions of the warning zone and hazard zone

자율 경운 경로에서의 평가 실험에서는, 자율주행 상태에서 총 63회의 장애물 등장 상황에서 62회 충돌 방지에 성공하였다. 실험 1에서는 28회 장애물 등장 시나리오에서 충돌 방지에 성공하였으며, 실험 2에서는 정지에 1회 실패하였다.

장애물 인식 및 자율주행 정지 기능은 Fig. 9 (c)과 같이 앉아 있는 장애물이 등장한 상황에서도 성공적으로 수행되었으며, Fig. 9 (e)와 같이 선회 상황에서도 성공적으로 수행되었다. 카메라는 전방을 주시하기 때문에 선회 시에 선회 반경 내에 있는 장애물은 급작스럽게 카메라 영상에 등장할 수 있지만, 알고리즘이 실시간으로 동작하였기 때문에 빠른 반응으로 정지 기능이 작동하였

다. 또한, Fig. 9 (d)와 같은 경로 밖의 장애물을 인식하여 경로 내부로 오인하지 않고 주행 상태를 유지하였다.

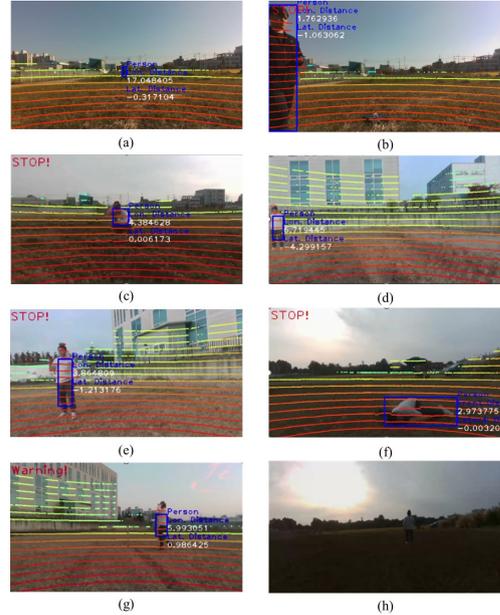


Fig. 9. Object detection and collision avoidance results. (a) a person standing far distance (b) a person standing close distance (c) a sitting person detection (d) a person outside of the path (e) detection on turning path (f) a fallen person detection (g) a person above the warning zone (h) detection failure by counter light

1회의 충돌 방지 실패는 장애물 인식 후 정지에는 성공했으나 재시작의 오류가 발생한 경우였다. 선회 상황에서 등장한 장애물을 전방 1.85 m 거리에서 정지했으나, 임베디드 컴퓨터에서 개발 코드 이외의 데이터 저장을 위한 연산 부하에 의해 프레임 누락이 발생하여 전방에 장애물이 있던 상황에서 다시 주행을 시작하였고, 충돌 위험이 발생한다고 판단하여 실험자가 직접 브레이크 페달을 작동하였다.

이는 하드웨어적 한계로 인한 오작동으로, 자율주행 트랙터의 상위제어기가 인식 시스템의 작동 상태를 감시하여 오류를 최소화할 수 있는 보조적 안전 시스템의 구성이 필요함을 알 수 있다.

2.2.3 조명 환경의 영향

실험 2의 인식률이 떨어지는 이유는 장애물이 역광을 받는 방향으로 주행할 때, 하늘과 지면의 노출 대비로 인해 인식률이 떨어지는 현상이 발생했기 때문이다. 실험

2는 오후 5시경 수행되어 해의 위치가 낮아 역광이 발생하였는데, D435i의 자동 노출 조절은 이미지 화상 전체의 밝기를 기준으로 노출을 조절하는 평가 측광 방식을 사용하기 때문에 하늘과 지면의 밝기 대비가 큰 상황에서 지면 위 객체와 지면이 모두 어두워져 인식 알고리즘이 분리하기 어려웠던 것으로 추정하였다. 이에 따라 역광 환경에서 인식률을 개선하기 위해서는 카메라의 노출 조절 알고리즘의 개발이 필요하다. 노출 조절의 기준이 되는 측광 영역을 지면의 영역으로 설정하는 부분 측광 방식으로 노출을 조절하면, 조명 환경에 더 강인하게 알고리즘을 개선을 기대할 수 있다.

또한, 카메라는 역광 등 다양한 조명 상황에서의 인식 성능이 떨어지는 등 모든 조명 환경에서의 적용성을 보장하지 못하고, 1~2 m 구간 등 근거리에서의 인식 성능이 떨어지기 때문에, 독립적으로 작동하는 보조적 인식 센서 혹은 알고리즘을 적용하여 전체 인식 시스템의 중복성(redundancy)을 확보하는 방법으로 개선할 수 있다. 조명 환경의 영향이 적은 라이다 센서를 이용하여 장애물을 감지하고, 라이다 센서의 사각지대를 초음파 센서로 보강하면 더 강인한 인식 시스템을 구성할 수 있을 것으로 기대된다. 또한, 본 연구에서 활용된 라이다 센서가 조명이 가장 강한 환경인 여름 등 다양한 조명 환경에서도 강인한 인식 성능을 보이는가에 대한 실험적 보완이 필요하다.

Table 4. Test 1 obstacle detection and collision avoidance results

		Number of Times a Person has Appeared (#)	Detection Fail Rate (%)	Number of Collision Avoidance Failure (#)
Position of Obstacle	On-path	24	1.26	0
	Off-path	4	1.38	0
Overall		28	1.28	0
Posture of a Person	Standing	16	1.23	0
	Sitting	9	1.24	0
	Fallen	3	2.71	0
Overall		28	1.28	0

Table 5. Test 2 obstacle detection and collision avoidance results

		Number of Times a Person has Appeared (#)	Detection Fail Rate (%)	Number of Collision Avoidance Failure (#)
Position of Obstacle	On-path	28	5.81	1
	Off-path	7	7.77	0
Overall		35	6.24	0
Posture of a Person	Standing	18	4.72	0
	Sitting	12	5.14	0
	Fallen	5	8.55	1
Overall		35	6.24	1

2.2.4 알고리즘의 딥러닝 모델 의존성

실험 1과 실험 2 모두 쓰러진 사람을 인식할 때는 다른 자세의 경우에 비해 인식 실패 발생이 많았다. 지면에 서 약 0.3 m의 높이를 가진 쓰러진 사람을 인식하는 상황에서 알고리즘은 장애물이 5 m 거리에 있을 때 인식하지 못하였다. 쓰러진 사람의 형상이 사람이라고 판단하기에 일반적인 형태가 아니었기 때문에 추정된다. 이 경우 인식률은 다른 자세에 비해 낮았지만, 쓰러진 사람이 전방 3 m에 위치할 때, 사람을 인식하였으며 2 m 앞에서 정지하여 충돌 방지에 성공하였다.

쓰러진 사람을 인식하는 장애물과 지면과의 높이가 차이가 작아 라이다만을 활용하여 검출하기 어렵기 때문에 본 알고리즘의 강점을 보였지만 장애물이 앞서 설계한 위험 구역(Hazard Zone)인 전방 5 m에 도달했을 때 즉각적으로 대응하지 못했다는 한계가 있다.

이는 개발 알고리즘의 인식 성능이 RGB 영상의 딥러닝 알고리즘 성능에 의존적이라는 한계에 의해서 나타난 현상으로, 다양한 자세의 사람에 대한 더 좋은 인식 성능을 가지는 딥러닝 모델을 적용하면 인식 성능이 개선될 수 있다. 또한, 본 연구는 COCO 데이터셋의 가중치를 활용하여 사람만을 장애물로 인식하였으나, 추후 농업 환경에서 나타날 수 있는 사람 이외의 장애물을 정의하고, 이미지 데이터를 확보한 후 이를 인식할 수 있는 모델의 개발이 필요하다.

3. 결론

자율주행 트랙터의 기술이 고도화됨에 따라, 무인화를 위해서는 안전 기능이 필수적이다. 자율주행 트랙터의 안전한 농작업을 위해서는 인식 시스템의 구성이 필요하며, 농업 환경에서 강인한 성능을 보이는 인식 시스템의 구성이 중요하다. 본 연구에서는 자율 경운 트랙터에 적용하기 위해 국제 표준에 근거하여 설계 요건에 근거하여 인식 시스템을 설계하였고, 인식의 대상으로 사람을 선정하였다. 또한, 센서 퓨전 기반의 인식 시스템을 개발하여 자율주행 트랙터에 적용하고, 이를 농업 환경에서 현장 검증하였다. 카메라와 라이다의 데이터 융합에는 카메라-라이다 캘리브레이션을 활용하였고, 영상에 투영된 라이다 데이터를 통해 영상에서 거리 정보를 얻을 수 있었다. 이를 기반으로 딥러닝 알고리즘으로 인식된 장애물의 거리 정보를 통해 장애물이 작업 경로 상에 있는

지 여부를 판단하였으며, 위험 구역에서 장애물이 발견 되면 작업을 정지하고, 장애물이 제거되었다고 판단하면 작업을 재개하는 안전 기능을 제시하였다. 개발 알고리즘은 기존의 스테레오카메라 대비 더 넓은 영역에서 더 정확하게 장애물을 인식하였으며, 자율 경운 경로를 자율 주행하는 상황에서 다양한 자세의 사람을 인식하고 충돌 사고를 방지하였다.

본 연구에서 개발된 인식 시스템은, 현재 장애물 인식에만 적용되었지만, 추후 연구에서는 다양한 목적으로 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 카메라 영상에서 라이더 센서의 정밀한 거리 정보를 취득할 수 있기 때문에, 현재는 수동 조작으로 취득하는 농지 경계 GNSS 좌표 취득에도 적용되어 자율주행 트랙터의 기술 고도화에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

References

- [1] Ball, D., Upcroft, B., Wyeth, G., Corke, P., English, A., Ross, P., Patten, T., Fitch, R., Sukkarieh, S., and Bate, A., "Vision-based obstacle detection and navigation for an agricultural robot", *Journal of field robotics*, Vol.33, No.8, pp.1107-1130, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1002/rob.21644>
- [2] Yang, L., Noguchi, N., "Human detection for a robot tractor using omni-directional stereo vision", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.89, pp.116-125, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.08.011>
- [3] Li, Y., Iida, M., Suyama, T., Suguri, M., and Masuda, R., "Implementation of deep-learning algorithm for obstacle detection and collision avoidance for robotic harvester", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.174, Article 105499, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105499>
- [4] Skoczeń, M., Ochman, M., Spyra, K., Nikodem, M., Krata, D., Panek, M., and Pawłowski, A., "Obstacle detection system for agricultural mobile robot application using RGB-D cameras", *Sensors*, Vol.21, No.16, Article 5292, 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/s21165292>
- [5] Lee, C., Lang, S. A., and Bernhardt, H., "Designing a Perception System for Safe Autonomous Operations in Agriculture", *2019 ASABE Annual International Meeting*, American Society of Agricultural and Biological Engineers, Massachusetts, USA, ASABE paper No.1900696, 2019. DOI: <https://doi.org/10.13031/aim.201900696>
- [6] Ji, Y., Li, S., Peng, C., Xu, H., Cao, R., and Zhang, M., "Obstacle detection and recognition in farmland based on fusion point cloud data", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.189, Article 106409, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106409>
- [7] Shinde, M. A., Agrewale, M. R. B., and Bhatshvar, Y. K., "Development of sensor data fusion for obstacle detection for electric mini tractor", *Materials Today: Proceedings*, Vol.72, pp.1206-1211, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.09.284>
- [8] Qin, J., Sun, R., Zhou, K., Xu, Y., Lin, B., Yang, L., Chen, Z., Wen, L., Wu, C., "Lidar-Based 3D Obstacle Detection Using Focal Voxel R-CNN for Farmland Environment", *Agronomy*, Vol.13, No.3, Article 650, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/agronomy13030650>
- [9] Christiansen, P., Kragh, M., Steen, K. A., Karstoft, H., and Jørgensen, R. N., "Platform for evaluating sensors and human detection in autonomous mowing operations", *Precision agriculture*, Vol.18, No.3, pp.350-365, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11119-017-9497-6>
- [10] Christiansen, P., Hansen, M. K., Steen, K. A., Karstoft, H., and Jørgensen, R. N., "Advanced sensor platform for human detection and protection in autonomous farming", *Precision agriculture '15*, Wageningen Academic Publishers, Wageningen, Netherlands, pp.1330-1334, 2015. DOI: https://doi.org/10.3920/978-90-8686-814-8_35
- [11] Christiansen, P., Nielsen, L. N., Steen, K. A., Jørgensen, R. N., and Karstoft, H., "DeepAnomaly: Combining background subtraction and deep learning for detecting obstacles and anomalies in an agricultural field", *Sensors*, Vol.16, No.11, Article 1904, 2016. DOI: <https://doi.org/10.3390/s16111904>
- [12] ISO/DIS 18497:2018: Agricultural machinery and tractors ; Safety of highly automoaated machines ; Principles for design. Retrieved 3 January 2022.
- [13] Verma, S., Berrío, J. S., Worrall, S., and Nebot, E., "Automatic extrinsic calibration between a camera and a 3D Lidar using 3D point and plane correspondences", *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, IEEE, Auckland, New Zealand, pp.3906-3912, 2019. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.12433>
- [14] Redmon, J., Farhadi, A., "Yolov3: An incremental improvement", arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>
- [15] Han, X., Kim, H. J., Jeon, C. W., Moon, H. C., Kim, J. H., and Yi, X. Y., "Application of a 3D tractor-driving simulator for slip estimation-based path-tracking control of auto-guided tillage operation", *Biosystems Engineering*, Vol.178, p.70-85, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.11.003>
- [16] Han, X., Kim, H. J., Jeon, C. W., Moon, H. C., Kim, J. H., and Seo, I. H., "Design and field testing of a polygonal paddy infield path planner for unmanned tillage operations", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.191, Article 106567, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106567>
- [17] Steen, K. A., Christiansen, P., Karstoft, H., and Jørgensen, R. N., "Using deep learning to challenge safety standard for highly autonomous machines in agriculture", *Journal of Imaging*, Vol.2, No.1, Article 6, 2019. DOI: <https://doi.org/10.3390/jimaging2010006>

황 예 빈(Yebeen Hwang)

[정회원]



- 2023년 2월 : 서울대학교 바이오 시스템공학과 (공학석사)
- 2023년 3월 ~ 현재 : 주식회사 아그모 연구원

<관심분야>

정밀농업, 농업기계

김 학 진(Hak-Jin Kim)

[정회원]



- 1993년 2월 : 서울대학교 농공학과 (공학사)
- 1995년 2월 : 서울대학교 농공학과 (공학석사)
- 2006년 2월 : University of Missouri-Columbia (공학박사)
- 2010년 9월 ~ 현재 : 서울대학교 바이오시스템공학과 교수

<관심분야>

정밀농업, 스마트팜, 자율주행 농기계

윤 창 호(Changho Yun)

[정회원]



- 2020년 2월 : 서울대학교 바이오 시스템공과 (공학석사)
- 2020년 3월 ~ 현재 : 서울대학교 바이오시스템공학과 (박사과정)

<관심분야>

정밀농업, 농업기계

김 용 현(Yong-Hyun Kim)

[정회원]



- 2021년 2월 : 서울대학교 바이오 시스템공학과 (공학사)
- 2022년 3월 ~ 현재 : 서울대학교 바이오시스템공학과 (석박통합과정)

<관심분야>

정밀농업, 농업기계