

전지형 크레인의 인양물 충돌방지를 위한 환경탐지 센서 시스템 개발 Collision Avoidance Sensor System for Mobile Crane

김지철^{1*} · 김영재¹ · 김민극¹ · 이한민¹

Ji-Chul Kim, Young Jea Kim, Mingeuk Kim and Hanmin Lee

Received: 20 Oct. 2022, Revised: 14 Nov. 2022, Accepted: 21 Nov. 2022

Key Words : Obstacle Avoidance(장애물 회피), Safety Control(안전 제어), Mobile Crane(이동형 크레인)

Abstract: Construction machinery is exposed to accidents such as collisions, narrowness, and overturns during operation. In particular, mobile crane is operated only with the driver's vision and limited information of the assistant worker. Thus, there is a high risk of an accident. Recently, some collision avoidance device using sensors such as cameras and LiDAR have been applied. However, they are still insufficient to prevent collisions in the omnidirectional 3D space. In this study, a rotating LiDAR device was developed and applied to a 250-ton crane to obtain a full-space point cloud. An algorithm that could provide distance information and safety status to the driver was developed. Also, deep-learning segmentation algorithm was used to classify human-worker. The developed device could recognize obstacles within 100m of a 360-degree range. In the experiment, a safety distance was calculated with an error of 10.3cm at 30m to give the operator an accurate distance and collision alarm.

1. 서 론

전지형 크레인은 다축 주행 캐리어와 다단 붐 크레인이 결합된 형태로 이동이 자유로워 작업 현장의 유연성과 생산성을 높이는 건설 장비이다. 작업장으로 주행하여 거치한 다음, 턴테이블에 위치한 크레인 운전석에서 전문 기사가 직접 스윙 각, 붐 길이, 호이스트 길이를 조정하여 인양작업을 수행한다.

고령화로 인한 건설 전문 인력이 급감하고 건설기계의 무인화 추세가 가속되고 있는 가운데 안전 기술에 대한 요구가 날로 증가하고 있다. 스스로 환경을 인식하고 위험도를 판별하는 등의 안전 제어 기술이 담보되어야 작업장 안전은 물론 무인화 기술 확산이 가능하다. 전지형 이동식 크레인의 경우에도 운전자 시야 제한으로 인한 충돌, 협착 등의 크고

작은 사고가 발생하는데 안전 제어 기술이 적용된다면 인적, 재산적 손실을 미연에 방지할 수 있을 것이다.

건설 현장의 크레인은 작업의 특성상 운전자가 확인할 수 없는 사각지대가 다수 존재하여 보조원의 수신호나 무전에 의존할 수밖에 없다. 인력이 직접 인양 작업을 보조하더라도 대형 크레인의 경우 붐 길이가 최대 수십 m에 이르기 때문에 운전자의 시각 착오에 따른 충돌 사고가 불가피하게 발생하기도 한다.

실제 현장에서는 기본적으로 운전자의 시각과 보조 인력의 신호에 의존하지만 운전자가 직접 메인 붐 헤드에 별도의 보조 카메라를 설치하여 운전석의 모니터로 영상 정보를 확인하기도 한다. 하지만 보조 영상은 깊이 정보가 없어 인양물과 장애물의 충돌위험을 판별하기 어렵고 능동적인 안전 대응 방안이 전무하다. 또한 복잡한 작업 현장에서는 사람에게 해당하는 장애물을 특별히 주시하여야 할 필요가 있는데 보조 영상의 원거리 하방 이미지에서는 일반 장애물과 사람에게 해당하는 작업자를 일일이 구별하기 어렵다.

이를 해결하기 위해 단채널 또는 다채널 라이더

* Corresponding author: jkim@kimm.re.kr

1 Department of Smart Machine Technology, Korea Institute of Machinery & Material, Daejeon 34103, Korea
Copyright © 2022, KSFC

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 non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

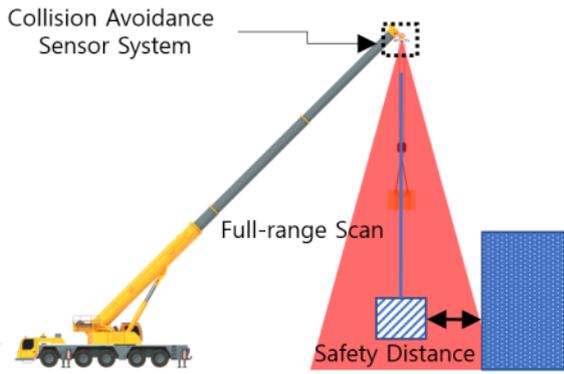


Fig. 1 Collision Avoidance Sensor System for Mobile Crane

(LiDAR)를 활용하여 주변 장애물과의 거리를 직접 측정하는 방안이 이용되지만¹⁻³⁾ 라이다의 상하 시야 각 제한으로 인해 인양물 주변의 360° 전방위 스캔은 불가능한 구조이다. 일부 연구에서 라이다 자체를 회전하여 전방위 스캔을 구현하였으나^{4,5)} 환경 지도작성 용도로 제한되어 크레인의 실시간 충돌방지에 활용된 바는 없다. 또한 카메라 영상에서 인공지능 학습으로 사람을 인식하는 연구결과는 최근 보편적 기술이 되었지만 공중에서 수직으로 내려다보는 수평 이미지 상의 사람 인식에 대한 학습 데이터와 결과는 부족하다.

본 연구에서는 이동형 크레인의 충돌방지를 위해 회전 라이다 방식의 전방위 탐지가 가능한 센서 하드웨어를 제작하였고 인양물과 주변 장애물 간 거리 정보에 기초한 충돌방지 알고리즘을 개발하였다. 또한 수직 하방의 카메라 영상에서 사람에 해당하는 객체를 별도로 인식할 수 있도록 작업자 인식 알고리즘을 개발하였다. 해당 영상 인식 결과와 라이다 점군(point cloud) 처리결과를 정합하여 작업자에게 화면으로 정보를 제공하도록 구현하였다. 개발한 충돌방지 센서 시스템을 실차 크레인에 적용하여 탐지 정밀도와 운용 성능을 검증하였다.

2. 관련 연구

2.1 건설 장비의 충돌방지 알고리즘

건설 장비의 충돌방지 기술은 인지-판단-제어의 모델로 나타낼 수 있다. 판단 또는 제어 방법과 더불어 다양한 건설 장비의 특성을 고려한 충돌방지 알고리즘이 제안되었다.

공사 현장에서 장비와 관련된 사고 대부분이 사각지대와 관련되어 있다는 것을 기반으로 트럭의 사각

지대를 정량화하고 라이다를 이용하여 시야를 개선할 수 있는 방안이 연구되었다⁶⁾. 무인 굴착기의 안전 요구도를 정의하고 그 운영 방안이 제안되었으며⁷⁾, 대형 굴착기의 경우 작업장치의 자세에 따라 회전 관성이 크게 달라지는데 선회 밀림을 고려한 제동 제어로 충돌방지 방법이 구현되었다⁸⁾. 타워 크레인의 경우 선회 움직임과 지브의 상하 이동을 측정하여 자세를 모니터링하고 다른 크레인이 근접할 시 자동으로 운전자에게 경고 알람을 제공하는 장치가 개발되었다. 동적 장애물이 많은 환경의 굴착기 작업의 경우, 장애물의 이동 속도를 예측하여 위험도를 판단하는 시간 기반의 충돌방지 알고리즘이 제안되었다⁹⁾. 이와 같이 다양한 건설 장비의 위험 회피 기술이 제안되었으나 이동형 크레인의 전방위 인양작업을 위한 충돌방지에 대한 연구는 미비하다.

2.2 건설 장비의 충돌방지 센서

건설 현장의 중장비는 장애물과 충돌을 방지하기 위해 다양한 센서를 활용하고 있다. 작업장의 안전을 위해 굴착기 등의 건설기계에 카메라, 라이다, RF 태그 등의 센서를 이용하여 작업자와 장애물을 인식하고 충돌을 방지하는 방법이 제안되었다¹⁰⁻¹³⁾.

카메라의 경우, 인공지능 학습 기술의 발전으로 다양한 객체 인식 기술이 제안되었으나 거리 정보를 직접적으로 측정하지 않아 거리 정확도가 떨어진다는 단점이 있다.

RF(Radio Frequency) 또는 UWB(Ultra Wide Band) 태그의 경우 등의 전파 송수신을 이용하여 장비와 작업자의 상대 거리를 추정한다. 보통 건설 장비와 작업자의 안전모에 태그를 부착하여 측정된 거리에 따라 충돌 방지 알람 및 중장비 긴급제어 신호를 발생시킨다. 하지만 안전모를 쓰지 않는 등의 태그 미부착 장애물의 경우는 적용이 불가능하다.

라이다의 경우 장애물과의 거리 산출이 정확하고 갱신율이 높기 때문에 장애물 탐지에 적합하지만 크레인의 경우 공중에서 아래 방향 작업공간의 전방위 환경탐지를 필요로 한다. 일반적인 3D 라이다는 제한된 범위 내에 다수의 채널이 존재하기 때문에 완전한 공간의 스캔이 불가하다. 이를 위해서 2D 또는 3D라이다를 회전하여 공간을 스캔하는 방안이 제안되었다^{4,5)}. 이때 정밀한 점군을 얻기 위해서는 회전하는 센서 프레임과 라이다 점군 획득의 정확한 동기화가 필수적이거나 동기화 방법과 장거리 인식 정밀도에 대한 분석은 부족하다.

3. 크레인 충돌방지용 환경탐지 센서

3.1 회전 라이다 장치

상용 3차원 라이다는 고정된 센서 프레임에서 제한된 채널의 시야각 내 점군을 획득하는 방식이다. 크레인의 작업 환경은 수십 m 이상 높이의 공중에서 지면 방향으로 인양물 주변 360° 범위이기 때문에 라이다 센서 프레임 자체를 회전하여 점군 획득 범위를 확장하는 방식의 장치를 개발하였다.

중공축 구조를 통해 라이다(VLP-16, Velodyne, USA)를 무한히 회전하도록 하고 전원과 데이터 선은 슬립링을 통해 연결하여 선 꼬임을 방지하였다. 축 끝단에는 비접촉식 절대 엔코더(RMB28SI13, RLS, Slovenia)를 장착하여 점군 좌표변화에 필요한 각도를 13비트 분해능으로 얻을 수 있도록 하였다. 라이다를 회전하는 모터(EC45 BLDC 50Watt, Spur Geared 18:1, Maxon, Swiss)는 최대 120 rpm까지 속도 제어되도록 하여 점군 획득 갱신율을 사용자가 조절할 수 있도록 하였다. 별도의 동기화 보드는 라이다의 점군 취득과 엔코더의 회전각의 시각 동기화를 위해 설계되었으며 기준 신호(PPS: Pulse Per Second)와 PC 시각을 이용한 방식을 활용하여 동기화를 구현하였다.

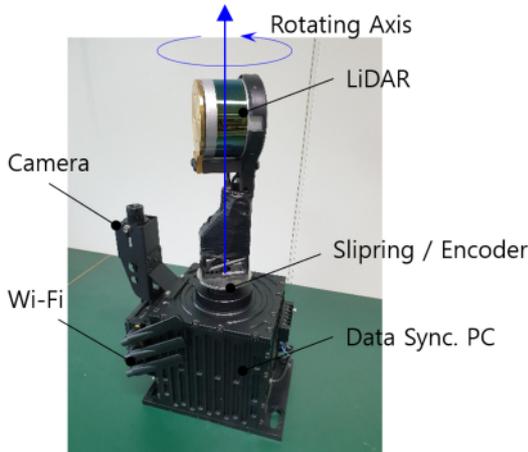


Fig. 2 Collision Avoidance Sensor: Hardware

Table 1 Proposed Sensor System Specification

| | |
|--------------|--|
| Size (mm) | 200 x 200 x 600 (WxDxH) |
| Weight (kg) | Approx. 6 |
| Camera Spec. | 1/3CMOS, 1920x1080, 10bit color |
| Lidar Spec. | 16ch, Max Dist. Sampling 20Hz, Resolution vertical 2°, horizontal 0.1° |
| Power (W) | Approx. 170 |
| Range | 100m / 360 ° |



Fig. 3 Top Down View from Crane Boom Head

내부의 산업용 PC는 동기화된 데이터로부터 실시간 좌표변환을 통해 크레인 좌표계 기준의 3차원 점군을 송신하며 보조 카메라(HD100A, AIDA, USA) 영상과 함께 사용자에게 제공하도록 하였다.

3.2 충돌방지 알고리즘

획득된 점군으로부터 좌표변환, 격자화, 군집화 과정을 거쳐 장애물 점군 지도를 생성하고 장애물 거리산출을 통해 거리기반 위험도 판별 충돌방지 알고리즘을 구현하였다. 이 때 별도의 호이스트 길이 센서 없이도 점군의 인양물 분류를 통해 인양물의 높이를 산출하고 주변 장애물과의 안전거리를 계산하는 방법을 제안하였다. 실시간성을 보장하기 위해 격자 해상도와 군집화 최소거리 등의 변수를 최적화하여 영상 인식 알고리즘과 동시 구동 가능하도록 하였다.

3.2.1 좌표 변환

첫 번째 단계에서는 라이다 원시 데이터를 회전각을 반영한 절대 좌표계로 변환한다. 이 단계에서는 회전각을 측정하는 엔코더와 라이다의 데이터를 시점을 일치시켜 동기화 된 데이터를 획득하는 것이 중요하다. 동기화 보드에서 PPS 신호 및 기준 시간 신호를 라이다와 엔코더에 제공하면 PPS 신호에 의해 보정된 동일 타이머 값이 라이다와 엔코더 데이터에 기록되어 PC로 수신하도록 구성하였다. 수신 버퍼에서 타이머가 일치하는 각 데이터를 짝지어 식 1과 같은 변환행렬로부터 기준 좌표계의 변환 점군을 구하였다.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\xi_t & \sin\xi_t & 0 \\ -\sin\xi_t & \cos\xi_t & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\psi & \sin\psi \\ 0 & -\sin\psi & \cos\psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ z_t \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서 θ, ψ 는 상수로 붐 헤드에 센서를 장착할 때 회전한 값이다. ξ_t 는 t 시점에서 엔코더로 측정된 회전값이고 x_t, y_t, z_t 는 t 시점에서 라이다로 획득한 점군이다. ξ 값이 360° (1회전) 도달 시점까지 해당 점군(x, y, z)을 누적하여 1 프레임을 구성한다.

3.2.2 인양물 높이 산출 및 격자화

격자화 단계에서는 이전 단계에서 누적된 점군 데이터의 해상도를 결정하여 데이터 양을 간소화한다. 해당 점군들을 가로, 세로, 높이 각 0.25m인 정육면체의 격자로 나누고, 한 격자에 신호가 3개 이상 존재할 경우 해당 격자를 활성 격자로 정의한다. 그 결과 프레임별 누적 점군 데이터는 해상도가 0.25m 인 격자화된 점군으로 재 정의된다.

한편 인양물 높이는 동일 수준 높이의 장애물을 인식하기 위해 필요한 정보이다. 인양물과의 충돌을 판별하기 위해서 인양물의 높이를 산출하고 해당 높이 주변의 장애물과 거리관계를 따져 위험도를 분석하게 된다. 인양물은 붐 끝단의 호스이트에 매달려 이송되기 때문에 수평면의 원점에 있는 중앙 영역 객체의 최하점 높이를 인양물의 높이로 정의하였다. 인양물의 두께는 사용자가 입력하도록 하여 결과적으로 인양물 두께 범위에 존재하는 점군을 수직방향으로 사영시켜 격자화된 평면 장애물 점군지도도를 작성하였다. 아래 Fig. 4는 다음 단계인 군집화 및 거리 산출에 활용되는 장애물 점군지도도의 획득 과정과 결과를 나타낸다.

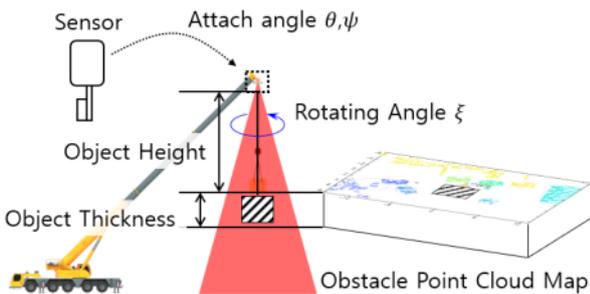


Fig. 4 Obstacle Point Cloud Map form Object Height estimation

3.2.3 군집화 및 거리 산출

군집화 단계에서는 Euclidean-Minimum 기반의 계층적 클러스터 분석 방법을 사용하였다. 식 2와 같이 격자 거리 0.25m의 3배 이내의 근접점을 합쳐서 하나의 군집을 형성하도록 하였다.

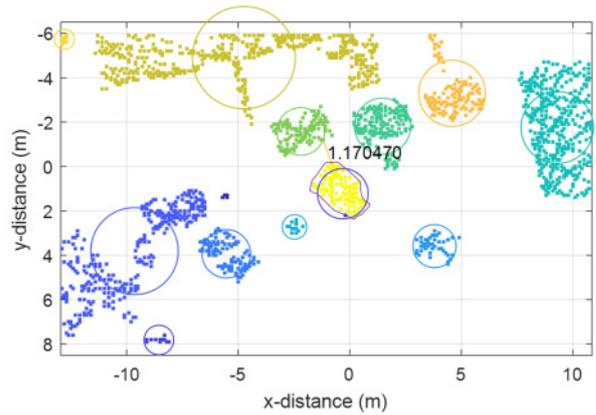


Fig. 5 Object Point-cloud Map Result

$$\begin{cases} d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \\ d_{ij} \leq 3 \times 0.25m \rightarrow \text{clustering} \end{cases} \quad (2)$$

중앙 영역의 객체를 인양물로 정의하고 나머지 객체를 장애물로 간주하여 분류한다. 이것은 유일한 인양물이 호이스트에 매달려 움직이는 크레인의 특성을 이용한 것이다. 크레인 작업의 속도가 빠르지 않기 때문에 거리 기반의 위험도 판별법을 적용하였다. 인양물 객체의 외각점과 장애물 객체의 외각점 거리를 계산하여 최소값을 최단 장애물 거리로 정의하였다. 사용자가 설정한 안전거리보다 최단 장애물 거리가 작으면 이벤트 신호를 발생하도록 하여 UI를 통해 알람을 제공받거나 전자유압제어를 지원하는 크레인의 경우 비상 정지 신호를 발생할 수 있도록 구성하였다.

해당 점군 처리 알고리즘의 결과는 Fig. 5과 같다. 중앙 영역의 노란색 점군은 인양물 객체를 나타내고 주변의 각기 다른 색상의 점군은 군집화 후 분류된 장애물 객체를 나타낸다. 인양물 외각 점군을 별도로 표시하여 주변 장애물 외각과의 거리 중 최소값을 최단 장애물 거리로 나타냈다.

3.3 작업자 인식 알고리즘

작업자에 해당하는 장애물 객체를 별도로 구분하기 위해, 크레인 끝단에서 지면을 내려다보는 이미지로부터 학습을 통한 작업자 인식 알고리즘을 개발하였다. 이를 위해 약 30m 고도에서 지면을 내려다보는 화각으로 1920x1080 해상도 이미지 데이터를 얻은 다음 다수의 작업자를 라벨링하여 학습에 필요한 이미지 데이터를 확보하였다. 다양한 사람과 환경에 대한 이미지 데이터들을 수집하기 위해 아파트, 상가, 캠퍼스, 공사장, 가상환경에서 데이터를 수집하

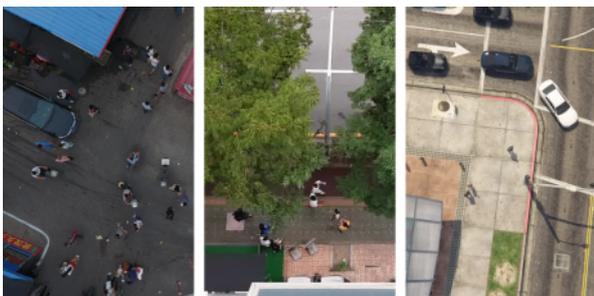
고, 데이터양이 부족한 안전모 착용 작업자 이미지를 생성하기 위해 합성 기법을 사용하였다. VisDrone 데이터 셋 132장, 드론 촬영 2,141장, 가상환경 248장을 더한 안전모 미착용 이미지 2,521장과 합성기법 6,100장, 공사장 촬영 1,494장을 더한 안전모 착용 이미지 7,594장 데이터를 확보하였다. 밝기 변형 이미지를 추가하여 총 50,575장의 학습용 데이터셋과 별도의 드론촬영으로 얻은 223장의 검증용 데이터셋을 구축하였다.

현장에서 작업자를 실시간으로 인식하고 분석하기 위해 비전 기반 딥러닝 모델을 사용하였다. 다양한 객체 인식용 학습모델들이 개발되었으나 그중에서 실시간 인식이 가능하고 먼 거리에서 작은 객체 인식 성능이 우수한 608 size YOLOv4를 본 연구의 객체 인식을 위한 학습모델로 선정하였다^{14,15)}.

안전모를 착용한 사람과 착용하지 않은 사람의 두 가지 경우로 나누고, 각 경우에 대해 개발된 알고리즘의 인식률을 검증하였다. COCO 데이터셋으로 사전에 학습된 모델을 전이 학습 후 전체 네트워크에 학습을 진행하였고, 학습용 데이터셋에 대한 손실 함수의 감수 추세가 없어지는 시점에서의 모델을 이용하여 알고리즘을 평가하였다. 아래의 표 2에 정리된 검증 데이터 테스트 결과, 물체를 사람으로 인식한 비율은 최대 16%로 과탐이 발생하였으나 사람을 인식하지 못한 비율은 1% 미만의 성능을 확인하였다.

Table 1 Human Detect Test Result from Image

| Test data set | non-detect from human | detect from non-human |
|--------------------|-----------------------|-----------------------|
| not wearing helmet | 0 % | 2 % |
| wearing helmet | 0.4 % | 16 % |



(a)VisDrone Data (b)Camera Data (c)Virtual Data
Fig. 6 Training Data Set Acquisition



Fig. 7 Human Detection Result Image

4. 실험 및 결과

크레인 실차실험을 위해 센서부, 수신부, UI부로 구성된 개발 장치를 250톤급 대형 크레인에 설치하였다. 센서부는 Fig. 2의 센서를 붐 헤드에 라이다가 아래를 향하도록 장착하였으며, 저마찰 힌지에 고정하여 붐 각도와 상관없이 항상 지면에 수직방향을 이루도록 설치하였다. 수신부는 영상 수신기 (WiMi6220, Nimbus, Korea)과 공유기로 구성되어 있으며 카메라 영상과 좌표 변환된 프레임별 라이더 데이터를 수신한다. UI부는 태블릿 PC로 영상과 라이더 점군이 정합된 화면을 작업자에게 보여주고 각 기능을 활성화 및 비활성 제어 할 수 있도록 하였다 (Fig. 8).

실사용 평가를 위해 크레인 기사 대상의 기능 구현 결과를 확인하였다. 영상과 라이더가 중첩된 보조 화면에서 인양물과 주변 장애물 구분이 가능하고 최단 장애물의 거리값을 실시간으로 운전자에게 제공하는 것을 확인하였다. 또한 안전모 착용 또는 미착용 사람을 별도로 구분하여 표시하도록 하였으며 이를 운전자가 확인하여 안전 작업에 도움이 됨을 확인하였다 (Fig. 10).

개발된 센서 시스템으로 측정된 안전 거리의 정확도를 측정하기 위한 실험을 수행하였다. 센서와 지면의 높이를 30m로 설정하여 크레인을 설치하였고 가로, 세로, 높이가 각 2.5m인 정육면 박스를 2개 제작하여 인양물과 장애물로 사용하였다. 장애물 박스를 인양물 주위로 거리와 방위를 달리하면서 알고리즘 상의 안전거리와 실측거리를 비교하여 정확도를 측정하였다. 실험 결과, 인양물 주변의 45°간격의 각 방위에서 나타내는 위치 오차의 RMS 평균은 10.3cm로 나타났다 (Table. 2). 이는 30m의 거리를 감안하였을 때 측정거리 1m 당 평균 3.4mm의 오차를 나타냈다.



Fig. 8 Sensor Setup to 250ton Crane (left), User Interface in Cabin (right)

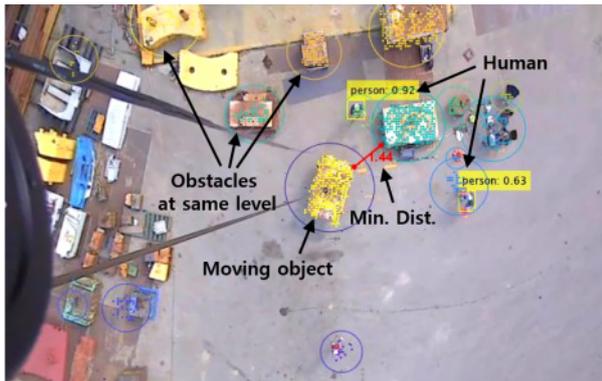


Fig. 9 Result of LiDAR based Safety Distance and Camera based Human Detection.

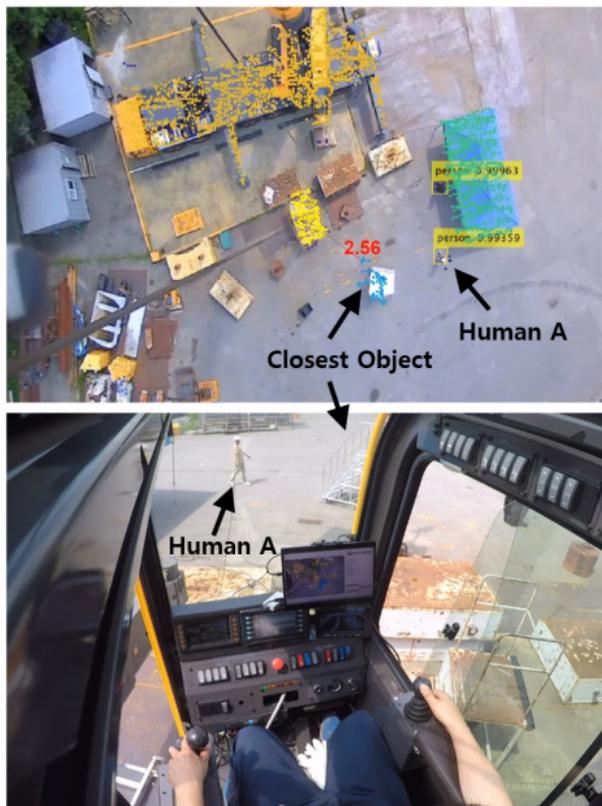


Fig. 10 Collision Avoidance Sensor System Operation Experiment



Fig. 11 Distance Accuracy Experiment

Table 2 Distance Accuracy Result

| No. | Angular Position | Distance by Sensor (cm) | Distance by Measuring (cm) | Error (cm) |
|-------------------------|------------------|-------------------------|----------------------------|------------|
| 1 | 0°(360°) | 446 | 451 | -5 |
| 2 | 45° | 388 | 384 | 4 |
| 3 | 90° | 413 | 396 | 17 |
| 4 | 135° | 354 | 348 | 6 |
| 5 | 180° | 401 | 389 | 12 |
| 6 | 225° | 365 | 365 | 0 |
| 7 | 270° | 346 | 328 | 18 |
| 8 | 315° | 346 | 349 | -3 |
| RMS distance error (cm) | | | | 10.3 |

5. 결론

본 논문에서는 전지형 크레인의 인양물 충돌방지를 위한 센서 시스템 하드웨어와 이를 이용한 위험도 판별 알고리즘을 개발하였다. 인양물 주변 전 범위를 스캔하기 위해 라이다 센서를 무한히 회전하는 방식의 하드웨어를 개발하였고 시각 공유 동기화 기술을 적용하여 회전 시 발생하는 점군 위치 오차를 최소화하였다. 특히 별도의 추가 센서 없이 인양물의 높이를 자동으로 추정하여 해당 높이 주변의 장애물에 대한 충돌 위험도를 판별하도록 하였다. 논문에서 제안한 효율적 점군 처리 과정을 통해 실시간으로 연산 결과를 운전자에게 제공함을 확인하였다.

사람에 해당하는 장애물 정보를 구분하여 별도로 인식하기 위해 학습을 통한 객체 인식 기술을 개발하였다. 해당 작업의 특성 상 Top-Down View의 작업자 이미지를 다량 구축하여 객체 인식 알고리즘을 구현하였다. 인식 결과 영상을 점군 데이터와 정합하여 운전자 UI에 나타내도록 하였다.

인양물과 장애물 거리 측정의 정밀도를 검증하기 위한 실차 실험을 수행하였으며, 그 결과 약 30m 인양 높이에서 안전거리 10.3cm 수준의 위치 오차를 나타냈다. 이것은 대형 전지형 크레인의 작업 범위와

속도를 고려할 때 합리적인 수준이다.

크레인 기사 대상의 실사용 평가 결과, 수직 깊이 측정 가능한 점, 사람 인식 가능한 점이 주 장점으로 꼽혔으며 특히 협소 공간 작업에 도움이 클 것으로 응답하였다. 개선점으로는 가격, 화면 크기, 화면전환 속도 증가의 응답을 나타냈다.

본 연구는 안전 규제가 점차 강화되는 건설 현장의 사고 예방 기술로 활용될 수 있다. 이동형 크레인 뿐 아니라 타워 크레인, 고소 작업대 등 하방의 전범위 안전 모니터링이 필요한 산업 현장에 적용 가능하며, 향후 무인화 기술과 더불어 무인 건설 기계의 인지 분야에도 해당 기술이 활용될 것으로 기대한다.

후 기

이 연구는 2022년도 산업통상자원부의 “산업기술 혁신사업(과제번호: 20000226)”과 국토교통부/국토교통과학기술진흥원이 시행하고 한국도로공사가 총괄하는 “스마트건설기술개발 국가 R&D 사업(과제번호: 20SMIP-A158708-01)”의 일부지원에 의하여 수행되었음을 밝힙니다.

이해관계(CONFLICT OF INTEREST)

이 논문은 이해관계 충돌 여지가 없음

References

- 1) Z. Keqiang, Z. Yan, and W. Wei, “Automated 3D scenes reconstruction for mobile robots using laser scanning,” Control and Decision Conference, 2009. CCDC’09. Chinese, pp. 3007-3012, IEEE, 2009
- 2) A. Harrison and P. Newman, “High quality 3D laser ranging under general vehicle motion,” in Robotics and Automation, 2008. ICRA 2008. IEEE International Conference on, pp. 7-12, IEEE, 2008
- 3) Seo, M. K., Yoon, B. J., Shin, H. Y. and Lee, K. J., “Development of an Integrated Sensor Module for Terrain Recognition at Disaster Sites,” Journal of Drive and Control, 17(3), 9-14, 2020.
- 4) M. Bosse and R. Zlot, “Continuous 3D scan-matching with a spinning 2D laser,” in ICRA’09. IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 4312-4319, IEEE, 2009.
- 5) T. Ueda, H. Kawata, T. Tomizawa, A. Ohya, and S. Yuta, “Mobile SOKUIKI Sensor System: Accurate Range Data Mapping System with Sensor Motion,” in International Conference on Autonomous Robots and Agents, 2006.
- 6) Teizer, J., Allread, B. S. and Mantripragada, U., “Automating the blind spot measurement of construction equipment,” Automation in Construction, 19(4), 491-501, 2010.
- 7) Seward, D., Pace, C., Morrey, R. and Sommerville, I., “Safety analysis of autonomous excavator functionality,” Reliability Engineering & System Safety, 70(1), 29-39, 2000.
- 8) Kim, J. C., Yoo, S., Kim, M., Kim, Y. J. and Lee, G. H., “Safety control of automatic excavator for swing collision avoidance,” 15th International Conference on Ubiquitous Robots (UR), pp. 758-762, 2018.
- 9) Oh, K. S., Park, S. Y., Seo, J. H., Lee, G. H. and Yi, K. S., “Laser-Scanner-based Stochastic and Predictive Working-Risk-Assessment Algorithm for Excavators,” Journal of Drive and Control, 13(4), 14-22, 2016.
- 10) Shim, S. and Choi, S. I., “Development on identification algorithm of risk situation around construction vehicle using YOLO-v3,” Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, 20(7), 622-629, 2019.
- 11) Seo, M. K., Yoon, B. J., Shin, H. Y. and Lee, K. J., “Development of Human Detection Technology with Heterogeneous Sensors for use at Disaster Sites,” Journal of Drive and Control, 17(3), 1-8, 2020.
- 12) Seo, M. K., Lee, H. Y., Jang, D. W. and Chang, B. H., “Development of a Monitoring Module for a Steel Bridge-repainting Robot Using a Vision Sensor,” Journal of Drive and Control, 19(1), 1-7, 2022.
- 13) Teizer, J., Allread, B. S., Fullerton, C. E. and Hinze, J., “Autonomous pro-active real-time construction worker and equipment operator proximity safety alert system,” Automation in construction, 19(5), 630-640, 2010.

- 14) Bochkovskiy, Alexey, Chien-Yao Wang, and Hong-Yuan Mark Liao. "Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection." arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.
- 15) Redmon, Joseph, et al. "You only look once: Unified, real-time object detection." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.