

Generation of LiDAR Dataset for Human Detection in Virtual Smart Factory Environment

School of Mechanical and Control Engineering
Handong Global University

Chang-Min An

Generation of LiDAR Dataset for Human Detection in Virtual Smart Factory Environment

A Bachelor's Thesis

Submitted to the School of
Mechanical and Control Engineering of
Handong Global University

Chang-Min An

December 2022

This certifies that the bachelor's thesis is approved.

Thesis Advisor: Ph.D. Young-Keun Kim

The Dean of Faculty: Ph.D. Chong-Sun Lee

School of Mechanical and Control Engineering

Handong Global University

December 2022

Extended Abstract

Generation of LiDAR Dataset for Human Detection in Virtual Smart Factory Environment

This research is LiDAR dataset generation through sensor simulation in a smart factory virtual environment. With recent advances in sensor and artificial intelligence detection technology, LiDAR has been used in smart factory systems to apply it to 3D object detection. LiDAR is used to automate assembly and classification processes by recognizing objects, and for safety monitoring in places where human life accidents occur when the process operates without detecting human body entry sensors are sometimes used.

To secure such 3D object detection accuracy, it is necessary to use a 3D object deep learning model. However, most of the LiDAR open datasets currently available are for autonomous driving and are not suitable for smart factory industrial sites. In addition, there is a limit to sufficiently securing a learning dataset of 3D objects in a real factory environment.

To acquire a dataset to fits the smart factory industry site, a process of acquiring data by installing a LiDAR in the corresponding process is required. However, in the process of installing and releasing LiDAR in the process, there is a problem that in the case of automated processes, economic losses occur due to production stops, and installation operations are repeated to obtain new datasets every time. In order to overcome the lack of LiDAR datasets suitable for smart factory and the problems that occur when installing LiDAR in a process environment, this research proposes a method for processing LiDAR datasets suitable for process environments in a virtual environment.

In this study, Handong Global University's power plant is selected as a virtual smart factory environment for research. The process environment is scanned using Intel RealSense L515 sensor and point cloud data is acquired using Dot3D software. After that, ball pivoting algorithm (BPA) is applied to connect the proximity points of a certain area of the point cloud to connect the point data. In addition, the human model also acquired point cloud data using Intel RealSense L515. Subsequently, points are made into a single object through poisson surface reconstruction to model 3D humans. This allows people to be created for various postures and can be used to learn human detection of various postures through this 3D model.

A point cloud dataset is generated by performing LiDAR simulation in a virtual process environment.

In this paper, Blensor (Blender Sensor Simulation Toolbox) software is used, and the performance of the sensor could be analyzed in various situations and spaces by setting the specified 32-CH LiDAR sensor specifications and locations.

Since then, LiDAR has been in a variety of situations using a dataset, learning about a specific posture is conducted using virtual environment data in the reference model. In the case of the reference model, PointPillars structure was used, and industry field data was used to learn about 9,000 frames. In this model, the human detection performance for a specific posture is analyzed by additionally learning virtual environment data 500 frames.

The average precision (AP) of the reference model is 80, but the AP is improved to 85 after further learning. Through this, the AP of the model can be improved when creating factory-like virtual environment 3D modeling and generating LiDAR human datasets in various situations through human 3D modeling.

차 례

Extended Abstract	iv
I. 서 론	1
1.1. 연구배경	1
1.2. 연구목표	1
1.3. 연구요약	2
1.4. Flow Chart	2
II. 연구 방법	3
2.1. 실험 방법	3
2.2. 데이터 획득	3
2.2.1. 공정 환경 데이터	4
2.2.2. 사람 자세 데이터	4
2.3. 공정 환경 3D 모델링	5
2.3.1. BPA Algorithm	5
2.3.2. Filtering	5
2.4. 사람 자세 3D 모델링	6
2.4.1. Poisson 표면 재건 기법	6
2.4.2. Filtering	6
2.4.3. Various Posture	7
2.5. 가상 환경 시플레이션	8
2.5.1. Blensor	8
2.5.2. Dataset Generation	8
2.6. Validation	8

III. 연구 결과	9
3.1. 학습 결과	9
IV. 토 의	10
4.1. 공정 환경 3D 모델링	10
4.2. 최종 결과 분석	10
4.3. 한계점	10
V. 결 론	11
참 고 문 헌	12
Appendix	13

I. 서 론

1.1. 연구배경

최근 센서 기술과 인공지능 감지 기술의 발전으로 스마트 팩토리 시스템에 라이다를 사용하여 3차원 객체 탐지에 응용하기 시작했다. 부품과 같은 객체를 인식하여 조립 및 분류 공정의 자동화에 라이다가 사용되기도 하며, 인체 출입을 감지하지 못하고 공정이 동작하면 인명사고가 일어나는 곳에서 안전 감시를 위해 라이다 센서가 사용되기도 한다.

이러한 3차원 객체 탐지 정확성을 확보하기 위해서는 3차원 객체 딥러닝 모델의 사용이 필요하다. 하지만 현재 제공되어지는 대부분의 라이다 오픈 데이터셋은 자율주행을 위한 것으로 스마트 팩토리 산업현장에 맞지 않다. 또한 산업 현장 각각의 환경에 맞는 데이터셋으로 3차원 객체 탐지 딥러닝 모델을 학습시키는 것이 학습 모델의 성능을 위해 필수적이다.

스마트 팩토리 산업 현장에 맞는 라이다 데이터셋을 취득하기 위해서는 해당 공정에 라이다를 설치하여 데이터를 취득하는 과정이 필요하다. 하지만 공정에 라이다를 설치 및 해제하는 과정에서 자동화 공정의 경우 생산의 멈춤으로 인한 경제적 손실이 발생할 수 있으며 매번 새로운 데이터셋을 획득하기 위해서 설치 작업을 반복해야 하는 번거로움이 존재한다. 이러한 스마트 팩토리 산업 현장에 맞는 라이다 데이터셋 부족과 공정 환경에 라이다 설치 시 일어나는 문제점을 극복하기 위해 본 논문은 가상 환경에서 공정 환경에 맞는 라이다 데이터셋을 가공하는 방법을 제안하려 한다.

1.2. 연구목표

본 논문은 가상 환경에서 공정 환경에 맞는 라이다 데이터셋을 가공하고 이를 통해 추가 학습을 통해 인체 감지 모델을 향상하는 것을 목표로 한다. 라이다 데이터셋 가공을 위한 전략은 다음과 같은 3가지 방향으로 제시된다. 먼저 1)가상환경 구축으로, 라이다를 통해 해당 공정과 탐지하고자 하는 객체를 스캔하여 3차원 모델을 생성하는 것이다. 다음으로 2)라이다 센서 시뮬레이션 소프트웨어에서 앞서 구축한 가상 공정에 객체를 배치, 임의의 라이다를 선정해 해당 공정을 스캔하여 라이다 데이터를 생성한다. 마지막으로 3)Validation을 진행하는 것으로 기존 인체 감지 딥러닝 모델에 시뮬레이션에서 얻은 데이터를 추가 학습을 통해 특정 자세에 대한 모델 성능 향상을 목표로 한다.

1.3. 연구요약

이 논문은 스마트 팩토리 산업 현장에 맞는 라이다 데이터셋을 취득하는 데에 경제적 손실, 설치 작업 반복 등 문제점이 있는데 이를 극복하기 위해 가상 환경에서 공정 환경에 맞는 라이다 데이터셋을 가공하는 방법을 제안한다. 라이다는 스마트 팩토리 시스템에서 PointPillars[6] 등 딥러닝 모델을 사용하여 3차원 물체를 감지하는 목적으로 많이 사용된다. 그러나 실제 공장 환경에서 3차원 객체의 학습 데이터셋을 충분히 확보하는 데는 한계가 존재한다. 따라서 본 논문에서는 스마트 팩토리 환경과 감지 객체를 라이다를 통해 스캔하여 가상 3차원 환경 및 3차원 객체를 생성한다. 이후 생성한 가상 환경에 센서 시뮬레이션 소프트웨어를 사용하여 라이다 딥러닝 모델의 학습에 필요한 데이터셋을 생성하는 방법을 제안한다.

1.4. Flow Chart

이 논문의 실험은 총 5가지의 과정을 통해 진행된다. 1) 먼저 Intel RealSense L515 센서[7]를 통해 공정 환경과 사람 자세에 대한 3차원 포인트 클라우드 데이터를 취득한다. 2) 이후 점의 형태로 되어있는 공정 환경 데이터에 ball pivoting 기법[2]을 적용하여 포인트 데이터를 면으로 변경하여 모델을 만든 후 Laplacian smoothing filter[3]을 적용하여 면 사이 노이즈를 제거하는 후처리 과정을 진행한다. 3) 사람 자세에 대한 데이터는 poisson 표면 재건 기법[4]을 이용하여 포인트 형태의 데이터를 하나의 객체로 만든 후 사람 모델에 Laplacian smoothing filter를 적용하여 노이즈를 제거한다. 4) 이렇게 만든 공정 환경 모델과 다양한 사람 자세 모델을 이용하여 Blensor[5] 가상 환경에서 라이다 시뮬레이션을 진행하여 사람 인지를 위한 라이다 데이터셋을 만든다. 5) 이러한 데이터셋을 이용하여 인체 감지를 위한 모델을 학습하여 성능을 분석한다. Flow chart는 그림 1과 같다.

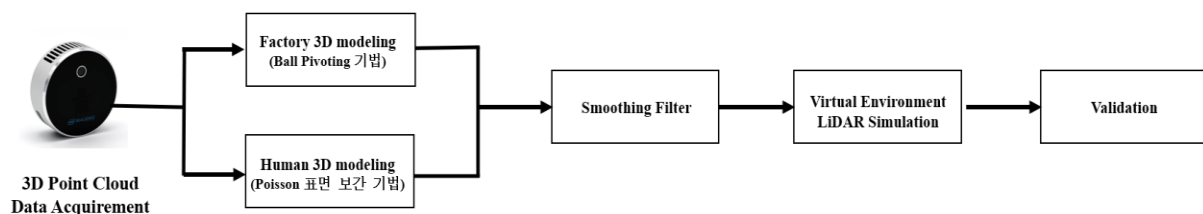


그림 1. Flow Chart

II. 연구 방법

2.1. 실험 방법

스마트 팩토리 가상환경 기반 라이다 데이터셋 생성은 가상환경 구축, 가상환경 다이나믹 데이터 시뮬레이션의 과정을 통해 생성된다. 본 연구에서는 한동대학교 Power Plant를 가상 스마트 팩토리 환경으로 선택하여 연구를 진행하였으며, 앞서 살펴본 flow chart의 순서대로 실험을 진행하였다.

2.2. 데이터 획득

Intel RealSense L515 센서를 이용하여 공정 환경과 사람을 스캔하였고 Dot3D 소프트웨어[1]를 사용하여 포인트 클라우드 데이터를 취득한다. 그림 2와 같이 직접 센서를 이용하여 포인트 클라우드 데이터를 취득하게 되면 이후 Power Plant 주변과 사람 데이터를 계산하고 PLY 파일로 출력한다. 이 때 Power Plant 등과 같은 공정환경에서는 데이터의 양이 많으므로 전체 데이터의 10% 만을 저장한다. 하지만 사람 데이터의 경우 전체 데이터를 저장한다.



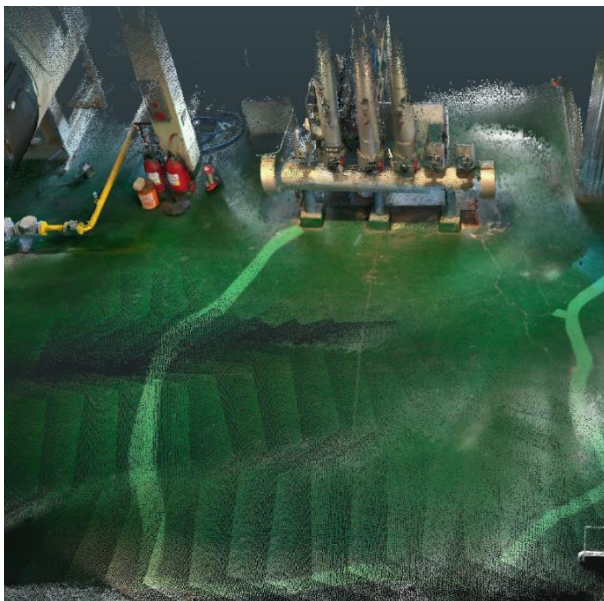
그림 2. Power Plant Point Cloud Data Acquisition

2.2.1. 공정 환경 데이터

먼저 공정 환경에 대한 데이터를 취득할 때 Intel RealSense L515를 이용하여 공정 환경을 스캔하였고 Dot3D 소프트웨어를 사용하여 포인트 클라우드 데이터를 취득하였다. 스캔하는 가운데 위험 구역, 벽, 바닥 등 전반적인 공정 전체를 스캔하였다. 그림 3의 (a)는 power plant를 Intel RealSense L515를 이용하여 취득한 포인트 클라우드 데이터이다. 그림 3의 (a)를 통해 확인할 수 있듯이 포인트 클라우드 데이터는 포인트 사이에 빈 여백이 있으며, 또한 관측 노이즈 성분을 가지고 있음을 확인할 수 있다. 또한 각각의 점 데이터로 이루어져 있어 데이터의 크기 또한 매우 크다. 따라서 노이즈 처리 및 점으로 이루어진 포인트 클라우드 데이터를 면으로 재구성하는 과정이 필요하다.

2.2.2. 사람 자세 데이터

사람 자세에 대한 데이터를 취득할 때에도 공정 환경과 동일한 방법으로 스캔을 진행하였다. 이 때 공정 환경에서 주로 사용되는 다양한 자세에 대한 사람 데이터를 얻는다. 그림 3 (b)를 통해 확인할 수 있듯이 포인트 사이에 빈 여백이 있으므로 이를 하나의 객체의 형태로 재구성하는 과정이 필요하다.



(a)



(b)

그림 3. Power Plant & Human Point Cloud Data

2.3. 공정 환경 3D 모델링

2.3.1. BPA Algorithm

포인트 클라우드 데이터는 포인트 사이에 빈 공간이 존재하고 이를 면으로 재구성하는 과정이 필요하다. 먼저, Ball pivoting algorithm(BPA) 보간 기법을 적용하여 포인트 클라우드 일정 영역의 근접 포인트를 연결하여 점 데이터 사이를 연결하였다. 하지만 BPA는 포인트 클라우드 데이터 크기가 커짐에 따라 연산이 많아지는 단점이 있기에 데이터의 10%만을 추출하여 진행하였다. Raw 데이터의 경우 그림 4의 (a)와 같고, BPA와 필터에 대한 결과는 그림 4의 (b)와 같다.

2.3.2. Filtering

BPA를 진행하게 되면 포인트 클라우드 데이터가 적은 물체의 경우 실제 물체와 흡사하게 되지만, 공정 환경과 같이 데이터의 양이 많은 경우 BPA를 걸친 데이터는 면 사이에 매끄럽지 못하는 노이즈가 생기게 된다. 이러한 노이즈를 제거하기 위해 Laplacian smoothing filter를 통해 더욱 부드럽게 가공하는 데이터 후처리 과정을 진행한다. 이에 대한 결과는 그림 4의 (c)와 같다. 실제 power plant는 그림 5의 (a)와 같으며, Power plant의 최종 모델링 결과는 그림 5의 (b)와 같다. 이 결과를 통해 실제 공정 환경과 유사한 가상의 공정 환경을 만들 수 있음을 알 수 있다. Smoothing filter의 횟수 또한 중요한데, 이는 filtering을 진행하면 할수록 기존 모델을 왜곡하기 때문이다. 이번 공정 환경의 경우 총 9번의 filtering 과정을 진행하였다.

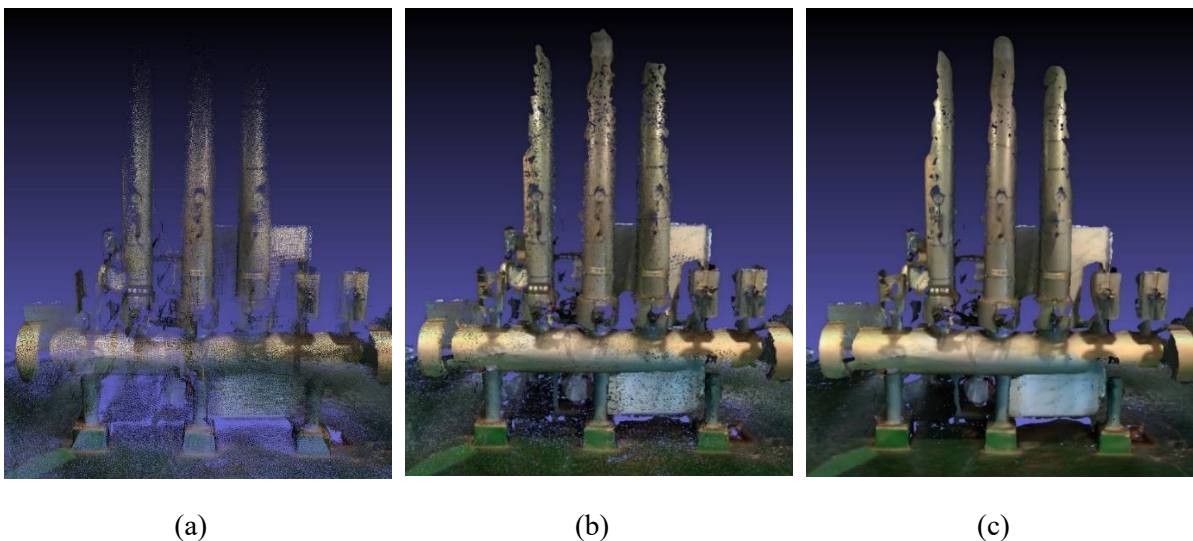
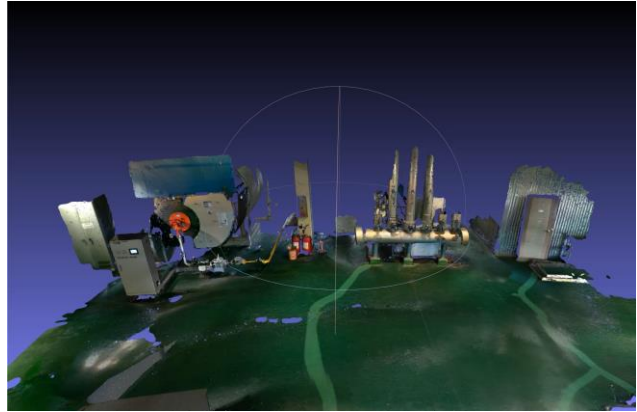


그림 4. Power Plant 3D Modeling Process



(a)



(b)

그림 5. Power Plant 3D Modeling Result

2.4. 사람 자세 3D 모델링

2.4.1. Poisson 표면 재건 기법

LiDAR 센서를 이용해서 획득한 사람 데이터에 ROI를 설정하고 바닥을 제거하였다. 이후 Poisson 표면 재건 기법을 이용하여 포인트 클라우드 데이터를 3차원 객체 형태로 생성하였다. Poisson 표면 재건 기법은 불완전하고 고르지 않는 표면을 개선하여 하나의 객체로 만들 때 사용된다. 수집한 객체 포인트 클라우드 데이터를 Poisson 표면 재건 기법을 적용하였는데, 객체의 깊이를 설정하여 재구성된 mesh의 해상도를 결정할 수 있다. Raw data는 그림 6의 (a)이며, Poisson 표면 재건 기법에 대한 결과는 그림 6의 (b)에서 확인할 수 있다.

2.4.2. Filtering

Poisson 표면 재건 기법을 진행한 이후의 데이터는 면 사이에 매끄럽지 못하는 노이즈가 생기게 된다. 이러한 노이즈를 제거하기 위해 Laplacian smoothing filter를 통해 더욱 부드럽게 가공하는 데이터 후처리 과정을 진행한다. Smoothing filter의 횟수 또한 중요한데, 이는 filtering을 진행하면 할수록 기존 모델을 왜곡하기 때문이다. 그러므로 노이즈가 없는 정도까지 정하여서 진행한다. 생성된 사람 인지 모델의 경우 총 6번의 filtering 과정을 진행하였다. 이에 대한 결과는 그림 6의 (c)와 같다.



(a)



(b)

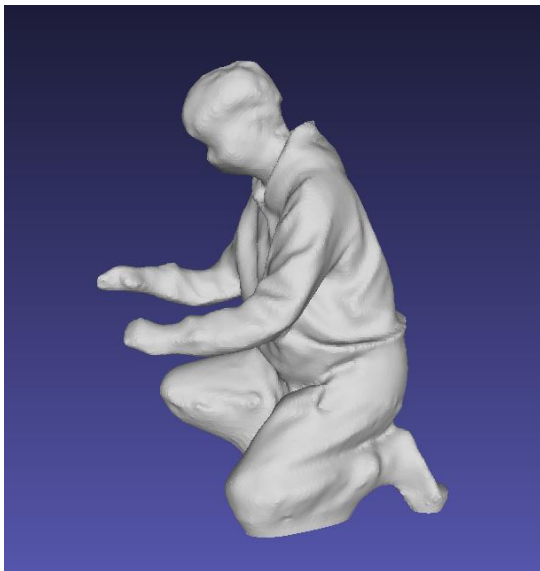


(c)

그림 6. Human 3D Modeling

2.4.3. Various Posture

앞서 살펴본 Poisson 표면 재건 기법과 데이터 후처리를 통해 다양한 자세에 대한 3차원 객체를 만들 수 있다. Knee bending, shoes tie, lie, hand-up, walk 등의 자세에 대한 3차원 객체를 만들었는데 이는 다양한 자세에 대한 사람 감지를 학습하는 데에 사용된다. 다양한 자세에 대한 결과는 그림 7와 같다.



(a)



(b)

그림 7. Knee Bending & Lie Posture Result

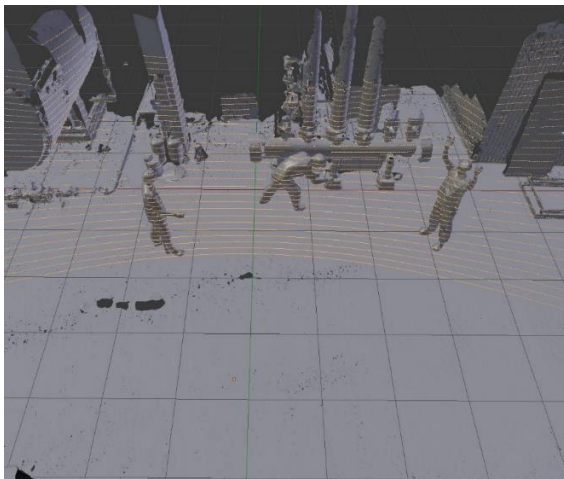
2.5. 가상 환경 시뮬레이션

2.5.1. Blensor

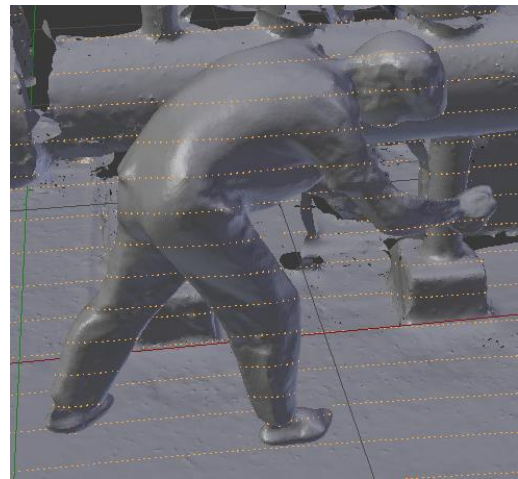
가상 공정 환경에서 라이다 시뮬레이션을 수행하여 포인트 클라우드 데이터셋을 생성하였다. 본 논문에서는 **Blensor** 소프트웨어를 사용하였으며 지정된 32-CH 라이다 센서 사양 및 위치를 설정하여 다양한 상황과 공간에서 센서의 성능을 분석할 수 있었다.

2.5.2. Dataset Generation

해당 시뮬레이션 결과는 그림 8에서 찍힌 라이다 빔을 통해 가상 객체들의 포인트 클라우드 데이터셋을 취득할 수 있음을 확인하였다. 이 때 기존에 생성한 **Power Plant** 가상 공정 환경에 다양한 자세 모델을 배치하여 여러 상황에 포인트 클라우드 데이터셋을 취득하였다.



(a)



(b)

그림 8. **Blensor** 소프트웨어를 활용한 시뮬레이션 구현

2.6. Validation

2.5 에서 가상 환경 시뮬레이션을 통해 공정에 대한 500 frames 의 데이터를 추가적으로 획득하였다. 이 데이터셋을 이용하여 reference model 에 인체 감지에 대한 추가 학습을 진행하고 성능을 비교하였다. 기존 reference model 은 3D object detection 구조인 **PointPillars structure** 을 기반으로 실제 공정 환경에서 약 9,000 개의 frames 를 학습한 모델이다. 이 모델에 사람의 특정 자세에 대한 500 frames 의 가상 환경 데이터셋을 추가 학습하여 average precision(AP)를 비교하였다.

III. 연구 결과

3.1. 학습 결과

기존 reference model과 추가 학습한 model의 average precision을 비교하였다. 이에 대한 결과는 표 1에서 볼 수 있다. 기존 모델의 경우 80AP의 성능을 가지고 있는 것을 알 수 있는데, virtual environment data를 이용하여 추가 학습을 진행하였을 때 85AP로 사람 인식 성능이 증가한 것을 알 수 있다. 즉 그림 9에서 볼 수 있듯이 공장 환경에 맞는 가상 환경을 생성하여 다양한 상황에 대한 라이다 사람 데이터셋을 형성하여 추가 학습을 진행할 때 모델의 사람 인식 성능이 향상됨을 알 수 있다. 또한 이러한 성능이 특정 자세에 대한 인식을 향상한 것으로 단순한 사람 인식이 아닌 특정 자세에 대한 인식 성능을 높일 수 있음을 알 수 있다.

표 1. Validation

Model	Reference Model	Our Model
Structure	PointPillars (3D Object Detection)	
Dataset	Industry Field Data (8,998 frames)	Industry Field Data + Virtual Environment Data (8,998 + 500 frames)
AP (Average Precision)	80.0	85.21

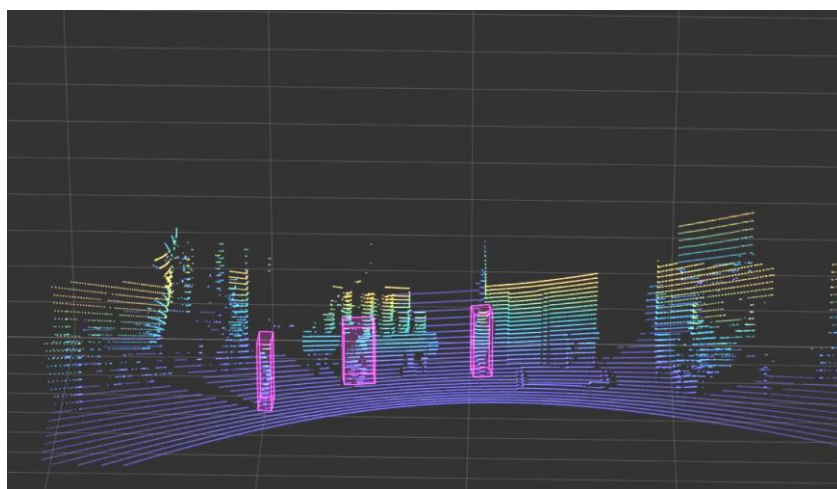


그림 9. LiDAR Human Detection Result using Our Model

IV. 토 의

4.1. 공정 환경 3D 모델링

공정 환경 모델링을 진행할 때 raw data의 크기를 정하는 것이 중요하다. BPA는 포인트 클라우드 데이터의 크기가 커짐에 따라 연산이 많아지는 단점을 가지고 있는데, 포인트 클라우드 데이터가 커지더라도 면을 형성하는 성능이 비례적으로 커지지 않는다. 포인트 사이의 데이터가 촘촘할수록 BPA를 통해 형성되는 면의 크기가 작아지게 된다. 그렇게 되면 노이즈가 많아지므로 적합한 거리마다 포인트가 형성되는 것이 중요하다. 그러므로 적절한 크기의 데이터를 선정해야 한다.

4.2. 최종 결과 분석

원본 데이터인 약 9,000개의 데이터에 비해 적은 양인 500개의 데이터만을 추가 학습했을 때 85AP로 사람 인식 성능이 향상된 것을 알 수 있다. 이는 특정 자세에 대한 학습으로 공정 환경에서 자주 사용되는 자세를 분석하여 그 자세에 대한 성능을 높일 수 있음을 알 수 있으며, 각 공정 환경에 맞는 모델로 발전할 수 있는 가능성이 보임을 알 수 있다. 사람 인식에 대한 성능과는 별개로 특정 자세에 대해서 사람을 인식하는 문제점이 있었다. 이러한 문제점을 여러 자세에 대한 사람 데이터 획득하여 추가 학습을 통해 해결할 수 있음을 알 수 있다.

4.3. 한계점

다양한 포즈에 대한 데이터셋을 형성할 때 연속적인 시뮬레이션에 대한 한계점이 있었다. 한 프레임 별로 데이터를 취득하게 되어 시간 측면에서 한계가 보임을 알 수 있다. 애니메이션의 형태로 실제 공정에 맞는 연속적인 시나리오에 따른 데이터셋을 형성하게 되면 더욱 시간이 절약하게 되고 실제 공정과 흡사한 데이터셋을 획득할 수 있을 것으로 예상된다.

V. 결 론

본 연구는 스마트 팩토리 가상환경을 기반으로 산업 현장에 맞는 라이다 데이터셋을 생성하는 방법을 제안한다. 먼저 공정 환경과 감지 객체를 라이다 센서로 스캔하여 포인트 클라우드 데이터를 취득하고 ball pivoting 기법을 적용하여 점 데이터를 면으로 변경하여 3차원 모델을 생성하였다. 그 후 필터링과 후처리를 통해 3차원 모델을 가공하여 실제 산업 현장과 유사한 가상 환경을 구축하였다. 이렇게 생성된 라이다 데이터셋을 통해 추가 학습을 진행하였고 80AP에서 85AP로 사람 탐지 성능이 향상되었음을 알 수 있었다.

이러한 과정은 공정 환경에 맞는 라이다 센서를 통해 나오는 결과는 예상하여 라이다 센서를 선정하는 데에 도움이 될 수 있음을 알 수 있다. 또한 3차원 사람 모델을 애니메이션의 형태로 구현하여 실제 공정이 구동되는 상황을 재현하게 된다면 실제 공정 환경에서 일어날 수 있는 시나리오에 따라 라이다 데이터셋을 만들 수 있으므로 공정에 맞는 모델을 발전할 수 있을 것이라 예상된다.

참 고 문 헌

- [1] DotProduct LLC. Dot3D platform. Nov. 2, 2022. <https://www.dotproduct3d.com/subscribe.html>
- [2] Bernardini, F., Mittleman, J., Rushmeler, H., Silva, C. and Taubin, G. The ball-pivoting algorithm for surface reconstruction. IEEE. TVCG. 1999.
- [3] Olga, S. Laplacian Mesh Processing. EUROGRAPHICS. 2005.
- [4] Michael, K. Matthew, B. and Hugues, H. Poisson Surface Reconstruction. EUROGRAPHICS. 2006.
- [5] Michael, G. Roland, K. Andreas, U. and Wolfgang, P. Blensor: Blender Sensor Simulation Toolbox. ISVC. 2011. <https://www.blensor.org/>.
- [6] Lang, A. H. Vora, S. Caesar, H. Zhou, L. Yang, J. and Beijbom, O. Pointpillars: Fast encoders for object detection from point clouds. In CVPR., 2019.
- [7] Intel, “Intel RealSense LiDAR Camera L515”, L515 datasheet, June 2020

Appendix

Publication in the HCI KOREA 2023, RE_UNION: 재 - 회 (再 - 會)

요약문

본 논문은 스마트 팩토리 가상 환경에서 센서 시뮬레이션을 통해 라이다 데이터셋을 생성하는 연구이다. 라이다는 스마트 팩토리 시스템에서 딥러닝 모델을 사용하여 3차원 물체를 감지하는 목적으로 많이 사용된다. 그러나 실제 공장 환경에서 3차원 객체의 학습 데이터셋을 충분히 확보하는 데는 한계가 존재한다. 따라서 본 논문에서는 스마트 팩토리 환경과 감지 객체를 라이다를 통해 스캔하여 가상 3차원 환경 및 3차원 객체를 생성한다. 이후 생성한 가상 환경에 센서 시뮬레이션 소프트웨어를 사용하여 라이다 딥러닝 모델의 학습에 필요한 데이터셋을 생성하는 방법을 제안한다.

Sensor Specification

표 2. Intel RealSense L515

Intel RealSense L515	
LiDAR Type	Depth LiDAR Camera
Depth Resolution	1024 x 768
FOV	70° x 55°
Range 15% Reflectivity	0.25 - 2.60m

감사의 글

한 학기동안 연구 과정을 지도해주신 김영근 지도교수님, 연구실의 송형석 연구원님, 그리고 함께 연구를 진행한 이성주 학우에게 감사의 말씀을 전해드립니다. 교수님과 연구원님의 도움으로 연구를 무사히 마칠 수 있었습니다. 특히 매주 실험의 방향성과 많은 피드백을 통해 도움을 주신 김영근 교수님께 감사를 표합니다. 마지막으로 처음부터 끝까지 새 힘을 주신 하나님께 감사드립니다.