

## Robust and Efficient Measurement Using a 3D Laser Line Sensor on UGVs

Jiwoo Shin<sup>†</sup> · Jun-Yong Park<sup>††</sup> · Seoyeon Kim<sup>†††</sup> · Taesik Kim<sup>††††</sup> · Jinman Jung<sup>†††††</sup>

## ABSTRACT

Excavation work in urban areas can induce ground deformation, which may damage nearby infrastructure. Such ground deformation can result in displacement of paving blocks near the construction site. Accurate measurement of these displacements can serve as an indicator for assessing the potential risks associated with ground deformation. This paper proposes a robust and efficient method for paving block displacement measurement using a 3D laser line sensor mounted on an Unmanned Ground Vehicle (UGV). The proposed method consists of two stages: 2D projection based object detection and measurement through the CPLF algorithm. Experimental results demonstrate that the CPLF algorithm is more efficient compared to the PLF algorithm, achieving an error of 1.36 mm and a processing time of 10.76 ms, confirming that the proposed method ensures robust online measurements with high accuracy in real-world environments with various types of paving blocks and environmental factors using a 3D laser line sensor on a UGV.

Keywords : 3D Laser Line Sensor, 3D Point Cloud, Measurement on UGV, Paving Blocks Monitoring, Ground Deformation

UGV에서 3D 레이저 라인 센서를 이용한  
강건하고 효율적인 이격 측정신 지 우<sup>†</sup> · 박 준 용<sup>††</sup> · 김 서 연<sup>†††</sup> · 김 태 식<sup>††††</sup> · 정 진 만<sup>†††††</sup>

## 요 약

도시 지역에서의 굴착 작업은 지반 변형을 유발할 수 있으며, 이는 인근 인프라에 피해를 줄 수 있다. 지반 변형으로 인해 작업 현장 근처의 보도블록에 변위가 발생할 수 있다. 변위를 정확하게 측정하여 지반 변형의 잠재적인 위험을 평가하는 지표로 사용할 수 있다. 본 논문에서는 UGV에 장착된 3D 레이저 라인 센서를 이용한 강건하고 효율적인 보도블록 이격 측정 방법을 제안한다. 제안 방법은 2D 투영 기반 객체 탐지와 CPLF 알고리즘을 통한 측정의 두 단계로 구성된다. 실험 결과, CPLF 알고리즘이 PLF에 비해 효율적임을 확인했으며, CPLF 알고리즘이 1.36 mm의 오차와 10.76ms의 처리 시간을 보여 제안 방법이 다양한 유형의 보도블록과 환경적 요인이 존재하는 실제 환경에서도 UGV에서 3D 레이저 라인 센서를 이용하여 강건한 온라인 측정을 보장하면서도 높은 정확성을 유지할 수 있음을 확인했다.

키워드 : 3D 레이저 라인 센서, 3D 포인트 클라우드, UGV에서의 측정, 보도블록 모니터링, 지반 변형

## 1. 서 론

도시 지역에서의 굴착 작업은 지반 변형을 초래할 수 있으며, 이는 인근 인프라에 상당한 위험을 초래할 수 있다. 전통

적인 방법은 지반 변형의 잠재적 위험을 정량적으로 평가하고 감지하기 위해 인공 마커, 균열, 보도블록 이격 같은 다양한 지표면에 위치하는 객체의 변위를 측정하였다. 그러나 인공 마커는 추가적인 잠재적 위험과 제약을 초래할 수 있으며, 균열은 분포가 매우 다양하여 일관된 적용에 적합하지 않다. 반면, 보도블록 이격은 작업 현장 인근 보도에 균일하게 분포하여, 지반 변형을 감지하기 위한 신뢰할 수 있는 지표로 사용할 수 있다. 따라서 보도블록 이격의 변위를 모니터링하면, 작업 현장 인근의 지반 변형의 잠재적 위험을 정량화하고 감지할 수 있다. 그러나 모니터링을 위한 기존 이미지 또는 3D Point Cloud Data(PCD) 기반의 연구 대부분은 Unmanned Ground Vehicle(UGV)에서 적시에 정확하게 측정하기 어렵다. 대부분의 이미지 기반 방법은 정확한 측정과 적은 처리 시간으로 다

※ 이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2023-00252501, NRF-2022R1A4A1033 549). 또한, 본 연구는 2024년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업의 연구결과로 수행되었음(2022-0-01127).

† 준 회 원 : 인하대학교 전기컴퓨터공학과 석사과정

†† 비 회 원 : 인하대학교 컴퓨터공학과 학사과정

††† 비 회 원 : 인하대학교 인간중심컴퓨팅연구소 박사후연구원

†††† 비 회 원 : 홍익대학교 건설환경공학과 부교수

††††† 정 회 원 : 인하대학교 컴퓨터공학과 부교수

Manuscript Received : September 5, 2024

Accepted : September 21, 2024

\*Corresponding Author : Jinman Jung(jmjung@inha.ac.kr)

양한 응용 분야에 적용될 수 있으나 정확한 깊이 정보를 제공하지 못하거나, 깊이 정보 제공을 위한 3D 재구성 과정에서 많은 시간이 소요되어 실시간 성능을 제공하기 어려울 수 있다. 반면, LiDAR 또는 레이저 센서를 이용한 3D PCD 기반의 방법은 3차원 정보를 제공하여 이격을 정확하게 측정할 수 있다. 그러나 대량의 3D PCD는 상당한 처리 시간이 필요하다. 따라서 기존 우리의 연구[6-7]는 UGV 상에서 3D 레이저 라인 센서를 이용한 빠르고 정확한 이격 측정을 제안했다. 하지만 기존 우리의 연구는 실험에서 실제 환경에서 존재하는 다양한 유형의 보도블록과 다양한 환경 요인을 반영하지 못하였다.

본 논문에서는 다양한 보도블록 유형과 실제 환경을 고려하여 UGV에서 3D 레이저 라인 센서를 이용한 강건하고 효율적인 이격 측정을 제안한다. 제안 방법은 탐지와 측정 두 단계로 보도블록 이격을 측정한다. 탐지 단계에서는 3D PCD를 2D 이미지로 변환하여 데이터의 차원을 줄이고, 이미지 객체 탐지 모델을 적용하여 처리 시간을 줄인다. 측정 단계에서는 Clustered Piecewise Linear Fitting(CPLF) 알고리즘을 적용하여 빠르고 정확한 측정을 수행한다. 클러스터링을 수행하여 레이저 특성에 의해 명확히 구별되는 데이터 중간부를 제거하고 Piecewise Linear Fitting(PLF)를 적용하여 이격의 너비 및 깊이를 측정한다. 클러스터링을 통해 측정 범위를 최소화하여 처리 시간이 감소한다.

제안 방법은 WeGo-ST 2.0 UGV<sup>1)</sup>와 LMI technologies의 Gocator 2375 3D laser line profile sensor<sup>2)</sup>로 구현되었으며, 기존 실험과 다른 유형의 보도블록에 대해 다양한 환경적 요인을 고려한 실험에서 성능을 평가하였다. 평가 결과, 실제 환경에서도 CPLF 알고리즘은 1.36 mm의 정확도와 10.76ms의 수행시간을 보였다. 추가로 클러스터링을 수행하지 않는 PLF의 적합 처리 시간과 CPLF의 클러스터링 및 적합 처리 시간을 비교 분석하여 클러스터링을 통해 데이터의 크기를 줄이고 단순화하는 CPLF 알고리즘이 효율적임을 확인했다. 제안 방법이 다양한 유형의 보도블록과 환경적 요인에서도 강건하게 높은 정확도와 적은 처리 시간을 유지하는 것을 확인하였다. Fig. 1은 3D 레이저 라인 센서가 설치된 UGV가 모니터링하는 모습을 보여준다.

## 2. 관련 연구

보도블록 이격 또는 균열을 탐지하고 측정하기 위한 기존 연구들은 주로 이미지 또는 3D PCD 기반의 방법을 사용하였다. [1]에서는 캐니 엣지 검출과 멀티 스케일 웨이블릿 변환 등과 같은 전통적인 이미지 분석 기법을 사용하여 균열을 측정하였다. [2]에서는 포장도로 균열을 측정하기 위해 컨볼루션 신경망 기반의 CrackNet을 제안하여 딥러닝 모델의 잠재



Fig. 1. Implementation

력을 보였다. [3]에서는 딥러닝 모델인 U-net과 캐니 엣지 검출 방법을 사용하여 균열을 탐지하고 측정하였다. 기존의 이미지 기반의 방법은 균열 탐지 및 길이, 폭 측정에서 높은 정확도를 보였다. 그러나 단안 카메라만으로는, 정확한 깊이 정보를 측정하기에 제한이 있어 다양한 연구가 진행되었다. [4]에서는 스테레오 비전 방법을 사용하여 이미지 쌍을 3D로 재구성하였다. [5]에서는 레이저 스캐너를 사용하여 수집한 3D PCD로부터 균열을 탐지하고 측정하였다. 그러나 대량의 3D PCD는 많은 처리 시간이 필요하여 UGV 상에서 적시에 정확한 모니터링을 제공하는데 제한이 있다.

따라서 [6-7]에서 우리는 UGV 상에서 3D 레이저 라인 센서를 이용한 빠르고 정확한 보도블록 이격 탐지 및 측정 방법을 제안하였다. 제안 방법은 3D PCD를 2D 이미지로 투영하여 데이터의 차원을 줄여 탐지 속도를 높였으며, 탐지한 측정 대상 객체만 3D PCD에서 추출하여 처리 속도를 줄였다. 측정 단계에서는 CPLF 알고리즘이 클러스터링을 통해 측정에 불필요한 데이터의 중간부를 제거하고 PLF를 적용하여 처리 속도를 줄이고 높은 정확도를 보였다. 그러나 기존 우리의 연구에서 수행한 실험은 다양한 보도블록 유형과 이격 내 다양한 환경 요인을 반영하지 못했다. 본 논문에서는 다양한 보도블록 유형과 이격 내 환경적 요인을 고려한 실험에서 제안 방법이 온라인 측정을 보장하며, 강건하게 높은 정확도를 유지함을 보인다.

## 3. UGV에서 3D 레이저 라인 센서 기반 효율적인 탐지 및 측정

### 3.1 이격 측정 시스템

우리의 제안 방법은 지반 변형의 위험도를 평가하기 위해 UGV에 탑재된 3D 레이저 라인 센서를 이용하여 작업 현장 근처 보도블록의 이격을 측정한다. 본 논문에서 제안하는 3D 레이저 라인 센서를 이용한 강건하고 효율적인 이격 측정은 탐지 및 측정의 2단계로 구성된다. 첫 번째 단계인 탐지는 UGV의 3D 레이저 라인 센서가 수집한 3D PCD를 2D 이미지로 투영하여 3차원 데이터인 PCD를 2차원 데이터로 축소하고 이미지 객체 탐지 모델을 적용하여, 측정 대상 객체인 보도

1) [https://wego-robotics.com/robot/robot03\\_01.php](https://wego-robotics.com/robot/robot03_01.php)

2) <https://lmi3d.com/series/gocator-2300-series/?lang=ko>

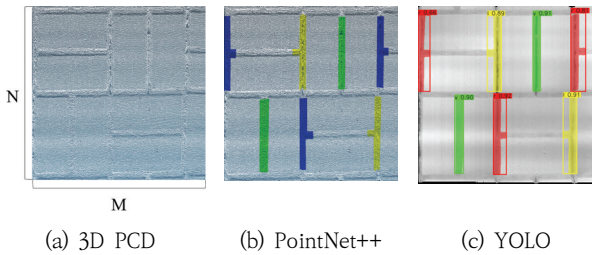


Fig. 2. Visualization of 3D PCD and PointNet++, YOLO Results

Table 1. Latency Evaluation Between PointNet++ and YOLO

Model	Train Latency (second)	Inference Latency (second)
PointNet++ (3D PCD)	8738.93 s	10.27 s
YOLO (2D images)	757.87 s	0.02 s

블록 이격을 탐지하여 3D PCD로부터 추출한다. 두 번째 단계인 측정은 추출한 3D PCD를 선 데이터로 분해하고, 각 선 데이터에 CPLF 알고리즘을 적용하여 이격을 측정한다.

### 3.2 2D 투영을 통한 효율적인 이격 탐지

3D 레이저 라인 센서가 수집하는 선 데이터는  $(x, y, z)$  값으로 이루어진 점  $M$ 개로 구성된다.  $N$ 개의 선 데이터가 수집되면 수집 순서에 따라 결합하여 Fig. 2 (a)에 보이는 것처럼  $N \times M$  크기의 3D PCD를 생성한다. 3D PCD는 3차원 정보를 제공하지만, 처리하기 위해서 2D 이미지보다 더 복잡하거나 전문적인 알고리즘이 필요하다. Table 1은 3D PCD에서 객체를 탐지하는 모델인 PointNet++[8]와 2D 이미지에서 객체를 탐지하는 모델인 YOLO[3]의 학습 및 추론 시간을 보여준다. PointNet++은 8738.93초의 학습 시간과 10.27초의 추론 시간을 보인 반면, YOLO는 757.87초의 학습 시간과 0.02초의 추론 시간을 보였다. 이는 3D PCD 처리가 2D 이미지 처리보다 더 많은 학습 및 추론 시간을 초래함을 보여준다. Fig. 2 (b), (c)는 PointNet++와 YOLO의 결과를 시각화한 결과이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 우리는 3D PCD를 2D 이미지로 투영하여 데이터의 차원을 낮춰 탐지 속도를 높였다. 3D PCD의  $z$ 값을 0에서 255 사이의 값으로 정규화하고, 3D PCD의 크기와 동일한  $N \times M$  크기로 1채널 이미지를 생성한다. 3D PCD의  $x, y$  값을 이용하여 이미지에 대응되는 위치의 픽셀에 정규화한  $z$  값을 투영한다. 생성된 이미지에 이미지 객체 탐지 모델을 적용하여 보도블록 이격을 탐지할 수 있다. 탐지한 객체의 위치 정보를 3D PCD의  $x, y$  값으로 변환하여 3D PCD로부터 측정 대상 객체를 추출한다. Fig. 3은 실제 보도블록 이격으로부터 수집한 3D PCD에 2D 투영 및 이미지 객체 탐지 모델을 적용하여 측정 대상 객체인 보도블록 이격을 탐지하고 추출하여 선 데이터로 분해하는 모습을 보여준다.

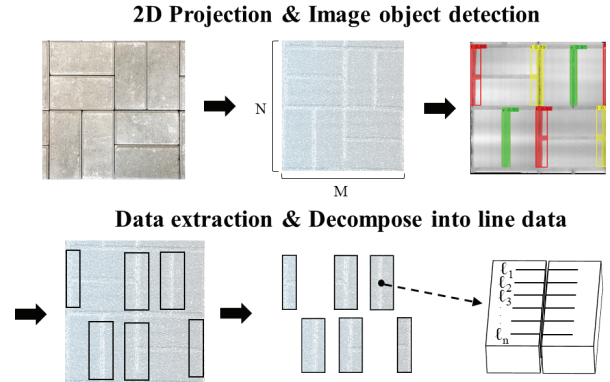


Fig. 3. Data Extraction and Decomposition Through 2D Projection and Image Object Detection

### 3.3 Clustered Piecewise Linear Fitting 알고리즘

CPLF 알고리즘은 추출한 이격의 3D PCD를 선 데이터로 분해하여 각 선 데이터에 적용한다. 분해된 하나의 선 데이터를 구성하는 점들은 모두 같은  $y$  값을 갖는다. CPLF 알고리즘은 클러스터링과 PLF를 적용하여 보도블록에 존재하는 특징점을 찾아 이격을 측정한다. 선 데이터  $l_k$ 에서  $z$  값이 가장 작은 점을 찾은 후, 클러스터링을 적용하여 데이터의 불필요한 부분인 이격의 중간부를 제외하고, 왼쪽 클러스터와 오른쪽 클러스터로 나누어 데이터를 단순화한다. 레이저 라인 센서의 특성에 의해 이격의 중심부와 보도블록 표면 사이의 데이터는 밀도가 낮아 클러스터링을 적용하면 이격의 중심부가 하나의 클러스터로 구별된다. 왼쪽 클러스터와 오른쪽 클러스터에 PLF를 적용하면, 보도블록의 표면과 모따기를 연결하는 특징점을 찾을 수 있다. 왼쪽 클러스터의 특징점과 오른쪽 클러스터의 특징점 사이의 거리를 계산하여 이격의 너비  $w(l_k)$ 를 측정한다. 이격의 중간부를 제외하기 전 찾은 가장 작은  $z$  값과 보도블록 표면과의 거리를 계산하여 이격의 깊이  $z(l_k)$ 를 측정한다. 클러스터링을 통해 데이터를 줄이고 왼쪽 클러스터와 오른쪽 클러스터로 나누어 PLF를 적용하여 적은 처리 시간으로 높은 정확도를 유지한다. Fig. 4는 CPLF 알고리즘 과정을 보여준다.

PLF는 데이터와 주어진 구간 수에 따라 구간을 나누는 적절한 경계점을 찾고, 각 구간에 대해 선형 함수를 적합시킨다. 따라서 데이터의 크기, 형태, 구간 수에 따라 성능이 달라진다. 복잡한 형태의 데이터에 적은 구간 수의 PLF를 적용하면 해당 데이터의 특성을 충분히 반영하지 못해 적절한 경계점을

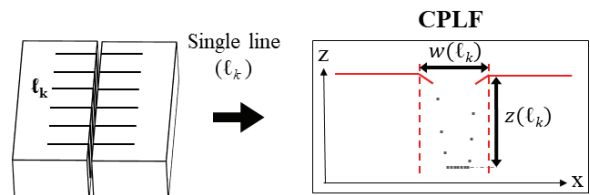


Fig. 4. Clustered Piecewise Linear Fitting

3) <https://docs.ultralytics.com/yolov5/>

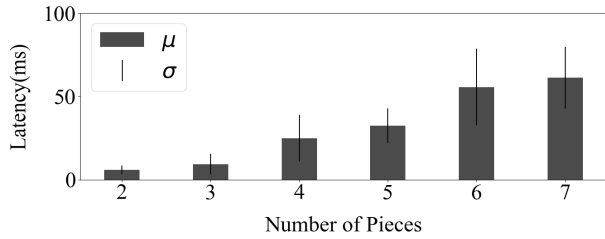


Fig. 5. Latency Depending on the Number of Pieces

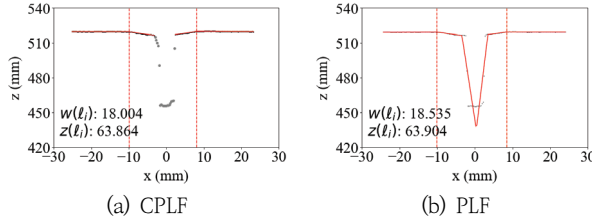


Fig. 6. Examples of CPLF and PLF

찾지 못하고 적합 정확도가 낮아질 수 있다. 반면 데이터의 형태가 단순하면 적은 구간 수의 PLF로도 높은 정확도로 적합할 수 있다. 데이터의 크기 또는 구간 수가 증가하면 PLF의 처리 시간이 증가하여 데이터의 특성에 따라 적절한 구간 수를 설정하는 것이 중요하다. Fig. 5는 구간 수에 따른 PLF의 처리 시간 평균( $\mu$ )과 표준편차( $\sigma$ )를 보여준다. 따라서 이격을 포함하는 선 데이터에 클러스터링을 수행하지 않고 PLF를 적용하려면 제거되지 않은 이격의 중심부를 포함하는 복잡한 형태의 선 데이터를 고려하여 더 많은 구간으로 나누어 적합해야 한다. 클러스터링을 적용하면 이격의 중심부를 제거하여 데이터의 양이 감소하고 형태가 단순해져 적은 구간 수의 PLF를 적용하여 높은 정확도를 유지하며 처리 시간을 줄일 수 있어 효율적이다. Fig. 6은 동일한 선 데이터에 대해 CPLF와 PLF를 적용한 결과를 시각화하여 보여준다. CPLF를 위한 Clustering으로는 scikit-learn의 DBSCAN, PLF로는 scipy의 curve\_fit 함수를 사용하였다.

#### 4. 실험

기존 우리의 연구 [6-7]는 한 가지 보도블록 유형에 대해서만 실험을 수행하였다. 하지만 실제 환경에서는 다양한 보도

블록 유형이 존재한다. 따라서 우리는 다양한 보도블록 유형이 제안 방법에 미치는 영향을 고려하기 위해 실험을 구성하였다. 기존 연구의 모든 실험은 사전학습을 통한 객체 탐지를 수행하였다. 다른 유형의 보도블록에 대해 제안 방법을 수행하려면 추가적인 학습이 필요하다. 그러나 다른 유형의 보도블록도 이미지 객체 탐지 모델에 대한 사전학습을 진행하면 CPLF 알고리즘을 같은 방식으로 적용할 수 있다. 새로운 블록 유형에 대해 제안 방법의 측정 성능을 검증하기 위해 웨이브 블록으로 실험 환경을 구성했다. 추가로 실제 환경에 존재하는 보도블록 이격 내부의 다양한 환경적 요인이 미치는 영향을 살펴보기 위해 흙, 이끼, 풀 등이 존재하는 보도블록 이격들을 실험 환경으로 사용했다. 실험 환경은 B1부터 B8까지 총 8개의 보도블록 이격으로 구성하였다. 실제 환경에서는 같은 보도블록 이격이라도 위치별로 이격의 너비가 달라, 각 보도블록 이격을 Table 2의 3D PCD 시각화한 모습 중 B1에 보이는 것처럼 S1부터 S3까지 총 3개의 구간으로 나누어 구성했다. 각 구간의 실제 너비는 구간의 중심부를 버니어 캘리퍼스 로 측정하여 사용했다. Table 2는 보도블록 이격을 시각화한 모습과 구간별 실제 너비를 나타낸다. 실제 환경에서는 보도블록 이격이 흙, 이끼 같은 다양한 환경적 요인으로 채워져 있어 깊이 측정은 고려하지 않았다. CPLF 알고리즘을 이용하여 모든 보도블록 이격의 구간별 이격을 측정해본 결과 실제 값과 매우 유사한 결과를 보였다. Table 3은 각 보도블록 이격의 구간별 500개의 선 데이터에 대해 CPLF 알고리즘으로 측정된 너비의 절대오차를 히스토그램으로 보여준다. 평균적인 CPLF 알고리즘의 오차를 확인하기 위해 모든 보도블록 이격을 구성하는 선 데이터들에 대해 측정된 너비의 오차를 계산한 결과, 평균 1.36 mm, 표준편차 1.27 mm를 보였다. 오차의 원인으로서는 보도블록 이격 내부의 흙, 이끼 같은 환경적 요인에 의해 일반적인 이격과 달리 다양한 형태를 구성하여, 클러스터링과 PLF에 오류를 발생시킨 것으로 보인다. 하지만 환경적 요인에 의한 오차의 증가에도 불구하고 높은 정확도를 보였다.

다른 유형의 보도블록과 다양한 환경 요인에서도 CPLF 알고리즘이 동일한 처리 시간을 유지하는지 확인하기 위해 처리 시간을 측정했다. CPLF는 하나의 선 데이터당 평균 10.76ms의 처리 시간으로 이전 우리의 연구에서 측정된 CPLF의 평균 처리 시간인 11.81ms와 유사한 처리 시간을 유지했다. Fig. 7

Table 2. Ground Truth of Experimental Environment

Blockjoints	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8
3D PCD Visualization								
S1 width(w)	25.71 mm	24.26 mm	20.10 mm	21.86 mm	21.74 mm	21.58 mm	21.29 mm	18.11 mm
S2 width(w)	23.01 mm	21.83 mm	19.82 mm	21.41 mm	20.89 mm	20.15 mm	20.87 mm	17.97 mm
S3 width(w)	25.02 mm	23.81 mm	19.85 mm	22.47 mm	21.53 mm	21.30 mm	21.36 mm	18.29 mm

Table 3. Measurement Absolute Errors of Width for B1 to B8 Using the CPLF Algorithm

	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8
S1	$\mu: 1.086$ $\sigma: 0.863$	$\mu: 1.513$ $\sigma: 1.077$	$\mu: 1.639$ $\sigma: 1.588$	$\mu: 1.233$ $\sigma: 1.061$	$\mu: 1.622$ $\sigma: 1.322$	$\mu: 1.239$ $\sigma: 1.051$	$\mu: 1.626$ $\sigma: 1.403$	$\mu: 1.049$ $\sigma: 1.173$
S2	$\mu: 1.180$ $\sigma: 0.845$	$\mu: 1.107$ $\sigma: 0.938$	$\mu: 1.245$ $\sigma: 1.195$	$\mu: 0.942$ $\sigma: 0.784$	$\mu: 1.485$ $\sigma: 1.110$	$\mu: 0.720$ $\sigma: 0.725$	$\mu: 1.422$ $\sigma: 1.326$	$\mu: 1.645$ $\sigma: 1.614$
S3	$\mu: 2.204$ $\sigma: 1.966$	$\mu: 1.236$ $\sigma: 1.047$	$\mu: 2.051$ $\sigma: 2.129$	$\mu: 1.400$ $\sigma: 0.847$	$\mu: 1.380$ $\sigma: 0.950$	$\mu: 0.833$ $\sigma: 0.599$	$\mu: 1.363$ $\sigma: 1.105$	$\mu: 1.458$ $\sigma: 1.466$

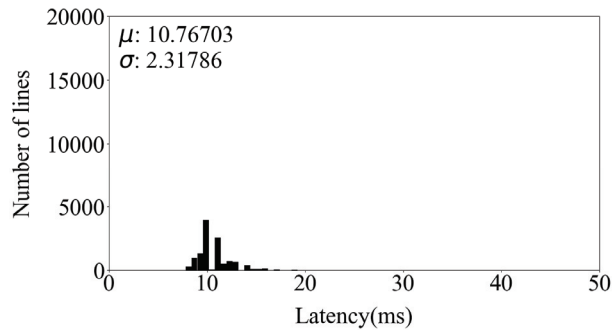


Fig. 7. CPLF Latency

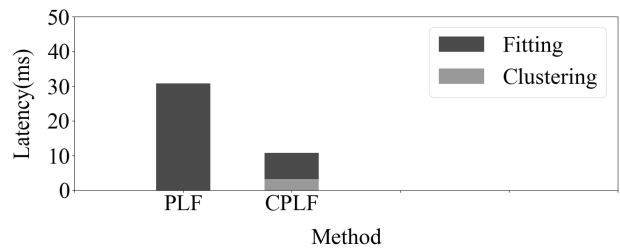


Fig. 8. Clustering and Fitting Latency Between CPLF and PLF

은 12,000개의 선 데이터에 대해 측정된 CPLF 알고리즘의 처리 시간을 히스토그램으로 보여준다. 추가로 CPLF의 효율성을 확인하기 위해 동일한 실험 환경에서 PLF를 수행하고 CPLF의 클러스터링 및 적합 처리 시간과 PLF의 적합 처리 시간을 비교 분석하였다. 선 데이터 하나당 CPLF의 평균 클러스터링 처리 시간은 3.20 ms, 적합 처리 시간은 7.49 ms를 보였고, PLF의 적합 처리 시간은 30.66 ms를 보여, 적은 처리 시간을 갖는 클러스터링을 수행하여 적합 처리 시간을 줄이는 CPLF 알고리즘이 효율적임을 확인했다. Fig. 8은 CPLF와 PLF의 클러스터링 및 적합 처리 시간을 비교하여 보여준다. CPLF는 환경적 요인에 대해 일정한 시간 복잡도를 유지하기 때문에 UGV에서 온라인 측정을 지속적으로 제공할 수 있다. 환경적 요인이 존재할 경우 오차가 증가할 수 있지만, 실험 결과 제안된 방법은 높은 수준의 정확성을 유지할 수 있음을 보여준다. 실험을 위해 GPU로는 NVIDIA GeForce RTX 3060, CPU로는 AMD Ryzen 5 5600 6-Core Processor를 사용했다.

### 5. 결론

도심 지역에서의 굴착 작업은 지반 변형을 유발할 수 있으며, 이는 주변 인프라에 손상을 줄 수 있다. 보도블록은 일반적으로 작업 현장 근처에 위치하면 균일하게 분포하여 지반 변

위를 감지하기 위한 신뢰할 수 있는 지표로 사용할 수 있다. 본 논문에서는 적시에 정확한 지반 변형 감지를 위해 UGV에서 3D 레이저 라인 센서를 사용하여 보도블록 이격을 강건하고 효율적으로 측정하는 방법을 제안한다. 제안 방법은 탐지 및 측정 두 단계로 구성되며, 2D 투영과 CPLF 알고리즘을 통해 처리 시간을 줄이고 정확도를 높였다. 3D PCD 처리 모델인 PointNet++은 10.27초, YOLO는 0.02초의 추론 시간을 보여 2D 투영을 통한 객체 탐지가 효율적임을 증명했다. 새로운 블록 유형과 환경적 요인으로 구성된 실험에서도 CPLF 알고리즘은 평균 1.36 mm의 오차와 10.76 ms의 처리 시간을 보였다. 이는 제안 방법이 실제 환경에서도 UGV에서 온라인 측정을 보장하면서도 강건하게 높은 정확성을 유지할 수 있어, UGV에서 넓은 지역을 탐지하고 측정하기에 적합함을 보인다.

### References

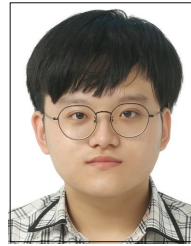
- [1] R. G. Lins and S. N. Givigi, "Automatic crack detection and measurement based on image analysis," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol.65, No.3, pp.583-590, 2016.
- [2] L. Zhang, F. Yang, Y. D. Zhang, and Y. J. Zhu, "Road crack detection using deep convolutional neural network," *2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, IEEE, pp.3708-3712, 2016.

- [3] S. Zhao, F. Kang, and J. Li, "Non-contact crack visual measurement system combining improved u-net algorithm and canny edge detection method with laser range-finder and camera," *Applied Sciences* 12, 10651, 2022.
- [4] Z. Hou, K. C. Wang, and W. Gong, "Experimentation of 3d pavement imaging through stereovision," *International Conference on Transportation Engineering 2007*, pp.376-381, 2007.
- [5] T. Cao, J. Hu, and S. Liu, "Enhanced edge detection for 3d crack segmentation and depth measurement with laser data," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol.36, pp.2255006, 2022.
- [6] J. Shin, T. Kim, Y. Jung, and J. Jung, "Fast and accurate measurement using a 3D laser line sensor on UGVs," *The 2024 Korea Institute of ITS Spring Conference*, pp.20-22, 2024.
- [7] J. Shin., S. Kim., T. Kim. and J. Jung, "Automatic detection and measurement method for road block on UGVs," *Proceedings of the 2023 International Conference on Research in Adaptive and Convergent Systems*, pp.1-3, 2023)
- [8] C. R. Qi, L. Yi, H. Su, and L. J. Guibas, "Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space," *Advances in Neural Information Processing Systems* 30, 2017.



**신 지 우**

https://orcid.org/0009-0001-2753-1368  
 e-mail : jiwoo@inha.edu  
 2023년 인하대학교 컴퓨터공학과(학사)  
 2023년 ~ 현 재 인하대학교  
 전기컴퓨터공학과 석사과정  
 관심분야 : Intelligent Embedded  
 Software, AI Mobility



**박 준 용**

https://orcid.org/0009-0005-7810-2976  
 e-mail : mcleroysane19@inha.ac.kr  
 2021년 ~ 현 재 인하대학교 컴퓨터공학과  
 학사과정  
 관심분야 : Intelligent Embedded  
 Software, AI Mobility



**김 서 연**

https://orcid.org/0000-0001-6027-0887  
 e-mail : sykimme@inha.ac.kr  
 2016년 건양대학교 의료IT공학과(학사)  
 2018년 한남대학교 무인시스템공학과(석사)  
 2022년 한남대학교 정보통신공학과(박사)  
 2022년 ~ 현 재 인하대학교 인간중심  
 컴퓨팅연구소 박사후연구원  
 관심분야 : Intelligent IoT, Embedded Software



**김 태 식**

https://orcid.org/0000-0002-5986-0537  
 e-mail : taesik.kim@hongik.ac.kr  
 2000년 서울대학교 지구환경시스템공학부  
 (학사)  
 2002년 서울대학교 지구환경시스템공학부  
 (석사)

2011년 Northwestern University Civil & Environmental  
 Engineering(박사)  
 2013년 ~ 현 재 홍익대학교 건설환경공학과 부교수  
 관심분야 : Urban Excavation, Wireless Sensor Networks,  
 IoT



**정 진 만**

https://orcid.org/0000-0001-7818-9622  
 e-mail : jmjung@inha.ac.kr  
 2008년 서울대학교 컴퓨터공학과(학사)  
 2014년 서울대학교 전기컴퓨터공학과(박사)  
 2014년 ~ 2021년 한남대학교  
 정보통신공학과 부교수

2021년 ~ 현 재 인하대학교 컴퓨터공학과 부교수  
 관심분야 : Operating Systems, Embedded Systems, System  
 Software