

최종보고서(일반과제용)											보안등급	
											일반[✓], 보안[]	
중정기관양행명	국토교통부					사업명		국토교통기술촉진연구사업				
전문기관명	국토교통과학기술진흥원					내역사업명		국토교통기술혁신연구 (기반연구 유형)				
공고번호	공고-제05호					연구개발과제번호		20CTAP-C157234-02				
국가과학기술 표준분류	EI1101	30%	EE0108	20%	EA0503	20%	EE0201	15%	ED0701	15%		
연구주제	(대분류) 융합기술을 통한 건설 지능화 실현					(중분류) 건설 자동화			(소분류) 자율구동 건설 장비·로봇			
연구개발과제명	국문	자율형 무인 이동식 로봇암을 이용한 딥러닝 기반의 소단면 공동구 내부 구조 물 표면 결함 탐지 자동화 장비 핵심 기술 개발										
	영문	Development of Fundamental Technology for Automatic Detection of Surface Defects in Small-Size Utility Tunnel using Deep Learning using Autonomous Unmanned Mobile Robotic Arm										
주관연구기관	기관명	한국건설기술연구원					사업자등록번호		229-82-01135			
	주소	(우) 10023 경기도 고양시 일산서구 고양대로 283(대화동)					법인등록번호		111241-0002284			
주관연구책임자	성명	이성원					직위		선임위원			
	연락처	직장전화	031-910-0226				휴대전화		010-6401-6418			
		전자우편	swlee@kict.re.kr				국가연구자번호		1084 6118			
연구개발기간	전체	2020. 04. 13 - 2021. 12. 31(1년 9개월)										
	1년차	2020. 04. 13 - 2020. 12. 31(년 9개월)										
	2년차	2021. 01. 01 - 2021. 12. 31(1년 개월)										
연구개발비 (단위 : 천원)	정부지원 연구개발비	기관부담 연구개발비		그 외 기관 등의 지원금				합계			연구개발비 외 지원금	
	현금	현금	현물	현금	현물	현금	현물	현금	현물	합계		
총계	370,000			-	-	-	-	370,000		370,000	-	
1년차	160,000			-	-	-	-	160,000		160,000	-	
2년차	210,000			-	-	-	-	210,000		210,000	-	
공동연구기관 등	기관명	책임자	직위	휴대전화		전자우편				비고		
										역할 기관유형		
공동연구기관	한국생산기술연구원	박재현	선임	010-2287-8145		jh8145@kitech.re.kr						
연구개발담당자 실무담당자	성명	심승보				직위		전임연구원				
	연락처	직장전화	031-910-0395				휴대전화		010-8978-1535			
		전자우편	seungboshim@kict.re.kr				국가연구자번호		1126 5980			

이 최종보고서에 기재된 내용이 사실임을 확인하며, 만약 사실이 아닌 경우 관련 법령 및 규정에 따라 제재
처분 등의 불이익도 감수하겠습니다.

2022년 03월 18일

주관연구책임자 :

이 성 원 (직인)

주관연구개발기관의 장 : 한국건설기술연구원 김 병 석 (직인)

공동연구개발기관의 장 : 한국생산기술연구원 이 낙 규 (직인)

국토교통과학기술진흥원장 귀하

< 요약 문 >

사업명		국토교통기술촉진연구사업				연구개발과제번호			20CTAP-C157234-02			
내역사업명		국토교통기술혁신연구										
국가과학기술표준분류		EI1101	30%	EE0108	20%	EA0503	20%	EE0201	15%	ED0701	15%	
연구주제		(대분류) 융합기술을 통한 건설 지능화 실현				(중분류) 건설 자동화				(소분류) 자율구동 건설 장비·로봇		
연구개발과제명		자율형 무인 이동식 로봇암을 이용한 딥러닝 기반의 소단면 공동구 내부 구조물 표 면 결함 탐지 자동화 장비 핵심 기술 개발										
전체 연구개발기간		2020. 04. 13 - 2021. 12. 31(1년 9개월)										
총 연구개발비		총 370,000천원 (정부지원연구개발비 : 370,000천원, 기관부담연구개발비 : 천원, 지방자치단체 : 천원, 그 외 지원금 : 천원)										
연구개발단계		기초[] 응용[✓] 개발[] 기타(위 3가지에 해당되지 않는 경우)[]				기술성숙도			착수시점 기준(2) 종료시점 목표(5)			
연구개발과제 유형		지정공모 [] 자유공모 [✓]										
연구개발과제 특성		기반연구										
연구 개발 목표 및 내용	최종 목표		자율형 무인 이동식 로봇암을 이용한 소단면 공동구 내부 구조물 결함 탐지 자동화 장비 핵심 기술 개발									
	전체 내용		○ 자율형 이동체 기술: 주행 환경인식 기반의 자율형 무인 이동체 개발 ○ 탑재형 로봇틱스 기술: 무인 이동체 탑재형 검사용 다자유도 머니플레이터 개발 ○ 융합형 센서 기술: Deep Fusion Sensor(딥 퓨전 센서) 기반 3차원 융합형 결함 검사 센서 개발									
	1년차	목표	◦ (목표1-1)자율형 무인 주행을 위한 3차원 환경 인식 및 실내 매핑 기술 ◦ (목표1-2)고해상도 영상과 3차원 포인트 클라우드의 융합을 통한 핵심 센서 기술 개발 ◦ (목표1-3)운영 시나리오별 시스템 설계 및 다자유도 머니플레이터 구성품 제작									
		내용	[목표2-1] ▷ 구동환경 조사 및 선행 기술조사 • 공동구 주행을 위한 공동구 내부 환경조사 및 분석 • 공동구 내부 자율주행 이동체 기술 동향 조사 ▷ 무인 이동체 위치 인식 기술 • UWB 안테나, MCU, 초소형 배터리를 포함하는 UWB 위치인식 센서모듈 개발 • UWB 전파통신을 이용한 거리측정 알고리즘 개발 • TOA (Time-of-Arrival) 기반의 위치인식 알고리즘 개발 ▷ 주행 환경인식 및 제어 플랫폼 기술 • 공동구 내부의 주행환경 분석 • 공동구 내부를 이동하는 자율주행 로봇의 설계사양 선정 • 공동구 내부를 안정적으로 주행하기 위한 자율주행 이동로봇의 주행메커니즘 설계 • 자율주행 이동로봇의 주행 제어 알고리즘 개발 • 자율주행 이동로봇 플랫폼 시제품 제작 ▷ 공동구 내부 3차원 맵 생성 기술 • 3차원 라이다 이용 공동구 HD맵핑 기술 개발 • 공동구 맵 매칭 및 UWB를 이용한 정밀 위치 인식									
			[목표2-2] ▷ 표면 결함 정의 및 선행 기술조사 • 표면 결함에 따른 데이터 확보 및 분류 • 영상 및 포인트 클라우드를 활용한 객체 인식 기술 동향 조사 ▷ 센서 사양 선정 및 개발 환경 구축 • 검사 시나리오에 따른 센서 구성 및 사양 선정 • 센서 구성에 따른 알고리즘 개발 환경 구축 ▷ 다중 영상 기반 표면 결함 탐지 기술 • Multi-Camera(다중 카메라)를 활용한 딥러닝 기반의 표면 결함 탐지 알고리즘 개발 • 파노라마 영상을 위한 다중 카메라 검교정 기술									

			▷ 3차원 센서 기반 표면 결함 탐지 기술 • 3차원 센서를 활용한 공동구 내부 형상 복원 기술 • 3차원 포인트 클라우드 기반 표면 결함 탐지 알고리즘 개발 [목표2-3] ▷ 구동환경 조사 및 선행 기술조사 • 머니플레이터 성능결정을 위한 공동구 및 구동환경 조사 • 다자유도 검사용 머니플레이터 기술 동향 분석 ▷ 운용 시나리오에 따른 시스템 설계 • 운용 시나리오 기반 공동구 내 센서 이동을 위한 자유도 분석 • 탑재 센서에 따른 하중 및 제한조건 분석을 통한 머니플레이터 구성 및 사양 선정 • 외란에 강인한 고강성 다자유도 머니플레이터 상세 설계 ▷ 다자유도 머니플레이터 구성품 제작 • 상세설계 기반 장납기 부품 위주 모듈 발주 및 제작
	2년차	목표	◦ (목표2-1)공동구 내부의 유지보수를 위한 로봇틱스 기반의 무인 이동 플랫폼 기술 ◦ (목표2-2)딥 퓨전 센서 기법을 활용한 인공지능 기반의 융합형 센서 기술 개발 ◦ (목표2-3)공동구 내부 접근성 향상을 위한 다자유도 제어 기술 개발 및 시제품 제작
		내용	[목표2-1] ▷ 3차원 센서 기반 자율 주행 기술 • 검사지역 자동인식 및 주행 경로 생성 • 자율 주행 이동체 실시간 원격 모니터링 기술 개발 • 3차원 라이다 및 비전 기반 장애물 인식 및 극복 메커니즘 개발 ▷ 자율 주행 기반 장애물 극복 기술 • 자율형 무인 이동체 시제품 주행 모션 테스트 • 무인 이동체 장애물 극복 성능 테스트 ▷ 구성 기술 간의 연동/통합 테스트 • 다관절 검사용 머니플레이터 탑재 주행 테스트 • 검사 및 머니플레이터 구동에 따른 이동체 안정성 테스트 [목표2-2] ▷ 표면 결함 탐지용 인공지능 모델 개발 • 영상과 3차원 센서 융합의 RGB-D 영상 검교정 기술 • RGB-D 데이터를 활용한 멀티 태스크 기반의 표면 결함 탐지 알고리즘 개발 ▷ On-Board 타입의 센서 장치 개발 • 엣지 컴퓨팅 기반의 임베디드 시스템 구동 환경 구축 • 다중 센서 인터페이스 개발 및 통신 환경 구축 ▷ 융합형 3차원 센서 시제품 테스트 • 결함 탐지 성능 테스트 및 검증 • 융합 센서를 활용한 시제품 테스트 ▷ 구성 기술 간의 연동/통합 테스트 [목표2-3] ▷ 다자유도 머니플레이터 시제품 제작 • 다자유도 머니플레이터 기구부 및 전장 제작 ▷ 운용 시나리오에 따른 구동경로 생성 • 공동구 표면검사를 위한 머니플레이터 끝단의 최적의 구동경로 생성 ▷ 제어 알고리즘 개발 • 정밀 위치 제어를 위한 제어 알고리즘 개발 ▷ 다자유도 머니플레이터 성능평가 • 무인 이동체 탑재 전 다자유도 머니플레이터 위치 제어 성능평가 ▷ 구성 기술 간의 연동/통합
연구개발성과			소단면 공동구 내부 구조물 결함 탐지를 위한 자율형 무인 이동 점검 로봇 시제품
연구개발성과 활용방안 및 기대효과			○ 활용방안 - 공동구 내부 표면 결함 탐지에 특화된 장비의 고도화를 통해 향후 현장 적용성을 고려하여 시험적용이 가능하도록 개발 - 개발 기술에 포함된 범용성이 높은 기술은 응용분야에 대한 상용화 연구개발 사업으로 연계하여 기술을 개선하여 활용범위를 확대

	○ 기대효과 - 융합형 센서 기술은 기존의 콘크리트 구조물에 대한 점검/진단 기술의 한계로 인해 파악이 어려웠던 콘크리트 내부 표면을 정확히 점검/진단하기 위한 새로운 기술로 세계적으로 점검/진단 분야의 선점 기대 - 공동구 내부 검사 및 진단 기술의 확대 적용을 위한 원천 기술을 본 과제를 기반으로 하여 향후 사업화로 연계 발전시켜 유지관리 시장에서 새로운 분야를 창출할 것으로 기대											
연구개발성과의 비공개여부 및 사유	해당없음											
연구개발성과의 등록· 기탁 건수	논문	특허	보고서 원문	연구 시설· 장비	기술 요약 정보	소프트 웨어	표준	생명자원		화합물	신품종	
								생명 정보	생물 자원		정보	실물
	4	3(출원)				2						
연구시설·장비 종합정보시스템 등록 현황	구입기관	연구시설· 장비명	규격 (모델명)	수량	구입 연월일	구입가격 (천원)	구입처 (전화)	비고 (설치장 소)	ZEUS 등록번호			
국문핵심어 (5개 이내)	로봇암		무인 이동체		결함탐지		공동구		딥러닝			
영문핵심어 (5개 이내)	Robotic Arm		UAV		Defects Detection		Utility Tunnel		Deep Learning			

< 목 차 >

1. 연구개발과제의 개요	1
2. 연구개발과제의 수행 과정 및 수행내용	3
3. 연구개발과제의 수행 결과 및 목표 달성 정도	17
4. 목표 미달 시 원인분석(해당 시 작성)	29
5. 연구개발성과 및 관련 분야에 대한 기여 정도	29
6. 연구개발성과의 관리 및 활용 계획	30
7. 참고 문헌	32

부록 보고서

별첨자료(성과 증빙자료 등)

1. 연구개발과제의 개요

1) 연구개발과제의 최종 목표

- 자율형 무인 이동식 로봇암을 이용한 소단면 공동구 내부 구조물 결함 탐지 자동화 장비 핵심 기술 개발



2) 연구개발과제의 연차별 목표

- 자율형 이동체 기술: 주행 환경인식 기반의 자율형 무인 이동체 개발
 - 자율형 무인 주행을 위한 3차원 환경 인식 기반의 장애물 극복 기술
 - 공동구 내부의 유지보수를 위한 로봇틱스 기반의 무인 이동 플랫폼 기술
- 탑재형 로봇틱스 기술: 무인 이동체 탑재형 검사용 다자유도 머니플레이터 개발
 - 운영 시나리오별 시스템 설계 및 다자유도 머니플레이터 구성품 제작
 - 공동구 내부 접근성 향상을 위한 다자유도 제어 기술 개발 및 시제품 제작
- 융합형 센서 기술: 딥 퓨전 센서 기반 3차원 융합형 결함 검사 센서 개발
 - 고해상도 영상과 3차원 포인트 클라우드의 융합을 통한 핵심 센서 기술 개발
 - 딥 퓨전 센서 기법을 활용한 인공지능 기반의 융합형 센서 기술 개발

구분	연구개발목표	핵심 연구개발성과 (연구개발성과물)	현재 국내·외 기술수준	연구개발 목표치	목표치 설정 근거	가중치 (%)
1년차 (2020)	자율형 무인 주행을 위한 3차원 환경 인식 및 실내 매핑 기술	자율 주행형 이동체 확보, 이동체 위치 인식 및 주행환경 3차원 맵 생성 기술	[이동체 위치오차] 2cm	10cm 미만	미국/Adapt	30
	운영 시나리오별 시스템 설계 및 다자유도 머니플레이터 구성품 제작	결함 탐지를 위한 다자유도 머니플레이터의 설계안	[머니플레이터 위치오차] 5mm	-	Loupos et al. (2018)	30
	고해상도 영상과 3차원 포인트 클라우드의 융합을 통한 핵심 센서 기술 개발	고해상도 영상과 3차원 포인트 클라우드를 활용한 결함(균열) 측정 기술	[융합센서 정확도] 95 % (IoU: 50% 이상)	95% (IoU: 50% 이상)	Kim and Cho, 2018	40
2년차 (2021)	공동구 내부의 유지보수를 위한 로보틱스 기반의 무인 이동 플랫폼 기술	자율 주행형 이동체 운용 및 제어 플랫폼	[이동체 위치오차] 2cm	5cm 미만	미국/Adapt	30
	공동구 내부 접근성 향상을 위한 다자유도 제어 기술 개발 및 시제품 제작	다자유도 머니플레이터 시제품 제작 및 제어 기술 개발	[머니플레이터 위치오차] 5mm	5mm	Loupos et al. (2018)	30
	딥 퓨전 센서 기법을 활용한 인공지능 기반의 융합형 센서 기술 개발	스테레오 비전 기반 3차원 균열 측정 시제품 개발	[융합센서 정확도] 95 % (IoU: 50% 이상)	95% (IoU: 60% 이상)	Kim and Cho, 2018	40

2. 연구개발과제의 수행 과정 및 수행 내용

- 융합형 센서 기술: 딥 퓨전 센서 기반 3차원 융합형 결함 검사 센서 개발 (Shim et al. 2020a, Shim et al. 2021)
- 계층적 심층 신경망을 활용한 균열 탐지 알고리즘 개발
 - 콘크리트에서 발생하는 균열을 탐지하기 위해 일반적으로 자기부호화 구조를 가지는 심층 신경망사용
 - 이는 자율주행 분야에 사용되는 구조로 건설 분야에 적합한 심층신경망 구조의 필요성 증대
 - 이 연구에는 그림 1과 같이 계층적 구조를 가진 심층 신경망을 제안하여 인식 성능을 향상

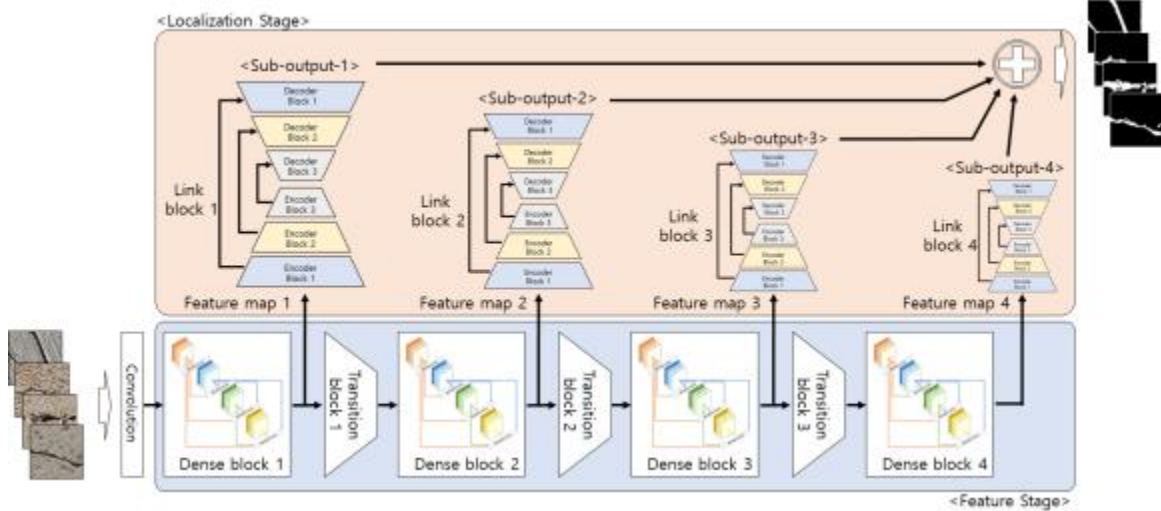


그림 1 계층적 심층 신경망, (Shim et al. 2020b)

- 계층적 심층 신경망의 구성과 특징
 - 특징 추출 단계(feature stage): 다양한 크기로부터 전경(foreground)과 배경(background)을 구분할 수 있는 특이점을 생성하는 역할을 수행하는 단계로 다양한 균열의 크기에 강인한 인식 성능을 갖도록 함
 - 위치 결정 단계(localization stage): 다양한 크기로 생성된 feature로부터 균열의 위치를 결정하는 단계로 Sub-output-1에서는 미세 균열 영역이 추출되고, Sub-output-4에서는 큰 균열 영역이 추출되어 이들의 평균을 최종 결과로 산출함
- 표 1과 같이 비교 실험결과, 자율 주행 분야에서 사용되는 SegNet의 성능과 비교했을 때, M.IoU와 F1이 각각 2.358%와 2.842%만큼 향상

표 1 심층 신경망 성능 비교 결과

Model	Evaluation Metrics [%]	
	M. IoU	F1
SegNet	84.894	84.035
FRRN	86.197	85.589
LinkNet	86.986	86.549
Proposed	87.252	86.877

- 딥러닝 알고리즘을 적용한 균열 탐지 및 스테레오 비전을 활용한 균열 측정 기술 (그림 2)
 - 크기: 200x170x145mm, 전격 전원: 19V(3A), 통신선: LAN cable
 - 융합 센서 시제품의 후면에 머니플레이터와 연결이 될 수 있도록 4개의 tap 확보
 - 이 센서 모듈은 ZED 스테레오 비전 카메라, 조명장치, 연산 장치로 구성되어 조명을 손상 영역에 비추고 카메라를 통해 촬영 수행
 - 스테레오 카메라와 조명 장치는 연산장치의 USB C-Type 포트로부터 전원을 공급받아 동작하고 촬영된 영상의 해상도는 FHD(1920x1080)급 2장으로 동일한 포트를 통해 송신

- 연산 장치는 Jetson AGX Xavier를 카메라부터 얻은 영상으로부터 딥러닝 알고리즘을 적용하여 균열 영역을 탐지 후 그 결과를 전송함
- 통신 방식은 UDP방식과 TCP방식을 동시에 사용하여 이동체와 머니플레이터는 UDP 통신방식으로 제어하고, 원격관리시스템과는 TCP 통신방식으로 데이터를 송수신함
- 연산 장치에 설치되는 소프트웨어 라이브러리
 - 균열 탐지를 위한 딥러닝 인공지능 프레임워크: Python 3.7, PyTorch
 - 스테레오 비전 기반 균열 측정을 위한 라이브러리: OpenCV, Open3D, Numpy



그림 2 융합 센서 시제품의 설계도와 구성품

- 준지도 학습(적대적 학습) 기반 균열 인식 성능 고도화 기술 개발 (Shim et al. 2020b)
 - 준지도 학습 중 하나인 적대적 학습을 그림 3과 적용하여 균열 탐지 성능을 향상시키는 기술 개발
 - 동일한 수의 입력 영상과 라벨 영상을 활용한 지도학습과 비교하여 적은 수의 라벨 영상만으로도 더 높은 인식 성능을 얻을 수 있다는 장점 보유
 - 콘크리트 균열 영상은 4,000장이지만, 라벨 영상은 1,200 정도 보유하고 있어 이들을 학습 데이터로 활용하여 적대적 학습 기술을 구현
 - 균열 탐지를 위한 적대적 학습 구조
 - 분할(Segmentation) 신경망의 지도 학습: 라벨 데이터 세트를 이용한 학습으로 균열 영상이 분할 신경망을 통과하여 얻은 예측 영상이 라벨 영상과 동일하도록 신경망의 가중치를 변화시키는 학습
 - 판별자(Discriminator) 신경망의 적대적 학습: 예측 영상과 라벨 영상의 진위를 구분하는 역할을 수행하는 신경망으로 동시에 예측 영상을 라벨 영상과 더욱 유사한 가짜(pseudo) 라벨 영상을 만들어내는 역할도 수행하는 학습
 - 분할(Segmentation) 신경망의 준지도 학습: 판별자 신경망으로부터 생성된 가짜 라벨 영상을 이용하여 다시 분할 신경망에 적용하여 균열의 탐지 성능을 높이는 학습

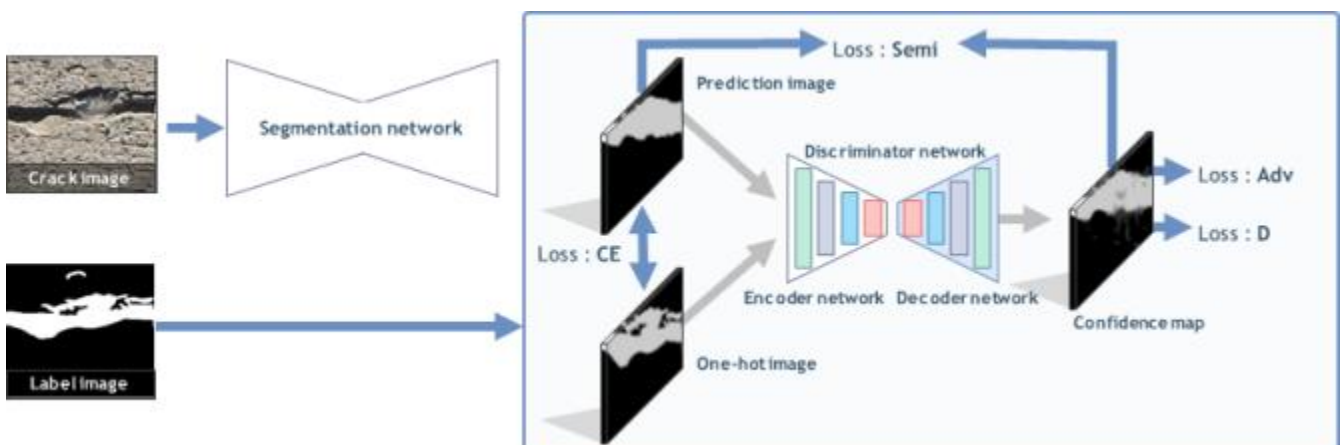


그림 3 콘크리트 균열 탐지를 위한 적대적 학습 구조

- 4.05%의 M.IoU와 4.75%의 F1만큼의 인식 성능이 향상되어 적은 수의 라벨 영상을 사용하더라도 인식을 성능을 높일 수 있다는 점을 확인

– 앙상블 판별자 기반의 적대적 학습 기술 기반 인식 성능 향상 기술

- 균열 탐지용 딥러닝 알고리즘의 단점은 새로운 환경 조건의 균열 영상에 적용했을 때, 그 성능이 떨어진다는 것인데 이는 학습용 알고리즘이 데이터 의존적이기 때문임
- 이러한 점을 개선하기 위하여 본 연구에서는 적대적 학습을 통해 새로운 균열 영상에서 나타나는 성능 저하를 줄이고자 함
- 알고리즘 개발을 위해 표 2와 같이 학습용 데이터 세트 구성: 기존의 균열 영상 데이터 세트(O-Image), 새로운 균열 영상 데이터 세트(N-Image)로 정의
 - O-Images: Middle East Technology University (METU)에 있는 콘크리트 건물에서 촬영된 균열 영상 (Ozgenel and Sorguc, 2018)과 Utah State University (USU)에서 제공되는 균열 영상 (Dorafshan et al . 2018)
 - N-Images: Liu et al. (2019)의 연구에서 사용된 콘크리트 영상
- 균열 영상의 데이터 구성은 학습용으로 6897장과 검증용으로 574장으로 이루어져 있으며, N-Image는 준지도 학습용으로 라벨 영상 없이 균열 영상으로만 구성
- 검증용 데이터 세트는 299장의 O-Image와 275장의 N-Image로 구성되어 있는데, 이처럼 유사한 비율로 두는 이유는 두 데이터 세트 모두에서 우수한 성능을 갖는 균열 탐지 알고리즘을 선별하기 위함임
- N-Image를 일괄적으로 균열 영상만으로 구성하는 이유는 새로운 환경의 균열 영상을 접했을 때 그에 해당하는 라벨 영상을 확보하는 시간을 줄이기 위함임

표 2 학습 데이터 구성도

데이터 종류		학습용		검증용		합계	
		손상	정상	손상	정상	손상	정상
O-Images	Labeled	897	897	299	299	1,196	1,196
	Unlabeled	3,000	-	-	-	3,000	-
N-Images	Labeled	-	-	275	275	275	275
	Unlabeled	3,000	-	-	-	3,000	-
Total Images	Labeled	897	897	574	574	1,471	1,471
	Unlabeled	6,000	-	-	-	6,000	-

- 앙상블 판별자 신경망을 활용한 적대적 학습의 구조는 그림 4와 같이 라벨 데이터 기반 학습과 비라벨 데이터 기반 학습으로 이루어짐
- 이중 비라벨 데이터 기반의 학습은 균열 영상으로부터 컨피던스 맵(Confidence map)을 생성하여 보다 정확한 가짜 라벨 영상을 만드는 것으로 이를 위해 판별자 신경망의 성능을 높이기 위하여 앙상블 기법을 적용하였음
- 아울러 비라벨 데이터 기반 학습에서 O-Image와 N-Image의 최적 혼합 비율을 선정하여 탐지 성능을 높이는 방법을 제시함
- 여러 판별자 신경망으로 얻은 결과 영상 간의 균형을 맞추기 위하여 앙상블 가중치를 곱하여 보다 높은 성능의 균열 탐지 알고리즘을 개발하였음
- 균열의 탐지 성능을 분석해보면 우선 O-Image와 N-Image의 혼합 비율을 75:25로 적용하고 앙상블 기법을 적용했을 때, 인식 성능은 84.43% M.IoU와 82.78% F1로 가장 높은 성능을 보임
- 3개의 판별자 신경망 간의 가중치는 1.2, 1.0, 0.8을 하였을 때 가장 적절한 조합으로 나타났고, 최종적인 탐지 성능은 84.53% M.IoU와 82.91% F1이 됨

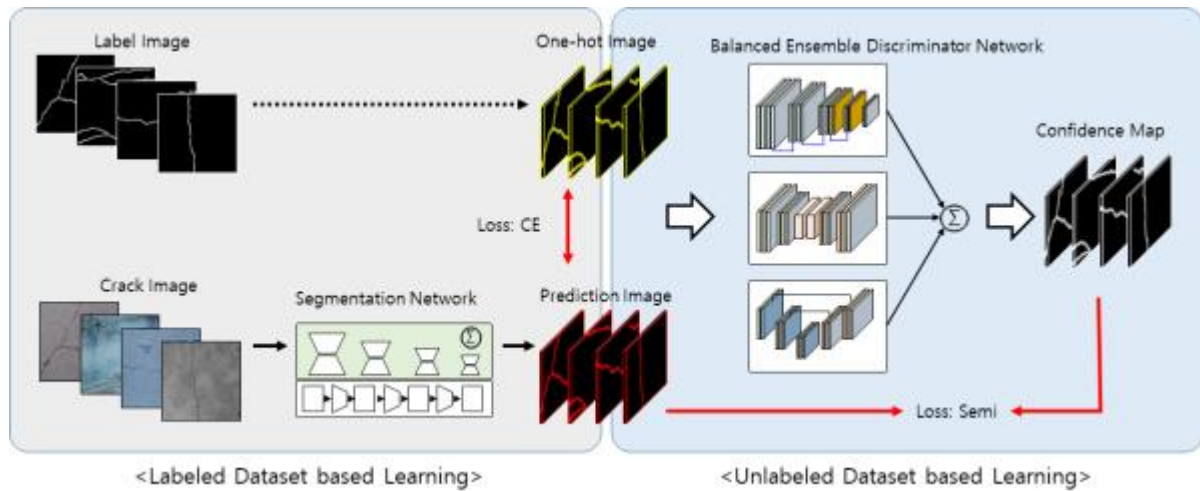


그림 4 콘크리트 손상 탐지를 위한 양상블 판별자 기반 적대적 학습 구조

- 가상의 균열을 이용한 균열 탐지 성능 향상 기술 개발 (도로 균열 ↔ 콘크리트 균열)
 - 본 연구에서는 딥러닝 알고리즘을 위한 DB 구축 전략으로 Open data를 활용하는 방법뿐만 아니라 가상의 균열 영상을 이용하는 방법도 활용
 - 콘크리트의 균열과 도로 균열의 형상은 서로 비슷하지만, 재질과 색상에 차이가 존재하여 이를 영상 변환 기법을 통해 변환된 콘크리트 균열과 변환된 도로 균열을 생성하는 기술 개발
 - 영상 변환을 위한 심층 신경망의 구조는 그림 5와 같이 CycleGAN을 사용하는데, 이는 총 2개의 생성자 신경망과 2개의 판별자 신경망으로 구성되어 있음
 - 생성자 신경망의 역할은 도로 균열 영상과 콘크리트 균열 영상간의 변환하는 것이고, 판별자 신경망은 변환된 영상과 원본 영상의 진위를 구별하는 역할을 수행함
 - 결과적으로 그림 5과 같이 도로 균열 영상과 콘크리트 균열 영상을 입력으로 하여 상호간의 변환이 되도록 학습을 수행함

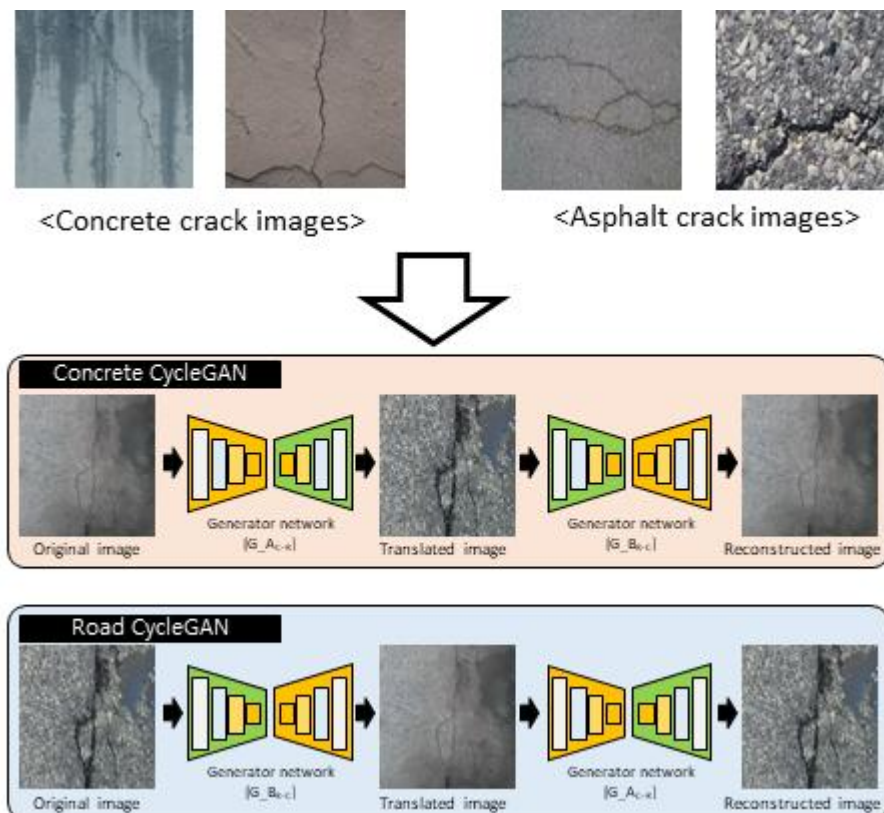


그림 5 도로 균열과 콘크리트 균열간의 영상 변환 기법 구조 - CycleGAN

- 변환된 결과는 그림 6과 같이 균열의 형상은 변함이 없고, 재질과 색상만 변환되어 실제 콘크리트 균열과 유사하게 나타남
- 이렇게 변환 영상을 활용하여 준지도 학습을 수행할 경우 약 3%의 인식성능 향상이 나타남

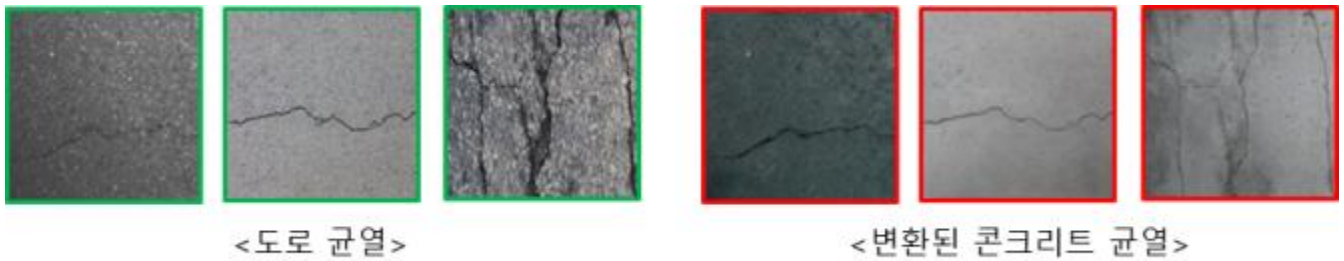


그림 6 도로 균열 영상과 변환된 콘크리트 균열 영상

- 스테레오 비전 기반 삼각 측량을 이용한 균열 측정 기술
 - 스테레오 비전을 통한 측량을 위해서는 우선 homography 행렬을 이용한 중첩된 균열 영역이 필요함
 - Homography 행렬은 영상의 촬영 화각을 변환하는 행렬로 좌 카메라에서 촬영한 영상을 마치 우 카메라의 시점에서 바라보는 것처럼 변환하는 역할을 함
 - 그림 7의 (좌)균열 탐지 결과를 변환하여 (우)균열 탐지 결과와 중첩시켜 중첩된 영역을 확보
 - 이 중첩된 영역의 하나의 화소가 향후에 하나의 3차원 포인트로 복원됨

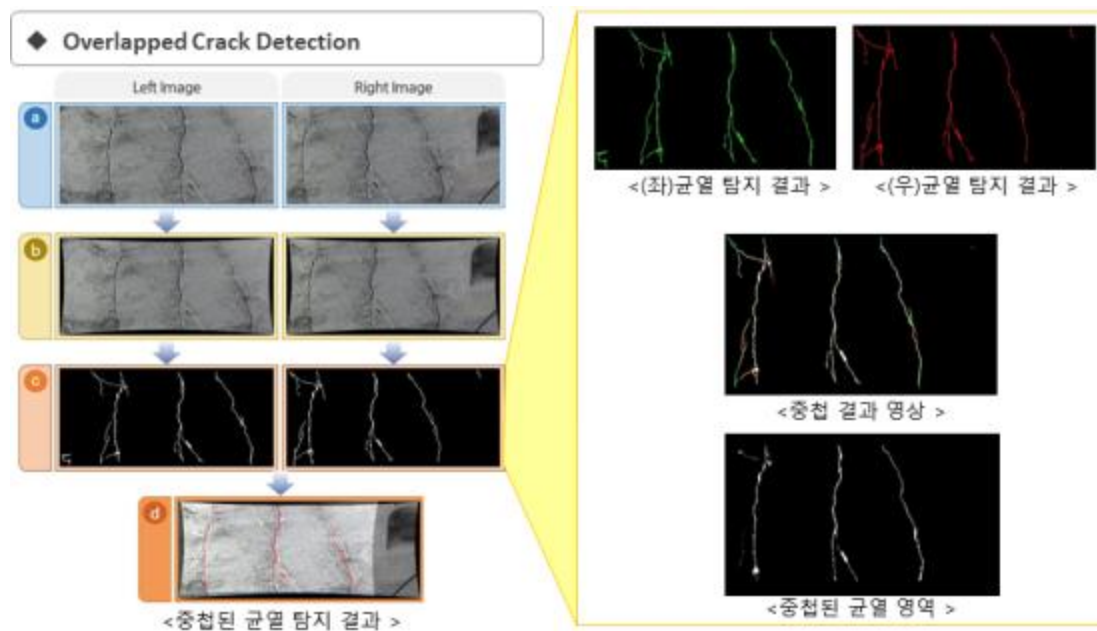


그림 7 스테레오 비전으로부터 중첩된 균열 영역 생성 기법

- 중첩된 균열 영역의 화소가 3차원 포인트가 되기 위해서는 그림 8과 같이 삼각 측량 공식이 필요
- P_L 과 P_R 은 중첩된 균열 영역의 한 화소가 원래의 (좌)균열 탐지 결과와 (우)균열 탐지 결과에서의 위치를 의미함
- 이 P_L 과 P_R 와 제조사가 제공하는 ZED 카메라의 내부 파라미터와 외부 파라미터를 이용할 경우 3차원 포인트로 복원되고, 이를 모든 중첩된 균열 영역으로 확대할 경우 3차원 포인트 클라우드로 나타남

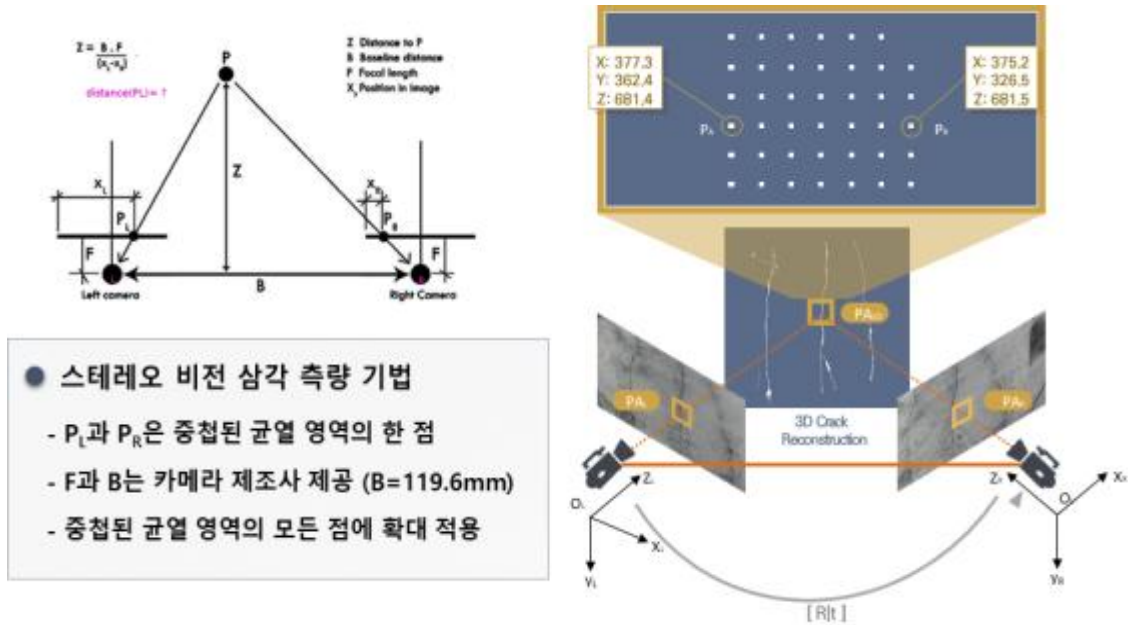


그림 8 스테레오 비전 기반 삼각 측량 기법을 통한 균열 측정 기법

- 스테레오 비전을 이용한 균열 측정 성능
 - 균열의 물리적인 크기를 측정한 결과에 관한 정확도를 검증하기 위하여 QR 코드 방식과 비교 실험
 - QR 코드 방식은 카메라를 통해 균열을 촬영할 때, quick response(QR)를 포함하여 영상을 획득한 후 QR 코드의 대각 길이를 이용하여 스케일 정보 입력
 - 예를 들어, 실제 대각의 길이 52mm인 QR 코드를 카메라로 촬영했을 때, 대각의 길이에 할당된 화소의 수가 52개이면 한 화소의 길이는 1mm로 간주할 수 있음
 - 이때 균열의 두께가 3개의 화소로 구성되어 있으면 균열의 실제 물리적인 두께는 3mm로 볼 수 있음
 - QR 코드 방식과 스테레오 비전 방식을 활용하여 측정한 균열의 크기를 비교하기 위하여 그림 9와 같이 비교 실험을 수행함
 - 카메라의 field of view (FOV)에 QR 코드가 촬영될 수 있도록 균열 지점 근처에 부착
 - FOV 내에서 균열이 있는 영역을 region of interest (ROI)로 설정하여 두 측정 방식의 비교 영역으로 활용하고, 이 ROI 내에서 임의의 세 지점(bounding box, BB)을 선정하여 균열의 두께를 비교하는 지점으로 설정
 - 스테레오 카메라로 대상을 촬영한 후 왼쪽 영상에서 QR 방식을 적용하고, 두 영상에는 스테레오 비전 방식을 적용하여 균열의 두께를 측정

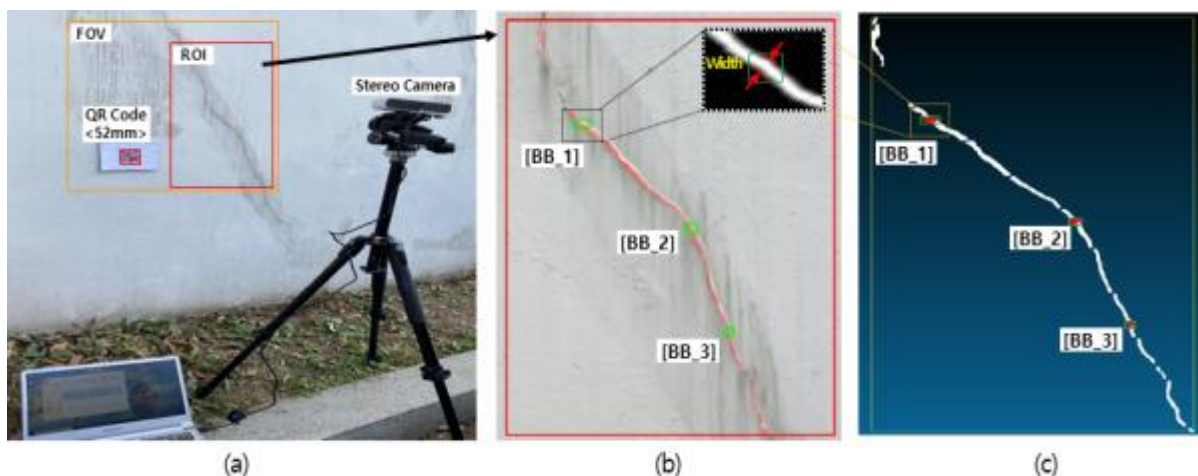


그림 9 QR 코드 방식과 스테레오 비전 방식 비교 실험

- 실험에 사용한 균열의 수는 총 5개이고 각각의 균열에서 3개의 BB를 추출하여 총 15개의 두께를 비교하여 오차 분석함 (표 3 참조)
- 총 5개의 측정된 균열의 크기를 비교한 결과 평균적인 오차는 0.16mm, 0.11mm, 0.25mm, 0.03mm, 0.02mm로 나타났고, 평균 오차는 0.11mm임
- 정확도는 QR 코드 방식으로 얻는 측정 결과를 기준으로 했을 때, 스테레오 비전 방식의 측정 결과를 비율로 산출하였고, 그 결과 93.54%로 나타남

표 3 균열 측정 실험 결과 (mm)

구분	측정 지점	Crack1	Crack2	Crack3	Crack4	Crack5
QR 방식	BB_1	1.16	2.51	2.98	0.98	1.35
	BB_2	2.34	3.64	2.17	0.98	1.31
	BB_3	1.30	1.28	2.11	1.77	1.47
스테레오 방식	BB_1	1.00	2.46	3.37	0.96	1.32
	BB_2	2.47	3.74	2.18	1.03	1.29
	BB_3	1.50	1.08	1.77	1.76	1.48
오차	BB_1	0.16	0.05	0.39	0.02	0.03
	BB_2	0.13	0.10	0.01	0.05	0.02
	BB_3	0.20	0.20	0.34	0.01	0.01
	Avg.	0.16	0.11	0.25	0.03	0.02
정확도 (%)	BB_1	86.21	98.01	86.91	97.96	97.78
	BB_2	94.44	97.25	99.54	94.90	98.47
	BB_3	84.62	84.38	83.89	99.44	99.32
	Avg.	88.42	93.21	90.11	97.43	98.52

- 영상을 이용한 탐지 기술의 장점은 높은 해상도의 카메라로 대상을 촬영하여 높은 분해능을 가진다는 점이지만, 단점은 스케일 정보가 없으므로 정확한 물리적 크기를 인식하기 어려움
- 균열의 크기를 측정할 때, QR 코드 방식과 비교하여 스테레오 비전 방식의 장점은 스케일 정보를 간단하게 입력할 수 있다는 점으로 고층 건물과 같이 작업자가 쉽사리 접근할 수 없는 영역의 손상 크기를 비접촉 방식으로 측정 가능함
- 실제 측정된 결과는 그림 10과 같이 서로 유사한 형상으로 나타남

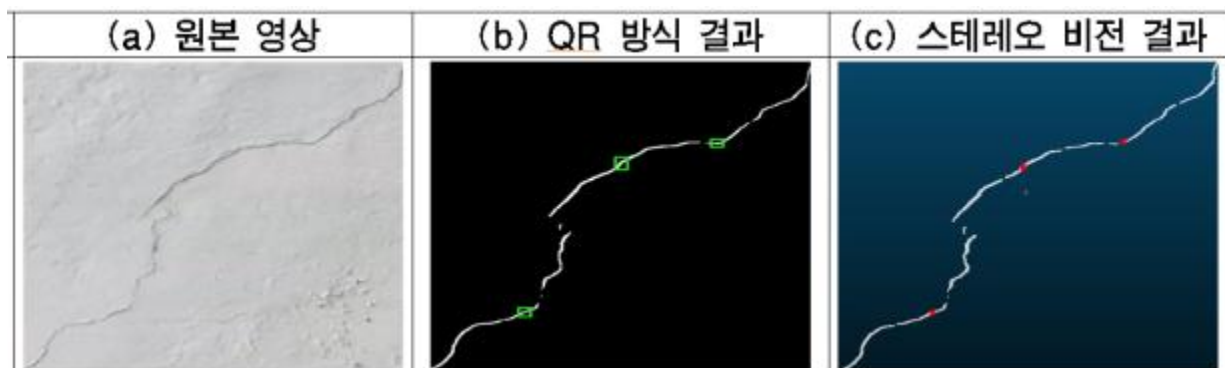


그림 10 QR 코드 방식과 스테레오 비전 방식의 측정 결과 영상

○ 탑재형 로봇릭스 기술: 무인 이동체 탑재형 검사용 다자유도 머니플레이터 개발

- 다자유도 머니플레이터 시제품 제작

· 다자유도 머니플레이터 기구부 제작

- 본 연구의 머니플레이터는 4자유도 머니플레이터로 1축은 제일 하부에 위치해 Theta-Z 방향으로 구동하며 2,3,4축은 링크가 한 평면상에 위치하여 Theta-X방향으로 구동 (그림 11)
- 머니플레이터가 구동 시 필요한 부하조건 및 운전조건을 기반으로 모터, 감속기, pulley 비 등을 선정하고 설계 내용을 기반으로 기구부 제작 (그림 12)
- 하부에는 무인 이동체와 결합을 위한 지그 제작

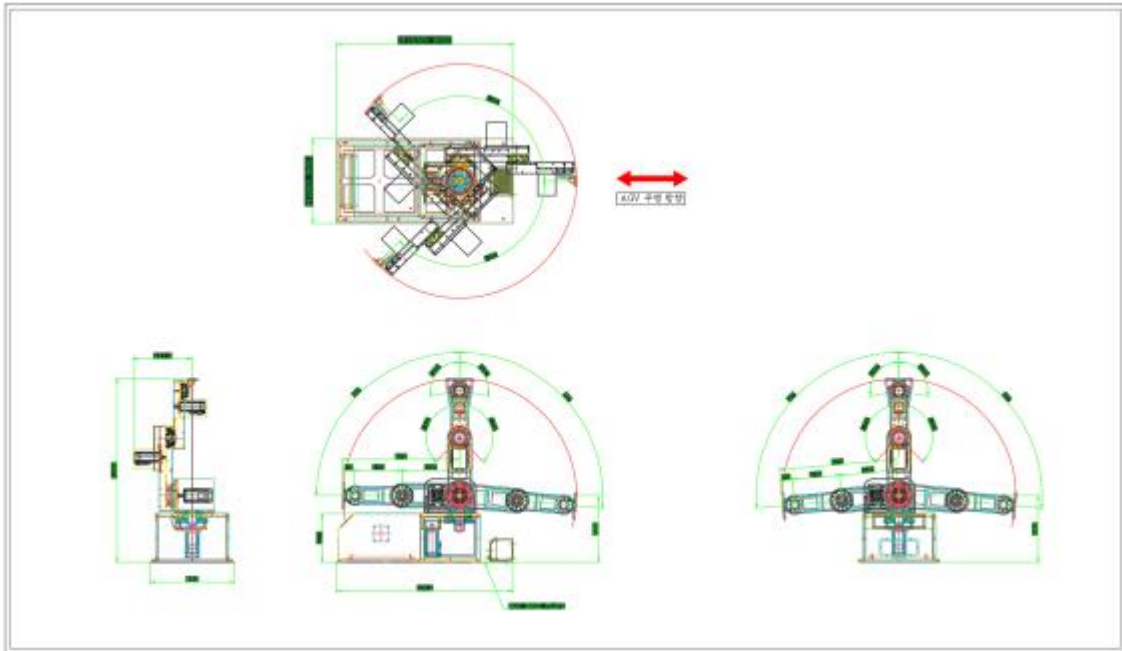


그림 11 다자유도 머니플레이터 2D 설계도

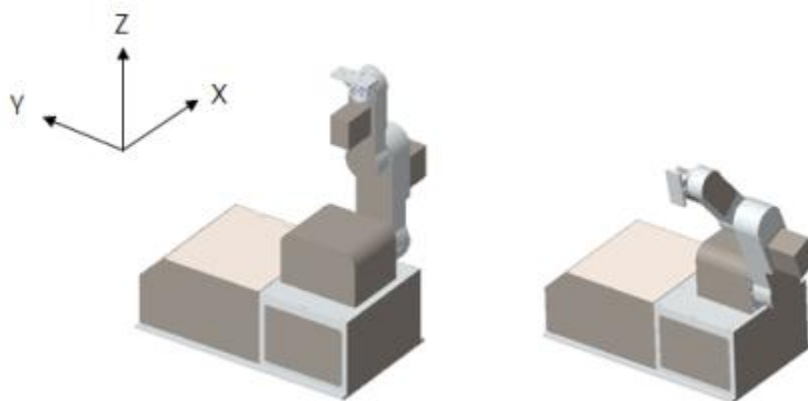


그림 12 다자유도 머니플레이터 3D 설계도

· 다자유도 머니플레이터 전장부 제작 (그림 13)

- 독자적으로 움직이기 위한 배터리와 충전, 방전 단자로 구성된 전원공급부 제작
- 제어기, 서보드라이버 등으로 구성되어 외부와 통신 및 제어 프로그램 구동을 위한 제어부 제작



<다자유도 매니퓰레이터 기구부>

<다자유도 매니퓰레이터 전장부>

그림 13 다자유도 매니퓰레이터 기구부 및 전장부

- 운용 시나리오에 따른 구동경로 생성

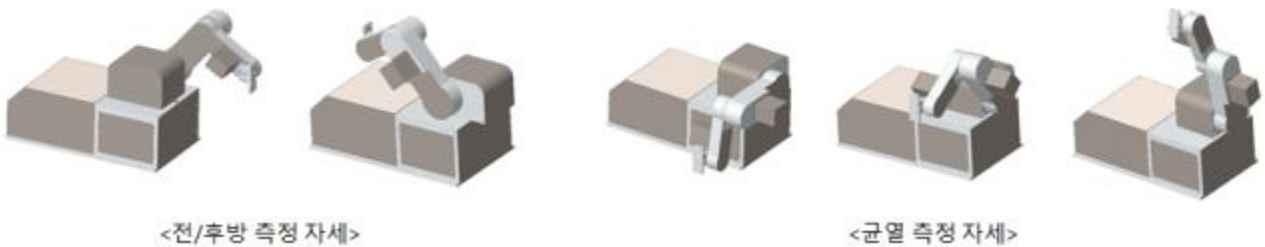


그림 14 측정 상황에 따른 매니퓰레이터 자세

- 전/후방 측정을 위한 경로 생성 (그림 14)
 - 전/후방 측정 자세는 무인 이동체의 전/후진을 위한 자세이며 카메라 측정 시 Homing 자세와 측정 전/후로 자세를 위한 경로 생성
 - 1축의 회전 및 1축 고정 시 다른 축을 이용해 전/후방 측정을 위한 경로 생성
- 균열 측정을 위한 경로 생성
 - 균열 측정을 위해 카메라를 벽면을 향하는 자세가 필요하며 자세를 위한 경로 생성
 - 카메라 화각 및 소단면 공동구 크기를 고려한 여러 단계의 측정 경로 생성

- 제어 알고리즘 개발

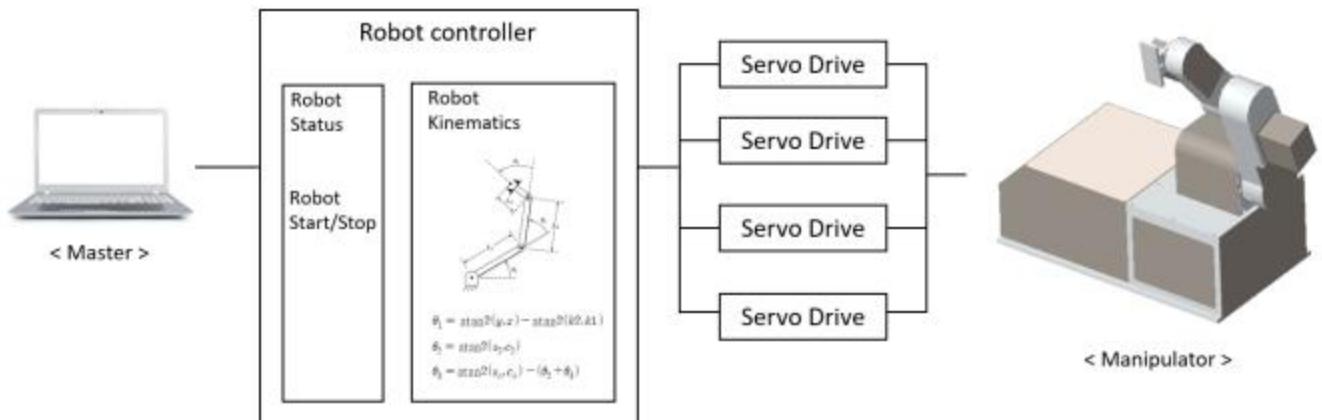


그림 15 다자유도 매니퓰레이터 제어 구성

- 다자유도 매니퓰레이터 제어 구성 (그림 15)
 - 카메라를 통해 좌표가 형성되면 컨트롤러 상의 역기구학 해석을 통해 축 별로 필요한 각도 계산

- 각 축의 각도는 서보드라이버를 통해 머니플레이터의 각 모터를 구동하여 끝단 이동
- 다자유도 머니플레이터 역기구학
 - 머니플레이터의 수학적 모델링을 통해 역기구학 해석 (그림 16)
 - 1축을 제외한 2,3,4축은 한 평면상에서 구동하기 때문에 링크를 한 평면에 배치하여 역기구학 계산 (그림 17)
 - 최종 끝단은 본 과제의 목적에 따라 벽면을 바라보고 있어야 하므로 한 평면상의 3축 모델의 각도 합은 0으로 고정

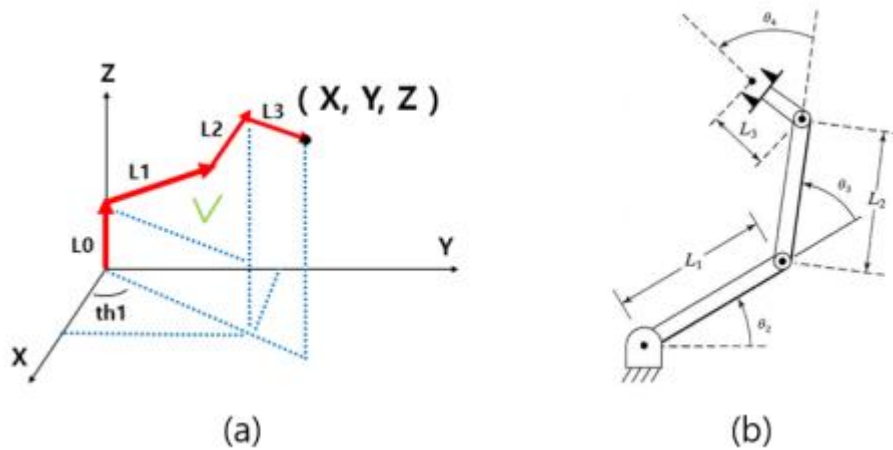


그림 16 (a) 4자유도 머니플레이터 모델, (b) 한 평면상의 3축 모델

$$L = \sqrt{(X^2 + Y^2)} - L_3 \quad T = Z - L_0$$

$$\theta_1 = \tan^{-1}\left(\frac{Y}{X}\right) \quad \theta_2 = \tan^{-1}\left(\frac{T}{L}\right) - \tan^{-1}\left(\frac{k_2}{k_1}\right) \quad \theta_3 = \tan^{-1}\left(\frac{s_3}{c_3}\right) \quad \theta_4 = -(\theta_2 + \theta_3)$$

그림 17 역기구학 해석 결과 : 축별 각도 도출

- 다자유도 머니플레이터 성능평가



그림 18 다자유도 머니플레이터 정확도 테스트

- 다자유도 머니플레이터 테스트베드 구성 (그림 18)
 - 레이저 트래커와 다자유도 머니플레이터 상에 리시버를 위치시켜 테스트베드 구성
 - 레이저 트래커 위치를 기준으로 리시버의 상대 거리를 통해 위치 측정

- 다자유도 머니플레이터 성능평가
 - 다자유도 머니플레이터 끝단에 리시버를 부착하고 끝단을 수평, 수직으로 구동
 - 시작점과 끝점을 왕복운동하여 목표 위치와 실제 측정 위치간의 차이를 통해 위치정밀도 측정

○ 자율형 이동체 기술: 3차원 주행 환경인식 기반의 자율형 무인 이동체 개발

- 무인 이동체 위치 인식 기술 개발
 - 안테나, 제어 모듈, 통신 모듈, 배터리를 포함하는 UWB 기반 거리 측정 센서 (그림 19)
 - 최대 측정 주기: 10Hz, X-Y 위치 정확도: <10cm, 최대 측정 가능 거리: 25m
 - 안드로이드 모바일 앱을 이용한 설정 (UART방식)
 - UWB 네트워크 구성 및 거리 측정 센서 인터페이스 구성
 - UWB 거리 측정 센서를 이용한 위치 추정 알고리즘

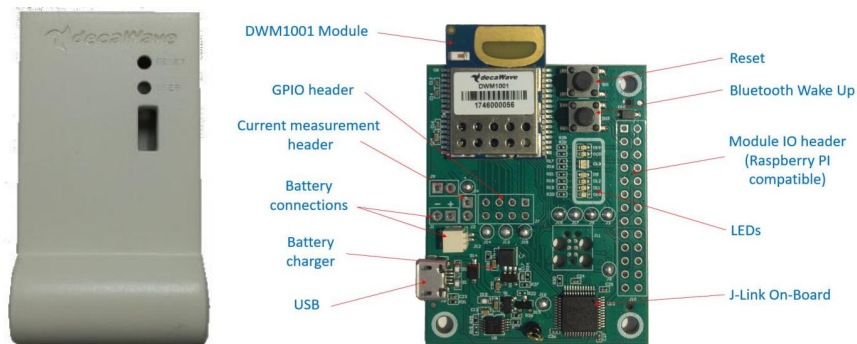


그림 19 UWB 모듈

- UWB 기반 위치 측위 정확도 테스트
 - 위치 측정 테스트를 위해 건물의 복도에 4개의 앵커를 설치하고 1개의 태그를 설치
 - 일정한 간격으로 태그를 이동하면서 측정된 값을 기록하여 정확도를 계산
 - 4개의 앵커의 위치를 수정하면서 위치 측위 데이터를 비교 분석
 - 측정 결과는 앵커의 위치가 넓어질수록 측정오차는 줄어들고 정확도가 향상됨

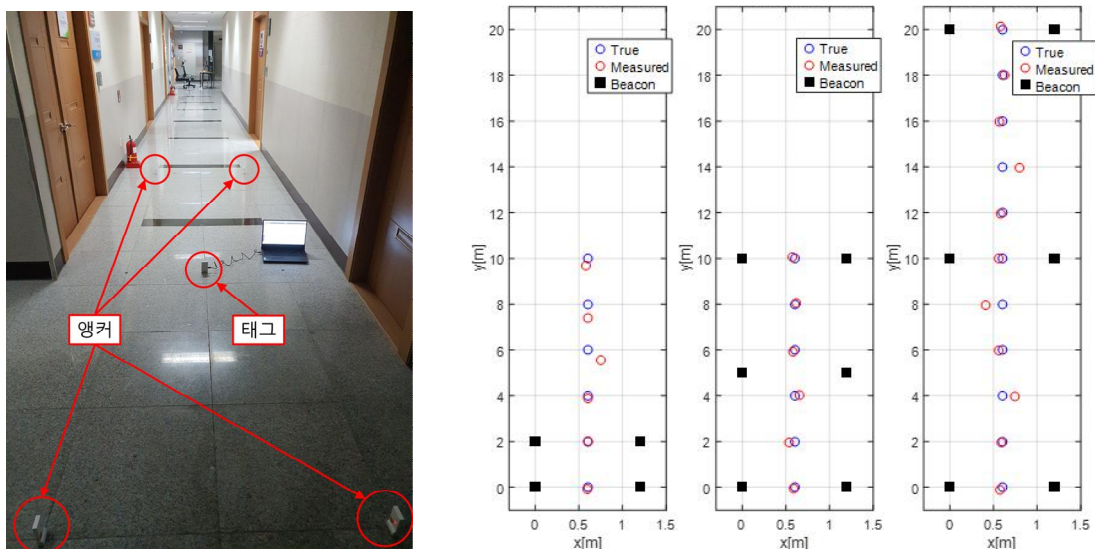


그림 20 UWB 위치 측위 테스트 환경 및 결과

- 주행환경 인식 및 제어 플랫폼 기술 개발 (그림 21)
 - 공동구 내부 주행환경 분석 및 자율주행 이동체 사양 설계

- 배터리, 구동부, 제어부를 포함하는 이동체 플랫폼 제작
- 이동체 주행 메커니즘 및 제어 알고리즘

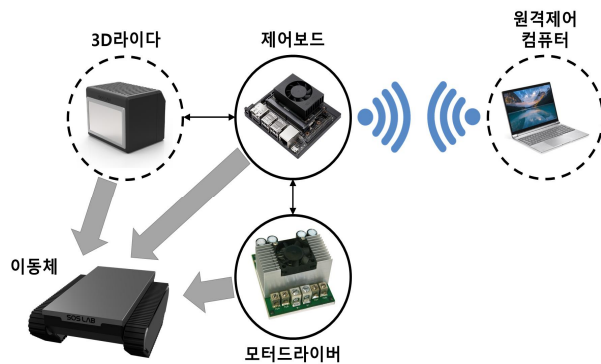


그림 21 무인 이동체 하드웨어 및 제어 플랫폼 구조

- 공동구 내부 3차원 맵 생성 기술 (그림 22)

- 3D 라이다 기반 지도 생성 알고리즘 및 위치 추정 알고리즘 개발
- 3D 라이다 기반 SLAM 알고리즘인 LeGo LOAM(Lightweight and ground-optimized LOAM)을 기반으로 3D 포인트 클라우드 맵 생성 소프트웨어를 개발함.
 - 라이다 기반 지도 생성은 이전 프레임 위치와 현재 프레임 위치를 비교하며 기존 맵에 새롭게 측정된 데이터를 누적하며 지도 생성
 - 따라서 위치 측위와 지도 생성을 동시에 수행하기 때문에 이를 SLAM(simultaneous localization and mapping)으로 지칭함
 - LeGo LOAM은 segmentation 알고리즘을 통해 바닥과 그 외의 포인트가 갖는 특징점을 반영하여 odometry를 추정함
 - 이와 같이 생성된 3차원 지도와 UWB 기반의 위치 측위를 융합하여 최종적으로 50mm 미만의 정확도와 7mm의 정밀도를 갖는 알고리즘을 개발함

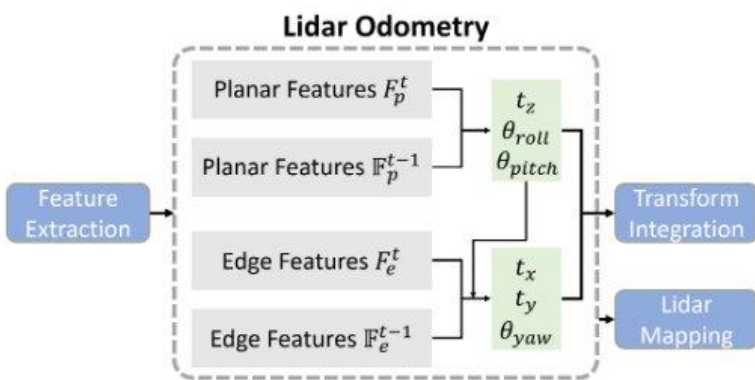


그림 22 3D 라이다 기반 생성 알고리즘 및 실험 결과

- 2D/3D 센서 기반 자율 주행 기술 (그림 23)

- UWB, 2D 라이다, 3D 라이다 기반 위치 측위 기술 및 자율 주행 전략
 - UWB 기반 위치 측위는 GPS를 사용할 수 없는 실내 환경에서 전역 위치 측위를 가능하게 하는 센서 기술로 터널 내부에서 이동체의 현 위치를 알려주는 방법으로 활용
 - 이동체는 라이다 기반의 위치 측위가 가능하지만, 누적 오차를 보정하기 위하여 UWB 기반의 측위 방법을 적용하여 정확도와 정밀도를 향상시킬 수 있도록 함
 - 위치 측위 결과와 3D 라이다 측정 데이터를 통해서 3D 지도를 생성하고 이를 바탕으로 자율 주행 알고리즘을 구현

- 전진 시에는 전방에 설치된 3D 라이다를 활용하고 후진 시에는 후방에 설치된 2D 라이다를 활용하여 자율적으로 주행함
- 라이다의 측정 데이터를 바탕으로 전후방의 빈 공간을 파악하고 주행 방향과 주행 속도를 제어함
- 자율 주행 제어 알고리즘
 - 지도 기반 자율 주행과 달리 지도가 없는 자율 주행을 위해서는 빈 공간 선정 및 주행 방향 설정이 선행되어야 함
 - 빈 공간 탐색은 라이다의 측정 데이터로부터 클러스터로 묶어서 각각의 클러스터의 크기가 기준 값 이상이 되는 것을 선정함
 - 기준 값 이상인 클러스터는 주행 가능 영역이고, 기준 값 미만인 클러스터는 주행 불가능 영역으로 인식
 - 선정된 클러스터 중 가장 왼쪽의 클러스터를 진행 방향으로 고려하며, 해당 클러스터의 중심점을 향하여 주행하도록 제어함
 - 직진 속도는 피드백 센서(모터 엔코더)가 없으므로 오픈 루프로 제어하며 주행 가능 공간에 맞춰 방향 이동체를 제어함

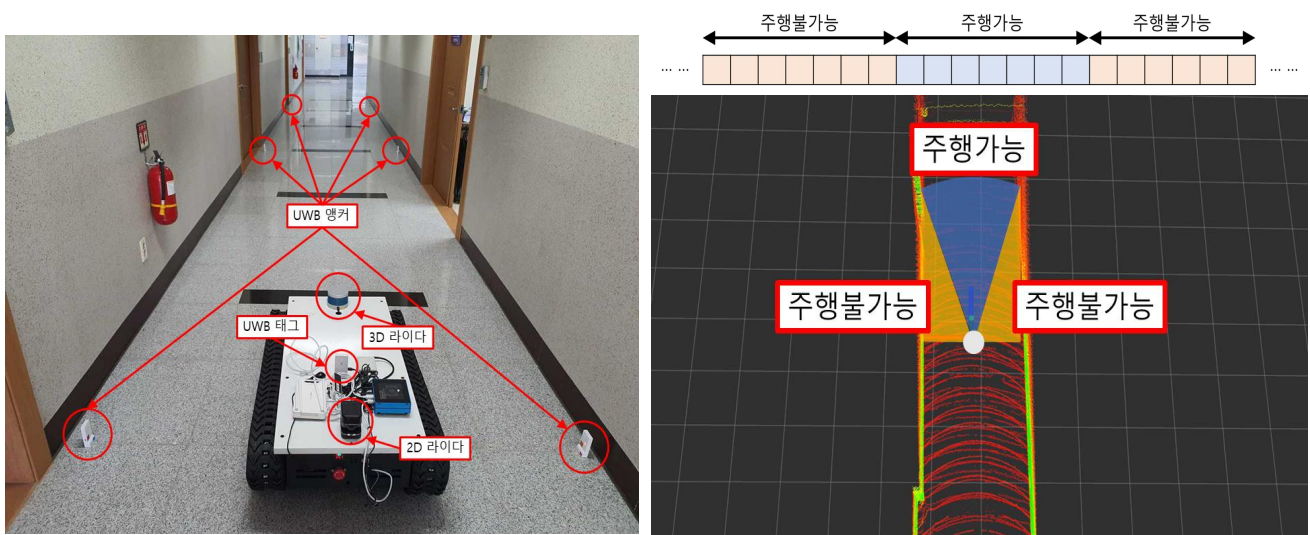


그림 23 UWB 앵커 기반 위치 측위 및 자율주행 알고리즘 개요도

- 자율 주행 기반 장애물 극복 기술
 - 2D 라이다, 3D 라이다 기반 물체 인식 기술 (그림 24)

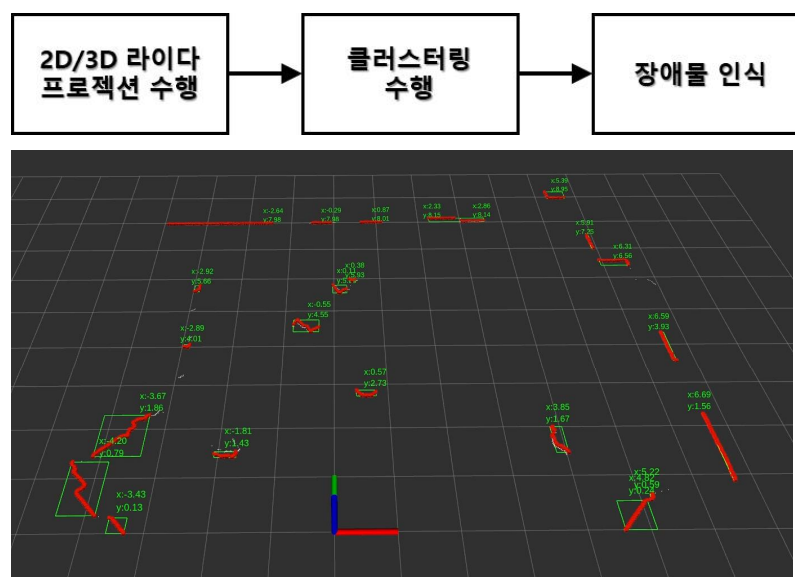


그림 24 장애물 인식 테스트

- 물체 인식을 위해 클러스터링을 수행하며, 인식된 각 클러스터를 물체로 인식함
- 인식된 각 물체까지의 거리를 계산하여, 기준값 이하면 장애물로 판단함
- 주행 공간 내에 물체 회피 및 극복 주행 제어 기술
 - 물체 회피: 장애물이 있으면 이동체의 주행 방향 선정 알고리즘은 장애물이 없는 공간을 주행 가능 구역으로 선정함, 자연적으로 물체 회피 주행 제어가 이루어지며, 이동 가능한 공간이 없으면 정지하도록 함
 - 극복 주행: 이동체의 구동부는 무한궤도로 설계되어 장애물 극복, 그림 25과 같이 55mm의 물체를 극복하여 주행 가능한 것을 실험을 통해 확인함

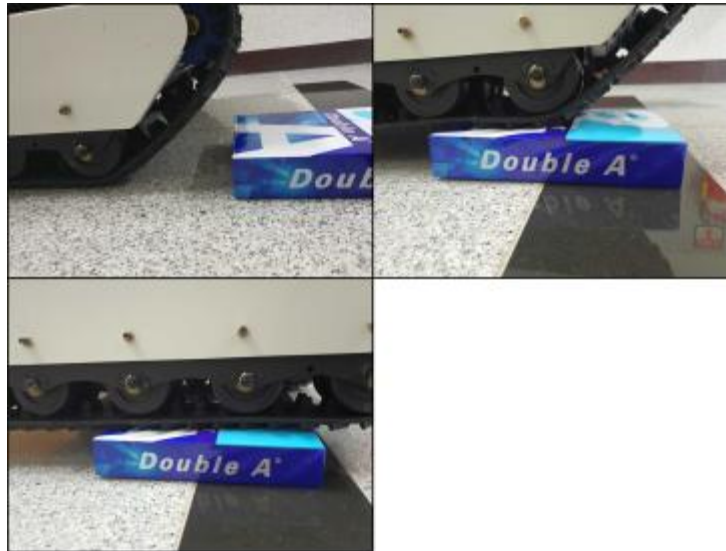


그림 25 장애물 극복 테스트

– 이동체 구동 인터페이스 (표 4)

- 설정된 speed 값을 255로 나누어 최대 속도 값 기준 0~100% 환산하여 적용함
- STOP, GO, BACK, SAVE POINTCLOUD, CHECK POINT는 센서 제어기에서 이동체로 전송하는 패킷이며, FINISH는 이동체로부터 센서 제어기로 전송하는 패킷임
- STOP, GO, BACK : 전송 시 정지, 직진, 후진 자율 주행을 수행함
- SAVE POINTCLOUD : 현재까지 생성된 지도를 저장함
- CHECK POINT : 현재 이동체의 위치를 저장함
- FINISH : 설정된 자율 주행 이동 거리에 도착하면 센서 제어기로 종료 명령어를 전송하며, 현재까지 생성된 지도와 check point 위치를 파일로 저장함

표 4 데이터 패킷 구조

	Data 0 (Command)	Data 1	Data 2	Data 3
STOP	10	0	0x00	0x00
GO	11	speed (1~255)	0x00	0x00
BACK	12	speed (1~255)	0x00	0x00
SAVE POINTCLOUD	13	0	0x00	0x00
CHECK POINT	14	0	0x00	0x00
FINISH	15	0	0x00	0x00

3. 연구개발과제의 수행 결과 및 목표 달성 정도

1) 연구수행 결과

(1) 정성적 연구개발성과

○ 공동구 점검 로봇 운용 예상 시나리오

- Step #1: 균열 고속 스캔 (그림 26)

- 무인 이동체가 공동구 내부의 유지관리 통로를 주행하면서 할당된 영역을 스테레오 카메라로 스캔
- 균열의 대략적인 위치와 형상 정보를 빠르게 측정하여 정밀 측정의 필요 여부 판단

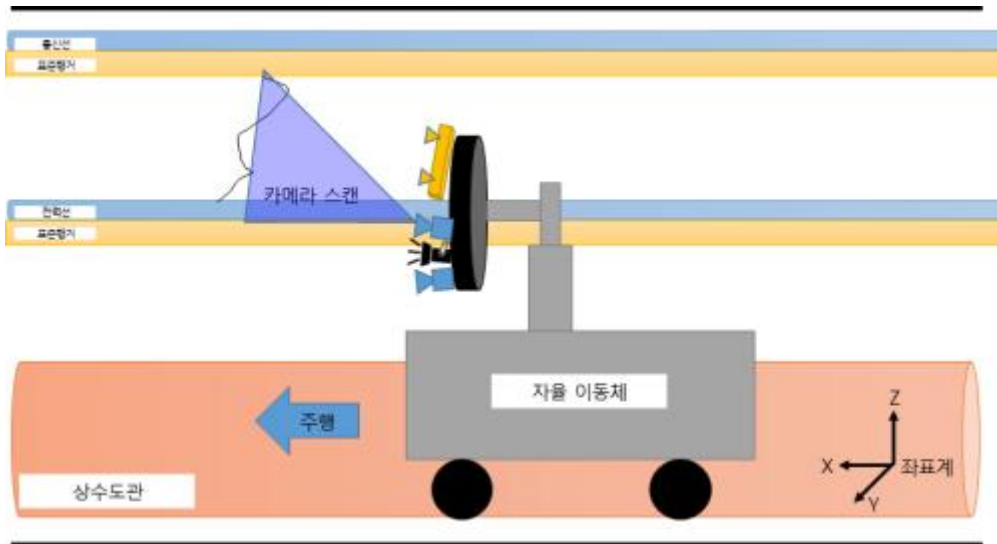


그림 26 시나리오 1단계

- Step #2: 환경 스캔 (그림 27)

- 정밀 스캔의 필요성이 높은 균열이 탐지되었을 경우 우선 이동체를 정지시킴
- 3차원 스테레오 비전을 이용하여 로봇 암에서부터 대상 균열까지 머니플레이터 경로 생성을 위한 간섭물 및 주변 환경 스캔을 수행
- 스캔 결과를 고려하여 머니플레이터 이동을 위한 최적 경로 생성

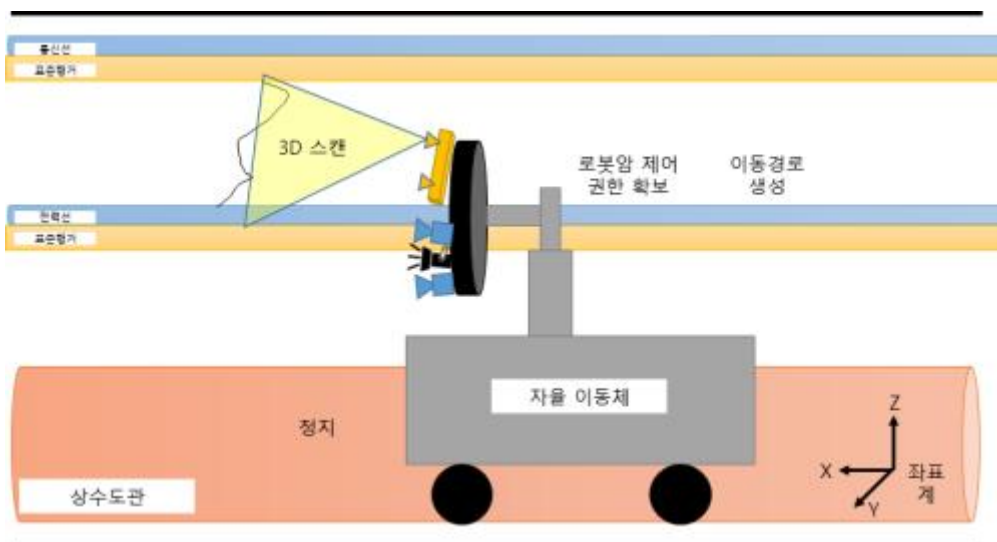


그림 27 시나리오 2단계

- Step #3: 균열 정밀 스캔 (그림 28)

- 주변 간섭물을 회피하여 대상 균열까지 머니플레이터의 센서부를 이동시켜 대상 균열 영역까지 접근
- 3차원 스캐너와 스테레오 비전을 융합하여 균열의 물리적인 형상 정보 획득
- 이동체의 위치 인식 결과와 연계하여 균열의 정보를 통합하여 관리

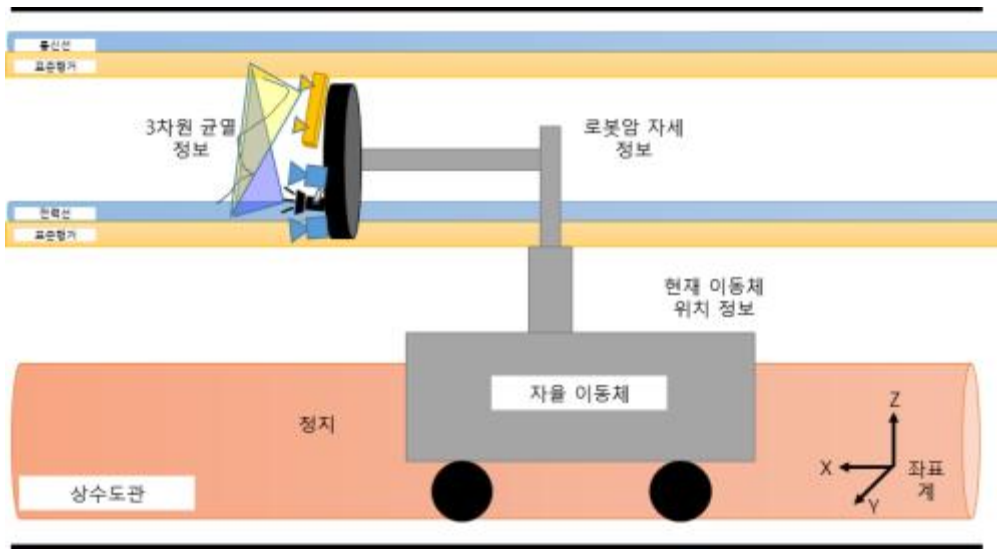


그림 28 시나리오 3단계

- Step #4: 머니플레이터 회수 / 재 주행 (그림 29)

- 균열에 대한 손상 정보를 획득 후 머니플레이터 회수
- 스테레오 카메라를 활용한 균열 고속 스캔 모드를 전환하여 주행과 동시에 균열 탐지 수행

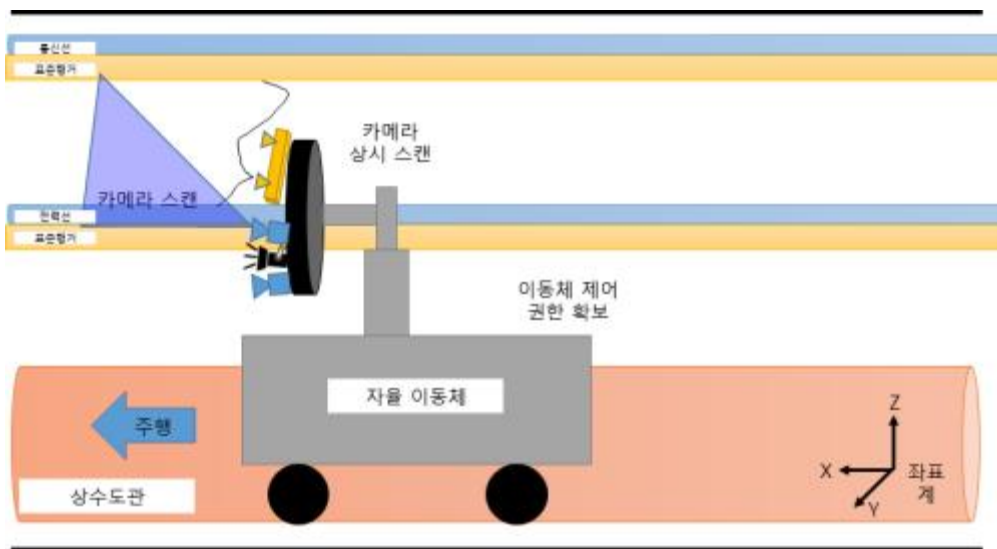


그림 29 시나리오 4단계

○ 시스템 구성도 및 기능

- 최성 성과물은 그림 30과 같이 관리자용 원격제어 시스템과 공동구 점검 로봇(인공지능 센서 모듈, 머니플레이터 모듈, 이동체 모듈)으로 구성
- 원격 제어 시스템은 공동구 점검 로봇과 무선 통신으로 연결되어 공동구 내부를 원격으로 관찰하고, 점검할 수 있는 기능 탑재
- 원격 제어 시스템은 공동구 점검 로봇을 자동 및 수정으로 제어할 수 있고, 점검 상황을 실시간으로 모니터링할 수 있으며, 수집된 영상 데이터를 바탕으로 3차원 분석이 가능

- 공동구 점검 로봇은 인공지능 센서 모듈에 의해 머니플레이터 모듈과 이동체 모듈이 제어가 되도록 설계되어 있어 점검 상황에 따라 장비 운용이 자유롭게 이뤄짐
- 자율 주행시 손상된 영역을 탐지되면 이동체를 속도를 줄여 자세히 촬영하도록 하고, 머니플레이터를 조작하여 더 넓은 면적을 관찰할 수 있도록 함

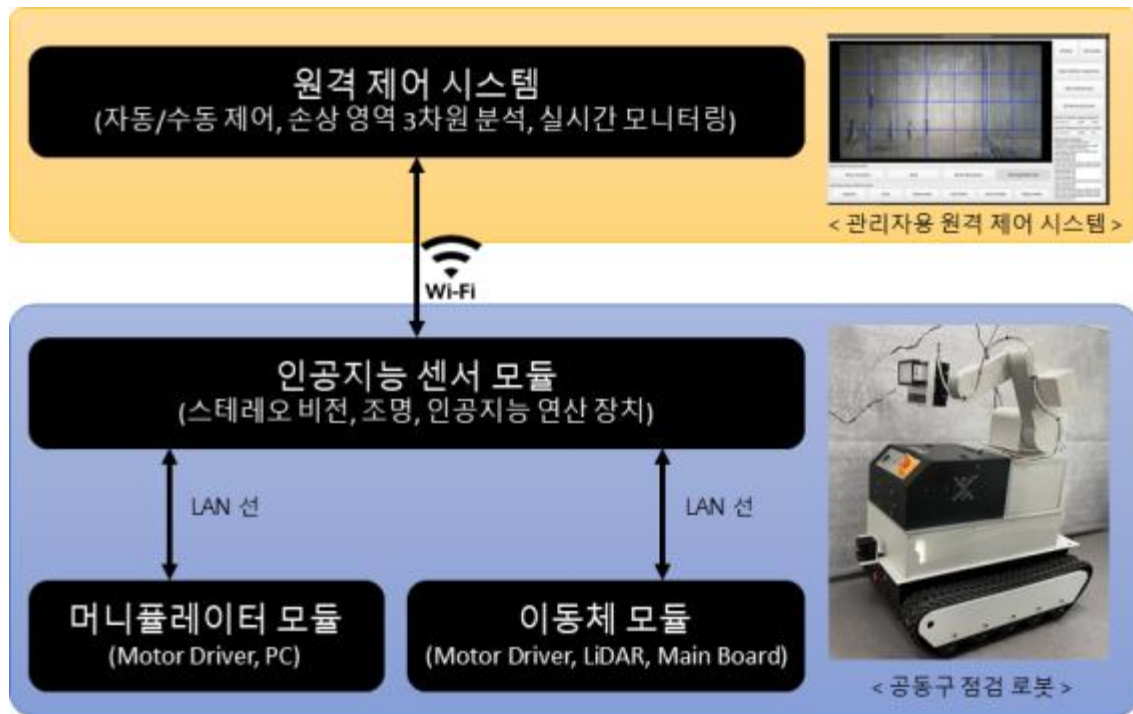


그림 30 공동구 점검 로봇 시스템 구성도

○ 콘크리트 터널 현장 테스트

- 공동구 점검 로봇을 활용한 콘크리트 터널 내부 손상 점검 테스트
- 콘크리트 손상 영역 3차원 형상 복원 및 분석 기술 개발

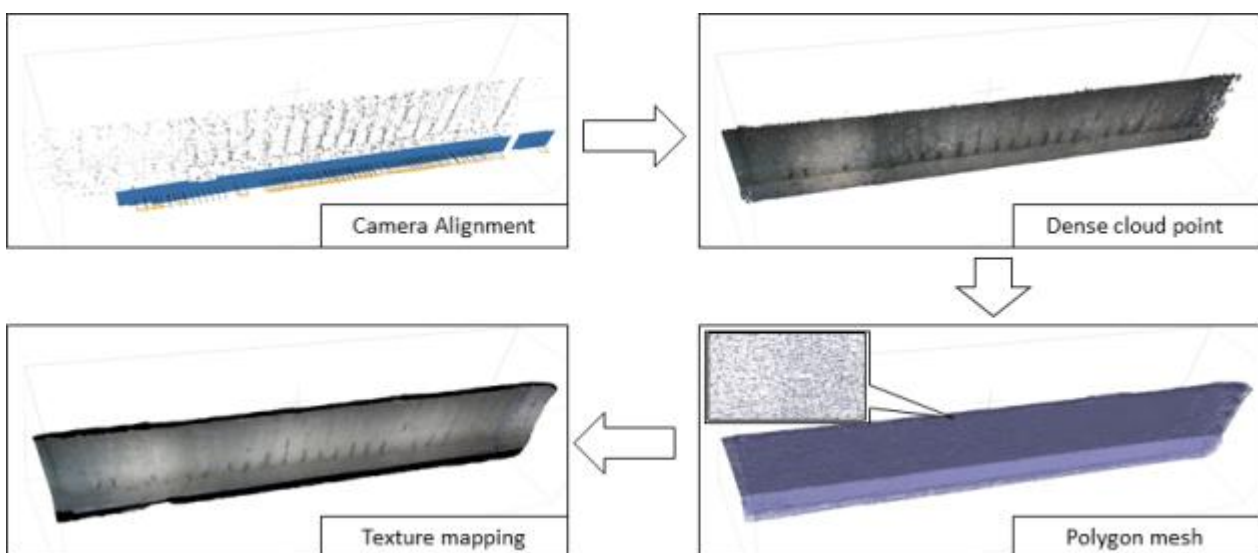


그림 31 Photogrammetry 기반 콘크리트 벽면 3차원 형상 복원

- 원격 제어 시스템의 GUI에 있는 “3D reconstruction” 버튼에는 콘크리트 손상 영역을 복원하고 분석할 수 있는 기능 구현
- 공동구 점검 로봇에 주행하며 촬영된 모든 영상을 전송받아 python 기반의 상용 라이브러리

(Photoscan)를 활용하여 그림 31과 같은 순서대로 영상 기반 3차원 형상을 복원함

- 우선 촬영된 영상들 간의 관계(카메라 내·외부 파라미터)를 정의하고, 다음으로 다양한 특징점을 추출하여 Dense cloud point를 형성함
- 이런 점들을 삼각형으로 연결하여 polygon mesh를 형성하고, 해당 mesh에 색상을 입혀 영상 기반의 3차원 모델을 완성함

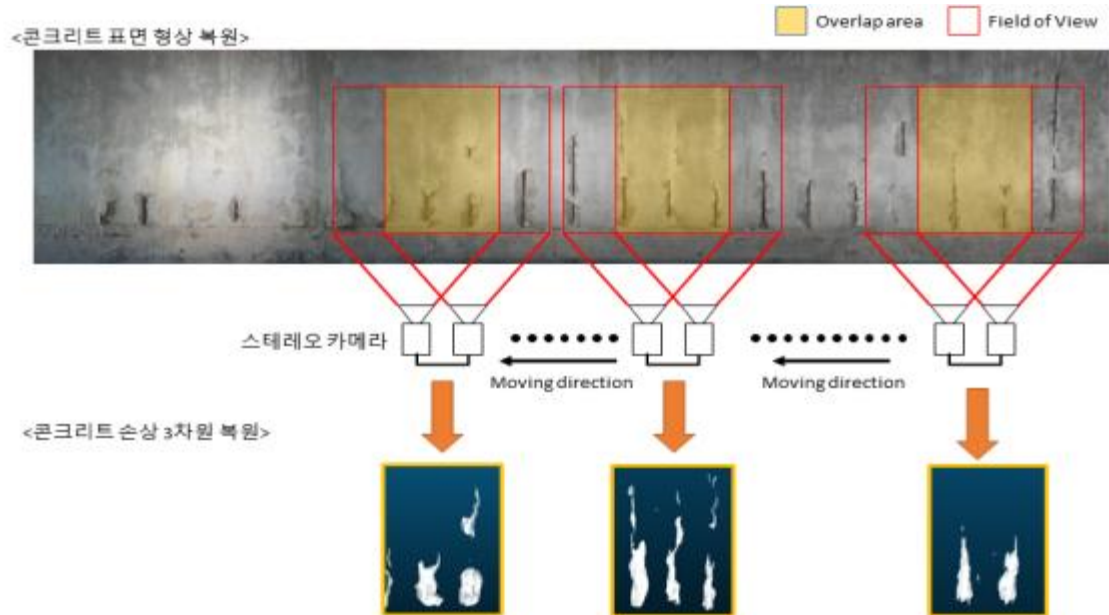


그림 32 콘크리트 손상 영역에 대한 3차원 복원 기법

- 앞서 구한 영상 기반의 3차원 모델로부터 모든 카메라 외부 파라미터를 추출하여 탐지 결과와 함께 균열의 물리적 크기 측정하는 기술을 개발 완료
- 중첩된 손상 영역에 스테레오 비전을 삼각 측량 기법을 적용하여 손상 영역을 3차원 포인트 클라우드로 생성하는 방식을 모든 카메라 외부 파라미터에 적용하는 기술
- 모든 카메라 외부 파라미터 중에서 한 쌍의 영상을 추출하여 중첩된 손상 영역을 구하고 이로부터 3차원 포인트 클라우드를 생성
- 이와 같은 기법을 그림 32과 같이 모든 외부 파라미터에 적용하여 추출된 콘크리트 손상 영역만을 3차원으로 복원 결과 획득
- 결과적으로 그림 33과 같이 3차원으로 복원된 콘크리트 벽면과 실제 스케일이 반영된 손상 영역 결과 도출



<콘크리트 벽면의 3차원 형상 복원>



<콘크리트 손상의 3차원 형상 복원>

그림 33 콘크리트 영역에 대한 3차원 복원 결과

(2) 정량적 연구개발성과

- 최종성과물: 소단면 공동구 내부 구조물 결함 탐지를 위한 자율형 무인 이동 점검 로봇 시제품 1식
- 공동구 점검 로봇의 단위 모듈 별 시제품 개발
 - 딥 퓨전 센서 기반 3차원 융합형 결함 검사 센서 1식
 - 성능: 95.31%(IoU: 60%)의 결함인식정확도, 93.51%의 결함측정정확도 (부록1보고서 P.12, P.16)
 - 결함 인식 정확도 계산 방법은 Kim and Cho (2019)가 제안한 방식을 차용
 - 1차년도에는 중첩도가 50% 이상으로 탐지된 결과의 비율이 96.35%이고, 2차년도에는 중첩도가 60% 이상으로 탐지된 결과의 비율이 95.31%로 목표 정확도인 95%를 초과 달성함
 - 무인 이동체 탑재형 검사용 다자유도 머니플레이터 1식
 - 성능: 수평 방향 운동시 3.844mm, 수직 방향 운동시 3.612mm (부록2보고서 P.12)
 - 3차원 주행 환경인식 기반의 자율형 무인 이동체 1식
 - 성능: 최대 위치 오차 4.6cm (부록3보고서 P.11)
 - 최대 이동 속도: 20m/Min. (운영 속도: 10m/Min.)
- 각 모듈 간의 통합을 위한 실내 테스트 환경
 - 자율형 이동체 기술과 융합형 센서 기술의 연계 (그림 34)
 - 자율형 이동체와 융합형 센서 기술을 동시에 제어하기 위한 원격 제어 시스템 개발
 - 융합형 센서는 카메라를 통해 촬영되는 영상에서 딥러닝 기반의 알고리즘을 적용하여 균열을 탐지
 - 이동체의 진행 방향으로 탐지된 균열이 존재할 경우 이동체의 속도를 줄이도록 하고, 균열이 없을 경우 반대로 이동체의 속도를 높이도록 제어를 수행함
 - 융합형 센서를 이동체 상부에 장착하기 위해서 수직 방향 이동이 가능한 치공구 설계 및 제작
 - 이동체 상판에 자석으로 부착이 가능하도록 하였고, 진행 방향의 옆면을 바라보도록 설치
 - 원격 제어 시스템은 이동체의 수동 조작 기능과 자율 점검 기능을 구현할 수 있도록 개발

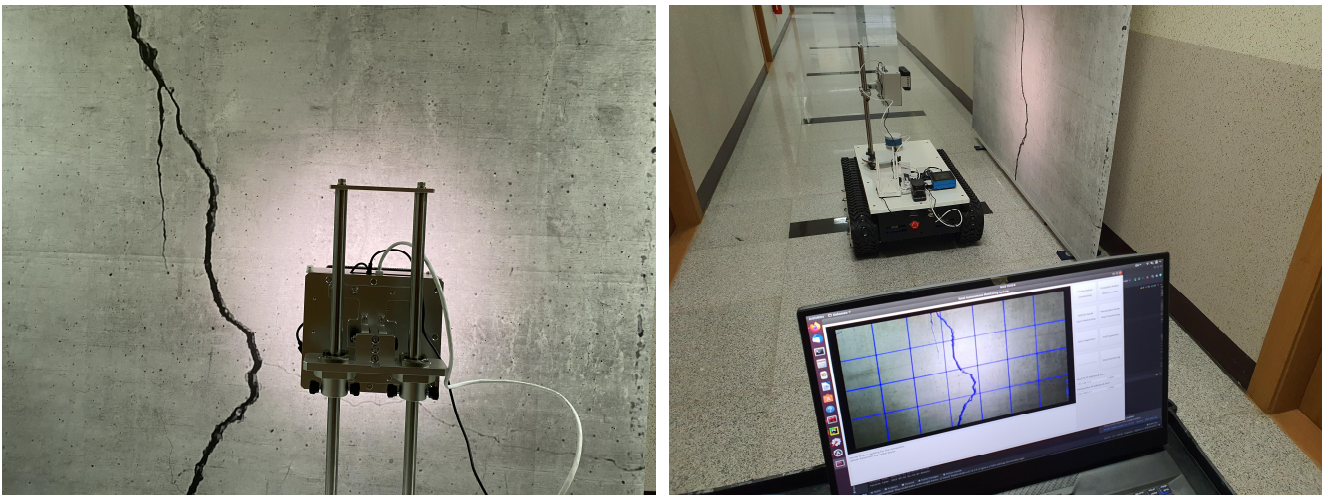


그림 34 무인 이동체와 센서 모듈간의 연계 테스트

- 탑재형 로봇틱스 기술과 융합형 센서 기술의 연계
 - 융합형 센서와 머니플레이터 간의 연계를 위한 유선 통신 기반 제어 시나리오 정의
 - 융합형 센서에서 이동해야 할 목적지에 대한 3차원 좌표를 전송할 경우, 머니플레이터는 좌표 지점으로 센서를 이동시키기 위하여 구동해야 할 관절의 각도 계산
 - 머니플레이터를 구동하기 위해서는 별도의 마스터 보드가 필요한데, 본 연구에서는 윈도우 OS 기반의 소형 PC를 활용하였고, C#기반의 로봇 GUI 프로그램 개발
 - 로봇 GUI 프로그램의 역할은 융합형 센서로부터 좌표 정보를 수신하여 머니플레이터를 구동하기 위한 제어 명령어를 생성하고 전송함
 - 융합형 센서에서 제어 시나리오에 따른 좌표 지점을 순서대로 전송하고 이에 따라 머니플레이터는 좌

- 탑재형 로봇틱스 기술, 자율형 이동체 기술, 그리고 융합형 센서 기술의 연계 (그림 35)
 - 자율형 이동체 상판에 머니플레이터를 탑재 후 전원 공급 및 데이터 송수신을 위한 전장 작업
 - 이동체와 머니플레이터 사이에 전장 공간을 만들어 공유기, 제어기, 배터리 등을 각종 부속품 고정
 - 영상과 같은 대용량 데이터 송수신을 위하여 WiFi 6이 가능한 무선 공유기를 탑재하였고, 이동체와 머니플레이터 제어는 Jetson nano와 mini PC에 의해 각각 독립적으로 수행
 - 각각의 제어기는 독립적인 IP를 할당받아서 원격 제어 시스템에서 접속하여 모든 상황을 수시로 감시할 수 있고, 필요에 따라 독립적인 제어를 수행할 수 있음
 - 통합 테스트를 위하여 터널과 유사한 환경을 모사하기 위해 건물 내부의 복도를 활용하여 주행 실험
 - 실내 복도를 주행하며 머니플레이터를 통해 벽면에 존재하는 손상 탐지에 따른 각 모듈 별 제어 시나리오 구현 여부 검증
 - 원격 제어 시스템을 통해 균열 탐지용 자율 주행 및 머니플레이터 제어와 수동 제어 기능 검증
 - 무선 네트워크를 통한 균열 탐지 결과에 대해 실시간 모니터링 테스트

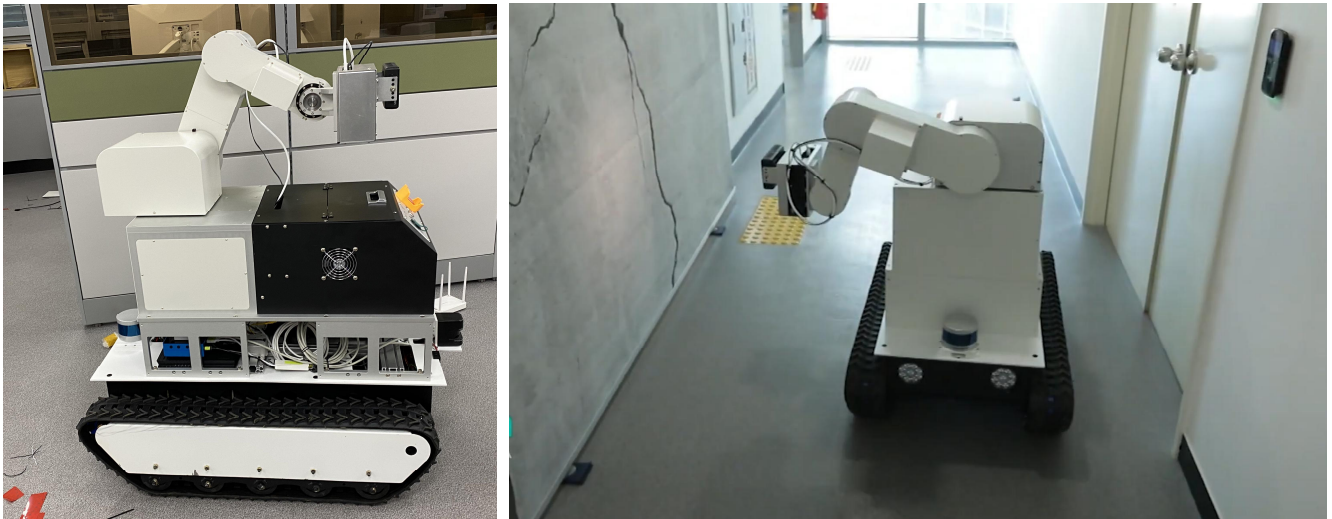


그림 35 공동구 점검 로봇 통합 및 실내 테스트

- 공동구와 유사한 환경인 콘크리트 터널 내부 현장 테스트
 - 공동구 점검 로봇을 이용한 콘크리트 터널 내부 현장 테스트 2회 완료
 - 현장 적용을 위한 테스트 터널 상황 (그림 36)
 - 가로×세로×길이: 4.5×4.5×50m
 - 손상의 면적 1.5×3.0m
 - 점검 로봇의 현장 적용 순서 (그림 37)
 - 별도의 차량에 점검 로봇을 상차 후 터널 현장으로 이동
 - 현장에서 점검 로봇 하차 후 수동 제어를 통해 해당 지점으로 이동 후 원격 제어 시스템과 연결
 - 머니플레이터와 이동체의 자동 제어를 위한 환경 설정
 - 터널 내부 손상 점검을 위한 이동체의 자율 주행 및 머니플레이터의 자동 제어 테스트
 - 원격 제어 시스템의 실시간 모니터링을 통해 점검 대상이 더 이상 없을 경우 수동 제어를 통해 원래의 위치로 점검 로봇 회수
 - 점검 로봇을 활용한 현장 테스트 후 결과
 - 스테레오 비전을 통해 촬영된 손상 영상 및 딥러닝 탐지 결과 획득
 - 콘크리트 벽면과 손상의 3차원 형상 복원 모델 및 측정 데이터 확보



그림 36 손상된 콘크리트 터널 현장

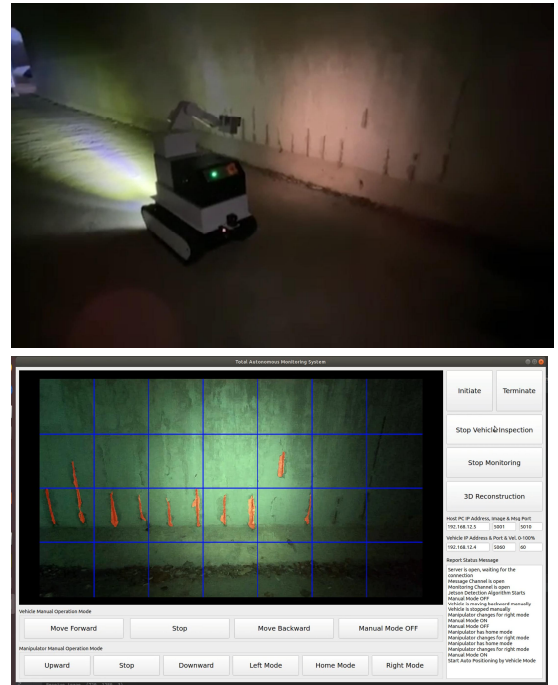


그림 37 터널 내부 현장 테스트

(3) 세부 정량적 연구개발성과

[과학적 성과]

☐ 논문(국내외 전문 학술지) 게재

번호	논문명	학술지명	주저자명	호	국명	발행기관	SCIE 여부 (SCIE/비SCIE)	게재일	등록번호 (ISSN)	기여율
1	Lightweight Semantic Segmentation for Road-Surface Damage Recognition Based on Multiscale Learning	IEEE Access	심승보	8	미국	IEEE	SCI	2020.05.29.	2169-3536	100
2	Multiscale and Adversarial Learning-Based Semi-Supervised Semantic Segmentation Approach for Crack Detection in Concrete Structures	IEEE Access	심승보, 이성원	8	미국	IEEE	SCI	2020.09.10.	2169-3536	100
3	Road surface damage detection based on hierarchical architecture using lightweight auto-encoder network	Automation in Construction	심승보, 이성원	130	네덜란드	Elsevier	SCI	2021.07.17	0926-5805	100
4	지하구조물 콘크리트 균열 탐지를 위한 semi-supervised 의미론적 분할 기반의 적대적 학습 기법 연구	한국터널지하공간학회	심승보, 이성원	22	한국	한국터널지하공간학회	비SCI	2020.09.	2233-8292	100

☐ 국내 및 국제 학술회의 발표

번호	회의 명칭	발표 내용	발표자	발표 일시	장소	국명
1	2020 대한토목학회 정기학술대회	콘크리트 균열 탐지 성능 향상을 위한 적대적 학습에 관한 연구	심승보	2020.10.21.~23	제주도 제주신화월드	한국
2	2021 한국정밀공학학회 추계학술대회	무인 점검을 위한 4자유도 머니플레이터 제어 알고리즘	전천후, 박재현	2021.11.24	부산 BEXCO (비대면)	한국

☐ 기술 요약 정보 (없음)

☐ 보고서 원문 (없음)

☐ 생명자원(생물자원, 생명정보)/화합물 (없음)

[기술적 성과]

☐ 지식재산권(특허, 실용신안, 의장, 디자인, 상표, 규격, 신품종, 프로그램)

번호	구분	지식재산권 등 명칭 (건별 각각 기재)	국명	출원			등록			기여율	활용 여부
				출원인	출원일	출원번호	등록인	등록일	등록번호		
1	특허	구조물 균열 측정 시스템, 방법, 및 상기 방법을 실행시키기 위한 컴퓨터 판독 가능한 프로그램을 기록한 기록 매체	대한민국	한국건설기술연구원	2020.12.30.	10-2020-0187751				100%	
2	특허	공동구 벽면 검사를 위한 다자유도 구동 장치 및 이를 이용한 공동구 벽면 검사 방법	대한민국	한국생산기술연구원	2021.06.16	10-2021-0078076				100	
3	특허	자율형 이동체와 다자유도 머니플레이터를 활용한 공동구 내부 손상 탐지 시스템, 방법 및 상기 방법을 실행시키기 위한 컴퓨터 판독 가능한 프로그램을 기록한 기록 매체	대한민국	한국건설기술연구원	2021.12.14.	10-2021-0178658				100%	

○ 지식재산권 활용 유형 (없음)

□ 저작권(소프트웨어, 서적 등)

번호	저작권명	창작일	저작자명	등록일	등록번호	저작권자명	기여율
1	적대적 학습 기반의 콘크리트 균열 탐지 딥러닝 알고리즘	2020.06.30.	한국건설기술연구원	2020.09.11.	C-2020-031036	심승보, 공석민, 최상일, 이성원	100%
2	딥러닝 영상처리 알고리즘을 활용한 네트워크 기반 균열 측정 프로그램	2021.08.01.	한국건설기술연구원	2021.09.24.	C-2021-038209	심승보, 공석민, 최상일, 이성원	100%

□ 신기술 지정 (없음)

□ 기술 및 제품 인증 (없음)

□ 표준화 (없음)

[경제적 성과]

□ 시제품 제작

번호	시제품명	출시/제작일	제작업체명	설치장소	이용분야	사업화 소요 기간	인증기관 (해당 시)	인증일 (해당 시)
1	자율 주행형 무인 이동체	(제작) 2021.10.08.	(주)에스오에스랩	한국건설기술연구원	터널 내부 자율 주행	미정	-	-
2	다자유도 머니플레이터	(제작) 2021.12.31	한국생산기술연구원	한국생산기술연구원	카메라 센서 이송	미정	-	
3	스테레오 비전 기반 융합형 균열 탐지 및 측정 센서	(제작) 2021.07.29.	(주)비이랩	한국건설기술연구원	콘크리트 터널 내부 손상 탐지 및 측정	미정	-	-

□ 현장적용 (없음)

- ☐ 기술 실시(이전) (없음)
- ☐ 사업화 투자실적 (없음)
- ☐ 사업화 현황 (없음)
- ☐ 매출 실적(누적) (없음)
- ☐ 사업화 계획 및 무역 수지 개선 효과 (없음)
- ☐ 고용 창출 (없음)
- ☐ 고용 효과 (없음)
- ☐ 비용 절감(누적) (없음)
- ☐ 경제적 파급 효과 (없음)
- ☐ 산업 지원(기술지도) (없음)
- ☐ 기술 무역 (없음)

[사회적 성과]

- ☐ 법령 반영 (없음)
- ☐ 정책활용 내용 (없음)
- ☐ 설계 기준/설명서(시방서)/지침/안내서에 반영 (없음)
- ☐ 신진연구자 채용 (없음)
- ☐ 전문 연구 인력 양성 (없음)
- ☐ 산업 기술 인력 양성 (없음)
- ☐ 다른 국가연구개발사업에의 활용 (없음)
- ☐ 국제화 협력성과 (없음)

□ 홍보 실적

번호	홍보 유형	매체명	제목	홍보일
1	신문	서울신문	지하공간 위험 감지해내는 지중점검 AI 로봇 개발	2021-12-17
2	신문	헤럴드경제	"지하공간 건물균열 AI로봇이 찾아낸다"	2021-12-16
3	신문	이투데이	건설연, 지하 균열 탐지 로봇 기술 개발	2021-12-17
4	신문	e-대한경제(구 건설경제)	건설연, 지하공간 스스로 점검하는 '자율주행형 인공지능 로봇' 개발	2021-12-17
5	신문	헤럴드경제	"지하공간 건물균열 AI로봇이 찾아낸다"	2021-12-17
6	신문	전자신문	건설연, 지하 공간 유지·관리 자동화를 위한 자율주행형 인공지능 로봇 기술 개발	2021-12-17
7	신문	세이프타임즈	건설기술연구원 "균열과 습바꼭질 이제 그만" ... 점검 로봇 개발	2021-12-17
8	신문	환경일보	지하공간 균열, 해결방안 찾았다	2021-12-17
9	신문	건설이코노미뉴스	[신기술이 경쟁력] 건설연, 지하공간 '자동화 점검 로봇 기술' 개발	2021-12-17
10	신문	EBN	건설연 지하 공간 유지·관리 자동화 AI 기술개발	2021-12-17
11	신문	세이프투데이	건설연 '지하 공간 유지·관리' AI 로봇 개발	2021-12-17
12	신문	위클리서울	건설연, 지하 공간 유지·관리 자동화를 위한 자율주행형 인공지능 로봇 기술 개발	2021-12-17
13	신문	NSP통신	한국건설기술연구원, '자동화 점검 로봇 기술' 개발	2021-12-17
14	신문	건설타임즈	건설연, 지하공간 균열 점검 자율주행 로봇 개발	2021-12-17
15	신문	아이뉴스24	지하공동구 안전점검, 자율주행 로봇이 맡는다	2021-12-17
16	신문	신아일보	건설연, 자율주행·인공지능 활용 '지하 점검 로봇' 개발	2021-12-17
17	신문	한국정보통신신문	지하 공간 유지·관리 자동화 위한 자율주행형 AI 로봇 기술 개발	2021-12-17
18	신문	중앙뉴스	"균열과의 습바꼭질은 이제 그만"	2021-12-17
19	신문	CBS 노컷뉴스	터널 균열 찾아내는 자율주행 로봇 개발	2021-12-17
20	신문	국토경제신문	건설연, 자동화 점검 로봇 기술 개발	2021-12-17
21	신문	이미디어(구 미래는우리손안에)	지하 공간 유지·관리, 자율주행형 AI로봇이 대신 해드립니다!	2021-12-17
22	신문	경제총일(이코노미특뉴스)	건설연, 도시시설물 균열문제 해결방안 제시	2021-12-17
23	신문	한국건설신문(한국건설신문사)	건설연, 자율주행형 인공지능 로봇으로 균열 잡아낸다	2021-12-17
24	신문	대덕넷(헬로디디)	건물 지하공간 위험 AI로 확인한다	2021-12-19
25	신문	충부일보	건설연, 지하 공간 균열 점검 '자율주행형 인공지능 로봇 기술' 개발	2021-12-19
26	YTN 뉴스	YTN (TV/라디오)	터널 속 미세 균열...인공지능 로봇으로 탐지!	2021-12-28

□ 포상 및 수상 실적 (없음)

[인프라 성과]

□ 연구시설·장비 (없음)

[그 밖의 성과](해당 시 작성)

- [홍보] 한국건설기술연구원[KICT] 유튜브 채널 등록 (2021.12.29.)
 - 건기왕2, '길고, 넓고, 깊은데, 안전하기까지???? 지하를 관통하는 한국의 터널!' (그림 38)
 - 조회수: 7,360회 (2022. 01. 13. 기준, <https://youtu.be/pi3LuszQ-Lo>)
 - 소개 내용
 - 우리나라 터널의 역사와 종류에 대한 소개 (철도 터널, 도로 터널, 해저 터널 등)
 - 공동구의 효용성과 필요성 (안전사고 및 유지관리를 위한 자동화 기술의 필요성)
 - 공동구 점검 로봇의 핵심 기술과 이에 인한 효과



그림 38 유튜브 썸네일 화면

(4) 계획하지 않은 성과 및 관련 분야 기여사항 (없음)

2) 목표 달성 수준

연구 개발 목표	달 성 내 용	달성도(%)
○ 자율형 이동체 기술: 주행 환경인식 기반의 자율형 무인 이동체 개발 - 자율형 무인 주행을 위한 3차원 환경 인식 기반의 장애물 극복 기술 - 공동구 내부의 유지보수를 위한 로봇틱스 기반의 무인 이동 플랫폼 기술	○ 3차원 라이다를 통한 주행 환경 인식 기술 - 라이다를 활용한 3차원 환경 인식 기반 장애물 탐지 및 긴급 제어 기술 - 포인트 클라우드 기반 3차원 지도 생성 및 UWB 방식의 실내 측위 기술 ○ 자율 주행형 무인 이동체 기술 개발 - 무한궤도 방식의 자율 주행형 이동체 기술 - 주행 장애물 회피형 로봇틱스 기반 주행 기술	100%

○ 탑재형 로봇틱스 기술: 무인 이동체 탑재형 검사용 다자유도 머니플레이터 개발 - 운영 시나리오별 시스템 설계 및 다자유도 머니플레이터 구성품 제작 - 공동구 내부 접근성 향상을 위한 다자유도 제어 기술 개발 및 시제품 제작	○ 무인 이동체 탑재형 검사용 다자유도 머니플레이터 개발 - 4 자유도를 가진 머니플레이터를 제작하기 위한 설계도 확보 - 다자유도 머니플레이터 시제품 개발 - 다자유도 제어 기술 개발 - 다자유도 머니플레이터 위치정밀도 확보	100 %
○ 융합형 센서 기술: 딥 퓨전 센서 기반 3차원 융합형 결함 검사 센서 개발 - 고해상도 영상과 3차원 포인트 클라우드의 융합을 통한 핵심 센서 기술 개발 - 딥 퓨전 센서 기법을 활용한 인공지능 기반의 융합형 센서 기술 개발	○ 딥러닝 기반의 균열 탐지 기술 개발 - 계층적 심층 신경망 구조를 활용한 균열 탐지 영상처리 알고리즘 개발 - 가상의 균열 영상을 포함한 수천 장의 균열 영상이 포함된 학습 데이터 확보 ○ 스테레오 비전을 기반 균열 측정 기술 개발 - 스테레오 비전의 삼각 측량 기법을 적용한 균열의 물리적 크기 측정 기술 개발 - 컴퓨터 비전 기반의 카메라 기하학을 활용한 콘크리트 손상 영역의 3차원 형상 복원 기술	100%

4. 목표 미달 시 원인분석(해당 없음)

5. 연구개발성과의 관련 분야에 대한 기여 정도

- 임베디드 시스템을 활용한 인공지능 센서 모듈
 - 기존의 자기부호화 형태의 심층 신경망 구조를 대신하여 계층적 심층 신경망 형태의 알고리즘 제시
 - 일반적으로 수행하는 지도학습과 비교했을 때 고도화된 준지도 학습을 적용한 균열 탐지 알고리즘 제시
 - 이를 통해 적은 수의 라벨 영상으로 인식 성능을 높일 수 있어 균열 탐지 기술 개발의 효율성 향상
 - 임베디드 시스템을 통한 균열 탐지 기술로 장비의 소형화 및 경량화 기술 발전에 기여
- 무인 이동체 탑재형 검사용 다자유도 머니플레이터 개발
 - 다자유도 머니플레이터 개발을 통해 결함 탐지 범위 확대
 - 무인 이동체와의 결합을 통한 무인 점검 기술 확보
- 라이다 기반의 자율 주행형 무인 이동체 모듈
 - 유지관리가 필요한 초장대 터널을 인력 기반이 아닌 장비 기반으로 점검을 할 수 있는 기반기술 확보
 - 라이다 센서를 이용하여 주변 장애물을 인식하고 주행이 불가할 경우 긴급 자동 제어가 작용하여 주행 중에 발생할 수 있는 안전사고를 예방할 수 있어 운영안전성 향상에 기여
 - 각종 상태 점검 센서와 융합하여 측정 장치의 이동성을 높여 유지 관리 영역의 확장
- 유사 기술과 비교 분석
 - 도로 노면 파손 탐지
 - 도로 노면의 파손은 주행 차량의 안전성을 저해하고 지속적인 침투수의 원인이 되어 도로면 하부 토사 유실을 야기하여 지반침하로 연결될 수 있어 지속적인 점검과 관리의 대상임
 - Wang et al. (2020)과 Xiang et al. (2020)은 이를 해결하기 위해 독자적인 신경망 구조를 가진 딥러닝 알고리즘을 개발하여, 높은 성능의 도로 노면 파손 탐지 알고리즘을 제안함
 - Attention mechanism과 pyramid 구조를 가진 신경망을 적용하여 영상으로 촬영된 도로 노면 파손을 탐지하는 알고리즘

- 철강 표면 파손 탐지
 - 철강 표면에서 발생하는 손상은 구조물의 내구성을 저하하는 요인으로 작용하여 점검이 필요한 대상임
 - Wang et al. (2022)과 Ali & Cha (2019)는 이를 점검하기 위하여 RGB 카메라와 열화상 카메라를 이용하여 손상을 촬영하고 딥러닝 알고리즘으로 탐지 알고리즘을 제안함
 - 합성곱 형태로 이뤄진 알고리즘으로 손상 영역으로 표시된 라벨 데이터와 유사한 결과를 얻을 수 있도록 신경망을 학습함
- 비교 분석
 - 도로 노면과 철강 표면에서 발생하는 손상을 탐지하는 알고리즘과 콘크리트 표면에서 나타나는 손상을 인식하는 알고리즘은 모두 합성곱 기반의 딥러닝 모델을 사용함
 - 탐지하고자 하는 대상과 관계없이 동일한 딥러닝 모델을 사용하더라도 손상을 탐지하는 딥러닝 알고리즘을 개발할 수 있음
 - 도로 노면 영상, 철강 표면 영상, 콘크리트 표면 영상의 종류가 각기 상이한 것처럼, 가장 적합한 신경망의 구조 또한 서로 상이함
 - 본 연구에서는 이러한 점을 고려하여 차별화된 구조를 가진 계층적 심층 신경망을 제안하였고, 다른 모델과 비교하여 그 인식 성능의 차이점을 제시하였음
 - 향후에도 이 같은 연구가 지속적으로 이뤄져서 노후 인프라 구조물의 손상 탐지에 적합한 신경망 구조의 개발이 요구됨

6. 연구개발성과 관리 및 활용 계획

- 공동구 내부 표면 결함 탐지에 특화된 장비 및 기술은 현장 적용성을 고려한 개발을 통해 기술개발 후 점검/진단 업무에 시험적용 할 수 있는 수준으로 개발하고, 향후 범용성이 높아 적용 범위가 확대될 것으로 예상되는 장비 및 분석 기술은 고도화 추진
 - 인공지능 센서 기술, 자율형 무인 이동체 기술, 탑재형 다자유도 로봇암(머니플레이터) 기술 등 공동구 내부 표면 결함 탐지에 특화된 장비는 관리 주체 담당자 및 유지관리 실무자 등과의 지속적인 협의를 통해 현장 적용성을 확보하도록 개발하여 기술개발 후 시험적용이 가능하도록 개발
 - 머니플레이터가 탑재된 무인이동체, 3차원 영상센서 및 계측기술 등 공동구 내부 시설물 외 타 시설물의 점검 및 계측에 활용할 수 있는 범용성이 높은 장비 및 분석 기술로 향후 적용 범위의 확대와 기술 수요의 증가를 고려하여 고도화 및 기술자립이 가능하도록 추진
- 공동구 내부 시설물 검사를 목적으로 한 기술은 기술개발 과정에서 기술 검증 자료를 확보하고 기술 적용을 제한하는 관련 지침/기준을 개선하여 기술개발 이후 유지관리 전문기업을 통해 공공시설물을 대상으로 적용할 수 있도록 추진
 - 결함 탐지 기술은 관련 기준 및 지침에 부합하도록 개발하고, 부처 및 관리기관과의 협력을 통해 개선된 기술의 적용을 제한하는 관련 지침과 기준에 대한 개정을 추진하여 유지관리 전문기업의 개발 기술 활용을 위한 기반을 확보
 - 개발 기술에 포함된 범용성이 높은 기술은 응용 분야에 대한 상용화 연구개발 사업으로 연계하여 기술을 개선하여 활용범위를 확대
 - 융합형 센서 기술, 자율형 무인 이동체 기술 등 공동구 내부 외의 구조물에 적용을 위해 큰 틀의 개선이 요구되지 않는 기술은 수요처에 대한 홍보를 지원하여 기술 보완 및 적용을 지원
 - 시험·평가, 시설물 관리 및 재해 분야 등 점검/진단 분야 외 타 분야로 확대 적용을 위한 연구개발 사업을 지속적으로 발굴 및 추진
 - 향후 노후인프라 유지관리 전문 업체와 기술사업화 사업을 통해 핵심기술의 상용화/사업화 추진
- 상용기술 대비 차별성(경제성) 확보 방안
 - 무인이동체와 로봇암을 연계한 자율 주행형 점검 로봇을 통해 현재 인력 기반의 점검 체계에서 자동화

기반의 점검 체계로 발전시켜 공동구 내부 유지보수 분야의 원가 절감 추진

- 원격제어 시스템을 활용하여 지하공간 유지관리 무인화/자동화 기술의 고도화 추진

○ 자율형 무인 이동체 확대 적용 방안

- 공동구와 같은 지하공간 내에서 무인 이동체가 가진 배터리 용량 제한의 단점을 극복하고 장비 운용의 연속성을 확보하기 위해 자동 충전 스테이션 시스템과 연계하여 장시간 점검 기술로 발전/활용
 - 측정 센서 모듈의 다양성을 확보하기 위해 열화상 카메라, 가스 농도 센서 등을 적용하여 균열뿐만 아니라 공동구 내부의 전반적인 안전 상태를 점검할 수 있는 시스템으로 확대 개발
-

7. 참고 문헌

-
- Loupos, K., Doulamis, A. D., Stentoumis, C., Protopapadakis, E., Makantasis, K., Doulamis, N. D., ... & Singh, P. (2018). Autonomous robotic system for tunnel structural inspection and assessment. *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, 2(1), 43–66.
- Kim, B., & Cho, S. (2019). Image-based concrete crack assessment using mask and region-based convolutional neural network. *Structural Control and Health Monitoring*, 26(8), e2381.
- Shim, S., & Cho, G. C. (2020a). Lightweight semantic segmentation for road-surface damage recognition based on multiscale learning. *IEEE Access*, 8, 102680–102690.
- Shim, S., Kim, J., Cho, G. C., & Lee, S. W. (2020b). Multiscale and adversarial learning-based semi-supervised semantic segmentation approach for crack detection in concrete structures. *IEEE Access*, 8, 170939–170950.
- Shim, S., Kim, J., Lee, S. W., & Cho, G. C. (2021). Road surface damage detection based on hierarchical architecture using lightweight auto-encoder network. *Automation in Construction*, 130, 103833.
- Ozgenel, C. F., & Sorguc, A. G. (2018). Performance comparison of pretrained convolutional neural networks on crack detection in buildings. In *ISARC. Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction* (Vol. 35, pp. 1–8). IAARC Publications.
- Dorafshan, S., Thomas, R. J., & Maguire, M. (2018). SDNET2018: An annotated image dataset for non-contact concrete crack detection using deep convolutional neural networks. *Data in brief*, 21, 1664–1668.
- Liu, K., Han, X., & Chen, B. M. (2019, December). Deep learning based automatic crack detection and segmentation for unmanned aerial vehicle inspections. In *2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)* (pp. 381–387). IEEE.
- Wang, W., & Su, C. (2020). Convolutional neural network-based pavement crack segmentation using pyramid attention network. *IEEE Access*, 8, 206548–206558.
- Xiang, X., Zhang, Y., & El Saddik, A. (2020). Pavement crack detection network based on pyramid structure and attention mechanism. *IET Image Processing*, 14(8), 1580–1586.
- Wang, S., Liu, C., & Zhang, Y. (2022). Fully convolution network architecture for steel-beam crack detection in fast-stitching images. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 165, 108377.
- Ali, R., & Cha, Y. J. (2019). Subsurface damage detection of a steel bridge using deep learning and uncooled micro-bolometer. *Construction and Building Materials*, 226, 376–387.
-

부록1보고서

연구 보고서

- 기 관 명 : 한국건설기술연구원
- 보고서명 : 공동구 내부 표면 결함(균열)
탐지를 위한 인공지능 센서 모듈
개발 보고서

목 차

제1장 서 론	1
1. 콘크리트 상태(균열) 탐지 기술의 적용성	1
2. 콘크리트 상태(균열) 영상 데이터	3
제2장 양상불 판별자 기반의 적대적 학습 기술	6
1. 콘크리트 손상(균열) 탐지를 위한 적대적 학습의 고도화	6
2. 콘크리트 손상(균열) 탐지 성능	9
제3장 스테레오 비전 기반 균열 측정 모듈	13
1. 균열 측정 인공지능 센서 모듈 구성	13
2. 스테레오 비전을 활용한 균열 측정 성능	14
제4장 결 론	18
참고문헌	19

제1장

서론

1 콘크리트 상태(균열) 탐지 기술의 적용성

1.1 콘크리트 구조물 상태 점검 기술의 현황

콘크리트 구조물에서 균열은 그림 1-1과 같이 구조물의 사용 기간이 길어짐에 따라 자연스럽게 발생하는 현상이다. 주기적인 하중, 외력에 의한 피로, 그 외 극한 환경 속 장시간 노출로 인한 노후화가 주된 요인으로 작용한다. 이는 구조물의 기능 저하를 야기할 수 있으며, 종국에는 구조물의 기대 수명에도 영향을 미치게 된다. 이와 같은 현상이 지속될 경우, 재해 재난으로 이어질 수 있어 이를 예방하기 위해 사전에 구조물의 상태 점검과 관리가 필요하다 (McCrea et al., 2002). 또한 구조물 균열의 위치와 형태에 따라 구조물의 손상과 파손 (deterioration) 등급과 잠재적 위험 인자가 다르게 평가된다. 그러므로 정밀하게 탐지하고 정확하게 진단해야만 구조물을 안전하게 유지할 수 있다. 하지만 최근에는 구조물의 크기와 형태가 크고 다양해져 기존과 같이 인력을 기반으로 탐지하고 검사하며 판단하는 것에 한계가 있다 (Rafiei et al., 2017).

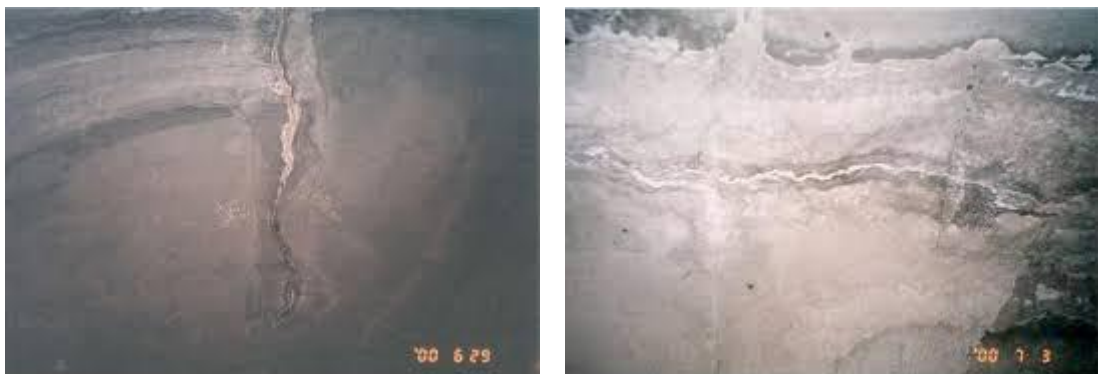


그림 1-1 터널 표면 손상 상태

이러한 점을 개선하기 위해 자동화된 비전 기반의 검사 기술들이 연구되어왔다 (Adhikari et al., 2014 & Hutchinson et al., 2006). 이 연구들은 영상을 활용하여 구조물에 발생한 손상, 그 중에서도 균열을 탐지하는 것을 목적으로 한다. 균열자와 현미경을 사용하여 작업자가 직접 평가하고 진단하는 고전적인 방식과 달리 비전 기반의 검사 기술들은 측정 데이터의 객관성을 확보할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 이 같은 영상을 이용한 측정의 가장 큰 단점은 야외 현장에서 접할 수 있는 다양한 형태의 균열과 촬영 조건에 따라 측정 성능이 떨어진다는 점이다. 하지만 컴퓨터 비전 분야에서 딥러닝의 등장으로 현격한 인식 성능의 향상이 있었고, 이는 토목 분야에서도 측정 및 점검 기술의 성능을 향상시켰다 (Lin et al. 2017).

1.2 콘크리트 구조물 상태 점검을 위한 컴퓨터 비전 기술의 한계

이 같은 비약적인 향상에도 불구하고 균열의 탐지 기술에는 개선이 요구되는 부분들이 여전히 존재한다. 첫 번째는 학습된 심층 신경망의 모델이 새로운 현장에 적용되었을 때에 인식 성능이 감소한다는 점이다. 일반적으로 딥러닝 알고리즘을 개발함에 있어 학습 데이터의 수가 많을수록 성능이 향상된다. 이는 균열을 탐지하는 알고리즘에도 동일하게 적용된다. 특히 유사한 형태의 균열 영상을 포함한 학습 데이터보다는 다양한 형태의 균열 영상을 포함한 학습 데이터가 균열 탐지 성능에 더 긍정적인 영향을 미친다. 이처럼 다양한 영상을 확보하기 위해서는 실제 현장에서 촬영을 통해 데이터를 수집해야 한다. 예를 들어 유사한 콘크리트 구조물에서 발생한 균열이라 하더라도, 빌딩의 외벽에 있는 균열과 터널 라이닝에 있는 균열은 차이가 있다. 뿐만 아니라 동일한 빌딩에서 발생한 균열이어도 도색의 변질 상태에 따라 형태가 달리 나타날 수 있다. 이와 같은 다양한 환경 조건에 따라 다양하게 발생하는 균열을 학습 데이터에 포함시키는 것이 인식 성능을 결정짓는 중요한 역할을 한다. 이 같은 이유로 다른 환경에서 수집된 균열 영상으로 학습된 딥러닝 모델을 새로운 환경에 그대로 적용하게 될 경우 그 인식 성능은 현격히 감소한다 (Yu et al., 2017). 이를 예방하기 위해 새로운 환경에서의 균열이 발생할 때마다 사진 촬영을 하고 이에 해당하는 라벨 영상을 생성해야 한다. 또한 이 데이터로 심층 신경망 모델을 새롭게 학습 수행해야만 한다. 하지만 이 같은 작업은 많은 시간과 비용이 소요되어 딥러닝 알고리즘의 확대 적용에 큰 제약이 되기도 한다. 따라서 본 논문에서는 새로운 환경에 적용될 때 인식 성능의 감소를 최소화할 수 있는 준지도 학습 기법을 제안하였다.

2 콘크리트 상태(균열) 영상 데이터

2.1 콘크리트 상태(균열) 영상의 분류

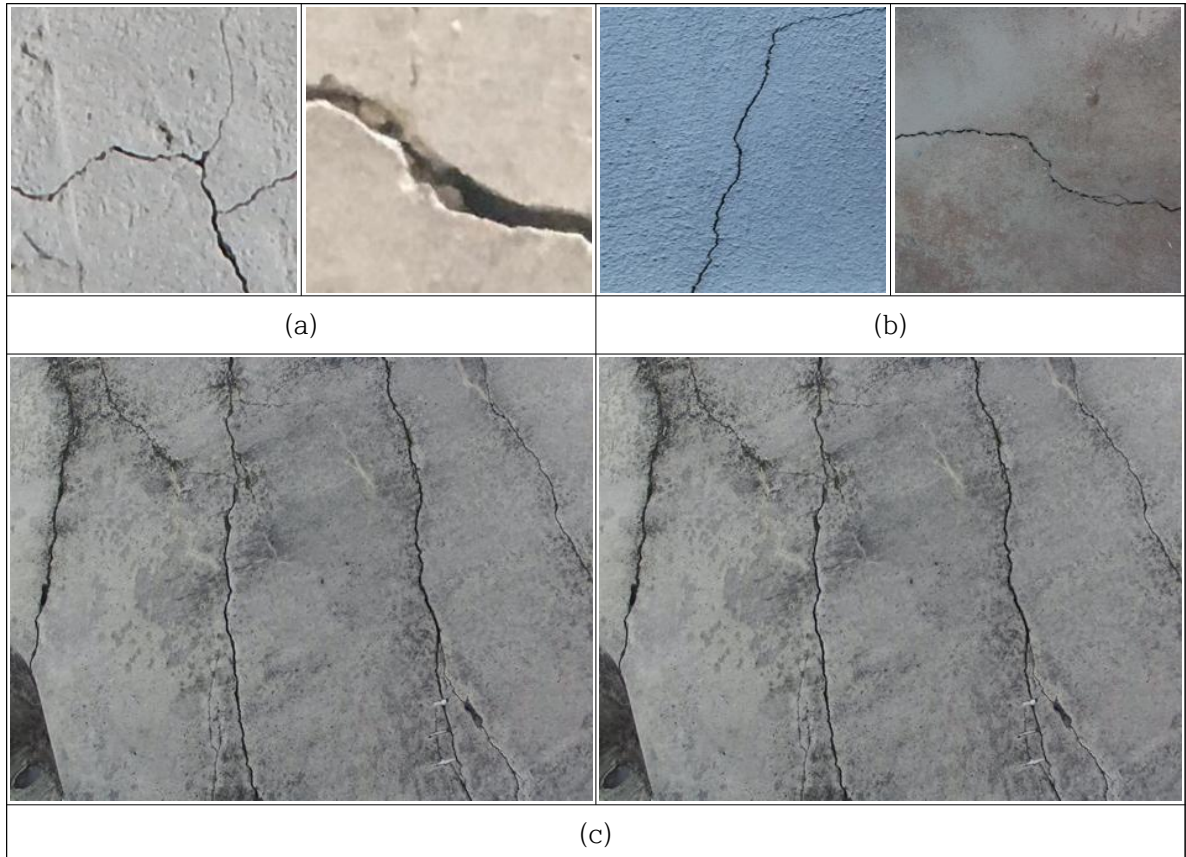


그림 1-2. 다양한 콘크리트 손상 영상 예시: (a) O-Images, (b) N-Images, (c) S-Images

본 연구의 목적은 기존 환경 조건의 데이터로 딥러닝 모델이 새로운 환경에 기반한 현장에 적용되었을 때, 감소되는 인식 성능을 높이하고자 하는 것에 있다. 이를 달성하기 위하여 우선적으로 본 논문에서는 서로 다른 환경 조건으로부터 얻은 데이터를 3가지 그룹으로 분류하였다. 첫 번째 그룹은 균열 탐지 알고리즘 개발을 위한 데이터로 기존 환경 조건을 반영한 콘크리트 균열 영상 데이터로 가정하였다. 이 영상들은 Middle East Technology University (METU)에 있는 콘크리트 건물에서 촬영된 균열 영상 (Özgenel and Sorguç, 2018)과 Utah State University (USU)에서 제공되는 균열 영상(Dorafshan et al . 2018)으로 구성된다. 이 영상들은 그림 1-2의 (a)와 같고 O-Images라고 지칭하였다. 두 번째 그룹 또한 균열 탐지 알고리즘 개발을 위한 데이터다. 하지만 이 데이터는 기존 환경 조건과는 달리 새로운 환경 조건에서 촬영된 콘크리트 균열 영상 데이터로 가정하였다. 이 영상들은 Liu et

al. (2019)의 연구에서 사용된 콘크리트 영상들이다. Liu et al. (2019)은 10개 이상의 서로 다른 dataset를 통합하여 총 11,300장의 균열 영상을 확보했다. 이 중에서 일부 영상을 임의로 선별하여 본 논문에서 새로운 환경 조건을 가진 영상 데이터로 사용하였다. 이 영상들은 그림 1-2의 (b)와 같고 N-Images라고 지칭하였다. 세 번째 그룹은 균열 측정 알고리즘 개발을 위한 데이터다. 이 데이터는 저자들이 실제 현장에서 발생하는 콘크리트 균열을 직접 촬영한 영상들이다. 이 영상은 스테레오 카메라로 촬영한 것으로 콘크리트 라이닝에서 발생하는 균열과 콘크리트 벽면에 발생하는 균열을 주된 대상으로 하였다. 이 영상들은 그림 1-2의 (c)와 같이 좌우 영상이 있고, 이를 S-Images라 지칭하였다.

2.1 실험을 위한 학습 및 검증 데이터의 구성

본 연구에서 콘크리트 균열 탐지를 위해 사용한 학습용 dataset의 수와 검증용 dataset의 수는 각각 6,897장과 574장이다. 이 영상 데이터는 labeled dataset와 unlabeled dataset로 구분된다. labeled dataset의 수는 1,471장이고 unlabeled dataset의 수는 6,000장이다. 자세한 데이터 구성은 표 1-1과 같다. 표 1-1과에서 학습을 위해 O-Images만을 사용하였다. O-Images에서 사용한 균열 영상과 라벨 영상은 Shim et al. (2020)에서 사용한 데이터와 동일하며 그 크기는 모두 256×256 이다. 균열 영상과 라벨 영상이 짝을 이루고 있는 labeled dataset는 1,196장이고 이 중에서 897장은 지도학습용으로 사용된다. 또한 O-Images의 라벨 영상이 없는 3,000장 균열 영상은 unlabeled dataset로 준지도 학습용으로 활용된다. 이에 반해 표 1-1의 N-images는 준지도 학습을 위해서만 사용되었다. 본 논문에서는 크기가 256×256 인 콘크리트 균열 영상만을 3,000장 추출하였고, 라벨 영상 없이 학습에 사용하였다.

다음으로 학습된 심층 신경망의 모델의 성능을 검증하기 위해서 검증용 dataset를 구성하였다. 이 dataset는 O-Images에서 299장, N-Images에서 275장, 이 검증용 dataset은 labeled dataset로 균열 영상과 동일한 수의 라벨 영상을 가지고 있다. 이를 통해서 기존의 환경 조건과 새로운 환경 조건에 동시에 적용하여 균열 탐지와 측정을 위한 딥러닝 모델의 인식 성능 정도를 가늠하고자 한다.

표 1-1 학습 데이터 구성도

데이터 종류		학습용		검증용		합계	
		손상	정상	손상	정상	손상	정상
O-Images	Labeled	897	897	299	299	1,196	1,196
	Unlabeled	3,000	-	-	-	3,000	-
N-Images	Labeled	-	-	275	275	275	275
	Unlabeled	3,000	-	-	-	3,000	-
Total Images	Labeled	897	897	574	574	1,471	1,471
	Unlabeled	6,000	-	-	-	6,000	-

제2장

양상블 판별자 기반의 적대적 학습 기술

1 콘크리트 손상(균열) 탐지를 위한 적대적 학습의 고도화

1.1 적대적 학습 구조의 고도화

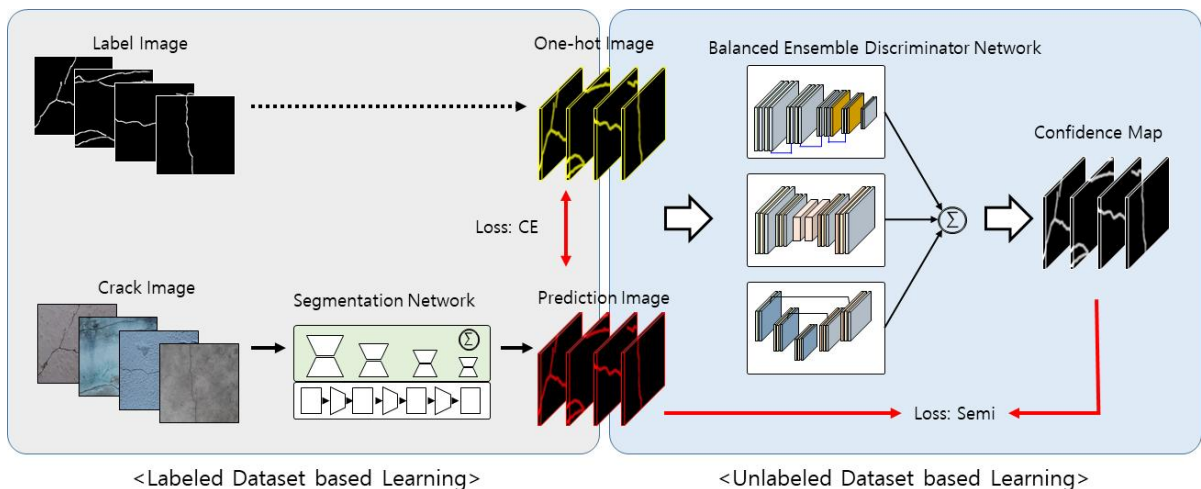


그림 2-1. 콘크리트 손상 탐지를 위한 양상블 판별자 기반 적대적 학습 구조

본 연구에서는 새로운 환경 조건에서 발생한 균열 탐지가 가능한 알고리즘을 개발하기 위해 준지도 학습 중 한 방법인 적대적 학습을 적용하였다. 적대적 학습은 그림 2-1과 같이 라벨 영상의 사용 유무에 따라 2가지로 구분된다. 하나는 라벨 데이터 기반 학습이고 다른 하나 비라벨 데이터 기반 학습이다. 적대적 학습 이 두 가지 학습 방식을 동시에 수행하는 것이 특징이다. 각각의 학습 방식을 살펴보면 우선 라벨 데이터 기반 학습은 균열 영상과 라벨 영상을 모두 사용하여 분할 신경망의 가중치를 업데이트하는 학습 방식이다. 이는 분할 신경망이 생성하는 예측 영상이 라벨 영상과 동일하게 되도록 심층 신경망의 가중치를 업데이트한다. 따라서 분할 신경망의 구조에 따라서 인식 성능이 영향을 받는다. 다음으로 비라벨 데이터 기반 학습

은 균열 영상만을 이용한 학습 방식으로 판별자 신경망으로 가짜 라벨 영상(Confidence map)을 생성하여 분할 신경망의 가중치를 업데이트한다. 비록 라벨 영상이 없다고 해도 판별자 신경망이 가짜 라벨 영상을 라벨 영상처럼 만들어 분할 신경망을 학습한다. 따라서 confidence map이 라벨 영상과 유사할수록 인식 성능이 향상된다. 이 점을 감안하여 본 논문에서 새롭게 개선된 분할 신경망 구조와 앙상블 판별자 신경망 기법을 제안하였다.

1.2 향상된 분할 신경망 (Ours-v2)

본 연구에서 균열을 탐지하기 위하여 사용하는 심층 신경망의 구조는 Shim et al. (2020)에서 적용한 형태를 발전시킨 것이다. 그들의 분할 신경망과 공통점은 특징 생성 단계와 위치 추정 단계로 구분하여 균열 탐지를 수행한다는 점이다. 그리고 특징 생성 단계는 4개의 dense block으로 구성되어 있고, 위치 추정 단계는 자기부호화 형태로 구성되어 있다. 본 논문에서는 기존의 dense block에서 사용하는 파라미터를 개선하였다. 우선 dense block의 최초의 특징 행렬의 채널 수를 16에서 8로 수정하였고, 채널의 성장 수를 8에서 4로 변경하였다. 이에 따라 위치 추정 단계로 입력되는 특징 행렬의 채널 수도 작아진다. 기존의 심층 신경망의 특징 행렬의 채널 수는 block 1, block 2, block 3, block 4는 각각 48, 48, 40, 28이었다. 하지만 본 연구에서는 이를 24, 24, 20, 14로 수정하여 심층 신경망을 보다 가볍게 개선했다.

1.3 앙상블 판별자 신경망을 이용한 적대적 학습

본 연구에서는 적대적 학습의 성능을 향상시키기 위해 균형 앙상블 판별자 신경망을 사용하였다. 본 논문에서는 우선 앙상블을 구현하기 위해서 그림 2-2와 같이 3가지의 심층 신경망을 동시에 사용하였다. 각각의 심층 신경망은 FCN 판별자 신경망, ResNet 판별자 신경망, 그리고 UNet 판별자 신경망 이다. 이들 심층 신경망이 갖는 가중치를 업데이트하기 위하여 각각 2가지의 손실함수를 동일하게 적용하였다. 구체적인 학습은 균열 영상과 라벨 영상이 쌍을 이루고 있는 라벨 데이터 세트를 이용하는 진짜 학습과 라벨 영상 없이 균열 영상만으로 구성된 비라벨 데이터 세트를 이용하는 거짓 학습이다. FCN 판별자 신경망을 예로 들어 논하자면 우선 진짜 학습을 위해서 라벨 데이터 세트에서 라벨 영상인 이진 영상과 분할 신경망의 출력인 예측 영상을 입력으로 사용한다. 이러한 영상들이 FCN 판별자 신경망을 통과하면서 나온 출력을 각각 진짜와 거짓으로 학습하는데 이때의 손실 함수 값을 Loss1: D라고 한다. 다음으로 거짓 학습은 비라벨 데이터 세트를 사용한다. 이 데이터 세트에 포함된 균열 영상도 분할 신경망을 적용하여 예측 영상을 얻는다. 그리고 다시 이를 FCN 판별자 신경망을 통과시켜 얻은

출력을 진짜로 학습하는데 이때 손실 함수 값을 Loss1: adv라고 한다. 이 같은 학습 방식을 ResNet 판별자 신경망과 UNet 판별자 신경망을 학습할 때도 동일하게 적용되어 가중치가 업데이트된다. 이처럼 예측 영상을 한번은 진짜로 학습하고 다른 한번은 거짓으로 학습한다. 다시 말해 서로 상반되는 학습 방식을 동시에 적용하여 경쟁적으로 판별자 신경망의 가중치를 업데이트 한다.

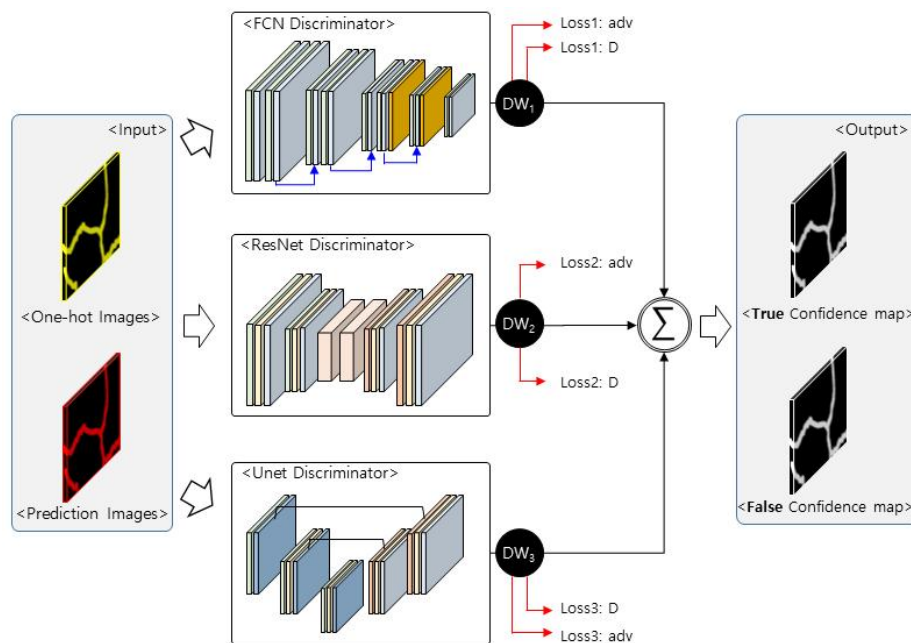


그림 2-2. 적대적 학습을 위한 양상불 판별자 신경망의 구조

본 논문에서는 이 같은 경쟁적인 학습뿐만 아니라 판별자 신경망 간의 최적의 균형을 적용하였다. 3개의 판별자 신경망은 동일한 역할을 수행한다. 하지만 각각의 판별자 신경망마다 구조가 다르므로 생성되는 결과도 서로 다르다. 예를 들어 하나의 판별자 신경망이 올바른 결과를 생성하더라도 다른 판별자 신경망은 틀린 결과를 생성할 수 있다. 서로 다른 결과가 혼재되는 상황에서 최종적으로 올바른 결과를 생성하기 위해서는 판별자 신경망 간의 균형이 필요하다. 이를 위해 본 논문에서는 각각의 판별자 신경망의 출력에 균형 가중치 (DW1, DW2, DW3)를 곱하였다. 그리고 나서 3개의 판별자 신경망의 결과로부터 평균을 구하여 최종 결과를 구한다.

이 같이 3개의 판별자 신경망에 균형 양상불 기법을 적용하여 얻은 출력은 가짜 라벨 영상이다. 이진 영상이 판별자 신경망을 통과할 경우 진짜로 간주한 가짜 라벨 영상이 된다. 이에 반해 예측 영상이 판별자 신경망의 입력으로 사용될 경우 그 결과는 가짜로 간주한 가짜 라벨 영

상이 된다. 앞서 언급한 바와 같이 이 판별자 신경망은 진짜 학습과 가짜 학습이 동시에 적용되어 경쟁적으로 학습된다. 그 결과 최종적으로는 진짜와 가짜가 구분되지 않는 상태로 수렴된다. 따라서 예측 영상이 판별자 신경망을 통과하여 얻은 가짜 라벨 영상이 이진 영상과 판별자 신경망을 통과하여 얻은 것과 매우 유사해진다. 이런 점을 이용하여 비라벨 데이터의 균열 영상으로부터 예측 영상을 얻고 이를 다시 판별자 신경망을 통과시켜 진짜와 같은 가짜 라벨 영상을 얻는다. 끝으로 이 가짜 라벨 영상을 이진화를 시켜 분할 신경망을 학습시켜 인식 성능을 향상시킨다.

2 콘크리트 손상(균열) 탐지 성능

2.1 탐지 성능 지표

균열 탐지와 복원 성능을 비교하기 위하여 2가지의 평가지표를 사용하였다. 이 평가지표는 평균 중첩도(mean intersection over union, m-IoU)와 F1 score (F1)이다. 우선 m-IoU는 정답인 면적과 예측한 면적의 중첩 정도를 측정한 지표다. 다음으로 F1은 정밀도 (Pr)와 재현율(Re)의 조화평균을 나타낸다. 이들은 각각 Eq. (1)와 Eq. (2)와 같이 정의된다.

$$\text{m-IoU: } (1/n_d) \sum_i n_{ii} / (t_i + \sum_j n_{ji} - n_{ii}) \quad \text{Eq. (1)}$$

$$\text{F1: } \frac{2 \times \text{Pr} \times \text{Re}}{\text{Pr} + \text{Re}} \quad \text{Eq. (2)}$$

Eq. (1)에 있는 n_{ij} 는 class j 에 속해 있을 것으로 예측된 class i 의 모든 화소 수를 나타낸다. 아울러 n_d 는 class의 개수를 가리키고, t_i 는 class i 에 속해 있는 모든 화소 수를 지칭한다.

2.2 실험 결과 분석

본 실험은 기존 환경 조건에서 학습된 심층 신경망 모델이 새로운 환경 조건에 적용되었을 때 감소된 인식 성능을 향상시키는 적대적 학습의 효과를 측정하는 것이다. 본 논문에서는 두 종류의 비라벨 데이터를 사용한다. Shim et al. (2020)에서 사용한 적대적 학습 방법은 O-Images에 얻은 비라벨 데이터를 사용하였다. 하지만 본 논문에서는 N-Images에서 얻은 비라벨 데이터를 추가로 사용하였다. 이때 두 종류의 비라벨 데이터를 여러 비율로 섞어서 학습을 수행하였다. 첫 번째 비율은 O-Images에서 얻은 균열 영상을 제외하고 오로지

N-Image에서 얻은 3,000장의 균열 영상만을 사용한 학습으로 0 대 100이다. 두 번째는 O-Images에서 얻은 750장의 균열 영상과 N-Images에서 얻은 2,250장의 균열 영상을 사용한 학습으로 25대 75의 비율을 갖는다. 세 번째는 O-Images에서 얻은 1,500장의 균열 영상과 N-Images에서 얻은 1,500장의 균열 영상을 사용한 것으로 50 대 50의 비율을 적용하였다. 네 번째는 O-Images에서 얻은 2,250장의 균열 영상과 N-Images에서 얻은 750장의 균열 영상을 사용한 학습으로 75대 25의 비율을 갖는다. 끝으로 O-Images에서 얻은 균열 영상만 사용한 학습으로 그 비율은 100 대 0이 된다. 이처럼 5가지의 데이터 혼합 비율 실험을 통해 새로운 환경 조건의 데이터를 준지도 학습에 적용하는 최적의 비율을 제안하였다.

표 2-1 적대적 학습을 통한 균열 탐지 정확도

신경망 모델		데이터 조합에 따른 탐지 성능 결과 [m-IoU/F1, %]				
분할 신경망	판별자 신경망	0-100	25-75	50-50	75-25	100-0
Ours-v2	FCN	83.27/ 80.02	83.85/ 82.01	84.13/ 82.38	84.19/ 82.46	83.48/ 81.54
	ResNet	82.36/ 80.04	83.65/ 81.73	84.19/ 82.44	84.23/ 82.48	83.68/ 81.82
	UNet	83.00/ 80.86	83.54/ 81.60	84.14/ 82.41	84.15/ 82.40	84.04/ 82.29
	양상블	82.68/ 80.42	83.91/ 82.08	84.30/ 82.61	84.43/ 82.78	83.72/ 81.87

이 실험은 준지도 학습에 필요한 기존 환경 조건 데이터의 수와 새로운 환경 조건 데이터의 수 사이에 최적의 비율을 찾는 것이다. 이를 위해서 서로 다른 판별자 신경망과 그들의 양상블 신경망을 적용하여 적대적 학습을 수행하였다. 이때 사용한 분할 신경망의 모델은 Ours-v2로 학습이 완료된 후에 검증용 dataset로 인식 성능을 계산하였고 그 결과는 표 2-1과 같다. 우선 m-IoU의 지표 변화를 살펴보면, 4가지의 판별자 신경망에서 75 대 25의 데이터 비율일 때 가장 높은 인식 성능이 나타났다. 구체적으로 FCN 판별자 신경망, ResNet 판별자 신경망, UNet 판별자 신경망, 그리고 양상블 판별자 신경망을 사용했을 때 m-IoU는 각각 84.19%, 84.23%, 84.15%, and 84.43%로 나타났다. 이는 다른 데이터 비율을 적용하여 학습한 결과와 비교했을 때 가장 높은 정확도로 나타났다. 이뿐만 아니라, F1의 지표 변화를 살펴보면, UNet 판별자 신경망을 제외하고 나머지 3개의 판별자 신경망에서 75 대 25의 데이터 비율일 때 가장 높은 인식 성능이 나타났다. 구체적으로 FCN 판별자 신경망, ResNet 판별자 신경망, 그리고 양상블 판별자 신경망 사용했을 때 F1은 각각 82.46%, 82.48%,

and 82.78%로 나타났다. 하지만, UNet 판별자 신경망의 경우에는 50 대 50의 데이터 비율 일 때 82.41%의 F1을 나타내고, 75 대 25일 때 82.40%의 F1을 나타내고 있다. 이는 0.01%의 감소로 매우 작은 차이를 보이고 있어 두 개의 비율이 대등한 결과를 도출한다고 볼 수 있다. 결과적으로 최적의 데이터 비율은 75 대 25로, O-Images에서 2,250장을 사용하고, N-Images에서 750장을 사용했을 때가 가장 높은 인식 성능을 보이는 것으로 드러났다.

다음 실험은 인식 성능을 높이기 위해 본 논문에서 사용한 판별자 신경망에서 앙상블 기법의 효과를 관찰한 것이다. 본 논문에서는 3가지의 판별자 신경망을 사용하여 적대적 학습을 수행하였다. 각각의 판별자 신경망은 구조가 서로 달라 그 특성 또한 서로 상이하므로 산출되는 결과도 서로 다르다. 이런 상황에서도 앙상블 기법은 여러 결과 값을 종합하여 가장 정확한 값을 얻는 것을 목적으로 한다. 하지만 앙상블 기법을 판별자 신경망에 적용하여 그 결과 값을 종합할 때 상호 간의 불균형으로 인해 인식 성능에 영향을 받는다. 이런 점을 개선하기 위해 본 논문에서는 최적의 균형 가중치를 적용하여 인식 성능의 변화를 관찰하였다.

표 2-2 균형 가중치를 통한 균열 탐지 정확도

신경망 모델		균열 가중치 [DWs]	탐지 성능 결과 [m-IoU/F1, %]
분할 신경망	판별자 신경망		
향상된 분할 신경망	앙상블	[0.8, 1.0, 1.2]	84.32/82.62
		[1.0, 1.2, 0.8]	84.37/82.69
		[1.0, 1.4, 0.6]	84.38/82.72
		[1.0, 1.6, 0.4]	84.37/82.69
		[1.2, 1.0, 0.8]	84.53/82.91
		[1.4, 1.0, 0.6]	84.49/82.85
		[1.6, 1.0, 0.4]	84.33/82.66

앞선 실험을 통해 서로 다른 데이터 비율에서 앙상블 기법을 적용하더라도 인식 성능이 향상되지 않는 경우가 있다. 이러한 점을 감안하여 본 논문에서는 각각의 판별자 신경망이 생성하는 결과들 간의 최적의 균형을 위해 균형 앙상블 기법을 제안하였다. 이는 균열 탐지의 세 번째 실험으로 판별자 신경망 간의 균형을 위해 DWs의 가중치를 곱하였다. 이때 S는 판별자 신경망의 수를 나타내는 것으로 1, 2, 3이다. 총 3개의 판별자 신경망에 DWs의 균형 가중치를 사용하여 학습한 결과는 표 2-2와 같다. 각각의 서로 다른 DWs를 사용할 때마다 그 인식 성능은 다르게 나타났지만, [1.2, 1.0, 0.8]을 사용했을 때 84.53%의 m-IoU와 82.91%의

F1으로 인식 성능이 가장 높았다. 결과적으로 이때의 DWs가 가중치 앙상블 기법을 위한 최적의 가중치가 된다.

2.3 콘크리트 손상(균열) 탐지 최종 성능

이 연구에서 콘크리트 손상 인식 정확도는 측정하기 위해서 1차년도 실험과 동일하게 172장을 활용하여 실험을 수행했다. 그 결과 IoU 기준이 60%일 때, 인식 정확도는 95.31%를 달성하였다. 이는 목표 정확도인 95%를 초과하는 인식 성능이다.

표 2-3 2차년도 결함(균열) 인식 정확도

IoU 기준	50%	60%	70%
목표 정확도	95%	95%	-
인식 정확도	96.35%	95.31%	93.23%

제3장

스테레오 비전 기반 균열 측정 모듈

1 균열 측정 인공지능 센서 모듈 구성

1.1 하드웨어 구성

균열 측정하는 센서 모듈의 하드웨어는 그림 3-1과 같다. 전면에는 균열을 선명하게 볼 수 있도록 조명이 설치되어 있다. 또한 균열을 촬영할 수 있는 ZED 스테레오 카메라가 장착되어 있다. 균열 탐지하기 위한 연산 장치는 NVIDIA Jetson AGX Xavier를 사용하고 있고, 케이스 내부에 설치되어 있다. 이는 카메라와 USB 3.0의 인터페이스로 연결되어 있어, 이를 통해서 전원이 공급되고 실시간으로 FHD 영상을 송신할 수 있다. 또한 조명에 필요한 전원은 USB C-Type 포트에서 공급된다. 연산 장치의 정격 전원 19V이고 필요한 전류는 최대 3A다. 연산 장치의 결과는 LAN 선을 통해 데이터 통신이 이뤄진다.



그림 3-1. 인공지능 센서 모듈

1.2 플랫폼 소프트웨어

연산 장치에 설치된 기본 소프트웨어는 Jetpack 4.3으로 각종 라이브러리가 포함되어 있다. 특히 컴퓨터 비전에서 사용되는 OpenCV, GPU를 활용한 연산을 위한 CUDA 등이 자동으로 설치된다. 그 외에 본 연구에서 개발한 알고리즘을 수행하기 위해 여러 가지를 라이브러리가 설치되어있다. 우선 인공지능 연산을 위한 PyTorch가 설치되어 균열 탐지 알고리즘을 구동한다. 또한, 주된 프로그램 언어는 파이썬으로 이와 관련된 라이브러리인 numpy, Open3D 등이 설치되어 있다.

데이터 통신을 위한 방식은 TCP와 UDP를 동시에 사용한다. TCP 방식의 경우 신뢰성이 높은 통신이지만, 연결과 해제 절차가 까다롭다. 이에 반해 UDP 방식은 신뢰성이 떨어지지만, 연결과 해제 절차가 용이하다. 따라서 영상과 같은 대용량의 데이터를 송수신하기 위해서는 TCP를 사용하였고, 장비의 명령어를 송수신하기 위해서는 UDP 사용하였다.

2 스테레오 비전을 활용한 균열 측정 성능

2.1 측정 정확도 성능 평가를 위한 비교 실험

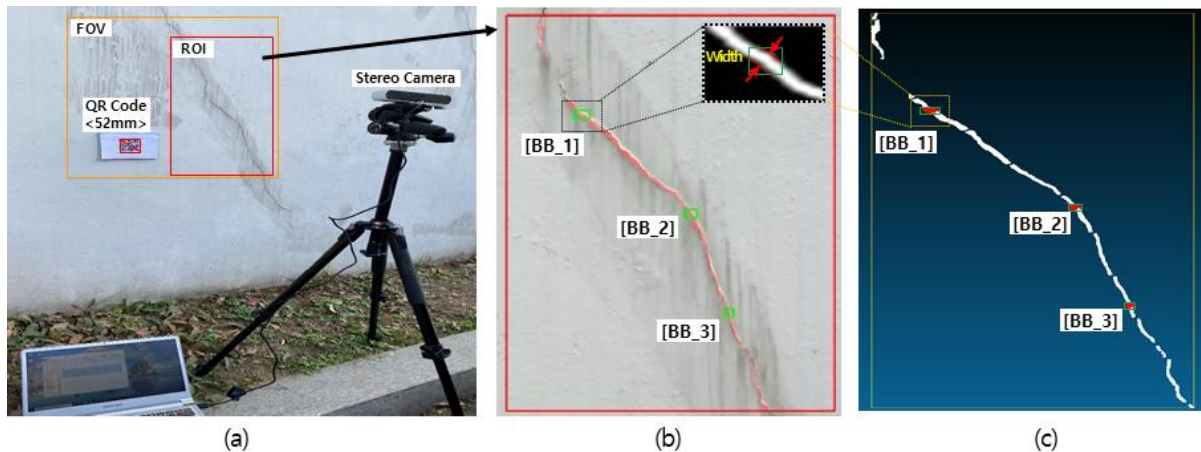


그림 3-2. 비교 실험 방법

이 연구에서는 측정 정확도를 평가하기 위해서 QR code를 사용한 측정 방식과 비교 실험을 수행했다. 이 균열 측정 실험을 위해 콘크리트 벽면을 그림 3-2와 같이 삼각대로 고정된 스테레오 카메라로 촬영한다. 이때 촬영 거리는 50cm정도이고, Field Of View (FOV) 내부에는 Quick Response (QR) Code가 포함되게 한다. 그리고 FOV 내에 균열이 존재하는 영역을

Region Of Interest (ROI)로 설정한다. 이 실험의 목적은 QR 코드를 이용하여 측정한 균열의 물리적인 크기와 스테레오 비전을 통해 측정한 균열의 물리적인 크기를 비교하는 것이다. 전자의 경우 스테레오 카메라의 좌 영상만을 이용하는 것으로 균열 탐지 알고리즘을 적용하고 QR code의 대각선 길이 정보를 입력하여 균열의 물리적인 크기를 측정한다. 후자의 경우 스테레오 카메라의 좌우 영상을 모두 사용하고 ROI의 영역에 존재하는 균열만 추출하여 물리적인 크기를 측정한다.

표 3-1 균열 측정 실험 결과 (mm)

구분	측정 지점	Crack1	Crack2	Crack3	Crack4	Crack5
QR 방식	BB_1	1.16	2.51	2.98	0.98	1.35
	BB_2	2.34	3.64	2.17	0.98	1.31
	BB_3	1.30	1.28	2.11	1.77	1.47
스테레오 방식	BB_1	1.00	2.46	3.37	0.96	1.32
	BB_2	2.47	3.74	2.18	1.03	1.29
	BB_3	1.50	1.08	1.77	1.76	1.48
오차	BB_1	0.16	0.05	0.39	0.02	0.03
	BB_2	0.13	0.10	0.01	0.05	0.02
	BB_3	0.20	0.20	0.34	0.01	0.01
	Avg.	0.16	0.11	0.25	0.03	0.02
정확도 (%)	BB_1	86.21	98.01	86.91	97.96	97.78
	BB_2	94.44	97.25	99.54	94.90	98.47
	BB_3	84.62	84.38	83.89	99.44	99.32
	Avg.	88.42	93.21	90.11	97.43	98.52

다음으로 균열의 측정 성능을 비교한 실험 결과는 표 3-1과 같다. 모두 5개의 콘크리트 균열을 대상으로 사진 촬영했고, 각 영상에서 BB를 3개 설정했으며 15개 지점을 대상으로 측정 결과를 비교했다. 그 결과 QR code 방식과 Stereo vision 방식을 각각 적용한 결과 균열의 두께 오차는 최대 0.39mm, 최소 0.01mm로 나타났다. 각각의 균열 영상에서 측정한 균열 두께의 평균적인 측정 오차는 0.16mm, 0.11mm, 0.25mm, 0.03mm, 그리고 0.02mm다. 이들 5장의 균열 영상에서 얻은 평균 측정오차로부터 다시 평균을 구하면 0.11mm가 된다. 결과적으로 Stereo vision 방식으로 측정한 균열의 두께는 QR code 방식과 비교했을 때, 평균적으로 0.11mm의 오차가 나는 것으로 나타났다.

본 논문에서는 측정 정확도를 결정하기 위해 QR 코드 방식으로 균열을 측정한 결과와 스테레오 비전 방식으로 균열을 측정한 결과를 비교하였다. 우선 QR 코드 방식으로 얻은 결과를 기준 값으로 하였다. 다음으로 기준 값 대비 두 방식의 오차를 비율로 표현하였다. 오차가 0일 경우 정확도는 100%가 되고, 차이가 커질수록 정확도는 낮아진다. 이 연구에서는 5개의 균열을 대상으로 각각 3지점을 지정하여 오차를 비교하였고, 그 결과는 표 3-1과 같다. 모든 균열에서 88% 이상의 정확도를 보였고, 평균적으로는 93.54%를 나타냈다.

2.2 측정 결과 비교

촬영한 5장의 균열 영상을 이용하여 실험한 결과는 그림 3-3과 같다. 그림 3-3의 (a) 행은 균열 영상이고 (b) 균형 판별자 신경망을 이용한 적대적 학습을 통해 만들어진 균열 탐지 인공지능 알고리즘을 (a)에 적용한 결과 영상이다. 균열 영상에 ROI에 해당하는 영역에 알고리즘을 사용하여 균열 영역을 탐지하였고, 붉은색 덧칠로 탐지 결과를 나타냈다. 그리고 초록색 BB는 균열의 두께를 측정하기 위해 선정한 영역이다. 이 BB내의 균열 영역에 QR 코드 방식을 적용하여 균열의 두께를 측정한다. 그림 3-3의 (c) 행은 스테레오 비전 방식으로 탐지된 균열 영역을 삼각 측량 기법을 통해 3차원으로 표현한 결과다. 탐지된 균열 영역은 흰색으로 표현되어 있고, 붉은 색은 앞서 초록색 BB로 선정된 영역을 3차원 영역으로 나타낸 결과다. 두 방식을 통해 얻은 결과 영상의 비교를 통해서 균열 영역이 유사하게 탐지되는 것을 확인할 수 있고, 스테레오 비전 방식을 활용하면 3차원으로도 균열 탐지가 가능하다는 결론을 얻을 수 있었다.

본 연구에서 제안하는 스테레오 비전을 통한 균열 측정 방식은 QR 코드 방식과 비교했을 때 활용도가 더 높다. 영상을 이용한 측정 방식의 장점은 고해상도를 통한 정밀 측정이 가능하다는 점이다. 이에 반해 단점은 측정 결과가 화소 단위로 나타난다는 점이다. 그러므로 화소 단위를 실제 물리 단위로 변환하기 위해서 반드시 스케일 정보를 입력해야 한다. QR 코드 방식은 측정하려는 목적물과 QR 코드를 모두 촬영하여 스케일 정보를 얻는 방식이다. 이 같은 방식은 작업자가 목적물에 QR 코드를 반드시 붙여야 한다. 따라서 고층 건물이나 높은 교량과 같이 작업자가 접근하기 어려운 목적물일 경우에는 적용할 수 없다. 이에 반해 스테레오 비전 방식은 두 카메라 사이의 거리 값을 스케일 정보로 이용한다. 그렇기에 스케일 정보를 얻기 위한 QR 코드와 같은 별도의 부착물이 필요 없을뿐만 아니라 작업자 또한 접근하지 않아도 된다. 따라서 본 연구를 통해 얻은 방식을 무인기를 이용한 인프라 유지관리 기술과 연계할 경우 기존의 접근이 어려웠던 영역에서도 결함을 탐지하고 더 나아가 물리적 크기까지 측정할 수 있다.

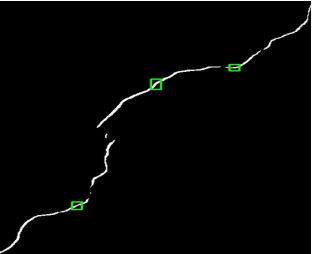
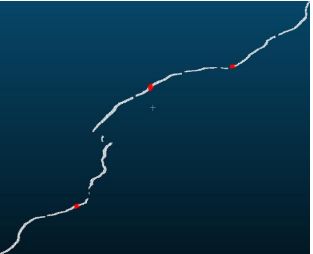
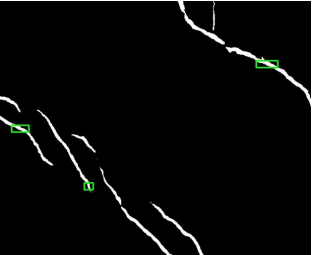
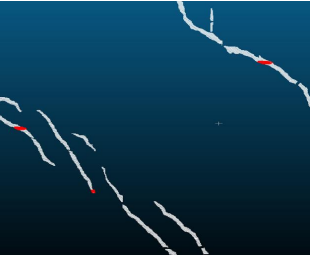
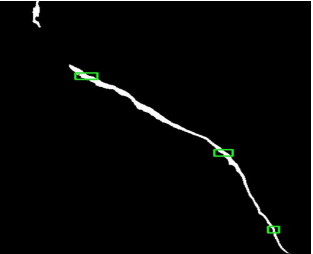
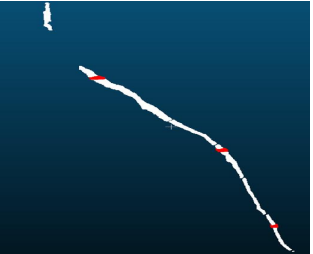
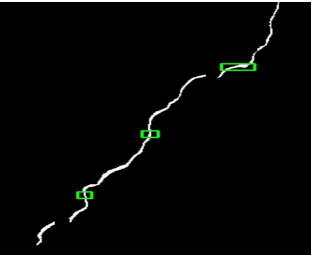
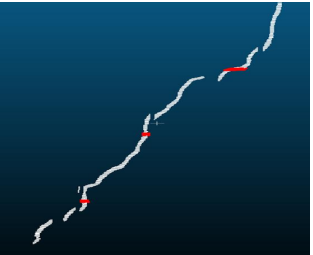
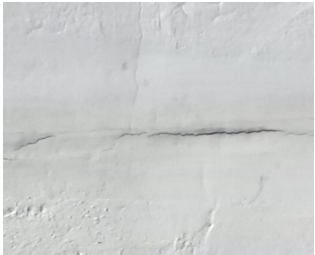
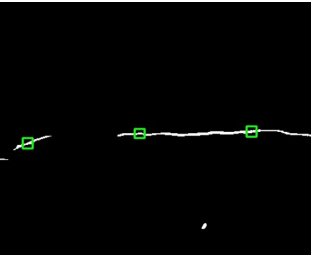
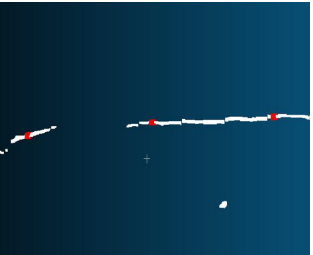
	(a) 원본 영상	(b) QR 방식 결과	(c) 스테레오 비전 결과
Crack1			
Crack2			
Crack3			
Crack4			
Crack5			

그림 3-3. 균열 측정 결과 영상

제4장

결론

콘크리트 구조물은 사용 기간이 늘어나면서 노후화가 진행된다. 그에 따라 기존 구조물이 가지고 있는 기능과 성능이 감소되어 본연의 성질을 점차 잃게 된다. 그리고 이를 방지하게 될 경우 안전사고로까지 연결될 가능성이 있어 지속적인 관심과 관리가 필요하다. 이를 위해서는 가장 우선적으로 구조물의 현재 상태를 정확히 진단할 수 있는 기술이 필요하다. 특히 최근에는 딥러닝 기술과 컴퓨터 비전 기술의 등장으로 콘크리트 균열을 탐지하는 센서 기술이 개발되었다. 하지만 딥러닝을 이용한 균열 탐지 기술이 새로운 환경에서 발생한 균열을 접할 경우 탐지 성능이 현격히 떨어지는 문제점을 가지고 있다. 또한 영상 처리 기술은 화소단위로 탐지 결과를 도출하므로 균열이 갖는 물리적인 크기를 파악할 수 없다. 이러한 점을 개선하기 위하여 본 연구에서는 새로운 환경 조건에서 발생한 균열의 탐지 성능을 높이기 위해서 최적의 데이터 혼합 비율과 Ensemble 기법을 이용한 적대적 학습 방법을 제안하였다. 다음으로 균형 가중치를 앙상블 판별자 신경망에 적용하여 인식 성능을 높였다. 뿐만 아니라 비접촉 방식의 균열 측정을 위해 스테레오 비전을 통한 균열 형상을 복원하는 방법을 제안하였다. 그 결과 탐지 성능이 m-IoU가 84.53%이고 F1이 82.91%인 균열 탐지 알고리즘을 개발하였다. 또한 스테레오 비전을 통해 균열 측정하는 기법을 개발하였고, 그 정확도는 평균적으로 93.54%를 나타냈다.

본 연구를 통해서 개발한 기술을 활용하여 향후에는 로봇과 연계한 기술 개발이 가능할 것으로 보인다. 무인 이동체와 로봇암이 탑재된 자동화 장비에 장착되어 시설물에 유지관리 기술에 활용될 수 있다. 특히 로봇암의 End-effector로 활용될 경우 터널 내부의 라이닝에 발생하는 균열을 탐지할 수 있고, 이를 3차원 형상으로 추출 가능하며 그 물리적인 크기 또한 산출할 수 있어 정확한 유지관리에 중요한 역할을 수행할 것이다. 더불어 임베디드 시스템과 융합하여 작업자가 휴대하면서 균열의 측정할 수 있는 장비로 개발할 수 있다. 지금까지는 작업자가 균열자와 균열 현미경을 이용하여 구조물에 발생한 균열의 크기를 측정하였지만 본 기술을 활용하며 이를 대체할 수 있어 그 활용도가 더 높을 것으로 기대한다.

참고 문헌

- [1] McCrea, A., Chamberlain, D., & Navon, R. (2002). Automated inspection and restoration of steel bridges? a critical review of methods and enabling technologies. *Automation in Construction*, 11(4), 351-373.
- [2] Rafiei, M. H., & Adeli, H. (2017). A novel machine learning-based algorithm to detect damage in high-rise building structures. *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, 26(18), e1400.
- [3] Adhikari, R. S., Moselhi, O., & Bagchi, A. (2014). Image-based retrieval of concrete crack properties for bridge inspection. *Automation in construction*, 39, 180-194.
- [4] Hutchinson, T. C., & Chen, Z. (2006). Improved image analysis for evaluating concrete damage. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 20(3), 210-216.
- [5] Lin, Y. Z., Nie, Z. H., & Ma, H. W. (2017). Structural damage detection with automatic feature-extraction through deep learning. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 32(12), 1025-1046.
- [6] Yu, Y., Gong, Z., Zhong, P., & Shan, J. (2017, September). Unsupervised representation learning with deep convolutional neural network for remote sensing images. In *International Conference on Image and Graphics* (pp. 97-108). Springer, Cham.
- [7] Özgenel, Ç. F., & Sorguç, A. G. (2018). Performance comparison of pretrained convolutional neural networks on crack detection in buildings. In *ISARC. Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction* (Vol. 35, pp. 1-8). IAARC Publications.
- [8] Dorafshan, S., Thomas, R. J., & Maguire, M. (2018). SDNET2018: An annotated image dataset for non-contact concrete crack detection using deep convolutional neural networks. *Data in brief*, 21, 1664-1668.
- [9] Liu, K., Han, X., & Chen, B. M. (2019, December). Deep learning based automatic crack detection and segmentation for unmanned aerial vehicle inspections. In *2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)* (pp. 381-387). IEEE.
- [10] Shim, S., Kim, J., Cho, G. C., & Lee, S. W. (2020). Multiscale and Adversarial Learning-Based Semi-Supervised Semantic Segmentation Approach for Crack Detection in Concrete Structures. *IEEE Access*, 8, 170939-170950.

부록2보고서

연구 보고서

- 기 관 명 : 한국생산기술연구원
- 보고서명 : 무인 이동체 탑재형 검사용
다자유도 매니퓰레이터 개발

목 차

연구 내용	1
1. 다자유도 매니퓰레이터 시제품 제작	1
2. 운용 시나리오에 따른 구동경로 생성	4
3. 제어 알고리즘 개발	6
4. 다자유도 매니퓰레이터 성능평가	10

연구 내용

1 다자유도 매니플레이터 시제품 제작

1.1 다자유도 매니플레이터 기구부 제작

1차년도에 설계된 내용을 바탕으로 다자유도 매니플레이터 기구부를 제작했다. 그림 1-1은 설계된 다자유도 매니플레이터의 2D 형상 및 3D 형상이다.

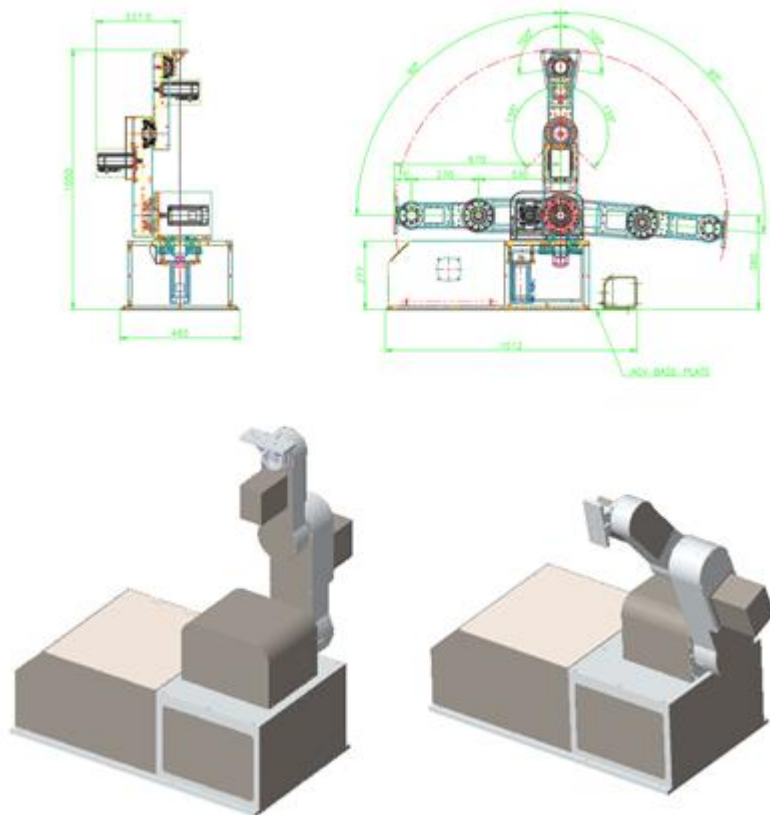


그림 1-1 다자유도 매니플레이터 2D 및 3D 형상



그림 1-2 제작된 다자유도 매니퓰레이터 기구부

그림 1-2는 설계된 내용을 기반으로 제작된 다자유도 매니퓰레이터이다. 1축은 제일 하부에 위치하여 Theta-Z 방향으로 구동한다. 2축은 1축과 일정한 거리를 두고 결합되어 링크를 형성하며 Theta-X 방향으로 구동한다. 3축과 4축은 2축과 같은 방식으로 구성되어 Theta-X 방향으로 구동한다. 4축은 매니퓰레이터의 끝단으로서 최종 센서부와 결합된다. 주로 2축, 3축, 4축이 각도를 이루며 공동구의 결합부분과 최종 센서부 간의 거리를 조정하게 된다.

1.2 다자유도 매니퓰레이터 전장부 제작

제작된 다자유도 매니퓰레이터는 기구부와 전장부가 통합되어 있으며 다자유도 매니퓰레이터의 전장부는 그림 1-3을 통해 확인할 수 있다. 매니퓰레이터는 무인이동체와 함께 구동되어야 하며 전원공급을 위해 배터리가 필요하다. 전장부는 전원공급부와 제어부로 구성되어 있다.

전원공급부는 배터리가 위치하며 배터리 충전을 위한 충전단자와 PC 및 모터에 전원을 공급해주기 위한 방전 단자로 구성되어 있다.

제어부는 배터리를 통해 매니퓰레이터를 구동하기 위한 전원 공급 포트와 전원 스위치가 있다. 제어기와 서보드라이버를 통해 모터를 구동한다. 측면에는 미니 PC가 부착되어 외부와 통신 및 제어 프로그램을 구동할 수 있다.

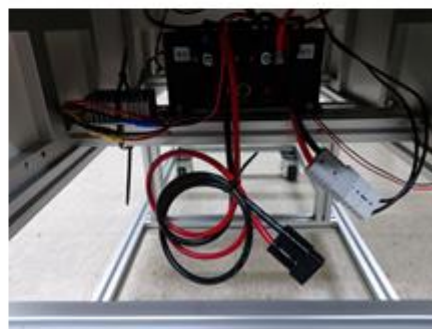


그림 1-3 다자유도 매니퓰레이터 전장부

2 운용 시나리오에 따른 구동경로 생성

2.1 전/후방 측정을 위한 경로 생성

다자유도 매니퓰레이터는 무인이동체 위에 결합되어 있으며 끝단에 영상 확보를 위한 카메라 센서와 결합되어 있다. 무인이동체가 통로를 따라 이동하기 위해서는 전/후방 영상 확보가 필요하며 이를 위한 매니퓰레이터의 자세가 필요하다.

그림 2-1은 전/후방 측정 자세이다. 소단면 공동구 내에서 무인이동체는 한 방향으로 움직이게 되며 전진하다가 후진 시 무인이동체의 자세를 돌릴 수 없다. 따라서 무인이동체는 후진을 하게 되며 후진 시 영상 확보를 위한 자세가 필요하다.

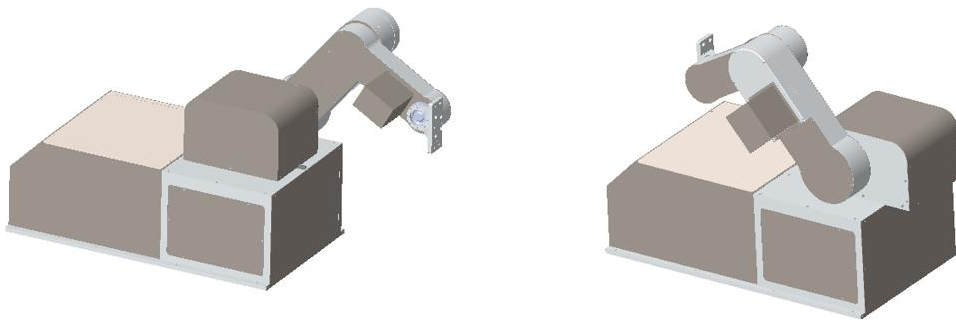


그림 2-1 전/후방 측정 자세

전방 측정 자세는 무인이동체가 전진할 때 전방 영상 확보를 위한 자세로 끝단이 전방을 바라보며 후방 측정 자세는 무인이동체가 후진할 때 후방 영상 확보를 위한 자세로 끝단이 후방을 바라보도록 한다.

전방 측정 자세에서 후방 측정 자세로 변경 시 1축을 180도로 돌릴 수 있다. 만약 1축이 180도로 회전이 어려울 경우 1축은 고정 후에 나머지 축을 회전시켜 후방 측정 자세를 확보할 수 있다.

여러 자세에서 무인이동체 이동을 위한 전/후방 측정 자세로 변경 시 1축의 회전이 필요하며, 1축 회전 시 끝단과 몸체의 충돌 방지를 위해 일정 높이를 확보할 수 있도록 경로를 생성한다.

2.2 균열 측정을 위한 경로 생성

전/후방 측정을 위한 경로는 무인이동체 이동을 위한 경로이고 균열 측정을 위한 경로 생성도 필요하다.

균열 측정을 위해서는 매니플레이터 끝단의 카메라가 벽면을 향하고 있어야 하며 이를 위한 자세를 만들어주어야 한다.

카메라의 화각과 소단면 공동구의 크기를 고려하여 여러 단계의 측정 경로가 필요하다. 그림 2-2는 균열 측정을 위한 자세들을 나타낸다.

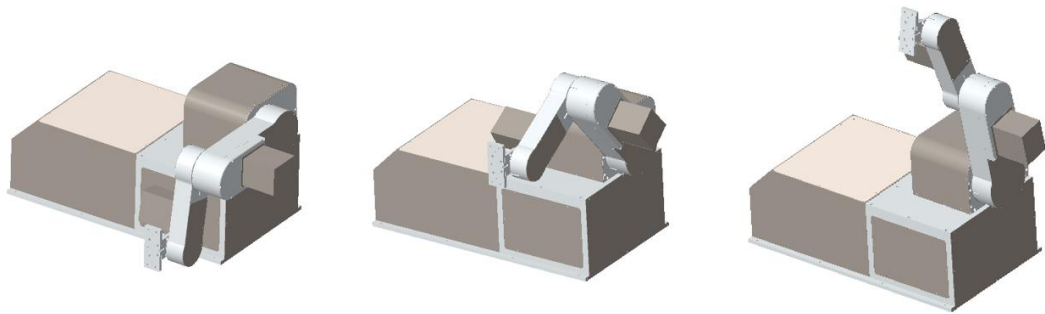


그림 2-2 균열 측정을 위한 자세

2,3,4축을 이용해 끝단의 위치를 변경하며 끝단은 벽면을 바라보고 있다. 카메라의 초점거리 등을 고려하여 벽면 방향의 거리는 일정하게 유지하며 끝단을 최대한 하단부터 상단까지 구동한다. 경로 생성 시 수평 방향의 거리는 동일하고 수직 방향만 변하는 좌표를 생성하여 경로를 생성한다.

경로 생성을 위한 좌표가 생성되면 제어 알고리즘의 역기구학 해석을 통해 축별로 각도를 생성할 수 있고 이를 통해 자세를 결정할 수 있다. 제어 알고리즘의 역기구학 해석은 3장에서 자세히 설명하도록 한다.

3 제어 알고리즘 개발

3.1 다자유도 매니플레이터 제어 구성

다자유도 매니플레이터 제어를 위한 제어 구성도는 그림 3-1과 같다. 크게 PC, 제어기, 서보드라이버, 매니플레이터로 구성되어 있다. 매니플레이터의 각 축은 모터, 엔코더, 감속기 등으로 이루어져 있으며 서보드라이버를 통해 구동된다. 카메라를 통해 측정된 거리를 기반으로 좌표가 형성되면 로봇 컨트롤러 상의 역기구학 해석을 통해 각 축별로 움직여야 하는 각도를 계산할 수 있다. 각 축의 각도는 서보드라이버로 입력되며 매니플레이터 상의 각 축을 개별적으로 구동하여 끝단을 이동시킬 수 있다.

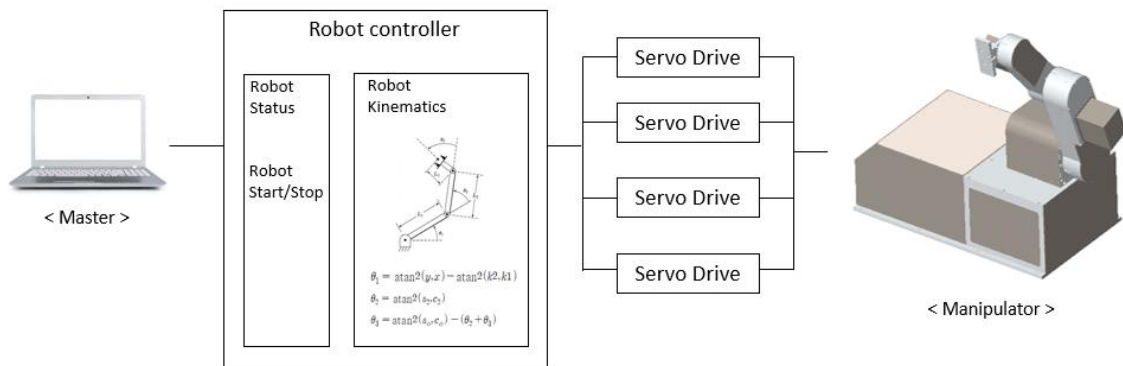


그림 3-1 다자유도 매니플레이터 제어 구성도

3.2 다자유도 매니플레이터 역기구학

다자유도 매니플레이터의 제어는 카메라에서 주어지는 좌표에 맞게 끝단을 움직여주어야 한다. 끝단의 좌표가 주어지면 제어 프로그램 내에서 역기구학 해석을 통해 각 축의 각도를 계산하여 서보드라이버에 입력되도록 구성한다.

다자유도 매니플레이터를 간략화하여 역기구학을 계산할 수 있다. 본 연구의 다자유도 매니플레이터의 경우 4자유도를 가지고 있지만 1축 이외에 2,3,4 축은 같은 방향이며 링크는 한 평면에 위치한다.

그림 3-2는 각 축과 링크 길이를 기반으로 다자유도 매니플레이터의 X,Y,Z 좌표를 표현하고 있다.

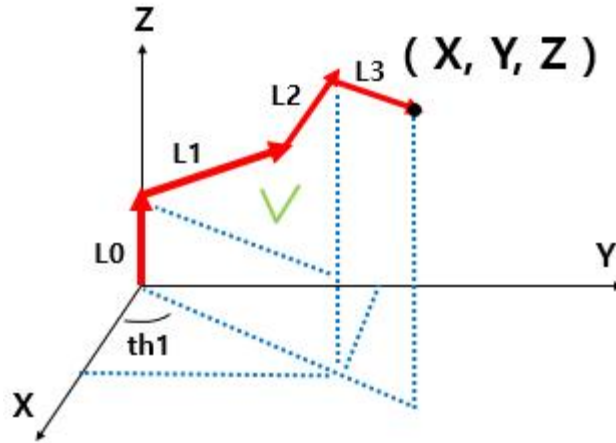


그림 3-2 4자유도 매니퓰레이터

1축의 각도는 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\theta_1 = \tan^{-1}\left(\frac{Y}{X}\right)$$

2,3,4 축은 그림 3-2와 같이 한 평면상에서 구동하는 3자유도 매니퓰레이터로 생각할 수 있다.

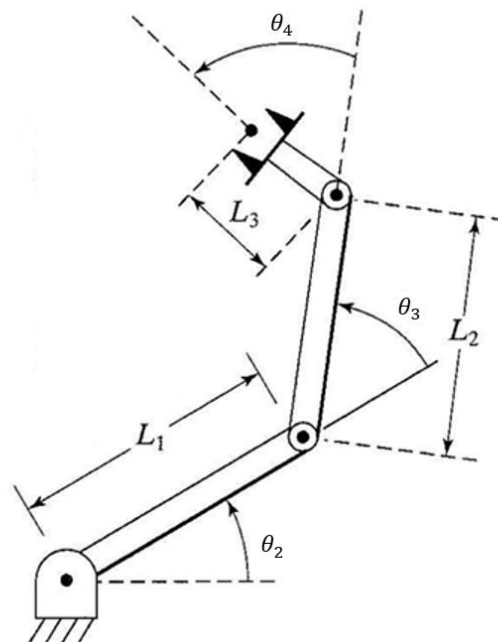


그림 3-3 한 평면상의 3자유도 매니퓰레이터

그림 3-2의 V표시된 평면을 기준으로 밑변의 길이를 L, 높이를 T로 두면 L과 T는 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$L = \sqrt{(X^2 + Y^2)} - L_3, \quad T = Z - L_0$$

그림 3-3를 참고하여 L과 T를 재정의하면 아래와 같다.

$$L = l_1 c_2 + l_2 c_{23}, \quad T = l_1 s_2 + l_2 s_{23}$$

코사인 배각 공식에 의해 ($c_{23} = c_2 c_3 - s_2 s_3$, $s_{23} = c_2 s_3 + s_2 c_3$) 이고 식을 정리하기 위해 L과 T를 제곱하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} L^2 &= l_1^2 c_2^2 + l_2^2 (c_2^2 c_3^2 - 2c_2 c_3 s_2 s_3 + s_2^2 s_3^2) + 2c_2 c_{23} l_1 l_2 \\ &= l_1^2 c_2^2 + l_2^2 (c_2^2 c_3^2 - 2c_2 c_3 s_2 s_3 + s_2^2 s_3^2) + 2c_2 (c_2 c_3 - s_2 s_3) l_1 l_2, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} T^2 &= l_1^2 s_2^2 + l_2^2 (c_2^2 s_3^2 + 2c_2 s_3 s_2 c_3 + s_2^2 c_3^2) + 2s_2 s_{23} l_1 l_2 \\ &= l_1^2 s_2^2 + l_2^2 (c_2^2 s_3^2 + 2c_2 s_3 s_2 c_3 + s_2^2 c_3^2) + 2s_2 (c_2 s_3 + s_2 c_3) l_1 l_2 \end{aligned}$$

이를 각각 더하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} L^2 + T^2 &= l_1^2 (c_2^2 + s_2^2) + l_2^2 \{ c_2^2 (c_3^2 + s_3^2) + s_2^2 (c_3^2 + s_3^2) \} + 2c_3 (c_2^2 + s_2^2) l_1 l_2 \\ &= l_1^2 + l_2^2 + 2c_3 l_1 l_2 \end{aligned}$$

$L^2 + T^2 = l_1^2 + l_2^2 + 2l_1 l_2 c_3$ 를 c_3 에 대해 정리하면 아래와 같다.

$$c_3 = \frac{L^2 + T^2 - l_1^2 - l_2^2}{2l_1 l_2}$$

삼각함수에 의해 $s_3 = \sqrt{1 - c_3^2}$ 이므로 3축에 대한 각도를 아래와 같이 계산할 수 있다.

$$\theta_3 = \tan^{-1}\left(\frac{s_3}{c_3}\right)$$

앞에서 정의했던 $L = l_1c_2 + l_2c_{23}$, $T = l_1s_2 + l_2s_{23}$ 를 코사인 배각 공식에 의해 ($c_{23} = c_2c_3 - s_2s_3$, $s_{23} = c_2s_3 + s_2c_3$) 식을 정리하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} L &= l_1c_2 + l_2c_{23} = c_2(l_1 + l_2c_3) - l_2s_2s_3 \\ T &= l_1s_2 + l_2s_{23} = s_2(l_1 + l_2c_3) + l_2c_2s_3 \end{aligned}$$

위 식에서 $k_1 = l_1 + l_2c_3$, $k_2 = l_2s_3$ 라 하면 $L = k_1c_2 - k_2s_2$, $T = k_1s_2 + k_2c_2$ 가 된다.

가상의 삼각형을 만들어 $k_1 = r\cos(\gamma)$, $k_2 = r\sin(\gamma)$ 를 활용하면

$$\begin{aligned} \frac{L}{r} &= \cos(\gamma)\cos(\theta_2) - \sin(\gamma)\sin(\theta_2) = \cos(\gamma + \theta_2) \\ \frac{T}{r} &= \cos(\gamma)\sin(\theta_2) + \sin(\gamma)\cos(\theta_2) = \sin(\gamma + \theta_2) \end{aligned}$$

따라서 $\gamma + \theta_2 = \tan^{-1}\left(\frac{T}{L}\right)$, $\theta_2 = \tan^{-1}\left(\frac{T}{L}\right) - \tan^{-1}\left(\frac{k_2}{k_1}\right)$ 이다.

본 과제에서 카메라는 벽면을 바라보고 있어야 하기 때문에 $\theta_2 + \theta_3 + \theta_4 = 0$ 이므로 $\theta_4 = -(\theta_2 + \theta_3)$ 이다.

4 다자유도 매니퓰레이터 성능평가

4.1 다자유도 매니퓰레이터 테스트베드 구성

다자유도 매니퓰레이터의 성능평가를 위해 그림 4-1과 같이 테스트베드를 구성했다.



그림 4-1 다자유도 매니퓰레이터 테스트베드

다자유도 매니퓰레이터의 목표 성능인 위치정밀도를 측정하기 위해서는 외부 위치센서를 이용해야한다. 수백 mm의 이동범위를 측정할 수 있는 위치센서는 레이저 트래커가 있다. 레이저 트래커는 이동이 가능한 3차원 좌표 측정기로 본체 내부의 측정 간섭계와 측정 대상물에 부착하는 레이저 리시버 등으로 구성되어 있다. 레이저 트래커는 헤드의 좌표를 결정한 후 리시버와의 상대거리를 측정하여 리시버의 위치를 측정하는 방식이다.

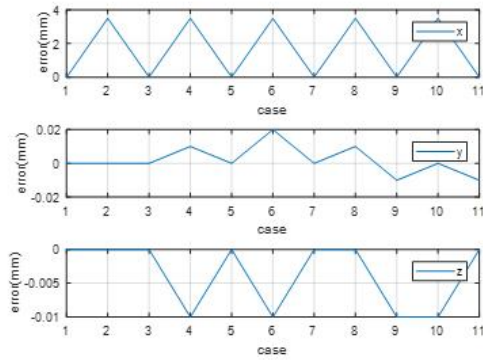
4.2 다자유도 매니퓰레이터 성능평가

그림 4-2는 다자유도 매니퓰레이터의 위치정밀도를 측정하기 위한 시스템 구성이다. 위치를 측정하기 위한 다자유도 매니퓰레이터의 끝단에는 레이저 리시버를 부착하고 일정 거리에 레이저 트래커를 위치시켰다.

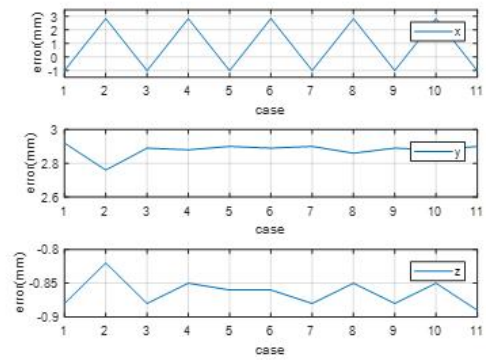


그림 4-2 다자유도 매니퓰레이터와 레이저 트랙커

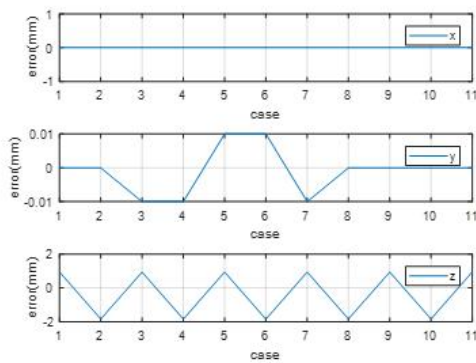
다자유도 매니퓰레이터 끝단을 수평, 수직으로 움직이면서 레이저 트랙커로 위치를 측정했다. 위치정밀도는 외부의 위치센서를 통해 매니퓰레이터 끝단의 위치를 측정하며 실제 측정값과 원하는 위치인 위치 Reference 값의 차이의 최대값으로 정의한다. 다자유도 매니퓰레이터의 위치정밀도는 끝단의 시작점과 끝점을 왕복운동하면서 목표 위치와 실제 측정 위치간의 차이를 측정했다.



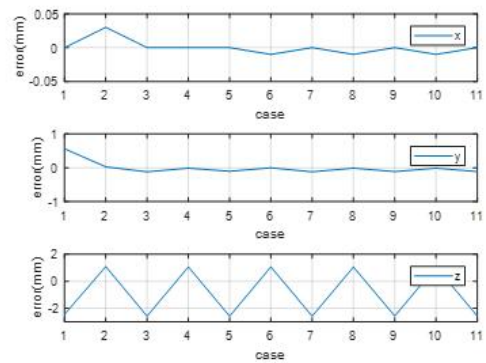
<수평 150mm 왕복 구동>



<수평 350mm 왕복 구동>



<수직 150mm 왕복 구동>



<수직 300mm 왕복 구동>

그림 4-3 다자유도 매니플레이터 성능평가 결과

그림 4-3은 다자유도 매니플레이터 성능평가 결과이다. 다자유도 매니플레이터의 끝단을 수평방향과 수직방향으로 왕복 구동을 했다. 성능평가 결과에 따르면 다자유도 매니플레이터를 수직, 수평방향으로 왕복 구동 시 위치정밀도가 5mm 이내(수평 3.844mm, 수직 3.612mm)로 들어오는 것을 확인할 수 있다.

부록3보고서

공동구 내부 무인 이동체 자율 주행 소프트웨어 개발 보고서

2021. 12. .

한국건설기술연구원

□ 개요

1. 과업 개요

- 과업명 : 공동구 내부 무인 이동체 자율 주행 소프트웨어 개발

2. 주요 개발 내용

- 2D/3D 센서 기반 자율 주행 기술

항 목	내 역
위치 측위 정확도	오차 평균 50mm 이하
위치 측위 정밀도	오차 표준편차 50mm 이하

- UWB, 2D 라이다, 3D 라이다 기반 위치 측위 기술
- UWB, 2D 라이다, 3D 라이다 기반 자율 주행 기술

- 자율 주행 기반 장애물 극복 기술

항 목	내 역
주행 장애물 극복 시연	주행 장애물 극복 성공

- 2D 라이다, 3D 라이다 기반 물체 인식 기술
- 주행 공간 내에 물체 회피 및 극복 주행 제어 기술

- 구성 기술 간의 연동 / 통합 플랫폼

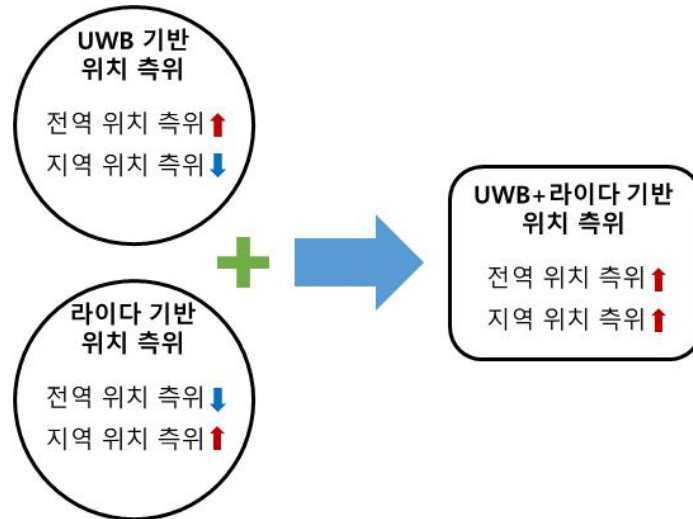
항 목	내 역
자율주행 이동로봇 플랫폼 패키지	구성 기술 간의 연동/통합된 자율 주행 이동로봇 플랫폼 패키지

- 로봇암, 탐지 센서, 이동체 연동 플랫폼 개발
- 결함 탐지 시나리오 구현 및 유사 환경 구동 테스트

□ 2D/3D 센서 기반 자율 주행 기술

1. 개요

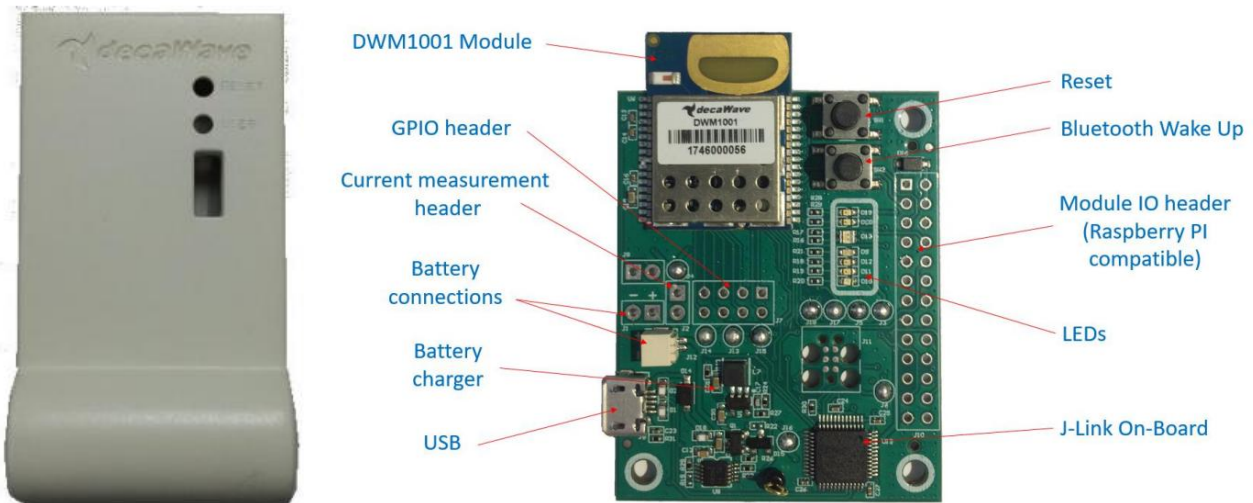
- UWB, 2D 라이다, 3D 라이다 기반 위치 측위 기술



- UWB 기반 위치 측위 알고리즘과 라이다 기반 위치 측위 알고리즘 통합
 - UWB 기반 위치 측위는 GPS를 사용할 수 없는 실내 환경에서 전역 위치 측위가 가능
 - 라이다 기반 위치 측위는 정밀한 지역 위치 측위가 가능
 - 라이다 기반 위치 측위의 누적 오차를 UWB 기반 위치 측위를 통해 제거하며, UWB 기반 위치 측위의 떨어지는 정확도/정밀도를 라이다 기반 위치 측위로 보완하여 서로 장점을 융합
- UWB, 2D 라이다, 3D 라이다 기반 자율 주행 기술
 - 위치 측위 결과와 3D 라이다 측정 데이터를 통해 3D 지도 생성
 - UWB/라이다 기반 위치 추정 결과와 실시간 측정되는 라이다 데이터를 기반으로 자율 주행 알고리즘 구현
 - 전진 시에는 전방에 설치된 3D 라이다를 활용하며, 후진 시에는 후방에 설치된 2D 라이다를 활용하여 자율 주행
 - 라이다 측정 데이터를 기반으로 전후방 빈 공간을 파악
 - 파악된 빈 공간을 향해 주행하도록 주행 방향 및 주행속도 제어

2. UWB 기반 위치 측위

◦ UWB 모듈 외관



◦ UWB LED 표시



◦ 사양

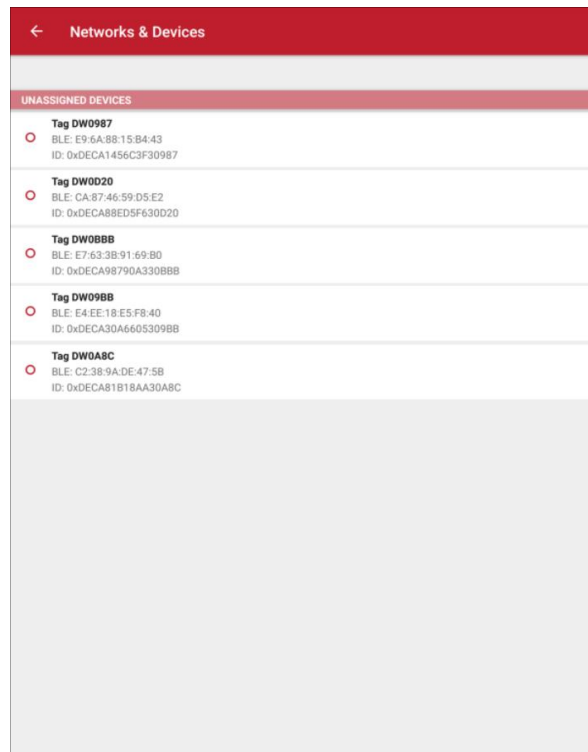
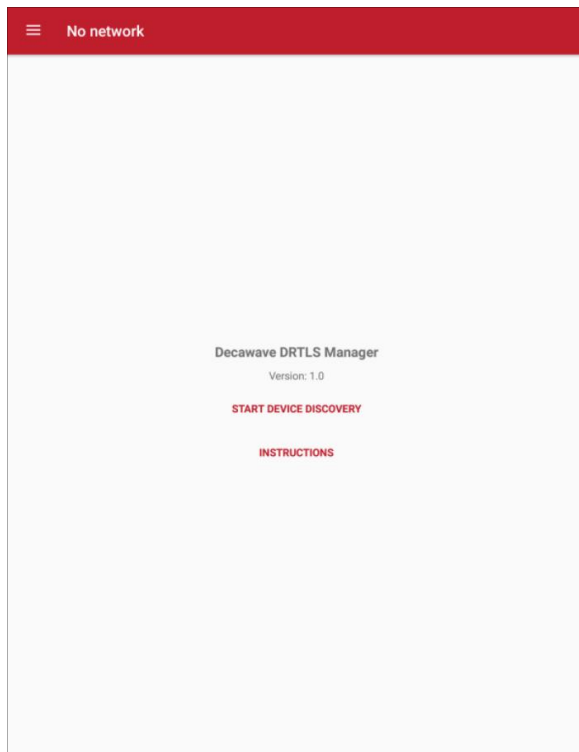
- 최대 측정 주기 : 10Hz
- X-Y 위치 정확도 : <10cm
- 최대 위치 측정 가능 거리 : 25m
- 전원 : 3.7V RCR123a/16340 충전지 또는 USB Micro B type

◦ 모듈 설정 방법

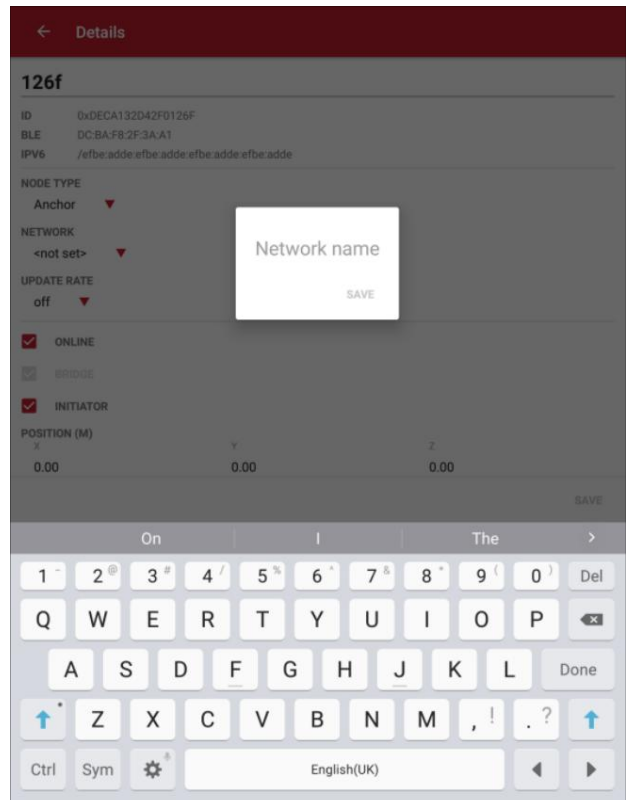
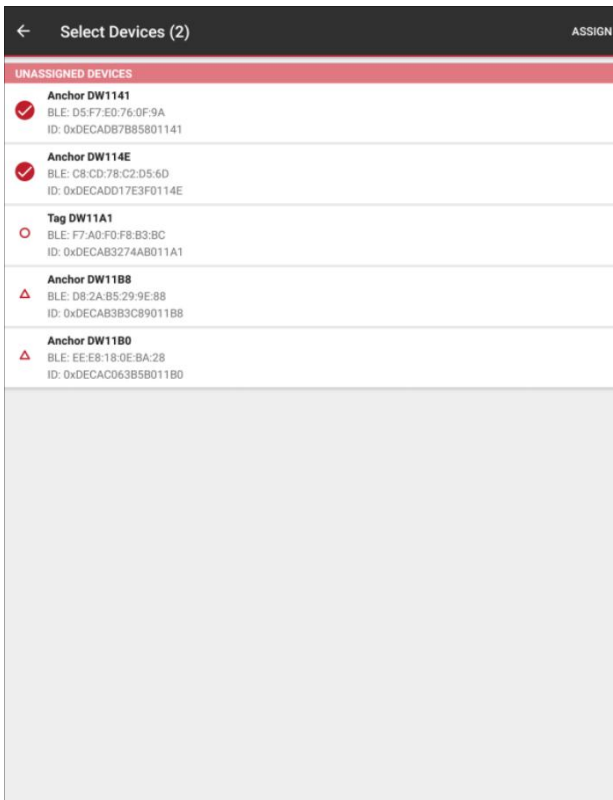
- 안드로이드 모바일 앱을 이용한 설정 (UART를 이용한 설정 가능)
- 최소 앵커(Anchor) 4개와 태그(Tag) 1개가 필요

○ 모듈 등록 및 네트워크 구성

- 모바일 앱을 실행하여 “Start Device Discovery” 버튼을 터치하여 디바이스 검색



- 해당 모듈을 선택하여 “ASSIGN” 버튼을 터치하여 새로운 네트워크 생성 또는 기존 네트워크에 모듈을 추가



○ 태그 설정

- 모듈의 설정 버튼을 터치하여 아래와 같이 설정

설정 이름	설정값
NODE TYPE	Tag
UWB	active
NORMAL UPDATE RATE	100ms/10Hz
RESPONSIVE MODE	enable
LOCATION ENGINE	enable
STATIONARY DETECTION	disable

○ 앵커 설정

- 모듈의 설정 버튼을 터치하여 아래와 같이 설정

설정 이름	설정값
NODE TYPE	Anchor
UWB	active
INITIATOR	적어도 하나의 모듈은 enable 나머지 모듈은 disable
POSITION	각 앵커 위치에 해당하는 x, y, z 값

○ ROS2(Robot Operating System 2) 기반 패키지 (패키지명:uwb_mdek1001)

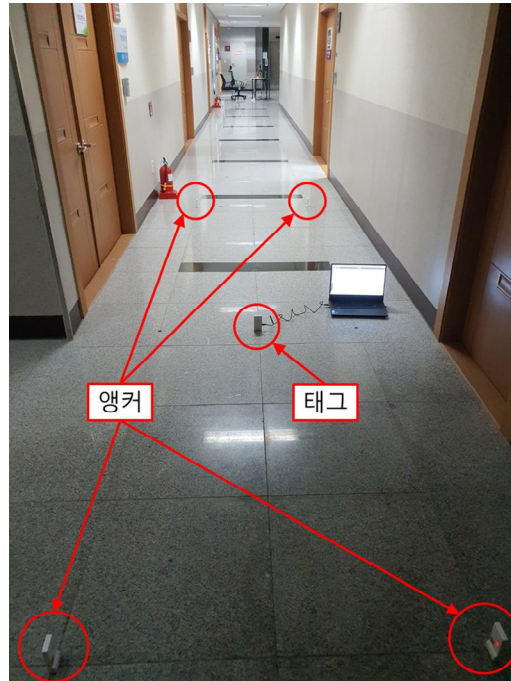
- 패키지 실행 방법

```
$ ros2 launch {kict_proj path}/start_uwb.py
```

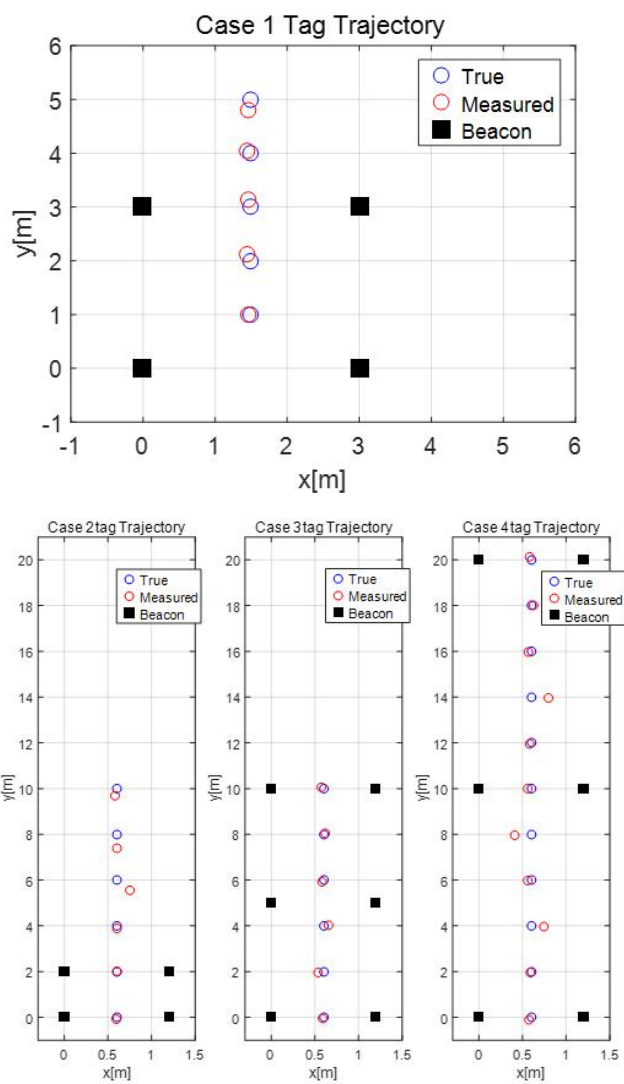
- launch 파일 설정 파라미터

항 목	내 용	기본값	비 고
serial_port_name	시리얼포트 번호	/dev/ttyACM0	
serial_baudrate	시리얼 보드레이트	115200	
frame_id	프레임 이름	uwb_frame	
pub_topicname_uwb	uwb 토픽 이름	uwb_data	publish
save_file_onoff	측정 결과 파일로 저장 여부	False	True / False
save_filepath	저장 파일 경로	/home/jetson-nx/ros2_ws/src/uwb_mdek1001/save_files	

○ 테스트 환경



○ 테스트 결과



Case 1										
앵커 좌표	앵커1		앵커2		앵커3		앵커4			
	(0, 0)		(3, 0)		(0, 3)		(3, 3)			
태그 위치	(1.5, 1)		(1.5, 2)		(1.5, 3)		(1.5, 4)		(1.5, 5)	
오차 평균	(-0.043, -0.006)		(-0.062, 0.112)		(-0.035, 0.138)		(-0.052, 0.043)		(-0.033, -0.192)	
오차 표준편차	(0.040, 0.044)		(0.030, 0.035)		(0.026, 0.033)		(0.015, 0.050)		(0.036, 0.072)	

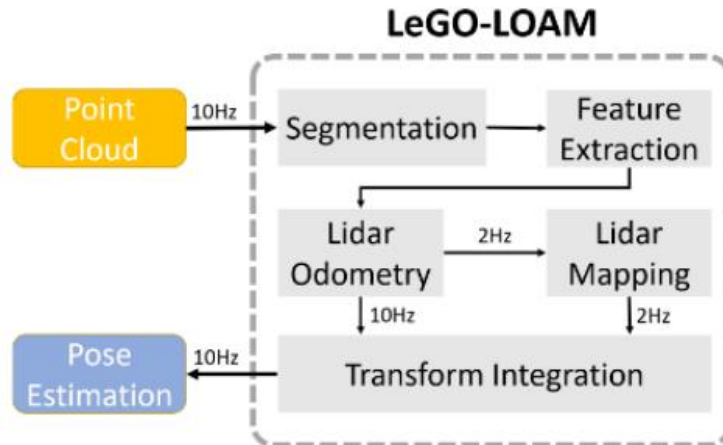
Case 2						
앵커 좌표	앵커1		앵커2		앵커3	
	(0, 0)		(1.2, 0)		(0, 2)	
태그 위치	(0.6, 0)		(0.6, 2)		(0.6, 4)	
오차 평균	(-0.006, -0.082)		(0.003, 0.009)		(0.005, -0.109)	
오차 표준편차	(0.011, 0.023)		(0.016, 0.027)		(0.036, 0.041)	

Case 3						
앵커 좌표	앵커1		앵커2		앵커3	
	(0, 0)		(1.2, 0)		(0, 5)	
태그 위치	(0.6, 0)		(0.6, 2)		(0.6, 4)	
오차 평균	(-0.008, -0.056)		(-0.061, -0.037)		(0.057, 0.034)	
오차 표준편차	(0.029, 0.034)		(0.049, 0.018)		(0.044, 0.019)	

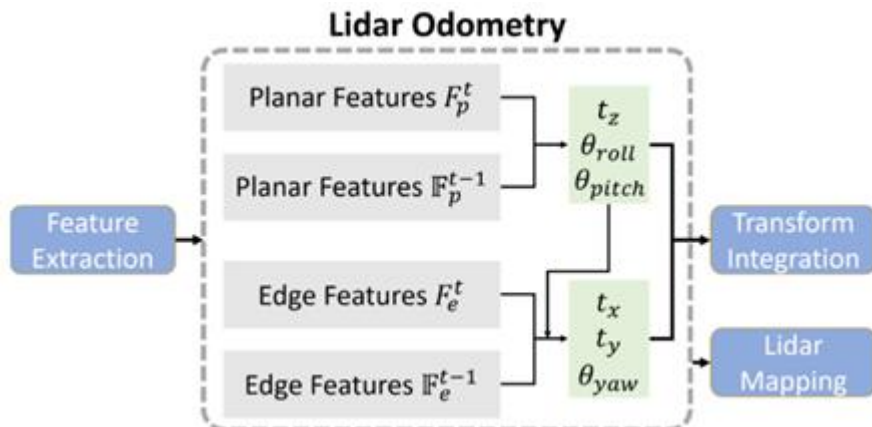
Case 4												
앵커 좌표	앵커1		앵커2		앵커3		앵커4		앵커5		앵커6	
	(0, 0)		(1.2, 0)		(0, 10)		(1.2, 10)		(0, 20)		(1.2, 20)	
태그 위치	(0.6, 0)	(0.6, 2)	(0.6, 4)	(0.6, 6)	(0.6, 8)	(0.6, 10)	(0.6, 12)	(0.6, 14)	(0.6, 16)	(0.6, 18)	(0.6, 20)	
오차 평균	(-0.026, -0.115)	(-0.012, -0.030)	(0.143, -0.022)	(-0.043, -0.011)	(-0.192, -0.029)	(-0.038, 0.010)	(-0.021, -0.045)	(0.197, -0.041)	(-0.034, -0.018)	(0.022, 0.009)	(-0.017, 0.135)	
오차 표준편차	(0.012, 0.028)	(0.053, 0.044)	(0.323, 0.067)	(0.093, 0.011)	(0.125, 0.025)	(0.021, 0.034)	(0.094, 0.024)	(0.083, 0.013)	(0.152, 0.024)	(0.093, 0.026)	(0.010, 0.020)	

3. 위치 측위 및 지도 생성

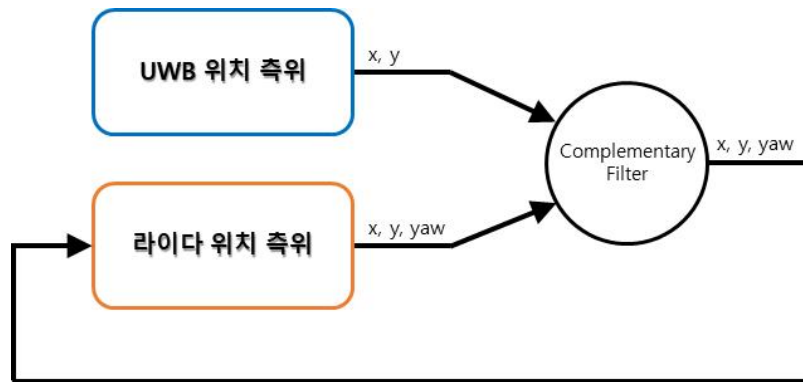
- 라이다 기반 위치 측위 및 지도 생성
 - 라이다 기반 지도 생성은 이전 프레임 위치와 현재 프레임 위치를 비교하며, 기존 맵에 새롭게 측정된 데이터를 누적하여 이루어짐
 - 따라서 위치 측위(Lidar odometry)와 지도 생성(Lidar Mapping)을 동시에 수행하는 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)을 기반으로 지도 생성이 이루어짐



- 3D 라이다 기반 SLAM 알고리즘인 LeGo LOAM(Lightweight and ground-optimized LOAM)을 기반으로 위치 측위 및 3D 포인트클라우드 맵 생성 소프트웨어를 개발함
- LeGo LOAM은 세그멘테이션을 통해 바닥을 구분하며, 바닥 외의 포인트에 대해 Planar Features와 Edge Features의 특징을 반영하여 odometry를 추정함

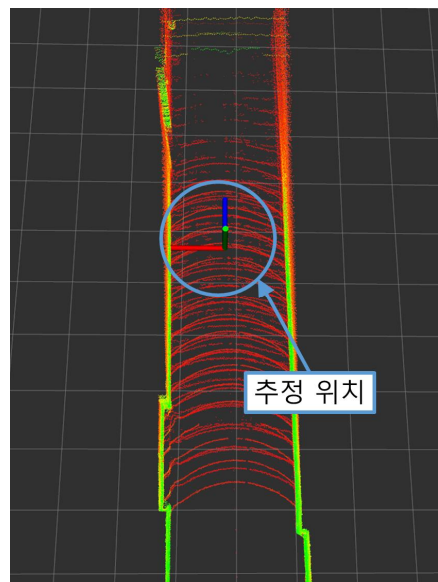


○ UWB 위치 측위 융합

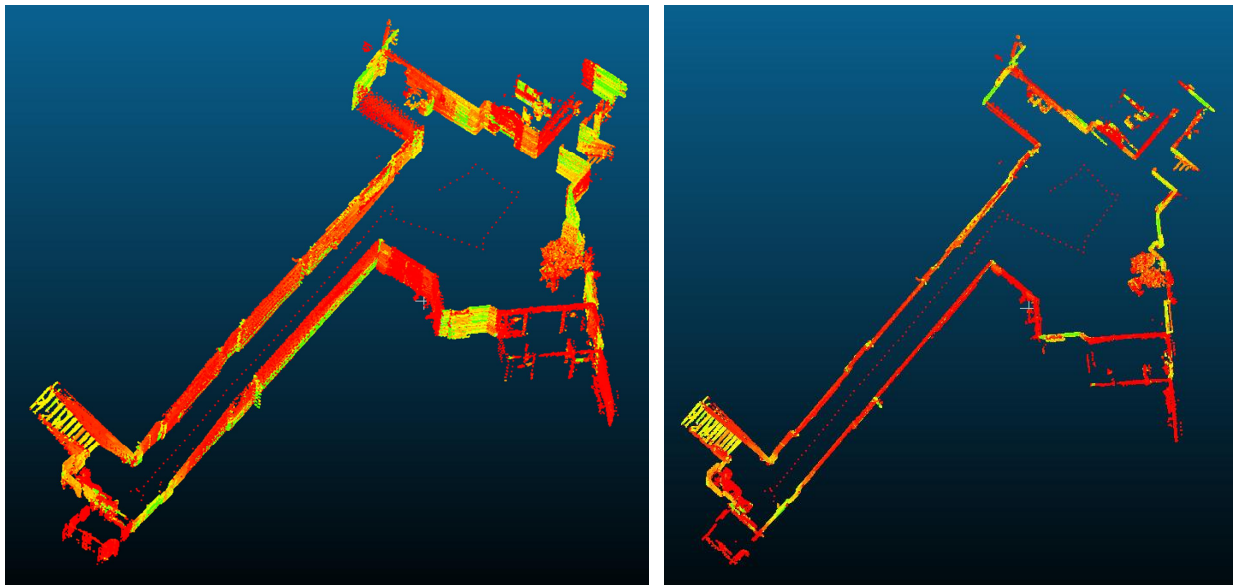


- 라이다 기반 위치 측위 결과에 UWB 위치 측위 결과를 융합하여 절대 오차를 보상함

○ 위치 측위 결과 예시



○ 지도 생성 결과 예시 (PCD 파일)



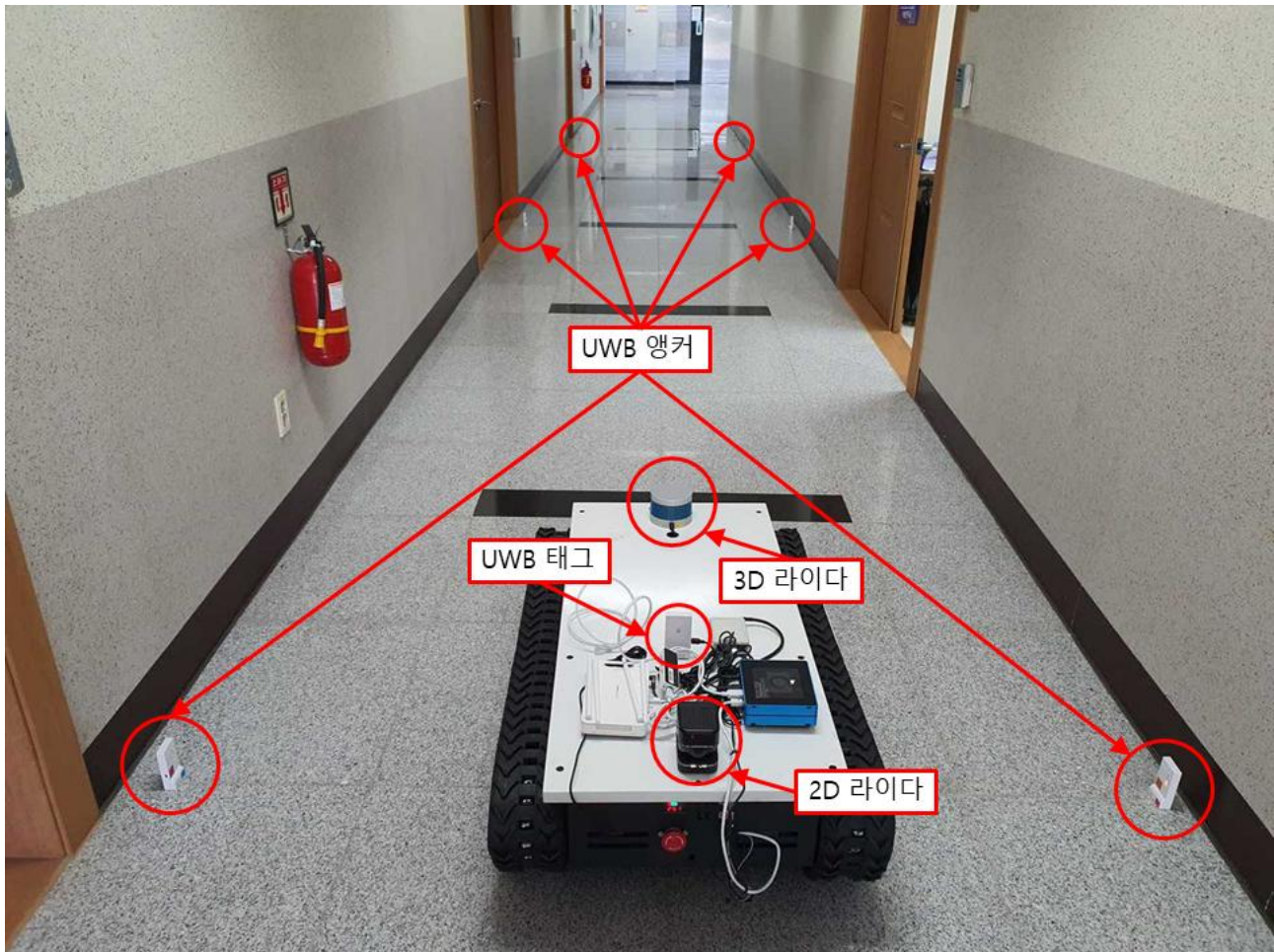
- ROS2(Robot Operating System 2) 기반 패키지 (패키지명:LeGO-LOAM-SR)
 - 패키지 실행 방법

\$ ros2 launch {kict_proj path}/start_loam.py

- "LeGO-LOAM-SR/LeGO-LOAM/config/loam_config.yaml" 설정 파라미터

항 목	내 용	기본값	비 고
num_vertical_scans	라이다 수직 데이터 수	16	
num_horizontal_scans	라이다 수평 데이터 수	1800	
vertical_angle_bottom	수직 화각 (아래)	-15.0	deg
vertical_angle_top	수직 화각 (위)	15.0	deg
sensor_mount_angle	라이다 설치 각도	0.0	deg
ground_scan_index	바닥 스캔 인덱스	7	
segment_valid_point_num	세그멘테이션 포인트 수	5	
segment_valid_line_num	세그멘테이션 라인 수	3	
segment_theta	세그멘테이션 각도	60.0	deg
enable_loop_closure	루프클로저 on/off	true	
surrounding_keyframe_search_radius	맵 최적화 기준 거리	50.0	m
surrounding_keyframe_search_num	서브맵 크기	50	
history_keyframe_search_radius	루프클로저 기준 거리	7.0	m
history_keyframe_search_num	루프클로저 기준 개수	25	
history_keyframe_fitness_score	루프클로저 정합 기준	1.5	
global_map_visualization_search_radius	서브맵 가시화 기준 거리	500.0	m
visualization_filter_radius	가시화 필터 기준 거리	0.01	m
using_uwb_data	UWB 측위 결과 이용 on/off	true	
using_full_pointcloud	전체 포인트클라우드 이용 on/off	true	
scan_period	스캔 주기	0.1	sec
mapping_frequency_divider	맵핑 주기 분주기	5	
edge_threshold	엣지 특징점 기준 값	0.1	
surf_threshold	면 특징점 기준 값	0.1	
nearest_feature_search_distance	특징점 간 거리 기준 값	5.0	m

○ 테스트 환경



○ 위치 측위 정확도/정밀도

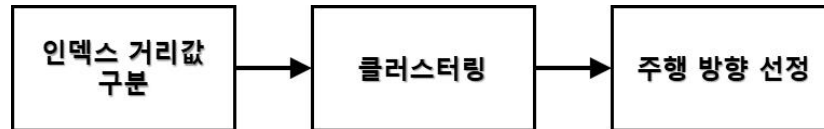
앵커 좌표	앵커1 (0, -1)	앵커2 (6, -1)	앵커3 (12, -1)	앵커4 (0, 1)	앵커5 (6, 1)	앵커6 (12, 1)
로봇 위치	(0, 0)	(3, 0)	(6, 0)	(9, 0)	(12, 0)	
오차 평균	-0.045	0.043	-0.046	0.053	0.018	
오차 표준편차	(0.007, 0.003)	(0.004, 0.004)	(0.005, 0.003)	(0.004, 0.002)	(0.002, 0.005)	

- 정확도는 50mm 이내에 들어오며, 정밀도는 7mm 이내에 들어오는 것을 확인하여, 목표치를 달성함
- 오차 기준이 되는 로봇의 실제 위치 값 측정 방법이 정밀하지 못한 문제가 있으며, 따라서 정밀도는 매우 높은 성능을 보이지만 정확도의 성능이 떨어지는 원인이 되는 것으로 보임

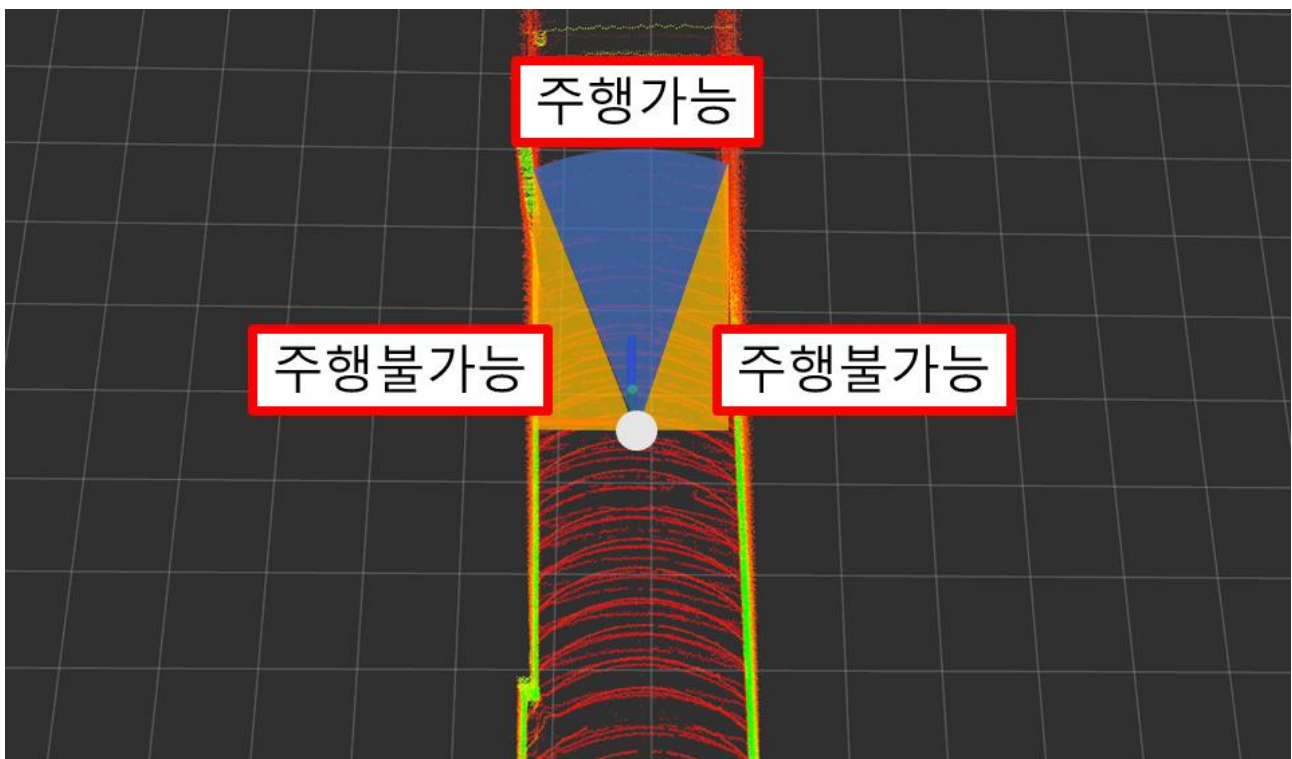
4. 자율 주행 알고리즘

○ 주행 방향 선정 알고리즘 및 주행 제어

- 지도 기반 자율 주행과 달리 지도가 없는 자율 주행을 위해서는 빈 공간을 탐색하고, 탐색된 공간 중에서 하나의 빈 공간을 선정하여 해당 방향을 향해 주행할 필요가 있음



- 빈 공간 탐색은 라이다 인덱스 별로 거리를 측정한 후에 설정된 기준값 이하가 되는 인덱스는 주행 불가능, 기준값 이상이 되는 인덱스는 주행 가능으로 판단함
- 주행 불가능/가능 인덱스들을 클러스터로 묶어서 표현하며, 클러스터의 크기가 기준값 이상인 경우 선정함
- 선정된 클러스터 중 가장 왼쪽 또는 오른쪽의 클러스터를 진행 방향으로 고려하며, 해당 클러스터의 중심점을 향하여 주행하도록 제어함



- 직진 속도는 피드백 센서가 없으므로 오픈루프 제어를 수행하며, 진행 방향 제어를 위해서는 회전각속도를 오차에 대해 비례제어 하여 수행함
- angle_rate 파라미터 값에 따라 주행 가능 공간의 비율에 맞춰 방향 제어하여 주행함

- ROS2(Robot Operating System 2) 기반 패키지 (패키지명:local_planner)
- 패키지 실행 방법

```
$ ros2 launch {kict_proj path}/start_planner.py
```

- launch 파일 설정 파라미터

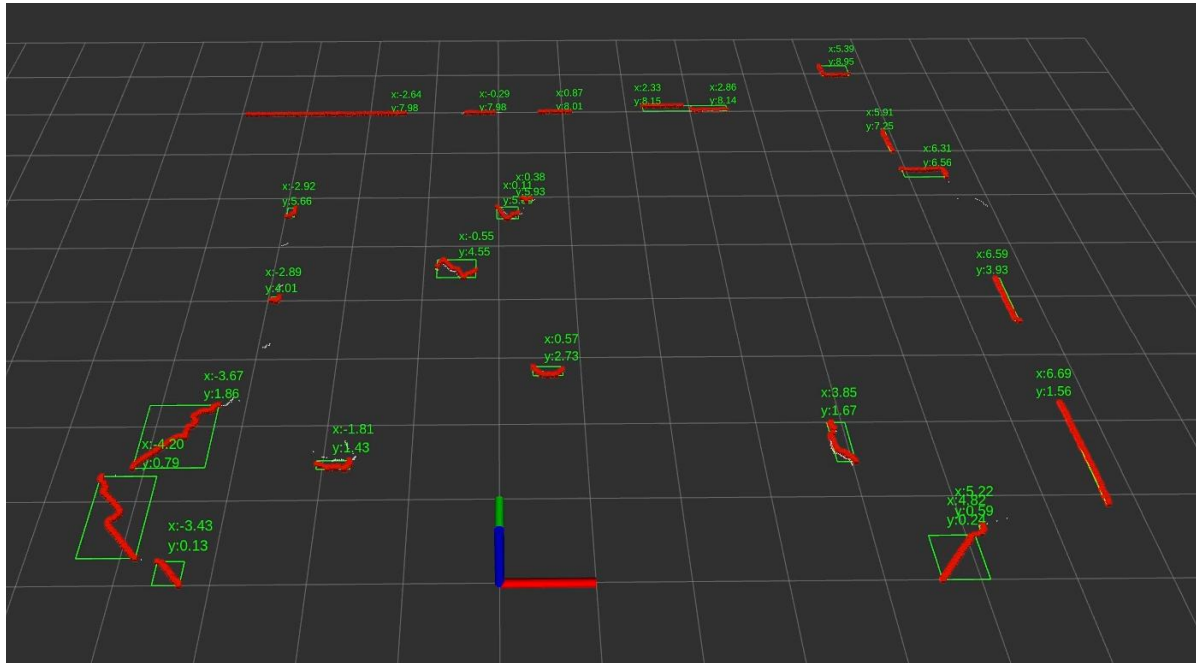
항 목	내 용	기본값	비 고
lidar_scan_front_sub_topicname	3D 라이다 토픽 이름	scan	
lidar_scan_back_sub_topicname	2D 라이다 토픽 이름	scan_back	
state_data_sub_topicname	제어 상태 토픽 이름	state_data	
desired_ori_odom_pub_topicname	목표 방향 토픽 이름	desired_orientation	
desired_ori_odom_pub_framename	목표 방향 프레임 이름	desired_orientation	
vel_cmd_pub_topicname	제어 속도 토픽 이름	vel_cmd	
vel_cmd_onoff	자율주행 on/off	False	
baselink_width	바퀴 사이 거리	0.8	m
freespace_threshold_dist	주행 가능 인덱스 거리 기준값	3.0	m
freespace_priority_right	우측방향 우선 주행 또는 좌측방향 우선 주행	True	우측 방향 우선 주행
yaw_rate_gain	진행 방향 제어 게인	4.0	
max_speed	최대 속도	0.5	0.5=50%
angle_rate	주행 회전각 비율	0.5	0~1(0.5=중앙)

□ 자율 주행 기반 장애물 극복 기술

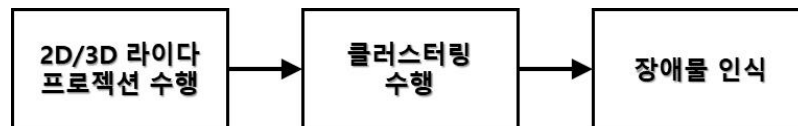
1. 2D 라이다, 3D 라이다 기반 물체 인식

○ 물체 인식 알고리즘

- 앞뒤에 달린 2D 라이다와 3D 라이다를 이용하여 물체를 인식함



- 물체 인식을 위해 클러스터링을 수행하며, 인식된 각 클러스터를 물체로 인식함
- 인식된 각 물체까지의 거리를 계산하여, 기준값 이하이면 장애물로 판단함



- 장애물로 판단 시, 이동체를 정지하도록 함
- 이동체의 앞뒤에 사람이 있으면 장애물로 인식하여 정지하는 것을 실험을 통해 확인함

```
jetson-nx@jetsonnx-desktop: ~  
jetson-nx@jetsonnx-desktop: ~/ros2_ws/src/kict_proj91x24  
[local_planner_node-11] [ERROR] Obstacle detected (lidar back)  
[state_control_node-10] [STATE] Pose is recived  
[state_control_node-10] [STATE] Pose is recived  
[local_planner_node-11] [ERROR] Obstacle detected (lidar back)  
[state_control_node-10] [STATE] Pose is recived  
[state_control_node-10] [STATE] Pose is recived  
[local_planner_node-11] [ERROR] Obstacle detected (lidar back)  
[state_control_node-10] [STATE] Pose is recived  
[state_control_node-10] [STATE] Pose is recived  
[local_planner_node-11] [ERROR] Obstacle detected (lidar back)  
[state_control_node-10] [STATE] Pose is recived  
[state_control_node-10] [STATE] Map is recived  
[state_control_node-10] [STATE] Pose is recived  
[local_planner_node-11] [ERROR] Obstacle detected (lidar back)  
[state_control_node-10] [STATE] Pose is recived  
[local_planner_node-11] [ERROR] Obstacle detected (lidar back)
```

2. 주행 공간 내에 물체 회피 및 극복 주행 제어

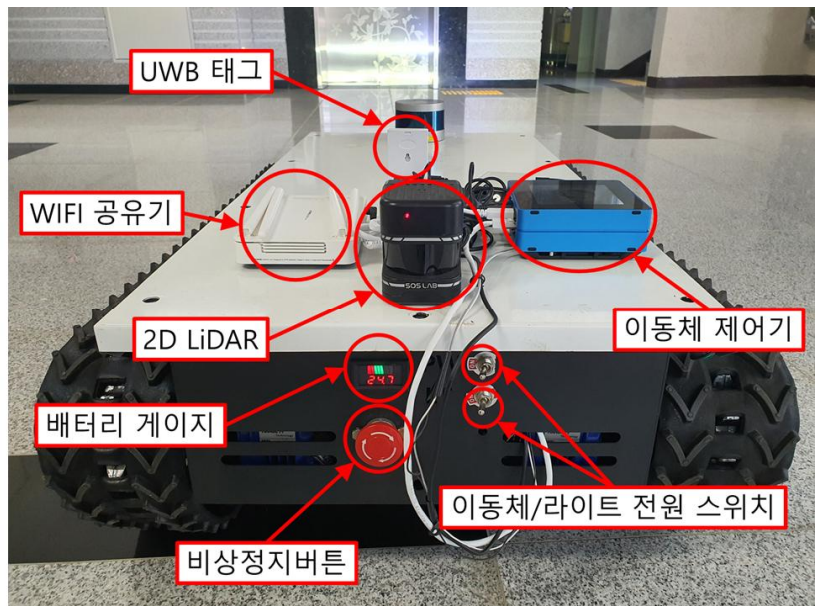
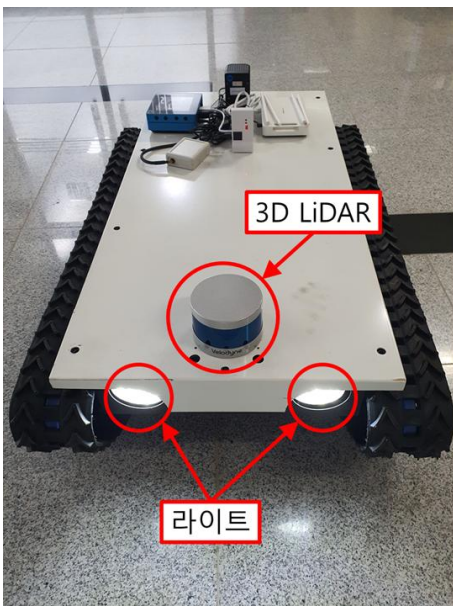
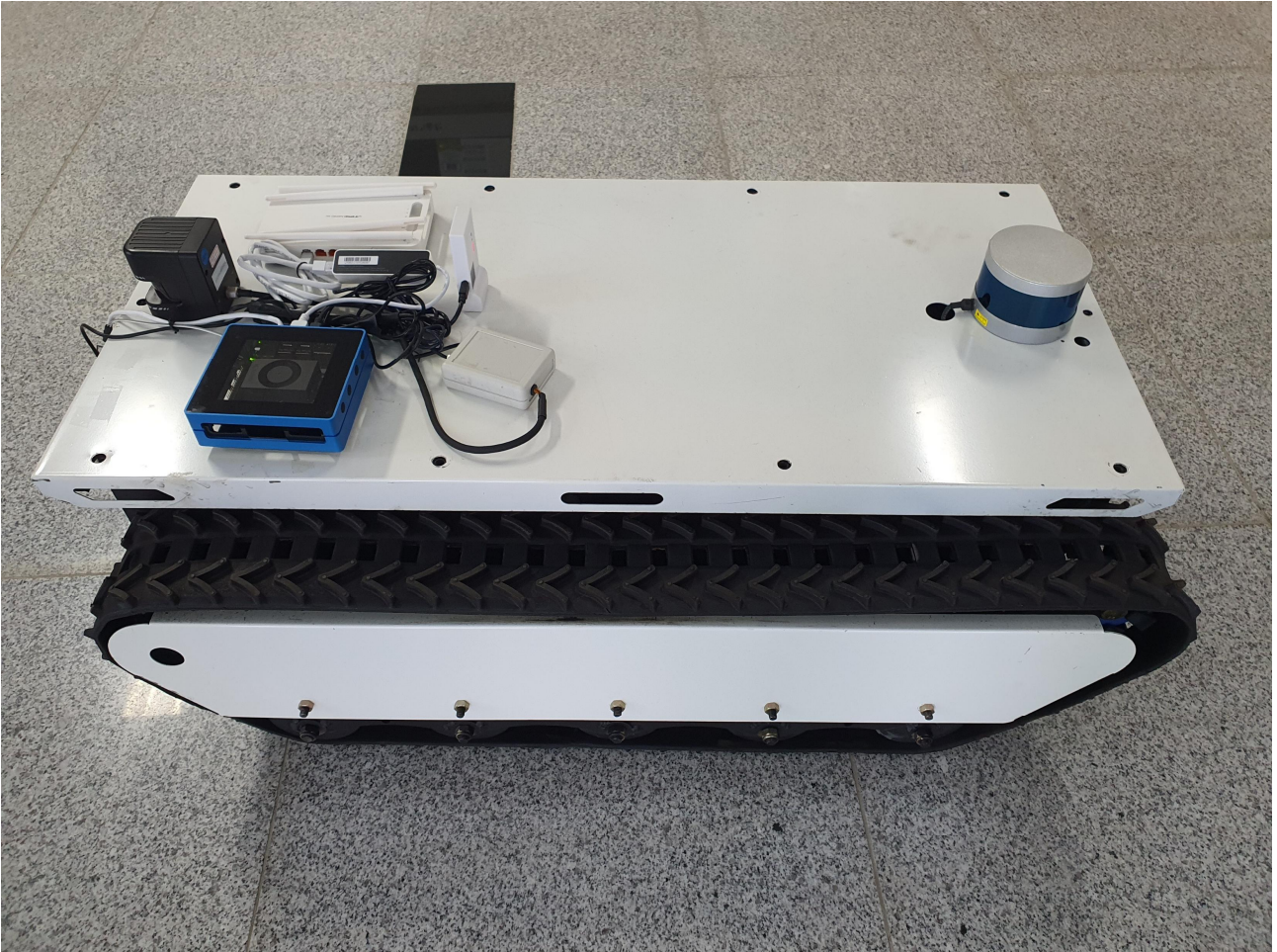
- 물체 회피
 - 주행 방향 선정 알고리즘 및 주행 제어 알고리즘에 의해 물체 회피 구동이 가능함
 - 장애물이 있으면 이동체의 주행 방향 선정 알고리즘은 장애물이 없는 공간을 주행 가능 구역으로 선정함
 - 따라서 자연스럽게 물체 회피 주행 제어가 이루어지며, 이동 가능한 공간이 없으면 정지하도록 함
- 극복 주행
 - 이동체의 구동부는 무한궤도로 설계되어 장애물 극복이 쉬움
 - 55mm의 물체를 극복하여 주행 가능한 것을 실험을 통해 확인함

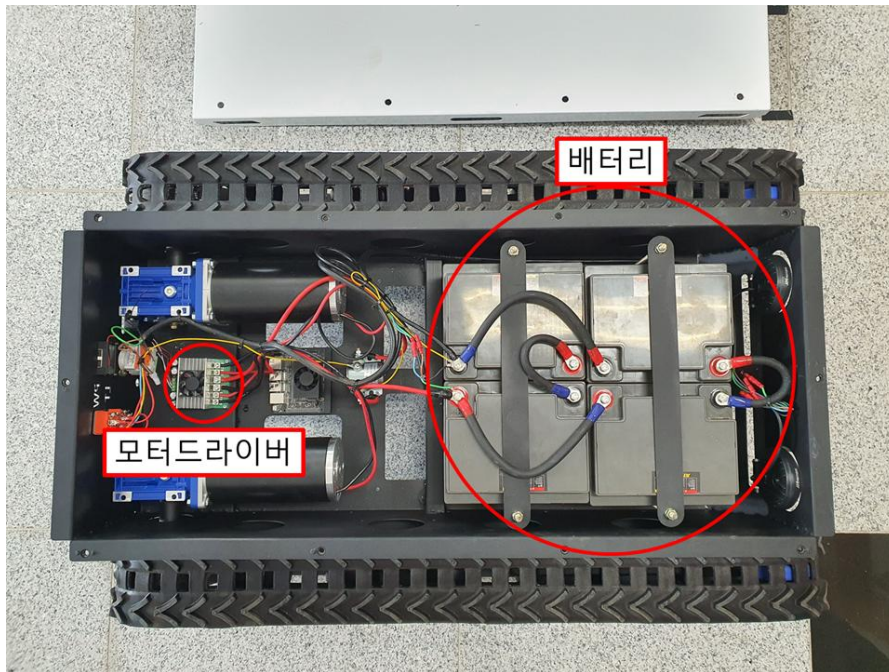


□ 구성 기술 간의 연동 / 통합 플랫폼

1. 이동체 HW 구성

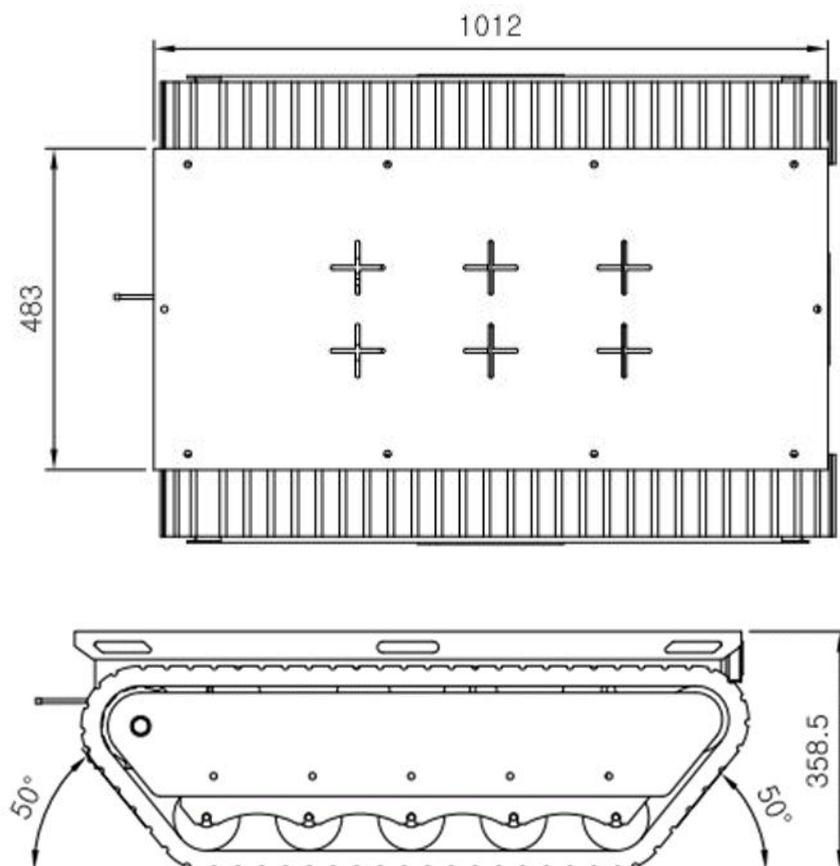
- 외관





○ 이동체 사양

- 모터 : 24V (500W)
- 궤도 : 폭 123mm / 고무궤도
- 중량 : 85kg
- 주행속도 : 20m/min
- 크기 : 1012mm X 683mm X 358.5mm



○ 모터드라이버

항 목	내 역	
채널	2채널	
정격 전류	60A	
최대 순간 전류	120A	
입력 전압	6~30V	
BEC	5V, 1A	

- Analog, TTL, RC를 통한 다양한 제어 입력 방법 지원
- TTL 패킷 통신을 통한 속도명령 제어

○ 제어보드 (NVIDIA Jetson Xavier NX)

항 목	내 역	
CPU	6-core NVIDIA Carmel ARM v8.2 64-bit CPU 6 MB L2 + 4 MB L3	
GPU	NVIDIA Volta™ architecture with 384 NVIDIA CUDA cores and 48 Tensor cores	
메모리	8 GB 128-bit LPDDR4x 51.2GB/s	
저장장치	microSD	
Wifi	802.11ac WLAN	

- NVIDIA Jetson은 모바일 임베디드 시스템 시장에서 GPU 가속화 병렬 처리 부분의 선두를 달리는 비주얼 컴퓨팅 플랫폼이며, 딥러닝과 컴퓨터 비전에 적합한 고성능 저전력 컴퓨팅 기능이 있어 드론, 자율형 로봇 시스템, 모바일 의료 영상과 같이 연산을 많이 사용하는 임베디드 프로젝트에서 널리 쓰임.

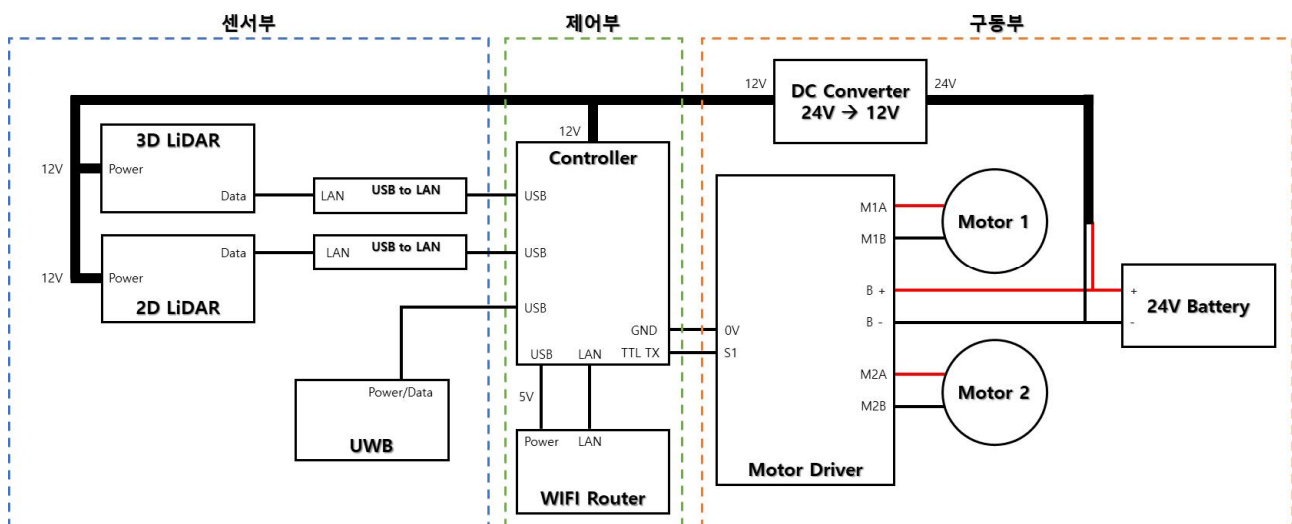
○ 3D 라이다 (Velodyne Puck VLP-16)

항 목	내 역	
채널 수	16채널	
측정 거리	100m	
FOV(V)	+15.0 deg ~ -15.0 deg	
각분해능(V)	2.0 deg	
FOV(H)	360 deg	
각분해능(H)	0.1 deg ~ 0.4 deg	
FPS	5 Hz ~ 20 Hz	

○ 2D 라이다 (SOSLAB GL-310)

항 목	내 역	
FOV	180 deg	
측정거리	0.05 m ~ 25 m	
각분해능	0.18 deg	
FPS	20 Hz / 40 Hz	
거리 정확도/정밀도	+ - 30 mm	

○ 이동체 구성도

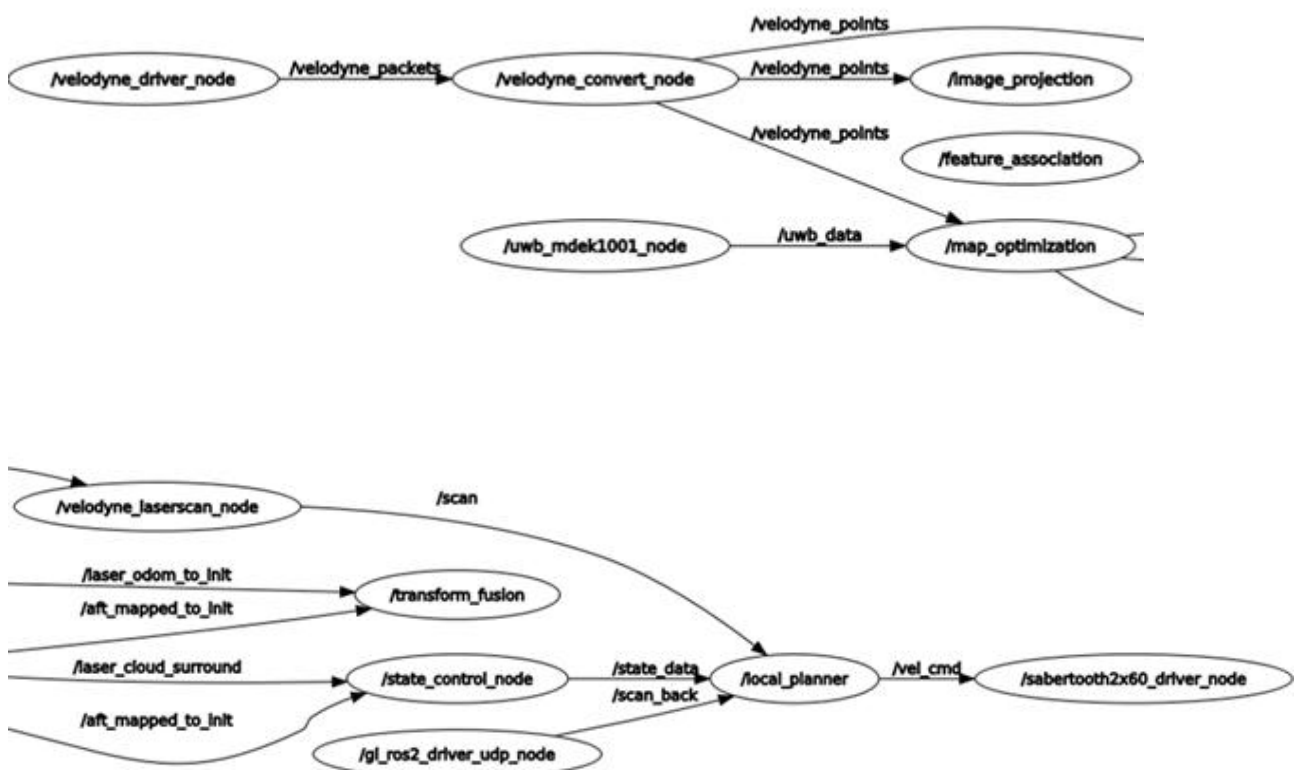


2. 이동체 SW 구성

○ 소프트웨어 파일 구성

LeGO-LOAM-SR	update	2 months ago
data_save	update	last month
gl_ros2_driver_udp @ f3afd55	update	4 days ago
local_planner	update	last month
sabertooth2x60_driver	update	2 months ago
state_control	update	29 days ago
teleop_twist_keyboard	init commit	5 months ago
uwb_mdek1001	update uwb	5 months ago
velodyne	update	4 months ago
.gitignore	update	last month
.gitmodules	update	4 days ago
run.py	update	3 months ago
rviz_config.rviz	update	4 days ago
start_lidar.py	update	4 days ago
start_loam.py	add loam	3 months ago
start_motor.py	update	3 months ago
start_planner.py	update	last month
start_state_control.py	update	last month
start_uwb.py	update	3 months ago

○ 이동체 SW 연결도



- ROS2(Robot Operating System 2) 기반 패키지
(패키지명:gl_ros2_driver_udp, velodyne)
- 패키지 실행 방법

```
$ ros2 launch {kict_proj path}/start_lidar.py
```

- launch 파일 설정 파라미터

항 목	내 용	기본값	비 고
gl_ip	2D 라이다 IP 설정	10.110.1.2	
gl_port	2D 라이다 Port 설정	2000	
pc_port	2D 라이다 어답터 PC Port 설정	3000	
frame_id	2D 라이다 데이터의 프레임 이름	laser	
pub_topicname_lidar	2D 라이다 데이터의 토픽 이름	scan_back	
angle_offset	2D 라이다의 각도 오프셋	-1.570796	
tf_front (arguments	2D 라이다의 좌표계 변환	x=0.405	
tf_back (arguments	3D 라이다의 좌표계 변환	z=-0.29 roll=3.141592	

- ROS2(Robot Operating System 2) 기반 패키지 (패키지명:sabertooth2x60_driver)
- 패키지 실행 방법

```
$ ros2 launch {kict_proj path}/start_motor.py
```

- launch 파일 설정 파라미터

항 목	내 용	기본값	비 고
port_name	모터 시리얼 포트 이름	/dev/ttyTHS0	
motor_on	모터 ON/OFF	true	
rpm_threshold	rpm 최대 값	127	
vel_key_sub_topicname	vel_key 토픽 이름	vel_key	
vel_cmd_sub_topicname	vel_cmd 토픽 이름	vel_cmd	

- ROS2(Robot Operating System 2) 기반 패키지 (패키지명:state_control)
 - 패키지 실행 방법

```
$ ros2 launch {kict_proj path}/start_state_control.py
```

- launch 파일 설정 파라미터

항 목	내 용	기본값	비 고
pub_topicname_state_data	state_data 토픽 이름	state_data	
end_distance	자율주행 이동 거리	5.0	m

- 이동체 구동 인터페이스
 - 패킷 구조

	Command	Data 1	Data 2	Data 3
STOP	10	0	0x00	0x00
GO	11	speed (1~255)	0x00	0x00
BACK	12	speed (1~255)	0x00	0x00
SAVE POINTCLOUD	13	0	0x00	0x00
CHECK POINT	14	0	0x00	0x00
FINISH	15	0	0x00	0x00

- 설정된 speed 값을 255로 나누어 최대 속도 값 기준 0~100% 환산하여 적용함
- STOP, GO, BACK, SAVE POINTCLOUD, CHECK POINT는 센서 제어기에서 이동체로 전송하는 패킷이며, FINISH는 이동체로부터 센서 제어기로 전송하는 패킷임
- STOP, GO, BACK : 전송 시 정지, 직진, 후진 자율주행을 수행함
- SAVE POINTCLOUD : 현재까지 생성된 지도를 저장함
- CHECK POINT : 현재 이동체의 위치를 저장함
- FINISH : 설정된 자율주행 이동 거리에 도착하면 센서 제어기로 종료 명령어를 전송하며, 현재까지 생성된 지도와 check point 위치를 파일로 저장함

3. 실행 매뉴얼

- 이동체 네트워크 연결
 - 이동체 와이파이 네트워크(SSID : kict_robot_5g)에 연결
 - 공유기 IP : 192.168.12.1
 - 웹브라우저에서 공유기 IP로 접속하여 접속 상태(이동체의 IP)를 확인
- ssh 접속
 - 이동체 IP : 192.168.12.2
 - "~/ros2_ws/src/kict_proj" 폴더에서 소프트웨어 확인
- 설정 변경 (start_planner.py)

항 목	내용
vel_cmd_onoff	자율주행 시 True 설정
	수동 주행 시 False 설정
freespace_threshold_dist	빈 공간으로 인식할 거리 (m)
freespace_priority_right	오른쪽부터 빈 공간 인식하면 True 왼쪽부터 빈 공간 인식하면 False
max_speed	최대 속도를 1.0으로 기준으로 하여 최대 값 비율 설정
angle_rate	터널 너비를 비율로 나누어 주행 0.25 설정 시, 벽으로부터 1/4 지점을 따라 주행

- 설정 변경 (start_state_control.py)

항 목	내용
end_distance	자율주행 이동 거리 설정 값

- 이동체 소프트웨어 실행

```
$ ros2 launch {kict_proj path}/run.py
```

- run.py 파일을 실행하면 필요한 launch 파일들을 실행하여 구동함

- 제어 명령

- vel_cmd_onoff 설정 값에 따라 자율주행 명령 또는 수동 제어
- 자율주행 모드일 경우에는 이동체 구동 인터페이스에 따라 센서 제어기에서 해당 되는 패킷 전송을 통한 주행 구동함
- 수동 제어 모드일 경우에는 아래와 같이 키보드 제어 명령어를 실행하여 제어함

```
$ ros2 run teleop_twist_keyboard teleop_twist_keyboard cmd_vel:=vel_cmd
```

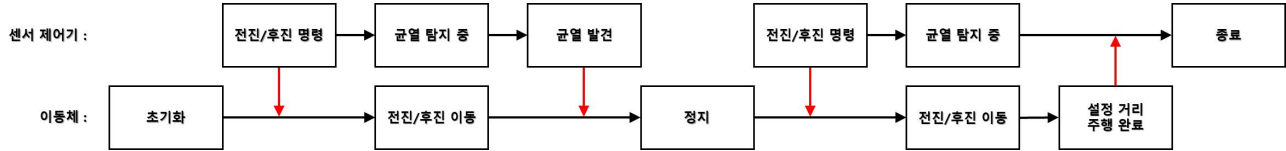
○ 주행 종료

- 자율주행 모드일 경우에는 end_distance 설정 값 만큼 거리를 이동할 경우 종료함
- 종료시에는 센서 제어기로 종료 패킷 전송, 위치 저장, 지도 저장을 수행함
- "data_save" 폴더에 위치 파일(.txt)과 지도 파일(.pcd)이 저장됨
- 위치 저장 파일명 : <연월일 날짜>_<시분초 시간>_event.txt
- 지도 저장 파일명 : <연월일 날짜>_<시분초 시간>_map.pcd
- 위치 저장 형식 : <index>,<position_x>,<position_y>

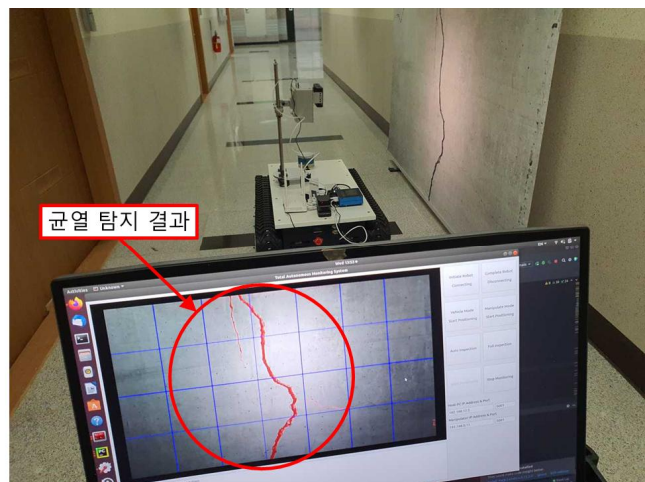
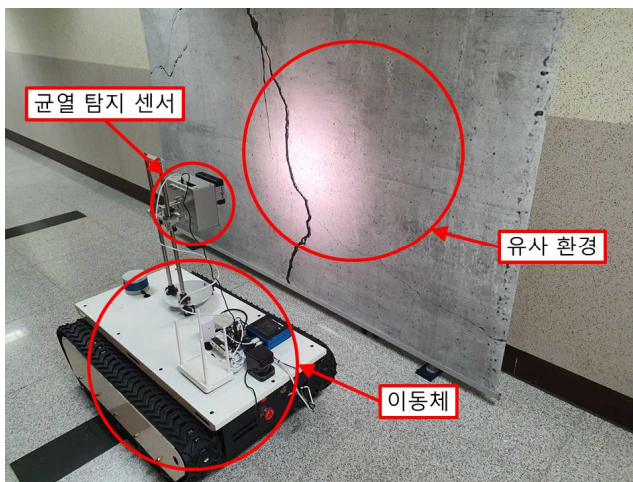
4. 결함 탐지 시나리오 구현 및 유사 환경 구동 테스트

○ 결함 탐지 시나리오

- 이동체는 센서 제어기의 명령에 따라 전진/후진/정지 주행함
- 주행 거리 설정 값(start_state_control.py의 end_distance 파라미터)에 따라 해당 거리 주행 완료 시, 주행 종료 및 센서 제어기에 주행 종료 알림을 수행함



○ 유사 환경 테스트 및 결과



< 별첨 >

별첨 자료

1. 총 연구개발기간 성과점검기준표 및 증빙자료
2. 세부 정량적 연구개발성과 증빙자료(총 연구개발기간 성과점검기준표 실적 증빙자료에 기 포함되어 있는 증빙자료 제외)

주 의

1. 이 보고서는 국토교통부에서 시행한 국토교통과학기술 연구개발사업 ‘국토교통기술촉진연구사업’ 연구개발과제 최종보고서이다.
2. 이 연구개발내용을 대외적으로 발표할 때에는 반드시 국토교통부(국토교통과학기술진흥원)에서 시행한 국토교통과학기술 연구개발사업의 결과임을 밝혀야 한다.
3. 국가과학기술 기밀 유지에 필요한 내용은 대외적으로 발표 또는 공개하여서는 안 된다.