

19CTAP-
C152020
-01

DCNN 기반 공동주택 자율 성능진단 시스템
최종보고서

2020

국토교통과학기술진흥원
국토교통부

보안 과제(), 일반 과제(O) / 공개(O), 비공개()발간등록번호()

국토교통기술촉진연구사업 제2차 연도 최종보고서

R&D / 19CTAP-C152020-01

DCNN(Deep Convolutional Neural Network) 기반 공동주택 자율 성능진단 시스템

최종보고서

2020. 12. 31.

주관연구기관 / 강원대학교 삼척산학협력단
공동연구기관 / 아주대학교 산학협력단

국 토 교 통 부
국토교통과학기술진흥원

제 출 문

국토교통과학기술진흥원 귀하

‘DCNN(Deep Convolutional Neural Network) 기반 공동주택 자율 성능진단 시스템’ (연구개발 기간 : 2019. 04. 15. ~ 2020. 12. 31.) 과제의 최종보고서 10부를 제출합니다.

2020. 12. 31.

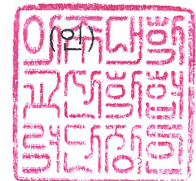
주관연구기관명 : 강원대학교 삼척산학협력단

(대표자) 김 병 식



공동연구기관명 : 아주대학교 산학협력단

(대표자) 오 영 태



주관연구기관책임자: 홍 구 표

공동연구기관책임자: 이 슬

국토교통부소관 연구개발사업 운영규정 제29조에 따라 최종보고서 열람에 동의합니다.

보고서 요약서

과제 고유 번호	19CTAP-C15 2020-01	해당 단계 연구 기간	2020.01.01. - 2020.12.31	단계구분	2 / 2 (해당단계) / (총단계)
연구사업명	중사업명	국토교통기술촉진연구사업			
	세부사업명	기초원천			
연구과제명	대과제명				
	세부과제명	DCNN(Deep Convolutional Neural Network) 기반 공동주택 자율 성능 진단 시스템			
연구책임자	홍구표	해당단계 참여연구원 수	총: 10 명 내부: 10 명 외부: 명	해당단계 연구비	정부: 206,000천원 민간: 천원 정부외: 천원 상대국: 천원 계: 천원
		총 연구기간 참여연구원 수	총: 10 명 내부: 10 명 외부: 명	총 연구비	정부: 370,000 천원 민간: 천원 정부외: 천원 상대국: 천원 계: 천원
연구기관명 및 소속 부서명	강원대학교 삼척산학협력단 아주대학교 산학협력단			참여기업명	
국제공동연구	상대국명:			상대국 연구기관명:	
위탁연구	연구기관명:			연구책임자:	
※ 국내·외의 기술개발 현황은 연구개발계획서에 기재한 내용으로 같음					
연구개발성과의 보안등급 및 사유	일반				

9대 성과 등록·기탁번호

구분	논문	특허	보고서 원문	연구시설 · 장비	기술요약 정보	소프트 웨어	화합물	생명자원		신품종	
								생명 정보	생물 자원	정보	실물
등록·기 탁 번호	SCI(E) : 5건 비SCI : 3건	출원 : 2건	6건			1건					

국가과학기술종합정보시스템에 등록된 연구시설·장비 현황

구입기관	연구시설 · 장비명	규격 (모델명)	수량	구입연월일	구입가격 (천원)	구입처 (전화)	비고 (설치장소)	NTIS 등록번호

요약 ○ 연구목표 : DCNN(Deep Convolution Neural Network) 기반 공동주택 자율성능진단 시스템 개발 ○ 연구내용 1. DCNN기반 공동주택 자율 성능진단 시작품 개발 및 통합화 2. DCNN기반 공동주택 자율 성능진단 알고리즘 개발 ○ 연구개발성과 1. 공동주택 하자/결함 DB 2. 공동주택 자율 성능진단 시스템 시작품 3. 공동주택 자율 성능진단 시스템 매뉴얼	보고서 면수 : 105
--	---------------------

요약문

연구의 목적 및 내용	[연구의 목적] 본 연구는 드론 및 영상장치를 통해 구축한 공동주택 하자 DB를 토대로 국내 최초 공동주택 성능진단 분야에 자율주행차의 핵심 기술인 딥러닝 기반 오브젝트 검출 및 고속화 모델을 접목한 DCNN 기반 공동주택 자율 성능진단 시스템(APDS ; Automated Performance Diagnosis System) 개발을 최종 목표로 함.				
	[연구내용] 본 연구는 “1차년도 : DCNN기반 시설물 성능진단 시스템 요소기술 개발”, “2차년도 : DCNN기반 시설물 성능진단 시스템 통합기술 개발”로 구분되며 연구목표에 대한 주요 연구내용은 다음과 같다.				
	■ [1차년도] DCNN기반 시설물 성능진단 시스템 요소기술 개발 [1세부] 시설물 하자/결함 DB(APDS_D) 구축 ① 시설물 하자/결함 데이터 및 획득 조건 설정 및 이미지 및 영상 데이터 획득 ② 시설물 자율 성능진단 시스템(APDS) 구축을 위한 시설물 하자/결함 표준 DB구축 [2세부] DCNN 기반 공동주택 자율 성능진단 시스템 구축을 위한 시설물 개별하자 감지모델(APDS_I) 개발 ① 실시간 객체검출 알고리즘 학습을 위한 DCNN 모델의 입출력 정의 및 실험 ② DCNN기반 실시간 시설물 개별하자 감지 알고리즘 구조 설계 및 구현				
	■ [2차년도] DCNN기반 시설물 성능진단 시스템 통합기술 개발 [1세부] 시설물 자율 성능진단 알고리즘 성능평가 및 시작품 개발 ① 시설물 자율 성능진단 알고리즘 검증 및 시작품 제작 ② 시설물 자율 성능진단 시스템 매뉴얼(APDS_M) 작성 [2세부] DCNN 기반 공동주택 자율 성능진단 시스템 구축을 위한 시설물 복합하자(APDS_C) 및 고속 감지모델(APDS_S) 개발 ① DCNN기반 실시간 시설물 복합하자 감지 알고리즘 구조 설계, 구현 및 최적화 ② DCNN기반 실시간 시설물 고속하자 감지 알고리즘 구조 설계, 구현 및 최적화				
연구개발성과	본 연구는 기초원천 기술 개발 연구로서 연구개발 성과물은 다음과 같음. [1] [APDS_D] 시설물 하자/결함 DB [2] [APDS] 시설물 자율 성능진단 시스템 시작품 개발 [3] [APDS_M] 시설물 자율 성능진단 시스템 매뉴얼				
연구개발성과의 활용계획 (기대효과)	■ 활용방안 4차 산업혁명에 선제적으로 대응할 수 있는 중장기적 유지관리 전략을 수립하는데 활용될 수 있음. ■ 기대성과 국가적으로 공동주택 유지관리 비용절감과 유지관리 시장의 경제적 파급효과 견인이 기대됨.				
국문핵심어 (5개 이내)	딥러닝	자율성능진단	유지관리	알고리즘	시스템
영문핵심어 (5개 이내)					

※ 국문으로 작성(영문 핵심어 제외)

< 목 차 >

1. 연구개발과제의 개요	05
2. 연구수행내용 및 성과	09
가. 연구개발 목표	09
나. 핵심성과별 연구개발 결과	11
3. 목표 달성도 및 관련 분야 기여도	98
4. 연구개발성과의 활용 계획 등	100

1. 연구개발과제의 개요

가. 연구개발의 개요

(1) 최종 목표

- 본 연구과제에서 개발되는 “DCNN(Deep Convolution Neural Network) 기반 시설물 자율 성능진단 시스템(APDS ; Automated Performance Diagnosis System)”은 빅데이터를 활용한 딥러닝(Deep Learning) 알고리즘을 기반으로 기존의 인력 중심의 시설물 하자 및 안전 진단기술을 혁신하여 시설물 성능진단 효율성을 극대화하는 기초 원천기술임.
- 본 연구과제는 국내 최초 시설물 성능진단 분야에 자율주행차의 핵심 기술인 딥러닝 기반 오브젝트 검출 및 고속화 모델을 접목하는 창의·도전적인 연구일 뿐만 아니라, 최근 정부가 발표한 「스마트 건설기술 로드맵」 및 「국토교통과학기술 연구개발 종합계획[‘18~’ 27]」의 시설물 무인 진단 시스템 부분 목표를 달성하기 위해 시급히 요구되는 필수불가결한 기술로서 시의성이 매우 높으며, 향후 다양한 무인 검사 장비와의 연계를 통해 시설물 성능진단 효율성을 극대화할 수 있는 소프트웨어 원천기술 확보가 가능한 연구임.



그림 1-1. DCNN 기반 시설물 자율 성능진단 시스템 개발 연구 전체 개요도

(2) 본 연구개발 기술의 핵심 개념

- 본 연구과제에서 제안하는 “**DCNN 기반 시설물 자율 성능진단 시스템(APDS ; Automated Performance Diagnosis System)**”은 기존의 시설물 유지관리를 위한 정밀 안전진단 및 점검 평가 방법에 있어 **고가의 진단 장비, 용역 비용, 인력 부족 등의 한계점**으로 인한 부실점검 문제를 해결하고, 효율적인 선제적 시설물 유지관리 대응체계를 구축하고자 **시설물 성능평가 분야에 딥러닝(Deep Learning) 기술을 접목시킨 신개념 융합 원천 기술**임.
- 대표적인 건축물인 공동주택을 대상으로 진행되는 본 연구의 핵심 기술인 **DCNN기반 시설물 자율 성능진단 모델**은 **드론 및 영상장치를 통해 획득한 시설물 하자 빅데이터를 이용하여 실시간으로 하자를 고속 진단하는 기술**임.
- **자율주행차 핵심 기술을 융합한** 본 연구 과제는 **시간, 비용 관점에서 효율성을 극대화하고 정확도를 높이는 시설물 성능평가 도구**가 될 것으로 사료됨.

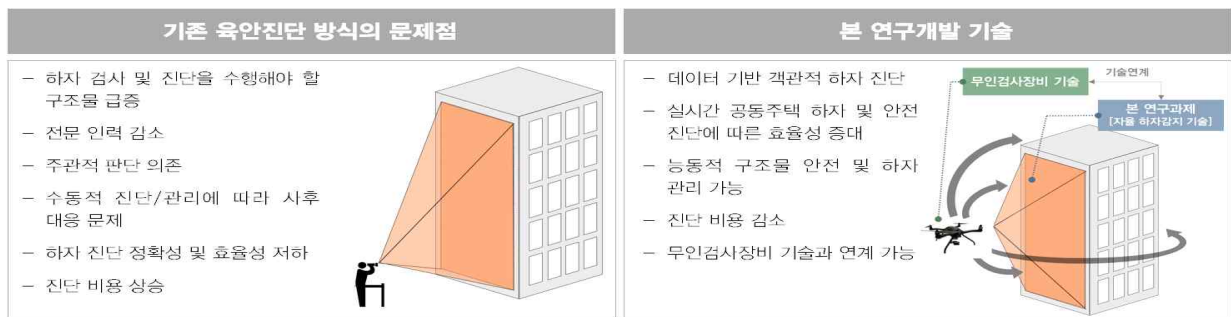


그림 1-2. 기존 방식과 본 연구개발 기술 비교



그림 1-3. 연구개발 기술의 핵심개념

나. 연구개발의 필요성

국가 시설물 유지관리 기본 전략 및 정책과의 부합성	본 연구과제는 국토교통부에서 발표한 「<u>시설물의 안전 및 유지관리 기본계획 [2018~2022년]</u>」의 4대 목표 및 4차 산업혁명 기술 활용 시설물 안전·유지관리 고도화 전략에 부합하며, 향후 정부 및 지자체의 각종 시설물의 관리 효율화를 위한 진단 자동화·무인화 개발 사업 등의 4차산업 촉진에 있어 전략적 핵심원천기술임.
기초연구 및 원천기술 개발의 시의성	- 본 연구과제는 「<u>국토교통과학기술 연구개발 종합계획[’18~’27]</u>」의 시설물 무인 진단 시스템 개발 목표를 실현하기 위해 시급히 요구되는 필수불가결한 기술로서 <u>시의성이 매우 높으며 1단계 완료 시점인 2020년에 기술 개발 완료가 가능함.</u> - 본 연구과제는 최근 국토교통부에서 발표한 「<u>건설 생산성 혁신 및 안전성 강화를 위한 스마트 건설기술 로드맵</u>」의 시설물 점검·진단 자동화 기술 개발 목표를 달성하는데 핵심적인 기술임.
기초연구 및 원천기술 개발의 중요성	본 연구과제는 <u>국토교통기술 연구개발추진과 실현을 위한 지식기반의 실용적 원천기술</u>로서 하자 및 안전관리가 필요한 시설물을 새로운 기술을 통하여 진단하는 <u>국내 최초의 원천기술 확보가 가능한 연구임.</u>

(1) 미래핵심원천기술로서 국가 시설물 유지관리 기본 전략 및 정책과의 부합성

- 본 연구과제는 「시설물의 안전 및 유지관리 기본계획 [2018~2022년]」의 4차 산업혁명기술 기반의 첨단 진단기술 확보와 정책에 부합하는 유지관리기술 개발연구로써, 지식집약적 4차산업으로의 진출에 필수불가분의 과제임.
- 본 연구과제는 시설물에 대한 기존 사후적·대응적 관리체계에서 선제적 관리체계로 시설물 유지관리에 대한 패러다임을 전환하고자 하는 국가 정책을 견인하고, 향후 정부/지자체의 시설물의 관리 효율화를 위한 진단 자동화·무인화 개발 사업에 있어 시설물의 경제성/안전성/효율성을 고려한 유지관리평가기술로서 활용 및 파급 효과가 매우 우수함.

(2) 기초연구 및 원천기술 개발의 시의성

- 본 연구과제는 국토교통부의 “국토교통기술촉진연구사업”에 따라 추진 중인 기초원천 기술구축에 부합되는 기초 연구과제로서 4차 산업혁명 기술융합을 통한 사전적 유지관리 시스템개발이라는 사업추진방향과 일치하며, 국가차원의 시설물 유지관리 비용절감은 물론, 효율적 관리시스템개발을 위해 시급히 처리되어야 할 과제임.
- 본 연구과제를 통해 개발되는 원천기술은 정부가 추진 중인 시설물 성능평가 기술개발 및 Big Data의 정보 분석 시스템 개발을 통한 신뢰성 높은 진단평가체계 확보 목표를 실현하기 위해 시급히 요구되는 필수불가결한 기술로서 시의성이 매우 높음.

(3) 기초연구 및 원천기술 개발의 중요성

- 본 연구과제는 국내 국토교통분야와 4차 산업혁명기술의 기술융합과 성장을 촉진하고 국제적 기술 변화에 효과적으로 대응할 수 있는 공동주택 자율 성능진단 시스템에 관한 원천기술임.
- 또한, 국내 건축 환경 및 국제 연구 트렌드에 부합하는 4차 산업혁명 기술 기반 시설물의 지능형 시설물 상태평가기술의 확보와 더불어 기존 기술 수준의 차원을 넘어 국제 시장 선점과 기술적 우위를 확보할 수 있는 중요한 원천기술임.

다. 연구개발 범위

- 본 연구과제에서 목표로 하는 “DCNN기반 시설물 자율 성능진단 시스템(APDS ; Automated Performance Diagnosis System)” 의 1차년도 기술개발 성숙도는 시설물의 유지관리 및 성능진단 분야에 딥러닝(Deep Learning), 빅데이터 등을 접목시키기 위한 기술적 개념 및 아이디어 정립, 데이터베이스 구축 단계로서 기초연구 단계인 TRL 2단계에 해당되며, 검증 데이터를 통하여 알고리즘의 1차 성능을 증명하여 실험적 증명단계인 TRL 3단계 수준까지 완료할 계획임.
- 2차년도에는 1차년도에 기 구축한 검증용 시설물 하자/결함 데이터를 통해 DCNN기반 시설물 자율 성능진단 알고리즘의 성능을 검증할 계획이며, 지속적인 보완을 통해 DCNN기반 시설물 자율 성능진단 시스템(APDS) 개발 기술의 개념을 구현하고, 피드백을 통한 지속적 성능 검증으로 기술개발 성숙도를 응용연구 단계인 TRL 4단계 수준까지 완료할 계획임.

구분		연구 착수	연구 종료	단계별 설명
기초연구 단계	TRL 1	☐	☐	TRL 1 이론적 연구단계 TRL 2 기술적 개념정립 단계 TRL 3 실험적 증명 단계 TRL 4 실험실 성능평가 단계 TRL 5 유사환경 시험 단계 TRL 6 유사환경 기술시험 단계 TRL 7 실제환경 시작품 데모 단계 TRL 8 시제품 설치 및 성능시험 단계 TRL 9 현장적용/사업화 단계
	TRL 2	☒	☐	
실험 단계	TRL 3	☐	☐	
	TRL 4	☐	☒	
시작품 단계	TRL 5	☐	☐	
	TRL 6	☐	☐	
실용화 단계	TRL 7	☐	☐	
	TRL 8	☐	☐	
사업화 단계	TRL 9	☐	☐	

- [TRL2→TRL3] 본 연구과제의 1차년도에는 DCNN기반 시설물 자율 성능진단 알고리즘 개발을 위한 시설물 하자/결함 DB(ADPS_D)를 구축하며, 해당 DB를 바탕으로 본 연구과제의 핵심기술인 DCNN기반 시설물 자율 성능진단 알고리즘을 설계 완료할 계획임. 또한 표준 데이터를 통하여 알고리즘의 1차 성능을 검증하여 TRL 2단계에서 TRL 3단계 수준까지 향상시킬 예정임.
- [TRL3→TRL4] 2차년도에는 DB 및 알고리즘에 대한 지속적인 보완을 통해 모델을 향상시켜 최종 시설물 자율 성능진단 시스템(ADPS)을 개발하고 이를 효율적으로 활용하기 위한 시설물 자율 성능진단 시스템 매뉴얼(ADPS_M)을 작성할 계획임. 또한 1차년도에 기 제작한 검증용 데이터를 통해 시설물 자율 성능진단 알고리즘의 성능을 검증하여 TRL 4단계 수준 (실험실 성능평가 단계)까지 완료할 계획임.

2. 연구수행내용 및 성과

가. 연구개발 목표

구분	내용		
최종 목표	본 연구는 <u>드론 및 영상장치를 통해 구축한 시설물 하자 DB</u> 를 토대로 국내 최초 <u>시설물 성능진단 분야에 자율주행차의 핵심 기술인 딥러닝 기반 오브젝트 검출 및 고속화 모델을 접목한 DCNN(Deep Convolution Neural Network) 기반 시설물 자율 성능진단 시스템(APDS ; Automated Performance Diagnosis System) 개발</u> 을 최종 목표로 함.		
세부 목표	1세부 (강원대)	DCNN기반 시설물 자율 성능진단 시작품 개발 및 통합화	
	2세부 (아주대)	DCNN기반 시설물 자율 성능진단 알고리즘 개발	
연구 개발 범위	대상건물	공동주택	
	진단부위	외벽, 옥상 및 기타 공용부	
	진단현상	균열, 도장박리, 누수박리, 누수흔적	
	TRL	TRL 2단계 → TRL 4단계	
주요 연구 내용	강원대	1 차 년 도	시설물 하자/결함 DB 구축
			① 사전 자료 조사를 통해 하자 유형 및 발생 현황 검토
			② 내외부 데이터 획득 조건 검토 및 현장 조사를 통한 이미지 및 영상 데이터 획득
			③ 시설물 자율 성능진단 시스템(APDS) 구축을 위한 시설물 하자/결함 표준 DB(APDS_D) 구축
			④ 시설물 자율 성능진단 시스템(APDS) 검증용 데이터 수집
	아주대	2 차 년 도	시설물 자율 성능진단 시스템 시작품 및 매뉴얼 개발
			① 시설물 자율 성능진단 알고리즘 검증 및 시작품 제작
			② 시설물 하자/결함 DB(APDS_D) 검증 및 보완
			③ 무인검사장비 플랫폼과 시설물 자율 성능진단 시스템(APDS) 연계방안 검토
주요 연구 내용	강원대	1 차 년 도	DCNN 기반 사진 및 영상판독형 실시간 시설물 하자/결함 유형별 객체검출 알고리즘 개발
			① 시설물 개별하자 감지모델 구축을 위한 하자 유형별 데이터 분석
			② 실시간 객체검출 알고리즘 학습을 위한 DCNN 모델의 입출력 정의 및 실험
			③ 실시간 특성별 영상 데이터 처리를 위한 DCNN 모델의 데이터 전처리 및 증폭 Simulation
	아주대	2 차 년 도	DCNN 기반 실시간 시설물 개별하자 감지 알고리즘 구조 설계 및 구현
			① 시설물 개별하자 감지모델 구축을 위한 하자 유형별 데이터 분석
			② DCNN기반 시설물 개별하자 감지모델 구축을 위한 시설물 하자/결함의 위치, 특성 입출력 정의, 전처리 및 최적화
			③ DCNN기반 실시간 시설물 개별하자 감지 알고리즘 구조 설계, 구현 및 최적화

- 상기 연구개발 목표를 위하여 수행된 연구 흐름을 정리하면 다음 그림과 같음.
- 먼저 드론 촬영 단계에선 공동주택 외관을 수동 촬영하였는데 기본적으로 드론과 공동주택 외벽 간 이격거리를 5m 이내로 유지하였음. 촬영방식은 80~90% 중첩을 두고 ‘ㄷ’ 경로로 이미지 촬영을 실시함. 이렇게 도출된 이미지를 토대로 100,000개 DB 구축함.
- 구축된 학습 DB를 토대로 먼저 개별하자 탐지 모델을 개발하고 이를 통합하여 복합하자 탐지모델을 개발함. 복합하자 감지모델 개발 시 모델 압축 기술을 적용하여 경량화시켜서 고속화 목표를 달성함.
- 개발된 알고리즘을 별도의 검증데이터를 통해 검증하였으며, 일련의 연구내용 등을 토대로 매뉴얼을 제작함.

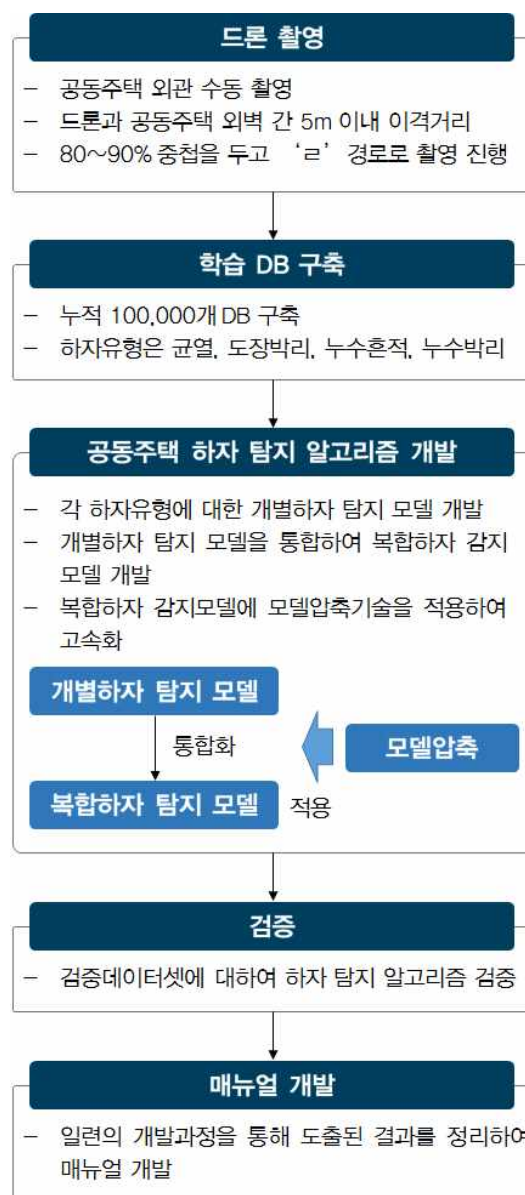


그림 2-1. 연구흐름도

나. 핵심성과별 연구개발 결과

핵심성과 1		[APDS_D] 시설물 하자/결함 DB 구축	
정의	시설물의 성능에 미관상, 기능상, 안전상 영향을 미치는 다양한 하자/결함을 공용부 중심의 발생부위로 세분화하여 이미지, 동영상으로 구축한 시설물 하자/결함 DB		
목적	DCNN 기반 시설물 자율 성능진단 알고리즘에 투입되는 기초자료로써 다양한 하자/결함에 대하여 알고리즘의 자가학습 및 검증을 위하여 구축		
성능목표	(기존기술 수준) ▪ 대부분의 자료는 원시데이터가 체계적으로 관리되지 않고, 개별적으로 관리자가 용도에 맞게 관리하고 있으며, 본 연구에서 주로 활용하는 이미지나 영상자료의 경우 체계적으로 관리되지 않고, 보고용 문서상에 예시용으로 한시적으로 활용하고 있음.		
	(개발기술 수준) ▪ 본 연구개발에서 도출되는 DB는 체계적인 분류체계를 기반으로 구성되어 있으며, 딥러닝의 자가학습을 위한 입력 및 출력데이터를 정의하기 위하여 최적화되어 있음.		
성과달성 책임자 (소속기관)	홍구표 (강원대학교 삼척산학협력단)		
소요기간	' 19.04 ~ ' 20.09 (18개월)		
성과달성 확인방법	▪ <u>성과달성 확인방법</u> : DB 구축 여부 ▪ <u>질적수준 확인방법</u> : [사례분석 연구 보고서] DB 구축을 위한 방법 및 데이터 확보 규모, 각 DB 카테고리별 데이터 절대치		
성과달성에 따른 정량적 성과	특허 출원/등록	0건	
	논문	[SCI(E) : 2건, 학술지 : 1건]	
	저작	0건	
	S/W	0건	
	신기술	0건	
	기타	[보고서 : 2건]	

(1) 기존 공동주택 하자 사례 분석

- 현재 20년 이상된 노후 공동주택이 급속도로 증가하고 있으며, 주차장부족, 배관 노후화 등으로 인한 주민생활 불편이 증가할 것으로 예상되고 있음. 우리나라는 1980년대부터 시작된 아파트의 대량공급에 의해 ‘아파트 공화국’이라고 불리울 정도로 아파트에 거주하는 비율이 높음. 이 시기에 대량으로 공급된 아파트의 경과년수가 30년을 넘어섬에 따라 노후 아파트의 유지관리에 대한 문제가 점차 사회적 이슈로 부각될 것으로 예상됨.
- 현재 공동주택의 관리에 대해서는 입주자에게 맡겨놓고 있지만, 앞으로 노후 공동주택이 증가함에 따라 유지관리가 부실한 단지가 급증할 것으로 예상됨. 이에 따른 공동주택 안전관리 문제가 대두될 우려가 있음.
- 기존 공동주택의 경우, 실제로 거주자의 부주의, 설계 및 시공 오류, 환경적 요인 등 다양한 영향요인에 의하여 하자/결함이 발생하게 됨. 또한 해당 하자/결함은 공중에 따라 특성을 가지고 있으며, 위치에 따라서도 상이한 형태로 발생하게 된다. 상기에서 언급한 바와 같이 본 연구에서는 공용부 하자를 중심으로 균열, 박리 등 특징적인 하자를 중심으로 진행함. 하지만 해당 하자의 경우, 실제로 하자빈도 및 심도 수준에 따라 하자 위험이 상이하게 발생하게 되며, 이는 결국 선제적으로 하자/결함 등을 대응하는데 결정적인 요인으로 작용함.
- 이에 따라 공동주택 자율성능진단 시스템을 개발하는데 있어서 성능진단의 범위를 결정하기 위하여 주요 하자/결함 상태를 명확히 파악하는 것이 중요하며, 이를 토대로 본 연구에서 설정한 범위가 적절한지 여부를 판단할 필요가 있음. 이러한 관점에서 본 사례분석에서는 금융리스크 분석에서 활용하는 손실분포접근법 (Loss Distribution Approach; : LDA)를 활용하여 공동주택 하자/결함 발생 패턴을 확인하여 본 연구에서 설정한 분석 범위의 적정성 여부를 판단함.

(가) 공동주택 하자 사례 개요

- 본 연구에서는 다음 표 1과 같이 2004년부터 2015년 사이에 국내에서 하자분쟁이 발생한 133개의 공동주택 사례의 16,071개 하자 항목을 대상으로 분석을 실시함. 해당 공동주택 사례의 완공년도를 살펴보면 1995년부터 2012년 사이인 것으로 확인됨.
- 또한 연면적의 경우 공동주택 규모에 따라 10,000m²에서 200,000m²가 넘어서는 경우도 존재하는 것으로 확인됨. 공동주택의 규모가 클수록 하자/결함이 발생 빈도 등이 다양하게 나타날 수 있음에 따라 공동주택 하자/결함 발생 패턴을 분석하는데 있어서 규모적 측면을 고려해야 할 필요가 있을 것으로 판단됨. 하자분쟁 시 법원에서 정한 감정인에 의하여 산출된 하자보수비용의 경우, 약 50,000,000원에서 2,000,000,000원이 넘어서는 경우도 존재하는 것으로 확인됨.
- 일반적으로 공동주택 프로젝트에는 건축물 부분뿐만 아니라 토목, 조경부분도 포함되지만, 본 연구에서는 건축물 자체의 하자에 집중하여 분석을 실시함. 또한 해당 하자분쟁사례 내에서는 공동주택 단지 내 부속시설, 즉 경비실, 노인정과 같은 시설에 대해서도 하자 감정을 실시하여 하자보수비용을 산출하였으나, 본 연구에서는 이러한 부분도 제외하고 순수하게 공동주택 건축물에서 발생한 하자로 국한하여 분석을 실시함.

표 2-1. 공동주택 하자사례 개요

No.	사건번호	완공년도	연면적(m ²)	세대수(세대)	하자보수비용(원)
1	2014가합 6875	2012	93,485	326	1,418,666,478
2	2015가합 504986	2011	107,869	823	1,685,839,034
3	2015가합 201080	2011	189,917	512	1,995,240,883
4	2015가합 101178	2010	32,607	203	497,369,126
5	2015가합 27045	2010	53,320	237	734,807,688
6	2015가합 22590	2010	77,427	418	1,178,272,907
7	2013가합 13394	2009	93,597	574	656,474,000
8	2013가합 93635	2009	150,685	528	1,073,262,403
9	2014가합 101720	2009	59,973	328	852,933,528
10	2012가합 75593	2009	79,515	542	1,653,436,071
11	2014가합 9305	2009	79,355	453	962,671,182
12	2013가합 564991	2009	51,295	321	383,533,325
13	2012가합 20209	2009	59,910	445	1,200,892,094
14	2013가합 5720	2008	105,528	380	149,553,909
15	2013가합 25779	2008	123,455	587	1,130,271,665
16	2013가합 91370	2008	60,211	378	52,150,432
17	2013가합 86378	2008	54,153	379	452,945,499
18	2014가합 24308	2008	65,217	298	613,524,070
19	2010가합 1348	2008	35,580	265	331,853,013
20	2013가합 505077	2008	29,092	180	452,494,396
21	2012가합 21051	2008	49,426	290	608,347,872
22	2012가합 21051	2008	120,934	728	1,679,022,425
23	2012가합 103739	2007	48,979	412	580,996,479
24	2012가합 2947	2007	69,274	434	1,225,955,109
25	2010가합 72163	2007	41,484	454	1,010,247,470
26	2012가합 8889	2007	72,848	574	2,455,231,129
27	2011가합 3551	2007	33,384	337	628,477,487
28	2012가합 65893	2007	12,911	102	83,937,769
29	2010가합 56024	2006	53,254	738	1,064,248,568
30	2010가합 77998	2006	80,960	1,072	692,343,740
31	2013가합 201208	2006	38,910	295	614,706,466
32	2011가합 101198	2006	222,461	1,886	2,115,138,433
33	2011가합 117087	2006	172,255	1,098	2,190,190,437

표 2-1. 공동주택 하자사례 개요 (계속)

No.	사건번호	완공년도	연면적(m ²)	세대수(세대)	하자보수비용(원)
34	2008가합 16719	2005	104,388	1,725	2,941,024,886
35	2011가합 61801	2005	41,274	521	288,516,269
36	2007가합 35898	2005	75,660	812	479,452,707
37	2013가합 535863	2005	66,237	852	420,546,000
38	2011가합 131151	2004	54,363	2,104	2,099,150,898
39	2014가합 5421	2004	13,884	176	358,707,996
40	2014나 2031354	2004	58,626	498	966,250,094
41	2007가합 79157	2003	15,185	234	85,496,054
42	2012가합 39252	2002	56,348	390	938,422,679
43	2010가합15543	2002	32,887	332	386,548,653
44	2006가합 50968	2001	69,216	664	1,038,059,650
45	2007가합 90291	2001	31,608	408	449,581,000
46	2006가합 62909	1999	123,308	1,179	1,446,670,654
47	2009가합 13608	1999	50,149	424	542,979,156
48	2006가합 90195	1999	45,882	480	292,867,174
49	2015가합 72736	2011	138,403	1,062	1,793,155,793
50	2010가합22861	2007	12,594	90	400,416,923
51	2013가합503101	2009	22,138	134	257,809,174
52	2011가합54315	2002	238,368	951	1,388,523,000
53	2001가합15683	1997	75,941	840	457,963,000
54	2004가합567	1997	29,185	298	303,307,658
55	2004가합9009	2001	34,127	367	1,149,861,422
56	2004가합17307	1996	35,731	351	309,464,844
57	2004가합20105	2001	256,118	1,326	2,294,324,957
58	2004가합20167	1995	72,783	599	536,451,763
59	2005가합8034	2002	16,776	117	183,079,000
60	2005가합12156	1999	27,389	290	391,303,004
61	2005가합19010	2004	70,869	518	690,126,000
62	2005가합21129	2002	16,925	131	132,888,148
63	2006가합853	2004	62,122	433	810,125,699
64	2006가합2828	2005	27,439	119	616,568,578
65	2006가합5650	2002	111,164	486	1,142,415,987
66	2006가합12337	2000	268,006	1,265	2,128,072,000

표 2-1. 공동주택 하자사례 개요 (계속)

No.	사건번호	완공년도	연면적(m ²)	세대수(세대)	하자보수비용(원)
67	2006가합14319	2004	16,517	102	175,193,719
68	2007가합1525	2004	16,486	152	162,841,000
69	2007가합1587	2004	48,468	370	456,045,232
70	2007가합6698	2000	59,939	442	398,038,000
71	2007가합8915	2004	47,489	343	417,111,271
72	2007가합22355	2001	242,108	1,786	1,744,488,422
73	2007가합23488	2001	141,848	1,028	872,460,356
74	2008가합3573	2002	20,494	210	419,912,850
75	2008가합5579	2003	237,099	956	880,914,277
76	2008가합6602	2005	24,782	180	254,210,000
77	2008가합9281	1999	30,553	276	242,309,000
78	2008가합10830	2000	32,303	285	229,557,000
79	2008가합12013	2004	58,981	433	611,292,781
80	2008가합12280	2004	122,694	480	533,299,905
81	2008가합14726	2000	108,849	818	1,438,748,493
82	2008가합18285	1997	71,850	628	567,389,283
83	2008가합19493	2001	95,559	860	2,077,291,484
84	2009가합5618	1999	87,373	486	408,392,128
85	2009가합8223	2002	36,817	296	715,336,374
86	2009가합10448	2005	71,557	560	1,107,625,382
87	2009가합16620	2007	186,146	474	662,652,355
88	2009가합18619	2007	43,843	254	376,325,377
89	2009가합26283	2003	283,927	1,351	3,422,401,368
90	2009가합28333	2003	57,876	475	592,964,000
91	2010가합5510	2004	48,468	370	560,252,115
92	2010가합7035	2005	104,004	758	924,750,547
93	2010가합7783	2005	64,470	440	1,748,182,000
94	2010가합8731	2006	79,305	569	692,167,340
95	2010가합8878	2005	30,188	223	467,926,205
96	2010가합10598	2000	39,142	432	544,131,740
97	2010가합12402	2005	80,950	510	600,470,106
98	2010가합13887	2006	30,371	243	432,012,955
99	2010가합18349	2004	54,936	594	752,113,866

표 2-1. 공동주택 하자사례 개요 (계속)

No.	사건번호	완공년도	연면적(m ²)	세대수(세대)	하자보수비용(원)
100	2010가합24733	2006	59,965	298	879,562,000
101	2012가합598	2006	69,286	561	1,575,468,000
102	2012가합2947	2007	69,274	434	365,577,310
103	2012가합3808	2005	56,357	455	319,110,942
104	2012가합15191	2008	57,157	400	622,067,739
105	2013가합5641	2009	121,694	545	2,318,709,029
106	2013가합8896	2008	74,005	447	632,721,862
107	2013가합10110	2008	70,508	430	310,578,490
108	2013가합10241	2008	87,717	773	1,387,815,482
109	2013가합544775	2011	93,057	553	568,213,889
110	2014가합4034	2010	203,135	1,096	1,471,243,747
111	2014가합5433	2009	85,566	368	924,980,016
112	2011가합24143	2007	59,237	426	562,738,356
113	2011가합11642	2007	99,563	493	468,866,436
114	2007가합9222	2005	112,062	606	678,242,000
115	2007가합18370	2004	35,103	225	565,176,815
116	2007가합24672	2005	14,118	99	266,770,648
117	2007가합105353	1997	84,150	824	506,635,250
118	2008가합695	2005	105,853	774	1,458,350,711
119	2008가합2736	2007	90,986	570	2,715,238,657
120	2008가합2806	2003	104,165	800	1,290,880,244
121	2008가합4019	2004	92,110	936	813,671,000
122	2008가합5289	2000	152,364	1,517	2,113,624,402
123	2008가합13053	2003	66,127	524	885,802,760
124	2008가합101426	2004	159,228	1,164	2,663,427,112
125	2008가합131878	2000	147,744	1,216	270,225,000
126	2009가합414	2005	11,987	71	42,692,025
127	2009가합2061	2004	76,995	539	663,499,815
128	2009가합5040	2001	53,371	498	419,360,263
129	2009가합5934	2004	12,072	97	122,278,414
130	2009가합20049	2007	64,177	407	1,053,068,647
131	2009가합20959	2004	31,854	211	191,727,116
132	2009가합24157	2005	51,265	448	565,134,000
133	2009가합67608	2006	20,282	196	227,530,350

(나) 공동주택 하자 사례 분석 방법 개요

- 손실분포접근법은 금융 및 보험업의 리스크 관리 분야에서 사고에 대한 예상 손실액 평가 시 주로 사용하는 방식임. 운영 리스크 관리 부분에 대한 학술적 연구에서 가장 많이 다뤄지는 기법으로 보험사나 은행 등의 영업기관에서 기존에 발생한 실제적인 사고의 데이터에 기초하여 통계학적인 분석방법을 사용함. 이에 따라 운영리스크에 대한 다른 평가 방식들에 비해 상당히 설명력과 논리성을 가지고 있는 방식임. 본 연구에서는 이러한 손실분포접근법을 기반으로 다음 표 2-2, 그림 2-2와 같이 하자 발생 패턴을 분석하는데 활용하였음.

표 2-2. 손실분포접근법의 단계별 절차 비교

분석절차	금융분야	본 연구
[1 단계] 리스크 매트릭스 구축	8 가지 업무영역과 7 가지 사고유형으로 구성된 리스크 매트릭스 체계 구축 - 실적 데이터 수집 - 리스크 매트릭스의 각 셀에 해당 데이터 분배 ✓ 빈도(Frequency) : 단일 사례에서 발생한 손실 사건의 수 ✓ 심도(Severity) : 손실 사건이 발생했을 때 나타나는 손실의 규모	8 가지 공중, 7 가지 하자발생 위치 및 7 가지 하자유형으로 구성된 리스크 매트릭스 체계 구축 - 하자 데이터 수집 - 하자위험 매트릭스의 각 셀에 해당 데이터 분배 ✓ 빈도(Frequency) : 단일 사례에서 발생한 하자의 개수 ✓ 심도(Severity) : 하자가 발생했을 경우, 연면적 대비 하자 비용
[2 단계] 리스크 매트릭스 각 셀의 하자빈도 및 심도분포 도출	각 셀의 운영위험에 따른 손실 사건의 하자빈도 확률분포 및 하자심도 확률분포 도출	각 셀의 하자위험에 대한 하자빈도 확률분포 및 하자심도 확률분포 도출
[3 단계] 리스크 매트릭스 각 셀의 손실분포 도출	- 각 셀의 빈도 확률분포와 심도 확률분포를 기반으로 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하여 각 셀의 손실분포 도출 ✓ 변수 간 독립성을 확보하기 위하여 리스크 매트릭스 각 셀 간 상관계수를 적용 ✓ 각 셀에 대하여 99.9% 신뢰수준에 해당하는 VaR (Value at Risk) 산출	- 각 셀의 하자빈도 확률분포와 하자심도 확률분포를 기반으로 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하여 각 셀의 손실분포 도출 ✓ 변수 간 독립성을 확보하기 위하여 하자위험 매트릭스 각 셀 간 상관계수를 적용
[4 단계] 전체 손실분포 산출	각 셀의 VaR 을 통합하여 전체 손실분포에 대한 VaR 산출	각 셀의 하자손실분포를 통합하여 전체 하자손실분포 산출

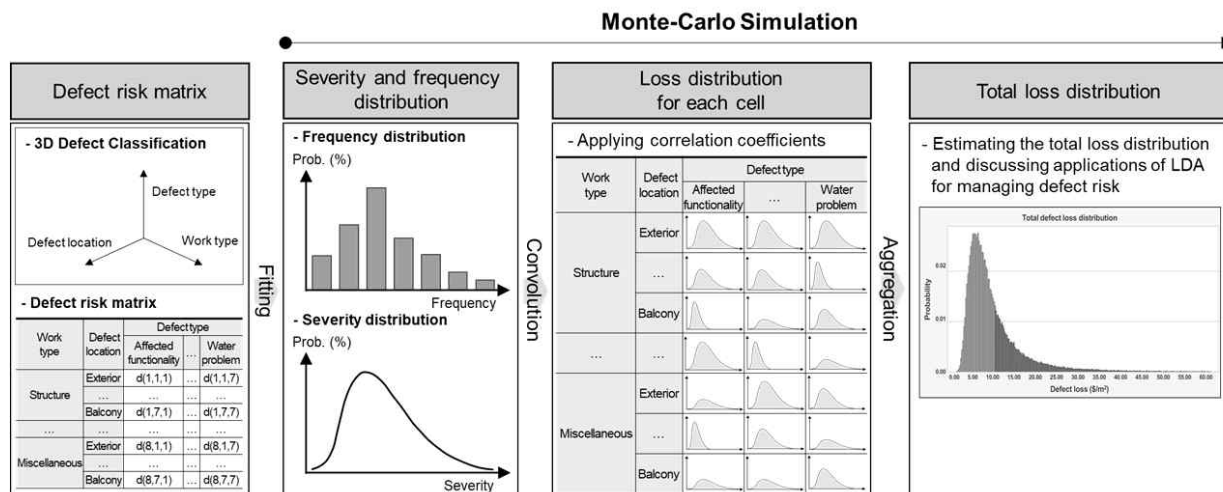


그림 2-2. 손실분포접근법을 통한 하자위험 분석 절차

- 먼저 손실분포접근법을 적용하기 위해서는 리스크 매트릭스(Risk matrix)를 설정함. 기존 금융분야에서는 운영 리스크를 8가지 업무영역(business line)과 7가지 사고유형(event type)으로 분류하여 리스크 매트릭스를 구성함. 이러한 매트릭스 구성은 운영 리스크의 세부 측정 수준 및 요인들에 따라 유연하게 설정할 수 있음. 본 연구에서는 8가지 공종, 7가지 하자위치 및 7가지 하자유형을 토대로 하자위험 매트릭스를 설정하고 각 셀에 해당하는 빈도 및 심도 데이터를 확보하여 분석을 수행하였음. 특히 심도의 경우는 공동주택의 규모에 따른 보정이 필요함에 따라 연면적 대비 하자비용으로 정의하였음.
- 다음으로 리스크 매트릭스 각 셀의 하자빈도분포와 하자심도분포를 설정하게 됨. 본 연구에서는 카이제곱(chi-square) 검정을 통해 적합도 검정을 실시하여 각 셀의 하자빈도분포와 하자심도분포를 결정하였음. 하자빈도분포는 포아송(Poisson), 음이항(Negative binomial), 기하(Geometric) 및 이항(binomial)분포로 설정되었고, 하자심도분포는 로그노말(Log-normal), 와이블(Weibull), 감마(Gamma), 지수(exponential) 및 베타(beta)분포로 설정되었음.
- 이렇게 정의된 각 셀의 하자빈도분포와 하자심도분포를 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 합성곱(convolution)하여 각 셀의 손실분포를 도출하였음. 이 때 주요한 가정으로 각 셀들이 독립적(independent)이어야 함. 하지만 손실분포접근법을 수행하기 위하여 설정한 하자위험 매트릭스의 각 셀들을 독립적으로 정의하는 것은 용이하지 않음. 실제로 금융분야의 운영리스크를 추정하는데 있어서도 이러한 문제점들은 주요한 이슈로 등장하였으며, 이를 해결하기 위하여 상관계수를 반영하여 몬테카를로 시뮬레이션을 수행함. 이와 마찬가지로, 실제로 하자는 시간이 흐름에 따라 복합적으로 발생함에 따라 하자위험 매트릭스의 각 셀을 독립적으로 정의하기가 어려움. 이에 따라 본 연구에서는 각 셀의 하자손실분포를 도출하기 위하여 하자위험 매트릭스의 각 셀 사이의 상관계수를 적용하였음. 이렇게 도출된 각 셀별 하자손실분포의 평균값을 통해 하자위험 매트릭스 기반 중요도를 평가하여 하자위험의 발생 패턴을 확인하였음.

(다) 공동주택 하자 사례 분석 결과

① 공동주택 하자분류체계 설정

- 손실분포접근법을 활용하여 하자 리스크를 분석하기 위해서는 각 셀별 하자빈도 및 하자심도 분포를 설정해야 함에 따라 각 셀에 해당하는 데이터를 확보해야 함. 각 셀을 너무 세부적으로 설정할 경우, 해당 셀의 데이터 확보가 용이하지 않는 문제점이 발생함. 이를 고려하여 본 논문에서는 먼저 다음 표 2-3과 같이 하자보수보증기간에 따라 설정된 하자공종을 기반으로 공종별 하자분류체계를 도출하였음. 다음 표 2-3에서 확인할 수 있듯이 조정, 토목공종은 본 연구에서 제외하였으며, 그 외 유사공종을 병합하여 구조체공사, 마감공사, 방수공사, 단열공사, MEP공사, 창호공사, 가구공사, 잡공사 등 총 9가지로 재분류하였음.

표 2-3. 하자유형 분류

공종				하자보수 보증기간	비고
대분류	소분류				
마감공사	• 미장공사 • 수장공사 • 도장공사	• 도배공사 • 타일공사 • 석공사	• 옥내가구공사 • 주방기구공사 • 가전제품	2 년	• 마감공사로 설정 • 가구공사는 별도 항목으로 설정
옥외급수· 위생 관련공사	• 공동구공사 • 옥외급수공사	• 옥외위생(정화조) 공사	• 저수조(물탱크)공사	3 년	• MEP 공사로 설정
난방·냉방 · 환기, 공기조화 설비공사	• 냉방설비공사 • 공기조화기기설 비공사 • 덕트설비공사	• 배관설비공사 • 보온공사 • 온돌공사(세대매 립배관 포함)	• 자동제어설비공사 • 열원기기설비공사	3 년	• MEP 공사로 설정
급·배수 및 위생 설비 공사	• 급수설비공사 • 특수설비공사	• 위생기구설비공사 • 온수공급설비공사	• 철 및 보온공사 • 배수·통기설비 공사	3 년	• MEP 공사로 설정
가스설비 공사	• 가스설비공사	• 가스저장시설공사		3 년	• MEP 공사로 설정
목공사	• 구조체 또는 바 탕재공사	• 수장목공사		3 년	• 마감공사로 설정
창호공사	• 창호유리공사 • 커튼월공사	• 창호철물공사	• 창문틀 및 문짝공 사	3 년	• 창호공사로 설정
조경공사	• 식재공사 • 조경포장공사 • 조형물공사	• 조경시설물공사 • 잔디심기공사	• 관수 및 배수공사 • 조경부대시설공사	3 년	• 조경, 토목 제외
전기 및 전력설비 공사	• 배관·배선공사 • 피뢰침공사 • 동력설비공사 • 조명설비공사	• 수·배전공사 • 전기기공사 • 발전설비공사	• 승강기설비공사 • 인양기설비공사 • 수·변전설비공사	3 년	• MEP 공사로 설정

표 2-3. 하자유형 분류(계속)

공종			하자보수 보증기간	비고
대분류	소분류			
신재생 에너지 설비공사	• 태양열설비공사 • 지열설비공사 • 풍력설비공사 • 태양광설비공사		3 년	• MEP 공사로 설정
정보통신 공사	• 통신·신호설비공사 • 감시제어설비공사 • 정보통신설비공사 • TV공청설비공사 • 가정자동화설비공사		3 년	• MEP 공사로 설정
지능형 홈네트워크 설비 공사	• 단지공용시스템공사 • 홈네트워크망공사 • 홈네트워크기기공사		3 년	• MEP 공사로 설정
소방시설 공사	• 소화설비공사 • 제연설비공사 • 자동화재탐지설 • 방재설비공사 비공사		3 년	• MEP 공사로 설정
단열공사	• 벽체, 천장 및 바닥의 단열공사		3 년	• 단열공사로 설정
잡공사	• 옥내설비공사(우 • 옥외설비공사(담 • 금속공사 편함, 무인택배시 장,울타리,안내시 스템 등) 설물 등)		3 년	• 잡공사로 설정
대지조성 공사	• 토공사 • 배수공사 • 옹벽공사(토목옹벽) • 석축공사 • 포장공사		5 년	• 조경, 토목 제외
철근 콘크리트 공사	• 일반철근콘크리 • 건축옹벽공사 • 프리캐스트콘크 트공사 • 콘크리트공사 리트공사 • 특수콘크리트공사		5 년	• 구조체공사로 설정
철골공사	• 일반철골공사 • 철골부대공사 • 경량철골공사		5 년	• 구조체공사로 설정
조적공사	• 일반벽돌공사 • 점토벽돌공사 • 석공사(건물외부 • 블록공사 공사)		5 년	• 구조체공사로 설정
방수공사	• 방수공사		5 년	• 방수공사로 설정
기타	• 기둥, 내력벽		10 년	• 구조체공사로 설정
	• 보, 바닥		5 년	
	• 비내력벽		3 년	

- 또한 다음 표 2-4와 같이 기존문헌을 토대로 하자유형을 기능저하, 균열/손상, 탈락, 오시공, 미시공, 표면불량, 누수 등 7가지로 분류하였음.

표 2-4. 하자유형 분류

하자유형	개요	기존문헌
기능저하	• 고유 기능 상실에 의해 교체가 필요한 자재나 요소 • 고유 기능이 저하되어 수리가 필요한 자재나 요소	Forcada et al. (2013a), Forcada et al. (2013b), Macarulla et al. (2013), Rotimi et al. (2015)
균열/손상	• 사용상의 문제, 환경적 요인에 의해 노후화되어 물리적으로 분리된 자재나 요소 • 건설 자재 및 요소에 발생한 균열	Georgiou et al. (2010), Ilozor et al. (2004), Chong et al. (2005), Chong et al. (2006), Forcada et al. (2013a), Forcada et al. (2013b), Macarulla et al. (2013), Rotimi et al. (2015)

표 2-4. 하자유형 분류(계속)

하자유형	개요	기존문헌
탈락	• 해당 위치에 고정되지 않은 상태의 자재나 부위	Ilozor et al. (2004), Chong et al. (2005), Chong et al. (2006), Forcada et al. (2013a), Forcada et al. (2013b), Macarulla et al. (2013), Rotimi et al. (2015)
오시공	• 프로젝트 시방서나 설계를 만족하지 않거나 올바른 위치에 시공되지 않은 자재나 요소	Forcada et al. (2013a), Forcada et al. (2013b), Macarulla et al. (2013), Rotimi et al. (2015)
미시공	• 프로젝트 시방서나 설계가 정확히 정리되었더라도 해당 공사 업무가 정확히 진행되지 않은 상태	Forcada et al. (2013a), Forcada et al. (2013b), Macarulla et al. (2013)
표면불량	• 형태나 재질 등이 동일하지 않거나 평평하지 않은 경우	Ilozor et al. (2004), Chong et al. (2005), Chong et al. (2006), Forcada et al. (2013a), Forcada et al. (2013b), Macarulla et al. (2013), Rotimi et al. (2015)
누수	• 습기, 투수, 침수, 결로 등에 의해 축축한 상태의 자재나 요소 • 배수불량 상태	Georgiou et al. (2010), Ilozor et al. (2004), Chong et al. (2005), Chong et al. (2006), Forcada et al. (2013a), Forcada et al. (2013b), Macarulla et al. (2013), Rotimi et al. (2015)

- 마지막 하자공간은 외벽/옥상(외부공간), 기계실/PIT, 주차장, EV홀/복도, 발코니, 방/현관, 화장실/부엌 등 7가지로 분류하였다. 이렇게 설정된 하자내역 분류는 다음 표 2-5와 같음.

표 2-5. 하자내역 분류

구분	분류항목		
공종	• 구조체공사 • 방수공사 • 가구공사	• 마감공사 • MEP공사 • 잡공사	• 단열공사 • 창호공사
현상	• 기능저하 • 오시공 • 누수	• 균열/손상 • 미시공	• 탈락 • 표면불량
공간	• 외벽/옥상 • EV홀/복도 • 화장실/부엌	• 기계실/PIT • 발코니	• 주차장 • 방/현관

- 상기에서 언급한 바와 같이 본 연구에서는 2004년부터 2015년 사이에 국내에서 하자 분쟁이 발생한 133개의 공동주택 16,071개의 하자내역을 조사하였음. 특히 해당 내역을 하자유형별로 간략히 정리하면 다음 표 2-6과 같음.
- 표 2-6에서 나타난 바와 같이 하자유형별 하자빈도를 살펴보면 균열/손상(33.82 %)이 가장 많은 하자유형인 것으로 확인됨. 또한 그 외에도 미시공(14.49%), 누수(11.89 %),

탈락(10.48%), 오시공(10.20%), 기능저하(9.61%), 표면불량(9.51%) 순으로 하자빈도가 높은 것으로 나타남. 또한 하자유형별 하자비용을 살펴보면 하자빈도와 마찬가지로 균열/손상(35.19%)이 가장 많은 하자비용이 소모되는 것으로 나타났으며 그 외에도 오시공(19.38%), 미시공(16.30%), 누수(11.64%), 표면불량(8.23%), 탈락(6.18%), 기능저하(3.09%) 순으로 하자비용이 높은 것으로 나타남. 마지막으로 하자비용을 연면적으로 보정했을 경우에는 균열/손상(35.14%)이 가장 많은 하자비용이 소모되는 것으로 나타났으며 그 외에도 오시공(18.90%), 미시공(16.08%), 누수(12.03%), 표면불량(8.35%), 탈락(6.31%), 기능저하(3.19%) 순으로 하자비용이 높은 것으로 나타남.

표 2-6. 하자 유형별 공동주택 하자 현황

(단위 : 프로젝트)

구분	하자 건수 (건)	건수 비율 (%)	보수비 (원)	보수비 비율 (%)	보수비/ 연면적 (원/m ²)	보수비/ 연면적비율 (%)
기능저하	11.62	9.61	24,539,900	3.09	352	3.19
균열/손상	40.86	33.82	279,669,500	35.19	3,916	35.14
탈락	12.66	10.48	49,135,900	6.18	704	6.31
오시공	12.32	10.20	154,005,500	19.38	2,112	18.90
미시공	17.50	14.49	129,548,100	16.30	1,793	16.08
표면불량	11.50	9.51	65,397,200	8.23	935	8.35
누수	14.37	11.89	92,490,200	11.64	1,342	12.03
합계	120.83	100.00	794,785,200	100.00	11,154	100.00

- 상기에서 도출한 하자내역 분류체계, 즉 하자공종별, 하자유형별, 하자공간별 하자항목을 토대로 다음 표 2-7과 같이 하자위험 매트릭스를 설정하여 분석을 수행함. 해당 하자위험 분류체계는 기본적으로 195개 셀로 구성되어있음. 이를 토대로 실제로 기존 공동주택 하자분쟁사례의 하자항목을 조사한 결과 하자데이터가 삽입된 항목은 총 145개 셀임. 이는 실제로 해당 공종에서 나타나지 않는 현상이나 특정 부위가 있기 때문임. 예를 들어 가구공사의 경우, 누수하자가 발생하지 않는 것임. 이에 따라 총 145개 셀을 대상으로 하자위험을 분석하여 하자발생 패턴을 확인하였음.

표 2-7. 하자위험 분류체계

공종	부위	현상						
		기능 저하	균열/ 손상	탈락	오시공	미시공	표면 불량	누수
구조체공사	외벽/옥상	(1,1,1)	(1,1,2)	(1,1,3)	(1,1,4)	(1,1,5)	(1,1,6)	(1,1,7)
	기계실/PIT	(1,2,1)	(1,2,2)	(1,2,3)	(1,2,4)	(1,2,5)	(1,2,6)	(1,2,7)
	주차장	(1,3,1)	(1,3,2)	(1,3,3)	(1,3,4)	(1,3,5)	(1,3,6)	(1,3,7)
	EV홀/복도	(1,4,1)	(1,4,2)	(1,4,3)	(1,4,4)	(1,4,5)	(1,4,6)	(1,4,7)
	발코니	(1,5,1)	(1,5,2)	(1,5,3)	(1,5,4)	(1,5,5)	(1,5,6)	(1,5,7)
	방/현관	(1,6,1)	(1,6,2)	(1,6,3)	(1,6,4)	(1,6,5)	(1,6,6)	(1,6,7)
	화장실/부엌	(1,7,1)	(1,7,2)	(1,7,3)	(1,7,4)	(1,7,5)	(1,7,6)	(1,7,7)

표 2-7. 하자위험 분류체계 (계속)

공종	부위	현상						
		기능 저하	균열/ 손상	탈락	오시공	미시공	표면 불량	누수
마감공사	외벽/옥상	(2,1,1)	(2,1,2)	(2,1,3)	(2,1,4)	(2,1,5)	(2,1,6)	(2,1,7)
	기계실/PIT	(2,2,1)	(2,2,2)	(2,2,3)	(2,2,4)	(2,2,5)	(2,2,6)	(2,2,7)
	주차장	(2,3,1)	(2,3,2)	(2,3,3)	(2,3,4)	(2,3,5)	(2,3,6)	(2,3,7)
	EV홀/복도	(2,4,1)	(2,4,2)	(2,4,3)	(2,4,4)	(2,4,5)	(2,4,6)	(2,4,7)
	발코니	(2,5,1)	(2,5,2)	(2,5,3)	(2,5,4)	(2,5,5)	(2,5,6)	(2,5,7)
	방/현관	(2,6,1)	(2,6,2)	(2,6,3)	(2,6,4)	(2,6,5)	(2,6,6)	(2,6,7)
	화장실/부엌	(2,7,1)	(2,7,2)	(2,7,3)	(2,7,4)	(2,7,5)	(2,7,6)	(2,7,7)
단열공사	외벽/옥상	(3,1,1)	(3,1,2)	(3,1,3)	(3,1,4)	(3,1,5)	(3,1,6)	(3,1,7)
	기계실/PIT	(3,2,1)	(3,2,2)	(3,2,3)	(3,2,4)	(3,2,5)	(3,2,6)	(3,2,7)
	주차장	(3,3,1)	(3,3,2)	(3,3,3)	(3,3,4)	(3,3,5)	(3,3,6)	(3,3,7)
	EV홀/복도	(3,4,1)	(3,4,2)	(3,4,3)	(3,4,4)	(3,4,5)	(3,4,6)	(3,4,7)
	발코니	(3,5,1)	(3,5,2)	(3,5,3)	(3,5,4)	(3,5,5)	(3,5,6)	(3,5,7)
	방/현관	(3,6,1)	(3,6,2)	(3,6,3)	(3,6,4)	(3,6,5)	(3,6,6)	(3,6,7)
	화장실/부엌	(3,7,1)	(3,7,2)	(3,7,3)	(3,7,4)	(3,7,5)	(3,7,6)	(3,7,7)
방수공사	외벽/옥상	(4,1,1)	(4,1,2)	(4,1,3)	(4,1,4)	(4,1,5)	(4,1,6)	(4,1,7)
	기계실/PIT	(4,2,1)	(4,2,2)	(4,2,3)	(4,2,4)	(4,2,5)	(4,2,6)	(4,2,7)
	주차장	(4,3,1)	(4,3,2)	(4,3,3)	(4,3,4)	(4,3,5)	(4,3,6)	(4,3,7)
	EV홀/복도	(4,4,1)	(4,4,2)	(4,4,3)	(4,4,4)	(4,4,5)	(4,4,6)	(4,4,7)
	발코니	(4,5,1)	(4,5,2)	(4,5,3)	(4,5,4)	(4,5,5)	(4,5,6)	(4,5,7)
	방/현관	(4,6,1)	(4,6,2)	(4,6,3)	(4,6,4)	(4,6,5)	(4,6,6)	(4,6,7)
	화장실/부엌	(4,7,1)	(4,7,2)	(4,7,3)	(4,7,4)	(4,7,5)	(4,7,6)	(4,7,7)
MEP공사	외벽/옥상	(5,1,1)	(5,1,2)	(5,1,3)	(5,1,4)	(5,1,5)	(5,1,6)	(5,1,7)
	기계실/PIT	(5,2,1)	(5,2,2)	(5,2,3)	(5,2,4)	(5,2,5)	(5,2,6)	(5,2,7)
	주차장	(5,3,1)	(5,3,2)	(5,3,3)	(5,3,4)	(5,3,5)	(5,3,6)	(5,3,7)
	EV홀/복도	(5,4,1)	(5,4,2)	(5,4,3)	(5,4,4)	(5,4,5)	(5,4,6)	(5,4,7)
	발코니	(5,5,1)	(5,5,2)	(5,5,3)	(5,5,4)	(5,5,5)	(5,5,6)	(5,5,7)
	방/현관	(5,6,1)	(5,6,2)	(5,6,3)	(5,6,4)	(5,6,5)	(5,6,6)	(5,6,7)
	화장실/부엌	(5,7,1)	(5,7,2)	(5,7,3)	(5,7,4)	(5,7,5)	(5,7,6)	(5,7,7)
창호공사	외벽/옥상	(6,1,1)	(6,1,2)	(6,1,3)	(6,1,4)	(6,1,5)	(6,1,6)	(6,1,7)
	기계실/PIT	(6,2,1)	(6,2,2)	(6,2,3)	(6,2,4)	(6,2,5)	(6,2,6)	(6,2,7)
	주차장	(6,3,1)	(6,3,2)	(6,3,3)	(6,3,4)	(6,3,5)	(6,3,6)	(6,3,7)
	EV홀/복도	(6,4,1)	(6,4,2)	(6,4,3)	(6,4,4)	(6,4,5)	(6,4,6)	(6,4,7)
	발코니	(6,5,1)	(6,5,2)	(6,5,3)	(6,5,4)	(6,5,5)	(6,5,6)	(6,5,7)
	방/현관	(6,6,1)	(6,6,2)	(6,6,3)	(6,6,4)	(6,6,5)	(6,6,6)	(6,6,7)
	화장실/부엌	(6,7,1)	(6,7,2)	(6,7,3)	(6,7,4)	(6,7,5)	(6,7,6)	(6,7,7)

표 2-7. 하자위험 분류체계 (계속)

공종	부위	현상						
		기능 저하	균열/ 손상	탈락	오시공	미시공	표면 불량	누수
가구공사	외벽/옥상	(7,1,1)	(7,1,2)	(7,1,3)	(7,1,4)	(7,1,5)	(7,1,6)	(7,1,7)
	기계실/PIT	(7,2,1)	(7,2,2)	(7,2,3)	(7,2,4)	(7,2,5)	(7,2,6)	(7,2,7)
	주차장	(7,3,1)	(7,3,2)	(7,3,3)	(7,3,4)	(7,3,5)	(7,3,6)	(7,3,7)
	EV홀/복도	(7,4,1)	(7,4,2)	(7,4,3)	(7,4,4)	(7,4,5)	(7,4,6)	(7,4,7)
	발코니	(7,5,1)	(7,5,2)	(7,5,3)	(7,5,4)	(7,5,5)	(7,5,6)	(7,5,7)
	방/현관	(7,6,1)	(7,6,2)	(7,6,3)	(7,6,4)	(7,6,5)	(7,6,6)	(7,6,7)
	화장실/부엌	(7,7,1)	(7,7,2)	(7,7,3)	(7,7,4)	(7,7,5)	(7,7,6)	(7,7,7)
잡공사	외벽/옥상	(8,1,1)	(8,1,2)	(8,1,3)	(8,1,4)	(8,1,5)	(8,1,6)	(8,1,7)
	기계실/PIT	(8,2,1)	(8,2,2)	(8,2,3)	(8,2,4)	(8,2,5)	(8,2,6)	(8,2,7)
	주차장	(8,3,1)	(8,3,2)	(8,3,3)	(8,3,4)	(8,3,5)	(8,3,6)	(8,3,7)
	EV홀/복도	(8,4,1)	(8,4,2)	(8,4,3)	(8,4,4)	(8,4,5)	(8,4,6)	(8,4,7)
	발코니	(8,5,1)	(8,5,2)	(8,5,3)	(8,5,4)	(8,5,5)	(8,5,6)	(8,5,7)
	방/현관	(8,6,1)	(8,6,2)	(8,6,3)	(8,6,4)	(8,6,5)	(8,6,6)	(8,6,7)
	화장실/부엌	(8,7,1)	(8,7,2)	(8,7,3)	(8,7,4)	(8,7,5)	(8,7,6)	(8,7,7)

② 공동주택 하자빈도/심도/위험분포 산출

- 표 2-8에서 확인할 수 있듯이 하자공종, 하자공간 및 하자유형을 종합적으로 고려하여 구성한 하자분류체계의 각 셀에서 구조체공사-외벽/옥상-균열/손상이 8.61건으로 하자 발생빈도가 가장 높은 경우로 나타남. 그 외에도 구조체공사-기계실/PIT-균열/손상이 8.49건, 구조체공사-주차장-균열/손상이 6.36건, 구조체공사-EV홀/복도-균열/손상이 3.41건, 구조체공사-발코니-균열/손상이 3.08건, 마감공사-기계실/PIT-미시공이 2.80건, MEP공사-화장실/부엌-기능저하가 2.26건, MEP공사-방/현관-기능저하가 2.00건, 구조체공사-외벽/지붕-표면불량이 1.93건, 마감공사-방/현관-탈락이 1.93건, 구조체공사-기계실/PIT-누수가 1.68건, 마감공사-화장실/부엌-탈락이 1.68건, 창호공사-방/현관-기능저하가 1.53건, 마감공사- EV홀/복도-미시공이 1.36건, 구조체공사-주차장-표면불량이 1.32건 순으로 하자빈도가 높은 것으로 확인되었음.
- 표 2-9에서 확인할 수 있듯이 하자공종, 하자공간 및 하자유형을 종합적으로 고려하여 구성한 하자분류체계의 각 셀에서 방수공사-주차장-오시공이 1,946.02원/m²으로 하자심도가 가장 높은 경우로 나타남. 그 외에도 창호공사-발코니-오시공이 1,446.00원/m², 방수공사- 주차장-미시공이 1,428.74m², 마감공사-외벽/지붕-오시공이 1,244.63m², 마감공사-주차장- 오시공이 1,119.52m², 단열공사-주차장-오시공이 1,078.08m², 방수공사-외벽/지붕- 누수가 928.90m², MEP공사-발코니-미시공이 713.53m², 단열공사-방/현관-오시공이 567.89m², 마감공사-방/현관-오시공이 553.35m², 방수공사-기계실/PIT-오시공이 551.84m², 마감공사-EV홀/복도-오시공이 535.11m², 가구공사-화장실/부엌-오시공이 491.04m², 방수공사-발코니-미시공이 481.80m², 구조체공사-외벽/지붕-누수가 480.63m² 순으로 하자 심도가 높은 것으로 확인됨.

표 2-8. 하자빈도분포 설정 결과

공종	부위	현상						
		기능저하	균열/손상	탈락	오시공	미시공	표면불량	누수
구조체 공사	외벽/옥상	-	8.61	1.14	0.28	0.38	1.93	0.59
	기계실/PIT	-	8.49	0.37	0.43	0.43	1.14	1.68
	주차장	-	6.36	0.31	0.62	0.34	1.32	1.16
	EV홀/복도	-	3.41	0.34	0.29	0.23	0.89	0.79
	발코니	-	3.08	-	-	-	0.42	0.56
	방/현관	-	0.92	-	-	-	0.23	0.42
	화장실/부엌	-	0.40	-	-	-	-	-
마감공사	외벽/옥상	-	0.92	1.10	0.30	0.97	0.82	0.79
	기계실/PIT	-	0.19	0.62	0.58	2.80	0.82	0.82
	주차장	-	0.30	0.89	0.59	1.11	0.67	0.99
	EV홀/복도	-	0.86	0.68	0.54	1.36	0.77	-
	발코니	-	0.40	0.62	0.27	0.29	0.44	0.86
	방/현관	-	1.32	1.93	0.54	0.83	0.86	-
	화장실/부엌	-	1.08	1.68	0.86	1.23	0.60	0.44
단열공사	외벽/옥상	-	-	-	0.14	-	-	-
	기계실/PIT	-	-	-	0.14	-	-	0.17
	주차장	-	-	-	0.13	-	-	0.14
	EV홀/복도	-	-	-	-	-	-	0.22
	발코니	-	-	-	0.14	-	-	0.49
	방/현관	-	-	-	0.14	-	-	0.74
	화장실/부엌	-	-	-	0.14	-	-	0.14
방수공사	외벽/옥상	-	-	0.13	0.20	0.17	-	0.11
	기계실/PIT	-	-	-	0.30	0.40	-	0.18
	주차장	-	-	-	0.28	0.25	-	0.17
	EV홀/복도	-	-	-	-	-	-	0.30
	발코니	-	-	-	-	0.11	-	0.30
	방/현관	-	-	-	-	-	-	0.14
	화장실/부엌	-	-	-	-	-	-	0.14
MEP공사	외벽/옥상	0.17	0.26	0.12	0.23	0.21	-	0.12
	기계실/PIT	0.62	0.38	0.14	0.80	1.08	-	0.31
	주차장	0.50	0.12	-	0.69	0.57	-	0.29
	EV홀/복도	0.30	-	-	0.17	0.16	-	-
	발코니	0.39	-	-	0.16	0.13	-	0.36
	방/현관	2.00	-	0.16	0.17	0.11	-	0.41
	화장실/부엌	2.26	0.43	0.51	0.42	0.37	0.13	0.53
창호공사	외벽/옥상	0.12	0.12	-	0.11	0.15	-	-
	기계실/PIT	0.15	-	-	0.15	0.15	-	-
	주차장	0.11	-	-	-	0.11	-	-
	EV홀/복도	0.31	0.14	-	0.19	0.11	-	-
	발코니	0.44	-	-	0.16	-	-	-
	방/현관	1.53	0.12	0.12	0.21	-	0.11	-
	화장실/부엌	0.24	-	0.14	0.19	-	-	-
가구공사	외벽/옥상	-	-	-	-	-	-	-
	기계실/PIT	-	-	-	-	-	-	-
	주차장	-	-	-	-	-	-	-
	EV홀/복도	-	-	-	-	-	-	-
	발코니	-	-	-	-	-	-	-
	방/현관	0.56	0.12	0.14	0.16	-	-	-
	화장실/부엌	0.74	0.74	0.11	0.17	-	0.34	-
잡공사	외벽/옥상	-	0.62	0.25	0.44	0.75	-	-
	기계실/PIT	-	0.44	0.16	0.21	0.95	-	-
	주차장	-	0.30	0.14	0.29	0.64	-	-
	EV홀/복도	-	0.36	0.22	0.38	0.70	-	-
	발코니	0.14	0.11	0.11	-	0.14	-	-
	방/현관	0.55	0.14	0.13	-	0.15	-	-
	화장실/부엌	0.47	0.13	0.44	0.12	0.13	-	-

표 2-9. 하자심도분포 설정 결과

공종	부위	현상						
		기능저하	균열/손상	탈락	오시공	미시공	표면불량	누수
구조체 공사	외벽/옥상	-	371.61	133.88	81.62	129.82	240.41	480.63
	기계실/PIT	-	22.32	49.85	27.66	20.86	41.49	38.10
	주차장	-	232.51	90.62	151.51	90.28	139.93	213.27
	EV홀/복도	-	67.79	127.20	123.18	29.34	30.70	92.32
	발코니	-	40.85	-	-	-	70.02	88.28
	방/현관	-	39.39	-	-	-	60.59	122.34
	화장실/부엌	-	15.71	-	-	-	-	-
마감공사	외벽/옥상	-	35.23	31.33	1,244.63	65.10	127.42	55.74
	기계실/PIT	-	28.78	18.94	99.42	50.95	12.82	19.28
	주차장	-	101.96	37.01	1,119.52	124.75	23.02	86.61
	EV홀/복도	-	42.43	76.52	535.11	262.31	67.76	-
	발코니	-	226.38	141.00	177.94	140.14	101.88	217.03
	방/현관	-	147.69	103.34	553.35	123.23	66.96	-
	화장실/부엌	-	79.53	121.43	344.57	261.64	123.54	121.16
단열공사	외벽/옥상	-	-	-	160.31	-	-	-
	기계실/PIT	-	-	-	73.52	-	-	97.81
	주차장	-	-	-	1,078.08	-	-	38.95
	EV홀/복도	-	-	-	-	-	-	137.50
	발코니	-	-	-	137.05	-	-	82.96
	방/현관	-	-	-	567.89	-	-	96.21
	화장실/부엌	-	-	-	184.67	-	-	133.87
방수공사	외벽/옥상	-	-	69.17	288.31	336.28	-	928.90
	기계실/PIT	-	-	-	551.84	212.69	-	9.10
	주차장	-	-	-	1,946.02	1,428.74	-	78.77
	EV홀/복도	-	-	-	-	-	-	12.15
	발코니	-	-	-	-	481.80	-	58.44
	방/현관	-	-	-	-	-	-	152.00
	화장실/부엌	-	-	-	-	-	-	219.29
MEP공사	외벽/옥상	24.40	13.77	282.64	60.78	150.12	-	13.92
	기계실/PIT	33.36	26.11	15.99	50.68	17.04	-	11.28
	주차장	38.72	4.93	-	58.24	44.68	-	10.17
	EV홀/복도	15.63	-	-	248.84	116.69	-	-
	발코니	16.69	-	-	24.00	713.53	-	28.64
	방/현관	31.79	-	31.60	78.42	427.30	-	24.55
	화장실/부엌	31.74	24.83	42.12	169.23	225.98	123.85	13.20
창호공사	외벽/옥상	34.20	8.26	-	22.28	115.83	-	-
	기계실/PIT	6.14	-	-	27.90	18.52	-	-
	주차장	8.88	-	-	-	166.69	-	-
	EV홀/복도	10.29	60.68	-	57.58	160.34	-	-
	발코니	29.98	-	-	1,446.00	-	-	-
	방/현관	43.36	36.15	52.12	338.66	-	168.58	-
	화장실/부엌	9.34	-	162.63	251.59	-	-	-
가구공사	외벽/옥상	-	-	-	-	-	-	-
	기계실/PIT	-	-	-	-	-	-	-
	주차장	-	-	-	-	-	-	-
	EV홀/복도	-	-	-	-	-	-	-
	발코니	-	-	-	-	-	-	-
	방/현관	45.90	23.41	32.10	98.92	-	-	-
	화장실/부엌	82.42	127.11	39.35	491.04	-	131.52	-
잡공사	외벽/옥상	-	62.14	17.09	95.28	44.01	-	-
	기계실/PIT	-	50.13	7.28	24.84	14.36	-	-
	주차장	-	44.89	9.23	52.92	34.84	-	-
	EV홀/복도	-	22.90	6.21	103.74	41.50	-	-
	발코니	5.73	33.91	102.58	-	141.49	-	-
	방/현관	21.36	15.43	54.19	-	187.04	-	-
	화장실/부엌	15.86	214.92	32.54	131.43	47.89	-	-

- 표 2-10에서 확인할 수 있듯이 하자공종, 하자공간 및 하자유형을 종합적으로 고려하여 구성한 하자분류체계의 각 셀에서 구조체공사-외벽/지붕-균열/손상이 3,048.73원/m²으로 하자손실이 가장 높은 경우로 나타남. 그 외에도 구조체공사-주차장-균열/손상이 1,409.42원/m², 마감공사-주차장-오시공이 734.95m², 방수공사-주차장-오시공이 577.56m², 구조체공사-외벽/지붕-표면불량이 463.73m², 마감공사-EV홀/복도-미시공이 353.31m², 마감공사-화장실/부엌-미시공이 320.14m², 방수공사-주차장-미시공이 319.94m², 마감공사-방/현관-오시공이 296.83m², 마감공사-화장실/부엌-오시공이 298.30m², 마감공사-EV홀/복도-오시공이 289.51m², 구조체공사-외벽/지붕-누수가 286.11m², 마감공사-외벽/지붕-오시공이 274.16m², 구조체공사-주차장-누수가 253.52m², 창호공사-발코니-오시공이 235.43m² 순으로 하자손실이 높은 것으로 확인됨.

표 2-10. 하자손실분포 결과

공종	부위	현상						
		기능저하	균열/손상	탈락	오시공	미시공	표면불량	누수
구조체공사	외벽/옥상	-	3,048.73	143.43	22.44	48.63	463.73	286.11
	기계실/PIT	-	201.67	18.71	12.01	8.67	46.24	63.49
	주차장	-	1,409.42	26.76	92.40	31.24	179.20	253.52
	EV홀/복도	-	234.48	42.45	42.17	6.60	27.33	73.54
	발코니	-	126.75	-	-	-	26.99	49.95
	방/현관	-	36.37	-	-	-	14.69	50.57
	화장실/부엌	-	6.40	-	-	-	-	-
마감공사	외벽/옥상	-	32.32	34.33	274.16	62.18	100.06	42.80
	기계실/PIT	-	5.55	11.06	53.26	146.24	10.53	15.41
	주차장	-	27.73	33.05	734.95	149.32	14.92	86.93
	EV홀/복도	-	37.01	49.50	289.51	353.31	54.41	-
	발코니	-	90.52	83.19	49.32	39.53	45.68	188.71
	방/현관	-	184.40	194.16	296.83	104.18	57.75	-
	화장실/부엌	-	85.35	203.61	298.30	320.14	77.30	54.58
단열공사	외벽/옥상	-	-	-	22.12	-	-	-
	기계실/PIT	-	-	-	9.97	-	-	12.67
	주차장	-	-	-	134.10	-	-	5.71
	EV홀/복도	-	-	-	-	-	-	27.17
	발코니	-	-	-	19.34	-	-	41.05
	방/현관	-	-	-	77.59	-	-	71.53
	화장실/부엌	-	-	-	25.65	-	-	18.02
방수공사	외벽/옥상	-	-	8.41	59.75	58.71	-	94.23
	기계실/PIT	-	-	-	208.01	86.17	-	1.69
	주차장	-	-	-	577.56	319.94	-	11.81
	EV홀/복도	-	-	-	-	-	-	3.63
	발코니	-	-	-	-	54.28	-	17.45
	방/현관	-	-	-	-	-	-	33.67
	화장실/부엌	-	-	-	-	-	-	31.58
MEP공사	외벽/옥상	3.99	3.75	37.26	14.24	30.37	-	1.72
	기계실/PIT	21.32	9.79	2.27	39.99	18.19	-	3.50
	주차장	20.04	0.59	-	39.91	26.39	-	2.94
	EV홀/복도	4.84	-	-	45.27	21.01	-	-
	발코니	6.44	-	-	3.83	99.57	-	10.17
	방/현관	61.87	-	5.03	15.18	51.36	-	10.02
	화장실/부엌	69.49	10.71	21.29	70.24	81.64	15.76	6.81

표 2-10. 하자손실분포 결과 (계속)

공종	부위	현상						
		기능저하	균열/손상	탈락	오시공	미시공	표면불량	누수
창호공사	외벽/옥상	4.12	0.89	-	2.54	11.51	-	-
	기계실/PIT	0.93	-	-	4.37	2.80	-	-
	주차장	1.01	-	-	-	16.75	-	-
	EV홀/복도	3.19	8.05	-	10.74	17.97	-	-
	발코니	13.00	-	-	235.43	-	-	-
	방/현관	66.59	4.37	6.38	76.00	-	18.41	-
	화장실/부엌	2.21	-	25.37	43.26	-	-	-
가구공사	외벽/옥상	-	-	-	-	-	-	-
	기계실/PIT	-	-	-	-	-	-	-
	주차장	-	-	-	-	-	-	-
	EV홀/복도	-	-	-	-	-	-	-
	발코니	-	-	-	-	-	-	-
	방/현관	26.35	2.85	4.35	15.01	-	-	-
	화장실/부엌	62.69	96.93	4.25	94.42	-	44.50	-
잡공사	외벽/옥상	-	36.48	4.17	41.82	32.93	-	-
	기계실/PIT	-	21.27	1.18	5.33	14.25	-	-
	주차장	-	13.94	1.25	15.23	21.43	-	-
	EV홀/복도	-	8.35	1.36	38.22	29.17	-	-
	발코니	0.80	4.19	10.48	-	20.09	-	-
	방/현관	11.79	2.40	7.42	-	27.99	-	-
	화장실/부엌	7.38	20.43	14.12	17.34	6.11	-	-

③ 공동주택 하자위험 패턴 분석 및 연구 범위 적합성 검토

- 상기에서 도출한 하자빈도, 하자심도, 하자손실분포 결과를 재정리한 결과가 다음 표 2-11, 표 2-12, 표 2-13과 같음.
- 먼저 표 11에서 확인할 수 있듯이 구조체공사의 균열/손상 하자의 빈도가 외벽/옥상, 기계실/PIT, 주차장, EV홀/복도 등과 같은 공용공간에서 상대적으로 높게 나타나는 것으로 확인되었음. 또한 전유공간 중에서는 발코니에서도 균열/손상에 의한 하자가 매우 높은 빈도를 나타내는 것으로 확인되었음. 이는 일반적인 내부 공간에 비해 상대적으로 외부에 노출되어 있는 하자공간들이 상대적으로 다양한 외부 영향인자들에 의해 하자가 발생할 가능성이 높기 때문임. 마감공사 역시 다른 공정에 비해 상대적으로 매우 높은 하자빈도를 나타내는 것으로 확인되었음. 하지만 마감공사의 경우 구조체공사와는 상이하게 다양한 하자유형이 전체적인 공간에서 나타나는 것으로 확인되었음. 이는 마감공사의 종류 및 공사가 수행되는 부위가 다양하기 때문에 나타난 결과로 판단됨. MEP공사의 경우 화장실/부

억, 방/현관과 같은 전유공간에서의 설비기기의 불량, 오작동에 의한 기능저하 하자가 다수 발생하는 것으로 확인되었음. 이와 같은 기능저하는 창호공사에서도 높은 빈도를 나타내는 것으로 확인됨. 해당 하자들은 기능저하에 집중되었는데, 이는 MEP공사와 마찬가지로 설치된 가구나 창호가 불량, 오작동 문제를 일으켜서 발생한 하자인 것으로 판단됨. 이를 종합하면 구조체공사와 마감공사가 하자빈도가 상대적으로 매우 높은 것으로 나타났으며, 구조체공사의 경우 콘크리트 균열/손상 하자가, 마감공사의 경우 전체적인 부위에 대하여 다양한 하자가 발생함에 따라 이에 대한 집중적인 사후관리방안이 필요할 것으로 판단됨.

- 표 2-12에서 확인할 수 있듯이 하자심도의 중요도가 하자빈도의 중요도와 가장 큰 차이점을 나타내는 것은 하자유형인 것으로 확인됨. 즉 하자심도가 높은 공종은 하자빈도분포에서 나타난 바와 유사하게 구조체공사와 마감공사인 것으로 확인되었으나, 하자유형의 경우 오시공과 미시공에 의한 하자가 발생할 경우, 상대적으로 높은 하자심도를 나타냈음. 미시공 및 오시공의 경우, 설계도면, 시방서 등과 실제 시공상황이 서로 상이한 경우를 의미한다. 즉 설계도면 및 시방서대로 시공이 제대로 이루어지지 않아서, 현장에서 재시공이 발생함에 따라 하자심도가 상대적으로 높게 나타나는 것으로 판단됨. 또한 하자공종 측면에서 특징적인 점은 방수 및 단열공사의 하자심도가 상대적으로 높게 나타난 것임. 이는 방수와 단열공사의 시공 부위가 구조체공사나 마감공사에 의해 숨겨짐에 따라 문제점을 파악하기 힘들기 때문인 것으로 판단됨.

표 2-11. 하자빈도순위

순위	셀 번호	하자공종	하자공간	하자유형	평균값
1	d(1,1,2)	구조체공사	외벽/옥상	균열/손상	8.61
2	d(1,2,2)	구조체공사	기계실/PIT	균열/손상	8.49
3	d(1,3,2)	구조체공사	주차장	균열/손상	6.36
4	d(1,4,2)	구조체공사	EV홀/복도	균열/손상	3.41
5	d(1,5,2)	구조체공사	발코니	균열/손상	3.08
6	d(2,2,5)	마감공사	기계실/PIT	미시공	2.80
7	d(5,7,1)	MEP 공사	화장실/부엌	기능저하	2.26
8	d(5,6,1)	MEP 공사	방/현관	기능저하	2.00
9	d(1,1,6)	구조체공사	외벽/옥상	표면불량	1.93
10	d(2,6,3)	마감공사	방/현관	탈락	1.93
11	d(1,2,7)	구조체공사	기계실/PIT	누수	1.68
12	d(2,7,3)	마감공사	화장실/부엌	탈락	1.68
13	d(6,6,1)	창호공사	방/현관	기능저하	1.53
14	d(2,4,5)	마감공사	EV홀/복도	미시공	1.36
15	d(1,3,6)	구조체공사	주차장	표면불량	1.32

표 2-12. 하자심도순위

순위	셀 번호	하자공종	하자공간	하자유형	평균값
1	d(4,3,4)	방수공사	주차장	오시공	1,946.02
2	d(6,5,4)	창호공사	발코니	오시공	1,446.00
3	d(4,3,5)	방수공사	주차장	미시공	1,428.74
4	d(2,1,4)	마감공사	외벽/옥상	오시공	1,244.63
5	d(2,3,4)	마감공사	주차장	오시공	1,119.52
6	d(3,3,4)	단열공사	주차장	오시공	1,078.08
7	d(4,1,7)	방수공사	외벽/옥상	누수	928.90
8	d(5,5,5)	MEP	발코니	미시공	713.53
9	d(3,6,4)	단열공사	방/현관	오시공	567.89
10	d(2,6,4)	마감공사	방/현관	오시공	553.35
11	d(4,2,4)	방수공사	기계실/PIT	오시공	551.84
12	d(2,4,4)	마감공사	EV홀/복도	오시공	535.11
13	d(7,7,4)	가구공사	화장실/부엌	오시공	491.04
14	d(4,5,5)	방수공사	발코니	미시공	481.80
15	d(1,1,7)	구조체공사	외벽/옥상	누수	480.63

- 표 2-13은 각 셀의 하자손실분포 평균값을 통해 주요 하자를 선정한 것임. 이를 통해 최종적으로 도출된 하자위험 패턴은 하자위험 우선순위를 결정하여 합리적인 의사결정을 지원할 수 있음. 표 2-13을 통해 특징적인 하자위험 패턴을 정리하면 다음과 같음.

표 2-13. 하자손실순위

순위	셀 번호	하자공종	하자공간	하자유형	평균값
1	d(1,1,2)	구조체공사	외벽/옥상	균열/손상	3,048.73
2	d(1,3,2)	구조체공사	주차장	균열/손상	1,409.42
3	d(2,3,4)	마감공사	주차장	오시공	734.95
4	d(4,3,4)	방수공사	주차장	오시공	577.56
5	d(1,1,6)	구조체공사	외벽/옥상	표면불량	463.73
6	d(2,4,5)	마감공사	EV홀/복도	미시공	353.31
7	d(2,7,5)	마감공사	화장실/부엌	미시공	320.14
8	d(4,3,5)	방수공사	주차장	미시공	319.94
9	d(2,6,4)	마감공사	방/현관	오시공	296.83
10	d(2,7,4)	마감공사	화장실/부엌	오시공	298.30
11	d(2,4,4)	마감공사	EV홀/복도	오시공	289.51
12	d(1,1,7)	구조체공사	외벽/옥상	누수	286.11
13	d(2,1,4)	마감공사	외벽/옥상	오시공	274.16
14	d(1,3,7)	구조체공사	주차장	누수	253.52
15	d(6,5,4)	창호공사	발코니	오시공	235.43

- 첫 번째, 구조체공사와 관련된 주요 하자는 균열/손상이며, 주로 외부공간, 주차장과 같은 공용공간에 집중되어있는 것으로 확인되었음. 게다가 외부공간의 구조체는 균열과 상호 연관성이 높은 누수나 표면불량의 하자위험도 상대적으로 높은 것으로 확인됨. 두 번째, 방수공사의 주요 하자는 오시공 및 미시공으로, 주차장에서 발생할 경우, 하자위험이 매우 높은 것으로 확인되었음. 이는 지하주차장의 경우, 지하수의 영향에 따라 방수공사가 매우 중요함에도 불구하고 재시공이 필요한 하자들이 주로 발생함에 따라 상대적으로 하자위험이 높은 것으로 판단됨. 세 번째, 마감공사의 주요 하자도 오시공 및 미시공으로, 공용 및 전유공간 모두에서 확인되었음. 방수공사와는 상이하게 마감공사의 경우 재시공이 필요한 하자가 발생하더라도, 육안으로 확인하기 용이하여 즉각적인 대처가 가능하지만, 기본적으로 마감공사의 경우 다양한 공종으로 이루어져 있고, 자재의 종류 및 시공되는 부위도 매우 많기 때문에 하자위험이 높은 것으로 판단됨. 마지막으로, 창호공사의 주요하자는 오시공으로, 발코니에서 확인됨. 일반적인 발코니에 설치되는 창호의 경우, 상대적으로 사이즈가 크며, 단열성능 확보를 위하여 상대적으로 고가이다. 이에 따라 발코니의 창호공사의 재시공비용이 상대적으로 높음에 따라 주요 하자로 선정된 것으로 판단됨.
- 다음 그림 2-3은 상기에서 도출한 하자위험 패턴의 결과를 토대로 각 셀에 대한 산포도를 나타낸 것임. 그림 2-3에서 확인할 수 있듯이 각 영역별로 각 하자위험의 군집화가 이루어졌음.

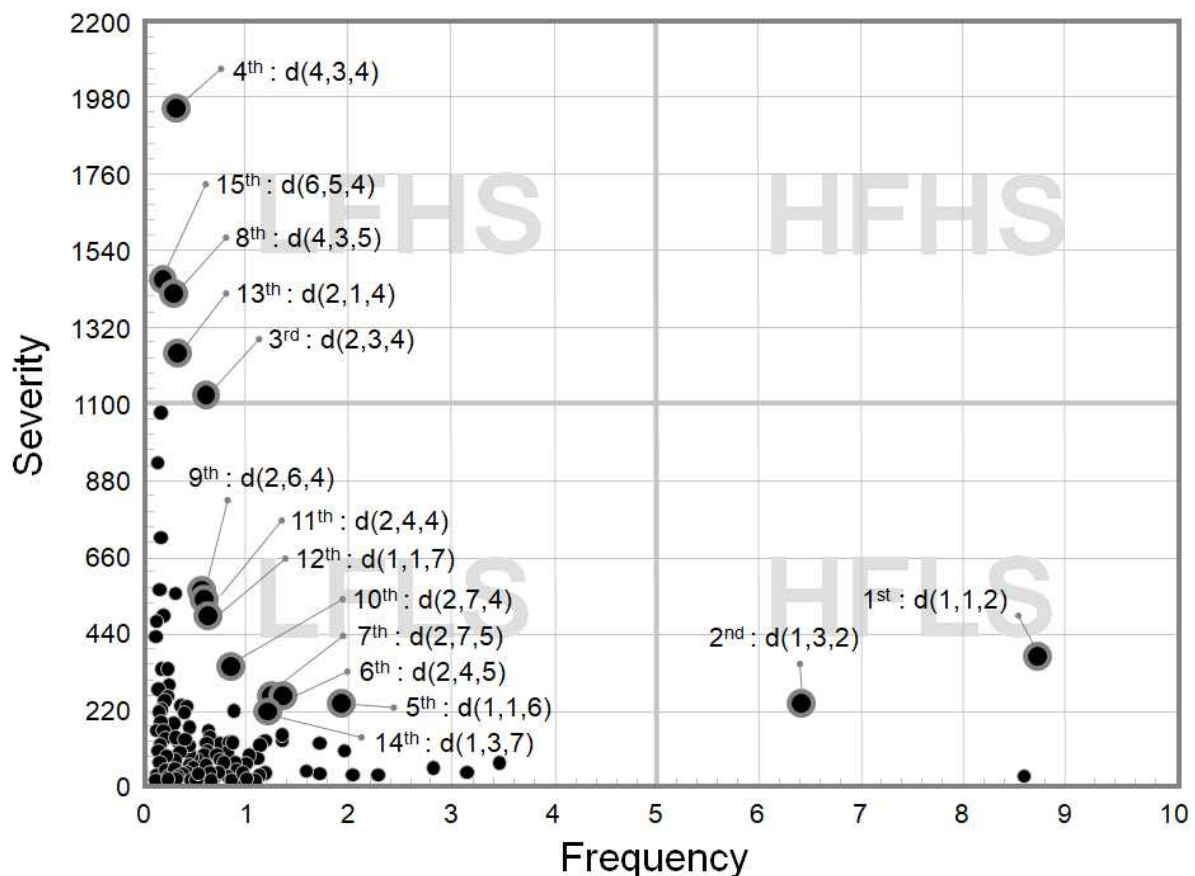


그림 2-3. 하자위험 발생 패턴 산포도

- 각 영역에 배치된 하자위험을 효율적으로 관리하기 위한 방안을 다음 표 2-14와 같이 정리하였음. 표 2-14에서 확인할 수 있듯이 하자유형, 하자공간, 하자공정 별로 하자위험의 특성이 파악되었으며, 이를 토대로 본 연구에서는 시공단계, 입주검사단계, 유지관리단계로 구분하여 하자관리전략을 제시하였음.
- 하자위험 순위가 가장 높은 것은 HFLS(High Frequency, Low Severity)에 위치하고 있는 하자들인 것으로 확인되었음. 해당 하자들의 경우 공용부에 외벽에 발생한 균열하자로, 기본적으로 건물 노후화에 의해 발생할 수 있는 하자들이다. 또한 해당 하자들과 연계된 누수나 표면불량하자들이 비록 HFLS가 아닌 다른 영역에 포함되어 있지만 하자위험이 높은 것으로 나타났음. 즉, 공용부 균열 하자의 경우 연쇄적으로 다른 하자들이 발생할 수 있음에 따라 하자손실을 최소화하기 위하여 유지관리단계에서 하자 발생 초기에 즉각적인 대응이 필요함.
- 두 번째로, LFHS(Low Frequency, High Severity)에 위치하고 있는 하자들의 경우는, 재시공이 필요한 하자와 누수에 의한 하자들로 구성되어 있음. 상기에서 언급한 바와 같이 공용부 누수의 경우 균열 하자와 밀접한 관계가 있는 것으로 판단됨. 또한 재시공이 필요한 하자로, 방수공사의 경우 상기에서 언급한 바와 같이 하자 발견이 상대적으로 어렵기 때문에 유지관리단계에서 하자대응전략을 수립하기보다는 시공단계에서의 관리/감독을 통해 하자 손실을 최소화해야한다함. 해당 하자들의 경우 건설회사의 부실시공에 기인하는 바, 하자보수보증기간이 지나더라도 건설업체에게 책임을 물을 수 있는 보증 계약 혹은 제도적 장치가 필요할 것으로 판단됨.
- 마지막으로 LHLS(Low Frequency, Low Severity) 영역에 해당하는 하자들을 살펴보면, 마감공사에서 발생하는 하자들이 포함되어 있는 것을 확인할 수 있음. 해당 하자들의 경우, 육안으로 확인이 가능하기 때문에 입주 전 검사단계 이전에 하자 처리를 완료해야 할 것으로 판단됨.
- 이를 토대로 본 연구에서 설정한 데이터 획득범위를 검토하면 다음과 같음.
- 실제로 본 연구에서 개발되는 시설물 자율성능진단 시스템의 경우, 유지관리단계에서 집중적으로 활용되어질 것으로 판단됨. 또한 성능범위 관점에서도 공동주택의 안전성 여부를 파악하고, 유지관리비용을 감소시키는데 있어서 효율적인 운용이 가능한 성능범위를 주 연구 범위로 하고 있음. 즉 LHLS 영역에 있는 하자들은 기본적으로 마감공사에 집중되어 있음에 따라 입주검사전에 하자처리를 완료해야하는 부분임. 또한 유지관리단계까지 해당 하자들이 남아있을 경우라 할지라도, 구조체 안전성보다는 미관상 영향이 높은 하자들이 다수를 차지함에 따라 본 연구에서 개발하고자 하는 성능 범위에서 벗어나게 됨.
- 또한 LFHS 영역의 하자들의 경우, 대부분이 오시공 및 미시공에 의한 하자들임. 오시공 및 미시공을 감지하려면 실제로 설계도면이나 시방서 데이터가 상호 검토가 이루어져야하지만 실제로 데이터 취득 측면에서 해당 자료들을 추가적으로 확보하는 것은 용이하지 않기 때문에 본 연구 범위에서 제외하는 것이 타당함. 하지만 본 연구 결과를 토대로 개발되어진 시설물 자율성능진단 시스템 내에 설계 및 시방서 자료를 포함한 알고리즘을 추후에 개발한다면 시스템 성능을 한단계 업그레이드할 수 있을 것으로 판단됨.
- 하지만 HFLS 영역의 하자들은, 대부분 구조체 안전성과도 직결되는 외벽이나 주차장과 같은 공용공간에서 발생하는 하자들이며, 유지관리단계에서 대표적으로 발생하는 하자들로서, 하자관리 측면에서 주요하자임 따라 본 연구의 개발목표에 부합하는 영역으로 판단됨.

표 2-14. 하자관리전략

구역	하자특성		하자관리전략	
	순위	셀 번호	단계	전략
LFHS	3	d(2,3,4)	시공단계	• 오시공 및 미시공이 주요 하자로 나타남에 따라 반드시 재시공이 필요함. • 완공 이후 하자관리전략을 수립하기보다는 시공단계에서의 관리/감독을 통해 하자 손실을 최소화해야함. • 방수공사와 같이 육안 검사가 상대적으로 어려운 공종의 경우는 해당 공사 시 관리자가 직접적인 관리감독이 요구됨. • 하자보수보증기간이 지나더라도 시공업체 혹은 하도급업체에게 책임을 물을 수 있는 보증계약이 필요함.
	4	d(4,3,4)		
	8	d(4,3,5)		
	13	d(2,1,4)		
	15	d(6,5,4)		
LFLS	6	d(2,4,5)	입주전단계	• 마감공사와 관련된 오시공 및 미시공 하자가 발생함. • 입주자나 시공업체가 육안으로 확인이 가능한 부분임에 따라 최소한 입주 전인 입주전 단계 이전에 하자 처리를 완료해야함.
	7	d(2,7,5)		
	9	d(2,6,4)		
	10	d(2,7,4)		
	11	d(2,4,4)		
HFLS	1	d(1,1,2)	유지관리단계	• 공용부의 구조체에 균열/손상이 발생함. • 균열 하자의 경우, 표면 불량 및 누수와 같은 하자가 연쇄적으로 발생할 수 있음에 따라 하자 손실을 줄이기 위하여 하자 발생 초기에 즉각적인 대응이 필요함.
	2	d(1,3,2)		
	5	d(1,1,6)		
	12	d(1,1,7)		
	14	d(1,3,7)		

(2) 공동주택 하자/결함 DB(APDS_D) 구축

- 본 연구에서는 시설물의 성능에 미관상, 기능상 안전상 영향을 미치는 다양한 하자/결함을 공용부 중심의 발생부위로 세분화하여 이미지, 동영상으로 구축한 시설물 하자/결함 DB를 구축하였음. 1차년도에는 약 10,000개의 DB를 확보하였으며, 이를 더욱 확장하여

2차년도까지 100,000개 이상의 DB를 구축하고자 하였음.

- 공동주택 하자/결함 DB 구축과정은 다음 그림 2-4와 같음. 공동주택 하자/결함 데이터를 획득하기 위해 우선 데이터를 획득할 공동주택을 선택한 후, 주요 데이터 획득 범위를 외벽과 지하 주차장을 결정하였음. 각 공동주택의 외벽과 지하주차장의 사진과 영상은 드론과 짐벌 카메라를 이용하여 촬영하였으며, 대상 하자유형의 경우, 균열, 누수흔적, 누수박리, 도장박리로 선정하였음.

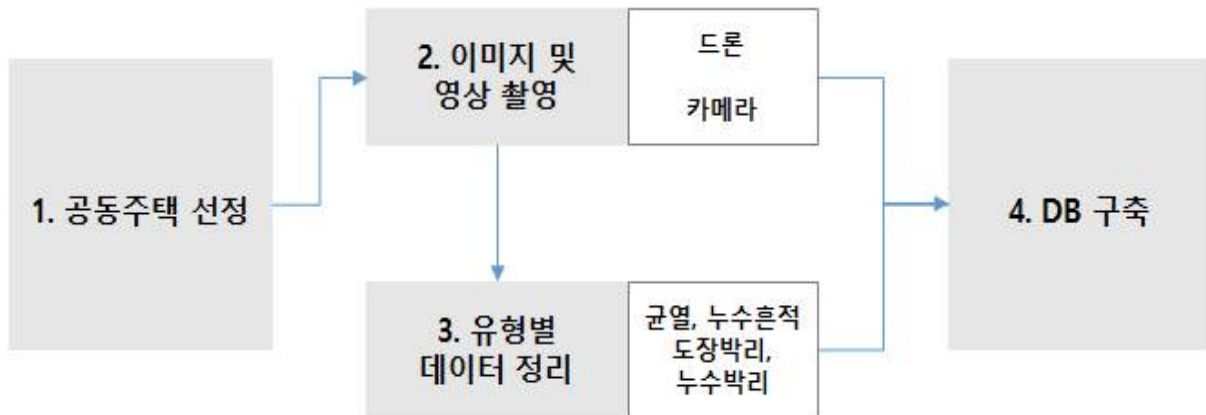


그림 2-4. 공동주택 하자 DB 구축과정

- 본 연구에서 대상으로 한 균열, 도장박리, 누수흔적, 누수박리에 대한 개요는 다음 표에서 확인할 수 있음.

표 2-15. 본 연구에서 분석 대상으로 결정한 각 하자들의 정의

구분	내용
균열	- 균열은 콘크리트에서 부득이하게 발생하는 현상임. - 구조물의 특성, 설계 시 미고려 및 시공 시 부주의 등 여러 원인에 의해 예기치 못하게 균열이 발생할 수 있으며, 구조물의 안정성에 영향을 미칠 수 있음. - 기본적으로 균열의 원인과 유형은 다양하나, 기본적으로 구조체가 갈라지면서 틈이 발생한 것을 의미함.
도장박리	- 도장면에서 도장이 벗겨지는 것을 의미함.
누수흔적	- 누수에 의해서 도장면에서 색상이 변질되는 경우를 의미함.
누수박리	- 기본적으로 누수에 의해서 도장면이 들뜨는 현상을 의미함. - 도장박리보다 훨씬 더 불규칙하게 박리현상이 발생함.

(가) 공동주택 하자/결함 데이터 획득 사례 개요

- 본 연구에서는 1차년도에 다음 표 2-16에서 언급된 공동주택 사례를 통하여 공동주택 하자 및 결함 데이터를 획득하였음. 다음 표 2-16과 같이 1984년부터 2013년 사이에 완공된 건물을 대상으로 분석을 실시하였음. 대부분의 공동주택은 최소한 경과년수 10년 이상으로 노후화된 공동주택이며, 2013년에 완공된 공동주택의 경우 다수의 하자 발생에 의해 하자분쟁이 발생한 사례임.
- 해당 공동주택 사례의 연면적의 경우 공동주택 규모가 약 600m²부터 약 100,000m²까지, 각 공동주택의 세대수 역시 44세대에서 757세대까지 다양하게 나타나는 것으로 확인되었음. 각 공동주택에서 획득한 하자/결함 데이터는 45개에서 9,539개임.

표 2-16 1차년도 하자/결함 DB 구축을 위한 공동주택 개요

No.	사건번호	완공년도	연면적(m ²)	세대수(세대)	DB 자료
1	동0 3차	1994	13,960.86	137	353
2	삼0 2차	1994	13,326.36	107	1,017
3	승0 4차	1995	6,351.51	44	475
4	일0타워	1996	17,874.66	188	763
5	유0타워	1996	10,774.54	78	1,466
6	쌍00	2000	41,588.04	222	615
7	현00	2005	64,114.74	455	1,611
8	천00	2005	27,247.28	170	965
9	코00	2005	78,773.02	757	183
10	푸000	2006	37,286.93	274	1,293
11	스00 아파트	2013	98,068.60	660	9,539
12	JH빌라	1998	659.89	64	45
13	H0아파트	1996	7,345.51	80	233
14	OS아파트	1984	23,137.98	300	197

- 실제로 APDS의 개발 수준을 높이기 위해서는 구축된 학습 DB 사이즈가 굉장히 중요함에 따라 본 연구에서는 DB 구축 수준을 1차년도 10,000개에서 2차년도까지 100,000개로 확장하는 공격적인 목표를 재설정하였음. 해당 DB를 구축하기 위해서는 개별 공동주택 단지를 방문하여 협조를 구하는 방식으로는 불가능함. 이에 상향된 목표치를

달성하기 위하여 실제로 한국토지주택공사(LH), 한국시설안전공단(KISTEC) 및 서울주택도시공사(SH)와 협업체계를 구축하였음. 특히, 다음 그림 2-5와 같이 서울주택도시공사(SH)는 공식 양해각서(MOU)를 맺고 현재 17개 단지를 결정하여 이미지 데이터를 확보함.

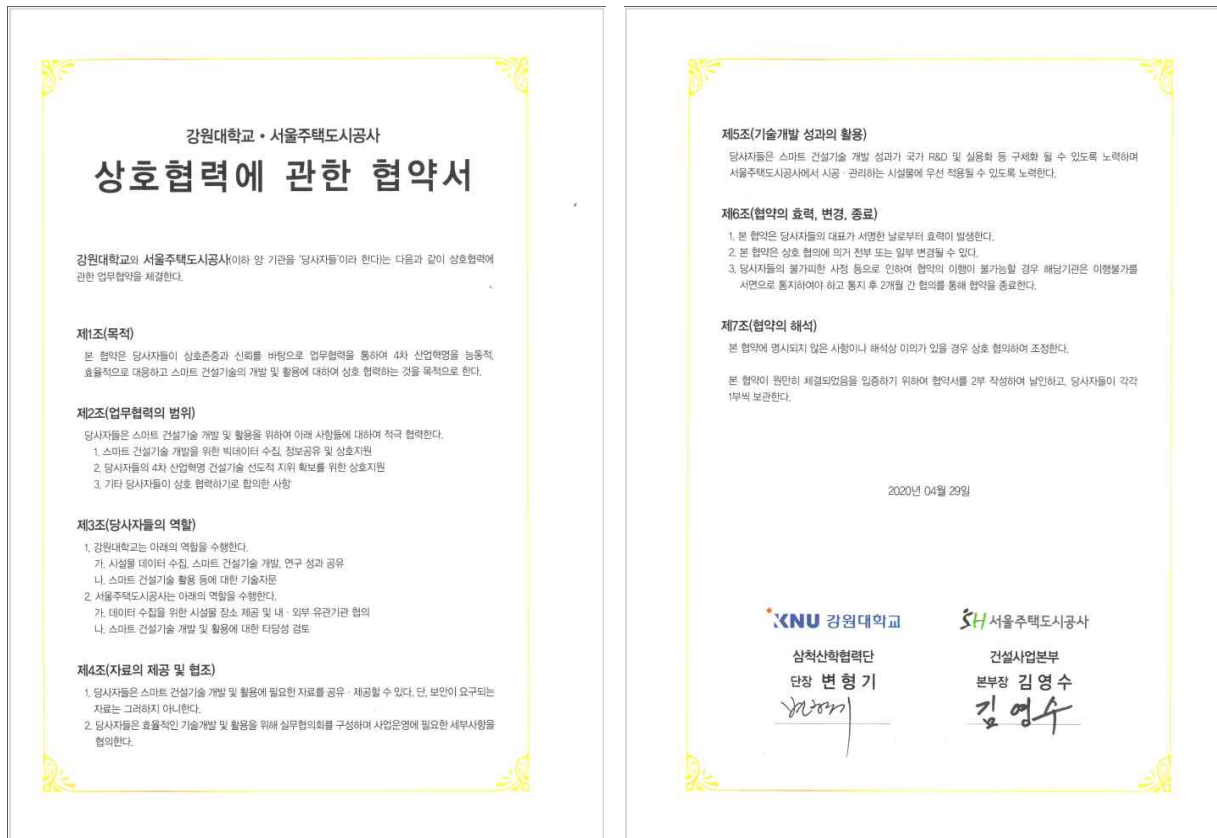


그림 2-5. 강원대학교 삼척캠퍼스와 서울주택도시공사 간 MOU

- 또한 한국토지주택공사(LH)는 주거자산관리처 주거자산기획부와 시범적으로 업무 협의를 맺고 그림 2-6과 같이 “인공지능 기반 드론을 활용한 스마트 자산관리 시범사업 추진계획”에 본 연구과제 내용을 포함시켜 공식적으로 이미지 데이터를 확보함. 해당 사업은 임대주택의 급속한 대량 노후화와 법적 안전점검 물량의 급증에 효과적으로 대응하기 위해 4차 산업기술을 이용한 유지관리체계를 도입하고자 하는 한국토지주택공사(LH)와 니즈에 부합하기 때문에 이루어질 수 있었음.
- 마지막으로 한국시설안전공단(KISTEC)의 경우 “2020 산학연 상생 협력 기반 국민생활시설 안전서비스 사업” 및 “다자간 협력 청소련수련시설 안전점검 사업” 등에 참여하여 다양한 건축물에 대한 이미지 데이터를 확보함.
- 이와 같이 국내 대형 공공주택 관리기관인 한국토지주택공사(LH)와 서울주택 도시공사(SH)뿐만 아니라 국내 안전점검 수행기관인 한국시설안전공단(KISTEC)과 협업체계를 구축하여 대규모 이미지 데이터를 확보할 수 있는 경로를 확보하였으며, 이러한 협업체계를 유지하여 지속적으로 DB를 확충할 수 있는 발판을 마련함.

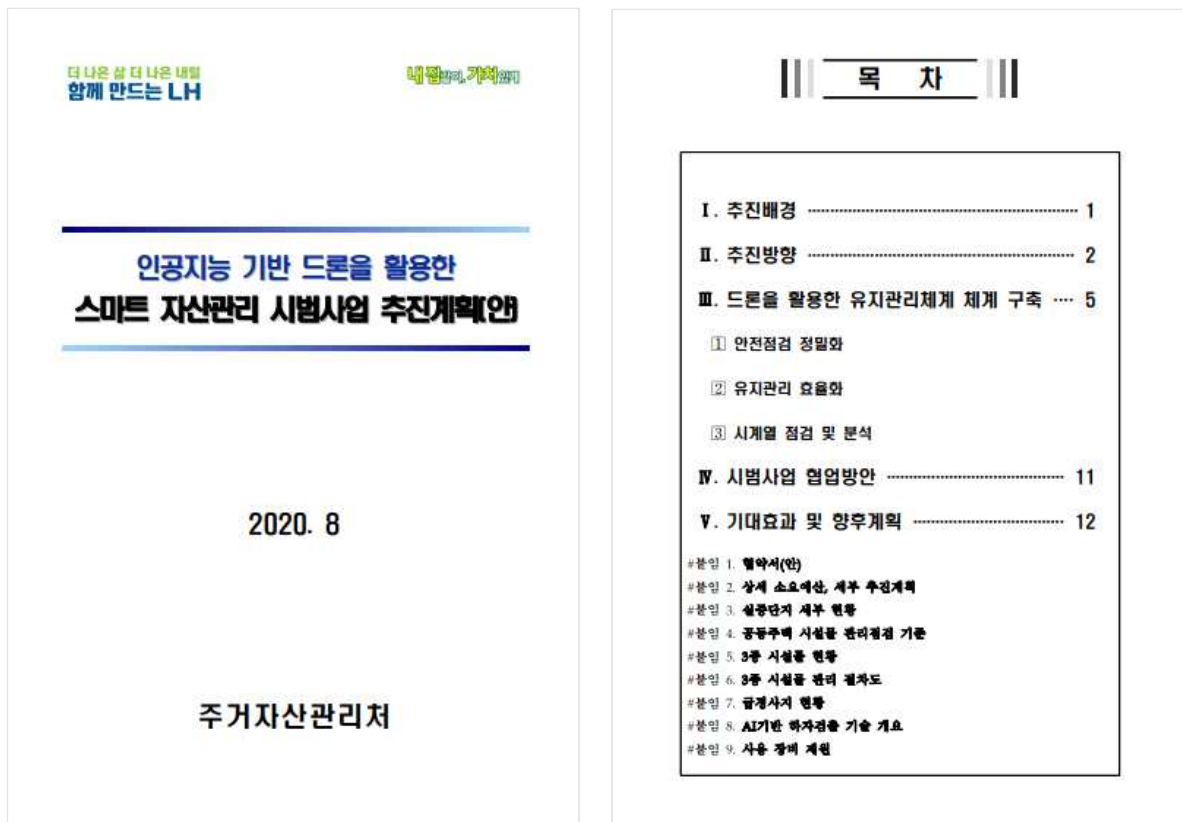


그림 2-6. 한국토지주택공사 스마트 자산관리 시범사업 추진계획

- 이렇게 각 기관을 통해 확보한 사이트 현황은 다음 표 2-17과 같음. 다음 표 2-17에서 확인할 수 있듯이 한국토지주택공사(LH)의 경우, 부산울리, 수원매탄6단지, 분당청솔6단지, 춘천퇴계7단지, 의정부금오9단지, 번동주공3단지, 부산괘법1단지, 안산고잔1단지, 덕천주공2단지 등 총 9개 단지 9,004세대 규모의 사이트를 제공하였으며, 경과년수는 7년~30년 사이인 것으로 확인되었음. 현재 6개 단지는 DB 구축이 완료되었으며, 2개 단지는 촬영 완료된 상태임.
- 한국시설안전공단(KISTEC)의 경우, 창원 소재의 타워맨션아파트, 은마아파트, 서광맨션 등 총 3개 단지 291세대 규모의 사이트를 제공하였으며, 경과년수는 약 30년~40년 사이인 것으로 확인되었다. 해당 3개 단지는 모두 DB 구축이 완료된 상태임.
- 서울주택도시공사(SH)의 경우, 신내12단지, 신내10단지, 신내9단지, 하계5단지, 공릉1단지, 월계사슴1단지, 월계사슴2단지, 상계마들, 성산, 신정양천, 가양9단지, 가양4단지, 가양8단지, 가양5단지, 방화 2-1단지, 방화11단지, 방화6단지 등 총 17개 단지 21,985세대 규모의 사이트를 제공하였으며, 현재 4개 단지는 DB 구축이 완료된 상태이며, 나머지 단지들의 경우, 코로나 사태에 의해 잠정 중단되었으나, 다시 재개할 예정이다.

표 2-17. 데이터베이스 구축을 위한 기관별 사이트 확보 및 진행 현황

기관명	사이트명	세대수	준공일	진행상황
한국토지주택공사 (LH)	부산울리	840세대	2004.06	완료
	수원매탄6단지	710세대	2001.12	완료
	분당청솔6단지	1,250세대	1994.10	완료
	춘천퇴계7단지	1,175세대	2004.11	완료
	의정부금오9단지	1,450세대	2002.10	예정
	번동주공3단지	1,292세대	1990.10	완료
	부산괘법1단지	291세대	2013.03	완료
	안산고잔1단지	489세대	1999.12	촬영완료
	덕천주공2단지	1,507세대	1991.10	촬영완료
한국시설안전공단 (KISTEC)	타워맨션아파트	119세대	1979.08	완료
	은마아파트	36세대	1979.04	완료
	서광맨션	136세대	1991.01	완료
서울주택도시공사 (SH)	신내12단지	1,000세대	1995.11	완료
	신내10단지	1,432세대	1996.03	완료
	신내9단지	335세대	1996.07	완료
	하계5단지	640세대	1989.11	예정
	공릉1단지	1,395세대	1994.12	예정
	월계사슴1단지	1,372세대	1995.06	완료
	월계사슴2단지	775세대	1995.06	예정
	상계마들	170세대	2001.06	예정
	성산	1,807세대	1997.07	예정
	신정양천	2,998세대	1995.11	예정
	가양9단지	914세대	1992.11	예정
	가양4단지	1,998세대	1992.10	예정
	가양8단지	1,110세대	1992.10	예정
	가양5단지	2,411세대	1993.03	예정
	방화2-1단지	1,563세대	1993.10	예정
	방화11단지	1,065세대	1994.05	예정
	방화6단지	1,000세대	1994.08	예정

(나) 공동주택 하자/결함 데이터 획득 방법

① 공동주택 하자/결함 데이터 획득 장비 개요

- 본 연구에서는 하자/결함 이미지 및 영상 데이터를 확보하기 위하여 드론 및 카메라를 이용하였음. 공동주택 내부의 경우, 촬영 시 입주민들의 사생활 침해 등의 문제가 있기 때문에 공용부를 대상으로 연구를 진행하였음. 또한 실제로 상기에서 도출한 결과에서 살펴보면 공용부, 특히 지하주차장 및 외벽의 하자/결함이 매우 중요한 하자/결함인 것으로 나타난 바, 해당 하자/결함 데이터만으로도 유의미한 DB를 구축할 수 있을 것으로 판단하였음.

- 공동주택 외벽촬영의 경우, 촬영 시 입주민들의 사생활 침해 등의 문제가 있기 때문에 사전공지를 통해 거주민들에게 상황 인지 후 촬영을 진행하였다. 또한 드론 추락에 따른 인명사고 및 재산피해를 방지하기 위하여 경계구역을 설정하여 촬영을 진행하였으며, 촬영 시 주민들의 민원부분을 적극적으로 해결하기 위하여 해당 공동주택 관리인력이 동행하였음.
- 아파트 외벽 이미지 및 동영상 데이터 촬영 시 사용한 드론의 종류는 2가지로 표 2-18과 같으며, 외벽 하층부 및 지하주차장 이미지 데이터 촬영 시 활용한 장비의 종류는 표 2-19와 같음. 먼저 사용한 드론에 대해서 간단히 설명하면, 안전점검 시 고소작업의 위험성 등을 최소화하기 위하여 실제로 드론을 사용할 경우, 하자 감지에도 육안으로 확인하는 것 보다 탁월하고, 고소작업의 위험을 감수할 필요가 없다고 판단되어 본 연구에 적용하였다. 드론은 외벽 높은 구역을 촬영하는데 활용하였음.
- 본 연구에서 활용한 드론의 DJI사에서 생산되어 가장 상용화되어 있는 MAVIC 2 PRO와 PHANTOM 4 PRO RTK를 사용하였음. 양쪽 모두 비행시간이 30분 내외임에 따라 해당 시간에 근접할 경우, 배터리를 교환해줄 필요가 있었다. 이에 따라 기본적으로 다수의 배터리를 보유할 필요가 있었으며, 본 연구에서는 각 드론의 여분 배터리를 추가 구매하여 1일 비행시간을 높였음. 사진화질의 경우 MAVIC 2 PRO가 1200만 화소이며, PHANTOM 4 PRO RTK가 2000만 화소로 PHANTOM 4 PRO RTK의 화질이 더 양호한 것으로 나타났음. 실제로 운용하여 DB화한 결과 1200만 화소로도 충분히 하자를 감지하는데 문제가 없는 것으로 확인되었음. 영상화질의 경우 PHANTOM 4 PRO RTK가 더 우수한 것으로 나타났다. 본 연구에서는 고속화모드를 통해 동영상에서도 하자/결함 감지가 가능해야함에 따라 PHANTOM 4 PRO RTK가 유리할 것으로 확인되었음. 마지막으로 장애물센서의 경우 MAVIC 2 PRO가 상, 하까지도 감지해낼 수 있기 때문에 드론 운용에서는 상대적으로 유리한 것으로 판단됨.

표 2-18. 드론 장비 자원

구분	세부내역	
모델	MAVIC 2 PRO	PHANTOM 4 PRO RTK
사진		
배터리 용량	3,950mAh	5,870mAh
비행시간	31분	30분
사진화질	1200만 화소	2000만 화소
영상화질	최대 4k 30fps	최대 4k 60fps
장애물센서	전, 후, 좌, 우, 상, 하	전, 후, 좌, 우

- 본 연구에서 활용한 외벽 하층부 촬영장비는 짐벌카메라를 사용하였음. 짐벌카메라 장비는 DJI 오즈모 Pocket을 활용하였음. 소형으로 휴대성에 용이하여 실제로 촬영장비로서 효율적인 것으로 판단되었으며, 짐벌카메라의 주요 기능 중 하나인 모션 타임랩스 기능을 통해 흔들림 보정에 탁월한 성능을 나타내고 있음에 따라 촬영장비로 선정하였음. 오즈모 Pocket은 1200만 화소로 화질 상으로는 데이터를 획득하는데 문제가 없는 것으로 확인되었음. 특징적인 측면에서 상기에서 언급한 바와 같이 DJI 오즈모 Pocket의 경우 흔들림 보정에 탁월한 성능을 나타내고 있음에 따라 지하주차장 등의 영상촬영에 효과적으로 활용할 수 있었음.

표 2-19. 이미지 촬영 장비 자원

구분	세부내역
모델	DJI 오즈모 Pocket
사진	
화소	1200만
특징	단일 촬영, 파노라마, 타임랩스, 모션 타임랩스, 하이퍼랩스
동영상	4K UHD : 60p FHD : 120P

② 공동주택 하자/결함 데이터 획득 방법 개요

- 아파트 상층부의 경우 DJI 사의 2종류의 드론을 사용하여 촬영하였음. 공동주택은 입주민의 사생활 침해 문제가 있어 촬영허가를 받은 지역에서 기간을 정해 촬영을 진행하였음. 공동주택의 개구부면을 촬영할 때는 각 세대에 드론 촬영을 인지시켜 입주민의 민원문제를 해결하였음. 촬영은 공동 주택의 옥상부에서부터 아래층, 왼쪽에서 오른쪽 방향의 순서로 진행하였음. 판상형 건축물은 4개의 면으로, 탑상형 건축물은 6개의 면으로 나누어 촬영을 진행하였음. 이미지 데이터 획득 거리는 외벽에서부터 1.5~2m 가 이상적이나 외벽을 타고 흐르는 바람과, 열려있는 베란다, 안테나 기능의 장비 등은 기체에 영향을 주어 정상적인 비행을 불가능하게 하며, 자칫 사고로 이어질 수도 있어 육안으로 기체의 위치를 확인하며 위험 영역은 최대 5m까지 떨어뜨려 촬영을 진행하여야 안전한 촬영을 진행할 수 있음. 그림 2-7, 2-8과 같이 한 구역을 촬영하면 다음 구역을 촬영할 때 카메라의 곡률에 의해 발생하는 왜곡을 최소화하기 위해 이전구역이 오버랩 될 수 있게 80%를 겹쳐 촬영하였음. 한 면을 촬영하면 다음 구간으로 이동하여 촬영을 계속해서 진행하였음. 1개 건축물을 완료하면 나머지 건축

물도 같은 방식으로 촬영하였음. 아파트의 규모에 따라 1개동 촬영시간은 1시간 ~ 2시간이 소요되었음.

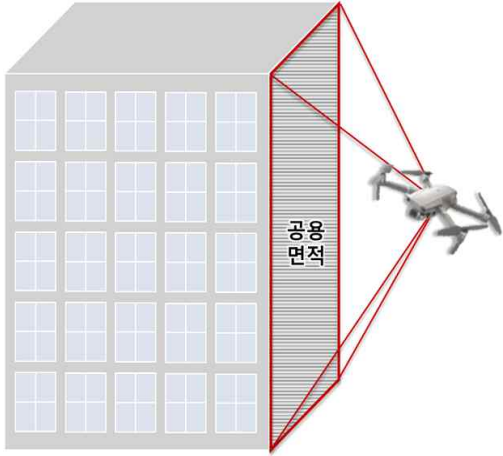


그림 2-7. 아파트 외벽 드론 촬영

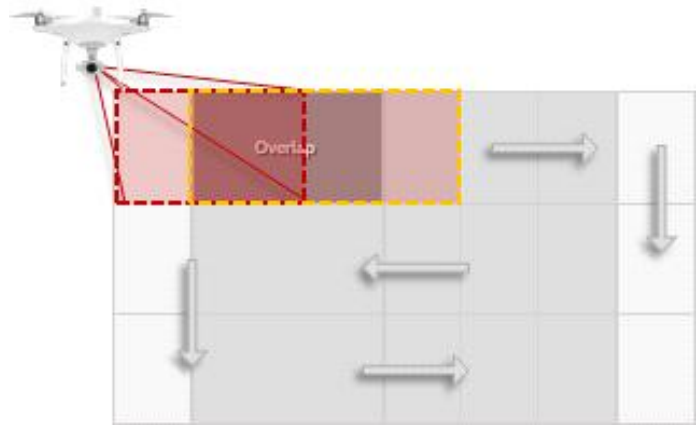


그림 2-8. 아파트 외벽 촬영 순서

- 외벽 하층부의 경우 거주민들의 이동경로와 주차되어있는 차량 조정 등에 방해요소가 많아 드론을 사용하여 촬영하기 어려움. 이에 따라 하층부에서 촬영이 용이한 작은 크기를 가지며 사진의 흔들림을 최소화시켜 하자 감지가 용이할 수 있도록 짐벌 카메라를 활용하여 촬영하였음. 카메라의 곡률에 의해 발생하는 왜곡을 최소화하기 위해 하자/ 결함 부분이 80% 겹쳐지도록 촬영하였음. 또한 하층부의 하자/결함 촬영 시 사진의 흔들림을 최소화시켜 해당 부분의 명확히 확인되도록 촬영하였음.

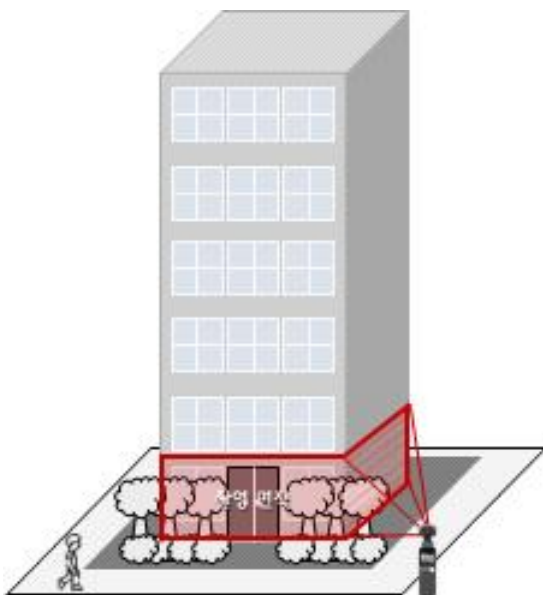


그림 2-9. 하층부 촬영 구역

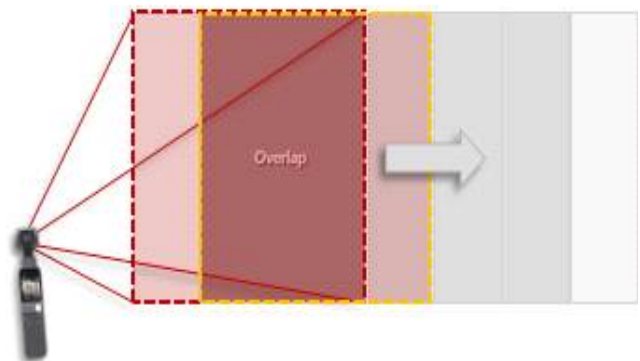


그림 2-10. 하층부 촬영 순서

- 지하주차장의 경우 기본적으로 외부공간보다 협소하며, 주차되어 있는 차량과 천장의 배관라인에 의해 드론을 사용하여 촬영하기 어려움. 이에 따라 실내에서 촬영이 용이한 작은 크기를 가지며 사진의 흔들림을 최소화시켜 하자 감지가 용이할 수 있도록 짐벌카메라 및 핸드폰을 활용하여 촬영하였음. 지하주차장의 경우 어둡기 때문에 휴대폰 플래시를 사용하여 밝기를 조절하였음. 그림 2-11 및 2-12와 같이 지하주차장에 구역을 나누어 입구부분의 벽에서 시작하여 오른쪽으로 하자/결함을 촬영하였음. 카메라의 곡률에 의해 발생하는 왜곡을 최소화하기 위해 하자/결함 부분이 50% 겹쳐지도록 촬영하였음. 또한 지하주차장의 하자/결함 촬영 시 사진의 흔들림을 최소화시켜 해당 부분의 명확히 확인되도록 촬영하였음.

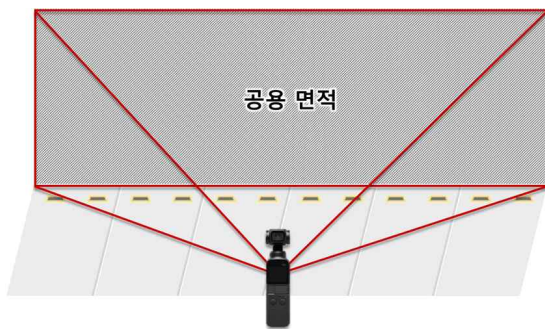


그림 2-11. 지하주차장 촬영 범위

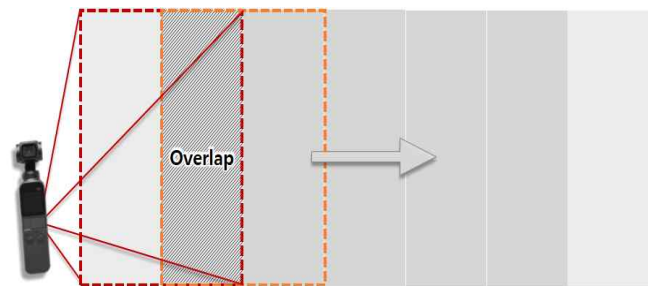


그림 2-12. 지하주차장 촬영 순서

(다) 공동주택 하자/결함 데이터 획득 결과

- 본 연구에서는 상기에서 언급한 하자데이터 획득방법을 통해 1차년도에는 다음 표 2-21과 같이 하자 종류별로 이미지 데이터를 확보하였음. 즉, 균열하자는 4,807개, 누수흔적은 609개, 누수박리는 541개, 도장박리는 2,360개, 복합하자는 1,712개의 데이터를 확보하여 최종적으로 총 10,029개의 데이터셋을 획득하였음. 이와 같은 하자유형별 데이터수는 상기 하자사례 분석결과와 유사한 것을 확인할 수 있음. 즉 균열하자가 전체적으로 하자빈도가 상당히 높게 나온 결과가 유사하며, 균열 등의 하자와 연쇄적으로 발생하는 하자들이 다수 존재함에 따라 복합하자의 빈도도 상당히 높게 나타난 것으로 확인됨. 본 연구에서는 이와 같은 데이터를 토대로 1차년도 하자/결함 DB를 구축하였음.

표 2-21. 1차년도 하자 종류별 이미지데이터 수

하자 종류	데이터수
균열	4,807
누수흔적	609
누수박리	541
도장박리	2,360
복합하자	1,712
총합	10,029



그림 2-13. 1차년도 균열 데이터 예시



그림 2-14. 1차년도 누수흔적 데이터 예시



그림 2-15. 1차년도 누수박리 데이터 예시



그림 2-16. 1차년도 도장박리 데이터 예시



그림 2-17. 1차년도 복합하자 데이터 예시

- 또한 다음 표 2-21과 같이 2차년도 하자 종류별로 이미지 데이터를 확보하였음. 즉, 균열하자는 72,489개, 도장박리는 17,547개 데이터를 확보하여 최종적으로 총 90,036개의 데이터셋을 획득하였음. 균열하자가 전체적으로 하자빈도가 상당히 높게 나왔으며, 이는 1차년도 기존 하자사례 분석 결과와 동일한 것으로 확인되었음. 본 연구에서는 이와 같은 데이터를 토대로 2차년도 하자/결함 DB를 구축하였음. 이에 따라 1, 2차년도 총 DB 구축 수준은 총 100,065개임.

표 2-21. 2차년도 데이터 획득 결과

기관명	사이트명	준공일	세대수	DB자료			진행 상황
				균열	박리	합계	
한국토지주택공사 (LH)	부산울리	2004	840	13,233	4,308	17,541	○
	수원매탄6단지	2001	710	2,472	863	3,335	○
	분당청솔6단지	1994	1,250	377	26	403	○
	춘천퇴계7단지	2004	1,175	23,463	5,893	29,356	○
	의정부금오9단지	2002	1,450	-	-	-	×
	번동주공3단지	1990	1,292	2,725	145	2,870	○
	부산괘법1단지	2013	291	1,730	185	1,915	○
	안산고잔1단지	1999	489	-	-	-	△
	덕천주공2단지	1991	1,507	-	-	-	△

표 2-21. 2차년도 데이터 획득 결과(계속)

기관명	사이트명	준공일	세대수	DB자료			진행 상황
				균열	박리	합계	
한국시설안전공단 (KISTEC)	타워맨션아파트	1979	119	866	22	888	○
	은마아파트	1979	36	1,326	87	1,413	○
	서광맨션	1991	136	2,630	317	2,947	○
서울주택도시공사 (SH)	신내12단지	1995	1,000	5,211	1,536	6,747	○
	신내10단지	1996	1,432	9,259	2,297	11,556	○
	신내9단지	1996	335	8,592	1,853	10,445	○
	하계5단지	1989	640	-	-	-	×
	공릉1단지	1994	1,395	-	-	-	×
	월계사슴1단지	1995	1,372	605	15	620	○
	월계사슴2단지	1995	775	-	-	-	×
	상계마들	2001	170	-	-	-	×
	성산	1997	1,807	-	-	-	×
	신정양천	1995	2,998	-	-	-	×
	가양9단지	1992	914	-	-	-	×
	가양4단지	1992	1,998	-	-	-	×
	가양8단지	1992	1,110	-	-	-	×
	가양5단지	1993	2,411	-	-	-	×
	방화2-1단지	1993	1,563	-	-	-	×
	방화11단지	1994	1,065	-	-	-	×
	방화6단지	1994	1,000	-	-	-	×
합계				72,489	17,547	90,036	

표 2-22. 1, 2차년도 누적 DB

하자 종류	데이터수
균열	77,296
누수흔적	609
누수박리	541
도장박리	19,907
복합하자	1,712
총합	100,065



그림 2-18. 2차년도 균열 데이터 예시



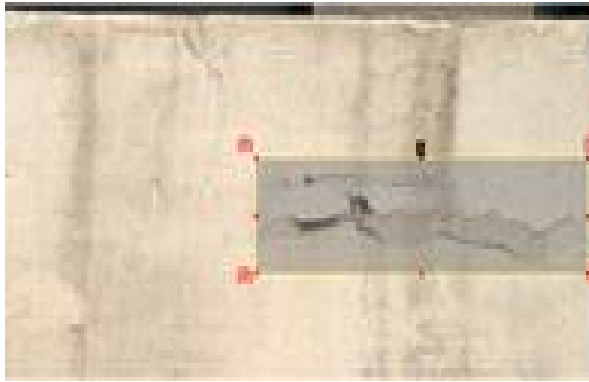
그림 2-19. 2차년도 도장박리 데이터 예시

(라) 공동주택 하자/결함 DB 구축

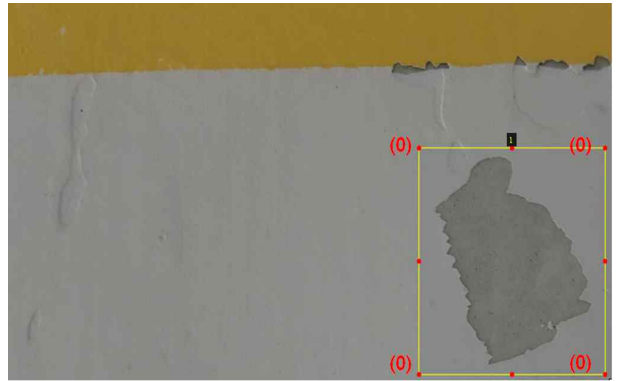
- 상기에서 획득한 각 하자별 하자/결함 데이터를 토대로 공동주택 하자/결함 DB를 구축하였음. 하자/결함 DB의 라벨링방식은 Boundary_box와 Polygon 등 2가지로 설정하였음. 다음 표 2-23에서 확인할 수 있듯이 Boundary_box와 Polygon의 클래스는 대다수 유사하지만, 특이한 점은 좌표정보임. Boundary_box의 경우 객체 주변을 직사각형의 box 형태로 설정함. 이는 기존 자율주행차의 객체감지기술에서 자주 확인할 수 있는 방식으로 box 내에 감지 대상인 객체가 위치하게 됨에 따라 해당 이미지 내 box 위치가 중요함. 이에 따라 해당 box 위치를 정확히 나타낼 수 있도록 box의 네 꼭지점 좌표를 데이터베이스로 구축함.
- 반면 Polygon의 경우, 선형 형태의 객체를 감지할 때 활용할 수 있음. 즉 균열과 같은 선형성이 강한 객체의 경우 해당 선의 변곡점의 변화로 객체의 감지범위를 설정할 수 있음. 이에 따라 선형의 변곡점 좌표를 데이터베이스로 구축함에 따라 해당 좌표정보는 변곡점 수에 따라 달라짐. 또한 복합하자 감지모델을 개발하기 위하여 단일 이미지에서 다양한 라벨링을 수행하였음.

표 2-23. 라벨링 방식별 DB구축 개요

구분		개요
라벨링 방식	클래스	
Boundary box	Filename	• 이미지데이터 파일명
	Height	• 이미지의 가로 및 세로 크기
	Width	
	Defect_ID	• 하자유형 정의; 1. 도장박리, 2. 균열, 3. 누수흔적, 4. 누수박리
	B_Box_Coordinates	• 이미지 내 Boundary box의 좌표정보 • 이에 따라 Boundary box의 네 개의 꼭지점 좌표를 데이터로 정리
Polygon	Filename	• 이미지데이터 파일명
	Height	• 이미지의 가로 및 세로 크기
	Width	
	Defect_ID	• 하자유형 정의; 1. 도장박리, 2. 균열, 3. 누수흔적, 4. 누수박리
	Area	• 선형의 하자에 대하여 segmentation한 부분의 면적 정보
	Seg_Coordinates	• 이미지 내 Polygon의 변곡점 좌표정보 • 이에 따라 Polygon의 변곡점에 따라 다수의 좌표를 데이터로 정리

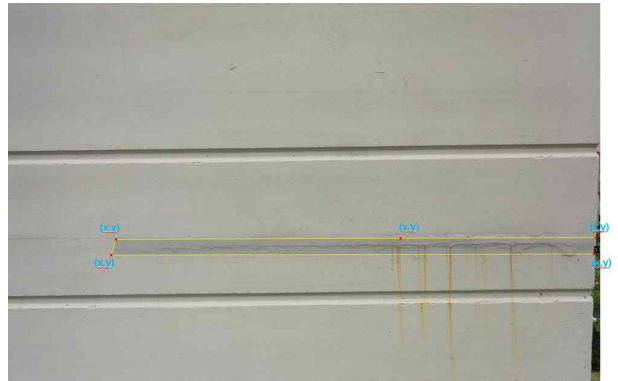


(a) 외벽 도장박리 라벨링 예시

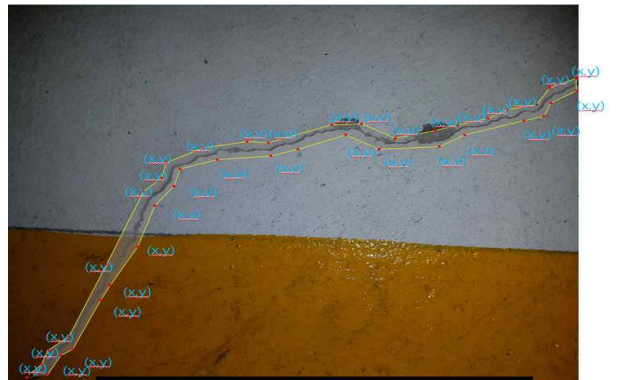


(b) 지하주차장 도장박리 라벨링 예시

그림 2-20. 도장박리 라벨링 예시



(a) 외벽 균열 라벨링 예시

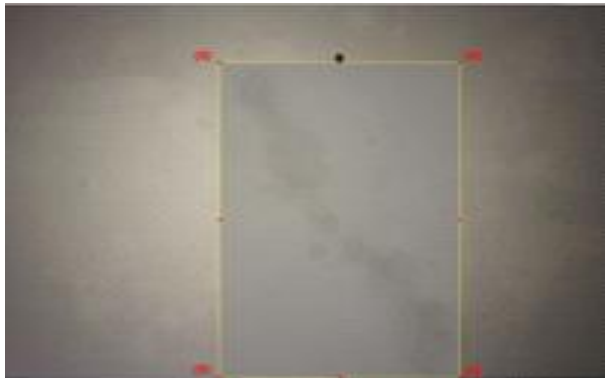


(b) 지하주차장 균열 라벨링 예시

그림 2-21. 균열 라벨링 예시



(a) 외벽 누수흔적 라벨링 예시



(b) 지하주차장 누수흔적 라벨링 예시

그림 2-22. 누수흔적 라벨링 예시



(a) 외벽 누수박리 라벨링 예시



(b) 지하주차장 누수박리 라벨링 예시

그림 2-23. 누수박리 라벨링 예시

핵심성과 2	[APDS] 시설물 자율 성능진단 시스템 시작품	
정의	시설물 하자 사진 및 영상 데이터를 Input Data로 설정하고 자율주행차의 핵심기술인 딥러닝 기반 오브젝트 검출 및 고속화 모델을 통하여 시설물 하자를 실시간으로 검출할 수 있도록 설계된 DCNN기반 시설물 자율 성능진단 시스템 시작품	
목적	4차산업혁명기술인 딥러닝을 활용하여 시설물 하자 영상을 실시간으로 판별함으로써 시설물 성능평가를 간소화하고 선제적 유지관리 사전 대응체계를 구축할 수 있는 기초 원천 연구 개발	
성능목표	(기존기술 수준) - 기존의 시설물 안전점검 및 하자 감정의 경우, 대부분 육안 검사를 토대로 이루어지고, 전문가 중심의 주관적 판단에 의지할 뿐만 아니라 접근성이 어려운 곳에서는 점검자가 장비를 사용하여 직접 조사하여야 하므로 사고의 위험이 높고 효율이 낮은 평가기술 (개발기술 수준) - 본 연구 개발 기술은 무인검사장비에 탑재하는 딥러닝 기반 소프트웨어 기술로서 시설물 하자 영상 내 포함된 개별 하자 및 복합 하자를 감지하고, 자율 성능평가가 가능하기 위한 실시간 감지를 위하여 고속 하자 감지 기능을 탑재	
성과달성 책임자 (소속기관)	홍구표 (강원대학교 삼척산학협력단), 이슬 (아주대학교 산학협력단)	
소요기간	' 19.04 ~ ' 20.12 (21개월)	
성과달성 확인방법	<u>성과달성 확인방법</u> : 시설물의 자율 성능평가를 위한 DCNN기법의 <u>알고리즘을 포함한 소프트웨어 형태의 시작품 제작</u> <u>질적수준 확인방법</u> : 외부 데이터와 본 시작품의 결과값의 비교를 통한 <u>유효성 및 정확성 분석이 포함된 보고서</u>	
성과달성에 따른 정량적 성과	특허 출원/등록	[출원 : 2건]
	논문	[SCI(E) : 3건, 학술지 : 1건]
	저작	0건
	S/W	[소프트웨어 : 1건]
	신기술	0건
	기타	[보고서 : 3건]

(1) DCNN 기반 시설물 개별하자 감지 알고리즘 개발

- 본 과제와 최종 목표는 DCNN 기반 시설물 자율 성능진단 시스템(APDS)을 개발 하는 것임. 우선적으로 시설물 하자/결함 DB(이미지 데이터)를 사용하고 deep convolutional neural networks를 활용하여 시설물 하자/결함 유형별 객체 검출을 위해 개별 알고리즘을 개발하는 것임.
- 이를 위하여 먼저, DCNN의 입출력 정의와 그에 따른 성능 실험을 진행하였음. 그 다음 이렇게 정의된 입출력을 가지고 해당 입출력에 최적의 architecture를 찾는 실험을 진행하였음. 4개의 하자/결함 유형이 포함된 건물 벽면 이미지(지하주차장 벽면과 아파트 외벽)를 기반으로 분석을 진행하였음. 개별 하자 감지 알고리즘을 개발하기 위하여 첫 번째는 유형별 하자/결함 검출을 위한 개별 DCNN의 입출력 정의를 기술하였고 두 번째는 객체 검출을 위한 DCNN의 architecture 설계 및 실험을 통한 구조 최적화를 기술하였음.

(가) DCNN 기반 시설물 개별하자 감지 알고리즘 개발 개요

- 시설물의 노후화가 사회적인 이슈로 대두되고 있는 상황속에서 시설물 안전 및 하자 진단의 중요성이 부각되고 있음. 시설물 안전 및 하자진단을 판단하는데 있어 육안판단 및 전문인력이 투입되는 기존의 성능진단방식을 대체할 수 있는 스마트 건설기술 개발의 필요성이 절실한 상황임. 따라서, 자동화된 알고리즘을 기반으로 효과적으로 시설물의 하자를 판단할 수 있으면 효율성 및 비용적 측면에서도 많은 도움이 될 것임. 드론, 캠코더, 카메라 촬영을 통해 시설물로부터 데이터를 획득할 수 있고, 이렇게 획득된 빅 데이터를 통해 시설물 자율 성능진단 시스템을 생성할 수 있다면 많은 비용을 절약할 수 있을 것임.
- 시설물의 이미지 데이터 및 동영상 데이터를 이용해서 시설물 자율 성능진단 시스템을 개발하고자 함. 또한 2010년 alexnet을 시작으로 Googlenet, VGGnet, ResNet, Inception V4, ResNext 등 convolutional neural network 기반 딥러닝 알고리즘들이 이미지 인식, 검출 등에서 탁월한 성능을 보여주고 있음. 또한 최근에는 RCNN, Fast R-CNN, YOLO, Faster R-CNN기반 알고리즘들도 객체검출 및 분류에서 높은 성능을 보여주고 있음. 본 과제에서는 deep convolutional neural network(DCNN)을 기반으로 건물 외벽 이미지를 통해 시설물 하자/결함 유형별 객체 검출 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 평가지표 average precision (AP)을 35% 이상달성 하는 것을 목표로 함.
- 딥러닝은 객체검출에서도 탁월한 성능을 나타내고 있으며 특히, R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN 등을 통해 비약적 발전이 있었으며, 더욱 빠른 YOLO (You Only Look Once), SSD 등의 모델을 통해 프레임 단위의 검출 속도도 실시간에 가깝게 발전하고 있는 것이 현재 업계와 학계의 추세임. 객체검출의 응용분야는 무궁무진함에도 불구하고 아직까지는 시설물 하자/결함 감지의 자동화에는 사용되지 않고 있음. 따라서, 본 과제에서는 건물의 벽면 이미지를 입력을 받아 딥러닝 알고리즘을 적용하여 하자/결함의 여부와 위치를 출력하여 정확한 객체 탐지를 위한 모델 설계 및 테스트가 목표임.

(나) DCNN 기반 시설물 개별하자 감지 알고리즘 설계

- 본 연구에서는 건물 벽면(지하주차장 벽면, 아파트 외벽) 이미지로부터 하자/결함을 정확하게 검출하는 것이 목표임. 따라서 DCNN을 통해 건물벽면 하자/결함 검출 알고리즘에 대한 성능 검증을 실시하였음. 첫째로 유형별 하자/결함 별로 모델을 생성하고 유형별로 성능을 평가함. 두 번째로 데이터가 부족하기 때문에 유형별 이미지를 augmentation하여 이미지를 증폭시키고 label이 제대로 적용되지 않은 data를 train set에서 제외시켜서 성능을 높임. 마지막으로 알고리즘의 성능을 더욱 높이기 위해 유형별로 모델의 파라미터를 수정하여 유형별 특화된 architecture를 생성함.
- DCNN 알고리즘을 학습하기 위해서는 우선 알고리즘의 입력과 출력 그리고 입출력을 정의한 후 layer 수, convolutional layer, fully connected layer 등의 layer type과 각 layer의 filter size, filter 수 등의 DCNN의 세부 구조를 설계해야 함 같은 데이터를 이용하더라도 DCNN의 입력과 출력을 어떻게 정의하느냐에 따라서 알고리즘의 성능이 달라짐. 입력으로는 본 연구에서는 그림 2-24에서 보듯이 이미지데이터를 사용함으로 이미지의 입력 사이즈, 전처리, 증폭 등으로 입력을 정의할 수 있고, 출력 타입으로는 유형별로 하자/결함이 이미지에 있는지 없는지를 판별하는 Binary classification와 하자/결함 이 이미지에 어디에 위치하는지를 검출하는 Bonding Box prediction이 있음.
- 하자/결함을 검출하는 데 도움이 될 수 있는 feature들을 학습할 수 있도록 최적의 구조를 찾는 것은 알고리즘 성능과 학습에 있어서 매우 중요한 일임. 또한 많은 연구들에서 각종 데이터에 최적인 구조를 찾는 연구들이 진행되고 있으며, 구조 별로 성능 차이는 현저함. 일반적으로 딥러닝 분야에서는 충분한 데이터가 존재한다면 신경망 구조가 깊을수록 높은 정확도를 갖는 것을 실험적으로 증명이 되어져 있음. 특히, 본 과제와 관련있는 DCNN 구조는 layer 수가 증가할수록, 즉 신경망이 깊을수록 고 성능을 보여줄을 확인할 수 있음. Computer vision 분야에서 제일 큰 challenge의 결과를 보면 DCNN의 정확도면에서의 성능을 확연히 알 수 있음.

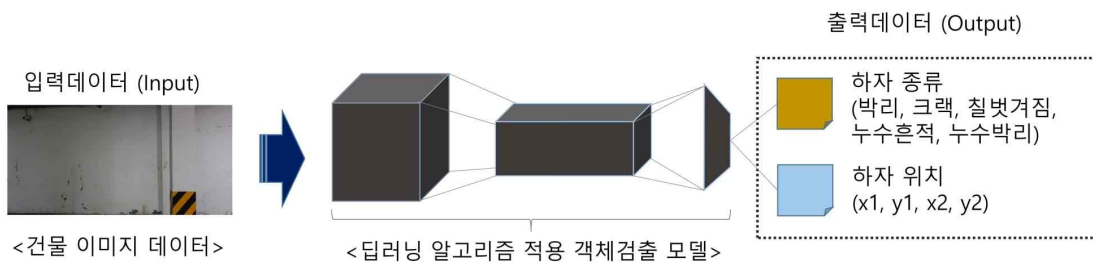


그림 2-24. 딥러닝 알고리즘을 이용한 실시간 객체검출 모델의 예

- 그림 2-25에서 보면 2011년도까지의 모델은 deep learning기반 모델이 아니라 전통적인 기계학습 알고리즘 기반으로 challenge에서 우승한 알고리즘의 에러는 25.81%이지만 2012년의 supervision (AlexNet)은 16.42%로 에러가 9% 가까이 줄인 매우 큰 성능 개선이 있었음. 2012년 이후 AlexNet 이후에도 이 challenge에서 우승한 모델 알고리즘은 DCNN기반의 알고리즘들임. 또한 알고리즘의 깊이도 AlexNet 8 layer이고 VGGNet은 19 layers, GoogleNet은 22 layers 그리고 최근에 우승한 ResNet은 152 layers로 우승을 차지하였음.

- DCNN의 구조를 결정하는 것은 DCNN의 layer 수, 각 layer의 종류, layer 마다 출력 뉴런수 등 파라미터를 결정, 활성화 함수 결정, 가중치 연결 등 다양한 것들이 있음. Layer의 종류로는 fully connected layer, convolutional layer, normalization layer, recurrent layer, long short-term memory layer, pooling layer 등이 있음. 또한 이 각 layer에 파라미터들이 다양한게 있는 데 이 파라미터에 따라 구조가 달라짐. 따라서 DCNN의 구조를 결정하는 것들은 무수히 많은 조합이 있음. 현재까지 DCNN의 최적 구조를 이론적으로 찾는 방법이 없기 때문에 trial-error로 최적 구조를 찾아야 함.

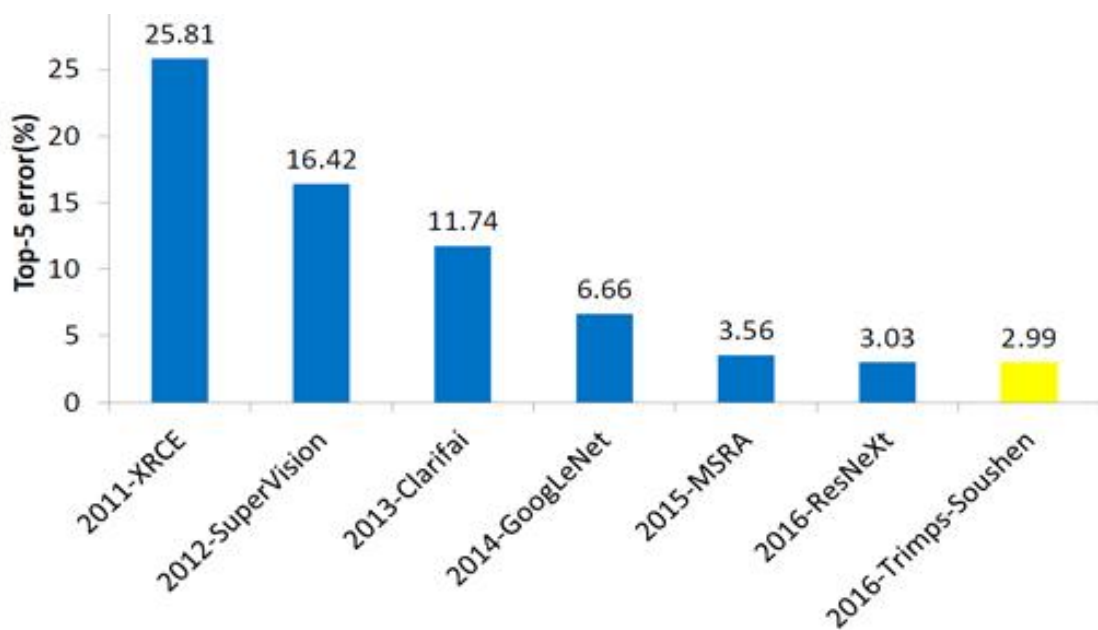


그림 2-25. ImageNet challenge 결과

① 하자/결함 검출을 위한 DCNN 모델

- 본 과제에서는 우선 최적 구조를 찾기 위하여 DCNN (Fast R-CNN, Faster R-CNN, Mask R-CNN)를 기반으로 실험 데이터에 맞게 구조를 변경하여 실험을 진행하였음. 위의 구조들은 이미지 인식 경진대회인 ILSVRC(ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge)에서 성능을 인증 받은 모델들로서 각각 다른 장점을 가지고 있기 때문에 본 연구 역시 구조에 따른 실험 성능평가를 수행하였음. 먼저 기본적인 CNN 구조 별 세부특징을 간단히 소개하고 본 연구에서 사용되는 DCNN(Fast R-CNN, Faster R-CNN, Mask R-CNN)장점을 소개함.
- 다음 그림 2-26에서 나타내고 있는 AlexNet은 ILSVRC 2012 에서 두각을 나타낸 모델로서 DCNN 구조가 대규모 이미지 인식에서 성능을 인증 받는 데 기여한 초기 모델임. 이 모델의 특징은 첫째, 기존의 모델들과 다르게 포화하지 않는 ReLU 비선형성 뉴런을 가진 신경망이라는 점임. Tanh처럼 포화하는 비선형성 뉴런을 가진 기존 신경망 모델보다 포화하지 않는 ReLU 뉴런을 가진 AlexNet 모델은 일관되게 개선된 학습 속도를 가짐. 둘째, Overlapping Pooling(폴링 겹치기)로서 폴링이 적용되는 지역들을 overlapping 하면서 과적합의 억제와 에러율 감소에 기여함.

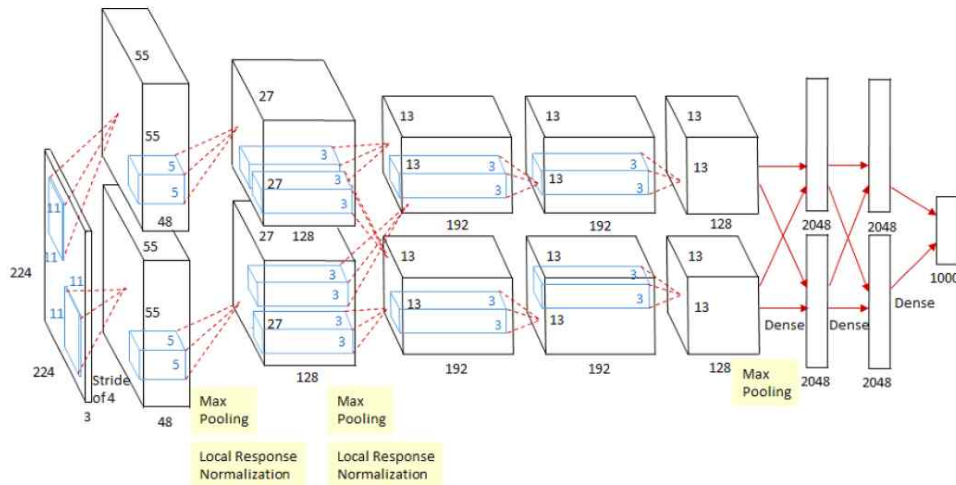


그림 2-26. AlexNet 구조

- 그림 2-27의 GoogleNet은 ILSVRC2014 에서 성능의 월등함을 보인 모델임. 22개 레이어를 가진 구조로 성능에 우수성을 보임과 동시에 신경망이 깊어지면서 발생할 수 있는 과적합, 연산량 증가 등의 부작용을 9개의 인셉션 모듈을 적용함으로써 해결하였음. 인셉션 모듈의 특징에 대해 살펴보자면, 첫째, 다양한 커널 사이즈의 convolution을 병렬적으로 사용함. 이는 곧 지역적으로 다양한 feature를 추출하기에 적합한 구조가 됨. 둘째, 1x1 convolution을 활용하여 feature map의 수를 축소함. 1x1 convolution은 다양한 사이즈의 convolution을 병렬적으로 사용함으로써 급증하는 연산량을 조절하는 기능을 함. 앞서 살펴본 AlexNet과 비교했을 때, 신경망의 깊이는 훨씬 깊어 학습능력은 강화되었는데 파라미터는 1/12 수준으로 적어 연산량에 대한 부담이 감소하였음. 셋째, 보조 classifier를 통해 깊은 신경망을 학습하는 동안 발생할 수 있는 그레디언트 소실 방지함. 그레디언트 소실이란 다층 레이어를 통과하면서 작은 값이 연속으로 곱하여 지면서 그레디언트가 0으로 수렴하는 것을 말하는데, 보조 classifier는 보조 classifier에서의 값이 결합하기 때문에 그레디언트가 감소하는 것을 방지하고 수렴을 더 잘 하도록 기여함.

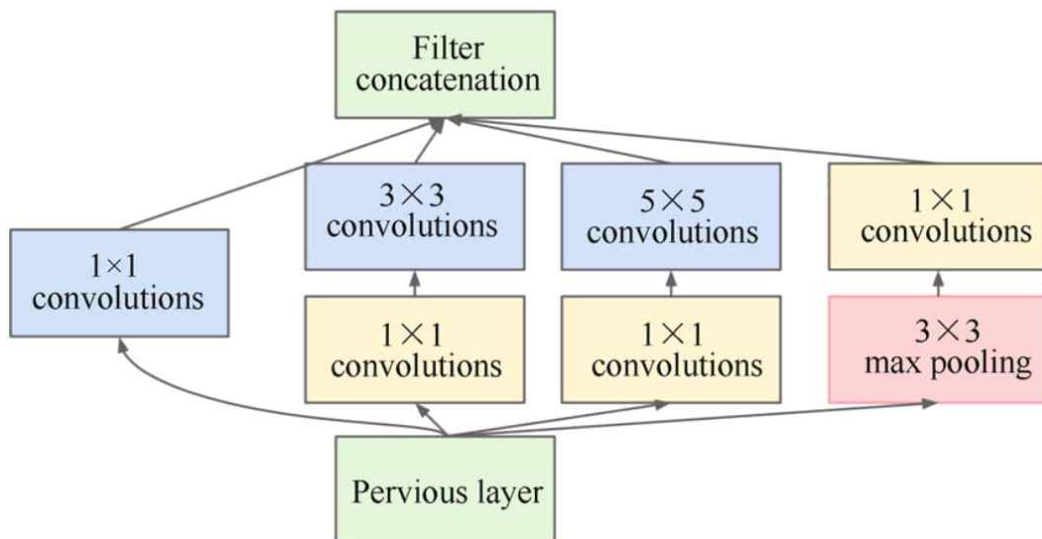


그림 2-27. Inception Module of GoogleNet

- 다음 그림 2-28의 ResNet은 152개 레이어를 사용함으로써 앞서 소개한 세 개의 모델 보다 훨씬 깊은 신경망 구조를 가지고 있음. ResNet에선 깊은 신경망의 문제점인 그레디언트 소실(혹은 발산)을 해결하기 위해 Residual을 학습한다는 점에 주목할 수 있음. 입력과 같은 값이 출력 직전에 더해지고(Identity Shortcut) 이는 그레디언트가 소실되는 것을 방지함. 또한 shortcut을 통해 입력 값을 더하는 것 외에 연산을 증가시키지 않기 때문에 깊은 망도 쉽게 최적화할 수 있다는 장점이 있음.

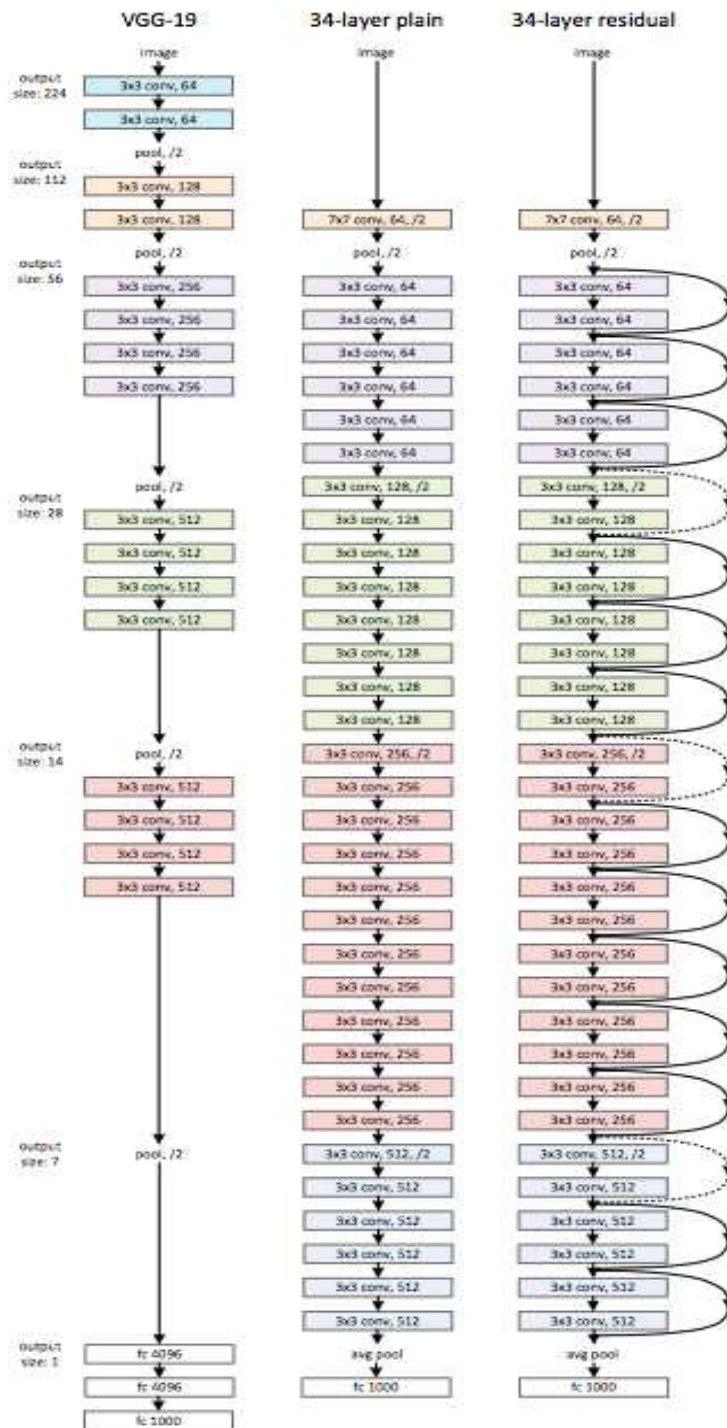


그림 2-28. A ResNet architecture compared to VGGNet

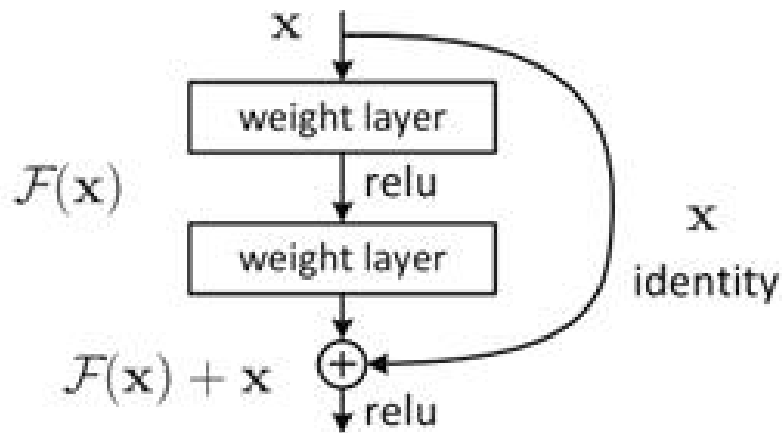


그림 2-29. A residual block

- R-CNN의 문제점은 모든 바운딩 박스마다 CNN을 돌려야 하고 분류를 위한 SVM, 바운딩 박스를 위한 선형 회귀까지 세가지 모델을 모두 훈련시키기 어려움. Fast R-CNN은 이 문제들을 해결했음. 먼저 바운딩 박스들 사이에 겹치는 영역이 많은데 여기에서 RoI Pool Region of Interest Pooling의 개념을 도입함. ROI-Pooling을 도입하면 바운딩 박스마다 CNN을 돌리는 시간을 획기적으로 단축할 수 있음. 또한 SVM와 선형 회귀 모델을 모두 하나의 네트워크에 포함시켜 훈련을 시킴. SVM 대신 CNN 뒤에 소프트맥스를 사용하고 회귀 대신 소프트맥스 레이어와 동일하게 CNN에 뒤에 따로 추가함.

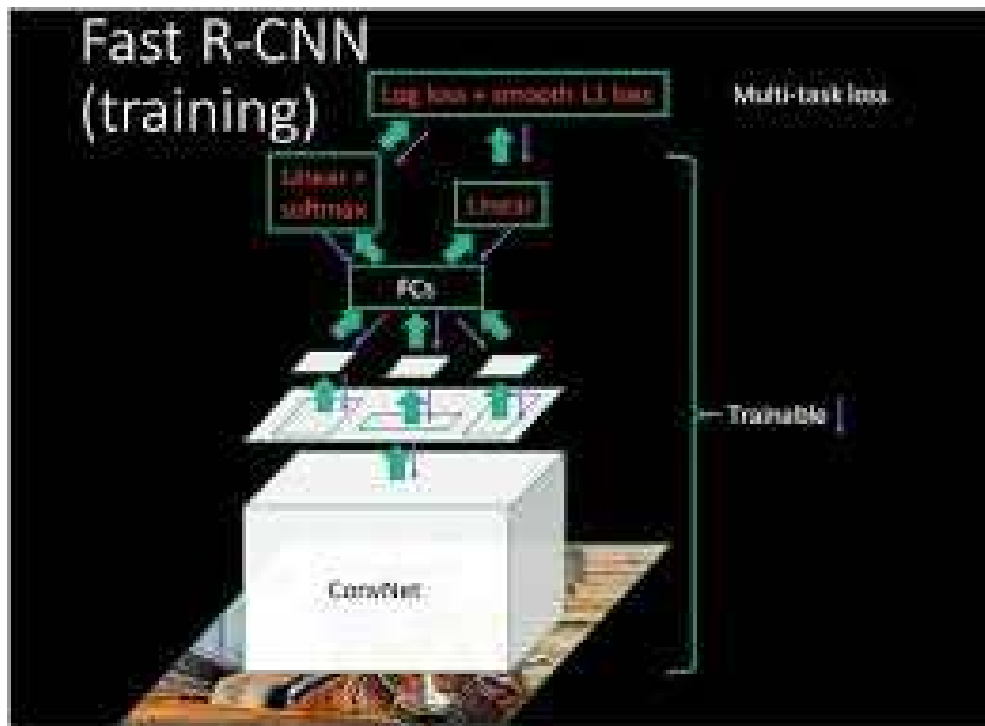


그림 2-30. Fast R-CNN 구조

- Faster R-CNN은 작년에 마이크로소프트에서 내놓은 대표적인 컴퓨터 비전 연구 결과 중 하나임. Fast R-CNN의 단점은 바운딩 박스를 만드는 리전 프로포절 단계에서 병목현상이 나타나는 것임. Faster R-CNN은 리전 프로포절 단계를 CNN안에 넣어서 마지막 문제를 해결함. CNN을 통과한 특성 맵에서 슬라이딩 윈도우를 이용해 각 지점 anchor마다 가능한 바운딩 박스의 좌표와 이 바운딩 박스의 점수를 계산함. 대부분 훌쭉하거나 넓은 물체는 많지 않으므로 2:1, 1:1, 1:2 등의 몇 가지 타입을 기본 파라미터로 설정함.

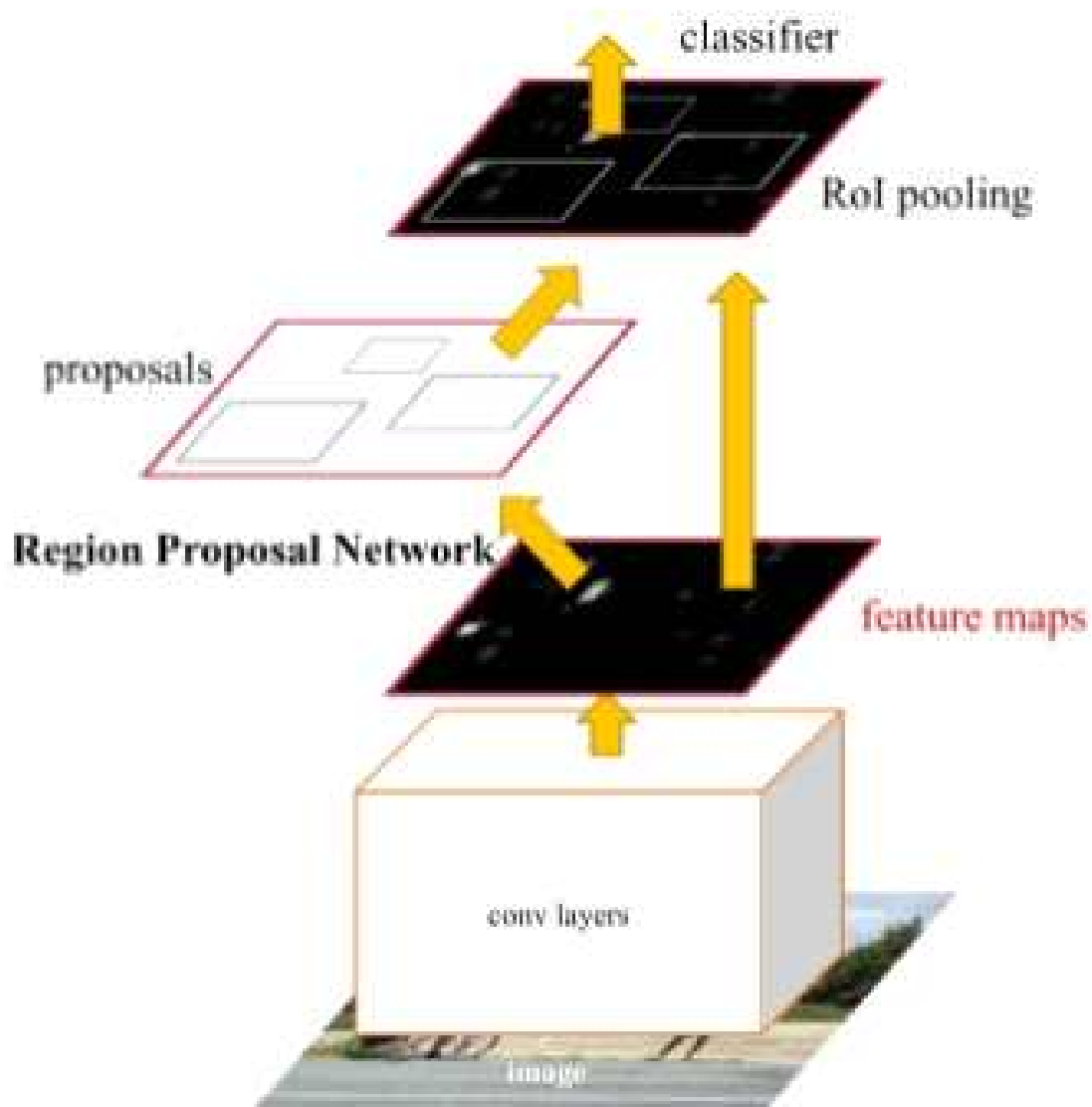


그림 2-31. Faster R-CNN 구조

- Mask R-CNN은 페이스북 AI 팀이 제시한 모델로써 분할된 이미지를 마스크하는 것이 특징임. Faster R-CNN 모델에 각 픽셀이 오브젝트에 해당하는 것인지 아닌지를 마스크하는 네트워크(CNN)를 추가한 것임. 이를 바이너리 마스크 binary mask라고 한다. 저자들은 정확한 픽셀 위치를 추출하기 위해 CNN을 통과하면서 RoIPool 영역의

위치에 생기는 소수점 오차를 2D 선형보간법 bilinear interpolation을 통해 감소시킴.

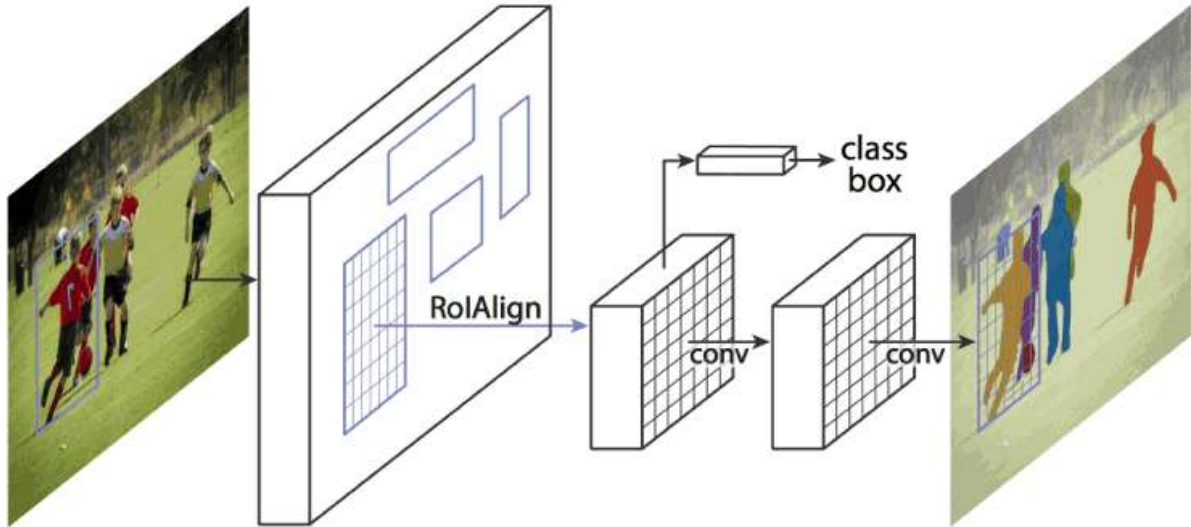


그림 2-32. Mask R-CNN 구조

② 데이터 클리닝(Data cleaning)과 Augmentation

- 표 2-24는 건물 벽면 이미지에 대한 각 클래스의 데이터 수를 나타낸 것임. 이를 보면 알 수 있듯이 현재의 데이터로 하자/결함을 검출하기엔 데이터가 부족함. CNN을 활용하여 간단한 숫자(MNIST)를 classification하는 데이터셋 에서도 cleaning한 데이터와 각 class별 6천개씩 있지만 본 과제에서는 더욱 어려운 문제를 해결해야 함에도 불구하고 데이터가 적음. 따라서 label이 제대로 측정되지 않은 데이터를 확인하여 제외시키고 데이터 augmentation을 통해 데이터양을 증폭시켜서 성능을 높임.

표 2-24. Class별 데이터 분포

구분	학습데이터	검증데이터	테스트데이터	합계
Class1 (도장박리)	5299	1325	1656	8280
Class2 (크랙)	-	-	-	1
Class3 (누수박리)	818	205	256	1279
Class4 (누수흔적)	164	41	51	256

- 또한 표 2-24에서 볼 수 있듯이 Class2의 경우 데이터 수가 1개이기 때문에 본 연구에서는 Class2를 제외한 나머지 군에 대해 개별 하자/결함 검출 모델을 설계 및 학습 시킴. 아래 그림 2-33, 2-34, 2-35는 class별 예시 데이터임.

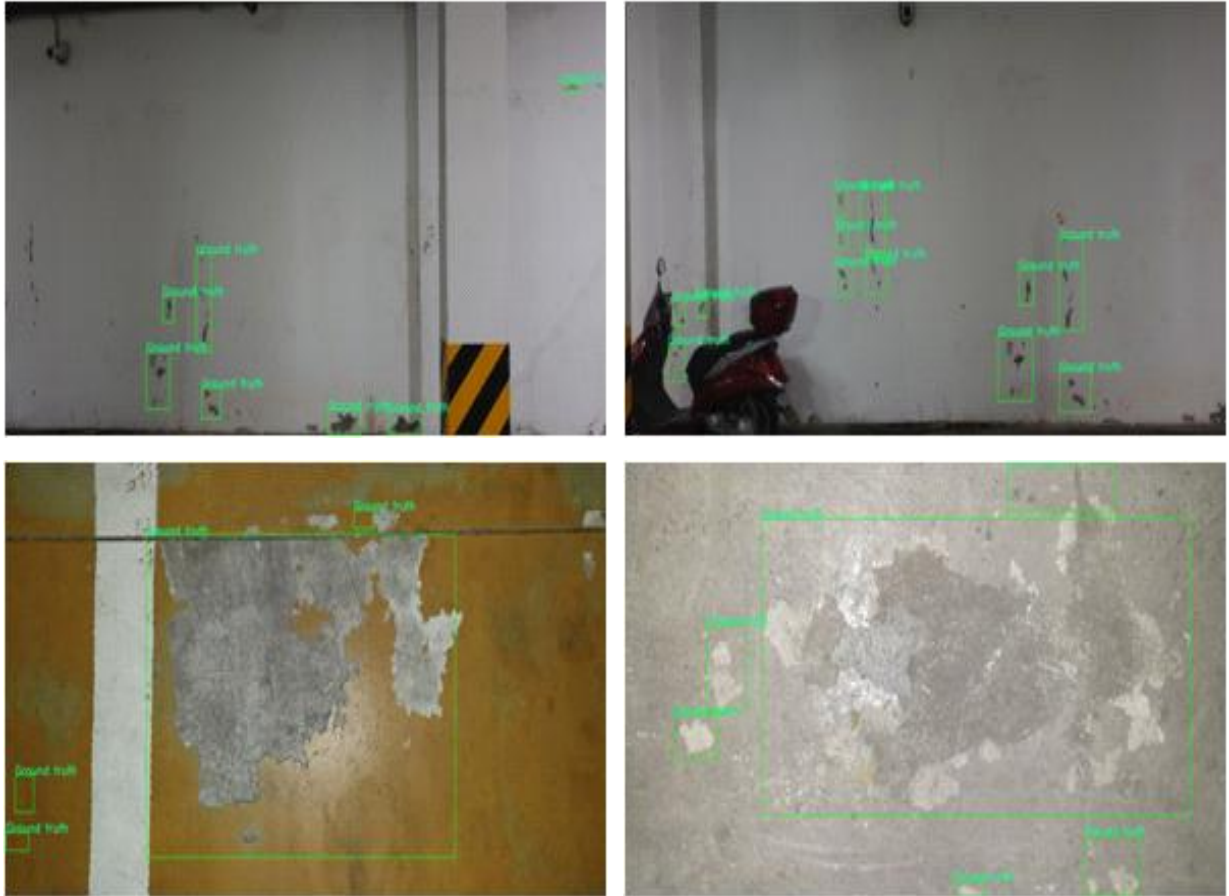


그림 2-33. Class1(도장박리) 예시 데이터

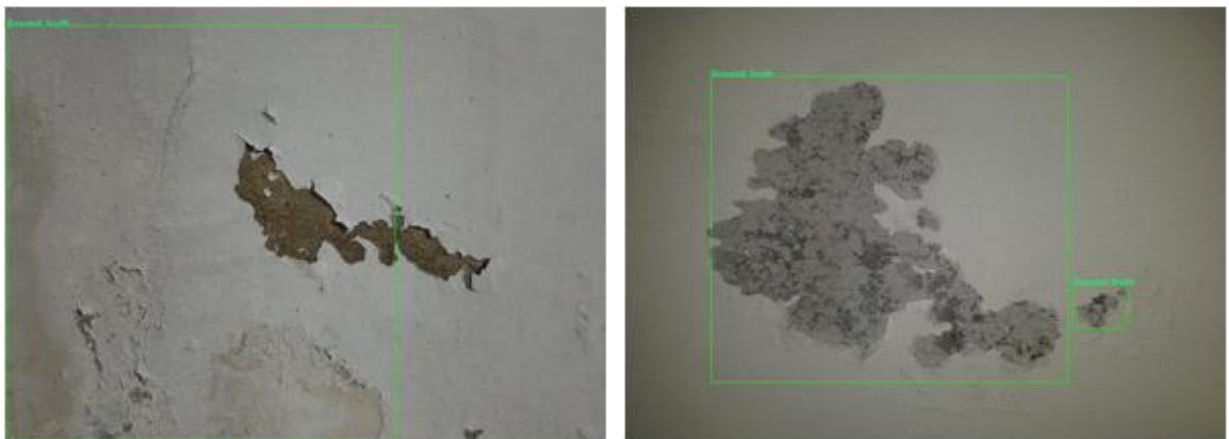


그림 2-34. Class3(누수박리) 예시 데이터

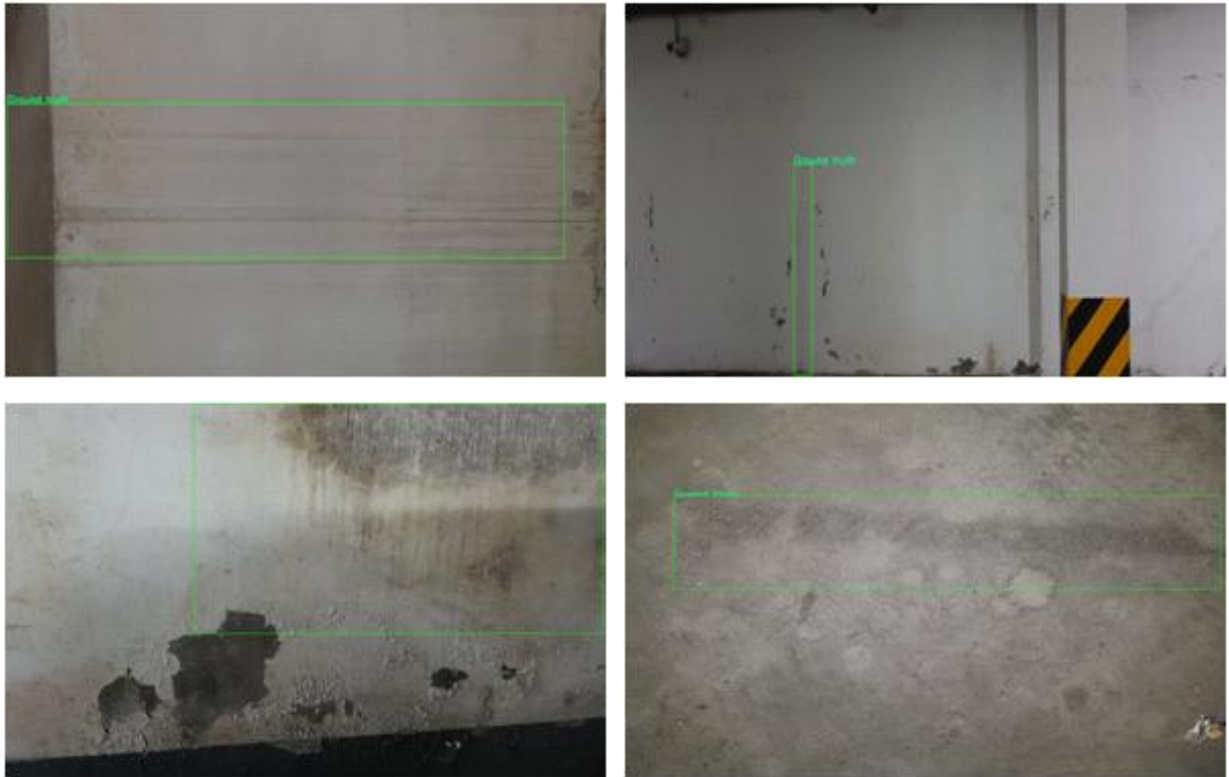


그림 2-35. Class4(누수 흔적) 예시 데이터

- 그림 2-36, 2-37, 2-38은 데이터를 직접 확인하고 Label 상태가 좋지 않은 데이터를 제외한 예임. 데이터 기반 feature를 학습하는 딥러닝 모델에서는 label이 아주 중요하기 때문에 label이 제대로 측정되지 않으면 성능 또한 현저히 떨어짐. 따라서 그림 2-36, 2-37, 2-38에서 보듯이 label이 제대로 측정되지 않은 데이터를 제외시키고 DCNN을 학습시킴.



그림 2-36. label 제대로 측정되지 않은 예 1

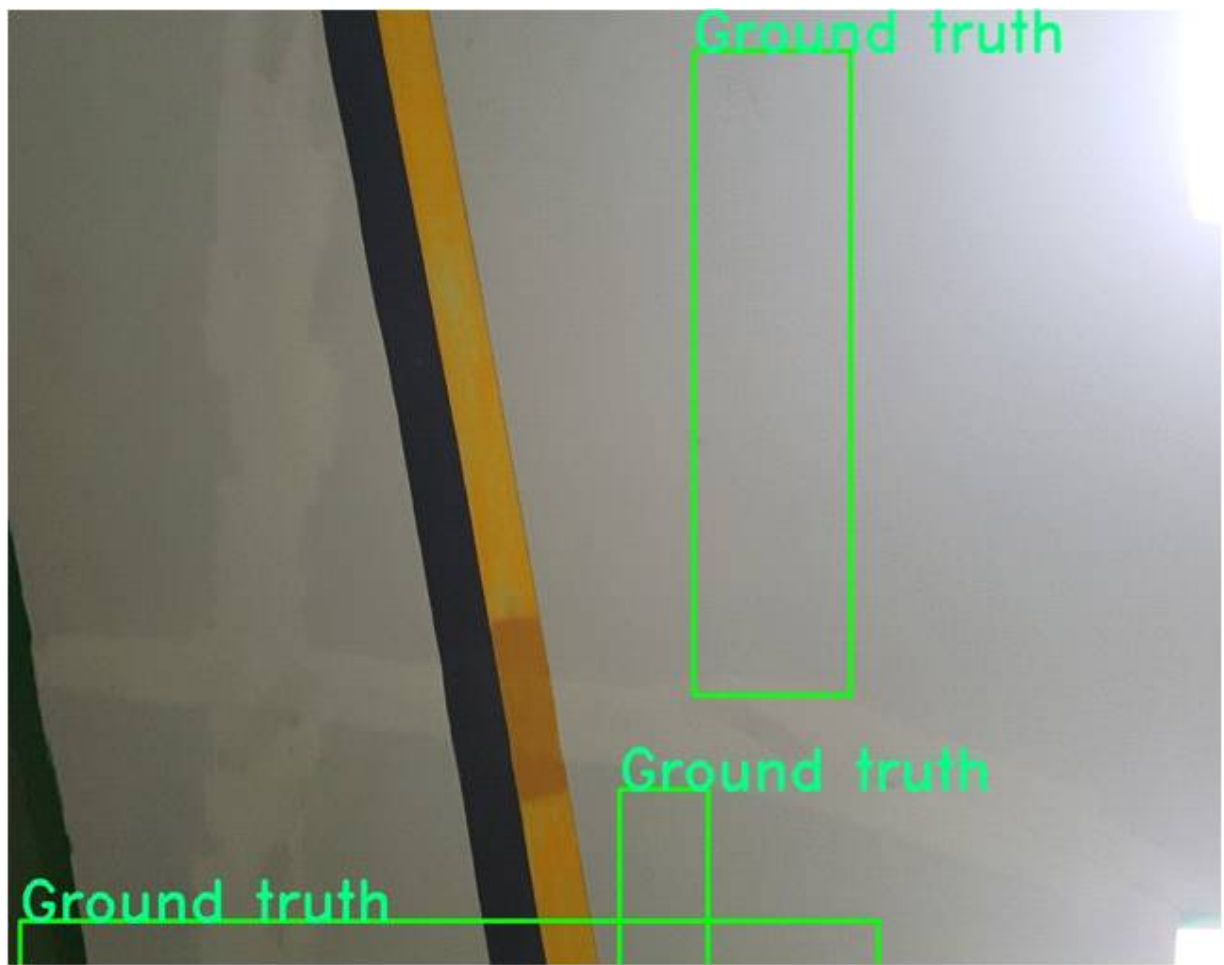


그림 2-37. label 제대로 측정되지 않은 예 2



그림 2-38. label 제대로 측정되지 않은 예 3

③ 유형별 객체검출 알고리즘 최적화

- 앞에서 설명한 label이 제대로 측정되지 않은 데이터를 모두 제거한 뒤 Augmentation을 사용하여 train 데이터를 늘려서 Faster R-CNN을 학습시킴. 모델 generalization을 위해 Optimizer로 'Adam'을 사용하였음. Bonding box 예측을 위해 MSE loss를 사용하고 하자/결함 여부를 위해 cross entropy loss를 사용하여 layer의 units들을 update했음. mini batch size는 1이다. 또한 각 유형별 성능을 증가시키기 위해 유형별로 파라미터를 조정하였음.

(다) 분석 결과

- 본 과제의 conjecture는 데이터 기반으로 스스로 특징들을 학습하여 노후 건물의 하자 위치와 특성을 출력하는 딥러닝 알고리즘을 설계 및 테스트하는 것임. 딥러닝 알고리즘을 이용한 실시간 객체검출(Object detection)과 객체분할(Object segmentation)을 하는 모델을 설계하는데 있어서 기존에 존재하는 검증된 많은 알고리즘들 중 Faster R-CNN과 Mask R-CNN을 채택하였고 그 이유는 단위 시간당 이미지 처리 속도와 정확도 면에서 매우 우수하기 때문임. 본 과제의 1차년도에는 객체분할은 시행하지 않고 객체검출 알고리즘만 학습 및 검증을 진행하였음. 학습과 테스트 데이터는 전체 데이터에서 8대2로 분리하였고, 학습 중 검증(Validation) 데이터는 학습 데이터에서 별도로 20%를 분리하였음. 이번 1차년도에는 각 Class별 개별 하자 감지모델을 설계 및 테스트하는 것이 목표였고, 이에 따라 각 총 3개의 개별 하자 감지모델을 설계하였음.
- 그림 2-39~2-44는 Class1(박리)의 개별 모델에 대한 Epoch 단위로 학습 결과를 나타냄. 그림 2-39는 Class를 맞추는 비율 즉, 정확도를 나타내는 것임. 그림 2-40은 Mean Overlapping box를 나타낸 것임. 그림 2-41과 그림 2-42는 Faster R-CNN의 Cls layer의 class 손실커브, RPN 손실커브를 나타냄. 그림 2-43과 그림 2-44는 Faster R-CNN의 Regr layer의 class 손실커브, RPN 손실커브를 나타냄. 그래프에서 볼 수 있다시피 학습이 원활하게 진행되는 것을 확인할 수 있음.

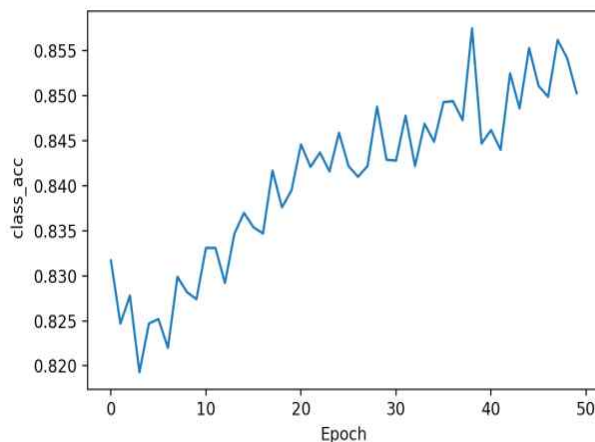


그림 2-39. Class1(도장박리) 정확도

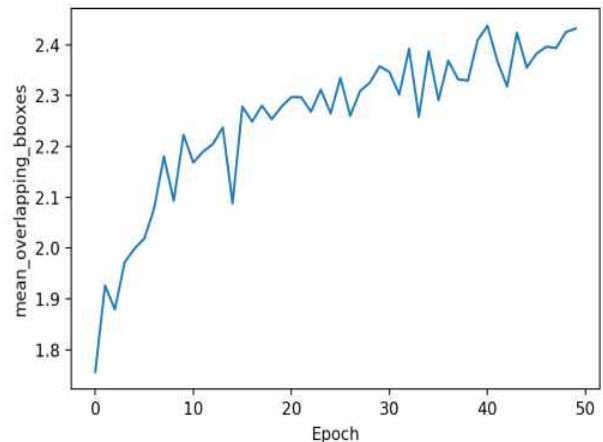


그림 2-40. 도장박리(Class1) Mean overlapping box

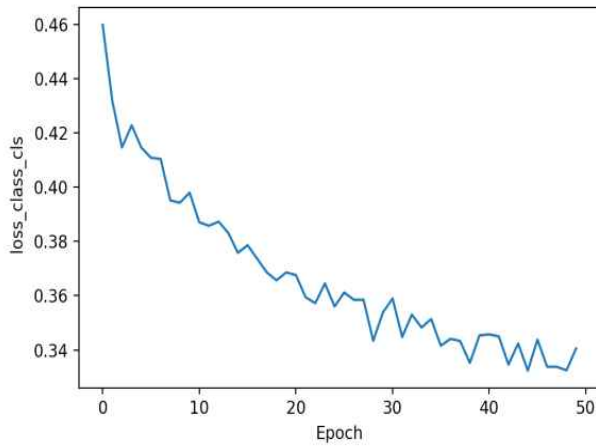


그림 2-41. Class1(도장박리) Cls layer class 손실커브

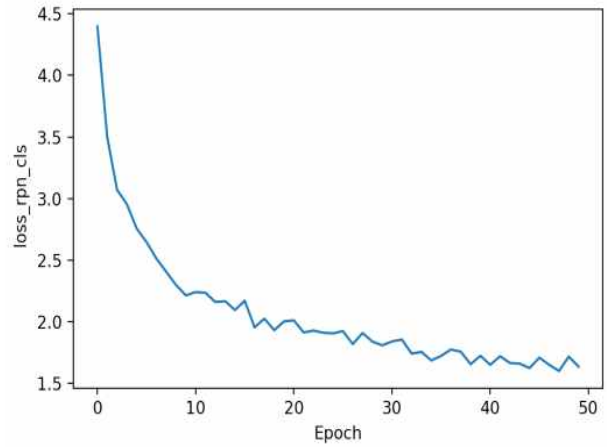


그림 2-42. Class1(도장박리) Cls layer RPN 손실커브

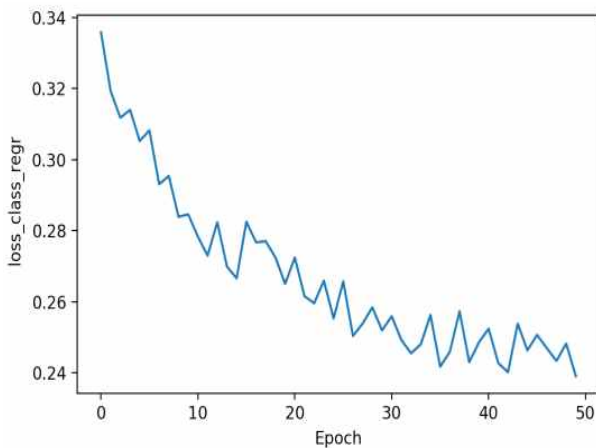


그림 2-43. Class1(도장박리) Regr layer class 손실커브

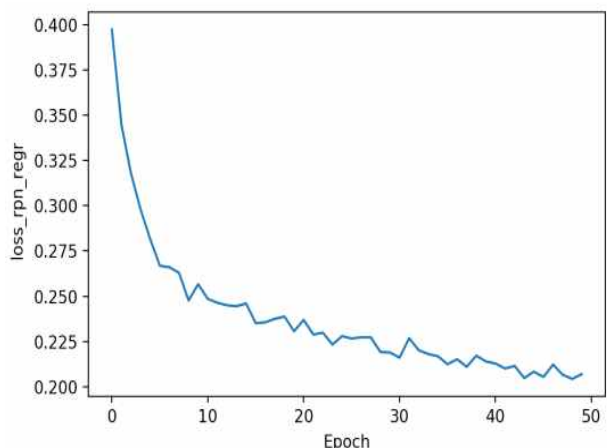


그림 2-44. Class1(도장박리) Regr layer RPN 손실커브

- 그림 2-45~2-50는 마찬가지로 Class3(누수박리)의 개별 모델에 대한 Epoch 단위로 학습 결과를 나타냄. 그림 2-45는 Class를 맞추는 정확도를 나타내는 것임. 그림 2-46은 Mean Overlapping box를 나타낸 것임. 그림 2-47과 그림 2-48은 Faster R-CNN의 Cls layer의 class 손실커브, RPN 손실커브를 나타냄. 그림 2-49와 그림 2-50은 Faster R-CNN의 Regr layer의 class 손실커브, RPN 손실커브를 나타냄. 그래프에서 볼 수 있 다시피 학습이 원활하게 진행되는 것을 확인할 수 있음.

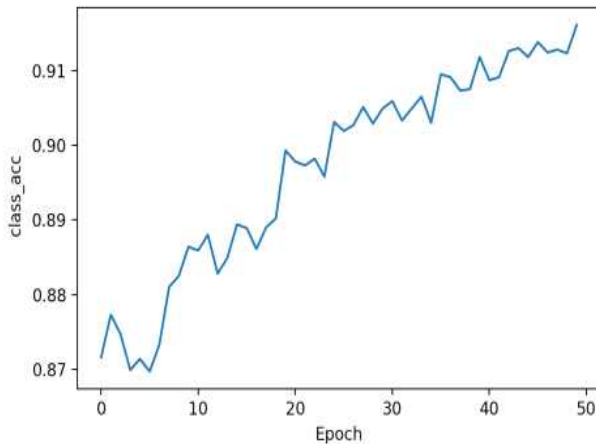


그림 2-45. Class3(누수박리) Class 정확도

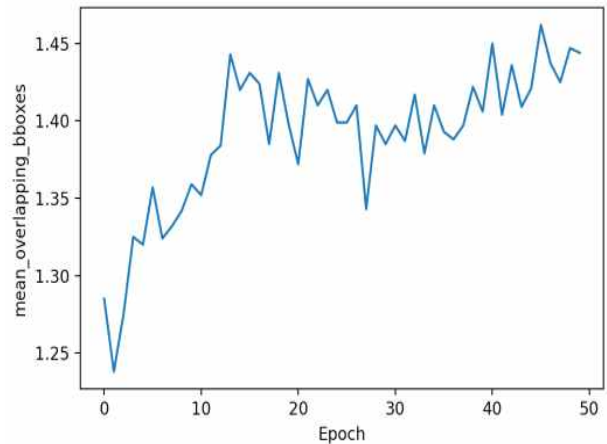


그림 2-46. Class3(누수박리) 평균 Overlapping box

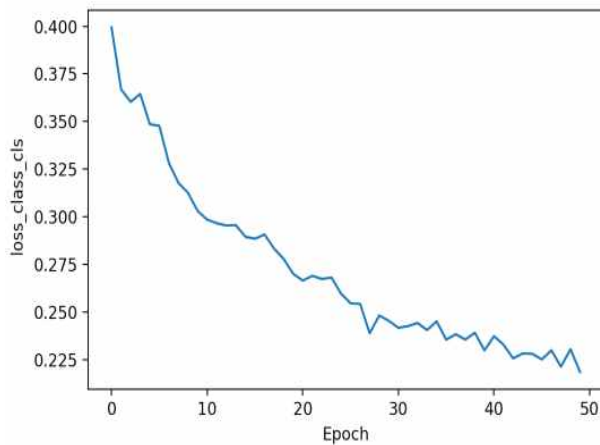


그림 2-47. Class3(누수박리) Cls layer class 손실커브

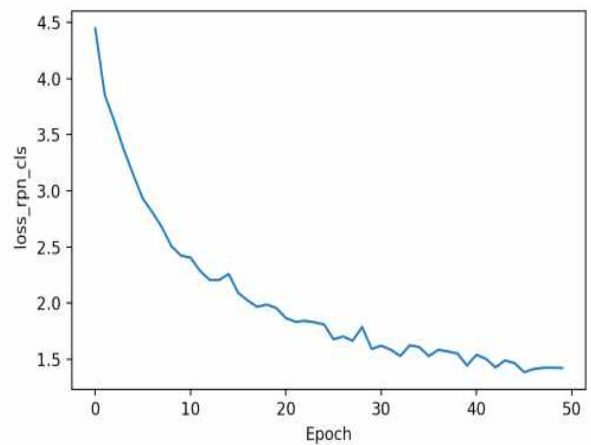


그림 2-48. Class3(누수박리) Cls layer RPN 손실커브

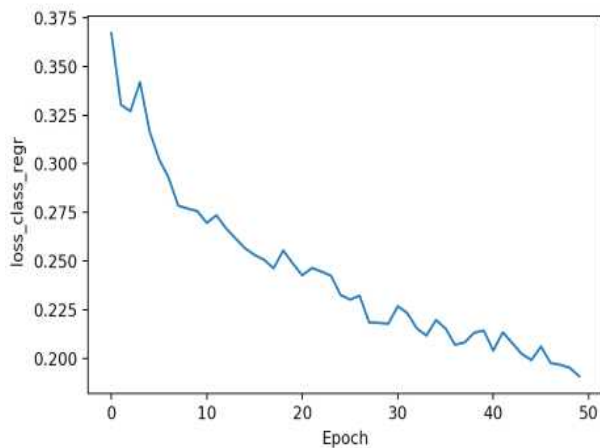


그림 2-49. Class3(누수박리) Regr layer class 손실커브

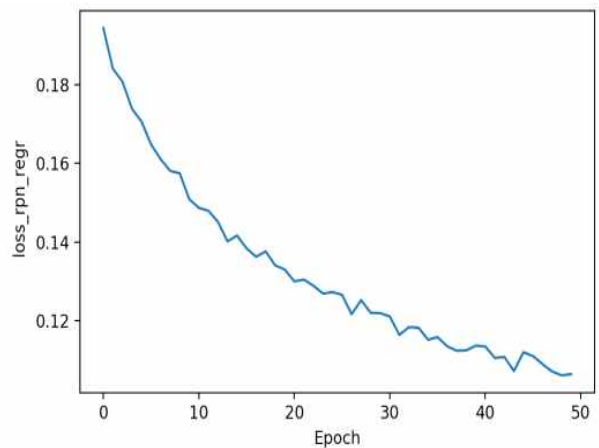


그림 2-50. Class3(누수박리) Regr layer RPN 손실커브

- 그림 2-51~2-56도 마찬가지로 Class4(누수혼적)의 개별 모델에 대한 Epoch 단위로 학습 결과를 나타냄. 그림 2-51은 Class를 맞추는 정확도를 나타내는 것임. 그림 2-52는 Mean Overlapping box를 나타낸 것임. 그림 2-53과 그림 2-54는 Faster R-CNN의 Cls layer의 class 손실커브, RPN 손실커브를 나타냄. 그림 2-55와 그림 2-56은 Faster R-CNN의 Regr layer의 class 손실커브, RPN 손실커브를 나타냄. 그래프에서 볼 수 있 다시피 학습이 원활하게 진행되는 것을 확인할 수 있음.

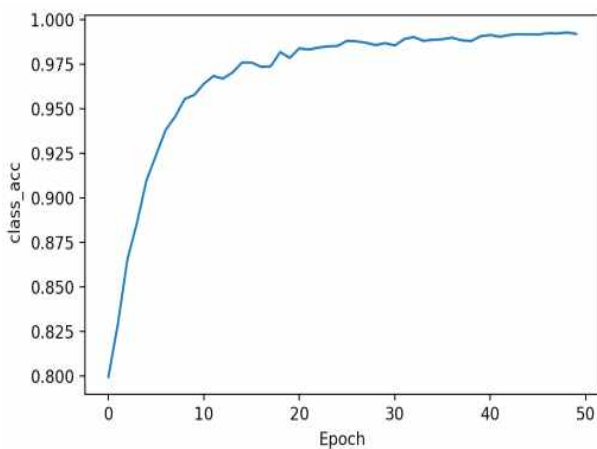


그림 2-51. Class4(누수혼적) Class 정확도

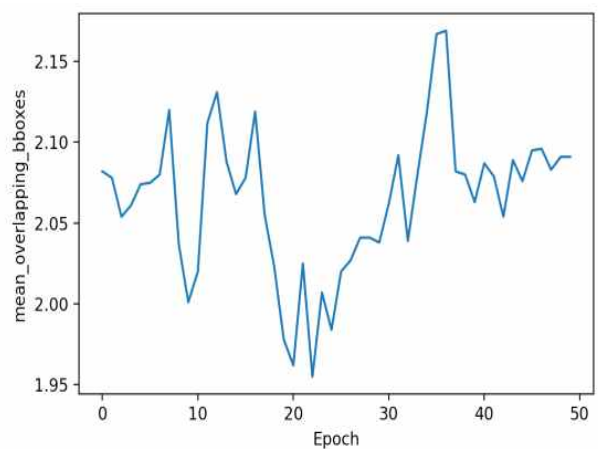


그림 2-52. Class4(누수혼적) 평균 Overlapping box

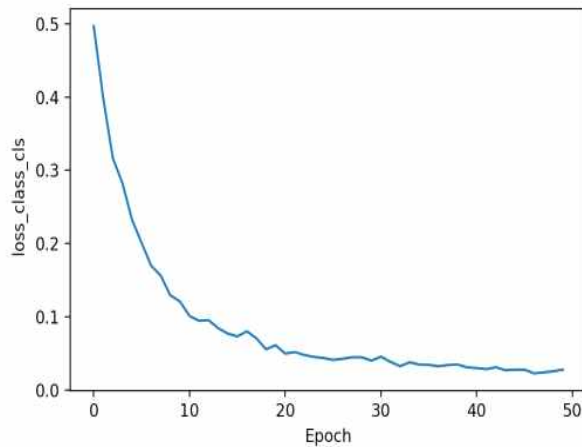


그림 2-53. Class4(누수혼적) CIs layer class 손실커브

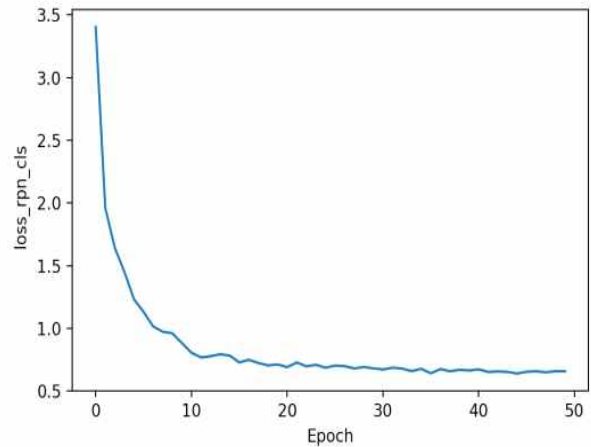


그림 2-54. Class4(누수혼적) CIs layer RPN 손실커브

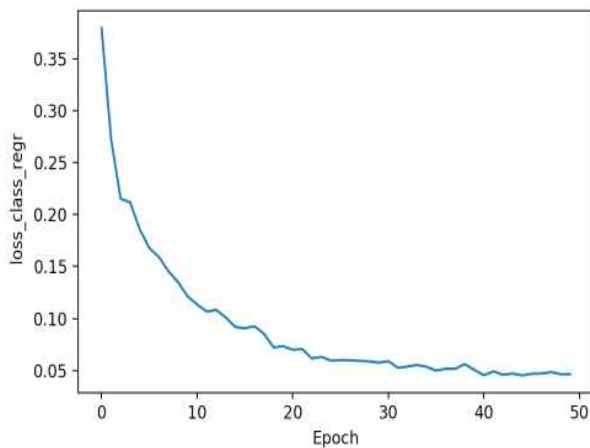


그림 2-55. Class4(누수혼적) Regr layer class 손실커브

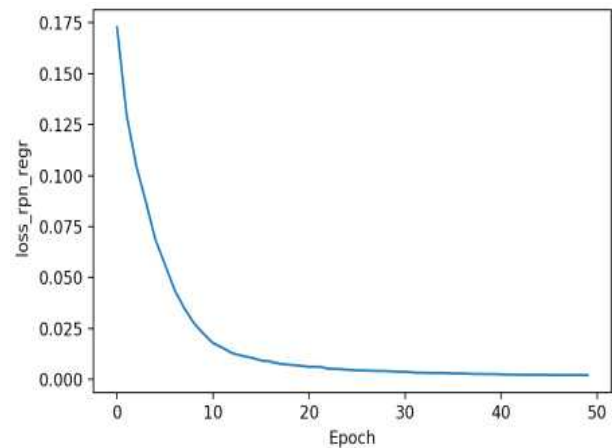


그림 2-56. Class4(누수혼적) Regr layer RPN 손실커브

- 그림 2-57~2-64은 Class1(도장박리) 검출 전용 모델의 테스트 셋에 대한 실험 결과의 일부 예시임. 그림에서 초록색 박스는 Ground Truth 박스이고 초록색 박스가 Faster R-CNN을 사용하여 하자의 위치와 종류를 예측한 결과를 나타냄. 그림에서 볼 수 있듯이 일부 이미지에서는 상당히 좋은 결과를 보이고 있음. 반면에 그림 2-63과 그림 2-64 같은 경우는 bounding box가 ground truth와 상당히 거리가 있게 예측이 되는 경우도 관찰할 수 있었음.
- 마찬가지로 Class3(누수박리) 개별 하자 객체검출 모델에 대한 테스트 결과는 그림 2-65~2-72에서 볼 수 있음. 그림 2-65~2-70은 하자 감지가 잘된 예임. 그림에서 볼 수 있듯이 Ground truth값과 거의 유사하게 객체검출이 이루어지는 것을 확인할 수 있음. 하지만 그림 2-71과 그림 2-72에서 볼 수 있듯이 객체검출이 잘 이루어지지 않은 예도 확인할 수 있었음.
- 마찬가지로 Class4(누수혼적) 개별 하자 객체검출 모델에 대한 테스트 결과는 그림 2-73~2-80에서 볼 수 있음. 그림 2-73~2-78은 하자 감지가 잘된 예임. 그림에서 볼 수 있듯이 Ground truth값과 거의 유사하게 객체검출이 이루어지는 것을 확인할 수 있음. 특히 다른 Class들과 달리 누수혼적 같은 경우 특징이 명확한 경우가 많기 때문에 다른 개별하자 감지 모델보다 예측 성능이 더 우수하다는 것을 확인할 수 있었음. 그럼에도 불구하고 그림 2-79과 그림 2-80에서 볼 수 있듯이 객체검출이 잘 이루어지지 않은 예도 확인할 수 있었음.

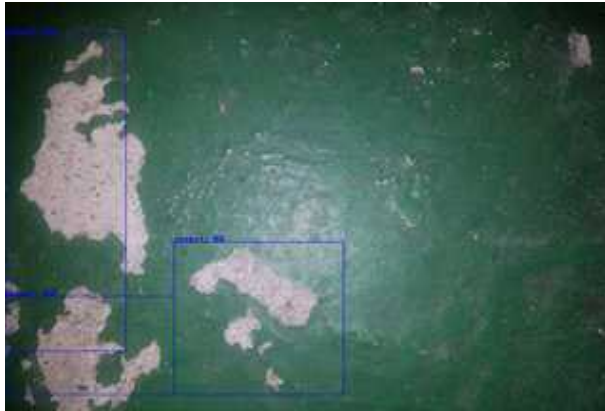


그림 2-57. Class1(도장박리) 하자 감지가 잘된 예1

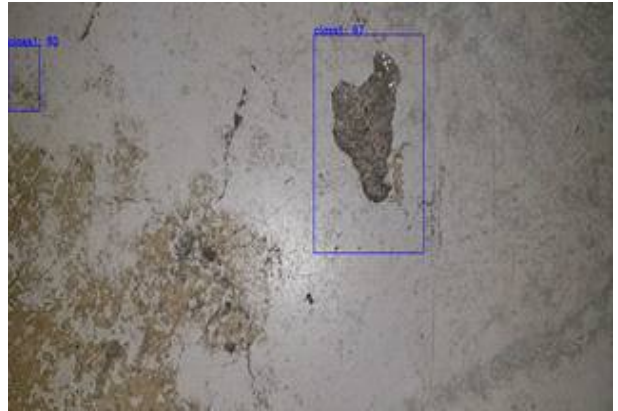


그림 2-58. Class1(도장박리) 하자 감지가 잘된 예2

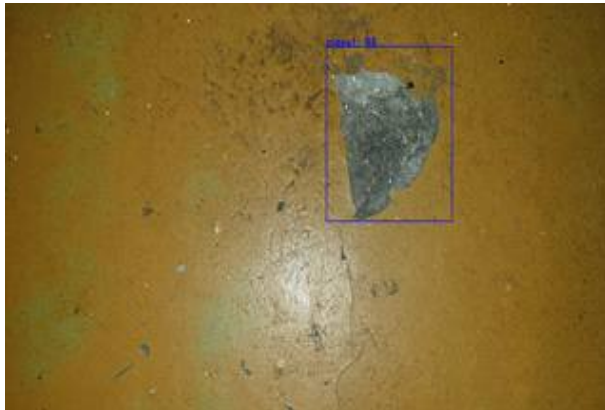


그림 2-59. Class1(도장박리) 하자 감지가 잘된 예3



그림 2-60. Class1(도장박리) 하자 감지가 잘된 예4



그림 2-61. Class1(도장박리) 하자 감지가 잘된 예5

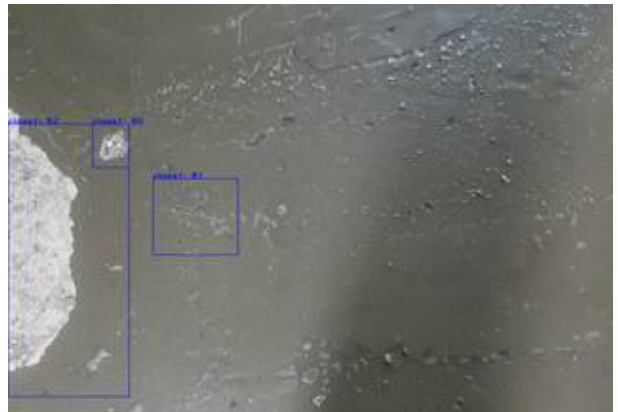


그림 2-62. Class1(도장박리) 하자 감지가 잘된 예6



그림 2-63. Class1(도장박리) 하자 감지가 잘되지 않은 예1

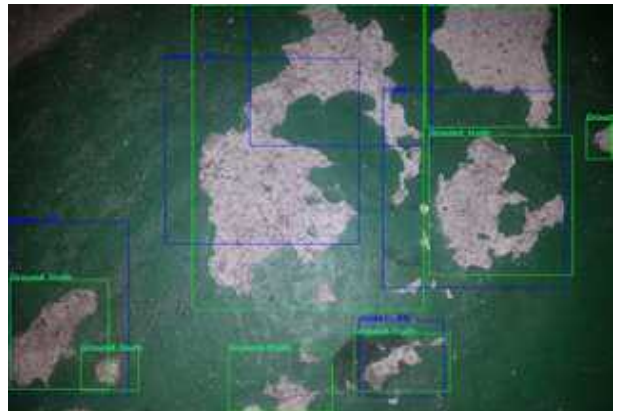


그림 2-64. Class1(도장박리) 하자 감지가 잘되지 않은 예2



그림 2-65. Class3(누수박리) 하자 감지가 잘된 예1



그림 2-66. Class3(누수박리) 하자 감지가 잘된 예2



그림 2-67. Class3(누수박리) 하자 감지가 잘된 예3



그림 2-68. Class3(누수박리) 하자 감지가 잘된 예4



그림 2-69. Class3(누수박리) 하자 감지가 잘된 예5



그림 2-70. Class3(누수박리) 하자 감지가 잘된 예6

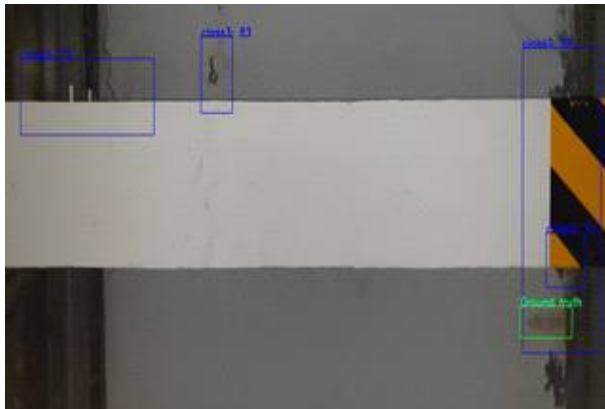


그림 2-71 Class3(누수박리) 하자 감지가 잘되지 않은 예1

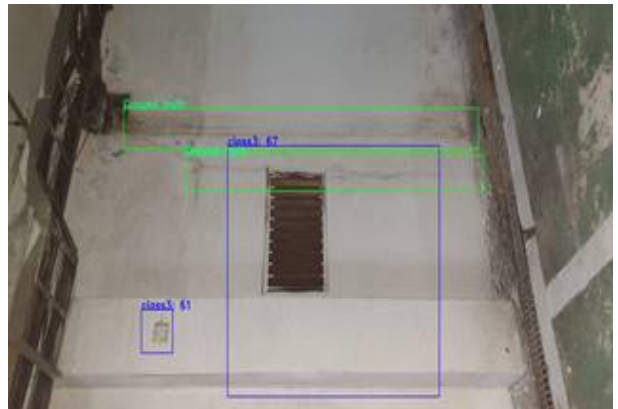


그림 2-72 Class3(누수박리) 하자 감지가 잘되지 않은 예2



그림 2-73 Class4(누수흔적) 하자 감지가 잘된 예1

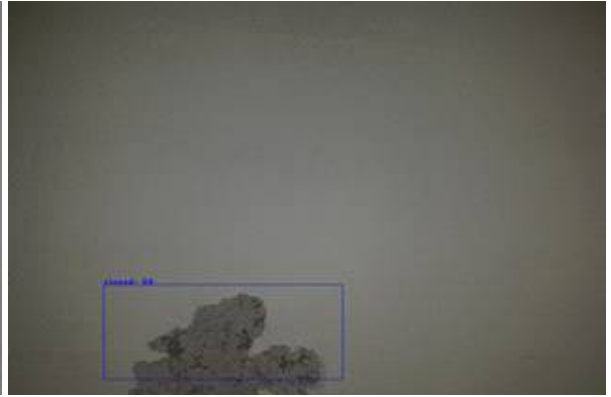


그림 2-74. Class4(누수흔적) 하자 감지가 잘된 예2



그림 2-75. Class4(누수흔적) 하자 감지가 잘된 예3

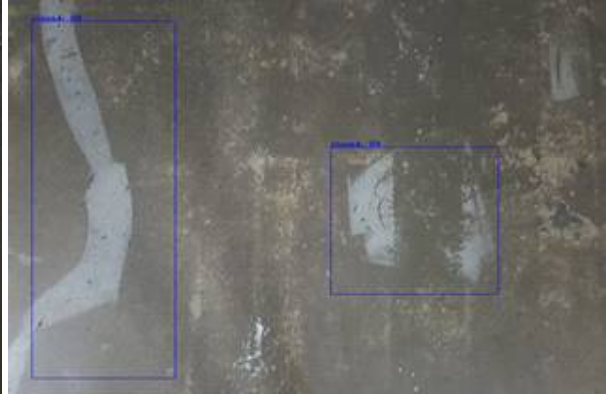


그림 2-76 Class4(누수흔적) 하자 감지가 잘된 예4



그림 2-77. Class4(누수흔적) 하자 감지가 잘된 예5



그림 2-78. Class4(누수흔적) 하자 감지가 잘된 예6



그림 2-79 Class4(누수흔적) 하자 감지가 잘되지 않은 예1

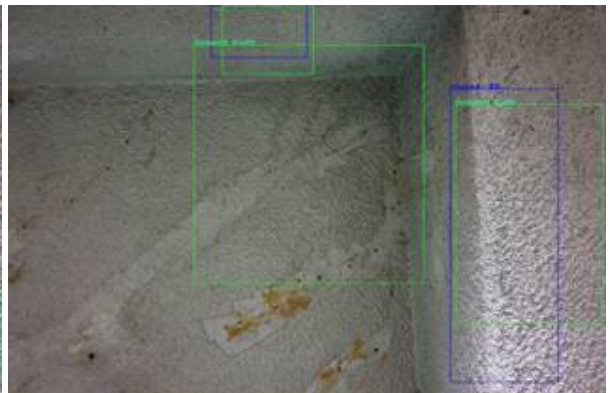


그림 2-80 Class4(누수흔적) 하자 감지가 잘되지 않은 예2

- 객체검출 모델의 성능을 평가하는데 있어서 일반적으로 Average Precision (AP), mean Average Precision (mAP)를 사용함. AP를 이해하기 위해서는 Precision과 Recall을 이해할 필요가 있음. Precision은 정밀도라고도 불리며 모든 검출 결과 중 옳게 검출한 비율을 의미함. 그림 2-81에서 $TP / (TP + FP)$ 가 Precision이 됨. 여기서 TP는 true positive의 약자로 검출된 것들 중 옳은 검출을 의미하고, FP는 false positive의 약자로 잘못된 검출을 의미함. Recall은 한국어로 재현율이며 이는 마땅히 검출해내야 하는 물체들 중에 제대로 검출된 것의 비율을 의미함. 그림 2-81에서 $TP / (TP + FN)$ 가 Recall이 됨. FN은 false negative의 약자로 검출되었어야 하는 물체인데 검출되지 않은 것을 의미함. Precision만으로 객체 검출 알고리즘의 성능을 평가하는 것은 적절하지 않음. 마찬가지로, Recall 만으로 성능을 평가하는 것도 적절하지 않음. 그래서 필요한 것이 precision-recall 곡선과 AP의 개념임.

		Actual Value (as confirmed by experiment)	
		positives	negatives
Predicted Value (predicted by the test)	positives	TP True Positive	FP False Positive
	negatives	FN False Negative	TN True Negative

그림 2-81. Confusion matrix

- 객체 검출에서 물체를 검출했을 때 옳게 검출된 것과 그렇지 않은 경우를 구분해주는 기준, 즉 TP(옳은 검출)와 FP(틀린 검출)를 결정해주는 기준이 필요함. 그 기준은 IoU (Intersection of Union)이다. IoU는 ground truth와 predicted bounding box 중 교집합을 합집합으로 나눈 비율을 말하는 것임. IoU의 기준은 일반적으로 0.5 즉, 50%를 기준으로 함. AP는 Precision-Recall 곡선의 면적을 의미하는 것으로 모델 성능을 평가하는 기준이 됨. 여러 Class의 경우 각 클래스 당 AP를 구하고 이것을 평균을 낸 값을 사용하게 되는데 이것을 mAP라고 함.
- 1차년도 연구에서는 각 Class 별로 개별 하자 모델을 만들었기 때문에 성능 측정방법은 AP를 기준으로 하였음. AP를 측정하기 위해서는 기준 IoU (Intersection of Union)

를 설정하여야 하는데 보편적으로 50%를 가장 많이 사용하기 때문에 이번 연구에서도 IoU를 50%로 설정하였음. 표 2-25는 테스트 데이터에 대한 각 개별 하자 감지 모델에 대한 1차년도 목표 AP와 모델의 실제 AP를 비교하였다. 그림 2-82~2-84는 각 개별모델별 Precision-Recall 곡선을 시각화한 것을 보여줌. Class1(박리) 전용 모델의 경우 37.76%의 AP를 기록하였으며 Class3(누수박리) 전용 모델의 경우 36.42%, Class4(누수혼적) 전용 모델의 경우 61.29%의 AP를 기록하였음. 앞서 언급하였듯이 Class4 데이터의 경우 다른 Class에 비해 패턴이 명확하여 적은 학습데이터가 있었음에도 상당히 좋은 성능을 나타내었음.

표 2-25. 테스트 데이터 기준 모델별 측정된 Average Precision (AP)

Model	목표 AP	AP
Class1(도장박리) 전용 하자 감지 객체검출 Model	35%	37.76%
Class3(누수박리) 전용 하자 감지 객체검출 Model	35%	36.42%
Class4(누수혼적) 전용 하자 감지 객체검출 Model	35%	61.29%

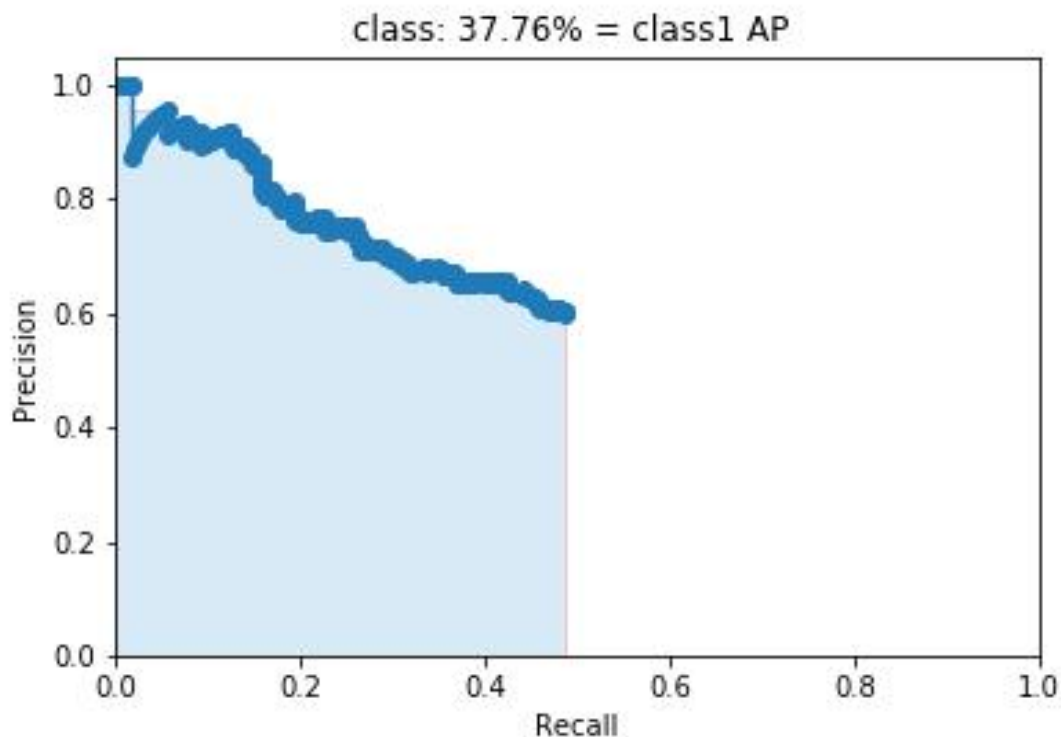


그림 2-82. Class1(도장박리) 전용 하자 감지 객체검출 Model의 Precision-Recall 곡선

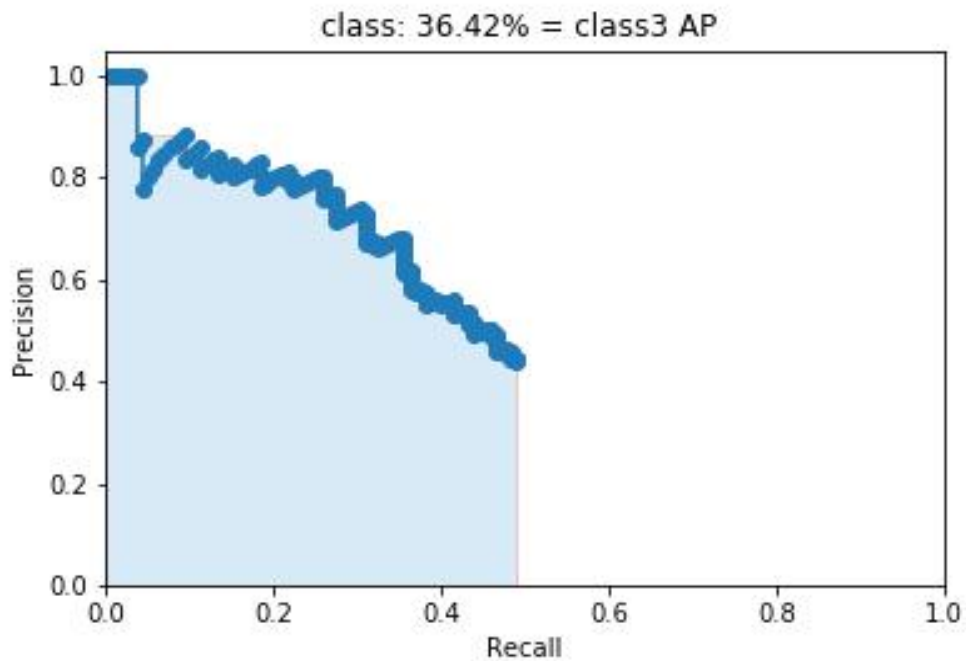


그림 2-83. Class3(누수박리) 전용 하자 감지 객체검출 Model의 Precision-Recall 곡선

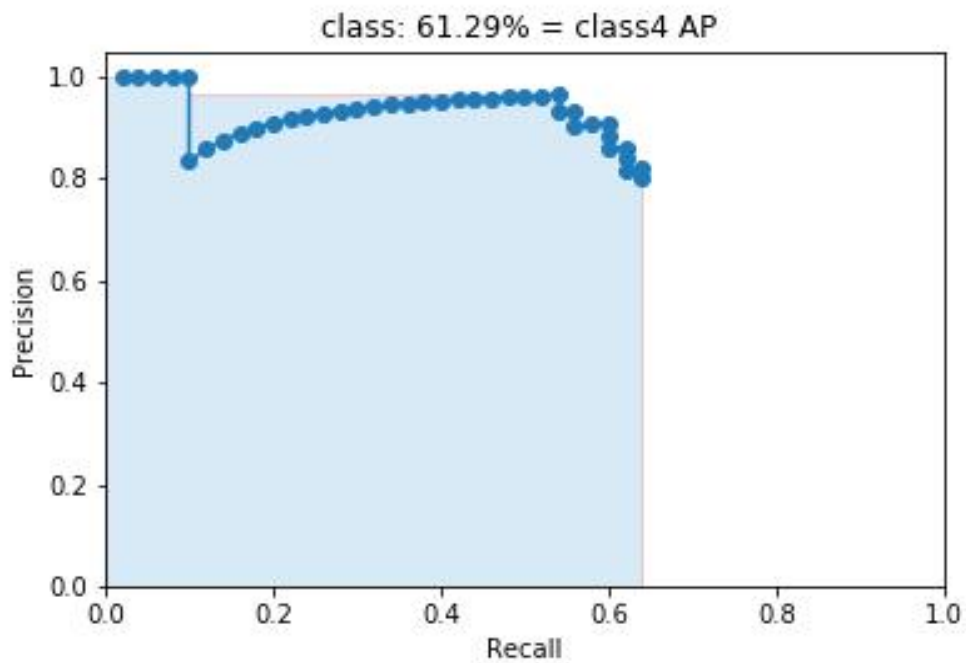


그림 2-84. Class4(누수흔적) 전용 하자 감지 객체검출 Model의 Precision-Recall 곡선

- 결과를 취합하여 분석해보면 Class1(도장박리), Class3(누수박리)의 성능이 잘 나오지 않는 특성이 있었음. 이는 알고리즘이 학습하는데 있어서 어려움이 있었다는 것으로, 여러 가지 이유가 존재할 수 있음. 보편적으로 주어진 데이터에서 패턴이 명확하지 않을 때 모델의 성능이 가장 두드러지게 낮아지거나 데이터 수가 적어서 나타나는 과적합(Overfitting)으로 해석할 수 있음. 성능이 잘 나오지 않는 원인을 찾기 위하여 이

번 연구에 사용한 데이터들을 검토 과정 속에서 확정적이지는 않지만 원인의 일부분을 찾아내었음.

- 첫째로, Ground truth에 포함되어야 할 것들이 labeling이 안되어 있는 데이터가 일부 관찰되었음. 이는 학습 과정뿐만 아니라 테스트하는 과정 속에서 AP가 낮게 산출되는 이유 중 하나로 꼽힐 수 있음.
- 둘째로, 데이터 클리닝 과정 속에서 충분히 걸러지지 못한 일부 Corrupt된 데이터로 인하여 모델이 학습에 방해받았을 경우가 있음. 마지막으로, 학습 및 테스트 데이터의 labeling이 전체적으로 일관되지 않은 모습들이 보였음.
- 일부 이미지의 bounding box는 많은 하자들을 포괄하여 박스가 그려져 있었고, 일부 이미지의 bounding box는 작은 하자들 별로 하나씩 개별적으로 박스가 그려져 있었음. 이는 모델이 bounding box를 학습하는데 있어서 매우 어렵게 할 수 있기 때문에 중요한 문제임. 차년도에 이어서 진행될 연구는 이러한 점들을 고려하여 데이터를 획득하는 과정을 거치면 더욱 좋은 성능을 가진 모델이 나올 것으로 기대됨.

(2) DCNN 기반 시설물 복합하자 감지 알고리즘 개발

- 시설물의 노후화가 사회적인 이슈로 대두되고 있는 상황 속에서 시설물 안전 및 하자진단의 중요성이 부각되고 있음. 시설물 안전 및 하자진단을 판단하는데 있어 육안판단 및 전문 인력이 투입되는 기존의 성능진단방식을 대체할 수 있는 스마트 건설기술 개발의 필요성이 절실한 상황임. 드론, 캠코더, 카메라 촬영을 통해 시설물로부터 데이터를 획득할 수 있고, 이렇게 획득된 빅 데이터를 통해 시설물 자율 성능진단 시스템을 생성할 수 있다면 많은 비용을 절약할 수 있을 것임. 시설물의 이미지 데이터 및 동영상 데이터를 이용해서 시설물 자율 성능진단 시스템을 개발하고자 함. 또한 2010년 alexnet을 시작으로 Googlenet, VGGnet, ResNet, Inception V4, ResNext 등 convolutional neural network 기반 딥러닝 알고리즘들이 이미지 인식, 검출 등에서 탁월한 성능을 보여주고 있음.
- 본 연구에서는 시설물 하자/결함 DB를 기반으로 deep convolutional neural networks를 활용하여 시설물 하자/결함 유형별 객체 검출을 위해 다중 클래스 분류 및 검출 알고리즘을 개발하는 것을 목표로 함.
- 이를 위하여 먼저, DCNN의 입출력 정의와 그에 따른 성능 실험을 진행하였음. 그 다음 이렇게 정의된 입출력을 가지고 해당 입출력에 최적의 architecture를 찾는 실험을 진행하였음. 4개의 하자/결함 유형이 포함된 건물 벽면 이미지(지하주차장 벽면과 아파트 외벽)를 기반으로 분석을 진행함.

(가) DCNN 기반 시설물 복합하자 감지 알고리즘 개발 개요

- 본 연구에서는 deep convolutional neural network(DCNN)을 기반으로 건물 외벽 이미지를 통해 시설물 복합 하자/결함 객체 검출 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 평가 지표 average precision (AP)을 35% 이상달성 하는 것을 목표로 함.

- 이를 위하여 DCNN을 통해 건물벽면 하자/결함 검출 알고리즘을 생성하고 이에 대한 성능 검증을 실시하였음. 첫째로 1차년도에서 생성한 architecture를 바탕으로 한 이미지 내에 존재하는 여러 유형의 하자/결함을 동시에 검출하는 모델을 생성하고 성능을 평가했으며, 이 과정에서 mislabeling data에 대한 cleaning 작업과 모델의 parameter 수를 줄이기 위해 이미지의 resolution을 조정하는 작업, data cleaning 과정에서 제거된 데이터를 보완하기 위한 data augmentation 작업, 총 3가지 작업을 추가하여 생성한 모델의 성능을 높임.
- DCNN 알고리즘을 학습하기 위해서는 개별하자 감지모델과 마찬가지로 우선 알고리즘의 입력과 출력 그리고 입출력을 정의한 후 layer 수, convolutional layer, fully connected layer 등의 layer type과 각 layer의 filter size, filter 수 등의 DCNN의 세부 구조를 설계해야 함. 같은 데이터를 이용하더라도 DCNN의 입력과 출력을 어떻게 정의하느냐에 따라서 알고리즘의 성능이 달라짐. 입력으로는 본 연구에서는 이미지 데이터를 사용함으로 이미지의 입력 사이즈, 전처리, 증폭 등으로 입력을 정의할 수 있고, 출력은 하자/결함이 이미지 내 어디에 위치하는지를 검출하는 Bounding Box prediction, 검출된 하자/결함이 어떤 종류인지를 판별하는 multi-class classification이 있음.
- 하자/결함을 검출하는 데 도움이 될 수 있는 feature들을 학습할 수 있도록 최적의 구조를 찾는 것은 알고리즘 성능과 학습에 있어서 매우 중요한 일임. 또한 많은 연구들에서 각종 데이터에 최적의 구조를 찾는 연구들이 진행되고 있으며, 구조 별로 성능 차이는 현저함. 일반적으로 딥러닝 분야에서는 충분한 데이터가 존재한다면 신경망 구조가 깊을수록 높은 정확도를 갖는 것을 실험적으로 증명이 되어져 있음. 특히, 본 과제와 관련 있는 DCNN 구조는 layer 수가 증가할수록, 즉 신경망이 깊을수록 높은 성능을 보여줄 수 있음. Computer vision 분야에서 가장 큰 challenge의 결과를 보면 DCNN의 layer 수에 따른 정확도 차이를 확연히 알 수 있음.
- 즉 2011년도까지의 모델은 deep learning기반 모델이 아니라 전통적인 기계학습 알고리즘 기반으로 challenge에서 우승한 알고리즘의 에러는 25.81%이지만 2012년의 supervision (AlexNet)은 16.42%로 에러가 9% 가까이 줄인 매우 큰 성능 개선이 있었음. 2012년 이후 AlexNet 이후에도 이 challenge에서 우승한 모든 알고리즘은 DCNN 기반의 알고리즘들임. 또한 알고리즘의 깊이도 AlexNet 8 layer이고 VGGNet은 19 layers, GoogleNet은 22 layers 그리고 최근에 우승한 ResNet은 152 layers로 우승을 차지하였음.
- DCNN의 구조를 결정하는 것은 DCNN의 layer 수, 각 layer의 종류, layer 마다 출력 뉴런 수 등 파라미터를 결정, 활성화 함수 결정, 가중치 연결 등 다양한 것들이 있음. Layer의 종류로는 fully connected layer, convolutional layer, normalization layer, recurrent layer, long short-term memory layer, pooling layer 등이 있음. 또한 이 각 layer에 파라미터들이 다양하게 있는데 이 파라미터에 따라 구조가 달라짐. 따라서 DCNN의 구조를 결정하는 것들은 무수히 많은 조합이 있음. 현재까지 DCNN의 최적 구조를 이론적으로 찾는 방법이 없기 때문에 trial-error로 최적 구조를 찾아야 함.
- 본 과제에서는 우선 최적 구조를 찾기 위하여 DCNN (Fast R-CNN, Faster R-CNN, Mask R-CNN)를 기반으로 실험 데이터에 맞게 구조를 변경하여 실험을 진행하였음.

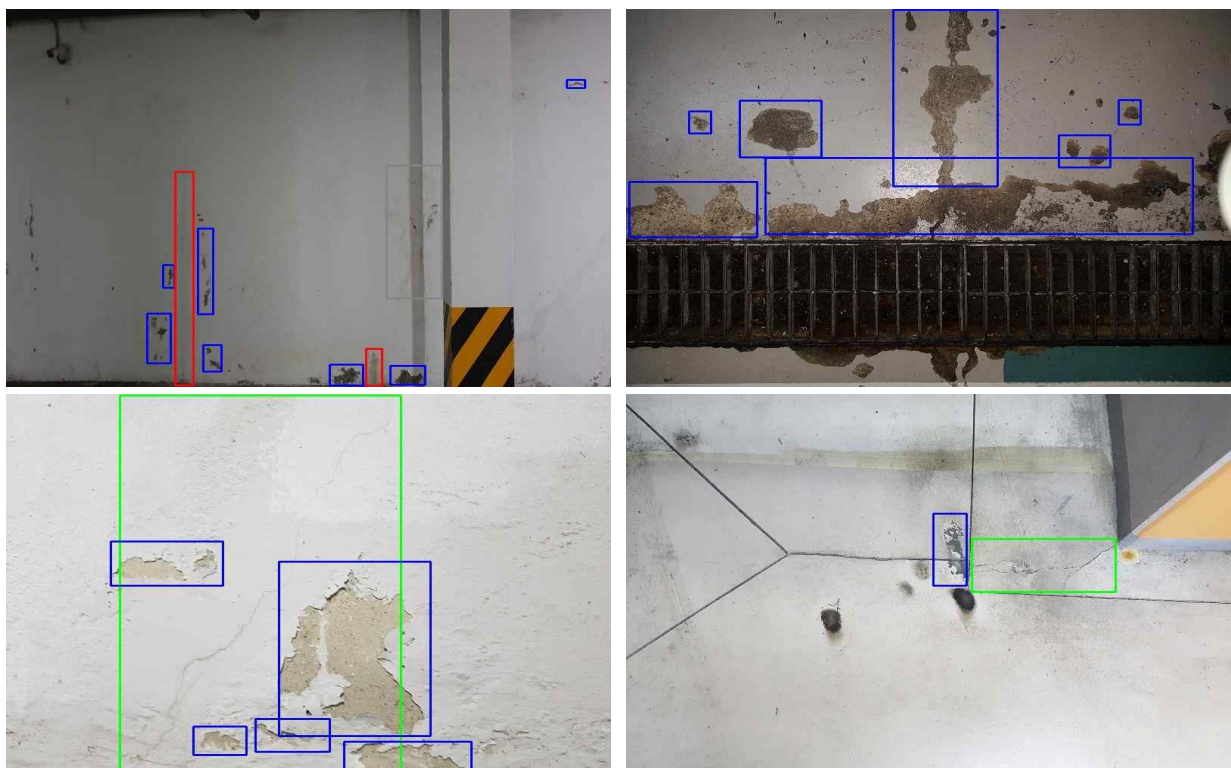
(나) 데이터 클리닝(Data cleaning) 과 Resize 및 Augmentation

- 표 2-26은 건물 벽면 이미지에 대한 각 클래스의 데이터 수를 나타낸 것임. 전년도 데이터에서 추가 데이터를 확보해 전체 데이터 수가 증가했음. 표 2-25의 데이터 수는 확보한 전체 데이터 중 labeling이 잘못된 데이터를 제거한 후의 데이터 수임. 이를 보면 알 수 있듯이 현재의 데이터로 하자/결함을 검출하기엔 데이터가 부족함. CNN을 활용하여 간단한 숫자(MNIST)를 classification하기 위한 dataset에도 cleaning한 데이터와 각 class별 6천개씩 있지만 본 과제에서는 더욱 어려운 문제를 해결해야 함에도 불구하고 데이터가 적음. 따라서 label이 제대로 측정되지 않은 데이터를 확인하여 제외한 학습 데이터를 augmentation 기법을 통해 데이터양을 증폭시켜서 성능을 높임.

표 2-26. Class별 데이터 분포

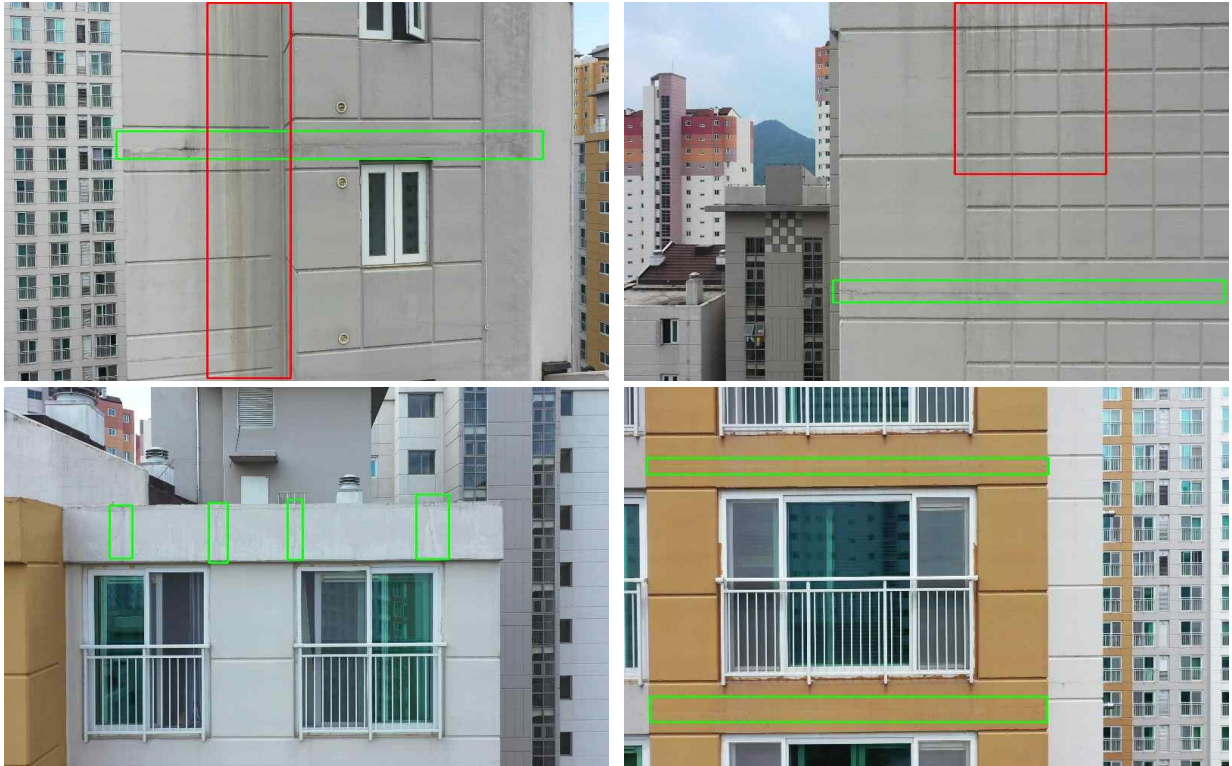
구분	학습데이터	검증데이터	테스트데이터	합계
Image	7,635	1,091	2,181	10,907
Class1 (박리)	5,201	659	1,430	7,290
Class2 (크랙)	5,668	834	1,717	8,219
Class3 (누수박리)	1,234	165	348	1,747
Class4 (누수흔적)	222	38	47	307

- 아래 그림 2-85은 한 이미지 내에 여러 class의 object가 포함된 지하 주차장 예시 데이터이며, 그림 2-86은 건물 외벽 예시 데이터임. Bounding box 테두리 색은 class별로 구분했으며 대응 색은 다음과 같음.



참조 : class1 : blue / class2 : green / class3 : black / class4 : red

그림 2-85. 지하 주차장 외벽 이미지 내 multi class 하자/결함 예시 데이터



참조 : class1 : blue / class2 : green / class3 : black / class4 : red

그림 2-86. 건물 외벽 이미지 내 multi class 하자/결함 예시 데이터

- 각 이미지 데이터는 DSLR로 촬영된 데이터로 $4,032 \times 1,960$ 크기이다. 이 이미지를 모델의 입력으로 사용하면 모델 내의 파라미터 수가 대폭 증가하게 되어 필요한 데이터가 많아지게 되고 모델이 훈련 데이터에 과적합되는 문제가 발생할 가능성이 커지기 때문에 이미지의 크기를 조정했음. 크기 조정 과정에서 이미지 내의 정보 손실이 발생할 수 있으나 육안으로 확인하기에 충분히 하자/결함을 식별할 수 있는 수준의 데이터면 충분한 정보가 전달될 것이라 판단하여 800×600 크기로 이미지의 크기를 조정했음.
- 그림 2-87~2-89는 데이터를 직접 확인하고 label 상태가 좋지 않은 데이터를 제외한 예임. 데이터 기반 feature를 학습하는 딥러닝 모델에서는 label이 아주 중요하기 때문에 label이 제대로 측정되지 않으면 성능 또한 현저히 떨어짐. 따라서 그림 2-86~88에서 보듯이 label이 제대로 측정되지 않은 데이터를 제외시키고 적은 데이터 수를 보완하기 위해 data augmentation을 진행한 후 DCNN을 학습시킴.



그림 2-87. label 제대로 측정되지 않은 예1



그림 2-88. label 제대로 측정되지 않은 예2

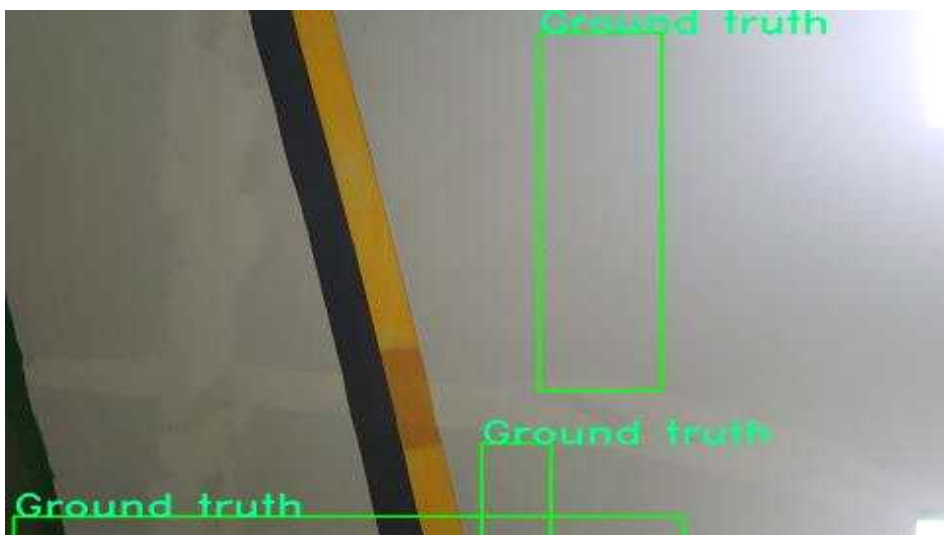


그림 2-89. label 제대로 측정되지 않은 예3

- 위와 같은 mislabeling data를 제외한 후 dataset을 7:1:2의 비율로 train, validation, test dataset으로 나누었다. 이 중 train dataset에 대해 data augmentation method를 적용했으며 이를 통해 많은 parameter 수로 인한 overfitting을 방지했다. 모델을 훈련하는 과정에 딥러닝에서 기본적으로 사용되는 horizontal flip과 같은 augmentation 기법을 사용하는 것이 포함되지만 기존의 train dataset의 수가 현저히 적었기 때문에 random crop 기법을 통해 data augmentation을 진행했다.
- 우선 Raw image에 임의의 크기의 window를 설정한 후 설정한 window 내에 random point를 결정하고 이 point를 지나는 horizontal, vertical line을 기준으로 raw image를 잘라내고 다시 이전에 설정한 image size인 800 x 600으로 resize했다. 이 때, image에 있는 object (ground-truth box)가 image와 함께 잘리는 경우가 발생할 수 있는데 잘리기 전 ground-truth box 가진 50% 이상이 남아있을 경우 object가 존재하는 것으로 설정했다. 추가로, random point 설정의 개수를 k로 설정하면 data augmentation을 통해 생성된 new image는 original image data 수의 k배만큼 생성된다. 본 연구에서는 window size는 이미지의 좌측 상단 100 x 100으로 설정했으며 k = 20으로 설정했으며 그림 2-90은 augmentation 과정을 설명한 것이다. augmentation을 진행한 후의 dataset 구성은 표 2-27과 같다.

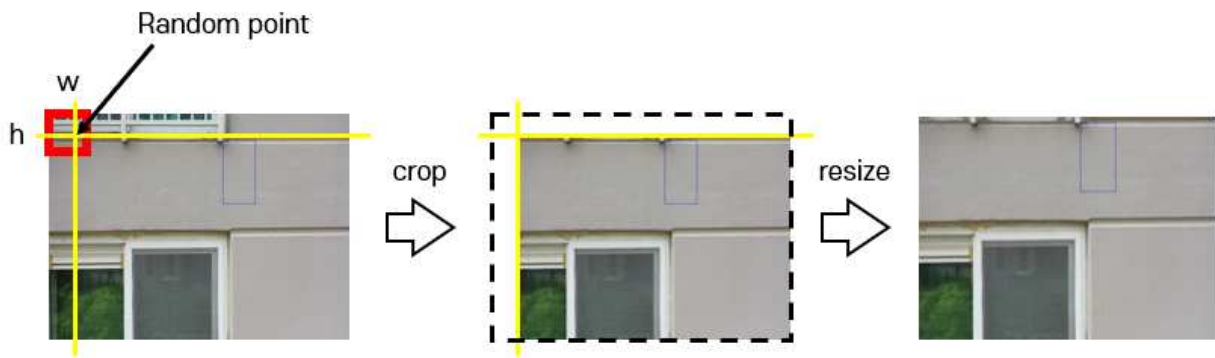


그림 2-90. random crop method를 통한 augmentation 과정

표 2-27. data augmentation 이후 dataset 구성

구분	train	train + aug	validation	test	합계
Image	7,635	157,584	1,091	2,181	
Class1 (박리)	5,201	104,073	659	1,430	7,290
Class2 (크랙)	5,668	114,852	834	1,717	8,219
Class3 (누수박리)	1,234	25,267	165	348	1,747
Class4 (누수흔적)	222	3,773	38	47	307

(다) 유형별 객체검출 알고리즘 최적화

- 앞에서 설명한 label이 제대로 측정되지 않은 데이터를 모두 제거한 뒤 모든 이미지를 resize하고 training dataset에 대해 random crop method를 사용하여 train 데이터를 늘려서 Faster R-CNN을 학습시켰다. 모델 generalization을 위해 model weight를 update하는 Optimizer로는 'SGD with momentum'을 사용하였다. 이 때, update의 지표가 되

는 loss는 총 4가지로 Faster R-CNN 내의 RPN 모듈, detector 모듈 각각에 Bounding box 예측을 위한 smooth L1 loss와 박스의 class 분류를 위한 cross entropy loss를 사용했다. 이 때, RPN 모듈에서의 클래스 분류는 bounding box 내에 object(결함/하자)의 존재 유무를 구별하는 것이고 detector 모듈에서의 클래스 분류는 bounding box 내의 object(결함/하자)가 어떤 종류의 결함/하자인지를 구별하는 것이다. weight를 업데이트하는 빈도를 결정하는 hyper-parameter인 mini batch size는 8로 결정했으며 base learning rate는 0.01로 설정했다. 이러한 설정을 통해 시설물 복합하자 감지 알고리즘(APDS_C)의 학습을 완료했다.

(라) 분석결과

- 본 과제의 conjecture는 데이터 기반으로 스스로 특징들을 학습하여 노후 건물의 하자 위치와 특성을 출력하는 딥러닝 알고리즘을 설계 및 테스트하는 것이다. 딥러닝 알고리즘을 이용한 실시간 객체검출(Object detection)을 하는 모델을 설계하는데 있어서 기존에 존재하는 검증된 많은 알고리즘들 중 Faster R-CNN을 채택하였고 그 이유는 단위 시간당 이미지 처리 속도와 정확도 면에서 매우 우수하기 때문이다. 본 과제의 2차년도에는 multi-class 결함/하자에 대한 객체검출 알고리즘 학습 및 검증을 진행했다. 전체 dataset은 이미지 기준 약 7:1:2의 비율로 train, validation, test dataset을 구분했으며 각 dataset에 포함된 결함/하자의 종류 또한 약 7:1:2의 비율로 구분되었다. 2차년도에는 이미지에 존재하는 결함/하자의 종류가 여러 종류일 경우를 위한 결함/하자 감지모델을 설계 및 테스트하였다.
- 그림 2-91은 multi-class 결함/하자 검출을 위한 모델의 loss curve이며 해당 그래프에 표시된 loss는 100 iteration마다 계산되었다. loss curve를 확인해보면 train dataset에 대한 loss는 지속적으로 감소하는 것에 반해 validation loss는 약 13000 iteration을 기점으로 증가하는 추세를 보이는 것을 알 수 있다. 이에 따라 13000 iteration을 기점으로 모델이 train dataset에 과적합되는 현상이 발생했다고 판단하였고 과적합을 방지하는 기법 중 하나인 early stopping 기법을 사용하여 훈련을 종료했다.

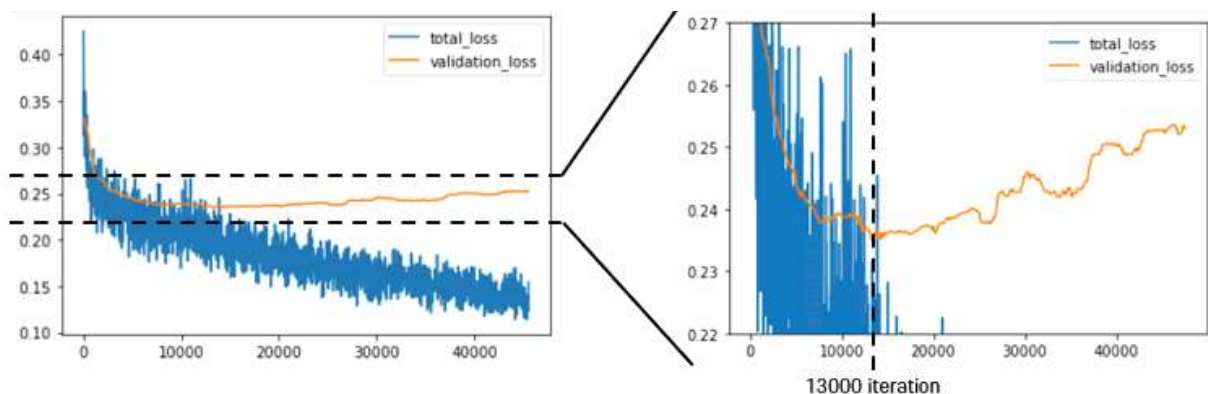


그림 2-91. multi-class 결함/하자 검출 모델의 loss curve

- 객체검출 모델의 성능을 평가하는데 있어서 상기 개별하자 감지모델과 같이 Average

Precision (AP), mean Average Precision (mAP)를 사용한다.

- 객체 검출에서 물체를 검출했을 때 옳게 검출된 것과 그렇지 않은 경우를 구분해주는 기준, 즉 TP(옳은 검출)와 FP(틀린 검출)를 결정해주는 기준이 필요하다. 그 기준은 IoU (Intersection of Union)이다. IoU는 ground truth와 predicted bounding box 중 교집합을 합집합으로 나눈 비율을 말하는 것이다. IoU의 기준은 일반적으로 0.5 즉, 50%를 기준으로 한다. AP는 Precision-Recall 곡선의 면적을 의미하는 것으로 모델 성능을 평가하는 기준이 된다. mAP는 일반적으로 IoU가 0.5일 때부터 0.95일 때까지 0.05 간격으로 평가한 AP의 평균이며 본 연구의 기준 모델에서의 클래스 별 mAP curve는 그림 2-91과 같다.

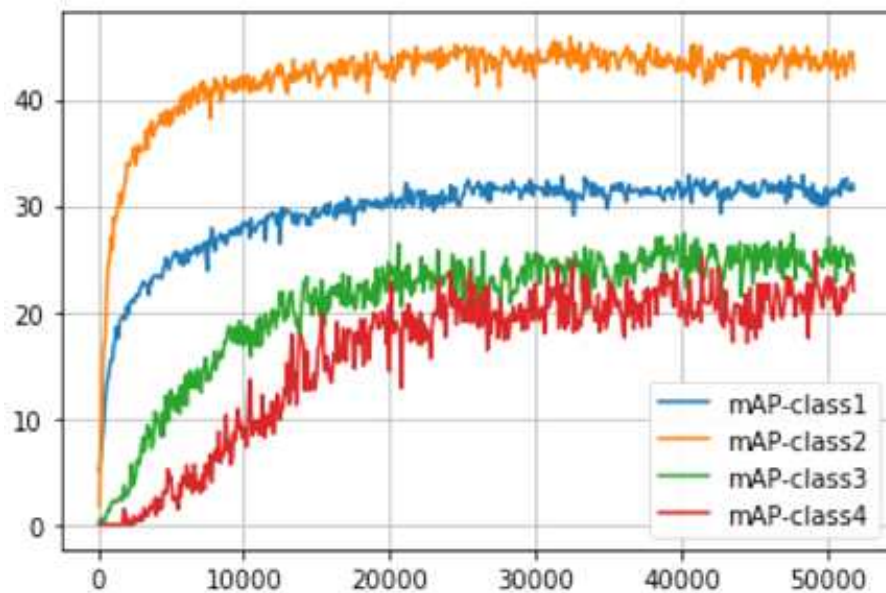


그림 2-92. 하자/결함 class 별 mAP curve

- 2차년도 연구에서는 모든 클래스에 대한 성능 측정은 AP를 기준으로 하였다. AP를 측정하기 위해서는 기준 IoU (Intersection of Union)를 설정하여야 하는데 보편적으로 50%를 가장 많이 사용하기 때문에 이번 연구에서도 IoU를 50%로 설정하였다. 표 2-28은 테스트 데이터에 대한 각 개별 하자 감지 모델에 대한 2차년도 목표 AP와 모델의 실제 AP를 비교하였다.

표 2-28. 테스트 데이터 기준 모델별 측정된 Average Precision (AP; IoU=0.5)

구분	목표 AP (IoU=0.5)	모델 결과 AP (IoU=0.5)
모든 class	35%	62.717%
class1 (박리)		49.765%
class2 (크랙)		69.732%
class3 (누수박리)		50.140%
class4 (누수 흔적)		67.260%

- 모델 테스트 결과 모든 class의 결함/하자에 대한 AP는 목표치를 넘어선 수치를 보이고 있다. 다만, Class1(박리), Class3(누수박리)의 성능이 잘 나오지 않는 특성이 있었다. 이는 알고리즘이 학습하는데 있어서 어려움이 있었다는 것으로, 여러 가지 이유가 존재할 수 있다. 보편적으로 주어진 데이터에서 패턴이 명확하지 않을 때 모델의 성능이 가장 두드러지게 낮아지거나 데이터 수가 적어서 나타나는 과적합 (Overfitting)으로 해석할 수 있다. 성능이 잘 나오지 않는 원인을 찾기 위하여 이번 연구에 사용한 데이터들을 검토 과정 속에서 확정적이지는 않지만 원인의 일부분을 찾아내었다. 첫째로, Ground truth에 포함되어야 할 것들이 labeling이 안되어 있는 데이터가 일부 관찰되었다. 이는 학습 과정뿐만 아니라 테스트하는 과정 속에서 AP가 낮게 산출되는 이유 중 하나로 꼽힐 수 있다. 둘째로, 데이터 클리닝 과정 속에서 충분히 걸러지지 못한 일부 Corrupt된 데이터로 인하여 모델이 학습에 방해받았을 경우가 있다.
- 학습된 모델을 이용하여 test dataset에 대해 inference를 진행한 결과는 그림 2-93에 제시한다.



그림 2-93. 시설물 복합 하자 감지 알고리즘 (APDS_C) 결과 이미지

(3) DCNN 기반 시설물 고속 하자 감지 알고리즘 개발

- 본 연구에서는 상기에서 기술한 시설물 복합하자 감지모델과 연계하여 시설물 하자/결함 유형별 객체 검출을 위해 다중 클래스 분류 및 검출 알고리즘을 고속화하는 것을 목표로 한다.
- 본 연구에서는 deep convolutional neural network(DCNN)을 기반으로 건물 외벽 이미지를 통해 고속 시설물 복합 하자/결함 객체 검출 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 평가지표 average precision (AP)을 30% 이상달성 하는 것을 목표로 한다.

(가) DCNN 기반 시설물 고속합하자 감지 알고리즘 개발 개요

- 본 연구에서는 건물 벽면(지하주차장 벽면, 아파트 외벽) 이미지로부터 하자/결함을 정확하게 검출하면서 검출 시간을 단축시키는 것이 목표이다. 따라서 2차년도에 복합 하자/결함 검출 모델을 학습할 때와 같은 dataset, hyper-parameter 등의 학습 환경을 구성하고 학습하지만 APDS_C 모델보다 가벼운 DCNN 모델을 생성하여 성능을 검증할 예정이다. 우선 APDS_C 모델을 teacher network로 설정하고 train dataset에 대한 APDS_C 모델 output의 logit을 생성하여 저장한다. 이를 가벼운 모델의 soft label로 활용하며 teacher network의 knowledge distillation을 진행하여 성능을 높인다.
- Knowledge Distillation(KD)는 object detection task 뿐만 아니라 기본적인 classification, regression task에서도 두루 쓰이는 기법이다. KD의 목표는 가벼운 모델(layer의 수가 적은 모델)을 이용하여 무거운 모델(layer의 수가 많은 모델)의 성능을 모방하는 것이다.
- 딥러닝에서 layer의 수는 architecture를 구성하는 중요한 요소 중 하나이다. layer의 수가 많은 모델은 그에 따라 parameter의 수는 늘어나지만 raw input data에 대한 feature representation capacity 또한 증가하면서 보다 high-level feature를 추출할 수 있다.
- 이 high-level feature를 통해 모델의 성능이 상승할 가능성이 커지게 되는 것이고 늘어난 parameter의 수를 커버할 만큼의 clean한 데이터 양을 보유하고 있다면 모델의 성능 상승의 가능성은 더욱 커진다. ImageNet dataset에 대한 이미지 분류 task에서 활용된 ResNet은 152개의 layer를 사용하며 당시 state-of-the-art (SOTA)를 달성했다.
- 상기 그림 2-94를 보면 본 과제와 관련 있는 DCNN 구조는 layer 수가 증가할수록, 즉 신경망이 깊을수록 높은 성능을 보여줌을 확인할 수 있다. Computer vision 분야에서 가장 큰 challenge의 결과를 보면 DCNN의 layer 수에 따른 정확도 차이를 확연히 알 수 있으며 layer 수에 따른 성능 상승으로 실험적으로 증명되어있다.

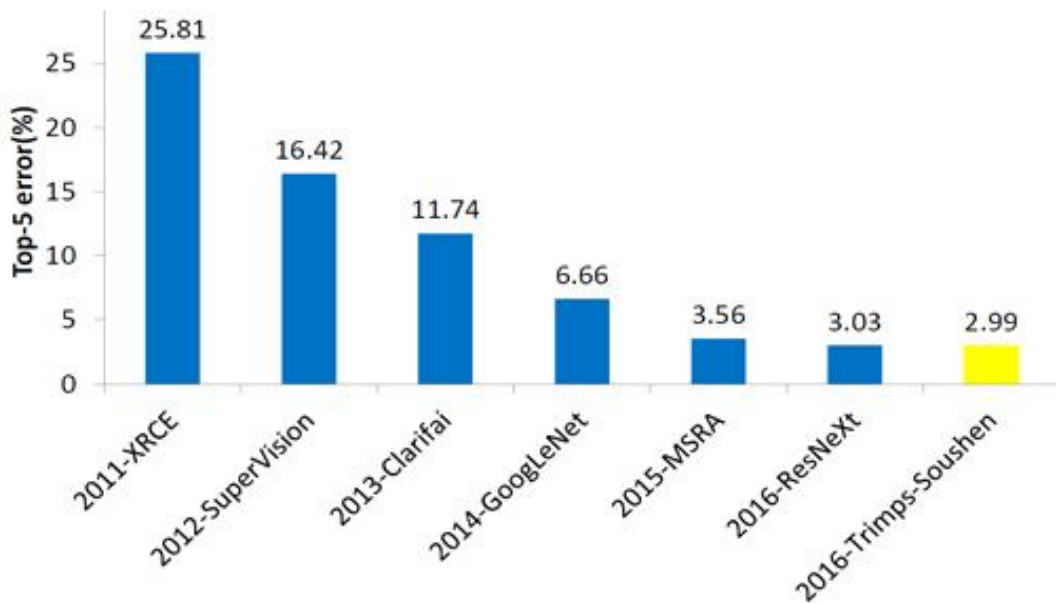


그림 2-94. ImageNet challenge 결과

- 이러한 무거운 모델의 사용에도 문제점은 존재한다. 높은 성능은 띄고 있지만 메모리 사용량, 즉 계산량에 대한 단점이 존재한다. 메모리 사용량이 높음에 따라 단말기에 모델을 탑재하기 어려우며 test dataset(새로운 데이터)에 대한 inference time도 오래 걸리는 단점이 있다. 이런 단점을 해결하기 위해 가벼운 모델을 이용해 높은 성능을 도출해내기 위한 노력이 있었다. MobileNet branch의 경우가 모델 구조를 이용해 가벼운 모델로 높은 성능을 내는 데에 성공했지만 무거운 모델의 성능을 뛰어넘지는 못했다. MobileNet branch와 ResNet branch의 성능 비교는 그림 2-95에 제시되어있다.

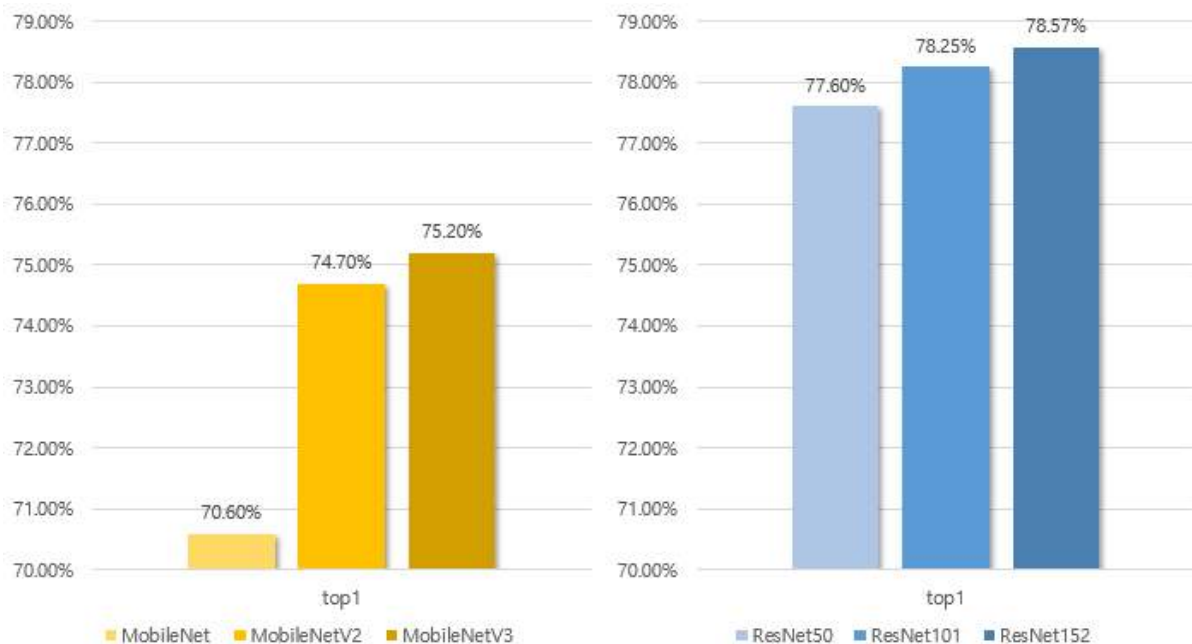


그림 2-95. ResNet, MobileNet top1 accuracy 비교 (ImageNet dataset)

- 고속 하자/결함 검출 모델은 복합 하자/결함 검출 모델과 마찬가지로 Faster R-CNN 모듈을 사용했다.
- Faster R-CNN은 최근에 마이크로소프트에서 내놓은 대표적인 컴퓨터 비전 연구 결과 중 하나이다. Fast R-CNN의 단점은 bounding를 만드는 Region Proposals 단계에서 병목현상이 나타나는 것이다. Faster R-CNN은 Region Proposals 단계를 CNN안에 넣어서 마지막 문제를 해결한다. CNN을 통과한 특성 맵에서 슬라이딩 윈도우를 이용해 각 지점 anchor마다 가능한 bounding box의 좌표와 이 bounding box의 점수를 계산한다. 대부분 홀쭉하거나 넓은 물체는 많지 않으므로 2:1, 1:1, 1:2 등의 몇 가지 타입을 기본 파라미터로 설정한다.

(나) 하자/결함 검출을 위한 DCNN 모델의 고속화 및 데이터 전처리

- 2차 년도의 목표 중 하나인 하자/결함의 고속 감지 모델(APDS_S)은 복합 하자/결함 감지 모델에 딥러닝 모델의 경량화 기법을 사용하여 실험을 진행할 것이다. 모델의 경량화를 진행하면 기존 모델보다 layer의 수, parameter 수가 감소하며 computational cost가 감소하여 더 빠른 속도로 결과를 도출할 수 있다. 상기 내용과 같은 모델의 경량화 과정에 발생하는 성능 부분에서의 문제점을 보완하기 위한 Knowledge Distillation (KD)기법을 사용한다.
- Knowledge Distillation의 의미는 주어진 dataset을 이용하여 목적 task에 대해 미리 훈련된 teacher network의 output의 분포를 student network의 학습에 사용함으로써 teacher network의 knowledge를 증류 (distilling)한다는 것이다. 여기서 teacher network는 무거운 모델, student network는 teacher network에 비해 가벼운 모델이 사용된다. teacher network의 output은 마지막 활성화 함수를 통과하기 전의 상태인 logit의 형태로 도출한다. 이 logit을 이용해 soft label을 생성하여 student network의 soft label로 사용한다. logit을 이용해 soft label을 생성하는 방법은 목적 task에 따라 각각 다르게 적용된다. 하자/결함 검출 및 종류 분류를 위한 object detection task에 속하는 classification task의 경우 softmax와 비슷한 식 (1)을 이용해서 soft label을 생성한다.

$$q_i = \frac{\exp(z_i/T)}{\sum_j \exp(z_j/T)} \quad (1)$$

- 기존의 softmax 함수와의 차이점은 Temperature 변수 T가 이용된다는 것이다. T를 통해 teacher network의 output 분포를 soft하게 만드는 정도를 조절하면서 soft label을 생성한다. 이 soft label을 student model의 output과 비교하여 soft loss를 생성하고 기존의 (hard) label을 이용하여 hard loss를 생성하고 두 loss를 가중 평균한 loss를 student network의 최종 loss로 사용하여 학습을 진행한다.
- 위와 같은 방식의 Knowledge Distillation을 위한 teacher model은 복합 하자/결함 검

출 모델을 사용했으며 soft label 생성을 위한 logit 생성을 완료했다. 이 때, logit은 teacher model의 prediction(output)이 미리 정해놓은 기준치에 미달되면 제거되는 현상이 있어 서로 다른 기준치에 따라 생성했다. 기존에 연구된 object detection model을 위한 knowledge distillation에 따르면 object detection task의 경우 단순한 classification task에 비해 난이도가 높기 때문에 temperature는 1로 지정하여 분포를 soft하게 만들지 않는다. 또한 검출된 하자/결함의 classification 단계에서 soft label을 생성할 때 class-weighted cross entropy를 사용하여 배경 클래스에 대한 imbalanced class 문제를 해결한다. 이 때, class-weighted cross entropy의 식은 식 (2)와 같다.

$$L_{soft}(P_s, P_t) = - \sum w_c P_t \log P_s \quad (2)$$

P_s : student network output

P_t : teacher network output

w_c : class weight

- student network를 학습하기 위한 전체 loss는 식 (3)과 같으며 이에 대한 설명은 식의 하단에 기술한다.

$$L = L_{RPN} + L_{RCN} \quad (3)$$

$$L_{RPN} = \frac{1}{M} \sum_i L_{ds}^{RPN} + \lambda \frac{1}{M} \sum_j L_{reg}^{RPN}$$

$$L_{RCN} = \frac{1}{N} \sum_i L_{ds}^{RCN} + \lambda \frac{1}{N} \sum_j L_{reg}^{RCN}$$

$$L_{ds} = \mu L_{hard}(P_s, y) + (1 - \mu) L_{soft}(P_s, P_t)$$

M : batch size for RPN

N : batch size for RCN (detector module)

y : hard label(기존 label)

μ : 가중치 (hyperparameter)

- 본 연구에서는 이와 같은 절차를 통해 student network의 loss를 생성하여 teacher network를 이용한 knowledge distillation을 통해 학습을 진행할 예정이다.
- 또한 dataset 정리 과정은 복합 하자/결함 검출 모델 훈련을 위한 세팅과 같으며 이를 통해 성능 진행할 예정이다.

(다) 유형별 객체검출 알고리즘 최적화

- 앞에서 설명한 label이 제대로 측정되지 않은 데이터를 모두 제거한 뒤 모든 이미지를 re size하고 training dataset에 대해 random crop method를 사용하여 train 데이터를 늘려서 Faster R-CNN을 학습시켰다. 모델 generalization을 위해 model weight를 update하는 Optimizer로는 'SGD with momentum'을 사용하였다. 이 때, update의 지표가 되는 loss는 총 4가지로 Faster R-CNN 내의 RPN 모듈, detector 모듈 각각에 Bounding box 예측을 위한 smooth L1 loss와 박스의 class 분류를 위한 cross entropy loss를 사용했다. 이 때, RPN 모듈에서의 클래스 분류는 bounding box 내에 object(결함/하자)의 존재 유무를 구별하는 것이고 detector 모듈에서의 클래스 분류는 bounding box 내의 object(결함/하자)가 어떤 종류의 결함/하자인지를 구별하는 것이다. weight를 업데이트하는 빈도를 결정하는 hyper-parameter인 mini batch size는 8로 결정했다. 이러한 설정과 knowledge distillation 기법을 통해 시설물 복합하자 감지 알고리즘 (APDS_S)의 학습을 진행할 예정이다.

(라) 분석결과

- 본 과제 2차년도에는 복합 결함/하자에 대한 객체검출 알고리즘의 검출 속도를 높이기 위한 model compression 작업이 진행 중이다. 전체 dataset은 이미지 기준 약 7:1:2의 비율로 train, validation, test dataset을 구분했으며 각 dataset에 포함된 결함/하자의 종류 또한 약 7:1:2의 비율로 구분되었다. 본 연구에서는 이미지에 존재하는 결함/하자의 종류가 여러 종류일 경우를 위한 결함/하자 감지모델을 고속화하기 위한 모델 설계 및 테스트하는 것이 목표이며 실험을 완료하였다.
- 객체검출 모델의 성능을 평가하는데 있어서 상기 복합하자 감지모델과 마찬가지로 Average Precision (AP), mean Average Precision (mAP)를 사용한다.
- 객체 검출에서 물체를 검출했을 때 옳게 검출된 것과 그렇지 않은 경우를 구분해주는 기준, 즉 TP(옳은 검출)와 FP(틀린 검출)를 결정해주는 기준이 필요하다. 그 기준은 IoU (Intersection of Union)이다. IoU는 ground truth와 predicted bounding box 중 교집합을 합집합으로 나눈 비율을 말하는 것이다. IoU의 기준은 일반적으로 0.5 즉, 50%를 기준으로 한다. AP는 Precision-Recall 곡선의 면적을 의미하는 것으로 모델 성능을 평가하는 기준이 된다. 본 연구에서의 모델 성능 지표는 연구의 최종 목표, 복합 하자/결함 모델의 성능 지표와 마찬가지로 AP(IoU=0.5)를 이용하였다.
- 복합 하자/결함 검출 모델은 backbone 모델로 ResNet50 모델과 성능 상승을 위한 FPN 모듈을 사용했으며 이 모델의 inference time은 약 0.046 s/image이다. 상기 내용에 명시했듯이 이미지 데이터가 통과하는 layer 수가 많게 되면 모델이 high-level feature를 학습하며 좋은 성능을 내지만 inference time 측면에서 단점이 있다. 이러한 문제는 MobileNetV2와 같이 ResNet50 보다 더 가벼운 모델을 backbone 모델로 사용하면 inference time이 real time에 가깝게 되는 모델을 사용할 수 있다. 이 때, layer 수가 줄어들어 따라 feature representation capacity가 감소함에 따른 성능의 저조함은 knowledge distillation 기법을 통해 해결하였다.
- knowledge distillation을 적용하기에 앞서 backbone을 더 가벼운 MobileNetV2로 교체한 Faster R-CNN 모델에 대해 훈련을 완료했다. 이 때, 성능을 위해 FPN을 추가할 수

있고 inference 속도를 위해 FPN을 제거할 수 있다. 이 2가지 케이스의 모델을 모두 생성했고 Knowledge Distillation을 적용하지 않고 기존의 network와 같은 hyper-parameter를 사용할 때의 AP(IoU=0.5)의 결과는 그림 2-96과 같다.



참조 : MobileNetV2 backbone model 좌: FPN 포함 / 우 : FPN 미포함

그림 2-96. 하자/결함 class 별 AP

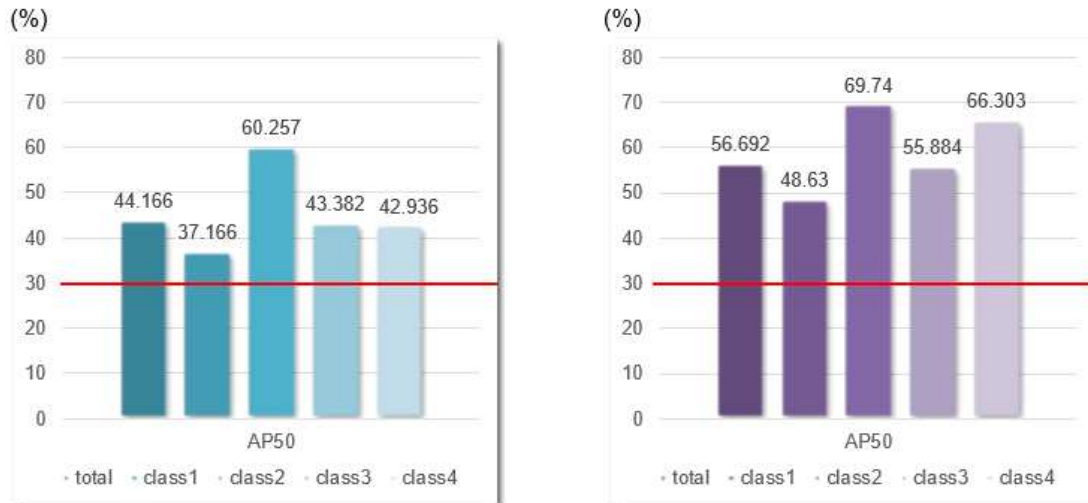
- 그림 2-96에 따르면 light한 backbone을 이용한 모델의 성능은 고속 모델의 연구 목표인 AP(IoU=0.5)=30%를 달성했다. 하지만 기존 teacher model에 비해 성능이 저조하고 이를 보완하기 위해 세부 연구 내용에 기술된 Knowledge Distillation 기법을 사용하여 모델을 학습하였다. 단순 backbone 변환으로 발생한 inference time 변화는 표 2-29와 같으며 Knowledge Distillation method를 사용하기 위한 logit 생성은 score threshold에 따라 생성했으며 student network의 loss function 수정을 완료한 후 모델의 훈련 및 성능 테스트를 실시하였다.

표 2-29. 모델 별 inference time 비교

모델	inference time
ResNet50 + FPN (teacher network)	약 46 ms/img
MobileNetV2 + FPN	약 30 ms/img (고속화 배수 x1.5)
MobileNetV2 + DC5	약 17 ms/img (고속화 배수 x2.7)

- 본 연구에서는 더 가벼운 backbone 모델을 사용함으로써 발생하는 이점을 활용하며 Knowledge Distillation 기법을 적용하기 위해 FPN 구조를 제거한 모델에 대해 실험을 진행했다. 즉, MobileNetV2 + DC5 모델을 통해 학습을 진행했다. Knowledge

Distillation 기법을 사용함에 따라 생성된 hyper-parameter를 조정하며 실험을 진행했다.



참조 : MobileNetV2 + DC5 model 좌 : KD 미사용 / 우 : KD 사용

그림 2-97. 하자/결함 class 별 AP

표 2-30. KD 사용 시 측정된 Average Precision (AP; IoU=0.5)

구분	목표 AP (IoU=0.5)	모델 결과 AP (IoU=0.5)
모든 class	30%	56.69%
class1 (박리)		48.63%
class2 (크랙)		69.74%
class3 (누수박리)		55.88%
class4 (누수 흔적)		66.30%

- Knowledge Distillation 기법을 적용한 실험을 진행한 결과는 그림 2-97과 같다. 실험 결과 기존의 hard label만 이용한 student network 학습 결과보다 약 10%의 성능 향상이 있었으며 특히 class4에서 큰 성능 향상이 있었다. 이 결과는 hyper-parameter 미세 조정을 통해 도출되었으며 위 결과 도출에 사용된 초기 learning rate, soft label threshold, mu, vega, margin은 각각 0.01, 0.7, 0.7, 0.5, 10이다. 추가로 실험을 진행할 경우 성능을 더욱 향상시킬 수 있을 것으로 보이며, 기존에 목표로 설정한 AP50 30%를 크게 웃도는 결과를 도출했기 때문에 목표치에 비슷한 성능만을 달성하기 위한 경우 backbone model의 압축을 더욱 진행할 수 있다.
- 그림 2-98은 이전에 복합 하자/결함 검출 알고리즘에 사용했던 teacher network와 student network의 cuda 메모리 사용량을 비교한 표이다. 메모리 할당량과 사용량을 비교해보면 절반 이상의 차이가 발생하는데 이를 통해 더 가벼운 student network이 학습시키기에 확실히 부담이 절감되는 것을 확인할 수 있다. 표 2-31은 기존의

teacher network와 student network의 전체 parameter 수와 operation 수를 비교한 결과로 절반 이상의 절감이 발생한다. 이에 따라 model compression을 통해 보다 실시간에 가까운 inference time이 도출됨을 알 수 있고 추가로 위 결과를 볼 때 knowledge distillation 기법을 사용하면 성능 또한 보장할 수 있음을 알 수 있다.

PyTorch CUDA memory summary, device ID 0				
CUDA OOMs: 0		cudaMalloc retries: 0		
Metric	Cur Usage	Peak Usage	Tot Alloc	Tot Freed
Allocated memory	320839 KB	679773 KB	7030 GB	7029 GB
from large pool	288768 KB	646848 KB	6888 GB	6888 GB
from small pool	32071 KB	44616 KB	141 GB	141 GB
Active memory	320839 KB	679773 KB	7030 GB	7029 GB
from large pool	288768 KB	646848 KB	6888 GB	6888 GB
from small pool	32071 KB	44616 KB	141 GB	141 GB
GPU reserved memory	778 MB	778 MB	778 MB	0 B
from large pool	732 MB	732 MB	732 MB	0 B
from small pool	46 MB	46 MB	46 MB	0 B
Non-releasable memory	47800 KB	185493 KB	5906 GB	5906 GB
from large pool	47104 KB	181792 KB	5726 GB	5726 GB
from small pool	696 KB	6950 KB	180 GB	180 GB
Allocations	783	833	2137 K	2136 K
from large pool	33	45	611 K	611 K
from small pool	750	793	1525 K	1524 K
Active allocs	783	833	2137 K	2136 K
from large pool	33	45	611 K	611 K
from small pool	750	793	1525 K	1524 K
GPU reserved segments	38	38	38	0
from large pool	15	15	15	0
from small pool	23	23	23	0
Non-releasable allocs	4	25	849 K	849 K
from large pool	2	7	318 K	318 K
from small pool	2	21	530 K	530 K

PyTorch CUDA memory summary, device ID 0				
CUDA OOMs: 0		cudaMalloc retries: 0		
Metric	Cur Usage	Peak Usage	Tot Alloc	Tot Freed
Allocated memory	157123 KB	340680 KB	2174 GB	2174 GB
from large pool	144768 KB	328321 KB	2131 GB	2131 GB
from small pool	12355 KB	14871 KB	43 GB	43 GB
Active memory	157123 KB	340680 KB	2174 GB	2174 GB
from large pool	144768 KB	328321 KB	2131 GB	2131 GB
from small pool	12355 KB	14871 KB	43 GB	43 GB
GPU reserved memory	436224 KB	436224 KB	436224 KB	0 B
from large pool	417792 KB	417792 KB	417792 KB	0 B
from small pool	18432 KB	18432 KB	18432 KB	0 B
Non-releasable memory	4669 KB	84058 KB	2549 GB	2549 GB
from large pool	2688 KB	82077 KB	2501 GB	2501 GB
from small pool	1981 KB	4398 KB	48 GB	48 GB
Allocations	481	511	750 K	750 K
from large pool	8	16	239 K	239 K
from small pool	473	497	511 K	510 K
Active allocs	481	511	750 K	750 K
from large pool	8	16	239 K	239 K
from small pool	473	497	511 K	510 K
GPU reserved segments	18	18	18	0
from large pool	9	9	9	0
from small pool	9	9	9	0
Non-releasable allocs	4	16	351191	351187
from large pool	1	6	189583	189582
from small pool	3	14	161608	161605

참고 : 좌: ResNet50 + FPN (teacher network) / 우: MobileNetV2 (student network)

그림 2-98. 모델 별 cuda memory 요약

표 2-31. 모델 별 parameter, operation 수

모델	Parameter 수	Operation 수 (MACs)
ResNet50 + FPN (teacher network)	41,088,036	56,958,199,385
MobileNetV2 + DC5 (student network)	19,884,352	18,156,300,550

핵심성과 3		[APDS_M] 시설물 자율 성능진단 시스템 매뉴얼 개발	
정의	시설물 안전 및 하자점검단계에서 시설물 자율 성능진단 시스템을 효율적으로 활용하는데 있어서 필요한 시 다양한 정보를 제공함으로써 사용자들을 지원하는 시스템 매뉴얼		
목적	시설물 안전 및 하자점검단계에서 시설물 자율 성능진단 시스템의 활용성을 높이고, 해당 시스템의 장점 및 현재 시점에서의 한계점을 투명하게 공개하여 지속적인 연구개발 및 융합연구가 이루어지는 것을 목적으로 하는 시스템 매뉴얼 개발		
성능목표	(기존기술 수준) ▪ 시설물 자율 성능진단 시스템 매뉴얼은 존재하지 않으며, 기존 매뉴얼은 인력 중심의 시설물 유지관리를 위한 것임. (개발기술 수준) ▪ 현재 시점에서의 시설물 자율 성능진단 시스템을 구현했을 경우, 시설물 안전진단에 적용할 방안 및 범위 및 제약사항 등을 제공하는 시스템 매뉴얼		
성과달성 책임자 (소속기관)	홍구표 (강원대학교 삼척산학협력단)		
소요기간	' 20.01 ~ ' 20.12 (12개월)		
성과달성 확인방법	▪ 성과달성 확인방법 : 시설물 자율 성능진단 시스템을 효율적으로 활용하기 위한 매뉴얼 발간 여부 ▪ 질적수준 확인방법 : [매뉴얼 검증 보고서] APDS 구축 내역과 실제 검증 자료 및 무인검사장치와의 연계방안 등에 대한 전문가 유효성 검증 결과가 포함된 매뉴얼 검증 보고서		
성과달성에 따른 정량적 성과	특허 출원/등록	0건	
	논문	[학술지 : 1건]	
	저작	0건	
	S/W	0건	
	신기술	0건	
	기타	[보고서 : 1건]	

(1) 시설물 자율 성능진단 시스템 매뉴얼 개요

- 시설물에 대한 정의는 “시설물의 안전 및 유지관리에 관한 특별법”(이하 ‘시특법’이라 함)에서 시특법 제2조(정의)에서 ‘시설물’이란 건설공사를 통하여 만들어진 교량·터널·항만·댐·건축물 등 구조물과 그 부대시설로서 제7조 각 호에 따른 제1종 시설물, 제2종 시설물 및 제3종 시설물을 말한다. 라고 규정함.
- 모든 시설물은 시간이 지나감에 따라 최초 설계 당시에 계획된 기능을 서서히 상실해 나가기 시작함. 이를 열화 현상이라 하며, 특히 구조물의 열화 현상은 안전과도 직접적인 연관성이 있음. 즉, 시설물을 구성하는 각각의 재료 특성에 따라 가지고 있는 수명이 있어 시간이 경과됨에 따라 성능도 저하되고 심하면 고장을 일으키거나 붕괴되는 현상이 발생하게 됨.
- 특히 철근콘크리트의 경우 열화현상으로 인해 콘크리트 내부에 있는 철근이 공기 중에 노출되면 급격하게 부식 진행. 이는 콘크리트의 구성 원리로 설명할 수 있으며, 콘크리트 속의 철근은 알칼리성이던 것이 이산화탄소 및 기타 산성 물질이 콘크리트의 염기성분과 만나서 콘크리트가 중성화 되면서 콘크리트가 철근의 보호 성능이 떨어지면서 철근이 부식되는 것임. 이와 같이 구조물이 외부의 환경에 따라 그 성능이 떨어지는 것을 유지관리를 통해 원인을 차단하거나 늦추는 역할을 함.
- 열화된 콘크리트를 보수하기 위하여 현상을 파악하고 보수 방법을 도출해나가는 방법을 찾아야 함. 이를 위해 시특법에서는 안전점검, 안전진단 등을 주기적으로 실시하도록 규정하고 있음. 손상부위의 부분 보수만으로는 해당 구조물이 설계 당시의 성능을 발휘할 수 없게 됨, 구조물은 콘크리트 부분 뿐 아니라 전기, 설비, 기계 등 다양한 부분에서 지속적으로 성능이 저하되며 유지관리 분야에서는 장기수선계획을 수립하여 수선 및 교체를 실시하고 있음. 또한 시설물의 사용 욕구가 높아지면서 각종 기능을 갖춘 설비 및 마감재가 추가 되거나 개선을 필요로 함.
- 시설물을 설계 및 시공 당시 본래의 내구성을 유지하고 사용 연한 동안 안전하게 사용하기 위해서는 사용 조건을 잘 준수하고 유지관리가 지속적으로 이루어져야 함.
- 일반적으로 시설물은 준공 초기에는 열화 현상이나 기계 고장 등이 아주 서서히 발생하게 되는데 어느 순간 지나면서 급격하게 기능이 저하되는 특성이 있음. 이와 같은 현상을 이해하고 건전한 상태의 시설물을 대상으로 점검 및 보수 계획을 수립하여 부품을 교체하거나 보수를 통해 시설물의 수명을 연장할 수 있음.
- 이에 따라 실제로 국내에서는 안전점검에 대한 제도적 장치를 통해 노후 건축물에 대하여 관리감독을 하고 있으나, 점차 안전점검의 효율성 측면에서 문제가 발생하고 있음.
- 다음 그림 2-99에서 확인할 수 있듯이 실제로 2005년에 20년을 초과하는 공동주택은 약 16만호(15.2%) 정도이지만, 2012년 말 약 47만호(32.4%)로 급격히 증가함에 따라 노후공동주택 수가 급격히 증가함에 따라 향후 노후공동주택 유지관리가 매우 중요함.
- 하지만 그림 2-100과 같이 LH가 관리 중인 공공임대주택 약 94만호 중 그 중 약 19.6%(영구임대, 50년임대, 매입임대)의 경과년수가 20년 이상 30년 미만임. 이에 따라 실제로 노후 공동주택 증가로 인하여 유지관리비용 급증이 예상됨.
- 게다가 그림 2-101과 같이 한국시설안전공단이 평가대상으로 선정한 부실화 가능성이

높은 민간업체 안전진단사례는 2015년 기준 약 26,000여건 시설물 안전진단 부실 문제와 더불어 이에 대한 대응에도 상당한 시일이 소요됨에 따라 효율적이고 정확한 시설물 안전진단 기술 개발이 필요함.

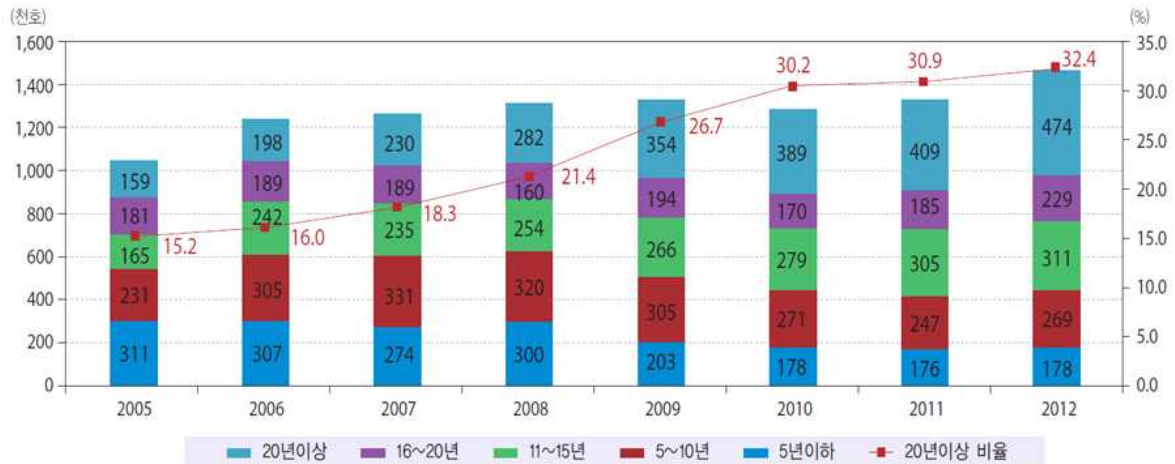


그림 2-99. 사용년수별 공동주택 현황(2012년 말)

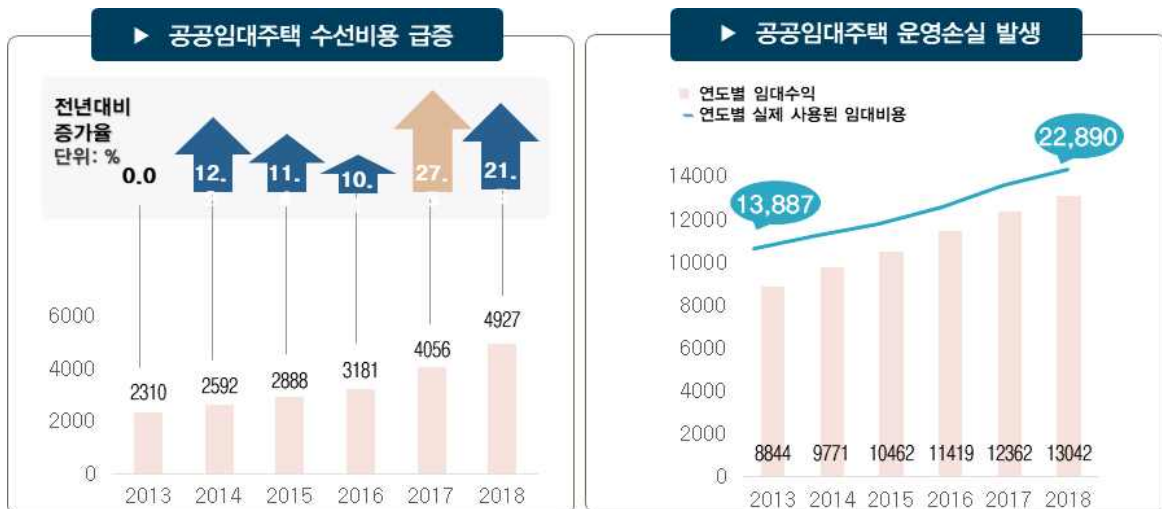


그림 2-100. 공공임대주택 수선비용 급증에 따른 운영손실 문제점

민간업체가 실시한 정밀점검 및 정밀안전진단에 대한 평가 건수			
[민간업체가 실시한 정밀점검 및 정밀안전진단에 대한 평가 건수]			
(단위 : 건, %)			
연도	평가대상	평가실시	비율
2009	17,317	1,764	10.2
2010	16,213	1,836	11.3
2011	20,589	2,705	13.1
2012	19,523	2,932	15.0
2013	20,000	3,567	17.8
2014	25,453	4,557	17.9
2015	26,247	5,600	21.3

자료 : 한국시설안전공단 자료를 바탕으로 국회예산정책처 작성

그림 2-101. 시설물 안전진단 부실 건수

- 이에 따라 기존 인력 중심의 사후 대응형 유지관리 문제점을 최소화하고 장기적으로 예방적 유지관리체계 구축 필요함.

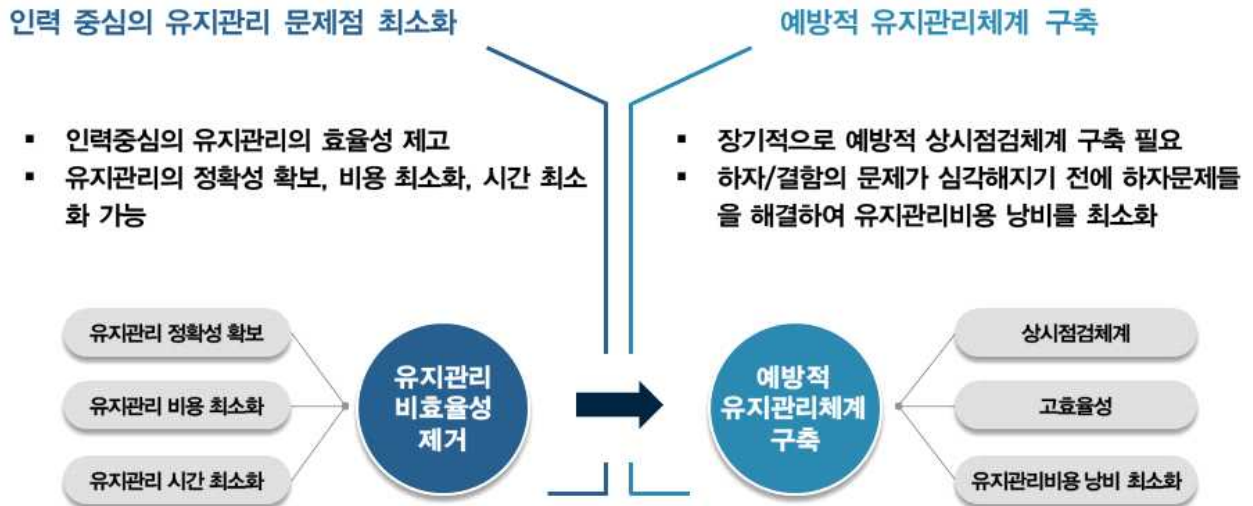


그림 2-102. 시설물 안전점검의 방향성

- 이러한 관점에서 정부에서도 스마트 건설기술로드맵을 발표하고, 시설물 무인진단기술 개발을 주요 목표로 삼고 있음.
- 드론 및 AI를 시설물 분야에 주목해야 할 이유 중 정부의 관심 및 투자 방향성, 제도의 개선 노력 등도 무인진단기술을 시설물 분야에 선도적으로 적용하여야 할 과제 중의 하나임. 정부의 무인진단기술 활성화에 대한 정책을 무작위로 검색한 결과를 살펴보면 다음과 같음.
- 정부는 스마트 건설기술 육성을 위한 로드맵을 제시하고 있으며 드론 역시 핵심 과제로 제시되고 있으며 이는 건설기술진흥기본계획에서 ‘Smart Construction 2025’를 비전으로 주요 추진과제로 아래 표 2-32와 같이 제시하고 있음.

표 2-32. Smart Construction 2025 주요 추진과제

단계	현재	2025	2030
설계	현장 측량 2D 설계	드론 측량 BIM 설계 정착	설계 자동화
시공	수동 장비, 검측 현장 타설 현장 안전관리	자동시공, 검측 공장제작 조립 가상시공	AI기반통합관제 로봇 자동사고 예방적 통합안전관리
유지관리	육안 점검 개별시스템 운용	드론, 로봇 활용점검 빅데이터 구축	로보틱 드론 자율진단, 디지털 트윈

- 하지만 연구개발기술이 실용화로 발전하기 위해서는 현재 제도권 하에서 활용할 수 있는 범위와 향후 발전방향 및 목표를 명확히 할 필요가 있는바, 본 연구에서는 실제로 드론을 활용한 안전점검기술을 중점으로 매뉴얼을 작성함.

(2) 시설물 자율 성능진단 시스템 매뉴얼 구성

- 본 연구에서는 다음과 같이 시설물 자율 성능진단 시스템의 향후 방향성과 실무적으로 적용할 수 있는 범위, 즉 드론을 통한 안전점검 방식을 중점으로 매뉴얼을 작성하였음.

표 2-33. 시설물 자율 성능진단 시스템 매뉴얼 구성 개요

구분		주요 내용
1. 시설물 유지관리의 필요성		
1.1	시설물의 정의	• 시설물의 법적 정의
1.2	시설물의 분류	• 제도적으로 명시된 시설물 분류
1.3	시설물 유지관리의 필요성	• 노후화되는 시설물 유지관리의 중요성
1.4	시설물 장기수선계획 필요성	• 효율적인 시설물 유지관리를 위한 장기수선계획의 필요성
1.5	장기수선계획과 장기수선충당금	• 장기수선계획과 더불어 비용적인 측면에서 장기수선충당금의 기본 개념
1.6	장기수선과 유지관리의 경제적 접근	• LCC 측면에서 유지관리의 필요성
1.7	유지관리 절차	• 현재 유지관리 업무체계에 대하여 기술
1.8	시설물 점검 방법의 다양성	• 현재 안전점검 방식에 대하여 정리
1.9	무인진단기술의 시설물점검 활용 분야	• 현재 안전점검 방식의 문제점을 개선하기 위하여 도입하고자 하는 무인진단기술의 활용 범위 개요
1.10	무인진단기술의 활성화를 위한 정부의 노력	• 시설물 노후화의 문제점을 해결하고자 정부 추진정책
2. 시설물 유지관리의 법적 근거		
2.1	시설물의 관리 책임	• 시설물의 법적 관리 주체
2.2	시설물의 안전에 대한 국가의 책무	• 국가 차원에서 수행되고 있는 시설물 관리 체계
2.3	시설물의 하자 조사 방법	• 시설물 안전을 위한 하자 조사 방법
2.4	시설물의 하자담보책임기간	• 시설물에서 발생하는 하자분쟁을 최소화하기 위하여 제도적으로 정해져있는 시설물의 하자담보책임기간
3. 시설물 생애주기별 관리의 이해		
3.1	시설물 사업관리단계 무인진단기술 적용	• 시설물 드론 촬영 기술을 확장성 측면에서 초기 사업관리 단계에서 사업부지 전경, 입주 세대 조망 예측에 활용
3.2	시설물 착공전 단계 무인진단기술 적용	• 착공전 현황조사, 대지측량 등에 활용
3.3	시설물 시공 단계 무인진단기술 적용	• 공정, 안전, 품질관리 등에 활용
3.4	시설물 유지관리단계 무인진단기술 적용	• 시설물 안전점검에 주요 관리 대상인 하자 식별 및 발생 수준 검토에 활용

표 2-33. 시설물 자율 성능진단 시스템 매뉴얼 구성 개요 (계속)

구분	주요 내용
4. 무인진단기술을 활용한 시설물 점검방법	
4.1 시설물의 점검 방법의 다양성	무인진단기술 활용 시설물 점검은 점검 대상의 다양성에 부합한 운용이 필요함에 따라 이에 대한 검토
4.2 하자 여부 및 촬영 방법	균열, 철근노출, 마감부위 하자, 누수하자, 결로하자 등에 무인진단기술 활용 및 촬영방법에 대하여 검토
4.3 무인진단기술 기반 시설물 안전점검 절차	무인진단기술 기반 시설물 안전점검 절차를 실제로 시설물 하자/손상 DB 구축 시 진행했던 경험을 바탕으로 작성
5. 드론 일반 이론	
5.1 드론의 용어 정리	시설물 안전점검의 주요 핵심 부분인 드론에 대하여 검토하기 위하여 기본적인 용어를 정리
5.2 드론의 비행원리	드론 운용을 효율적으로 하기 위하여 드론 비행원리를 정리
5.3 드론의 안전비행을 위한 센서	드론 추락에 따른 인명 및 재산 사고를 미연에 방지하기 위하여 안전비행이 중요한 바, 이에 대한 기술적인 사항을 정리
5.4 드론 시스템 및 운용 요소	드론과 ADPS 연계 효율성을 높이기 위하여 드론 운용 시스템에 대하여 정리
5.5 드론 비행 안전 방안	드론 비행에 대한 기본적인 안전 방안을 정리
6. 촬영 시설물의 정보 수집	
6.1 드론 촬영 절차	시설물 무인진단기술이 탑재된 드론 시스템을 운영할 때 현실적으로 고려해야 할 드론 촬영 절차를 정리
6.2 드론 비행 및 촬영 승인 절차 이해	드론의 경우, 제도적 허가 절차가 필요한 바, 이에 대하여 정리
6.3 안전한 임무 수행을 위한 사전 준비	드론 운용을 위한 사전준비사항 정리
6.4 드론 비행 전 현장에서의 확인 사항	드론 운용을 효과적으로 안전하게 하기 위하여 현장 확인 사항에 정리
6.5 드론의 촬영 목적 및 용도 이해	드론을 통해 촬영된 이미지 데이터를 가공하는 어플리케이션 및 방법 등 방안에 대하여 정리
7. 공동주택 자율성능진단 시스템(APDS) 개요	
7.1 기술 개발 개요	APDS 연구 배경, 기술 동향 및 연구 성과물에 대하여 간략히 정리함.
7.2 ADPS 핵심 개념	APDS 핵심 구동 원리 및 기술 구성 요소 설명
7.3 ADPS 개발 내역	APDS 구축 내역

표 2-33. 시설물 자율 성능진단 시스템 매뉴얼 구성 개요 (계속)

구분	주요 내용
8. 공동주택 자율성능진단 시스템(APDS) 시범 적용 결과	
8.1 정기, 정밀 안전점검 분야	- 부산 패법 1단지를 대상으로 안전점검 실시 - 실제적인 경제성 부분 고려
8.2 급경사지 점검 분야	급경사지를 대상으로 APDS 적용
8.3 균열확인 및 물량산출 분야	서울 번동 1단지를 대상으로 APDS와 렌더링 소프트웨어를 적용하여 물량 산출
8.4 직접 점검 위험 부위 조사 분야	직접 점검을 위한 교육
8.5 실사 기반 3D 모델링 분야	3D 모델링 개념
8.6 시계열 분석 및 점검 분야	상시유지관리체계를 위한 주기적으로 점검 여부 파악
9. 공동주택 자율성능진단 시스템(APDS) 실용화 방안	
5.1 공동주택 자율성능진단 시스템(APDS) 검증 결과 종합	전문가 인터뷰 및 현장 검증 결과를 토대로 한계점 및 향후 발전 방향에 대하여 설명
5.2 무인 공동주택 성능케어시스템(u-APCS) 최종 개념	최종 APDS인 무인 공동주택 성능케어 시스템의 개념
5.3 향후 실용화 계획	4단계 실용화/상용화 계획

- 본 연구의 성과물로 소프트웨어 등록한 “콘크리트 표면 손상 유형 분류 및 정확도 평가 프로그램”은 DCNN기반 인공지능 알고리즘을 통해 콘크리트 손상 이미지를 사전 학습된 모델을 활용하여 평가하고자하는 손상 이미지(균열, 철근노출, 누수)를 자동적으로 분류하는 프로그램으로, 향후 손상이 포함된 다수의 이미지로부터 손상정보를 효율적으로 판독하는데 활용될 수 있을 것으로 판단됨.
- 해당 소프트웨어의 개요 및 실행절차는 다음과 표와 같음.

표 2-34. 프로그램 사용방법

프로그램 명	콘크리트 표면 손상 유형 분류 및 정확도 평가 프로그램	
주요 내용	적용분야	건설기술용역분야
	특징	본 프로그램은 콘크리트 표면에 발생한 손상을 나타내는 이미지를 분석하여 손상의 유형을 분류하고 그 정확도를 평가하는 프로그램임
	주요기능	이미지 데이터를 이용하여 콘크리트 표면에 나타난 손상의 유형을 인공지능 알고리즘을 기반으로 자동적으로 판독할 수 있는 기능을 갖추고 있음,
	사용절차	<pre> graph TD A[프로그램 실행] --> B[테스트 폴더 선택] B --> C[모델 로드] C --> D[자동 분석] D --> E[결과 출력] subgraph SideBox1 [손상 이미지 폴더] direction TB B1[균열] B2[철근노출] B3[누수] end subgraph SideBox2 [사전 학습된 모델] direction TB B4[CBM_train_model_1.ckpt.data-00000-of-00001] end </pre>
	사용방법	0. CBM_Programming_v.1.3_20200830.exe 실행 1. 하위 폴더에 'testset' 폴더명을 지닌 폴더 (최상위 폴더)를 선택. (위계구조 : 'dataset'선택할폴더 - 'testset' 폴더 - 'Crack','Rebar_exposure','Leakages'폴더) (* 참고: 폴더명의 한글지원은 불가) 2. pretrained_model 폴더내에서 사전 학습된 모델을 Import. (.ckpt) 파일명: 'CBM_train_model_1.ckpt.data-00000-of-00001' 열기 3. 결과출력 (출력까진 컴퓨터성능에 따라 1-3분 정도 소요될 수 있음)

3. 목표 달성도 및 관련 분야 기여도

3-1. 연구 개발 성과

■ 본 연구는 당초 핵심 연구목표로 계획된 “시설물 하자/결함 DB”, “시설물 자율 성능진단 시스템 시작품”, “시설물 자율 성능진단 시스템 매뉴얼” 등의 연구개발 성과를 달성하기 위해 성실하게 연구를 완료하였음.

연번	핵심성과 (CTE)	핵심성과 설명	달성도
1	[APDS_D] 공동주택 하자/결함 DB	시설물의 성능에 미관상, 기능상, 안전상 영향을 미치는 다양한 하자/결함(균열, 철근노출, 도장박리, 마감탈락 등)를 공용부 중심의 발생부위(외벽, 옥상, 지하주차장 등)로 세분화하여 이미지, 동영상으로 구축한 시설물 하자/결함 DB	100%
2	[APDS] 공동주택 자율 성능진단 시스템 시작품	시설물 하자 사진 및 영상 데이터를 Input Data로 설정하고 자율주행차의 핵심기술인 딥러닝 기반 오브젝트 검출 및 고속화 모델을 통하여 시설물 하자를 실시간으로 검출할 수 있도록 설계된 DCNN기반 시설물 자율 성능진단 시스템 시작품	100%
3	[APDS_M] 공동주택 자율 성능진단 시스템 매뉴얼	시설물 안전 및 하자점검단계에서 시설물 자율 성능진단 시스템을 효율적으로 활용하는데 있어서 필요한 다양한 정보를 제공함으로써 사용자들을 지원하는 시스템 매뉴얼	100%

3-2. 정량적 성과

- 본 연구는 당초 계획된 정량적 성과를 달성하기 위해 성실하게 연구를 수행하였음.
- SCI(E)급 논문 5, 비SCI 3건, 특허출원 2건, 소프트웨어 등록 1건 및 연구보고서 6건으로 정량적 성과를 달성완료함.

구분		목표	달성도(%)	비고
국외 논문 게재	SCI	5	5(100%)	
	비SCI	-	-	
	계	5	5(100%)	
국내 논문 게재	SCI	-	-	
	비SCI	3	3(100%)	
	계	3	3(100%)	
특허 출원	국내	2	2(100%)	
	국외	-	-	
	계	2	2(100%)	
특허 등록	국내	-	-	
	국외	-	-	
	계	-	-	
인력 양성	석사	-	1	
	박사	-	-	
	계	-	1	
기술 이전	계약 건수	-	-	
	계약액	-	-	
	징수액	-	-	
국제 표준화	기고서 제출	-	-	
	기고서 채택	-	-	
	표준안 채택	-	-	
국내 표준화	기고서 제출	-	-	
	기고서 채택	-	-	
	표준안 채택	-	-	
등록·기탁 대상 성과물	보고서 원문	5	6	
	연구시설·장비	-	-	
	기술요약정보	-	-	
	생명 자원	생명정보	-	
		생물자원	-	
		신품종	-	
	소프트웨어	1	1(100%)	
	화학물	-	-	
기타	시제품	-	-	
	성과 홍보	-	1	국내학술특별세션 (2019.11.15 일산)

3-3. 목표 미달성 시 원인(사유) 및 차후대책(후속연구의 필요성 등) : 해당사항 없음

4. 연구개발성과의 활용 계획 등

- 시설물 안전진단 전문업체는 본 연구개발성과를 활용하여 **시설물의 실시간 성능진단이 가능하며, 시설물 안전진단의 정밀성 및 용이성을 향상**시킬 수 있음.
- 국내외 무인로봇 제조업체는 본 연구개발성과를 활용하여 안전진단용 드론, 로봇 등을 제조하고 관련 시장 활성화로 **지속적인 수익 창출**이 가능함.
- 정부기관은 본 연구개발성과를 토대로 **시설물 전반의 장수명화를 위한 전략 수립에 활용**할 수 있음. 또한, 국내외 대학 및 연구소와 기술 공유를 통하여 학술적으로 공동연구를 진행하고, **R2P (Research to Practice) 전략을 마련하여 실용화**할 수 있음.

최종성과물	기술수요처	활용방안
시설물 자율 성능진단 시스템 원천기술	시설물 안전진단 전문업체	■ 시설물 안전진단 전문업체는 DCNN 기반 시설물 자율 성능진단 알고리즘을 활용하여 시설물의 실시간 성능 진단 가능 ■ 기존 안전진단 시스템의 주관적·수동적 사후 관리의 한계를 극복할 수 있도록 기술을 지원하여 정밀성 및 용이성을 확보한 안전진단 기술 확보 가능
	무인체 제조업체	■ 무인체 제조업체는 DCNN 기반 시설물 자율 성능진단 알고리즘을 활용하여 개별 시설물의 안전진단용 드론, 로봇 등을 제조하고 수익 창출 가능 ■ 시설물 진단용 무인로봇 개발 기술 수출 및 시장 선점으로 지속적 수익 창출 가능
	정부기관/ 국내외 대학 및 연구소	■ 시설물 자율 성능진단 시스템을 선제적, 능동적 유지관리전략을 수립하는데 활용할 수 있으며, 연구 결과 구축되는 개별하자, 복합하자, 고속하자 모델 활용성을 높이기 위하여 기준 마련 ■ 시설물 유지관리 기술 및 무인로봇 등에 대하여 연구하고 있는 국내외 대학 및 연구소와 연구결과를 공유하여 학술적으로 공동 연구를 수행하고, 이를 실용화할 수 있는 R2P전략 마련 가능

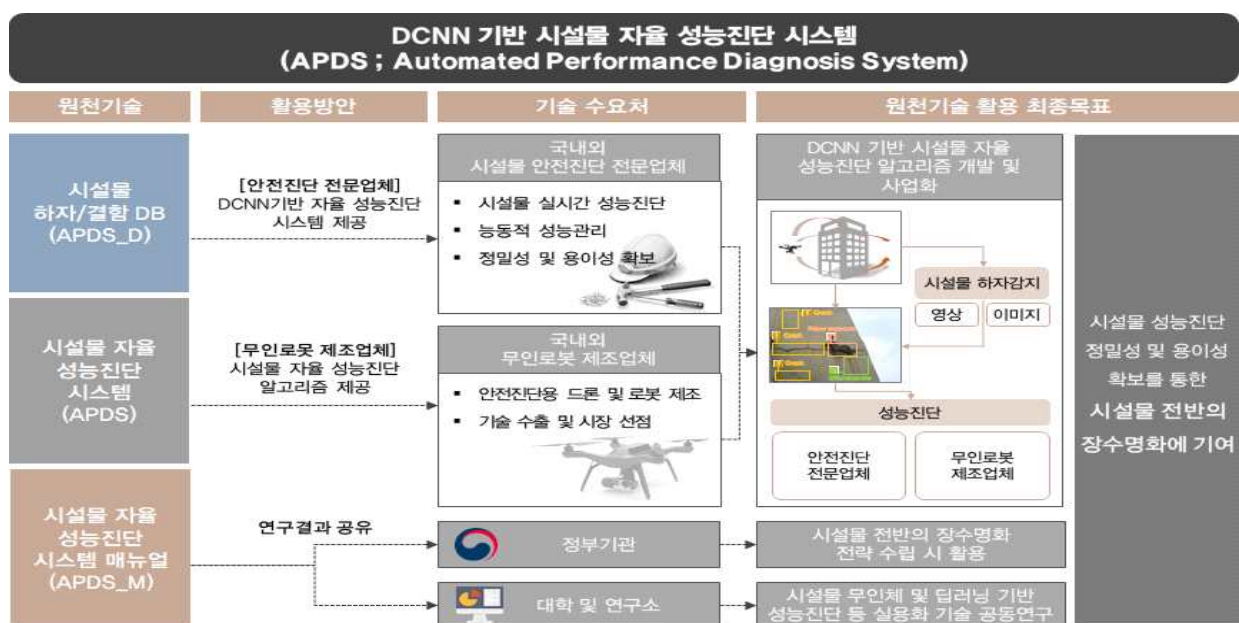


그림 5-1. 본 연구개발기술의 기술수요처 및 활용방안

- 실제로 본 연구결과를 토대로 한국토지주택공사의 특정 단지에 적용하여 기존 정밀안전 점검과 비교분석을 실시하였음.
- 먼저 대상 단지의 정밀안전점검 보고서를 검토한 결과는 다음 표 5-1과 같음.

표 5-1. 기존 대상단지 정밀안전점검 보고서 검토 결과

구분	내용																																																																																																																										
투입인원	• 책임기술자 : 1명 • 참여기술자 : 3명																																																																																																																										
용역비용	101동	• 1,419,000원																																																																																																																									
	102동	• 2,024,000원																																																																																																																									
	103동	• 1,419,000원																																																																																																																									
	총계	• 4,862,000원																																																																																																																									
용역기간	• 2020.02.24.~2020.03.13.(19일)																																																																																																																										
용역 스케줄	<table><tr><th rowspan="2">기간 공정</th><th rowspan="2">일 (day)</th><th colspan="13">2020. 2. 24. ~ 2020. 3. 13.(19일)</th><th rowspan="2">비고</th></tr><tr><th colspan="5">5월</th><th colspan="5">10월</th><th colspan="3">15일</th></tr><tr><td>1. 사전조사</td><td>2</td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr><tr><td>2. 현장조사 및 재료시험</td><td>2</td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr><tr><td>3. 조사결과 분석·평가</td><td>5</td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr><tr><td>4. 상태평가 및 종합평가</td><td>6</td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr><tr><td>5. 보고서 작성</td><td>7</td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr></table>														기간 공정	일 (day)	2020. 2. 24. ~ 2020. 3. 13.(19일)													비고	5월					10월					15일			1. 사전조사	2															2. 현장조사 및 재료시험	2															3. 조사결과 분석·평가	5															4. 상태평가 및 종합평가	6															5. 보고서 작성	7														
기간 공정	일 (day)	2020. 2. 24. ~ 2020. 3. 13.(19일)															비고																																																																																																										
		5월					10월					15일																																																																																																															
1. 사전조사	2																																																																																																																										
2. 현장조사 및 재료시험	2																																																																																																																										
3. 조사결과 분석·평가	5																																																																																																																										
4. 상태평가 및 종합평가	6																																																																																																																										
5. 보고서 작성	7																																																																																																																										
용역범위	자료수집 및 분석	• 각종 도면, 시설물관리대장, 기존 점검결과, 보수·보강이력 등 자료 검토																																																																																																																									
	현장조사 및 시험	• 외관조사 및 외관조사망도 작성 • 간단한 현장 재료시험																																																																																																																									
	상태평가	• 결과 분석 및 등급 지정																																																																																																																									
	보고서 작성	• 보고서 작성																																																																																																																									
특징	• 복도, PIT 층과 같은 공용부 실내를 중심으로 점검이 이루어짐. • 외관점검의 경우, 상대적으로 점검결과가 부족함. 이는 실질적으로 외관점검이 육안으로 이루어지며, 실질적으로 결함이 직접적으로 측정하는 것이 어렵기 때문인 것으로 판단됨.																																																																																																																										

- 먼저 투입인원을 살펴보면 책임기술자 1명, 참여기술자 3명으로 총 4명이 투입되었으며, 용역비용은 4,862,000원인 것으로 확인됨.
- 전체 용역기간은 19일이었으며, 외관점검과 관련성이 높은 현장조사 기간은 2일인 것으로 확인됨.

- 용역범위는 자료수집 및 분석, 현장조사 및 시험, 상태평가 및 보고서로 구성됨에 따라 본 연구에서 중점적으로 진행하고 있는 외관점검보다 용역 범위가 넓은 것으로 확인됨.
- 분석 보고서를 검토한 결과, 복도, PIT 층과 같은 공용부 실내에 대한 점검이 대부분을 차지하고 있으며, 외관점검의 경우, 점검결과가 상대적으로 부족한 것을 확인할 수 있음. 이는 접근성 문제, 비용 문제 등에 의해 대략적인 육안점검 중심으로 이루어지기 때문인 것으로 판단됨.
- 실제로 드론 기반 점검의 경우, 대가산정기준이 존재하지 않기 때문에 정확한 금액을 결정할 수 없으나, 본 연구를 통해 투입된 자원을 토대로 개략적으로 평가하면 다음과 표 5-2와 같음. 즉, 본 연구에서는 1개동을 대상으로 분석하였으나, 표 5-3은 본 연구에 투입된 자원을 토대로 3개동 전체를 기준으로 재산정한 결과임.

표 5-2. 드론 기반 점검 결과

구분	내용	
투입인원	• 드론 촬영 인력 : 3명(동당 1명)	
비용	101동	• 1500,000원
	102동	• 1500,000원
	103동	• 1500,000원
	총계	• 4,500,000원
업무기간	• 2020.02.24.~2020.03.13.(19일)	
업무스케줄	• 촬영비행승인기간 : 1주일(해당 기간은 허가기간임에 따라 업무기간에서 제외) • 사전 현장 조사(비행계획) : 1일 • 드론 기반 외관촬영 및 AI 검출 : 3개동 2일 (1개동 1일 이내 가능) • 랜더링 기간 : 4일 • 분석 및 보고서 작성 기간 : 3일 • 전체 기간 : 10일	
업무범위	사전 현장 조사	• 사전 현장 조사를 통해 드론 운용 계획 및 비행 안전계획 수립
	드론 기반 외관촬영 및 AI검출	• 대상지에 대한 드론 촬영 실시 및 AI 검출 기술을 토대로 하자 식별
	랜더링	• 이미지 데이터를 토대로 3D 랜더링
	보고서 작성	• 결함 정보 정리 및 최종 보고서 작성
특징	• 외관 점검을 중심으로 진행되며, 정밀안전점검보다 상세한 결함 내역 확인이 가능함. • 3D 모델을 시점별로 축적하여 정기점검 시 비교평가 가능함. • 본 연구는 정밀점검이지만, 연구 결과 정기 및 정밀점검에 대하여 추가적인 자원 투입이 없으며, 드론 운용을 자체적으로 할 수 있다면, 비용은 상당히 감소할 것으로 판단됨.	

- 업무범위는 외관점검, AI 기반 결함 검출 및 렌더링으로 정의됨.
 - 먼저 투입인원을 살펴보면 드론촬영인력이 동당 1명으로 총 3명이 투입되며, 비용은 약 3,000,000원으로 판단됨.
 - 전체 기간은 10일이며, 드론 촬영은 1개동에 1일 이내로 가능할 것으로 확인됨. AI 기반 하자 검출의 경우 드론 촬영된 영상을 토대로 시뮬레이션한 결과, 마찬가지로 1일 이내로 평가가 가능함. 이를 종합적으로 정리하면 최대 해당 사이트의 경우, 2일 (48시간) 내에 하자 검출이 가능할 것으로 판단됨.
- 본 연구에서 산정한 인공지능 기반 드론을 활용한 안전점검과 기존 용역을 비교하면 다음 표 5-3과 같음.
 - 표면적인 업무범위는 기존 정밀점검이 넓지만, 외관점검에 국한할 경우 업무수준은 인공지능 기반 드론을 활용한 안전점검이 압도적으로 비교우위에 있음.
 - 비용적인 측면은 제한적인 수준이지만, 기존 정밀점검이 업무범위가 넓기 때문에 기존 안전점검이 외관점검에 국한되어 있는 본 연구 업무비용보다 업무범위적 측면만을 고려했을 경우, 상대적으로 저렴한 것으로 판단됨.
 - 기간적인 측면에서는 본 연구의 기간이 짧지만, 이는 기존 안전점검의 업무범위가 넓기 때문인 것으로 판단됨. 하지만 업무수준 및 결함정보를 상대적으로 단기간 내에 드론 점검이 파악할 수 있다는 장점이 있음.
 - 이러한 비교분석을 통한 종합의견은 다음과 같음.
 - 기존 정밀점검의 경우, 제한적이지만 외관점검뿐만 아니라 내부 공용부 점검 및 재료 실험도 병행됨에 따라 업무범위 측면만 고려했을 경우, 기존 안전점검이 유리한 것으로 확인됨.
 - 하지만 정밀점검 중 외관점검의 상세수준은 기존 드론 점검이 압도적으로 우위에 있는 것으로 확인됨.
 - 드론 점검의 경우 정기, 정밀점검이라는 제도적인 구분없이 동일한 수준의 외관 결함 정보를 확보할 수 있으며, 정기점검의 경우 외관점검 위주로 진행됨에 따라 드론 점검은 정기점검에 활용하는 것이 더욱 효과적일 것으로 판단됨.
 - LH 내부적으로 촬영인력을 육성 혹은 고용한다면, 본 연구에서 제시한 드론 기반 안전점검의 경우, 상기에서 언급한 비용의 50% 이상을 절감할 수 있으며, 3D 렌더링까지 내부 인력으로 한다면 대부분의 비용을 감소시켜서, 정기정검비용에 근접한 수준에서 훨씬 더 상세하고 효율적인 사전 예방형 유지관리체계를 구축할 수 있을 것으로 판단됨.

표 5-3. 기존 및 본 연구 점검결과 비교

구분	기존	본 연구	비교분석
업무범위	• 외관조사 • 재료실험 • 등급산정	• 외관조사 • 3D 랜더링	• 표면적인 업무범위는 기존 안전점검이 보다 폭넓게 점검함. • 본 연구는 외관을 중심으로 점검업무가 수행되지만, 랜더링 업무까지 병행함에 따라 시간 간격을 두고 결합 진행 상황을 명확히 파악할 수 있음.
업무수준 (외관조사, 103동 기준)	• 결합 발견 수 : 12개	• 결합 발견 수 : 383개 • 3D 랜더링 추가	• 기존 외관 점검보다 결합이 압도적으로 다수 확인됨에 따라 업무수준은 상대적으로 높은 것으로 판단됨. • 또한 본 연구의 경우 추가적으로 3D 랜더링 생성이 가능함에 따라 시계열 결합 추적이 가능함.
비용	• 1,600,000원/동	• 1,500,000원/동	• 업무범위가 상이함에 따라 비용에 대한 직접 비교가 어렵지만 업무범위만을 고려할 경우, 기존 안전점검이 외관점검에만 국한되어 있는 본 연구 업무비용보다 상대적으로 저렴한 것으로 판단됨.
기간	• 19일	• 10일	• 기존이 업무범위가 상대적으로 넓기 때문에 기존 안전점검 기간이 긴 것으로 확인되지만, 업무수준 및 결합정보를 상대적으로 단기간 내에 드론 점검이 파악할 수 있다는 장점이 있음.

주 의

1. 이 보고서는 국토교통부에서 시행한 국토교통기술촉진연구사업의 연구보고서입니다.
2. 이 보고서 내용을 발표하는 때에는 반드시 국토교통부에서 시행한 국토교통기술촉진연구사업의 연구결과임을 밝혀야 합니다.
3. 국가과학기술 기밀 유지에 필요한 내용은 대외적으로 발표 또는 공개하여서는 안 됩니다.