

지하 공간 정보 정확도 개선 및 매설관 안전관리 기술개발 (4/5)

Underground Space DB Accuracy Improvement and
Underground Utilities Safe Management Technology

2023.12.

지하 공간 정보 정확도 개선 및 매설관 안전관리 기술개발 (4/5)

Underground Space DB Accuracy Improvement and
Underground Utilities Safe Management Technology

2023.12.

한국건설기술연구원

연구책임자 / 강재모

연구수행자 / 정문경, 김동규, 김진영, 김동구, 공명식, 이철희,
이성열, 황인주, 황환국, 곽필재, 이홍철, 지현욱,
이장근, 진현우, 유병현, 곽기석, 김동희, 최창호,
김균태

제 출 문

한국건설기술연구원장 귀하

본 보고서를 2023년도 주요사업으로 수행한 “지하 공간 정보 정확도 개선 및 매설관 안전관리 기술개발” 연구의 보고서로 제출합니다.

2023. 12

-
- 연구책임자 / 강재모 수석연구원 지 반 연 구 본 부

 - 참여연구원 / 곽기석 선임연구위원 산업혁신부원장실
 - 정문경 선임연구위원 지 반 연 구 본 부
 - 김동규 선임연구위원 지 반 연 구 본 부
 - 황인주 선임연구위원 환 경 연 구 본 부
 - 최창호 선임연구위원 건설산업진흥본부
 - 황환국 연구위원 환 경 연 구 본 부
 - 곽필재 연구위원 환 경 연 구 본 부
 - 이장근 연구위원 미래스마트건설연구본부
 - 김근태 연구위원 건설정책연구소
 - 김동희 연구위원 건설인증센터
 - 김진영 수석연구원 지 반 연 구 본 부
 - 김동구 수석연구원 지 반 연 구 본 부
 - 이홍철 수석연구원 환 경 연 구 본 부

진현우	수석연구원	미래스미트건설연구본부
공명식	전임연구원	지반연구본부
유병현	전임연구원	미래스미트건설연구본부
이성열	박사후연구원	지반연구본부
이철희	박사후연구원	지반연구본부
지현욱	박사후연구원	환경연구본부

요 약 문

I. 연구 제목

지하 공간 정보 정확도 개선 및 매설관 안전관리 기술개발 (4/5)

II. 연구개발의 목적

안전한 지하 공간 관리를 위해 지하공간통합지도의 위치정보 정확도를 개선하고, 신뢰성 있는 지반함몰 위험지도를 제공하여 안전과 시설물의 건전성을 고려한 지하시설물 유지관리 의사결정 체계를 구축하는 기술 개발.

III. 연구개발의 필요성

- 2014년 대규모 지반함몰 사고를 시작으로 현재까지 지반함몰 사고는 꾸준히 증가하고 있으며, 지하 공간 통합관리를 통해 지하 안전을 확보하기 위한 다양한 정책이 제시되었음에도, 이를 위한 기술적 해법은 부족한 상황.
- 지속적으로 발생하는 지반안전사고 예방을 위해 지하 공간 통합관리 체계 마련이 필요하며, 지하공간에 대한 위험예측, 지하정보의 정확성 향상, 지하정보와 지반함몰 위험예측 결과를 개별 시설물 유지관리에 실제 활용하기 위한 기술개발 필요.

IV. 연구개발의 내용 및 범위

- 지하시설물 안전관리를 위한 데이터 구축(WBS.1)
 - 소규모 사업자 대상 지하시설물 운영 DB 구축
 - 공간분석을 통한 DB 구축 및 구조적 건전성 평가 모델 개선
- 열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 현장 실증(WBS.2)
 - 열수송관 이상상태 광역 탐지시스템 설계
 - 열수송관의 이상상태 진단 시스템 현장 적용, 평가
- 지반함몰 위험예측 모델 개발(WBS.3)

- 지하안전관리 활용 시스템 탑재를 위한 모델 최적화

V. 연구개발 결과

- 지하시설물 안전관리를 위한 데이터 구축
 - 열수송관 위험예측 기반 개량 의사결정 지원 기술이전(한국지역난방기술㈜, 0.46 억원)
 - 열수송관 유지관리 DB 구축(한국지역난방공사, GS파워㈜ 등)
 - 매설환경을 고려한 열수송관 구조적 건전성 평가 모델 개발 및 현장 실증
- 열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 현장 실증
 - 열수송관망 이상상태 탐지-진단시스템 구축(유선방식 500m, 무선방식 1km 이상)
 - 열수송관망 이상상태 탐지-진단 알고리즘-실증시스템 고도화(신뢰도 75.2% 이상)
- 지반함몰 위험예측 모델 개발(WBS.3)
 - MLP+CNN 모델 기반 지반함몰 위험도 예측 최적모델 개발
 - 최적화 모델을 활용한 2개구의 지반함몰 위험지도 가시화

VI. 활용방안 및 기대효과

○ 과학기술적 파급효과

- 현행 지하시설물 조사기술로 위치조사가 불가능한 불탐구간에 대한 위치·선형 조사 솔루션을 개발하여 정확한 지하정보 구축에 기술적 기여
- 디지털 정보를 활용하여 열수송관의 건전성을 평가하고, 유지관리 의사결정을 지원하기 위한 기술 개발을 통해 안전한 열수송관 관리에 기여
- 지반함몰 위험예측 모델은 다양한 시설물이 혼재된 도심지 지하를 관리하는 지자체를 위한 효과적인 관리기준을 제시

○ 경제적·사회적 파급효과

- 지하공간정보 구축 및 지하시설물 위치·정보 조사 시장이 점진적으로 확대되고 있으며, 해당 시장 주도 핵심기술로 활용 가능
- 지하시설물 상태의 정확한 평가에 따른 개량우선순위 선정, 개량 방법 결정 등 유지관리 의사결정에 의한 계획 수립으로 효율적 예산 활용 가능
- 안전하고 선제적인 지하공간관리를 통해 국민의 안전을 확보하고 삶의 질 향상

Executive Summary

I. Title

Underground Space DB Accuracy Improvement and Underground Utilities Safe Management Technology (4/5)

II. Objectives

The purpose of this research is to develop the maintenance decision-making system of underground facility that considers safety and soundness with improving the accuracy of location information on the integrated underground space map for safe underground space management and providing a reliable ground subsidence risk map.

III. Necessities

After a large-scale ground subsidence incident in 2014, the ground subsidence accidents has steadily increased. Currently, the government and local governments have implemented for various policies to secure underground safety through integrated management of underground spaces. However, there is a lack of technical solutions. Hence, the development of new technology is need for the unified management system to prevent accidents of underground, risk prediction of underground space, maintenance of individual facilities to improve accuracy of underground information and predict the risk of ground subsidence.

IV. Contents and Scopes

- Securing data for safety management of underground facilities(WBS.1)
 - Securing underground facility operation database for small businesses

- DB construction and structural soundness evaluation model improvement through spatial analysis
- Underground Heat Pipe Abnormal Condition Detection, Diagnosis System
 - Design of a wide-area detection system for abnormal conditions in heat pipes
 - Field application and evaluation of abnormal condition diagnosis system for heat pipes
- Development of model for predicting ground subsidence risk(WBS.3)
 - Model optimization for installation of underground safety management utilization system

V. Results

- Securing data for safety management of underground facilities
 - Technology transfer to support decision-making for improvement based on risk prediction of heat transmission pipes (Korea District Heating Technology Co., Ltd., KRW 0.46 billion)
 - Securing heat pipe maintenance database (Korea District Heating Corporation, GS Power Co., Ltd., etc)
 - Development and field verification of a heat pipe structural soundness evaluation model considering the buried environment
- Underground Heat Pipe Abnormal Condition Detection, Diagnosis System
 - Heat Transport Network Abnormalities Detection-Diagnosis System Establishment(Wired Type 500m, Wireless Type 1km or More)
 - Heat transport network anomaly detection-diagnosis algorithm-evidence system advancement(credibility of 75.2% or higher)
- Development of optimal model for predicting ground subsidence risk

- Development of optimal ground subsidence risk prediction model based on MLP+CNN model
- Visualization of ground subsidence risk map using optimization model

VI. Utilization and Expected effect

- Scientific-technological effect
 - Technical contribution to building accurate underground information by developing location and linear survey solutions for unexplored sections that are impossible with current underground facility survey of location technology.
 - Technical contribution to safe heat pipe management through the development of technology to utilize digital information to evaluate heat pipe condition and support maintenance decision making.
 - Ground subsidence risk prediction model presents an effective management standard for local governments managing underground areas in urban areas where facilities are mixed.
- Economic-social effect
 - The market for building underground spatial information and investigating the location and information of underground facilities is expanding and can be used as a core technology.
 - Efficient budget utilization is possible by establishing a plan based on maintenance decision-making, such as selecting improvement priorities based on accurate evaluation of underground facility conditions and determining improvement methods.
 - Secure public safety and improve quality of life through safe and Proactive underground space management.

목 차

제 1 장 연구개발 과제개요	1
1. 개념 및 정의	1
2. 추진배경 및 필요성	2
제 2 장 연구개발과제의 수행과정 및 수행내용	6
1. 연구개발 수행과정	4
1.1 연구개발 추진체계	4
1.2 최종 연구개발 목표	5
1.3 당해년도 연구개발 목표	5
2. 수행내용	6
2.1 지하시설물 안전관리를 위한 데이터 구축	6
2.2 열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 현장 실증	7
2.3 지반함몰 위험예측 모델 개발	7
제 3 장 연구개발과제의 수행결과 및 목표달성 정도	72
1. 지하시설물 안전관리를 위한 데이터 구축	9
1.1 중소규모 지역난방사업자 운영 DB 구축	9
1.2 공간분석을 통한 점용구간 데이터 확보	13
1.3 토양부식성 데이터 확보 방안	28
1.4 공간분석 결과를 활용한 기술성 평가 모델 개선	29
2. 열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 현장 실증	32
2.1 열수송관로의 이상상태 탐지 기술 현황	32
2.2 열수송관로의 이상상태 탐지 모델 고도화	33
2.3 인공지능 기반 열수송관로 이상상태 진단 모델 평가	36
2.4 시사점	43
3. 지반함몰 위험예측 모델 개발	44
3.1 연구개발 수행과정	44

3.2 연구 필요성	44
3.3 연구내용	45
3.4 이론적 배경	46
3.5 실험결과 및 분석	49
3.6 딥러닝 학습	59
3.7 결론	72
4. 정량적 연구개발 성과	74
4.1 국내·외 논문 게재	74
4.2 국내 및 국제학술회의 발표	75
4.3 지식재산권	76
4.4 저작권(소프트웨어, 서적 등)	76
4.5 기술 거래(이전) 등	77
4.6 사업화 현황	77
제 4 장 차년도 연구 개발 계획	78
1. 연구개발의 목표 및 내용	78
2. 국내외 관련 분야 환경변화	80
3. 연구개발 추진전략	82
3.1 중점분야별 추진전략	82
3.2 연구성과 확산전략	82
4. 연구개발 일정 및 기대성과	83
4.1 연구개발 로드맵	83
4.2 월별 수행일정	84
5. 연구비 사용계획	85
5.1 연구비 총액	85
5.2 비목별 연구비 사용계획	85
6. 성과활용방안	88
7. 기대효과	89
7.1 과학기술적 파급효과	89
7.2 경제적 파급효과	89
7.3 사회적 파급효과	90

제 5 장 결 론 87

표 목 차

- 표 3.1 중소규모 지역난방사업자 유지관리 데이터 확보 현황(건) 10
- 표 3.2 열수송관 보수, 사고이력 중 파손건수 비율 12
- 표 3.3 열수송관 파손건수 중 고유값 생성 가능 비율 13
- 표 3.4 열수송관 설비이력 내 지사 및 점용구간별 관 길이 26
- 표 3.5 열수송관 점용구간별 파손건수 및 파손빈도 28
- 표 3.6 토양비저항 기준 28
- 표 3.7 열수송관 점용구간 가중치 30
- 표 3.8 부식환경에 따른 차감점수 산정 기준 31
- 표 3.9 이상상태 진단 알고리즘에 사용된 feature 모형 35
- 표 3.10 안양 지역난방 서비스 구간 열수송관로 AE-ACC 데이터 취득 개요 39
- 표 3.11 SVM에 의해 만들어진 모델의 정확도 41
- 표 3.12 속성 데이터 가시화 56
- 표 3.13 지하 관로 속성 정보 가공 57
- 표 3.14 등급별 데이터 개수 59
- 표 3.15 MLP 학습 결과 70

그림목차

- 그림 1.1 지하 공간 정보 정확도 개선 및 매설관 안전관리 기술개발의 개요도 1
- 그림 1.2 지하공간통합지도 개념도 3
- 그림 1.3 지하 공간 통합지도 내 시설물별 데이터 오류율 3
- 그림 3.1 중소사업자 열수송관 설비이력 전처리 결과 11
- 그림 3.2 열수송관 주변 도로 위치정보(국토지리정보원 제공) 15
- 그림 3.3 일부 도로경계 데이터 누락 16
- 그림 3.4 도로 경계면 데이터 오류 확인 및 수정 17
- 그림 3.5 도로 중첩구간 데이터 생성 18
- 그림 3.6 도로 중첩구간 객체별 길이 산출 19
- 그림 3.7 열수송관 주변 하천, 호수, 저수지 위치정보(국토지리정보원 제공) 20
- 그림 3.8 하천 경계면 내 포함되지 않은 한강시민공원(고수부지) 영역 확인(주황색) 21
- 그림 3.9 하천 경계면 내 포함된 한강시민공원(고수부지) 영역 확인(하늘색) 21
- 그림 3.10 수계 경계면 데이터 오류 확인 및 수정 22
- 그림 3.11 수계 중첩구간 데이터 생성 22
- 그림 3.12 수계 중첩구간 객체별 길이 산출 23
- 그림 3.13 도로 중첩구간(붉은색), 수계 중첩구간(파란색) 데이터 생성 결과 25
- 그림 3.14 열수송관 점용구간별 파손건수 및 파손빈도 27
- 그림 3.15 측정기를 활용한 토양비저항 측정 29
- 그림 3.16 열수송관 설치상태 등 검사방법 32
- 그림 3.17 SVM의 개념 34
- 그림 3.18 SVM 기반 인공지능 학습모델 생성 절차 35
- 그림 3.19 안양 데이터 전지점 비교 (ACC) 37
- 그림 3.20 안양 지역난방서비스구간 실증데이터 전지점 비교 (AE) 37
- 그림 3.21 Multi-Layer Perceptron 구조 47
- 그림 3.22 ResNet의 구조 48
- 그림 3.23 사고 지점 위치와 사고 발생 영역 49
- 그림 3.24 지하 관로 6종 50
- 그림 3.25 Clip analysis 52

그림 3.26 레이아웃 생성 및 설정	54
그림 3.27 속성 데이터 가시화	56
그림 3.28 속성 데이터 가시화 결과	56
그림 3.29 회전된 이미지 데이터	57
그림 3.30 ResNet 모델 학습 및 테스트 과정	59
그림 3.31 MLP-CNN 학습 과정	69
그림 3.32 ResNet 학습 및 테스트 결과	71
그림 3.33 MLP + ResNet 학습 및 테스트 결과	71
그림 3.34 예측 모델을 토대로 제작한 GSSM	72

제 1 장

연구 개발 과제 개요

1. 개념 및 정의

- 본 연구사업의 목표는 “안전한 지하 공간 통합관리”이며, 이를 위해 지하공간통합 지도의 위치정보를 개선하고, 신뢰성 있는 지반함몰 위험지도를 제공하여 안전한 시설물 건전성을 고려한 지하시설물 유지관리 의사결정 체계 구축 연구개발 사업



그림 1.1 지하 공간 정보 정확도 개선 및 매설관 안전관리 기술개발의 개요도

- 지하 공간 정보 정확도 개선 및 안전관리를 위해 다음과 같은 기술개발을 3개 중점분야로 제시
 - 지하시설물 유지관리 데이터 구축

- 열수송관의 이상상태 탐지-진단
- 지반함몰 위험예측
- 중점분야별 3대 핵심기술 개발 분야는 다음과 같은 구체적인 기술개발 추진으로 연구의 최종 목표 설정
 - 데이터 기반 지하시설물 안전관리 기술 고도화
 - 열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 개발, 현장 실증
 - 지반함몰 위험도 예측 기술 고도화

2. 추진배경 및 필요성

- 2014년 대규모 지반함몰 사고를 시작으로 현재까지 지반함몰 사고는 꾸준히 증가하고 지하 공간 안전을 확보하기 위한 다양한 정책이 제시되었으나 기술적 해법 부족
- 지하공간통합지도는 시설물 중심이 아닌 지하 공간 관점에서의 안전관리 체계가 마련되어 관리되고 있기 때문에 정보의 신뢰성이 떨어지며 체계적인 안전관리를 위한 활용방안이 미흡
- 이에 따라 정부에서는 국토교통부를 중심으로 2015년~2020년까지 약 290억 원을 투자하여 전국 85개 지자체의 지하 공간 통합지도를 구축할 예정
 - 지하시설물(6종), 지하구조물(6종), 지반(3종) 등 15종을 지하정보 활용시스템(지자체)과 지하정보통합관리시스템(국토부, 지도생산·배포·갱신·관리)으로 나누어 관리
- 지하 공간 통합지도 구축 정보는 기존 지하매설물의 설치 및 유지관리 과정에서 수집된 기초 정보를 바탕으로 두어 시설물별 구조적 건전성 판단이 어려움
 - 2018년 실시한 지하공간통합지도 구축사업 현황 및 시설물 데이터 신뢰성 분석 결과, 데이터 오류율이 18~32%로 확인되어 대책 마련이 시급한 실정
 - 현재 위치조사 기술은 오차가 크고 적용성에 한계가 있는 물리 탐사 기술에 의존
 - 외부에 노출되지 않는 지하매설물의 특성상 시설물 상태를 주기적으로 확인하기 어려움
 - 확보 데이터의 낮은 정확도와 지반과 지하수, 주변 시설물 영향 등 다양한 외부 환경 고려가 필요해 파손 예측 및 건전성 평가 알고리즘의 신뢰성 확보가 어려움



그림 1.2 지하공간통합지도 개념도

지하공간 통합지도 오염율(단위=%)



그림 1.3 지하 공간 통합지도 내 시설물별 데이터 오염율

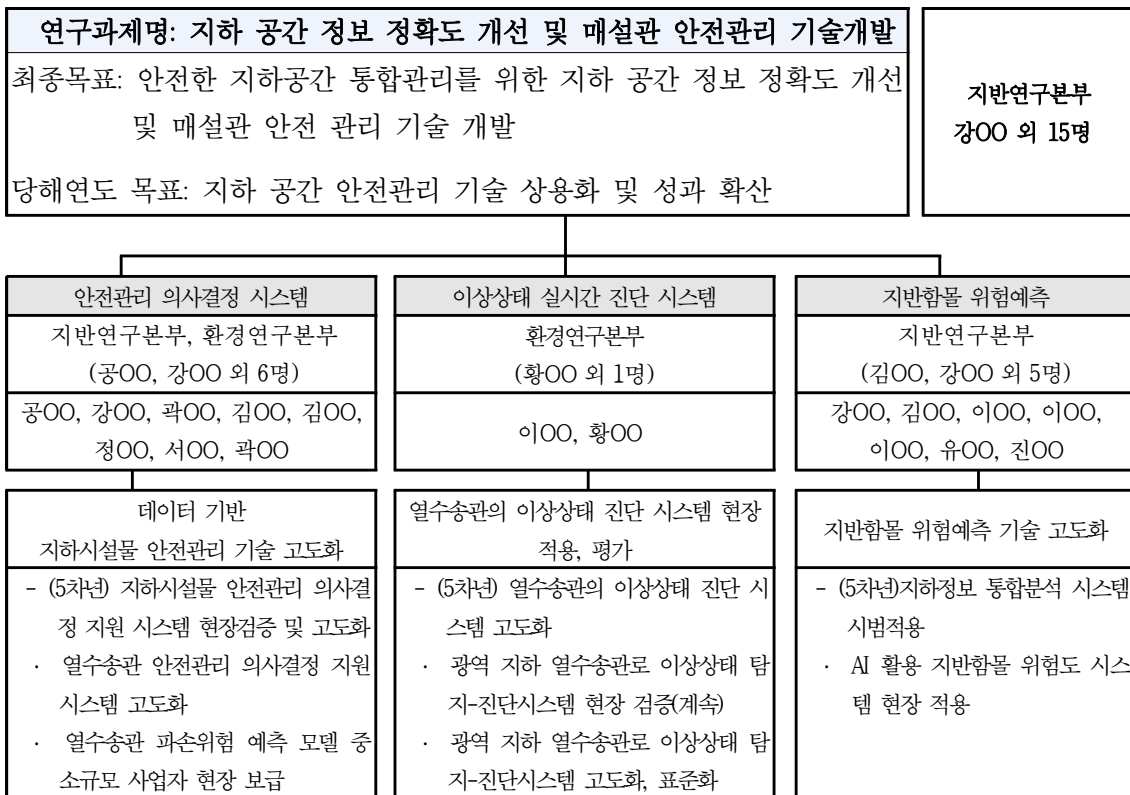
제 2 장

연구개발과제의 수행과정 및 수행내용

1. 연구개발 수행과정

1.1 연구개발 추진체제

- 본 연구 과제를 수행하기 위해 지반연구본부와 환경연구본부가 참여하여 KICT 주도 연구체계를 수립하였으며 지하시설물 안전관리를 위한 데이터 구축, 열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 현장 실증, 지반함몰 위험예측 모델 개발의 3개 연구개발을 위해 전문 내부 연구진을 구성



- 안전관리 의사결정 시스템 개발 분야 요소기술 개발, 시설물 관점의 활용성 분석 및 실증 방안 마련을 위한 학계와 관리주체(지역난방공사)간 협력체계를 구축하여 연구를 진행

1.2 최종 연구개발 목표

- 다양한 지하시설물들이 혼재되어 있고, 지반굴착공사, GTX 등 대규모 지하개발이 빈번하게 이루어지고 있는 도심지의 지하안전사고를 예방하기 위해 디지털화된 지하정보를 활용한 지하안전관리 체계 마련을 위한 핵심기술 개발
 - (1핵심)지하시설물 안전관리를 위한 데이터 구축
 - (2핵심)열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 현장 실증
 - (3핵심)지반함몰 위험예측 모델 개발

1.3 당해년도 연구개발 목표

- 세부 연구목표 1 : 지하시설물 안전관리를 위한 데이터 구축
 - (소규모 사업자 대상 지하시설물 운영 DB 구축)비정형 데이터 구축을 통한 소규모 지역난방사업자용 의사결정 지원 모델 개발
 - 목표수준 : 비정형 데이터 20,000건 구축
 - 성과물 : 국내논문 1건, 보고서 1건, S/W등록 1건, 특허등록 1건
 - (공간분석을 통한 DB 구축 및 구조적 건전성 평가 모델 개선)구조적 건전성 평가 모델 개선을 위해 기존 평가인자 외 점용구간, 토양부식성 정보를 공간분석을 통해 확보
 - 목표수준 : 공간분석 정보를 포함한 구조적 건전성 평가 모델 개선
 - 성과물 : 보고서 1건, S/W 등록 1건, 국내논문 1건, 기술이전 1건, 사업화 3건
- 세부 연구목표 2 : 열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 현장 실증
 - (열수송관 이상상태 광역 탐지시스템 설계)
 - 목표수준 : 열수송관 이상상태 탐지구간 1,000m 급 광역 탐지시스템 설계
 - 성과물 : 특허등록 1건, SCI논문 1건
 - (열수송관의 이상상태 진단 시스템 현장 적용, 평가)

- 목표수준 : · 열수송관 이상상태 진단시스템 신뢰도 70% 확보
- 성과물 : 특허등록 1건, 기술이전 1건
- 세부 연구목표 3 : 지반함몰 위험예측 모델 개발
 - (지하안전관리 활용 시스템 탑재를 위한 모델 최적화)
 - 목표수준 : 지반함몰 위험도 예측 모델 최적화 (정확도 70%)
 - 성과물 : 국내논문 2건, S/W 등록 2건

2. 수행내용

2.1 지하시설물 안전관리를 위한 데이터 구축

2.1.1 중소사업자 열수송관 운영정보 DB 구축

- (텍스트 기반 중소사업자 열수송관 비정형 데이터 분석) 별도의 데이터 테이블정 의서 등이 마련되지 않은 텍스트 기반 열수송관 비정형 데이터를 사업자로부터 제공받아 건전성 평가 모델에 적용 가능하도록 데이터 전처리(결측값 및 이상값 제거, 데이터 통합 및 이산화) 작업 진행
- (열수송관 보수이력 분석 및 파손이력 추출) 공급관과 회수관별로 작성된 보수이력정보를 취합 및 분석하여 실제 파손과 연관된 데이터만 추출 후 파손이력 DB 구축
- (열수송관 운영정보 DB 구축) 열수송관 설비, 파손이력 및 부속시설물 설비이력을 포함한 24,579건의 열수송관 운영정보 DB 구축(배관 설비이력 14,785건, 배관 보수이력 1,703건, 부속시설물 설비이력 8,091건)

2.1.2 공간분석을 통한 DB 구축 및 구조적 건전성 평가 모델 개선

- (점용구간별 열수송관 설비이력 데이터 생성) 국가공간정보포털을 통해 확보한 점용구간 공공데이터와 한국지역난방공사의 GIS 기반 열수송관 설비이력 데이터에 대한 공간분석을 진행하여 점용구간 데이터를 생성한 열수송관 기본단위 DB 구축 (도로, 수계, 기타) 완료

- (점용구간별 파손위험도 분석) 도로(하중에 의한 파손) 및 수계(부식성 증가) 하부에 매설된 열수송관의 파손위험도(파손빈도)를 분석하여 하천횡단구간의 파손위험성(평균 대비 파손빈도 12배 증가) 확인
- (구조적 건전성 평가 모델 개선) 파손빈도 기반의 기존 구조적 건전성 평가 모델에 점용구간과 토양부식성을 평가지표로 추가하여 구조적 건전성 평가 모델 개선
- (구조적 건전성 평가 모델 현장 실증) 한국지역난방공사로부터 제공받은 2022년 12월 기준 설비/파손이력 데이터를 개선된 평가 모델에 적용하여 공사 내 19개 지사별 성능개선 대상 물량 및 개량 우선순위 산출 결과 제공

2.2 열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 현장 실증

- (모델 분류성능 확인) 열수송관로 이상상태 진단 모델(Model_2022_01, Model_2022_03, Model_2022_06)의 검증 결과 분류성능이 약 38~56%로 예상을 월등히 상회하는 수준을 확인
- (모델 신뢰도, 정확도 검증) 안양 지역난방서비스구간의 데이터를 모두 사용한 인공지능 학습모델(Model_2023_21, Model_2023_22)의 학습에는 L1~L6 지점과 N1~N5 지점 데이터를 사용함. 자체검증 결과 정확도가 역시 거의 100%가 나옴. 학습모델을 L7~L10 지점과 N7~N10지점에 적용한 경우, ACC신호에서 정확도가 51.6%, AE신호에서 정확도가 75.2%로 소폭 감소함. ACC 센서와 AE 센서의 병행 적용을 가정할 때 이상진단 시스템의 신뢰도는 75.2%로 최종 평가됨.

2.3 지반함몰 위험예측 모델 개발

- (지반함몰 위험도 예측모델 고도화를 위한 이미지 DB구축) 서울시 2개구(강남, 송파)를 대상으로 6종 지하시설물(상수도, 하수도, 전기, 가스, 통신, 열수송관) 공간정보와 속성정보(관로길이, 관경, 매설년도, 관종 및 부가시설 등) 및 지반함몰 발생 이력 데이터 확보의 이미지 DB화 완료.
- (MLP 및 CNN 기반 지반함몰 위험도 예측모델 개발) 구축된 이미지 형식의 DB를 MLP 및 CNN 알고리즘에 적용하여 지반함몰 위험도 예측 모델 개발.

- (개발 모델의 정확도 검증) MLP, CNN, MLP+CNN 모델의 정확도와 F1-Score의 결과 검증을 실시하였으며, MLP에는 속성정보를 학습시키고, CNN에 이미지 데이터를 학습시킨 모델의 결과 값이 가장 우수하게 도출됨.(정확도 94%)
- (지반함몰 위험지도 작성) 고도화된 지반함몰 위험예측 모델을 활용하여 서울시 2개구에 대한 지반함몰 위험지도 작성.

제 3 장

연구개발과제의 수행결과 및 목표달성 정도

1. 지하시설물 안전관리를 위한 데이터 구축

1.1 중소규모 지역난방사업자 운영 DB 구축

- 기존 연구를 통해 지하시설물(열수송관) 안전관리를 위한 데이터(이력정보)는 대규모 지역난방사업자인 한국지역난방공사(점유율 49.9%)와 GS파워(주)(점유율 11.0%)를 통해 제공받음.
- 대규모 사업자의 경우 시설물 유지관리의 효율성 증대를 위해 별도의 GIS 기반의 관리시스템을 구축하여 열수송관 및 맨홀, 밸브 등 부속시설물 설비 제원을 개별적으로 정형화된 데이터(Structured Data)로 관리할 수 있는 역량을 갖추고 있음.
 - 본 연구에서 개발한 열수송관 안전관리 기반 의사결정 지원 모델의 경우 성능개선 대상 구간 선정 및 모델 최적화 등을 위해 반드시 관리이력이 데이터 연산을 수행할 수 있는 정형 데이터의 형태로 정리되어야 함.
- 단, 점유율 10% 미만인 중소사업자의 경우 예산, 인력 부족으로 열수송관의 관리이력을 디지털 기반 정형 데이터로 개선하는 작업을 진행하기에 어려움을 겪고 있음.
- 따라서, 중소규모 지역난방사업자가 보유한 다양한 형태의 비정형(Unstructured Data) 또는 반정형 데이터(Semi-Structured Data)를 분석하여 의사결정 지원 모델에 적용 가능한 수준의 정형 데이터로 변환하기 위한 연구를 진행함.

1.1.1 이력 데이터 검토 및 구조 생성

- 비정형 데이터는 일반적으로 데이터 구조가 없어 데이터 자체만으로는 내용에 대한 질의 처리(query processing)를 할 수 없음. 따라서 데이터의 특징을 추출하기 위한 전처리 작업이 반드시 필요함.
- 본 연구를 위해 사업자로부터 제공받은 열수송관 관리이력 데이터는 배관과 부속 시설물로 구분되며, 배관은 설비이력과 파손이력으로 나누어 관리됨. 해당 데이터는 csv파일로 구조화된 텍스트 데이터로 일반적인 정형 데이터 형태에 가까움. 다만, 테이블(table)의 행(row)과 열(column)로 구조화되어 있을 뿐, 각 열의 데이터에 대한 별도의 테이블 정의서가 존재하지 않고, 동일한 열의 데이터들간 공통성이 결여되는 등 문제점이 확인됨.
- 따라서, 해당 데이터를 정형 데이터가 아닌 비정형 또는 반정형 데이터로 판단하여 데이터의 형식과 구조를 변경하는 작업을 진행함. 이를 통해 확보된 열수송관 유지관리 데이터는 총 24,579건으로 세부내역은 아래와 같음.

표 3.1 중소규모 지역난방사업자 유지관리 데이터 확보 현황(건)

	배관		부속시설물		
	설비이력	파손이력	맨홀/핸드홀	밸브	기타
공급관	7,496	1,703	1,995	1,049	1,151
회수관	7,289		1,987	777	1,132
합계	14,785	1,703	3,982	1,826	2,283

1.1.2 배관 및 부속시설물 설비이력 데이터 전처리

- 정형화된 설비이력 데이터의 속성정보 고유값에 대한 전처리 작업을 거쳐 분석이 가능한 형태로 변환
 - 설비이력 속성정보 고유값 중 결측값(missing), 이상값(outlier) 처리
- 주요 속성정보 : GIS 위치정보(wkt_geom), 설비 아이디(idn), 관리주체(man), 시공일자(ymd), 관경(dip), 열수송관 길이(len_p), 매설깊이(dep)

그림 3.1 중소기업자 열수송관 설비이력 전처리 결과

1.1.3 보수, 사고이력 데이터 전처리 및 파손이력 추출

- 열수송관 보수, 사고이력에 대한 데이터 전처리 과정을 통해 파손이력 추출 및 설비이력과 비교 가능하도록 데이터 변환(고유값 생성)작업 진행
 - 추후 기술성 평가시 파손이력과 설비이력 데이터를 상호 비교하여 주요 속성정보별 파손가능성(파손빈도) 계산 및 파손빈도 추정 모델 개발이 가능함.

(1) 열수송관 보수, 사고이력 내 속성정보별 고유값 오류 수정

- 보수, 사고이력의 경우 결측값(Missing), 이상값(Outlier)이 다수 확인
- 결측값은 'X'로 별도 표기하여 추후 'Data Reduction'과정에서 '미확인'범주로 표기되도록 조치 가능
- 단위(m, 년 등)가 포함된 데이터의 경우 단위 제거

(2) 열수송관 파손이력 추출

1) 보수이력간 중복성 검토

- 각 파일에 기재된 이력정보간 중복성 검토
 - 공사명, 공사코드, 열배관ID, 공사일 등을 확인하여 동일한 공사임이 확인될 경우 삭제

2) 파손여부 판단기준 수립

- 보수이력 중 파손에 의한 보수 사례 발췌
- 공사구분
 - 속성정보 고유값 : 계획보수, 긴급보수, 유지보수, 하자보수, 신규공사
 - 파손해당 고유값 : 긴급보수, 하자보수
- 공사명, 상세정보, 공사비고
 - 파손해당 고유값 : 파열, 파손, 불가, 긴급, 하자, 결함, 불량, 손상, 타공사, 유입, 사고, 침투, 탈락, 탄화, 지열, 이탈, 침수, 부식, 누수, 스팀, 고온, 소실, 파형, 고착, 핀홀, 균열, 크랙, 변형, hole

3) 파손이력 산출 결과

- 보수, 사고이력 1,703건 중 950건의 파손이력 확인

표 3.2 열수송관 보수, 사고이력 중 파손건수 비율

보수, 사고이력	보수, 사고건수(#)	파손건수(#)	파손(%)
공급관 공사	1,129	630	55.80
공급관 사고	14	14	100.00
회수관 공사	547	294	53.75
회수관 사고	13	12	92.31
합계	1,703	950	55.78

(3) 열수송관 파손이력 고유값 생성

- 보수, 사고이력 내 공사시작일, 공사 원인 정보등이 포함되어 있으나, 배관의 건전성 평가를 위한 주요 속성정보(시공년도, 환경, 매설깊이 등)가 누락되어 있음.
- 보수, 사고이력에 기재된 '열배관 ID'정보를 기존 설비이력과 매칭하여 주요 속성정보를 불러와 파손이력 고유값 생성

1) 파손이력 고유값 생성시 오류 검토

- 설비이력의 '열배관 ID'는 공급관과 회수관이 동일할 수 있으므로 속성정보를 불러오는 과정에서 중복 데이터 처리가 필요
 - 환경, 시공년도, 매설깊이, 지사 속성정보는 '열배관 ID'가 동일한 공급관 또는

- 회수관의 고유값이 동일하므로 오류 없음
- 단, 용도의 경우 중복 데이터가 존재하므로 기존 보수, 사고이력 내 지사 고유값을 활용
 - 보수, 사고이력 중 설비이력과 매칭되는 '열배관 ID'가 없는 경우 추후 건전성 평가 모델 개발을 위한 데이터 분석시 사용 불가
 - 설비이력을 통해 확인한 시공년도값이 보수, 파손이력 내 공사년도보다 최근일 경우, 사용기간을 추정할 수 없으므로 데이터 분석시 사용 불가
 - 설비이력을 통해 확인한 매설깊이가 '0'인 경우 데이터 신뢰성이 낮으므로 데이터 분석시 사용 불가
 - 기존 보수, 사고이력 내 지사 고유값과 설비이력을 통해 확인된 지사 고유값의 경우 상세정보 확인 후 고유값 입력
- 2) 건전성 평가에 활용 가능한 파손이력 산출
- 파손이력(950건) 중 보수, 사고, 설비이력을 통해 고유값 확인이 가능하고, 데이터 오류가 없거나 수정 가능한 파손이력을 추출한 결과 712건의 파손이력 데이터 베이스 확보 가능

표 3.3 열수송관 파손건수 중 고유값 생성 가능 비율

보수, 사고이력	보수, 사고건수 (#)	파손건수(#)		건전성 평가 적용 (%)
		전체	고유값 오류 제거	
공급관 공사	1,129	630	512	45.35
공급관 사고	14	14	4	28.57
회수관 공사	547	294	193	35.28
회수관 사고	13	12	3	23.08
합계	1,703	950	712	41.81

1.2 공간분석을 통한 점용구간 데이터 확보

- 열수송관의 구조적 건전성을 저해할 수 있는 도로, 하천 등 주변 매설환경(점용구간) 정보를 확보하는 것이 바람직함.
- 지역난방사업자(한국지역난방공사)로부터 제공받은 열수송관 도로, 하천 등 점용

구간 관련 정보의 최신화를 위해 국토교통부에서 운영하는 국가공간정보포털 (<http://www.nsd.go.kr>)에서 전국 도로, 하천, 호수/저수지의 위치 및 속성정보 데이터(shp 파일, 국토지리정보원 제작)를 다운로드 할 수 있음.

- 열수송관의 설비 및 파손이력과 점용구간 데이터를 분석하여 점용구간별 파손빈도 추정 결과를 산출할 수 있음.

1.2.1 SOC 시설물 및 지리정보 분석대상 설정

- 열수송관 점용구간 속성정보는 설비이력에 포함되어 있지 않으나, 기술성 평가절차 수립시 파손이력과 비교·분석을 진행하거나 기본단위별 기술성 평가를 위해 필요
 - 기술성 평가절차 수립시 필요한 점용구간 데이터는 공사 열수송관 전구간 또는 대표성을 가지는 일부 구간에 대한 점용구간 고유값별 관 길이(또는 비율)로, 열수송관 설비이력 객체별 점용구간 정보가 필요하지 않음.
 - 기술성 평가는 기본단위를 대상으로 진행되므로 점용구간 데이터는 열수송관 설비이력이 아닌 기본단위의 속성정보로 추가하는 것이 바람직함.
- 국가공간정보포털 등을 통한 데이터 확보 가능성과 열수송관의 파손과 직·간접적인 연관성을 고려할 때, 아래와 같이 점용구간 분류기준을 마련할 수 있으며, 파손이력 분석시 해당 분류기준을 참고하여 데이터 변환(Data Transformation) 진행
 - 도로 : 차량으로 인한 노면 하중 고려(예; 도로, 보도, 차도, 차로, 주차장, 단지 내 도로 등)
 - 수계 : 시설물 주변 토양의 함수율 및 부식가능성 증가 고려(예; 하천, 소하천, 호수, 저수지 등)
 - 기타(예; 공원, 녹지, 고수부지 등)
- 상기 분류기준에 따라 도로, 주차장, 하천, 호수/저수지 등 '도로' 또는 '수계'에 해당하는 SOC 시설물 및 지리정보 데이터를 확보하여 분석 진행
- 철도 시설물(경계면)은 설비이력 데이터 확보가 가능하고, 철도에서 발생하는 불규칙적, 간헐적 진동에 의해 열수송관의 구조적 건전성이 영향을 받을 것으로 판단되나, 파손이력 내 점용구간 정보에서 확인이 어려워 비교·분석이 용이하지 않음.

1.2.2 도로 중첩구간 생성

- 차량에 의한 노면 하중 영향을 분석하기 위해 도로 경계면 및 주차장 경계면 데이터(Polygon)와 기본단위(Polyline)의 중첩구간에 대한 분석 필요

(1) 데이터 수집

- 전국 도로(9,271,453건), 주차장(4,466건) 경계면 데이터 확보
 - 도로 위치 및 속성정보는 국토지리정보원 연속수치지형도 중 '도로경계', '주차장' 데이터에서 확인 가능
 - 도로 경계면의 경우 데이터 용량 문제로 4개(A, B, C, D)로 나뉘어 shp 파일 데이터 제공
 - 도로A : Z_NGII_N3A_A0010000_A (3,000,000건)
 - 도로B : Z_NGII_N3A_A0010000_B (3,678,515건)
 - 도로C : Z_NGII_N3A_A0010000_C (1,699,998건)
 - 도로D : Z_NGII_N3A_A0010000_D (892,940건)
 - 포장도로 : Z_NGII_N3A_C0430000

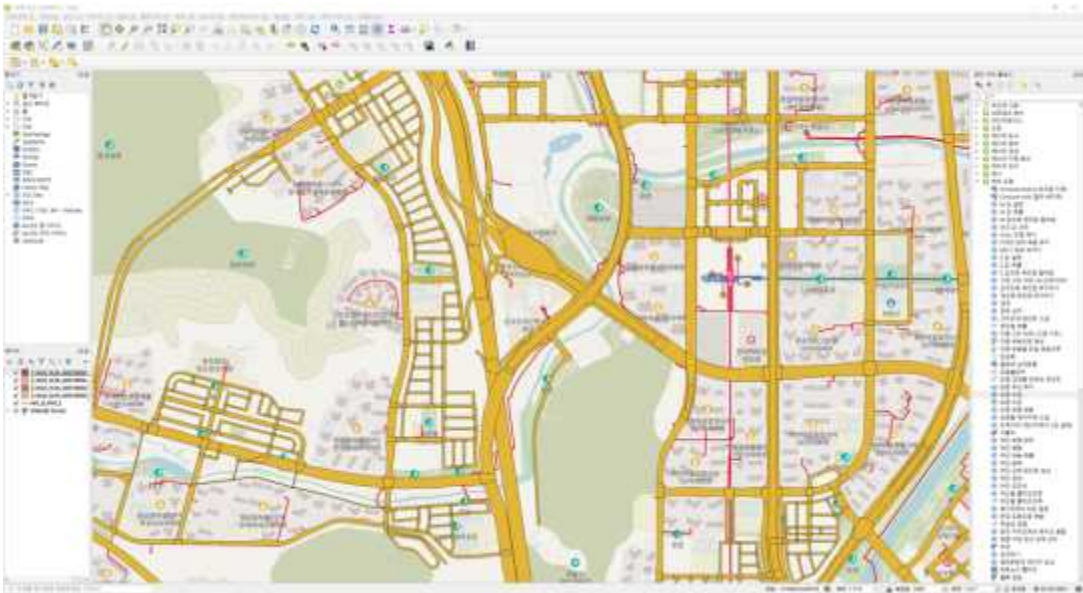


그림 3.2 열수송관 주변 도로 위치정보(국토지리정보원 제공)

(2) 특이사항 검토

- 도로 경계면은 고속국도, 일반국도, 지방도 등 모든 도로를 포괄하며, 특히 도로와 인접한 인도(보도)까지 도로 경계면으로 포함되어 있음.
 - 설비이력과 파손이력 데이터 통일성을 위해 파손이력 중 '점용구간'분석시 고유값이 '보도'인 경우도 '도로'범주에 포함해야 함.
- 4개의 도로 경계면 shp 파일에서 중복된 도로 영역이 확인
 - 중첩구간 산출시 중복되어 산출된 기본단위에 대한 데이터 처리 필요
- 도로 경계면 데이터가 일부 누락되어 있는 지사의 경우 도로 중첩구간 산출이 불가능함.
 - 중첩구간 산출시 도로 경계면 데이터가 누락된 지사의 산출결과를 신뢰할 수 없으므로 해당지사 분석결과를 결측값으로 처리하여 점용구간 분석시 반영해야 함.

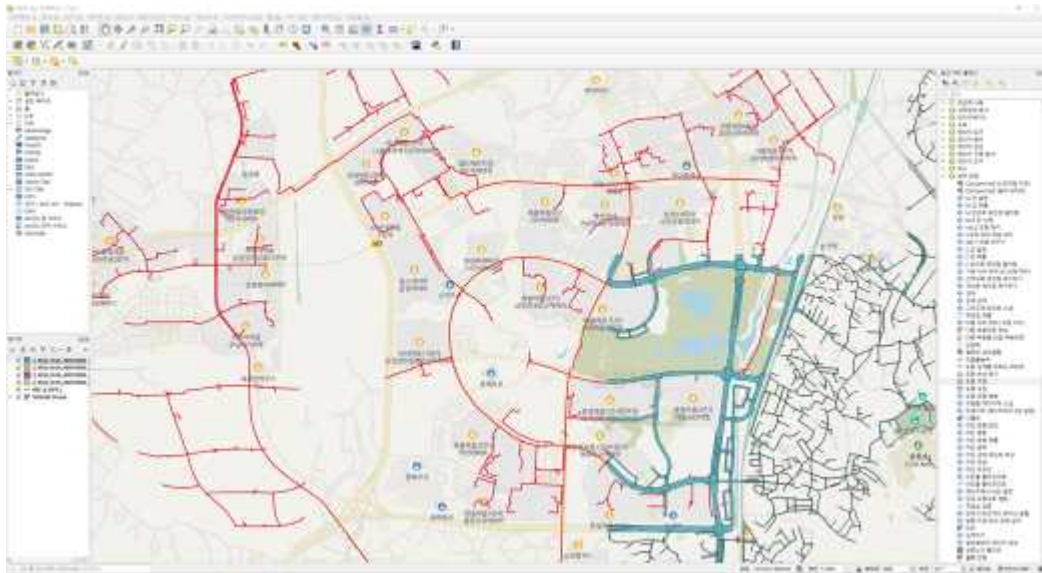


그림 3.3 일부 도로경계 데이터 누락

(3) 도로 경계면 데이터 오류 수정

- QGIS 프로그램의 '공간 처리 툴박스'내 '백터 도형 → 무결성 검증' 기능을 활용하여 도로 경계면 데이터 내 '유효하지 않은 산출물' 또는 '오류 산출물'을 선별 가능
 - '유효하지 않은 산출물' 또는 '오류 산출물'로 확인된 객체는 기본단위와 지도상 육안으로 겹치는 것이 확인되어도 중첩구간 분석시 추출되지 않으므로 해당 객체의 오류를 수정해야 함.

○ QGIS 프로그램의 '공간 처리 툴박스'내 '벡터 도형 → 도형 수정' 기능을 활용 하여 4개의 도로 경계면, 1개의 주차장 경계면 데이터 수정 파일을 아래와 같이 생성

- Z_NGII_N3A_A0010000_A_REV
- Z_NGII_N3A_A0010000_B_REV
- Z_NGII_N3A_A0010000_C_REV
- Z_NGII_N3A_A0010000_D_REV
- Z_NGII_N3A_C0430000_REV

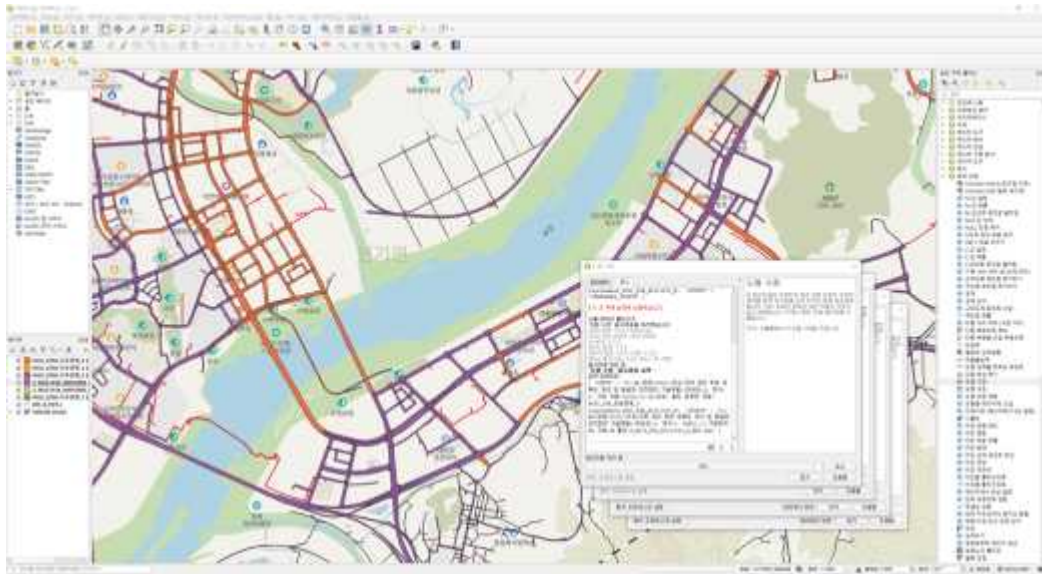


그림 3.4 도로 경계면 데이터 오류 확인 및 수정

(4) 도로 중첩구간 데이터 확보

1) 중첩구간 shp 파일 생성

- QGIS 프로그램을 활용하여 도로 경계면 내 위치한 기본단위(중첩구간)을 추출
- 4개의 도로 경계면, 1개의 주차장 경계면 shp 파일과 19개 지사별 기본단위 shp 파일에 대해 중첩구간 추출작업을 진행하여 4개의 중첩구간 shp 파일 확보 (137,090건)
 - Pipeline-Road Overlap_A : 76,228건
 - Pipeline-Road Overlap_B : 51,610건
 - Pipeline-Road Overlap_C : 5,203건

- Pipeline-Road Overlap_D : 4,171건
- Pipeline-Park Overlap : 58건
- 중첩구간(Polyline)에 해당하는 기본단위와 도로 경계면의 속성정보를 모두 확인할 수 있도록 기본단위 객체코드(UNIT_CODE)와 도로 경계면의 고유등록번호(UFID; Unique Feature Identifier)를 중첩구간 데이터의 속성정보로 포함.

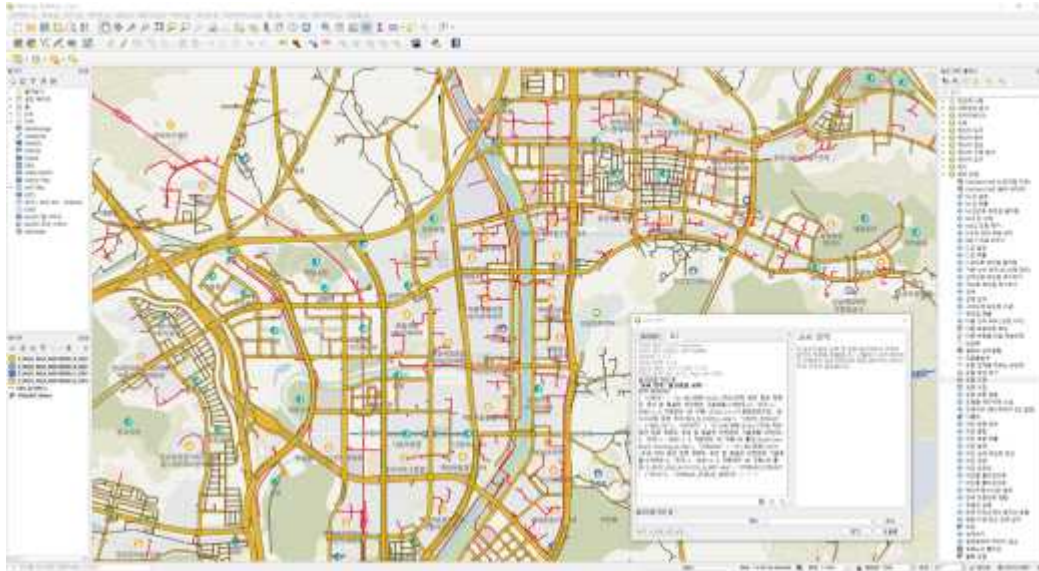


그림 3.5 도로 중첩구간 데이터 생성

2) 중첩구간 객체 중복성을 고려한 중첩구간 통합 shp 파일 생성

- 4개의 도로 경계면, 1개의 주차장 경계면 데이터(파일) 내 객체간 중복(교차)된 영역이 존재하며, 이를 활용하여 추출된 일부 중첩구간 데이터(파일) 내 객체 역시 중복(교차)된 구간이 존재함.
- 해당 오류를 보완하기 위해 QGIS 프로그램의 '공간 처리 툴박스'내 '벡터 중첩 → 통합' 기능을 활용하여 5개의 중첩구간 shp 파일을 1개 shp 파일로 결합하면서 객체간 교차구간은 별도 객체로 생성하여 교차구간 문제 해결
 - Pipeline-Road Overlap : 139,245건
- 중첩구간 객체간 교차구간이 존재하는 경우 교차구간과 교차하지 않는 구간 각각을 별도 객체로 생성하므로 기존 5개 중첩구간 파일 내 객체수(137,090건) 보다 많은 객체가 생성

3) 중첩구간 길이 산출을 위한 중첩구간 shp 파일 추가 생성

- QGIS 프로그램의 '공간 처리 툴박스'내 '벡터 도형 → 도형 속성 추가' 기능을 활용하여 중첩구간 객체별 길이를 산출 후 속성정보에 추가
 - 기본단위 중 도로 또는 주차장 경계와 중복되어 점용구간이 '도로'에 해당하는 관 전체 길이를 산출하기 위해 필요

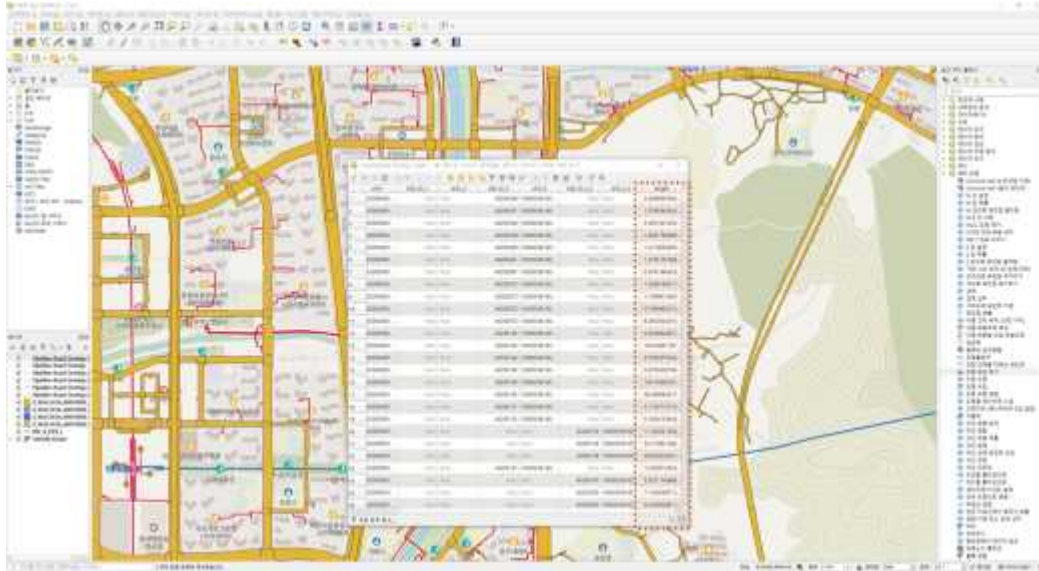


그림 3.6 도로 중첩구간 객체별 길이 산출

1.2.3 수계 중첩구간 생성

- 열수송관의 하천횡단여부 또는 하천·호수 등 수계 근접성에 따라 주변 토양의 함수율이 직접적인 영향을 받으므로 하천, 호수/저수지 경계면 데이터(Polygon)와 기본단위(Polyline)의 중첩구간에 대한 분석 필요

(1) 데이터 수집

- 전국 하천(122,091건), 호수/저수지(214,923건), 실폭하천(26,340건) 경계면 데이터 확보
 - 도로 위치 및 속성정보는 국토지리정보원 연속수치지형도 중 '하천경계', '실폭하천', '호수/저수지' 데이터에서 확인 가능
 - 하천경계 : Z_NGHI_N3A_E0010001

- 실폭하천 : Z_NGII_N1A_E0032111
- 호수/저수지 : Z_NGII_N1A_E0052114

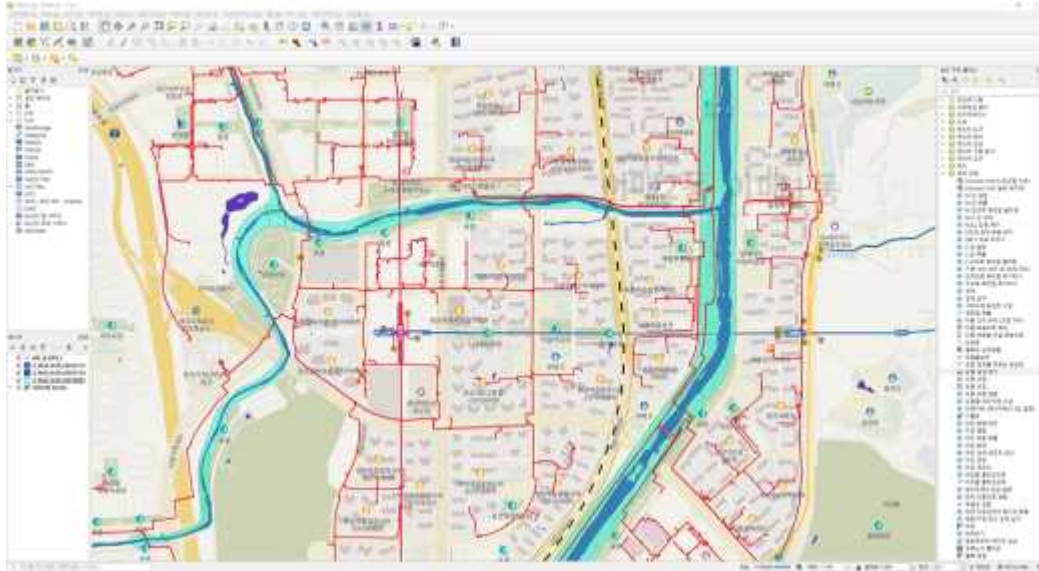


그림 3.7 열수송관 주변 하천, 호수, 저수지 위치정보(국토지리정보원 제공)

(2) 특이사항 검토

- 하천 경계면이 하천 외 일부 고수부지를 포함한 사례 확인
 - '점용구간' 분석시 고유값이 '고수부지'인 경우, 일반적으로 '녹지'와 함께 분리됨.
 - 한강시민공원(고수부지) 중 열수송관이 매설된 구역의 경우 공간정보상 하천 경계면이 고수부지를 포함한 경우(예; 한강시민공원 망원지구)와 포함하지 않은 경우(예; 한강시민공원 여의도지구)가 혼재되어 있음.
 - 한강시민공원을 제외한 모든 고수부지는 공간정보상 하천 경계면에 포함됨.
- 실폭하천 경계면은 실제 하천 영역만 포함
- 하천과 고수부지를 모두 포괄하는 경계면 데이터는 확보하기 어려우므로 '하천'의 경우 '실폭하천 경계면' 데이터를 활용하여 실제 하천과 중첩되는 기본단위만 추출
- '호수/저수지'의 경우 '호수/저수지 경계면' 데이터를 그대로 활용

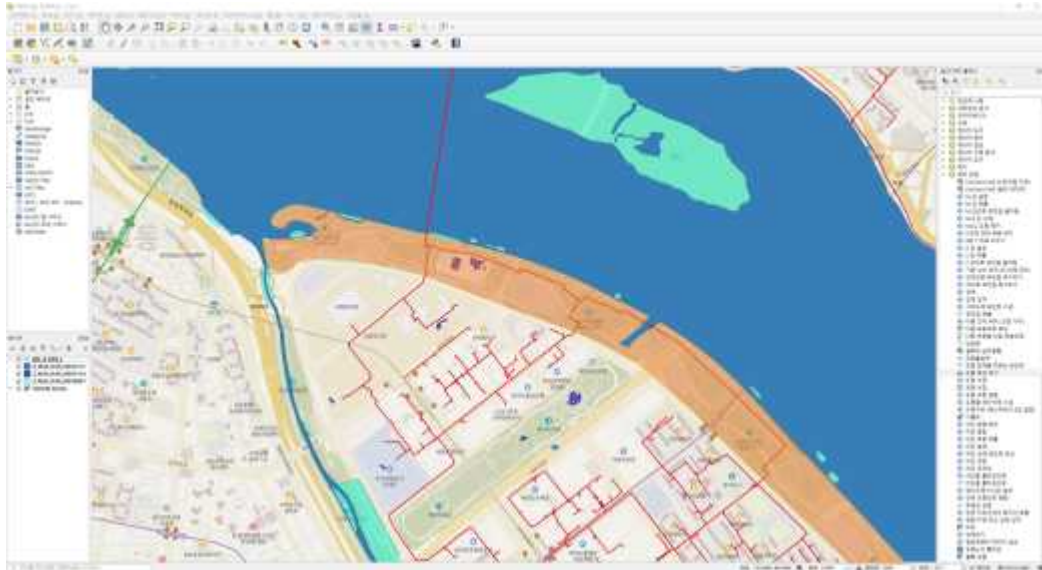


그림 3.8 하천 경계면 내 포함되지 않은 한강시민공원(고수부지) 영역 확인(주황색)

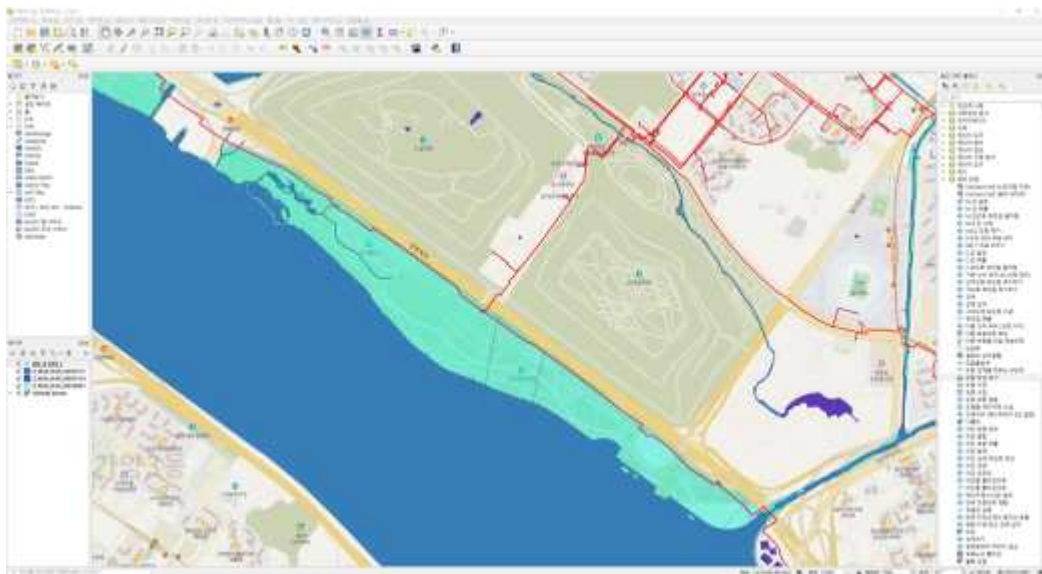


그림 3.9 하천 경계면 내 포함된 한강시민공원(고수부지) 영역 확인(하늘색)

(3) 수계 경계면 데이터 오류 수정

- QGIS 프로그램을 활용하여 2개의 수계 경계면 데이터(실폭하천, 호수/저수지) 수정 파일을 아래와 같이 생성
- 실폭하천 : Z_NGII_N1A_E0032111_REV
- 호수/저수지 : Z_NGII_N1A_E0052114_REV

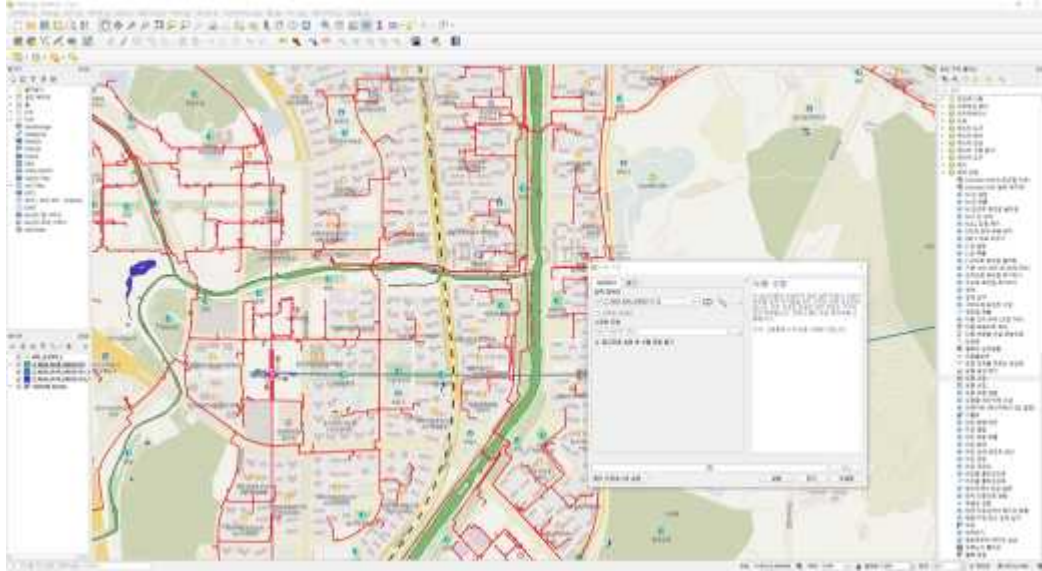


그림 3.10 수계 경계면 데이터 오류 확인 및 수정

(4) 기본단위-수계 중첩구간 데이터 확보

1) 중첩구간 shp 파일 생성

- QGIS 프로그램을 활용하여 수계 경계면 내 위치한 기본단위(중첩구간)를 추출 (1,178건)
 - Pipeline-River Overlap : 1,079건(실폭하천 경계면 중첩구간)
 - Pipeline-Lake Overlap : 99건(호수/저수지 경계면 중첩구간)

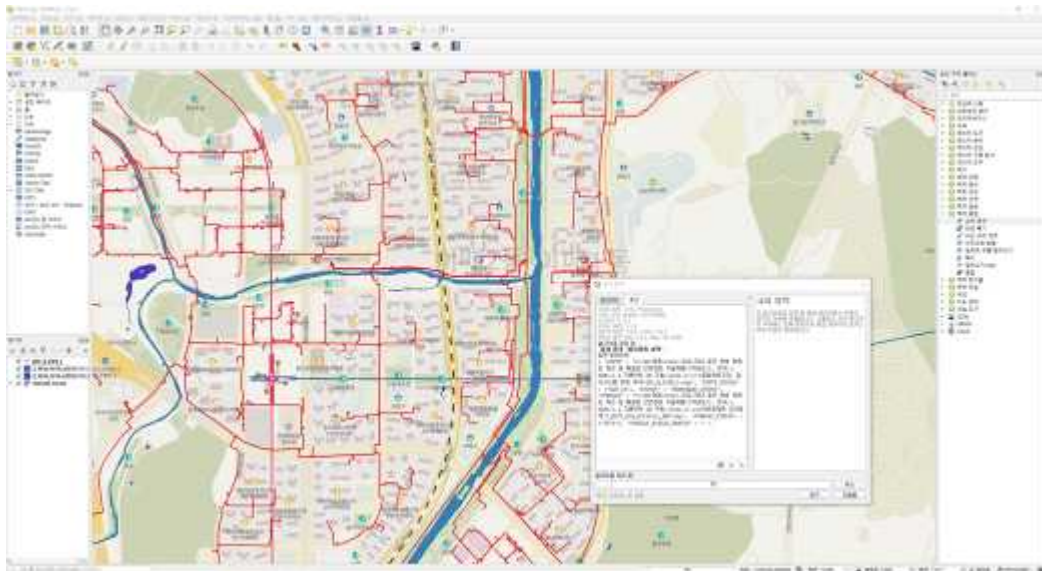


그림 3.11 수계 중첩구간 데이터 생성

- 중첩구간(Polyline)에 해당하는 기본단위와 실폭하천, 호수/저수지 경계면의 속성 정보를 모두 확인할 수 있도록 기본단위 객체코드(UNIT_CODE)와 실폭하천, 호수/저수지 경계면의 고유등록번호(UFID)를 중첩구간 데이터의 속성정보로 포함.

2) 중첩구간 객체 중복성을 고려한 중첩구간 통합 shp 파일 생성

- 실폭하천, 호수/저수지 경계 데이터(파일) 내 객체간 중복(교차)된 영역이 존재하며, 이를 활용하여 추출된 중첩구간 데이터(파일) 내 객체간 중복(교차) 가능성이 있으므로 검토 후 통합된 수계 중첩구간 shp 파일 생성
- QGIS 프로그램을 활용하여 2개의 중첩구간 shp 파일을 1개 shp 파일로 결합
 - Pipeline-Water Overlap : 1,178건
 - 통합된 shp 파일의 객체수와 통합 전 하천 및 호수/저수지 중첩구간 객체수가 동일(1,178건)하므로 중첩구간 중 중복(교차)된 구간은 없는 것으로 확인

3) 중첩구간 길이 산출을 위한 중첩구간 shp 파일 추가 생성

- QGIS 프로그램을 활용하여 중첩구간 객체별 길이를 산출 후 속성정보에 추가
 - 기본단위 중 수계 경계와 중복되어 점용구간이 '하천'에 해당하는 관 전체 길이를 산출하기 위해 필요

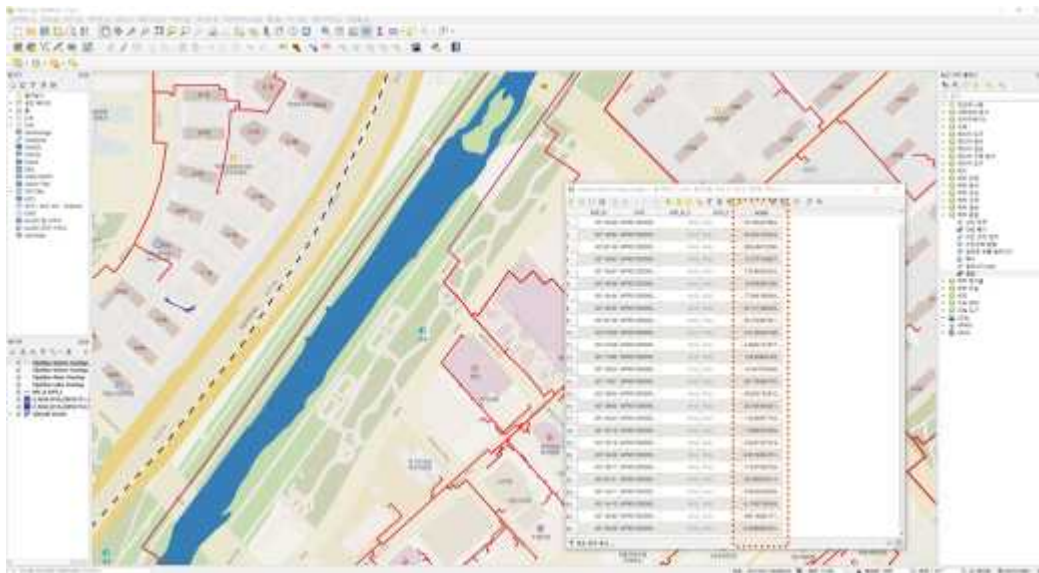


그림 3.12 수계 중첩구간 객체별 길이 산출

1.2.4 기본단위별 점용구간 데이터 생성

- 기본단위와 도로 및 수계 중첩구간 shp 파일에 공통적으로 포함된 속성정보인 기본단위 객체코드(UNIT_CODE)의 고유값이 동일한 경우, 아래의 중첩구간 속성정보를 기본단위 설비이력 속성정보로 추가
 - 추가할 도로 및 수계 중첩구간 속성정보 : 고유등록번호(UFID)
 - 추가된 기본단위 속성정보 : 도로 고유등록번호(UFID_RO), 수계 고유등록번호(UFID_WA)

(1) 점용구간 산출 기준

- 국가공간정보포털에서 확인한 전국 도로, 주차장, 실폭하천, 호수/저수지 경계면 데이터를 통해 도로 및 수계 중첩구간의 위치정보, 속성정보(길이 포함)를 산출함.
- 도로, 수계 중첩구간 속성정보 중 기본단위 객체코드(UNIT_CODE) 고유값(XbbbyyyyDDDDCnnnnnn)에서 지사정보를 나타내는 3글자 숫자데이터(bbb)를 추출하여 지사별 중첩구간 길이를 산출
 - 도로 중첩구간의 경우 일부 지사의 인근 도로 경계면 데이터가 일부 누락되어 있거나 신도시 건설과정에서 도로 경계면 데이터가 업데이트 되지 않았으므로, 해당 지사 구간을 제외하고 평가가 진행되어야 함.
- 도로, 수계 외 기타 점용구간(단지, 공원, 녹지, 고수부지, 기타)은 현황데이터 부족으로 추가적인 중첩구간 산출이 어려워 각 지사별 전체 관 길이에서 도로, 수계 중첩구간 길이를 뺀 값으로 계산
 - 교각 - 하천 - 열수송관 순으로 겹쳐있는 구간은 도로 중첩구간과 수계 중첩구간 중복됨. 해당 구간은 하천 하부에 열수송관이 매설되어 있으며, 교각(도로)와 열수송관의 거리가 상당히 떨어져 있으므로 수계 중첩구간으로 판단해야 함.
- 상기 고려사항을 반영하여 각 지사별 점용구간(도로, 수계, 기타) 길이를 계산
 - 도로 : 도로 중첩구간 길이 - 도로&수계 중첩구간 길이
 - 수계 : 수계 중첩구간 길이
 - 기타 : 전체 관 길이 - 도로 중첩구간 길이 - 수계 중첩구간 길이 + 도로&수계 중첩구간 길이

(2) 점용구간 현황 분석방법

- 기본단위 내 점용구간 데이터(속성정보) 생성을 위한 분석과 별도로, 설비이력 기준 점용구간별 관 길이 산출을 위해 열수송관 설비이력과 도로, 주차장, 하천, 호수/저수지 경계면간 중첩구간을 산출하여 지사별로 비교

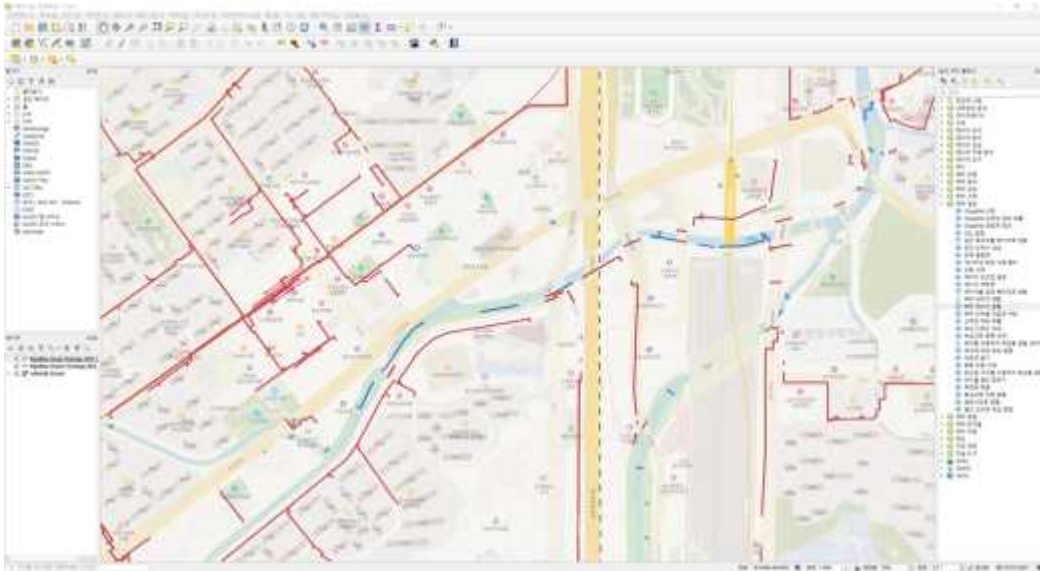


그림 3.13 도로 중첩구간(붉은색), 수계 중첩구간(파란색) 데이터 생성 결과

- 도로 및 수계 중첩구간별 관 길이 산출을 위해 아래와 같이 절차를 진행
 - ① 도로 및 주차장 경계면 데이터(Polygon) 결합 후 '도로 경계면'데이터 생성
 - 도로 경계면 파일 : Z_NGII_N3A
 - ② 하천(실폭하천) 및 호수/저수지 경계면 데이터(Polygon) 결합 후 '수계 경계면' 데이터 생성
 - 수계 경계면 파일 : Z_NGII_N1A
 - ③ 도로 경계면 데이터에서 도로-수계 경계면 중첩 데이터 제거
 - 도로(수계 중첩영역 제거) 경계면 파일 : Z_NGII_N3-1A
 - ④ 열수송관 설비이력 중 도로(수계 중첩영역 제거) 경계면 데이터와 중첩구간 데이터 생성
 - 점용구간이 '도로'인 열수송관 설비이력 파일 : Pipeline-Road Overlap
 - ⑤ 열수송관 설비이력 중 수계 경계면 데이터와 중첩구간 데이터 생성

- 점용구간이 '수계'인 열수송관 설비이력 파일 : Pipeline-Water Overlap
- ⑥ 열수송관 설비이력 중 도로 또는 수계 경계면 데이터와 중첩하지 않는 구간 데이터 생성
- 점용구간이 '기타'인 열수송관 설비이력 파일 : Pipeline Nonoverlap

(3) 설비이력 분석결과

- 도로 점용구간 산출 결과가 부정확한 일부 지사를 제외한 나머지 17개 지사의 열수송관 점용구간 비교 결과, 전체 열수송관 중 63.02%가 도로(주차장 포함)에 매설된 것으로 확인
- 19개 지사 중 17개 지사의 수계 점용구간에 위치한 열수송관은 1% 미만임.

표 3.4 열수송관 설비이력 내 지사 및 점용구간별 관 길이

지사	관 길이(km)			비율(%)			전체
	도로	수계	기타	도로	수계	기타	
A	243.62	0.89	174.95	58.08	0.21	41.71	419.46
B	152.43	4.91	126.11	53.78	1.73	44.49	283.46
C	246.57	3.74	263.14	48.02	0.73	51.25	513.44
D	418.72	0.56	261.20	61.53	0.08	38.38	680.48
E	211.81	0.66	137.53	60.52	0.19	39.29	350.00
F	319.59	9.73	157.01	65.71	2.00	32.28	486.33
G	140.56	0.19	48.46	74.29	0.10	25.61	189.22
H	17.26	0.03	143.96	10.70	0.02	89.28	161.26
I	90.70	0.75	43.24	67.34	0.56	32.10	134.70
J	101.37	0.45	50.11	66.72	0.30	32.98	151.92
K	72.89	0.24	26.84	72.92	0.24	26.84	99.97
L	127.67	0.55	86.30	59.52	0.26	40.23	214.52
M	32.04	0.51	77.03	29.24	0.47	70.30	109.58
N	209.69	0.69	53.67	79.41	0.26	20.33	264.05
O	53.34	0.14	15.76	77.04	0.20	22.76	69.24
P	76.62	0.56	34.82	68.41	0.50	31.09	111.99
Q	132.02	0.26	82.64	61.43	0.12	38.45	214.91
R	219.30	1.98	89.50	70.56	0.64	28.80	310.77
S	56.34	0.02	8.16	87.33	0.03	12.64	64.51
합계	2,922.52	26.87	1,880.42	60.51	0.56	38.93	4,829.81
합계(H, M 제외)	2,873.22	26.32	1,659.43	63.02	0.58	36.40	4,558.97

(4) 파손이력 분석결과

1) 데이터 분석방법 및 분류기준

- 도로 정보 부족으로 점용구간 평가대상에 포함되지 않는 지사를 제외한 17개 지사에 대해 점용구간 속성정보가 포함된 파손이력에 대해 점용구간별 파손건수를 분석
 - 점용구간 속성정보가 포함된 파손건수 : 2,785건
 - 점용구간 속성정보가 미포함된 파손건수 : 6건
- 점용구간은 지사별 경계면 데이터 분석 결과와 동일하게 3단계 범주로 분류
 - 도로 - 수계 - 기타

2) 파손이력 분석 결과

- 하천 및 호수/저수지 하부를 관통하는 수계영역에 위치한 열수송관의 파손빈도가 평균 대비 12배 이상 높음.
- 도로 점용구간의 경우 전체 평균값과 거의 일치함.

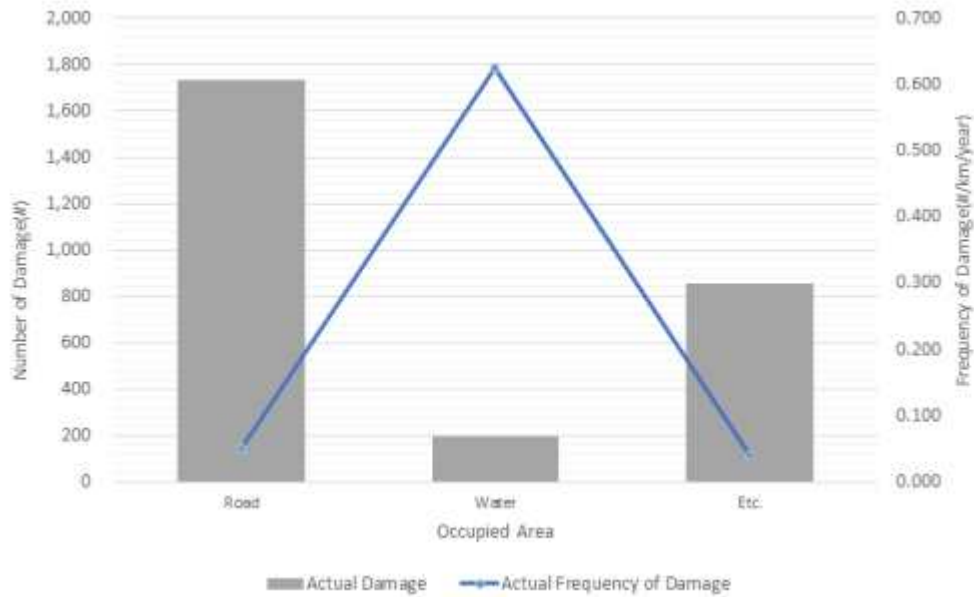


그림 3.14 열수송관 점용구간별 파손건수 및 파손빈도

표 3.5 열수송관 점용구간별 파손건수 및 파손빈도

감지선 상태	관 길이(km)	파손건수(건)	파손빈도(#/km/year)
도로	2,873.22	1,733	0.050
수계	26.32	197	0.624
기타	1,659.43	855	0.043
합계	4,558.97	2,785	0.051

1.3 토양부식성 데이터 확보 방안

- 토양의 부식환경 조사는 직접적인 현장조사를 통해 관 내·외부 부식환경을 분석하여 관의 부식 가능성을 검토하고 적절한 부식(전식)방지 방안을 마련하기 위한 선제적 대응으로서 의미가 있음.
- 토양환경에 의한 관 부식은 토양의 여러 인자들을 고려하여 관 외면의 부식성을 평가하는 방법으로 ANSI 평가법, DIN 평가법이 있으며, 본 연구에서는 ANSI(Modified) 평가법을 적용
 - ANSI(Modified) 평가법은 5개 주요 조사항목을 제시하고 있으나, 본 연구에서는 가장 대표적인 조사항목인 '토양비저항'만 조사하여 관 주변 토양의 개략적인 부식성을 확인하고자 함.
- 아래의 표는 토양비저항 측정결과를 기반으로 토양부식성을 추정하는 ANSI(Modified) 평가방법 중 일부를 발췌한 내용임.

표 3.6 토양비저항 기준

평가항목	평가기준	평가점수	토양부식성
토양비저항 (Ω -cm)	< 1000 Ω -cm	10	강함
	1001 ~ 2,000	8	중간정도
	2,001 ~ 5,000	5	약함
	5,001 ~ 10,000	2	거의없음
	>10,001 Ω -cm	0	없음

- 토양비저항 측정법으로는 4전극법(four pin method)과 토양상을 이용한 방법(soil box method)이 있음. 두가지 측정법 모두 토양비저항 측정기를 사용하며, 본 연구에서는 현장에서 토양을 채취한 후 확인하는 토양상을 이용한 방법을 적용

함.



그림 3.15 측정기를 활용한 토양비저항 측정

- 단, 현장 확보 및 시료 채취를 통한 측정이 어려울 경우, 국가공간정보포털에서 제공하는 전기전도도 자료를 아래의 식을 통해 토양비저항으로 보정하여 사용 가능함.

$$\text{토양비저항}(\Omega/cm) = \frac{10^6}{\text{전기전도도}(\mu S/cm)}$$

1.4 공간분석 결과를 활용한 기술성 평가 모델 개선

- 기존 구조적 건전성 평가 모델의 평가지표는 파손빈도를 기반으로 추정된 독립변수(지사, 용도, 관경-매설깊이, 감시시스템 감지선 상태-절연레벨)와 파손빈도와 연관성을 확인하기 어려운 기타 기술성 평가 인자(부속시설물 종류, 보수이력 및 손상원인, 부식환경, 점용구간)으로 구분됨.
- 기타 기술성 평가인자 중 점용구간의 경우 해당연도 연구 결과를 바탕으로 파손빈도를 기반으로 한 가중치 설정이 가능함.
- 부식환경의 경우 사업자의 파손이력 정보에서 토양부식성 측정인자인 토양비저항의 정보를 확인할 수 없어 정량적 분석이 불가능하므로 기존과 마찬가지로 기타 기술성 평가인자로 활용해야 함.

1.4.1 파손빈도 추정 모델 개선

- 점용구간별 파손빈도 추정 결과를 기반으로 아래와 같이 범주별(도로, 수계, 기타) 가중치를 설정함.

표 3.7 열수송관 점용구간 가중치

범주(No.)	점용구간	관 길이 [L] (km)	실제 파손건수 [O _i] (#/year)	가중치 (W _o)
1	도로	2,873.2	1,733	1.009
2	수계	26.3	197	12.526
3	기타	1,761.1	855	0.812
전체		4,660.6	O = 2,785	-

- 점용구간 관련 정보를 제공한 한국지역난방공사 데이터를 기반으로 제시되었던 파손빈도 추정 모델을 아래와 같이 수정함.

$$F' = [-(1.426 \times 10^{-3}) + (2.672 \times 10^{-3}) \times e^{(0.1924 \times T)}] \times W_B \times W_U \times W_D \times W_M \times W_O$$

여기서, F' : 파손빈도 보정값(#/km/year)

T : 사용기간(year)

W_B : 지사 가중치(무차원)

W_U : 공급회수 가중치(무차원)

W_D : 관경-매설깊이 가중치(무차원)

W_M : 감시시스템 감지선 상태-절연레벨 가중치(무차원)

W_O : 점용구간 가중치(무차원)

1.4.2 부식환경에 따른 기술성 평가점수 산출

- 기존에 제시된 기술성 평가점수 계산식에서 점용구간을 제외할 경우 계산식은 아래와 같음.

$$P_E = P_A + P_R + P_C$$

여기서, P_A : 부속시설물 종류에 따른 차감점수

P_R : 보수이력 및 손상원인에 따른 차감점수

P_C : 부식환경에 따른 차감점수

- 부식환경에 따른 차감점수는 토양비저항을 통해 산출 가능하며, ANSI의 토양부식성 평가방법에 근거하여 토양비저항 측정결과에 따라 차감점수를 부여함. 만약, 전식방지설비의 설치유무, 주변 지하시설물(지하철 등)과의 근접성 등을 고려하여 전식가능성을 판단할 수 있을 경우 토양비저항과 전식가능성을 함께 고려해야 함.

부식환경에 따른 차감점수 산정 기준은 아래와 같음.

표 3.8 부식환경에 따른 차감점수 산정 기준

토양비저항		전식가능성	차감점수(P_c)
측정결과 범위($\Omega\text{-cm}$)	조건값		
1,200 ~ 1,500	0		
1,500 ~ 2,000	1	-	0
> 2,000	2		
1,000 ~ 1,200	5	전식가능성 없음	0
		판단불가	6
		전식 우려	13
700 ~ 1,000	8	전식가능성 없음	6
		판단불가	13
		전식 우려	20
< 700	10	-	20

2. 열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 현장 실증

2.1 열수송관로의 이상상태 탐지 기술 현황

- 열수송관의 사용 전 검사 및 정기검사는 「열공급시설의 검사기준」 제31조 및 제 40조 등에 따라 지역난방 등 집단에너지사업자가 실시하는 자체 검사결과를 갈음하여 누설검사 항목 등에 대해 합격·불합격 여부를 판정하고 있으며, 이에 사업자는 설치·운영 중인 열수송관의 설치상태, 누설 여부 및 보온재 손상 여부 등을 확인하기 위하여 아래 그림과 같이 열배관 감시시스템(이하 “감시시스템”이라 함) 및 비파괴검사(RT 등) 등의 검사기법을 활용하여 점검하고 있음.
- 현재 열수송관의 운용 중 이상상태 진단 기법으로는 육안검사, 감지선형감지시스템, 열화상카메라 등을 이용한 기법이 적용되고 있으나, 감지선형감지시스템을 이용한 방법의 경우 설치 후 사용연한 초과로 상당 구간에서 단락으로 사용이 불가능하며, 육안검사, 열화상카메라를 이용한 방법의 경우 지표에서 이상상태(누수 등) 탐지 가능 시점이 너무 늦어 효용성이 미비함.

구분	항목	검사방법	검사개략도
설치 시 (사용 전 검사)	방사선 투과시험(RT)	방사선투과 후 필름인화하여 결함 여부 판단	
	위상배열 초음파검사	초음파 도달시간차를 활용하여 결함 여부 판단	
	수압시험	물공기를 주입하여 기밀 여부 확인	
운영 시 (정기검사)	육안검사	지표면의 증기발생 등 이상 여부 확인	
	열배관 감시시스템	감지선의 저항값을 활용하여 누설 여부 판단	
	열화상카메라	지표 온도를 측정하여 누설 여부 판단	

그림 3.16 열수송관 설치상태 등 검사방법

- 이상과 같이 육안검사, 감지선형감지시스템, 열화상카메라 등의 적용 한계에 따라 최근 이상상태 관로의 물리적 특성(진동, 음향 방출 등)을 이용한 탐지 방법이 제안되고 있음.

- 음향방출(AE, Acoustic Emission)이란 고체 내부에서 국부적으로 형성된 변형 에너지가 급격히 방출될 때 발생하는 탄성파로 정의됨. 음향방출은 균열진전 및 재료파괴 손상을 탐지할 수 있는 주요한 특징으로 인해 비파괴 감시분야에서 광범위하게 이용되고 있음.
- AE 발생원은 변형과 균열에 대한 여러 가지 메커니즘을 내포하고 있음. 금속의 경우에는 균열성장, 변위이동, 슬립, 결합, 결정경계 변화와 더불어 누수와 캐비테이션, 마찰, 바크하우젠 효과(Barkhausen effect), 액화와 응결, 고체-고체 상변화 등 또한 AE장비를 이용하여 검출이 가능함. AE 신호 측정에 있어서 주파수 범위는 초음파검사법 보다 낮은 30kHz에서 1MHz 범위의 신호를 수신하여 해석함.

2.2 열수송관로의 이상상태 탐지 모델 고도화

- 인공지능(Artificial intelligence)이란 인간의 학습, 추론, 지각, 판단 등의 능력을 컴퓨터로 구현한 것으로, 인공지능의 일반적인 사용은 데이터 학습과 학습 결과로 생성된 모델을 이용한 판단 과정으로 정의됨.
- 음향방출센서와 가속도센서를 이용하여 관로의 정상상태, 이상상태를 진단하기 위하여 음향방출센서, 가속도센서 측정데이터를 이용하여 인공지능 학습모델을 생성하고, 평가함.
- El-Zahab et al.(2018)은 직경 1 inch의 주철관과 1 inch와 2 inch PVC 파이프를 대상으로 누출 누출신호를 탐지하는 연구를 수행함. El-Zahab et al.의 연구에서는 가속도 센서를 사용했으며, 이 때 사용한 알고리즘은 SVM(Support Vector Machine), 의사결정나무(Decision Tree), 나이브 베이즈(Naïve Bayes) 등의 학습 방법을 사용함.
- SVM은 서포트 벡터를 기준으로 클래스를 판별함. 좌표평면상에 다양한 클래스의 데이터가 분포되어 있을 때 그들은 구분하는 직선을 구하는 것이 분류의 목적임. SVM은 아래 그림처럼 중심선과 경계선에 의해 데이터를 구분함. 그 경계선을 서포트벡터라고 하며, 서포트벡터 사이의 거리인 마진을 최대화하는 것이 알고리즘의 주요 원리임.

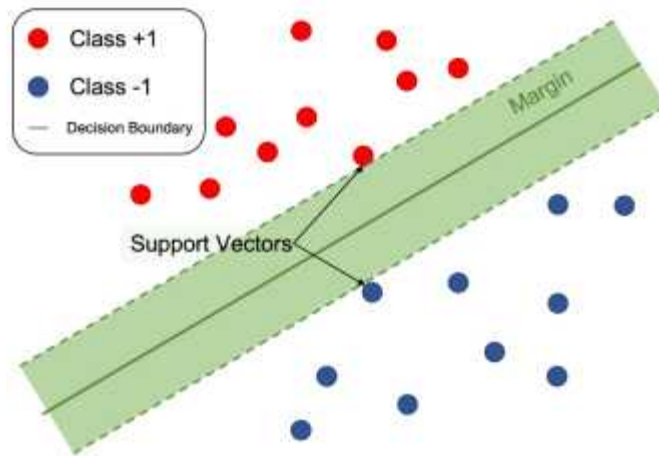


그림 3.17 SVM의 개념

- SVM은 다양한 패턴 인식 문제에 적용되는데, 환자 영상 데이터 분류, 환자 샘플 분류, 유전자/단백질 그룹핑 및 화합물 분류 등의 생명 정보학적 문제뿐만 아니라 텍스트 및 이미지 분류 등 일반적인 분류 문제에 넓게 적용되고 있음.
- 음향방출센서와 가속도센서 기반 이상상태 진단 절차는 상기 그림과 같음. 센서에 의해 측정된 데이터는 1초씩 분할함. 분할된 데이터는 각각 라벨링이 됨. 라벨에는 테스트번호, 측정 일자, 측정 장소, 센서 종류, 온도, 압력, 센서 설치 위치, 관의 공식적인 상태, 센서의 측정 차원이 부여됨. 데이터는 총 4가지 종류의 데이터로 전처리됨. 가속도 데이터는 필터링되지 않은 데이터, band pass filter 데이터, high pass filter 데이터, Envelope 데이터로 전처리됨. 음향방출 데이터는 필터링되지 않은 데이터, low pass filter 데이터, high pass filter 데이터, Envelope 데이터로 전처리됨. 필터링된 신호는 FFT를 통해 스펙트럼으로 변환됨. 이렇게 전처리한 데이터가 가속도 데이터에 8세트(필터 데이터 + 스펙트럼), 음향방출 데이터에 8세트(필터 데이터 + 스펙트럼)가 준비됨. 이들로부터 총 15가지 특징 데이터를 추출함. 특징은 아래 표 2.9와 같음.
- 특징들중에 Frequency 가 붙은 공식에는 스펙트럼 데이터가 사용되고, 그렇지 않은 공식에는 필터링 데이터가 사용됨. 데이터의 조합은 필터링된 데이터와 해당 데이터의 스펙트럼이 하나의 쌍(pair)이 됨. 총 4개의 쌍이 15개의 특징에 대해 계산이 되어서 총 60개의 특징이 계산됨. 즉, 1초의 측정 신호당 60개의 특징이 산출됨.
- 이렇게 생성된 특징은 SVM에 의해 학습됨. 라벨의 종류가 다양하기 때문에 필요

에 따라 다양하게 혼합하여 특정 클래스를 예측하는 모델을 만들 수 있음. 예를 들면, 관의 상태만 예측하는 모델을 생성할 수도 있으며, 관의 상태와 온도, 압력 등을 복합적으로 예측하는 모델의 생성도 가능함.

표 3.9 이상상태 진단 알고리즘에 사용된 feature 모형

No.	Feature	No.	Feature
1	Entropy estimation value	9	Frequency RS overall
2	Frequency center	10	Frequency kurtosis
3	Frequency mean	11	Frequency skewness
4	Mean square frequency	12	Mean
5	RMS frequency	13	Standard deviation
6	Variance frequency	14	Root mean square
7	Root variance frequency	15	Normal negative log-likelihood
8	Frequency overall	-	-

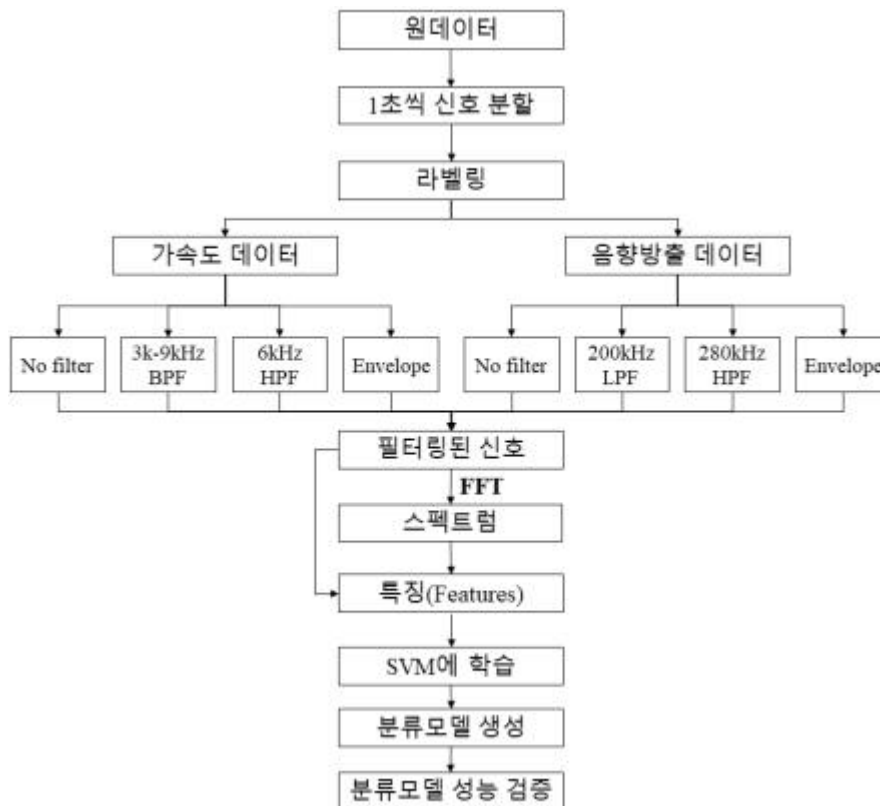


그림 3.18 SVM 기반 인공지능 학습모델 생성 절차

2.3 인공지능 기반 열수송관로 이상상태 진단 모델 평가

2.3.1 실증데이터 라벨링

- 라벨링은 TestNumber, Date, Install, SensorType, Temperature, Pressure, Location, Condition, SmallNumber, OneSecSignal로 구분함. 라벨링에 사용된 변수들은 다음과 같은 의미를 가짐.
 - TestNumber: 측정번호
 - Date: 측정 일자 (yyyy.mm)
 - Install: 측정 장소(지상 or 지하)
 - SensorType: 센서 종류(ACC or AE)
 - Temperature: 온도(안양에서 측정 못함. default 값 적용)
 - Pressure: 압력(안양에서 측정 못함. default 값 적용)
 - Location: 센서 설치 위치(유입 or 유출)
 - Condition: 관의 상태(정상 or 누수)
 - SmallNumber: 센서의 차원
 - OneSecSignal: 1초간 측정된 신호

2.3.2 실증 구간 측정 신호 분석

- 안양 지역난방서비스 구간에서 측정된 가속도 신호에서는 지역별 차이를 찾기 힘들. 다만 관측지점 JangRye의 레벨이 낮게 나타나고 있음을 알수 있음.
- 스펙트럼을 살펴보면 peak가 뚜렷하게 나타나지 않는 것으로 보아 잡음이 많은 것으로 추측됨. 특징적인 것은 대략 8kHz 이하에서 스펙트럼의 변화나 강도가 높고, 17k~20kHz 사이에서 peak가 나타나는 특징이 있음. 그 외의 것은 모든 측정지점에서 공통적으로 드러나는 특징이라 보기 힘들.
- 안양 지역난방서비스 구간에서 측정된 AE신호에서도 특징을 찾아보기 힘들. 스펙트럼을 보면, 120kHz 이하에서 변동과 강도가 높으며, peak는 170kHz, 230kHz, 240kHz, 300kHz, 310kHz 등에서 나타남.

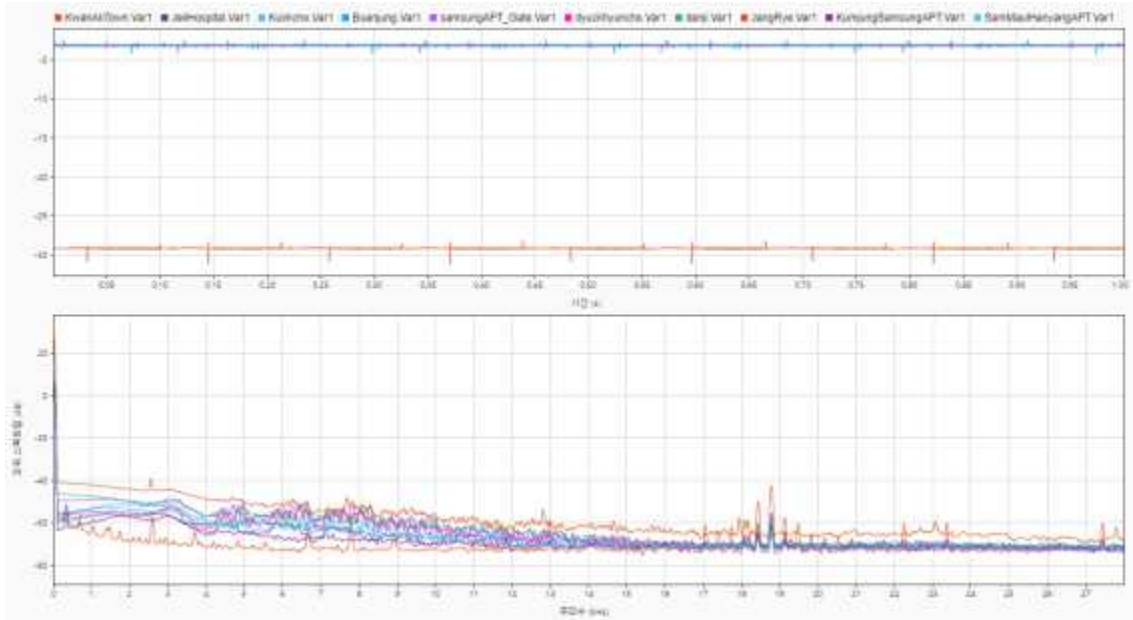


그림 3.19 안양 데이터 전지점 비교 (ACC)

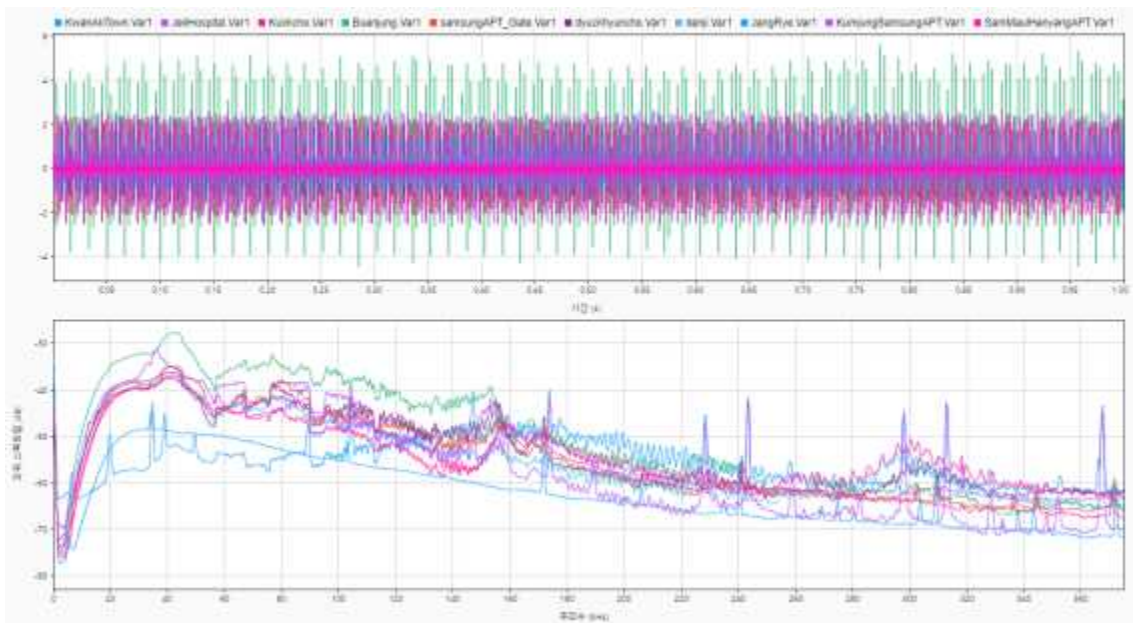


그림 3.20 안양 지역난방서비스구간 실증데이터 전지점 비교 (AE)

2.3.3 실증데이터 기반 이상상태 진단 인공지능 학습모델 생성, 신뢰도 평가

- 전년도(2022년)에 안동 파일럿 실험에서 측정된 누수신호와 2023년 안양 지역난방서비스 구간 실증 현장에서 측정된 누수신호를 비교해본 결과 두 신호 사이에 공통점을 찾기는 어려움.

- 다만, 실증데이터 기반 이상상태 진단 인공지능 학습모델 생성, 신뢰도 평가를 위하여 아래와 같이 단계적인 학습모델 검증을 실시함.
 - Case 1 for Reliability Assessment : 안양 실증데이터(2023년)를 이용하여 안동 파일럿 실험데이터(2022년) 기반 이상상태 진단 인공지능 학습모델의 신뢰도를 평가
 - Case 2 for Reliability Assessment : 안동 파일럿 실험데이터(2022년)와 안양 실증데이터(2023년) 전체 중 75%의 데이터를 이용하여 이상상태 진단 인공지능 학습모델을 생성하고, 25%의 데이터를 이용하여 생성된 학습모델의 신뢰도를 평가
 - Case 3 for Reliability Assessment : 안양 실증데이터(2023년) 전체 중 75%의 데이터를 이용하여 이상상태 진단 인공지능 학습모델을 생성하고, 25%의 데이터를 이용하여 생성된 학습모델의 신뢰도를 평가
 - Case 4 for Reliability Assessment : 안양 실증데이터(2023년) 취득구간 전체 10개소 중 6개소의 데이터를 이용하여 이상상태 진단 인공지능 학습모델을 생성하고, 4개소의 데이터를 이용하여 생성된 학습모델의 신뢰도를 평가
- 위 4가지 이상상태 진단 인공지능 학습모델의 평가는 다음의 목적을 달성하기 위하여 진행됨.
 - Case 1 for Reliability Assessment : 지역간 상이한 시설에서 취득된 데이터 기반 인공지능 학습모델을 타지역 진단에 직접 적용 가능성을 판단하기 위한 실험
 - Case 2 for Reliability Assessment : 지역간 상이한 시설에서 취득된 데이터와 해당지역 취득데이터를 기반으로 인공지능 학습모델을 고도화한 경우 이상상태 진단 영향력을 판단하기 위한 실험
 - Case 3 for Reliability Assessment : 열수송관로 이상상태 진단용 인공지능 학습모델의 생성에 해당 지역, 해당구간 자체데이터를 이용한 학습모델의 생성 및 진단 신뢰도를 판단하기 위한 실험
 - Case 4 for Reliability Assessment : 열수송관로 이상상태 진단용 인공지능 학습모델의 생성에 해당지역, 시험구간 데이터를 이용하고, 해당지역 타구간 이상상태 진단에 확장 적용 신뢰도를 판단하기 위한 실험
- 안양 지역난방 열수송관로 실증 데이터는 유입과 유출 부위 구분하여 56000kHz

대역 ACC 센서, 750000kHz 대역 AE 센서 이용하여 측정됨.

- 아래 표에 제시한 것과 같이 총 10 지점에서 유입과 유출부의 밸브에 180~240 초 기간동안 AE, ACC 데이터를 취함(구간별 유입_ACC, 유입_AE, 유출_ACC, 유출_AE 등 순으로 센서 설치).

표 3.10 안양 지역난방 서비스 구간 열수송관로 AE-ACC 데이터 취득 개요

구분	진단구간 (관리기관 구분 기호)	관로연장 (m)	이상상태 탐지-진단일	
			누수관로 (보수공사 전)	정상관로 (보수공사 후)
1	관악타운	350	Data L01 (180초)	Data N01 (240초)
2	산본제일병원	76	Data L02 (180초)	Data N02 (240초)
3	귀인초등학교	184	Data L03 (240초)	-
4	부안중학교	167	Data L04 (240초)	Data N04 (210초)
5	인덕원 삼성아파트 정문	90	Data L05 (240초)	Data N05 (240초)
6	한양아파트(덕현초 ~샘마을)	485	Data L06 (120초)	-
7	설악아파트(주공8단지)	420	Data L07 (240초)	Data N07 (240초)
8	안양장례식장	500	Data L08 (180초)	-
9	금정삼성아파트(담장뒤)	100	Data L09 (240초)	Data N09 (240초)
10	샘마을한양아파트(덕현초)	485	Data L10 (240초)	Data N10 (240초)

- 열수송관로 이상상태 진단 모델의 검증에는 SVM 생성 모델명, 센서의 종류, 학습에 사용한 데이터, 안동, 안양 등 관로 설치 지역, 시점이 다른 기초데이터를 이용하여 이상상태 진단 모델을 평가함.
- Model_2022_01 ~ 06은 CASE_01에 대한 신뢰도 성능이나 서로 다른 시설 데이터를 이용함에 있어서 신뢰도가 매우 낮게 평가됨. 2022년과 2023년 신호와 스펙트럼을 비교했을 때 유사성이 거의 보이지 않는 이유로 충분히 예상 가능한 결과임. Model_2022_01, Model_2022_03, Model_2022_06에서 분류성능이 약 38~56%가 나왔는데 이는 예상을 월등히 상회하는 수준으로, 안동과 안양 등 서로 다른 시설 데이터를 관리자가 직접 확인하는 것과는 달리 상당성의 신호 유사성이 있는 것으로 예상할 수 있음.
- 특히, 가속도 신호 쪽의 유사성이 상대적으로 높게 평가되었다. 2022년 데이터를 사용할 때, 지상과 지하 데이터를 각각 학습하기도 하고, 지상과 지하를 구분

없이 학습하기도 했다.

- 지상과 지하를 구분없이 학습할 때가 분류성능이 좋지 않았고, 지하만 학습할 때는 가속도 센서가, 지상만 학습할 때는 AE센서가 성능이 좋음. 안양은 전부 지하에 매립된 상태이기 때문에 2022년 안동의 지하 데이터만 사용했을 때가 분류성능이 더 좋은 것으로 판단됨.
- Model_2022_07 ~ 12 까지는 2022년 안동 파일럿 데이터와 2023년 안양 실증 데이터를 함께 학습했고, 여기에 2023년 데이터를 분류함. 학습에 사용한 데이터를 대상으로 분류성능 평가 결과 역시 정확도가 상당히 개선됨.
- Model_2022_13 ~ 18 까지는 2022년 데이터와 2023년의 측정지점 1~5(관악, 제일병원, 구인초, 불안정, 삼성아파트 정문)까지의 데이터를 학습데이터로 이용함. 학습모델 검증에는 2023년의 측정지점 6~10(덕현초, 8단지, 장래, 금정삼성아파트, 삼마을한양아파트)을 사용함. 즉, 검증에 사용된 데이터는 학습에 전혀 사용되지 않은 데이터임. 2022년 데이터를 사용할 때, 지상과 지하 데이터를 각각 학습하기도 하고, 지상과 지하를 구분없이 학습하기도 했음.
 - 전체적으로 봤을 때, 2023년 실증데이터를 학습에 사용하여 정확도가 상당 수준 개선되었으나, 2023년 실증데이터 75%를 이용한 학습, 25%를 이용한 검증 결과와 비교해서는 신뢰도가 감소함.
 - 이로서, 안양 10개의 지점들의 신호는 어느 정도 유사성이 있어, 일부만 학습해도 타 구간의 이상상태 진단에 충분히 활용 가능할 것으로 판단됨.
- Case 4 안양 지역난방서비스구간의 데이터를 모두 사용한 인공지능 학습모델의 경우 정상관로와 누수관로를 구분하는 정확도가 100% 수준으로 평가됨.
- Model_2023_21, Model_2023_22 학습에는 L1~L6 지점과 N1~N5 지점 데이터를 사용함. 자체검증 결과 정확도가 역시 거의 100%가 나옴.
 - 이 이상진단 학습모델을 L7~L10 지점과 N7~N10지점에 적용했는데, ACC신호에서 정확도가 51.6%, AE신호에서 정확도가 75.2%로 소폭 감소함. ACC 센서와 AE 센서의 병행 적용을 가정할 때 이상진단 시스템의 신뢰도는 75.2%로 최종 평가됨.

표 3.11 SVM에 의해 만들어진 모델의 정확도

학습모델명	센서 구분	데이터구분			자체 검증	2023 데이터 분류 성능	데이터 검증
		측정 시기	2022년 데이터 상세 구분				
			관 위치	관 설치 형태			
Model2022_1	ACC	2022	지상, 지하	직관, 곡관	79.3%	38.1%	
Model2022_2	AE		지상, 지하	직관, 곡관	74.2%	0.0%	
Model2022_3	ACC		지하	직관	96.8%	56.0%	
Model2022_4	AE		지하	직관	96.4%	2.0%	
Model2022_5	ACC		지상	직관, 곡관	82.6%	4.9%	
Model2022_6	AE		지상	직관, 곡관	81.4%	50.0%	
Model2022+2023_7	ACC	2022	지상, 지하	직관, 곡관	79.6%	87.0%	
Model2022+2023_8	AE		지상, 지하	직관, 곡관	77.4%	52.0%	
Model2022+2023_9	ACC		지하	직관	96.6%	82.0%	
Model2022+2023_10	AE	2023	지하	직관	95.4%	97.9%	
Model2022+2023_11	ACC		지상	직관, 곡관	82.6%	87.1%	
Model2022+2023_12	AE		지상	직관, 곡관	82.3%	95.2%	
Model2022+2023_13	ACC	2022	지상, 지하	직관, 곡관	79.9%	77.0%	2023_6~10 데이터까지 검증
Model2022+2023_14	AE	2023 (구간 1~5)	지상, 지하	직관, 곡관	75.8%	40.7%	2023_6~10 데이터까지 검증

학습모델명	센서 구분	데이터구분			자체 검증	2023 데이터 분류 성능	데이터 검증
		측정 시기	2022년 데이터 상세 구분				
			관 위치	관 설치 형태			
Model2022+2023_15	ACC	2022 2023 (구간 1~5)	지하	직관	96.7%	100%	2023_6~10 데이터까지 검증
Model2022+2023_16	AE		지하	직관	96.8%	80.0%	2023_6~10 데이터까지 검증
Model2022+2023_17	ACC		지상	직관, 곡관	83.1%	65.7%	2023_6~10 데이터까지 검증
Model2022+2023_18	AE		지상	직관, 곡관	81.7%	44.3%	2023_6~10 데이터까지 검증
Model2023_19	ACC	2023	마운팅 위치 무시, 압력 온도 구분 없음	마운팅 위치 무시, 압력 온도 구분 없음.	99.7%	-	
Model2023_20	AE				100%	-	
Model2023_21	ACC	2023 (L1 ~6, N1~ 5)	L7~10 지점, N7~1 0 지점 검증		99.8%	51.6%	2023년 데이터
Model2023_22	AE				100%	75.2%	2023년 데이터

2.4 시사점

- 2022년 안동 파일럿 테스트 데이터 중 지상과 지하를 구분없이 학습할 때와 지상의 데이터만 학습에 사용했을 때는 정확도가 상대적으로 낮음. 반면, 2022년 지하 데이터만 학습에 사용했을 때는 정확도가 가속도 센서와 AE 센서 모두에서 높게 나옴. 지하의 조건에 의한 신호는 장소나 주변 잡음이 달라도 유사한 특성이 있기 때문이라서 이와 같은 결과가 나왔다고 판단됨.
- 이로서 2022년 안동 파일럿 실험에서 얻어진 데이터 중 지하 매립관에서 얻어진 데이터는 실제 현장의 관의 신호를 탐지하기 위한 학습용 데이터로 도움이 되는 것으로 판단됨. 그러나, 1:1로 데이터의 유사성을 엄밀히 비교하는 것은 적합하지 않은 것으로 판단
- 향후 현장 데이터가 지속적으로 축적될수록 안동 실험데이터의 중요도는 떨어질 것으로 생각되며, 안양 실증구간 데이터의 중요도가 상대적으로 증가할 것으로 예상
- 이상의 결과에 따라 안양 지역난방서비스구간에서 실측 현장 데이터의 추가적인 갱신이 필요할 것으로 판단되며, 타구간(안동 파일럿 실험) 데이터와 해당구간(안양 실증 실험) 데이터의 전환시점(Turn Over Point)에 대한 평가가 가능할 것으로 판단
- 차년도 연구를 통하여 실증데이터를 추가 확보하여 AE-ACC 센서데이터 기반 열수송관로 이상상태 진단모델의 신뢰도를 현재 75.2%에서 90.0%까지 개선하고자 함.

3. 지반함몰 위험예측 모델 개발

3.1 연구개발 수행과정

3.1.1 연구배경 및 필요성

(1) 연구 배경

- 다양한 원인으로 인해 발생하는 지하 공동은 싱크홀, 지반 침하, 지반 함몰 등 다양한 명칭으로 불리는 사고를 발생시킴
- 한국의 도심지는 석회암, 석고, 암염 등의 지층이 거의 없기 때문에 싱크홀 발생 가능성이 거의 없다. 한국 도심지에서 발생하는 지반 함몰은 대개 인간 활동과 관련이 있으며, 주로 지하 관로의 파손으로 인한 누수와 굴착 공사가 원인이라 알려져 있음
- 건물 건설을 위한 굴착이나 지하철 건설 같은 지하 공간의 건설은 지반 함몰에 영향을 끼치는 요소이기에 사전 설계 단계에서 고려하여야 하는 사항임
- 지반 함몰이 발생하게 되면 기반시설의 파괴로 인한 물적피해와 인명피해를 동반하기에 이를 예방하고자 하는 연구가 활발하게 진행되고 있음
- 지구물리학적인 탐사 방식은 비용과 인력 문제로 인해 지방 자치단체에서는 주기적으로 실행할 수 없다는 문제가 있음

3.2 연구 필요성

- 지하 관로의 상태를 딥러닝을 통해 분석하여 지반 함몰 취약성을 예측하는 연구가 필요함
- 기존의 대부분의 연구들은 도심지에서 발생하는 지반 함몰의 가장 큰 발생 원인인 지하 관로에 의해 발생하는 지반 함몰이나 다양한 지하 관로에 대한 연구가 부족
- 도심지에서 발생한 연구들의 경우 지하 관로에 대한 연구들도 있었으나 단일 관로에 대해서만 고려한 경우가 많았으며, 지하 관로에 대한 연구들 또한 상수관로나 하수 관로 중 하나만을 고려한 경우가 많았음
- 지반 함몰 취약성을 예측하기 위해 MLP-CNN 모델을 제안
- 지반 함몰 발생 지점과 지하 관로를 사용하여 데이터셋을 생성함

- 데이터셋은 속성 정보를 담은 table 데이터와 관로 분포를 나타내는 이미지 데이터로 구성
- 지반 함몰 취약성을 높은 정확도로 분류하는 모델을 제안
- MLP-CNN 모델을 구성하여 속성 정보는 MLP로 관로 분포는 CNN으로 학습한 후 병합하여 FC 층을 통해 분류를 진행
- MLP-CNN 모델 학습 결과를 통해 지반 함몰 취약성 지도(GSSM, ground sink susceptibility map)를 생성하였으며, 이를 통해 지반 함몰에 취약한 지역을 가시화하였다.

3.3 연구내용

3.3.1 지하 관로 속성 정보 추출 및 가공

(1) 데이터 추출

- 연구 영역에서의 지반함몰 발생 지점 데이터와 6종의 지하 관로 데이터를 수집
- 6종의 지하 관로 데이터로부터 지하 관로 속성 정보 추출

(2) 데이터 가공

- 추출한 지하 관로 속성 정보를 각각 스케일링 및 임베딩하여 table 데이터 생성
- 관로 속성 정보를 6종의 지하 관로 각각에 색상으로 가시화한 후 이미지 데이터 생성
- 모델 학습의 과적합을 방지하기 위해 이미지 데이터를 Augmentation하여 추가로 데이터를 생성한 후 table 데이터를 이미지 데이터에 매칭해 데이터 추가 제작

3.3.2 CNN 활용한 지반함몰 위험평가 모델 개발

(1) CNN 사용

- 속성 정보 가시화한 관로 이미지 데이터를 사용
- 6종의 지하 관로 이미지를 하나의 이미지로 병합한 후 CNN 기법인 ResNet으로 학습

(2) MLP와 CNN 사용

- table 데이터와 속성 정보 가시화한 관로 이미지 데이터를 사용
- MLP를 사용하여 table 데이터를 학습
- CNN을 사용하여 속성 정보 가시화한 관로 이미지를 학습
- MLP 학습을 CNN 학습으로 보완하기 위해 두 모델을 결합한 후 데이터 학습
- 학습 결과를 비교한 후 최적의 모델을 선정 후 GSSM 생성

3.4 이론적 배경

3.4.1 지반함몰

- 지반 내의 소퇴 혹은 부분적인 하강은 지반함몰, 지반침하, 싱크홀 등의 다양한 명칭으로 불리고 있음
- 국토교통부의 보고서인 지반침하(함몰) 안전관리 매뉴얼의 용어 정의에 따르면 싱크홀은 석회암, 석고, 암염 등이 있는 지층이 지하수와 지표수의 화학적인 영향에 의해 유실되어서 붕괴되는 현상을 의미
- 일반적으로 지하 공간의 지지력 부족으로 인해 발생하며, 이러한 현상은 건물, 도로, 다리, 터널 등의 구조물을 위협함
- 지반함몰은 지반 내의 흙이나 암석이 이동하거나 침식됨으로써 발생하는 자연적 원인과 지중시설물의 노후화, 도심지 과밀화에 의한 지하공간의 개발과 이용에 의한 인공적 원인에 의해 발생
- 최근 국내에서 서울을 중심으로 발생하고 있는 지반함몰의 경우 자연적 원인에 의해 발생된 것이 아니라 인공적 원인에 의해 발생된 것으로 노후화된 하수관로 등의 파손에 의한 공동 발생, 지하수 유동 변화에 의한 토사유실, 지하구조물 공사에 기인한 것으로 확인됨

3.4.2 딥러닝

(1) MLP

- MLP는 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron)의 줄임말로, 딥러닝 분야에서 가장 기본적이고 널리 사용되는 인공 신경망 구조 중 하나

- 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 인공 신경망으로, 각 층은 여러 개의 뉴런으로 구성된다. MLP는 여러 개의 은닉층을 가질 수 있으며, 이를 통해 더 복잡한 비선형 문제를 해결할 수 있음

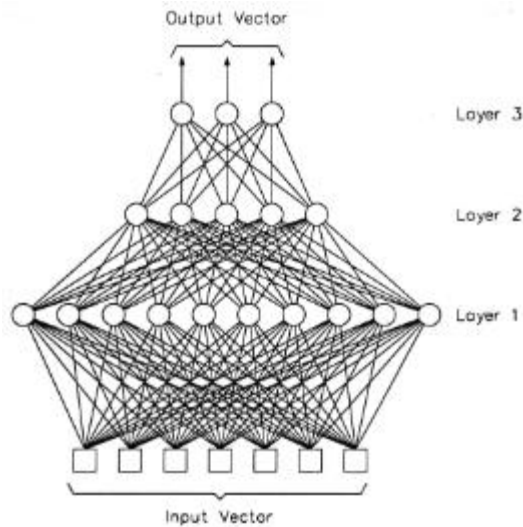


그림 3.21 Multi-Layer Perceptron 구조

- 각 은닉층은 이전 층의 출력을 입력으로 받아들이며, 가중치와 활성화 함수를 통해 입력 데이터를 처리하여 출력을 생성
- MLP의 학습은 역전파(backpropagation) 알고리즘을 사용하여 이뤄짐
- 알고리즘은 출력과 실제 값 간의 오차를 줄이기 위해 가중치를 조정하고, 이를 통해 네트워크가 주어진 작업을 수행할 수 있도록 하며, 활성화 함수는 각 뉴런의 출력을 결정하는 데 중요한 역할을 수행
- 대표적인 활성화 함수로는 시그모이드, 렐루(Rectified Linear Unit), 소프트맥스 등이 있음
- MLP는 기본적인 인공 신경망 구조로서 다양한 문제를 해결할 수 있지만, 대량의 데이터를 필요로 하고, 모델의 복잡성이 증가할수록 과적합(overfitting) 문제가 발생할 수 있음
- 이러한 단점을 극복하기 위해 정규화, 드롭아웃(dropout), 초기화 전략 등을 활용하여 모델의 일반화 능력을 향상시킴

(2) ResNet

- ResNet(Residual Network)은 딥 러닝에서 깊은 신경망을 효과적으로 훈련시키는 데 도움이 되는 네트워크 구조

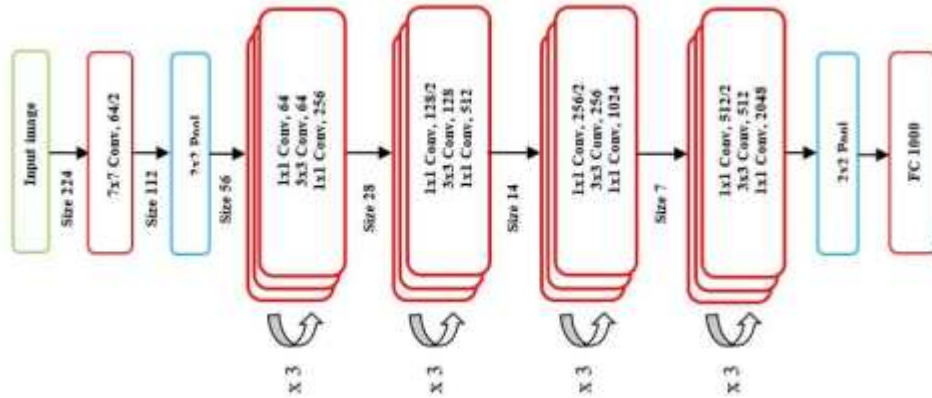


그림 3.22 ResNet의 구조

- 이는 2015년에 Microsoft Research에서 소개되었으며, 레이어가 매우 깊은 인공 신경망을 훈련하는 데 있어 발생하는 그래디언트 소실 문제를 해결하기 위해 개발됨
- ResNet의 가장 중요한 개념은 잔차 학습(Residual Learning)이다. 이는 입력 데이터와 출력 데이터 사이의 차이를 학습하는 것이 아니라, 입력 데이터에 잔차 함수를 적용하여 출력에 더하는 방식으로 동작
- 레이어를 건너뛰는 연결(스킵 연결)을 통해 구현
- 이러한 구조에 기인해 기울기 소실 문제를 해결하였고 이는 레지듀얼 블록이라 불리는 특별한 형태의 블록에 의해 구현됨
- 레지듀얼 블록은 크게 기본 블록, 병목 블록 2가지 유형으로 구분되며, ResNet은 초기에 제안된 기본적인 버전인 ResNet-50 이후에 여러 변형과 확장이 이루어져 다양한 종류의 ResNet 아키텍처가 등장함
- ResNet은 기존의 딥러닝 아키텍처보다 훨씬 깊은 네트워크를 구축할 수 있게 하여, 더 정확한 결과를 얻을 수 있다. 이는 이미지 분류, 객체 감지, 음성 인식 등 다양한 컴퓨터 비전 및 음성 처리 작업에 널리 사용
- ResNet은 또한 전이 학습(Transfer Learning)에 매우 효과적이며, 사전 훈련된

네트워크를 다양한 작업에 쉽게 적용할 수 있도록 함

3.5 실험결과 및 분석

3.5.1 학습 데이터 추출 및 가공

(1) 데이터 수집

1) 사고 지점 위치

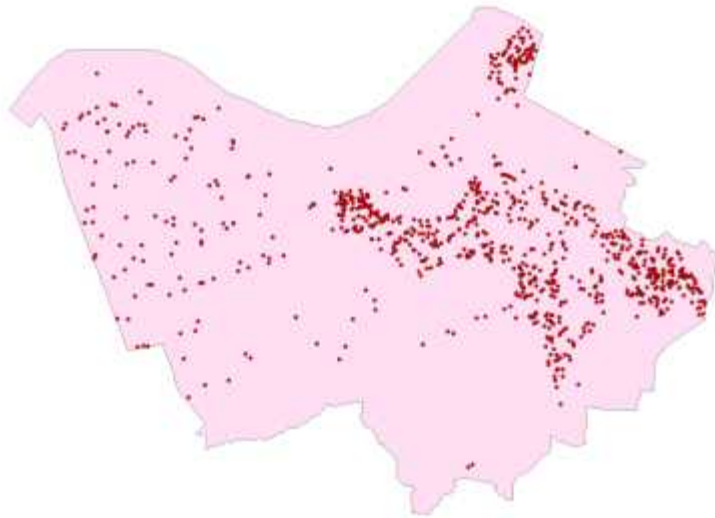


그림 3.23 사고 지점 위치와 사고 발생 영역

○ 사고 지점 위치는 지반 침하 사고가 발생한 지역의 shape file(*.cpg, *.dbf, *.prj, *.shp, *.shx)을 수집함. 955개의 사고 지점 위치와 사고 발생 영역을 수집하였다. 그 후 GIS 소프트웨어를 사용하여 가시화함.

2) 지하 관로 데이터



그림 3.24 지하 관로 6종

- 지하 관로 6종인 상수관로, 하수관거, 배전지중관로, 통신선관로, 난방열관로, 가스관로의 shape file(*.cpg, *.dbf, *.prj, *.shp, *.shx)을 수집함. 그 후 GIS 소프트웨어를 사용하여 가시화한 후 속성 데이터를 확인

3.5.2 데이터 추출

- 학습에 사용할 데이터를 얻기 위하여 데이터 수집을 통해 얻은 사고 지점 위치와 지하 관로 데이터에서 데이터 추출을 진행
- 연구 영역을 50X50m의 그리드로 분할한 후 각 그리드 내에서 지하 관로 속성 정보를 추출하였다. 추출한 속성 정보를 바탕으로 table 데이터와 지하 관로의 이미지 데이터를 생성
- 데이터 추출 및 생성은 GIS 소프트웨어인 ArcGIS Pro를 사용하였다. 대부분의 데이터 추출 및 생성은 ArcGIS Pro의 지오프로세싱 도구와 python을 사용하여 진행

(1) Table 데이터 추출

- 그리드 생성



출력 피처 클래스

- 출력 피처 클래스 저장 장소와 파일 이름 입력
입력 피처
- Grid 생성할 영역
- 입력 피처 레이어 또는 데이터셋과 교차하는 폴리곤
그리드 생성 체크 안하면 입력 피처의 최극단이 있는
영역 전체에서 Grid 생성
폴리곤 너비/높이
- 생성할 격자 크기 지정

- 지오프로세싱 도구인 Grid Index Features를 사용하여 그리드를 생성
- 그리드를 생성할 영역과 지하 관로 데이터를 입력하여 영역 내부의 지하 관로와
겹치는 부분만 그리드를 생성
- 19,377개의 그리드가 생성되었고 사고 지점 위치는 955개를 사용
- 이후 추출을 위하여 Split by Attributes를 사용하여 그리드를 분할한 후 필드
계산을 사용하여 그리드 속성 정보인 PageNumber를 1부터 연속되게 정렬

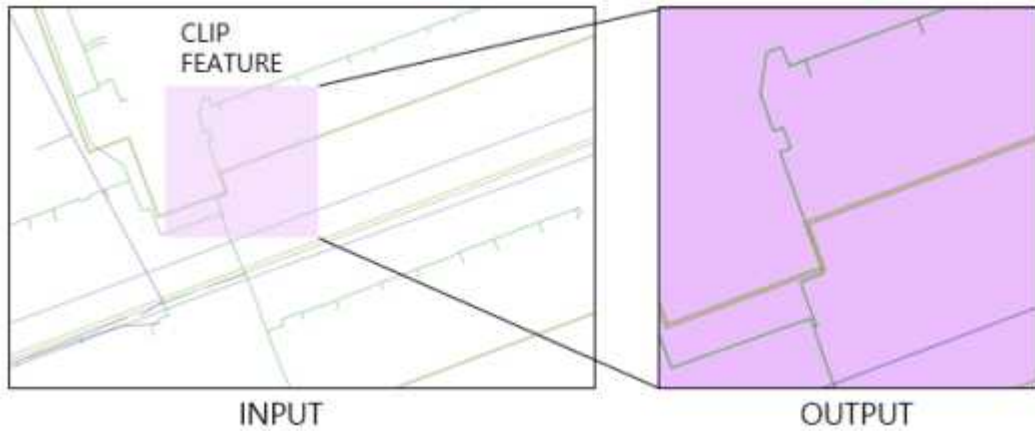


그림 3.25 Clip analysis

- 데이터 추출은 ArcGIS Pro의 Clip_analysis 모듈을 사용하여 진행
- 추출을 진행하기 전 6종의 지하 관로 타입을 속성 정보에 추가하였다. 그 후 6종의 관로를 병합하여 하나의 파일로 관리하였다. Clip_analysis는 ArcGIS Pro에 내장된 python에서 아래와 같이 사용
 - in_features : clip될 피쳐
 - clip_features : input된 피쳐를 clip하기 위해 사용될 피쳐
 - out_feature_class : output될 피쳐
- 코드는 관로들을 그리드로 19,377개로 추출을 진행한 후 추출된 그리드 내의 관로 길이를 계산하여 속성에 추가한 데이터
- 추출된 속성 정보는 관로 설치 년도, 관경, 관로 길이, 관로 재질, 평균 심도, 관로 타입

```

import arcpy

arcpy.env.workspace = (작업 공간)

for num in range(그리드 범위):
    in_features = (관로 타입)
    clip_features = "Grid({0})".format(num)
    out_feature_class = "저장 위치/관로_Clip{0}".format(num)

    arcpy.Clip_analysis(in_features, clip_features, out_feature_class)

for num in range(그리드 범위):
    in_features = "관로_Clip{0}".format(num)
    properties = "LENGTH"
    length_unit = "METERS"

    arcpy.AddGeometryAttributes_management(in_features, properties,
    length_unit)

```

(2) 이미지 데이터 추출

- 이미지 데이터 추출은 레이아웃 기능을 사용하여 진행
- 이미지 데이터 추출은 Split by Attributes를 사용하지 않은 Grid Index Features를 통해 생성된 그리드를 사용
- 6종의 관로 이미지를 개별적으로 추출함. 레이아웃을 사용하려면 ArcGIS Pro의 삽입 -> 새 레이아웃 생성에서 추출할 페이지 크기를 선택
- 가로 세로 200 pixel이 되도록 설정함. 레이아웃을 생성하면 맵 프레임에서 너비, 높이, 중앙 위치를 선택하여 맵 시리즈를 생성할 준비를 하면 됨. 그 후 맵 시리즈에서 그리드 크기를 추출할 수 있도록 설정
- 설정은 그림 2.26과 같이 설정하면 됨. 그리드를 레이어로 설정한 후 19,377개의 그리드를 구별해주는 속성인 PageNumber를 이름, 정렬로 선택함. 여백 크기와 축적을 0으로 선택하면 이미지 추출할 준비가 완료
- 이미지 데이터 추출은 맵 시리즈의 페이지를 넘기면서 각각의 그리드에 있는 관로를 exportToPNG 기능을 사용하여 추출을 진행

- RGBA를 모두 포함한 이미지 추출 방법 코드는 아래와 같음.

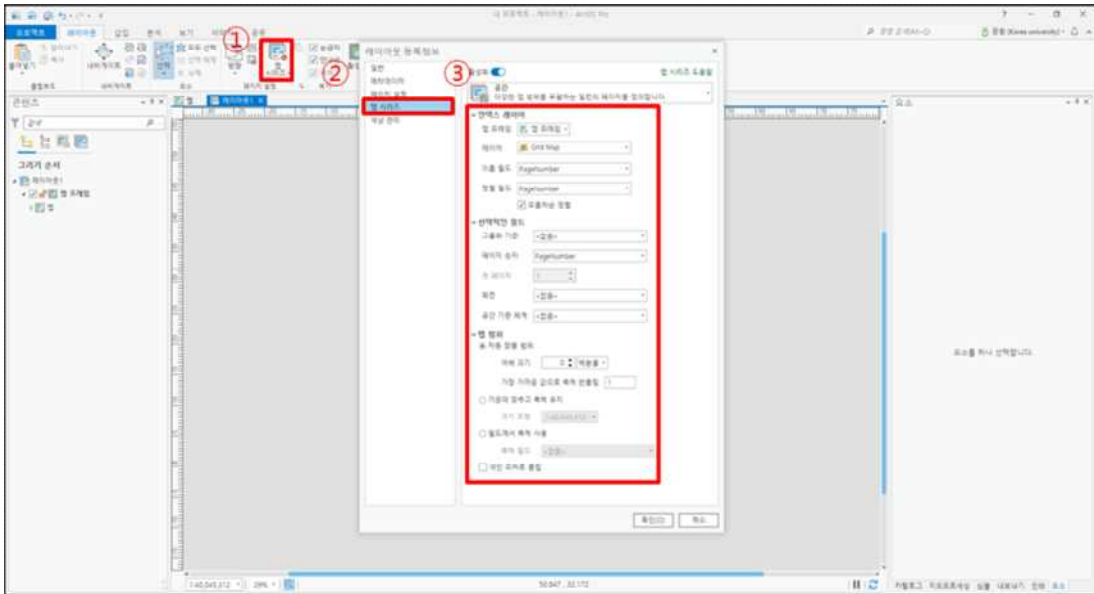


그림 3.26 레이아웃 생성 및 설정

```
import arcpy, os, sys

p = arcpy.mp.ArcGISProject("CURRENT")
l = p.listLayouts()[0]
if not l.mapSeries is None:
    ms = l.mapSeries
    if ms.enabled:
        for pageNum in range(1, ms.pageCount + 1):
            ms.currentPageNumber = pageNum
            print("Exporting {0}".format(ms.pageRow.PageNumber))
            pageName = ms.pageRow.PageNumber
            l.exportToPNG("저장 위치/Image_1_{0}".format(pageName), 300,
                "32-BIT_WITH_ALPHA", True, True, True)
```

- 현재 ArcGIS 프로젝트를 p에 저장, 레이아웃을 l에 저장한 후 맵 시리즈가 존재할 경우 아래 추출 과정을 반복
- 맵 시리즈의 페이지를 하나씩 넘기면서 이미지를 200X200 pixel 크기의 png 이미지로 추출함. 19,377개의 맵 시리즈가 존재하니 19,377번 반복하며 진행
- 이후 데이터 개수를 증가시키기 위해 기존 그리드 외에 추가 그리드를 제작하며,

우선 CopyFeatures를 이용해 그리드를 복사하는데 코드는 아래와 같음.

```
from arcpy.management import CopyFeatures

path = (추가 그리드 저장 위치)
for i in range(추가할 개수):
    CopyFeatures(in_features = '{0}'.format(i), out_feature_class = (저장 위치))
```

- 그리드 복사를 완료한 다음 복사한 그리드를 선택 후 원하는 위험도의 그리드로 만들기 위해 사고 발생 지점을 포함하도록 이동
- 이 때 사고 발생 지점을 1개 포함하면 Moderate, 2개 포함하면 High, 3개 이상 포함하면 Very High 그리드가 됨.

3.5.3 데이터 가공

(1) 이미지 데이터

- 이미지 데이터는 속성 가시화로 관로의 색상을 표현하여 가시화

1) 속성 정보 가시화 이미지 데이터

- 속성 데이터 가시화는 아래 표와 같이 4가지 속성정보를 RGB로 인코딩한 후 이를 관로 데이터에 적용하여서 가시화
- ArcGIS 소프트웨어에서 필드 계산을 사용하여서 관로 속성 데이터에 Color_code를 생성함. color_code는 rgba(!R!, !G!, !B!)로 입력
- 입력 후에는 그림 2.28과 같이 관로의 심볼에서 속성 매핑 설정을 color_code로 설정한 후 적용하면 됨. 그리드 별 이미지를 추출할 때는 라인 너비를 10pt로 하였다. 가시화 결과는 그림 2.28과 같음.

표 3.12 속성 데이터 가시화

R	설치년도	0~255		
		2,021(0)	~	1,971(255)
G	관경	0~255		
		0(0)	~	2,400(255)
B	관재질	0~255		
		MOP001(8)	~	토관(232)

○ 데이터 개수를 증가시키기 위해 생성된 그리드 별 이미지에 회전을 적용함. 증가된 데이터는 그림 2.29와 같이 나타남.

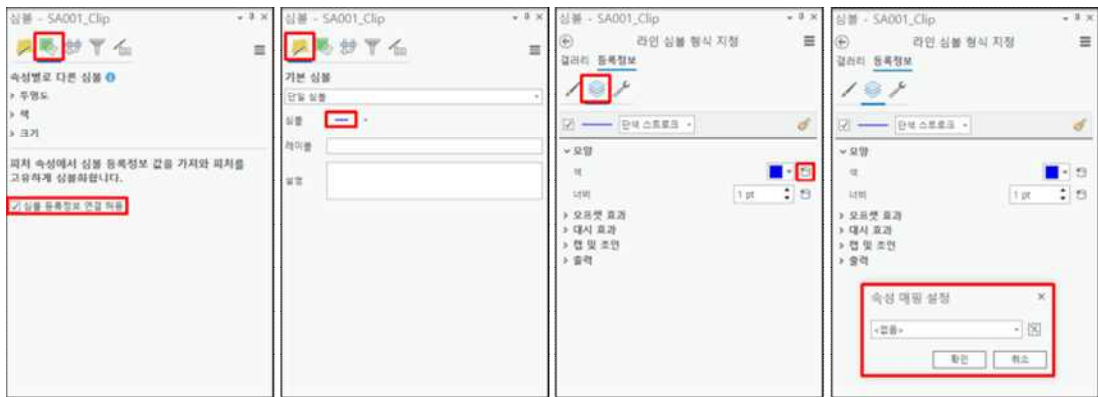


그림 3.27 속성 데이터 가시화

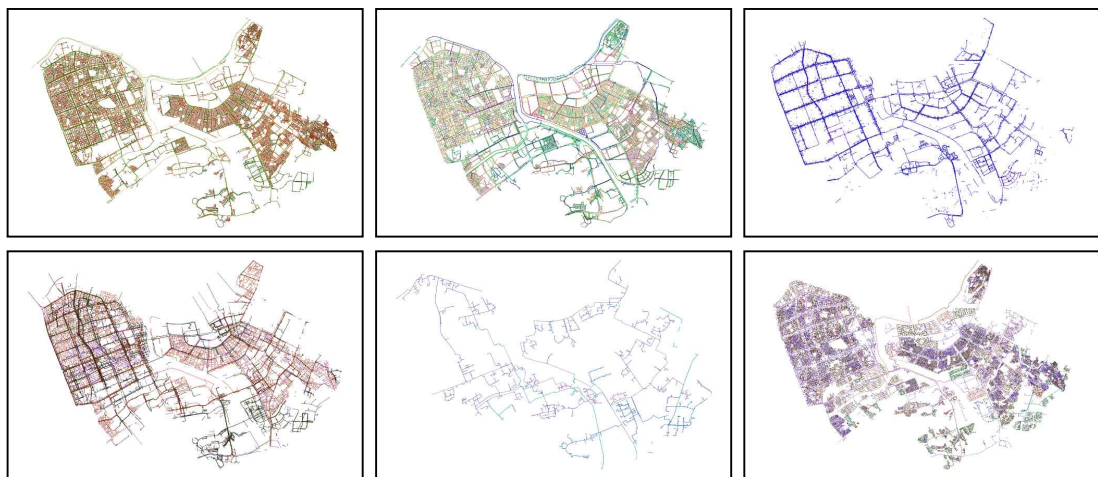


그림 3.28 속성 데이터 가시화 결과

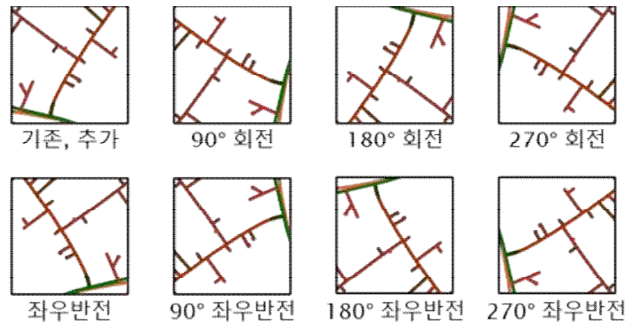
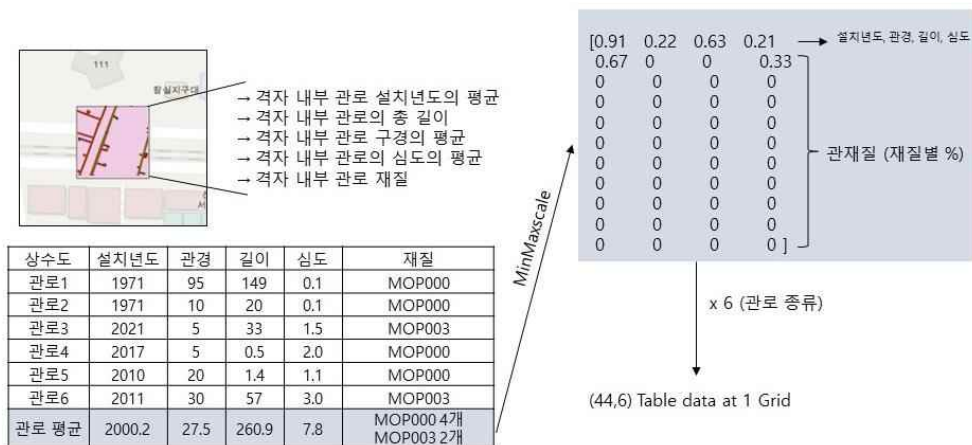


그림 3.29 회전된 이미지 데이터

(2) Table 데이터

- Table 데이터는 데이터 추출로 관로 설치 년도, 관경, 관로 길이, 관로 재질, 평균 심도, 관로 타입을 특징으로 하는 19,377개 행의 데이터를 얻음.
- 레이블로 사용할 데이터는 그리드 내부의 사고 발생 건수이니 사고 지점 위치 데이터에서 추출한다. 지오프로세싱 도구인 Aggregate Points 기능을 사용하면 각 그리드 별 사고 발생 건수를 추출할 수 있음.
- 사고 건수는 표 2.13과 같이 4가지 위험 등급으로 구분하고, 추가로 이미지에서 데이터를 회전한 만큼 그리드의 table 데이터도 복사
- Table 데이터의 속성 정보인 관로 설치 년도, 관경, 관로 길이, 관로 재질, 평균 심도는 지반 침하 영향 인자로 추정되는 것이며, 이는 표 2.14와 같이 가공함.

표 3.13 지하 관로 속성 정보 가공



데이터 항목	가공 방법
--------	-------

관로 길이	<ul style="list-style-type: none"> · 6종류 관로의 속성값을 따로 추출하였음 · 그리드 내부의 관로 길이를 사용하였음 · 그리드 내부 관로 길이를 계산 후 한 종류에 해당하는 관로 길이의 평균을 계산하였음 · 관로 길이의 평균을 MinMax Scaler를 통해 0 ~ 1까지로 나타냄
관로 설치 년도	<ul style="list-style-type: none"> · 6종류 관로의 속성값을 따로 추출하였음 · 그리드 내부의 관로 설치년도를 사용하였음 · 그리드 내부의 관로들의 설치년도의 평균을 계산하였음. 데이터가 없는 경우 최솟값인 1971로 계산하였음 · 관로들의 설치년도의 평균을 MinMax Scaler를 통해 0 ~ 1까지로 나타냄
관경	<ul style="list-style-type: none"> · 6종류 관로의 속성값을 따로 추출하였음 · 그리드 내부의 관경 데이터를 사용하였음 · 지하 관로의 관경은 최대 크기 2400mm, 최소 크기 0mm로 설정함. 데이터가 없는 경우 최소 크기인 0mm로 계산하였음 · 그리드 내부 관로들 구경의 평균을 계산하였음 · 관로들의 구경의 평균을 MinMax Scaler를 통해 0 ~ 1까지로 나타냄
관로 재질	<ul style="list-style-type: none"> · 6종류 관로의 속성값을 따로 추출하였음 · MOP001 ~ MOPX65, 철관, 토관 까지 총 29종류의 관로 재질을 사용하였음 · MOP001 ~ 토관까지를 원-핫 인코딩(One-Hot Encoding)을 통해 벡터로 나타낸 후 벡터들의 요소 평균을 계산하였음
평균 심도	<ul style="list-style-type: none"> · 6종류 관로의 속성값을 따로 추출하였음 · 그리드 내부의 관로 평균 심도를 사용하였음 · 그리드 내부의 관로들의 평균 심도의 평균을 계산하였음. 데이터가 없는 경우 최솟값인 0으로 계산하였음 · 평균 심도의 평균을 MinMax Scaler를 통해 0 ~ 1까지로 나타냄

표 3.14 등급별 데이터 개수

등급	Low	Moderate	High	Very High				
사고 건수	0	1	2	3	4	5	6	11
등급별 기존 그리드 개수	18,572	690	90	25				
등급별 추가 그리드 개수	0	642	400	238				
Augmentation된 개수	0	9,324	3,430	1,841				
등급별 개수	18,572	10,656	3,920	2,104				

3.6 딥러닝 학습

3.6.1 딥러닝 모델

(1) ResNet

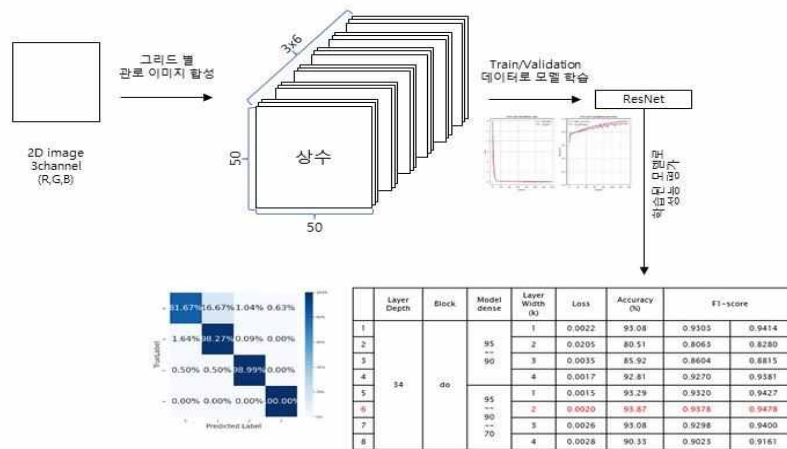


그림 3.30 ResNet 모델 학습 및 테스트 과정

- 첫 번째 모델은 속성 정보를 가시화한 이미지 데이터를 ResNet으로 학습
- 전체 과정은 그림 2.30에 표현하였으며, 지하 관로 6종 이미지 데이터는 가로 세로 200 pixel에 RGB의 3가지 채널로 구성되어 있음.
- 우선 이미지 데이터를 지하 관로 6종 각각에 대해 50X50X3의 크기를 가지는 npy 데이터로 제작함. 이후 전체 데이터 19,377개를 Train : Test = 3 : 1로 분할함. 레이블링을 위하여 Low, Moderate, High, Very High의 네 개의 폴더

로 데이터를 분할함.

- 이후 지하 관로 6종 이미지 데이터를 상수관로, 하수관거, 배전_지중관로, 통신선관로, 난방열관로, 가스관로 순으로 병합
- 병합된 이미지 데이터를 50X50X18 크기의 npy 데이터로 생성함. 데이터셋 경로 지정 후 레이블을 npy 데이터셋으로 생성함. 코드는 아래와 같음.
 - 코드에서 u는 상수관로, s는 하수관로, e는 배전_지중관로, c는 통신선관로, h는 난방열관로, g는 가스관로를 의미함.

```
import cv2
import numpy as np

# 이미지 파일 경로
image_path = (이미지 파일 경로)

# 이미지를 원하는 크기로 읽기
def read_image_resize(image_path, width, height):
    # 이미지를 BGR 형식으로 읽기
    img = cv2.imread(image_path)

    # 이미지 크기를 원하는 크기로 조정
    resized_img = cv2.resize(img, (width, height))

    # BGR을 RGB로 변환
    resized_img = cv2.cvtColor(resized_img, cv2.COLOR_BGR2RGB)

    return resized_img

# 원하는 크기로 이미지 변환
desired_width = 50
desired_height = 50
resized_image = read_image_resize(image_path, desired_width,
desired_height)

# NumPy 배열로 변환
numpy_image = np.array(resized_image)

# 이미지 데이터 라벨링 numpy로 저장
```

```
# Low=0 ~ Very High = 3
img_label = np.array(위험도)

# Numpy 배열 저장
np.save((numpy 배열 저장 경로), numpy_image)
np.save((numpy 배열 저장 경로), img_label)
```

- 이미지 데이터를 Numpy로 변환 후 Train/Validation/Test 데이터셋으로 나누어 저장함. 이 때 전체 데이터에서 Train : Validation : Test = 3 : 1 : 1의 비율로 나눔.

```
import numpy as np

# 가상의 NumPy 데이터 생성
u = (상수관로 numpy 데이터 경로)
s = (하수관로 numpy 데이터 경로)
e = (배수_지중관로 numpy 데이터 경로)
c = (통신선관로 numpy 데이터 경로)
h = (난방선관로 numpy 데이터 경로)
g = (가스선관로 numpy 데이터 경로)
label = (그리드 라벨 numpy 데이터 경로)

# 데이터를 섞은 후 인덱스를 계산하여 나눔
np.random.shuffle(관로 데이터)

# 데이터 비율 설정
train_ratio = 0.6
val_ratio = 0.2
test_ratio = 0.2

idx = np.arange(X.shape[0])
np.random.shuffle(idx)

u = u[idx]
s = s[idx]
e = e[idx]
c = c[idx]
h = h[idx]
```

```

g = g[idx]
label = label[idx]

# Train/Val/Test 구분
len_data = len(u)
u_train = u[0:int(len_data *train_ratio)]
s_train = s[0:int(len_data *train_ratio)]
e_train = e[0:int(len_data *train_ratio)]
c_train = c[0:int(len_data *train_ratio)]
h_train = h[0:int(len_data *train_ratio)]
g_train = g[0:int(len_data *train_ratio)]
label_train = label[0:int(len_data *train_ratio)]

u_val = u[int(len_data *train_ratio):int(len_data*(train_ratio+val_ratio))]
s_val = s[int(len_data *train_ratio):int(len_data*(train_ratio+val_ratio))]
e_val = e[int(len_data *train_ratio):int(len_data*(train_ratio+val_ratio))]
c_val = c[int(len_data *train_ratio):int(len_data*(train_ratio+val_ratio))]
h_val = h[int(len_data *train_ratio):int(len_data*(train_ratio+val_ratio))]
g_val = g[int(len_data *train_ratio):int(len_data*(train_ratio+val_ratio))]
label_val = label[int(len_data *train_ratio):int(len_data
*train_ratio)+int(len_data*val_ratio)]

u_test = u[int(len_data*(train_ratio+val_ratio)):-1]
s_test = s[int(len_data*(train_ratio+val_ratio)):-1]
e_test = e[int(len_data*(train_ratio+val_ratio)):-1]
c_test = c[int(len_data*(train_ratio+val_ratio)):-1]
h_test = h[int(len_data*(train_ratio+val_ratio)):-1]
g_test = g[int(len_data*(train_ratio+val_ratio)):-1]
label_test = label[int(len_data*(train_ratio+val_ratio)):-1]

# 위 변수들 모두 저장
np.save(numpy 데이터 경로, 데이터)

```

- 이후 이 파일을 사용하여 학습을 진행함. CNN 중 ResNet 구조를 활용하였으며, imbalanced data이기에 class_weight를 사용함. 코드는 아래와 같음.

```

import os
os.environ['TF_CPP_MIN_LOG_LEVEL'] = '3'

```

```

import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from sklearn.utils import class_weight
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import regularizers, activations
from keras.models import Model
from keras.layers.core import Dense, Dropout, Flatten
from keras.layers import BatchNormalization, Input, Add,
    AveragePooling2D, Activation
from keras.layers.convolutional import Conv2D
from keras.optimizers import adam_v2
from keras.callbacks import ModelCheckpoint, EarlyStopping
gpus = tf.config.list_logical_devices('GPU')
mirrored_strategy = tf.distribute.MirroredStrategy(gpus)

# Hyperparameter
depth='34'
width='4'
kind='do'
lr = 0.00005
SHUFFLE_BUFFER_SIZE = 1000
BATCH_SIZE = 8

# data loading
x_train = np.load(데이터 경로)
y_train = np.load(데이터 경로)
x_val = np.load(데이터 경로)
y_val = np.load(데이터 경로)
train_x = x_train

train_dataset = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((x_train, y_train))
train_dataset = train_dataset.shuffle(SHUFFLE_BUFFER_SIZE).batch(BATCH_SIZE)
val_dataset = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((x_val, y_val))
val_dataset = val_dataset.batch(BATCH_SIZE)

```

```

# class weighth
cls_wgts = class_weight.compute_class_weight('balanced', classes =
      np.unique(np.argmax(y_train, axis = 1)), y =
      np.argmax(y_train, axis = 1))

cls_wgts = {0:cls_wgts[0],
            1:cls_wgts[1],
            2:cls_wgts[2],
            3:cls_wgts[3]}

# define model block
def First_B(x, filters, k):
    x_skip = x
    f1 = filters*k

    x = Conv2D(f1, kernel_size=(7, 7), strides=(2, 2), padding='same',
              kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(x)
    x = BatchNormalization()(x)
    x = Activation(activations.relu)(x)

    return x

def B_Forward_s11(x, filters, k):
    x_skip = x
    f1 = filters*k

    # first Conv
    x = Conv2D(f1, kernel_size=(3, 3), strides=(1, 1), padding='same',
              kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(x)
    x = BatchNormalization()(x)
    x = Activation(activations.relu)(x)
    x = Dropout(0.2)(x)

    # second Conv
    x = Conv2D(f1, kernel_size=(3, 3), strides=(1, 1), padding='same',
              kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(x)

```



```

# shortcut
x_skip = Conv2D(f1, kernel_size=(1, 1), strides=(1, 1),
padding='valid',
kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(x_skip)
x_skip = BatchNormalization()(x_skip)

# add
x = Add()([x, x_skip])
x = Activation(activations.relu)(x)

return x

def B_Back_s11(x, filters, k):

x_skip = x
f1 = filters*k

# first Conv
x = BatchNormalization()(x)
x = Activation(activations.relu)(x)
x = Conv2D(f1, kernel_size=(3, 3), strides=(1, 1), padding='same',
kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(x)

# second Conv
x = BatchNormalization()(x)
x = Activation(activations.relu)(x)
x = Dropout(0.2)(x)
x = Conv2D(f1, kernel_size=(3, 3), strides=(1, 1), padding='same',
kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(x)

# add
x = Add()([x, x_skip])
x = Activation(activations.relu)(x)

# BN, ReLU
x = BatchNormalization()(x)
x = Activation(activations.relu)(x)

```

```

    return x

def B_Forward_s21(x, filters, k):

    x_skip = x
    f1 = filters*k

    # first Conv
    x = Conv2D(f1, kernel_size=(3, 3), strides=(2, 2), padding='same',
               kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(x)
    x = BatchNormalization()(x)
    x = Activation(activations.relu)(x)
    x = Dropout(0.2)(x)

    # second Conv
    x = Conv2D(f1, kernel_size=(3, 3), strides=(1, 1), padding='same',
               kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(x)

    # shortcut
    x_skip = Conv2D(f1, kernel_size=(1, 1), strides=(2, 2),
                    padding='same',
                    kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(x_skip)
    x_skip = BatchNormalization()(x_skip)

    # add
    x = Add()([x, x_skip])
    x = Activation(activations.relu)(x)

    return x

def Last_B(x, filters, k):

    x_skip = x
    f1 = filters*k

    # first Conv
    x = Conv2D(f1, kernel_size=(3, 3), strides=(1, 1), padding='same',
               kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(x)
    x = BatchNormalization()(x)

```

```

x = Activation(activations.relu)(x)

# second Conv
x = Dropout(0.2)(x)
x = Conv2D(f1, kernel_size=(3, 3), strides=(1, 1), padding='same',
           kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(x)

# add
x = Add()([x, x_skip])
x = Activation(activations.relu)(x)

return x

def resnet34_do():

k = int(width)
input_im = Input(shape=(train_x.shape[1], train_x.shape[2],
                        train_x.shape[3]))
x = input_im

x = First_B(x,16,k) # 1
x = B_Forward_s11(x,32,k) # 3
x = B_Back_s11(x,32,k) # 2
x = B_Forward_s21(x,32,k) # 3
x = B_Back_s11(x,32,k) # 2
x = B_Forward_s11(x,64,k) # 3
x = B_Back_s11(x,64,k) # 2
x = B_Forward_s21(x,64,k) # 3
x = B_Back_s11(x,64,k) # 2
x = B_Forward_s11(x,128,k) # 3
x = B_Back_s11(x,128,k) # 2
x = B_Forward_s21(x,128,k) # 3
x = B_Back_s11(x,128,k) # 2
x = Last_B(x,128,k) #2

x = AveragePooling2D(pool_size=(8, 8), strides=(1, 1),
                     padding='same')(x)
x = Flatten()(x)

```

```

x = Dropout(0.3)(x)
x = Dense(500, activation='relu', kernel_initializer='he_normal')(x) #
    multi-class
x = Dense(4, activation='softmax', kernel_initializer='he_normal')(x)
    # multi-class
model = Model(inputs=input_im, outputs=x, name='Resnet34')
return model

with mirrored_strategy.scope():
    model = resnet34_do()
    model.compile(loss='categorical_crossentropy',
                  optimizer=adam_v2.Adam(learning_rate=lr, decay=1e-6),
                  metrics=['accuracy']) # optimizer는 Adam과 SGD
    earlyStopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10)
    mc = ModelCheckpoint(모델 저장 경로, monitor='val_loss', verbose=1,
                        save_best_only=True, mode='auto')
    history = model.fit(train_dataset, epochs=300,
                       validation_data=val_dataset, verbose=1, class_weight =
                       cls_wgts, callbacks=[earlyStopping, mc])

    history.history.keys() # dictionary 형태로 이루어짐

```

(2) MLP + ResNet

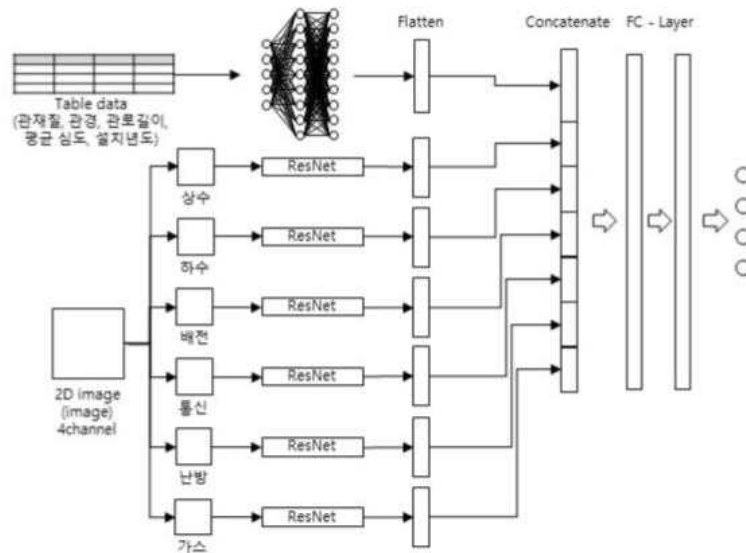
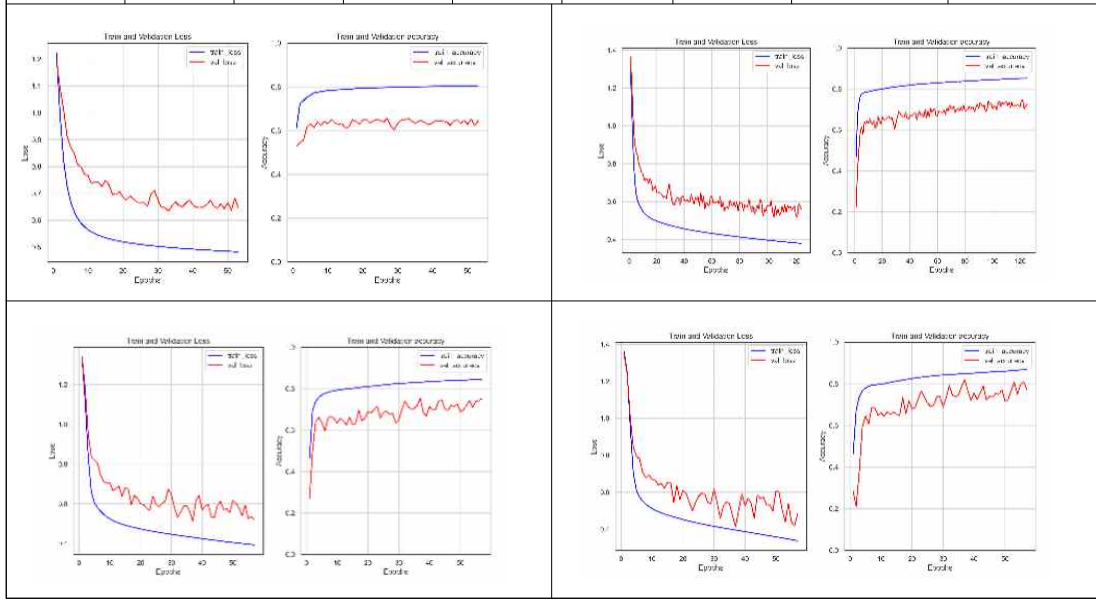


그림 3.31 MLP-CNN 학습 과정

- 두 번째 모델은 table 데이터를 MLP로, 관로 이미지 데이터를 ResNet으로 학습
- 전체 학습 과정은 그림 2.31이며, 이미지 데이터는 앞서 모델에서 사용한 것과 같음. Table 데이터는 설치년도, 환경, 관로길이, 평균 심도, 관재질을 차례로 나열함.
- 우선 MLP만 학습을 진행하여 성능이 가장 우수한 은닉층 개수와 은닉층 Dense를 선정하였고, 이를 기반으로 MLP-CNN 학습을 진행함. 표 2.15에 MLP 학습 결과를 나타냄.
- ResNet은 앞서 단독으로 학습한 모델을 토대로 HyperParameter를 결정함. 위와 같이 선정한 MLP와 ResNet의 HyperParameter를 토대로 MLP-CNN 모델을 작성함.

표 3.15 MLP 학습 결과

	Dense	Dense	Dense	Dense	Lr	Loss	Accuracy	F1-score
layer1	45	0	0	0	1e-04	0.6343	64.45	0.6711
layer2	45	80	0	0	1e-04	0.5457	73.20	0.7426
layer3	45	80	25	0	1e-04	0.5004	76.02	0.6560
layer4	45	80	25	20	1e-04	0.4694	78.67	0.6813



3.6.2 학습 결과

(1) ResNet

- 데이터 불균형을 해결하기 위해 class_weight를 도입함. batch size는 8을 선택하였고 epochs는 300을 사용함. Train 데이터와 validation 데이터를 사용한 학습 결과의 loss와 accuracy 그래프와 test 데이터를 사용하여 평가한 결과의 heatmap은 그림 2.32와 같음.
- 사용한 optimizer는 Adam이고 learning rate는 0.00005, decay는 1e-6임. Test 데이터를 사용하여 모델을 평가한 결과 정확도는 77.61%, f1-score는 weighted는 0.7737, macro는 0.7800임.

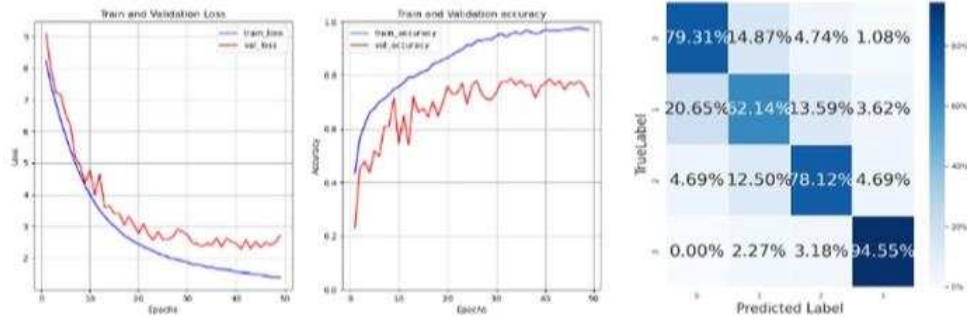


그림 3.32 ResNet 학습 및 테스트 결과

(2) MLP + ResNet

- 데이터 불균형을 해결하기 위해 class_weight를 도입함. batch size는 16을 선택하였고 epochs는 300을 사용함. Train 데이터와 validation 데이터를 사용한 학습 결과의 loss와 accuracy 그래프와 test 데이터를 사용하여 평가한 결과의 heatmap은 그림 2.33과 같음.
- 사용한 optimizer는 Adam이고 learning rate는 0.05, decay는 1e-6임. Test 데이터를 사용하여 모델을 평가한 결과 정확도는 93.87%, f1-score는 weighted는 0.9378, macro는 0.9478임.

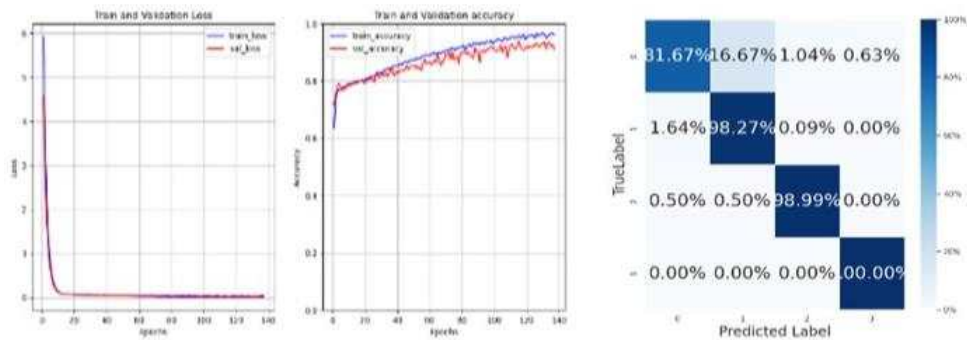


그림 3.33 MLP + ResNet 학습 및 테스트 결과

(3) GSSM

- GSSM은 MLP + ResNet 모델을 사용하여 학습한 결과를 사용함. Batch size 16, optimizer는 Adam, learning rate는 0.05, decay는 1e-6을 사용하여 학습을 진행한 모델을 통해 지반 침하 위험도를 예측함.

- 위험도가 낮은 지역은 녹색으로 위험도가 높은 지역은 빨간색으로 나타냄. 아래 그림의 빨간색 점은 사고 발생 지점을 나타낸 것으로, 그 결과 그림 2.34와 같은 GSSM을 얻음. 사고 다발 지역의 경우 경향성을 잘 예측하는 것을 확인할 수 있고 사고 빈도가 적은 곳도 개략적인 위치를 예측하는 것을 확인할 수 있음.

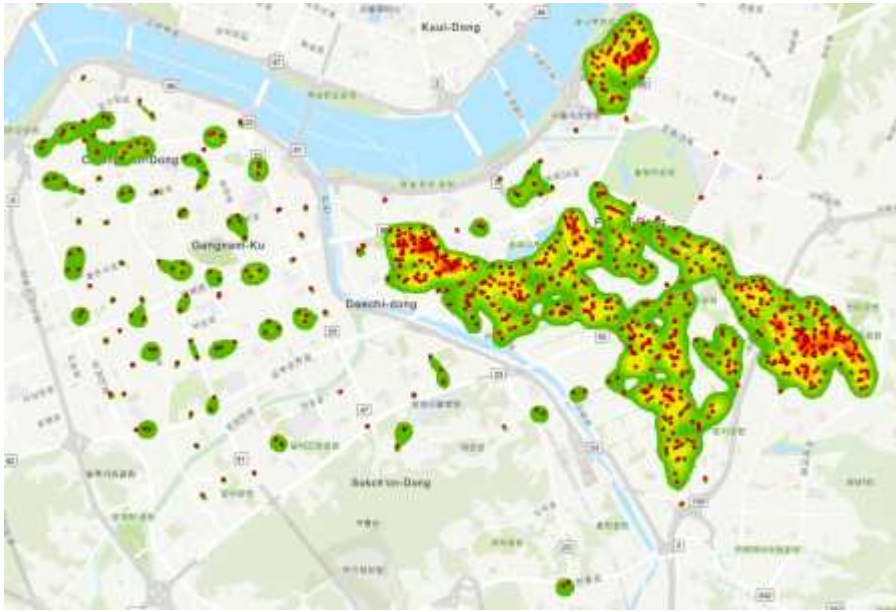


그림 3.34 예측 모델을 토대로 제작한 GSSM

3.7 결론

- 지하공간 위험평가 모델 개발을 위하여 GIS 소프트웨어와 MLP 및 CNN을 사용하였으며 이를 통하여 지반 침하 위험도를 예측함. 본 과업을 통하여 얻은 결론은 다음과 같음.
 - 지반 함몰 사고 발생 위치, 지하 관로 6종 데이터에서 위험 영향 인자를 추출함.. ArcGIS 소프트웨어를 통하여 지하 관로 속성 정보인 노후도, 관경, 관로 길이, 관로 재질 및 관경과 지하 관로 6종의 이미지 데이터를 추출한 후 가공을 하여 예측에 사용될 데이터를 제작함.
 - MLP와 CNN로 모델을 제작해 성능 평가를 실시함. CNN의 구조 중 하나인 ResNet만을 사용한 것과 MLP와 ResNet을 같이 사용한 구조의 2가지 모델을 사용함. ResNet만을 사용한 결과는 지반 함몰 발생 정도가 Very High인 지역의 정확도가 매우 높은 것을 확인할 수 있었음. 이는 데이터 Augmentation을

통해 이미지 데이터 개수를 늘린 것에 기인한 것으로 보임. Table 데이터는 MLP를 통해 학습하고 관로 이미지는 ResNet을 통해 학습을 시킨 경우는 4가지 위험도 모두에서 학습이 잘 진행됨. 정확도, f1-score를 통해 선정한 모델은 MLP의 은닉층의 개수가 2개이고 ResNet은 34층, 레지듀얼 블록은 기본 블록에 Dropout을 추가한 것으로 구성되어 있음. 학습에 사용한 optimizer는 Adam이고 learning rate는 0.05, decay는 1e-6이었음. Train : Validation : Test를 6 : 2 : 2로 나누어서 학습시킨 결과 정확도 93.87%, f1-score 중에서 weighted는 0.9378, macro는 0.9478의 결과를 얻음. 이는 MLP와 AlexNet을 사용했던 선행 연구에 비해 f1-score가 비약적으로 개선된 결과임.

- GIS 소프트웨어를 통하여 지반 함몰 영향 인자와 관로 이미지를 추출하고 MLP와 CNN을 통하여 지반 함몰 위험도를 예측하는 방식을 제안하였으며 수행한 결과를 제시함. 과업의 결과 ResNet이나 MLP를 단독으로 사용하는 것보다 table 데이터는 MLP를 통해 학습하고 관로 이미지는 ResNet을 통해 학습한 후 병합한 모델의 성능이 더 우수함을 알 수 있었음. 학습 결과를 통해 GSSM을 생성한 결과 사고 다발 지역의 경향성을 잘 예측하는 것을 알 수 있었고 사고 건수가 적은 지역의 경우도 경향성을 잘 예측함을 알 수 있었음.

4. 정량적 연구개발 성과

4.1 국내·외 논문 게재

번호	논문명	학술지명	주저자명	호	국명	발행기관	SCI 여부 (SCI/비SCI)	게재일	등록번호
1	기계학습 기반 지하매설물 속성 및 밀집도를 활용한 지반함몰 위험도 예측	한국지반환경공학회논문집	이성열	24(4)	대한민국	지반환경공학회	비SCI	2023.04.01	1598-0820
2	Prediction Modeling of Ground Subsidence Risk Based on Machine Learning Using the Attribute Information of Underground Utilities in Urban Areas in Korea	Applied Sciences	이성열	13(5566)	스위스	MDPI	SCI	2023-04-30	2076-3417
3	Machine Learning-based Predictive Model of Ground Subsidence Risk using Attribute Information and Density of Underground Pipelines in Urban Areas	IEEE ACCESS	이성열	11	미국	IEEE Xplore	SCI	2023-07-07	2169-3536
4	Analysis of Ground Subsidence Vulnerability in Urban Areas Using Spatial Regression Analysis	Applied Sciences	이성열	13(8603)	스위스	MDPI	SCI	2023-07-26	2076-3417
5	A Study on Factors Influencing Ground Subsidence and a Risk Analysis Method Using the Attributes of Sewer Pipes	Applied Sciences	이성열	13(9714)	스위스	MDPI	SCI	2023-08-28	2076-3417

번호	논문명	학술지명	주저자명	호	국명	발행기관	SCI 여부 (SCI/비SCI)	게재일	등록번호
6	Supervised learning-based classification of acoustic emission and vibration signal for identifying condition change of district heating system	Measurement	이홍철	220(2023)	네델란드	ELSEVIER	SCI	2023-08-02	0263-224
7	연속형 변수 회귀분석을 통한 열수송관 파손빈도 분석 연구	한국지반환경공학회논문집	공명식	예정	대한민국	지반환경공학회	비SCI	예정	1598-0820
8	열수송관 파손빈도 추정을 위한 변수간 독립성 검정	한국지반환경공학회논문집	공명식	예정	대한민국	지반환경공학회	비SCI	예정	1598-0820
9	지하매설물 속성정보를 활용한 지반함몰 영향인자 분석	한국지반환경공학회논문집	이성열	예정	대한민국	지반환경공학회	비SCI	예정	1598-0820

4.2 국내 및 국제학술회의 발표

번호	회의 명칭	발표자	발표 일시	장소	국명
1	2023 한국방재학회 학술발표회	이성열	2023-02-16	제주	대한민국
2	2023년 지반환경공학회 가을 학술발표회	이성열	2023-09-08	제주	대한민국
3	2023년 지반환경공학회 가을 학술발표회	공명식	2023-09-08	제주	대한민국
4	9th International Conference on Smart Energy Systems	공명식	2023-09-12	코펜하겐	덴마크
5	2023 한국농공학회 가을 학술발표회	이성열	2023-10-05	통영	대한민국
6	KSCE 2023 CONVENTION	공명식	2023-10-19	여수	대한민국
7	KSCE 2023 CONVENTION	공명식	2023-10-19	여수	대한민국
8	KSCE 2023 CONVENTION	이성열	2023-10-20	여수	대한민국
9	AGU Fallmeeting 23	김진영	2023-12-14	샌프란시스코	미국
10	AGU Fallmeeting 23	이성열	2023-12-14	샌프란시스코	미국

4.3 지식재산권

번호	지식재산권 등 명칭 (전별 각각 기재)	국명	출원			등록			기여율
			출원인	출원일	출원번호	등록인	등록일	등록번호	
1	지하 매설관의 파손 위험 분석 방법 및 장치	대한민국	한국건설기술연구원	2021-11-24	10-2021-0162968	한국건설기술연구원	2023-07-12	10-2556371	100%
2	지반함몰 위험도 평가 시스템, 방법, 및 상기 방법을 실행시키기 위한 컴퓨터 판독 가능한 프로그램을 기록한 기록 매체	대한민국	한국건설기술연구원	2021-11-12	10-2021-0155828	한국건설기술연구원	2023-07-06	10-2554245	100%
3	음향방출신호 및 진동가속도의 측정에 의한 유체수송관의 누수 탐지 장치 및 방법	대한민국	한국건설기술연구원	2022-12-01	10-2202-0165310	한국건설기술연구원	2023-08-14	10-2568086	100%
4	음향방출신호 및 진동가속도의 측정에 의한 유체수송관의 감육 탐지 장치 및 방법	대한민국	한국건설기술연구원	2022-12-01	10-2202-0165311	한국건설기술연구원	2023-09-26	10-2584912	100%

4.4 저작권(소프트웨어, 서적 등)

번호	저작권명	창작일	저작자명	등록일	등록 번호	저작권자명	기여율
1	엑스취부스트(XGBoost)와 에스엠오티이(SMOTE) 알고리즘을 활용한 강남 송파구 지반함몰 위험도 예측 분석 모델	2023.10.02	한국건설기술연구원	2023.11.08	제C-2023-050198호	한국건설기술연구원	100%
2	랜덤 포레스트(Random Forest)를 활용한 서울시 지반함몰 위험도 분석 프로그램	2023.10.02	한국건설기술연구원	2023.11.08	제C-2023-050198호	한국건설기술연구원	100%
3	열수송시설 배관, 부속시설물 위치정보 기반 데이터 생성 프로그램	2023.10.30	한국건설기술연구원	2023.11.21	제C-2023-053114호	한국건설기술연구원	100%
4	열수송관 설비, 파손 이력기반 기본단위 데이터 생성 프로그램	2023.10.30	한국건설기술연구원	2023.11.21	제C-2023-053115호	한국건설기술연구원	100%

4.5 기술 거래(이전) 등

번호	기술 이전 유형	기술 실시 계약명	기술 실시 대상 기관	기술 실시 발생일	기술료 (해당 연도 발생액)	누적 징수 현황
1	통상	열수송관 위험예측 기반 개량 의사결정 지원 기술	한국지역난방기술(주)	2023-10-11	46,000,000원	46,000,000원
2	통상	음향방출신호 및 진동가속도의 측정에 의한 유체수송관의 누수 탐지기술 기업 이전	ENV KOREA	2023-01-30	70,400,000원	70,400,000원

4.6 사업화 현황

번호	사업화 방식	사업화 형태	지역	사업화명	내용	업체명	매출액		매출 발생연도	기술 수명
							국내	국외		
1	기술 이전	그 밖의 형태	국내	2023년 열수송관 안전진단 용역	안전진단 대상 지정	서울에너지공사 서부지사	414,031,200원	-	2023	3년
2	기술 이전	그 밖의 형태	국내	2023년 열수송관 안전진단 용역	안전진단 대상 지정	서울에너지공사 동부부지사	462,352,000원	-	2023	3년
3	자가 실시	그 밖의 형태	국내	지역냉난방 열수송관 성능평가 도입 및 활용방안 연구	정책연구 (고시 개정 등)	한국에너지공단	50,000,000원	-	2023	5년 이상

제 4 장

차년도 연구 개발 계획

1. 연구개발의 목표 및 내용

연구개발 최종목표	디지털 정보 기반 안전한 지하 공간 관리 핵심기술 개발			
연차별 목표	4차년도	시설물 관리 의사결정 시스템 현장 실증 및 기술 고도화, 매설물 이상상태 실시간 탐지·진단 시스템, 지반함몰 위험도 예측 모델 고도화		
	5차년도	지하 공간 안전관리 기술 상용화 및 성과 확산		
성과지표 (가중치)	목표치	목표치 설정근거	측정방법 및 산식	실적목표
5차년도				
WBS. 1 지하시설물 안전관리 의사결정 지원 시스템 현장검증 및 고도화 [200 백만 원]				
성과목표 1-1. 지하시설물 의사결정 시스템 고도화				
구조적 건전성 평가 신뢰성 (40)	정확도 90% 이상	의사결정 시스템의 신뢰성 검증을 위해 구조적 건전성 평가 모델의 정확도 확인	○측정방법 -지하시설물 의사 결정 시스템(S/W) 분석 결과 ○측정산식 -평가 모델을 통한 손상예측 결과(건) / 열수송관 10년 파 손 이력(건)	국내논문 1건 S/W 등록 2건 현장적용 1건
WBS. 2 열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 고도화 [100 백만 원]				

성과목표 n-1. 열수송관의 이상상태 진단 시스템 고도화										
이상상태 탐지 신뢰도	90%	연구사업계획 최종 목표치 (4차년도 70%, 5차년도, 90%)	○측정방법 -열수송관 이상상태 개책점검, 보수 보강 구간 고려한 위치 특정 구간	○측정산식 - $R=N_s/N_t$ (N_s :진단성공, N_t : 전체시험)	국내논문 1건					
탐지위치 오차율	$\pm 5m/100m$									
WBS. 3 지반함몰 위험 예측 기술 현장적용 [123 백만원]										
성과목표 1-1. 지하시설물 의사결정 시스템 고도화										
지하정보 통합분석 시스템 시범적용 (35)	지하정보 통합분석 시스템 지자체 적용을 위한 현장 실증 필요	시스템 현장 실증 여부 (지자체 구 단위, 그 외 시 단위)	○측정방법 -현장 실증 여부	○측정산식 -지자체 지반함몰 위험지도 작성 여부	SCI(E) 1건 국내논문 2건 특허등록 1건 보고서 1건					
예상되는 정량성과 목표치 (건)	구분	논문	특허	기타 지재권	저작권	기술 이전	사업 화	표준 화	현장 적용	기타 (보고서)
	연도	4	1		2				1	1

2. 국내외 관련 분야 환경변화

- 지하안전사고는 여전히 발생하고 있으나, 안전사고 예방에 대한 방안은 여전히 미비
 - 몇 달 동안 싱크홀이 반복해서 발생한 건물 주변에 GPR 탐사를 진행해 별다른 문제가 없음을 확인했으나, 그 다음날 인근 건물 지하주차장 기둥이 파손되어 붕괴위험으로 3백여 명이 긴급 대피한 사건 발생
 - ※ 출처: MBN뉴스(2022.01), 고양 마두역 고층 상가건물 붕괴위험...300여명 긴급대피
 - 2021년 말 기준으로 전국에 지반침하 위험도평가를 실시했거나 시행 중인 경우는 부산 1건, 경북 포항 2건, 충남 당진 1건 등 4건에 불과하며 중점 관리 대상으로 지정·고지된 지역 전무
 - ※ 출처 : 동아일보(2022.02), '도심의 지뢰밭' 싱크홀, 지하 매설물 손상이 주범...경기도 '최다'
- 기 구축되어 있는 지하공간 통합지도의 데이터 오류로 정확한 지하인프라 및 위치 정보를 파악하기 어려운 문제가 존재
 - 정부는 '15년부터 전국 85개 시와 77개 군을 대상으로 지하공간 통합지도 제작 사업을 추진해왔고, 총 485만 2,510km의 지하시설물 정보 통합 데이터베이스를 구축
 - 지하공간통합지도시설물의 구축 정보로 개략적인 위치와 사용기간 등은 확인 가능하나 시설물의 구조적 건전성 등을 판단하기는 어려움
 - 지하공간 통합지도 및 지하시설물 정보 통합 데이터베이스 구축 현황 분석 결과 9,795만 7,000건 중 287만 8,000건은 오류 데이터로 추정
- 지하시설물 유지관리 및 성능개선을 위한 제도적 기반 마련
 - 지속가능한 기반시설 관리 기본법(이하 '기반시설관리법') 및 관련 고시(최소유지관리기준, 성능개선기준)를 통해 지하시설물의 현재 상태 및 성능을 판단하고 개선사업 등 필요한 조치를 취하기 위한 제도적 근거 마련
 - ※ 열수송관 최소유지관리기준('22. 05), 성능개선기준('21. 12) 제정
 - ※ 수도공급설비 최소유지관리기준('21. 02), 성능개선기준('21. 02) 제정
 - 국토부, 산업통상자원부, 환경부 등 유관 정부부처에서 지하시설물별 안전진단 관련 고시를 제정하여 안전진단의 대상, 주기, 방법 등을 제시하고 사업자별 안

전진단 시행 및 결과보고 요청

※ 열수송관 안전진단에 관한 고시('21, 09) 제정

○ 지하매설관 스마트 배관 유지관리 관심 증대

- 도시가스, 전력망 등 사회기반시설을 포함한 지하매설관의 스마트 배관관리 투자 확대

※ 인천일보('22, 07)“삼천리, 업계 최초‘스마트배관망시스템’ 도입”

※ 한국일보('19, 10)“상하수도 등 지하매설관 정보, AI 활용해 디지털화”

- 4차 산업혁명에 따른 사회기반시설 디지털 트윈 구축 및 3D BIM 사업 활성화

3. 연구개발 추진전략

3.1 중점분야별 추진전략

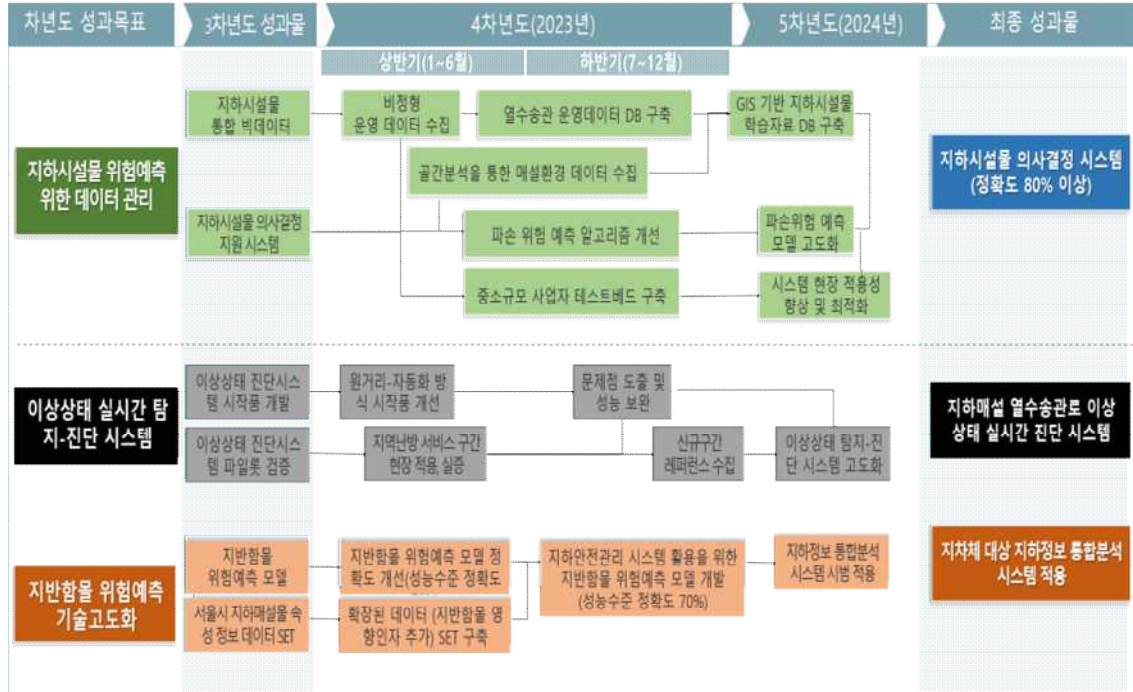
- 개발 기술 상용화 가능성을 높이고, 성과 확산을 위해 단계별 기술개발 대상 구조물을 특정 하는 연구전략 수립
 - 중점분야 1,2의 대상구조물은 압력관(열수송관, 상수관 등)으로 하고, 1단계 연구수행 과정에서 새로운 사고 등으로 인한 사회이슈, 테스트베드 대상지 확보 가능성, 연구 성과 확산 효율성 등을 고려해 대상 시설물을 특정
 - 중점분야 3은 지하공간에 위치한 모든 지하시설물을 대상으로 연구개발 추진
- 세부 기술별 적용 가능 대상 시설물을 검토하고, 연구개발 추진전략에 반영
 - 세부중점분야 기술별 적용 가능성 검토 결과는 열공급시설이 기술적용 대상으로 적합한 것으로 나타남.

3.2 연구성과 확산전략

- 기술 수요자 중심의 기술 실증을 통한 연구 성과 사용성 극대화
 - 지자체(지반함몰 위험예측 시스템), 기업(지하시설물 위치·선형 조사 솔루션), 시설물 관리 주체(열수송관 관리주체 - 한국지역난방공사, GS파워(주)) 등 기술개발 성과의 수요자와 협력하여 실증 연구를 수행하여, 기술의 실제 사용성능과 사용자 니즈를 반영한 기술 고도화 추진
- 성과 확산을 위한 적극적인 연구 성과 홍보 및 기술수요 발굴
 - 지반함몰 위험예측 시스템 활용은 지하정보의 DB화를 전제하는 기술이며, 지자체별로 지하정보의 관리 수준과 범위가 상이할 수 있음. 연구개발 결과의 사용 촉진을 위해 개발 기술의 지자체 홍보 및 필요시 추가 실증연구를 병행
 - 중소규모 열수송관 사업자도 표준화된 유지관리 의사결정 시스템을 활용할 수 있도록 효과적인 정보 DB 구축 기술 개발 및 개발 기술의 실증이 가능한 중소사업자와의 협력을 추가 추진
 - 지하시설물 조사 사업자를 대상으로 개발 기술의 적극적인 홍보 및 현장 실증 수행

4. 연구개발 일정 및 기대성과

4.1 연구개발 로드맵



4.2 월별 수행일정

수행 기관	세부 연구내용	세부연구내용별 Activity	소요 직접비 (백만원)	구분	추진계획 및 실적												비고
					4차년도												
					1월	2월	3월	4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월	
KICT	지하시설물 안전관리를 위한 데이터 구축	소규모 사업자 대상 지하시설물 운영 DB 구축	100	계획													
		실적															
	공간분석을 통한 DB 구축 및 구조적 건전성 평가 모델 개선	100	계획														
		실적															
KICT	열수송관의 이상상태 광역 탐지시스템 설계	열수송관 이상상태 광역 탐지시스템 설계	10	계획													
		실적															
	열수송관의 이상상태 진단 시스템 현장 실증	열수송관의 이상상태 진단 시스템 현장 적용, 평가	90	계획													
		실적															
KICT	지반함몰 위험예측 기술 고도화	지하안전관리 활용 시스템 탑재를 위한 모델 최적화	123	계획													
				실적													

5. 연구비 사용계획

5.1 연구비 총액

- 20 백만원(직접비 기준)

5.2 비목별 연구비 사용계획

5.2.1 연구시설·장비비 : 20 백만원 (직접비의 0.4 %)

(단위: 원)

구분1	구분2	품명	필요성 및 용도	금액	심의대상 여부
연구 시설	설치 (철거)	현장 파일럿 실험용 파이프 철거 용역	지하매설물 위치추적 시스템의 현장실증 종료에 따른 연구시설 철거	20,000,000	X
연구 장비	구입	-	-	-	-

5.2.2 연구재료비 : 116 백만원 (직접비의 23.51%)

(단위: 원)

구분	품명	필요성 및 용도	금액
시약재료 구입비	음향방출센서 및 프리앰프 (4 set)	지역난방서비스구간 실증용 소모품	8,000,000
시약재료 구입비	다축진동센서 및 프리앰프 (4 set)	지역난방서비스구간 실증용 소모품	8,000,000
시제품시작품 설비제작비	열수송관 안전관리 의사결정 지원 시스템	GIS 기반의 열수송관 유지관리 및 의사결정 시스템을 보유하지 못한 중소규모 지역난방사업자를 위한 의사결정 지원 시스템 개발 필요	50,000,000
시제품시작품 설비제작비	지반함몰 위험도 예측 최적화 모델 현장적용 및 실증	지반함몰 위험도 예측 최적화 모델의 현장 실증을 위한 자료 분석 및 가시화 시스템 필요	30,000,000
시제품시작품 설비제작비	XAI 기반 지반함몰 위험도 예측 모델	XAI(설명가능한 인공지능)을 통해 도심지 지반함몰의 위험도를 예측하고 고위험지역의 지반함몰 발생 원인 규명	20,000,000

5.2.3 국외출장비 : 13 백만원 (직접비의 0.026%)

차수	성명/직급	횟수	산출 내역	금액(원)	
1	공OO/전임	1	수석급/나등급/5박6일/왕복항공료	2,500,000	
	강OO/수석	1	수석급/나등급/5박6일/왕복항공료	2,500,000	
	소계			5,000,000	
	출장 목적 및 사유	The 61th Japan Annual Technical Conference on Sewerage 및 Japan Sewage Works Exhibition 2024 참석			
	당해 연구개발과제 관련 내용	<ul style="list-style-type: none"> · 지하시설물 안전관리 의사결정 시스템 관련 연구성과 발표 · 지하시설물 유지관리 분야 최신 기술 및 장비 개발 동향 조사 			
	국내에서 관련 정보를 입수하기 어려운 이유	<ul style="list-style-type: none"> · 선진국의 지하시설물 손상정보 수집, 진단관련 장비 및 운영 노하우에 대한 최신 기술동향 파악을 통해 국내 지하시설물 유지관리 방향성 검토 필요 			
	출장자	강OO, 공OO		출장 목적지	일본 도쿄 /
	출장기간	('24. 07. 29 ~ '24. 08. 03)		및 기관	JSWA

차수	성명/직급	횟수	산출 내역	금액(원)	
1	김OO/수석	1	수석급/다등급/4박5일/왕복항공료	4,000,000	
	이OO/박OO 연구원	1	수석급/다등급/4박5일/왕복항공료	4,000,000	
	소계			8,000,000	
	출장 목적 및 사유	Machine Learning Prague 2024 참석			
	당해 연구개발과제 관련 내용	<ul style="list-style-type: none"> · Machine Learning을 활용한 지반함몰 위험도 예측 모델의 최적화 및 현장 실증을 위해, 최신 기법 및 적용 사례 등의 선진 기술 수집 · 지반함몰 위험도 예측 모델의 시스템 적용 방안 도출 			
	국내에서 관련 정보를 입수하기 어려운 이유	<ul style="list-style-type: none"> · 세계 최고 수준의 Machine Learning 기술 동향 파악 · 파이썬 기반 모델의 시스템 적용 및 현장 적용 사례 파악 			
	출장자	강OO, 김OO, 이OO		출장 목적지	체코 프라하
	출장기간	('24. 04. 22 ~ '24. 04. 24)		및 기관	

5.2.4 위탁(공동)연구개발비

- 해당 없음

6. 성과활용방안

수요처명	적용대상 성과물	적용시기	적용형태	적용효과(정량적)
GS파워(주)	열수송관 건전성 평가 알고리즘	2021.05	기술이전 계약	국내시장 점유(11%)
한국지역난방공사	지하시설물 안전관리 시스템	2021.11	MOU 체결	국내시장 점유(49%)
국토교통과학기술진흥원	지반함몰 위험지도	2024.05	대형과제 수주	과제 수주(1건)
한국에너지공단	열수송관 성능평가	2023.12	과제 수주	과제 수주(1건)
한국지역난방기술(주)	열수송관 위험예측 기반 개량 의사결정 지원 기술	2023.10	기술이전 계약	국내시장 점유(20%)
중소기업 지원방안				
중소기업명	적용성과물	적용시기	적용형태	적용효과
(주)이안SIT	지하공간 위험도 분석 소프트웨어	2021.10	기술이전 계약	국내시장 점유(2%)
(주)이안SIT	지하공간 위험도 분석 소프트웨어	2022.08	기술이전 계약	국내시장 점유(2%)

- 수요 기업 기술이전을 통한 기술개발 성과물의 성과 확산 및 국내 시장 개발
 - 열수송관 건전성 평가 알고리즘 개발을 통한 관리주체(GS파워(주)) 및 열수송관 위험예측 기반 개량 의사결정 지원 기술의 보급 확대를 위한 열수송관 안전관리 전문기업(한국지역난방기술(주))과 기술이전 계약 완료
 - 열수송관 건전성 평가지표 및 알고리즘을 반영한 열수송관 성능평가 기준 마련 정책연구 진행중(한국에너지공단)
 - 지하 공간 위험도 분석 소프트웨어 개발을 통한 중소기업(이안SIT(주)) 지원 및 기술이전 계약 완료
 - 지반함몰 위험지도, 지하 공간 통합관리 등 연구개발 결과를 토대로 국토교통 R&D 수주
- 수요 기관 MOU 체결을 통한 성과물 현장검증
 - 지하시설물 안전관리 시스템 등 주요 연구성과물의 현장검증을 위한 테스트베드 구축·운영(한국지역난방공사, GS파워(주))

7. 기대효과

7.1 과학기술적 파급효과

- (종합적 Total solution 제공) 단편적인 사용연수 기반 평가에서 위험도(물리적, 경제적)와 사고발생에 따른 피해규모 등을 포괄적으로 고려함으로써, 지하시설물의 건전성에 따른 종합적인 처방 가능
 - 국내 특성에 적합한 지하시설물의 건전성 예측 모델 개발로 정밀한 시설물 상태 점검 가능
- (진단·감시 정보관리 강화) 지하시설물의 구조적 상태, 지하공간 통합지도와 연계한 지반 및 시설물 위치정보, 위험도 분석결과 등 중요 데이터를 통합관리하여 관리주체별 지하시설물의 유지관리 기능을 강화하고, 비상 대응력 향상을 통한 공급 안전성 체계 구축 강화
 - 누수탐지, 유지관리 DB 축적(상태변화 확인)을 통한 위험성 사전인지, 시설물 안전 유지관리 기능 강화
- (기술 활성화를 위한 기반 마련) 국내의 발전된 IT 기술과 지하시설물 유지관리의사결정에 대한 AI 기술 및 기존 지하공간 통합지도 데이터 유지관리 기술을 융합하여 세계 최고수준의 지능형 관리시스템 구축 및 연계기술간 시너지 창출

7.2 경제적 파급효과

- (예산의 효율적 집행 강화) 지하시설물 상태의 정확한 평가에 따른 개량우선순위 선정, 개량 방법 결정 등 종합적 개량의사결정에 의한 계획 수립으로, 효율적 예산 활용 가능
 - 과소과대 평가 방지, 지하시설물의 장수명화 도모 가능
- (사고에 따른 경제적 손실 예방 강화) 적시적소의 맞춤형 개량계획 마련을 통한 선제적 사고예방을 통하여 막대한 사고발생에 따른 경제적 손실 예방
- (국내 전문기업 육성) 국내 지하시설물 유지관리 산업 기반을 견인할 수 있는 융·복합 기술 분야로 국내 전문기업 육성에 기여 가능
 - 기술사업화를 통한 관련 중소기업 육성 기반 마련
- (신 성장동력 산업 확보) 경쟁력 있는 글로벌 지하시설물 유지관리 시장 진출 기

반 마련과 기술 수출, 수입 대체 효과

- 인공지능 기반 지하시설물 유지관리 기술 확보를 통해 환경시설물 분야 진출 확대 및 이를 통한 수익 창출 기대

7.3 사회적 파급효과

- (인력양성, 고용창출) 종합적 건전성 평가에 따른 전문 인력과 고용창출 기대
- (국민 복지 실현) SOC 시설물인 열수송관, 상수도 등에 대한 적시적소의 개량추진으로 대규모 재해재난 방지를 통한 국민 복지 실현
 - 개량의사결정 지원을 통한 적절한 예산 투입 및 시설물 사고 제어를 통해 SOC 지하시설물에 대한 신뢰성 증대
- (환경보호 효과) 적절한 개량의사결정에 따른 계획된 복구공사와 유지관리 공법으로 불필요한 굴착을 최소화하므로 지반에 대한 안정성 증대 및 토양오염 감소
 - 최적의 지하시설물 관리가 가능하여 안정적인 수돗물 및 열수 공급으로 소비자의 공공위생 보건수준과 삶의 질 향상

제 5 장

결 론

- 본 연구 사업은 “안전한 지하 공간 통합관리”를 목표로 지하 공간 통합지도의 정확도를 개선하고 신뢰성 있는 지반함몰 위험지도를 제공하여 시설물의 안전, 건전성을 고려한 시설물 유지관리 의사결정 체계를 구축·연구 개발하는 사업임.
- 지하 공간 정보 정확도 개선 및 안전관리를 위해 사업은 지하시설물 유지관리 데이터 구축, 열수송관의 이상상태 탐지-진단, 지반함몰 위험예측의 3가지 중점 분야를 목표로 진행되고 있음.
- 본 연구의 3개 중점분야에 대한 당해 연구결과는 아래와 같음.

1. 지하시설물 안전관리를 위한 데이터 구축

- 열수송관 안전진단 전문업체인 한국지역난방기술(주)와 열수송관 위험예측 기반 개량 의사결정 지원 기술에 대한 기술실시계약을 체결(0.46억원)하여 중소규모 지역난방사업자의 열수송관 및 부속시설물 운영 데이터(24,579건)를 확보하고 기존 열수송관 의사결정 지원 모델을 최적화하여 제공함.
- 기존 협력 사업자인 한국지역난방공사와 GS파워(주)의 2022년 말 기준 열수송관 설비·파손이력 데이터와, 국가공간정보포털을 통해 점용구간에 대한 공공데이터를 확보함. 최신 데이터를 기반으로 열수송관 의사결정 지원 모델을 개량하여 위험구간 등 평가결과를 재산출하여 사업자에게 제공함.

2. 열수송관의 이상상태 탐지-진단 시스템 현장 실증

- 유선-무선 방식 열수송관 광역 이상상태 탐지-진단 시스템 시작품의 제작하였으며, 안양시 소재 지역난방서비스구간 실증을 통하여, 500m 구간 이상 진단 특성을 확인하였으며, 1,000m 구간 실증을 예정하고 있음.

- 열수송관 이상상태 탐지, 진단시스템 실증을 통하여 진단 신뢰도 75.2% 확인하였으며, 2022년 안동 파일럿 테스트 결과, 2023년 안양 실증 테스트 결과를 바탕으로 열수송관 이상상태 탐지, 진단 모델의 적용 확장성을 확인하였음.
- 열수송관 광역 이상상태 탐지-진단 시스템과 관련 누수진단, 감육진단 기술에 대한 지적재산권(특허 등록 제10-2568086호, 특허 등록 제10-2584912호)을 확보하였으며, SCI 논문 등재(Measurement, IF 5.6)를 통하여 그 효과를 입증함. 또한 개발 기술의 민간 이전(70,400,000원, VAT포함)을 통하여 사업화를 도모하고 있음.
- 차년도 연구를 통하여 실증데이터를 추가 확보하여 이상상태 탐지, 진단 시스템의 신뢰도를 90.0%(현재 75.2%)까지 개선하고자 하며, 이상상태 발생 위치 특정 기법을 완성하고자 함.

3. 지반함몰 위험예측 모델 개발

- 현장실증을 위한 MLP+CNN 기반 지반함몰 위험도 예측 모델의 최적화를 수행하였으며, 정확도는 약 93.87%이고, F1-Score는 0.9378의 모델을 개발함. 해당 모델을 통해 차년도 현장실증에 활용이 기대됨.
- MLP+CNN 기반 지반함몰 위험도 최적화 모델을 통해 강남 및 송파구의 지반함몰 위험지도를 가시화하였으며, 사고 다발 지역의 지반함몰 발생 경향성의 예측이 잘 이루어지는 것으로 나타남. 또한, 사고 건수가 적은 지역의 경우에도 예측 경향성이 잘 나타남.

참고문헌

- 공간정보산업진흥원 (2023), <http://www.nsd.go.kr/lxmap/index.do>
- 국토교통부. (2015). 지반침하(함몰) 안전관리 매뉴얼.
- 권혜정, 주성호. (2015) 강남구 포스크 서울사옥 앞 사거리서 싱크홀. 뉴스1
- 김계범, 김형석, 김래현 (2016), “열수송관의 사고 사례와 통계적 확률분석” 한국에너지학회 2016년도 추계학술발표회, p. 104
- 김광구. (2003) 공간자기상관(spatial autocorrelation)의 탐색과 공간회귀분석(spatial regression)의 활용. 정책분석평가학회보, 제13권 제1호, pp.273-294.
- 김형석, 김계범, 김래현 (2017), “Development of a Failure Probability Model based on Operation Data of Thermal Piping Network in District Heating System” Korean Chemical Engineering Research(HWAHAK KONGHAK), Vol.55, No.3, 통권 302호, pp. 322-331
- 류동우, 염병우, 이인환, 서장원, 최요순. (2017) 레거시 정보기반의 도심지 지반함몰 위험도 평가체계. 대한토목학회학술대회, pp.1899-1899.
- 미상. (2022) 석촌역 인근 도로에 대형 ‘싱크홀’. 송파신문
- 산업통상자원부 (2009), 열공급시설의 검사기준
- 서수복. (2014) 지가변동과 토지거래량의 공간적 자기상관에 관한 연구. 국토계획, 제49권 제8호, pp.22.
- 서장원, 류동우, 염병우. (2020) 토립자 유실을 고려한 로지스틱 회귀분석 및 GIS 기반 도시 지반함몰 취약성 평가. 터널과지하공간, 제30권 제2호, pp.150.
- 이현동, 광필재 외 (2002), 상수도관로의 부식 및 노후도 예측모델 개발, 환경부
- 최상복 (2004), 산업안전대사전, 도서출판 골드
- 한국지역난방공사 (2022), 지사별 열수송관 구축현황
- 한국건설기술연구원 (2018), 관로 기초조사 매뉴얼 및 노후관 갱생공법 가이드라인 작성 연구, 한국상하수도협회
- American Water Works Association Asset Management Committee (2018), “AWWA Asset Management Definitions Guidebook”, AWWA
- AGFW / Der Energieeffizienzverband für Wärme, Kälte und KWK e. V. (ed.) (2014), Arbeitsblatt FW 309 Teil 1 - Energetische Bewertung von

Fernwärme - Bestimmung der spezifischen Primärenergiefaktoren für Fernwärmeversorgungssysteme (Energy Performance of District Heating - Determination of the specific primary energy factors in district heating supply, Frankfurt, AGFW Verlag

Anselin, L. (1992) Spatial Data Analysis with GIS: An Introduction to Application in the Social Sciences. NCGIA Technical Report 1992(10)

Belinkov, Yonatan, and James Glass (2019), Analysis methods in neural language processing: A survey. Transactions of the Association for Computational Linguistics 7, pp. 49-72

Bae, Y. S., Kim, K. T., & Lee, S. Y. (2017). The road subsidence status and safety improvement plans. Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, 18(1), 545-552.

Bugaev, E.V., Misaki, A., Naumov, V.A., Sinogofskaya, T.S., Sinogovsky, S.I., and Takahashi, N., 1998, Atmospheric muon flux at sea level, underground and underwater, Phys. Rev. D58, 05401.

eGIS Associates. (2022, June 25). ArcGIS Pro Map Series [Video]. <https://www.youtube.com/watch?v=emlb7AXuM5o>

<https://velog.io/@shlee0125/%EB%A8%B8%EC%8B%A0%EB%9F%AC%EB%8B%9D-%EC%A0%95%EB%A6%AC-%EC%84%9C%ED%8F%AC%ED%8A%B8-%EB%B2%A1%ED%84%B0-%EB%A8%B8%EC%8B%A0Support-Vector-Machine-06.-Soft-margin-SVM-1>

K.Wojdyga, M.Chorzelski (2017), Chances for polish district heating systems, Energy Procedia, Vol.116, pp.106-118

Kreyszig, E. (1979) Advanced Engineering Mathematics, 4th ed., Wiley, New York.

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017) Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Communications of the ACM, 60(6), pp. 84-90.

Kumar, Rakesh, et al. (2014), Apache hadoop, nosql and newsql solutions of big data. International Journal of Advance Foundation and Research in Science & Engineering (IJAFRSE) 1.6, pp. 28-36

- Lorenzo, B., Raffaello, D., and Andrea, G. (2020), Atmospheric muons as an image tool, *Reviews in Physics*, Vol. 5, 100038, pp. 1-28.
- Miyake, S., Narasimham, V. S., and Ramana Murthy, P. V., 1964, Cosmic-ray intensity measurements deep underground at depths of (800 - 8400) m w.e., *Nuovo Cim.* 32, pp.1505-1523.
- Pawel Gilski, Ewa Krecielewska, Jean-Marc Lucatelli, Bertrand Bouttier, Yannick Gourbeyre (2015), Probability of Failure Assessment in District Heating Network, *Journal of Energy and Power Engineering*, Vol.9, pp.517-525
- Sergey Zagoruyko, Nikos Komodakis. (2016). Wide Residual Networks. arXiv:1605.07146
- Seo. S., Lim, H., Ko. Y., Kwak, K., and Chung M. (2021), Study on the applicability of muography exploration technology in underground space development, *Explosive & Blasting*, Vol. 39, No. 4, pp. 22-33.
- Walter von Baeckmann, Wilhelm Schwenk, Werner Prinz (1997), "Handbook of Cathodic Corrosion Protection", Gulf Professional Publishing, 3rd Edition
- WSP Canada Inc. (2021), "Water System Asset Management Plan", District of West Vancouver

서지자료

1. 출판물 고유번호 KICT 2023-023	2. 사업분류 기관고유사업	3. 발행일 2023.12.31.	
4. 제목/부제 지하 공간 정보 정확도 개선 및 매설관 안전관리 기술개발 (4/5)		5. 연구수행기간 2023.01.01.~2023.12.31.	
6. 연구수행기관 한국건설기술연구원		7. 연구 수행자 강재모, 정문경, 김동규, 김진영, 김동구, 공명식, 이철희, 이성열, 황인주, 황환국, 박필재, 이홍철, 지현욱, 이장근, 진현우, 유병현, 박기석, 김동희, 최창호, 김근태	
8. 수행기관 주소 경기도 고양시 일산서구 고양대로 283		9. 연구의뢰기관 및 주소 해당없음	
10. 공동 수행기관 해당없음		11. 계약 또는 인가번호 해당없음	
12. 초 록 본 연구에서는 안전한 지하 공간 관리의 목적으로 지반함몰 위험 예측 및 지하 매설물의 정확도 개선 및 평가·진단에 대한 핵심 기술을 확보하고자 지반함몰 위험도 예측 모델, 지하시설물 위치정보 수집 시스템, 지하시설물 안전관리 의사결정 시스템을 개발하였다. 지반함몰 위험 예측은 대상지역의 지하매설물 속성정보와 지반함몰 이력정보를 활용하여 AI 기반 지반함몰 위험도 예측 모델을 개발하였으며, 이를 활용하여 지반함몰 위험 지도를 작성함으로써 관리주체에 효과적인 관리기준을 제시하였다. 지하시설물의 위치정보 수집 시스템 개발은 불탐 구간 해소 및 정밀도 향상이 가능한 소형 스트레오 카메라와 3차원 영상정보 기반 위치추적 알고리즘을 개발하여 세계 최초의 상용 지중 매설관 유지관리를 장비에 탑재가 가능한 매설관의 위치 및 선형 정보 획득 시작품을 제작함으로써 정확한 지하정보 구축 솔루션을 제시하였다. 지하시설물 안전관리 의사결정 시스템은 열배관을 중심으로 유지관리 DB 구축 및 의사결정 모델을 개발하고 현장 실증을 함으로써 지하시설물 상태의 정확한 평가 및 효율적인 유지관리 의사결정 방안을 제시하였다.			
13. 키워드 지하매설관, 위치탐지, 상태평가, 건전성, 위험지도,			
14. 기타사항 해당없음			
15. 비밀구분 Unclassified	16. 총면수 95	17. 발행부수	18. 가격

Bibliographic Data

1. Report ID KICT 2023-023	2. Project Classification Internal Research Project	3. Report Date December 31, 2023.	
4. Title Underground Space DB Accuracy Improvement and Underground Utilities Safe Management Technology (4/5)		5. Research Period Jan. 1, 2022 ~ Dec. 31, 2022	
6. Performing Organization Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology		7. Authors Kang, Jae-Mo, and 19 others	
8. Performing Organization Address (Daehwa-Dong) 283, Goyangdae-Ro, Ilisanseo-Gu, Goyang-Si, Gyeonggi-Do, 411-712, Republic of Korea		9. Sponsoring Agency None	
10. Joint Research Organization None		11. Contract or Grant No. None	
12. Abstract <p>In this study, for the purpose of safe underground space management, we have secured core technologies for predicting the risk of subsidence and improving and evaluating the accuracy of underground facilities. To achieve the purpose, a ground subsidence risk prediction model, an underground facility location information collection system, and an underground facility safety management decision-making system were developed. For prediction of ground subsidence risk, an AI-based ground subsidence risk prediction model was developed by utilizing the information on properties of underground facilities and ground subsidence history information in the target area. Using this, a ground subsidence risk map was created to present effective management standards to managers. For the development of a location collection system for underground facilities, a small stereo camera and 3D image information-based location tracking algorithm that can eliminate undetected sections and improve precision were developed. Using this, a solution for constructing accurate underground information was presented by manufacturing a prototype for obtaining location and linear information of a buried pipe that can be mounted on equipment for maintenance of commercial buried pipes. In the underground facility safety management decision-making system, a DB was constructed and a decision-making model was developed for maintenance with a focus on heat piping. Using this, field demonstration was conducted to present an accurate evaluation of the underground facility condition and an efficient maintenance decision-making plan.</p>			
13. Keywords Underground Utilities, Location Detect, Assessment, Soundness, Risk Map			
14. Supplementary Notes None			
15. Security Class Unclassified	16. No. of Pages 95	17. Circulation	18. Price

주의사항

1. 이 보고서는 한국건설기술연구원에서 수행한 기관고유사업의 연구보고서입니다.
2. 이 보고서의 내용을 발표할 때에는 반드시 한국건설기술연구원의 기관고유사업 연구결과임을 밝혀야 합니다.

KICT 2023-0.23

지하 공간 정보 정확도 개선 및 매설관

안전관리 기술개발

- 발행일 / 2023. 12. 31.
- 발행인 / 한국건설기술연구원
- 발행처 / 한국건설기술연구원
경기도 고양시 일산서구 고양대로 283번지
TEL : (031) 9100-114
www.kict.re.kr
- 인쇄처 / 카피코