# 최종보고서(일반과제용)

| 보안등급 |
|---|
| 일반[✔], 보안[ ] |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 중앙행정기관명 | 국토교통부 | 사업명 | 사업명 | 국토교통기술 촉진연구사업 |
| 전문기관명 | 국토교통과학기술진흥원 | | 내역사업명 | 국토교통기술혁신연구 |
| 공고번호 | 공고-제02호 | 총괄연구개발 식별번호 | | 21CTAP-C152181-03 |
| | | 연구개발과제번호 | | 21CTAP-C153191-03 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 국가과학기술 표준분류 | EE0108 | 50% | EA0104 | 30% | EE0202 | 20% |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 총괄연구개발명 | 국문 | 건설현장의 안전사고 예방을 위한 작업단계별 위험상황인식 AI기술 개발 | | | |
| | 영문 | Development of Risk Perception (by Work Phase) Technique using AI: for Safety Accident Prevention in Construction Field | | | |
| 연구개발과제명 | 국문 | 건설현장의 안전사고 예방을 위한 작업단계별 위험상황인식 AI기술 개발 | | | |
| | 영문 | Development of Risk Perception (by Work Phase) Technique using AI: for Safety Accident Prevention in Construction Field | | | |
| 주관연구기관 | 기관명 | (주)에코시안 | 사업자등록번호 | 506-81-43317 | |
| | 주소 | 서울특별시 금천구 디지털로9길 65, 8층 | 법인등록번호 | 171711-0050250 | |
| 주관연구책임자 | 성명 | 문성철 | 직위 | 대표이사 | |
| | 연락처 | 직장전화 | 02-2621-9888 | 휴대전화 | 010-9898-4567 |
| | | 전자우편 | msc@ecosian.com | 국가연구자번호 | 10990696 |
| 연구개발기간 | 전체 | 2019. 04. 19 - 2021. 12. 31(33개월) | | | |
| | 1년차 | 2019. 04. 19 - 2019. 12. 31(9개월) | | | |
| | 2년차 | 2020. 01. 01 - 2020. 12. 31(12개월) | | | |
| | 3년차 | 2021. 01. 01 - 2021. 12. 31(12개월) | | | |

| 연구개발비 (단위 : 천원) | 정부지원 연구개발비 | 기관부담 연구개발비 | | 그 외 기관 등의 지원금 | | | | 합계 | | | 연구개발비 외 지원금 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | 지방자치단체 | | 기타( ) | | | | | |
| | 현금 | 현금 | 현물 | 현금 | 현물 | 현금 | 현물 | 현금 | 현물 | 합계 | |
| 총계 | 597,000 | 20,100 | 178,920 | - | - | - | - | 617,100 | 178,920 | 796,020 | - |
| 1년차 | 133,000 | 4,500 | 39,840 | - | - | - | - | 137,500 | 39,840 | 177,340 | - |
| 2년차 | 135,000 | 4,500 | 40,500 | - | - | - | - | 139,500 | 40,500 | 180,000 | - |
| 3년차 | 329,000 | 11,100 | 98,580 | - | - | - | - | 340,100 | 98,580 | 438,680 | - |

| 공동연구기관 등 | 기관명 | 책임자 | 직위 | 휴대전화 | 전자우편 | 비고 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | 역할 | 기관유형 |
| 공동연구기관 | | | | | | | |
| | | | | | | | |
| 위탁연구기관 | | | | | | | |
| | | | | | | | |
| 연구기관 외 기관 | | | | | | | |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 연구개발담당자 실무담당자 | 성명 | 최현준 | | 직위 | 책임 |
| | 연락처 | 직장전화 | 02-2621-9800 | 휴대전화 | 010-9158-8677 |
| | | 전자우편 | choice@ecosian.com | 국가연구자번호 | 11301101 |

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

2022 년 2 월 25 일

주관연구책임자 : 문 성 철 (직인)

주관연구기관의 장 : (주)에코시안
대 표 이 사 문 성 철 (직인)

국토교통과학기술진흥원장 귀하

# < 요 약 문 >

<table>
<tr><td colspan="2">사업명</td><td colspan="3">국토교통기술 촉진연구사업</td><td>총괄연구개발 식별번호</td><td colspan="2">21CTAP-C152181-03</td></tr>
<tr><td colspan="2">내역사업명</td><td colspan="3">국토교통기술혁신연구</td><td>연구개발과제번호</td><td colspan="2">21CTAP-C153191-03</td></tr>
<tr><td colspan="2">국가과학기술<br>표준분류</td><td>EE0108</td><td>50%</td><td>EA0104</td><td>30%</td><td>EE0202</td><td>20%</td></tr>
<tr><td colspan="2">총괄연구개발명</td><td colspan="6">건설현장의 안전사고 예방을 위한 작업단계별 위험상황인식 AI기술 개발</td></tr>
<tr><td colspan="2">연구개발과제명</td><td colspan="6">건설현장의 안전사고 예방을 위한 작업단계별 위험상황인식 AI기술 개발</td></tr>
<tr><td colspan="2">전체 연구개발기간</td><td colspan="6">2019. 04. 19 - 2021. 12. 31(2년9개월)</td></tr>
<tr><td colspan="2">총 연구개발비</td><td colspan="6">총 796,020 천원<br>(정부지원연구개발비 : 597,000 천원, 기관부담연구개발비 : 199,020 천원,<br>지방자치단체 : 천원, 그 외 지원금 : 천원)</td></tr>
<tr><td colspan="2">연구개발단계</td><td colspan="3">기초[ ] 응용[✔] 개발[ ]<br>기타(위 3가지에 해당되지 않는 경우)[ ]</td><td>기술성숙도</td><td colspan="2">착수시점 기준( 3 )<br>종료시점 목표( 6 )</td></tr>
<tr><td colspan="2">연구개발과제 유형</td><td colspan="6">지정공모 [ ] 자유공모 [✔]</td></tr>
<tr><td colspan="2">연구개발과제 특성</td><td colspan="6">비실용화</td></tr>
<tr><td rowspan="2">연구<br>개발<br>목표<br>및<br>내용</td><td>최종 목표</td><td colspan="6">○ 작업계획단계에서 90%이상의 추천 정확도를 보유한 위험정보 추천 기술 개발<br>○ 작업단계에서 고정밀(90%이상) 복합위험상황(안전모 미착용/화재/쓰러짐) 인지 기술 개발<br>○ 사고단계에서 모바일을 이용한 떨어짐(추락) 상황 감지 기술 개발</td></tr>
<tr><td>전체 내용</td><td colspan="6">○ 주요 기능<br>- 위험정보 추천 기능<br>- 떨어짐(추락)상황 감지 기능<br>- 복합위험상황 인지 기능<br>- 건설현장안전관리 기능<br><br>○ 주요 성능치<br>- 공인시험성적서 : 위험정보 추천(90% 이상), 추락상황 감지(90% 이상), 복합위험 상황 인지(90% 이상)<br>- 특허 : 위험정보 추천 관련 특허 출원 및 등록, 위험상황 인지 관련 특허 출원<br>- 지능형 CCTV성능 시험·인증 : 배회(필수) 90점이상, 침입(필수) 90점이상, 쓰러짐(선택) 90점이상<br><br>○ 핵심 기술<br>- 건설현장 내 발생 가능한 위험상황 예측 기술<br><br>○ 적용 범위<br>- 건설현장 내 작업자가 작업시작 전부터 종료시점까지 활용 가능</td></tr>
</table>

| | | | |
|---|---|---|---|
| | 1년차 | 목표 | ○ 건설안전분야 빅데이터 플랫폼 구축<br>○ 건설현장안전관리 시스템 기획 |
| | | 내용 | 건설안전사고의 사례 데이터 및 사고재해 관련된 유효데이터 수집을 위한 빅데이터 플랫폼을 구축하고 수집된 데이터를 분류/분석하여 안드로이드 APP 및 영상분석 프로그램 개발을 위한 기획 문서 작성 |
| | 2년차 | 목표 | ○ 위험정보추천 알고리즘 개발<br>○ 위험정보추천 안드로이드 APP 개발<br>○ 위험정보추천 특허 출원 및 등록<br>○ 추락상황감지 알고리즘 개발<br>○ 추락상황감지 안드로이드 APP 개발<br>○ 건설현장안전관리 시스템 개발 |
| | | 내용 | 위험정보 추천 및 추락상황 감지 딥러닝 모델 설계 및 최적 모델을 확정하고, 확정된 인공지능 모델을 내장한 안드로이드 APP 개발 및 건설현장안전관리 시스템 개발 |
| | 3년차 | 목표 | ○ 복합위험상황 인지(안전모 미착용, 화재, 쓰러짐) 기술 개발<br>○ 지능형 CCTV 인증 기술 개발<br>○ 건설현장안전관리 시스템 고도화 |
| | | 내용 | 복합위험상황 인지(안전모 미착용, 화재, 쓰러짐) 및 지능형 CCTV 인증을 위한 기술 개발을 진행하고, 개발된 인공지능 모델을 적용하여 안드로이드 APP 및 건설현장안전관리 시스템 고도화 |

| | |
|---|---|
| 연구개발성과 | |
| 연구개발성과 활용방안 및 기대효과 | |
| 연구개발성과의 비공개여부 및 사유 | 해당없음 |

| 연구개발성과의 등록·기탁 건수 | 논문 | 특허 | 보고서 원문 | 연구시설·장비 | 기술요약정보 | 소프트웨어 | 표준 | 생명자원 | | 화합물 | 신품종 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | | 생명정보 | 생물자원 | | 정보 | 실물 |
| | - | 3 | 3 | - | - | 3 | - | - | - | - | - | - |

| 연구시설·장비 종합정보시스템 등록 현황 | 구입기관 | 연구시설·장비명 | 규격(모델명) | 수량 | 구입연월일 | 구입가격(천원) | 구입처(전화) | 비고(설치장소) | ZEUS 등록번호 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | - | - | - | - | - | - | - | - | - |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 국문핵심어 (5개 이내) | 건설현장 | 건설안전 | 위험상황인식 | 추천 알고리즘 | 추락상황 감지 |
| 영문핵심어 (5개 이내) | Construction Field | Construction Safety | Risk Perception | Recommendation System | Falling Detection |

# 〈 목 차 〉

1. 연구개발과제의 개요

2. 연구개발과제의 수행 과정 및 수행내용

3. 연구개발과제의 수행 결과 및 목표 달성 정도

4. 목표 미달 시 원인분석

5. 연구개발성과 및 관련 분야에 대한 기여 정도

6. 연구개발성과의 관리 및 활용 계획

별첨자료(참고문헌 등)

# 1. 연구개발과제의 개요

## 1) 연구개발의 필요성

- 우리나라에서는 산업재해를 막기 위하여 산업안전보건법의 제4장 유해위험안전조치를 통하여 사업주 및 근로자, 정부의 역할을 명시하고 있고, 이에 따라 전체 산업분야에서는 재해율이 2015년 0.58%에서 2017년 0.52%로 낮아지고 있는 추세임. 하지만 건설업의 경우, 2015년 재해율 1.5%에서 2017년 1.9%로 오히려 0.4% 증가하고 있음
- 이에 본 과제에서는 건설현장의 각 단계를 정의하여 최신 IT 기술을 접목하여 건설현장의 안전사고 및 경제적 손실을 막고자 함
- 건설현장의 경우, 작업계획 단계-작업단계-사고단계로 분류할 수 있음. 작업계획단계에서는 빅데이터를 활용하여 위험상황을 사전고지해주는 위험정보추천기능, 작업 단계에서는 AI를 활용하여 사람, 사물, 불꽃, 연기 등의 복합상황을 인식하여 작업자 및 안전 담당자에게 알림을 제공하는 위험상황 인지기능, 사고단계에서는 이에 대응하기 위한 추락상황 감지 기능을 개발하고자 함

## 2) 연구 개발 대상의 국내·외 현황

### (1) 국내 기술 동향 및 수준

- 국내 건설 안전 기술의 경우, 도입 초기에 해당하며, IoT(Internet of Things)기술을 활용한 센서 및 네트워크 기술을 활용하기 시작함
- 위와 같은 센서 데이터를 기반으로 상황에 대한 인지 및 사전 위험 경보, 사후관리에 대한 방법은 적용되지 못하는 실정임
- 국내 주요건설사 중 IT기반의 건설안전관리의 적용현황은 아래와 같음
- 현대엔지니어링의 경우, 건설장비에 설치한 RFID수신기와 작업자의 안전모에 부착된 전자태그 스티커를 통하여 상호간 7.5m 이하로 접근 시 경고알람을 발생시키는 IoT기반 장비 접근 경보 시스템을 적용
- 삼성물산의 경우, 가상체험을 통한 신규자 안전보건교육 프로그램을 운영. 사고상황에 대한 간접체험학습 진행
- 현대건설의 경우, 각종 센서를 통한 데이터를 BLE 통신을 이용하여 근로자 위치 인식 및 장비 협착 사고를 방지하기위한 기술 적용

### (2) 국외 기술 동향 및 수준

- 세계 건설시장은 융합화, 극한화, 지능화로 발전하고 있는 첨단IT기술과 건설산업의 융합으로 생산성 향상 및 새로운 시장 창출을 도모하고 있으며 대부분 연구자들에 의한 논문보다 업체에서 보유한 기술이 중점을 이루고 있음

| 연구(기술)제목 및 수행기관 | 연구(기술)방법 및 내용 분석 |
|---|---|
| 스웨덴의 Volvo사 | IoT 기술을 건설 장비 산업에 접목시켜 작업자와 중장비 간 충돌 발생을 최소화하는 LiDAR 및 영상처리 기반의 자동 충돌 방지 장치 기술을 보유 |
| 캐나다의 SICK사와 미국의 PBE사 | 레이저스캐너 등을 사용하여 인접한 중장비 간의 충돌 위험을 네비게이터 형식으로 보여주고 경고하는 시스템을 출시 |
| 네덜란드 MECS사 | 보행자 또는 장애물을 표시하며 사각지대를 감소시킬 수 있는 360° 가상 영상을 제공하는 장치 기술을 보유 |
| Google | 2015년 CVPR에 Face-Net 얼굴 인식 알고리즘을 발표, 1만 3천여명의 얼굴 사진이 들어 있는 LFW(Labeled Faces in the Wild) DB에 적용한 결과 99.96%의 얼굴 인식률을 달성, 2억 6천만장의 영상을 대상으로 진행한 실험에서는 86%이상의 정확도를 보였음 |
| 일본 히타치 연구소 | 이미지가 포함되어 있는 유사한 장면 자동 검출 및 해당 장면으로의 이동, 영상으로부터 특정 객체 검출, 추출한 영상에 대해 주석을 자동 태깅하는 3가지 주요 영상 인식 기술에 대해 연구를 진행 |

### (3) 국내·외 시장 규모 및 수출·입 현황

(단위 : 억원)

| 년도 | 2019년 | 2021년 | 2023년 |
|---|---|---|---|
| 세계 시장 규모 | 21,560 | 23,510 | 25,450 |
| 한국 시장 규모 | 2,156 | 2,351 | 2,545 |

- 산정기준 : 국내시장은 안전관리비의 약 5%를 계상함, 세계시장은 건설시장 규모가 국내의 20배 수준이나 IT활용이 국내에 비해 평균적으로 저조하므로 10배로만 산정함
- 지난 3년간의 안전관리비 규모 산정, 안전관리비는 건설공사비 중에 약 2%내외를 의무 사용하도록 규정 (산업안전보건법 : 2015.1월)

(출처 : 대한건설협회 - 2017년 주요건설통계, 단위 : 억원)

| 년도 | 2015년 | 2016년 | 2017년 |
|---|---|---|---|
| 국내건설 수주액 | 1,579,836 | 1,648,757 | 1,603,955 |
| 해외건설 수주액 | 461,400 | 281,900 | 290,100 |
| 안전관리비 | 40,825 | 38,613 | 37,881 |
| 국내수주 성장률 | 32.0% | 4.2% | -2.8% |
| 해외수주 성장률 | -43.1% | -63.7% | 2.8% |

- 2017년 이후 건설산업 수주액 및 안전관리비 예측
  ① 국내 수주액 : 매년 과거 3년간의 평균성장률을 반영
  ② 해외 수주액 : 2017년 이전 연도의 성장률의 폭이 큰 관계로 2017년 성장률로 반영

(단위 : 억원)

| 년도 | 2018년 | 2019년 | 2020년 | 2021년 | 2022년 | 2023년 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 국내건설 수주액 | 1,782,332 | 1,850,031 | 1,917,089 | 2,026,781 | 2,111,699 | 2,202,723 |
| 해외건설 수주액 | 298,300 | 306,732 | 315,402 | 324,317 | 333,484 | 342,911 |
| 안전관리비 | 41,613 | 43,135 | 44,650 | 47,022 | 48,904 | 50,913 |
| 국내수주 성장률 | 10.0% | 3.7% | 3.5% | 5.4% | 4.0% | 4.1% |
| 해외수주 성장률 | 2.7% | 2.7% | 2.7% | 2.7% | 2.7% | 2.7% |

### (4) 국내·외 경쟁기관 현황

- 스마트폰 APP으로 위험정보를 추천해주고, 떨어짐 상황을 감지하는 시스템은 상용화된 사례가 없으며, 위험상황을 인지하는 시스템 또한 범죄 예방과 관련된 시스템은 상용화가 되어있으나 건설현장에 적용된 사례는 없음. 다만 지능형 CCTV로 화재 및 연기 감지, 쓰러짐 감지 등의 1차원적인 안전관련 시스템 등은 존재함
  ① CIP Systems : 온라인으로 건설현장 실시간 중계
  ② GSIL : 건설현장 안전관리 솔루션 보유
  ③ InteliVIX : 실시간 영상분석 솔루션 보유
  ④ Synaptor : 호주의 업체로, 건설현장에서 생산되는 데이터를 실시간으로 분석해 작업자들에게 위험을 조기에 경고

### (5) 국내 지식재산권 현황

| 출원번호 | 발명의 명칭 | 출원인 |
|---|---|---|
| 10-2012-0003438 | 지능형 안전관제 시스템 | 주식회사 영신 |
| 10-2005-0004572 | RFID태그 부착 안전모를 이용한 건설현장 안전관리시스템 | 삼성물산 주식회사 |

- 지능형 안전관제시스템 : 당 특허는 산업 현장에서 RFID 또는 NFC와 RFID 또는 NFC 리더기 등 USN 센서를 이용하여 작업자의 안전사고 방지를 위한 도구나 장치의 착용여부를 체크하는 것으로써, 본 과제의 내용인 AI를 이용한 위험상황인지와는 무관
- RFID태그 부착 안전모를 이용한 건설현장 안전관리시스템 : RFID태그로부터 원격관리 조회 단말로 위치정보 및 현장작업 관련 송신데이타를 무선으로 전송받는 RFID태그 부착 안전모를 이용한 건설현장 안전관리 시스템으로서 본 과제의 내용인 AI를 이용한 위험상황인지와는 무관

### (6) 국외 지식재산권 현황

| 연구자 | 연구내용 | 사용기술 |
|---|---|---|
| ARAM Solution Co., Ltd. | Disaster safety system using combined beacon and method for processing thereof | 결합형 비콘 |
| Marks and Teizer | 건설작업자 안전 장비로서의 위치 추적기술의 성능 분석 | Radio Frequency Identifcation |

- Disaster safety system using combined beacon and method for processing thereof : 결합형 비콘을 이용하는 재난 안전 시스템 및 그의 처리 방법에 대한 것으로써, 본 과제의 내용과는 무관
- 건설작업자 안전 장비로서의 위치 추적기술의 성능 분석 : 주파수를 이용해 ID를 식별하는 RFID를 이용하여 작업자의 위치를 추적하는 방법에 대한 것으로써, 본 과제의 내용과는 무관

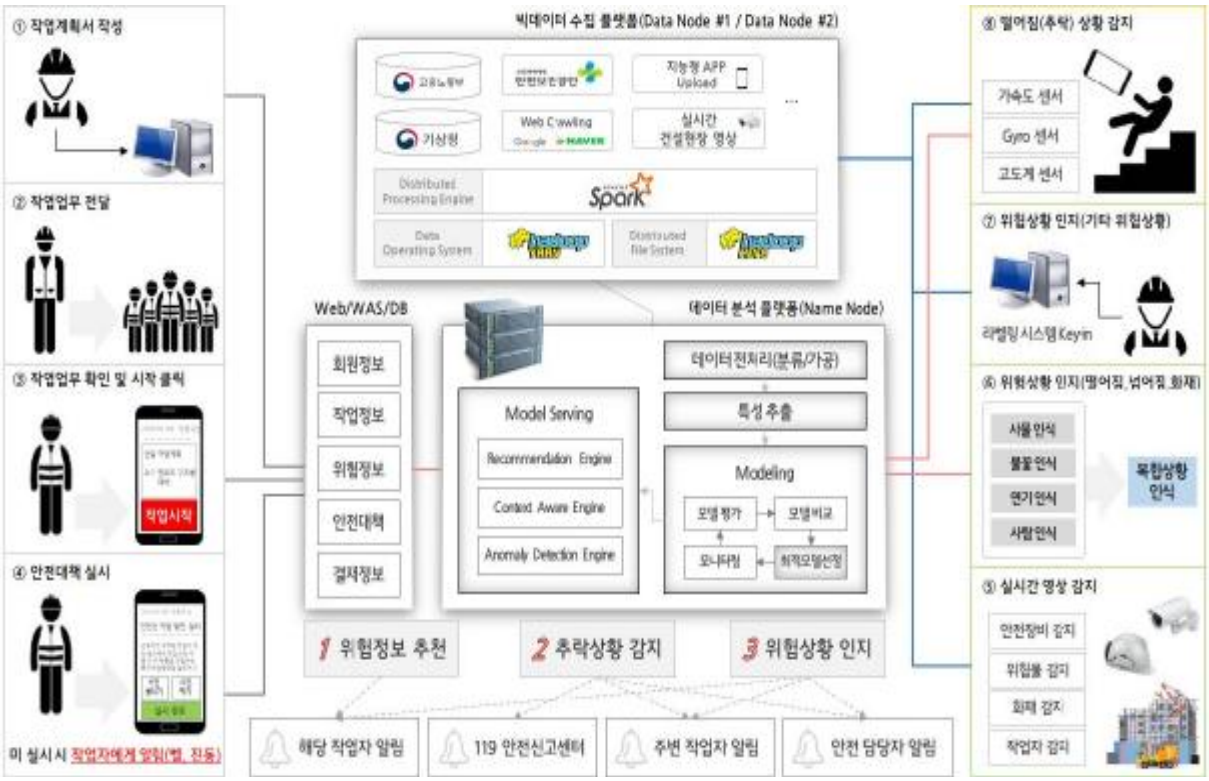
### (7) 국내·외 표준화 현황

- 영상감시 시스템의 국내표준은 TTA의 CCTV 프로젝트 그룹(TC4-PG427)을 중심으로 CCTV 카메라, NVR 및 VMS 그리고 지능형 영상분석 시스템에 대한 표준화가 진행되고 있음
- 영상보안시스템 간 상호연동과 관련해서, 산업계 표준인 ONVIF(Open Network Video Interface Forum)[1]를 기반으로 CCTV 영상보안시스템 간 상호연동에 대한 표준을 2015년도 제정하고 시험인증 규격을 수립하여 시행중에 있음
- 지능형 영상분석 기술 관련 표준은 지능형 영상분석 시스템에 대한 성능 평가를 위한 표준을 2016년 제정하였으며, 지속적인 보완을 하고 있음

## 3) 연구개발과제의 최종 목표

### (1) 연구 개발의 최종 목표 및 최종성과물

| 구분 | 내용 및 설정근거 |
|---|---|
| 최종 목표 | ① 작업계획단계에서 90%이상의 추천 정확도를 보유한 위험정보 추천 기술 개발<br><br>② 작업단계에서 고정밀(90%이상) 복합위험상황(떨어짐/넘어짐/화재) 인지 기술 개발<br><br>③ 사고단계에서 모바일을 이용한 떨어짐(추락) 상황 감지 기술 개발 |
| 세부 목표 | ① 주요 기능<br>- 위험정보 추천 기능<br>- 떨어짐(추락)상황 감지 기능<br>- 주변 작업자 탐색 및 경보, 위험상황 예측 기능<br><br>② 주요 성능치<br>- 지능형 CCTV성능 시험·인증 : 배회(필수) 90점이상, 침입(필수) 90점이상, 쓰러짐(선택) 90점이상<br><br>③ 핵심 기술<br>- 건설현장 내 발생 가능한 위험상황 예측 기술<br><br>④ 적용 범위<br>- 건설현장 내 작업자가 작업시작 전부터 종료시점까지 활용 가능 |




<그림 1> 기술개발 과제 주요 기능

(2) 최종성과물의 기술성숙도 설정근거

| 구분 | | 연구착수 | 연구종료 | 단계별 설명 |
|---|---|---|---|---|
| 기초연구 단계 | TRL 1 | □ | □ | TRL 1 이론적 연구단계<br>TRL 2 기술적 개념정립 단계<br>TRL 3 실험적 증명 단계<br>TRL 4 실험실 성능평가 단계<br>TRL 5 유사환경 시험 단계<br>TRL 6 유사환경 기술시범 단계<br>TRL 7 실제환경 시작품 데모 단계<br>TRL 8 시제품 설치 및 성능시험 단계<br>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 | □ | □ | |

| 최종성과물 | 기술성숙도(TRL) | | 설정근거 |
|---|---|---|---|
| | 연구시작시 | 연구종료시 | |
| 위험정보 추천 및 추락상황 감지 안드로이드 APP 프로그램 | 3 | 6 | (연구시작시) 타 분야의 추천 알고리즘 적용 및 스마트폰 센서를 이용한 낙상 실험결과는 존재하나 실제 건설현장내 추락상황에 적용사례는 없는 상황임<br>(연구종료시) 추락상황 감지에 대한 신뢰성평가를 위해 연구기간내에 현장 적용은 어려운 상황임, 다만 연구기간 이후 지속적인 현장테스트로 정확도 향상 기대(자료수집 한계) |
| 위험상황 인식 분석 소프트웨어 | 3 | 6 | (연구시작시) 얼굴인식, 화재인식 등의 1차원적인 영상인식은 현재 가능한 수준이나 위험상황에 대한 복합상황인식 수준은 미비한 상황임<br>(연구종료시) 학습 데이터로 필요한 건설현장의 위험상황에 대한 사고 이전/진행 단계의 영상 및 이미지 수집이 어려운 상황임(자료수집 한계), 다만 과제 종료 시 사고 이전/진행 단계의 영상 및 이미지를 확보 가능한 기반을 마련함 |

## 4) 연구개발과제의 년차별 목표

| 평가 항목 (주요성능 Spec) | 단위 | 전체 항목에서 차지하는 비중 (%) | 세계최고 수준 보유국/ 보유기업 ( / ) | 연구개발 전 국내수준 | 개발 목표치 | | | 평가 방법 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 성능수준 | 성능수준 | 1차년도 (2019년) | 2차년도 (2020년) | 3차년도 (2021년) | |
| 1. 요구사항 정의서 | 건 | 2 | - | - | 1 | | | 산출물 증빙 |
| 2. 기능정의서 | 건 | 2 | - | - | 1 | | | 산출물 증빙 |
| 3. 프로세스 설계서 | 건 | 2 | - | - | 1 | | | 산출물 증빙 |
| 4. UI설계서 | 건 | 2 | - | - | 1 | | | 산출물 증빙 |
| 5. DB설계서 | 건 | 2 | - | - | 1 | | | 산출물 증빙 |
| 6. 위험정보 추천 안드로이드 APP 개발 | 식 | 11 | - | - | | 1 | | 동영상 및 현장평가 |
| 7. 위험정보 추천 정확도 | %이상 | 7 | - | - | | 90 | | 공인 시험확인서 |
| 8. 위험정보 추천관련 특허 출원 | 건 | 5 | - | - | | 1 | | 특허청 출원 |
| 9. 추락상황 감지 안드로이드 APP 개발 | 식 | 11 | - | - | | 1 | | 동영상 및 현장평가 |
| 10. 떨어짐(추락)상황 감지 정확도 | %이상 | 7 | - | - | | 90 | | 공인 시험확인서 |
| 11. 위험정보 추천관련 특허 등록 | 건 | 5 | - | - | | | 1 | 특허청 등록 |
| 12. 위험정보 추천관련 논문 게제 | 건 | 5 | - | - | | | 1 | 게제 여부 |
| 13. 위험상황 인지 정확도 | %이상 | 7 | - | - | | | 90 | 공인 시험확인서 |
| 14. 위험상황 인지 관련 특허 출원 | 건 | 5 | - | - | | | 1 | 특허청 출원 |
| 15. 위험상황 인지 관련 논문 게제 | 건 | 5 | - | - | | | 1 | 게제 여부 |
| 16. 영상분석 프로그램 개발 | 식 | 11 | - | - | | | 1 | 동영상 및 현장평가 |
| 17. 지능형 CCTV 성능 인증 | %이상 | 11 | - | - | | | 90 | 한국인터넷진흥원 인증 획득 |

## 2. 연구개발과제의 수행 과정 및 수행 내용

### 1) 연구 개발의 추진전략 · 방법 및 추진체계

#### (1) 연구개발 추진전략 · 방법

- 위험정보추천, 추락상황감지 및 위험상황인식 모델의 성능 향상을 위해 사고사례, 건설안전 도메인 지식 코퍼스, 현장 영상데이터 등 관련 데이터를 지속적으로 수집하고, 데이터 증대 기법을 활용하여 학습 데이터 확보
- 모델 학습 및 평가 시, 연산 리소스에 해당되는 GPU 자원의 부족 문제를 해결하기 위해 추가적인 GPU 구매 및 확보를 통해 충분한 영상분석 모델 학습 실험을 보장하고 관련 모델의 성능 향상 제고
- AI 전문가 자문회의로 위험상황에 대한 인식 기술을 향상 시킬 수 있는 방안에 대해 자문 수행
- 기술정보 수집 및 벤치마킹을 위해 국내·외 관련 세미나 및 관련 교육을 수행

#### (2) 연구개발 추진체계

| 연구개발과제 | | 총 참 여 연 구 원 |
|---|---|---|
| 과제명 | 건설현장의 안전사고 예방을 위한 작업단계별 위험상황인식 AI기술 개발 | 주관연구책임자<br>(문성철)외 총 16명 |

| 기 관 별 참 여 현 황 | | |
|---|---|---|
| 구 분 | 연구기관수 | 참여연구원수 |
| 대 기 업 | | |
| 중견기업 | | |
| 중소기업 | 1 | 17 |
| 대 학 | | |
| 국공립(연) | | |
| 출 연 (연) | | |
| 기 타 | | |

| 에코시안 |
|---|
| 건설현장의 안전사고 예방을 위한 작업단계별 위험상황인식 AI기술 개발 |
| 연구책임자명<br>(문성철)외<br>16명 |
| 담당기술개발내용 |
| 건설현장의 안전사고 예방을 위한 작업 단계별 위험상황인식 AI기술 개발<br>총괄 관리 |

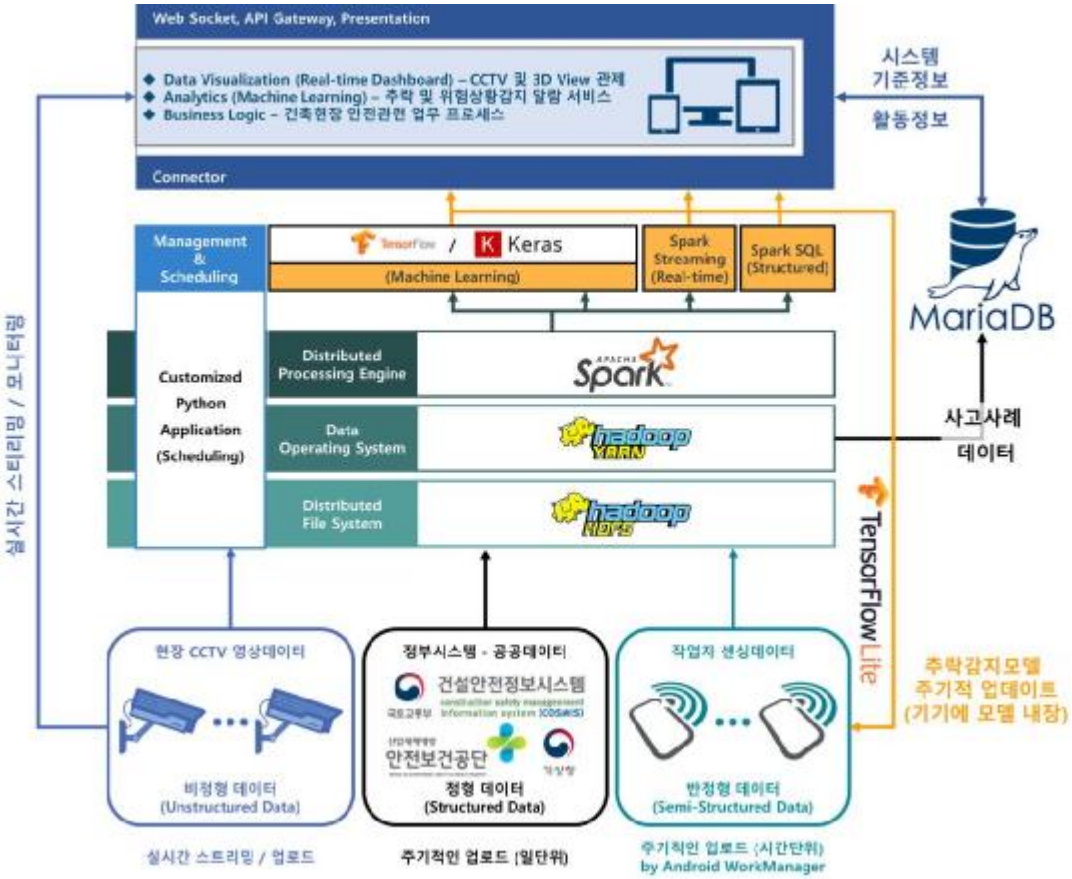
(3) 연구개발 추진일정

| 일련번호 | 연구내용 | 추진 일정 | | | | | | | | | | | | 연구개발비 (단위 : 천원) | 책임자 (소속 기관) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | | |
| 1 년도 | | | | | | | | | | | | | | | |
| 1 | 계획수립 및 자료조사 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 2 | 빅데이터 플랫폼 구축 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 3 | 데이터 수집 및 가공 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 4 | 시스템 기획 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 5 | 위험정보 추천 알고리즘 설계 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 6 | 추락상황 감지 알고리즘 설계 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 2 년도 | | | | | | | | | | | | | | | |
| 1 | 위험정보 추천 알고리즘 개선 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 2 | 추락상황 감지 알고리즘 개선 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 3 | 데이터 수집 및 가공 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 4 | 위험정보 추천 시스템 개발 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 5 | 추락상황 감지 시스템 개발 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 6 | 테스트 베드 적용 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 7 | 위험상황 인지 영상분석 모델 설계 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 8 | 위험상황 인지 프로토타입 개발 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 3 년도 | | | | | | | | | | | | | | | |
| 1 | 위험상황 인지 알고리즘 개선 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 2 | 데이터 수집 및 가공 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 3 | 위험상황 인지 시스템 개발 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 4 | 위험상황 인지 시스템 테스트 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |
| 5 | 사업화 방안 검토 | | | | | | | | | | | | | | 문성철 ( ) |

## 2) 빅데이터 플랫폼 구축

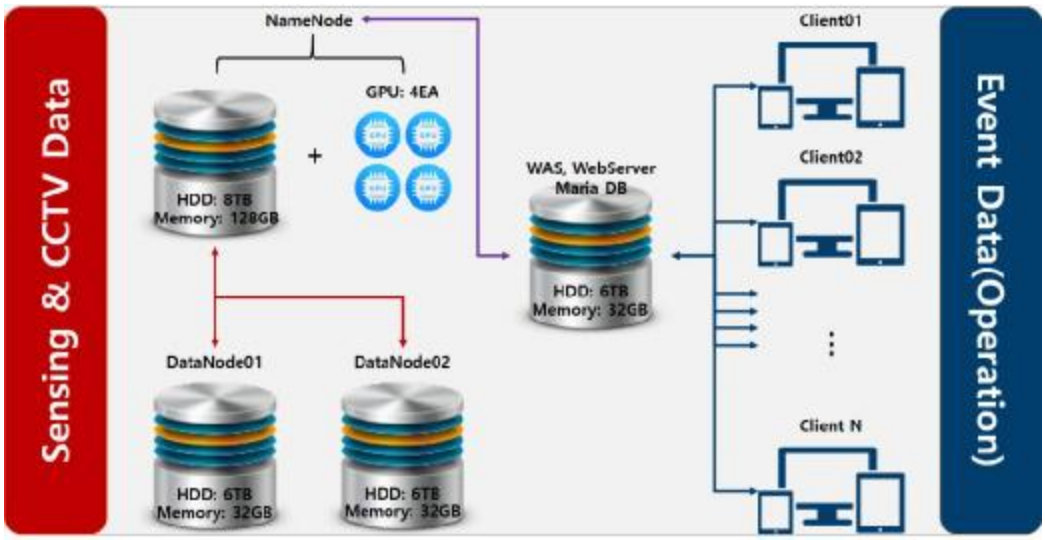
### (1) 빅데이터 플랫폼 구축

- 현재 가장 넓은 분야에서 활발하게 활용되고 있는 Hadoop기반의 빅데이터 플랫폼 아키텍처를 선택
- 기존의 관계형 데이터베이스 관리 시스템은(RDBMS: Relational Database Management System) 데이터가 저장된 서버에서 데이터를 처리하는 방식이지만, Hadoop은 다수의 서버에 데이터를 저장하고 데이터가 저장된 각 서버에서 동시에 데이터를 분산하여 처리하는 방식임
- Hadoop의 저렴한 구축 비용(오픈소스)과 비용 대비 빠른 데이터 처리, 장애를 대비할 수 있는 복제본을 저장할 수 있는 장점이 있으며, 데이터 저장 용량이 부족할 경우 필요한 만큼 서버만 추가하면 되기 때문에 확장성이 좋음
- 메모리상에서 동작하는 확장성이 뛰어난 분산 데이터 분석 시스템인 Apache Spark를 통해 Python언어 기반의 Tensorflow 라이브러리를 활용하여 기계학습을 가능케 하고 Tomcat8을 설치하여 WAS를 구축
- [건축]현장안전 관제시스템(현장 안전관리자의 안전현황 모니터링 기능이 탑재될 웹앱 - 2~3차년도 개발예정) 및 [건축]현장안전지킴이(현장 작업자에게 위험정보 추천 및 위험상황 알람 서비스를 제공하는 모바일 어플리케이션 - 2차년도 개발예정)의 기준정보 및 활동 데이터를 저장하고 관리할 수 있는 관계형 데이터베이스 관리 시스템으로 MariaDB를 선택하여 DB 구축 완료(MariaDB 또한 오픈소스로서 별도의 비용 없이 구축이 가능)




<그림 1> 건설현장안전관리 서비스를 위한 빅데이터 플랫폼 아키텍처 구성도

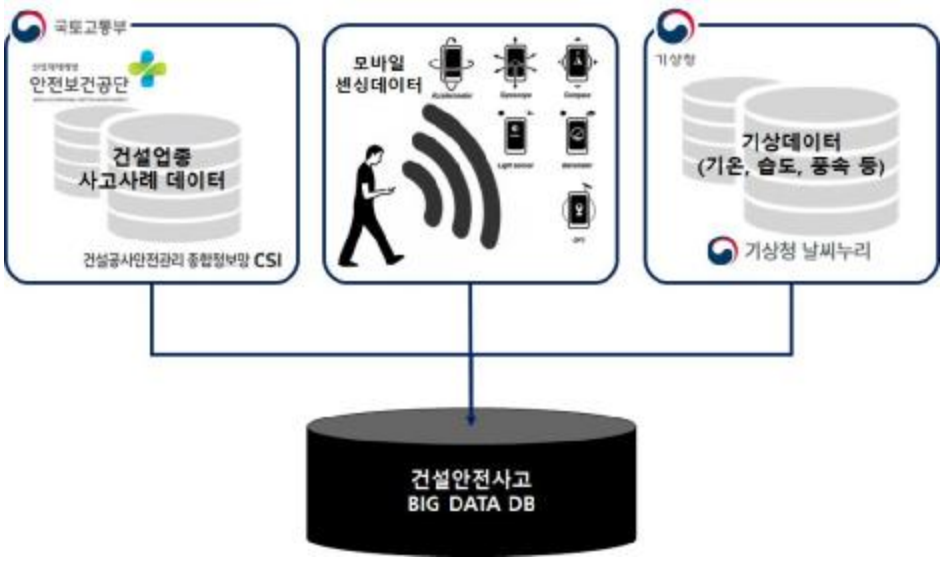
- 위 그림과 같이 소프트웨어 아키텍처를 구성하였으며, 현장에 설치될 CCTV로부터 수집될 영상데이터(비정형 데이터)는 실시간으로 웹앱에서 모니터링이 가능하도록 스트리밍 기술을 적용함과 동시에, 저장서버(HDFS: Hadoop Distributed File System)에 실시간 업로드를 통해 일정 용량 초과 시, 위험 상황 인식 모델 업데이트 이후, 리눅스 운영체제의 시간 기반 잡 스케줄러인 cron 유틸을 활용하여 저장서버에서 영상 데이터가 주기적으로 삭제되도록 함으로써 저장서버의 디스크 용량을 안정적으로 관리
- 현장 작업자의 휴대폰으로부터 수집될 센싱데이터(가속도센서, 각속도센서, 자이로센서, 기압센서 등의 반정형 데이터)는 데이터 송수신에 따르는 통신비용 및 잦은 데이터 통신 시 발생하는 발열문제를 해결하기 위해 주기적인 업로드 정책을 선택
- 모바일 센싱데이터를 서버로 송신할 경우, 데이터 압축을 통해 데이터 통신 용량을 최소화하도록 함
- 사고신고 및 사고사례 정보가 체계적으로 수집 및 관리되고 있는 국토교통부의 건설안전정보시스템(COSMIS)과 안전보건공단의 재해사례 게시판에 업로드되고 있는 PDF 및 한글 파일을 파싱하여 저장서버에 일단위로 업로드 하도록 구축
- 기존에는 현장 작업자의 휴대폰으로부터 센싱 데이터를 실시간으로 서버에서 수집하고 추락상황을 감지하는 머신러닝 알고리즘 또한 서버에서 구동하는 형태로 구상하였으나, 안전사고와 같은 급박한 비상상황에서 당시의 네트워크 상황이나 기술적 문제로 인해 감지속도가 저하될 수 있으며 이로 인해 위급상황에 대한 대응시간이 지연될 수 있다는 문제점을 파악
- 해당 문제점을 해결하기 위해, TensorflowLite 라이브러리를 활용하여 서버에서 구동할 추락상황 감지 머신러닝 모델을 현장 작업자의 휴대폰에서 직접 구동할 수 있도록 어플리케이션 내부에 탑재하는 방안을 도출
- 모바일 기기에서 머신러닝 알고리즘이 동작하기 위한 모델 경량화 및 성능 최적화 연구




**<그림 4> 물리 아키텍쳐 구성도**

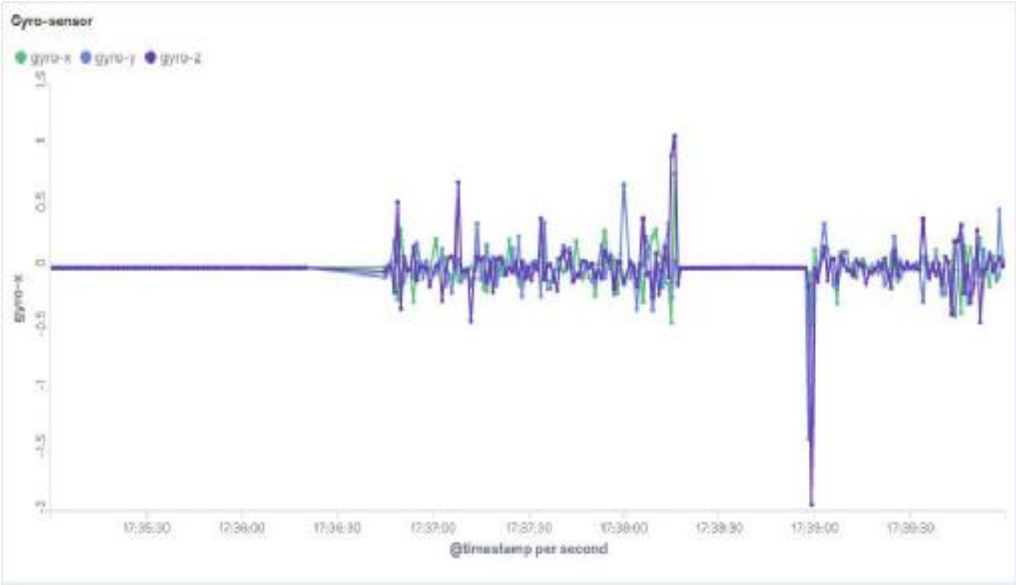
- 데이터 분산처리를 위한 Hadoop Cluster 구축을 위해 4개의 서버를 활용
- Name Node : 네임노드 서버는 빅데이터를 기계학습과 같은 컴퓨터 연산 비용이 큰 작업이 할당될 것을 고려하여 하드용량 8TB, 메모리 128GB, 2개의 CPU와 4개의 GPU로 구성
- Data Node : 데이터 노드 서버는 영상, 모바일 센싱데이터 및 사고재해 데이터를 분산 저장하기 위한 저장소의 역할을 하는 서버로서 각각 하드용량 6TB, 메모리 32GB, 2개의 CPU로 구성
- WAS, Web, DB 서버 : 웹 클라이언트와 Hadoop System 중간자 역할을 할 서버로서 하드용량 6TB, 메모리 32GB, 2개의 CPU로 구성하였음
- 각 서버는 10GB 대역폭을 보장하는 Switch Hub를 통해 데이터 용량이 큰 경우에도 안정적이고 빠른 속도로 서버 간 통신이 가능하도록 구성하였음

(2) **데이터 수집(건설안전사고 사례 데이터 및 사고재해 관련된 유효데이터 수집)**




<그림 5> **건설안전사고 빅데이터 수집 경로**

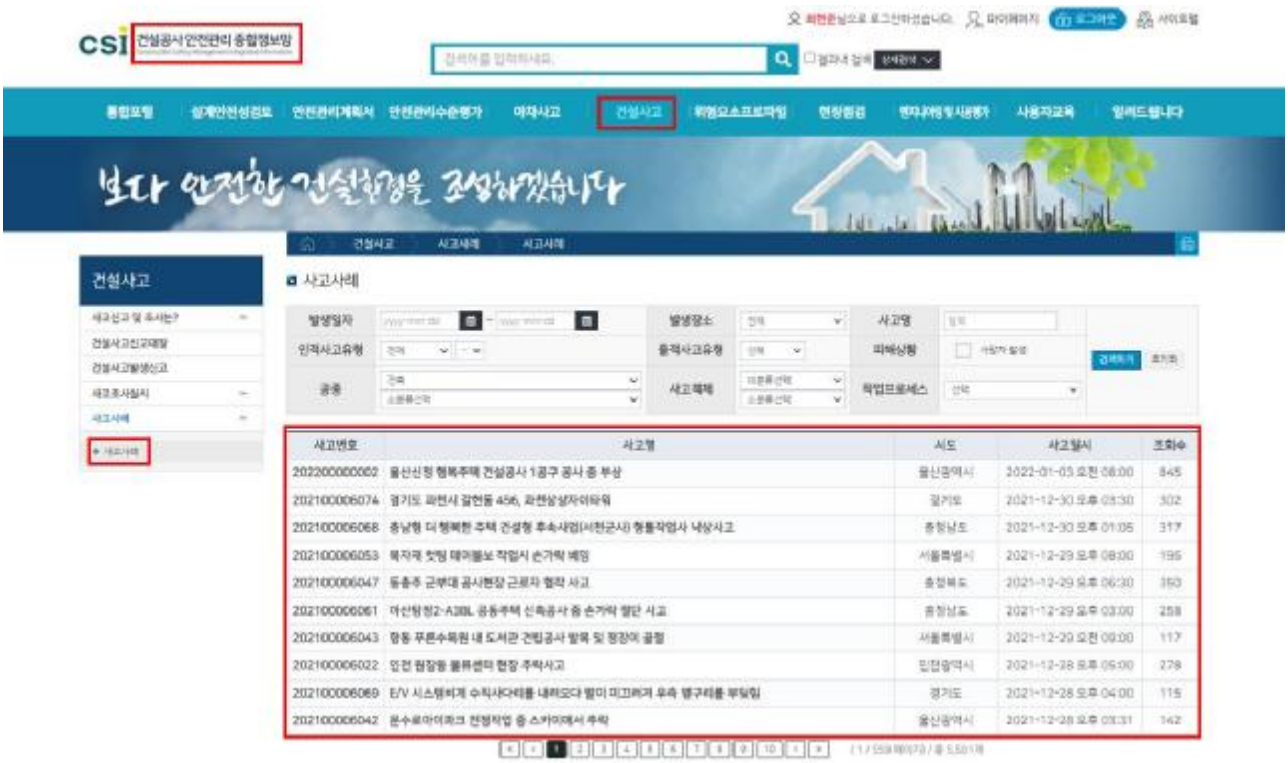
- 데이터 수집을 위해 웹크롤링 프로그램 개발하여 건설공사안전관리 종합정보망(CSI)에서 재해사례 게시물 데이터 추출 완료
- CSI 리모델링(2019년 7월)이전 데이터 및 리모델링 이후 데이터 취합 완료
- 사고 데이터의 종속변수로 활용하기 위해 정부 3.0 Open Source를 활용하여 기후 데이터(풍속, 운량, 일사량, 온습도 등)를 취합
- 한국산업안전보건공단(KOSHA) 시스템에 업로드 되는 재해사례 중 국내-건설사례에 한정하여 3870건의 데이터를 파일 형태로 수집 완료




<그림 6> 자이로센서 데이터 수집 화면 (KIBANA 활용)

<그림 7> 가속도 및 기압센서 데이터 수집 화면 (KIBANA활용)

- 추락 상황 감지 및 복합 상황인지 학습을 위해 활용될 데이터는 해당 목적으로 기존에 수집 및 가공된 데이터가 존재하지 않기 때문에 실제 실험을 통한 데이터 확보가 필요
- 실험을 위해 자체 네이티브 앱을 개발하여, 연구원 휴대폰에 설치
- 0.1초에 1회 웹소켓 통신 기반으로 센싱 데이터를 수집 및 저장
- 기압센서, 자이로센서(X,Y,Z방향), 가속도센서(X,Y,Z방향) 총 7개의 데이터 저장
- 수집 데이터 모니터링 및 시각화는 elastic사의 Elasticsearch[2] kibana 활용함




<그림 8> 건설공사안전관리 종합정보망(CSI) 사고사례 사이트 화면

■ 사고사례

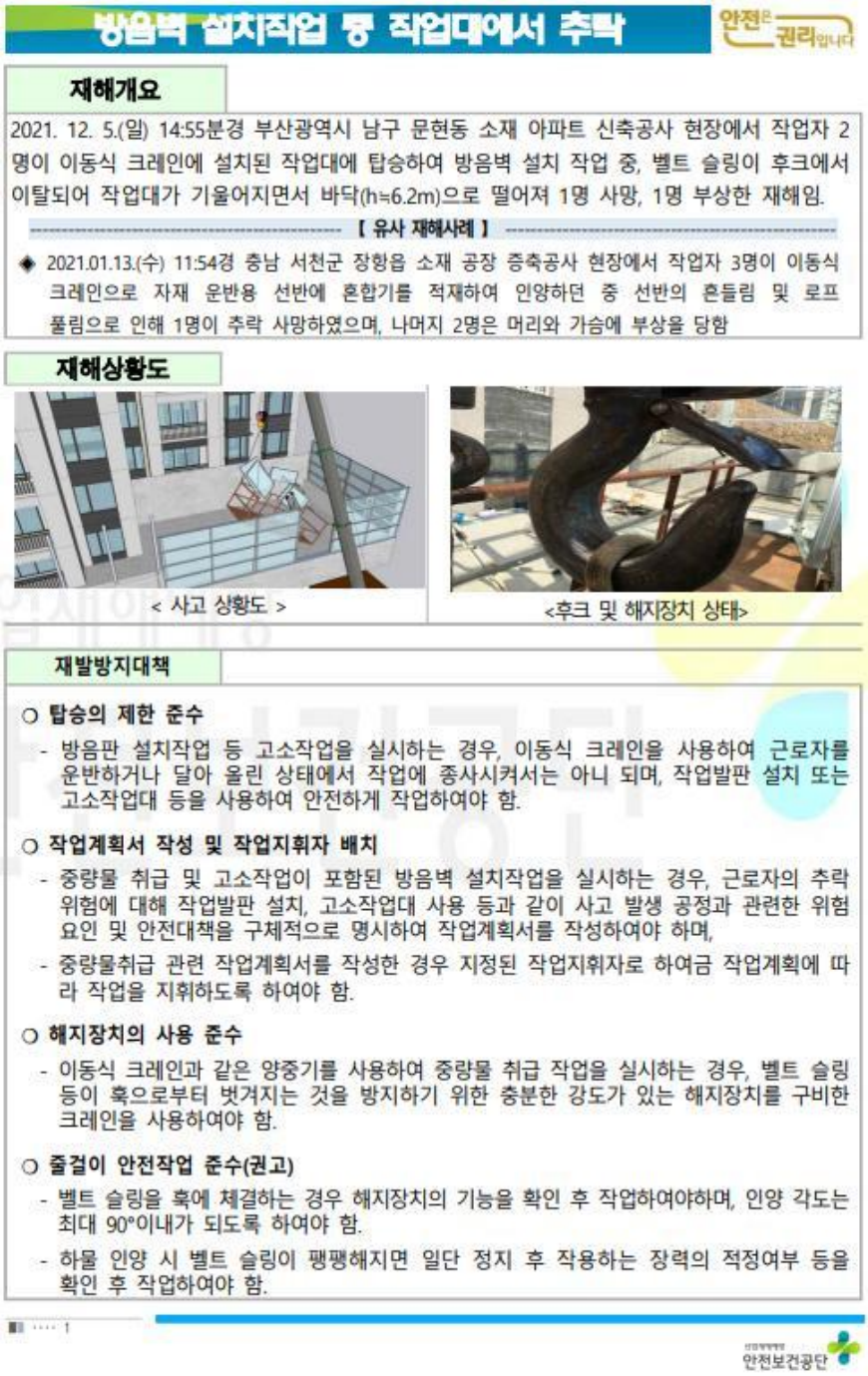
페이지 주소 : https://www.csi.go.kr/acd/acdCaseView.do?case_no=10778

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| 사고명 | | 울산신정 행복주택 건설공사 1공구 공사 중 부상 | | |
| 발생일시 | | 2022-01-03 오전 08:00 | 사고인지 시간 | 정규작업 - |
| 공공/민간 구분 | | 공공 | 기상상태 | 날씨 : 맑음 기온 : -1℃ 습도 : 20% |
| 시설물 종류 | | 건축 - 건축물 - 공동주택 (연면적 : 11,565㎡, 지상 15층, 지하 0층) | | |
| 사고유형 | 인적사고 | 물체에 맞음 | 보호(방호)조치여부 | 안전방호 : 해당없음 / 개인보호 : 조치 |
| | 물적사고 | 없음 | | |
| 사고분류 | 공종 | 건축 > 철근콘크리트공사 | | |
| | 사고객체 | 가시설 > 기타 가시설 | | |
| | 작업프로세스 | 정리작업 | | |
| 사고위치 | 장소 | 공동주택 / 지붕 | | |
| | 부위 | 기타 가시설 / 앨 | | |
| 사고점취 | | 최상층(옥상)에서 자재정리중 선행하던 사람이지나간 자리에 떨어진 서포트를 발목부위에 맞았으며 병원에 내방해서 2주 진단 및 반깁스 상태 | | |
| 사고원인 | | 작업자의 단순과실 | | |
| 구체적 사고원인 | | 작업중 어쩔 수 없이 일어난 사고로 보이며, 위험요인 미숙지 등이 추가 원인이 될 수 있음 | | |
| 피해상황 | 사망자수(명) | 내국인 : 0명 외국인 : 0명 | | |
| | 부상자수(명) | 내국인 : 1명 외국인 : 0명 | | |
| | 피해금액 | 피해없음 | | |
| | 피해내용 | 물적피해없음 | | |
| 사고신고사유 | | 3일이상 휴업이 필요한 부상 | | |
| 사고발생후 조치사항 | | 08:00 사고발생후 관리감독자 지도하에 영원을 내방하여 2주휴식 진단 및 반깁스 처방 처리<br>13:00 발주청 보고 후 안전사고 조사<br>14:00 발주청 자체조사 | | |
| 재발방지대책 | | 작업 시 주변정리정돈 및 안전사고 위험요인을 숙지하며 작업하도록 교육 및 관리<br>개인보호구 착용철저 | | |

<그림 9> 건설공사안전관리 종합정보망(CSI) 사고사례 데이터

- 위 그림과 같이 CSI 시스템의 건설사고DB 메뉴에서 사고사례 / 위험요소프로파일 / 사고발생현황 등의 데이터를 엑셀시트 형식으로 수집
- 수집된 36개 종류의 상세정보 사항은 아래와 같음
- 각 사고사례별 사고명(게시판 글제목), 날씨, 기온, 습도, 시설물 종류(대,중,소), 인적사고 중분류(유형), 인적사고 소분류(공종별), 인적사고 세분류(사고객체), 인적사고 세세분류(작업프로세스), 물적사고(인적사고와 동일하게 소분류, 세분류, 세세분류), 사고경위, 사고원인, 구체적 사고원인, 사망자수, 부상자수, 피해금액, 피해내용, 사고신고사유, 사고발생후 조치사항, 재발방지대책, 공사종류, 공사비, 낙찰율, 공사기간, 공정율, 작업자수, 안전관리계획 대상여부, 설계안전성검토 대상여부, 사고조사방법, 향후조치계획, 현장사진 데이터가 존재(정성 및 정량 데이터 혼재)
- 36개 데이터 목록에서 실제 위험정보 추천을 위해 필요한 데이터 목록으로 날씨, 기온, 습도, 시설물 종류(대분류:건축, 중분류:건축물로 고정), 인적사고 중분류(유형), 인적사고 소분류(공종별), 인적사고 세분류(사고객체), 인적사고 세세분류(작업프로세스), 물적사고 중분류(유형), 물적사고 소분류(공종별), 물적사고 세분류(사고객체), 물적사고 세세분류(작업프로세스), 사고경위, 사고원인, 구체적 사고원인, 사망자수, 부상자수, 사고발생후 조치사항, 재발방지대책, 현장사진 총 20개 항목을 선택함
- 한국산업안전보건관리공단(KOSHA) 데이터 또한 선택한 20개 항목에 맞게 재가공 하였으며, 아래 그림과 같음

**<그림 10> 안전보건공단(KOSHA) 건설업 재해사례 사이트**



방음벽 설치작업 중 작업대에서 추락

안전은 권리입니다

재해개요

2021. 12. 5.(일) 14:55분경 부산광역시 남구 문현동 소재 아파트 신축공사 현장에서 작업자 2명이 이동식 크레인에 설치된 작업대에 탑승하여 방음벽 설치 작업 중, 벨트 슬링이 후크에서 이탈되어 작업대가 기울어지면서 바닥(h≒6.2m)으로 떨어져 1명 사망, 1명 부상한 재해임.

【 유사 재해사례 】

◆ 2021.01.13.(수) 11:54경 충남 서천군 장항읍 소재 공장 증축공사 현장에서 작업자 3명이 이동식 크레인으로 자재 운반용 선반에 혼합기를 적재하여 인양하던 중 선반의 흔들림 및 로프 풀림으로 인해 1명이 추락 사망하였으며, 나머지 2명은 머리와 가슴에 부상을 당함

재해상황도

< 사고 상황도 >

<후크 및 해지장치 상태>

재발방지대책

○ 탑승의 제한 준수

- 방음판 설치작업 등 고소작업을 실시하는 경우, 이동식 크레인을 사용하여 근로자를 운반하거나 달아 올린 상태에서 작업에 종사시켜서는 아니 되며, 작업발판 설치 또는 고소작업대 등을 사용하여 안전하게 작업하여야 함.

○ 작업계획서 작성 및 작업지휘자 배치

- 중량물 취급 및 고소작업이 포함된 방음벽 설치작업을 실시하는 경우, 근로자의 추락 위험에 대해 작업발판 설치, 고소작업대 사용 등과 같이 사고 발생 공정과 관련한 위험요인 및 안전대책을 구체적으로 명시하여 작업계획서를 작성하여야 하며,
- 중량물취급 관련 작업계획서를 작성한 경우 지정된 작업지휘자로 하여금 작업계획에 따라 작업을 지휘하도록 하여야 함.

○ 해지장치의 사용 준수

- 이동식 크레인과 같은 양중기를 사용하여 중량물 취급 작업을 실시하는 경우, 벨트 슬링 등이 훅으로부터 벗겨지는 것을 방지하기 위한 충분한 강도가 있는 해지장치를 구비한 크레인을 사용하여야 함.

○ 줄걸이 안전작업 준수(권고)

- 벨트 슬링을 훅에 체결하는 경우 해지장치의 기능을 확인 후 작업하여야하며, 인양 각도는 최대 90°이내가 되도록 하여야 함.
- 하물 인양 시 벨트 슬링이 팽팽해지면 일단 정지 후 작용하는 장력의 적정여부 등을 확인 후 작업하여야 함.

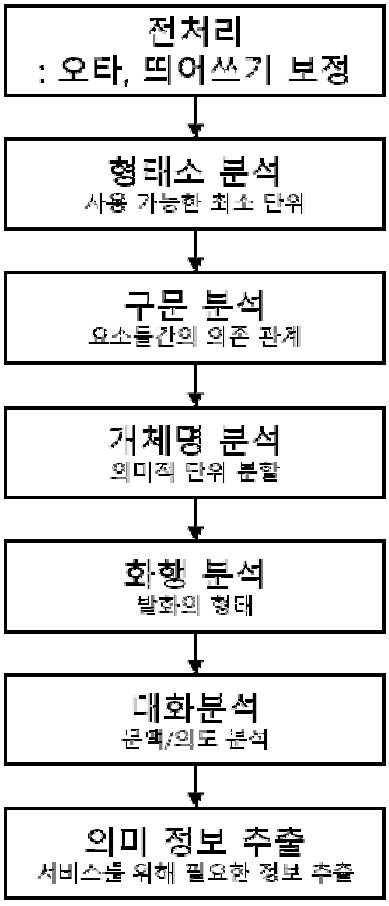
안전보건공단

<그림 11> 안전보건공단(KOSHA) 건설업 재해사례 데이터

(3) 데이터 가공(건설안전사고 데이터 분류 및 분석)

- 위험정보 추천 기능을 위해 사고재해 정보(재해일시, 장소, 발생형태, 기인물, 재해정도)와 재해일시에 따른 기후정보(기온, 강수, 바람, 기압, 습도, 일사량, 운량 등) 등을 위험정보의 기준으로 분류하고 데이터간 교차분석을 통해 작업계획 및 안전대책 위주의 데이터 도출
- 추락상황 감지 기능을 위해 수집된 센서 값의 변위차를 분석
- 수집된 영상 데이터를 OpenCV(Open Source Computer Vision)를 활용하여 특성을 추출하고 기계학습과 강화학습의 영향인자로 사용할 수 있도록 데이터를 가공
- 위험상황에 대한 영상 데이터의 구간별 Annotation 데이터 구축

- 한국산업안전보건공단의 경우 일정한 양식이 없고 pdf, 한글 파일 등 확장자도 다르며 건설공사안전관리 종합정보망(CSI)에서 사고사례 분류체계와 연동되어 있지 않기 때문에 데이터를 하나의 기준으로 취합하기가 어려운 이슈가 존재
- 차후 지속적인 데이터 수집이 필수적인 시스템의 성격 상 해당 문제를 해결하기 위한 추가적인 연구가 필요하다고 판단됨
- 또한 분류체계가 일치하지 않는 두 종류의 사고보고서를 하나의 분류체계로 분류하기 위해서 건축 및 안전 도메인 지식을 보유한 전문가가 일일이 해당 사고경위 내용을 분석하고 사고발생객체, 사고 발생 시 공종, 작업프로세스, 사고원인, 저감대책에 대한 라벨링이 이루어져야 하기 때문에 데이터 정형화를 위해 NLP(Natural Language Processing, 자연어처리) 알고리즘을 이용하여 형태소를 분석해 연구기간 전 기간에 걸쳐 사고사례 데이터 라벨링 값을 추출 예정
- 자연어처리라 함은 텍스트 형태의 비정형 데이터로부터 정형화된 정보를 추출하는 기술로 한국어 정보처리를 위한 Python 패키지인 코엔엘파이(KoNLPy)를 사용할 예정으로 오픈소스 소프트웨어로 제공되어 초기 접근비용이 없다는 장점 보유



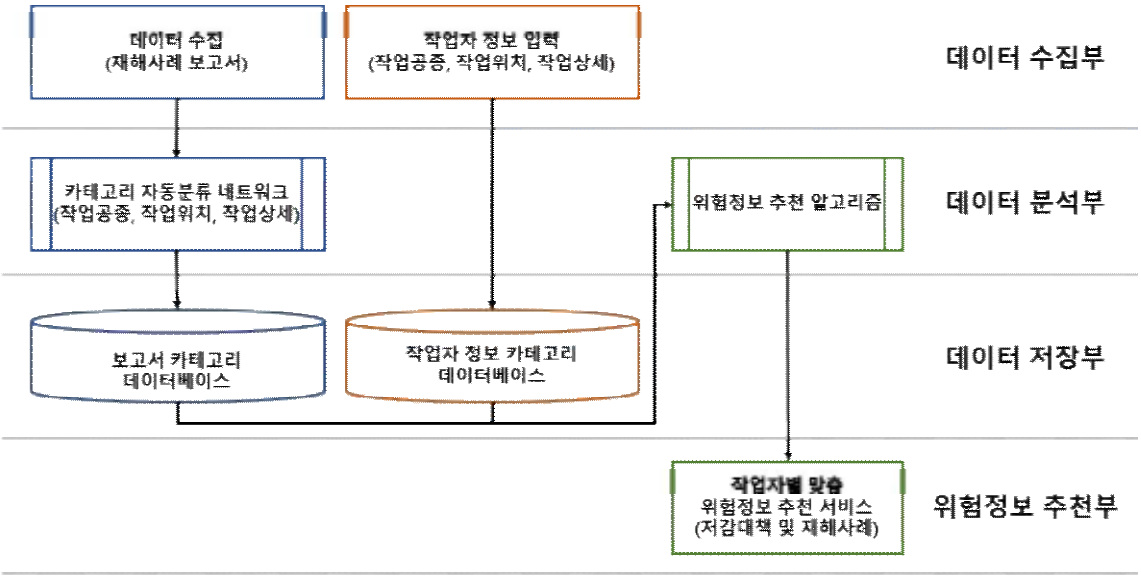

<그림 12> NLP Process

- 분석된 문서에서 각 키워드(공종, 사고유형 등)에 따른 데이터를 추출

### 3) 위험정보 추천 알고리즘 개발

#### (1) 위험정보 추천 카테고리 분류 기능 목적 및 사용 시나리오

- 건설현장 작업자의 사전 안전체크를 위해 모바일 어플리케이션에서 사고 저감대책 및 재해사례를 추천하는 기능을 구현
- 재해사례 보고서 기반으로 세부 카테고리인 사고공종, 사고위치, 사고작업상세를 분류하였고, 카테고리의 분류를 작업자 맞춤별 위험정보 추천으로 정의
- 카테고리의 Class(특정 카테고리에 해당하는 분류항목을 의미) 개수는 사고공종 15개, 사고위치 48개, 사고작업상세 75개로 54,000개의 경우의 수를 가지며, 카테고리의 다양한 조합을 구성하여 추천 시스템을 구현할 수 있기 때문에 작업자별 위험정보 추천에 적합
- 카테고리 분류 기능 네트워크를 구축하여 위험정보 보고서의 카테고리 분류 목적으로 사용하며, 생성된 카테고리 조합([사고공종, 사고위치, 사고작업상세])에 해당하는 문서의 집합으로 나눔
- 작업자 맞춤별 안전체크를 위해 작업자가 제공하는 작업공종, 작업위치, 작업상세 정보를 활용
- 작업자 정보로 생성된 카테고리 조합과 카테고리 분류 기능으로 생성된 카테고리 조합을 비교하여 같은 조합을 갖는 문서 집합 중 코사인유사도가 높은 문서를 저감대책 및 재해사례 문서로 추천




<그림 13> 사용 시나리오 모식도

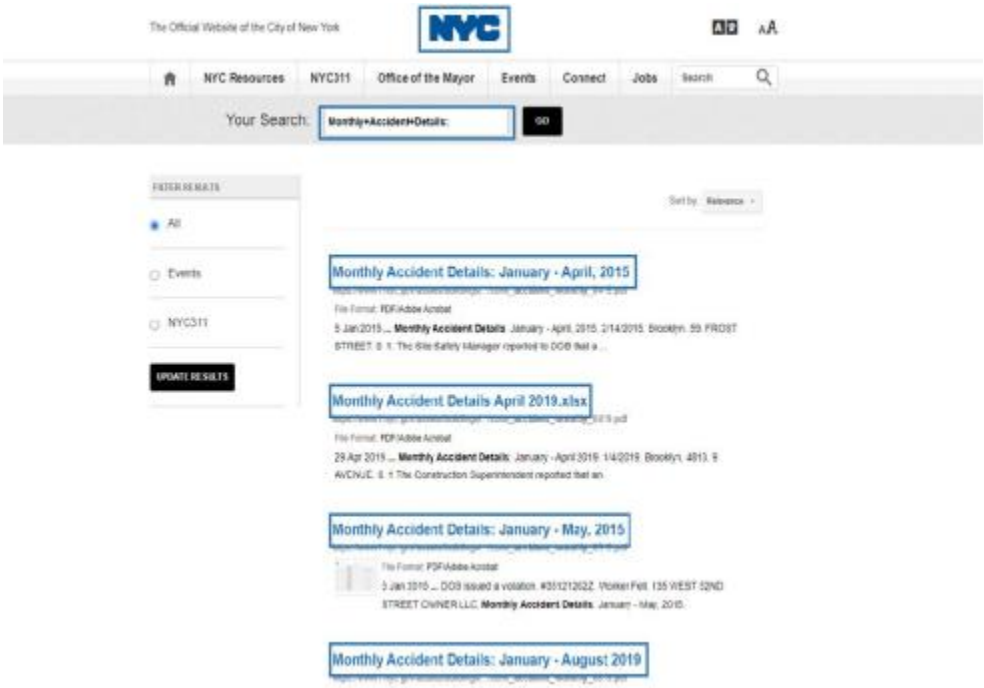
#### (2) 위험정보 추천 알고리즘 학습데이터 수집

- 건설안전사고의 사례 데이터 및 사고재해 유효데이터 수집을 위해 웹크롤링 기법 (웹 상의 데이터를 목적에 맞게 추출 기능)을 사용하여 데이터 수집 환경을 구축 함
- 웹크롤링을 위하여 파이썬 [3]BeautifulSoup4 라이브러리를 사용, 각 재해사례 페이지의 텍스트를 사고사례별 수집 및 저장
- 국내 사이트(한국산업안전보건공단, 건설공사안전관리종합정보망)의 데이터 수집

- 해외 사이트(OSHA, NYC Building)의 데이터를 추가적으로 수집하여 CORPUS(도메인 지식에 대한 모델의 이해도를 높이기 위해 중요 단어추출, 사전학습 등의 역할로 사용되는 문서 집합체) 활용도를 높임
- 수집되는 전체 데이터는 CORPUS로 사용하며 국내 재해사례 데이터를 통해 위험정보 추천에 활용
- 한국산업안전보건공단, 건설공사안전관리종합정보망으로부터 건설안전 자료 pdf 169건, 국내 건설업 재해사례 2,263건, OSHA 및 NYC Building 사이트로부터 해외 건설업 재해사례 10,256건 등을 수집

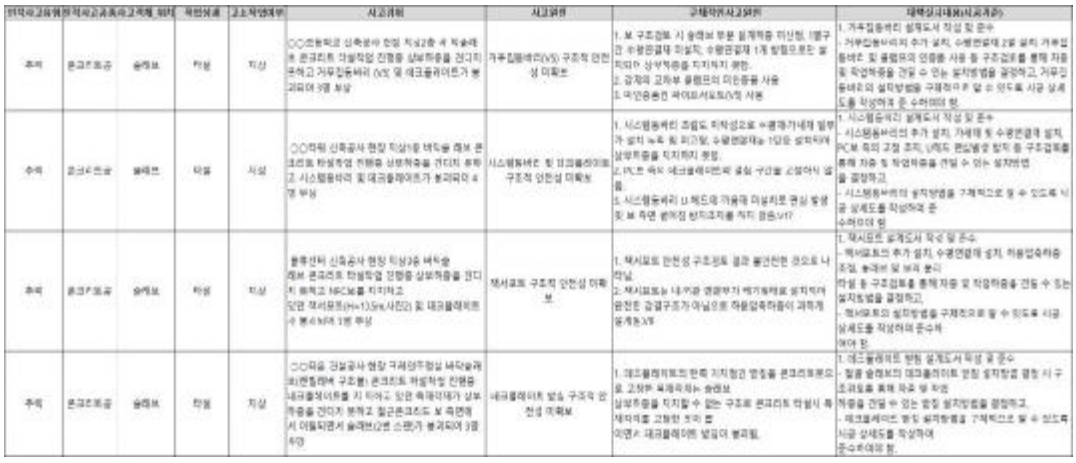
**<그림 14> 한국산업안전보건공단 건설업 재해사례 데이터 화면**

- 한국산업안전보건공단의 재해사례DB 메뉴에서 건설업 재해사례 데이터를 엑셀시트 형식으로 수집




<그림 15> NYC Building 건설업 재해사례 데이터 화면

- NYC Building의 월간 재해사례를 검색하여 건설업 재해사례 데이터를 엑셀시트 형식으로 수집
- 5만 4천여 문장의 CORPUS, 2,263건의 국내 재해사례 데이터셋(모델을 구축하여 위험정보 추천에 사용되는 데이터)을 생성



<그림 16> 국내 건설업 재해사례 데이터셋 예시

- 위 그림은 데이터셋 중 일부 데이터를 발췌한 것이며, 국내 재해사례 문서 2,263건의 시각화를 위해 분류한 예시이며 실제 훈련에 사용되는 데이터는 전체 문서임
- 국내 재해사례 문서 내용을 4)건설공사 위험요소 프로파일 개발 연구 보고서 기준을 준용하여 사고공종, 사고위치, 사고 작업 상세 분류체계에 따라 분류하고, 분류된 체계에 따라 작업자 개인에 적합한 재해사례를 추천함

(3) **위험정보 추천 알고리즘 학습데이터 가공**

- 다양한 방법으로 수집된 데이터를 자연어 처리 방법론에 적용하기 위한 형태로 가공하는 작업이 필수적임
- 전처리는 정제(cleaning), 정규화(normalization), 토큰화(tokenization) 과정으로 구분할 수 있음
- 정제(cleaning)과정은 수집된 CORPUS의 노이즈 데이터를 제거하기 위한 작업이며, 정규화(normalization)과정은 표현 방법이 다른 단어들을 통합시키기 위한 작업임
- 정제와 정규화과정은 어간 추출(stemming), 표제어 추출(lemmatization), 대소문자 통합, 특수기호 제거, 불용어 제거 등의 방법이 있으며 파이썬 정규표현식 라이브러리인 re[5]를 이용하여 수행 가능
- 자음모음 분리 라이브러리인 [6]jamo를 이용하여 한글 전처리 시 사용
- 토큰화(tokenization)과정은 자연어 처리를 적용하는 문서를 토큰이라는 의미 있는 단위로 나누는 작업을 의미
- [7]MeCab, [8]wordpiece, [9]sentencepiece, [10]OKT 등 토큰화를 시켜주는 다양한 토크나이저가 존재

<표 9> **토크나이저 구분 및 상세설명**

| 토크나이저 구분 | 상세설명 |
|---|---|
| MeCab | 오픈소스 일본어 형태소 분석기로 개발된 MeCab은 일본어와 한국어의 유사성을 바탕으로 한국어 형태소에도 사용가능하도록 개선됨 사전 CORPUS에 의존하지 않는 범용적인 설계, 품사 독립적인 설계, 다양한 스크립트 언어에 사용 가능하다는 장점을 지님 |
| [11]Wordpiece | 긴 문서를 토큰화 할 때 발생하는 계산비용 문제와 미등록 단어 문제를 해결하기 위해 고안된 토크나이저로서 문장에서 자주 사용되는 단어는 합성어도 하나의 토큰으로 표현하고 자주 사용되지 않는 단어를 subword units으로 나누어서 토큰으로 표현하는 방법<br>한국어에서는 자주 등장하는 복합명사를 단일명사로, 어절을 명사와 조사로 나누는 방식과 유사<br>byte-pair-encoding 방식으로 주어진 데이터에서 사전 학습 가능하며, 다국어에 대해 적용 가능 |
| Sentencepiece | 구글에서 공개한 비지도 학습 기반 형태소 분석 패키지로 wordpiece와 같이 byte-pair-encoding 방식을 사용한 토크나이저 다국어에 대해 적용 가능하면서 wordpiece에 비해 속도가 빠르다는 장점을 가짐 |

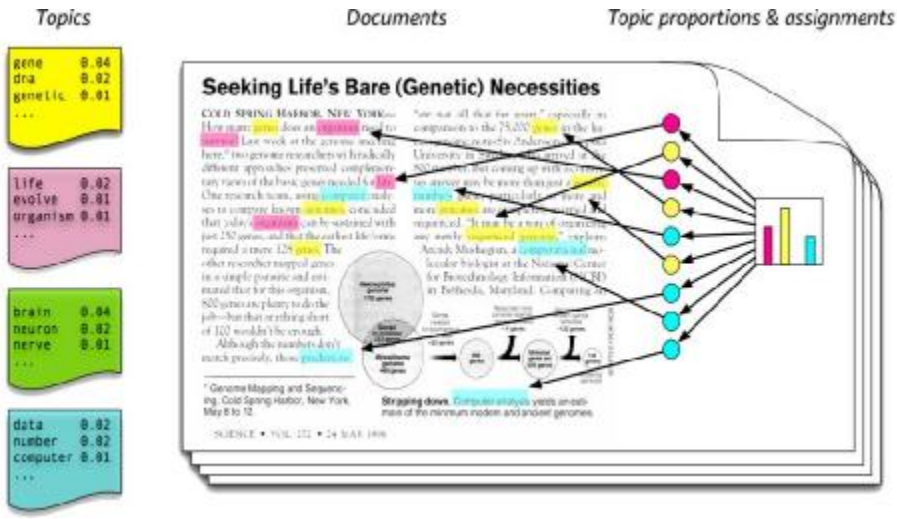
- 위 표는 토크나이저 구분 및 상세설명이며, 국내 사이트로부터 수집한 건설현장 사고사례 데이터에서 먼저 자연어 처리 과정에서 노이즈로 간주되는 특수기호, 숫자 등을 제거하기 위해 re 라이브러리를 사용하였고, 상단에서 열거한 다양한 토크나이저를 이용하여 각 사고사례 문장 토큰화 진행
- 토큰화 진행 방법에 따라 자연어 처리 모델의 성능 차이가 컸으며, 해외 사이트로부터 수집한 건설현장 사고사례 데이터와 국내 사고사례 데이터의 번역 문장을 취합하여 정제와 정규화 작업을 진행

### (4) 위험정보추천 알고리즘 설계/구현 및 평가

#### 가. [12]LDA(Latent Dirichlet Allocation)

○ **모델 기본 개념**

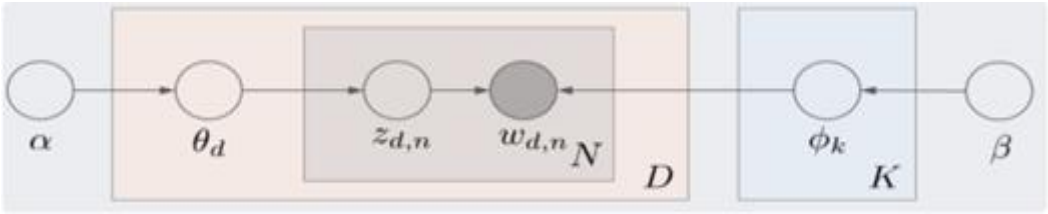
- 토픽 모델링은 문서의 집합에서 토픽을 찾아내는 프로세스 LDA(잠재 디리클레 할당)는 토픽 모델링의 대표적인 알고리즘임
- LDA는 문서들이 토픽들의 혼합으로 구성되어져 있으며 토픽이 확률 분포에 기반하여 단어들을 생성한다고 가정하고, 데이터가 주어지면 LDA는 문서가 생성되던 과정을 역추적(역공학, Reverse Engineering)함




<그림 17> LDA Topic Modeling

- 위 그림에서 볼 수 있듯이 토픽의 개수를 사용자가 정하고 카테고리를 할당하여 LDA모델을 학습시켰으며, 데이터 수집 모델을 통해 구축된 데이터베이스의 재해사례를 기반으로 카테고리화된 공종, 인적/물적사고유형을 토픽으로 선정

○ 알고리즘 구조




<그림 18> Latent Dirichlet Allocation Model

| 표기 | 내용 |
|---|---|
| $n_{d,k}$ | $k$번째 토픽에 할당된 $d$번째 문서의 단어 빈도 |
| $v_{k,w_{d,n}}$ | 전체 말뭉치에서 $k$번째 토픽에 할당된 단어 $w_{d,n}$의 빈도 |
| $w_{d,n}$ | $d$번째 문서에 $n$번째로 등장한 단어 |
| $\alpha$ | 문서의 토픽 분포 생성을 위한 디리클레 분포 파라메터 |
| $\beta$ | 토픽의 단어 분포 생성을 위한 디리클레 분포 파라메터 |
| $K$ | 사용자가 지정하는 토픽 수 |
| $V$ | 말뭉치에 등장하는 전체 단어 수 |
| $A$ | $d$번째 문서가 $k$번째 토픽과 맺고 있는 연관성 정도 |
| $B$ | $d$번째 문서의 $n$번째 단어($w_{d,n}$)가 $k$번째 토픽과 맺고 있는 연관성 정도 |

<그림 19> Latent Dirichlet Allocation Model 설명

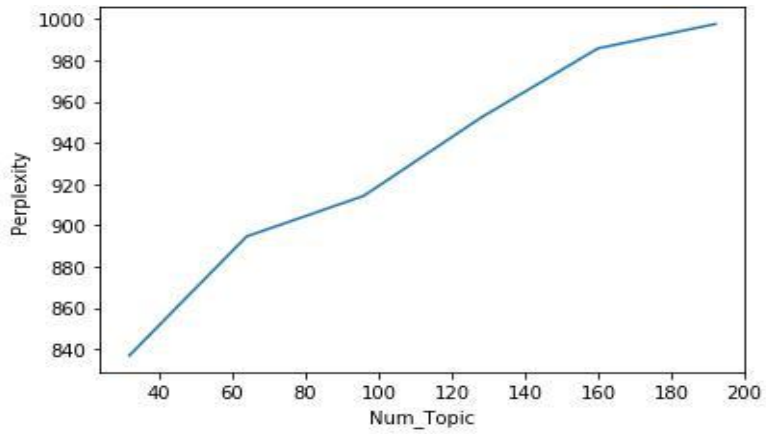
- 위 그림들은 LDA의 알고리즘 구조 및 이에 대한 설명으로, 지정된 하이퍼파라미터 α,β와 CORPUS로부터 관찰 가능한 $W_{d,n}$(d번째 문서에 n번째로 등장한 단어)를 제외한 모든 변수가 미지수임
- LDA에서는 한 변수만을 바꾸고 나머지 변수는 고정시켜 불필요한 일부 변수를 샘플링에서 제외하는 [13]Collapsed gibbs sampling 기법을 사용하였으며, LDA 모델은 문장 또는 문서에서 분해된 단어를 조합하여, 임의로 지정되는 토픽 개수에 맞게 주제를 생성함

○ 하이퍼파라미터

- LDA 모델 학습에 사용된 주요 파라미터는 Max_df(단어가 문서에 반복 포함되는 수를 제한), Max_features(임베딩되는 벡터의 크기를 제한), Min_df(단어가 사용될 때 적어도 n개의 문장에 포함됨), Topic_word_prior & Doc_topic_prior(위 설명 중 α,β를 의미하며, 토픽들의 분포를 조절해주는 역할 및 특정 토픽으로 판단하는 비율을 낮춰줌), No_components (만들어 낼 토픽 개수를 의미함)

○ 모델 학습 결과

- 생성된 주제가 기존 데이터의 주제와 맞게 생성 되었는지 비교하였으며, 아래 그림은 LDA 모델을 사용한 Perplexity 그래프임




<그림 20> LDA Perplexity 그래프

- 아래 표는 하이퍼파라미터를 조절하여 실험한 결과 중 일부를 발췌하였음

<표 10> 하이퍼파라미터별 perplexity 기준 실험 결과

| topic_word_prior | doc_topic_prior | n_gram | min_df | no_topics | perplexity | accuracy |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 0.3 | 0.03 | (1,1) | 0 | 32 | 376 | 18 |
| 0.3 | 0.03 | (1,1) | 0 | 128 | 442.64 | 18 |
| 0.3 | 0.03 | (1,1) | 2 | 128 | 377.95 | 19 |
| 0.1 | 0.1 | (1,4) | 2 | 128 | 5937 | 15 |
| 0.1 | 0.1 | (1,2) | 5 | 128 | 1096 | 22 |
| 0.1 | 0.1 | (1,2) | 10 | 128 | 659 | 23 |
| 0.1 | 0.1 | (1,2) | 15 | 128 | 506 | 24 |
| 0.1 | 0.1 | (1,2) | 20 | 128 | 426 | 22 |
| 0.1 | 0.1 | (1,2) | 15 | 32 | 417 | 20 |
| 0.1 | 0.1 | (1,2) | 15 | 196 | 573 | 22 |
| 0.1 | 0.1 | (1,2) | 5 | 196 | 1425 | 21 |

- LDA 모델이 추천한 토픽을 카운트 기반으로 분류체계인 사고공종, 사고위치, 사고작업상세로 변환하였고, 토픽(분류체계 카테고리)와 정답을 비교하여 정확도를 산출하였고, 사고공종을 기준으로 산출한 결과 24%의 정확도를 가졌으며 다른 카테고리에 대한 실험을 하지 않음

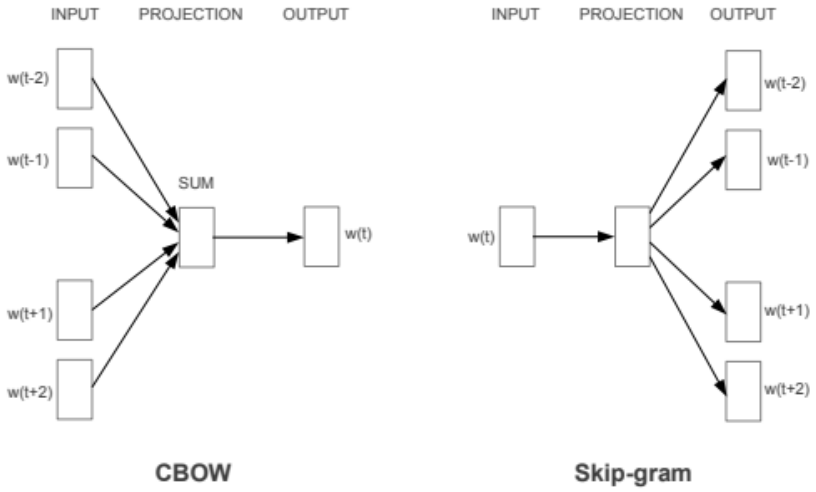
## 나. FastText

### ○ 모델 기본 개념

- [14]fastText는 Facebook's AI Research (FAIR) 에서 개발된 라이브러리로, 비정형화된 Text를 벡터로 변환 시켜줌으로써 Word Embedding Text Classification 모델을 구현할 수 있음
- 조사나 어미가 발달한 한국어에 좋은 성능을 내고 속도가 빠른 것이 특징이며, 모델의 크기를 줄이고 연산속도를 높일 수 있는 Quantization 기법으로 floating-point를 줄이거나 neural network의 몇몇 노드들을 잘라내는 식으로 모델 사이즈를 줄임
- 중심단어와 나머지 단어를 모두 [15]word2vec 알고리즘에 적용하려면 계산량이 많아지기 때문에 일부 단어만 뽑아서 계산하는 Negative Sampling을 진행

○ 알고리즘 구조

- 2,263건의 사고유형, 공종, 작업상세, 사고경위를 학습 데이터로 준비하였고, 모델은 크게 주변 단어로 중심에 있는 단어를 예측하는 CBOW(Continuous Bag of Words) 모델과 중심에 있는 단어로 주변 단어를 예측하는 Skip-Gram모델 2가지로 분류




<그림 21> 2 models in word2vec

- 여러 논문에서 성능 비교를 진행했을 때, 전반적으로 Skip-gram이 CBOW보다 성능이 좋다고 알려져 있으며, 관리자의 편의를 위해 카테고리화 된 작업 프로세스만을 선택하는 것이 아니라 직접 자유롭게 작업 프로세스를 입력해도 위험정보추천을 할 수 있도록 Unsupervised Learning을 채택
- fastText는 한글의 경우 자음 모음을 풀어서 인식해야 성능이 좋게 나오기 때문에 Hangul Character Analysis Library인 Jamo를 이용하여 자소분해를 하였고 테스트를 통해 성능 향상 확인하였고, Unsupervised Learning 후 저장된 모델에서 단어 벡터 추출 가능

```
print(model.get_word_vector('ㅂㅣㄱㅔㄱㅗㅇ'))
```

```
[ 7.60494411e-01 -2.39463985e-01 -3.29851836e-01  9.18968208e-03
  1.65432051e-01 -3.13920587e-01 -2.95716643e-01  3.24289888e-01
  6.43811822e-01  5.94404642e-04 -8.29262912e-01  7.36030489e-02
  3.86542886e-01 -2.73800522e-01 -6.71327114e-02  5.95508218e-02
 -9.62760597e-02 -4.68170345e-01 -6.67459145e-02  9.42961946e-02
  3.04391921e-01 -4.63451862e-01 -3.42741787e-01 -5.12866020e-01
  1.92890447e-02 -1.44734159e-01 -7.22879693e-02 -1.26625910e-01
 -7.56857991e-02 -2.99215227e-01 -1.20627187e-01  2.36189112e-01
 -2.71303445e-01  2.97799885e-01 -1.35035396e-01 -1.12326548e-01
  1.32135570e-01 -3.03954691e-01 -3.64670455e-01  5.78252435e-01
  2.24481195e-01 -1.40500098e-01 -1.56459421e-01  4.83659208e-01
  2.16316402e-01 -1.45511525e-02  6.98273852e-02  2.51106411e-01
 -2.31454540e-02  1.86247695e-02 -1.85964286e-01  2.89039835e-02
 -1.60746798e-01  1.12712562e-01  4.66943890e-01 -2.99539566e-01
  2.88088083e-01  5.44573516e-02  3.14368546e-01 -8.24026018e-02
 -2.15246901e-02  1.89272434e-01  7.46371746e-02  1.21870421e-01
 -2.03367457e-01 -9.91267413e-02 -4.33051810e-02 -5.14189184e-01
 -4.69199717e-01 -3.99474204e-02 -3.84248167e-01  6.32961169e-02
 -2.66889244e-01  5.22091724e-02 -2.31438994e-01 -4.42406714e-01
 -3.72657269e-01 -2.44701043e-01 -1.95186704e-01 -3.66656184e-01
  4.46540773e-01 -6.66721463e-01  4.61412132e-01  2.92822719e-01
 -4.09003645e-01  4.55326540e-03  3.24218690e-01 -6.55599982e-02
  1.62305728e-01 -5.40546589e-02  3.65583375e-02  1.09998055e-01
 -2.20136493e-01 -3.68184179e-01  4.40177210e-02 -2.39178270e-01
 -7.31956363e-02 -1.34875804e-01  1.66689336e-01  2.24185869e-01]
```

<그림 22> 단어 벡터 추출

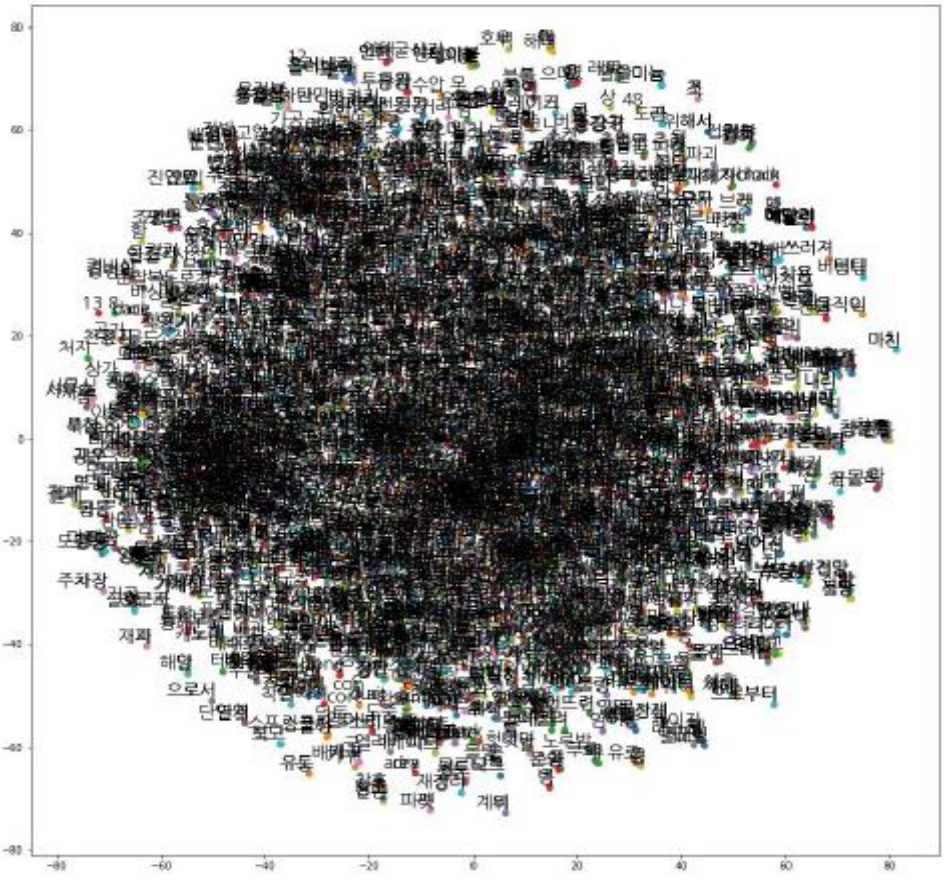
- 추출된 단어 벡터를 코사인 유사도(Cosine Similarity)와 유클리드 거리(euclidean distance)를 사용하여 단어 유사도 계산 결과 코사인 유사도가 유클리드 방식보다 모델 정확도가 더 높은 것으로 도출 되어 코사인 유사도 계산 방식을 채택

○ **하이퍼파라미터**

- fastText Unsupervised Learning의 경우 Default model인 skipgram을 사용하였고, minCount는 2로 설정(minimal number of word occurrences)
- 윈도우 사이즈는 context window의 크기를 뜻하며 학습하는 주변 단어의 양을 결정하는 파라미터를 의미하며 본 모델에서는 3으로 설정

○ **모델 학습 결과**

- unsupervised learning을 통해 생성된 word embedding vector를 matplotlib 라이브러리를 통해 시각화하였으며, 아래 그림과 같음



<**그림** 23> fastText Word Embedding

- 2,263건의 카테고리에 따른 직종 분류 정확도(Cosine Similarity가 가장 높은 카테고리)를 측정한 결과 561건에 대해서 알맞게 분류함(정확도 24.1%)
- 결과적으로 fastText는 문장 길이가 길어지면 정확도가 낮아지고 단어단위의 임베딩으로 동음이의어 판별이 불가능하다는 단점이 있음

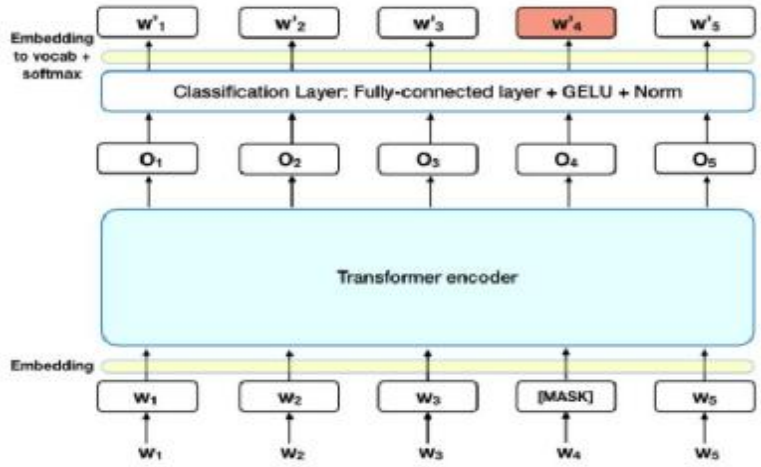
다. BERT(Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding)

○ 모델 기본 개념

- [16]BERT는 언어표현 사전학습(Pre-Trained)의 새로운 방법으로 CORPUS를 이용하여 범용 목적의 언어 이해 모델을 훈련시키는 것과 관심 있는 실제의 자연언어 처리 작업을 파인튜닝(Fine-Tuning)하여 적용함
- 사전학습이란 모델을 미리 학습시키는 과정을 의미하며 생성된 모델 또는 모델 구성요소를 실제 자연 언어 처리 작업에 사용함, BERT에서는 언어 이해 모델을 훈련시키는 것을 의미함
- 파인튜닝이란 사전학습 된 모델 또는 모델 구성요소를 기반으로 목적에 따른 모델
- 알고리즘으로 변경하여 사전학습 된 가중치로 업데이트 하는 과정을 의미함 (BERT에서는 자연언어 처리 작업을 의미함)
- BERT는 Self-Attention 기법을 사용하여 기존 RNN 계열의 신경망 구조인 연쇄적 연산의 단점인 문장 길이의 의존성에서 벗어나 한 번의 연산으로 모든 단어를 처리하기 때문에 문장 길이의 영향을 받지 않음
- 학습데이터 수집을 통해 확보한 54,000여 문장의 CORPUS를 사전학습 하여 언어 이해 모델을 생성하고 재해사례 2,263건의 데이터 처리에 적용함

○ 알고리즘 구조

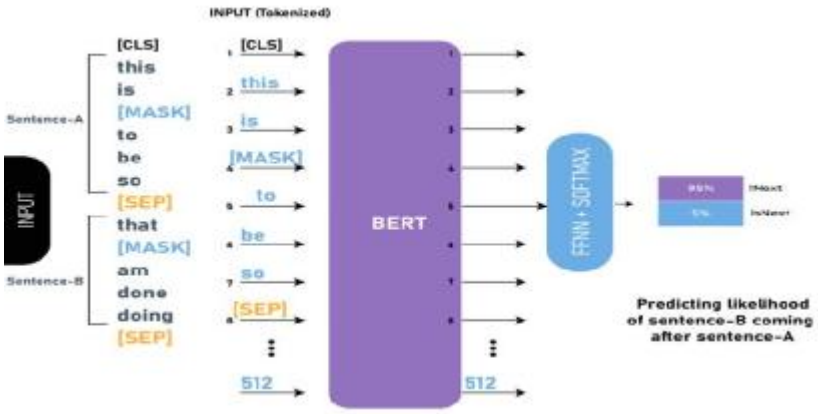
- BERT의 알고리즘 구조는 크게 Pre-Training과 Fine-Tuning으로 나뉘어지며, Pre-Training은 MLM(Masked Language Model)과 NSP(Next Sentence Prediction) 알고리즘으로 구성됨




<그림 24> Masked Language Model Network

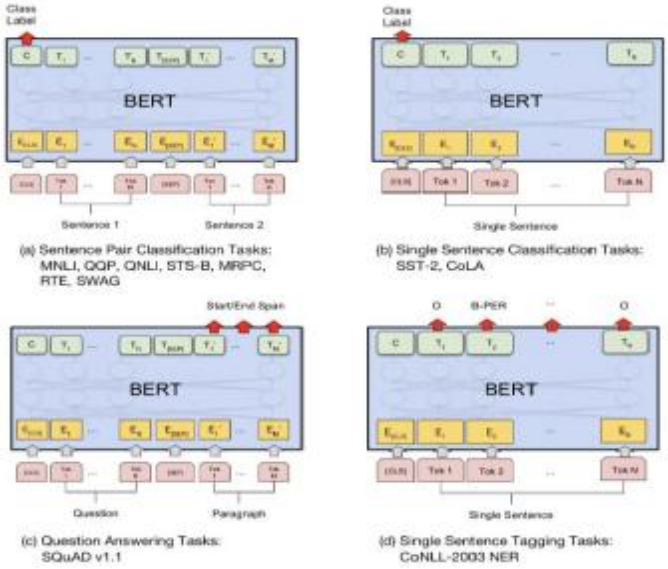
- 위 그림은 BERT 사전학습 중 MLM 알고리즘이며 Tokenization 된 단어 중 일부를 지정된 비율에 따라 [MASK] 토큰으로 변경함
- 기존 언어 모델 특징인 문장 전체를 예측하는 방법과는 다르게 [MASK] 토큰을 예측하는 사전학습을 수행함

- [MASK] 토큰은 사전학습에만 사용되며 파인튜닝에서는 사용되지 않으며, [MASK] 토큰을 맞추어 내는 작업을 수행하면서 사전학습 시 문맥을 파악하는 모델이 생성됨
- MLM 사전학습 시 현 과제에서는 80%를 [MASK] 토큰으로 처리하고, 10%를 랜덤한 토큰, 나머지 10%를 정상적인 단어로 지정함




<그림 25> Next Sentence Prediction

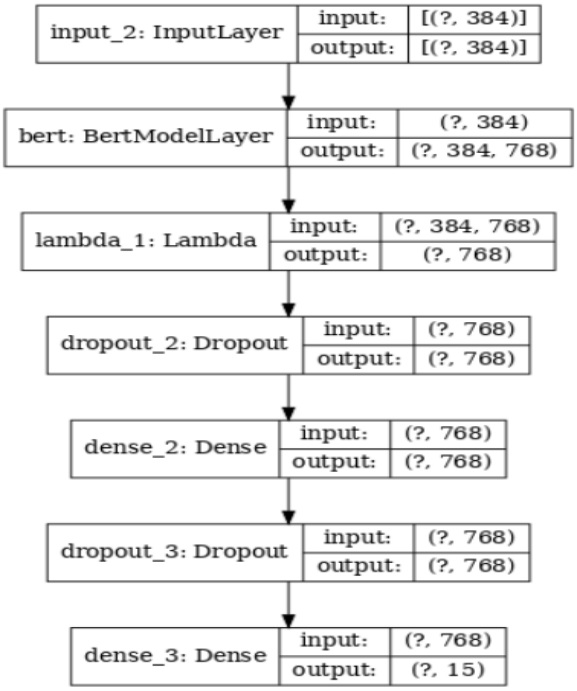
- 위 그림은 BERT 사전학습 중 NSP 알고리즘이며 CORPUS에서 문장을 [SEP] 토큰으로 이어 붙여 연결된 문장이 원래의 CORPUS에서 붙여져 있던 문장인지를 예측함
- 일정 비율에 따라 문장이 실제 연결된 문장과 랜덤으로 뽑힌 문장으로 나누며, NSP 사전학습 시, 학습 데이터 셋 중 50%는 실제 연결된 문장 쌍으로 나머지 50%는 랜덤으로 배치된 문장 쌍으로 셋팅




<그림 26> BERT Fine-Tuning

- 위 그림은 BERT 파인튜닝 Task들에 대한 예시로서, Sequence Classification, Token Classification, Multiple Choice, Question Answering 등 모델의 목적에 따라 다양하게 변형 및 응용하여 설계 가능하며 본 과제에서는 Token Classification기반의 파인튜닝 기법 사용

- Input으로 들어가는 [CLS] 토큰은 해당 문장 정보를 함축하고 있으며 Token Classification 파인튜닝 시 [CLS] 토큰의 정보를 활용하여 훈련을 진행함




<그림 27> No Convolution, Only [CLS] Token Model
(BERT Pretrained Model + Fine Tuning)

- 위 그림은 시험 성적서 발급에 사용된 BERT 전체 모델이며, 사전학습 모델(위 모델 중 BertModelLayer에 해당) 학습 시 건설업 도메인 언어 이해를 위해 구성된 CORPUS를 활용
- 사전학습 시 Input Embedding Size(Input data의 Embedding 크기 설정)를 512로 하였고, 사용되는 데이터에 적합한 크기로 조절하여 모델 구성하였으며, Lambda Layer는 전체 토큰 중 [CLS] 토큰만 뽑아내며 훈련을 위한 Parameter를 가지고 있지 않음
- Dropout Layer는 훈련 과적합(Over-fitting: 훈련 데이터 셋에 지나치게 특화되어 학습된 경우로, 새로운 데이터에 대한 분류 및 예측 성능은 크게 감소하는 상황을 의미함)을 방지하기 위해 사용 되었으며, 이는 이전 layer의 모든 가중치를 계산에 활용하지 않고 일정 비율만을 사용하는 것으로 dropout rate(본 모델에서는 계산에 활용하지 않는 가중치 비율로 해석)를 조정함에 따라 모델의 성능이 차이가 날 수 있는데, 본 실험의 경우 0.1(10%)부터 0.3(30%)까지 비율을 변경하면서 모델 성능을 측정해 본 결과 0.2(20%)로 설정하였을 때 가장 높은 성능을 보임
- Dense Layer는 BertModelLayer로 학습된 출력이 파인튜닝을 위해 추가적인 학습 Layer로 사용됨

<그림 28> Convolution, All Token Model

(BERT Pretrained Model + Fine Tuning)

- 위 그림은 파인튜닝을 위해 설계한 BERT 모델 중 일부를 발췌하였으며, Conv1D Layer의 경우, 모든 토큰의 정보를 사용하기 위해 Bert 입력 시퀀스의 최댓값인 Max Length와 동일하게 Conv1D의 1차원 입력 데이터 차원수를 설정함
- 또한, BERT 사전 모델로부터 도출된 해당 문장의 모든 문맥 벡터 정보를 사용하기 위해 Hidden Size(각 토큰이 BERT Pretrained Model을 통과하였을 때 갖는 크기)와 동일하게 Conv1D의 1차원 입력 데이터 차원수를 설정함
- Conv1D Layer의 Kernel Size(1D Filter의 크기)를 조절하여 각 토큰들을 n_gram(단어의 순서 조합) 방식으로 학습을 시킴
- Concatenate Layer의 경우 컨볼루션 네트워크를 통과하면서 손실된 정보에 대한 부분을 보완하기 위해 컨볼루션 네트워크 이전 층인 BertModelLayer의 출력을 재사용하여 정보 손실을 줄여줌
- No Convolution, Only [CLS] Token Model과 달리, [CLS] 토큰 이외의 모든 토큰들을 대상으로 Conv1d/Conv2d CNN Layer를 사용하여 훈련하였으나 성능이 감소함

○ **하이퍼파라미터**

- BERT 사전학습에 사용된 주요 하이퍼파라미터로는 Vocab_size(임베딩에 사용되는 Vocab 개수를 설정), Max_position_embeddings(Input data의 Embedding 크기를 설정), Hidden_size(Attention 내부 Layer의 Dense 크기), Num_hidden_Layers(Transformer encoder 내부 Layer의 개수), Num_attention_heads(Transformer encoder 내부 Attention head의 개수)이 존재함
- Vocab_size 이외의 하이퍼파라미터는 초기값을 사용하였으며 Vocab_size는 전처리에서 생성된 Vocabulary 개수만큼 사용함, (Vocab_size = 30522, Hidden_size = 4096, Num_hidden_layers = 12, Num_attention_heads = 64)
- BERT 파인튜닝에 사용된 주요 하이퍼파라미터는 Learning Rate(경사하강법 학습률), Batch Size(한번에 훈련시킬 데이터양), Shuffle(한번에 훈련되는 데이터 랜덤화 여부), Epochs(훈련 반복횟수)
- Learning Rate = 0.00001, Batch Size = 12, Shuffle = True, Epochs = 20으로 설정하였으며, Learning Rate는 훈련 결과에 가장 큰 영향을 끼쳤는데 실험 초기에는 Schedule을 적용하였으나 고정적 값을 지정하였을 때 성능이 좋았음
- Batch Size는 Out of Memory(하드웨어 연산 가능량 초과) 오류가 발생하지 않는 범위 내 최댓값을 지정

○ 모델 학습 결과

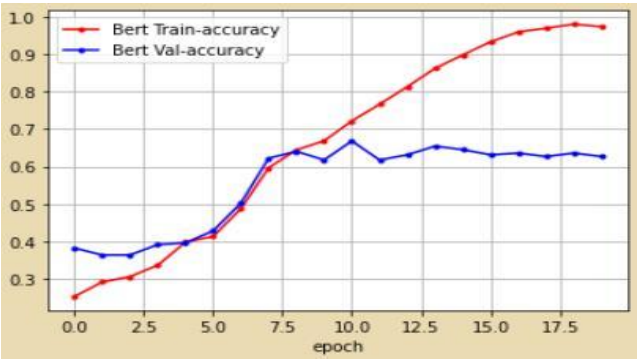
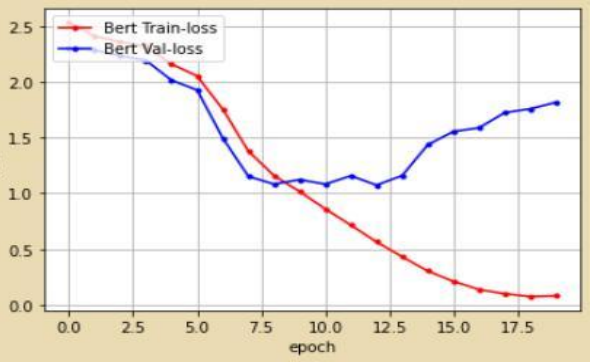
- BERT 모델의 사전학습을 우선적으로 진행하였으며 목적에 따라 학습 방법을 변경해가며 진행하였고, 우선적으로 기존 데이터인 한글을 사용하여 학습 진행을 하였는데, 전처리 과정 중 Tokenizer를 Mecab, Wordpeiece, Sentencepeice를 사용

<표 11> BERT Pretrained Model (문서 한글기준)

| 변수 | 수치 |
|---|---|
| Global_step | 600,000 |
| Loss | 0.00013333792 |
| Masked_lm_accuracy | 0.99993664 |
| Masked_lm_loss | 0.0001327462 |
| Sentence_order_accuracy | 1.0 |
| Sentence_order_loss | 4.8577757e-08 |

- 위 표는 사전학습에 전처리 자음모음 분리 방법과 Tokenizer를 Mecab으로 사용한 결과이며, Mecab, Wordpeice, Sentencepeice는 각각 Global_step(학습 횟수)를 100,000회 반복하여 비교를 하였으며 Mecab의 성능이 높아 Tokenizer로 Mecab을 사용함
- 사전학습된 모델을 [그림 15], [그림 16] 구조에 적용하여 두 모델을 비교하였고, 결과적으로 [그림 15] 모델의 성능이 높았으며 모든 실험에서 같은 구조로 사용함
- 파인튜닝은 사고공종 카테고리 분류를 기준으로 성능이 조건(정확도 90% 이상)에 충족할 시 사고위치, 사고작업상세 분류 정확도 실험을 진행하였고, 사고공종, 사고위치, 사고작업상세 카테고리 정확도 평균 90% 이상을 목표로 실험 진행
- 분류된 카테고리 항목에 따라 코사인 유사도(재해사례 문서와 카테고리 항목의 유사도)를 계산하여 추천함

<표 12> BERT Model(한글) Accuracy & Loss

| BERT Model Accuracy (한글) | BERT Model Loss (한글) |
|---|---|
|  |  |



- 위 표는 한글 문서를 사용하여 학습된 모델의 성능 평가 결과로 모델의 Accuracy와 Loss를 나타낸 그래프임

- 훈련데이터셋(Train Data Set)과 검증데이터셋(Validation Data Set)의 비율을 9:1로 설정하여 학습을 진행했으며, 성적서 발급 및 정확한 성능 평가를 위해 Test Data Set 100건을 우선적으로 제외함

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| 1.0 | 0.25 | 0.20 | 0.22 | 5 |
| 2.0 | 0.33 | 0.25 | 0.29 | 8 |
| 3.0 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 2 |
| 4.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 7 |
| 5.0 | 0.43 | 0.38 | 0.40 | 8 |
| 6.0 | 0.83 | 0.62 | 0.71 | 8 |
| 7.0 | 0.67 | 0.50 | 0.57 | 4 |
| 8.0 | 0.33 | 0.25 | 0.29 | 8 |
| 9.0 | 0.50 | 0.60 | 0.55 | 5 |
| 10.0 | 0.58 | 0.88 | 0.70 | 8 |
| 11.0 | 0.33 | 1.00 | 0.50 | 1 |
| 12.0 | 0.60 | 0.43 | 0.50 | 7 |
| 13.0 | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 4 |
| 14.0 | 0.52 | 0.60 | 0.56 | 25 |
| accuracy | | | 0.52 | 100 |
| macro avg | 0.47 | 0.50 | 0.47 | 100 |
| weighted avg | 0.52 | 0.52 | 0.51 | 100 |

<그림 31> Classification Report (카테고리 : 사고공종)

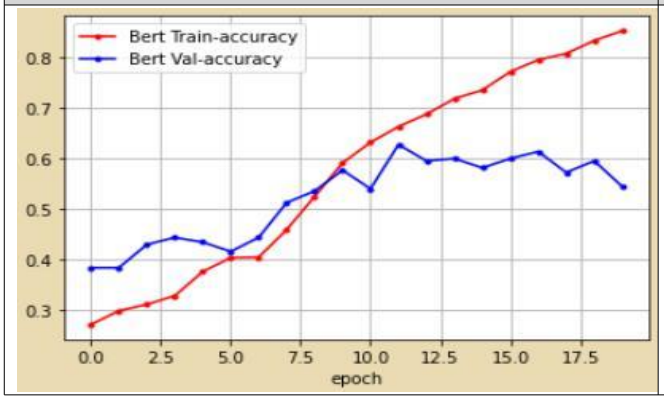
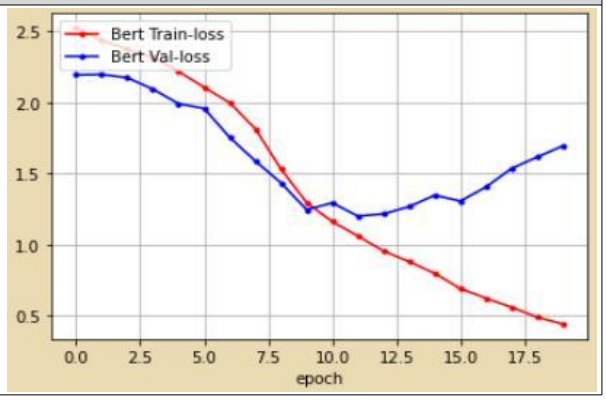
- 학습이 진행됨에 따라 과적합(Train Data Set에 대한 결과값이 좋지만, Validation Data Set에 대한 결과값이 좋지 않음) 현상이 발생하면서 Test Data Set을 기준으로 정확도 약 52% 정도의 결과값이 도출됨
- 한글 문서 이외 해외 재해사례를 데이터에 추가하여 실험을 진행하였으며 한글 문서를 영어 문서로 번역 후 영어를 사용함
- 번역에는 구글 스프레드 시트 내 API인 [17]Translate My Sheet를 사용하였고, BERT 모델의 사전학습을 우선적으로 진행하였으며 목적에 따라 학습 방법을 변경해가며 진행하였으며, 전처리 과정 중 Tokenizer를 Wordpeiece, Sentencepeice를 사용함

**<표 13> BERT Pretrained Model (문서 영어기준)**

| 변수 | 수치 |
|---|---|
| Global_step | 600,000 |
| Loss | 1.3051266e-05 |
| Masked_lm_accuracy | 0.928125 |
| Masked_lm_loss | 1.30363605e-05 |
| Sentence_order_accuracy | 1.0 |
| Sentence_order_loss | 1.490116e-08 |

- 위 표는 사전학습에 전처리 자음모음 분리 방법과 Tokenizer를 Sentencepeice로 사용한 결과임
- Wordpeice, Sentencepeice는 각각 Global_step(학습 횟수)를 100,000회 반복하여 비교를 하였으며 Sentencepeice의 성능이 높아 Tokenizer로 Sentencepeice을 사용하였으며, 모델 구조 및 파인튜닝 조건은 한글기준과 동일함

<표 14> BERT Model(영어) Accuracy & Loss

| BERT Model Accuracy (영어) | BERT Model Loss (영어) |
|---|---|
|  |  |



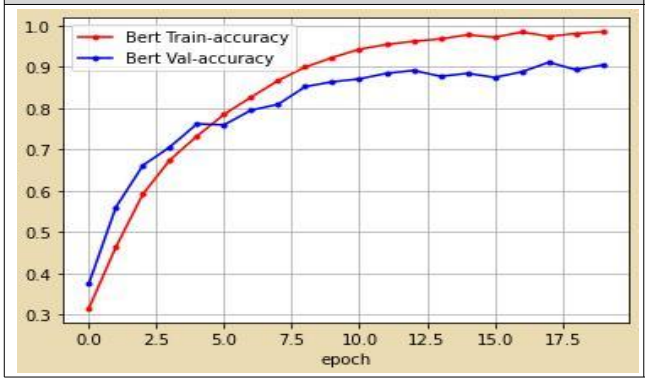
- 위 표는 영어 문서를 사용하여 학습된 모델의 성능 평가 결과로 모델의 Accuracy와 Loss를 나타낸 그래프임
- 훈련데이터셋(Train Data Set)과 검증데이터셋(Validation Data Set)의 비율을 9:1로 설정하여 학습을 진행했으며, 성적서 발급 및 정확한 성능 평가를 위해 Test Data Set 100건을 우선적으로 제외함

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| 1.0 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 5 |
| 2.0 | 0.40 | 0.25 | 0.31 | 8 |
| 3.0 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 2 |
| 4.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 7 |
| 5.0 | 1.00 | 0.12 | 0.22 | 8 |
| 6.0 | 1.00 | 0.50 | 0.67 | 8 |
| 7.0 | 0.50 | 0.50 | 0.50 | 4 |
| 8.0 | 0.50 | 0.25 | 0.33 | 8 |
| 9.0 | 0.75 | 0.60 | 0.67 | 5 |
| 10.0 | 0.67 | 1.00 | 0.80 | 8 |
| 11.0 | 0.33 | 1.00 | 0.50 | 1 |
| 12.0 | 0.67 | 0.57 | 0.62 | 7 |
| 13.0 | 0.40 | 0.50 | 0.44 | 4 |
| 14.0 | 0.46 | 0.76 | 0.58 | 25 |
| accuracy | | | 0.55 | 100 |
| macro avg | 0.55 | 0.50 | 0.47 | 100 |
| weighted avg | 0.59 | 0.55 | 0.52 | 100 |

<그림 34> Classification Report (카테고리 : 사고공종)

- 학습이 진행됨에 따라 과적합(Train Data Set에 대한 결과값이 좋지만, Validation Data Set에 대한 결과값이 좋지 않음) 현상이 발생하면서 Test Data Set을 기준으로 정확도 약 55% 정도의 결과값이 도출됨
- 실험한 두 결과 모두 목표 정확도에 미치지 않아 [그림 16]와 같이 모델 구조를 설계하였으나 정확도에 큰 변화가 없음
- 학습에 사용되는 데이터 수는 재해사례 2,263건의 적은 수를 가지고 있었으며 해결 방법으로 데이터 증대 기법(Augmentation)을 사용함
- 전처리 프로세스 중 단어를 추출하는데 있어서 한글 특성인 품사로 인하여 정확성이 떨어지기 때문에 영문 번역을 진행
- Augmentation 방법론 중 동의어로 단어 변경, 단어 위치 변경, 랜덤하게 단어 제거, 특수문자 삽입 등 다양한 방법이 있었지만, 역번역(Back Translation)을 사용함
- Back Translation 방법 외의 다른 방법들은 학습 시 중요 단어 손실이 발생으로 정확도가 낮아질 수 있으며, Back Translation은 기존 언어를 다른 언어로 번역 후 기존 언어로 재차 번역을 함으로써 기존 문장을 변형하여 데이터 증대에 사용
- Augmentation을 적용하여 재해사례 2,263건에서 11,315건으로 5배 증대하였고 Back Translation에 프랑스어, 독일어, 스페인어, 러시아어를 사용함
- BERT 사전학습 모델은 기존에 영어로 학습된 모델을 사용하였으며, 모델 구조 및 파인튜닝 조건은 기존 모델과 동일함

<표 15> BERT Model(**영어 + 데이터 증대**) Accuracy & Loss

| **BERT Model Accuracy (영어 + 데이터 증대)** | **BERT Model Loss (영어 + 데이터 증대)** |
|---|---|
|  | |



- 위 표는 영어 문서를 사용하여 학습된 모델의 성능 평가 결과로 모델의 Accuracy와 Loss를 나타낸 그래프임
- 훈련데이터셋(Train Data Set)과 검증데이터셋(Validation Data Set)의 비율을 9:1로 설정하여 학습을 진행했으며, 성적서 발급 및 정확한 성능 평가를 위해 Test Data Set 100건을 우선적으로 제외함
- 학습이 진행됨에 따라 오버피팅이 발생하지 않았으며 Test Data Set 기준으로 정확도 98%의 결과값이 도출됨

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| 1.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 5 |
| 2.0 | 1.00 | 0.75 | 0.86 | 8 |
| 3.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
| 4.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 7 |
| 5.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 8 |
| 6.0 | 0.89 | 1.00 | 0.94 | 8 |
| 7.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 4 |
| 8.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 8 |
| 9.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 5 |
| 10.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 8 |
| 11.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 12.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 7 |
| 13.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 4 |
| 14.0 | 0.96 | 1.00 | 0.98 | 25 |
| accuracy | | | 0.98 | 100 |
| macro avg | 0.99 | 0.98 | 0.98 | 100 |
| weighted avg | 0.98 | 0.98 | 0.98 | 100 |

<그림 37> Classification Report (카테고리 : 사고공종)

- 위 그림은 Test Data Set의 Classification Report(Precision, Recall, F1-score, Accuracy) 출력 결과임

<그림 38> 정확도, 정밀도, 재현성 지표 도출

- 첫 번째 컬럼은 정답 Class를 의미하며 총 15개의 Class 중 Test Data Set가 가지고 있는 Class를 나타냄
- 나머지 컬럼은 Precision(정밀도, 모델이 정답이라고 예측한 Class 중 실제로 정답인 비율), Recall(재현성, 실제로 정답인 케이스 중 모델이 정답인 비율), F1-score(정밀도와 재현성의 조화평균), Support(Test Data Set가 해당 Class에 포함된 개수)이며, [그림 26]과 같이 계산할 수 있음

- Accuracy(모든 Class에 대해 모델이 정답을 예측한 비율), Macro avg(각 Class 정확도별 평균), Weighted avg(Class에 대한 빈도별 평균)로 계산됨
- 사고공종 카테고리 분류를 기준으로 성능이 조건(정확도 90% 이상)이 만족하였으므로 사고위치, 사고작업상세 카테고리에 대한 실험을 진행

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| 0.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 5.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 6 |
| 13.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
| 15.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 16.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 4 |
| 17.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 19.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
| 20.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
| 23.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 26.0 | 1.00 | 0.86 | 0.92 | 7 |
| 32.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 4 |
| 33.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 34.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 36.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 39.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 11 |
| 40.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 41.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 45.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
| 47.0 | 0.71 | 0.83 | 0.77 | 6 |
| 49.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 55.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
| 57.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
| 60.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 61.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 7 |
| 64.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 66.0 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1 |
| 68.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 3 |
| 74.0 | 0.96 | 1.00 | 0.98 | 27 |
| accuracy | | | 0.97 | 100 |
| macro avg | 0.95 | 0.95 | 0.95 | 100 |
| weighted avg | 0.96 | 0.97 | 0.97 | 100 |

<그림 39> Classification Report (카테고리 : 사고위치)

- 위 그림은 Test Data Set의 Classification Report(Precision, Recall, F1-score, Accuracy) 출력 결과이며, Test Data Set 기준으로 정확도 97%의 결과값이 도출됨

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| 2.0 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
| 7.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 9.0 | 0.75 | 1.00 | 0.86 | 3 |
| 14.0 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1 |
| 17.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 19.0 | 1.00 | 0.93 | 0.96 | 14 |
| 21.0 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
| 22.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 23.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
| 24.0 | 1.00 | 0.90 | 0.95 | 10 |
| 26.0 | 1.00 | 0.60 | 0.75 | 5 |
| 30.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 32.0 | 0.92 | 0.95 | 0.94 | 38 |
| 33.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |
| 34.0 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1 |
| 36.0 | 0.67 | 1.00 | 0.80 | 4 |
| 41.0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 7 |
| 43.0 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
| 44.0 | 1.00 | 0.80 | 0.89 | 10 |
| accuracy | | | 0.90 | 100 |
| macro avg | 0.70 | 0.69 | 0.69 | 100 |
| weighted avg | 0.93 | 0.90 | 0.91 | 100 |

<그림 40> Classification Report (카테고리 : 사고작업상세)

- 위 그림은 Test Data Set의 Classification Report(Precision, Recall, F1-score, Accuracy) 출력 결과이며, Test Data Set 기준으로 정확도 90%의 결과값이 도출됨
- 전체 카테고리의 평균 정확도는 95%로 위험정보 추천 목표 정확도인 90%를 달성함

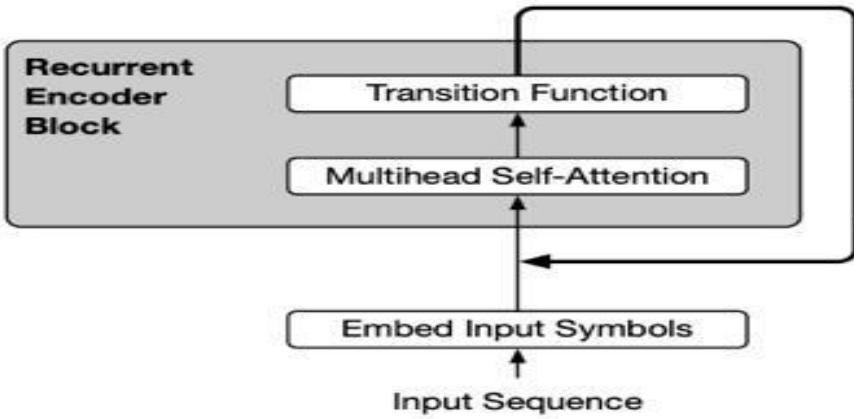
### 라. ALBERT(A Lite BERT)

#### ○ 모델 기본 개념

- [18]ALBERT는 BERT를 개선하여 모델의 크기를 줄이는 목적으로 발전되었으며, Factorized Embedding Parameterization(Input Layer의 Parameter 수를 줄여 모델 크기를 줄임), Cross-Layer parameter sharing(각 Layer 간 같은 Parmeter를 공유 사용하여 모델 크기를 줄임)의 특징으로 모델 크기를 10배 줄임
- 학습데이터 수집에서 생성된 53,696 문장의 CORPUS를 사전학습 하여 언어 이해 모델을 생성하고 재해사례 2,263건의 데이터 처리에 적용함

#### ○ 알고리즘 구조

- ALBERT의 알고리즘 구조는 BERT 모델과 유사하나 Factorized Embedding Parameterization, Cross-Layer parameter sharing 특성으로 인해 약간의 변형이 있음
- Factorized Embedding Parameterization는 Input Token Embedding Size(Token의 정보를 담고 있는 Vector)를 Hidden Size(Hidden Unit)와 동일하지 않게 설정한다는 점에서 BERT와 차이점이 있으며, Cross-Layer parameter sharing은 [19]Transformer Layer 간 같은 Parameter를 공유하며 사용한다는 점에서 BERT와 차이점이 있음




<그림 41> Cross-Layer parameter sharing의 특징인 Recursive Transformer

- 위 그림은 Transformer Layer의 Output이 Input으로 입력되는 Recursive Transformer 형태이며, 위와 같이 설명한 Factorized Embedding Parameterization, Cross-Layer parameter sharing 특성의 목적은 큰 크기의 BERT 모델을 줄이는데 있고, 기존 BERT의 성능 대비 효율적인 모델 구축이 가능함
- ALBERT의 파인튜닝 모델 구조는 [그림 15]와 같이 구축함

○ 하이퍼파라미터

- BERT 사전학습에 사용된 하이퍼파라미터와 동일하게 구성하였으며, Vocab_size 이외의 하이퍼파라미터는 초기값을 사용하였으며 Vocab_size는 전처리에서 생성된 Vocabulary 개수만큼 사용함, (Vocab_size = 30522, Hidden_size = 4096, Num_hidden_layers = 12, Num_attention_heads = 64)
- BERT 파인튜닝에 사용된 하이퍼파라미터와 동일하며, Learning Rate = 0.00001, Batch Size = 12, Shuffle = True, Epochs = 20으로 설정하였음

○ 모델 학습 결과

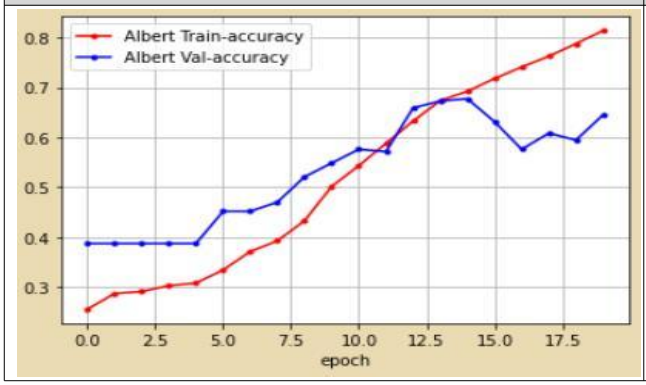
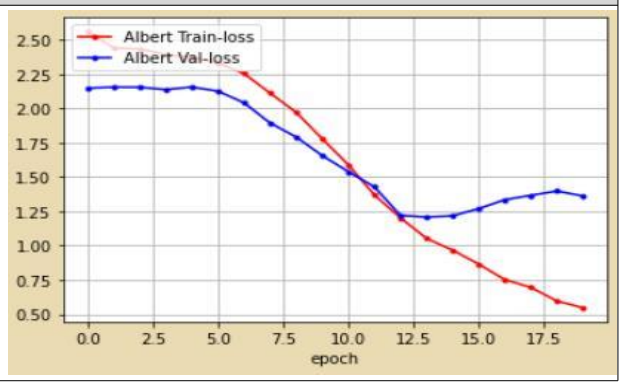
- ALBERT 모델의 사전학습을 우선적으로 진행하였으며 BERT의 학습 방법과 동일하게 설정하였고, BERT의 영어번역은 적용하지 않았으며 한글 데이터만 학습 진행하였으며 Tokenizer로 Mecab만 적용하여 실험

<표 16> ALBERT Pretrained Model

| 변수 | 수치 |
|---|---|
| Global_step | 1,800,000 |
| Loss | 0.7538471 |
| Masked_lm_accuracy | 0.828625 |
| Masked_lm_loss | 0.7538437 |
| Sentence_order_accuracy | 1.0 |
| Sentence_order_loss | 3.6400245e-06 |

- 위 표는 사전학습에 전처리 자음모음 분리 방법과 Tokenizer를 Mecab으로 사용한 결과이며, BERT 파인튜닝 모델인 [그림 15] 모델을 적용하여 실험 진행

<표 17> BERT Model(영어 + 데이터 증대) Accuracy & Loss

| ALBERT Model Accuracy (한글) | ALBERT Model Loss (한글) |
|---|---|
|  |  |



- 위 표는 한글 문서를 사용하여 학습된 모델의 성능 평가 결과로 모델의 Accuracy와 Loss를 나타낸 그래프이며, 훈련데이터셋(Train Data Set)과 검증데이터셋(Validation Data Set)의 비율을 9:1로 설정하여 학습을 진행했으며, 성적서 발급 및 정확한 성능 평가를 위해 Test Data Set 100건을 우선적으로 제외함

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| 1.0 | 1.00 | 0.20 | 0.33 | 5 |
| 2.0 | 0.43 | 0.38 | 0.40 | 8 |
| 3.0 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 2 |
| 4.0 | 0.86 | 0.86 | 0.86 | 7 |
| 5.0 | 0.20 | 0.12 | 0.15 | 8 |
| 6.0 | 0.50 | 0.12 | 0.20 | 8 |
| 7.0 | 0.67 | 0.50 | 0.57 | 4 |
| 8.0 | 0.60 | 0.38 | 0.46 | 8 |
| 9.0 | 0.75 | 0.60 | 0.67 | 5 |
| 10.0 | 0.57 | 1.00 | 0.73 | 8 |
| 11.0 | 0.50 | 1.00 | 0.67 | 1 |
| 12.0 | 0.10 | 0.14 | 0.12 | 7 |
| 13.0 | 0.60 | 0.75 | 0.67 | 4 |
| 14.0 | 0.47 | 0.64 | 0.54 | 25 |
| accuracy | | | 0.49 | 100 |
| macro avg | 0.52 | 0.48 | 0.45 | 100 |
| weighted avg | 0.51 | 0.49 | 0.47 | 100 |

<그림 44> Classification Report (카테고리 : 사고공종)

- 위 그림은 Test Data Set의 Classification Report(Precision, Recall, F1-score, Accuracy) 출력 결과이며, 학습이 진행됨에 따라 오버피팅 발생으로 Test Data Set 기준으로 정확도 약 49% 정도의 결과값이 도출됨
- BERT와 ALBERT의 학습속도 비교 실험을 진행하였고 ALBERT가 약 20%의 속도 향상이 있었지만, 같은 조건인 BERT 모델 정확도 55%에 비해 성능이 낮기 때문에 BERT 모델을 사용하여 실험 진행함

○ **모델별 성능 측정**

- 정확도 산출에는 LDA, FastText, BERT, ALBERT 총 4 가지 모델이 사용되었으며, 같은 데이터(한글 재해사례 2,263건)를 사용하였을 때 결과를 정리한 표는 다음과 같음

[표 18] **같은 데이터를 사용한 각 모델별 성능**

| 모델명 | 사고공종 정확도 |
|---|---|
| LDA | 24% |
| FastText | 24.1% |
| BERT | 52% |
| ALBERT | 49% |

- 위 표는 모델별 성능인 정확도를 나타내며, 사고공종 정확도는 BERT 모델이 가장 높았고, 위 같은 결과로 인해 주요 실험 모델은 BERT로 진행하였으며, 영어번역과 Augmentation 기법을 사용하여 모델 성능을 향상시킴

[표 19] 데이터 조건별 모델 성능

| 모델 및 데이터 조건 | 사고공종 | 사고위치 | 사고작업상세 |
|---|---|---|---|
| BERT(영어번역) | 55% | - | - |
| BERT(영어번역 + Augmentation) | 98% | 97% | 90% |

- 위 표는 데이터 조건에 따른 정확도 결과이며, BERT 모델에 한글 데이터를 사용 시 사고공종 카테고리 기준 52%의 정확도를 가졌으며, 영어 데이터를 사용 시 55%의 정확도를 가짐
- 한글 데이터에 비해 영어 데이터의 성능이 높았고, Augmentation 기법을 사용 후 사고공종 카테고리 정확도 98%를 달성하였으며, 나머지 카테고리에 대해 추가 실험을 진행하여 사고위치 카테고리 정확도 97%, 사고작업상세 카테고리 정확도 90%를 달성함
- 사고작업상세 카테고리 정확도가 사고공종, 사고위치 카테고리와 비교하였을 때 상대적으로 낮은 정확도를 나타내었고 원인은 카테고리의 Class 개수로 추정
- 카테고리의 Class 개수는 사고공종 15개, 사고위치 48개, 사고작업상세 75개로 정확도와 비교하였을 때 카테고리의 Class 개수가 커짐에 따라 정확도가 낮아지는 것을 확인하였으며, 사고작업상세 Class 개수인 75개를 분류하는데 기존 재해사례 보고서 데이터의 개수로는 복잡성을 해결하지 못하는 것으로 판단 (복잡성을 해결하기 위해서 추가적인 데이터 수집 및 사고작업상세 카테고리의 Augmentation을 진행하여 데이터 증대 필요)
- 결과적으로, 사고공종, 사고위치, 사고작업상세 카테고리의 평균 정확도가 95%를 달성하였고, [표 8], [표 9]과 같이 위험정보 추천 시험성적서를 발급
- 시험성적서 발급 이후 2021년에 등록된 재해사례는 건설공사 안전관리 종합정보망(CSI; Construcion Safety Management Integrated Information)에서 4,461건, 안전보건공단(KOSHA; Korea Occupational Safety & Health Agency)에서 37건이 있었으며, 데이터를 추가적으로 모델 학습에 사용하여 고도화 작업을 진행함
- 건설공사안전관리 종합정보망, 안전보건공단에서 등록되는 사고 데이터를 자동으로 수집하는 기능을 구현하고, 수집된 데이터를 바탕으로 자연어 처리 모델 중 현재 모델 성능이 가장 좋은 XLNet의 학습을 진행하여 정확도를 비교하고 높은 성능을 나타내는 모델로 위험정보 추천 시스템에 사용함

○ 위험정보 추천 시험성적서

<표 20> 위험정보 추천 시험성적서 1page

# 시 험 성 적 서

| WISESTONE<br>서울 서초구 강남대로 273<br>송남빌딩 3층<br>(Tel:02-6257-5958, Fax:02-6257-5957) | 성적서번호 : 202009-VSW-180-R<br>페이지( 1 )/총( 6 ) | TeCeL<br>ICT시험인증연구소 |
|---|---|---|

1. 신청기관
   - 회 사 명 : 주식회사 에코시안
   - 대 표 자 : 문성철
   - 주 소 : 서울특별시 금천구 디지털로9길 65, 8층(가산동, 백상스타타워 1차 8층)

2. 시험성적서의 용도 : 제출용
3. 시험대상 제품명 및 버전 : 건설현장 위험정보추천 시스템 v1.0
4. 접수일자 : 2020.09.29
5. 시험일자 : 2020.10.05 ~ 2020.10.12
6. 시험장소 : □ 고정시험실 /
   ■ 현장시험실(주소: 서울특별시 금천구 디지털로9길 65, 백상스타타워 1차 8층 및 2층 외부 계단)
7. 시험방법 : 신청기관 제시 기준 및 방법
8. 시험결과 : 시험결과 참고

| 확 인 | 실무자 : 윤 종 운 | 기술책임자 : 정 세 린 |
|---|---|---|

- 이 성적서는 신청기관이 제공한 시료 및 시료 명으로만 시험한 결과로서, 제공된 시료 외 전체 제품에 대한 품질을 보증하지는 않습니다.
- 이 성적서는 당 기관의 사전 서면 동의 없이 홍보, 선전, 광고 및 소송용으로 사용될 수 없으며, 용도 이외의 사용을 금합니다.
- 이 성적서는 신청기관이 제시한 시험방법에 의한 시험결과입니다.
- 이 성적서는 KS Q ISO/IEC 17025와 KOLAS 인정과 관련이 없습니다.

2020 년 10 월 13 일

(주)와이즈스톤 대표

WS-KQP-15-F07(00)

㈜와이즈스톤

G4B(www.g4b.go.kr)진위확인코드 : IO9pzsGPY+g=

<표 21> 위험정보 추천 시험성적서 2page

# 시 험 결 과

| WISESTONE<br>서울 서초구 강남대로 273<br>송남빌딩 3층<br>(Tel:02-6257-5956, Fax:02-6257-5957) | 성적서번호 : 202009-VSW-180-R<br>페이지( 2 )/총( 6 ) | TeCeL<br>ICT시험인증연구소 |
|---|---|---|

## 시험 결과 요약

| 번호 | 시험 항목 | 신청기관 기준 | 결과 |
|---|---|---|---|
| 1 | 위험 정보 문서 기반 추천 카테고리 분류 정확도 | 90% 이상 | 기준 만족<br>(95%) |

※ 본 성적서에 명시된 시험 결과는 신청기관이 제시한 시험 대상, 시험 환경 및 시험 방법에 국한된 결과임



G4B(www.g4b.go.kr)진위확인코드 : IO9pzsGPY+g=

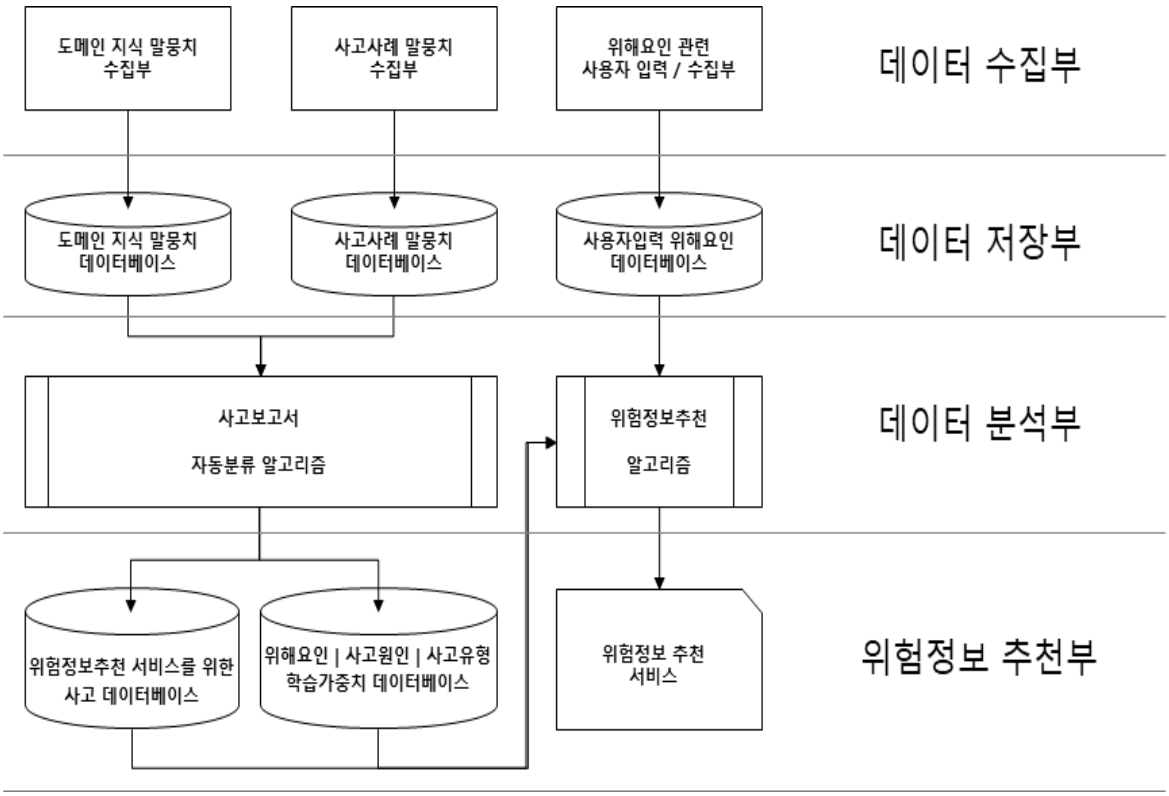
### 마. 위험정보추천 관련 지식재산권 확보

○ **발명의 명칭**

- 인공지능 기반의 위험 정보 자동화 추천 장치 및 방법 (Automatic Device and Method for Recommending Risk and Safety Information based on Artificial Intelligence)

○ **발명개요**

- 정부/기업 단위로 운영 및 유지 관리되는 자연어로 이루어진 사고데이터(보고서 등)를 자연어처리 기반의 분석모델을 통해 위험정보를 추천하는 시스템 및 방법에 관한 것으로, 기존 시스템으로부터 사고 데이터를 수집할 수 있는 API와 해당 데이터를 저장할 수 있는 데이터베이스를 구비하고 특정 사고 도메인 지식을 사전 학습할 수 있는 수단을 통해 해당 도메인의 사고 데이터에 대한 기초 지식을 학습하며, 기초 지식을 학습한 모델을 기초로 하여 해당 도메인의 사고 데이터를 사고 분석의 주요 요소인 Event Class(사고유형분류, 사고결과분류), Hazard Class(위험객체, 작업/활동 프로세스, 위치 등의 위해 요소), Cause Class(사고원인) 총 3개 요소의 하위 분류체계로 자동 분류하는 신규 문서 자동 분류 수단을 구축하고, 학습과정에서 생성 또는 업데이트된 단어 별 수치데이터를 활용하여 특정 도메인에서 사고 발생의 대상이 되는 사용자의 Hazard 입력값 기반의 유사 사고데이터(Event / Cause)를 추천하고 기존 시스템의 데이터베이스를 활용하여 사고관련 통계정보, 관련 이미지 및 사고 예방 내용을 제공하는 시스템 및 방법에 관한 발명이며 위험정보추천 자동화 시스템 구조는 아래 그림과 같음




<그림 45> 위험정보추천 자동화 시스템 구조

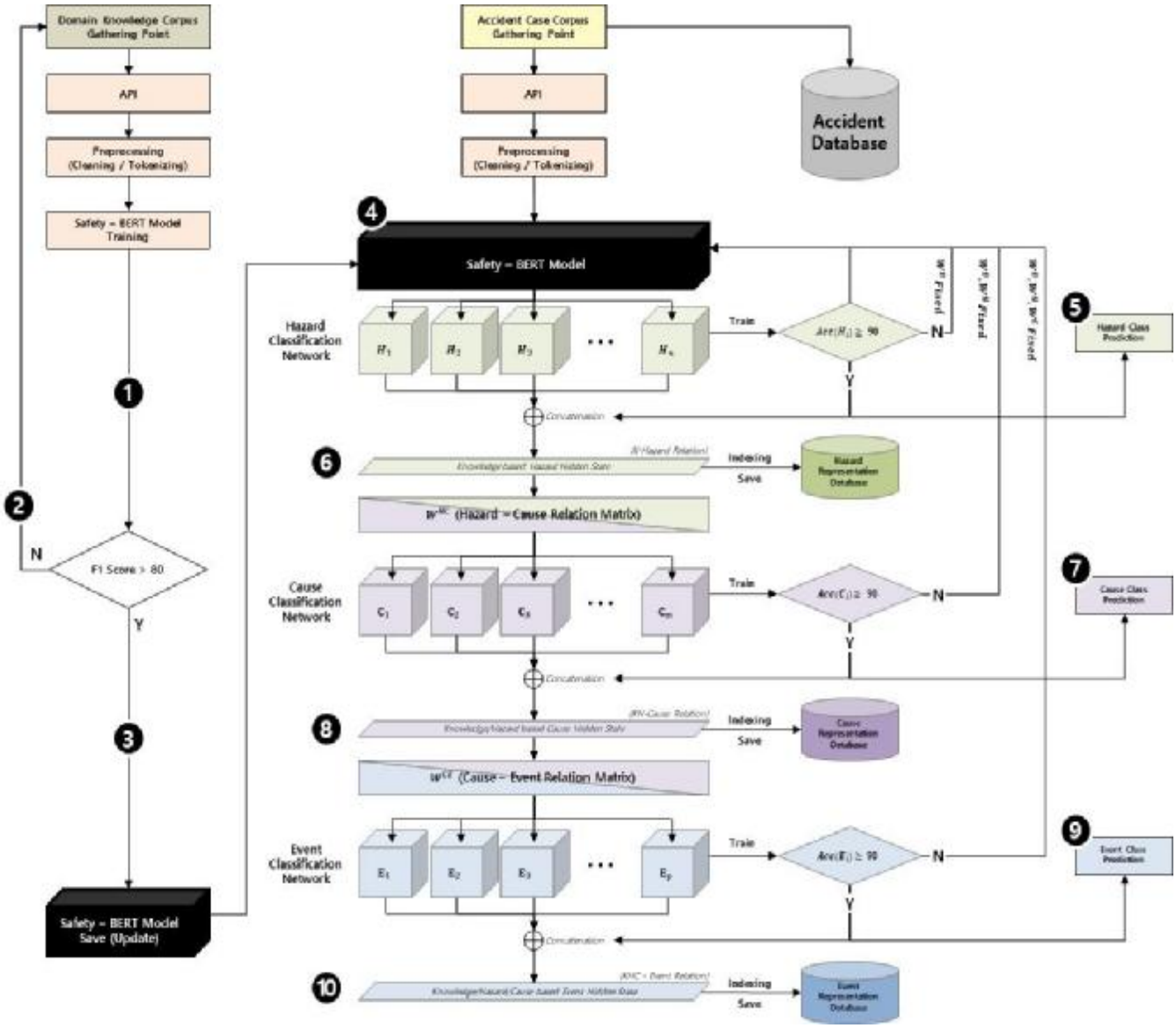
○ 사고보고서 분석용 표준 데이터 정의

| Text | Class Information | Class Label | (opt.) Images |
|---|---|---|---|
| Accident Report | Hazard Class Information | Labelled Hazard Class | Hazard Images (by case) |
| | Cause Class Information | Labelled Cause Class | Cause Images (by case) |
| | Event Class Information | Labelled Event Class | Event Images (by case) |
| (Preventive Measure) | - | - | Preventive Measuring Images |

<그림 46> 사고보고서 데이터 표준(필수 및 옵션 데이터)

○ 사고보고서 자동분류 시스템 구조 및 방법

- 사고보고서 자동분류 시스템 아키텍처는 아래 그림과 같음




<그림 47> Accident Report Classification Architecture

① 사고보고서 자동분류 시스템은 도메인 지식 말뭉치 수집부에서 API를 통해 데이터를 수집하며, 이를 벡터화 하기 위해 특수문자, 소문자 변환 등의 기본적인 텍스트 전처리와 토크나이징을 수행하며, 旣 설계된 Safety-BERT 사전학습모델을 통해 해당 도메인 텍스트에 관한 전반적인 언어 독해력 학습을 수행

② Safety-BERT 사전학습모델의 F1 Score가 80을 초과할 경우, 학습된 모델의모든 정보를 서버에 저장 (또는 업데이트)

③ Safety-BERT 사전학습모델의 F1 Score가 80 이하일 경우, 기존에 저장된 모델이존재하면 기존 모델을 서비스에 활용하고, 존재하지 않을 경우, 도메인 지식 말뭉치수집부로부터 더 많은 말뭉치를 수집하고F1 Score 값이 80을 초과할 때까지 반복적으로 재학습 수행

④ 사고사례 말뭉치 수집부에서 API를 통해 데이터를 수집하며, 도메인 지식 말뭉치의 텍스트 전처리 / 토크나이징과 동일한 방식으로 전처리 후, ③번 과정에서 저장된 Safety-BERT 모델에 해당 텍스트 데이터를 입력값으로 전달

⑤ ①번 작업을 통해 학습된 Safety-BERT 모델은 사고사례 데이터를 입력값으로 받아 위해요인 항목 별로 해당 사고사례가 각 항목에서 어떠한 클래스에 해당하는지 학습하는 과정을 거치며, 각 항목별로(각 항목 개수는 도메인에 따라 유동적) 실제 라벨링된 클래스와의 비교를 통해 분류 정확도가 90% 이상이 되는 시점까지 분류능력 학습을 수행하며, 학습된 위해요인 분류 네트워크는 향후 사고보고서 입력 시, 해당 사고의 위해요인자동분류를 수행

⑥ 각 위해요인 항목별 네트워크의 최하위 은닉층 값을 모두 연결하여 도메인 지식기반의 위해요인 성질에 대한 표현값을 만들고 이를 데이터베이스에 저장, 이후에 사고원인과의 관계 학습을 위한위해요인-사고원인 관계 행렬과의 행렬 곱 연산 이후, 이를 사고원인 분류항목별 네트워크에 입력값으로 전달

⑦ 사고원인 항목 별로 해당 사고사례가 각 항목에서 어떠한 클래스에 해당하는지 학습하는 과정을 거치며, 각 항목별로(각 항목 개수는 도메인에 따라 유동적)실제 라벨링된 클래스와의 비교를 통해 분류 정확도가 90% 이상이 되는 시점까지 분류능력 학습을 수행하며, 학습된 사고원인 분류 네트워크는 향후사고보고서 입력 시, 해당 사고의 사고원인자동분류를 수행

⑧ 각 사고원인 항목별 네트워크의 최하위 은닉층 값을 모두 연결하여 도메인 지식/위해요인 기반의 사고원인 성질에 대한 표현값을 만들고 이를 데이터베이스에 저장, 이후에 사고유형과의 관계 학습을 위한 사고원인-사고유형 관계 행렬과의 행렬 곱 연산 이후, 이를 사고유형 분류항목별 네트워크에 입력값으로 전달

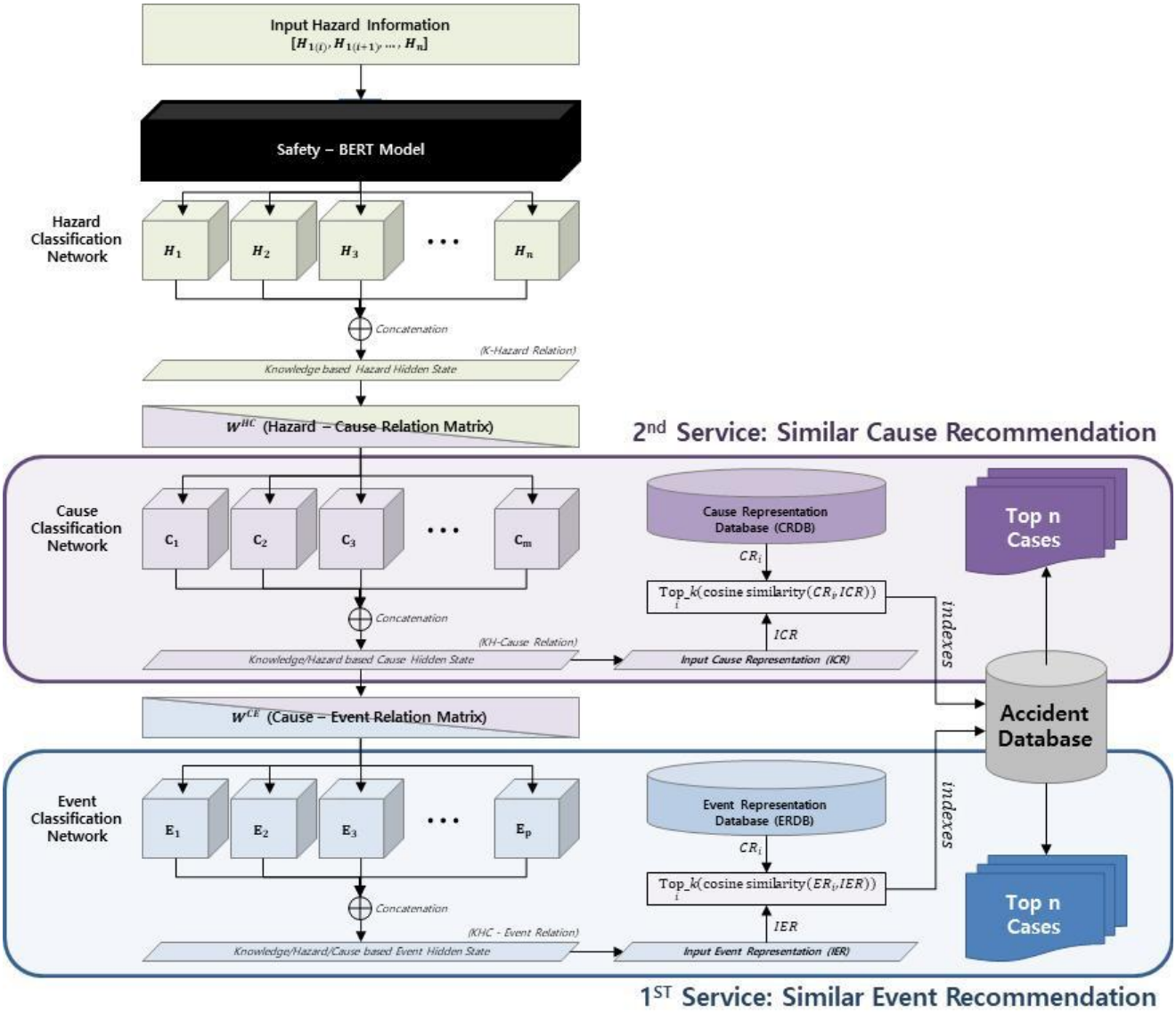
⑨ 사고유형 항목 별로 해당 사고사례가 각 항목에서 어떠한 클래스에 해당하는지 학습하는 과정을 거치며, 각 항목별로(각 항목 개수는 도메인에 따라 유동적)실제 라벨링된 클래스와의 비교를 통해 분류 정확도가 90% 이상이 되는 시점까지 분류능력 학습을 수행하며, 학습된 사고원인 분류 네트워크는 향후사고보고서 입력 시, 해당 사고의 사고유형 자동분류를 수행

⑩ 각 사고유형 항목별 네트워크의 최하위 은닉층 값을 모두 연결하여 도메인 지식/위해요인/

사고원인 기반의 사고유형 성질에 대한 표현값을 만들고 이를 데이터베이스에 저장

○ **위험정보추천 시스템 구조 및 방법**

- 위험정보추천 시스템 아키텍처는 <그림 5>와 같음




<그림 48> Risk Information Recommendation Architecture

- 위해요인 관련 사용자 입력 / 수집부로부터 수신한 데이터를 전처리/토크나이징을 통해 Safety-BERT 모델의 입력값으로 전달되며, 사고사례 말뭉치로부터 학습이 완료된 모델(위해요인/사고원인/사고유형 네트워크)을 통과하며, 추천을 위한 작업을 진행
- 위해요인 관련 사용자 정보는 위해요인 분류 네트워크를 거쳐, 도메인 사전 지식 기반의 위해요인 항목별 은닉층을 생성하며 이를 모두 연결한 복합적인 위해요인 표현 벡터는 사전에 학습된 위해요인-원인 관계 행렬과의 행렬곱 연산을 수행하며 사고원인 분류 네트워크의 입력값으로 전달됨
- 사고원인 분류 항목별 최하위 은닉층을 모두 연결한 벡터는 사전에 학습된 사고원인-유형 관계 행렬과의 행렬곱 연산 수행 이후에, 사고유형 분류 네트워크의 입력값으로 전달됨

- 각 사고유형 분류항목별 최하위 은닉층을 모두 연결한 벡터를 도출하고, 이를 기존에 사고사례 말뭉치로부터 저장한 사고유형 표현벡터 데이터베이스의 모든 벡터와 코사인 유사도를 계산하여, 상위 k개의 해당 사고사례 인덱스를 도출
- 기존 사고사례 데이터베이스에서 사용자 위해요인으로 부터 발생될 수 있는 유사 사고유형을 추천 (유사도 상위 k개)
- 첫 번째 기능인 유사 사고유형 추천(Similar Event Recommendation)과정에서 도출된 사고원인 각 항목별 네트워크의 최하위 은닉층 결합벡터를 기존에 사고사례 말뭉치로부터 저장한 사고원인 표현벡터 데이터베이스의 모든 벡터와 코사인 유사도를 계산하여, 상위 k개의 해당 사고사례 인덱스를 도출
- 기존 사고사례 데이터베이스에서 사용자 위해요인으로 부터 발생될 수 있는 유사 사고원인을 추천 (유사도 상위 k개)

○ **특허등록 증빙**

| 특허증 | 특허등록원부 |
|---|---|
| | |

**바. 위험정보추천 관련 기술논문 작성**

**○ 기술논문 개요**

# 건설현장 작업자 위험인식수준 향상을 위한 AI기반의 작업특성 및 작업자별 위험정보 추천 시스템 개발

## - 인공지능 기반의 위험정보 추천 시스템 개발 -

**최현준[1] · 이성민[2] · 문성철[3]**

[1](주)에코시안 AI솔루션실 책임연구원 · [2](주)에코시안 AI솔루션실 주임연구원 · [3](주)에코시안 대표이사

## Development of AI-based Recommendation System According to Work Characteristics and Risk Information for Each Worker to Improve The Level of Risk Perception of Workers at Construction Sites.

Choi, Hyunjun[1], Lee, Seongmin[2], Moon, Sungchul[3*]

[1]Senior Researcher, Department of AI Solution, Ecosian Co., Ltd.
[2]Assistant Researcher, Department of AI Solution, Ecosian Co., Ltd.
[3]Chief Executive Officer, Ecosian Co., Ltd.

Abstract : The construction industry have occurred accidents and deaths frequently from the past to the present, and accidents and deaths occur more in small and medium-scale construction sites than large-scale construction sites. One of the reasons is that small and medium-scale construction sites haven`t safety management organization and system. Small and medium-scale construction sites are difficult to invest money in safety management, so through the development of mobile phone applications for providing services at low cost, we tried to solve some of the safety management problems. Construction site worker`s mobile phones can downloading applications, and enter workers` construction types, work locations, and work processes. Then through recommendation system, worker can possible to recognize risk situations by checking risk information(statistics and cases) and essential precautions in advance. It can be a realistic alternative for safety management at small and medium-scale construction sites.

Keywords : Construction Safety Management, Risk Information Recommendation System, Natural Language Processing, Artificial Intelligence

### 4) 추락상황 감지 알고리즘 설계 및 개발

#### (1) 추락 상황 감지 알고리즘 학습 데이터 수집

- “떨어짐(높이가 있는 곳에서 사람이 떨어짐; 추락)”이라 함은 사람이 인력(중력)에 의하여 건축물, 구조물, 가설물, 수목, 사다리 등의 높은 장소에서 떨어지는 것으로서 떨어짐(추락) 재해의 특징은 지상으로부터 높은 곳에서 작업수행 도중 그 위치에서 지면을 향해 떨어져 중력 가속도를 수반한 위치에너지에 의해 상해를 입기 때문에 다른 재해에 비해 중상 또는 사망재해로 집계되는 경우가 많음
- 산업안전공단의 추락재해 분석보고서에 따르면 20)추락재해자는 2m미만에서 46%로 가장 많았고 3m이상이 31%, 2m～3m미만이 23%의 순으로 발생하여 3m미만에서 전체 추락 재해의 69%로 대부분을 차지하는 것으로 나타남

- 사망 등 중대재해는 2m～3m 미만의 높이에서 12%, 3m이상의 높이에서 88%가 발생하여 대부분 3m이상 높은 장소에서 발생되는 것으로 나타남
- 따라서 본 연구에서는 “떨어짐”(추락)상황 중 중대재해에서 주요한 추락높이인 3m이상 높이에서의 추락 상황을 감지 대상으로 하여 추락 상황 감지 알고리즘을 개발
- 본 연구에서 추락 상황 감지 알고리즘은 안드로이드기반 스마트폰을 소지한 작업자를 대상으로 함으로, 일반 및 현장 작업 상황에서 일상적으로 스마트폰을 휴대하였을 시, 스마트폰 기기의 고도를 산정할 필요성이 있음
- 일반적인 상황에서 주머니에 소지하는 경우가 스마트폰 기기의 고도가 가장 낮으며, 이는 작업자의 신체구조에서 엉덩이높이에 해당하는 곳이므로, 국내 건설업 종사자의 성별/연령대별 인원현황과 한국인 신장 통계 및 엉덩이높이 통계치를 활용하여 건설업 종사자 신체 특성에 부합하는 평균적인 스마트폰 기기 최저고도를 산정함
- 아래는 2018년도 집계된 [21]연령대별·성별 건설업 종사자 현황임

<표 23> **연령대별·성별 건설업 종사자 현황** (2018)

| (명) | 합계 | 18~19세 | 20~24세 | 25~29세 | 30~34세 | 35~39세 | 40~44세 | 45~49세 | 50~54세 | 55~59세 | 60세이상 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 합계 | 159,498 | 5 | 750 | 2,795 | 5,494 | 13,035 | 20,887 | 35,758 | 40,256 | 40,518 | 0 |
| 남자 | 127,432 | 5 | 565 | 2,277 | 4,313 | 9,776 | 15,955 | 28,349 | 32,661 | 33,531 | 0 |
| 여자 | 32,066 | 0 | 185 | 518 | 1,181 | 3,259 | 4,932 | 7,409 | 7,595 | 6,987 | 0 |

- 집계되지 않는 60세 이상 연령대에 대해서는 제외한 통계 정보를 활용하며, 20대는 “20~24세”통계치와 “25~29세” 통계치를 합산, 30대는 “30~34세”통계치와 “35~39세” 통계치를 합산, 40대는 “40~44세”통계치와 “45~49세” 통계치를 합산, 50대는 “50~54세” 통계치와 “55~59세” 통계치를 합산하여 활용함
- 아래는 2018년도 집계된 [22]연령대별·성별 평균 신장 분포 현황임

<표 24> **연령대별·성별 평균 신장 분포 현황** (2018)

| (cm) | 19세 이하 | 20대 | 30대 | 40대 | 50대 |
|---|---|---|---|---|---|
| 합계 | 168.47 | 167.88 | 169.78 | 166.34 | 163.09 |
| 남자 | 173.42 | 173.80 | 174.05 | 172.15 | 169.39 |
| 여자 | 160.80 | 161.40 | 161.18 | 159.28 | 156.65 |

- 스마트폰을 주머니에 휴대하는 상황에서의 기기의 고도를 산정하기 위해서는 신장 대비 엉덩이 높이의 비율을 계상해야 하기 때문에 최신 한국인 인체지수 조사정보를 바탕으로 성별 신장 대비 엉덩이 높이의 비율을 계상하고 비율 변화폭이 소폭이라는 전제하에 최저고도를 산정함
- 아래는 2015년도 집계된 [23]연령대별·성별 신장 및 엉덩이높이 현황임 (~59세 限)

<표 25> **연령대별·성별 신장 및 엉덩이높이 측정 결과**

| 남성 연령대별 신장 높이 측정 결과 | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 구분 | 16세 | 17세 | 18세 | 19세 | 20-24세 | 25-29세 | 30-34세 | 35-39세 | 40-49세 | 50-59세 |
| 인원수(명) | 251 | 274 | 237 | 234 | 483 | 386 | 332 | 320 | 310 | 220 |
| 평균(㎜) | 1721 | 1726 | 1730 | 1731 | 1742 | 1736 | 1737 | 1725 | 1704 | 1682 |
| 여성 연령대별 신장 높이 측정 결과 | | | | | | | | | | |
| 인원수(명) | 266 | 221 | 212 | 229 | 362 | 306 | 354 | 322 | 360 | 359 |
| 평균(㎜) | 1598 | 1598 | 1594 | 1598 | 1609 | 1608 | 1602 | 1602 | 1570 | 1547 |
| 남성 연령대별 엉덩이 높이 측정 결과 | | | | | | | | | | |
| 인원수(명) | 251 | 274 | 237 | 234 | 483 | 386 | 332 | 320 | 310 | 220 |
| 평균(㎜) | 858 | 859 | 860 | 861 | 864 | 857 | 852 | 844 | 832 | 820 |
| 여성 연령대별 엉덩이 높이 측정 결과 | | | | | | | | | | |
| 인원수(명) | 266 | 221 | 212 | 229 | 362 | 306 | 354 | 322 | 360 | 359 |
| 평균(㎜) | 797 | 798 | 792 | 795 | 799 | 790 | 783 | 782 | 759 | 746 |

- 위 표의 데이터를 기반으로 성별로 신장 대비 엉덩이높이 비율을 우선적으로 산정함
- 남성의 경우 10대~50대의 평균 신장은 1725.765mm이고 평균 엉덩이 높이는 851.7873mm 로서, 남성의 평균 신장 대비 엉덩이 높이의 비율은 약 49.35%(소수점 셋째자리에서 반올림)로 계상되며, 여성의 경우 10~50대의 평균 신장은 1591.483mm이고 평균 엉덩이 높이는 782.1254mm로서, 여성의 평균 신장 대비 엉덩이 높이의 비율은 약 49.14%(소수점 셋째자리에서 반올림)로 계상됨
- 위 표의 성별·연령대별 건설업 종사자 인원비율을 가중치로 하여 [표 11]의 성별·연령대별 신장 정보를 대입하여 최종적으로 건설업종 종사자들의 성별 평균 신장을 도출함

$$\frac{1}{N_m}\sum_{i=1}^{5} n_i h_i \approx \ 170.96cm$$

$N_m$ = 건설업 남성 종사자 총 인원수
$i$ = 연령대(1 : 10대, 2 : 20대, .., 5 : 50대)
$n_i$ = $i$ 연령대 남성 종사자수

$$\frac{1}{N_f}\sum_{i=1}^{5} n_i h_i \approx \ 158.39cm$$

$N_f$ = 건설업 여성 종사자 총 인원수
$i$ = 연령대(1 : 10대, 2 : 20대, .., 5 : 50대)
$n_i$ = $i$ 연령대 여성 종사자수

- 위와 같은 수식을 통해 남성 건설업 종사자의 경우 평균 신장은 170.96cm(소수점 셋째자리 반올림), 여성의 경우 158.39cm로 계상됨
- 총 건설업 종사자 인원 수 대비 남성 및 여성 비율을 각 평균 신장에 곱하여 도출된 남성과 여성의 가중 평균 신장에 [표 12] 데이터를 통해 도출된 성별 신장 대비 엉덩이높이 비율을 각각 곱한 뒤 두 값을 더하여 건설업 종사자의 최종 평균 엉덩이높이를 산출함
- 총 건설업 종사자 인원은 159,498명이며 남성의 수는 127,432명 여성의 수는 32,066명으로 건설업 종사자의 남성비율은 약 79.9%, 여성비율은 약 20.1%에 해당하고 이를 각 성별 평균신장에 곱하면 남성의 가중 평균 신장은 136.59cm(소수점 셋째자리 반올림), 여성의 가중 평균 신장은 31.84cm(소수점 셋째자리 반올림)로 계상됨
- 위 표의 데이터를 통해 도출된 남성의 엉덩이높이 비율은 49.35%로서, 이를 남성 가중 평균 신장인 136.59cm에 곱한 결과는 67.42cm(소수점 셋째자리 반올림)임

- 여성의 엉덩이높이 비율은 49.14%로서, 이를 여성 가중 평균 신장인 31.84cm에 곱한 결과는 15.65cm(소수점 셋째자리 반올림)로서, 두 값을 합한 83.07cm(소수점 셋째자리 반올림)를 최종적인 건설업 종사자 평균 엉덩이높이로 활용함
- 따라서 자체 데이터 셋 구축 시 추락 상황에 대한 데이터 수집 고도는 기본적으로 최소 3.8m 이상의 위치에서 수집하는 것을 전제로 함

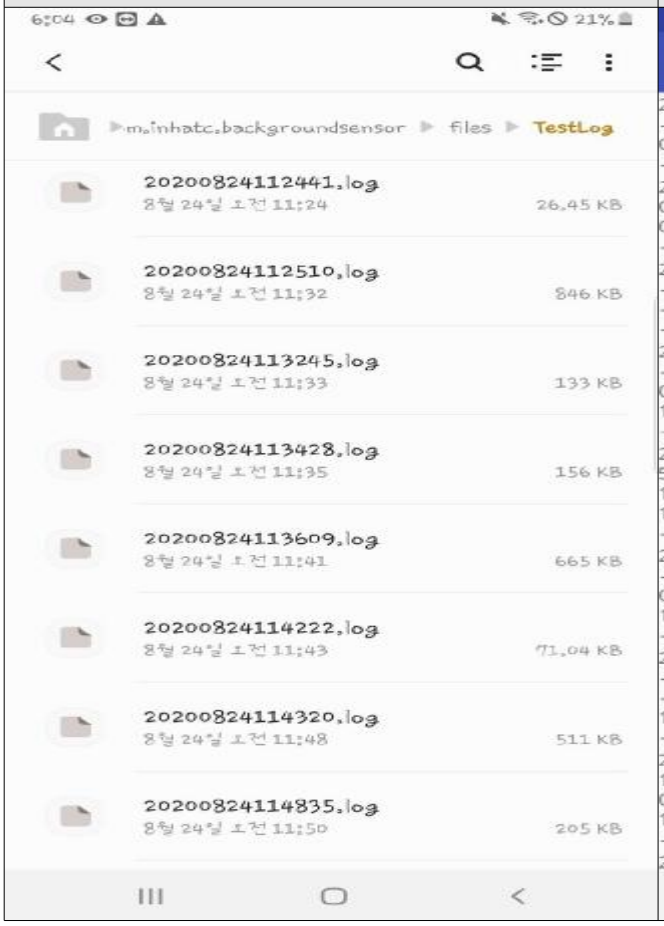
### 가. 추락상황 감지 알고리즘 학습 데이터 수집처

- 데이터 수집은 본 연구기관 참여연구원의 개인 스마트폰(OS: Android)에 1차년도에 개발한 센싱데이터 수집용 어플의 고도화 버전을 설치하고 이를 활용하여 걷기, 뛰기, 정지, 흔들기, 엘리베이터 상승, 엘리베이터 하강, 계단 오르기, 계단 내리기와 같은 다양한 미추락 상황에 대한 센서 데이터와 고도별 추락실험에 대한 센서 데이터를 자체적으로 수집함

### 나. 추락상황 감지 알고리즘 학습 데이터셋 정보

- 수집 데이터 대상은 총 7개 센싱데이터와 상황에 대한 라벨 데이터로, 7종의 센싱데이터 세부명칭은 X축 각속도, Y축 각속도, Z축 각속도, X축 가속도, Y축 가속도, Z축 가속도, 기압(hpa)과 같으며, 라벨 데이터는 “STAY, WALK, SHAKING, STAIR, ELEVATOR, ETC, FALLING" 총 7개 카테고리 중 하나의 값으로 데이터 수집자로부터 할당된 값이 입력되고, 모든 종류의 데이터는 100ms(0.1초) 주기로 자체 단말기 저장소에 로그 파일로 쌓이게 됨
- 센싱데이터 수집 APP으로부터 수집된 로그 파일은 단말기의 내장 메모리 > Android > data > com.inhatc.backgroundsensor > files > TestLog 폴더 안에 "로그수집 시작일시 정보.log" 형태로 쌓이며 실제 저장된 파일을 확인해 볼 수 있는 단말기 화면은 아래 표의 좌측 그림과 같으며, 해당 로그 파일 확인 시, 실제 로그 데이터 확인 화면은 아래 표의 우측 그림과 같음

<표 26> 추락상황감지 알고리즘 학습 데이터셋 - 로그 파일 저장관련 화면

| 단말기 내 로그 파일 저장소 정보 | 수집 로그 파일 실제 확인 화면 |
|---|---|
|  | |



### 다. 수집방법

○ **센싱 데이터 수집 APP 개발/활용:**

- 추락상황과 그 이외의 상황(미추락 또는 기타 행동 정의)에서의 데이터를 수집하여 센싱 데이터를 기반으로 추락상황감지 AI 모듈을 학습시키기 위한 모바일 어플리케이션 개발
- 센싱데이터는 추락감지에 주요하게 사용되는 X축 각속도, Y축 각속도, Z축 각속도, X축 가속도, Y축 가속도, Z축 가속도, 기압 데이터를 메인으로 하고 그 외에 위도, 경도, 온도, 자기장x, 자기장y, 자기장z, 밝기, 근접, 상대습도 등의 데이터를 추가적으로 수집함
- 데이터 라벨링은 행동(STAY, WALK, SHAKING, STAIR, ELEVATOR, ETC, FALLING), 실내/실외(INDOOR, OUTDOOR), 현재 층(B2~17F, 그 외에는 ETC), 층수를 정확하게 파악할 수 있는지 여부(DETECTION, NO DETECTION) 4가지를 세팅하고 추락 시 높이(m) 등의 정보가 필요한 경우 직접입력 텍스트 인풋박스에 내용을 기입 후 “START”버튼을 누르면 로그가 쌓이도록 개발
- 센싱 데이터 로그는 0.1초 간격으로 기록되며 지속적으로 데이터 수집을 하기 위해 포그라운드 서비스 권한을 부여하여 화면 꺼짐, 어플 종료 시에도 데이터 로그가 쌓이도록 설정
- 로그 수집 및 저장을 위해 내 기기 위치 액세스 허용 및 저장공간(기기의 사진 및 미디어 액세스) 권한 허용

- 미추락 상황(STAY, WALK, SHAKING, STAIR, ELEVATOR)의 경우 직접 기기를 소지하여 해당 라벨의 행동을 하는 것으로 데이터를 수집하였고 추락상황(FALLING)의 경우 스마트폰에 충격방지조치를 한 후 다른 기기와 팀뷰어에 연결, 팀뷰어를 통해 추락 직전에 START를 누르고 추락 후 STOP하는 방식으로 데이터를 수집

<표 5> **추락상황감지 데이터셋 수집 - 실제 수집 데이터 화면**

| 센싱데이터 수집 어플 화면 | 실제 추락데이터 수집 장면 |
|---|---|
| | |



○ **수집 상황 구분(라벨링) 기준 및 로그 데이터 수집 건수**

- 수집 상황은 총 7개로 구분하여 학습 데이터 라벨링을 실시하였으며, 7개 상황에 대한 라벨링 명칭은 STAY(정지-미추락), WALK(걷기/뛰기-미추락), SHAKING(흔들기-미추락), STAIR(계단 오르기/내리기-미추락), ELEVATOR(엘리베이터 상승/하강-미추락), ETC(미추락 상황 조합-미추락), FALLING(추락)와 같음
- 데이터 수집자는 아래 표의 기준에 맞는 상황을 재현하기 이전에 센싱데이터 수집 APP에서 재현하고자 하는 상황의 라벨을 미리 선택하고 해당 상황 재현 시작과 동시에 “START" 버튼 클릭을 통해 로그 파일 수집을 시작하게 되며 상황 종료 시“STOP” 버튼을 통해 해당 상황에 대한 로그 파일 쓰기 프로세싱을 종료시킴

<표 27> **추락상황감지 알고리즘 학습 데이터 수집 시 데이터 라벨링 기준**

| **상황 구분** (Label) | | **상황 설명**(Description) |
|---|---|---|
| NOT FALLING | STAY | 일반적으로 어떠한 행동도 하지 않고 있는 정지 상태로, 미세한 기기 자체의 진동이나 접촉하고 있는 물체의 미세한 떨림 및 대기 환경요소에만 의존하며 인적 요인이 영향을 주지 않는 일반적인 정지 상태에서의 수집 데이터에 대한 라벨링 |
| | WALK(RUN) | 사용자가 스마트폰을 손 또는 주머니에 소지하고 일반적인 속도로 평지에서 걷거나 뛰는 상태로, 기압 요소는 시간 단위당 변화 폭이 크지 않으나(FALLING; 추락상황 대비), X-각속도, Y-각속도, Z-각속도, X-가속도, Y-가속도, Z-가속도는 걷고 뛰는 형태에 따라 변화폭이 다양할 수 있는 수집 데이터에 대한 라벨링 |
| | SHAKING | 사용자가 스마트폰을 손에 파지하고 좌우상하로 불규칙하게 흔드는 상태로, WALK 라벨과 유사하게 기압 요소는 시간 단위당 변화 폭이 크지 않으나(FALLING; 추락상황 대비), X-각속도, Y-각속도, Z-각속도, X-가속도, Y-가속도, Z-가속도는 스마트폰을 흔드는 형태에 따라 변화폭이 다양할 수 있는 수집 데이터에 대한 라벨링 |
| | STAIR | 사용자가 스마트폰을 손 또는 주머니에 소지하고 일반적인 속도로 계단을 오르거나 내리는 상태로, 기압 요소는 시간 단위당 변화 폭이 크지 않으나(FALLING; 추락상황 대비), X-각속도, Y-각속도, Z-각속도, X-가속도, Y-가속도, Z-가속도는 계단을 오르고 내리는 형태에 따라 변화폭이 다양할 수 있는 수집 데이터에 대한 라벨링 |
| | ELEVATOR | 사용자가 스마트폰을 손 또는 주머니에 소지하고 일반적인 엘리베이터에서 탑승 후 올라가거나 내려가는 상태로, 기압 요소는 시간 단위당 변화 폭이 여타 미추락 상황보다 크지만, X-각속도, Y-각속도, Z-각속도, X-가속도, Y-가속도, Z-가속도는 STAY 라벨과 유사하거나 일정한 패턴을 보이는 수집 데이터에 대한 라벨링 |
| | ETC | 사용자가 스마트폰을 손 또는 주머니에 소지하고 1종 이상의 미추락 상황을 조합(WALK + SHAKING, RUN + SHAKING, STAIR + RUN 등)하여 수집한 데이터에 대한 라벨링 |
| FALLING | | 스마트폰을 충격방지 조치를 위한 가방에 담고 3.8m 이상 16m 이하의 고도에서 자유낙하 시키는 상태로, 중력가속도에 준하는 지면 방향으로의 일정 가속도와, 자유 낙하로 인한 고도 변화에 따르는 높은 시간당 기압 변화폭을 가지며, 지면에 부딪히는 순간의 충격으로 인해 가속도/각속도 센싱 데이터의 급격한 변화폭을 보이는 수집데이터에 대한 라벨링 |

- 특정한 상황(라벨링)에 대한 수집 시간(로그 데이터의 총 길이, 로그 파일 최대용량)은 특정하지 아니하며, 추락/미추락 상황에 대해 수집한 총 로그 파일 관련 정보는 아래와 같음

<표 28> **상황별 수집 로그 파일 정보 (파일개수 / 용량 / 학습 데이터 건 수)**

| 상황 구분 (Label) | 로그 파일 개수 | 로그 파일 용량(Byte) | 수집데이터 총 건수 |
|---|---|---|---|
| STAY | 39 | 29,184,539 | 1,533,220 |
| WALK(RUN) | 73 | 22,980,013 | 1,207,070 |
| SHAKING | 45 | 9,832,629 | 486,410 |
| STAIR | 6 | 1,516,356 | 82,920 |
| ELEVATOR | 56 | 4,318,378 | 230,430 |
| ETC | 3 | 8,307,964 | 398,950 |
| FALLING | 588 | 3,269,411 | 110,960 |
| TOTAL | 810 | 79,409,290 | 4,049,960 |

- 위 표에 기재된 사항처럼 다양한 장소 및 상황에서 추락/미추락 건에 대해 총 810건에 대한 로그 파일을 수집했으며, 총 수집된 로그 파일의 용량은 약 75MB 이고, 실제 학습에 사용될 로그 데이터의 수는 [표 15]의 수집데이터 총 건수 정보와 같으며(405만여 건) 이는 1차년도 데이터 건수 4만여 건(총 수집 건 수가 아닌 동일한 수집 주기 기준인 1건/100ms을 적용하고 결측 및 이상데이터 건수를 제외한 수치) 대비 약 100배 이상의 규모임

### (2) 추락 상황 감지 알고리즘 데이터 가공

#### 가. 1D-CNN 기반 모델의 입력 데이터로 활용하기 위한 데이터 전처리

- 기존 1차년도에서 시도한 2D-CNN 기반의 추락 상황 감지 알고리즘의 정확도가 70% 대에 머무르는 근본적인 원인이 데이터의 시계열적인 특성을 효과적으로 반영하지 못하는 점(각 센서 별 window-time 내의 데이터를 2D 이미지 형태로 변형 및 활용)에 있다는 판단 하에 [24]딥러닝 기반의 시계열 데이터 이상탐지 방법론의 개념과 유사하게 센서별 데이터를 1D-CNN 기반 모델에 적용하기 위해 1000ms 동안 모인 10건의 7종 센싱 데이터를 하나의 입력 데이터 셋으로 가공하는 작업을 수행했으며, 하나의 입력 데이터 셋에 대한 가공 절차 예시는 아래 그림과 같음
- 그림과 같이 추락 상황 판별을 위해 필요한 최소 Window-Time은 1초(1000ms = 100ms x 10건)에 해당하고, 추락 상황 판별 주기는 수집 주기와 동일한 0.1초(100ms)로서, 실시간 추락 상황 감지와 수집된 학습 데이터를 최대 효율로 활용하기 위해 0.1초(데이터 1건)를 기준으로 슬라이딩 기법을 활용하여 [그림 34]와 같이 각 로그 파일 별로 데이터 가공 수행

| Date | Label | x-ang_vel | y-ang_vel | z-ang_vel | x-acc | y-acc | z-acc | air_press |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 202008231955261 | ELEVATOR | 1.328822 | 4.889109 | 8.55235 | -0.33344 | -0.39544 | -0.2616 | 1007.069 |
| 202008231955262 | ELEVATOR | 1.486845 | 4.714327 | 9.45978 | -0.26258 | -0.04846 | -0.26099 | 1007.06 |
| 202008231955263 | ELEVATOR | 1.65205 | 3.950553 | 8.245882 | 0.094162 | -0.05702 | -0.22434 | 1007.06 |
| 202008231955264 | ELEVATOR | 2.31287 | 4.079844 | 8.657698 | -0.21921 | -0.2134 | -0.05941 | 1007.055 |
| 202008231955265 | ELEVATOR | 2.104568 | 4.359974 | 8.995291 | -0.1288 | -0.1743 | -0.26099 | 1007.072 |
| 202008231955266 | ELEVATOR | 1.249811 | 4.012805 | 9.471751 | -0.05794 | -0.0338 | -0.29886 | 1007.057 |
| 202008231955267 | ELEVATOR | 1.036721 | 3.909851 | 9.440625 | 0.096606 | -0.02586 | -0.17364 | 1007.044 |
| 202008231955268 | ELEVATOR | 1.292908 | 4.01041 | 8.051947 | 0.175408 | -0.13704 | -0.01542 | 1007.057 |
| 202008231955269 | ELEVATOR | 1.515576 | 3.950553 | 8.865999 | -0.1172 | -0.01303 | -0.02764 | 1007.05 |
| 202008231955270 | ELEVATOR | 1.192349 | 3.632115 | 9.117398 | -0.09704 | 0.175723 | -0.00504 | 1007.064 |

Label Data

ELEVATOR

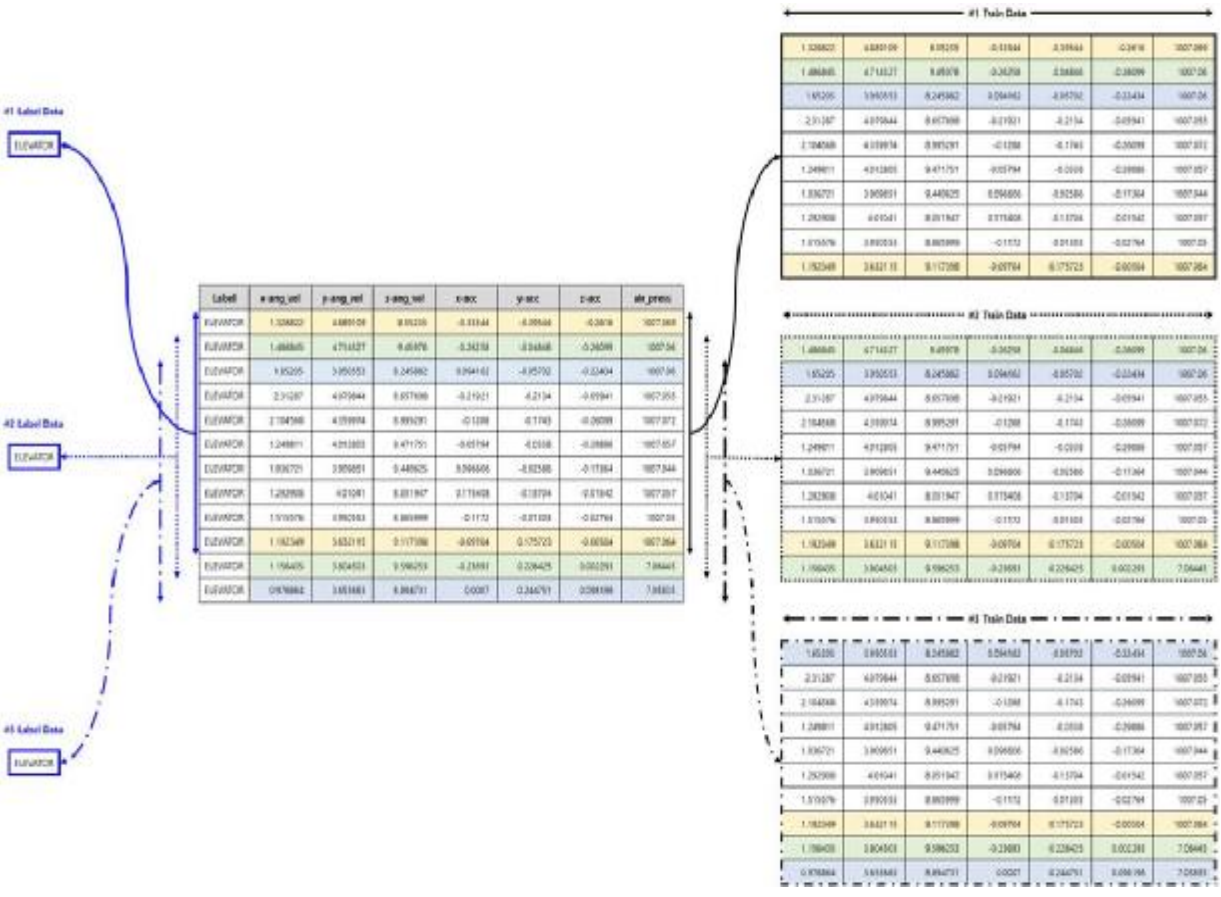
#1 label data

Train Data

| | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1.328822 | 4.889109 | 8.55235 | -0.33344 | -0.39544 | -0.2616 | 1007.069 |
| 1.486845 | 4.714327 | 9.45978 | -0.26258 | -0.04846 | -0.26099 | 1007.06 |
| 1.65205 | 3.950553 | 8.245882 | 0.094162 | -0.05702 | -0.22434 | 1007.06 |
| 2.31287 | 4.079844 | 8.657698 | -0.21921 | -0.2134 | -0.05941 | 1007.055 |
| 2.104568 | 4.359974 | 8.995291 | -0.1288 | -0.1743 | -0.26099 | 1007.072 |
| 1.249811 | 4.012805 | 9.471751 | -0.05794 | -0.0338 | -0.29886 | 1007.057 |
| 1.036721 | 3.909851 | 9.440625 | 0.096606 | -0.02586 | -0.17364 | 1007.044 |
| 1.292908 | 4.01041 | 8.051947 | 0.175408 | -0.13704 | -0.01542 | 1007.057 |
| 1.515576 | 3.950553 | 8.865999 | -0.1172 | -0.01303 | -0.02764 | 1007.05 |
| 1.192349 | 3.632115 | 9.117398 | -0.09704 | 0.175723 | -0.00504 | 1007.064 |

(10 x 7) matrix → #1 train data

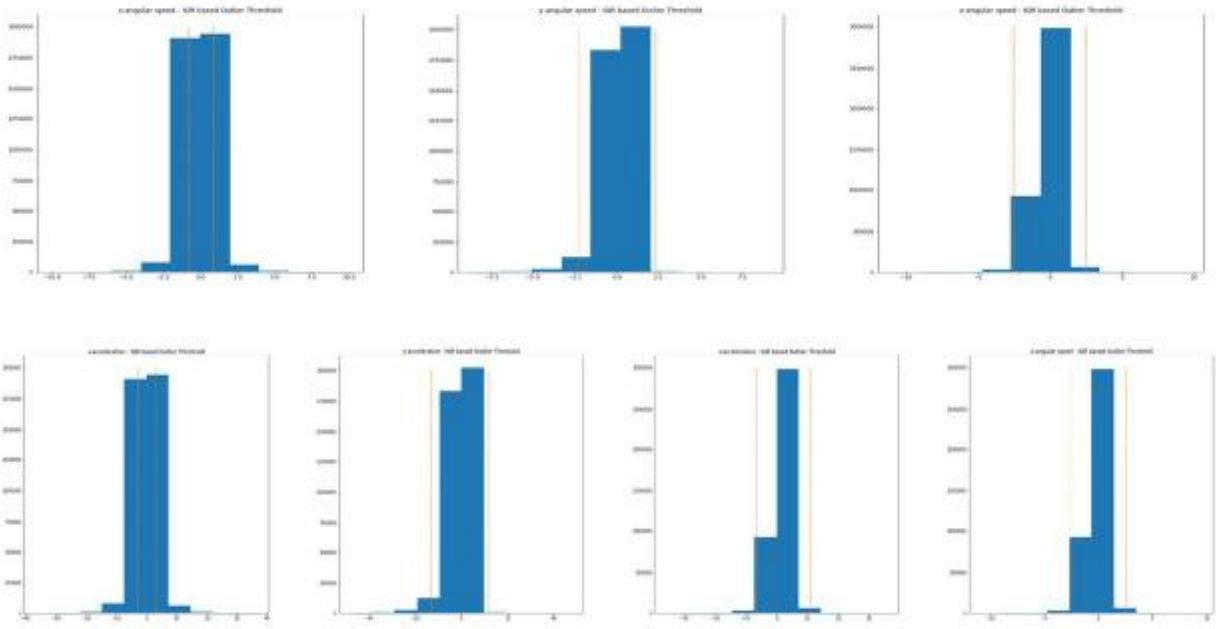
<그림 49> 다변수 1D-CNN 입력 데이터 가공 절차



<그림 50> 다변수 시계열 데이터에 슬라이딩 기법을 적용하는 데이터 셋 가공 절차

**나. 데이터 스케일링 및 이상치 분석**

- 7종의 센싱 데이터 중 3축 방향의 각속도 및 가속도 데이터의 경우, 최대 및 최소범위가 평균 약 ±50의 범위에 속하는데 비해, 기압 센서는 최소 976hpa에서 1012hpa까지 분포하여 항상 양의 값을 가지며, 타 센서에 비해 약 20배가량 큰 값을 가져 학습 시, 기압 센싱 데이터에 모델이 과적합될 가능성이 높아, 1atm 기준에 해당하는 1013.25(hPa)를 각 기압 센싱 데이터에서 차감함으로써 기압 센싱 데이터 스케일링을 수행했으며, 아래 그림에서 보이는 바와 같이 [25]정규화를 적용한 각 센서별 데이터에 대해 IQR(Inter Quantile Range, 사분범위)기반 이상치 데이터 판별 임계치(Q1-1.5*IQR, Q3+1.5*IQR)를 도출하였으나, 임계치를 벗어나는 데이터가 이상데이터로 판별되는 경우가 존재하지 않아 분위수 기반의 데이터 제거는 수행하지 않았으며 실제 안드로이드의 센서 API에 기재된 범위 값을 벗어나는 데이터에 한하여 이상치 제거를 수행함



**<그림 51> IQR 기반 이상치 판별 임계값 계산 결과 (좌상단에서 우측방향으로 x-각속도, y-각속도, z-각속도, 좌하단에서 우측방향으로 x-가속도, y-가속도, z-가속도, 기압 데이터)**

**(3) 알고리즘 설계**

- 본 과제에서 추락상황감지 모델 구축의 구체적 목표는 0.1초 주기로 수집되는 7종의 센싱 데이터를 기반으로 3.8m 이상의 추락 상황에 대한 특성(시계열적인 변화 패턴)을 신속하고 정확하게 감지하는 것임
- 1차년도 연구기간에 설계 및 학습을 진행했던 모델의 구조는 2D-CNN기반의 모델로서 2개의 [26]컨볼루션층(kernel_size는 각 3, 2이며 즉,0.2초, 0.3초간의 데이터를 기준으로 특성 추출)과 Max-Pooling층(입력된 데이터를 스캔하는 커널 범위 내에서 가장 높은 값을 취하는 층으로서 학습되는 층이 아님) 1개를 지나 하나의 Flatten층(하나의 벡터 형태로 변환하는 역할만 하는 층으로서 학습되는 층이 아님)과 3개의 Dense층을 통과하여 최종적으로

Softmax 활성화 함수를 거쳐 해당 데이터가 STAY 상황인지 WALK상황인지를 분류하는 구조였으나, 정확도가 73% 수준으로 해당연도에서 목표로 하는 90% 이상의 추락 상황 감지 정확도를 달성하기엔 역부족

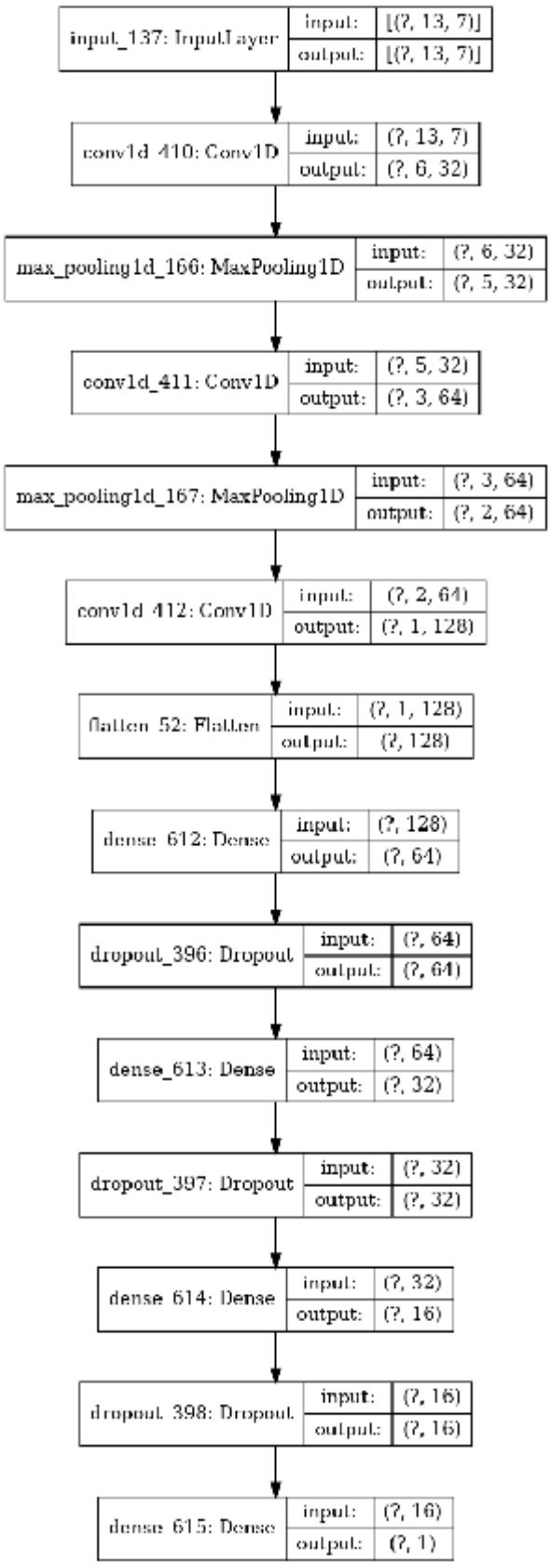
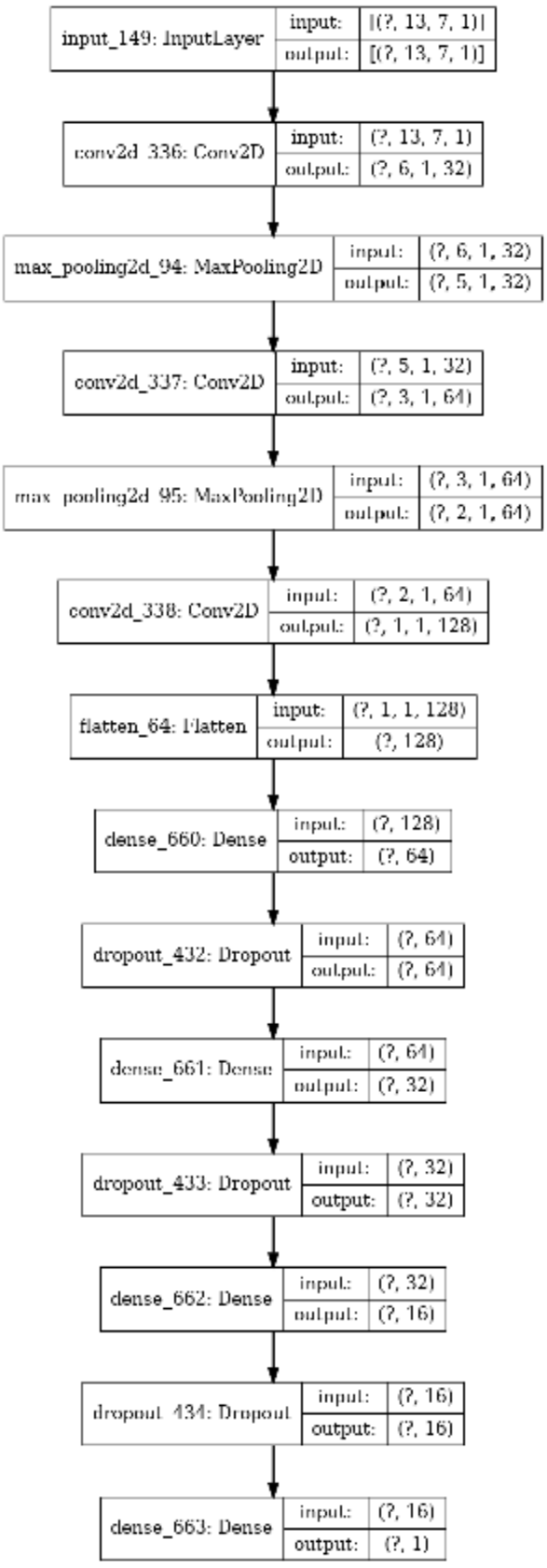
- 모델 성능 개선을 위해 기존에 작은 kernel 사이즈로만 구성되어 있던 구조에서 다양하고 큰 kernel 사이즈를 도입하는 방식을 설계에 반영하고(모델의 목표를 달성하기 위한 핵심적인 요소인 3m 이상의 추락 특성 감지를 위해서 최소한 사이즈가 6 이상인 커널이 필수적으로 포함되도록 함[27]), 다양한 시간 단위의 특성을 정보 손실 없이 동시 다발적으로 종합 분석하기 위해 각 커널 사이즈별 컨볼루션 네트워크를 병렬로 배치 및 취합하는 방식 또한 설계에 반영함
- 또한, 기존엔 입력 데이터 구조가 2차원에 국한되었으나, 시계열 데이터의 특성을 최대한 반영하기 위해 1차원 컨볼루션 네트워크(Conv1D)를 활용한 실험을 함께 병행함
- 본 과제에서 설계 및 실험을 진행한 핵심적인 모델 구조는 크게 Single-Input CNN모델, Multi-Input CNN모델, Multi-Input Global Pooling CNN모델 총 3개 유형으로 구분할 수 있음

### 가. Single-Input CNN

**○ 알고리즘 구조**

- Single-Input CNN 계열의 모델은 원시데이터가 한 종류의 컨볼루션 네트워크에 입력되어 1차 Pooling층, 2차 컨볼루션층, 2차 Pooling층, 3차 컨볼루션층을 통과한 뒤, Flatten층을 거쳐 하나의 단일 벡터로 변형되며, 이후 3개의 Dense층(일반 인공신경망 은닉층)을 거쳐 최종 분류값(추락:1, 미추락:0)을 반환하는 형태의 구조임(마지막 층을 제외한 Dense층은 모두 각 Dense층 아래에 Dropout층이 연결된 형태)
- 1998년도에 발표된 LeNet-5부터 최근에도 널리 쓰이는 2015년에 발표된 ResNet까지 현재 일반적으로 알려진 CNN 모델 아키텍처는 컨볼루션층이 기본 8개 이상으로 구성되어 있으나, 본 과제에서 해결해야 하는 추락 상황 감지의 경우 0.8초 이하의 데이터를 기반으로 예측값을 도출해야 하며, 데이터의 수집주기를 감소시킬수록 사용자의 스마트폰 자원에 부하를 가져오기 때문에 입력 데이터의 용량이 제한이 존재
- 이러한 입력 데이터의 구조적 한계로 인해 컨볼루션층을 깊게 쌓는 구조를 갖는 공개된 CNN 모델을 그대로 적용하기에 어려움이 존재하여, 본 과제에서는 최대 컨볼루션층 개수는 3개로 제한함
- Single-Input CNN 계열의 모델 구조는 컨볼루션층이 3개로 설정되어 다른 계열의 모델에 비해 상대적으로 깊은 컨볼루션 네트워크를 보유함
- 아래 표의 좌측은 Single-Input CNN 계열 중 1차원 컨볼루션층 기반의 모델 구조이며, 우측은 2차원 컨볼루션 층 기반의 모델 구조를 나타냄 (입력 및 출력 사이즈는 예시이며, 실제 적용된 하이퍼파라미터 정보는 아래에서 별도로 기재)

<표 29> Single Input CNN 모델 구조

| Conv1D based Model | Conv2D based Model |
|---|---|
|  |  |

○ 하이퍼파라미터

- Single Input CNN 모델 구조에서 모델 성능 최적화를 위해 변경을 시도한 하이퍼파라미터 종류로는 "컨볼루션 유형", "입력 데이터 길이", "컨볼루션 층별 커널 사이즈", "Pooling층 유형 - MaxPooling/AveragePooling","Pooling 층별 Pool_size 및 Strides" 등이 존재함
- 컨볼루션 유형은 1차원(CONV1D), 2차원(CONV2D) 총 2개 종류, 입력 데이터 길이는 "10(10 * 10ms = 1,000ms = 1s, 1초)", "13(13 * 10ms = 1,300ms = 1.3s, 1.3초)" 총 2개 종류, 컨볼루션 층별 커널 사이즈는 “3/3/3”,"4/3/3", "6/3/2", "6/4/2", "7/3/2", "8/3/2” 총 6개 종류, Pooling 층별 Pool_size 및 Strides는 "2/1","2/2","3/1" 총 3개 종류로 한정하여 실험을 진행함
- 컨볼루션 유형이 1차원인 경우, 각 센싱 데이터는 채널 형태로 입력되기 때문에 컨볼루션 필터(커널)는 각 센싱 종류별로 특성을 추출하는 과정을 거치게 되고, 2차원의 경우 7종의 센싱 데이터가 동시에 한 채널로 입력되기 때문에 필터는 필터 사이즈만큼의 시간 동안 들어온 모든 종류의 센싱 데이터에 대한 특성을 추출하게 됨
- 입력데이터 길이 종류를 1초 외에 1.3초를 포함 시킨 것은 1초의 경우, 상기한 3m 추락 감지 기준 커널 사이즈(7 = 0.7초)를 적용하면 하나의 컨볼루션 층만 지나도 다음 층으로 전달할 수 있는 feature map 사이즈가 대폭 감소하여 깊은 컨볼루션 구조에 대한 이점을 살리기 힘든 것을 보완하기 위함
- 최소 3부터 최대 8까지의 컨볼루션 층별 커널 사이즈를 적용 및 성능 비교를 통해 커널 사이즈의 효과를 확인하기 위함이며, Pooling 층별 Pool_size 및 Strides는 모든 모델들에 대해 Flatten층의 벡터 사이즈를 동일하게 설정하기 위해 모델에 따라 유동적으로 설정하여 적용함
- 고정 하이퍼파라미터로는 각 층별 필터 개수로서, 네트워크 층에 입력되는 feature map의 크기가 감소하는 만큼 연산량을 보존하고자 1차 컨볼루션층의 필터 개수는 32, 2차는 64, 3차는 128로 깊은 층일수록 커널 수를 증가시키는 형태로 고정하고, Dropout rate는 0.2(본 모델에서는 계산에 활용하지 않는 가중치 비율로 해석)로 고정함
- 아래 표는 Single-Input CNN의 하이퍼파라미터 설정에 대한 정보임

<표 30> Single Input CNN Hyper-parameter

| No. | Conv_Type | Window | Kernel | Pooling_Type | Model_Name |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | CONV1D | 10 (1000ms) | 3/3/3 | Max | WS10_SINGLE_CNN1D_333_MAX |
| 2 | | | | Average | WS10_SINGLE_CNN1D_333_AVG |
| 3 | | | 4/3/3 | Max | WS10_SINGLE_CNN1D_433_MAX |
| 4 | | | | Average | WS10_SINGLE_CNN1D_433_AVG |
| 5 | | | 6/3/2 | Max | WS10_SINGLE_CNN1D_632_MAX |
| 6 | | | | Average | WS10_SINGLE_CNN1D_632_MAX |
| 7 | | 13 (1300ms) | 6/4/2 | Max | WS13_SINGLE_CNN1D_642_MAX |
| 8 | | | | Average | WS13_SINGLE_CNN1D_642_AVG |
| 9 | | | 7/3/2 | Max | WS13_SINGLE_CNN1D_732_MAX |
| 10 | | | | Average | WS13_SINGLE_CNN1D_732_AVG |

| No. | Conv_Type | Window | Kernel | Pooling_Type | Model_Name |
|---|---|---|---|---|---|
| 11 | | | 8/3/2 | Max | WS13_SINGLE_CNN1D_832_MAX |
| 12 | | | | Average | WS13_SINGLE_CNN1D_832_AVG |
| 13 | CONV2D | 10 (1000ms) | 3/3/3 | Max | WS10_SINGLE_CNN2D_333_MAX |
| 14 | | | | Average | WS10_SINGLE_CNN2D_333_AVG |
| 15 | | | 4/3/3 | Max | WS10_SINGLE_CNN2D_433_MAX |
| 16 | | | | Average | WS10_SINGLE_CNN2D_433_AVG |
| 17 | | | 6/3/2 | Max | WS10_SINGLE_CNN2D_632_MAX |
| 18 | | | | Average | WS10_SINGLE_CNN2D_632_AVG |
| 19 | | 13 (1300ms) | 6/4/2 | Max | WS13_SINGLE_CNN2D_642_MAX |
| 20 | | | | Average | WS13_SINGLE_CNN2D_642_AVG |
| 21 | | | 7/3/2 | Max | WS13_SINGLE_CNN2D_732_MAX |
| 22 | | | | Average | WS13_SINGLE_CNN2D_732_AVG |
| 23 | | | 8/3/2 | Max | WS13_SINGLE_CNN2D_832_MAX |
| 24 | | | | Average | WS13_SINGLE_CNN2D_832_AVG |

○ **모델 학습 결과**

- 학습은 데이터 가공을 거친 모든 데이터를 학습 및 테스트 셋으로 분리하여 진행(학습데이터: 전체 데이터의 70%, 테스트데이터: 전체 데이터의 30%)했으며, 학습 데이터 셋의 20%를 검증 데이터로 활용하고, 데이터 셋은 Shuffle 설정을 적용하여 랜덤하게 입력하는 방식을 적용함
- 학습 및 테스트에 사용된 데이터 정보는 아래 표와 같음

<표 31> **대상 컨볼루션 유형 및 데이터 입력 길이 구분에 따른 학습 및 테스트 데이터 정보**

| Conv_Type | Window | Data Class | Size | Shape |
|---|---|---|---|---|
| Conv1D | 10 (1000ms) | Train | 154367 | (154367,10,7) |
| | | | 154367 | (154367,1) |
| | | Test | 66158 | (66158,10,7) |
| | | | 66158 | (66158,1) |
| | 13 (1300ms) | Train | 154367 | (154367,10,7) |
| | | | 154367 | (154367,1) |
| | | Test | 66158 | (66158,10,7,1) |
| | | | 66158 | (66158,1) |
| Conv2D | 10 (1000ms) | Train | 152947 | (152947,13,7) |
| | | | 152947 | (152947,1) |
| | | Test | 65550 | (65550,13,7) |
| | | | 65550 | (65550,1) |
| | 13 (1300ms) | Train | 152947 | (152947,13,7,1) |
| | | | 152947 | (152947,1) |
| | | Test | 65550 | (65550,13,7,1) |
| | | | 65550 | (65550,1) |

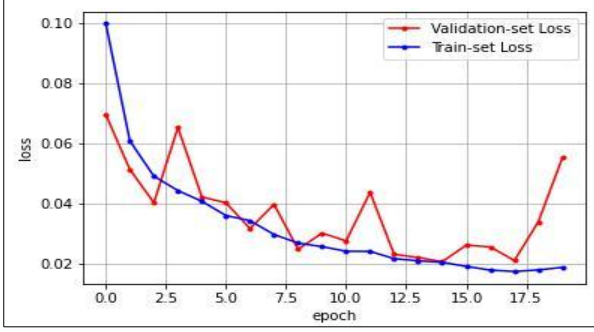
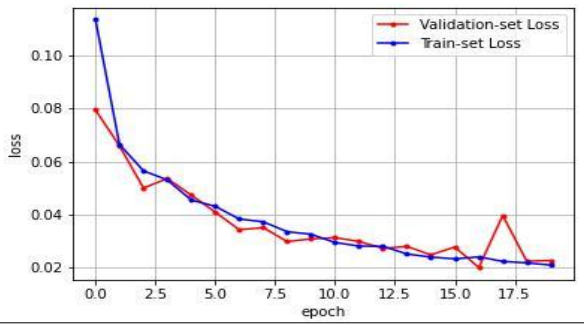
- 하이퍼파라미터 설정에 따른 모델별 성능은 아래 표와 같음

<표 32> Single Input CNN Performance by Hyper-parameter

| No. | Conv_Type | Window | Kernel | Pooling_Type | Accuracy | Precision | Recall | F1-Score |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | CONV1D* | 10 (1000ms) | 3/3/3 | Max | 0.9927 | 0.9251 | 0.9185 | 0.9218 |
| 2 | | | | Average | 0.9898 | 0.8687 | 0.9227 | 0.8949 |
| 3 | | | 4/3/3 | Max | 0.9905 | 0.9206 | 0.8743 | 0.8969 |
| 4 | | | | Average | 0.9936 | 0.9259 | 0.9384 | 0.9321 |
| 5 | | | 6/3/2 | Max | 0.9906 | 0.9028 | 0.8964 | 0.8996 |
| 6 | | | | Average | 0.9884 | 0.9016 | 0.8464 | 0.8731 |
| 7* | | 13 (1300ms) | 6/4/2 | Max | 0.9950 | 0.9726 | 0.8986 | 0.9341 |
| 8 | | | | Average | 0.9919 | 0.8919 | 0.9063 | 0.8990 |
| 9 | | | 7/3/2 | Max | 0.9871 | 0.9426 | 0.7196 | 0.8161 |
| 10 | | | | Average | 0.9927 | 0.9610 | 0.8513 | 0.9028 |
| 11 | | | 8/3/2 | Max | 0.9912 | 0.9600 | 0.8114 | 0.8795 |
| 12 | | | | Average | 0.9921 | 0.9332 | 0.8636 | 0.8970 |
| 13** | CONV2D** | 10 (1000ms) | 3/3/3 | Max | 0.9936 | 0.9733 | 0.8881 | 0.9287 |
| 14 | | | | Average | 0.9930 | 0.9686 | 0.8797 | 0.9220 |
| 15 | | | 4/3/3 | Max | 0.9909 | 0.9017 | 0.9064 | 0.9040 |
| 16 | | | | Average | 0.9917 | 0.9053 | 0.9195 | 0.9123 |
| 17 | | | 6/3/2 | Max | 0.9913 | 0.9204 | 0.8932 | 0.9066 |
| 18 | | | | Average | 0.9906 | 0.9397 | 0.8544 | 0.8950 |
| 19 | | 13 (1300ms) | 6/4/2 | Max | 0.9932 | 0.9334 | 0.8932 | 0.9128 |
| 20 | | | | Average | 0.9935 | 0.9353 | 0.8997 | 0.9172 |
| 21 | | | 7/3/2 | Max | 0.9930 | 0.9565 | 0.8617 | 0.9066 |
| 22 | | | | Average | 0.9888 | 0.8218 | 0.9163 | 0.8665 |
| 23 | | | 8/3/2 | Max | 0.9926 | 0.9413 | 0.8686 | 0.9035 |
| 24 | | | | Average | 0.9928 | 0.9579 | 0.8571 | 0.9047 |

- 최대 정확도 및 F1-Score 값을 보여준 모델은 1.3초 단위 데이터를 입력으로 하여 1차원 컨볼루션 기반의 "6/4/2" 필터 사이즈 및 MaxPooling층을 적용한 7번 모델로 도출되었으며, 각 컨볼루션 유형별 최적 모델(CONV1D: 7*번 모델, CONV2D: 13**번 모델)의 학습 과정에 대한 정보(epoch에 따른 학습 및 검증 오차)는 아래 표와 같음

<표 33> Single Input CNN 계열의 컨볼루션 유형별 최적 모델 오차 그래프

| CONV1D - 7*번 모델 Loss Graph | CONV2D - 13**번 모델 Loss Graph |
|---|---|
|  |  |



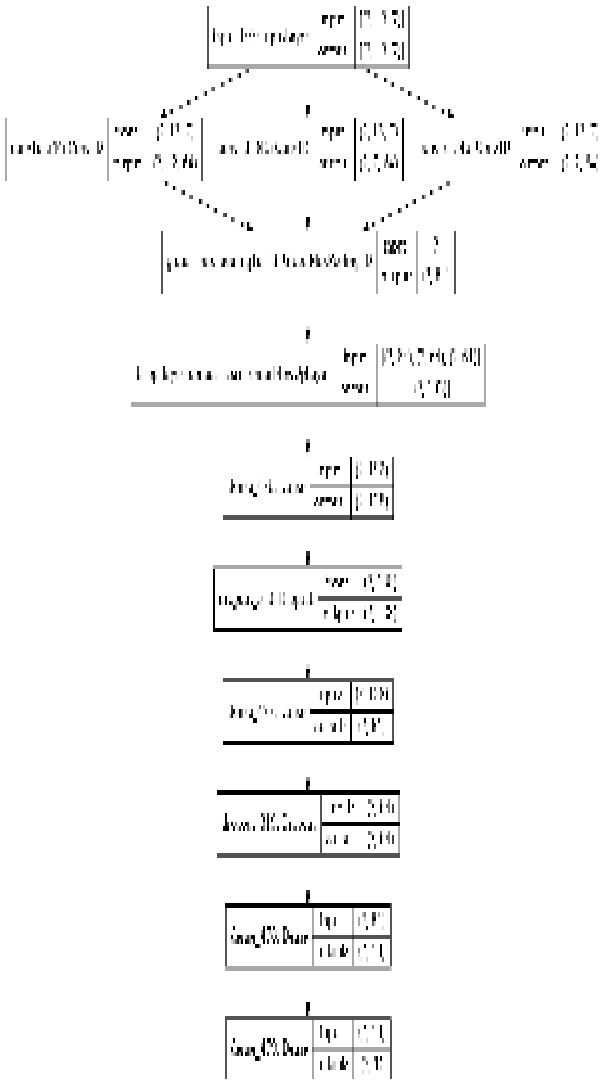
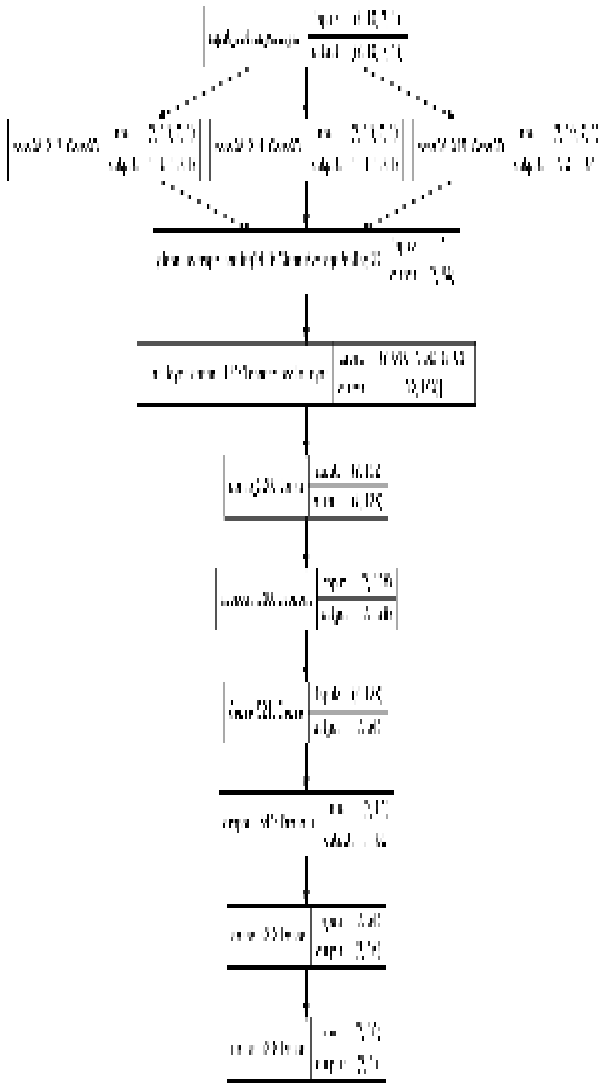
- 7번 모델은 전체 모델에서 F1-Score가 가장 높으나, [표 20]에서 보는 바와 같이 epoch 수가 증가함에도 검증 데이터셋에 대한 오차값(손실값)이 안정화되지 못하는 것을 확인함

- 따라서, 7번 모델은 새로운 데이터 셋의 형태에 따라 성능 민감도가 높을 것으로 판단되는데 반해, 13번 모델은 7번 모델과 정확도 차이(0.13%) 및 F1-Score 차이(0.005)가 미미하지만 오차 그래프에서 상대적으로 안정된 학습 패턴을 보임
- 아래 표에서 보는바와 같이 하이퍼파라미터 그룹별 평균 성능 추적을 통한 경우에도 3번 모델이 가장 적합한 것으로 확인되어 13번 모델을 Single Input CNN 계열의 최적 모델로 선정함

<표 34> Single Input CNN **계열 하이퍼파라미터 그룹별 평균 성능 기반 최적 모델 추적표**

| No. | Conv_Type | Sub_Avg | Window | Sub_Avg | Kernel | Sub_Avg | Pooling_Type | F1-Score |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | CONV1D | 0.8956 | 10 (1000ms) | 0.9031 | 3/3/3 | 0.9083 | Max | 0.9218 |
| 2 | | | | | | | Average | 0.8949 |
| 3 | | | | | 4/3/3 | 0.9145 | Max | 0.8969 |
| 4 | | | | | | | Average | 0.9321 |
| 5 | | | | | 6/3/2 | 0.8863 | Max | 0.8996 |
| 6 | | | | | | | Average | 0.8731 |
| 7 | | | 13 (1300ms) | 0.8881 | 6/4/2 | 0.9166 | Max | 0.9341 |
| 8 | | | | | | | Average | 0.8990 |
| 9 | | | | | 7/3/2 | 0.8595 | Max | 0.8161 |
| 10 | | | | | | | Average | 0.9028 |
| 11 | | | | | 8/3/2 | 0.8882 | Max | 0.8795 |
| 12 | | | | | | | Average | 0.8970 |
| 13* | CONV2D | 0.9067 | 10 (1000ms) | 0.9114 | 3/3/3 | 0.9254 | Max | 0.9287 |
| 14 | | | | | | | Average | 0.9220 |
| 15 | | | | | 4/3/3 | 0.9082 | Max | 0.9040 |
| 16 | | | | | | | Average | 0.9123 |
| 17 | | | | | 6/3/2 | 0.9008 | Max | 0.9066 |
| 18 | | | | | | | Average | 0.8950 |
| 19 | | | 13 (1300ms) | 0.9019 | 6/4/2 | 0.9150 | Max | 0.9128 |
| 20 | | | | | | | Average | 0.9172 |
| 21 | | | | | 7/3/2 | 0.8866 | Max | 0.9066 |
| 22 | | | | | | | Average | 0.8665 |
| 23 | | | | | 8/3/2 | 0.9041 | Max | 0.9035 |
| 24 | | | | | | | Average | 0.9047 |

<표 35> Multi-Input Global Pooling CNN 모델 구조

| Conv1D based Model | Conv2D based Model |
|---|---|
|  |  |

나. Multi-Input Global Pooling CNN

○ 알고리즘 구조

- Multi-Input Global Pooling CNN 계열의 모델은 원시데이터가 다수의 컨볼루션 네트워크에 입력되고, 각 컨볼루션 네트워크를 거친 feature map은 Global Pooling층을 거쳐 각 네트워크 별로 하나의 특징 벡터로 출력됨
- 네트워크 별로 출력된 특징 벡터를 하나로 연결하는 Concatenation 연산을 거쳐 3개의 Dense층(일반 인공신경망 은닉층)을 거쳐 최종 분류값(추락:1, 미추락:0)을 반환하는 형태의 구조임(마지막 층을 제외한 Dense층은 모두 각 층 아래에 Dropout층이 연결된 형태)
- Multi-Input Global Pooling CNN 계열의 모델 구조는 컨볼루션층이 단 하나로 설정되어 있으나 Single-Input CNN 계열과 다르게 다수의 커널 사이즈로 학습한 특성을 종합하여 분석할 수 있는 장점을 가짐(본 모델 구조에 대한 아이디어는 [28]CNN 기반의 자연어 처리 모델 구조로 부터 착안)

- 표의 좌측은 Multi-Input Global Pooling CNN 계열 중 1차원 컨볼루션층 기반의 모델 구조이며, 우측은 2차원 컨볼루션 층 기반의 모델 구조를 나타냄 (입력 및 출력 사이즈는 예시이며, 실제 적용된 하이퍼파라미터 정보는 아래에서 별도로 기재)

○ **하이퍼파라미터**

- Multi-Input Global Pooling CNN 모델 구조에서 모델 성능 최적화를 위해 변경을 시도한 하이퍼파라미터 종류로는 "컨볼루션 유형", "입력 데이터 길이", "컨볼루션 커널 사이즈 세트", "Pooling층 유형 - MaxPooling/AveragePooling" 등이 존재함
- 컨볼루션 유형은 1차원(CONV1D), 2차원(CONV2D) 총 2개 종류, 입력 데이터 길이는 "10(10 * 10ms = 1,000ms = 1s, 1초)", "13(13 * 10ms = 1,300ms = 1.3s, 1.3초)" 총 2개 종류, 컨볼루션 커널 사이즈 세트는 “2/4/8”,"5/7/9", "2/7/12", "8/9/10", "1/2/4/6/8/10", "2/4/6/8/10/12", "5/6/7/8/9/10", "8/9/10/11/12/13"총 8개 종류로 한정하여 실험을 진행함
- 컨볼루션 유형, 입력데이터 길이를 하이퍼파라미터를 설정한 근거는 Single-Input CNN에서 기술한 바와 같으며, Multi-Input Global Pooling CNN 계열의 모델의 핵심은 다양한 커널 사이즈 세트(커널 개수 및 사이즈 조합방식)값에 존재하므로 이에 대한 실험을 중점적으로 진행함
- 최소 3개부터 최대 6개까지의 커널 개수와 최소 1부터 최대 13까지의 커널 사이즈를 커널 조합에 적용 및 성능 비교를 통해 커널 개수 및 사이즈 조합의 효과를 확인하였으며, 3개 커널을 사용할 경우 필터 개수를 64개로 고정하고, 6개 커널을 사용할 경우 필터 개수를 32개로 고정하여 Concatenation층에서 모든 모델의 벡터 사이즈가 192로 고정되도록 설정
- 고정 하이퍼파라미터로는 Concatenation층 이후의 Dense층 그룹의 노드 수로 1차 Dense층은 128, 2차는 64, 3차는 16으로 고정하였으며, Dropout rate는 0.2(본 모델에서는 계산에 활용하지 않는 가중치 비율로 해석)로 고정함
- 아래 표는 Multi-Input Global Pooling CNN의 하이퍼파라미터 설정에 대한 정보임

<표 36> Multi-Input Global Pooling CNN Hyper-parameter

| No. | Conv_Type | Window | Kernel | Pooling_Type | Model_Name |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | CONV1D | 10 (1000ms) | 2/4/8 | Max | WS10_GLOBAL_MAX_POOL_CNN1D_248 |
| 2 | | | | Average | WS10_GLOBAL_AVG_POOL_CNN1D_248 |
| 3 | | | 5/7/9 | Max | WS10_GLOBAL_MAX_POOL_CNN1D_579 |
| 4 | | | | Average | WS10_GLOBAL_AVG_POOL_CNN1D_579 |
| 5 | | | 1/2/4/6/8/10 | Max | WS10_GLOBAL_MAX_POOL_CNN1D_1246810 |
| 6 | | | | Average | WS10_GLOBAL_AVG_POOL_CNN1D_1246810 |
| 7 | | 13 (1300ms) | 2/7/12 | Max | WS13_GLOBAL_MAX_POOL_CNN1D_2712 |
| 8 | | | | Average | WS13_GLOBAL_AVG_POOL_CNN1D_2712 |
| 9 | | | 8/9/10 | Max | WS13_GLOBAL_MAX_POOL_CNN1D_8910 |
| 10 | | | | Average | WS13_GLOBAL_AVG_POOL_CNN1D_8910 |
| 11 | | | 2/4/6/8/10/12 | Max | WS13_GLOBAL_MAX_POOL_CNN1D_24681012 |
| 12 | | | | Average | WS13_GLOBAL_AVG_POOL_CNN1D_24681012 |
| 13 | | | 8/9/10/11/12/13 | Max | WS13_GLOBAL_MAX_POOL_CNN1D_8910111213 |
| 14 | | | | Average | WS13_GLOBAL_AVG_POOL_CNN1D_8910111213 |
| 15 | CONV2D | 10 (1000ms) | 2/4/8 | Max | WS10_GLOBAL_MAX_POOL_CNN2D_248 |
| 16 | | | | Average | WS10_GLOBAL_AVG_POOL_CNN2D_248 |
| 17 | | | 5/7/9 | Max | WS10_GLOBAL_MAX_POOL_CNN2D_579 |
| 18 | | | | Average | WS10_GLOBAL_AVG_POOL_CNN2D_579 |
| 19 | | | 1/2/4/6/8/10 | Max | WS10_GLOBAL_MAX_POOL_CNN2D_1246810 |
| 20 | | | | Average | WS10_GLOBAL_AVG_POOL_CNN2D_1246810 |
| 21 | | | 5/6/7/8/9/10 | Max | WS10_GLOBAL_MAX_POOL_CNN2D_5678910 |
| 22 | | | | Average | WS10_GLOBAL_AVG_POOL_CNN2D_5678910 |
| 23 | | 13 (1300ms) | 2/7/12 | Max | WS13_GLOBAL_MAX_POOL_CNN2D_2712 |
| 24 | | | | Average | WS13_GLOBAL_AVG_POOL_CNN2D_2712 |
| 25 | | | 8/9/10 | Max | WS13_GLOBAL_MAX_POOL_CNN2D_8910 |
| 26 | | | | Average | WS13_GLOBAL_AVG_POOL_CNN2D_8910 |
| 27 | | | 2/4/6/8/10/12 | Max | WS13_GLOBAL_MAX_POOL_CNN2D_24681012 |
| 28 | | | | Average | WS13_GLOBAL_AVG_POOL_CNN2D_24681012 |
| 29 | | | 8/9/10/11/12/13 | Max | WS13_GLOBAL_MAX_POOL_CNN2D_8910111213 |
| 30 | | | | Average | WS13_GLOBAL_AVG_POOL_CNN2D_8910111213 |

○ **모델 학습 결과**

- 학습은 데이터 가공을 거친 모든 데이터를 학습 및 테스트 셋으로 분리하여 진행(학습데이터: 전체 데이터의 70%, 테스트데이터: 전체 데이터의 30%)했으며, 학습 데이터 셋의 20%를 검증 데이터로 활용하고, 데이터 셋은 Shuffle 설정을 적용하여 랜덤하게 입력하는 방식을 적용함

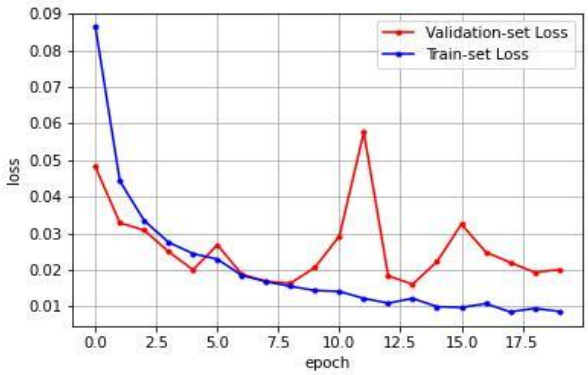
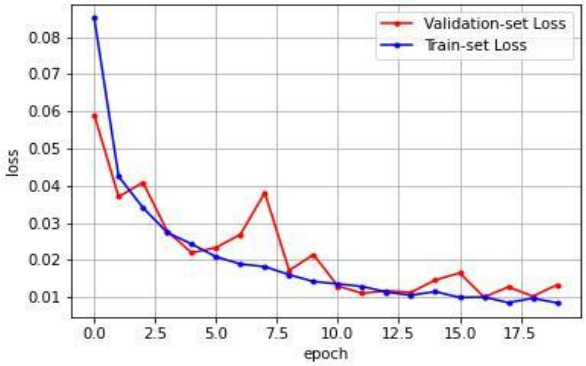
- 학습 및 테스트에 사용된 데이터 정보는 [표 23]와 같으며, 하이퍼파라미터 설정에 따른 모델별 성능은 아래 표와 같음

<표 37> Multi-Input Global Pooling CNN Performance by Hyper-parameter

| No. | Conv_Type | Window | Kernel | Pooling_Type | Accuracy | Precision | Recall | F1-Score |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | CONV1D* | 10 (1000ms) | 2/4/8 | Max | 0.9956 | 0.9657 | 0.9397 | 0.9525 |
| 2 | | | | Average | 0.9943 | 0.9277 | 0.9545 | 0.9409 |
| 3 | | | 5/7/9 | Max | 0.9940 | 0.9696 | 0.9012 | 0.9342 |
| 4 | | | | Average | 0.9852 | 0.9297 | 0.7425 | 0.8256 |
| 5 | | | 1/2/4/6/8/10 | Max | 0.9953 | 0.9555 | 0.9436 | 0.9495 |
| 6 | | | | Average | 0.9945 | 0.9716 | 0.9102 | 0.9399 |
| 7* | | 13 (1300ms) | 2/7/12 | Max | 0.9968 | 0.9769 | 0.9412 | 0.9587 |
| 8 | | | | Average | 0.9927 | 0.9527 | 0.8594 | 0.9037 |
| 9 | | | 8/9/10 | Max | 0.9958 | 0.9575 | 0.9355 | 0.9464 |
| 10 | | | | Average | 0.9955 | 0.9504 | 0.9358 | 0.9431 |
| 11 | | | 2/4/6/8/10/12 | Max | 0.9958 | 0.9862 | 0.9078 | 0.9454 |
| 12 | | | | Average | 0.9963 | 0.9836 | 0.9232 | 0.9524 |
| 13 | | | 8/9/10/11/12/13 | Max | 0.9946 | 0.9606 | 0.8997 | 0.9292 |
| 14 | | | | Average | 0.9936 | 0.9097 | 0.9324 | 0.9209 |
| 15 | CONV2D** | 10 (1000ms) | 2/4/8 | Max | 0.9955 | 0.9584 | 0.9452 | 0.9517 |
| 16 | | | | Average | 0.9948 | 0.9813 | 0.9064 | 0.9423 |
| 17 | | | 5/7/9 | Max | 0.9942 | 0.9430 | 0.9343 | 0.9386 |
| 18 | | | | Average | 0.9927 | 0.9375 | 0.9051 | 0.9210 |
| 19 | | | 1/2/4/6/8/10 | Max | 0.9940 | 0.9806 | 0.8900 | 0.9331 |
| 20 | | | | Average | 0.9950 | 0.9503 | 0.9442 | 0.9472 |
| 21 | | | 5/6/7/8/9/10 | Max | 0.9937 | 0.9668 | 0.8974 | 0.9308 |
| 22 | | | | Average | 0.9934 | 0.9577 | 0.9006 | 0.9283 |
| 23 | | 13 (1300ms) | 2/7/12 | Max | 0.9959 | 0.9345 | 0.9647 | 0.9493 |
| 24 | | | | Average | 0.9964 | 0.9680 | 0.9416 | 0.9546 |
| 25 | | | 8/9/10 | Max | 0.9960 | 0.9799 | 0.9182 | 0.9480 |
| 26 | | | | Average | 0.9954 | 0.9792 | 0.9024 | 0.9392 |
| 27** | | | 2/4/6/8/10/12 | Max | 0.9967 | 0.9810 | 0.9347 | 0.9573 |
| 28 | | | | Average | 0.9966 | 0.9595 | 0.9551 | 0.9573 |
| 29 | | | 8/9/10/11/12/13 | Max | 0.9953 | 0.9697 | 0.9090 | 0.9383 |
| 30 | | | | Average | 0.9950 | 0.9545 | 0.9178 | 0.9358 |

- 최대 정확도 및 F1-Score 값을 보여준 모델은 1.3초 단위 데이터를 입력으로 하여 1차원 컨볼루션 기반의 "2/7 12" 커널 사이즈 및 MaxPooling층을 적용한 7번 모델로 도출되었으며, 각 컨볼루션 유형별 최적 모델(CONV1D: 7*번 모델, CONV2D: 27**번 모델)의 학습 과정에 대한 정보(epoch에 따른 학습 및 검증 오차)는 [표 25]과 같음

<표 38> Multi-Input Global Pooling CNN 계열의 컨볼루션 유형별 최적 모델 오차 그래프

| CONV1D - 7*번 모델 Loss Graph | CONV2D - 27**번 모델 Loss Graph |
|---|---|
|  |  |



- 7번 모델은 전체 모델에서 F1-Score가 가장 높으나, [표 25]에서 보는 바와 같이 8번째 epoch 이후에 지속적으로 검증 데이터셋에 대한 오차값(손실값)이 안정화되지 못하는 것을 확인함
- 따라서, 7번 모델은 새로운 데이터 셋의 형태에 따라 성능 민감도가 높을 것으로 판단되는데 반해, 27번 모델은 7번 모델과 정확도 차이(0.009%) 및 F1-Score 차이(0.001)가 미미하지만 오차 그래프에서 상대적으로 안정된 학습 패턴을 보이며 [표 25]에서 보는바와 같이 하이퍼파라미터 그룹별 평균 성능 추적을 통한 경우에도 27번 모델이 가장 적합한 것으로 확인되어 27번 모델을 Multi-Input Global Pooling CNN 계열의 최적 모델로 선정함

<표 39> Multi Input Global Pooling CNN 계열 하이퍼파라미터 그룹별 평균 성능 기반 최적 모델 추적표

| No. | Conv_Type | Sub_Avg | Window | Sub_Avg | Kernel | Sub_Avg | Pooling_Type | F1-Score |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | CONV1D | 0.9316 | 10 (1000ms) | 0.9237 | 2/4/8 | 0.9467 | Max | 0.95254 |
| 2 | | | | | | | Average | 0.94088 |
| 3 | | | | | 5/7/9 | 0.8799 | Max | 0.93418 |
| 4 | | | | | | | Average | 0.82561 |
| 5 | | | | | 1/2/4/6/8/10 | 0.9447 | Max | 0.94949 |
| 6 | | | | | | | Average | 0.93989 |
| 7 | | | 13 (1300ms) | 0.9374 | 2/7/12 | 0.9312 | Max | 0.95872 |
| 8 | | | | | | | Average | 0.90366 |
| 9 | | | | | 8/9/10 | 0.9447 | Max | 0.94637 |
| 10 | | | | | | | Average | 0.94309 |
| 11 | | | | | 2/4/6/8/10/12 | 0.9489 | Max | 0.94539 |
| 12 | | | | | | | Average | 0.95244 |
| 13 | | | | | 8/9/10/11/12/13 | 0.9250 | Max | 0.92918 |
| 14 | | | | | | | Average | 0.92089 |
| 15 | CONV2D | 0.9421 | 10 (1000ms) | 0.93663 | 2/4/8 | 0.9470 | Max | 0.95172 |
| 16 | | | | | | | Average | 0.94231 |
| 17 | | | | | 5/7/9 | 0.9298 | Max | 0.93862 |
| 18 | | | | | | | Average | 0.92102 |
| 19 | | | | | 1/2/4/6/8/10 | 0.9402 | Max | 0.93309 |
| 20 | | | | | | | Average | 0.94723 |
| 21 | | | | | 5/6/7/8/9/10 | 0.9295 | Max | 0.93081 |
| 22 | | | | | | | Average | 0.92826 |
| 23 | | | 13 (1300ms) | 0.94748 | 2/7/12 | 0.9520 | Max | 0.94934 |
| 24 | | | | | | | Average | 0.95463 |
| 25 | | | | | 8/9/10 | 0.9436 | Max | 0.94804 |
| 26 | | | | | | | Average | 0.93922 |
| 27* | | | | | 2/4/6/8/10/12 | 0.9573 | Max | 0.95731 |
| 28 | | | | | | | Average | 0.95726 |
| 29 | | | | | 8/9/10/11/12/13 | 0.9370 | Max | 0.93833 |
| 30 | | | | | | | Average | 0.93576 |

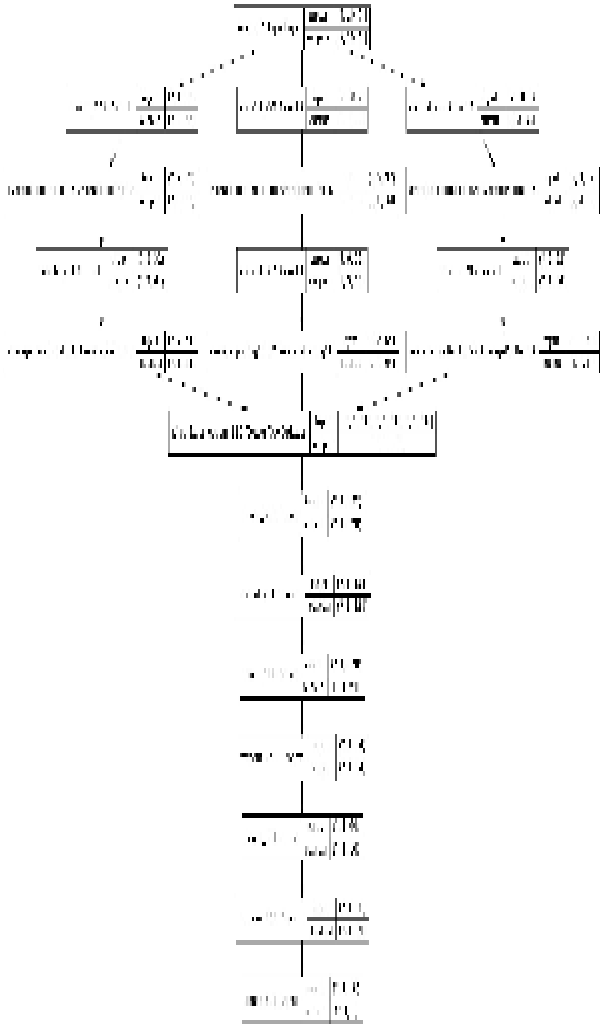
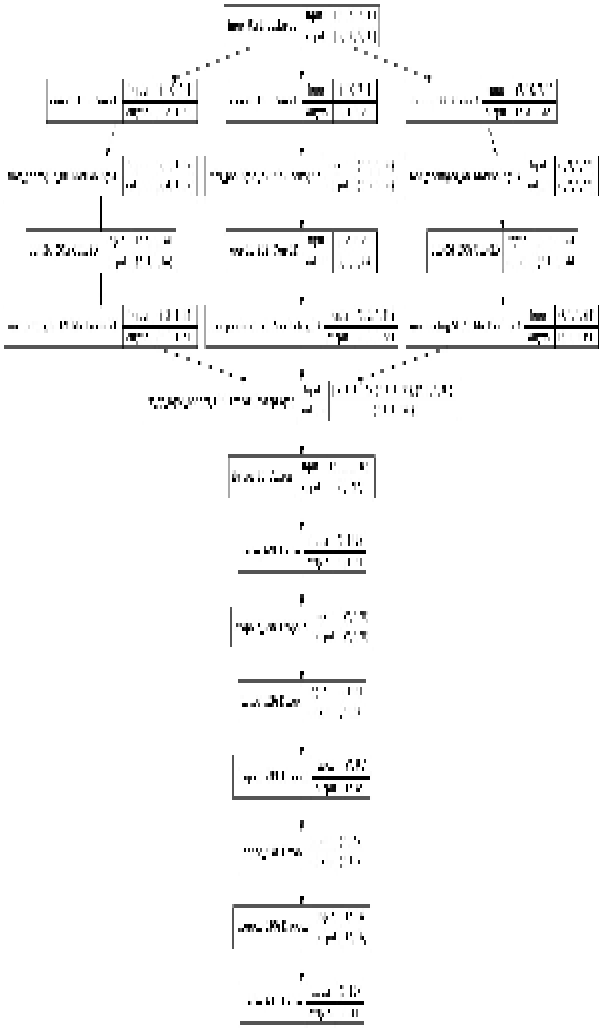
다. Multi-Input CNN

○ 알고리즘 구조

- Multi-Input CNN 계열의 모델은 Single-Input CNN 계열과 Multi-Input Global Pooling CNN 계열의 특성을 결합한 형태로 원시데이터가 다수의 컨볼루션 네트워크에 입력되고, 각 컨볼루션 네트워크는 Single-Input CNN 계열과 유사하게 1차 Pooling층과 2차 컨볼루션층을 지나 2차 Pooling층을 통과한 뒤 각 네트워크 별로 출력된 특징 벡터를 하나로 연결하는 Concatenation 연산을 거쳐 3개의 Dense층(일반 인공신경망 은닉층)을 거쳐 최종 분류값(추락:1, 미추락:0)을 반환하는 형태의 구조임(마지막 층을 제외한 Dense층은 모두 각 층 아래에 Dropout층이 연결된 형태)
- Multi-Input Global Pooling CNN 계열의 모델 구조는 Multi-Input Global Pooling 계열과 유사하게 다수의 컨볼루션을 활용하므로 다양한 커널 개수와 커널 사이즈 조합을 실험이 가능하며, 추가적으로 Single-Input CNN 계열과 유사하게 다수의 컨볼루션층을 배치할 수 있어 두 계열의 장점을 모두 반영할 수 있을 것이라는 판단 하에 설계되었으며, 아래 표의 좌측은 Multi-Input CNN 계열 중 1차원 컨볼루션층 기반의 모델 구조

- 우측은 2차원 컨볼루션 층 기반의 모델 구조를 나타냄 (입력 및 출력 사이즈는 예시이며, 실제 적용된 하이퍼파라미터 정보는 아래에서 별도로 기재)

<표 40> Multi-Input CNN 모델 구조

| Conv1D based Model | Conv2D based Model |
|---|---|
|  |  |

○ 하이퍼파라미터

- Multi-Input CNN 모델 구조에서 모델 성능 최적화를 위해 변경을 시도한 하이퍼파라미터 종류로는 "컨볼루션 유형", "입력 데이터 길이", "컨볼루션 커널 사이즈 세트", "Pooling층 유형 - MaxPooling/AveragePooling", "Pooling 층별 Pool_size 및 Strides" 등이 존재함
- 컨볼루션 유형은 1차원(CONV1D), 2차원(CONV2D) 총 2개 종류, 입력 데이터 길이는 "10(10 * 10ms = 1,000ms = 1s, 1초)", "13(13 * 10ms = 1,300ms = 1.3s, 1.3초)" 총 2개 종류, 컨볼루션 커널 사이즈 세트는 "2/4/8”,"6/7/8", "3/7/11", "9/10/11" 총 4개 종류, Pooling 층별 Pool_size 및 Strides는 "2/1", "3/1", "5/1", "7/1", "9/1" 총 5개 종류로 한정하여 실험을 진행함
- Pooling 층별 Pool_size 및 Strides는 모든 모델들에 대해 Concatenation층의 벡터 사이즈를 192로 동일하게 설정하기 위해 모델에 따라 유동적으로 설정하여 적용함

- 고정 하이퍼파라미터로는 1차 컨볼루션 네트워크의 필터수는 32개, 2차 컨볼루션 네트워크의 필터수는 64개로 고정했으며, Concatenation층 이후의 Dense층 그룹의 노드 수로 1차 Dense층은 128, 2차는 64, 3차는 16으로 고정하였으며, Dropout rate는 0.2(본 모델에서는 계산에 활용하지 않는 가중치 비율로 해석)로 고정함
- 아래 표는 Multi-Input CNN의 하이퍼파라미터 설정에 대한 정보임

<표 41> Multi-Input CNN Hyper-parameter

| No. | Conv_Type | Window | Kernel | Pooling_Type | Model_Name |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | CONV1D | 10 (1000ms) | 2/4/8 | Max | WS10_CNN1D_248_AVGPOOL |
| 2 | | | | Average | WS10_CNN1D_248_MAXPOOL |
| 3 | | | 6/7/8 | Max | WS10_CNN1D_678_MAXPOOL |
| 4 | | | | Average | WS10_CNN1D_678_AVGPOOL |
| 5 | | 13 (1300ms) | 3/7/11 | Max | WS13_CNN1D_3711_MAXPOOL |
| 6 | | | | Average | WS13_CNN1D_3711_AVGPOOL |
| 7 | | | 9/10/11 | Max | WS13_CNN1D_91011_MAXPOOL |
| 8 | | | | Average | WS13_CNN1D_91011_AVGPOOL |
| 9 | CONV2D | 10 (1000ms) | 2/4/8 | Max | WS10_CNN2D_248_MAXPOOL |
| 10 | | | | Average | WS10_CNN2D_248_AVGPOOL |
| 11 | | | 6/7/8 | Max | WS10_CNN2D_678_MAXPOOL |
| 12 | | | | Average | WS10_CNN2D_678_AVGPOOL |
| 13 | | 13 (1300ms) | 3/7/11 | Max | WS13_CNN2D_3711_MAXPOOL |
| 14 | | | | Average | WS13_CNN2D_3711_AVGPOOL |
| 15 | | | 9/10/11 | Max | WS13_CNN2D_91011_MAXPOOL |
| 16 | | | | Average | WS13_CNN2D_91011_AVGPOOL |

○ **모델 학습 결과**

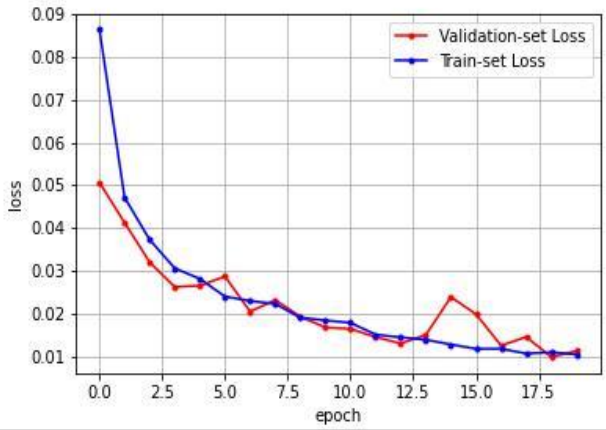
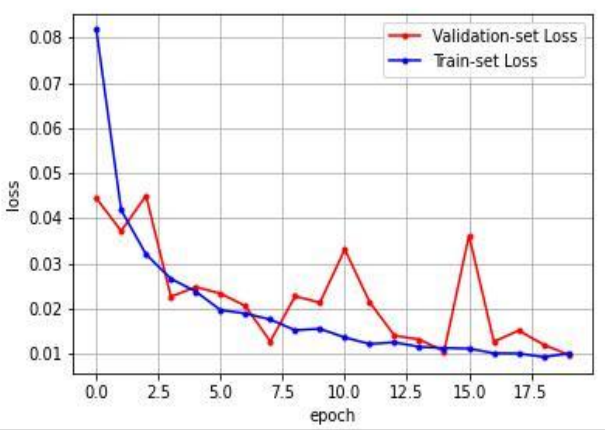
- 학습은 데이터 가공을 거친 모든 데이터를 학습 및 테스트 셋으로 분리하여 진행(학습데이터: 전체 데이터의 70%, 테스트데이터: 전체 데이터의 30%)했으며, 학습 데이터 셋의 20%를 검증 데이터로 활용하고, 데이터 셋은 Shuffle 설정을 적용하여 랜덤하게 입력하는 방식을 적용함
- 학습 및 테스트에 사용된 데이터 정보는 [표 28]와 같으며, 하이퍼파라미터 설정에 따른 모델별 성능은 아래 표와 같음

<표 42> Multi-Input CNN Performance by Hyper-parameter

| No. | Conv_Type | Window | Kernel | Pooling_Type | Accuracy | Precision | Recall | F1-Score |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | CONV1D* | 10 (1000ms) | 2/4/8 | Max | 0.9963 | 0.9784 | 0.9426 | 0.9601 |
| 2* | | | | Average | 0.9964 | 0.9551 | 0.9699 | 0.9624 |
| 3 | | | 6/7/8 | Max | 0.9924 | 0.9466 | 0.8877 | 0.9163 |
| 4 | | | | Average | 0.9918 | 0.9099 | 0.9169 | 0.9134 |
| 5 | | 13 (1300ms) | 3/7/11 | Max | 0.9904 | 0.9627 | 0.9616 | 0.9621 |
| 6 | | | | Average | 0.9947 | 0.9104 | 0.9608 | 0.9350 |
| 7 | | | 9/10/11 | Max | 0.9933 | 0.9513 | 0.8774 | 0.9129 |
| 8 | | | | Average | 0.9935 | 0.9431 | 0.8913 | 0.9165 |
| 9 | CONV2D** | 10 (1000ms) | 2/4/8 | Max | 0.9959 | 0.9817 | 0.9298 | 0.9550 |
| 10 | | | | Average | 0.9964 | 0.9809 | 0.9413 | 0.9607 |
| 11 | | | 6/7/8 | Max | 0.9933 | 0.9472 | 0.9083 | 0.9273 |
| 12 | | | | Average | 0.9836 | 0.9077 | 0.7258 | 0.8066 |
| 13 | | 13 (1300ms) | 3/7/11 | Max | 0.9969 | 0.9842 | 0.9362 | 0.9596 |
| 14** | | | | Average | 0.9973 | 0.9658 | 0.9662 | 0.9660 |
| 15 | | | 9/10/11 | Max | 0.9942 | 0.9351 | 0.9182 | 0.9265 |
| 16 | | | | Average | 0.9931 | 0.9471 | 0.8740 | 0.9091 |

- 최대 정확도 및 F1-Score 값을 보여준 모델은 1.3초 단위 데이터를 입력으로 하여 1차원 컨볼루션 기반의 "2/4 8" 커널 사이즈 및 AveragePooling층을 적용한 5번 모델로 도출되었으며, 각 컨볼루션 유형별 최적 모델(CONV1D: 2*번 모델, CONV2D: 14**번 모델)의 학습 과정에 대한 정보(epoch에 따른 학습 및 검증 오차)는 [표 30]과 같음

<표 43> Multi-Input CNN 계열의 컨볼루션 유형별 최적 모델 오차 그래프

| CONV1D - 2*번 모델 Loss Graph | CONV2D - 14**번 모델 Loss Graph |
|---|---|
|  |  |



- [표 30]에서 보는 바와 같이 14번 모델에 비해 2번 모델의 오차 그래프의 학습 안정도가 크며, [표 30]에서 보는바와 같이 하이퍼파라미터 그룹별 평균 성능 추적을 통한 경우에도 2번 모델이 가장 적합한 것으로 확인되어 2번 모델을 Multi-Input CNN 계열의 최적 모델로 선정함

<표 44> Multi Input CNN 계열 하이퍼파라미터 그룹별 평균 성능 기반 최적 모델 추적표

| No. | Conv_Type | Sub_Avg | Window | Sub_Avg | Kernel | Sub_Avg | Pooling_Type | F1-Score |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | CONV1D* | 0.93 | 10 (1000ms) | 0.94 | 2/4/8 | 0.9613 | Max | 0.9601 |
| 2 | | | | | | | Average | 0.9624 |
| 3 | | | | | 6/7/8 | 0.9148 | Max | 0.9163 |
| 4 | | | | | | | Average | 0.9134 |
| 5* | | | 13 (1300ms) | 0.93 | 3/7/11 | 0.9485 | Max | 0.9621 |
| 6 | | | | | | | Average | 0.9350 |
| 7 | | | | | 9/10/11 | 0.9147 | Max | 0.9129 |
| 8 | | | | | | | Average | 0.9165 |
| 9 | CONV2D | 0.93 | 10 (1000ms) | 0.91 | 2/4/8 | 0.9579 | Max | 0.9550 |
| 10 | | | | | | | Average | 0.9607 |
| 11 | | | | | 6/7/8 | 0.8670 | Max | 0.9273 |
| 12 | | | | | | | Average | 0.8066 |
| 13 | | | 13 (1300ms) | 0.94 | 3/7/11 | 0.9628 | Max | 0.9596 |
| 14 | | | | | | | Average | 0.9660 |
| 15 | | | | | 9/10/11 | 0.9178 | Max | 0.9265 |
| 16 | | | | | | | Average | 0.9091 |

### 라. 최적 모델 확정 및 공인시험 수행

- Single Input CNN 계열의 13번 모델(Conv2D, 1000ms, 3/3/3, MaxPooling), Multi Input Global Pooling 계열의 27번 모델(Conv2D, 1300ms, 2,4,6,8,10/12, MaxPooling), Multi Input 계열의 5번 모델(Conv1D, 10, 2/4/8, AveragePooling) 모델 중 F1-Score 값이 가장 큰 Multi Input 계열의 5번 모델을 최종 모델로 확정하고, 해당 모델을 Tensorflow Lite를 활용하여 추락상황감지 Android App에 내장하였으며, 실제 스마트폰 단말기에 해당 App을 설치하고 추락 및 미추락 상황에 대한 App의 감지 정확도 검증시험을 수행하여 96%의 정확도 인증을 완료함
- 확정된 모델의 성능 향상을 위해 데이터 불균형 문제 해결이 필요하고, 이를 위해 자체 개발한 모바일 센싱 어플리케이션을 기반으로 추락 상황에 대한 모방을 통해 추락 데이터를 추가적으로 수집하고 Augmentation 수행 (코로나19 방역정책이 완화되는대로 건설안전 관련 체험기관에 협조 요청을 구해 추락 체험 세트장을 활용하여 추락 데이터 확보)
- 수집된 데이터를 추가적으로 사용하면 미추락, 추락 데이터의 불균형 문제가 해결될 수 있으며, 이에 따라 모델의 재학습을 진행하여 모델 성능 업그레이드 예정
- 아래 표는 공인시험 수행을 통해 발급 받은 시험성적서 정보임

<표 45> 건설현장 추락상황감지 시스템 v1.0 시험성적서 1Page

# 시 험 성 적 서

| WISESTONE<br>서울 서초구 강남대로 273<br>유남빌딩 3층<br>(Tel:02-6257-5958, Fax:02-6257-5957) | 성적서번호 : 202009-VSW-181-R<br>페이지( 1 )/총( 7 ) | TeCeL<br>ICT시험인증연구소 |
|---|---|---|

1. 신청기관
   - 회 사 명 : 주식회사 에코시안
   - 대 표 자 : 문성철
   - 주 소 : 서울특별시 금천구 디지털로9길 65, 8층(가산동, 백상스타타워 1차 8층)

시험확인본 진본 2020/10/13 15:50:36 KST 정보시험확인센터

2. 시험성적서의 용도 : 제출용
3. 시험대상 제품명 및 버전 : 건설현장 추락상황감지 시스템 v1.0
4. 접수일자 : 2020.09.29
5. 시험일자 : 2020.10.05 - 2020.10.12
6. 시험장소 : □ 고정시험실 /
   ■ 현장시험실(주소: 서울특별시 금천구 디지털로9길 65, 백상스타타워 1차 8층 및 2층 외부 개단)
7. 시험방법 : 신청기관 제시 기준 및 방법
8. 시험결과 : 시험결과 참고

| 확 인 | 실무자 : 윤 종 운 | 기술책임자 : 정 세 린 |
|---|---|---|

- 이 성적서는 신청기관이 제공한 시료 및 시료 명으로만 시험한 결과로서, 제공된 시료 외 전체 제품에 대한 품질을 보증하지는 않습니다.
- 이 성적서는 당 기관의 사전 서면 동의 없이 홍보, 선전, 광고 및 소송용으로 사용될 수 없으며, 용도 이외의 사용을 금합니다.
- 이 성적서는 신청기관이 제시한 시험방법에 의한 시험결과입니다.
- 이 성적서는 KS Q ISO/IEC 17025와 KOLAS 인정과 관련이 없습니다.

2020 년 10 월 13 일

(주)와이즈스톤 대표

WS-KQP-15-F07(00) ㈜와이즈스톤

G4B(www.g4b.go.kr)진위확인코드 : NoveaZPOPes=

<표 46> 건설현장 추락상황감지 시스템 v1.0 시험성적서 2Page

# 시 험 결 과

| WISESTONE<br>서울 서초구 강남대로 273<br>송남빌딩 3층<br>(Tel:02-6257-6958, Fax:02-6257-6957) | 성적서번호 : 202009-VSW-181-R<br>페이지( 2 )/총( 7 ) | TeCeL<br>ICT시험인증연구소 |
|---|---|---|

## 시험 결과 요약

| 번호 | 시험 항목 | 신청기관 기준 | 결과 |
|---|---|---|---|
| 1 | 추락 상황 감지 기술 정확도 | 90% 이상 | 기준 만족<br>(96%) |

※ 본 성적서에 명시된 시험 결과는 신청기관이 제시한 시험 대상, 시험 환경 및 시험 방법에 국한된 결과임



G4B(www.g4b.go.kr)진위확인코드 : NoveaZPOPes=

### 5) 복합 위험상황인지 기술 개발

#### (1) 현장안전관련 객체인식 기술 개발

##### 가. 객체인식 학습 데이터 수집

○ 안전모 미착용

- Roboflow에서 제공하는 7,041개 Public Dataset(China Northeastern University의 CC0 라이센스의 공개 저작권 데이터셋)을 이용

<그림 52> Roboflow에서 제공하는 안전모 데이터 예시

○ 화재감지

- Belo Horizonte(Brazil)의 Research 회사인 Gaia에서 제공하는 화재, 연기, 비화재 데이터 이미지 약 20,000개를 이용

<그림 53> Gaia에서 제공하는 화재, 연기 데이터 예시

○ **중장비 분류**

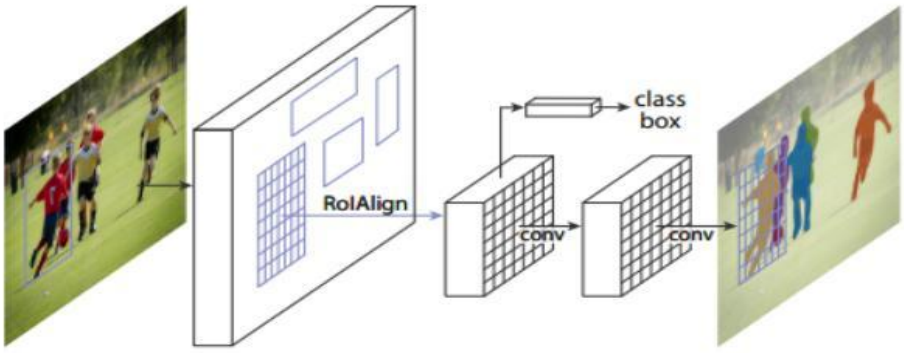
- AIRCon-Lab(Artificial Intelligence and Robotics in Construction, Canada)에 요청하여 Alberta Construction Image Dataset의 10가지 중장비 중 Excavator, Dump Truck, Concrete Mix Truck 3가지 종류의 이미지 2,850개를 제공받아서 이용

<그림 54> Alberta Construction Image Dataset 예시

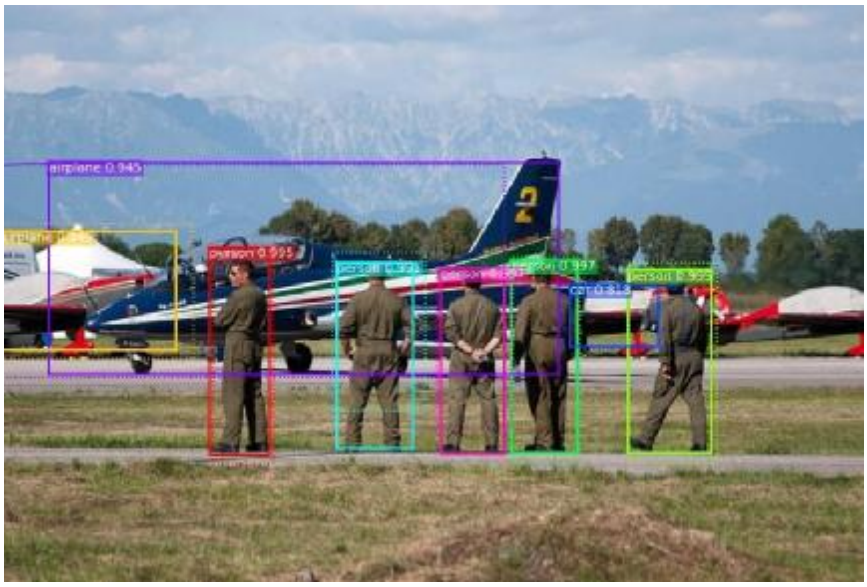
## 나. 객체인식 알고리즘 구현 및 평가

○ **RCNN 기반 객체인식 알고리즘 구현 및 평가**

- RCNN 기반의 Object Detection은 2-Stage Detector로 Localization 이후 Classification 을 진행하는 형식
- R-CNN(2013) - Fast R-CNN(2015) - Faster R-CNN(2015) - Mask R-CNN(2017) 순으로 개발됨
- Mask R-CNN[29]은 Bounding Box 형식의 Object Detection이 아닌 Image Segmentation 형식으로 정확도 성능 면에서 이전 모델들보다 우수함




<그림 55> Mask-RCNN Model 예시



<그림 56> Bounding Box 예시

<그림 57> Segmentation 예시

- 2018년도 COCO 데이터셋(이미지 모델 학습을 위해 오픈소스로 제공되는 데이터)으로 학습된 가중치 파일을 이용하여 테스트 해본 결과 프레임 당 평균 2초 이상의 Inference Time이 걸리기 때문에 즉각적인 대응이 중요한 건설현장의 위험상황에서 사용하기에는 불가하다고 평가됨

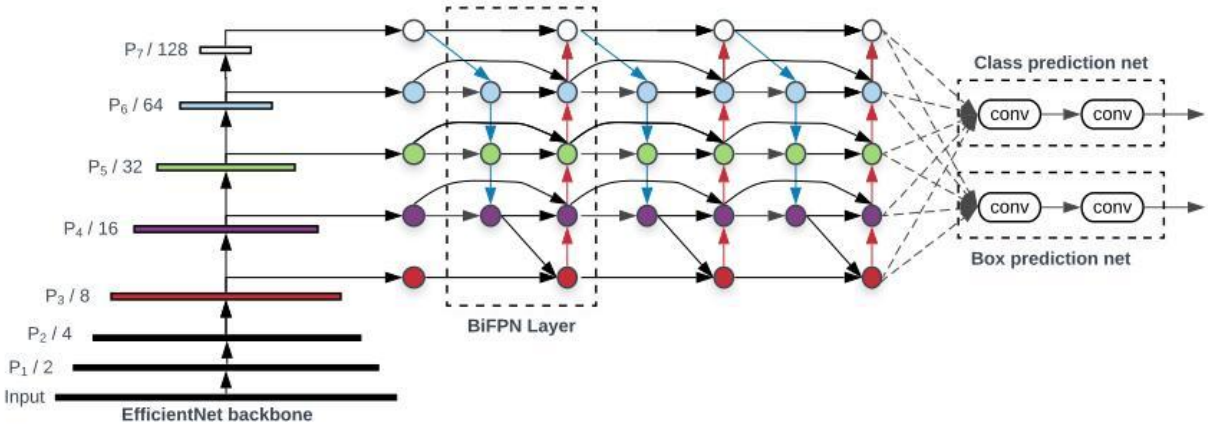
```
frame index:2328 Segmentation inference time 2.2913878099823
box: [0.         0.         0.6998488  0.36301265 0.4260075  0.573933
 0.53456026] score: 0.6998488 classId: 0
detect된 classMask shape: (15, 15)
원본 이미지 비율로 scale out된 calssMask shape: (79, 284)
scaled mask shape: (79, 284) scaled mask pixel count: 22436 scaled mask true shape: (14225,) scaled mask False shape: (8210,)
before_mask_roi: (79, 284, 3)
[0, 255, 0]
frame index:2329 Segmentation inference time 2.284409523010254
box: [0.         0.         0.7181637  0.3526041  0.42558762 0.5736363
 0.53443307] score: 0.7181637 classId: 0
detect된 classMask shape: (15, 15)
원본 이미지 비율로 scale out된 calssMask shape: (79, 284)
scaled mask shape: (79, 284) scaled mask pixel count: 22436 scaled mask true shape: (14175,) scaled mask False shape: (8261,)
before_mask_roi: (79, 284, 3)
[0, 255, 0]
frame index:2330 Segmentation inference time 2.268437147140503
box: [0.         0.         0.7206572  0.352108   0.42578125 0.57475233
```

<그림 58> 실제 영상 테스트 시 Inference Time

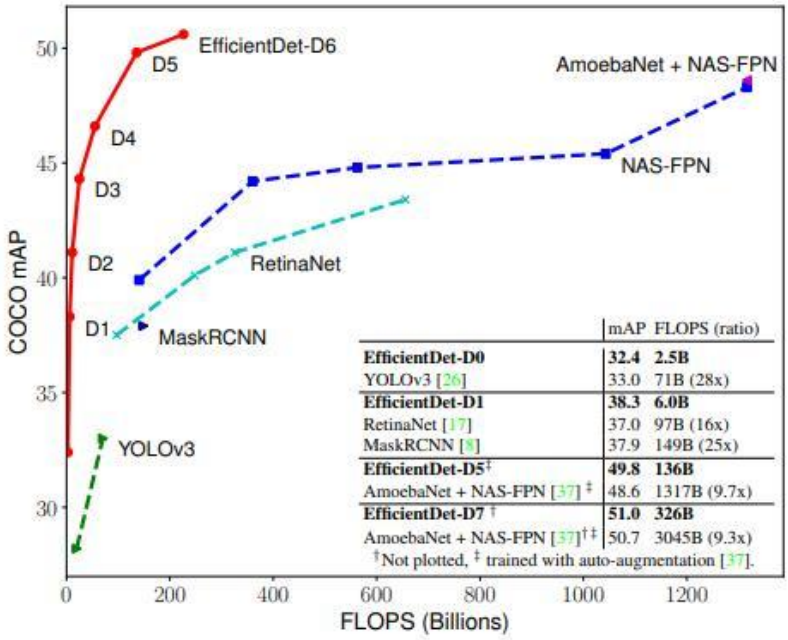
<그림 59> Image Segmentation Sample Test 화면

○ EffDet 기반 객체인식 알고리즘 구현 및 평가

- Feature Pyramid Network(FPN) 구조와, Backbone Architecture인 AmoebaNet을 섞어서 사용한 것이 COCO 데이터셋에서 가장 좋은 성능을 보임
- 2019년에 공개된 EfficientDet논문[30]에서는 bidirectional feature network (BiFPN)과 Model Scaling을 적용하여 기존 연구들 대비 적은 연산량으로 비슷한 정확도를 달성할 수 있음을 보여줌




<그림 60> EfficientDet Architecture




<그림 61> EfficientDet, Mask R-CNN, YOLOv3 성능 비교

- 안전모 데이터셋을 사용 하여 EfficientDet 모델 학습 실행

<표 47> EfficientDet 안전모 모델 학습 결과

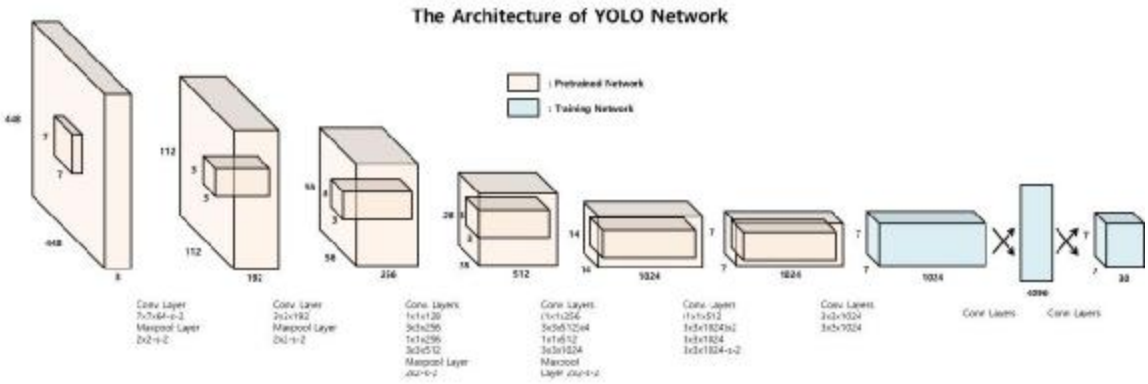
| AP | AP50 | AP75 | AP_/head | AP_/helmet | AP_/person |
|---|---|---|---|---|---|
| 0.33846897 | 0.5614731 | 0.3801521 | 0.48194385 | 0.51756376 | 0.015899265 |
| **APl** | **APm** | **APs** | **ARl** | **ARm** | **ARmax1** |
| 0.3957481 | 0.40772042 | 0.24798995 | 0.71154755 | 0.6399671 | 0.18815923 |
| **ARmax10** | **ARmax100** | **ARs** | **box_loss** | **cls_loss** | **loss** |
| 0.57891655 | 0.62311786 | 0.52685755 | 0.002569408 | 0.25927123 | 0.48132473 |

<그림 62> 실제 EfficientDet 영상분석 테스트 화면

- EfficentDet은 속도면에서는 Mask R-CNN에 비해 실시간 탐지가 가능할 만큼 빠르지만 뒤에 나올 YOLOv5에 비해 같은 학습 대비 정확도 면에서 부족(YOLOv5 성능 평가 그림 참고)

○ YOLOv5 기반 객체인식 알고리즘 구현 및 평가

- YOLO는 2-Stage object detection 모델들의 느리다는 단점을 해결한 최초의 Real-time Object Detector(2016)[31)]
- 기존 YOLOv3는 FPS에 있어서 성능이 좋았지만 mAP(mean Average Precision)에 있어서는 성능이 떨어지는 모델이었는데 2020년 출시된 YOLOv5는 YOLOv3와 비교했을 때 FPS, mAP 모두 뛰어난 성능을 보임(PASCAL VOC 2007 데이터셋 기준으로 YOLOv3는 FPS:45, mAP:63.4인 반면 YOLOv5의 경우 FPS:140, mAP:89.5로 성능 부분이 확연히 높아짐)
- YOLO 모델 학습 네트워크는 24개의 Convolutional Layer(Conv Layer)와 2개의 Fully-Connected Layer(FC Layer)로 연결된 구조를 사용하고 Fine-Tuning된 Pretrained Network와 Training Network 2개로 나뉘며 Training Network에서는 Pre-trained Network에서 학습한 feature를 이용하여 Class probability와 Bounding box를 학습하고 예측



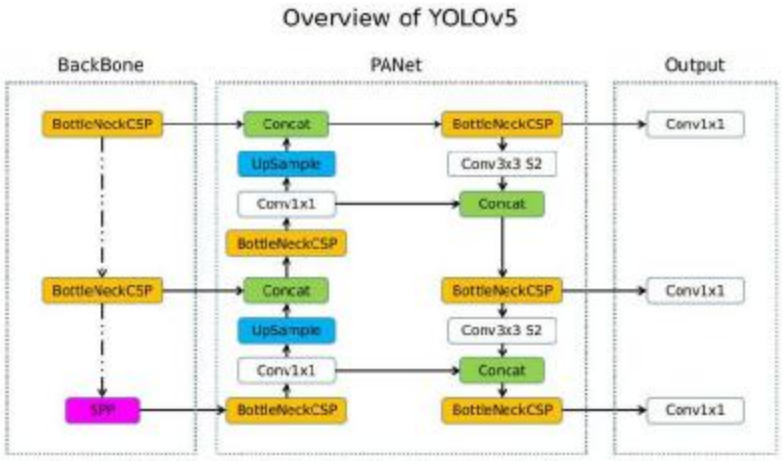

<그림 63> 기본 YOLO 학습 네트워크 구조

| | from | n | params | module | arguments |
|---|---|---|---|---|---|
| 0 | -1 | 1 | 8800 | models.common.Focus | [3, 80, 3] |
| 1 | -1 | 1 | 115520 | models.common.Conv | [80, 160, 3, 2] |
| 2 | -1 | 1 | 309120 | models.common.C3 | [160, 160, 4] |
| 3 | -1 | 1 | 461440 | models.common.Conv | [160, 320, 3, 2] |
| 4 | -1 | 1 | 3285760 | models.common.C3 | [320, 320, 12] |
| 5 | -1 | 1 | 1844480 | models.common.Conv | [320, 640, 3, 2] |
| 6 | -1 | 1 | 13125120 | models.common.C3 | [640, 640, 12] |
| 7 | -1 | 1 | 7375360 | models.common.Conv | [640, 1280, 3, 2] |
| 8 | -1 | 1 | 4099840 | models.common.SPP | [1280, 1280, [5, 9, 13]] |
| 9 | -1 | 1 | 19676160 | models.common.C3 | [1280, 1280, 4, False] |
| 10 | -1 | 1 | 820480 | models.common.Conv | [1280, 640, 1, 1] |
| 11 | -1 | 1 | 0 | torch.nn.modules.upsampling.Upsample | [None, 2, 'nearest'] |
| 12 | [-1, 6] | 1 | 0 | models.common.Concat | [1] |
| 13 | -1 | 1 | 5332480 | models.common.C3 | [1280, 640, 4, False] |
| 14 | -1 | 1 | 205440 | models.common.Conv | [640, 320, 1, 1] |
| 15 | -1 | 1 | 0 | torch.nn.modules.upsampling.Upsample | [None, 2, 'nearest'] |
| 16 | [-1, 4] | 1 | 0 | models.common.Concat | [1] |
| 17 | -1 | 1 | 1335040 | models.common.C3 | [640, 320, 4, False] |
| 18 | -1 | 1 | 922240 | models.common.Conv | [320, 320, 3, 2] |
| 19 | [-1, 14] | 1 | 0 | models.common.Concat | [1] |
| 20 | -1 | 1 | 4922880 | models.common.C3 | [640, 640, 4, False] |
| 21 | -1 | 1 | 3687680 | models.common.Conv | [640, 640, 3, 2] |
| 22 | [-1, 10] | 1 | 0 | models.common.Concat | [1] |
| 23 | -1 | 1 | 19676160 | models.common.C3 | [1280, 1280, 4, False] |
| 24 | [17, 20, 23] | 1 | 53832 | models.yolo.Detect | [3, [[10, 13, 16, 30, 33, 23], [3 |

0, 61, 62, 45, 59, 119], [116, 90, 156, 198, 373, 326]], [320, 640, 1280]]

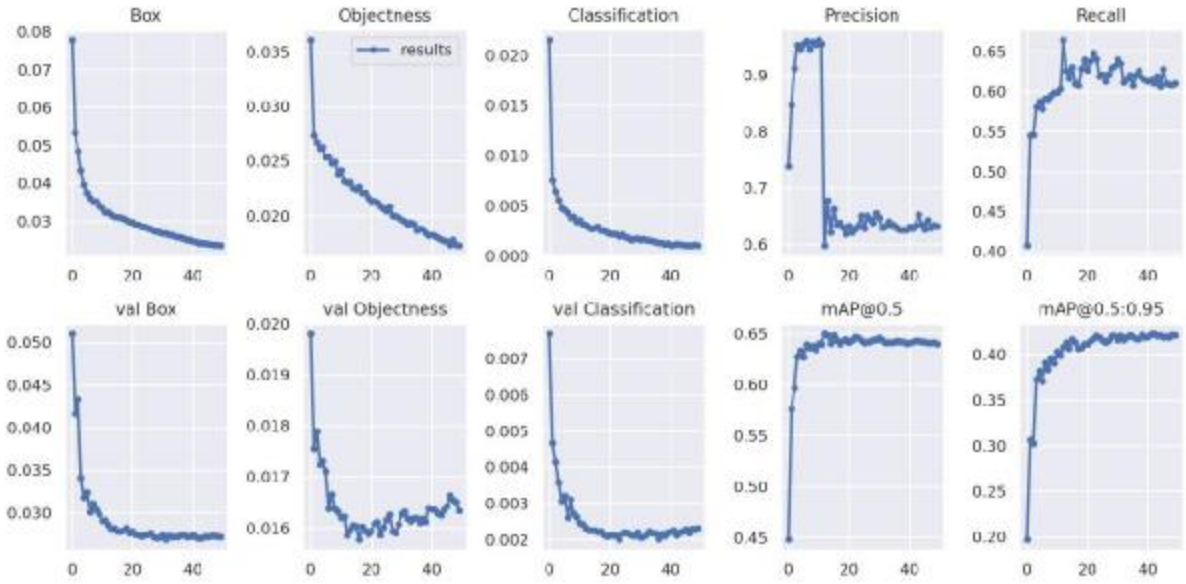
<그림 64> 화재감지 모델 학습 네트워크 구조

- YOLO의 Detector는 주로 Backbone과 Neck, Head라는 세 부분으로 구성되는데 Backbone은 Input Image를 Feature Map으로 변형시켜주는 부분이고 Head는 Backbone에서 추출한 Feature Map의 Location 작업을 수행하는 부분, Neck은 Backbone과 Head를 연결하는 부분으로 Feature Map을 재구성하는 구조로 되어 있음
- YOLOv5의 경우 Backbone은 CSPDarknet, Neck은 PAnet, Head는 YOLO Layer로 구성

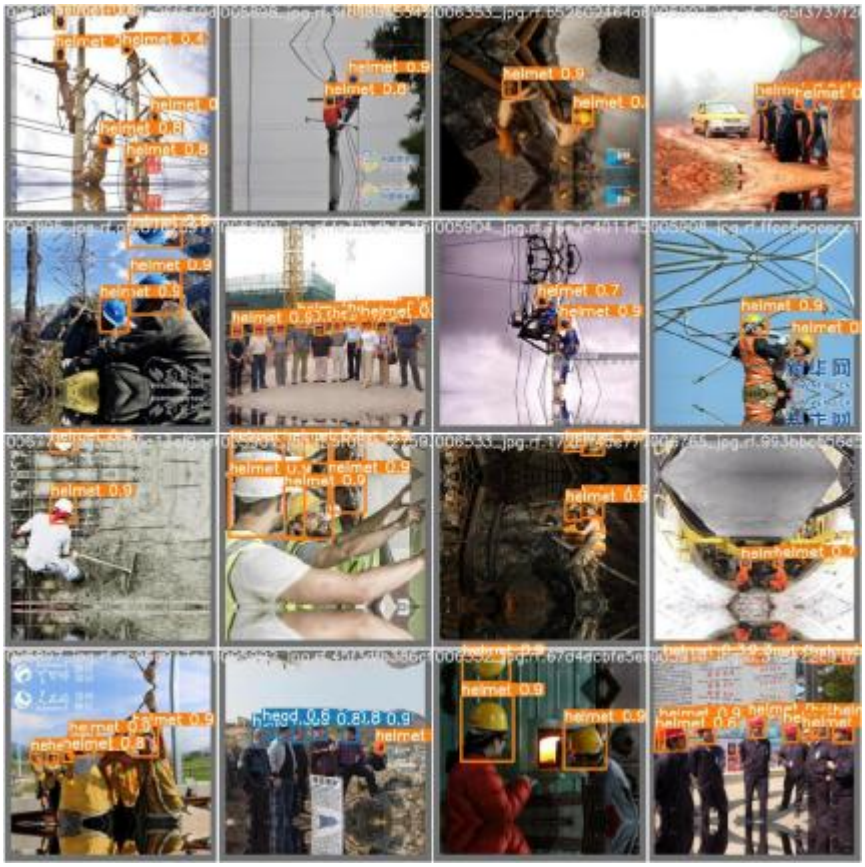



<그림 65> YOLO Object Detection Models

- EfficientDet과의 성능 비교를 위해 YOLOv5로 안전모 Detection 학습을 시켜본 결과 같은 epoch수 대비 더 좋은 성능을 나타냄




<그림 66> YOLOv5 성능 평가

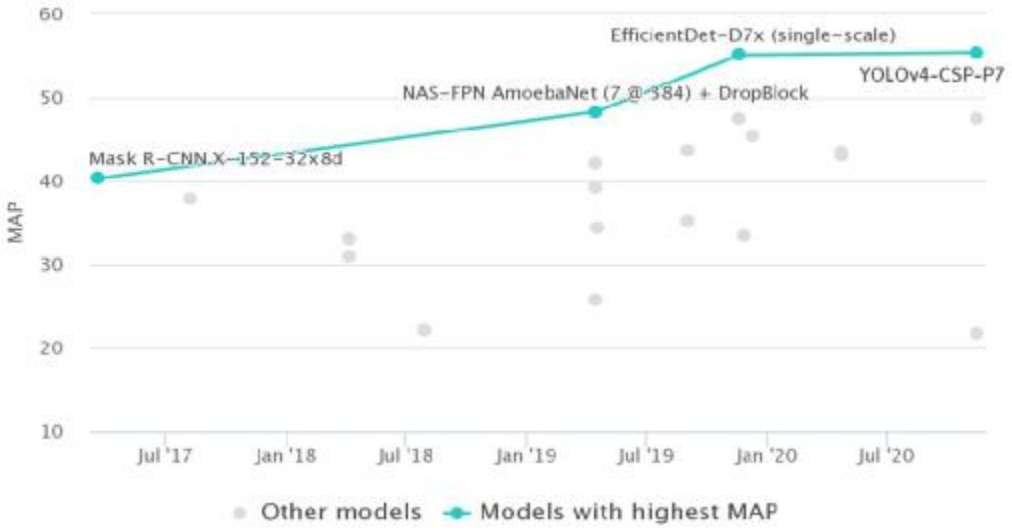


<그림 67> YOLOv5를 이용한 안전모 Detection 결과 모음

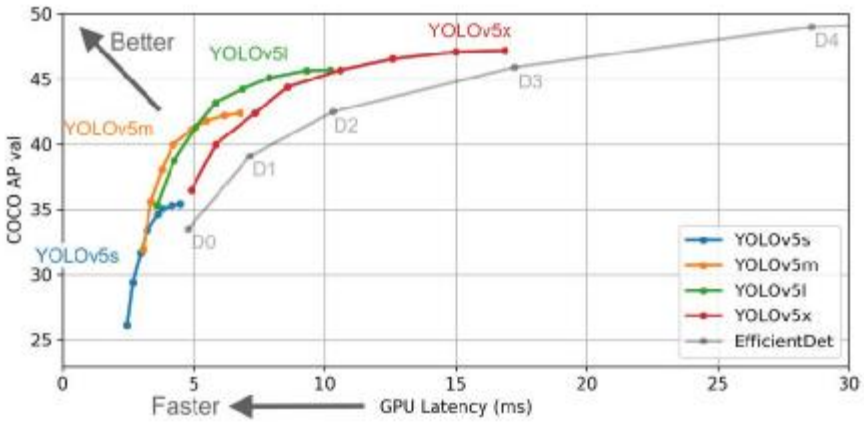
### 다. 최적 모델 확정

#### ○ 실시간 영상 분석 모델 선정 기준

- 현장 CCTV를 통해 위험상황을 감지하고 빠른 알람과 위험상황 관련 정보를 제공하기 위해서는 Real-time Detection에 적절한 모델 선정이 필요
- 기존R-CNN계열의 영상 감지 기술들은 2-stage Detector로 오브젝트를 찾는 영역을 선정하는 Regional Proposal과 Classification이 순차적으로 이루어지는데, 이는 정확도 측면에서는 좋은 성능을 보이지만 Real-time Detection을 하기에는 부족한 FPS(Frame per seconds)를 보임
- 1-stage Detector는 Regional Proposal과 Classification이 동시에 이루어지므로 2-stage Dectector에 비해 속도가 빠르기 때문에 Real-time Detection기술로 적합하지만 정확도가 낮은 단점을 보유
- 현장 CCTV를 통한 실시간 영상분석을 위해 1-stage Detector에서 대표적인 YOLO(You Only Look Once)의 YOLOv5 모델을 사용하고 추가적인 데이터셋 확보, 모델 훈련, 행동 감지 알고리즘 개발 등의 작업을 더하여 정확도에서의 단점을 극복




<그림 68> Real-time Object 기술별 성능 그래프




<그림 69> YOLOv5 Model과 EfficientDet Model 비교

- 위험상황인지 영상분석 모듈의 정확도 및 속도, 그리고 시스템 적용의 편의성 등 종합적인 지표로 YOLOv5를 실시간 영상 분석 모델로 선정

### (2) 현장안전관련 위험상황인지 기술 개발 (지능형 CCTV)

#### 가. 위험상황인지를 위한 지능형 CCTV 인증 절차

○ **지능형 CCTV 성능 인증 절차**

- 한국인터넷진흥원(KISA)에서 지능형 CCTV의 기술경쟁력 강화를 위해 성능시험 테스트베드 및 평가인증을 제공
- 기술개발 및 검증을 위한 데이터 확보는 KISA에서 배회, 침입, 유기, 쓰러짐, 싸움, 방화 6가지 분류에 관한 총 3,500개(1.2TB)의 영상데이터를 배포 중임

< 시험평가 절차>

| 구 분 | | 단 계 | 세부내용 |
|---|---|---|---|
| 1단계 | | 준비단계 | - (신청 예정인)시험 절차 문의<br>- (KISA)제반 절차 안내 |
| 2단계 | | 배포용 영상 이용 단계 | - (신청인) 배포용 영상 이용 신청서 및 USB를 KISA에 제출<br>- (KISA) 신청서 접수, USB에 배포용 영상 저장 및 신청인에게 전달 |
| 3단계 | 3-1 단계 | 시험용 영상 시험 신청 단계 | - (신청인) 시험 신청서 제출<br>- (KISA) 신청서 접수 및 검토 |
| | 3-2 단계 | 시험일 확정 및 통보 | - (KISA) KISA내 시험용 영상 DB 이용일 일자 확정 및 통보 |
| | 3-3 단계 | 시험용 영상 이용 단계 | - (신청인) KISA에 자사의 지능형 CCTV 솔루션(PC)을 지참하여, 방문 및 시험용 영상 이용<br>※ 신청인이 SA 파일 제출시, KISA는 GT와 SA 파일을 비교하여 평가 점수 산출 및 통보 |
| 4단계 | 계약 | | - (신청인) 계약 제반 서류 준비 및 제출<br>- (KISA) 계약 체결 |
| 5단계 | 4-1 단계 | 본시험 신청 | - (신청인) 본시험 신청서 및 지능형 CCTV 솔루션이 탑재된 PC 및 SA 생성 매뉴얼 제출<br>- (KISA) 신청서 접수 및 본시험일 확정 |
| | 4-2 단계 | 본시험 | - (KISA) 제출된 PC와 인증용 영상 DB로 본시험 평가 수행 |
| 6단계 | | 인증 | - (KISA) 본시험 평가결과, 평가 점수가 인증기준 통과시, 인증서 발급 |

[그림 70] 지능형 CCTV 성능 인증 대상 이벤트 및 인증 절차

- 총 3,500개의 배포 영상 중, 지능형 CCTV 인증을 위한 이벤트인 배회(325개), 침입(170개), 쓰러짐(330개) 영상에 대한 기술개발을 진행했으며, 각 이벤트에 대한 인증 조건은 아래 표와 같음

<표 48> **지능형 CCTV 이벤트별 인증 조건**

| 이벤트 | 정의 | 시작시각 | 정상검출 시각 | 특이사항 |
|---|---|---|---|---|
| 배회 | 1명 또는 다수의 사람(2명,3명)이 특정 영역에서 10초 이상 배회 | 사람의 몸 전체가 배회 영역에 진입한 후 10초 경과한 시각 | 배회 상황 발생 (이벤트 시작 시각) 이전 2초, 이후 10초 이내 | 다수일 경우, 마지막 사람을 기준으로 함 |
| 침입 | 1명 또는 다수의 사람이 특정 영역을 침입 | 사람의 몸 전체가 침입 영역에 진입한 시각 | 침입 상황 발생 (이벤트 시작 시각) 이전 2초, 이후 10초 이내 | 다수일 경우, 마지막 사람을 기준으로 함 |
| 쓰러짐 | 1명 또는 다수의 사람이 쓰러진 상황 | 사람의 쓰러져서 바닥에 머리가 닿는 시각 | 쓰러짐 상황 발생 (이벤트 시작 시각) 이전 2초, 이후 10초 이내 | 다수가 쓰러질 경우 처음 쓰러지는 사람을 기준으로 함 |

- CCTV 영상에서 발견되는 사람을 인지하여 배회, 침입, 쓰러짐의 사건이 발생하였을 때 이벤트 정의에 따라 판별할 수 있어야 하며 예시는 아래 그림과 같음

**그림 71 배회 이벤트 예시**

**그림 72 침입 이벤트 예시**

**그림 73 쓰러짐 이벤트 예시**

- 인증 시험은 사전시험, 본시험으로 구분이 되어 있으며, 시험별로 위 그림과 같이 배회, 침입, 쓰러짐을 인지하여 각 사건의 정확도가 90% 이상을 달성해야 함

### 나. 위험상황 학습 데이터 수집

- 사람을 인지하는 모델을 학습에는 인증 시험을 위해 제공된 데이터인 CCTV 영상과 오픈 소스인 COCO 데이터셋을 활용하였으며, 여기에 추가적으로 쓰러짐 이벤트에 대한 Detection을 정확도 성능을 높이기 위해 사람의 쓰러진 상태의 이미지를 수집하였고, 오픈 소스인 Fall Detection 데이터셋을 모델 학습에 사용함

<표 49> 오픈소스 데이터셋 중 일부 이미지

| COCO 데이터셋 | Fall Detection 데이터셋 |
|---|---|
| | |

- 위 데이터 외에 이미지의 다양한 배경 환경 정보를 이용하기 위해 AI Hub의 공개 테이터셋 중 CCTV 데이터를 사용하였고, 비, 눈, 안개 상황 등에 대한 기상환경 이미지가 추가적으로 필요하였으며, 구글 이미지 검색, 이미지 합성을 통하여 기상환경 이미지를 사용함

<표 50> AI Hub 공개 데이터셋 중 일부 이미지 및 기상환경 합성 이미지

| AI Hub 공개 데이터셋 | 기상환경 합성 이미지 |
|---|---|
| | |

- 총 120,097개 이미지의 COCO 데이터셋으로 사전학습하여 모델을 생성하였고, 생성된 모델을 Fine-Tuning을 하기 위하여 AI Hub 공개 데이터셋, Fall Detection 데이터셋, 쓰러짐 이미지 데이터, 기상환경 데이터, 기상환경 합성 데이터를 추가하여 총 19,966개의 데이터를 학습하였으며, 학습 데이터와 검증 데이터는 각각 19,367개, 599개로 구성하였음

### 다. 객체인식 알고리즘 최적화

○ YOLOv5를 적용한 Detection 모델 생성

- 사람을 인지하기 위한 인공지능 기술 중 Detection 모델인 YOLOv5 모델을 사용하여 자체적으로 학습시켰으며, 다른 기술과 비교하여 성능 대비 빠른 속도로 처리가 가능하였고 쓰러진 상태의 Detection 정확도가 높음

- YOLO 계열 외에 Detection 기술인 R-CNN 계열, Fair-MOT 모델들을 자체적으로 학습시켜 보았으나 쓰러진 상태를 Detection 하는데 어려움이 있었으며, 이에 따라 YOLOv5 모델을 선택함
- YOLOv5 모델에 Deep-Sort(Deep-Simple Online and Realtime Tracking) Tracking 알고리즘을 추가하였고, 특정 객체를 재인식(Re-Identification)을 하여 영상에서 Detection된 사람을 같은 사람으로 판단함
- Deep-Sort는 IOU(Intersection over Union)를 기반으로 추적된 물체에 대해 할당을 진행하기 때문에 처리 속도가 빠르지만, 객체의 ID Switching(객체로 인식된 ID를 다른 ID로 배정하는 문제)가 있으며 인지 대상 이벤트별 알고리즘에 ID Switching 문제를 해결하기 위한 알고리즘을 적용함
- 모델의 학습 시 야간 이미지의 Detection 정확도가 낮았으며, 이를 해결하기 위해 이미지 픽셀의 값을 줄이는 Augmentation(데이터 증강 기법)을 추가하여 야간 영상에 대한 Detection 성능을 높였고, 아래 표는 실험 결과를 나타냄

<표 51> 야간 이미지의 Data Augmentation 실험 결과

| 데이터 구성 | 실험 결과 | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 주간 +야간 이미지 테스트 (Augmentation 추가) | Class | Images | Targets | P | R | mAP@.5 |
| | all | 6.41e+03 | 9.43e+03 | 0.532 | 0.967 | 0.757 |
| 주간 +야간 이미지 테스트 | Class | Images | Targets | P | R | mAP@.5 |
| | all | 6.41e+03 | 9.43e+03 | 0.402 | 0.963 | 0.744 |
| 야간 이미지 테스트 (Augmentation 추가) | Class | Images | Targets | P | R | mAP@.5 |
| | all | 1.07e+03 | 1.9e+03 | 0.772 | 0.905 | 0.866 |
| 야간 이미지 테스트 | Class | Images | Targets | P | R | mAP@.5 |
| | all | 1.07e+03 | 1.9e+03 | 0.633 | 0.905 | 0.851 |

- 위 표의 실험에서 야간 이미지의 개수는 1,069장이고 주간 이미지는 5,342장으로, 총 6,411장의 이미지로 실험을 진행하였고, Data Augmentation을 적용하여 모델의 학습을 진행한 결과와 적용하지 않고 모델의 학습을 진행하였을 때 결과를 비교하였으며, 같은 데이터셋을 기준으로 정확도를 약 1.4% 높일 수 있었음
- 결과적으로, 실시간 처리를 위해 YOLOv5 모델에 Deep-Sort Tracking 알고리즘을 적용하였으며, Data Augmentation을 사용하여 모델의 성능을 높임

### 라. 위험상황인지 알고리즘 구현 및 평가

#### ○ 쓰러짐 인지 알고리즘

- 쓰러짐은 CCTV 영상 內 처음 등장하는 사람을 기준으로 쓰러져서 머리가 바닥에 닿는 경우 발생하는 이벤트이며, 영상에서 이러한 이벤트가 발생할 경우 쓰러짐으로 인지함

- 쓰러짐 상황 인지를 위해 두 가지 방법으로 접근을 하였으며, 첫 번째 방법은 사람을 Detection하는 모델 이외에 쓰러짐을 Detection 할 수 있는 모델을 생성하여 분류하는 방법으로 진행하였고, 두 번째 방법은 쓰러짐 Detection의 정확도를 높여 사람의 좌표 비율을 활용한 알고리즘을 적용함

### 1. 쓰러짐 이벤트 인지 모델 생성

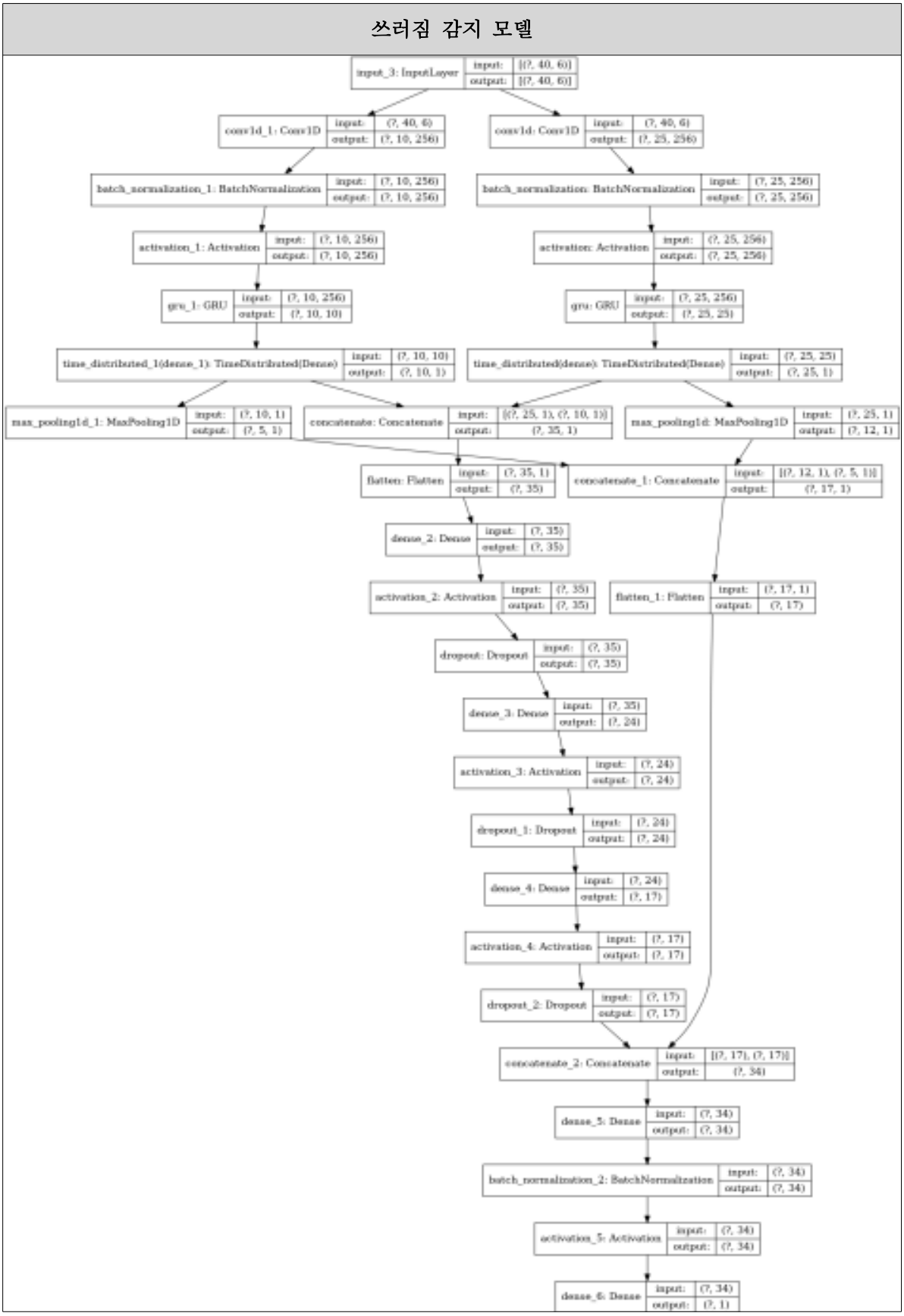
- 첫 번째 방법으로, 쓰러짐 이벤트 인지 모델을 생성하여 실험을 진행하였음
- Deep-Sort Tracker를 사용하여 생성되는 사람 객체 ID 정보를 활용하여, 특정 ID가 움직이는 좌표를 활용하여 쓰러짐 이벤트 인지에 사용하며 데이터 예시는 아래 그림과 같음

| index | ID | X좌표 | Y좌표 | 너비 | 높이 | 정답 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 1 | 652 | 423 | 117 | 243 | nofall |
| 2 | 1 | 655 | 426 | 113 | 233 | nofall |
| 3 | 1 | 656 | 427 | 113 | 231 | nofall |
| 4 | 1 | 660 | 429 | 116 | 234 | nofall |
| 5 | 1 | 661 | 429 | 116 | 236 | nofall |
| 6 | 1 | 655 | 422 | 107 | 216 | fall |
| 7 | 1 | 653 | 419 | 104 | 209 | fall |
| 8 | 1 | 652 | 419 | 103 | 206 | fall |
| 9 | 1 | 653 | 427 | 110 | 221 | fall |
| 10 | 1 | 653 | 430 | 112 | 227 | fall |

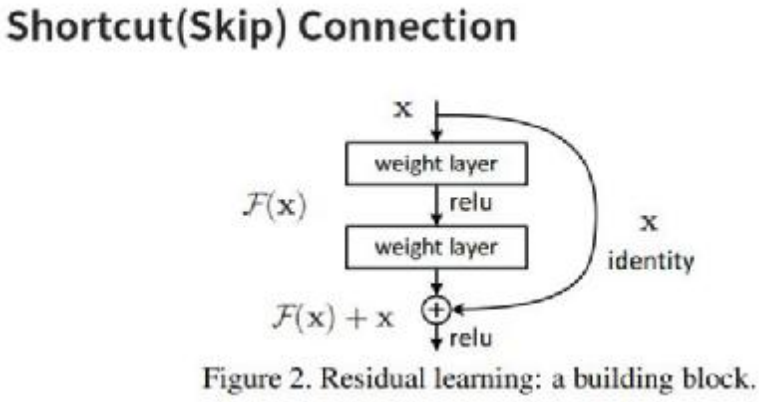
**<그림 74> 쓰러짐 감지 모델 학습에 사용된 데이터 예시**

- 위 그림은 1번 객체의 ID 정보인 Bounding Box(사람 객체를 인지하였을 경우 표시되는 박스)의 X좌표, Y좌표, 너비, 높이와 쓰러짐이 발생하였을 때 Fall으로 체크된 정답이 포함된 데이터이며, 위 정보 외에 추가적으로 바운딩 박스의 대각선 길이, 너비 및 높이 비율을 사용하였고, 이를 활용하여 쓰러짐을 구분하는 모델을 학습함
- 쓰러진 상황에 대한 데이터의 부족으로 데이터 불균형이 0.97:0.03로 심하였으며, 이를 해결하기 위해 쓰러진 데이터의 X좌표, Y좌표를 변경하는 Augmentation과 너비, 높이를 같은 비율로 유지하되 값을 변경하는 Augmentation을 추가하였음
- 기존 Detection 모델에 추가적으로 분류 모델을 적용하는 경우, Real-Time으로 처리하기가 어려웠으며 분류 모델을 Quantization 기법이 포함된 TensorRT로 변환하여 적용함
- 쓰러짐 감지를 위해 아래 표와 같은 모델을 구성하여 테스트를 진행하였음

<표 52> 쓰러짐 이벤트 인지를 위한 모델 설계



- 데이터는 시계열 특성을 가지고 있으며, 이에 따라 Conv1d Layer와 GRU Layer를 구성하였고 Max pooling의 Skip Connection을 활용하여 정보의 손실을 줄이고자 함
- Skip Connection이란 Layer의 순차적인 연결에서 벗어나 직전 이외의 Layer 정보를 전달하는 개념으로, 단순히 특정 Feature 정보를 다른 Layer에 더해줌으로써 Gradient의 Vanishing/Exploding 문제를 해결하는데 큰 역할을 하였으며, Shortcut Connection의 예시는 아래 그림과 같음



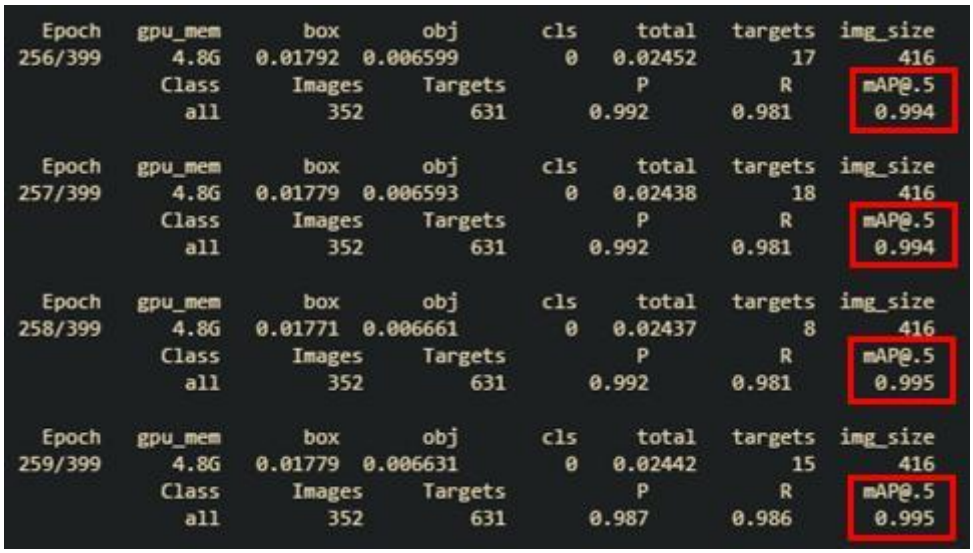

<그림 75> ResNet에 적용된 Shortcut Connection 예시

- 특정 Layer의 Output인 F(x)에 이전 Layer의 Output인 x를 더해주는 구조를 확인할 수 있으며, 손실되는 정보를 방지해주고 성능 향상에 도움을 줌
- 실험결과, 수집된 쓰러짐 데이터에는 99.12%의 정확도를 나타내었으나 실제 CCTV 영상 Task에 적용하였을 때, Detection의 성능으로 인해 사람에 대한 판단을 제대로 하지 못하였을 경우 잘못 판단하는 단점이 있었으며, 알고리즘을 적용하여 쓰러짐 이벤트를 인지하는 방법론을 채택함

2. **쓰러짐 이벤트 인지 알고리즘**

- 두 번째 방법으로, 쓰러짐 이벤트 인지 알고리즘을 적용하여 실험을 진행하였으며, 모델을 적용하는 경우 쓰러짐 데이터를 기반으로 하여 직접 모델을 학습하고 생성해야 하지만 알고리즘만으로 쓰러짐 인지가 가능하다는 점에서 모델 생성 방식과 차이점이 있음
- 쓰러짐 이벤트 인지 알고리즘은 쓰러짐 Detection의 정확도를 높여 사람의 좌표 비율을 활용한 알고리즘을 적용하였고, 사람이 쓰러지면서 Bounding Box의 높이, 너비의 비율이 변화하는 것을 쓰러짐이라고 판단되는 기준(너비÷높이)인 Aspect Ratio를 설정하였고, 인체공학적으로 사람이 서있다고 판단할 수 있는 비율인0.7로 적용하여 이보다 클 시 쓰러짐의 판단 기준이 됨
- Detection의 정확도를 높이기 위해서 앞선 실험을 통해서 야간 이미지에 대한 정확도를 높이는 Augmentation을 적용하였고, 쓰러진 사람의 이미지를 Anotation하여 기존 데이터 셋에 추가하여 사전학습 모델을 생성하였음

- 이후 사전학습 모델을 KISA에서 제공받은 데이터셋을 Fine-Tunning(사전학습된 모델을 특정 데이터셋에 학습)하였고 mAP(Mean Average Precision) 0.5 기준 약 99.5%의 정확도를 보였으며, Detection 모델 성능을 향상시켰으며 아래 그림과 같은 학습 과정을 보임




**<그림 76> Detection 모델 학습 과정 중 일부 발췌**

- 알고리즘을 적용하기 위해서 시간적 특성을 적용해야 했고 시간적 특성은 Detection 모델이 처리하는 Frame 속도로 고려할 수 있으며, 특정 ID를 부여받은 사람이 2초 동안(2초 간격 만큼의 Frame 개수, ex) 모델에서 1초 동안 처리되는 Frame이 30개면, 2초는 60개의 연속적인 Frame을 의미함) 쓰러짐 판단 기준인 0.7을 초과하는 경우 해당 ID에 대해서 쓰러짐 이벤트를 발생시킴
- 위 알고리즘을 수행하는 과정에서 Detection 모델의 성능이 중요했는데, 사람 외에도 배경(사람 외 모든 사물)을 사람으로 인식하는 문제가 있었으며 해당 배경은 움직임이 없었기 때문에, 움직임이 없지만 사람으로 인식하는 ID에 대해서는 추가적인 알고리즘을 통해 사람으로 인식하여 이벤트에 영향을 미치지 않게 함
- 움직임이 없지만 사람으로 인식하여 ID가 부여된 경우, Bounding Box의 중심좌표를 기준으로 변화량을 확인하였고, 변화량이 작은 경우 움직임이 없다는 것을 의미하고 사람이 아니라고 판단하였으며, 제외되지 않은 ID 내에서 이벤트 발생 여부를 판단함

**○ 배회 인지 알고리즘**

- 배회는 CCTV 영상 內 등장하는 마지막 사람을 기준으로 지정된 구역 안에서 10초간 머물러 있는 경우 발생하는 이벤트이며, 쓰러짐과 동일하게 10초간의 시간을 Frame이 모델에서 처리되는 개수로 환산하여, 구역 안에 사람이 포함되는 개수가 지정된 개수를 넘으면 배회 이벤트로 인지됨

- 실험을 위해 제공받은 CCTV 영상은 다수의 사람 중 마지막 사람을 기준으로 판단하여 이벤트가 발생하는 시간이 체크되어야 하며, 이를 위해 각 ID에 대한 이벤트 발생 여부를 체크하고 마지막에 발생하는 이벤트의 시간이 정답으로 기록됨
- 배회 이벤트 인지를 위해 쓰러짐 이벤트 인지에서 사용한 배경 제거 알고리즘을 적용하였고, 배경이 제거되어 사람으로 인식되는 Bounding Box가 지정된 구역 안에 포함되어 있는지 판단함
- Detection 모델의 학습을 통해 정확도를 높일 수 있었지만, 다양한 도메인에 실제로 적용하였을 때 [그림 13]과 같은 정확도 만큼의 결과값을 얻을 수 없었고, 새로운 도메인에 대한 배회 이벤트 인지 정확도를 높이기 위해 배경 제거 알고리즘 외에도 추가적인 알고리즘이 적용됨
- 적용된 알고리즘으로는 Bounding Box가 사람으로 인식하는 확률인 Confidence, Bounding Box의 가로세로 비율인 Aspect Ratio, Bounding Box의 크기인 Square Area, 이전 프레임과 현재 프레임의 X축 변화량인 X Coordination Diff를 실험을 통해 적합한 기준값을 설정하여 사람으로 Detection 된 ID의 제거 여부를 추가적으로 판단함

**○ 침입 인지 알고리즘**

- 침입은 CCTV 영상 內 등장하는 마지막 사람을 기준으로 지정된 구역 안에서 사람이 포함된 경우 발생하는 이벤트이며, Detection의 성능이 완벽하지 않기 때문에 1개의 Frame에서 사람으로 Detection된 Bounding Box가 지정된 구역안에 포함될 경우 신뢰성이 떨어지며, 이를 해결하기 위해 1개의 Frame에서 2초간 사람이 지정된 구역안에 포함된 경우 침입 이벤트로 인지됨
- 배회 이벤트 인지와 동일하게 배경 제거 알고리즘과 추가 적용 알고리즘을 사용하여 사람으로 Detection 된 ID의 제거 여부를 추가적으로 판단함

**마. 최적 모델 확정**

- YOLOv5 모델을 CIoU와 DIoU Loss 두 가지로 구분하여 학습을 진행하였는데, CIoU는 목적함수 연산에서 Bounding Box의 비율을 포함하나 DIoU는 Bounding Box의 비율을 포함하지 않음
- 쓰러짐 이벤트의 판단 기준을 Bounding Box의 비율 변화로 설정하였고, 이로 인해 같은 사람이지만 쓰러진 상황에서의 Bounding Box의 비율은 크게 변화하게 되며 이러한 비율의 차이를 해결하기 위해 DIoU Loss를 고려함
- CIoU Loss는 3가지 인자(Overlap Area, Normalized Central Point Distance, Aspect Ratio)를 사용하여 Loss값을 계산하는데, Overlap Area는 정답으로 제시된 Bounding Box와 예측된 Bounding Box의 IoU(겹치는 부분의 넓이)를 의미하며, Normalized Central Point Distance는 정답으로 제시된 Bounding Box와 예측된 Bounding Box의 중심좌표 간 거리

값을 정규화하여 계산한 값을 의미하며, Aspect Ratio는 Bounding Box의 비율을 의미함, 여기서 DIoU Loss와의 차이점은 Aspect Ratio를 목적함수에 사용하는지의 유무임

- CIoU Loss와 DIoU Loss의 학습을 진행하였고, 생성된 모델의 학습 결과는 아래 표와 같음

<표 53> DIoU Loss vs CIoU Loss 비교 실험

| Loss | Precision | Recall | mAP@.5 | mAP@.5-.95 |
|---|---|---|---|---|
| DIoU | 0.9951 | 0.9828 | 0.9959 | 0.8574 |
| CIoU | 0.9951 | 0.984 | 0.9961 | 0.8583 |

- 위 표와 같이 DIoU Loss와 CIoU의 Loss를 비교했을 때, CIoU의 정확도가 약간 높은 것을 확인함
- 두 개의 생성된 모델을 사용하여 KISA에서 제공받은 70개의 CCTV 영상 테스트를 진행하였고, 결과는 아래 표와 같음

<표 54> DIoU Loss vs CIoU Loss, CCTV 영상 이벤트 감지 정확도

| DIoU Loss | CIoU Loss |
|---|---|
| ========[Total]========<br>TP Total = 60<br>FP Total = 7<br>FN Total = 10<br><br>Recall rate = 0.857<br>Precision rate = 0.896<br>F1 value = 87.6<br>========[End]======== | ========[Total]========<br>TP Total = 60<br>FP Total = 6<br>FN Total = 10<br><br>Recall rate = 0.857<br>Precision rate = 0.909<br>F1 value = 88.2<br>========[End]======== |

- 위 표는 TP Total(정상검출), FP Total(미검출), FN Total(오검출)을 판단하여 KISA에서 제시한 수식에 따라 계산된 F1 value를 기준으로 인증 적합 여부를 판단하게 되며, 두 가지 모델 중 CIoU Loss를 적용한 모델의 F1 value가 88.2로 더 높기 때문에 CIoU Loss를 적용한 모델을 사용하여 알고리즘을 적용하였으며, 배경 제거 알고리즘을 추가적으로 수정하여 아래 그림과 같은 결과를 얻음

<표 55> CIoU Loss과 배경 제거 알고리즘을 적용한 실험 결과

| CIoU Loss |
|---|
| ========[Total]========<br>TP Total = 68<br>FP Total = 2<br>FN Total = 2<br><br>Recall rate = 0.971<br>Precision rate = 0.971<br>F1 value = 97.1<br>========[End]======== |

- CIoU Loss를 사용한 모델에 알고리즘을 적용하여 F1 value가 97.1로 인증 적합 여부인 90점을 넘었으며, 인증시험에 해당 모델과 알고리즘을 사용하여 진행하였음

### (3) 복합 위험상황인지 기술 검증

#### 가. 위험상황인지 정확도 공인시험 (화재, 안전모 미착용, 쓰러짐/넘어짐)

**○ 시험 환경**

- 안전모 미착용, 화재, 쓰러짐의 위험상황인지를 위하여, 공인시험 인증 업체인 (주)와이즈스톤에 요청을 하였고, 아래 표와 같은 시험환경에서 공인시험을 진행함

<표 56> **위험상황인지 소프트웨어 검증 시험을 위한 시험환경 정보**

| 시험 구분 | | 소프트웨어 검증 시험 | |
|---|---|---|---|
| 시험대상 | 제품명 (버전표기) | (한글) 건설현장 위험상황인지 영상분석 프로그램 v1.0 | |
| | | (영문) Construction Field Risky Event Detection Image Analysis Program v1.0 | |
| | 서버 | 운영체제 | (Linux) CentOS 7.6 |
| | | 하드웨어 정보 | CPU : Intel® Xeon® Silver 4208 Processor 11M Cache, 2.10 GHz 8core<br>RAM : 32G DDR4 2666 REG/ECC<br>HDD : 2TB SATA3 2.5 기업용 |

**○ 시험 방법**

- 화재, 안전모 미착용, 쓰러짐/넘어짐 위험상황인지 정확도가 각각 90% 이상 달성해야하며, 동일한 개발 서버를 통하여 시험을 수행하였고, 아래 표와 같이 시험번호에 따라 실험을 순차적으로 진행하였음

<표 57> **위험상황인지 소프트웨어 검증 시험을 위한 시험 방법**

| 시험 번호 | 시험 항목 (성능 지표) | 시험 방법(측정 방법) | 측정 횟수 | 적합성 판단 기준 |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 화재 위험상황인지 정확도 | **[시험 절차]**<br>**1. 시험 데이터 확인**<br>○ 시험 데이터 수 : 2000개(화재 이미지 1000개, 非 화재 이미지 1000개) 중 100장(화재 이미지 50장 + 非 화재 이미지 50장) 랜덤 샘플링<br>○ 화재 이미지 : 화재 또는 연기가 포함된 이미지<br>○ 非 화재 이미지 : 화재가 없는 현장 상황 이미지<br><br>**2. 소스코드 확인**<br>○ 화재 이미지 50개, 非 화재 이미지 50개 무작위 샘플링하는 코드<br>○ 모델을 통한 검출 결과와 실제 결과 비교하여 정확도 계산하고 산출하는 코드<br><br>**3. 스크립트 실행**<br>○ 화재 이미지 1000개 중 50장을 랜덤 샘플링하여 훈련된 모델을 통해 화재 상황이 검출되지 않은 횟수 측정<br>○ 非 화재 이미지 1000개 중 50장을 랜덤 샘플링하여 훈련된 모델 | 1 | 90% 이상 |

| 시험 번호 | 시험 항목 (성능 지표) | 시험 방법(측정 방법) | 측정 횟수 | 적합성 판단 기준 |
|---|---|---|---|---|
| | | 을 통해 화재 상황이 검출된 수로 검출 횟수 측정<br>○ 정확도 계산 및 출력<br>= 화재 및 非 화재 이미지에서 무작위로 샘플링된 수(100개) - 화재 이미지에서 화재 상황이 검출되지 않은 횟수 - 非 화재 이미지에서 화재 상황이 검출된 횟수 × 100<br><br>**4. 결과 확인**<br>○ 출력된 결과로 화재 위험상황인지 정확도 확인 | | |
| 2 | 안전모 미착용 위험상황인지 정확도 | **[시험 절차]**<br>**1. 시험 데이터 확인**<br>○ 시험 데이터 수 : 500개 중 100장 랜덤 샘플링<br>○ 데이터 내용 : 안전모 착용 또는 안전모를 착용하지 않은 사람들의 머리가 포함된 이미지와 정답 Label<br><br>**2. 소스코드 확인**<br>○ 시험 데이터에서 100장 랜덤 샘플링하는 코드<br>○ 모델을 통한 검출 결과와 정답 Label 비교하여 정확도 계산하고 출력하는 코드<br><br>**3. 스크립트 실행**<br>○ 시험데이터 중 100장을 랜덤 샘플링하여 훈련된 모델을 통해 안전모 착용 여부를 인식한 후 그 결과를 정답 Label과 비교하여 정확도를 산출하고 출력함<br><br>○ 정확도 계산 및 출력<br>= 시험데이터에서 무작위로 샘플링된 이미지수(100개) – 정답값과 비교하여 틀린 개수 × 100<br><br>**4. 결과 확인**<br>○ 출력된 결과로 안전모 미착용 위험 상황인지 정확도 확인 | 1 | 90% 이상 |
| 3 | 쓰러짐/ 넘어짐 위험상황인지 정확도 | **[시험 절차]**<br>**1. 시험 데이터 확인**<br>○ 데이터 내용 : 쓰러짐/넘어짐 상황 영상과 이벤트(쓰러짐/넘어짐)발생 시간(기준 시간)<br>○ 시험 데이터 수 : 200개(쓰러짐/넘어짐 영상 100개, 非 쓰러짐/넘어짐 영상 100개) 중 100개 영상(쓰러짐/넘어짐 영상 50개 + 非 쓰러짐/넘어짐 영상 50개) 랜덤 샘플링<br>○ 쓰러짐/넘어짐 영상 : 쓰러짐 또는 넘어짐 상황이 포함된 영상<br>○ 非 쓰러짐/넘어짐 영상 : 쓰러짐 또는 넘어짐 상황이 포함되지 않은 영상<br><br>**2. 소스코드 확인**<br>○ 쓰러짐/넘어짐 영상 50개, 非 쓰러짐/넘어짐 영상 50개 무작위 샘플링하는 코드<br><br>**3.** 쓰러짐/넘어짐 영상 100개 중 50개와 非 쓰러짐/넘어짐 영상 100개 중 50개를 랜덤샘플링 후 쓰러짐/넘어짐을 검출 후 검출된 시간(쓰러짐 영상 검출 시간 정상 기준)과 정답값을 비교하여 정확도를 산출<br>- 쓰러짐 영상 검출 시간 정상 기준 | 1 | 90% 이상 |

| 시험 번호 | 시험 항목 (성능 지표) | 시험 방법(측정 방법) | 측정 횟수 | 적합성 판단 기준 |
|---|---|---|---|---|
| | | : (이벤트 시작시간–2s) ≤ (검출 시간) ≤ (이벤트 시작시간+10s)<br><br>- 非 쓰러짐/넘어짐 영상 정상 기준<br>: 非 쓰러짐/넘어짐 검출 시간이 0이 나와야 정상<br><br>$\text{정확도}(accuracy,\%) = \frac{\text{쓰러짐/넘어짐 정상분류 횟수}}{\text{총 시료수}(100\text{건})} \times 100(\%)$ | | |

○ **시험 결과**

- 화재 위험상황인지 정확도(99%), 안전모 미착용 위험상황인지 정확도(96%), 쓰러짐/넘어짐 위험상황인지 정확도(98%)로 기준 만족을 달성하였으며, 인증서를 아래 그림과 같이 발급 받음

G4B(www.g4b.go.kr)진위확인코드 : uluPnmPXwPE=

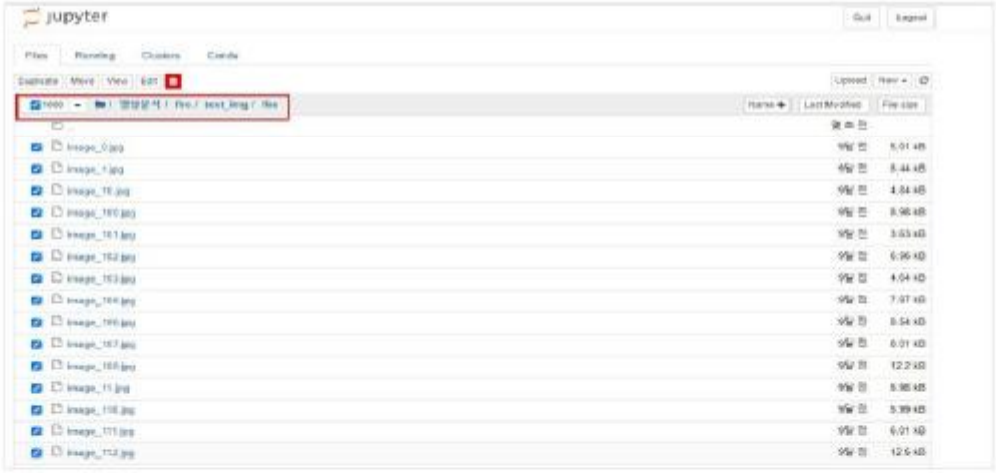
# 붙임1. Raw Data



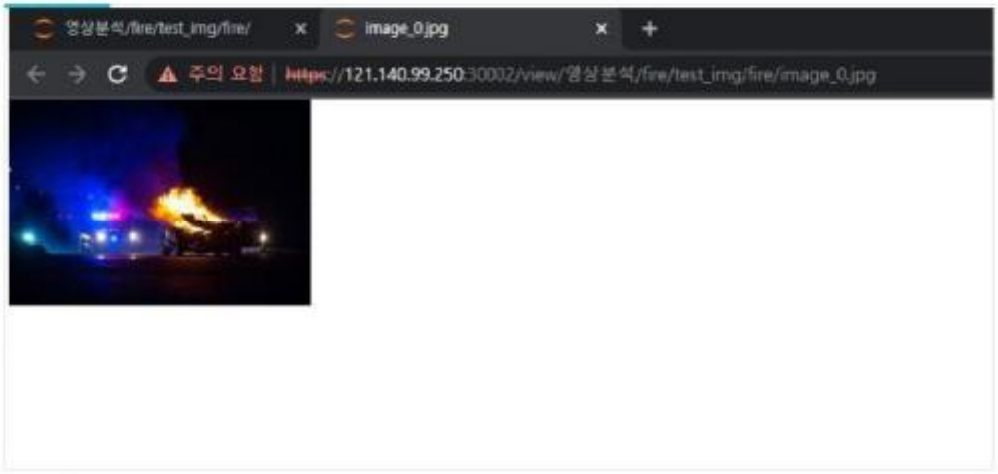
## 1. 화재위험 상황인지 정확도

**[시험 데이터 확인]**

○ 시험 데이터 수 : 2 000개(화재 이미지 1 000개, 비 화재 이미지 1 000개) 확인




<화재 이미지 1 000개 확인>




<시험 데이터 중 화재 이미지 확인>



<그림 80> 화재 위험상황인지 시험 데이터 확인

G4B(www.g4b.go.kr)진위확인코드 : uluPnmPXwPE=

# 시 험 결 과

WISESTONE
서울 서초구 강남대로 291
님강빌딩 6층
(Tel:02-6257-6068, Fax:02-6257-6067)

성적서번호 : 202110-VSW-386-R
페이지( 7 )/총( 9 )

TeCeL
ICT시험인증연구소

## 5. 시험 방법 및 결과

신청기관의 요청에 따라 시험 항목별로 시험 기준 및 방법을 아래와 같이 정의하여 시험 진행한 결과임

1) 화재위험 상황인지 정확도

| 시험 기준 | 90% 이상 | 시험 결과 | 기준 만족 (99%) |
|---|---|---|---|
| 시험 도구 | - | | |
| 시험 절차 | 1. 시험 데이터 확인<br>○ 시험 데이터 수 : 2 000개(화재 이미지 1 000개, 비 화재 이미지 1 000개)<br>○ 시험 데이터 내용<br>- 화재 이미지 : 화재 또는 연기가 포함된 이미지<br>- 비 화재 이미지 : 화재 없는 현장 상황 이미지<br>2. 스크립트에 대한 소스 코드 확인<br>○ 시험 데이터(화재 이미지)를 불러오고 화재 이미지 50개를 무작위로 샘플링하는 소스 코드<br>○ 시험 데이터(비 화재 이미지)를 불러오고 비 화재 이미지 50개를 무작위로 샘플링하는 소스 코드<br>○ 학습 모델을 불러오는 소스 코드<br>○ 샘플링된 화재 이미지를 학습된 모델에 입력하여 화재나 연기를 검출하지 못한 이미지의 수를 확인하는 소스 코드<br>○ 샘플링된 비 화재 이미지를 학습된 모델에 입력하여 화재나 연기가 검출된 이미지의 수를 확인하는 소스 코드<br>○ 화재위험 상황인지 정확도를 계산 및 출력하는 소스 코드<br>3. 시험 PC1에서 Jupyter Notebook으로 화재위험 상황인지 정확도를 산출하는 스크립트를 실행하여 출력된 결과로 화재위험 상황인지 정확도를 확인<br>○ 화재위험 상황인지 정확도<br>= (화재 및 비 화재 이미지에서 무작위로 샘플링된 이미지 수 - 화재 이미지에서 화재 상황이 검출되지 않은 횟수 - 비 화재 이미지에서 화재 상황이 검출된 횟수) * 100 | | |

<그림 81> 화재 위험상황인지 공인시험 성적서

G4B(www.g4b.go.kr)진위확인코드 : uluPnmPXwPE=

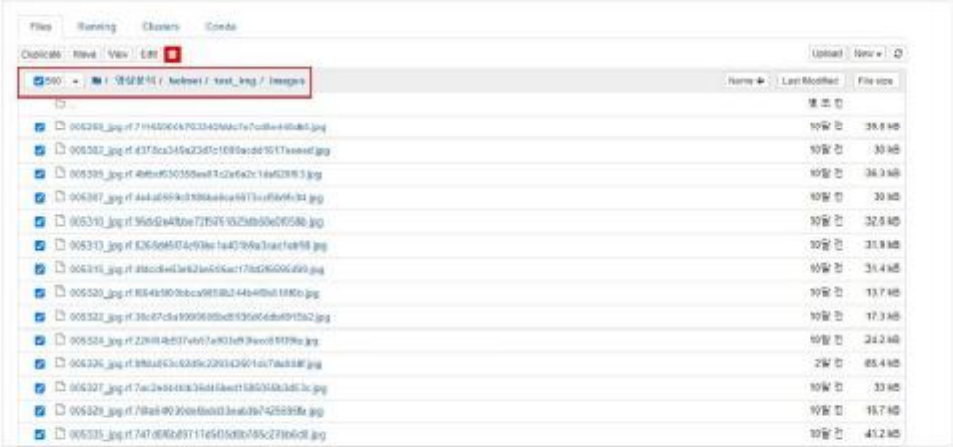
# 붙임1. Raw Data



## 2. 안전모 미착용 위험 상황인지 정확도

**[시험 데이터 확인]**

- 시험 데이터 수 확인 : 500개(안전모 착용 또는 안전모를 착용하지 않은 사람들의 머리가 포함된 이미지)



<시험 데이터 수 500개 확인>

- 안전모 착용 이미지 확인

<시험 데이터 중 안전모 착용 이미지 확인>

<그림 82> 안전모 미착용 위험상황인지 시험 데이터 확인

G4B(www.g4b.go.kr)진위확인코드 : uluPnmPXwPE=

# 시 험 결 과

WISESTONE
서울 서초구 강남대로 291
남강빌딩 6층
(Tel:02-6257-5958, Fax:02-6257-5957)

성적서번호 : 2021IC-VSW-386-R
페이지( 8 )/총( 9 )

TeCeL
ICT시험인증연구소

2) 안전모 미착용 위험 상황인지 정확도

| 시험 기준 | 90% 이상 | 시험 결과 | 기준 만족 (96%) |
|---|---|---|---|
| 시험 도구 | - | | |
| 시험 절차 | 1. 시험 데이터 확인<br>○ 시험 데이터 수 : 500개<br>○ 시험 데이터 내용 : 안전모 착용 또는 안전모를 착용하지 않은 사람들이 포함된 이미지<br>2. 스크립트에 대한 소스 코드 확인<br>○ 시험 데이터를 불러오고 100장의 이미지를 무작위로 샘플링하는 소스 코드<br>○ 학습 모델을 불러오는 소스 코드<br>○ 샘플링된 이미지를 학습된 모델에 입력하여 안전모 착용 여부를 정답값과 비교하는 소스 코드<br>○ 안전모 미착용 위험 상황인지 정확도를 계산 및 출력하는 소스 코드<br>3. 시험 PC1에서 Jupyter Notebook으로 안전도 미착용 위험 상황인지 정확도를 산출하는 스크립트를 실행하여 출력된 결과로 안전모 미착용 위험 상황인지 정확도를 확인<br>○ 안전모 미착용 위험 상황인지 정확도<br>= (시험 데이터에서 무작위로 샘플링된 이미지 수 - 정답값과 비교하여 틀린 개수) * 100 | | |

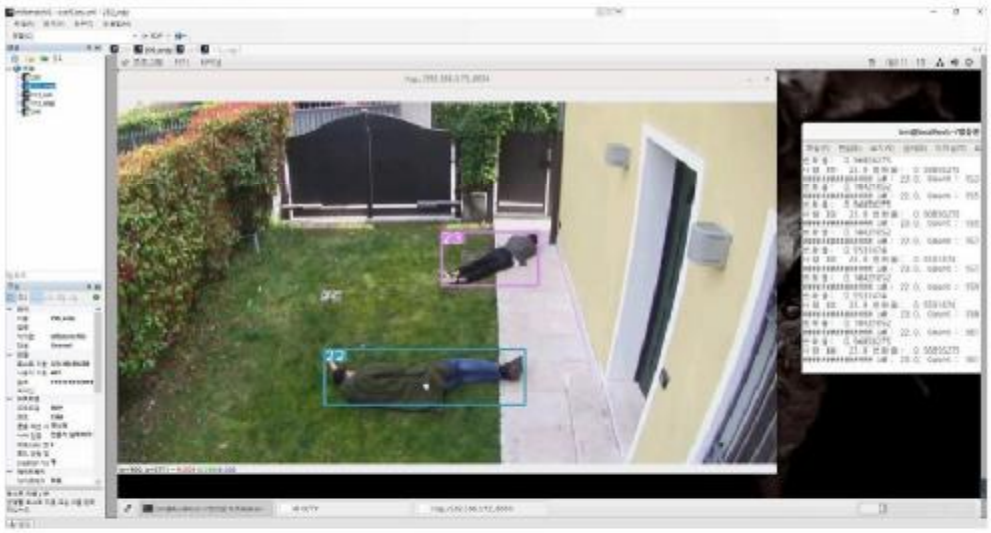
<그림 83> 안전모 미착용 위험상황인지 공인시험 성적서

G4B(www.g4b.go.kr)진위확인코드 : uluPnmPXwPE=

## 붙임1. Raw Data



- 무작위로 샘플링된 쓰러짐/넘어짐 영상과, 비 쓰러짐/넘어짐 영상을 검출 프로그램을 실행하여 쓰러짐/넘어짐 검출



<쓰러짐/넘어짐 영상에서 쓰러짐/넘어짐을 검출 화면>

<비 쓰러짐/넘어짐 영상에서 쓰러짐/넘어짐을 검출 화면>



<그림 84> 쓰러짐 위험상황인지 시험 데이터 확인

G4B(www.g4b.go.kr)진위확인코드 : uluPnmPXwPE=

# 시 험 결 과

WISESTONE
서울 서초구 강남대로 291
남강빌딩 6층
(Tel:02-6257-5958, Fax:02-6257-5957)

성적서번호 : 202110-VSW-386-R

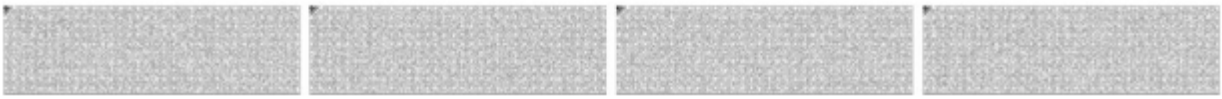

TeCeL
ICT시험인증연구소
ICT Testing & Certification Lab

3) 쓰러짐/넘어짐 위험 상황인지 정확도

| 시험 기준 | 90% 이상 | 시험 결과 | 기준 만족 (98%) |
|---|---|---|---|
| 시험 도구 | - | | |
| 시험 절차 | 1. 시험 데이터 확인<br>○ 시험 데이터 수 : 200개(쓰러짐/넘어짐 영상 100개, 비 쓰러짐/넘어짐 영상 100개)<br>- 쓰러짐/넘어짐 영상 : 쓰러짐 또는 넘어짐 상황의 영상<br>- 비 쓰러짐/넘어짐 영상 : 쓰러짐 또는 넘어짐 상황이 아닌 영상<br>2. 스크립트에 대한 소스 코드 확인<br>○ 시험 데이터를 불러오고 쓰러짐/넘어짐 영상 50개, 비 쓰러짐/넘어짐 영상 50개를 무작위로 샘플링 하는 소스 코드<br>○ 쓰러짐/넘어짐 발생 시 검출 시점을 xml 파일로 기록하는 소스코드<br>3. 시험 PC2에서 쓰러짐/넘어짐의 상황을 인지하여 검출하는 스크립트를 실행하여 검출 결과가 xml 파일로 출력되는지 확인<br>4. xml 파일로 출력된 검출 결과와 신청기관에서 제공한 정답값(txt)과 비교하여 정상 검출된 횟수로 쓰러짐/넘어짐 위험 상황인지 정확도 산출<br>○ 정상 검출 기준<br>- 쓰러짐/넘어짐이 발생 시<br>: (정답값의 검출 시점 - 2 s) ≤ (스크립트의 검출 시점) ≤ (정답값의 검출 시점 + 10 s) 범위에 포함됨<br>- 쓰러짐/넘어짐이 미발생 시<br>: 검출 결과가 0으로 표시됨<br>○ 쓰러짐/넘어짐 위험 상황인지 정확도<br>= 정상 검출된 횟수 / 무작위로 샘플링된 시험 데이터 수 × 100 | | |

끝.





<그림 85> 쓰러짐/넘어짐 위험상황인지 공인시험 성적서

## 나. 지능형 CCTV 인증 시험 (침입, 배회, 쓰러짐)

### ○ 시험 환경

- 지능형 CCTV 인증을 위하여 한국인터넷진흥원에 요청을 하였고, 아래 표와 같은 시험환경에서 실험을 진행하였음

<표 58> 지능형 CCTV 인증 시험을 위한 시험환경 정보

| 시험 구분 | | 지능형 CCTV | |
|---|---|---|---|
| 시험대상 | 제품명 (버전표기) | (한글) 에코시안 지능형 CCTV | |
| | | (영문) Ecosian Intelligent CCTV | |
| | 서버 | 운영체제 | (Linux) Ubuntu 20.04 |
| | | 하드웨어 정보 | CPU : Intel® Xeon® Gold 6226R (16C, 32T, 2.9GHz, 22M)<br>RAM : 32GB DDR4 2933 DIMM ECC Registered(Total 256GB)<br>HDD : 1TB SATA |

### ○ 시험 방법

- 지능형 CCTV 인증 절차는 사전시험과 본시험으로 나뉘어져 있는데, 사전시험의 경우 한국인터넷진흥원에 직접 방문하여 1주일간 실험하며, 배회, 침입, 쓰러짐 이벤트 감지를 위한 총 350개의 동영상을 RTSP 전송 방법으로 제공받아 분석을 진행하고, 제작된 프로그램에서 전송된 동영상을 분석하여 이벤트를 감지하여 예측 정답 xml 파일을 출력함
- 출력된 예측 xml 파일과 실제 정답 xml 파일을 비교하여 F1 Score를 계산하고, 계산된 점수가 배회, 침입, 쓰러짐 각각 90점을 넘어야하며 아래 표의 내용과 같음

<표 59> 지능형 CCTV 인증 시험을 위한 시험 방법

| 시험 항목 (성능 지표) | 시험 방법 | 인증 기준 |
|---|---|---|
| 배회<br>침입<br>쓰러짐<br><br>이벤트 감지<br>F1-Score | **[시험 절차]**<br>**1. 시험 데이터 확인**<br>○ 시험 데이터 수: 동영상 350개(배회 150개, 침입 150개, 쓰러짐 50개)<br>○ xml 파일 : 배회, 침입 이벤트 감지를 위해 지정된 구역의 좌표값을 입력한 파일(쓰러짐 이벤트는 구역이 지정되지 않음)<br><br>**2. 시험 데이터 전송**<br>○ 한국인터넷진흥원에서 제공하는 컴퓨터에서 에코시안 서버로, 인증시험 동영상을 RTSP 방식으로 실시간 전송<br><br>**3. 프로그램 실행**<br>○ 지능형 CCTV 인증을 위해 개발된 프로그램에 RTSP 주소를 입력하여 프로그램 실행<br><br>**4. 결과 확인**<br>○ 동영상 재생이 끝나면 총 350개의 예측 xml 파일이 생성되며, 한국인터넷진흥원에서 제공해주는 실제 정답 xml 파일과 비교하여 F1-Score 확인 | 배회: 90점<br>침입: 90점<br>쓰러짐: 90점 |

- 인증 시험은 총 4회 진행하였으며, 각 회차별 알고리즘 수정사항은 아래 표와 같음

<표 60> 지능형 CCTV 시험회차 별 점수 및 수정사항

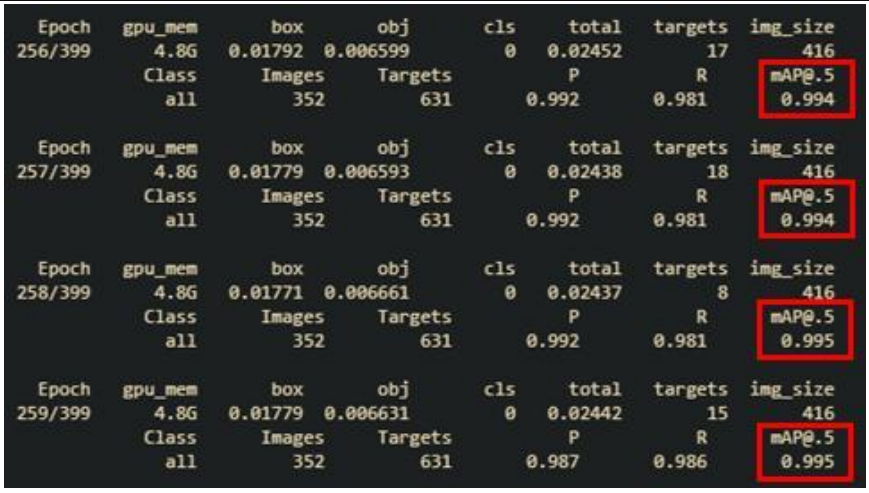
| 시험 회차 | F1-Score (점) | 수정사항 | 적합성 판단 기준 |
|---|---|---|---|
| 1 | 배회: 79.6<br>침입: 82.3<br>쓰러짐: 69.1 | **[수정사항]**<br><br>**- Detection 성능 개선**<br>○ 문제점 : 2021년 7월 1일부로 인증시험 난이도 대폭 상향되었는데 구체적인 변경사항으로는 눈, 비, 안개 등 사람을 Detection 하기 어려운 기상환경의 영상이 추가되었고 기존에 학습된 Model을 통해서 새로운 기상환경을 분석하기에 어려움이 있었으며, 데이터 수집과 Augmentation 기법을 추가적으로 도입하여 모델의 성능을 높임<br><br>○ 해결방안<br>1. 데이터 수집 : 공공데이터셋(Fall Detection 데이터셋, AI Hub CCTV 데이터셋)과 구글 이미지 검색을 통해서 다양한 배경의 이미지와 눈, 비, 안개 등의 기상환경 이미지, 쓰러진 상태의 이미지를 아래 이미지와 같이 수집하였음<br><br> <br><그림 86> Fall Detection 공공데이터셋 中 쓰러짐 이미지<br><br> <br><그림 87> AI Hub 공공데이터셋 中 CCTV 이미지 | 부적합 |

| 시험 회차 | F1-Score (점) | 수정사항 | 적합성 판단 기준 |
|---|---|---|---|
| | | <br><그림 88> 구글 검색 이미지 中 안개 이미지<br> <br><그림 89> 구글 검색 이미지 中 눈 이미지<br> <br><그림 90> 구글 검색 이미지 中 쓰러짐 이미지 | |

<table>
<tr><th>시험 회차</th><th>F1-Score (점)</th><th>수정사항</th><th>적합성 판단 기준</th></tr>
<tr><td></td><td></td><td>

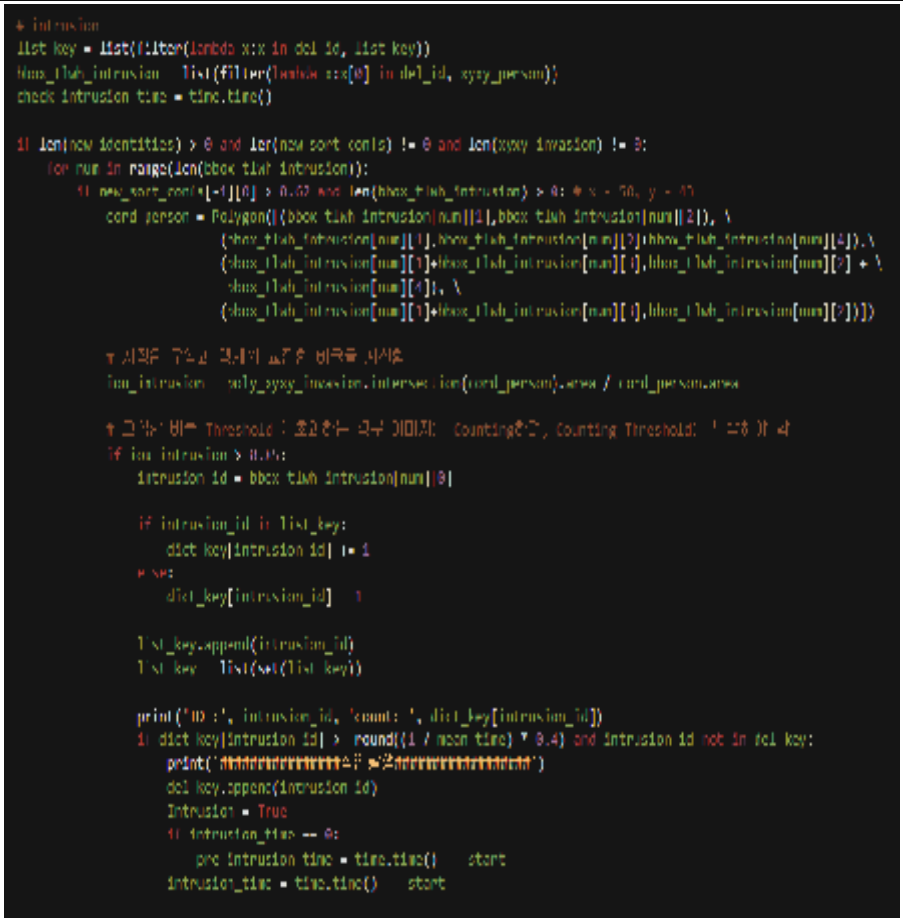
<br><그림 91> 구글 검색 이미지 中 눈 + 쓰러짐 복합 이미지
<br><br>2. 데이터 Augmentation : 사전시험을 진행하며 야간 영상의 Detection에 어려움이 있음을 확인하였고, 아래 표와 같은 실험을 통해서 모델의 성능을 높일 수 있었음
<br><br><표 61> 야간 이미지의 Data Augmentation 실험 결과
<table>
<tr><th>데이터 구성</th><th>실험 결과</th></tr>
<tr><td>주간 +야간 이미지<br>(Augmentation 추가)</td><td>Class Images Targets P R mAP@.5<br>all 6.41e+03 9.43e+03 0.532 0.967 0.757</td></tr>
<tr><td>주간 +야간 이미지</td><td>Class Images Targets P R mAP@.5<br>all 6.41e+03 9.43e+03 0.402 0.963 0.744</td></tr>
<tr><td>야간 이미지<br>(Augmentation 추가)</td><td>Class Images Targets P R mAP@.5<br>all 1.07e+03 1.9e+03 0.772 0.905 0.866</td></tr>
<tr><td>야간 이미지</td><td>Class Images Targets P R mAP@.5<br>all 1.07e+03 1.9e+03 0.633 0.905 0.851</td></tr>
</table>
</td><td></td></tr>
<tr><td>2</td><td>배회: 87.2<br>침입: 89.6<br>쓰러짐: 88.9</td><td>
[수정사항]
<br><br>1. Detection 성능 개선
<br>○ 문제점 : 1회차 실험에서 문제점으로 발생한 Detection 성능이 한국인터넷진흥원에서 제공해주는 눈, 비, 안개의 기상환경 동영상에서 Detection 성능이 좋지 않음을 확인하였고, 추가적인 데이터 수집이 필요하였음
<br><br>○ 해결방안 : Detection 성능 문제를 해결하기 위해 이미지 합성을 사용하여 눈, 비, 안개 기상환경을 기존 이미지에 적용하였고, 아래 그림은 합성 적용 예시와 이에 따른 모델 개선 성능임
</td><td>부적합</td></tr>
</table>

| 시험 회차 | F1-Score (점) | 수정사항 | 적합성 판단 기준 |
|---|---|---|---|
| | | <br><그림 92> 쓰러짐 이미지<br> <br><그림 93> 일반 이미지에 안개 기상환경을 합성한 이미지<br> <br><그림 94> 일반 이미지에 눈 기상환경을 합성한 이미지 | |

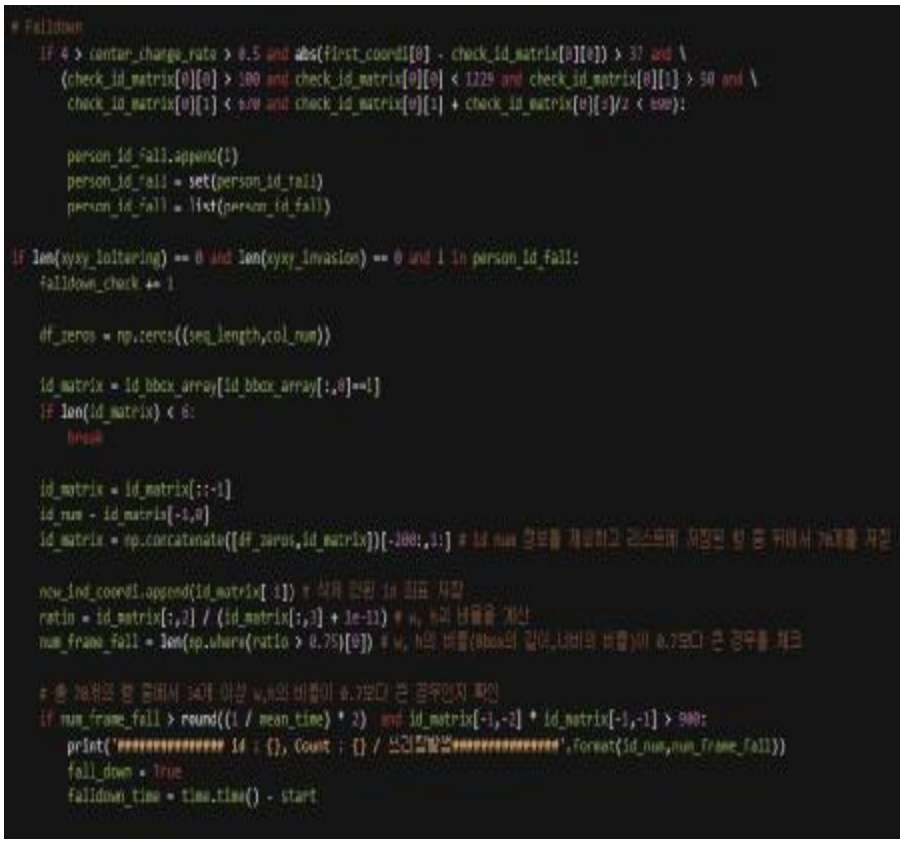
| 시험 회차 | F1-Score (점) | 수정사항 | 적합성 판단 기준 |
|---|---|---|---|
| | |  <br><br><그림 95> Detection 모델 학습 과정 中 일부 발췌<br><br>**2. 이벤트 감지 알고리즘 개선**<br>○ 문제점 : 이벤트 감지를 위해서는 사람의 Detection이 우선적으로 선행되어야 하고 이후 Detection된 사람에 대한 Tracking이 중요하지만, 사람이 아닌 배경이 Detection 되어 이벤트 감지를 하는데 어려움이 있었고 이를 해결하기 위해 배경 제거 알고리즘을 추가하였음<br><br>○ 해결방안 : 고정된 객체를 사람으로 Detection 하는 경우를 제거하기 위해 중심좌표 정보를 활용하여 고정된 객체는 사람으로 판단하지 않게 하는 알고리즘을 설정하였으며, 사람이 아닌 객체가 Detection 되는 경우 사람으로 인식하지 않는 방법으로 모델 개선 작업을 수행하였으며 관련 코드 내용은 아래 그림과 같음<br><br>`for k,i in enumerate(new_ind):`<br>`center_change_rate = 0`<br>`check_id_matrix = id_bbox_array[id_bbox_array[:,0]==i][:,1:]`<br>`# 1.3초 동안 동일한 ID의 Detection이 발생한 이후에 중심좌표 변화율을 판단`<br>`if len(check_id_matrix) > round((1 / mean_time) * 1.3):`<br>`# 중심좌표 계산`<br>`cx, cy = (check_id_matrix[:,0] + check_id_matrix[:,2]) / 2,\`<br>`(check_id_matrix[:,1] + check_id_matrix[:,3]) / 2`<br>`cx, cy = np.diff(cx), np.diff(cy)`<br>`center_change_rate = np.sqrt(cx*cx + cy*cy)`<br>`center_change_rate = np.average(center_change_rate)`<br>`# 지정된 변화율이 넘으면 사람으로 인식함`<br>`if center_change_rate > 0.7:`<br>`person_id.append(i)`<br>`person_id = set(person_id)`<br>`person_id = list(person_id)`<br><br><그림 96> 배경 객체 제거 알고리즘 구현 | |
| 3 | 배회: 90.7<br>침입: 91.2<br>쓰러짐: 88.5 | **[수정사항]**<br><br>**1. 기존 이벤트 감지 알고리즘 개선**<br>○ 문제점 : 배회, 침입의 경우 각각 90점 이상으로 통과 점수에 적 | 부적합 |

| 시험 회차 | F1-Score (점) | 수정사항 | 적합성 판단 기준 |
|---|---|---|---|
| | | 합하였으나, 쓰러짐의 경우 88.5점으로 부적합 판정을 받았으며, 각 이벤트 감지 알고리즘의 개선을 진행함<br><br>○ 해결방안 : 기존 배회, 침입 알고리즘은 이벤트를 인지하는데 고려되는 Threshold를 수정하였고, 쓰러짐 이벤트를 인지하는데 Square Area와 Coordination Diff에 대한 Threshold를 추가하여 이벤트 감지 성능을 높였으며, 각 모듈에 대한 관련 주요 코드는 <br><br><그림 97> 배회 이벤트 감지 코드 中 일부 발췌<br>아래 그림과 같음 | |

| 시험 회차 | F1-Score (점) | 수정사항 | 적합성 판단 기준 |
|---|---|---|---|



<그림 98> 침입 이벤트 감지 코드 中 일부 발췌



<그림 99> 쓰러짐 이벤트 감지 코드 中 일부 발췌

| 시험 회차 | F1-Score (점) | 수정사항 | 적합성 판단 기준 |
|---|---|---|---|
| | | **2. Detection 성능 및 통신 문제 개선**<br>○ 문제점 : 데이터 수집, 기상환경 합성, 데이터 Augmentation 추가 이후에도 새로운 배경 환경에 대한 Detection 성능의 향상과 모델의 성능 향상이 필요했으며, 쓰러짐 이벤트 감지와 같은 경우 정확한 이벤트 시각을 정답지로 도출해내는 것이 관건인데 육안으로 확인할 경우에는 즉각적으로 이벤트를 검출하는 것을 확인하였으나, 시험 현장에서의 네트워크 상황 및 서버 간 통신 지연에 따른 정확한 이벤트 검출시각 도출이 어려운 점을 고려하여 검출시각의 버퍼 타임에 대한 조정이 필요하다고 판단<br><br>○ 해결방안 : 이전 모델 성능 향상 방법과 동일하게 데이터를 추가 수집, 기상환경 합성을 진행하여 모델을 학습하고, 4회차 사전 시험 진행 시, 현장에서 검출시각 버퍼 타임 조정을 통해 모델 정답 도출 함수를 시험환경에 최적화하는 작업을 진행 | |
| 4 | 배회: 96.9<br>침입: 92.1<br>쓰러짐: 96.2 | **본 시험 예정 (2022/01/17)** | 적합 |

○ **시험 결과**

- 배회 96.9점, 침입 92.1점, 쓰러짐 96.2점으로 사전시험을 통과하였으며, 본 시험은 2022년 1월 17일부터 2022년 1월 21일까지 진행 예정임
- 지능형 CCTV 사전시험 통과 후 본시험을 진행하였고 배회, 침입의 경우 90점 이상으로 만족하였으나 쓰러짐의 경우 합격 점수 기준 대비 2개 영상의 쓰러짐을 인지하지 못하여 인증 통과에 실패
- 안개가 자욱한 상황에서 발생하는 쓰러짐에 대한 Detection 성능이 불안전했기 때문에, [32]"Deep Learning Approaches on Pedestrian Detection in Hazy Weather" 논문에서 사용한 흐릿한 기상 상황의 데이터와 [33]"Semantic Foggy Scene Understanding with Synthetic Data"에 공개된 안개 속 블랙박스 운전 이미지를 추가 수집 및 Augmentation 하여 모델을 재학습/평가하고 3월경에 2차 본 시험을 진행할 예정임

## 다. 위험상황인지 관련 지식재산권 확보

○ **발명의 명칭**

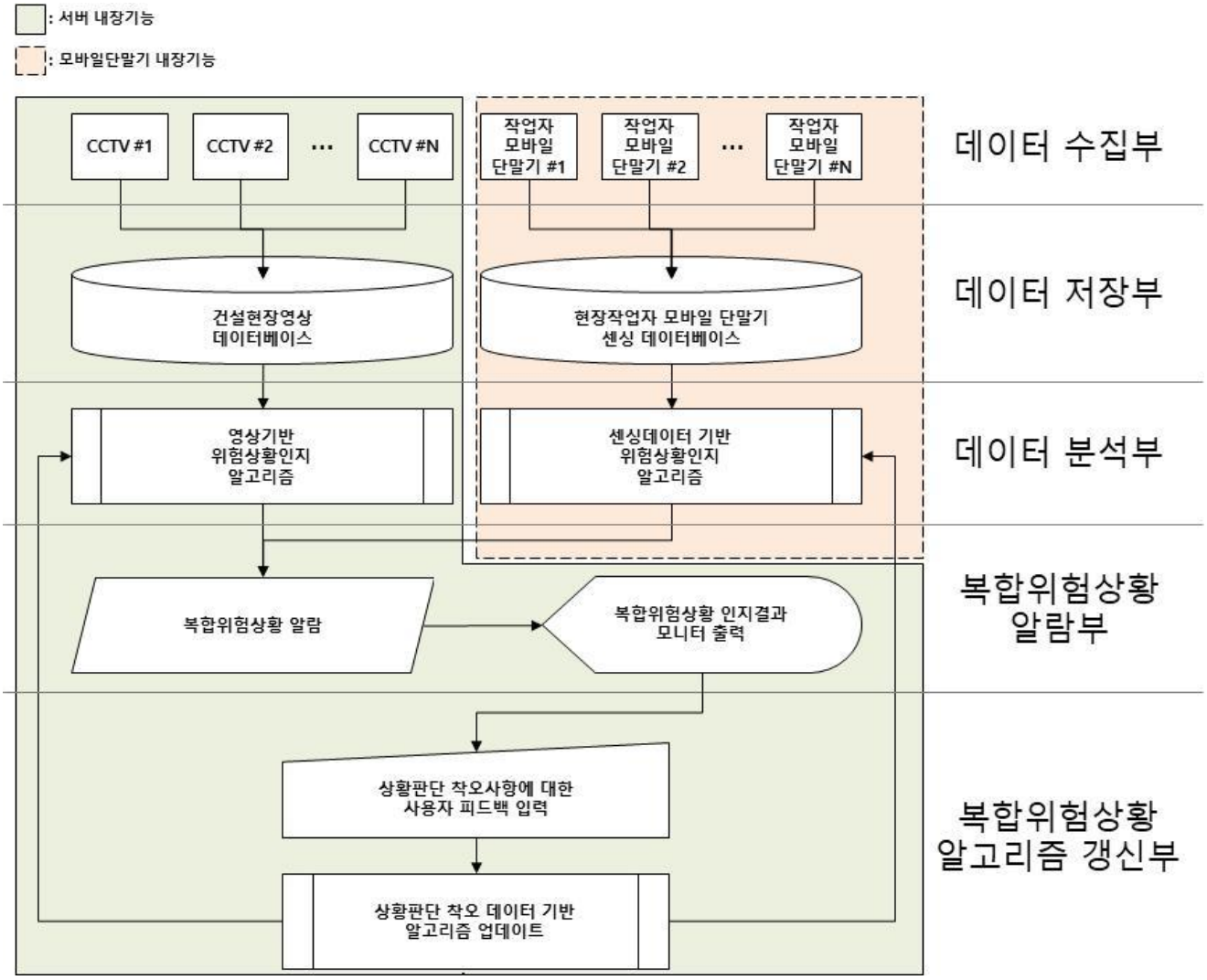
- 이종 데이터 분석을 통한 인공지능 기반 위험 상황 인지 방법 및 장치 (Method for Recognizing Risk Situation based on Artificial Intelligence Through Heterogeneous Data Analysis and Apparatus Therefor)

○ **발명개요**

- 건설현장에서 발생할 수 있는 주요 위험상황들에 대한 인공지능 기반 인지 장치 및 방법에 관한

것으로 주요 위험상황은 추락, 안전모 미착용, 화재, 쓰러짐, 침입, 배회 상황을 등을 의미함

- 본 발명에서 위험상황은 최소한 추락, 안전모 미착용, 화재, 쓰러짐, 침입, 배회상황을 필수적으로 포함하며 건설 현장 內 사각지대가 없도록 CCTV 설치가 선행되어야 하고, 현장 작업자 모바일 단말기에는 센싱데이터 기반 위험상황인지 알고리즘이 내장된 모바일 어플리케이션이 설치되어야 함
- 본 발명 장치의 데이터 수집부에서는 설치 완료된 CCTV로부터 영상데이터를 수집하며, 각 현장 작업자의 모바일 단말기로부터 센싱데이터를 수집. (단 모바일 단말기의 물리적인 센싱데이터 수집부는 모바일 단말기 자체 저장소이며, 설정 값에 따라 데이터베이스 최대 용량을 관리함)




**<그림 100> 복합위험상황 인지 장치 및 방법의 동작 프로세스**

① CCTV로부터 수집된 영상데이터는 서버 내부의 영상기반 위험상황인지 알고리즘을 통해 안전모 미착용, 화재, 쓰러짐, 침입, 배회 상황을 인지

② 모바일 단말기 센서로부터 수집된 데이터는 모바일 어플리케이션의 센싱데이터 기반 위험상황인지 알고리즘을 통해 추락 및 불안정 자세 등을 인지

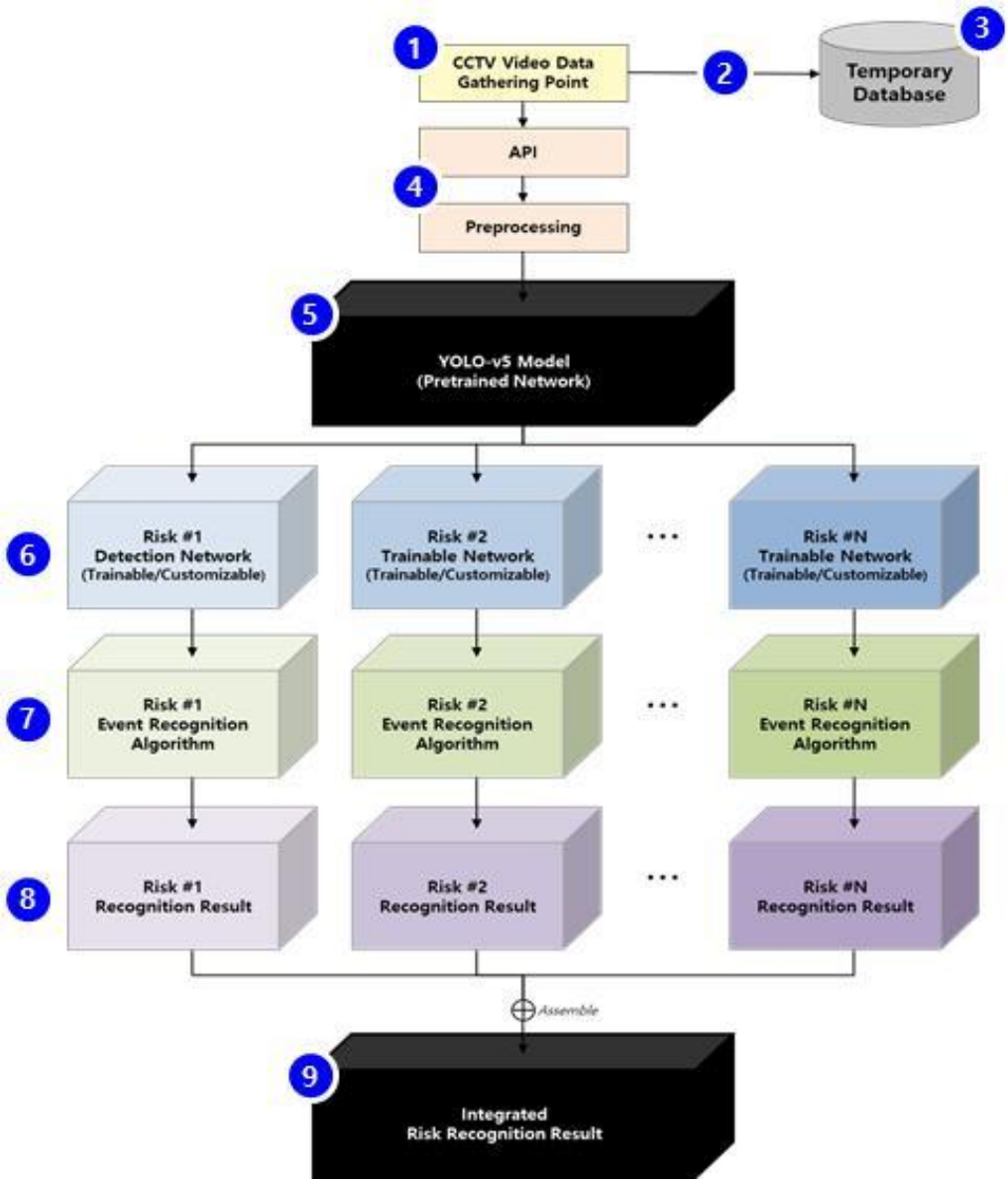
③ ①,② 항목을 거쳐 인지된 위험상황 인지 정보는 서버 내에서 취합되어 전산시스템 상에서

사용자 (안전관리자)에게 알람 형태로 제공

④ 지속적인 모델 업데이트 자동화를 위해 시스템 상에서는 알고리즘이 인지한 결과가 실제와 맞지 않을 경우 이를 피드백할 수 있는 사용자 인터페이스를 내장함

⑤ 사용자(안전관리자)의 피드백을 기반으로 상황판단 착오 데이터 기반 알고리즘 업데이트 프로세스 수행

**○ 영상기반 위험상황 인지 시스템 구조 및 방법**




<그림 101> Video Data based Risky Event Detection Model Architecture

① 건설현장에 설치된 IP CCTV를 통해현장 상황 영상 데이터를 수집

② 수집된 영상 데이터는 서버에 존재하는 물리적인 임시 데이터베이스로 저장됨

③ 임시 데이터 베이스에 저장된 영상 데이터는 사용자 피드백이 없는 데이터에 대해서 1개월 마다 삭제 조치

④ 영상 데이터는 실시간으로 서버에 내장된영상기반 위험상황 인지 모델의 입력 데이터표준에 맞게 API와 전처리 과정을 거침

⑤ Pretrained-Model은 YOLO-v5 모델을 사용

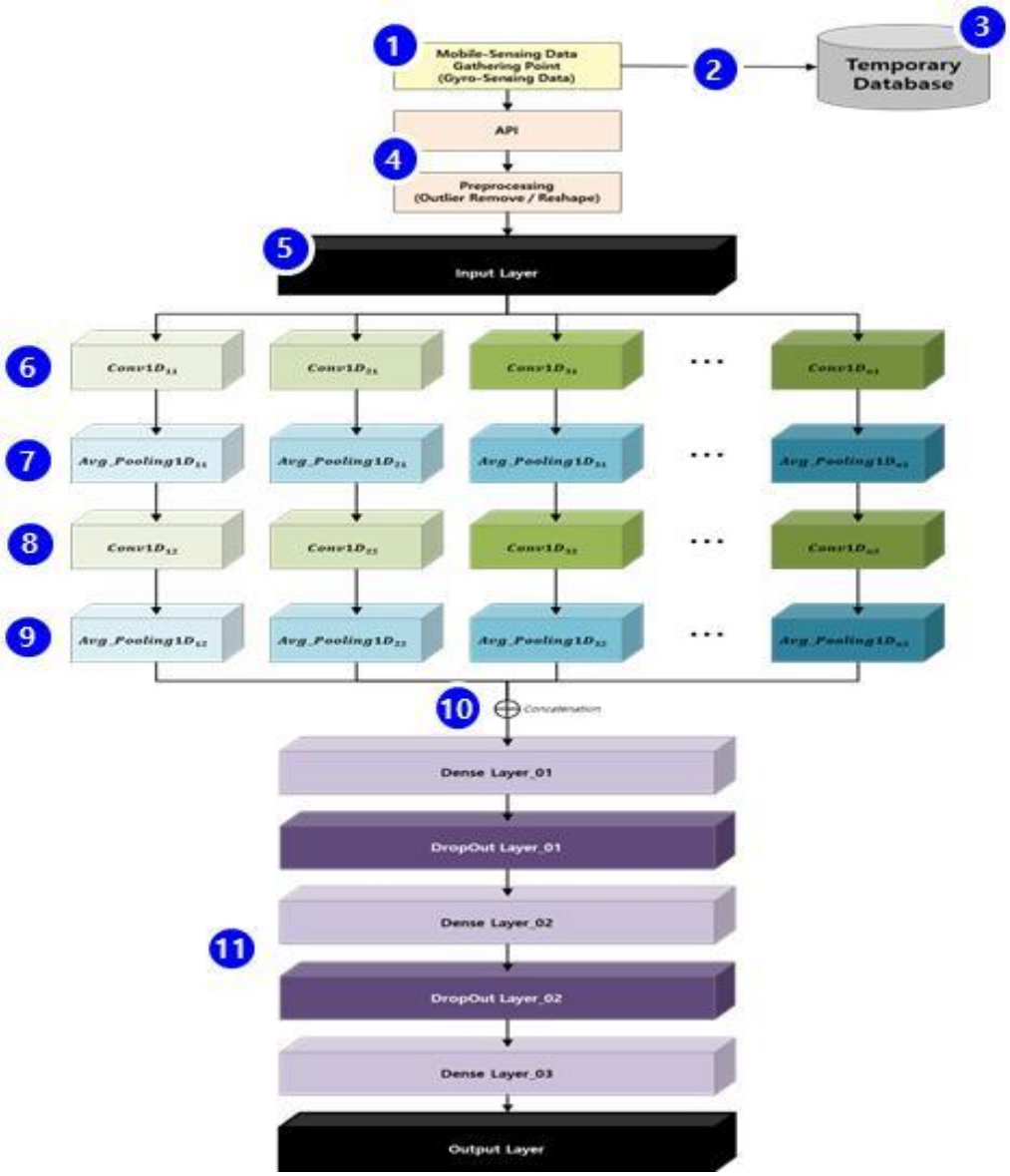
⑥ YOLO-v5 모델의 커스터마이징(재학습가능) 레이어에 각 위험상황의 주요 감지 대상에 따라 사람/안전모/화재(연기)/위험물 등을 감지하는 감지 네트워크를 배치

⑦ 이후에 감지된 대상의 시계열적 특성을 고려한 위험상황 종류별 정의에 따라 해당 위험상황 여부를 판단하는 이벤트 인지 알고리즘 배치

⑧ 각 위험상황 일지 알고리즘을 통해 발생 여부 판단 결과가 도출됨

⑨ 각 위험상황 발생 여부를 하나의 결과로 통합하여 서버에 전달하고, 이를 사용자(안전관리자)가 디스플레이 단말기를 통해 확인할 수 있고, 피드백 정보가 생성되는 경우, 상황판단 착오 데이터 기반 알고리즘 업데이트가 진행됨

○ **센싱 데이터기반 위험상황 인지 시스템 구조 및 방법**




<그림 102> Sensing Data based Risky Event Detection Model Architecture

① 모바일 단말기에 내장된 센서로부터 다양한 위험상황 인지에 필요한 센싱데이터를 수집 (추락의 경우 x/y/z축 각속도, x/y/z축가속도, 기압 센싱 데이터 필수)

② 센서로부터 수집된 센싱데이터는 현장 작업자의 모바일 단말기 내에 존재하는 물리적인 임시 데이터베이스로 저장됨

③ 임시 데이터베이스에 저장된 영상 데이터는 사용자 피드백이 없는 데이터에 대해서1개월마다 삭제 조치

④ 센싱데이터는 실시간으로 모바일 단말기의 APP에 내장된 센싱데이터기반 위험상황 인지 모델의 입력 데이터 표준에 맞게 API와 전처리 과정을 거침(이상치 제거 및 데이터 형태 조정 등)

⑤ 입력 데이터 표준에 맞게 전처리된 데이터는 컨볼루션 인공신경망 기반 인지 모델의 입력층으로 전달됨

⑥ 다양한 센싱 데이터(x/y/z축 각속도, x/y/z축 가속도, 기압)는모두 일정 시간 간격의 시계열 데이터로 시계열 특성을 가장 잘 반영하여 학습할 수 있는 1차원 합성곱 신경망(Conv1D) 층을 통과하며, 합성곱 신경망 층의 필터 사이즈는 위험상황 종류에 따라 해당 상황의 시계열적 특성을 가장 잘 설명할 수 있는 적절한 시간 간격의 조합으로 설정

⑦ 컨볼루션 층을 거친 특성지도(feature map)의 중요한 패턴들로만 압축하기 위해 1차원 평균 풀링 층을 배치(Average Pooling 1D)

⑧ ⑥번 항목과 동일하게 합성곱 신경망을 추가적으로 배치하여 더 상세한 특성 추출을 가능하게 함

⑨ ⑦번 항목과 동일하게 2차 합성곱 신경망으로 부터 도출된 더욱 상세한 특성지도의 중요한 패턴들로만 압축하기 위해 1차원 평균 풀링 층을 배치(Average Pooling 1D)

⑩ 다수의 1차원 합성곱 신경망 및 1차원 평균 풀링 네트워크를 거친 결과를 하나의 벡터로 결합(Fully Connected Layer)

⑪ 모든 합성곱 신경망 네트워크들의 특성 추출값이 반영된1차원 벡터를 입력값으로 하는 첫 번째 일반 인공신경망을 거치고, 과적합(Over-Fitting)을 막기 위한 드롭아웃(Drop-out)층과 추가적인 일반 인공신경망을 차례대로 두 차례 거쳐 최종적으로 위험상황 발생 여부를 판단하는 출력층까지 전달됨

- 이러한 센싱데이터 기반 위험상황 인지 모델이 인지하고자 하는 위험상황에 따라 추락(필수) 이외에 여러 개로 이루어질 수 있으며, 수집대상이 되는 센싱 데이터 종류/조합과 전처리 방식 및 모델 구조는 해당 위험상황 특성에 따라 조정될 수 있고, 최종적으로 다수의 위험상황을 하나의 복합위험상황 정보로 취합하여 최종적으로 서버에 전달하고, 이를 사용자(안전관리자)가 디스플레이 단말기를 통해 확인할 수 있고, 피드백 정보가 생성되는 경우, 상황판단 착오 데이터 기반 알고리즘 업데이트가 진행됨

**라. 위험상황인지 관련 기술논문 작성**

**○ 기술논문 개요**

# 건설현장 추락사고 발생 시, 골든타임 확보를 위한 AI기반 추락상황감지 기술 개발

## - 작업자의 스마트폰 센싱데이터를 활용한 저비용 추락감지기술 개발 -

**최현준[1] · 이성민[2] · 문성철[3]**

[1](주)에코시안 AI솔루션실 책임연구원 · [2](주)에코시안 AI솔루션실 주임연구원 · [3](주)에코시안 대표이사

# Development of AI-based Fall Detection Technology to Secure Golden Time in Case of a Fall Accident at a Construction Site

Choi, Hyunjun[1], Lee, Seongmin[2], Moon, Sungchul[3*]

[1]Senior Researcher, Department of AI Solution, Ecosian Co., Ltd.
[2]Assistant Researcher, Department of AI Solution, Ecosian Co., Ltd.
[3]Chief Executive Officer, Ecosian Co., Ltd.

Abstract : In recent years, fatal accidents due to falls have occurred frequently in the construction industry. Among them, the number of cases leading to death due to missing the golden time is increasing. In particular, small and medium-sized construction sites are vulnerable to real-time accident detection due to the small number of input personnel. And due to the reality that it is difficult to allocate a sufficient budget for safety management, there are difficulties in introducing an ICT based 24 hour safety management system. Therefore, we attempted to solve some of the safety management problems of small and medium-sized construction sites at low cost. We would like to develop and propose an AI-based fall detection technology (a lightweight version that can be embedded in a mobile application) that utilizes the sensor data of smartphones currently owned by 95% of Koreans.

Keywords : Construction Safety, Construction Site, Fall Detection, Artificial Intelligence

### 6) 건설현장안전관리 시스템 개발

- 위험정보추천, 추락상황감지, 위험상황인지 영상분석 AI모듈을 모두 탑재한 안전관리 종합 시스템으로, WebApp과 모바일 어플리케이션을 통해 현장 작업자와 관리자의 역할에 따른 다양한 기능을 제공하고 최적 UI/UX를 설계하여 현장에서의 간편한 사용이 가능하도록 개발

(1) 요구사항 정의

### 가. 건설현장안전 관제 시스템

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-001 |
| 요구사항 명칭 | | 로그인 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 아이디/비밀번호를 입력하여 로그인할 수 있는 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 로그인 화면 구성<br>- 아이디/비밀번호 입력 화면 제공 필요 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-002 |
| 요구사항 명칭 | | 회원가입 - 본인인증 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 시스템에서 제공하는 서비스에 필요한 회원정보를 입력하고, 각 회원별 고유 식별자를 부여하기 위한 본인인증 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 핸드폰 본인인증 API 서비스 연동 필요<br>- 인터넷 상에서의 실명확인 시 실제 본인 여부의 확인을 위해 본인인증 서비스를 이용 및 관련정보 DB화 필요 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-003 |
| 요구사항 명칭 | | 회원가입 - 사업자등록 관리 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 시스템에서 제공하는 서비스에 필요한 회원정보를 입력하고, 각 회원별 고유 식별자를 부여하기 위한 사업자등록 관리기능 |
| | 세부 내용 | 1) “안전관리총괄책임자”, “완전관리책임자 / 안전관리담당자” 총 2개 사용자 유형으로 구분하여 회원가입 진행 필요<br>2) 사업자등록번호 검색 및 입력 기능 필요<br>3) 시스템에 사업자등록을 위한 사업자등록증 스캔파일 첨부 및 등록요청 기능 필요<br>4) 서비스 제공업체에서 사업자등록증 확인 후, 회원가입 완료<br>5) “안전관리책임자”의 회원가입이 완료된 이후에 “안전관리담당자”는 해당 업체소속으로 가입 가능하도록 함 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-004 |
| 요구사항 명칭 | | 기준정보관리 - 사업정보관리 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 건설사업 정보를 관리하는 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 사업정보관리 기능에 대한 권한은 사용자 유형이“안전관리총괄책임자”인 사용자에게만 부여 필수<br>2) 사업정보 입력 (공사명, 공사기간, 시공사, 위치 CAD파일, 공사대상 건축물 총 층수) 필요<br>3) 사업별 공사별 안전관리자 배치 기능 필요<br>4) 사업정보 조회 기능 필요<br>5) 사업정보 수정 기능 필요<br>6) 사업정보 삭제 기능 필요 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-005 |
| 요구사항 명칭 | | 기준정보관리 - 라이선스관리 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 서비스를 이용하기 위한 라이선스를 관리하는 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 라이선스관리 기능의 권한은 사용자 유형이“안전관리총괄책임자”인 사용자에게만 부여 필수<br>2) 라이선스 신청 기능 필요<br>3) 라이선스는 “라이선스 신청 사업자등록번호”, “해당 사업자의 안전관리총괄책임자 정보”, “서비스 사용자 수”, “CCTV 수량”으로 구성 필요<br>4) 라이선스 갱신 기능 필요<br>5) 라이선스 조회 기능 필요 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-006 |
| 요구사항 명칭 | | 기준정보관리 - CCTV 연동관리 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 건설현장에 설치될 CCTV 정보를 관리하는 기능 |
| | 세부 내용 | 1) CCTV 설치 위치 입력 / 수정 기능 필요<br>2) CCTV 별 연동정보 조회 기능 필요 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-007 |
| 요구사항 명칭 | | 사용자관리 - 사용자 인증관리 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 사용자별 인증을 통해 허가된 인원만 모바일 앱 서비스를 제공받을 수 있도록 하는 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 서비스 사용 인증 요청을 한 사용자(작업자)를 인증할 수 있는 기능 필요<br>2) 사용자(작업자)의 인증요청을 거절할 수 있는 기능 필요<br>3) 이미 승인된 사용자를 인증해제를 통해 서비스 제공 중지를 할 수 있는 기능 필요 |
| 관련 요구사항 | | FUR-002 |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-008 |
| 요구사항 명칭 | | 사용자관리 - 사용자 조회 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 본 시스템과 모바일앱을 사용하는 모든 사용자를 조회할 수 있는 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 사용자 일반정보 조회<br>- 해당 서비스를 사용하고 있는 또는 사용할 수도 있는 가입된 모든 유저들의 일반정보를 한 눈에 확인할 수 있어야 함<br>2) 안전총괄책임자는 같은 기업의 관리자에 대한 가입 승인을 할 수 있어야 함 |
| 관련 요구사항 | | FUR-002 |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-009 |
| 요구사항 명칭 | | 작업할당 - 작업할당정보 조회 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 건설현장의 작업자에게 할당한 정보를 조회할 수 있는 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 작업할당정보 조회<br>- 기존에 할당했던 작업들의 목록을 한눈에 파악할 수 있어야 함 |
| 관련 요구사항 | | FUR-004 |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-010 |
| 요구사항 명칭 | | 작업할당 - 작업할당 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 건설현장의 작업자에게 작업을 할당할 수 있는 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 작업할당<br>- 공종 및 작업프로세스별로 작업자들에게 업무를 할당할 수 있는 기능 필요 |
| 관련 요구사항 | | FUR-009 |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-011 |
| 요구사항 명칭 | | 알람이력관리 - 실시간알람 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | AI기술기반의 위험상황 감지 결과를 알람으로 제공하는 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 실시간으로 알람창을 통해 관리자에게 위험정보 제공 필요 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-012 |
| 요구사항 명칭 | | 알람이력관리 - 조회 및 처리 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 과거 알람이력을 조회하고 피드백 할 수 있는 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 과거 알람이력 조회 기능 필요<br>2) 과거 알람발생 시 조치사항 입력 가능해야 함<br>3) 과거 알람발생 이후 향후조치계획 입력 가능해야 함 |
| 관련 요구사항 | | FUR-011 |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-013 |
| 요구사항 명칭 | | 대시보드 - 공사별 안전현황 개요 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 대시보드 상에서 공사별 안전관련 전반적인 현황 확인 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 건설현장별 기상상황 파악이 필요함<br>2) 건설현장에 투입된 인력이 몇 명인지 파악해야 함<br>3) 건설현장에 투입된 인력의 작업정보 파악이 필요함<br>4) 건설현장에서 진행 중인 작업프로세스에 대한 과거 사고통계 데이터 확인 필요 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-014 |
| 요구사항 명칭 | | 대시보드 - 층별 안전모니터링 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 대시보드 상에서 건설현장의 층별 안전현황 확인 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 건설현장에 투입된 인력의 위치 파악이 필요함<br>2) 층별 작업자의 위험정보 파악 필요 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-015 |
| 요구사항 명칭 | | 대시보드 - CCTV 모니터링 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 대시보드 상에서 가동 중인 CCTV 영상 확인 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 건설현장에 설치된 CCTV를 활용한 실시간 영상을 관리자가 모니터링 해야함 |
| 관련 요구사항 | | |

## 나. 현장안전지키미

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-016 |
| 요구사항 명칭 | | 모바일 - 권한 허용 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 데이터 분석을 위한 정보 수집 권한 허용 |
| | 세부 내용 | 1) 위치정보(GPS 및 네트워크)에 엑세스 허용 필요<br>2) 인체감지센서에 엑세스 허용 필요<br>3) N/W 접근 허용 필요<br>4) 블루투스 관련 권한 허용 필요<br>5) 기타 제어 권한 (진동, 알림 등) 허용 필요<br>6) 추락감지 정확도 실험 시에 로그 데이터가 필요하기 때문에 기기(핸드폰) 자체에 로그 데이터를 쌓기 위해 외장메모리 사용 권한 허용 필요<br>7) 지속적인 건설안전 서비스 실행과 사용자의 인식을 위해 포그라운드 서비스, 다른 앱 위에 표시 설정 권한 허용 필요<br>8) 자동으로 건설안전 서비스 실행 시 위험정보를 알림하기 위해 최상위 뷰에 화면 노출 권한 및 화면 켜짐 권한 허용 필요<br>9) 재부팅 시에도 건설안전 서비스가 유지되어야하기 때문에 부팅시 서비스 실행 권한 허용 필요<br>10) 회원가입 및 자동로그인 시 핸드폰 번호가 필요하여 핸드폰 상태 읽기 권한 허용 필요 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-017 |
| 요구사항 명칭 | | 모바일 - 본인인증 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 본인인증 API를 통한 회원정보 수집 및 인증 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 본인인증 번호 문자 발송 기능 필요<br>2) 이름, 생년월일, 성별, 기기정보 등의 사용자 데이터 수집 필요 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-018 |
| 요구사항 명칭 | | 모바일 - 기타 사용자 정보 입력 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 직종 및 경력 데이터를 토대로 위험정보 알림을 하기 위한 기타 사용자 정보 입력 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 기타 사용자 정보 입력 기능 필요<br>2) 직종별, 경력별 위험정보 알림 가능해야 함 |
| 관련 요구사항 | | FUR-017 |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-018 |
| 요구사항 명칭 | | 모바일 - 공사 검색 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 사용자가 서비스를 제공 받을 공사 현장 검색 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 검색창에 건설사 또는 공사명 입력 시 새로운 페이지에서 검색결과가 나오는 기능 필요<br>2) 검색된 공사명 선택 시 승인요청 화면 필요 |
| 관련 요구사항 | | |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-019 |
| 요구사항 명칭 | | 모바일 - 공사정보조회 및 승인요청 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 사용자가 투입될 공사 현장의 관리자에게 서비스 승인 요청 |
| | 세부 내용 | 1) 공사명, 위치, 공사기간 등의 사용자가 투입될 공사 현장 정보 표시될 수 있도록 해야 함<br>2) 사용자가 서비스 제공을 원하는 공사인지 정보 일치 확인 후 서비스 승인 요청 가능 필요 |
| 관련 요구사항 | | FUR-018 |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-020 |
| 요구사항 명칭 | | 모바일 - 승인요청 결과 알림 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 관리자가 사용자의 요청을 승인 또는 거절 했을 시 Push 알림 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 관리자가 웹페이지에서 사용자의 요청을 승인 또는 거절 처리<br>할 경우 모바일 Push 기능으로 공사명 및 승인 여부 알림 기능 필요 |
| 관련 요구사항 | | FUR-019 |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-021 |
| 요구사항 명칭 | | 모바일 - 나의 작업 정보 및 위험정보 조회 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 사용자에게 할당된 작업 정보 및 위험 정보 제공 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 출입이 확인되면 안전 서비스 활성화되도록 구현 필요<br>2) 공사명, 할당된 작업 프로세스, 작업기간 표시 기능 필요<br>3) 재해사례 빅데이터 분석을 통해 사용자에게 할당된 작업과 관련된 위험 정보 및 과거 재해 사례를 제공, 작업 전 주의사항을 참고할 수 있도록 하는 서비스 필요 |
| 관련 요구사항 | | FUR-020 (승인완료 시) |

| 요구사항 분류 | | 기능 요구사항 |
|---|---|---|
| 요구사항 고유번호 | | FUR-022 |
| 요구사항 명칭 | | 모바일 - 위험 상황 알람 및 대응요령 확인 |
| 요구사항 상세 설명 | 정의 | 위험상황이 감지됐을 시 사용자 및 주변 작업자에게 알람하고 대응요령을 제공하는 기능 |
| | 세부 내용 | 1) 센싱데이터 분석 및 CCTV 영상 분석기술을 이용하여 추락, 화재, 넘어짐 등 위험상황 감지 기술 필요<br>2) 위험상황이 감지됐을 경우 해당 사용자, 주변 작업자 관리자에게 알람하는 기능 필요<br>2) 알람은 받은 사용자들이 위험상황에 빠르게 대처할 수 있도록 대응요령 정보를 한 화면에 확인할 수 있도록 해야 함 |
| 관련 요구사항 | | FUR-021 (승인완료 시) |

## (2) 메뉴 및 기능 정의

### 가. 건설현장안전 관제 시스템

| 1 | 2 | 기능 |
|---|---|---|
| 로그인 | - | 메인화면은 로그인 ID 입력창, 비밀번호 입력창이 나오고 뒤에 건설현장 동영상이 나오는 형태의 디자인 |
| 회원가입 | 약관동의 | 1.이용약관동의 요청기능 필수<br>2.개인정보처리방침 고지 필수<br>3.개인정보수집·이용·제공동의 요청기능 필수 |
| | 본인인증 | 1.본인인증을 위해서 성명,성별,생년월일,핸드폰번호 입력 필수<br>2.인증완료시,성명,성별,생년월일,CI,DI등식별정보DB에저장 |
| | 회원정보 | 1.“안전관리총괄책임자”,“완전관리책임자/안전관리담당자”총2개 사용자 유형 중 택1<br>2.사업자등록번호 검색 및 입력 기능은 모든 유형의 사용자가 사용가능하도록 함(사업자등록번호 입력값이 없을 경우,회원가입불가)<br>3.사업자등록번호검색결과가없을경우,시스템에사업자등록을위한사업자등록증스캔파일첨부및업체등록요청기능필요(사용자유형이“안전관리총괄책임자”인 경우에만 사업자등록증 스캔파일 첨부 가능)<br>4.서비스제공업체에서 사업자등록증 확인 후,"안전관리총괄책임자"유형사용자의회원가입완료<br>5.특정업체의 “안전관리책임자”의 회원가입이 완료된 이후에 “안전관리담당자”는 해당업체의 사업자등록번호를 검색 및 입력 가능 |
| 기준정보 관리 | 사업정보관리 | 1.공사명변경<br>2.공사기간변경<br>- 작업할당 기간이 변경될 공사기간을 벗어나는 경우, 해당 작업을 할당기간을 변경할 공사기간에 맞게 수정하여 재할당 또는 삭제 이후 가능<br>3.시공사변경<br>4.현장위치변경<br>5.CAD도면변경<br>- CAD도면 변경 시, 서비스 제공업체에 검토요청창 팝업<br>- 검토요청창 필수 입력 사항<br>- 비콘 설치위치, 비콘 사용목적 변경 여부 및 변경 시 변경 내용<br>- CCTV 설치위치 변경 여부 및 변경 시 변경 내용<br>- 하단에 "비콘 / CCTV 설치 매뉴얼 링크" 및 문의전화 및 메일주소 기재<br>6.담당자배치변경(해당공사의 서비스라이선스에 계약된 최대인원을 초과하여 담당자를 추가 배치할 경우, 최대인원 초과 인원부터 배치불가하며,라이선스계약갱신을 통해 최대인원을 늘린이후 배치가능) |
| | | 1.사업삭제시, 해당사업 하위의 공사들에 대한 모바일 및 관제서비스 사용불가<br>2.공사삭제시, 해당공사관련 모바일 및 관제서비스 사용불가 |

| 1 | 2 | 기능 |
|---|---|---|
| 기준정보 관리 | 라이선스관리 | 1.사업정보입력(wa_info_proj_create)기능을 통해 등록된 공사가 없는 경우 라이선스등록 불가<br>2.사업정보입력(wa_info_proj_create)기능을 통해 등록된 공사가 있는 경우, 해당공사의 공사명, 라이선스등록일, 라이선스만료일, 등록여부정보가조회되며, 해당행의 마지막 열에 신청버튼 클릭 시, 라이선스 신청화면 팝업됨 (라이선스신청화면의세부설정값목록:사용자수,비콘수량,CCTV수량,사용기간)<br>- 등록여부는 총 2개 "미등록", "등록"으로 구성되며, 등록여부가 "미등록"일 경우, 라이선스 세부 설정값을 입력할 수 있는 라이선스 신규구매신청화면이 팝업되고, 입력 및 라이선스요청 버튼클릭시, 서비스제공업체에전달됨<br>- 등록여부가 "등록"일 경우, 기존 라이선스의 세부 설정값이 조회되고, 라이선스 세부 설정값을 수정할 수 있는 라이선스 갱신화면이 팝업되고, 입력 및 라이선스 요청 버튼 클릭 시, 서비스 제공업체에 전달됨<br>3.서비스 제공업체와 구매프로세스 종료시, 해당 라이선스 활성화 |
| | | 1. 사업정보입력(wa_info_proj_create) 기능을 통해 등록된 공사들의 공사명, 라이선스 등록일, 라이선스 만료일, 등록여부 정보가 조회됨 |
| | | 1.사업정보입력(wa_info_proj_create)기능을 통해 등록된 공사가 있는 경우, 해당공사의 공사명,라이선스 등록일, 라이선스만료일, 등록여부 정보가 조회되며, 해당 행의 마지막 열에 신청버튼 클릭시, 라이선스 신청화면 팝업됨 (라이선스신청화면의 세부설정값목록:사용자수,비콘수량,CCTV수량,사용기간)<br>- 등록여부는 총 2개 "미등록", "등록"으로 구성되며, 등록여부가 "등록"일 경우, 기존 라이선스의 세부 설정값이 조회되고, 라이선스 세부 설정값을 수정할 수 있는 라이선스 갱신화면이 팝업되고, 입력 및 라이선스 요청 버튼 클릭 시, 서비스 제공업체에 전달됨<br>3.서비스 제공업체와 구매프로세스 종료시, 해당 라이선스 갱신완료 |
| | CCTV 연동관리 | 1.라이선스구매신청(wa_info_lcs_buy), 라이선스갱신(wa_info_lcs_update) 기능을 통해 라이선스 구매시, 신규 구매인 경우 입력된 CCTV개수만큼, 갱신인 경우 추가된 CCTV개수만큼 추가되어 CCTV기기 시리얼넘버, CCTVIP주소, 각IPCCTV별 Port,DDNS 주소정보가조회됨<br>(라이선스 구매 프로세스에 해당 정보셋팅도 포함)<br>2.라이선스가 활성화된 공사명도 자동으로 조회됨<br>3.사용자는 설치위치 및 사용목적을 확인 가능 |

| 1 | 2 | 기능 |
|---|---|---|
| 사용자관리 | 사용자인증관리 | 1.사용자인증정보조회시조회되는 사용자는 사용자인증(wa_user_auth_cert) 기능을 통해 승인완료된 사용자만 조회됨<br>2.사용자인증정보조회 시, 검색조건은 공사명,공사기간,성명,직종<br>3."승인요청","승인완료","해제"총3의 탭으로 이루어진 그리드 조회됨<br>- 조회정보: 공사명, 성명, 직종, 경력 (각 로우에 사용자를 선택할 수 있는 체크박스가 존재)<br>4."승인요청"탭은 서비스사용승인요청(ma_requestauth_service)기능을 활용하여 해당공사 내 현장안전지킴이서비스 사용을 요청했으나 아직 승인 완료가 되지 않은 사용자들이 조회됨<br>5."승인완료"탭은 서비스사용승인요청(ma_requestauth_service)기능을 활용하여 해당공사 내 현장안전지킴이서비스 사용요청 후, 승인완료가 된 사용자들이 조회됨<br>6."해제"탭은 서비스사용승인요청(ma_requestauth_service)기능을 활용하여 해당공사내 현장안전지킴이서비스 사용을 요청했으나, 승인거절되었거나, 사용자인증(wa_user_auth_cert)기능을 통해 인증해제된 사용자들이 조회됨<br>- 탭 명칭은 조회정보의 사용자 인증상태 |
| | | 1.사용자인증정보조회화면에서 승인요청탭을 클릭 시, 우측하단에 승인버튼과 거절버튼이 활성화되며, 다중선택 후, 승인 또는 거절 가능<br>2.사용자인증정보조회화면에서 승인완료탭을 클릭 시, 우측하단에 해제버튼이 활성화되며 다중선택 후, 인증해제 가능<br>3.사용자인증정보조회화면에서 해제탭을 클릭 시 ,우측하단에 승인버튼이 활성화되며 다중선택 후, 인증승인 가능 |
| | 사용자 조회 | 1.사용자일반정보 조회검색조건은 공사명,성명,전화번호,직종,사용자유형<br>2.조회정보:성명,직종,경력,나이,성별,전화번호,사용자유형(안전관리총괄책임자,안전관리책임자/안전관리담당자,작업자)<br>3."안전관리총괄책임자" 또는 "안전관리책임자/안전관리담당자"유형 사용자의 사용자 구분값은 회원가입 시 관리자로 고정되며, 직종 및 경력은 공란으로 조회됨<br>4. '안전관리총괄책임자'는 같은 기업의 관리자에 대한 가입승인이 가능 |
| 작업할당 | 작업할당<br>이력조회 | 1.작업할당 이력조회 검색조건은 공사명,공종,작업프로세스,작업기간으로 한정<br>2.작업할당이력정보는 공사명,공종,작업프로세스,작업기간,해당작업투입인원 |

| 1 | 2 | 기능 |
|---|---|---|
| 작업할당 | 작업할당 | 1.작업생성 버튼 클릭 시, 신규 작업할당 팝업창이 생성됨<br>- 신규작업할당 팝업창에 사용자가 배치된 공사목록이 조회됨<br>- 공사 선택 시, 하단에 작업할당정보 필드가 생성됨 (상세내용은 아래와 같음)<br>a. 공종 (자동완성형 검색)<br>b. 작업프로세스 (자동완성형 검색)<br>c. 작업기간 (캘린더 형태로 시작/종료일 설정)<br>d. 작업자 검색 (성명 / 직종 조건 검색) 및 배치<br>- 검색기능을 통해 조회된 작업자 성명, 직종, 할당작업수가 좌측 박스 목록에 조회됨<br>- 각 작업자 정보 행을 마우스오버 시, 작업자 상세정보 확인가능 (성명,직종,경력,성별,전화번호,할당된 작업들의 공사명/공종/작업프로세스)<br>- 각 작업자 성명 좌측에 체크박스 존재<br>- 해당 작업에 배치하고자 하는 인원들을 다중 선택 후, 우향 화살표 클릭 시, 우측박스로 이동 및 좌측 박스의 작업자 목록에서 삭제<br>- 우측 박스 또한 좌측 박스와 필드는 동일하나, 성명 좌측에 "X" 버튼 존재<br>- 우측 박스 목록의 특정 작업자 로우의 "X" 버튼 클릭 시, 좌측으로 이동 및 우측 박스의 작업자 목록에서 삭제<br>- 우측 하단의 등록버튼 클릭 시, 우측 박스에 존재하는 작업자에게 작업할당 |
| | | 1.작업할당이력조회정보목록에서특정작업클릭시,작업생성(wa_assigntask_create) 기능에서 설명한 신규작업할당 팝업창 내용의 화면이 팝업됨(단,기존 작업정보가 입력된 상황으로 조회됨)<br>2.작업정보 변경 후, 우측하단의 수정버튼 클릭 시, 해당 수정사항이 작업할당 이력조회정보목록에 반영되어 조회됨<br>3.작업정보 변경 후, 우측하단의 수정버튼 클릭 시, 해당수정사항이 대상 작업자들의 모바일앱에서도 적용되어 조회됨<br>- 작업목록확인(ma_mywork_list) 화면 |
| | | 1.작업할당이력조회정보목록에서특정작업클릭시,작업생성(wa_assigntask_create)기능에서 설명한 신규작업 할당 팝업창 내용의 화면이 팝업됨(단,기존작업정보가 입력된 상황으로 조회됨)<br>2.작업정보 변경 후, 우측하단의 삭제버튼 클릭 시, 해당 수정사항이 작업할당 이력조회정보목록에 반영되어 조회됨<br>3.작업정보 변경 후, 우측하단의 삭제버튼 클릭 시, 해당 수정사항이 대상 작업자들의 모바일앱에서도 적용되어 조회됨<br>- 작업목록확인(ma_mywork_list) 화면 |

| 1 | 2 | 기능 |
|---|---|---|
| 알람이력 관리 | 실시간알람 | 1.작업자모바일기기의센싱데이터(가속도계,각속도계,지자기계,고도/기압계)및현장에설치된비콘및CCTV영상분석정보를바탕으로추락,넘어짐,안전모미착용,연기,화재,위험물감지,기타위험정보를모달팝업창으로알람(모든알람은"[건축]현장안전관제시스템"사용자에게전달되며,특정작업자근처위험물감지및안전모미착용정보는해당작업자에게만알람제공)<br>2.위험정보구분,대상(특정작업자,위험물,상황),위험발생위치,대응요령정보확인가능<br>3.해당모달창클릭시,해당발생위치또는해당작업자근처의CCTV들의영상이전체화면으로보여지며,대응요령과함께제공됨 |
| | 알람이력관리 | 1.조회시점까지발생했던알람이력이조회됨(검색조건:공사명,발생기간,위험정보구분,처리여부)<br>- 공사명, 알람발생일시, 위험정보구분, 알람대상, 발생위치, 처리여부(처리/미처리)<br>2.특정알람내역클릭시,해당알람의상세정보화면이팝업되며, 영상분석처리된 화면의 경우 캡쳐 이미지가 나타나고 해당화면에서처리내용및향후조치계획을입력가능 |
| | | 1.피드백및알람처리이력을남기기위한기능으로,위험정보구분값을선택할수있으며,"기타"에해당될경우우측에텍스트필드활성화<br>2.처리내용을서술식으로입력할수있는텍스트박스존재<br>3.우측하단저장버튼클릭시입력완료 |
| | | 1.조치계획이력을남기기위한기능으로향후조치계획을서술식으로입력할수있는텍스트박스존재<br>3.우측하단저장버튼클릭시입력완료 |
| 대시보드 | 공사선택 | 1.로그인한관리자가배치된공사목록이콤보박스형태로선택가능<br>2.선택시,대시보드정보의모든기준이해당공사를기준으로조회됨 |
| | 공사별 안전현황 개요 | 1. 공사현장 위치 데이터를 기반으로 기상청 OpenAPI를 활용하여, 날씨/온도/습도/풍속값을 조회 |
| | | 1.해당공사현장에투입된인원수가조회됨(투입계획인원/실시간현장인원)<br>- 실시간 현장인원은 출입관리용 비콘을 통과하여 현재 현장 안에 존재하는 인원 수<br>- 투입인원은 작업할당계획에 따라 실제 투입되어야 할 인원<br>2.투입계획인원또는실시간현장인원을클릭시,각인원들에대한통계정보를확인할수있는창이팝업됨(직종별인원,공종별인원,작업프로세스별인원,작업프로세스별누적사고사례건수) |
| | | 1.금일의추락,넘어짐,안전모미착용,연기,화재,위험물감지,기타위험상황발생건수실시간조회<br>2.공사기간이후현재까지의,넘어짐,안전모미착용,연기,화재,위험물감지,기타위험상황발생누적건수실시간조회 |
| | | 1.서비스제공업체의 사고사례데이터베이스로부터 금일 진행되는 작업프로세스 중 고위험작업 프로세스 5개표기 및 각 작업프로세스별 누적사고 사례건수 표시<br>2.층별안전모니터링 확인공간확보를 위해 고위험작업 프로세스 정보영역은 접기/펼치기 기능 구현 필요(화살표형태) |
| 대시보드 | CCTV 모니터링 | 1.공사선택(wa_dash_select)기능을통해선택한공사에등록된라이선스상에계약된CCTV개수만큼CCTV화면이스트리밍되어모니터링가능<br>2.각CCTV스트리밍화면클릭시확대표시 |

## 나. 현장안전지키미

| 1 | 2 | 기능 |
|---|---|---|
| 메인 | | Application Main 화면은 현장근로자 및 건설장비를 형상화 한 요소와 안전 심볼을 합성하여 디자인 |
| 회원가입 | 약관동의 | 1.이용약관동의요청기능필수<br>2.개인정보처리방침고지필수<br>3.개인정보수집·이용·제공동의요청기능필수 |
| | 권한허용 | 1.위치정보접근권한거부/허용선택창표시<br>2.인체감지센서접근권한거부/허용선택창표시<br>3.진동제어권한거부/허용선택창표시<br>4.완전한네트워크접근권한거부/허용선택창표시<br>5.블루투스기기와페어링권한거부/허용선택창표시<br>6.블루투스설정접근권한거부/허용선택창표시<br>7.진동제어권한거부/허용선택창표시<br>8.모바일기기정보접근거부/허용선택창표시<br>9.모바일기기내저장공간/파일접근권한거부/허용선택창표시<br>10.모든권한허용시,본인인증(ma_signup_03)기능작동가능<br>11. 다른 앱 위에 표시 설정이 되어있지 않은 경우 “현장안전지킴이의 ‘다른 앱 위에 표시’ 권한을 허용해주세요.” 문구 팝업<br>12. 확인 버튼 클릭 시 어플리케이션 설정 창으로 이동 |
| | 본인인증 | 1.본인인증을위해서성명,성별,생년월일 입력필수<br>2.핸드폰 번호 저장을 위해 입력을 따로 할 필요 없이 ‘핸드폰 상태 읽기‘ 권한을 통해 핸드폰 번호를 가져옴<br>3.인증완료시,성명,성별,생년월일,핸드폰번호DB에저장 |
| | 정보입력 | 1.사용자직종입력필수(직종분류카테고리는DB상에존재)<br>2.사용자경력입력필수<br>3.정보입력및확인버튼터치시, 직종 및 경력 정보 DB에 저장<br>4.최초회원가입시,자동로그인설정완료 |
| 공사검색 | 검색어 입력 | 1.검색조건건설사또는공사명으로설정<br>2.자동완성목록을 제시하지 않고 검색 페이지로 이동<br>3.검색 내용이 없는 경우 “검색 결과가 없습니다.” 안내문구 토스트<br>4.사용자가승인요청(ma_request_auth_03)기능을통해승인된공사및"[건축]현장안전관제시스템"의"안전관리총괄책임자"유형을득한사용자가등록한공사정보를모두검색가능 |
| | 공사정보조회 | 1.검색어입력(ma_search_work_01)을통해검색된공사정보는다음의정보를포함<br>- 사업자, 공사명, 현장위치, 공사기간<br>2.승인요청(ma_request_auth_01)기능을통해승인요청을하였으나승인요청이완료되지않은공사정보는해당검색결과에"승인대기"마크확인가능<br>3.승인요청(ma_request_auth_01)기능을통해승인요청이완료된공사정보는해당검색결과에"승인완료"마크확인가능<br>4.승인요청(ma_request_auth_01)기능을통해승인요청을하였으나,거절된공사정보는해당검색결과에"승인거절"마크확인가능 |

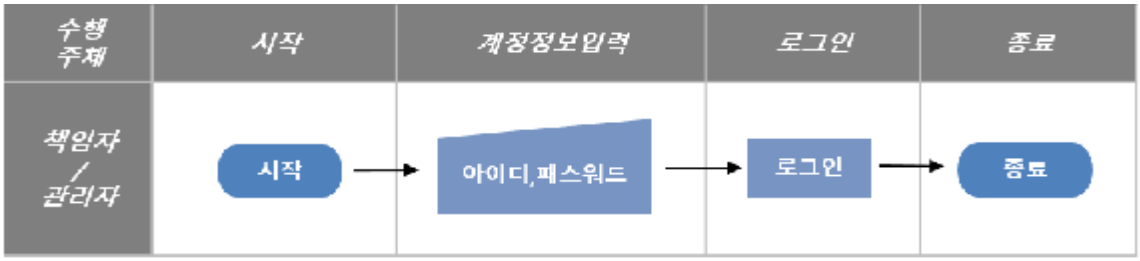
| 1 | 2 | 기능 |
|---|---|---|
| 승인요청 | 서비스사용 승인요청 | 1.공사정보조회(ma_search_work_02)기능을통해조회된공사정보목록승인 마크가없는경우,승인마크가"승인대기"인경우,승인마크가"승인거절"인경우 에만해당기능이작동됨<br>2.공사정보터치시,승인요청을할수있는모달창이팝업됨<br>팝업된 모달창 정보 포함 내용은 아래와 같음<br>a. 승인마크가 없는 경우(승인요청 기록이 없는 경우)<br>- 모달 창 정보 : 사업자 / 공사명 / 현장위치 / 공사기간<br>- "해당 공사현장의 안전서비스 제공을 요청하시겠습니까?"<br>- * 해당공사 안전관리총괄책임자의 승인 이후 서비스 이용이 가능합니다.<br>- * 승인요청 이후, 1일간 재요청이 불가하니 양해바랍니다.<br>- 요청 버튼<br>- 취소 버튼<br>a. 승인마크 "승인대기"인 경우(승인 요청하였으나 승인완료가 안된 경우)<br>- 모달 창 정보 : 사업자 / 공사명 / 현장위치 / 공사기간<br>- "해당 공사현장의 안전서비스 제공을 재요청하시겠습니까?"<br>- * 승인요청 이후, 1일간 재요청이 불가하니 양해바랍니다.<br>- 요청 버튼<br>- 취소 버튼<br>a. 승인마크가 없는 경우(승인요청이 거절된 경우)<br>- 모달 창 정보 : 사업자 / 공사명 / 현장위치 / 공사기간<br>- "해당 공사현장의 안전서비스 제공을 재요청하시겠습니까?"<br>- * 승인요청 이후, 1일간 재요청이 불가하니 양해바랍니다.<br>- 요청 버튼<br>- 취소 버튼 |
| | 요청결과알림 | 1.승인요청(ma_request_auth_01)기능을통한승인요청이후,승인결과를Push 알림<br>- 승인요청이 승인 되었을 경우 "○○공사현장 내 현장안전지킴이 서비스 사용 승인되었습니다" 문구의 Push 알림<br>- 승인요청이 거절 되었을 경우 "○○공사현장 내 현장안전지킴이 서비스 사용의 승인요청이 거절 되었습니다" 문구의 Push 알림 |
| 나의 작업 | 작업목록 확인 | 1.승인요청(ma_request_auth_01)기능을통한승인요청이완료된공사정보를 공사정보조회(ma_search_work_02)화면에서터치시,해당공사정보및본인에 게할당된작업목록확인가능(화면전환)<br>2.최상단에공사명이조회되고공사명우측크레인아이콘터치시,공사상세정보 가모달창으로팝업되어확인가능(사업자,공사명,현장위치,공사기간)<br>3.나의작업항목에서작업별작업기간,공종명,작업프로세스명,투입인원확인가 능<br>4.작업 목록 우측 상단에 승인 및 작업할당 상태에 따라 승인/미승인/작업미할당 3가지 상태가 제공<br>5.미승인 및 작업미할당 상태일 경우 작업자가 구분하기 쉽도록 빨간색으로 표기<br>6.미승인 상태에서 작업 목록 클릭 시 “승인 상태가 아닙니다.” 안내 문구 토스트<br>7.작업미할당 상태에서 작업 목록 클릭 시 “작업이 할당되지 않은 상태입니다.” 안내 문구 토스트 |
| | 위험정보 확인 | 1.작업목록확인(ma_mywork_01)기능을통해서조회된작업목록중특정작업을 터치시,선택한작업프로세스와관련된위험정보가위험정보항목에조회됨<br>2.하단에"저감대책","최근사례"정보를확인가능(2개탭으로구성)<br>- 저감대책 탭 터치 시 , 해당 작업프로세스 관련 저감대책 내용 조회됨<br>- 최근 사례 탭 터치 시, 해당 작업프로세스 관련 사고사례가 조회됨 (1개)<br>- 최근 사례 탭 안에 "더 보기" 버튼 배치<br>- "더보기" 버튼 터치 시, 최근 관련 사고 사례 최대 10개 사고에 대한 사고명 및 사고경위가 텍스트형태로 기재된 모달 창 팝업 (터치스크롤 가능)<br>3. 현장 날씨 및 기온 정보 제공<br>4. 시공사, 현장위치, 공사기간은 상세정보 버튼을 눌렀을 때 모달창 형태로 표시<br>5. 1998년~2018년 재해종류에 따른 사고 통계자료 그래프 표시 |
| 위험상황 알람 | 위험정보 알람 | 1.사용자모바일기기의센싱데이터(가속도계,각속도계,지자기계,고도/기압계 )및현장에설치된CCTV영상분석정보를바탕으로추락,넘어짐,안전모미착용, 연기,화재,위험물감지,기타위험정보를5초이상의진동과함께Push알람(모든 알람은"[건축]현장안전관제시스템"사용자에게전달되며,특정작업자근처위 험물감지및안전모미착용정보는해당작업자에게만알람제공)<br>2.위험정보구분,대상(특정작업자,위험물,상황),위험발생위치정보확인가능 |
| | 대응요령 확인 | 1.알람정보모달창하단에대응요령내용확인가능<br>2.119안전센터버튼클릭시,다이얼에119찍힌형태로화면전환 |

(3) 프로세스 설계

가. 건설현장안전 관제 시스템 및 현장안전지키미 공통 프로세스

○ 관리자 로그인 프로세스

- 웹앱에서는 책임자/관리자의 공사관련 정보의 관리 및 위허상황 모니터링 서비스를 제공하며, 서비스를 시작하기 위한 로그인 프로세스는 다음과 같음




<그림 103> 로그인 프로세스

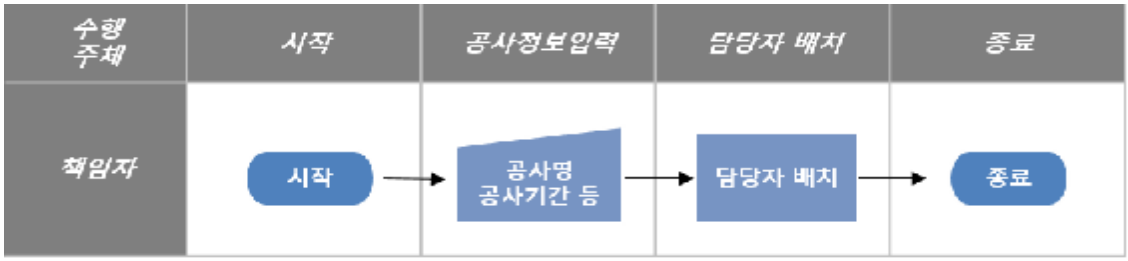
○ 관리자 회원가입 프로세스

- 회원가입은 책임자와 관리자로 구분되며, 가입 진행 프로세스는 다음과 같음

<그림 104> 회원가입 프로세스

○ 공사정보관리 프로세스

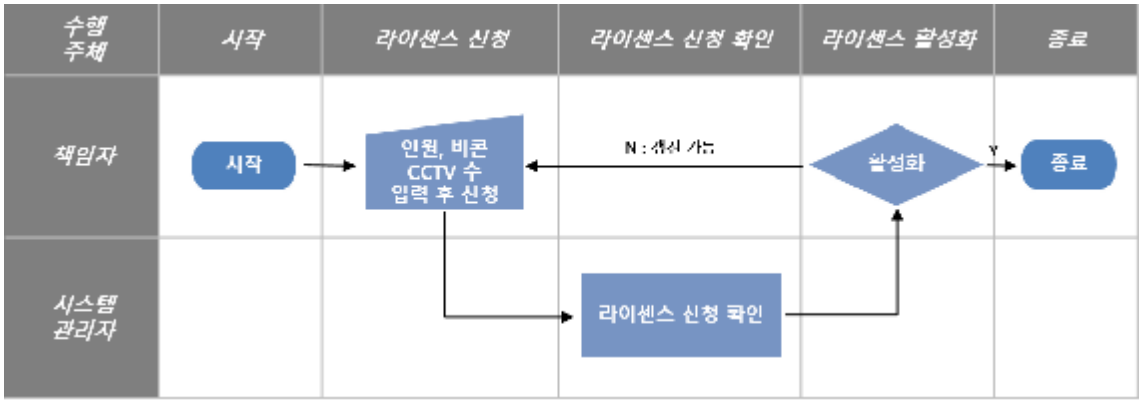
- 안전 서비스 이용 장소의 기준이 되는 공사정보를 입력할 수 있는 기능이며, 이에 대한 프로세스는 다음과 같음




<그림 105> 공사정보관리 프로세스

○ 라이센스관리 프로세스

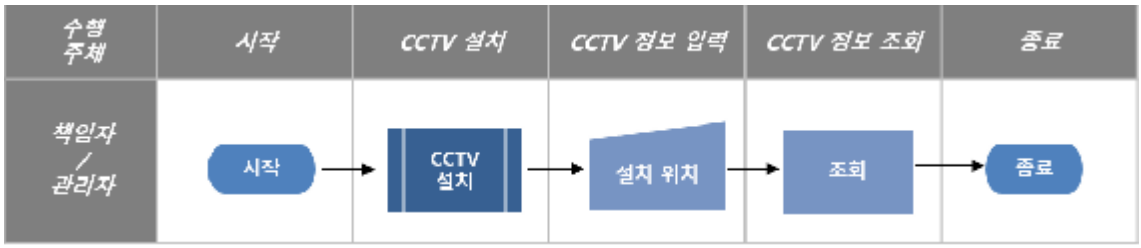
- 라이센스 구매 이후 서비스 이용이 가능하며, 이에 대한 프로세스는 다음과 같음




<그림 106> 라이센스관리 프로세스

○ CCTV관리 프로세스

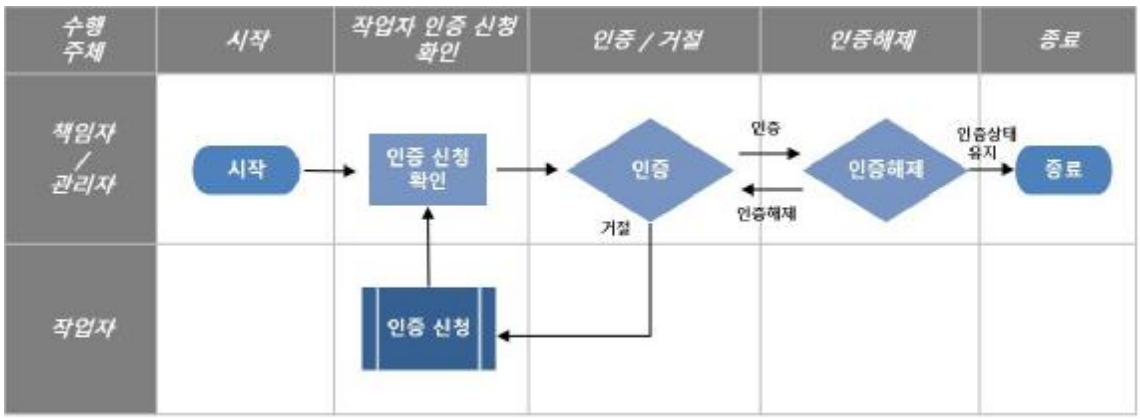
- CCTV 설치 이후 CCTV 설치 위치별로 관리할 수 있으며, 이에 대한 프로세스는 다음과 같음




<그림 107> CCTV관리 프로세스

○ 사용자인증관리 프로세스

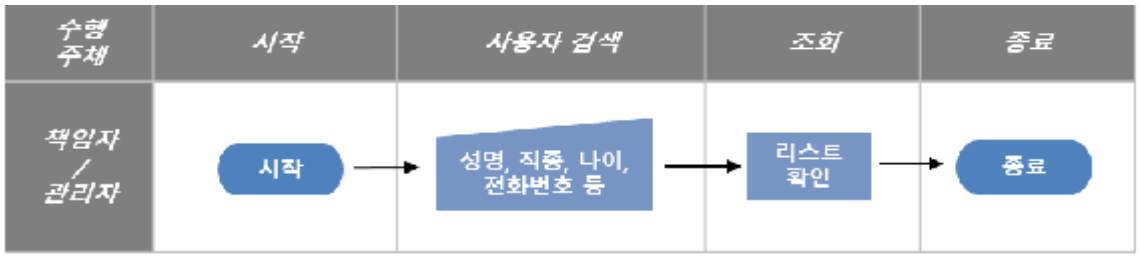
- 작업자가 모바일 어플리케이션으로 작업할 공사현장에서의 서비스 등록을 인증 신청한 이후 관리자의 인증이 있어야 서비스 이용이 활성화되며, 인증 프로세스는 다음과 같음




<그림 108> 사용자인증관리 프로세스

○ 사용자 조회 프로세스

- 웹앱 및 모바일 가입자의 정보를 검색 할 수 있으며, 이에 대한 프로세스는 다음과 같음




<그림 109> 사용자조회 프로세스

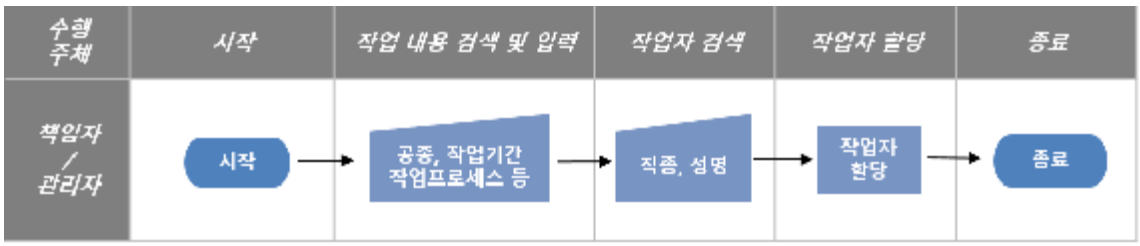
○ 작업할당 정보조회 프로세스

- 관리자가 할당한 작업 정보를 조회할 수 있으며, 이에 대한 진행 프로세스는 다음과 같음

<그림 110> 작업할당 정보조회 프로세스

○ 작업할당 프로세스

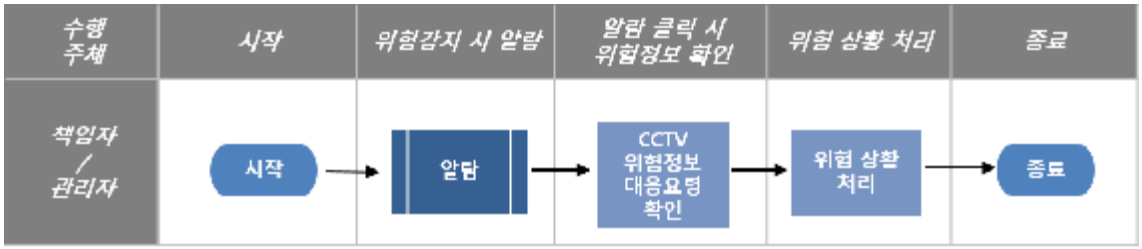
- 관리자가 필요한 작업을 생성하여 작업자를 할당 시킬 수 있으며, 이에 대한 프로세스는 다음과 같음




<그림 111> 작업할당 프로세스

○ 실시간 알람 프로세스

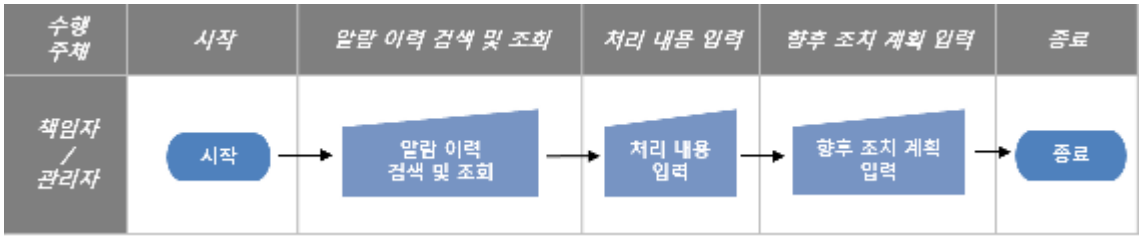
- 위험이 감지되었을 시 관리자에게 알람을 하며, 이에 대한 프로세스는 다음과 같음




<그림 112> 실시간 알람 프로세스

○ **알람이력관리 프로세스**

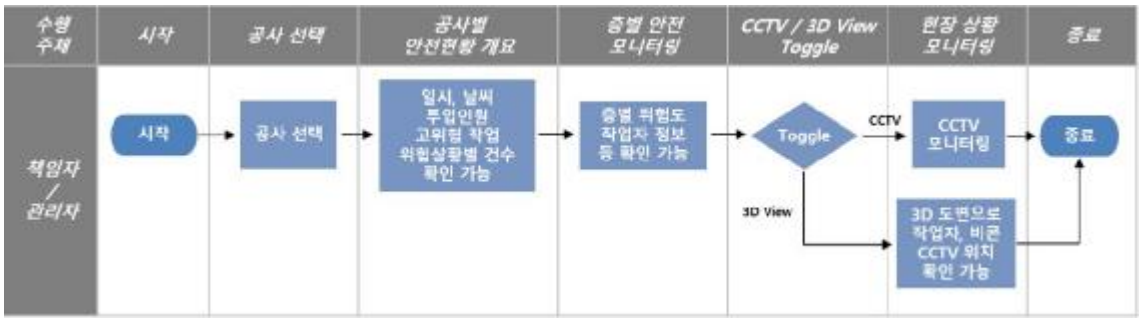
- 알람이력 조회 및 피드백이 가능하며, 이에 대한 프로세스는 다음과 같음




<그림 113> **알람이력관리 프로세스**

○ **대시보드 프로세스**

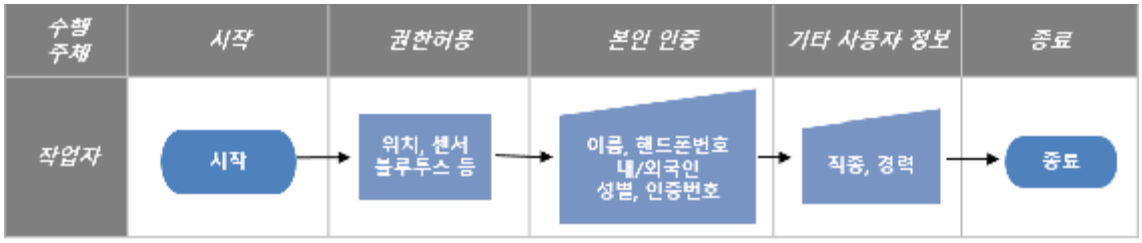
- 전체적인 현장 상황을 모니터링 할 수 있으며, 이에 대한 프로세스는 다음과 같음




<그림 114> **대시보드 프로세스**

○ **작업자 회원가입 프로세스**

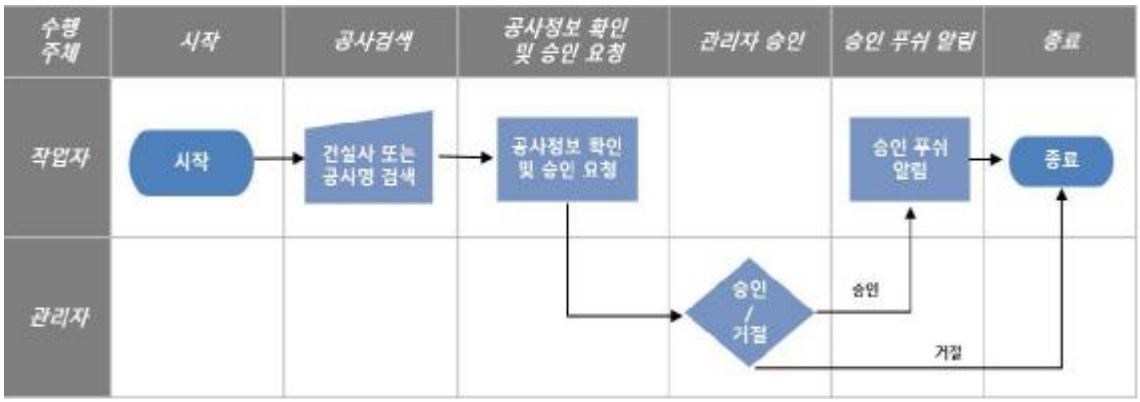
- 모바일 어플리케이션 이용자는 위험 감지 알람 수신 및 작업 확인, 재해사례 확인 등의 기타 서비스를 이용할 수 있으며, 회원 가입 프로세스는 다음과 같음




<그림 115> **회원가입 프로세스**

○ 작업자등록 프로세스

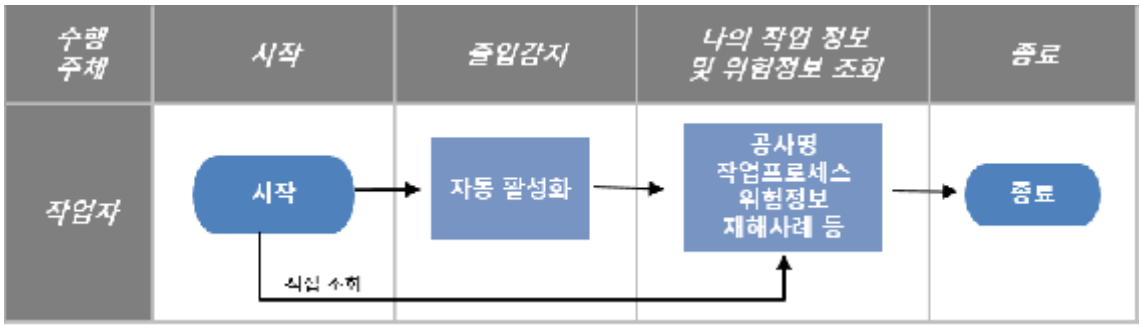
- 작업자의 승인요청 시 관리자의 허가가 있어야 서비스를 이용할 수 있으며, 이에 대한 프로세스는 다음과 같음




<그림 116> 작업자등록 프로세스

○ 나의 작업 정보조회 프로세스

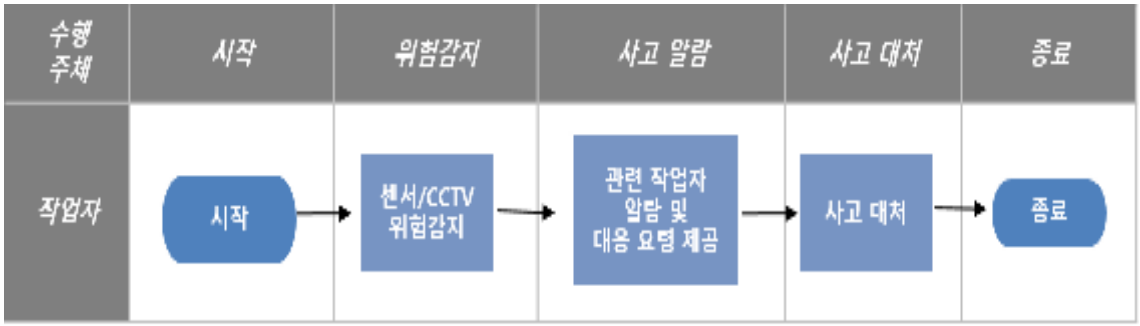
- 기존 프로세스는 비콘을 통해 출입이 감지됐을 시에 자동으로 서비스가 활성화되는 형식이었으나, 비콘 설치를 하지 않고 GPS를 통해 사용자의 위치를 확인하여 서비스가 자동 활성화되도록 기획을 변경함




<그림 117> 나의 작업 정보조회 프로세스

○ 사고알람 프로세스

- 위험이 감지되었을 시 관련 작업자에게 알람을 하며, 이에 대한 프로세스는 다음과 같음




<그림 118> 사고알람 프로세스

(4) UI/UX 설계

가. 건설현장안전 관제 시스템

○ 사업정보관리

- 공사명, 공시기간, 시공사 등 사업에 대한 정보를 리스트 형태로 제공하고 관리할 수 있는 화면

<그림 119> 사업정보관리

○ 공사정보 조회 및 수정

- 공사정보 입력 및 답당자 배치현황을 조회하고 수정하는 화면

<그림 120> 공사정보조회 및 수정

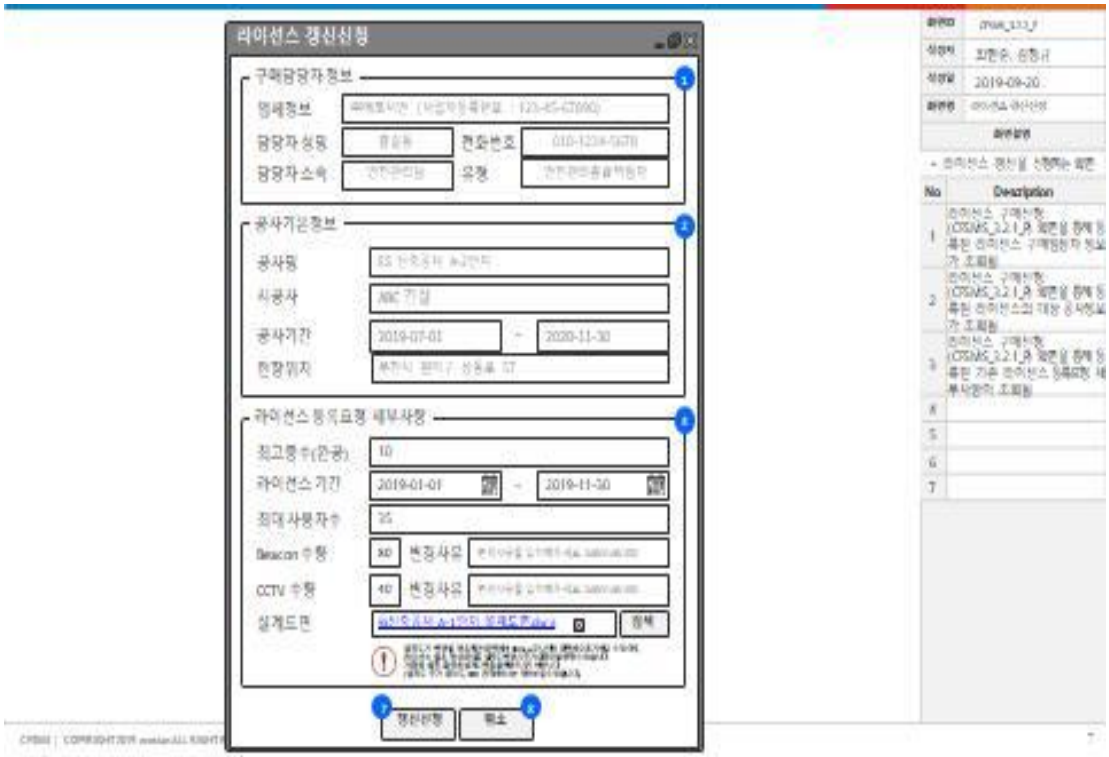
○ 라이선스 관리

- 공사별 라이선스를 구매 상태를 관리하는 화면

<그림 121> 라이선스 관리

○ 라이선스 갱신

- 원하는 기간, 사용자수 등을 입력하여 라이선스 갱신을 신청하는 화면




<그림 122> 라이선스 갱신신청

○ CCTV 연동정보

- 공사현장에 설치된 CCTV에 관한 정보를 제공하는 화면

<그림 123> CCTV연동정보

○ 사용자인증관리

- 공사별로 서비스 승인 요청을 한 작업자에 대한 정보가 제공되고 승인 또는 거절을 할 수 있는 화면

<그림 124> 사용자인증관리

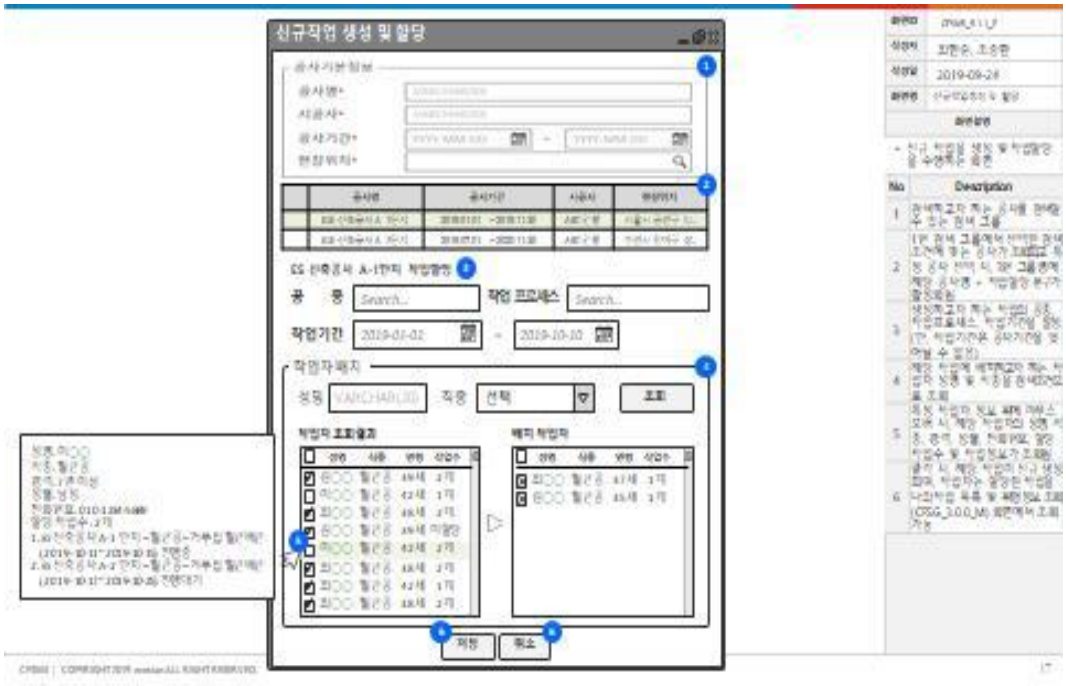
○ 작업할당

- 작업자에게 할당된 작업 정보를 확인할 수 있는 화면

<그림 125> 작업할당

○ 신규작업 생성 및 할당

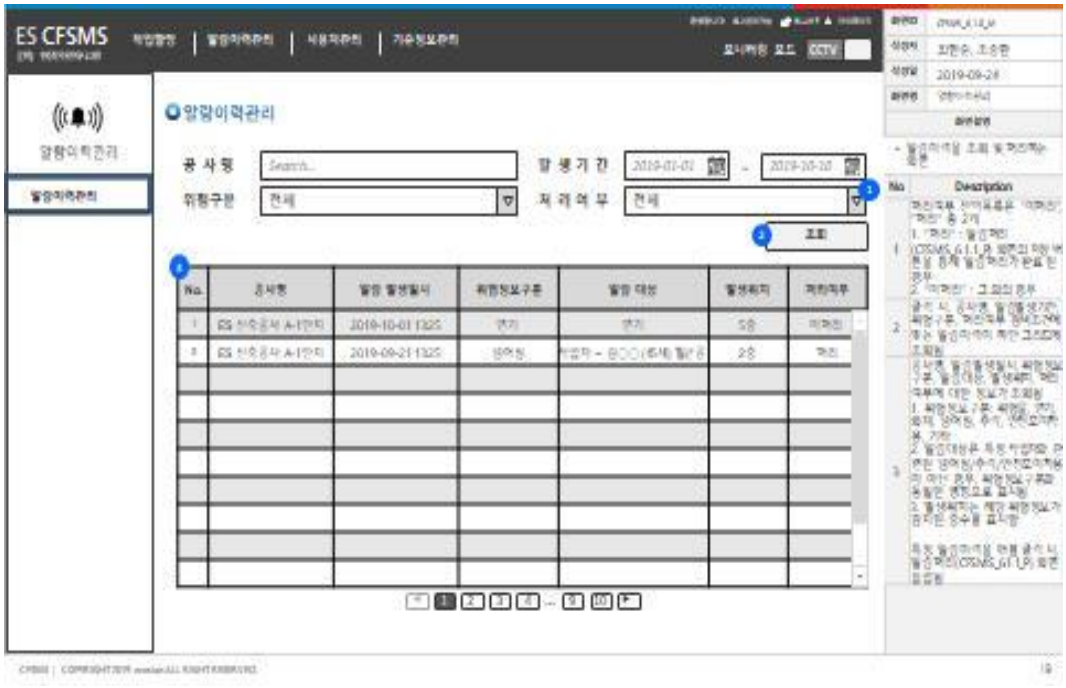
- 작업에 따라 위험정보 추천 등의 기능이 동작하도록 작업자에게 작업을 할당하는 화면




<그림 126> 신규작업생성 및 할당

○ 알람이력관리

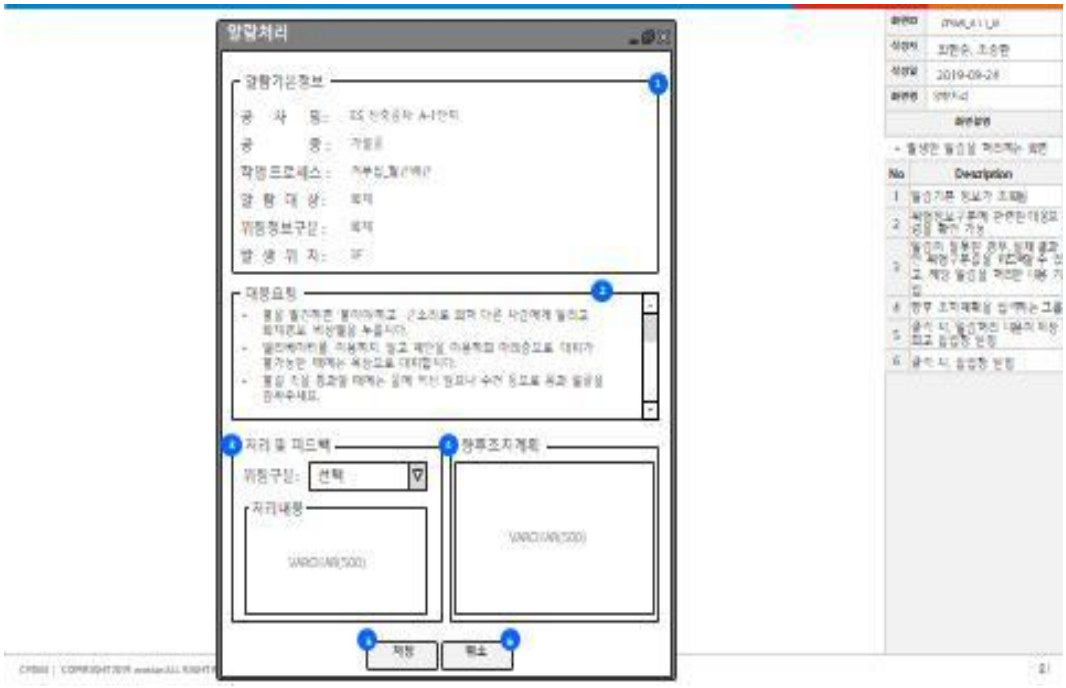
- 발생했던 위험알람 이력 정보를 확인할 수 있는 화면




<그림 127> 알람이력관리

○ 알람처리

- 사고 발생 시 알람 발송 및 처리/조치계획 내용을 입력할 수 있는 화면




<그림 128> 알람처리

○ 대시보드

- 공사현장의 실시간 정보 및 CCTV화면 제공

<그림 129> 대시보드

○ 현장투입인원 요약정보

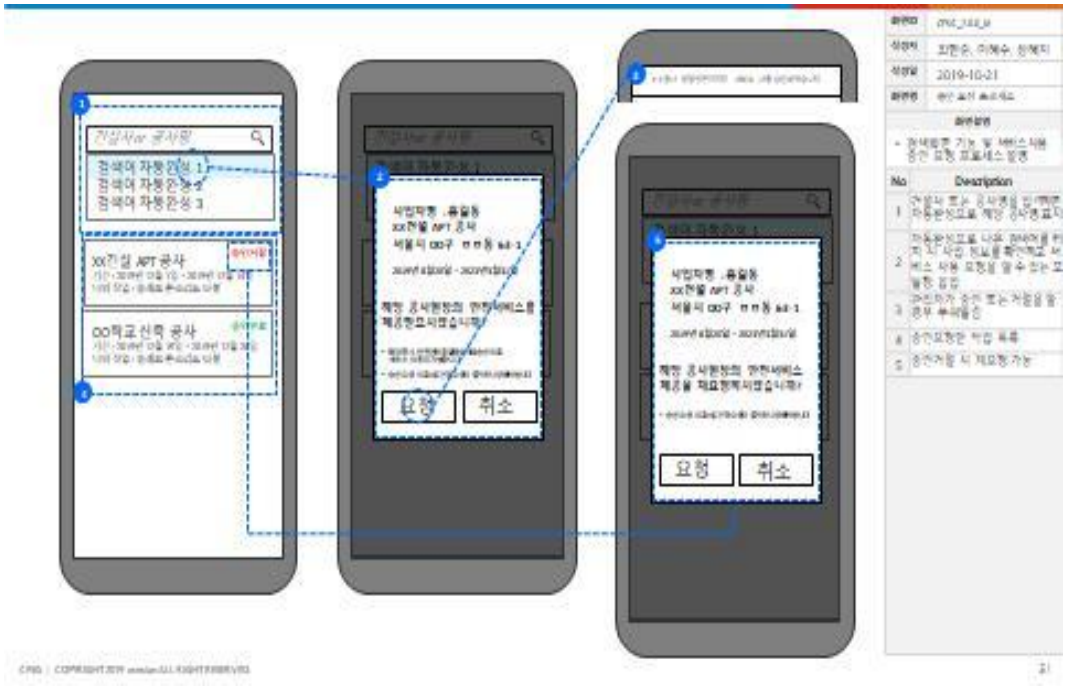
- 투입계획대비 실제 현장 인원을 보여주고 작업자 정보를 제공하는 화면

<그림 130> 현장투입인원 요약정보

## 나. 현장안전지키미

○ 모바일 승인 요청 프로세스

- 작업자가 모바일을 통해 서비스를 승인 요청하는 화면




<그림 131> 모바일 승인 요청 프로세스

○ 모바일 나의 작업 목록 및 위험정보 조회

- 건설현장에서 작업자의 직종 및 프로세스에 따라 위험정보를 확인할 수 있는 화면

<그림 132> 모바일 나의 작업 목록 및 위험정보 조회

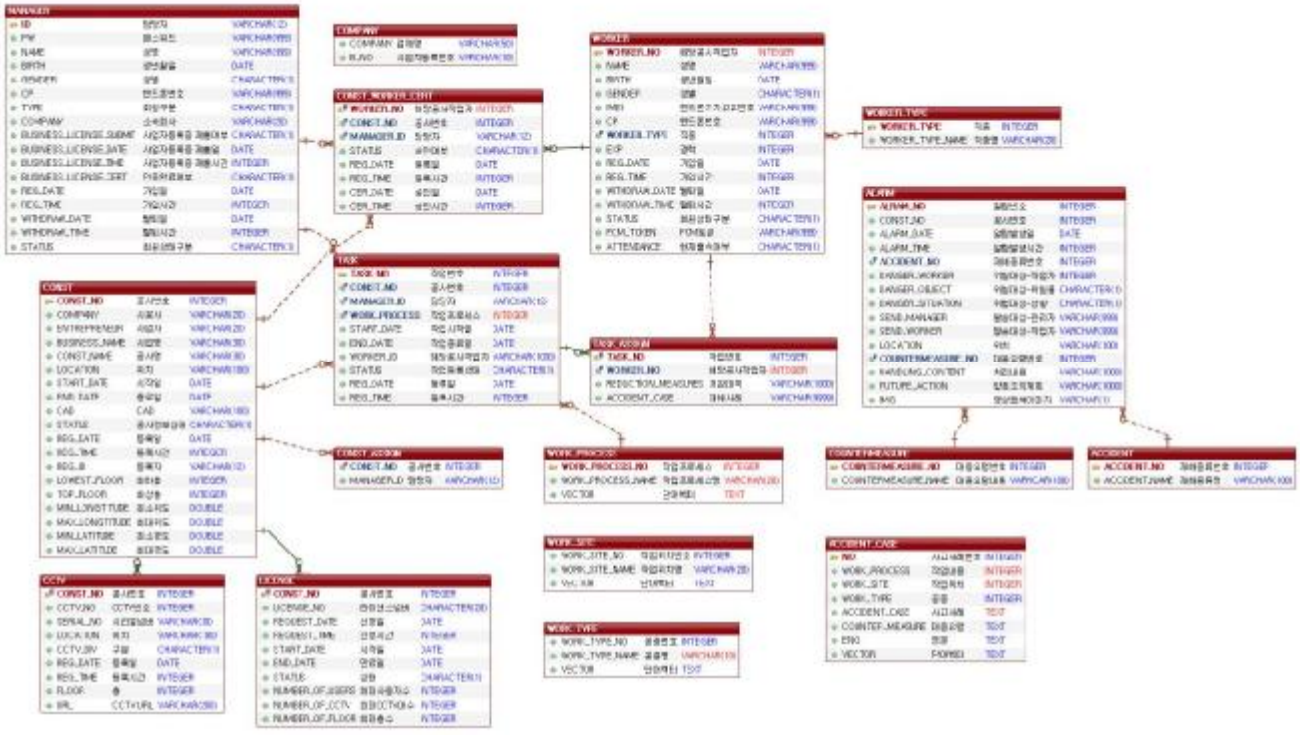
○ 모바일 위험 알람

- 위험감지 시 관련작업자들에게 알람을 하고 대응요령을 제공하는 화면

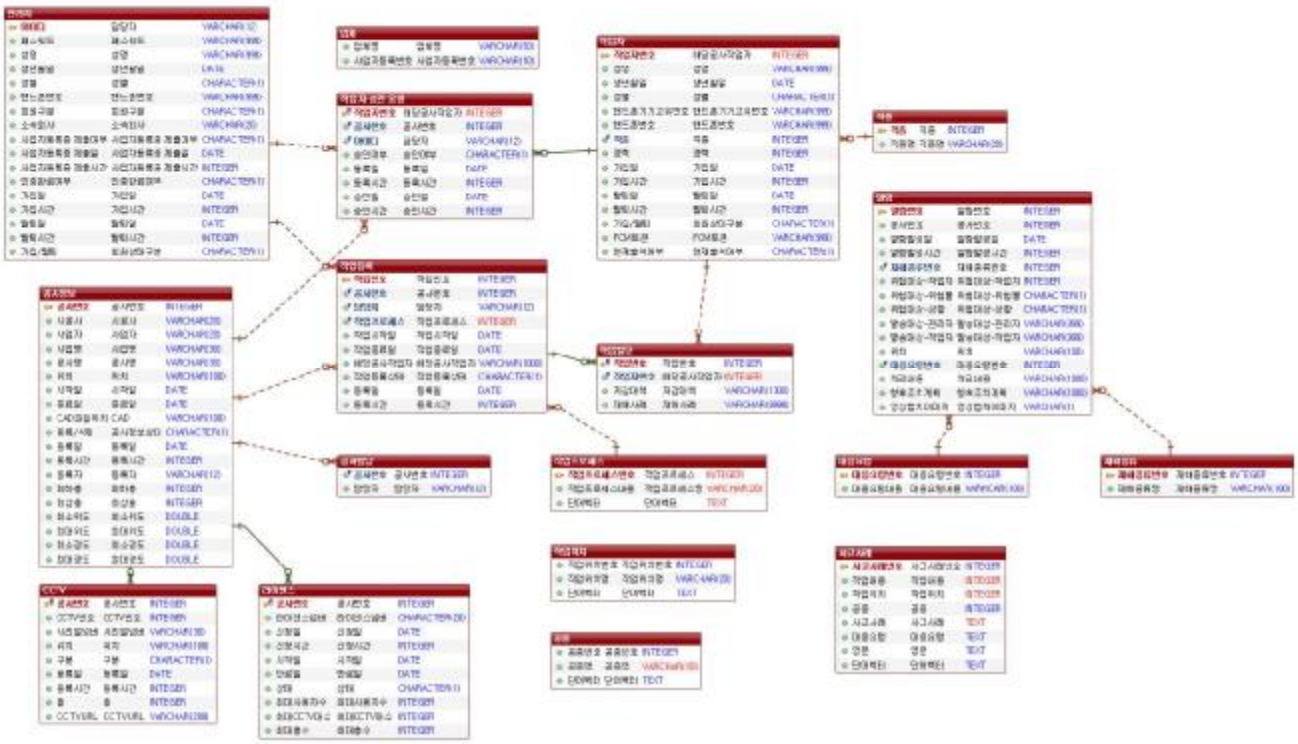
<그림 133> 모바일 위험 알람

(5) DB 설계

가. 데이터베이스 ERD



<그림 134> 물리 데이터베이스 ERD



<그림 135> 논리 데이터베이스 ERD

## 나. DB 테이블

| 관리자 (MANAGER) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 아이디(PK) | ID | 담당자 | VARCHAR(12) | Y | |
| 패스워드 | PW | 패스워드 | VARCHAR(999) | N | |
| 성명 | NAME | 성명 | VARCHAR(999) | N | |
| 생년월일 | BIRTH | 생년월일 | DATE | N | |
| 성별 | GENDER | 성별 | CHARACTER(1) | N | |
| 핸드폰번호 | CP | 핸드폰번호 | VARCHAR(999) | N | |
| 회원구분 | TYPE | 회원구분 | CHARACTER(1) | N | |
| 소속회사 | COMPANY | 소속회사 | VARCHAR(20) | N | |
| 사업자등록증 제출여부 | BUSINESS_LICENSE_SUBMIT | 사업자등록증 제출여부 | CHARACTER(1) | N | |
| 사업자등록증 제출일 | BUSINESS_LICENSE_DATE | 사업자등록증 제출일 | DATE | N | |
| 사업자등록증 제출시간 | BUSINESS_LICENSE_TIME | 사업자등록증 제출시간 | INTEGER | N | |
| 인증완료여부 | BUSINESS_LICENSE_CERT | 인증완료여부 | CHARACTER(1) | N | |
| 가입일 | REG_DATE | 가입일 | DATE | N | |
| 가입시간 | REG_TIME | 가입시간 | INTEGER | N | |
| 탈퇴일 | WITHDRAW_DATE | 탈퇴일 | DATE | N | |
| 탈퇴시간 | WITHDRAW_TIME | 탈퇴시간 | INTEGER | N | |
| 가입/탈퇴 | STATUS | 회원상태구분 | CHARACTER(1) | N | |

<그림 136> 관리자 테이블

| 작업자 (WORKER) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 작업자번호(PK) | WORKER_NO | 해당공사작업자 | INTEGER | Y | |
| 성명 | NAME | 성명 | VARCHAR(999) | N | |
| 생년월일 | BIRTH | 생년월일 | DATE | N | |
| 성별 | GENDER | 성별 | CHARACTER(1) | N | |
| 핸드폰번호 | CP | 핸드폰번호 | VARCHAR(999) | N | |
| 직종(FK) | WORKER_TYPE | 직종 | INTEGER | N | |
| 경력 | EXP | 경력 | INTEGER | N | |
| 가입일 | REG_DATE | 가입일 | DATE | N | |
| 가입시간 | REG_TIME | 가입시간 | INTEGER | N | |
| 탈퇴일 | WITHDRAW_DATE | 탈퇴일 | DATE | N | |
| 탈퇴시간 | WITHDRAW_TIME | 탈퇴시간 | INTEGER | N | |
| 가입/탈퇴 | STATUS | 회원상태구분 | CHARACTER(1) | N | |
| FCM토큰 | FCM_TOKEN | FCM토큰 | VARCHAR(999) | N | |
| 현재출석여부 | ATTENDANCE | 현재출석여부 | CHARACTER(1) | N | |

<그림 137> 작업자 테이블

| 공사정보 (CONST) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 공사번호(PK) | CONST_NO | 공사번호 | INTEGER | Y | |
| 시공사 | COMPANY | 시공사 | VARCHAR(20) | N | |
| 사업자 | ENTREPRENEUR | 사업자 | VARCHAR(20) | N | |
| 사업명 | BUSINESS_NAME | 사업명 | VARCHAR(30) | N | |
| 공사명 | CONST_NAME | 공사명 | VARCHAR(30) | N | |
| 위치 | LOCATION | 위치 | VARCHAR(100) | N | |
| 시작일 | START_DATE | 시작일 | DATE | N | |
| 종료일 | END_DATE | 종료일 | DATE | N | |
| CAD파일위치 | CAD | CAD | VARCHAR(100) | N | |
| 등록/삭제 | STATUS | 공사정보상태 | CHARACTER(1) | N | |
| 등록일 | REG_DATE | 등록일 | DATE | N | |
| 등록시간 | REG_TIME | 등록시간 | INTEGER | N | |
| 등록자 | REG_ID | 등록자 | VARCHAR(12) | N | |
| 최하층 | LOWEST_FLOOR | 최저층 | INTEGER | N | |
| 최상층 | TOP_FLOOR | 최상층 | INTEGER | N | |
| 최소위도 | MIN_LONGTITUDE | 최소위도 | DOUBLE | N | |
| 최대위도 | MAX_LONGTITUDE | 최대위도 | DOUBLE | N | |
| 최소경도 | MIN_LATITUDE | 최소경도 | DOUBLE | N | |
| 최대경도 | MAX_LATITUDE | 최대경도 | DOUBLE | N | |

<그림 138> 공사정보 테이블

| 공사할당 (CONST_ASSIGN) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 공사번호(PFK) | CONST_NO | 공사번호 | INTEGER | Y | |
| 담당자 | MANAGER_ID | 담당자 | VARCHAR(12) | N | |

<그림 139> 공사할당 테이블

| 작업자 승인 요청 (CONST_WORKER_CERT) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 승인번호(PK) | CERT_NO | 승인번호 | INTEGER | Y | |
| 작업자번호(FK) | WORKER_NO | 해당공사작업자 | INTEGER | Y | |
| 공사번호(FK) | CONST_NO | 공사번호 | INTEGER | N | |
| 아이디(FK) | MANAGER_ID | 담당자 | VARCHAR(12) | N | |
| 승인여부 | STATUS | 승인여부 | CHARACTER(1) | N | |
| 등록일 | REG_DATE | 등록일 | DATE | N | |
| 등록시간 | REG_TIME | 등록시간 | INTEGER | N | |
| 승인일 | CERT_DATE | 승인일 | DATE | N | |
| 승인시간 | CERT_TIME | 승인시간 | INTEGER | N | |

<그림 140> 작업자 승인 요청 테이블

| 작업등록 (TASK) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 작업번호(PK) | TASK_NO | 작업번호 | INTEGER | Y | |
| 공사번호(FK) | CONST_NO | 공사번호 | INTEGER | N | |
| 담당자(FK) | MANAGER_ID | 담당자 | VARCHAR(12) | N | |
| 작업프로세스(FK) | WORK_PROCESS | 작업프로세스 | INTEGER | N | |
| 작업시작일 | START_DATE | 작업시작일 | DATE | N | |
| 작업종료일 | END_DATE | 작업종료일 | DATE | N | |
| 작업등록상태 | STATUS | 작업등록상태 | CHARACTER(1) | N | |
| 등록일 | REG_DATE | 등록일 | DATE | N | |
| 등록시간 | REG_TIME | 등록시간 | INTEGER | N | |

<그림 141> 작업등록 테이블

| 작업할당 (TASK_ASSIGN) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 작업번호(PFK) | TASK_NO | 작업번호 | INTEGER | Y | |
| 작업자번호(FK) | WORKER_NO | 해당공사작업자 | INTEGER | N | |
| 저감대책 | REDUCTION_MEASURES | 저감대책 | VARCHAR(1000) | N | 추가 |
| 재해사례 | ACCIDENT_CASE | 재해사례 | VARCHAR(9999) | N | 추가 |

<그림 142> 작업할당 테이블

| CCTV (CCTV) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 공사번호(PFK) | CONST_NO | 공사번호 | INTEGER | Y | |
| CCTV번호 | CCTV_NO | CCTV번호 | INTEGER | N | |
| 시리얼넘버 | SERIAL_NO | 시리얼넘버 | VARCHAR(30) | N | |
| 위치 | LOCATION | 위치 | VARCHAR(100) | N | |
| 구분 | CCTV_DIV | 구분 | CHARACTER(1) | N | |
| 등록일 | REG_DATE | 등록일 | DATE | N | |
| 등록시간 | REG_TIME | 등록시간 | INTEGER | N | |
| 층 | FLOOR | 층 | INTEGER | N | |
| CCTV URL | URL | CCTV URL | VARCHAR(200) | N | |

<그림 143> CCTV 테이블

| 라이센스 (LICENSE) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 공사번호(PFK) | CONST_NO | 공사번호 | INTEGER | Y | |
| 라이센스넘버 | LICENSE_NO | 라이센스넘버 | CHARACTER(20) | N | |
| 신청일 | REQUEST_DATE | 신청일 | DATE | N | |
| 신청시간 | REQUEST_TIME | 신청시간 | INTEGER | N | |
| 시작일 | START_DATE | 시작일 | DATE | N | |
| 만료일 | END_DATE | 만료일 | DATE | N | |
| 상태 | STATUS | 상태 | CHARACTER(1) | N | |
| 최대사용자수 | NUMBER_OF_USERS | 최대사용자수 | INTEGER | N | |
| 최대CCTV대수 | NUMBER_OF_CCTV | 최대CCTV대수 | INTEGER | N | |
| 최대층수 | NUMBER_OF_FLOOR | 최대층수 | INTEGER | N | |

<그림 144> 라이센스 테이블

| 직종 (WORKER_TYPE) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 직종(PK) | WORKER_TYPE | 직종 | INTEGER | Y | |
| 직종명 | WORKER_TYPE_NAME | 직종명 | VARCHAR(20) | N | |

<그림 145> 직종 테이블

| 알람 (ALARM) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 알람번호(PK) | ALRAM_NO | 알람번호 | INTEGER | Y | |
| 공사번호 | CONST_NO | 공사번호 | INTEGER | N | |
| 알람발생일 | ALARM_DATE | 알람발생일 | DATE | N | |
| 알람발생시간 | ALARM_TIME | 알람발생시간 | INTEGER | N | |
| 재해종류번호(FK) | ACCIDENT_NO | 재해종류번호 | INTEGER | N | |
| 위험대상-작업자 | ACCIDENT_WORKER | 위험대상-작업자 | INTEGER | N | |
| 위험대상-위험물 | ACCIDENT_OBJECT | 위험대상-위험물 | CHARACTER(1) | N | |
| 위험대상-상황 | ACCIDENT_SITUATION | 위험대상-상황 | CHARACTER(1) | N | |
| 발송대상-관리자 | SEND_MANAGER | 발송대상-관리자 | VARCHAR(999) | N | |
| 발송대상-작업자 | SEND_WORKER | 발송대상-작업자 | VARCHAR(999) | N | |
| 위치 | LOCATION | 위치 | VARCHAR(100) | N | |
| 대응요령번호(FK) | COUNTERMEASURE_NO | 대응요령번호 | INTEGER | N | |
| 처리내용 | HANDLING_CONTENT | 처리내용 | VARCHAR(1000) | N | |
| 향후조치계획 | FUTURE_ACTION | 향후조치계획 | VARCHAR(1000) | N | |
| 영상캡쳐이미지 | IMG | 영상캡쳐이미지 | VARCHAR(100) | N | |

<그림 146> 알람 테이블

| 작업프로세스 (WORK_PROCESS) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 작업프로세스번호 | WORK_PROCESS_NO | 작업프로세스 | INTEGER | N | |
| 작업프로세스내용 | WORK_PROCESS_NAME | 작업프로세스명 | VARCHAR(20) | N | |
| 단어벡터 | VECTOR | 단어벡터 | TEXT | N | |

<그림 147> 작업프로세스 테이블

| 재해종류 (ACCIDENT) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 재해종류번호(PK) | ACCIDENT_NO | 재해종류번호 | INTEGER | Y | |
| 재해종류명 | ACCIDENT_NAME | 재해종류명 | VARCHAR(100) | N | |

<그림 148> 재해종류 테이블

| 대응요령 (COUNTERMEASURE) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 대응요령번호(PK) | COUNTERMEASURE_NO | 대응요령번호 | INTEGER | Y | |
| 대응요령내용 | COUNTERMEASURE_NAME | 대응요령내용 | VARCHAR(100) | N | |

<그림 149> 대응요령 테이블

| 사고사례 (ACCIDENT_CASE) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 사고사례 번호 | NO | 사고사례 번호 | INTEGER | Y | |
| 작업내용 | WORK_PROCESS | 작업내용 | INTEGER | N | |
| 작업위치 | WORK_SITE | 작업위치 | INTEGER | N | |
| 공종 | WORK_TYPE | 공종 | INTEGER | N | |
| 사고사례 | ACCIDENT_CASE | 사고사례 | TEXT | N | |
| 대응요령 | COUNTER_MEASURE | 대응요령 | TEXT | N | |
| 영문 | ENG | 영문 | TEXT | N | |
| 단어벡터 | VECTOR | 단어벡터 | TEXT | N | |

<그림 150> 사고사례 테이블

| 업체 (COMPANY) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 업체명 | COMPANY | 업체명 | VARCHAR(50) | N | |
| 사업자등록번호 | B_NO | 사업자등록번호 | VARCHAR(50) | N | |

<그림 151> 업체 테이블

| 작업위치 (WORK_SITE) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 작업위치번호 | WORK_SITE_NO | 작업위치번호 | INTEGER | N | |
| 작업위치명 | WORK_SITE_NAME | 작업위치명 | VARCHAR(20) | N | |
| 단어벡터 | VECTOR | 단어벡터 | TEXT | N | |

<그림 152> 작업위치 테이블

| 공종 (WORK_TYPE) | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 논리명 | 물리명 | 도메인 | 데이터 타입 | Not Null | 설명 |
| 공종번호 | WORK_TYPE_NO | 공종번호 | INTEGER | N | |
| 공종명 | WORK_TYPE_NAME | 공종명 | VARCHAR(10) | N | |
| 단어벡터 | VECTOR | 단어벡터 | TEXT | N | |

<그림 153> 공종 테이블

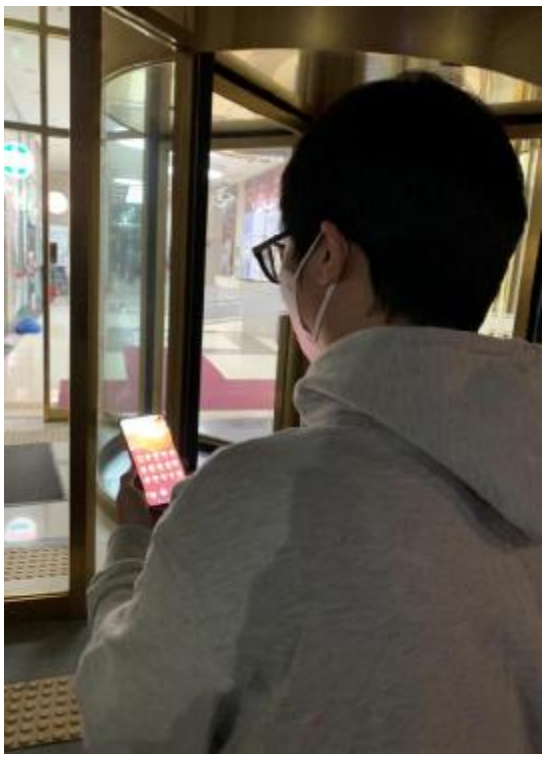
### (6) 최종 시스템 개발 결과 및 유사환경 적용 실험

#### 가. 최종 시스템 구성

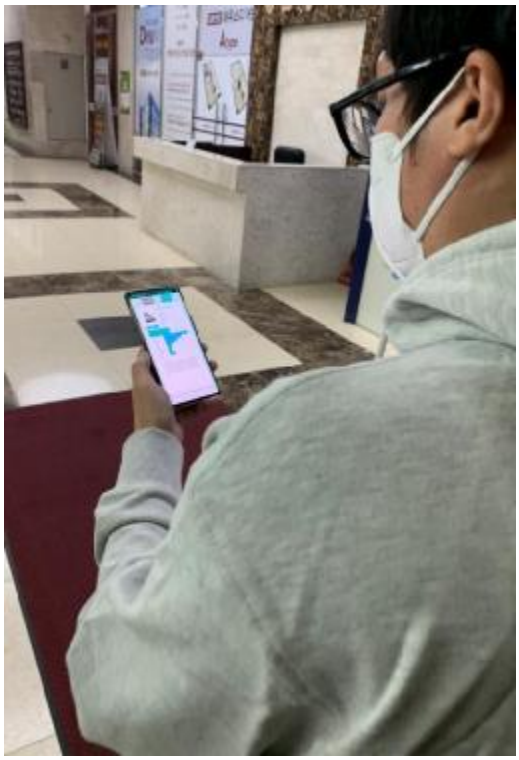
○ 시스템 연동 개발

- 현장안전 관제 시스템(WebApp) 개발 기본 세팅 : PaaS(Docker), Web Server(Nginx), WAS(Springboot Tomcat), DB(MariaDB), Front-end Framework(Foundation), Version Control System(Gitlab)
- 현장 안전 지킴이 App 개발 및 테스트 Android Version : Pie, Q Version

- 웹앱 통신 : Rest API 방식으로 주로 HTTP GET Method 이용하여 통신, 안드로이드에서는 Rest API 라이브러리인 Retrofit2을 사용하여 웹앱과 통신
- 현장 안전 서비스 자동 서비스 실행 : GPS 위치 감지가 포그라운드 서비스로 실행되며 DB에 설정해둔 해당 공사 현장 범위 안에 들어오면 자동으로 현장안전 서비스를 실행(AttendanceService) TFLite를 통한 추락감지가 실행되며 핸드폰에 위험정보추천 페이지가 나옴, 재부팅 시에도 포그라운드 서비스가 자동으로 실행되어야 하기 때문에 부팅 시 실행 권한 설정



<그림 154> 작업자 건설 현장 범위 진입 전



<그림 155> 진입 후 안전 서비스 자동 실행

① 위험정보추천

- WebApp 통신 : WebApp에서 작업할당 프로세스를 진행하여 데이터 저장 시 직종 및 작업 프로세스를 AI Server의 내부 IP로 SSH 방식으로 통신하여 pre-training한 BERT 모델을 불러오는 위험정보추천 모듈(recommend_module.py)을 실행시키고 저감대책 및 재해사례를 어레이로 받아서 모바일 어플리케이션으로 리턴함
- 위험 정보 추천 알고리즘 적용 : Pre-training된 위험정보추천 BERT Model을 기반으로 입력한 직종, 작업프로세스의 Word Embedding Vector 추출하여 기존에 리스트화 시킨 재해사례와 코사인 유사도(Cosine Similarity) 계산을 진행, 유사도가 높은 순으로 정렬하여 저감대책 및 재해사례 어레이 생성

② 추락상황감지

- 실시간 센싱데이터 수집 : 현장안전 서비스 실행 중 현장위치 범위 내에 들어왔을 시 추락 감지 데이터 학습을 한 TFLite 모듈이 0.1초 단위로 돌아가며 가속도 x, 가속도 y, 가속도 z,

각속도 x, 각속도 y, 각속도 z, 기압센서의 데이터들을 10x7 (총 1초) 형태로 저장한 어레이를 모듈에 입력 0.3초 동안의 평균 정확도 값과 1초 동안의 최대기압, 최저기압을 계산하기 위해 어레이 2개를 별도로 생성, 0.1초가 지나면 값이 하나 지워지고 다시 새로운 값이 채워지면서 어레이 개수를 유지하는 형식으로 알고리즘을 세움

- 추락 상황 감지 알고리즘 적용 (TF Lite) : 1*10*7*4 Byte Buffer 형태로 센싱데이터 어레이를 Convert하여 TFLite모델에 입력, TFLite에서 나온 예측값이 0.3초 동안 평균치 0.6(60%) 이상이거나 기압이 0.6이상 차이나고 최소 0.08 기압 이상 차이나며, 최대기압이 최저기압보다 더 큰 인덱스일 때만 추락감지로 판별, 추락 감지 시 주변 작업자 알림 통신 시작 (Threshold의 경우 반복적인 실험 및 결과 분석을 통해 값을 도출)

③ 위험상황 감지 영상분석 프로그램 연동

- IP CCTV의 경우 RTSP(Real Time Streaming Protocol) 형태로 영상 스트리밍을 하며, IE(Internet Explorer)를 제외한 웹 브라우저에서는 보안 정책으로 인해 웹에서 RTSP 스트리밍을 할 수 없음
- 프로토콜을 변환하여 스트리밍을 하기 위해 이벤트 Loop 기반의 비동기 처리를 지원하여 대용량 파일 처리 작업에 강점을 지닌 Node.js로 개발된 오픈 소스 미디어 서버인 Node-Media-Server를 이용, RTSP를 FLV형식으로 웹에 제공함

<**그림** 156> Node-Media-Server Web Admin Panel **화면**

- 위험상황감지 시 (안전모 미착용, 화재, 쓰러짐 등) 바운딩 박스를 포함한 디텍션 된 화면 캡쳐 이미지를 AI 서버에 저장하고 파이썬 라이브러리인 SSHManager를 통해 웹앱서버로 전송하여 알람화면 및 알람이력에서 위험상황을 확인 가능 하도록 함

④ 주변 작업자 알림 기능

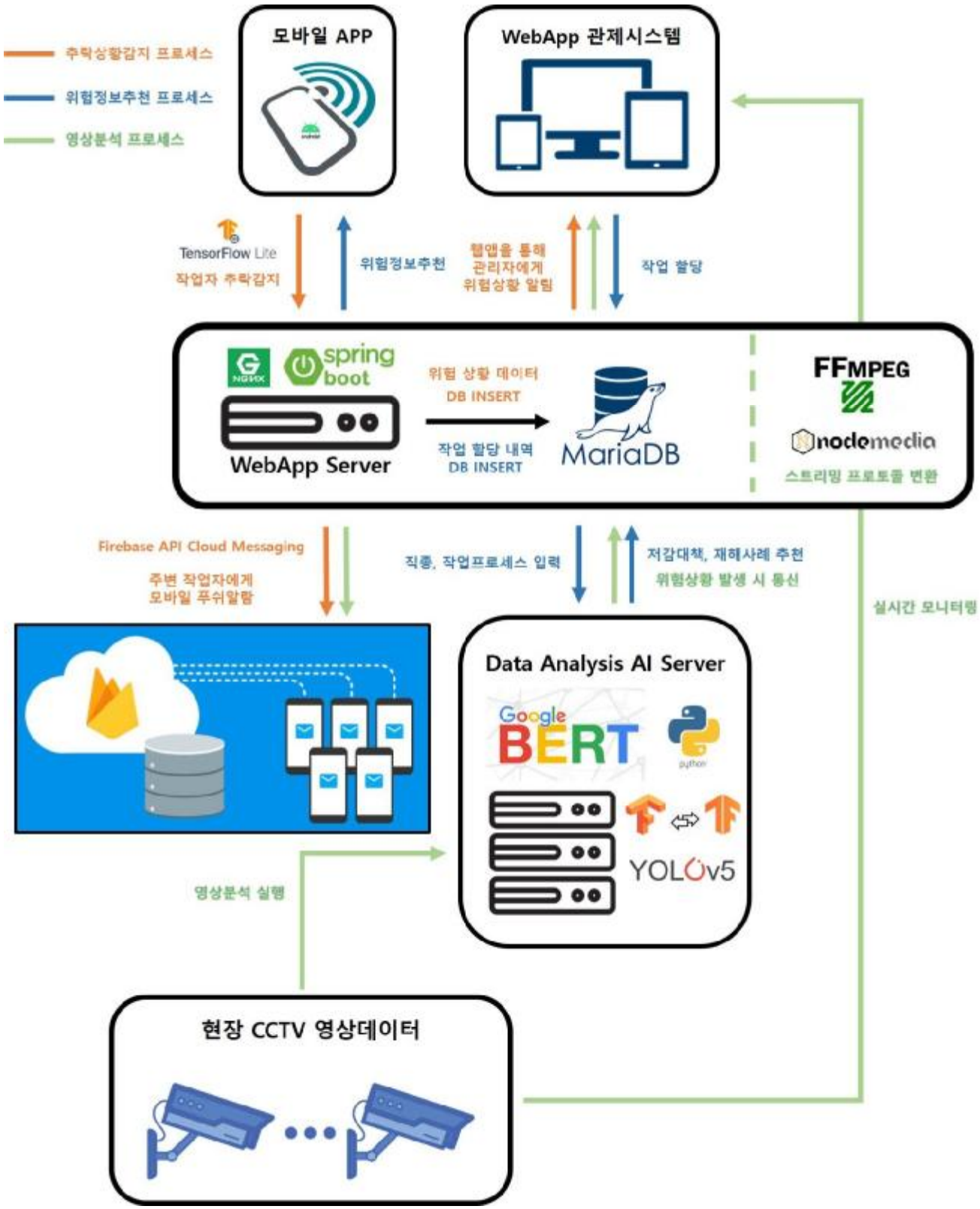
- 안드로이드 스튜디오에서 Firebase(모바일 및 웹 애플리케이션 개발 플랫폼으로 Cloud Messaging Service를 제공)에 접속하여 프로젝트 생성 후 Firebase 콘솔을 통해 연동 프로세스 진행

<그림 157> Firebase 연동 확인 화면

- 작업자가 모바일 기기변경을 할 수 있으므로 매번 로그인 시 Firebase Token을 새로 받고 해당 Token을 이용하여 푸쉬 알림 요청을 함(Token이 Firebase 서버에 저장되고 해당 Token으로만 푸쉬알림이 나가는 형태)
- FCM(Firebase Cloud Messaging)웹앱 클래스에 저장된 Firebase 프로젝트의 서버키와 API URL을 통해 Firebase 서버에 푸쉬 알림 응답 요청, 이후 Firebase 서버에서 각 핸드폰 기기의 토큰을 확인하여 푸쉬 알림을 보내고 모바일 어플에서 Notification을 띄우는 프로세스를 실행(시스템 및 네트워크 아키텍쳐 구성도 참고)

<그림 158> Firebase Console 화면 - 클라우드 메시징 보고서

⑤ 전체 시스템 및 네트워크 아키텍쳐 구성도

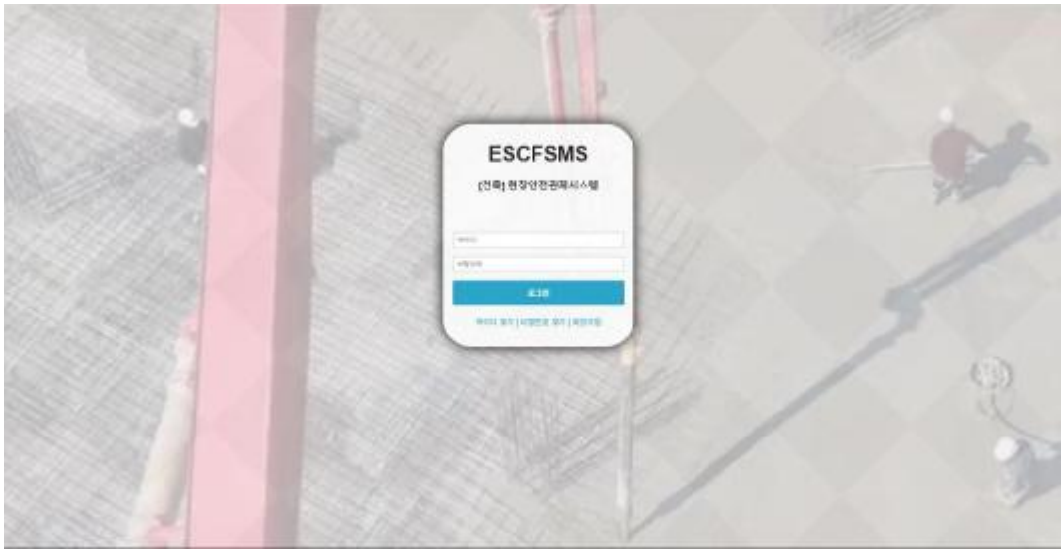



<그림 159> 시스템 및 네트워크 아키텍쳐 구성도

## 나. 건설현장안전 관제 시스템 주요 개발 화면

### ○ 로그인 화면

- 앱에서는 책임자/관리자의 공사 관련 정보의 관리 및 위험상황 모니터링 서비스를 제공하며, 서비스를 시작하기 위하여 로그인 프로세스를 진행하여야 함




<그림 160> 로그인 화면 - PC

<그림 161> 로그인 화면 - 모바일

○ 아이디 찾기

- 휴대폰 인증 / 휴대폰 정보로 찾기 / 생년월일로 찾기 3가지 방법을 선택하여 인증 시 몇 개 자리를 가린 아이디를 제공

<그림 162> 아이디 찾기 인증 방법 선택 - PC

<그림 163> 아이디 찾기 인증 방법 선택 - 모바일

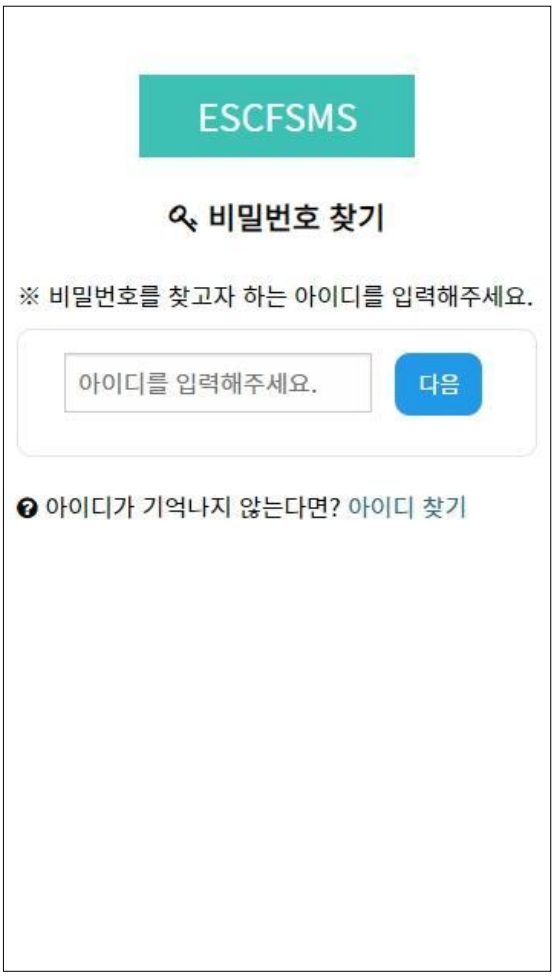
<그림 164> 아이디 찾기 결과 - PC

<그림 165> 아이디 찾기 결과 - 모바일

○ **비밀번호 찾기**

- 비밀번호를 찾고자 하는 아이디를 입력하고 인증 방법 선택 후 인증 완료 시 비밀번호를 새로 설정하는 방식

<그림 166> 비밀번호 찾기 아이디 입력 - PC




<그림 167> 비밀번호 찾기 아이디 입력 - 모바일

<그림 168> 비밀번호 찾기 인증 방법 선택 - PC

<그림 169> 비밀번호 찾기 인증 방법 선택 - 모바일

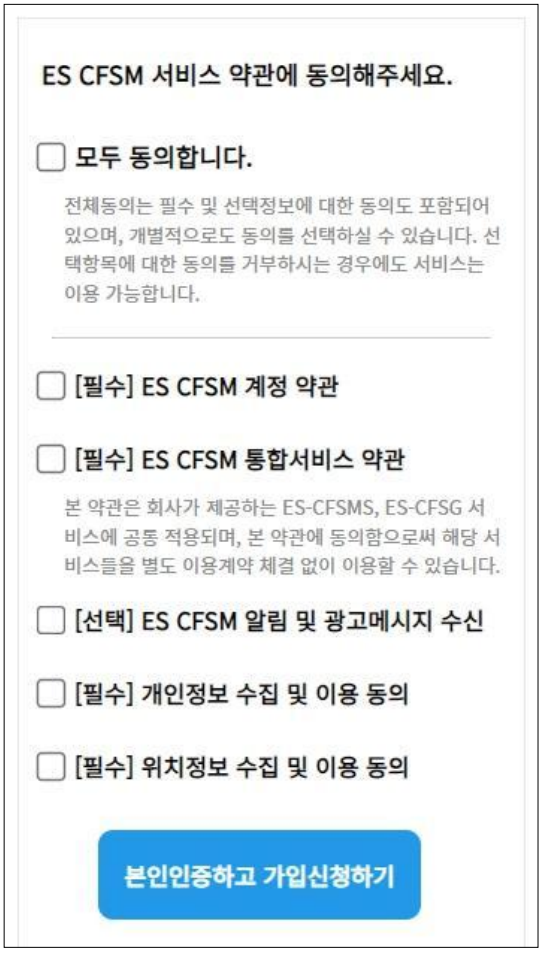
<그림 170> 비밀번호 찾기 비밀번호 변경 화면 - PC

<그림 171> 비밀번호 찾기 비밀번호 변경 화면 - 모바일

○ **회원가입**

- 약관 동의 후 관리자 또는 안전관리총괄책임자 두 개의 사용자 유형 중에 하나를 선택해야 하며 그에 따라 가입 절차가 달라짐
- 안전관리총괄책임자의 경우 사업자등록증 사본을 등록하고 솔루션관리자가 이를 승인하면 관리자 회원 가입 시 사업자등록번호 검색창에 해당 정보가 제공됨

<그림 172> **회원가입 약관동의 - PC**

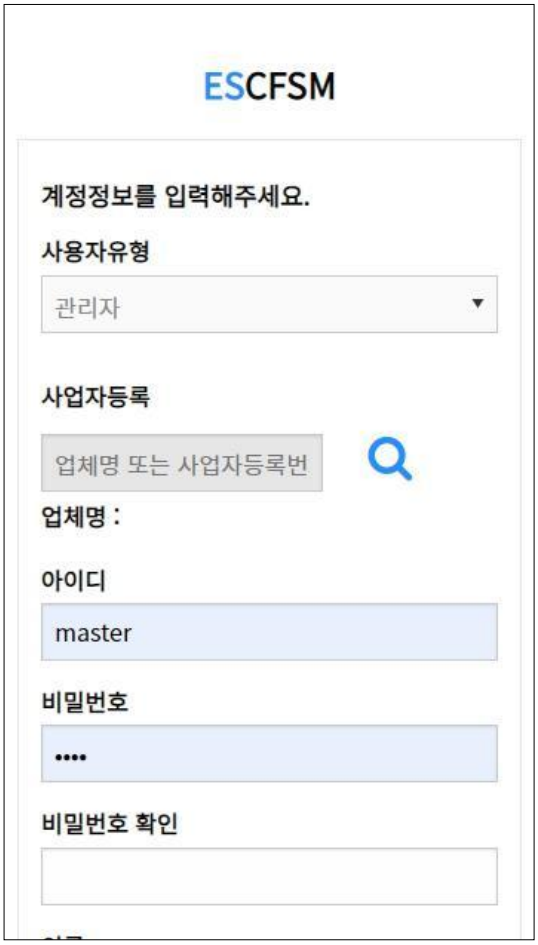



<그림 173> **회원가입 약관동의 - 모바일**

<그림 174> 회원가입 안전관리총괄책임자 - PC

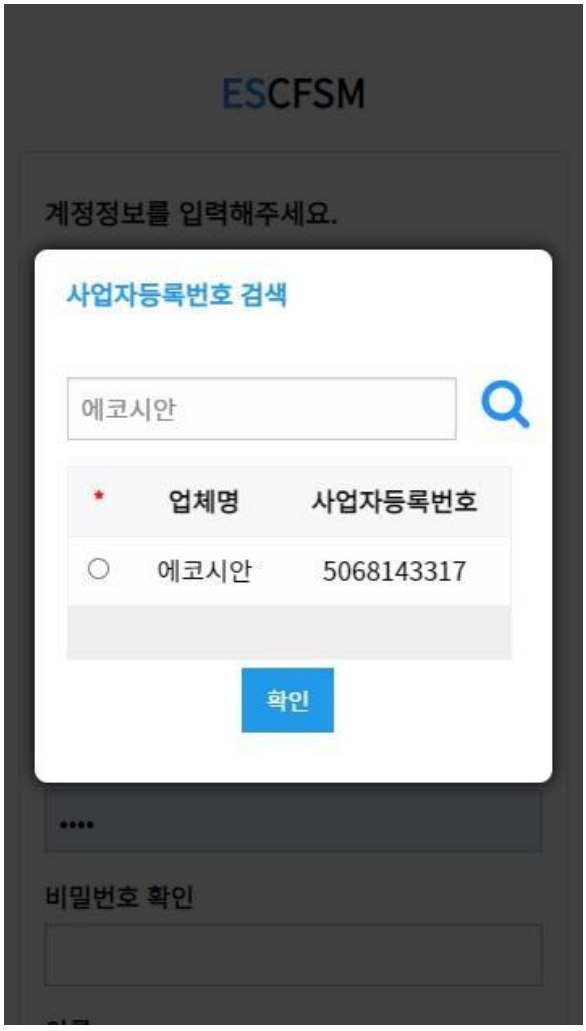
<그림 175> 회원가입 안전관리총괄책임자 - 모바일

<그림 176> 회원가입 관리자 - PC




<그림 177> 회원가입 관리자 - 모바일

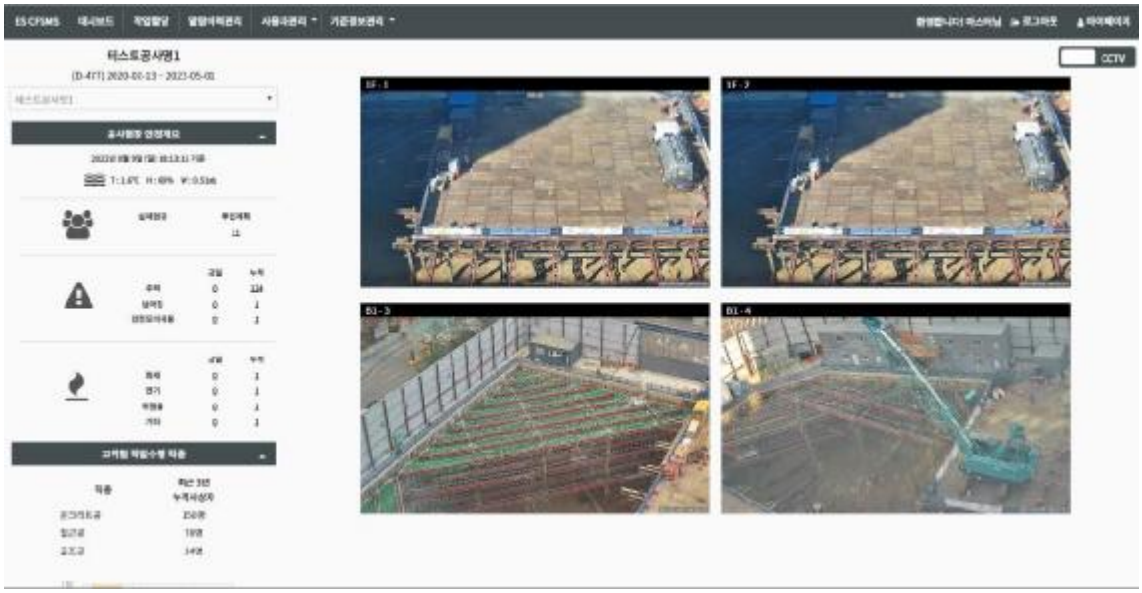
<그림 178> 회원가입 사업자등록번호 선택 - PC



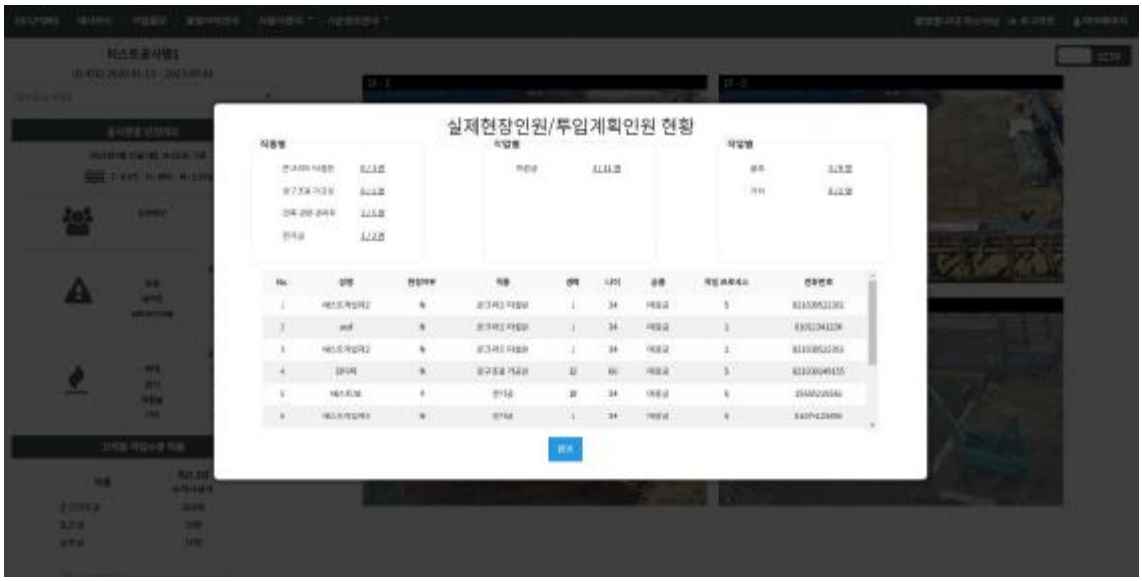

<그림 179> 회원가입 사업자등록번호 선택 - 모바일

○ **대시보드**

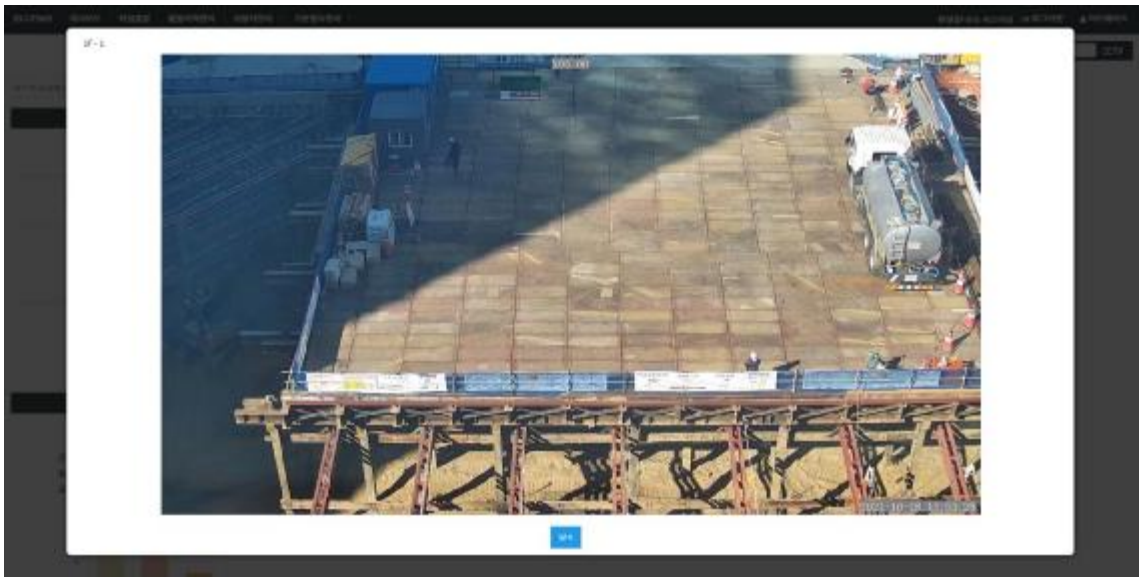
- 공사현장별로 실시간 날씨 OpenWeatherMap API를 이용 날씨 정보(온도, 습도, 풍속) 제공 및 금일 현장 투입 인원을 표시하고, 고위험 작업수행 직종 제공, CCTV 실시간 확인을 위한 화면 제공
- 실제현장인원/투입계획인원 현황에는 자동출석서비스로 DB에 출석 업데이트된 현장 인원과 투입계획인원 정보를 보여줌
- 모바일 메뉴의 경우 사용자 편의를 위해 숨겨두었다가 좌측상단 메뉴버튼 클릭 시 슬라이드 형태로 표시되도록 함



<그림 180> 대시보드 - PC




<그림 181> 실제현장인원/투입계획인원 현황 - PC

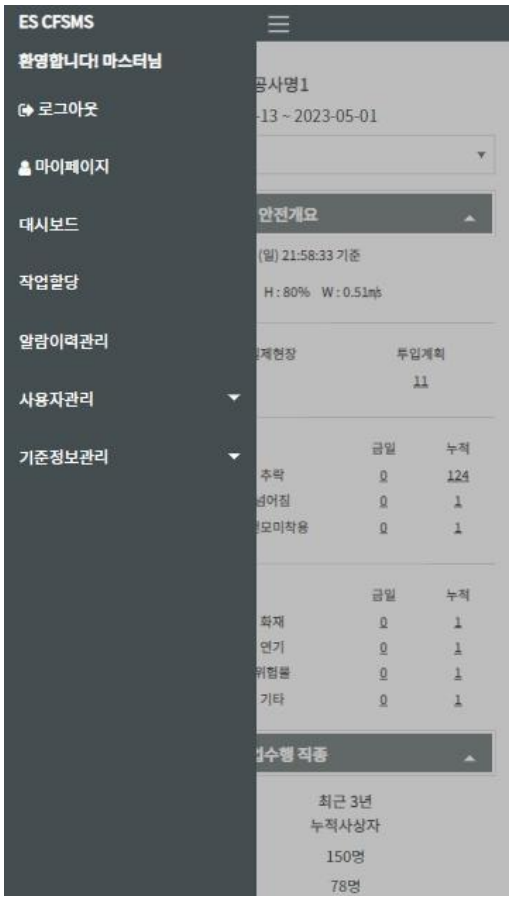


<그림 182> CCTV 한 개 화면 모달창 - PC

<그림 183> 대시보드 공사현장 안전개요 - 모바일

<그림 184> 대시보드 고위험 작업수행 직종 및 CCTV - 모바일

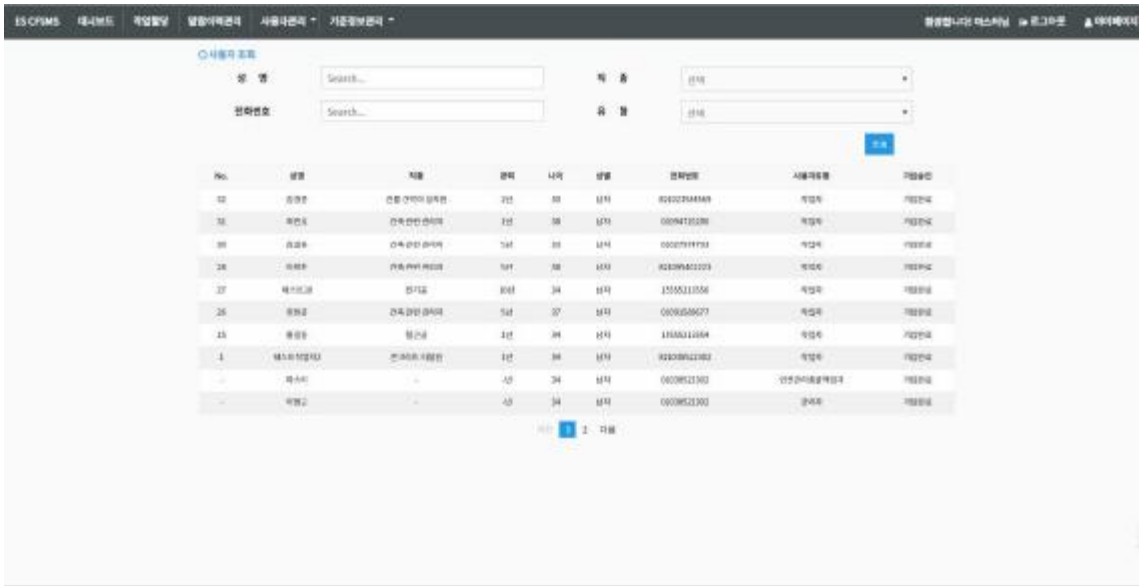
<그림 185> CCTV 단일 화면 모달창 - 모바일




<그림 186> 메뉴화면 - 모바일

○ 사용자 조회

- 가입한 작업자, 관리자, 안전관리총괄책임자 등 모든 사용자 정보를 확인 가능
- 안전관리 총괄 책임자의 경우 관리자의 가입을 승인할 수 있는 버튼이 생성됨

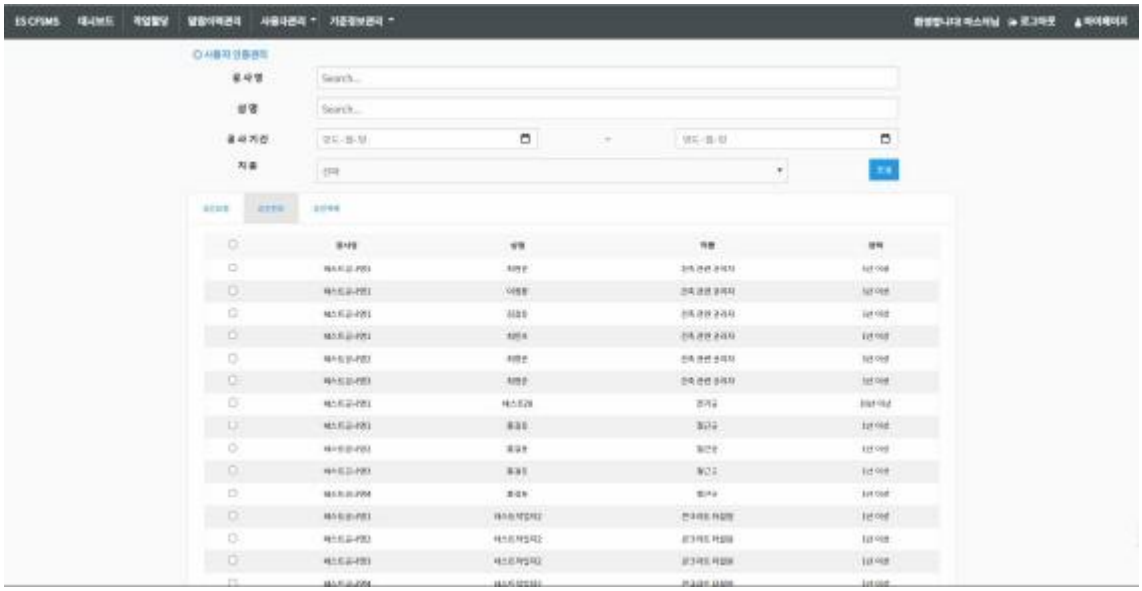


<그림 187> 사용자 조회 - PC

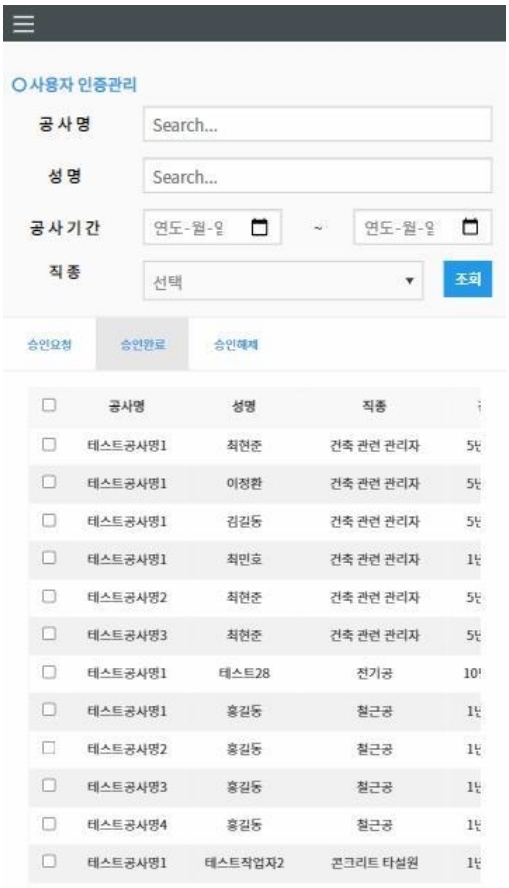
<그림 188> 사용자 조회 - 모바일

○ 사용자 인증관리

- 공사별로 서비스 승인 요청을 한 작업자 (모바일 어플리케이션을 통해 작업자가 직접 요청)에 대한 정보가 제공되고 관리자가 승인 또는 거절을 할 수 있는 화면으로 공사명, 작업자 성명, 공사기간, 직종으로 승인요청 건 검색이 가능하고, 체크박스로 처리할 작업자를 선택 후 승인, 거절, 승인해제 가능



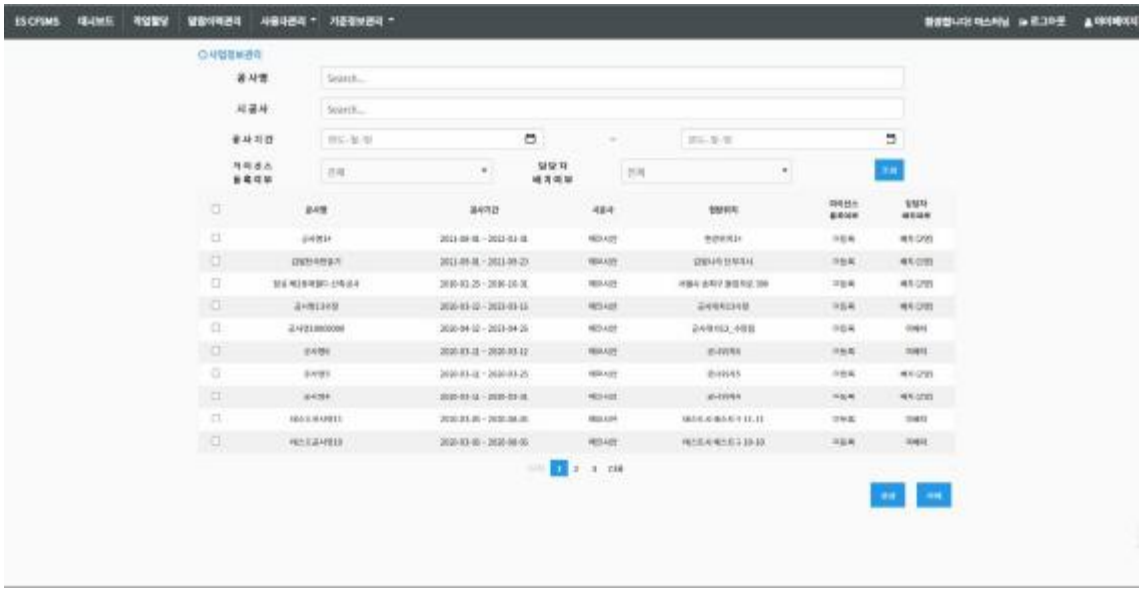
<그림 189> 사용자 인증관리 - PC



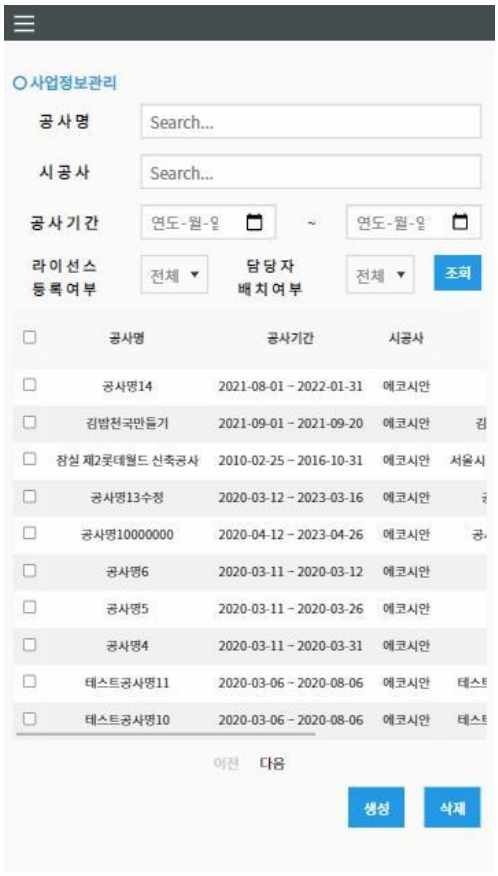

<그림 190> 사용자 인증관리 - 모바일

○ 사업정보관리

- 공사명, 공시기간, 시공사 등 사업에 대한 정보를 리스트 형태로 제공하고 관리할 수 있는 화면
- 공사명, 시공사, 공사기간, 라이선스 등록 여부, 담당자 배치 여부로 공사정보 검색 가능



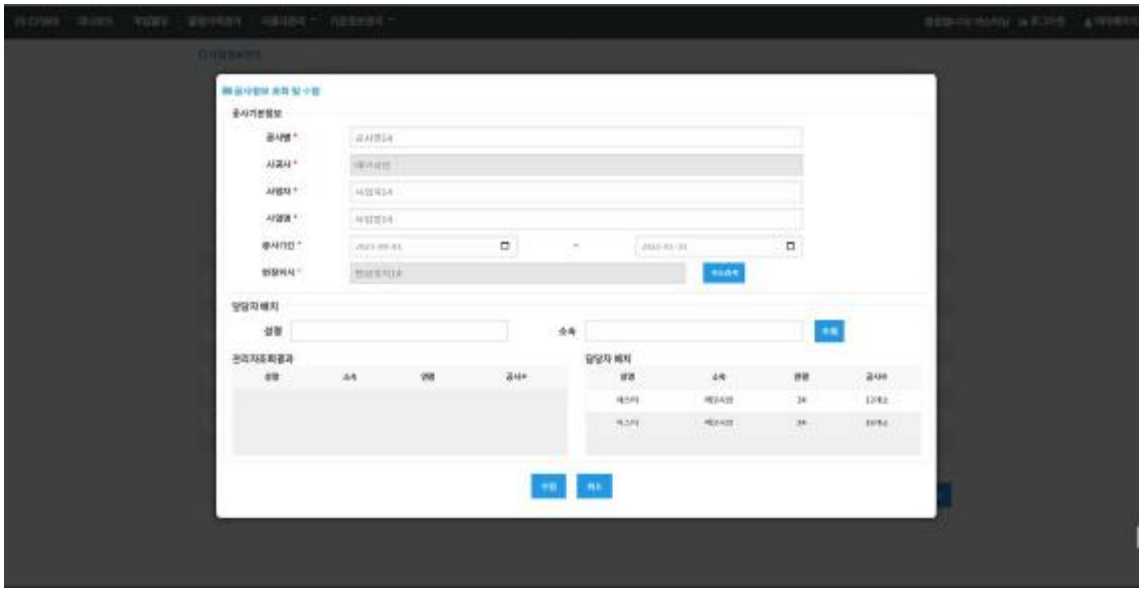
<그림 191> 사업정보관리 - PC




<그림 192> 사업정보관리 - 모바일

○ 공사정보 등록 및 수정

- 공사정보 입력 및 담당자 배치현황을 조회하고 수정하는 화면 공사명, 시공사, 사업자, 사업명, 공사기간, 현장위치 정보 입력 후 성명, 소속으로 조회한 담당자를 담당자 배치 창으로 옮기고 저장하는 형태로 공사정보 등록 진행
- 최초 등록 시 버튼명이 '저장'으로 나오고 DB INSERT, 이후 수정 시 버튼 명이 '수정'으로 나오고 DB UPDATE를 하는 방식으로 정보 저장

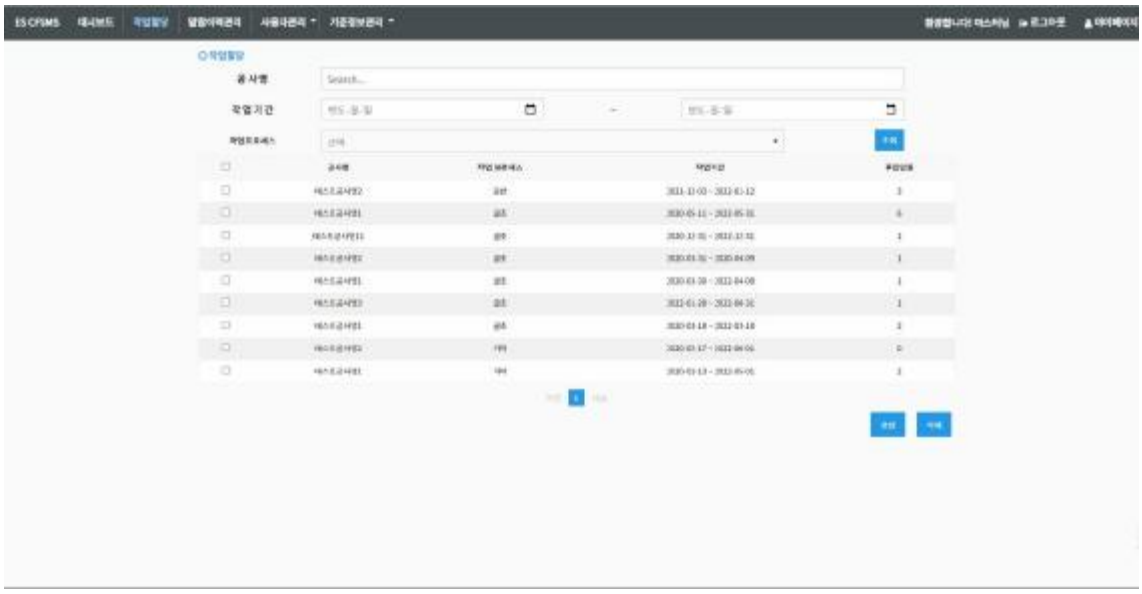


<그림 193> 공사정보 등록 및 수정 - PC

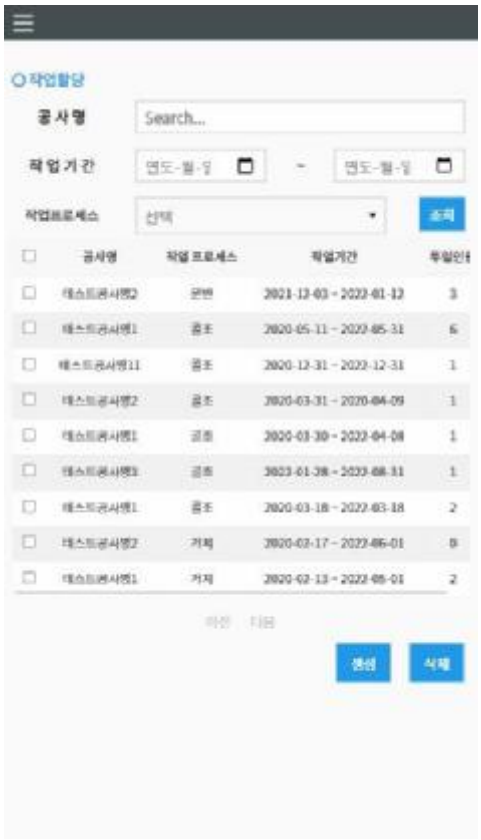
<그림 194> 공사정보 등록 및 수정 - 모바일

○ 작업할당

- 작업자에게 할당된 작업 정보를 확인할 수 있는 화면으로 공사명, 작업 기간, 작업 프로세스로 생성한 작업 정보 검색 가능



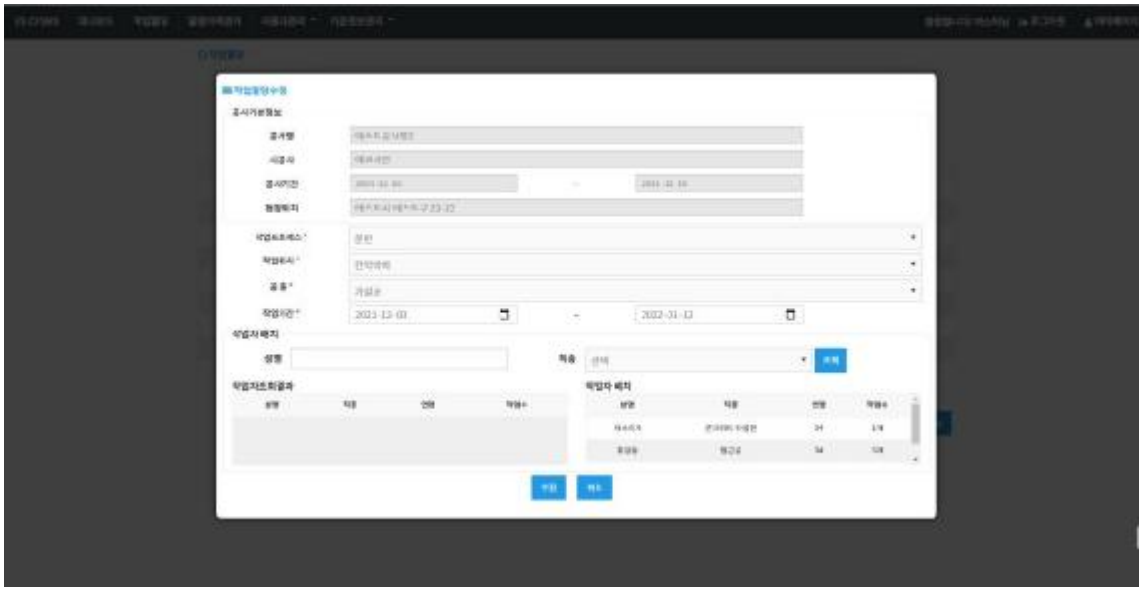
<그림 195> 작업할당 - PC




<그림 196> 작업할당 - 모바일

○ 신규작업 생성 및 할당

- 작업에 따라 위험정보 추천 등의 기능이 동작하도록 작업자에게 작업을 할당하는 화면
- 공사명, 시공사, 공사기간, 현장위치로 공사정보를 조회 후 선택, 작업프로세스와 작업기간을 입력 후 성명, 직종으로 조회한 작업자를 작업자 배치 창으로 옮기고 저장하는 형태로 작업 할당 진행
- 최초 할당 시 버튼명이 '저장'으로 나오고 DB INSERT, 이후 수정 시 버튼 명이 '수정'으로 나오고 DB UPDATE를 하는 방식으로 정보 저장

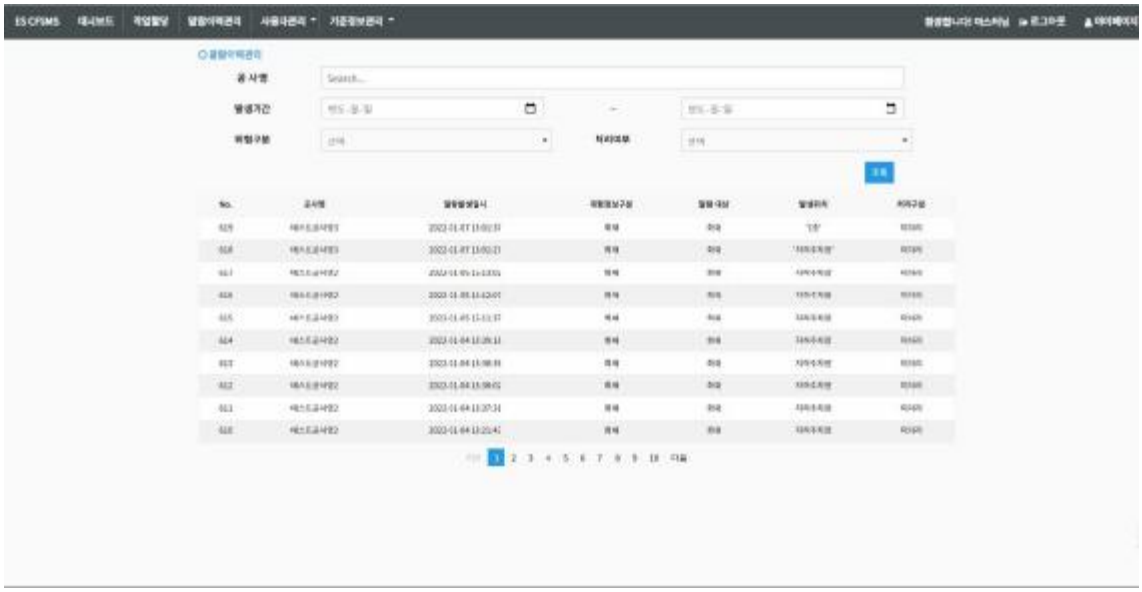


<그림 197> 신규작업 생성 및 할당 - PC

<그림 198> 신규작업 생성 및 할당 - 모바일

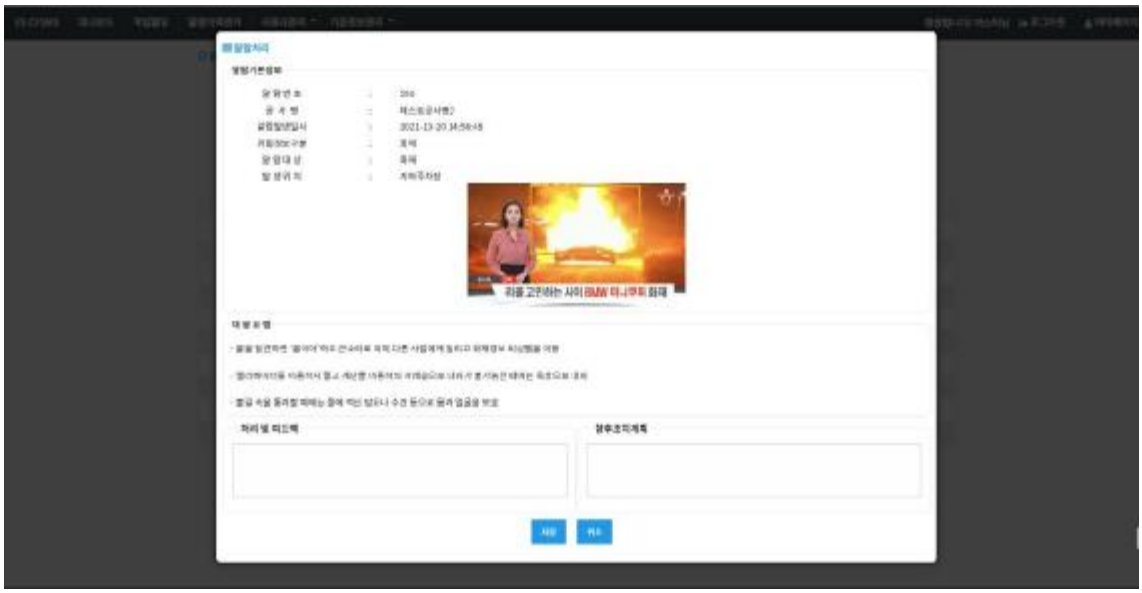
○ 알람이력관리

- 발생했던 위험알람 이력 정보를 확인할 수 있고 사고 발생 시 처리 내용 및 향후조치계획을 입력 가능
- 영상분석 관련 위험상황의 경우 알람처리 화면에 사고 발생 시 화면 캡쳐 이미지 첨부



<그림 199> 알람이력관리 - PC

<그림 200> 알람이력관리 - 모바일

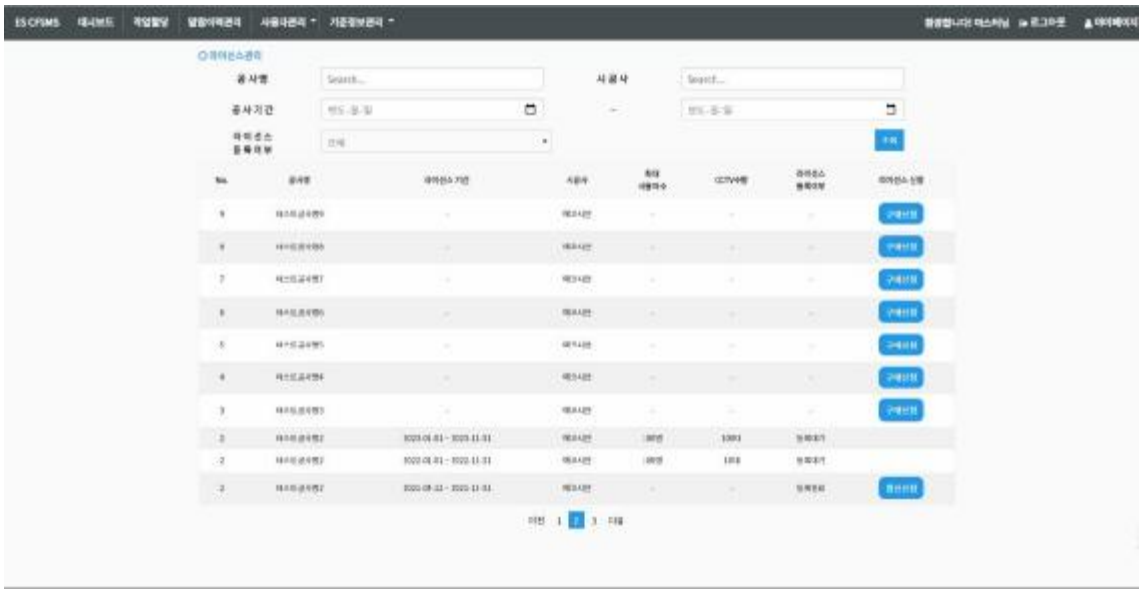


<그림 201> 알람처리 - PC

<그림 202> 알람처리 - 모바일

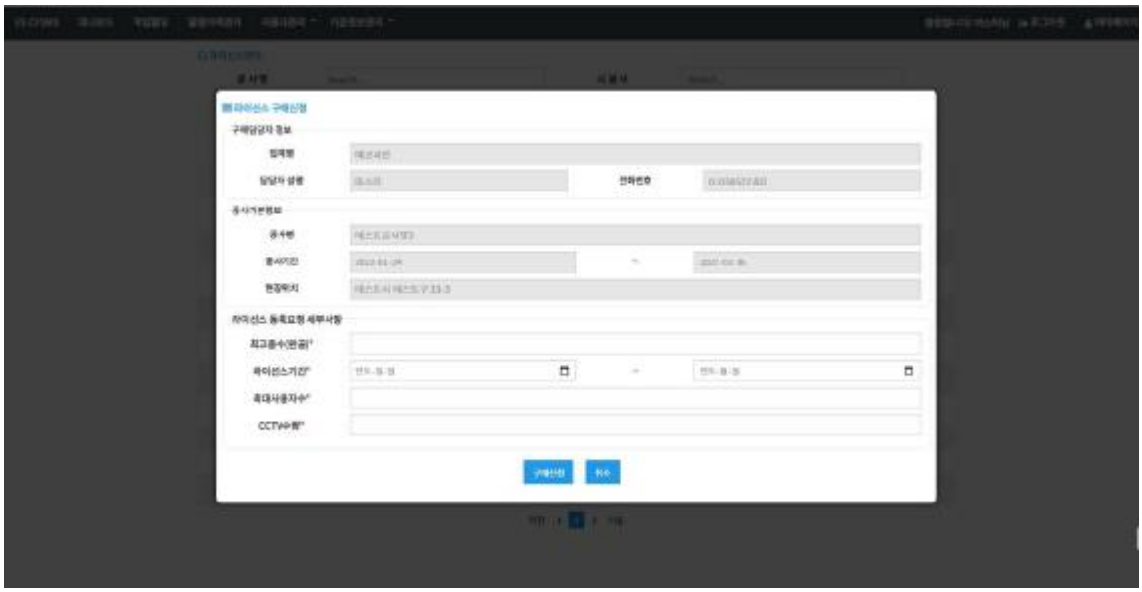
○ 라이선스 관리

- 라이선스 관리 이력과 라이선스 구매신청 화면을 제공



<그림 203> 라이선스 관리 - PC

<그림 204> 라이선스 관리 - 모바일

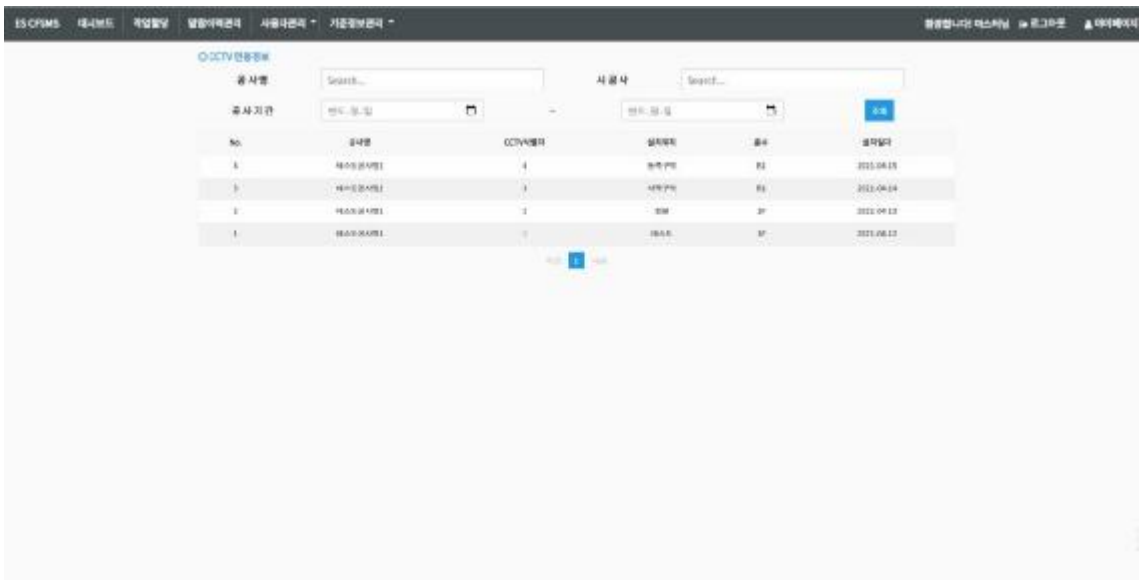


<그림 205> 라이선스 구매신청 - PC

<그림 206> 라이선스 구매신청 - 모바일

○ CCTV 연동정보

- 설치된 CCTV에 관한 정보를 제공



<그림 207> CCTV 연동정보 - PC

<그림 208> CCTV 연동정보 - 모바일

○ 실시간 알람

- 위험이 감지되었을 시 관리자에게 팝업 알람(추락 상황 발생 시 사고내용이 DB에 저장되고 실시간으로 감지)

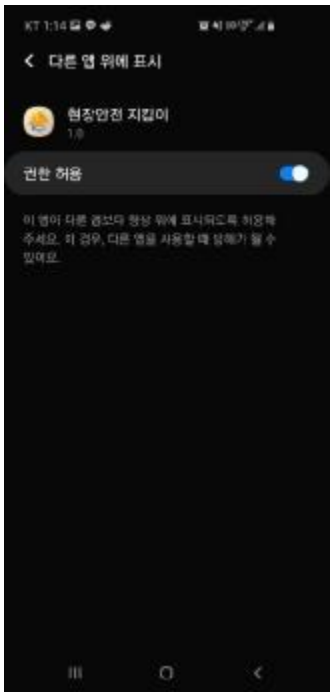
<그림 209> 실시간 알람 - PC

## 다. 현장안전지키미 주요 개발 화면

○ 권한허용

- 다른 앱 위에 표시 설정이 되어있지 않은 경우 “현장안전지킴이의 ‘다른 앱 위에 표시’ 권한을 허용해주세요.” 문구 팝업이 나오고 확인 버튼 클릭 시 어플리케이션 설정 창으로 이동
- 전화 및 관리 권한, 기기위치 액세스 권한, 사진/미디어/파일 액세스 권한 허용 창이 팝업 되고 허용하지 않은 경우 “권한 허용 이후 서비스 이용이 가능합니다.” 안내문구 팝업

<그림 210> 표시 권한 안내




<그림 211> 표시 권한 설정

<그림 212> 권한 허용 창

○ 회원가입

- 서비스 이용약관, 위치기반서비스 이용약관, 개인정보 취급방침 동의 후 이름, 생년월일, 주민번호 뒷자리 중 첫째자리(성별 구분), 직종 및 경력 입력

<그림 213> 약관동의

<그림 214> 본인인증

<그림 215> 작업자 정보

○ 로그인

- 회원가입 시 핸드폰 상태 읽기 권한(READ_PHONE_STATE)을 통해 사용자의 핸드폰 번호를 가져와서 DB에 있는 핸드폰 번호와 비교후 동일하면 자동으로 로그인하도록 설정 작업자의 편의를 위해 로그인 절차를 생략

<그림 216> 인트로 화면 로그인 진행

○ 메인화면

- 승인요청 기능을 통해 승인요청이 완료된 공사정보를 제공, 관제시스템 웹앱을 통해 승인 및 작업할당을 마치고 나면 승인 요청한 공사 목록 터치 시 해당 공사정보 및 본인에게 할당된 작업 목록 확인 가능
- 현장 안전 서비스 승인 요청을 할 공사 건설사, 공사명, 현장위치로 검색이 가능하고 검색 결과가 없는 경우 '검색 결과가 없습니다.' 안내문구 토스트

<그림 217> 메인 화면

○ **공사 검색 화면**

- 검색된 공사 정보가 리스트 형식으로 나오고 공사명, 시공사, 현장위치, 공사기간 정보가 표기되며 클릭 시 서비스 요청 화면 팝업

<그림 218> **공사 검색 화면**

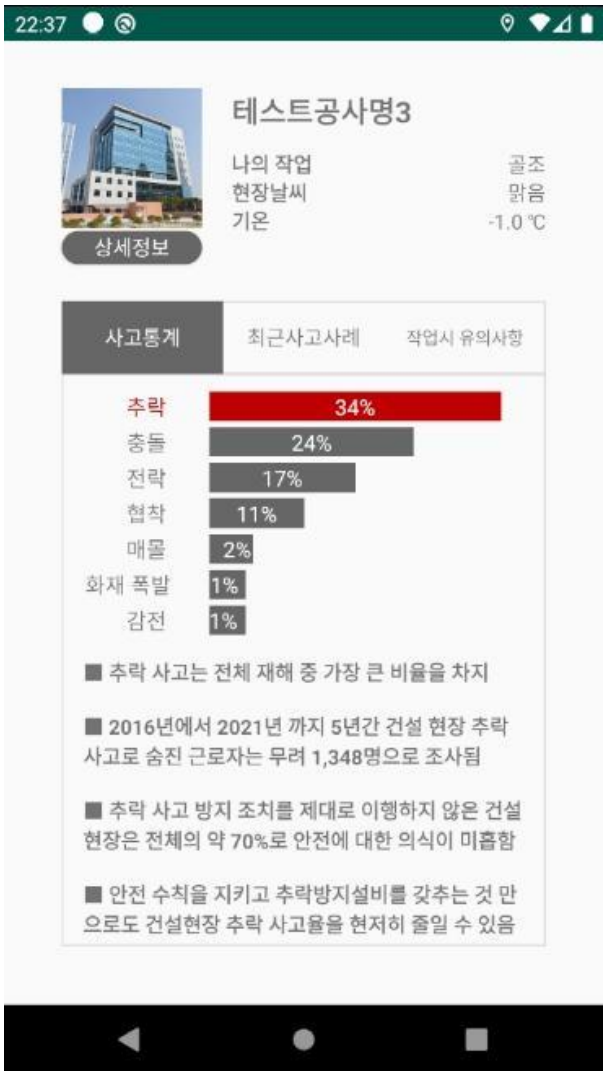
○ **현장 안전 서비스 승인 요청**

- 선택한 공사에 대한 현장 안전 서비스 승인을 요청하고 웹앱의 사용자 인증관리와 연동되어 관리자가 이를 확인하고 승인 또는 거절 처리를 할 수 있음

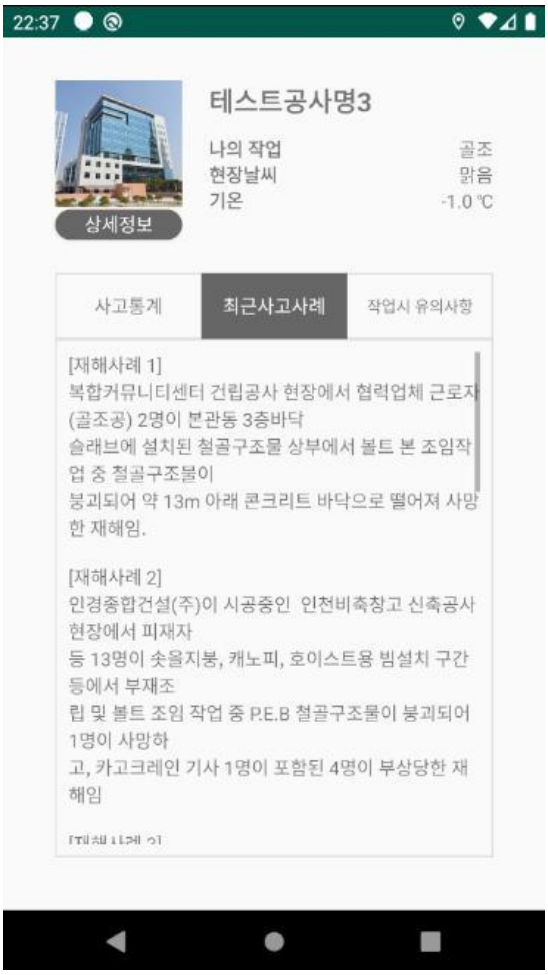
<그림 219> **서비스 승인 요청**

○ **공사 정보**

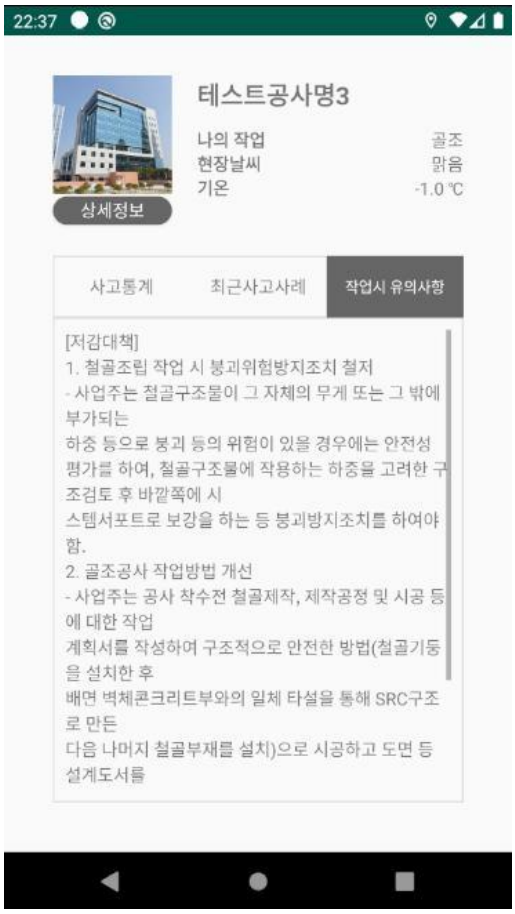
- 공사 기본 정보는 공사명, 나의 작업 정보 표시, 현장 날씨 및 기온 정보 제공
- 모바일 날씨의 경우 기상청 단기예보 조회서비스 오픈 API를 사용하여 온도를 표시하며 강풍주의, 호우주의, 건조주의, 폭염주의, 한파주의 정보를 제공
- 1998년~2018년 재해종류에 따른 사고 통계자료 그래프 및 저감대책 표시, 최근사고 사례에는 추천받은 10개 재해사례 표시
- 계절에 따라 동절기, 장마철, 해빙기에 따른 주의사항을 추가적으로 제공
- 시공사, 현장위치, 공사기간은 상세정보 버튼을 눌렀을 때 모달창 형태로 표시



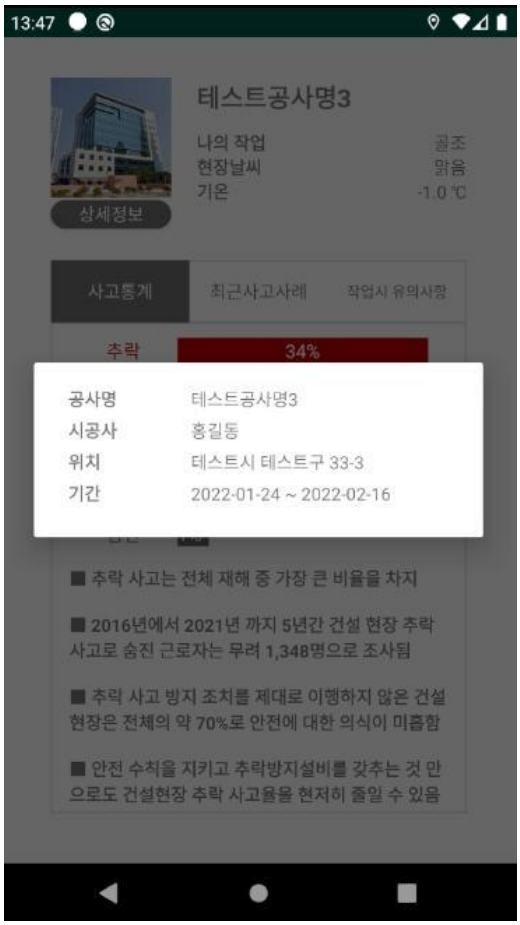

<그림 220> **공사 정보 및 사고통계**




<그림 221> 최근사고사례




<그림 222> 작업 시 유의사항




<그림 223> 공사 상세정보

○ 마이페이지

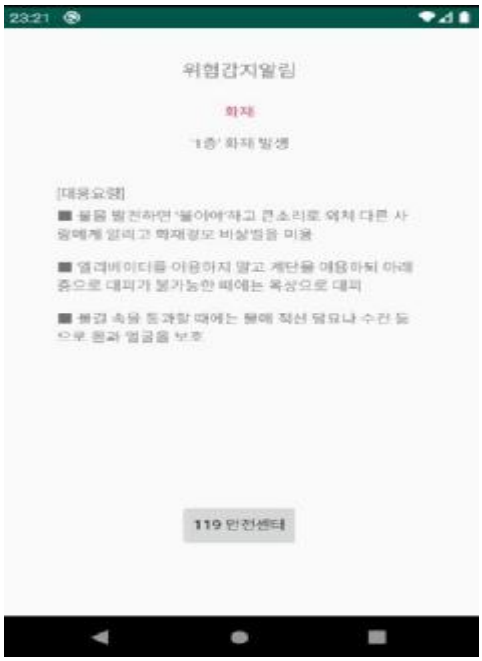
- 작업자 프로필 제공 및 작업 스케쥴 제공, 작업날짜 터치 시 공사명 Toast

<그림 224> 마이 페이지

○ **위험 상황 감지 시 주변 작업자 푸쉬 알림**

- 해당 푸쉬알림을 터치 시 위험상황에 대한 정보(사고 유형, 사고위치 또는 사고 작업자 등)와 사고 유형에 따른 대응요령을 제공
- 119 안전센터 버튼 터치 시 바로 119로 통화할 수 있도록 통화화면으로 전환

<그림 225> **위험상황 푸쉬 알람**




<그림 226> **대응 요령**

(7) **시스템 상용화를 위한 고도화 방안**

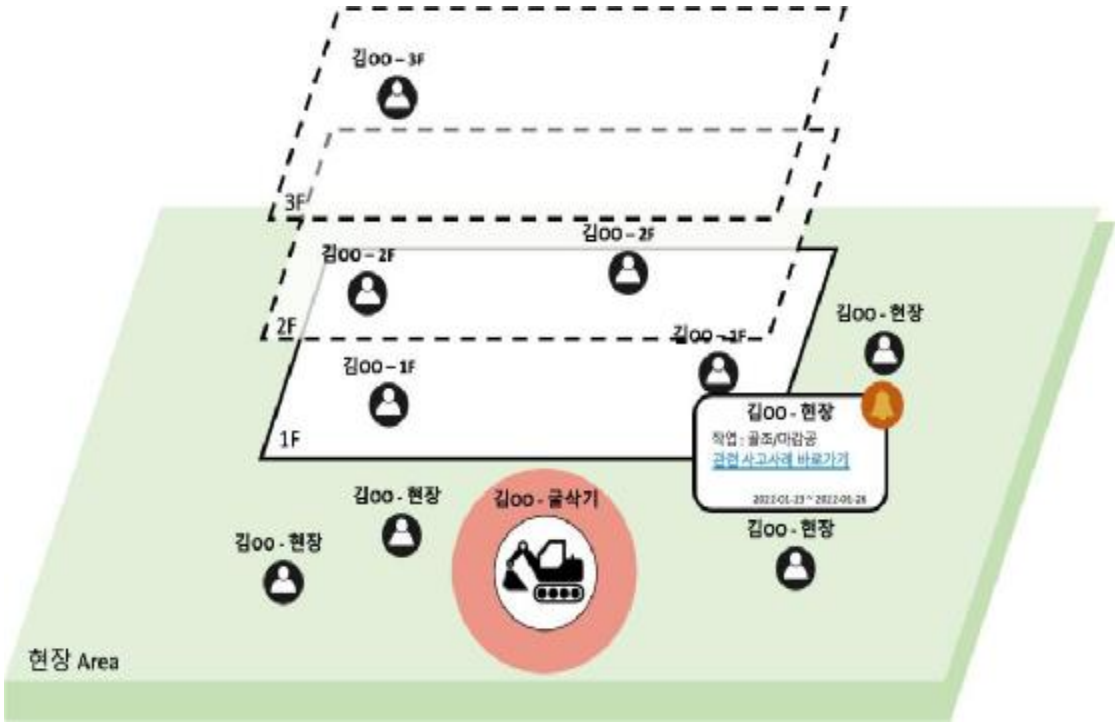
**가. 안전관리 시스템 고도화**

○ **GPS기반 중장비 안전관리 기능 개발**

- 현장 내 중장비에 비콘 또는 GPS 송신 기기를 부착하여, GPS 위치를 추적하도록 중장비 기준정보 관리 기능 개발
- 현장 내 중장비와 근무자의 GPS를 비교하여, 중장비 인근에 근무자가 배회하고 있을 경우 중장비 운전기사와 근무자에게 경고 Push알람을 발송하여 현장에서 발생할 수 있는 중장비 안전사고를 미연에 방지하도록 개발

○ **현장 안전 모니터링 고도화**

- 현장의 GPS 기반 위치와 공사 건축물의 GPS 기반 위치를 활용하여 아래 그림과같이 안전관리 모니터링 시각화 기능 고도화
- 위급 상황 발생 시, 현장 안전관리자가 모니터링 화면에서 실시간으로 Push알람을 발송할 수 있도록 개발
- 웨어러블 장비를 사용하는 작업자의 경우 심박수의 이상유무를 모니터링 화면의 작업자 아이콘에 표시하여 안전관리자가 빠르게 위급상황을 파악할 수 있도록 개발




<그림 227> 현장 안전관리 시각화 고도화 구상도

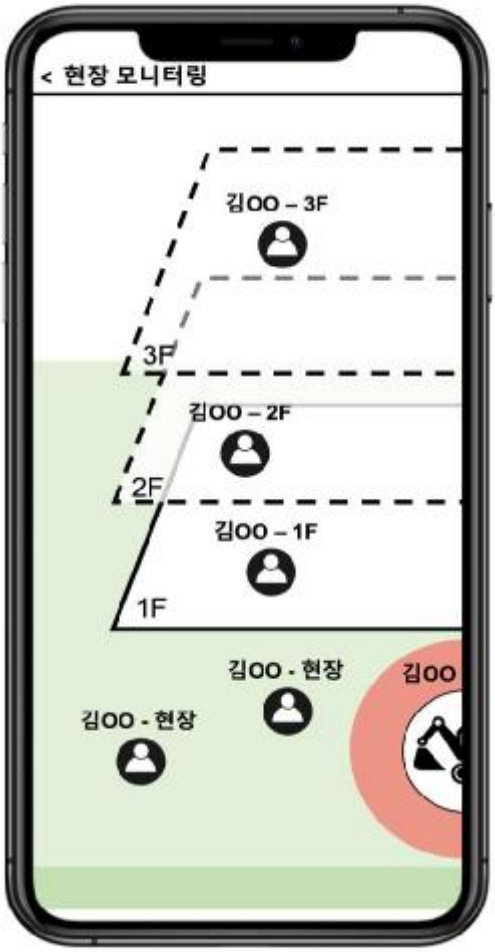
## 나. 현장안전지키미 앱 고도화

### ○ 중장비 GPS장비 연동 기능 개발

- 중장비에 부착되어있는 비콘 또는 GPS 통신기기와 연동하는 기능을 개발하여, 중장비의 GPS정보와 중장비 운전기사의 GPS정보를 동시에 서버와 통신할 수 있도록 개발

### ○ 안전관리자 전용 화면 개발

- 안전관리자 전용 화면을 개발하여 현장의 안전 모니터링 화면을 스마트폰 또는 태블릿에서도 확인할 수 있도록 개발




<그림 228> 현장안전지키미 - 안전관리자 화면 구상도

### ○ 웨어러블 장비를 활용하여 작업자의 심장수 박동 이상탐지 기능 개발

- 웨어러블 장비를 활용하여 앱상에서 작업자의 심박수를 측정 및 분석하여 이상패턴이 감지되는 경우 시스템에 이상 신호를 전달하여 위험상황을 빠르게 감지하도록 개발 진행

**1)** 국제 표준 프로토콜로 기존 **IP**카메라들이 각 제조사의 프로토콜을 사용함으로써 호환성이 떨어지는 문제를 해결하기 위한 표준 프로토콜

**2) Elasticsearch: Lucene** 라이브러리를 기반으로 하는 검색 엔진으로 분산**,** 멀티테넌시가 가능한 전체 텍스트 검색 엔진이며 **HTTP** 웹 인터페이스 및 스키마가 없는 **JSON** 문서를 기반으로 함

**3) beautifulsoup4** 공식 **API** 문서 주소**(https://pypi.org/project/beautifulsoup4/)**

**4)** 대한토목학회**,** 한국시설안전공단 「건설공사 위험요소 프로파일 개발 연구 보고서**, 2014**」

**5) python**의 **re** 라이브러리 공식 **API** 문서 주소**(https://docs.python.org/3/library/re.html)**

**6) python**의 **jamo** 라이브러리 공식 **API** 문서 주소**(https://python-jamo.readthedocs.io/en/latest/)**

**7) Mecab** 라이브러리 공식 제공 사이트 주소**(https://bitbucket.org/eunjeon/mecab-ko/downloads/)**

**8) wordpiece** 라이브러리 공식 제공 사이트 주소**(https://huggingface.co/transformers/model_doc/bert.html#berttokenizer)**

**9) sentencepiece** 라이브러리 공식 제공 사이트 주소**(https://github.com/google/sentencepiece)**

**10) OKT** 라이브러리 공식 제공 사이트 주소**(https://konlpy.org/en/latest/api/konlpy.tag/)**

**11) Yonghui Wu. et al.,** 「**Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation, 2016**」

**12) David M. Blei et al.,**「**Latent Dirichlet Allocation**」**, Journal of Machine Learning Research, 3, p993 - p1022, 2003**

**13) Thomas L Griffiths and Mark Steyvers. Finding scientific topics. Proceedings of the National academy of Sciences of the United States of America, 101(Suppl 1):5228?5235, 2004.**

**14) Piotr Bojanowski, Edouard Grave, Armand Joulin, Tomas Mikolov.** 「**Enriching Word Vectors with Subword Information, 2016**」

**15) Tomas Mikolov et al.,** 「**Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space, 2013**」

**16) Jacob Devlin et al.,** 「**BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, 2018**」

**17) Google Translate My Sheet** 서비스 제공 사이트 주소**(https://gsuite.google.com/marketplace/app/translate_my_sheet/899726598191)**

**18) Zhenzhong Lan et al.,**「**ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations**」

**19) Ashish Vaswani et al.,** 「**Attention Is All You Need**」

**20)** 최돈홍**,** 건설현장 작업발판의 실태조사 연구**(**한국산업안전보건공단 산업안전보건연구원**, 2010), 12p**

**21)** 국민연금공단**,**「국민연금통계**, 2018**」

**22)** 국민건강보험공단**,** 「건강검진통계**, 2018**」

**23)** 국가기술표준원**/**화학서비스표준과**,** 「제**7**차 한국인 인체치수조사사업 최종보고서**, 2015**」**128p, 136p**

**24) M. Munir et al.,. "DeepAnT: A Deep Learning Approach for Unsupervised Anomaly Detection in Time Series" IEEE Access, vol. 7, pp. 1991-2005 Jan 2019**

**25)** 정규화는 각 데이터를 **Z-Score**로 변환하는 작업으로 **Z-Score**는 평균에서 벗어난 표준 편차의 수를 나타내는 척도의 변형**. Z-score** 변환식**:** $z-score=(x-\mu)/\sigma(x:raw\ data\ value,\ \mu:mean\ of\ data,\ \sigma:standard\ deviation)$

**26)** 컨볼루션층은 입력데이터와 가중치들의 집합체인 다양한 필터와의 컨볼루션 연산을 통해**,** 입력 데이터의 특징을 추출하는 역할을 수행

**27)** 공기저항이 없는 대기 조건에서 자유낙하를 하는 경우**, 3m**를 추락하는 데 걸리는 시간은 약 **0.78**초로서**,** 추락 패턴을 학습하기 위해서 모델 내에 컨볼루션 네트워크의 커널 사이즈가 **7±1** 범위인 요소를 포함하는 것이 필수적

**28) Yoon Kim,** 「**Convolutional Neural Networks for Sentence Classification**」**, Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2014**

**29) Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollár, Ross Girshick**「**Mask R-CNN**」

**30) Mingxing Tan et al,,** 「**EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection**」

**31) Joseph Redmon et al.,**「**You Only Look Once:Unified, Real-Time Object Detection**」

**32) G. Li, Y. Yang, X. Qu,** 「**Deep Learning Approaches on Pedestrian Detection in Hazy Weather**」**, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019**

**33) Sakaridis, Christos and Dai, Dengxin and Van Gool, Luc,**「**Semantic Foggy Scene Understanding with Synthetic Data**」**, International Journal of Computer Vision, vol. 126(9), p973-992, 2018**

## 3. 연구개발과제의 수행 결과 및 목표 달성 정도

### 1) 연구수행 결과

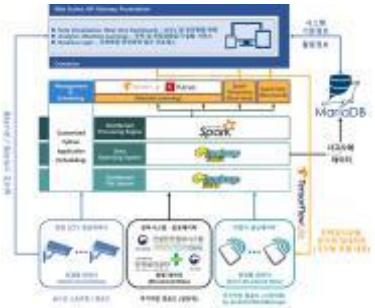
#### (1) 정성적 연구개발성과

**○ 핵심성과 - 건설현장안전관리 시스템 기획문서**

- 건설현장의 작업단계별(작업계획/작업수행/사고단계) 안전분야 통합 관제 업무(작업할당 및 복합 위험상황 감지)를 수행할 수 있는 WebApp 기반의 건설현장 안전관리 시스템(CFSMS: Construction Field Safety Management System)을 구현하기 위한 설계 문서이며, 연구개발 목표를 아래와 같이 달성하였음

① 건설현장 안전관리 시스템 - WebApp v1.0 및 현장안전지킴이(JIKIMI) - MobileApp v1.0 시스템 설계문서 작성

<표 64> 건설현장안전관리 시스템 기획문서 산출물

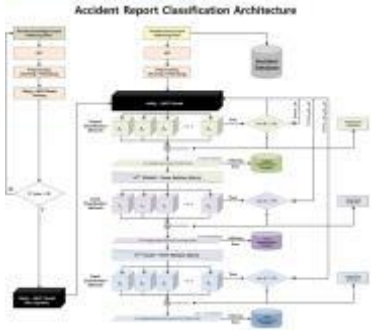
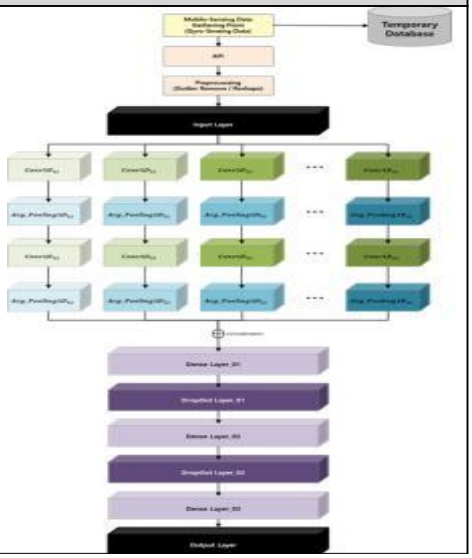
| 시스템 아키텍처 설계 | UI 및 기능/프로세스 설계 | DB 설계 |
|---|---|---|
|  | | |

**○ 핵심성과 - 위험정보 추천 및 추락상황 감지 안드로이드 APP 프로그램**

- 건설 업종 재해사례 데이터와 작업자별 정보(공종, 작업위치, 작업프로세스)를 통해 학습된 자연어 처리 모델을 기반으로 맞춤형 위험정보를 제공하고, 스마트폰의 센싱 데이터를 통해 추락감지 모델을 기반으로 추락 상황 발생 시 안전관리자에게 정보를 전파하는 기능이 내장된 안드로이드 어플리케이션이며, 연구 목표를 아래와 같이 달성하였음

① CSI/KOSHA 건설업종 안전사고사례 건설업 도메인 정보 수집 및 데이터 가공
② 작업자에게 할당된 공종/작업위치/작업프로세스에 따른 위험정보추천 모델 개발 및 평가
③ 스마트폰 센서를 활용한 추락상황감지 알고리즘 개발 및 평가
④ 위험정보추천 및 추락상황감지 모델의 경량/최적화 및 안드로이드 APP 내장

<표 65> 위험정보 추천 및 추락상황 감지 안드로이드 APP 프로그램 산출물

| 위험정보추천 알고리즘 구조 | 추락상황인지 알고리즘 구조 |
|---|---|
|  |  |

○ 핵심성과 - 위험상황 감지영상분석 프로그램

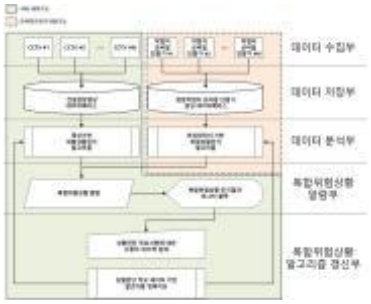
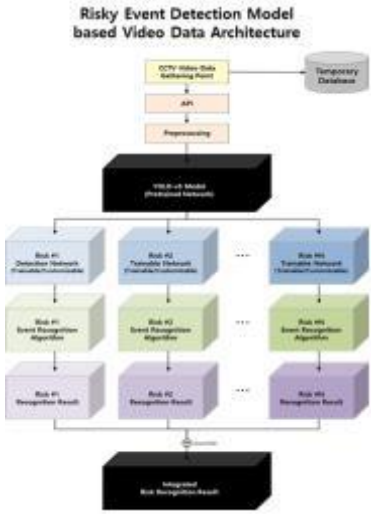
- CCTV 영상 수집/분석을 통해 복합위험상황(안전모 미착용, 화재, 쓰러짐, 침입, 배회) 발생 시, 해당 상황 자동 전파 및 사후 처리 이력을 관리할 수 있는 프로그램이며, 연구 목표를 아래와 같이 달성하였음

① 복합위험상황 감지 관련 모델 개발 및 평가

② 복합위험상황 모델 공인시험 진행 및 지능형 CCTV 인증 1차(사전)시험 통과

③ 복합위험상황 감지 관련 모델 WebApp 관제시스템 내장 및 안드로이드 APP 연동

<표 66> 위험상황 감지영상분석 프로그램 산출물

| 복합위험상황인지 개념도 | 복합위험상황인지 알고리즘 구조 | 건설현장 위험상황 관제시스템 개발 |
|---|---|---|
|  |  | |

## (2) 정량적 연구개발성과

### ○ 핵심성과물별 정량적 성과

| 핵심 성과물 (CTE) | 성과점검기준 | | | 정량적 성과 | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 질적 성과지표 | | 성과 기준 | 목표치 | 달성치 |
| 시스템 기획문서 | ① | 요구사항 정의서 | 1건 | 요구사항 정의서 1 건 | 요구사항 정의서 1 건 |
| | ② | 기능정의서 | 1건 | 기능 정의서 1 건 | 기능 정의서 1 건 |
| | ③ | 프로세스 설계서 | 1건 | 프로세스 설계서 1 건 | 프로세스 설계서 1 건 |
| | ④ | UI설계서 | 1건 | UI 설계서 1 건 | UI 설계서 1 건 |
| | ⑤ | DB설계서 | 1건 | DB 설계서 1 건 | DB 설계서 1 건 |
| 안드로이드 APP프로그램 | ① | 위험정보 추천 - 안드로이드 APP 개발 | 1식 | 시제품 : 1 식 | 시제품 : 1 식 |
| | ② | 위험정보 추천 정확도 | 90% 이상 | 공인 시험확인서 : 1 건 | 공인 시험확인서 : 1 건 |
| | ③ | 위험정보 추천관련 특허 출원 | 1건 | 특허 : 출원 1 건 | 특허 : 출원 1 건 |
| | ④ | 위험정보 추천관련 특허 등록 | 1건 | 특허 : 등록 1 건 | 특허 : 등록 0 건 |
| | ⑤ | 위험정보 추천관련 논문 게제 | 1건 | 논문(SCI) : 1 건 | 논문(SCI) : 0 건 |
| | ⑥ | 추락상황 감지 - 안드로이드 APP 개발 | 1식 | 시제품 : 1 식 | 시제품 : 1 식 |
| | ⑦ | 떨어짐(추락)상황 감지 정확도 | 90% 이상 | 공인 시험확인서 : 1 건 | 공인 시험확인서 : 1 건 |
| 위험상황 인지 영상분석 프로그램 | ① | 위험상황 인지 정확도 | 90% 이상 | 공인 시험확인서 : 1 건 | 공인 시험확인서 : 1 건 |
| | ② | 위험상황 인지 관련 특허 출원 | 1건 | 특허 : 출원 1 건 | 특허 : 출원 1 건 |
| | ③ | 위험상황 인지 관련 논문 게제 | 1건 | 논문(SCI) : 1 건 | 논문(SCI) : 0 건 |
| | ④ | 영상분석 프로그램 개발 | 1식 | 시제품 : 1 식 | 시제품 : 1 식 |
| | ⑤ | 영상분석 프로그램 정확도 | 90% 이상 | 지능형 CCTV 성능 인증 : 1 건 | 지능형 CCTV 성능 인증 : 0 건 |

(3) 세부 정량적 연구개발성과

[과학적 성과]

☐ 논문(국내외 전문 학술지) 게재

| 번호 | 논문명 | 학술지명 | 주저자명 | 호 | 국명 | 발행기관 | SCIE 여부 (SCIE/비SCIE) | 게재일 | 등록번호 (ISSN) | 기여율 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | | | | |

☐ 국내 및 국제 학술회의 발표

| 번호 | 회의 명칭 | 발표 내용 | 발표자 | 발표 일시 | 장소 | 국명 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | |

☐ 기술 요약 정보

| 번호 | 연도 | 기술명 | 요약 내용 | 기술 완성도 | 등록 번호 | 활용 여부 | 미활용사유 | 연구개발기관 외 활용 여부 | 허용방식 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | | | |

☐ 보고서 원문

| 번호 | 연도 | 보고서 명 | 발간일 | 등록 번호 |
|---|---|---|---|---|
| | | | | |

☐ 생명자원(생물자원, 생명정보)/화합물

| 번호 | 생명자원(생물자원, 생명정보)/화합물 명 | 등록/기탁 번호 | 등록/기탁 기관 | 발생 연도 |
|---|---|---|---|---|
| | | | | |

[기술적 성과]

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

| 번호 | 구분 | 지식재산권 등 명칭 (건별 각각 기재) | 국명 | 출원 | | | 등록 | | | 기여율 | 활용 여부 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | 출원인 | 출원일 | 출원번호 | 등록인 | 등록일 | 등록번호 | | |
| 1 | 특허 | 인공지능 기반의 위험 정보 자동화 추천 장치 및 방법 | 대한민국 | (주)에코시안 | 2020.10.08 | 10-2020-0129961 | (주)에코시안 | 2021.08.12 | 10-2291193 | 100% | |
| 2 | 특허 | 이종 데이터 분석을 통한 인공지능 기반 위험 상황 인지 방법 및 장치 | 대한민국 | (주)에코시안 | 2021.11.11 | 10-2021-0154969 | 등록 작업 진행 중 | | | 100% | |

o 지식재산권 활용 유형

| 번호 | 제품화 | 방어 | 전용실시 | 통상실시 | 무상실시 | 매매/양도 | 상호실시 | 담보대출 | 투자 | 활용 예정 | 기타 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | | | | | | | | | | √ | |
| 2 | | | | | | | | | | √ | |

☐ 저작권(소프트웨어, 서적 등)

| 번호 | 저작권명 | 창작일 | 저작자명 | 등록일 | 등록번호 | 저작권자명 | 기여율 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | |

### □ 신기술 지정

| 번호 | 명칭 | 고시일 | 보호기간 | 지정번호 |
|---|---|---|---|---|
| | | | | |

### □ 기술 및 제품 인증

| 번호 | 인증 분야 | 인증기관 | 인증 내용 | | 인증 획득일 | 국가명 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 인증명 | 인증번호 | | |
| 1 | 시스템(알고리즘) 성능평가 | 와이즈스톤 ICT시험인증연구소 | 위험정보문서기반 추천 카테고리 분류 정확도 | 202009-VSW-180-R | 2020.10.13 | 대한민국 |
| 2 | 시스템(알고리즘) 성능평가 | 와이즈스톤 ICT시험인증연구소 | 추락상황 감지 기술 정확도 | 202009-VSW-181-R | 2020.10.13 | 대한민국 |
| 3 | 시스템(알고리즘) 성능평가 | 와이즈스톤 ICT시험인증연구소 | 건설현장 위험상황인지 영상분석 정확도 | 202110-VSW-386-R | 2021.12.17 | 대한민국 |

### □ 표준화

#### ㅇ 국내표준

| 번호 | 인증구분 | 인증여부 | 표준명 | 표준인증기구명 | 제안주체 | 표준종류 | 제안/인증일자 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | |

#### ㅇ 국제표준

| 번호 | 표준화단계 구분 | 표준명 | 표준기구명 | 표준분과명 | 의장단 활동여부 | 표준특허 추진여부 | 표준개발 방식 | 제안자 | 표준화 번호 | 제안일자 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | | | | |

## [경제적 성과]

### □ 시제품 제작

| 번호 | 시제품명 | 출시/제작일 | 제작업체명 | 설치장소 | 이용분야 | 사업화 소요 기간 | 인증기관 (해당 시) | 인증일 (해당 시) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 위험정보추천 안드로이드 APP | 2020.10.1 | (주)에코시안 | - | 건설안전 | 향후 1년 | - | - |
| 2 | 추락상황감지 안드로이드 APP | 2020.10.1 | (주)에코시안 | - | 건설안전 | 향후 1년 | - | - |
| 3 | 건설현장 위험상황인지 영상분석 프로그램 | 2021.12.31 | (주)에코시안 | - | 건설안전 | 향후 2년 | - | - |

### □ 현장적용

| 번호 | 적용기술명 | 적용일 | 발주기관명 | 적용 연구개발기관명 | 적용현장명(장소) |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | |

### □ 기술 실시(이전)

| 번호 | 기술 이전 유형 | 기술 실시 계약명 | 기술 실시 대상 기관 | 기술 실시 발생일 | 기술료 | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | 발생 연도 | 발생액(천원) |
| | | | | | | |

## □ 사업화 투자실적

| 번호 | 연도 | 투자 자금 성격* | 추가 연구개발 투자(천원) | 설비 투자(천원) | 기타 투자(천원) | 합계(천원) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | |

## □ 사업화 현황

| 번호 | 사업화 방식 | 사업화 형태 | 지역 | 사업화명 | 내용 | 업체명 | 매출액 | | 매출 발생 연도 | 기술 수명 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | 국내 (천원) | 국외 (달러) | | |
| | | | | | | | | | | |

## □ 매출 실적(누적)

| 번호 | 사업화명 | 발생 연도 | 매출액 | | 합계 | 산정 방법 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 국내(천원) | 국외(달러) | | |
| | | | | | | |
| 합계 | | | | | | |

## □ 사업화 계획 및 무역 수지 개선 효과

| 성과 | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 사업화 계획 | 사업화 소요기간(년) | | | | |
| | 소요예산(천원) | | | | |
| | 예상 매출규모(천원) | | 현재까지 | 3년 후 | 5년 후 |
| | | | | | |
| | 시장 점유율 | 단위(%) | 현재까지 | 3년 후 | 5년 후 |
| | | 국내 | | | |
| | | 국외 | | | |
| | 향후 관련기술, 제품을 응용한 타 모델, 제품 개발계획 | | | | |
| 무역 수지 개선 효과(천원) | 수입대체(내수) | | 현재 | 3년 후 | 5년 후 |
| | | | | | |
| | 수 출 | | | | |

## □ 고용 창출

| 번호 | 사업화명 | 사업화 업체명 | 고용창출 인원(명) | | | 합계(명) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 2019년 | 2020년 | 2021년 | |
| 1 | 건설안전관리시스템 R&D | (주)에코시안 | 1(의무채용) | 2(추가채용) | 4(추가채용) | 7 |
| 합계 | | | 1 | 2 | 4 | 7 |

## □ 고용 효과

| 구분 | | | 고용 효과(명) |
|---|---|---|---|
| 고용 효과 | 개발 전 | 연구인력 | |
| | | 생산인력 | |
| | 개발 후 | 연구인력 | |
| | | 생산인력 | |

### □ 비용 절감(누적)

| 번호 | 사업화명 | 발생 연도 | 산정방법 | 비용 절감액(천원) |
|---|---|---|---|---|
| | | | | |
| | | | | |
| 합계 | | | | |

### □ 경제적 파급 효과

(단위 : 천원/년)

| 구분 | 사업화명 | 수입 대체 | 수출 증대 | 매출 증대 | 생산성 향상 | 고용 창출<br>(인력 양성 수, 명) | 기타 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 해당 연도 | | | | | | | |
| 기대 목표 | | | | | | | |

### □ 산업 지원(기술지도)

| 번호 | 내용 | 기간 | 참석 대상 | 장소 | 인원(명) |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | |
| | | | | | |

### □ 기술 무역

(단위 : 천원)

| 번호 | 계약<br>연월 | 계약 기술명 | 계약<br>업체명 | 계약업체<br>국가 | 총 계약액 | 기 징수액 | 해당 연도 | 징수액 | 향후<br>예정액 | 수출/<br>수입 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | | | | |

## [사회적 성과]

### □ 법령 반영

| 번호 | 구분<br>(법률/시행령) | 활용 구분<br>(제정/개정) | 명 칭 | 해당 조항 | 시행일 | 관리 부처 | 제정/개정 내용 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | |

### □ 정책활용 내용

| 번호 | 구분<br>(제안/채택) | 정책명 | 관련 기관<br>(담당 부서) | 활용 연도 | 채택 내용 |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | |

### □ 설계 기준/설명서(시방서)/지침/안내서에 반영

| 번호 | 구 분<br>(설계 기준/설명서/지침/안내서) | 활용 구분<br>(신규/개선) | 설계 기준/설명서/<br>지침/안내서 명칭 | 반영일 | 반영 내용 |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | |

### □ 신진연구자 채용

| 번호 | 채용 연구개발기관명 | 채용일 | 근로기간 | 채용인원(명) | 채용인원 중 청년인력(명) |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | |

## □ 전문 연구 인력 양성

| 번호 | 분류 | 연도 | 현황(명) | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 학위별 | | | | 성별 | | 지역별 | | | | |
| | | | 박사 | 석사 | 학사 | 기타 | 남 | 여 | 수도권 | 충청권 | 영남권 | 호남권 | 기타 |
| | | | | | | | | | | | | | |

## □ 산업 기술 인력 양성

| 번호 | 연도 | 프로그램명 | 프로그램 내용 | 교육 기관 | 교육 개최 횟수 | 총 교육 시간 | 총 교육 인원 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | |

## □ 다른 국가연구개발사업에의 활용

| 번호 | 연도 | 중앙행정기관명 | 사업명 | 연구개발과제명 | 연구책임자 | 연구개발비(천원) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 2021 | 산업자원통상부 | 에너지수요관리핵심기술개발 | 자율운전 기반 지능형 건물 에너지·환경 통합 관리 시스템 (iBEEMS) 개발 | 문현준 | 1,963,870 |
| 2 | 2020 | 중소벤처기업부 | 창업성장-기술개발사업 | IoT와 AI기술을 활용한 언어학습 교구 시스템 | 윤여운 | 199,310 |
| 3 | 2019 | 중소벤처기업부 | 창업성장-기술개발사업 | IoT와 AI기술을 활용한 언어학습 교구 시스템 | 윤여운 | 124,500 |

## □ 국제화 협력성과

| 번호 | 구분 (유치/파견) | 기간 | 국가 | 학위 | 전공 | 내용 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | |

## □ 홍보 실적

| 번호 | 홍보 유형 | 매체명 | 제목 | 홍보일 |
|---|---|---|---|---|
| | | | | |

## □ 포상 및 수상 실적

| 번호 | 종류 | 포상명 | 포상 내용 | 포상 대상 | 포상일 | 포상 기관 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | |

## [인프라 성과]

## □ 연구시설・장비

| 번호 | 구축 기관 | 연구시설/ 연구장비명 | 규격 (모델명) | 개발여부 (○/×) | 연구시설・장비 종합정보시스템* 등록여부 | 연구시설・장비 종합정보시스템* 등록번호 | 구축일자 (YY.MM.DD) | 구축비용 (천원) | 비고 (설치 장소) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | | | |

### 2) 목표 달성 수준

| 연 구 개 발 목 표 | 달 성 내 용 | 달성도(%) |
|---|---|---|
| ○ 시스템 기획문서 | Ÿ 요구사항 정의서 | 100 |
| | Ÿ 기능정의서 | 100 |
| | Ÿ 프로세스 설계서 | 100 |
| | Ÿ UI설계서 | 100 |
| | Ÿ DB설계서 | 100 |
| ○ 안드로이드 APP 프로그램 | Ÿ 위험정보 추천 - 안드로이드 APP 개발 | 100 |
| | Ÿ 위험정보 추천 정확도 | 100 |
| | Ÿ 위험정보 추천관련 특허 출원 | 100 |
| | Ÿ 위험정보 추천관련 특허 등록 | 100 |
| | Ÿ 위험정보 추천관련 논문 게제 | 40 |
| | Ÿ 추락상황 감지 - 안드로이드 APP 개발 | 100 |
| ○ 위험상황 인지 영상분석 프로그램 | Ÿ 위험상황 인지 정확도 | 100 |
| | Ÿ 위험상황 인지 관련 특허 출원 | 100 |
| | Ÿ 위험상황 인지 관련 논문 게제 | 40 |
| | Ÿ 영상분석 프로그램 개발 | 100 |
| | Ÿ 영상분석 프로그램 정확도 | 60 |

## 4. 목표 미달 시 원인분석(해당 시 작성)

### 1) 목표 미달 원인(사유) 자체분석 내용

○ 지능형 CCTV 인증 시험

- 2021년 7월 1일부로 지능형 CCTV 인증 시험의 난이도가 대폭 상향되었으며, 구체적인 변경사항으로는 눈, 비, 안개 등 사람을 Detection 하기 어려운 기상환경의 영상이 추가되었고, 이러한 변경된 기준에 따라 기존에 학습된 Model을 통해서는 새로운 기상환경을 분석하기에 어려움이 있었음

○ 위험정보추천 및 위험상황인지 SCI급 논문 게재

- 특허 출원/등록 이전 논문 게재와 관련 특허법인 컨설팅 결과, 핵심기술에 대한 특허 등록 완료 이후에 관련 기술에 대한 논문을 게재하는 것이 향후 해당 기술 기반 서비스를 사업화 시, 지식재산권 행사에 있어 이슈가 발생할 가능성을 최소화할 수 있다는 답변을 받고 논문 게재 일정을 하반기로 조정했으나, 위험상황인지 관련 기술 개발이 지연됨에 따라 특허 출원 및 등록 시점 또한 예상 시점보다 늦어지면서, SCI급 논문 게재를 위한 업무 일정 확보에 어려움이 있었음

### 2) 자체 보완활동

○ 지능형 CCTV 인증 시험
- 추가적인 데이터 수집과 최신 Augmentation 기법을 도입하여 모델의 성능을 높임
- 이미지 합성을 사용하여 눈, 비, 안개 기상환경을 기존 이미지에 적용
- 고정된 객체를 사람으로 Detection 하는 경우를 제거하기 위해 중심좌표 정보를 활용하여 고정된 객체는 사람으로 판단하지 않게 하는 알고리즘을 설정
- 지능형 CCTV 인증 획득 목표와 별개로, 주관기관의 모기업 (주)한미글로벌사의 그룹사인 (주)한미글로벌 D&I(舊 랜드마크디벨럽먼트)에서 발주하여 직접 짓는 주택 브랜드인 “마에스트로” (중·소규모 건설현장)에서 지능형 CCTV 인증 항목을 모두 포함하는 위험상황인식 기술을 지속적으로 실증함으로써 지능형 CCTV 알고리즘의 성능 Cross-Checking 예정

○ 위험정보추천 및 위험상황인지 SCI급 논문 게재
- 비SCI급 기술논문 2건 “건설현장 추락사고 발생 시, 골든타임 확보를 위한 AI기반 추락상황감지 기술 개발”, “건설현장 작업자 위험인식수준 향상을 위한AI기반의 작업특성 및 작업자별 위험정보 추천 시스템 개발”에 대해 한국건설관리학회지에 논문을 투고하여 심사 중에 있음
- 현재 SCI급 학술지인 Safety and Health at Work(ISSN: 2093-7911) 저널에 AI기반 건설현장 스마트 안전관리 기술(저비용/경량화)을 주제로 게재하기 위해 관련 자료를 정리 및 작성 중에 있으며, 향후 한국건설안전학회 정기학술대회(5월 or 9월) 또는 건설안전관리 세미나에 참가하여 연구 성과를 홍보할 예정
- AI를 융합한 건설현장 안전관리에 대한 전문성을 높이기 위해 중앙대 건축학부 박찬식 교수팀 컨택 및 본 과제의 연구내용을 저비용 중소규모 건설현장 적용 가능한 범위 내에서 실효성 있는 기술로 한층 고도화하기 위한 자문을 요청하여 현재 개발된 기술의 적합성과 추가 보완 사항들을 확인하고 수정하여 논문의 완성도를 높일 예정
- 자문 및 추가 연구를 통해 고도화된 연구결과를 바탕으로 SCI급 학술지인 Safety Science(ISSN: 0925-7535)에 AI기반 건설현장 스마트 안전관리 기술(저비용/경량화)을 주제로 작업자 정보 및 작업 프로세스에 따른 위험정보 추천 기술과 추락상황 감지 기술을 게재할 예정임

### 3) 연구개발 과정의 성실성

- 지능형 CCTV 인증 사전시험 결과에 대한 분석과 자체적인 피드백을 통해 지능형 CCTV 영상분석 프로그램의 지속적인 성능 향상을 연구
- 데이터 수집, 이미지 합성 등 지능형 CCTV AI 모듈 학습을 위한 사전작업을 추가적으로 진행하여 침입/배회/쓰러짐 관련 이미지 빅데이터 구축에 힘씀
- 반복적인 실험을 통해 침입/배회/쓰러짐 알람 발생 알고리즘 수정, 모델의 정답 도출 함수를 시험환경에 최적화 하는 작업을 진행
- 총 4차례의 사전시험을 진행하였으며, 2021년 12월에 배회 96.9점, 침입 92.1점, 쓰러짐 96.2점으로 사전시험 통과
- 연구기간 종료 이후이기는 하지만, 2022년 1월 최종 본시험을 통과하여 지능형 CCTV 인증을 받기 위해 영상분석 프로그램 연구개발에 최선의 노력을 다하고 있음

## 5. 연구개발성과의 관련 분야에 대한 기여 정도

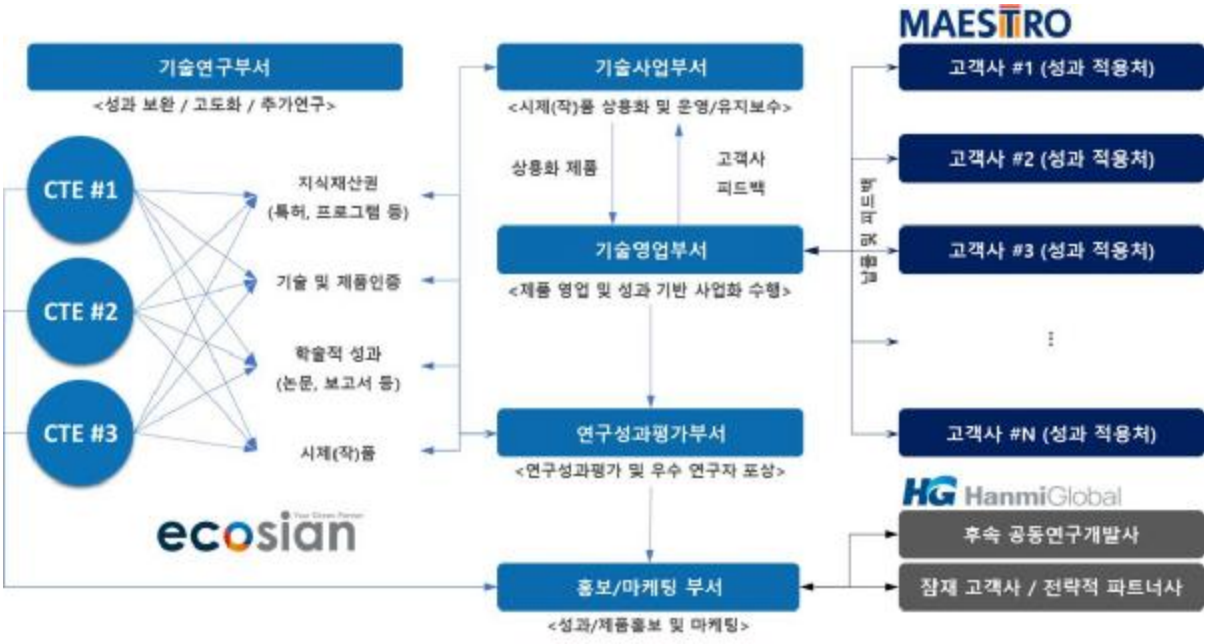
○ 연구 개발 성과
- 위험정보추천 알고리즘 및 안드로이드 APP 개발
- 추락상황감지 알고리즘 및 안드로이드 APP 개발
- 위험상황인지 알고리즘 및 영상분석 프로그램 개발

○ 기술 평가
- 다양한 기상 악화 상황을 가정한 데이터를 기반으로 복합위험상황 감지 모델을 학습하여 위험상황감지 신뢰성을 제고
- 스마트폰 센싱 데이터 기반의 추락상황 감지 APP 기능과 연동이 가능하여 작업단계 뿐만 아니라 사고 단계에 걸쳐 종합적인 위험판단이 가능

○ 파급 효과
- 건설업 사망사고의 70% 이상을 차지하는 중소규모의 건설현장에서 저비용으로 작업자 및 관리자의 안전 수준을 증진하여 사회적 문제인 안전사고(추락, 화재, 안전모 미착용으로 인한 사고 등)를 획기적으로 줄일 수 있을 것으로 기대
- 별도의 웨어러블 기기 도입 없이 APP 설치만으로도 열약한 안전관제체계 속에서도 추락상황감지가 가능하여 중·소규모 건설현장의 추락사고 예방의 현실적인 대안이 될 것으로 기대
- 항공 안전, 산업 안전 등 건설현장을 넘어 모든 산업 및 생활 현장의 안전진단 및 사고예방 목적으로 활용될 수 있음
- 추락상황감지 및 위험상황인지 기술의 경우 물류창고, 중소 제조업 공장 등 안전사고의 위험이 있는 현장에서 다양한 타 스마트 기술들과 연계 활용될 수 있을 것으로 기대
- 저비용의 건설현장 안전관리 솔루션 제공을 통해 건설현장 사고예방비용(산업안전보건관리비 + 안전관리비용) 대비 사고대가 비율 약 50% 증대에 기여함으로서 중·소규모 건설현장의 안전관리시스템 도입의 진입장벽을 낮추고 기초적인 안전관리수준 확보 기대

## 6. 연구개발성과 관리 및 활용 계획

### 가. 연구개발성과 관리체계



## 나. 연구개발성과 활용계획

- 위험정보추천 및 주요 위험상황 인지 모델의 경우, 건설현장 외에 물류창고, 중소 제조업종 공장 등 안전사고가 발생할 가능성이 높은 작업장에서 적용 가능
- 주관기관의 모기업이자 국내 1위 CM(PM)기업인 (주)한미글로벌사의 D/T(Digital Transformation) 추진실에서 고도화 중인 지능형 건설프로젝트 관리 시스템, 모바일 SCAR(Safety Corrective Action Request) App과 연동하여 CM(or PM) 업무와 위험정보추천 및 복합위험상황 안전 관리를 통합 관리할 수 있는 솔루션 개발 예정
- 위험상황인지 영상분석 프로그램의 경우, 주관기관의 모기업 (주)한미글로벌사의 그룹사인 (주)한미글로벌 D&I(舊 랜드마크디벨럽먼트)에서 발주하여 직접 짓는 주택브랜드인 “마에스트로” (중·소규모 건설현장)에서 시작품을 현장 테스트하고 예정
- 이를 통해 시공과정에서 취합되는 피드백 사항을 반영하여 고도화 작업 수행 및 일반 중소규모 건설 프로젝트에 라이선스 구독형태로 판매 예정
- 주관기관의 모기업인 국내 1위 CM 전문회사인 한미글로벌과 협력하여 홍보(해외 지사 및 법인: 리비아 지사, 이라크 지사, 필리핀 지사, 사우디아라비아 법인, 인도 법인, 베트남 법인, 중국 법인, 인도네시아 사무소)
- 안드로이드 APP, 영상분석 소프트웨어형태로 성과 모듈 별로 경량화 및 상용화 하여 국내·외 중소규모 건설사에 저렴한 가격으로 판매
- 위험상황 감지영상분석 프로그램 성과의 핵심기술인 객체인식 및 상황인지 알고리즘 개발 노하우를 바탕으로 주관기관의 ESG 컨설팅 사업 분야의 주 고객층인 제조업종 중소기업의 공장 內 위험상황 감지 기초모델로 활용 예정 (중대재해처벌법 대응 관련)
- 연간 1,236건의 공사 수요가 있는 건설관리업체에 위험정보 추천 안드로이드 APP, 떨어짐(추락)상황 감지 안드로이드 APP 및 위험상황 인지 영상분석 프로그램 판매 (보급)
- 연간 3,142건의 공사 수요가 있는 종합/전문건설사에 위험정보 추천 안드로이드 APP 판매
- 대한건설협회와 협력으로 종합건설사, 전문건설사, 학회 홍보
- 안전보건공단과 파트너쉽 체결 및 제품의 다양화 (제조업 등의 타 업종)

# 참고 문헌


[1] 국가기술표준원/화학서비스표준과, 「제7차 한국인 인체치수조사사업 최종보고서, 2015」128p, 136p

[2] 국민건강보험공단, 「건강검진통계, 2018」

[3] 국민연금공단,「국민연금통계, 2018」

[4] 대한토목학회, 한국시설안전공단 「건설공사 위험요소 프로파일 개발 연구 보고서, 2014」

[5] 최돈홍, 건설현장 작업발판의 실태조사 연구(한국산업안전보건공단 산업안전보건연구원, 2010), 12p

[6] Ashish Vaswani et al., 「Attention Is All You Need」

[7] David M. Blei et al.,「Latent Dirichlet Allocation」, Journal of Machine Learning Research, 3, p993 - p1022, 2003

[8] Jacob Devlin et al., 「BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, 2018」

[9] Joseph Redmon et al.,「You Only Look Once:Unified, Real-Time Object Detection」

[10] Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollár, Ross Girshick「Mask R-CNN」

[11] Mingxing Tan et al,, 「EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection」

[12] M. Munir et al.,. "DeepAnT: A Deep Learning Approach for Unsupervised Anomaly Detection in Time Series" IEEE Access, vol. 7, pp. 1991-2005 Jan 2019

[13] Piotr Bojanowski, Edouard Grave, Armand Joulin, Tomas Mikolov. 「Enriching Word Vectors with Subword Information, 2016」

[14] Thomas L Griffiths and Mark Steyvers. Finding scientific topics. Proceedings of the National academy of Sciences of the United States of America, 101(Suppl 1):5228?5235, 2004.

[15] Tomas Mikolov et al., 「Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space, 2013」

[16] Yonghui Wu. et al., 「Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation, 2016」

[17] Yoon Kim, 「Convolutional Neural Networks for Sentence Classification」, Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2014

[18] Zhenzhong Lan et al.,「ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations」

[19] Google Translate My Sheet 서비스 제공 사이트 주소(https://gsuite.google.com/marketplace/app/translate_my_sheet/899726598191)

[22] Mecab 라이브러리 공식 제공 사이트 주소(https://bitbucket.org/eunjeon/mecab-ko/downloads/)

[25] OKT 라이브러리 공식 제공 사이트 주소(https://konlpy.org/en/latest/api/konlpy.tag/)

[20] python의 re 라이브러리 공식 API 문서 주소(https://docs.python.org/3/library/re.html)

[21] python의 jamo 라이브러리 공식 API 문서 주소(https://python-jamo.readthedocs.io/en/latest/)

[24] sentencepiece 라이브러리 공식 제공 사이트 주소(https://github.com/google/sentencepiece)

[23] wordpiece 라이브러리 공식 제공 사이트 주소(https://huggingface.co/transformers/model_doc/bert.html#berttokenizer)

[뒷면지]

**주 의**

1. 이 보고서는 국토교통부에서 시행한 국토교통과학기술 연구개발사업 **'건설현장의 안전사고 예방을 위한 작업단계별 위험상황인식 AI기술 개발'** 연구개발과제 최종보고서이다.

2. 이 연구개발내용을 대외적으로 발표할 때에는 반드시 국토교통부(국토교통과학기술진흥원)에서 시행한 국토교통과학기술 연구개발사업의 결과임을 밝혀야 한다.

3. 국가과학기술 기밀 유지에 필요한 내용은 대외적으로 발표 또는 공개하여서는 안 된다.