

건설산업의 안전 및 재해 관련 인공지능



김요한 연세대학교 통합과정6학기, homez815@yonsei.ac.kr
 김주현 연세대학교 통합과정4학기, kah5125@yonsei.ac.kr
 김형관 연세대학교 건설환경공학과 교수, hyoungkwan@yonsei.ac.kr

1. 서론

합성곱신경망(Convolutional Neural Network)이 소위 심층 학습(Deep Learning)의 매개체로 재발견된 이후 인공지능은 또 다시 전성기를 맞이하고 있다. 비선형해석(Nonlinear Analysis)이 불가능했던 미숙함과 사람에 의한 특징선택(Feature Selection)이라는 한계점으로 인해 각각 1차, 2차 인공지능의 암흑시기를 거치고 제 3차 전성기를 맞이한 것이다. 이러한 기운에 힘입어 건설산업에서도 인공지능을 개발하고 활용하려는 다양한 시도가 모색되고 있다. 특히, 사람의 생명과 안전이 직결되는 재해 및 안전관리 분야에서는 그 인공지능의 효용성과 미래 지향점이 더욱 두드러지고 있다. 이에 본 학술기사에서는 재해관리와 건설현장 안전확보 차원에서 최신의 인공지능이 개발되고 활용되는 구체적 사례를 소개하고자 한다. 추상적이고 개념적인 인공지능의 설명보다는 실제 개발된 연구결과를 바탕으로 기술적, 자료적 측면을 자세히 제시하며 인공지능이 실질적으로 건설산업에 보여주는 가능성과 비전을 논의하고자 한다. 2장에서는 연구재단의 지원을 받는 연세대학교 대학중점연구소에서 개발한 언어모델기반 재해관리 사례를 논의하고, 3장에서는 국토교통부, 국토교통과학기술진흥원, 그리고 한국도로공사 스마트건설사업단의 지원을 받는 “임시구조물 스마트 안전 확보 기술” 개발을 위해 점군데이터(Point Cloud Data)가 취득되고 분석되는 인공지능 기반 방법론을 제시한다. 4장에서는 이러한 연구개발과정과 도출되는 시사점과 기술전파 전략을 논의하며 본 기사를 마무리 한다.

2. 언어모델 기반 재해관리

2.1 심층학습 기반 언어모델의 발전

자연어처리(Natural Language Processing)은 컴퓨터가 자연어, 즉 인간의 언어를 분석하고 처리할 수 있도록 하는 인공지능의 한 분야이다. 이러한 자연어처리를 수행함에 있어서 가장 핵심적인 요소 중 하나가 바로 언어모델(Language Model)이다. 언어모델은 단어 시퀀스(또는 문장)에 확률을 할당하여 자연어의 불확실성을 정량화하는 모델이다. 언어모델 역시 심층학습의 발전으로 다양한 자연어처리 과제에서 뛰어난 성능을 선보였다. 대표적인 심층학습 기반 언어모델로 오픈AI(OpenAI)의 GPT(Generative Pre-trained Transformer)와 구글(Google)의 BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)가 있다. 심층학습 기반의 언어모델은 대규모 텍스트 데이터의 분석과 처리를 더욱 용이하게 하였으며, 이는 재해관리 분야에도 충분히 적용될 수 있다. 본 장에서는 연세대학교 대학중점연구소에서 개발한 언어모델 기반 재해관리 모델을 소개한다.

2.2 언어모델 기반 재해관리의 필요성

자연재해로 인한 사회기반시설물의 피해는 심각한 사회적·경제적 손실을 야기하기 때문에 피해를 최소화하기 위한 지속적이고 체계적인 관리가 필요하다. 향후 발생할 수 있는 자연재해의 피해를 정확하게 예측하는 것은 불가능하지만 과거 데이터에 입각한 적절한 관리를 통해 사회기반시설물에 가해지는 피해를 감소시킬 수 있다. 자연재해가 발생하게 되면 정부기관, 비정부기구, 기업 등의 여러 조직들은 이에 대한 정보를 문서화하고 다양한 형태의 파일로 보관한다. 대

표적인 예로 자연재해 보고서를 들 수 있는데, 보고서에는 자연재해의 전반적인 양상과 피해정보가 서술되어 있으며 피해 이후의 대응 및 복구와 관련된 내용 또한 지속적으로 업데이트되기도 한다. 이처럼 보고서에는 향후 발생할 자연재해에 대한 대응책을 마련하는데 있어 반드시 필요한 정보들이 포함되어 있으나, 많은 양의 보고서 속에서 필요한 정보만을 사람이 직접 찾는 것은 노동집약적이며 상당한 시간을 필요로 하는 비효율적인 작업이다. 이는 보고서에 국한되는 얘기가 아니라 뉴스나 소셜미디어 등 자연재해에 대한 정보를 얻을 수 있는 다른 텍스트 데이터에도 적용된다. 따라서 텍스트 데이터로부터 보다 효율적으로 정보를 추출할 수 있도록 이를 자동화하는 것이 필요한데, 여기에 언어모델이 활용될 수 있다. 이에 착안하여, 연세대학교 대학중점연구소는 언어모델 기반 재해관리 모델을 개발하였다.

2.3 언어모델 기반 재해관리 사례 (연세대학교 기후변화 적응형 사회기반시설 대학중점연구소)

연세대학교 대학중점연구소에서 개발된 언어모델 기반 재해관리 모델은 질의응답을 기반으로 자연재해 보고서로부터 사회기반시설물의 피해정보를 추출한다. 즉, 자연재해로 인한 사회기반시설물의 피해정보를 묻는 질문과 분석하고자 하는 보고서가 함께 모델에 입력되면, 모델은 질문에 가장 적합한 응답을 보고서로부터 찾아 제공한다. <그림1>에 나와있는 바와 같이, 제안된 모델은 2단계로 구성되며, 첫 번째 단계는 사회기반시설물 피해정보가 포함된 문단을 검색하는 문단 검색 단계, 두 번째 단계는 검색된 문단에서 사회기반시설물의 피해정보를 추출하는 정보 추출 단계이다. 연구진은 첫 번째 단계에서 특정 문단을 미리 검색함으로써

두 번째 단계에서의 계산량을 줄일 수 있도록 설계하였다. 첫 번째 단계에서는 주어진 질문과 보고서 내 문단을 사전 학습(Pre-train)된 언어모델을 통해 질문 벡터와 문단 벡터로 변환한다. 해당 단계에서의 언어모델로 문장 이상 단위(문단 등)의 작업(정보검색, 텍스트 유사도 비교 등)에서 뛰어난 성능을 보이는 Sentence-BERT가 활용되었다. 각각의 텍스트를 벡터값으로 변환함으로써 두 텍스트, 즉 질문과 문단 사이의 유사도 점수를 계산할 수 있다. 유사도 점수가 높은 상위 N개(N=1,3,5)의 문단이 검색되며 검색된 문단은 두 번째 단계로 입력된다. 두 번째 단계에서는 이전 단계에서 검색된 문단으로부터 질문에 가장 적합한 정답을 미세조정(Fine-tuning)된 언어모델을 통해 추출한다. 해당 단계에서의 언어모델로 2.1장에서 언급한 BERT가 활용되었다. 대용량 텍스트 데이터로 사전학습된 언어모델인 BERT는 요구되는 작업(Task)에 따라 미세조정을 통해 더 뛰어난 성능을 확보할 수 있다. 뿐만 아니라 특정 도메인에 대한 문맥적 지식도 미세조정을 통해 학습시킬 수 있다. 연세대학교 대학중점연구소의 연구진은 재해관리를 위한 언어모델을 개발함에 있어서 성능을 더욱 향상시키기 위해 새롭게 질의응답 데이터셋을 구축하고, 이를 활용하여 재난 및 사회기반시설물에 대한 문맥적 지식을 학습시켰다. <그림2>는 질의응답 데이터셋을 활용한 미세조정 과정을 나타낸다. 이렇게 미세조정된 언어모델은 두 번째 단계에서 더욱 정밀하게 사회기반시설물 피해정보를 추출할 수 있었다. 두 번째 단계 실험 결과, 약 90%의 F1 스코어(F1 score, 본 연구에서는 실제정답과 예측정답의 일치율을 의미)를 얻음으로써 제안된 모델이 사회기반시설물의 피해정보를 보다 잘 추출할 수 있음을 입증하였다. 결과적으로, 제안된 언어모델 기반 재해관리 모

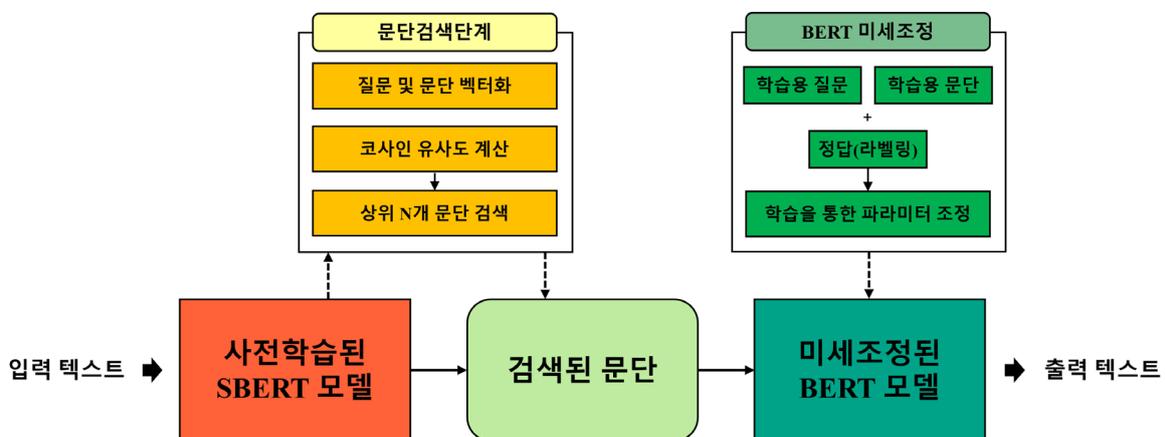


그림 1. 언어모델 기반 재해관리 모델 프레임워크

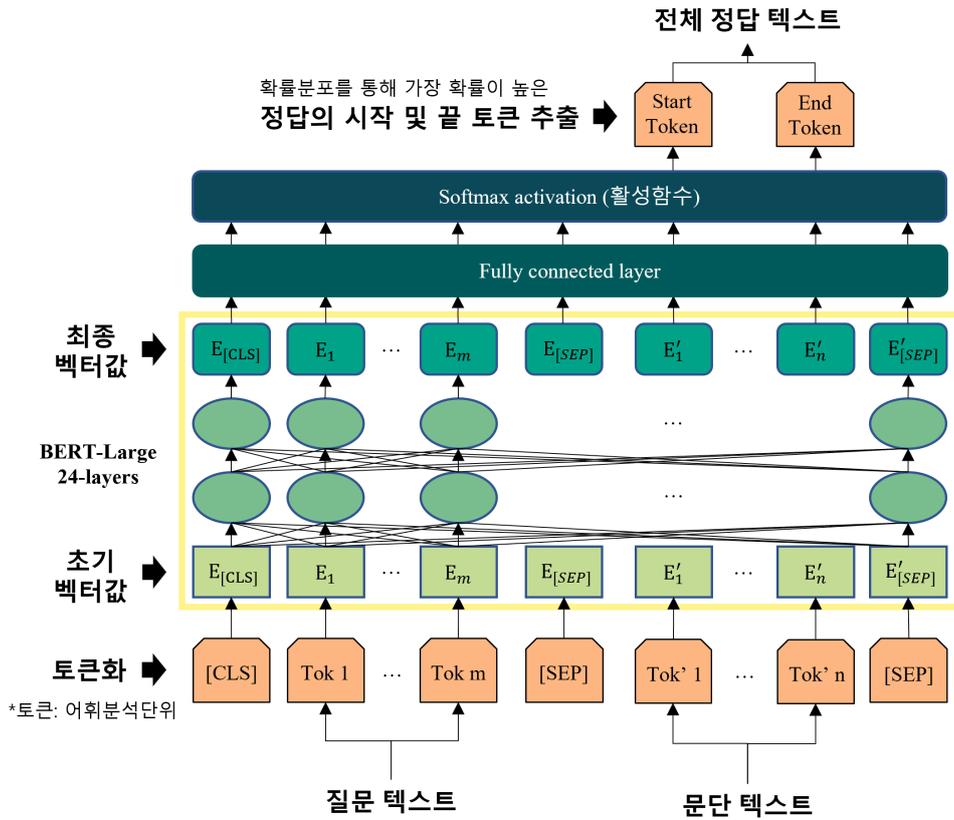


그림 2. BERT 미세조정 과정

델을 통해 과거 보고서로부터 사회기반시설물의 피해정보를 효율적으로 추출할 수 있으며, 이 정보를 바탕으로 사회기반시설물의 지속적이고 체계적인 관리를 기대할 수 있다.

따라서 본 연구진은 비계의 안정성을 효율적으로 모니터링하기 위한 점군데이터 처리 인공지능 기반 모델링 기법을 개발하였다.

3. 점군데이터 처리 인공지능 기반 임시구조물 안전 확보

3.1. 임시구조물 스마트 안전확보 기술개발의 필요성

한국의 국제적 지위는 선진국 대열에 들어섰지만 여전히 산업재해 사고가 끊이지 않고 있다. 특히 임시구조물은 가장 핵심적인 산업재해 기인물이다. 한국산업안전보건공단의 산업재해 현황 분석 자료에 따르면 2014년부터 2018년까지 비계공사 중 발생한 사망자는 488명으로 건설업 전체의 22.8%를 점유하였다(그림 3). 비계에서의 사고를 예방하기 위해 비계의 설치 및 사용안전 기술지침이 마련되어 있으며 이를 통해 비계의 안전 규제를 확인할 수 있다. 이를테면 부재들의 간격, 규격, 설치된 각도, 그리고 유무를 확인해야 한다. 하지만 이는 안전 관리자에 의해 수작업으로 이루어지기 때문에 노동집약적이며 관리자의 주관적 개입을 배제할 수 없다.

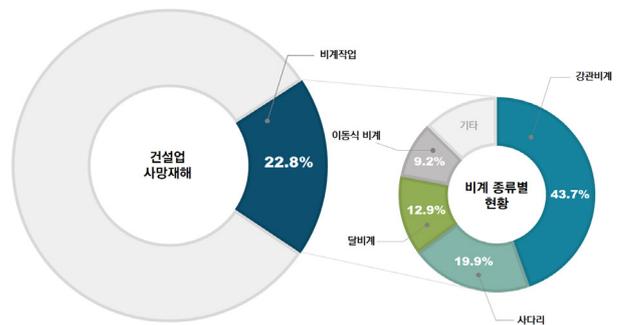


그림 3. 비계공사 사망재해 현황 (출처: 한국산업안전보건공단)

3.2. 점군데이터 처리 방법

라이다(LiDAR : Light Detection and Ranging), RGB-D 카메라 등의 3D 센서의 발전과 함께 그 경제성과 성능이 높아지면서 점군데이터는 다양한 분야에서 활용되고 있다. 건설 산업에서 이는 빌딩 정보 모델링(BIM : Building

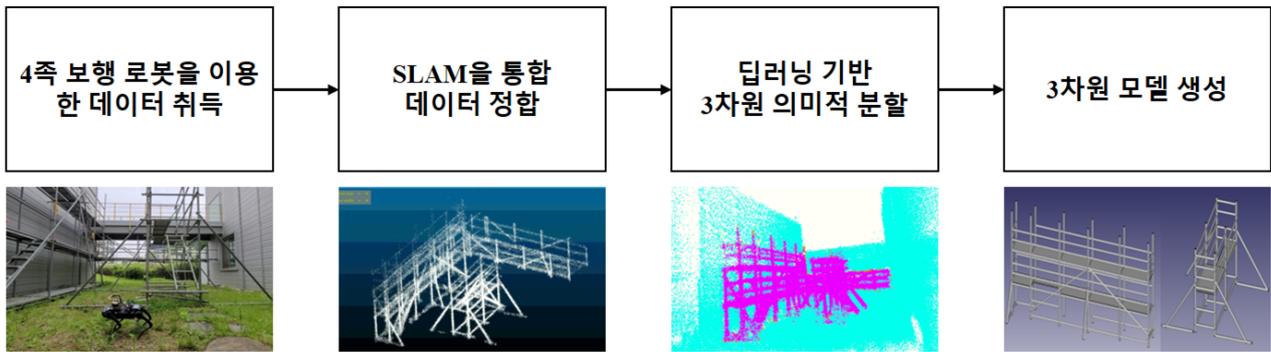


그림 4. 임시구조물 모니터링 모델의 프레임워크

Information Modeling) 형성, 현장의 품질 검사, 진행 상황 추적(Progress Tracking), 재고 관리와 같은 필수적인 역할을 한다. 이러한 점군데이터를 활용하기 위해서는 3차원 의미적 분할(3D Semantic Segmentation) 과정이 불가피하다. 건설 분야에서는 점군데이터를 분류하기 위해 기계학습(Machine Learning)을 적용하거나, 기존에 형성된 3D CAD나 BIM 모델을 활용하거나, 대상 물체의 크기, 위치, 토폴로지(Topology)와 같은 성질을 이용하는 것 등 다양한 방법론을 시도해왔다. 이후 2017년, 점군데이터의 특성(Feature)을 효과적으로 학습할 수 있는 심층학습 기반의 모델인 PointNet의 등장을 기점으로 컴퓨터 공학 분야에서는 심층학습 기반 3차원 의미적 분할 모델의 개발이 활발하게 이루어졌다. 하지만 건설 산업에서의 심층학습 기반 점군데이터 처리 관련 연구는 여전히 부족한 실정이다.

3.3. 점군데이터 처리 인공지능 기반 임시구조물 안전 확보 사례

본 연구진이 제안하는 방법론은 4축 보행 로봇을 이용한 데이터 취득, SLAM (Simultaneous Localization and Mapping)을 통한 데이터 정합, 심층학습 기반 3차원 의미적 분할, 그리고 3차원 모델 생성의 단계로 구성되어 있다(그림 4). 본 연구에서는 복잡한 건설 현장에서 효율적으로 데이터를 취득하기 위해 4축 보행 로봇을 이용한 MLS (Mobile Laser Scanning) 시스템을 개발했다. 로봇의 몸체 내부에는 임베디드 보드가 설치되어 있으며 이는 외부의 노트북과 SSH (Secure Shell) 통신으로 연결된다. 따라서 원격으로 로봇을 움직이고, 데이터 취득 및 전송을 명령할 수 있다. 로봇의 위에는 고성능 IMU (Inertial Measurement Units) 센서와 모바일 LiDAR가 설치되어 있다. 여기에서 취득된 데이터는 SLAM 알고리즘을 통해 정합되어 정밀한 건설 현장의 맵

(Map)을 형성할 수 있다. 점군데이터의 의미적 분할에는 다양한 데이터셋에 대해 뛰어난 성능을 보인 RandLA-Net이 사용되었다. 본 모델은 비계와 배경, 2개의 클래스(Class)를 예측한다. 모델을 학습할 때 학습 데이터가 충분하지 않을 경우 학습 성능이 현저히 낮을 수 있으며 과적합(Overfitting) 문제가 발생할 수 있다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해 비계 데이터셋과 특성이 유사한 대용량 데이터셋으로 사전학습한 뒤 학습된 지식을 전이(Knowledge Transfer)하는 전이학습(Transfer Learning)을 하였다. 해당 단계에서 가장 적합한 전이 방법을 찾기 위해 사전 학습된 모델의 동결 및 재학습 레이어를 조정했다. 분류된 점군데이터는 DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise), RANSAC (Random Sample Consensus) 등의 알고리즘을 통해 부재 단위로 분류된 후 3차원 모델 요소와 대응되어 3D CAD를 형성할 수 있다. 본 연구진은 소규모 테스트베드에서의 기술 개발에 그치지 않고 다른 현장에도 적용 가능한 강건한 모델을 구축하기 위한 추가적인 연구를 수행 중이다. 또한 로봇의 네비게이션을 통한 데이터 취득의 자동화 연구를 진행 중이다.

4. 결론

본 기사는 기후변화로 인한 재해에 대처하고 건설현장의 안전관리에 활용될 수 있는 인공지능기술의 최신 연구사례를 소개하였다. 재해관리 차원에서는 언어모델 기반 질문/응답 시스템을 개발하여 많은 양의 문서자료를 신속하게 분석하고 필요한 기후변화 대응전략을 제시할 수 있는 사례를 보여주었고, 건설 안전관리를 위해서는 3차원 임시구조물 점군데이터로 변환되고 분석되는 사례를 보여주었다. 사람이 하기에 많은 시간과 노력이 필요하고 그 정확성도 떨어

질 수 있는 안전 및 재해 관련 분야에서 인공지능의 도입은 확실히 그 혜택이 두드러지는 분야라 할 수 있다. 경제성이 우선되는 건설 자동화 분야에서 인공지능의 도입의 효과가 좀 더 명확하게 나타나는 까닭이다. 하지만 이러한 기술이 최종적으로 산업계와 재해 분야에서 활발히 전파되며 그 효용성이 극대화되기 위해서는 몇 가지 선결 조건이 필요하다. 첫째, 해당 기술의 폭넓은 적용을 위해서 많은 데이터를 기반으로 한 검증이 필수적이다. 둘째, 체계적 제도 개선을 통한 산업적 인센티브 또한 중요하다. 마지막으로, 인공지능 기술 기반 건설산업 비즈니스 모델의 창출이 요구된다. 이러한 조건이 만족되면, 안전과 재해관리에 획기적인 변화 및 개선을 가능케 할 새로운 패러다임의 성립이 가능할 것으로 기대된다.

감사의 글

본 연구는 2018년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었음 (NO. NRF-2018R1A6A1A08025348). 본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음(스마트건설기술개발 국가R&D사업 : 과제번호 21SMIP-A158708-02).

참고문헌

1. 한국산업안전보건공단, 산업재해 현황 분석, 2014-2018.
2. Wang, Qian, and Min-Koo Kim. "Applications of 3D point cloud data in the construction industry: A fifteen-year review from 2004 to 2018." *Advanced Engineering Informatics* 39 (2019): 306-319.
3. Devlin, Jacob, et al. "Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding." *arXiv preprint arXiv:1810.04805* (2018).
4. Reimers, Nils, and Iryna Gurevych. "Sentence-bert: Sentence embeddings using siamese bert-networks." *arXiv preprint arXiv:1908.10084* (2019).
5. Qi, Charles R., et al. "Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017.
6. Hu, Qingyong, et al. "RandLA-Net: Efficient semantic segmentation of large-scale point clouds." *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2020.