

대형 언어 모델 기반 신경망을 활용한 강구조물 부재 중량비 예측

박종혁* · 유상현* · 한수희* · 김경준**

Predicting Steel Structure Product Weight Ratios using Large Language Model-Based Neural Networks

Jong-Hyeok Park* · Sang-Hyun Yoo* · Soo-Hee Han* · Kyeong-Jun Kim**

요약

건물 정보 모델(BIM: Building Information Model)은 관련 기업의 개별화된 프로젝트와 학습 데이터양 부족으로 인해 인공지능(AI: Artificial Intelligence) 기반 BIM 애플리케이션 개발이 쉽지 않다. 본 연구에서는 데이터가 제한적인 상황에서 BIM의 강구조물 부재 중량비를 예측하기 위해 사전 학습이 된 대형 언어 모델을 기반으로 신경망을 학습하는 방법을 제시하고 실험하였다. 제안된 모델은 대형 언어 모델을 활용하여 BIM에 내재하는 데이터 부족 문제를 극복할 수 있어 데이터의 양이 부족한 상황에서도 성공적인 학습이 가능하며 대형 언어 모델과 연계된 신경망을 활용하여 자연어와 더불어 숫자 데이터까지 처리할 수 있다. 실험 결과는 제안된 대형 언어 모델 기반 신경망이 기존 소형 언어 모델 기반보다 높은 정확도를 보였다. 이를 통해, 대형 언어 모델이 BIM에 효과적으로 적용될 수 있음이 확인되었으며, 향후 건물 사고 예방 및 건설 비용의 효율적인 관리가 기대된다.

ABSTRACT

In building information model (BIM), it is difficult to train an artificial intelligence (AI) model due to the lack of sufficient data about individual projects in an architecture firm. In this paper, we present a methodology to correctly train an AI neural network model based on a large language model (LLM) to predict the steel structure product weight ratios in BIM. The proposed method, with the aid of the LLM, can overcome the inherent problem of limited data availability in BIM and handle a combination of natural language and numerical data. The experimental results showed that the proposed method demonstrated significantly higher accuracy than methods based on a smaller language model. The potential for effectively applying large language models in BIM is confirmed, leading to expectations of preventing building accidents and efficiently managing construction costs.

키워드

Artificial Intelligence, Building Information Control, Natural Language Processing, Large Language Model.
인공 지능, 건축 구조 및 설계, 자연어 처리, 대형 언어 모델.

* 포항공과대학교 IT융합공학과(jhpark.cocel@postech.ac.kr, sanghyunryoo@postech.ac.kr, soohee.han@postech.ac.kr)

** 교신저자 : 포항공과대학교 IT융합공학과

• 접수일 : 2023. 11. 21

• 수정완료일 : 2024. 01. 01

• 게재확정일 : 2024. 02. 17

• Received : Nov. 21, 2023, Revised : Jan. 01, 2024, Accepted : Feb. 17, 2024

• Corresponding Author : Kyeong-Jun Kim

Dept. Convergence IT Engineering, Pohang University of Science & Technology

Email : kimkj0408@postech.ac.kr

1. 서론

인공지능(AI: Artificial Intelligence)의 발전은 다양한 산업 분야에서 빅데이터의 수집 및 축적 활성화에 기여하고 있다. 컴퓨팅 능력의 혁신적 발전 덕분에 이러한 빅데이터는 공장 자동화와 같은 분야에서 효과적으로 분석 및 재가공되며, 대형 언어 모델인 GPT와 같은 기술이 인간과의 상호작용을 통해 다양한 시스템의 자동화에 기여하고 있다[1-2]. 다양한 AI 기술의 도입은 건물 프로젝트 분석 분야에서도 새로운 가치 창출의 가능성을 제시하고 있지만, AI의 실제 건축 및 설계 현장 적용은 여전히 제한적이다. 강구조물 혹은 철골 구조물은 금속으로 형성된 철골 건축 구조물로 형강, 강관, 강판 등의 구조부재와 부재 간 이음용접, 접합을 위한 볼트 및 플레이트 등으로 설계된 건축 구조물이다. 철골 구조물은 중공업 건물, 다층 건물, 장치 지원 시스템, 인프라, 교량, 타워, 공항 등 다양한 건물구조 건설에 사용된다. 대다수 건물 정보 모델(BIM: Building Information Model) 데이터는 프로젝트별로 개별화되어 있고, 한 건축 회사가 수행하는 프로젝트 수가 제한적이다. 또한, 강구조물 명칭이 프로젝트마다 달라 데이터 형식이 제각각이다[3]. 위의 이유로 BIM 데이터는 그 절대적인 양이 부족하다[4]. 따라서, BIM 데이터로의 일반적인 AI 모델의 도입은 과적합 위험에 노출되어 예측 정확도 저하를 초래한다. 건축 및 설계 현장에서 AI를 효과적으로 활용하려면 적은 양의 데이터로도 효율적인 학습을 지원하는 사전 학습된 AI 모델의 도입이 필요하다[5-6].

BIM의 적은 데이터양을 극복하기 위한 해결책 중 하나로, 사전 학습을 활용한 대형 AI 모델의 활용이 제안되고 있다[7-8]. 특히, BERT나 GPT와 같은 대형 언어 모델을 통한 학습은 현대 인공지능 연구의 핵심 주제 중 하나로 부상하고 있다[9]. 이러한 모델은 이미 대규모 데이터 세트에서의 학습을 통해 일반적인 지식을 습득하였기 때문에, 새로운 태스크에 빠르게 적용되며 높은 성능을 발휘한다[10]. 다시 말해, 이 모델은 이미 대규모 데이터에서 훈련되어 일반적인 지식을 보유하고 있으며, 이 지식을 따로 번거로운 학습 없이도 새로운 작업에 활용할 수 있다. 이러한 방식을 통해 적은 양의 데이터로도 모델을 새로운 작업에 적용하고 뛰어난 성능을 얻을 수 있으며, 건축

및 설계 현장 데이터에서 효율적으로 활용될 수 있으리라 기대되었다. 하지만, 현재까지 건축 및 현장 데이터에서 강구조물 부재 중량비 예측에 관한 연구는 거의 없으며, 이에 관해 연구하는 것이 중요하다.

본 논문에서는 대형 언어 모델을 기반으로 한 강구조물 부재 중량비 학습 기법을 제시한다. 제안된 학습 기법은 빅데이터 기반의 대형 언어 모델을 통해 적은 양의 BIM 데이터만으로도 건물 명칭에 대한 상세한 지식을 추론할 수 있어 기존의 대형 언어 모델을 사용하지 않은 학습 기법보다 효과적이다. 구체적으로 제안된 모델은 언어 모델을 통해 건물 명칭에 대한 수치를 처리한다. 이후, 후처리 된 숫자 데이터와 여러 건물 정보를 융합하여 강구조물 부재 중량비를 예측하는 신경망을 설계하고 학습한다. 실험 결과, 제안된 AI 학습 기법은 대형 언어 기반 모델을 기반으로 했을 때, 기존의 소형 언어 모델보다 우월한 평균 오차를 지닌 것을 파악하였다. 개발된 모델은 대형 언어 모델이 BIM에서 활용될 수 있는 또 다른 가능성을 발견하였고, 강구조물에 대한 사전 판단하여 건물 사고를 미리 예방하고, 비용 또한 효과적으로 제어할 수 있을 것이다.

II. 배경지식

2.1 문제 구성

본 연구에서는 Girder, Column, Beam으로 이루어진 강구조물 부재 중량비를 예측한다(그림 1). 이 Girder, Column, Beam은 한 건물의 x, y, z에 대한

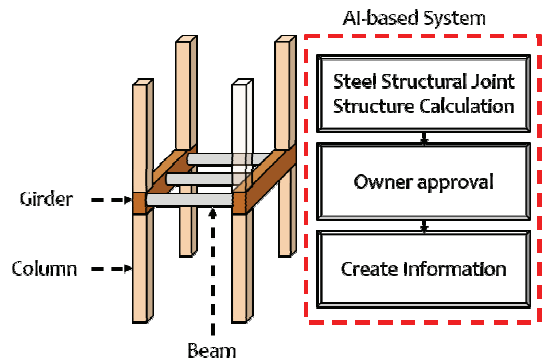


그림 1. 강구조물 부재 도식도
Fig. 1 Schematic of steel structure product

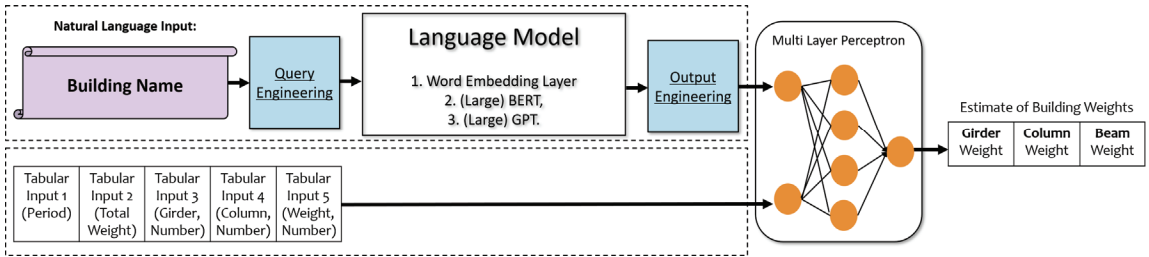


그림 2. 언어 모델 기반 신경망 모식도
Fig. 2 Schematic of the language model-based neural network model

건물의 거시적 정보이며, 해당 비율을 올바르게 예측하는 것은 건축을 올바르게 설계할 수 있는 중요한 척도가 된다. 이 강구조물 부재 중량비를 예측하기 위해 다음의 세 가지 입력유형을 고려한다. 첫 번째 입력유형은 건물의 이름이다. 건물의 이름은 자연어 데이터로 노동자가 건물의 유형 및 크기 등을 짐작하여 알맞은 거시적 강구조물 부재 중량비를 일차적으로 예측할 수 있는 척도이다. 두 번째 입력유형은 건물 제작 기간이다. 빠르게 건축이 되는가, 혹은 느리게 건축이 되는지에 따라 강구조물 부재 중량비가 달라지므로 이 또한 강구조물 부재 중량비를 예측하는 데 중요한 척도이다. 마지막으로 Girder, Column, Beam의 대략적인 개수들이다. 세 가지 입력유형과 함께 이 연구에서는 강구조물 부재 중량비 예측 모델을 개발한다. 이를 위해선, 세 가지 입력을 구성하는 자연어 및 숫자 복합데이터를 효과적으로 처리하는 AI 기법이 필요하다.

2.2 언어 모델

제안된 AI 모델은 자연어와 숫자 정형 데이터가 혼합된 입력(건물 이름, 제작 기간, Girder, Column, Beam 개수들)을 처리하여, 알맞은 강구조물 부재 중량비를 예측할 수 있어야 한다. 자연어 처리를 위해 제안된 AI 모델은 총 세 가지 언어 모델을 활용한다. 첫 번째는 워드 임베딩 모델이다. 워드 임베딩 모델은 단어들 사이의 의미적 연관성을 반영한 벡터로 변환한다. 예를 들면, 'A사 아파트'와 '고층 빌딩' 사이의 관계 혹은 'B사 주택'과 '주택' 사이의 관계에 대하여, 이러한 관계가 벡터 공간에서도 유사한 방식으로 표현되는 방식으로 변환한다. 최근에는 단순한 워드 임베딩 모델보다 더 효과적으로 해당 자연어 데이터

를 해석하기 위해 BERT와 GPT와 같은 대형 언어 모델이 개발되었다[11-13]. BERT와 GPT와 같은 대형 언어 모델은 워드 임베딩 모델 같은 구조에 더불어 대형 자연어 데이터 훈련 세트를 학습하여 미리 단어와의 관계나 배경지식을 알고 있다. 때문에, 사용자 정의 기능과 알고리즘에 대한 필요성을 줄일 수 있다. 본 연구에서는 이러한 대형 언어 모델들이 건물 이름에 대한 배경지식을 이해하여 강구조물 부재 중량비에 대한 예측 정확도를 올리는 것을 기대한다.

III. 대형 언어 모델 기반 BIM 건축물 무게 예측

3.1 전체 AI모델 구조

본 논문에서는 강구조물 부재 중량비를 예측하는 AI 모델을 제안한다 (그림 2). 제안된 AI 모델은 자연어와 숫자 정형 데이터를 입력받아, Girder, Beam, Column에 대한 강구조물 부재 중량비를 산출한다. 이를 위해, 두 가지 주요 분야를 거친다. 첫 번째 분야에서는 쿼리 및 출력 엔지니어링과 언어 모델 (워드 임베딩 모델, BERT, GPT)들을 활용하여 자연어 입력을 처리한다. 두 번째 분야에서는 자연어 입력으로부터 도출되는 변수들을 숫자로 최종 처리해주고, 이를 정형 숫자 데이터를 규합하여 다중 퍼셉트론 신경망 모델(MLP: multi-layer perceptron)에 입력으로 제공한다.

3.2 자연어 입력 처리: 쿼리 및 출력 엔지니어링

쿼리 엔지니어링은 사용자가 자연어 입력 데이터를 변형하여 언어 모델이 이를 처리할 수 있게 돕는 기능이다. 쿼리 및 출력 엔지니어링은 사용된 언어모델

표 1. GPT를 사용하기 위한 쿼리 및 출력 엔지니어링 예제
Table 1. Example of query and output engineering for using GPT library

Query Engineering for GPT	Output Engineering for GPT
Question: "You are Undisclosed For Security Concerns type of building?"	Answer: Building Type (Integer) ['Houses':0, 'Warehouse':1, 'Construction site (Small)':2, 'Factory':3, 'Airports and railroads':4, 'Skyscrapers (less than 50 stories)':5, 'Skyscrapers (50+ stories)':6, 'Other (uncategorized)':7]

에 따라 다르게 수행이 된다. 먼저, 워드 임베딩 모델의 경우, 우리는 자연어 데이터에 대해 단순한 텍스트 벡터화를 실시한다. 텍스트 벡터화란 자연어 데이터 세트를 기계 학습 알고리즘을 수행하기 위해 사용할 수 있게끔 숫자 형식으로 변환하는 과정을 의미한다. BERT 모델을 사용했을 시, 우리는 BERT 용 사전작업 은닉층을 설정한다[11]. 이 사전작업 은닉층을 거치면 두 가지 출력이 나오는데, 본 논문에서는 pool_output이라는 하나의 출력을 이용하여 MLP에 넘겨주었다. GPT의 경우, 우리는 GPT에 자연어 데이터를 프롬프트에 알맞게 입력되도록 해야 한다. 워드 임베딩 모델이나 BERT와는 다르게 사용자가 모델을 직접 볼 수 없고 네트워크 통신으로 받아야 하기 때문이다. 때문에, 본 논문에서는 표 1과 같은 쿼리 및 출력 엔지니어링을 실시하여 건물 유형을 분류하였다. 예를 들어, "물류센터"라는 쿼리가 입력이 되었을 시, 이 단어를 포함해 하나의 질문으로 바꾸어준다. 이 질문을 GPT 파이썬 API에 넘겨주면 답변을 얻을 수 있다. 이 답변을 출력 엔지니어링을 통해 건축물 유형 인덱스로 바꾼다. 건축물 유형 인덱스로 바꾸어준 이 유는 건물 이름으로 얻을 수 있는 유의미한 정보가 건축물 유형이기 때문이다. 정리하면, 앞선 세 가지 언어 모델 모두 자연어 입력 데이터를 숫자 데이터로 바꾸어 MLP 모델이 학습되기 쉽게 도와준다.

3.3 MLP 모델 학습

3.2.에서의 자연어 입력 처리 과정을 거친 숫자 데이터와 기본적으로 주어지는 숫자 데이터를 이용하여 MLP를 학습한다. MLP는 인공 신경망의 한 종류로, 입력층, 은닉층(하나 이상), 출력층으로 구성되어 복잡

한 비선형 함수를 모형화하는 데 사용된다.

MLP 구성 방법은 다음과 같다. 먼저, 입력층에는 숫자 데이터가 입력한다. 예를 들어, 숫자로 이루어진 데이터(프로젝트 총중량, 제작 기간, Girder, Column, Beam의 개수 등)가 각각 100, 365, 10, 100, 0으로 입력된다고 가정해보자. 여기에 "물류센터"의 쿼리 및 출력 공정을 거쳐 변환된 임의의 숫자 벡터가 추가되면, MLP의 입력 x 는 $[100, 365, 10, 100, 0]+[자연어 처리 후 벡터]$ 가 된다. 이어서, 은닉층은 구성된 입력 데이터를 받아 선형 매트릭스 및 가중치 함수들 $(W_1, b_1), (W_2, b_2), \dots$ 과 비선형 활성화 함수 δ 를 차례로 적용한다. 이는 수식으로 다음과 같이 표현할 수 있다: $\sigma(W_1\delta(W_2x + b_2) + \dots)$. 마지막으로, 출력층은 softmax 함수를 사용하여 강구조물 부재의 중량비를 계산한다.

MLP 모델을 구성한 후에는 필요한 하이퍼파라미터(은닉층 수, 뉴런 수, 비선형 활성화 함수 유형, 학습률, 손실 함수 유형, 최적화기 유형 등)를 설정한다. 그리고, MLP의 출력이 실제 강구조물 부재 중량비와 일치하도록 MLP를 기계 학습 라이브러리의 역전파를 이용하여 반복적으로 학습한다.

IV. 실험결과

4.1 실험 환경

본 연구에서는 그림 2의 AI 모델을 구현하기 위해 Python 언어와 Tensorflow (버전 2.12.0, [14]) 기계 학습 라이브러리를 사용하였다. 데이터 세트는 총 500 개로 구성되어 있다. 각 데이터는 자연어와 숫자 데이

터가 혼합되어 있다.

쿼리 및 출력 엔지니어링을 위해서, 우리는 여러 가지 공개 소스 함수를 사용하였다. 첫 번째 워드 임베딩 모델의 경우, Tensorflow에서 제공하는 Keras의 TextVectorization를 활용하였다[14]. 두 번째 BERT의 경우 12개의 Layer, 869개의 Hidden layer, 12개의 Attention head를 가진 BERT의 사전 층을 다운받아 사용하였다[11]. 마지막으로 GPT의 경우 GPT-3.5 Turbo 버전의 API(gpt-3.5-turbo)를 이용하여 파인튜닝하였다[12]. MLP의 하이퍼파라미터는 다음과 같이 설정하였다. 은닉층 수는 3개, 각 은닉층의 뉴런 수는 512개, 비선형 활성화 함수 유형은 ReLU, 학습률은 0.001, 손실 함수 유형은 평균 제곱 오차 함수, 그리고 최적화기 유형은 Adam[15]을 선택하였다. MLP는 총 300번 반복적으로 학습이 되었다.

표 2. 강구조물 부재 중량비의 예측값과 실측값의 평균제곱오차

Table 2. Mean square error value between the estimate and real values for steel structure product

	Mean square error
Word Embedding	0.273
BERT	0.184
GPT	0.156

4.2 건축물 무게 예측 결과

표 2는 세 가지 언어 모델들을 활용한 강구조물 부재 중량비 예측 결과를 제시한다. 분석 결과, GPT는 가장 우수한 평균 오차인 0.065을 얻었으며, BERT와 워드 임베딩들은 0.184와 0.273의 저조한 평균 오차를 얻었다. 이러한 결과의 원인으로는, GPT의 대규모 구조가 500개의 상대적으로 적은 데이터를 효율적으로 학습하여 데이터의 특성을 잘 파악했기 때문이다. BERT 또한 대규모 언어 모델이지만 GPT에 비해 기본적인 지식을 바탕으로 건축물을 분류하는 태스크에서는 상대적으로 성능이 떨어졌다. 워드 임베딩 모델은 사전 학습이 없는 소규모 언어 모델이기 때문에 성능이 현저히 낮았다.

표 3. 건축물 분류 정확도

Table 3. Accuracy for classifying the construction sties

	Accuracy
Word Embedding	25.3%
BERT	65.3%
GPT	70.6%

표 4. 건축물 분류 예시

Table 4. Example of classifying the construction sties

	Word Embedding	BERT	GPT	Answer
○○ Distribution Center	Factory	Warehouse	Warehouse	Warehouse
Daemyung-dong ○○○○ Basement 3F	Other (uncategorized)	Construction site (Small)	Skyscrapers (less than 50 stories)	Skyscrapers (less than 50 stories)
○○ PRD Construction	Other (uncategorized)	Other (uncategorized)	Construction site (Small)	Factory

추가적인 분석을 위해, 75개의 추가적인 데이터를 가지고 표 3, 4와 같이 건축물 이름과 유형 간의 관계를 알아보았다. 결과적으로, GPT의 분류 정확도가 가장 높게 측정되었다. 분류 예시로는 표 3에서 확인할 수 있다. 예를 들면, "○○ Distribution Center (○○ 물류센터)"의 경우 거의 모든 모델이 '창고'로 올바르게 분류하였으나, "Daemyung-dong ○○○○ Basement 3F (대명동 ○○○○ 지하3층)"와 같은 특정 사전 지식이 필요한 경우, 사전 지식이 풍부한 GPT만이 올바른 분류 결과를 제시하였다. "○○ PRD Construction (○○ PRD 공사)"와 같은 매우 어려운 단어의 경우, 모든 언어 모델이 오답을 내놓았지만, GPT만이 소규모공사인 것을 합리적으로 분류하였음을 알 수 있다. 모든 모델의 절대적인 정확도가 낮은 이유는 500개 정도의 적은 데이터를 가지고 8개의 많

은 클래스를 분류하려고 했기 때문에 추측된다. 그런데도, 이러한 대형 언어 모델의 분류 성능이 강구조물 중량비 예측에서 높은 정확도에 이바지했음을 추론할 수 있다.

V. 결 론

본 연구는 대형 언어 모델을 중심으로 한 신경망을 활용하여 강구조물 중량비 예측을 수행하였다. 실험 결과, 제안된 모델은 GPT를 활용하여 강구조물 중량비 예측을 훌륭하게 해내었다. GPT 대신 워드 임베딩 모델이나 BERT 같은 다른 언어 모델을 사용하였을 때, 예측 정확도가 낮아졌다. 특히, 건축물의 명칭만으로 건축물 유형 예측을 시도하였을 때, 다른 언어 모델들은 내장된 사전 지식을 활용한 GPT보다 낮은 정확도를 보였다. 이러한 결과를 통해 GPT와 같은 대형 언어 모델이 BIM의 자동화 프로세스에 적용될 때 높은 효율성을 제공할 수 있음을 확인하였다. 개발된 AI 모델은 강구조물 부재 중량비 예측뿐만이 아닌 다른 태스크에 응용되어 사용될 수 있을 것이다.

감사의 글

본 논문은 2022년도 중소벤처기업부 스마트 제조 혁신기술개발사업 (R&D) 사업(No.RS-2022-00140739)과 2022년도 정부(교육부)의 재원으로 한국 연구재단의 지원을 받아 수행되었음(No. NRF-2022R111A1A01066264).

References

- [1] S. Kim, J. Kong, S. Lee, and S. Lee, "Recent advances of artificial intelligence in manufacturing industrial sectors: A review," *Int. J. of Precision Eng. and Manuf.*, vol. 23, 2022, pp. 111-129.
- [2] R. Cioffi, M. Travagliani, and G. Piscitelli, A. Petrillo, and F. Felice, "Artificial intelligence and machine learning applications in smart production: Progress, trends, and directions," *Sustainability*, vol. 12, no. 2, 2020, pp. 492-518.
- [3] B. Kim, J. Park, K. Kim, S. Han, and K. Kim, "An Artificial Intelligent based Learning Model for BIM Elements Usage," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 18, no. 1, 2023, pp. 107-114.
- [4] J. Kang, J. Park, S. Han, and K. Kim, "Development of Machine Learning-based Flood Depth and Location Prediction Model.," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 18, no. 1, 2023, pp. 91-98.
- [5] A. Zabin, V. Gonzalez, Y. Zou, and R. Amor, "Applications of machine learning to BIM: A systematic literature review," *Adv. Eng. Informatics*, vol. 51, 2022, pp. 101474.
- [6] S. Hashemi, O. Ebadati, and H. Kaur, "Cost estimation and prediction in construction projects: a systematic review on machine learning techniques," *SN Applied Sciences*, vol. 2, no. 10, 2020, pp 1-27.
- [7] T. Van and T. Quoc, "Research trends on machine learning in construction management: A scientometric analysis," *J. Applied Sci. and Tech. Trends*, vol. 2, no. 3, 2021, pp. 96-104.
- [8] N. Wang, R. Issa, and C. Anumba, "Transfer learning-based query classification for intelligent building information spoken dialogue," *Automation in Construction*, vol. 141, 2022, pp. 104403.
- [9] F. Elghaish, J. K. Chauhan, S. Matarneh, F. P. Rahimian, and M. R. Hosseini, "Artificial intelligence-based voice assistant for BIM data management," *Automation in Construction*, vol. 140, 2022, pp. 104320.
- [10] T. H. Lin, Y. Huang, and A. Putranto, "Intelligent question and answer system for building information modeling and artificial intelligence of things based on the bidirectional encoder representations from transformers model," *Automation in Construction*, vol. 142, 2022, pp. 104483.
- [11] J. Devlin, M. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, "BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding," *arXiv preprint arXiv:1810.04805*, Oct. 2018.
- [12] T. Brown, B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. D. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell, S. Agarwal, A. Herbert-Voss, G. Krueger, T. Henighan, R.

Child, A. Ramesh, D. Ziegler, J. Wu, C. Winter, C. Hesse, M. Chen, E. Sigler, M. Litwin, S. Gray, B. Chess, J. Clark, C. Berner, S. McCandlish, A. Radford, I. Sutskever, and D. Amodei, "Language models are few-shot learners," *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 33, 2020, pp. 1877-1901.

- [13] L. Ouyang, J. Wu, X. Jiang, D. Almeida, C. Wainwright, P. Mishkin, C. Zhang, S. Agarwal, K. Slama, A. Ray, J. Schulman, J. Hilton, F. Kelton, L. Miller, M. Simens, A. Askell, P. Welinder, P. Christiano, J. Leike, and R. Lowe, "Training language models to follow instructions with human feedback," *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 35, 2022, pp. 27730-27744.
- [14] M. Abadi, A. Agarwal, P. Barham, E. Brevdo, Z. Chen, C. Citro, and X. Zheng, "Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems," *arXiv preprint arXiv:1603.04467*, Mar. 2016.
- [15] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, Dec. 2014.

저자 소개



박종혁(Jong-Hyeok Park)

2016년 포항공과대학교 전자전기학과 (공학사)
 2016년~현재 포항공과대학교 IT 융합공학과 통합과정

※ 관심분야 : 모델 기반 강화학습, 뉴럴 네트워크, 인공지능



유상현(Sang-Hyun Ryoo)

2023년 한국항공대학교 기계공학과 졸업 (공학사)
 2023년~현재 포항공과대학교 인공지능 대학원 석사과정

※ 관심분야 : 시각적 강화학습, 인공지능



한수희(Soo-Hee Han)

1998년 서울대학교 전자공학과 (공학사)
 2000년 서울대학교 전기정보공학부 (석사)
 2003년 서울대학교 전기정보공학부 (박사)

2003년-2007년 서울대학교 제어계측신기술연구센터 연구원

2008년 로봇 소프트웨어 연구센터 연구원

2009년-2014년 건국대학교 전자공학과 교수

2014년~현재 포항공과대학교 IT융합공학과 교수

※ 관심분야 : 최적화, 강화학습, 배터리 인포매틱스



김경준(Kyung-Jun Kim)

1996년 경일대학교 컴퓨터공학과 (공학사)

1999년 경북대학교 대학원 전산학전공 (석사)

2005년 경북대학교 대학원 정보통신학과 (박사)

2006년 호남대학교 전파이동통신공학과 교수

2009년 한국과학기술원 전산학과 연구부교수

2012년 대구디지털산업진흥원 책임연구원

2013년~현재 포항공과대학교 (전)인공지능연구원

연구부장/연구부교수, IT융합공학과 연구부교수

※ 관심분야 : 재난의사결정시스템, AIoT, 산업AI

