

건설현장 외국인 노동자의 안전사고 예측 방안

김지명*

국립목포대학교 건축공학과

The Quantification of the Safety Accident of Foreign Workers in the Construction Sites

Kim, Ji-Myong*

Associate Professor, Department of Architectural Engineering, Mokpo National University

Abstract : The purpose of this study is to propose a model development framework to predict the risk of safety accidents for foreign workers based on a deep learning algorithm for systematic safety management of foreign workers in the construction industry. Many past studies have shown that foreign workers working at construction sites are relatively more vulnerable to safety accidents than non-foreign workers, but quantitative research on the risk of safety accidents among foreign workers working at construction sites is lacking. Furthermore, due to a lack of predictive research on safety accidents, realistic and systematic safety management for foreign workers is not possible. Therefore, in order to complement this, this study proposes a deep learning algorithm-based model that collects, analyzes, and predicts safety accident data occurring at construction sites for systematic safety management of foreign workers at construction sites. The results and framework of this study can be used to analyze and predict various safety accident risks that occur at construction sites, and ultimately can serve as an important guideline for safety management of foreign workers at construction sites.

Keywords : Deep Learning Algorithm, Safety Accidents, Safety Management, Foreign Workers

1. 서론

1.1 연구의 배경 및 목적

한국안전보건공단(2021년)에 따르면 건설업의 재해율과 사망률은 타 산업에 비해 가장 높아 가장 위험한 업종으로 나타났다. 그 이유 중 하나는 고층건물 건설의 증가로 인한 사망 사고의 증가를 꼽을 수 있다(Zdenek et al., 2018). 건설공사의 특성상 외부에서 많은 작업활동이 이루어진다. 따라서 폭염이나 우천시의 과중한 작업으로 인한 사고의 위험이 높다. 또한 지붕, 사다리, 발판을 포함하는 양중작업은 사고의 위험을 증가시킨다. 더욱이 위험한 기계, 장비, 도구 및 무거운 재료의 사용은 작업자의 안전과 건강에 대한 위험을 가중시킨다(Seo et al., 2015).

산업재해 예방을 위해 고용노동부와 안전보건공단은 2012년부터 건설근로자를 대상으로 기초안전보건교육을 의무화하고 있지만 현재까지 산업재해율에는 큰 변화가 없다. 현행 건설산업안전보건제도에서는 산업재해 예방을 위해 안전관리비 산정기준과 안전관리자 선임제도를 시행하고 있다. 이러한 비용과 인력은 현장의 공사비 규모에 따라 책정되기 때문에 공사비가 낮은 현장에서는 안전사고 예방에 취약할 수밖에 없다. 또한 안전관리비는 공사비에 일정 비율과 낙찰률을 곱해 산정하기 때문에 현장의 특성을 반영하지 못하는 경우가 많다.

아울러, 한국 건설산업은 신규인력 부족과 기존인력 고령화가 급격히 진행되고 있다. 부족한 인력은 외국인 노동자의 유입으로 채워지고 있다. 특히 산간벽지 현장 토목공사의 경우 인력난이 심화되고 있다. 따라서 외국인 노동자의 유입은 필수적이다(Weili et al., 2018). 전체 외국인 노동자 수는 업종별로 전체 건설근로자의 10.1%, 토목 29.0%, 건축 62.3%, 플랜트 8.8%였다. 직종별로는 용접공을 제외한 모든 직종에서 외국인 노동자 비율이 높았다. 특히 철근, 철근 등 이른바 중노동·저임금 노동에 외국인이 많이 유입되는 것으로 나

* **Corresponding author:** Ji-Myong Kim, Department of Architectural Engineering, Mokpo National University, Muan-gun, Jeonnam, 58554, Republic of Korea

E-mail: jimy6180@gmail.com

Received September 27, 2023; **revised** January 4, 2024

accepted February 23, 2024

타났다. 결과적으로 앞에서 살펴본 바와 같이 건설업은 다른 산업에 비해 안전사고율과 사망률이 높다. 따라서, 본 연구는 외국인 노동자의 체계적인 안전관리를 위해 정량적 자료를 기반으로 국내 거주 건설현장 외국인 노동자의 안전사고를 분석하고 예측하기 위한 모델 개발 프레임워크 제안을 목표로 한다.

1.2 문헌 고찰 및 연구의 범위와 방법

국가 간 경제 여건의 차이가 확대됨에 따라 임금 수준의 차이와 노동력 부족으로 인해 전 세계적으로 외국인 노동자가 증가하고 있다. 외국인 노동자들은 이주사회에서 가장 취약한 구성원으로 조사되고 있다. 과거 연구에서는 외국인 노동자들이 취약한 몇 가지로 정리가 가능하다. 첫째, 문화적, 언어적 장벽이 있다. 외국인 노동자들은 현지인들과 다른 언어와 문화를 가지고 있다(Kim et al., 2020). 이러한 공통의 이해 부족은 비외국인 노동자보다 사고 위험을 높이는 경향이 있다. 또한, 이주지역의 언어능력 부족으로 인한 외국인 노동자 간의 의사소통 부족은 안전사고에 취약하게 만든다(Seo et al., 2008). 둘째, 안전교육이 부족하다. 외국인 노동자들이 안전보건 교육이 미흡하여 안전사고에 취약하다(Kim et al., 2012). 이는 산업재해의 주요 원인 중 하나로, 소수의 외국인 노동자만이 안전보건교육을 받고 있는 실정이다. 언어 장벽으로 인해 주어진 안전 교육에 대한 이해가 부족하다. 따라서 외국인 노동자들은 적절한 안전 교육이나 안전 보호 장비 없이 일하는 경우가 많다. 게다가 그들은 종종 안전하지 않은 작업 조건에 대해 불평하지 않는다. 셋째, 외국인 노동자의 육체적 노동조건은 열악한 경우가 많다. 전 세계의 외국인 노동자는 공공 정책 기준이 낮거나 대중의 눈에 잘 띄지 않는 야외 건설, 식품 서비스, 농업, 가사 노동 및 제조와 같은 3D직업에 집중되어 있다. 또한 이러한 직종은 부상과 안전이 더 큰 반복적이고 육체적인 작업이 필요하다(Lee et al., 2010). 외국인 노동자는 시끄럽고 불결한 환경에서 불편한 자세로 일하는 등 가혹하고 유해한 환경에서 비외국인 노동자보다 노동시간이 길고 임금도 낮은 것으로 나타났다. 또한 외국인 노동자들은 일자리를 잃거나 강제추방되어 정부의 단속, 강제퇴거로 인한 정신적 스트레스, 소화 불량, 불면증 등의 위험에 노출되어 있다. 더욱이 외국인 노동자는 폭력, 학대, 인권침해에 쉽게 노출된다(Wang et al., 2017).

이러한 이유로 외국인 노동자는 일반 근로자와 동일한 업무를 수행하더라도 안전사고의 위험이 더 높다. 예를 들어, 그들은 비외국인 노동자보다 직업 관련 질병, 부상, 사망이 더 높은 것으로 나타났다. 예를 들어, 유럽 31개국의 외국인 노동자를 설문조사를 통해 분석한 결과 현지 노동자에 비해

유해한 직업노출이 많은 것으로 나타났다. 그 이유는 외국인 노동자들이 강한 진동과 고온, 소음에 장기간 노출되고 현지 노동자들보다 서 있는 일이 더 많았기 때문이었다. 또한 그들은 종종 불리한 작업 일정과 계약으로 일한다(Yum et al., 2020). 그들은 3D 산업에 고용될 가능성이 더 높기 때문에 출생 시보다 치명상을 입을 가능성이 15% 더 높다. 또한 외국인 노동자는 비정규직에 비해 비정규직 근로계약을 체결할 가능성이 높아 상대적으로 열악한 조건과 환경에서 일하기도 한다.

따라서 외국인 노동자는 비외국인 노동자에 비해 안전사고 위험에 더 많이 노출되기 때문에 건설산업의 재해율을 줄이기 위해서는 외국인 노동자의 안전사고 예측이 중요하다. 본 연구에서는 건설현장의 외국인 노동자의 안전사고를 예측을 위한 모델 개발 프레임워크 제안을 위해 다음과 같은 방법으로 진행되었다. 우선, 한국산업안전보건공단에서 건설현장 안전사고 데이터를 수집하였다. 둘째, 건설현장 안전사고 데이터 중 외국인 근로자의 안전사고 데이터만을 추출했다. 셋째, 수집된 데이터를 토대로 딥러닝 알고리즘 기반의 모델을 개발하였다. 본 연구의 범위는 대한민국의 건설현장으로 한정한다.

2. 데이터 수집 및 모델개발

2.1 데이터 수집

본 연구는 2010년부터 2022년까지 국내 건설현장에서 발생한 한국산업안전보건공단의 사망사고를 제외한 재해사고 데이터를 사용하였다. 데이터는 사고 당시 공사 진행률, 공사 규모, 사고 유형, 사고 피해자 국적, 사고 일시, 사고 치료 일수, 요일 등 사고 내역으로 구성된다. 사고경위, 사고시각, 현장주소, 사고개요, 우발적 부상의 정도를 정량화하기 위해 치료 일수를 종속 변수로 사용했습니다.

독립변수는 다음과 같다. 진도율은 사고 발생시 건설현장의 진도율을 의미하며, 건설 프로젝트의 위험도를 반영한다. 많은 연구에서 건설 프로젝트의 공정률이 증가할수록 복잡성과 위험량이 증가하기 때문에 공정률과 위험량은 유의미한 관계가 있음을 발견하였다(Kim et al., 2015). 공사금액별 공사규모는 산업안전보건법에 의거한다. 위험도와 건물 규모는 통계적으로 유의미한 연관성이 있기 때문에 위험도를 나타내는 잘 알려진 지표이다(Moyce et al., 2018). 또한 중소 건설현장은 상대적으로 사고에 취약하다. 본 연구에서는 한국산업안전보건법에서 정한 공사규모에 따라 120억원 이상을 대규모 건설현장으로, 120억원 미만을 중소건설현장으로 정의하였다. 직종의 분류는 한국표준직업분류를 준용하였다. 한국표준직업분류에 따른 직업분류는 경제활동인구

Table 1. Variable descriptions

Variables		Description
Dependent Variable	Treatment day	Total number of days of treatment including total number of days of administration listed on medical bill (Numerical variable)
Independent Variables	Safety Accident Occurrence Time	Time of day when the accident occurred (Categorical variable)
	Construction scale	Scale of accident site (Categorical variable)
	Week	Day of the week where the safety accident occurred (Categorical variable)
	Employment type	Employment type of the party involved in the safety accident (Categorical variable)
	Construction progress	Construction progress rate at the time of safety accident (Numerical variable)
	Occupational classification	Occupational classification of safety accident parties according to the Korean Standard Statistical Classification (Categorical variable)

Table 2. Descriptive statistics

Variables	N	Mean	STD	Min	Max
Treatment day	2,103	89.18	33.21	1.00	99.00
Safety Accident Occurrence Time	2,103	3.47	0.58	1.00	4.00
Construction scale	2,103	1.71	0.81	0	1.00
Week	2,103	4.00	2.06	1.00	7.00
Employment type	2,103	0.94	0.23	-	1.00
Construction progress	2,103	50.62	27.05	1.00	100.00
Occupational classification	2,103	3.85	1.00	2.00	5.00

조사, 인구주택조사, 지역고용조사, 각종 행정자료 등 고용 관련 통계조사를 통해 얻은 직업정보를 분류·집계하고, 보건 분야의 위험요인을 직무에 따라 특성화하고 유사 직무에 대한 종합적인 관리 지침을 제공하는 것을 목적으로 한다. 통계자료의 일관성과 비교가능성을 확보하기 위해 국제노동기구의 국제표준직업분류를 제정하여 각종 직무정보에 대한 국내통계를 국제적으로 비교·활용하여 건설근로자의 위험성평가에 적용하였다. 건설현장의 작업환경과 관련된 위험도를 나타내기 위해 변수, 요일, 사고시간을 채택하였다. 건설근로자는 건설현장의 작업환경에 따라 직접적인 위험에 노출되어 있다. 건설공사는 시간과 요일에 따라 지속적으로 작업 내용과 강도가 변화하는 것이 특징이다. 따라서 사고가 가장 많이 발생하는 시간과 요일을 파악하는 것이 사고 예방에 도움이 된다(Cho et al., 2012). 예를 들어, 건설 안전사고는 오전과 이른 오후에 집중적으로 집중되는 작업 시간에 발생한다. 따라서 작업량이 많은 시기에 사고 발생률이 높다고 할 수 있지만, 기간별 작업 난이도에 따른 발생률의 차이를 나타낼 수 있다. 따라서 본 연구에서는 시간대를 4개의 단위(오전, 오후, 저녁, 새벽)로 구분하여 요일과 함께 변수로 사용하였다. 고용형태는 정규직과 비정규직으로 나누었다. 외국인 노동자는 비외국인 노동자에 비해 정규직 고용계약이 적기 때문에 상대적으로 안전사고 더 취약하다. 건설업 근로자의 약 89.5%가 6개월 미만의 비정규직 근로자였

다. 건설업 특성상 팀단위로 현장이동을 해야 하며, 작업반장은 안전보다 공사일정을 더 중요하게 생각하는 경향이 있다. 또한 공사기간이 짧을수록 근로자의 이동이 많아지고 안전관리 감독이 약해지며 비정규 건설근로자의 안전사고가 증가하는 것으로 나타났다(Kwon et al., 2019). 따라서 고용 패턴도 안전 사고 위험의 중요한 지표가 될 수 있다. 독립 변수와 종속 변수의 설명은 <Table 1>, 기술 통계는 <Table 2>와 같다.

2.2 딥러닝 알고리즘 모델

본 연구의 목적은 딥러닝 알고리즘을 기반으로 건설현장의 안전사고 예측모델을 개발하는 것이다. 개발된 모델은 손실 함수는 Mean Absolute Error (MAE) 및 Root Mean Square Error (RMSE)를 기반으로 평가되었다. MAE와 RMSE는 인공신경망을 이용하여 예측값과 실제값을 비교하여 오류를 표현하는 두 가지 평가지표이다. MAE는 예측값과 실제값의 차이를 절대값으로 하여 평균을 낸 것으로, MAE값이 0에 가까울수록 오차가 작아 모델의 설명력이 있다고 할 수 있다. 한편, RMSE는 모델의 예측값과 실제 환경에서 관찰된 값의 차이를 처리하기 위해 일반적으로 사용되는 척도이다. RMSE는 잔차를 하나의 측정값으로 합성하는데 사용된다. RMSE 값이 0에 가까울수록 오차가 작다는 의미이기도 하여 모델의 설명력이 높다는 것을 알 수 있다. 본 연구에서는 모델 개발을 위해 Python 3.8을 채택하고 있으며 Keras 및 Scikit-Learn 라이브러리를 사용하였다.

AI가 계속 진화함에 따라 새로운 알고리즘의 출현으로 그 가치가 지속적으로 증가하고 있다. 신경망은 딥러닝 알고리즘 중 하나로, 신경망은 신경망을 모방한 알고리즘으로 도입되었으며 연결된 노드 계층을 사용하여 문제를 해결한다. 다층 퍼셉트론은 주로 회귀 문제와 분류 및 인식에 사용된다. 본 연구에서는 인식 및 예측 분야에서 널리 사용되는 딥러닝 기법을 사용하였다. 딥러닝 모델은 기본적으로 인공신경망과 구조는 같지만 히든 레이어가 2개 이

상 있다는 장점이 있어 다양한 데이터에 적용할 수 있다. 딥러닝은 기계학습 기법 중 하나로 입력 데이터를 유형 분류나 회귀하는 방법을 말한다. 일반적으로 딥러닝은 여러 계층으로 구성된 신경망을 가지고 있으며 다양한 구조를 가지고 있다. 딥러닝 아키텍처는 신경망 아키텍처와 유사하게 3개의 레이어, 뉴런, 활성화 함수 및 가중치로 구성된다. 뉴런은 상위 계층과 하위 계층으로 구성된다. 일반적으로 딥러닝 아키텍처는 분류 작업 및 다양한 예측 분야에 적용될 수 있습니다. 또한, 더 나은 성능을 위해 앙상블 모델링을 통해 결합된다. 딥러닝은 처리 방식에 따라 Deep Neural Network (DNN), Convolutional Neural Network (CNN), Generative Adversarial Network (GAN), Auto Encoder (AE), Recurrent Neural Network (RNN) 등 다양한 모델을 포함하고 있다. Deep Neural Network (DNN)은 일반적으로 깊이가 있는 표준 신경망이다. 입력 레이어와 출력 레이어 사이에는 숨겨진 레이어가 있으며 숨겨진 레이어의 수에 따라 신경망의 깊이가 결정된다. 신경망이 Deep으로 분류하는 구체적인 수치는 없으나 일반적으로 Credit Assignment Path depth가 2를 넘으면 Deep으로 간주한다.

DNN은 복잡한 비선형 관계를 모델링하도록 학습한다. 여러 계층의 각 계층이 특정 기능을 식별하도록 설계되었기 때문이다(Schmidhuber et al., 2015). DNN은 일반적인 인공신경망과 같이 다양한 형태의 모델링이 가능한 장점이 있다. 그러나 과적합에 취약하다는 단점도 존재한다. 결과적으로 다양한 분야에서 예측 및 분류에 일반적으로 활용된다. Convolutional Neural Network은 다른 딥러닝 구조에 비해 비디오 및 오디오 분야에서 우수한 성능을 보인다는 장점이 있지만 연산량이 많다는 단점도 있다. 따라서 음성인식과 2차원 영상인식에 사용된다. Recurrent Neural Network은 그래디언트 손실 문제로 인해 패턴 학습이 불가능할 수 있다는 단점이 있지만 신경망 내부의 메모리를 활용할 수 있다는 장점이 있습니다. 일반적으로 필기 인식에 사용된다. Auto Encoder는 입력 변수의 분포와 잠재 변수의 분포 사이에 상관관계가 없다는 단점이 있지만, 매개변수가 적기 때문에 직관적이고 구현하기 쉽고, 조정하기 쉽다. 비정상 트랜잭션 감지 및 추천 알고리즘에 실제로 사용된다. Generative Adversarial Network은 학습이 불안정하다는 단점이 있지만 우수한 결과와 빠른 출력을 얻을 수 있는 장점이 있다. 현재 이미지 복원 및 사진 대 사진 변환에 사용된다. 본 연구에서는 입력 데이터 형식과 출력 형식, 다양한 모델링 가능성을 고려하여 DNN을 활용한 건설현장의 안전사고 예측 모델을 개발하였다.

2.3 DNN 알고리즘 모델 Set-up

본 연구에서 수집된 자료는 총 2,103개이며, Input 변수는 사고발생시간, 공사규모, 요일, 고용상태, 공정률, 직업분류를 사용하였다. 본 연구에서는 평균과 표준편차를 이용하여 데이터를 정규화하는 방법인 z-score 정규화 방법을 이용하여 데이터를 스케일링하여 데이터를 전처리하였다. 데이터 전처리는 비교하기 쉽도록 데이터의 범위를 조정하고, 비교하기 어려운 양과 자원의 단위를 적용하는 과정이다. 정규화 과정을 통해 전처리된 입력 데이터는 학습, 검증 및 테스트로 구분되었다. 학습 데이터는 입력 데이터를 기반으로 딥러닝 알고리즘 모델이 학습하기 위한 데이터이다. 학습된 모델의 성능이 최적인지 확인하기 위해 최적의 딥러닝 모델을 구축하고 검증 데이터로 검증 과정을 거친다. 검증 데이터는 학습 데이터에 포함되었다. 검증된 최적 학습 모델이 문제 예측에 적합한지 평가할 필요가 있다. 이때 모델의 예측 결과와 테스트 데이터의 결과를 비교하여 오류율과 적합도를 계산하고 평가하며, 이 단계에서 사용되는 데이터가 테스트 데이터이다. 본 연구에서 사용된 데이터는 훈련 데이터(70%)와 테스트 데이터(30%)로 구분되었다. 또한 학습 데이터의 30%를 검증 데이터로 사용했습니다. 모든 데이터는 랜덤으로 선택되었다.

DNN 모델은 역전파 알고리즘을 통해 각 신경망 노드의 가중치를 업데이트하여 모델을 최적화한다. DNN 모델을 최적화하기 위해서는 입력 수, 은닉층, 은닉층의 노드 수, 드롭아웃, 활성화 함수, 옵티마이저, 배치, 에포크 등을 직접 설정하여 모델에 대한 최적의 조합을 결정해야 한다. 각 모델의 입출력 변수에 따라 최적의 조합 값이 다르기 때문에 시행 착오 방법을 통해 모델의 최적 값을 도출한다. 드롭아웃은 과적합을 방지하기 위한 정규화 페널티이다. 딥러닝 알고리즘에서 모델에 입력 변수가 많거나 히든 레이어와 노드가 많아 학습 모델이 복잡해지면 과적합 현상이 발생할 수 있다. 과적합은 훈련 데이터의 과도한 학습으로 인해 실제 데이터나 테스트 데이터의 오차가 커져 딥러닝 모델의 성능이 저하되는 현상을 말한다. 이를 방지하기 위해 드롭아웃을 사용할 수 있습니다. 활성화함수는 각 노드의 비용함수를 최소화하는 가중치를 찾는 방법이다. 옵티마이저는 학습을 안정적이고 빠르게 만드는 방법이다. 배치는 대규모 신경망에 의한 효율적인 계산을 위해 데이터를 세트로 그룹화하는 역할을 한다. 에포크는 필사본의 수를 정의한다. 본 연구에서는 학습 데이터의 개수를 고려하여 3개의 hidden layer와 dropout을 0 또는 0.2로 결정하였다.

각 탈락 및 노드 시나리오에 대한 최소 RMSE 및 MAE 값을 가진 모델이 최종 모델로 선택되었다. 학습 결과는 <Table 3>과 같다. 은닉층의 노드 수가 증가함에 따라

RMSE와 MAE는 점차 증가하는 경향이 있으며, 노드 수가 150-150-150일 때 RMSE와 MAE는 모두 최소인 것으로 나타났다. 결과적으로 네트워크 구조는 dropout을 0으로, 노드 수를 150-150-150으로 결정하였다. 배치는 5, 활성화 함수는 Rectified Linear Unit함수, 옵티마이저는 Adaptive Moment Estimation 방법을 사용했다. epoch는 1,000번으로 설정하였으며, 손실값이 더 이상 개선되지 않는 시점에서 학습을 중단하였다. 활성화 함수로서 ReLu 함수는 기존 Sigmoid 함수의 단점인 Vanishing Gradient 문제를 해결하기 위해 고안된 방법이다. ReLu 함수는 입력값이 0보다 작으면 0을 리턴하고, 0보다 크면 입력값을 그대로 보낸다 [45:55]. Adaptive Moment 방법은 최적화 알고리즘으로 사용되었다. 이 옵티마이저는 구현의 용이성, 계산의 효율성, 우수한 성능 등의 장점으로 인해 많이 사용되는 알고리즘이다. 이 알고리즘은 확률적 목적함수에 모멘트 개념을 추가한 1차 기울기 알고리즘이다.

Table 3. Learning result

Scenario of Network Structure	Dropout (0)		Dropout (0,2)	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE
5-5-5	36.80	28.44	37.66	28.25
10-10-10	36.77	28.28	37.68	28.23
25-25-25	36.76	28.06	37.61	28.09
50-50-50	36.63	28.04	37.44	28.05
100-100-200	36.69	27.95	37.41	28.02
150-150-150	36.42	27.53	37.76	28.16
200-200-300	36.68	27.92	37.80	28.22
250-250-250	36.75	27.94	37.88	28.31

3. 개발된 모델의 검증 및 활용방안

3.1 개발 모델의 검증

결정된 네트워크 구조와 하이퍼 파라미터를 기반으로 최종 모델이 결정되었다. 최종 모델은 <Table 4>와 같다.

모델 검증을 위해 최종 DNN 모델에서 검증 데이터와 테스트 데이터를 이용하여 예측값과 실제값을 계산하고 RMSE 및 MAE 값을 비교하였다. 또한 기존 계산 방식인 Multiple Regression Analysis를 이용하여 MAE와 RMSE를 계산하여 최종 DNN 모델과 동일한 데이터로 비교하였다. MRA 모델은 Windows용 IBM SPSS Statistics 22을 사용하여 작성되었다. 각 모델에 대한 평가 지표 분석 결과는 <Table 5>와 같다. DNN 모델의 검증 데이터 결과(RMSE: 37.24, MAE: 27.42)와 훈련 데이터 결과(RMSE: 39.12, MAE: 29.48)에서 큰 차이가 없으므로 모델에서 과적합 문제가 중요하지 않음을 나타낸다. MRA와 DNN 모델의 결

Table 4. Composition of the final model

Constituent	Elements	
	Hyper parameter	Dropout
Optimizer		Adaptive Moment Estimation
Epoch		1000
Activation Function		Rectified Linear Unit function
Batch Size		5
Network structure	Layer	3
	Node	150-150-150

Table 5. Comparison of results

Model	Validation		Test	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE
MRA	-	-	43.25	32.24
DNN	37.24	27.42	39.12	29.48
DNN/MRA (%)	-	-	-9.6%	-8.5%

과는 MRA의 경우 RMSE 43.25, MAE 32.24, DNN의 경우 RMSE 39.12와 MAE 29.48 이었다. 이는 MRA 모델의 예측 오차가 DNN 모델의 예측오차보다 크다(RMSE 9.6%, MAE 8.5%). 즉, DNN 모델은 MRA보다 RMSE에서 9.6%, MAE에서 8.5% 더 낮은 예측 오류율을 나타냈다.

3.2 개발 모델의 활용방안

본 연구는 건설산업 외국인 노동자의 체계적인 안전관리를 위해 외국인 노동자의 안전사고 위험 분석 및 정량화를 위한 딥러닝 알고리즘 기반의 모델 개발 프레임워크를 제안하는 것을 목표로 한다. DNN 알고리즘을 이용하여 안전사고 추정 모델을 개발하였다. 모델 개발 절차는 실제 건설 현장에서 발생한 안전사고에 대한 데이터와 영향 지표를 수집하고 수집된 데이터를 기반으로 딥러닝 모델을 학습시켰다. 이때 네트워크 시나리오와 모델을 구성하는 하이퍼파라미터의 시행착오 방식을 통해 최적의 조합을 도출하였다. 이러한 과정을 통해 학습-검증-테스트 과정의 결과를 바탕으로 최적의 딥러닝 모델을 구축하였다. 모델 결과는 DNN 모델이 MRA 모델보다 MAE에서 8.5%, RMSE에서 9.6% 낮은 것으로 나타났다. 이와 같이 DNN 모델은 기존 MRA 모델보다 낮은 예측오류율을 보인다. 따라서 건설현장 안전사고 데이터의 비선형 특성을 적절히 반영하기 위해서는 비모수적 모델 DNN이 모수적 모델 MRA보다 더 적합하다고 판단된다.

본 모델을 활용하여 다양한 외국인 노동자의 안전 및 사고 예방을 위한 정책 마련 및 안전관리 비용 마련 등에 적극적으로 활용이 가능하다. 외국인 노동자들은 집중도와 안전 교육 이해의 어려움에 따라 안전사고의 영향을 받는다. 따라서 외국인 노동자들은 그들의 경험과 기술수준에 따라 추가

적인 안전교육과 정책이 필요하다. 또한 이는 두 집단이 서로 다른 특성을 가지고 있으며 안전사고에 있어 서로 다른 관리가 필요함을 보여준다. 결과적으로 유의미한 지표는 한국의 비외국인 노동자와 외국인 노동자의 안전관리에 필수적인 원천일 뿐만 아니라 두 그룹에 대해 다른 접근이 필요함을 보여준다. 예를 들어 외국인 노동자의 안전사고 발생을 줄이기 위해서는 작업환경을 개선하고 위험요인을 예방하는 것이 중요하다. 그러나 외국인 노동자의 특성을 이해하고 적절한 정보를 제공하여 안전사고 발생을 줄이는 것도 중요하다. 이는 언어와 문화의 차이로 인해 안전보건 정보를 충분히 이해하기 어려운 비외국인 노동자에게 안전보건 정보의 제공과 숙지가 더 중요할 수 있기 때문이다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방안으로 미국 OSHA는 소기업에서 근무하는 다양한 배경을 가진 근로자, 지역 노동조합, 기타 비영리 근로자가 스페인어나 영어로 의사소통이 어려운 경우 코디네이터를 지원하여 큰 성과를 거두었다. 이처럼 외국인 노동자의 안전관리를 위해서는 범정부 차원의 특별한 안전관리 정책이 필요하다.

나아가 외국인 노동자에 대한 안전위험을 줄이기 위해서는 빅데이터와 4차 산업기술인 AI/IoT/ICT 등의 기술을 융합할 필요가 있다. 외국인 노동자의 경우 불이익을 이유로 안전사고 자료가 은폐 및 조작될 수 있다. 이를 방지하기 위해서는 투명한 안전사고 데이터를 체계적으로 수집할 수 있는 시스템 개발이 필수적이다. 또한 체계적으로 수집된 데이터를 바탕으로 건설현장의 특성에 맞는 사고발생 가능성이나 사고발생 가능성에 대한 환경인식을 예측하고 예방하는 통합안전관리시스템 구축이 필요하다. 마지막으로 4차 산업기술에 의한 안전관리와 관련된 의사결정 공유 및 실행과정을 관리하여 새로운 패러다임의 안전풍토를 조성하는 것이 필수적이다.

4. 결론

외국인 노동자는 비외국인 노동자에 비해 안전사고에 더 취약함에도 불구하고 외국인 노동자를 대상으로 한 정량적 안전사고 위험 연구는 부족했다. 따라서, 본 연구에서는 국내 건설업 외국인 노동자의 재해위험도를 정량적으로 분석하여 외국인 노동자의 위험요인에 영향을 미치는 요인을 규명하기 위한 딥러닝 알고리즘 기반의 예측모델 개발의 프레임 워크 제안을 목적으로 하였다. 본 연구에서는 1) 외국인 노동자의 안전사고에 미치는 위험인자에 대해 규명하고, 2) DNN 모델의 개발 프레임워크를 제시를 통해, 3) DNN 모델의 우수성을 증명하고 효과적인 안전관리 방안을 제시하였다. 이러한 결과는 건설사, 발주처 또는 계약자, 안전관련

정부기관에서 외국인 노동자의 안전관리에 중요한 참고자료로 활용 가능하다.

본 연구의 범위는 국내에 한정되어 있으나 유사한 건설환경이나 외국인 노동자 프로파일을 가진 다른 국가에도 일반적으로 적용할 수 있는 결과라고 할 수 있다. 그러나, 한개 기관의 데이터만 수집하여 분석하였기 때문에 보험회사나 타 공공기관 등 다양한 데이터 수집을 통한 추가 분석이 필요하다. 또한 건설환경이 다른 국가의 안전사고 자료를 수집하여 추가적인 연구와 검증이 필요하다.

감사의 글

본 연구는 교육부의 지원을 받는 한국연구재단(NRF)의 기초과학연구사업의 지원을 받아 수행되었습니다 (2022R1F1A106314112).

References

- Cho, J.H. (2012). "A study on the Causes Analysis and Preventive Measures by Disaster types in Construction Fields." *Journal of the Korea Safety Management & Science*, KSMS, 14(1), pp. 7-13.
- Fang, W., Ding, L., Luo, H., and Love, P.E.D. (2018). "Falls from heights: A computer vision-based approach for safety harness detection." *Automation in Construction*, 91, pp. 53-61.
- Kim, J.H. (2012). "A Study on Prevention Plan of Accident through the Analysis of Cause for Safety Accident in the Demolition Work." *Journal of The Regional Association of Architectural Institute of Korea*, AIK, 14(4), pp. 271-278.
- Kim, J.M., Woods, P.K., Park, Y.J., Kim, T., and Son, K.Y. (2015). "Predicting hurricane wind loss by claim payout based on Hurricane Ike in Texas." *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 7(5), pp. 1513-1525.
- Kolar, Z., Chen, H., and Luo, X. (2018). "Transfer learning and deep convolutional neural networks for safety guardrail detection in 2D images." *Automation in Construction*, 89, pp. 58-70.
- Kwon, S.C. (2019). "Use of Frequency Analysis of Exposure of Hazards by Occupations: Findings from the Third and Fourth Korean Working Conditions Survey." *Soonchunhyang Medical Science*, 25(1), pp. 37-45.
- Lee, J.S., Kim, M.J., and Choi, K.H. (2010). "An Efficient Safety Management through Mechanism Analysis on Disasters of Temporary Facilities." *Journal of Architectural Institute of Korea*, AIK, 26(11), pp. 129-136.

- Moyce, S.C., and Schenker, M. (2018). "Migrant Workers and Their Occupational Health and Safety." *Annual Review of Public Health*, 39, pp. 351-365.
- Schmidhuber, J. (2015). "Deep learning in neural networks: An overview." *Neural Network*, 61, pp. 85-117.
- Seo, J.O., Han, S.U., Lee, S.H., and Kim, H.K. (2015). "Computer vision techniques for construction safety and health monitoring." *Advanced Engineering Informatics*, 29(2), pp. 239-251.
- Seo, J.M., and Kim, S.K. (2008). "The Study on Measures for Reducing Safety Accidents of Excavator." *Journal of the Korea Institute of Building Construction*, KIBC, 8(3), pp. 127-133.
- Wang, Z.Z., and Chen, C. (2017). "Fuzzy comprehensive Bayesian network-based safety risk assessment for metro construction projects." *Tunnelling and Underground Space Technology*, 70, pp. 330-342.
- Yum, S.G., Ahn, S.J., Bae, J.S., and Kim, J.M. (2020). "Assessing the Risk of Natural Disaster-Induced Losses to Tunnel-Construction Projects Using Empirical Financial-Loss Data from South Korea." *Sustainability*, 12(19), 8026.

요약 : 본 연구는 건설산업 외국인 노동자의 체계적인 안전관리를 위해 외국인 노동자의 안전사고 위험 분석 및 정량화를 위한 딥러닝 알고리즘 기반의 모델 개발 프레임워크를 제안하는 것을 목표로 한다. 과거 많은 연구에서 건설산업 외국인 노동자가 비외국인 노동자보다 안전사고에 상대적으로 안전사고에 취약하는 사실이 밝혀져 있음에도 불구하고, 건설산업 외국인 노동자의 안전사고 위험에 대한 정량적 연구는 부족하다. 아울러, 안전사고의 정량적 연구의 부족으로 인해 외국인 노동자에 대한 현실적이고 체계적인 안전관리가 이루어지지 못하고 있는 실정이다. 따라서, 본 연구에서는 이를 보완하기 위해 건설산업 외국인 노동자의 체계적인 안전관리를 위해 건설현장에서 발생한 안전사고 데이터를 수집하고, 이를 분석하고 예측하기 위한 딥러닝 알고리즘 기반의 모델을 제안하였다. 본 연구의 결과 및 프레임워크를 활용하고 건설산업의 다양한 안전사고 위험 분석 및 예측에 활용이 가능하며, 더 나아가 궁극적으로 건설산업 외국인 노동자의 안전관리를 위한 중요한 지침서가 될 것이다.

키워드 : 딥러닝 알고리즘, 안전사고, 안전관리, 외국인 노동자
