

# DNN을 활용한 강도에측모델의 손실함수 최소화 기법 비교분석

## Comparison on of Minimization of Loos function for strength Prediction Model using DNN

한준희<sup>1\*</sup> · 김수호<sup>2</sup> · 백성진<sup>2</sup> · 한수환<sup>3</sup> · 김종<sup>4</sup> · 한민철<sup>5</sup>

Han, Jun-Hui<sup>1\*</sup> · Kim, Su-Hoo<sup>2</sup> · Han, Soo-Hwan<sup>3</sup> · Beak, Sung-Jin<sup>3</sup> · Kim, Jong<sup>4</sup> · Han, Min-Cheol<sup>5</sup>

### Abstract

In this study, compared and analyzed various loss function minimization techniques to present a methodology for developing a natural intelligence-based prediction system. As a result of the analysis, He Initialization was the best with RMSE: 3.78, R2: 0.94, and the error rate was 6%. However, it is considered desirable to construct a prediction system by combining each technique for optimization.

키 워 드 : 심층 신경망, 가중치 초기화, 정규화, 드롭아웃

Keywords : deep neural network, weight initialization, normalization, dropout

## 1. 서 론

건설 산업의 인공지능(Artificial Intelligence Algorithms)의 활용은 현재 그 범위가 지속적으로 확대되며, 설비, 안전진단 및 구조 분야에 활용되며, 컴퓨터 공학과 융복합 기술개발이 이루어지고 있다.

이에 따라 건설 재료 분야에서는 콘크리트의 역학적 특성 중 가장 기본적인 압축강도를 예측하고자 인공지능 알고리즘을 활용한 예측 모델 개발이 활발하게 이루어지고 있다<sup>1)</sup>. 이와 같이 인공지능을 활용한 예측 모델 중 앙상블 학습과 심층 신경망(DNN) 알고리즘 등을 건축재료 분야의 활용성 증가하고 있는 추세이다.

이에 본 연구에서는 심층 신경망(DNN) 알고리즘의 손실함수 최소화 기법을 강도 예측 모델에 적용하여 각각의 기법의 성능을 비교분석 하고자 한다.

## 2. 연구계획 및 방법

본 연구의 분석계획은 표 1과 같다. 먼저, 학습에 적용된 4096개 데이터는 국내·외 게재된 논문에서 배합 및 강도 데이터를 활용하였다. 또한, 심층 신경망의 내부 알고리즘은 자체적으로 제공하는 매개변수로 He 초기화, 배치 정규화, 규제화 L2, 드롭아웃을 실험변수 선정하였다. 각 매개변수 적용에 따른 예측성능은 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE), 결정 계수(R<sup>2</sup>) 및 손실함수(Loss function)를 평가하였다.

표 1. 분석계획

학습모델	학습 방식	가중치 조정 방식	활성화 함수	실험사항				결과 분석		
				He 초기화	배치 정규화	L2 규제	드롭아웃	RMSE	손실함수	R <sup>2</sup>
DNN	오차 역전파	확률적 경사 하강법	ReLU							

심층 신경망의 구성은 입력층(Input layer), 은닉층(Hidden layer)과 출력층(Output layer)으로 이루어졌으며, 은닉층은 총 4개의 층으로 구성하였다. 또한, 확률적 경사 하강법의 학습률은 0.001로 설정하였고, Test, Validation 데이터의 비율은 0.3 %와 0.2 %으로 설정하였다. 실험사항의 L2 규제(Regularization L2)와 드롭아웃(Droout)은 지정 매개변수로 0.001 및 0.3 %로 하였다. 마지막으로 모델의 반복 학습량은 100회로 고정하였고, 손실함수의 최적화 알고리즘은 Adam을 적용하였다.

1) 청주대학교, 건축공학과, 박사과정, 교신저자(gksehxhf@naver.com)

2) 청주대학교, 건축공학과, 석사과정

3) 청주대학교, 산학협력단 연구원

4) 청주대학교, 조교수, 공학박사

5) 청주대학교, 교수, 공학박사

### 3. 실험결과 분석 및 고찰

그림 1는 심층 신경망 알고리즘 모델의 손실함수 최소화 기법별 성능평가 결과를 나타낸 것이다. 성능평가 지표는 평균 제곱근 오차(RMSE), 손실함수(Loss function) 및 Test 데이터와 모델 예측데이터의 결정계수  $R^2$  값 순으로 나타낸 것이다.

He 최소화는 훈련 초기단계에서 가중치 소실(Gradient Vanishing)과 과대 적합(overfitting) 방지 효과를 갖는 기법이다. 그림 1의 (a)와 같이 He 초기화는 반복 학습 100회 진행 시 RMSE는 3.78,  $R^2$ 은 0.94로 6% 오차율로 나타났다.

다음으로 드롭아웃 기법으로 서로 연결된 연결망(layer)에서 확률적으로 뉴런을 제거하므로 특정 특성(feature)의 과대적합을 방지하는 기법이다. 그림 2의 (b)와 같이 드롭아웃 기법은 반복 학습 100회 진행 시 RMSE는 5.71,  $R^2$ 은 0.86로 오차율 14%로 나타났다.

배치 정규화는 학습 과정의 각 배치 단위별 데이터의 분포가 넓어도 배치별로 평균과 분산을 이용하는 정규화 기법이다. 그림 1의 (c)와 같이 반복 학습 100회 진행 시 RMSE는 4.31,  $R^2$ 은 0.93로 7% 오차율로 나타났으며, 규제 L2는 가중치 규제를 통한 과대 적합을 해결하는 대표적인 기법으로 그림 1의 (d)와 같이 반복 학습 100회 진행 시 RMSE는 4.18,  $R^2$ 은 0.93으로 오차율 7%로 나타났다.

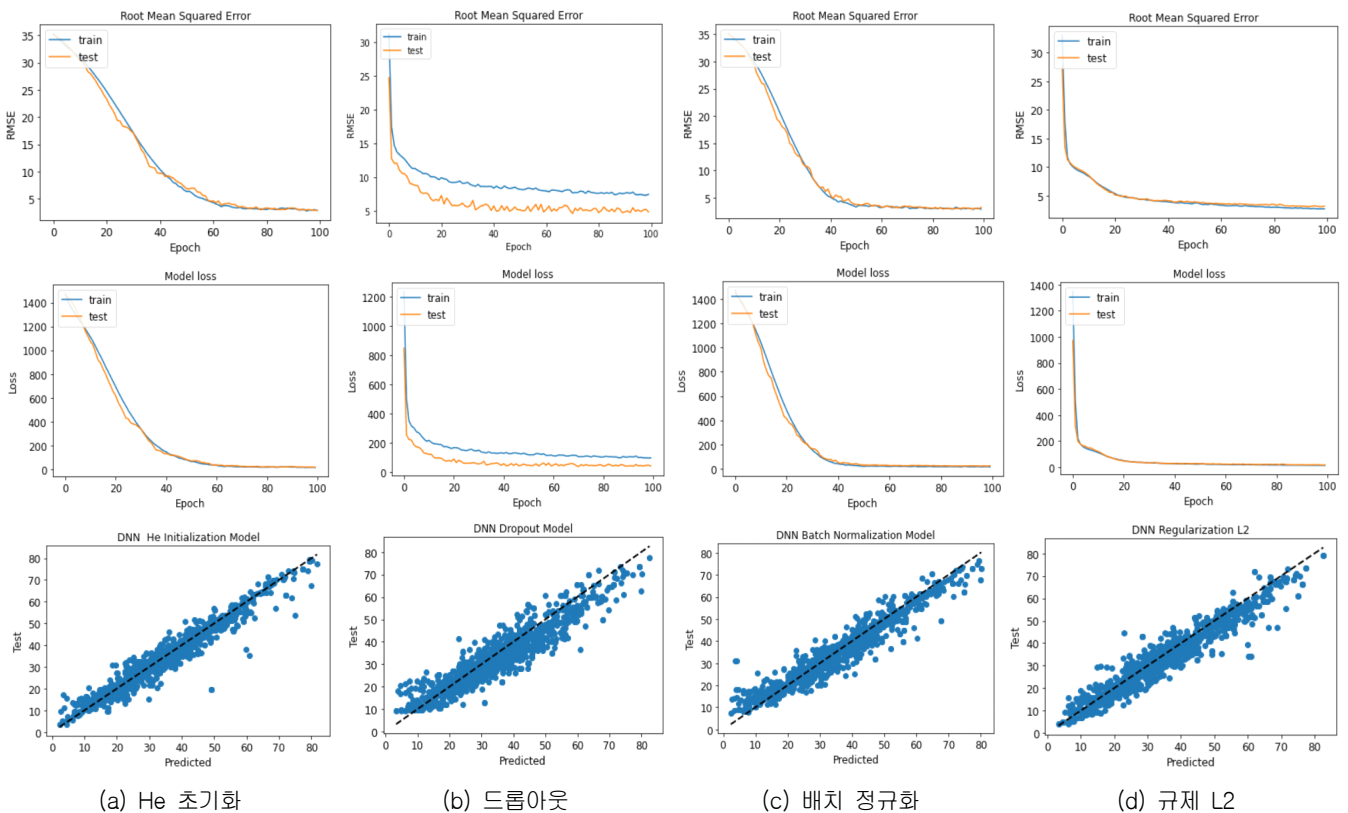


그림 1. 심층 신경망 알고리즘 모델의 매개변수의 성능 평가지표

### 4. 결론

본 연구는 인공지능 기반의 예측시스템 개발을 위한 방법론을 제시하기 위해 다양한 손실함수 최소화 기법 비교 분석하였다. 분석결과 He 초기화의 경우 RMSE는 3.78,  $R^2$ 은 0.94로 6% 오차율로 나타나 가장 우수였으나, 최적화를 위하여는이보다 각각의 기법을 조합하여 예측 시스템을 구축하는 것이 바람직한 것으로 사료된다.

### 참고문헌

1. 이예인, 김병현, 조수진. 딥러닝을 이용한 영상 기반의 콘크리트 구조물 박락 탐지. 콘크리트학회 논문집. 30(1), 2018. 91-99 p.