

배합 인자를 고려한 Deep Learning Algorithm을 이용한 콘크리트 압축강도 추정 기법에 관한 기초적 연구

A Basic Study on Estimation Method of Concrete Compressive Strength Based on Deep Learning Algorithm Considering Mixture Factor

이 승 준*
Lee, Seung-Jun

김 인 수**
Kim, In-Soo

이 한 승***
Lee, Han-Seung

Abstract

In the construction site, it is necessary to estimate the compressive strength of concrete in order to adjust the demolding time of the form, and establish and adjust the construction schedule. The compressive strength of concrete is determined by various influencing factors. However, the conventional method for estimating the compressive strength of concrete has been suggested by considering only 1 to 3 specific influential factors as variables. In this study, seven influential factors (W/B ratio, Water, Cement, Fly ash, Blast furnace slag, Curing temperature, and humidity) of papers opened for 10 years were collected at three conferences in order to know the various correlations among data and the tendency of data. The purpose of this paper is to estimate compressive strength more accurately by applying it to algorithm of the Deep learning.

키 워 드 : 압축강도, 배합 인자, 딥 러닝

Keywords : Compressive Strength, Mixture Factor, Deep Learning

1. 서 론

1.1 연구의 목적

콘크리트의 압축강도는 거푸집의 탈형 시기의 결정, 콘크리트 품질 관리의 자료 등으로 사용하기 때문에 정확한 콘크리트의 압축강도 추정은 중요하다. 압축강도는 다양한 영향인자에 의해 결정되지만 기존의 강도 추정 기법은 W/B, 적산온도 등의 소수의 인자만을 고려하여 제시되어 왔기 때문에 신뢰도에 한계가 있다. 본 연구에서는 국내 기존 문헌에서 발췌한 콘크리트 배합 데이터를 수집하고 보다 많은 영향인자를 포함하는 배합 및 압축강도 데이터를 선정하였다. 선정된 배합과 압축강도 데이터를 Deep Learning Algorithm을 이용해 학습시킨 후 임의의 배합에 대한 압축강도를 높은 정확도로 추정하는 것이 연구의 목적이다.

2. 연구 계획

본 연구에서는 국내 4개 학회에 10년간 게재된 논문에서 배합 데이터 621개를 수집하였고, 이중 W/B를 20~72%로 사용하고, 고로슬래그, 플라이애쉬 혼입량, 양생온도와 습도를 포함한 7가지의 배합인자가 포함된 최종적인 521개의 배합을 선정하였다. DNN의 특성상 학습 횟수가 증가함에 따라 오차율이 다시 증가하는 변곡점의 필연적으로 발생하는데, 그 위치를 찾기 위해, 선정된 배합을 Deep Neural Network(DNN)에 적용하여 15000회까지 학습을 진행한 후, 임의의 131개의 배합에 대해 Algorithm이 도출한 모델을 이용하여 재령 28일 추정 압축강도와 실측 압축강도의 오차율을 통해 성능을 평가하였다. 이후 학습 횟수를 5000회로 고정하고 검증 데이터를 위한 Validation Data의 비율을 5, 15, 25, 35, 45%로 나눠 적합한 검증 데이터의 비율을 확인하였다.

2.1 Deep Neural Network

Deep Neural Network (DNN)은 인간의 뇌가 패턴을 인식하는 방식을 모사한 Algorithm이며 Input Layer, Hidden Layer, 그리고 Output Layer로 구성되어 있다. Input Layer에서는 주어진 배합 인자를 다음 Hidden Layer에 속해있는 노드들로 전달하며, 각 노드들은 입력 받은 배합 인자의 값을 해당 노드의 가중치(Weight)와 곱하여 다음 Layer로 전달한다. 본 연구에서는 오차 역전파(Backpropagation)

* 한양대학교 건축시스템공학과 석사과정

** 여주대학교 건축공학과 교수

*** 한양대학교 ERICA캠퍼스 건축학부 교수, 교신전자(ercleehs@hanyang.ac.kr)

기법 중 “Adam(Adaptive Moment Estimation)”을 사용하여 노드의 가중치를 조정하였다.

3. 결과 및 분석

그림.1은 학습 횟수가 증가함에 따라 성능을 평가하기 위해 사용된 131개의 데이터의 학습 횟수별 평균 제공근 오차를 나타낸 것이다. 학습 횟수 별 평균 제공근 오차율은 학습 횟수가 100회에서 11000회로 증가함에 따라 13.04%에서 6.92%까지 약 6.12%정도 감소하는 경향을 보였으나, 이후 학습 횟수가 15000회까지 증가할 경우 다시 8.02%까지 약 1.1%정도 증가하는 것으로 나타났다. 이는 DNN의 특성상 필연적으로 나타나게 되는 오차율의 변곡점이 10000회에서 12000회 사이에 위치하기 때문으로 판단된다. 그림.2는 각 학습 횟수에 따른 실측 데이터에 대한 추정 데이터를 분산하고 그 추세선의 기울기를 나타낸 것으로 학습 횟수가 11000회로 가까워질수록 R^2 이 1로 수렴하며 오차가 적어지는 경향을 보였다. 그림.3은 학습 횟수를 5000회로 고정하고, 검증을 위한 Validation Data의 비율에 따른 평균 제공근 오차율을 나타낸 것이다. Validation Data의 비율이 25%일 때, 평균 제공근 오차율이 7.43으로 가장 적게 나타났다. 이를 통해 학습과 동시에 검증에 사용되는 Validation Data의 비율이 약 25%정도가 가장 적합한 것으로 판단된다.

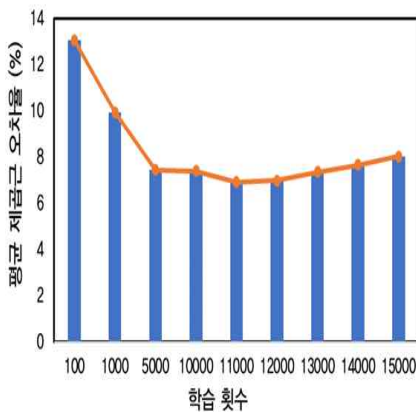


그림 1. 임의로 선정된 131개의 데이터의 학습 횟수에 따른 평균 제공근 오차

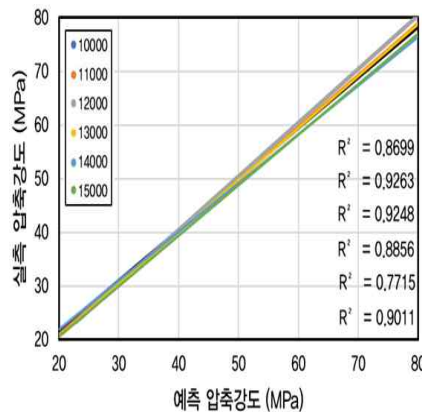


그림 2. 추정 데이터와 실측 데이터의 분산과 추세선의 기울기

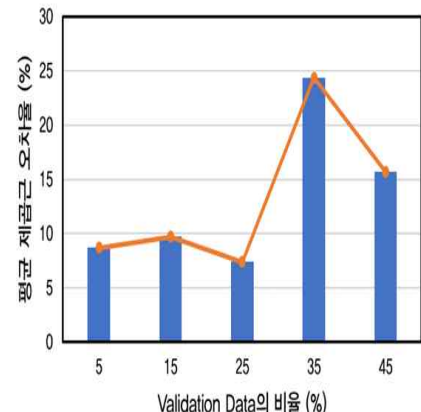


그림 3. Validation Data의 비율에 따른 평균 제공근 오차율

4. 결 론

본 연구 결과 DNN을 통해 압축강도를 추정하는 경우 학습 횟수는 10000~12000회 사이에서 평균 제공근 오차율 6.92%, 추세선의 기울기 0.9263로 나타나 가장 적합한 것으로 판단되며, 검증을 위한 Validation Data의 비율은 학습 횟수가 5000회일 때, 전체 데이터의 25%인 경우가 평균 제공근 오차율이 7.43%로 나타나 가장 적합한 것으로 판단된다. 평균 제공근 오차율이 학습 횟수가 11000회인 경우에 6.92%로 나타나, 실제 임의의 배합에 대한 압축강도 추정에 적용이 가능할 것으로 판단되나, 추정 프로그램을 구동하기 위한 하드웨어의 성능에 따라 좀 더 많은 횟수로 학습했을 경우에 오차율에 대한 연구가 필요할 것으로 판단된다.

Acknowledgement

이 논문은 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업입니다. (No. 2015R1A5A1037548)]

참 고 문 헌

1. 이승창, 인공신경망을 이용한 콘크리트 강도 추정, 한국콘크리트학회 2002년도 봄 학술발표회 논문집, pp.997~1002, 2002.5
2. 신경망을 이용한 콘크리트 배합 요소 및 압축강도 추정, 한국콘크리트학회 논문집 제14권 제4호, pp.457~466, 2002.8