

신경망 모델을 이용한 40MPa, 60MPa 고유동 콘크리트의 최적배합설계

The Optimum Mix Design of 40MPa, 60MPa High Fluidity Concrete using Neural Network Model

조성원* 조성은* 김영수**
Cho, Sung-Won Cho, Sung-Eun Kim, Young-Su

Abstract

Recently, the demand for high fluidity concrete has been increased due to skyscrapers. However, it has its own limits. First of all, high fluidity concrete has large variation and through trial & error it costs lots of money and time. Neural network model has repetitive learning process which can solve the problem while training the data. Therefore, the purpose of this study is to predict optimum mix design of 40MPa, 60MPa high fluidity concrete by using neural network model and verifying compressive strength by applying real data. As a result, comparing collective data and predicted compressive strength data using MATLAB, 40MPa mix design error rate was 1.2%~1.6% and 60MPa mix design error rate was 2%~3%. Overall 40MPa mix design error rate was less than 60MPa mix design error rate.

키 워 드 : 고유동 콘크리트, 신경망 모델, 압축강도, 최적배합설계
Keywords : high fluidity concrete, neural network model, compressive strength, optimum mix design

1. 서 론

최근 콘크리트 구조물의 고성능화, 대형화됨에 따라 건설 분야에서 고유동 콘크리트의 수요가 늘어나고 있다. 고유동 콘크리트는 굳지 않은 상태에서 재료분리 없이 자기충전이 가능한 콘크리트¹⁾, 고유동 콘크리트 특성상 유동성을 예측하기 힘들다는 점 때문에 지금까지 시행착오의 과정을 거쳤고, 이는 시간과 비용이 많이 든다는 한계점을 갖고 있다. 그러므로 데이터 예측률이 높고 학습효과가 있는 신경망 모델로 압축강도를 예측하고, 최적의 고유동 콘크리트 배합설계 이용하여 시간과 비용을 절감하고자 한다. 따라서 본 연구에서는 MATLAB을 통해 신경망 모델을 구축하여 40MPa와 60MPa 고유동 콘크리트의 최적배합설계로 압축강도를 예측 하고자한다.

2. 배합설계모델 최적화

2.1 입력 데이터 수집

본 연구에서는 MATLAB 프로그램을 사용하여 신경망 모델을 해석하였으며, 입력 데이터 수집 기준은 3성분계를 중심으로 선별하여 실리카 흙(이하 SF), 플라이 애시(이하 FA), 고로 슬래그 미분말(이하 GGBS)이 들어간 3성분계 고유동 콘크리트 배합설계를 40MPa, 60MPa를 나눠 데이터를 수집하였다. 입력데이터로는 9개의 변수를 입력하였고 출력변수로는 28일 압축강도를 변수로 두었으며, 혼화재로 고로 슬래그 미분말과 실리카 흙을 사용한 경우와 플라이 애시와 실리카 흙을 사용한 경우로 두 가지 모델의 입출력 변수를 그림 1과 그림 2로 도식화 하였다.

2.2 신경망 모델의 최적화

최적의 신경망 모델에서는 학습률은 0.1과 0.01로 선정하였으며, 은닉층과 노드수를 각각 3개로 선정하였다. 수집된 데이터를 학습 시키는 알고리즘으로는 오류역전파 알고리즘(Backpropagation Algorithm)을 사용하였다. 학습횟수는 100,000번, 학습오차는 0.01로 설정해 40MPa, 60MPa에 해당하는 고유동 콘크리트의 배합설계 데이터를 학습시켰다.

* 부산대학교 건축공학과 석사과정
** 부산대학교 건축공학과 교수, 교신저자(kys@pusan.ac.kr)

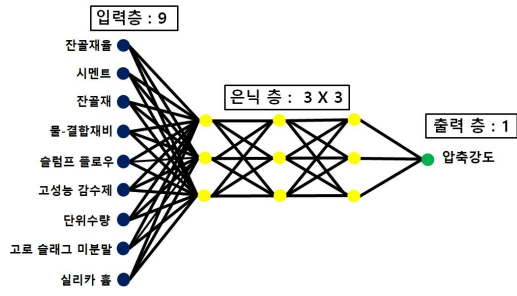


그림 1. 신경망 입·출력 변수 (1)

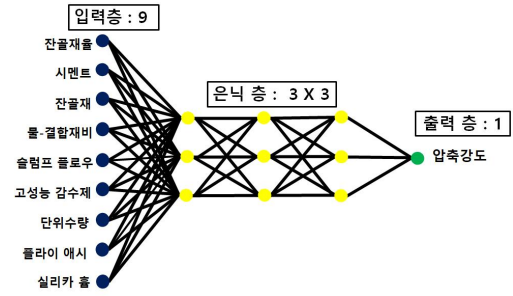


그림 2. 신경망 입·출력 변수 (2)

3. 예측 결과

3.1 압축강도 예측 값과 오차률

표 1은 신경망 모델을 MATLAB으로 해석한 데이터와 수집된 데이터를 비교한 결과로 40MPa 배합설계 최대 오차률이 1.6%로 60MPa 배합설계 최대 오차률 3.1%보다 낮아, 40MPa 배합설계 예측률이 높다는 것을 알 수 있다. 신경망 모델의 검증을 위해 Nan Su 논문의 데이터²⁾를 입력한 결과값을 표2에 나타내었다. 40MPa과 60MPa 배합설계 최대 오차률이 각각 2.6%와 5.5%로 40MPa 배합설계 예측률이 60MPa 배합설계에 비해 높았으며, 표 1 배합설계 오차률과 비교했을 때보다 오차률이 높게 나왔다.

표 1. 수집된 데이터의 신경망 모델 검증 결과

	배합설계	수집된 데이터 (MPa)	예측 값 (MPa)	오차 (MPa)	오차률 (%)
1	40MPa (SF+FA)	49.8	49.2	0.6	1.2
2	40MPa (SF+FA)	47.9	47.1	0.8	1.6
3	40MPa (SF+GGBS)	47.7	46.9	0.8	1.6
4	40MPa (SF+GGBS)	47.2	46.5	0.7	1.4
5	60MPa (SF+FA)	69.2	67.8	1.4	2.0
6	60MPa (SF+FA)	68.4	66.5	1.9	2.7
7	60MPa (SF+GGBS)	69.6	67.4	2.2	3.1
8	60MPa (SF+GGBS)	69.2	67.1	2.1	3.0

표 2. Nan Su 데이터 검증 결과

	배합설계	Nan Su의 데이터 (MPa)	예측 값 (MPa)	오차 (MPa)	오차률 (%)
1	40MPa (SF+FA)	47.1	46.0	1.1	2.3
2	40MPa (SF+GGBS)	45.9	47.1	1.2	2.6
3	60MPa (SF+FA)	67.4	64.6	2.8	4.1
4	60MPa (SF+GGBS)	68.7	64.9	3.8	5.5

4. 결 론

신경망 모델을 통해 40MPa와 60MPa의 고유동 배합설계 모델을 개발하고 실제 데이터를 적용시킨 결과는 다음과 같다.

- 1) 수집된 데이터와 MATLAB으로 해석된 데이터를 비교한 결과 40MPa 배합설계 예측률이 60MPa 배합설계 예측률 보다 높았다.
- 2) 모델 검증을 위해 Nan Su 데이터를 적용한 결과 최대 오차률이 5.5%로 수집된 데이터의 오차률에 비해 높게 나왔다.

참 고 문 헌

1. 김재훈, 지남용, 김희중, 문헌조사를 통한 한 일간의 고유동 콘크리트 사용재료의 구성에 관한 비교 연구, 한국건축사공학회지, 제12권 제14호, pp.111~118, 1998.12
2. Nan Su, A simple mix design method for self-compacting concrete, cement and concrete research, Vol.31, pp.1799~1807