

# 신경망을 이용한 고강도 콘크리트 배합설계모델에 관한 연구

## A Study on Mix Design Model of High Strength Concrete using Neural Networks

이 유 진\*      이 선 관\*\*      김 영 수\*\*\*  
Lee, Yu-Jin    Lee, Sun-Kwan    Kim, Yeong-Soo

### Abstract

The purpose of this study is to suggest and verify high-strength concrete mix design model applying neural network theory, in order to minimize effort and time wasted by using trial and error method until now. There are 7 input and 2 output to predict mix design. 40 data of mix design were learned with back-propagation algorithm. Then they are repeatedly learned back-propagation in neural network theory. Also, to verify predicted model, we analyzed and compared value predicted from 60MPa mix design with value measured by actual compressive strength test.

키 워 드 : 신경망 이론, 배합설계, 고강도 콘크리트, 역전파 알고리즘  
Keywords : Neural Networks Theory, Mix Design, High-Strength Concrete, Back-propagation Algorithm

## 1. 서 론

### 1.1 연구의 배경 및 목적

구조물은 현대사회의 도시집중화에 따라 고층화, 장대화, 대형화 등에 따른 다양한 요구가 증대되고 있다. 그에 따라 고강도 콘크리트에 관한 높은 관심과 그에 관한 연구가 활발히 이루어지고 있다.

고강도 콘크리트 배합시 가장 적합한 조합을 찾는 데 지침이 되는 기본적인 관계는 이미 확립되어 있으나 그 최종 결정은 시험배합을 통하여 결정하여야 하므로 배합설계를 도출하는데 상당한 시간과 경비가 소요된다. 이러한 시행착오적인 방법으로는 비경제적이면서 과설계 된 배합설계를 사용하게 될 가능성이 높다고 본다.

보다 합리적이고 최적화된 고강도 콘크리트 배합설계를 위해, 데이터 수가 충분하고 입력조건의 설정이 적절하면 정확한 예측이 가능한 신경망 이론을 도입할 필요가 있다. 신경망 이론을 이용하여 배합설계 데이터의 입·출력 변수들을 반복 학습시키면 trial & error 방법으로 낭비되던 시간과 노력을 최소화 시킬 수 있다고 판단된다.

이와 같은 관점에서 본 연구는 60MPa급 고강도 콘크리트의 배합설계를 신경망 이론에 적용시켜 재료의 낭비를 줄여 경제성을 높이면서 원하는 강도를 얻을 수 있는 배합설계모델을 제시하고자 한다.

## 2. 고강도 콘크리트 배합설계모델 구축

### 2.1 자료수집

신경망 이론을 적용한 고강도 콘크리트 배합설계모델 개발을 위해서는 배합설계에 관한 입력자료와 출력자료가 필요하다. 학습자료는 압축강도, 물-결합재비, 잔골재율, 단위수량, 단위시멘트량, 혼화재량, 단위잔골재량, 단위 굵은 골재량 및 혼화제 혼입률로 9개 요소를 사용하였다. 배합설계 데이터는 혼화제로 플라이애시를 사용한 경우와 실리카폼을 사용한 경우로 나누어 각각 20개씩 수집하였다. 배합설계에 사용된 재료의 비중, 분말도 등은 학습요소로 사용하지 않았다. 혼화제는 고성능 감수제, 굵은골재는 20mm 이하의 것을 사용한 배합설계데이터를 대상으로 수집하였다.

### 2.2 입력변수 및 출력변수의 결정

배합설계모델 개발을 위해 연구자 하는 압축강도를 설정하고 예측하고자 하는 배합설계 인자를 정하였다. 본 연구에서는 예측하고자 하는 배합설계 인자를 단위수량과 혼화재량(플라이애시, 실리카폼)으로 정하였다. 단위수량과 혼화재량의 예측을 위해 압축강도, 물-결합재비, 잔골재율, 단위시멘트량, 단위잔골재량, 단위굵은골재량 및 고성능감수제 혼입률로 총 7개의 인자를 입력변수로 두었으며, 단위수량과 혼화재량을 출력변수로 두었다.

### 2.3 신경망 모델 학습 과정

신경망 모형을 구축하기 위해서는 먼저 학습을 통한 모형의 최

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

적화 작업이 필요하다. 최적화 작업은 설정한 오차한계 이내로 학습오차를 최소화 하는 것을 의미한다. 신경망의 학습반복횟수는 학습오차가 0.001 이하가 될 때 완료하는 것으로 하였으며, 오류 역전파 알고리즘을 사용하였다.

플라이애시를 혼화재로 사용한 배합설계 데이터 20개를 학습시킨 결과 학습률 0.5, 은닉층 노드수 6개일 때 오차율이 1.2%로 가장 낮게 나타났으며, 실리카폼을 혼화재로 사용한 배합설계 데이터 20개를 학습시킨 결과 학습률 0.3, 은닉층 노드수 12개일 때 오차율이 1.1%로 가장 낮게 나타났다.

### 2.4 단위수량 및 혼화재량 예측

표 1은 앞서 학습 완료된 신경망으로 단위수량과 플라이애시, 실리카폼 혼입량을 예측한 결과이다. 배합 1과 2는 얻고자 하는 압축강도를 65MPa로 지정한 후 그에 따른 단위수량과 플라이애시 및 실리카폼 혼입량을 나타낸 것이다. 압축강도 65MPa에 대해 배합 1에서 단위수량은 137kg/m<sup>3</sup>, 플라이애시 혼입량은 170kg/m<sup>3</sup>으로 예측되었으며, 배합 2에서 단위수량은 171kg/m<sup>3</sup>, 실리카폼 혼입량은 66.6kg/m<sup>3</sup>으로 예측되었다.

표. 1 콘크리트 배합표

배합	W/B (%)	S/a (%)	단위 질량(kg/m <sup>3</sup> )						SP (%)	압축 강도 (MPa)
			W	결합재량			S	G		
				C	FA	SF				
1	31	35.7	137	272	170	-	665	1185	1.0	65
2	34	40.8	171	437	-	66.6	692	995	2.5	65

### 3. 신경망 모델 검증

신경망 모델을 검증하기 위해 표 1의 콘크리트 배합표를 통해 KS F 2405에 준하여 압축강도 시험을 실시하였다. 압축강도 측정을 위해 시험체는 원주형 몰드(∅100mm × 200mm)를 사용하였다. 표 2에는 배합설계인자들의 수준을 예측하기 위해 지정하였던 압축강도 65MPa과 실험을 통한 압축강도 측정값의 차이를 나타내고 있다. 실험 결과 65MPa과 실험값의 차이가 다소 발생했으나 오차율이 1.38%, 2.0%로 나타나 배합설계모델로 적합한 것으로 사료된다.

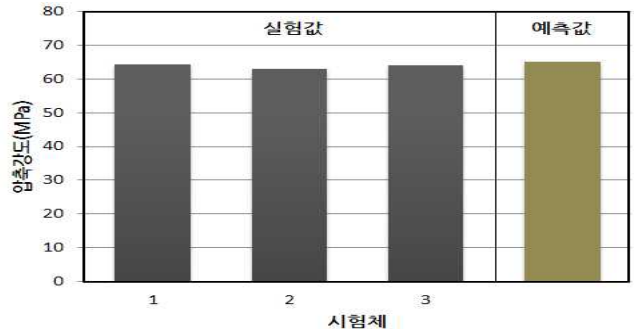


그림.2 배합 (D)의 실험값과 예측값

표 2. 신경망 모델 검증

배합	압축강도 (MPa)	압축강도 실험값 (MPa)	오차 (MPa)	오차율 (%)
1	65	64.1	0.9	1.38
2	65	63.7	1.3	2.00

### 4. 결 론

본 연구에서는 혼화재로 플라이애시와 실리카폼을 각각 사용한 배합설계 데이터를 통해 신경망 모델을 구현하였다. 완성된 배합설계모델은 검증실험을 통해 오차가 0.9, 1.3MPa로 나타났으며 오차율이 1.38%, 2.0%로 나타나 고강도 콘크리트 배합설계모델이 됨을 알 수 있었다. 차후에 더 많은 배합설계 요인과 데이터의 양이 풍부하다면 보다 발전된 고강도 콘크리트 배합설계모델 개발이 가능할 것으로 판단된다.

### 참 고 문 헌

1. 김대수, 신경망 이론과 응용1, 진한엠엔비, 2005.1
2. 김인수 외, 신경망을 이용한 콘크리트의 배합요소 및 강도추정, 콘크리트학회논문집, 제14권 제4호, pp.457~466, 2002.8
3. 오창석, 뉴로컴퓨터, 지성출판사, pp174~199, 1997

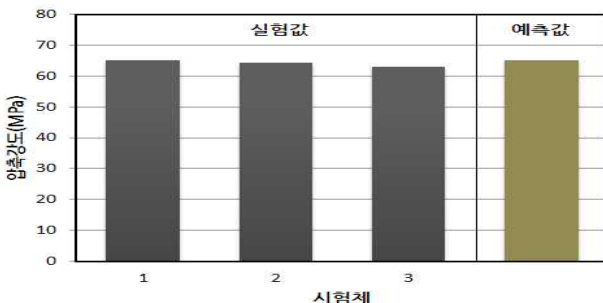


그림.1 배합 (C)의 실험값과 예측값