

외부영향요인을 고려한 콘크리트 강도예측 뉴럴 네트워크 모델

최현욱, 이성행, 문성우*
부산대학교 사회환경시스템공학과

Concrete Strength Prediction Neural Network Model Considering External Factors

Hyun-Uk Choi, Seong-Haeng Lee, Sungwoo Moon*

Department of Civil and Environmental Engineering, Pusan National University

요약 콘크리트 강도는 시멘트, 물, 자갈, 모래 그리고 혼화제 등 내부영향요인뿐만 아니라 실제 현장에서 발생하는 현장기온과 타설지연시간 등 외부영향요인의 영향을 받게 된다. 본 연구의 목적은 콘크리트 배합설계 시 내부영향요인과 외부영향요인을 고려하여 현장 콘크리트 타설시 최적의 콘크리트 강도를 확보하는 것이다. 본 연구에서는 내부영향요인과 외부영향요인에 대한 수준을 정의하고, 모두 24개의 조합에 대한 콘크리트 강도 테스트를 한 후 콘크리트 강도예측 뉴럴 네트워크 모델을 개발했다. 본 콘크리트 강도예측 뉴럴 네트워크 모델은 현장 콘크리트 타설 시 현장기온과 타설지연시간을 고려하여 콘크리트 강도를 예측하는 기능을 제공한다. 본 콘크리트 강도예측 뉴럴 네트워크 모델은 내부영향요인과 외부영향요인을 분석하고 실제 현장에서 콘크리트를 타설할 때 양생온도와 타설지연시간을 뉴럴 네트워크 입력변수로 처리하여 콘크리트 강도를 예측하는 기능을 제공한다. 시공사는 콘크리트 강도예측 결과를 활용하여 콘크리트 배합을 조정함으로써 현장타설 콘크리트 강도를 관리할 수 있을 것이다.

Abstract The strength of concrete is affected significantly not only by the internal influence factors of cement, water, sand, aggregate, and admixture, but also by the external influence factors of concrete placement delay and curing temperature. The objective of this research was to predict the concrete strength considering both the internal and external influence factors when concrete is placed at the construction site. In this study, a concrete strength test was conducted on the 24 combinations of internal and external influence factors, and a neural network model was constructed using the test data. This neural network model can predict the concrete strength considering the external influence factors of the concrete placement delay and curing temperature when concrete is placed at the construction site. Contractors can use the concrete strength prediction neural network model to make concrete more robust to external influence factors during concrete placement at a construction site.

Keywords : Concrete mix design, internal influence factor, external influence factor, neural network model, concrete strength prediction

1. 서론

1.1 연구배경

콘크리트 배합설계는 시멘트, 물, 자갈, 모래 그리고

혼화제 등 구성성분의 재료비율을 결정하는 일련의 과정이며, 콘크리트 강도를 확보하기 위한 최적의 재료비율을 결정해야 한다[1]. 실제 건설현장에서 콘크리트 타설 시 콘크리트 강도는 시멘트, 물, 자갈, 모래 그리고 혼화

본 논문은 2015년도 한국연구재단 기초연구사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (2015R1D1A1A01059487)

*Corresponding Author : Sungwoo Moon(Pusan National Univ.)

Tel: +82-51-510-2344 email: sngwmoon@pusan.ac.kr

Received August 14, 2018

Revised (1st October 29, 2018, 2nd November 26, 2018)

Accepted December 7, 2018

Published December 31, 2018

제 등 내부영향요인뿐만 아니라 콘크리트 타설 시 현장 기온과 타설지연시간 등 외부영향요인의 영향을 받게 된다.

양생온도는 콘크리트 타설 시 현장기온의 영향을 받게 되며, 계절적인 영향을 많이 받게 되어서 겨울과 여름의 콘크리트 품질에 영향을 가져올 수 있다. 또한 타설지연시간은 배치 플랜트부터 콘크리트 타설현장 도착에 걸리는 시간과 현장도착 후 콘크리트 타설 시까지 대기해야 하는 시간을 포함하게 된다. 타설지연은 콘크리트 작업순서의 영향을 받게 되고, 대기시간이 지연됨에 따라서 콘크리트 강도저하 등 콘크리트 강도에 영향을 가져온다.

이와 같이 콘크리트 강도는 외부환경의 영향을 많이 받으며, 따라서 콘크리트 강도를 확보하기 위해서는 콘크리트의 내부영향요인뿐만 아니라 양생온도와 타설지연시간 등 외부영향요인을 고려해야 한다. 콘크리트 배합설계 시 외부영향요인을 고려하기 위해서는 다구찌 방법을 적용할 수 있다. 다구찌는 제품에 가져오는 영향을 내부영향요인과 외부영향요인으로 구분하여 제품설계의 최적화를 시도했으며, 이러한 과정을 통하여 생산되는 제품의 품질을 확보할 수 있었다[2].

콘크리트 배합설계에 있어서 최적화는 콘크리트 재료의 강도를 확보하고 경제성을 동시에 만족시키기 위해서 중요한 과정이다. 콘크리트 배합설계에서도 로버스트 기법인 다구찌 방법을 이용하면 외부영향요인에 가장 적절하게 대응할 수 있는 최적의 콘크리트 배합설계를 할 수 있다.

즉, 실제 콘크리트 생산과 현장타설에서, 콘크리트 강도를 최적화하기 위해서는 현장기온과 타설지연시간 등 외부영향요인을 확인해야 한다. 또한 확인된 외부영향요인을 반영하여 배치 플랜트에서 콘크리트 생산 시 콘크리트 배합비율을 조정해야 한다.

기존 연구를 살펴보면, 다구찌 방법이 콘크리트 배합설계에 적용된 사례를 찾을 수 있으나, 이러한 접근방법들은 콘크리트 배합설계 시 설계인자를 적절하게 적용하여 콘크리트 재료비율을 결정하는 방향에서 연구되어 왔다. 예를 들어서, Yoyok and Sabarudin[3]은 다구찌 배합설계방법을 적용하여 자가다짐 (self-compacting) 콘크리트 배합설계 시 실험횟수를 적절하게 줄이고, 물, 시멘트, 자갈, 모래, 실리카흄, 혼화제 등 콘크리트 구성성분을 효과적으로 테스트했다.

Yoyok and Sabarudin은 최적 배합설계를 위한 실험 횟수를 줄이기 위해서 다구찌 배합설계방법을 이용한 반면 Nuruddin and Bayuaji[4]는 애쉬 (ash) 콘크리트의 설계인자의 관계를 분석하여 최적의 콘크리트 재료 배합비율을 정의하기 위해서 다구찌 배합설계방법을 이용했다. 본 연구자들은 다구찌 배합설계방법을 통하여 콘크리트 압축강도와 인장강도를 최적화하는 콘크리트 재료 구성비율을 찾았고, 공극률을 최소화할 수 있었다. 결과적으로 연구자들은 애쉬와 혼화제의 상관관계를 최적화하는 연구성과를 얻었다.

현장 콘크리트 강도를 확보하기 위해서는 배치 플랜트에서 당일 실시하는 현장배합이 현장기온과 타설지연시간 등 외부영향요인을 받았을 때 적절한 콘크리트 강도를 제공하는 가를 예측할 수 있는 콘크리트 강도예측 모델이 필요하다. 최근 뉴럴 네트워크가 콘크리트 강도예측을 위한 모델로서 적용되고 있는 추세이다.

뉴럴 네트워크는 인간의 신경계를 모방하여 개발된 학습모델이며, 반복적인 학습과정을 통하여 결과치를 예측하는 기능을 가진다[5]. 뉴럴 네트워크는 최근 건설분야에서 활발하게 연구되고 있다. 예를 들어서, Yeo et al.[6]은 뉴럴 네트워크와 유전자 알고리즘을 연계하여 선행우량 및 수위를 예측했고; Han et al.[7]은 뉴럴 네트워크를 적용하여 도로건설 기획단계의 공사비를 예측했으며; 그리고 Kim et al.[8]은 예측 뉴럴 네트워크를 개발하여 건설안전사고 발생을 사전에 예측했다.

뉴럴 네트워크는 회귀분석모델과 비교되기도 하는데, 다수의 입력변수값을 가질 때 기존 회귀분석모델과 대비하여 장점을 가지는 것으로 나타나고 있다[9]. 다수의 연구자들이 이러한 특성을 활용하기 위해서 뉴럴 네트워크를 콘크리트 배합설계 시 콘크리트 강도예측에 자주 사용하고 있다. 예를 들어서, Oh et al.[10]은 콘크리트 배합설계에 존재하는 재료, 온도, 현장조건 등 불확실성과 오차를 최소화하기 위해서 뉴럴 네트워크를 적용했다. 그러나 뉴럴 네트워크를 트레이닝하는 과정은 일반적인 절차를 따랐으며, 굵은골재, 슬럼프 골재 조립율 등을 입력변수로 하고 콘크리트 강도를 출력변수로 했다. 본 연구에서 뉴럴 네트워크는 오차 1.7% 이내의 정확도를 가지며, 우수한 콘크리트 강도예측 기능을 제공하는 것으로 나타났다.

이외에 뉴럴 네트워크는 콘크리트 강도예측에서 주요한 모델로 적용됐다. 몇 가지 연구사례를 들면, Kim et

al.[11]은 뉴럴 네트워크의 예측기능과 관련하여 뉴럴 네트워크를 콘크리트 압축강도 추정에 적용했다. On et al.[9]은 뉴럴 네트워크를 사용하여 고강도 콘크리트 배합설계 모델을 개발했다. Shin et al.[12]은 뉴럴 네트워크를 이용하여 반복적인 콘크리트 시료 테스트를 줄이고, 60MPa 고강도 콘크리트 강도를 예측했다. 이와 같이 뉴럴 네트워크는 콘크리트 배합설계에서 최종 콘크리트 강도를 예측하기 위한 배합설계 모델로서 연구되고 있다.

기존연구에서 공통된 점은 뉴럴 네트워크 적용시 입력변수로 콘크리트의 설계인자, 즉, 내부영향요인만을 적용하여 출력변수인 콘크리트 강도를 예측했다는 것이다. 그러나, 본 논문에서는 기존연구와 차별화하여 입력변수에 외부영향요인을 동시에 고려한 새로운 콘크리트 강도예측 뉴럴 네트워크 모델을 제시한다.

1.2 연구목적 및 방법

본 연구는 콘크리트 배합설계 시 내부영향요인과 외부영향요인을 고려하여 현장 콘크리트 타설 시 최적의 콘크리트 강도를 확보하는 것을 목적으로 한다. 연구목적 달성을 위해서 본 연구는 콘크리트 배합설계와 관련한 내부영향요인과 외부영향요인을 분석하고, 콘크리트 강도예측 뉴럴 네트워크 모델을 개발했다. 외부영향요인을 고려한 콘크리트 강도예측 뉴럴 네트워크 모델은 배치 플랜트에서 당일 실시하는 현장배합이 현장기온과 타설지연시간 등 외부영향요인을 받았을 때 적절한 콘크리트 강도를 평가하여 현장 콘크리트 강도를 확보하는 관리도구를 제공한다.

Fig. 1은 본 연구의 절차를 나타낸다. 첫째, 내부영향요인으로 모래와 자갈의 비율 (Sand/Aggregate, S/A), 그리고 혼화제 (Admixture) 양을 정했으며, 둘째, 외부영향요인으로 양생온도와 타설지연시간을 정했고, 셋째, 콘크리트 강도를 예측하는 1단계 부분 뉴럴 네트워크를 트레이닝 했고, 넷째, 콘크리트 강도를 평가하는 2단계 부분 뉴럴 네트워크를 트레이닝 했으며, 다섯째, 콘크리트 타설현장에서 발새하는 양생온도와 타설지연시간을 확인하고, 여섯째, 콘크리트 강도예측 뉴럴 네트워크 모델을 적용하여 콘크리트 강도를 예측했다.

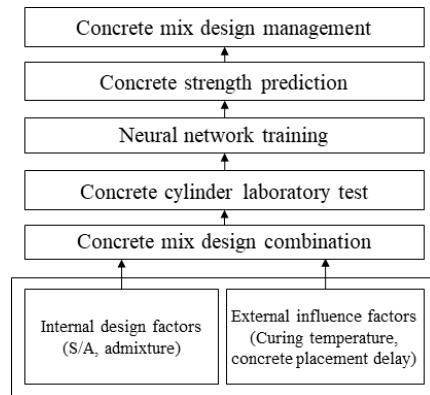


Fig. 1. Research procedure

2. 콘크리트 배합설계

2.1 콘크리트 배합설계 구성

본 연구는 다구찌 배합설계방법을 적용함에 있어서 시멘트, 물, 자갈, 모래 그리고 혼화제 등 내부영향요인 뿐만 아니라 콘크리트 타설 시 양생온도와 타설지연시간 등 외부영향요인을 동시에 고려했다는 특징을 가진다. 이와 같이 내부영향요인과 외부영향요인을 동시에 고려함으로써 현장조건 하에서 배합설계를 최적화할 수 있다. 최적으로 배합설계 된 콘크리트 재료는 현장조건에서 가장 높은 성능을 가진다는 것을 의미하며, Taguchi[2]가 기술한 바와 같이 외부영향요인의 영향을 가장 적게 받게 된다.

그러나 뉴럴 네트워크를 콘크리트 강도예측에 적용할 때 문제는 콘크리트 강도가 현장조건에 따라서 많은 영향을 받게 된다는 것이다. 콘크리트 강도예측의 정확성을 높이기 위해서는 내부영향요인과 외부영향요인의 인자를 결정하고, 인자 간 조합을 통하여 콘크리트 강도에 가져오는 영향을 고려해야 한다.

본 연구에서는 내부영향요인으로 모래와 자갈비율인 S/A 비와 혼화제 양을 선택했으며, 외부영향요인으로 양생온도와 타설지연시간을 선택했다. 여기서 양생온도는 현장타설시 현장기온을 나타낸다. Fig. 2는 본 연구를 위해서 구성한 콘크리트 배합설계의 예를 보여준다. 콘크리트 구성성분은 물, 시멘트, 모래, 자갈 그리고 혼화제로 구성됐으며, 이를 배합설계의 내부영향요인으로 처리했다. Fig. 2에서 보여주는 구성성분의 재료비율은 한 가지 예시이며, 실제 콘크리트 시료를 작성할 때에는

S/A 비를 2가지 수준으로 정의했으며 (예: Level (1)->47.0%; Level (2)->51.7%), 또한 혼화재 양을 2가지 수준으로 정의했다 (예: Level (1)->1.2(kg/m³); Level (2)->1.6(kg/m³)).

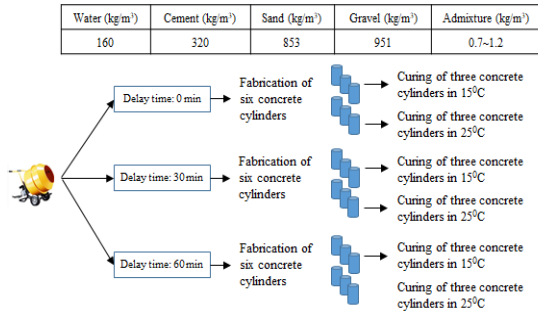


Fig. 2. Combination of concrete mix design

내부영향요인과 마찬가지로 외부영향요인도 양생온도는 2가지 수준으로 정의하고 (예: Level (1)->15°C; Level (2)->25°C), 타설지연시간은 3가지 수준으로 정의했다 (예: Level (1)->0min; Level (2)->30min; Level (3)->60min). 이와 같이 정의된 내부영향요인과 외부영향요인을 조합하면 총 24개의 조합이 구성된다.

2.2 콘크리트 배합설계 결과

다음 내부영향요인과 외부영향요인을 동시에 고려한 배합설계에 따라서 콘크리트 시료를 제작한 후 콘크리트 강도를 테스트 했다. 콘크리트 시료는 각 조합에 대하여 3개씩 제작했다. 콘크리트 강도는 28일 강도를 기준으로 하지만 본 연구에서는 콘크리트 강도를 신속하게 보기 위해서 3일 콘크리트 강도를 기준으로 측정했다. 슬럼프는 콘크리트 시료제작 전 측정했으며, 현장 콘크리트 타설지연의 경우를 따랐다.

Table 1은 콘크리트 강도와 슬럼프 테스트 결과를 보여준다. 아래의 표를 살펴보면 내부영향요인에 있어서 S/A 비가 2가지 수준으로 정의되어 있으며, 혼화재 양이 2가지 수준으로 정의되어 있다. 또한 외부영향요인에 있어서 양생온도가 2가지 수준으로 정의되고, 타설지연시간은 3가지 수준으로 정의됐다.

Table 1. Performance analysis considering internal and external variables in concrete mix design

No.	Internal variable		External variable		Concrete strength (MPa)
	S/A ratio (%)	Admixture (kg/m ³)	Curing temperature (°C)	Concrete placement delay time (min)	
1	47.0	1.2	15	0	17.89
2	47.0	1.2	15	30	16.33
3	47.0	1.2	15	60	15.86
4	47.0	1.2	25	0	21.83
5	47.0	1.2	25	30	20.68
6	47.0	1.2	25	60	20.33
7	47.0	1.6	15	0	19.98
8	47.0	1.6	15	30	18.90
9	47.0	1.6	15	60	16.52
10	47.0	1.6	25	0	26.40
11	47.0	1.6	25	30	22.73
12	47.0	1.6	25	60	22.53
13	51.7	1.2	15	0	17.41
14	51.7	1.2	15	30	15.12
15	51.7	1.2	15	60	15.53
16	51.7	1.2	25	0	19.49
17	51.7	1.2	25	30	20.88
18	51.7	1.2	25	60	20.02
19	51.7	1.6	15	0	19.30
20	51.7	1.6	15	30	17.92
21	51.7	1.6	15	60	17.61
22	51.7	1.6	25	0	25.24
23	51.7	1.6	25	30	23.07
24	51.7	1.6	25	60	22.67

Note: 1) Levels for design parameters:
 S/A ratio level (1)->47.0%; Level (2)->51.7%
 Admixture Level (1)->1.2(kg/m³); Level (2)->1.6(kg/m³)
 2) Levels for external factors:
 Delay time Level (1)->0min; Level (2)->30min; Level (3)->60min
 Curing temperature Level (1)->15°C; Level (2)->25°C

3. 뉴럴 네트워크 모델개발

3.1 뉴럴 네트워크 트레이닝

Fig. 3는 Table 1의 데이터 세트를 뉴럴 네트워크에 적용하기 위해서 구성한 뉴럴 네트워크 모델의 기본 계층구성을 보여준다. 본 뉴럴 네트워크 모델은 1) 내부영향요인과 외부영향요인을 입력변수로 처리하며, 2) 2개의 은닉층을 가지고, 3) 콘크리트 강도를 출력변수로 처리한다. 내부영향요인은 S/A 비와 혼화재 양을 입력변수로 가지고, 외부영향요인은 양생온도와 타설지연시간을 입력변수로 가진다.

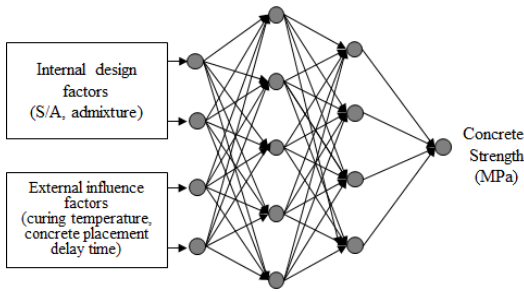


Fig. 3. Neural network model architecture

본 연구에서는 Version R2017a MATLAB [13]을 사용하여 뉴럴 네트워크를 트레이닝했다. Fig. 4는 MATLAB을 사용하여 Fig. 3 뉴럴 네트워크 모델을 표현한 것이다. Fig. 4를 살펴보면 2개의 은닉층이 있으며, 각각 5개와 4개의 뉴런을 가지고 있다. 입력변수는 내부 영향인자인 S/A와 혼화재 양 2개, 그리고 외부영향인자인 양생온도와 타설지연시간 2개 등 모두 4개가 있다. 출력변수는 콘크리트 강도와 슬럼프가 있다. 여기서, 가중치와 바이어스 (bias)는 `initnw` 함수에 의하여 계산된다.

뉴럴 네트워크는 Levenberg-Marquardt 알고리즘[14]을 기본으로 하는 트레이닝 함수를 사용하여 가중치와 바이어스를 조정하면서 목표출력을 달성할 때까지 계속된다. MATLAB에서는 뉴럴 네트워크 트레이닝 시 MSE (Mean Square Error)를 기본성능함수로 사용하며, 타겟 변수값(t)과 출력변수값(a)의 차이를 이용하여 나타낸다.

$$F = \text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (1)$$

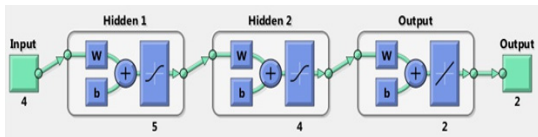


Fig. 4. Neural network training architecture in Matlab

본 논문에서 뉴럴 네트워크는 ‘3.2 콘크리트 배합설계 결과’에서 구한 Table 1의 콘크리트 강도 테스트 결과를 가지고 개발했다. Table 1에서 S/A 비와 혼화재, 그리고 양생온도와 타설지연시간은 뉴럴 네트워크 트레이닝 시 입력변수로 처리됐고, 콘크리트 강도는 출력변수로 처리됐다.

뉴럴 네트워크 트레이닝 결과는 상관관계계수 R에 의

하여 표현된다. R 값은 실제 타겟값과 예측값의 관계를 나타낸다. R 값이 1에 가깝다는 것은 타겟값과 예측값이 가까운 관계라는 의미이다.

Fig. 5는 뉴럴 네트워크 모델이 가지는 타겟값과 예측값의 상관관계를 나타내는 회귀분석모델로서 R값이 0.9978로써 1에 가깝다는 결과를 보여준다. R값이 1에 가깝다는 것은 뉴럴 네트워크 모델이 실제 타겟값에 가까운 예측값을 생성한다는 것을 의미한다. 또한 본 연구에서 제시한 뉴럴 네트워크 모델의 MSE 값은 0에 가까운 0.0079로써 외부영향요인을 고려한 콘크리트 강도예측 뉴럴 네트워크 모델의 신뢰성을 보여준다.

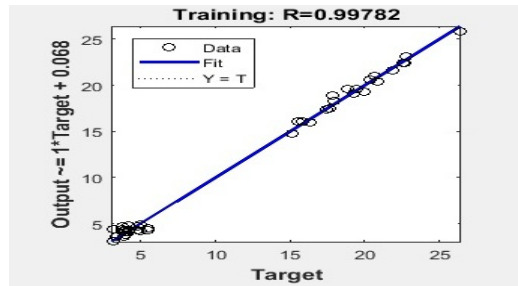


Fig. 5. Regression plot of neural network (X axis = target of neural network and Y axis = actual output received by neural network)

3.2 뉴럴 네트워크 검증

뉴럴 네트워크 모델 검증을 위해서는 뉴럴 네트워크 트레이닝에 사용했던 데이터 세트와 별도의 데이터 세트가 필요하다. 본 연구에서는 뉴럴 네트워크 트레이닝을 위해서 제작했던 콘크리트 시료와 별도로 뉴럴 네트워크 모델 검증을 위해서 콘크리트 시료를 제작했다.

뉴럴 네트워크 모델 검증은 내부영향요인과 외부영향요인을 구분하여 뉴럴 네트워크 모델에 적용한 후 콘크리트 강도를 예측한 결과와 실제 콘크리트 시료에 대한 콘크리트 강도 결과를 비교하는 방법으로 수행됐다. 본 모델검증에서 실시한 비교분석을 위해서 Table 1과 다른 별도의 데이터 셋이 사용됐다. 내부영향요인으로 S/A 비는 49%, 그리고 혼화재 량은 1.4 kg/m³을 적용했으며, 외부영향요인으로 양생온도를 15도, 17도, 22도, 그리고 25도로 등 4가지 레벨로 설정하고, 콘크리트 타설지연시간을 20분과 50분 등 2가지 레벨로 설정했다.

Table 2는 콘크리트 시료 강도를 테스트하여 구한 측정값과 뉴럴 네트워크 모델을 적용하여 예측값을 비교하

여 타겟값을 비교한 결과이다. 표를 살펴보면 콘크리트 강도예측에 있어서 최소 0.62MPa과 최대 4.15MPa의 차이를 가진다. 또한 평균은 2.22MPa이고, 표준편차는 1.29MPa를 가진다.

Table 2. Neural network data set for testing concrete performance

No.	Internal variable		External variable		3 days Concrete strength (MPa)			
	S/A ratio (%)	Admix-ture (kg/m ³)	Curing temperature (°C)	Delay time (min)	Act-ual	Pre-dicted	Differ-ence	% Differ-ence
1	49.0	1.4	17	20	14.70	18.85	4.15	28%
2	49.0	1.4	17	50	14.30	15.23	0.93	6%
3	49.0	1.4	22	20	18.20	18.82	0.62	3%
4	49.0	1.4	22	50	17.60	19.89	2.29	13%
5	49.0	1.4	25	20	18.70	20.49	1.79	9%
6	49.0	1.4	25	50	16.80	20.35	3.55	21%

뉴럴 네트워크의 신뢰성은 상관관계계수에 의하여 나타낼 수 있으며, Jung[15]은 상관관계계수가 0.95 이상이면 뉴럴 네트워크 모델의 신뢰성이 있다고 연구했다. 이와 같은 관점에서 고려할 때 Table 2의 결과는 상관관계계수가 0.9369이며, 본 연구에서 제시하는 뉴럴 네트워크 모델이 신뢰성 기준에 근접하는 정확도를 가지고 있다고 판단된다.

콘크리트 생산 시 현장조건을 고려하여 콘크리트 강도를 예측하는 것은 매우 어려운 시도이다. 이와 같은 콘크리트 강도예측의 어려운 점을 고려했을 때 Table 2의 결과는 뉴럴 네트워크 모델을 사용하여 외부영향요인을 고려한 콘크리트 강도예측을 신뢰성을 가지고 할 수 있다는 것을 보여준다.

4. 결론

콘크리트는 배치 플랜트에서 생산되지만 건설현장까지 운반한 후 자연환경에서 타설하고 양생해야 한다. 따라서 콘크리트 배합설계에서 강도와 슬럼프 등 콘크리트 강도를 유지하기 위해서는 콘크리트 재료배합을 외부영향에 가장 잘 대응할 수 있는 수준으로 준비해야 한다. 본 연구에서는 콘크리트 배합설계에서 외부영향요인을 고려하여 콘크리트 강도를 예측할 수 있는 콘크리트 강

도예측 뉴럴 네트워크 모델을 제시했다.

외부영향요인을 고려한 콘크리트 강도예측 뉴럴 네트워크 모델은 콘크리트 S/A 비와 혼화제 등 내부영향요인과 현장타설 조건을 나타내는 양생온도와 타설지연시간 등 외부영향요인을 뉴럴 네트워크 트레이닝에서 입력 변수로 적용했다. 콘크리트 강도와 슬럼프는 콘크리트 강도를 나타내는 출력변수로 뉴럴 네트워크 트레이닝에 적용했다. 이와 같이 트레이닝된 뉴럴 네트워크 모델은 측정값과 예측값의 상관관계를 나타내는 R이 0.95에 가까운 0.9978값을 가지고 있어서 뉴럴 네트워크 모델이 신뢰성이 있다는 것을 보여줬다.

또한 뉴럴 네트워크 모델을 테스트 셋을 사용하여 검증한 결과 본 연구에서 제시한 외부영향요인을 고려한 콘크리트 강도예측 뉴럴 네트워크 모델은 콘크리트 강도 예측에서 R이 0.95에 가까운 0.9369를 가졌다. 이러한 결과는 본 연구에서 제시하는 뉴럴 네트워크 모델이 실제 콘크리트 생산과 현장타설에서 적용할 수 있을 정도로 신뢰성을 가지고 있다는 것을 보여준다.

현재 단계에서 본 연구는 배합설계 구성요소의 구성비율이 주어졌을 때 현장타설 양생온도와 타설지연시간을 고려하여 콘크리트 강도를 예측하는 뉴럴 네트워크 기반 예측모델의 역할을 한다. 이와 같이 본 연구는 콘크리트 강도를 나타내는 예측모델을 제시하고 있지만 실제 콘크리트 타설현장에 효과적으로 적용하기 위해서는 다양한 조건에서 추가적인 테스트가 필요할 것으로 판단된다. 또한 향후 연구에서는 콘크리트 강도를 구하기 위한 배합설계 구성요소의 구성비율을 예측함으로써 현장조건에 대응하는 뉴럴 네트워크를 개발할 수 있을 것으로 판단된다.

References

- [1] Y. C. Kim, W. S. Yoo, Y. S. Shin, "Application of Artificial Neural Networks to Prediction of Construction Safety Accidents", *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, vol. 17, no. 1, pp. 7-14, 2017. DOI: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4700899>
- [2] G. Taguchi, *Introduction to quality engineering*, Asian Productivity Organization, Tokyo, 1986.
- [3] S. H. Yoyok, B. M. Sabarudin, "Taguchi Experiment Design for Investigation of Freshened Properties of Self-Compacting Concrete", *American Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol. 3, no. 2, pp. 300-306, 2014.

