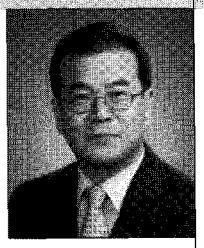
콘크리트 압축강도 예측을 위한 뉴로 퍼지 모델 이용

Prediction of Concrete Compressive Strength by Neuro-Fuzzy Inference System



박 태 원* 정 란**

*단국대학교 리모델링연구소 연구교수
**단국대학교 건축공학과 교수

1. 서 론

1.1 연구의 배경 및 목적

철근콘크리트는 물과 시멘트, 골재의 혼합물로 구성되어진 인공석으로 자원수급의 용이성과 높은 경제성으로 인해 최근 100여 년간 건설재료로 큰 각광을 받아왔다. 또한 다양한 형상의 구조재료를 만들어 내는 우수한 성형성을 감안하면, 앞으로도 많은 건설현장에서 구조 재료로 사용될 것으로 사료된다. 하지만 콘크리트는 각 구성 재료들의 혼합으로 이루어지는 제작 특성상 엄격한 품질관리가 요구되어지고, 특히 강도 품질관리는 전체 구조물의 안전요구와 직접 연관되어지는 특성이 있어, 강도품질관리의 중요성은 콘크리트 품질관리의 핵심사항으로 분류된다.

콘크리트의 압축강도를 예측하는 방법은 공시체 및 모체 콘크리트의 코어를 채취하는 압축강도 시험법, 슈미트햄머의 반발경도를 이용하거나 콘크리트 내부를 통과하는 초음파의 속도를 이용한 비파괴 측정법 등이 있다. 이 중 공시체의 압축강도 시험법은 비교적 정확한 압축강도값을 제공하고 있으나, 공시체 제작에 한계 및 원구조체와 다른 환경에서 양생된다는 점과, 장기재령의 강도예측 시에는 공시체가 없어 모체콘크리트를 훼손해야 하는 단점이 있어, 그 사용에는 한계가 있다. 반발경도법은 현장에서 손쉽게 사용할 수 있으며, 구조체에 손상 없이 콘크리트의 압축강도를 예측할 수 있는 장점으로 인하여 1950년대부터 가장 유효하게 사용되어져 왔다. 또한 초음파 속도를 이용하여 콘크리트의 압축강도를 예측하는 연구는 Leslie와 Cheesman, Jones 등이 진공관을 이용한 장비를 개발하면서 시작되어, 이후 영국과 네덜란드에서 진공관을 이용하지 않고, 초음파 전파의 속도를 디지털로 측정할 수 있는 PUNDIT(Portable Ultrasonic Non Destructive Digital Indicating Tester)가 개발되면서 연구가 본격화되었다. 이러한 비파괴 압축강도 예측방법들은 살펴보면 측정조건에 따라 예측값에 큰 편차를 나타내고 있다. 그림 1과 그림 2는 지난 20여 년간 발표된 연구결과를 정리한 내용이다. 이를 살펴보면 콘크리트 압축강도 추정을 위한 비파괴 시험은 일정한 경향을 나타내고는 있으나 예측결과의 산포도가 높아 예측된 압축강도의 정밀도가 다소 떨어지는 것으로 판단된다.

비파괴 압축강도 예측의 오차범위가 매우 큰 것에 착안하여, 새로운 방법의 콘크리트압축강도 추정을 위한 연구가 시도되고 있다. 즉 콘크리트의 설계강도는 배합설계 시 물시멘트비나 단위수량 등, 배합요소가 강도결정의 주요 인자인 것을 고려하여 배합비를 이용하여 콘크리트의 압축강도를 예측하려는 연구가 많은 연구자들에 의해 진행되어지고

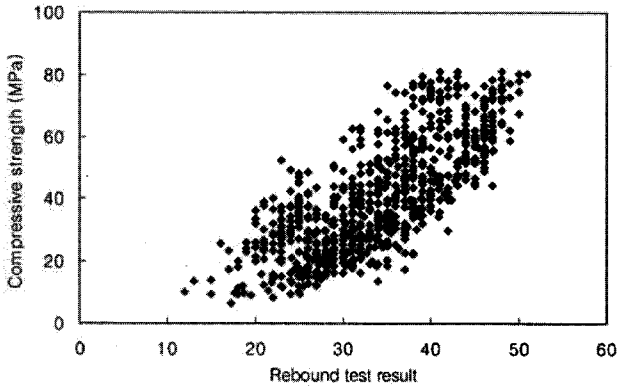


그림 1 슈미트햄머에 의한 콘크리트 압축강도의 추정(28일 공시체)

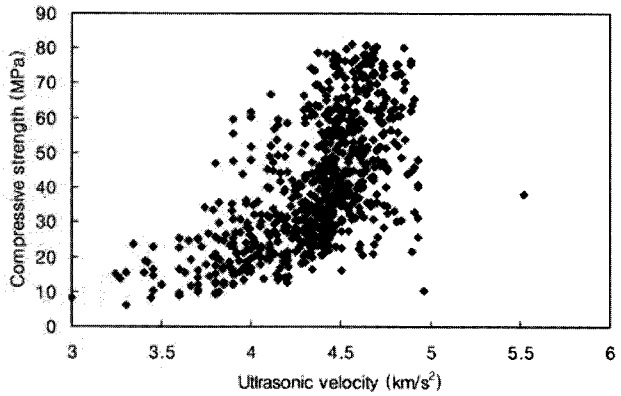


그림 2 초음파속도법에 의한 콘크리트 압축강도 추정(28일 공시체)

있으며, 그 결과 보다 정밀한 콘크리트 압축강도 값을 예측할 수 연구결과들이 보고되고 있다. Snell은 배합비등 배합조건의 회귀분석결과를 이용하여 초기재령 콘크리트의 압축강도 예측식을 제안하였으며, 김두기 등은 압축강도가 콘크리트 배합비에 의하여 결정되어지는 것에 착안하여 배합비와 양생조건을 이용한 뉴럴네트워크 기법을 이용하여 압축강도를 예측하는 연구를 수행하였다. Kewalramani 등은 Ultrasonic pulse velocity와 생콘크리트의 질량을 이용하여 콘크리트 압축강도를 예측하는 연구를 수행하였으며, 뉴럴네트워크를 이용하는 방법과 기존의 다중회귀분석을 이용하는 방법을 적용하여 두 방법의 적용성에 관한 연구를 수행하였다. 또한 Oztas는 물시멘트비, 단위수량, 잔골재율, 과혼화재의 사용량을 기준으로 뉴럴네트워크 기법에 적용하여 고강도 콘크리트의 압축강도와 슬럼프를 예측하는 연구를 수행하였다. 이러한 방법은 콘크리트의 압축강도를 5% 이내에서 비교적 정확히 예측할 수 있는 것으로 보고되고 있으나, 배합비를 이용하여 연산을 수행하는 것은 현장조건이 결합되지 않아 수학적 예측모델이라는 한계가 있다. 따라서 배합비를 이용한 압축강도 예측모델에 현장조건을 결합하면 비교적 정확한 압축강도를 예측할 수 있을 것으로 판단된다. 이에 본 연구진은 현장조건을 포함할 수 있는 비파괴시험법의 데이터를 적용한 예측모델 개발을 수행하였다. 물시멘트비, 잔골재율, 시멘트량, 잔골재량, 조골재량, 단위수량의 6cell의 배합조건과 양생방법(수중, 기중)과 양생기간의 2cell의 양생조건의 데이터와 각 데이터 조합방법들에 대한 공시체 압축강도 실험, 반발경도 및 초음파속도법에 의한 압축강도 측정결과 값을 이용하여, Neuro-fuzzy Inference system 연산을 수행하고, 압축강도 예측 모델을 제안하였다.

본 연구는 현장에서 수집된 비파괴압축강도 예측식의 높은 산포도로 인한 압축강도 예측모델의 오차를 보완하고, 배합비 요소를 이용한 인공신경망 추리학습을 통한 귀납적 예측모델의 현장 적용성을 보완하기 위하여 수행되었다. 또한 양생기간별 예측데이터를 통하여 초기재령에서 28일 압축강도를 예측 하거나 1년이상의 장기재령에서 구조체의 파쇄 없이 콘크리트 강도품질을 추정할 수 있을 것으로 기대된다.

2. Neuro-Fuzzy Inference System의 개요

2.1 개요

컴퓨터는 다량의 데이터를 반복하여 처리할 수 있지만 인간의 두뇌와 같이 의사판정의 기능이 취약하다. 이를 보완하기 위하여 컴퓨터의 학습능력을 강화시켜 몇가지의 학습능력을 인위적으로 구현할 수 있는 대표적인 방법으로 신경회로망(neural network)이 있으며, 이를 인간의 의사결정 능력을 구현할 수 있는 방법으로 적용시킨 퍼지이론(fuzzy theory)을 들 수 있다. 최근에는 이 두가지 이론을 결합하여 인간과 비슷한 학습과 의사결정을 가능하게 하는 뉴로-퍼지 기법들이 개발되고 있으며, 이는 경험적인 결과들을 축적한 데이터를 전산기기에 입력시켜 데이터가 가지고 있는 고유 경향을 학습시켜, 이를 공학에 도입시키는 시도가 늘어나고 있다. 특히 콘크리트 공학에서는 재료의 불확실성으로 인하여 정확한 연산이 불가능하여 다량의 기존 데이터를 이용한 경험적인 학습방법이 도입될 필요성이 제기되고 있다. 뉴로퍼지 이론은 기존의 퍼지 시스템에 신경망의 학습 능력을 도입한 것으로, 전문가 지식기반의 퍼지 논리 시스템에 학습이라는 유연한 기능을 부가하여 기존의 개념으로 해결하기 어려운 점들을 풀어가는 방식이라고 할 수 있다.

퍼지시스템은 입력 소속 함수(membership function, MF)와 퍼지 규칙(fuzzy rule), 그리고 출력 소속 함수로 구성되어 있다. 본 연구에서는 1차 Sugeno 시스템에 관하여 파라미터들을 최적화시키기 위한 혼합된 학습 규칙을 갖는

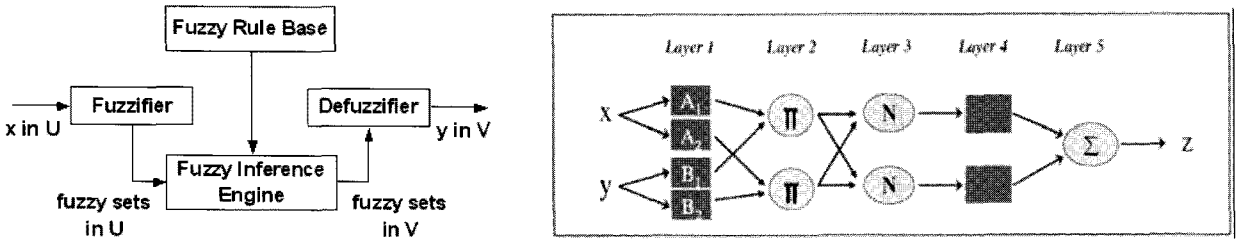


그림 3 NFIS의 구조

ANFIS(Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System)가 사용되었다. 본 연구에서 사용된 ANFIS의 구조는 그림 3과 같다.

여기서 Layer 1은 소속 함수의 매개변수들이 결정되는 단계이다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x)$$

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1+\left[\left(\frac{x-c_i}{a_i}\right)^2\right]^{b_i}} \text{ 또는, } \mu_{A_i}(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x-c_i}{a_i}\right)^2\right\} \quad (1)$$

O_i^1 는 Level 1에서의 각각의 노드에 해당하는 소속 함수를 표현하는 것으로, x는 각각 노드의 입력값을 의미하며, c_i와 a_i는 각각 i 번째 입력에 대한 소속함수의 중심값과 표준편차를 나타낸다. 위 식을 통하여 소속 함수의 매개변수가 Layer 1에서 결정된다.

Layer 2는 규칙을 생성하며 생성된 규칙의 충족정도를 결정하는 단계이다. 이는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), i = 1,2 \quad (2)$$

위의 그림에서 node는 곧 규칙의 개수를 의미하며, 식 (2)를 이용하여 퍼지 곱(product)을 계산함으로써, 각 노드의 출력은 규칙의 활성함수 강도로 표시된다.

Layer 3은 정규화된 규칙의 충족정도를 나타내는 단계이다. 정규화된 규칙의 충족정도는 다음과 같다.

$$\overline{w_i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1,2 \quad (3)$$

Layer 4는 최종 규칙을 생성하는 단계로서 다음과 같은 출력을 발생시킨다. $\overline{w_i}$ 는 Level 3에서 계산된 값이며, f_i 는 식 (4)에서와 같이 입력에 대한 선형적 결합으로 이루어진다.

$$O_i^4 = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i}(p_i x + q_i y + r_i) \quad (4)$$

여기서, $\{p_i, q_i, r_i\}$는 최종 규칙의 파라미터 집합(parameter set)을 의미한다.

Layer 5는 다음과 같이 Layer 4에서 출력된 모든 입력값들을 더하여 식 (5)와 같이 최종 출력을 발생시킨다.

$$O_i^5 = z = \sum_i \overline{w_i} f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (5)$$

3. NFIS모델에 의한 콘크리트 압축강도 예측

3.1 NFIS의 설계

수집되어진 학습용데이터(Training data)는 콘크리트의 압축강도에 영향을 주는 배합비와 초기에 압축강도의 특성을 알 수 있는 비파괴시험데이터를 이용하여 입력층을 구성하였다. 즉 물시멘트비와 잔골재율, 단위수량, 단위시멘트량, 굵은골재량, 잔골재량, 잔골재율, 혼화재종류별 질량 등 10가지의 배합비와 재령 및 양생방법 등의 콘크리트 특성과 28일 양생 후 비파괴시험 결과 등, 총 14개의 데이터를 입력층으로 구성하여 NFIS를 설계하였으며, 설계된 모델의 효과를 비교하기 위하여 비파괴시험데이터를 2개 모두 적용할 경우(NFIS-UR), 비파괴시험데이터를 1개만 적용하였을 경우(NFIS-R, NFIS-U), 비파괴시험데이터를 적용하지 않았을 경우(NFIS-B)로 나누어 설계하였다. 설계된 뉴로퍼지 모델의 출력층은 콘크리트 압축강도이며, 본 모델을 검증하기 위하여 70개의 실험체를 제작하여 검증을 수행하였다. 그림 4는 설계된 뉴로퍼지 모델을 나타내고 있다.

본 연구에서는 배합비와 양생 조건 등을 알 수 있는 데이터 중, 공시체 압축강도실험, 초음파 속도법과 반발경도법에 의해 콘크리트의 강도를 예측한 데이터를 기존에 수행되어 발표된 연구에서 표 1과 같이 수집하였다. 이 중 배합비를 알 수 있는 데이터(NFIS-B)는 861개, 배합비와 반발경도 실험 결과를 가지고 있는 데이터(NFIS-R)는 772개, 배합비와 초음파속도실험 결과를 가지고 있는 데이터(NFIS-U)는

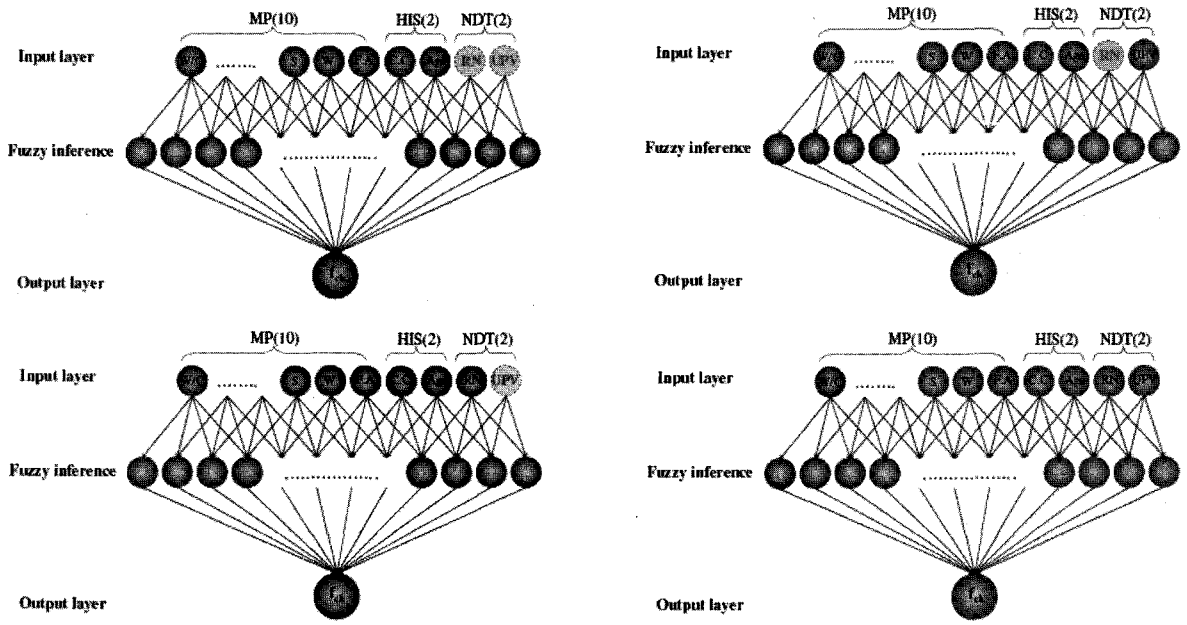


그림 4 NFIS의 설계

표 1 분석에 이용된 데이터 갯수

CASE		Training set	Test set
1	NFIS-B	861	70
2	NFIS-R	772	70
3	NFIS-U	726	70
4	NFIS-UR	641	70

726개, 배합비와 반발경도, 초음파속도 실험결과를 모두 가지고 있는 데이터(NFIS-UR)는 641개로, 각각의 경우를 이용하여 압축강도예측을 수행하고, 그 정확도 및 현장 적용성을 분석하였다.

3.2 Data의 취득

콘크리트의 표준양생기간인 28일을 기준으로, 초기재령의 압축강도와 장기재령의 압축강도를 비교, 예측하기 위하여 3, 7, 14, 28, 60, 90, 180, 365일의 데이터자료를 취득하였으며, 실험실 조건인 수중양생과 현장조건인 기중양생

표 2 Training Data 의 구성

양생기간	수중양생	기중양생	양생기간	수중양생	기중양생
3	85	16	60	54	6
7	158	50	90	84	53
14	25	13	180	64	41
28	126	56	360	15	15
Sub Total	394	135	Sub Total	217	115
Total	861				

조건을 따로 분리하여 Training set 861개를 표 2와 같이 활용하였으며, 검증set은 Training set와 동일한 데이터 항목을 갖추어 제작하였다. 물시멘트비는 30~70%까지 10%씩 증가시키고, 슬럼프 15cm, 공기량 4.5±1.0%를 만족시키도록 시험 배합하여 배합비를 결정하였다. 또한 양생조건은 기중 및 수중양생조건으로, 두 양생법 모두 온도 20℃±3℃의 조건에서 각각 양생을 수행하였으며, 각 시험체별로 3, 7, 14, 28, 90, 180, 360일 재령에서 압축강도, 반발경도, 초음파 속도를 측정한 후, 측정된 데이터를 이용하여 설계된 뉴로 퍼지 모델에 의한 예측시스템을 검증하였다.

그림 5는 실험에 사용된 재령 28일에 변수별 실험이 실시된 자료를 표시한 자료로서 같은 물시멘트비를 가진 데이터에도 양생방법 및 배합비에 따라 큰 오차범위를 나타내고 있는 것을 알 수 있다.

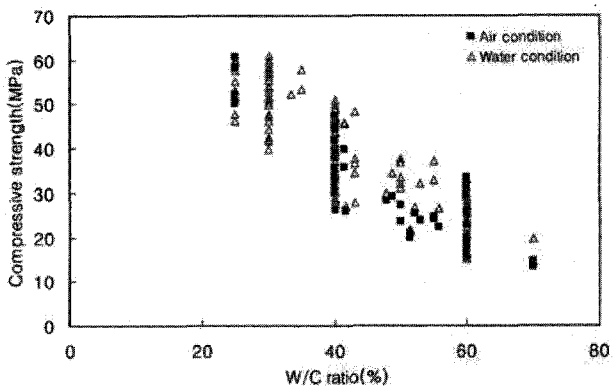


그림 5 물시멘트비에 따른 강도분포(재령 28일)

4. 콘크리트 압축강도의 예측

4.1 배합비를 이용한 압축강도의 예측(NFIS-B)

배합비는 콘크리트가 적정한 강도품질을 갖기 위한 기본적인 요소로서 귀납적인 방법으로 압축강도를 예측하기 위한 가장 기본적인 예측방법이 될 수 있다. 뉴런을 이용하는 귀납적 학습조건에 가장 적합한 예측요소로서 압축강도를 예측하는데 가장 기본적인 데이터를 제공하고 있다. 본 연구에서는 861개의 배합비와 실린더테스트를 통한 압축강도 실험결과가 제시된 861개의 데이터를 이용하여 콘크리트의 압축강도를 예측한 후 압축강도 실험결과와 비교하여 보았다. 그림 6은 수집된 데이터의 공시체 압축강도 실험결과데이터를 본 연구에서 설계한 뉴로퍼지 모델중 배합비만을 이용하여 압축강도를 추정한 결과를 비교한 그림으로서 산포도의 경향이 1차함수의 경향을 나타내고 있는 것으로 나타났으며 실제 공시체 압축강도와 예측강도의 평균오차는 13%정도로 나타났다.

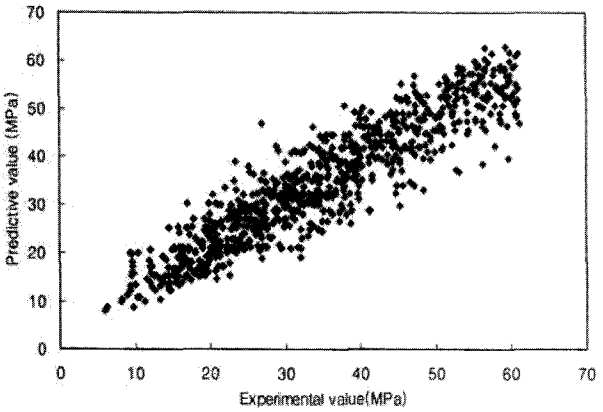


그림 6 배합비를 이용한 예상압축강도와 공시체 강도와의 비교

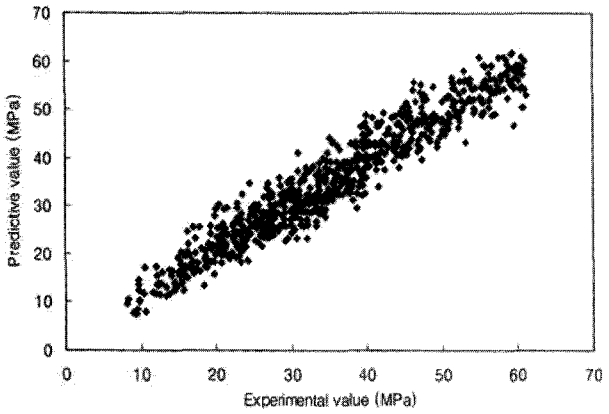


그림 7 배합비와 현장조건(반발경도법)을 이용한 예상압축강도와 공시체 강도와의 비교

4.2 배합비와 반발경도 실험결과를 이용한 예측 (NFIS-R)

현장에서 압축강도를 예측하기 위하여 가장 많이 활용되는 방법은 슈미트햄머의 반발경도를 이용하여 압축강도를 예측하는 법이다. 이 방법은 제안하는 연구자에 따라 압축강도를 예측하는 제안식이 다르고, 저강도영역과 고강도영역에서의 오차율이 달라, 각 규준단위별로 서로 다른 예측식을 제시하고 있다. 본 연구에서는 배합비와 반발경도가 측정된 772개의 data set을 NFIS에 적용하여 콘크리트 압축강도를 예측하였으며 이를 공시체 테스트 결과와 비교하여 보았다. 그림 7은 그 결과를 나타낸 것으로 예측강도와 실체 공시체에 의한 압축강도의 평균오차는 약 9.1%로 나타나 배합비만을 이용한 결과에 비하여 약 4%정도 평균오차 범위를 줄일 수 있는 것으로 나타났다.

4.3 배합비와 초음파속도 실험결과를 이용한 예측 (NFIS-U)

압축강도를 예측하기 위한 또 하나의 비파괴검사법으로 초음파가 매질을 가로지르는 전파속도를 측정하여 콘크리트의 압축강도를 예측할 수 있다. 하지만 이 역시 제안하는 연구자에 따라 압축강도를 예측하는 방법이 다르고, 1장에서 제시한 바와 같이 오차영역이 넓고, 장비사용방법이 반발경도법보다 다소 난해하다는 단점이 있다. 하지만 콘크리트 내부매질의 치밀도를 측정할 수 있어 콘크리트 압축강도 예측에 변수로 작용할 수 있을 것으로 판단된다.

본 연구에서는 배합비와 초음파속도가 측정된 726개의 data set을 NFIS에 적용하여 콘크리트 압축강도를 예측하였으며 이를 공시체 테스트 결과와 비교하여 보았다. 그림 8은 그 결과를 나타낸 것으로 예측강도의 평균오차는 약 9.0%로 나타나 배합비만을 적용한 결과에 비하여 약 4%정

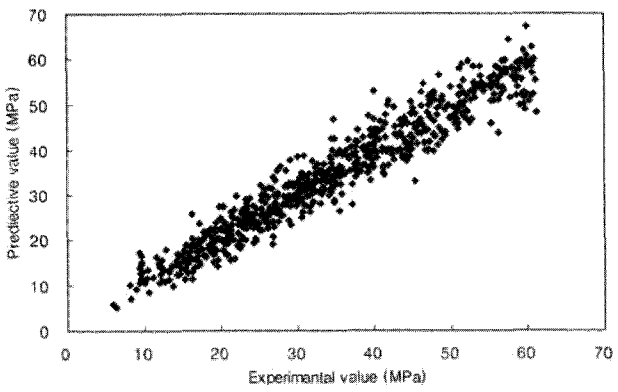


그림 8 배합비와 현장조건(초음파법)을 이용한 예상압축강도와 공시체 강도와의 비교

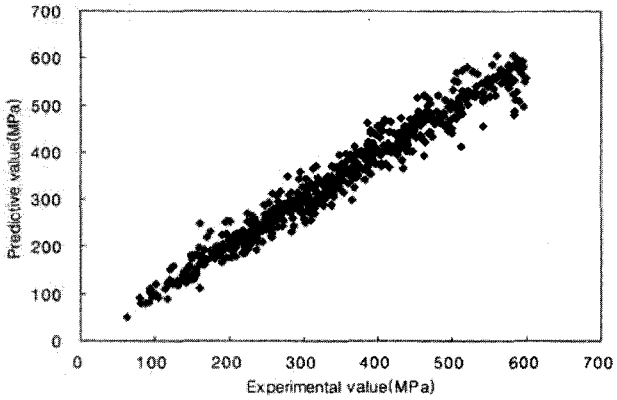


그림 9 배합비와 현장조건(반발경도법과 초음파법)을 이용한 예상강도와 공시체 강도와의 비교

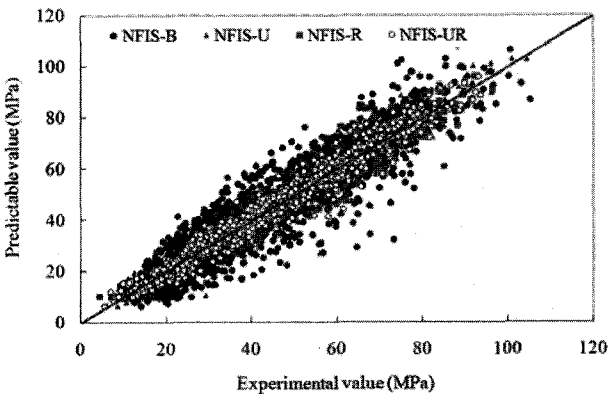


그림 10 뉴로퍼지 모델에 의한 콘크리트 압축강도의 예측

도의 오차범위를 줄일 수 있는 것으로 나타났으며, 반발경도법을 이용한 데이터와 유사한 결과를 나타내고 있다.

4.4 배합비와 반발경도 및 초음파속도 실험결과를 이용한 예측 (NFIS-UR)

NFIS시스템의 경우 변수들의 Neuron에 의해 Training되는 변수들의 병렬조합이므로 입력층의 변수를 늘리면 예측시간은 다소 늘어나는 경향이 있으나 예측의 오차를 보다 줄일 수 있다. 따라서 현장조건의 변수를 늘이는 것은 콘크리트 압축강도의 측정상태의 조건을 보다 많이 반영할 수 있는 값이므로 NFIS시스템의 예측정확성을 보다 증진시킬 수 있다. 이에 앞서 제시한 비파괴 측정법의 데이터를 모두 반영하여, 그 예측의 정확성여부를 분석해 보았다. 본 연구에서는 배합비와 반발경도가 측정된 641개의 data set을 NFIS에 적용하여 콘크리트 압축강도를 예측하였으며 이를 공시체 테스트 결과와 비교하여 보았다. 그림 9는 그 결과를 나타낸 것으로 예측강도의 평균오차는 약 5.9%로 나타나 배합비만을 이용한 결과에 비하여 약 7%정도, 비파괴측정데이터 한 개씩을 적용할 때보다 약 3% 평균오차범위를 줄일 수 있는 것으로 나타났다.

4.5 예측모델에 대한 고찰

뉴로 퍼지 모델을 이용한 압축강도 예측에 있어서 콘크리트의 배합비를 이용하여 압축강도를 예측하는 NFIS-B의 경우 실제 압축강도와 NFIS에 의한 예측강도가 평균 13% 정도의 오차를 나타내고 있어, 이를 이용하여 압축강도를 예측하기엔 다소 오차율이 높은 것으로 판단된다. 콘크리트의 양생환경을 고려한 실험 데이터를 하나씩 추가한 경우인 NFIS-R와 NFIS-U는 9%를 나타내고 있어 현장조건을 추가한 시스템에서 압축강도를 더 정밀하게 예측하고 있는 것으로 나타났다.

또한 현장측정조건을 모두 고려한 NFIS-UR의 경우 5.9%의 오차율을 나타내어, 배합비만에 의하여 압축강도를 예측하는 것보다, 현장에서 측정된 반발경도와 초음파속도법을 함께 이용하여 예측하는 것이 약 45.4%정도 정확한 예측이 가능한 것으로 나타났으며, 그림 8과 같이 NFIS-UR의 데이터를 이용하는 것이 데이터의 산포도가 적은 것으로 나타나 콘크리트의 압축강도를 예측하기 위한 적절한 방법으로 나타났다. 각 경우에 따른 예측의 정확도를 나타내면 그림 8과 같다.

4.6 학습된 결과의 실험적 검증

본 연구에서는 설계한 뉴로퍼지시스템의 검증을 위하여 Table 1에 표시된 바와 같이 70개의 실험데이타를 이용하여 검증을 수행하였다. 검증 set은 학습 set과 동일하게 물시멘트비와 잔골재율, 단위수량, 단위시멘트량, 굵은골재량, 잔골재량, 잔골재율, 혼화재종류별 질량 등 10가지의 배합비와 재령 및 양생방법 등의 콘크리트 특성과 28일 양생 후 비파괴시험 결과 등, 총 14개의 데이터를 입력층으로 구성하였으며, 콘크리트의 압축강도를 출력층으로 예측값을 제시하였다. 또한 실험체 제작과 동시에 KS F 2403방법에 의한 콘크리트 공시체를 제작하였으며, 초음파테스트 및 반발경도를 측정하기 위하여 그림 11과 같이 20×20×20cm Cube형 시험체를 제작하여 학습 set과 동일한 재령에서 비파괴 실험을 수행하였다.

검증결과 그림 12와 같이 설계된 뉴로퍼지시스템을 적용하여 압축강도의 보강정도를 예측할 수 있을 것으로 판단된다. 배합비만을 가지고 설계한 측정데이터보다 비파괴시험결과를 포함하여 설계한 뉴로퍼지 모델이 보다 정확한 압축강도를 제시하고 있으며 그 오차율도 배합비와 반발경

그림 11 비파괴 측정데이터의 취득

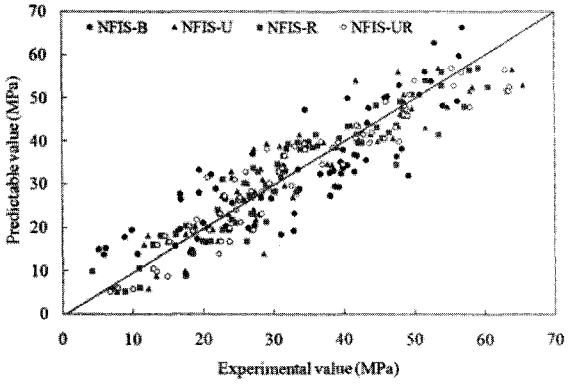


그림 12 실험에 의한 뉴로퍼지 모델의 검증

도측정데이터, 초음파속도측정데이터를 모두 포함하여 설계한 뉴로퍼지 모델인 NFIS-UR모델이 가장 적은 오차율을 보이는 것으로 나타났으며 다음으로 배합비와 비파괴측정데이터를 하나만 포함한 모델인 NFIS-U모델과 NFIS-R모델이 유사하게 나타났다. 배합비만을 가지고 설계한 모델인 NFIS-B모델은 기타모델에 비하여 오차율이 큰 것으로 나타나 학습set과 유사한 결과를 나타내고 있어, 학습의 결과가 유사하게 나타남을 알 수 있다.

5. 고 찰

초기재령에서의 콘크리트의 압축강도 예측은 타설된 콘크리트의 품질 관리에 있어서 가급적 빠른 시간 내에 콘크리트의 압축강도를 판정하여야 하기 때문이다. 이를 위하여 현장에서는 반발경도법 등, 비파괴 압축강도 예측법과 타설과 동시에 제작한 공시체를 이용하여 구조체의 압축강도를 예측하고 있다. 하지만 비파괴 측정법은 연구도입부에서 기술한 바와 같이(그림 1, 2 참조) 예측범위가 매우 커, 정확도가 떨어지며, 공시체를 통한 압축강도 예측은 공시체가 실제 구조물과 다른 조건인 실험실 조건(20±3℃)에서 양생되는 경우가 많아, 실제 구조물의 압축 강도값과 다른 경우도 많이 발생하고 있다. 특히, 동절기공사에서는 실제구조물의 경우 동해를 입었으나 공시체 테스트의 결과는 정상으로 나타나는 경우가 있어, 측정당시의 정확한 구조물의 값을 예측할 필요성이 제기되고 있다.

5.1 28일 압축강도 예측

초기재령의 데이터를 이용하여 콘크리트의 28일 압축강도를 예측하기 위하여 학습set에 초기재령 데이터만 NFIS에 적용 한 결과, NFIS-B모델의 경우 예측데이터와 실험데이터의 평균오차율은 약 10.6%로 나타났다. 이에 비하여 현장에서 측정한 비파괴 실험조건을 한가지씩 추가한 NFIS-R모델과 NFIS-U모델의 경우는 각각 4.2%와 7.4%의 오차율을 나타내었으나, 반발경도와 초음파속도를 측정한 데이터를 배합비와 함께 사용한 NFIS-UR모델의 경우 1.5%의 오차율을 나타내어, 초기 재령의 압축강도를 예측하는데 보다 간편하고 정확한 예측을 수행할 수 있을 것으로 판단된다. 그림 13은 실험데이터와 예측데이터를 NFIS-B모델과 NFIS- R모델, NFIS-U모델을 비교한 그림이고, 그림 14는 NFIS-B모델과 NFIS-UR모델의 경우를 비교한 그림으로 보다 정밀한 예측이 가능한 것을 보여주고 있다.

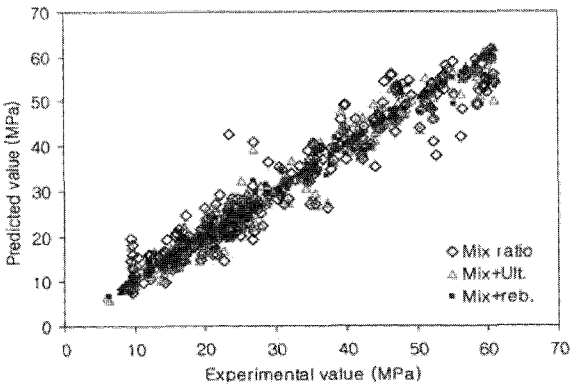


그림 13 NFIS-B 과 2, 3의 압축강도 예측 (초기재령)

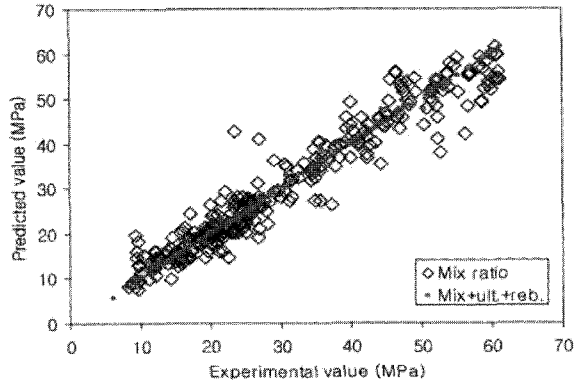


그림 14 NFIS-B과 4의 압축강도 예측 (초기재령)

5.2 신뢰성 검토

콘크리트 압축강도를 예측하기 위하여 설계된 NFIS모델의 신뢰성을 검토해 보기 위하여 RMSE(Root-Mean -square), R2(Absolute fraction of variation), MAPE(Mean Absolute Percentage Error), MPR(Mean Prediction Ratio)의 4개식에 의한 오차율을 검토하여 보았다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_i |a_i - p_i|^2} \tag{6}$$

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_i (a_i - p_i)^2}{\sum_i (p_i)^2} \right) \tag{7}$$

$$MAPE = \frac{1}{N}\sum_i \left| \frac{(a_i - p_i)}{p_i} \right| \times 100 \tag{8}$$

$$MPR = \frac{1}{N}\left(\frac{p_i}{a_i} \right) \tag{9}$$

여기서, a_i : 공시체 콘크리트에 의한 실제 압축강도
p_i : 뉴로퍼지 모델에 의한 예측 콘크리트 압축강도
N : 총 데이터 개수

표 3에 나타난 바와 같이 배합비로만 설계한 뉴로퍼지모델인 NFIS-B모델은 제시된 신뢰계수(RMSE, R^2, MAPE, MPR) 각각이 8.24, 0.9714, 18.81, 1.054로 나타났으며 배합비와 반발경도 측정데이터와 초음파 속도측정데이터를 포함한 모델인 NFIS-UR모델의 신뢰계수(RMSE, R^2, MAPE, MPR)도 각각 3.64, 0.9940, 7.52, 1.007로 나타나 콘크리트 압축강도를 예측하는데 있어서 기존의 연구자들이 제시한 콘크리트 배합비만을 이용하는 결과보다 초기재령의 비파괴측정데이터를 이용할 경우 더 정밀한 예측이 가능할 것으로 판단된다. 이는 뉴로퍼지 모델을 검증하기 위해 70개의 검증데이터를 이용한 경우도 유사한 경향을 나타내고 있는 것으로 나타났다.

표 3 학습데이터와 검증데이터의 신뢰성

데이터	신뢰계수	NFIS-B	NFIS-U	NFIS-R	NFIS-UR
Training	RMSE	8.24	4.76	4.25	3.64
	R^2	0.9714	0.9896	0.9920	0.9940
	MAPE(%)	18.81	11.32	8.41	7.52
	MPR	1.054	1.022	1.013	1.007
Test	RMSE	7.31	5.51	4.81	1.07
	R^2	0.9571	0.9757	0.9814	0.9833
	MAPE	27.42	18.24	16.01	10.99
	MPR	1.094	1.061	1.054	1.047

6. 결 론

본 연구는 콘크리트 압축강도를 예측하기 위하여 뉴로퍼지 시스템의 적용성을 검토하기 위하여 수행되었다. 설계된 뉴로퍼지 모델은 배합비만을 이용하는 경우와 실제 현장조건을 반영하기 위하여 반발경도법과 초음파 측정법 등 비파괴시험데이터를 이용하여 설계하였으며 이를 통하여 얻은 연구 결과를 요약하면 다음과 같다.

① NFIS의 학습에 필요한 변수를 콘크리트의 배합비(물시멘트비와 잔골재율, 단위수량, 단위시멘트량, 굵은골재량, 잔골재량, 잔골재율, 혼화재종류별 질량)와 콘크리트의 양생특성 및 비파괴 시험데이터를 산정하여 이를 입력층으로 설계하고 콘크리트 압축강도를 출력층으로 뉴로퍼지모델을 설계 한 결과, 콘크리트 압축강도를 예측할 수 있었다. 이 경우 배합비만을 설계한 모델보다 배합비와 비파괴시험데이터를 모두 이용하여 뉴로퍼지 모델을 설계한 경우 오차범위를 줄일 수 있었다.

② 설계된 뉴로퍼지 모델이 실제 콘크리트 압축강도를 예측할 수 있는지에 대한 검증실험을 학습set과 동일하게 입력층을 구성한 70개의 실험데이터를 만들어 검증해 본 결과 R^2 값이 0.9571(배합비모델)~0.9833(배합비와 비파괴시험포함모델)을 나타내어 우수한 신뢰도를 나타내었으며 실제 실험결과와도 유사한 값을 예측하고 있는 것으로 나타났다.