



FRP로 보강된 콘크리트 부재의 압축응력-변형률 예측을 위한 뉴로퍼지모델의 적용

박태원^{1)*} · 나웅진²⁾ · 권성준³⁾

¹⁾단국대학교 건축공학과 ²⁾국토해양부 부산항 건설사무소 ³⁾캘리포니아 주립대학교 어바인대 토목환경공학과

Prediction of Ultimate Strength and Strain of Concrete Columns Retrofitted by FRP Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

Tae-Won Park,^{1)*} Ungjin Na,²⁾ and Sungjun Kwon³⁾

¹⁾Dept. of Architectural Engineering, Dankook University, Seoul 140-714, Korea

²⁾Pusan Port Construction Office, Ministry of Land, Transport and Marlin, Pusan 601-726, Korea

³⁾Dept. of Civil & Environmental Engineering, University of California Irvine, CA, 92697, USA

ABSTRACT Aging and severe environments are major causes of damage in reinforced concrete (RC) structures such as buildings and bridges. Deterioration such as concrete cracks, corrosion of steel, and deformation of structural members can significantly degrade the structural performance and safety. Therefore, effective and easy-to-use methods are desired for repairing and strengthening such concrete structures. Various methods for strengthening and rehabilitation of RC structures have been developed in the past several decades. Recently, FRP composite materials have emerged as a cost-effective alternative to the conventional materials for repairing, strengthening, and retrofitting deteriorating/deficient concrete structures, by externally bonding FRP laminates to concrete structural members. The main purpose of this study is to investigate the effectiveness of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) in predicting behavior of circular type concrete column retrofitted with FRP. To construct training and testing dataset, experiment results for the specimens which have different retrofit profile are used. Retrofit ratio, strength of existing concrete, thickness, number of layer, stiffness, ultimate strength of fiber and size of specimens are selected as input parameters to predict strength, strain, and stiffness of post-yielding modulus. These proposed ANFIS models show reliable increased accuracy in predicting constitutive properties of concrete retrofitted by FRP, compared to the constitutive models suggested by other researchers.

Keywords : neuro-fuzzy inference system, FRP composite material, ultimate strength, ultimate strain

1. 서 론

콘크리트 구조물의 경우 다양한 유해환경과 유지관리 상태의 불합리, 자연조건에 의한 노후로 인하여 구조물의 성능을 개선해야 할 경우가 발생한다. 이 중 기둥요소에 사용되는 보강공법인 단면증대공법 및 강관 부착공법은 자중으로 인한 기초의 부담증가 및 사용성의 저하로 인하여 공법적용에 한계가 있다. 이에 비해 시공이 비교적 단순하고 일체성을 확보할 수 있는 FRP를 이용하는 공법이 최근 많이 사용되고 있다. 이 공법은 우수한 보강 효과와 내식·내구성이 우수하고 짧은 공기 등의 장점으로 인하여 최근 보수보강 재료로 많이 사용되고 있다. Richart 등¹⁾은 콘크리트의 횡구속을 통해 강도를 증진시

키는 연구를 수행하였으며, Mander 등²⁾은 횡구속된 콘크리트의 응력-변형률 관계를 수학적으로 규명하는 연구를 통하여 횡구속 효과를 증명하였으며, 이후 다양한 섬유 개발과 함께 많은 연구자들이 횡구속 콘크리트의 설계식을 개발하였다. 이대형 등³⁾과 조순호⁴⁾ FRP로 보강된 콘크리트의 강도 및 변형률을 예측하기 위한 실험을 수행하였으며, Hosotani,⁵⁾ Youssef 등⁶⁾은 원형기둥과 사각형기둥의 횡보강 설계식을 제안하고, 보강된 구조물의 극한강도와 극한변형률에 대한 예측 및 항복 이후의 연성도에 대한 예측식을 제안하였다. 이러한 선행 연구 결과들을 살펴보면, 각 연구자가 각자의 실험 결과에 의존한 실험식을 별도로 제안하고 있다. 따라서 실제 현장에서 실무자들이 설계식을 적용함에 있어 어떤식을 적용해야 하는지 혼란을 초래하는 사례가 발생할 수 있어, 이에 대한 성능예측의 종합적인 검토 필요성이 제기되고 있다.

한편 최근 공학에는 컴퓨터의 시스템 학습보다 한 단계 고차원학습이론인 인간의 학습능력을 이용한 신경망

*Corresponding author E-mail : tw001@dankook.ac.kr

Received June 8, 2009, Revised November 24, 2009,

Accepted December 1, 2009

©2010 by Korea Concrete Institute

네트워크 이론이 공학에 접목되고 있다. 이는 설계에 이용되는 각 변수들을 함수를 통한 인과관계를 구성하는 것이 아니라 인간이 사물을 보고 판단하는 기본단위인 뉴런과 뉴런의 신경망을 학습에 이용하여 결과 값을 예측하는 시스템으로, 최근 구조공학에 접목하여 우수한 예측 효과를 나타내고 있다. 일례로 Gupta등⁷⁾과 Kim등⁸⁾은 콘크리트의 압축강도를 추정하는데 배합비를 이용한 신경망 이론을 도입하였으며, 탄소섬유 시트에 의해 휨 보강된 철근콘크리트 보의 보강효과에 대한 연구 사례⁹⁾도 있다.

이 연구에서는 전술한 바와 같이 인간의 의사결정 능력을 구현할 수 있는 신경망 네트워크 이론을 이용하여 FRP로 보강된 콘크리트의 응력-변형률 관계를 예측하는 분야에 적용하였다. 즉 구조물의 보강에 이용되는 섬유 보강재의 특성을 나타내는 계수인 보강재의 기본물성과 종류, 부피를 나타내는 계수, 보강 대상 시편의 조건 등을 입력 변수로 이용하여, 보강 후 항복강도(F_y)와 항복 변형률(ϵ_y) 및 항복 후 탄성계수(E_g)(Fig. 1참조)에 대한 예측시스템을 신경망 네트워크 이론의 한 분야인 퍼지(fuzzy)이론에 의해 설계하고, 실험을 통하여 얻어진 결과를 설계된 시스템에 적용하여 FRP보강설계에 필요한 자료의 예측가능성을 유추하였다.

이 연구는 FRP를 이용하여 횡방향 구속된 원형 압축 보강 시편의 보강 효과를 퍼지이론에 적용하여 예측하는 시스템을 구축하기 위하여 수행되었다.

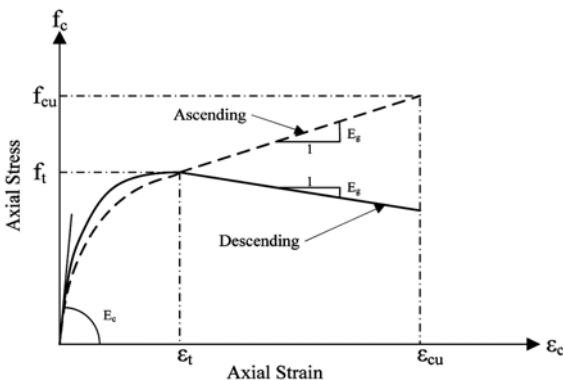


Fig. 1 Stress-strain curves of concrete confined by CFRP laminates (f_t Axial stress at the boundary point of the first and second region where the jacket is beginning to get fully activated)

2. 뉴로퍼지모델의 적용 (adaptive neuro-fuzzy inference system)

인간의 학습능력을 인위적으로 구현할 수 있는 대표적인 방법으로 신경회로망(neural network)¹⁰⁾이 있으며, 인간의 의사결정 능력을 구현할 수 있는 방법으로 퍼지 이론(fuzzy theory)을 들 수 있다. 요즘은 이 두 가지 이론을 결합하여 인간과 비슷한 학습과 의사결정을 가능하게 하는 뉴로-퍼지 기법들이 개발되고 있으며, 이 연구에서는 이와 같은 뉴로-퍼지 시스템을 도입하여 연구를 진행하였다. 뉴로-퍼지 시스템은 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. 퍼지 시스템¹¹⁾은 입력 소속함수(membership function)와 퍼지 규칙(fuzzy rule), 그리고 출력 소속함수(layer 5)로 구성되어 있다. 여기서 입력 소속함수는 입력 공간에 나열되는 layer 1을 의미하며 이 연구에서는 보강 효과를 영향을 주는 요소로 구성하였으며, 퍼지규칙은 퍼지 추론 개념과 뉴럴네트워크의 에러 역전파 알고리즘의 합성으로서 최종 얻고자 하는 목적값과 설계된 뉴로퍼지 네트워크의 최종값의 최소의 에러값을 가지도록 학습¹²⁾되는 과정을 말한다. 또한 이 연구에서는 1차 Sugeno시스템¹³⁾에 관한 파라미터들을 최적화시키기 위한 혼합된 학습 규칙¹⁴⁾을 갖는 ANFIS(뉴로퍼지시스템, adaptive network-based fuzzy inference system)이 사용되었다. 이 연구에서 사용된 뉴로퍼지시스템의 구조는 아래 Fig. 2와 같다.

뉴로퍼지시스템은 5개의 layer로 구성되어 있으며 layer 1은 입력노드(node), layer 2~4는 퍼지 연산의 규칙이 적용되는 과정이며, layer 5는 출력층으로 구성되었다. 여기서 입력층과 출력층은 두 개의 언어층으로 구성되어있다. 각 layer는 다음과 같은 역할을 수행하고 있으며 각 layer에서의 출력값은 각각의 가중치를 의미한다.

Layer 1은 소속 함수의 매개변수들이 결정되는 단계이다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x), \mu_{A_i}(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x-c_i}{a_i}\right)^2\right\} \quad (1)$$

여기서 O_i^1 는 level 1에서의 각각의 노드에 해당하는 소

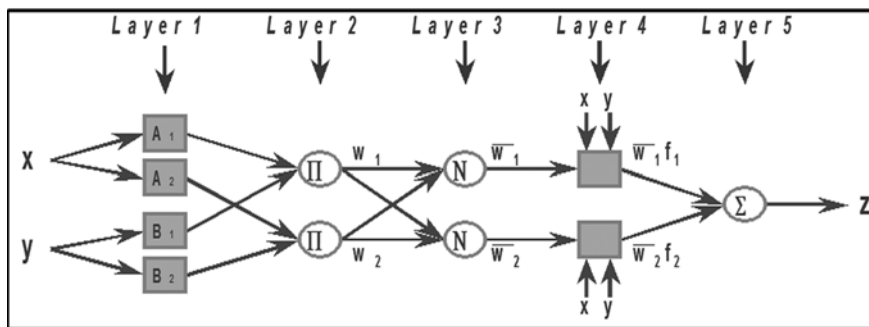


Fig. 2 Structure for ANFIS

속 함수를 표현하는 것이며, x 는 각각 노드(node)의 입력값을 의미한다. 또한 c_i 와 a_i 는 각각 i 번째 입력된 입력값의 중심값과 표준편차로 설계된 첫 번째 layer 1에서의 소속 함수를 나타낸다. 식 (1)을 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 노드는 곧 규칙의 개수를 의미하며, 식 (2)를 이용하여 퍼지 곱(product)을 계산함으로써, 각 노드의 출력은 규칙의 활성화함수 강도로 표시된다.

Layer 3은 정규화 된 규칙의 충족정도를 나타내는 단계로서 충족정도는 다음 식 (3)과 같다.

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

Layer 4는 최종 규칙을 생성하는 단계로서 다음과 같은 출력을 발생시킨다. \bar{w}_i 는 level 3에서 계산된 값이며, f_i 는 식 (4)에서와 같이 입력에 대한 선형적 결합으로 이루어진다.

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad (4)$$

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.

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

출력층에 입력된 값들은 오차율 이내로 수렴되어지면 결과값을 출력시키며, 아니면 layer 2로 재입력되어 계산되어지는 반복 작업을 수행한다.

3. 뉴로퍼지시스템에 의한 보강 효과 예측

3.1 학습 데이터(training data)의 취득

이 연구에서는 FRP를 이용하여 압축부재 보강을 수행한 기존연구 중 보강재의 특성과 모재의 조건 등을 알 수 있는 4편의 연구논문을 통하여 291개의 데이터를 수집하였으며, 그 구성은 Table 1에 나타내었다.^{3,15-17)}

이 중 압축강도(f_{cc})를 알 수 있는 데이터(Case-1)는 291개, 변형률(ϵ_{cc} , Case-2)을 알 수 있는 시험체 98개, post yielding modules(E_g , Case-3)를 알 수 있는 시험체 88개

Table 1 The number of data set in each prediction case

Case	Training set	Test set
1 Prediction of strength (F_t)	291	16
2 Prediction of strain (ϵ_t)	98	16
3 Secondary elastic modules (E_g)	88	16

를 이용하여 보강효과를 예측하고, 그 정확도 및 뉴로퍼지시스템의 현장 적용성을 검토하였다.

3.2 데이터의 학습

수집된 각 데이터 세트는 지름개 × 높이가 100 × 200 mm 또는 150 × 300 mm인 압축강도 테스트용 공시체를 이용하여 KS F 2405의 압축강도 시험법에 의하여 실험을 수행한 데이터들이다. 수집되어진 학습데이터의 입력변수는 섬유보강재를 이용하여 구조물의 성능을 보강하는 기존 연구에서 사용된 설계용 계수와 피보강재의 조건을 이용하여 선정되었다. 즉 기존 피보강 콘크리트의 압축강도(f_{ck}), 보강재의 두께(t_{frp}), 보강재의 보강 겹수(layer), 보강재의 탄성계수(E_{frp}), 보강재의 파단강도(f_{frp}), 및 보강재와 피보강재의 체적비(K), 피보강재의 부재크기(D, h) 등을 입력 층으로, 출력 층은 F_{cc} , ϵ_t , E_g (Fig. 3참조)로 선정하여 뉴로퍼지시스템을 설계하였다.

학습을 수행하는 조건은 허용오차율 0.5% 이내, echo로 설계하였으며, 데이터의 구성을 쉽게 이해할 수 있도록 Case-1(보강 후 강도 예측)의 학습데이터의 일부를 Table 2에 나타내었다. 음영이 없는 열은 입력층이고, 음영표시 된 열은 출력층으로 보강 후 예측할 수 있는 결과 값을 나타내고 있다.

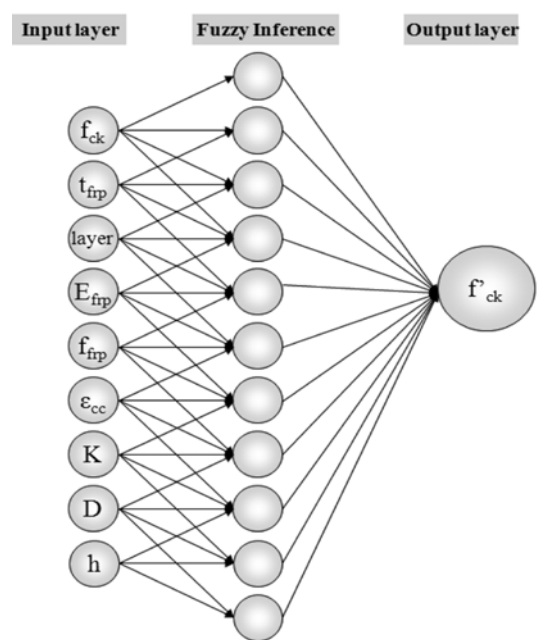


Fig. 3 Design of ANFIS

3.3 학습 데이터의 분포

Fig. 4의 (a)는 퍼지이론을 적용하기 위하여 취합된 기존연구자료의 최대 압축강도 데이터를 고강도에서 저강도 순서로 정리하여 나타낸 그림으로 21.43 ~124.40 MPa의 강도분포를 나타내고 있으며, (b)는 최대압축강도에서의 변형률을, (c)는 항복 후 2차 탄성계수를 내림차순으로 정렬하여 나타낸 그림이다.

3.4 학습 데이터 결과

3.4.1 학습 결과

수집된 학습 세트(set)를 Fig. 3에 나타난 입력변수에 대하여 설계된 뉴로퍼지시스템에 적용시켜 압축강도 및 축방향 변형률, 항복 후 2차 탄성계수의 값을 예측한 결

과를 Fig. 5에 나타내었다. 뉴로퍼지시스템의 학습과 테스트는 상용 프로그램인 MATLAB의 내장함수 이용하여 수행하였으며 그림에서 표시한 오차(ER)는 다음 식 (6)과 같이 계산하였다.

$$E.R = \frac{abs(P.V. - E.V.)}{E.V.} \times 100(\%) \quad (6)$$

PV: predictable value, EV: experimental value

Fig. 5의 (a)는 섬유로 황구속시킨 291개의 원주형 콘크리트 시험체에 대한 파괴강도 값을 추정하기 위하여 뉴로퍼지시스템을 학습시킨 결과이다. 전체 예측 오차율은 4.9%로 나타났으며 저강도 부분에서 고강도 부분까지 일정한 오차율을 가지고 있는 것으로 나타났다. 또한 (b)는 파괴 시 축방향 변형률을 예측하기 위하여 뉴로퍼지시스템을 적용시킨 값으로 전체 오차율은 4.5%로 나

Table 2 Examples of training data set (part in 291 samples)

Data	f_{ck} (MPa)	t_{frp} (mm)	layer (ply)	kind	E_{frp} (GPa)	f_{frp} (MPa)	ρ (%)	D (mm)	h (mm)	f_{ck} (MPa)
1	28.9	0.0193	2	A	210	2,173	0.2575	15	30	49.3
2	33.3	0.12	4	G	25.2	560	2.4144	10	20	110.7
3	28.9	0.0193	2	A	210	2,173	0.2575	15	30	49.1
4	33.3	0.0193	3	A	210	2,173	0.3864	10	20	101.2
5	31.8	0.011	3	C	230	3,456	0.1467	15	30	82.65
6	33.3	0.0193	3	A	210	2,173	0.3864	10	20	105
7	34.4	0.011	4	C	230	3,481	0.1467	15	30	87.02
...

t_{frp} : thickness of FRP, E_{frp} : Young's modulus of FRP, ρ : volume ratio, f_{frp} : ultimate strength of FRP, f_{cc} : confined strength, A: aramid, G: glass, C: carbon

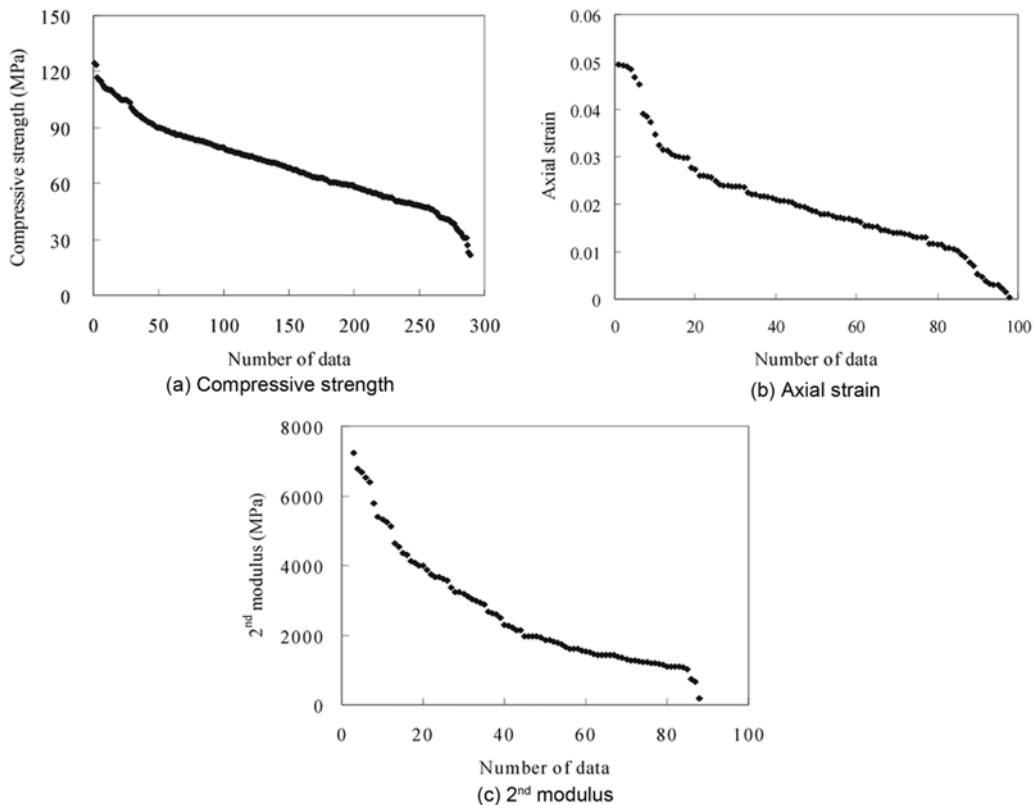


Fig. 4 Training data

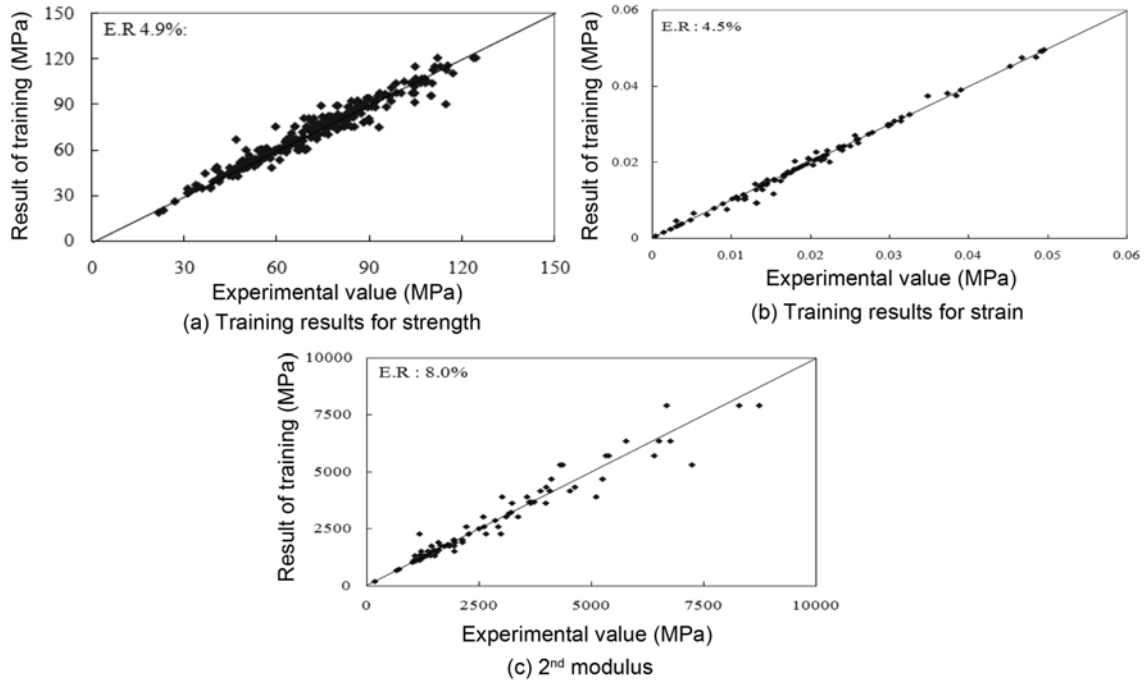


Fig. 5 Training results

타났고, (c)는 섬유로 황구속시킨 88개의 원주형 콘크리트 시험체에 대하여 항복 후 2차 탄성계수를 예측하기 위하여 뉴로퍼지시스템을 적용시킨 값으로 전체 오차율은 8.0%로 나타났다.

3.4.2 통계적 검토

모델의 예측 결과를 통계적으로 분석하기 위하여 각 모델별 각각 데이터 세트에 대한 학습 결과값/실험값의 비율을 히스토그램과 해당되는 확률분포함수를 Fig. 6에

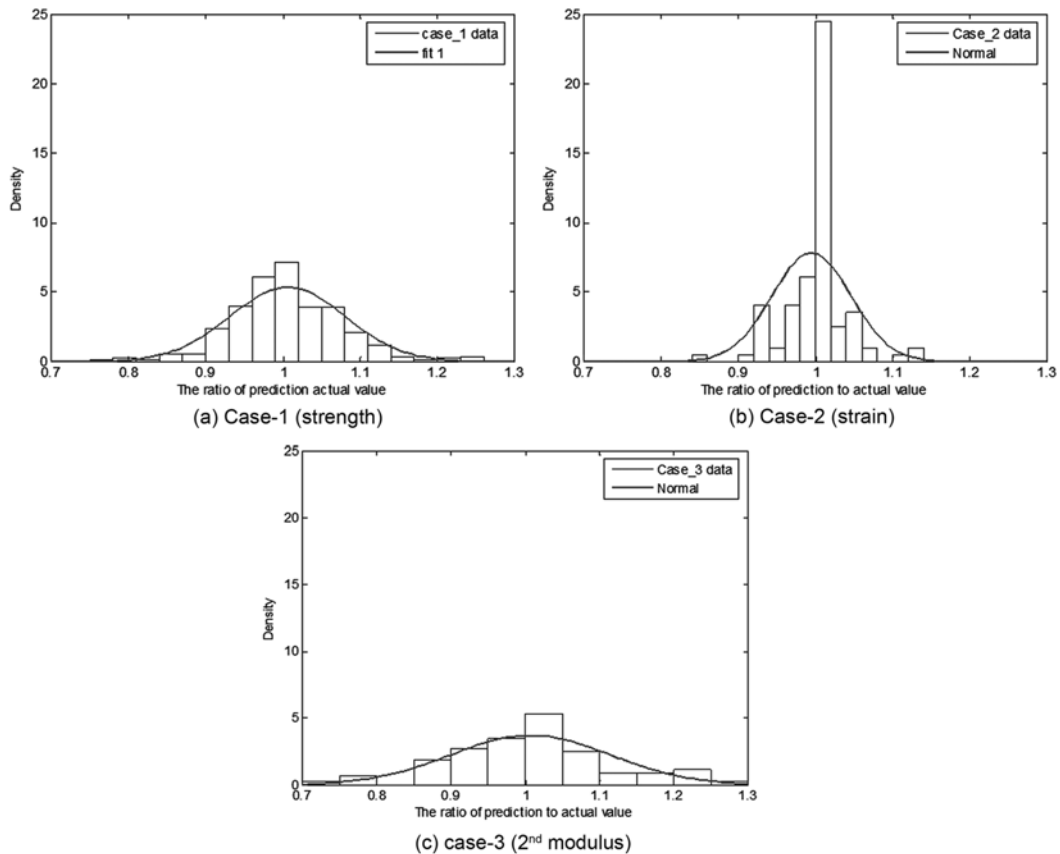


Fig. 6 Statistical analysis for the ratios of prediction to actual values

표현하였다. 각 모델은 normal 분포를 나타내고 있으며, 변형률을 예측하는 Case-2가 가장 높은 확률 밀도함수를 나타내고 있다. 각 경우별, 표준편차는 Case-1의 경우 0.075, Case-2의 경우 0.051, Case-3의 경우 0.107로 나타나고 있어, 2차 탄성계수의 학습 정확도가 가장 낮음을 알 수 있다.

3.4.3 오차율 분석

뉴로퍼지시스템의 정확도를 분석하기 위하여 그 오차 범위를 분석해 보았다. 오차비에 대한 백분율을 나타내는 식 (6)과 실험값과 예측값의 오차정도를 나타내는 RMSE(root-mean-square error)법, 실험값과 예측값의 편차도를 나타내는 R²(absolute fraction of variation)의 오차율을 통하여 각각의 오차율을 비교해 보았다.

Table 3은 각 오차계산법으로 계산한 각 케이스(case)의 학습데이터의 오차 결과를 비교한 것으로 강도를 예측하는 case-1의 경우 강도의 RMSE는 약 ±4.78 MPa, 변형률을 예측하는 case-2의 경우 ±0.00096, case-3의 경우 ±428.66 MPa로 나타났다. 또한 편차도를 나타내는 R²값 역시 0.9957, 0.9982, 0.9831로 나타나 학습정도가 대체적으로 양호한 것으로 판단된다.

3.4.4 기존 제안식과의 비교

형 구속된 콘크리트의 응력 및 변형률을 예측하고 설계에 도입시키기 위한 연구는 오랜 시간 동안 이루어져 왔다. 이 연구들은 연구자들에 의하여 수행된 실험결과를 기초로 회귀분석을 수행하여, 예측식을 개발하는 방식으로 이루어졌다. Youssef⁽⁸⁾은 원형기둥에 대하여 FRP로 횡구속시킨 후, 실험을 통하여 응력-변형률 모델을 제안하고, 회귀분석을 통하여 보강된 콘크리트의 응력예측식을 다음 식 (7)과 같이 제안하였다.

$$\frac{f'_{ck}}{f_{ck}} = 1.0 + 2.25 \left(\frac{f'_{lu}}{f_{ck}} \right)^{\frac{5}{4}} \quad (7)$$

여기서

- f_{ck} : 비보강콘크리트의 압축강도
- f'_{ck} : FRP로 보강된 실험체의 극한압축강도
- f'_{lu} : 극한압축강도에서의 보강재의 유효강도

위의 제안식을 이 연구에서 학습 set로 이용한 연구데이터에 적용시켜 보면 Fig. 7과 같이 약 24.8%의 오차율을 나타내고 있다. 특히 90 MPa 이상의 고강도 부분에서는 그 강도특성을 예측하지 못하고 있는 것으로 나타났다. Fig 8은 학습에 이용된 데이터를 식 (7)에 제안된 식과 이 연구에서 설계한 뉴로퍼지시스템을 적용한 경우의 예측비를 나타낸 것으로, 이 연구에서 구축한 뉴로퍼지시스템은 기존제안식보다 정밀한 범위 내에서 보강효과를 예측하고 있는 것으로 나타났다.

4. 뉴로퍼지시스템의 검증

4.1 실험 계획 및 제작

이 실험은 설계된 뉴로퍼지시스템의 예측 시스템을 검증 하기위하여 16개의 시험체를 Table 4와 같이 교내 실험동에서 제작하였다. 시험체는 일반 공시체의 크기인 150 × 300 mm계열과, 추후 이 연구에서 기대하는 원주형 기둥의 보강효과를 예측하기 위하여 보다 세장한 조건인 지름에 대한 높이를 4배한 150 × 600 mm 실험체의 두 계열로 분리하여 실험을 수행하였다. 거푸집은 압축강도 측정을 위한 원주형 공시체 제작 틀과 PVC파이프를 거푸집으로 이용하여 제작하였다.

사용된 콘크리트는 설계강도 21 MPa로 계획하여 배합비를 결정하였으며 그 배합비는 Table 5에 나타내었다. 타설 후 모든 시험체는 대기중에서 28일 동안 양생하였으며, 압축강도는 20.1 MPa으로 나타났다.

Table 3 Statistical parameter for predictable content

	Case-1 (F _{cc})	Case-2 (ε _t)	Case-3 (E _g)
RMSE	4.78	0.00096	428.66
R ²	0.9957	0.9982	0.9831
ER	4.9	4.5	8.0

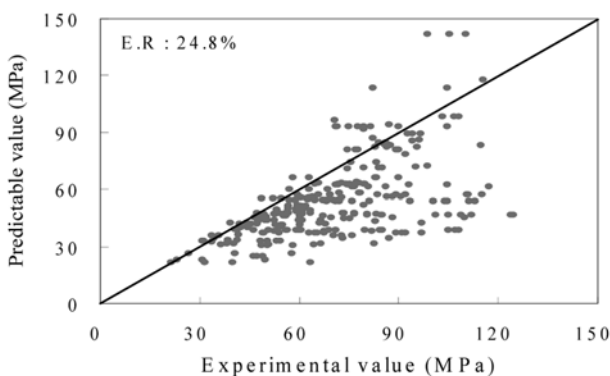


Fig. 7 Predictable result by (7)

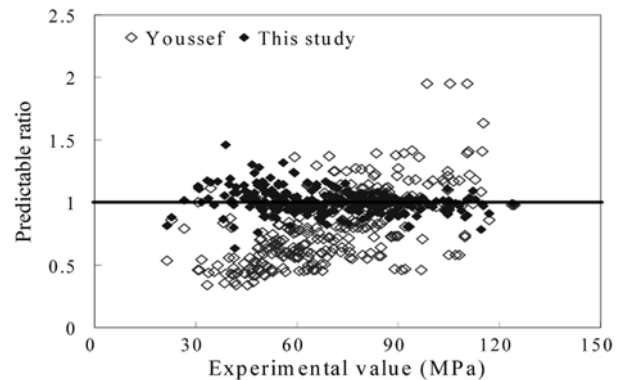


Fig. 8 Comparison between Youssef and this study

Table 4 Retrofitting volume ratio

Name	ρ (%)	Size (mm)	Name	ρ (%)	Size (mm)
H2-I0	0.5333	150×600	N2-0	0.2667	150×300
H2-I1	0.2667		N2-3	0.2667	
H2-I2	0.1778		N3-1	0.8	
H2-I3	0.1333		N3-3	0.4	
H2-I4	0.1067		N3-1	0.4	
H2-I 1-T	0.5333		N3-1	0.8	
H2-I 1-A	0.5333		N3-0-A	0.8	
H2-I 1-B	0.5333		N3-1-B	0.8	

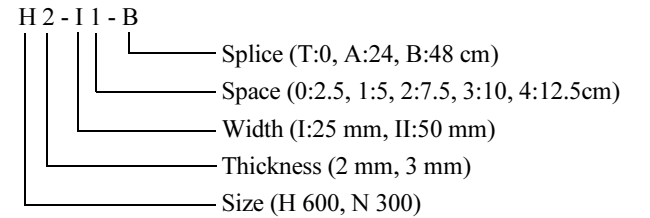


Table 5 Mix properties of concrete

Design strength (MPa)	Slump (mm)	W/C (%)	Mixture (kg/m ³)					Admix.
			C	W	S	G	Air (%)	
21	120	54.7	327	179	864	951	4.5 ± 1.5	1.5

4.2 시험체의 보강

시험체의 보강은 학습 데이터의 입력층과 동일한 변수를 갖도록 실험변수를 정하였으며, 단일보강재의 두께 및 겹수를 달리하여 보강량(ρ)을 설정하였다. 보강을 수행하기 전 콘크리트의 표면은 충분히 건조시킨 후, 표면처리를 수행하고 압축공기를 이용하여 표면의 미세먼지를 제거하였다. 그 후 시험체에 에폭시 모르타르를 일정두께로 도포한 후 Fig. 9와 같이 변수에 따라 보강재를 부착하였으며, 시험체 단부의 파괴를 방지하기 위하여 시험체 양쪽 단부에 스위트 래핑을 통하여 보강하였다. 사용



Fig. 9 Attach on the specimen

Table 6 Material properties of FRP

Tensile strength (MPa)	Modulus of elasticity (GPa)	Remark
1,989	158.17	TZ-307

Table 7 Material properties of epoxy

Mixing weight ratio		Compressive strength (MPa)	Adhesive strength (MPa)	Usage
Base compound	Hardener			
3	1	32.1	16.5	Adhesive

된 보강재의 물성을 Tables 6, 7에 나타내었다.

4.3 실험 및 계측

실험은 2,000 kN 용량의 만능시험기(UTM)을 이용하여 수행하였다. 가력대의 중앙부에 보조철물을 이용하여 시험체를 가력기의 중앙부에 위치한 후, 로드셀(load-cell)을 시험체 위에 설치하였다. 이 때 편심을 방지하기 위하여 로드셀과 가력기 사이에는 힌지를 설치하였다. 변위의 측정은 시험체의 상·하 양단부에 가이드를 설치하고 시험체의 좌·우 양측에 ±25 mm 용량의 변위측정기(LVDT)를 설치하여 축방향 변위를 측정하였다. 하중의 가력은 예상하중의 75%까지는 하중제어방식으로 가력하고, 그 이후로부터 변위제어방식으로 가력하였으며, 실험 결과는 자료취득기(UCAM-5BT)를 이용하여 취득하였다. Fig 10은 실험 내용에 대한 상세도이다.

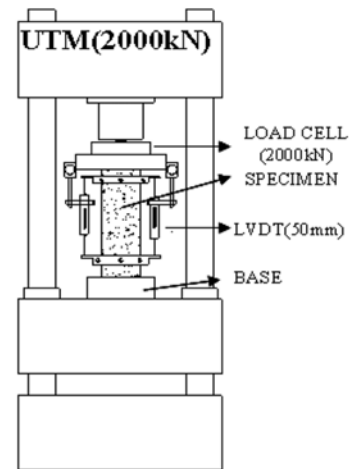


Fig. 10 Test set-up

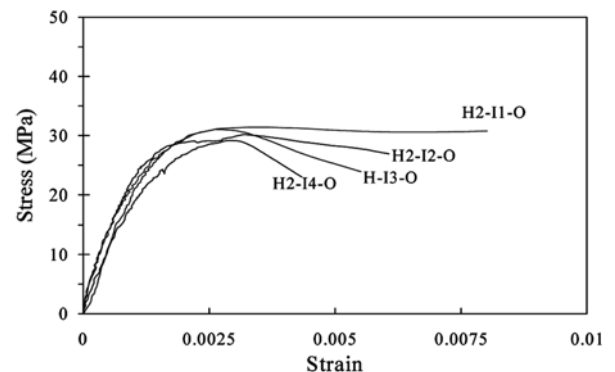


Fig. 11 Some specimen's stress-strain curve

Table 8 Test result

Specimen	f'_{ck} (MPa)	ϵ_t	E_g (MPa)
H*	26.61	0.0023	-25974**
H2-I0	32.63	0.003	12810.59
H2-I1	31.28	0.0033	2527.83
H2-I2	30.67	0.0028	-13138.2**
H2-I3	31.43	0.0027	-24890.9**
H2-I4	30.48	0.0027	-34703.1**
H2-I 1-T	34.86	0.0032	11652.96
H2-I 1-A	35.33	0.0037	5081.056
H2-I 1-B	37.02	0.0036	22674.68
N*	21.13	0.0018	-19276.4**
N2-I0	25.70	0.0031	3156.05
N2-II3	26.66	0.0031	2852.00
N3-II1	26.83	0.0039	9814.00
N3-II3	25.87	0.0035	4602.43
N3-I 1	26.57	0.0034	6210.99
N3-I 1-T	29.07	0.0036	8967.37
N3-I 0-A	28.59	0.00378	5697.24
N3-I 1-B	29.81	0.0037	7984.13

*H and N are reference specimens

**(-) symbol means 'desending' at Fig.1

4.4 실험 결과

시험체는 Fig. 11과 같이 보강재에 의하여 높은 인성을 보이다가, 보강재가 파단하면서 급격히 파단되는 양상을 보였다. 시험체의 파괴는 보강재와 콘크리트사이의 접착제 부분에서 균열이 시작되어 보강재의 파단, 시험체의 원뿔형 파괴 순으로 진행되었다. Table 8에 실험 결과를 요약하였다.

4.5 검증 결과

이 연구에서는 설계한 뉴로퍼지시스템의 검증을 위하여 Table 1에 표시된 바와 같이 16개의 실험데이터를 이용하여 검증을 수행하였다. 검증 세트(set)는 학습 세트(set)와 동일하게 기존 피보강 콘크리트의 압축강도, 보강재의 두께, 보강재의 보강 겹수, 보강재의 탄성계수, 보강재의 파단강도 및 보강재와 피보강재의 체적비, 피보강재의 부재크기 등을 입력층으로 설정하였으며, 이를 통하여 출력층인 압축강도, 변형률 그리고 post yielding modulus를 추정 할 수 있었다. 검증결과 Fig. 12와 같이 11.5%, 7.5%, 16.7%의 오차율을 나타내고 있으며 강도에 예측의 경우 Yossef의 제안인 24.8%보다 우수한 예측을 나타내고 있어, 설계된 뉴로퍼지시스템을 적용하여 압축강도의 보강정도를 예측할 수 있을 것으로 판단된다.

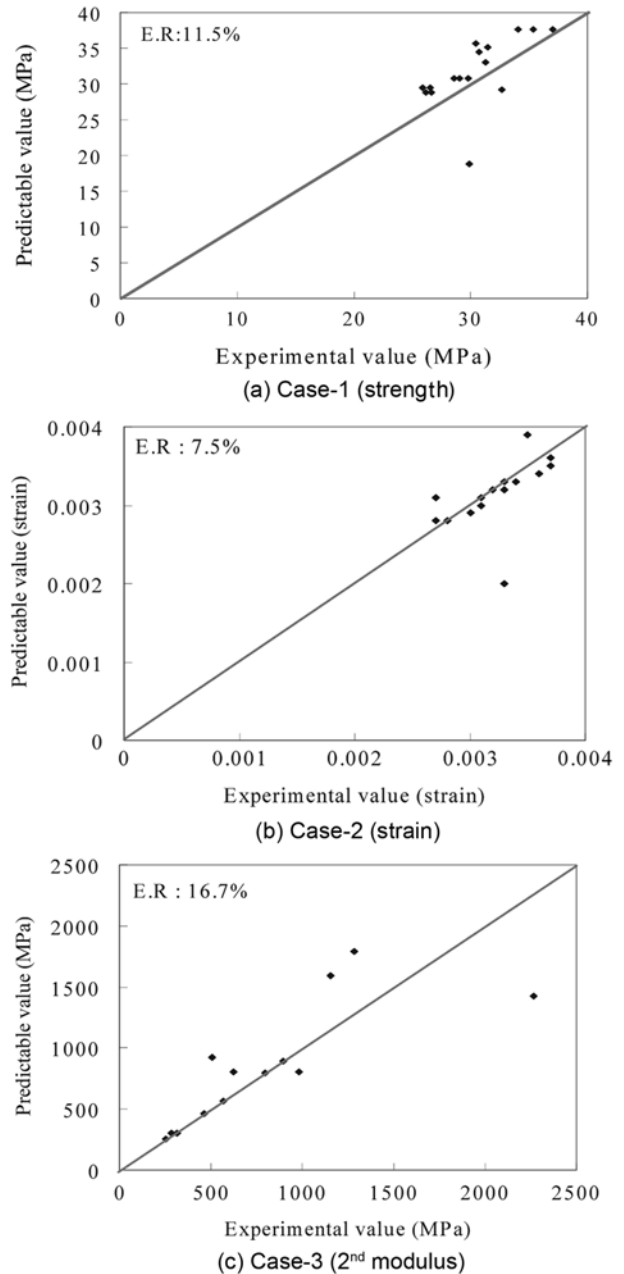


Fig. 12 Scatter diagram for each-case

5. 결 론

이 연구는 기존 연구 결과를 이용하여 섬유로 보강된 콘크리트의 응력-변형률 관계를 예측하는 뉴로퍼지시스템의 적용가능성을 평가하기 위하여 수행되었다. 이 연구에서 얻은 연구 결과를 요약하면 다음과 같다.

- 1) ANFIS의 학습에 필요한 변수를 기존 피 보강 콘크리트의 압축강도, 보강재의 두께, 보강재의 보강 겹수, 보강재의 탄성계수, 보강재의 파단강도 및 보강재와 피 보강재의 체적비, 피 보강재의 부재크기 등을 입력층으로 하여 출력층인 압축강도, 변형률, 2차 탄성계수를 추정 할 수 있다.
- 2) 섬유로 황구속시킨 291개의 기존 연구를 학습세트로 하여 ASFIS를 적용하여 16개의 원형 공시체를

섬유재로 보강한 후 보강효과를 예측한 결과, 파괴 강도 값을 추정할 경우 11.5%, 변형률 예측시 오차율은 7.5%, 2차 탄성계수 예측 시 오차율은 16.7%로 나타났다.

- 이 연구에서는 ANFIS를 설계하여 1:2 및 1:4의 공시체에 대하여 연구가 수행된 기존 연구결과를 학습시킨 후, 실험으로 뉴로퍼지시스템을 검증하여 이 결과 예측수준이 우수한 것으로 판단된다. 따라서 실제 보, 기둥의 부재에 대한 데이터를 구축 할 필요성이 있을 것으로 판단된다.

감사의 글

이 논문은 국토해양부 첨단도시개발사업(과제번호 : 05 건설핵심 D06)의 연구비지원에 의해 수행되었고 이에 감사드립니다.

참고문헌

- Rechart, F. E., Brandtzaeg, A., and Brown, R. L., "A Study of the Failure of Concrete under Confined Compressive Stress," University of Illinois Engineering Experimental Station, Champion, Bulletin No. 185, 1928, 85 pp.
- Mander, J. B., Priestley, M. J., and Park, R., "Theoretical Stress-strain Model for Confined Concrete," *Journal of Structural Engineering*, ASCE, Vol. 114, No. 8, 1988, pp. 1804~1826.
- 이대형, 김영섭, 정영수, "FRP로 황구속된 콘크리트의 응력-변형률 거동 특성," 콘크리트학회 논문집, 19권, 2호, 2007, pp. 135~144.
- 조순호, "FRP 합성재료에 의하여 구속된 콘크리트의 응력-변형률 응답예측," 콘크리트학회 논문집, 19권, 6호, 2007, pp. 803~810.
- Hosotani, M. and Kawashima, K., "A Stress-strain Model for Concrete Cylinders Confined by Both Carbon Fiber Sheets and Tie Reinforcement," *JSCCE Journal of Concrete Engineering*, Vol. 43, 1999, pp. 25~42.
- Youssef, M. N., Feng, M. Q., and Mosallam, A. S., "Stress-strain Model for Concrete Confined by FRP Composites," *Composites Part B: Engineering*, Vol. 38, Issues 5-6, 2007, pp. 614~628.
- Gupta, R., Kewalramani, M. A., and Goel, A., "Prediction of Concrete Strength Using Neural-expert System," *Journal of Materials in Civil Engineering*, ASCE, Vol. 118, No. 3, 2006, pp. 462~466.
- Kim, J. I., Kim, D. K., Feng, M. Q., and Yazdani, F., "Application of Neural Networks for Estimation of Concrete Strength," *Journal of Materials in Civil Engineering*, Vol. 16, No. 3, 2004, pp. 257~264.
- 박도경, "인공신경망을 이용한 FRP 보강 콘크리트 보의 휨모멘트 평가," 한국구조물진단학회 논문집, 10권, 6호, 2006, pp. 179~186.
- 후쿠다 히로시, "뉴럴네트워크와 구조공학에의 응용," 한국전산구조공학회 학회지, 9권, 3호, 1996, pp. 7~22.
- 김준민, 박대회, "뉴로-퍼지 추론 기관의 설계 및 응용," 한국정보과학회 논문집, 22권, 6호, 1995, pp. 868~879.
- 김원철, 최재원, 김성호, 장명순, "퍼지뉴럴네트워크를 이용한 상층데이터 정제기법 연구," 대한토목학회논문집, 24권, 6호, 2004, pp. 839~844.
- 김영태, "Sugeno 형태 퍼지 논리를 이용한 로봇 매니 폴레이터의 독립관절 적응제어," 한국정밀공학회지, 20권, 6호, 2003, pp. 55~61.
- Cao, Z., Kandel, A., and Li, L., "A New Model of Fuzzy Reasoning," *Fuzzy sets and Systems*, Vol. 36, Issue 3, 1990, pp. 311~325.
- Lam, L. and Teng, J. G., "Strength Models for Fiber-Reinforced Plastic-confined Concrete," *Journal of Structural Engineering*, ASCE, Vol. 128, No. 5, 2002, pp. 612~623.
- 황진석, "탄소섬유쉬트로 황구속된 콘크리트 공시체의 응력도-변형도 특성," 대한건축학회 논문집, 17권, 2호, 2001, pp. 57~63.
- 천성철, 김지영, 박형철, 박철림, "탄소섬유로 황구속된 콘크리트의 응력-변형도 모델에 관한 연구," 대한건축학회 논문집, 15권, 1호, 1999, pp. 27~36.
- Youssef, M. N., *Stress-strain Model for Concrete Confined by FRP Composites*, University of California Irvine, USA, 2003, pp. 235~249.

요약 건축물이나 교량과 같은 RC 구조물의 경우, 다양한 유해 환경하의 재료적인 열화나 구조적 문제로 콘크리트의 노후화 및 손상이 발생하게 된다. 콘크리트의 균열이나 철근의 부식, 구조 단면의 변형 등은 구조적 안전성 저하 및 구조물 거동 특성 변화의 주요 원인이 되기도 한다. 따라서 이와 같은 콘크리트 구조물의 보수 보강을 위하여, 효과적이고 적용이 간편한 공법의 개발이 콘크리트 분야의 중요한 연구 과제 중의 하나로 인식되어 왔다. 다양한 보수 보강 기법들이 과거 수십 년 동안 개발되어 적용되고 있으며, 이중에서도 최근 FRP 복합 재료를 구조물의 외부에 접착시키는 방법을 통한 보강 방식이 많이 사용되고 있다. 이 연구는 인공 지능(AI)의 일종인 뉴로퍼지모델(ANFIS)을 이용하여, FRP로 보강된 원주형 콘크리트 부재의 보강 효과를 분석하는데 그 목적이 있다. ANFIS 모델을 이 연구에 적용하기 위하여, 기존 연구 자료 및 실험에서 얻은 결과를 통해 학습 데이터와 시험 데이터 세트를 구축하였다. 이 연구에서 구축된 ANFIS 모델은 기존 피보강 콘크리트의 압축강도, 보강재의 두께, 보강재의 보강 곱수, 보강재의 탄성계수, 보강재의 파단강도 및 보강재와 피보강재의 체적비, 피보강재의 부재크기를 입력 자료의 파라미터로 사용하여, 압축강도, 변형률, 2차탄성계수 등을 예측하는 방식으로 활용될 수 있으며, ANFIS 모델을 통하여 예측된 결과를 기존 연구자들이 제안한 FRP 보강 콘크리트 부재의 구성 방정식과 비교할 때 더 높은 정확도로 예측이 가능함을 확인할 수 있다.

핵심어 : 뉴로퍼지시스템, FRP 복합재료, 구조성능저하, 극한강도, 극한변형률