

신경망 기법을 이용한 강섬유 혼입 콘크리트의 전단강도 추정 모형 개발

Development of Model of Shear Strength Estimative for Steel Fiber Reinforced Concrete Using Neural Network

곽계환^{*†} · 황해성^{**} · 김우종^{**} · 장화섭^{**} · 강신묵^{***}

Kae-Hwan Kwak · Hae-Sung Hwang · Woo-Jong Kim · Hwa-Sup Jang · Shin-Muk Kang

Abstract

This study, the present study wishes to develop a model that estimates shear strength characteristics of steel fiber reinforced concrete using artifical neural network models. Neural network models, developed as mathematical models, are being widely used not only in its original purpose of pattern recognition, but also in application fields by the function's nonlinear learning and interpolar ability. Neural network has a repetitive rotation algorithm that can cyclically and repeatedly estimate system conditions and parameter ideal values, and it can be used in the modeling of the nonlinear system by nonlinear characteristic functions that construct the system.

Keywords : Steel fiber, Aspect ratio, Volume fraction of steel fiber, Neural Network

I. 서 론

강섬유 보강 콘크리트(Steel Fiber Reinforced Concrete; 이하 SFRC)는 단면이 작고 길이가 짧은 강섬유를 수화성의 시멘트와 골재의 배합에 임의로 투입·분산시켜 인장강도, 휨강도, 균열에 대

한 저항성, 연성, 그리고 내충격성 등의 개선을 목적으로 만든 합성재료이다. 이러한 강섬유가 콘크리트에 혼입되면 콘크리트내에 균등하게 분산되는 섬유들의 균열억제 메커니즘에 의해 콘크리트의 취성특성이 변화하여 상당한 연성을 갖도록 하는 효과가 있다. 또한, SFRC는 섬유가 복부철근보다 좀은 간격으로 콘크리트내부에 분산되고, 부재가 하중을 받아 초기전단균열이 발생한 후 극한전단하중에 이르기까지 섬유가 부착 이탈되기에 필요한 부가적인 에너지를 가지므로 보의 전단보강으로 강섬유의 혼입은 스터립이나 절곡철근보다 유리한 점을 갖고 있다. 따라서, 종래의 철근콘크리트 부재를 섬

* 원광대학교 토목환경, 도시공학부 교수

** 원광대학교 대학원 토목환경공학과 박사과정

*** 원광대학교 대학원 토목환경공학과 석사과정

† Corresponding author. Tel.: +82-63-850-6720

Fax: +82-0505-850-6867

E-mail address: kkh6720@wonkwang.ac.kr

유로 보강하면 섬유가 전단철근의 역할을 대신하기 도 하고, 보와 기둥이 만나는 곳 같은 철근보강의 한계단면에서 철근이 밀집되는 것을 방지할 수 있다.⁴⁾

SFRC 보의 전단특성이 증대됨을 확인하기 위하여 많은 선행 연구자들은 강섬유 혼입률, 형상비, 재료 특성, 그리고 철근비 등을 변수로 하여 많은 실험적 연구를 수행하였다. 그러나, 이러한 SFRC 보의 전단강도 특성을 구하기 위한 실험은 일반적으로 장비구축의 비용과 시간소비가 많고 실험장소의 제한 등의 문제가 많아 실험적 연구가 제한되고 있다. 따라서 보다 실용적으로 SFRC를 활용하기 위해서는 보다 쉽게 전단강도를 예측하기 위한 보다 간편한 접근 방법을 개발하는 것이 요구된다.

이에 본 연구에서는 신경망(Neural Network) 기법을 이용하여 SFRC 보의 전단강도 특성 추정 모형을 개발하고자 한다. 수학적 모형으로 개발된 신경망은 원래의 목적인 패턴 인식 뿐만 아니라 그 함수가 가지고 있는 비선형 학습 및 보간 능력으로 인하여 응용분야에서 광범위하게 사용되고 있다. 신경망은 시스템의 상태와 매개변수들에 대한 최적의 값을 반복적으로 순환추정 할 수 있는 반복 순환 알고리즘을 가지는 시스템을 구성하는 비선형 특성함수로 인하여 비선형 시스템의 모형화에 이용 할 수도 있다.

II. SFRC의 전단강도 추정 모형 개발

1. 통계적 자료 수집

따라서 이러한 문제점을 보다 합리적이고 효과적으로 해결하기 위해 신경망 기법을 이용한 SFRC의 전단강도 추정 모형을 개발하기 위하여, 이미 선행 연구자들^{1)~7)}에 의하여 수행된 실험 계측 자료를 수집하여 이를 모형개발에 필요한 학습자료, 검증자료 및 추가 학습자료에 각각 활용하였다. 모형 개발의 신뢰성을 높이기 위하여 위의 데이터들의 중복 사용은 피하고 각각 다른 데이터들을 학습자

료, 검증자료, 그리고 추가학습 자료로 사용하였다.

또한 수집된 계측 자료를 분석하여 SFRC의 전단강도에 영향을 주는 인자들의 선정 작업을 실시하였으며, 이를 토대로 선행 연구자들의 실험데이터를 D/B화 하였다. 결정된 인자를 이용하여 다양한 신경망 모형을 설계하였고, 신경망 모형 개발을 위해 필요한 parameter(신경망 모형, 은닉층, 은닉마디, 알고리즘)를 다양하게 적용하여 최적의 신경망 모형을 개발도록 하였다.

SFRC의 전단강도에 영향을 미치는 변수로는 강섬유의 혼입률(vf , %), 형상비(L/d), 철근비, 유효깊이(d , mm), 설계 기준강도(f_{ck} , MPa), 그리고 전단지간 깊이비(a/d)의 변수로 하여 많은 실험적 연구가 수행되었다. 선행 연구자들이 수행한 실험 변수의 범위는 아래 Fig. 1~Fig. 6에 나타내었다.

SFRC의 전단강도 관련 시험 자료를 수집 분석한 결과 시험 변수의 범주로는 다음과 같다. 강섬유 혼입율은 1.0%일 경우가 24회 정도로 가장 많은 실험이 실시되었으며, 형상비는 50~60범위에서 대부분의 실험이 이루어졌다. 또한 철근비의 범주는 골고루 분산된 실험이 이루어 졌으며, 유효깊이의 범주는 약 100~250 mm 범위에서 연구가 수행되었다. 설계 기준강도는 일반강도에서부터 고강도에 이르기 까지 전반적인 범주를 가졌으며, 전단지간 깊이비 역시 실험 범주가 0.5~4.0으로 조사되었다.

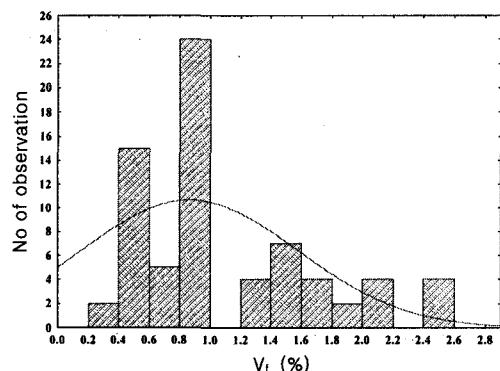


Fig. 1 Volume fraction of steel fiber scope

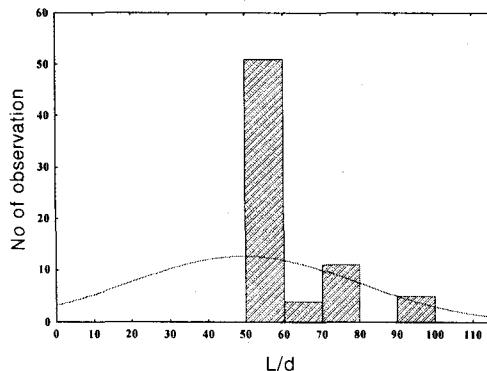


Fig. 2 Aspect ratio of steel fiber scope

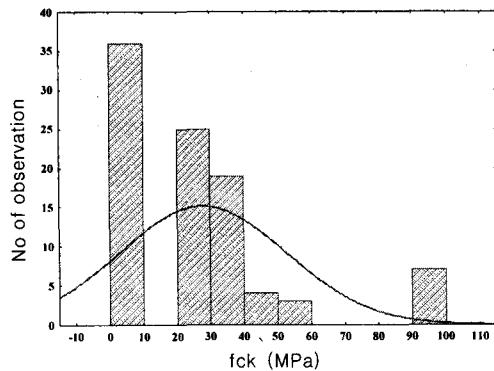


Fig. 5 Specified strength scope

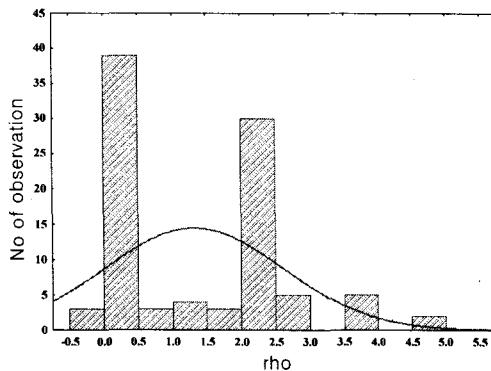


Fig. 3 Ratio of steel scope

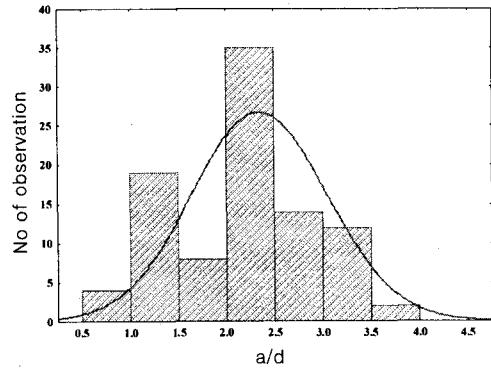


Fig. 6 a/d scope

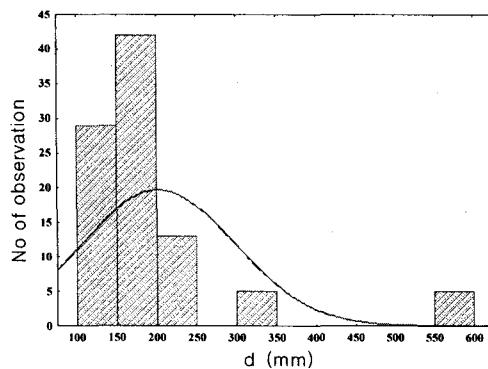


Fig. 4 Depth scope

2. 모형 개발

SFRC의 전단강도 추정을 위한 최적의 신경망 모형을 개발하기 위한 입력변수로 강섬유 혼입률,

형상비, 철근비, 유효깊이, 설계기준강도, 전단지간 깊이비를 선정하였다. 선행 연구 자료들에서 강섬유 형상은 Hooked 모양으로 제한하였다. 최적의 신경망 모형은 신경망 모형의 종류, 학습 알고리즘, 은닉층, 그리고 은닉마디 등의 변수에 의해 그 정확성이 판정된다. 이에 본 연구에서는 이러한 변수들을 다양하게 적용하여 최적의 신경망 모형을 개발하고자 한다. 다양한 학습 수행 결과 아래 Table 1과 같이 총 5개의 신경망 모형이 학습 자료로 활용한 데이터와 가장 잘 일치하고 있었다.

전단강도 실험데이터와 5개의 신경망 모형에 의해 추정된 전단강도를 비교한 결과를 Fig. 7~Fig. 11에 나타내었다. NN-1 모형의 경우 실험데이터와 비교 결과 95% 신뢰수준에서 수정 결정계수가 $r^2=0.787$ 로 분석되었으며, NN-2 모형의 경우

Table 1 Model to be developed of neural network

	Kind of neural network	Training Algorithm	Hidden layer	Hidden Unit
NN-1	RBF	K-Means	1	1
NN-2	Linear	Linear least square	-	-
NN-3	GRNN	Linear least square	2	50:2
NN-4	MLP	Conjugate gradient descent	2	10:7
NN-5	MLP	Conjugate gradient descent	2	10:9

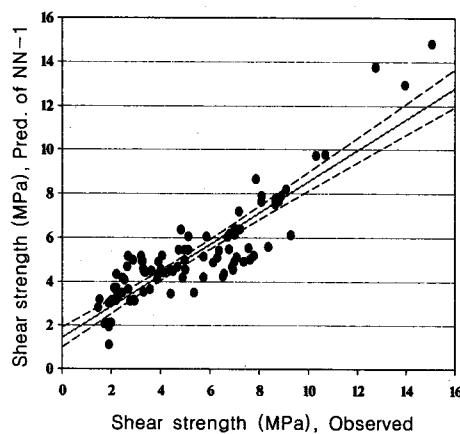


Fig. 7 A preceding research result and estimated value of NN-1 model ($r^2=0.787$)

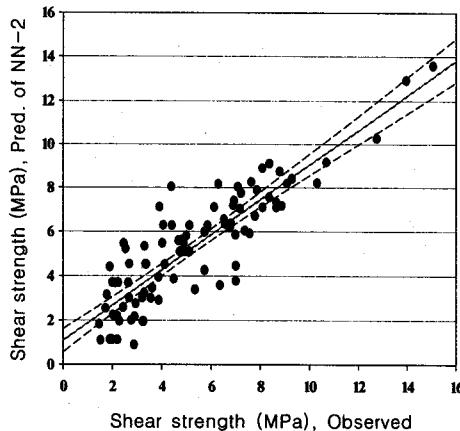


Fig. 8 A preceding research result and estimated value of NN-2 model ($r^2=0.775$)

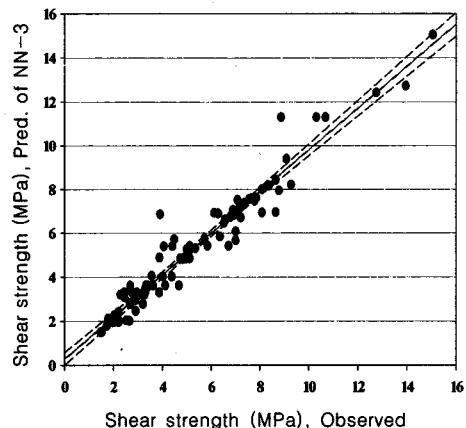


Fig. 9 A preceding research result and estimated value of NN-3 model ($r^2=0.944$)

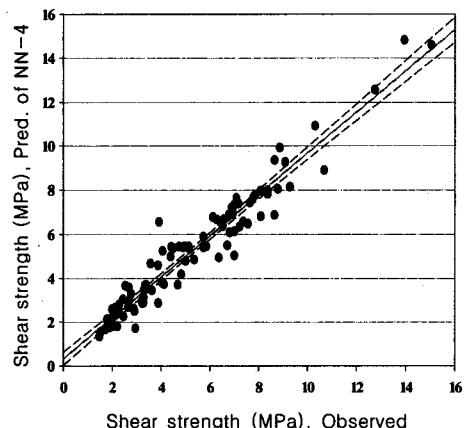


Fig. 10 A preceding research result and estimated value of NN-4 model ($r^2=0.935$)

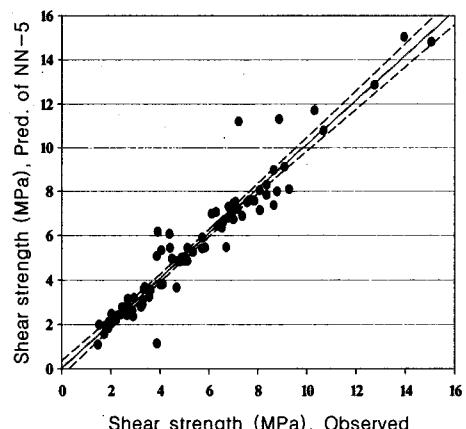


Fig. 11 A preceding research result and estimated value of NN-5 model ($r^2=0.938$)

95% 신뢰수준에서 수정 결정계수 $r^2=0.775$ 로 분석되었다. NN-3 모형의 경우는 같은 신뢰수준에서 $r^2=0.944$ 로 5개의 모형 중 가장 높은 정확도를 나타내었다. 또한, NN-4 모형의 경우는 $r^2=0.935$, NN-5 모형의 경우 $r^2=0.938$ 로 5개의 신경망 모두 대부분 그 정확도가 높았다.

III. 개발된 모형 검증 및 적용성 평가

1. 선행연구자료에 의한 모형 검증

기 개발된 전단강도 추정 모형의 경우 개발에 사용된 데이터에 의한 검증을 일차적으로 실시하여 그 정확성을 검증하였으나, 이는 모형개발에 사용된 데이터를 이용한 검증이었으므로 그 정확도가 높은 것은 당연한 결론일수도 있다. 이에 본 장에서는 SFRC의 전단강도 추정을 위해 개발된 각 5개의 신경망 모형 검증은 학습에 사용된 데이터가 아닌 다른 연구자들에 의해 수행된 데이터 값과, 본 연구에서 실험을 통하여 실측된 데이터 및 연구자들에 의해 제안된 식을 이용하여 실시하였다.

검증자료의 데이터를 5개의 신경망 모형에 적용하여 전단강도를 추정한 결과 NN-1 모형의 경우 95%신뢰수준에서 수정 결정계수 $r^2=0.673$ 으로 가장 낮게 분석되었으며, NN-2 모형의 경우 수정

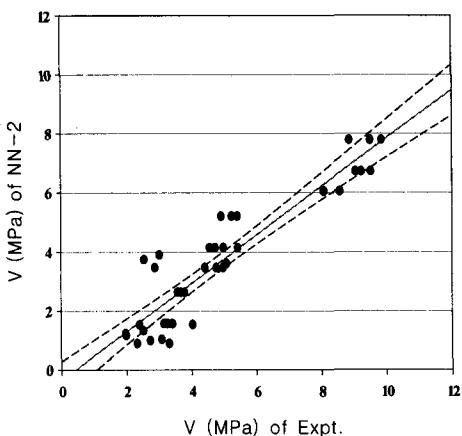


Fig. 13 Comparison Expt. with NN-2 ($r^2=0.848$)

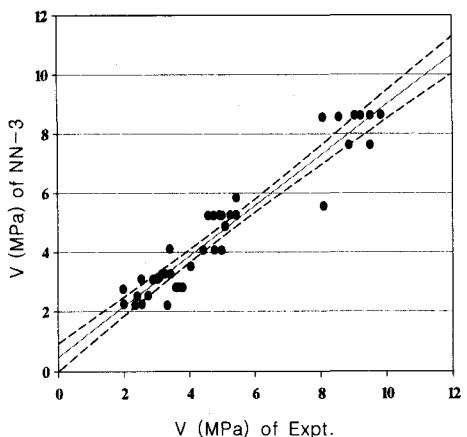


Fig. 14 Comparison Expt. with NN-3 ($r^2=0.918$)

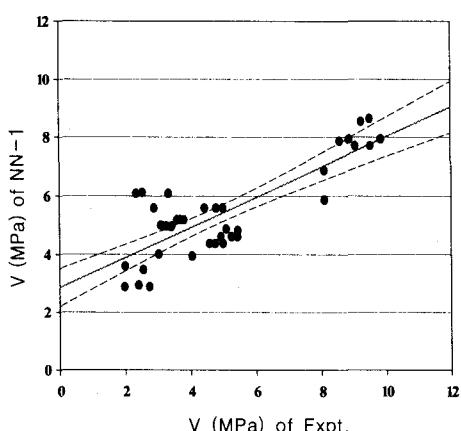


Fig. 12 Comparison Expt. with NN-1 ($r^2=0.673$)

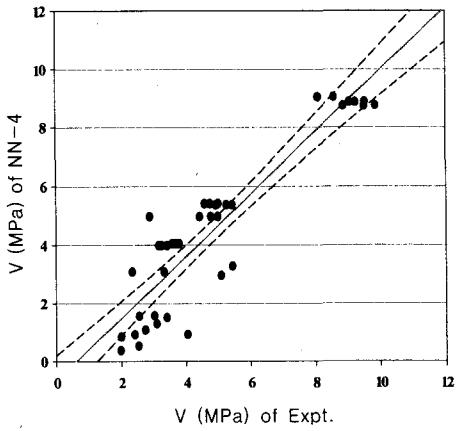
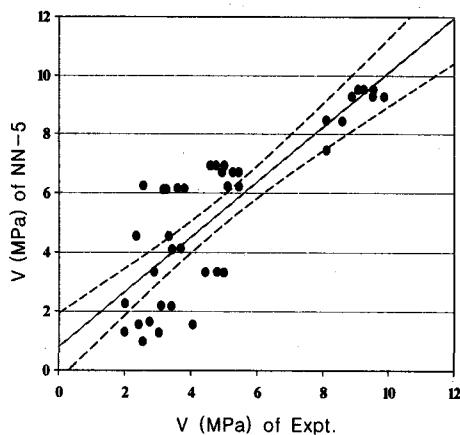


Fig. 15 Comparison Expt. with NN-4 ($r^2=0.838$)

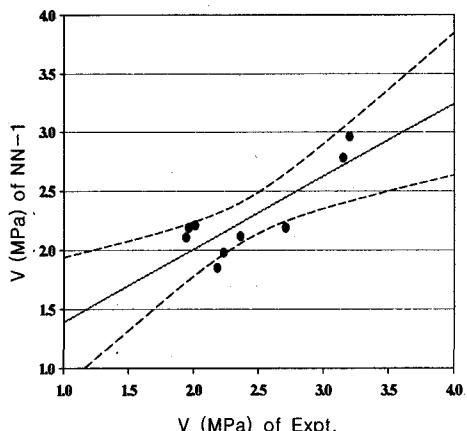
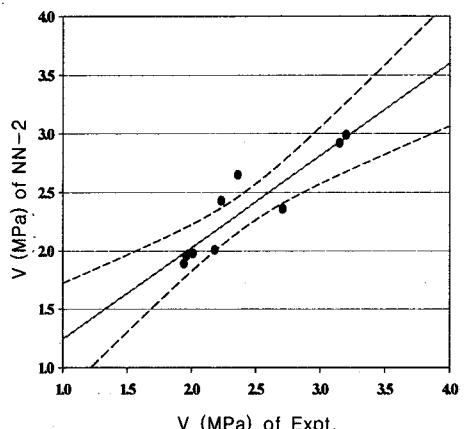
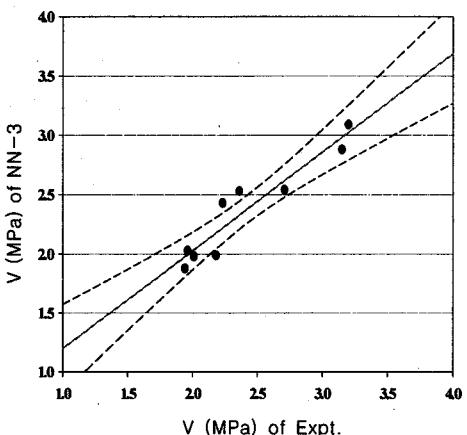
Fig. 16 Comparison Expt. with NN-5 ($r^2=0.693$)

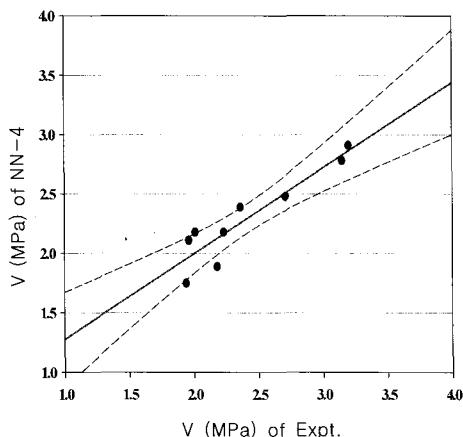
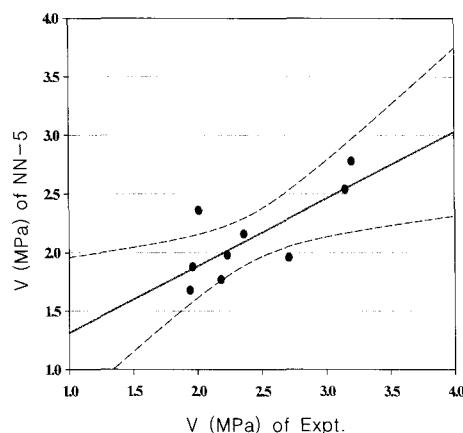
결정계수 $r^2=0.848$ 로 비교적 높게 분석되었다. NN-3 모형의 경우 $r^2=0.918$ 로 가장 높은 정확도를 나타내었다. NN-4모형의 경우 $r^2=0.838$, NN-5모형의 경우 $r^2=0.693$ 으로 분석되었다.

2. 실험에 의한 모형 검증

본 연구에서 개발한 5개의 신경망 모형의 또 다른 검증을 위하여 SFRC의 전단강도 시험을 실시하였다. 단면이 125×250 mm인 시험체를 총 9개 제작하여 시험을 실시하였다. 강섬유는 형상비 $L/d = 80$ 인 양단 Hooked 모양으로, 혼입률 0%, 0.75% 범위로 실험을 실시하였으며, 전단지간 깊이비 또한 2, 2.5, 3.0 범위로 변화를 주어 실험을 실시하였다.

전단강도 시험결과 강섬유 혼입률이 증가함에 따라 전단강도 역시 증가하는 경향을 나타냈으며, 전단지간 깊이비는 증가함에 따라 전단강도는 감소하였다. 위의 실험데이터를 이용하여 신경망 모형의 검증자료로 활용한 결과 NN-3 모형의 95%신뢰 수준에서 수정 결정계수 $r^2=0.895$ 로 가장 높은 정확도를 나타내었다. 또한, 모형 검증에서와 같이 NN-5 모형이 $r^2=0.581$ 로서 가장 낮은 정확도를 나타내어 모형으로는 부적합하였다.

Fig. 17 Comparison Expt. with NN-1 ($r^2=0.691$)Fig. 18 Comparison Expt. with NN-2 ($r^2=0.824$)Fig. 19 Comparison Expt. with NN-3 ($r^2=0.895$)

Fig. 20 Comparison Expt. with NN-4 ($r^2=0.854$)Fig. 21 Comparison Expt. with NN-5 ($r^2=0.581$)

IV. 민감도 분석 및 추가학습에 대한 검증

1. 민감도 분석

SFRC의 역학적 특성 추정 모형을 이용하여 전단강도 특성을 계산할 경우 신뢰도 문제가 발생하며 일반적으로 추정 모형에서 불확실성이 발생하는 요인으로는 자연적인 것, 역학적 특성 자료에 포함된 것, 모형의 매개변수에 포함된 것, 모형의 구조에 관한 것 등으로 나눌 수 있다. 이중 매개변수에 관한 것으로는 일반적 개념을 벗어난 매개변수의

적용 등이며 보통 매개변수의 민감도(sensitivity)를 분석함으로서 평가한다.

매개변수의 민감도 분석을 실시함으로서 보정된 매개변수가 모형의 거동에 미치는 영향을 검토하고, 매개변수의 특성을 파악할 수 있게 된다. 민감도 분석결과 특정 매개변수에 의한 역학적 특성이 상식적인 범위를 벗어나거나 너무 민감하게 반응할 경우 모형의 적용성을 다시 검토하여야 한다.

이에 본 장에서는 SFRC의 전단강도 특성에 영향을 미치는 변수들에 민감도 분석을 실시함으로서, 각 변수들의 특성을 파악도록 한다.

SFRC의 전단강도에 영향을 미치는 매개변수로는 강섬유 혼입률, 형상비, 철근비, 유효깊이, 설계기준강도, 그리고 전단지간 깊이비이며 각 6개의 변수에 대한 민감도 분석결과 아래 Table 2와 같다.

민감도 분석결과 각 모델별로 민감도가 평가변수들에 타깃의 예측 값이 선형적으로 변화하는 것으로 나타났으며, 5개의 신경망 모두 전단강도에 대한 민감도 분석결과 서로 상이한 결과를 나타내었다. NN-1 모형의 경우, 강섬유 혼입률이 1.032로 가장 높은 변수로 선정되었으며, 철근비, 설계기준강도, 전단지간 깊이비, 형상비, 유효깊이순으로 분석되었다. 그러나, NN-1 모형의 경우 가장 낮은 정확도를 보인 모형으로서 위의 민감도 분석 결과 역시 신뢰 수준이 낮다고 볼 수 있다. NN-2 모형과 NN-3 모형의 경우 전단지간깊이비의 변수가 전단강도에 가장 큰 영향을 미치는 변수로 분석되었으며, 철근비와 강섬유 혼입률에서 다소 차이가 발생되었으며, 모형 개발 및 검증에서 가장 정확한 정밀도를 나타낸 NN-3 모형의 신뢰도가 높다고 볼 수 있다. NN-4 모형과 NN-5 모형에서는 철근비의 영향이 전단강도에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 분석되었다.

2. 추가학습에 대한 검증

개발된 SFRC의 전단강도 특성 예측 결과를 보

Table 2 Result of sensitivity analysis

		V_f	L/d	ρ	d	f_{ck}	a/d
NN-1 model	Ratio	1.032	0.974	1.022	0.971	1.013	0.992
	Rank	1	5	2	6	3	4
NN-2 model	Ratio	1.305	1.055	1.212	1.111	0.995	1.321
	Rank	2	5	3	4	6	1
NN-3 model	Ratio	2.061	2.046	3.070	1.466	2.436	3.149
	Rank	4	5	2	6	3	1
NN-4 model	Ratio	1.554	1.200	3.682	2.944	1.844	3.099
	Rank	5	6	1	3	4	2
NN-5 model	Ratio	2.304	1.472	3.825	2.921	2.771	2.328
	Rank	5	6	1	2	3	4

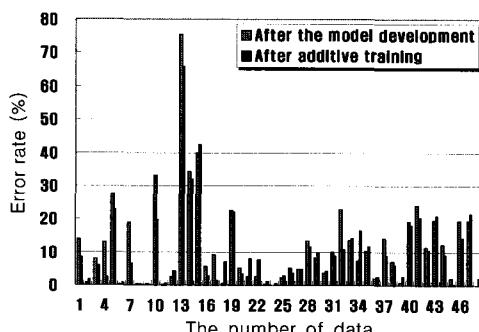


Fig. 22 The error of NN-3 model through appending training

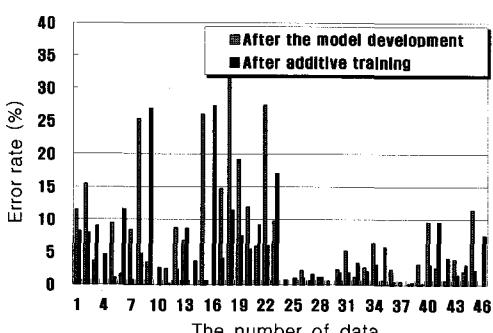


Fig. 23 The error of NN-3 model through appending training

다 신뢰성을 갖도록 하기 위하여 기 구축된 선행 연구 자료외에 지속적인 자료의 축적이 필요하므

로, 학습패턴의 추가시 역학적 특성 추정 모형의 학습방법의 결정과 학습패턴의 추가에 따른 예측결과의 영향 분석이 요구된다. 따라서 기 개발된 전 단강도 특성 모형 중 대표적인 모형으로 NN-3 모형에 새로운 실험데이터 자료를 이용하여 추가 학습을 실시하고 그 결과를 통하여 추가적인 데이터에 대하여도 선정된 모형의 학습효과가 있는지 알고자 하였다. 전단강도 추정 모형 NN-3 모형으로 추가데이터에 대한 추가학습을 실시한 결과, 아래 Fig. 22~Fig. 23에 나타내었다.

모형 NN-3로 추가데이터에 대한 추가학습을 실시한 결과, 평균 오차율이 약 10% 정도 줄어드는 결과를 나타내었다. 따라서 선정된 NN-3 모형에 대하여 데이터의 추가시에도 전단강도 추정 모형의 신뢰성 및 적용성을 확인할 수가 있었으며, 차후 지속적으로 정확하고 광범위한 자료의 축적을 통해 추가학습이 수행됨에 따라 예측오차는 본 연구에서 얻어진 오차보다 줄어들 것으로 판단된다.

V. 결 론

본 연구에서는 신경망 기법을 이용하여 SFRC의 전단강도 추정 모형을 개발하였다. 그리고 성능 및 정확도를 검증하여 활용 가능성을 검토하였다. 최

적의 신경망 모형을 개발코자 다양한 신경망 모형을 구축하였고 그 성능을 평가하여 본 연구 목적에 적합한 신경망 모형 선정을 실시하였다. 선정된 모형에 데이터베이스를 입력하여 학습을 시켰으며, 신뢰성 검증을 위하여 학습에 사용하지 않은 별도의 실험데이터와 본 연구에서 수행한 실험데이터를 이용하였다.

(1) 모형 개발을 위해 선행 연구 자료들을 수집, 분석한 결과 SFRC의 전단강도 특성에서는 강섬유 혼입률, 형상비, 철근비, 유효깊이, 설계기준강도, 그리고 전단지간깊이비의 영향에 의해 결정되는 것으로 분석되었다.

(2) SFRC의 전단강도 추정 모형 개발에 총 5개의 신경망 모형을 개발하였다. NN-1모형은 RBF 모형으로서 학습알고리즘은 K-Means이다. NN-2 모형은 Linear 모형으로서 Linear least square 알고리즘이 적용되었으며 NN-3 모형은 GRNN 모형으로 역시 Linear least square 알고리즘을 적용한 모형이다. NN-4 모형은 MLP 모형으로서 Conjugate gradient descent 적용과 2개의 은닉층에 50:2의 은닉마디로 구성된 모형이다. NN-5 모형 역시 MLP 모형으로 Conjugate gradient descent 적용과 2개의 은닉층 10:9의 은닉마디로 구성된 신경망 모형이다. 위의 모형 중 NN-3 모형이 모형 개발 및 검증에서 가장 높은 정확도 $r^2=0.918$, $r^2=0.895$ 로 분석되어 전단강도 추정 모형에 가장 적합 하다고 사료된다.

(3) SFRC의 전단강도 특성에 중요한 영향을 미치는 매개변수를 분석하기 위하여 민감도 분석을 실시한 결과 정확도가 높은 NN-3 모형에서 전단지간깊이비의 변수가 전단강도에 가장 큰 영향을 미치는 변수로 분석되었으며, 철근비와 강섬유 혼입률에서 다소 차이가 발생되었다.

(4) 기 개발된 전단강도 모형 중 대표적인 모형으로 NN-3 모형에 새로운 실험데이터 자료를 이용하여 추가 학습을 실시하고 그 결과를 통하여 추가적인 데이터에 대하여도 선정된 모형의 학습효과

를 분석한 결과 평균 오차율이 약 10%정도 줄어드는 결과를 나타내었다. 따라서 선정된 NN-3 모형에 대하여 데이터의 추가시에도 SFRC의 전단강도 특성 추정 모형의 신뢰성 및 적용성을 확인할 수가 있었다.

결론적으로 본 연구를 통하여 SFRC의 전단강도 추정에 적합한 신경망 모형을 개발하였으며, 그 정확성 및 활용가능성을 검증하였다.

본 연구는 2005년도 원광대학교 교비 지원
에 의해 연구되었습니다.

References

1. Bayramov F., Tasdemir C. and Tasdemir M. A., "Optimisation of steel fibre reinforced concretes by means of statistical response surface method", *Cement & Concrete Composites*, 2004, pp. 665~675.
2. Hillerborg A, Modeer M and Peterson P. E, "Analysis of crack formation and crack growths in concrete by means of fracture mechanics and finite elements", *Cement & Concrete Research*, 1976, pp. 773~782.
3. Kwak Kae-Hwan, Park Jong-Gun, Jang Hwa-Sup, "Fatigue Behavior of Steel Fiber Reinforced Concrete Continuous Beams under Cyclic Loading", *Journal of the Korean society of agricultural engineers*, Vol. 46, No. 6, 2004, pp. 47~58. (in Korean)
4. Kwak, Kae-Hwan, Suh June, Thomas Hsu Cheng-Tzu, Shear-Fatigue Behavior of Steel Fiber Reinforced Concrete Beams, *ACI Structural*, Title no. 88-S18, 1991, pp. 155~160.
5. Lee Cha Don, "Fiber Reinforced Concrete : Design and Applications", *Korean Society of Steel Construction*, 1992, pp. 53~59. (in Korean)
6. Lee Hyun-Ho, Keon Young-Ho, Jung Hyun-

- Seok, "Determination of Optimum Reinforcing Ratio Considering Steel Fiber Shape and Volume Fraction Ratio", *Korea institute for Structural Maintenance Inspection*, 2003, pp. 251–256. (in Korean)
7. Simon M. j., Lagergren E. S. and Wathne L. G., "Optimising high-performance concrete mixtures using statistical response surface method". In: *Proceeding of the 5th International Symposium on Utilization of High Strength/High Performance Concrete*, Oslo, Norway: Norwegian Concrete Association, 1999, pp. 1311–1321.