

역전파 학습 알고리즘을 이용한 콘크리트와 부착된 FRP 판의 부착강도 모델 개발

Development of Bond Strength Model for FRP Plates Using Back-Propagation Algorithm

박도경*
Park, Do-Kyong

Abstract

In order to catch out such Bond Strength, the preceding researchers had ever examined the Bond Strength of FRP Plate through their experimentations by setting up of various fluent. However, since the experiment for research on such Bond Strength takes much of expenditure for equipment structure and time-consuming, also difficult to carry out, it is conducting limitedly. This Study purposes to develop the most suitable Artificial Neural Network Model by application of various Neural Network Model and Algorithm to the adhering experiment data of the preceding researchers. Output Layer of Artificial Neural Network Model, and Input Layer of Bond Strength were performed the learning by selection as the variable of the thickness, width, adhered length, the modulus of elasticity, tensile strength, and the compressive strength of concrete, tensile strength, width, respectively. The developed Artificial Neural Network Model has applied Back-Propagation, and its error was learnt to be converged within the range of 0.001. Besides, the process for generalization has dissolved the problem of Over-Fitting in the way of more generalized method by introduction of Bayesian Technique. The verification on the developed Model was executed by comparison with the resulted value of Bond Strength made by the other preceding researchers which was never been utilized to the learning as yet.

요 지

FRP 판은 외부 부착된 보강 판의 효과적인 부착강도의 증진으로 실질적으로 부착강도에 대한 많은 연구가 수행되어왔다. 선행연구자들은 이러한 부착강도를 알아보기 위하여 다양한 변수를 설정하여 실험을 통하여 FRP 판의 부착강도를 규명하였다. 그러나, 이러한 부착강도를 알아보기 위한 실험은 장비구축의 비용과 시간 소비가 많이 되고 수행하기 어렵기 때문에 국한적으로 수행되고 있다. 본 연구는 선행연구자들의 부착실험 데이터를 다양한 신경망 모형과 알고리즘을 적용하여 최적의 인공신경망 모형을 개발하는데 그 목적이 있다. 인공신경망 모형의 출력층은 부착강도, 입력층은 FRP 판의 두께, 폭, 부착 길이, 탄성계수, 인장강도와 콘크리트의 압축강도, 인장강도, 폭을 변수로 선정하여 학습을 수행하였다. 개발된 인공신경망 모형은 역전파 학습 알고리즘을 적용하였으며, 오차는 0.001범위에 수렴되도록 학습을 하였다. 또한, 일반화 과정은 Bayesian 기법을 도입함으로써 보다 일반화된 방법으로 과대적합의 문제를 해소하였다. 개발된 모형의 검증은 학습에 이용되지 않은 다른 선행연구자들의 부착강도 결과 값과 비교함으로써 실시하였다.

Keywords : FRP, Bond Strength, Back-Propagation Algorithm, Neural Network

핵심 용어 : FRP, 부착강도, 역전파학습 알고리즘, 신경망

* 정회원, 원광대학교 건축학부 강사, 공학박사

E-mail : accent7@nate.com 063-850-6705

• 본 논문에 대한 토의를 2006년 4월 30일까지 학회로 보내 주시면 2006년 7월호에 토론결과를 게재하겠습니다.

1. 서론

역학적인 특성(고비강도, 고비강성)이 우수하고 내부식성이 크다는 장점을 갖고 있는 합성재료들은 교량 및 건축구조물의 휨보강을 위해 강판대용으로 많이 사용되고 있다. 그 중 FRP 판은 외부에 부착된 보강판으로서 부착강도의 증진에 효과적이어서 많은 연구가 수행되어왔다. 선행연구자들은 이러한 부착강도를 알아보기 위하여 다양한 변수를 설정하고 실험을 통하여 FRP 판의 부착강도를 규명하였다. 그러나, 이러한 부착강도를 알아보기 위한 실험은 장비구축의 비용과 시간 소비가 많이 되고 수행하기 어렵기 때문에 국한적으로 수행되고 있다.

본 연구에서는 선행연구자들의 부착실험 데이터를 다양한 신경망 모형과 알고리즘을 적용하여 최적의 인공신경망 모형을 개발하였다. 인공신경망 모형의 출력층은 부착강도, 입력층은 FRP 판의 두께, 폭, 부착길이, 탄성계수, 인장강도와 콘크리트의 압축강도, 인장강도, 폭을 변수로 선정하여 학습을 수행하였다. 개발된 인공신경망 모형은 역전파 학습 알고리즘을 적용하였으며, 오차는 0.001범위에 수렴되도록 학습을 하였다. 또한 일반화 과정은 Bayesian Regularization 기법을 도입함으로써 보다 일반화된 방법으로 과대적합(Overfitting)의 문제를 해소하였다. 개발된 모형의 검증은 학습에 이용되지 않은 다른 선행연구자들의 부착강도 결과 값과 비교함으로써 실시하였다.

2. 인공신경망 모형

2.1 신경망(Neural-Network) 이론

신경망(Neural Network) 모형은 신경 생리학 분야에서 두뇌의 활동을 이해하고자 하는 목적 하에 신경의 작업을 설명하려는 시도에서 출발하여 생물학적인 프로세스를 컴퓨터를 이용하여 모형화 하려는 노력에서 비롯된 것으로 인간의 두뇌의 신경망을 흉내 내어 실제 자신이 가진 데이터로부터의 반복적인 학습 과정을 거쳐 데이터에 숨어 있는 패턴을 찾아내는 모델링(Modeling)기법이다.

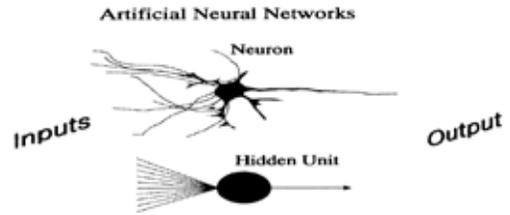


Fig. 1 Shape of neuron

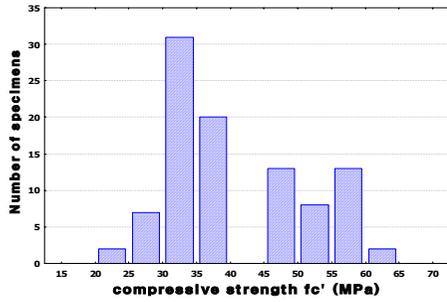
특히, 신경망 모형은 매우 복잡한 구조를 가진 방대한 데이터 사이의 연관 관계나 패턴을 찾아내고 이를 이용하여 향후를 예측하는 경우에 유용하다.

2.2 신경망(Neural-Network)의 종류

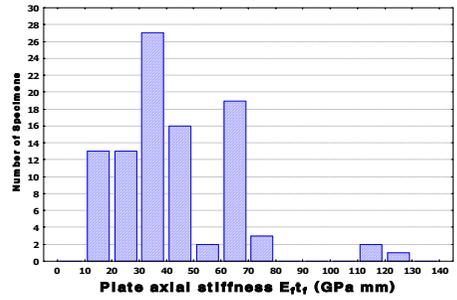
신경망에는 여러 가지 다양한 모형이 있으나, 그중에서도 자료 분석을 위해 가장 널리 쓰이는 모형은 MLP(Multi Layer Perceptron, 다층인식자) 신경망이다. 그 외에도 MLP에 주로 사용되지는 않지만 RFB(Radial Basis Function, 원형기준함수), EBF(Elliptical Basis Function, 타원형기준함수)가 있다.

2.3 역전파 학습(Back-Propagation) 알고리즘

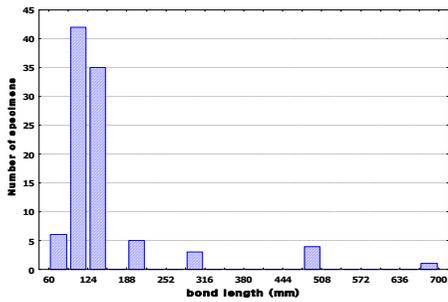
목적함수를 최적화하는 방법으로는 역전파, 레벤베르그-마퀴르트(Levenberg-Marquardt), 준뉴턴(Quasi-Newton), 결합기울기(Conjugate Gradient)와 같은 다양한 알고리즘 중 가장 간단하고 널리 쓰이는 역전파 알고리즘을 본 연구에 적용하였으며, 역전파 학습 알고리즘을 단계별로 정리하면 다음과 같다. 단계 1 : 가중치(W_{ki} , W_{ji}), 바이어스(θ_j , θ_k), 학습률(η) 및 모멘텀(α)값의 초기 값을 설정한다. 단계 2 : 출력층에서의 일반화된 오차(δ_k)를 계산한다. 단계 3 : 은닉층과 출력층 사이의 가중 값을 다음의 식에 의해 학습한다. $\Delta W_{kj}(k+1) = \eta \delta_k y_i + \alpha W_{kj}(k)$ 여기서, k는 반복 단계, η 는 학습율, α 는 모멘텀, y_i 는 은닉층의 출력 값을 의미한다. 단계 4 : 은닉층에서의 일반화된 오차(δ_j)를 계산한다. $\delta_j = y_j(1 - y_j) \sum \delta_k W_{kj}$ 단계 5 : 출력층과 은닉층 사이의 가중 값을 학습한다.



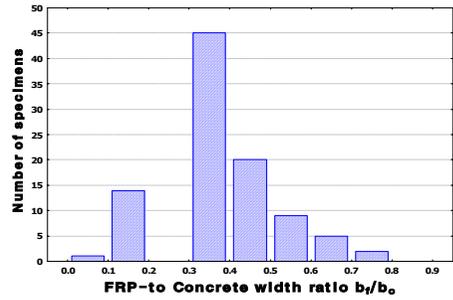
(a) Range of Compressive Strength(MPa)



(b) Range of Plate Stiffness



(c) Range of Bond Length



(d) Range of FRP-to-Concrete Width Ratio

Fig. 2 Parameter 학습범위

Table 1 선행연구자료(학습자료)

Reference	Specimen	FRP Plate					Concrete			Ultimate Bond Strength P_u (kN)
		Thickness t_f (mm)	Width b_f (mm)	Bond length L(mm)	Elastic modulus E_f (GPa)	Tensile strength f_f (MPa)	Compressive strength f_c' (MPa)	Tensile strength f_t (MPa)	Width b_c (mm)	
Tan (2002)	PG1-11	0.169	50	130	97	2777	37.60	2.90	100	7.78
	PG1-12	0.169	50	130	97	2777	37.60	2.90	100	9.19
	PG1-1W1	0.169	75	130	97	2777	37.60	2.90	100	10.11
	PG1-1W2	0.169	75	130	97	2777	37.60	2.90	100	13.95
	PG1-1L11	0.169	50	100	97	2777	37.60	2.90	100	6.87
	PG1-1L12	0.169	50	100	97	2777	37.60	2.90	100	9.20
	PG1-1L21	0.169	50	70	97	2777	37.60	2.90	100	6.46
	PG1-1L22	0.169	50	70	97	2777	37.60	2.90	100	6.66
	PG1-21	0.338	50	130	97	2777	37.60	2.90	100	10.49
	PG1-22	0.338	50	130	97	3500	37.60	2.90	100	11.43
	PC1-1C1	0.111	50	130	235	3500	37.60	2.90	100	7.97
	PC1-1C2	0.111	50	130	235	3550	37.60	2.90	100	9.19
Zhao et al. (2000)	NJ2	0.083	100	100	240	3550	20.50	2.08	150	11.00
	NJ3	0.083	100	150	240	3550	20.50	2.08	150	11.25
	NJ4	0.083	100	100	240	3550	36.70	2.87	150	12.50
	NJ5	0.083	100	150	240	3550	36.70	2.87	150	12.25
	NJ6	0.083	100	150	240	3481	36.70	2.87	150	12.75

Table 1 계속

Takeo et al. (1997)	1-11	0.167	40	100	230	3481	36.56	2.86	100	8.75
	1-12	0.167	40	100	230	3481	33.75	2.74	100	8.85
	1-21	0.167	40	200	230	3481	36.56	2.86	100	9.30
	1-22	0.167	40	200	230	3481	33.75	2.74	100	8.50
	1-31	0.167	40	300	230	3481	36.56	2.86	100	9.30
	1-32	0.167	40	300	230	3481	33.75	2.74	100	8.30
	1-41	0.167	40	500	230	3481	36.56	2.86	100	8.05
	1-42	0.167	40	500	230	3481	36.56	2.86	100	8.05
	1-51	0.167	40	500	230	3481	33.50	2.73	100	8.45
	1-52	0.167	40	500	230	3481	33.50	2.73	100	7.30
	2-11	0.167	40	100	230	3481	31.63	2.64	100	8.75
	2-12	0.167	40	100	230	3481	31.63	2.64	100	8.85
	2-13	0.167	40	100	230	3481	33.13	2.71	100	7.75
	2-14	0.167	40	100	230	3481	33.13	2.71	100	7.65
	2-15	0.167	40	100	230	3481	30.88	2.61	100	9.00
	2-21	0.334	40	100	230	3481	31.63	2.64	100	12.00
	2-22	0.334	40	100	230	3481	31.63	2.64	100	10.80
	2-31	0.501	40	100	230	3481	33.63	2.64	100	12.65
	2-32	0.501	40	100	230	3481	33.63	2.64	100	14.358
	2-41	0.165	40	100	373	2942	30.88	2.61	100	11.55
	2-42	0.165	40	100	373	2942	31.88	2.61	100	11.00
	2-51	0.167	40	100	230	3481	31.13	2.71	100	9.85
	2-52	0.167	40	100	230	3481	31.13	2.71	100	9.50
	2-61	0.167	40	100	230	3481	31.13	2.71	100	8.80
	2-62	0.167	40	100	230	3481	30.13	2.71	100	9.25
	2-71	0.167	40	100	230	3481	30.13	2.71	100	7.65
	2-72	0.167	40	100	230	3481	33.13	2.71	100	6.80
	2-81	0.167	40	100	230	3481	33.25	3.87	100	7.75
	2-82	0.167	40	100	230	3481	33.25	3.87	100	8.05
	2-91	0.167	40	100	230	3481	33.88	2.61	100	6.75
	2-92	0.167	40	100	230	3481	33.88	2.61	100	6.80
	2-101	0.111	40	100	230	3481	33.63	2.64	100	7.70
2-102	0.111	40	100	230	3481	63.13	2.71	100	6.95	
DLUT15-2G	0.507	20	150	83.03	3271	28.70	2.50	150	5.81	
DLUT15-5G	0.507	50	150	83.03	3271	28.70	2.50	150	10.60	
DLUT15-7G	0.507	80	150	83.03	3271	28.70	2.50	150	18.23	
DLUT30-1G	0.507	20	100	83.03	3271	45.30	3.22	150	4.63	
DLUT30-2G	0.507	20	150	83.03	3271	45.30	3.22	150	5.77	
DLUT30-3G	0.507	50	60	83.03	3271	45.30	3.22	150	9.42	

Ren (2003)	DLUT30-4G	0.507	50	100	83.03	3271	45.30	3.22	150	11.03
	DLUT30-6G	0.507	50	150	83.03	3271	45.30	3.22	150	11.80
	DLUT30-7G	0.507	80	100	83.03	3271	45.30	3.22	150	14.65
	DLUT30-8G	0.507	80	150	83.03	3271	45.30	3.22	150	16.44
	DLUT50-1G	0.507	20	100	83.03	3271	55.50	3.60	150	5.99
	DLUT50-2G	0.507	20	150	83.03	3271	55.50	3.60	150	5.90
	DLUT50-4G	0.507	50	100	83.03	3271	55.50	3.60	150	9.84
	DLUT50-5G	0.507	50	150	83.03	3271	55.50	3.60	150	12.28
	DLUT50-6G	0.507	80	100	83.03	3271	55.50	3.60	150	14.02
	DLUT50-7G	0.507	80	150	83.03	3271	55.50	3.60	150	16.71
	DLUT15-2C	0.33	20	150	207	3890	28.70	2.50	150	5.48
	DLUT15-5C	0.33	50	150	207	3890	28.70	2.50	150	10.02
	DLUT15-7C	0.33	80	150	207	3890	28.70	2.50	150	19.27
	DLUT30-1C	0.33	20	100	207	3890	45.30	3.22	150	5.54
	DLUT30-2C	0.33	20	150	207	3890	45.30	3.22	150	4.61
	DLUT30-4C	0.33	50	100	207	3890	45.30	3.22	150	11.08
	DLUT30-5C	0.33	50	100	207	3890	45.30	3.22	150	16.10
	DLUT30-6C	0.33	50	150	207	3890	45.30	3.22	150	21.71
	DLUT30-7C	0.33	80	100	207	3890	45.30	3.22	150	22.64
	DLUT50-1C	0.33	20	100	207	3890	55.50	3.60	150	5.78
DLUT50-5C	0.33	50	150	207	3890	55.50	3.60	150	16.72	
DLUT50-6C	0.33	80	100	207	3890	55.50	3.60	150	16.24	
DLUT50-7C	0.33	80	150	207	3890	55.50	3.60	150	22.80	

$\Delta W(k+1) = \eta \delta x_i + \alpha W_{ij}(k)$ 단계 6 : 오차함수를 체크하여 주어진 목표 값에 미달하면 단계 1~5를 반복한다.

3. 선행연구자료 분석

FRP 판의 부착강도는 선행연구자들이 수행한 자료를 학습 자료로 사용하였다. 선행 연구 자료들을 정리하여 학습 자료로 활용될 데이터는 Table 1, 검증자료로 활용될 데이터는 Table 2에 나타났다. 또한, 검증의 신뢰성을 높이기 위해 기존의 연구자들이 제안한 식을 이용하여 검토하였다. 학습에 사용될 Parameter의 학습범위는 다음 Fig. 2와 같다.

선행연구 자료(학습자료)를 분석해 보면 Fig. 3~Fig. 6으로 도식화 할 수 있다. 콘크리트의 압축강도에 따른 부착강도는 압축강도가 증가함에 따라 거의 선형적으로 부착강도가 증가함을 알 수 있었다. 또한 FRP 판의 강성에 따라 부착강도 또한 증가하였고, 부

착길이는 아무리 증가하여도 부착강도가 증가하지 않고, 아무리 길더라도 보강재의 인장강도에는 절대 도달하지 못하였다. 하지만, 부착길이가 증가할수록 파괴과정에서 연성은 증가한다.

FRP-콘크리트 깊이비 또한 깊이비의 증가에 따라 미세하게나마 부착강도 역시 증가함을 알 수 있었다.

4. 신경망 모형의 개발

본 연구에서는 선행연구자들의 부착실험 데이터를 다양한 신경망 모형과 알고리즘을 적용하여 최적의 인공신경망 모형을 개발하였다. 모형을 개발하기 위하여 필요한 독립변수(Independent)는 선행연구 자료들의 데이터인 FRP 판의 두께, 폭, 부착 길이, 탄성계수, 인장강도 및 콘크리트의 압축강도, 인장강도, 폭을 사용하였고, 종속변수(Dependent)는 부착강도를 사용하였다.

Table 2 선행연구자료(검증자료)

Reference	Specimen	FRP Plate					Concrete			Ultimate Bond Strength P_u (kN)
		Thickness t_f (mm)	Width b_f (mm)	Bond length L(mm)	Elastic modulus E_f (GPa)	Tensile strength f_f (MPa)	Compressive strength f_c' (MPa)	Tensile strength f_t (MPa)	Width b_c (mm)	
Wu et al. (2001)	D-CFS-150-30a	0.083	100	300	230	4200	58.85	3.71	100	12.20
	D-CFS-150-30b	0.083	100	300	230	4200	73.85	4.21	100	11.80
	D-CFS-150-30c	0.083	100	300	230	4200	73.85	4.21	100	12.25
	D-CFS-300-30a	0.167	100	300	230	4200	73.85	4.21	100	18.90
	D-CFS-300-30b	0.167	100	300	230	4200	73.85	4.21	100	16.95
	D-CFS-300-30c	0.167	100	300	230	4200	73.85	4.21	100	16.65
	D-CFS-600-30a	0.333	100	300	230	4200	73.85	4.21	100	25.65
	D-CFS-600-30b	0.333	100	300	230	4200	73.85	4.21	100	25.35
	D-CFS-600-30c	0.333	100	300	230	4200	73.85	4.21	100	27.25
	D-CFM-300-30a	0.167	100	300	390	4400	73.85	4.21	100	19.50
	D-CFM-300-30b	0.167	100	300	390	4400	73.85	4.21	100	19.50
	D-AR-280-30a	1.0	100	300	23.9	4400	73.85	4.21	100	12.75
	D-AR-280-30b	1.0	100	300	23.9	4400	73.85	4.21	100	12.85
	D-AR-280-30c	1.0	100	300	23.9	4400	73.85	4.21	100	11.90
	S-CFS-400-25a	0.222	40	250	230	4200	73.85	4.21	100	15.40
	S-CFS-400-25b	0.222	40	250	230	4200	73.85	4.21	100	13.90
	S-CFS-400-25c	0.222	40	250	230	4200	73.85	4.21	100	13.00
	S-CFM-300-25a	0.167	40	250	390	4400	73.85	4.21	100	12.00
	S-CFM-300-25b	0.167	40	250	390	4400	73.85	4.21	100	11.90
	S-CFM-900-25a	0.5	40	250	390	4400	73.85	4.21	100	25.90
	S-CFM-900-25b	0.5	40	250	390	4400	73.85	4.21	100	23.40
S-CFM-900-25c	0.5	40	250	390	4400	73.85	4.21	100	23.70	

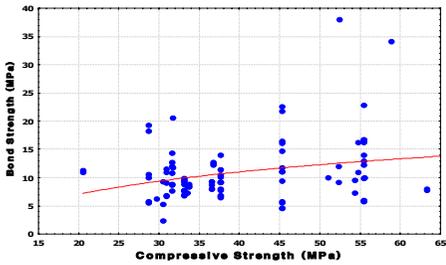


Fig. 3 콘크리트 압축강도에 따른 부착강도

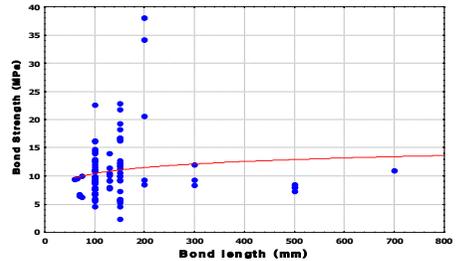


Fig. 5 부착길이에 따른 부착강도

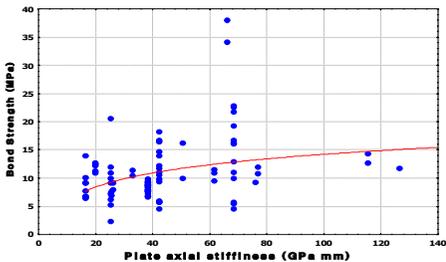


Fig. 4 FRP강성에 따른 부착강도

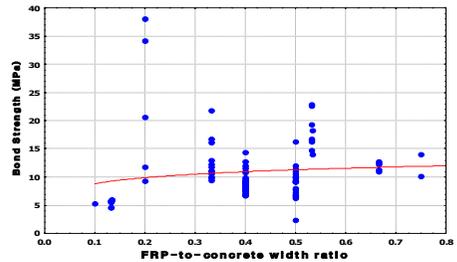


Fig. 6 FRP-to-Concrete 깊이비에 따른 부착강도

Table 3 Model Summary of Report

Index	Profile	Train Perf.	Select Perf.	Test Perf.	Train Error	Select Error	Test Error	Hidden (1)	Hidden (2)
1	GRNN 1:1-48-2-1:1	0.99148	0.983594	0.992847	0.202869	0.182304	0.308208	48	2
2	Linear 4:4-1:1	0.767177	0.739879	0.596476	0.125541	0.108062	0.161250	0	0
3	Linear 5:5-1:1	0.767014	0.738190	0.595605	0.125514	0.107809	0.160758	0	0
4	MLP 7:7-11-10-1:1	0.350432	0.374932	0.607727	0.045914	0.043801	0.121631	11	10
5	MLP 8:8-8-1:1	0.302571	0.365374	0.590860	0.039620	0.042619	0.115318	8	0

Table 4 결과값 비교

Reference	Specimen	Bond strength Pu(kN)	MLP model	Expt/MLP model	Sato's model	Expt/Sato's model	Yang's model	Expt/Yang's model
Wu et al.	D-CFS-150-30a	12.20	12.89	0.946	2.18	5.596	9.61	1.269
	D-CFS-150-30b	11.80	13.29	0.888	2.29	5.153	10.89	1.083
	D-CFS-150-30c	12.25	19.43	0.630	2.29	5.349	10.89	1.125
	D-CFS-300-30a	18.90	24.49	0.772	6.08	3.109	11.03	1.713
	D-CFS-300-30b	16.95	24.49	0.692	6.08	2.788	11.03	1.537
	D-CFS-300-30c	16.65	24.49	0.679	6.08	2.738	11.03	1.509
	D-CFS-600-30a	25.65	33.43	0.767	15.99	1.604	11.24	2.282
	D-CFS-600-30b	25.35	33.43	0.758	15.99	1.585	11.24	2.255
	D-CFS-600-30c	27.25	33.43	0.815	15.99	1.704	11.24	2.424
	D-CFM-300-30a	19.50	22.27	0.876	12.74	1.531	11.19	1.743
	D-CFM-300-30b	19.50	22.27	0.876	12.74	1.531	11.19	1.743
	D-AR-280-30a	12.75	15.18	0.839	3.13	4.073	10.93	1.166
	D-AR-280-30b	12.85	15.18	0.847	3.13	4.063	10.93	1.176
	D-AR-280-30c	11.90	15.18	0.784	3.13	3.802	10.93	1.088
	S-CFS-400-25a	15.40	10.38	1.477	7.59	2.021	4.44	3.454
	S-CFS-400-25b	13.90	10.38	1.339	7.59	1.831	4.44	3.131
	S-CFS-400-25c	13.00	10.38	1.252	7.59	1.713	4.44	2.927
	S-CFM-300-25a	12.00	9.00	1.333	5.73	2.094	4.42	2.714
	S-CFM-300-25b	11.90	9.00	1.322	5.73	2.077	4.42	2.692
	S-CFM-900-25a	25.90	26.79	0.967	26.58	0.974	4.58	5.655
S-CFM-900-25b	23.40	26.79	0.874	26.58	0.880	4.58	5.109	
S-CFM-900-25c	23.70	26.79	0.884	26.58	0.891	4.58	5.175	

또한, 활성함수는 비선형함수를 사용하였으며, 최적의 망구성 시간은 몇 번의 학습을 통하여 시간적 정확도를 고려하여 5000회를 실시하였고, 모형은 선형모형, 확률모형, 다층 인식자 모형 중 최적 모형을 도출하였다. 분석결과 Table 3과 같은 결론을 얻었다. 5가지의 모형 중 MLP(Multi-Layer Perceptron) 모형이 주어진 데이터와 가장 잘 일치하고 있었다. Fig. 7은 MLP 모형 흐름도를 도식화 하였다.

MLP 모형 학습은 총 30,000epochs로 하였으며, 오차는 0.001범위까지 수렴될 수 있도록 하였다. 학

습알고리즘은 공학적으로 가장 많이 사용되고 있는 역전파 학습(Back-Propagation) 알고리즘을 사용하였으며, 일반화 기법은 Bayesian 기법을 적용하였다. 훈련결과 아래 FRP-콘크리트 부착강도를 추정할 수 있는 모형을 개발하였다. Fig. 8은 MLP 모형에 의해 추정된 부착강도와 실측 부착강도를 비교한 그래프이다. 그래프를 살펴보면 실측 부착강도와 본 연구에서 개발한 부착강도의 예측값이 일부분에서는 다소 오차가 발생하였으나, 전체적 양상으로 볼 때 거의 선형적으로 나타났다.

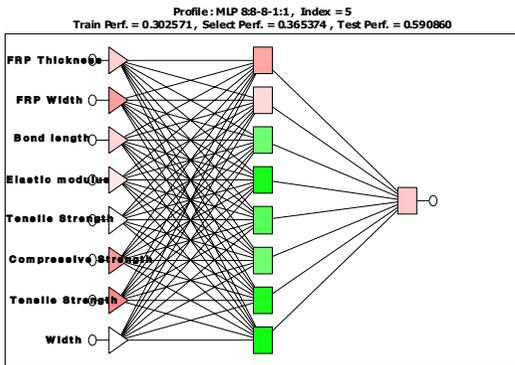


Fig. 7 MLP 모형 흐름도

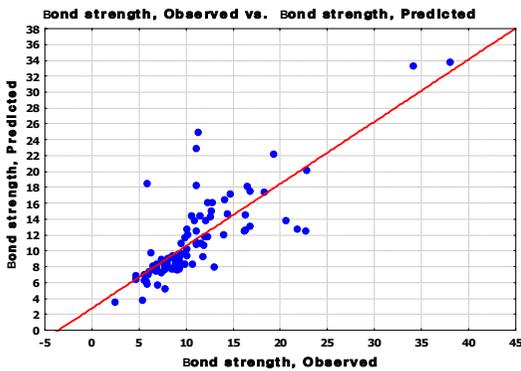


Fig. 8. 부착강도 추정치, 실측치 비교

5. 모형 검증

본 연구에서 개발한 MLP 모형을 검증하기 위하여 Table 2를 검증자료로 활용하였으며, Sato's model(1999), Yang's model(2001)가 제안한 식에 의하여 해석한 결과 값의 비교를 통하여 본 연구에서 개발한 MLP 모형의 신뢰도를 입증하였다.

<Sato's model>

$$\tau_u = 2.68 f_c' {}^{0.2} t_f E_f \times 10^{-5}$$

$$L_e = 1.89 (E_f t_f)^{0.4}$$

$$P_u = (b_f + 2 \Delta b) L_e \tau_u$$

여기서, $\Delta b = 3.7 \text{ mm}$

<Yang's model>

$$P_u = (0.5 + 0.08 \sqrt{\frac{E_f t_f}{100 f_t}}) b_f L_e \tau_u$$

$$\tau_u = 0.5 f_t$$

$$L_e = 100 \text{ mm}$$

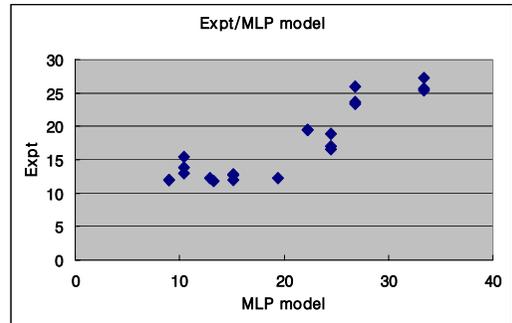


Fig. 9 MLP model 과 실측치 부착강도 비교($R^2=0.815$)

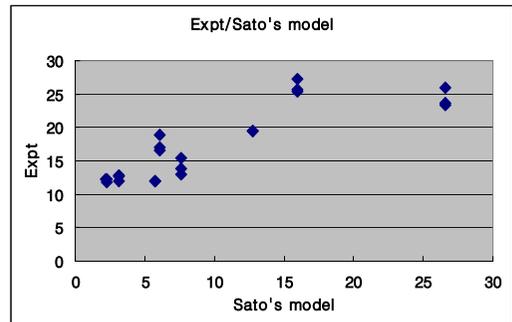


Fig. 10 Sato's model 과 실측치 부착강도 비교($R^2=0.741$)

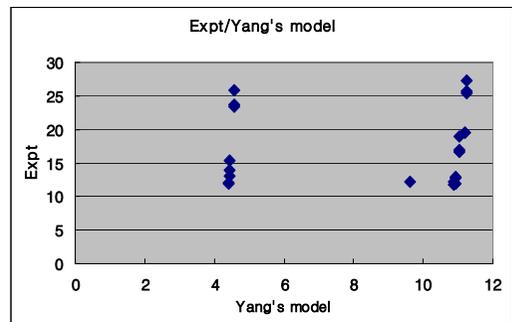


Fig. 11 Yang's model 과 실측치 부착강도 비교 ($R^2=0.126$)

Table 5 민감도분석 결과

	Sensitivity Analysis							
	Thickness	Width	Bond length	Elastic modulus	Tensile strength	Compressive strength	Tensile strength	Width
Ratio	1.215	1.720	0.984	1.344	1.020	1.024	1.049	1.318
Rank	4	1	8	2	7	6	5	3

본 연구에서 개발한 MLP 모형에 추정된 부착강도 예측값과 Wu(2001)의 실험 결과값을 비교해 본 결과 두 값의 상관계수값 $R^2=0.815$ 로 높게 분석되었다. Sato's , Yang's의 제안식에 의해 계산된 부착강도 값은 실험 결과 값과의 상관계수는 $R^2=0.741$, $R^2=0.126$ 로 분석되었다.

6. 민감도 분석

부착강도에 영향을 미치는 변수들의 민감도분석 결과 FRP-Concrete의 폭비가 가장 큰 변수로 작용하고 있음을 확인할 수 있었으며, 다음으로 탄성계수가 부착강도에 민감한 것으로 분석되었으며, 부착길이가 부착강도에는 가장 영향이 적음을 확인하였다.

7. 결론

본 연구에서는 FRP 판-콘크리트의 부착강도 모형을 개발하기 위하여 선행 연구 자료들을 조사, 분석하였으며, 선행 연구 자료들을 변수로 최적의 신경망 모형을 개발하고, 그 신뢰성을 다른 실험연구결과와 비교함으로써 검증하였다.

- 1) 최적의 신경망 모형을 개발하기 위하여 다양한 모형과 학습 알고리즘을 적용해 본 결과 가장 적합한 모형은 1개의 은닉층과 8개의 은닉마디로 이루어진 MLP 모형으로 추정되었다.
- 2) 추정된 MLP 모형을 가지고 학습오차 0.001 범위에 수렴 할 수 있도록 훈련을 시켰으며, 학습 알고리즘은 역전파 학습 알고리즘을 적용하여 최적의 신경망 모형을 개발하였다.
- 3) 개발된 MLP 모형과 선행연구에서 측정된 부착강도를 비교 해 본 결과 거의 일치하고 있음을 확인

할 수 있었다.

- 4) MLP 모형의 신뢰성을 검증하기 위하여 Sato's model, Yang's model과 부착강도를 비교해 본 결과 MLP 모형의 추정된 부착강도 예측 값과 Wu의 실험 결과 값을 비교해 본 결과 두 값의 상관계수 $R^2=0.815$ 로 높게 분석되었다.
- 5) 주어진 변수에 대하여 민감도 분석을 실시한 결과 부착강도에 가장 큰 영향을 미치는 인자로서 단면비가 가장 컸으며, 부착 길이가 부착강도에는 영향이 가장 적음을 확인할 수 있었다.

참고문헌

1. 양동석, 박선규, “콘크리트와 부착된 탄소섬유 및 강판의 부착강도 모델”, 한국구조물진단학회, 제8권 제2호, 2004, pp. 80~88.
2. Ren HT, “Study on Basic Theories and Long Time Behavior of Concrete Structures Strengthened by Fiber Reinforced Polymer”, Ph. D. thesis, China: Dalian University of Technology, 2003.
3. Takeo K, Matsushita H, Makizumi T, Nagashima G, “Bond Characteristics of CFRP Sheets in the CFRP Bonding Technique”, In: Proc. of Japan Concrete Institute, Vol 19, No 2, June 1997, pp.1599~1604.
4. Tan Z, “Experimental Research for RC beam Strengthened with GFRP”, Master Thesis, China: Tsinghua University, 2002.
5. Ueda T, Sato, Asano Y, “Experimental Study on Bond Strength of Continuous Carbon Fiber Sheet”, In proc. of 4th International Symposium on Fiber Reinforced Polymer Reinforcement for Reinforced Concrete Structure, SP-188, Farnington Hills(NI) ACI, 1999, pp. 407~416.
6. Wu Zs, Yuan H, Hiroyuki Y, Tashiyuki K, “Experimental /Analytical Study on Interfacial

-
- Fracture Energy and Fracture Propagation along FRP-Concrete Interface”, In: ACI International SP-201-8, 2001, pp. 133~142.
7. Yang YX, Yue QR, Hu YC, “Experimental Study on Bond Performance Between Carbon Fiber Sheets and Concrete”, Journal of Building Structures, 22(3), 2001, pp. 36~42.
8. Zhao HD, Zhang Y, Zhao M, “Research on the Bond Performance between CFRP Plate and Concrete”, In: Proc. of 1st Conference on FRP-Concrete Structures of China, 2000, pp.247~253.

금행 (접수일자 : 2005년 7월 21일)