

순환신경망모형에 의한 교각세굴심의 산정

○김성원*·손광익**·조정석***

1. 서론

교량주위의 세굴현상은 유수의 흐름에 의해 하상재료가 이동 또는 제거됨에 따라 수로단면이 확장되는 현상이며, 흐르는 물에 의한 침식활동, 수로내 하상 굴착현상 및 하천의 수로단면으로부터 침식된 재료의 운반 작용들을 포함한다. 따라서 홍수 및 기타요인에 의한 교각 및 교대에서의 세굴에 의한 교량의 붕괴나 구조적인 피해는 시민의 안전과 사회경제에 막대한 손실을 끼친다. 일반적으로 교량에서의 세굴심산정은 실험실에서 많은 연구자들에 의해 구하여진 경험식을 현장에 적용하여 왔다. 교량에서의 단면축소 세굴심과 교각세굴심을 Laursen공식, CSU공식 및 Melville공식 등 여러 경험식을 현장에 적용하여 산정해 왔으나, 실험실의 조건과 현장의 조건이 상이하기 때문에 실측 세굴심자료와 비교하면 많은 오차가 있는 실정이다(Laursen, 1960; Melville and Sutherland, 1988; Richardson et al., 1990).

따라서 본 연구에서는 교각에서의 관측 세굴심자료와 그 때의 수리특성인자 자료들로부터 교각세굴심을 산정할 수 있는 모형을 개발하기 위하여 순환신경망(Recurrent Neural Networks, RNN)모형을 제시하였다. 순환신경망모형은 기존의 다층퍼셉트론(MultiLayer Perceptron, MLP) 신경망모형과는 모형의 구성형태가 상이하고 단기간의 기억노드를 보유하고 있는 신경망모형이다. 순환신경망모형을 이용하여 수공학분야에 적용된 연구결과는 강우예측과 댐 유입량산정에 관한 연구가 있었지만, 아직까지 활발한 연구에 의한 적용사례가 거의 없는 신경망모형이다(Chow and Cho, 1997; Coulibaly et al., 2001). 그러므로 본 연구에서는 순환신경망모형의 훈련을 통하여 최적 매개변수를 산정하고, 산정된 매개변수를 이용하여 순환신경망모형의 적합성을 검토하며 교각에서의 세굴심을 산정하고자 한다. 또한 본 순환신경망모형을 통하여 교량의 안전진단 및 개·보수에 필요한 국부세굴심의 기초자료를 제공하는 것을 목적으로 한다.

* 정회원, 동양대학교 지구환경시스템공학과, 전임강사(E-mail : swkim68@phenix.dyu.ac.kr)

** 정회원, 영남대학교 토목도시환경공학부, 부교수(E-mail : kison@ymucc.yeungnam.ac.kr)

*** 정회원, 대구대학교 건설환경공학부, 교수(E-mail : jscho@taegu.ac.kr)

2. 교각세굴 자료의 수집

본 연구에 적용할 순환신경망모형의 입력자료인 관측 세굴심자료와 수리특성인자 자료는 중국의 252개 지점의 현장자료(Gao and Xu, 1989), 러시아의 184개 지점의 현장자료(Zhuravlyov, 1978), 미국을 포함한 그 외 국가의 79개 지점의 현장자료(Froehlich, 1988)로 구성되어 있다. 따라서 이 자료를 순환신경망모형에 적용하기 위하여 515개의 자료중에서 300개의 자료는 순환신경망모형의 훈련에 사용하고, 215개의 자료는 순환신경망모형의 검증에 사용하도록 하였다. 또한 순환신경망모형에 적용할 자료는 혼탁수세굴(Live-Bed Scour)과 청정수세굴(Clear-Water Scour)자료로 구분되어 있지만, 본 연구에서는 자료를 혼합하였으며 훈련에 사용될 300개의 자료중에서 중국에서 150개 자료, 러시아에서 100개 자료 및 그 외의 국가에서 50개의 자료를 무작위로 추출하여 훈련자료로 이용하였으며, 나머지 215개 자료는 검증자료로 이용하였다.

3. 순환신경망모형의 구성

지금까지 수공학분야에 제시된 많은 신경망모형은 역전파 알고리즘을 이용한 다층퍼셉트론 형태의 기법이며, 은닉층과 같은 하나의 층에서의 결과로부터 동일층의 입력값 혹은 이전 층의 입력값으로의 피드백이 존재하지 않는 전방향(Feedforward)모형이다. 이러한 종류의 신경망모형은 한 단계(Step)에 있어서의 결과치는 전적으로 그 단계의 연결강도와 입력자료에 의존하기 때문에 기억장치(Memory)가 존재하지 않는다. 그러나 순환신경망모형은 은닉층 및 출력층과 같은 임의의 한 층의 노드에서의 결과치가 이전 층의 노드로 피드백을 이루며, 노드의 결과치는 단계 t에서의 전 층의 입력자료와 전 단계(t-Δt)에 존재한 노드 자체의 결과치의 함수로 나타낼 수 있다. 이러한 순환신경망모형은 모형의 결과치가 현재와 이전의 입력자료에 의존하기 때문에 단기간 기억장치(Short-term memory)와 같은 유사한 특성을 나타내고 있다(Elman, 1990; Giles et al., 1997; Li et al., 1989; Tsoukalas and Uhrig, 1997). 본 연구에서 개발한 순환신경망모형에 의한 교각세굴심의 산정과정은 다음 식 1과 같이 나타낼 수 있다.

$$H_m(t) = \phi_2 \left[\sum_{k=1}^1 W_{ki} \cdot \phi_1 \left(\sum_{j=1}^5 W_{ji} \cdot X(t) + W_{ij} \left(\phi_1 \left(\sum_{j=1}^5 W_{ji} \cdot X(t-1) \right) \right) + B_1 \right) + B_2 \right] \quad [1]$$

여기서 i, j, k는 순환신경망모형의 입력층, 은닉층 그리고 출력층, $H_m(t)$ 는 국부세굴심(m), $\phi_1(\cdot)$ 는 은닉층에서의 쌍곡선 탄젠트 시그모이드 전이함수(Hyperbolic Tangent Sigmoid Transfer Function, HTSTF), $\phi_2(\cdot)$ 는 로그시그모이드 전이함수(Log-sigmoid Transfer Function, LTF), W_{ki} 는 은닉층과 출력층사이의 연결강도, W_{ji} 는 입력층과 은닉층사이의 연결강도, W_{ij} 는 순환뉴런(Recurrent Neuron)과 은닉층사이의 연결강도, $X(t)$ 는 하상재료의 평균입경(D, mm), 교각형상계수(K_s), 교각의 폭(B, m), 접근흐름의 수심(d_0 , m) 그리고 접근흐름의 평균유속(v, m/sec)이다. 다음 그림 1은 본 연구에서 제시된 순환신경망모형이다. 그리고 본 연구에 사용된 역전파 훈련알고리즘은 축척된 공액구배 역전파(SCGBP)알고리즘과 탄성역전파(RBP)알고리즘이며 상세한 내용은 다음과 같다(김성원, 2000; 김성원 외, 2001).

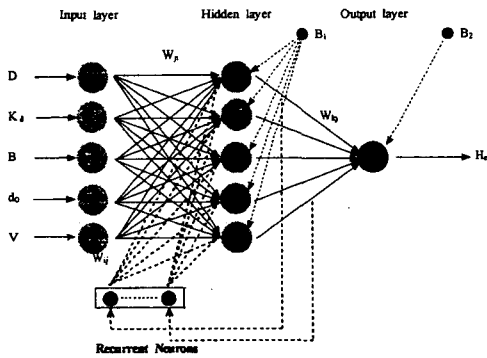


그림 1. 제시된 순환신경망모형

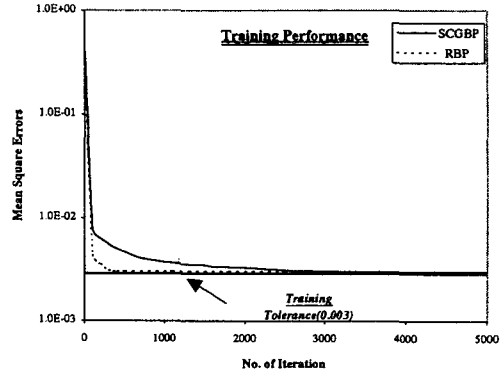


그림 2. 평균제곱오차의 수렴과정

3.1 SCGBP 알고리즘

공액구배 역전파(Conjugate Gradient BackPropagation, CGBP)알고리즘은 Hessian 행렬이 양의 값을 가지는 함수에서는 일반적으로 수렴이 잘 되는 것으로 알려져있다. 그러나 이러한 상황은 항상 잘 접해지는 것은 아니며, Hessian 행렬이 양의 값이 아닌 경우에 이러한 문제를 해결하는 축척된 공액구배 역전파(Scaled Conjugate Gradient BackPropagation, SCGBP)알고리즘은 단계크기(Step Size)를 결정하기 위하여 레벤버그-마퀴트(Levenberg-Marquardt)접근법을 사용하여 선형탐색과정의 시간이 소모되는 것을 방지할 수 있다(Moller, 1993).

3.2 RBP 알고리즘

탄성 역전파(Resilient BackPropagation, RBP)알고리즘은 국부적인 구배정보에 기초를 둔 연결강도나 편차벡터 단계의 직접적인 적합성을 수행하는 알고리즘이며, 이 알고리즘을 수행하기 위하여 각 연결강도나 편차벡터의 갱신크기(Update size)를 결정하는 각 연결강도나 편차벡터의 갱신값(Update value)인 Δ_k 를 도입한다 (Riedmiller and Braun, 1993).

4. 순환신경망모형의 훈련

순환신경망모형의 훈련을 위하여 훈련임계치(Training Tolerance)의 허용한계를 0.003으로 설정하였다. 그 이유는 0.001를 허용한계로 설정할 경우 순환신경망모형의 훈련에서 평균제곱오차(MSE)는 수렴되지 않고 발산하기 때문에 경험상의 수렴한계치인 0.003을 훈련임계치로 설정하였다. 그림 2는 SCGBP 및 RBP 순환신경망모형의 훈련에 있어서 반복횟수에 따른 평균제곱오차의 수렴과정을 나타낸 것이고, 표 1은 훈련결과의 통계분석을 나타낸 것이다. 통계분석결과 SCGBP 및 RBP 순환신경망모형이 교각에서의 세굴심을 정확하게 산정하는 것으로 나타났으나, RBP 순환신경망모형이 SCGBP 순환신경망모형보다 훈련반복횟수 및 훈련시간이

적게 요구된다. 또한 SCGBP 및 RBP 순환신경망모형의 훈련에 의해 산정된 최적 연결강도와 편차를 순환신경망모형의 검증에 이용하였다. 다음 표 2는 RBP 순환신경망모형의 훈련에 의해 산정된 최적연결강도와 편차를 나타낸 것이며, 그림 3(a)는 관측된 교각세굴심과 SCGBP 순환신경망모형의 훈련에 의해서 산정된 세굴심의 분산도(Scatter Diagram)을 나타낸 것이며, 그림 3(b)는 관측된 교각세굴심과 RBP 순환신경망모형의 훈련에 의해서 산정된 세굴심의 분산도(Scatter Diagram)을 나타낸 것이다.

표 1. 순환신경망모형 훈련결과와 통계분석

Data	Algorithm	Network Configuration	Statistical Analysis			
			m(e)(cms)	s(e)(cms)	s(e)/s(y)	CC
Training	SCGBP	5-5-(5)-1	-0.012	0.597	0.376	0.93
	RBP	5-5-(5)-1	-0.001	0.597	0.376	0.93

표 2. 최적연결강도와 편차(RBP)

Hidden Layer		Input Variables and Weights					Output Layer
		D	K ₂	B	d _b	V	
Node j	Bias B ₁	W _{j1}	W _{j2}	W _{j3}	W _{j4}	W _{j5}	W _{ij}
1	-0.432	-554.542	1.184	2.955	0.283	-1.543	-1.367
2	-1.124	-11.714	20.878	4.451	9.720	2.447	1.232
3	-1.122	5.576	-0.164	2.675	1.303	-1.923	1.392
4	1.331	-1406.733	0.825	-0.776	-0.329	3.162	0.835
5	1.672	720.757	-0.114	-2.040	0.019	-1.770	-2.110
Bias B ₂							-0.351

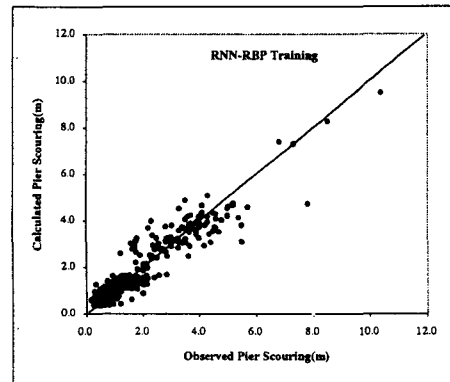
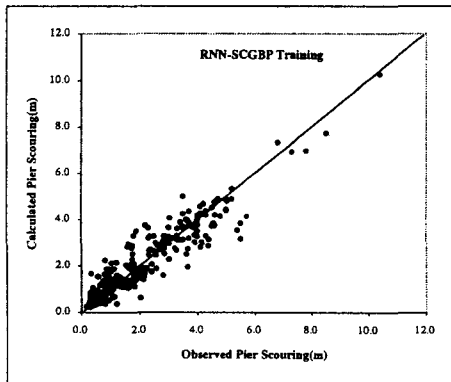


그림 3(a). 분산도(SCGBP 순환신경망모형, 훈련) 그림 3(b). 분산도(RBP 순환신경망모형, 훈련)

5. 순환신경망모형의 검증

순환신경망모형의 검증은 훈련을 통하여 산정된 최적연결강도와 편차를 이용하여 215개의 관측자료를 입력자료로 하여 교각에서의 세굴심을 산정하는 과정이다. 순환신경망모형의 검증결과 통계분석을 통하여 RBP 순환신경망모형이 SCGBP 순환신경망모형보다 우수한 결과를 나타내었다. 다음 표 3은 순환신경망모형의 검증결과와 통계분석을 나타낸 것이며, 그림 4(a)는 관측된 교각세굴심과 SCGBP 순환신경망모형의 검증에 의해서 산정된 세굴심의 분산도(Scatter Diagram)을 나타낸 것이며, 그림 4(b)는 관측된 교각세굴심과 RBP 순환신경망모형의 검증에 의해서 산정된 세굴심의 분산도(Scatter Diagram)을 나타낸 것이다.

표 3. 순환신경망모형의 검증에 대한 통계분석

Data	Algorithm	Network Configuration	Statistical Analysis			
			m(e)(cms)	s(e)(cms)	s(e)/s(y)	CC
Validation	SCGBP	5-5-(5)-1	0.681	1.201	0.660	0.82
	RBP	5-5-(5)-1	0.478	1.047	0.575	0.86

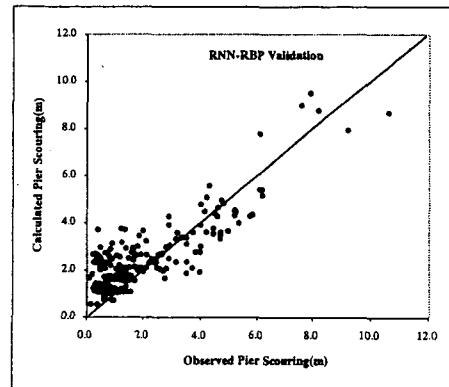
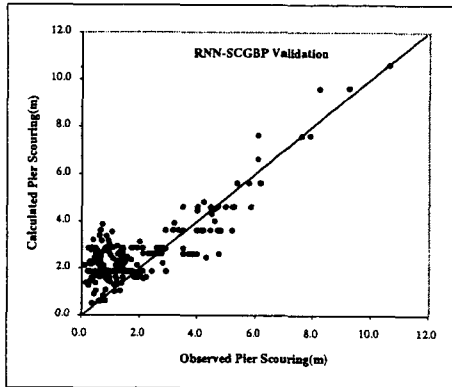


그림 4(a). 분산도(SCGBP 순환신경망모형, 검증) 그림 4(b). 분산도(RBP 순환신경망모형, 검증)

6. 결론

본 연구에서는 교각에서의 국부세굴심을 산정할 수 있는 순환신경망모형을 제시하였다. 사용된 자료는 중국의 252개, 러시아의 184개 및 미국을 포함한 그 외 국가의 79개 현장자료로 구성되어 있으며, 515개의 자료중에서 300개의 자료는 순환신경망모형의 훈련에 사용하고, 215개의 자료는 순환신경망모형의 검증에 사용하도록 하였다. 순환신경망모형의 입력층노드는 하상재료의 평균입경, 교각형상계수, 교각의 폭, 접근흐름의 수심 그리고 접근흐름의 평균유속으로 구성되어 있다. 또한 순환신경망모형의 훈련에 의해 산정된 최적연결 강도와 편차를 이용하여 215개의 검증자료로서 순환신경망모형을 검증한 결과 RBP 순환신경망모형이 SCGBP 순환신경망모형보다 우수한 모형으로 판정되었다. 따라서 본 순환신경망모형은 수리특성인자 및 관측 교각세굴심 자료를 이용하여 교각에서의 국부세굴심을 산정 할 수 있는 우수한 모형이라 할 수 있으며, 교량의 안전진단에 필요한 기초자료를 제공할 수 있으리라 사료된다.

참고문헌

1. 김성원(2000). “다층신경망모형에 의한 일 유출량의 예측에 관한 연구”, 한국수자원학회 논문집, 제 33권, 제 5호, pp. 537-550.
2. 김성원, 이순탁, 조정석(2001). “중소하천유역에서 Hybrid Neural Networks에 의한 수문학적 예측”, 한국수자원학회 논문집, 제 34권, 제 4호, pp. 303-316.

3. Chow, T.W.S., and Cho, S.Y.(1997). "Development of recurrent sigma-pi neural network rainfall forecasting system in Hong Kong" *Neural Computing and Applications*, Vol. 5, No. 2, pp. 66-75.
4. Coulibaly, P., Anctil, F., and Bobée, B.(2001). "Multivariate reservoir inflow forecasting using temporal neural networks" *J Hydrologic Engrg.*, ASCE, Vol. 6, No. 5, pp. 367-376.
5. Elman, J.L.(1990). "Finding structure in time" *Cognitive Science*, Vol. 14, pp. 179-211.
6. Froehlich, D.C.(1988). "Analysis of onsite measurement of scour at piers" *Proc. ASCE National Hydraulics Engrg. Conf.*, Colorado Springs, CO.
7. Gao, D., and Xu, G.(1989). *Research on local scour mechanism of piers and revision of the equations*, Research report for revision of code of investigation and design of highway bridge crossing in China, Xian Highway Transport University.
8. Giles, C.L., Lawrence, S., and Tsoi, A.C.(1997). "Rule Inference for financial prediction using recurrent neural networks" *Proc. IEEE/LAFE Conf. on Computational Intelligence for Financial Engrg.*, IEEE Press, Piscataway, N.J., pp. 253-259.
9. Laursen, E.M.(1960). "Scour at Bridge crossing" *J. Hydraulic Div.*, ASCE, Vol. 89, No. HY 3.
10. Li, J., Michel, A.N., Porod, W.(1989). "Analysis and synthesis of a class of neural networks : linear systems operating on a closed hypercube" *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. 36, No. 11, pp. 1405-1422.
11. Melville, B.W., and Sutherland, A.J.(1988). "Design method for local scour at bridge piers" *J. Hydraulic Div.*, ASCE, Vol. 114, No. 10, pp. 1234-1247.
12. Moller, M.F.(1993). "A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning" *Neural Networks*, Vol. 6, pp. 525-533.
13. Richardson, E.V., Simons, D.B., and Julien, P.(1990). *Highways in the River Environment*, FHWA-HI-90-016, Federal Highway Administration, U.S. Department of Transportation, Washington, D.C.
14. Riedmiller, M., and Braun, M.(1993). "A direct adaptive method for faster backpropagation learning : The RPROP algorithm" *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, San Francisco.
15. Tsoukalas, L.H., and Uhrig, R.H.(1997). *Fuzzy and neural approaches in engineering*, John Wiley & Sons Inc.
16. Zhuravlyov, M.M.(1978). "New method for estimation of local scour due to bridge piers and its substantiation" *Transactions*, Ministry of Transport Construction, State All Union Scientific Research Institute on Roads, Moscow, pp. 4-51.