

**교각 주위에서의 국부세굴심 예측을 위한
인공신경망의 적용**
**Application of Artificial Neural Network
for Prediction of Local Scour Depth around Pier**

심우배* · 강진구** · 백경원*** · 송재우****

1. 서론

대부분의 국부세굴심 예측식은 세굴심에 영향을 주는 유속, 수심, 교각폭 등만을 고려하였으며, 하상재질, 교각형상, 교각의 접근각도 등 모든 인자를 동시에 고려하지 못하고 있다. 최근 세굴심 예측식으로 많이 사용되는 CSU식은 많은 인자를 포함하고 있지만, 불확실성을 내포하고 있는 하상재질로 인하여 하상상태를 몇 가지로 분류하여 계수를 곱해주는 형태로 사용되고 있을 뿐 중앙입경(d_{50})이나 기하학적 표준편차(σ_g) 등의 영향으로 인한 하상변동을 정확히 반영하지 못하고 있는 실정이다.

따라서, 본 연구에서는 세굴에 영향을 줄 수 있는 모든 인자의 조합으로 예측 가능성을 탐지하고 이중 최적의 예측을 가능케 하는 인자만을 취사선택할 수 있는 이점을 갖고 있는 신경망 이론을 교각주위의 국부세굴심 예측에 적용하여, 실측값 및 기존의 예측식과 비교·분석을 통해 인공신경망의 적용성을 검토하고자 한다.

본 연구에서 사용된 인공신경망의 모형은 다층퍼셉트론으로서 1986년 Rumelhart 등에 의한 PDP(Parallel Distributed Processing)저서에서 제시된 역전파 알고리즘(Back-propagation algorithm)을 사용하여 수행하였다. 이 알고리즘은 주어진 입력에 대해 원하는 출력결과를 학습시키고자 할 때 사용하며(supervised learning), 출력층의 각 뉴런에서 발생하는 출력오차를 각 층으로 역으로 전파시켜 나가면서 연결링크의 가중치 수정을 통해 오차를 최소화시킨다.

2. 인공신경망의 적용

2.1 세굴심 측정자료

세굴심 측정자료는 홍익대학교 수리실험모형장치에서 수행된 기존의 총 31개 자료를 이용하였으며, 수로의 제원과 측정자료는 관련 참고문헌을 참조하기 바란다. 노섭(1996), 최인호(1997), 박영진(1997) 등은 만곡부에서의 세굴 특성을 비교하기 위하여 직유로부터 세굴심을 측정하였으며, 박성식(1997)은 연속교각에 대해서, 이규원(1999)은 F_r 수 변화에 따른 세굴 변화에 대해 실험하였다. 조형준(2000)은 하상재질에 대한 연구를 수행하였으며, 임장혁(2000)은 교량 경간장에 대한 세굴심을 측정하였다. 여기서, b 는 교각의 폭, y 는 수심, V 는 접근유속, d_{50} 은 하상재질의 중앙입경, σ_g 는 입도의 표준편차, d_s 는 교각주위의 최대세

* 홍익대학교 토목공학과 박사과정 수료
** 홍익대학교 토목공학과 석사과정
*** 한림정보대학 토목과 전임강사
**** 홍익대학교 토목공학과 교수

굴심이다. 표 1은 자료를 분석한 결과이며, 교각의 폭은 1.0~6.0 cm, Fr 수는 0.19~0.61이며, 중앙입경은 0.2~0.6 mm, 입도의 표준편차는 1.00~1.80이다.

표 1. 자료의 분석

구분	b (cm)	y (cm)	V (cm/s)	d_{50} (mm)	σ_g	d_s (cm)	Fr	d_s/b
평균	4.1	9.7	32.3	0.35	1.27	5.6	0.36	1.45
최대값	6.0	14.0	49.9	0.60	1.82	9.9	0.61	2.70
최소값	1.0	3.0	20.6	0.20	1.00	2.4	0.19	0.60
표준편차	1.5	3.1	5.9	0.16	0.30	1.9	0.13	0.46

기존의 연구(Breusers(1977); Ettema(1980); Richardson(1988))에서 살펴보면 교각폭, 수심, 유속이 증가할수록 세굴심이 증가하는 경향을 보이고 있다. 또한 하상재질의 특성을 나타내는 중앙입경(d_{50})과 입도의 표준편차(σ_g)가 증가할수록 세굴심은 감소하였다. 이와 같은 현상은 중앙입경이 증가할수록 교각에 방해를 받은 하강류에 대한 저항력을 증가시키며, 표준편차(σ_g)가 증가하면 amoring 현상 등으로 인해 세굴심을 감소시킨다(Raudkivi 등(1983); 이정규 등(1994)). 그러나 이러한 중앙입경과 입도의 표준편차는 불확실성을 많이 내포하고 있어 세굴심 예측식에 고려하기에는 여러 가지 어려움이 있다.

이러한 각 인자들은 세굴심과 어느 정도 상관성을 가지고 있으나 한 인자만을 가지고 세굴심을 산정하기에는 범위의 폭이 넓어 정확한 예측이 어렵다. 따라서, 정확한 세굴심을 예측하기 위해서는 관련 있는 모든 인자를 이용하는 것이 필요하며, 이에 적절한 방법이 인공신경망이라 할 수 있다.

3.2 인공신경망의 학습

인공신경망 중 다층퍼셉트론(MultiLayer Perceptron)을 본 연구에 적합한 구조로 구축하고, 역전파 알고리즘(Back-Propagation Algorithm)으로 학습시켜 교각 주위에서의 최대세굴심을 예측하였다. 세굴에 가장 많은 영향을 주는 인자인 교각폭, 수심, 유속을 기본인자로 선정하고 CASE 1의 입력층으로 구성하였다. CASE 2는 CASE 1에 중앙입경을 추가하였고, CASE 3은 입도의 표준편차를 추가하였다. 출력층은 최대세굴심으로 1개이며, 은닉층의 노드수를 입력층의 n 배로 증가시켰다. 또한 연결강도의 초기치는 $-0.3 \sim 0.3$ 으로 난수를 발생시키고, 학습률을 0.5~0.9, 운동량 상수를 0.1~0.5로 변화시키면서 학습을 수행함으로써 각각의 변화에 따른 인공신경망 모델의 학습효율 및 추론능력에 미치는 영향에 대하여 평가하고 이를 최적 인공신경망 모델의 학습상수 결정에 사용하였다. 본 연구에서 사용된 학습종료 조건은 오차수렴경향을 고려하여 시스템오차를 3.0×10^{-4} 으로 설정하였고, 반복회수를 50,000으로 제한하였다.

각각의 CASE에 대해 학습을 수행하고 학습회수, 학습오차, 수렴경향도를 바탕으로 우수한 모델을 선정하여 교각 주위에서의 국부세굴심 예측하였다. 예측된 세굴심은 다음 식과 같은 평균절대백분비오차율(mean absolute percent error rate; MAPER)을 이용하여 각 인공신경망 모델에 대한 학습자료의 오차를 산정하고 이를 본 연구에서의 최적 인공신경망 모델 선정의 주요 지표로 삼았다.

$$\text{MAPER}(\%) = \frac{1}{n} \sum \frac{|K_m - K_p|}{K_m} \times 100$$

여기서, n 은 추론자료수이며, K_m 은 실측 세굴심, K_p 는 예측 세굴심이다.

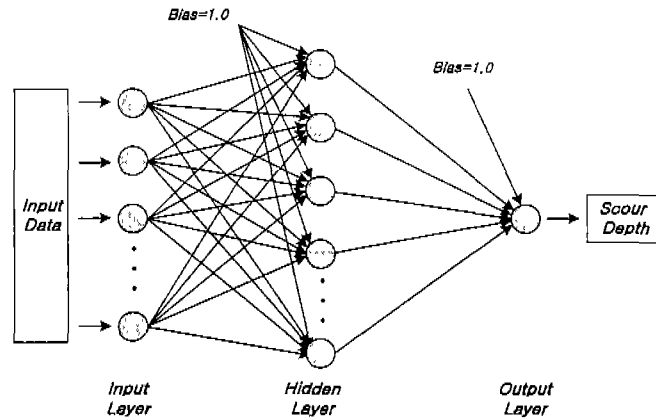


그림 1. 국부세굴심 예측을 위해 사용된 다층인공신경망의 구조

표 2. 인공신경망의 모델

CASE	구분	입력층	은닉층	출력층	고려인자
CASE 1	CASE 1-1	3	3	1	교각폭, 유속, 수심
	CASE 1-2		6		
	CASE 1-3		9		
	CASE 1-4		12		
	CASE 1-5		15		
CASE 2	CASE 2-1	4	4		교각폭, 수심, 유속, 중앙입경
	CASE 2-2		8		
	CASE 2-3		12		
	CASE 2-4		16		
	CASE 2-5		20		
CASE 3	CASE 3-1	5	5		교각폭, 수심, 유속, 중앙입경, 표준편차
	CASE 3-2		10		
	CASE 3-3		15		
	CASE 3-4		20		
	CASE 3-5		25		

인공신경망을 학습한 결과 모든 CASE에 대해 시스템 오차의 범위인 3.0×10^{-4} 에 도달하였다. 각 CASE의 평균오차의 범위는 6.9%~10.9%의 범위를 나타냈으며, 각 CASE에 대해 CASE 1-1, CASE 2-2, CASE 3-2일 때 가장 작게 나타났으며, 이 CASE들을 통하여 세굴심 산정에 대한 인자들의 적합성을 검토하고 실측치 및 기존 예측식과 비교·분석하였다. 모든 CASE는 반복회수가 증가할수록 오차는 감소하는 경향을 보였으며, CASE 3-2일 때 6.9%로 가장 작았다.

4. 비교 및 분석

선정된 인공신경망 모델에 의한 실측치와 비교한 결과 중에서 오차수렴경향이 좋고 평균 제곱오차가 작게 나타난 CASE를 도시하면 그림 2와 같다. 그림에서 보는 바와 같이 학습된 결과는 실측치에 매우 근접하며, 높은 상관성을 나타내었다. 특히, 교각폭, 수심, 유속, 중앙입경, 표준편차를 고려한 CASE 3-2의 경우(평균오차 6.9%) 교각폭, 수심, 유속만을 고려한 CASE 1-1(평균오차 9.7%)에 비해 더 정확하였고, 교각폭, 수심, 유속, 중앙입경만을 고려한 CASE 2-2(평균오차 9.0%)에 비해서도 오차가 작게 나타났다. 따라서, 보다 실측값에 근접한 세굴심 산정을 위해서는 하상재질의 특성인 중앙입경, 표준편차를 고려하는 것이 바람직하다고 생각한다.

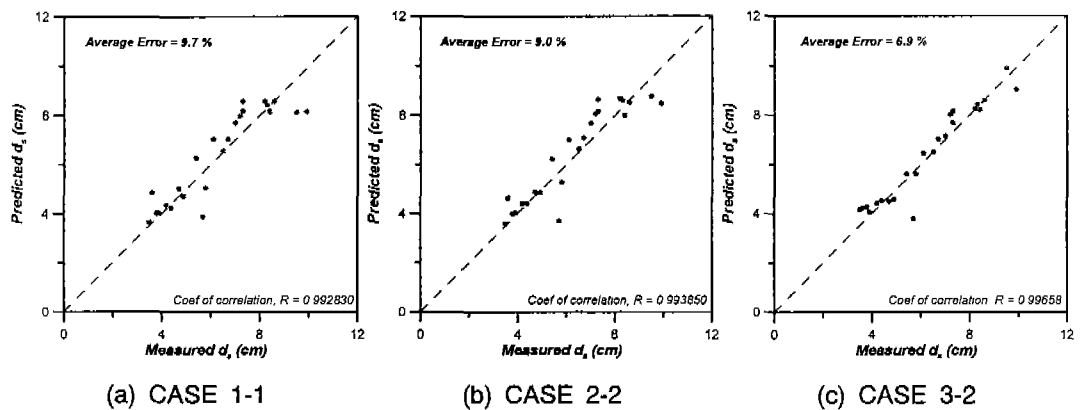
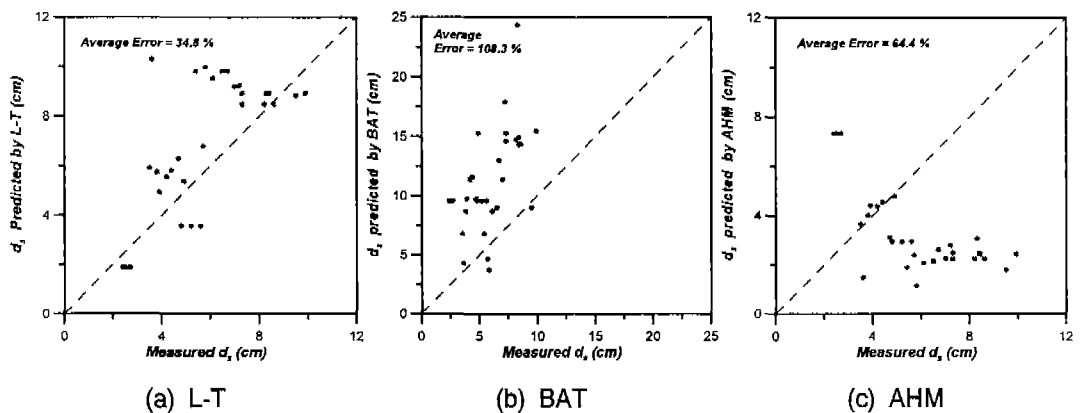


그림 2. 각 CASE에 대한 인공신경망의 적용

그림 3은 학습에 이용된 자료를 기존의 세굴심 예측식에 적용된 결과를 나타낸다. BRE(Breusers), COL(Coleman), CSU 공식 등이 비교적 예측치와 근사하며, L-T(Lauren-Toch), BAT(Bata), HAN(Hancu), SHE(Shen-Karaki) 식은 과대, AHM(Ahmad), USGS 식 등은 과소 산정되었다. BAT 공식의 평균오차가 108.3%로 가장 높았으며, COL 공식의 평균오차가 19.4%로 가장 작았으나, 인공신경망으로 예측한 CASE 3-2의 평균오차 6.9%보다는 크다. 따라서 기존의 예측식에 비해 인공신경망을 적용한 세굴심 예측 결과가 실측값에 보다 근접하게 나타났다.



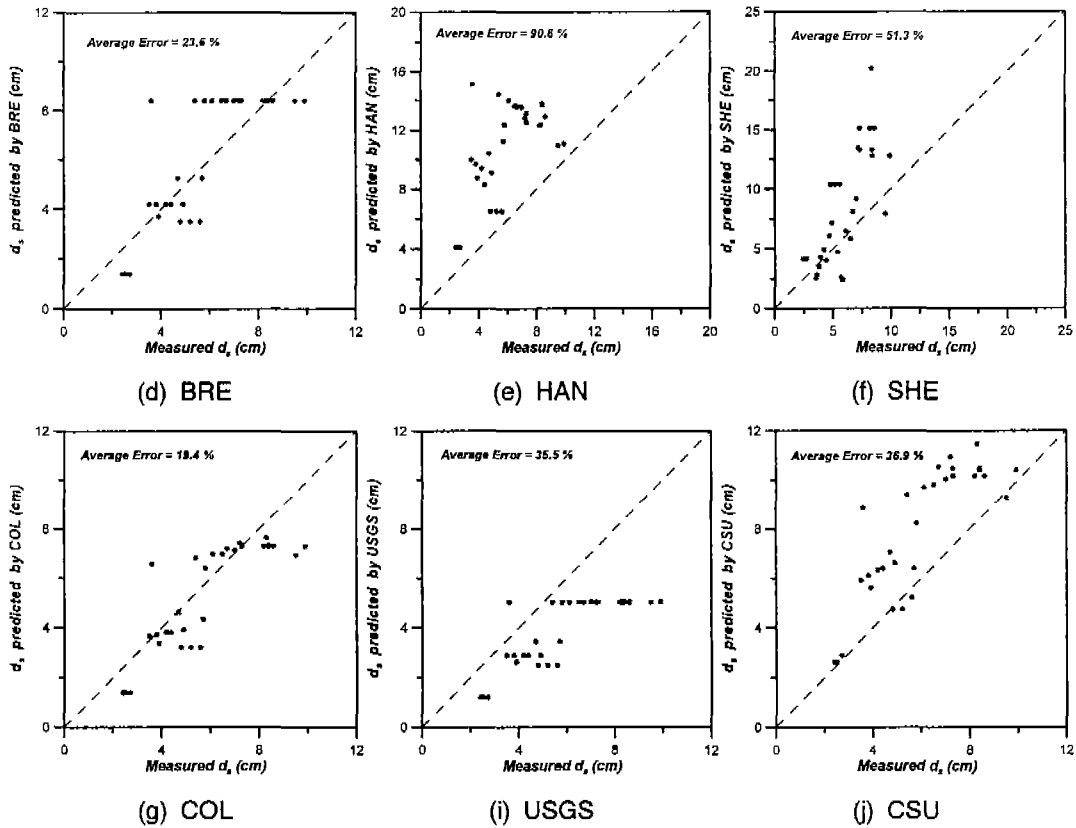


그림 3. 각 세굴 예측식의 적용결과

5. 결론

교각주위에서의 국부세굴심 예측을 위한 인공지능망을 적용성을 비교·검토해 본 결과는 다음과 같다.

1. 선정된 인공지능망 모델에 의한 예측값을 실측치와 비교한 결과, 학습된 결과는 실측치에 매우 근접하며, 높은 상관성을 나타내었다. 특히, 교각폭, 수심, 유속, 중앙입경, 표준편차를 고려한 CASE 3-2의 경우(평균오차 6.9%) 교각폭, 수심, 유속만을 고려한 CASE 1-1(평균오차 9.7%)에 비해 더 정확하였고, 교각폭, 수심, 유속, 중앙입경만을 고려한 CASE 2-2(평균오차 9.0%)에 비해서도 오차가 작게 나타났다. 따라서, 보다 실측값에 근접한 세굴심 산정을 위해서는 하상재질의 특성인 중앙입경, 표준편차를 고려하는 것이 바람직하다고 생각한다.
2. 학습에 이용된 자료를 기존의 세굴심 예측식에 적용된 결과, BRE, COL, CSU 공식 등이 비교적 예측치와 근사하며, L-T, BAT, HAN, SHE 식은 과대, AHM, USGS 식 등은 과소 산정되었다. BAT 공식의 평균오차가 108.3%로 가장 높았으며, COL 공식의 평균오차가 19.4%로 가장 작았으나, 인공지능망으로 예측한 CASE 3-2의 평균오차 6.9%보다는 크다. 따라서 기존의 예측식에 비해 인공지능망을 적용한 세굴심 예측

결과가 실측값에 보다 근접하게 나타났다.

본 연구에서 세굴심 예측에 있어 인공신경망의 가능성을 입증하였으며, 실무에 적용할 수 있는 모델 개발을 위해 더 많은 실측 자료에 대한 검토가 추후 연구과제라 하겠다.

6. 참고문헌

- 1) 노 섭, "유로만곡부 교각 주위의 하상세굴", 박사학위논문, 홍익대학교 대학원, 1996.
- 2) 박성원, "인공신경망을 이용한 굴착벽체의 변위 예측", 석사학위논문, 홍익대학교 대학원, 1999.
- 3) 박영진, "만곡수로에서의 비균등 원형교각 주위 국부세굴심과 하상변동에 관한 연구", 박사학위논문, 홍익대학교 대학원, 1997.
- 4) 이규원, "원환보호공에 의한 균등교각 주위의 국부세굴심 감소효과", 석사학위논문, 홍익대학교 대학원, 1999.
- 5) 이인모, 조계춘, 이정학, "인공신경망을 이용한 암반의 투수계수 예측", 한국지반공학회지, 제 13 권, 제 2 호, 1997, pp. 77~89.
- 6) 심우배, 임장혁, 조형준, 송재우, "하상재질에 따른 원환보호공법 적용", 한국수자원학회 학술발표회 논문집, 2000, pp. 604~609.
- 7) 심순보, 김만식, 심규철, "신경망이론에 의한 다목적 저수지의 홍수유입량 예측", 한국수자원학회논문집, 제 31 권, 제 1 호, 1998, pp. 45~57.
- 8) 최인호, "유로만곡부의 원형교각 주위 국부세굴보호공에 관한 연구", 박사학위논문, 홍익대학교 대학원, 1997.
- 9) Ettema, R. and Melville, B. W., "Design for Local Scour at Bridge Piers : A Commentary", Journal of Hydraulic Engineering, ASCE, Vol. 115, No. 1, 1989, pp. 1~12.
- 10) Jain, S. C., "Maximum Clear-Water Scour around Circular Piers", Journal of Hydraulics Division, ASCE, Vol. 107, No. 5, 1981, pp. 611-626.
- 11) John P. Grubert, "Application of Neural Networks in Stratified Flow Stability Analysis", Journal of Hydraulic Engineering, ASCE, Vol. 121, No. 7, 1995, pp. 523~532.
- 12) Raudkivi, A. J. and Ettema, R., "Scour at Cylindrical Bridge Piers in Armored Beds", Journal of Hydraulic Engineering, ASCE, Vol. 111, No. 4, 1985, pp. 713~731.
- 13) Richardson, E. V., et al., "Evaluating Scour at Bridges", Hydraulic Engineering Circular No. 18, FHWA-IP-90-017, FHWA, February, 1993.