

Article

신경망을 활용한 사석식 방파제의 파괴확률예측

김동현* · 박우선 · 한상훈

한국해양연구원 연안·항만공학연구본부
(425-600) 경기도 안산시 안산우체국 사서함 29

Prediction of Failure Probability of Breakwater using Neural Network

Dong-Hyawn Kim*, Woo-Sun Park, and Sang-Hun Han

Coastal and Harbor Engineering Research Division, KORDI
Ansan P.O. Box 29, Seoul 425-600, Korea

Abstract : A new approach to reliability analysis of rubble mound breakwater using neural network is proposed. At first, a neural network model which can estimate the stability number of any breakwaters for some design conditions is trained. Then, the neural network model is integrated with Monte Carlo simulation technique in order to calculate probability of failure for the breakwater. The proposed technique is compared with conventional approach using empirical formula.

Key words : 방파제(breakwater), 안정성(stability), 신경망(neural network), 신뢰성설계(reliability based design), 몬테카를로 모사기법(Monte Carlo simulation)

1. 서 론

방파제, 안벽 등과 같은 항만구조물의 설계에 있어서 제체의 안정 여부를 판단하는 조건식에 참여하는 여러 가지 설계변수의 불확실성을 고려한 설계방법이 확률론적 설계법이다. 이 방법은 이미 유럽, 일본 등 선진국에서는 설계기준에 반영되고 있는 추세이며 향후 국내의 설계기준에도 반영될 것으로 보인다. 확률론적 설계법은 이용하고자 하는 설계식과 여기에 참여하는 설계변수의 확률적 분포의 정확성이 높을수록 산정된 파괴확률의 신빙성을 높일 수 있다.

그러나, 사석식 방파제의 경우 현재 사용되고 있는 Hudson식이나 van der Meer의 식(van der Meer 1988) 등은 모델실험을 통해 도출한 실험식이기 때문에 식 자체의 불확실성이 다수 포함되어 있다. 따라서, 이러한 실험식을 이용해서 얻은 파괴확률에 대한 신뢰도가 높지 않은 것이

사실이며 이를 해결하기 위해서는 설계식의 정확성을 높이는 연구가 전제되어야 한다.

사석식 방파제의 설계를 위해서 제안된 방법으로 주목받고 있는 것이 인공신경망(artificial neural network, 이하 신경망이라 함)기법이다. 신경망의 뛰어난 학습기능을 활용하여 사석식 방파제의 설계를 수행하는 방법으로 기존의 설계식보다 그 정확도가 높은 것으로 알려졌다. 신경망을 방파제 설계에 최초로 도입한 것은 Mase *et al.*(1995)에 의해서이다. 그들은 van der Meer의 설계식에 참여하는 설계변수를 신경망입력으로 사용해서 안정수(Stability number)를 예측하도록 신경망을 학습시켰다. 학습된 신경망은 새로운 설계조건을 입력받으면 안정수를 비교적 정확하게 예측한다. 김동현 등(2001, 2002)은 이러한 신경망기법의 정확도 개선을 위해 여러 가지 경우의 입력변수에 따른 신경망의 성능을 비교 검증한 바 있다. 여기에서는 van der Meer식에서 사용되는 surf similarity를 사용하는 것보다 이를 구성하는 개개의 설계변수를 독립적인 신경망 입력변수로 사용하는 것이 보다 효과적임을 밝힌 바 있다.

*Corresponding author. E-mail : eastlite@kordi.re.kr

본 연구에서는 사석식 방파제의 신뢰성해석을 위해서 안정수 예측의 정확도가 개선된 신경망 예측모델을 활용하기 위한 방법을 제안하였다. 본 방법은 Level III 신뢰성 해석기법의 하나인 Monte Carlo 모사기법과 신경망예측 모델을 통합한 것으로 신경망 예측모델은 김동현 등 (2001)이 제안한 모델을 그대로 활용하였다. 수치해석에서는 van der Meer식을 이용했을 때와 신경망 모델을 이용했을 때의 파괴확률 산정결과를 비교하였다.

2. 안정수 예측 신경망

신경망은 방파제 피복재의 안정수(N_s) 예측을 위해 사용될 수 있음이 증명된 바 있다(Mase et al. 1995). 이 때 예측성능은 신경망의 입력변수(또는 입력층의 구조)에 따라 달라질 수 있다(김동현 등 2002). 본 연구는 이미 개발된 방파제 설계를 위한 안정수 예측 신경망을 그대로 활용하여 신뢰성 해석을 수행할 수 있는 방법을 제시하였다. 따라서, 신경망의 구조, 학습 등에 관한 자세한 사항은 기존연구를 참고하였다. 신뢰성 해석을 수행하기 위해 사전에 신경망을 학습시켜야 하는데 여기에서는 Table 1과 같이 모두 4가지 신경망 모델을 채택하였다. Table 1에서 $P, N, S_d, \xi_m, \theta, h, H_s, L_s, S_p$ 는 각각 투과율, 내습파랑수, 피해율, surf similarity, 경사각, 수심, 유의파고, 유의파 파장, 스펙트럼 형상 등이다. 신경망 입력으로 사용한 투과율 값(P)은 불투과성 코아, 투과성 코아, 균질구조에 대해 각각 0.1, 0.5, 0.6으로 가정하였으며 스펙트럼 형상(S_p)은 Pierson Moskowitz, narrow, wide spectrum에 대하여 각각 1, 2, 3의 값을 사용하였다. ANN I은 Mase 등(1995)에 의해 제안된 신경망 모델이며 ANN II는 안정수 예측에 있어 수심(h/H_s) 자료가 미치는 영향을 파악하기 위해 도입하였다. ANN III는 수심자료를 상대수심으로 사용했을 경우의 영향을 보기 위해 도입하였으며 ANN IV는 surf similarity 대신 $\cot\theta$ 와 H_s/L_s 를 각기 독립적인 신경망 입력으로 사용한 경우이다. 각 모델은 van der Meer의 실험 자료중 임의로 선택한 100개의 자료를 이용하여 학습을 시켰으며 학습후 641개 모두에 대한 성능을 검증하였다. 신경망의 안정수 예측성능을 평가하기 위해서 식 (1)과 같은 일치지수(I_A)를 이용하였으며 각 모델의 최적 학습조건

Table 1. Input parameters for stability number prediction. (V: used in training)

Model	P	N	S _d	ξ _m	cotθ	h/H _s	H _s /L _s	h/L _s	S _p
ANN I	✓	✓	✓	✓		✓			✓
ANN II	✓	✓	✓	✓					✓
ANN III	✓	✓	✓	✓				✓	✓
ANN IV	✓	✓	✓		✓	✓	✓		✓

Table 2. Optimal structure and performance of trained neural network.

	van der Meer	ANN I	ANN II	ANN III	ANN IV
I_A	0.926	0.951	0.947	0.944	0.954
N_E	-	1×10^4	5×10^4	5×10^4	5×10^4
N_H	-	4	4	4	20

과 이때의 일치지수는 Table 2와 같다. 여기서, N_E, N_H 는 각각 신경망 학습회수(epoch)와 은닉층 노드수를 의미하며 식 (1)에서 p_i, m_i 는 각각 예측치와 관측치를, \bar{m} 은 관측치의 평균을 의미한다. Table 2에서 알 수 있듯이 신경망모델은 모두 van der Meer의 안정식보다 더 높은 일치지수를 보이고 있다.

$$I_A = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (p_i - m_i)^2}{\sum_{i=1}^n [|p_i - \bar{m}| + |m_i - \bar{m}|]^2} \tag{1}$$

3. 신뢰성 해석기법

방파제에 사용되는 피복재의 안정이란 파랑에 의해 과도한 피해를 입지 않을 조건을 의미한다. 다시 말해, 설계된 안정수에 의해 기대되는 파고보다 내습하는 파랑의 파고가 크지 않아야 한다. 이러한 조건을 신뢰함수로 표현할 수 있으며 신경망으로 예측한 안정수($N_{s,m}$)를 이용한 것 (Z_1)과 van der Meer의 식을 이용한 경우(Z_2)의 신뢰함수는 각각 식 (2) 및 (3)과 같다. 두 식에서 피복재의 안정조건은 신뢰함수 Z_1 과 Z_2 가 각각 0보다 클 때이다.

$$Z_1 = N_{s,m} \Delta D_{n50} - H_s \tag{2}$$

$$Z_2 = \begin{cases} 6.2P^{0.18} \left(\frac{S_d}{\sqrt{N}} \right)^{0.2} \frac{1}{\sqrt{\xi_m}} \Delta D_{n50} - H_s, & \xi_m < \xi_c \\ 1.0P^{-0.13} \left(\frac{S_d}{\sqrt{N}} \right)^{0.2} \sqrt{\cot\theta} \xi_m^p \Delta D_{n50} - H_s, & \xi_m \geq \xi_c \end{cases} \tag{3}$$

여기서, Δ 및 D_{n50} 은 각각 상대밀도 및 공칭직경을 의미하며 surf similarity의 분기점은 다음과 같이 표현된다.

$$\xi_c = [6.2P^{0.31} \sqrt{\tan\theta}]^{1/(P+0.5)} \tag{4}$$

신뢰성 해석은 신뢰함수를 근사화하지 않는 Level III 방법의 하나인 Monte Carlo 모사기법을 이용하였다. Fig. 1이 신뢰성 해석의 절차를 보여주고 있다. 각 설계변수(X)에 대한 분포특성(예로 평균, μ_x 및 표준편차, σ_x)이 설계조건에 의하여 결정되면 주어진 분포를 갖도록 총 n 가지

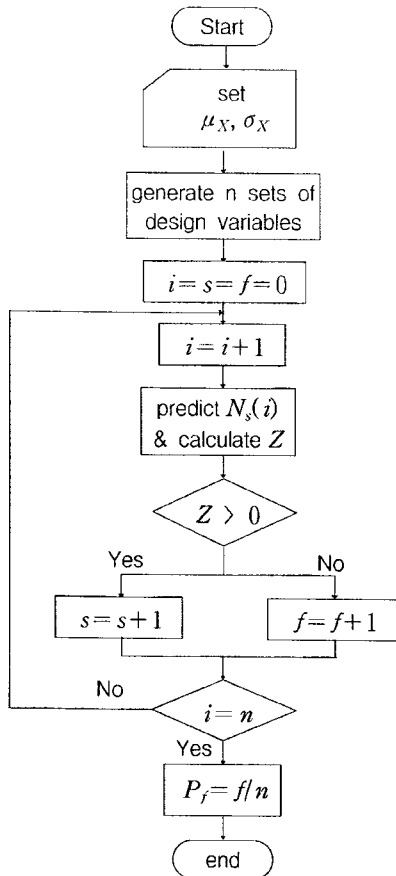


Fig. 1. Flowchart for reliability analysis.

조합의 설계변수 집합이 표준등분포함수를 이용하여 생성된다(Ang and Tang 1984). 생성된 각 설계변수 집합을 하나씩 이용하여 신경망 입력으로 사용하면 안정수($N_{s,m}$)를 예측할 수 있고 이 값과 식 (2)를 이용하면 신뢰함수 값을 구할 수 있다. 같은 방법으로 식 (3)을 이용하면 van der Meer식에 의한 신뢰함수 값을 얻을 수 있다. 이 과정을 n 개의 모든 변수집합에 적용한 후 신뢰함수 값이 0보다 작은 경우 즉, 불안정한 것으로 판단되는 경우를 누적하여 n 으로 나누면 각 방법에 의한 파괴확률(P_f)을 구할 수 있다.

4. 예 제

Monte Carlo 모사기법을 이용하기 위해 우선 주어진 확률분포를 갖는 설계변수를 표준등분포함수를 이용하여 생성하였다(Ang and Tang 1984). 생성한 확률변수의 조합은 충분한 수렴을 확보하기 위해 2×10^4 개로 하였으며 생성된 설계변수 집합과 설계치의 분포를 Table 3에서 비교하였다. 두 값 사이의 오차가 거의 없이 잘 일치하고 있다.

신경망 안정수 예측모델과 van der Meer모델을 이용한

Table 3. Distribution of the given and the generated variates.

	Moment	Δ	h	S_d	$\cot\theta$	T_m	D_{n50}
μ_X	Given	1.630	6.000	6.000	3.000	7.000	1.000
	Generated	1.629	6.002	5.995	3.001	6.999	1.000
σ_X	Given	0.010	0.200	1.000	0.150	0.500	0.030
	Generated	0.010	0.200	1.004	0.151	0.501	0.030

Table 4. Distribution of design variables used in example.

구분	Normal distribution						Weibull distribution	
	Δ	h	S_d	$\cot\theta$	T_m	D_{n50}	H_s	
Example 1	μ_X	1.63	6.0	6.0	3.0	7.0	1.0	$B = 0.3$
	σ_X	0.01	0.2	1.0	0.15	0.5	0.03	$C = 2.53$ $\gamma = 1.0$
Example 2	μ_X	1.63	7.0	7.0	3.0	8.0	0.9	$B = 0.25$
	σ_X	0.01	0.3	1.0	0.15	0.5	0.03	$C = 2.5$ $\gamma = 1.0$
Example 3	μ_X	1.63	8.0	7.0	3.0	9.0	1.3	$B = 0.4$
	σ_X	0.01	0.2	1.0	0.15	0.5	0.03	$C = 2.7$ $\gamma = 1.0$
Example 4	μ_X	1.63	9.0	10.0	3.0	10.0	0.8	$B = 0.35$
	σ_X	0.01	0.5	1.0	0.15	1.0	0.03	$C = 2.4$ $\gamma = 1.0$

Table 5. Reliability analysis results (dimensions in %).

	van der Meer	ANN I	ANN II	ANN III	ANN IV
Example 1	5.480	0.003	0.905	2.598	0.155
Example 2	44.890	0.030	4.025	7.170	0.150
Example 3	5.525	0.000	0.260	0.670	0.020
Example 4	50.715	4.795	37.355	38.450	3.175

신뢰성 해석의 검증을 위해 모두 네가지 설계예를 사용하였다. 각 예에서 사용한 변수의 확률분포 특성과 통계치는 Table 4와 같다. 표에서 B , C 및 γ 는 식 (5)의 유의파고에 대한 Weibull 분포를 결정하는 값이다. 그 외에 N , P , S_p 등은 상수로서 각각 1000, 0.1 및 1로 가정하였다. 그리고 나머지 설계변수는 표에 제시된 평균과 표준편차를 갖는 정규분포를 따르는 것으로 가정하였다.

$$Prob[H \geq H_s] = \exp\left[-\left(\frac{H_s - C}{B}\right)^\gamma\right] \quad (5)$$

해석결과로 얻은 파괴확률 및 신뢰함수의 확률밀도 함수는 각각 Table 5 및 Fig. 2와 같다. 4가지 경우의 해석에서 van der Meer식을 이용하여 구한 파괴확률의 파괴확률은 신경망 모델(ANN I-ANN IV)보다 모두 크게 산출되었다.

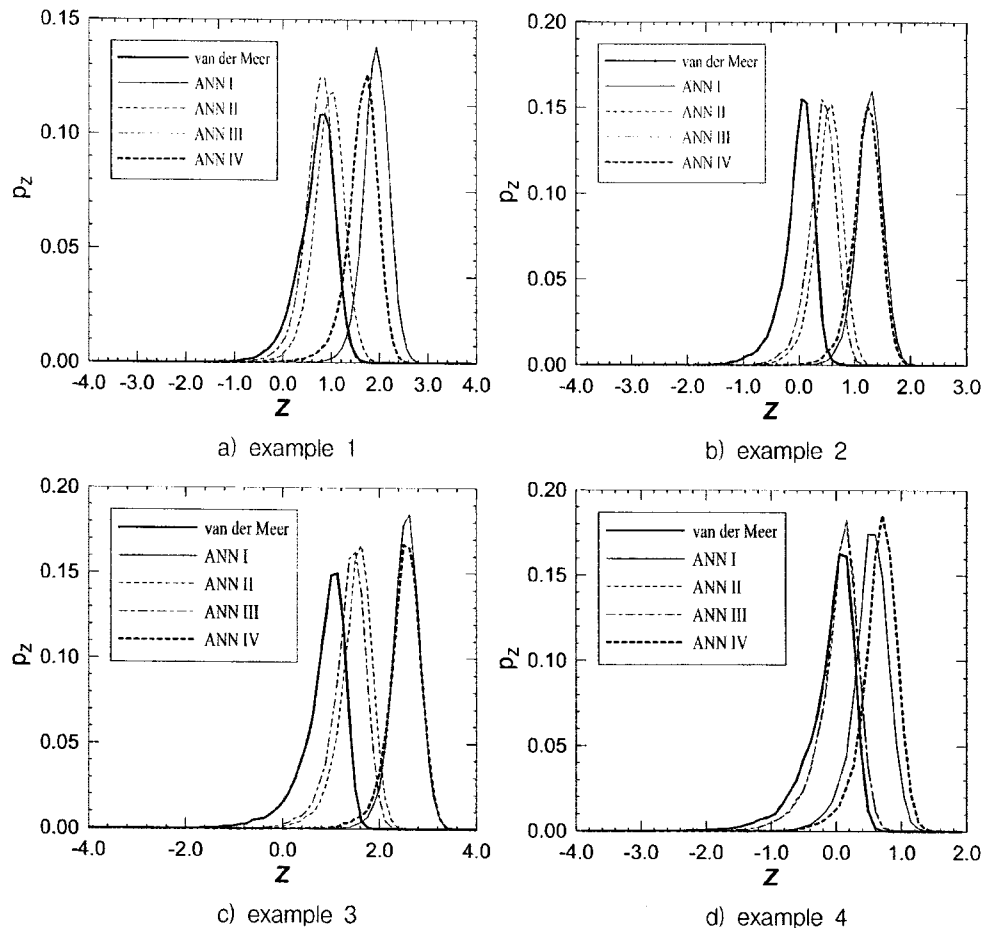


Fig. 2. Probability density functions.

특히, 예제 2에서는 van der Meer식에 의한 파괴확률이 신경망모델에 의한 평균치보다 상당히 큰 값을 주고 있다. 만일 이같은 설계조건에서 van der Meer식으로 방파제 설계를 수행할 경우 기준파괴확률을 맞추기 위해서 심각한 과다설계를 할 수 밖에 없고 이는 필연적으로 공사비의 증가를 초래하게 된다. 신경망 모델 상호간의 비교에서는 Table 2의 성능비교에서 상대적으로 정확도가 높았던 ANN I과 ANN IV의 결과가 비교적 작은 파괴확률을 보였고 정확도가 낮았던 ANN II와 ANN III은 상대적으로 큰 파괴확률을 보여 주고 있다. 다시말해 본 예제들에 한해서는 정확도가 낮은 모델일수록 높은 파괴확률을 산출하는 것으로 판단된다.

5. 결 론

신경망 안정수 예측모델을 이용한 신뢰성 설계기법을 제안하였다. 제안된 방법은 Level III 신뢰성 해석법의 하나인 Monte Carlo모사법에 안정수 예측 신경망을 통합시

킨 것이다. 이 방법은 기존의 설계식보다 안정수 예측성능이 우수한 신경망 모델을 사용하기 때문에 파괴확률 산정의 정확도를 높일 수 있다. 수치해석결과 안정수 예측성능이 우수한 신경망 모델을 사용할수록 파괴확률 값이 낮게 산정되었고 그렇지 않은 경우 파괴확률이 높게 산정되었다. 신경망의 안정수 예측성능을 개선할수록 신뢰성 설계의 정확도는 높아지므로 추후 이 부분에 대한 보다 심층적인 연구가 필요하다고 사료된다.

사 사

본 연구는 한국해양연구원의 개인창의과제사업(과제번호: PE84500)의 일환으로 수행된 것으로 연구비를 지원해주신 한국해양연구원에 감사드립니다.

참고문헌

김동현, 박우선, 한상훈. 2001. 신경망을 이용한 방파제 피복

- 제의 안정성 예측. 2001년도 대한토목학회 학술발표회 논문집, CD ROM.
- 김동현, 박우선, 한상훈. 2002. 방파제 피복제의 안정해석을 위한 신경망모델의 개발. *대한토목학회논문집*, 22(4-B), 565-572.
- Ang, A.H.S. and W.H. Tang. 1984. Probability concepts in engineering planning and design. John Wiley and Sons, Inc., New York.
- Mase, H., M. Sakamoto, and T. Sakai. 1995. Neural network for stability analysis of rubble-mound breakwater. *J. Wtrwy. Port. Coast. and Oc. Engrg., ASCE*, 121(6), 294-299.
- van der Meer, J.W. 1988. Rock slopes and gravel beaches under wave attack, PhD Thesis, Delft Univ. of Technol., Delft, The Netherlands.

Received Jul. 22, 2003
Accepted Nov. 3, 2003