

# 인공신경망과 M5' model tree를 이용한 Tetrapod 피복블록의 안정수 예측 Prediction of Stability Number for Tetrapod Armour Block Using Artificial Neural Network and M5' Model Tree

김승우\* · 서경덕\*

Seung-Woo Kim\* and Kyung-Duck Suh\*

**요 지 :** 국내 경사식 방파제의 대표적인 피복재인 Tetrapod는 대부분 경험식을 사용하여 중량을 산정한다. 경험식은 수리 실험의 결과를 곡선맞춤(curve-fitting)하여 제안되기 때문에 실험 오차에 따른 불확실성이 내포되어 있다. 이런 불확실성을 최소화하기 위해 인공신경망과 M5' model tree를 사용하여 피복재 안정수를 예측하였다. 각 모형의 불확실성의 정도는 예측된 안정수와 수리실험의 안정수 사이의 일치지수(index of agreement)를 사용하여 평가하였다. 일치지수가 가장 큰 인공신경망은 우수한 예측 능력을 가지고 있지만 일반 설계자들이 쉽게 사용할 수 없는 큰 단점이 있다. 반면에 M5' model tree는 인공신경망보다는 예측 능력이 조금 떨어지지만 기존의 경험식보다는 예측 능력이 우수하고 또한 일반 설계자들이 쉽게 사용할 수 있는 공식의 형태로 주어지는 장점이 있다.

**핵심용어 :** Tetrapod, 인공신경망, M5' model tree, 일치지수

**Abstract :** It was calculated using empirical formulas for the weight of Tetrapod, which was a representative armor unit in the rubble mound breakwater in Korea. As the formulas were evaluated from a curve-fitting with the result of hydraulic test, the uncertainty of experimental error was included. Therefore, the neural network and M5' model tree were used to minimize the uncertainty and predicted the stability number of armor block. The index of agreement between the predicted and measured stability number was calculated to assess the degree of uncertainty for each model. While the neural network with the highest index of agreement have an excellent prediction capability, a significant disadvantage exists that general designers can not easily handle the method. However, although M5' model tree has a lower prediction capability than the neural network, the model tree is easily used by the designers because it has a good prediction capability compared with the existing empirical formula and can be used to propose the formulas like an empirical formula.

**Keywords :** Tetrapod, Artificial neural network, M5' model tree, Index of agreement

## 1. 서 론

국내 무역항 및 연안항 방파제에서 경사식 방파제가 차지하는 비중은 전체의 70%에 이른다(해양수산부, 2001b). 경사식 방파제는 피복재에 의해 기능이 유지되는 구조물로서 대부분 경험식을 사용하여 피복재 중량을 산정한다. 경험식은 수리 실험의 결과를 차원해석하여 제안되기 때문에 공학적으로 무시할 수 없는 불확실성이 내포되어 있다. 더군다나 수리 실험 자체가 기존의 경험식과 잘 일치하지 않아서 경험식의 계수를 조금씩 변경하는 경우도 있다(Kaku *et al.*, 1991; Smith *et al.*, 1992). 이와 같은 경험식의 불확실성을 설계에 고려하기 위해 신뢰성 설계에서는 불확실성을 확률분포로 정량화하여 사용하고 있다(김·서, 2009; Burcharth and Sorensen, 2000). 하지만 각 피복재의 특성에 따른 정량화된 불확실성의 질적

정도의 문제는 여전히 남아있다.

한편, 최근 들어 경험식의 불확실성을 산정하는 대신 불확실성 자체를 최소화하는 여러 가지 소프트웨어 공학 기법(Fuzzy-logic method, 인공신경망, M5' model tree 등)이 사용되고 있다. 인공신경망(ANN)과 확률적인 신경망(PNN)을 사용하여 사석 피복재의 안정수 예측에 대한 많은 연구들이 국내외적으로 수행되어 왔다(Mase *et al.*, 1995; Kim and Park, 2005, Kim *et al.*, 2008). 또한 Erdik (2009)은 Fuzzy-logic 방법을 사용하여 사석의 안정수 예측을 수행하여 인공신경망의 결과와 비교하였다. 하지만 Fuzzy-logic 방법과 인공신경망은 기존의 경험식과 같이 안정수가 명시적으로 표현되지 않아 일반 설계자가 사용하기에 어려운 점이 있었다. 이런 문제점을 극복하기 위해 최근 Etamad-Shahidi and Bonakdar (2009)는 기존의 경험식과 유사하면서 인공신경망의 효과를

\*서울대학교 건설환경공학부 (Corresponding author : Seung-Woo Kim, Department of Civil and Environmental Engineering, Seoul National University, Seoul 151-744, Korea, esfpknu7@snu.ac.kr)

가질 수 있는 M5' model tree 방법을 사용하여 사석 피복재의 안정수를 예측하고 model tree 공식을 제안하였다.

하지만 국내의 경사식 방파제의 피복재는 방파제 연장에 따른 사용비율을 고려할 때 Tetrapod가 59.1% 임에도 불구하고(해양수산부, 2001b), 소프트웨어 공학을 사용한 Tetrapod 피복재 안정수에 대한 연구는 거의 없었다. 따라서 본 연구에서는 인공지능망과 M5' model tree를 사용하여 Tetrapod의 안정수를 예측하여 경험식 자체의 불확실성을 줄이고, 더 나아가 경험공식과 유사한 model tree를 제안하고자 한다. 소프트웨어 공학 기법으로 예측된 안정수는 쇄기파(surging wave) 조건의 van der Meer (1988) 공식과 권파(plunging wave) 조건의 De Jong (1996) 공식과 각각 비교한다. 쇄기파 조건에서 제안된 van der Meer 공식은 구조물의 경사가 1:1.5에 국한되므로, 본 연구에서는 해양수산부 (2001a)의 경사 1:1.33의 실험 자료를 추가하여 수정된 van der Meer 공식을 산정하였고 이를 인공지능망과 M5' model tree의 결과와 비교한다.

## 2. Tetrapod 안정식

### 2.1 van der Meer (1988) 공식

Delft hydraulic (1987)은 인공 피복블록인 Tetrapod의 안정성에 대한 실험을 수행하였다. 실험에 사용된 방파제 단면은 구조물 전면 경사 1:1.5이며 사석층의 규격은 피복블록의 10분의 1 그리고 마루높이는 월과가 5에서 10% 발생하도록 제작된 일반적인 형식이다. 실험은 19 가지 조건에서 수행되었고 파의 개수가 1000파와 3000파에서 각각 피해도가 측정되었다. 대부분의 실험 조건은 surf similarity parameter,  $\xi_m$ 가 3.5보다 큰 쇄기파 조건이다. van der Meer (1988)는 Delft hydraulic의 실험을 사용하여 쇄기파 조건에 한정된 Tetrapod의 안정식을 다음과 같이 제안하였다.

$$N_s = \frac{H_s}{\Delta D_n} = \left( 3.75 \frac{N_{od}^{0.5}}{N_w^{0.25}} + 0.85 \right) s_{om}^{-0.2} \quad (1)$$

여기서  $H_s$ 는 유의파고,  $N_w$ 은 폭풍 시 파의 개수,  $N_{od}$ 는 방파제에 나란한 방향으로 1 공칭직경의 폭에서 이탈되는 블록의 개수로 정의되는 상대피해,  $s_{om}(=H_s/L_{om})$ 은 파형경사,  $L_{om}(=gT_z^2/2\pi)$ 는 유의주기  $T_s$ 를 1.1.5로 나눈 평균주기  $T_z$ 로 계산한 심해파장을 의미한다. 위 식은 구조물 전면 경사가 1:1.5로 된 2층 피복 구조물에서 surf similarity parameter 가 3.5에서 6 사이인 비쇄파 불규칙파의 조건에서 사용 가능하다.

### 2.2 수정된 van der Meer 공식

van der Meer (1988) 공식은 구조물의 경사가 1:1.5에 국한되어 다른 경사에서 사용할 없는 단점이 있다. 본 연구에서는 해양수산부 (2001a)가 구조물의 경사 1:1.33과 1:1.5에

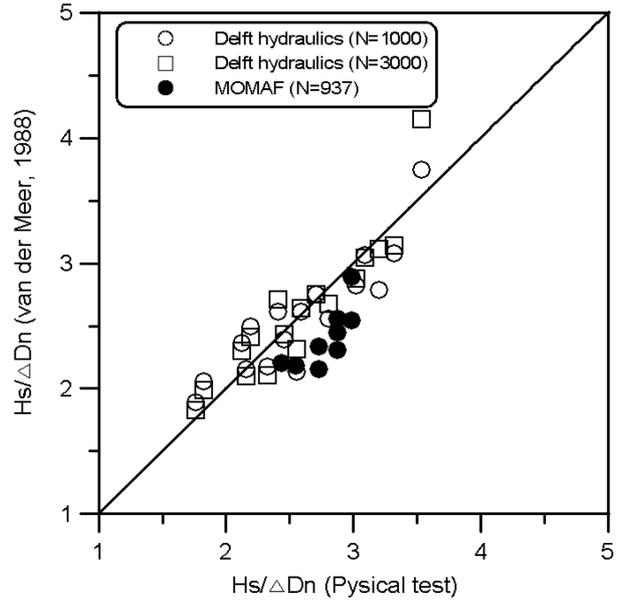


Fig. 1. Comparison of the stability number of Delft hydraulic(1987) with MOMAF(2001a) using van der Meer's (1988) formula.

대해 각각 수행한 Tetrapod 수리실험 자료를 사용하여 구조물의 경사를 고려할 수 있는 수정된 van der Meer 공식을 제안한다. 해양수산부의 수리실험 자료 중 Delft hydraulic의 조건과 가장 유사한 지지형 소단인 제8안(경사 1:1.5)과 9안(경사 1:1.33)에서 관측된 피해도를 사용한다. 피해도가 관측된 25개의 자료 중 비쇄파 조건인 16개의 자료를 선택하여 Delft hydraulic의 결과와 비교하였다(Fig. 1). Fig. 1에서 van der Meer (1988) 공식은 해양수산부의 실험보다 안정수를 과소 산정하는 경향을 보이므로 다음의 과정을 통해 수정된 van der Meer 공식을 제안한다.

우선, Tetrapod의 공식은 다음과 같이 표현된다.

$$N_s = \frac{H_s}{\Delta D_n} = a_1 \xi_m^{b_1} \quad (2)$$

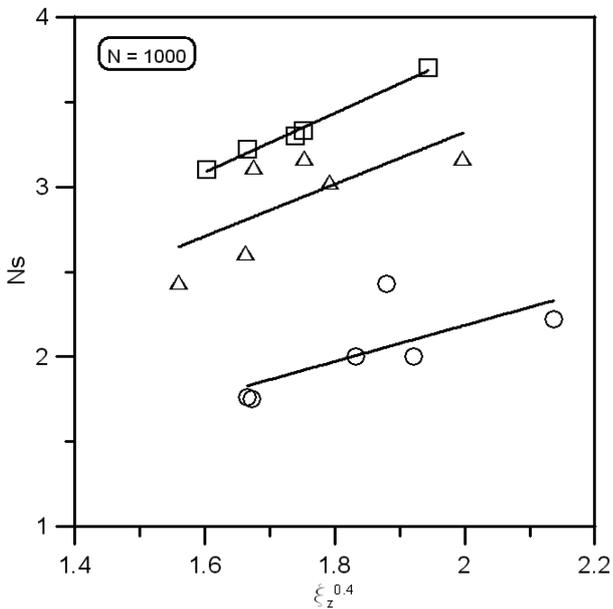
Surf similarity parameter,  $\xi_m$ 의 지수  $b_1$ 을 결정하기 위해 고정된 피해도에 따른 안정수  $N_s$ 와  $\xi_m$ 을 Table 1과 같이 산정하였다. Table 1을 사용하여 각 피해도 및 파의 개수에 따른 지수  $b_1$ 의 평균값으로 0.4가 계산된다. 지수  $b_1$ 의 적합성은 파의 개수 1000 일 때  $N_s$ 와  $\xi_m$ 의 관계를 나타낸 Fig. 2를 통해 쉽게 확인할 수 있다. 또한 계수  $a_1$ 은  $N_{od}=0$ 에서 1.0이 산정되어 안정식을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\frac{H_s}{\Delta D_n} = (a_2 N_{od}^{b_2} + 1.0) \xi_m^{0.4} \quad (3)$$

실제 피해도 자료와 고정된 피해도 자료인 Table 1을 사용하여 산정한 지수  $b_2$ 는 파의 개수에 따라 0.38에서 0.52 사이에 분포하며 평균은 0.4이다. Fig. 3은 실제 자료를 사용하여 각 파의 개수에 따라 추정된 비선형 회귀곡선을 보여준다.

**Table 1.** The value of  $N_s$  and  $\xi_m$  for fixed damage levels

Case	cot $\alpha$	$T_z$	$N_{od}$	$N_s^{1000}$	$\xi_m^{1000}$	$N_s^{3000}$	$\xi_m^{3000}$	
Delft hydraulic (1987)	1.5	1.4	0.0	1.76	3.58	1.76	3.58	
	1.5	1.4	0.5	2.44	3.04	2.29	3.08	
	1.5	1.4	1.5	Out of the Rayleigh distribution				
	1.5	1.7	0.0	1.76	3.58	1.76	3.58	
	1.5	1.7	0.5	2.61	3.56	2.43	3.85	
	1.5	1.7	1.5	3.10	3.25	2.80	3.47	
	1.5	2.2	0.0	2.43	4.84	2.28	4.97	
	1.5	2.2	0.5	3.03	4.30	2.85	4.40	
	1.5	2.2	1.5	3.33	4.06	3.14	4.22	
	1.5	2.95	0.0	2.22	6.67	2.13	7.03	
	1.5	2.95	0.5	3.17	5.63	2.84	5.85	
	1.5	2.95	1.5	3.70	5.27	3.22	5.63	
	MOMAF (2001a)	1.33	1.92	0.5	2.0	4.54	-	-
		1.33	1.92	1.0	3.12	3.63	-	-
		1.33	1.92	1.5	3.22	3.58	-	-
1.5		1.92	0.5	2.0	5.12	-	-	
1.5		1.92	1.0	3.17	4.07	-	-	
	1.5	1.92	1.5	3.30	3.99	-	-	

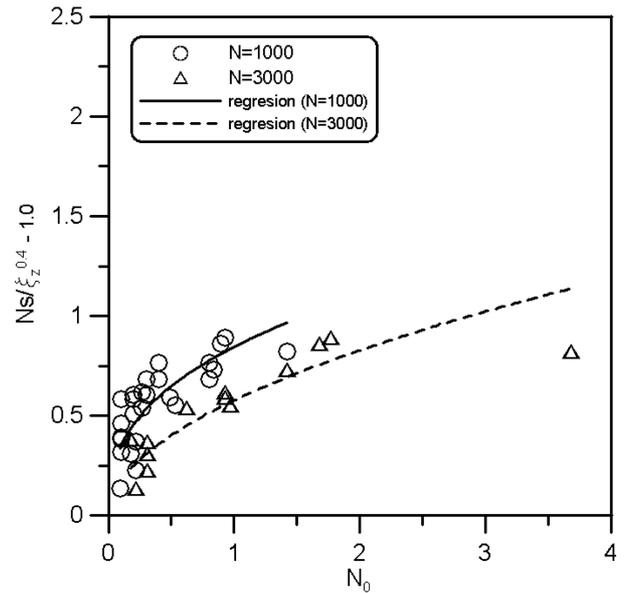


**Fig. 2.** Relationship between the stability number and the surf similarity parameter.

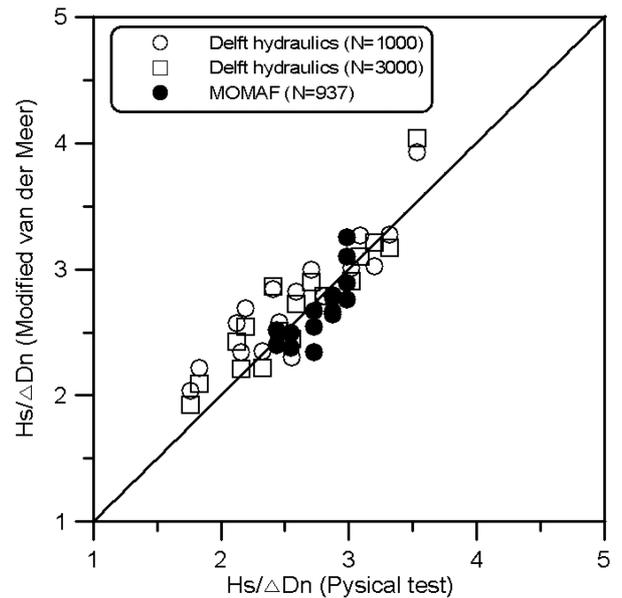
한편  $a_2$ 는 파의 개수의 특성을 나타내는 계수이며 이를 고려한 안정식은 다음과 같다.

$$\frac{H_s}{\Delta D_n} = (a_3 N_{od}^{0.4} N_w^{b_3} + 1.0) \xi_m^{0.4} \quad (4)$$

지수  $b_3$ 는 계수  $a_2$ 로 표현된 관계식을 사용하여 산정할 수 있다.



**Fig. 3.** Nonlinear regression according to the number of waves with Delft hydraulic (1987) and MOMAF (2001a).



**Fig. 4.** Comparison of the stability number of Delft hydraulic(1987) with MOMAF(2001a) using modified van der Meer's formula.

$$a_2(N_w = 1000)/a_2(N_w = 3000) = (1000/3000)^{b_3} \quad (5)$$

식 (5)의 좌변인  $a_2$ 의 평균 비는 1.42이며 식 (5)에 의해  $b_3$ 는  $-0.3$ 으로 계산된다. 마지막 계수  $a_2 (= 7.1)$ 은 선형회귀분석으로 계산되며 최종적으로 수정된 van der Meer 공식은 다음과 같다.

$$\frac{H_s}{\Delta D_n} = \left( 7.1 \frac{N_{od}^{0.4}}{N_w^{0.3}} + 1.0 \right) \xi_m^{0.4} \quad (6)$$

Fig. 4는 식 (6)에 의한 안정수와 수리실험의 안정수를 비교한 것이며 수정된 van der Meer 공식이 van der Meer(1988)

공식보다 해양수산부 (2001a)와 Delft hydraulic(1987)의 수리실험 결과와 대체적으로 잘 일치하고 있다.

**2.3 De Jong (1996) 공식**

De Jong (1996)은 권파 조건에서 수행한 실험 결과를 사용하여 Tetrapod의 안정식을 다음과 같이 제안하였다.

$$N_s = \frac{H_s}{\Delta D_n} = \left( 8.6 \frac{N_{od}^{0.5}}{N_w^{0.25}} + 3.94 \right) s_{om}^{0.2} \quad (7)$$

위 공식에 사용한 실험 조건은 구조물 전면 경사가 1:1.5이고 파형경사  $s_{om}$ 은 0.035보다 작은 조건 즉, surf similarity parameter  $\xi_{mc}$ 이 3.56보다 작은 경우이다. Fig. 5는 권파와 쇄기파 조건을 구분하는  $\xi_{mc}$ 를 3.56으로 선정하였을 때 각 실험의  $\xi_{mc}$ 를 나타내고 있다. De Jong의 공식에서 사용된 114 가지 실험(전체 124 가지 실험)과 van der Meer (1988) 공식의 26 가지 실험(전체 34 가지 실험)이 위 기준을 만족하고 있다. 엄밀한 의미에서  $\xi_{mc} = 3.56$ 은 권파와 쇄기파를 구분하는 기준이 될 수 없지만 De Jong 공식과 van der Meer (1988) 공식을 구분하는 기준으로는 충분하다. 또한

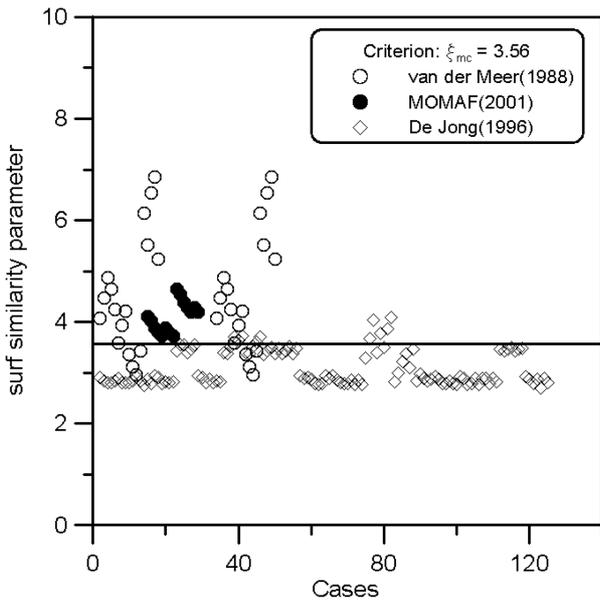


Fig. 5. Surf similarity parameters for surging wave and plunging wave conditions.

Delft hydraulic(1987)은 거의 월파가 일어나지 않을 정도의 마루높이와 일정한 packing density(1.02)에서 실험한 반면 De Jong은 기존 안정식에 마루높이와 packing density 효과를 다음과 같이 고려하였다.

$$N_s = \frac{H_s}{\Delta D_n} = \left( 8.6 \frac{N_{od}^{0.5}}{N_w^{0.25}} + 3.94 f(\phi) \right) s_{om}^{0.2} f(R_c/D_n), \quad \xi_m < 3.56 \quad (8)$$

여기서  $f(\phi)$ 와  $f(R_c/D_n)$ 는 각각 packing density와 마루높이를 고려할 수 있는 함수이며 각각 다음과 같다.

$$f(\phi) = 0.40 + 0.61 \phi / \phi_{SPM} \quad (9)$$

$$f(R_c/D_n) = 1 + 0.17 \exp(-0.61 R_c/D_n) \quad (10)$$

여기서  $\phi_{SPM}$ 은 US Army (1987)에서 제시하는 대푯값으로 Tetrapod는 1.04를 사용한다.

마루높이와 packing density 효과를 van der Meer (1988) 공식과 수정한 van der Meer 공식에 각각 적용하면 쇄기파 조건에서의 Tetrapod 안정식은 다음과 같다.

$$\frac{H_s}{\Delta D_n} = \left( 3.75 \frac{N_{od}^{0.5}}{N_w^{0.25}} + 0.85 f(\phi) \right) s_{om}^{0.2} f(R_c/D_n), \quad \xi_m \geq 3.56 \quad (11)$$

$$\frac{H_s}{\Delta D_n} = \left( 7.1 \frac{N_{od}^{0.4}}{N_w^{0.3}} + 1.0 f(\phi) \right) \xi_m^{0.4} f(R_c/D_n), \quad \xi_m \geq 3.56 \quad (12)$$

**3. 인공신경망을 사용한 안정수 예측**

**3.1 인공신경망**

자연계에 존재하는 수많은 공학적인 문제는 수학적 모형으로 명확하게 정의하기 어려운 경우가 있다. 이와 같은 경우에 입력 변수와 출력 변수 사이에 존재하는 관계를 인위적으로 학습된 신경망으로 표현하면 공학적으로 복잡한 문제를 쉽게 해결할 수 있다. 신경 사이의 관계는 특정 함수에 의한 가중치로 표현되어 최종 출력과 목표치가 일정한 오차 범위 안에 들어올 때까지 전체 신경망을 반복적으로 훈련한다. 훈련된 신경망을 사용하면 복잡한 계산을 거치지 않고 자료의 특성이 반영된 결과를 예측할 수 있게 된다. Fig. 6은 본 연구에서 사용한 2층으로 구성된 인공신경망 구조이다. 출력층(output layer)과 입력 사이에 은의층(hidden layer)이 존재하는데, 이

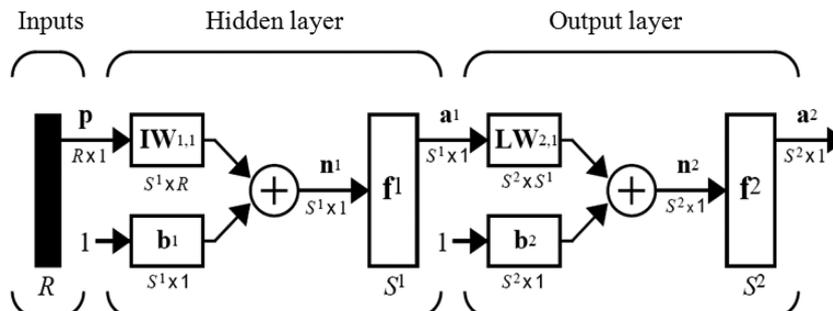


Fig. 6. Neural network architecture.

는 신경의 개수를 증가시키는 역할을 하여 출력이 목표치에 근접하도록 한다.  $p(R \times 1)$ 는 R개의 요소를 가진 입력,  $IW(S^1 \times R)$ 와  $b^1(S^1 \times 1)$ 는 각각  $S^1$ 개의 신경을 가진 입력과 은닉층 사이의 가중치와 편이다. 은닉층의 출력이자 출력층의 입력은  $a^1=f^1(n^1)$ 이고  $n^1(S^1 \times 1)=IWp+b^1$ 은 입력에 가중치와 편의를 고려한 값이다. 여기서  $LW(S^2 \times S^1)$ 와  $b^2(S^2 \times 1)$ 는 각각  $S^2$ 개의 신경을 가진 은닉층과 출력층 사이의 가중치와 편의를 의미한다. 최종 출력은  $a^2=f^2(n^2)$ 이고  $n^2(S^2 \times 1)=LWa^1+b^2$ 는 은닉층의 출력에서 가중치와 편의를 고려한 값이다.

R은 안정식의 설계변수,  $S^1$ 은 은닉층의 노드(nodes)로 10에서 80 사이에 분포하며  $S^2$ 는 출력층의 노드로 1이다. 본 연구에서 최종 출력인  $a^2$ 는 안정수  $N_s$ 을 의미한다. Fig. 6은 한 집합의 입력과 출력에 의한 신경망 구조이며 이를 여러 집합에 동일하게 적용하여 최종 출력과 목표치 사이의 MSE (Mean Squar Error)가 최소가 될 때까지 반복 계산하여 가중치를 결정한다. 이와 같이 최종 가중치로 구성된 인공신경망은 새로운 입력에 의한 출력을 예측한다. 신경망 모형에서 Levenberg-Marquardt backpropagation 알고리즘을 사용하여 신경망을 훈련하였고 은닉층과 출력층의 변환함수(transfer function,  $f^1, f^2$ )는 각각 hyperbolic tangent와 선형 sigmoid를 사용하였다.

### 3.2 인공신경망 적용

인공신경망을 사용하여 안정수를 예측하기 위해 신경망 모형을 구성해야 한다. Table 2는 각 모형의 입력 변수로 표현된 인공신경망 모형이다. 모형 1-1은 van der Meer (1988)의 공식에서 사용된 변수이며 모형 1-2는 surf similarity parameter에 포함된 파형경사와 구조물 전면 경사를 분리하여 표현한 것이다. 인공신경망은 일반적으로 입력 변수가 많아질수록 보다 정확한 예측을 수행하므로 모형 1-2가 모형 1-1 보다 향상된 결과를 산정할 것이다. 모형 1에서는 쇄기파 조건인 Delft hydraulics (1987)의 34 가지와 해양수산부 (2001a)의 15 가지 실험결과를 합한 49가지 자료를 사용한다. 한편, 모형 2는 모형 1에서 고려하지 않은 packing density와 마루높이 효과를 포함시켜 구성하였다. 모형 2에서 Delft hydraulics와 해양수산부(2001a)의 실험 중  $\xi_m$ 가 3.56 작은 쇄기파 조건의 41가지 자료와 De Jong (1996)의 실험에서  $\xi_m$ 가 3.56보다 큰 권파 조건의 114가지 자료를 사용하였다 (Fig. 5). 기존의 경험공식으로 계산된 안정수와 인공신경망 모형에서 예측된 안정수의 정확성을 평가하기 위해 Willmott (1981)의 일치지

수(index of agreement)를 사용하였다.

$$I_a = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (e_i - m_i)^2}{\sum_{i=1}^n [|e_i - \bar{m}| + |m_i - \bar{m}|]^2} \quad (13)$$

여기서  $e_i$ 와  $m_i$ 는 예측된 안정수와 관측된 안정수이고  $\bar{m}$ 은 관측된 안정수의 평균값이다.  $I_a$ 가 1에 가까울수록 예측된 값이 관측된 값에 가깝다는 것을 의미한다. 예측된 안정수의 정도를 평가하기 위해 상관계수를 사용하는 경우도 있었다 (Mase *et al.*, 1995). 하지만 상관계수는 두 인자 간의 선형성은 잘 평가하지만 일치성(coincidence)은 제대로 평가하지 못한다(Kim and Park, 2005). 따라서 본 연구에서는 선형성과 일치성을 동시에 평가할 수 있는  $I_a$ 를 사용하였다.

Table 3은 모형 1에서 은닉층의 개수에 따른 일치지수를 보여주고 있다. 모형 1-1은 10개의 은닉층에서 가장 좋은 일치지수를 보이는 반면 모형 1-2는 20개의 은닉층에서 가장 좋은 결과를 산정한다. 이와 같은 결과는 인공신경망의 일반적인 특징이며, Mase *et al.* (1995)과 Kim and Park(2005) 등의 선행 연구자들의 결과에서도 동일한 경향을 찾을 수 있다. 다시 말해 인공신경망에서는 은닉층의 개수가 증가한다고 해서 모형의 정확성이 향상되는 것은 아니며, 최적의 결과를 계산

**Table 3.** Index of agreement as various nodes of hidden layer with Model 1

Nodes of hidden layer	Model	Index of agreement
10	1-1	0.982
	1-2	0.964
20	1-1	0.976
	1-2	0.986
40	1-1	0.982
	1-2	0.975

**Table 4.** Index of agreement as various nodes of hidden layer with Model 2

Nodes of hidden layer	Model	Index of agreement
10	2-1	0.953
	2-2	0.943
20	2-1	0.961
	2-2	0.955
40	2-1	0.972
	2-2	0.965
50	2-1	0.964
	2-2	0.969
80	2-1	-
	2-2	0.972
100	2-1	0.969
	2-2	0.965

**Table 2.** Input parameters of neural network models

Model	Input parameter
1-1	$N, N_{obs}, \xi_{om}$
1-2	$N, N_{obs}, s_{om}, \tan \alpha$
2-1	$N, N_{obs}, \xi_{om}, f(\phi), f(R_c/D_n)$
2-2	$N, N_{obs}, \xi_{om}, \tan \alpha, f(\phi), f(R_c/D_n)$

하는 은익층의 개수를 찾아야 함을 의미한다. Fig. 7과 8은 모형 1-1과 1-2에서 최적의 은익층을 사용하여 예측된 안정수와 수리실험의 안정수를 각각 비교한 것이다. 기존의 경험공식을 사용하여 예측한 안정수(Fig. 1, Fig. 3)보다 불확실성이 상당히 줄어든 것을 볼 수 있다. 이런 불확실성을 수치적으로 표현한 것이 Table 3~5이다. Table 4는 모형 2에서 은익층의 개수에 따른 일치지수를 보여주고 있다. 5개의 입력 변수를 가지는 모형 2-1의 일치지수는 은익층의 개수 40까지 증가하지만 이후에 다시 감소하는 경향을 보이고 있으며, 6개의 입력 변수를 가지는 모형 2-2는 은익층의 개수가 80에서 가장 큰 일치지수를 보인다. 이는 입력 변수가 증가하면서 최

적의 은익층의 개수도 같이 증가하는 것을 나타내며 모형 1에서도 같은 현상이 발생한다. Fig. 9와 10은 모형 2에서 최적의 은익층을 사용하여 예측한 안정수를 실험에서 계산된 안정수와 비교한 것이다. 모형 1과 비교해 자료의 개수가 세 배 정도 많아지면서 예측의 정확성이 다소 감소하였지만, 전반적으로 실험결과와 잘 일치하는 것을 볼 수 있다.

Table 5는 경험 공식과 인공신경망으로 각각 예측한 안정수와 수리 실험의 안정수 사이의 일치지수를 보여준다. 쇄기 파에 대한 van der Meer (1988)의 공식보다 수정된 van der Meer 공식이 좀 더 좋은 일치지수를 보인다. 하지만 인공신경망의 결과에 비해 정확성이 상당히 떨어지는 것을 볼 수 있

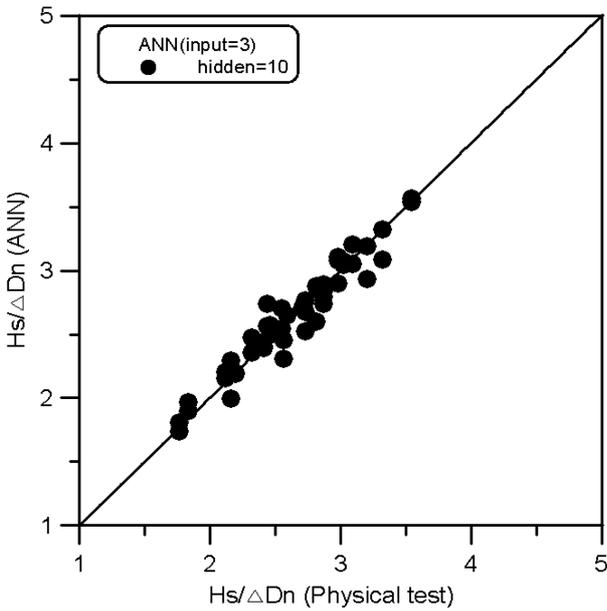


Fig. 7. Comparison of the stability number of Model 1-1 of ANN and the physical test.

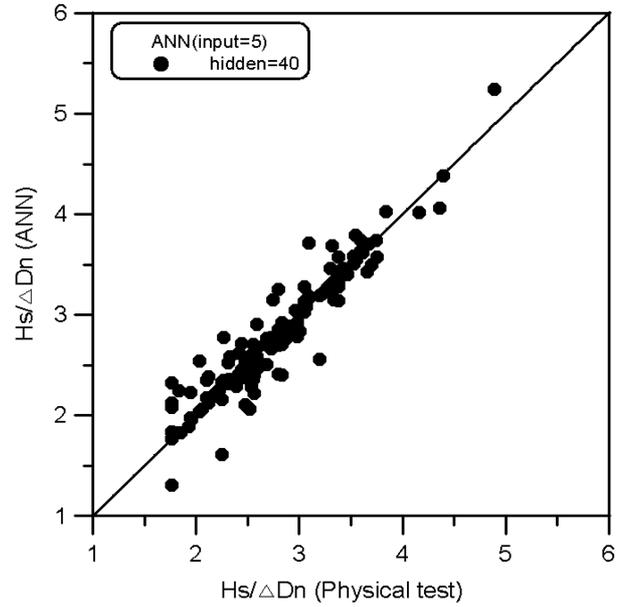


Fig. 9. Comparison of the stability number of Model 2-1 of ANN and the physical test.

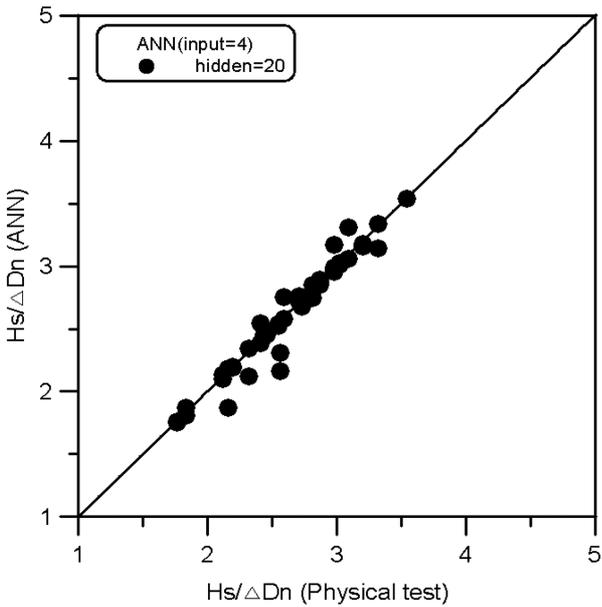


Fig. 8. Comparison of the stability number of Model 1-2 of ANN and the physical test.

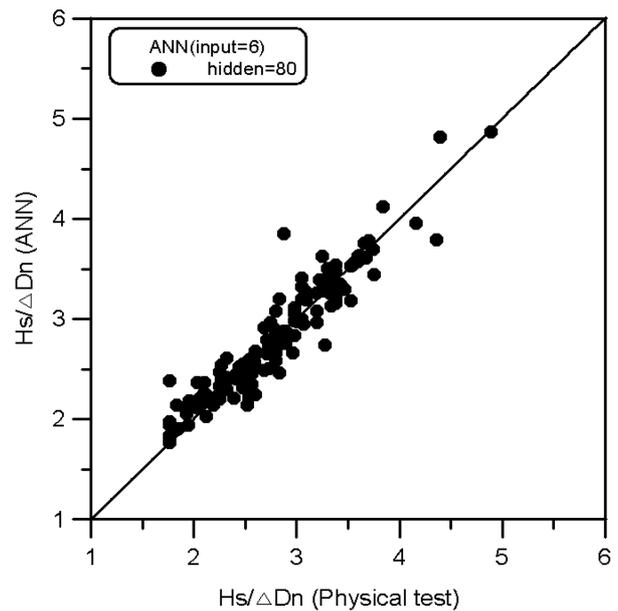


Fig. 10. Comparison of the stability number of Model 2-2 of ANN and the physical test.

**Table 5.** Comparison of index of agreement between the empirical methods and the neural networks

	Method	Index of agreement
empirical method	van der Meer (1988)	0.896
	Modified van der Meer	0.922
	Modified van der Meer & De Jong (1996)	0.919
neural network	Model 1-1	0.982
	Model 1-2	0.986
	Model 2-1	0.972
	Model 2-2	0.972

다. 쇠기과 자료만 사용한 인공신경망 모형 1은 수정된 경험 공식에 비교해 0.06 정도 큰 일치지수를 보이며, 쇠기과와 권과를 합한 자료를 사용한 인공신경망 모형 2는 모형 1보다 약간 작은 일치지수를 보이지만 수정된 경험공식 보다 0.05 정도 향상된 일치지수를 산정하고 있다. 이와 같이 인공신경망을 통해 경험공식 자체가 가지고 있는 불확실성의 상당한 부분을 줄일 수 있음을 보였다.

#### 4. M5' model tree를 사용한 안정수 예측

##### 4.1 M5' model tree

앞 절에서 인공신경망을 이용하여 안정수를 예측하였다. 인공신경망은 입력변수와 출력변수 사이의 관계가 명시적인 수식으로 표현되지 않기 때문에, 기존의 경험공식에 익숙한 일반 설계자가 사용하기에 다소 어려움이 있다. 이런 인공신경망의 단점을 극복하기 위해 본 절에서는 소프트웨어 공학 기법 중에 하나인 M5' machine learning 방법을 사용한다. Tree를 표현할 때 참(true)으로 분류하는 방법을 model tree라고 하고 거짓(false)으로 분류하는 방법을 regression tree라고 한다. 본 연구에서 model tree 방법으로 Jakobsons (2010)의 프로그램을 사용하여 안정수를 예측하였다. M5' model tree의 기본적인 개념은 자료의 세부 구간에서 다변량 선형회귀 분석을 하는 것이다. 세구 구간은 SDR (standard deviation reduction) 이 최대치가 될 때 분류한다(Quinlan, 1992).

$$SDR = sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) \quad (14)$$

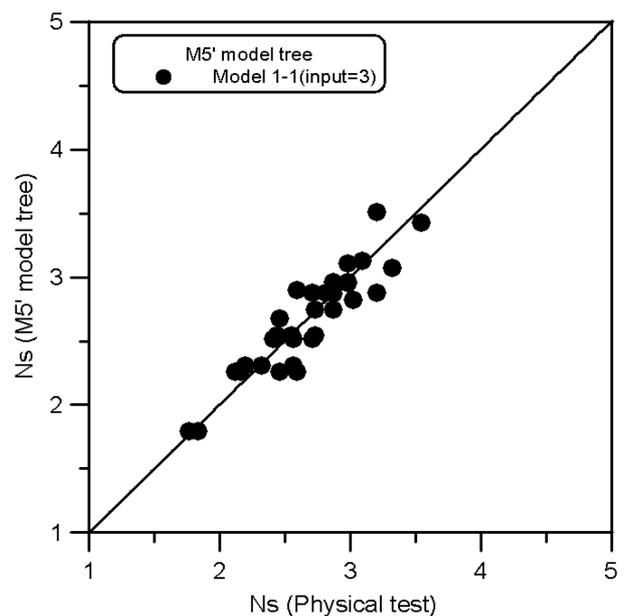
여기서  $T$ 는 전체 표본 집단,  $T_i$ 는 세부 구간으로 나누어진 하위 표본 집단,  $sd$ 는 표준편차이다. Tree가 성장한 이후에 각 세부 구간의 표본과 전체 표본의 자료를 사용하여 다변량 선형회귀 분석을 수행한다. 각 세부 구간에서 선형모형으로 예측된 오차가 평균오차보다 작거나 같을 경우에 가지(leave)가 잘려나가 세부 구간의 개수가 작아진다. 이와 같은 과정을 거쳐 최종적인 세부 구간이 결정되고 각 구간에서 다변량 선형회귀 분석이 수행된다.

##### 4.2 M5' model tree 적용

M5' model tree에서 사용한 자료는 인공신경망과 동일하지만 설계값에 대수(log)를 취하여 사용한다. 이는 M5' model tree가 선형회귀 분석만 가능하기 때문이다. 그렇지만 대부분의 경험식은 대수적 변환 후 선형함수로 표현이 가능하기 때문에 M5' model tree를 적용할 수 있다. Table 6은 각 모형의 일치지수와 model tree의 규칙의 개수이다. 모형 1-1과 1-2는 모두 동일한 일치지수와 규칙 개수를 가진다. 이와 같은 특징은 M5' model tree에 사용된 구조물의 경사가 대부분 1:1.5이며 몇 가지 경우에만 1:1.33이기 때문이다. 다시 말해 어떤 설계변수의 변동성이 작을 때는 M5' model tree의 알고리즘에 영향을 거의 주지 않는 것을 알 수 있다. 비록 모형 2-1과 2-2에서 규칙의 개수가 근소하게 차이를 보이지만 실제적으로는 모형 1과 유사한 경향을 보인다. M5' model tree의 안정수의 예측 능력은 인공신경망(Fig. 7~9)에 비해 약간 떨어지지만 경험식보다 상당히 우수하다(Fig. 11, 12). M5' model tree는 경험식의 일치지수보다 0.04~0.05 정도 높을 뿐만 아니라 경험공식과 유사한 model tree를 산정할 수 있다. Fig 13은 모형 1-1에서 산정한 7가지 규칙의 model tree를 나타내고 있다. Model tree의 규칙은 경험식보다 비교적 개수가 많지만 일반 설계자가 사용하기에 어렵지 않아 공학적인 활용성이 클 것으로 예상된다. 다음은 model tree의 간단한 사용 예이다.

**Table 6.** Index of agreement of M5' model tree with Model 1

Model	Index of agreement	number of rules in the tree
1-1	0.969	7
1-2	0.969	7
2-1	0.959	19
2-2	0.959	21



**Fig. 11.** Comparison of the stability number of Model 1-1 of M5' model tree and the physical test.

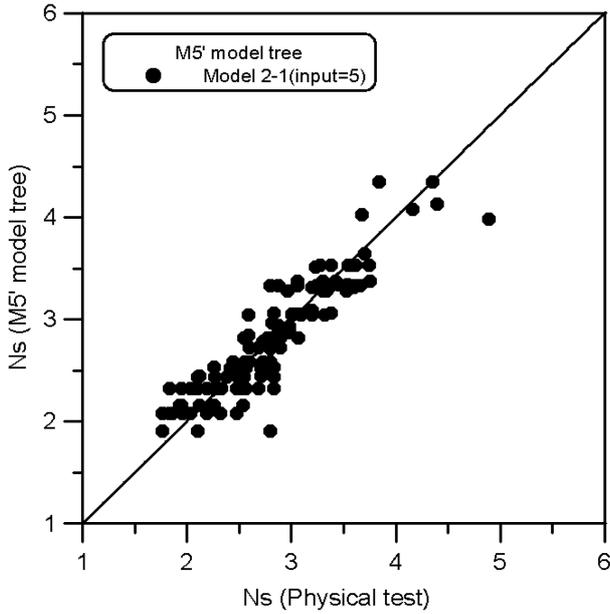


Fig. 12. Comparison of the stability number of Model 2-1 of M5' model tree and the physical test.

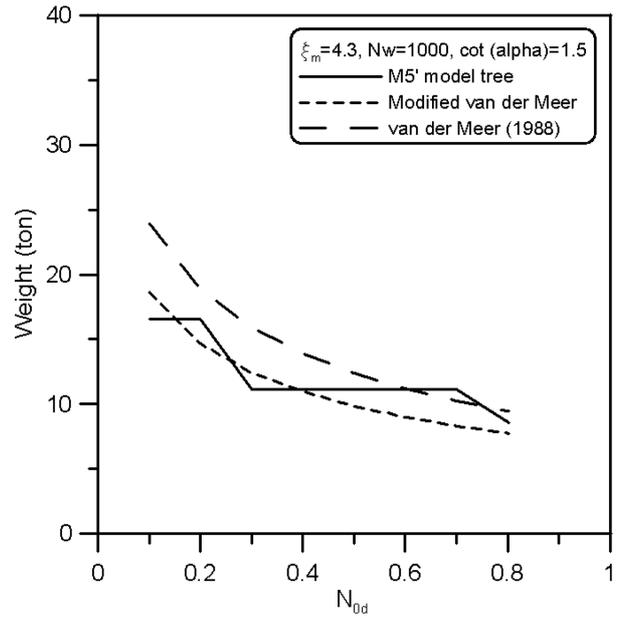
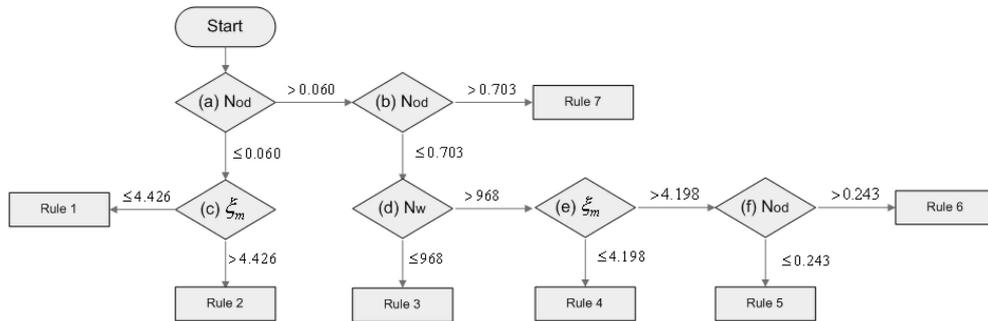


Fig. 14. Comparison of Tetrapod's weight between the model tree and the empirical formulas.

Surf similarity parameter, 파의 개수, 구조물 전면 경사 그리고 피해도가 각각 4.3, 1000, 1.5, 0.3 일 때 Fig. 13의 규칙을 사용한 안정수 예측 과정은 다음과 같다. 우선, 피해도가 0.06 보다 크고 0.703보다 작기 때문에 model tree는 (a)에서 (b)를 거쳐 (d)로 이동한다. 또한 파의 개수와 surf similarity parameter 는 각각 968과 4.198보다 크므로 (d)에서 (e)를 거쳐 (f)로 이동한다. (f)에서 피해도가 0.243보다 크기 때문에 Rule 6을 사용하여 최종적인 안정수를 계산한다. 한편, 모형 2는 모형 1에 비해 일치지수가 크게 계산되지만 규칙의 개수가 너무 많아서 실용적인 가치가 적다고 판단된다.

Fig. 14는 앞에서 설명한 계산 예제의 조건과  $H_s = 6.0 m$ ,

$\Delta = 1.233$ ,  $\gamma_s = 2.3 t/m^3$ 을 사용하여 M5' model tree와 경험 공식으로 각각 Tetrapod의 중량을 산정한 결과이다. 국내에서는 피해도  $N_{od}$ 가 0.5 이하인 초기한계상태에서 설계하기 때문에 Fig. 14에서 van der Meer (1988) 공식은 수정된 van der Meer 공식과 M5' model tree 보다 Tetrapod 중량을 과대하게 산정한다. 이와 같이 경험식의 불확실성을 최소화하므로 안정성과 경제성을 동시에 만족할 수 있다. 또한 수정된 van der Meer 공식과 M5' model tree의 결과는 약간의 차이는 있지만 전체적으로 비슷한 경향을 보인다. M5' model tree는 피해도에 따라 중량이 급격하게 변화는 구간이 있는데 이는 해당 구간에 적용된 규칙이 다르기 때문이다.



- Rule 1:  $N_s = 1.795$
- Rule 2:  $N_s = 2.312$
- Rule 3:  $N_s = 3.266 N_{od}^{0.108}$
- Rule 4:  $N_s = 2.259$
- Rule 5:  $N_s = 2.518$
- Rule 6:  $N_s = 2.877$
- Rule 7:  $N_s = 1.660 \xi_m^{0.439}$

Fig. 13. Model tree proposed by the M5' algorithm with inputs and outputs.

## 5. 결 론

Tetrapod 피복재의 중량 산정에 사용하는 안정식은 수리 실험 자료를 분석하여 경험적으로 제시되므로 실험 오차에 따른 불확실성이 내포되어 있다. 이런 경험 공식의 불확실성을 줄이기 위해 인공신경망과 M5' model tree를 사용하여 안정수를 예측하였고, 예측된 안정수와 수리 실험의 안정수 사이의 일치지수를 계산하였다. 쇄기파의 조건에서 van der Meer 경험식의 일치지수는 0.90로 가장 낮은 예측능력을 보였고 수정한 van der Meer 경험식은 0.92로 기존 경험식보다 향상된 결과를 보였다. 하지만 경험식들은 일치지수가 0.97에서 0.99에 분포하는 M5' model tree나 인공신경망의 결과와 비교할 때 예측 능력이 떨어진다. M5' model tree는 인공신경망에 비해 일치지수가 약간 작지만 높은 정확도와 경험식의 형태로 표현할 수 있는 장점이 있어 일반 설계자들의 활용도가 높을 것으로 판단된다. 쇄기파와 권파 조건의 모든 자료를 사용한 경우에도 위와 비슷한 경향을 보이거나 일치지수의 값이 0.01 정도 낮게 산정된다. 결국, Tetrapod 중량 산정에서 M5' model tree를 사용하면 일반 설계자들이 비교적 쉽게 기존의 경험식보다 정확한 중량을 산정할 수 있을 것이다.

## 감사의 글

본 논문은 한국해양수산진흥원 지원과제인 ‘항만구조물 신형설계법 개발’ 연구과제(PM48400)와 서울대학교 BK21 안전하고 지속가능한 사회기반건설 사업단의 지원을 받았습니다. 본 연구는 서울대학교 공학연구소에서 수행되었습니다.

## 참고문헌

- 김승우, 서경덕 (2009). 국내에서 시공된 Tetrapod 피복재에 대한 Hudson 공식의 부분안전계수 산정, 한국해양공학학회 논문집, 21(5), 345-356.
- 해양수산부 (2001a). 경사식 방파제의 최적설계 기술개발 (I), 한국해양연구원.
- 해양수산부 (2001b). 경사식 방파제의 최적설계 기술개발 (II), 한국해양연구원.
- Burcharth, H. F. and Sorenson, J. D. (2000). The PIANC safety factor system for breakwaters, Proc. Coastal Structures '99, Spain, 1125-1144.

- Delft hydraulics (1987). Stability of rubble mound breakwaters. Stability formula for breakwaters armoured with Tetrapods, Report on basic research, H462 Volume II.
- De Jong, R. J. (1996). Wave transmission at low-crested structures. Stability of tetrapods at front, crest and rear of a low-crested breakwater, MSc-thesis, Delft University of Technology.
- Erdik, T. (2009). Fuzzy logic approach to conventional rubble mound structures design, Expert Systems with Applications, 36, 4162-4170.
- Etamad-Shahidi, A. and Bonakdar, L. (2009). Design of rubble-mound breakwaters using M5' machine learning method, Applied Ocean Research, 31, 197-201.
- Jekabsons, G. (2010). M5' regression tree and model tree toolbox for Matlab, 2010, available at <http://www.cs.rtu.lv/jekabsons>, M5PrimeLab.
- Kaku, S., Kobayashi, N. and Ryu, C. R. (1991). Design formulas for hydraulic stability of rock slopes under irregular wave attack, Proc. 38th Japanese Conf. on Coast. Engrg., JSCE, Tokyo, Japan, 661-665 (in Japanese)
- Kim, D. H. and Park, W. S. (2005). Neural network for design and reliability analysis of rubble mound breakwaters, Ocean Engineering, 32, 1332-1349.
- Kim, D., Kim, D. H. and Chang, S. (2008). Application of probabilistic neural network to design breakwater armor blocks, Ocean Engineering, 35, 294-300.
- Mase, H., Sakamoto, M. and Sakai, T. (1995). Neural network for stability analysis of rubble-mound breakwaters, J. Wtrwy. Port. Coast. Ocean Eng., 121(6), 294-299.
- Quinlan, J. R. (1992). Learning with continuous classes. In: Adams, Sterling, editors. Proceedings of AI'92. World Scientific, 343-348.
- Smith, W. G., Kobayashi, N. and Kaku, S. (1992). Profile changes of rock slopes by irregular waves, Proc. 23rd Int. Conf. on Coast. Engrg., ASCE, New York, 1559-1572.
- US Army Corps of Engineers (1987). Shore Protection Manual, U.S. Army Corps of Engineers.
- van der Meer, J. W. (1988). Stability of Cubes, Tetrapods and Accropods, Proc. of the Breakwaters '88 Conference; Design of Breakwaters, Institution of Civil Engineering, Thomas Telford, London, UK, 71-80.
- Willmott, C. J. (1981). On the validation of models, Phys. Geogr., 2(2), 184-194.

원고접수일: 2010년 11월 26일

수정본채택: 2011년 1월 25일

게재확정일: 2011년 2월 14일