

# 직립방파제의 케이슨 활동에 미치는 기후변화영향에 대한 수심의 효과 Influence of Water Depth on Climate Change Impacts on Caisson Sliding of Vertical Breakwater

김승우\* · 김소연\*\* · 서경덕\*\*\*  
Seung-Woo Kim\*, Soyeon Kim\*\* and Kyung-Duck Suh\*\*\*

**요 지 :** 기후변화가 구조물의 안정성에 미치는 영향을 분석하기 위해 여러 수심에서 가상적으로 설계된 직립방파제의 성능을 평가하였다. 성능평가에서는 기후변화영향인 해수면 상승과 파고 증가를 고려한 성능설계법이 사용되었다. 성능설계법의 파랑변형 계산과정에서 많은 시간이 요구되는 문제를 극복하기 위해 범용 SWAN 모형에 인공신경망을 결합하였다. 학습된 인공신경망에 심해유의파고와 심해주파향 그리고 조위가 입력되면 구조물 위치에서 유의파고와 주파향이 신속하게 계산된다. 전반적으로 구조물의 안정성은 기후변화영향으로 감소하였지만 수심에 따라 서로 다른 경향을 보였다. 쇄파대 밖에서는 수심이 증가할수록 해수면 상승의 영향은 감소하고 파고 증가의 영향은 증가하였다. 한편, 쇄파대 내에서는 수심이 감소할수록 파고 증가와 해수면 상승의 영향 모두 감소하였다. 하지만 파고 증가의 영향이 해수면 상승의 영향보다 컸다. 이와 같은 결과를 반영하여 직립방파제의 유지보수 및 보강 대책을 수립해야 할 것이다.

**핵심용어 :** 기후변화영향, 직립방파제, 성능설계법, 인공신경망

**Abstract :** Performance analyses of vertical breakwaters were conducted for fictitiously designed breakwaters for various water depths to analyze the influence of climate change on the structures. The performance-based design method considering sea level rise and wave height increase due to climate change was used for the performance analysis. One of the problems of the performance-based design method is the large calculation time of wave transformation. To overcome this problem, the SWAN model combined with artificial neural network was used. The significant wave height and principal wave direction at the breakwater site are quickly calculated by using a trained neural network with inputs of deepwater significant wave height and principal wave direction, and tidal level. In general, structural stability becomes low due to climate change impacts, but the trend of stability is different depending on water depth. Outside surf zone, the influence of wave height increase becomes more significant, while that of sea level rise becomes negligible, as water depth increases. Inside surf zone, the influence of both wave height increase and sea level rise diminishes as water depth decreases, but the influence of wave height increase is greater than that of sea level rise. Reinforcement and maintenance policies for vertical breakwaters should be established with consideration of these results.

**Keywords :** climate change impacts, vertical breakwater, performance-based design method, artificial neural network

## 1. 서 론

최근 급격한 기후변화는 해안구조물의 구조적 안정성에 많은 위협을 주고 있다. 하지만 현재 기후변화를 고려한 설계기준이 없어 미래에 발생 가능한 위험에 대처할 방안이 없다. 더욱이 현재 결정론적 설계법은 구조물에 작용하는 하중과 저항의 불확실성을 제대로 고려할 수 없기 때문에 기후변화에

효과적으로 대응할 수 없다. 또한 과거 자료의 빈도해석을 사용하는 현재 방법론은 기후가 변화된 미래의 해안환경을 고려하는 데 부적합하다. 다시 말해 구조물의 사용연수 동안에 하중의 정상성(stationariness) 조건이 유지되지 않기 때문에 현재 안전한 구조물이라도 미래에는 현재의 안정성이 보장되지 않을 수 있다. 결국 해안구조물에 미치는 기후변화영향을 고려하려면 비정상 조건에서 산정된 하중을 사용하여 확률적

\* 서울대학교 건설환경공학부 (Corresponding author: Seung-Woo Kim, Department of Civil and Environmental Engineering, Seoul National University, Seoul 151-744, Korea. espknu7@snu.ac.kr)

\*\* 한국해양연구원 기후·연안재해연구부 (Climate change & Coastal Disaster Research Department, Korea Ocean Research and Development Institute, Ansan, Kyunggi 425-600, Korea)

\*\*\* 서울대학교 건설환경공학부 및 건설환경융합연구소 (Department of Civil and Environmental Engineering and Integrated Research Institute of Construction and Environmental Engineering, Seoul National University, Seoul 151-744, Korea)

설계법으로 구조물을 설계해야 한다.

직립방파제의 케이슨 활동에 대한 확률적 해석은 2000년 이후 많은 연구가 수행되었다. 특히, Shimosako and Takahashi (2000)가 제안한 성능설계법은 구조물의 수명 동안에 발생 가능한 기대활동량과 허용활동량의 초과확률을 계산할 수 있어 구조물의 확률적 해석이 용이해졌다. 하지만 기후변화영향을 고려한 성능설계법의 연구는 현재까지 많지 않다. 일반적으로 해안환경에서 기후변화는 평균해수면, 파고, 그리고 태풍을 포함한 폭풍 특성에 영향을 미친다. Oh et al.(2011)은 최근 60년 동안 한반도에 영향을 미친 태풍의 강도와 지속시간의 경향을 분석하여 태풍의 강도와 지속시간이 증가한 것을 관찰하였다. Okayasu and Sakai(2006)는 IPCC 3차 보고서(IPCC, 2001)의 해수면 상승 자료를 사용하여 기후변화로 인한 해수면 상승이 직립방파제에 미치는 영향을 분석하였다. 서 등(2011)은 Mori et al.(2010a; 2010b; 2011)이 계산한 해수면과 심해파고를 사용하여 직립방파제의 성능설계에서 기후변화영향의 효과를 분석하였다. 한편, Takagi et al.(2011)은 기후변화로 인한 풍속과 파고 증가를 예측하여 기존 구조물의 미래 안정성을 평가하였다.

하지만 기존 연구들은 특정 수심에 설치된 방파제의 안정성을 평가하였다. 실제로 국내외 직립방파제는 다양한 수심에 설치되어 있어 수심에 따른 기후변화영향의 효과를 분석할 필요가 있다. 특히, 쇄파대 전후에서는 파랑의 변형이 복잡하므로 수심에 따른 기후변화의 영향이 상이할 것으로 예상된다. 본 연구에서는 서 등(2011)이 분석했던 Hitachinaka 항 인근의 쇄파대와 비쇄파대를 포함한 다양한 수심에서 가상적으로 직립방파제를 설계하고 성능설계법으로 기후변화영향의 효과를 분석한다. 일반적으로 쇄파효과를 고려할 수 있는 파랑변형 모형은 계산 시간이 길어 수천, 수만 번의 모의를 수행하는 성능설계법에 파랑변형 모형을 직접 사용하는 것은 적합하지 않다. 이를 개선하기 위해 범용 파랑변형 모형인 SWAN(2008)에 인공신경망 기법을 결합하여 계산 시간을 효과적으로 단축하였다.

## 2. 기후변화영향

기후변화에 따른 여러 가지 물리량의 변화를 분석할 수 있지만 본 연구에서는 해수면 상승과 파고 증가만을 검토하였다. 기후변화영향은 일본의 태평양 지역(130-145°E, 25-40°N)에서 2000년부터 2100년까지 분석되었다(Mori et al., 2011). 해수면 상승은 CMIP3(Phase 3 of the Coupled Model Intercomparison Projection)의 A1B와 A2 시나리오에 대하여 5 가지 GCM(General Circulation Model)을 사용하여 예측되었다. 본 연구에서는 A2 시나리오를 사용했으며, 이는 A2의 해수면 상승이 A1B보다 큰 폭으로 변화하기 때문이다(Fig. 1). A2 시나리오로 계산된 2100년의 해수면 상승 평균 값은 0.58 m로 IPCC AR4(Fourth Assessment Report)의 상

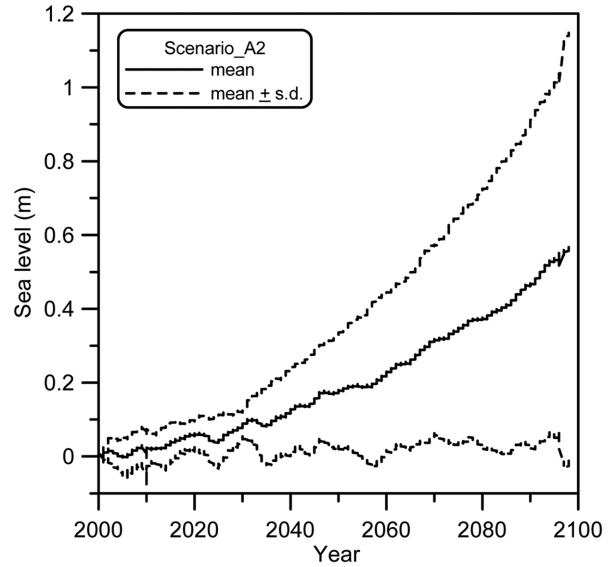


Fig. 1. Temporal variation of projected sea level rise on Pacific Ocean of Japan: Scenario A2.

한 값 0.51 m보다 약간 크다. 전체적으로 평균이 상당히 급격하게 증가하며 평균이 커질수록 표준편차도 커진다. 여기서 표준편차의 크기는 GCM의 불확실성을 나타내고 있다.

한편, 성능설계법에서 심해파고는 극치분포로 표현되어야 한다. Takata et al.(2003)은 Hitachinaka 항의 심해파 제원으로 재현기간 50년 빈도파 ( $H_s$ )<sub>0</sub> = 8.3 m와 주기  $T_s$  = 14 s 그리고 주파향 ( $\theta_p$ )<sub>0</sub> = 90°(북쪽에서 시계방향)을 제안하였다. 그리고 Hitachinaka 항 인근의 심해파고 분포의 형상모수와 변동계수가 일본 태평양 연안의 값과 같다고 가정하면 2000년과 2100년의 각 심해파 극치분포함수는 다음과 같이 유도된다(서 등, 2011).

$$F^*(x) = \left[ 1 - \exp \left\{ - \left( \frac{x - 4.65}{1.27} \right)^{1.0} \right\} \right]^{0.35}; x_{50} = 8.30 \text{ m} \quad (1)$$

$$F^*(x) = \left[ 1 - \exp \left\{ - \left( \frac{x - 4.63}{1.72} \right)^{1.0} \right\} \right]^{0.46}; x_{50} = 10.02 \text{ m} \quad (2)$$

위 식에서 2000년과 2100년의 재현기간 50년의 유의파고는 알 수 있지만 100년 동안에 파고가 어떤 형태로 증가할지 예측하기 어렵다. 따라서 파고는 각각 선형증가와 포물선증가로 가정하였으며, 이를 극치파고의 평균발생률  $\lambda$ 와 척도모수  $A$ 로 표현하였다(서 등, 2011).

$$A(t) = 1.27 + 0.0045t, \lambda(t) = 0.35 + 0.0011t \quad (3)$$

$$A(t) = 1.27 + 4.5 \times 10^{-5}t^2, \lambda(t) = 0.35 + 1.1 \times 10^{-5}t^2 \quad (4)$$

## 3. 구조물 위치에서 유의파고, 주기, 파향

심해에서 파고와 파향이 결정되면 파랑변형모형을 사용하

여 구조물 위치에서 파고와 파향을 계산한다. 본 연구는 쇄파대를 포함한 다양한 수심에서 구조물을 설계하기 때문에 천수, 굴절, 회절, 쇄파 등을 효과적으로 고려할 수 있는 파랑변형모형을 사용해야 한다. 그러나 성능설계법은 수천, 수만 번의 파랑변형 계산을 수행하기 때문에 계산 시간이 많이 소요되는 일반적인 파랑변형모형을 직접 사용할 수 없다. 이를 극복하기 위해 김 등(2010)은 기존 파랑변형모형에 인공 신경망을 접목하여 구조물 위치에서 파고를 산정하였다. 김 등(2010)은 신경망의 입력자료로 심해파고와 조위만 사용하였지만 본 연구에서는 심해파고, 심해파향 그리고 조위를 사용하였다. 유의주기는 서 등(2011)과 같이 수정된 Goda (2003) 공식을 사용하여 산정하였다.

### 3.1 파랑변형 모형

심해부터 방파제 위치까지의 파랑변형을 계산하기 위하여 SWAN(the SWAN team, 2008) 모형을 사용하였다. SWAN은 연안역에서 불규칙 단봉파를 계산하는 제3세대 파랑모형이다. 이 모형은 천수, 굴절, 바람에 의한 파의 생성, 백파, 삼파 및 사파 상호작용, 바닥마찰과 유한수심에 의한 쇄파를 고려할 수 있다(Booij et al., 1999). SWAN은 해안공학 분야에서 널리 사용되는 모형이기 때문에 자세한 설명은 생략한다. 주파수 스펙트럼은 Pierson-Moskowitz 형식을 사용하였고, 방향 분산함수  $\cos^m \theta$ 에서  $m = 12$ 를 사용하였다.

Hitachinaka 항 인근의 바닥경사는 1/80에서 1/100로 상당히 완만하며 해안에서 0.8 km와 2.0 km 떨어진 곳의 수심은 각각 10 m와 20 m이다. 수심은 해안선에 나란하고 곧게 형성되어 있어 다음 식으로 수심을 가정하였다.

$$h(x) = A_0 x^{B_0} \quad (5)$$

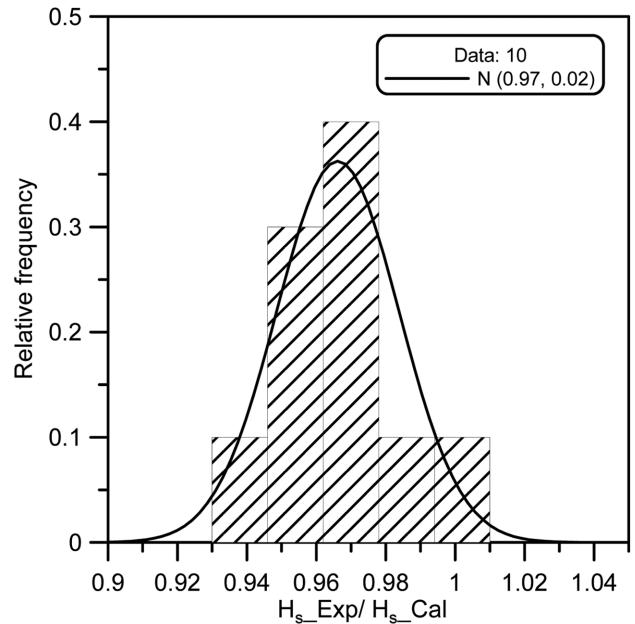


Fig. 2. Relative frequency of ratio between experimental value and calculated one by SWAN model.

여기서  $x$ 는 해안선에서 바다 쪽으로의 거리이고  $A_0$ 와  $B_0$ 는 각각 0.0639와 0.756이다. 수심격자는 수심 0 m에서 상대수심  $h/L_0 \leq 1/2$ 까지 분포한다. 격자수는 해안선에 수직인  $x$  방향과 해안선과 나란한  $y$  방향으로 각각 301와 201개이고 격자간격은 모두 100 m이다. 계산에 사용한 SWAN 버전은 v.40.72이며 해상격자의 정확도가 98 %을 만족하도록 반복 계산을 수행하였다.

하지만 대부분의 파랑변형모형은 불확실성을 포함하며 대표적인 불확실성은 계산상의 추정오차이다. 추정오차는 계산치와 실험치 혹은 관측치와의 비교에서 산정할 수 있다. 다음 식은 계산치와 실험치의 비에 대한 평균과 표준편차이다.

Table 1. Uncertainties of wave transformation models

Wave model	Bias(= $\alpha_{H_s}$ )	CV(= $\gamma_{H_s}$ )	Remarks
Goda(1975)	-0.13	0.09	Unidirectional random waves normally incident to plane beach (Takayama and Ikeda,1993)
	-0.06	0.1	Unidirectional random waves normally incident to plane beach (Hong et al., 2004)
Kweon and Goda(1996)	-0.06	0.1	Directional random waves normally incident to plane beach or unidirectional waves with some principle wave direction or effect of variation of principle wave direction (Hong et al., 2004)
	(truly, -0.04)		Directional random waves (Hong et al., 2004)
Goda's approximation formula(1975)	+0.04	0.09	For bottom slope 1:100, the formula underestimated wave height compared with Goda (1975) model. (Mase and Kirby (1992), slope 1:20)
SWAN	-0.03	0.02	Unidirectional random wave normally incident to plane beach (numerical test) (Oh et al., 2009)
SWAN (Present)	-0.03	0.05	Directional random waves, the slope of Hitachinaka Port 1:100

$$E \left[ \frac{H_s^E}{H_s^C} \right] = \frac{\mu_{H_s}}{H_s^C} = 1 + \alpha_{H_s} \quad (6)$$

$$\sqrt{\text{Var} \left( \frac{H_s^E}{H_s^C} \right)} = \frac{\sigma_{H_s}}{H_s^C} = \gamma_{H_s} \quad (7)$$

여기서  $H_s^E$  와  $H_s^C$  는 각각 실험실에서 계측된 유의파고와 파랑변형모형으로 계산된 유의파고이다.  $\alpha_{H_s}$  와  $\gamma_{H_s}$  는 파랑변형 모형의 추정오차를 나타내는 편의와 변동계수이다. Hitachinaka 항 인근의 연안 바다지형은 대체로 평평하면서 경사가 완만하기 때문에 Mase and Kirby(1992)의 실험자료를 사용하였다. 하지만 Mase and Kirby의 실험은 바닥 경사가 1:20의 조건에서 수행되었기 때문에 Hitachinaka 항 인근의 연안 바다 경사와 다소 차이를 보인다. Fig. 2는 유의파고에 대한 SWAN 모형의 추정오차를 보여주는 빈도분석 결과이다. 추정오차의 막대그래프는 정규분포를 따르고 있으며 평균과 표준편차는 각각 0.97과 0.02이다(Oh et al., 2009). SWAN 모형은 유의파고를 약 3 % 과대계산하고 있으며 오차의 변동성은 상대적으로 작은 편이다. 본 연구에서는 추정오차의 평균으로 3 %을 사용하며 변동계수는 추정오차 분석에 사용한 자료 개수가 적은 것을 감안하여 0.05을 사용하였다. Table 1은 SWAN 모형과 다른 파랑변형모형의 추정오차에 따른 불확실성이다. SWAN 모형은 Goda(1975) 모형보다 전체적으로 불확실성이 작으며 Kweon and Goda(1996) 모형과 비교해 약간의 편의가 존재하며 변동계수는 작다.

### 3.2 인공신경망

#### 3.2.1 신경망(Neural network)

실제적인 공학문제는 수학적인 모형으로 정의하기 어려운 경우가 많이 있다. 이와 같은 경우에도 입력과 출력의 관계

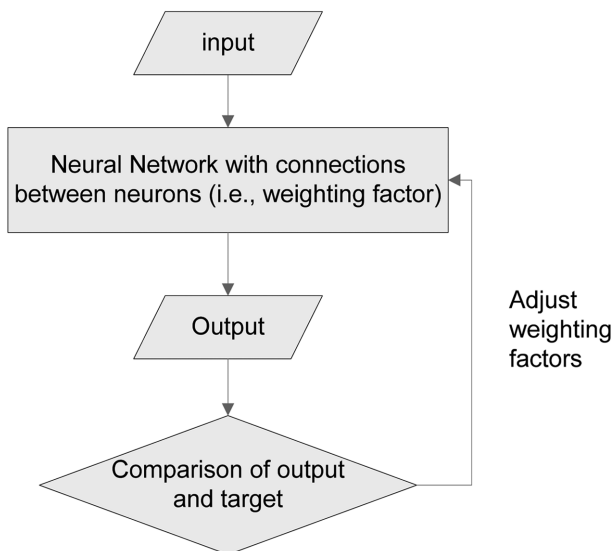


Fig. 3. Conceptual framework of neural network.

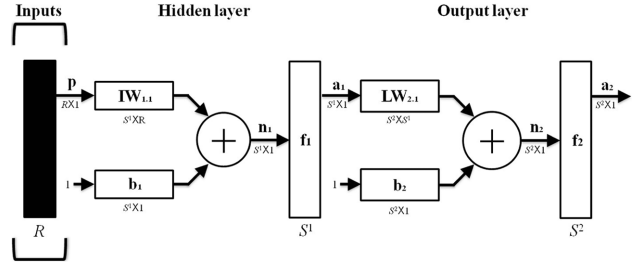


Fig. 4. Neural network architecture.

가 인공적으로 학습된 신경망으로 표현된다면 복잡한 문제도 쉽게 해결될 수 있다. 신경망은 공학, 의학, 경영학, 인문학 등 다양한 학문에서 폭넓게 사용되고 있는 software engineering 분야 중 하나이다. Fig. 3은 신경망의 개념도이며 출력이 목표에 도달할 때까지 신경망의 가중치(weighting factor)는 갱신되며 최종적으로 갱신된 가중치를 학습된 신경망이라 부른다. Fig. 4는 본 연구에서 사용한 신경망 구조이며 입력층, 은닉층 그리고 출력층으로 구성되어 있다.  $\mathbf{p}(R \times 1)$ 은  $R$ 개의 요소를 가진 입력,  $\mathbf{IW}^{1,1}(S' \times R)$ 과  $\mathbf{b}^1(S' \times 1)$ 은 각각  $S'$ 개의 신경을 가진 은닉층의 가중치와 편의,  $\mathbf{LW}^{2,1}(S^2 \times S')$ 와  $\mathbf{b}^2(S^2 \times 1)$ 는 각각  $S^2$ 개의 신경을 가진 출력층의 가중치와 편의이다. 우선, 은닉층의 가중치와 편의가 고려된  $\mathbf{n}^1 = \mathbf{IW}^{1,1} \cdot \mathbf{p} + \mathbf{b}^1$ 은 은닉층의 출력이자 출력층의 입력인  $\mathbf{a} = \mathbf{f}^1(\mathbf{n}^1)$ 에 사용된다. 그리고 출력층의 가중치와 편의가 고려된  $\mathbf{n}^2 = \mathbf{LW}^{2,1} \cdot \mathbf{a}^1 + \mathbf{b}^2$ 는 최종출력  $\mathbf{a}^2 = \mathbf{f}^2(\mathbf{n}^2)$ 의 계산에 이용된다.

#### 3.2.2 Training sets

인공신경망 학습의 첫 번째 단계는 SWAN 모형으로 계산된 training set을 구성하는 것이다. Training set으로 학습된 신경망은 새로운 입력에 대한 출력을 예측할 수 있다. 이 때 training set의 범위는 예측에 사용될 입력 범위를 반드시 포함해야 한다. 만약 training set의 범위를 벗어난 입력을 사용하였다면 신경망 출력은 유효하지 않다. 본 연구에서  $\mathbf{p}(3 \times 1)$ 은 심해파향, 조위, 심해유의파고이고 은닉층의 노드  $S'$ 은 6에서 14개로 분포되며 출력층의 노드  $S^2$ 는 한 개를 사용하였다. 최종 출력  $\mathbf{a}^2$ 는 구조물의 위치에서의 유의파고와 파향이다. 다음 식은 여러 가지 시나리오 중 보다 극심한 기후변화를 고려한 구조물의 사용년수 동안에 발생 가능한 입력의 범위이다.

$$\begin{aligned} 4.0m \leq H_0 \leq 14m, & \quad \Delta H_0 = 2m \\ 0.0^\circ \leq \theta_0 \leq 80.0^\circ, & \quad \Delta \theta_0 = 20^\circ \\ 0.0m \leq \eta_l \leq 3.0m, & \quad \Delta \eta_l = 1.0m \end{aligned} \quad (8)$$

여기서  $H_0$ ,  $\theta_0$ ,  $\eta_l$ 는 심해유의파고, 파랑이 구조물의 직각 방향과 이루는 각으로 표현된 심해주파향 그리고 폭풍 해일을 포함한 조위이다. 각 입력 변수의 비초과확률은 0.001에서 0.999 사이에 분포하는 값이다. 각 수심 조건의 training set

**Table 2.** Training sets (120 cases) calculated by SWAN for each water depth condition

Case	$H_0$ (m)	$\theta_0$ (deg)	$\eta_t$ (m)	$h = 8$ m		$h = 12$ m		$h = 16$ m		$h = 20$ m		$h = 25$ m	
				$H_s$ (m)	$\theta$ (deg)	$H_s$ (m)	$\theta$ (deg)	$H_s$ (m)	$\theta$ (deg)	$H_s$ (m)	$\theta$ (deg)	$H_s$ (m)	$\theta$ (deg)
1	4.00	0.00	0.00	3.73	0.00	3.55	0.00	3.50	0.01	3.50	0.01	3.53	0.01
2	4.00	0.00	1.00	3.66	0.00	3.53	0.01	3.50	0.01	3.51	0.01	3.53	0.01
3	4.00	0.00	2.00	3.61	0.00	3.51	0.01	3.50	0.01	3.51	0.01	3.54	0.01
4	4.00	0.00	3.00	3.57	0.00	3.50	0.01	3.50	0.01	3.51	0.01	3.55	0.01
5	4.00	20.00	0.00	3.67	11.50	3.51	13.72	3.48	15.49	3.49	16.65	3.52	17.72
6	4.00	20.00	1.00	3.61	12.15	3.49	14.20	3.48	15.83	3.50	16.90	3.53	17.89
7	4.00	20.00	2.00	3.56	12.76	3.49	14.64	3.48	16.13	3.50	17.13	3.54	18.04
8	4.00	20.00	3.00	3.53	13.31	3.48	15.04	3.48	16.42	3.51	17.34	3.55	18.19
9	4.00	40.00	0.00	3.47	21.95	3.36	26.34	3.37	29.92	3.41	32.32	3.47	34.59
10	4.00	40.00	1.00	3.43	23.23	3.35	27.30	3.38	30.60	3.42	32.83	3.48	34.95
11	4.00	40.00	2.00	3.39	24.42	3.35	28.18	3.39	31.23	3.43	33.31	3.50	35.28
12	4.00	40.00	3.00	3.37	25.54	3.36	29.00	3.40	31.83	3.45	33.76	3.51	35.60
13	4.00	60.00	0.00	3.00	30.12	2.95	36.47	3.02	41.76	3.10	45.45	3.22	49.10
14	4.00	60.00	1.00	2.97	31.96	2.96	37.87	3.04	42.80	3.12	46.26	3.25	49.70
15	4.00	60.00	2.00	2.95	33.70	2.98	39.18	3.06	43.78	3.15	47.02	3.27	50.26
16	4.00	60.00	3.00	2.95	35.30	2.99	40.38	3.08	44.68	3.17	47.73	3.29	50.79
17	4.00	80.00	0.00	2.24	35.52	2.25	43.37	2.34	50.03	2.45	54.81	2.61	59.72
18	4.00	80.00	1.00	2.23	37.81	2.27	45.11	2.37	51.36	2.48	55.87	2.64	60.54
19	4.00	80.00	2.00	2.23	39.93	2.29	46.73	2.39	52.61	2.51	56.87	2.67	61.32
20	4.00	80.00	3.00	2.23	41.90	2.31	48.25	2.42	53.78	2.54	57.82	2.70	62.06
21	6.00	0.00	0.00	5.39	0.21	5.92	0.00	5.62	0.00	5.50	0.00	5.45	0.00
22	6.00	0.00	1.00	5.71	0.07	5.83	0.00	5.57	0.00	5.48	0.00	5.44	0.00
23	6.00	0.00	2.00	5.90	0.01	5.75	0.00	5.54	0.00	5.47	0.00	5.44	0.00
24	6.00	0.00	3.00	5.94	0.00	5.68	0.00	5.51	0.00	5.46	0.00	5.44	0.00
25	6.00	20.00	0.00	5.34	9.16	5.84	10.99	5.55	12.68	5.44	13.93	5.41	15.21
26	6.00	20.00	1.00	5.65	9.64	5.75	11.43	5.51	13.03	5.43	14.21	5.40	15.43
27	6.00	20.00	2.00	5.83	10.15	5.67	11.84	5.48	13.36	5.42	14.48	5.40	15.63
28	6.00	20.00	3.00	5.86	10.63	5.61	12.23	5.46	13.67	5.41	14.73	5.40	15.83
29	6.00	40.00	0.00	5.16	17.19	5.45	20.85	5.24	24.13	5.17	26.62	5.18	29.24
30	6.00	40.00	1.00	5.41	18.23	5.39	21.68	5.21	24.81	5.17	27.18	5.19	29.68
31	6.00	40.00	2.00	5.51	19.23	5.33	22.47	5.19	25.46	5.17	27.72	5.19	30.11
32	6.00	40.00	3.00	5.52	20.14	5.28	23.23	5.18	26.09	5.17	28.24	5.20	30.52
33	6.00	60.00	0.00	4.69	23.54	4.61	28.66	4.48	33.37	4.48	37.00	4.55	40.93
34	6.00	60.00	1.00	4.74	25.04	4.56	29.84	4.47	34.35	4.49	37.83	4.57	41.60
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
120	14.00	80.00	3.00	7.85	19.99	9.45	22.85	9.75	25.90	9.50	28.38	9.20	31.34

은 Table 2와 같이 각 120개로 구성되었다.

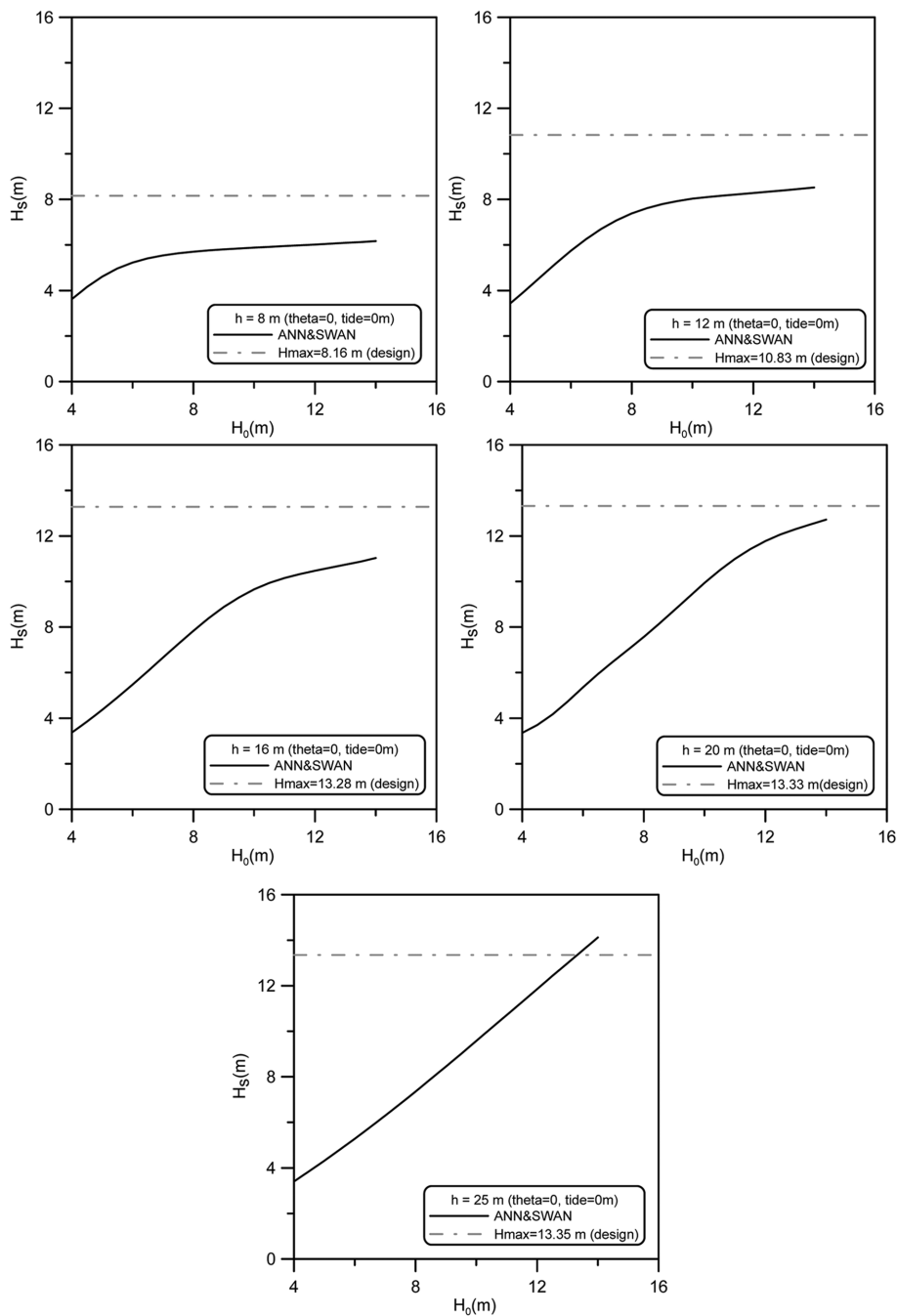
### 3.2.3 신경망의 학습

은닉층과 출력층에서 각각 사용된 전달함수는 hyperbolic tangent 함수와 선형함수이며 Levenberg-Marquardt algorithm (LMA)으로 신경망을 학습하였다. LMA는 최소자승 곡선 맞춤이나 비선형 문제의 최적화에 사용되는 수치기법 중에 하나이다. 특히, LMA는 많은 software engineering 분야의 일반적인 곡선 맞춤 알고리즘으로 널리 알려져 있다. LMA는

Gauss-Newton algorithm(GNA)와 gradient descent method을 내삽하는 방법을 사용하고 있으며 초기값이 최적값에서 멀리 떨어져 있어도 해를 잘 찾기 때문에 GNA보다 안정적이다. 신경망은 은닉층의 신경 개수에 따라 결과가 달라질 수 있기 때문에 최소 5개에서 최대 60개의 신경을 사용하였다. 출력의 최대상대오차가 2% 이하의 조건을 만족하면서 최적의 결과를 산정하는 신경개수를 최종적으로 채택하였다. 자료는 training, validation 그리고 test를 위해 각각 70%, 15%, 15%로 구분하였다. Validation 자료는 신경망을 일반화

**Table 3.** Characteristics of the trained neural network

$h$ (m)		Maximum relative error ( $\leq 2\%$ )	Number of neuron	Number of iteration	Mean Square Error	Data division(%)
8	$H_s$	1.0 %	11	60	5.55E04	Training:70 Validation:15 Test:15
	$\theta_0$	0.1 %	11	10	1.84E03	
12	$H_s$	1.8 %	13	80	6.01E04	
	$\theta_0$	0.1 %	13	30	9.37E03	
16	$H_s$	1.6 %	12	70	4.90E03	
	$\theta_0$	0.1 %	12	20	1.35E03	
20	$H_s$	1.9 %	14	90	9.50E04	
	$\theta_0$	0.1 %	11	10	7.17E04	
25	$H_s$	1.0 %	6	10	4.04E04	
	$\theta_0$	0.1 %	11	10	3.64E03	

**Fig. 5.** Significant wave height calculated by ANN combined with SWAN.

시키고 over-fitting하기 전에 학습을 중단하는 기능을 하고, test 자료는 신경망과 완전히 독립된 자료로서 학습된 신경망을 검사하는 기능을 수행한다. 신경망의 목표 성능은 2% 이하의 최대상대오차(maximum relative error)와  $O(10^{-3})$  이하의 평균제곱오차(Mean square error)이다. Table 3은 각 수심에서 유의파고와 파향에 대해 학습된 신경망의 성능지표인 최대상대오차와 평균제곱오차 그리고 채택된 은닉층의 개수와 반복계산 횟수를 보여준다.

Fig. 5는 파랑이 구조물에 직각으로 입사하고 조위가 0.0 m 일 때 SWAN과 인공신경망을 결합한 모형으로 산정한 각 수심에 따른 구조물 위치의 유의파고이다. 수심 8 m와 12 m에서는 심해유의파고가 구조물 위치에 도달하기 전에 대부분 쇄파한다. 반면 수심 20 m 이상에서는 규모가 큰 파랑도 구조물 위치까지 쇄파하지 않고 도달하고 있다.

#### 4. 구조물의 설계

본 연구에서 기후변화영향의 효과를 분석하기 위해 쇄파대 내외에서 가상적으로 구조물을 설계하였다. 쇄파수심은 평균 해면 기준으로 10.7 m에서 13.4 m 사이에 존재하며 계산 방법은 US Army(1984)가 제안한 쇄파고  $H_b$ 와 쇄파수심  $d_b$ 의 실험적 관계를 사용하였다. 방파제는 수심 8 m(쇄파대 내부), 12 m(쇄파대), 16 m(비쇄파대), 20 m(비쇄파대), 그리고 25 m(Hitachinaka 항 동방파제 IV단면 수심)에서 각각 설계되었다. 5가지 방파제 단면은 Fig. 6과 같이 Goda and Takagi (2000)가 사용한 단면과 유사하게 결정론적 설계법으로 설계되었다. 케이슨 활동에 대한 각 단면의 안전율은 현행 기준인 1.2를 사용하였으며 Table 4는 천문조와 기상조(폭풍해일고, 심해파고의 10%)를 포함한 설계변수이다. 여기서  $H_{max}$ ,  $H_s$ ,  $T_s$ 는 최대파고(= $H_{1/250}$ ), 유의파고, 유의주기이고  $h$ ,  $h'$ ,  $d$ 는 해저면, 케이슨 바닥, 근고공으로부터 H.W.L.(High Water Level)까지 수심이며  $h_c$ 와  $B$ 는 마루높이와 케이슨의 폭이다.

Hitachinaka 항의 설계조위는 D.L.(+) 2.33 m 이며 이는 D.L.(+) 1.5 m인 H.W.L과 폭풍해일고 0.83 m을 고려한 것이다. 기후변화영향을 고려하지 않은 재현기간 50년의 심해유의파고와 유의주기는 각각 8.3 m와 14.0 s이다. 마루높이는 설계조위에서 0.6  $H_s$ 이며 마운드의 높이는 최소 3.0 m 이상에서 toe 수심의 20 %이다(Goda and Takagi, 2000). 근고

공의 높이와 berm 폭은 수심 조건에 관계없이 각각 1.5 m와 8.0 m를 사용하였다. 케이슨과 해수의 단위중량은 각각 20.58 kN/m<sup>3</sup>과 10.09 kN/m<sup>3</sup>이다. 식 (8)에 의하면 각 수심에서의 해저경사가 0.007부터 0.01까지로 계산되지만 편의상 모든 수심에서 0.01을 사용하였다. 앞에서 언급된 각 설계변수를 사용하여 안전율이 1.2가 되도록 단면 폭  $B$ 를 결정하였다. Fig. 7은 각 수심에 따른 최대파고, 유의파고 그리고 케이슨 단면 폭의 변화를 나타낸다(Table 4). 케이슨 단면 폭은 수심 16 m까지는 수심이 깊어질수록 증가하다가 다시 감소하는 경향을 보이고 있다. 한편, 최대파고와 유의파고는 수심 16 m 이상에서 큰 변화는 없다. 쇄파대를 포함한 수심 16 m까지 Goda(2010)의 쇄파한계파고와 최대파고가 거의 비슷하기 때

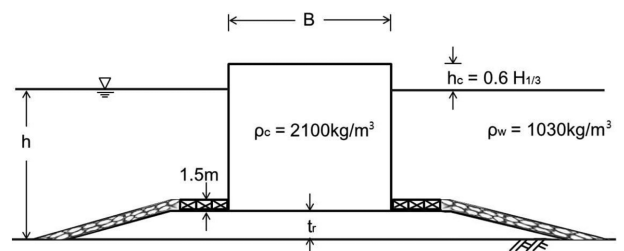


Fig. 6. Typical cross-section of vertical breakwater.

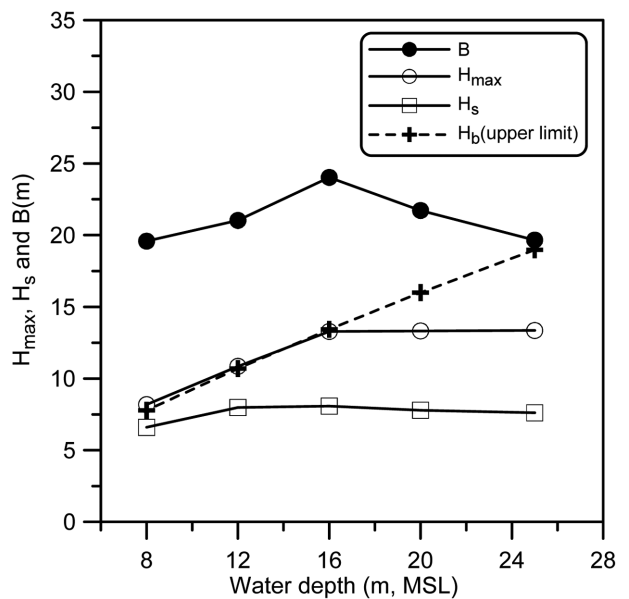


Fig. 7. Design wave heights and widths of caisson in different water depths.

Table 4. Design conditions with design tidal level (unit: m, s)

$h$ (MSL)	$H_{max}$	$H_s$	$T_s$	$B$	$h$	$h'$	$d$	$h_c$	Remarks
8	8.18	6.60	14.0	19.89	9.58	6.58	5.08	3.96	Inside surf zone
12	10.85	7.98	14.0	21.03	13.58	10.58	9.08	4.67	surf zone (breaker zone)
16	13.28	8.08	14.0	24.03	17.58	14.06	12.56	4.85	Outside surf zone (breaker zone)
20	13.32	7.79	14.0	21.72	21.58	17.26	15.76	4.67	Outside surf zone
25	13.35	7.61	14.0	19.66	26.58	21.26	19.76	4.57	Existing structure

**Table 5.** Test cases with various design conditions

Case	Sea level rise (SLR)	Wave height increase (WHI)	Remarks
1	X	X	None
2	O (A2)	X	SLR only
3-1	X	O (linear)	WHI only
3-2	X	O (parabolic)	WHI only

문에 구조물의 사용년수 동안 기대활동량의 크기가 작을 것으로 예상된다. 하지만 수심이 상대적으로 깊은 비쇄파대로 갈수록 쇄파한계파고가 최대파고보다 커지기 때문에 기대활동량이 커질 것이다.

### 5. 성능해석

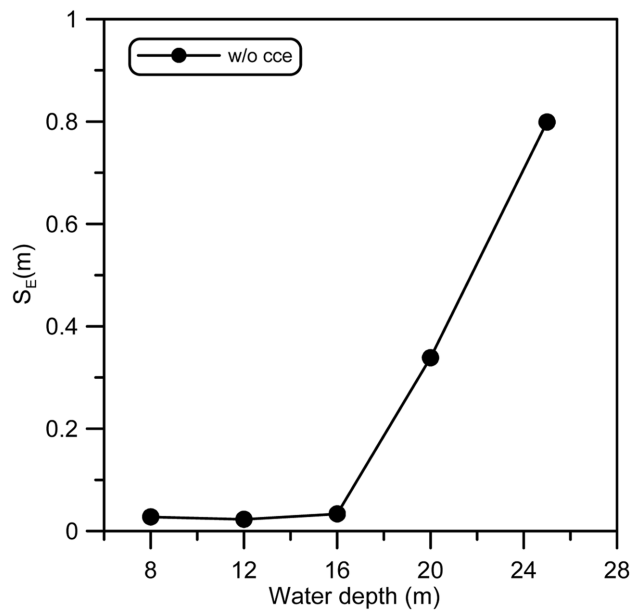
현행 기준인 결정론적 설계법으로 설계된 직립방파제를 성능설계법으로 성능해석을 수행한다. 직립방파제의 성능설계법은 Shimosako and Takahashi(2000)가 최초로 제안하였으며 구조물의 사용년수 동안에 발생하는 기대활동량과 허용활동량을 초과하는 확률을 계산할 수 있다. 본 연구에서는 기존 Shimosako and Takahashi 모델에 시간 의존 하중변수인 기후변화영향(해수면 상승, 파고 증가)을 고려할 수 있도록 모델을 개선하였다. 구조물에 작용하는 파압 계산에 사용되는 설계변수의 통계적 특성치는 서 등(2011)과 동일한 값을 사용하였다. 전체 모의 횟수는 50,000이며 기대활동량은 각 모의에서 산정된 활동량을 앙상블 평균한다. 상세한 기대활동량 산정과정은 서 등(2011)에 설명되어 있다. Table 5는 케이스 활동에 미치는 기후변화영향의 효과를 분석하기 위해 사용된 수치실험이다. 본 연구의 일차적인 목적은 선행연구에서 해석하지 못한 서로 다른 수심에서 해수면 상승이 미치는 영향을 분석하는 것이다. Case 1은 기후변화영향을 고려하지 않은 실험이고 Case 2와 3은 해수면 상승과 파고 증가의 영향을 각각 분석하기 위한 실험이다. Fig. 8은 기후변화영향을 고려하지 않은 각 수심별 기대활동량이며 Hong et al.(2004)의 결과와 유사한 경향을 보인다(Case 1). Fig. 8은 앞에서 예측했듯이 수심 16 m까지 기대활동량은 5 cm 이하로 상당히 작으며 수심 20 m 이상에서의 기대활동량은 급격하게 증가한다.

Figs. 9부터 13은 여러 가지 수심에서 기후변화영향의 고려 유무에 따라 산정된 기대활동량이다. 해수면 상승의 영향은 Case 1과 Case 2의 비교를 통해 분석된다. 쇄파대 인근 해역( $h = 12\text{ m}, 16\text{ m}$ )에서는 해수면 상승의 영향이 크지만, 쇄파대 내부( $h = 8\text{ m}$ )와 수심이 깊은 비쇄파대( $h = 20\text{ m}, 25\text{ m}$ )에서는 해수면 상승의 영향이 거의 없다. 특히, 수심 12 m에서는 해수면 상승의 영향이 포물선 파고증가의 영향과 거의 동일하다.

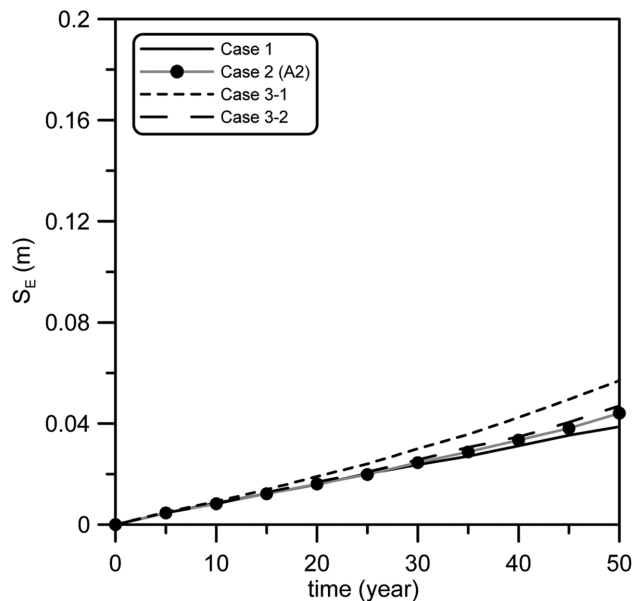
한편, 파고 증가의 영향(Case 3-1과 3-2)은 수심이 깊어질

수록 점점 증가한다. 쇄파대 내부에서는 파고 증가의 영향이 크지 않으며 이는 큰 파랑이 수심제한에 의해 구조물에 도달하기 전에 쇄파하기 때문이다. 그러나 쇄파대 내부( $h = 8\text{ m}, 12\text{ m}$ )에서 심해파고 선형증가의 영향은 해수면 상승의 영향보다 상대적으로 크다. 왜냐하면 중간크기의 파랑이 쇄파하지 않고 구조물에 도달하기 때문이다.

요약하면, 비쇄파대에서는 수심이 증가할수록 해수면 상승의 영향은 무시할 만하지만 심해파고 증가의 영향은 점점 커진다. 쇄파대에서는 수심이 감소할수록 심해파고 증가와 해수면 상승의 영향은 상대적으로 작다. 하지만 심해파고 증가의 영향이 해수면 상승의 영향보다 크다. 또한 기후변화영향



**Fig. 8.** Expected sliding distance versus water depth without consideration of climate change effects



**Fig. 9.** Expected sliding distance versus time at  $h = 8\text{ m}$ (MSL)



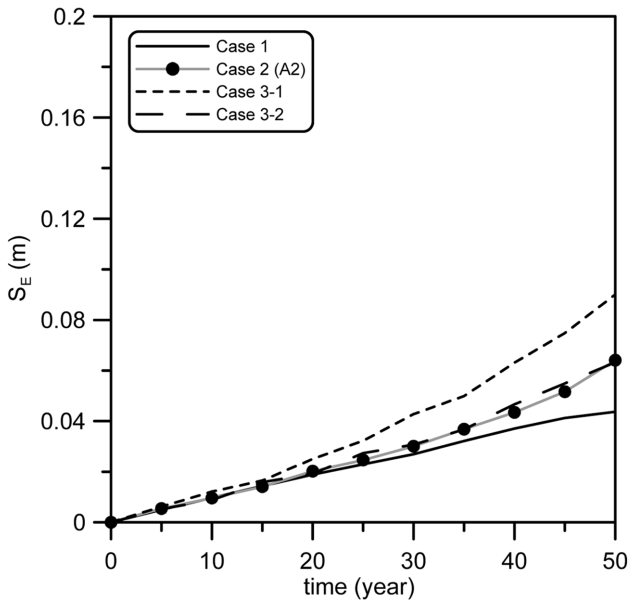


Fig. 10. Expected sliding distance versus time at  $h = 12$  m(MSL).

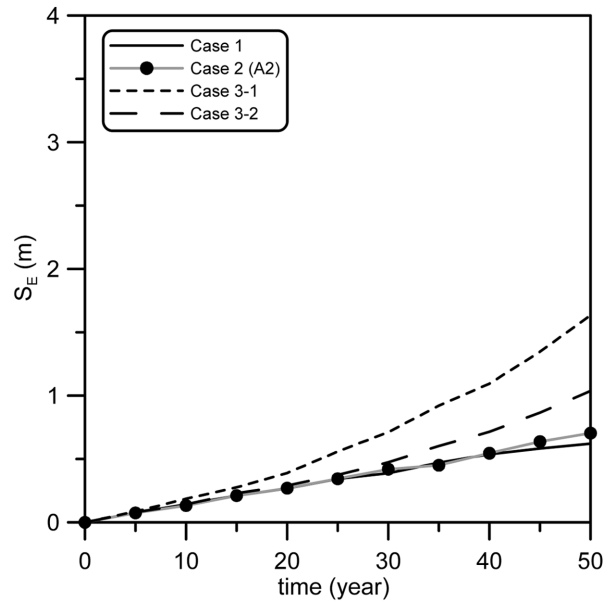


Fig. 12. Expected sliding distance versus time at  $h = 20$  m(MSL).

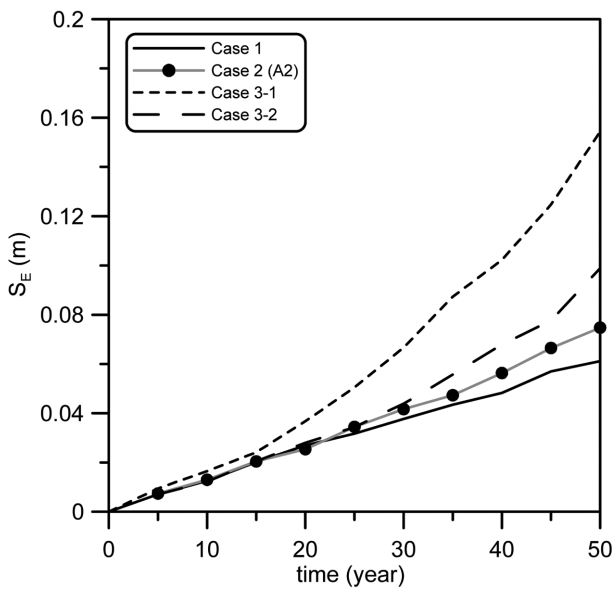


Fig. 11. Expected sliding distance versus time at  $h = 16$  m(MSL).

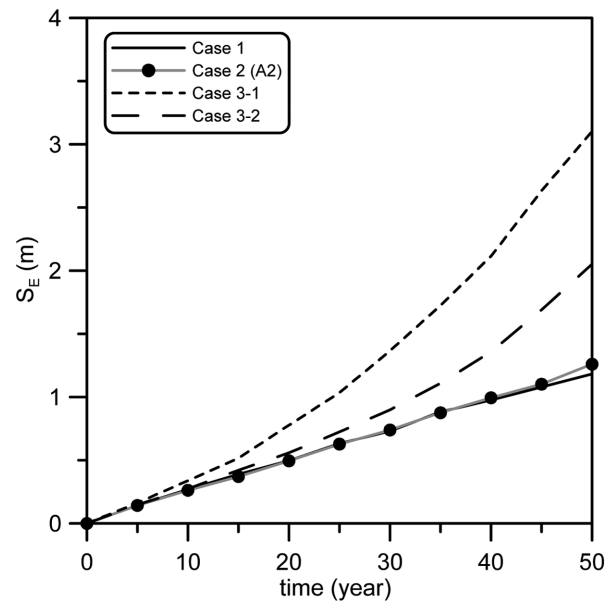


Fig. 13. Expected sliding distance versus time at  $h = 25$  m(MSL).

이 허용활동량의 초과확률에 미치는 효과는 본 연구에서 보여주지 않았다. 왜냐하면 초과확률의 경향이 기대활동량과 거의 동일하기 때문이다.

## 6. 결 론

본 연구에서는 기후변화가 케이스 활동에 미치는 영향을 분석하기 위해 Hitachinaka 항의 여러 가지 수심에 가상적으로 직립방파제를 설계하고 성능평가를 수행하였다. 케이스 활동은 기후변화영향인 해수면 상승과 심해파고 증가를 고려한 성능설계법으로 계산되었다. 성능설계법에서 많은 시간이 소요되는 파랑변형과정은 범용 SWAN 모형에 인공신경망을 결

합하여 계산시간을 단축시켰다. 본 연구에서 기후변화의 효과는 쇄파대와 비쇄파대로 구분되어 나타났다. 비쇄파대에서는 수심이 증가할수록 해수면 상승의 영향은 감소하고 심해파고 증가의 영향은 증가하였다. 한편, 쇄파대에서는 수심이 감소할수록 심해파고 증가와 해수면 상승의 영향이 모두 감소하지만, 심해파고 증가의 영향이 해수면 상승의 영향보다 다소 크다. 이와 같이 기후변화영향을 고려하면 일반적으로 구조물의 안정성이 감소하지만, 수심에 따라 그 정도가 다르다. 물론 지역적인 파랑특성을 포함한 설계조건에 따라 안정성의 감소율은 다를 수 있다. 하지만 구조물의 설치수심의 특성을 고려하여 기후변화에 따른 해안 구조물의 유지 및 보수 보강 정책을 수립해야 할 것이다.

## 감사의 글

본 연구는 서울대학교 BK21 안전하고 지속가능한 사회기반시설 사업단과 한국해양수산진흥원 ‘항만구조물 신뢰성 설계법 개발’ 연구과제(PM 48400)의 지원을 받았습니다.

## 참고문헌

- 김동현, 김영진, 허동수, 전호성, 이창훈 (2010). 파고계산 인공 신경망을 이용한 방파제 기대피해도 산정. 한국해양-해양공학회논문집, 22(2), 126-132.
- 서경덕, 김승우, Mori, N., Mase, H. (2011). 기후변화 효과를 고려한 케이슨 방파제의 시간 의존 성능설계. 한국해양-해양공학회논문집, 23(3), 215-225.
- Booij, N., Ris, R.C. and Holthuijsen, L.H. (1999). A third-generation wave model for coastal regions. Part I. model description and validation. *J. Geophys. Res.*, 104(C4), 7649-7666.
- Goda, Y. (1975). Irregular wave deformation in the surf zone. *Coastal Engineering in Japan*, 18, 13-26.
- Goda, Y. and Takagi, H. (2000). A reliability design method of caisson breakwaters with optimal wave heights. *Coastal Eng. J.*, 42, 357-387.
- Goda, Y. (2003). Revisiting Wilson's formulas for simplified wind-wave prediction. *J. Waterway, Port, Coast., Ocean Eng.*, 129, 93-95.
- Goda, Y. (2010). Random sea and design of maritime structures, 3<sup>rd</sup> edition, World scientific, Singapore.
- Hong, S. Y., Suh, K.-D. and Kweon, H. M. (2004). Calculation of expected sliding distance of breakwater caisson considering variability in wave direction. *Coastal Eng. J.*, 46, 119-140.
- Inter-governmental Panel on Climate Change (IPCC, 2001). Third assessment report: climate change 2001: Synthesis Report, IPCC, 184pp.
- Kweon, H.M. and Goda, Y. (1996). A parametric model for random wave deformation by breaking on arbitrary beach profiles. *Proc. 25th Int. Conf. Coast. Eng.*, 261-274.
- Mase, H. and Kirby, J.T. (1992). Hybrid frequency-domain KdV equation for random wave transformation. *Proc. 23th Int. Conf. Coast. Eng.*, 474-487.
- Mori, N., Shimura, Y., Yasuda, T. and Mase, H. (2010a). Projection of extreme waves under a global warming scenario. *Annual J. Coast. Eng.*, JSCE, 57, 1231-1235 (in Japanese).
- Mori, N., Yasuda, T., Mase, H., Tom, T. and Oku, Y. (2010b). Projection of extreme wave climate change under the global warming. *Hydrological Res. Letters*, 4, 15-19.
- Mori, N., Shimura, Y., Nakajo, S., Yasuda, T. and Mase, H. (2011). Multi-model ensemble projection of coastal environment under global warming scenario. *J. Waterway, Port, Coast., Ocean Eng.* (in preparation).
- Oh, J.-H., Suh, K.-D. and Rozynski, G. (2011). Trend analysis of intensity and duration of typhoons influencing the Korean Peninsula. *J. Coast. Res.*, SI64, 235-239.
- Oh, S.-H., Suh, K.-D., Son, S.Y. and Lee, D.Y. (2009). Performance comparison of spectral wave models based on different governing equation including wave breaking. *KSCE J. of Civil Eng.*, 13(2), 75-84.
- Okayasu, A. and Sakai, K. (2006). Effect of sea level rise on sliding distance of a caisson breakwater: Optimization with probabilistic design method. *Proc. 30th Int. Conf. Coast. Eng.*, 4883-4893.
- Shimosako, K. and Takahashi, S. (2000). Application of deformation-based reliability design for coastal structures. *Proc. Int. Conf. Coastal Struct.*, A. A. Balkema, Spain, 363-371.
- Takagi, H., Kashihara, H., Esteban, M. and Shibayama, T. (2011). Assessment of future stability of breakwaters under climate change. *Coast. Eng. J.*, 53(1), 21-39.
- Takata, E., Morohoshi, K., Hiraishi, T., Nagai, T. and Takemura, S. (2003). Distributions of the wave, storm surge and tsunami design conditions on Japanese nationwide coastal structures, Technical note of National Institute for Land and Infrastructure Management, No. 88, National Institute for Land and Infrastructure Management, Ministry of Land, Infrastructure and Transport, Japan, ISSN 1346-7328 (in Japanese)
- Takayama, T. and Ikeda, N. (1993). Estimation of sliding failure probability of present breakwaters for probabilistic design. *Rep. of the Port and Hab. Res. Inst.*, 31(5).
- The SWAN team (2008). SWAN User and Technical Manual, SWAN Cycle III Version 40.72, Faculty of Civil Engineering and Geosciences. Delft University of Technology, GA Delft, The Netherlands.
- U.S. Army Coastal Engrg. Res. Center (1984). Shore Protection Manual 4th ed., U.S. Government Printing Office, Washington, D.C., USA.

원고접수일: 2011년 3월 26일

수정본채택: 2012년 5월 7일

게재확정일: 2012년 5월 14일