Original Research Article

Journal of Ocean Engineering and Technology 30(5), 341-348 October, 2016 http://dx.doi.org/10.5574/KSOE.2016.30.5.341

# Fatigue Damage Estimation of Wide Band Spectrum Considering Various Artificial Neural Networks

Jun-Bum Park<sup>\*</sup> and Sung-Yong Kim<sup>\*\*</sup>

<sup>\*</sup>Division of Navigation Science, Korea Maritime and Ocean University, Busan, Korea <sup>\*\*</sup>Approval Centre Korea, DNV GL, Busan, Korea

# 다양한 인공 신경망을 적용한 광대역 스펙트럼의 피로손상 예측

박준범<sup>\*</sup> · 김성용<sup>\*\*</sup>

\*한국해양대학교 항해학부 \*\*DNV GL Approval Centre Korea

KEY WORDS: Fatigue damage 피로손상, Wide band spectrum 광대역 스펙트럼, Fatigue damage model 피로손상모델, Time domain simulation 시간영역 계산, Neural network 인공신경망

**ABSTRACT:** The fatigue damage caused by wide band loadings has generally been predicted using fatigue damage models in the frequency domain rather than a rain-flow counting method in the time domain because of its computation cost. This study showed that these fatigue damage models can be simplified in the form of normalized fatigue damage as a function of the S-N curve slope and bandwidth parameters. Based on numerical simulations of various wide band spectra, it was found that fatigue damage models in the form of normalized fatigue damage with one S-N curve slope and two bandwidth parameters( $\alpha_1, \alpha_2$ ) provided less reasonable fatigue damage. Therefore, an additional bandwidth parameter needs to be considered based on a sensitivity study using various neural networks, which proved that  $\alpha_{1.5}$  would be the dominant factor of a fatigue damage model as an additional bandwidth parameter.

## 1. 서 론

선박 및 해양플랜트는 다양한 환경하중으로 인한 동적외력을 복합적으로 받으며 이로 인해 해당 구조물의 응답은 동적 광대 역 응답스펙트럼을 형성한다. 이러한 동적응답은 구조물의 피 로수명에 직접적인 영향을 주기 때문에 동적 광대역 응답에 대 한 피로손상을 추정하는 것은 해당 구조물 설계에 매우 필수적 인 요소라 할 수 있다.

동적응답에 대한 피로손상은 시간영역내에서 레인플로우 집 계법(Rain-flow counting method)(Matsuishi and Endo, 1968)을 사용하여 구하는 것이 가장 정확하고 합리적인 방법이나 상당한 계산비용이 소요되어 비효율적이다. 이와 달리 주파수영역에서 응답 스펙트럼을 이용하여 피로손상을 예측하는 피로손상모델 은 계산비용이 매우 적어 효율적이나 피로손상예측 결과의 신뢰 성에 대한 검토가 수행되어야 한다. 이 때문에 합리적인 피로손 상을 추정하기 위한 피로손상모델을 개발하기 위한 연구들이 많 이 수행되어져 왔다. Wirsching-Light 모델(Wirsching and Light, 1980)은 단순하고 약한 광대역 응답에 관한 합리적인 값 을 주며 선박 및 해양플랜트의 완전통계피로해석에 주로 이용되 고 있으며, Dirlik 모델(Dirlik, 1985)은 합리적인 응력범위분포를 제공하여 광대역 응답에 대해서 합리적이나 다소 과소평가되는 피로손상을 준다. Benasciutti-Tovo 모델(Benasciutti and Tovo, 2005)은 수치실험 및 경험적으로 얻은 수정계수를 사용하여 매 우 정확한 피로손상 추정치를 제공해주나 피로손상을 계산하기 위해 이들이 제안한 응력범위분포는 실제 분포와 매우 상이한 결과를 나타낸다(Park, 2011). JB모델(Park et al., 2014)은 광대역 응답에 대하여 상대적으로 정확한 피로손상과 응력범위분포를 제공하는 모델이며 선박의 유탄성효과로 인한 피로손상을 예측 하는데 추천된 모델이다(Lloyd's Register, 2014). 또한 삼봉형 광대역 응답에 대해서도 합리적인 피로손상 값을 주는 것으로

Received 13 August 2016, revised 14 October 2016, accepted 14 October 2016

Corresponding author Sung-Yong Kim: +82-51-610-7774, Sung.Yong.Kim@dnvgl.com

© 2016, The Korean Society of Ocean Engineers

It is noted that this paper is revised edition based on proceedings of KAOST 2016 in Busan.

알려져 있으나(Park and Song, 2015), 많은 밴드폭 매개변수 (Bandwidth parameter)를 구해야 하는 단점이 있다.

최근 인공신경망을 피로손상에 적용하는 연구가 진행되어 왔 다(Kang et al., 2013; Kim et al., 2015). 이들의 연구는 다양한 주파수 범위에 걸쳐서 미리 정의된 응답스펙트럼 형상에 대한 피로손상을 인공신경망을 통하여 학습한 후에, 학습되지 않은 비슷한 형상의 응답스펙트럼에 대하여 매우 성공적인 피로손상 예측결과를 보여 주었다. 하지만 복합적인 동적외력에 의한 실 제 응답스펙트럼은 미리 정의된 스펙트럼 형상으로 적용하기 어렵기 때문에, 실제 응답스펙트럼을 학습된 인공신경망에 적 용하는 과정에서 많은 오류를 발생시킬 수 있는 단점이 있다. 피로손상모델은 밴드폭 매개변수의 함수로 피로손상의 경향을 예측하였기 때문에 논리상으로 임의의 형상의 스펙트럼에 대하 여 적용이 가능하다. 따라서 인공신경망을 통하여 임의의 형상 을 가지는 응답스펙트럼에 대한 피로손상을 예측하기 위해서는 피로손상모델과 같이 밴드폭 매개변수와 피로손상과의 관계를 학습한 인공신경망을 구축하여야 한다. 또한 구축된 인공신경 망을 통하여 사용된 스펙트럼의 밴드폭 매개변수들이 피로손상 을 예측하는데 얼마나 영향을 주는지에 대한 민감도도 검토해 볼 필요가 있다.

본 연구에서는 기존의 피로손상모델에 대하여 분석하고 사용 된 밴드폭 매개변수와 피로손상과의 관계를 본 논문에서 정의 한 정규화된 피로손상을 이용하여 검토하고자 한다. 또한 인공 신경망을 이용한 민감도 해석을 통하여 임의의 형상의 스펙트 럼에 대한 피로손상을 예측하는데 적합한 추가적인 매개변수를 제안하고자 한다.

## 2. 피로손상모델 분석

### 2.1 스펙트럴 모멘트와 밴드폭 매개변수

동적하중에 대한 스펙트럼이 Fig. 1과 같을 때, n차 스펙트럴 모멘트(m<sub>n</sub>)는 식 (1)과 같이 임의의 스펙트럼(S( $\omega$ ))과 해당 차 수의 주파수( $\omega^n$ ) 곱을 적분한 것이 되며, 밴드폭 매개변수는 이 러한 스펙트럴 모멘트의 조합으로 식 (2)와 같다.

$$m_n = \int_0^\infty \omega^n S(\omega) d\omega \tag{1}$$

$$\alpha_n = \sqrt{\frac{m_n^2}{m_0 m_{2n}}} \tag{2}$$



Fig. 1 Spectrum example

스펙트럼의 영점교차주기와 피크교차주기는 식 (3)과 식 (4) 와 같이 스펙트럴 모멘트로 얻어지며, 스펙트럼의 영점교차주 기( $\nu_0$ )는 식 (5)와 같이 피크교차주기( $\nu_p$ )와 밴드폭 매개변수의 곱으로 표현된다.

$$\nu_0 = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{m_2}{m_0}}$$
(3)

$$\nu_p = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{m_4}{m_2}} \tag{4}$$

$$\nu_0 = \alpha_2 \nu_p \tag{5}$$

식 (1) ~ 식 (5)에서 보는바와 같이 스펙트럴 모멘트는 동적하 중의 특성을 나타내는 밴드폭 매개변수, 영점교차주기와 피크 교차주기의 인자들이며, 이는 피로손상모델의 주요인자로 활용 된다.

#### 2.2 피로손상모델의 분석

Wirsching-Light 모델은 광대역 응답으로 인한 피로손상은 협 대역 응답으로 인한 피로손상에 수정계수를 곱함으로써 얻어지 는 것으로 가정하였으며, Wirsching-Light 모델 피로손상(*D<sub>WL</sub>*) 은 식 (6)과 같이 제안하였다.

$$D_{WL} = \rho_{WL} D_{NB} \tag{6}$$

여기서 *D<sub>NB</sub>*는 식 (7)과 같이 협대역 응답에 대한 피로손상이며, ρ<sub>WZ</sub>은 수정계수이며 식 (8), 식 (9)와 같이 정의하였다.

$$D_{NB} = \frac{T_d v_0}{C} (2\sqrt{2m_0})^m \Gamma(1 + \frac{m}{2})$$
(7)

여기서  $T_d$ 는 동적응답이 작용한 시간, m과 C는 각각 S-N선도의 기울기와 수명축 절편이고,  $\Gamma(\bullet)$ 는 감마함수(Gamma function) 이다.

$$\rho_{WL} = a(m) + [1 - a(m)](1 - \epsilon)^{b(m)}$$
(8)

$$a(m) = 0.926 - 0.033m, b(m) = 1.587m - 2.323$$
(9)

여기서 
$$\epsilon = \sqrt{1 - \alpha_2^2}$$
이다.

식 (6)을 간단히 표현하면 식 (10)과 같이 상수항  $\frac{T_{d\nu_p}}{C}(2\sqrt{2m_0})^m$ 에 SN선도의 기울기와 밴드폭 매개변수로 이루어진 함수  $f_{WZ(\cdot)}$ 이 곱해진 형태이다.

$$D_{WL} = \frac{T_d \nu_p}{C} (2\sqrt{2m_0})^m f_{WL}(m, \alpha_2)$$
(10)

Dirlik 모델은 응력범위분포를 근사하여 피로손상을 예측한 모델이다. Dirlik 모델 피로손상(*D<sub>Dk</sub>*)은 식 (11)과 같으며, 이 모델에 사용된 계수는 식 (12) ~ 식 (16)과 같다.

$$D_{DK} = \frac{T_d \nu_p}{C} (2\sqrt{2m_0})^m [D_1 Q^m \Gamma(1+m) +]$$
$$(\sqrt{2})^m \Gamma(1+\frac{m}{2}) (D_2 |R|^m + D_3)]$$
(11)

$$D_1 = \frac{2(x_m - \alpha_2^2)}{1 + \alpha_2^2}$$
(12)

$$D_2 = \frac{1 - \alpha_2 - D_1 + D_1^2}{1 - R} \tag{13}$$

$$D_3 = 1 - D_1 - D_2 \tag{14}$$

$$Q = \frac{1.25(\alpha_2 - D_3 - (D_2 R))}{D_1}$$
(15)

$$R = \frac{\alpha_2 - x_m - D_1^2}{1 - \alpha_2 - D_1 + D_1^2}$$
(16)

여기처 
$$x_m = rac{m_1}{m_0} \Big( rac{m_2}{m_4} \Big)^{1/2}$$
이다.

이 모델도 간단히 정리하면 식 (17)과 같이 상수항 $rac{T_d 
u_p}{C} (2 \sqrt{2m_0})^m$ 에  $f_{DK({\blacklet})}$ 가 곱해진 형태가 된다.

$$D_{DK} = \frac{T_d \nu_p}{C} (2\sqrt{2m_0})^m f_{DK}(m, \alpha_1, \alpha_2)$$
(17)

Benasciutti-Tovo 모델도 응력범위분포를 가정하여 피로손상 을 예측한 모델이며, Benasciutti-Tovo 모델 피로손상( $D_{BT}$ )은 식 (18)과 같다. 이 모델에 사용된 계수( $\rho_{BT}$ )는 식 (19)와 같다.

$$D_{BT} = \rho_{BT} D_{NB} \tag{18}$$

$$\rho_{BT} = \frac{(\alpha_1 - \alpha_2)[1.112(1 + \alpha_1\alpha_2 - (\alpha_1 + \alpha_2))e^{2.11\alpha_2} + (\alpha_1 + \alpha_2)]}{(\alpha_2 - 1)^2} \quad (19)$$

이 모델도 정리하면, 식 (20)과 같이 상수항  $\frac{T_d \nu_p}{C} (2\sqrt{2m_0})^m$ 에  $f_{BT(\cdot)}$ 가 곱해진 형태이다.

$$D_{BT} = \frac{T_d \nu_p}{C} (2\sqrt{2m_0})^m f_{BT}(m, \alpha_1, \alpha_2)$$
(20)

JB모델도 응력범위분포를 근사하기 위해 다양한 밴드폭 매개 변수를 사용하여 피로손상을 예측한 모델이며, JB모델 피로손상 (*D<sub>JB</sub>*)은 식 (21)과 같다. 이 모델에 사용된 계수는 식 (22) ~ 식 (31)과 같다.

$$D_{JB} = \frac{T_d \nu_p}{C} (2\sqrt{2m_0})^m [\frac{c_1}{\sqrt{\pi}} \sigma^m_{Gau} \Gamma(\frac{1+m}{2}) + c_2 \sigma^m_{Ray} \Gamma(1+\frac{m}{2}) + c_3 \Gamma(1+\frac{m}{2})]$$
(21)

식 (21)의 c<sub>1</sub>, c<sub>2</sub>, c<sub>3</sub>, σ<sub>Gau</sub> 그리고 σ<sub>Ray</sub>는 c<sub>2</sub>, c<sub>3</sub>, σ<sub>Gau</sub> 값이 음수가 되는 것을 피하기 위해 조건에 따라 식 (22) ~ 식 (26) 또는 식 (27) ~ 식 (31)로 주어진다.

$$\begin{split} \alpha_2 &> \frac{C_{MRR(2)} + \sqrt{C_{MRR(2)}^2 + 4(C_{MRR(2)} - C_{MRR(3)})}}{2} \quad \mathfrak{E} \succeq \ \alpha_2 \\ &< \frac{C_{MRR(2)} - \sqrt{C_{MRR(2)}^2 + 4(C_{MRR(2)} - C_{MRR(3)})}}{2} \quad \exists \mathfrak{E} ] \mathfrak{L} \ C_{MRR(2)} \\ &> C_{MRR(3)}, \alpha_2 < \frac{C_{MRR(3)}}{C_{MRR(2)}} \ \mathfrak{O} | \mathfrak{E} |, \end{split}$$

$$c_1 = 1 - c_2 - c_3 \tag{22}$$

$$c_2 = \frac{C_{MRR(2)} - C_{MRR(3)}}{\sigma_{Ray}^2 (1 - \sigma_{Ray})}$$
(23)

$$c_3 = \frac{-\sigma_{Ray} C_{MRR(2)} + C_{MRR(3)}}{(1 - \sigma_{Ray})}$$
(24)

$$\sigma_{Gau} = \frac{1}{V_1 c_1} (C_{MRR(1)} - c_3)$$
(25)

$$\sigma_{Ray} = \alpha_2 \tag{26}$$

$$c_1 = 1 - c_3$$
 (27)

$$c_2 = 0$$
 (28)

$$c_3 = C_{MRR(3)} \tag{29}$$

$$\sigma_{Gau} = \frac{1}{V_1 c_1} (C_{MRR(1)} - c_3)$$
(30)

$$\sigma_{Ray} = \alpha_2 \tag{31}$$

여기처  $V_1 = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \frac{\Gamma(1)}{\Gamma(1.5)}$ ,  $C_{MRR(1)} = \alpha_2$ ,  $C_{MRR(2)} = \alpha_{0.95}\alpha_{1.97}$ ,  $C_{MRR(3)} = \alpha_{0.54}\alpha_{0.93}\alpha_{1.95}$ 이다.

이 모델도 정리하면, 식 (32)와 같이 상수항  $\frac{T_d \nu_p}{C} (2\sqrt{2m_0})^m$ 에  $f_{JB(\cdot)}$ 가 곱해진 형태이다.

$$D_{JB} = \frac{T_d \nu_p}{C} (2\sqrt{2m_0})^m f_{JB} (m, \alpha_{0.54}, \alpha_{0.93}, \alpha_{0.95}, \alpha_{1.95}, \alpha_{1.97}, \alpha_2)$$
(32)

### 2.3 정규화된 피로손상

위에 소개한 피로손상모델들을 정리한 형태를 보면 모두 특정한 함수에  $\frac{T_d\nu_p}{C}(2\sqrt{2m_0})^m$ 가 곱해진 형태이다. 따라서 식 (10), 식 (17), 식 (20) 그리고 식 (32)로부터 피로손상을  $\frac{T_d\nu_p}{C}(2\sqrt{2m_0})^m$ 으 로 나누면  $f_{WZ}(m,\alpha_2)$ ,  $f_{DK}(m,\alpha_1,\alpha_2)$ ,  $f_{BT}(m,\alpha_1,\alpha_2)$  그리고  $f_{JB}(m,\alpha_{0.54},\alpha_{0.93},\alpha_{0.95},\alpha_{1.97},\alpha_2)$ 가 되고, 2.2절에서 분석한 기존 의 피로손상모델들은  $\frac{T_d\nu_p}{C}(2\sqrt{2m_0})^m$ 를 제외하면 SN곡선의 기 울기와 밴드폭 매개변수들로 조합된 복잡한 다항식 및 함수로 피로 손상을 예측한 것을 알 수 있다. 즉, 피로손상모델은 복잡한 다항식과 함수이지만 이 함수들의 독립변수는 단지 SN곡선의 기울기와 밴드 폭 매개변수들이 되며, 피로손상에 영향을 주는 요소는 SN곡선의 기울기와 밴드폭 매개변수들로 정규화시킬 수 있음을 알 수 있다. 이를 정규화된 피로손상이라고 정의하였으며, 식 (33)과 같이 나타내 었다.

$$\overline{D} = f_{\text{model}}(m, a_i) \tag{33}$$

이 정규화된 피로손상은 S-N곡선의 기울기외에 사용된 밴드 폭 매개변수들이 피로손상에 얼마나 영향을 미치는지 알아내기 용이한 형태이며, 비선형 문제에서도 적합한 함수를 제공해주 는 인공신경망과 결합하여 사용하면 임의의 형상의 스펙트럼에 대하여 피로손상을 예측할 수 있고 어떠한 추가적인 밴드폭 매 개변수가 피로손상에 민감한 영향을 주는지를 찾아낼 수 있다.

# 3. 광대역 응답 스펙트럼 시뮬레이션

3.1 광대역 스펙트럼

광대역 스펙트럼은 다양한 형상을 가질 수 있으나 광대역 응

 $S(\omega)$  $S_1$  $S_2$  $\omega_a \omega_b = \omega_c$  $\omega_{d}$ Type 1 spectrum  $S(\omega)$  $S(\omega)$  $S_1$  $S_1$  $S_2$  $S_2$  $\omega_a \omega_b = \omega_c$  $\omega_a \omega_b = \omega_c$  $\omega_{d}$  $\omega_{d}$ Type 3 spectrum Type 4 spectrum

Fig. 2 Wide band response spectrum examples (Benasciutti and Tovo, 2005)

답 스펙트럼의 피로손상을 예측하기 위해 Benasciutti-Tovo가 제안한 Fig. 2를 사용하였다. 이러한 스펙트럼은 복합적으로 작용하는 동적하중을 이상화한 것이며, 소개된 피로손상모델들도 이러한 종류의 광대역 스펙트럼을 생성하여 모델을 개발하였다. 따라서 이러한 스펙트럼에 파라메터  $S_1, S_2, \omega_1, \omega_2, \omega_3$ 를 조정하여 광대역 스펙트럼을 생성하여 어떠한 밴드폭 매개변수가 피로손 상에 민감한지를 검토해 보고자 한다.

Fig. 2의 5가지 종류의 광대역 스펙트럼에 대해서 Table 1과 같이  $S_1, S_2, \omega_1, \omega_2, \omega_3$ 를 조정하여 총 540가지 스펙트럼을 생성하 였다.

#### 3.2 시간영역 시뮬레이션

시간영역 시뮬레이션은 Park(2011)이 제안한 방법으로 Fig. 3 과 같이 한 개의 블록은 60시간으로 전개하였으며, 10개의 블록 을 수행하였으므로 한 개의 스펙트럼에 대하여 600시간의 시계 열 데이터를 얻었다.

한 개의 블록에 대하여 레인플로우 집계법을 사용하여 응력 범위 분포를 구였고, 10개 블록에서 구한 응력범위 분포를 합하 여 최종 응력범위분포를 구하였다. 이 때 스펙트럼으로부터 시 간영역으로 확장하기 위해 시간간격은 0.1초를 사용하였고 무 작위 주파수 간격은 20,000개를 생성하였다.

#### Table 1 Range of spectrum parameters

Variables	Variables Values	
$S_1[\mathrm{MPa}^2/(\mathrm{rad/sec})]$	200, 400, 600	
$S_2[\mathrm{MPa}^2/(\mathrm{rad/sec})]$	100, 300, 500	
$w_1 [{ m rad/sec}]$	0.1, 0.3, 0.5, 0.7	
$w_2[\mathrm{rad}/\mathrm{sec}]$	1.0, 1.5, 2.0	
$w_3[rad/sec]$	5.0	





Fig. 3 Procedure of time history generation (Park, 2011)

# 4. 인공 신경망 이론

인공 신경망은 입력값(Input value)과 목표 출력값(Target output value) 간의 관계를 추론하여 이들 사이에 형성되는 미 지의 시스템을 식별하는 강력한 방법이다. 이는 Fig. 4와 같이 사람의 뇌신경망을 단순화한 형태로서 여러 가지 입력 데이터 를 이와 연결된 뉴런을 통하여 가중치를 곱하고 합쳐서 처리한 후, 그 결과 값을 활성화 함수(Activation function)을 거쳐 간단 한 경우 한계값을 넘으면 1을 그렇지 않으면 -1을 출력하여 다음 노드에 결과를 전달하는 방식이다. 이러한 방식을 통하여 미지의 시스템이 비선형성을 포함하여도 추정이 가능하게 된다.



[rad/sec] Type 1 spectrum

0

Fig. 4 Multi-layer perceptron neural network

1

[rad/sec]

Type 3 spectrum

0

0

1

인공신경망에서 가장 많이 사용되는 방식은 다층 퍼셉트론 신경망이고 이는 Fig. 4와 같이 입력층(Input layer)과 출력층 (Output layer) 사이에 은닉층(Hidden layer)을 두어서 시스템 의 식별에 유연성을 부과한 것이며, 이러한 과정을 식으로 나타 내면 식 (34)와 같이 근사방정식을 얻게 된다.

$$y_{k} = f(\sum_{j=1}^{m} w_{jk}^{(2)} g(\sum_{i=1}^{n} w_{ij}^{(1)} x_{i} + b_{j}) + b_{k}'), k = 1, ..., o$$
(34)

본 연구에 사용된 식(34)의 입력층의 변수  $x_i$ 는 식(33)과 같이  $m, a_i$ 과 되고, 출력층의  $y_i$ 는 정규화된 피로손상이 된다.

각 뉴런은 Fig. 4와 같이 가중치를 가지고 연결이 되어 있기 때문에 반복적인 조정학습을 통하여 식(34)의 결과값과 Fig. 3으 로부터 얻은 목표 출력값의 오차가 최소화되도록 가중치들이 조정되며, 그 대표적인 방법으로는 역전파(Back propagation)방 법이 있다.

## 5. 광대역 스펙트럼과 피로손상모델 검토

위의 2.2절에서 소개한 모델들 중에서 JB모델을 제외한 피로 손상모델들은 피로손상의 특징을 나타내는 인자들이  $m, \alpha_2$  또 는  $m, \alpha_1, \alpha_2$ 라고 제안되어져 온 것을 알 수 있다. Fig. 2의 5가 지 광대역 스펙트럼에 대하여  $S_1, S_2, \omega_1, \omega_2, \omega_3$ 를 적절히 조정하 면 Fig. 5와 같이 서로 다른 형상이지만 동일한  $\alpha_1$ 과  $\alpha_2$ 를 갖 도록 할 수 있다. 만약 피로손상모델의  $m, \alpha_1, \alpha_2$ 가 피로손상을 표현하는 유일한 인자들이라면, Fig. 5의 스펙트럼에 동일한 S-N곡선과 Fig. 3의 레인플로우 집계법을 적용할 경우에 정규 화된 피로손상은 모두 동일한 값을 나타내어야 한다. 하지만 Table 2에서 보이는 바와 같이 Fig. 5의 스펙트럼에 대한 정규 화된 피로손상은 모두 상이함을 알 수 있다. 이는 JB모델을 제 외한 기존의 피로손상모델에 사용된  $m, \alpha_2$  또는  $m, \alpha_1, \alpha_2$ 가 피로손상을 예측하기는 그 인자의 수가 부족함을 알 수 있으며,



Fig. 5 Wide band spectrum with  $\alpha_1 = 0.6$  and  $\alpha_2 = 0.3$ 

Table 2 Normalized fatigue damage for each type with  $\alpha_1=0.6$  and  $\alpha_2=0.3$ 

Spectrum type	Normalized damage		
	m = 3	m = 4	m = 5
Type 1	0.242	0.362	0.611
Type 2	0.239	0.356	0.598
Type 3	0.238	0.352	0.591
Type 4	0.240	0.354	0.596
Type 5	0.243	0.373	0.640

추가적인 인자가 필요함을 알 수 있다. 또한 *m*,α<sub>1</sub>,α<sub>2</sub>를 입력 층으로 인공신경망을 구성하여도 식 (34)의 함수조건을 만족할 수 없어 일관적인 출력을 얻을 수 없음을 예측할 수 있다.

이를 해결하기 위해서 피로손상에 영향을 주는 추가적인 인 자를 민감도 해석을 통하여 검토하고, 이를 인공신경망의 입력 층에 반영하는 것이 바람직하다. 실제 해양플랜트 공사와 같이 여러 개의 엔지니어링 업체로부터 동하중을 받아서 이를 통합 하여 피로해석을 수행하는 경우에는 응답 스펙트럼을 제공하지 않고 스펙트럴 모멘트를 제공하는 경우가 많기 때문에 피로손 상을 예측하는데 IB모델처럼 복잡한 인자나 많은 수의 인자를 고려하는 것은 비현실적이다. 단일 프로그램 내에서 응답 스펙 트럼으로부터 피로해석을 수행하는 경우는 상관이 없지만, 그 렇지 않은 경우 피로손상을 예측하기 위해서는 최소한의 인자 로 피로손상을 다루는 것이 보다 현실적일 것으로 사료된다. 따 라서 추가적인 인자를 결정하기 위해서는 수많은 경우를 검토 해야 하나, 본 연구에서는  $\alpha_{0.75}$ 와  $\alpha_{1.5}$ 에 대해서 민감도 해석을 수행하려고 한다. 이는  $\alpha_{0.75}$ 가 Wirsching-Light 모델의 보정계 수인  $\rho_{WI}$ 와 같이 사용되는 모델이 있기 때문이며(Benasciutti, 2004), α<sub>1.5</sub>는 α<sub>1</sub>와 α<sub>2</sub>의 가운데 값으로 피로손상에 적절한 민 감도를 보일 것으로 예측되기 때문이다.

## 6. 결과 및 분석

인공신경망은  $\alpha_1, \alpha_2$ 외에 추가적으로  $\alpha_{0.75}$ 와  $\alpha_{1.5}$ 인자를 입 력값으로 사용하였고, 한 개의 은닉층으로 구성하였다. 활성화 함수(Activation function)는 은닉층에서 쌍곡탄젠트함수(Hyperbolic tangent function), 출력층에서 선형함수(Linear function)를 적 용하였다. 은닉층 신경개수는 두 종류로 각각 10개와 30개를 적 용하여 총 8개의 인공신경망을 Table 3과 같이 구성하였으며, Table 1 에서 생성된 총 540개 데이터에서 무작위로 70%는 학 습을 위한 학습 세트(Training data set), 15%는 학습중에 인공 신경망의 과적함(Overfitting)을 검토하는 검토 세트(Validation data set) 그리고 15%는 완성된 인공신경망을 테스트 하는 테스 트 셋트(Test data)로 구성하였다. 이러한 인공신경망이 학습되 지 않은 경우에 대하여 어떠한 결과를 주는지 검토하기 위하여 Fig. 2의 5가지 종류의 광대역 스펙트럼에 대해서 Table 4와 같 이  $S_1, S_2, \omega_1, \omega_2, \omega_3$ 를 조정하여 총 10개의 스펙트럼을 생성하였 다. 계산의 정확도는 인공신경망으로 구한 피로손상과 레인플 로우 집계법으로 구한 피로손상을 비교하여 구하였으며, 이를 위해 오차율(EI, Error index)을 식(35)와 같이 사용하였다.

$$EI = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} [\log_{10}\left(\frac{D_{ANN,i}}{D_{RFC,i}}\right)]^2}$$
(35)

여기서,  $D_{ANN}$ 와  $D_{RFC}$ 는 인공신경망으로부터 추정한 피로손상 과 레인플로우 집계법으로 구한 피로손상을 나타낸다.

Table 3으로 구성된 8개의 인공신경망에 대하여 Table 1과 Table 4에 대한 오차율은 Table 5와 같다.  $\alpha_1, \alpha_2, m$ 으로 구성된 인공신경망은 함수조건이 만족되지 않기 때문에 전반적으로 높 은 오차율을 보이고 있다. 두 개의 추가적인 인수를 가진 N07515-H10와 N07515-H30는 광대역 스펙트럼에 대해서는 매 우 낮은 오차율을 가지고 있지만 학습되지 않은 스펙트럼에 대 해서는 높은 오차율을 보였다. 전반적으로 은닉층의 신경 개수 가 많은 H30의 경우, 학습된 광대역 스펙트럼에 대해서는 상대 적으로 낮은 오차율을 보이나 학습되지 않은 광대역 스펙트럼 에 대해서는 높은 오차율을 보이고 있다. 이는 높은 차수의 H30 인공신경망이 학습되지 않은 경우에 대해서 레인플로우 집계법으로 구한 피로손상값 주변에 높은 동요(Oscillation)이 발생하여 매우 차이가 나는 결과를 제공한 것으로 보인다. 이는 인공신경망의 특성으로서 H30의 결과로 피로손상을 추정하기 위한 적합한 인자를 판단하기는 어렵다. 따라서 Fig. 2와 같은 광대역 스펙트럼에 대해서 오차율이 가장 낮은 인공신경망은 N15-H10이며,  $\alpha_{1.5}$ 가 추가적인 인자로 사용될 수 있음을 알 수 있다.

인공신경망 N15-H10에 대한 Table 1과 Table 4의 피로손상비

Number of neurons Neural network Inputs in a hidden layer N-H10 10  $\alpha_1, \alpha_2, m$ N-H30 30  $\alpha_1, \alpha_2, m$ N075-H10 10  $\alpha_{0.75}, \alpha_1, \alpha_2, m$ N075-H30 30  $\alpha_{0.75}, \alpha_1, \alpha_2, m$ N15-H10 10  $\alpha_1, \alpha_{1.5}, \alpha_2, m$ N15-H30 30  $\alpha_1, \alpha_{1.5}, \alpha_2, m$ N07515-H10 10  $\alpha_{0.75}, \alpha_1, \alpha_{1.5}, \alpha_2, m$ N07515-H30 30  $\alpha_{0.75}, \alpha_1, \alpha_{1.5}, \alpha_2, m$ 

Table 3 Artificial neural network formation

Table 4 Artificial neural network test cases

Spectrum turo	Bandwidth parameter	
spectrum type —	Case 1	Case 2
Туре 1 ~ Туре 5	$\alpha_1=0.7$	$\alpha_1=0.85$
	$\alpha_2=0.3$	$\alpha_2=0.55$

Neural network	EI for wide band spectrum	EI for test cases
N-H10	0.0406	0.1465
N-H30	0.0440	0.8587
N075-H10	0.0187	0.7039
N075-H30	0.0153	0.8501
N15-H10	0.0180	0.1270
N15-H30	0.0145	0.9477
N07515-H10	0.0119	0.6148
N07515-H30	0.0141	0.4441

Table 5 Error Index for wide band spectrum and test cases



Fig. 6 Fatigue damage ratio with N15-H10 for wide band spectrum



Fig. 7 Fatigue damage ratio with N15-H10 for test cases

분포를 Van Marcke 밴드폭 매개변수로 나타내면 각각 Fig. 6과 Fig. 7과 같다. Fig. 7에서 한 개의 결과 값이 작은 피로손상을 추정하고 있으나, 이는 좀 더 많은 스펙트럼을 학습함으로 인해 개선될 수 있을 것으로 사료된다. Fig. 7에서 피로손상비가 두 개의 Van Marcke 밴드폭에 대해 서 나오는 것은 Van Marcke 밴드폭은  $\alpha_1$ 에 대한 함수이고 Table 4의 경우  $\alpha_1$ 이 0.7과 0.85인 경우만 있기 때문이다.

# 7. 결 론

본 논문에서는 인공신경망을 이용하여 임의의 형상을 가지는 광대역 스펙트럼에 대한 피로손상을 추정하기 위한 기초연구를 수행하였다. 정규화된 피로손상을 정의하였으며, 이로부터 대부 분의 기존 피로손상 모델이 정규화된 피로손상에 대하여 m, α<sub>2</sub> 또는 m, α<sub>1</sub>, α<sub>2</sub>의 함수로 나타냄을 알 수 있었다. 다양한 형상 의 광대역 스펙트럼에 대하여 시간영역에서 시뮬레이션을 수행 하였고 레인플로우 집계법을 이용하여 정확한 피로손상을 구하 였다. 이로부터 정규화된 피로손상값들이 동일한 S-N곡선과 α<sub>1</sub> 과 α<sub>2</sub>에 대하여 서로 다른 피로손상을 갖는 것을 알 수 있었으 며, 추가적인 밴드폭 매개변수가 필요함을 알 수 있었다. 추가 적인 밴드폭 매개변수로 α<sub>0.75</sub>와 α<sub>1.5</sub>를 도입하였으며, 인공신경 망을 사용하여 민감도 해석을 수행하였다. 이로부터 다음의 결 론을 얻을 수 있다.

(1) α<sub>1.5</sub>가 임의의 광대역 스펙트럼의 형상에 대한 피로손상
 을 추정하는데 영향을 많이 미치는 주요인자이다.

(2) 많은 은닉층 신경 개수는 학습되지 않은 피로손상을 예측 하는데 과도한 보간값을 사용하여 피로손상을 예측하는데 악영 향을 미칠 수 있을 것으로 보인다.

이러한 연구는 좀 더 다양한 광대역 스펙트럼을 학습하면 신 뢰성 있는 인공신경망을 구성할 수 있을 뿐만 아니라 이봉형 또는 삼봉형 스펙트럼에 대해서도 형상을 고려하지 않고 피로 수명을 예측하는 것에 활용될 수 있을 것으로 보인다. 향후 인 공신경망을 이용하여 피로손상에 영향을 주는 인자를 체계적으 로 분석하면, 정도 높은 피로손상 모델 개발하는데 활용할 수 있을 것으로 사료된다.

#### References

- Benasciutti, D., 2004. Fatigue Analysis of Random Loadings. University of Ferrara, Ph.D. Thesis.
- Benasciutti, D., Tovo, R., 2005. Spectral Methods for Life Time Prediction under Wide-band Stationary Random Processes. International Journal of Fatigue, 27(8), 867–877.
- Dirlik, T., 1985. Application of Computers in Fatigue. University of Warwick, Ph.D. Thesis.
- Kang, B.H., Kim, H., Kim, Y., Kim. K.S., 2013. Development of Fatigue Damage Model of Wide-band Process by Artificial Neural Network. 27th Asian-Pacific Technical Exchange and Advisory Meeting on Marine Structure (TEAM 2013).
- Kim, Y., Kim, H., Ahn, I.G., 2015. A Study on the Fatigue Damage Model for Gaussian Wideband Process of Two

Peaks by an Artificial Neural Network. Ocean Engineering, 111, 310-322.

- Lloyd's Register, 2014. Guidance Notes on the Assessment of Global Design Loads of Large Container Ships and Other Ships Prone to Whipping and Springing. Draft Version 1.5, Lloyd's Register, UK.
- Matsuishi, M., Endo, T., 1968. Fatigue of Metals Subjected to Varying Stress-fatigue Lives under Random Loading. In: Paper Presented to Japan Society of Mechanical Engineers, Fukuoka Japan, 37-40.
- Park, J.B., 2011. The Development of a Fatigue Damage Model for the Wide Band Random Loading. Inha University,

Ph.D. Thesis.

- Park, J.B., Choung, J., Kim, K.S., 2014. A New Fatigue Prediction Model for Marine Structures Subject to Wide Band Stress Process. Ocean Engineering, 76, 144–151.
- Park, J.B., Song, C.Y., 2015. Fatigue Damage Model Comparison with Formulated Tri-modal Spectrum Loadings under Stationary Gaussian Random Processes. Ocean Engineering, 105, 72–82.
- Wirsching, P.H., Light, M.C., 1980. Fatigue under Wide Band Random Stresses. Journal of the Structural Division, ASCE (American Society Civil Engineers), 106(7), 1593–1607.