

신경회로망을 이용한 변동하중 하에서의 균열열림점 자동측정

강재윤* · 송지호* · 김정엽**

(2000년 1월 8일 접수)

Automatic Determination of Crack Opening Loading under Random Loading by the Use of Neural Network

Jae-Youn Kang, Ji-Ho Song and Chung-Youb Kim

Key Words : Fatigue Crack Growth (피로균열진전), Crack Opening (균열열림), Neural Network (신경회로망), Random Loading (랜덤하중), Differential Displacement Signal(감산변위신호)

Abstract

The neural network method is applied to automatically measure the crack opening load under random loading. The crack opening results obtained are compared with the visual measured results. Fatigue crack growth under random loading is predicted using the crack opening data measured by the neural network method, and the prediction results are compared with experimental ones. It is found that the neural network method can be successfully applied to consistently measure the crack opening load under random loading and also gives some results different from the results by visual measurement.

기호설명

- K_{max}^{rp} : 랜덤파형중 최대하중에 의한 응력강도계수
- K_{min}^{rp} : 랜덤파형중 최소하중에 의한 응력강도계수
- K_{op} : 균열열림응력강도계수
- U' : 랜덤하중에 대한 균열열림비
- S/N : 신호/노이즈
- N_B : 랜덤하중파형의 단위블럭당 사이클수
- N_{pred} : 예측한 균열진전수명
- N_{test} : 실험에서 관측한 균열진전수명

1. 서론

Elber⁽¹⁾에 의해 균열닫힘현상이 발견된 이래로, 균열닫힘현상이 피로균열진전을 지배하는 주요인 자라는 것이 잘 알려져 있다. 피로균열의 진전거동을 이해하고 해석하기 위해서는 먼저 균열닫힘에 관한 검토가 필수적이다. 따라서 현재까지 균열닫힘을 측정하는 방법도 비교적 많이 제안되고

있다. 그 중에서도 원래 Elber에 의해 사용된 통상적인 컴플라이언스법이, 간편하고 경제적이라는 면에서, 현재 가장 많이 사용되는 방법이 되고 있다. 근래에는 컴플라이언스 변화의 측정감도를 높이고, 측정 정밀도를 좋게하기 위하여, 감산변위를 사용하는 Kikukawa⁽²⁾에 의하여 제안된 제하탄성컴플라이언스법도 비교적 많이 사용되고 있다.

균열닫힘 측정에서 가장 중요하다고 할 수 있는 균열열림점 결정방법에 관해서는, Carman 등,⁽³⁾ Donald,⁽⁴⁾ Roberson&Kirk,⁽⁵⁾ Kim&Song⁽⁶⁾의 연구가 있으며, 최근에는 ASTM⁽⁷⁾에서 Donald의 방법을 기초로, 개선된 방법을 제안하여, 추천하고 있다. 이 방법은 Fig. 1(a)와 같은 하중-균열열림변위 또는 변형률곡선의 부하곡선상에서 되풀이 하중폭의 10%에 해당하는 부분의 기울기를, 최소자승법으로 하중-변위곡선 전체에 대하여 연속적으로 구하여, 균열이 완전히 열렸다고 생각되는 최대하중으로부터 되풀이 하중폭의 25%에 해당하는 제하곡선상의 부분의 기울기와 비교하는 방법으로, 균열열림점은 Fig. 1(b)에서와 같이 기울기의 차(또는 컴플라이언스 offset)가 1, 2 또는 4%가 되는 점으로부터 구하도록 하고 있다.

이 방법은 컴플라이언스 오프셋 기준(the offset

* 회원, 한국과학기술원 기계공학과
E-mail : jykang@fatidesign.kaist.ac.kr
TEL : (02)958-3462 FAX : (02)968-1638

** 여주대학교 자동차공학과

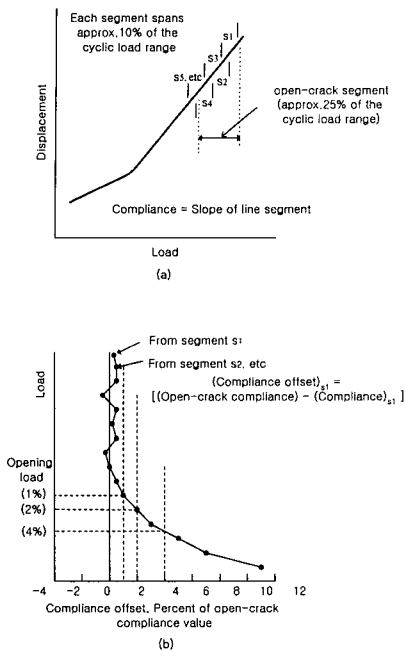


Fig. 1 Determination of opening load using the compliance offset method

compliance approach)을 사용하므로, 본질적으로 균열열림점은 실제값보다 언제나 낮게 결정되는 결점이 있으며, 하중-변위곡선을 사용하므로, 측정정밀도 또한 낮은 결점이 있다. 이외에 최대하중으로부터 되풀이하중폭의 25%에 해당하는 부분은 균열이 완전히 열려, 하중-변위관계가 직선이 되어있다고 가정하고 있으나, 이 가정이 맞지 않는 경우에는 되풀이계산을 해야 하는 등, 자동적으로 균열열림점을 결정할 수 없는 점도 문제가 있으며, 또한 이러한 경험적 변수가 전제되므로, 하중의 크기가 불규칙하게 변동하는 랜덤하중하에서는 거의 사용하지 못하는 문제점도 있다.

저자들은 이전연구⁽⁸⁾에서 일정진폭하중 하에서 신경회로망을 이용하여 어떠한 경험적 변수 없이 감산변위신호로부터 균열열림점을 자동적으로 측정하는 방법을 제안하였다. 측정에서 흔히 있듯이, 이 방법은 높은 S/N비를 가지는 감산변위신호를 요구한다. 되풀이수에 따른 균열열림점 변화가 급격하지 않은 일정진폭하중하에서는 연속적으로 얻어진 감산변위 신호를 50사이클 평균하여 랜덤노이즈를 제거하면 비교적 좋은 파형이 얻어지므로, 이 방법을 매우 편리하게 사용할 수가 있었다. 그러나 랜덤하중 하에서는 하중크기가 불규칙하게 변하므로 측정된 신호를 연속적으로 평균하여 감산변위신호의 랜덤노이즈를 제거하는 것이 불가능

하며, 한 블록 내에서 각 사이클마다 감산변위신호의 S/N비도 매우 다양하다. 감산변위신호의 S/N비가 낮으면 신경회로망의 측정 정밀도 및 정확도가 나빠져서 측정된 균열열림점 값의 신뢰성이 떨어진다. 따라서 이 경우에는 상대적으로 낮은 감산변위신호를 처리할 방법이 필요하다.

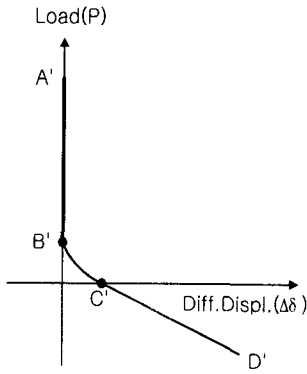
본 연구에서는 균열열림점측정을 위한 신경회로망과 감산변위신호의 S/N비를 평가하는 신경회로망을 이용하여 랜덤하중하에서 균열열림점을 자동으로 측정하는 방법을 제시하고, 이 방법을 이용하여 단위블럭당 사이클 수가 500, 1000, 2000, 8000, 16000인 협대역 및 광대역 랜덤하중 하에서 균열열림점을 자동측정 하였으며, 목적에 의한 결과와 비교하였다.

2. 균열열림점 측정을 위한 신경회로망

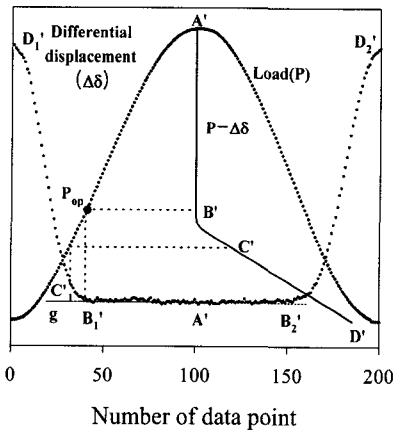
이전 연구⁽⁸⁾에서 개발된 균열열림점 측정을 위한 신경회로망의 중요한 부분을 요약하면 다음과 같다. Fig. 2(a)와 같이 하중-감산변위(p-Δδ)곡선이 얻어졌을 때의 감산변위(Δδ)신호는 Fig. 2(b)의 D₁'B₁'A'B₂'D₂'와 같이 된다. 따라서 이 감산변위곡선을 이용하여 균열열림점 B₁'을 신경회로망을 사용하여 자동적으로 결정하도록 한다. 먼저 하중 및 감산변위신호 쌍을 1사이클 당 200개 얻는다. 본 연구에서는 부하시와 제하시에 위상차가 거의 없는 경우를 대상으로, 부하시의 감산변위곡선 D₁'B₁'A' 부분의 100개 데이터점을 신경회로망의 입력으로 하여 균열열림점을 구한다.

신경회로망으로는 역전파네트워그를 사용하였다. Fig. 3이 사용된 신경회로망으로서, 하위층이 입력층(X_i)으로서 노드수는 n=100로, Fig. 2의 감산변위신호중 D₁'B₁'A'까지의 100개의 신호데이터가 입력된다. 중간층(Z_j)이 은닉층으로서, 한층만으로 충분하다는 결과가 많아 본 연구에서도 한층만을 사용하였다. 중간층의 노드수에 대해서는 뒤에서 언급하기로 한다. 상위층 Y_i이 출력층으로서, Fig. 2의 균열열림점 B₁'에 해당하는 데이터점을 출력하게 된다. 역전파 신경회로망의 상세에 관해서는 많은 문헌⁽⁹⁻¹¹⁾이 있고, 현재 피로 파괴 분야에서도 이를 이용한 연구들^(8,12,13)이 보고되고 있으므로 생략하기로 한다.

감산변위신호로부터 신경회로망을 이용하여 균열열림점을 자동측정하기 위해서는 균열열림점 참값을 정확히 알 수 있으며, 하중의 넓은 범위에



(a)



(b)

Fig. 2 Scheme of crack opening load determination on differential displacement data

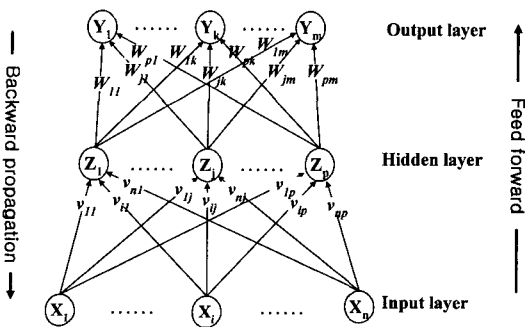


Fig. 3 Backpropagation neural network with one hidden layer

걸쳐 여러 균열열림 하중값을 가지고 있는 이상적인 감산변위 신호파형을 다수 마련하여, 신경회로망을 학습시키고 또한 성능평가를 할 필요가 있다.

이러한 조건을 만족하는 감산변위신호 파형세트는 실질적으로 실험에 의해 구할 수 없는 것이므로 Kim&Song⁽⁶⁾의 연구에서와 같이 컴퓨터 시뮬레이션에 의해 다음과 같이 작성하기로 하였다.

즉 Fig. 4(a)에 보이는 바와 같이 감산변위파형을 여현파 와 수평선으로 근사하는 방법으로, 그림중의 파선은 하중 여현파신호를 나타내며, Fig. 4(b)는 이 경우의 하중-감산변위 곡선을 나타내고 있으며, 그림에서 짧은 수평막대는 균열열림점을 나타낸다.

실제 감산변위곡선에서는 노이즈가 포함되어 있는 것이 일반적이므로, 학습용 및 성능평가용 감산변위곡선으로는 여현파와 수평직선으로 구성된 Fig. 4(a)의 파형에 랜덤노이즈를 겹친 것으로 작성하여 사용하였다. 작성된 랜덤노이즈의 일례가 Fig. 4(c)이며, 이 랜덤노이즈를 Fig. 4(a)의 단순 감산변위에 겹친 것이 Fig. 4(d)이다. S/N비로는 100, 30, 20, 15, 10dB인 5종류, 균열열림점으로는 $P_{op}/P_{max} = 0.1 \sim 0.9$ (P_{max} : 하중최대치, P_{op} : 균열열림점 하중) 사이의 40수준에 대해 총 200개의 감산변위 곡선을 작성하였다. S/N비는 다음과 같이 정의하였다.

$$S/N(dB) = 20 \log(E_s/E_n) \quad (1)$$

여기서 E_s 는 감산변위신호의 정현파 부분에 대한 평균제곱근, E_n 은 랜덤노이즈의 평균제곱근이다.

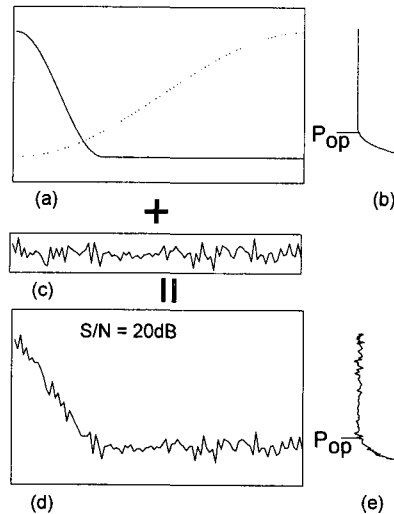


Fig. 4 Generation of simulated differential displacement signal

Table 1 Accuracy and precision of crack opening measurement neural network

True U	S/N(dB)											
	10		15		20		25		30		35	
	ϵ_{op}	s_{op}	ϵ_{op}	s_{op}	ϵ_{op}	s_{op}	ϵ_{op}	s_{op}	ϵ_{op}	s_{op}	ϵ_{op}	s_{op}
0.91	0.15	3.47	-0.91	1.98	-1.32	1.61	-1.42	1.51	-1.46	1.48	-1.47	1.48
0.79	2.37	4.07	1.75	2.37	1.19	1.52	1.05	1.17	1.02	1.06	1.00	1.02
0.65	0.83	4.11	0.08	2.20	-0.25	1.22	-0.40	0.76	-0.44	0.56	-0.44	0.48
0.50	-2.20	5.70	-0.67	3.32	-0.89	2.04	-0.99	1.43	-1.02	1.17	-1.00	1.05
0.35	0.97	5.62	0.97	3.27	0.77	1.93	0.71	1.22	0.68	0.88	0.68	0.75
0.21	0.36	5.01	0.35	2.85	0.24	1.61	0.17	0.90	0.13	0.52	0.12	0.30
0.10	-0.64	4.45	-0.38	2.62	-0.37	1.54	-0.38	0.93	-0.39	0.62	-0.39	0.47

ϵ_{op} , bias; s_{op} , sampling standard deviation

각종 S/N비를 가진 감산변위파형을 직접 신경 회로망에 입력하는 것보다는, 필터를 사용하여 노이즈를 경감시킨 신호를 입력신호로 사용하는 것이 좋은 결과를 주므로, 디지털 필터를 사용하여 로우패스 필터링(low-pass filtering)후 신경회로망 교육용으로 사용하였다. 신경회로망의 은닉노드수는 5개로 하였으며, 학습속도(learning rate)와 모멘텀(momentum)은 0.1로 하고, 학습회수는 30,000회로 하였다. 은닉노드수와 학습회수의 결정에 관한 상세한 내용은 이전연구⁽⁸⁾에 설명되어 있다.

이상과 같이 작성된 신경회로망에 의한 균열열림점 측정법의 정확도와 정밀도를 다음과 같이 검토하였다. 검토는 Table 1에 보이는 바와 같이 균열열림점 수준에 대해서는 균열열림비U가 0.905, 0.794, 0.654, 0.500, 0.346, 0.206, 0.096이 되는 7개 종류, S/N비는 35, 30, 25, 20, 15, 10 dB이 되는 6종류를 대상으로 총 42개의 경우에 대해 수행하였다. 각 경우에 대한 측정은 서로 다른 50개의 랜덤노이즈 파형에 대해 수행하여, 정확도와 정밀도를 다음과 같이 평균편차값(bias) ϵ_{op} 과 표준편차 s_{op} 에 의해 계산하였다.

$$\begin{aligned} \epsilon_{op} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(\text{measured } P_{op})_i - (\text{true } P_{op})}{P_{\max} - P_{\min}} \times 100(\%) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(P_{\max} - (\text{true } P_{op})) - (P_{\max} - (\text{measured } P_{op})_i)}{P_{\max} - P_{\min}} \times 100(\%) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(\text{true } U) - (\text{measured } U)_i] \times 100(\%) \\ s_{op} &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(\text{measured } P_{op})_i - (\text{true } P_{op})]^2} \times 100(\%) \quad (3) \\ &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(\text{true } U) - (\text{measured } U)_i]^2} \times 100(\%) \end{aligned}$$

여기서 U는 균열열림비로서 $U = \frac{P_{\max} - P_{op}}{P_{\max} - P_{\min}}$ 이

며, P_{\max} 와 P_{\min} 은 최대하중과 최소하중이다.

Table 1에서 보는 바와 같이 정확도와 정밀도가 3%이내의 좋은 결과를 얻기 위해서는 감산변위신호의 S/N비가 15dB 이상이 되는 것이 바람직하다. 되풀이수에 따른 균열열림점 변화가 급격하지 않은 일정진폭하중 하에서는 연속적으로 얻어진 감산변위파형을 50사이클 평균하여 랜덤노이즈를 제거하면, S/N비가 30dB정도인 파형이 얻어진 다.

제안된 신경회로망 방법은 이전연구⁽⁸⁾에서 일정진폭 하에서의 균열열림점 측정에 성공적으로 이용되었다.

3. S/N비 평가를 위한 신경회로망

랜덤하중의 경우에는 하중의 크기가 사이클마다 변동하므로, 일정진폭하중의 경우와 같이 신호를 연속적으로 평균하여 노이즈를 경감하는 방법을 사용할 수가 없어, 각 사이클마다 얻어진 각기 S/N비가 다른 랜덤감산변위파형을 그대로 사용하여야 한다. Table 1에서 알 수 있는 바와 같이 S/N비가 매우 낮은 경우에는 측정에 신뢰도가 떨어진 다. 적절한 길이의 랜덤하중블럭 동안에는 균열열림점이 거의 변하지 않고 일정하다는 것은 잘 알려져 있다.^(14,15) 따라서 상대적으로 높은 S/N비를 가지는 감산변위신호에 대해서 균열열림점을 측정하고, S/N비가 매우 낮은 신호에 대해서는 측정을 유보하는 것이 합리적일 것이다.

이를 위해서 본 연구에서는 S/N비를 판별하기 위한 신경회로망을 작성하여 랜덤하중하의 균열열림점 평가에 이용하였다.

S/N비 평가를 위한 신경회로망도 Fig. 1과 같은 역전파 신경회로망을 사용하였다. S/N비를 정확히 알 수 있고, 다양한 S/N비 크기를 가지고 있는 감

산변위신호를 컴퓨터 시뮬레이션에 의해서 제작하여 이것을 감산변위신호의 S/N비를 평가하기 위한 신경회로망의 교육에 사용하였다. 시뮬레이션 방법은 앞에서 설명한 균열열림점 측정을 위한 신경회로망 교육에 사용된 감산변위신호의 시뮬레이션 방법과 같다. S/N비로는 1dB에서 35dB까지 1dB씩 증가시켜서 35종류, 균열열림점으로는 $P_{op}/P_{max} = 0.1 \sim 0.9$ 사이의 13수준에 대해 총 455개의 감산변위 곡선을 작성하여 S/N비 평가를 위한 신경회로망 교육에 사용하였다.

입력층의 노드수는 100개 이며, 출력층은 S/N비를 정의한 식 (1)에서 $(E_s/E_n)^2$ 값을 나타내는 노드 1개로 하였으며 은닉층의 노드수는 10개로 하였다. 학습속도와 모멘텀은 0.1로 하고, 학습회수는 30,000회로 하였다.

교육된 S/N비 측정 신경회로망의 성능을 평가하기 위해서, 교육에 사용된 감산변위파형과는 별도로 S/N비는 1 ~ 50dB 사이의 50종류, 균열열림점으로는 $P_{op}/P_{max} = 0.1 \sim 0.9$ 사이의 8종류에 대해 각각 다른 랜덤노이즈를 가지고 있는 감산변위파형 2000개를 작성하였다.

성능평가용 감산변위파형 2000개에 대하여 교육된 신경회로망으로 각각 S/N비 10, 15, 20, 25, 30dB 이상의 파형을 구분하게 하여 잘못 구분이 된 감산변위파형의 수를 Table 2에 표시하였다. Table 2에서 보는 바와 같이 S/N비 크기에 의해 감산변위파형을 구분하는 신경회로망의 평균적인 성공률은 95.0%이며, 랜덤하중 하에서의 균열열림점 자동측정에 사용되는 S/N비 15dB 이상의 감산변위파형 구분 성공률은 94.6%이다.

4. 랜덤하중하의 균열열림점

측정결과 및 검토

랜덤하중하의 균열열림점 자동측정에서는 S/N비 평가를 위한 신경회로망을 이용하여 S/N비를 평가한 후, S/N비가 15dB 이상인 감산변위신호만을 골라서 로우패스 필터링을 하고 균열열림점 평가를 위한 신경회로망에 의해서 균열열림점을 측정하였다.

측정에 사용된 감산변위신호는 Kim&Song⁽¹⁴⁾이 알루미늄합금 2024-T351 재료의 CCT 시험편에 대해 Fig. 5와 같은 협대역 및 광대역 랜덤하중파형을 사용하여 넓은 범위의 단위 블록 당 사이클 수 500 ~ 16,000에 대해 피로균열진전시험을 하여 얻은 것이다.

Fig. 6은 블록 당 사이클 수가 2,000인 협대역

Table 2 Performance of S/N ratio measurement neural network

S/N ratio (dB)	The number of total test data	The number of error	Perofrmance (1-error/test data)x100%
≥ 10dB	2000	115	94.3%
≥ 15dB	2000	109	94.6%
≥ 20dB	2000	110	94.5%
≥ 25dB	2000	71	96.5%
≥ 30dB	2000	94	95.3%
		average	95.1 %

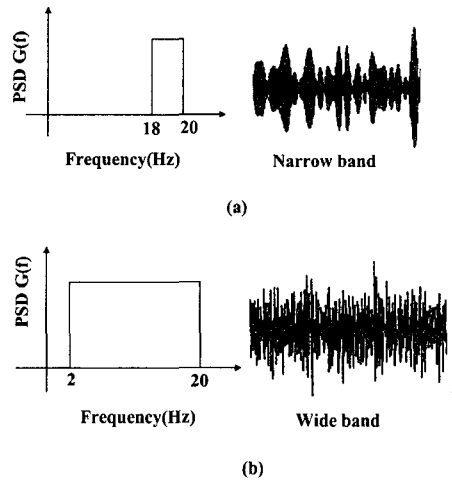


Fig. 5 Random loading signals (a) narrow band and (b) wide band

및 광대역 랜덤시험에서 측정된 하중-감산변위신호에 대해 신경회로망에 의해 균열열림점을 측정한 결과이다. 그림에서 측정된 균열열림점은 짧은 수평막대로 표시되어 있으며, 수평막대가 없는 것은 S/N비가 15dB 이하로 평가되어 자동으로 건너뛴 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 협대역 랜덤하중에서는 균열열림점이 다소 규칙적으로 변하나, 광대역 랜덤하중에서는 규칙성은 거의 보이지 않는다. 그러나 전체적으로 균열열림점의 변화정도는 그다지 크지 않으므로, 이하에서는 랜덤하중하의 균열열림점 강도계수 K_{op} 를 랜덤하중 블록 당 평균값으로 나타내기로 한다.

랜덤하중하에서 균열열림비 U' 는 다음과 같이 정의하였다.

$$U' = \frac{K_{max}^{rp} - K_{op}}{K_{max}^{rp} - K_{min}^{rp}} \quad (4)$$

여기서 K_{max}^{rp} 는 랜덤하중블럭에서 최대하중값에 대한 응력강도계수, K_{min}^{rp} 는 랜덤하중블럭에서 최소하중값에 대한 응력강도계수 이다.

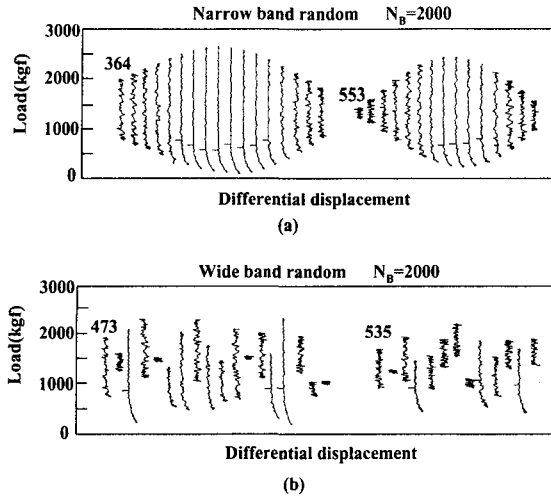


Fig. 6 Measured crack opening under (a) narrow band(crack length a: 20.9 mm) and (b) wide band(crack length a: 17.65mm) for $N_B=2000$

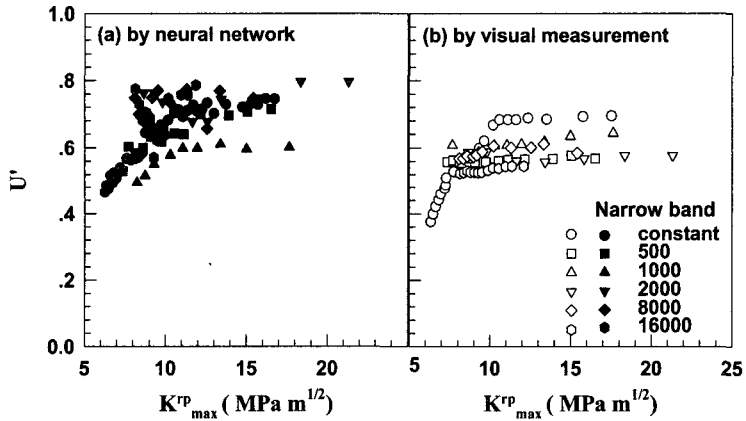


Fig. 7 Crack opening ratio U' as a function of K_{max}^{rp} under narrow band random loading

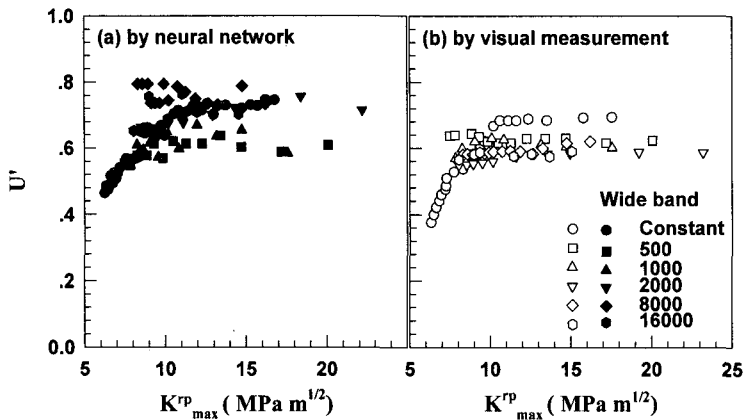


Fig. 8 Crack opening ratio U' as a function of K_{max}^{rp} under wide band random loading

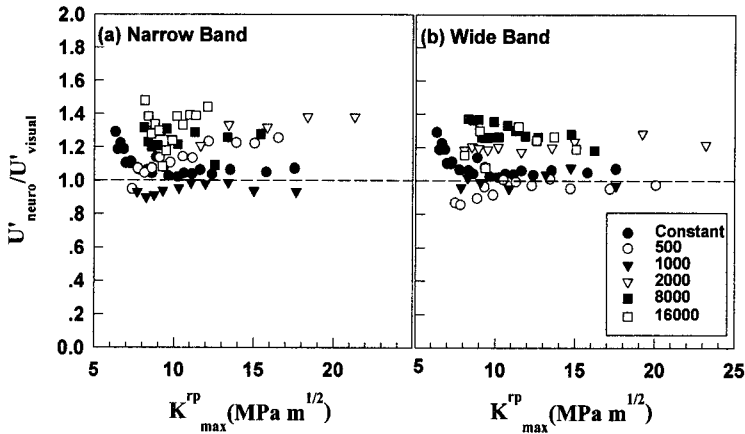


Fig. 9 Comparison of crack opening ratio U' between neural network and visual measurement

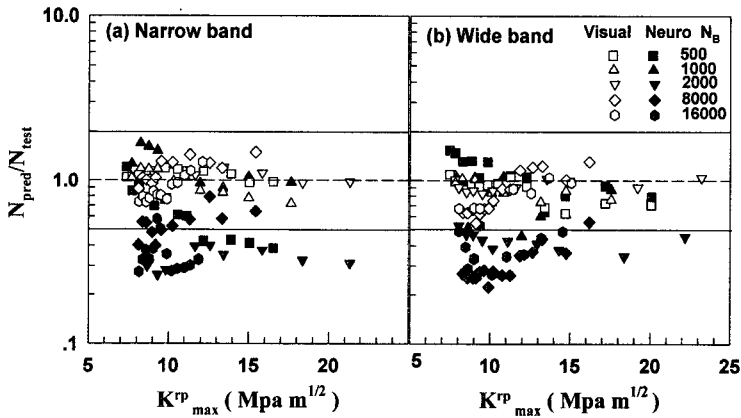


Fig. 10 Fatigue crack growth predictions under random loadings based on the measured opening data

Fig. 7은 협대역 랜덤하중의 경우에 대해서 신경 회로망에 의해서 측정된 균열열림점과 Kim& Song⁽¹⁴⁾이 목측으로 측정한 균열열림점을 이용하여 계산된 균열열림비 U' 의 변화를 나타낸 것이며, Fig. 8은 광대역 랜덤하중의 경우이다. Fig. 7, 8에서 보는 바와 같이 신경회로망에 의한 결과가 흩어짐이 약간 크나, 목측에 의한 결과와 유사한 경향을 나타내고 있다.

Fig. 9는 신경회로망과 목측에 대한 U' 값을 비교한 것으로 U'_{neuro} 가 목측에 의한 U'_{visual} 보다 다소 크며, 이것은 신경회로망에 의한 K_{op} 가 목측에 의한 값 보다 작다는 것을 나타낸다.

랜덤하중하에서 신경회로망으로 측정된 균열단 힘점이 얼마나 정확한가를 평가하기 위해서, 측정된 균열열림점을 이용하여 랜덤하중하의 균열진전 수명을 예측하고 실제 실험결과와 비교하였다. 균열진전수명 예측방법은 다음과 같다.

균열단힘을 고려한 랜덤하중하의 균열진전수명

은 유효응력강도계수폭 ΔK_{eff} 을 사용하여 다음과 같은 균열진전식을 이용하여 계산된다.

$$\frac{da}{dN} = C(\Delta K_{eff})^n \quad (5)$$

여기서 C 와 n 은 일정진폭하중으로부터 얻어지는 재료상수이다.

진전수명예측을 위해 먼저 각 랜덤하중파형을 ASTM E1049⁽¹⁶⁾의 “Simplified rainflow counting for repeating histories”를 사용하여 사이클카운팅을 하고, 각 하중진폭에 대해 측정된 균열열림점을 이용하여 유효응력강도계수폭, $\Delta K_{eff,i}$ 을 다음과 같이 계산한다.

$$\Delta K_{eff,i} = \begin{cases} K_{max,i} - K_{op} & \text{for } K_{op} \geq K_{min,i} \\ K_{max,i} - K_{min,i} & \text{for } K_{op} < K_{min,i} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 K_{op} 는 신경회로망으로 측정된 단위력 당 평균 균열열림 응력강도계수이다.

이로부터 i 번째 하중사이클에 의한 균열진전양 Δa_i 는 식 (5)로 부터

$$\Delta a_i = C(\Delta K_{\text{eff},i})^n \quad (7)$$

와 같이 표시된다.

식 (6)을 이용하여, i 번째 하중사이클에서의 균열 길이 a_i 를

$$a_i = a_{i-1} + \Delta a_i \quad (8)$$

와 같이 계산하여, 균열이 약 1.5 ~ 2.0 mm 정도 진전하는데 소요되는 블럭수 N_{pred} 를 계산한다. 이 결과를 실험에서 실제 측정된 블럭수 N_{test} 와 비교한 결과가 Fig. 10이다.

Fig. 10 (a)는 협대역의 결과로 검은색 기호는 신경회로망으로 측정된 균열열림점으로 예측한 것이고, 흰색 기호는 목측에 의한 균열열림점으로 예측한 결과이다. Fig. 10 (b)는 광대역 랜덤하중에 대한 수명예측 결과이다.

목측에 의한 균열진전예측비는 이미 보고된 바와 같이⁽¹⁴⁾ 하중파형(협대역, 광대역) 및 단위블럭당 사이클수에 관계없이 0.75 ~ 1.7 정도가 되어 비교적 좋은 예측결과를 주고 있다. 신경회로망에 의해 측정된 균열열림점을 이용하여 예측한 균열진전 예측비는 $N_B = 500, 1000$ 인 경우 0.5 ~ 2.0 정도가 되어 좋은 예측결과가 되고 있으나, $N_B = 2000, 8000, 16000$ 인 경우는 0.25 ~ 0.8 정도가 되어 약간 과대 안전측으로 예측하는 경향이 있다. 이러한 결과는 랜덤하중블럭 길이가 긴 경우에는 균열닫힘현상을 고려한 경우에도 균열진전지연이 일어나고 있을 가능성이 있다는 것을 암시한다.

이상과 같이 이전 목측에 의한 결과에서는 균열진전에 대해 랜덤하중블럭 길이의 영향이 나타나고 있지 않았으나, 본 연구의 신경회로망에 의한 결과에서는 랜덤하중블럭 길이의 영향이 나타나며, 균열진전지연의 가능성을 시사하고 있어 매우 흥미롭다. 랜덤하중하의 균열진전에서는 균열닫힘을 고려한 경우에도 균열진전지연 현상이 나타난다는 Jono 등⁽¹⁵⁾의 연구결과가 있으며, 또한 목측에 의한 측정에서는 균열열림거동에 의해 균열진전은 잘 정리될 것이라는 선입감이 다소나마 있을 가능성도 완전히 배제하지 못할 것이므로, 현실점에서는 신경회로망에 의한 랜덤하중하의 균열열림점 측정이 반드시 목측에 의한 측정보다 못하다고는 말할 수가 없을 것이다. 반대로 신경회로망에 의한 방법은 어떠한 선입감도 개입하지 않으므로, 더 참값에 가까운 결과를 주고있을 가능성도 있다. 매우 숙련된 연구자의 측정과 신경회로망에 의한 측정, 어느것이 더 일관되고, 더 참거

동(true behavior)을 나타내고 있는가 하는 문제는 검증하기 어려운 문제이기도 하나, 많은 결과의 축적과 검토를 통하여 해결되리라 생각된다.

5. 결론

신경회로망을 이용하여 랜덤하중하에서 균열열림점을 자동측정하는 방법을 제안하고, 단위블럭당 사이클 수가 500, 1000, 2000, 8000, 16000인 협대역 및 광대역 랜덤하중신호에서 얻어진 감산변위 신호로부터 균열열림점을 측정하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) S/N비 평가 신경회로망과 균열열림점 측정 신경회로망을 이용하여 변동하중하에서 균열열림점을 감산회로신호로부터 자동결정 할 수 있다.

(2) 단위블럭당 사이클 수와 하중특성(협대역, 광대역)에 관계없이 단위블럭내의 균열열림점은 거의 일정하다. 이러한 측정결과는 기존의 목측에 의한 연구결과들^(14,15)과 일치한다.

(3) 하중파형(협대역, 광대역)에 관계없이 신경회로망에 의해 측정된 균열열림점을 이용하여 예측한 균열진전 예측비는 $N_B = 500, 1000$ 인 경우 0.5 ~ 2.0 정도가 되어 좋은 예측결과가 되고 있으나, $N_B = 2000, 8000, 16000$ 인 경우는 0.25 ~ 0.8 정도가 되어 약간 과대 안전측으로 예측하는 경향이 있다.

참고문헌

- (1) Elber, W., 1971, "The Significance of Fatigue Crack Closure," *ASTM STP 486*, pp. 230~242.
- (2) Kikukawa, M., Jono, M. and Tanaka, K., 1976, "Fatigue Crack Closure Behavior at Low Stress Intensity Levels," *Proc. ICM 2*, pp. 254~277.
- (3) Carman, C. D., Turner, C. C. and Hillberry, B. M., 1988, "A Method for Determining Crack Opening Load from Load-Displacement Data," *Mechanics of Fatigue Crack Closure*, ASTM STP 982, pp. 214~221.
- (4) Donald, J. K., 1988, "A Procedure for Standardizing Crack Closure Levels," *Mechanics of Fatigue Crack Closure*, ASTM STP 982, pp. 222~229.
- (5) Roberson, L. J. and Kirk, M. T., 1988, "A Statistical Approach to Crack Closure Determination," *Mechanics of Fatigue Crack Closure*, ASTM STP 982, pp. 230~246.
- (6) Kim, C. Y. and Song, J. H., 1993, "An Automated Procedure for Determining Crack Opening Level from Differential Displacement Signal Data," *Int. J. Fatigue*, Vol. 15, pp. 301~309.
- (7) ASTM, 1995, *Annual Book of ASTM standards*, ASTM E647-95, Philadelphia, Vol. 03.01, pp. 603~606.
- (8) Kang, J. Y. and Song, J. H., 1998, "Neural Network Applications in Determining the Fatigue Crack

- Opening Load," *Int. J. Fatigue*, Vol. 20, No. 1, pp. 57-69.
- (9) 이재규, 1996, "UNIK를 이용한 전문가시스템의 개발," 법영사, 서울, pp. 183-253.
- (10) Fausett, L., 1994, *Fundamentals of Neural Networks*, Prentic-Hall Inc., New Jersey, pp. 289-330.
- (11) Haykin, S., 1994, *Neural Networks*, Macmillan, New York, pp. 138-229.
- (12) 최상우, 이준현, 1997, "저면산란 초음파 신호 및 신경회로망을 이용한 균열크기 결정," 대한 기계학회 추계학술대회논문집(A), pp. 35-40.
- (13) 주원식, 조석수, 1996, "신경회로망을 이용한 고온 저사이클 피로균열성장 모델링에 관한 연구," 대한기계학회논문집(A), 제20권, 제9호, pp. 2752-2759.
- (14) Kim, C. Y. and Song, J. H., 1994, "Fatigue Crack Closure and Growth Behavior Under Random Loading," *Engng Fract. Mech.*, Vol. 49, pp. 105-120.
- (15) Jono, M., Song, J. and Kikukawa, M., 1984, "Fatigue Crack Growth and Crack Closure of Structural Materials Under Random Loading," *Proc. ICM*, Vol. 6, pp. 1735-1742.
- (16) ASTM, 1995, *Annual Book of ASTM standards*, ASTM E1049-85, Philadelphia, Vol. 03.01, pp. 726-734.