

# 역전파신경회로망을 이용한 피로균열성장과 수명 모델링에 관한 연구

조 석 수\* · 주 원 식\*\*  
(1999년 2월 12일 접수)

## A Study on Fatigue Crack Growth and Life Modelling using Backpropagation Neural Networks

Seok-Swoo Cho and Won-Sik Joo

**Key Words:** Fatigue Damage Modelling(피로손상모델링), Backpropagation Neural Networks(역전파신경회로망), Fatigue Crack Growth Rate(피로균열성장속도), Cycle Ratio(피로수명비), Estimated Mean Error(추정평균오차)

### Abstract

Fatigue crack growth and life is estimated by various fracture mechanical parameters but affected by load, material and environment. Fatigue character of component without surface notch cannot be evaluated by above-mentioned parameters due to microstructure of in-service material. Single fracture mechanical parameter or nondestructive parameter cannot predict fatigue damage in arbitrary boundary condition but multiple fracture mechanical parameters or nondestructive parameters can. Fatigue crack growth modelling with three point representation scheme uses this merit but has limit on real-time monitoring. Therefore, this study shows fatigue damage model using backpropagation neural networks on the basis of X-ray half breadth ratio  $B/B_0$ , fractal dimension  $D_f$  and fracture mechanical parameters can predict fatigue crack growth rate  $da/dN$  and cycle ratio  $N/N_f$  at the same time within engineering estimated mean error(5%).

### 1. 서 론

기계나 구조물에서 일어나는 파괴는 설계나 사용조건 및 환경요인에 따라 다양하며 공학적 해석 정밀도가 향상된 지금에도 무수한 파괴 및 파손사고는 끊임 없이 일어나고 있다. 이러한 파괴 원인은 다양한 환경인자를 포함한 피로파괴가 대부분을 차지한다. 따라서 피로파괴 및 파손을 평가하는 방법의 확립은 구조물 및 부재의 설계에 대단히 중요한 역할을 다하고 있다.<sup>(1)</sup>

피로균열성장속도는 Paris<sup>(2)</sup>가 제안한 응력확대

계수범위  $\Delta K$ 나 Elber<sup>(3)</sup>가 제안한 균열단합개념을 기초로 하는 유효응력확대계수  $\Delta K_{eff}$ 를 이용하여 평가되고 있다. 또한 피로수명은 고사이클 피로 영역의 경우 Wohler<sup>(4)</sup>가 제안한 응력진폭  $\Delta \sigma$ 와 파단 반복수  $N_f$ 관계를, 저사이클 피로영역의 경우 소성변형률범위  $\Delta \epsilon_p$ 와 파단 반복수  $N_f$ 관계에 기초를 둔 Manson-Coffin 식<sup>(5)</sup>을 이용하여 평가되고 있다. 그외에도 균열선단부근에서 항복역이 큰 대규모항복상태를 나타내는 탄소성파괴역학 파라미터인  $J$ 적분을 상술의 Paris식으로 응용한  $J$ 적분범위  $\Delta J$ 를 피로균열성장이나 수명평가에 적용하고 있으나 피로하중과 같이 제하과정을 포함하는 경우  $J$ 적분의 정의에 위배되므로  $J$ 적분을 피로파괴거동에 적용하는 것은 곤란하다.<sup>(6)</sup>

한편, 각 재료의 피로저항성은 상술의 파괴역

\* 회원, 삼척대학교 자동차공학과  
E-mail : sscho@samchok.ac.kr  
TEL : (0397)570-6394 FAX : (0397)574-2993  
\*\* 회원, 동아대학교 기계공학과

학적 파라미터를 이용하여 평가하고 있으나 다양한 하중과 재료 및 환경적 요인에 의하여 피로균열성장속도와 피로수명은 현저한 차이를 보이고 있다. 특히, 표면에 노치가 없거나 미소한 결함이 존재하는 경우의 피로수명이나 피로균열성장속도는 미시적 조직에 영향을 강하게 받기 때문에 상술의 거시균열의 평가방법을 그대로 적용할 수 없다. 따라서 피로손상은 상술의 다양한 인자에 의하여 영향을 받으므로 단일 역학적 파라미터로 평가하는 경우 손상의 진행도와 평가파라미터 사이에 상당한 오차를 발생하게 된다. 이러한 문제는 임의의 경계조건에 있는 피로손상을 다양한 환경의 파라미터를 동시에 사용하여 비교 평가한다면 그 파라미터중 반응하는 파라미터로서 해결될 수 있다.

주 등<sup>(6)</sup>은 STS 304강을 이용한 고온저사이클 피로균열성장기동을 다양한 탄소성파괴역학파라미터로 평가한 것을 기초로 신경회로망의 입력층을 탄소성파괴역학파라미터로, 출력층을 균열성장속도로 각각 설정한 피로균열성장모델링을 수행하였다. 각 실험데이터를 두점과 삼점표현방식(two and three point representation scheme)으로 처리하고 미학습실험조건에 대한 균열성장속도  $da/dN$ 를 5%이내에서 예측함으로써 균열성장속도를 예측하는 기존의 실험식이 가지는 오차범위 -50~+100%를 공학적 오차수준으로 끌어 내렸다.

Yagawa 등<sup>(7)</sup>은 고온용 재료의 응력-변형률 선도를 신경회로망으로 모델링하였다. 입력층과 출력층의 유닛을 각각 소성변형률  $\epsilon_p$ , 배응력  $Y$ 와 항응력  $R$  및 소성변형률  $\epsilon_p$ 에 대한 배응력  $Y$ 와 항응력  $R$ 의 기울기로 설정하여 학습시킨 뒤 미학습데이터에 대한 응력-변형률 선도를 예측한 결과  $\pm 3\%$ 이내의 추정평균오차가 발생하였다.

또한 Wu 등<sup>(8)</sup>은 반복압축하중을 받는 콘크리트의 반복응력-변형을 관계를 삼점표현방식으로 표현하고 그 데이터를 신경회로망의 학습데이터로 처리하여 제하과정(unloading process)을 일반화하여 6 사이클재의 응력-변형을 관계를 공학적 오차범위내에서 예측함으로써 신경회로망이 재료의 역학적 거동을 쉽게 모델링할 수 있음을 보였다. 그러나 상술의 모델링 방법은 실험 데이터를 평가하는 파라미터를 다양하게 사용하지 못하고 모델링하려는 곡선 기울기를 이용하고 있기 때문에 실시간적으로 손상을 평가할 수 없다.

따라서 본 연구에서는 인간의 신경세포를 모델화한 역전파 신경회로망(backpropagation neural networks)을 기초로 X선 반가폭비  $B/B_0$ , 프랙탈 차원  $D_f$ , 파괴역학파라미터들을 학습데이터로 처리함으로써 상술의 모델링이 커브 피팅(curve fitting)에 주력하는데 국한됨으로서 오는 평가 방법의 한계를 극복하고자 한다. 즉, 피로실험에서 얻는 균열성장속도  $da/dN$ 와 피로수명비  $N/N_f$ 를 단일 파괴역학 및 비파괴 파라미터로 평가하는 것이 아니라 상술의 파라미터를 동시에 사용함으로써 피로손상을 종합적으로 진단할 수 있는 피로손상네트워크를 구축하고자 한다.

## 2. 신경회로망의 이론적 배경

### 2.1 신경회로망의 구조와 학습 알고리즘

Fig. 1은 역전파 신경회로망의 층상구조를 나타내고 있다.<sup>(9)</sup> 그림에서 하나의 원은 신경회로망에서 사용되는 가장 기본 단위인 뉴런을 나타내고 있고, 이러한 뉴런들을 모은 최소 단위가 하나의 층(layer)을 구성하게 된다. 신경회로망은 이러한 층을 종방향으로 적층하여 입력층 유닛과 은닉층 유닛사이를 결합계수  $\omega_{ji}$ 로, 은닉층 유닛과 출력층 유닛 사이에는  $\omega_{kj}$ 로 각각 연결시킴으로써 정보처리 시스템을 구축하게 된다.

역전파 신경회로망은 출력층의 각 유닛에 대하여 원하는 출력값(target value)을 얻기 위해 신경회로망에 입력된 패턴에 대한 실제 출력값을 조절하므로써 학습을 완료하게 되는 것이다.

신경회로망의 학습이 완료되었다는 것은 입력층과 출력층 데이터 사이에 존재하는 패턴인식을 잡아내어 결합계수 행렬로 신경회로망내에 저장하는 것이다. 이러한 결합계수 행렬에 학습되지 않은 입력층 데이터를 열 벡터(column vector)의 형태로 신경회로망에 대입하면 새로운 출력 데이터를 구할 수 있고, 만약 이러한 출력층 데이터가 목표값에 수렴된다면 신경회로망은 일반화능력을 가지고 있다고 말한다.

입력 패턴  $P$ 의 목표값과 실제 출력값의 오차 함수  $E_p$ 는 다음 식 (1)과 같이 나타낸다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (1)$$

단,  $E_p$  : 데이터 패턴  $P$ 에 대한 오차의 제곱

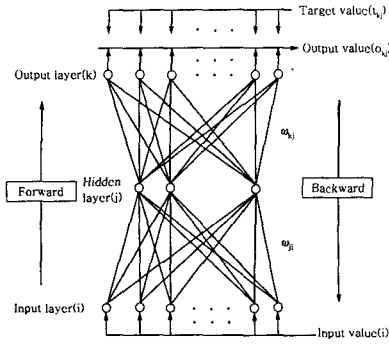


Fig. 1 Block of backpropagation neural networks

$t_{kj}$  : n번째층의 j번째 유닛의 목표값

$o_{kj}$  : n번째층의 j번째 유닛의 출력값

또한 각 유닛 사이의 결합계수를 변화시키기 위하여 오차함수  $E_p$ 를 최급강하(gradient descent)시키면 다음 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta_p w_{ji}(n+1) = \eta \delta_{kj} o_{ji} + \alpha \Delta_p w_{ji}(n) \quad (2)$$

단, n : 반복학습횟수

$\eta$  : 학습계수(learning rate)

$\alpha$  : 모우멘트계수(momentum rate)

피로손상모델링을 수행할 때 신경회로망의 학습과 일반화능력은 신경회로망의 출력값과 목표값의 차이인 추정평균오차를 기초로 평가하였으며 추정평균오차의 정의는 다음과 같다.

$$\psi = \frac{1}{r} \sum_{p=1}^r \frac{|\psi_{neuro}(p) - \psi(p)|}{|\psi(p)|} \quad (3)$$

여기서  $\psi(p)$ 는 입력층 유닛에 대한 목표값이며  $r$ 은 학습과 일반화에 사용한 학습 데이터 수이고  $\psi_{neuro}(p)$ 는 입력층 유닛에 대한 신경회로망의 출력값을 나타낸다. 또한 추정평균오차가 0.05이내로 접근될 때, 피로손상모델링이 공학적 오차범위내에서 수렴한 것으로 가정하여 이 범위를 한계 오차 범위로 설정한다.

### 3. 파괴와 비파괴적 파라미터를 이용한 피로손상의 평가

본 논문에서 사용한 시험편은 곡률반경이 39mm 인 평판 시험편으로서 직경 50 $\mu$ m, 길이 10 $\mu$ m되는 미소원공결함이 도입되어졌다. 미소원공결함을 가진 시험편은 평화재에 비하여 2530에서 4780 사이클 정도 작으므로 미소원공결함의 존재로 인한 반복수 변화는 그다지 크지 않았다. 이러한 결과는 미소원공결함이 임계균열크기이하이므로 피로강도에서 나타나는 통계학적 특성이 더 크게 작용한 것으로 생각된다. 이와 같이 본 연구에서 평화재와 유사한 파단 사이클을 가지는 미소원공결함재를 사용한 것은 주균열이 미소원공결함에서 성장하므로 미소원공결함만 관찰하면 주균열의 균열성장속도를 쉽게 관찰할 수 있기 때문이다. 또한, 피로시험은 생크형 평면굽힘피로시험기 (Mori testing machine co., model 5171)를 이용하여 응력비가 -1이 되도록 제어되어 졌다.<sup>(10)</sup> 또한 균열성장속도  $da/dN$ 과 피로수명비  $N/N_f$ 를 평가하는 방법은 주 등<sup>(10~12)</sup>이 수행한 AI 2024-T3합금의 실험 결과를 기초로 하고 있고 각 응력진폭에 대한 균열성장속도실험, X선 회절실험, 프랙탈 차원 실험등은 임의의 반복수비에서 동시에 수행하였다.

#### 3.1 $(\Delta \sigma / \sigma_{ys})^m a^n$ 에 의한 균열성장속도 $da/dN$ 의 평가

표면미소균열의 균열성장속도  $da/dN$ 를 응력확대계수범위  $\Delta K$ 로 평가하면 응력진폭의 영향을 받아 일의적 평가를 수행할 수 없다.<sup>(13)</sup> 따라서 본 연구에서는 균열성장속도  $da/dN$ 에 영향을 미치는 인자로서 응력파라미터인 응력진폭  $\Delta \sigma$ , 재료특성파라미터인 항복응력  $\sigma_{ys}$ , 피로균열길이  $a$ 를 고려하여 각 응력진폭에 대한 균열성장속도 식을 다음과 같은 회귀식을 기초로 만들었다.

$$da/dN = A(\Delta \sigma / \sigma_{ys})^m \quad (4)$$

$$da/dN = B(a)^n \quad (5)$$

지수  $m$ 은  $da/dN - (\Delta \sigma / \sigma_{ys})$ 선도에서의 평균 기울기를 나타내는 것으로 본 재료의 경우 4.64의 값을 가지고 있다. 또한, 지수  $n$ 은  $da/dN - a$ 선도에서의 평균 기울기를 나타내는 것으로 본 재료의 경우 0.67를 가지고 있다.

Fig. 2는 상술의 식 (4)와 (5)에서 사용한 무차원 파라미터  $(\Delta \sigma / \sigma_{ys})$ 와 피로균열길이  $a$ 를 기초로 하는 파괴역학 파라미터  $(\Delta \sigma / \sigma_{ys})^{4.64} a^{0.67(7)}$ 로 균열성장속도  $da/dN$ 를 평가한 것이다.<sup>(14)</sup>  $(\Delta \sigma /$

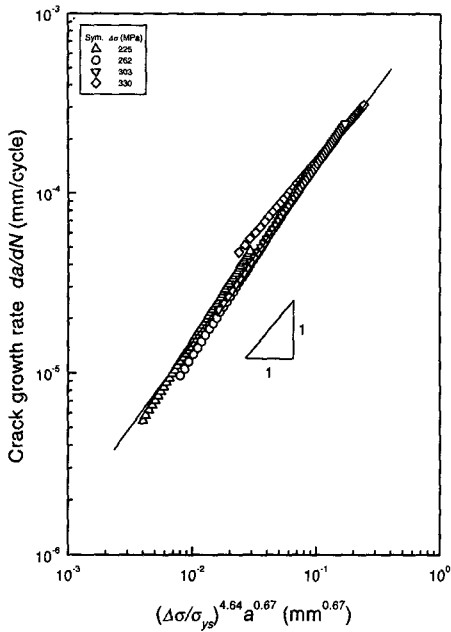


Fig. 2 Relation between crack growth rate  $da/dN$  and  $(\Delta \sigma / \sigma_{ys})^{4.64} a^{0.67}$

$\sigma_{ys})^{4.64} a^{0.67}$ 에 따른 균열성장속도  $da/dN$ 는 응력진폭  $\Delta \sigma$ 에 크게 영향을 받지 않고 하나의 밴드를 형성하고 있으며, 각 응력진폭에 대하여 선형적 관계가 성립하고 있다.  $\Delta \sigma$ 에 대한 평균 기울기는 1로서 균열성장속도  $da/dN$ 는  $(\Delta \sigma / \sigma_{ys})^{4.64} a^{0.67}$ 에 대하여 선형적 관계가 성립하고 있다.

### 3.2 X선 반가폭비 $B/B_0$ 에 의한 피로수명비 $N/N_f$ 의 평가

X선 입사각  $\psi$ 가  $0^\circ$ 가 되도록 시험편을 셋팅하고 각 반복수비에 따른 X선 회절강도곡선을 입사 X선에 대한 회절 X선을 계수관을 이용하여 구한다. 반가폭은 X선 회절강도곡선의 최대강도  $I_{max}$ 의 1/2인 위치에서의 도형 폭이다. 따라서 반가폭비  $B/B_0$ 는 초기피로수명비에서의 반가폭  $B_0$ 에 대한 임의의 피로수명비에서의 반가폭  $B$ 의 비를 의미한다.<sup>(15)</sup>

Fig. 3은 Al 2024-T3합금의 피로수명비  $N/N_f$ 의 변화에 따른 X선 회절선의 반가폭비  $B/B_0$ 의 변화를 나타낸 것이다.<sup>(10)</sup> 피로수명 초기에 X선 반가폭비  $B/B_0$ 가 급격히 감소하나 그 영역은 수 반복수에 해당되므로 그 데이터는 직선회귀 데이터에

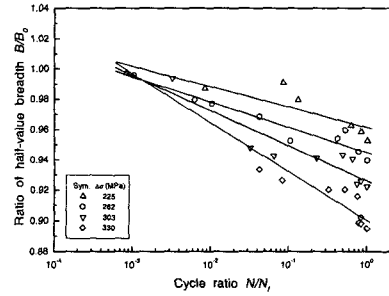


Fig. 3 Relation between ratio of half-value breadth  $B/B_0$  and cycle ratio  $N/N_f$

포함시키지 않아 본 그림에서는 생략하였다. 피로수명 초기를 제외한 영역에서의 X선 반가폭비  $B/B_0$ 는 피로수명비  $N/N_f$ 가 증가함에 따라 완만하게 감소하다가 말기에 피로수명 초기와 같이 급격히 감소하고 있다. 또한 그림에서 직선은 각 응력진폭에 대한 데이터를 최소자승법으로 직선회귀시켜 구한 것으로 직선의 기울기는 각 응력진폭에 따라 다르고 응력진폭이 크면 기울기도 커지고 있다. 따라서 피로수명비  $N/N_f$ 에 대한 X선 반가폭비  $B/B_0$ 의 변화에 대한 응력진폭  $\Delta \sigma$ 의 의존성이 나타나고 있으며, 응력진폭  $\Delta \sigma$ 가 증가할 수록 X선 반가폭비  $B/B_0$ 의 변화량이 증가되고 있다. 이러한 결과는 반복 슬립대의 생성과 이에 따른 미소균열의 생성 및 성장에 의하여 각 결정립의 결정면이 응력진폭과 반복수비에 대하여 상당히 민감하게 변하기 때문이라 생각된다.

### 3.3 프랙탈 차원 $D_f$ 에 의한 피로수명비 $N/N_f$ 의 평가

피로균열은 일차원적 직선이 아닌 불규칙한 형상을 가지고 있다. 특히, 작용 하중이 클수록 균열형상은 복잡해지므로 본 절에서는 이러한 균열 특성을 피로수명평가에 이용하고자 한다.

Mandelbrot<sup>(16)</sup>는 곡선 형상의 복잡성을 척도 계수(scale factor)의 대수에 대한 각 단계에서의 subpart 수의 대수 비인 프랙탈 차원  $D_f$ 를 제안하였다. 따라서 본 절에서는 피로수명비에 따른 균열형상의 복잡성을 프랙탈 차원을 이용하여 평가한다.

Fig. 4는 피로균열길이의 프랙탈 차원  $D_f$ 를 각 응력진폭의 피로수명비  $N/N_f$ 에 대하여 나타낸 것이다.<sup>(12)</sup> 피로수명비  $N/N_f$ 의 증가에 따라 그 프랙

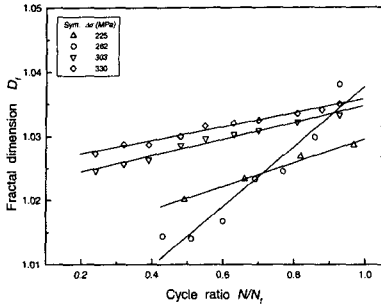


Fig. 4 Relation between fractal dimension  $D_f$  and cycle ratio  $N/N_f$

탈 차원  $D_f$ 도 증가하고 있다. 그리고 응력진폭  $\Delta\sigma$ 가 증가함에 따라 전체적인 프랙탈 차원  $D_f$ 도 증가하고 있으나 응력진폭  $\Delta\sigma = 262$  MPa인 경우 피로수명 초기에 각 응력진폭  $\Delta\sigma$ 에서 가장 낮은 프랙탈 차원  $D_f$ 를 보이다가 후기에 가장 높은 프랙탈 차원  $D_f$ 를 보여 큰 직선의 기울기를 나타내고 있다. 이러한 결과는 프랙탈 차원  $D_f$ 가 피로수명비  $N/N_f$ 에 따라 점진적으로 증가하나 초기균열형상과 재료조직 및 응력진폭에 강하게 의존하고 있어 단독 파라미터에 의하여 피로손상을 평가할 수 없음을 알 수 있다.

#### 4. 피로손상모델링의 결과와 검토

##### 4.1 피로손상모델링 파라미터와 데이터 패턴

신경회로망에 의한 피로손상모델링을 수행하기 위하여 학습 데이터는 응력진폭  $\Delta\sigma$ 가 225MPa, 262MPa, 330MPa을 기초로 하고 학습에 대한 일반화 데이터는 303MPa을 이용한다.

Fig. 5는 신경회로망을 이용한 피로손상모델링의 데이터 패턴을 나타낸 것으로 입력층 유닛은 응력진폭  $\Delta\sigma$ , X선 반가폭비  $B/B_0$ , 프랙탈 차원  $D_f$ , 균열길이  $a$ , 파괴역학파라미터  $(\Delta\sigma/\sigma_{ys})^{4.64}a^{0.67}$ 로, 출력층 유닛은 균열성장속도  $da/dN$ 와 피로수명비  $N/N_f$ 로 설정하였다.

Table 1은 피로손상모델링의 학습에 미치는 데이터 패턴의 영향을 평가하기 위한 신경회로망의 초기조건이다. 은닉층 수는 1개이고 그 유닛 수는 10개로 하였으며, 학습과 모우멘트계수는 각각 0.1과 0.9로, 각 응력진폭  $\Delta\sigma$ 에 대한 데이터 수는 51개, 반복학습횟수는 100,000회로 각각

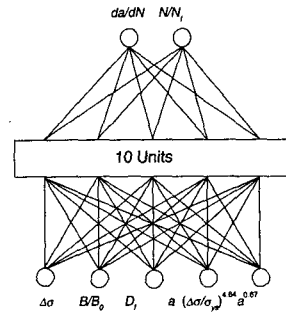


Fig. 5 Architecture of neural networks in fatigue damage modeling

Table 1 Initial conditions for learning of neural networks

Number of hidden layer	Number of hidden units	Learning rate	Momentum rate	Number of data	Number of epochs
1	10	0.1	0.9	51	100000

설정한다. 신경회로망 학습에 영향을 미치는 파라미터를 최적화시키기 위하여 최적화할 파라미터는 그 값을 변화시키고 나머지 파라미터는 Table 1의 신경회로망 초기 조건으로 설정한 값을 사용한다.

Table 2는 고려하는 파라미터의 학습추정평균 오차가 최소값을 보일 때의 파라미터 값을 나타낸 것으로 해당 파라미터의 최적화된 값으로 가정한다. 본 연구에서는 피로손상모델링에 사용하는 초기 신경회로망의 파라미터를 본 Table의 값을 사용한다.

또한 Table 3은 학습과 모우멘트 계수가 반복 학습횟수에 관계없이 고정되는 Table 2의 계수 고정법의 한계성을 극복하기 위하여 각 계수를 전 학습과정중에 반복학습횟수에 따라 연동적으로 변화시키는 계수연동법을 나타낸 것으로 Table 2에서 최적화시킨 계수조건도 case 5에 함께 표시하였다.

##### 4.2 피로손상모델링에 의한 피로손상의 예측

Table 2 Optimal conditions and estimated mean error for learning of neural networks

Parameter		Number of hidden layer	Number of hidden units	Learning rate	Momentum rate	Number of data	Number of epochs
Optimal conditions		1	6	0.9	0.9	51	2000000
Estimated mean error	$da/dN$	0.0738	0.0243	0.06523	0.13015	0.0243	0.0140
	$N/N_f$	0.01101	0.0100	0.02502	0.03908	0.0100	0.0049

Table 3 Change of momentum and learning rate with number of epochs

case	rate	epochs	20000	40000	60000	80000	100000
		learning rate	0.9	0.7	0.5	0.3	0.1
case 1	momentum rate	0.9	0.7	0.5	0.3	0.1	
	learning rate	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	
case 2	momentum rate	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	
	learning rate	0.9	0.7	0.5	0.3	0.1	
case 3	momentum rate	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	
	learning rate	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	
case 4	momentum rate	0.9	0.7	0.5	0.3	0.1	
	learning rate	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	
case 5	momentum rate	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	

4.2.1 초기학습조건의 최적화에 의한 피로손상의 예측

본 절 이후의 그림 중 학습과 관련된 Fig. 6, 8, 10에서의 심볼은 Fig. 2, 3, 4에서 사용한 실험조건과 동일한 것으로 신경회로망에 의한 학습결과를 나타낸 것이고 실선은 학습에 사용한 실험 데이터를 나타낸 것이다. 또한, 예측과 관련된 Fig. 7, 9, 11의 실선은 학습과 관련된 상술의 그림과 동일하나 점선은 신경회로망을 이용하여 피로균열성장속도와 피로수명비를 예측한 것을 나타낸 것이다.

Fig. 6, 7은 Table 2의 학습조건을 이용하여 최적화시킨 신경회로망을 기초로 AI 2024-T3 합금의 피로손상과정의 학습 및 일반화한 결과를 나타낸 것이다. 신경회로망의 학습에 따른 추정평균오차는 균열성장속도  $da/dN$ 이 0.014, 피로수명비  $N/N_f$ 가 0.0049로서 공학적 한계오차가 0.05이므로 상당히 낮은 오차이지만 일반화에 따른 추

정평균오차는 균열성장속도  $da/dN$ 는 0.151, 피로수명비  $N/N_f$ 는 0.2785으로써 공학적 한계 오차 범위를 벗어나게 된다. 이러한 결과는 학습데이터 중에서 X선 반가폭비  $B/B_0$ 와 프랙탈 차원  $D_f$ 를 신경회로망에서 사용하는 각 학습데이터의 최대값으로 스케일링한 범위가 각각 0.93376~1, 0.97182~1이므로 비록 학습이 충분히 수행되었다 하더라도 일반화를 수행하면 국소 최적해(local optima)에 빠지기 때문이다. 따라서 다음 항에서는 학습패턴에 대한 인식성이 열악한 데이터를 개선하기 위하여 데이터를 인공적으로 조절하는 데이터 변환법을 제안한다.

4.2.2 데이터 변환법에 의한 피로손상의 예측

데이터의 최대값으로 스케일링된 각 유니트 중 그 값의 범위가 극히 적은 데이터는 X선 반가폭비  $B/B_0$ 와 프랙탈 차원  $D_f$ 로서 피로수명비  $N/N_f$ 에 대하여 대단히 민감하게 반응한다. 따라서 상술

의 데이터는 다음 식에 의하여 최대값과 최소값 사이의 범위를 다른 데이터의 분포에 맞도록 변환되는 것이 필요하다.

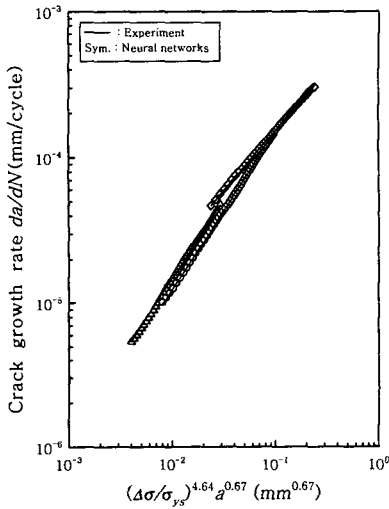
$$B/B_o' = 10(N/N_f) + B/B_o \quad (6)$$

$$D_f' = 10(N/N_f) + D_f \quad (7)$$

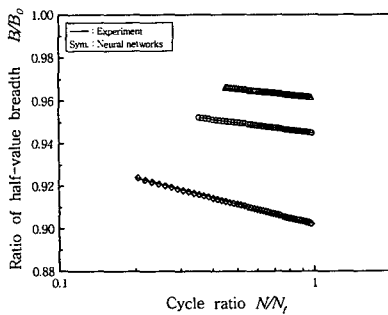
단,  $B/B_o'$  :  $B/B_o$ 의 변환된 값

$D_f'$  :  $D_f$ 의 변환된 값

상술의 식 (6), (7)에 의하여 변환된 데이터 값의 범위는  $D_f'$  가 0.62063~1, 0.27769~1로서 최대값과 최소값사이의 범위가 데이터를 변환하기 전보다 평균 0.50363만큼 더 증가하였다.



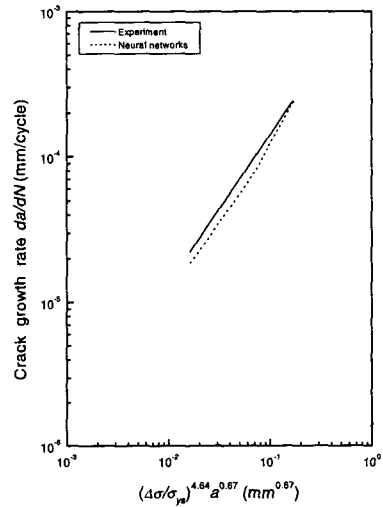
(a) Unit  $da/dN$  at output layer



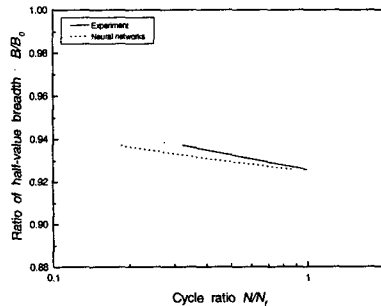
(b) Unit  $N/N_f$  at output layer

**Fig. 6** Crack growth rate  $da/dN$  and cycle ratio  $N/N_f$  learned by neural networks with initial learning conditions

Table 4는 Table 2에서 최적화시킨 신경회로망 구조를 이용하여 Table 3의 각 방식에 따른 학습과 일반화 결과를 각각 나타낸 것이다. 데이터를 변환하기 전의 초기계수조건과 변환된 후의 초기계수조건을 이용한 학습과 일반화 결과를 4.2.1항과 Table 4의 case 5를 이용하여 서로 비교하면 피로수명비  $N/N_f$ 의 일반화 결과를 제외하고는 후자가 훨씬 더 우수한 모델링 특성을 나타내고 있다. 특히, 균열성장속도  $da/dN$ 에 대한 일반화추정 평균오차는 데이터 변환 전에 비하여 데이터 변환 후의 경우 약 1/2로 감소하여 데이터 값의 범위에 크게 민감함을 알 수 있다.



(a) Unit  $da/dN$  at output layer

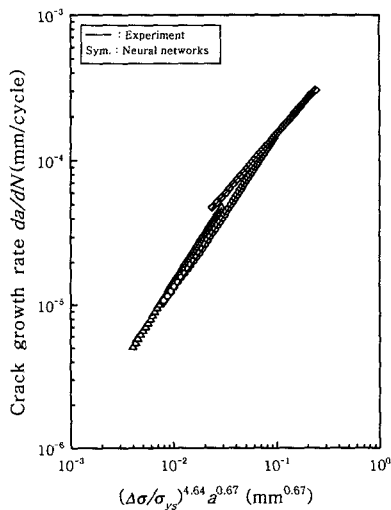


(b) Unit  $N/N_f$  at output layer

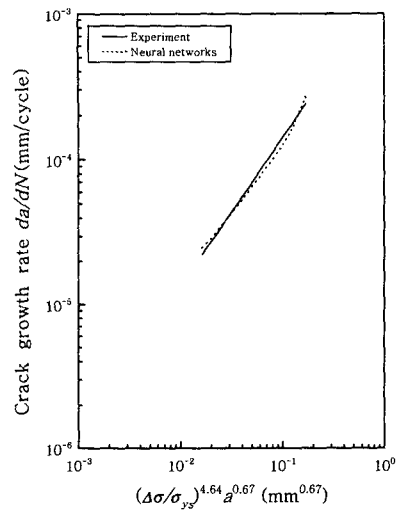
**Fig. 7** Crack growth rate  $da/dN$  and cycle ratio  $N/N_f$  predicted by neural networks with initial learning conditions

**Table 4** Estimated mean error of learning and generalization by neural networks with data transformation method

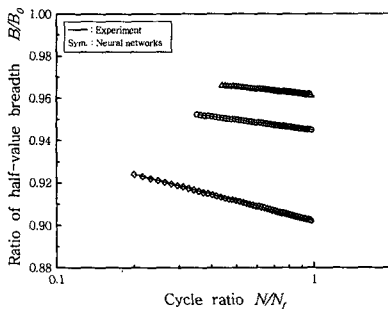
error		case	case 1	case 2	case 3	case 4	case 5
		Estimated mean error of learning	$da/dN$	0.0513	0.0111	0.0172	0.0168
	$N/N_f$	0.0098	0.0030	0.0039	0.0043	0.0047	
Estimated mean error of generalization	$da/dN$	0.0828	0.0732	0.0932	0.0488	0.0692	
	$N/N_f$	0.0541	0.2559	0.2265	0.0321	0.3053	



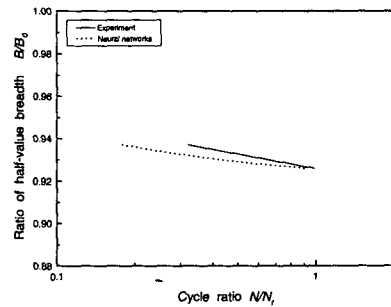
(a) Unit  $da/dN$  at output layer



(a) Unit  $da/dN$  at output layer



(b) Unit  $N/N_f$  at output layer



(b) Unit  $N/N_f$  at output layer

**Fig. 8** Crack growth rate  $da/dN$  and cycle ratio  $N/N_f$  learned by neural networks with data transformation method

**Fig. 9** Crack growth rate  $da/dN$  and cycle ratio  $N/N_f$  predicted by neural networks with data transformation method



Fig. 8, 9는 Table 4의 case 5에 대한 학습과 일반화 결과를 각각 나타낸 것이다. 균열성장속도  $da/dN$ 와 피로수명비  $N/N_f$ 에 대한 학습은 공학적 오차범위 0.05이내에 있으나 일반화는 그 범위를 벗어나고 있으며 특히, 피로수명비  $N/N_f$ 는 초기와 중기의 피로수명영역에서 큰 오차를 발생하고 있다. 또한 학습추정평균오차는 case 2가 가장 적으나 일반화추정평균오차는 가장 크게 나타나고 있으며 학습시 커다란 특징을 보이지 않았던 case 4가 가장 적게 나타나고 있다. 즉 피로손상 모델링에 사용한 데이터 패턴이 정확하게 맵핑되지 않았음에도 불구하고 일반화에 좋은 결과를 보이고 있으므로 신경회로망이 미학습데이터에 대하여 충분한 오류복구능력을 가지고 있음을 알 수 있다.

4.2.3 계수연동법에 의한 피로손상의 예측

Fig. 10, 11은 계수연동법중에서 학습추정평균오차가 다른 계수선택법에 비하여 상대적으로 크지만 일반화추정평균오차가 가장 적은 case 4의 학습과 모멘트계수를 기초로 신경회로망을 학습시킨 결과와 일반화에 의하여 피로손상을 예측한 결과를 각각 나타낸 것이다. 추정평균오차는 균열성장속도  $da/dN$ 의 경우 0.0488, 피로수명비  $N/N_f$ 는 0.0321로서 공학적 한계오차 범위 0.05이내에 있음을 알 수 있다. 또한 Table 2에서 신경회로망의 구조를 최적화시키기 위한 모델링 파라미터와 본 절의 계수선택법에 의한 모델링 파라미터사이에 차이가 나는 것은 데이터 변환법에 의하여 신경회로망의 구조를 인식하는 연결강도가 달라졌기 때문인 것으로 생각된다.

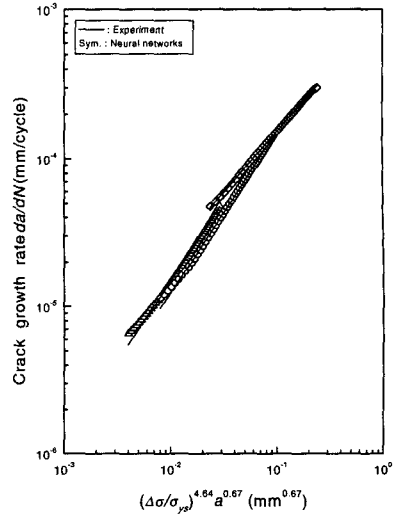
4.2.4 균열성장법칙과 신경회로망에 의한 피로수명비  $N/N_f$ 의 예측

본 절에서는 균열성장법칙과 신경회로망에 의한 피로수명비  $N/N_f$ 를 예측하기 위하여 우선 Fig. 2의 파괴역학 파라미터  $(\Delta\sigma/\sigma_{ys})^{4.64} a^{0.67}$ 와 균열성장속도  $da/dN$ 에 대한 다음의 관계식을 이용하여 피로수명비  $N/N_f$ 를 구하였다.<sup>(14)</sup>

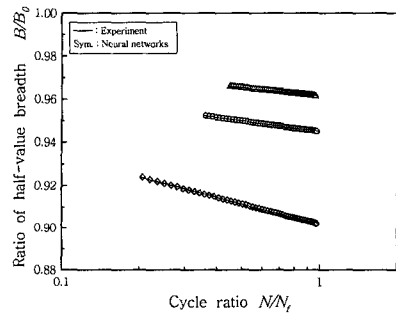
$$\begin{aligned} \frac{da}{dN} &= \frac{1}{C} [(\Delta\sigma/\sigma_{ys})^m a^n] \\ &= 1.43 \times 10^{-3} [(\Delta\sigma/\sigma_{ys})^{4.64} a^{0.67}] \end{aligned} \quad (8)$$

여기서, C는 재료상수로서  $1/1.43 \times 10^{-3}$ 이다.

식 (8)의 양변을 균열길이  $a$ 와 반복수  $N$ 의 항



(a) Unit  $da/dN$  at output layer

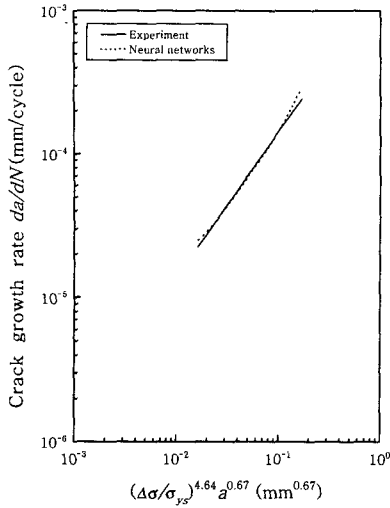


(b) Unit  $N/N_f$  at output layer

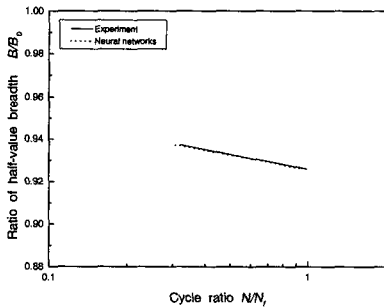
Fig. 10 Crack growth rate  $da/dN$  and cycle ratio  $N/N_f$  learned by neural networks with floating rate method

$$\begin{aligned} dN &= C \left( \frac{\sigma_{ys}}{\Delta\sigma} \right)^m \left( \frac{1}{a} \right)^n da \\ \int_0^{N_f} dN &= \int_0^{N_f} C \left( \frac{\sigma_{ys}}{\Delta\sigma} \right)^m \left( \frac{1}{a} \right)^n da \\ N &= C \left( \frac{\sigma_{ys}}{\Delta\sigma} \right)^m \int_0^{a_f} \left( \frac{1}{a} \right)^n da \\ &= C \left( \frac{\sigma_{ys}}{\Delta\sigma} \right)^m \left[ \ln \frac{a_f}{a_0} \right]^n \end{aligned} \quad (9)$$

으로 분리한 뒤 적분하면 파단 반복수  $N_f$ 는 다음과 같다. 위식에서  $a_0$ 는 초기균열길이로서 미소 원공결 함크기인 0.05mm로,  $a_f$ 는 파단균열길이로



(a) Unit  $da/dN$  at output layer

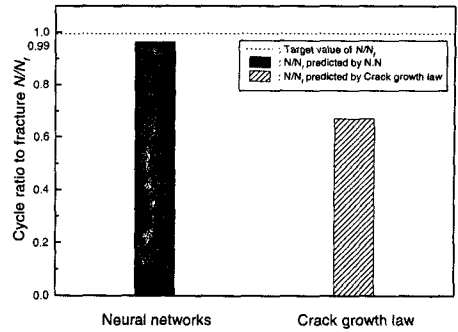


(b) Unit  $N/N_f$  at output layer

**Fig. 11** Crack growth rate  $da/dN$  and cycle ratio  $N/N_f$  predicted by neural networks with floating rate method

서  $a-N$  관계에서 유도된 회귀식을 이용하여  $N/N_f=0.99$ 에 대응하는 균열길이를 설정한다. 식 (9)를 이용하여  $\Delta \sigma = 303\text{MPa}$ 일 때 파단반복수  $N_f$ 를 구하면 29078 반복수이나 실제 파단반복수  $N_f$ 는 43400이므로 실제 파단반복수에 대한 예측 파단반복수는 약 33%의 오차를 발생하고 있다. 이러한 결과는 균열성장법칙이 균열발생반복수  $N_f$ 를 고려하지 않기 때문에 일어나는 현상으로 균열발생시기가 대체적으로 늦은 석출형 고강도 재료에서는 필연적으로 일어나는 현상으로 설명할 수 있다.

Fig. 12는 Fig. 2의  $(\Delta \sigma / \sigma_{ys})^{4.64} a^{0.67}$ 와 균열성장



**Fig. 12** Prediction of cycle ratio  $N/N_f$  by neural networks and crack growth law

속도  $da/dN$ 으로 회귀된 식 (8)을 기초로 예측한 피로수명비  $N/N_f$ 와 X선 반가폭비  $B/B_0$ 와 프랙탈 차원  $D_f$  및 다양한 파괴역학 파라미터를 입력층 유닛으로 하는 신경회로망을 이용하여 예측한 피로수명비  $N/N_f$ 를 서로 비교한 그림이다. 그림에서 알 수 있는 것처럼 실제 파단피로수명비  $N/N_f = 0.99$ 에 대하여 균열성장법칙을 이용하여 구한 파단피로수명비  $N/N_f$ 는 0.67이고 다양한 파라미터에 의하여 신경회로망으로 구한 파단피로수명비  $N/N_f$ 는 0.963으로 예측된다. 이러한 결과는 신경회로망이 입력층 유닛 중 프랙탈 차원  $D_f$ 와 반가폭비  $B/B_0$ 를 포함하고 있어 피로균열발생수명  $N_f$ 가 학습과정에서 인식되어졌기 때문이라 생각된다. 따라서 기존의 파손 및 파괴과정을 신경회로망으로 학습하여 최적화시킨 결합계수행렬을 이용한다면 미지의 실험조건에 대한 피로손상을 공학적 한계 오차 범위내에서 예측할 수 있으므로 기존의 단일 파라미터중에서  $(\Delta \sigma / \sigma_{ys})^{4.64} a^{0.67}$ 나 프랙탈 차원  $D_f$ 로 피로수명비  $N/N_f$ 를 평가할 때 발생하는 오차를 충분히 극복할 수 있다.

### 5. 결론

비파괴적 방법 및 파괴역학 파라미터를 이용한 각종 구조물의 피로손상은 각 역학적 파라미터 사이의 수학적 보간법에 의하여 추정되고 있으나 단일 파라미터로 피로손상을 평가하게 되면 균열성장속도  $da/dN$ 과 피로수명비  $N/N_f$ 의 추정에 상당한 오차를 초래하게 된다. 따라서 본 연구에서

는 X선 반가폭비  $B/B_0$ 와 프랙탈 차원  $D_f$  및 다양한 역학적 파라미터를 입력층 유니트로 하는 신경회로망을 기초로 피로손상을 예측하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 초기학습조건을 이용하여 최적화시킨 신경회로망은 균열성장속도  $da/dN$ 의 경우 학습이나 일반화과정에서 공학적 오차범위에 상당히 접근하고 있으나 피로수명비  $N/N_f$ 는 그 범위를 벗어 나고 있다.

(2) 신경회로망의 학습과 일반화능력은 원시데이터의 최대값으로 스케일링하여 사용하는 것 보다 데이터의 인식성을 높여 주는 방향으로 스케일링하는 것이 훨씬 더 향상되었다.

(3) 모우멘트 계수를 0.9에서 0.1로, 학습계수를 0.1에서 0.9로 증가시키는 계수연동법을 이용한 신경회로망이 학습에서는 그다지 좋은 결과를 보이지 않지만 미학습실험조건에 대한 피로손상을 예측하는 능력은 가장 우수하다.

(4) 비파괴 및 다양한 파괴역학 파라미터를 기초로 미지의 실험조건에 대하여 피로손상을 예측할 수 있는 신경회로망을 구축하므로써  $(\Delta \sigma / \sigma_{ys})^{4.64} a^{0.67}$ 와 프랙탈 차원  $D_f$ 로 피로수명비  $N/N_f$ 를 평가할 때 발생하는 추정평균오차를 극복할 수 있다.

### 참고문헌

- (1) 주원식, 오세욱, 허정원, 조석수, 1994, "SUS 304강의 크리프 온도역에 있어서 피로균열성장 거동에 관한 연구," 대한기계학회논문집, 제18권, 제3호, pp. 548~554.
- (2) Paris, P. C., and Erdogan, F., 1963, *ASME Transactions, Ser., D*, 85, p. 529.
- (3) Elber, W., 1970, "The significance of Fatigue Crack Closure," *Damage Tolerance in Aircraft Structures, STP-486*, ASTM, pp. 230~243.
- (4) Wöhler, A., 1860, "Versuche über die Festigkeit der Eisenbahnwagen-Achsen," *Zeitschrift für Bauwesen*.
- (5) Coffin, L. F., Jr., 1954, "A Study of the effects of Cyclic Thermal Stresses in a Ductile Metal," *ASME Transactions*, Vol. 16, pp. 931~950.
- (6) 주원식, 조석수, 1996, "신경회로망을 이용한 고온 저사이클 피로균열성장 모델링에 관한 연구," 대한기계학회논문집(A), Vol. 20, No. 9, pp. 2752~2759.
- (7) 奥田洋司, 宮崎博, 矢川元基, 1996, "ニューラルネットワークを用いた非弾性応答のモデリング," *日本機械學會論文集(A)*, Vol. 62, No. 597, pp. 1284~1290.
- (8) X-Wu, J. Ghabousi., 1993, "Modeling The Cyclic Behavior of Concrete Using Adaptive Neural Network," *Computational Mechanics*, Vol. 1, pp. 1319~1329.
- (9) 김대수, 1989, *Neural networks - Theory and Application*, 하이테크정보, 서울, pp. 97~144.
- (10) 주원식, 박승용, 김득진, 조석수, 장득열, 1998, "평균기울기법에 의한 Al 2024-T3합금의 X선 반가폭과 피로수명비의 관계," '98년도 한국정밀공학회 추계학술대회논문집(II), pp. 881~886.
- (11) 김민철, 1998, "역전파 신경회로망을 이용한 통합형 피로손상모델링에 관한 연구," 동아대학교 석사학위논문, 동아대학교, pp. 11~22.
- (12) 장득열, 조석수, 김득진, 1998, "평면굽힘하중을 받는 표면미소균열의 프랙탈 특성에 관한 연구," 삼척대학교 논문집, 제31집, pp.35~49.
- (13) Tanaka. K, Hishide. T and Maekawa. O, 1982, "Surface-crack Propagation in Plane Bending Fatigue of Smooth Specimen of Low-Carbon Steel," *Eng. Frac. Mech.* Vol. 16, No.2, p. 207.
- (14) 西谷弘信, 後藤眞宏, 1985, "微少き裂伝ば則と部材の疲勞壽命との關係," *日本機械學會論文集 (A)*, Vol. 51, No. 462, pp. 332~341.
- (15) 박승용, 김득진, 조석수, 주원식, 홍순혁, 1998, "X선 반가폭을 이용한 SPCC강의 피로수명평가에 관한 연구," '98 한국자동차공학회 춘계학술대회논문집 (II), pp. 768~774.
- (16) Mandelbrot, B. B., 1983, *The Fractal Geometry of Nature*, Freeman, Sanfrancisco, pp. 25~29.