

인공 신경망을 이용한 크리프-피로 상호작용시 수명예측기법에 관한 연구

A Study on the Life Prediction Method using Artificial Neural Network under Creep-Fatigue Interaction

권영일*, 김범준**, 임병수***
Youngil Kwon, Bumjoon Kim, Byeongsoo Lim

ABSTRACT

The effect of tensile hold time on the creep-fatigue interaction in AISI 316 stainless steel was investigated. To study the fatigue characteristics of the material, strain controlled low cycle fatigue(LCF) tests were carried out under the continuous triangular waveshape with three different total strain ranges of 1.0%, 1.5% and 2.0%. To study the creep-fatigue interaction, 5min., 10min., and 30min. of tensile hold times were applied to the continuous triangular waveshape with the same three total strain ranges. The creep-fatigue life was found to be the longest when the 5min. tensile hold time was applied and was the shortest when the 30min. tensile hold time was applied. The cause for the shortest creep-fatigue life under the 30min. tensile hold time is believed to be the effect of the increased creep damage per cycle as the hold time increases. The creep-fatigue life prediction using artificial neural network(ANN) showed closer prediction values to the experimental values than by the modified Coffin-Manson method.

주요기술용어 : Artificial neural network(인공 신경망), Low cycle fatigue(저주기 피로), Creep-fatigue interaction(크리프-피로 상호작용), Creep-fatigue life(크리프-피로 수명), Life prediction(수명 예측), Hold time(유지 시간)

Nomenclature

$\Delta\epsilon_t$: total strain range
 $\Delta\epsilon_p$: plastic strain range
Nf : creep-fatigue life
th : hold time
 ν : frequency

* 회원, 산업기술정보원

** 회원, 성균관대학교 기계공학과 대학원

*** 회원, 성균관대학교 기계공학부

1. 서론

스테인리스 강은 고온 강도 및 내 부식성이 우수하여 일반적으로 자동차의 배기 가스계통 및 머플러 등에 사용된다. 특히 오스테나이트계 스테인리스 강은 고온강도가 뛰어나기 때문에 자동차 외에도 고온 설비 등 작동온도가 높은 설비들의 배관계통에 쓰이고 있다.¹⁾

최근 대형 중화학 설비 및 원자력 발전소들이 계속적으로 증가하고 있으며, 특히 발전설비 중

보일러 및 터빈을 비롯한 석유화학 설비의 압력 용기, 대형 배관 계통 등과 같이 고온·고압 하에서 장시간 운전 이력을 갖는 고온 기기가 증가하고 있다. 또한 제작 및 설치 가동연도가 증가함에 따라 이들 고온, 고압의 설비가 점차 노후화되고 있으므로, 고온에서 사용되고 있는 설비 중 터빈 및 보일러 헤더, 항공기의 엔진, 원자력 발전소의 원자로, 정유 설비 및 석유화학 설비의 반응로 등에 쓰이는 재료에 대한 실제 설비의 기동·사용·정지 조건에 맞는 재료 열화 연구가 필요하다.

특히, 원자력 발전소의 압력용기, 발전용 보일러 및 핵 반응로 등과 같은 고온 구조물들은 가동 혹은 가동 전후로 하여 고온에서 정적인 하중과 동적인 하중을 동시에 받게 되며 이로 인해 재료는 피로 손상과 더불어 크리프 손상을 받게 된다.²⁾

또한, 이러한 구조물들은 고온에서 일정한 범위의 변형량을 인장-압축 방향으로 받으며 유지시간(hold time) 동안에 응력완화(stress relaxation) 현상을 겪게 된다.

실험실적 규모에서 이와 같은 실구조물의 실제상황과 가장 유사한, 즉 크리프와 피로 변형이 동시에 가해지는 조건을 설정하기 위해 많은 연구가 진행되어 왔으며, 총 변형량 제어(total strain-controlled) 연속 저주기 피로(Low cycle fatigue: LCF) 실험시 인장 최대 변형률에서 유지시간(hold time)이 가해지는 경우에 대한 실험이 가장 널리 행해지고 있다.

인장 최대 변형률에서 유지시간을 가하면 응력완화($\Delta\sigma_r$) 현상이 발생하여 유지시간 동안 탄성변형의 일부가 소성변형으로 전환되는데, 이때 변형(율)속도를 약 $10^{-9}/\text{sec}$ 인 크리프 변형으로 간주하여 시간 의존적 손상(time-dependent damage)을 고려한 크리프-피로 상호작용에 관한 전반적인 연구가 진행되어왔다.³⁾

연구 초기에는 단순 피로균열 전파특성을 나타내는 파라미터를 적용하여 해석하였으나, 정적 하중 작용구간에서의 시간 의존적 거동을 평

가하기에는 부적절하였다.

이런 문제점을 개선하기 위해 크리프-피로 손상을 각각의 독립된 크리프 손상과 피로 손상으로 간주하여 이들을 선형손상법칙을 적용시켜 해석하였다.⁴⁾

그러나 이러한 선형손상법칙은 크리프-피로 상호작용의 영향을 배제한 것으로 단순히 전체 균열성장 거동의 정량적 수명평가 자료로만 제시될 수 있었다. 따라서 고온 구조물의 정확한 수명예측을 위해서는 피로균열의 생성 및 전파와 크리프 손상의 상호작용을 정확하게 이해하는 것이 매우 중요하다.

크리프-피로 상호작용에 관한 연구로는 재료 내부에 생긴 공공의 영향이나 균열선단 둔화의 영향, 산화의 영향 및 파단양상에 관한 몇몇 연구들이 수행되어져 왔으나 아직 크리프-피로 상호작용을 정확히 규명하기에는 미흡한 실정이다.⁵⁻⁸⁾

이러한 이유로 많은 연구자들이 피로와 크리프 손상의 상호작용을 규명하려고 노력하고 있으며, 이러한 연구들은 고온설비의 설계뿐만 아니라 고온설비의 효과적인 운용을 위한 잔여 수명 평가에 있어서 필수적이라 하겠다.

지금까지 고온재료의 크리프-피로 상호작용시의 수명예측을 위해 여러 방법들이 시도되었으나 실험에 의해 얻어진 값과 예측한 값들이 일부 영역에서는 잘 일치하나 전반적으로는 잘 일치하지 않는다는 문제점이 있었다. 이를 해결하기 위해 인공 신경망 이론을 크리프-피로 상호작용시의 수명예측 방법에 적용하여 연구를 수행하였다.

2. 실험 방법

2.1 시편 재료

본 실험에 사용된 재료는 오스테나이트계의 탄소함유량이 0.044%인 AISI 316 스테인리스강(장원특수강 제작)을 사용하였으며, 이 재료의 화학조성은 아래의 Table 1과 같다.

Table 1 Chemical composition of AISI 316 stainless steel (wt.%)

C	Si	Mn	P	S	Ni	Cr	Mo	N	Fe
0.044	0.44	1.38	0.035	0.0278	10.17	16.31	2.17	0.0082	Bal.

2.2 시편 열처리

모든 시편은 1130°C에서 20분간 용체화 처리 (solution treatment)를 한 후 수냉하여 제작하였다. 용체화 처리를 한 목적은 제조시 발생되었을 석출물들을 오스테나이트 단상구간에서 기지에 다시 고용시키기 위함이었으며, 수냉을 한 목적은 용체화후 냉각 과정에서 탄화물의 입계석출을 최소화 하기 위함이었다.

2.3 시편 제작

2.3.1 인장 실험용 시편

인장 시편은 KS B 0810에 준하여 14A호 시편으로 제작하였으며 그 형상은 Fig. 1과 같다.

2.3.2 크리프-피로 실험용 시편

피로 실험편의 형태는 ASTM E606-92에 준하여 제작한 button-head type의 저주기 피로(LCF) 시편이며 Fig. 2와 같다. 피로수명에 영향을 주

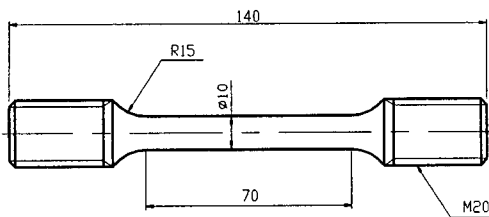


Fig. 1 Geometry of tension specimen

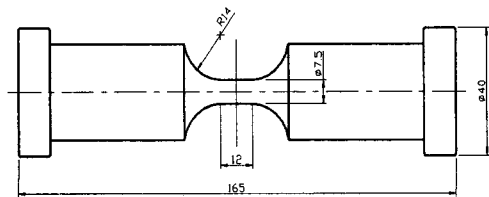


Fig. 2 Geometry of LCF specimen(unit : mm)

는 표면조도 효과를 배제하기 위해 기계가공 완료 후 시편표면에 생긴 기계가공흔 및 연마흔을 에머리 페이퍼(#600~1500)로 연마하여 경면을 얻었다.

2.4 인장 실험

10ton 용량의 전기유압식 Saginomiya Testing System으로 ASTM E 8에 준하여 상온 인장 실험을 수행하였고, ASTM E 21에 준하여 600°C에서 고온 인장 실험을 수행하였다.

2.5 크리프-피로 실험

AISI 316스테인리스 강을 사용하여 크리프-피로 상호작용을 고찰하기 위한 저주기 피로실험을 다음의 조건하에서 실시하였다.

- a) 분위기 : Air
- b) 온도 : 600°C
- c) 전체 변형량 범위($\Delta\epsilon_t$) : $\pm 1.0, \pm 1.5, \pm 2.0\%$
- d) 파형 : 단순 피로실험인 경우는 삼각파형, 인장 유지시간을 준 크리프-피로실험인 경우는 사다리꼴 파형
- e) 변형 속도 : $4 \times 10^{-3}/\text{sec}$
- f) 인장 유지시간(th) : 5분, 10분, 30분

이상의 조건하에서 실험하고 난 후 소성 변형량 범위($\Delta\epsilon_p$), 크리프-피로 수명(Nf) 등의 LCF 데이터를 분석하였다.

2.6 미세조직 및 파단면 관찰

용체화 처리 된 AISI 316 스테인리스강의 파단양상, 입계손상, 캐비티(cavity) 및 균열의 전파양상을 관찰하기 위해서 PHILIPS사의 XL30 ESEM-EFG을 이용하여 파단면을 관찰하였다.

3. 실험결과 및 고찰

3.1 인장 실험

상온과 600°C에서 인장 실험을 수행한 결과를 Table 2에 나타내었다.

Table 2에서 알 수 있듯이 항복강도와 인장 강

Table 2 Tensile properties of AISI 316 stainless steel

Temperature	Y.S(MPa)	U.T.S(MPa)	Elong.(%)	R.A(%)
R.T.	229.8	590.9	51.7	77.6
600°C	127.7	418.3	57.5	79.7

도가 600°C에서 현저히 떨어졌으며, 연신율과 단면 수축률이 약간 증가하였다.

3.2 크리프-피로 실험에 의한 수명예측

삼각 파형에 의한 단순 피로와 인장 유지시간을 부여한 사다리꼴 파형에 의한 크리프-피로 실험결과를 소성 변형량 범위($\Delta\epsilon_p$)와 크리프-피로 수명(N_f)의 관계로 Fig. 3에 나타내었다. 단순 피로($t_h=0$ min)에 비해 인장 유지시간을 부여한 경우 크리프-피로 수명이 크게 감소함을 알 수 있었으며, 이러한 현상은 전체 변형량 범위가 2.0% 및 1.5% 보다 1.0%일 경우에, 인장 유지시간이 5분 및 10분보다 30분인 경우에 수명감소가 더 현저하게 나타났다. 이는 유지시간이 길어짐에 따라 각 사이클 당 크리프 효과에 의한 재료의 손상이 더 커지기 때문인 것으로 사료된다.

인장 유지시간이 크리프-피로 수명에 미치는 영향을 조사하기 위해 인장 유지시간을 준 경우 크리프-피로수명(N_f)에 대한 단순피로의 수명(N_m)

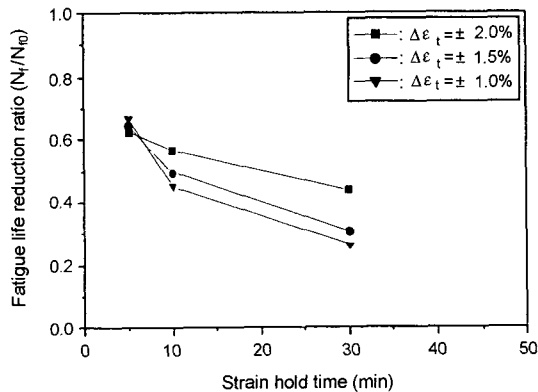


Fig. 4 Relationship between fatigue life reduction ratio and strain hold time(N_f : creep-fatigue life, N_m : pure fatigue life)

비율을 계산하여 인장 유지시간의 변화에 따른 피로수명 저하 비율을 Fig. 4에 나타내었다.

인장 유지시간이 크리프-피로 수명에 미치는 영향을 조사하기 위해 인장 유지시간을 준 경우 크리프-피로수명(N_f)에 대한 단순피로의 수명(N_m) 비율을 계산하여 인장 유지시간의 변화에 따른 피로 수명 저하 비율을 Fig. 4에 나타내었다. Fig. 4로부터 전체 변형량 범위가 2.0%보다 1.0%인 경우에, 인장 유지시간이 5분 및 10분보다 30분으로 증가함에 따라 수명감소비율이 현저하게 나타났다.

실험을 통해 얻어진 결과에 의한 크리프-피로 수명예측은 Coffin-Manson 접근법, modified Coffin-Manson 접근법 및 인공 신경망 접근법의 3가지 방법으로 수행하였으며, 각각의 접근법에 따른 실험값과 예측값의 편차를 비교하여 검토하였다.

1) Coffin과 Manson에 의하여 제안된^{2,9)} Coffin-Manson 접근법에 의한 크리프-피로 수명예측

$$\Delta\epsilon_p N_f^\beta = C \quad (1)$$

여기서 C와 β 는 시간 의존적 상수이다. 상수는 실험에 의하여 얻어진 $\Delta\epsilon_p$ 와 N_f 의 값을 이용하여 회귀 분석법(least mean square method)으로 구했다.(C: 17.333, β : 0.515)

Fig. 5는 Coffin-Manson식(1)에 의해 예측한 크리프-피로 수명 값과 실험에 의해 얻어진 크리프-피로 수명 값과의 관계를 나타내고 있으며, 대각선상의 실선으로 표시된 부분은 실험에 의해 얻어진 크리프-피로 수명 값들을 이용하여 log좌표로 그린 것이다. 시간 의존적 영향을 고려하지 않은 $\Delta\epsilon_p$ 와 N_f 만으로 이루어진 식(1)로부터 예측된 크리프-피로수명은 전체 변형량 범위가 1.0%인 경우보다 1.5%에서 2.0%로 커짐에 따라 인장 유지시간이 5분 및 10분에서 30분으로 길어지는 경우에 예측된 값들이 실험에 의해 얻어진 실험 값으로부터 크게 벗어남을 알 수 있었다. 이 결과로부터 크리프-피로 상호작용시 유지시간의 증가에 따른 영향이 고려되지 않음으로서 수명예측이 실험수명 값으로부터 최대

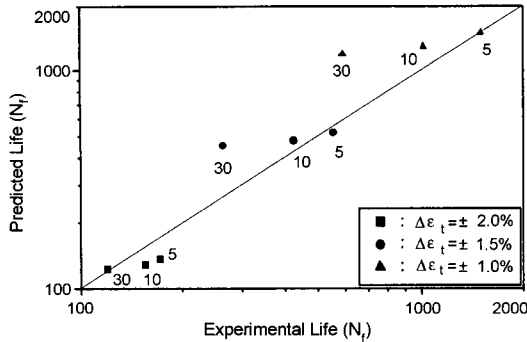


Fig. 5 Comparison between predicted life(Coffin-Manson) and experimental life

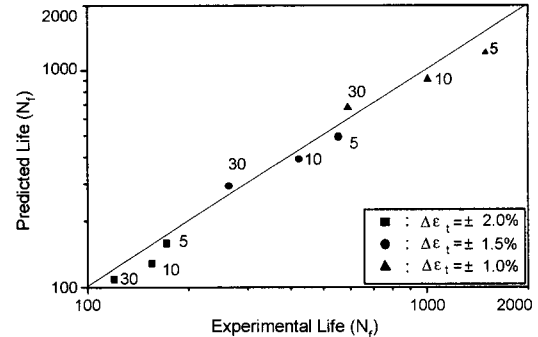


Fig. 6 Comparison between predicted life(modified Coffin-Manson) and experimental life

91.7%정도로 많이 벗어남을 알 수 있었다.

2) 시간 의존적 영향을 고려하여 주파수 항(ν)이 도입된 modified Coffin-Manson 접근법에 의한 크리프-피로 수명예측^{9,10)}

$$N_f \nu^{k-1} = \nu^k \frac{N_f}{\nu} = \nu^k t_f = \text{constant}$$

$$\Delta \epsilon_p = A (N_f \nu^{k-1})^\alpha \quad (2)$$

여기서 t_f 는 파단까지의 시간, A, α , k는 상수이다. 상수는 회귀 분석법(least mean square method)을 이용하여 구했다.(A : 68.489, α : 0.609, k : 0.768) Fig. 6은 주파수 항(ν)을 도입하여 수정된 Coffin-Manson식(2)으로 예측한 크리프-피로 수명과 실험수명과의 관계를 나타낸다. 시간 의존적 영향을 고려하여 주파수 항(ν)을 도입한 식(2)로부터 예측된 크리프-피로 수명 값과 실험에 의하여 얻어진 수명 값이, 전체 변형량 범위가 2.0%, 1.5% 및 1.0%일 경우와 인장 유지시간이 5분에서 10분 및 30분으로 증가한 경우에도 비교적 잘 맞음을 알 수 있었다. 이 결과로부터 크리프-피로 상호작용시 유지시간이 증가하여도 시간 의존적 손상의 영향을 고려하여 주파수 항(ν)을 도입한 수명예측 값의 정도가 실험수명 값과 30% 이내에서 비교적 잘 일치함을 알 수 있었다.

3) 인공 신경망 접근법^{11,12)}에 의한 크리프-피로 수명예측

인공 신경망(artificial neural network)의 핵심은 비선형의 아날로그 방식 반응성과 인간의 지식과 비슷한 학습능력에 있다. 또한, 대규모의 병렬 처리를 순식간에 수행하는 빠른 처리능력과 기존의 순차적인 수치 계산법에 비해 큰 오차 보정능력(fault tolerance)을 갖으며, 이런 장점들이 인공 신경망의 응용을 가능하게 한다.

인공 신경망 접근법에 크리프-피로 실험 데이터를 적용하는 과정은 다음과 같다.

전체 변형량 범위($\Delta \epsilon_t$), 소성 변형량 범위($\Delta \epsilon_p$), 인장 유지시간(t_h)을 입력층 유니트로, 크리프-피로 수명(N_f)을 출력층 유니트로 인공 신경망을 Fig. 8과 같이 구성하였다. Fig. 7에서 각 층(layer)을 구성하고 있는 작은 원은 인공 신경망에서 사용되는 가장 기본 단위인 뉴런(neuron)을 나타내고 있다. 인공 신경망은 이런 층을 종방향(longitudinal direction)으로 적층하여 입력층 유니트와 은닉층 유니트 사이를 연결강도 W_{ji} 로, 은닉층 유니트와 출력층 유니트 사이에는 연결강도 W_{kj} 로 각각 연결시켜서 구성하였다.

입력층의 각 유니트에 실험데이터를 입력하면 이 신호는 각 유니트에서 변환되어 은닉층에 전달되고 최종적으로 출력층으로 나오게 된다.

인공 신경망의 학습은 이러한 출력값(output value)과 목표값(target value)을 비교하여 그 차이를 감소시키는 방향으로 연결강도를 조절하여 연산이 이루어진다.

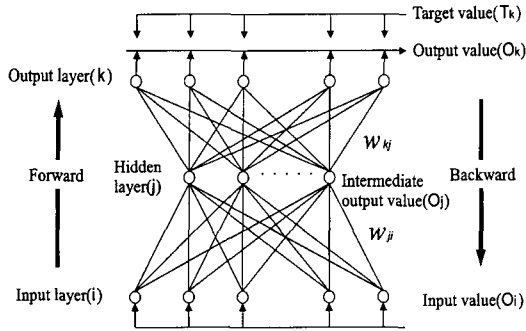


Fig. 7 Structure of back propagation neural network

각 노드에서 출력을 계산하는 방법은 다음과 같다. 출력 노드(unit j)에서의 출력값(O_j)은 입력 노드(unit i)에서 들어오는 입력값(O_i)을 연결강도(W_{ji})와 곱하고 바이어스(θ_j)를 빼값이 전달 함수(F)를 거쳐 얻어진다.

$$O_j = F(\sum W_{ji}O_i - \theta_j) \quad (3)$$

전달함수는 비선형 반응성이 좋은 시그모이드 함수(sigmoid function)를 이용하였다.

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

평균자승오차의 합(mean squared error sum, E)은 다음과 같이 정의한다.

$$E = \sum_j \frac{1}{2} (T_j - O_j)^2 \quad (5)$$

여기서, T_j 는 교사학습시 주어지는 목표값(target value)을 말한다.

연결강도의 변화량은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta W_{ji} = -\eta (\partial E / \partial W_{ji}) \quad (6)$$

여기서 η 는 학습률(learning rate)이다.

식(6)우변의 괄호항은 연쇄법칙(chain rule)에 의해서 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\partial E / \partial W_{ji} = (\partial E / \partial O_j) (\partial O_j / \partial W_{ji}) \quad (7)$$

j층이 출력층일 경우에 위 식의 오른쪽은 다음

과 같이 나타낼 수 있다.

$$\partial E / \partial O_j = -(T_j - O_j) \quad (8)$$

$$\partial O_j / \partial W_{ji} = F'_j(\text{net}_j) O_i \quad (9)$$

여기서,

$$\text{net}_j = (\sum_i W_{ji}O_i - \theta_j) \quad (10)$$

F는 시그모이드 함수이고,

$$O_j = F(\text{net}_j) = F(\sum_i W_{ji}O_i - \theta_j) \quad (11)$$

그러므로 식(7)은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \partial E / \partial W_{ji} &= (\partial E / \partial O_j) (\partial O_j / \partial W_{ji}) \\ &= -(T_j - O_j) F'_j(\text{net}_j) O_i \\ &= -\delta_j O_i \end{aligned} \quad (12)$$

결과적으로 연결강도 변화량은 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\Delta W_{ji} = -\eta \delta_j O_i \quad (13)$$

$$\delta_j = (T_j - O_j) F'(\text{net}_j) \quad (14)$$

여기서 δ_j 를 단위 j의 오차기울기(error gradient)라고 한다. 같은 절차에 따라 ΔW_{kj} 는 다음과 같이 얻어진다.

$$\Delta W_{kj} = -\eta \delta_k O_j \quad (15)$$

여기서, δ_k 는 오차 기울기이다.

이러한 절차에 따라 구해진 연결강도 변화량 ΔW_{ji} 및 ΔW_{kj} 를 이용하여 수명예측을 수행하게 된다.

초기조건을 은닉층 뉴런의 개수 13개, 학습률(learning rate) 0.1, 평균자승오차의 합(sum of mean squared error)을 0.001로 설정하였을 때 인공 신경망 이론을 바탕으로 짜여진 프로그램을 구동하여 학습된 사이클의 수가 65,514사이클에 도달하여 수렴하였을 때 크리프-피로 수명 예측값을 얻을 수 있었다.(Fig. 8)

실험에 의하여 얻어진 값과 예측 수명 값과의

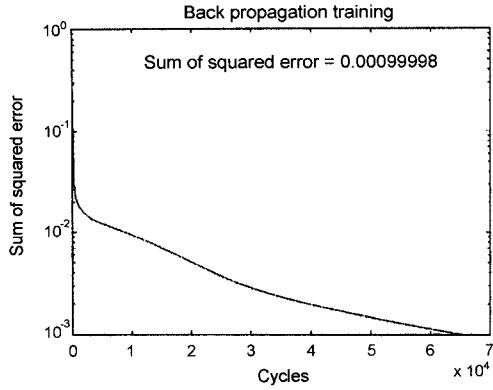


Fig. 8 Relationship between sum of squared error and cycles

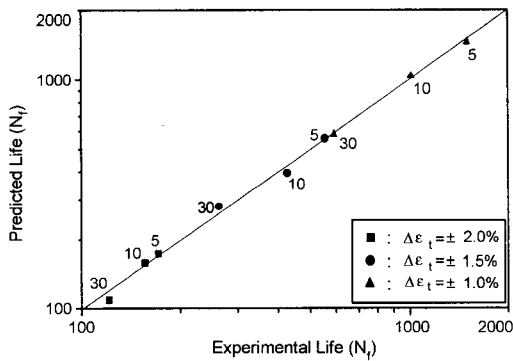
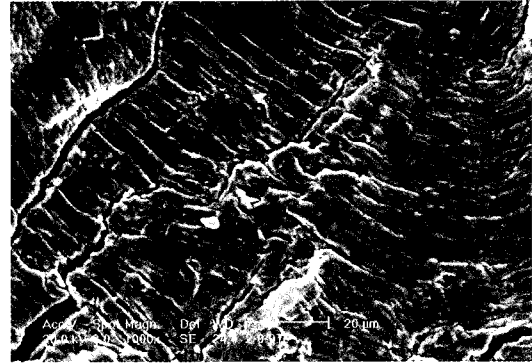


Fig. 9 Comparison between predicted life(Artificial neural network) and experimental life

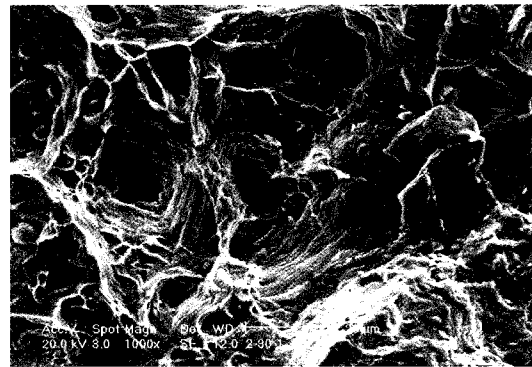
오차를 줄이기 위하여 시행착오에 의한 방법으로 평균자승오차의 합을 0.001로 설정하였을 때 전체 12개의 데이터의 평균오차에 대하여 가장 최적화 된 결과를 얻을 수 있었으며, 0.001 이상에서는 오차가 커지고 0.001 이하에서는 학습시간이 길어짐을 알 수 있었다. 실험 값과 위의 조건으로 예측한 값과의 최대 오차가 10% 이내에 접근하여 기존의 수명 예측방법에 의한 결과에 비해 인공 신경망에 의한 예측결과의 정도가 매우 우수함을 알 수 있었다.(Fig. 9)

3.3 미세조직 및 파단면 관찰

인장 유지시간의 영향에 의하여 수명이 감소하는 원인을 고찰하기 위하여 인장 유지시간이



(a) Pure-fatigue test(t_h : 0min)



(b) Creep-fatigue test(t_h : 30min)

Fig. 10 SEM fractographs of AISI 316 stainless steel showing crack propagation mode($\Delta\epsilon_t$: 2%)

없는 단순피로의 경우와 유지시간을 부과한 시편의 파면을 주사전자현미경(SEM)으로 관찰하였다. 단순피로의 경우 균열전파 부분에서 피로 파단의 전형적인 양상인 스트라이에이션(stria-tion)이 관찰(Fig. 10(a))되었으나 전체 변형량 범위가 2%, 유지시간이 30분인 경우는 균열전파 초기에만 약간의 스트라이에이션이 관찰되고 대부분 Fig. 10(b)와 같은 덤플(dimple)들이 관찰되었는데 이는 인장 유지시간의 영향으로 입계에 보이드(void)들이 생성되어 파단되었음을 나타낸다.

4. 결론

본 연구에서는 AISI 316 스테인리스강에 대한

크리프-피로 수명예측을 위하여 600°C에서 전체 변형량 범위를 $\pm 1.0\%$, $\pm 1.5\%$, $\pm 2.0\%$ 로 변화시키며 삼각파형의 단순 피로 실험을 행하였고 인장 유지시간을 5분, 10분, 30분으로 부과한 사다리꼴 파형으로 크리프-피로 실험을 수행한 후 기존의 2가지 방법과 적응 학습률 개념을 적용한 개선된 인공 신경망 기법으로 수명예측을 수행하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 기존의 2가지 수명예측방법과 인공 신경망 기법에 대한 실험 값과 예측 값과의 최대 오차를 비교해보면 Coffin-Manson 접근법은 91.7%로 가장 컸으며, modified Coffin-Manson 접근법은 30%, 인공 신경망 기법은 최대 오차가 10% 이내로 제일 작게 나타나 수명예측성능이 매우 우수함을 알 수 있었다.

2) 실험결과, 단순 피로에 비해 인장 유지시간을 준 경우 크리프-피로수명이 크게 감소함을 알 수 있었으며, 이러한 현상은 전체 변형량 범위가 2.0%보다 1.0%일 경우에, 인장 유지시간이 5분 및 10분보다 30분인 경우에 수명감소비율이 더 크게 나타났다.

후 기

본 논문은 한국과학재단 산하 성균관대학교 산업설비 안전성 평가 연구센터의 연구비 지원으로 이루어진 것으로서, 이에 관계자 여러분들에게 감사드립니다.

참 고 문 헌

- 1) 김응서 외 共譯, "자동차 기술 핸드북," 한국자동차공학회, Vol.4, pp.8-19, 1996.
- 2) 남수우, 홍진완, "고온피로와 크리이프 변형의 특성과 상호작용에 관한 최근의 연구," 대한기계학회지, Vol.24, No.4, pp.225-261, 1984.
- 3) J. Wareing, "Creep-Fatigue Interaction in Austenitic Stainless Steels," Metallurgical Transactions A, Vol.8A, 1977.
- 4) ASME Boiler and Pressure Vessel Code, Section III, Case N47, "Class 1 Components in Elevated Temperature Service," American Society of Mech. Eng., New York, pp.105-231, 1978.
- 5) T. Ogata, A. Nitta, "Proposal of Creep-Fatigue Life Evaluation Method for Ferritic Alloy Steels," Trans. of the Japan Soc. of Mechanical Engineers(A), Vol.60, No.577, pp.152-158, 1994.
- 6) K. Kubo, O. Kanemaru, K. Yagi, "Relationship between Creep Damage Mode and Creep-Fatigue Interaction for SUS 321 Steel," J. Soc. Mat. Sci., Japan, Vol.42, No.472, pp.1-7, 1993.
- 7) K. B. Yoon, A. Saxena, P. K. Liaw, "Characterization of Creep-Fatigue Crack Growth Behavior under Trapezoidal Waveshape using Ct-parameter," International Journal of Fracture, Vol.59, pp.95-114, 1993.
- 8) B. K. Parida, T. Nicholas, "Frequency and Hold Time Effects on Crack Growth of Ti-24Al-11Nb at High Temperature," Materials Science and Engineering, A153, pp.493-498, 1992.
- 9) Coffin LF Jr. In: Caden AE, McEvily AJ, Wells CH, editors, "Fatigue at Elevated Temperature," American Society for Testing and Materials STP 520, Philadelphia, pp.5-34, 1973.
- 10) J. K. Tien, S. V. Nair, V. C. Nardone, "Flow and Fracture at Elevated Temperature (Creep-Fatigue Interaction in Structural Alloys), ed., R. Raj," ASM, pp.179-213, 1985.
- 11) Y. Cheng, W. L. Huang, C. Y. Zhou, "Artificial Neural Network for the Data Processing of On-line Corrosion Fatigue Crack Growth Monitoring," International Journal of Pressure Vessels and Piping, Vol.76, pp.113-116, 1999.
- 12) H. Fujii, D. J. C. Mackay, H. K. D. H. Bhadeshia, "Prediction of Creep Rupture Life in Nickel-base Superalloys using Bayesian Neural Network," J. Japan Inst. Metals, Vol. 63, No.7, pp.905-911, 1999.