

변동진폭하중 하에서 균열성장 예측의 실험적 검증

Experimental Validation of Crack Growth Prognosis under Variable Amplitude Loads

임 상 혁* 안 다 운* 임 체 규** 황 응 기* 최 주 호†
Leem, Sang-Hyuck An, Dawn Lim, Che-Kyu Hwang, Woongki Choi, Joo-Ho

요 지

본 연구에서는 모드 I의 변동진폭하중 하에서 평판의 두께관통 균열성장을 예측하고 예측결과를 실험을 통해 검증하였다. 균열성장 모델을 위해 과하중으로 인한 균열가속과 지연효과를 고려하는 Huang의 모델식을 이용하였다. 실험적 검증을 위해 Al6016-T6 평판 균열을 제작하여 변동하중을 부여하고 균열길이를 일정 주기로 육안 측정하였다. 측정데이터로부터 모델 변수를 추정하기 위해 베이저안 접근법에 기반한 파티클 필터 방법을 이용하였고, 이를 통해 위험크기까지의 미래 거동 및 잔존수명을 확률적으로 예측하였으며, 이를 실제 실험한 결과와 비교하였다. 그 결과 변동하중에 의한 균열지연이 잘 예측됨을 확인하였고, 측정 데이터가 증가할수록 예측된 중앙값(median)이 실제와 점점 더 일치하였다.

핵심용어 : 건전성 예측 및 관리, 모델기반 건전성 예측, 베이저안 추론, 파티클 필터, 변동진폭하중, 균열성장

Abstract

In this study, crack growth in a center-cracked plate is predicted under mode I variable amplitude loading, and the result is validated by experiment. Huang's model is employed to describe crack growth with acceleration and retardation due to the variable loading effect. Experiment is conducted with Al6016-T6 plate, in which the load is applied, and crack length is measured periodically. Particle Filter algorithm, which is based on the Bayesian approach, is used to estimate model parameters from the experimental data, and predict the crack growth of the future in the probabilistic way. The prediction is validated by the run-to-failure results, from which it is observed that the method predicts well the unique behavior of crack retardation and the more data are used, the closer prediction we get to the actual run-to-failure data.

Keywords : prognostics and health management, model-based prognostics, bayesian inference, particle filter, variable amplitude loading, crack growth

1. 서 론

항공기, 원전배관 등과 같은 고안전성, 고가의 장치에서는 고수준의 신뢰성 설계가 요구되는 것은 물론이고, 운용 중 예기치 않은 사고의 가능성에 대비하기 위한 정기적인 검사 및 정비가 매우 중요하게 여겨지고 있다. 이러한 정기적인 유지보수 방법을 예방 정비(Preventive Maintenance)라고 하며, 현재 대부분의 구조물에 대해 행해지고 있다. 하지만 이러한 유지방법은 구조물의 결함여부와 상관없이 정기적으로 행해짐으로써, 가동시간 중지(downtime)에 의한 손실과

막대한 비용 등 비효율적인 문제가 있다.

최근 이러한 정비를 보다 효율화하는 방안으로 상태기반정비(Condition-Based Maintenance, CBM)가 관심을 받고 있다. 상태기반정비는 구조물에 부착된 감지기를 통해서 운용 중 발생된 결함을 감지, 관찰하는 구조건전성 모니터링(Structural Health Monitoring, SHM)에 기반한다. 건전성 모니터링으로부터 얻어진 데이터는 건전성 예측 및 관리기술(Prognostics and Health Management, PHM)을 통해서 구조물의 미래 건전성 상태 및 잔존유효수명(Remaining Useful Life, RUL)을 예측하고 이로부터 정비계획을 세우는

† 책임저자, 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학과 교수
Tel: 02-300-0117 ; Fax: 02-3158-2191
E-mail: jhchoi@hau.ac.kr

* 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학과 박사과정

** 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학과 석사과정

• 이 논문에 대한 토론을 2012년 8월 30일까지 본 학회에 보내주시면 2012년 10월호에 그 결과를 게재하겠습니다.

데 이용된다. 따라서, 데이터를 얻기 위한 시간 소모가 적고, 고장이 임박한 결함에 대해서만 수리를 행하면 되기 때문에 시간, 비용 효율을 증가시키게 된다.

건전성 예측 방법은 일반적으로 데이터 기반(data-driven), (Schwabacher, 2005) 물리 모델 기반(model-based), (Luo 등, 2008) 그리고 통합(hybrid; Yan 등, 2007)의 세 가지로 구분된다. 데이터 기반 방법은 물리적 모델이 밝혀지지 않은 경우에 측정된 데이터만을 이용해서 구조물의 미래 상태를 예측할 수 있다는 장점이 있는 반면, 다양한 운용 조건을 모두 고려하지 못하는 단점이 있다. 반면, 모델 기반 방법은 손상에 관한 물리모델이 있는 경우로서 운용 조건에 기반하여 장기적 예측이 가능하며 정확도도 우수하지만, 현재까지 알려진 모델이 별로 없다는 것이 단점이다. 통합방법은 이 두 방법의 장점들이 결합된 방법이다.

균열 성장에 대한 물리적 모델은 비교적 잘 확립되어 있어, 모델 기반 건전성 예측에서 가장 활발히 연구되고 있는 분야이기도 하다. Orchard and Vachtsevanos(Orchard 등, 2007)는 UH-60 헬리콥터 부품의 균열성장 문제에 대해 실시간 Particle-filtering에 기반한 방법론을 제시하였다. Cross 등(2006)은 Equivalent Initial Flaw Size(EIFS)와 균열 성장 속도를 예측하는 베이지안 기반 방법을 제시하였다. Coppe 등(2010)은 측정된 균열 데이터를 기반으로 Paris 모델변수를 예측 및 업데이트 하는 베이지안 기법을 제시하였다. An 등(2011)은 이들의 연구를 발전시켜 변수들의 상관관계와 noise와 bias 오차 때문에 발생하는 여러 가지 불확실성이 변수 추정을 어렵게 하는 문제가 있음을 확인하고, 이를 해결하기 위한 연구를 하였다. 이들은 주로 측정 및 건전성 예측과정에서 발생하는 불확실성 문제를 확률기반 방법을 통해 구명하는 데에 집중하였다. 하지만 지금까지의 연구들은 연구의 편의를 위해 일정진폭하중 하에서 사용되는 Paris모델에 기반한 것으로서, 모델변수 개수가 적고 식이 간단한 장점이 있으나 실제 문제에 적용하기에는 한계가 있었다. Leem 등(Leem 등, 2011)은 보다 실제와 유사한 조건에서의 연구를 수행하기 위해 변동진폭하중 하에서 건전성 예측 연구를 진행하였는데, 모드 I 하중 하에서 평판의 두께관통 균열에 대해 건전성 예측 방안을 제시하였다. 여기서는 과하중으로 인한 균열가속/지연 효과를 고려하기 위해 Huang의 모델을 이용하였고, 베이지안 기법을 이용하여 미래 거동을 확률적으로 예측하였으며, 이를 Huang이 수행한 실험 데이터(Huang 등, 2008)에 적용하여 가능성을 제시하였다.

본 연구에서는 제한한 균열성장 예측기법의 유효성을 실제로 검증하기 위해 평판 균열을 제작하고, 변동하중을 부여, 균열길이를 일정 주기로 육안 측정하고, 이를 예측 결과와 비교

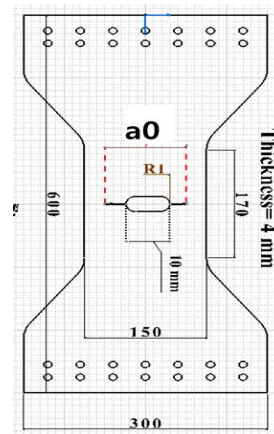
하였다. 본문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 평판 균열에 변동진폭하중을 가하여 균열성장 데이터를 얻는 과정이 설명되고, 3장에서는 여기서 얻어진 데이터를 이용하여 베이지안(Bayesian; Bayes, 1763) 프레임워크 안에서 Huang의 모델(Huang 등, 2008)과 통합되어 파티클 필터(Particle Filter, PF; Zio 등, 2011) 방법을 통해 모델 변수를 추정하는 과정이 서술되며, 4장에서는 건전성 예측 결과로서 모델변수, 균열성장 및 잔존유효수명 예측 결과가 제시된다. 마지막으로 결론이 5장에 요약된다.

2. 변동진폭하중 균열성장 시험

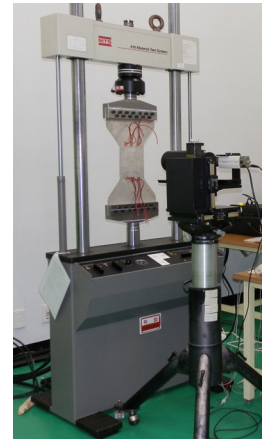
2.1 시편형상 및 재료

항공기 구조 재료에 많이 사용되고 있는 Al 6061-T6을 사용하여 그림 1(a)와 같이 시험 시편을 제작하였다. 시편 중앙에 길이 10mm, 양 끝에 5mm 반지름의 원호로 구성된 노치(notch)는 균열을 생성하는 역할을 하며, 생성된 균열은 실제 시스템 내에서 발생하는 고장 모드 중의 하나인 균열을 모사한다.

시편의 양끝에는 많은 볼트 구멍을 제작하여 인장 시험기에 장착 시 집중 인장 하중이 분산되도록 하였고, 이는 노치 부분 이외에서의 균열 생성을 막는 역할을 한다. 그림 1(b)에 시험 장치가 있다.



(a) Geometry(unit:mm)



(b) MTS

그림 1 Specimen geometry and MTS

2.2 하중조건

실제 하중형태를 최대한 모사하기 위해서 변동진폭하중의 형태를 단순화하여 몇 가지 형태로 구성하였고, 모사된 하중을 그림 2에 나타내었다. 이것은 하중 블록 형태를 나타내는데 응력단위로 표시하였고, 일반응력 p 사이클과 과응력

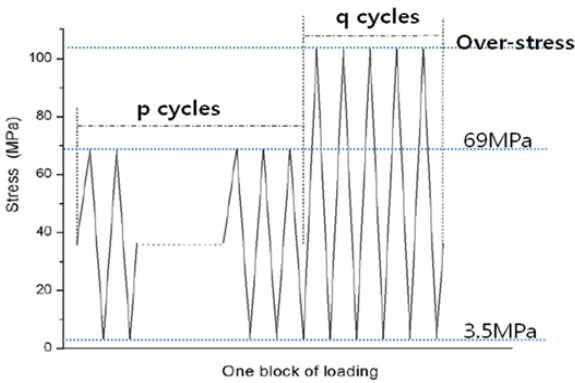


그림 2 Loading block

(over-stress) q 사이클로 구성되어 있다. 이 하중 블록을 반복적으로 적용하여, 전체 하중 사이클을 구성한다.

이 하중 블록에서 p 사이클, q 사이클 횟수 및 과응력 크기를 하중 조정 인자들로 설정하고, 이 인자들을 시간 구간 별로 다르게 설정하여, 전체 하중이 변동진폭하중으로 구성되게 하였다. 본 연구에서는 총 세 가지의 변동진폭하중조건에 대해 예측 및 실험검증을 진행하였다. Table 1은 각 경우에 해당하는 하중 조정 인자 값을 보여준다. 그 중에서 Case 2를 설명하면 0~15000사이클까지는 $p=5$, $q=45$ 그리고 과응력 130MPa이 적용되어 5000 사이클 마다 균열길이를 측정하고(5000, 10000, 15000 사이클에서 측정), 이후 15000~30000사이클까지는 $p=45$, $q=5$ 그리고 과응력 100MPa이 적용되어 역시 5000 사이클 마다 균열길이가 측정된 것이다(20000, 25000, 30000 사이클에서 측정). 그리고 Case 1, Case 2, Case 3에서 굵은 글씨로 표시된, 35000, 5000, 10000 사이클이 의미하는 것은 노치로부터 균열 생성이 확인 된 사이클(그림 3 +기호참조)로, 본 연구에서는 이를 초기균열로 정의한다.

2.3 측정 방법

균열길이 측정을 위해 디지털 확대경을 이용하였고, 그림 1(a)의 a_0 에 정의된 것과 같이, 균열길이는 노치를 포함하는 전체 균열의 양끝을 잇는 수평 길이로 정의하였다. 그림 3은 Table 1에 주어진 각 하중 사이클에서 균열길이를 측정한 결과로서, 균열성장 모델은 균열 생성이 확인된 사이클, 즉 그림 3 +기호 이후 시점부터 적용하였다. 시험 결과 Case 2와 Case 3에서는 각각 $1.5 \times 10^4 \sim 4 \times 10^4$ 및 $2 \times 10^4 \sim 3 \times 10^4$ 사이클에서 균열성장 지연이 관찰되고 있다. 이것은 변동진폭하중의 형태 중에서 갑작스러운 과응력 인자 감소로 발생하는 특유의 현상이다. 따라서 이러한 현상을 포함하는 균열성장을 예측하는 것이 본 연구의 주요한 목적이 된다.

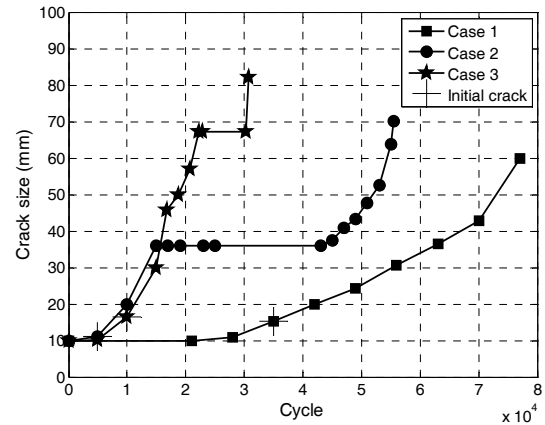


그림 3 Crack measurement data

Table 1 Loading Condition

	data measurement cycles	p cycles	q cycles	over-stress (MPa)
Case 1 (total 9 data)	21000, 28000 35000 : 7000 : 77000	40	30	100
Case 2 (total 15 data)	5000 : 5000 : 15000	5	45	130
	20000 : 5000 : 30000	45	5	100
	35000, 40000 45000 : 5000 : 75000	40	10	130
Case 3 (total 10 data)	5000, 10000, 15000, 16700	5	45	130
	18700, 20700, 22300	40	10	130
	22800, 30300	40	10	90
	30800	40	10	130

3. 모델 기반 건전성 예측

3.1 균열성장 모델

본 연구에서는 Paris모델(Paris 등, 1963)을 기반으로 변동진폭하중 하에서의 균열성장을 표현한 Huang 모델(Huang 등, 2008)이 사용되었고 그 식은 다음과 같다.

$$\frac{da}{dN} = C[(\Delta K_{eq0})^m - (\Delta K_{th0})^m] \quad (1)$$

$$\Delta K_{eq0} = M_R M_p \Delta K \quad (2)$$

$$\Delta K = F \cdot \Delta \sigma \cdot \sqrt{\pi a} \quad (3)$$

여기서, da/dN 은 균열성장 속도이고, C, m 은 그 균열의 특성을 나타내는 Paris 모델 변수, $\Delta K_{eq0}, \Delta K_{th0}$ 와 ΔK 는 각각 등가응력확대계수, 하한계 응력확대계수, 그리고 응력확대

계수이다. F 는 시편의 형상 특성을 나타내는 형상계수이며, $\Delta\sigma$ 공칭응력, a 는 현재의 균열길이를 나타낸다.

Huang 모델은 변동진폭하중 하에서의 균열성장을 모델링 하기 위해서 다음과 같이 크게 두 부분으로 구성된다.

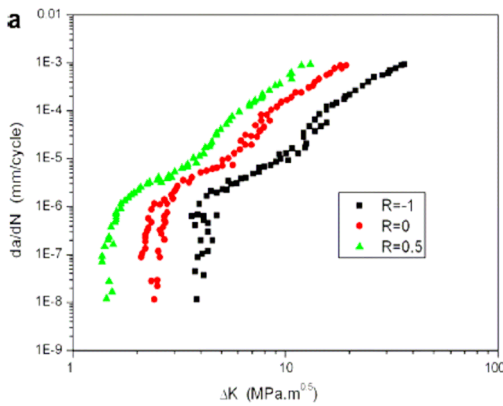
최도계수

M_R 로 표현되는 최도계수는 다음과 같은 식으로 표현된다.

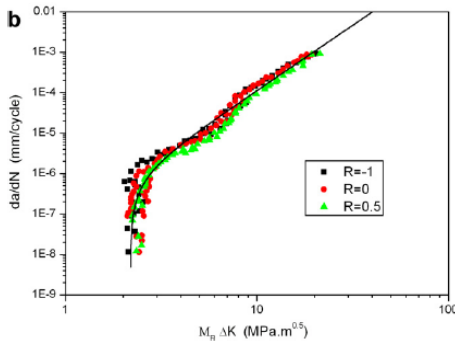
$$M_R = \begin{cases} (1-R)^{-\beta} & (-5 \leq R < 0) \\ (1-R)^{-\beta} & (0 \leq R < 0.5) \\ (1.05 - 1.4R + 0.6R^2)^{-\beta} & (0.5 \leq R < 1) \end{cases} \quad (4)$$

$$R = \frac{\sigma_{\max}}{\sigma_{\min}} \quad (5)$$

여기서, β, β_1 은 형상계수이고, σ_{\max} 와 σ_{\min} 은 하중 사이클 내에서의 최대응력과 최소응력, R 은 응력비율이다. 그림 4(a)는 Huang의 논문에서 발췌한 실험결과로서 응력확대계수 ΔK 와 균열성장 속도 da/dN 의 관계가 응력비율 R 에 따라서 변화하는 것을 보여준다. 이 변화하는 관계는 최도균열성장 M_R 을 통해서 응력확대계수 ΔK 의 축척을 변화시켜



(a) crack growth rate with different R



(b) crack growth rate adjusted by M_R

그림 4 Crack growth rate(Huang 등, 2008)

서, 그림 4(b)와 같이 하나의 곡선 관계로 나타낼 수 있다.

보정계수

M_P 로 표현되는 보정계수는 다음 식과 같이 표현된다.

$$M_P = \begin{cases} \left(\frac{r_y}{a_{OL} + r_{OL} - a - r_{\Delta}} \right)^n & (a + r_y < a_{OL} + r_{OL} - r_{\Delta}) \\ 1 & (a + r_y \geq a_{OL} + r_{OL} - r_{\Delta}) \end{cases} \quad (6)$$

$$r_y = \alpha \left(\frac{K_{\max}}{\sigma_y} \right)^2 \quad (7)$$

$$r_{OL} = \alpha \left(\frac{K_{\max}^{OL}}{\sigma_y} \right)^2 \quad (8)$$

여기에서 r_y 는 균열 끝에서의 소성 영역 크기, r_{Δ} 는 하중에 의한 소성 영역 변화량이고, n 은 그 균열의 성장 특성을 나타내는 형상계수이다. 밑 첨자 OL 은 과응력이 적용된 경우를 나타내고, α (Voordwald 등, 1991)는 소성 영역 크기 계수로서 균열 끝의 형상 조건, 항복응력 및 시편의 두께에 의해서 결정되는 적합식이다. 그림 5는 하중 크기에 따른 최대 응력확대계수 K_{\max} 와 항복응력 σ_y 에 의해서 계산되는 소

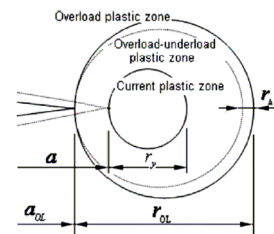


그림 5 Plastic zone at crack tip(Huang 등, 2008)

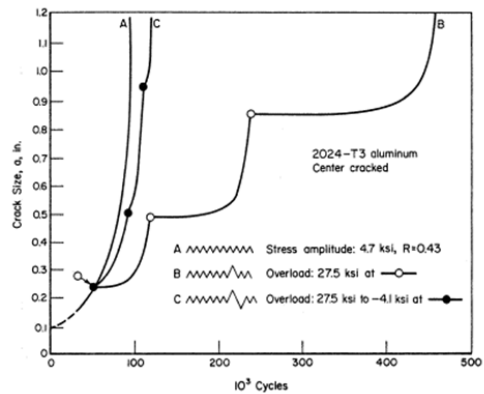


그림 6 Crack retardation caused by overload (Schijve 등, 1962)

성 영역의 차이를 보여주는 그림으로서, 균열 끝에서의 소성 영역 크기 관계를 이용하여 변동 하중 하에서 나타나는 특징적인 균열거동을 모델링하는 것이다. 그림 6은 균열거동 특징 중 하나인 균열 지연을 보여준다. 이에 의하면 과응력이 적용된 B의 균열성장이 일반하중이 적용된 A보다 느리게 진행되는 것을 볼 수 있다. 이것이 과응력에 의해서 나타나는 균열지연 현상인데, Huang 모델은 보정계수 M_p 을 통해서 이를 모델링한다.

결과적으로 Huang 모델은 변동진폭하중에서 나타나는 특성인 응력비율 R 의 영향과 과응력의 영향 두 가지를 척도균열성장 M_R 과 보정균열성장 M_p 를 통해서 모델링한 것이다.

3.2 베이저안 추론

3.2.1 베이즈 정리(Bayes' theorem)

측정된 데이터에 기반하여 모델 변수를 추정하기 위해 확률에 기반한 추정이론이 필요한데, 본 연구에서는 베이저안 추론을 사용하였다. 베이저안 추론은 다음과 같은 베이즈 정리를 기본이론으로 한다.

$$p(\theta|y) \propto L(y|\theta)p(\theta) \quad (9)$$

여기에서 θ 는 추정하고자 하는 모델 변수, y 는 측정된 균열길이 데이터, $L(y|\theta)$ 는 θ 하에서 측정된 데이터의 우도(likelihood), $p(\theta)$ 는 θ 의 사전분포(prior PDF), $p(\theta|y)$ 는 측정된 데이터 y 하에서 업데이트 된 사후분포(posterior PDF)이다. 새로운 샘플데이터가 추가되면 사후분포 $p(\theta|y)$ 는 다시 사전분포 $p(\theta)$ 로 활용가능하며, 이러한 과정이 반복되면서 θ 에 대한 추정 신뢰도를 점점 더 향상시키는데, 이를 베이저안 학습효과라 한다.

본 연구에서는 데이터와 추정치와의 오차가 정규분포를 따른다는 가정하에 우도를 다음 식과 같이 표현한다. 이를 통해서 데이터에 기반한 모델 변수의 확률 분포를 추정하였다.

$$L(y|\theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\theta(7)} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{y-x(\theta(1:6))}{\theta(7)}\right)^2\right] \quad (10)$$

여기에서 y 와 $x(\theta(1:6))$ 는 각각 시험에서 측정된 균열길이와 식 (1)로부터 추정된 균열길이이고, $\theta(1:6)\{C, m, \Delta K_{th0}, \beta, n, \sigma_y\}$ 는 모델에 활용된 변수로서, 균열길이 x 가 이들의 함수임을 의미한다. 추정하고자 하는 변수 θ 는 표준편차 $\sigma(=\theta(7))$ 를 포함하여 총 7개이고, 이 변수들에 대한 사전정보는 다음 식과 같이 특정범위를 갖는 균등분포

(U: uniform distribution)로 주어진다.

$$\begin{aligned} C &= U(0.5 \times 10^{-8}, 12 \times 10^{-8}), \quad m = U(2, 4), \\ \Delta K_{th0} &= U(1, 20), \quad \beta = U(0.1, 1.5), \\ n &= U(0.1, 2), \quad \sigma_y = U(50, 600), \quad \sigma = U(0, 2) \end{aligned} \quad (11)$$

3.2.2 파티클 필터(Particle filter)

베이즈 정리에 의해 추정된 모델 변수들의 사후분포를 구하기 위한 방법에는 여러 가지가 있다. 본 연구와 같이 변수 개수가 많은 경우에는 샘플에 기반하여 확률분포를 구하는 방법이 많이 사용하는데 대표적으로 파티클 필터(Zio 등, 2011)방법이 있다. 파티클 필터는 순차적 몬테카를로(Sequential Monte Carlo)라고도 불리며 베이저안에 기반하여 시간의존적 시스템 모델을 업데이트하는데 사용되는 방법이다. 그림 7에서 알고리즘에 대한 도식적인 설명을 하였으며, 이는 총 3단계로 구성된다.

예측단계(Prediction step)

일반적으로 시스템 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_k = f(x_{k-1}, \theta_k) \quad (12)$$

여기서, x 는 상태변수로서 균열길이, f 는 Huang 모델식, θ 는 모델변수, k 는 현 시점을 나타낸다. 식 (12)은 이전 단계 상태변수와 모델변수를 이용하여 현 단계 상태를 예측함을 나타낸다. 초기 모델변수 θ_k 를 적절히 가정된 사전분포 식 (11)로부터 총 개수 N 의 샘플(또는 particles)의 형태로 추출하고, 식 (12)와 시험하중 데이터를 이용하여 현 시점 k 에서 예측된 균열길이 $x_k(N$ 개)를 얻는다.

갱신단계(Update step)

예측단계에서 얻어진 예측된 균열길이 x_k 샘플들은 추정된 모델변수 θ_k 로부터 얻어진 것으로, 이들은 현 시점 k 에서 측정된 데이터 y_k 를 통해 보정, 즉 갱신되어야 한다. 이를 식으

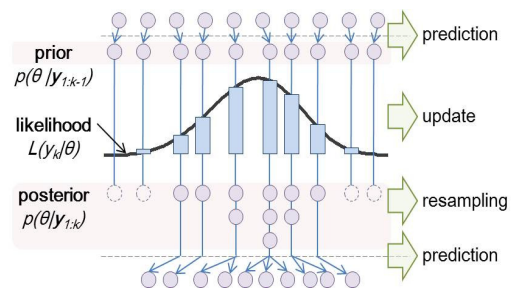


그림 7 illustration of Particle Filter process

로 나타내면 다음과 같다.

$$y_k = x_k(\theta_k) + \varepsilon_k \leftrightarrow L(y_k | x_k, \theta_k) \quad (13)$$

여기서, ε_k 는 측정오차로서 측정치 y_k 는 x_k 를 중심으로 측정오차로 인한 확률분포를 따름을 나타내며, L 은 식 (10)과 같다. 이를 통해 현 시점에서 측정된 균열데이터에 기반하여 모델변수 θ_k 의 확률분포를 갱신하여 바로 잡는다.

재추출단계(Resampling step)

갱신단계에서 갱신된 모델변수 θ_k 샘플은 식 (10)과 같은 확률분포식을 가지며, 이는 개별 샘플들이 아래와 같은 가중치를 가짐을 뜻한다

$$w_k^j = \frac{L(y_k | \theta_k^j)}{\sum_{j=1}^N L(y_k | \theta_k^j)} \quad (14)$$

여기서, i, j 는 개별 샘플을 의미하며, 1에서 N 까지 변한다. 이러한 가중치가 부여된 샘플들은 재추출 과정을 통하여 복제되거나 제거된 후 다음 단계의 초기 샘플로 활용된다.

이러한 과정이 새로운 데이터가 추가될 때마다 반복되어 현재 단계까지 진행된다. 미래 하중조건에서의 균열성장거동은 이렇게 구해진 모델변수 샘플 θ_k 를 미래 하중조건과 모델식에 적용하여 예측(prognosis) 시뮬레이션한다. 그 결과 임계길이까지의 남은 사이클을 샘플의 형태로 구하면 그것이 잔존수명 확률분포가 된다.

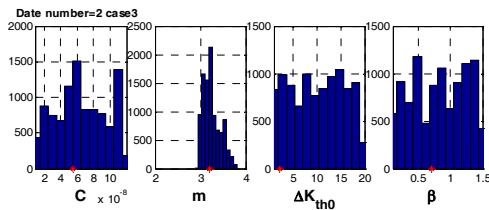
4. 건전성 예측 결과

4.1 균열성장 모델의 변수 추정

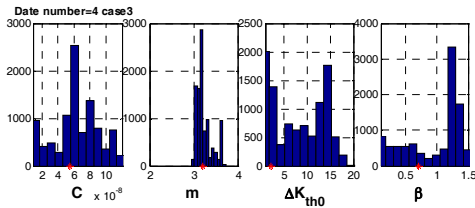
건전성 예측에서는 균열길이 측정데이터에 기반하여 모델 변수를 확률분포의 형태로 추정하며, 이를 통해 측정데이터가 얻어진 시점 이후에서의 균열거동을 확률적으로 예측한다. 측정데이터가 추가되어 업데이트가 진행될 때마다 모델 변수는 균열의 성장 특성을 보다 더 잘 표현하는 값으로 수렴하게 된다. 그림 8(a), (b), (c)는 하중조건 Case 3의 시험 결과에서 각각 데이터 2개, 4개, 8개를 이용하여 모델 변수를 추정한 결과를 나타낸다. 데이터의 수가 증가함에 따라 추정 결과가 특정 값으로 집중되는 것을 볼 수 있다. 일반적인 확률 분포처럼 매끄럽지 않고 빈 공간이 있는 이유는 파티클 필터의 재추출 특성에 기인한다. 업데이트가 계속 될수록 확률이 낮은 샘플들은 제거됨으로써 균열성장 특성을 보다 잘 나타내는 특정 값에 더욱 집중적인 분포 갖게 된다.

4.2 균열성장 예측

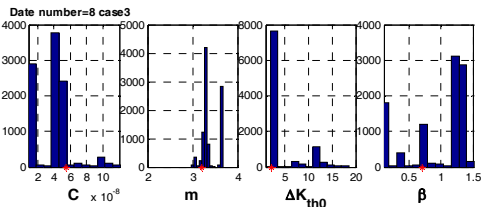
추정된 모델 변수를 기반으로 주어진 미래하중조건 하에서 균열성장을 시뮬레이션 함으로써, 미래의 균열거동을 예측한다. 그림 9(a)~(c)는 Case 1~3에 대한 균열성장 예측 결과이며, 각 경우 별로 데이터 수 증가에 따른 세 번의 업데이트



(a) using upto 2th data

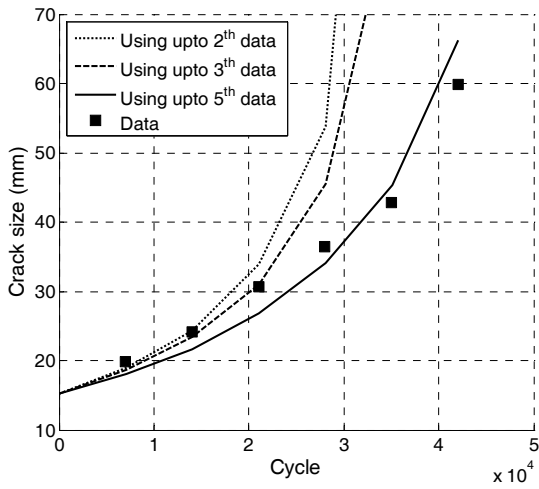


(b) using upto 4th data

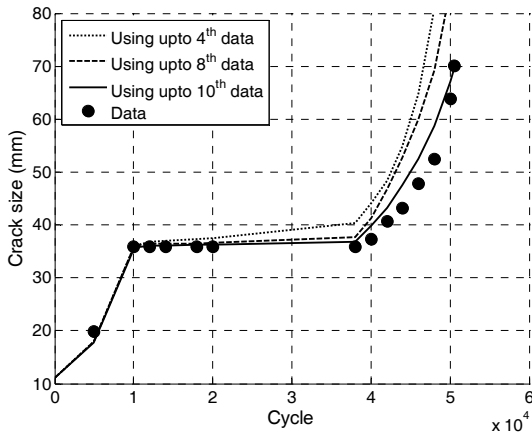


(c) using upto 8th data

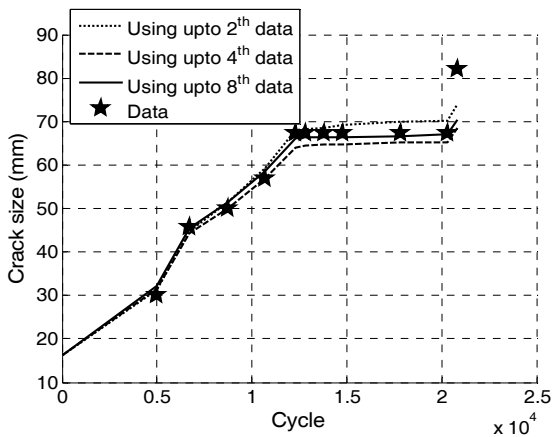
그림 8 Result of model parameter estimation



(a) case 1



(b) case 2



(c) case 3

그림 9 Median of predicted crack growth distribution

이트 결과를 나타내었다. 그림에서 커브는 예측분포의 중앙값(median)으로 가시성을 위해 중앙값만을 나타내었다.

예측에 사용된 데이터 수가 증가할수록 균열성장 예측 결과가 시험 결과와 더 잘 일치하고, 분포의 산포 역시 줄어들는데, 이는 그림 8의 결과를 통해서도 예측가능하며, 이후

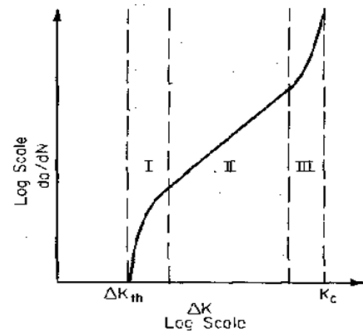


그림 10 Three intervals in crack growth behavior

그림 11에서도 확인 가능하다. Case 2와 Case 3의 결과인 그림 9(b)와 (c)에서는 변동진폭하중의 영향에 의한 균열지연 현상이 보이는데, 본 연구에서 제안하는 방법을 통해 이 역시 효과적으로 예측하고 있음이 나타난다. 그림 9(c)에서는 균열길이 70mm이후의 균열성장이 잘 예측되지 않고 있는데, 이는 그림 10의 III영역에 해당하는 균열성장 모드이기 때문이다. 이 영역은 Paris 모델이 적용되는 II영역과 다르게 응력확대계수와 균열성장 속도 사이에 관계가 비선형으로, 급속한 균열성장 속도의 증가가 발생하는 구간이다. 따라서 본 연구에서 사용된 모델의 적용 영역 이외 영역으로서, 모델에서 예측된 균열성장 속도는 실제 균열성장 속도보다 낮은 값을 예측하게 된다.

4.3 잔존유효수명 예측

균열성장 모델의 변수를 추정하고 이로부터 균열의 성장 거동을 예측하는 이유는, 결국 잔존유효수명(Remaining Useful Life, RUL)을 예측하여 상태 기반 정비에 활용하기 위해서이다. 잔존유효수명은 현 시점에서의 균열이 임계 균열길이까지 성장하는데 걸리는 시간을 의미한다. 임계 균열 길이는 그 재료의 파괴 인성(fracture toughness) 값을 이용하여, 현 시점 형상에 대한 파괴가 일어나는 균열길이를 예측한 크기이다. 그러나 본 연구에서는 추정 알고리즘의 검증 을 위해서 각 Case별로 측정된 총 데이터의 마지막 균열 길이를 임계크기로 정의하고, 각 시점의 실험데이터의 잔존 수명과 각 시점에서 추정한 잔존수명을 비교하여 검증하였다. 잔존유효수명 예측 결과는 그림 11에 나타나 있다. 그림 11(a)에 의하면 초기에는 추정결과가 시험 결과와 잘 일치 하지 않지만, 사용된 데이터 개수가 증가할수록, 추정 범위가 좁아지며 시험 결과에 가까워지는 것을 볼 수 있다. 예측을 위해 최종 사용된 데이터 개수가 5개에 불과한 점을 감안하여 볼 때, 더 많은 데이터가 확보되었다면, 보다 정확한 예측이 가능했을 것으로 예상된다. 부족한 데이터 개수로부터 얻

어진 결과이지만 잔존유효수명이 시험 결과보다 하한 예측하여 안전하게 예측한 것을 알 수 있다. 그림 11(b)는 사용된 데이터 개수가 4, 8, 10으로 증가 할수록 예측 구간이 줄어들어 정밀도가 높아지며, 중앙값이 실제 시험 결과와 가까워져서 정확도 또한 증가하는 것을 보여준다. 그림 11(c)의 경우 III영역인 데이터를 포함하고 있어서, 시험 결과보다 상한 예측을 한 것을 볼 수 있다. 이것은 III영역에서의 균열성장

속도는 Paris모델 적용 II영역보다 매우 높음으로, 예측 균열성장 속도가 실제 균열성장보다 느리게 예측되는 경우이다. 따라서 잔존유효수명을 실제 수명보다 길게 예측하게 되었다.

5. 결 론

본 연구의 시험에서는 주기적인 균열측정 데이터와 변동진폭하중을 통해서, 실제 시스템에서 얻어지는 구조건전성 모니터링(Structural Health Monitoring, SHM) 데이터와 하중을 모사하고, 파티클 필터링 기법을 적용하여 잔존유효수명 예측을 수행하였다. 이러한 연구를 통해서 항공기, 원전 배관 등과 같은 고안전성 시스템의 건전성 예측 및 관리기술(Prognostics and Health Management, PHM) 가능성을 보여 주었다.

측정 데이터에 기반한 균열성장 예측 기법은 각 재료, 치수, 하중에 따른 균열성장의 산포 또는 불확실성을 균열특성을 나타내는 모델 변수 추정을 통해서 예측한다. 균열특성을 반영한 예측은 많은 시험을 통한 수명 예측기법의 한계, 즉 동일한 종류의 시스템에서 나타나는 산포 또는 불확실성의 문제를 예측하지 못하는 한계를 극복할 수 있다. 더불어 베이지 정리의 특징 중 하나인 실시간 데이터 업데이트의 특성은 실제 시스템 운용에서 데이터 저장 문제 및 실시간 예측에서 매우 유용하다.

본 연구에서 제시된 예측기법의 보다 실제적인 가능성 검증을 위해서는 실제 시스템에 작용하는 하중 조건을 실제 시스템 부품에 적용하는 시험과 구조건전성 모니터링 시스템을 통한 간접적인 균열측정 데이터가 필요하다. 본 연구는 이를 위한 사전연구로써 가능성을 제시하였으며, 향후 더 많은 연구가 수행될 것이다.

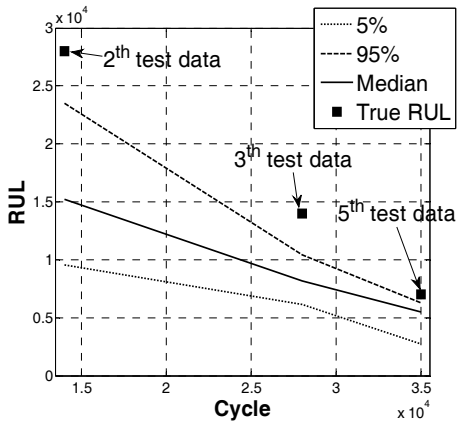
감사의 글

이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2009-0081438).

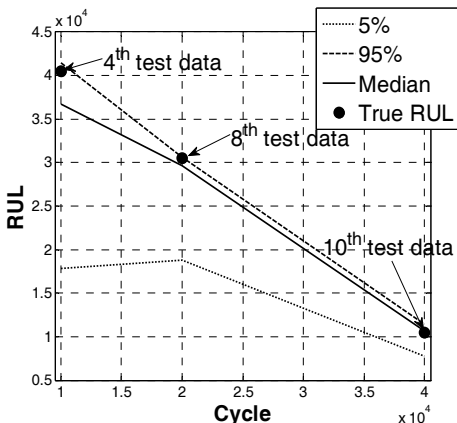
본 연구는 2011년도 지식경제부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(No. 20118520020010).

참 고 문 헌

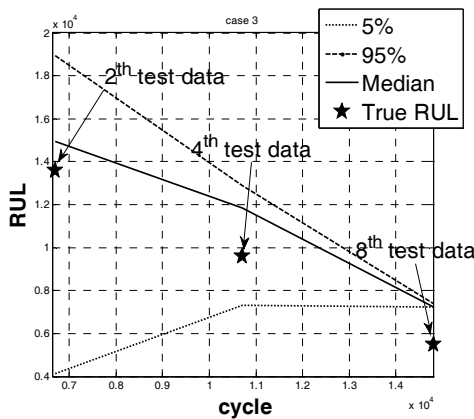
Schwabacher M.A. (2005) Survey of Data-Driven Prognostics, *AIAA Infotech@Aerospace Conference*,



(a) case 1



(b) case 2



(c) case 3

그림 11 Result for RUL prediction

- Arlington, Virginia, USA, September, pp.26~29.
- Luo J, Pattipati KR, Qiao L., Chigusa S.** (2008) Model-based Prognostic Techniques Applied to a Suspension System, *IEEE Transactions Systems Man, And Cybernetics-Part A*, 38(5), pp.1156~1168.
- Yan J., Lee J.** (2007) Hybrid Method for On-Line Performance Assessment and Life Prediction in Drilling Operations, *IEEE International Conference on Automation and Logistics, Jinan, Shandong, China*, August, pp.18~21.
- Orchard, M., Vachtsevanos, G.** (2007) A Particle Filtering Approach for On-Line Failure Prognosis in a Planetary Carrier Plate, *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, 7(4), pp. 221~227.
- Cross, R. J., Makeev, A., Armanios, E.** (2006) A Comparison of Predictions From Probabilistic Crack Growth Models Inferred From Virkler's Data, *Journal of ASTM International*, 3(10), pp. 1~11.
- Coppe, A., Haftka, R.T., Kim, N.H.** (2010) Least Squares-Filtered Bayesian Updating for Remaining Useful Life Estimation, *American Institute of Aeronautics and Astronautics, Orlando, FL*.
- An D., Choi J., Kim N.H.** (2011) Statistical Characterization of Damage Growth Parameters and Remaining Useful Life Prediction Using Bayesian Inference, *52nd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference, Denver, Co.*
- Leem S. H., An D., Choi J.** (2011) Bayesian Parameter Estimation for Prognosis of Crack Growth under Variable Amplitude Loading, *Trans. of the KSME(A)*, 35(10), pp.1299~1306.
- Huang, X., Torgeir, M., Cui, W.** (2008) An Engineering Model of Fatigue Crack growth under Variable Amplitude Loading, *International Journal of Fatigue*, 30(1), pp.2~10.
- Bayes, T.** (1763) An Essay Towards Solving a Problem in the Doctrine of Chances, *Philosophical Transactions of the Royal Society*, 53(1763), pp. 370~418.
- Zio, E., Peloni, G.** (2011) Particle Filtering Prognostic Estimation of the Remaining Useful Life of Nonlinear Components, *Reliability Engineering and System Safety*, 96(3), pp.403~409.
- Paris P.C., Erdogan F.** (1963) A Critical Analysis of Crack Propagation Laws, *ASME journal Of Basic Engineerin*, 85(4), pp.528~534.
- Voorwald, H.J.C., Torres, M.A.S., J.C.C.E.P.** (1991) Modelling of Fatigue Crack growth Following Overloads, *International Journal of Fatigue*, 5(5), pp.423~427.
- Schijve, J., Broek, D.** (1962) Crack Propagation: The Results of a Test Programme Based on a Gust Spectrum with Variable Amplitude Loading, *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 34(11), pp.314~316.

- 논문접수일 2012년 3월 23일
- 논문심사일 2012년 4월 3일
- 게재확정일 2012년 5월 25일