

# 예지기술의 연구동향 및 모델기반 예지기술 비교연구

## A Survey on Prognostics and Comparison Study on the Model-Based Prognostics

최 주 호\*, 안 다 윤, 강 진 혁  
(Joo-Ho Choi<sup>1</sup>, Dawn An<sup>1</sup>, and Jin Hyuk Gang<sup>1</sup>)  
<sup>1</sup>Korea Aerospace University

**Abstract:** In this paper, PHM (Prognostics and Health Management) techniques are briefly outlined. Prognostics, being a central step within the PHM, is explained in more detail, stating that there are three approaches – experience based, data-driven and model based approaches. Representative articles in the field of prognostics are also given in terms of the type of faults. Model based method is illustrated by introducing a case study that was conducted to the crack growth of the gear plate in UH-60A helicopter. The paper also addresses the comparison of the OBM (Overall Bayesian Method), which was developed by the authors with the PF (Particle Filtering) method, which draws great attention recently in prognostics, through the study on a simple crack growth problem. Their performances are examined by evaluating the metrics introduced by PHM society.

**Keywords:** PHM (Prognostics and Health Management), Prognostics, Experience Based Method, Data-Driven Method, Model Based Method, Crack Growth, OBM (Overall Bayesian method), PF (Particle Filtering) Method

### I. 서론

항공우주 및 원자력 발전과 같은 고안전성 시스템에서는 운용 중 균열 등의 결함(fault)이 어쩔 수 없이 발생하는데, 이들을 제대로 관리하지 않으면 한계수준을 넘어 치명적 사고를 야기한다. 이를 예방하기 위해 최근 30년간 수명주기(lifecycle) 동안 안전을 보장하는 신뢰성기반 설계기술(reliability based design)이 활발히 연구[1] 되었으나, 운용 중 발생하는 모든 조건(갑작스런 이물 충돌 등)을 고려하는 것이 불가능하기 때문에 실제 설계 적용에 한계가 있었다. 현재의 기술수준은 운용 중 정비를 철저히 하는 정기적 예방정비(PM: Preventive Maintenance)에 의존하고 있다. 그러나 예방정비는 실제 결함 유무와 상관없이 정해진 주기가 되면 무조건 정비를 실시하므로 잦은 가동중단(DT: Down Time)과 부품 교체로 인한 시간/비용 손실과 함께, 정비과정에서 실수 또는 새로운 결함이 발생하는 문제가 자주 발생한다.

최근 이러한 문제를 해결하고자 건전성예측 및 관리(PHM: Prognostics and Health Management)라는 새로운 기술이 연구되고 있다. 이 기술은 사용시간을 최대한 연장하면서 임박한 고장(impending failure)에 대해서만 조치를 취하는 상태기반 정비(CBM: Condition-Based Maintenance)를 가능케 하며, 이 기술을 통해 안전을 도모함과 동시에 시간비용을 획기적으로 절감할 수 있다. PHM은 운용 중인 시스템이나 장치에 대하여

- ① 결함상태의 건전성을 지속관찰(health monitoring)하고
- ② 이상징후(anomaly)를 진단(diagnosis)하며
- ③ 언제 치명적 수준에 도달할 지 예지(prognosis)하여
- ④ 이를 바탕으로 건전성을 관리(health management)

하는 기술이다[2]. 이 중에서 건전성 모니터링과 진단 기술은 지금까지 많은 연구가 진행된 반면 ③ 단계인 예지기술(prognostics)은 최근 연구가 시작되고 있으며, 미래 거동을 사전 예측한다는 측면에서 PHM의 가장 중요한 요소이다.

일반적으로 예지기술은 세가지로 분류하는데, 경험기반 방법(experience-based method), 데이터기반 방법(data-driven method)과 모델기반 방법(model-based method)이 있다[3]. 경험기반 방법은 실제 발생한 고장 또는 사고 데이터를 확률분포에 적합하고 이를 바탕으로 잔존수명(RUL: Remaining Useful Life)을 예측하는 것으로, 복잡한 이론이 필요치 않아 적용범위가 가장 넓은 장점이 있으나 실시간 모니터링이 아니라서 진정한 PHM으로 볼 수 없다. 데이터기반 방법은 사용조건 및 결함의 모니터링 데이터로부터 Machine Learning 기법(Neural Network, Gaussian Process Model, Relevance Vector Machine 등)을 이용하여 상호 간 관계를 구하고 이것을 미래 조건으로 외삽(extrapolation)하는 것으로, 적용범위가 비교적 넓으나 훈련을 위해 많은 데이터가 필요하고 물리적 모델 없이 데이터에만 의존하므로 먼 미래예측은 신뢰하기 어려운 측면이 있다. 모델기반 방법은 사용조건 및 결함의 모니터링 데이터로부터 물리적 모델을 실시간으로 업데이트하고 이를 가지고 미래 예측을 하는 방법으로, 적은 데이터로도 정확한 예측이 가능한 반면 확립된 고장물리 모델이 많지 않아 적용분야가 제한적인 단점이 있다. 따라서 현재의 추세는 할 수만 있다면 데이터기반 방법과 모델기반 방법을 함께 활용하는 혼합형(hybrid) 방법이 가장 바람직하다고 인식되고 있다.

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 8. 20., 수정: 2011. 9. 5., 채택확정: 2011. 9. 25.

최주호: 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학부 교수

(jhchoi@kau.ac.kr)

안다윤, 강진혁: 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학과 박사과정

(skal34@nate.com/kangjinx@naver.com)

※ 본 연구는 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2011-0000269).

II. 예지기술 연구동향

PHM의 핵심요소인 예지기술은 다양한 분야에서 연구되고 있다. 가장 많이 연구되는 문제는 피로균열이며, 베어링 spall, 기어 pitting, 마모, 전자패키지 및 배터리 열화 등도 많이 연구되고 있다. 적용분야로는 헬리콥터 및 항공기 엔진, 풍력터빈 및 원전배관, 무인항공기, 자동차 전자부품(electronic parts)과 배터리 등이 있다. 이와 관련된 연구사례가 많이 있으나 이 중에서 대표적 사례를 결합 및 방법론 별로 표 1에 정리했다.

피로균열을 연구한 사례로서 Cross [4]는 헬리콥터, An [5]은 터빈 블레이드에 대해, 정비이력 데이터를 바탕으로 확률분포 모델변수를 추정한 후 이로부터 잔존수명을 예측하였다. Bechhoefer [6]는 HUMS (Health and Usage Monitoring System)의 진동 시그널을 바탕으로 HSM (Hidden Semi-Markov) 기법을 이용하여 헬리콥터 구동축 균열의 잔존수명을 예측하였다. Orchard [7]는 PF (Particle Filtering) 알고리즘을 이용하여 헬리콥터 기어 플레이트의 균열 성장모델을 실시간으로 업데이트하고 잔존수명을 예측하였다. Sankararaman [8]은 다축 변동 하중 하에서 원통구조물의 표면균열 성장에 대해 여러 가지 불확실성을 고려하여 수명을 예지하였다. Coppe [9], An [10]은 항공기 동체균열에 대해 센서 측정오차 및 마이어스 조건을 고려하여 성장을 예측하는 방안을 제시하였다.

베어링 스포(spall) 결함을 연구한 사례로서, He [11]는 헬기에 대해 데이터 마이닝 모델을 구축하고 HUMS로부터의 진동 시그널과 베어링 결함 간의 상관관계를 규명한 후 이를 수명예측에 활용하였다. Bolander [12]는 항공기 엔진 베어링에 대해 진동 및 오일 잔해(debris) 데이터와 결함크기 간의 관계를 수립한 후 PF 방법을 이용하여 실제 구동중의 베어링 잔존수명을 예측하였다. Dupuis [13]는 풍력발전 터빈 기어 박스의 베어링 수명예측을 위해 오일 잔해 데이터를 바탕으

로 데이터기반 방법으로 수명을 예지하였다.

마모의 경우 고장예지를 연구한 사례는 상대적으로 적은데 Zhou [14]는 절삭공구의 마모에 대해 센서 실시간 측정값의 SVD (Singular Value Decomposition)를 이용하여 특징을 추출하고 RLS (Recursive Least Squares) 알고리즘으로 마모수명을 예측하였다. An [15]은 슬라이더-크랭크 기구의 revolute 조인트 마모에 대해 하중과 마모량을 모니터링하고 이를 바탕으로 마모모델을 실시간 업데이트하면서 잔존수명을 예측하였다.

전자패키지는 솔더조인트 고장이 대표적이며 이에 대해 연구한 사례를 보면, Ramakrishnan [16], Nasser [17]는 각각 자동차 후드내의 PCB 보드, 항공기의 전원공급장치에 대해 사용조건(온도, 진동)을 모니터링하고 이것을 각각 개발한 FEA 기반 수명평가해석코드 calcePWA, VPS-MICRO™에 입력하여 잔존수명을 평가하였다. 그러나 이들 두 사례는 결합 자체를 모니터링하는 기능이 없어서 진정한 예지기술로 보기 어렵다. Zhang [18]은 사용조건(온도, 진동)과 실장(in-situ) 솔더결함 상태를 나타내는 특성(저항)을 함께 모니터링하고 이를 이용한 융합형 예지기술을 개발하였다. Kwon [19]은 RF 임피던스 모니터링을 바탕으로 한 순수한 데이터 기반 방법을 제시하고 임계치만 잘 설정하면 훌륭한 고장예측 도구로 활용할 수 있음을 주장하였다.

마지막은 배터리의 용량(capacity) 열화로서 이는 다른 분야와 달리 점진적 열화에 의해 특정 수준(초기 용량 대비 70%) 이하가 되면 고장(soft failure)으로 간주한다. 이 분야는 물리적 열화모델(충방전 사용조건에 따른 용량열화를 규명한 수학적 모델)이 없거나 매우 복잡한 데다, 아직 용량열화 상태(SOH: State of Health)를 평가하기 위한 효과적 방법조차 정립되지 못하여 수명평가(SOL: State of Life) 및 RUL 예측까지는 갈 길이 멀다. Kozlowski [20]는 내부 임피던스가 배터리의

표 1. 결함 종류별로 구분한 예측기술 분야의 대표적 논문.

Table 1. Representative articles in the field of prognostics classified by faults.

Authors, Year	Summary	Methodology
Fatigue crack		
· Cross, 2009 · Bechhoefer, 2006 · Orchard, 2007 · Sankararaman, 2009 · Coppe, 2010	Statistical life data for helicopter blade corrosion HSM(Hidden Semi-Markov) for helicopter drive shaft PF(Particle Filter) for helicopter carrier plate Offline calibration & online prognosis for specimen Bayesian calibration for synthetic data	Experience based [4] Data-driven [6] Model based [7] Model based [8] Model based [9]
Bearing spall		
· He, 2008 · Bolander, 2009 · Dupuis, 2010	Correlation of HUMS data with spall data Offline estimation & online PF for aircraft engine Data trending of oil debris for wind turbine gearbox	Data-driven [11] Model based [12] Data-driven [13]
Wear		
· Zhou, 2009 · An, 2011	SVD for DFI & RLS for cutting machine tool Bayesian calibration for joint bushing of slider-crank	Data-driven [14] Model based [15]
Solder joint in electronics		
· Ramakrishnan, 2003 · Nasser, 2006 · Zhang, 2007 · Kwon, 2009	Usage monitoring of PCB in the car Usage monitoring & PoF approach for power supply LCM & UAP fusion for BGA component Impedance by SPRT for circuit board	Model based [16] Model based [17] Hybrid [18] Data-driven [19]
Battery capacity		
· Kozlowski, 2003 · Goebel, 2008 · Youn, 2011	Impedance as surrogate feature for C/1 capacity RVM & PF for Li-ion cell ARNN for Li-ion batteries	Non-PHM [20] Data-driven [21] Data-driven [22]

C/I 용량 저하를 비교적 잘 표현함에 착안하여 이를 열화 측정에 활용할 것을 제안하였다. Goebel [21] 리튬이온 배터리에 대해 실험실 차원에서 충방전 사이클을 부여하고 EIS (Electrochemical Impedance Spectroscopy) 로 측정된 임피던스와 실제 용량(C/I)을 분석한 결과 이들에 선형관계가 있음을 알고 이를 열화특성 측정용으로 활용하였다. RVM (Relevance Vector Machine)을 이용하여 사이클에 따른 용량변화 회귀모델을 수립하여 관련변수를 추정한 후, 실제 배터리 사용조건에서는 실시간 임피던스 모니터링을 하면서 PF 알고리즘을 이용하여 잔존수명을 구하였다. Youn [22]은 리튬이온 배터리에 대해 배터리의 전류, 전압 등 쉽게 측정가능한 변수들을 활용하여 Extended Kalman Filter 기법에 기반한 Multiscale Framework 를 활용하여 충전상태(SOC: State of Charge)와 용량 열화상태 (SOH: State of Health) 손쉽게 추정할 수 있는 방법을 제시하였다.

III. 모델기반 예지기술 케이스 스터디

본 절에서는 모델기반 예지기술의 개요를 보다 잘 이해하기 위해, 참고문헌 [3,7]에서 연구한 사례를 소개한다. 이는 UH-60A Blackhawk 헬리콥터 main rotor transmission의 Planetary gear plate에서 실제로 균열이 발생(그림 1)하여 이를 PHM으로 예측하기 위해 연구과제로 수행한 것이다. 이를 위해 gear plate에 대해 실제 헬기 조종과 동일한 하중조건(그림 2)을 부여하고 균열 성장 및 관찰이 가능한 테스트베드를 구축하여, 1.34" 의 초기 균열에서 10" 크기까지 성장시켰다. 본 사례에서는 예지를 위한 알고리즘으로 PF (Particle Filtering) 을 활용하였으며, 이는 크게 세가지 스텝으로 구성된다.

1. Offline correlation

실제 헬기에서는 균열의 직접측정이 어려우므로 이를 간접 추정하기 위해 가속도계로부터의 진동시그널과 실제 균열크기간의 상관관계를 찾아보았다. 그 결과 식 (1)로 정의된 SBR (sideband ratio) 값이 균열크기와 매우 유사한 경향

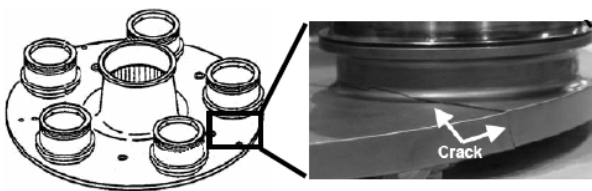


그림 1. 유성 기어 판의 균열.  
Fig. 1. Crack on a planetary gear plate.

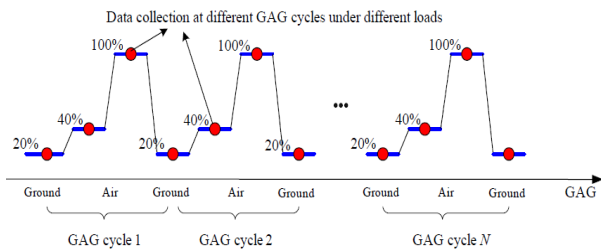


그림 2. 실제 헬리콥터 운용조건을 모사한 하중 프로파일.  
Fig. 2. Load profile that simulates the operation of a helicopter at GAG (Ground-Air-Ground) cycle.

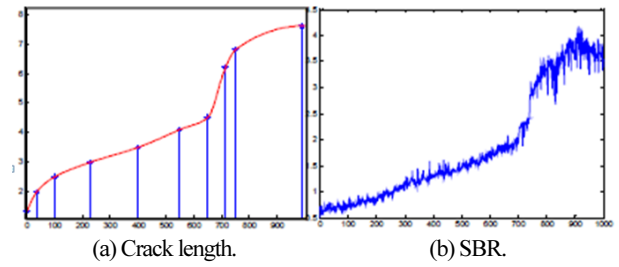


그림 3. 실제 균열 크기와 CI간 상관관계.  
Fig. 3. Correlation between the true crack length and the CI.

(correlation coefficient 0.98)이 있음을 알게 되었고 이를 균열크기를 나타내는 CI (Condition Indicator)로 사용하고 일정 사이클 간격 마다 CI를 측정하였다. 보다 자세한 내용은 문헌 [3]에 서술되어 있다(그림 3).

$$SBR = \frac{\sum_{m=1}^6 \sum_{n=X}^Y (NonRMC\ sidebands)}{\sum_{m=1}^6 \sum_{n=X}^Y (RMC\ sidebands)} \quad (1)$$

2. Online estimation

이것은 두가지 서브 스텝으로 구성되며 다음과 같다.

2.1 예측단계(prediction step)

$$x_k = f_k(x_{k-1}, \theta_k) \leftrightarrow p(x_k | x_{k-1}, \theta_k) \quad (2)$$

$$\theta_k \sim p(\theta_k | \theta_{k-1}) \quad (3)$$

여기서  $x_k$  는 시간 스텝  $k$  에서의 시스템 상태(균열크기)이고,  $f_k$  는 상태전이함수로, 다음과 같은 Paris의 법칙으로 알려져 있는 균열성장모델에 상응한다.

$$\frac{dx}{dN} = C(\Delta K)^m \quad (4)$$

식 (2)와 (3)에서  $\theta_k$  는 식 (4)의 미지의 모델변수  $C, m$ 이다(그러나 본 사례에서는  $m$  을 상수로 고정하고  $C$  만을 미지 변수로 고려하였다). 식 (3)으로부터  $\theta_k$  의 샘플(또는 particle)이 얻어지면,  $x_k$  의 샘플은 식 (2)를 통해 구할 수 있다. 이때, 초기 모델변수  $\theta_0$  와 초기 균열  $x_0$  의 샘플들이 적절히 가정된 확률분포로부터 추출된다. 결국,  $\theta_k$  의 경우  $\theta_{k-1}$  에서의 샘플과 같게 되며, 이렇게 얻어진  $\theta_k$  와  $x_{k-1}$  의 샘플들을 상태전이함수  $f_k$ , 즉 균열성장모델 (4)에 대입함으로써  $x_k$  의 샘플들이 얻어진다. 이렇게 구한  $x_k$  와  $\theta_k$  는 사전분포(prior)가 되며, 다음의 갱신단계를 통하여  $k$  에서의  $x_k$  와  $\theta_k$  의 최종 샘플들이 얻어지게 된다.

2.2 갱신단계(update step)

갱신은 새로운 데이터가 추가 되면서 이루어지며, 데이터의 우도(likelihood)함수와 변수의 사전분포의 곱으로 표현될 수 있는 사후분포(posterior)를 만족하는 샘플을 추출하는 단계이다. 보통 비가우시안 분포로 표현되는 사후분포로부터 샘플을 추출하기 위해 중요분포(importance distribution)와 사후분포의 비율로 결정되는 가중치를 사용하는 중요샘플링방법

(importance sampling)을 사용하며, 이는 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$w(\theta^i) = \frac{L(z|\theta^i)p(\theta^i)}{q(\theta^i)} \quad (5)$$

여기서  $\theta^i$ 는 갱신될 변수들  $(x, \theta)$ 의  $i$ 번째 샘플,  $L(z|\theta^i)$ 는 우도,  $p(\theta^i)$ 는 사전분포이다.  $q(\theta^i)$ 는 임의로 선택되는 중요분포로, 효과적인 샘플링을 위해 사후분포와 비슷한 사전분포가 중요분포로 선택될 수 있으며, 이러한 경우 식 (5)는  $w(\theta^i) = L(z|\theta^i)$ 와 같게 된다. 이때 우도와 가중치는 다음과 같이 표현된다.

$$p(z_k | x_k^i, \theta_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_m} \exp\left[-\frac{1}{2} \frac{(z_k - h_k(x_k^i))^2}{\sigma_m^2}\right] \quad (6)$$

$$w_k^i = \frac{p(z_k | x_k^i, \theta_k^i)}{\sum_{j=1}^N p(z_k | x_k^j, \theta_k^j)} \quad (7)$$

여기서  $z_k$ 는 균열크기를 나타내는 CI로  $x_k$ 와 CI 측정 시 발생한 오차  $v_k$ 를 이용하여  $z_k = h(x_k, v_k)$ 와 같이 표현할 수 있고, 식 (6)은  $v_k$ 가 평균이 0이고 표준편차가  $\sigma_m$ 인 정규분포를 따를 때의 우도를 나타낸다. 식 (7)과 같이 변수의 각 샘플에 해당하는 가중치  $w_k^i$ 가 얻어지면 리샘플링 과정을 통하여 가중치에 비례하여 샘플이 복제되거나 제거된다. 예측과 갱신 과정을 그림 4에 나타내었다.

한편 시스템 모델, 즉 균열성장모델로부터 균열크기  $x_k$ 를 구하기 위해서는 외부하중으로 인한 유한요소 응력해석과 이로부터 응력확대계수  $\Delta K$ 의 연산이 필요하다. 이를 그림 5에 나타내었다.

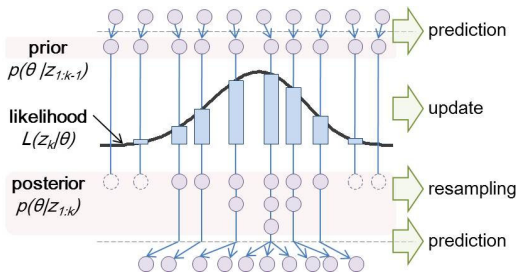


그림 4. 파티클 필터의 개요.  
Fig. 4. Illustration of the PF process.

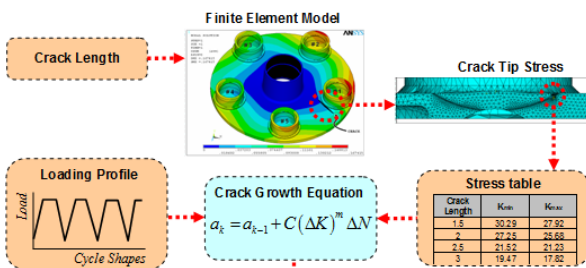


그림 5. 균열 성장 해석 과정.  
Fig. 5. Illustration of crack growth computation.

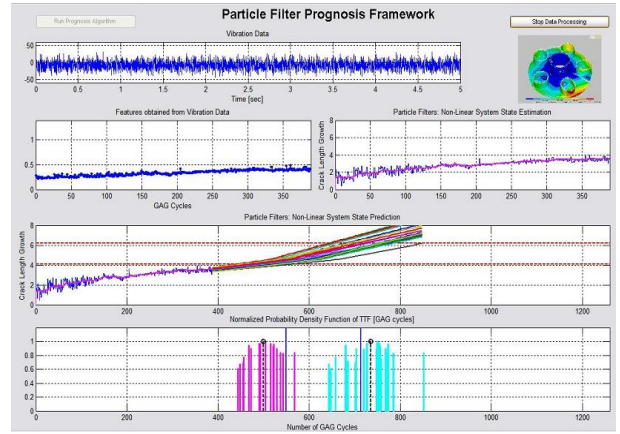


그림 6. 균열 성장 예측 결과.  
Fig. 6. Results of prognosis.

### 3. Online prognosis

이렇게 하여 구한 현시점의  $x_k$ 와  $\theta_k$ 의 샘플들을 가지고  $l$ -step 이후의 미래 균열크기를 예측해 볼 수 있는데 다음의 식을 활용한다.

$$x_{k+l} = f_{k+l}(x_{k+l-1}, \theta_k) \quad (8)$$

이것은 단순히 현시점의 샘플들을 가지고 균열성장모델을 통해 균열진전  $x_{k+l}$ 를 점진적으로 계산해 나가는 것이다.

이렇게 구축된 방법론으로 실제 예측을 수행한 결과 390 사이클까지 진행한 현시점에서 4.1" 및 6.2"까지의 예상 도달 사이클이 그림 6과 같이 보라색, 하늘색 도수분포로 각각 추정되었다. 또한 실제 그 크기까지 사이클을 계속 진행하여 균열크기를 직접 측정하였는데, 그림 6에서 끝단이 흑색원인 수직점선으로 표시되었다. 실제 측정치가 예상분포의 거의 한가운데에 있으므로 예측이 비교적 잘 된 것으로 파악되었다.

## IV. 모델기반 예지기술 비교 연구

본 절에서는 균열성장문제를 대상으로 최근 본 저자가 개발한 OBM (Overall Bayesian Method)의 성능을 PF와 비교하였다. OBM은 베이저안 프레임워크를 사용하는 측면에서 PF와 동일한 접근법이지만 실제 구현하는 방식은 다소 차이가 있다. OBM은 기본적으로 Bayes' rule에 의거하여 미지의 모델변수  $m$ ,  $C$  및 측정오차  $\sigma$ 의 사후분포를 추정된 후, 이것을 가지고 미래거동을 예지하는 것으로, 우도(likelihood) 속에는 초기부터 현시점까지의 측정데이터가 모두 포함된다. 사후분포 추정에는 통상 MCMC 기법을 많이 사용한다. OBM에 관한 보다 자세한 내용은 문헌 [10]에 소개되어 있다.

문헌 [10]에서 다룬 것과 동일한 균열성장 문제에 두 방법을 적용하고 결과를 비교하였다. 여기에서는 실제 균열측정 대신에  $\Delta\sigma = 78.6\text{MPa}$ 의 모드 I 하중 하에서 참값  $m_{\text{true}} = 3.8$ ,  $C_{\text{true}} = 1.5 \times 10^{-10}$ 을 가지고 초기균열 10mm로부터 가상의 균열을 성장시키고 여기에 측정오차를 인위적으로 부여하여 100 사이클 마다 균열데이터를 측정한다. 다시  $m_{\text{true}}$ 와  $C_{\text{true}}$ 는 모르는 값으로 가정되며, 측정된 데이터만을 이용하여  $m$ 과  $C$ 를 추정하고 이로부터 균열 성장을 예측하는 것이

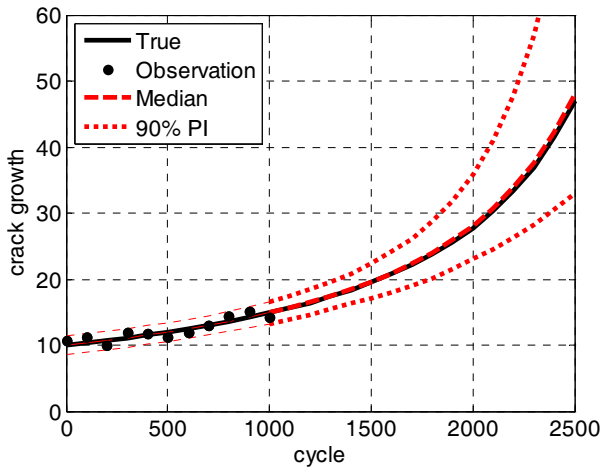


그림 7. 파티클 필터 방법으로 1000 사이클까지의 측정데이터를 이용하여 이후의 균열성장률 추측한 결과.  
Fig. 7. Crack growth prediction at 1000 cycles by PF method.

표 2. 실측값과 예측값 간의 차이 비교.  
Table 2. Median and std. of predicted crack and the error with the true value.

	1500 cycle		2000 cycle	
	Median	Std.	Median	Std.
True crack size	19.47		27.79	
PF	19.62	1.61	28.09	3.99
Error (%)	0.78		1.08	
OBM	19.71	1.70	28.42	4.42
Error (%)	1.20		2.28	

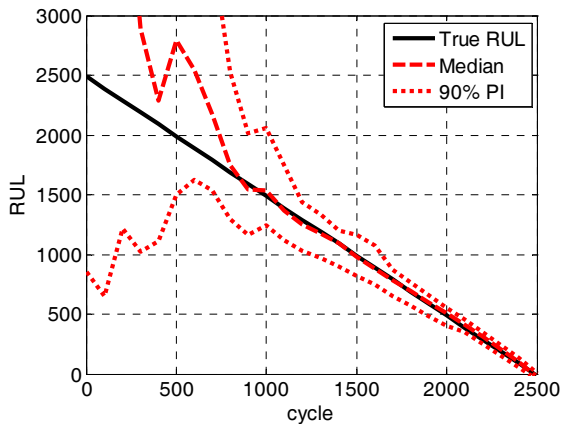


그림 8. 파티클 필터로 예측한 잔존유효수명.  
Fig. 8. RUL prediction by PF method.

다. 그 결과 PF 방법을 이용하여 1000 사이클까지의 측정데이터를 가지고 이후의 균열성장률 추측한 결과가 그림 7에 있다. OBM에 의한 결과 역시 이와 동일하므로 생략한다.

그림 7에서 흑색 실선은 참값( $m_{tme}$ ,  $C_{tme}$ )으로 만든 균열성장곡선을, 파선은 예측치의 중앙값(median)을, 점선은 예측치의 90% 신뢰구간을 나타낸다. 보다시피 예측치와 참값이 잘 일치하고 있다. 보다 자세한 수치가 표 2에 나타나 있으며, 표에서 보듯이 참값 대비 중앙값의 정확도와 표준편차(std.) 모두 PF가 더 우수하나 그 차이는 그리 크지 않다.

표 3. 두 방법 간 계산 시간 비교.

Table 3. Computational costs of two methods.

	PF	OBM
data added in stages	7.89	16.81
batch data existence	7.89	0.67

표 4. 두 방법의 성능 평가.

Table 4. Performance evaluation for two methods.

	PH ( $\alpha=10\%$ )	$\alpha-\lambda$ accuracy ( $\alpha=10\%$ , $\lambda=0.5$ )	RA ( $\lambda=0.5$ )	CRA	Convergence
PF	1600	true	0.9940	0.9391	735
OBM	1600	true	0.9731	0.9262	642

한편 본 문제에서 임계크기를 46.3mm이라 할 때 여기까지 성장하기 위한 사이클 참값은 2500이 걸리며, 따라서 임의 사이클 C에서 실제 잔존수명은 2500-C 가 된다. 또한 임의 사이클에서 잔존수명을 예측하고 이의 확률분포를 구할 수 있는데 PF 방법으로 구한 결과를 그림 8에 보였다. OBM 역시 이와 크게 다르지 않으므로 그림은 생략하였다. 약 800사이클 시점부터 RUL 예측치의 중앙값이 참값과 거의 동일하게 나타났고, 약 1200 사이클부터 RUL의 신뢰구간이 안정적으로 줄어들고 있다.

표 3은 0에서 2500 사이클까지 100 사이클마다 미래 예측을 반복하면서 걸린 시간을 비교한 것인데 매 회 데이터가 추가되는 PF의 경우 더 우수한 계산효율을 나타내고 있다. 반면 매회 예측 대신 1000 또는 1500 사이클 시점에서 그동안의 데이터를 한꺼번에 이용하여 미래 예측을 하고자 하는 경우에는 당연히 OBM이 더 효율적이다.

마지막으로 두 방법의 성능을 문헌 [23]에서 제시한 평가기준(평가기준에 대한 상세한 내용은 지면관계상 생략하였다.)을 이용하여 비교하였고 그 결과를 표 4에 나타내었다. 표에서 굵은 글씨로 표시한 부분이 더 우수함을 나타낸다. 평가기준에 의하면 전반적으로 PF가 OBM에 비해 더 우수함을 보이고 있다.

### V. 토의 및 결론

본 논문에서는 PHM과 예지기술에 대해 간단히 소개하고, 예지기술에는 경험기반, 데이터기반 및 모델기반기술의 세가지 있음을 소개하였다. 또한 결함특성 별로 대표적 연구논문들을 간단히 언급하였다. 이 중에서 모델기반 예지기술에 관한 사례로서 UH-60A Blackhawk 헬리콥터의 Planetary gear plate에 대해 수행되었던 연구내용을 소개하였다. 마지막으로 본 저자가 최근에 연구한 OBM 기법과 최근 관심을 모으고 있는 PF 방법을 간단한 균열성장률문제에 적용하여 두 방법의 특징, 장단점을 비교하였다.

### 참고문헌

- [1] A. Haldar and S. Mahadevan, Probability, Reliability and Statistical Methods in Engineering Design, John Wiley & Sons, New York, 2000.
- [2] A. Hess, G. Calvello, and P. Frith, "Challenges, issues and lessons learned chasing the 'Big P': Real predictive prognostics.

- Part 1," *IEEE Aerospace Conference*, pp. 3610-3619, 2005.
- [3] G. Vachtsevanos, et al., *Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems*, John Wiley & Sons, 2006.
- [4] R. J. Cross and A. Makeev, "Stochastic updating of probabilistic life models for rotorcraft dynamic components," *Journal of the American Helicopter Society*, vol. 54, pp. 012009-1-7, 2009.
- [5] D. An, et al., "Fatigue life prediction based on Bayesian approach to incorporate field data into probability model," *Structural Engineering and Mechanics*, vol. 37, no. 4, pp. 427-442, 2011.
- [6] E. Bechhofer, A. Bernhard, D. He, and P. Banerjee, "Use of hidden semi-markov models in the prognostics of shaft failure," *American Helicopter Society 62th Annual Forum*, Phoenix, USA, 2006.
- [7] M. E. Orchard and G. J. Vachtsevanos, "A particle filtering approach for on-line failure prognosis in a planetary carrier plate," *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 7, no. 4, pp. 221-227, 2007.
- [8] S. Sankararaman, Y. Ling, C. Shantz, and S. Mahadevan, "Uncertainty quantification in fatigue damage prognosis," *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, 2009.
- [9] A. Coppe, R. T. Haftka, and N. H. Kim, "Uncertainty reduction of damage growth properties using structural health monitoring," *Journal of Aircraft*, vol. 47, no. 6, pp. 2030-2038, 2010.
- [10] D. An, J. H. Choi, and N. H. Kim, "Identification of correlated damage parameters under noise and bias using bayesian inference," *Structural Health Monitoring*, to appear, 2011.
- [11] D. He and E. Bechhofer, "Development and validation of bearing diagnostic and prognostic tools using HUMS condition indicators," *IEEE Aerospace Conference*, Big Sky, USA, 2008.
- [12] N. Bolander, H. Qiu, N. Eklund, E. Hindle, and T. Rosenfeld, "Physics-based remaining useful life prediction for aircraft engine bearing prognosis," *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, San Diego, USA, 2009.
- [13] R. Dupuis, "Application of oil debris monitoring for wind turbine gearbox prognostics," *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, Portland, USA, 2010.
- [14] J. H. Zhou, C. K. Pang, F. L. Lewis, and Z. W. Zhong, "Intelligent diagnosis and prognosis of tool wear using dominant feature identification," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 5, no. 4, pp. 454-464, 2009.
- [15] D. An, J. H. Choi, T. L. Schmitz, and N. H. Kim, "In situ monitoring and prediction of progressive joint wear using Bayesian statistics," *Wear*, vol. 270, pp. 828-838, 2011.
- [16] A. Ramakrishnan and M. Pecht, "A life consumption monitoring methodology for electronic systems," *IEEE Transactions on Components and Packaging Technology*, vol. 26, no. 3, pp. 625-634, 2003.
- [17] L. Nasser and M. Curtin, "Electronics reliability prognosis through material modeling and simulation," *IEEE Aerospace Conference*, Big Sky, USA, 2006.
- [18] G. Zhang, C. Kwan, R. Xu, N. Vichare, and M. Pecht, "An enhanced prognostic model for intermittent failures in digital electronics," *IEEE Aerospace Conference*, Big Sky, USA, 2007.
- [19] D. Kwon, H. M. Azarian, and M. Pecht, "Early detection of interconnect degradation by continuous monitoring of RF impedance," *IEEE Transactions on Device and Materials Reliability*, vol. 9, no. 2, pp. 296-304, 2009.
- [20] J. Kozłowski, "Electrochemical cell prognostics using online impedance measurements," *IEEE Aerospace Conference*, Big Sky, USA, 2003.
- [21] K. Goebel, B. Saha, A. Saxena, J. R. Celaya, and J. P. Christophersen, "Prognostics in battery health management," *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, 2008.
- [22] H. Chao, B. D. Youn, and J. S. Chung, "A multiscale framework with extended kalman filter for lithium-ion battery SOC and capacity estimation," *Journal of Applied Energy*, Accepted, 2011.
- [23] A. Saxena, J. Celaya, B. Saha, S. Saha, and K. Goebel, "On applying the prognostic performance metrics," *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, San Diego, USA, 2009.



### 최주호

1981년 한양대학교 기계공학과 졸업. 1983년 한국과학기술원 기계공학과 석사. 1987년 박사. 1987년~1988년 University of Iowa 박사후 연구원. 1989년~1996년 삼성코닝(주) 선임연구원, 수석연구원. 1997년~현재 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학부 조교수, 부교수, 교수. 관심분야는 최적설계, 신뢰성공학, 신뢰성분석 및 설계, 건전성 예측 및 관리 등.



### 안다운

2008년 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학부 학사. 2010년 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학과 석사학위 취득. 2011년~현재 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학과 박사과정. 관심분야는 베이저안 접근법에 기반한 상관변수 추정, 건전성예측 및 진단을 위한 방법론 개발 등.



### 강진혁

2008년 한국항공대학교 항공재료공학과 졸업. 2010년 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학과 석사. 2010년~현재 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학과 박사과정. 관심분야는 재료 비선형 거동 기반 유한요소해석, 건전성 예측 알고리즘 등.