THEME 04

고장예지기술의 연구 동향 및 도전과제

안 다 운 한국생산기술연구원 대경지역본부/항공시스템기술그룹 선임연구원 | e-mail : dawnan@kitech.re.kr
최 주 호 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학부 교수 | e-mail : jhchoi@kau.ac.kr

이 글에서는 최근 3년간(2013-2015) PHM society 학회에서 발표된 논문에 기반하여 분석된 고장예지기술의 연구 동향 및 도전과제에 대해 소개하고자 한다.

고장예지

고장예지 혹은 건전성 예측(prognostics)은 시스템의 열화 상태 및 잔존유효수명(remaining useful life, RUL)을 예측하는 것으로, 상태기반정비를 위한 PHM 기술에서 결함/열화특성 추출, 상태진단에 이어지는 마지막 단계에 해당한다. 고장예지 결과에 영향을 미치는 요인으로는 크게 데이터, 모델, 알고리즘으로 나눌 수 있다. 사실상 데이터와 관련된 연구는 열화특성 추출 및 상태진단 단계와 별개로 생각할 수 없고, 최근 PHM의 통합 프레임워크에 대한 연구가 수행되고 있지만, 본 글에서는 열화특성이 있는 데이터를 고려하는 것으로 범위를 제한한다. 상태모니터링 데이터가 얻어지면, 물리모델이나 수학적모델을 이용하여 미래 열화거동과 잔존유효수명을 예측할 수 있다. 이때 모델의 정확도에 따라 예측의 결과가 달라지게 된다. 마지막으로, 데이터와 모델을 결합하여 예측을 하기 위해서는 여러 가지 알고리즘이 사용되는데, 대표적인 것으로는 파티클 필터(particle filter)와 인공신경망(ANN: Artificial Neural Networks)이 있다. 2013년에서 2015년까지 3년간 PHM society conference 에서 발표된 201편 중에 고장예지에 관한 논문을 분석한 결과, 데이터 기반이 23편, 모델기반이 33편으로 확인되었다. 이를 다시 응용분야로 구별하면 알고리즘 10건, 배터리 열화 14건, 밸브 및 actuator 8건, 베어링, 기어 및 균열 8건, 전기전자 4건, 기타로 확인되었다. 본 글에서는 이 중에서 앞서 언급한 세 가지(데이터, 모델, 알고리즘) 요인에 대해 연구한 논문들을 중심으로, 고장예지 연구 동향 및 도전과제에 대해 논의해 보도록 한다.

데이터 부족 해결 방안

정확한 건전성 예측에는 데이터의 질(수량, 노이즈 수준 등)이 중요한 요소로 작용한다. 하지만, 열화상태 데이터를 얻는 데에는 많은 시간과 비용이 들기 때문에 예측에 필요한 충분한 수의 데이터를 얻기가 어려운 문제점이 있다. 반면, 실제보다 가혹한 환경에서 수행되는 가속수명시험은 제품의 제작시 항상 수행되고 있다. An et al.(2013)에서는 가속수명시험에서 얻어진 데이터를 실하중 조건에서의 데이터로 변환시켜 고장예지에 활용하는 방안을 제시하였다. 그 결과, 부족한 실운용 데이터를 보충하여 예측의 정확도를 향상시킬 수 있었지만, 가상의 균열성장 데이터를 사용했다는 한계점이 있다. 데이터의 질에 따라 예측 결과가 크게 달라질 수 있는 만큼, 부족한 데이터 및 노이

즈 문제에 대한 활발한 연구가 필요하다.

모델 개발 및 불확실성

열화거동의 표현은 물리적 특성이 반영된 물리모델과 데이터에만 의존하는 수학적 모델로 구분된다. 물리적 특성 없이 데이터에 기반하여 일반화된 경험식을 물리모델로 구분하는 경우도 있지만, 엄밀히 말해 물리모델은 하중조건 등 운용조건에 관한 항을 포함해야 한다. 이러한 정의 하에서 물리적 열화 모델은 균열과 마모의 거동을 나타내는 것들로 극히 제한적이다. 최근에는 전기 자동차, 무인기, 항공기 등 다양한 시스템에서 전력원으로 사용되고 있는 배터리의 수명예측에 대한 연구가 활발히 진행되면서, 배터리의 수명예측 모델을 개발하고자 하는 연구들이 증가하고 있다.

대표적으로 Daigle과 Kulkarni(2013)는 전기화학에 기반한 리튬이온 배터리 열화 모델을 제시하고, 방전시점(end of discharge, EOD)을 예측하였다. 제시된 모델이 논문에서 사용된 예제에서는 높은 정확도를 보였지만, 이 모델은 배터리 성능과 밀접한 관계가 있는 내부온도와의 관계가 배제된 것이기 때문에 범용적으로 적용되기 위해서는 추가 연구가 필요한 실정이라고 한계점을 제시하였다.

열화거동에 대한 모델형태가 주어지면, 결과적으로는 모델변수와 미래 하중조건에 의해 예측의 정확도가 결정된다. 이에 대한 일반적인 연구는 모델변수는 불확실성을 고려하여 추정하고, 미래 하중조건은 주어졌다고 가정하는 것이었다. 하지만, 미래 하중조건 역시 불확실하다는 점을 간과해서는 안 될 것이다. Sankararaman과 Goebel(2013)은 무인항공기 배터리의 잔존유효수명 예측을 다양한 미래 하중조건하에서 실시하였고, 후에 미션 및 궤적 조건들에 기반하여 미래 하중의 불확실성 속성을 특징짓는 연구가 이어질 것이라 하였다.

모델 개발에 대한 연구가 배터리를 중심으로 활발히 진행되고 있는데, 모델은 일반적으로 많은 가정과 단순화를 통해 만들어지기 때문에 불확실성이 항상 존재한다. 복잡도가 높은 모델은 정확도가 높지만, 계산비용이 높아 실시간 진단에 부적합하고, 단순화된 모델은 계산효율은 높지만 정확도가 떨어지는 문제가 있다. Xi et al.(2013)에서는 배터리의 충전상태(state of charge, SOC)를 단순화된 모델을 사용하여 효율적으로 추정하기 위한 방법을 제시하였고, 그 방법은 다음과 같이 요약된다. '초기 단순화된 모델을 설정하고, 변수의 불확실성을 정량화 한다. 변수의 불확실성과 다양한 운용조건에 따른 모델 불확실성을 계산하고, 이를 초기 모델에 더하여 모델을 수정한다'. 이러한 단순화된 모델 개발을 위한 노력은 복잡한 모델 개발에 소요되는 비용 또한 줄일 수 있을 것이다.

알고리즘 개선 및 검증

데이터와 모델 등 주어진 정보를 사용하여 잔존유효수명을 예측하는 수단이 되는 알고리즘을 개선, 선택, 비교하는 연구도 많이 이루어지고 있다. Oliva와 Bertram(2014), Wang와 Gao(2014) 등은 파티클필터의 개선에 대한 연구를 진행하였고, Aizpurua와 Catterson(2015)은 알고리즘 선택에 대한 기본적인 가이드라인을 제시하였다. Sharp(2013)은 서로 다른 알고리즘 비교를 위해 일반적으로 적용가능한 metrics를 제안하였다. 일반적인 예측 알고리즘의 검증은 얼마나 실제 잔존유효수명과 가깝게 예측하는가에 초점이 맞추어져 있다. 하지만 고장전에 수명의 참값을 안다는 것이 불가능하기 때문에 이런 방법은 사실상 적용 불가능하다. 최근에는 이러한 문제점을 해결하기 위한 연구에 관심이 생기고 있다. Clements와 Bodden(2013)은 유효한 건전성 예측 알고리즘이 되기 위한 정의를 내리고, 이에 기반하여 알고리즘 검증을 진행하였다. 그 정의된 내용은 다음과 같다. '90%

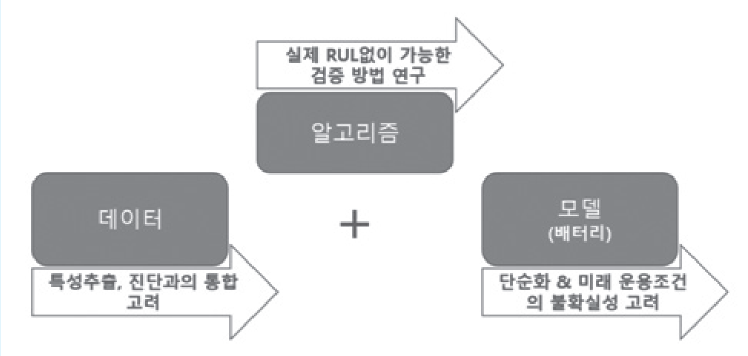

그림 1 고장예지의 연구 동향 및 방향

신뢰수준에서 적어도 95%의 요소파괴를 피할 수 있도록 하기 위해, 정비시점에서 최소 20시간 전에 예측 가능해야 한다'. 이러한 정의가 절대적인 것은 아니지만, 실효성 있는 검증방법의 필요성을 시사하고 있다.

기타 노력

기존의 일반적인 방법과는 조금 다른 시각으로 고장예지에 접근하는 연구들도 있다. 잔존유효수명은 다양한 불확실성을 고려하여 분포로 예측되는데, 이 과정에서 노이즈의 확률분포가 가정되는 것이 일반적이다. Chen(2013)은 보다 단순하고 현실적인 예측을 위해 노이즈의 확률분포에 대한 지식 없이 잔존유효수명을 구간으로 예측하는 방법을 제시하였고, 이 방법을 리튬이온 배터리 모델에 적용하였다. 분포로 예측된 잔존유효수명의 활용 역시 예측구간의 하한을 사용한다는 점에서 볼 때 구간만을 예측하는 것이 효과적일 수 있지만, 이에 대한 유효성 입증이 더 필요한 상태이다. Imanian과 Modarres(2014)는 시스템의 성능에 영향을 미치는 모든 요소를 고려하기 위해 열역학적 엔트로피를 결함특성으로 사용하였다. 아직 알루미늄 시편에 대해서만 적용해본 상태이긴 하지만, 균열, 마모 등 결함의 종류에 따라 잔존유효수명을 예측하던 기존 방법과 비교가 된다.

맺음말

PHM Society에서 2013년부터 2015년까지 발표된 논문으로 살펴본 고장예지의 도전과제와 연구방향이 그림 1에 요약되어 있다. 고장예지는 더 이상 다른 PHM기술 단계와 별개의 것으로 여겨지지 않고, 상태기반정비를 위해 하나의 프레임워크에서 통합 고려하는 방향으로 나아가고 있다. 모델개발은 배터리를 대상으로 하는 연구가 현저하게 많으며, 복잡하고 어려운 모델을 효과적이고 효율적으로 대신할 수 있는 단순화된 모델기반 연구가 진행되고 있다. 또한, 모델 변수의 불확실성을 넘어 미래 하중의 불확실성까지 고려하려는 노력이 이어지고 있다. 알고리즘의 검증 또한 실제 잔존유효수명에 의존하지 않는 현실적인 방법에 대한 연구의 필요성이 인식되고 있다. 고장예지에 대한 연구는 PHM의 다른 단계에 비해 비교적 최근에 시작된 만큼, 일반적인 기술로 자리잡기 위해서는 해결해야 할 많은 도전과제들이 남아 있고, 또 그 만큼의 비약적인 발전을 기대해 볼 수 있을 것이다.

참고문헌

An et al.(2013)Practical Use of Accelerated Test Data for the Prognostics Methods.

Aizpurua and Catterson (2015) Towards a Methodology for Design of Prognostic Systems.

Chen (2013) Distribution Free Prediction Interval for Uncertainty Quantification in Remaining Useful Life Prediction.

Clements and Bodden (2013) Prognostic Algorithm Verification.

Daigle and Kulkarni (2013)Electrochemistry-

based Battery Modeling for Prognostics.

Imanian and Modarres (2014) A Thermo-dynamic Entropy Based Approach for Prognosis and Health Management.

Oliva and Bertram (2014) On the Use of Particle Flow to Enhance the Computational Performance of Particle-Filtering-based Prognostics.

Sankararaman and Goebel (2013) A Novel Computational Methodology for Uncertainty Quantification in Prognostics Using The Most Probable Point Concept.

Sharp (2013) Simple Metrics for Evaluating and Conveying Prognostic Model Performance To Users With Varied Backgrounds.

Wang and Gao (2014) Particle Filtering-Based System Degradation Prediction Applied to Jet Engines.

Xi et al. (2013) State of Charge Estimation of Lithium-ion Batteries Considering Model and Parameter Uncertainties.