THEME 01

데이터 특성인자 추출을 위한 PHM기술 연구 동향

오 현 석 광주과학기술원 기계공학부 교수 | e-mail : hsoh52@hotmail.com
윤 병 동 서울대학교 기계항공공학부 교수 | e-mail : bdyoun@snu.ac.kr

이 글은 PHM기술개발의 첫 번째 단계인 데이터 특성인자 추출에 대한 소개이다. 2013~2015년 PHM Society에 발표된 논문을 중심으로 최근 연구 동향을 검토하였고 향후전망을 제시하였다.

데이터 특성인자 추출의 중요성

"Garbage In, Garbage Out"이란 글귀를 한 번쯤 들어 보았을 것이다. 입력 데이터의 질이 좋지 않으면, 출력 데이터의 질이 좋을 수 없다는 것을 의미한다. PHM기술 개발은 ① 데이터 특성인자 추출, ② 상태진단, ③ 고장예지의 세 단계로 이루어진다. 만약, 첫 단계인, 데이터 특성인자 추출이 제대로 설계되어 있지 않다면, 두 번째, 세 번째 단계인 상태진단, 고장예지가 아무리 잘 설계되었다고 하더라도, PHM 최종 결과물의 신뢰성은 낮을 수 밖에 없다는 뜻이다. 이러한 글귀는 PHM기술 개발에서 "데이터 특성인자 추출" 과정이 얼마나 중요한 것인지 다시 한 번 일깨워 주고 있다. 본 논문은 PHM기술 개발의 "데이터 특성인자 추출" 단계에 대해, 최근 연구 동향을 검토하였다. 기계저널 특집 기사의 집필 의도에 맞추어, 2013년에서 2015년까지 발표된 3권의 PHM Society 논문집을 기본 자료로 한정하여 이 글을 작성하였음을 밝힌다. PHM Society 논문집의 총 201편 중 24편을 대상으로 하였다.

"데이터 특성인자 추출"이란, 가공되지 않은 데이터에서 시스템 상태 및 고장과 연관된 유용한 정보를 뽑아내는 과정으로 정의한다. Jardine(2006)에 따르면, 상태진단, 고장예지를 위한 데이터는 크게 세 가지 타입, ① 숫자(Value): 0차원, ② 파형(Waveform) : 1차원, ③ 다차원(Multi-dimension): 2차원 이상으로 구분할 수 있다. 첫째, 숫자 타입은 특정 관심 시점에서 얻은 데이터가 하나의 숫자로 표현되는 데이터이다. 온도, 압력, 습도 등이 대표적인 예이다. 둘째, 파형 타입은 하나의 숫자가 아니라 시간에 따른 연속된 데이터의 나열이다. 진동, 음향 방출 신호가 대표적이다. 마지막으로, 다차원 타입은 말그대로 2차원 이상의 데이터이다. X선 이미지, 적외선 이미지 등이 대표적이다. PHM Society 논문집에서 데이터 특성 인자 추출과 관련된 24편 논문 중, 데이터 타입에 따른 분류는 그림 1과 같다. 다수의 논문이 진동 등의 파형타입 데이터를 다루었으며(14편; 58.3%), 숫자 및 다차원 데이터는 각 4편(16.7%), 3편(12.5%)을 차지하였다.

특성인자 추출을 위해 앞서 언급한 세 가지 타입 데이터에 대해 다양한 방법이 연구 개발되고 있다. 대표적으로, 파형 타입 데이터 분석에는 신호 분석(Signal processing) 기술이, 이미지 타입 데이터 분석에는 이미지 분석(Image processing) 기술이 사용된다. 상태진단 및 고장예지의 정확도를 높이기 위해 지속적으로 기존 특성인자 추출법이 개선되어 왔다.

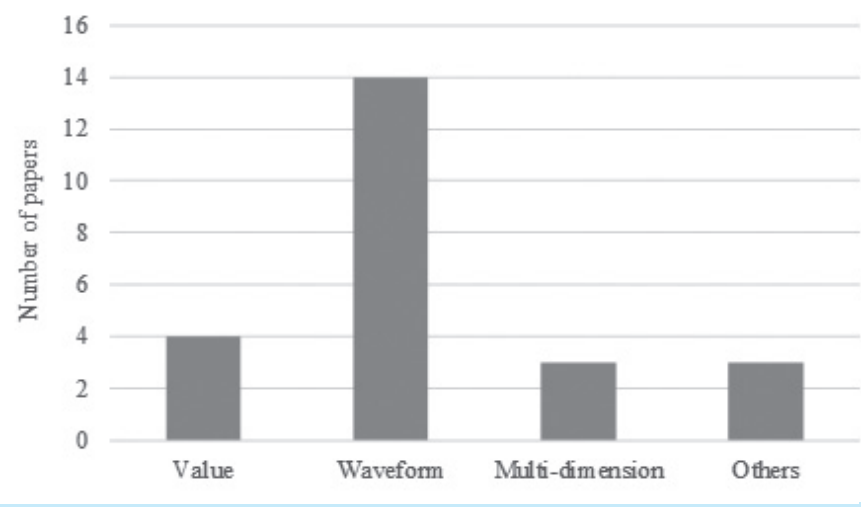

그림 1 PHM Society 논문집 논문 편수: 특성 인자 추출에 사용되는 데이터 타입에 따른 분류

아래 각 섹션에는 특성인자 추출기술들을 센서로부터 취득한 데이터 타입별로 구분하여 최신 기술동향 및 대표논문을 요약 정리하고자 한다. 최근, 세 가지 타입의 데이터가 융합되어 상태진단 및 예측에 사용되는 경우가 종종 관찰된다. 더불어, 센서취득 데이터의 다양성 및 복잡성으로 인해 이러한 분류를 따르기 어려운 경우도 종종 있는데, 이는 이 글에서 다루지 않는다.

특성인자 추출

숫자 타입 데이터

숫자 타입 데이터를 입력변수로 사용하여 특성인자 추출을 다룬 논문은 그림 1과 같이 4편이다. Nenadic(2015)은 숫자타입 데이터 중 하나인 크랙진전센서의 저항값을 이용하였다. Giovanni(2013)는 좀더 다양한, 즉, 다섯 종류의 숫자 타입 데이터(윤활유 점도, 유전율, 온도, 자력 및 광학 입자 검출값)를 이용하여, 융합형 윤활유 상태감시 기술 개발을 시도하였다. 실험실에서 데이터는 보통 일정한 주기를 가지고 규칙적으로 기록을 하는데, 현장에서는 불규칙하게 기록하는 경우가 빈번하다. 이 경우 적용할 수 있는 방법을 Cecilio(2015)가 제안하였다. 본 섹션에서는 앞서 언급한 4편의 논문 중, 2편을 아래에 요약하였다.

Nenadic(2015)는 크랙진전 센서(저항값 변화로 생기는 전압값 변화 측정)기반 기어 이빨 피로손상추정 기술을 이용해 획득한 데이터를 처리 및 해석하는 PHM기술을 제안하였다. 현장 데이터에서 관찰되는 노이즈의 영향을 줄이기 위해 ① False opening 제거, ② 전압 Jitter 제거 알고리즘을 개발하였다. 이 알고리즘을 기어박스 스퍼기어 피로손상 데이터에 적용하였다. 향후 연구에서는 제안한 알고리즘을 비파괴 검사 결과와 비교 검증하여, 최종적으로 스퍼기어의 상태진단 및 고장예지를 목표로 하고 있다.

Giovanni(2013)는 윤활유 상태 파악을 위해 사용되고 있는 인자, 즉 점도, 내부식성, 내오염성, 내산화성을 검토하였다. 이러한 측정인자 중 내산화성이 윤활유의 상태 진단 및 고장예지에 가장 중요하다고 파악하였다. 이를 위해 내산화성을 직접적으로 측정하는 방법을 검토하였지만, 이들 방법은 사용 장비가 고가이고, 측정에 긴 시간이 걸리는 단점이 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해, 그 논문에서는, 첫 번째 단계로, 복수의 저가 센서를 이용하여 짧은 시간에 잴 수 있는 인자들을 먼저 측정하고, 두 번째 단계로, 이러한 복수의 측정인자 후보들에서 획득한 데이터와 내산화성과의 상관관계를 이용하여 윤활유 상태를 간접 추정하는 기술을 제안하였다. 결과적으로 두 개의 상업용 저가센서(윤활유 점도, 유전율, 온도 측정용 센서 1개, 자력 및 광학 입자 검출센서 1개)를 이

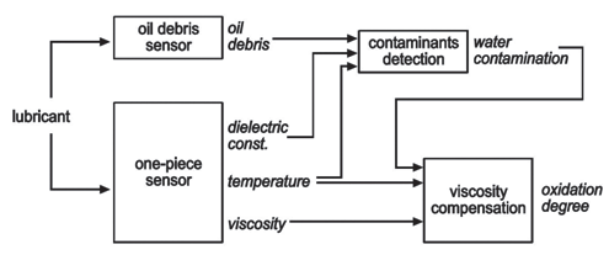

그림 2 저가 센서 이용 윤활유 PHM 기법(Giovanni, 2013)

용하여 데이터 융합기반 윤활유 상태 감시 PHM기술을 제안하였다.(그림 2 참조)

파형 타입 데이터

파형 타입 데이터를 입력변수로 사용하여 특성인자 추출을 다룬 논문은 그림 1과 같이 14편이다. 이중 8편이 진동신호에서의 특성인자 추출을 다루고 있다. 진동기반 특성인자 추출 논문 중 4편은 진동신호의 전처리(시간동기화 리샘플링, 노이즈 제거, 리제너레이션, 시간동기화 평균)에 관한 것이다. 나머지 4편은 웨이블릿 변환, Synchro-squeezing 변환, 실험 누적분포함수, 변조신호 감지 기술들을 다루었다. 앞서 언급한 진동신호 논문 8편을 제외한 나머지 6편의 논문들은 근적외선 신호 2편, 음향방출, 전류, 강성, 그리고 변형률 신호 각 1편이다.

파형 타입 데이터에 대해서는 보통 시간영역, 주파수영역, 시간-주파수영역 분석이 이루어진다. 주파수영역 분석의 고전적인 예는 푸리에 변환이다. 또한 시간-주파수영역 분석의 전통적 예는 웨이블릿 변환이다. 현장에서 수집한 파형 데이터들은 전통적인 방법들의 가정들이 잘 맞지 않는 경우가 많은데, PHM Society 논문집에서는 이러한 전통적인 방법들을 기초 또는 응용하여 현장 데이터에 적용 가능한 기법 개발을 활발하게 소개하고 있다. 2013~2015년에 PHM Society 논문집에 수록된 특질 추출 관련 논문 14편 중 특색있는 논문 2편, 진동신호(Bechhoefer, 2013), 적외선 분광법을 이용한 고체로켓추진체 화학

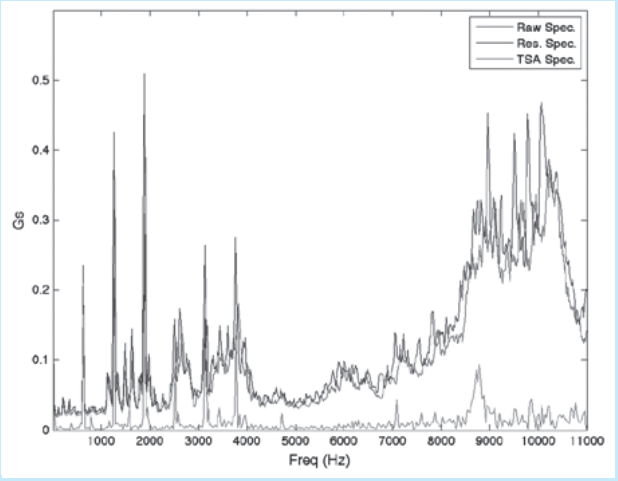

그림 3 진동데이터 신호 처리 기술 비교: 원래 데이터(Raw Spec), 리샘플링 데이터(Res. Spec), 시간동기화평균 데이터(TSA Spec.)(Bechhoefer, 2013)

성분 분석(Daoud, 2014)을 아래에 소개하였다.

Bechhoefer(2013)는 현장에서 얻은 시계열 진동데이터가 푸리에 변환의 기본 가정(시스템의 회전속도는 변동없이 일정)을 종종 위반해서 신호분석의 정확도가 떨어지는 점을 지적하였다. 이를 보완하기 위해 기본 푸리에 변환에 "시간동기 리샘플링"을 추가하는 방법을 새롭게 제안하였다. 그림 3에서 리샘플링 및 시간동기화 평균 데이터를 푸리에 변환한 스펙트럼이 다른 경우에 비해 매우 날카로운 주파수 분해성능을 보이고 있음을 알 수 있다.

Daoud(2014)는 고체 로켓 추진체의 화학적 성분 분석을 위한 실시간 비파괴 검사법 개발을 시도하였다. 이온 및 액체 크로마토그래프 장비(IC와 HPLC)들은 산화제, Plasticiser, 안정제, 결합제 등의 화학물질 성분 감지에 탁월한 성능을 발휘하지만, 실제 현장에서 사용하기에는 크고 무거워서 실용적이지 않다. 새로 개발된 실시간 비파괴 검사법은 휴대용 분석기를 활용한다. 실시간으로 화학 성분 분석이 가능하고 사용이 편리하다. 개발된 방법의 유효성을 IC 및 HPLC 장비를 이용하여 검증하였다.

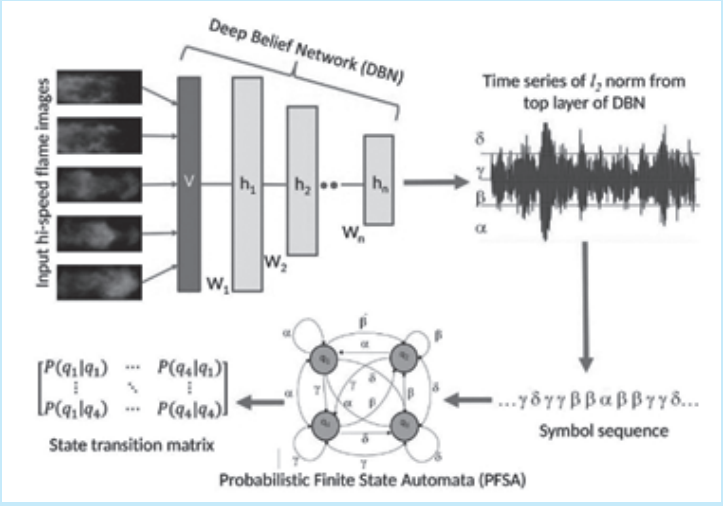

그림 4 이미지에서 특질 추출: 깊은 학습법과 기호이용 시계열 분석법의 결합(Sarkar, 2015)

다차원 타입 데이터

앞서 소개한 숫자 및 파형 타입 데이터에 비해 다차원 타입 데이터는 그림 1의 발표 논문 편수에서도 확인되듯이 상대적으로 주목을 덜 받아 왔다. 그 이유는 데이터 수집, 저장 및 계산 비용이 높고, 효율적인 이미지 처리 기술이 개발되지 못했기 때문이다. 하지만, 데이터 수집, 저장, 계산 비용이 저렴해지고, 효율적인 이미지 처리 기술이 개발됨에 따라 앞으로 잠재적 가능성은 매우 높다고 할 수 있다. 아래에는 주목할만한 논문 2편을 소개한다.

Li(2014)는 알루미늄 판재에서 피팅부식된 곳을 찾기 위해 3차원 표면 측정기에서 이미지를 얻고, 처리하는 기술을 제안하였다. 이 기술은 이미지 전처리, 특질인자 추출 및 선택, 결함감지의 세 단계로 이루어진다. 첫번째로, 3차원 표면 측정 이미지의 질을 높이기 위해 전처리(노이즈 제거, 정규화)한다. 두번째로, 주요 특질인자 추출을 위해 다양한 후보인자(부식 영역 비율, 질감특질, 형태특질)를 고려하였다. 마지막으로, 후보인자와 실제 특정한 조도값의 상관관계를 조사하여 주요 특질인자를 선택하고, 이를 바탕으로 부식으로 인한 결함을 감지하게 된다. 이 논문에서 제안한 기술은 가속수명에서 결함이 진전됨에 따라 신뢰도 있는 진단 결과를 얻었다는 점이 그 특징이다.

Sarkar(2015)는 가스터빈엔진 화염의 고속촬영 이미지로부터 연소불안정성을 탐지하기 위해 딥러닝과 기호이용 시계열분석법을 사용하였다. 그림 4에서 보는 것과 같이, 대량의 고속촬영 이미지를 데이터베이스에서 연소불안정성과 관련된 특질을 뽑기 위해 인공지능 기반 깊은 학습(Deep learning) 기술을 이용하였다. 또한 깊은 신경망(Deep neural networks)을 훈련할 때 발생하는 오버피팅 문제를 완화하기 위해, 기호이용 시계열분석법을 결합했다. 이러한 딥러닝 이용 이미지분석 기술을 활용하여 찾은 이미지 특성인자들은 인간 전문가의 사전지식과 결합 가능하다는 점에서 의의가 있다.

맺음말 및 향후 전망

본 논문에서는 데이터의 종류를 세 가지, 즉 숫자, 파형, 이미지로 분류하고, 2013년에서 2015년까지 PHM Society 논문집에 수록된 논문 24편을 대상으로 특질 추출기술 동향을 소개하였다. 다양한 타입의 데이터를 대상으로 일련의 기술들을 유기적으로 접목함으로써, 상태진단 및 고장예지의 정확도를 높이고자 하는 시도가 최근 활발하게 일어나고 있다. 또한 기존에 데이터 수집, 저장, 처리비용으로 인해 PHM에 활용이 어려웠던 이미지 데이터가 계산능력 향상으로 인해 연구되기 시작하고 있다. 하지만, 현재까지 개발된 대부분의 특질 추출기법들은 전문가 지식 및 경험에 크게 의존하고 개별시스템 수준에서 선별적으로 적용 가능하다는 한계점도 분명히 존재한다. 그럼에도 불구하고, 다양한 데이터 특질 추출기법은

PHM기술 개발에 큰 기여를 해왔고, PHM기술 개발의 첫 번째 단계로서, 그 중요성을 아무리 강조해도 지나치지 않다. 인공지능 기술의 성장 및 계산비용의 지속적 감소로 인해, 앞으로 데이터 특질 추출기술의 비약적인 도약이 있을 것이라 기대한다.

참고문헌

Bechhoefer et al. (2013), "Processing for Improved Spectral Analysis", in Proceedings of 2013 Annual Conference on Prognostics and Health Management, pp. 33-38.

Cecilio et al. (2015), "Adapting Nearest Neighbors-Based Monitoring Methods to Irregularly Sampled Measurements", in Proceedings of 2015 Annual Conference on Prognostics and Health Management, pp. 448-454.

Daoud et al. (2014), "Novel Real-Time Nondestructive Technology for Chemical and Structural Health Management of Solid Rocket Propellants", in Proceedings of 2014 Annual Conference on Prognostics and Health Management, pp. 402-414.

Giovanni et al. (2013), "Lubricants Health Monitoring", in Proceedings of 2013 Annual Conference on Prognostics and Health Management, pp. 39-48.

Jardine et al. (2006), "A Review on Machinery Diagnostics and Prognostics Implementing Condition-based Maintenance", Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 20, 1483-1510.

Li et al. (2014), "Imaging and Information Processing of Pitting-Corroded Aluminum Alloy Panels with Surface Metrology Methods", in Proceedings of 2014 Annual Conference on Prognostics and Health Management, pp. 287-297.

Nenadic et al. (2015), "Processing and Interpretation of Crack-Propagation Sensors" in Proceedings of 2015 Annual Conference on Prognostics and Health Management, pp. 560-568.

Sarkar et al. (2015), "Early Detection of Combustion Instability from Hi-speed Flame Images via Deep Learning and Symbolic Time Series Analysis", in Proceedings of 2015 Annual Conference on Prognostics and Health Management, pp. 353-362.