

오 현 석 광주과학기술원 기계공학부 조교수

| e-mail : hsoh@gist.ac.kr

윤 병 동 서울대학교 기계항공공학부 부교수

| e-mail : bdyoun@snu.ac.kr

이 글은 공학시스템 고장예지 및 건전성 관리 기술을 소개하고, 최근 주목받고 있는 인공지능기술인 딥러닝과 접목한 연구 사례를 제시한다.

고장예지 및 건전성 관리의 필요성

공학시스템 고장예지 및 건전성 관리(PHM: Prognostics and Health Management)가 왜 필요할 수 있는 지 다음 두 가지 대표적인 사례를 통해 알아보고자 한다. 첫 번째 사례이다. 2016년 10월 11일, 삼성전자는 스마트폰 신제품 “갤럭시노트7”의 판매 중단을 선언하였다. 공식 출시 후 보름 만에 첫 번째 리콜을 발표하여 일부 제품을 교환하였으나, 기존 문제가 재발, 안타깝게도 출시 한 달 반 만에 영구적 판매 중단을 선언하게 되었다. 기존 구매자 보상을 위해 3조 6,000억 원, 미래 판매 기회상실로 인한 손해 3조 원, 총 7조 원 가량의 손실을 삼성전자가 떠안은 것으로 추정된다.

두 번째 사례이다. 2009년 11월 2일 토요타자동차는 차량 420만 대의 가속페달 바닥매트 교체를 위한 대규모 리콜을 발표했다. 하지만, 문제가 재발하여 410만 대 차량에 대한 추가 리콜을 발표하였다. 지금까지 토요타자동차 급발진 문제로 약 400명의 소중한 목숨이 희생된 것으로 추정된다. 토요타자동차는 리콜 비용 20억 달러, 피해자에게 12억 달러 합의금, 미국사법부 12억 달러 벌금 등을 지불하였다. 앞의 두 건의 사례는 예상하지 못한 공학시스템의 이상, 고

장 또는 사고가 발생했을 때, 얼마나 막대한 인적 물적 손실이 발생할 수 있을지 보여주고 있다. 이 외에도 2010년 Nvidia GPU 오작동, 2012년 보잉 787 배터리 발화 등 문제 원인을 파악하기 힘든 사건들이 최근 늘어나는 추세이다.

더 가볍고, 더 높은 성능을 가진 제품을 개발하는 것은 차세대 제품 성공을 위해 거부하기 힘든 법칙이다. 이를 위해 제품 설계, 생산에서 지속적인 혁신이 이루어지고 있다. 경쟁사와 제품 차별화를 위해 신제품을 좀더 빨리 출시하려 한다. 이는 주요 부품, 모듈, 시스템의 시험 및 검증 시간 단축으로 이어지게 된다. 결국, 삼성전자, 토요타자동차의 사례와 같이 예상치 못한 사건이 발생할 가능성을 높인다.

차세대 제품에서 발생하는 고장들의 특징은 간헐적(intermittent)이고 불확실(uncertain)하다라는 것이다. 전자제품의 약 40~85%의 고장들은 “고장 찾지 못함”(NFF: No Fault Found)이라고 보고되고 있다. NFF는 제품 고장 발생 시, 수리센터에 가져가서 점검을 하면 정상적으로 작동하는 증상이다. 동일하게 제작되었다고 믿어지는 제품의 성능은 모두 편차를 가진다. 이러한 사실은 현재 출시된 차세대 제품 신뢰성에 대해 근본적인 의문을 제기하고 있다. 과연 차세대 제품들이 실제 작동 조건에서, 원하는 사용기간 동안,

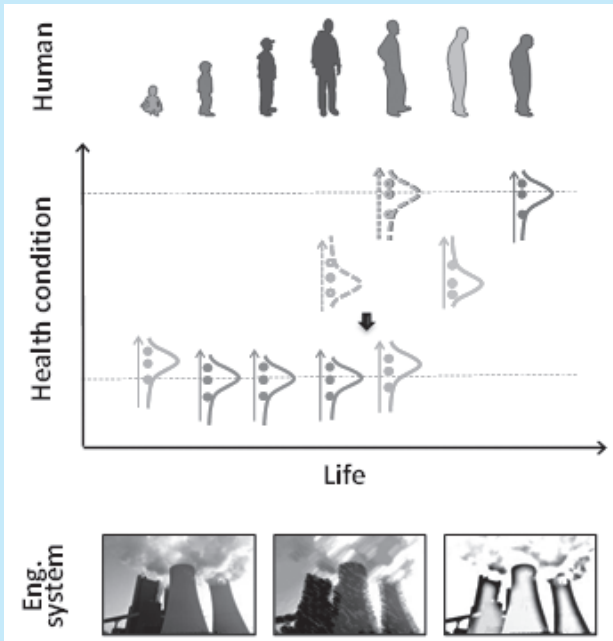


그림 1 고장예지 및 건전성 관리의 개념: 인간과 공학시스템의 유사성

주어진 성능을 발휘할 수 있을 것인가? 이러한 질문에 어쩌면 PHM기술이 답을 할 수 있을지도 모른다. 현재 국내외 여러 기관에서 PHM기술이 활발히 연구되고 있다.

고장예지 및 건전성 관리

PHM기술은 기계저널 테마기획(2013년 7월호, 2016년 11월호)을 통해 이미 소개된 바가 있다. 흔히 공학시스템의 PHM기술을 설명하기 위해 사람에 대한 의료기술에 빗대기도 한다(그림 1 참조). 사람이 나이를 먹으면 필연적으로 노화를 경험하게 된다. 이때 적절한 의료 기술을 이용하여, 현재 건강상태를 관찰, 진단하고 나아가 미래 상태를 예측하고 선제적으로 조치해 줌으로써, 건강을 유지하며 더 오래 살 수 있게 된다. 이러한 개념은 사람뿐 아니라 공학시스템에 유사하게 적용할 수 있을 것으로 기대한다. PHM

기술은 공학시스템의 실사용 상황에서 센서를 이용하여 관찰(in-situ Monitoring)하고, 이상상태를 진단(Diagnostics)하며, 언제 고장 수준에 도달할지 미리 예지(Prognostics)하여, 필요한 경우 조치하는 관리(Management)하는 것으로 정의할 수 있다.

PHM기술의 구성 요소인 “실사용 상황에서 관찰”은 기존의 설계 또는 생산 단계에서 고려하지 못한 상황이 발생하였을 때, 그 상황에 대한 증거를 수집한다는 측면에서 매우 중요하다. NFF 문제를 풀 실마리를 제공하는 중요한 단서를 제공할 수 있다. 최근 “사물인터넷”이란 구호하에 많은 작동, 환경 인자들이 측정되고 있다. 저비용 고신뢰성 센서 개발, 클라우드 컴퓨팅으로 인해 빅데이터의 활용은 점차 늘어나고 있다. 따라서 실사용 상황에서의 공학시스템을 관찰하는데 더욱 우호적인 환경이 조성되고 있다.

PHM 진단 및 예지기술 개발에 인공지능을 활용할 수 있다. 앞서 언급하였듯이, 공학시스템에서 많은 데이터 수집이 가능해짐에 따라 전통적으로 인간 진단 전문가가 하던 진단 및 예지작업을 인공지능이 보완할 수 있는 상황으로 변하고 있다. 현재 산업현장에서는 오랜 경험과 도메인 지식을 가진 인간 진단 전문가에 의해 공학시스템의 진단과 예지가 이루어지고 있는 것이 사실이다. 이 경우, 인간 전문가 개인의 경험과 지식이 서로 다르기 때문에, 같은 상황에서 다른 판단을 내릴 가능성이 존재한다. 또한 인간 전문가가 축적할 수 있는 경험과 지식의 양이 제한되어 있어 다양한 상황이 고려되지 않을 수 있다. 인간 전문가의 판단을 도와주기 위한 도구로써 인공지능(AI: Artificial Intelligence)에 기반한 PHM기술 활용을 고려해 볼 수 있을 것이다.

인공지능은 문자 그대로 기계가 인간과 동일하게 행동하게 만드는 것이다. 강인공지능(Strong AI)과 약인공지능(Weak AI)으로 구분된다. 강인공지능은 대부분의 문제에 인간과 유사하게 사고하고 판단을 내릴 수 있는 것으로, 현재 가능한 시스템은 없다. 이

에 반해 약인공지능은 특정한 문제에 대해서만 인간과 유사하게 행동할 수 있는 제한적인 능력을 가지는 시스템이다. 구글 답마인드 사의 알파고와 좋은 예이다. 약인공지능을 활용한 연구는 지금까지 몇 번의 도약기와 암흑기를 거쳐 왔다. 현재 PHM 분야에서 인공지능망, 서포트 벡터 머신, k-평균 군집화 등 기계 학습법을 활용한 전문가시스템이 개발되어 고장진단예지에 활용되고 있다. 2006년 이후, 인공지능기술은 딥러닝(Deep Learning) 구현을 위한 새로운 기법 개발을 통해 음성 및 이미지 인식, 언어 번역, 문서작성 등의 분야에서 한 번의 도약을 하게 된다. 이러한 딥러닝 기술은 공학시스템의 고장예지 및 건전성관리에도 충분히 활용될 수 있으며, 아래 한 가지 연구 사례를 소개한다.

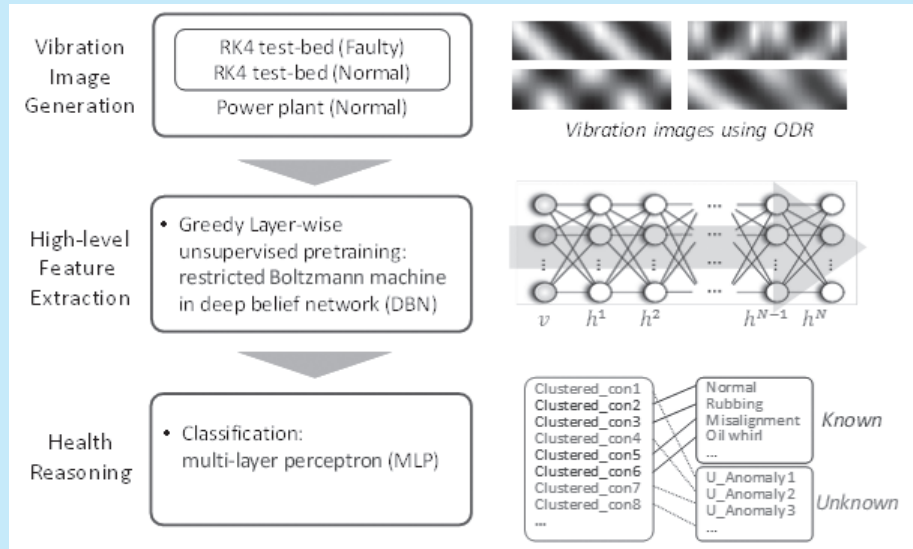


그림 2 이미지 및 딥러닝 이용 증기터빈 저널베어링 이상상태 진단의 개요

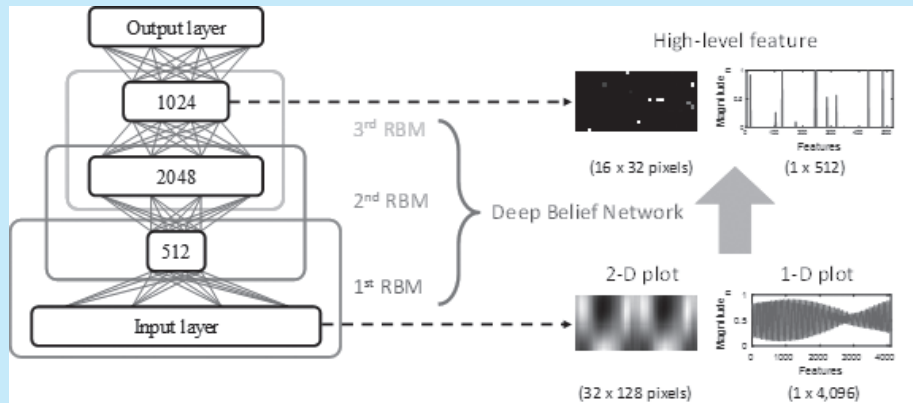


그림 3 저널 베어링 이상상태 진단에 사용된 딥러닝 아키텍처 (Restricted Boltzmann Machine을 활용한 Deep Belief Network)

연구 사례: 딥러닝 활용 발전소 증기터빈 저널베어링 이상진단

발전소의 증기터빈을 효율적으로 유지, 관리하기 위해서 PHM기술이 이용되고 있다. 일반적으로 증기터빈 저널베어링시스템과 같은 현장에서 실제 시스템의 고장 데이터를 얻는 것은 극히 어렵다. 현장 고장(또는 이상) 데이터의 부족을 극복하기 위해, 기존 접근법은 실제 시스템의 정상 및 결함 조건을 모방하

는 테스트베드에서 수집된 데이터를 사용한다. 그럼에도 불구하고 테스트베드에서 수집한 데이터로 개발된 방법은 실제 시스템을 진단하는 데 적절하지 않을 수 있다. 본 사례연구에서는 테스트베드 및 실제 현장에서 수집한 저널 베어링 근접센서 이종 데이터를 통합하여 진동 신호의 이미지 변환을 통해 딥러닝 기반 이상상태 진단법을 개발하였다.(그림 2 참조)

Restricted Boltzmann Machine을 세 번 적층하여 Deep Belief Network를 만든 딥러닝 아키텍처

를 구성하였다(그림 3 참조). 진동 영상 및 딥러닝 기반 이상상태 진단법을 사용하면 출처가 다른 이종 데이터를 통합할 수 있다. 본 사례연구는 현장의 저널베어링시스템의 다양한 불확실성을 포착할 수 있음을 시사하였다. 알고 있는 클러스터의 이미지 확인을 통해 알려진 결함들이 식별되며, 나머지 클러스터는 알려지지 않은 결함 또는 알려진 결함의 조합일 수 있다. 이러한 클러스터는 인간 진단 전문가가 조사하고 추가로 레이블을 지정할 수 있음을 보여주었다.

맺음말

타 분야에서 인공지능이 뛰어난 성능을 발휘하였다고 해서 PHM분야에서 인공지능이 뛰어난 성능을

보일 것이라고 판단하는 성급한 오류는 피해야 할 것이다. 인공지능 기술개발의 선행 요소는 양질의 충분한 데이터 확보이다. 지금까지 딥러닝을 활용한 성공 사례 중, 이미지 및 음성 인식 등의 분야에서는 딥러닝 알고리즘 훈련을 위해 엄청난 양의 데이터를 활용하였다. 이론적으로는 충분한 데이터가 확보된다면, 정답을 예측할 수 있다. 하지만, 안타깝게도 PHM분야에서의 현실은 그렇지 않다. 충분한 양의 정상, 고장 데이터 확보는 거의 불가능하다. 그럼에도 불구하고, Industry 4.0의 구호하에 많은 데이터가 축적되고 PHM기술 개발에 우호적인 환경이 조성되고 있다. 앞으로 어떻게 이러한 어려움을 극복하느냐가 앞으로의 도약을 좌우할 것이라 판단한다.