

무오류의 디지털 트랜스포메이션

# 패턴인식 기법의 센서 고장예측 시스템

4차 산업혁명은 센서로부터 시작되었다고 해도 과언이 아니다. 사물인터넷이 산업 플랜트 곳곳에 적용되면서 스마트 시스템들이 끊임없이 개발되고 있다. 플랜트의 신뢰도를 향상하기 위한 목적으로도 성능감시 시스템, 운전 정보 시스템, 예측경보 시스템, 설비관리 시스템 등의 다양한 온라인 시스템들이 이용되고 있다. 이와 같은 고도화된 어플리케이션이 가능한 이유는 정확하고 신속하게 각종 상태를 측정할 수 있는 센서가 있기 때문이다.

센서에 대한 의존도가 높은 만큼 한번 고장이 발생하면 값비싼 어플리케이션이 무용지물이 되고, 결과적으로 플랜트의 신뢰도와 성능이 저하된다. 특히 안전이나 환경, 품질과 관련된 경우에는 물질적, 시간적 손실 및 인명 사고의 원인이 되기도 한다. 역설적이게도 사고를 예방하기 위해 설치한 센서가 사고의 원인이 될 수도 있는 것이다. 한 통계에 의하면 사고의 90%는 센서 고장을 포함한 사소한 결함에서 시작된다고 한다. 조기에 발견하여 적시에 조치하면 큰 문제가 없지만 그렇지 못하면 사고로 발전할 수 있다.

센서 고장예측 기술을 통해 무오류의 디지털 트랜스포메이션을 구축함으로써 플랜트 조업 안전성 확보와 생산성 극대화를 달성하고자 한다.

## 1. 센서 사고 사례 분석

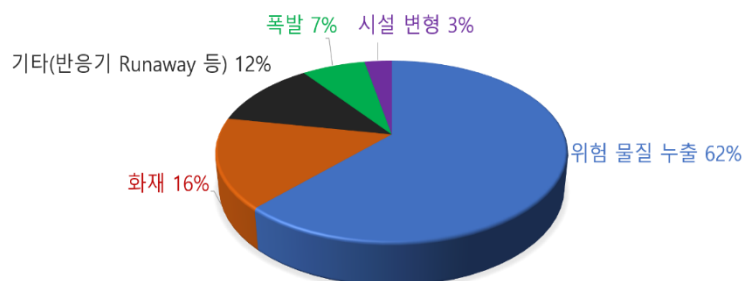


그림 1. 플랜트 산업에서 센서 고장으로 인한 사고

프랑스 정부 주관으로 정유, 제철, 화학, 식품 플랜트에서 1981년부터 2009년까지 약 20년 동안 발생했던 사고 사

례를 분석한 적이 있다.<sup>1</sup> 그 결과에 의하면 센서 고장으로 발생한 사고 중에서 위험 물질 누출이 전체의 62%로 가장 많았다. 사고를 가장 많이 일으킨 센서 종류는 온도나 압력 등이 포함된 Physical Parameter 센서로 전체의 43%를 차지했다.

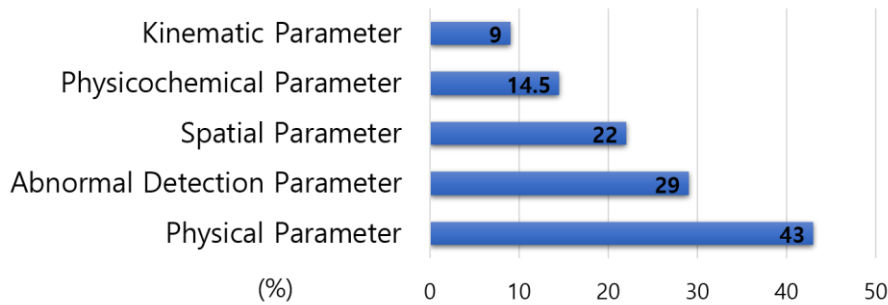


그림 2. 센서 종류 별 사고 비율

그리고 개별적인 센서에서는 레벨 센서가 가장 많은 사고를 유발했다. 참고로 센서는 다음과 같이 다섯 가지로 구분된다.

- Kinematic Parameter Sensor                      유량, 속도, 진동, 회전수, 등
- Physicochemical Parameter Sensor              PH, 성분, 전도도, 저항, 전압 등
- Spatial Parameter Sensor                          위치, 레벨, 두께, 길이 등
- Abnormal Detection Parameter Sensor          불꽃, 연기, 위험물질, 이미지 등
- Physical Parameter Sensor                        온도, 압력, 밀도, 무게 등

프랑스 정부는 이 조사를 통해 센서로 인한 사고를 줄이는 방법으로 다음과 같이 결론을 내린다. **처음 설치 시에 적합한 센서를 선택할 것, 이후에는 유지보수를 충분히 실시할 것!**

한편 ARC Advisory Group 이 실시한 별도의 조사에 의하면 **센서 유지보수의 50%는 과잉**이라고 한다. 주기적 일괄 유지보수로 인해 과다 비용이 지출되어 정작 필요한 곳은 등한 시 된다는 분석이다. 두 조사를 종합하면 모든 센서를 대상으로 하기보다는 필요한 센서에 대해서만 선택적으로 유지보수를 실시해야 한다. 유지보수 대상 센서를 선별할 수 있는 방법, 즉 상태에 기반한 유지보수(Condition Based Maintenance) 프로그램이 필요하다.

## 2. 센서 고장 유형

샘플링 라인의 막힘, 전선의 단락이나 접속 불량, 센서 파울링, 센서의 단절, 유틸리티 차단, 프로브 부식 열화, DB 결함 등 센서 고장을 일으키는 원인은 다양하다. 샘플링 시스템의 막힘이나 전선의 단락과 같이 사전 징후 없이 급작스럽게 나타나는 물리적 변화는 센서 기반의 경보 대상이 아니며, 사용 연한 기반의 유지보수가 필요하다. 반면에 파울링이나 부식과 같이 사용 연한과 관계없이 서서히 발생하는 이상은 잘 관찰하면 징후를 사전에 포착할 수 있기 때문에 고장예측 기술의 대상이 된다.

- **센서 점진적 변화(Sensor Drift)**: 가장 흔한 고장으로 시간이 진행되면서 서서히 변하기 때문에 High/Low 방식의 기존 경보체계로는 초기에 감지하기 어렵다.

<sup>1</sup> Accident Analysis of Industrial Automation, Part 1/3, French Ministry of Ecology, Sustainable Development and Energy

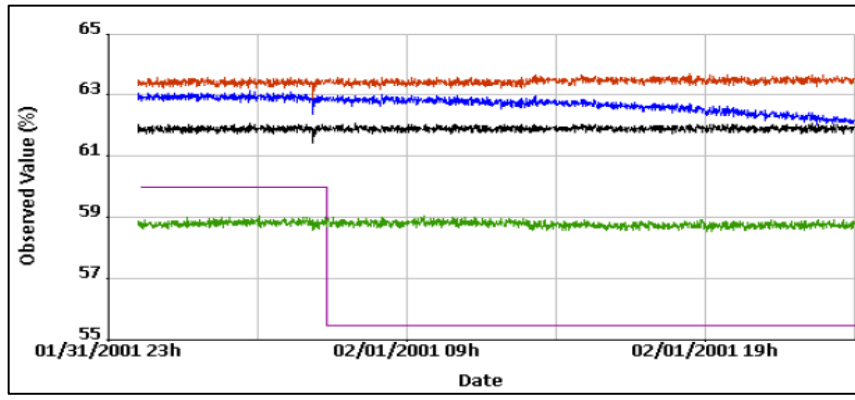


그림 3. 점진적인 이상 발생

- **센서 편향(Sensor Bias) 오차:** 플랜트가 돌발 가동 정지나 비정상적인 부하 변동으로 인해 물리적인 충격이 가해지면 센서의 정렬이 비틀어져 편향오차를 가질 수 있다. 편향 정도가 기존 경보체계의 범위 내에 존재하면 기존 경보체계로는 감지하지 못한다.
- **센서 고착(Sensor Stuck):** 먼지 등의 이물질이 침적되면 센서 신호가 고착된다. 센서 출력이 정상 운전 영역에 머무르면 기존 경보체계로는 감지하지 못한다.
- **신호 잡음(Sensor Noise):** 공장에서 발생하는 진동과 설비의 고장 정도에 따라 센서 신호는 잡음을 포함한다. 센서의 잡음이 증가하더라도 신호가 정상 운전 영역에 머무르면 기존 경보체계로는 감지하지 못한다.

### 3. 기존 경보 체계

공장 운전에 사용하는 DCS(Distributed Control System)나 PLC(Programmable Logic Control)의 경보체계는 센서 값이 경계치를 벗어날 때 경보를 발행하는 단순한 방식이다. 현대화된 모든 DCS 나 PLC 가 이 경보체계를 채택하지만, 1930 년에 고안된 것으로 창시자<sup>2</sup>의 이름을 따서 Shewhart Control 이라 부른다.

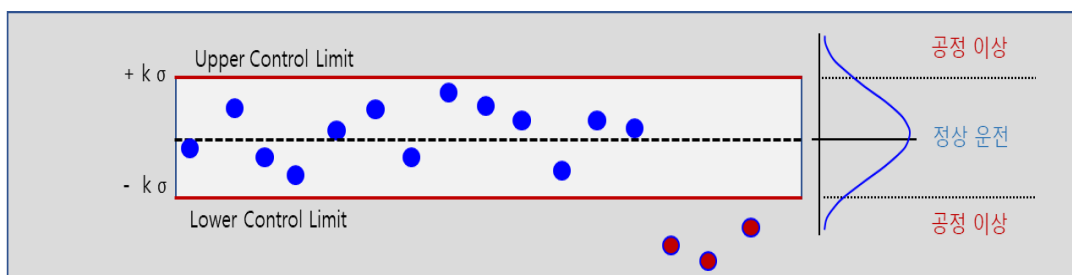


그림 4. 전통적 알림 방식인 Shewhart Control Chart

Shewhart Control Chart 에서 경계치를 나타내는  $k\sigma$ 에서  $\sigma$ 는 센서 측정값의 표준편차를  $k$ 는 표준편차의 배수를 의미한다.  $k$ 를 크게 하여 정상 구간을 늘리면 아래 그림과 같이 정상을 이상으로 판단하는 제 1종 오류를 줄일 수 있지만, 이상을 정상으로 판단하는 제 2종 오류가 증가한다. 반대로  $k$ 를 작게 하여 정상 구간을 줄이면 이상을 정상으로 판단하는 제 2종 오류를 줄이는 대신에 정상을 이상으로 판단하는 제 1종 오류가 증가한다. 따라서 최적의  $k$ 를 결정하여 오류를 합리화하는 것이 필요하다.

<sup>2</sup> Walter A. Shewhart, 1889~1967, 미국 태생의 물리학자 겸 엔지니어, 통계학자로 통계적 품질제어 창시자

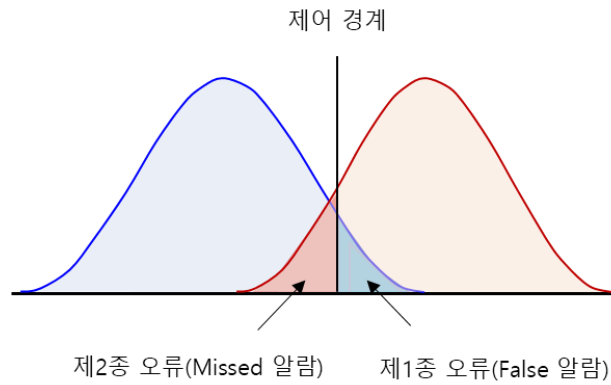


그림 5. 제어 경계치와 경보 오류

Shewhart Control의 경계치를 결정하는데 있어서 주로 영국의 EEMUA<sup>3</sup>가 제시한 가이드라인을 따른다. EEMUA는 운전자의 업무부하를 고려하여 경보 수준 별로 개수를 제시하는데, 이를 기준으로 k를 결정한다. 경보 수준에 따라 경보 음(Horne)을 달리하여 시급성을 구분한다.

표 1. 경보 범위 설정 가이드라인

| 경보 수준              | 설정 기준          |
|--------------------|----------------|
| Emergency Priority | 매우 드물게         |
| High Priority      | Shifty 당 5회 이하 |
| Medium Priority    | 시간 당 동안 2회 이하  |
| Low Priority       | 시간 당 10회 이하    |

#### 4. 패턴 인식 모델

최근 센서 기술의 발달, 사물인터넷 기술의 발전, 그리고 센서로부터 나오는 빅데이터들을 빠르게 처리할 수 있는 컴퓨터 성능의 향상으로 공장 이상이나 고장을 정밀하게 예측하는 것이 가능하게 되었다. 이러한 경보체계의 개선은 궁극적으로 제1종 오류와 제2종 오류를 동시에 줄이게 된다.

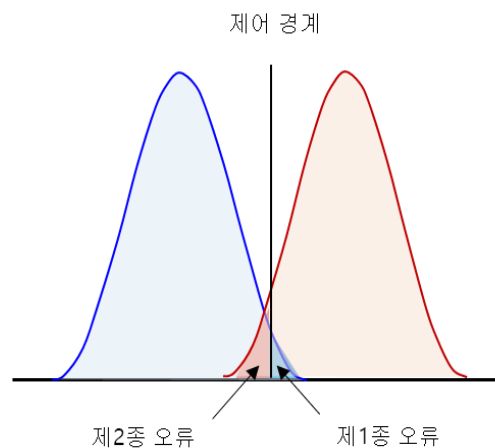


그림 6. 경보체계 개선과 판단 오류 감소

<sup>3</sup> Engineering Equipment & Materials Users Association

공정이상 감지 기법 중에서 많은 관심이 모아지고 있는 것이 패턴 인식 모델에 의한 잔차 분석(Residual Analysis) 기법이다.<sup>4</sup> 잔차 분석 기법은 운전 데이터 중에서 정상적인 상태의 데이터 속에 존재하는 패턴을 찾고, 새로운 데이터가 입력되면 찾아낸 패턴 인식 모델로 향후의 거동을 예측하는 기술이다. 센서가 정상적일 때는 패턴 인식 모델의 예측값과 측정값의 잔차가 작고 시간이 지나면서 0에 수렴하지만, 센서에 고장이 있다면 차이가 크고 시간이 지나더라도 0에 수렴하지 않는다. 이러한 원리를 이용하여 센서의 고장을 식별한다.

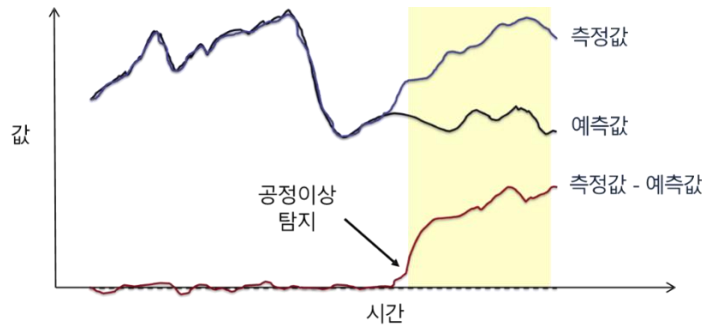


그림 7. 잔차(측정값-예측값)를 이용한 센서 고장감지

패턴 인식에 의한 잔차 분석 기법은 전통적인 Shewhart Control 방식보다 좁은 범위로 정상운전 영역을 설정하므로 조기에 센서 고장을 식별할 수 있다.

본 고에서는 미국 Expert Microsystems사에서 개발한 SureSense<sup>5</sup>를 이용하여 센서 고장을 식별하는 사례를 설명하고자 한다. SureSense는 우주 왕복선의 센서 고장예측 목적으로 '96년에 NASA에서 개발된 소프트웨어로 패턴 인식 기법으로 ESEE(Expert State Estimation Engine)을 사용한다.<sup>6</sup> 참고로 GE의 Smart Signal은 패턴 인식 기법으로 MSET(Multivariate State Estimation Technique)을 사용한다. ESEE와 MSET은 거의 유사하다

## 5. 적용 사례

### 1) 드럼 레벨 센서 드리프트 고장

SureSense는 고장에 대해 아래 그림과 같이 해당 센서의 셀을 붉게 만들어 경보를 발행한다. 본 사례는 아래 그림처럼 드럼의 레벨 센서 LI-105가 고장이 의심되는 경우이다.

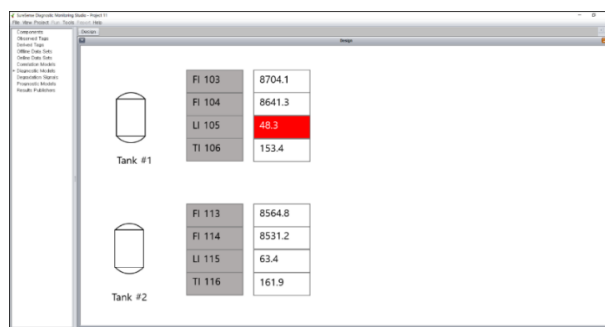


그림 8. 탱크 레벨 관리 SureSense 화면

<sup>4</sup> 플랜트 성능감시 및 고장예측 조기경보 시스템, 고흥철, No.4, 월간제어계측, 2020 (또는 (주)테크다스 홈페이지 [www.techdas.co.kr](http://www.techdas.co.kr), 2019)

<sup>5</sup> SureSense Virtual SME, Premier Advanced Pattern Recognition System, Expert MicroSystems

<sup>6</sup> Technical Review of On-Line Monitoring Techniques for Performance Assessment, Volume 1: State-of-the-Art, University of Tennessee, 2006

아래 그림에서 좌측은 패턴 인식 모델의 훈련 트렌드이다. 측정값과 예측값이 중첩되므로 패턴 인식 모델이 정확함을 알 수 있다. 우측 트렌드는 훈련된 패턴 인식 모델을 이용하여 예측한 값(붉은색 점)과 실제 측정값(파란색 점)을 나타낸 것이다. 그림에서 두 값의 차이가 서서히 증가하는데 이는 전형적인 센서 드리프트 고장 유형이다.

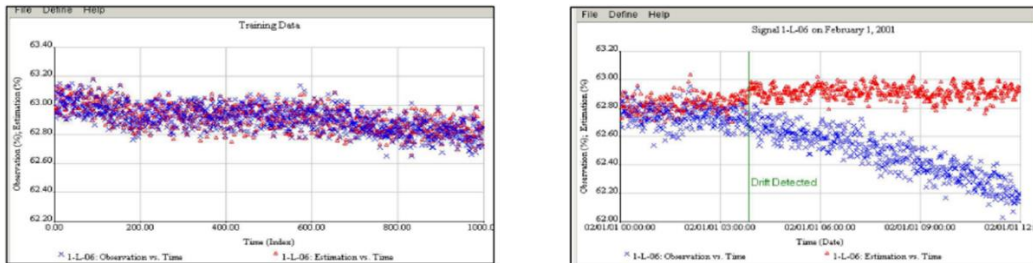


그림 9. SureSense 학습 결과(좌) 및 센서 드리프트 고장(우)

2) 보일러 스팀 유량 센서 편향 오차

센서 고장으로 오지시가 발생하면 센서 신호를 받아 작동하는 응용 시스템은 왜곡된 결과를 제시한다. 아래 그림은 보일러에 대한 고장예측 시스템의 화면으로 붉은색의 경고 두 개가 발생하였다. 하나는 스팀 유량계이며, 다른 하나는 보일러의 효율이다.

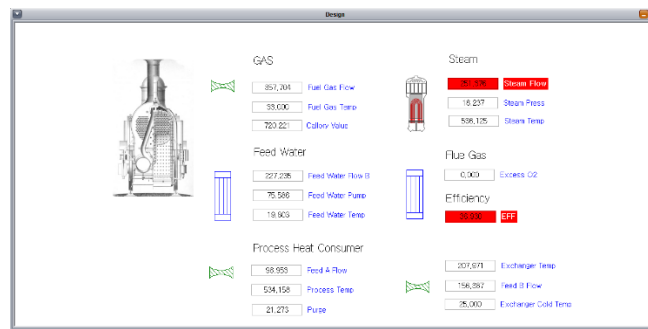


그림 10. 보일러 SureSense 화면 및 센서 고장 사례

보일러의 효율 이상을 구체적으로 설명하는 화면은 아래 그림과 같다. 패턴 인식 모델에 의한 효율 예측값(붉은색 실선)은 큰 변화가 없는데, 측정값, 즉 효율 계산값(파란색 실선)이 급격하게 하락하였다. 두 값의 차이가 커져서 효율 이상 경보가 발행되었던 것이다.

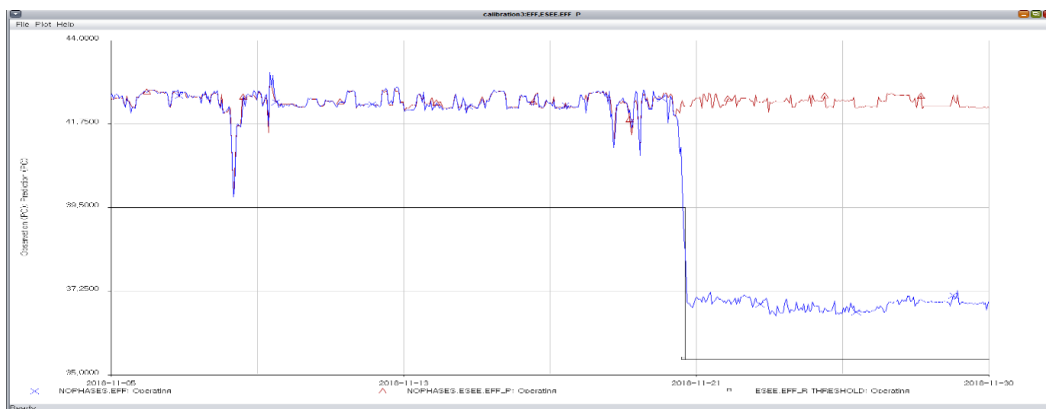


그림 11. 보일러 효율 트렌드 및 경보 발생 (패턴 인식 모델 예측값 vs. 측정값)

동시에 발생한 스팀 유량계의 고장을 구체적으로 설명하는 화면은 아래 그림과 같다. 그림에 의하면 스팀 유량 측정값(파란색 실선)이 패턴 인식 모델에 의한 예측값(붉은색 실선)보다 더 컸다. 이로부터 스팀 유량계의 편향 오차를 감지하였고, 이것이 바로 낮은 보일러 효율의 원인이었다.



그림 12. 보일러 스팀 유량 트렌드 (예측값 vs 측정값)

## 6. 결론

플랜트의 신뢰도를 확보하고 설비 성능을 최대로 유지하기 위한 목적으로 다양한 종류의 고장예측 시스템과 성능감시 시스템이 운영되고 있다. 이러한 고도화된 시스템이 제 기능을 발휘하려면 기본적으로 센서의 신뢰도가 확보되어야 한다. 센서의 신뢰도 확보를 위해서 센서 고장예측 시스템을 제안하며, 이를 통해 무오류의 디지털 트랜스포메이션을 구축하고, 플랜트 조업 안전성 확보와 생산성 증대를 기대한다.

김희유

[khudd@techdas.co.kr](mailto:khudd@techdas.co.kr)

(주)테크다스 [www.techdas.co.kr](http://www.techdas.co.kr)

서울특별시 금천구 디지털 1로 171, 410 호 (가산동, 가산 SK V1 센터) (우편번호: 08503)

Tel. 82 (0)2 865 1313 Fax. 82 (0)2 865 1311