

Total Solution Provider for Manufacturing

진동센서 기반 설비예지보존을 위한 딥러닝 기술 활용 사례

2017년 12월 6일

이준열 연구소장/공학박사
MICUBE Solution Co.



C | H | A | P | T | E | R



목 차

1. 과제 소개
2. 솔루션 정의
3. 딥러닝 분석 모델링
4. 향후 추진 계획

1. 개발 추진 개요



2. 현장 분석

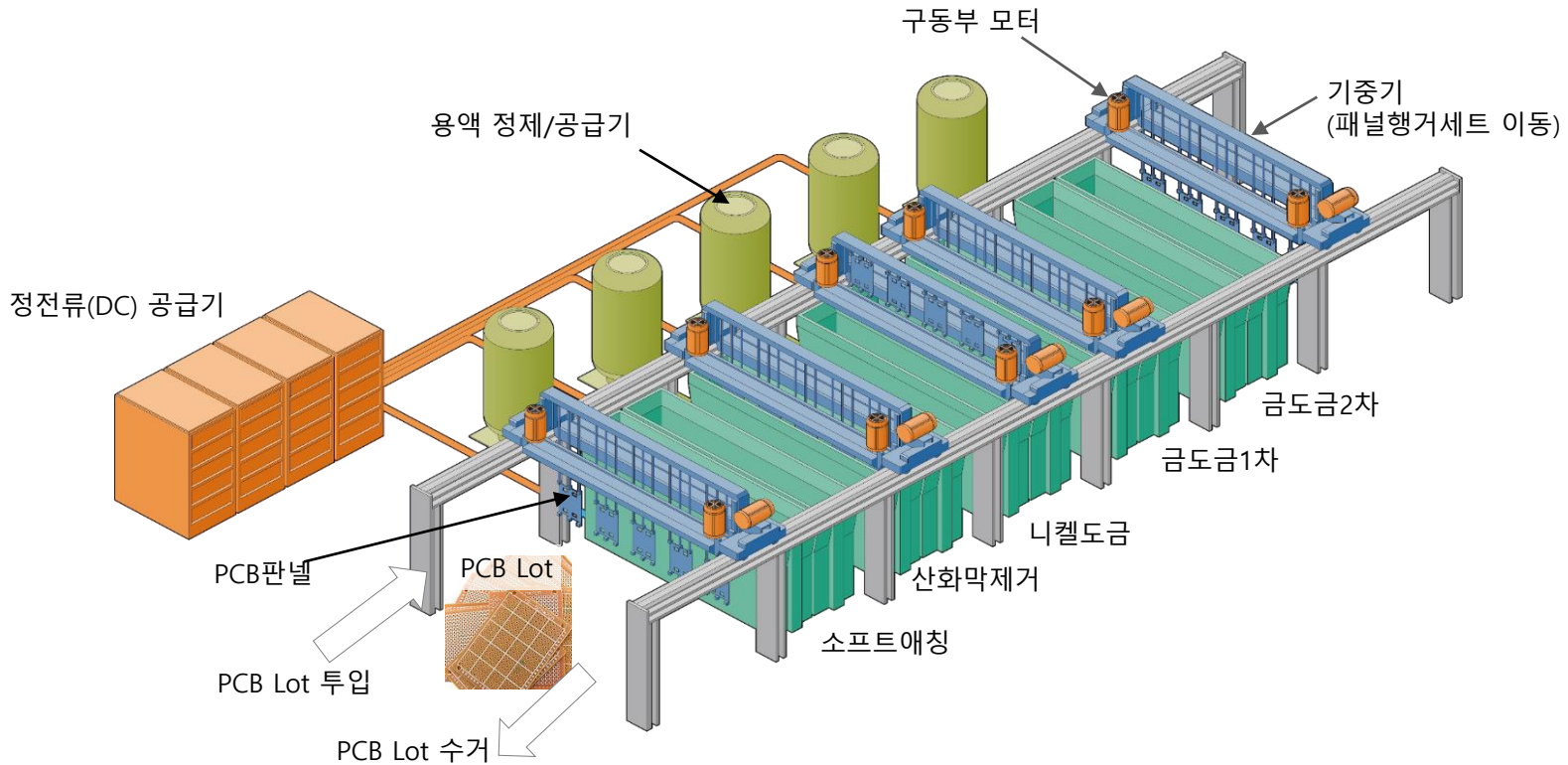
생산 설비의 구동부에 고장 발생 시, 막대한 재산 손실 발생 → 장애를 미리 예지하여 재공품 폐기 방지 필요

이슈 및 요구 분석

- 고장 여부는 설비정기점검을 통해 파악함
- 향후 CBM 또는 설비예지보존은 하고자 함
- 현행 공정에서의 FDC 실행도 필요함



- 움직이는 설비에 센서를 장착하여야 하므로 무선통신 필수
- 현장에 적합한 센서 설치 및 분석 기술의 부재
- FDC를 추적하기 위한 MES/ESS 간 시스템 연계 필요



1. 기존 솔루션 소개 : SmartEES

smartEES (Equipment Engineering System; 설비공학시스템)

설비 효율을 극대화 (OEE : Overall Equipment Efficiency) 하기 위한 EES 솔루션으로, 기본적으로 EPT, FDC, RMS서비스를 제공합니다. 각 서비스는 Component로 구성되어 Runtime 중에도 Reloading하여 Downtime을 최소화할 수 있습니다.

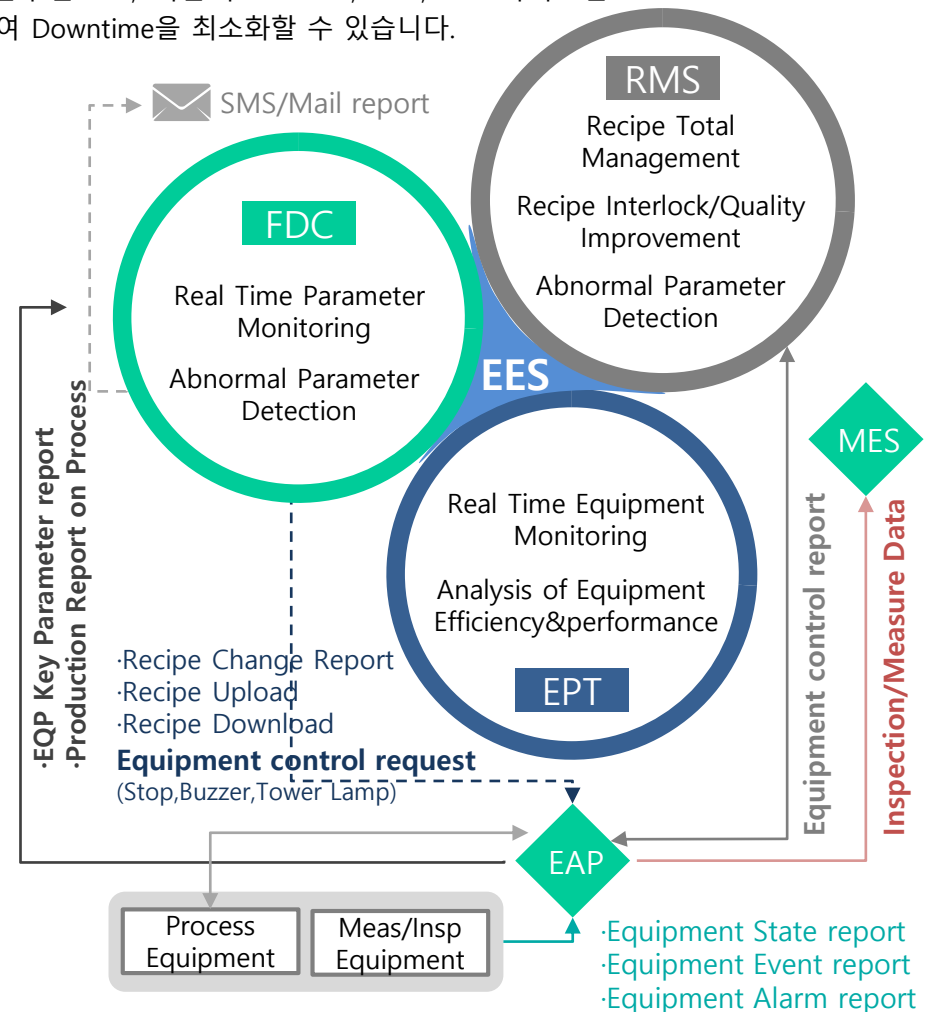
특징

- 모듈간 종속성을 제거한 확장 용이한 구조
- 실시간 컴포넌트 추가, 삭제, 변경에 따른 Reloading 기능 제공
- 사용자 친화적인 인터페이스 구성
- Base Form/ Control을 활용한 Coding 최소화
- 프로그램 구조를 단순화 하여 개발 기간 단축
- 이상 감지를 모니터링하고, 이상 감지 Service의 자동 restart 지원
- Service Logic 변경에 대한 무정지 시스템 적용

대표 시스템

- FDC (Fault Detection & Classification)
→ 실시간 Parameter Monitoring 및 이상 감지
- RMS (Recipe Management System)
→ 설비 Recipe의 중앙 시스템 관리
- EPT (Equipment Performance Tracking)
→ 실시간 설비 상태 Monitoring

· 설비종합생산성 증대 · 품질사고 예방 · 수율 향상 · 품질 향상 · 원가 절감



1. 기존 솔루션 소개 : SmartEquipment

smart
Equipment

설비와 외부 시스템 (MES, EES 등)간의 인터페이스를 통해 설비 제어 및 운영을 담당하는 설비 온라인 서버 구축을 위한 통합 솔루션입니다.

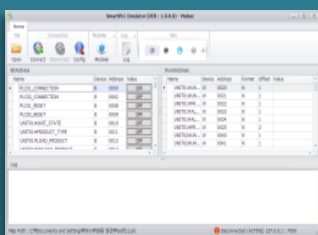
특징

- 다양한 통신 방식 (HSMS/SECS, OPC, PLC, Socket) 지원
- 설비 Message 송/ 수신 및 Data 관리를 위한 API 기본 제공
- 개발자의 편리성을 고려한 직관적인 인터페이스
- 기준정보, 파라미터 업데이트 및 컴포넌트 Reloading
- Modeling 기능을 설정 정보 통합 관리
- PLC Address Map Management
- SECS Event & SSR/ SSD Management (반도체 표준)
- OPC Tag Management (OPC - 글로벌 PLC 통신 표준)
- Alarm, Excel Import/ Export, DB Backup 등

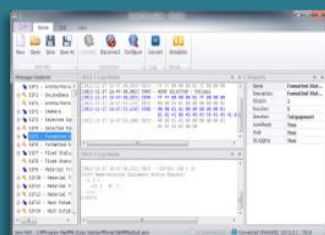
Custom Component

Framework	Message Service	Rule Service	Log Service	Task Service	Utility Service	Equipment Interface Service	Component Service	Data Service
	Message Manager Message Repository	Rule Manager Rule Data	Log Manager	Task Manager Task Table	DatabaseUtils ReflectionUtils ScheduleUtils XmlUtils	Driver ↓ ·PLC ·HSMS/SECS ·OPC ·Socket	Component Manager ↓ ·EPT-FDC ·RMS-MES ·Equipment	Data Manager Entity Management ↓ ·Material·Unit ·Alarm·Recipe ·Product

Emulator



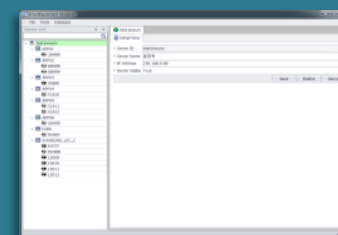
SmartPLC



SmartSEM



SmartOPC

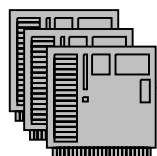


SmartEquipment Modeler

2. 분석 플랫폼 고도화 필요성

설비를 온라인 연결하고, 공정 진행 전에 Recipe 사전 검증 및 생산 과정의 실시간 모니터링과 제어에 관한 프로세스들을 현장 데이터 기반의 지능적인 제어로 설비 효율과 제품 품질을 더욱 향상시킬 수 있습니다.

[공정 설비]



[설비온라인 연결]

SmartEquipment
SmartPLC
SmartSEM

- 다양한 통신방식 지원
- 온라인 연결 모델러
- 테스트 에뮬레이터

[설비 효율/품질관리]

SmartEES

- 설비 진행이력 집계/모니터링
- 모델링, 실시간 오류 검출/분석
- 표준화/시그마관리/동일성 검증
- Recipe 정합성 사전 검증
- 설비상태/가동현황 관리

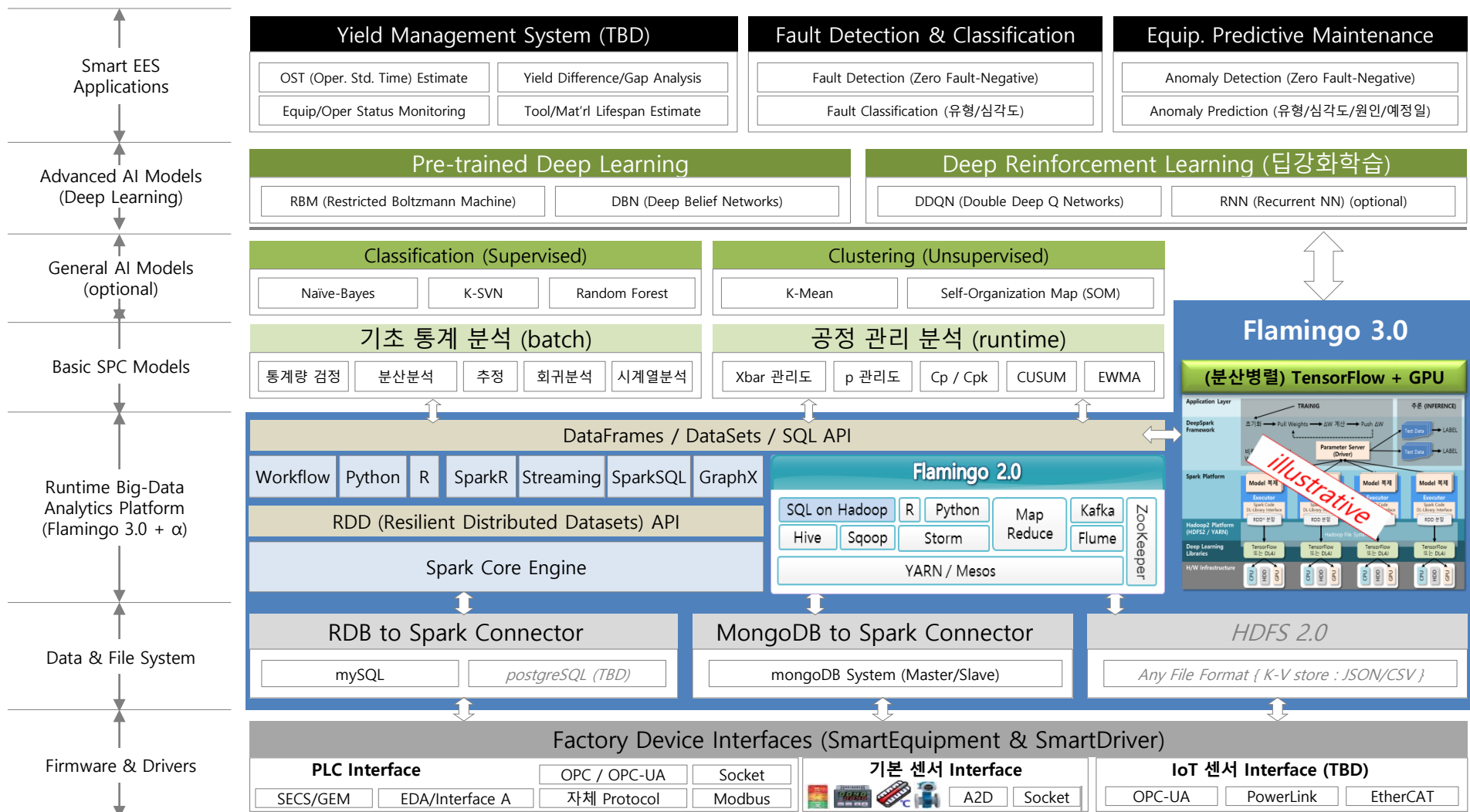
Back-End 분석 플랫폼

SmartEES-AI

- 예지보존(Prediction) 모델링
- Deep Learning – 모델링 자동 최적화
- 컨테이너/크레인 현황판/AI모델링/예측모델링 등

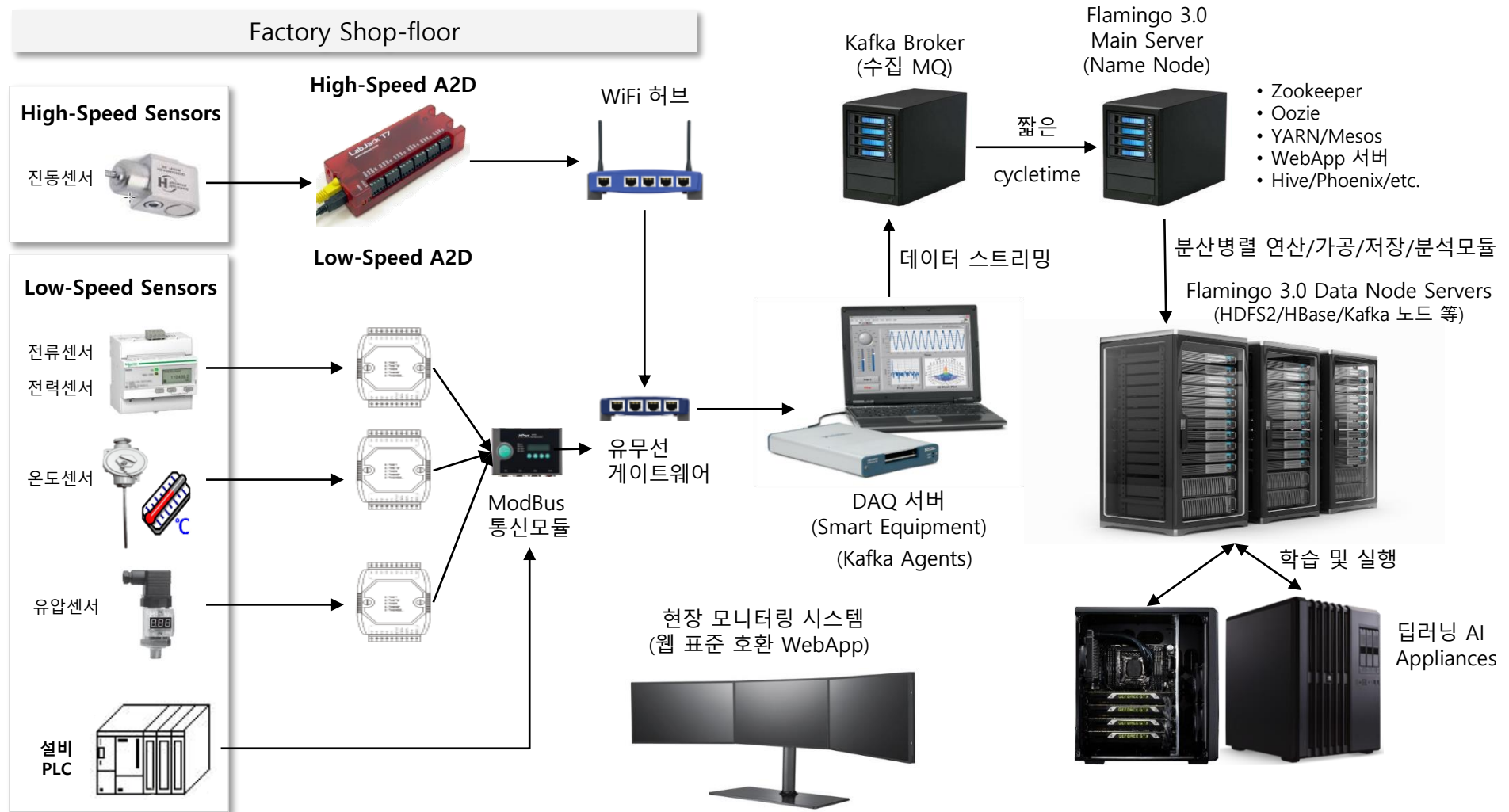
3. 소프트웨어 아키텍처

제조 산업용 EES 서비스를 위한 인공지능 분석 소프트웨어 아키텍처 모습



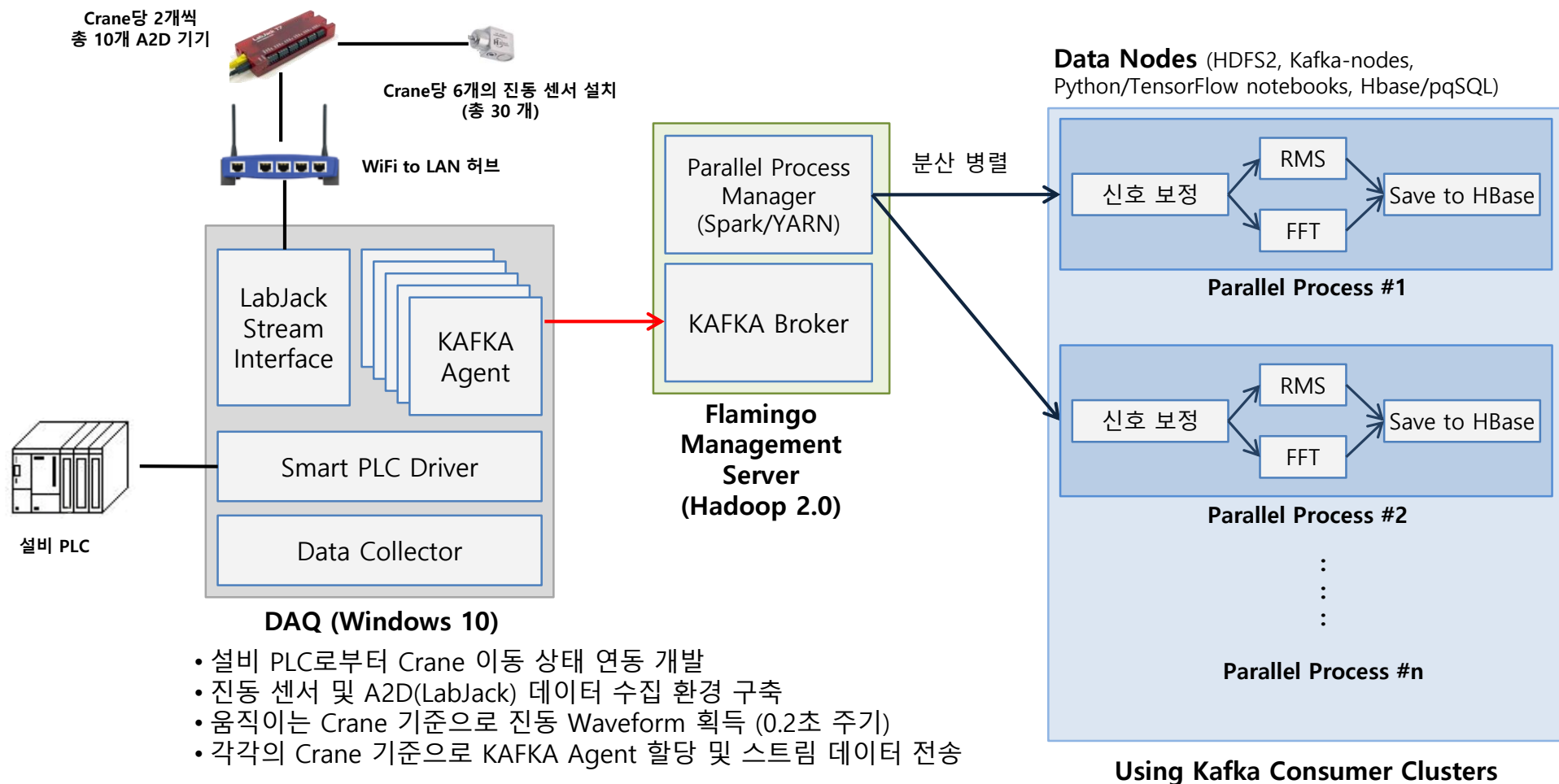
4. 하드웨어 시스템 아키텍처

3정형/비정형 대용량 센서 데이터 → 품질/생산 상태를 예측할 수 있는 표준 인공지능 시스템 아키텍처 설계



5. 실시간 데이터 수집/가공/저장 (1/2)

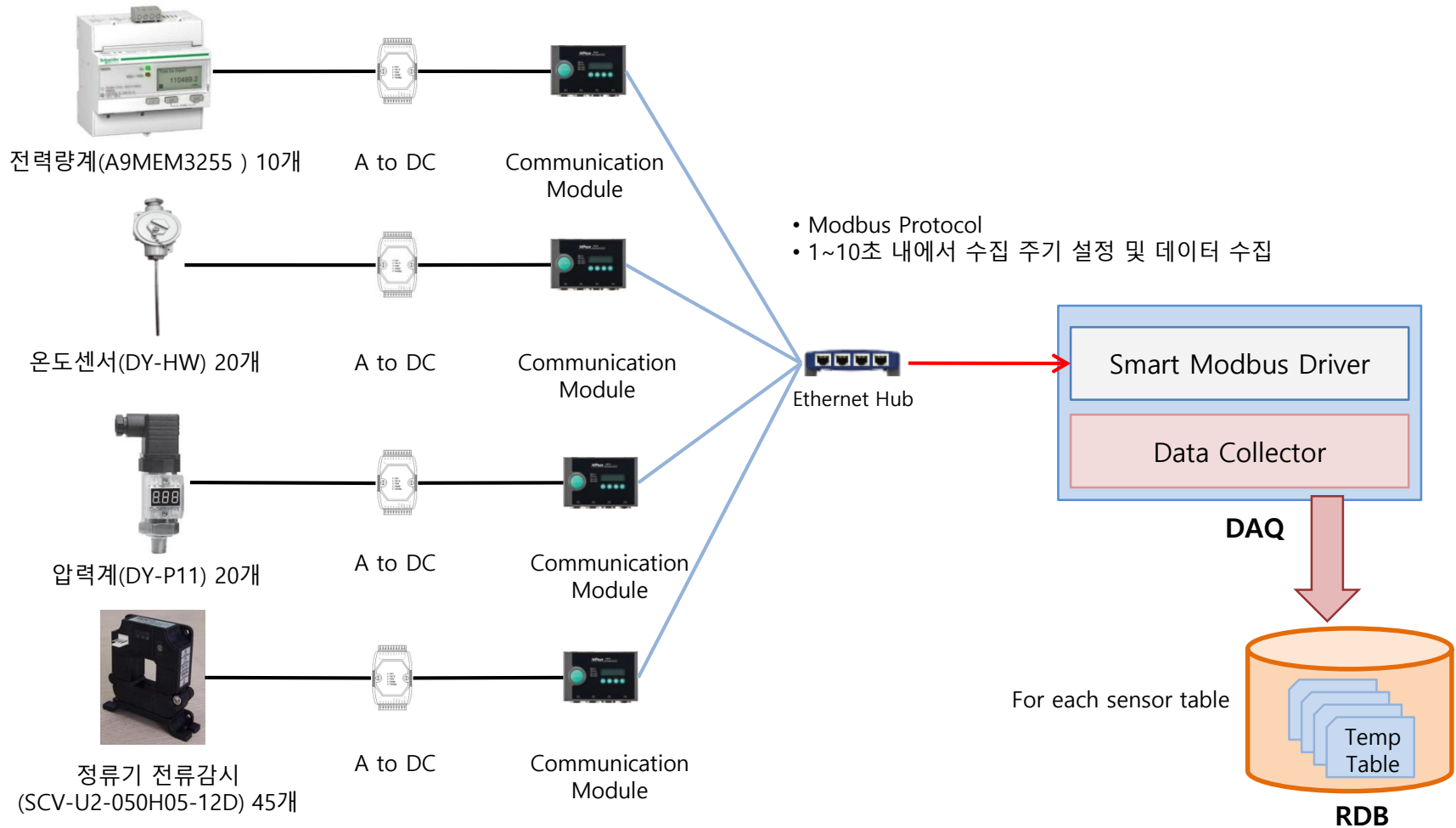
고속 및 대용량 센서 데이터 기반 빅데이터 수집 및 병렬 저장 프로세스 설계



- 설비 PLC로부터 Crane 이동 상태 연동 개발
- 진동 센서 및 A2D(LabJack) 데이터 수집 환경 구축
- 움직이는 Crane 기준으로 진동 Waveform 획득 (0.2초 주기)
- 각각의 Crane 기준으로 KAFKA Agent 할당 및 스트림 데이터 전송

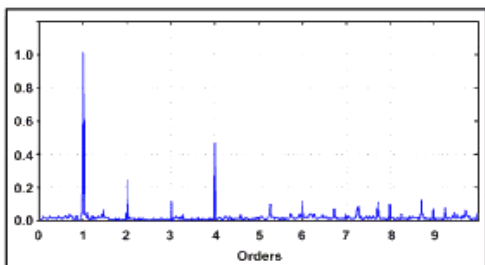
5. 실시간 데이터 수집/가공/저장 (2/2)

전력량계, 온도센서, 압력계, 정류기 및 PLC 정보 등의 정형 데이터 수집 및 저장 프로세스 (Modbus 표준)

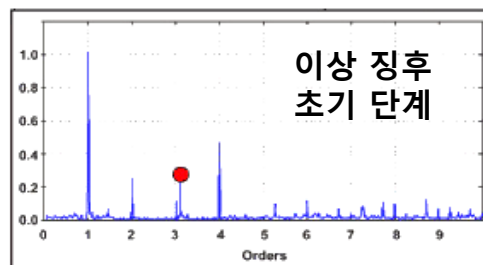


1. 진동 신호 기반 이상 징후 검출 (1/3)

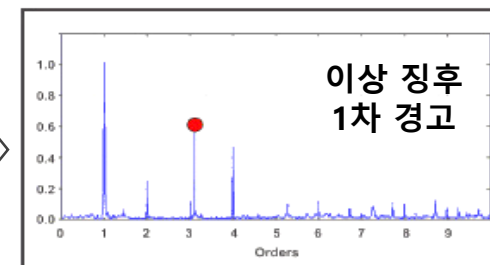
진동 센서
FFT 신호



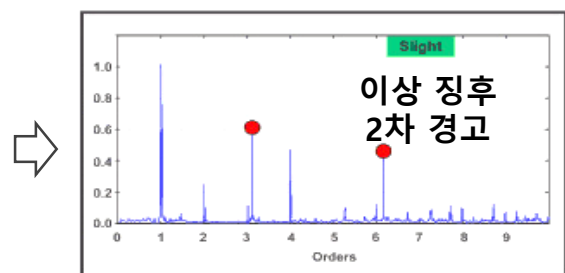
1. 일상적인 피크들로 감지 중



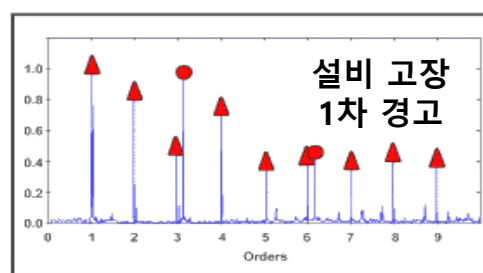
2. 비정상적 피크가 낮은 진폭으로 감지



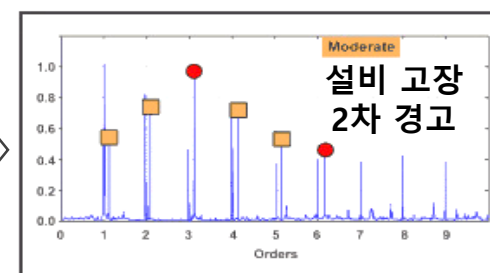
3. 비정상적 피크의 진폭이 점차 높아짐



4. 새로운 비정상적 피크가 발견됨

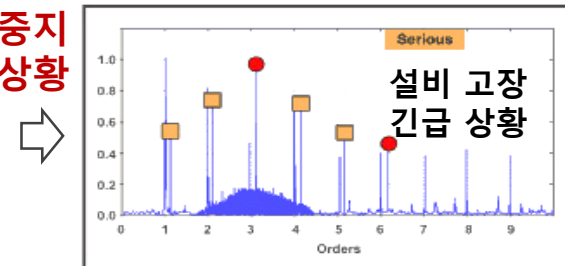


5. 정상 신호들의 진폭이 높아짐

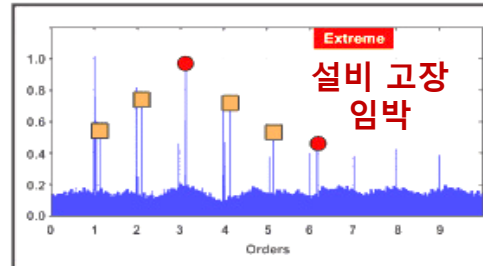


6. 정상 신호들 주변의 신호들의 진폭이 높아짐

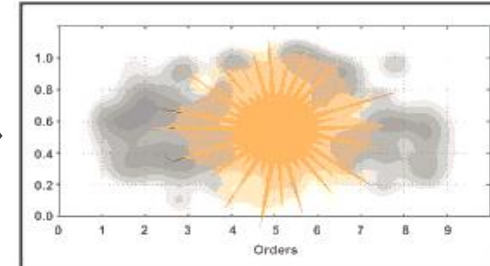
생산 중지
필수 상황



7. 노이즈 영역에서 진폭들이 증가하는 군이 발생



8. 전체 노이즈 영역에서 진폭 증가



9. 설비 고장

예지
보존
임계
상황

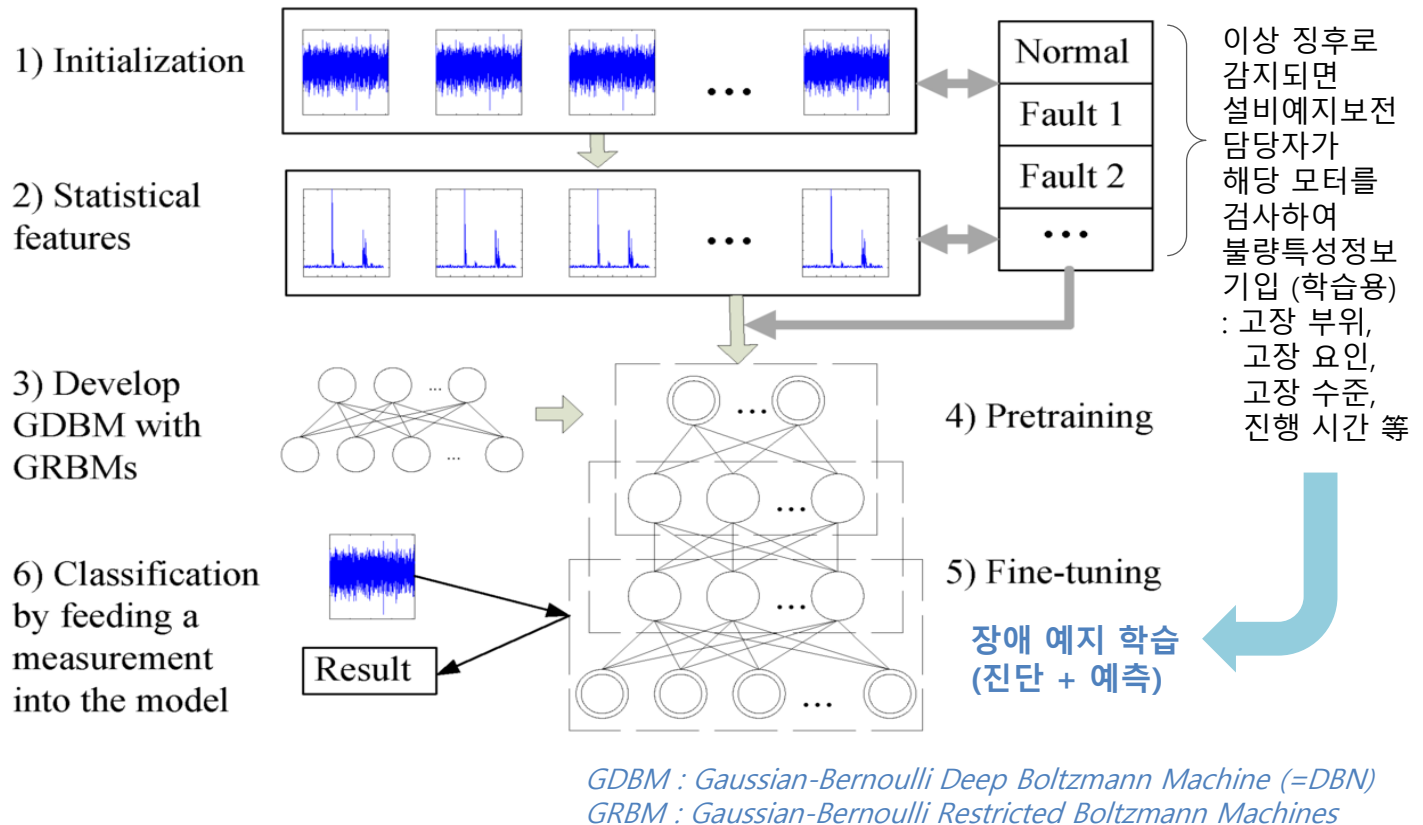
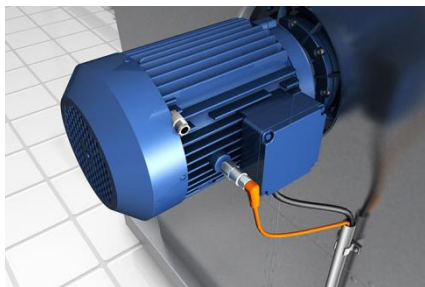
> 1. 진동 신호 기반 이상 징후 검출 (2/3)

- ❑ Fault Diagnosis for Rotating Machinery Using Vibration Measurement Deep Statistical Feature Learning (2016)

Fault Classification (Fault Diagnosis) Performances:

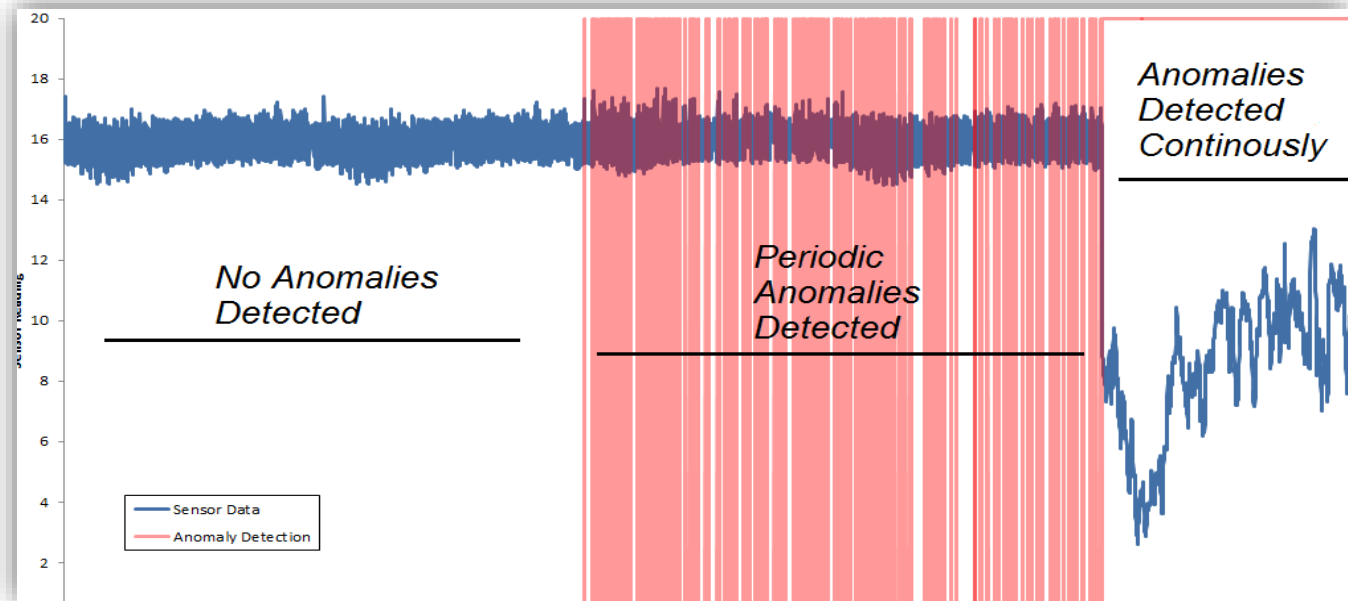
Gearbox : 95.17%

Bearing : 91.75%



1. 진동 신호 기반 이상 징후 검출 (3/3)

이상 징후
검출 개념

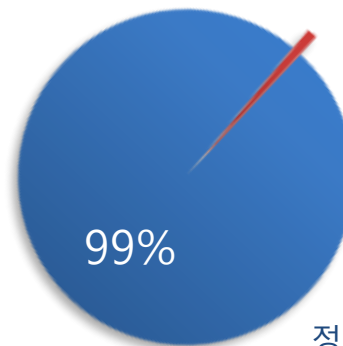


정상 구간

이상 징후 구간

고장

학습 데이터
수집 이슈



이상징후 감지 1.0 %
이중 실제 고장 위험 확률은 10% 미만

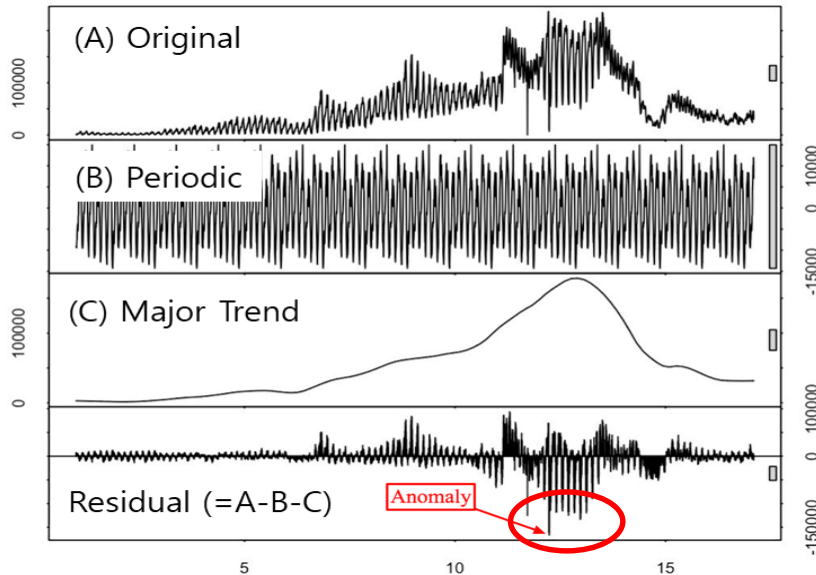
(이슈) 이상 징후 학습 데이터 수집에
필요한 소요 시간이 매우 길 것
→ 현장 적용/운영 방법?

정상상태 유지 확신 : 99.0 %

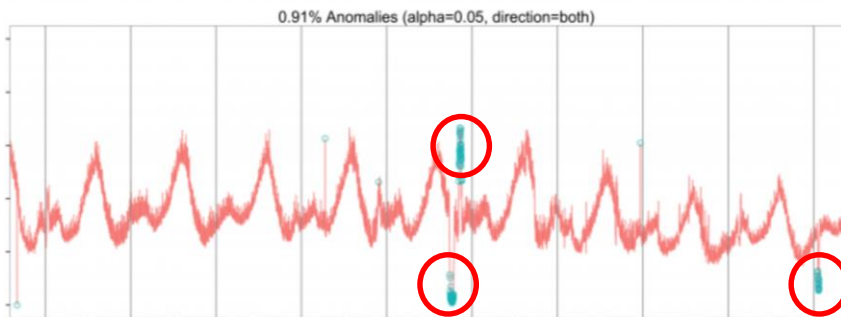
2. 이상징후 검출을 위한 딥러닝 모델링 (1/3)

99.9%는 정상 신호인데 0.1%의 비정상 신호를 감지하기 위해 LSTM 딥러닝 기술 적용 (1%의 이상 징후 검출)

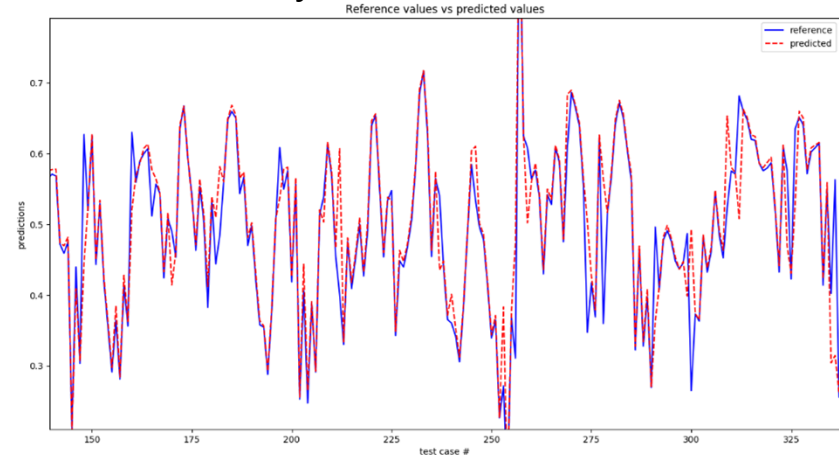
(1) 시계열 분석을 통한 비정상 신호를 감지하는 모습



(3) LSTM 모델을 적용하여 비정상 신호를 감지하는 예시

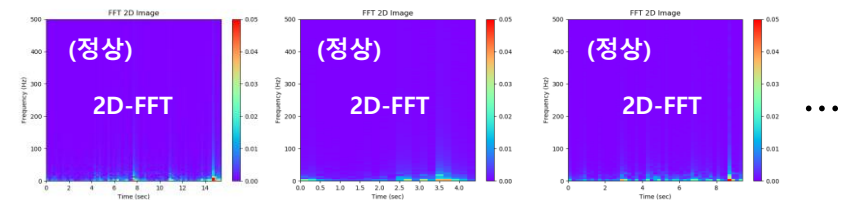


(2) Periodic 및 Major Trend 정보를 딥러닝으로 예측함



LSTM (Long-Short Term Memory) 딥러닝 모델 적용:
(청색이 실제 값이고 적색인 예측 신호임)
(정상 신호들을 많이 학습할수록 Residual이 작아짐)

(4) 크레인 진동센서의 정상신호들의 패턴을 LSTM으로 학습

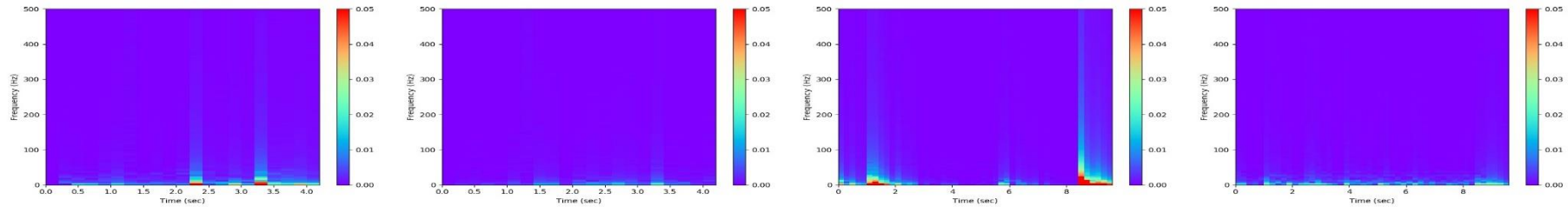


➡ LSTM으로 이상 패턴 검출 시 Anomaly 판정

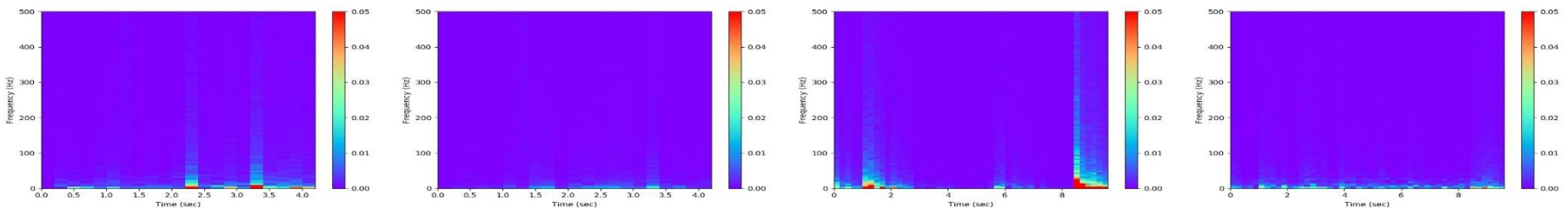
2. 이상징후 검출을 위한 딥러닝 모델링 (2/3)

LSTM (Long-Short Term Memory)를 활용한 정상 신호(Normal Signals)의 예측 모델을 수립함

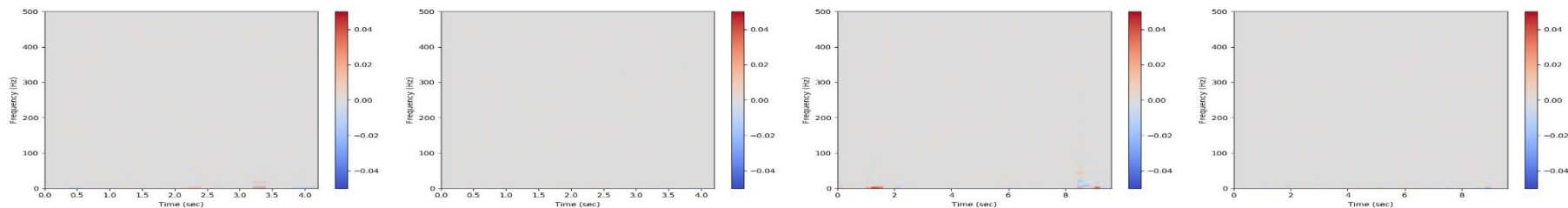
(1) 진동 센서의 정상 신호 (Original Signals)



(2) LSTM을 통한 예측 신호 (Predicted Signals)



(3) Residual Signals = (1) - (2)



RMSE = 2.0×10^{-5}
Max (Residual) = 0.002974

RMSE = 1.9×10^{-5}
Max (Residual) = 0.002141

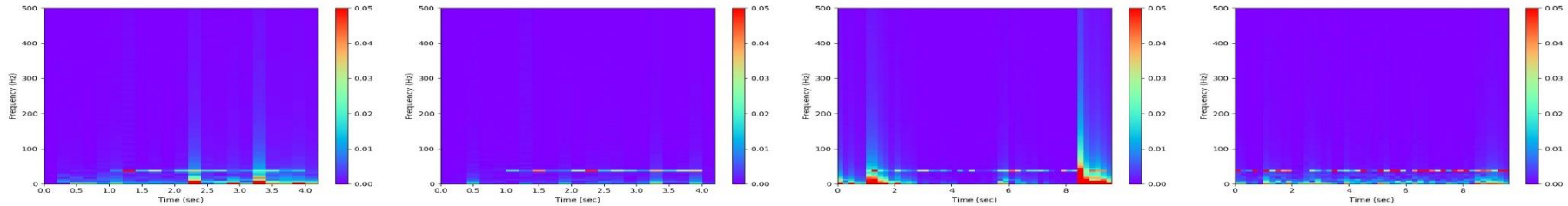
RMSE = 3.0×10^{-5}
Max (Residual) = 0.005929

RMSE = 2.1×10^{-5}
Max (Residual) = 0.002456

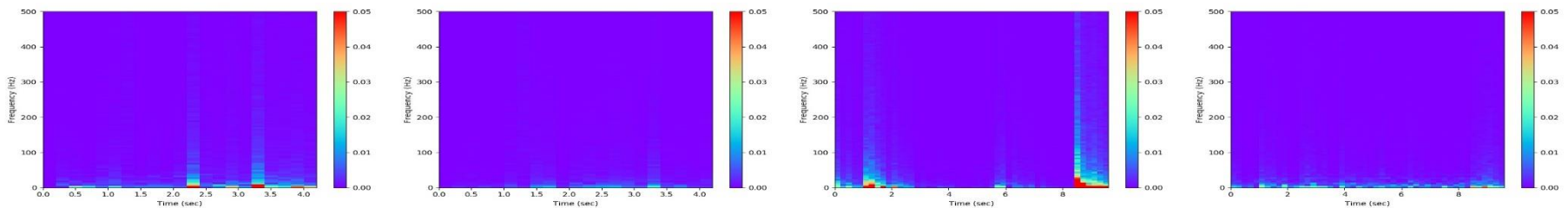
2. 이상징후 검출을 위한 딥러닝 모델링 (3/3)

LSTM 예측 모델을 시뮬레이션으로 생성한 이상 신호(Simulated Abnormal Signals)에 적용함

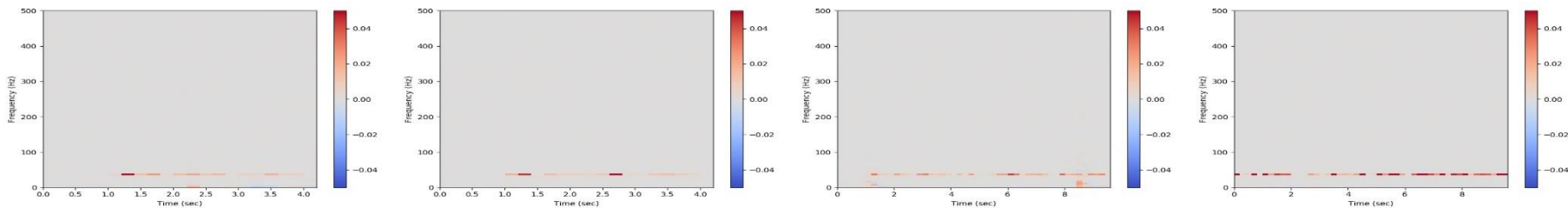
(1) 시뮬레이션으로 생성한 비정상 신호 (Original Signals)



(2) LSTM을 통한 예측 신호 (Predicted Signals)



(3) Residual Signals = (1) - (2)



RMSE = 1.8×10^{-4}
Max (Residual) = 0.02552

RMSE = 2.66×10^{-4}
Max (Residual) = 0.04103

RMSE = 2.72×10^{-4}
Max (Residual) = 0.03964

RMSE = 5.62×10^{-4}
Max (Residual) = 0.09681

3. 이상 징후 예측 모델링

이상 징후의 단계별 전이 현상과 시간과의 관계에 관한 데이터 분석을 통해 이상 징후 예측 모델 개발 필요

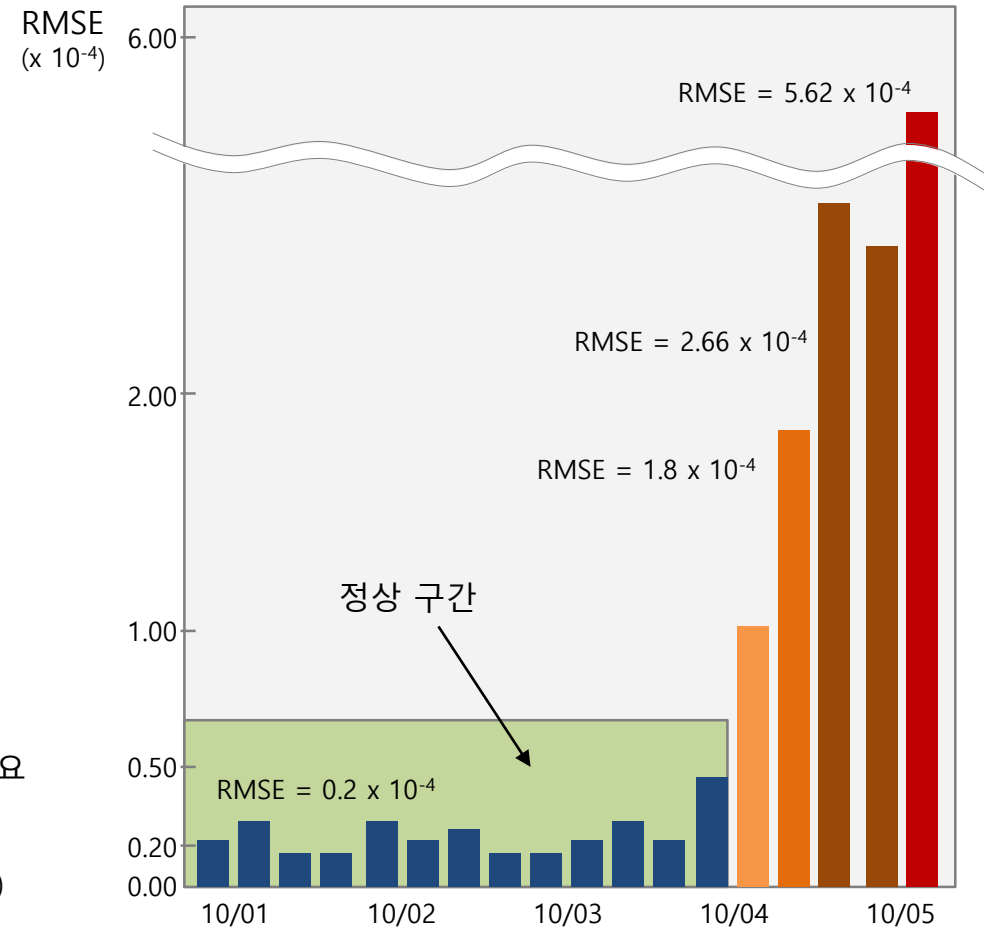
기간 2017.10.01 ~ 2017.10.05 조회

구분	Horizontal	Vertical	Pitch
Crane 5	정상	정상	정상
Crane 4	정상	정상	정상
Crane 3	비정상	정상	정상
Crane 2	정상	정상	정상
Crane 1	정상	정상	정상

모델 개발 요소

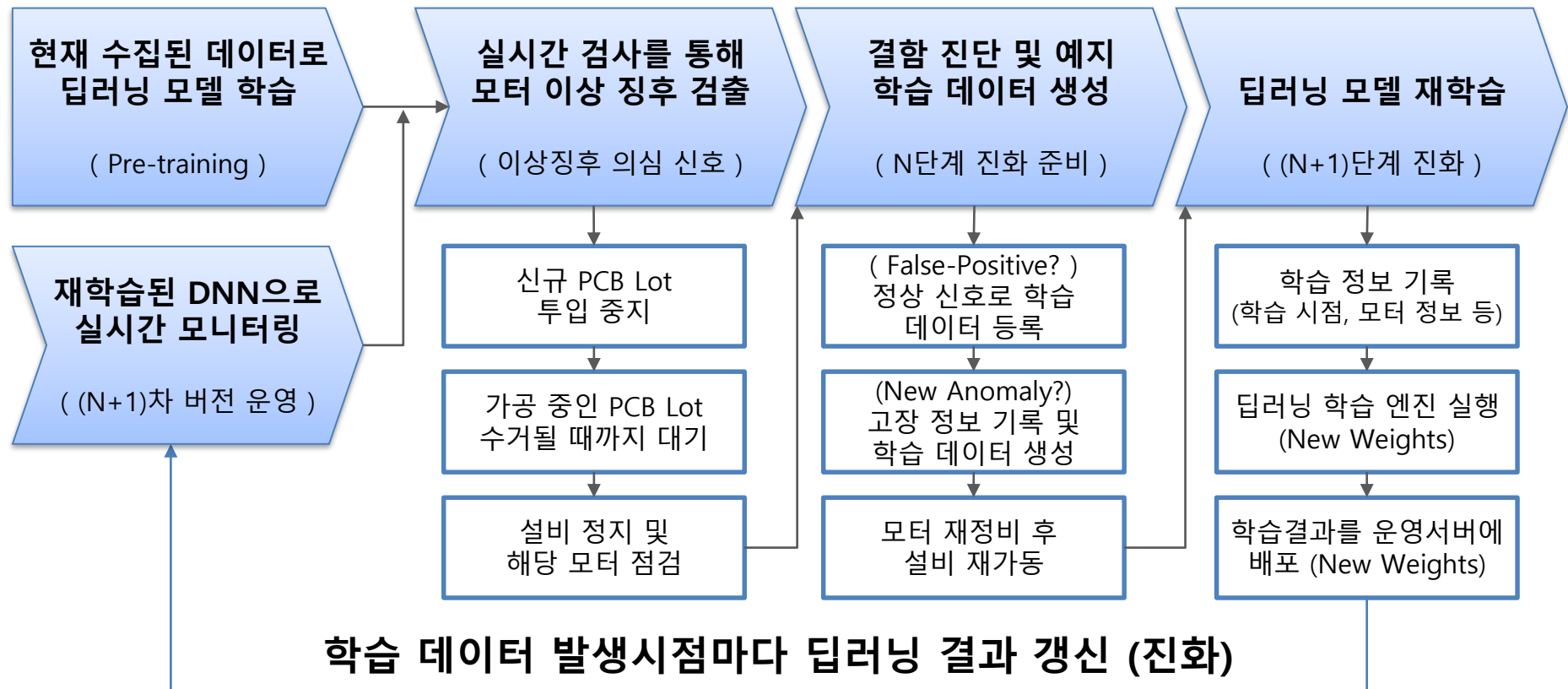
- (1) 이상 신호의 심각도를 정의하는 척도 확정 (예: RMSE)
- (2) 이상 신호의 심각도가 전이할 때까지의 데이터 수집 필요
- (3) 이상 징후 예측 모델의 수립 및 모델 신뢰성 평가 필요
(이상 징후의 심각도 단계 정의 및 소요 시간 예측 모델)

(예시) Crane #3 이상 징후 감지 이력 도표



4. 자율적 학습 프로세스 설계

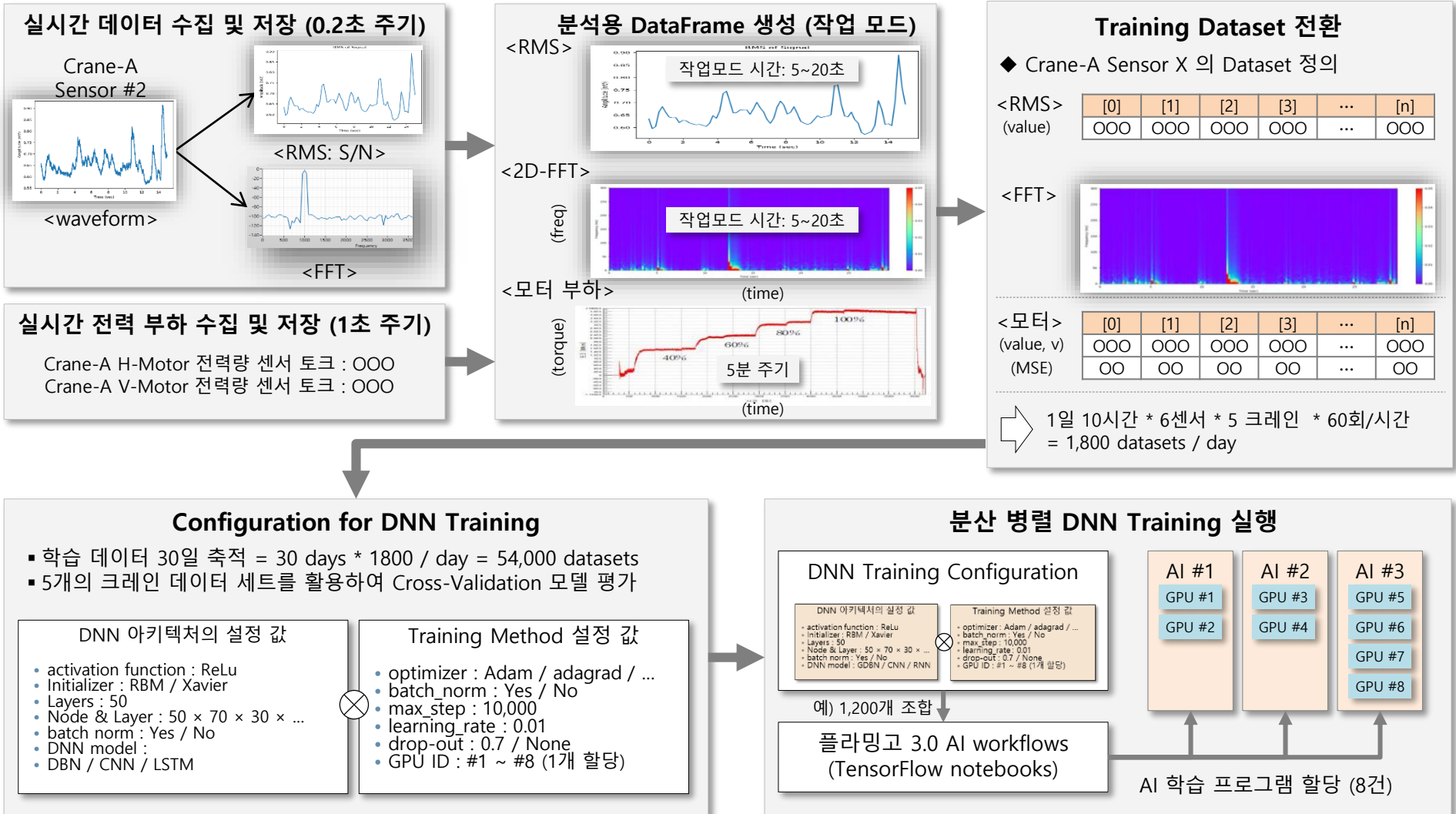
설비 장애 예지를 위한 학습 데이터를 실시간 수집하여 자율적으로 학습하도록 시스템 구축 제안



시간이 지날수록 인공지능 시스템이 진화되어 학습의 빈도가 점차 낮아질 것

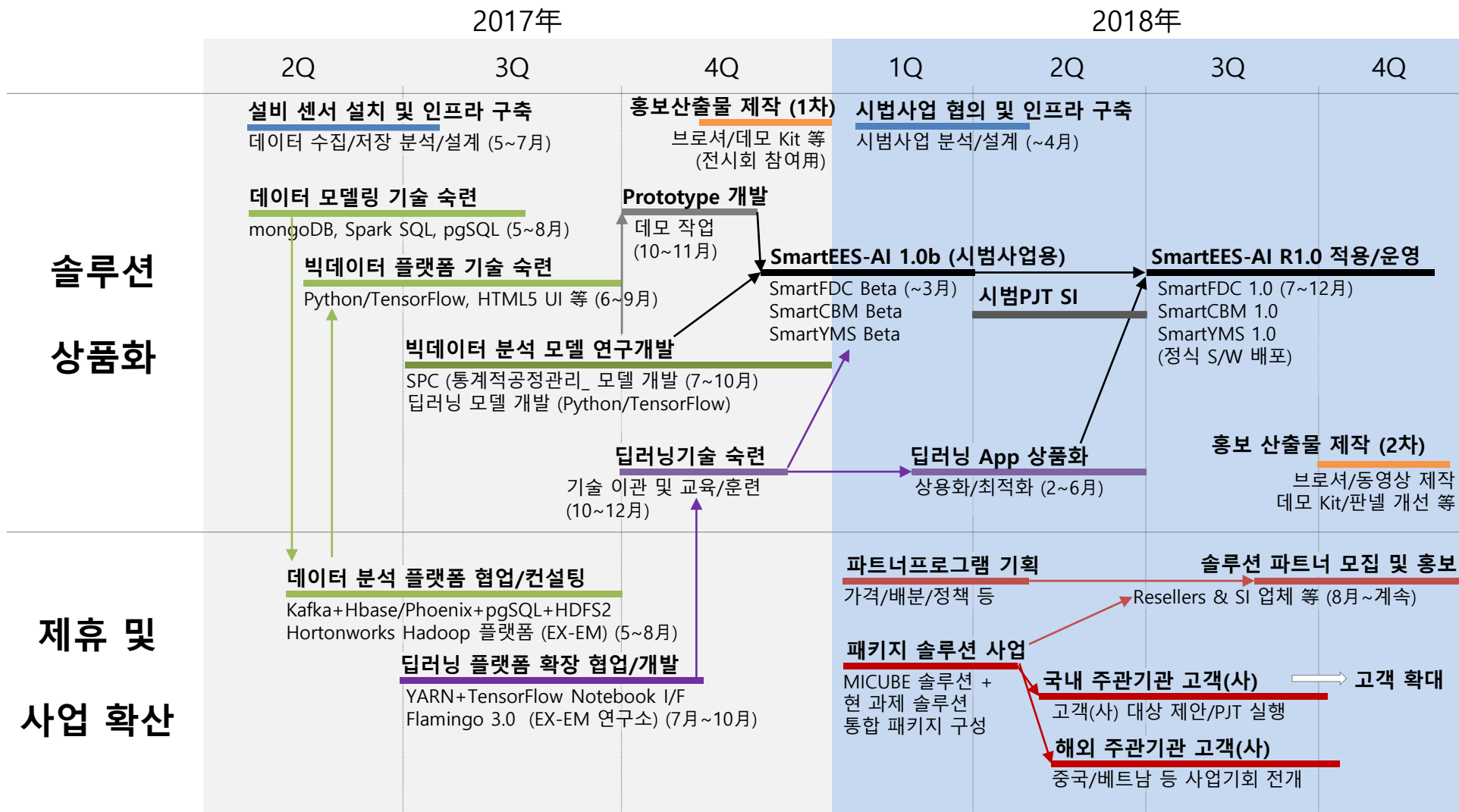
5. 딥러닝 모델 학습 프로세스

딥러닝 학습 데이터 생성 및 학습 모델 최적화 프로세스



1. 시범 사업 및 상품화 개발 추진 계획

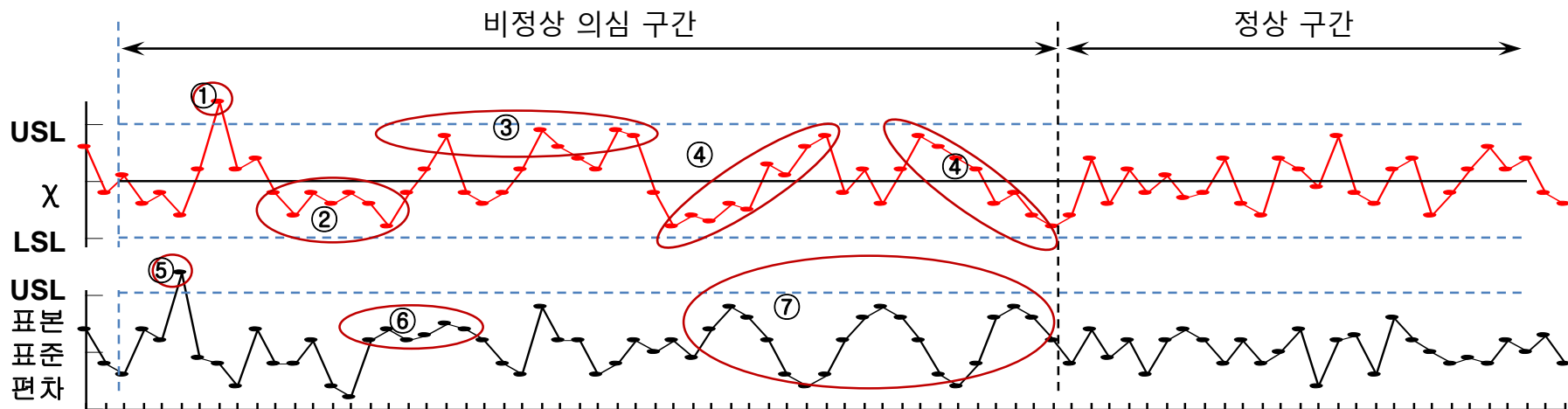
설비 인공지능 솔루션 상품화 및 시범 사업 추진 계획



2. FDC를 위한 빅데이터 및 인공지능 활용 계획 수립 (1/2)

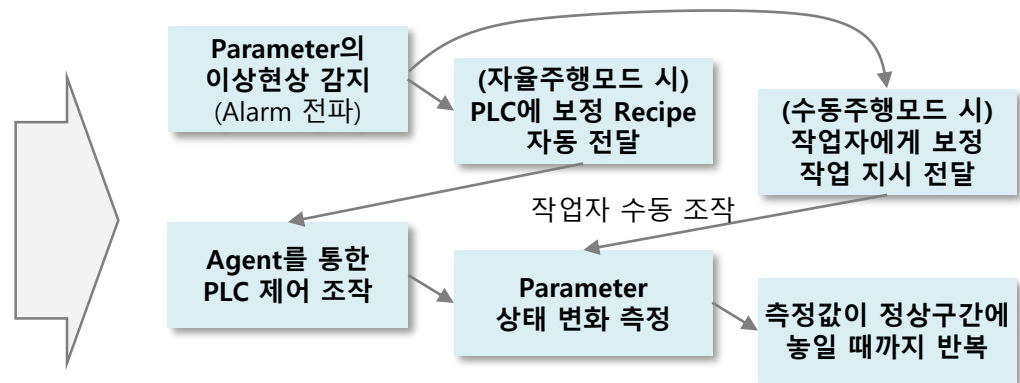
FDC를 위한 수요기관과의 협업 대상 정의

- 생산 공정의 Lot의 생산 공정 상태를 추적할 수 있는가? → **MES와 EES 연계 필요**
- 생산 공정의 FDC 통제를 위한 모델을 설계하면 실시간 감지가 가능한가? → SmartEES의 FDC 기능 반영
- 생산 공정의 품질 목표를 유지하면서 생산 공정의 최적 RMS를 도출할 수 있는가? → **추가 빅데이터 분석 필요**
- 생산 공정의 FDC 통제가 비정상 의심 구간에서 스스로 벗어나도록 할 수 있는가? → **딥 강화학습 모델 필요**



강화학습 State Space $\{S_t\}$

- ① Parameter 값이 허용 범위(USL/LSL)를 벗어남
- ② Parameter 값이 중심선에서 지속적으로 벗어남
- ③ Parameter 값이 허용 범위 근처에서 자주 검출됨
- ④ Parameter 값이 지속적으로 증가 또는 감소함
- ⑤ 표본표준편차가 허용 범위(USL)를 벗어남
- ⑥ 표본표준편차가 허용 범위 근처에서 지속 검출됨
- ⑦ 표본표준편차가 주기적 패턴을 가짐



2. FDC를 위한 빅데이터 및 인공지능 활용 계획 수립 (2/2)

차세대 FDC 기술 : SPC에 의한 관리 기법이 아니라, 기계 스스로 학습하도록 하여 불량률 사전에 예방하도록 함

Reinforcement Learning:

상호 작용을 통해 목표를 달성하는 방법을 배우는 문제

State Space { S_t }

- Parameter > USL
- Parameter < LSL
- Parameter 기울기 > α
- Parameter 기울기 < $-\alpha$
- Center(param) → USL
- Center(param) → LSL
- ...

$$R_{t+1} = Q(A_t | S_t)$$

목적함수: 수율 최대화

$$\text{maximize} \int R_t dt$$

정상 : $R_t > 0$

불량 : $R_t < 0$

DQN

$$\text{loss} = (\text{정답} - \text{예측})^2$$

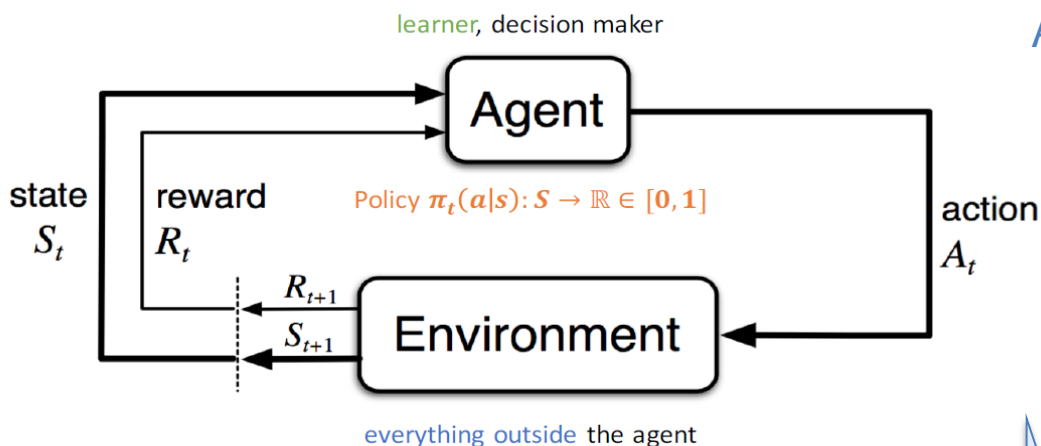
$$\text{loss} = (Q(s, a) - (r + \gamma \max_{\tilde{a}} \hat{Q}(s, \tilde{a})))^2$$

Double DQN

$$\text{loss} = (Q(s, a) - (r + \gamma \hat{Q}(s, \arg \max_{\tilde{a}} Q(s, \tilde{a}))))^2$$

Action Space { A_t }

- Parameter OO unit UP
- Parameter OO unit DOWN
- Recipe 설정 보정 (R2R)
- FDC Alarm 전파
- 생산 중단 (LOT 불량 처리)



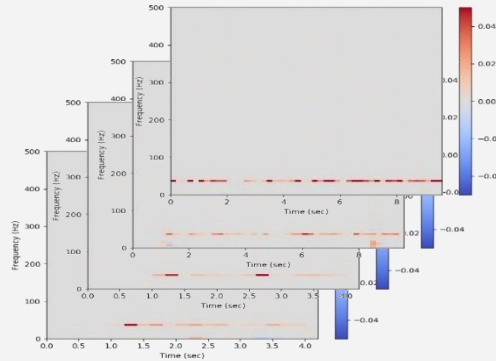
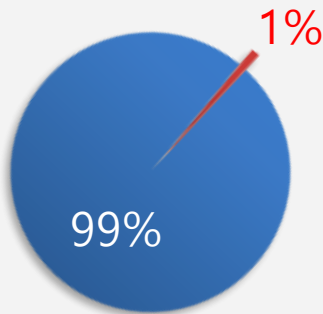
(개발 목표)

강화학습 Agent가 정상 생산공정을 유지하기 위해 직접 설비를 제어하도록 함

3. 설비 장애의 원인 진단 모델링 개발 (Anomaly Diagnostics Modeling)

Anomaly 의심 신호들에 대한 CBM 활동을 통해, 결함 원인을 진단하는 모델링 개발과 자율학습체제 구축

1. LSTM에 의한 Anomaly 의심 상황 검출



2. CBM (조건부 설비 보존 활동)

장기적 상태 / 그래프 단기적 상태 / 그래프 정기점검

정기점검일: 2017.10.31

오류코드: 오류코드 : 1040 비고: 배어짐에 마모가 심함.

진단기록 목록: 2017.10.01 ~ 2017.10.30 검색

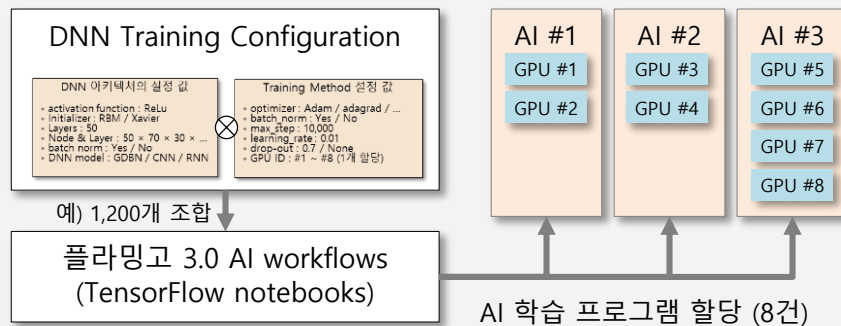
총 2 건 저장 삭제

구분	Crane No.	H/V/P	시작 시간	종료 시간	예상 오류코드	진단 오류코드
<input type="radio"/>	Crane 1	H	2017.10.30. 15:31	2017.10.30. 15:45	1040	1040
<input type="radio"/>	Crane 1	H	2017.10.30. 17:39	2017.10.30. 17:42	1040	1040

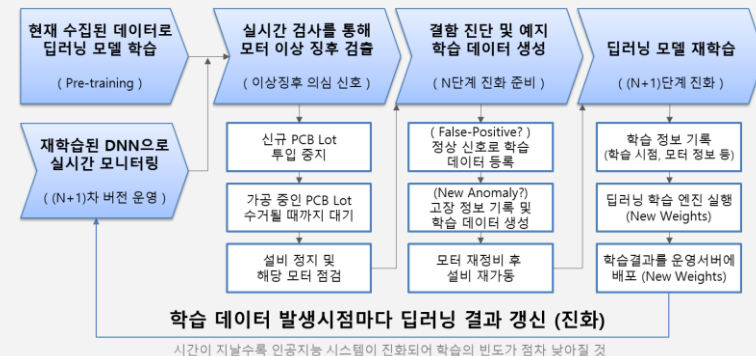
설비 보존 담당자가 Anomaly Profile 입력
(장애 여부 진단, 장애 유형, 장애 원인 등)

<< 1,2,3,4,5,6,7,8,9 >>

3. Anomaly Classification (Diagnostics)



4. Autonomous Learning System



4. 맺음말

□ 발표 요약

- ① 목표 생산 공정에 대해 설비의 결함을 검출할 수 있는 센서들의 결정 및 설치 완료
- ② 딥러닝을 수행하기 위한 빅데이터 분석 플랫폼을 구축함
- ③ 수집된 정상 신호들에 대해 LSTM 모델을 학습시켜 Predicted Signals 생성 확인
- ④ Simulated Anomaly Signals를 LSTM 모델에 적용하여 정상 신호와 식별 가능함을 확인
- ⑤ 자율적인 학습 체계를 구축하기 위한 목표 시스템 설계 완료

□ 예상되는 기대 효과

- ① Anomaly Detection을 통해 설비의 정기 보존 활동을 조건부 보존 활동 (CBM) 체계로 변환될 것
- ② 자율적 학습 체계가 진화될수록 False Alarm의 비율이 점차 낮아질 것
- ③ Anomaly Detection에서 Anomaly Diagnostics로 자동 연계될 것 (고장 대응 업무가 대폭 감소)
- ④ Anomaly Level에 대한 등급 기준이 수립되고, 전이에 대한 예상 소요 시간이 예측 가능할 것
- ⑤ 제조/생산에 관한 FDC (Fault Detection & Classification)이 시범 사업 기간에 적용될 것



감사합니다



MICUBE SOLUTION