

원자로 냉각재 펌프 고장예측진단을 위한 데이터 분석 플랫폼 구축

김주식* · 조성한** · 정래혁*** · 조은주**** · 나영균**** · 유기현*****

Data Analysis Platform Construct of Fault Prediction and Diagnosis of RCP(Reactor Coolant Pump)

Ju Sik Kim* · Sung Han Jo** · Rae Hyuck Jeoung***
Eun Ju Cho**** · Young Kyun Na**** · Ki Hyun You*****

■ Abstract ■

Reactor Coolant Pump (RCP) is core part of nuclear power plant to provide the forced circulation of reactor coolant for the removal of core heat. Properly monitoring vibration of RCP is a key activity of a successful predictive maintenance and can lead to a decrease in failure, optimization of machine performance, and a reduction of repair and maintenance costs.

Here, we developed real-time RCP Vibration Analysis System (VAS) that web based platform using NoSQL DB (Mongo DB) to handle vibration data of RCP.

In this paper, we explain how to implement digital signal process of vibration data from time domain to frequency domain using Fast Fourier transform and how to design NoSQL DB structure, how to implement web service using Java spring framework, JavaScript, High-Chart. We have implement various plot according to standard of the American Society of Mechanical Engineers (ASME) and it can show on web browser based on HTML 5.

This data analysis platform shows a upgraded method to real-time analyze vibration data and easily uses without specialist. Furthermore to get better precision we have plan apply to additional machine learning technology.

Keyword : Big Data, RCP, NoSQL, VAS, Platform, Web Service, Mongo DB

Submitted : March 2, 2021

1st Revision : April 19, 2021

Accepted : June 17, 2021

* 한국수력원자력(주) 디지털혁신추진단 대리

** 한국수력원자력(주) 디지털혁신추진단 책임전문원

*** (주)스마트프로 대표이사

**** (주)이노팩토리 신사업팀 사원

***** (주)이노팩토리 신사업팀 이사, 교신저자

1. 서 론

원자력발전소에서는 원자로의 냉각을 위하여 발전설비에 냉각수를 대량으로 공급이 가능한 펌프를 설치하여야 하지만 협소한 설치환경으로 인하여 비좁은 면적에 설치가 가능한 대용량 저수위용의 특성을 가진 수직형 회전펌프가 1차 계통의 냉각재 펌프로 주로 이용된다. 수평형과 달리 수직형 회전펌프는 지지 부위가 아래쪽으로만 되어있어 상대적으로 구조가 취약하고, 중심 회전축이 1,200RPM으로 작동하므로, 낮은 고유진동수(natural frequency)의 저속운전으로 인하여 공진(resonance)에 쉽게 노출되는 특성을 가지고 있다.

대표적인 수직형 회전펌프인 원자로 냉각재 펌프(Reactor Coolant Pump)는 원자력 발전소의 1차계통에 설치되어 핵연료에서 발생한 열을 2차계통의 증기발생기로 전달하는 역할을 하며 [그림 1]과 같이 원자로 1차계통에는 2기의 증기발생기가 설치되고 각 증기발생기에 2기의 원자로 냉각재 펌프(Reactor Coolant Pump; RCP)가 병렬로 장착되므로 하나의 원자로당 총 4기의 RCP가 운영된다(원자력 안전위원회, 2015).

병렬로 운영되는 RCP가 정전, 축 틀어짐, 배관계의 파손이 발생할 경우 냉각재의 급격한 감소, 역류로 인하여 원자로의 온도가 급상승함으로써 심각한 원전사고를 초래할 수 있다(유일수 외, 2012). 이러한 이유로 RCP의 정비는 선제적으로 이루어지며, 고장을 사전에 예측할 수 있다면 사회적, 경제적 효과가 크다고 할 수 있다. RCP의 정상적인 작동상태를 감시하기 위하여 회전축의 회전속도를 측정하기 위한 키페이스저, 축의 떨림을 측정하기 위한 X 변위센서, Y 변위센서의 3개 센서가 회전축에 설치된다. 본체에는 X, Y, Z축으로 3개의 가속도센서가 설치되어 본체의 흔들림(진동) 데이터를 수집, 분석하고 있다.

원자로 냉각재 펌프에서 취합된 진동데이터는 별도의 가공이 없는 시간과형 형태로 중앙감시센터의

현황판에 표시하고 있으며, 각 센서의 데이터가 사전설정된 경계치(특정 진폭값)를 넘어설 경우 경고를 해주는 형태로 운영이 되고 있다.

Time Domain에서 진폭 Data만 이용하는 현재의 방식에서는 고장 발생 후 사후처리만 가능하며 이러한 문제를 개선하기 위하여 본 연구에서는 3가지 개선방안을 적용하였다.

첫째, 디지털신호처리를 이용하여 진폭 외에도 주파수, 위상의 새로운 Feature를 추출하여 데이터 분석과 머신러닝에 활용하도록 개선하였다.

둘째, 연산시간이 소요되는 FFT, 동기/비동기 처리, 리샘플링 연산 등 데이터 전처리 작업은 자동으로 백그라운드에서 처리되며, Raw Data(진동)와 연산결과 데이터(주파수, 위상)은 NoSQL DB에 JSON(JavaScript Object Notation) 표준 형식으로 저장되어 활용하도록 개선하였다.

셋째로 Rest API를 지원하고, 표준 프로토콜로 DB 연결이 서비스되어, Web 기반 진동분석서버, 머신 러닝 서버에 연동되도록 Big Data DB 플랫폼으로 구축하였다.

현재는 SVM(Support Vector Machine) 모델을 적용하고 있으며 향후 Deep Learning 모델을 적용할 경우에도 별도의 추가 작업없이 확장이 가능하도록 구현하였다.

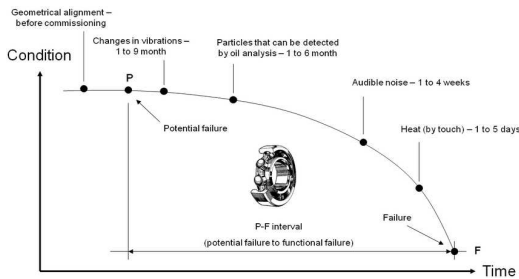


[그림 1] 원자로 1차 계통

2. 배경 기술

2.1 진동데이터를 활용한 설비 분석

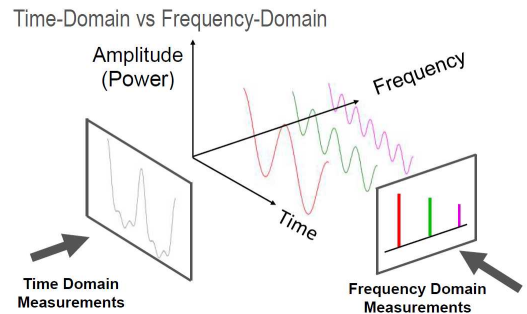
대부분의 기계설비는 고장 발생 후 원인 파악, 부품교체, 수리가 되어 Down Time으로 인한 생산성 저하가 심각하므로 예방정비가 반드시 필요하다. [그림 2]의 P-F Curve를 보면, 잠재적 고장(Potential Failure)에서 실제 고장(Failure) 시점까지 진동, 유체(Oil), 소음, 열 등 다양한 증상을 통해 예측진단이 가능함을 알 수 있다(Bengtsson, 2010). 특히 진동의 경우 고장발생 이전 최대 9개월 전에 이상징후를 파악할 수 있다.



[그림 2] P-F Curve

설비에 부착된 진동센서로부터 얻어진 진동데이터의 기본형태는 시간영역(Time-Domain)을 X축으로 하는 Waveform의 형태이다. 지금까지는 Time Domain의 진폭정보만을 독립변수로 사용하여 데이터 분석, 머신 러닝의 학습에 활용하였다. 하지만 회전 설비의 경우 주성분인 회전축의 주파수(1X 성분) 외에도 수집된 데이터로부터 다양한 성분의 주파수를 추출하여 예측진단을 활용한다면 진단결과의 신뢰성을 높일 수 있다. 물리적인 필터를 이용하여 주파수를 분리해 낼 수도 있지만 FFT(Fast Fourier Transform)를 이용한 Digital Signal Processing을 통하여 주파수영역(Frequency Domain)의 새로운 Feature을 추출할 수 있다([그림 3] 참조). 미국 기계공학회(The American Society of Mechanical Engineers; ASME)에서는 RCP의 진단을 위한 Plot에 대한 표준 권고사항을 ASME Part 24에서

[그림 4]와 같이 제시하고 있다. 본 연구에서 구축된 플랫폼 서비스는 ASME에서 권고하는 분석 Plot을 실시간으로 제공이 가능하도록 구축되었다. 각 Plot은 진폭, 위상, 주파수를 이용하여 축 정렬, 축 중심 (Shaft Center Line), 축간 오정렬 등을 사전에 분석할 수 있다(ASME, 2012).



[그림 3] 시간영역 대 주파수영역

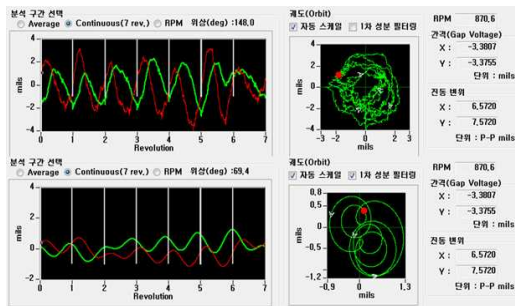
<p>6.4.1 General Requirements</p> <p>(a) cursor readout ability for all plots</p> <p>(b) manual and auto scaling for all plots</p> <p>6.4.2 Amplitude and Phase Requirements</p> <p>(a) Overall amplitudes shall be measured and expressed as acceleration, velocity, or displacement.</p> <p>(b) In addition to the alarms specified in the API 670 monitoring system, the analysis system shall provide 1x and 2x acceptance region alarms for radial proximity probe channels.</p> <p>6.4.3 Frequency Domain Analysis</p> <p>(a) frequency spectra, in which linear amplitudes, accelerations, velocities, or displacements are plotted versus linear frequency expressed as cycles per second, (Hz), cycles per minute (cpm), or orders, synchronized to a phase reference</p> <p>(b) waterfall plots with at least 50 spectra plotted versus time</p> <p>(c) cascade plots with at least 50 spectra plotted versus speed</p> <p>6.4.4 Time Waveform Analysis</p> <p>(a) time waveform plots of unfiltered data</p> <p>(b) time waveform plots of time synchronous averaged data</p> <p>(c) orbit plots of unfiltered data</p> <p>(d) orbit plots of synchronous (1x) or running speed data</p> <p>(e) time synchronous averaged orbit plots</p> <p>6.4.5 Balance/Critical Speed Analysis</p> <p>(a) Bode plot for speed-transient data</p> <p>(b) polar plots for speed-transient data</p> <p>(c) vector plots for monitoring balance response changes</p> <p>(d) shaft centerline plots; polar plot of shaft centerline position within bearing</p> <p>(e) gap voltage plots</p> <p>6.4.6 Trend Analysis. Trend analysis refers to any measured parameter as a function of time in a Cartesian plot.</p>
--

[그림 4] ASME OM Part 24

2.2 기존 시스템 개선방안

기존 진동감시시스템은 [그림 5]를 보면 감시 및 진단만이 가능한 수준의 Plot이 가능하다(이상국 외, 2014). 한국수력원자력에서 개발된 것으로 경수로의 냉각재 펌프 상태를 감시진단하는 시스템이다. 이외에도 GE에서 사용중인 System 1이 있으며, ALTA, Oros 등 소음 진동 분석용 전문 Software가 있다.

해당 시스템의 공통적인 어려움은 데이터 취득과정이 오프라인(Off line)인 점과 감시, 분석은 가능하나 예측진단은 어렵다는 점이다. 센서로부터 취득된 Raw Data를 디지털파일형태로 수동으로 전달이 되고, 전문가가 해당 파일을 Load하여 다양한 신호처리(FFT, Resampling 등)를 한 후 결과 데이터를 분석하는 과정을 거친다. 이러한 방법은 분석가의 업무경험과 Skill에 따라 분석결과의 편차가 발생하게 되며, 전문가 외에는 분석이 어렵다는 문제가 있다. 또한 AI를 활용한 새로운 예측진단기술에는 활용이 어렵다는 단점이 있다.



[그림 5] 기존 진동감시 시스템

본 연구에서는 이러한 단점을 개선하고자 기존 진동감시 시스템(우리정보기술, 2014)의 단점을 개선하였다. 오프라인을 개선한 온라인, 실시간으로 이기종 예측진단시스템이나 AI시스템에 데이터를 연계할 수 있도록 NoSQL DB인 Mongo DB를 도입하였다. 데이터 처리과정은 시스템에서 백그라운드로 연산이 자동으로 수행되어 Raw Data와 가공 Data

가 DB에 저장되어 활용된다. 표준방식(JSON, Rest API)를 적용하고 머신러닝, 분석서버, 가시화 서버를 연동 구현하였다.

2.3 NoSQL Database 적용방안

RCP의 센서는 진동데이터를 40K/s로 샘플링을 하며 10초단위로 36.6MB의 Raw Data를 전송한다. Raw Data를 FFT, Re-Sampling, Window 함수를 적용한 가공 Data를 저장하여야 하므로 본 연구에서는 전통적인 RDBMS보다는 NoSQL DB인 Mongo DB를 사용하여 분석 플랫폼을 구축하였다. <표 1>은 본 시스템에서 처리되는 데이터의 유형이다. 동기 데이터는 RCP의 중심 축 주파수(1,200 RPM, 20Hz)와 동기되어 처리되는 변위센서 데이터이며, RCP의 프레임에 설치되는 가속도 센서의 데이터는 회전축 주파수와 진동원인이 다를 수 있어 비동기처리된다. 과도운전은 가동/정지시의 데이터이며 회전축의 분단회전수(RPM)의 변화에 따른 분석이 필요하므로 Bode Plot을 사용하게 된다. Spectrum분석은 중심 축의 주파수(20Hz)의 정수 배(1X, 2X 등)에 해당하는 주파수성분을 분석하면 어느 부위에서 문제가 있는지를 예측할 수 있다.

이렇게 다양한 형태의 데이터는 연간 4TB 이상의 데이터가 누적되는 비정형 대용량데이터이므로 기존의 RDBMS에서 관리하는 것은 어려움이 많아 Mongo DB를 이용하여 관리하도록 구성하였다.

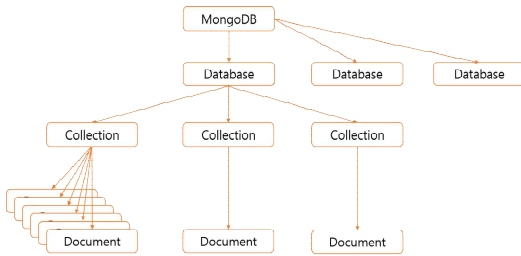
<표 1> RCP 진동분석 데이터 유형

데이터	신호유형	데이터 속성	신호처리
동기 데이터 연산처리	변위	진동 진폭	Waveform
	변위	주파수 진폭 (1X, 2X)	Spectrum
비동기 데이터 연산처리	변위, 가속도	진동 진폭	Waveform
	변위, 가속도	주파수 진폭 (1X, 2X)	Spectrum
과도운전 데이터 연산처리	변위	진동 진폭	Waveform
	변위	주파수 진폭 (1X, 2X)	Spectrum

<표 2> NoSQL vs RDBMS

NoSQL (Mongo DB)	RDBMS
Database	Database
Collection	Table
Document	Row
Key/Field	Column
Embedded Document	Table Join
Primary Key(_id)	Primary Key

Mongo DB와 RDBMS의 구조와 용어의 비교는 <표 2>, [그림 6]과 같다(이준호, 2018). [그림 7]은 실제 진동데이터가 RDBMS의 Record(행)에 해당하는 Mongo DB의 Document는 Key-Value 쌍으로 된 JSON형태로 저장이 되는 구조를 보여 주며 특히 vmsData에 Array형태로 진동데이터가 저장됨을 알 수 있다.

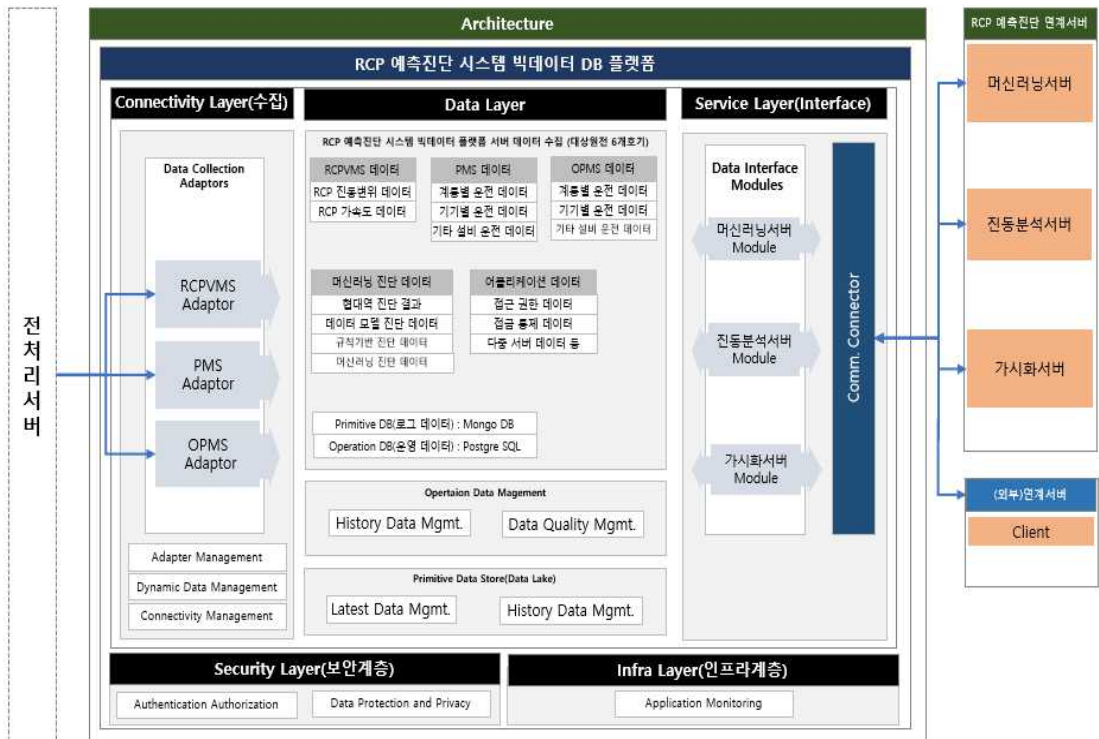


[그림 6] MongoDB 데이터베이스 구조 개요

```

_id: ObjectId("5d6df5bd9bed7711814e4b01")
id: "VE-153A"
name: "RCP #7"
Plant: "Hanbit#5"
Type: "BG"
timestamp: 190826102806
vmsData: Array
  0: -3.293706417
  1: -3.293069124
  2: -3.294343948
  3: -3.2917943
  4: -3.293069124
  5: -3.295618773
  6: -3.294662476
  7: -3.296256065
  8: -3.297212124
  9: -3.294343948
  10: -3.296256065
  11: -3.2959373
  12: -3.301355124
  13: -3.302311182
  14: -3.299761772
  15: -3.300399065
  16: -3.29753889
    
```

[그림 7] 진동데이터 Document 구조



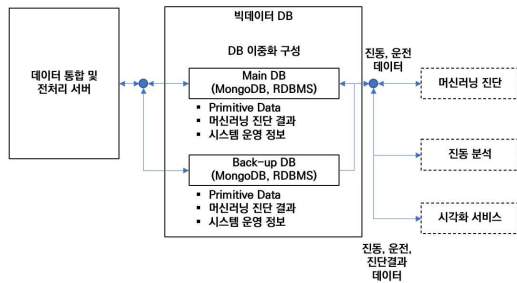
[그림 8] 빅데이터 분석 플랫폼 아키텍처

3. 시스템 설계

3.1 시스템 아키텍처

전체 시스템 아키텍처는 [그림 8]과 같다. 전처리 서버로부터 수집을 위한 Connectivity Layer가 있고 예측진단을 위한 Data Layer, 외부 서비스를 위한 서버와의 연계를 위한 Sevice Layer로 구성되어 있다.

진동분석 플랫폼을 구성하고 있는 각 서버의 역할과 구성은 [그림 9]와 같다. 제일 앞단에서는 각 발전소의 RCP로부터 수집되는 데이터를 가공하고 빅데이터 DB에 저장하는 역할 뿐만 아니라 신호처리(FFT) 후 Plot에 표시되는 데이터로 가공하는 역할을 한다. DB는 무정지 운영을 위하여 이중화 구성이



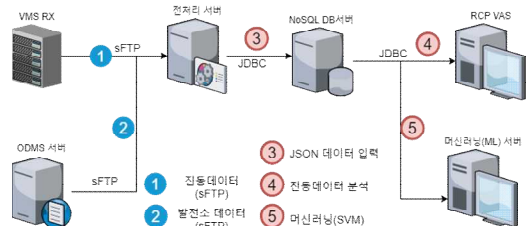
[그림 9] 시스템 설계

되어있어 하나의 DB가 Shutdown 되더라도 Backup DB가 가동되도록 설계하였다. 후처리를 위하여 머신러닝 서버와 시각화서버도 연동되도록 설계하였다.

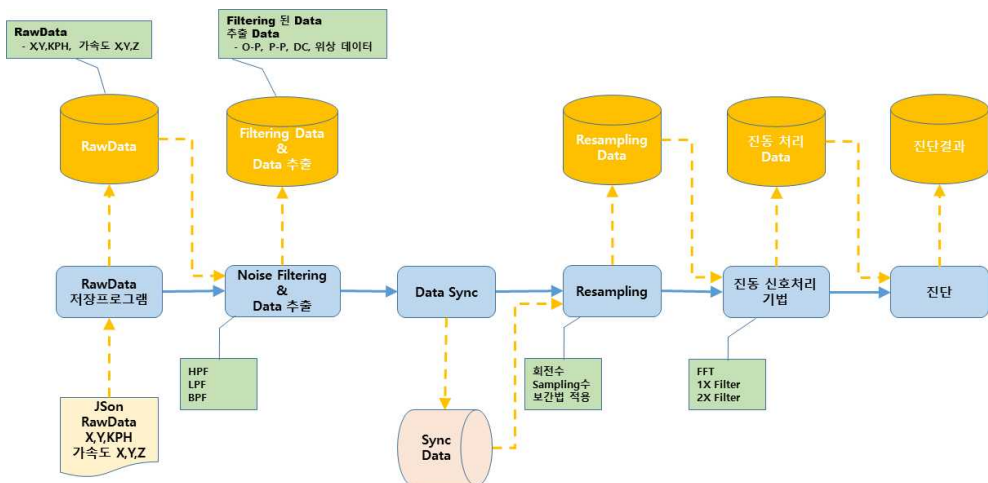
서버 구성은 [그림 10]과 같이 전처리, DB, 진동 분석, 머신러닝으로 총 4개의 역할이며, DB는 이중화 구성으로 구성되어 Main 서버가 다운되더라도 Backup 서버가 가동되도록 구성하였다.

3.2 데이터 처리 프로세스

데이터 처리 프로세스는 [그림 11]에 표시된 것과 같이 Noise Filter, Sync, Resampling, FFT의 단계를 거치게 된다. Raw Data는 Low Pass Filter, High Pass Filter를 거친 후 축 회전과 동기화되며, 회전수에 맞추어 Resampling된다. 다음으로 FFT, Window 함수를 적용하여 Spectrum 분석이 이루어지도록 구성하였다.



[그림 10] 서버 구성



[그림 11] 데이터 처리 프로세스

3.3 DB 스키마 설계

Mongo DB에 저장되는 RCP데이터의 논리 모델링 다이어그램은 [그림 12]와 같이 설계되었다. 진동측정데이터는 Document에 저장된다. Document의 각 필드의 구성은 <표 3>과 같다.



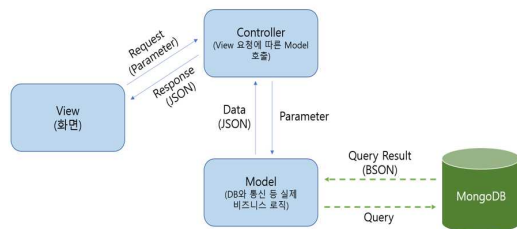
[그림 12] 논리 다이어그램

<표 3> 데이터 Document 명세표

Field	Type	Description
SensorKey	String	해당 설비 센서 ID
name	String	해당 센서의 이름
TimeStamp	String	측정 시간
Type	String	측정 시 운전 상태
Plant	String	발전소 호기
vmsData	Array	실제 측정 데이터

3.4 Web Service 설계

Web Service의 구현은 Spring Framework를 사용하였으며 기본적으로 [그림 13]의 MVC(Model View Controller) 아키텍처를 적용하였다.



[그림 13] Model-View-Controller 구조

4. 시스템 구현

4.1 시스템 사양

서버사양은 <표 4>와 같으며 총 6대의 서버가 Rack에 Giga-bit Switch로 연결되어 구성하였다.

OS와 기본 프로그램은 빠른 처리를 위하여 SSD에 설치되었으며 Data 저장은 확장을 고려하여 Raid로 구성하였다.

<표 4> 서버 사양

항목	사양
서버 구성	CPU : Intel Xeon-Gold,16-Core 2.1GHz×2 Memory : 128GB(32×4), DDR4-2666 이상 OS용 HDD : 480GB SSD×2 Data용 HDD : 1.2TB SAS 12G×6 OS : Windows Server 2016 std, 64bit 이상

4.2 개발 환경

개발 언어는 Java를 기본으로 사용하였으며 Front-End는 JavaScript, High Chart를 사용하였다. 추가로 PostGRESDB를 사용한 이유는 테이블형태의 Plant 정보를 저장관리하는 목적으로 구성하였다. 개발 Framework은 Spring Frame을 사용하였다.

<표 5> 개발 환경

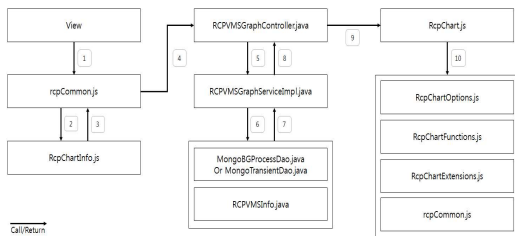
구분	내용
웹 아키텍처	WAS : Apache Tomcat MVC(Model-View-Controller)
개발 언어	Java, JavaScript, HTML, JSP
DB	Mongo DB, PostGRESDB
개발 도구	Eclipse, JDK
개발 프레임워크	Spring Framework
통신 프로토콜	TCP/IP 기반 HTTP, sFTP
기타	High Chart

4.2 구현 소스코드

주요 소스코드는 <표 6>과 같이 각 데이터의 흐름을 제어하는 Controller 모듈, Plot을 위한 데이터를 가공하는 Service 모듈, DB와 연계하여 데이터를 CRUD(Create, Read, Update, Delete)하는 DAO 모듈로 나누어 개발하였다. 이는 향후 유지보수를 고려하여 유연한 변경이 가능하도록 구성한 것이다. 각 모듈간 데이터 및 호출 흐름은 [그림 14]와 같다.

<표 6> 주요 소스코드 모듈

구분	소스코드	상세 기능
Cont-roller	RCPVMSGraphController.java	파라미터를 서비스로 전달하고 그래프 데이터를 View로 전달하는 클래스
Service	RCPVMSGraphServiceImpl.java	RCPVMS 그래프를 그리기 위한 데이터를 가공하여 전달하는 클래스
DAO	MongoTransientDao.java	과도운전 전처리 데이터를 CRUD하는 클래스
DAO	MongoBGProcessDao.java	정상운전 전처리 데이터를 CRUD하는 클래스
Class	RCPVMSInfo.java	RCPVMS 그래프 관련 정보를 가공하여 전달하는 클래스
JS	RcpChartInfo.js	RCPVMS 그래프별 AJAX 요청 URL, CALLBACK 함수 등을 정의한 자바스크립트
JS	RcpChart.js	RCPVMS 그래프별 CALLBACK 함수를 정의한 자바스크립트
JS	RcpChartOptions.js	RCPVMS 그래프별 HighCharts 옵션을 정의한 자바스크립트
JS	RcpChartFunctions.js	HighCharts에서 추가로 사용하는 공통 옵션, 기능을 정의한 자바스크립트
JS	RcpChartExtensions.js	사용자가 그래프 설정 상태를 조정할 수 있도록 테이블을 추가하고 관련 기능을 정의한 자바스크립트
JS	repCommon.js	RCP 화면 공통 함수를 정의한 자바스크립트



[그림 14] 소스코드 구성

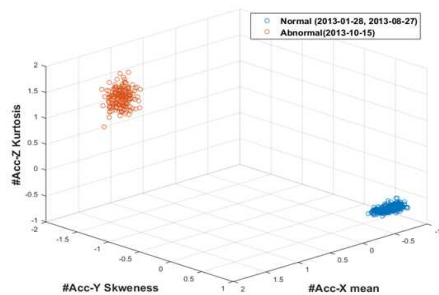
5. 주요 기능 및 구현결과

5.1 머신러닝 예측진단 연계

구현된 플랫폼에 연계된 머신러닝 분석결과는 [그림 15]의 프로세스를 거쳐 [그림 16]의 3차원 Plot으로 결과를 보여줄 수 있도록 연계되었다(Zeki, 2020).

5.2 데이터 분석 기능

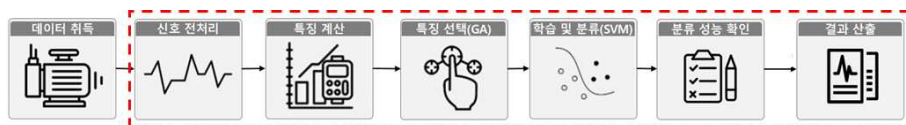
데이터 분석 기능은 [그림 17]에서 보듯이 Drag를 이용한 확대 축소 기능, 스크롤이 가능하며, 특정 Plot을 찍어 해당 값을 볼 수가 있어 기존 시스템에 없는 동적분석을 위한 기능이 추가되었다. 또한 Plot상의 특정 위치간 차이를 계산하는 기능은 기존 시스템에 없어 별도의 계산기를 써야 하는 불편함을 개선하였다.



[그림 16] RCP 머신러닝 결과 Plot



[그림 17] 분석 기능



[그림 15] 머신러닝 프로세스

5.3 비교 기능

기존 오프라인 진동분석 SW는 RCP간/데이터간 비교기능이 제공되지 않아 고장원인을 추적하는 것에 어려움이 많아 이를 개선하기 위하여 개발한 기능이다. 이것이 가능한 이유는 빅데이터 DB에 누적된 데이터를 저장하고 검색할 수 있어 가능한 것이다. 동일 RCP의 다른 날짜 또는 다른 RCP간 진동데이터를 자유롭게 Query하여 비교할 수 있다([그림 18] 참조).

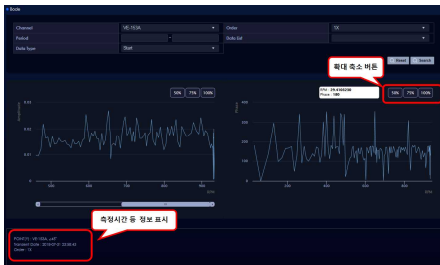
5.4 Cascade Plot

Cascade Plot은 3차원 Plot이면서 여러 개의 Data를 동시에 표시하는 Plot이다. 이 Plot은 여러 번의 RCP의 기동시에 발생하는 RPM의 주요 변화를 추

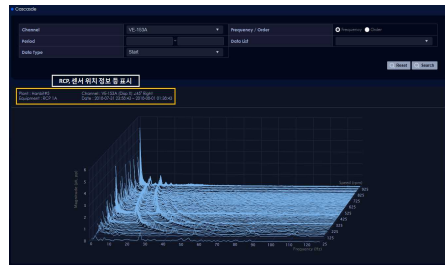
적하는 Plot으로 매우 중요하지만 사용이 까다로우서 전문가도 쉽게 쓰기가 어렵지만, 본 시스템에서는 Data 범위를 설정하여 쉽게 사용할 수 있도록 구현하였다([그림 19] 참조).

5.5 다중 Plot 화면

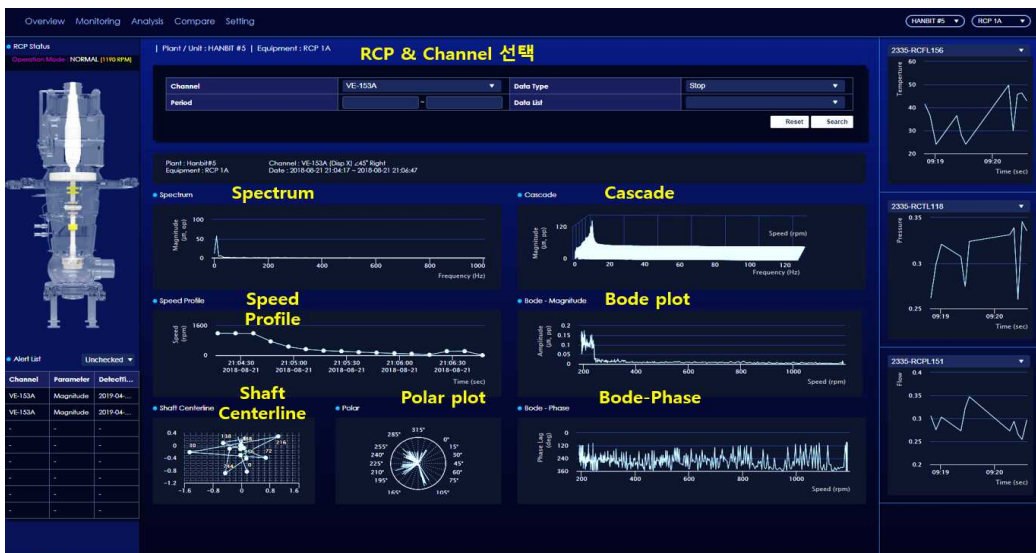
ASME에서 요구되는 다양한 Plot을 하나의 웹페이지 화면에 표시하는 기능으로 전체적인 작동상황과 분석 Plot을 보고 사용자/분석자는 상세 분석이 필요할 경우 해당 상세기능화면으로 이동한다. [그림 20]은 다중 Plot을 동시에 표시하는 시스템화면이며 상단의 RCP & Channel선택에서 조회조건을 통해 특정 발전소, 특정 RCP, 날짜를 선택하면 해당하는 진동데이터의 분석화면이 실시간으로 표시된다.



[그림 18] RCP간 비교분석 Plot



[그림 19] Cascade Plot



[그림 20] 다중 분석 Plot 표시화면

6. 결 론

기존의 회전설비 진동데이터 분석시스템은 분석 기능만을 위한 포인트 솔루션(Point Solution)이며 대표적으로 Oros, ALTA가 있다. 해당 솔루션은 현장에서 측정된 진동데이터를 오프라인 형태로 수집하여 사용함으로써 특정 시점만의 데이터 분석만이 가능하고, 패키지에 특화된 데이터 형식만을 사용하여 범용성이 떨어지는 문제가 있다. 새로운 알고리즘이나 방법 특히 머신러닝에 적용하기 위해서는 별도의 데이터처리를 해야만 하는 문제가 있어 현재까지 머신러닝을 적용한 사례가 없으며, 온라인 예측진단 시스템으로의 활용은 불가능에 가깝다고 할 수 있다.

본 연구의 주요 의의는 ① 진동데이터를 표준화된 JSON 형태로 동기/비동기 데이터처리 후에 NoSQL DB에 저장, 관리하도록 함으로써 통계적 데이터분석 외에 다양한 분석알고리즘의 적용이 가능하도록 범용성을 갖춘 데이터 관리 방안을 구현하였으며, ② 데이터의 신뢰성을 높이기 위하여 산업용 표준프로토콜인 OPC-UA 기반의 데이터 수집아키텍처를 적용하여 실시간 데이터 획득이 가능한 플랫폼을 구현하였고, ③ 예측진단의 정확도 제고를 위하여 규칙 기반, 협대역, 데이터모델, 머신러닝(SVM)의 진단 방법을 혼합하여 이상불형태로 진단을 할 수 있도록 구현한 것이다. 새로운 분석방법(Deep Learning 등)의 추가적용은 표준 프로토콜과 아키텍처를 이용하여 지속적으로 가능하며, 특히 데이터 관리구조는 진동데이터의 비정형 대용량 Data의 속성으로 인하여 JSON 형식이 처리가능한 Document 방식 NoSQL DB인 Mongo DB를 적용한 것이 특징이다.

정상 Data에 비하여 고장 Data가 거의 없어 학습의 어려움으로 정확도가 떨어지는 한계를 극복하기 위하여, One Class SVM를 적용하여 예측진단의 정확도를 높이도록 추가적인 연구가 진행되고 있으며, 진동 데이터 외에 Plant 정보와 결합하여 예측진단이 가능하도록 고도화시킬 계획이다.

참고문헌

- 우리정보기술, “원자로냉각재펌프 진동분석장비”, 2014. Available at http://www.wooritg.com/home/pro05_02.php (Accessed February 19, 2021).
- 원자력안전위원회, “원자력시설의 건설과 운영 그리고 안전규제”, 2015. Available at <https://m.blog.naver.com/PostView.naver?isHttpsRedirect=true&blogId=prnssc&logNo=220304537120> (Accessed February 19, 2021).
- 유일수, 박무룡, 황순천, 윤의수, “원자로 냉각재 펌프의 완전 특성 곡선”, *유체기계저널*, 제15권, 제5호, 2012, 5-10.
- 이상국, 장유현, 박진호, 윤두병, “원자로계통 구조건전성 감시진단용 통합 DB 구축 및 분석프로그램 개발”, *한국소음진동공학회 춘계학술대회 논문집*, 2014, 293-294.
- 이준호, “MongoDB 기반의 빅데이터 어플리케이션 설계 및 구현”, *순천향대학교 대학원 석사학위 논문*, 2018.
- ASME, OM-2012 Operation and Maintenance of Nuclear Power Plant : PART 24 Reactor Coolant and Recirculation Pump Condition Monitoring, 2012.
- Bengtsson, M., “On Communicating and Motivating the Benefits of a Condition Based Maintenance Program in the Context of a Discrete Item Manufacturing Organization”, *In : Proceeding of the 1st International Conference on eMaintenance*, Lulea, Sweden, 2010.
- Çınar et al., “Machine Learning in Predictive Maintenance towards Sustainable Smart Manufacturing in Industry 4.0”, *Open Access Journal*, Vol.12, No.19, 2020, 1-42.

◆ About the Authors ◆



김 주 식 (Hong@Korea.ac.kr)

현재 한국수력원자력 디지털혁신추진단에 근무중이며, 충북대학교 전기공학 과를 졸업하였다. 주요 연구 관심분야는 Artificial Intelligence, Digital Twin, Predictive Maintenance(Thermal, Vibration) 등이다.



조 성 한 (jo.sunghan@khnp.co.kr)

한국수력원자력 책임전문원으로 원자력발전소 계측제어설비의 엔지니어링 업무와 정보통신분야 연구과제 업무를 20여년 수행하였으며, 현재는 원자력 발전소 핵심설비 자동예측진단시스템 개발업무를 담당하고 있다. 주요 관심 분야는 빅데이터를 활용한 디지털트윈 개발로서 향후 원자력발전소 빅데이 터 구축과 관련한 연구 과제를 계획 중에 있다.



정 래 혁 (rhjeoung@smart-pro.co.kr)

현재 (주)스마트프로를 운영하는 대표이며, 충남대학교 기계공학 열유체 석사 와 충북대학교 안전공학과에서 기계안전 분야의 박사학위를 취득하였다. 주 요 연구 관심분야는 4차산업의 핵심기술인 Machine Learning, Digital-twin, Big-data, Smart City, Intelligent Smart Sensor 등이다.



조 은 주 (echo@innofactory.net)

이노팩토리 신사업팀에서 한국수력원자력에서 구축중인 빅데이터, 인공지능 기반의 자동예측진단 프로젝트를 수행중이다. 주요 관심분야는 Vibration Analysis, Big Data, Machine Learning, Web/Android Application 등이다.

◆ About the Authors ◆



나 영 균 (kyun9072@gmail.com)

이노팩토리 신사업팀에서 한국수력원자력에서 구축중인 빅데이터, 인공지능 기반의 자동예측진단 프로젝트를 수행중이다. 주요 관심분야는 IoT 플랫폼 (PTC ThingWorx), NoSQL을 활용한 빅데이터 관리, WebGL기반의 Digital Twin 웹 어플리케이션 개발이다.



유 기 현 (windriver@naver.com)

충남대학교 컴퓨터과학 석사학위를 취득하였다. 현재 이노팩토리에서 신사업팀에서 한국수력원자력 RCP 예측진단 프로젝트를 진행하고 있다. PLM(제품수명주기 관리), 제품개발 PI 컨설팅을 20여년 하였으며, 주요 관심분야는 VR/AR, 빅데이터, AI를 활용한 스마트팩토리 구축이다.