

Kernel Regression Model based Gas Turbine Rotor Vibration Signal Abnormal State Analysis

커널회귀 모델기반 가스터빈 축진동 신호이상 분석

Yeonwhan Kim^{1†}, Donghwan Kim¹, SunHwi Park¹
김연환^{1†}, 김동환¹, 박선희¹

Abstract

In this paper, the kernel regression model is applied for the case study of gas turbine abnormal state analysis. In addition to vibration analysis at the remote site, the kernel regression model technique can be useful for analyzing abnormal state of rotor vibration signals of gas turbine in power plant. In monitoring based on data-driven techniques correlated measurements, the fault free training data of shaft vibration obtained during normal operations of gas turbine are used to develop an empirical model based on auto-associative kernel regression. This data-driven model can be used to predict virtual measurements, which are compared with real-time data, generating residuals. Any faults in the system may cause statistically abnormal changes in these residuals and could be detected. As the result, the kernel regression model provides information that can distinguish anomalies such as sensor failure in a shaft vibration signal.

본 논문에서는 가스 터빈 축 진동 신호 비정상 상태 분석의 사례 연구를 위해 커널 회귀 모델을 적용한다. 원격으로 전송되는 발전소 가스터빈의 진동데이터에 커널 회귀 모델을 적용하여 설비를 실시간으로 감시 및 분석 외에도, 축진동 신호의 비정상 상태를 분석하기 위하여 활용될 수 있다. 정상운전 중에 측정된 가스터빈의 정상적인 축진동 데이터 기반의 훈련데이터를 사용하여 생성한 자동연관커널회귀의 경험적 모델을 생성하고 적용할 수 있다. 이 데이터 기반 모델의 예측치를 실시간 데이터와 비교하여 신호의 상태를 분석하고 잔차를 감시하여 이상상태에 대한 분석 정보를 제공할 수 있다. 이상상태에서 발생하는 잔차는 비정상적으로 변화됨으로서 비정상 상태를 분석 할 수 있다. 본 논문에서 커널회귀모델은 축진동 센서의 신호 이상의 원인 분석 사례에서 고장을 구분할 수 있는 정보를 제공한다.

Keywords: Monitoring, Rotor Vibration, Auto-Associative Kernel Regression, Correlation, Data-Driven Prediction Model, Residual, Anomaly

1. 서론

국내외 발전소 터빈, 가스터빈, 압축기, 펌프, 발전기 등 회전기계에 대한 감시 및 진단기술은 꾸준히 발전되어 왔다. 특히, 가스터빈 발전시스템은 빈번한 기동, 정지에 따라서 열화 손상으로 불시 정지 또는 고진동 등에 따른 파급사고가 종종 발생하는 실정이다. 다양한 운전형태에 따라 손상이 진행될 때 설비에서 나타나는 동력학적 변화를 진동과 운전데이터를 통하여 실시간으로 감시한다. 해외발전소의 중요 발전설비에 대한 동력학적인 상태변화와 주기적인 변화추이 등을 관리할 필요가 있어 실시간 상태감시시스템의 구축기술과 최

신 IT 및 AI기반 감시기술개발이 중요하다. 원격감시기술은 GE, Siemens 등 같은 설비제작사나 미국의 대형 발전사 등에서 개발하여 원격지에서 설비를 관리할 수 있는 대표적인 기술로서 여러 지역에 산재한 발전설비의 운영 상태를 신속하게 분석할 수 있다. 해외 발전설비의 상태를 국내에서도 감시할 수 있도록 설비의 운전데이터 및 진동데이터를 통신 네트워크를 통하여 전송하여 실시간으로 감시하고 분석할 수 있다. 설비가 최상의 상태를 유지하기 위해서는 설비의 이상상태를 사전감지하고, 이상상태의 원인을 정밀 분석하여 그 결과를 정비에 반영할 필요가 있다.

본 논문에서는 해외발전소 가스터빈 설비 상태를 원격으

Manuscript received August 28, 2018, Accepted November 19, 2018

¹ KEPCO Research Institute, Korea Electric Power Corporation, 105 Munji-ro Yuseong-gu, Daejeon 34056, Korea

† younwhan.kim@kepcoco.kr

This paper is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International Public License. To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0>. This paper and/or Supplementary information is available at <http://journal.kepcoco.kr>.

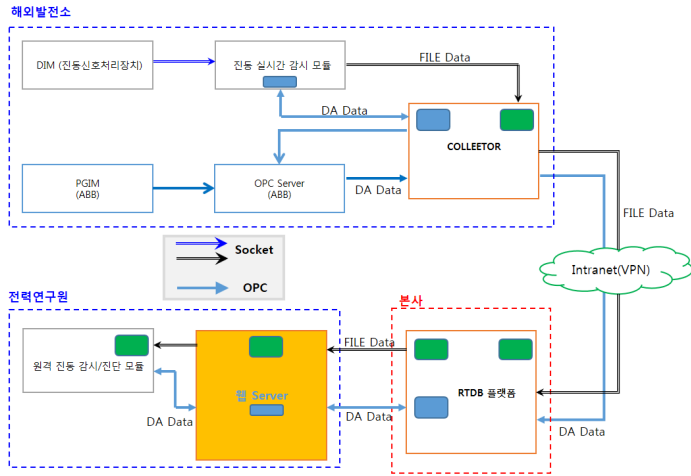


Fig.1. Architecture of remote data transmission network.

로 감시할 수 있도록 네트워크를 구성하고 진동데이터와 운전데이터에 대한 정상 커널회귀 모델을 구현하고 진동 센서 신호의 고장 분석에 적용하였다.

II. 원격 실시간 온라인 감시시스템의 구성

원격감시진단모듈은 알고리즘의 등록/교체 관리, 진동분석 및 성능감시 통합 UI와 RTDB간 태그(Tag)와 변수 자동맵핑 기능 등을 제공할 수 있도록 변경가능성, 운영효율성, 상호호환성 등을 고려하여 Fig.1과 같이 네트워크를 구축하였다 [1].

발전소에서 실시간 원격감시지원시스템으로 데이터 전송은 OPC (Object Linking and Embedding for Process Control), FTP 및 TCP/IP 방식으로 운전데이터와 대용량 진동데이터를 Fig.1의 원격감시진단모듈로 전송한다. 해외발전소의 진동신호처리 및 감시 모듈에서 생성된 진동대용량데이터, 포인트성 진동벡터 데이터와 이벤트 데이터는 운전데이터와 연동하여 동기화 후 네트워크를 통하여 전송된다. 원격감시진단모듈은 대용량진동데이터와 운전데이터를 저장하고 실시간으로 발전소의 설비를 감시하고 상태 분석할 수 있도록 구성하였다. 특히, 원격으로 발전소 가스터빈의 진동상태를 실시간 감시 및 분석하는 기능이 외에도, 커널 회귀 모델을 축진동 신호의 적용하여 설비의 비정상 상태를 사전 분석하도록 구현하였다.

III. 시스템 이상 감지 모델 도입

A. 자동연합커널회귀 모델 [2]-[4]

본 연구에서는 회전체 발전설비의 진동감시를 위하여 데이터기반 커널회귀 예측모델을 적용한다. 변수와 상관관계가 높은 변수들의 데이터를 자동연합커널회귀(Auto-associative Kernel Regression)방법을 적용하여 이력모델을 만든다. 데이터에 기반을 둔 모형 벡터에 대한 측정데이터인 쿼리 벡터의 유사성을 사용하는 비모수 모델링 기법으로서 유사성 기반 모델 유형이다. 현재 데이터가 입력되었을 때 과거의 다변량 데이터를 기준으로 비교과정을 거쳐 가까운 곳에 위치한 변수 데이터에 큰 가중치를 주고 멀리 떨어진 변수 데이터는

낮은 가중치를 주어 예측치를 계산한다. 자동연합커널회귀 모델은 과거의 이상이 없는 이력 데이터를 이용하여 학습한다. 자동연합커널회귀 모델은 과거의 정상적인 이력 데이터를 사용한다. 정상 운전 상태에 있는 설비에 대한 m 개의 변수에 대한 n 개 시점의 관측 데이터로 구성되는 행렬을 기억행렬(N)라고 정의하고 Eq. (1)과 같이 표시한다.

$$N = \begin{bmatrix} N_{1,1} & N_{1,2} & \dots & N_{1,m} \\ N_{2,1} & N_{2,2} & \dots & N_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ N_{n,1} & N_{n,2} & \dots & N_{n,m} \end{bmatrix} \quad (1)$$

기억행렬의 각 시점의 관측벡터는 대상설비가 운전되는 조건에서 관측된 것들 중 이상이 없는 정상상태의 데이터들로 구성된다. 따라서 기억행렬을 만드는 과정을 학습으로 정의할 수 있다. 또한 m 개 변수들로 구성된 관측벡터 및 쿼리 벡터는 $1 \times m$ 행렬로 표시한다.

$$x = [x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad \dots \quad x_m] \quad (2)$$

현재 n 개의 각 시점마다의 관측벡터과 쿼리벡터의 유클리디안 거리는 Eq. (3)과 같다.

$$d_i(N_i, x) = \sqrt{(N_{i,1} - x_1)^2 + (N_{i,2} - x_2)^2 + \dots + (N_{i,m} - x_m)^2} \quad (3)$$

Eq. (4)은 n 개의 각 기억벡터에 대한 쿼리 벡터의 거리 d 로서 $n \times 1$ 행렬이다. 거리를 유사점 또는 가중치로 변환하려면 커널 함수를 사용한다. 쿼리 포인트가 기준점과 거의 동일하면 거리가 짧아야 하므로 특정 기준점에 큰 가중치를 위하여 가우시안 커널을 계산하여 기억벡터의 가중치를 정의한다.

$$d = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_m \end{bmatrix} \quad (4)$$

n 개의 각 기억벡터들에 대한 가중치는 Eq. (5)에 의하여 구한다.

$$w = K_h(d) = \frac{1}{\sqrt{2\pi h^2}} e^{-d^2/h^2} \quad (5)$$

여기서, h 는 커널의 대역폭으로써 평균을 중심으로 단위 분산으로 스케일링 된 데이터의 대역폭은 $0 < h \leq 1$ 이며 대역폭이 작은 가우시안 커널($h=0.1$)은 큰 가중치를 사용한다. 이력 운전데이터를 적용하고 상관관계분석을 하고 자동연합커널회귀기법이다.

B. 상관관계의 도입

커널회귀모델을 적용하여 발전소 운전 중에 다변량의 진동 데이터를 벡터형태의 훈련데이터로 메모리에 저장하고, 현재 측정값과의 훈련데이터 벡터간의 유사도를 거리로 추정하여 커널의 형태로 가중치를 계산하며 훈련데이터에 가중하여

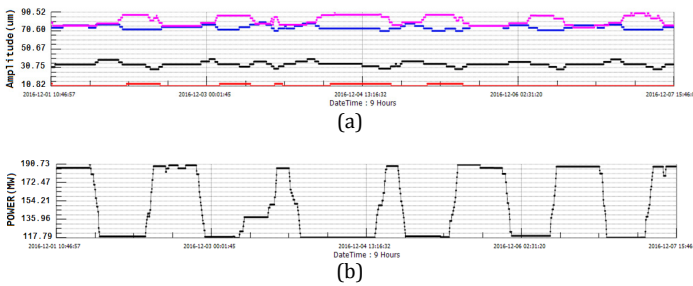


Fig 2. Trend of gas turbine rotor vibration to load. (a) 1B~4B rotor vibration trends, (b) power(=load) trend.

예측 값을 계산하고 상관관계가 높은 변수를 대상으로 자동 연합커널회귀모델을 적용하여 예측 모델을 생성하고 측정값과 예측값을 비교한다. 상관분석이란 두 변량 Y 와 Z 사이에 선형관계가 있는지의 여부를 검정하는 것이다. 데이터가 $(Y_1 Z_1), (Y_2 Z_2), \dots, (Y_n Z_n)$ 일 때 상관계수 r 은 다음과 같이 정의된다. 본 연구에서 상관도는 피어슨(Pearson)의 Eq. (6)을 적용한다.

$$r = \frac{\sum(Y_i - \bar{Y})(Z_i - \bar{Z})}{\sqrt{\sum(Y_i - \bar{Y})^2 \sum(Z_i - \bar{Z})^2}} \quad (6)$$

상관계수의 값은 $-1 \leq r \leq 1$ 의 범위에 있으며, 변량 Y 의 값이 증가할 때, Z 의 값이 증가하는 경향이 있을 때, 상관계수 r 은 1에 가까운 수가 되며, 변량 Y 의 값이 감소하는 조건에서 Z 가 감소하는 경향이 있을 때, 상관계수 r 은 -1에 가까운 수가 된다. 모든 순서쌍 데이터가 기울기가 양수인 직선상에 있을 때 $r=1$ 이고, 모든 순서쌍 데이터의 기울기가 음수인 직선상에 있을 때, $r=-1$ 이 된다. $r=0$ 에서는 선형관계가 없다.

IV. 가스터빈 축진동 기반 고장 감시모델 생성

원격으로 설비의 이상상태를 사전 감지하고자 해외발전소의 가스터빈 진동신호, 베어링 갭, 메탈온도, 오일온도, 회전수, 출력 등 운전 정보를 네트워크를 통하여 실시간으로 감시하고 전송된 이력데이터들간의 상관관계를 분석하고 자동연합커널회귀 모델을 일종의 정상운전구간에서의 센서의 오신호 및 설비의 이상상태를 분석하거나 사전 감지하는 실시간 감시시스템으로 활용할 수 있다[4]. 커널회귀법은 훈련데이터를 통하여 만든 기억벡터와 실시간으로 관측되는 쿼리벡터 사이의 유클리디안 거리를 기준으로 가중치를 계산하고, 이를 기억벡터에 적용하여 관측데이터를 예측한다. 자동연합커널회귀 행렬모델의 아키텍처는 데이터 셀의 각 변수가 적어도 하나의 다른 변수와 상관된다고 가정한다. 네트워크를 통하여 발전소에서 전송된 이력데이터베이스를 사용하여 경험적 예측모델을 개발할 수 있다.

A. 정상 이력데이터 기반 변수 선정

설비를 대표할 수 있는 변수 선정은 모델 개발에서 중요하다. 전송된 발전설비의 운전데이터 및 진동데이터는 설비 고장을 대표하는 변수들이다. 동적데이터인 진동변수 및 베어링 간극변수들과 정적데이터인 출력, 온도, 압력, 공기 유량 등 운전변수의 선정은 예측모델의 목적과 정확도에 있어서

중요한 작업이다. 본 연구에서는 전력연구원의 원격감시진단 지원시스템으로 전송되는 1,500개의 변수들 중 가스터빈 및 압축기 축진동을 감시하는 쿼리벡터를 선정한다. 가스터빈의 동적신호인 축진동을 감시 변수로 선정하고 대상 진동변수를 유용하게 표현할 수 있는 관련 변수들을 운전데이터에서 선정한다.

2016년 12월 1일에서 12월 7일의 해외발전소 2호기 가스터빈의 이력데이터를 분석하고 3가지 부류의 변수 들을 다음과 같이 선정하였다.

1) Load 또는 Power(출력) : 가스터빈 계통에 병입된 후 계통주파수에 동기된 조건에서 운전한다. 출력의 변화는 회전축의 진동으로 나타난다. Fig. 2(a)는 2016년 12월 1일에서 12월 7일의 해외발전소 가스터빈 1번 베어링과 2번 베어링의 X방향(각각 1B(녹색), 3B(보라색) 축진동과 Y방향(각각 2B(주황색), 4B(청색)) 축진동으로 출력(Fig. 2(b))과 연동하여 변화하는 것을 보여준다.

2) 축진동(1B~4B) : 가스터빈은 고온고압의 가스가 블레이드를 통과하는 힘으로 축이 회전하면서 축은 진동을 한다. 단, 축진동의 대표적인 동특성을 반영하고자 0.5X~4X 성분들을 25개를 주요 감시변수로 분석하였다. 동일한 출력에서의 1B~4B 진동변수 중 주성분인 1X 진동변수들의 추이로써 출력과 연동한다.

3) 동적 간극(Gap) : 가스터빈 회전축은 저널베어링과 일정한 간극을 유지하면서 회전한다. 이 간극은 출력에 따라 회전수에 따라 축이 진동하면서 회전할 때 비주기적으로 변동한다. 대상 가스터빈의 1번 베어링에서의 회전축 간극은 계통병입 후 5~6 volt를 나타낸다.

B. 정상 변수의 상관관계 분석

관측변수들을 통해 예측모델을 생성 전에 1차적으로는 선정된 정상 이력데이터에서 비정상 데이터를 제거한다. 비정상데이터를 제거 후 정상데이터 피어슨(Pearson)의 상관관계식을 적용하여 상관관계를 계산한다. 예측모델을 생성하는 학습용 데이터셋은 발전소 계획예방정비를 완료한 가스터빈이 정상출력운전중인 2017년 9월 18일~2017년 9월 22의 이력데이터를 적용하고 120~190 MW의 발전소 출력조건에서의 선택된 3가지 변수 영역의 변수들에 대한 데이터셋에 대하여 주요 진동변수들의 상관관계 분석(Correlation Analysis)을 통하여 Fig. 3 및 Table 1의 결과를 얻었다.

Table 1은 변수들 사이에 선형에 가까운 상관계수를 확보하고자 간극 데이터, 진동데이터 간에 선형성을 왜곡하는 데이터를 제거한 결과이다. 주로 비선형성은 출력변수와 진동변수 및 간극 변수들과 진동변수들 사이에서 나타났다. 해외발전소 가스터빈의 상태감시변수로서 해당 진동변수(1B~4B)의 각 1X성분의 진동변수와와의 상관계수가 서로 1에 가까운 변수들은 발전기출력(Power)과 베어링 갭(1B_Gap, 2B_Gap) 들로서 Table 1과 같다. 따라서 그룹핑 및 학습을 위한 데이터 셀(Data-set)은 2017년 9월 20일~ 2017년 9월 22의 이력데이터에서 상관계수 r 이 1에 가까운 Table 1의 7개의 변수들에 대한 데이터를 선택한다.

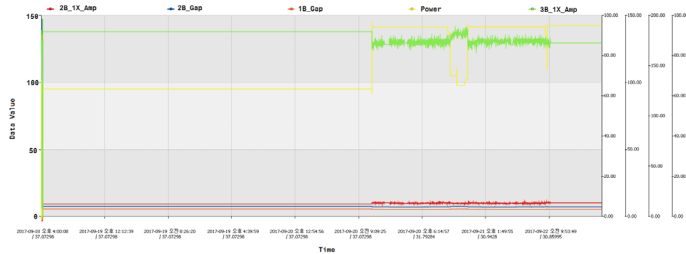


Fig.3. Data-sets selected by grouping component variables of 2B_1X vibration for learning.

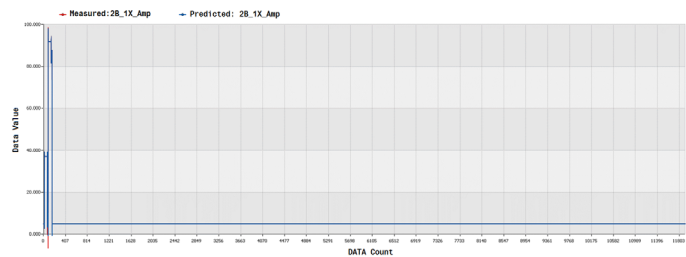


Fig.4. Validation of regression prediction models of 2B_1X B vibration.

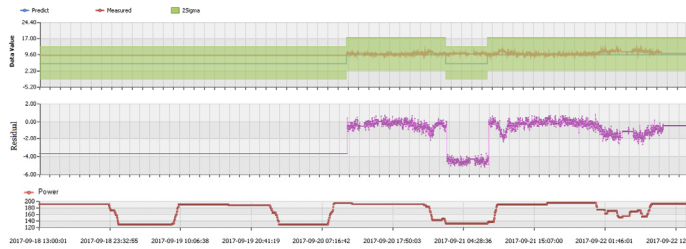


Fig.5. Plots of result demonstrating 2B_1X vibration prediction models.

C. 그룹핑에 의한 학습데이터 선정

예측모델의 크기는 컴퓨터 메모리와 모델 실행시간 등을 고려하여 최소화할 필요가 있다. 가스터빈의 운전동특성 상태에 대한 유용한 정보를 주는 중요변수인 가스터빈 및 압축기의 축진동 변수들, 출력변수 및 간극변수 등 30여개의 변수들 중에서 상관성이 큰 변수들로 쿼리벡터를 선정한다. 대표적인 선정기준은 변수들 간의 상관관계를 분석하고 그 순서에 따라 그룹핑한다. 그룹핑은 감시를 위하여 필요한 관측변수를 최소화하는 장점이 있다. 가스터빈 회전축 1번 베어링에 대한 이상 감시변수로서 선정된 2B_1X 진동변수를 예측하고 감시하기에 가장 적합한 쿼리벡터 변수들을 상관계수의 크기에 따라 해당 진동변수를 포함하여 5개를 그룹핑 하였다. 감시변수로서 선택한 2B_1X 진동변수에 대한 상관계수 r 이 0.9982인 2B_Gap 변수, 0.994인 1B_Gap 변수, -0.979인 출력변수, 그리고 0.970인 3B_1X변수로 Fig. 3과 같이 그룹핑 하였다. 따라서 대상 가스터빈의 정상운전출력인 120~190 MW 범위에 대한 경제적이고 신뢰성 있는 쿼리벡터 변수들을 결정하고 Fig.3과 같이 5개 변수의 기억벡터로 구성되는 학습 데이터를 추출한다.

D. 학습을 통한 예측모델 생성

선택된 데이터 셀 중 그룹핑한 쿼리벡터들의 변수들의 데이터들을 학습데이터로 활용하여 예측모델을 만든다. 5개

Table 1. Correlation analysis result

item	1B_1X	2B_1X	3B_1X	4B_1X	Power	1B_Gap	2B_Gap
1B_1X	1	0.962	-0.886	-0.892	-0.993	0.965	0.967
2B_1X	0.962	1	-0.97	-0.969	-0.979	0.994	0.998
3B_1X	-0.886	-0.97	1	0.997	0.907	-0.97	-0.972
4B_1X	-0.892	-0.969	0.997	1	0.907	-0.969	-0.972
power	-0.993	-0.979	0.907	0.907	1	-0.98	-0.98
1B_Gap	0.965	0.994	-0.97	-0.969	-0.98	1	0.998
2B_Gap	0.967	0.998	-0.972	-0.972	-0.98	0.998	1

변수에 대하여 6만 5천개의 관측시점의 학습데이터로부터 중 50~70%는 훈련데이터로 사용하고 20~30%는 테스트 데이터로 그리고 10~20%는 검증 데이터로 사용하였다. 기억벡터의 서브 셀을 위하여 훈련 데이터에서 예측모델 형성을 위한 표본 관측치를 선택하여 초기모델을 생성한다. 테스트 데이터는 예측모델의 아키텍처로서 커널 대역폭을 자동으로 최적화 후 검증데이터 셀을 통하여 예측모델의 정확도, 불확도 등 유효성을 분석하여 예측모델을 생성한다. Fig.4는 가스터빈의 운전상태를 실시간으로 감시하고 이상 유무를 분석하는 예측모델로서 축 진동 데이터를 기반으로 생성한 것으로 대부분의 관측 시점에서 예측치(prediction)와 측정치(measurement)가 일치하는 결과를 보여준다.

E. 예측모델의 실증

검증을 완료한 Fig. 4의 예측모델을 실 데이터를 통하여 실증하기 위하여 선정한 2017년 9월 18일~2017년 9월 22의 전체 이력데이터를 관측데이터로 적용하였다. Fig. 5는 Fig. 4의 2B_1X 진동변수의 예측모델을 적용한 결과선도이다.

2B_1X 진동은 1B_1X 진동보다 출력변수의 영향보다 회전축의 2B_Gap 및 1B_Gap 간극 데이터의 영향이 주도적이어서 비선형성 정보가 부족한 기억행렬의 특징 때문에 시점에 따라 예측 잔차가 커지는 문제가 발생한다. 실측치(9.6 μm)에 대하여 정보가 충분한 시점에서는 예측 잔차가 2 μm 이내로 잔차가 작았으나 정보가 불충분한 시점에서는 3.5~4.5 μm 의 잔차가 나타난다. 본 예측 모델에서는 2B_1X 진동변수의 예측결과는 대부분 시점에서 실측치가 예측치보다 큰 수치를 보인다.

V. 가스터빈 진동기반 감시모델의 센서 고장 분석 사례 적용

2016년 12월 10일 해외발전소 가스터빈 1번 베어링 Y 방향 축진동 신호가 출력에 대하여 연동하지 않는 상태가 나타났다. Fig. 6은 원격실시간 감시 장치에 나타난 2016년12월 1일부터 2016년 12월 16일의 1B~4B의 4개 진동과 출력 추이이다. "1"번 영역에서 4개 센서 중 2B 진동신호의 기능이 상실된 사례의 이력데이터에 Fig.4의 예측모델을 적용하여 이상상태 및 실제 데이터의 크기를 추정하였다. Fig. 6은 Fig. 5의 2016년 12월 10일 전후의 2B 진동센서의 상태를 분석하고자 Fig. 4의 예측모델을 2B 진동신호의 기능상실 4~5일 전인 "0"번 영역과 기능 상실 후인 "2"번 영역의 데이터를 쿼리데이터로 적용하여 120~190 MW의 출력(Power)에 대한 진동현황을 분석(예측치, 청색선)하고 2B_X 진동의 실측치(주황색선)를 비교한 것이다.

Fig. 6의 "0"번 영역에서 2B 진동센서는 기능을 하고 있

고 설정한 허용범위($\leq 2\sigma$)를 만족하고 있으며 2B_X 진동변수의 예측모델이 발전기 출력에 대하여 5.5~9.0 μm 로 예측하여 실측치 대비 잔차가 -3.5~2 μm 로 Fig. 5와 유사하였으나 예측치보다 높게 관측되었던 실측치가 일부영역에서 작게 나타났고, 9.0 μm 에서 6.0 μm 로 실측 크기가 작아지는 추이가 나타난다. 이때 “0”번 영역에서의 1B_Gap 및 2B_Gap은 5~6 volt로 정상상태와 유사한 수준이다. Fig. 6의 “2”번 영역을 적용한 Fig. 7의 예측결과에서는 “1”번 영역에서 기능을 상실한 후에도 예측모델은 2B_1X 진동이 “0”번 영역과 유사하게 5.5~9.0 μm 로 예측되나 120~190 MW의 출력에서 2B_1X 진동 실측결과는 0 μm 이 있고 2B_Gap은 1 volts이내로서 기능 상실 상태이다. 반면 1B_Gap은 5~6 volt로 정상 수치를 나타낸다.

VI. 결론

원격 네트워크를 통하여 전송되는 해외발전소 설비의 대용량 데이터를 실시간으로 감시하고 특히 진동변수에 관하여 상관관계를 나타내는 출력변수 및 간극변수 등의 운전변수들에 대하여 자동연합커널회귀(Auto-associative Kernel Regression) 기법을 적용하여 예측모델을 개발하고 설비의 이상 징후를 주요 시점에 대하여 실증하여 설비의 사전 상태 분석에 유용하게 활용될 수 있음을 보였다.

REFERENCES

[1] In-Tae Lee, Ji-Hoon Lee, Suk-Won Jang, Yeon-Whan Kim, In-Chel Lee, Won-Hae Suh, 2015, Design and Implementation of the Cyber Power Generation Operation Monitoring System, IPEG 2015.
 [2] J.W. Hines, D. Garvey, R. Seibert, and A. Usynin, 2005, Technical Review of On-line Monitoring Techniques for Performance

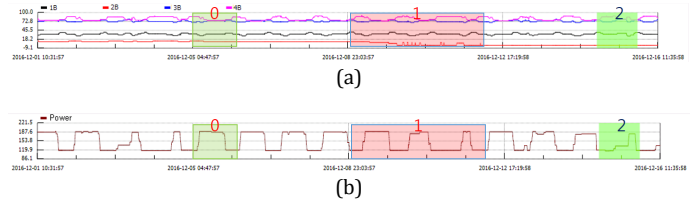


Fig.6. Trends of 1B~4B vibration to power of 12.01.2016~12.16.2016. (a) signals of 1B~4B vibration sensors, (b) trend of power.

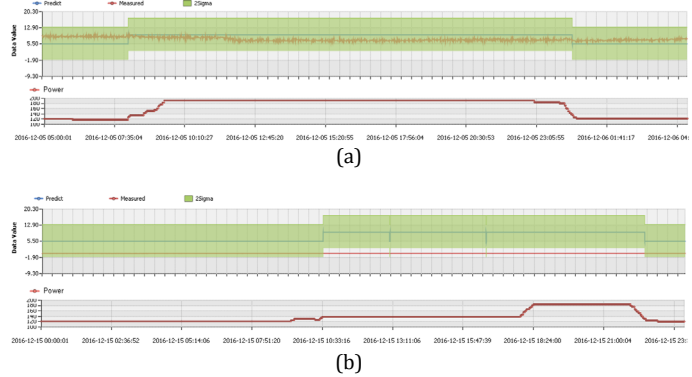


Fig.7. 2B vibration prediction to power. (a) “0” area’s prediction result to power, (b) “2” area’s prediction result to power.

Assessment, Nuclear Regulatory Research U.S. Nuclear Regulatory Commission, NUREG-6895, Vol. 3 pp.10-24.
 [3] JAMIE GARVEY, DUSTIN GARVEY, REBECCA SEIBERT and J. WESLEY HINES, 2007, VALIDATION OF ON-LINE MONITORING TECHNIQUES TO NUCLEAR PLANT DATA, Nuclear Engineering and Technology, Vol.39 NO.2 pp.149~158.
 [4] Jae-Young Jung, Byoung-Oh Lee, Hyoung-Kyun Kim and Dae-Woong Kim, 2016, Performance Analysis on Early Detection of Fault Symptom of a Pump with Abnormal Signals, Journal of the Korean Society for Power System Engineering, Vol. 20, No. 2, pp. 66-72.