

오신호 입력에 따른 펌프의 고장징후 조기감지 성능분석 Performance Analysis on Early Detection of Fault Symptom of a Pump with Abnormal Signals

정재영* · 이병오**† · 김형균*** · 김대웅***

Jae-Young Jung*, Byoung-Oh Lee**†, Hyoung-Kyun Kim** and
Dae-Woong Kim**

(Received 12 February 2016, Revision received 5 April 2016, Accepted 5 April 2016)

Abstract: As a method to improve the equipment reliability, early warning researches that can be detected fault symptom of an equipment at an early stage are being performed out among developed countries. In this paper, when abnormal signal is input to actual normal signal of a pump, early detection studies on pump's fault symptom were carried out with auto-associative kernel regression as an advanced pattern recognition algorithm. From analysis, correlations among power of motor driving pump, discharge flow of pump, power output of pump, and discharge pressure of pump are exited. When the abnormal signal is input to one of those normal signals, the other expected values are changed due to the influence of the abnormal signal. Therefore, the fault symptom of pump through the early-warning index is able to detect at an early stage.

Key Words : Equipment Reliability, Early Warning, Fault Symptom, Pattern Recognition, Auto-Associative Kernel Regression(AAKR), Correlation, Early-warning Index

1. 서 론

발전소에 설치되어 있는 다수 펌프는 발전설비의 정상운전에 필수적인 중요한 기기들이므로 고장이 발생되지 않은 상태로 유지되어야 한다. 기기가 상시 최상의 상태를 유지하기 위해서는 고장징후의 조기감지 및 이상상태 진단을 통해 원

인을 분석한 후, 그 결과를 정비계획에 반영하여 효과적인 정비를 수행하는 것이다.^{1,2)} 본 논문에서는 고장징후를 조기에 감지할 수 있는 과거 운전 데이터를 이용한 패턴인식(Pattern Recognition) 알고리즘을 기반으로 가동 중인 펌프의 실제 데이터를 활용하여 고장징후의 조기감지에 대해 분석하였다. 패턴인식 알고리즘은 비모수적 경험 모델

**† 이병오(교신저자) : 한국수력원자력 중앙연구원 설비기술연구소

E-mail : byoungohlee@khnp.co.kr, Tel : 042-870-5526

*정재영 : 한국수력원자력 중앙연구원 설비기술연구소

***김형균, 김대웅 : 한국수력원자력 중앙연구원 설비기술연구소

**† Byoung-Oh Lee(corresponding author) : Central Research Institute, Equipment Engineering Laboratory, Korea Hydro & Nuclear Power Co., 305-343, Korea

E-mail : byoungohlee@khnp.co.kr, Tel : 82-42-870-5526

*Jae-Young Jung : Central Research Institute, Equipment Engineering Laboratory, Korea Hydro & Nuclear Power Co.

***Hyoung-Kyun Kim, Dae-Woong Kim : Central Research Institute, Equipment Engineering Laboratory, Korea Hydro & Nuclear Power Co.

링에 기반한 자동연관 커널회귀(AAKR; Auto- Associative Kernel Regression)³⁾이며, 특정 펌프의 주요 정상상태 신호들을 기준으로 오신호를 단계별로 입력하였을 때 조기경보 예측값의 추이와 그룹핑된 신호들과의 상관관계를 분석하고 그 결과를 기술하였다.

2. 자동연관 커널회귀 이론

데이터 세트로부터 최대한 가장 정확히 추정할 수 있는 회귀식을 생성하는 방법에는 일반적으로 모수적 방법(Parametric Method)과 비모수적 방법(Non- parametric Method)이라는 두가지 방법이 있다. 분석대상 데이터가 정규분포를 구성한다는 전제하에 근사값을 추정하는 모수적 방법인 선형회귀(Linear Regression)이나 다항회귀(Polynomial Regression)와 달리, 사전에 아무런 가정을 하지 않고 회귀식을 추정하는 비모수적 방법인 커널회귀(Kernel Regression)가 있다. 과거 표본값의 가중평균을 계산함으로써 회귀식을 추정하는 커널회귀중, 자동연관 커널회귀(AAKR; Auto-Associative Kernel Regression)을 이용하면 회귀식을 추정하는 경험 모델을 만들 수 있다.⁴⁻⁷⁾

AAKR 모델은 우선 과거의 운전 데이터(비정상적으로 판단되는 데이터를 제외한 데이터)를 이용하여 학습을 수행해야 한다. 학습을 위한 데이터를 메모리 벡터(X)라고 하면, 식 (1)과 같이 매트릭스 형태로 표시할 수 있다.

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d} \end{bmatrix} \quad (1)$$

메모리 벡터(X)는 실시간으로 측정되는 측정 벡터 $x = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_p]$ 와의 유사성을 평가하기 위해, 식 (2)와 식 (3)과 같이 유클리디안 거리를 사용하여 각 메모리 벡터와 측정 벡터의 동일한 변수끼리 거리 차이의 합을 계산한다.

$$d = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_n \end{bmatrix} p \quad (2)$$

$$d_i(X_i, x) = \sqrt{(x_{i,1} - x_1)^2 + \cdots + (x_{i,p} - x_p)^2} \quad (3)$$

계산된 거리에 대한 가중치(w) 계산은 수학적 통계처리가 수월한, 원점을 중심으로 좌우 대칭이면서 적분값이 1인 가우시안 커널함수(Gaussian Kernel Function)가 많이 사용된다.

$$w_i = K_h(d_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi h^2}} e^{-d_i^2/2h^2} \quad (4)$$

식 (4)에서 h 는 커널함수의 형태를 조절하는 커널 폭(Kernel Bandwidth) 파라미터로서, h 의 값에 따라 커널이 뾰족한 형태(h 가 작은값)인지 완만한 형태(h 가 큰 값)인지 결정된다.

예측값(\hat{x})인 추정치는 가중치(w)와 메모리 벡터(X)가 결합한 가중평균으로 식 (5)와 같이 표시된다.⁸⁾

$$\hat{x} = \frac{\sum_{i=1}^n (w_i X_i)}{\sum_{i=1}^n w_i} = \frac{w^T X}{\alpha} \quad \alpha = \sum_{i=1}^n w_i \quad (5)$$

AAKR 모델은 최적의 정상 운전범위 설정을 통한 메모리 벡터(X)의 선정과 기기의 특성에 따른 커널폭(h) 조절에 의해 최적화 될 수 있다.^{4),6),9)}

3. 결과 및 고찰

원자력발전소에 사용 중인 펌프를 대상으로, 펌프에 연결되어 있는 각종 센서로부터 취득된 여러 신호들간의 상관성을 분석하고 오신호 입력시 고장징후의 조기감지 여부에 대한 실험결과를 분석하였다.

3.1 정상신호들간의 상관성 분석

학습데이터는 시스템의 상태를 해석하는데 유

용한 신호와 유용하지 않은 신호로 이루어져 있다. 하나의 신호가 유용한 정보를 가지고 있어도 시스템을 구성하는 모든 장비들을 해석할 수 없기 때문에, 각 장비별로 유용한 정보를 가지고 있는 신호들끼리의 그룹핑이 필요하다. 그룹핑은 각 장비마다 불필요한 신호를 제외하고 감시에 필요한 변수를 최소화하는 장점이 있다.¹⁰⁾

그룹핑 방법에는 변수들간의 상관계수를 이용하는 상관분석(Correlation Analysis) 방법도 있지만, 본 논문에서는 발전소의 특수성을 고려하여 발전소 표준지침서[표준지침-9034F-02, 설비 및 설계문서 번호체계 관리기준(표준형)]를 기준으로 경험이 풍부한 내부전문가들이 관련변수들끼리 1차로 그룹핑한 후 발전소 현장전문가들의 제3자 검토를 통해 확정하였다.

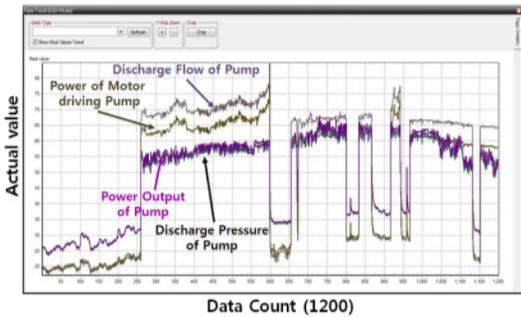


Fig. 1 Actual values of pump's different signals

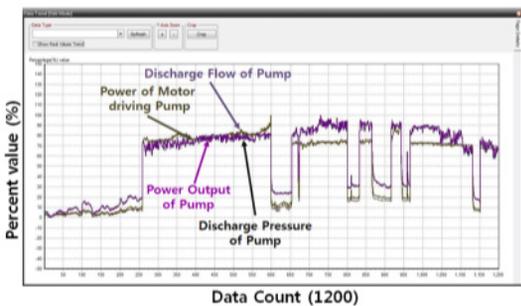


Fig. 2 Percentage values of pump's different signals

Fig. 1과 Fig. 2는 그룹핑된 펌프 관련기에 부착된 각종 센서로부터 취득된 여러 신호들(펌프 토출량, 펌프 구동모터 전력, 펌프 토출에너지, 펌프 토출압력)의 실측값과 백분율 단위로 표시한

그래프를 나타낸 것으로 두 개의 그래프에서 확인할 수 있는 바와 같이, 펌프 토출량과 펌프 구동모터 전력, 펌프 토출에너지, 펌프 토출압력 사이에는 상관관계가 존재하는 것으로 판단된다.

3.2 단계적 오신호 입력에 따른 결과 분석

펌프의 오신호 입력시 고장징후에 대한 조기경보 발생여부를 파악하기 위해서는 정상신호에 일정 비율만큼의 오신호 값을 주었을 때 이를 감지할 수 있는지 확인할 필요가 있다. 이를 위해 펌프에서 취득되는 신호와 관련 있는 펌프 구동모터의 정상 전력신호에 오신호 값을 단계적(2%, 5%, 10%)으로 주었을 때 발생하는 변화를 분석하였다.

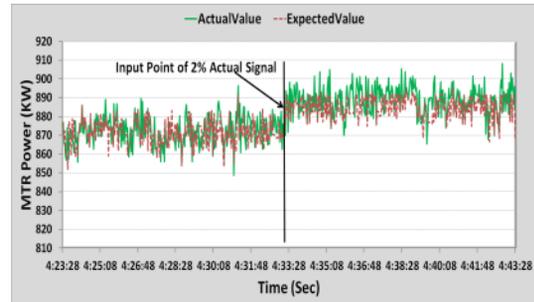


Fig. 3 Variation of motor power's actual value and expected value when abnormal signal 2% to normal power signal of a motor driving pump

Fig. 3은 펌프 구동모터의 정상 전력신호에 오신호 값을 2% 주었을 때 예측값과 실측값의 경향을 나타낸 것이다. Fig. 3에서 보는 바와 같이 오신호 값을 주기 전까지는 실측값과 예측값의 차이가 미약하였으나, 실측값에 오신호 값 2%를 더한 이후에는 차이가 크게 발생하는 것을 볼 수 있다.

Fig. 4는 실제값과 예측값의 잔차를 백분율 단위로 정의한 조기경보 지수(Index)의 경향을 나타낸 것이다. 조기경보 지수값이 낮을수록 실제값과 예측값의 잔차가 큰 것으로 기기의 이상 내지 오작동일 확률이 높은 것을 의미한다. 조기경보 지

수값의 범위는 대상기기의 특성에 따라 결정되며, 일반적으로는 조기경보 지수값이 90%~100%이면 안정상태, 80~89%이면 주의단계, 79%이하이면 경보 단계로 분류된다.

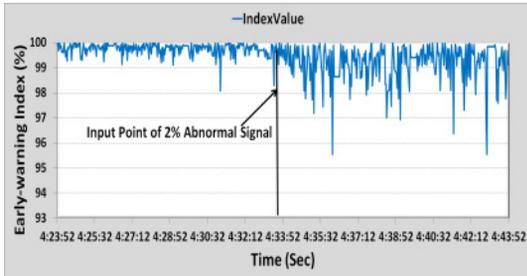


Fig. 4 Variation of motor power's early warning index when abnormal signal 2% to normal power signal of a motor driving pump

Fig. 4에서 보는 바와 같이 지수값의 범위가 전체적으로 95% 이상 존재하는 것으로 보아 기기가 안정상태로 운전되고 있는 것을 볼 수 있으며, 오차값이 더해진 중간시점 이후부터 지수값의 변동 폭이 커지는 것으로 볼 때 미약하나마 이상징후의 조짐이 나타나고 있음을 확인할 수 있다.

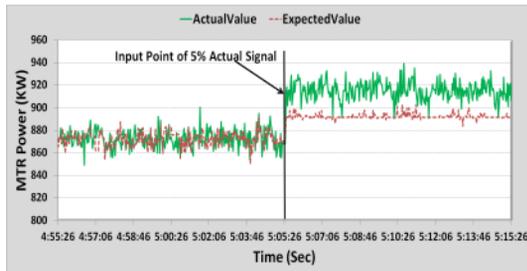


Fig. 5 Variation of motor power's actual value and expected value when abnormal signal 5% to normal power signal of a motor driving pump

Fig. 5는 펌프 구동모터의 정상 전력신호에 오신호 값 5%를 주었을 때 결과를 나타낸 것으로, 오신호 값을 준 이후에는 실측값과 예측값 사이의 간격이 커진 것을 볼 수 있다.

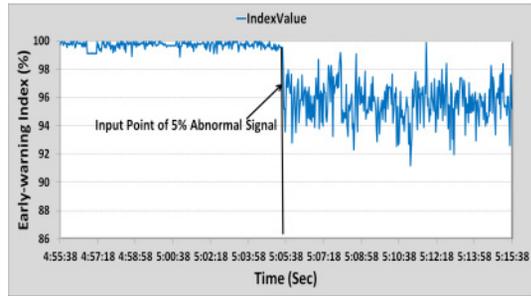


Fig. 6 Variation of motor power's early warning index when abnormal signal 5% to normal power signal of a motor driving pump

Fig. 6은 이 때의 조기경보 지수값을 나타낸 것으로, 오신호 값이 더해진 이후에는 조기경보 지수값이 7%(99%→91%) 정도 낮아져, 오신호 값 2% 주었을 때 비해 이상징후의 조짐이 좀 더 뚜렷하게 나타나는 것을 확인할 수 있다.

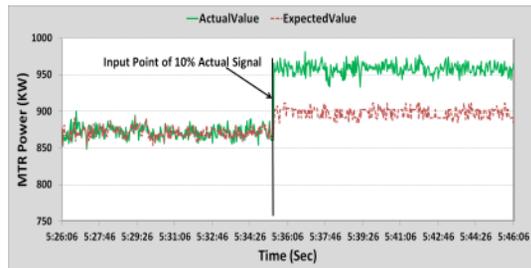


Fig. 7 Variation of motor power's actual value and expected value when abnormal signal 10% to normal power signal of a motor driving pump

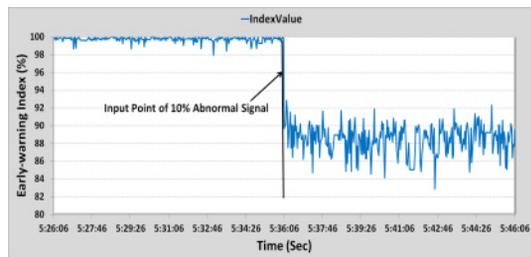


Fig. 8 Variation of motor power's early warning index when abnormal signal 10% to normal power signal of a motor driving pump

Fig. 7과 Fig. 8은 펌프 구동모터의 정상 전력신호에 오신호 값 10%를 주었을 때 펌프 구동모터 전력의 실제값과 예측값의 추이와, 이들 값의 잔차를 나타내는 조기경보 지수값을 나타낸 것이다. 오신호 값을 준 이후에는 실측값과 예측값 사이의 간격폭이 더욱 커지고 조기경보 지수값은 83%까지 떨어진 것을 볼 수 있다. 이것으로 볼 때 오신호 값을 10% 부가하였을 때 펌프에 대해 이상징후가 발생하므로 대상기기의 상태를 주의 깊게 지켜볼 필요가 있는 것으로 판단된다.

3.3 오신호 발생시 그룹핑된 신호들간의 상관성 분석

펌프에 부착되어 있는 여러 센서 중 특정부위와 연결된 센서로부터 이상신호가 발생할 경우, 상관성이 존재하여 그룹핑된 신호들에 미치는 영향을 분석하였다.

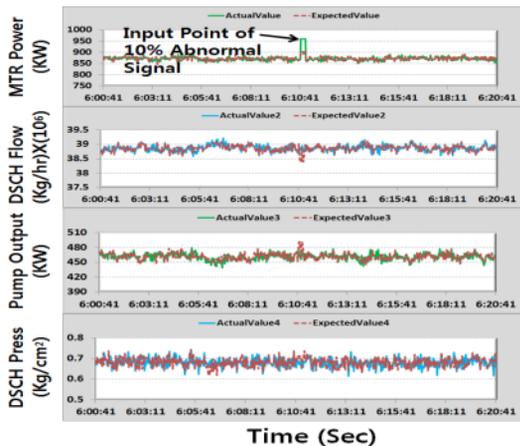


Fig. 9 Change of grouped signals when abnormal signal 10% to normal power signal of a motor driving pump are given for 7 seconds

Fig. 9는 펌프 구동모터의 정상 전력신호에 오신호 값 10%를 7초 동안 주었을 때 상관성이 존재하는 것으로 확인된 펌프 토출량, 펌프 토출에너지 및 펌프 토출압력 신호들의 변화를 나타낸 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 펌프 구동모터 정상 전력신호에 오신호 값 10% 더해진 7초 동안

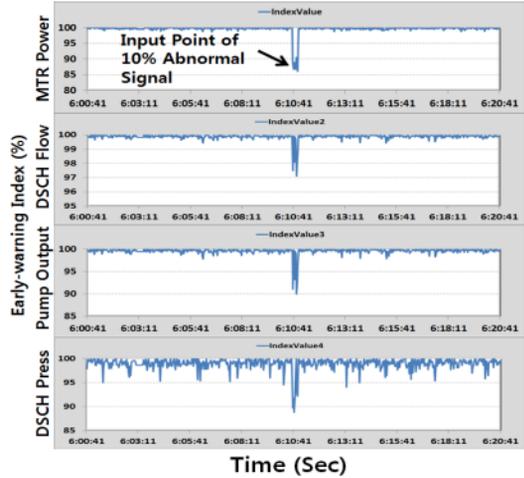


Fig. 10 Change of early warning index when abnormal signal 10% to normal power signal of a motor driving pump are given for 7 seconds

펌프 토출량과 펌프 토출에너지 신호들의 실측값과 예측값 사이의 간격이 커지는 것이 확인된다.

Fig. 10은 이때의 조기경보 지수값을 나타낸 것으로, 펌프 구동모터 전력에 오신호가 발생한 기간동안 펌프 구동모터 전력의 조기경보 지수값이 83%, 펌프 토출량 97%, 펌프 토출에너지 90%, 펌프 토출압력 88%로 일정기간 하락하였다가 정상상태로 복구하는 것을 확인할 수 있다. 이것으로 볼 때, 펌프 구동모터의 정상 전력신호에 오신호를 주었을 때 같은 그룹내 다른 신호들도 영향을 받아 지수값이 변하는 것을 확인할 수 있었다.

Fig. 11은 이를 조금 더 확인하기 위해 같은 그룹내에 있는 펌프 구동모터 전력의 정상신호에 오신호를 주었을 때와 동일한 방법으로 펌프 토출압력 정상신호에 오신호 값 10%를 7초 동안 입력하였을 때 펌프 구동모터 전력과 펌프 토출량 및 펌프 토출에너지의 변화를, Fig. 12는 이때의 조기경보 지수값을 나타낸 것이다.

Fig. 11과 Fig. 12에서 보는 바와 같이 펌프 토출압력의 정상신호에 오신호 값이 주어진 동일시간동안 펌프 토출량 및 펌프 토출에너지의 실측값과 예측값 사이의 간격이 커지고 조기경보 지

수값도 펌프 토출량 99.2%, 펌프 토출에너지 98%로 나타났다. 이것으로 볼 때, 하나의 오신호 입력시 대다수 신호들의 조기경보 지수값이 동시에 변하지만 오신호를 입력한 펌프 토출압력의 신호에 대한 조기경보 지수값이 83%로 가장 크게 하락하기 때문에 조기경보 지수값을 통해 고장징후에 대한 원인분석에는 문제가 없을 것으로 판단된다.

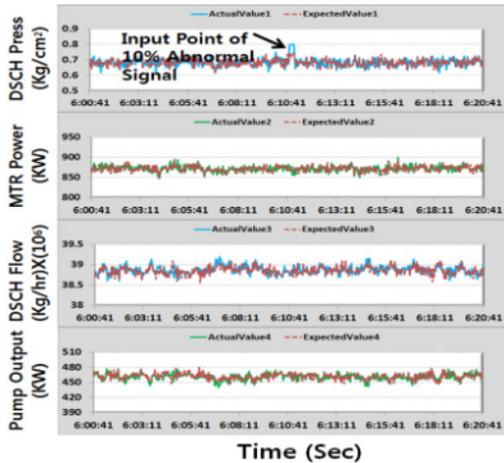


Fig. 11 Change of grouped signals when abnormal signal 10% to normal signal of a pump discharge pressure are given for 7 seconds

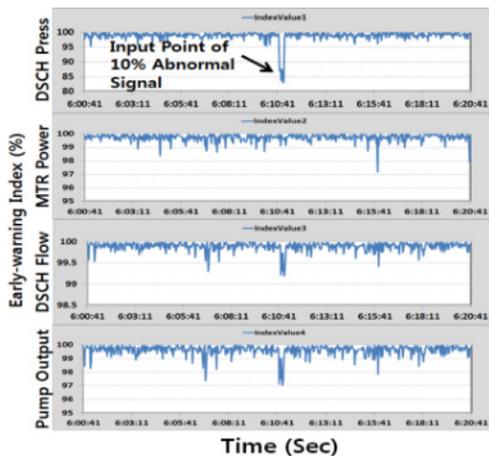


Fig. 12 Change of early warning index when abnormal signal 10% to normal signal of a pump discharge pressure are given for 7 seconds

4. 결 론

과거 데이터의 패턴학습을 통해 고장징후를 조기에 감지할 수 있는 기법인 자동연관 커널회귀(AAKR)을 이용하여 펌프의 정상신호에 오신호 입력시 발생하는 실측값과 예측값을 비교·분석한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 펌프관련기에 부착되어 있는 각종 센서로부터 취득되는 여러 신호 중, 펌프 토출량과 펌프 구동모터 전력, 펌프 토출에너지 및 펌프 토출압력 사이에는 상관관계가 존재하였다.

2) 펌프 구동모터의 정상 전력신호에 오신호 값을 2%, 5% 주었을 때는 조기경보 지수값이 최대 91%까지 떨어져 펌프의 이상징후의 조짐이 미약하게 보인 반면, 오신호 값을 10% 증가시 조기경보 지수값이 주의단계인 83%까지 떨어졌다.

3) 펌프에서 취득되는 정상신호에 7초 동안 오신호 값 5%를 입력하였을 때 그룹핑되어 있는 다른 신호들 역시 영향을 받아 조기경보 지수값이 약간 하락하였다가 다시 정상으로 복구하였다.

4) 하나의 오신호 입력시 다수 신호들의 조기경보 지수값이 동시에 변화하였지만 실제 오신호가 생긴 신호의 조기경보 지수값의 하락이 가장 크기 때문에 조기경보 발생시 고장징후에 대한 원인분석은 가능할 것으로 판단된다.

References

1. B. O. Lee, 2014, "Trend Analysis on the Cylinder Pressure Signal of Pielstick-type Diesel Engine", Autumn Conference Proceeding of the Korean Society for Power System Engineering, pp. 161-162.
2. J. H. Park, K. H. Choi and S. G. Lee, 2009, "Analysis and Evaluation Study on Diesel Generator Engine Operation Signature", Journal of the Korean Society for Power System Engineering, Vol. 13, No. 5, pp. 82-88.
3. C. G. Atkeson, A. W. Moore and S. Schaal, 1997, "Locally Weighted Learning", Artificial

- Intelligence Review, Vol. 11, pp. 11-73.
4. B. P. Rasmussen, 2003, "Prediction Interval Estimation Techniques for Empirical Modeling Strategies and their Applications to Signal Validation Tasks", Doctoral Thesis of University of Tennessee, pp. 49-311.
 5. G. Kauermann, M. Marlene and J. C. Raymond, 1998, "The efficiency of bias-corrected estimators for nonparametric kernel estimation based on local estimating equations," Statistics and Probability Letters, Vol. 37, pp. 41-47.
 6. Wand and Jones, 1997, "Kernel Smoothing, Monographs on Statistics and Applied Probability", Chapman & Hall.
 7. J. W. Hines, D. R. Garvey, R. Seibert and A. Usynin, 2008, "Technical Review of On-Line Monitoring Techniques for Performance Assessment Volume 2 : Theoretical Issues", NUREG/CR-6895 Vol. 2, pp. 23-51.
 8. S. H. An, 2010, "A Study on Online Monitoring System Development using Empirical Models", Doctoral Thesis of Korea Advanced Institute of Science and Technology, pp. 29-39.
 9. J. W. Hines and D. R. Garvey, 2006, "Development and Application of Fault Detectability Performance Metrics for Instrument Calibration Verification and Anomaly Detection", Journal of Pattern Recognition Research 1 2-15, pp. 2-7.
 10. K. M. Ramachandran and C. P. Tsokos, 2009, "Mathematical Statistics with Applications", Academic Press, pp. 174-197.