

# 원자력발전소 다채널 신호의 온라인 진단방법 비교

## Comparison of On-Line Diagnostic Methods on Multi-Channel Signals in Nuclear Plant

이 광 대, 양 승 옥  
(Kwang Dae Lee and Seung Ok Yang)

한국전력공사 전력연구원 I&C그룹(전화:(042)865-5649, 팩스:(042)865-5304; E-mail : kdlee@kepri.re.kr)

**Abstract :** In this paper, we have evaluated the methods to generate the reference signal for the diagnosis of multi-channel signals. The channel signal integrity can be known by the difference between the reference signal and each channel value. The generation method of reference signal is important in the diagnosis of multi-channel measurement system. The continuous weighting average method rejects the abnormal signal using weighting method and makes the reference signal using summation of all channel values. This gives the simple and reasonable reference signal. The principle component analysis, one of the multivariate analysis methods, and the neural network method give the reliable reference signal by using signal models, and learning algorithm. Two methods can make the reliable reference if all signals are normal, but any signal having the drift have an effect on the reference.

**Keywords :** Nuclear, Diagnosis, Multi-Channel, Instrumentation

### I. 서론

원자력발전소 보호 계통은 A,B,C,D의 전기적, 물리적으로 분리 독립된 4개 채널로 구성되어 있다. 보호 계통은 원자로가 비정상인 내부 온도, 압력, 방사능 준위가 높아지는 경우, 4개 채널 신호중 2개이상 채널 신호가 비정상이면 원자로를 안전하게 정지시키게 된다. 또한, 보호 계통은 원자력발전소 안전성을 보증하는 중요 기능을 하므로, 규제 기관에서는 보호 계통의 신호 전송기를 포함한 관련 전자 모듈에 대해서 매 핵 주기마다 점검과 교정을 하도록 요구하고 있다.

그러나, 매 핵 주기마다 수 백개 압력등의 계측 전송기를 점검하고 교정하는 것은 많은 인력과 시간이 필요하며, 발전소 이용율을 낮게하는 주요 요인중 하나이다. 따라서, 발전소를 정지하여 정비하는 시간을 단축시키기 위하여, 외국 연구기관이나 발전사에서는 현재의 교정 방법을 개선하여 교정 기간을 연장하는 연구를 하고 있다.

미국에서는 1992년부터 EPRI를 중심으로 온라인으로 계측기 성능을 평가하고 교정 주기를 연장하는 방법론을 연구하고 있다[1][3]. EPRI에서는 온라인 성능 평가 방법으로 평균법과 MSET(Multivariate State Estimation Technique) 방법을 제안하고 있다.

반면에, 유럽의 HALDEN PROJECT에서는 신경망을 이용한 PEANO(Process Evaluation and Analysis by

Neural Operators) 방법을 제안하고 있다 [2].

본 논문에서는, 다채널로 구성되어있는 계측 신호의 건전성을 온라인으로 평가하는 방법을 소개한다. 평가 시 가장 중요한 기준 신호를 만드는 방법으로 연속 가중 평균법(Continuous Weighted Average Method), 다변량 분석법(Multivariate Analysis Method), 신경망방법 (Neural Network Method)에 대해서 비교 평가한다.

### II. 다채널 신호의 온라인 평가 방법 개요

원자력발전소 보호 계통과 같이 동일 변수를 4개의 독립된 측정을 하는 경우, 각 채널 신호의 건정성 평가는 평가를 위한 기준 신호와의 비교를 통하여 이루어진다. 가장 간단한 방법은 그림 1 과 같이, 4개 신호를 평균한 값을 기준 신호로 이용하는 것이다.

만약, 각 채널 신호가 정상인 경우에는 평균으로 구한 기준 신호는 충분히 기준으로서 의미가 있다. 그러나, 신호중 한개 이상에서 드리프트가 발생하여 편이가 일어날 경우에는 비정상인 판단하여 기준 신호를 만들때 배제시켜야 한다. 그림 2 에서는 신호-B에서 비정상적인 편이가 발생되었으므로 기준 신호를 만드는 과정에서 배제되고, 기준 신호로는 신호-A,C,D 만을 평균하여 사용하는 경우를 보여주고 있다.

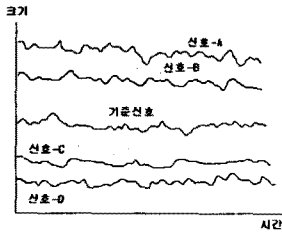


그림 1. 평균에 의한 기준신호  
Fig. 1. Reference Signal by Average

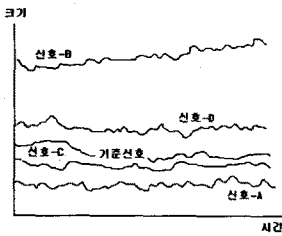


그림 2. 비정상 신호가 배제된 기준신호  
Fig. 2. Reference Signal (abnormal signal removed)

신호 배제 방법으로 미국 EPRI에서는 Consistency Check 방법을 사용하였다. 각 채널 값은 Consistency Check 허용 값을 기준으로 상호 비교되고, 허용 값을 초과할 경우에는 Consistency Number를 0, 허용 값보다 작아서 근사성이 있을 경우에는 1을 부여한다. 따라서, 건전한 신호 채널만이 기준 신호를 만드는데 기여하게된다. 이 방법에 의한 기준 신호는 (1)과 같이 구한다[2].

$$X_{\text{Reference}} = \frac{C_1 m_1 \times C_2 m_2 \times C_3 m_3 \times C_4 m_4}{C_1 + C_2 + C_3 + C_4} \quad (1)$$

Consistency Check 방법은 간단하지만 채널 건전성을 판단하는 허용 값 기준을 설정하기가 어렵고, 허용 값 경계에서는 Consistency Number가 0과 1로 크게 변화하므로 기준 신호 값이 크게 변동하여 기타 채널 신호 건전성 평가에 영향을 미치게 된다.

### III. 다채널 신호의 온라인 진단 방법 비교

다채널 신호들을 온라인으로 건전성 진단하기 위하여는 평가를 위한 기준 신호를 얼마나 신뢰도 높게 만들 수 있는가가 중요하다. 여기에서는 다채널 신호에서 기준 신호를 만들 수 있는 3가지 방법을 설명하고, 실제 발전소 자료를 사용하여 효용성을 비교 평가하였다.

### 1. 연속 가중 평균법 (Continuous Weighting Average)

미국 EPRI의 Consistency Check Number를 이용한 비정상 신호 배제 방법은 허용 기준의 경계치에서 기준 신호가 크게 변화하는 단점을 가지고 있다. 여기서는 경계치 문제를 개선하기 위하여, 그림 3과 같이, 연속 가중 함수를 제안한다.

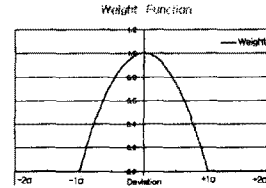


그림 3. 연속 가중 함수  
Fig. 3. Continuous Weighting Function

먼저, 신호의 건전성을 판단하기 위하여 모든 채널 신호들을 평균하여 배제 기준 신호를 만든다. 배제 기준 신호와 각 채널 신호를 비교하여 그 차이에 따라서 그림 3의 가중 함수를 적용하여 평가 기준 신호를 만든다. 배제 기준 신호와 각 채널 신호를 온라인으로 비교하여 신호 차이가 허용 기준인  $\pm 1\sigma$  보다 클 경우, 해당 채널 신호는 비정상으로 판단하고 가중 함수를 영으로 하여 평가 기준 신호에 기여하지 못하도록 한다. 이 방법의 기준 신호는 (2)와 같이 만들어진다.

$$X_{\text{Reference}} = \sum_{i=1}^N W_i \times m_i \quad (2)$$

3개 다중 채널을 가진 실제 발전소 운전 값을 이용하여 평가한 결과는 그림 4와 같다.

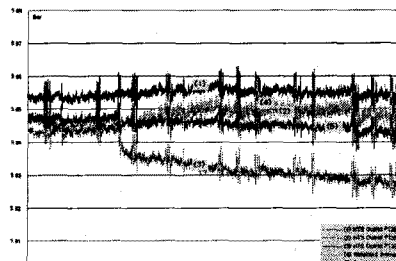


그림 4. 연속 가중 평균법에 의한 기준 신호  
Fig. 4. Reference Signal by Continuous Weighting Average Method

그림 4에서는 (3)번 신호가 운전 시간이 경과함에 따라 다른 두개의 신호와 다른 편이 현상을 나타냄을 알 수 있다. 배제 기준 신호를 만들지 않고, 평가 기준 신호

로 세계 채널을 단순히 평균한 것이 (5)번 신호이고 연속 가중 평균법을 이용한 것은 (4)번 신호이다. (3)번 신호 편이를 반영하지 않았을 경우, (5)번 신호와 같이 평가 기준 신호도 어느 정도 편이를 포함하므로 신뢰도가 낮다. 반면에, 연속 가중 평균법을 사용하였을 경우, (4)번 신호와 같이, 허용 기준값 이상의 편이를 나타내는 채널 신호를 배제시키므로 신뢰도가 높은 기준 신호를 만들 수 있다.

## 2. 다변량 분석법 (Multivariate Analysis)

다변량 분석 방법은 다변수 데이터중에서 대표성을 가지는 데이터를 축약하여 추출하는 통계 기법으로서 여기에서는 주성분 분석 (Principle Component Analysis) 방법을 사용하였다[5][6].

주성분 분석은 변동이 있는 여러 개의 변수들에 대하여 변수들의 선형 결합들로 이루어진 가급적 적은 새로운 변수 (주성분 변수)에 의해서 전체의 변동량을 설명하고자하는 분석법이다.

어떤 시스템 측정 값은  $n$ 개 측정 값  $o_1, \dots, o_n$  와  $p$ 개 변수  $x_1, \dots, x_p$  로 나타낼 수 있고, 자료 행렬은 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1p} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{j1} & \dots & x_{jj} & \dots & x_{jp} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{nj} & \dots & x_{np} \end{pmatrix} = (x_{ij}) \quad (3)$$

(4)의 최소 자승법(least squares method)을 사용하여  $p$ 차원 행 공간에서의  $n$ 개 개체 벡터들에 가장 근접하는 1차원 공간 즉, 주 성분 (Principle Component)를 찾는다.

$$\min_v \sum_{i=1}^n \|z_i - k_i v\|^2 / n' \quad (4)$$

주성분 분석에 의한 평가 기준 신호 결과는 그림 5와 같다. 그림 5의 (4)번 신호는 다변량 분석에 의해 만들어진 평가 기준 신호이다. 다변량 분석은 기준 신호를 만드는 과정에서 신호 편이등의 비정상 신호를 배제하지는 못한다. 따라서, 연속 가중법과 같은 비정상 신호 배제 방법이 전처리로 적용된 후, 후처리로 이 분석 방법을 적용할 경우, 높은 신뢰도의 평가 기준 신호를 만들 수 있을 것이다.

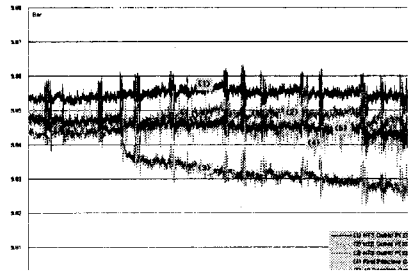


그림 5. 다변량 분석에 의한 기준 신호  
Fig. 5. Reference Signal by Multivariate Analysis

## 3. 신경망 방법 (Neural Network)

Neural Network은 신경 세포의 기능을 구현하기 위하여 개발된 개념으로 뉴런이라는 노드와 연결 강도를 나타내는 Weight 들의 연결로 나타낼 수 있다. 그림 6은 바이어스를 가진 단순한 Neuron을 나타낸다[7]. Neuron의 출력  $a$ 를 R-Element로 구성된 Input Vector  $P$ , Weight Matrix  $W$ 로 나타내면,

$$a = W \times P + b \quad (5)$$

$$a = W_{1,1}P_1 + W_{1,2}P_2 + \dots + b$$

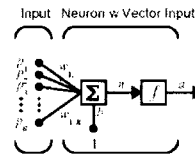


그림 6. 단순 Neuron  
Fig. 6. Simple Neurons

Neural Network으로 다채널 신호의 평가 기준을 만들기 위하여 그림 7과 같은 하나의 Output Layer, 하나의 Hidden Layer를 가지는 Network을 설계하였다. 다채널 신호들 사이의 관계가 선형에 가깝고 학습의 효율성을 위하여 두개의 Layer로 설계하였으며, Activation 함수는 Hidden Layer에서는 *transig* 함수, Output Layer에서는 *purelin* 함수를 사용하였다.

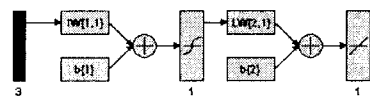


그림 7. 설계한 Neural Network  
Fig. 7. Designed Neural Network

학습(Learning) 알고리즘은 여러 가지가 있으나 일반적으로 Backpropagation(역전파) 방법이 사용된다. 이

방법은 미분 가능한 비선형 활성화 함수를 가진 Multilayer Network에 적용하며, 출력 오차 제곱을 최소화 시키는 Gradient Descent (경사 감소) 알고리즘이다. Learning은 Output Layer에서 출력이 나오도록 신호를 앞으로 전달하고, 출력과 목표 출력의 오차 신호를 계산한다. 오차가 최소화 되도록 Weight Matrix(연결 강도)를 계산하고 다시 Input을 이용하여 출력을 계산한 후 반복한다. 학습에 사용한 오차 함수는 (5)와 같이 최소 자승법을 사용하였다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p ||y_i - d_i||^2 \quad (6)$$

여기서,  $y_i$  는 Network 출력이고  $d_i$  는 목표 출력이다.

다채널 신호를 이용하여 Neural Network으로 생성된 평가 기준 신호는 그림 8과 같다.

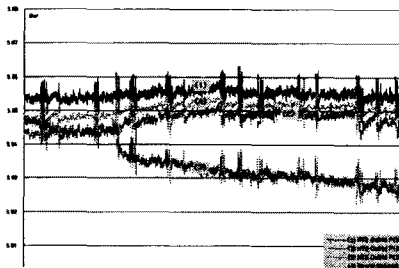


그림 8. Neural Network에 의한 기준 신호  
Fig. 8. Reference Signal by Neural Network

(3)번 비정상 신호를 인위적으로 배제한 후, Neural Network을 이용하여 만든 기준 신호는 (4)번 신호와 같다. Neural Network을 적용할 경우에도 다변량 분석 방법과 같이 기준 신호를 만드는 과정에서 신호 편이등의 비정상 신호를 배제하지는 못한다. 따라서, 연속 가중법과 같은 비정상 신호 배제 방법이 전처리로 적용된 후, 후처리로 이 분석 방법을 적용할 경우, 높은 신뢰도의 평가 기준 신호를 만들 수 있을 것이다.

#### IV. 결론

본 논문은 동일 변수를 다채널로 계측하는 원자력발전소 안전계통 채널 신호의 진단을 위한 기준 신호 생성 방법을 비교, 평가한 것이다. 다채널 신호 계통의 채널 진단은 현재 계측 값들을 이용한 진단 기준 신호를 얼마나 신뢰도 높게 만들 수 있는가가 매우 중요하다. 채널 신호 진단 결과의 양부는 기준 신호와 각 채널 신호 간의 차이가 설정된 기준 범위내에 들어가는 지로서 판별하게 된다. 평가 결과, 연속 가중 평균법은

비정상 신호 배제와 기준 신호 생성 과정이 단순하고 합리적인 결과를 제공해준다. 반면에 다변량 분석 방법이나 Neural Network 방법은 제공된 Data Set에 대해서는 매우 신뢰도가 높은 기준 값을 제시해주지만 Data Set에서 편이된 비정상 채널 신호가 있을 경우에는 배제되지 못하므로 기준 신호에 많은 오차를 포함할 수 있다. 따라서, 다변량 분석과 Neural Network을 기준 신호 생성에 사용할 경우에는 이전 단계 기준 신호를 Linear Regression 으로 사용하여 비정상 신호를 전처리하여 배제시킬 필요가 있다.

#### 참고문헌

- [1] R. Shankar외, "On-Line Monitoring of Instrument Channel Performance", EPRI TR-104965-R1 NRC SER, 2000.
- [2] H.M. Hashemian, "On-Line Testing of Calibration of Process Instrumentation Channels in Nuclear Power Plants", AMS Corporation, 1995
- [3] 최중인, "온라인 감시를 통한 계측기기 보정 횟수 감소 방안", 원전 성능 관리 센터, 2000
- [4] R. Shankar외, "Instrument Calibration and Monitoring Program(Vol 1 & 2)", EPRI, 1993
- [5] Richard A. Hohnson, "Applied Multivariate Statistical Analysis", Prentice-Hall, 2001
- [6] Bilal M. Ayyub, "Probability, Statistics, & Reliability for Engineers", CRC Press, 1998
- [7] 김대수, "Neural Networks Theory and Applications", 하이테크 정보, 1996