

# 노이즈를 이용한 자기진단센서 설계

## Design of Self-Validation Sensor Using Noise

김 이 곤, 하종필

여수대학교 전기 및 반도체공학과

Yi-Gon Kim, Jong-Pill Ha

Dep. of Electrical engineering, Yosu National University

email : yigon@yosu.ac.kr

### 요약

자기 진단 센서는 자신의 상태를 스스로 진단하는 기능을 갖는 센서를 말한다. 이러한 기능을 갖기 위해서 자신의 상태를 판단 할 수 있는 정보를 얻는 것이 가장 중요하다. 본 연구에서는 자신의 노이즈 신호만으로 상태를 판단할 수 있는 자기 진단센서의 설계하는 방법을 제안하였다. 웨이브렛 및 ICA 분석기법을 이용하여 자신의 출력 신호로부터 대상목표의 측정물리량을 나타내는 신호성분을 제외한, 센서 자신으로부터 발생하는 특징 노이즈 신호만을 분류한 다음에, 이 신호를 PDS로 정량화하여 특징 데이터를 생성하였다. 실험을 통해 그 타당성을 입증하였다.

**Keyword** : Fault Diagnosis, ICA분석, Power Spectrum Analysis, Self-validation, Wavelet transform

### 1. 서론

생산공정의 자동화로 대량생산과 함께 생산품의 정밀도가 경쟁력을 좌우한다. 자동화 시스템의 정밀도는 제어에 사용되는 정보의 정확도에 의존하므로 제어정보를 생성하는 역할을 담당하는 센서의 역할이 제어시스템에서 제어 알고리즘에 우선한다. 센서는 전기, 기계적인 물리 변화량을 제어시스템의 입력으로 가능한 전기적 신호로 변환하는 역할을 한다. 센서의 오동작으로 인한 영향은 제어시스템에서 전혀 다른 출력을 유도할 뿐 아니다. 조그만 오차로 인한 영향은 바로 제품의 품질을 결정하게 된다. 따라서 이러한 영향을 줄이기 위한 센서의 신뢰성 향상에 대한 노력이 부단히 이어지고 있다.

본 연구에서는 비교적 응답속도가 느린 온도 및 압력센서를 대상으로 한다. 이들은 온도 및 압력의 물리적 양을 전기적 신호로 변환하여 선택적으로 아날로그 및 디지털 신호로 외부로 보내는 기능을 포함한다. 제어대상 plant의 현재 상태를 정확하게 계측하여 자동화시스템의 입력으로 제공되고, 자동화시스템은 이 정보를 기준으로 적정 상태를 유지하기 위하여 상태를 조절하게 된다. 그러므로 이들 센서에서 제공되는 정

보의 신뢰도가 자동화 시스템의 동작 신뢰도를 전적으로 결정한다. 따라서, 이러한 자동화 시스템에서 센서로부터 측정되는 데이터의 신뢰성을 확보하는 것이 상품의 질을 결정하는데 가장 중요한 요소가 되므로, 자신의 동작을 확인하는 Self-Validation기능을 갖는 것이 대단히 중요하다. 지금까지 이러한 기능을 갖기 위하여 여러 가지 다양한 방법을 이용한 자기 진단 기능의 센서 기술이 개발되었다[1-10]. 그러나, 지금까지 이용된 방법의 대부분이 오프-라인에서 강제적인 진단신호를 이용하는 방법이다. 즉, 부착된 센서의 신뢰도를 확보하기 위해 오프라인에서 통합시험, 상대정확도 시험 등을 통하여 신뢰도를 측정하고 있으나, 동작 중에 센서자신의 자기 동작 상태를 진단하는 기능에는 센서의 전원상태, 회로의 절단 등의 특정부분에 고장상태를 진단하는 한정된 정상동작 상태를 표시하는 자기 진단 기능만을 갖고 있거나 센서와 신호변환기가 한 개의 모듈로 구성된 경우에 신호변환기의 회로의 단선 등의 고장만을 진단하는 기능을 갖고 있다. 이런 경우는 근본적으로 센서가 열화 등의 정상 동작상태와 구분하기 어려운 불량상태로 동작하고 있을 경우에 상태불량을 판별하는 기능이 없고, 또한 동작상태에 대한 일정기준의 신뢰도를

표현할 수 있는 정량적 기준이 없기 때문에 신뢰성 판단에 문제점을 갖고 있다. 원자력 발전소등의 제어시스템 이상으로 인한 사고의 위험성이 높은 시설물의 경우는 센서의 신뢰성확보가 인명과 재산의 안전에 필요하다. 원자력 발전소의 경우는 센서의 안전성확보를 위해 많은 연구를 시도하였다. 그 결과 센서의 응답특성으로부터 시정수의 변화를 분석하는 방법을 제안하였다. 그러나 이방법의 경우는 샘플 입력에 대한 응답신호를 비교 분석해야 하는 단점을 갖고 있다.

본 연구은 상기한 제반 문제점을 해결하기 위해, 센서 자신의 출력 신호만을 측정하여 측정된 신호 중에서 온도를 나타내거나 압력을 나타내는 목적 신호성분을 제거한 센서 고유의 잡음신호(교류성분)만을 분석하여 센서 자신의 동작상태를 감지하고 동작을 분석하여 동작상태의 불량을 판별하여 센서가 신뢰성 있는 정보를 제공하는 지능형 자기 진단 기능을 갖도록 하는데 있다.

## 2. 이론적 배경

본 논문에서 신호 분석 기법으로 독립신호분석(Independent Components Analysis: ICA)[11-16]와 웨이브렛변환 방법[17-19]을 적용하였다. 독립신호분석방법은 불명확한 신호가 혼합된 측정신호로부터 독립신호원을 끄집어내는 신호처리 데이터분석의 새로운 기법으로 신호분석과 신호처리의 표준방법으로 부상하고 있다. 그림 2.1과 같이 ICA 알고리즘을 표현할 수 있다. 일반적으로 신호원과 센서간에는 환경적 요인에 의한 신호의 변형 즉 시간 지연과 전달 특성에 의해 변형이 올 수 있으며, 또 다른 신호의 간섭에 의해서 영향을 받으므로 센서로부터 측정된 신호는 혼합된 신호임을 알 수 있다. 센서로부터 얻은 여러 혼합 신호로부터 원래의 각각 독립 신호로 복원해야할 경우가 있다. 그러나 원래의 독립신호의 성질을 알지 못할 때 이러한 문제를 해결하는 것을 Blind Source Separation(BSS)라 부른다. BSS는 처음 음성신호 처리 분야에서 많이 적용되었던 기술이었다. 그러나 지금은 음성인식뿐만 아니라 통신분야, 그리고 의료분야에서 EMG 신호분석, 그리고 센서 신호처리 등 매우 다양한 분야에서 활발히 연구가 이뤄지고 있다.

신경망이론 영역에서 Sejnowski[11]등 많은 연구가들에 의해 연구되었으며, 통계신호 처리 그

룹에서도 Cardoso[12]등 많은 연구가 들에 의해서 시도되었다. Comon(1994)이 최초 대비 함수(contrast function)을 이용하여 출력 신호들 사이의 통계적인 독립의 정도를 최대로 하는 독립요소 해석 개념을 정립하였다. 그 후 10여년 간 ML(maximum likelihood)등 많은 방법들이 제시되었다.

본 연구에서는 센서 신호처리를 중심으로 연구하였다. 센서로부터 얻어진 신호가 여러 개의 독립된 신호로 선형적으로 혼합되었다고 가정하면 다음과 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$x(t) = As(t) \tag{2-1}$$

$$s(t) = [s_1(t), s_2(t), s_3(t), \dots, s_n(t)]^T$$

여기서,  $s(t)$ : 원래의 신호,  $A \in R^n$  : 혼합 행렬,  $x(t) = [x_1(t), \dots, x_n(t)]^T$  : 혼합된 센서 신호

우리가 원하는 것은 sensor로부터 얻은 혼합 신호로부터 원래의 독립 신호,  $s(t)$ 를 알아내는 것이다. 이를 행렬식으로 나타내면 다음과 같다.

$$y(t) = Bx(t) \tag{2-2}$$

이들의 구성모형을 소스신호, 혼합 행렬, 혼합된 센서신호, 그리고 분해 행렬과 해석된 독립신호로 다음 그림으로 나타내었다.

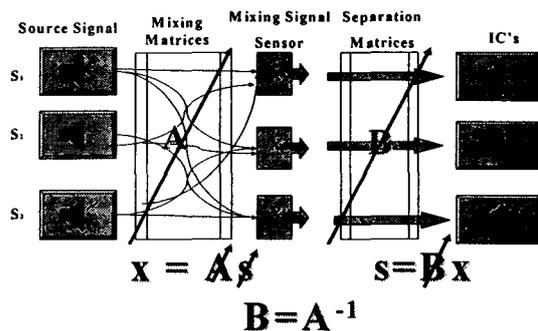


그림 2.1 ICA 모델 구성도

여기서,  $y(t)$ 는 해석된 독립신호,  $B$ 는 분석행렬 또는 분해행렬이라고 하고, 위식에서  $B$ 가  $A^{-1}$ 이면 혼합된 신호  $y(t) = s(t)$ 가 되고  $x(t)$ 로부터 원래의 독립신호를 분리해 낼 수 있다. 즉 초기  $B$ 를  $A^{-1}$ 가 되도록 최적값을 얻기위한

반복 학습 훈련을 수행하면 원래의 독립 신호들을 얻을 수 있다. BSS는 소스신호와 혼합 행렬에 대하여 사전에 전혀 정보를 알지 못하기 때문에 무감독 학습으로 이루어진다. BSS의 경우 AMARI에 의해 제안된 Natural Gradient method에 의한 방법과, EM(Expectations Maximization) Algorithm에 의한 학습방법이 많이 적용되고 있으며, 평가함수로 Non-gaussianity를 측정하는 방법으로 Negentropy, Kurtosis등이 이용되고, Mutual information의 최소화방법, 그리고 가장 많이 이용되고 있는 Maximum Likelihood Estimation방법으로 Likelihood와 Infomax Principle등이 이용되고 있다.

본 연구에서 적용한 Maximum Likelihood를 이용한 FastICA 학습알고리즘을 보면 다음 식과 같다.

$$W(t+1) = W(t) + \eta(t)[I - \psi(y(t))y^T(t)]W(t) \quad (2-3)$$

여기서,  $\eta(t)$ 는 학습률,  $I$ 는 identity matrix,  $\psi(y(t)^T)$ 는 발화 함수이다. 본 연구에서 적용한 FastICA 알고리즘은 다음과 같다.

1. Choose an initial(e.g random) weight vector  $B$
2. Let  $B = E[xg(B^T x)] - E[g'(B^T x)]$
3. Let  $B = \frac{B}{\|B^T\|}$
4. if not converged, go back to 2

### 3. 진단신호처리 알고리즘설계

본 연구는 측정된 센서 신호로부터 고유의 센서노이즈 신호를 분석하고 이 노이즈신호의 특성변화 추이를 분석하여 센서의 열화등의 이상현상을 진단하고자한다. 진단 알고리즘의 구성도는 그림 3.1과 같다. 센서로부터 측정된 신호를  $M_s(t)$ 라 하면 이 신호를 웨이브렛을 이용하여 적합한 특정 주파수신호로 분석하여 ICA알고리즘의 입력 신호로 한다. 이렇게 분류된 입력 신호를 ICA 알고리즘을 이용하여 독립신호  $S$ 로 분해하고 이 신호의 PSD값의 변화를 분석하여 출력  $y$ 을 얻도록 하였다.

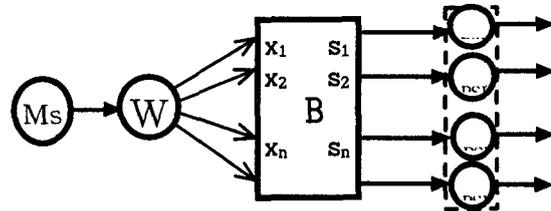


그림3.1 신호처리 알고리즘구성도

식(2-2)의 매트릭스  $B$ 의 값은 적합하게 선택된 값으로 고정하여 신호 값을 계산한다.

$$\begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \quad (3-1)$$

다음(3-2)식의 디지털 Wavelet변환 수식을 이용하여  $a_1, d_1, d_2, d_3$ 등 적당한 수의 주파수 특성이 다른 값을 구한다.

$$y[n] = \sum_k h[k] \cdot x[2n-k]$$

$$y_{high}[k] = \sum_n x[n] \cdot g[2k-n] \quad (3-2)$$

$$y_{low}[k] = \sum_n x[n] \cdot h[2k-n]$$

이 값을 입력으로 하여 그림3.1과 같이 ICA알고리즘에 의해서 독립 신호를 분석한다. 분석된 신호 중에서 센서 고유진동 신호에 가까운 신호를 선택하고 이 신호의 PSD(Power Spectrum Density)를 얻기 위해 수식(3-3)으로 데이터를 분석한다.

$$\int |f(t)|^2 dt = [N_T \cdot N_F / (\Delta F)^2] \cdot \int |F(f)|^2 df \quad (3-3)$$

여기서  $t$ 는 시간,  $f(t)$ 는 시간의 함수,  $N_T$ 는 시간 영역에서 샘플의 수,  $N_F$ 는 주파수 영역에서 전체 샘플의 수,  $\Delta F$ 는 주파수 영역에서 전체 주파수의 범위,  $f$ 는 주파수,  $F(f)$ 는 주파수함수를 나타내며 일반적으로는 FFT변환된 함수를 말한다. 따라서 일정 주파수 영역의 크기를 자승 적분한 값을 계산한다. 여기에서는 실시간 계산하기 위하여 시간 영역에서 계산하도록 알고리즘을 구성한다.

### 4. 실험 및 분석

대상 센서는 KONICS사의 압력센서 LD3001과 온도센서모듈인 KC-24를 대상으로 하였으며 정상상태에서 노이즈 신호를 실시간 관측하여 고유의 노이즈 신호를 계측하였다. 계측된 신호의 특성을 분석하기 위하여 스펙트럼 분석기를 이용하여

특징을 분석하였다.

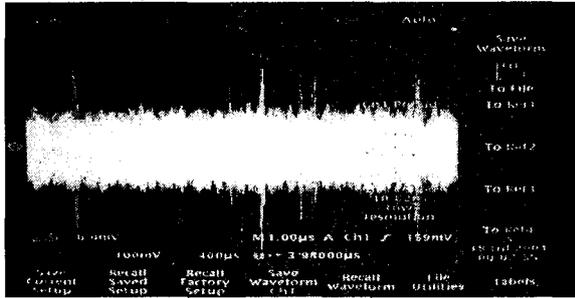


그림4.1 센서(LD301)의 실시간 노이즈신호

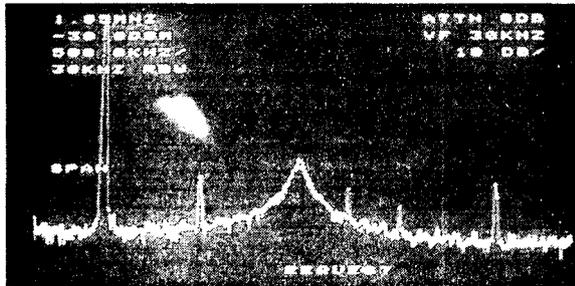


그림4.2 센서(LD301)의 스펙트럼분석 결과

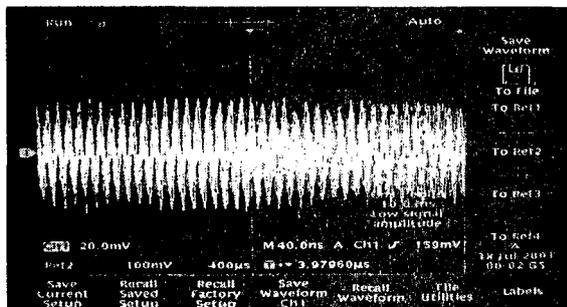


그림4.2 센서(KC-24)의 실시간 노이즈신호

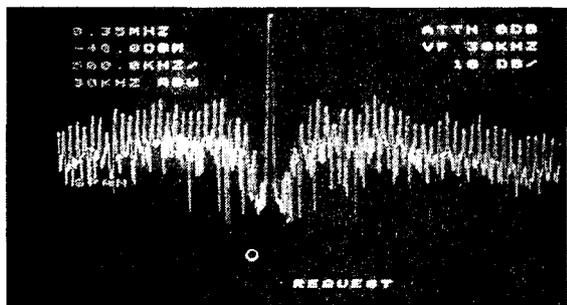


그림4.3 센서(KC-24)의 스펙트럼분석 결과

그림4.1, 2, 3, 4는 이들 신호와 분석된 결과를 보여 주고 있다. 결과와 같이 고유의 주파수 대역

에서 실시간 동작하는 센서의 출력과 상관없이 일정한 값을 갖는 노이즈신호가 있음을 알 수 있었고, 이 신호를 이용하여 센서의 상태 정보를 얻을 수 있음을 자체의 실험을 통해 알 수 있었다. 다음 그림 4.5는 노이즈 신호를 분석하는 제안한 알고리즘 실행결과를 보여 주고 있다.

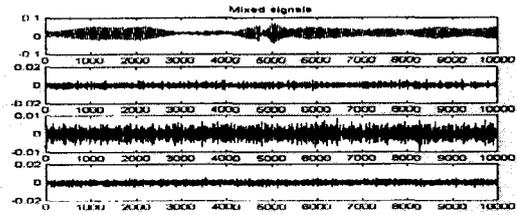


그림4.5 노이즈신호의 웨이브렛 분석결과

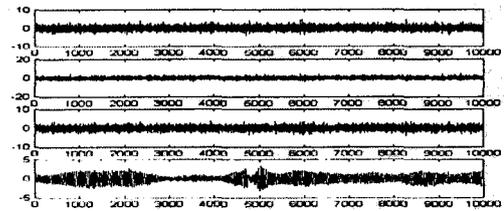


그림4.6 웨이브렛변환신호의 ICA분석결과

센서출력신호로부터 필터링된 노이즈 신호를 대상으로부터 고유의 노이즈 신호의 필터링을 위한 웨이브렛 변환과 변환된 신호로부터 독립요소분석을 통해 센서의 상태분석을 위한 신호 분석을 실험하였다. 최종 분석된 각 신호의 PSD값의 추이와 센서의 열화 추이의 결과를 비교함으로써 센서의 상태를 예측할 수 있는 데이터 베이스를 구축할 수 있음을 확인하였다.

## 5. 결과

본 연구에서는 센서의 고유 동작에 영향을 미치지 않고, 단지 센서의 출력 신호로부터 센서 자신으로부터 발생하는 노이즈신호만을 분석하여 상태를 진단할 수 있는 방법을 제안하였다. 센서 자신의 노이즈신호만을 분석해 내기 위하여 본 연구에서는 웨이브렛과 ICA알고리즘을 이용하였다. 계측된 신호를 스펙트럼 분석 실험을 통해 센서 자신의 노이즈 신호는 주파수가 일정한 신호임을 확인하였다.

센서의 열화는 센서 내부의 전기적 회로의 파라미터(RLC)가 변함을 의미하므로, 이 노이즈신

호의 주파수 변화를 통해 센서의 열화가 예측 가능함을 본 연구를 통해 확인하였다. 이를 제안한 분석 알고리즘 실험에서 웨이블릿으로 분류한 각 주파수 대역 신호의 PSD값이 열화에 따라 천이가 발생함을 확인하였다. 다음 연구는 이 특징 데이터를 이용한 진단 모델을 설계하여 지능형 자기 진단 센서를 개발하고자한다.

## 6. 참고문헌

- [1] Chao-Ming Ying and Babu Joseph, Sensor Self-Validation Using Power Spectrum Density Analysis, proposal accepted by AIChE Annual Meeting, 1998.
- [2] Manish Misra and S. Joe Qin Sensor Data validation and Compression Using Multi-Scale PCA, Department of Chemical Engineering The University of Texas at Austin, 1999 TWMCC Spring Meeting
- [3] Janice C. - Y. Yang and D. W. Clarke, A Self-Validating Thermocouple., IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 5, No. 2.
- [5] D. W. Clarke and P. M. A. Fraher, Model-Based Validation of a DO<sub>x</sub> Sensor, Control Engineering Practice, Vol. 4, No. 9
- [6] S. Jakubek, H.P. Jörgl, Optimization of a Sensor-Fault-Detection Filter via Genetic Algorithms, to be presented at IEEE Conf. on Decision and Control, Dec. 12-15, 2000, Sydney, AU
- [7] S. Jakubek, H.P. Jörgl, Fault-diagnosis and fault-compensation for nonlinear-systems, 2000 American Control Conference, June 28-30, 2000, Chicago, USA
- [8] S. Jakubek, H.P. Jörgl, Sensor Fault-Diagnosis in a Turbo-Charged Combustion Engine, Safeprocess'2000, June 14-16, 2000, Budapest, Hungary.
- [9]. Kozek M., Input-Output Synchronization with Non-Uniformly and Asynchronously Sampled Output Data, Proc. IEEE Conference on Decision and Control, pp. 3926-3931, December 7-10, 1999, Phoenix, Arizona.
- [10] Praxmarer M., H.P. Jörgl, D. Fenz, H. Aberl, Identification and Decoupling in a Hot Strip Rolling Mill, Proc. of the 2nd IASTED Int. Conf. on Control and Applications, pp.17-22, July 25-29, 1999, Banff, CANADA
- [11] T-W. Lee, M.S. Lewicki and T.J. Sejnowski, Unsupervised Classification with Non-Gaussian Mixture Models using ICA, Advances in Neural Information Processing Systems 11, 1999, MIT Press, Cambridge MA.
- [12] Jean-François Cardoso, High-order contrasts for independent component analysis, Neural Computation, vol. 11, no 1, pp. 157--192, Jan. 1999.
- [13] L. De Lathauwer, B. De Moor, and J. Vandewalle, "Independent Component Analysis Based on Higher-order Statistics only." *IEEE SSAP workshop*, Corfu, pp. 356- 359, 1996
- [14] D. Obradovic and G. Deco, "Unsupervised Learning for Blind Source Separation: An Information Theoretic Approach," in Proc. ICASSP, vol. 1, pp. 127-130, 1997
- [15] J. F. Cardoso, "Estimating equations for Source separation," in Proc. ICASSP '97, pp. 3449-3452, 1997
- [16] A. Bell and T. Sejnowski, "The 'Independent Components' of natural sences are Edge Filters." *Vission Research*, vol. 37, pp. 3327-3338, 1997
- [17] Jun-Wei Hsieh, Min-Tat Ko, Hong-Yuan, Kuo-Chin Fan, "A new wavelet-based edge detector via constrained optimization", *Image and Vision Computing*, 3, Pp511-527, 15(1997)
- [18] Christopher J. Deschenes, "Fuzzy Kohonen Network for Classification of Transients Using the Wavelet Transform for Feature Extraction", *Information Science* 87, Pp247-266, 1995
- [19] R. A. Gopinath and C.S. Burrus, Wavelet Transform and Filter Banks, *wavelets-A Tutorial in Theory and Application*, Pp.603-644, 1992