

# AR 필터에 의한 전력계통의 불량데이터검출에서 신경회로망의 응용

이 화석, 양 승오, 박 준호  
부산대학교 전기공학과

## Neural Network Application to the Bad Data Detection Using Autoregressive filter in Power System

H. S. Lee, S. O. Yang, J. H. Park  
Dept. of Electrical Engineering, Pusan National University

### Abstract

In the power system state estimation, the  $J(x)$ -index test and normalized residuals  $r_N$  have been used to detect the presence of bad measurements and identify their location. But, these methods require the complete re-estimation of system states whenever bad data is identified.

This paper presents back-propagation neural network model using autoregressive filter for identification of bad measurements. The performances of neural network method are compared with those of conventional methods and simulation results show the good performance in the bad data identification based on the neural network under sample power system.

### 1. 서론

전력계통의 신뢰도 높은 안전도 제어를 행하기 위해서는 양질의 측정데이터를 실시간으로 중앙감시제어 컴퓨터에 입력시켜야한다. 측정데이터로부터 계통의 정확한 상태를 추정하고, 측정계기 및 통신선로의 고장으로 인한 불량데이터를 검출하여 제거하는 일은 매우 중요한 과제이다. 중앙제어소에서 수집한 데이터중에는 A-D변환기, 측정기, 통신선로등의 고장 및 성능불능등에 의해 발생하는 불량데이터를 포함하고 있으므로 이를 상태추정을 위한 데이터로 사용하면, 부정확한 추정결과를 얻게되므로 Merrill, Schweppe에 의해 불량데이터 제거방법[1]등이 제시되었으며 최근에도 가설검정시험에 의한 방법등 여러 방법[2]들이 발표되고 있다. 그런데 현재 실용화되고있는 상태추정 알고리즘은 하나의 불량데이터를 제거한후 상태를 재추정해야하는 반복계산법이기에 때문에 데이터를 실시간으로 처리해야하는 컴퓨터의 계산부담이 과중해진다. 또 현재의 불량데이터 검출법은 복잡한 알고리즘을 이용하고 있고, 입력데이터의 수가 많아지면 계산시간이 비례하여 증가하는 단점이 있다.

최근 고전적인 방법으로는 쉽게 해결되지 않는 어려운 문제인 패턴인식, 음성인식, 영상처리등에 적용되고 있는 신경회로망(Neural Networks ; NN)의 응용연구가 활발하며, 신경회로망의 특성인 학습, 병렬계산, 분산기억, 적응성, 일반성 등의 장점을 전력계통에 적용해 보고자하는 연구가 국내외적으로도 활발히 진행되고 있다. [3-15] 따라서 본 연구에서는 전력계통 상태추정을 위해 측정된 각 계측치의 시계열데이터를 이용하여 신경회로망에 의한 진치필터를 구성함으로써 실시간 데이터 처리가 가능한 불량데이터 검출용 신경회로망을 구현하고자 한다. 본 연구에서 제안한 방법은 급격한 부하변

동이 없을때 측정데이터로부터 불량데이터를 검출할 수 있고 검출성능은 측정 여유도(measurement redundancy)의 영향을 받지 않는다.

간단한 모의계통에서 신경회로망에 의한 불량데이터 검출 방법의 유용성을 검증하기 위해 Chi분포( $\chi^2(k)$ ) 및 정규분류 편차를 이용한 불량데이터 검출방법과 비교하였다.

### 2. 상태추정

#### 2.1 측정모델

측정오차가 포함된 측정치와 상태벡터와의 관계식은 다음과 같다.

$$z = f(x) + e \quad (1)$$

여기서,

- $z$  :  $m \times 1$  측정벡터
- $x$  :  $n \times 1$  상태벡터
- $e$  :  $m \times 1$  측정오차벡터
- $f(\cdot)$  :  $m \times 1$  비선형백터함수
- $m$  : 측정데이터의 개수
- $n$  : 상태의 수 ( $2N - 1$  ;  $N$ 모선 일때)

이때, 상태  $x$ 는  $N$ 모선계통에서 기준모선의 위상각을 제외한  $2N-1$  개의 전압의 위상각 및 크기이다.

#### 2.2 가중최소자승법(W.L.S)에 의한 상태추정

가중최소자승법에 의한 상태추정은 다음과 같은 목적함수를 최소화하는 상태벡터  $x$ 를 구하는 것이다.

$$J(x) = [z - f(x)]^T W [z - f(x)] \quad (2)$$

여기서,

- $W = R^{-1}$
- $R$  : 측정치의 공분산행렬

식 (2)를 최소화하는 상태벡터  $x$  은  $J(x)$ 의 gradient를 이용해서 수치해석적으로 계산되며 그 식은 다음과 같다.

$$\Delta x = [HTR^{-1}H]^{-1}HTR^{-1}[z - f(x)] \quad (3)$$

여기서,  $H$ 는  $f(x)$ 의 Jacobian행렬이다.

여기서  $\Delta x$ 가 주어진 수렴조건에 도달할때 까지 상태벡터  $x$ 는 다음 식과 같이 수정되면서 반복 계산된다.

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k + \Delta x \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (4)$$

### 3. 불량데이터의 검출

### 3.1 Chi자승분포( $\chi^2(k)$ )

측정오차가 확률적 분포이면 식(1)의 측정치도 확률적 분포를 나타낸다. 측정오차가 정규분포일때  $J(x)$ 는 자유도  $k(=m-n)$ 인  $\chi^2$ 분포가 되고 가설검정의 이론으로부터 유의수준  $\alpha$ 가 주어지면  $\chi^2$ 분포표로부터  $t_j$ 의 값을 구할 수 있으며 이때의 관계식은 아래와 같다.

$$\text{Prob}(J(x) > t_j) = \alpha \quad (5)$$

여기서, Prob : 확률(probability)

즉,  $J(x)$ 가  $t_j$ 보다 크면 불량데이터가 존재하고, 그 위치를 검출할 때는 정규분포표

$$y_i^{\text{norm}} = |y_i|/o_{y_i} \quad (6)$$

여기서,

$y_i$  :  $z - f(x)$ 의  $i$ 번째 요소

$o_{y_i}$  :  $y_i$ 의 표준편차이고  $R - H[H^T R^{-1} H]^{-1} H^T$ 의  $i$ 번째 대각행렬

가 가장 큰값을 불량데이터로 검출하고 이것을 제거한 후 다시 상태추정을 행한다. 그런데  $r_N$ -test 로 불량데이터를 검출할 때 다음의 3가지 문제점이 존재한다.[16]

- 1) 불량데이터로 검출된 데이터 속에 양질의 데이터가 포함되거나, 불량데이터가 존재하지만 미검출됨.
- 2) 불량데이터를 검출한 후 상태를 재추정해야 하는 계산상의 과중함.
- 3) 검출된 불량데이터를 제거하는 과정에서 측정치 수가 상태수보다 작아지는 임계점에 도달함.

### 3.2 신경회로망의 불량데이터 검출에의 적용

부하가 급변하지 않는 경우에 있어서 각 측정치를 AR모델로 모델링할 수 있으며 이것을 신경회로망을 이용하여 학습시킬 수 있다. AR 필터의 식은 아래와 같다.

$$y(k) = a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) + \dots + a_m y(k-m) + e(k) \quad (7)$$

여기서,  $y(k)$  :  $k$ 시각의 데이터

$a_1, a_2, \dots, a_m$  : 자기회귀(Autoregressive)모델의 계수

$e(k)$  :  $k$ 시각에서 모델의 오차

이 AR 필터를 그림 1처럼 신경회로망으로 구성하고 측정치의 시계열 과거 데이터를 학습데이터로 이용하여 현재의 측정치를 추정한다.

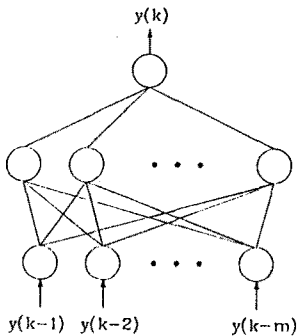


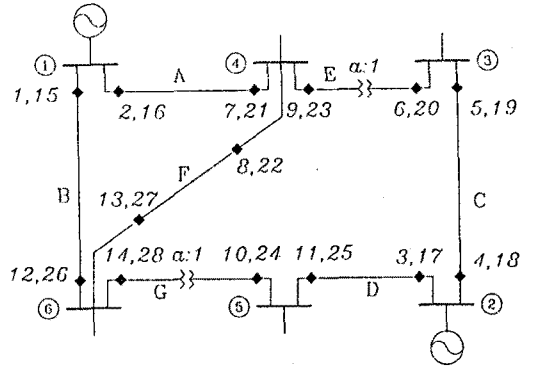
그림 1 AR 필터의 신경회로망 구조

즉, AR 필터를 신경회로망의 특성인 학습을 통해서 구성할 수 있다. 이때 예측치와 실제 측정치 값과의 차가 미리 주어진 어떤 임계치 이상이면 이 실제치를 불량데이터로 검출하고 추정치로 대체하여 상태추정을 행한다.

### 4. 사례연구

본 연구에서 제안한 신경회로망에 의한 전력계통에서 불량 데이터 검출법의 유용성을 입증하기 위하여 그림 2와 같은 6모선 7선로 계통에 적용하여 보았다. 그림 3에서 주어진 부하곡선으로부터 각 시간별 전체부하를 알 수 있으며 이 부하를 적당한 비율로 각 모선에 할당하였다. 이 데이터와 표 1의 선로 데이터를 이용하여 조류계산을 행하면 선로 및 모선의 유, 무효전력을 계산할 수 있으며 이 계산치에 표준편차가 0.01인 정규분포오차를 포함한것을 실제 측정치로 생각하여 11개의 상태량을 추정하였으며, 각 측정소의 측정에 따른 오차의 표준편차는 0.01로 가정하였다. 또한 여기에 입력으로 사용된 값들은 50[MVA]를 기준으로 하였다.

측정치에 대한 각각의 신경회로망의 입력, 은닉층, 출력 뉴런은 각각 4, 6, 1개로 구성하였고 학습데이터쌍은 23개이며 다른 부하에서 학습결과를 평가하였다. 그림 4에서 1계측치에 대한 학습결과를 나타내었다.



- ①, ②, ..., ⑥ : No. of bus
- 1, 2, ..., 28 : No. of metering
- A, B, ..., G : No. of line
- ◆ : Metering Place of Real Power and Reactive Power

그림 2 6모선 모의 계통

### LOAD PATTERN

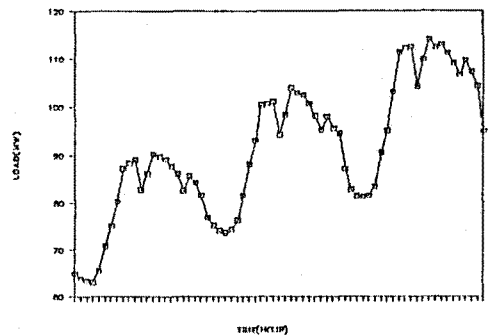


그림 3 부하곡선 데이터

### COMPARE MEASURED AND PREDICTED VALUE

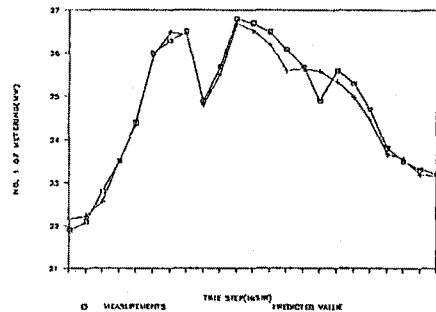


그림 4 1 측정소의 유효전력 계측치 및 추정치

표 1. 선로 데이터

Line No.	Between buses	Line impedance	Half line charging admittance	Off-nominal turns ratio(a)
A	1-4	0.08 +j0.37	0.007	-
B	1-6	0.123+j0.518	0.010	-
C	2-3	0.723+j1.05	0	-
D	2-5	0.282+j0.64	0	-
E	4-3	0 +j0.133	0	0.909
F	4-6	0.097+j0.407	0.0076	-
G	6-5	0 +j0.3	0	0.976

bus 4 : admittance = j0.005

I) 사례 1 - 불량데이터가 1개 포함된 경우에 대하여 여러 가지 오차에 대해서  $r_N$ -test와 비교하였다.

표 2. 종래의 방법과 신경회로망방법간의 결과비교 (불량데이터가 1개인 경우)

오차의 크기	방법		$r_N$ -test		BPN	
	C	검출률	C	검출률	C	검출률
5 $\sigma$ 의 오차가 포함된 경우	12/28	42.8%	23/23	100%	23/23	100%
10 $\sigma$ 의 오차가 포함된 경우	24/28	85.7%	23/23	100%	23/23	100%
20 $\sigma$ 의 오차가 포함된 경우	26/28	92.8%	23/23	100%	23/23	100%
30 $\sigma$ 의 오차가 포함된 경우	27/28	96.4%	23/23	100%	23/23	100%

C : 검출수/실험 데이터수

II) 사례 2 - 불량데이터가 2개 포함된 경우에 대하여 여러 가지 오차에 대하여  $r_N$ -test와 비교하였다.

표 3. 종래의 방법과 신경회로망방법간의 결과비교 (불량데이터가 2개인 경우)

오차의 크기	방법		$r_N$ -test				BPN	
	A	B	C	D	B	D	B	D
5 $\sigma$ 의 오차가 포함된 경우	19/28	4/28	5/28	17.8%	23/23	100%	23/23	100%
10 $\sigma$ 의 오차가 포함된 경우	5/28	21/28	2/28	75%	23/23	100%	23/23	100%
20 $\sigma$ 의 오차가 포함된 경우	2/28	25/28	1/28	89.3%	23/23	100%	23/23	100%
30 $\sigma$ 의 오차가 포함된 경우	2/28	25/28	1/28	89.3%	23/23	100%	23/23	100%

A:1개 검출수/실험 데이터수, B:2개 검출수/실험 데이터수

C:미검출수/실험 데이터수, D:B의 검출률

5. 결론

본 연구에서는 종래의 상태추정법을 이용한 불량데이터 검출법이 실시간 데이터 처리가 어렵고 검출시 신뢰성이 부족한 것등 여러가지 문제점을 포함하고 있어 이를 개선하기 위하여 학습능력을 가진 신경회로망을 AR 필터로 사용하여 k시각의 측정치를 추정함으로써 불량데이터를 제거할 수 있었다. 또 불량데이터의 검출에 복잡한 알고리즘이 필요치 않고 시계열 데이터로 학습함으로써 불량데이터를 검출할 수 있었다.

또한, 측정치마다 각각의 신경회로망을 구성하여 AR 필터로 동작하므로 계통이 커지거나 상호작용하는 다수의 불량데

이터가 존재하더라도 불량데이터의 실시간 처리가 가능할 것으로 기대된다.

6. 참고문헌

- [1] F. C. Schweppe, J. Wildes and D. B. Rom, "Power System Static-Estimation, Part I, II, III", IEEE Trans. on Power Apparatus and System, Vol. PAS-89, pp. 120-135, Jan. 1970.
- [2] F. Broussolle, "State Estimation In Power Systems : Detecting Bad Data through the Sparse Inverse Matrix Method ", IEEE Trans. on Power Apparatus and System, Vol. PAS-97, No. 3, pp. 678-682, May/June, 1978.
- [3] D. J. Sobajic and Y.-H. Pao, "Artificial Neural-Net Based Dynamic Security Assessment for Electric Power Systems ", IEEE Trans. on Power System, Vol.4, No. 1, pp. 220 - 228, 1989.
- [4] R. K. Hartana and G. G. Richards, "Harmonic Source Monitoring and Identification Using Neural Networks", IEEE Trans. on Power System, Vol.5, No.4, pp. 1098 - 1104, 1990.
- [5] D. C. Park, M. A. El - Sharkawi, R.J. MarksII, L. E. Atlas and M. J. Damborg, "Electric Load Forecasting Using An Artificial Neural Network ", IEEE Trans on Power Systems, Vol. 6, No. 2, pp. 442 - 448, 1991.
- [6] Hui K. C. and Short M. J. , " Voltage Security Monitoring, Prediction and Control by Neural Network " , IEE International Conference on APCOM - 91, Hong Kong, Nov., pp. 889 - 894, 1991.
- [7] H. Sasaki et al. , " A Solution Method of Unit Commitment by Artificial Neural Networks ", IEEE Trans. on Power System, Vol.7, No.3, pp 974-981,1992.
- [8] K. L. Ho et al., " Short Term Load Forecasting Using a Multilayer Neural Network with an Adaptive Learning Algorithm ", IEEE Trans. on Power System, Vol.7, No.1, pp 141-149, 1992.
- [9] T. M. Peng et al., " Advancement in the Application of Neural Networks for Short - Term Load Forecasting ", IEEE Trans. on Power System, Vol.7, No.1, pp 250-257, 1992.
- [10] K. Y. Lee, Y. T. Cha and J. H. Park, " Short Term Load Forecasting Using an Artificial Neural Network ", IEEE Trans. on Power System, Vol. 7, No.1, pp. 124 - 132, 1992.
- [11] J. H. Park, Y. S. Kim, I. K. Eom and K. Y. Lee, " Economic Load Dispatch For Piecewise Quadratic Cost Function Using Hopfield Neural Network ", IEEE PES Summer Meeting, #92 SM 412-7 PWRS, July, 1992.
- [12] 박 준호, " 전력계통에서의 신경회로망 적용 ", 대한전기학회 전력계통연구회 춘계학술회의 논문집, pp.43-47, 1992.
- [13] 박 준호, 최 준혁, 이 근준, "신경회로망을 이용한 전력 계통의 고장진단에 관한 연구", 대한전기학회 추계학술 회의 논문집, 11월, pp.43-46, 1991.
- [14] 박 준호, 신 길재, 이 화석, " 신경회로망을 이용한 전력 부하의 유형분류및 예측에 관한 연구", 대한전기학회 추계학술회의 논문집, 11월, pp.39-42, 1991.
- [15] 엄 일규, 김 유신, 박 준호, " 홉필드 신경회로망의 전력 경제급전예의 응용에 관한 연구", 대한전기학회 논문지, 41권, 1호, pp.1-7, 1992.
- [16] A. Abur, A. Keyhani, H. Bakhtiari, " Autoregressive Filters For the Identification and Replacement of Bad Data in Power System State Estimation ", IEEE Trans. On Power Systems, Vol. PWRS-2, No. 3, Aug.1987