

박 영 문 박 준 호 황 장 선 정 성 환 * 최 준 혁
서울대학교 부산대학교 부산대학교 부산대학교 대학원 * 부산대학교 대학원

A Study on Power System State Estimation using Adaptive Filter

Young-Moon Park Jun-Ho Park Chang-Sun Hwang Seong-Hwan Jeong * Jun-Hyug Choi
Seoul National Univ. Pusan National U. Pusan National Univ. Dept. of Electrical Eng. Graduate

Abstract- The quadratic cost function $J(x)$ and the normalized residuals r_n are conventionally used for identifying the presence and location of bad measurements in power system state estimation. These are "post estimation" tests and therefore require the complete re-estimation of system states whenever bad data is identified.

This paper presents a pre-filter for reducing errors of the raw measurements using an adaptive filter. Each measurement is processed by the adaptive filter before being used in the state estimation.

The performance of the adaptive filter is tested and the results are shown in this paper.

1. 서 문

최근, 전력 계통의 안전도 향상을 위한 감시제어는 계통의 운전 조건을 지시하는 신뢰성 있는 정보를 요구하고 있다. 각 계통 모선에서 측정되는 데이터는 측정기기의 오차 및 중앙 제어소까지의 전송 과정에서 외란의 첨가로 신뢰성이 상실되므로 이러한 불량데이터의 영향을 고려해서 상태 추정 알고리즘은 정확하고 신뢰성 있는 실시간 데이터를 공급해야 한다.

현재, 널리 사용되고 있는 상태 추정 알고리즘은 가중최소자승(Weighted Least Square)법이고, Schweppe[1]에 의해 처음으로 제안되었다. 불량 데이터의 처리는 상태 추정후 Chi-test로 존재 여부를 판정 하고, 정규잔류편차의 r_n -test로 그 위치를 검출한다. 찾아낸 불량데이터는 제거되거나 추정편 값으로 대체된 후 다시 상태 추정하게 된다.

본 연구에서는 상태 추정 알고리즘으로 가중최소자승 (W.L.S)법을 채택하고, 과거 데이터의 궤적을 이용한 Adaptive Filtering으로 데이터를 상태 추정전 여과한다. Adaptive Filter에 의한 상태 추정의 유용성을 종래의 상태 추정과 비교하였다.

2. 상 태 추 정

이 절은 종래의 가중최소자승(W.L.S) 상태 추정에 관하여 약술한다.

2.1. 수 학 적 모 델

오차가 함유된 상태 벡타와 측정치와의 비선형 방정식은 다음과 같다.

$$z = h(x) + e \tag{1}$$

여기서,

z : 측정치 벡타 ($m \times 1$)

x : 상태 벡타로 전압의 크기와 위상각 ($n \times 1$)

e : 측정 오차 벡터 ($m \times 1$)

$h(\cdot)$: 계산된 측정값으로서 비선형식

m : 측정데이터의 개수

n : 상태의 수

이때, 측정 오차 벡타는 평균이 0 이고, 공분산 $E\{ee^T\} = R$ 인 서로 독립인 gaussian분포이다.

2.2. 가중최소자승(W.L.S) 상태추정

적용 필터를 이용한 전력계통의 상태 추정에 관한 연구

가중최소자승(W.L.S)상태추정은 목적 함수

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

여기서,

$$W = R^{-1}$$

을 최소화하는 상태 벡터 \hat{x} 을 구한다.

상태추정벡터 \hat{x} 은

$$\text{grad } J(\hat{x}) = -2H^T(\hat{x})W[z - h(\hat{x})] = 0 \quad (3)$$

여기서,

$H(\hat{x}) = d(h(\hat{x}))/dx$ 인 Jacobian행렬

로 계산된다.

$h(x)$ 가 비선형 방정식이므로 k 번째 증분치

$$\delta x_k = [H^T(\hat{x}_k)WH(\hat{x}_k)]^{-1} [H^T(\hat{x}_k)W(z - h(\hat{x}_k))] \quad (4)$$

가 수렴될 때까지 상태 벡터 \hat{x} 은 아래 식(5)와 같이 수정되면서 반복 계산된다.

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k + \delta x_k \quad (5)$$

2.3. 불량데이터의 검출과 검출.

측정 오차가 확률적 분포이면 식(1)의 측정치도 확률적 분포를 갖는다. 따라서, $J(x)$ 는 자유도 $(m-n)$ 의 χ^2 -분포가 되고, 불량 데이터의 존재는 χ^2 -test을 통해서 할 수 있다.

만일, 가설검정치 α 가 주어지면

$$J(x) > \alpha^2 \quad (7)$$

일때 불량 데이터가 존재하고, 정규화잔류편차

$$r_{ni}(i) = r(i)/\sqrt{S(L,1)} \quad i=1,2,\dots \quad (8)$$

여기서,

$r(i) : r = z - h(x)$ 의 i 번째 요소

$S(L,1) : 잔류편차의 공분산 행렬$

$$S = W^{-1} - H(x)G(x)H^T(x) \quad (9)$$

$$G(x) = H^T W H$$

이, t -분포에 의한 가설검정치 α^2 가 주어지면

$$r_{ni}(i) > \alpha^2 \quad (10)$$

이면 그 위치가 검출된다.

3. 적용 필터

확률적(Stochastic) 모델링 기법은 오차가 포함된 측정치를 여과하는데 효과적으로 사용할 수 있다. 측정치의 filtering을 아래와 같이 Stochastic difference eq.으로 나타낼 수 있다.

$$X(t) = A(t-1)X(t-1) + w(t) \quad (11)$$

$$y(t) = C X(t) + v(t) \quad (12)$$

여기서,

$$X(t) = \begin{bmatrix} z(t) \\ z(t-1) \\ z(t-2) \\ \vdots \\ z(t-p+1) \end{bmatrix}, v(t) = \begin{bmatrix} a(t) \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$A(t-1) = \begin{bmatrix} \Theta_1(t-1) & \Theta_2(t-1) & \dots & \Theta_p(t-1) \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C = [1 \ 0 \ \dots \ 0]$$

여러 벡터 $w(t)$ 와 $v(t)$ 는 평균이 0 이고, 공분산이 각각 $R(t), Q(t)$ 인 서로 독립인 white gaussian이다.

계통의 측정치 벡터 X 의 추정값은 Kalman Filter 알고리즘으로 구한다.

$$\hat{X}(t/t-1) = A(t-1)\hat{X}(t-1/t-1) \quad (13)$$

$$\hat{X}(t/t) = \hat{X}(t/t-1) + K(t)[y(t) - \hat{y}(t/t-1)] \quad (14)$$

$$\hat{y}(t/t-1) = C \hat{X}(t/t-1) \quad (15)$$

칼만 이득 $K(t)$ 는

$$K(t) = P(t/t-1)C^T [C P(t/t-1)C^T + R(t)]^{-1} \quad (16)$$

이고, $P(t/t-1)$ 는 $X(t) - \hat{X}(t/t-1)$ 의 추정오차의 공분산으로 다음과 같이 계산된다.

$$P(t/t-1) = A(t-1)P(t-1/t-1)A^T(t-1) + Q(t-1) \quad (17)$$

$$P(t/t) = [I - K(t)]P(t/t-1)$$

만일, $\hat{X}(0/0)$ 와 $P(0/0)$ 가 주어지면 Filtering값 $\hat{X}(t/t)$ 는 계산될 수 있다.

또, 변수

$$\Theta(t) = [\theta_1(t), \theta_2(t), \dots, \theta_p(t)]^T \quad (18)$$

의 적응추정은 Filtering값

$$\hat{X}(t/t) = \Theta^T(t-1) \hat{X}(t/t) \quad (19)$$

에서 exponentially weighted cost function

$$J = \sum_{i=1}^m [y(t) - \Theta^T(t-1) \hat{X}(t/t)]^2 \quad (20)$$

이 최소가 되게 $\Theta(t)$ 를 구한다. 이때, $\Theta(t)$ 는

$$\hat{\Theta}(t) = \hat{\Theta}(t-1) + \frac{B(t-2) \hat{X}(t-1/t-1) [y(t) - \Theta^T(t-1) \hat{X}(t/t-1)]}{1 + \hat{X}^T(t-1/t-1) B(t-2) \hat{X}(t-1/t-1)} \quad (21)$$

$$B(t-1) = B(t-2) - \frac{B(t-2) \hat{X}(t-1/t-1) \hat{X}^T(t-1/t-1) B(t-2)}{1 + \hat{X}^T(t-1/t-1) B(t-2) \hat{X}(t-1/t-1)} \quad (22)$$

이고, $\Theta(0) = 0$, $B(0) = cI$ 로 c 는 큰수이다.

4. 사례 연구

본 연구에서 제안한 적응 필터에 의한 전지 필터의 유용성을 입증하기 위하여 3모선 계통(그림 1.)에 적용하였다.

측정치의 시뮬레이션은 전력조류에서 구한 부하 흐름에 gaussian분포인 임의의 에러를 포함시켰다. 이 측정치를 적응필터로 필터링하여 가중최소

자승법으로 상태추정한다(그림 2). 필터링 효과는 각 시간에서의 상대 오차(백분율)로 살펴보았다(그림 3).

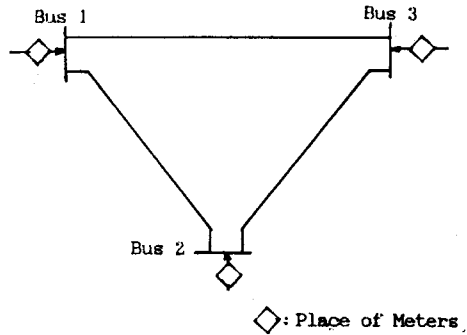


그림 1. 시험 모선

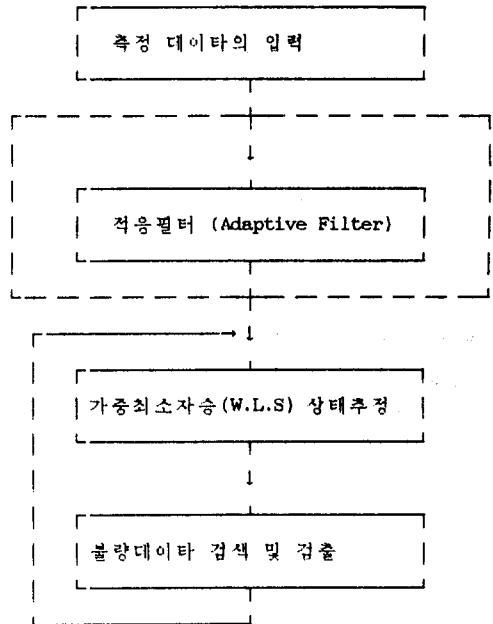


그림 2. 상태 추정

6. 참고 문헌

- [1] Schweppe, F.D., Wildes, J., and Rom, D.B., "Power System Static-State Estimation, Part I, II, III", IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. Pas-89, pp. 120-135, Jan. 1970.
- [2] Mili, L., Van Cutsem, Th., Ribbens-Pavella, M., "Hypothesis Testing Identification: A New Method for Bad Data Analysis in Power System State Estimation," IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS- 103, pp.3239-3252, Nov.1984.
- [3] A., Abur, A., Keyhani, and 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 pp 552-560, Aug.1987.

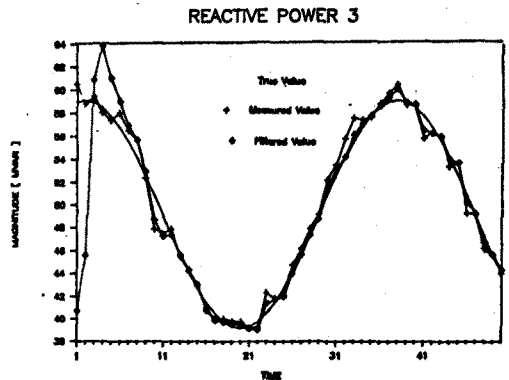
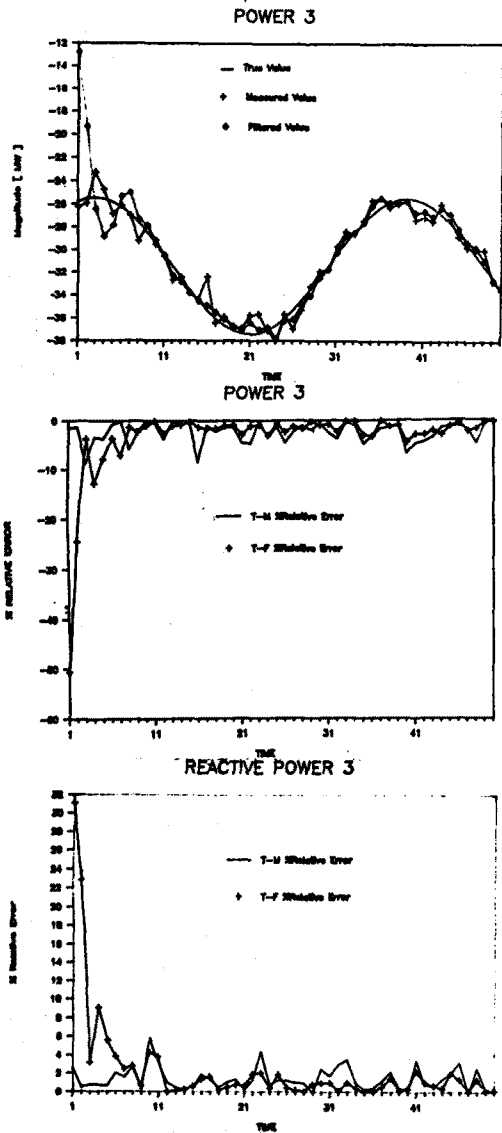


그림 3. 필터 결과와 % R.E

5. 결론

본 연구에서 추정치의 과거 궤적을 이용한 적응필터의 효과는 불량데이터의 유입을 제거함으로써 상태 추정의 정확도를 증가시켜 신뢰성 있는 선로의 정보를 제공할 수 있었다.

향후, 전지 필터가 있을때 종래의 불량데이터 검출 이론의 보완에 관한 연구가 행해져야 할 것이다.