

Kalman 필터를 이용한 전력품질(PQ) 왜곡현상의 패턴추정

조수환*, 김정욱*, 한종훈**
상명대*, 고려대**

Pattern Estimation of PQ Disturbances using Kalman Filter

Soo-Hwan Cho*, Jung-Wook Kim*, Jong-Hoon Han**
Sangmyung University*, Korea University**

Abstract - Kalman filter(KF) algorithm is a very useful application being used in many engineering fields. Through the KF, the next time step's estimation can be almost simultaneously calculated by the recursive least square optimization method with the present measurement data. It provides us with the superior detection performance of power quality events. This paper deals with the concrete programming example of KF to detect various kinds of PQ disturbances, such as voltage sag, swell, harmonics, voltage fluctuation and Frequency variation.

1. 서 론

전력품질(PQ)과 관련된 주된 연구분야는 다양한 신호처리 기법들을 활용한 PQ 이벤트의 인지 및 분류에 대한 연구[1], 측정기법에 대한 연구[2] 그리고 전력전자기기에 의한 PQ 저감기법에 대한 연구로 나눌 수 있다. 그 중에서도 PQ 이벤트의 인지 및 분류는 통신 관련 신호처리 기법들의 개발과 함께 근래에 들어 매우 활발히 연구되어지는 분야이다.

본 논문은 칼만필터(KF) 알고리즘을 소개하고, 구체적인 구현방법에 대해 다룬다. 또한 전력 배전계통에서 흔히 발생하는 순간전압강하 및 고조파, 전압변동(플리커), 주파수변동과 같은 PQ 왜곡현상의 인지에 적용해 봄으로써 KF의 활용가능성을 알아보려 한다.

2. 칼만필터의 이해 및 활용

2.1 칼만필터의 소개

칼만(Kalman)필터는 매우 다양한 공학 분야에 걸쳐 사용되는 상태추정 알고리즘이다. 또한 구현이 용이하여 다른 신호처리 기법 및 확률처리 기법과 함께 다양하게 응용될 수 있다.

KF는 이론적인 핵심은 회귀적 최소자승법을 활용한 최적추정값계산(측정갱신 혹은 수정과정)과 추정치와 공분산에 대한 전달(시간갱신 혹은 예측과정)의 반복적인 계산에 있다.

시스템에 대한 상태방정식과 출력방정식이 다음과 같을 경우

$$x_k = F_{k-1}x_{k-1} + \omega_{k-1} \quad (1)$$

$$y_k = H_k x_k + v_k \quad (2)$$

상태방정식은 상태변수 추정치(\hat{x}_k)와 오차공분산(P_k)의 시간에 따른 변화에 대한 정보를 제공하고 출력방정식은 새로운 측정치 y_k 를 이용하여 회귀적으로 새로운 상태변수와 오차공분산의 추정치를 계산하기 위한 정보를 제공한다.

시스템 모델을 구성하기 위한 시스템변수로는 F_k (상태전이행렬), H_k (측정행렬), Q_k (상태변수 잡음의 공분산, $=E[\omega_k \omega_k^T]$) 그리고 R_k (측정 잡음의 공분산, $=E[v_k v_k^T]$)이다. 이를 활용하여 상태변수 추정치(\hat{x}_k)와 오차공분산(P_k) 그리고 칼만이득(K_k)을 계산하게 된다.

구체적인 이산칼만필터의 계산과정은 다음과 같다.

1. 선정된 초기값 혹은 이전 단계의 상태변수 추정치 \hat{x}_{k-1}^+ 와 오차공분산 P_{k-1}^+ 를 이용하여 다음 단계에 사용할 상태변수추정치 \hat{x}_k^- 와 오차공분산 P_k^- 를 다음의 식을 이용하여 예측(predict)한다.

$$\hat{x}_k^- = F_{k-1} \hat{x}_{k-1}^+ \quad (3)$$

$$P_k^- = F_{k-1} P_{k-1}^+ F_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (4)$$

2. 이를 이용하여 칼만이득 K_k 를 계산한다.

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (5)$$

3. 새로운 측정치 y_k 와 위의 계산치를 이용하여 측정추정치 \hat{x}_k^+ 와 오차공분산 P_k^+ 를 갱신(update)한다.

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - H_k \hat{x}_k^-) \quad (6)$$

$$P_k^+ = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (7)$$

2.2 PQ 평가에의 활용방법 [3]

실효치가 V_R 인 정상적인 전압신호는 $v(kT) = V_R \sqrt{2} \sin(2\pi f k T)$ (T 는 샘플간의 시간격)로 표현되며, 상태변수는 전압의 실효치로 선정하여 $[x_1 \ x_2]^T = [V_R \ 0]^T$ 로 정의한다.

상태방정식과 측정행렬(H_k)은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}_{k-1} + \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \end{bmatrix}_{k-1} \quad (8)$$

$$H_k = \begin{bmatrix} \sqrt{2} \sin(2\pi f k T) & \sqrt{2} \cos(2\pi f k T) \end{bmatrix} \quad (9)$$

측정행렬 H_k 는 출력방정식에서 측정치인 y_k 와 상태변수(전압의 실효치)와의 관계를 정의하므로 각 시간단위(time-step) 별로 두 값이 정확히 동기화되어야 함을 주의한다.

좋은 추정결과를 얻기 위해서는 추정치 계산의 목적에 맞추어 나머지 변수들을 설정해야 한다. 나머지 변수인 Q, R, P에 대해 좀 더 자세히 알아보자.

상태변수 잡음에 해당하는 ω 는 각 단계별 상태변수 간의 오차를 의미하며 Q_k 는 그 오차의 공분산 즉, $E[\omega_k \omega_k^T]$ 을 의미한다. 실제로 시간 단위별 전압실효치 간의 변동폭은 크지 않을 것이므로 1 미만의 작은 값으로 설정하여야 한다. 실제로 측정된 전압신호의 주기별 실효치의 변동크기는 매우 작으며 Q_k 는 그 변동의 제곱의 평균값을 의미하므로 작은 값임이 분명하다.

R_k 는 측정잡음(v_k)에 대한 공분산 즉, $E[v_k v_k^T]$ 을 의미한다. 이 값은 추정실효치($[x_1 \ x_2]$)으로부터 계산된 예측순시치와 실제측정된 순시전압값과의 평균적인 오차를 뜻하므로 대략 10 미만의 값을 선택한다. 이 값이 클수록 측정하고자 하는 전압신호의 변동이 큼을 의미한다.

식 (4), (5)를 통해 알 수 있듯이 Q_{k-1} 와 R_k 는 각각 P_k^- 와 K_k 를 계산하는 데 사용된다. 이 때 Q_{k-1} 이 클수록 P_k^- 이 커지고 이는 K_k 를 크게 만들므로 예측계산에서 측정값(y_k)이 차지하는 비중을 크게 만든다. 즉 측정값의 변동을 추종하게 되어 추정치의 변동이 심해지는 결과를 낳는다. 반면에 R_k 이 클수록 K_k 는 작아지므로 예측계산에서 측정값(y_k)이 차지하는 비중이 작아지므로 전에 계산된 추정치가 더 큰 비중을 갖게 되어 추정치의 변동이 완만해지는 결과를 낳게 된다.

중요한 것은 P의 초기값(P_0)을 선정해주는 것이다. P_k 는 추정값에 대한 오차공분산으로 $E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T]$, 즉 추정치와 상태변수의 오차에 대한 제곱의 평균을 의미한다. P_0 의 선정 원칙은 다음과 같다. 초기 상태변수에 대한 정보가 100% 확실한 경우, 즉, $|x_k - \hat{x}_k| = 0$ 이므로 P_0 는 0으로 설정하고 초기 상태변수에 대해 전혀 알지 못하는 경우 이론적으로는 무한대의 값을 선정한다. 결과적으로 오차공분산 P는 초기 상태변수의 예측에 대한 불확정성을 의미하며, 초기상태변수에 대한 대략적인 정보가 있을수록(예측가능할수록 혹은 확실할수록) 0에 가까운 값을, 정보가 없을수록(예측할 수 없을수록 혹은 불확실할수록) 큰 값을 갖도록 선정한다 [4].

2.3 KF Programming

위에서 설명한 칼만필터 알고리즘을 MATLAB으로 프로그래밍하면 아래와 같다. 프로그램 중간의 if문은 회귀추정(recursive estimation)을 위한 초기화 작업이다.

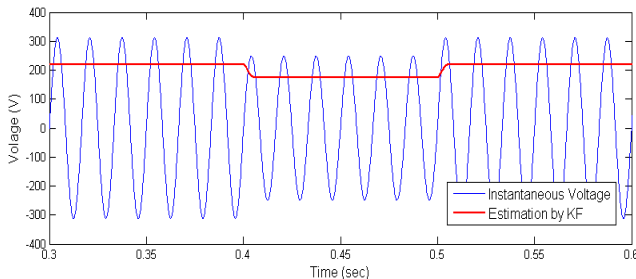
```
for k = 1:NoSample
    z = Z(k);
    H = [sqrt(2)*sin(2*pi*(k)/SR),
         sqrt(2)*cos(2*pi*(k)/SR)];
    if isempty(Run)
        F = eye(2);
        X = [220, 0]';
        P = 100 * eye(2);
        Q = 0.05 * eye(2);
        R = 5;
        Run = 1;
    end
    Xp = F * X; % Predict State
    Pp = F * P * F' + Q; % Predict Err. Cov.
    K = Pp * H' * inv(H * Pp * H' + R); % Kalman Gain
    X = Xp + K * (z - H * Xp); % Update Estimation
    P = Pp - K * H * Pp; % Update Err. Cov.
    Y = X; Cov = P;

    Xsaved(k,:) = Y';
    Zsaved(k) = z;
end
```

3. PQ 왜곡현상에 대한 패턴추정

3.1 순간전압강하

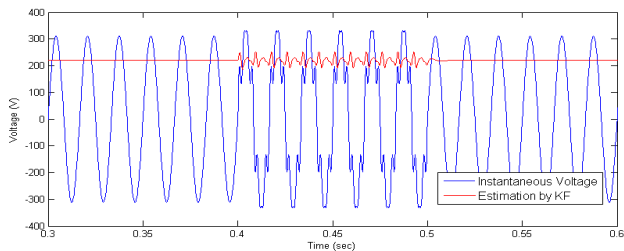
그림 1은 순간전압강하 현상에 대한 KF 추정결과를 보여주고 있다. 순간전압강하를 비롯하여 실효치기반의 PQ 왜곡현상들은 KF를 통해 매우 빠르게 감지(detect)될 수 있다.



〈그림 1〉 KF를 이용한 순간전압강하 현상의 패턴인지

3.2 고조파

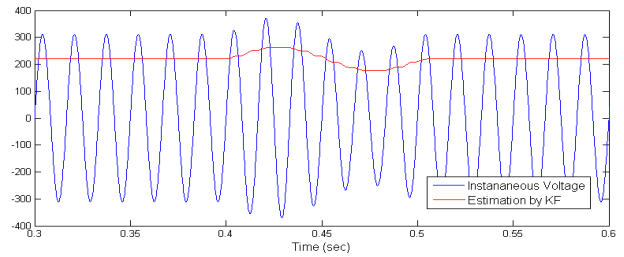
그림 2는 5차와 7차 고조파를 약 20%정도 함유한 왜곡파형이 발생하는 순간의 감지성을 보여준다. 일반적으로 고조파가 포함되면 전압실효치의 계산값은 정상 상태의 경우에 비해 작아진다. 전압의 실효치는 최소 반주기 이상 파형에 대해 주기적으로 계산되기 때문이다. 하지만 KF에 의한 분석에서는 실제 파형에서의 스파이크(spike, 순간적으로 전압이 상승하는 현상)와 노치(notch, 순간적으로 전압이 떨어지는 현상)가 그대로 나타난다. 이는 순간적인 현상을 기준값(220V)에 대해 평가하기 때문에 스파이크가 발생되면 기준값보다 큰 추정값이 계산되고 노치가 발생되면 기준값보다 작은 추정값이 계산된다.



〈그림 2〉 KF를 이용한 고조파 현상의 패턴인지

3.3 전압변동(플리커)

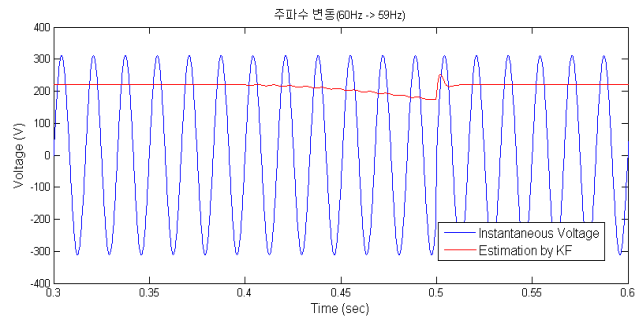
그림 3은 플리커가 발생하는 순간의 전압파형을 보여준다. 전압변동이라고 불리는 플리커 신호는 30Hz 이하의 전압실효치의 주기적인 변동(전압강하와 전압상승의 주기적 반복현상)을 의미하는데 그림 3은 이러한 의미를 잘 증명해주고 있다.



〈그림 3〉 KF를 이용한 전압변동 현상의 패턴인지

3.4 주파수변동

그림 4는 정상적인 계통주파수(60Hz)에서 59Hz로 약 6사이클 간 주파수가 변동되었다가 다시 회복하는 현상을 보여준다. 전압의 최대값은 변동하지 않으나 KF에 의한 추정값은 그림과 같이 변동된다. 추정값이 음수를 갖는 경우는 위상차가 90도 이상 발생됨을 의미한다. 주파수가 빨라지는 경우에도 패턴은 아래와 같다. 왜냐하면 추정값의 계산은 주파수 차이에 의한 것이기 때문이다.



〈그림 4〉 KF를 이용한 주파수변동 현상의 패턴인지 (6사이클 동안 계통주파수가 60Hz에서 59Hz로 변동하는 경우)

4. 결 론

본 논문에서는 일반적인 칼만필터(KF) 알고리즘을 이용하여 다양한 PQ 왜곡현상을 인지하는 과정을 구체적으로 다루었다. 다른 패턴인지 알고리즘에 비해 KF는 빠른 인지능력을 보여준다. 이는 추정값의 계산이 샘플단위로 이루어지기 때문이다. 또한 파형에서의 미세한 변동, 즉 스파이크와 노치와 같은 샘플링주파수 이하의 수 마이크로초 내에서 발생하는 변동도 KF에 의해 감지가 가능하다.

향후에는 추정치의 비교 대상인 기준값을 실제 반주기 실효치 계산값으로 대체(KF-RMS기법)할 수도 있고 선형해석을 기반으로 한 칼만필터의 본래적인 한계를 극복한 확장(Extended)칼만필터(EKF) 뿐만 아니라 Unscented 칼만필터(UKF)를 PQ 이벤트 감지 등에 다양하게 응용가 능할 것이다.

[참 고 문 헌]

- [1] D. Granados-Lieberman, R.J. Romero-Troncoso, R.A Osornio-Rios, A. Garcia-Perez and E. Cabal Yopez, "Techniques and methodologies for power quality analysis and disturbances classification in power systems: a review", IET Gener. Transm. Distrib., Vol 5, Iss 4, pp. 519-529, 2011
- [2] IEEE Std. 1159-1995, "IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality", 1995
- [3] M. Gonzalez, V. Cardenas and R. Alvarez, "Detection of sags, swells and interruptions using the digital RMS method and Kalman filter with fast response", Proceeding of IECON 2006, pp. 2249-2254, 2006
- [4] 김성필, "MATLAB 활용 칼만필터의 이해", 도서출판 아진, 2010