

웨이브렛 해석을 적용한 전력 품질 응용에 대한 장애의 유형에 관한 분석.

김 상익, 정 영식
인천대학교

Wavelet analysis of distortion types for power quality applications.

Sang-Uck Kim, Young-Sik Chung
University of Incheon

Abstract - The wavelet transform has attracted considerable attention in the field of power quality analysis recently. This paper discuss the voltage sag and harmonic disturbances by using wavelet analysis. A discrete wavelet-based approach is applied for determining the characteristics of these disturbances.

1. 서 론.

전력의 품질 문제는 산업계 플랜트 또는 전기기기 장치에 중요한 이슈가 되었으며, 많은 연구자들이 전력 품질에 관한 다양한 장애들에 대하여 연구 고찰하고 있다. 열악한 전력품질은 장치의 기능불량, 민감한 부하의 오작동, 처리과정의 중단, 장치들의 수명 단축과 같은 장애들의 원인이 되어진다. 전력 장애의 30%는 짧은 시간동안의 순간 전압강하(voltage sag)였으며, 이로 인해 전체의 조립 라인을 프로그램 할 수 있는 제어기가 리셋되는 위인이 된다는 보고서가 발표되었다 [1]. 또한 최근에 전력전자 응용 기기들의 사용증가로 비선형부하에 의한 고조파가 상당히 많이 발생하고 있다. 고조파에 의해 각종 계전기의 오동작, 정밀전자기기의 동작불량, 기기 손상 및 과열의 원인이 될 수 있다.

전력품질을 개선하기 위해서는 발생된 장애가 다른 곳으로 전이되기 전에 발생된 장애를 검출하고 발생시간과 장애발생원을 정확하게 알아내는 것이 중요하다. 전력품질의 장애가 되는 문제들과 신호는 광범위하고 다양하기 때문에 비정현과 신호까지 해석이 가능하며, 시간-주파수 영역에서 신호를 다룰 수 있어 융통성과 효율적인 wavelet 변환은 전력품질 해석에 매우 유용하다[2].

Wavelet 변환은 필터뱅크 이론으로 설명할 수 있으며 [3], wavelet 함수와 스케일 함수는 각각 고역 및 저역 통과 필터와 결합되어 있다. 이산 STFT와 비교했을 때, wavelet 필터의 이점은 신호 성분들 사이에 redundancy가 매우 낮다는 것이다. Wavelet 변환을 사용하여 주어진 신호를 분해하면, 서브 밴드(wavelet sub-bands) 또는 여러 단계(levels)로 나누어져 구성된다. 각각의 단계들은 특정한 시간과 특정 주파수 대역에 대하여 원래의 신호가 발생하는 부분들을 나타내준다. 개개의 대역들은 균일한 폭을 가지는 경향이 있다. 분해 되어진 신호의 처리에 있어서 효과적인 시간-주파수에 대한 위치추정 특성은 wavelet 변환에 의해 얻을 수 있는 특징 중의 하나이다.

본 논문에서는 전력품질의 주된 장애요인들인 전압강하와 고조파에 대해 wavelet 변환을 적용하여 신호의 특성을 분석하여 전력품질 장애요인들을 모니터링 할 수 있는 가능성을 제시한다. 다음절에 본 논문에서 사용된 wavelet 해석에 대해 간략하게 언급한다.

2. Wavelet 해석.

2.1 Binary-Tree Wavelet Transform.

본 논문에서는 wavelet packet transform이라 불리우는 Binary-tree wavelet transform(BTWT)이 이용되어진다[4,5]. 이것은 보편적인 DWT 사용에 있어서 일반화되었다. $\Phi(t)$ 및 $\Psi(t)$ 는 각각 스케일 함수 및 mother wavelet 함수이다. 그리고 wavelet 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$\Psi^0(t) = \Phi(t) \text{ 및 } \Psi^1(t) = \Psi(t).$$

잘 알려진 "two-scale equations"를 이용하면 다음과 같은 wavelet basis를 구성할 수 있다.

$$\Psi_{i,k}^{2^j}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \Psi^{2^j} \left(\frac{2^j k - t}{2^j} \right) = \sum_n h(n) \Psi_{j-1, 2k-n}(t) \quad (1)$$

$$\Psi_{i,k}^{2^{j+1}}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^{j+1}}} \Psi^{2^{j+1}} \left(\frac{2^{j+1} k - t}{2^{j+1}} \right) = \sum_n g(n) \Psi_{j-1, 2k-n}(t) \quad (2)$$

여기서 i 는 node number, j 는 decomposition level, 그리고 $h(n)$ 와 $g(n)$ 는 quadrature mirror filters(QMF)의 한 쌍이다[1]. 주어진 시간 영역함수 $f(t)$ 에 대한 wavelet 변환 계수 j -번째 level에 k -번째 point는 순환적 방법으로 계산되어질 수 있다.

$$d_j^{2^i}(k) = \sum_n h(n) d_{j-1}^i(2k-n) \quad (3)$$

$$d_j^{2^{i+1}}(k) = \sum_n g(n) d_{j-1}^i(2k-n) \quad (4)$$

함수 $f(t)$ 는 전압 또는 전류 파형으로 표시될 수 있다. 다해상도(multiresolution) 신호분해는 과도현상에 대해 시간상에서 위치추정이 가능하다. 즉, 장애가 발생한 시간에서 상대적으로 큰 계수값을 갖는다. 또한 서로 다른 주파수 대역들에서 신호의 에너지를 분리할 수 있다. 이것은 왜곡된 신호의 주파수 성분에 대한 정보를 제공한다.

직교 wavelet (orthogonal wavelet) 변환은 다음의 특징들을 만족한다[6].

$$\begin{aligned} \int \Psi_{j,k}^p(t) \Psi_{j,k}^q(t) dt &= 1 & p &= q \\ \int \Psi_{j,k}^p(t) \Psi_{j,k}^q(t) dt &= 0 & p &\neq q \\ \int \Psi_{j,k}(t) \Psi_{m,k}(t) dt &= 0 & j &\neq m \end{aligned} \quad (5)$$

Binary-tree wavelet 분해는 그림 1에 나타내었다. 원 신호의 파형은 2^N 개 데이터를 가진다. Wavelet 변환 계수 $d_j^{2^i}(k)$ 는 저역통과 필터 $h(n)$ 의 시퀀스 $d_{j-1}^i(k)$ 에 의해서 얻어지고, 식 (3)에서와 같이 2의 역수로 다운샘

플링(down sampling) 되어진다. 계수 $d_j^{2^{i+1}}(k)$ 는 고역 통과 필터 $g(n)$ 을 사용하여 유사한 방식에 의해서 얻어진다. Node의 번호 즉, j -번째 단계의 대역들은 2^j 이고, 각 node들은 2^{N-j} 데이터 또는 계수를 가진다. 각각의 대역에 대한 복구는 업 샘플링(upsampling)을 포함하는 반전 과정을 가진다.

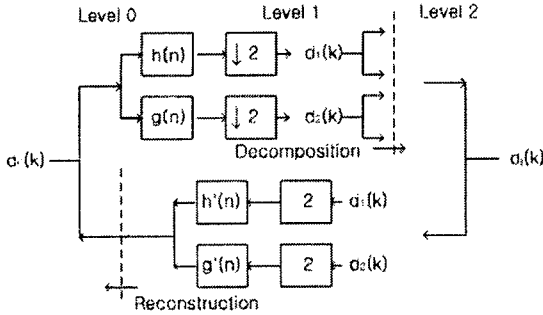


그림 1. Wavelet 분해 및 복구 과정.

2.2 Wavelets의 선택.

연속시간 wavelet 변환(CWT)은 시간상에서 서로 다른 스케일과 위치를 갖는 wavelet 함수로 주어진 신호를 나타내어 신호를 분해하는 것이다. 이 과정은 주어진 신호와 mother wavelet에서 파생된 다양한 wavelet 함수들 사이에서 유사성을 계산하여 얻을 수 있다. 따라서 CWT의 결과는 mother wavelet의 선택에 따라 달라진다. 주어진 신호에 얼마나 유사한 wavelet 인가에 따라 특징을 추출하는데 좋은 결과를 얻을 수도 있고, 없을 수도 있다. 반면에 이산 wavelet 변환(DWT)은 시간영역 파형을 wavelet 영역으로 변환을 한다. 즉, 서로 다른 분해 스케일에서 wavelet 변환 계수들에 의해 나타내어진다. 적절한 mother wavelet을 선택해야 된다는 점은 유사하지만, 빠른 과도해석을 하는데 있어서는 짧은 wavelet이 바람직하고, 긴 과도현상을 해석할 때는 상대적으로 긴 wavelet이 더 효율적이다[7]. 즉, 하나의 응용에 적절한 wavelet이 다른 응용에 언제나 적절하게 적용할 수 있는 것은 아니다. 일반적으로 긴 필터가 짧은 필터보다 주파수 분해 능력이 더 좋다.

3. 측정변수.

3.1 실효값.

전압강하 왜곡은 발생한 시간 안에서 전압의 실효값(RMS)의 감소로 나타난다. 따라서 설정된 문턱값 아래로 전압의 실효값이 감소하면, 그 기간동안 전압강하가 발생한 부분으로 추정할 수 있다. 실효값은 다음 식에서 얻을 수 있다.

$$V_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T v(t)^2 dt} \quad (6)$$

이산적으로 샘플된 전압의 point 당 실효값(point RMS, PRMS)은 다음과 같이 정의할 수 있다[7].

$$V_{\text{rms}, i} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=i}^{i+N-1} V_j^2} \quad (7)$$

여기서 N 은 단위 주기에서의 데이터 수이며, 기록된 전

압의 V_j 는 j -번째 데이터이다. $V_{\text{rms}, i}$ 는 i -번째 데이터의 실효값이다. 1-D window를 사용하여 이동하면서 PRMS를 계산하여 미리 설정된 문턱값보다 작게 되면 전압강하가 발생한 것으로 알 수 있다. 전압강하 왜곡에 적절한 wavelet 변환을 적용하게 되면 왜곡이 발생하는 시점과 끝나는 시점에서 상대적으로 높은 피크가 발생하게 된다. 그림 2는 전압강하 파형에 wavelet을 적용했을 때 나타나는 wavelet 파형이다. 따라서 wavelet 변환을 하여 얻은 결과에 식 (7)과 같은 PRMS를 계산하여 미리 설정된 문턱값보다 더 높으면 전압강하 왜곡이 시작되는 시점이고, 이후에는 다시 PRMS 값이 감소하여 유지되다가 다시 PRMS 값이 다시 문턱값을 넘게 되면 전압강하 왜곡이 끝나는 시점이 된다.

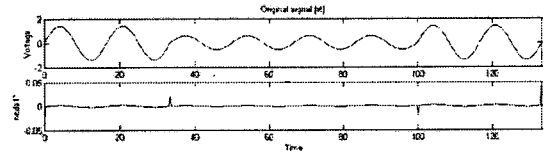


그림 2. 전압강하(Sag) 왜곡 파형.

3.2 THD.

고조파 왜곡을 나타내는 척도로 사용되는 THD(total harmonic distortion)는 다음과 같이 정의된다.

$$THD = \frac{1}{V_{\text{rms}}} \sqrt{\sum_{i=2}^{\infty} V_{\text{rms}, i}^2} \quad (8)$$

여기서 V_{rms} 는 기본파에 대한 실효값이며, $V_{\text{rms}, i}$ 는 i -번째 고조파의 실효값이다. 따라서 식 (8)의 THD를 얻기 위해서는 전 구간에서 각 고조파 전압에 대한 실효값을 얻어야 한다. Wavelet 이론에 있어서, 임의의 시간영역 파형은 wavelet 기저함수에 가중치가 부여된 합들의 선형 결합으로 확장할 수 있다. 따라서 전압 $v(t)$ 은 다음과 같이 나타낼 수 있다 [5].

$$v(t) = \sum_{k=0}^{2^{N-1}-1} d_0^j(k) \Psi_{j,k}^0(t) + \sum_{j=1}^{N-1} \sum_{k=0}^{2^{N-j}-1} d_j^j(k) \Psi_{j,k}^j(t) \quad (9)$$

여기서 $d_0^j(k)$ 는 $i=0$ 일 때의 wavelet 변환 계수, 즉 스케일 함수의 계수이다. $d_j^j(k)$, $i > 0$ 는 wavelet 변환 계수이다. 전류 $i(t)$ 역시 식 (9)와 같이 나타낼 수 있다. Wavelet의 직교성질, 식 (5)를 이용하여 정리하면,

$$\int v(t)^2 dt = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{2^{N-i}-1} \{d_i^i(k)\}^2 \quad (10)$$

을 얻게 된다. 전압 $v(t)$ 의 전체 실효값은 식 (6)에 의해 얻을 수 있으며, 식 (10)을 사용하게 되면 wavelet 영역 내에서 $v(t)$ 의 전체 실효값은 다음과 같다. 주기 $T=2^N$ 이라 하면,

$$V_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{2^N} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{2^{N-i}-1} \{d_i^i(k)\}^2} \quad (11)$$

여기서 $d_j^j(k)$ 는 i -번째 node에서의 wavelet 변환 계수이다. 따라서 wavelet 변환계수를 사용하여 THD를 나타내면 다음과 같다 [5].

$$THD_v = \frac{1}{V_{rms}} \sqrt{\frac{1}{2^N} \sum_{i=1}^{2^N-1} \sum_{k=0}^{2^N-1} \{d_i^j(k)\}^2}$$

즉, 왜곡된 신호의 실효값에 대한 i -번째 node ($i > 0$)에서의 고조파 대역의 실효값 비로 정의된다.

4. 실험 및 결과

모의실험에 사용되는 전압 파형들은 60Hz당 128 point 즉, 7680Hz를 이용한 샘플링(sampling) 주파수에 있어서의 기본 주파수 주기 60Hz를 가진다. 본 실험은 matlab을 이용하여 프로그램 되었으며, matlab에서 제공하는 wavelet을 사용하였다.

4.1 전압강하 (non-stationary disturbance)

전압강하 파형은 짧은 시간동안에 전압의 진폭이 작아지는 그림 3과 같은 시간-변화(time-varying)의 진폭을 가진다. 전압강하 파형에 db2, db4, db6, coif5를 적용한 wavelet 파형이 같이 나타나 있다.

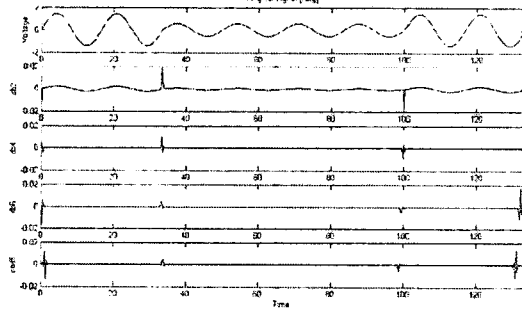


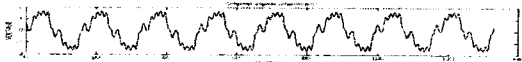
그림 3. 전압강하 파형과 Wavelet 파형.

그림 3에서 적용된 모든 wavelet이 전압강하가 발생하는 시점과 끝나는 시점을 검출하였지만 db2의 경우 다른 wavelet 보다 피크값이 상대적으로 크다. 따라서 전압강하를 검출하는데 더 유리하다는 것을 알 수 있다. 또한 짧은 과도해석에서는 길이가 짧은 wavelet이 유리하다는 것을 알 수 있다. 여기서 전압강하는 66.7[ms] 동안에 발생하였다.

4.2 고조파 왜곡 (stationary disturbance)

고조파가 포함된 전압은 아래의 식과 같으며, 그림 4에 보여진다.

$$v(t) = \sqrt{2} \times [1.0 \sin(2\pi 60t) + 0.2 \sin(2\pi 180t + 135^\circ) + 0.2 \sin(2\pi 300t + 150^\circ) + 0.1 \sin(2\pi 420t + 140^\circ) + 0.08 \sin(2\pi 540t + 40^\circ) + 0.1 \sin(2\pi 660t + 15^\circ) + 0.1 \sin(2\pi 780t + 150^\circ)] \quad (12)$$



4. 고조파를 포함하는 전압 파형.

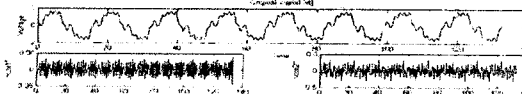


그림 5. node 1과 2에서 분해 된 파형.

그림 5의 두 파형은 node 1과 2에서 분해 된 파형을 보여주며, 이 파형에서 고조파 성분들을 관찰하기는 어렵다. 이는 DWT에 의해 얻어진 주파수 대역들이 고조파의 주파수 대역폭과 일치하기 힘들기 때문이다.

표 1. 각 고조파에서의 실효값 및 THD

node	harmonic	db1	db2	db4	db6	coif5
0	1st	0.8258	0.7515	0.3815	0.2248	0.4148
1	3rd	0.5290	0.3361	0.1196	0.0224	0.2122
2	5th	0.2028	0.1725	0.0899	0.1729	0.1648
3	7th	0.1549	0.1429	0.1221	0.0729	0.1048
4	9th	0.0877	0.0342	0.0796	0.0386	0.0056
5	11th	0.1603	0.0595	0.0467	0.0346	0.0255
6	13th	0.1244	0.0395	0.0839	0.0802	0.1028
7	15th	0.0827	0.0707	0.0683	0.1022	0.0090
Total rms		1.0484	0.8594	0.4506	0.3254	0.5163
THD _v (%)		60.373	48.506	53.219	72.253	59.543

표 1에서는 wavelet db2, db4, db6, coif5를 적용했을 때 각 홀수 고조파 대역에서의 실효값과 THD를 나타내었다. 표의 값들은 식 (12)의 고조파 성분비와 유사함을 알 수 있다. 또한 고조파 왜곡을 나타내준다.

5. 결론

본 연구는 non-stationary한 전압강하 파형과 stationary 한 고조파 파형에 wavelet 변환을 적용하였다. 전압강하에서는 길이가 짧은 wavelet이 비교적 잘 발생시점과 종점을 검출하였다. 반면에 고조파 파형에서는 wavelet 변환을 적용하여 시간상에서 고조파 성분을 알아내기 힘들었으나, wavelet 계수들로부터 구한 실효값으로부터 어떤 고조파 성분이 많이 있는지 알 수 있었다. 다양하게 발생하는 전력품질 왜곡들에 대해 보편적으로 적용할 수 있는 wavelet을 구하고 해석할 수 있는 연구가 이루어져 데이터가 구축된다면 장애 유형의 인식을 자동화 할 수 있을 것이다.

[참 고 문 헌]

- [1] J. Douglas, "Solving Problems of Power Quality", EPRI Journal, Vol. 19, No. 8, pp. 6-15, Dec, 1993.
- [2] C. H. Lee, Y. J. Wang and W. L. Huang, "A Literature Survey of Wavelets in Power Engineering Applications", Proc. Natl. Sci. Counc. ROC(A), Vol. 24, No. 4, pp.249-258, 2000.
- [3] G. Strang and T. Nguyen, Wavelets and Filter Banks, Wellesley Cambridge Press, 1996.
- [4] E. Y. Hamid, Z. Kawasaki, H. Yoshida and H. Doi, "Wavelet Analysis of Voltage Disturbances for Power Quality Applications", Trans. IEE Japan, Vol. 122 B, No. 2, 2002.
- [5] E. Y. Hamid, N. Yokoyama and Z. Kawasaki, "Rms and Power Measurements: A Wavelet Packet Transform Approach", Trans. IEE Japan, Vol. 122 B, No. 5, 2002.
- [6] Wickerhauser, M.V., Adapted wavelet analysis from theory to software, IEEE Press, New York, USA, 237-298, 1994.
- [7] S. Sanloso, E. J. Powers, and W. M. Grady, "Electric Power Quality Disturbance Detection Using Wavelet Transform Analysis", Proc. IEEE SP Inter. Sym. on Time-Frequency and Time scale analysis, PA, Oct, 1994.