

負荷 判別을 위한 Wavelet 變換의 응용에 관한 연구

A Study on Application of Wavelet Transform to Electrical Load Discriminations

정종원 · 김민성 · 김태홍* · 이준탁**

* 동아대학교 전기공학과

** 동아대학교 전기전자컴퓨터공학부

Jong-Won Jung, Min-Sung Kim, Tae-Hong Kim and Joon-Tark Lee
School of Electrical Engineering, Dong-A University
E-mail : jongwonj@hanmail.net

ABSTRACT

Recently, the subject of "wavelet analysis" has drawn much attention from both mathematical and engineering application fields such as Signal Processing, Compression/Decomposition, Statistics and etc. Analogous to Fourier analysis, wavelets is a versatile tool with very rich mathematical content and great potential for applications. Specially, wavelet transform uses localizable various mother wavelet functions in time-frequency domain.

In this paper, discrimination analyses of acquired electrical current signals for each and mixed loads were tried by using Morlet wavelet transform. Their representative loads were classified as TV, DRY(Dryer), REF(Refrigerate), and FL(Fluorescent Lamp).

Keywords : Wavelet Transform, Morlet Wavelet, FFT(Fast Fourier Transform).

I. 서론

신호처리분야에서 가장 많이 사용되는 기법으론 푸리에 변환과 Wavelet 변환이 있는데, 이 두 변환은 서로 다른 기저함수를 사용한다. 즉, 푸리에 변환은 $\exp(-j\omega t)$ 와 같이 연속이며, 무한회 미분 가능한 함수를 사용하는 반면, Wavelet 변환은 기본 Wavelet에 시간적으로도 주파수적으로도 국재화시키는 함수를 사용한다는 점에서 차이가 있으며, Wavelet 변환은 고주파 성분에 대해서는 시간 분해능이 높고, 저주파 성분에 대해서는 주파수 분해능이 높아지므로, 주어진 신호에 대한 지식이 없이도 시간-주파수 해석이 가능하고, 고주파 성분을 갖는 특이점의 검출에도 적합하게 된다. 본 논문에서는 Wavelet 변환의 이러한 성질을 이용하여 가정에서 많이 사용되는 TV, 형광등(FL), 냉장고(REF), 드라이어(DRY) 등의 개별 및 혼합 부하전류의 파형을 Wavelet 변환시킴으로써 기본파 성분 및 고조파 성분의 특징을 동시에 파악함하여 다른 신호처리 기법보다는 용이하면서도 부하 파형간의 확실한 차이

를 보이게 한다. 이에 본 논문에서는 부하 전류 데이터를 적절히 가공하여, 개별부하 및 합성부하의 특성을 탐색하기 위하여 Wavelet 해석하였으며, 통계학적 검정에 대한 해석을 용이하게 하기 위하여 연속 Wavelet 변환을 사용하였다.

II. 푸리에 변환

2.1 이산푸리에 변환(DFT)

푸리에 변환은 절대 가함인 수열에 대해 주파수 영역(ω)표현을 제공하는 것으로, 푸리에 변환은 두 가지 특징을 가진다. 첫째는 변환이 무한 수열에 대해 정의된다는 것이고 둘째는 가장 중요한 특징으로 변환이 연속변수(ω)의 함수라는 것이다. 수치 계산의 관점에서 셀수 없을 정도로 무한한 주파수에 대한 무한 합을 계산해야 하므로 컴퓨터 연산시 문제가 되어진다. 이에 반해 이산 푸리에 변환은 푸리에 변환을 수치적으로 계산하는 기법을 제공하는 것으로 주기적 신호에 대해 이산 푸리에 급수를 사용함으로써 이 문제를 다룰 수 있

다. 이 DFT는 임의의 유한 수열에 대해 수치적으로 계산 가능한 최종적인 푸리에 변환으로 먼저 $0 \leq n \leq N-1$ 구간에서 N 개의 표본을 가진 유한 수열 $x(n)$ 을 N 점 수열로 정의한다. $\tilde{x}(n)$ 가 N 점 수열 $x(n)$ 을 이용하여 만들어진 주기 N 의 주기적 수열이라 가정하면 식 (1)과 같고 (1)의 식으로부터 (2)의 식을 얻을 수 있으며, 다시 독립변수에 modulo- N 연산을 이용하면 식 (3)와 같이 간략화할 수 있다.

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{k=0}^{N-1} \tilde{X}(k) \phi(\omega - \frac{2\pi k}{N}) \quad (1)$$

$$\tilde{x}(n) = \sum_{r=-\infty}^{\infty} x(n - rN) \quad (2)$$

$$\tilde{x}(n) = x(n \bmod N) \quad (3)$$

만약 독립변수 n 이 0과 $N-1$ 사이에 있으면 이를 그대로 두고, 그렇지 않으면 결과가 0과 $N-1$ 사이에 있을 때까지 n 으로부터 N 의 배수를 더하거나 뺀다. 식 (4)는 $x(n)$ 의 길이가 N 또는 이보다 작을 때만 유효하다. N 점 수열의 이산 푸리에 변환은 다음과 같이 주어진다.

$$X(k) \triangleq DFT[x(n)] = \begin{cases} \tilde{X}(k), & 0 \leq k \leq N-1 \\ 0, & \text{다른 경우} \end{cases} = \tilde{X}(k) R_M(k) \text{ or} \\ X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{kn}, \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (4)$$

DFT $X(k)$ 역시 N 점 수열임을 주목하면, 이는 $0 \leq k \leq N-1$ 의 외부에서는 정의되지 않는다. 즉 $0 \leq k \leq N-1$ 의 외부에서 오직 $\tilde{X}(k) R_M(k)$ 는 DFT $X(k)$ 가 $\tilde{X}(k)$ 의 기본 간격임을 의미한다.

N 점 DFT $X(k)$ 의 역 이산 푸리에 변환은 다음의 식 (5)와 같이 주어진다.

$$x(n) \triangleq IDFT[X(k)] = \tilde{x}(n) R_N(n) \text{ or} \\ x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) W_N^{-kn}, \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (5)$$

다시 한번 $x(n)$ 는 $0 \leq n \leq N-1$ 의 외부에서 정의되지 않는다. 이 범위 외부에서 $x(n)$ 의 전개는 $\tilde{x}(n)$ 이다.

2.2 고속 푸리에 변환(FFT)

DFT는 비록 계산 가능한 변환이기는 하지만 식(6)의 직접적인 계산은 매우 비효율적이고, 특히 수열의 길이 N 이 클 때는 더욱 비효율적이다. 1965년 Cooley와 Tukey는 DFT 연산 중에 수행할 계산의 양을 실질적으로 줄이는 방법을 제시하였으며 이로 인하여 다른 효율적인 알고리즘이 개발되는 계기가 되었다. 이러한 모든 효율적인 알고리즘들은 총체적으로 고속 푸리에 변환(FFT) 알고리즘이라고 한다. N 점 수열 $x(n)$ 을 고려할 때, 식(4)에 의해 이 수열의 DFT는 다음과 같다.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{kn}, \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (6)$$

여기서 $W_N = e^{-j2\pi/N}$ 이다. $X(k)$ 중에서 하나의 표본을 얻으려면, N 번의 복소수 곱셈과 $(N-1)$ 번의 복소수 덧셈이 필요하다. 그러므로 모든 DFT 계수의 집합을 얻으려면, N^2 번의 복소수 곱셈과 $N(N-1) \approx N^2$ 의 복소수 덧셈이 필요한 것이다. 또한 N^2 개의 복소수 계수들 $\{W_N^{kn}\}$ 를 저장해야만 한다. 명백히 N 점 수열에 필요한 DFT 계산의 수는 N 제곱에 비례하고, 다음 식 (7)과 같이 표시된다.

$$C_N = O(N^2) \quad (7)$$

N 이 큰 경우에 식 (7)은 실제적으로 사용할 수 없다. 일반적으로 덧셈 처리시간은 곱셈 처리시간보다 훨씬 적다. 효율적으로 설계된 알고리즘은 자료 표본마다 계산의 수가 일정해야 하고, 총계산의 수는 N 에 대해 선형적으로 증가해야 한다. N^2 에 대한 의존성은 계속해서 수행되는 대부분의 계산을 $\{W_N^{kn}\}$ 의 주기성 $\{W_N^{kn}\} = \{W_N^{k(n+N)}\} = \{W_N^{k(n+N)}\}$ 과 대칭성 $W_N^{kn+N/2} = -W_N^{kn}$ 을 이용하여 줄일 수 있다.

III. Wavelet 변환

3.1 Wavelet 해석

시간 등간격 Δt 및 $n=0, 1, 2, \dots, N-1$ 인 시계열 x_n 에 대해 무차원의 시간 파라미터 η 에 종속되는 Wavelet 함수 $\Psi_o(\eta)$ 이 존재한다고 가정할 때, Wavelet 변환이 허용적이 되려면, 평균치가 영이고 시간과 주파수 공간에서 국재화 될 수 있어야 한다. 또한, 직교 Wavelet은 이산 Wavelet 변환을 시행하는 경우에 해당되고, 비직교 Wavelet은 이산 및 연속 Wavelet 변환에 통용될 수 있다. 본 연구에선 통계학적 검정에 대한 해석을 용이하게 하기 위하여 연속 Wavelet 변환을 사용한다. 따라서, 이산 시계열 x_n 의 연속 Wavelet 변환은 식(8)과 같이 시계열 x_n 과 스케일 변환되고 천이된 Wavelet 함수 $\Psi_o(\eta)$ 의 합성적분으로 정의되고 첨자 *는 복소공액을 나타낸다.

$$W_n(s) = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \Psi^* \left[\frac{(\eta - n)\Delta t}{s} \right] \quad (8)$$

Wavelet 스케일 s 를 변화시키고 국재화된 시간 지수 n 을 따라 천이시킴으로써, 스케일에 대한 어떤 특성의 진폭은 물론, 진폭이 시간과 변화에 대한 그림을 구성할 수 있다. 식 (8)을 사용해서 Wavelet 변환을 계산할 수 있지만, 푸리에 공

간에서 계산하는 것이 훨씬 빠르다. 연속 Wavelet 변환의 근사는 매 스케일 s 에 대한 식 (8)의 합성 적분을 N 회 수행하여야 한다. 여기서, N 은 시계열에서의 데이터 수를 나타낸다. 전체 N 회의 합성 적분을 수행하는 것은 선택적이며 이보다 작게 취할 수도 있다. 전체 데이터 수가 N 이면, 시계열 x_n 에 대한 이산 푸리에 변환은 식 (9)와 같으며, $k=0, 1, 2 \dots N-1$ 은 주파수지수이다. 한편, 스케일 변환된 함수 $\Psi(t/s)$ 의 푸리에 변환은 $\Psi(s\omega)$ 로 주어진다. 따라서, 합성 정리에 의하여, Wavelet 변환 $W_n(s)$ 은 시계열 x_n 의 이산 푸리에 변환 \hat{x}_k 과 Wavelet 함수의 푸리에 변환 $\Psi(s\omega)$ 의 곱을 역푸리에 변환한 식 (10)로 정의 될 수 있으며 여기서 각 주파수는 식 (11)로 정의된다.

$$\hat{x}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-j2\pi kn/N} \quad (9)$$

$$W_n(s) = \sum_{k=0}^{N-1} \hat{x}_k \Psi^*(s\omega_k) e^{j\omega_k n \Delta t} \quad (10)$$

$$\omega_k = \begin{cases} \frac{2\pi k}{N\Delta t} & k \leq N/2 \\ -\frac{2\pi k}{N\Delta t} & k > N/2 \end{cases} \quad (11)$$

각 스케일 s 마다 식 (11)과 표준 푸리에 변환 루틴을 사용해서 모든 n 에 대해 효율적이고도 동시에 연속 Wavelet 변환을 계산할 수 있다.

3.2 분해

원래의 신호를 Lowpass Filter와 Highpass Filter를 통과시켜서 근사화 부분과 Detail 성분을 나누는 것이다. 본 연구에선 연속 Wavelet 변환이 계산이 복잡하여 시간이 오래 걸리는 단점을 극복하기 위해 Daubechies 레벨3으로 분해하여 데이터 수를 줄였다.

3.3 Wavelet 모함수 선택

Wavelet 변환은 신호에 존재하는 특성의 형태를 반영해야 한다. 본 연구에서 사용된 비직교 Wavelet 함수는 신호 해석에 유리하고, Wavelet 진폭을 smooth하고 연속적으로 변환시킬 수 있다. Morlet과 Paul Wavelet은 복소수이나, Mexican Hat 및 Coiflet Wavelet은 실수치이다. 시간 영역에서 이들 Wavelet을 도시하면 그림 3.1과 같다.

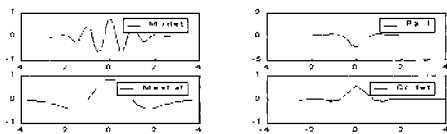


그림 3.1. Wavelet 함수

복소 Wavelet 함수는 진폭과 위상에 관한 정보를 제공하고, 진동적인 특성을 포착하는 데 이용될 수 있다. 반면, 실수 Wavelet 변환은 하나의 성분만을 돌려주므로 peak점을 검출하거나 불연속성을 찾는 데 사용되어 질 수 있다. 본 연구에선

복소 Wavelet 계열인 Morlet을 사용하여 부하의 특성을 파악하였다. 그리고, 비직교적인 Wavelet 변환에서는 완전한 형상을 얻기 위해 스케일을 임의로 선택할 수 있다. 즉, 스케일을 다음과 같이 2의 멱승으로 표현하면 편리하였다.

$$s_j = s_0 2^{jd}, \quad j=0, 1, \dots, J \quad J = \Delta j^{-1} \log_2(N\Delta t/s_0) \quad (12)$$

여기서, s_0 는 최소의 분해능 스케일이며 J 는 최대의 스케일을 결정한다.

3.4 Wavelet 전력 스펙트럼

Wavelet 함수 $\Psi(\eta)$ 는 일반적으로 복소수이며, Wavelet 변환 $W_n(s)$ 또한 복소수이다. 변환은 실수부 $Re[W_n(s)]$ 와 허수부 $Im[W_n(s)]$ 로 나누어지며, 진폭 $|W_n(s)|$ 및 위상 $\tan^{-1} \frac{Re[W_n(s)]}{Im[W_n(s)]}$ 으로 표현된다.

IV. 부하판별을 위한 Wavelet 변환의 응용

본 연구에선 가정에서 주로 많이 사용하는 TV, 형광등, 냉장고, 드라이어 등을 선택하여 각 부하의 전류 파형을 측정하여 각 부하의 개별 특성 및 부하들이 섞여 있을 때의 특성을 FFT 변환과 Daubechies Wavelet으로 분해한 Data를 Morlet Wavelet 변환한 결과와 비교 실험하였다. 각 부하 전류의 측정 시스템은 그림 4.1과 같다.

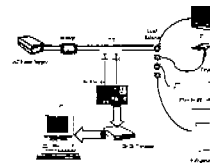


그림 4.1. 실험장치의 구성

부하의 전류를 오실로스코프로 측정하기 위해 입력 Level($\pm 5V$)내의 값으로 낮추기 위해 CT를 사용하였고, 부하전류 파형을 GP-IB Converter를 통해 PC로 데이터 형태로 보내서 Matlab으로 FFT 및 Wavelet 변환을 통하여 파형의 특성을 분석하였다. 취득한 Data의 개수는 9,600개이다. 통계학적 검정을 위해 Data를 정규화 시켜서 정규화된 Data로 FFT 및 Wavelet 변환시켰다.

그림 4.2와 그림 4.3은 실험에 사용된 개별 부하의 기본 파형 및 합성부하의 파형을 나타내고 그림 4.4와 그림 4.5는 단일 부하의 파형 및 합성 부하의 파형을 종래의 방법인 FFT한 결과이다.

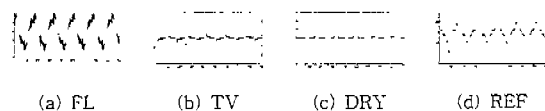


그림 4.2. 기본 부하 신호 파형

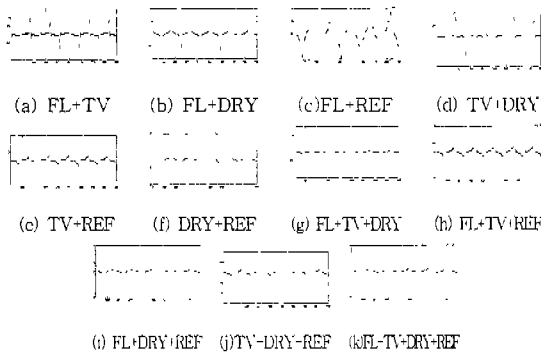


그림 4.3 합성 부하 파형

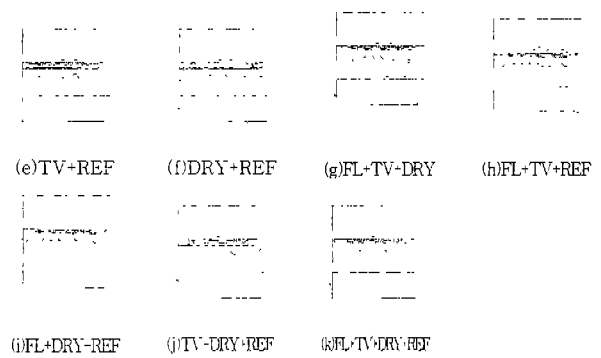


그림 4.7. 합성 부하 파형의 Wavelet 변환

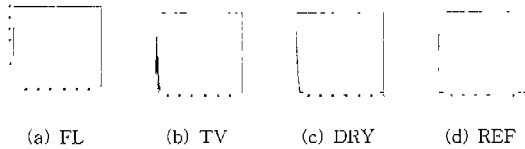


그림 4.4 단일 파형의 FFT

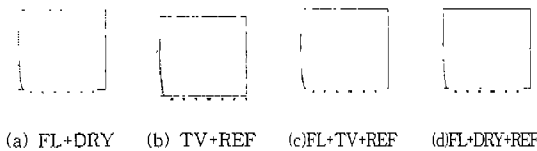


그림 4.5. 합성부하 파형의 FFT

FFT의 결과에선 개별 부하의 특성은 어느 정도 구분이 가지만 TV와 냉장고 합성 파형과 형광등과 드라이어의 합성 파형은 구분하기 어려웠으며, 형광등, TV와 냉장고 합성 파형과 형광등, 드라이어와 냉장고 합성 파형의 구분도 명확하지 못하였다.

그림 4.6은 단일 부하의 파형을 Wavelet 변환한 결과이고 그림 4.7은 합성 부하 파형의 Wavelet 변환한 결과이다. 형광등은 기본과 성분에 큰 전력 스펙트럼이 집중되고 있고, TV는 3~9조파까지 고주파 영역에 강한 전력스펙트럼을 보이고, 드라이어도 역시 3~9조파까지 강한 전력스펙트럼이 보이나, TV보다는 3조파 성분이 약하며, 냉장고는 강력한 기본과 성분과 3조파 성분이 나타나고 있다.

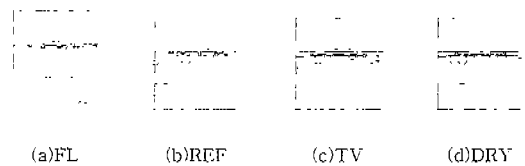


그림 4.6. 단일 신호 파형의 Wavelet 변환



또한 그림 4.6과 4.7은 국부적 Wavelet 전력 스펙트럼으로 여기서, 두터운 contour로 둘러 쌓인 영역은 95% 이상의 신뢰도를 갖는다. 시계열에 대한 95% 신뢰구간은 표본 평균 \bar{X} 및 시계열 전체 평균 μ , 표준편차 $\sigma_{\bar{X}}$ 에 대하여 식 (13)으로 표현된다. 부하 파형에 대한 95%의 신뢰구간의 경계는 그림 4.6과 4.7에서 두터운 contour로 도시되었다.

$$\bar{X} - 1.96\sigma_{\bar{X}} \leq \mu \leq \bar{X} + 1.96\sigma_{\bar{X}} \quad (13)$$

V. 결론

본 연구를 통해서 FFT로도 실험한 부하들의 개별 파형 및 몇몇 합성 파형은 구분이 가능하였지만 형광등과 드라이어 합성 파형과 TV와 냉장고 합성 파형은 구분이 어려웠고, 형광등, TV와 냉장고 합성 파형과 형광등, 드라이어와 냉장고 합성 파형을 구분하는 것이 어려웠으나, 제안한 모함수로 Morlet을 사용한 Wavelet 변환은 95% 신뢰도 구간과 주기 및 시간에 따른 전력 스펙트럼의 변화를 동시에 파악하여 각 개별 부하 파형 및 합성 파형을 구분하기에 편리하였으며, 이러한 시간에 따른 파형의 변화를 관찰 할 수 있으면서도 파형의 특성을 쉽게 파악할 수 있는 장점을 통해 향후 고장의 판별 및 고장점 위치 파악뿐만 아니라 정확한 고장 시간을 파악하는데 응용 가능할 것으로 보인다.

IV. 참고문헌

- [1] Rioul, Olivier and Martin Vetterli, "Wavelets and signal processing," IEEE Signal Processing Magazine, October 1991, pp. 14-38, 1991.
- [2] J. Bradley, C. Brislawn, and T. Hopper, "The FBI Wavelet/Scalar Quantization Standard for Gray-scale Fingerprint Image Compression," Tech. Report LA-UR-93-1659, 1993.
- [3] Q. Zhang and A. Benveniste, "Wavelet networks," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 3, pp. 889-898, Nov. 1992.