

Wavelet 변환을 이용한 고장전류의 판별에 관한 연구

·조 현 우*, 정 종 원*, 윤 기 영*, 김 태 우**, 이 준 탁***

A Study on the Application of Wavelet Transform to Faults Current Discrimination

Hyun-woo,Jo. Jong-won,Jeong. Ki-young,Yun. Tae-woo,Kim. Joon-tark, Lee.

- * 동아대학교 대학원 전기공학과
- ** 한국전력공사 부산전력관리처
- ** 동아대학교 전기·전자·컴퓨터 공학부

Abstract

Recently the subject of "wavelet analysis" has been drawn by both mathematical and engineering application fields such as Signal Processing, Compression/Decomposition, Wavelet-Neural Network, Statistics and etc. Even though its similar to Fourier analysis, wavelet is a versatile tool with much mathematical content and great potential for applications. Especially, wavelet transform uses localizable various mother wavelet functions in time-frequency domain. Therefore, wavelet transform has good time-analysis ability for high frequency component, and has good frequency-analysis ability for low frequency component. Using the discriminative ability is more easy method than other conventional techniques.

In this paper, Morlet wavelet transform was applied to discriminate the kind of line fault by acquired data from real power transformation network.

The experimental result presented that Morlet wavelet transform is easier, and more useful method than the FFT (Fast Fourier Transform).

Key words: Wavelet Transform, FFT, time-frequency domain, Morlet wavelet transform

1. 서 론

경제의 성장으로 인한 국내의 전력 수요는 해마다 증가하고 대도시의 인구 집중현상에 따른 전력수요밀도가 크게 작용하고 있는 시점에서, 여러 가지 환경요인으로 인한 송·배전 선로의 전력 설비 고장 유형이 다양화(수목접촉, 외물접촉, 조류, 고층건축물, 절연열화, 산불, 기후, 도로굴착 등)되어지고 있다. 그러나 이런 고장의 원인을 분석하는 경우 기존의 방법(영상전류이용법 등)으로는 그 다양한 원인의 판별이 곤란하여, 원인불명의 처리가 많아지고 있는 실정이다.

기존의 신호처리분야에서 가장 많이 사용되는

기법으로 푸리에 변환과 Wavelet 변환이 있는데, 이 두 변환은 서로 다른 기저함수를 사용한다. 즉, 푸리에 변환은 $e^{(-j\omega t)}$ 와 같이 연속이며, 무한회 미분 가능한 함수를 사용하는 반면, Wavelet 변환은 기본 Wavelet에 시간적으로도 주파수적으로도 국재화 시키는 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 기존의 송·배전 선로의 전력 설비의 고

장 전류의 파형을 Wavelet 변환시켜 기본파 성분 및 고조파 성분의 특징을 동시에 파악함으로써 다른 신호처리 기법보다는 용이하면서도 고장 요인에 따른 파형간의 확실한 차이를 보여줄 수 있을 것으로 생각된다. 본 연구를 통하여 부하의 특성을 파악함으로써 시간과 주파수를 동시에 해석할 수 있다는 Wavelet 변환의 장점을 통해 고장의 위치뿐만 아니라 정확한 시간정보도 얻을 수 있기 때문에 고장에 대한 보다 신속하고 정확하게 대처할 수 있을 것으로 생각된다. 본 논문에서는 부하 전류 데이터를 적절히 가공하여, 고장 원인의 특성 파악을 위해 Wavelet 해석하였으며, 통계학적 검정에 대한 해석을 용이하게 하기 위하여 연속 Wavelet 변환을 사용하였다. 그리고 연속 Wavelet 변환의 사용시 연산시간이 길어지는 단점을 극복하기 위해 Multi-Level Decomposition을 통해 데이터의 수를 줄여 시간을 단축시켰고, 유의 수준 및 신뢰구간 등의 통계학적 검정법이 이용되었다.

2. Fourier 변환

2.1 이산푸리에 변환(DFT)

푸리에 변환은 절대 가합인 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 셀 수 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 있다. 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 같은 (1)의 식으로부터 (2)의 식을 얻을 수 있으며, 다시 독립변수에 modulo- N 연산을 이용하면 식 (3)와 같이 간략화할 수 있다.

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

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

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

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 빼다. 식 (4)는 $x(n)$ 의 길이가 N 또는 이보다 작을 때만 유효하다. N 점 수열의 이산 푸리에 변환은 다음과 같이 주어진다.

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

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 $\tilde{X}(k)R_N(k)$ 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.

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

여기서 $W_N = e^{-j2\pi/N}$ 이다. $X(k)$ 중에서 하나의 표본을 얻으려면, N 번의 복소수곱셈과 $(N-1)$ 번의 복소수 덧셈이 필요하다. 그러므로 모든 DFT계수의 집합을 얻으려면, N^2 번의 복소수 곱셈과 $N(N-1) \approx N^2$ 의 복소수 덧셈이 필요한 것이다. 또

한 N^2 개의 복소수 계수들 $\{W_N^k\}$ 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 처리 시간보다 훨씬 적다. 효율적으로 설계된 알고리즘은 자료 표본마다 계산의 수가 일정해야 하고, 총 계산의 수는 N 에 대해 선형적으로 증가해야 한다. N^2 에 대한 의존성은 계속해서 수행되는 대부분의 계산을 $\{W_N^k\}$ 의 주기성 $\{W_N^{k+N}\} = \{W_N^{k+M}\}$ 과 대칭성 $W_N^{k+N/2} = -W_N^k$ 을 이용하여 줄일 수 있다.

3. 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 $\Psi_0(\eta)$ 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 $\Psi_0(\eta)$ 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 공간에서 계산하는 것이 훨씬 빠르다. 연속 Wavelet 변환의 근사에는 스케일 s 에 대한 식 (8)의 합성적분을 N 회 수행하여야 한다. 여기서, N 은 시계열에서의 데이터 수를 나타낸다. 전체 N 회의 합성적분을 수행하는 것은 선택적이며 이보다 작게 취할 수도 있다. 전체 데이터 수가 N 이면, 시계열 x_n 에 대한 이산 푸리에 변환

은 식 (9)와 같으며, $k=0, 1, 2 \dots N-1$ 은 주파수 지수이다. 한편, 스케일 변환된 함수 $\Psi(t/s)$ 의 푸리에 변환은 $\widehat{\Psi}(s\omega)$ 로 주어진다. 따라서, 합성 정리에 의하여, Wavelet 변환 $W_n(s)$ 은 시계열 x_n 의 이산 푸리에 변환 \widehat{x}_k 과 Wavelet 함수의 푸리에 변환 $\widehat{\Psi}(s\omega)$ 의 곱을 역푸리에 변환한 식 (10)로 정의될 수 있으며 여기서 각 주파수는 식 (11)로 정의된다.

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

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

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

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 근사와 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.

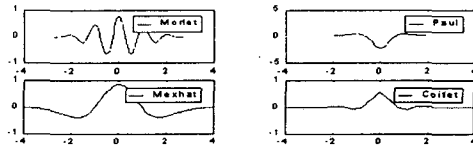


그림 3.1. Wavelet 함수

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 찾

Wavelet 변환을 이용한 고장전류의 판별에 관한 연구

는 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.

4. 자료취득 장치의 구성도

한전에서 사용하는 실제고장전류 자료취득 장치는 F/R(고장기록장치)로서 그림 4.1, 그림 4.2와 같다.

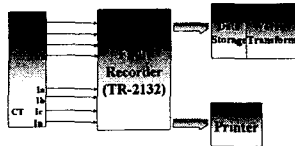


그림 4.1 자료취득 구성도 1

F/R(Fault Recorder)은 전력설비에 취부되어 있는 PT(전압-변성기)와 CT(전류-변류기)의 2차 출력 값(전압 : 63.5/115V/190V, 전류 : 5A)으로 고장 발생시 정보를 취득하여 저장 및 Local 출력하여 주는 장치로서 전압전류 파형 AC Channel 16/32, DC Channel(on-off접점) 32/64로 구성 되어 있다.

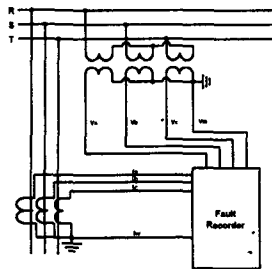


그림 4.2 자료취득 구성도 2

또한 그림 4.3에서 보여지는것과 같이 통신(TCP/IP방식)의 Dial-up Modem통하여 원거리에서도 자료를 취득하여 분석 할 수 있다.

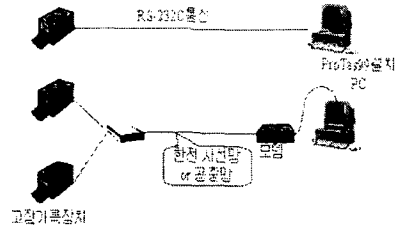


그림 4.3 자료취득 장치와 연결통신방

이러한 일련의 과정을 통해 고장이 발생한 경우 현재는 그림 4.4에서와 같이 순시전류의 파형을 통해 고장의 발생을 알 수는 있으나 그 원인을 찾는 것은 어렵다.

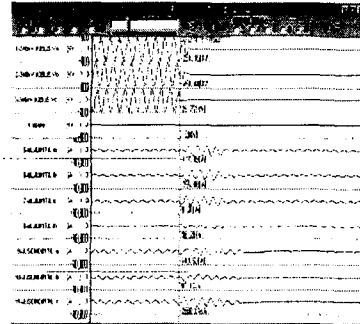


그림 4.4 송전선의 실제 고장 데이터

Fig.6 The fault data of real power line

5. 결론

본 논문에서는 Wavelet 변환을 이용하여 고장 전류 판별에 대한 연구를 기존의 Fourier 변환의 파형과 비교하여 보다 우수함을 알 수 있었다. 동적인 스펙트럼은 기존의 Fourier 변환에 의해서 획득되기에 어려운 각 고조파의 시간을 변화 시킨 정보를 얻을 수 있고, 또한 고장판별(원인)을 구별하는 것에 대하여 새로운 방법으로써 사용될 수 있다. 또한 고장 기기와 고장이 있는 부분의 종류를 설명하기에 충분하게 될 수 있다. 또한 Wavelet의 미래는 아직 응용 영역이 많을 뿐만 아니라 실제적인 Data 해석과 같은 응용을 위해

많은 연구 과제를 갖고 있으므로 앞으로도 끊임 없는 정진으로 이 분야에 더욱더 연구에 열과 성을 다하여야 할 것으로 본다.

참고문헌

[1] Rioul, Olivier and Martin Vetterli, "Wavelets and signal processing," IEEE Signal Processing Magazine, October 1991, p.14-38

[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.

[4] Y. C. Pati and P. S. Krishnaprasad, "Analysis and synthesis of feedforward neural network using discrete affined wavelet transformations" IEEE Trans. Neural Network, vol.4,pp.73-85, Jan. 1993.

[5] "特輯 웨브레트 變換의産業應用", 유렉트로닉스, Vol. 11, 1995.

[6] Holschneider, "Wavelets An Analysis Tool", Calrendon Press Oxford, 1995.

[7] I. Daubechies, " Ten Lectures on Wavelets", Siam, 1992.

[8] C. K. Chui, "An Introduction to Wavelets", Academic Press, 1992.

[9] 齋藤 兆古, "Mathematicaによる 웨브레트 變換", 朝創書店, 1996.

[10] R. K. Young, "Wavelet Theory and its Applications", Kluwer Academic Publishers, 1993.

[11] I. Daubechies, " The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal analysis", IEEE Trans. Information Theory 36, 1990.

[12] G Kaiser, "A Friendly Guide to Wavelets", Birkhauser, Boston, 1994.

[13] A. Mallat and S. Zhong, "Characterization of Signals from Multi-scale edges", IEEE. Trans. Anal. Machine Intell. 14, 1992.

[14] 김충락, 송현중, 장대홍, 홍창곤, "Wavelet의 기본이론과 통계에의 응용", 아르케, 1999.

[15] Michele Misiti, Yves Misiti and George Oppenheim, "MATLAB : Wavelet Toolbox", MathWorks, 1999.

[16] 이준탁, 최우진, 김태홍 "Wavelet 변환을 이용한 정상 시계열 데이터 해석에 관한 연구", 대한전기학회 하계학술대회 논문집, 1999.