

# 결정결합 방법을 이용한 전력외란 신호의 식별

김 기 표, 김 병 철, 남 상 원  
 한양대학교 공과대학 전기공학과

## Power Quality Disturbance Classification using Decision Fusion

*Ki-Pyo Kim, Byoung-Chul Kim and Sang-Won Nam*

Dept. of Electrical Eng., Hanyang Univ. E-mail : swnam@email.hanyang.ac.kr

### Abstract

In this paper, we propose an efficient feature vector extraction and decision fusion methods for the automatic classification of power system disturbances. Here, FFT and WPT(wavelet packet transform) are used to extract an appropriate feature for classifying power quality disturbances with variable properties. In particular, the WPT can be utilized to develop an adaptable feature extraction algorithm using best basis selection. Furthermore, the extracted feature vectors are applied as input to the decision fusion system which combines the decisions of several classifiers having complementary performances, leading to improvement of the classification performance. Finally, the applicability of the proposed approach is demonstrated using some simulations results obtained by analyzing power quality disturbances data generated by using Matlab.

### 1. 서론

전력 품질은 플랜트와 전력 시스템에서 중요성이 커지고 있는데, 그 원인으로는 부하장비가 과거에 비하여 전력 품질에 민감한 장비의 사용이 늘어가기 때문이다. 전력 외란은 전력이 정격 전압(전류) 또는 정격 주파수(60 Hz)를 유지하지 못하는 것을 말하며, 일반적으로 전압 sag, 캐패시터 스위칭 과도 전류 및 자동개폐 보호장치로 인한 전원공급 중단으로 고조파 전류의 유입으로 인한 공급 전압의 왜곡 등 그 원인이 다양하다. 전통적으로 전력 외란의 식별은 시간 영역에서 시각적인 검사에 의해 이루어졌다[1]. 이러한 기법은 시간 소모적이며 특히 실제 응용에서 대량의 데이터를 분석하기에는 한계가 있다. 게다가 동시에 여러 가지 종류의 외란이 발생할 때는 더욱 복잡해진다. 그러므로, 보다 신뢰할 수 있는 방법을 사용하여 다양한 종류의 외란을 식별하는 것이 중요한 관심사가 되었다. 실제로 전력 외란은 DFR(digital fault recorder)와 같은 모니터링 시스템에 의해 전력 외란

데이터를 수집하고 통신 선로를 통해 원거리 파일 서버에서 기록되고 분석된다. 각 모니터링 시스템에서 수집된 데이터 양은 방대하며, 통신 선로상의 부하를 가중시키는 문제점이 있다. 따라서 효율적으로 데이터를 압축하고 실시간으로 분류하여 저장하는 체계적인 방법이 요구된다[2,3].

본 논문의 목적은 현재와 같은 전력 시스템에서 발생하는 외란 신호를 효율적이며 체계적인 전압 외란 자동식별 시스템을 제시하는데 있다. 본 논문에 제시된 고조파 외란의 자동식별 과정은 다음과 같은 과정으로 구성되어 있다: (i) 웨이블릿 변환을 이용하여 실시간으로 외란을 자동으로 검출하는 과정, (ii) 전처리 단계로 검출된 외란을 푸리에 변환(FFT), 웨이블릿 패킷 변환(WPT), Fisher's Criterion을 이용하여 식별에 용이한 특징벡터 추출 과정, (iii) 추출된 특징벡터를 입력으로 하여 두 단계의 식별기를 상보적으로 결합한 결정 결합 방법 과정으로 구성된다. 특히, FFT와 웨이블릿 패킷 변환을 이용한 특징벡터 추출 방법은 고조파 및 과도성분이 발생하는 경우에도 자동 검출 및 식별할 수 있는 기법으로, 제안된 기법의 성능을 테스트하기 위해 10종류의 전압 외란 데이터를 발생하였다. 그림 1은 본 논문에서 제시한 전력외란 자동식별을 위한 알고리즘이다.

### 2. DWT를 이용한 외란의 검출

웨이블릿 변환은 신호 분석에 효율적이며 컴퓨터 비전과 오디오 분야 등 많은 분야에서 응용되어지고 있다. 다해상도 분해(MRA)에서 웨이블릿과 스케일링 함수는 분해와 각각 다른 해상도를 갖는 단계에서의 복원을 위한 building block으로 사용되어진다.

$$f(t) = \sum_k c_0(k)\phi(t-k) + \sum_k \sum_{j=0}^{\infty} d_j(k)2^{j/2}\psi(2^j t - k)$$

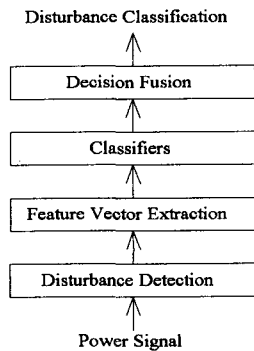
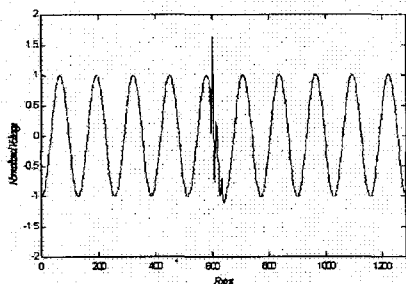
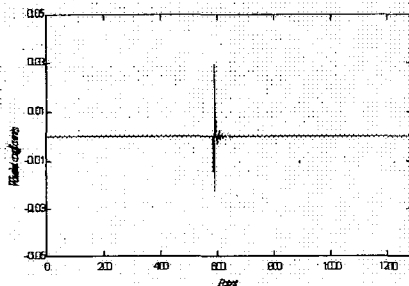


그림 1. 전력 외란 자동 식별 시스템

$c_0$ 는 첫 번째 단계의 스케일링 계수이며  $d_j$ 는 스케일링  $j$ 의 웨이블릿 계수이다.  $\phi(t)$ 와  $\psi(t)$ 는 이동 변수가  $k$ 일 때의 스케일링, 웨이블릿 함수이다. 웨이블릿은 과도현상에 대한 시간 지역화 특성과 다른 주파수 대역에서의 에너지 분할 특성이 있다.



(a) 정규화된 capacitor energizing 전압 파형



(b) Daub8(scale 1)을 이용한 wavelet 계수

그림 2. DWT를 이용한 Capacitor energizing 외란 검출

본 논문에서는 이러한 두 특징을 가진 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 이용한 외란의 검출 방법을 적용하였는데, (i) transient, impulse 등의 빠르고 짧은 전압 외

란을 검출하기 위해서 Daub 4 웨이블릿 계수를 사용하고, (ii) 고조파와 같이 느리고 긴 전압 외란을 검출하는데 Daub 8(또는 10) 웨이블릿 계수를 사용하였다. 본 논문에서는 외란의 검출에 Daub 8 웨이블릿 계수를 사용하였으며, 그림 2은 웨이블릿을 이용하여 전압 외란을 검출한 예이다[4,5].

### 3. 고조파 외란의 특징벡터 추출

식별기의 학습과정에서, 식별을 용이하게 하며 신경망의 일반화 능력을 향상시키기 위하여 신경망의 입력을 저차원의 벡터로 사용하는 것이 좋다. 특징벡터 공간의 특징 선택은 식별 정보를 포함하는 특징 성분을 선택하고 식별에 불필요한 정보는 제거하는 것이다. 본 논문에서는 고조파와 같이 주기적으로 발생하는 외란과 과도성분과 주파수 대역이 수십kHz에 이르는 외란의 특징이 서로 다르기 때문에 각각의 특징에 알맞은 특징벡터 추출 방법을 적용하였다. 특히, 본 논문에서는 전압 외란에 대하여 보다 적절하고, 좀 더 향상된 식별 성능을 얻기 위해 다음과 같은 외란의 특성에 적합한 특징벡터 추출과정을 적용하였다.

#### 3.1 FFT를 사용한 특징벡터 추출방법

이산 푸리에 변환(DFT)은 신호의 주파수 계수를 직교 사인파 코사인 기저 함수의 투영으로 표현한다. 이러한 방법은 신호가 대체적으로 정현적(sinusoidal), 주기적(periodic), 정상적(stationary)일 때 적절하다는 가정 하에서 적용한다. FFT를 사용한 전압 외란의 특징벡터 추출 방법은 다음과 같다.

**Step 1:** 한 주기의 외란 데이터를 추출하여 푸리에 변환(FFT)을 통해 50차(3,000Hz)까지의 고조파 성분을 구하고 최대 값으로 정규화한다.

**Step 2:** 전력 외란의 주파수 특징이 두드러지게 하기 위하여 60Hz의 기본파를 제거한다. 60Hz의 기본 주파수가 제거되지 않을 경우에는 외란에 비해 기본파의 전력이 상대적으로 크기 때문에 외란의 특징이 잘 나타나지 않는다.

**Step 3:** Step 2의 특징벡터에 Fisher's Criterion을 적용한다. Step 2의 방법으로 추출된 특징벡터 중 크기 비가 유사한 외란은 특징을 제대로 나타내지 못하기 때문에 식별이 용이하지 않기 때문에 주성분 분석법(principal component analysis)인 Fisher's Criterion을 적용하여 각각의 고조파 외란의 특징을 가장 많이 포함하는 성분들만을 선택한다. Fisher's Criterion은 다음과 같다[6].

$$D = \frac{\overline{\mu^2} - \mu^2}{\sigma^2}$$

여기서,  $\mu^2$ 은 모든 종류의 특징벡터에 걸쳐 계산된 평균값의 제곱이고,  $\overline{\mu^2}$ 와  $\sigma^2$ 은 각 종류의 특징 벡터에 대한 평균값의 제곱과 분산의 기대치를 의미한다. D는 특정한 특징 성분의 분별력(discriminant power)을 측정하는 척도로 각 특징 벡터의 D값을 계산하여 일정 값 이상의 D값을 갖는 데이터를 식별기의 입력으로 사용하였다.

### 3.2 WPT을 사용한 특징벡터 추출

웨이블릿 패킷 변환(WPT)은 정규 직교 함수로 구성된 완전한 다해상도 분해로 저주파 대역과 고주파 대역을 QMF(quadrature mirror filter)를 사용한 연속적인 분할로 비정상(non-stationary)과 정상(stationary) 특성이 혼합된 신호의 특징의 추출이 가능하다[7]. 즉, 전압 외란 중에서 짧은 시간에 발생하는 과도 현상이나 임펄스는 웨이블릿 패킷 변환(WPT)을 사용하면 쉽게 다른 스케일에서 지역화 시킬 수 있으며, 적절한 스케일의 웨이블릿 함수를 사용하여 중요한 특징 벡터를 추출할 수 있다. 본 논문에서는 고주파 및 과도 전압 외란 신호의 구조를 표현하기 위한 최적의 기저함수를 주파수 특성에 알맞게 적응적(adaptive) 방법으로 선택하는 best basis selection 방법을 사용하였다[8,9].

**Step 1:** 한 주기의 외란 신호를 Daub20을 사용하여 5 단계로 32대역을 가진 다해상도 분해를 한다. 충분한 regularity를 가진 웨이블릿 필터는 일정한 통과 대역을 가지며 분해능이 우수하여 신호를 적절하게 decorrelate할 수 있다.

**Step 2:** 분해 가능한 기저의 조합으로부터 효과적으로 원 신호를 대표할 수 있는 best basis의 집합을 선택하기 위하여 각 스케일별로 부모노드(parent node)와 자노드(children node)의 Shannon's entropy를 반복적으로 계산, 비교하여 최소의 엔트로피를 갖는 기저함수를 구한다. Shannon's entropy는 다음과 같다[10].

$$\lambda_s(x) = - \sum_j |x_j|^2 \log |x_j|^2$$

$|x_j|$ 는 웨이블릿 계수의 절대값을 나타낸다.

**Step 3:** 앞 절의 Step 3과 같은 방법으로 Step 2의 특징 벡터에 Fisher's Criterion을 적용하여 식별기의 입력을 줄인다.

## 4. 결정 결합 방법

본 논문에서는 앞 절의 방법을 사용하여 얻어진 FFT와 WPT를 상보적으로 결합하여 다양한 전력 외란을 식별하는 시스템을 설계하고자 한다. 기본 개념은 식별의 정확도를 향상시키기 위하여 상보 성능(complementary performance)를 가지는 식별기의 결정을 결합하는 것이다. 식별 시스템은 두 단계로 이루어져 있는데, 첫 번째 단계에서는 FFT를 통해 출력된 특징 벡터를 LVQ의 입력으로, WPT에서 발생된 특징 벡터를 MLP의 입력으로 각각 사용하여 식별하는 것이다. 즉, MLP와 LVQ는 10 부류(class)의 입력에 대하여 10개의 출력을 갖는다. 이러한 두 식별기는 입력에 대해 각각 독립적으로 부류(class)를 할당하는데, 만약 두 식별기가 같은 입력에 대해 같은 부류를 할당한다면 이 결과를 최종 식별로 결정하지만, 두 식별기가 다른 부류를 할당하면 다음단계의 입력으로 넘어가게 된다. 두 번째 단계는 첫 번째 단계에서 발생된 출력들을 입력으로 사용하여 한 개의 MLP 식별기로 다시 결합하고 식별하는 단계로 식별 정확성을 향상시킨다[11,12]. 식별 시스템의 전체 구조는 그림 3과 같다.

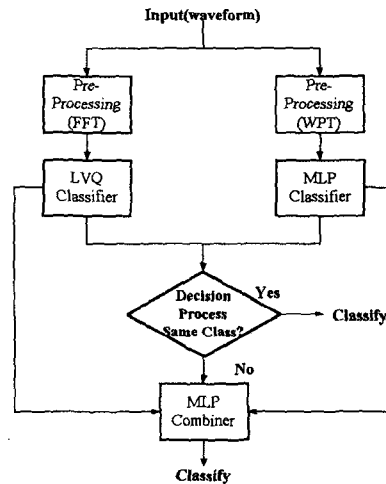


그림 3. 결정 결합 시스템 구조

## 5. 모의실험 및 결과

모의 및 발생회로를 통한 고조파 외란의 자동식별을 위해, 앞에서 제안한 특징벡터 추출 방법을 각각 LVQ와 MLP의 입력으로 사용하여 식별성능을 테스트 해 보았다.

(1) Matlab Power System blockset을 통해 얻어진 10

종류의 전압 외란 데이터를 학습과 테스트에 사용하였다. 첫 번째 단계의 학습에 사용된 데이터는 각 종류별로 30개(총 300개), 테스트 데이터는 각 종류 당 80개(총 800개)가 사용하였다. 3장에서 제안된 Step 1 부터 Step 3까지 차례로 적용시켜 식별율을 비교한 결과는 표 1과 같다.

(2) 두 번째 단계는 한 개의 MLP combiner로 첫 번째 단계의 일치하지 않은 출력을 입력으로 사용하였다. MLP combiner는 10개의 출력으로 첫 번째 단계의 결과를 기반으로 부류(class)를 결정한다. 학습 데이터는 20개, 테스트 데이터는 92개를 사용하여 식별율을 계산하였다.

표 1. 10가지의 전압 외란에 대한 식별 결과

Method Class	Stage 1			Stage 2	
	FFT	WPT	Same Class	FFT+WPT output	Decision Combine
Class 1	72/80	76/80	68/80	8/12	76/80
Class 2	80/80	64/80	64/80	16/16	80/80
Class 3	80/80	64/80	64/80	16/16	80/80
Class 4	64/80	76/80	60/80	20/20	80/80
Class 5	72/80	76/80	68/80	12/12	80/80
Class 6	60/80	80/80	60/80	16/20	74/80
Class 7	72/80	80/80	72/80	8/8	80/80
Class 8	80/80	80/80	-	-	80/80
Class 9	72/80	80/80	72/80	8/8	80/80
Class 10	80/80	80/80	-	-	80/80
Total	732/800 91.50%	756/800 94.5%	688/800 86%	100/112 89.75	790/800 98.76%

Class 1	Voltage Sag	Class 6	Voltage Swell
Class 2	Phase Controlled Waveshape	Class 7	Outage
Class 3	Harmonic Distortion	Class 8	Flat-Top
Class 4	Impulse Waveshape fault	Class 9	Notching
Class 5	Capacitor energizing	Class 10	UPS

## 5. 결론

본 논문에서는 전압 외란의 효율적인 자동 식별을 위한, 체계적인 접근법을 제시하였다. Matlab power system blockset을 이용하여 10종류의 전압 외란의 모의 실험 데이터를 발생하여 전압 외란의 검출 및 식별 실험을 한 결과, 주기적인 전력 외란 신호의 경우 FFT에 의한 식별이 뛰어났고(91.50%), 임펄스와 과도성분과 같이 고주파 대역을 갖는 외란은 WPT에 의한 식별이 우수했다(94.5%). 특히, WPT에서는 과도 성분을 적절한 표현할 수 있는 적응적 웨이블릿을 사용한 특징벡터 추

출 방법을 제안하여 고주파 성분이나 임펄스 성분의 특징벡터의 추출이 가능케 하였다. 이 두 식별기를 결합 방법으로서 다시 결합함으로써 좀 더 상호 보완적으로 외란 신호의 식별이 가능함을 알 수 있었다(98.76%). 제안된 기법을 확장 적용하면 전압 외란 뿐만 아니라 기타 여러 종류의 전력 품질 외란들을 자동으로 검출, 식별하며 데이터를 효율적으로 저장하는 방법으로 적용할 수 있을 것으로 기대된다.

## 참고문헌

- [1] R.C. Dugan, M. F. McGranaghan, and H. W. Beaty, *Electrical Power System Quality*, McGraw-Hill, New York, 1996.
- [2] J. Arrillaga, D.A. Bradley, and P. S. Bodger, *Power System Harmonics*, John Wiley & Sons, New York, 1985.
- [3] IEEE Standard 519-1992, *IEEE Recommended Practice and Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems*, Piscataway, N.J. 1992
- [4] S. Santoso, *Application of Wavelet Transform Analysis to the Detection and Localization of Power Quality Disturbances*, M.S. Thesis, The Univ. of Texas at Austin, Aug. 1994.
- [5] W.A. Wilkinson, "Discrete Wavelet Analysis of Power System Transients," *IEEE Trans. Power Delivery*, Vol. 11, No. 4, pp.2038-2044, Nov. 1996
- [6] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, Academic Press, London, 1990
- [7] C. Sidney Burrus, Ramesh A. Gopinath, Haitao Guo, *"Wavelet and Wavelet Transforms"*, Prentice-Hall, 1998.
- [8] Jaideva C. Goswami, Andrew K. Chan, *"Fundamentals of Wavelets"*, John Wiley & Sons, 1999.
- [9] R. Shane Fazio, *Control and Estimation using Best-Basis Approximations*, Ph. D. Thesis, The Univ. of Colorado, 1998.
- [10] R. R. Coifman, M. V. Wickerhauser, "Entropy-based Algorithm for Best Basis Selection", *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. 38, No. 2, pp. 713-719, 1992.
- [11] T. K. Ho, J. J. Hull and S. N. Srihari, "Decision Combination in Multiple Classifier System", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 1, pp. 66-75, Jan, 1994.
- [12] S. Hykin. *Neural Networks*, Prentice Hall Inc., N.J. 1999