

특징벡터 결합과 신경회로망을 이용한 전력외란 식별

Classification of Power Quality Disturbances

Using Feature Vector Combination and Neural Networks

한양대학교 공과대학 전기공학과

남 상 원

Sang-Won Nam (Dept. of Electrical Eng., Hanyang Univ.)

Abstract - The objective of this paper is to present a new feature-vector extraction method for the automatic detection and classification of power quality(PQ) disturbances, where FFT, DWT(Discrete Wavelet Transform), and Fisher's criterion are utilized to extract an appropriate feature vector. In particular, the proposed classifier consists of three parts: i.e., (i) automatic detection of PQ disturbances, where the wavelet transform and signal power estimation method are utilized to detect each disturbance, (ii) feature vector extraction from the detected disturbance, and (iii) automatic classification, where Multi-Layer Perceptron(MLP) is used to classify each disturbance from the corresponding extracted feature vector. To demonstrate the performance and applicability of the proposed classification algorithm, some test results obtained by analyzing 10-class power quality disturbances are also provided.

1. 서 론

최근, 외란에 민감한 장비의 사용이 늘어감에 따라 양질의 전력 공급이 점점 더 강조되는 등 전력 품질에 대해 관심이 높아지고 있다[1-7]. 이러한 전력 품질에 관한 여러 문제들을 해결하기 위해 기본적으로 요구되는 절차는 다음과 같다: (i) 전력 시스템의 지속적인 모니터링, (ii) 전력외란 파형의 검출, (iii) 검출된 다양한 외란들을 *voltage sag*, *swell*, *impulse*, *interruption*, *harmonic distortion* 등과 같은 일정 범주의 외란으로 분류[1,6], 그리고, (iv) 분류된 외란의 발생원인 제거를 위한 여러 실용적 해결 방안의 강구[2] 등이다. 그러나 모니터링 과정에서 수집된 데이터 양이 대단히 방대하기 때문에, 외란의 분석 및 식별을 위해 많은 계산이 요구되어 실시간 해석이 어려운 점

등 실제 적용을 위해 해결되어야 할 여러 문제점들이 있다. 따라서, 전력품질 문제에서의 선결 과제는 어떻게 외란을 자동으로 검출하고 효율적으로 분류하느냐 하는 것이다.

본 연구에서는 전력 품질 외란의 자동 검출 및 식별을 위한 실용적 접근법을 제시하고자 하며, 제시된 외란의 검출 및 식별 시스템은 다음과 같이 구성되어 있다: (i) 외란을 지속적으로 감시하면서 외란을 자동으로 검출하는 과정, (ii) 검출된 외란으로부터 각 외란의 특성을 대표하는 특징벡터를 추출하는 과정, (iii) 추출된 특징벡터들을 결합하고 구현된 식별기에 입력하여 외란을 분류하는 과정 등 크게 3 단계로 구성되어 있다.

2. 본 문

2.1 외란 검출

전력외란 파형의 검출은 외란의 존재구간을 결정하는 것을 말한다. 본 연구에서는 외란의 검출을 위하여 웨이블릿 변환, 직교다항식 근사법, 신호의 power값을 이용한 방법들을 사용해 보았다. 웨이블릿 변환을 이용한 검출법은 scale 1에서의 웨이블릿 계수의 급격한 변화를 외란으로 간주하여 외란을 검출하는 방법으로 웨이블릿 변환이 고주파에서 좋은 시 분해능을 가지고 있기 때문에 고주파 외란의 검출시 적절하지만, 저주파 외란 검출 시에는 적절하지 않았다[4]. 신호의 power값을 이용한 검출법은 신호의 1주기 power를 연속적으로 계산하여 power의 급격한 변화를 외란으로 간주하여 외란을 검출하는 방법으로서, 웨이블릿 변환을 이용한 검출법과는 반대로 저주파 외란을 검출하는 데는 적합하지만, 고주파 외란인 경우 외란이 신호의 power값에 미치는 영향이 미미하여 고주파 외란 검출에는 적합하지 않았다. 또한, 직교다항식 근사법[8]을 이용한 검출법은 모든 외란 검출에 적절하였으나, 다른 검출법에 비해 많은 계산량이 요구되는 단점이 있었다. 따라서, 본 연구에서는, 웨이블릿 변환을 이용한 검출법과 신호의 power값을 이용한 검출법을 결합 적용하여, 보다 높은 성능의 (고주파 및 저주파) 외란 검출이 이루어지도록 하였다.

2.2 특징벡터 추출

검출된 외란의 종류를 식별하기 위해서는 외란에 대한 적절한 정보를 추출하여 식별기에 인가하여야 한다. 특히 식별기의 입력은 가급적 계산량이 적고 각 외란의 특징 정보를 최대한으로 포함하고 있을수록 좋다. 특징벡터 추출이란 이와 같이 검출된 각 외란의 특성을 대표할 수 있는 값들을 추출하는 과정을 말하며, 이를 식별기의 입력으로 사용함으로써 식별기의 식별능력을 향상시킬 수

있다. 본 연구에서는 다음과 같은 6단계를 사용하여 특징벡터를 추출하였다.

Step 1: 검출된 데이터로부터 외란 특성이 충분히 포함된 길이의 *time sequence*를 얻는다. 이때 *time sequence*의 길이가 너무 짧으면 외란의 특성이 잘 나타나지 않고 *time sequence*의 길이가 너무 길면 식별기의 *input*이 커지기 때문에 적절한 길이의 *time sequence*를 얻는 게 중요하다. 본 연구에서는 1주기의 *time sequence*를 특징벡터로 사용하였다.

Step 2: 전력 외란만의 주파수 특성이 두드러지게 하기 위해 *FFT*를 이용하여 60Hz 기본파를 제거한다. 60Hz의 기본주파수가 제거되지 않은 경우에는 외란에 비해 기본파의 *power*가 상대적으로 크기 때문에 외란의 특성이 잘 나타나지 않게 된다.

Step 3: 기본파가 제거된 신호를 웨이블릿 변환 (*DWT: Daub 4*를 이용)한다. 본 연구에서는 *Step 2*에서 얻어진 신호를 *FFT, bispectrum, DWT*등을 이용하여 변환해 보고 각각을 식별해 본 결과 *DWT*를 이용한 식별이 가장 우수한 성능(높은 식별률과 적은 계산량)을 나타내었기 때문에 *DWT*를 사용하여 특징벡터를 추출하였다.

Step 4: 데이터 압축 기법을 사용하여 일정 값 이상의 크기를 갖는 웨이블릿 계수들만을 이용한다[5]. 이때 데이터 압축은 실질적으로 식별기의 입력 개수를 줄이지는 못하지만 *noise* 성분 제거 효과를 가진다.

Step 5: 저주파 외란(Voltage Sag, Voltage Swell, Outage)의 식별 성능을 개선시키기 위해 신호의 *power*값을 *Step 1~Step 4*의 방법들을 이용하여 얻은 특징 벡터와 결합한다. *Step 5*의 특징벡터는 그림 1과 같이 구성되어 진다.

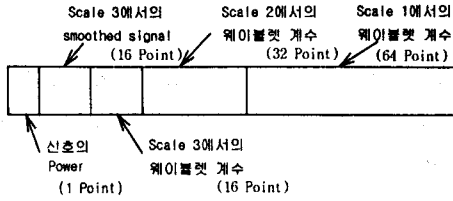
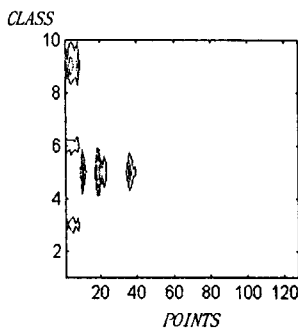


그림 1. Step 5의 특징벡터의 구조

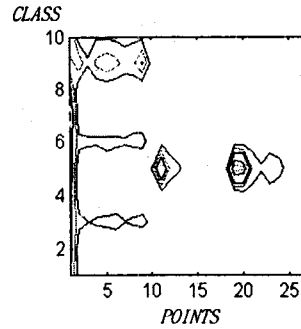
Step 6: Fisher's Criterion을 적용하여 데이터를 압축한다. 각 특징 벡터의 성분들은 나름의 정보를 가지고 있는데, 그 정보의 식별 능력은 Fisher의 공식에 의해 다음과 같이 계산된다

$$D = \frac{\overline{\mu^2} - \mu^2}{\sigma^2} \quad (1)$$

여기서 μ^2 은 모든 종류의 특징 벡터에 걸쳐 계산된 평균값의 제곱이고, $\overline{\mu^2}$ 와 σ^2 은 각 종류의 특징 벡터에 대해 구한 평균값의 제곱과 분산의 기대치를 의미한다. 본 연구에서는 각 특징벡터의 D 값을 계산하여 일정값 이상의 D 값을 갖는 데이터만을 식별기의 Input으로 사용하였다. 그 결과 Step 5에서 얻어진 특징벡터 중에 단 20%의 데이터만을 가지기도 비슷한 식별성능을 보였다. 이것은 그림 2에서 보인 것처럼 그림 2의 (b)가 그림 2의 (a)보다 데이터의 개수는 1/5로 줄었지만 실제로 식별에 기여하는 데이터는 대부분 포함하고 있기 때문이다.



(a) Step 5에 대한 특징벡터



(b) Step 6에 대한 특징벡터

그림 2. Step 5와 Step 6의 특징벡터에 대한 Contour

표 1. MLP를 이용한 여러 가지 특징벡터의 식별결과

특징벡터 Class	Step 1	Step 3	Step 5	Step 6
Voltage Sag	34/100	91/100	100/100	99/100
Phase controlled disturbances	97/100	97/100	100/100	100/100
Harmonic distortion	45/100	97/100	100/100	89/100
Notching	26/100	87/100	81/100	99/100
Capacitor energizing transient	37/100	100/100	97/100	97/100
UPS	31/100	46/100	63/100	58/100
Voltage Swell	39/100	54/100	98/100	99/100
Impulse	45/100	100/100	100/100	100/100
Outage	85/100	50/100	97/100	99/100
Flat - Top	32/100	47/100	71/100	57/100
Total	471/1000 (47.1 %)	769/1000 (76.9 %)	908/1000 (90.8 %)	897/1000 (89.7 %)

본 연구에서는 제시된 특징벡터 추출기법의 성능을 테스트하기 위해 여러 종류(MLP, RBF, LVQ 등)의 신경회로망을 이용하여 전력외란의 유형을 식별하였다. 100개의 10종류 외란 데이터를 이용하여 신경회로망을 training하고, 1000개의 10종류 외란 데이터에 적용하여 성능을 테스트한 결과 식별성능은 MLP가 가장 우수하였으며 약 90%의 식별 성능을 보였다.

3. 결론

본 연구에서는 신호의 power, 웨이블릿 변환, 그리고 신경회로망 등을 이용하여 체계적으로 전력외란을 자동검출하고 식별할 수 있는 실용적 방법을 제시하였다. 특히, 전체적인 구조는 외란의 검출, 특징벡터 추출, 외란 식별 등 크게 3 과정으로 구성되어 있다: (i) 전력외란의 자동검출을 위해서는 웨이블릿 변환, 신호의 power, 그리고 직교 다항식 근사법을 이용한 검출법 등을 사용해 보았는데, 고주파 외란 검출에는 웨이블릿 변환을, 저주파 외란 검출에는 power값을 이용한 검출법을 사용하는 게 효과적이었다. (ii) 특징벡터 추출을 위해서는 FFT와 웨이블릿 변환을 이용하여 전력외란을 특성화시켰고, 특징벡터에 신호의 power값을 추가함으로써 저주파 외란에 대한 식별 성능을 향상시켰다. 그리고 Fisher's criterion을 이용하여 특징벡터의 개수를 줄임으로써 식별기에서의 계산량을 감소시킬 수 있었다. 끝으로, (iii) 제안된 특징벡터의 성능을 확인하기 위해 MLP 신경회로망을 사용하여 10종류의 외란 데이터를 테스트한 결과 90%의 우수한 식별 성능을 보였다.

앞으로, 좀 더 많은 종류의 외란에 대한 검토와, 외란 발생의 원인 제거에 관한 지속적인 연구 또한 요구된다. 그리고 본 연구에서 제시하는 체계적 자동 분석 및 식별 알고리즘은 신호를 신속하고 정밀하게 분석함으로써 정밀도와 신속한 고장 진단을 요구하는 다른 공학 분야에서도 중요한 참고자료가 될 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

- [1] R.C. Dugan, M.F. McGranaghan, and H. Wayne Beaty, *Electrical Power Systems Quality*, McGraw-Hill, New York, 1996.
- [2] J. Douglas, "Power quality solutions," IEEE Power Eng. Review, Mar. 1994
- [3] J. C. Smith, "Power quality: end user impacts," *Energy Engineering*, vol. 88, no. 5, pp. 35-54, 1991.
- [4] D.C. Robertson, et al., Wavelet and electromagnetic power system transients, paper no. 95 SM 391-3 PWRD, 1995.
- [5] S. Santos, E.J Powers, and W.M Grady, "Power quality disturbance data compression using wavelet transform methods", paper no. 96 SM 427-5 PWRD, 1996.
- [6] A. McEachern, *Handbook of Power Signatures: Basic Measuring Instruments*, Foster City, CA, 1988
- [7] A.K. Ghosh and D.L. Lubkeman, "The classification of power system disturbance waveforms using a neural network approach," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 10, No.1, pp. 109-115, Jan. 1995.
- [8] R. Kumar and P. Sircar, "Multiresolution analysis using orthogonal polynomial approximation," Proc. of EUSIPCO-96, vol. 1, pp. 45-48, Trieste, Italy, Sep. 10-13, 1996.