

전기품질 진단 시스템 개발을 위한 인공 신경망 적용에 관한 연구

論 文

56-8-2

A Study on Power Quality Diagnosis System using Neural NetWorks

金 珍 洙[†] · 金 榮 日^{*} · 金 光 淳^{**} · 朴 鎭 朱^{***}
(JinSu Kim · Young-Il Kim · Kwang-soon Kim · GiJu Park)

Abstract - In this paper, we have studied the power quality(PQ) diagnosis system with the two methods for PQ diagnosis. One to Apply a regulation value in compliance with mathematics calculation, and the other Automatic identification using Neural network algorithm. Neural network algorithm is used for an automatic diagnosis of the PQ. The regulation proposed by IEEE 1159 Working group is applied for the precision of the diagnosis. In order to divide accurate segmentation, the algorithm for a computer training used the back propagation out of several neural network algorithms. We have configured the proto-type sample by using Labview and a programmed Neural Networks Algorithm using with C. And arbitrary electric Signal generated by OMICRON Company's CMC 256-6 for an efficiency test.

Key Words : Power Quality, Wavelet, Neural Network, Labview,

1. 서 론

정보화 사회로의 진전과 관련하여 가정이나 사무실, 혹은 산업체에서 사용이 급증하고 있는 컴퓨터, 통신기기 등 전기의 외란(disturbance)에 민감한 전자부품 또는 전력전자(power electronics)장비가 증가함에 따라 계통에 대하여 고품질 고 신뢰의 전기가 요구되고 있다. 이러한 수요에 따라 몇몇 연구기관에서는 전력의 품질(power quality: PQ)을 감시(monitor)하고 문제점을 찾으려는 연구를 진행하고 있다.[1] 전기품질은 공급하는 전압과 전류가 이상적인 정현파(sinusoidal wave)에서 벗어나는 정도를 의미하며, 이미 미국 등에서는 수용가 쪽에서 많은 데이터가 수집되어, 이들을 수용가의 종류별(가정용, 상업용, 산업용), 혹은 지리적인 위치(해안, 내륙, 산간지방 혹은 농촌, 도시 등)로 분류하고 이들의 형적인 혹은 평균적인 전력의 품질 수준을 측정하고 기준을 세우는 등 기초적인 연구가 활발히 진행 중이다. 그러나, 감시를 하기 위해 수집된 전력 데이터양이 너무 방대하고, 전력외란(PQ disturbance)의 특성을 자동으로 분석하고 그 종류를 분류하는 방법이 제시되지 않아, 많은 데이터가 오랫동안 데이터베이스에 축적되어 있는 등 여러 문제점이 있었다.[2~6]

그동안 전기품질 특성해석을 위해 기본적으로 요구되는

외란의 검출 및 식별을 위해 주로 사용되어 온 방법으로는, 측정장치를 사용하여 주기적으로 데이터를 저장한 후 이를 관측창(observation window)을 통하여 시작과 끝점, 그리고 외란의 크기를 측정하여 외란의 종류를 식별하는 방법이 있다.[7] 그러나, 이 방법으로는 짧은 시간동안 발생하는 외란을 검출하지 못하거나 부정확한 식별결과를 가져올 수 있으며, 또한 많은 데이터를 저장하고 재생하여야 하는 단점이 있다. 따라서, 이들을 효율적으로 검출, 분류하는 체계적인 방법이 요구되고 있다.

이러한 배경을 이유로 본 연구에서는 컴퓨터로 하여금 전력외란을 자동으로 식별하고 현재 인가되고 있는 전기신호의 상태를 실시간 모니터링 할 수 있는 전기품질 진단 분석 시스템의 개발에 관한 내용을 기술하였다. 전력외란을 식별하는 방법으로는 수학적 연산에 의한 값을 일정한 규정치에 적용하여 식별하는 방법과 신경망 알고리즘으로 자동 식별하는 두가지 방법을 사용하였다. 수학적 연산에 의한 값에 적용할 규정치는 IEEE 1159 연구그룹에서 제안한 규정치를 적용하였으며, 전력외란의 자동식별을 위한 신경망으로는 3층 신경망을 사용하였다. 학습 알고리즘으로는 역 전파(back propagation) 알고리즘을 사용하였으며, 외란의 특징 검출을 위해서는 고속 푸리에 변환과 신호의 다중 분해능 해석에 뛰어난 이산 웨이블릿 변환을 이용하였다. 또한 선형판별식을 이용하여 특징데이터의 주성분만을 추출하였다. 외란을 식별하는 방법에 있어서는 신경망 알고리즘으로 100% 외란 식별은 불가능하다고 판단되어 규정치를 적용하는 방법쪽에 더 가중치를 두어 규정치의 범위를 벗어나면 무조건 외란으로 식별하도록 하였으며, 규정치의 근사값이거나 애매한 값일 경우에 신경망 알고리즘을 이용하여 학습된 패턴과 비교, 식별하도록 하였다. 본 논문에서는 이러한 연구를 통하여 신경망 알고리즘이 기존의 전기품질 진단 방법을 보조하여 더욱 정

† 교신저자, 正 會 員 : KD POWER 研究員
E-mail: januskid01@kdpower.co.kr

* 正 會 員 : 大 林 大 電 氣 科 副 教 授 · 工 博

** 非 會 員 : KD POWER 常 務 理 事

*** 非 會 員 : KD POWER CEO

接受日字 : 2007年 3月 16日

最終完了 : 2007年 5月 30日

밀하고 편리한 진단이 가능하도록 함을 보였다.

2. 본 론

2.1 전력 파라미터 계측

전력 품질을 측정하는 방법은 여러 가지가 있을 수 있으나 본 연구에서는 계측된 전력 값을 입력으로 하여 수학적 연산을 통해 기본 전력 파라미터(parameter)값들을 구한 뒤 디스플레이(display) 하여 기준 값과 비교 할 수 있도록 하였으며, 더불어 인공신경회로망을 통해 전력 외란을 자동으로 식별하는 전력 외란 자동식별 시스템을 구축하여 전력 품질 진단의 정밀도를 더하였다. 다음은 기본 전력 파라미터 값 유도를 위한 수학적 연산에 관한 내용이다.

(1) 실효값(RMS)

전력품질 측정에 있어서 가장 첫 번째로 모니터링(monitering) 해야 할 값은 실효값으로 전압과 전류의 실효치를 계산함으로써 이 실효치를 가지고 순간전압강하(Sag)나 순간전압상승(Swell)과 같은 RMS variation 이벤트들을 감지해 낼 수 있기 때문이다. 실효값은 디지털(Digital)로 샘플링(Sampling)된 전압과 전류의 원본 데이터를 이용하여 계산되는 데 그 공식은 다음과 같다.

$$V_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i^2} \quad (\text{식 } 1)$$

본 연구에서는 식1에 의해 구해진 실효값을 순간전압강하와 순간전압상승의 판단에 적용하였다. 이때 규정 값은 IEEE 1159 연구그룹에서 제안한 규정을 적용하였다. 순간전압강하의 경우 0.5사이클(cycle)에서 30사이클의 지속시간을 갖으며, 실효치 기준 0.1 p.u.에서 0.9 p.u.값이 계측되었을 때 순간전압강하로 판단하는데 영향을 미치도록 적용하였다. 그리고 순간전압상승의 경우는 0.5사이클에서 30사이클의 지속시간을 갖으며, 실효치 기준 1.1 p.u.에서 1.8 p.u.일 때 Swell로 판단하는데 영향을 미치도록 적용하였다.[2]

(2) 고조파

고조파는 FFT를 통해 구한 각 주파수 성분의 계수 $X[k]$ 로부터 각 고조파 성분의 크기와 위상을 구하였다. FFT의 출력으로부터 각 고조파 성분의 크기와 위상은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$Mag[k] = \frac{2}{N} \sqrt{a[k]^2 + b[k]^2} \quad (\text{식 } 2)$$

$$Ang[k] = \tan^{-1}(b[k]/a[k]) \quad (\text{식 } 3)$$

이때 $a[k]$ 와 $b[k]$ 는 FFT 출력의 실수(real)값과 허수(imaginary)값을 의미함. 위의 식2와 식3에서 구한 각 고조파의 크기로부터 THD(전고조파왜율)를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$THD = \frac{\text{전고조파의 실효값}}{\text{기본파의 실효값}} \quad (\text{식 } 4)$$

$$THD_i = \frac{I_h}{I_1} = \frac{\sqrt{I^2 - I_1^2}}{I_1} \quad (\text{식 } 5)$$

$$THD_v = \frac{V_h}{V_1} = \frac{\sqrt{V^2 - V_1^2}}{V_1} \quad (\text{식 } 6)$$

2.2 전력외란 검출 및 자동식별

전력 외란이란 실제로 전력 시스템에서 발생하는 전기 자기적 외란 현상으로 인하여 전력이 정격 전압(전류) 또는 정격 주파수(60Hz)를 유지하지 못하는 것을 말하며 일반적인 선로의 지락으로 인한 전력 공급의 중단부터 고조파 전류의 유입으로 인한 공급전압의 왜곡 등 그 원인과 종류가 다양하게 발생하고 있다.[1~4]

전력의외란 검출은 외란의 시점과 끝점을 측정하여 외란의 존재구간을 결정하는 것을 말한다. 외란 검출에 대한 연구 결과는 많이 보고되어 있지 않지만 현재까지 제안된 방법으로는 인접 사이클의 값을 비교하는 방법, 전문가 시스템을 이용하는 방법, 웨이블릿 변환을 이용하는 방법 등이 있다. 본 연구에서는 웨이블릿을 이용하여 전력외란의 특징을 추출/식별하는 방법을 사용하였으며, Fisher의 선형판별식을 적용하여 외란 신호의 데이터에서 주성분만을 추출하여 인공 신경망 알고리즘을 통하여 전력외란을 자동 식별하도록 하였다.

(1) 웨이블릿

본 연구에서는 외란 검출 및 특징벡터 추출을 위해 천이 신호의 분석에 많이 이용되고 있는 웨이블릿 변환을 적용하였다. 웨이블릿 변환은 신호를 시간-주파수 평면에 나타내는 해석 방법으로 원형 함수(Mother wavelet)의 이동 및 팽창에 의해 다중 분해능 해석이 가능한 알고리즘이다. 이러한 웨이블릿 변환 중 정보의 중복을 없애기에 용이한 이산 웨이블릿 변환을 이용하여 전력 외란 신호를 검출 하였다. 웨이블릿은 어떤 하나의 함수를 확장 또는 축소와 천이를 시키면서 발생되는데 $L^2(\mathbb{R})$ 에 속하는 어떤 함수의 확장을 제공하여 준다. 웨이블릿은 블록화 된 신호들을 분해하는데 사용되어지며 특징으로는 시간과 주파수영역 모두에서 좋은 해상도를 나타낼 수 있다는 것이다. 본 연구에서는 컴퓨터의 계산 량을 고려하여 이산 웨이블릿 변환을 사용 하였다. 이산 웨이블릿 변환식은 다음 식7과 같이 정의 할 수 있다.

$$f(t) = \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} c_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (\text{식 } 7)$$

또한, 웨이블릿 변환을 수행함에 있어서는 도베쉬4 함수에 기반 하여 웨이블릿 변환을 수행하였는데 본 연구를 통하여 구현된 도베쉬4 함수는 다음 변환 행렬을 사용하여 정의 할 수 있다.

Fisher는 이러한 원리에 입각하여 최적화된 변환행렬을 구했는데 다음 식9와 같다.

$$W^* = S_W^{-1}(\mu_1 - \mu_2) \tag{식 17}$$

본 제안에서는 Fisher의 선형판별분석식인 식9를 적용하여 검출된 외란 데이터의 주성분만을 추출하여 신경망 알고리즘에 입력되는 데이터의 양을 감소시켜 그 성능을 향상시켰다.

(4) 식별기 설계

본 연구에서는 전력 외란의 식별을 위하여 신경 회로망을 사용하였다. 신경망은 인간의 뇌 구조를 이용하여 모델링된 알고리즘으로 학습이 가능하다는 장점으로 인하여 특히 패턴 인식분야에 많이 활용되고 있는 알고리즘이다.

신경 회로망의 가장 큰 장점은 학습능력이라 할 수 있는데, 이 학습 데이터들을 이용하여, 회로망의 가중치(weights)를 학습시킴으로써 실제 신호가 들어올 경우, 사전 통계지식 없이 신호를 식별해 낼 수 있다. 특히 은닉 층이 여러 개 존재하는 다층신경망(Multi-layer perceptron)는 비선형 분리가 가능하다. 다층신경망은 입력에 대한 출력 값을 알고 있는 상태에서 학습을 진행하는 교사학습(Supervised learning)방법의 식별기중 가장 널리 사용되고 있는 식별기로 1단 이상의 은닉 층(hidden-layer)을 회로망에 추가함으로써 비선형 분리(nonlinear separation)가 가능하도록 설계된 식별기이다. 따라서 본 연구에서는 본 연구의 목적과 잘 부합하는 1단의 은닉 층이 추가된 3층 구조의 다층신경망을 이용하여 식별기를 구현하였으며, 학습방법으로 신경망의 입력 단으로부터 출력 단까지 전파하여 출력치를 얻는 순방향 전파(forward propagation)와 이렇게 얻어진 출력치와 목표치 사이에 발생한 오차를 출력 단에서부터 입력 단 쪽으로 전파하여 가중치를 변화시켜 오차를 줄여나가는 역 전파 알고리즘을 사용하였다. 그림3은 본 제안을 통해 기술될 3층 신경회로망의 구조와 입력 층으로 입력된 데이터의 전 방향 경로에 대해 간략하게 나타낸 그림이다. 그림3에서 입력 층과 은닉 층 사이, 은닉 층과 출력 층 사이의 연결가중치들은 랜덤함수를 통해 초기화 하였다. 입력패턴에 대한 전 방향 전파(forward propagation)의 계산은 입력 층에서는 입력 층에 입력된 값을 그대로 출력하였고 은닉 층에서는 식 10과 같이 입력 층에서 출력된 값과 입력 층과 은닉 층 사이의 연결가중치를 곱하여 은닉 층의 입력으로 하였으며, 문턱 값이 존재하는 경우 더하여 주었다.

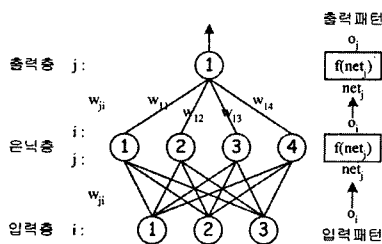


그림 3. 3층 신경회로망의 기본 구조
Fig. 3. Basic structure of 3 layer neural network

$$net_j = \sum_i w_{ji}o_i + \theta_j \tag{식 18}$$

식10에서 w_{ji} 는 뉴런i와 뉴런j간의 연결 가중치, net_j 는 뉴런j의 입력, θ_j 는 j뉴런의 문턱 값 o_i 는 뉴런i의 활성화 값이다. 은닉 층의 입력을 활성화함수에 취하여 출력 값으로 하였다. 활성화함수는 시그모이드 함수를 이용하였으며 다음 식11과 같다.

$$o_i = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \tag{식 19}$$

출력 층에서는 은닉 층에서 출력된 값과 은닉 층과 출력 층 사이의 연결가중치를 곱하여 출력 층의 입력으로 하였으며, 문턱 값이 존재하는 경우 더하여 주었다. 그리하여 출력 층의 입력을 활성화함수에 취하여 최종 출력 값을 계산하였다. 목적패턴과 최종 출력 값을 비교하여 오차를 계산하였으며, 오차가 적절하면 중단하고 그렇지 않으면 역 전파를 수행하였다. 그림4는 본 제안에서 사용된 일반화된 델타 규칙의 예러 역전파 알고리즘을 나타낸 그림이다.[10]

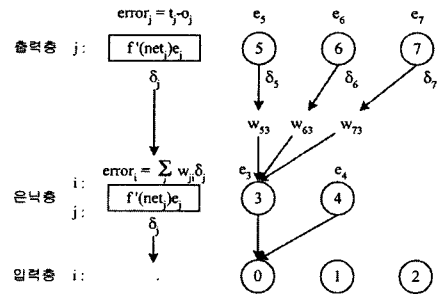


그림 4. 일반화된 델타 규칙의 예러 역 전파 과정
Fig. 4. Backpropagation of general delta rule

그림4에서 출력 층은 위에서 구해진 오차를 활성화함수의 미분 식에 취하여 델타 값을 구하였다. 이 값을 바탕으로 출력 층과 은닉 층 사이의 새로운 연결가중치를 계산하였다. 출력 층에서 구해진 델타 값들과 출력 층과 은닉 층 사이의 연결가중치들을 곱하여 모두 더하면 은닉 층에 대한 새로운 델타 값이 구해지는데 이 값을 바탕으로 은닉 층과 입력 층 사이의 새로운 연결가중치를 계산하였다. 식10과 식11을 다음과 같이 다시 정의하면,

$$o_{pj} = f(net_{pj}) = \frac{1}{1 + e^{-net_{pj}}} \tag{식 20}$$

$$net_{pj} = \sum_i w_{ji}o_i + \theta_j \tag{식 21}$$

일반화된 델타규칙을 적용한 연결가중치의 조절 량은 식14, 식15와 같이 구할 수 있다.

$$w_{ji}(new) = w_{ji}(old) + \Delta w_{ji} \quad (식 22)$$

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_{pj} o_{\pi} \quad (식 23)$$

신경 회로망에서 입출력 패턴 p에 대한 출력 층 뉴런의 출력과 목적패턴과의 오차는 식16과 같이 정의하였다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (식 24)$$

$$E = \sum_{p=1}^m E_p \quad (식 25)$$

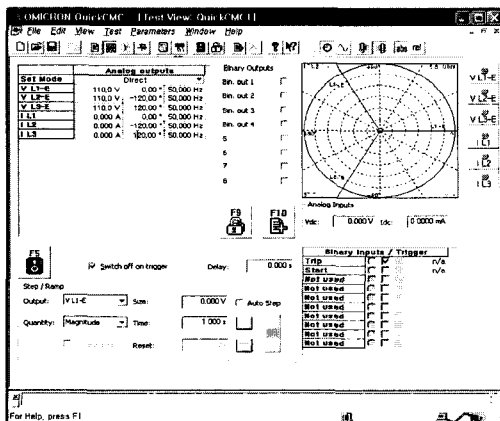
식17은 m개의 입출력 패턴에 대한 전체 오차를 나타낸 식이다.

3. 실험 및 고찰

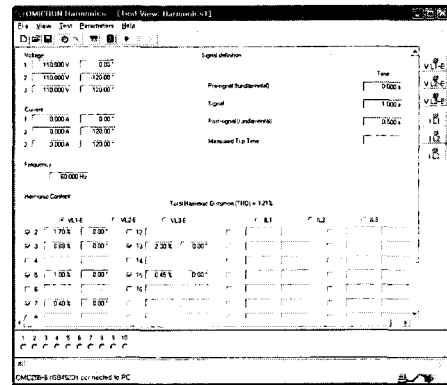
본 연구에서는 전력 신호 발생을 위해 오미크론(OMICRON)사의 CMC 256-6 장비를 이용하였다.

그림 5는 오미크론 장비의 제어를 위한 소프트웨어(software) TEST UNIVERSE V2.02중 QuickCMC와 Harmonics 화면그림이다. QuickCMC를 통하여 오미크론 장비로 하여금 원하는 전력 신호를 발생시키도록 제어 할 수 있다. 그림5 (a)의 좌측 상단에 위치한 Analog outputs입력란을 통하여 원하는 신호의 크기와 위상, 주파수를 조정할 수 있고, 우측 상단의 네모난 화면에 마우스를 위치시켜 신호를 실시간으로 조정할 수 있다. 오미크론 장비는 최대 115V까지의 전압 인가가 가능하여 본 연구에서는 100V를 기준으로 순간전압강하, 순간전압상승을 각각 0.1~0.9 p.u.와 1.1~1.4 p.u.로 규정하였고, 지속시간은 0.5~30 사이클로 규정하였다.

그림5 (b)의 OMICRON Harmonics를 이용하면 원하는 차수의 고조파를 발생시킬 수 있다. 본 연구에서는 고조파를 규정하는 기준으로 THD값을 사용하였는데, 그 제한을 3%이상일 때로 규정하였으나 오미크론 장비의 THD값과 본 연구를 통하여 구현된 전기품질 진단 분석 시스템의 THD값이 연산상의 오차로 인하여 0.07%정도의 차이를 나타냄을 보였다.



(a) OMICRON QuickCMC



(b) OMICRON Harmonics

그림 5. TEST UNIVERSE

Fig. 5. TEST UNIVERSE

발생된 전력신호를 계측하기 위한 장비로는 내쇼날인스트루먼트(National Instruments: NI)사의 SCXI-1600과 SCXI-1313을 사용하였다. 또한 전력품질 진단 분석 시스템의 구현을 위한 소프트웨어는 NI사의 Labview를 사용하였다. 그림6은 Labview로 구현한 전력품질 진단 분석 시스템으로 그림6에서는 임의의 파형을 발생시켜 보여주고 있다.

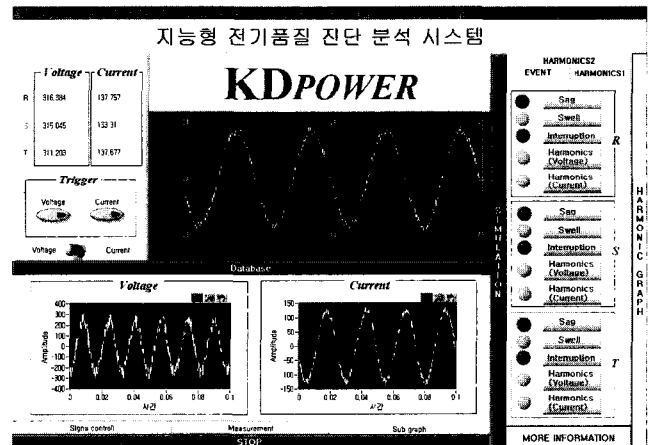


그림 6. 지능형 전기품질 진단 시스템

Fig. 6. Intelligent power quality diagnosis system

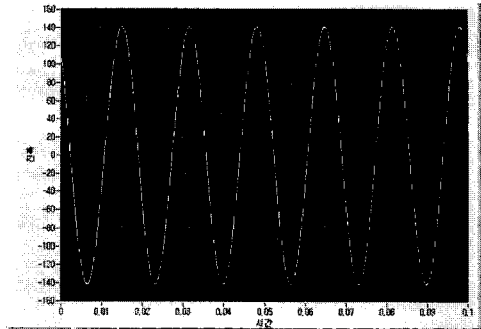
그림6에서 시스템의 한 가운데에 있는 메인 그래프(Main graph)를 통하여 3상 입력 신호의 전압과 전류 파형을 감시할 수 있도록 하였으며, 오른쪽의 이벤트(Event)감시창을 통하여 각 상별로 순간전압강하, 순간전압상승, 순간정전, 고조파 등의 발생 여부를 확인할 수 있도록 하였다. 하단에 나란히 있는 두 개의 그래프는 이벤트가 발생할 경우 외란이 발생한 그 상의 전압, 전류 파형을 확인할 수 있도록 하였다. 그리고 그 발생한 이벤트를 이벤트 종류에 따라 파형을 저장하여 추후에 다시 확인/분석할 수 있도록 하였다. 그 외에도 고조파를 차수별로 그 크기를 확인할 수 있는 그래프와 이벤트에 대한 정보를 보여주는 이벤트 정보창, 전기 분야에 문외한인 일반인들을 위한 시뮬레이션 기능 등을 탑재하였다.

인공신경망의 학습은 순간전압강하, 순간전압상승, 순간정

전, 고조파 각각의 100개의 데이터를 준비하여 각각에 대하여 50개의 데이터는 학습 패턴으로 나머지 50개의 데이터는 테스트 패턴으로 사용하였다. 이때 순간전압강하와 순간전압상승, 순간정전의 경우 100%, 고조파의 경우 50개중 46개의 식별률을 보였다. 이때 고조파의 경우 다른 외란에 비해 식별률이 낮은 이유는 순간전압강하, 순간전압상승, 순간정전의 경우 전압값의 크기에 많은 영향을 받아 특징벡터 추출시 적용시키는 기본파의 Power값으로 인하여 패턴의 특징이 명확한 반면 고조파의 경우 나타나는 패턴이 다양하기 때문에 식별률이 낮은 것으로 판단된다.

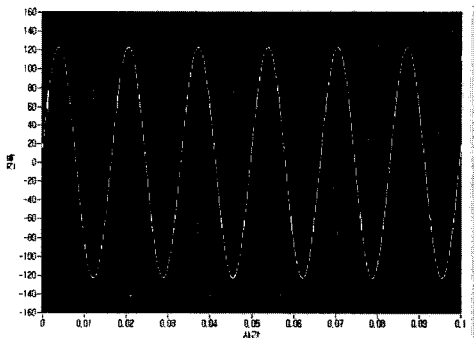
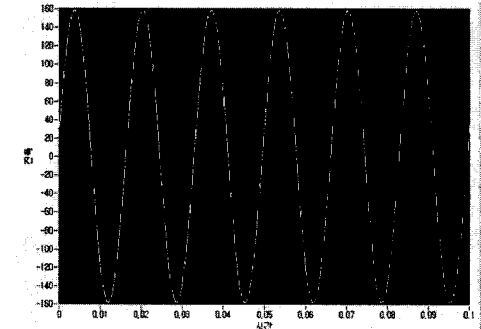
실제 필드 적용 시에는 테스트의 결과와 같은 높은 식별률을 보이기는 힘들 거라고 판단하여 실제 전력품질 진단 분석 시스템을 구현할 때는 IEEE 1159 연구 그룹에서 제안한 규정에 더 가중치를 두어 규정치의 범위를 넘지 않을 경우 이벤트 발생을 표시하지 않도록 프로그래밍(programming)하였다. 단, 신경망에 의해 이벤트로 판단되어질 때는 경고와 함께 파형의 저장이 이루어져 추후에 확인 할 수 있도록 하였다.

그림7은 오미크론 장비로 임의의 이벤트를 발생시켜 이벤트가 발생될 때마다 저장된 3상 신호와 그때 검출된 이벤트가 발생한 상의 신호 중 순간전압강하, 순간전압상승, 순간정전, 고조파를 각각 하나씩 나타낸 그림이다. 그림 7의 경우 발생시킨 이벤트 값이 모두 규정 값을 초과하여 이벤트 창에 각각의 이벤트 별로 이벤트가 발생할 때마다 이벤트가 발생한 표시가 되었으며, 동시에 그림6의 하단 그래프에 검출된 이벤트 파형이 표시가 되었다. 하지만 이론적으로 규정치만으로 전력 외란을 검출한다면 규정치를 넘지 않는 범위에서 규정값에 가깝게 외란이 일어난다면 검출이 일어나지 않고 외란 발생 경고 또한 표시되지 않을 것이므로 이러한 문제점을 해결하기 위해서 본 연구에서는 신경회로망을 사용하였다.



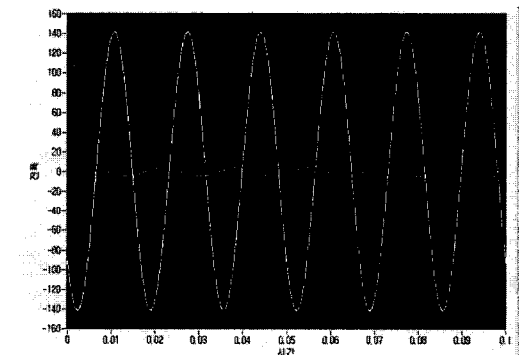
(b) 순간전압상승 발생 시 저장된 3상 신호와 검출된 순간전압상승 신호

(b) When instantaneous voltage swell, the stored 3phase signal and the detected sag signal



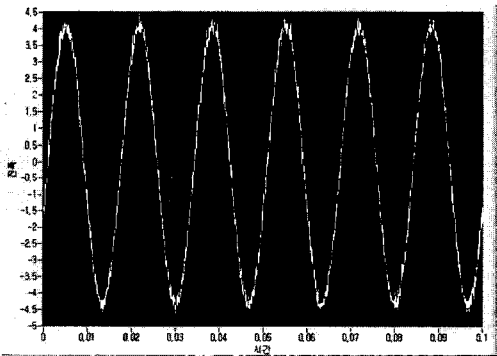
(a) 순간전압강하 발생 시 저장된 3상 신호와 검출된 순간전압강하 신호

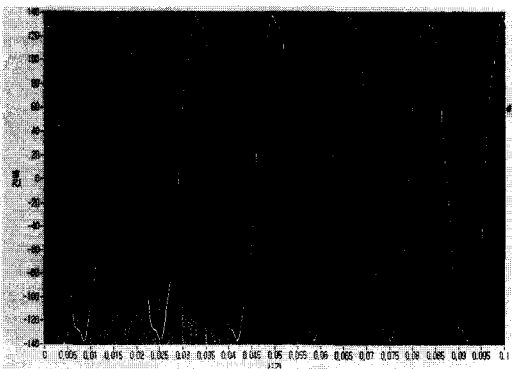
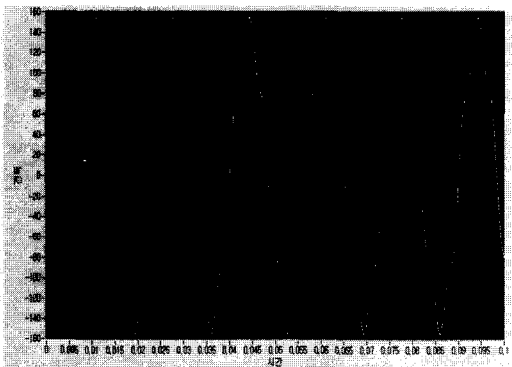
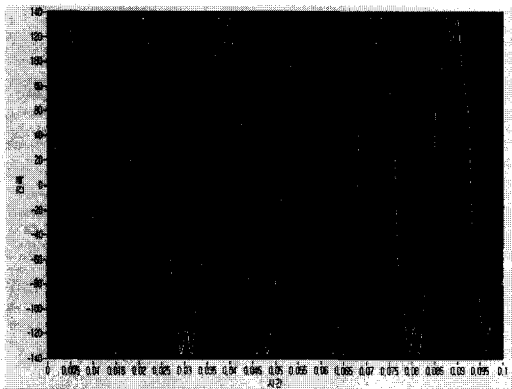
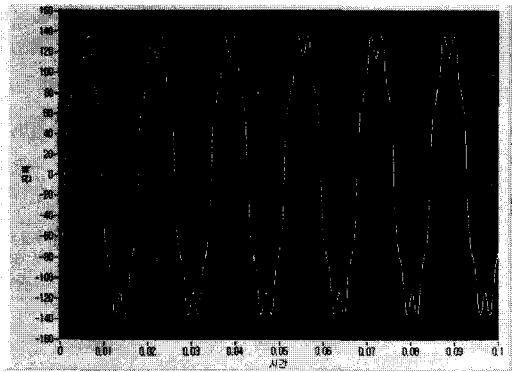
(a) When instantaneous voltage sag, the stored 3phase signal and the detected sag signal



(c) 순간정전 발생 시 저장된 3상 신호와 검출된 순간정전 신호

(c) When instantaneous interruption, the stored 3phase signal and the detected sag signal





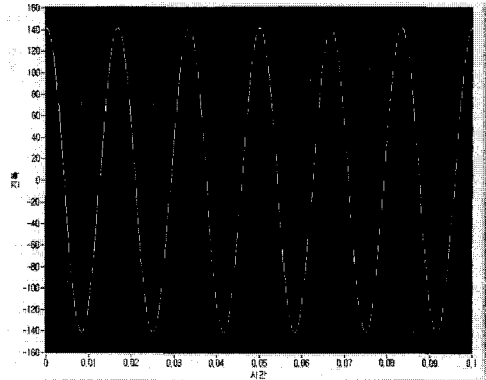
(d) 고조파 발생 시 저장된 3상 신호와 이벤트가 발생한 상의 검출된 신호

(d) When harmonics, the stored 3phase signal and the detected sag signal

그림 7. 이벤트 발생 시 저장된 3상 신호와 이벤트가 발생한 상의 검출된 신호

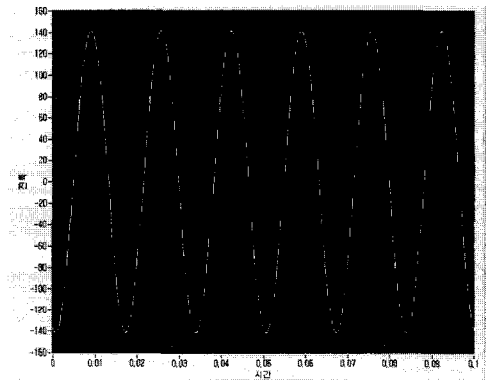
Fig. 7. When the event occurs, the stored 3phase signal and the detected sag signal

그림8은 이벤트 규정치의 근사값을 적용하여 신호를 발생시켜 얻은 파형을 나타낸 것으로 이때는 신경회로망에 의해 경고창과 함께 3상 파형은 저장되지만 이벤트 발생 시와 발생 신호의 검출은 일어나지 않았다.



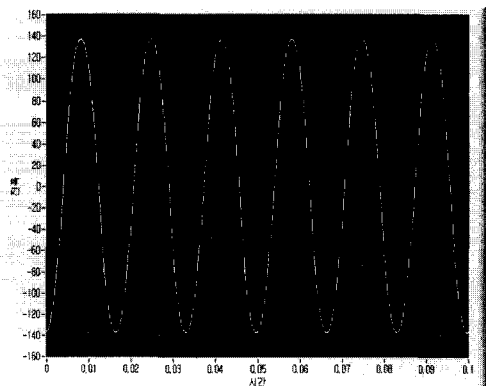
(a) 검출되지 않은 순간전압강하

(a) The instantaneous voltage sag which is not detected



(b) 검출되지 않은 순간전압상승

(b) The instantaneous voltage swell which is not detected



(c) 검출되지 않은 고조파

(c) Harmonics which is not detected

그림 8. 검출되지 않은 이벤트

Fig. 8. The event which is not detected

그림8에서 (c)고조파의 경우 R상과 T상에 THD 3%를 적용하였고 나머지 S상에 3.06%의 THD를 적용하여 신호를 발생

시켰다. 그 결과 간헐적으로 경고창이 뜨면서 파형이 저장되었으나 이벤트 발생 표시는 나타나지 않았다. 이는 오미크론 장비와 본 연구를 통해 구현된 전력품질 진단 분석 시스템의 THD값 연산상의 오차 때문인 것으로 판단된다. (a)순간전압 강하와 (b)순간전압상승의 경우 이벤트 발생 표시는 되지 않았지만 거의 대부분의 경우 경고창과 함께 파형이 저장되었다. 이상의 결과를 통하여 전력품질 진단 분야에 신경회로망을 적용시킴으로써 규정 값으로 검출하기엔 애매한 외란 신호를 검출할 수 있음을 확인하였다.

3. 결 론

본 연구에서는 전력외란을 자동으로 식별, 전기품질을 진단하는 시스템을 구현하였으며, IEEE 1159 연구그룹에서 제안한 전력외란 규정치와 인공 신경망 알고리즘을 같이 적용하여 전력외란 식별의 정밀성을 높이고자 하였다. 전력외란 식별 및 전기품질 진단 분석 시스템은 NI사의 Labview를 이용하여 구현하였으며, OMICRON 장비로 임의의 외란 신호를 발생시켜 그 성능을 확인하였다.

그 결과 IEEE 1159 연구그룹에서 제안한 전력외란 규정치를 적용하여 전력외란을 검출한 결과 규정치를 초과하거나 규정치에 미치지 못하는 외란신호는 100%검출이 가능하였지만 규정치에 근사하게 발생하는 애매한 외란의 경우 검출이 어려움을 오미크론 장비를 이용한 테스트를 통해 알 수 있었다. 이러한 경우 인공신경망에 의해 애매한 신호를 따로 저장하여 분석할 수 있도록 함으로써, 좀 더 정밀한 전력외란 식별을 할 수 있음을 본 연구를 통해 확인하였다.

향후 전기품질 진단 분야의 인공 신경망 적용에 대한 더 많은 실험과 연구를 통해서 더욱 정확도 높은 전기품질 진단을 이룰 수 있을 것으로 기대된다.

감사의 글

본 논문은 (주)케이디파워의 자체 연구개발비에 의해 수행되었습니다.

참 고 문 헌

- [1] E.W. Gunther and H. Metha, "A survey of distribution system power quality preliminary results", IEEE Trans. Power Delivery, Vol. 10, No. 1, pp.322-329, jan, 1995
- [2] C. Sankaran, Power Quality, CRC PRESS, New York, 2002
- [3] Edward M. Gulachenski, "Advanced Power Quality Analysis, The Institute of Electrical and Electronics Engineers", Inc, 1998
- [4] 김성덕, "전력품질의 진단과 분석기술 동향과 전망", 전기학회지, 제50권 3호, 32-39, 2001
- [5] G.T. Heydt, Electric Power Quality. Stars in a Circle Publ., West LaFayette, Indiand, 1991
- [6] R.C. Dugan, M.F. McGranaghan, and H.W. Beaty, Electrical Power Systems Quality, McGraw-Hill, New York, 1996
- [7] A. McEachern, Handbook of Power Signatures. Basic Measuring Instruments, Foster City, CA, 1988
- [8] 한학용, 패턴인식 개론 MATLAB 실습을 통한 입체적 학습, 한빛미디어, 2005
- [9] K. Fukunaga, "Introduction to Statistical Pattern Recognition, Academic Press", London, 1990
- [10] 오성권, 프로그래밍에 의한 컴퓨터지능, 내하출판사, 2002

저 자 소 개



김진수(金珍洙)

1976년 5월 21일생.
2004년 원광대학교 컴퓨터공학과 졸업.
2006년 동대학원 전자재료공학과 졸업(공학석사). 현재 (주)케이디파워 중앙연구소 연구원.

Tel : 02-6336-3776
Fax : 02-6336-3788
E-mail : januskid01@kdpower.co.kr



김광순(金光淳)

1960년 11월 1일생, 1983년 조선대학교 전기공학과 졸업, 1983~1999년 삼성전자 중앙연구소 및 전략기획실 근무(부장), 2007년 대한전기학회 A부문 협동이사, 2007년 대한전기학회 A부문 전기설비전문위원회 전기안전연구회 운영위원, 2007년 기초전력연구원 운영위원회 운영위원, 2007년 전력IT 표준화 포럼 서비스분과 위원, 2007년 서울대학교 공과대학 최고 산업과정(AIP) 수료, 현재 (주)케이디파워 상무이사/중앙연구소장

Tel : 02-6336-3770
Fax : 02-6336-3788
E-mail : kskim39@kdpower.co.kr



김영일(金榮日)

1952년 10월 27일생, 1972년 건국대 문리대수학, 1983년 숭실대 전기공학과 졸업, 1985년 연세대 대학원 전기공학과공학석사, 1989년 동대학원 공학박사, 1989년 LS산전 연구소 선임연구원, 1992년 동해 중앙연구소 수석연구원, 현재 대림대학 전기과 교수

Tel : 031-467-4864
Fax : 031-467-4861
E-mail : yikim@daelim.ac.kr



박기주(朴鎭朱)

1959년 7월 30일생, 1985년 한양대학교 공과대학졸업, 1998년 고려대학교 경영대학 최고경영자과정 수료, 2003년 서울대학교 경영대학 최고경영자과정 수료, 2005~현재 전력IT 국가전략과정 위원회 위원, 2007년 서울대 기초전력연구원 이사, 2007년 재단법인 전력IT사업단 이사, 현재 (주)케이디파워 대표이사

Tel : 02-6336-3701
Fax : 02-6336-3788
E-mail : pgj123@kdpower.co.kr