

웨이블릿 변환과 신경회로망을 이용한 전력 품질 인식 시스템에 관한 연구

A study on Power Quality Recognition System using Wavelet Transformation and Neural Networks

정원용*, 권진수**

Won-Yong Chong*, Jin-Soo Gwon**

요 약

Sag, Swell, Impulsive Transient, Harmonics 등의 비정상 전력품질 신호들은 산업체 전력전자 장비, 속도 조절 장치, 공정 제어 시스템의 운전에 상당히 나쁜 영향을 미쳐 전력 공급자 및 수용자 입장에서 매우 중요한 이슈가 되어왔다. 따라서 본 연구에서는 이상의 전력품질 신호들을 획득, 분석 및 인식하기 위하여 Matlab, Simulink, CCS 등의 소프트웨어와 TI의 TMS320C6713DSK 하드웨어 키트와 웨이블릿 변환과 신경 회로망 역전파 알고리즘을 사용하여 전력품질 인식 시스템을 구현하였다. 이 시스템의 실시간 인식 성능을 파악하기 위하여 SIL(Software In the Loop)와 PIL(Process In The Loop)를 수행하였고, 그 결과 평균 99%의 우수한 인식결과를 보여주었다.

ABSTRACT

Nonstationary power quality(PQ) signals which the Sag, Swell, Impulsive Transients, and Harmonics make sometimes the operations of the industrial power electronics equipment, speed and motion controller, plant process control systems in the undesired environments. So, this PQ problem might be critical issues between power suppliers and consumers. Therefore, We have studied the PQ recognition system in order to acquire, analyze, and recognize the PQ signals using the software, i.e., MATLAB, Simulink, and CCS, and the hardware. i.e., TMS320C6713DSK(TI), The algorithms of the PQ recognition system in the Wavelet transforms and Backpropagation algorithms of the neural networks. Also, in order to verify the real-time performances of the PQ recognition system under the environments of software and hardware systems, SIL(Software In the Loop) and PIL(Processor In the Loop) were carried out, resulting in the excellent recognition performances of average 99%.

Keywords : Wavelet Transformation, Neural Networks, Power Quality, MATLAB, Simulink, Code Compose Studio

I. 서 론

최근 정보통신기기, 정밀제어기기, 사무자동화기기, 전산기기, 자동생산라인 그리고 온라인 서비스 등이 보급·확장되면서, 기존의 전력수용자에게는 크게 고려 대상이 못하던 전력 품질(PQ : Power Quality) 문제가 이제는 반드시 해결해야 할 항목으로 급부상하게 되었다. 전력품질이란 전력회사의 측면에서 보면 공급신뢰도로써, 수용자 측면에서 보면 전기설비에 공급되는

전력의 상태로 정의되며, 사용자의 기기에 영향을 미쳐 기능의 오작동이나 고장을 일으키는 전기적인 모든 파라미터(전압, 전류, 주파수 변동 등)를 의미한다.[1]

제조업체에 전력이 공급되는 동안 발생하는 왜곡이나 왜란신호로 인하여 전자제어시스템의 비정상적인 정지 고장, 시스템 재가동등의 비율이 증가하고 있다. 특히 반도체 생산라인에서 전력품질(전력 왜곡신호)문제가 발생하여 제품 불량은 물론 시설 및 생산 공정 자동화기에 파급적으로 영향을 미쳐 생산시스템 전 공정이 치명적인 운전 상태로 빠져들게 한다. 또한 전력회사의 전력계통에서 발생하는 전력 품질 문제로서 천문학적 손실 비용이 발생하였다고 보고 된 바가 있다. 즉, 미국의 NPL(National Power Laboratory)이 조사한 자료에 의하면 1990년부터 1995년까지 미국과 캐나다에 걸쳐

* 경남대학교 정보통신학과(교신저자) ** 경남대학교 정보통신공학과
투고 일자 : 2010. 2. 19 수정완료일자 : 2010. 4. 12
게재확정일자 : 2010. 4. 29

* 본 연구는 경남대학교 2010학년도 학술연구장려금의 지원에 의한 것임

235개 지역에서 측정된 전원장애의 데이터를 통해 전압 강하와 부족전압이 전체의 59.6%로 가장 많은 부분을 차지하였으며 전압서지와 과전압이 28.9%, 전압스파이크가 8.1%인 반면, 정전은 3.4%로 나타나있어 전원장애의 대부분이 전원의 순간적인 전압변동에 기인하고 있음을 알 수 있었다. 실제로 미국에서는 이런 문제로 약 500억(\$)의 손실을 입는다고 EPRI는 보고하고 있다.[3,4]

전력품질의 주요한 지표로 쓰이는 순간적인 충격과도 현상분석에는 아직까지 명확한 진단법이 많이 연구되어지고 있고 주로 이산 데이터 형식의 고속푸리에 변환과 이산웨이블릿 변환을 이용하는 연구가 많이 제안되어져왔다. 그러나 순간적 미소 외란은 크기가 작고 국기적인 현상으로 나타나기 때문에 그 정확한 측정과 진단이 어려우며 다양한 전원현상의 동시측정과 진단을 필요로 한다. 지금까지 RMS, THD, AF(Apparent Power) 등을 동시에 특징벡터로 사용하는 연구는 많이 진행되어왔다.[2,3]

본 논문에서, 전력 품질의 다양한 신호, 즉, Swell, Sag, 고조파, 충격과도 신호들의 특징과 정상적인 신호(Normal Signal)의 특징을 비교하고 판단하여 전력 품질 신호들의 다양한 패턴을 구분하는 인식 알고리즘을 소프트웨어로 구현함은 물론이고, TMS320 C6713 EVM 보드를 사용하여 프로세서 인더루프(PIL : Processor In the Loop)로 소프트웨어 결과를 검증하였다.

전력품질의 다양한 신호들은 본질적으로 비정상적 프로세스(Nonstationary Process)이므로, 이들 신호의 특징을 추출하기 위해서는 정상적 프로세스(Stationary Process)에 많이 적용하는 푸리에 변환 대신, 시간과 주파수 정보를 같이 표현하는 웨이블릿 변환(Wavelet Transforms)을 사용하였다.

웨이블릿 변환만으로 추출한 전력품질 신호의 특징들을 분석하고 인식하여, 최종 패턴을 분류하기 위하여 신경회로망(Neural Networks)을 도입하였다.

그 결과, 기존 방법의 결과는 Sag 인식을 90%, Swell 인식을, 100%, 고조파 인식을, 95% 충격과도 인식을, 95%로 전체 인식을 96%이다.[6] 본 연구에서 사용한 4개의 전력품질 신호에 대하여 Sag 인식을, 98%, Swell 인식을 98%, 고조파, 충격과도 인식을, 100%로 전체 인식을, 99%로 기존 방법보다 높은 인식을 보여주고 있다.

II. 웨이블릿 변환

2.1 웨이블릿 변환

최근에 웨이블릿 변환은 여러 문헌에서 전력품질 문제를 관찰하기 위한 새로운 도구로 제안된다. 이는 푸리에 변환은, 시간에 따라 주파수 성분이 변조되는 비정상적 신호에 대해서는 신호의 주파수 특성을 정확히 표

현하지 못하므로, 본질적으로 비정상적인 특징을 가지고 있는 전력 품질 신호의 분석에는 시간과 주파수 영역에서 동시에 분석할 수 있는 웨이블릿 변환이 이용된다. 웨이블릿 변환은 푸리에 변환과 같이 삼각함수 다항식을 사용하지 않고, 모 웨이블릿(Mother Wavelet), $\psi(t)$ 를 생성하고, 이를 팽창/수축(Scaling), 이동(Shifting)하면서 전력품질 신호 $f(t)$ 와 비교하고, 이들의 유사도 $W^f(b,a)$ 을 계산한다. 푸리에 변환은 단지 주파수 공간에서의 정보만 얻을 수 있는 반면, 웨이블릿 변환은 시간, 주파수 공간에 신호의 모든 성분을 얻을 수 있으며 식(1)과 같이 표현된다.[3,5,6] 푸리에 변환에도 시간에 따른 주파수의 변동 정보를 확인하기 위해 Short-Time 푸리에 변환이 사용된다. 하지만 이것은 계산 량이 많아 처리시간이 많이 걸린다는 단점이 있다. 하지만 웨이블릿 변환은 Short-Time 푸리에 변환에 비해 적은 계산 량으로 시간에 따른 주파수의 변동을 정보를 확인 할 수 있고 신호의 불연속점 지점을 파악하는데 효과적으로 적용할 수 있다.

$$W^f(b,a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right)dt \quad (1)$$

본 논문에서 웨이블릿은 전력 품질 신호의 특징벡터를 얻기 위하여 사용하였고, 그림1과 그림2의 도비치 웨이블릿 함수를 모함수로 사용하였다.[7]

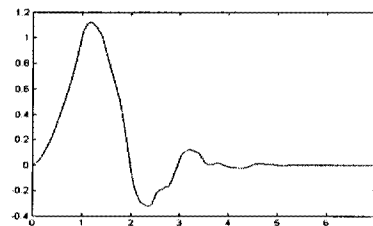


그림 1. db4 스케일링 함수
Fig. 1. db4 Scaling Function

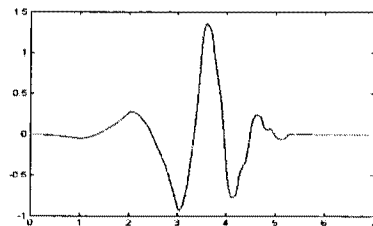


그림 2. db4 웨이블릿 함수
Fig. 2. db4 Wavelet Function

실용적인 응용문제에 적용하기 위해서는 연속 시간 웨이블릿 변환(CTWT : Continuous Time Wavelet Transforms) 대신 이산웨이블릿 변환(Discrete Wavelet Transforms)을 사용하여야한다. 연속 시간 웨이블릿 변환을 이산화 시켜 이산 웨이블릿 변환을 식(2),(3)와 같이 얻는다.

$$\psi_{n,m}(t) = a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m}t - nb_0) \quad (2)$$

$$W^f(n,m) = a_0^{-\frac{m}{2}} \sum_n f(t) \psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (3)$$

$$a = a_0^m (a \neq 1), b = nb_0 a_0^m$$

이산 웨이블릿 변환은 전력품질 신호에 대한 다중해상도 분석을 제공하며, 이는 신호처리관점에서 보면 필터뱅크를 기반으로 한다.

2.2 다중해상도 분석

다중해상도 분석은 필터뱅크를 기반으로 한다. 스케일링 함수는 저역통과필터, 웨이블릿 함수는 고역통과필터와 관련되어 생성되고, 다중해상도 분석의 전체구조는 그림3과 같이 표시되고, 식(4),(5)로 나타난다.[7,8,9]

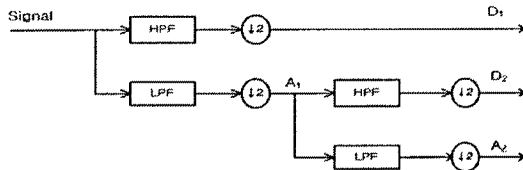


그림 3. 다중해상도 분석
Fig. 3. Multi-Resolution Analysis

$$A_{j+1}(k) = \sum_n h(n-2k) A_j(n) \quad (4)$$

$$D_{j+1}(k) = \sum_n g(n-2k) A_j(n) \quad (5)$$

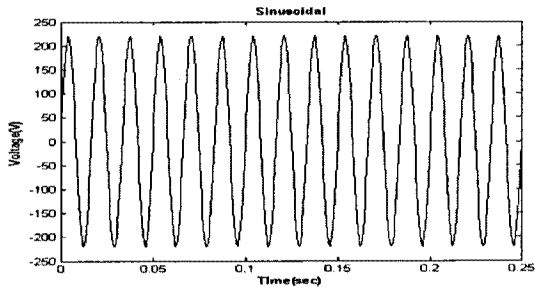


그림 4. 일반 정현파 신호
Fig 4. Normal Sinusoid Signal

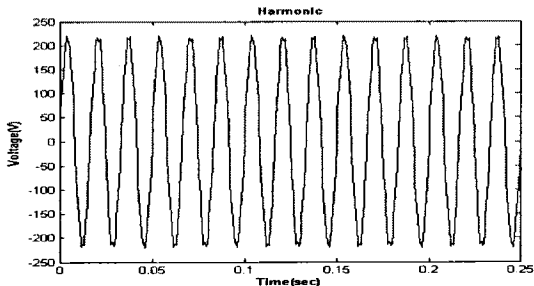


그림 5. 고조파 신호
Fig 5. Harmonic Signal

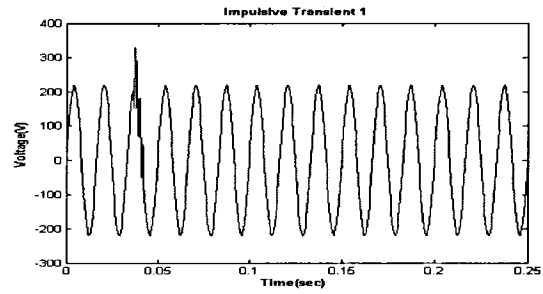


그림 6. 충격과도 신호
Fig. 6. Impulsive Transient Signal

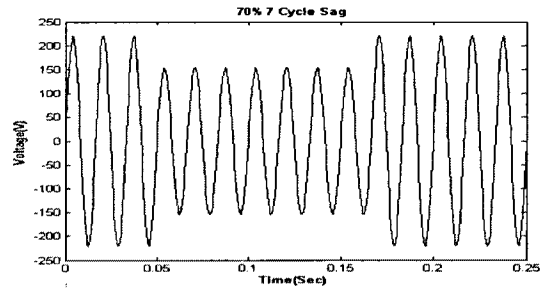


그림 7. 전압강하 신호
Fig. 7. Voltage Sag Signal

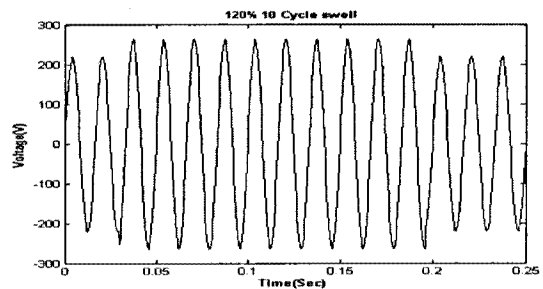


그림 8. 전압 상승 신호
Fig. 8. Voltage Swell Signal

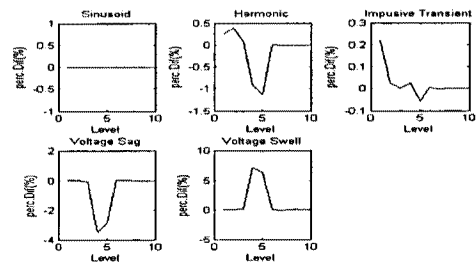


그림 9. 각 전력 외란 신호의 특징 벡터
Fig. 9. Characteristics vector of each power disturbance signal

식(4)의 A_j 는 저역통과필터를 거친 j단계의 근사성분 (Approximation) 스케일링 계수이고, 식(5)의 D_j 는 고역통과필터를 거친 j단계의 상세성분(Detail) 웨이블릿 계수이다. 본 논문에서는 다중 해상도 분석 단계를 10

단계로 하여 특징 벡터를 추출하고 있다.

- 웨이블릿변환은 불연속성신호에 대해 민감하게 반응하기 때문에 비정상 전력 품질신호의 특징을 추출하기 위하여 다중해상도 분석을 각 단계별로 적용하여 특징 벡터를 추출하는 기법은 매우 유용하다. 본 연구에서 그림 4~8의 전력품질 신호를 입력으로 하는 다중해상도 분석결과와 각 단계별로 얻은 전력 품질 신호의 특징 벡터를 그림 9에 나타낸다. 그림에서 보는 바와 같이 각 전력품질 신호마다 뚜렷한 특징을 잘 보여주고 있다.

III. 신경회로망

3.1 역전파 알고리즘

그림 10의 신경회로망 역전파 알고리즘은 원하는 전력 품질 신호, 즉, 목표 값과 신경회로망 출력단의 실제 출력 값과의 오차 제곱 값을 목적함수로 하고, 이를 최소화하는 방향으로 가중치와 임계값을 결정한다.

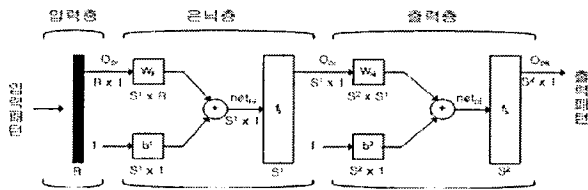


그림 10. 역전파 알고리즘의 다층 신경회로망
Fig. 10. The backpropagation algorithm of the multilayer network

신경회로망의 여러 학습 단계를 거친 후 종료조건을 만족하여 학습이 완료되면 목적함수를 최소화 시키는 은닉 층 연결강도와 출력 층 연결강도를 구할 수 있다. 이렇게 결정된 최적의 연결강도를 이용하여, 임의의 전력품질 신호를 테스트 신호로 인가하여 전력품질 인식 시스템을 성능을 평가하고자 한다.[7,9]

본 연구에서 실제로 시뮬링크를 사용하여 구현한 신경회로망인식 시스템을 그림 11에 나타낸다. 출력 패턴은 표1과 같다.

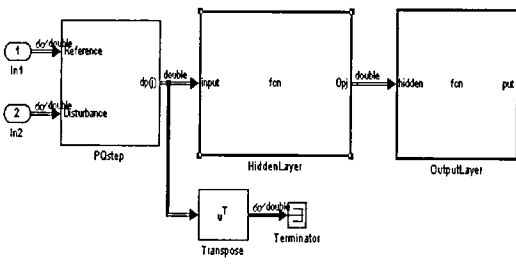


그림 11. 신경회로망 인식
Fig. 11. Neural Network recognition

표 1. 뉴런 네트워크의 출력 패턴

Table 1. Output Patterns of Neural Network

왜란 신호	출력 패턴
정현파	1 0 0 0 0
고조파	0 1 0 0 0
충격과도	0 0 1 0 0
Sag	0 0 0 1 0
Swell	0 0 0 0 1

IV. 실험 및 분석

4.1 시스템 구성

임의의 전력품질 신호를 만들고 신경회로망 역전파 알고리즘에 의하여 연결강도를 결정하고, 특징벡터를 추출하기 위해 Matlab과 Simulink를 활용하였으며, 전력품질 인식 시스템을 시뮬링크로만 모델링하여 검증한 소프트웨어 인터루프(SIL : Software In The Loop)와 TI의 TMS320C6713DSK 하드웨어, Target Support Packet TC6, CCS 3.3(Code Composer Studio 3.3)을 사용하여 검증하는 프로세스 인터루프(PIL : Process In The Loop), 2가지 방식을 본 연구에서 독립적으로 수행하여 같은 결과가 나오는지 검증하였다.

그림 12의 ①은 본 시스템을 구성한 시뮬링크 모델이다. ②는 본 시스템의 입력을 랜덤하게 해주기 위해서 구성하였다. ③은 SIL 로 만든 블록이다. ④는 시뮬링크 모델과 SIL을 통해 나온 값을 출력해주는 부분이다.

표 2의 신호 발생 규정에 의거하여 다양한 전력 품질 신호를 생성하고, 이에 따른 단계별 웨이블릿 변환 계수를 각각 신호의 특징으로 추출한 후 이를 신경회로망 입력 단의 입력데이터로 사용하여 학습을 시키며 학습 완료 조건이 만족하면 학습을 종료하고 학습 시 사용하지 않았던 전력 품질 신호를 테스트 데이터로 전력 품질 인식 시스템에 입력을 인가하여 전력 품질 신호의 패턴을 판별하는 전력 품질 인식 시스템의 흐름도를 그림 13에 표시한다. 아래에 각 과정 별 자세한 내용을 기술 한다.

표 2. IEEE Std.1159-1995에 정의된 전력 품질 신호
Table 2. Definitions of voltage magnitude events as used in IEEE Std.1159-1995

Event Magnitude	Transient	
	Swell	Overtoltage
110%	Normal operating voltage	
Notch/transient	voltage sag	
	Undervoltage	
10%	Momentary	Sustained interruption
	0.5 cycle	3 sec
		1 min
	Event duration	

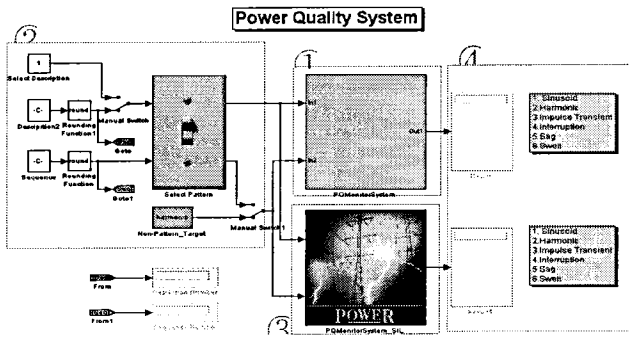


그림 12. 전력 품질 인식 시스템의 SIL
Fig. 12. SIL of PQ recognition systems

과정1. 웨이블릿변환의 성공적인 적용은 모 웨이블릿을 어떤 것으로 선택하느냐에 크게 의존한다. 일반적으로 모 웨이블릿은 분석하고자 하는 신호의 형태와 가장 닮은 것을 선택한다.

본 시스템에서는 순수 정현파와 4가지 유형의 전력품질 신호를 입력으로 사용하였다. 전력품질 신호는 표 2를 참고하여 매트랩으로 생성하였다.[3]

4개의 입력 신호를 db4 웨이블릿을 이용하여 10단계의 채널필터뱅크의 구조를 갖는 다중해상도분석방법(MRA)으로 웨이블릿계수를 계산한다.

과정2. 과정1에서 얻어진 웨이블릿계수를 제공한다.

과정3. 각 웨이블릿계수 단계마다 전력품질 신호의 에너지를 식 (6)의 파스발정리(Parseval's theorem)을 이용하여 신호의 에너지를 계산한다.

$$\sum_{n=1}^N |f(n)|^2 = \sum_{n=1}^N |a_j(n)|^2 + \sum_{j=1n=1}^J \sum_{n=1}^N |d_j(n)|^2 \quad (6)$$

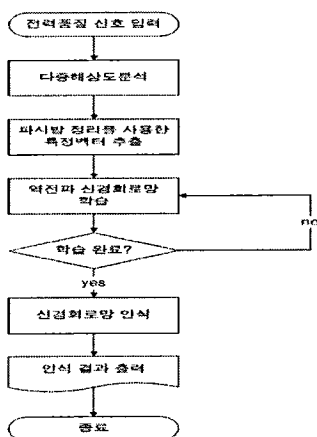


그림 13. 전력 품질 인식 시스템 흐름도
Fig. 13. Flowchart of PQ recognition systems

과정4. 순수정현파신호에 대하여 과정1,2,3을 반복한다.

과정5. 과정3에서 구한 전체 전력품질 신호 에너지와 과정4에서 구한 순수정현파신호의 에너지와 비교하여 식 (7)를 이용하여 편이(deviation), dp를 계산한다.

$$dp(j)(\%) = \left[\frac{en_dist(j) - en_ref(j)}{en_ref(5)} \right] * 100 \quad (7)$$

j : 웨이블릿변환 단계

$dp(j)(\%)$: 각각의 개별 웨이블릿변환 단계에서, 전력 품질 신호의 에너지 분포와 순수정현파성의 에너지 분포와의 편이

$en_dist(j)$: 각각의 개별 웨이블릿변환 단계의 전력 품질 신호의 에너지 분포

$en_ref(j)$: 각각 개별 웨이블릿변환 단계의 순수정현파성의 에너지 분포

$en_ref(5)$: 5번째 웨이블릿변환 단계의 순수정현파성의 에너지 분포

과정6. 본 시스템의 입력으로 사용될 4개의 전력품질 신호와 순수정현파의 특징벡터를 과정5를 통해서 찾고, 이를 입력으로 하는 신경회로망을 구성한다. 총 입력 패턴은 정현파, 고조파, 충격과도, Sag, Swell 순으로 각각 25개씩 125개의 입력 패턴을 만든다.

과정7. 역전파 신경회로망 출력 단계에 표1과 같은 출력 패턴이 나오도록 신경회로망을 학습 시킨다.

과정8. 학습이 이루어진 신경회로망에 학습 시에 사용한 입력패턴 중 하나를 입력하여 출력이 원하는 출력이 나오는지 확인한다.

과정9. 각 전력품질 신호에 대해 학습 시 사용한 패턴과 다른 패턴을 각각 25개씩 125개를 만든다.

과정10. 학습 시 사용하지 않았던 입력 패턴 중 하나를 입력으로 하여 출력이 원하는 출력이 나오는지 확인한다. 다음은 과정 5에서 계산된 각각의 전력품질 신호의 특징벡터 형태이다. 전력품질신호, 즉, 고조파, 충격과도, Sag, Swell의 특징벡터를 웨이블릿변환 단계 별로 그림 14에 자세하게 표시한다. 웨이블릿변환 단계는 10 단계를 하였으며, 5번째 단계에서 모든 특징벡터의 편이가 가장 크게 나타남을 알 수 있어서 이를 식(7)에서 참조 에너지 성분으로 사용하였다.[1,7,9]

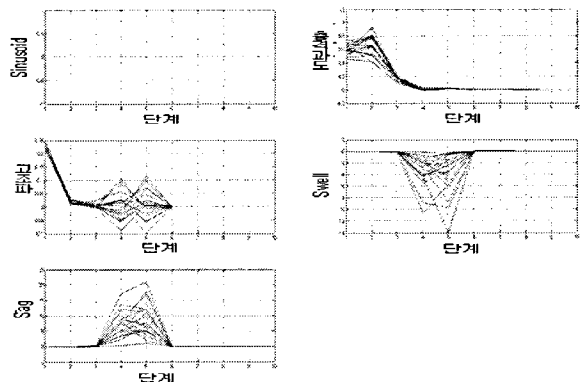


그림 14. 전력품질 신호의 특징 벡터
Fig. 14 Characteristics vector of PQ

4.2 SIL(Software in the Loop)

SIL로 매트랩이 C코드를 생성을 해주고 컴파일하여 실행 파일을 생성한다. 시뮬링크 모델에서 사용하는 입력을 그대로 받아, 생성된 C코드로 처리한 후 시뮬링크 모델의 출력과 비교하여 제대로 모델이 디자인 되었는지 검증하였다.

그 결과 순수정현파, 고조파, 충격과도, Sag, Swell 등의 전력 품질 신호에 대하여, 시뮬링크 모델 출력과 SIL 출력이 그림 15~19와 같은 결과를 보여줌을 알 수 있다.

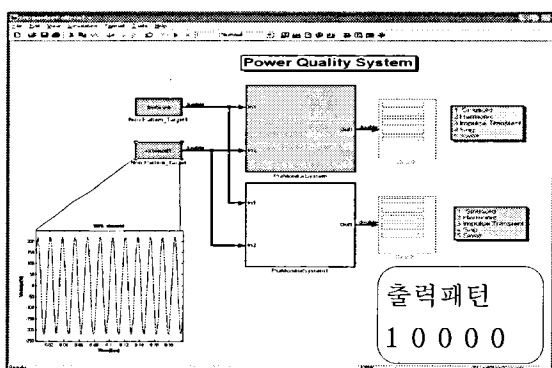


그림 15. 정현파 입력의 시뮬링크 모델과 SIL 결과
Fig. 15. Simulink Model and result of SIL for Sinusoid

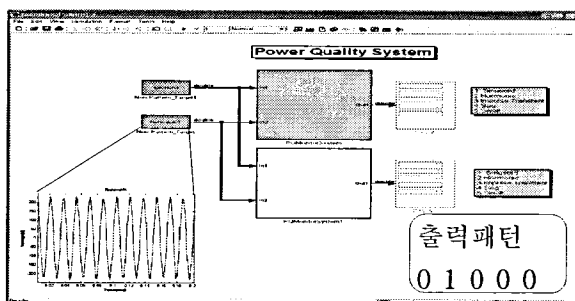


그림 16. 고조파 입력의 시뮬링크 모델과 SIL 결과
Fig. 16. Simulink Model and result of SIL for Harmonic

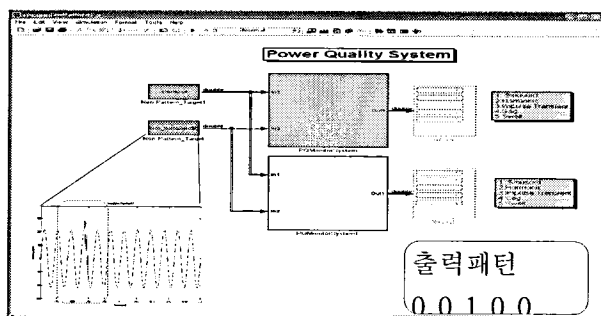


그림 17. 충격과도 입력의 시뮬링크 모델과 SIL 결과
Fig. 17. Simulink Model and result of SIL for Impulsive Transient

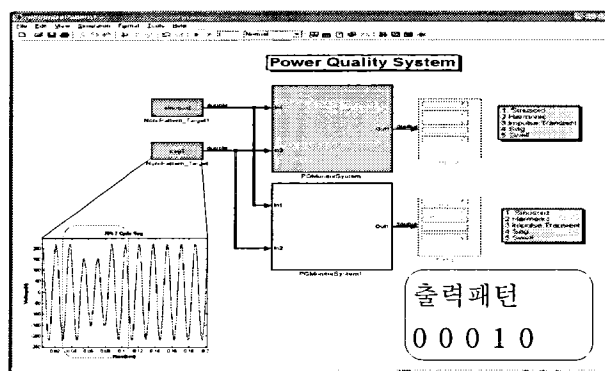


그림 18. 전압강하 입력의 시뮬링크 모델과 SIL 결과
Fig. 18. Simulink Model and result of SIL for Sag

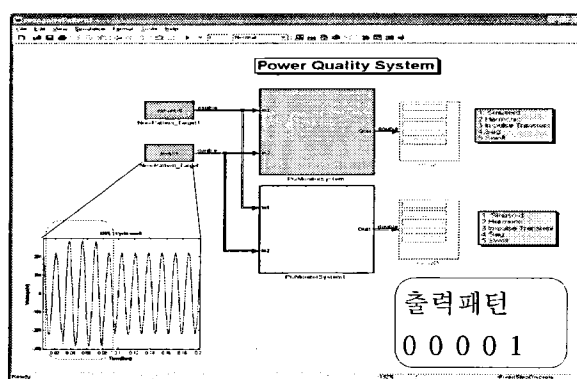


그림 19. 전압상승 입력의 시뮬링크 모델과 SIL 결과
Fig. 19. Simulink Model and result of SIL for Swell

4.3 PIL(Processor in the Loop)

PIL은 기존의 SIL에서 비선형성이 심하거나 해석하기 어려운 부분을 실제 하드웨어로 대체하여 시뮬레이션을 수행하는 것으로써 현실적으로 전체 시스템의 실험이 불가능하거나 시험 비용이 고가인 분야에서 많이 사용되고 있다.[12]

PIL을 구성하고 실행하게 되면 시뮬링크 모델에서의 입력이 DSK6713에 RTDX방식으로 넘어가 DSK6713 내부에서 연산된 결과를 RTDX(Real-Time Data eXchange)기술을 이용하여 시뮬링크 모델로 넘겨준다. 검증하고자하는 블록의 출력과 PIL을 통한 출력을 비교하여 블록을 검증하였다.

SIL에서 검증한 방법과 마찬가지로 PIL에서 검증하여도 같은 결과를 얻어 낼 수 있음을 확인 할 수 있었다.

SIL을 이용하여 소프트웨어적으로 1차적인 검증을 거친 후 2차적으로 PIL을 이용하여 하드웨어와 매트랩 시뮬링크와 연결하여 검증을 하였다. 하드웨어로 들어가는 입력 값들이 모델을 제작할 때의 입력과 동일한 입력이 들어가게 되고 출력 또한 하드웨어를 통해 시뮬링크 모델로 출력이 된다. 이는 시뮬링크와 하드웨어간의 통신을 사용하기 때문에 가능하다. 본 연구에서 사용한 DSK6713보드는 시뮬링크 자체에서 PIL를 제공하고 있다.

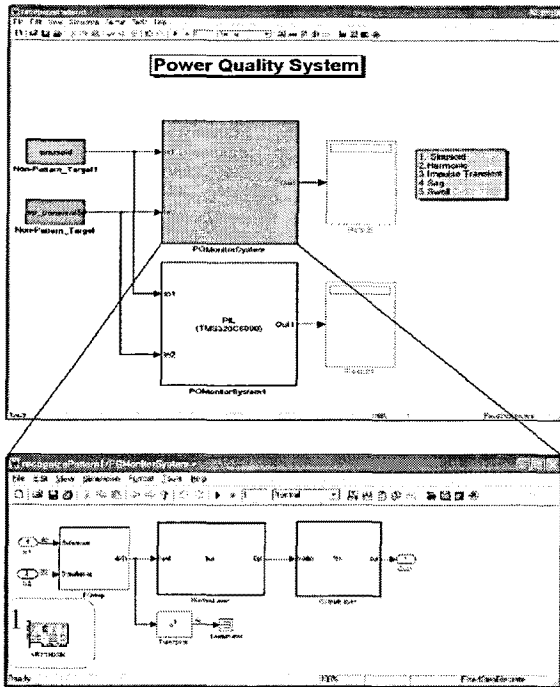


그림 20. 프로세서 인더루프
Fig. 20. Processor in the loop

개발제품에서도 TMS320C6713 DSP를 적용하였기 때문에 DSK6713 보드에서 검증한 S/W를 그대로 이식하여 활용할 수 있다.

그림 20은 PIL을 위하여 구성한 시뮬링크 모델이다. 그림 20의 1번 블록을 추가해야 DSK6713에 다운로드 가능한 코드를 생성해준다. 이 블록에서는 JTAG 설정 및 메모리설정 BIOS 설정 등을 해줄 수 있다.

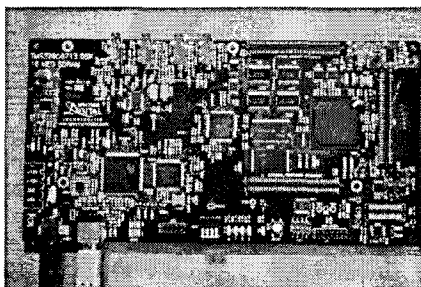


그림 21. DSK 6713 EVM 보드
Fig. 21. DSK 6713 EVM Board

표 3. 학습 시 사용한 입력의 인식결과

Table 3. used to learn the input of recognition results

왜란 신호	인식률
정현파	100%
고조파	100%
충격과도	100%
Sag	100%
Swell	100%

표 4. 임의 신호 입력 인식 결과

Table 4. random signal input of recognition results

정현파	Pattern	판정	비고
96%	Swell	1개 실패	swell35
	Sag	1개 실패	sag49
	고조파	•	•
	충격과도	•	•
98%	Swell	1개 실패	swell35
	Sag	1개 실패	sag49
	고조파	•	•
	충격과도	•	•
100%	Swell	1개 실패	swell35
	Sag	1개 실패	sag49
	고조파	•	•
	충격과도	•	•
102%	Swell	1개 실패	swell35
	Sag	1개 실패	sag49
	고조파	•	•
	충격과도	•	•
104%	Swell	1개 실패	swell35
	Sag	1개 실패	sag49
	고조파	•	•
	충격과도	•	•

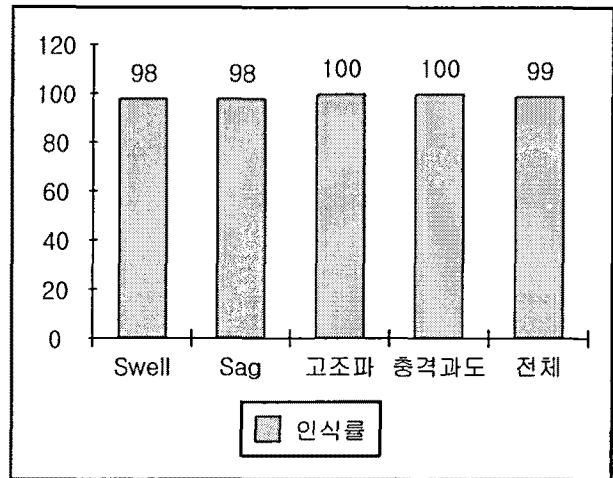


그림 22. 인식률 그래프
Fig. 22. Graph of recognition

이런 결과는 표3의 학습 시 사용한 125개 입력의 인식 결과는 100%임을 확인할 수 있다. 학습 시 사용하지 않은 125개 입력의 인식 결과를 표4에 나타내었고 인식률은 그림 22와 같다. 인식 실패 결과는 순수 정현파와 Sag, Swell의 경계에 해당하는 값에서 특징벡터가 유사하게 나타나기 때문에 나타난다. 이를 해결하기 위해서는 다른 특징벡터를 추가를 한다면 임의 신호에 대한 인식결과가 더 좋아 질 것으로 판단된다.

본 논문은 국제규격에 제시된 방법의 단점을 해소하고자 새로운 방법으로 전력 품질을 인식하기 위한 알고리즘을 적용하여 테스트하였다. 웨이블릿과 신경회로망을

결합하여 효과적으로 전력 품질을 인식하는 알고리즘을 구현하였다. 본 논문에서는 이론적, 소프트웨어적, 하드웨어적인 검증을 하였고 충분히 하드웨어적으로 구현이 가능함을 보여 주고 있다.

입력패턴을 많이 확보한다면 보다 정교한 인식 알고리즘을 구현할 수 있을 것으로 판단된다.

V. 결론

본 논문에서는 전력 품질 신호를 인식하고 분류하기 위한 알고리즘을 제시하고 있다. 웨이블릿과 신경회로망을 결합하여 효과적으로 전력 품질을 인식하는 알고리즘을 구현하였다. 여러 논문에서는 이론적으로 검증하고 소프트웨어적으로 검증을 해왔지만, 본 논문에서는 TMS320C6713 EVM보드를 이용하여 하드웨어적인 검증을 거쳐서 하드웨어적으로 구현이 충분히 가능함을 보여주고 있다. 결과를 보면, 학습 시 사용한 입력 125개에 대한 인식결과는 100%이다. 하지만 임의 신호 입력 125개의 인식 결과는, Sag 인식률 98%, Swell 인식률 98%, 고조파, 충격과도 인식률 100%로 전체 인식률 99%를 보여주고 있다. 본 논문에서는 특징이 뚜렷한 5가지의 전력 품질 신호만을 분류하였지만, 향후 더 많은 전력 외란 신호 입력에 대해 신경회로망을 구축하면 보다 많은 전력 품질 신호에 대한 분류를 효과적으로 할 수 있을 것이다.

참고 문헌

[1] 김미영, 웨이블릿변환과 신경회로망을 이용한 전력 품질 분류, 석사학위논문, 경남대학교, 2008.
 [2] 정교범, 광선근, "DSP를 이용한 인공지능형 전력품질 진단기법 연구", Journal of the Korea Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers Vol. 23, No.1, pp. 116~124 January 2009
 [3] 이진목, 김홍균, 최재호, 이상훈, "이산웨이블릿을 이용한 전력외란 측정 시스템", 전력전자학술대회 논문집, pp. 177-181, 2003
 [4] Math H. J. Bollen, UNDERSTANDING POWER QUALITY PROBLEMS, IEEE Press, 2000
 [5] 김홍균, 이진목, 최재호, 이상훈, 김재식, "웨이블릿 기반의 RBF 신경망을 이용한 전력품질 진단시스템", 전력전자학술대회논문집, pp. 858-861, 2004
 [6] 김홍균, 이진목, 최재호, "신경망을 이용한 전력품질 문제 인식", 전력전자학술대회논문집, pp. 453-455
 [7] Resende, J.W., Chaves, M.L.R., Penna, C., "Identification of power quality disturbances using the MATLAB wavelet transform toolbox", Universidade Federal de Uberlandia (MG)-Brazil
 [8] Gilbert Strang, Truong Nguyen, Wavelet and

Filter Banks, Wellesley-Cambridge Press, Oct1. 1996

[9] A.M. Gaouda and M.M.A. Salama, M.R. Sultan, A. Y. Chikhani, "Power Quality Detection and Classification Using Wavelet-Multiresolution Signal Decomposition", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 14, No. 4, October 1999
 [10] 문경일, 이현엽, MATLAB을 이용한 지능정보시스템, 출판사아진, 2003
 [11] IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality, IEEE Std. 1159-1995, June. 1995
 [12] 김정민, 여훈, 김현수, "하이브리드 자동차의 가·감속 페달 입력 HIL 시뮬레이터 개발", 한국자동차 공학회 2003년도 추계학술대회논문집, pp.1031~1036



정 원 용(Won-yong Chong)

1972년 2월 부산대학교 전기공학과 (공학사)
 1977년 2월 부산대학교 대학원 전기공학과 (공학석사)
 1983년 8월 Florida Inst.of Tech. (USA) Dept. of EE (공학석사)

1988년 2월 Georgia Inst.of Tech. (USA) Dept. of EE (박사과정수료)
 1992년 2월 영남대학교 전기공학과 (공학박사)
 1978년 3월 ~ 현재 경남대학교 정보통신공학과 교수
 1997년 8월 ~ 1998년 7월 Boston University 객원 교수
 관심분야: 디지털신호처리, 웨이블릿 분석, 신경회로망, 적응필터



권 진 수 (Jin-su Gwon)

2009년 2월 경남대학교 정보통신공학과 (공학사)
 2009년 2월 ~ 현재 경남대학교 정보통신공학과 석사과정
 2007년 9월 ~ 현재 한국전기연구원 위촉연구원
 관심분야: 디지털신호처리, 웨이블릿 분석, 신경회로망, 적응필터