

신경망을 이용한 전력품질 진단시스템

김흥균, 이진목, 최재호, 이상훈*, 김재식*
 충북대학교 전기전자 컴퓨터공학부, (주)포스콘*

A Power Quality monitoring system using Neural Network

Hongkyun Kim, Jinmok Lee, Jaeho Choi, Sanghoon Lee*, Jeasig Kim*
 School of electrical and computer, Chungbuk National University, Poscon Ltd.*

Abstract - This paper presents a neural network technology for the detection and classification of the various types of power quality disturbances. Power quality phenomena are short-time problems and of many varieties. Particularly, the transients happen during very short durations to the nano- and microsecond. Thus, a method for detecting and classifying transient signals at the same time and in an automatic combines the properties of the wavelet transform and the advantages of neural networks. We test two neural network and compare the results of Backpropagation Neural (BPN) network with Radial basis function network (RBFN). RBFN is more useful to detect and classify than BPN. The configuration of the hardware of PQ-DAS and some case studies are described.

2. 본 론

2.1 신경망

신경망은 병렬의 인공 뉴런으로 구성되며 층과 층사이 에 가중치의 값으로 연결된 형태를 가지고 있다. 이러한 신경망은 패턴인식, 식별, 분류, 음성, 비전, 제어와 같 은 다양한 부분에 응용되고 있다. 본 실험에서 사용한 역전파 신경망과 방사기저함수 신경망에 대해 설명한다.

2.1.1 역전파 신경망

역전파(BP) 신경망은 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron:MLP)의 학습방법을 체계적으로 정리한 것으로써 각각의 입력값이 기대하는 출력값에 유사하거나 동일한 값을 얻기위하여 반복학습을 통하여 연결강도의 값을 조절하는 알고리즘이다. 일반적으로 입력층, 은닉층, 출력층의 3개 층으로 구성되며 최소사승오차(LMSE)를 최소화하기 위하여 연결강도를 조절하기 때문에 학습시간이 오래 걸리는 단점을 가지고 있다.

은닉층과 출력층 뉴런에서 활성화되어 출력되는 값은 식 1과 같다.

$$y_i = \sum_{j=0}^N w_{ij}x_j + \sum_{j=0}^N b_j \quad (1)$$

식 1에서 y_i 는 i 뉴런의 출력값, x_j 는 입력값, w_{ij} 는 i 뉴런과 j 뉴런과의 연결강도를 나타내며 b_i 는 i 뉴런의 모멘텀 항을 각각 의미한다. 이와 같은 관계를 그림 1에서 보여준다.

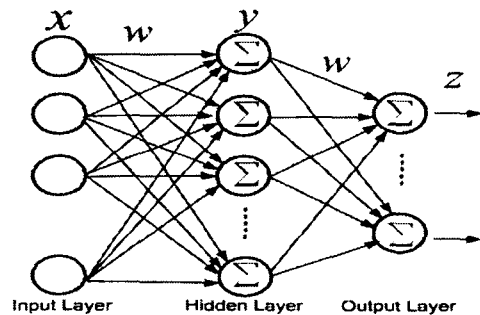


그림 1 역전파 신경망의 구조

Fig. 1 Schematic of a BPN network

2.1.2 방사기저함수 신경망

방사기저함수(RBF) 신경망은 다층 퍼셉트론과 유사 하지만 그림2와 같이 은닉층과 출력층의 2층 네트워크로 구조가 간결하기 때문에 수학적 표현이 명료하고 반복적인 학습알고리즘을 사용하지 않기 때문에 학습속도가 빠른 장점이 있다. 입력층에서 은닉층까지의 연결강도값은 1이며 은닉층의 활성화함수는 RBF함수를 이용

1. 서 론

전력품질(PQ)은 전기설비와 전력품질에 민감한 부하들의 사용이 빠르게 증가하면서 생산자와 소비자들에게 중요한 문제가 되었다. 이러한 전력 품질을 향상시키기 위해서 지속적으로 감시와 진단하는 시스템이 중요하며 이러한 진단시스템은 모든 외란 파형들을 찾아내고 기록하여 데이터베이스화하는 것이 문제를 해결해나갈 수 있는 열쇠를 제공한다. 진단시스템 초기에는 직접 측정에 의해서 진단했으나 장시간 직접 측정하는 데에 한계가 있어 자동으로 진단하는 기술에 대한 연구가 진행되면서 점차 바뀌었다. 그러나 지금까지는 전문가 시스템이 대부분이어서 보다 알기 쉽고 실시간 원격으로 모든 전력 품질 문제에 관해 감시하고 진단하는 시스템이 부족하여 이러한 시스템을 제작, 시험하였다. 이를 위해서 인간의 두뇌의 신경세포의 구조를 기본으로 만든 비선형 구조의 신경망 알고리즘을 이용하였다. 신경망은 음성, 문자, 화상인식과 같은 분야와 패턴인식과 처리, 고장진단과 같은 분야에 광범위한 영역에서 응용되고 있다. 우리는 이런 특성을 이용하여 전력품질문제들에 관한 특징을 추출하고 패턴 학습과 분류를 통하여 진단하였다. 신경망의 대표적인 역전파(Backpropagation) 신경망과 보다 간단한 구조를 가지고 학습속도가 빠른 방사기저함수(Radial basis function) 신경망으로 전력품질 진단시스템을 구성하여 각각의 성능을 비교하였다. 이러한 신경망을 이용하기 위해 신호분석의 통계적 방법과 더불어 짧은 시간의 변화에 분석력이 뛰어난 웨이블릿 변환과 11가지 특징량을 통하여 분류율을 높였다.

하고 연결강도 W_j 를 곱하여 선형적으로 합한 값을 최종적으로 출력하며 식2, 식3과 같다. c_i 는 은닉층 뉴런의 중심, σ_i 는 넓이, w_j 는 가중치를 나타낸다. 본 논문에서는 k-평균 클러스터링 알고리즘을 사용하여 은닉층의 중심벡터를 최소자승법(LMS) 방법으로 중간층과 출력층 사이의 가중치를 구하였다.^[4]

$$f(y_i) = \sum_{j=1}^m w_j y_j \quad (2)$$

$$y_i = \left\{ \exp\left(-\frac{(x-c_i)^2}{\sigma_i^2}\right) \right\} \quad (3)$$

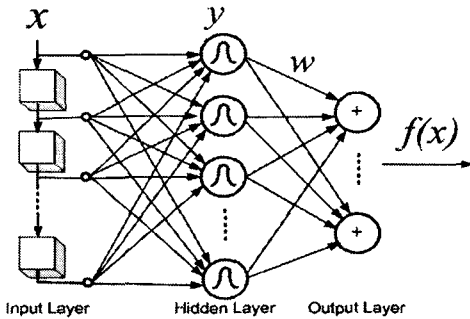


그림 2 방사기저함수 신경망의 구조
Fig. 2 Schematic of a RBFN network

2.2. 전력품질 진단시스템

전력품질 감시시스템의 하드웨어(PQ-DAS)는 TI사의 TMS320VC33(150MHz)를 사용하였으며 RS232와 이더넷 1포트를 내장하고 있다. 부가장비 없이 3상 4선식의 7채널의 전압 -600~+600V, 전류 50A의 측정이 가능하며 실시간감시와 사고발생시 사고파형을 저장하고 데이터베이스 서버로 전송한다. 본 시스템의 진단프로그램은 마이크로소프트사의 비주얼 베이직으로 프로그래밍하였다. 기본화면에서 역률, 실효값, FFT(50차), 사고 발생횟수와 사고파형을 볼 수 있다. 그림 3은 전력품질 진단시스템의 흐름도이다. 전압과 전류의 크기값을 얻어서 특징량 계산과 신경망을 통한 분류를 PQ-DAS에서 하고 문제가 발생시에는 문제의 종류와 파형을 이더넷을 통하여 데이터베이스에 전송한다. 이 자료를 실시간으로 관찰 분석한다.^[5]

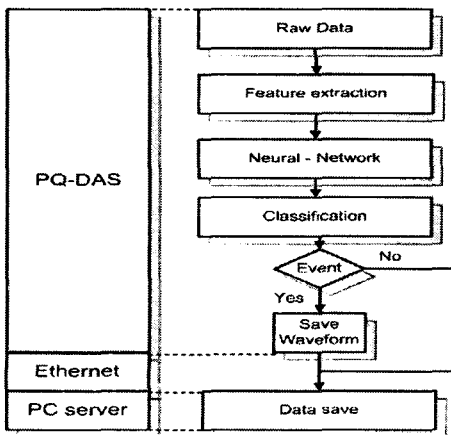


그림 3 전력품질 진단시스템의 구조
Fig. 3 Schematic of a PQ monitoring system

2.3 특징추출

전력품질 진단시스템의 측정 신호는 전압과 전류 값으로 이 값들은 시간에 따라 변화한다. 시간신호 자체에서는 각각의 문제점들을 알 수 없기 때문에 신경망에 적용하기에 어렵다. 이러한 이유로 각 문제들이 갖는 고유적인 특징 추출이 필요하다. 이 특징량은 시각에 따라 변화하지 않고 일정한 값을 가져야 하며 동일한 문제에 대해서는 특징량의 값이 서로 짧은 거리를 가져야 하고 서로 다른 문제에 대해서는 특징량의 거리가 멀어야 한다. 이러한 분석을 위해서 일반적으로 사용되는 통계적인 분석방법인 평균(μ), 표준편차(σ^2), 왜도(g_1), 첨도(g_2), FFT($X(k)$)를 사용하는 것 이외에 실효값(rms), 파형률(FF)과 파고율(CF)과 웨이블릿 변환(DWT)을 이용하여 분류율을 향상시켰다.

$$\mu = Ex_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (4)$$

$$\sigma^2 = E(x_i - Ex_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2 \quad (5)$$

$$g_1 = \sqrt{\frac{1}{6N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)^3} \quad (6)$$

$$g_2 = \sqrt{\frac{1}{24} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)^4 - 3 \right\}} \quad (7)$$

$$rms = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (8)$$

$$FF = \frac{\mu}{rms} \quad (9)$$

$$CF = \frac{peak}{rms} \quad (10)$$

$$X(k) = \sum_{n=1}^N (x(n) \times \exp\left(-\frac{j\omega(k-1)(n-1)}{N}\right)) \quad (11)$$

$$DWTx(m, n) = \sum_k x(k) \phi\left(\frac{k - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (12)$$

2.4 학습 및 결과

본 실험에 사용하기위한 입력 데이터는 기업과 연구소에서 측정 한 것으로 IEEE std. 1159의 기준에 맞추어 Impulsive 과도상태-Class 0, Oscillatory 과도상태-Class 1, 순시정전(Interruption)-Class 2, 순시전압강하(Sag)-Class 3, 순시전압상승(Swell)-Class 4과 잡음(Noise)-Class 5으로 분류하여 연산에 의해 추출한 특징량을 역전파 신경망과 방사기저함수 신경망에 입력하여 이에 대한 결과를 비교하였다. 역전파 신경망에 대한 분류 결과는 표1과 같이 전체적으로 7.5%의 오차를 보인데 반해 방사기저함수 신경망을 이용한 경우는 2.5%의 오차를 보였다. 이와 같이 방사기저함수 신경망은 5%오차가 줄어드는 장점이외에도 1000번이상의 학습을 했을 때 좋은 결과가 나타나는 역전파 신경망보다 시간이 적게 걸렸다.

표 1 역전파 신경망에 대한 분류 결과
Table 1 Classification results of BP network

True Class	Classification Results					
	0	1	2	3	4	5
0	18	1	1	0	0	0
1	1	18	0	0	0	1
2	0	0	19	1	0	0
3	0	0	0	19	1	0
4	1	0	0	0	19	0
5	1	1	0	0	0	18

표 2 방사기저함수 신경망에 대한 분류 결과

Table 2 Classification results of RBFN network

True Class	Classification Results					
	0	1	2	3	4	5
0	20	0	0	0	0	0
1	0	19	0	0	0	1
2	0	0	19	1	0	0
3	0	0	0	20	0	0
4	1	0	0	0	19	0
5	0	0	0	0	0	20

표 3 분류오차

Table 3 Classification error

True class	% Error	
	BPN	RBFN
0	10	0
1	10	5
2	5	5
3	5	0
4	5	5
5	10	0

3. 결 론

전력품질문제에 대한 관심이 증대되면서 이러한 문제의 해결을 위해서 정확한 진단이 중요시되고 있다. 그러나 많은 연구들이 일부분의 문제에 집중하거나 전문가적인 시스템에 관한 것들이었다.

본 논문에서는 일부분에만 국한되지 않고 거의 모든 전력품질 문제를 보다 정확하게 감지 진단하는 전력품질 시스템 제작을 위해 신호처리에 사용되는 특징량들과 웨이블릿 변환을 이용하여 짧은 지속시간을 갖는 과도상태에 대해 고려하였다. 보다 긴 지속시간을 갖는 전력품질 문제들을 진단하기 위해 신호처리에 사용되는 특징량을 사용하여 분류율을 높였다. 그리고 쉬운 시스템 제작을 위해 신경망을 이용한 시스템을 구현하였다. 신경망 이론 중에서 많이 연구되어 왔던 역전파 신경망과 구조가 간단하여 학습이 빠르고 지역 근사화가 뛰어난 방사기저함수 신경망을 비교 실험하고 검토하였다. 방사기저함수 신경망은 역전파 신경망보다 Impulsive, Oscillatory, Sag, Noise의 문제에서 5%이상의 분류율 향상을 보였다.

본 감시 시스템에서 데이터의 수집, 연산, 특징량 계산과 분류가 PQ-DAS 내에서 이루어지고 전력품질 문제가 발생했을 때 이상 파형과 분류된 문제에 대한 정보를 인터넷을 이용하여 데이터베이스 서버로 전송 저장되어 원격으로 실시간 감시를 할 수 있도록 제작되었다.

[참 고 문 헌]

[1] J. D. Hoyt and H. Wechsler, "RBF Models for Detection of Human Speech in Structured Noise", *IEEE Inter. Conf. on Neural Networks-IEEE World Congress on Computational Intelligence*, vol. 7, pp. 4493-4496, 1994.

[2] P. L. Mao and R. K. Aggarwa, "A Novel Approach to the Classification of the Transient Phenomena in Power Transformers Using Combined Wavelet Transform and Neural Network", *IEEE Trans. Power Delivery*, Issue: 4, Vol. 16, pp. 654-660, 2001, Oct.

[3] J. Chen, W. Kinsner, and B. Huang, "Power System Transient Modeling and Classification", *Proc. of the 2002 IEEE Canadian Conf. on Electrical & Computer Engineering*, pp. 184-189, 2002.

[4] IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality, IEEE Std. 1159-1995, June. 1995.

[5] 김홍균, 이진목, 최재호, "인터넷을 이용한 전력품질진단시스템", 대한전기학회 전력기술 부문회 추계학술대회논문집, pp. 23-26, 2002.