

# 신경회로망을 이용한 전력계통의 고장진단에 관한 연구

박준호 최준혁\* 이근준

부산대학교 전기공학과 한국전력공사 부산전력관리처

## A study on the fault diagnosis in the power system using Neural Network

June Ho Park June Hyug Choi K. J. Lee

Dept. of Electric Eng. Pusan National Univ. KEPCO

**Abstract** - When a fault is occurred in Power System, relay system detect overcurrent or voltage drop and trip the circuit breaker. Then, an operator in the control room diagnoses the fault and start the recovery of the system after analyzing the alarm information of relays or circuit breakers. The alarm informations have different patterns for each fault of the electric equipments on lines in power systems. In this paper, Back propagation algorithm is applied to train for many kinds of the fault in the power system. The simulation results show the possibility of the neural network application for the fault diagnosis in the case of erroneous operation as well as normal operation of relays or circuit breakers.

### 1. 서론

전력의 수요가 급증함에 따라 전력계통은 점차 대형화되는 추세이며 그에 따라 계통을 보호하는 보호시스템 체계도 복잡해지고 계통의 고장양상도 다양화되고 있다.

이러한 대형화된 전력계통에서 고장이 발생하면 고장선로나 모선에 연관된 계전기(Relay)로부터 전압이상, 전류이상 등이 감지되어 차단기(Circuit Breaker, CB) 등이 동작하여 고장점을 계통으로부터 분리시키게 된다. 이러한 동작이 빠른 시간안에 이루어지지 않으면 계통안정도가 떨어진다든지 전압, 과전류, 불평등 전류 등에 의한 인접설비의 손상, 보호계전기 등의 순차적인 작동에 의한 전체 계통의 붕괴 등의 문제가 발생할 수도 있다.

고장이 발생하면 전력제어실의 오퍼레이터(operator)는 계전기나 차단기 등의 경보(Alarm)정보로부터 고장영역과 종류를 판단하고 계통의 복구를 위한 조작을 행한다. 그러나, 실제계통에서는 계전기나 차단기의 정보가 주변환경에 의해 불완전하거나 혹은 고장이 발생하여도 실제로 동작되지 않는 기기가 발생할 수 있어 고장을 판단하고 복구하는 데 어려움이 있게 된다.

그러므로 현재까지의 고장진단은 주로 숙련된 전문가의 경험에 의존하여 해결하고 있지만 이는 오퍼레이터의 그날의 기분이나 건강상태 등에 따라 판단착오 혹은 잘못된 조작할 수도 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 전문가의 경험에 의한 지식을 이용한 틀에 끼운 전문가 시스템(Rule based Expert System)으로 해결할 수 있는 가능성을 보이기도 하였다.<sup>[1][2]</sup>

신경회로망(Artificial Neural Network, ANN)은 인간의 뇌구조와 기능을 수학적으로 아주 유사하게 모델링하려는 것으로서 70년대 말부터 다시 연구가 활성화되어 인공지능이 해결하지 못한 패턴인식(pattern recognition), 음성인식, 영상인식 등 여러 분야의 응용에 활발한 연구가 행해지고 있다. 신경회로망은 학습이 용이하고 많은 데이터를 병렬처리하여 실시간으로 응답할 수 있고 입력되는 정보가 불완전하거나 잡음(noise)이 있는 경우에도 종리의 방법으로 해결하기 힘든 어려운 문제를 해결할 수 있는 능력이 있다. 최근 전력계통에서 이를 적용한 예로서 전력부하예측<sup>[3]</sup>, 핵발전소에서의 고장진단<sup>[4]</sup>, 고조파전원의 감시 및 검출<sup>[5]</sup> 등 여러 분야에 많은 논문<sup>[6-15]</sup>이 나오고 있다.

본 논문에서는 고장발생시 나타나는 경보의 패턴이 고장 영역에 따라 달리 나타난다는 점을 이용하여 패턴인식에 널리 이용되고 있는 신경회로망의 역전파 알고리즘(Back Propagation Algorithm)으로 경보 정보를 병렬(parallel)처리하여 고장을 실시간 진단할 수 있는 가능성을 제시하였으며, 오동작이나 정보부족에서도 바른 고장진단을 함으로써 신경회로망을 이용하여 전력계통의 고장진단방법을 할수있는 가능성을 제시하고자 한다.

### 2. 역전파 알고리즘(Back Propagation Algorithm)

인공신경회로망은 뉴런(neuron)이라 불리는 연산소자(Processing element)로 구성되어 있다. 그림 1.은 한 뉴런의 수학적 모델을 나타낸 것으로서 한 뉴런에서의 출력은 신경계통의 시냅스(synapse)의 연결강도(connection strength)와 유사한 가중치(weight)와 곱해져 다른 뉴런의 입력이 되고 이러한 입력들을 더하여 NET값을 형성, 활성화함수(Activation function)에 의해 뉴런의 출력이 만들어진다. 활성화함수는 로지스틱함수(logistic function), 하이퍼볼릭 탄젠트함수(hyperbolic tangent function), 시그모이드 함수(sigmoid function) 등을 쓸 수 있다.

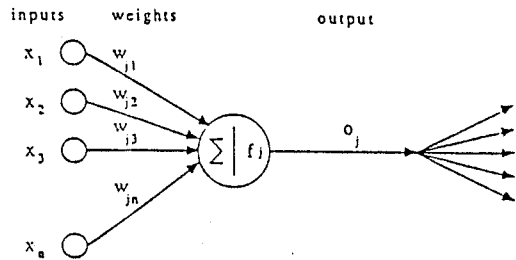


그림 1. 뉴런의 수학적 모델

인공신경회로망의 큰 특징은 학습(learning)을 함으로써 일반화(generalization)나 추론이 가능하다는 것이다. 여기서 학습이란 어떤 입력에 대한 적절한 출력을 얻기 위해 자기조정(self-adjust)을 할 수 있음을 의미하며 출력값의 제자유무에 따라 지도학습(supervised learning)과 비지도학습(unsupervised learning)으로 나눈다. 이러한 특징에 의해 왜곡되거나 노이즈를 가진 입력에 대해 바른 인식이 가능하며 불완전한 입력에 대해서도 학습에 의해 가장 유사한 출력을 내게 된다.<sup>[16]</sup>

이의 모델로는 역전파, 홉필드(Hopfield), 쌍방향성 연상기억(Bidirectional Associative Memory, BAM), 적응공진 이론(Adaptive Resonance Theory, ART) 등이 있고 응용분야로는 분류(classification), 연상기억(associative memory), 비선형 맵핑(nonlinear mapping), 토모브 제어 등을 들 수 있다.

본 논문에서 적용코저 한 역전파 알고리즘은 지도학습 알고리즘으로서 학습시키고자 하는 입력과 그에 대응되는 목표치로 이루어진 학습쌍 집합을 가진다. 회로망은 그림 2.로서 입력층(input layer), 하나 이상의 중간층(hidden layer), 출력층(output layer), 바이어스(bias) 그리고 각 층마다의 뉴런을 연결시켜 주는 가중치들로서 구성되어 활성함수는 보통 미분이 가능한 시그모이드 함수를 쓴다. 그림 3.은 시그모이드 함수를 나타낸 것이다.

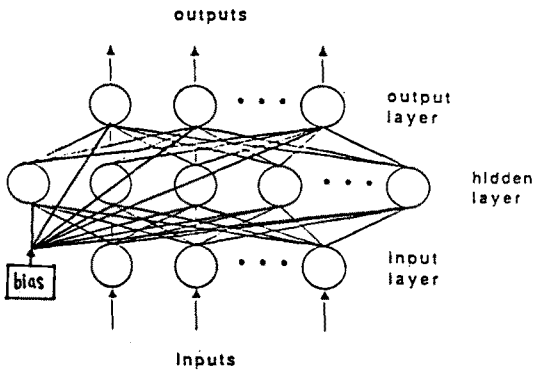


그림 2. 역전파 회로망의 구조

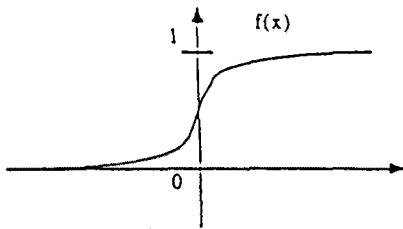


그림 3. 시그모이드 함수

회로망은 다음의 수식으로 표현될 수 있다.

$$O_{pj} = f_j(\text{NET}_{pj}) \quad (1)$$

$$\text{NET}_{pj} = \sum_k W_{jk} O_{pk} \quad (2)$$

여기서  $O_{pj}$ 는 현재층에서 p번째 학습쌍 입력에 의한 j번째 뉴런의 출력,  $W_{jk}$ 는 전층의 k번째 뉴런과 현재층의 j번째 뉴런을 연결시키는 가중치,  $f_j$ 는 j번째 뉴런의 활성함수이다.

기본적인 학습 알고리즘은 위의 계산결과, 출력층에서 실제로 계산된 출력값과 학습쌍에 의해 제시된 목표출력값의 차이를 줄이는 방향으로 가중치를 조절하는 것으로 Rumelhart, et al.에 의해 제시된 "generalized delta rule"을 이용한다. [17] 이는 다음과 같다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum (t_{pj} - O_{pj})^2 \quad (3)$$

$E_p$ 를 패턴 P에서의 오차(Error)값이라 하고  $E = \sum E_p$ 를 전체 오차값이라 하자. 여기서  $t_{pj}$ 는 패턴 P에서 i번째 뉴런의 목표출력값이며  $O_{pj}$ 는 입력패턴 P에 의해 실제로 구해진 출력패턴의 j번째 뉴런의 출력이다. 가중치를 조절하기 위해서 가중치  $W_{jk}$ 에 대한  $E_p$ 의 gradient가 이용되는데, 이는

$$-\frac{\partial E_p}{\partial W_{jk}} = \delta_{pj} O_{pk} \quad (4)$$

로 표시된다.

여기서  $\delta_{pj}$ 는 2가지로 표현되는데

1) 출력층에서는

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - O_{pj}) f_j' \quad (5)$$

2) 중간층에서는

$$\delta_{pj} = f_j' (\text{net}_{pj}) \sum \delta_{pk} W_{kj} \quad (6)$$

가 된다. 여기서  $f_j'$ 는  $f_j$ 의 미분이다.

가중치를 조절하는 식은 (4)식을 이용하는 것으로 다음식에 의한다.

$$W_{ji}(n+1) = \eta \delta_{pj} O_{pj} + \alpha W_{ji}(n) \quad (7)$$

이 식에 의거 목표출력값과 실제 출력값의 차에 의한 가중치 조절이 행해지며 오차값이 원하는 임의의 값 이하일때 학습을 끝내게 된다. 식 7.에서  $\eta$ 는 학습률 파라메타 (learning rate parameter)이고  $\alpha$ 는 모멘텀 상수(momentum constant)로서 시뮬레이션에 의해 그 값들을 결정하나  $\eta$ 은 0~1 사이,  $\alpha$ 는 0.9정도로 정하여 학습한다. [16]

### 3. 신경회로망을 이용한 고장진단방법

계통에서 모선이나 선로에 고장이 발생하면 고장점과 연관된 계전기와 차단기가 동작하게 되는데 이들이 정동작을 한다면 그들의 동작이 일정한 패턴을 유지하게 된다. 예로써 그림 4.의 경우 3번 선로에 고장이 발생했다면 2번과 3번의 차단기가 동작해야 한다. 그러므로 2번 3번 차단기의 상태는 트립(trip) 즉 오프(off)상태이고 나머지는 온(on)이 된다. 이러한 예를 각 모선이나 선로를 대상으로 구한다면 이 계통에서의 고장에 대한 일정한 패턴을 구할 수 있게 된다. 차단기의 온(on)상태를 binary 0, 오프(off)상태를 binary 1로 둔다면 표 1이 된다.

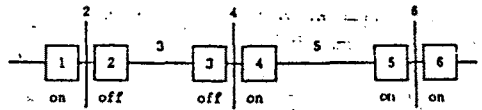


그림 4. 모의 계통도의 한 예

표 1. 3번 선로의 고장시 차단기와 계전기 상태의 패턴

	1	2	3	4	5	6
CB	0	1	1	0	0	0
Relay	0	1	1	0	0	0

그러므로 이러한 패턴을 입력값으로 역전파 학습 알고리즘을 이용 학습시킨다면 정동작 가정하에서의 고장영역을 실시간으로 바로 판단할 수 있게 된다. 이 때, 신경회로망의 입력층의 뉴런은 계통의 보호기기 수에, 출력층의 뉴런 수는 발생가능한 고장의 수에 따라 좌우된다.

위에서 본 바와 같이 정보 패턴 인식을 위한 신경회로망의 기본적인 접근 방법은 다음 순서와 같다.

1. 목적 시스템에서 발생할 수 있는 가능한 모든 경우의 고장을 도출한다.
2. 각 고장의 경우 차단기의 상태를 파악한다. 이것이 역전파 학습쌍 집합의 입력 패턴이 된다.
3. 2.의 과정에서 구한 각각의 입력패턴에 대해 적절한 목표출력값을 정한다.
4. 2., 3.에서 구한 학습쌍 집합으로 신경회로망을 학습시킨다.
5. 학습에 의해 구해진 가중치에 의해 신경회로망은 계통상태에 따라 발생하는 정보 패턴을 인식하여 고장을 진단할 수 있는 상태가 된다.
- 5.의 과정에 도달하면 고장에 대한 정보정보가 부족하거나 노이즈가 있는 경우라도 입력되는 패턴에 가장 유사한 출력을 내게 된다.

신경회로망은 위의 예에서 처럼 기기의 상태에 대한 정보로부터 고장진단을 할 수도 있으며 전문가 시스템의 경험법칙을 신경회로망으로 표현, 기기의 오동작이나 부동작을 판단할 수도 있다. 전문가 시스템에서 주보호 계전기나 후비보호 계전기 등의 동작을 고려할 경우,

1. 주보호 계전기가 동작했을 때 후비보호 계전기가 동작하면 그 계전기는 동작이다.
2. 차단기가 동작했을 때 차단감시 계전기가 동작하면 그 계전기는 오동작이다.
3. 계전기가 동작했을 때 차단기가 부동작하면 부동작이다.

등의 법칙<sup>[11]</sup>이 적용된다고 가정하면 표 2.와 같은 입출력쌍을 만들어 이를 학습, 신경회로망에 의한 경험법칙의 구현이 가능하게 된다.

표 2. 경험법칙 예에 대한 학습쌍의 구성

입력층				출력층					
차단기	주보호 계전기	후비보호 계전기	차단감시 제어기	후비 계전기	주보호 계전기	차단감시 제어기	차단기	오동작	부동작
0	1	1	0	1	0	0	0	1	0
1	0	0	1	0	0	1	0	1	0
0	1	0	0	0	0	0	1	0	1
0	0	1	0	0	0	0	1	0	1
0	0	0	1	0	0	0	1	0	1

4. 시뮬레이션

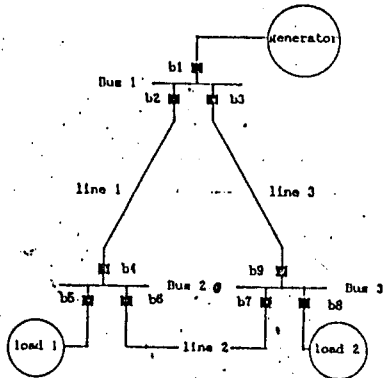


그림 5. 시뮬레이션을 위한 계통도

그림 5.는 시뮬레이션을 하기위한 계통도이다. 이 계통도에서 고장발생시 계전기와 차단기가 정동작을 한다고 가정했을 때의 모의 계통의 정보패턴과 그에 대한 목적출력값이 표 3.에 있으며 이를 학습시킨 결과, 각 고장에 대한 실제 출력값이 표 4.에 있다.

표에서 b1r1은 b1점에서의 차단기와 계전기의 상태를 나타낸다.

b1r1이 11이면 계전기가 온 차단기가 오프됨을 의미한다. 학습시 입력층의 뉴런수는 18개, 중간층은 하나, 출력층의 뉴런 수는 5개,  $\eta = 0.9$ ,  $\alpha = 0.6$ 으로 두었다. 그리고, 각 고장경우에 대해 오동작이나 부동작성분을 발생시켜 고장을 진단한 결과가 표 5.이다. 이를 보면 대부분 고장영역을 잘 판별하나 발전소라인(line)과 부하 1(load 1)의 경우 조금 불안정한 출력이 나타났는데 이는 발전소와 부하 1을 학습시킬때의 학습정보의 부족에 인한 것으로 추정된다. 특히 부하 1의 경우 계전기 4의 오동작에 의해 고장 패턴의 인식율 모션 2로 하려는 경향이 나타난다.

표 3. 모의 계통에서 정동작한 경우의 고장패턴과 이를 인식키 위한 목적출력값

위치	b1r1	b2r2	b3r3	b4r4	b5r5	b6r6	b7r7	b8r8	b9r9	t1t2t3t4
Line1	0 0	1 1	0 0	1 1	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0 0 1
Line2	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	1 1	1 1	0 0	0 0	0 0 1 0
Line3	0 0	0 0	1 1	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	1 1	0 0 1 1
Bus 1	1 1	1 1	1 1	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 1 0 0
Bus 2	0 0	0 0	0 0	1 1	1 1	1 1	0 0	0 0	0 0	0 1 0 1
Bus 3	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	1 1	1 1	1 1	0 1 1 0
Gen.	1 1	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 1 1 1
Load1	0 0	0 0	0 0	0 0	1 1	0 0	0 0	0 0	0 0	1 0 0 0
Load2	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	1 1	0 0	1 0 0 1

표 4. 학습 결과에 의한 고장시 출력값

위치	출력1	출력2	출력3	출력4
Line1	.006727	.008922	.000064	.996693
Line2	.001494	.010059	.997922	.001057
Line3	.001966	.007231	.993814	.992797
Bus 1	.007167	.989073	.011308	.009809
Bus 2	.002292	.989610	.006005	.993370
Bus 3	.010404	.985088	.989940	.013745
Gen.	.000739	.996141	.991948	.990590
Load1	.991443	.006697	.005784	.011430
Load2	.990299	.007143	.002543	.990342

표 5. 오동작 성분이 있는 경우의 고장영역 판단결과

위치	b1r1	b2r2	b3r3	b4r4	b5r5	b6r6	b7r7	b8r8	b9r9	O1	O2	O3	O4
Line1	0 0	1 1	0 0	0 1	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 .92		
Line2	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	1 1	1 1	0 0	0 1	0 0	1 0		
Line3	0 0	0 0	1 1	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 1	0 0	.85	.97	
Bus 1	1 1	0 1	1 1	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 1	.1	.2	
Bus 2	0 0	0 0	0 0	1 1	1 1	1 1	0 0	0 1	0 0	0 1	0 .99		
Bus 3	1 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	1 1	1 1	1 1	0 1	1 0		
Gen.	0 1	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 .5	.9	.98	
Load1	0 0	0 0	0 0	0 1	1 1	0 0	0 0	0 0	0 0	.93	0 0	.5	
Load2	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 1	0 0	1 1	0 0	.93	0 0	1	

5. 결론

본 논문에서는 전력계통의 고장진단을 위해 신경회로망의 역전파 알고리즘을 적용하여 보았다. 차단기와 계전기의 상태에 따른 고장의 패턴을 신경회로망으로 인식하여 그 고장영역을 판단함으로써 실시간 진단이 가능하며 많은 정보 불확실성을 병렬처리하여 정보의 오동작이나 정보부족에서도 대체적으로 만족스러운 결과가 나타남을 보였다.

신경회로망은 데이터에 의한 학습이 가능하고 정보의 병렬처리로 실시간 응답을 할 수 있고 정보가 불완전하거나 일부 잘못된 정보가 있어도 이를 처리할 수 있는 장점이 있기 때문에 앞으로는 복잡한 실제계통에서의 다양한 사례연구가 행해지면 신경회로망은 한층 더 신뢰성 있는 고장 진단 방법으로 실제 이용될 수 있으리라 사료된다.

6. 참고문헌

- [1] 박영문, 함원균, "An Expert System for fault diagnosis using Alarm Information," 추계 학술대회 논문집(1988), pp.122-126.
- [2] 박영문, 이홍재, "전력계통의 고장진단 전문가 시스템에 관한 연구," trans,KIEE, vol.39, No.10.
- [3] K.Y.Lee, J.H.Park, "Short Term Load Forecasting using an Artificial Neural Network," IEEE PES winter Meeting, #91 WM 199-0, PWRs, Feb. 1991.
- [4] Robert E. Uhrig, Zhichao Guo, "Use of Neural Network to identify transient operating conditions in Neuclear Power Plants," Proceedings of SPIE-the International Society for Optical Engineering "VII application of Artificial Intelligence," Orlando, March 28-30, 1989.
- [5] R.K.Hartana and G.G.Richards, " Harmonic Source monitoring and Identification using Neural Networks," IEEE Trans. on Power Systems, vol.5, no.4, pp.1098-1104, 1990.
- [6] 박영문, 윤지호, 손동욱, "신경회로망을 이용한 전문가 시스템 개발에 관한 연구," 하계 학술대회 논문집(1991), pp 337-340.
- [7] Marpak D.R. "Artificial neural networks and their application to power system," IEEE, international Conference on APSCOM-91, HONG KONG, Nov. 5-8,1991.
- [8] Wong K.P., Lim Wilfred, Ta Nhi Phuoc, Attikiouzel Tunni, "Neural Network transient stability assessment of a sing machine system under asymmetrical fault conditions," IEE, International Conference on APSCOM-91, HONG KONG, Nov 5-8, 1991.
- [9] Zeng Qingyu, Song Yonghua, Nam Ying duo, "The fault stability assessment of power system by neural net based pattern recognition," IEE, International Conference on APSCOM-91, HONG KONG, Nov 5-8, 1991.
- [10] Hui K.C., Indjic D., Short M. J., "Voltage security monitoring, prediction and control by neural network," IEE, International Conference on APSCOM-91, HONG KONG, Nov 5-8, 1991.
- [11] Wu H.T., Lug C.N., "Using artificial neural network for providing heavy load update and next by load profile," IEE, International Conference on APSCOM-91, HONG KONG, Nov 5-8, 1991.
- [12] Kim. Y. S., Eom. I. K., Park June Ho "Economic power dispatch for piecewise quadratic cost function using Hopfield neural network," IEE, International Conference on APSCOM-91, HONG KONG, Nov 5-8, 1991.
- [13] D.J. Sobajic and Y.H. Pao, "Artificial Neural-Net Based Dynamic Security Assessment for Electric Power System," IEEE Trans. on Power Systems, vol. 4, No. 1, pp.220-228, 1989.
- [14] D.C. Park and M.A.EI-Sharkawi, "Electric Load Forecasting using An Artificial Neural Network," IEEE Trans. on Power Systems, vol.6, no.2, pp.442-448, 1991.
- [15] K.Y. Lee, Y.T. Cha and J.H. Park, "Artificial Neural Network Methodology for Short-term Load Forecasting," NSF Workshop on Artificial Neural Network Methodology in Power System Engineering, Clemson University, SC, Apr.9-10, 1990.
- [16] Phillip D. Wasserman, "Neural Computing ; Theory and Practice," VAN NOSTKLAND REINHOLD(1989), Chap 1, Chap 3.
- [17] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton and R.J.williams, "Leaning internal representation by error propagation," Parallel Distributed Processing, vol.1, pp.318-362, Cambridge,MA:MIT Press. 1986.