

신경회로망을 이용한 송전계통의 고속계전기용 고장유형분류 및 고장거리 추정방법

°이 화석°, 윤 재영°, 박 준호°, 장 병태**
*부산대학교 전기공학과, **전력연구원

Fault Type Classification and Fault Distance Estimation for High Speed Relaying
Using Neural Networks in Power Transmission Systems

°H. S. Lee°, J. Y. Yoon°, J. H. Park°, B. T. Jang**

°Dept. of Electrical Engineering, Pusan National University, **KEPRI

Abstract : In this paper, neural network, which has learning capability, is used for fault type classification and fault section estimation for high speed relaying. The potential of the neural network approach is demonstrated by simulation using ATP. The instantaneous values of voltages and currents are used the inputs of neural networks. This approach determines the fault section directly.

In this paper, back-propagation network(BPN) is used for fault type classification and fault section estimation and can use for high speed relaying because it determines fault section within a few msec.

1. 서론

전력계통의 중요한 목적중의 하나는 정전없이 수용가에게 전력을 공급하는 것이다. 그러나 전력계통의 고장은 여러가지 원인으로 인하여 피할 수 없는 상황이고 또한 수요의 급증에 따라 전력계통이 점차 대형화되고 있으며 그에 따라 계통보호 시스템의 체제도 복잡해지고 계통의 고장 양상도 복잡, 다양화 되고 있다.

또한 송전계통에서는 계통의 특성상 사고 형태 및 고장거리 추정이 매우 중요하다. 그런데 현재 설치되어 있는 거리계전기는 고장거리에 비례하는 임피던스, 즉 계전기 위치와 고장점간의 임피던스를 측정하여 고장점을 추정한다[1]. 그러나 고장거리추정시에 사용하는 선로모델에서 고조파, 아크고장유무, 변류기(current transformer : CT)의 포화현상 등의 실제 상황을 고려하기는 하나 특정한 선로모델에 대하여 송전선로의 고장임피던스를 계산하기때문에 오차가 발생할 수 있고, 이것이 잘못된 차단신호를 낼 수도 있다. 그러므로 전력장비의 손실이나 전력계통의 동적안정도의 붕괴를 가져올 수 있다.

종래의 송전계통의 보호를 위한 거리계전기는 대부분 전압, 전류의 순시치를 입력으로 하여 기본 주파수 대역의 임피던스를 구하여 자기보호구간에서 고장의 발생유무를 결정한다. 그런데 고장이 발생한 직후의 과도신호에는 기본 주파수 신호뿐만 아니라 고조파 성분도 포함되어 있기때문에 기본 주파수만 사용하는 거리계전기는 정확한 동작을 할 수 없다. 또한, 송전선로의 대부분은 산악에 설치되어 있어 고장거리를 추정하는 운전원이 고장거리를 잘못 추정하는 경우에는 고장복구시간도 훨씬 길어져 불필요한 정전도 야기시킬 수 있다.

계통에서 발생하는 고장은 부하의 변동, 고장저항의 변화 및 감응 등에 영향을 받기때문에 전류나 전압계측치에 비선형성이 많이 포함되어 있다. 그러므로 이러한 데이터를 이용하여 고장유무를 판단하거나 고장거리를 추정해야하는 전력계통에서

이 측정데이터를 분류 및 분석하여 고장유무 및 고장거리를 빠르고 정확하게 판단할 수 있는 방법이 요청되고 있다.

이에 따라 최근에는 신경회로망, 퍼지이론 등을 이용하여 송전선로의 고장거리를 추정하는 연구가 진행되고 있다[2-6].

본 논문에서는 역전파 신경회로망 모델을 이용하여 고장발생시 고장유형분류 및 고장영역 추정을 동시에 할 수 있는 신경회로망을 구성하였고 신경회로망의 입력으로는 전압 및 전류의 순시치를 이용하였다.

신경회로망 방법의 유용성을 보이기 위하여 신앙산-고리간의 송전계통을 모의하여, 전력계통 해석프로그램인 ATP (alternative transients program)를 이용하여 데이터를 획득한 후 신경회로망 방법을 평가하였다.

2. 신경회로망을 이용한 송전계통의 고장유형 분류 및 고장거리 추정방법

2.1 신경회로망을 이용한 송전계통의 고장유형 분류방법

송전계통의 고장유형을 신경회로망을 이용하여 분류하기 위해서는 적당한 크기의 학습데이터가 필요하다. 따라서 본 논문에서는 전력계통 시뮬레이션 프로그램인 ATP를 이용하여 고장거리, 고장유형, 고장저항을 각각 변화시켜 가면서 고장유형 분류에 필요한 데이터를 획득하였다.

신경회로망을 이용하여 송전계통의 고장유형분류 및 고장거리를 추정하기 위한 흐름도는 그림 1과 같다.

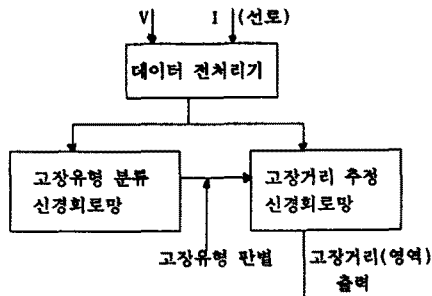


그림 1. 송전선로의 고장유형 분류 및 고장거리 추정을 위한 흐름도

그림 1에서 보는 것처럼 신경회로망으로 입력되는 데이터는 데이터 전처리기를 통하여 신경회로망에서 학습이 용이한 형태로 정규화 된다. 그리고 이 정규화된 전압, 전류데이터가 고장

유형 분류용 신경회로망 및 고장거리 추정 신경회로망의 입력이 된다. 즉, 고장유형 분류용 신경회로망 은 전압, 전류데이터를 입력으로하여 고장유형을 출력하고 고장거리 추정 신경회로망은 각 고장유형별로 구성하여 고장유형분류 신경회로망에서 출력한 고장유형을 보고 그 고장유형에 대해 구성한 고장거리 추정 신경회로망을 이용하여 고장거리를 추정한다.

신경회로망을 이용하여 고장유형을 분류하고 고장거리를 추정하기 위해서는 적당한 크기의 입력데이터를 필요로 하며 입력데이터 구성방법을 식 (1)에 나타내었다.

$$\text{input} = [v_a(k), \dots, v_a(k-n), v_b(k), \dots, v_b(k-n), \\ v_c(k), \dots, v_c(k-n), i_a(k), \dots, i_a(k-n), \\ i_b(k), \dots, i_b(k-n), i_c(k), \dots, i_c(k-n)] \quad (1)$$

여기서 k는 sampling시간을 나타내고, n은 설계자가 임의로 조정할 수 있는 k시간 이전 단계에 측정된 전압 및 전류의 개수이다.

고장유형 분류의 출력 유형으로는 분류하고자 하는 종류에 따라 여러 형태를 고려할 수 있으나, 본 논문에서는 정상 및 11가지 고장유형을 분류하기 위해서 각 고장 종류에 해당하는 출력층의 뉴런값을 1로 정하고 나머지는 모두 0으로 정하였고 이것을 표 1에 나타내었다.

표 1. 출력 유형

유형	목표 출력
정상	1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
3상 지락	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
3상 단락	0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
a상 지락	0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0
b상 지락	0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
c상 지락	0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0
ab상 지락	0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
bc상 지락	0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0
ca상 지락	0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0
ab상 단락	0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0
bc상 단락	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0
ca상 단락	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1

2. 2 신경회로망을 이용한 송전계통의 고장거리 추정방법

신경회로망을 이용하여 실제 고장거리를 추정하기 위해서 고장유형분류 신경회로망처럼 전압, 전류 데이터를 입력으로 구성하였고 출력으로는 실제 고장영역을 지정하였다. 신경회로망의 입력으로 전압, 전류데이터를 이용할 수 있는 것은 고장 영역에 따라 전압전류의 유형이 다르기 때문이다.

고장거리 추정용 신경회로망을 구성하기위하여 다음의 두가지 방법을 고려할 수 있다.

첫째는, 고장유형 분류 신경회로망처럼 하나의 큰 회로망으로 구성하는 방법이다.

둘째는, 각 고장유형별로 각각의 고장거리 추정용 신경회로망을 구성하는 방법이다.

본 논문에서는 그림 1에서 보는 것처럼 고장거리 추정용 신경회로망이 고장유형 분류용 신경회로망의 출력에 영향을 받는 두 번째 방법을 이용하였다. 즉 고장유형 분류용 신경회로망에서 고장유형을 결정하면 그 고장유형별로 구성된 신경회로망에서 고장거리를 추정한다. 또한 출력으로는 고장영역을 지정하였다.

3. 사례연구

송전선로의 고장발생 빈도는 보통 연 10회 정도이므로 고장거리를 추정하거나 고장유형을 판별하기위한 실제 데이터 획득이 거의 불가능하다. 왜냐하면 신경회로망 자체의 특성상 미리 발생한 사고에 대하여 학습을 통하여 유형을 인식하는 것이므로 데이터가 작으면 학습에 대한 신뢰도를 획득하기 어렵다. 그래서 본 논문에서는 ATP를 이용하여 사고유형 분류 및 고장거리 추정에 필요한 데이터를 획득하였다. 데이터 획득을 위하여 고리-신양산간 송전계통을 이용하여 모의실험을 수행하여 신경회로망의 학습에 필요한 전압, 전류 데이터를 추출하였다. 모의계통을 그림 2에 나타내었고 그림에서 보는 것처럼 총 공장이 51.492[km]이고 선로의 1km 지점마다 고장을 발생시켰다.

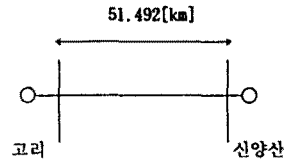


그림 2. 고리-신양산간 모의 송전계통

이때 고장저항 및 고장유형을 변경시켜 고장저항 1, 2, 3, 4, 5[Ω], 고장유형 11가지(3상지락, 3상단락, a상지락, b상지락, c상지락, ab상지락, ca상지락, ab상단락, bc상단락, ca상단락)에 대하여 총 2750번의 프로그램을 수행하였다. 데이터 sampling은 0.8[msec]당 획득하였으며 고장거리는 고리를 기준으로 하였다.

3. 1 사례연구 : 고장 유형분류

전력계통에서 고장이 발생하면 각 고장유형별로 전압, 전류의 파형이 다르다는 것을 알 수 있다. 즉, 이 전압, 전류파형의 패턴을 이용하여 각 고장유형을 분류할 수 있다. 본 논문에서는 신경회로망의 입력 데이터를 구성하기 위하여 각 전압, 전류의 순시치 데이터 5개씩을 입력으로 이용하였다.

표 2에 학습 및 학습성능평가에 이용한 모의실험 데이터를 나타내었다.

표 2. 모의실험 데이터

종류/분류	학습	학습성능평가
거리[km]	1,2,...,50	1,2,...,50
고장저항[Ω]	1, 3, 5	2, 4
고장유형	11 가지	11 가지

그림 3에 학습에 사용하지 않은 3상 지락고장, 고장거리 10 [km], 고장저항 2[Ω]인 데이터에 대한 신경회로망 출력파형을 나타내었다.

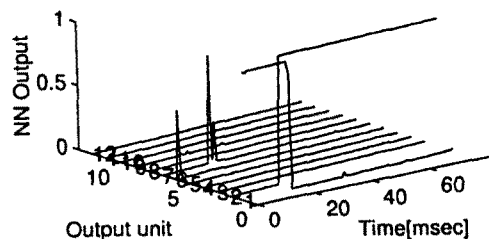


그림 3. 3상 지락고장의 신경회로망 출력파형

그림 4에는 학습에 사용하지 않은 ab상 지락고장, 고장거리 10 [km], 고장저항 2[Ω]인 데이터에 대한 신경회로망 출력파형을 나타내었다.

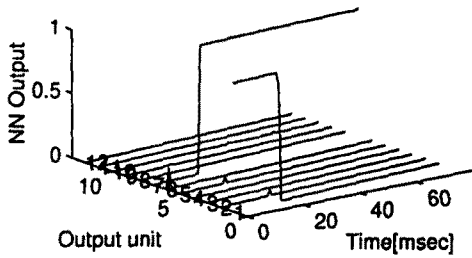


그림 4. ab상 지락고장의 신경회로망 출력파형

그림 5에는 bc상 단락고장, 고장거리 45 [km], 고장저항 2 [Ω]인 데이터에 대한 신경회로망 출력파형을 나타내었다.

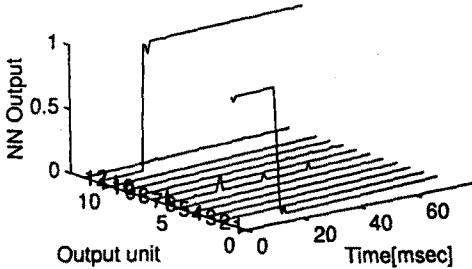


그림 5. bc상 단락고장의 신경회로망 출력파형

3. 2 사례연구 : 고장영역 추정

전력계통에서 고장이 발생하면 각 고장영역별로 전압, 전류의 파형이 다르다는 것을 알 수 있다. 즉, 이 전압, 전류파형의 패턴을 이용하여 각 고장영역을 분류할 수 있다. 그림 2에서 보는 것 처럼 고장영역 추정을 위하여 11가지 종류의 신경회로망을 구성하였다. 즉, 고장유형을 판별하면 그 고장유형의 신경회로망을 택하여 고장영역을 판별한다. 신경회로망의 입력 데이터를 구성하기 위하여 각 전압, 전류의 순시치 데이터 20개씩을 입력으로 이용하였다. 또한 출력으로는 50[km]를 두 영역으로 나누어 1-25[km]의 고장은 1 0, 26-50[km]의 고장은 0 1을 목표출력으로 하였다.

표 3에 학습 및 학습성능평가에 이용한 모의실험 데이터를 나타내었다.

표 3. 모의실험 데이터

종류	학습	학습성능평가
분류		
거리[km]	1,3,6,9,12,15,18,21,25,26,29, 32,35,38,41,44,47,50	2, 13, 19, 24, 27, 33,40,49
고장저항[Ω]	1, 3, 5	1, 2, 3, 4, 5

그림 6에 학습에 사용하지 않은 3상 지락고장, 고장거리 13[km], 고장저항 4[Ω] 데이터에 대한 신경회로망 출력파형을 나타내었다. 그림에서 보는 것 처럼 고장 직후에 바로 고장영역을 검출할 수 있었다.

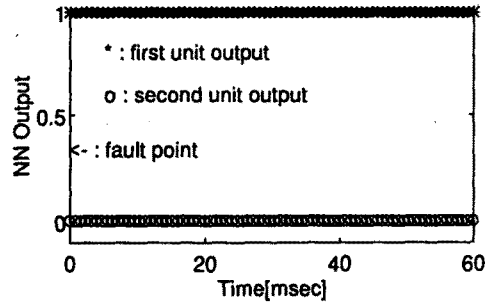


그림 6. 3상 지락고장의 고장영역 출력파형

4. 결론

본 연구에서는 종래의 방법으로는 최소한 1 cycle 이 지나야만 검출할 수 있는 고장영역을 학습능력을 가진 신경회로망을 이용함으로써 고속 계전이 가능함을 보였다.

또한 고장 직후의 전압, 전류 순시치를 이용함으로써 고장 발생 후 수 msec 이내에 정확히 검출할 수 있어 계통의 과도 안정도 향상에 필요한 고속 계전기로서 사용할 수 있다.

앞으로는 다양한 데이터를 이용하여 시뮬레이션 해 볼 필요가 있으며 신경회로망에 의한 고속 계전 방법은 많은 장점을 가질 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] J. Lewis Blackburn, "Protective Relaying : Principles and Applications", Marcel Dekker, Inc., 1987.
- [2] E. Handschin, W. Hoffmann, and D. Kuhlmann, "Fault Location in Electrical Energy Systems Using Artificial Neural Networks", ISAP, pp. 557-564, 1994.
- [3] N. Kandil, V. K. Sood, K. Khorasani, and R. V. Patel, "Fault Identification in AC-DC Transmission System Using Neural Networks", IEEE Trans. on Power Systems. Vol. 7, No. 2, pp. 812-819, May, 1992.
- [4] H. Kanoh, K. Kanemaru, M. Kaneta, and M. Nishiura, "A Study on Practical Fault Location System for Power Transmission Lines Using Neural Networks", ANNPS, pp. 9-13, 1993.
- [5] Thomas Dalstein, and Bernd Kulicke, "Neural Network Approach to Fault Classification for High Speed Protective Relays", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 10, No. 2, pp. 1002-1011, April, 1995.
- [6] Thomas Dalstein, Thomas Friedrich, Bernd Kulicke, and Dejan Sobajic, "Multi Neural Network based Fault Area Estimation for High Speed Protective Relaying", 95 SM 431-7 PWRD.