

신경회로망을 이용한 LIF 및 HIF 검출에 관한 연구

최 해술*, 박 성원**, 채 종병**, 김 철환**
기인 시스템, 성균관대학교 전기·전자 및 컴퓨터 공학부

A Study on the Detection of LIF and HIF Using Neural Network

H. S. Choi, S. W. Park, J. B. Chae, C. H. Kim
*Key-in system, **Sung Kyun Kwan University

(Abstract)

A high impedance fault(HIF) in a power system could be due to a downed conductor, and is a dangerous situation because the current may be too small to be detected by conventional means. In this paper, HIF(High impedance fault) and LIF(Low impedance fault) detection methods were reviewed.

No single detection method can detect all electrical conditions resulting from downed conductor faults, because high impedance fault have arc phenomena, asymmetry and randomness.

Neural network are well-suited for solving difficult signal processing and pattern recognition problem. This paper presents the application of artificial neural network(ANN) to detect the HIF and LIF. Test results show that the neural network was able to identify the high impedance fault by real-time operation. Furthermore, neural network was able to discriminate the HIF from the LIF.

1. 서론

고저항 사고를 제거하고 보호하는 방법이 오랜 기간 계속되어 왔다. 특히 1981년 Texas A&M대학의 B.D. Russel 교수를 중심으로 주파수 분석을 통한 고저항 사고의 검출방법이 연구되어져 왔다. 그러나 아직까지도 고저항 사고 보호 대책의 명확한 해를 제시하지 못하고 있다. 또한 고저항 지락사고 보호기술의 발전은 기술적인 문제뿐만 아니라 법률적, 경제적, 동작상의 문제점들을 고려해야 한다는 것이 주목할 점이다.

본 논문에서는 뛰어난 패턴 분류능력을 지닌 신경회로망을 이용하여 고저항 지락사고뿐만 아니라 전력계통의 다른 사고까지 동시에 판별하는 종합적인 신경회로망 알고리즘을 구현하였다. 아크 전류는 고저항 지락사고시 발생하는 전류 파형의 특징으로 EMTP 모델링을 통해서 얻어졌으며, 신경회로망 입력 데이터로는 전류의 순시치를 사용하였다. 본 연구에서 제시된 신경회로망은 역전파 신경회로망을 사용하여 고저항 사고 검출이 가능하도록 신경회로망을 구성하였다. 제시된 신경회로망은 고장거리, 고장 발생각 및 고장 저항 등의 고장 조건을 변화시킴에 무관하게 정확하게 고장 판별이 가능함을 확인하였다.

2. 신경회로망을 이용한 HIF 및 LIF 검출

2.1 사고 모델의 모델링 및 실험조건

본 논문에서는 고장 판별을 위한 신경회로망 모델로서 역전파 신경회로망 알고리즘을 사용하였다. 역전파 알고리즘은 패턴 분류 능력과 비선형적인 데이터에 대한 우수한 패턴인식 능력에 기인하여 널리 사용되고 있다.

따라서, 본 논문에서는 전력계통 과도해석 프로그램(EMTP)의 피뢰기 모델을 사용하여 고저항 지락사고와 유사

한 파형을 만들어 내어 고저항 사고와 함께 다른 고장들도 판별하는 신경회로망을 구성하였다.

사고 파형을 만들기 위해 EMTP를 이용하여 154kV의 송전선을 모델링하였다. 총 길이 150km를 갖는 송전선의 50km지점에서 고장을 모의하였다. 고장은 1선 지락고장, 2선 지락고장, 선간 단락고장, 3선 지락고장을 모의하였다. 선로는 ACSR 636MCM 전로에 대한 데이터를 모델링에 사용하였으며 기본주파수로 60Hz, 12샘플링으로 전체 EMTP데이터 카드를 구성하였다.

표 1은 학습과 테스트에 사용된 실험 조건이다.

표 1. 학습과 테스트에 사용된 실험 조건

종류	조건	학습 조건	테스트 조건
고장 형태		1선지락 : A, B, C상 2선지락 : AB, CA, BC상 2선단락 : AB, CA, BC상 3선지락 : ABC상 고저항 : A, B, C상	1선지락 : A, B, C상 2선지락 : AB, CA, BC상 2선단락 : AB, CA, BC상 3선지락 : ABC상 고저항 : A, B, C상
고장발생각		0도, 90도	30도, 60도
고장거리		50km	100km

2.2 신경회로망의 구성과 학습패턴

신경회로망의 입력으로 A, B, C상의 데이터를 함께 사용하였다. 즉, 각 상을 12샘플하였기 때문에 입력층의 뉴런 수는 총 36개가 된다.

이와 같은 36개의 데이터는 입력으로 신경회로망에 인가되고 출력층의 뉴런은 4개나 5개로 하여 각각의 고장에 대해서 판단하도록 하였다. 다음 표 2는 출력층 뉴런수를 5개로 했을 때의 신경회로망의 출력 값이다. 출력층 뉴런 4와 뉴런 5는 각각 고저항과 선간 단락사고를 구별하는 뉴런이다.

표 2. 출력층 뉴런이 5개일 때의 각 뉴런의 출력형태

고 장 종 류	출 령 층 의 출 령				
	뉴런 1	뉴런 2	뉴런 3	뉴런 4	뉴런 5
A상 지락	1	0	0	0	0
B상 지락	0	1	0	0	0
C상 지락	0	0	1	0	0
AB상 지락	1	1	0	0	0
CA상 지락	1	0	1	0	0
BC상 지락	0	1	1	0	0
AB상 단락	1	1	0	0	1
CA상 단락	1	0	1	0	1
BC상 단락	0	1	1	0	1
ABC상 지락	1	1	1	0	0
정상	0	0	0	0	0
A상 고저항	1	0	0	1	0
B상 고저항	0	1	0	1	0
C상 고저항	0	0	1	1	0

신경회로망의 학습은 실시간 처리를 위해서 moving window된 데이터를 가지고 학습을 하였으며 사용된 데이터는 가공하지 않은 순시치 데이터이었다. 학습에 사용한 패턴은 각각의 고장에 대해서 정상에서 고장으로 되는 과정을 시작으로 하여 2주기 데이터를 대표패턴으로 선별하였다. 데이터를 moving window화하였기 때문에 12샘플링한 데이터는 각 패턴당 24개의 샘플 패턴이 생성된다. 이렇게 만든 패턴은 총 716가지이며, 반들어진 모든 패턴의 순시치에서 최대값을 구하여 이 값으로 모든 패턴을 나누었다. 이렇게 함으로써 모든 패턴의 값은 신경회로망의 입력값의 한계치인 -1과 1사이의 값으로 정규화 된다.

2.3 신경회로망을 이용한 고장판별

본 연구에서 수행한 신경회로망을 이용한 고장판별은 다음과 같다.

- ① EMTP에서 신경회로망의 학습패턴과는 다른 고장거리, 고장발생각으로 모의하여 순시치값을 신경회로망의 입력인 -1과 1사이로 정규화 시켜서 신경회로망의 입력으로 사용한다.
- ② 정규화된 입력이 신경회로망에 들어오면 학습된 신경회로망은 학습된 지식을 가지고 출력을 낸다.
- ③ 프로그램은 계속적으로 출력뉴런의 출력값이 정상인지를 감시한다.
- ④ 만일 출력뉴런의 출력값이 정상이 아닌 값이 나오면 그 나은 시점부터 2주기(24 패턴)까지를 고장판별 영역으로 설정한다.
- ⑤ 24패턴의 각각의 출력뉴런의 출력값을 표 2와 비교하여 고장형태에 대한 횟수를 카운트한다.
- ⑥ 카운트된 값이 12 이상이면 고장이라 판단한다. 아니면 ③으로 되돌아간다.
- ⑦ 고장이 나지 않았으면 정상이라 출력하고 고장이라 판단하면 그 고장에 대한 표시와 출력값을 출력한다.

3. EMTP모델링에 의한 고장 검출

3.1 시뮬레이션 결과

학습된 신경회로망에 100km, 30도와 60도에서 고장낸 파형을 넣어서 고장 판별 유무를 살펴보았다. 다음의 그림에서 알 수 있듯이 학습된 신경회로망은 고장이 일어난 시점을 정확히 판별하였다.

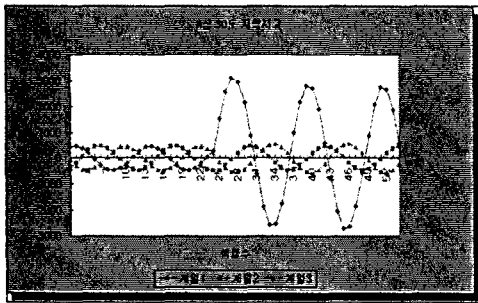


그림 1. A상 30도 지락사고시 EMTP출력 파형

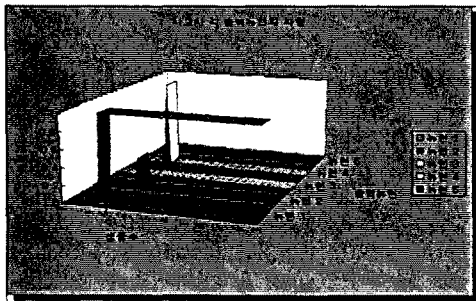


그림 2. A상 30도 지락사고시 신경회로망의 출력

그림 1은 30도에서 A상을 고장냈을 때의 EMTP모델링 파형이고 그림 2는 이 데이터를 학습된 신경회로망에 입력으로 사용하여 테스트 할 때의 출력층 각 뉴런별 출력이다. 그림 3은 출력 뉴런이 정상이 아님을 판단한 후 2주기 안에서 고장 카운터가 12이상의 값을 낸 고장형태의 출력 파형이다. 여기서 계열 1은 A상, 계열 2는 B상, 계열 3은 C상이다.

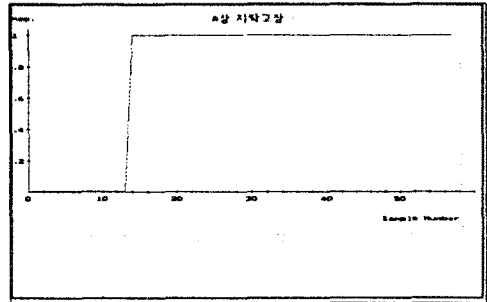


그림 3. A상 지락사고의 판별결과

30도에서 고장은 EMTP의 시뮬레이션후 0.032초에서 고장을 낸 것이다. 이것은 약 24샘플치부터 고장이 일어난 것인데 데이터를 moving window화하여 집어넣었기 때문에 13샘플치부터 이와 같은 고장파형이 입력으로 들어가게 된다. 위의 그림 3을 보면 정확히 14샘플치부터 정상이 아님을 나타내는 출력층 뉴런의 결과 값을 볼 수 있다. 그림 2와 같은 출력층 뉴런의 출력값을 평가하여 표 2에서 나타난 바와 같이 출력층 뉴런의 각각의 출력에 입각하여 결론적인 고장 형태를 그림 3과 같이 출력한다.

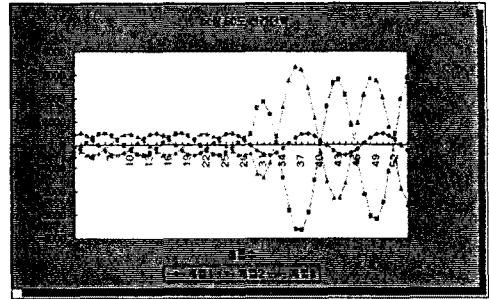


그림 4. BC상 60도 선간 단락사고시 EMTP출력 파형

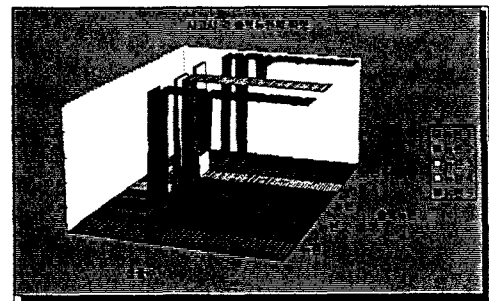


그림 5. BC상 60도 단락사고시 신경회로망의 출력

다음은 BC상을 60도에서 단락사고낸 데이터에 대한 신경회로망의 출력이다. 그림 4는 BC상을 선간단락 시킨 EMTP 모델링 파형이고 그림 5는 출력층 뉴런의 출력, 그림 6은 출력 뉴런이 정상이 아님을 판단한 후 2주기 안에서 고장 카운터가 12이상의 값을 낸 고장형태의 출력 파형이다.

60도에서 고장은 EMTP 시뮬레이션 후 0.0389초에서부터 고장을 낸 것이다. 이것은 약 29샘플부터 파형이 고장이

다. 신경회로망의 출력을 보면 19샘플치부터 값의 변화가 있다. 이것은 12샘플씩 moving window화된 입력이 들어가기 때문에 30샘플치의 파형이 신경회로망의 입력으로 들어갔을 때 변화했음을 알 수 있다.

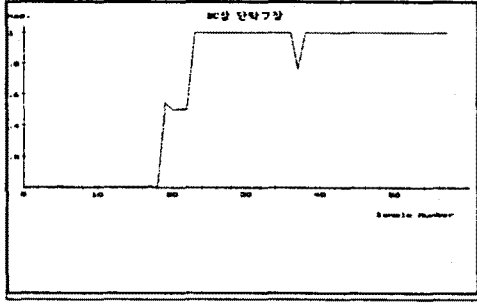


그림 6. BC상 단락사고의 판별결과

보통 학습된 신경회로망의 출력은 정상인 상태에서 4샘플까지 복잡한 형태의 고장판별을 하다가 5샘플부터 정확한 고장형태를 판별하였다. 검출에 있어서 1선 지락사고를 가장 잘 구분하였으며 선간 단락사고의 판별을 가장 못하였다. 특히 선간 단락사고에서 그림 6에서 알 수 있듯이 고장인 처음 부분에서 BC상의 판별이 어려웠다.

결과에 비추어 약 5샘플부터 정확한 동작을 한다는 것은 학습된 신경회로망이 12샘플당 한 데이터를 반주기 안에 고장으로 판별한다는 것이다.

3.2 결과 고찰

학습된 신경회로망은 계통사고의 모든 부분을 정확하게 구분하였으며 또한 정확하게 어떤 사고인지에 대해서 판별하였다. 보통 고장시점으로부터 반주기 안에 신경회로망의 출력은 고장임을 출력하였으며, 학습된 신경회로망은 다른 고장 발생 거리, 고장 발생각에 대해서 정확하게 출력함을 알 수 있었다.

고저항 사고의 경우도 학습된 패턴과는 다른 고장거리 및 고장 발생각에서도 일반적인 고장검출과 같이 반주기 안에서 정확하게 고장을 판별하였다. 고장패턴인식의 우수성은 고장 판별에 있어서 복잡한 데이터 전처리를 통한 파형 분석이 필요 없음을 알 수 있다. 즉, 파형 분석을 통하여 잘못된 이론이라든가 정확한 판별을 할 수 있는 일반적인 이론의 도움이 어렵기 때문에 파형의 전처리가 순시치 데이터를 사용할 수 있는 신경회로망은 그 검출 속도면에서나 정확성에 있어서 우수하다.

4. 결론

기존의 고저항 지락사고 검출 알고리즘은 지능적이지 못한 검출방법으로 인하여 실제 계통 상황과 같은 잡음이 많은 곳에 적용할 때 여러 가지 단점들을 내포하였다. 특히 고저항 지락사고와 같이 형태가 일정하지 않고 접지 재질에 따라 그 특성을 달리하는 고장에 있어서 국부적인 가능성만을 제시하였다.

따라서, 본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 기존의 고장 검출방식이 가지고 있는 문제점을 해결한 고장 판별 알고리즘을 제시하였으며, 그 결과는 다음과 같다.

- (1) 제안된 신경회로망은 여러 가지 형태의 고장 유형에 대해 입력데이터의 반주기내에 고장판별을 하였으므로, 실시간 처리가 가능하다.
- (2) 학습되지 않은 고장거리, 고장발생각에 대해서도 정확한 고장판별 성능을 보여주었다.
- (3) 데이터를 전처리하여 사용된 기존 알고리즘과 달리 순시치 고장 전류 데이터만으로 고장판별이 가능함을 제시하였다.
- (4) 고저항 지락사고를 포함한 전력계통에서 발생 가능한 모든 유형의 고장을 하나의 고장판별 알고리즘으로 수행할 수 있는 알고리즘을 개발하였다.

이상 서술한 바와 같이 본 연구에서 제시한 고장판별 알고

리즘은 기존의 고장판별 알고리즘보다 우수함을 알 수 있다. 추후 본 연구의 보완을 통하여 신경회로망의 실 전력계통 구현에 대한 연구가 계속 되어야 할 것이다.

5. 참고문헌

- [1] Mike Aucoin, "Status of High Impedance Fault Detection", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-104, No.3, March, pp. 638-643, 1985.
- [2] B. Mike Aucoin, B. Don Russell, "Distribution High Impedance Fault Detection utilizing High frequency Current Component", IEEE Transaction on Power Apparatus and System, Vol. PAS-101, No. 6 June, pp. 1596-1606, 1982.
- [3] Mike Aucoin and B. Don Russell, "Detection of Distribution High Impedance Faults Using Burst Noise Signals Near 60HZ", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. PWRD-2, NO.2, April, pp. 342-348, 1987.
- [4] B. Don Russell, Ram P. Chinchali and C. J. Kim, "Behaviour of Low Frequency Spectra During Arcing Fault and Switching Events", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.3, No.4, October, pp. 1485-1491, 1988.
- [5] Dr. B. Don Russell, Ram P. Chinchali, "A Digital Signal Processing Algorithm for Detecting Arcing Faults on Power Distribution Feeders", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.4, No.1, January, pp. 132-140, 1989.
- [6] Wook Hyun Kwon, Gi Won Lee, Young Moon Park, Man Chul Yoon and Myeong Ho Yoo, "High Impedance Fault Detection Utilizing Incremental Variance of Normalized even Harmonic Power", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.6, No.2, April, pp. 557-564, 1991.
- [7] 한국전력공사 기술연구원, "다중접지 배전선로 보호계전 방식 개선에 관한 연구", 연구보고서, 1986.
- [8] A. F. Sultan, G. W. Swift and D. J. Fedirchuk, "Detection of High Impedance Arcing Faults Using a Multi-Layer Perceptron", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.7, No.4, October, pp. 1871-1877, 1992.
- [9] Laurene Fausett, "Fundamentals of Neural Network", Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ 07632.
- [10] 이상원, "학습하는 기계 신경회로망", Ohm사.
- [11] 김현숙, 김소윤, "신경회로망 컴퓨터", 크라운 출판사
- [12] James A. Freeman, David M. Skapura, "Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Technique", Addison-Wesley Publishing Company.
- [13] Abhijit S. Pandya, Robert B. Macy, "Pattern Recognition with Neural Networks in C++", CRC PRESS, IEEE PRESS.
- [14] 권기백, "신경회로망을 이용한 송전선로의 고장 판별에 관한 연구", 성균관대학교, 1993.
- [15] Hughes Aircraft Company, "High impedance fault detection using third harmonic current", EPRI Project 1982.
- [16] Sophocles J. Orfanidis, "Signal Processing", PRENTICE-HALL.
- [17] 이주신, 황승원, "디지털 신호처리", Ohm사.