

## 신경망과 카오스 현상을 이용한 고저항 지락 사고 검출 기법에 관한 연구

유창완\*, 심재철\*, 고재호\*, 배영철\*\*, 임화영\*

\*광운 대학교 제어계측 공학과 \*\*산업 기술 정보원

### A Study on High Impedance Fault Detection Method Using Neural Nets and Chaotic Phenoma

Ryu chang-wan\*, Shim jae-chul\*, Ko jae-ho\*, Bae young-chul\*\*, Yim wha-yeong

\* Dept. of Control & Inst. Eng. Kwangwoon Univ. , \*\* KINITE

**Abstract** - The analysis of distribution line faults is essential to the proper protections of the power system. A high impedance fault does not make enough current to cause conventional protective devices. It is well known that undesirable operating conditions and certain types of faults on electric distribution feeders cannot be detected by using conventional protection system. This paper describes an algorithm using back-propagation neural network for pattern recognition and detection of high impedance faults. Fractal dimensions are estimated for distinction between random noise and chaotic behavior in the power system. The fractal dimension of the line current is also used as a indication of the high impedance fault.

또한 불규칙한 아크의 지속과 아크 고장 전류의 변화 특성에서 Embedding 위상 공간과 프랙탈 차원 (Fractal Dimension)을 구하여 카오스 성질이 있음을 규명하였다.

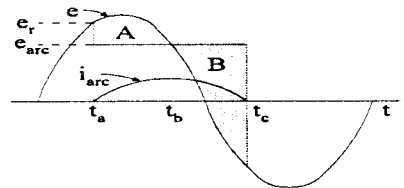
## 2. 본 론

### 2.1 아크 전류의 특성

기존의 주파수 분포 특성을 이용한 고저항 지락사고 검출 기법은 1주기 전체에 대한 주파수 분포 특성을 고려하여 비슷한 고조파 분포가 나타나는 캐패시터 스위칭 등의 일반 부하와 구별이 불가능한 문제점이 있었다. 그러나, 고저항 지락 사고시 아크성 전류는 매 주기마다 전압이 높을 때 발생하기 시작하여 서서히 소멸하는 <그림 1>과 같은 특성을 보이므로, 전압의 변화율에 비례하는 캐패시터 스위칭 전류는 파고치 전압일 때가 오히려 적어지는 현상을 보이는 것으로 구별된 특성을 가지고 있다.

### 1. 서 론

전력 계통에서 고저항 고장(High Impedance Fault : HIF)은 고장 전류가 작은 아크성 특징 때문에 고장 전류의 크기에 의존하는 기존의 계전 방식으로는 검출이 불가능하다. 특히, 3상 4선식 다중 접지 방식인 우리나라 배전 선로에서의 고저항 지락 사고는 고장 전류와 부하 전류와의 구별이 어려운 문제점이 있으며, 이에 대한 많은 연구가 진행되고 있다.



<그림 1> 지속 아크의 파형

고저항 지락 사고를 검출하기 위한 기존의 연구에는 고조파 신호의 증가를 검출해내는 방법, 3조파, 5조파, 7조파 성분의 증분 및 위상각 변화를 측정하는 방법, 고장 전류 패턴을 신경 회로망에 학습시킨 연구등이 있으나, 현재까지 완벽한 해결책은 없는 실정이다.

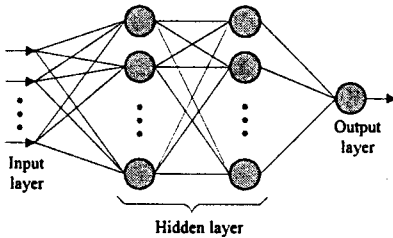
따라서, 본 논문에서는 아크성 전류를 검출하기 위해 1 cycle 마다 전압이 파고치의 부근과 나머지 구간을 2등분하여 4개의 데이터 윈도우(data window)를 정하고, 각 윈도우의 전류 데이터를 FFT(Fast Fourier Transform)하여 고조파 성분을 추출하였다. 한 주기 내에서 파고치 구간(윈도우 1, 윈도우3)과 나머지 구간(윈도우2, 윈도우4)의 전류의 주파수 분포 특성 변화를 고장 검출 인자로 사용하였다.

본 논문에서는 전압 파형의 파고치 부근에서 아크(arc)가 발생하는 점에 착안하여 1주기의 전류 파형을 전압의 파고치 부근을 기준으로 4등분 한 후, 각 구간의 고조파 전류의 분포 특성 변화를 추출하였다. 추출된 고조파 전류의 분포 특성 변화를 고장 검출 변수로써, 신경 회로망에 학습시켜 고장 판별을 시도하였으며, 신경 회로망 구성에는 역전파(back-propagation) 학습법을 사용하고 실측 데이터를 이용하여 검출 성능 및 정확도를 높일 수 있는 가능성을 연구하였다.

### 2.2 역전파 신경 회로망 학습 알고리즘

신경 회로망은 학습 시키고자하는 입력 성분들

과 그에 해당하는 출력소자들, 그리고 이를 연결시켜주는 회로망으로 구성된다. 역전과 학습 방법은 <그림 2>와 같이 입력층(input layer)과 출력층(output layer) 사이에 은닉층(hidden layer)을 두어서 여러 단자를 통하여 입력과 출력을 연결시켜 출력과 입력 간의 차이 즉, 오차( $\epsilon$ )를 최소화하도록 가중치를 조절해준다.



<그림 2> 역전과 신경회로망의 구조

고저항 지락 사고시의 실측 데이터 즉, 보도블럭, 자갈, 모래 지락 등에서의 다양한 형태의 사고 파형들을 파고치 부근의 고조파 성분의 크기와 나머지 구간의 고조파 성분의 크기를 추출해 주파수 분포 특성 변화를 신경망회로의 입력으로 인가하여 출력이 1 이 되도록 학습시키고, 또한 정상 상태에서의 데이터에 대하여 고조파 성분의 크기를 입력시켜 출력이 -1로 하는 신경망의 가중치를 계산하였다.

### 2.3 고저항 지락 사고에서의 카오스 현상 해석

프랙탈 차원은 카오스를 정량적으로 표시하는 것으로 보통 상관적분에 의한 상관 차원으로 나타낸다. 재구성된 어트랙터상의 1점을  $x_i \in R^m$ 이라고 하면, 상관적분은 다음 식 (2)로 정의되며,

$$C^m(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N H(r - |X_i - X_j|) \quad (2)$$

여기서, H(t)는 heavy-side 함수이다.

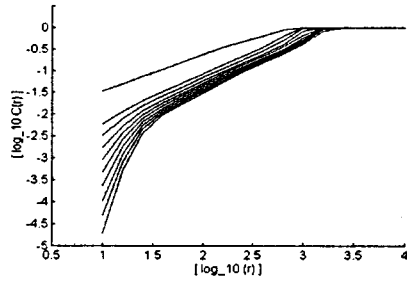
상관적분이 식 (3)과 같이 반경 r의 적당한 영역에서 스케일링된다고 하면,

$$C^m(r) \propto r^{\nu(m)} \quad (3)$$

$$\log C^m(r) \propto \nu(m) \log r \quad (4)$$

식 (3)의 스케일링 지수  $\nu(m)$ 을 상관 지수(correlation - exponent)라고 한다.

$\nu(m)$ 은 횡축으로  $\log r$ , 종축으로  $\log C^m(r)$ 을 취해서 그린 그래프에 있어서 직선 부분의 기울기로, embedding 차원 m의 증가와 함께  $\nu(m)$ 이 포화되어 점근해 가는 값이 상관차원이 되며, <그림 3>에 사고 전류의 상관 적분의 그래프를 차수 m을 1부터 10까지 변화시켜 나타내었다.



<그림 3> 상관 적분

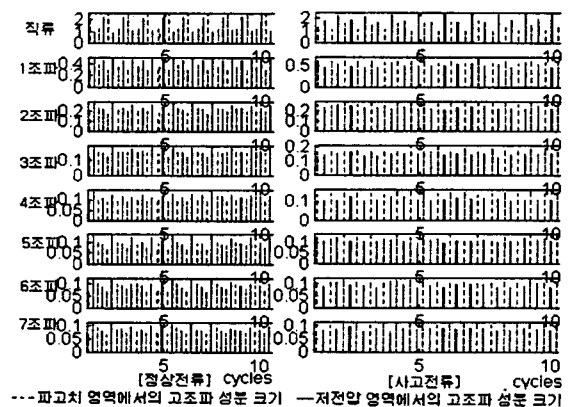
<표 1>은 C상 지락시 전류의 프랙탈 차원을 나타낸 것으로 아스팔트 지락 사고를 제외한 나머지 사고시의 사고 전류(C상)의 프랙탈 차원이 정상 전류의 프랙탈 차원에 비해 크게 나타남을 알 수 있다.

	C상 전류	B상 전류	A상 전류
아스팔트	1.1451	1.4205	1.2274
보도블럭	1.5182	1.3762	1.3794
자갈모래	1.3978	1.0947	1.0682
모래	1.5336	1.3453	1.4908

<표 1> 프랙탈 차원

### 2.4 사례 연구

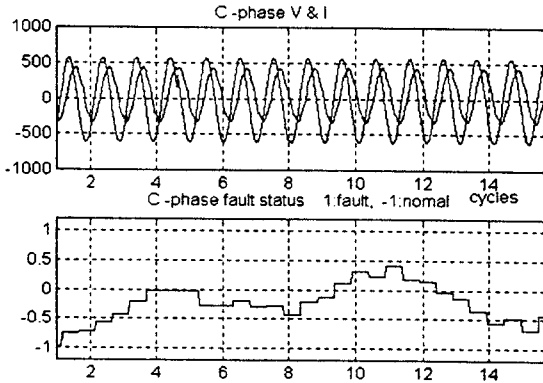
한국 전력 공사의 인공지락 사고 시험시 실측된 데이터로 부터 전압의 파고치 부분과 저전압 부분에서 FFT를 수행하여 고조파 성분의 크기를 나타낸 것이 <그림 4> 이다.



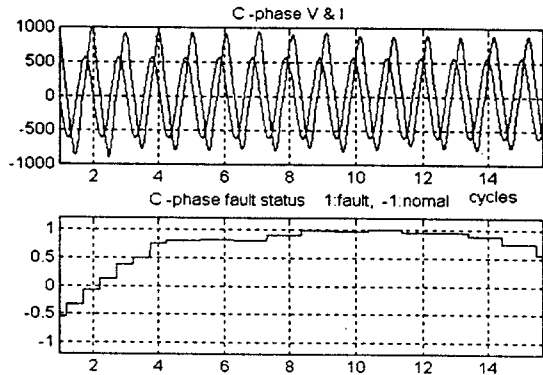
<그림 4> 전류 파형의 전압위상별 고조파 성분의 크기

그림에서 점선은 파고치 부근의 고조파 성분의 크기를 나타낸 것이고, 실선은 낮은 전압에서의 고조파 성분의 크기를 나타낸 것이다. 고저항 지락 사고시는 파고치일 때값이 더 크게 나타나고, 정상 전류에 대해서는 저전압 영역에서 더 크게 나타남을 알 수 있다.

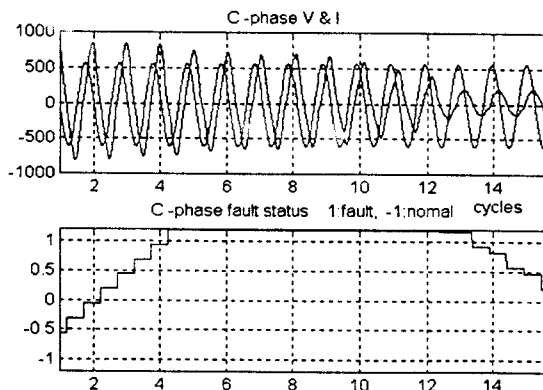
본 논문에서는 파고치 부근에서의 고조파 성분과 전압이 낮은 위치에서의 고조파 성분의 크기의 차를 고장 검출 변수로써 신경회로망에 학습시켜 이에 대하여 전류 파형들을 입력하여 고장 판별을 시도하였다. 결과를 살펴보면 보도블럭, 자갈모래, 모래지락 사고에 대해 빠르고 정확히 검출해내며, 특히 아스팔트 지락 사고에 대해서도 그 고장전류가 매우 작고 신경 회로망의 학습시 학습되지 않은 데이터 이지만 정확히 검출함을 알 수 있다.



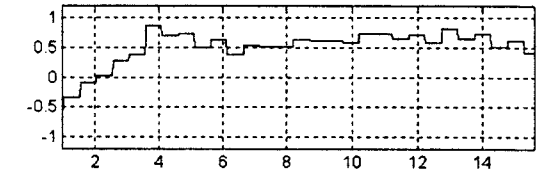
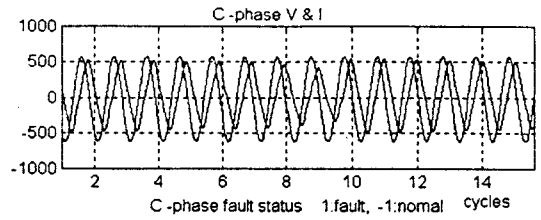
<그림 5> 아스팔트 지락시 전류파형과 사고 판단 출력



<그림 6> 보도블럭 지락시 전류파형과 사고 판단 출력



<그림 7> 자갈모래 지락시 전류파형과 사고 판단 출력



<그림 8> 모래 지락시 전류파형과 사고 판단 출력

### 3. 결 론

본 논문에서는 학습 능력을 가진 신경회로망을 고저항 고장 판별에 적용하였다. 고저항 고장시 실측된 여러 형태의 사고 파형중 전류 파형 1주기에 대하여 전압의 파고치 에서의 고주파 분포도의 전압이 낮은 구간에서의 고주파 분포도의 차이를 신경 회로망의 입력으로 사하여 검출 성능 및 정확도를 높일 수 있었다. 신경회로망의 학습 방법으로 역전파 알고리즘을 이용하였으며, 다양한 형태의 고저항 고장에 대해 복잡한 수식적 해석이 없이도 검출이 가능하고, 학습되지 않은 다른 형태의 고장에 대해서도 고장 판별이 가능하도록 하였다.

또한 프랙탈 차원을 구하여 고장 전류의 불규칙한 변화 특성에 카오스 성질이 있음도 규명하였으나 많은 계산량으로 실시간 처리는 불가능하여 이에 대한 개선에 대한 연구가 차후 과제로 남는다.

### [참 고 문 헌]

- [1] B. Mike Aucoin and B. Don Russell, "Distribution High Impedance Fault Detection Utilizing High Frequency Current Components", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. 101, No.6, pp.1596-1606, Jun. 1982
- [2] "High Impedance Fault Detection Using Third Harmonic Current", Electric Power Research Institute Report EL-2430, Prepared by Hughes Aircraft Co., Jun. 1982
- [3] B. 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, pp.342-348, Apr. 1987
- [4] S.J. Balsler, K.A. Clements and D.J. Lawrence, "A Microprocessor-based Technique for Detection of High Impedance Faults", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. PWRD-1, pp.252-258, Jul. 1986.