

신경 회로망을 이용한 배전선로 고저항 사고 검출 기법의 개발

Development of a High Impedance Fault Detection Method in
Distribution Lines using the Neural Network

황의천* · 김남호**

Eui-Cheon Hwang · Nam-Ho Kim

요 약

본 논문은 신경회로망을 이용하여 배전선로상의 고저항 사고검출기법을 제안하였다. 다양한 토양에서 실시한 고저항 사고 데이터를 통해 $v-i$ 특성곡선을 얻고, 이 특성곡선으로 EMTP를 이용하여 고저항 사고를 모의하였다. 배전선로 고저항 사고 검출을 위해 훈련 모델은 강자갈을 사용하였고, 토양의 조건을 달리하여 신경회로망의 사고검출 성능을 평가하였다. 신경회로망의 입력으로는 사고 전류를 주파수 분석한 후, 이를 한 주기 평균하여 얻어진 짝·홀수 고조파, 기본파 실효치 지수를 이용하였다. 신경회로망의 검출성능을 테스트한 결과 제안된 방법이 뛰어난 것을 확인하였다.

Abstract

This paper proposed a high impedance fault detection method using a neural network on distribution lines. The $v-i$ characteristic curve was obtained by high impedance fault data tested in various soil conditions. High impedance fault was simulated using EMTP. The pattern of High Impedance Fault on high density pebbles was taken as the learning model, and the neural network was evaluated on various soil conditions. The average values after analyzing fault current by FFT of even·odd harmonics and fundamental rms were used for the neural network input. Test results were verified the validity of the proposed method

1. 서 론

배전 계통의 사고 중에서 고저항 사고는 전선이 어떤 원인에 의해 자갈, 모래, 수목, 보도블록 등의

고저항 물질에 접촉하여 생기는 사고로서 사고 발생 시 접촉 물질에 따라 다르지만 대부분의 경우 사고 전류의 크기가 작다. 이런 고저항 사고가 사람이 거주하고 있는 장소에 발생했을 경우 송전선로 사고와는 달리 사고로 인하여 낙하한 선로가 일반 건물과 사람 등에 쉽게 노출되어 인명 피해, 화재, 설비손상, 에너지 낭비 및 정전 등을 초래할 수 있다.

* 정회원 : 춘천기능대학 전기기술학과 조교수

** 정회원 : 강원대학교 전기전자공학부 교수

접수일자 : 1999년 2월 19일

그런데 고저항 사고가 발생하였을 때, 고장 전류가 작아 과전류계전기가 동작하지 못하며, 과전류 계전기의 단점을 보완하기 위해 고조파 계전기를 사용하였지만, 현재 전력전자 소자나 아크로 부하의 사용으로 평상시에도 고조파 성분이 많이 발생하여 큰 실효를 거두지 못하였다.

고저항 사고를 검출하려는 연구는 오랜 기간 계속되어 왔다. 특히 1981년 Texas A&M대학의 B. D. Russel 교수를 중심으로 주파수 분석을 통한 고저항 사고의 검출방법이 연구되어 왔고 그 이외의 고저항 사고 검출 기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[8]. 또한 최근에 연구 발표된 고저항 사고 검출 방법으로는 지식 기반의 방법을 이용한 Fuzzy Logic[6]과 고저항 사고의 불규칙한 특성을 고려하여 프랙탈 및 카오스 이론[7]을 이용한 연구가 발표되고 있다.

기존의 연구 발표된 결과로 퍼지 로직을 이용한 배전계통 사고검출 알고리즘은 고저항 사고 모델링에서 실제 우리 나라 계통에서의 고저항 사고 데이터가 아니라 논문[5]에서 인용한 부분을 발췌하였으므로 정확성에서 차이가 있으며, 실제 알고리즘 테스트에서 다른 접촉 물질에서의 사고는 오부동작하는 사례가 발생하였다[6].

본 논문에서는 패턴인식 능력이 우수하며, 병렬연산으로 빠른 연산 수행 능력을 가지고 있는 신경 회로망[2]을 도입하여 배전 계통상의 고저항 사고 검출 기법을 제안하였다. 고저항 사고의 모델링은 다양한 토양에서 실시한 강자갈, 습기 찬 보도블록, 자크를 설치한 차량 타이어에서의 고저항 사고 전압, 전류 데이터를 통해 $v-i$ 특성곡선을 얻고 EMTP의 TACS를 이용하여 고저항 사고를 삼각형 형태의 전압원으로 모델링하였다[1]. 또한 배전선로 고저항 사고 검출을 위해 본 논문에서는 EMTP를 이용하여 강자갈에서 다양한 부하의 배전 계통에서 고저항 사고를 모의하였고, 모의를 통해 얻어진 사고 전류를 주파수 분석하였으며, 분석된 결과를 다시 한 주기 평균하여 얻어진 기본파 실효치 지수, 짝·홀수 고조파 지수를 신경 회로망의 입력으로 사용하였다. 본 연구에서 사용한 신경회로망은 역전파 신경회로망을 사용하였으며, 강자갈에서의 고저항 사고 패턴으로 학습하였고, 토양의 종류를 달리하여 신경회로망의 검출 성능을 테스트한 결과 기존 방법보다 우수한 특성을 보였다.

2. 배전 계통 고저항 사고의 특성

그림 2.1은 강 자갈, 습기 찬 보도블록, 자크를 설치한 차량에서의 고저항 사고 $v-i$ 특성 곡선이다. 이 $v-i$ 특성 곡선은 최근에 실험을 통해 얻어진 고저항 사고의 전압·전류 사고 데이터로 특성 곡선을 얻고, TACS를 이용하여 삼각형 모양의 전압원으로 고저항 사고 파형을 모델링 하였다.

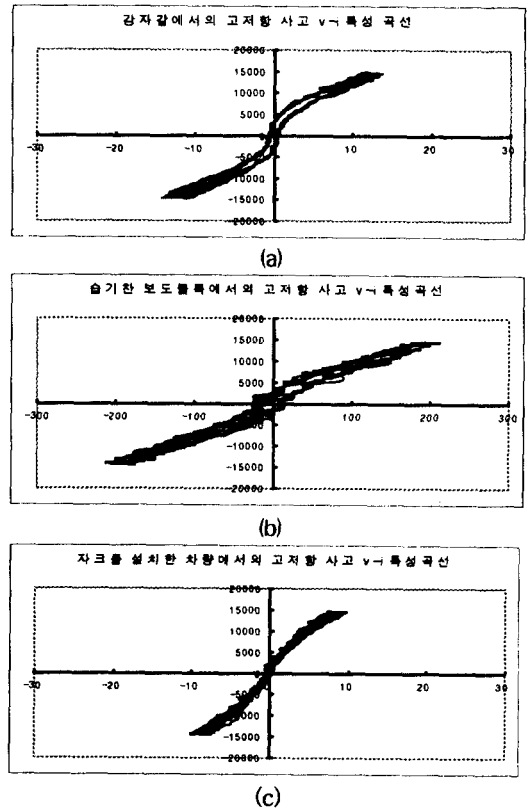


그림 2.1 고저항 사고 $v-i$ 특성 곡선

- (a) 강 자갈에서의 고저항 사고
- (b) 습기 찬 보도블록에서의 고저항 사고
- (c) 자크 설치한 차량에서의 고저항 사고

fig. 2.1 The $v-i$ characteristic curve of high Impedance fault

- (a) High impedance fault in the high density pebbles
- (b) High impedance fault in the wet aiding block
- (c) High impedance fault in the cars installed jack

위에서 보는 바와 같이 토양에 따라 고저항 사고의 특성 곡선이 차이가 있음을 알 수 있다. 이 특성 곡선들을 살펴보면, 서로 토양의 종류에 따라 그 모양과 크기가 다를 수 있다.

3. 배전 계통 고저항 사고 모의

고저항 사고를 모의하기 위하여 본 논문에서 사용한 배전 계통은 단락 용량이 100[MVA]인 22.9[kV]이며, 배전선은 ACSR 160mm², 1800mm 길이의 완급에 설치되었으며, 1회선용의 데이터를 사용 하였다 [1]. 그림 3.1은 R-L부하로서 배전선 길이를 10[km]로 하여 전원에서 1[MVA]씩 총 6[MVA]의 부하를 연결하였고, R-L부하 역률은 99[%]가 되도록 하였다. 그림 3.2는 아크로부하로서 배전선의 길이를 2[km]로 하였고, A상 말단에 용량이 2[MVA]인 아크로 부하를 연결하였고, 계통의 평형을 위해 B, C상에 각각 2[MVA], 역률 99%인 R-L부하를 연결하였다.

그림 3.3은 R-L 및 컨버터 부하로서 배전선의 길이를 2[km]로 하여 말단에 용량이 4[MVA]인 삼상 컨버터 부하를 연결하고, 1[km]지점에 역률 99%, 용량 2[MVA]인 R-L 부하를 연결하여 총 6[MVA]의 부하가 되도록 하였다.

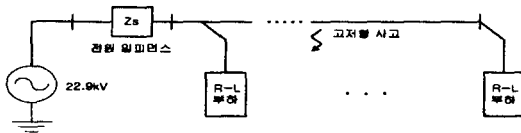


그림 3.1 R-L 부하
Fig. 3.1 R-L Load

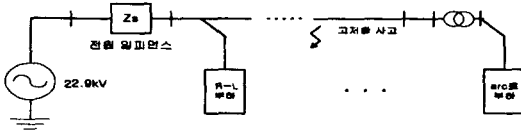


그림 3.2 R-L 및 아크로 부하
Fig. 3.2 R-L and Arc Load

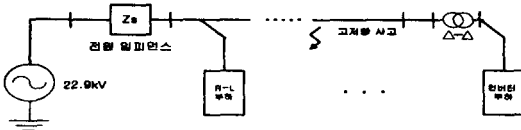


그림 3.3 R-L 및 컨버터 부하
Fig. 3.3 R-L and Converter Load

4. 사고 분석

3장의 모델 계통으로 토양의 종류를 강자갈로 하여 R-L 부하는 1, 5, 10[km], R-L 및 컨버터 부하는 0.2, 1.2, 1.8[km], 아크로 부하는 0.2, 1.2, 1.8[km]에서 고저항 사고를 모의하였다. 배전 선로에서 사고가 발생할 때 일반적으로 기본파 실효치가 2배이상 증가하기 때문에 이를 사고 검출의 지수로 사용이 가능하나 유도전동기, 아크로 부하의 기동시 보통 정상적인 상황이라 하더라도 정상시의 2배 정도의 부하 전류가 발생하기 때문에 기본파 실효치만으로 사고를 검출하는데 많은 어려움이 있다. 따라서, 본 논문에서는 전류의 기본파 크기외에 고조파 양의 변화분에 대해서 검토하였다. 사고에 따른 고조파별 변화 추이를 관찰하기 위하여 고저항 사고를 모의하여 얻어지는 사고 전류 데이터에 대해 FFT(Fast Fourier Transform)를 수행하였다. 분석을 위해 매 샘플(1주기 16샘플)마다 이전 1주기에 대한 FFT를 수행해 각 고조파 성분을 추출하고, 이때 부하 전류의 크기에 무관한 고조파 성분의 양을 얻기 위해 기본파의 크기에 대한 각 고조파의 비를 구하고, R-L 및 컨버터 부하, 아크로 부하의 경우 고조파의 양이 매우 불규칙하게 변화하기 때문에 매 샘플마다 이전 1주기의 고조파 비를 한 주기 평균하여 고조파의 변화를 분석하였으며, 신경회로망의 입력으로 사용되는 기본파 실효치 지수, 짝수 고조파 지수, 홀수 고조파 지수는 아래 식 (3), (4), (5)와 같이 정의한 고조파 지수를 사용하여 정상시와 사고시 고조파 양의 변화를 살펴보았다. 먼저, 매 샘플마다 이전 1주기 동안의 FFT를 수행하여 기본파의 크기에 대한 고조파들의 크기로 정의한 고조파 비는

$$\begin{aligned} \text{고조파 비 } H_t^j &= \frac{t\text{시점의 } j\text{고조파 크기}}{t\text{시점의 기본파 크기}} \\ &= \frac{I_t^j}{I_t^1} \end{aligned} \quad (1)$$

이며, 여기서 I_t^1, I_t^j 은 t시점에서 1주기 FFT하여 얻어진 기본파 크기와 j고조파 크기이며, j는 2,3,4,5 조파이다. 식 (1)을 한주기 평균하여 식 (2)와 같이 정의하였다.

$$\text{고조파 지수 } HI_t^j = \frac{1}{16} \sum_{i=0}^{15} H_{t-i}^j \quad (2)$$

신경 회로망의 입력으로 사용하기 위하여 식 (3), (4)와 같이 짝수 고조파 지수, 홀수 고조파 지수는

$$HI_i^{2+4} = \sqrt{(HI_i^2)^2 + (HI_i^4)^2} \quad (3)$$

$$HI_i^{3+5} = \sqrt{(HI_i^3)^2 + (HI_i^5)^2} \quad (4)$$

과 같이 정의하였다. 또한, 고저항 사고에 대한 검출을 좋게 하기 위하여 기본파 성분률 한 주기 평균하여 식 (5)와 같이 정의한 기본파 실효치 지수를 추가하였다. 기본파 실효치 지수는

$$FI_i = \frac{1}{16} \sum_{i=0}^{15} I_{i-1}^1 \quad (5)$$

이며, 기본파 실효치 지수 FI_i 은 0과 1사이로 정규화하기 위해 22.9[kV], 최대부하용량 10[MVA]인 최대부하전류의 1.4배인 352[A]를 사용하였고, FI_i 의 값이 1이상일 경우에는 그 값을 1로 설정하였다.

지수들을 통해 얻어진 분석 결과는 표 1과 같다. 분석된 결과에 의하면, 정상 상태는 사고 상태와는 달리 기본파 실효치 지수에 대해서는 23~42 %의 값을 취하며 고저항 사고에 대해서는 38~74 %사이의 값을 나타낸다. 짝·홀수 고조파 지수는 정상상태일 때 컨버터 부하나 아크로 부하는 많은 양의 고조파 성분이 발생하고 있음을 보여 주며, 사고 발생시에는 더 많은 고조파 성분이 발생하고 있고, 심한 변화가

표 1. 배전계통에서 사고 거리에 따른 분석
Table 1. Analysis for fault distance on the distribution system

단위: 거리 [km], 수치 [x]

부하종류	거리	상태	FI_i	HI_i^{2+4}	HI_i^{3+5}
R-L 부하	1	정상	42	0	0
		사고	62-74	0-11	3-7
	5	사고	61-73	0-11	3-7
R-L 및 컨버터 부하	0.2	정상	23	1-5	11-16
		사고	38-54	1-20	5-16
	1.2	사고	38-52	1-18	5-13
아크로 부하	0.2	정상	28	1-10	8-13
		사고	45-59	1-12	5-10
	1.0	사고	45-60	1-11	4-9
1.8	사고	44-60	1-11	4-10	

있음을 보여 주고 있다.

5. 사례 연구

배전선로 사고 검출 기법을 테스트하기 위해 토양이 강자갈인 곳에서 고저항 사고를 통해 얻어진 사고 패턴 쌍으로 신경회로망을 학습시키고 학습된 신경회로망으로 토양의 종류를 달리 하여 습기 찬 보도블록, 자크를 설치한 차량 타이어에서 고저항 사고를 모의하여 얻어진 전류로 신경회로망의 검출성능을 평가하였다.

5.1 배전선로 사고검출을 위한 신경회로망의 구성 및 흐름도

배전선로 고저항 사고검출을 위한 신경 회로망은 그림 5.1과 같이 오류 역전파 신경 회로망으로 입력층과 은닉층, 출력층으로 구성하였으며, 신경 회로망의 입력으로는 기본파 실효치 지수, 짝수 고조파 지수, 홀수 고조파 지수를 사용하였으며, 은닉층의 뉴런의 수는 10개로 설정했고 출력 뉴런 수는 1개로 정상일 때에는 0으로, 고저항 사고일 때에는 1로 출력하도록 하였다. 은닉층과 출력층은 활성화 함수로서 단극성 시그모이드 함수를 사용하였다. 이때에 사용한 학습률과 모멘텀은 각각 0.3, 0.5를 사용하였다. 또한 허용 오차를 0.01로 설정하였다.

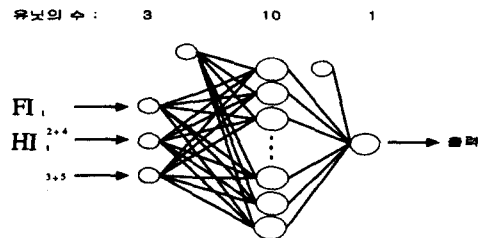


그림 5.1 신경회로망의 구조
Fig. 5.1 Structure of neural network

또한 고저항 사고검출을 위한 검출 흐름도는 그림 5.2와 같다.

신경 회로망을 이용한 배전선로 고저항 사고검출 기법의 개발

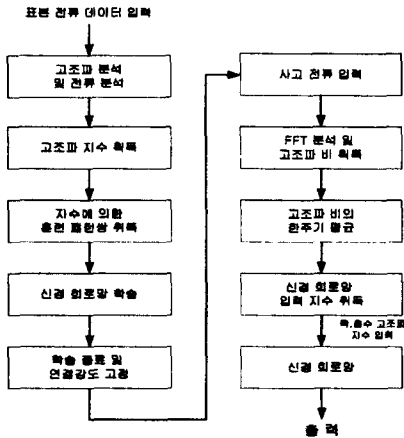


그림 5.2 배전선로 고저항 사고 검출 흐름도
Fig. 5.2 Flowchart for high impedance fault detection on distribution lines

5.2 배전선로 고저항 사고 검출 기법의 학습 및 테스트

본 논문에서 신경 회로망을 학습하기 위하여 사용된 데이터는 부하의 종류별로 강자갈에서의 고저항 사고로 학습하였고 토양의 종류가 다른 습기찬 보도블록과 자크를 설치한 차량 타이어에서의 고저항 사고로 신경회로망의 성능을 평가 하였다. 다음 표 2는 학습 및 평가 모델을 나타내었다.

표 2. 신경회로망에 사용된 학습과 평가모델
Table 2. Training model and testing model using neural network

망의 종류	부하 종류	학습 모델	평가 모델
강자갈	RL	1, 5, 10	
	컨버터	0.2, 1.2, 1.8	
	아크로	0.2, 1.0, 1.8	
보도 블록	RL		1, 5, 10
	컨버터		0.2, 1.2, 1.8
	아크로		0.2, 1.0, 1.8
차량 타이어 (작크설치)	RL		1, 5, 10
	컨버터		0.2, 1.2, 1.8
	아크로		0.2, 1.0, 1.8
계		9	18

신경회로망이 학습되는 과정은 다음 그림 5.3에서 나타내었으며, 학습 시간은 약 40분 정도의 시간이 소요되었다.

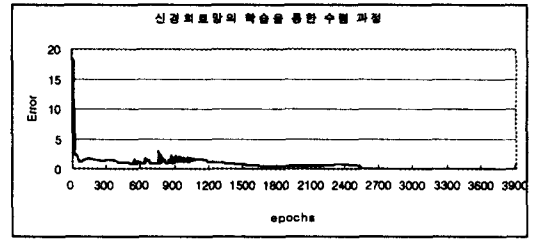
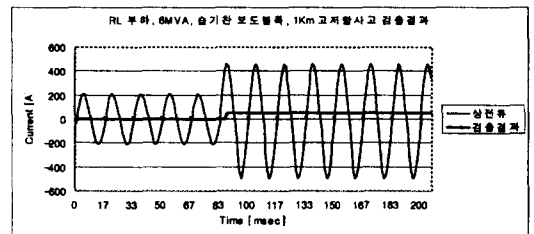


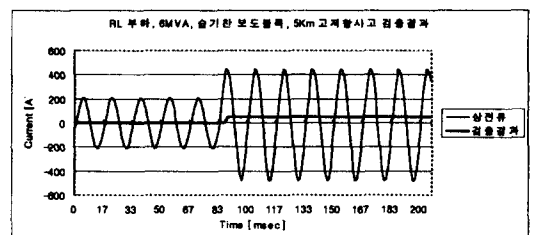
그림 5.3 신경회로망의 수렴 과정
Fig. 5.3 The learning process of Neural Network

5.2.1 습기찬 보도블록에서의 고저항 사고 검출 결과

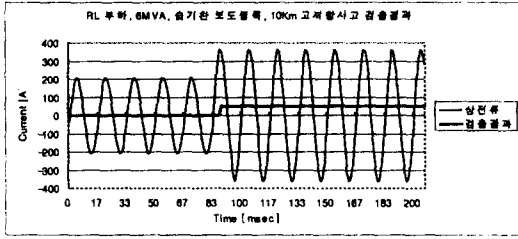
그림 5.4, 5.5, 5.6은 습기찬 보도블록에서 사고 지점에 따른 고저항 사고 발생시 검출 결과이다. 그림 2-1에서 보는 바와 같이 이때의 고저항 사고의 $v-i$ 특성곡선은 모양과 크기가 강자갈에서 발생한 고저항 사고의 $v-i$ 특성곡선과 다르고, 계전점에서 볼 때, 사고 발생시 사고 전류가 크게 증가하지 않았지만, 본 논문에서 제시한 사고검출기법은 고저항 사고 발생시 사고로 인식하여 Trip신호를 발생시켜 검출성능의 우수함을 보여 주었다.



(a) 사고 지점 1Km에서의 검출 결과
(a) Detection result of fault at 1Km

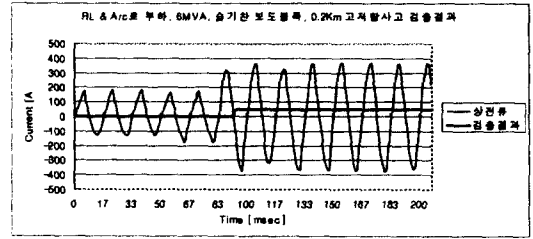


(b) 사고 지점 5Km에서의 검출 결과
(b) Detection result of fault at 5Km

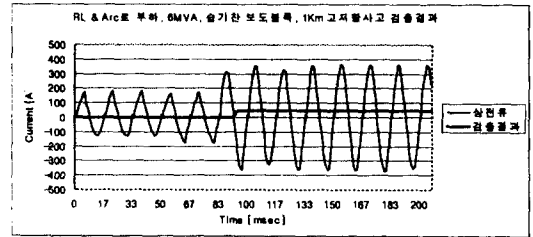


(c) 사고 지점 10Km에서의 검출 결과
(c) Detection result of fault at 10Km

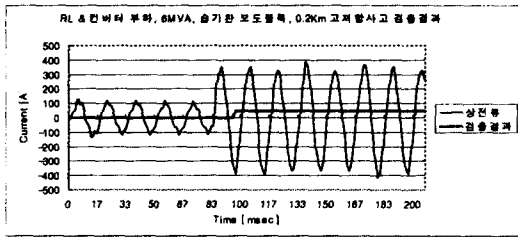
그림 5.4 R-L 부하에서의 검출 결과
Fig. 5.4 Detection result of R-L load



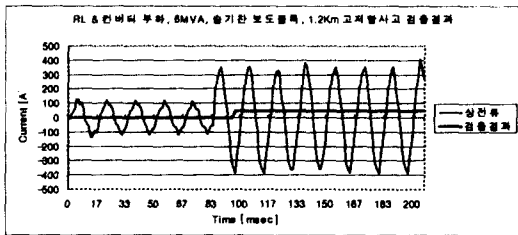
(a) 사고 지점 0.2Km에서의 검출 결과
(a) Detection result of fault at 0.2Km



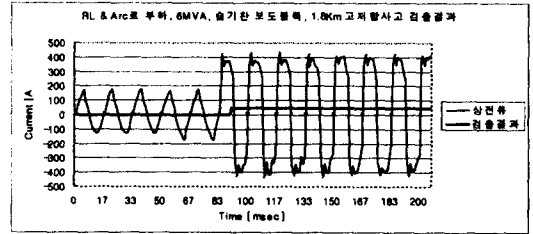
(b) 사고 지점 1Km에서의 검출 결과
(b) Detection result of fault at 1Km



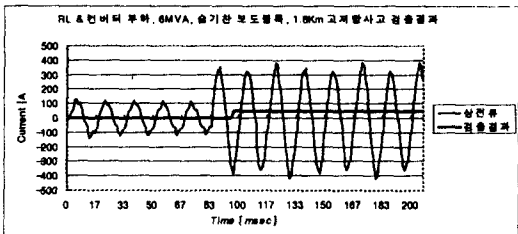
(a) 사고 지점 0.2Km에서의 검출 결과
(a) Detection result of fault at 0.2Km



(b) 사고 지점 1.2Km에서의 검출 결과
(b) Detection result of fault at 1.2Km



(c) 사고 지점 1.8Km에서의 검출 결과
(c) Detection result of fault at 1.8Km



(c) 사고 지점 1.8Km에서의 검출 결과
(c) Detection result of fault at 1.8Km

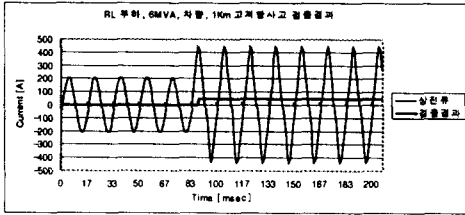
그림 5.5 R-L 및 컨버터 부하에서의 검출결과
Fig. 5.5 Detection result of R-L & Converter load

그림 5.6 아크로 부하에서의 검출 결과
Fig. 5.6 Detection result of arc load

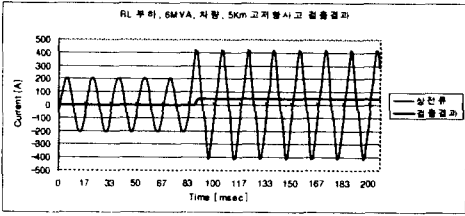
5.2.2 자크를 설치한 차량 타이어에서의 고저항 사고 검출 결과

그림 5.7, 5.8, 5.9는 자크를 설치한 차량 타이어에서의 사고 지점에 따른 고저항 사고에 대한 신경 회로망의 검출 결과이다. 그림 2-1에서 보는 바와 같이 이때 고저항 사고의 $v-i$ 특성 곡선의 모양과 크기가 강자갈에서 발생한 $v-i$ 특성 곡선과 다르고, 계전점에서 볼 때, 사고 발생시 사고 전류가 크게 증가하지 않지만, 본 논문에서 제시한 사고검출기법은 사고 발생시 사고로 인식하고 Trip신호를 발생시켜 검출성능의 우수함을 보여 주었다.

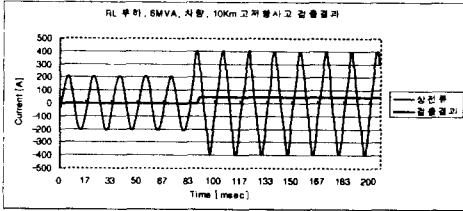
신경 회로망을 이용한 배전선로 고저항 사고검출 기법의 개발



(a) 사고 지점 1Km에서의 검출 결과
(a) Detection result of fault at 1Km

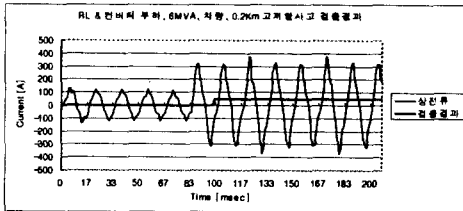


(b) 사고 지점 5Km에서의 검출 결과
(b) Detection result of fault at 5Km

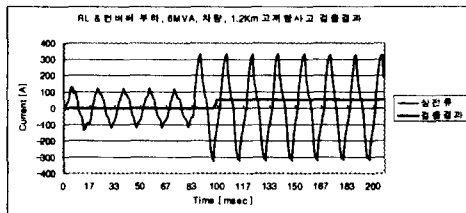


(c) 사고 지점 10Km에서의 검출 결과
(c) Detection result of fault at 10Km

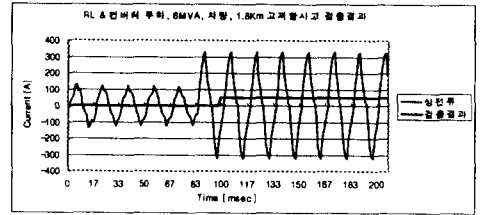
그림 4.7 R-L 부하에서의 검출 결과
Fig. 4.7 Detection result of R-L load



(a) 사고 지점 0.2Km에서의 검출 결과
(a) Detection result of fault at 0.2Km

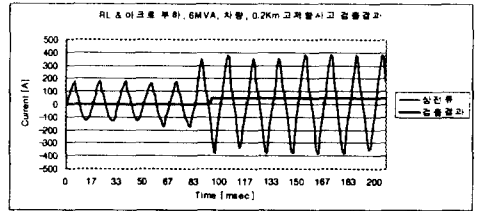


(b) 사고 지점 1.2Km에서의 검출 결과
(b) Detection result of fault at 1.2Km

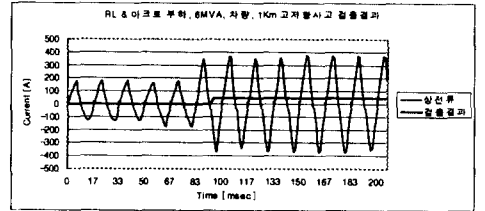


(c) 사고 지점 1.8Km에서의 검출 결과
(c) Detection result of fault at 1.8Km

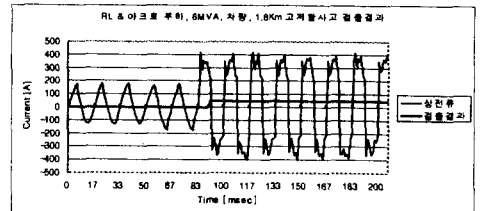
그림 5.8 R-L 및 컨버터 부하에서의 검출 결과
Fig. 5.8 Detection result of R-L & Converter load



(a) 사고 지점 0.2Km에서의 검출 결과
(a) Detection result of fault at 0.2Km



(b) 사고 지점 1Km에서의 검출 결과
(b) Detection result of fault at 1Km



(c) 사고 지점 1.8Km에서의 검출 결과
(c) Detection result of fault at 1.8Km

그림 5.9 아크 부하에서의 검출 결과
Fig. 5.9 Detection result of Arc load

5.3 기존 검출과 본 논문에서의 검출 성능 비교

본 논문에서 제시한 신경회로망 기법과 기존의 방

법[6]의 검출 성능 비교는 표 3과 같다.

표 3. 검출 성능의 비교
Table 3. Comparison of detection efficiency

접촉면	부하	기존 방법		신경회로망 기법	
		검출유무	검출시점	검출유무	검출시점
보도블록 (습기)	R-L	○	2주기	○	1/2주기
	RL & 컨버터	×		○	1/2주기
	RL & 아크로	×		○	1/2주기
차량(자 크설치)	RL	○	2주기	○	1/2주기
	RL & 컨버터	○	7주기	○	1/2주기
	RL & 아크로	×		○	1/2주기

위 표 3에서 보는 바와 같이 기존의 방법[6]은 접촉면의 토양이 보도블록과 자크를 설치한 차량일 때 사고 검출 성능은 일부 부하에서는 검출되지 않고 검출 시점 또한 2주기 이후이며, 본 논문에서 제시한 신경회로망 기법은 위에서 보는 바와 같이 기존의 방법에 비해 우수한 성능을 보여 주고 있다.

6. 결 론

본 논문은 22.9[kV]의 배전 계통의 계통 조건을 변화시키면서 EMTP를 이용하여 모의한 배전 선로에서의 고저항 사고에 대한 사고 전류 특성을 고조파 분석하였고, 기본파 실효치 지수, 짝·홀 고조파 지수를 신경 회로망의 입력으로 사용하여 배전선 고저항 사고 검출 기법을 제안하였다.

기존의 연구결과로 퍼지 로직을 이용한 배전계통 사고검출알고리즘은 표 3에서 보는 바와 같이 다른 접촉 물질에서의 사고는 오부동작 하였고 사고 검출이 늦지만[6], 본 논문에서 제시한 신경회로망을 이용한 고저항 사고검출기법은 접촉 물질이 다른 곳에서 발생한 고저항 사고를 모두 검출하며, 고저항 사고를 반 주기 안에 검출하여 기존의 방법보다 우수한 특성을 보여 실제에 가까운 고저항 사고검출기법이라 할 수 있으며, 입력층, 은닉층, 출력층의 개수를 최소화하여 연산속도를 단축하였다.

향후에는 좀더 다양한 토양에서의 고저항 사고에 대한 검출과 사고와 유사한 특성을 갖는 부하증가와

역률 보상에 관한 연구, 단계적으로 증가하는 고저항 사고에 관한 검출, 유도 전동기의 투입 등과 같은 좀더 다양한 부하 조건하에서 사고검출기법에 대한 연구를 진행할 예정이다.

참 고 문 헌

- (1) 강용철외, "EMTP를 이용한 배전 계통의 고저항 사고 모델링", 대한전기학회 춘계학술대회, pp72-75, 1997
- (2) David M. Skapura, "Building Neural Networks", pp29-42
- (3) 최성규외, "배전 선로 보호를 위한 고저항 사고 검출 물의 개발", 강원대학교 석사학위 논문, 1997
- (4) David C. Yu, Shoukat H. Khan, "An Adaptive High and Low Impedance Fault Detection Method", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.9, No. 4, October, 1994
- (5) A.F.Sultan, G.W.Swift, D.J.Fedirchuk, "Detecting Arcing Downed-Wires Using Fault Current Flicker and Half-Cycle Asymetry", IEEE Trans.on Power Delivery, Vol. 9, No. 1, January 1994
- (6) 한전 전력 연구원, "지능형 보호계전기 연구 개발", 최종보고서, 1997
- (7) 유창원의, "전력 계통에서의 고저항 고장 검출 기법 연구", 대한전기학회 춘계학술대회, 1997
- (8) B.D. Russell, Ram P. Chinchali, "A Digital Signal Processing Algorithm for Detection Arcing Faults on Power Distribution Feeders", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol 4, No. 1, January, 1989, pp. 132-140

◆ 저자소개 ◆

황의천(黃義天)

1956년 2월 3일생. 1988년 대전산업대학교 전기공학과 졸업. 1993년 한양대학교 산업대학원 전기공학과 졸업(석사). 1997년 강원대학교 대학원 전기공학과 박사과정 수료. 현재 춘천기능대학 전기기술학과 조교수.

김남호(金南豪)

1952년 3월 31일생. 1974년 서울대학교 공과대학 전기공학과 졸업. 1977년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1993년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 강원대학교 전기전자공학부 교수.