

신경회로망을 이용한 배전선 사고 검출 기법의 개발

김광호*, 최정환*, 장성일*, 강용철**, 박종근***
*강원대, **기초전력공학 공동연구소, ***서울대

Development of Fault Detection and Classification Method in Distribution Lines

K.H.Kim*, J.H.Choi*, S.I.Chang*, Y.C.Kang**, J.K.Park***

*Kangwon National Univ. **Electrical Engineering & Science Institute, ***Seoul National Univ

Abstract - Recent applications of neural networks to power system fault diagnosis have provided positive results and have shown advantages in process speed over conventional approaches. This paper describes the application of neural network to fault detection and classification in distribution lines using the fundamental component, 2-5th harmonics index, even and odd harmonics index, and zero phase current. The Electromagnetic Transients Program (EMTP) is used to obtain fault patterns for the training and testing of neural networks. The proposed fault detection and classification method in distribution lines is obtained by analysing the difference among normal, HIF, ground fault, short circuit fault condition.

1. 서 론

배전 계통은 건물, 도로 등과 같이 일반 수용가와 밀접하게 구성되어 있기 때문에 배전선로 상에서 사고가 발생했을 경우 송전선로 사고와는 달리 사고로 인하여 낙하한 선로가 일반 건물과 사람 등에 쉽게 노출되어 인명 피해, 화재, 설비 손상, 에너지 낭비 및 정전 등을 초래할 수 있다.

배전선에서 발생하는 사고 중 고저항 사고(High Impedance Fault : HIF)는 선로가 접촉하는 지면의 저항이 크므로 인하여 사고 전류가 적게 흐르기 때문에 전류의 크기만으로 사고를 판별하는 과전류 계전기로는 검출하기가 매우 힘들며, 과전류 계전기의 단점을 보완하기 위해 현재까지는 고저항 사고시 발생하는 고조파의 양으로 사고여부를 판단하는 고조파 계전기가 사용되었으나 최근 사용이 급격하게 늘어난 전력 변환기, 아크로 등과 같은 고조파 발생 부하로 인해 정상 상태에도 항상 배전 계통에 고조파가 검출됨에 따라 고조파 계전기가 오동작하는 경우가 발생하고 있다. 또한 고저항 사고는 사고시 토양의 상태, 사고의 유형, 사고 발생시 부하의 상태 및 부하의 종류에 따라 다양한 특성을 보이며, 복잡한 비선형, 시변적인 특성을 갖기 때문에 고저항 사고를 검출 및 구분할 수 있는 기법이 요구된다.[4][5]

배전선에서 발생하는 사고 중 지락 사고, 단락 사고는 기본적으로 사고 전류가 커 과전류 계전기로 검출이 용이하지만, 사고의 형태를 구분할 수는 없다. 그러므로 이를 구분할 수 있는 기법이 요구된다.

또한, 배전 계통 부하 조건이 변하는 경우인 부하 증가와 역률을 개선하기 위하여 전력용 콘덴서를 투입할 경우에 계전기가 사고로 오판할 수 있는데 이런 경우에 사고로 인식하지 않도록 해야 한다.

따라서, 본 논문에서는 배전 계통에서 정상 상태, 고저항 사고, 지락 사고, 단락 사고의 특성을 고려하여 사고를 검출 및 구분할 수 있도록 신경 회로망[2]을 도입하여 배전 계통상의 사고를 검출 및 구분할 수 있는 기법을 제안한다. 배전선에서 사고를 검출하기 위해 본 논문에서는 배전 계통에서 일어날 수 있는 다양한 부하에

따른 배전선 사고는 EMTP를 통해 시뮬레이션을 수행하였으며, 사고 모델을 R-L 부하, R-L 및 컨버터 부하, 아크로 부하로 구성된 배전 계통에서의 고저항 사고, 지락 사고, 단락 사고를 모의하였다. 이를 통해서 얻어진 사고 전류를 주파수 분석하였으며, 분석 결과를 다시 한 주기 평균한 결과를 이용하여 신경 회로망의 입력으로 사용하였다. 신경 회로망의 입력으로는 기본파 실효치 지수, 기본파에 대한 2~5 고조파의 양, 짝수 고조파 지수, 홀수 고조파 지수, 영상전류 실효치 지수를 사용하였다. 본 논문에서는 이 지수들을 사용하여 정상 상태, 고저항 사고, 지락 사고, 단락 사고를 검출 및 구분하는 신경 회로망을 구현하였다.

2. 배전 계통 사고 모의

본 논문에서 사용되는 배전 계통은 단락 용량이 100[MVA]인 22.9[kV]이며, 배전선은 ACSR 160 mm² 과 1800 mm 길이의 완공에 설치되었으며, 1회선용의 데이터를 사용하였다.[1]

2.1 배전선 사고 모의

배전 계통에서의 사고 모의는 고저항 사고, 지락 사고, 단락 사고이며, 부하의 종류로는 1) R-L 부하, 2) R-L 부하와 컨버터 부하, 3) 아크로 부하를 이용하였다.

1) R-L 부하인 경우에는 배전선의 길이를 10[km]로 해서 전원에서 거리별로 1[MVA]씩 총 6[MVA]의 부하를 연결하였으며, R-L 부하의 역률은 99[%]가 되도록 모의하였다.

2) R-L 및 컨버터 부하인 경우에는 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 설치하였다.

3) 아크로 부하인 경우에는 배전선의 길이를 2[km]로 하였고, A상 말단에 용량이 2[MVA]인 아크로 부하를 연결하였으며, 계통의 평형을 위해 B, C상에 아크로와 같은 용량의 부하를 연결하여 총 6[MVA]의 부하가 되도록 설치하였다.[1]

2.2 사고로 오판할 수 있는 조건의 모의

배전선에서 사고로 오판이 가능한 조건으로 부하의 상태가 변화할 때, 즉 1)부하 증가, 2)역률 보상을 들 수 있는데 이에 대한 영향을 고려하기 위해 다음과 같이 모의하였다.

1) 부하증가의 경우에는 위와 같은 배전 계통으로 R-L 부하, R-L 부하와 컨버터 부하, 아크로 부하를 각각 6[MVA]에서 8[MVA]로 증가하도록 모의하였다.

2) 역률 보상의 경우에는 위의 같은 배전 계통으로 R-L 부하의 경우에 역률을 90[%]에서 99[%]로 보상하도록 모의하였다.[3]

3. 사고 분석

위와 같은 계통을 대상으로 R-L 부하에 대해 1[km]와 10[km], R-L 및 컨버터 부하는 0.2[km]와 1.8[km], 아크로 부하는 0.2[km]와 1.8[km]에서 발생하는 고저항 사고, 지락 사고, 단락 사고를 모의하였다. 배전 선로에서 사고가 발생할 때 일반적으로 기본과 실효치가 2배 이상 증가하기 때문에 이를 사고 검출의 지수로 사용이 가능하나 유도전동기, 아크로 부하의 기동시 보통 정상적인 상황이라 하더라도 평상시의 2배 정도의 부하 전류가 발생하기 때문에 단지 기본과 실효치만으로 사고를 검출하는 데는 많은 어려움이 있다. 따라서, 본 논문에서는 전류의 기본과 크기 외에 고조파 양의 변화분에 대해서 검토하였다. 사고에 따른 조파별 변화 추이를 관찰하기 위하여 배전 선로의 사고를 모의하여 일어나는 사고 전류 데이터에 대해 FFT를 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 비로 정의한 고조파 지수를 사용하여 정상시와 사고시 고조파 양의 변화를 살펴보았다. 또한 R-L 및 컨버터 부하, 아크로 부하의 경우 고조파의 양이 매우 불규칙하게 변화하기 때문에 매 샘플마다 이전 1주기의 고조파 지수를 평균하여 고조파의 변화를 분석하였으며, 신경 회로망의 입력으로 사용되는 지수들은 아래와 같이 정의하였다. 먼저, 고조파 비의 정의는 다음과 같다.

$$\text{고조파 비 } H_i^j = \frac{t \text{ 시점의 } j \text{ 고조파 크기}}{t \text{ 시점의 기본파 크기}} = \frac{I_i^j}{I_i^1} \quad (1)$$

여기서, I_i^1, I_i^j 은 t 시점에서 1주기 FFT를 수행하여 얻어진 기본파 크기와 j 고조파의 크기이다.

매 샘플마다 이전 1주기 동안의 FFT를 수행하여 각 고조파의 크기를 구하고 이를 기본파의 크기로 나눠서 매 샘플 계산한 후 이를 1주기 평균한 값을 관찰하였다. 신경 회로망의 입력으로 사용된 고조파 지수와 짝수 고조파 지수, 홀수 고조파 지수는 다음 식과 같이 정의한다.

$$\text{고조파 지수 } HI_i^j = \frac{1}{16} \sum_{i=0}^{15} H_i^j \quad (2)$$

$$\text{짝수 고조파 지수 } HI_i^{2+j} = \sqrt{HI_i^2 + HI_i^4} \quad (3)$$

$$\text{홀수 고조파 지수 } HI_i^{3+j} = \sqrt{HI_i^3 + HI_i^5} \quad (4)$$

신경 회로망에 입력하기 위해 각 지수의 값이 1이상일 경우에는 그 값을 1로 설정하였다. 또한, 고저항 사고를 제외하고 배전선에서 발생하는 지락, 단락 사고의 검출은 기본과 전류의 실효치를 이용하여 검출할 수 있도록 하였다. 본 논문에서 사용되는 t 시점에 있어서 기본과 실효치 지수는 다음과 같이 정의된다.

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

여기서, 기본과 실효치 지수 FI , 은 0과 1사이의 값으로 하기 위하여 22.9[kV], 최대부하용량 10[MVA]인 최대부하전류의 1.4배인 352[A]로 정규화하였으며, FI , 의 값이 1이상일 경우에는 그 값을 1로 설정하였다.

그리고, 배전 계통의 사고시 계통의 불평형으로 인하여 영상 전류가 발생을 하게 된다. 따라서, 영상 전류는 배전선에 있어서 사고를 검출하는데 활용할 수 있는 중요한 지수가 되며, 지락 사고와 단락 사고를 구분할 수 있기 중요한 요소가 된다. 본 논문에서 사용하는 영상 전류 실효치 지수는 다음과 같이 정의한다. 먼저, t 시점에 있어서의 영상전류의 실효치는

$$I_i^0 = \sqrt{\frac{1}{16} \sum_{i=0}^{15} (i_{i-}^0)^2} \quad (6)$$

이며, 여기서, i_{i-}^0 는 $(t-i)$ 시점의 영상 전류 순시치를

나타낸다. 그리고, 본 논문에서 사용되는 영상전류 실효치 지수는

$$OI_i^0 = \frac{1}{16} \sum_{i=0}^{15} I_{i-}^0 \quad (7)$$

이며, 여기서 영상 전류 실효치 지수 OI_i^0 는 0과 1사이의 값으로 하기 위해 영상 전류를 50[A]로 정규화 하였고, OI_i^0 의 값이 1이상일 경우에는 그 값을 1로 설정하였다.

지수들을 통해 얻어진 분석 결과는 표 1과 같다. 분석된 결과에 의하면, 정상 상태는 사고 상태와는 달리 기본과 실효치 지수에 대해서는 23~42%의 값을 취하며, 영상전류 실효치 지수에 대해서는 0에서 36%의 값을 가지고, 고저항 사고와 지락 사고 상태일 경우 각각 기본과 실효치 지수에 대해서는 80~100%사이의 값과 100%의 값을 갖고 영상 전류에 대해서는 둘 다 100%의 값을 갖는다. 그리고, 단락 사고에 대해서는 기본과 실효치 지

표1. 배전 계통에서의 사고 거리 및 사고 형태별 분석
단위: 거리 [km], 수치 [%]

부하 종류	거리	상태	FI_i	HI_i^2	HI_i^3	HI_i^4	HI_i^5	HI_i^{2+4}	HI_i^{3+5}	OI_i^0
			R-L 부하	1	정상	42	0	0	0	0
		HIF	100	0	12	0	4	0	12	100
		지락	100	0	0	0	0	0	0	100
		단락	100	0	0	0	0	0	0	0
	10	HIF	100	0	10	0	3	0	10	100
		지락	100	0	0	0	0	0	0	100
		단락	100	0	0	0	0	0	0	0
R-L 및 컨버터 부하	0.2	정상	23	1-4	2-4	1-4	11-15	1-5	11-16	0
		HIF	75-100	1-6	10-15	1-6	3-20	1-10	10-15	100
		지락	100	0	0	0	0	0	0	100
		단락	100	0	0	0	0	0	0	0
	1.8	HIF	75-100	0-5	10-15	0-5	5-15	0-5	15	100
		지락	100	0	0	0	0	0	0	100
		단락	100	0	0	0	0	0	0	0
아크로 부하	0.2	정상	28	1-5	6-10	1-5	5-8	1-10	8-13	36
		HIF	80-100	2	15	2	4	0-2	16	100
		지락	100	0	0	0	0	0	0	100
		단락	100	0	0	0	0	0	0	20
	1.8	HIF	85-100	0	7	0	16	1	15-18	100
		지락	100	0	0	0	0	0	0	100
		단락	100	0	0	0	0	0	0	20

수는 100%, 영상전류 실효치 지수는 0~20% 사이의 값으로 사고와 정상 상태의 구분이 된다. 또한, 사고 상태에서의 구분, 즉 고저항 사고와 지락 사고, 단락 사고에 대한 구분은 고조파 성분이 존재 여부에 따라 구분을 할 수 있고, 지락 사고와 단락 사고에 대한 구분은 영상 전류 실효치 지수의 존재 여부에 따라 구분이 가능함을 알 수 있다.

5. 사례 연구

신경 회로망의 층수는 은닉층 2개, 출력층 1개로 3개의 층으로 구성하였다. 신경 회로망의 입력으로는 기본과 실효치 지수, 2~5th 고조파, 짝수 고조파 지수, 홀수 고조파 지수, 영상 전류 실효치 지수로 8개의 입력을 사용하였으며, 2개의 은닉층의 뉴런의 수는 각각 20개, 6개로 설정했으며, 출력의 뉴런 수는 4개로 정상, 고저항 사고, 지락 사고, 단락 사고로 구분할 수 있도록 구성하고

은닉층과 출력층은 활성화 함수로서 단극성 시그모이드 함수를 사용하였다. 이때에 사용한 학습률과 모멘텀은 각각 0.3, 0.5를 사용하였다.

5.1 배전 계통 사고 검출 기법의 테스트

본 논문에서 신경 회로망을 학습하기 위하여 사용된 데이터는 위의 배전 계통을 사용하여 부하의 종류별로 고저항 사고, 지락 사고, 단락 사고를 R-L 부하에서는 1[km]와 10[km], R-L 및 컨버터 부하에서는 0.2[km]와 1.8[km], 아크로 부하에서는 0.2[km]와 1.8[km]에서의 EMTP를 이용하여 얻어진 모의 사고 전류를 분석하여 학습 패턴으로 사용하였고, 또한 출력 오차가 0.01이 될 때까지 학습을 시켰다. 학습된 상태를 테스트하기 위하여 각각의 부하별로 5[km], 1.2[km], 1[km]에서 얻은 사고 전류와 부하의 변동의 경우, 즉 부하 증가, 전력용 콘덴서를 투입하여 역률 보상이었을 경우를 이용하여 신경 회로망의 출력력을 테스트하여 신경 회로망의 배전 사고 검출 및 구분하는 성능을 평가하였다.

5.1.1 R-L 부하일 경우

그림 1, 2, 3, 4는 R-L 부하일 경우의 고저항 사고, 지락 사고, 단락 사고, 사고 오판의 경우인 부하 증가, 역률 보상에 대한 신경 회로망의 출력 결과이다. 출력 결과를 살펴보면, 사고가 일어나지 않거나 역률 보상시나 부하 증가시에는 사고가 아니므로 정상 상태로 판단을 하며, 사고가 발생했을 때 한 주기 이내에 사고를 검출하고 사고의 종류를 구분하였다.

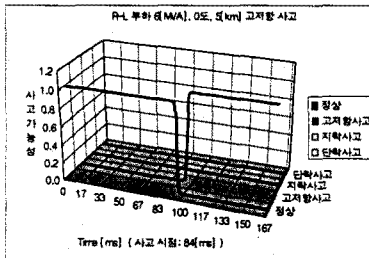


그림 1 고저항 사고에 대한 검출 결과

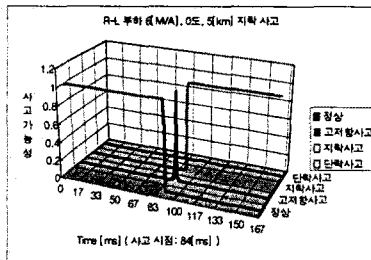


그림 2 지락 사고에 대한 검출 결과

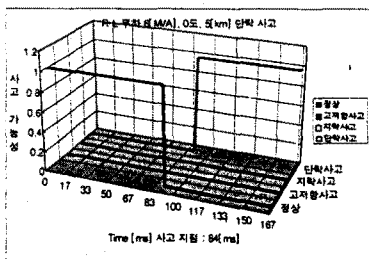
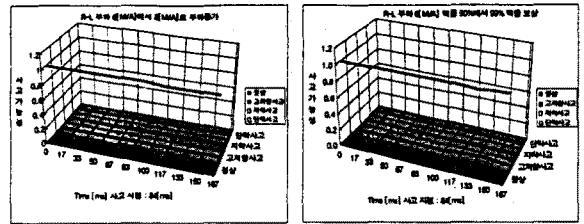


그림 3 단락 사고에 대한 검출 결과



(a) 부하 증가 (b) 역률 보상
그림 4 사고 오판인 경우의 신경 회로망의 출력 결과
(a) R-L 부하 6[MVA]에서 8[MVA]로 증가
(b) R-L 부하, 90%→99% 역률 보상

5.2 R-L 및 컨버터 부하일 경우

그림 5, 6, 7, 8은 R-L 및 컨버터 부하일 경우의 고저항 사고, 지락 사고, 단락 사고, 사고 오판의 경우인 부하 증가에 대한 신경 회로망의 출력 결과이다. 출력 결과를 살펴보면, 사고가 일어나지 않거나 부하 증가에는 사고가 아니므로 정상 상태로 판단을 하며, 사고가 발생했을 때 한 주기 이내에 사고를 검출하고 사고의 종류를 구분하였다.

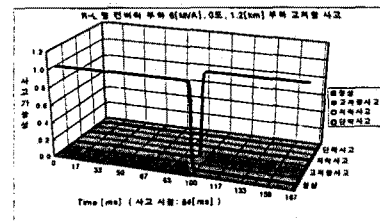


그림 5 고저항 사고에 대한 검출 결과

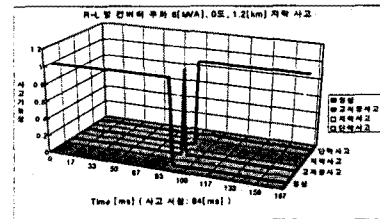


그림 6 지락 사고에 대한 검출 결과

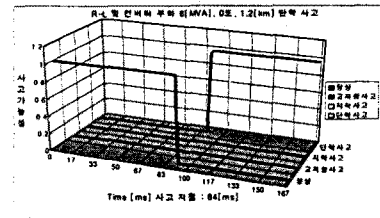


그림 7 단락 사고에 대한 검출 결과

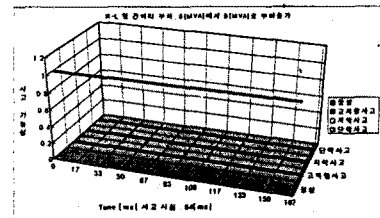


그림 8 R-L 및 컨버터 부하, 6[MVA]에서 8[MVA]로 부하 증가에 대한 신경 회로망의 출력 결과

5.3 아크로 부하일 경우

그림 9, 10, 11, 12는 아크로 부하일 경우의 고저항 사고, 지락 사고, 단락 사고, 사고 오판의 경우인 부하 증가에 대한 신경 회로망의 출력 결과이다. 출력 결과를 살펴보면, 사고가 일어나지 않거나 부하 증가에는 사고가 아니므로 사고로서 판단하지 않고 정상 상태로 판단을 하며, 사고가 발생했을 때 한 주기이내에 사고를 검출하고 사고의 종류를 구분하였다.

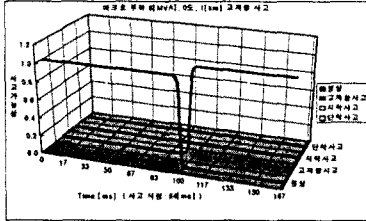


그림 9 고저항 사고에 대한 검출 결과

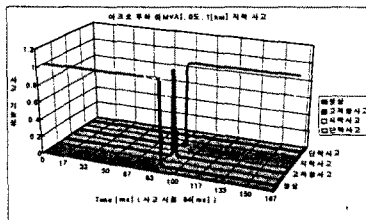


그림 10 지락 사고에 대한 검출 결과

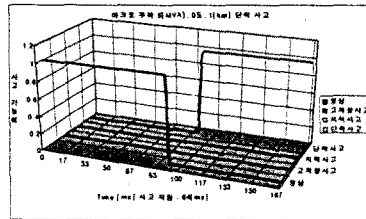


그림 11 단락 사고에 대한 검출 결과

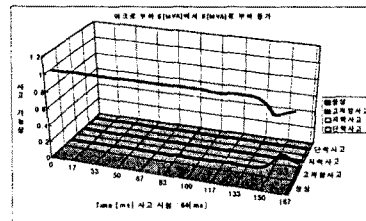


그림 12 아크로 부하 6(MVA)에서 8(MVA)로 부하 증가에 대한 검출 결과

6. 결 론

본 논문은 22.9[kV]의 배전 계통의 계통 조건을 변화시키면서 EMTP를 이용하여 모의한 배전 선로의 사고, 즉 고저항 사고, 지락 사고, 단락 사고에 대한 사고 전류 특성을 고조파 분석하였고, 기본파 실효치 지수, 2-5th 고조파의 지수, 짝수 고조파 지수, 홀수 고조파 지수, 영상 전류 실효치 지수를 신경 회로망의 입력으로 사용하여 배전선 사고 검출 기법을 제안하였다.

제시한 지수들을 이용하여 사고 검출 및 구분 성능을 평가하였을 때, 정상 상태와 사고 상태를 검출하였고, 또한 사고 형태를 정확히 판단함을 보였다.

향후에는 단계적으로 증가하는 고저항 사고의 검출과 유도 전동기의 투입 등과 같은 좀더 다양한 부하 조건하

에서 사고 검출기법에 대한 연구를 진행할 예정이다.

(참 고 문 헌)

- [1] 강용철의, "EMTP를 이용한 배전 계통의 고저항 사고 모델링", 대한전기학회 춘계학술대회, pp72-75, 1997
- [2] David M. Skapura, "Building Neural Networks", pp29-42
- [3] 최성규의, "배전 선로 보호를 위한 고저항 사고 검출률의 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