

神經回路網과 故障電流의 變化를 利用한 故障判別 알고리즘에 關한 研究

論 文

49A-8-6

A Study on the Algorithm for Fault Discrimination in Transmission Lines using Neural Network and the Variation of Fault Currents

呂相敏* · 金喆煥**

(Sang-Min Yeo · Chul-Hwan Kim)

Abstract - When faults occur in transmission lines, the classification of faults is very important. If the fault is HIF(High Impedance Fault), it cannot be detected or removed by conventional overcurrent relays (OCRs), and results in fire hazards and causes damages in electrical equipment or personal threat. The fast discrimination of fault needs to effective protection and treatment and is important problem for power system protection. This paper proposes the fault detection and discrimination algorithm for LIFs(Low Impedance Faults) and HIFs(High Impedance Faults). This algorithm uses artificial neural networks and variation of 3-phase maximum currents per period while faults. A double lines-to-ground and line-to-line faults can be detected using Neural Network. Also, the other faults can be detected using the value of variation of maximum current. Test results show that the proposed algorithms discriminate LIFs and HIFs accurately within a half cycle.

Key Words : EMTP, ANN, Power System, Fault Classification, HIF, LIF

1. 서 론

송전선로에서 발생하는 사고의 종류로는 1선지락사고, 2선지락사고, 선간단락사고, 3상사고, 고저항 지락사고 등을 들 수 있다. 송전선 보호에 주로 이용되는 일반적인 과전류 계전기는 최대부하의 125~200[%]에서 동작하도록 설정되어 있다. 이 값은 송전선을 타지 않게 하고 대부분의 불필요한 시설차단을 방지하기 위해 설정한 것이다. 그러나 사고가 발생했을 때 흐르는 사고전류는 많은 변수에 의존하며, 사고점의 임피던스의 영향을 받는다. 저저항사고, 즉 1선지락사고, 2선지락사고, 선간단락사고, 3상사고 등은 과전류 계전기에 의해 차단될 수 있으나, 다른 사고에 비해 고장임피던스가 큰 고저항사고는 사고점에서의 고임피던스에 의해 전류가 계전기의 동작 임계치보다 낮게 흐르게 되어 사고의 검출이 어렵게 된다. 이러한 고저항 지락사고가 발생했을 때 수반되는 아크에 의해서 발생하는 화재나 전류는 많은 피해를 야기할 수 있다[1-4].

이러한 고저항사고를 검출, 제거하는 방법에 대한 연구는 다양한 측면에서 연구되고 있으며, 많은 연구 결과들이 나오고 있으나, 고저항사고를 검출하는데 있어 실용성이나 경제성, 동작능력 등에서 미흡한 상태이다. 또한 고장의 종류를 판별하기 위해, 신경회로망을 이용한다. 신경회로망은 학습 패턴의 특성을 한번 학습하고 나면, 학습된 패턴과 비슷한

데이터에 대해 같은 패턴으로 인식하는 특징이 있다. 이러한 신경회로망의 패턴인식, 분류 능력을 이용하여 고장판별이 가능하다[5-12].

본 논문에서는 신경회로망의 패턴분류 능력과 사고 발생시 고장전류의 최대치의 변화를 이용하여 사고의 종류를 판별하고자 한다. 사고 전류의 특성을 이용하여 1선지락사고, 3상사고, 고저항 지락사고를 판별하고, 고장의 형태가 유사한 2선지락사고와 선간단락사고를 신경회로망으로 판별하는 2계층의 알고리즘을 구성하였으며, EMTP를 이용하여 용인-안성간 154kV 실계통을 모의하여 알고리즘을 테스트하였다.

2. 고장 전압, 전류의 분석

2.1 전류의 순시치 변화

전력계통에서 발생하는 고장의 종류는 1선지락, 2선지락, 선간단락, 3상단락, 고저항 지락사고 등이 있다. 고장이 발생하였을 때 계전점에서 바라본 3상의 전류는 각 고장에 대해 다른 형태를 가지고 있으며, 다음 그림 1에서 각종 사고에 따른 3상 전류의 파형을 보여주고 있다. 그림 1에서 보는 바와 같이 각 사고의 종류에 따라 전류의 변화 즉, 크기의 변화됨이 다른 것을 알 수 있다. 또한 (e), (f)의 그림은 고저항 지락사고인 경우의 3상 전류파형으로 그림 1(e)는 y축의 범위를 저저항사고인 경우와 같은 scale로 하여 보인 것이고, 그림 1(f)는 확대한 것이다. 그림 1(f)에 나타난 것처럼 고저항 지락사고시 전류는 다른 사고에 비해 작은 값을 갖는다.

* 準 會 員 : 成均館大 電氣電子및컴퓨터工學部 碩士課程

** 正 會 員 : 成均館大 電氣電子및컴퓨터工學部 副教授 · 工博

接受日字 : 2000年 3月 22日

最 終 完 了 : 2000年 7月 25日

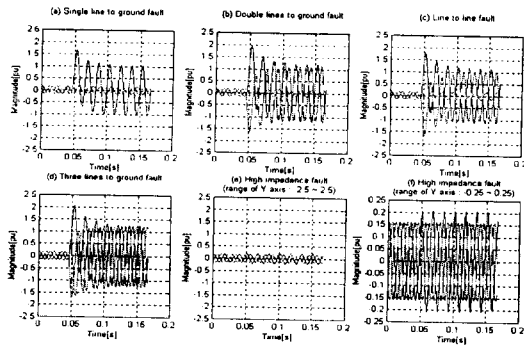


그림 1 사고 종류별 3상 전류 파형
Fig. 1 Waveforms of 3-phase currents for each fault

2.2 전류의 1주기 당 최대치의 궤적

Moving Window 기법을 이용하여 전류의 1주기 당 최대치의 궤적을 나타내며, 다음 그림 2와 같은 결과를 얻을 수 있다.

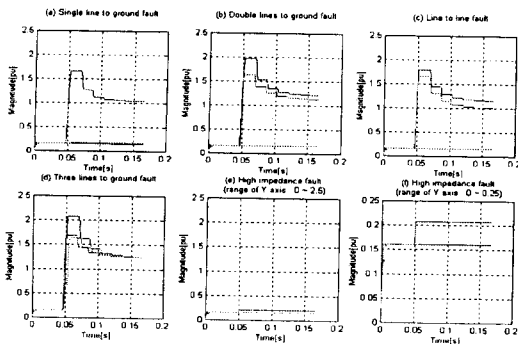


그림 2 사고 종류별 전류의 최대치 궤적
Fig. 2 Trajectory of maximum current for each fault

그림 2는 각 사고에 따른 3상 전류의 최대치의 변화를 보여주는 것으로, 그림 1과는 달리 전류의 크기 변화를 쉽게 파악할 수 있다. 사고상의 전류만이 증가하고, 저저항 사고의 경우 사고발생 후 사고상의 전류가 2배 이상 크게 증가하며, 고저항지락사고의 경우 작은 폭으로 증가하는 것을 볼 수 있다. 이러한 최대치의 변화는 전류의 순시치 변화를 반영한 결과이지만, 전류의 순시치보다 쉽게 전류의 변화를 검출할 수 있다. 이 사실은 전류의 최대치 변화를 이용한 고장판별이 용이함을 보여준다.

2.3 전압의 순시치 변화

다음 그림 3과 같이 일반적으로 고장 발생시 사고상의 전압은 급격히 작아지게 되며, 각 사고의 종류에 따라 다른 형태임을 볼 수 있다. 그러나 고저항지락사고의 경우 정상상태의 경우와 크게 다른 점을 찾아낼 수 없으며, 크기 또한 정상 전압과 거의 같다. 이러한 사실로 볼 때, 전압은 고장판별 알고리즘을 구성하는데 적절하지 못한 것을 알 수 있다. 이러한 결과로 볼 때, 송전선로의 고장의 종류를 판

별하기 위해서는 전류의 값을 사용하는 것이 유리함을 알 수 있다.

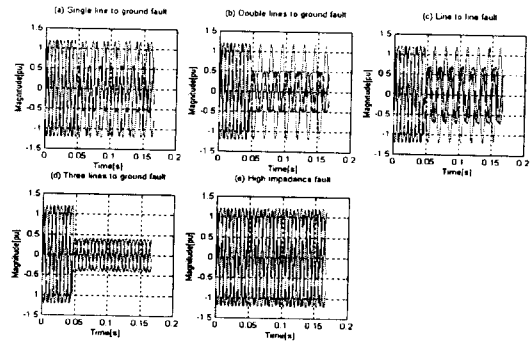


그림 3 사고 종류별 3상 전압 파형
Fig. 3 Waveforms of 3-phase voltage for each fault

2.1, 2.2 및 2.3절에 기술된 결과를 정리하면 표 1과 같으며, 일반적으로 저저항사고가 발생하면, 사고상의 전류는 크게 증가하며, 고저항지락사고가 발생한 경우에는 사고상 전류는 정상상태에 비해 증가하지만 전류의 증가율이 작은 것을 알 수 있다. 이러한 사실은 저저항사고와 고저항 지락사고를 구분할 수 있음을 의미한다.

표 1 각 사고별 분석 결과
Table 1 Results of analysis for each fault

사고종류	사고상의 수	사고전류의 증가율	전압의 변화	
1선지락	A상	1	2배 이상	A상 감소
	B상	1	2배 이상	B상 감소
	C상	1	2배 이상	C상 감소
2선지락	AB상	2	2배 이상	AB상 감소
	BC상	2	2배 이상	BC상 감소
	CA상	2	2배 이상	CA상 감소
선간단락	AB상	2	2배 이상	AB상 감소
	BC상	2	2배 이상	BC상 감소
	CA상	2	2배 이상	CA상 감소
3상단락	ABC상	3	2배 이상	ABC상 감소
고저항지락	A상	1	1.1~1.5배	거의 변화없음
	B상	1	1.1~1.5배	거의 변화없음
	C상	1	1.1~1.5배	거의 변화없음

3. 고장판별 알고리즘

3.1 알고리즘의 구성

본 논문에서 제시하는 고장판별 알고리즘은 사고상의 개수와 사고전류의 크기를 이용하여 1선지락, 3상단락, 고저항 사고 및 2선 사고를 판별하며, 2선 사고인 경우 신경회로망을 통하여 2선지락 사고와 선간단락 사고를 구분하도록 구성하였다.

알고리즘의 입력으로는 그림 1 및 그림 2에 나타낸 전류

의 최대치와 순시치를 사용하였으며, 최대치를 이용한 판별 결과 2선사고로 판별된 경우, 순시치를 기학습된 신경회로망의 입력으로 하여 2선지락 사고와 선간단락 사고를 판별하게 된다.

알고리즘의 흐름도는 다음 그림 4와 같다.

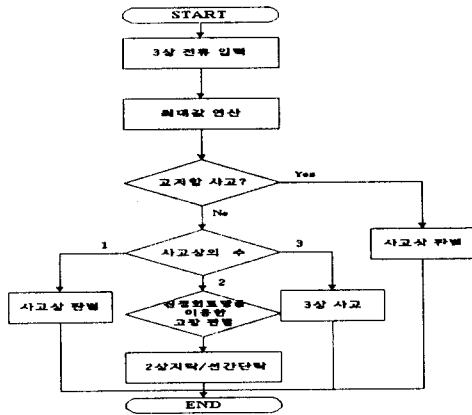


그림 4 제안된 알고리즘의 흐름도
Fig. 4 Flow chart of the proposed algorithm

EMTP를 이용하여 각 사고를 모의한 후, 2선지락 사고와 선간단락 사고의 전류데이터를 이용하여 신경회로망을 학습시킨다. 신경회로망의 학습된 결과를 알고리즘에 적용한다. 각 사고에 대한 계전점에서의 3상 전류를 알고리즘에 입력하고, 입력된 전류의 크기가 정상상태의 150% 이하인 경우 고저항지락 사고로 결정하고, 사고상에 따라서 고장을 판별한다. 전류의 크기가 정상상태의 150% 이상인 경우, 사고상의 수에 따라 1선사고, 2선사고, 3상사고를 판별한다. 2선사고의 경우 신경회로망을 적용하여, 2선지락 사고와 선간단락 사고를 판별한다. 또한, 1선사고, 3상사고의 경우 사고상에 따라 각각 고장을 판별한다.

본 논문에서 모의한 계통은 용인-안성간 154kV, 선로길이 26km의 실계통 모델이며, EMTP로 모델링하여 다양한 경우의 사고를 모의하였다. 1주기당 샘플수는 64이다 [13-16].

3.2 신경회로망의 구조

2선지락과 선간단락 사고를 판별하기 위해 사용된 신경회로망은 3층 구조로서 입력층 36개, 은닉층 14개, 출력층 5개의 뉴런으로 구성하였다. 3상의 순시치 전류는 12샘플씩 Moving Window화하여 36개의 입력 뉴런에 입력되며, 출력층의 5개의 뉴런은 알고리즘의 출력이 된다.

신경회로망의 학습 조건은 고장형태로는 2선지락(AB, BC, CA상), 선간단락(AB, BC, CA상), 고장발생각은 0°, 90°, 고장거리는 10km 및 20km를 조합하여 학습시켰다.

본 논문에서는 모든 사고의 유형에 대해 신경회로망을 적용하는 방법을 사용하지 않고, 상기와 같이 신경회로망에 학습시킬 경우의 수를 줄임으로써 신경회로망의 학습율을 높였으며, 신경회로망의 구조 또한 간단화 하였다.

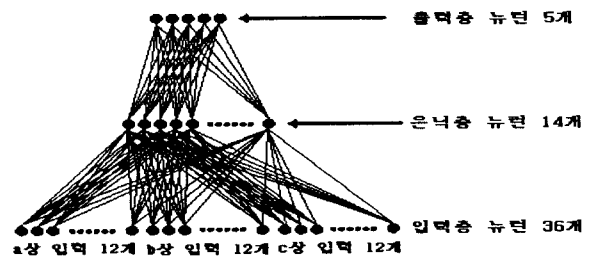


그림 5 신경회로망의 구성
Fig. 5 The structure of neural network

3.3 고장판별을 위한 시험조건 및 출력값

제안된 알고리즘을 시험하기 위해 적용한 사고의 종류는 다음 표 2와 같다. 다양한 경우에 대해 시험하기 위해 고장 형태, 고장발생각, 고장거리 등을 변화시키며 모의를 수행하였다.

표 2 제안된 알고리즘의 시험조건
Table 2 Test condition of the proposed algorithm

고장형태	1선지락 : A, B, C상 2선지락 : AB, BC, CA상 선간단락 : AB, BC, CA상 3상사고 : ABC상 고저항 : A, B, C상
고장발생각	0도, 30도, 60도, 90도
고장거리	10km, 20km

또한, 알고리즘의 결과로 출력되는 출력값은 5개이며, 각각 A상, B상, C상, 단락, 고저항 사고를 나타내며, 표로 정리하여 보면 다음 표 3과 같다.

표 3 알고리즘의 출력값

Table 3 The output values of the algorithm

출력번호 고장종류	알고리즘의 출력				
	1	2	3	4	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
BC상 지락	0	1	1	0	0
CA상 지락	1	0	1	0	0
AB상 단락	1	1	0	1	0
BC상 단락	0	1	1	1	0
CA상 단락	1	0	1	1	0
ABC상 지락	1	1	1	0	0
A상 고저항	1	0	0	0	1
B상 고저항	0	1	0	0	1
C상 고저항	0	0	1	0	1
정상	0	0	0	0	0

4. 판별 결과 및 결과 검토

4.1 1선지락 사고에 대한 판별결과

다음 그림 6은 A상 1선지락 사고에 대한 판별결과를 보여주고 있으며, 고장 조건은 고장발생각 30도, 고장거리 10km인 경우이다. 제시된 알고리즘의 출력은 [1 0 0 0 0]으로 A상 1선지락 고장임을 나타낸다.

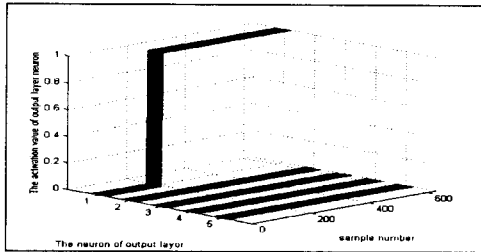


그림 6 판별결과(1선지락, A상, 30°, 10km)
Fig. 6 Discrimination results
(SLG, 'A'-phase, 30°, 10km)

다음 그림 7은 B상 1선지락 사고에 대한 판별결과이며, 고장발생각 30도, 고장거리 10km인 경우이다. 알고리즘의 출력은 [0 1 0 0 0]으로 B상 1선지락 고장임을 나타낸다.

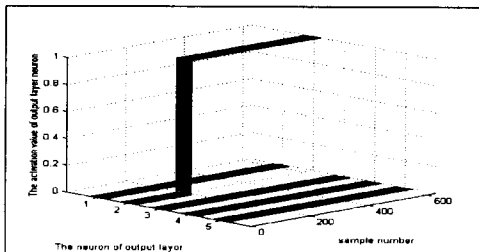


그림 7 판별결과(1선지락, B상, 30°, 10km)
Fig. 7 Discrimination results
(SLG, 'B'-phase, 30°, 10km)

다음 그림 8은 C상 1선지락 사고에 대한 판별결과를 보여주고 있으며, 고장 조건은 고장발생각 30도, 고장거리 10km인 경우이다. 알고리즘의 출력은 [0 0 1 0 0]으로 C상 1선지락 고장임을 나타낸다.

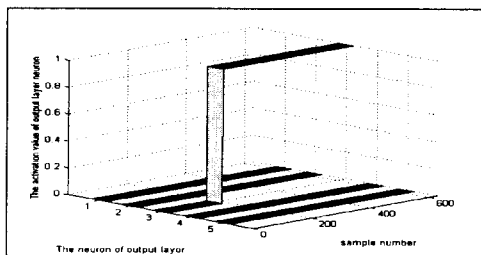


그림 8 판별결과(1선지락, C상, 30°, 10km)
Fig. 8 Discrimination results
(SLG, 'C'-phase, 30°, 10km)

1선지락사고에서의 판별결과는 A상, B상, C상 각각에 대해 정확한 판별결과를 보이고 있으며, A, B, C상의 판별시간은 사고발생 후 각각 0.00215초, 0.00163초, 0.00228초로, 1

주기가 0.01667초인 것을 고려하면 빠른 시간에 고장을 판별함을 알 수 있다.

4.2 2선지락 사고에 대한 판별 결과

다음 그림 9는 AB상 2선지락 사고에 대한 판별결과를 보여주고 있으며, 고장 조건은 고장발생각 60도, 고장거리 10km인 경우이다. 알고리즘의 출력은 [1 1 0 0 0]의 결과를 보여주었다.

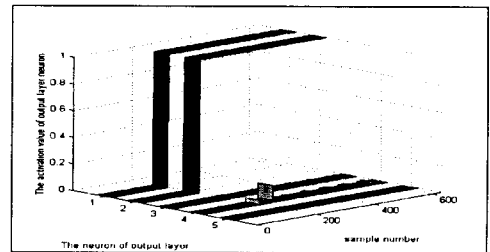


그림 9 판별결과(2선지락, AB상, 60°, 10km)
Fig. 9 Discrimination results
(DLG, 'AB'-phase, 60°, 10km)

다음 그림 10은 BC상 2선지락 사고에 대한 판별결과를 보여주고 있으며, 고장 조건은 고장발생각 90도, 고장거리 10km인 경우이다. 알고리즘의 출력은 [0 1 1 0 0]으로, BC상 2선지락을 나타낸다.

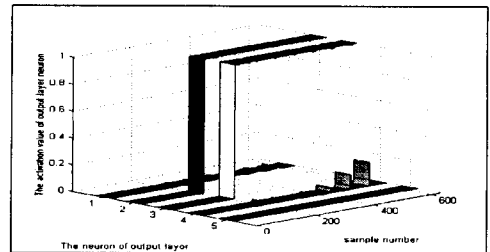


그림 10 판별결과(2선지락, BC상, 90°, 10km)
Fig. 10 Discrimination results
(DLG, 'BC'-phase, 90°, 10km)

다음 그림 11은 CA상 2선지락 사고에 대한 판별결과를 보여주고 있으며, 고장 조건은 고장발생각 30도, 고장거리 10km인 경우이다. 알고리즘의 출력은 [0 1 1 0 0]으로, CA상 2선지락을 나타낸다.

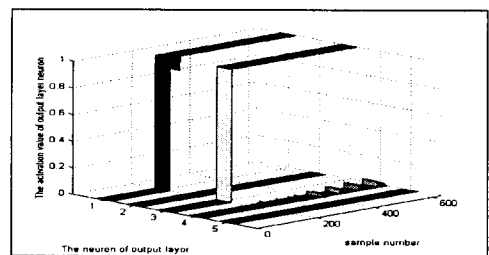


그림 11 판별결과(2선지락, CA상, 30°, 10km)
Fig. 11 Discrimination results
(DLG, 'CA'-phase, 30°, 10km)

상기 그림 9~11에서 알 수 있는 바와 같이 정확한 판별 결과를 보이고 있다. AB상, BC상, CA상 2선지락사고의 판별시간은 사고발생 후 각각 0.00124초, 0.00228초, 0.0028초로 빠른 시간에 고장을 판별하였다.

4.3 선간단락 사고에 대한 판별 결과

다음 그림 12~14는 각각 AB상, BC상, CA상 선간단락 사고에 대한 판별결과를 보여주고 있다. 선간단락 사고에서는 AB상, BC상, CA상의 경우 각각 판별시간이 0.00182초, 0.00306초, 0.00260초이며, 역시 반주기 이내에 고장을 판별하였다.

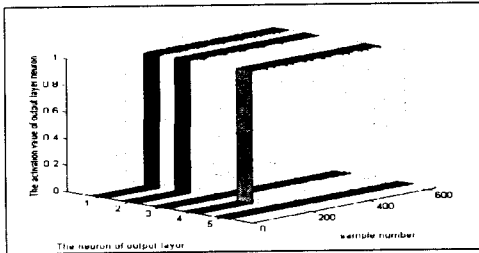


그림 12 판별결과(선간단락, AB상, 0°, 10km)
Fig. 12 Discrimination results (LL, 'AB'-phase, 0°, 10km)

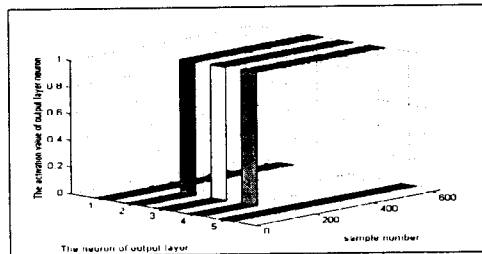


그림 13 판별결과(선간단락, BC상, 30°, 20km)
Fig. 13 Discrimination results (LL, 'BC'-phase, 30°, 20km)

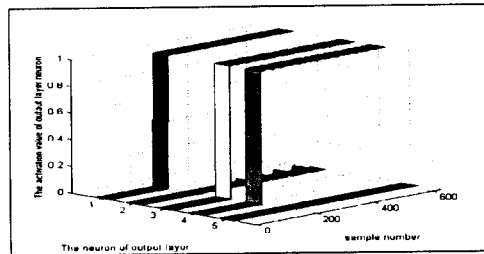


그림 14 판별결과(선간단락, CA상, 90°, 20km)
Fig. 14 Discrimination results (LL, 'CA'-phase, 90°, 20km)

4.4 3상사고에 대한 판별 결과

다음 그림 15는 3상사고에 대한 판별결과로 알고리즘의 출력이 [1 1 1 0 0]이므로 정확하게 3상사고를 판별하였다. 이 경우 판별시간은 고장발생 후 0.00234초가 경과된 이후이다.

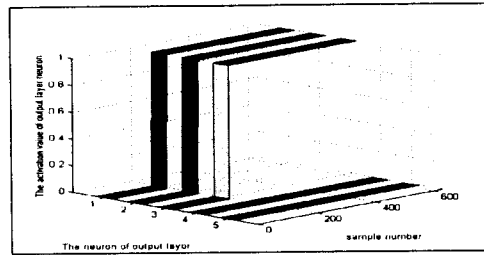


그림 15 판별결과(3상사고, 30°, 10km)
Fig. 15 Discrimination results (3-phase fault, 30°, 10km)

4.5 고저항지락사고에 대한 판별 결과

다음 그림 16~18은 1선 고저항사고에 대한 판별결과로서 각각 A상, B상, C상 고저항 사고를 나타냈다. A상, B상, C상 각각에 대하여 사고발생 후 0.00358초, 0.00495초, 0.00632초의 시간이 지난 후에 고저항사고를 정확하게 판별하였다.

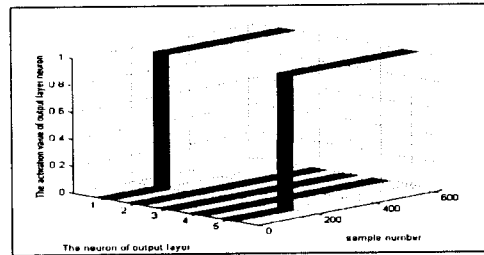


그림 16 판별결과(고저항사고, A상, 60°, 10km)
Fig. 16 Discrimination results (HIF, 'A'-phase, 60°, 10km)

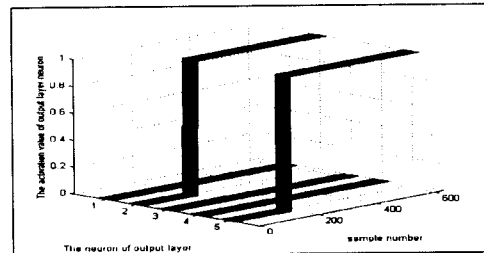


그림 17 판별결과(고저항사고, B상, 0°, 20km)
Fig. 17 Discrimination results (HIF, 'B'-phase, 0°, 20km)

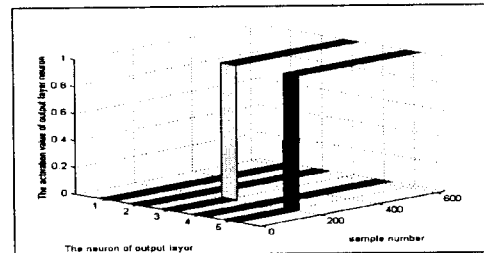


그림 18 판별결과(고저항사고, C상, 90°, 10km)
Fig. 18 Discrimination results (HIF, 'C'-phase, 90°, 10km)

4.6 결과 검토

다음 표 4는 상기 판별결과를 정리한 것이며, 고장발생각의 변화에 따른 판별결과의 오차를 보여주고 있다. 오차는 고장발생시간부터 정확한 판별결과가 나올 때까지의 시간을 sample로 환산한 것이며, 1sample은 약 0.00026초이다.

표 4 판별 결과
Table 4 Results

고장 유형		오차(sample)	시간(sec)
1선지락	A상	8.25	0.0021484
	B상	6.25	0.0016276
	C상	8.75	0.0022786
2선지락	AB상	4.75	0.001237
	BC상	8.75	0.0022786
	CA상	10.75	0.0027995
선간단락	AB상	7	0.0018229
	BC상	11.75	0.0030599
	CA상	10	0.0026042
3상사고	ABC상	9	0.0023438
고저항	A상	13.75	0.0035807
	B상	19	0.0049479
	C상	24.25	0.0063151
평균오차		10.9423	0.0028496

위의 표 4에서 보는 바와 같이 신경회로망과 고장발생시의 전류의 특성을 이용한 고장판별 알고리즘은 반주기 이내에 고장을 판별해내고 있다. 가장 오차가 큰 경우는 고저항 지락 C상사고인 경우이며 24.25샘플, 0.0063151초로 반주기가 0.008333초인 것을 감안할 때, 빠른 시간 내에 고장의 유형을 판별하고 있는 것을 볼 수 있다.

5. 결론

전력계통에서 송전선 보호는 안정된 전력공급을 위해 중요한 사항이며, 송전선 사고가 계통에 미치는 영향 또한 크다. 발생한 사고유형 판별은 고장대책 및 복구에 도움을 주므로, 신속, 정확한 판별이 요구된다.

본 논문에서는 신경회로망과 각종 사고가 발생했을 때의 3상 전류의 변화를 이용하여 사고를 판별하는 알고리즘을 개발하였으며, 용인-안성 구간의 154[kV] 실계통 데이터를 사용 시뮬레이션을 수행하였다. 1선지락, 2선지락, 선간단락, 3상사고, 고저항 지락사고에 대해 고장발생각과 고장거리를 변화시켜가며 테스트를 수행하였다. 알고리즘의 테스트 결과 다양한 여러 가지 사고에 대해 반주기 이내에 사고를 정확하게 판별하였다. 또한 고장판별 알고리즘의 과정을 간단하게 함으로써 판별시간 단축 및 구현이 용이하다. 각각의 사고를 판별함에 있어서 좀더 다양성을 추구하기 위해 fuzzy 추론 방법을 사용하여 1선지락, 2선사고, 3상사고, 고저항지락사고를 판별해내는 알고리즘으로 발전해야 할 것이다.

감사의 글

본 연구는 기초전력공학공동연구소의 연구비 지원으로 수행되었으며, 이에 감사드립니다. (과제관리번호 : 98-중기-02)

참 고 문 헌

- [1] C.H. Kim, R. K. Aggarwal, A. T. Johns, "Digital Simulation of the Fault Transient Phenomena on EHV Transmission Lines under Non-Linear High Impedance Arcing Faults", IPST '99-International Conference on Power Systems Transients, pp. 164-168, June 20-24, 1999, Budapest-Hungary.
- [2] D. S. Fitton, R. W. Dunn, R. K. Aggarwal, A. T. Johns, A. Bennett, "Design and Implementation of an Adaptive Single Pole Autoreclosure Technique for Transmission Lines using Artificial Neural Networks", IEEE Transaction on Power Delivery, Vol. 11, No. 2, pp. 748-755, April, 1996.
- [3] 한국전력공사, 전력연구원, "직접접지계통 송전선로 고저항 지락보호대책 연구", 최종보고서, 1997년 7월.
- [4] S. H. Kang, S. B. Cho, C. H. Kim, "고조파 분석을 이용한 고저항 지락사고 검출에 관한 연구", 성균관대학교 논문집, 과학기술편, 제 50호, No. 1, pp. 159-171, 1999
- [5] Huisheng Wang, W. W. L. Keerthipala, "Fuzzy-Neuro Approach to Fault Classification for Transmission Line Protection", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 13, No. 4, pp. 1093-1104, October, 1998.
- [6] K. B. Cho, J. B. kim, E. B. Shim, J. W. Park, "Development of an Intelligent Autoreclosing Concept using Neuro-Fuzzy Technique -An Optimal Controlled Switching for Power System Operation-", CIGRE, 13-114, 1998.
- [7] M. M. Eissa, "Combination of Digital Protective Relaying Schemes and Automatic Reclosing for EHV/UHV Lines", Stockholm Power Tech - Information and Control Systems, June 18-22, 1995.
- [8] Mike Aucoin, "Status of High Impedance Fault Detection", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-104, No. 3, pp. 638-643, March, 1985.
- [9] 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, pp. 1596-1606, June, 1982.
- [10] 최해술, "신경회로망을 이용한 고저항지락사고 검출에 관한 연구", 성균관대학교 석사학위논문, 1997년 2월.
- [11] Tomas Dalstein, Bernd Kuliche, "Neural Network Approach to Fault Classification for the High speed Protective Relays", IEEE Trans. on PWRD, Vol.10, No.2, pp.1002-1011, April, 1995.
- [12] A.F.Sultan, G.W.Swift and D.J.Fedirchuk, "Detection of High Impedance Arcing Faults Using a Multi-Layer Perceptron", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol.7, No.4, pp. 1871-1877, October, 1992.
- [13] C. H. Kim, et al., "A Study on the Detection of High

- Impedance Fault using Neural Network", Trans. of KIEE, Vol. 47, No.7, pp. 875-879, 1998.
- [14] C. H. Kim, et al., "A Study on the Selection of Mother Wavelet for Fault Detection in Transmission Lines", Trans. of KIEE, Vol. 47, No. 9, pp. 1277-1282, 1998.
- [15] C. H. Kim, et al., "Simulation of High Impedance Arcing Fault using EMTP", Trans, of KIEE, Vol. 46, No. 10, pp. 1450-1453, 1997.
- [16] C. H. Kim, et al., "A Study on the Detection of High Impedance Fault using the Neural Network", International Conference on Electrical Engineering, Vol. 2, No. 2, pp. 205-208, 1998.

저 자 소 개



여 상 민 (呂 相 敏)

1976년 7월 21일생. 1998년 성균관대 전기 공학과 졸업. 현재 동 대학원 전기 전자 및 컴퓨터공학과 석사과정

Tel : 031-290-7166

E-mail : harc@nownuri.net



김 철 환 (金 喆 煥)

1961년 1월 16일생. 1982년 성균관대 전기 공학과 졸업. 1990년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 현재 성균관대 전기전자 및 컴퓨터공학과 교수

Tel : 031-290-7164

E-mail : chkim@yurim.skku.ac.kr