

A Study on the Technique of Fault Classification in Transmission Lines Using a Combined Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System

呂相敏* · 金喆煥**

(Sang-Min Yeo · Chul-Hwan Kim)

Abstract - This paper proposes a technique for fault detection and classification for both LIF(Low Impedance Fault)s and HIF(High Impedance Fault)s using Adaptive Network-based Fuzzy Inference System(ANFIS). The inputs into ANFIS are current signals only based on Root-Mean-Square(RMS) values of 3-phase currents and zero sequence current. The performance of the proposed technique is tested on a typical 154 kV Korean transmission line system under various fault conditions. Test results show that the ANFIS can detect and classify faults including (LIFs and HIFs) accurately within half a cycle.

Key Words : ANFIS, Fault Classification, HIF, Neuro-Fuzzy Network, Transmission Lines

1. 서 론

최근 전력계통이 매우 복잡해지고 초고압화 됨에 따라, 기존의 계전 알고리즘으로는 더 이상 요구되는 성능에 대처하기 어려워지고 있다. 그러므로 오늘날의 계통 보호, 특히 속도와 정확성을 위해서는 디지털 보호계전기의 성능 향상이 더욱 필요하게 된다. 보호계전 시스템의 목적은 송전계통에서 발생하는 고장을 검출하고, 고장의 파급을 막기 위해 고장지역을 고립시키는데 있다[1]. 이러한 목적에 따라 현재 디지털 보호계전기의 성능 향상에 대한 연구는 계속 이루어지고 있는 실정이다. 송전선 보호는 보호계전 시스템에 있어 매우 중요한 부분이다. 송전선로에서의 고장은 가능한 빠른 시간 내에 그리고 정확하게 검출, 판별되어 제거되어야 한다.

앞서 언급한 문제들을 극복하기 위하여 다양한 방법을 통한 연구가 이루어지고 있다[3-11]. 현재 고주파 전압 신호를 이용한 방법[5], 통계적 기법[6], 수치적 알고리즘[7-8], 웨이브렛 변환[9], 신경회로망과 퍼지신경망(neuro-fuzzy network)[10-11] 등을 이용한 알고리즘들이 연구되고 있다.

ANFIS(Adaptive Network-based Fuzzy Inference System)은 퍼지논리에서의 가장 큰 장점인 추론 능력과 신경회로망의 장점인 학습 능력을 융합한 퍼지신경망의 한 종류이다. 이러한 ANFIS는 Jang과 Sun에 의해 소개되었으며, 1차 Sugeno system의 퍼지논리의 계수를 최적화하는데 하이브리드 학습 규칙(Hybrid learning rule)을 사용한다[12-13].

또한, 퍼지추론 시스템의 요소들인 5개의 계층으로 구성되어 있으며, 각 계층들은 서로 다른 역할을 한다. 하이브리드 학습 규칙은 신경회로망의 학습법 중 하나인 역전파 알고리즘과 최소자승법으로 구성되어, 각각 최적의 조건부 계수(antecedent or premise parameter)와 결론부 계수(consequent parameter)를 구하는데 사용된다.

본 논문에서는 ANFIS를 이용하여 새로운 고장판별 기법을 제안하고자 한다. 1회선 송전선로 계통을 모델로 하여 고장판별 기법을 개발하였다. ANFIS의 입력으로는 3상 전류와 영상전류의 실효치를 사용하였다. 또한 제안된 기법의 성능을 검증하기 위하여, 용인-안성간 154[kV]의 송전선로 실계통 모델을 사용하여, 다양한 형태의 고장을 모의하였다.

2. ANFIS(Adaptive Network-based Fuzzy Inference System)

Jang과 Sun은 1차 Sugeno 퍼지 모델의 등가 형태인 ANFIS를 소개하였다. 이 시스템은 다음 그림 1과 같은 구성으로 1차 Sugeno 시스템에 기초하여 개발되었다.

1차 Sugeno 퍼지 모델에 대한 두 개의 "IF-THEN" 규칙은 다음과 같다.

규칙 1 : If x is A_1 and y is B_1 , then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$,

규칙 2 : If x is A_2 and y is B_2 , then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$.

그림 1(a)는 위와 같은 규칙을 가진 Sugeno 퍼지 모델을 위한 구조를 보이고 있다. 등가의 ANFIS 구조는 그림 1(b)와 같으며, 각각의 계층(layer)은 퍼지 모델과 유사한 함수들로 이루어져 있다. n 개의 규칙에 대한 결론부 계수는 다음 식 (1)과 같은 1차 다항식의 형태로 표현된다.

* 正 會 員 : 成均館大 電氣電子및컴퓨터工學部 博士課程

** 正 會 員 : 成均館大 電氣電子및컴퓨터工學部 教授 · 工博

接受日字 : 2001年 3月 30日

最終完了 : 2001年 8月 24日

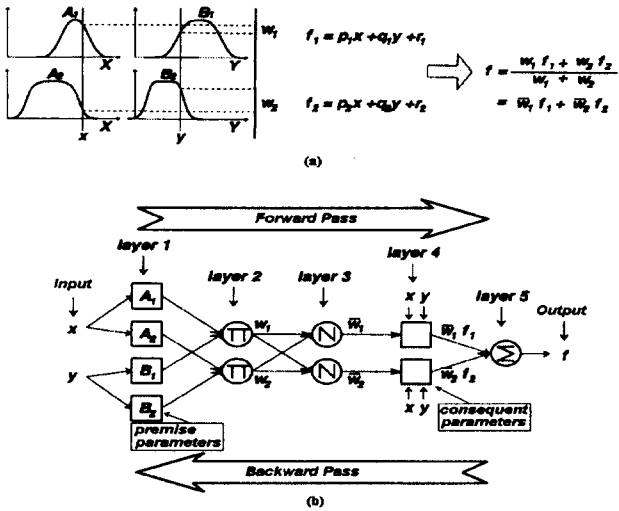


그림 1 2개의 입력과 규칙을 가진 1차 Sugeno System의 ANFIS 구조

(a) 1차 Sugeno 퍼지 모델 (b) 등가의 ANFIS 구조
Fig. 1 ANFIS architecture for a two-input, two-rule first-order Sugeno model

(a) A two-input first-order Sugeno fuzzy model with two rules
(b) Equivalent ANFIS architecture

$$f_n = p_n x + q_n y + r_n \quad (1)$$

2.1 ANFIS 구조[12-13]

ANFIS는 두 개의 학습이 가능한 계수 집합, 즉 조건부 계수인 소속함수의 계수들과 결론부 계수인 다항식 계수들로 구성된다. 이중 결론부 계수는 최소자승법에 의해 학습되며, 조건부 계수는 존재하는 오차를 줄이기 위해 역전파 알고리즘을 사용한다. 이와 같이 서로 다른 두 가지의 학습 방법이 사용되며, 이것을 하이브리드 학습 규칙이라고 한다. 이러한 ANFIS는 5개의 서로 다른 역할을 하는 계층으로 이루어져 있으며, 계층 1의 노드 i에 대한 출력은 O_i^1 로 표현한다. 다음은 그림 1(b)에 보인 ANFIS에 대한 각 계층의 설명이다.

계층 1 : 입력변수는 퍼지집합에 대한 소속도를 포함하는 퍼지변수가 된다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad , \quad i = 1, 2 \quad (2)$$

O_i^1 는 계층 1, 노드 i에서의 출력이며, 언어항(A_i)에 대한 입력값(x)의 소속도(membership degree)가 계산된 값이다. 소속함수는 종모양, 삼각형, 사다리꼴 등의 퍼지추론에서 이용되는 소속함수들이 사용된다. 식 (3)은 종형함수를 나타낸다.

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad (3)$$

계층 2 : 계층 1의 출력값이 product 연산자에 의해 계산된다.

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad , \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

계층 3 : 해당 규칙의 활성화도를 정규화(normalization)하는 계층이다.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad , \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

계층 4 : 퍼지추론 시스템에서의 후건부에 해당하는 계층이다. 후건부는 선형함수로 표현된다.

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad , \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

여기서 p, q, r은 후건부 파라미터 집합이다.

계층 5 : 계층 4에서의 각 출력에 대한 합을 나타낸다.

$$O_1^5 = \text{overall input} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (7)$$

마지막 계층에서는 최소자승법을 사용하여 결론부 계수를 계산할 수 있으며, 식 (7)은 다음 식 (8)의 형태로 전개된다.

$$O_1^5 = f = (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \quad (8)$$

이와 같이 구성되는 ANFIS는 1차 Sugeno 퍼지 모델과 정확하게 일치하는 구조를 가지고 있으며, 보다 단순하고, 쉬운 계산 과정을 가지고 있다.

2.2 하이브리드 학습 알고리즘(Hybrid learning algorithm)

조건부 계수가 고정되어있을 때, ANFIS의 출력은 결론부 계수의 선형 조합으로 표현될 수 있다. 이것을 식으로 정리하면 다음 식 (9)와 같다.

$$f = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 = (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \quad (9)$$

여기서, p1, q1, r1, p2, q2, r2는 결론부 계수이다.

하이브리드 학습 알고리즘의 forward pass는 계층 4와 최

소자승법에 의해 결정되어지는 결론부 계수를 통한 출력이다. 또한 backward pass는 역전과 알고리즘에 의해 에러를 최소화한다. 다음 표 1은 각각의 학습 방법을 정리한 것이다.

표 1 하이브리드 학습 과정의 두 가지 방법
Table 1 Two passes in the hybrid learning procedure for ANFIS

	Forward Pass	Backward Pass
Premise Parameters	Fixed	Gradient Descent
Consequent Parameters	Least-Squares Estimate	Fixed
Signals	Node Outputs	Error Signals

본 논문에서는 각 고장상태들 간의 애매한 구분 범위, 특히 고저항 사고의 고장 전류 크기가 저저항상태나 정상상태와의 구분이 어려운 점을 Fuzzy의 추론 능력을 사용하여 판별하고자 한다. 또한 기법의 적용성을 높이기 위하여 신경회로망의 학습 능력을 도입하고자 하였다. 따라서 위와 같이 기술한 Fuzzy의 추론 능력과 신경회로망의 학습능력을 동시에 지닌 ANFIS를 사용하고자 한다.

신경회로망 또한 뛰어난 학습능력과 패턴인식 능력이 있지만, 본 논문에서 제시한 ANFIS에 비해 구조적으로도 복잡해지며, 학습하는데도 상대적으로 오랜 시간이 필요하게 된다. 따라서, ANFIS의 사용은 학습 시간의 단축과 판별이 애매한 경우의 추론 능력을 통하여 최적의 고장 판별 결과를 출력하게 된다.

3. 고장판별 기법

3.1 모델 계통

본 논문에서 제안된 기법은 1회선 송전선로 계통을 모델로 개발한 것이며, 고장판별 기법의 성능을 검증하기 위해, 용인-안성간 선로길이 26[km], 240[MVA]와 180[MVA] 용량의 양단 전원을 포함하는 154[kV]의 송전선로 모델을 모의하였으며, 고장발생각, 고장거리, 고장 유형 등에 대한 다양한 고장 조건에 대하여 모의하였다. 고저항사고는 ZnO 피뢰기 모델을 사용하여 모의하였으며, 고장 임피던스는 약 200[Ω] 정도이다[14-17]. 또한, 샘플링 주파수는 3840[Hz]이다.

모의된 고장 유형은 각 상에 대한 1선지락, 2선지락, 선간 단락, 3상사고와 고저항 1선지락사고 등으로 송전선로에서 발생하는 고장 유형을 고려하였다. 또한 고장발생각은 0[°]와 30[°], 60[°], 90[°], 고장거리는 5.2(20%)[km], 13(50%)[km], 20.8(80%)[km]을 고려하였다. 이러한 다양한 고장의 모의 결과를 사용하여, 본 논문의 기법을 시험하였으며, 본 논문에서 ANFIS를 학습하는데 사용된 데이터는 제시한 모델 계통을 EMTP로 구성하여 모의한 후, 얻은 전류 데이터를 사용하였으며, 각 고장 유형, 고장발생각에 대하여, 고장 거리 50%의 고장 데이터에서 고장 발생 후, 1주기 이후의 데이터를 추출하여 학습시켰다. 이러한 학습데이터는

고장 유형(정상상태 포함) 14가지, 고장발생각 0[°], 90[°]의 조합으로써 총 28가지의 고장에 대한 모의 데이터로 이루어진다.

3.2 고장전류의 특성

일반적으로 송전선로에서 고장이 발생하면, 고장상의 전류는 커지게 되며, 때때로 고조파성분이나 dc-offset 성분을 포함하기도 한다. 그러나 고저항지락사고가 발생하면 일반적인 저저항사고에 비해 매우 작은 값의 전류가 흐르게 되며, 이러한 현상은 기존의 과전류계전기에서 고장을 검출해 내지 못하는 원인이 된다.

다음 그림 2는 1회선 송전선로 계통에서 발생시킨 고장의 유형에 따른 3상 전류의 실효치를 도시한 것이다.

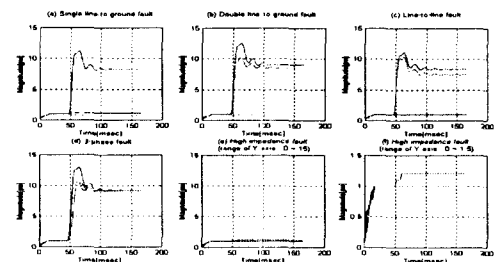


그림 2 고장 유형에 따른 3상 전류의 실효치
Fig. 2 RMS values of current for each fault type

그림 2에서 보는 바와 같이 저저항사고시의 고장전류는 고저항사고의 경우에 비해 매우 크게 증가하고 있는 것을 볼 수 있다. 이러한 현상을 통하여, 3상 전류의 실효치를 이용하면 저저항사고와 고저항사고의 판별이 가능함을 알 수 있다. 그러나 그림 2(b)와 그림 2(c)에서 보는 바와 같이 2선지락사고와 선간단락사고의 경우 고장전류의 실효치의 변화가 매우 유사하여 3상 전류의 실효치만으로는 고장을 판별할 수 없음을 알 수 있다.

따라서 본 논문에서는 3상 전류의 실효치와 함께 영상전류의 실효치를 이용하고자 한다. 영상전류에는 a, b, c상의 전류정보를 사용하여 계산되는 것으로, 상간 상호작용을 고려하는 부분이며, 다음 식 (10)에 의해 계산되어진다.

$$I_o = \frac{1}{3}(I_a + I_b + I_c) \tag{10}$$

그러나, 고저항사고의 경우 저저항사고에 비해 증가율이 매우 작기 때문에 식 (10)을 다음 식 (11)과 같이 변형하였다.

$$I_o = (I_a + I_b + I_c) \tag{11}$$

이 경우, 영상전류의 크기는 증가하나, 영상전류가 가지는 특징은 유지되어 지락사고와 단락사고를 판별하는데 매우 유용하다. 다음 그림 3은 각 고장에 따른 영상전류의 실효치를 도시한 것이다.

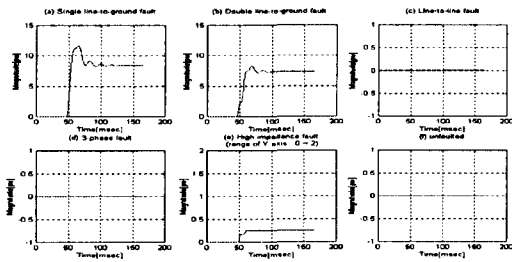


그림 3 각 고장에 따른 영상전류의 실효치
Fig. 3 RMS values of zero sequence current for each fault type

그림 3에서 보는 바와 같이 영상전류의 경우, 1선지락, 2선지락사고의 경우 매우 큰 값을 가지는 것을 알 수 있으며, 선간단락사고, 3상사고, 정상상태의 경우는 거의 '0'의 값을, 고저항지락사고의 경우 작은 값을 가지는 것을 볼 수 있다. 또한 2선지락사고와 선간단락사고의 경우가 분명하게 구분되어지는 것을 알 수 있다.

다음 그림 4는 이러한 영상전류의 분포를 도시한 것으로, 정상상태에서의 상전류의 실효치를 기준으로 각 고장에 따른 영상전류의 분포를 살펴본 것이며, 표 2는 이것을 정리한 것이다.

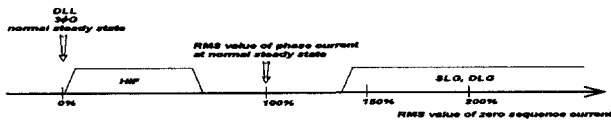


그림 4 영상전류의 실효치 분포
Fig. 4 Distribution for RMS values of zero sequence currents

표 2 각 고장 유형에 따른 고장의 특성
Table 2 Fault characteristics for each fault type

고장 유형	상전압	상전류	영상전류 ÷ 정상전류
1선지락	a상 고장상 감소	크게 증가	>1
	b상 고장상 감소	크게 증가	>1
	c상 고장상 감소	크게 증가	>1
2선지락	ab상 고장상 감소	크게 증가	>1
	bc상 고장상 감소	크게 증가	>1
	ca상 고장상 감소	크게 증가	>1
선간단락	ab상 고장상 감소	크게 증가	0
	bc상 고장상 감소	크게 증가	0
	ca상 고장상 감소	크게 증가	0
3상사고	고장상 감소	크게 증가	0
고저항 지락	a상 변화거의없음	작게 증가	<1
	b상 변화거의없음	작게 증가	<1
	c상 변화거의없음	작게 증가	<1
정상상태	변화없음	변화없음	0

3.3 고장판별 기법

표 2에서 나타난 고장의 특성을 기반으로, ANFIS를 이용한 새로운 고장판별 기법을 개발하고자 한다. 다음 그림 5는 고장판별 기법의 구성도이다.

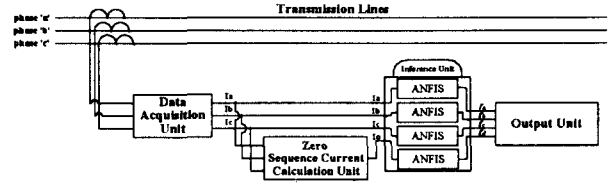


그림 5 고장판별 기법의 구성도
Fig. 5 Diagram of the proposed technique

그림 5에서 보인 바와 같이 고장판별 기법은 3상 1회선 송전선로 계통을 모델로 개발되었으며, 동일한 구조를 가진 4개의 ANFIS로 구성된다. 만약 추론 결과가 모두 '0'이라면, 그것은 정상상태를 의미한다. 만약 추론 결과가 '0'이 아닌 값을 갖는다면, 고장이 존재함을 의미하며, 그 결과는 고장의 유형을 나타낸다.

다음 그림 6은 본 논문에서 제안한 고장판별 기법에서 사용된 ANFIS의 구조를 보인 것으로 그림 1과 유사한 형태를 가지고 있다. 사용된 ANFIS는 하나의 입력과 하나의 출력을 가지고 있으며, 세 개의 규칙으로 이루어져 있다.

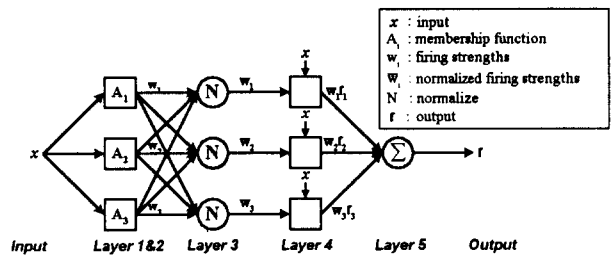


그림 6 사용된 ANFIS의 구조
Fig. 6 ANFIS architecture

세 개의 규칙은 다음과 같다.

- 규칙 1 : If x is A_1 then $f_1 = p_1x + r_1$,
- 규칙 2 : If x is A_2 then $f_2 = p_2x + r_2$,
- 규칙 3 : If x is A_3 then $f_3 = p_3x + r_3$.

또한, 각 5개의 계층은 다음과 같다.

계층 1 : 제안된 기법에서는 종모양의 소속함수가 아닌 사다리꼴형 소속함수를 사용하였으며, 다음 식 (12)와 같이 표현된다.

$$\text{trapezoid}(x; a_i, b_i, c_i, d_i) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}, 0\right), 0\right) \quad (12)$$

여기서 x 는 입력이며, 제안된 기법에서는 3상 전류와 영상전류의 실효치이며, a, b, c, d 는 조건부 계수들이다. 제안

된 기법에서 사용된 소속함수는 다음 그림 7과 같으며, 각각 상전류의 실효치에 대한 소속함수와 영상전류의 실효치에 대한 소속함수를 나타낸다.

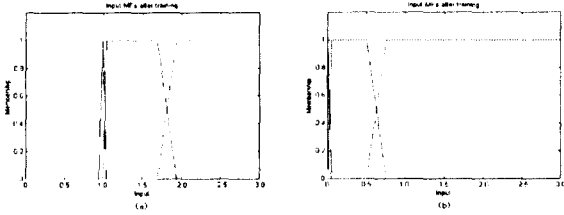


그림 7 본 기법에서 사용된 소속함수
(a) 상전류 (b) 영상전류

Fig. 7 Membership function in the proposed technique
(a) phase current (b) zero sequence current

계층 2 : 입력이 여러 개일 경우 계층 2에서 product연산자 등에 의해 계산되나, 제안된 기법에서는 입력이 하나이므로 계층 1의 출력과 같다.

$$O_i^2 = O_i^1, \quad i=1, 2, 3 \quad (13)$$

계층 3 : 해당 규칙의 활성강도를 정규화(normalization)하는 계층이다.

$$O_i^3 = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + w_3}, \quad i=1, 2, 3 \quad (14)$$

계층 4 : 퍼지추론 시스템에서의 후건부에 해당하는 계층으로, 선형함수로 표현된다.

$$O_i^4 = \overline{w}_i f_i = \overline{w}_i (p_i x + r_i), \quad i=1, 2, 3 \quad (15)$$

계층 5 : 계층 4에서의 각 출력에 대한 합을 나타낸다.

$$\begin{aligned} O_1^5 &= \sum_i \overline{w}_i f_i \\ &= \frac{\sum_i \overline{w}_i f_i}{\sum_i \overline{w}_i} \\ &= (\overline{w}_1 x) p_1 + (\overline{w}_1) r_1 + (\overline{w}_2 x) p_2 + (\overline{w}_2) r_2 + (\overline{w}_3 x) p_3 + (\overline{w}_3) r_3 \end{aligned} \quad (16)$$

제안된 기법은 3상 전류, 영상전류의 실효치에 대한 4개의 ANFIS로 구성되어 있으며, 고장 유형에 따른 각 ANFIS의 출력은 표 3과 같다.

4. 시뮬레이션 및 결과

4.1 LIF에 대한 고장판별 기법의 결과

다음 그림 8(a)~(d)는 1선지락, 2선지락, 선간단락, 3상사 고에 대한 ANFIS의 추론 결과를 보여주고 있다. 모든 결과

표 3 ANFIS의 출력

Table 3 Definition of outputs

고장 유형	ANFIS				
	I _o	I _a	I _b	I _c	
SLG	a	2	2	0	0
	b	2	0	2	0
	c	2	0	0	2
DLG	ab	2	2	2	0
	bc	2	0	2	2
	ca	2	2	0	2
DLL	ab	0	2	2	0
	bc	0	0	2	2
	ca	0	2	0	2
3∅G	abc	0	2	2	2
HIF	a	1	1	0	0
	b	1	0	1	0
	c	1	0	0	1
Unfaulted		0	0	0	0

들은 각 고장에 대한 정확한 판별 결과를 보이고 있으며, 고장 발생 후 5[msec] 이내의 빠른 시간에 고장을 검출, 판별해내고 있다.

4.2 HIF에 대한 고장판별 기법의 결과

고저항지락사고는 낮은 전류와 무작위성, 비대칭성에 의해 기존의 계전 알고리즘에 의해서는 검출하거나 판별해내기 어려웠다. 그러나 본 기법에서는 다음 그림 8(e)에서 보는 바와 같이 고저항 1선지락사고에 대하여 정확한 검출 및 판별 결과를 보이고 있다. 또한 그림 8(f)에서 보는 바와 같이 정상상태에 대해서도 올바른 결과를 보이고 있다.

4.3 요약

다음 표 4는 다양한 고장 조건에 대한 제안된 기법의 판별 결과를 정리한 것으로, 판별오차와 판별시간을 보이고 있다. 각 고장 유형별 판별시간 및 판별오차를 정리하였으며, 다양한 고장 조건(고장거리, 고장발생각)에 대한 판별결과 중 최대값을 나타내었다. 판별시간은 고장 발생 후 제안된 기법에 의해 정확한 판별 결과가 출력될 때까지의 시간차를 의미하며, 판별오차는 다음 식 (17)에 의해 계산하였다.

$$(error\ rate) = \frac{error\ samples}{total\ samples} \times 100(\%) \quad (17)$$

판별결과에서 나타난 오차는 판별결과가 실제 발생한 고장 유형이 아닌 다른 고장 유형을 출력한 경우로, 일단 고장의 검출은 올바르게 이루어진다. 이와 같은 잘못된 결과를 출력하는 것의 원인은 고장 발생 시점, 즉 고장발생각과 연

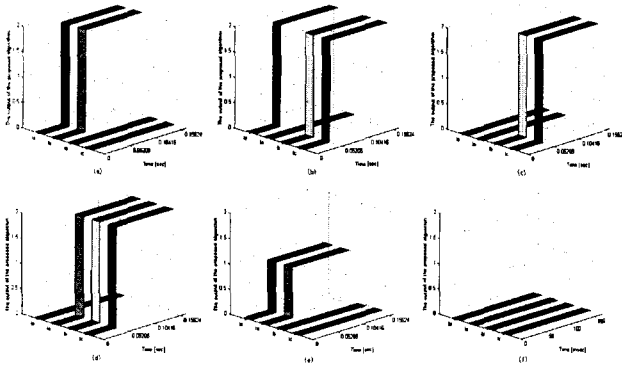


그림 8 판별 결과

- (a) 1선지락사고('a'상, 고장거리 5.2(20%)[km], 고장발생각 90°)
- (b) 2선지락사고('bc'상, 고장거리 20.8(80%)[km], 고장발생각 60°)
- (c) 선간단락사고('bc'상, 고장거리 13(50%)[km], 고장발생각 30°)
- (d) 3상사고(고장거리 20.8(80%)[km], 고장발생각 90°)
- (e) 고저항지락사고('a'상, 고장거리 5.2(20%)[km], 고장발생각 0°)
- (f) 정상상태

Fig. 8 Results

- (a) Single line-to-ground fault
- (b) Double line-to-ground fault
- (c) Line-to-line fault
- (d) 3-phase fault
- (e) High impedance fault
- (f) unfaulted system

표 4 각 고장에 따른 판별 결과 요약표

Table 4 Summary table

고장 유형	판별 시간 [msec]			판별 오차 [%]		
	5.2[km] (20%)	13[km] (50%)	20.8[km] (80%)	5.2[km] (20%)	13[km] (50%)	20.8[km] (80%)
SLG	3.9	4.4	6.5	0%	1.41%	2.66%
DLG	4.2	6.0	6.8	0.78%	2.34%	2.81%
DLL	4.4	4.7	5.2	0%	0%	0%
3∅G	1.6	1.8	1.8	0.31%	0.16%	0%
HIF	6.5	7.8	8.3	0%	0%	0%
정상	0	0	0	0%	0%	0%

관이 있는데, 그것은 바로 고장발생각에 따라 과도상태에서의 고장전류의 변화 형태가 달라지게 되기 때문이다. 3상 사고를 예로 들면, a, b, c 상에서 동시에 고장이 발생하게 되면, 고장 발생 시점의 바로 이전에서의 각 상의 전류값은 서로 다른 값을 가지고 있으며 과도 상태에서의 서로 다른 형태로의 전류 변화를 가져오게 되고, 따라서 고장 판별 기법에 영향을 주게 된다. 다시 말하면, 어떤 상의 고장 전류는 저저항 사고로 판별될 정도로 전류가 크게 증가한 반면 다른 상의 고장 전류는 고저항 사고로 판별될 정도의 크기 밖에 안되는 경우가 발생하게 되며, 이러한 경우에 오류가 발생한다. 그러나, 이러한 오류는 짧은 시간 내에 없어지게 된다. 2선지락사고, 고장거리 80%의 경우에 가장 큰 오차 2.81%를 보이고 있는데, 2.81%는 총 입력 데이터 640샘플(10주기, 1주기당 64샘플) 중에서 18샘플의 오류를 의미하며, 이는 약 1/4주기의 데이터에 해당되는 정도이며, 이는 기존

고장판별 알고리즘에서도 발생할 수 있는 정도의 오류이다.

5. 결론

고장검출 및 판별 기법은 다양한 계통과 고저항지락사고와 같은 상정사고를 포함한 다양한 고장 조건들에 대하여 안정된 성능을 보여야 한다. 그러나 기존의 계전기에서는 고저항지락사고와 같은 경우 고장전류의 낮은 레벨, 무작위성, 비대칭성 등에 의해 고장을 검출해내기 어려웠다. 또한 2선지락사고와 선간단락사고 사이의 판별이나 고장의 검출에서도 실패하는 경우가 존재하였다.

본 논문에서는 ANFIS를 이용하여 3상 1회선 송전선로 계통에서의 LIF와 HIF를 검출, 판별하는 새로운 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 3상 전류와 영상전류의 실효값에 기초한 단 하나의 기법으로 구성되어 있으며, 다양한 고장 유형에 대하여 고장의 검출 및 판별을 수행한다.

제안된 기법의 성능을 시험하기 위해, EMTP를 이용하여 용인-안성간 154[kV]의 실제계통 모델에서 다양한 고장을 모의하였으며, 표 4와 같은 결과를 얻을 수 있었다. 표 4에서 보는 바와 같이 제안된 기법은 정확하게 고장을 판별하였으며, 고장 발생 후 반주기 이내에 고장을 판별하였다. 기존의 알고리즘의 경우, 대부분 저저항 사고의 유형 내에서 판별하거나, 고저항 사고를 검출해내는 것이 대부분이나, 본 논문에서 제안한 기법, 즉 저저항 사고와 고저항 사고를 모두 판별해내는 고장판별 기법은 우수한 성능을 발휘하였다. 또한 기존 알고리즘은 빠른 출력의 기준을 10[msec] 내외 또는 반주기로 정하고 있어 본 논문의 최대 판별시간인 8.3[msec] 또한 빠른 고장판별 시간을 보이고 있음을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서 제안된 기법은 앞으로의 송전선로 보호계전 기법의 개발에 있어 많은 기여를 할 수 있으리라 생각된다. 제안된 기법은 실제 구현이 가능하도록 하기 위하여 실시간 운영이 가능하도록 구현되었다.

실제 송전계통은 1회선 송전선로만이 아니라 다회선 송전선로도 많이 존재한다. 따라서 1회선 송전선로를 모델로 한 본 기법은 추후 다회선 송전선로 계통을 모델로 하여, 회선간 상호작용을 고려하는 등의 보완이 필요할 것으로 보인다.

감사의 글

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

참고 문헌

- [1] C.H. Kim, M.H. Lee, R.K. Aggarwal, A.T. Johns, "Educational Use of EMTP MODELS for the Study of a Distance Relaying Algorithm for Protecting Transmission Lines", IEEE Trans. on Power System, Vol. 15, No. 1, pp. 9-15, Feb. 2000.
- [2] T. Dalstein, B. Kulicke, "Neural Network Approach to Fault Classification for High Speed Protective Relaying", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 10, No. 2, pp.

- 1002-1011, April 1995.
- [3] H. Wang, W.W.L. Keerthipala, "Fuzzy-Neuro Approach to Fault Classification for Transmission Line Protection", *IEEE Trans. on Power Delivery*, Vol. 13, No. 4, pp. 1093-1104, Oct. 1998.
- [4] W.W.L. Keerthipala, H. Wang, C.T. Wai, "Experimental Validation of a Fuzzy-Neuro based Fault Classifier for Transmission Line Protection", *International Conference on Power Systems Transients, IPST 99, Budapest, Hungary*, pp. 549-554, June 1999.
- [5] P. Agrawal, "An Investigation into a Method of Detecting the Fault Induced High Frequency Voltage Signals of EHV Transmission Lines for Protection Applications", *IEEE Trans. on Power Delivery*, Vol. 6, No. 1, pp. 119-126, Jan. 1991.
- [6] D.M. Gilbert, I.F. Morrison, "A Statistical Method for the Detection of Power System Faults", *Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 19, No. 4, pp. 269-275, 1997.
- [7] M.B. Djuric, Z.M. Radojevic, V.V. Terzija, "Numerical Algorithm for Arcing Faults Detection and Fault Distance Calculation on Overhead Lines", *Electric Machines and Power Systems*, pp. 939-953, 1997.
- [8] M.B. Djuric, Z.M. Radojevic, V.V. Terzija, "Arcing Faults Detection on Transmission Lines using Least Error Squares Technique", *ETEP*, Vol. 8, No. 6, pp. 437-443, Nov./Dec. 1998.
- [9] 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 Line using Artificial Neural Networks", *IEEE Trans. on Power Delivery*, Vol. 11, No. 2, pp. 748-755, 1996.
- [10] R.K. Aggarwal, Y.H. Song, A.T. Johns, "Adaptive Three-phase Autoreclosure for Double-circuit Transmission System using Neural Networks", *IEE 2nd International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management, Hong Kong*, pp. 389-392, Dec. 1993.
- [11] C.H. Kim, S.H. Byun, H. Kim, I.D. Kim, R.K. Aggarwal, A.T. Johns, "A Novel Approach to Detecting Arcing Faults in Transmission Lines using Wavelet Transforms", *International Conference on Electrical Engineering, ICEE 98, Kyongju, Korea*, Vol. 2, pp. 775-778, July 1998.
- [12] J.W. Hines, *MATLAB Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*, John Wiley & Sons, Inc., pp. 194-205, 1997.
- [13] J.S.R. Jang, C.T. Sun, "Neuro-Fuzzy Modeling and Control", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 83, No. 3, pp. 378-406, March 1995.
- [14] J.B. Lee, S.J. Lee, C.H. Kim, H.Y. Lim, "A Study on the Development and Relaying Scheme under High Resistance Earth Faults on HV, EHV Line", *Electrical Engineering & Science Research Institute*, 1997.
- [15] 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", *International Conference on Power Systems Transients, IPST 99, Budapest, Hungary*, pp. 164-168, June 1999.
- [16] C.H. Kim, S.P. Ahn, "A Study on the Arc Modeling in Transmission Lines using EMTP", *International Power Engineering Conference, IPEC 99, Mandarin Hotel Singapore*, pp. 52-57, May 1999.
- [17] C.H. Kim, H.S. Choi, S.H. Kang, R.K. Aggarwal, A.T. Johns, "A Neural Network Approach to the Detection of High Impedance Faults in Transmission Networks", *International Power Engineering Conference, IPEC 99, Mandarin Hotel Singapore*, pp. 798-803, May 1999.

저 자 소 개



여 상 민 (呂相敏)

1976년 7월 21일 생. 1999년 성균관대 전기공학과 졸업. 1999년~2001년 동 대학원 전기전자 및 컴퓨터공학과 졸업(공석). 현재 동 대학원 전기전자 및 컴퓨터공학과 박사과정

Tel : 031-290-7166, Fax : 031-290-7955

E-mail : harc@chollian.net



김 철 환 (金喆煥)

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

Tel : 031-290-7124, Fax : 031-290-7179

E-mail : chkim@skku.ac.kr