

뉴로-퍼지를 이용한 혼합송전선로에서의 고장종류, 고장구간 및 고장점 추정 알고리즘

김경호* 이종범
원광대

Fault Types-Classification, Section Discrimination and location Algorithm using Neuro-Fuzzy in Combined Transmission Lines

Kyoung-Ho Kim* Jong-Beom Lee
Wonkwang University

Abstract - It is important to classify fault types, discriminate fault section and calculate the fault location by any detecting technique for combined transmission lines. This paper proposes the technique to classify the fault types and fault section using neuro-fuzzy systems. Neuro-fuzzy systems are composed of three parts to perform different works. First, neuro-fuzzy system for fault type classification is performed with approximation coefficient of currents obtained by wavelet transform. The second neuro-fuzzy system discriminates the fault section between overhead and underground with detail coefficients of voltage and current. The last neuro-fuzzy system calculates the fault location with impedance. In this paper, neuro-fuzzy system shows the excellent results for classification of fault types and discrimination of fault section.

1. 서 론

현재 국내 송전선로는 기존의 선로나 신선로를 전력케이블로 교체하거나 신설하는 경우가 증가하여 변전소 구간이 가공 및 지중으로 혼합되어 건설되는 경우가 늘어나고 있다. 이러한 지중송전선로나 혼합송전선로의 지중선로 구간에서 고장이 발생하면 가공선로와는 달리 복구가 어려워 정전 지속시간이 길어지는 문제점이 발생한다. 하지만 현재 국내외에서는 혼합송전선로에서의 고장을 대상으로 한 고장종류 판별과 고장구간 판별에 대한 연구가 거의 이루어지고 있지 않은 실정에 있다[1-2].

현재 보호계전기 분야에서는 디지털 계전기의 도입과 함께 소프트웨어에 따른 계전기 특성의 고도화가 가능하게 되어 신경망과 퍼지 이론이라는 새로운 개념이 접목되고 있고 이미 여러 논문에서 보호계전분야에 사용하여 좋은 결과들을 보여주었다[3-7].

본 논문에서는 고장종류 및 고장구간 판별용 뉴로-퍼지를 구성한 뒤, 혼합송전선로에서 고장이 발생하였을 경우, 웨이블릿으로 분석한 전류 신호의 Approximation 계수를 뉴로-퍼지의 입력으로 사용하여 고장상 및 고장종류 분석을 실시하고 전압·전류의 Detail 계수로 고장구간 판별용 뉴로-퍼지의 입력으로 사용하여 고장구간을 판별하였다. 그리고 고장발생 구간이 가공선로인 경우 가공선로 임피던스 계산법을 사용하고, 지중선로인 경우 지중선로 임피던스 계산법으로 계산된 임피던스를 각각의 고장점 추정용 뉴로-퍼지 시스템의 입력으로 사용하여 고장점 추정을 실시하였다.

2. 혼합송전선로 모델링

그림 1은 본 논문에서 사용된 혼합송전선로의 계통도이다. 전원은 154[kV] 편단전원이며, 14[km]의 가공송전선로와 6.06[km]의 지중송전선로가 연계되어 있는 총 20.06[km]의 설계용으로 EMTP /ATPDraw를 이용하여 모의하였다. 가공송전선로는 ACSR 410[mm]×2 bundle의 형태이고 지중송전 케이블은 2000[mm] XLPE 케이블이 전력구방식의 정삼각배열로 포설되어 있다.

가공선로와 지중선로 각각 3지점에서 0도와 90도 고장을 발생시켰으며 가공선로에서는 1선지락고장부터 3상단락까지 모든 상을 고려한 고장을 모의하였다. 이와 반면에 지중선로에서는 현실적으로 1선지락고장 이외의 고장이 발생하기가 힘들기 때문에 각 상에서의 1선지락고장만을 모의하였다. 이를 정리하면 표 1과 같이 나타낼 수 있다.

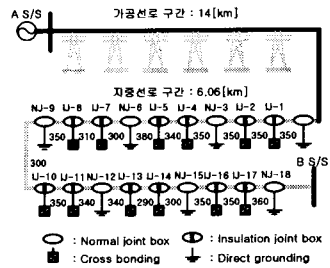


그림 1. 혼합선로의 모델계통

표 1. 고장종류 및 고장구간 판별을 위한 모의조건

구 간	고장점[km]	고장상	고장발생각
가공선로	3, 7, 11	1선지락 : A, B, C, 2선지락 선간단락: AB, BC, AC, 3상단락 3선지락: ABC	0도 90도
지중선로	16, 18, 20	1선지락 : A, B, C	

고장구간 판별 후 1선지락고장에 대한 고장점 추정을 하기 위해서 좀 더 세분화시켜 고장을 추가로 모의하였다. 고장조건은 가공선로와 지중선로가 연계되는 14km지점과 케이블간의 접속점인 19km지점을 제외한 매 1km 지점에서 고장발생각을 서로 다르게 하여 1선지락고장을 모의하였고 이를 표 2에 나타내었다.

표 2. 고장점 추정을 위한 모의조건(1선지락고장)

	고장점	고장발생각	데이터 개수
가공선로	13개	0°, 30°, 60°, 90°	52개
지중선로	5개		20개

3. 웨이블릿 변환

신호분석 방법에는 푸리에 분석, STFT(Short Time Fourier Transform) 등이 있으나 이들은 각각 신호 변환시 시간 정보를 잃어버리거나 제한된 정밀도의 정보를 얻는 등의 단점을 가지고 있다. 하지만 웨이블릿 변환은 다양한 크기의 구역을 가진 윈도우 기법으로 시간-스케일 영역을 사용하여 신호를 분석하므로 다른 신호 분석방법에 비해 전력계통에서 발생하는 과도신호를 분석하기 알맞고 이미 가공선로, 혼합선로 그리고 변압기의 보호계전 분야의 연구에서 많이 사용하고 있는 현실이다[8-11].

웨이블릿 변환은 마더 웨이블릿을 Scale하고 Shift시켜 만들어진 가변 윈도우로 분석을 수행하게 되며 이들 가변 윈도우를 웨이블릿이라 부른다. 마더 웨이블릿 $\psi_a(t)$ 은 대부분 좁고 진동적인 함수로서 평균값이 0이고 양쪽 끝에서 급격히 감쇄하는 형태를 갖는다. $\psi_a(t)$ 는 다음 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\psi_a(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi_a\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

여기서, a는 Scale 성분을 나타내고 b는 Shift 성분을 나타

낸다. 연속 웨이브렛 변환(CWT)은 웨이브렛 함수(ψ)의 Scale과 Shift에 의해 곱해진 신호의 모든 시간에 걸친 합으로 정의된다. CWT변환은 정확한 분석을 위한 필요에 의해 결정된 최대 Scale까지 모든 Scale에 걸쳐 연속적으로 이동하면서 계산이 이루어지며, 신호 $f(t)$ 에 대한 연속 웨이브렛 변환은 다음 식 (2)와 같다.

$$CWT_{(a,b)} = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{a,b} \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2)$$

어떤 여러 단계의 웨이브렛 변환을 수행하게 되면 많은 양의 데이터가 산출되고 분석시간도 길어지므로 문제가 된다. 따라서 2의 역승 형태에 기초한 Scale과 Shift를 선택한다면 분석은 더욱 효율적으로 수행될 것이다. 이러한 분석은 이산 웨이브렛 변환을 통해서 구현된다. 신호 $S[k]$ 에 대한 이산 웨이브렛 변환은 식 (3)으로 나타낼 수 있다.

$$DWT_{(k,n,m)} = \frac{1}{\sqrt{a_0^n}} \sum_r S[k] \psi_{a_0^n} \left(\frac{n - ka_0^n}{a_0^n} \right) \quad (3)$$

본 논문에서 사용된 마더 웨이브렛은 Daubechies 중 하나인 db4를 사용한 3단계 분석의 실행으로 얻은 detail과 approximation 계수를 각각 혼합송전선로의 고장종류, 고장구간 판별 및 고장점 추정에 사용하였다.[1][9].

4. 뉴로-퍼지

고전적인 수치해석법에 바탕을 둔 시스템 모델링은 불확실성을 갖는 시스템에는 적합하지 않지만 뉴로-퍼지 시스템은 퍼지 시스템의 강인함에 신경망의 학습 능력을 통합하여 효율과 성능이 향상되는 방향으로 두 모델 구조를 하나의 모델 구조로 융합한 형태로서 복잡성과 불확실성을 나타내는 비선형 시스템에서 다른 지능형 모델에 비해 보다 나은 성능을 가지고 있다[13-15].

그림 2는 2개 입력, 2개 규칙을 갖는 1차 Sugeno 모형을 나타낸 것으로 입력 x 와 y 에 대한 결론부 파라미터 f 를 갖는 뉴로-퍼지 시스템의 기본적인 구조로 다음과 같은 규칙을 갖는다.

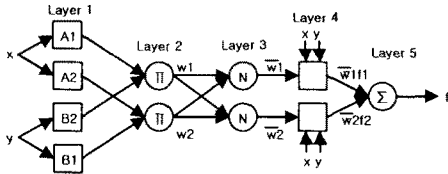


그림 2. 뉴로-퍼지 시스템의 기본구조

- Rule 1: If x is A_1 and y is B_1 , then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$
- Rule 2: If x is A_2 and y is B_2 , then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$.

뉴로-퍼지 시스템의 각 층별 연산을 살펴보면 다음과 같다.

Layer 1 : 각 입력에 대한 멤버십 함수를 출력한다.

$$O_i^1 = \mu_A(x) \quad (4)$$

Layer 2 : 각 규칙의 적합도를 계산한다.

$$O_i^2 = w_i = \prod_{j=1}^m \mu_{x_j}(x) \quad (5)$$

Layer 3 : 적합도를 정규화시킨다.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (6)$$

Layer 4 : 결론부 파라미터를 통한 규칙 출력을 계산한다.

$$O_i^4 = y_i = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_i + q_i y_i + r_i) \quad (7)$$

Layer 5 : Layer 4로부터 모든 입력들을 합한다.

$$O_i^5 = \sum_j y_j = \sum_j \bar{w}_j f_j \quad (8)$$

뉴로-퍼지 시스템의 학습은 조건부 파라미터의 훈련은 파라미터의 최적화를 위해서는 경사하강법을 사용하며 결론부 파라미터들을 풀기 위해서는 최소제곱법을 사용한다. 이렇게 오차감소를 위해서 두개의 상이한 알고리즘을 학습에 사용하기 때문에 hybrid라 일컫는다[15-17].

5. 임피던스 계산

5.1 전압 및 전류 신호 추출

알고리즘에서 사용된 전압과 전류신호는 계전점에서 측정된 신호들이고 웨이브렛 변환을 통해 얻은 Approximation 값을 이용하였다. 전류신호에 포함된 DC offset 성분을 제거하기 위해 식 (9)와 같이 신호의 지수함수적인 감쇠특성을 고려한 2샘플 FIR 필터를 통과시켜 DC offset을 제거시킨 뒤, 웨이브렛 변환을 실시하였다[12].

$$y_k = x_k - \frac{x_{k-1}}{\exp(\Delta t/\tau)} \quad (9)$$

여기서, Δt : 샘플링 간격,

τ : 시정수,

x_k : 현재시점 샘플값

이 필터의 크기 및 위상 특성은 식 (10)과 같이 나타낸다.

$$MAG = \sqrt{E_n^2 + F_n^2}, \quad \text{ph} = \tan^{-1} \frac{F_n}{E_n} \quad (10)$$

여기서, $E_n = 1 - \frac{1}{\exp(\Delta t/\tau)} \cos(\frac{2n\pi}{N})$

$$F_n = \frac{1}{\exp(\Delta t/\tau)} \sin(\frac{2n\pi}{N})$$

n : 고조파 차수, N : 주기당 샘플수

5.2 임피던스 계산

혼합송전선로의 1선지락 고장시 임피던스 계산 알고리즘은 가공선로에서의 고장과 지중선로에서의 고장에 각각 다르게 적용되며 계산된 임피던스는 계전기 설치점에서 1선 지락 고장시 임피던스를 계산한다. 가공선로 고장시 임피던스 계산식인 식 (11), 지중선로 고장시 임피던스 계산식인 식 (12) 그리고 혼합선로에서 고장지점까지의 정상분 임피던스를 구하는 식 (13)을 이용하여 임피던스 계산을 한다[2].

$$Z_{L1} = \frac{V_A}{I_A + I_0 \left(\frac{Z_{L0} - Z_{L1}}{Z_{L1}} \right)} \quad (11)$$

$$Z_C = \frac{V_{LT}}{I_A + I_0 \left(\frac{Z_{C0} - Z_{C1}}{Z_{C1}} \right)} \quad (12)$$

$$Z_T = Z_L + Z_C \quad (13)$$

6. 고장종류, 고장구간 판별 및 고장점 추정

본 논문에서는 고장종류 판별을 위한 뉴로-퍼지 시스템 및 지락·단락고장을 구분하기 위해서 서로 다른 뉴로-퍼지 시스템을 구성하였다. 그리고 고장구간 판별도 다른 뉴로-퍼지 시스템에서 실행되었다. 그림 3은 뉴로-퍼지 시스템의 구성도를 나타낸 것이다.

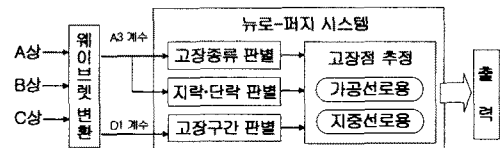


그림 3. 뉴로-퍼지시스템 구성도

6.1 알고리즘의 흐름도

그림 4는 본 논문에서 제시한 알고리즘의 흐름도이다. 여기에 나타난 것처럼 고장신호를 샘플링하여 전류신호는 DC offset를 제거하였고, 웨이브렛 변환시켜 전류의 A3 계수와 전압·전류 신호의 D1계수를 추출하였다. A3계수의 한주기 절대값의 합은 고장종류 판별용 뉴로-퍼지의 입력으로 사용하였고, 여기서 1선지락고장이 검출되면 D1계수의 한주기 절대값의 합을 이용하여 고장구간 판별을 실시하였다. 고장구간 판별을 실시한 뒤, 웨이브렛 변환으로 A3계수를 사용하여 고장구간에 따라 가공중전선로나 지중중전선로의 임피던스를 계산한다. 이때 얻은 저항성분과 리액턴스성분을 학습된 뉴로-퍼지 시스템에 입력하여 고장거리를 계산하게 된다.

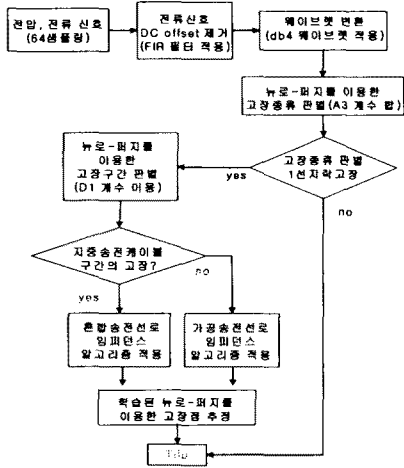


그림 4. 고장종류, 고장구간 및 고장정 추정흐름도

6.2 고장종류 판별

고장종류를 판별하기 위해서 사용된 입력은 db4를 사용하여 3단계 웨이브렛 변환시킨 전류신호의 A3계수이며 식 (14)처럼 한주기 절대값의 합을 이용하였다.

$$INPUT(s) = \sum_{n=1}^{60} abs(A3(n)) \quad (14)$$

1선지락고장을 제외한 다른 고장들은 지락고장인지 단락고장인지를 구분해야 할 필요가 있다. 이때 사용된 것이 식 (15)로 계산한 영상전류의 A3 값을 식 (14)로 계산한 값으로 단락고장일 때는 지락고장보다 더 작은 값을 갖게 된다. 이를 뉴로-퍼지 시스템으로 계산하여 지락·단락 고장을 구분하였다.

$$I_0 = \frac{1}{3} (I_A + I_B + I_C) \quad (15)$$

6.3 고장구간 판별

고장구간을 판별하기 위해서 사용된 신호는 db4를 이용하여 3단계 웨이브렛 변환시킨 전압·전류신호의 D1계수이다. 고장모의 결과, 가공선로보다 지중선로의 고장신호에 함유된 고조파성분이 더 오랫동안 지속되므로 전압의 D1계수도 더 오래 지속되었다. 이를 식 (16)으로 계산하면 지중선로의 계산값이 가공선로보다 상대적으로 더 높게 나타나게 된다.

$$INPUT(s) = \sum_{n=1}^{60} abs\left(\frac{D1(S(n))}{max(D1(S))}\right) \quad (16)$$

뉴로-퍼지 시스템은 가공선로와 지중선로에서의 고장은 1, 지중선로 고장은 -1값을 갖도록 구성을 하였고 식 (16)에서 얻어진 값들을 학습된 뉴로-퍼지 시스템에 입력시켜 모든 경우에서 고장구간을 정확히 판별하였다. 고장구간 판별 결과는 표 3~7에 함께 나타내었다. 여기서 1선지락고장은 고장구간도 함께 나타내었다.

간도 함께 나타내었다.

표 3. 1선지락고장시 고장종류 및 고장구간 판별 결과(가공선로)

고장종류	위치[km]	발생각	A상	B상	C상	지락	구간
A	3	0°	1	0	0	1	1
		90°	1	0	0	1	1
	7	0°	1	0	0	1	1
		90°	1	0	0	1	1
	11	0°	1	0	0	1	1
		90°	1	0	0	1	1
B	3	0°	0	1	0	1	1
		90°	0	1	0	1	1
	7	0°	0	1	0	1	1
		90°	0	1	0	1	1
	11	0°	0	1	0	1	1
		90°	0	1	0	1	1
C	3	0°	0	0	1	1	1
		90°	0	0	1	1	1
	7	0°	0	0	1	1	1
		90°	0	0	1	1	1
	11	0°	0	0	1	1	1
		90°	0	0	1	1	1

표 4. 1선지락고장시 고장종류 및 고장구간 판별 결과(지중선로)

고장종류	위치[km]	발생각	A상	B상	C상	지락	구간
A	16	0°	1	0	0	1	-1
		90°	1	0	0	1	-1
	18	0°	1	0	0	1	-1
		90°	1	0	0	1	-1
	20	0°	1	0	0	1	-1
		90°	1	0	0	1	-1
B	16	0°	0	1	0	1	-1
		90°	0	1	0	1	-1
	18	0°	0	1	0	1	-1
		90°	0	1	0	1	-1
	20	0°	0	1	0	1	-1
		90°	0	1	0	1	-1
C	16	0°	0	0	1	1	-1
		90°	0	0	1	1	-1
	18	0°	0	0	1	1	-1
		90°	0	0	1	1	-1
	20	0°	0	0	1	1	-1
		90°	0	0	1	1	-1

표 5. 2선지락고장 판별 결과

고장종류	위치[km]	발생각	A상	B상	C상	지락
AB	3	0°	1	1	0	1
		90°	1	1	0	1
	7	0°	1	1	0	1
		90°	1	1	0	1
	11	0°	1	1	0	1
		90°	1	1	0	1
BC	3	0°	0	1	1	1
		90°	0	1	1	1
	7	0°	0	1	1	1
		90°	0	1	1	1
	11	0°	0	1	1	1
		90°	0	1	1	1
AC	3	0°	1	0	1	1
		90°	1	0	1	1
	7	0°	1	0	1	1
		90°	1	0	1	1
	11	0°	1	0	1	1
		90°	1	0	1	1

표 6. 선간단락고장 판별 결과

고장종류	위치[km]	발생각	A상	B상	C상	지락
AB	3	0°	1	1	0	0
		90°	1	1	0	0
	7	0°	1	1	0	0
		90°	1	1	0	0
	11	0°	1	1	0	0
		90°	1	1	0	0
BC	3	0°	0	1	1	0
		90°	0	1	1	0
	7	0°	0	1	1	0
		90°	0	1	1	0
	11	0°	0	1	1	0
		90°	0	1	1	0
AC	3	0°	1	0	1	0
		90°	1	0	1	0
	7	0°	1	0	1	0
		90°	1	0	1	0
	11	0°	1	0	1	0
		90°	1	0	1	0

표 7. 3상지락 및 단락고장 판별 결과

고장종류	위치[km]	반향각	A상	B상	C상	지락	
3상 지락	ABC	3	0°	1	1	1	1
			90°	1	1	1	1
			0°	1	1	1	1
		7	90°	1	1	1	1
			0°	1	1	1	1
			90°	1	1	1	1
3상 단락	ABC	3	0°	1	1	1	0
			90°	1	1	1	0
			0°	1	1	1	0
		7	90°	1	1	1	0
			0°	1	1	1	0
			90°	1	1	1	0

6.4 고장점 추정

고장점 추정은 웨이브렛 변환으로 얻은 전압과 전류의 기본 파 성분인 A3를 사용하여 앞에서 설명한 구간별 임피던스 계산식으로 계산한 임피던스의 저항과 리액턴스를 입력값으로 하여 학습된 뉴로-퍼지 시스템으로 고장점을 추정하였고 이때 학습을 위해 사용된 목표값은 저항과 리액턴스값이 아닌 해당 거리(km)로 하였으며 결과는 식 (17)을 사용한 오차값으로 표 8과 9에 나타내었다.

$$\text{오차(\%)} = \frac{|\text{실제거리} - \text{계산거리}|}{\text{실제거리}} \times 100 \quad (17)$$

표 8. 가공선로 고장점 추정 오차 [%]

거리[km]	0°	30°	60°	90°
1	0.0002	0.0047	0.0120	0.0135
2	0.0084	0.0069	0.0059	0.0017
3	0.0146	0.0171	0.0182	0.0144
4	0.0247	0.0238	0.0210	0.0265
5	0.0037	0.0032	0.0037	0.0037
6	0.0032	0.0037	0.0027	0.0069
7	0.0000	0.0006	0.0008	0.0069
8	0.0044	0.0024	0.0067	0.0033
9	0.0006	0.0007	0.0008	0.0029
10	0.0007	0.0040	0.0315	0.0450
11	0.0030	0.0034	0.0027	0.0035
12	0.0008	0.0029	0.0011	0.0085
13	0.0006	0.0083	0.0107	0.0389

표 9. 지중선로 고장점 추정 오차 [%]

거리[km]	0°	30°	60°	90°
15	0.1502	0.2225	1.0801	1.2825
16	0.4711	0.0625	0.4907	0.4078
17	0.2920	0.0423	1.2295	0.9304
18	0.0858	0.5147	0.3394	0.4568
20	0.0612	1.6531	0.7889	1.2729

7. 결 론

본 논문에서는 가공송전선로와 지중송전케이블이 연결된 혼합송전선로에서 서로 다른 고장점과 고장발생각을 갖는 여러 가지 고장을 모의하여 고장종류를 판별하였고 1선지락 고장인 경우에는 가공과 지중선로 중에서 어느 곳에서 고장이 발생하였는지를 판별하여 고장점 추정을 실시하였다.

- (1) 혼합송전선로에서 고장종류, 고장구간 판별 및 고장점 추정을 위해서 서로 다른 뉴로-퍼지 시스템을 구성하였다.
- (2) 고장종류 판별을 웨이브렛 변환을 통해 얻은 A3계수의 한주기 절대값의 합을 고장종류 판별용 뉴로-퍼지의 입력으로 사용하였고 1선지락시 고장구간 판별을 위해서는 전압·전류의 D1계수의 한주기 정규화된 값들의 합을 고장구간 판별용 뉴로-퍼지의 입력값으로 사용하였다.
- (3) 지락·단락고장 판별용 뉴로-퍼지는 영상전류를 웨이브렛 변환하여 얻은 A3계수의 한주기 절대값의 합을 입력으로 이용하였다.
- (4) 어떠한 고장조건에서도 제시된 뉴로-퍼지 시스템은 고장종류를 모두 정확히 판별해 내었고, 고장구간 판별 역시 정확하게 판별하였다.
- (5) 고장점 추정을 위해서 사용한 뉴로-퍼지 시스템의 입력값은 혼합송전선로에서의 임피던스 계산법을 사용하여 얻은 저항과 리액턴스 값이다.
- (6) 본 논문에서는 시스템은 특별한 보상값을 사용하지 않고 고장위상에 상관없이 해당 고장구간에서의 고장점

추정을 우수하게 수행하였다.

한편, 본 논문의 고장점 추정에 관한 내용은 실제계통에서의 1선지락고장에 대해서만 다루었으므로 앞으로 기타 고장종류에 대해서도 고려할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] 정재근, 이종범, 윤양용, "혼합송전계통에서 웨이브렛 변환을 이용한 고장점 탐색 알고리즘에 관한 연구", 대한전기학회 논문지, Vol. 51, No. 5, pp. 247~254, 2002
- [2] 하세웅, 이종범, "지중송전케이블용 디지털 거리계전 알고리즘 개선", 대한전기학회 논문지, Vol. 49, No. 12, pp. 595~601, 2000
- [3] 전력계통 보호계전 시스템 기술 조사전문 위원회, "전력계통 보호계전 시스템 기술의 현황과 전망", 기술조사보고, 제 14호, 1999
- [4] Thomas Dalstein, Bernd Kulicke, "NEURAL NET -WORK APPROACH TO FAULT CLASSIFICATION FOR HIGH SPEED PROTECTIVE RELAYING", IEEE Trans. Power Delivery, Vol. 10, No. 2, pp. 1002-1011, April 1995
- [5] D.V. Coury, D.C. Jorge, "Artificial Neural Network Approach to Distance Protection of Transmission Lines", IEEE Trans. Power Delivery, Vol. 13, No. 1, pp. 102-108, January 1998
- [6] Huisheng Wang, W.W.L. Keerthipala, "Fuzzy -Neuro Approach to Fault Classification for Trans -mission Line Protection", IEEE Trans. Power Delivery, Vol. 13, No. 4, pp 1093-1104, October 1998.
- [7] Alessandro Ferrero, Silvia Sangiovanni Ennio Zappitelli, "A FUZZY-SET APPROACH TO FAULT-TYPE IDENTIFICATION IN DIGITAL RELAYING", IEEE Trans. Power Delivery, Vol. 10, No. 1, pp. 169-175, January 1995
- [8] Wavelet Toolbox For Use with MATLAB
- [9] 변성현, 김현, 김철환, 채영무, 김일동, 한정남 "송전선로의 고장 검출을 위한 Mother Wavelet 선정에 관한 연구", 대한전기학회 논문지, Vol. 47, No. 9, pp.1277-1282, 1998
- [10] 홍동석, 이종범, "웨이브렛 변환을 이용한 변압기 보호계전 알고리즘", 대한전기학회 논문지, Vol. 52A, No. 2, pp. 134-141, 2003
- [11] 권기백, 서희석, 윤석무, 신명철, "웨이브렛 변환을 바탕으로 한 신경회로망을 이용한 전력용 변압기 보호 계전기법", 대한전기학회 논문지, Vol. 51A, No. 3, pp. 134-142 MAR. 2002
- [12] 강상희, 권태원, "최소자승법을 이용한 고속 거리계전 알고리즘", 대한전기학회 논문지, Vol. 48A, No. 7, pp 855-862, 1999
- [13] P.K.Dash, A.K.Pradhan, G.Panda, "A Novel Fuzzy Neural Network Based Distance Relaying Scheme", IEEE Trans, Power Deliver Vol. 15, No. 3, pp. 902-907, 2000
- [14] 오성권, "프로그래밍에 의한 컴퓨터지능", 내하출판사
- [15] Jyh-Shing Roger Jang, "ANFIS: Adaptive Network -Based Fuzzy Inference System", IEEE Tran. SYSTEM, MAN, AND CYBERNETICS, Vol. 23, No. 3, pp 665-685, 1993
- [16] 이현협, 문경일, "Matlab을 이용한 퍼지-뉴로", 도서출판 아진
- [17] Jyh-Shing Roger Jang, Chuen-Tsai Sun, Eiji Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall