

뉴로-퍼지를 이용한 혼합송전선로에서의 1선지락 고장시 고장점 추정

論文

52A-10-7

Fault Location Using Neuro-Fuzzy for the Line-to-Ground Fault in Combined Transmission Lines with Underground Power Cables

金敬昊* · 李鍾範** · 鄭英鎬***

(Kyoung-Ho Kim · Jong-Beom Lee · Yeong-Ho Jeong)

Abstract - This paper describes the fault location calculation using neuro-fuzzy systems in combined transmission lines with underground power cables. Neuro-fuzzy systems used in this paper are composed of two parts for fault section and fault location. First, neuro-fuzzy system discriminates the fault section between overhead and underground with normalized detail coefficient obtained by wavelet transform. Normalized detail coefficients of voltage and current in half cycle information are used for the inputs of neuro-fuzzy system. As the result of neuro-fuzzy system for fault section, impedance of selected fault section is calculated and it is used as the inputs of the neuro-fuzzy systems for fault location. Neuro-fuzzy systems for fault location also consist of two parts. One calculates the fault location of overhead, and the other does for underground. Fault section is completely classified and neuro-fuzzy system for fault location calculates the distance from the relaying point. Neuro-fuzzy systems proposed in this paper shows the excellent results of fault section and fault location.

Key Words :Distance Relay, Combined transmission line, Wavelet transform, Neuro-fuzzy system, Fault location.

1. 서 론

현재 국내 송전선로는 해마다 증가하는 전력수요와 함께 도심지의 급속한 팽창과 가공송전선로의 건설이 어려운 지역의 출현 등으로 기존의 선로나 신선로를 전력케이블로 교체하거나 신설하는 경우가 증가하여 변전소 구간은 가공 및 지중으로 혼합되어 건설되는 경우가 늘어나고 있다. 이러한 지중송전선로나, 혼합송전선로의 지중선로 구간에서 고장이 발생하면 가공선로와는 달리 고장점 탐색이나 복구가 어려워 정전 지속시간이 길어지는 문제점이 발생한다. 또한 지중송전선로나, 혼합송전선로의 지중선로 구간에서 고장이 발생하면 가공선로와는 달리 계전기에 의해 계산되는 겉보기 임피던스가 실제임피던스와 많은 오차가 발생하여 거리계전기의 부동작 및 오동작의 우려가 매우 높기 때문에 가공송전선로를 대상으로 한 거리계전방식은 적합하지 않다. 뿐만 아니라 지중송전선로의 복잡화와 선로의 충전용량으로 인하여 영상 임피던스가 변화하기 때문에 선로 임피던스 측정에 의한 기존의 고장점 탐색 방법은 문제가 있을 수 있다. 그러나 현재 국내외에서는 혼합송전선로를 대상으로 진행과 이론을 이용한 고장점 추정과 임피던스 계산 방법 등의 연구를 제외하면 혼합송전선로에 대한 연구는 거의 이루어지고 있지 않은 실정에 있다[1][2].

현재 보호계전기 분야에서는 디지털 계전기의 도입과 함께

소프트웨어에 따른 계전기 특성의 고도화가 가능하게 되어 다양한 산업 분야에의 응용이 시험되고 있는 신경회로망과 퍼지이론을 활용한 적응형 계전이라는 새로운 개념이 검토되고 있다. 이미 여러 연구논문에서 신경망과 퍼지이론을 고장 검출, 고장종류의 판별 및 고장점 추정 등에 적용하여 정확한 결과들을 보여주었다[3]-[7]. 뉴로-퍼지 시스템은 신경망과 퍼지 시스템의 장점들인 입력력 관계 학습과 애매함의 정성적 표현능력을 결합한 지능형 모델이다. 즉, 신경회로망으로 학습시키고 퍼지시스템으로 해당 입력값들을 퍼지추론을 통해 각 규칙의 응답들에 근사한 출력을 발생하도록 계산한다. 그렇기 때문에 비선형 시스템에서 다른 지능형 모델에 비해 보다 나은 성능을 갖고 있으며 이러한 특성 때문에 지중송전선로에서 발생하는 비선형적인 임피던스의 변화에서도 고장 구간을 판별하고 고장점을 정확하게 탐색할 수가 있다[8][9].

본 논문에서는 가공선로와 지중선로가 연계된 실제 154kV 혼합송전선로에서 전압과 전류신호를 웨이블릿 변환을 시켜서 1선지락고장 발생시, 먼저 D1 계수로 고장검출을 한 뒤 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 고장구간 판별을 실시하였다. 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. 웨이블릿 변환은 MATLAB Toolbox에 포함되어 있는 웨이블릿 관련 함수들을 사용하여 실행하였다. 고장 데이터는 EMTP/ATPDraw를 이용하여 전원 임피던스, 서로 다른 고장 발생각과 고장저항을 조건으로 하여 얻었고 고장구간 판별과 가공선로 고장점 추정, 그리고 지중선로 고장점 추정 작업은 각각 다른 뉴로-퍼지 시스템을 사용하여 수행하였다.

* 準會員 : 圓光大 電氣工學科 碩士課程

** 正會員 : 圓光大 電氣電子 및 情報工學部 教授 · 工博

*** 正會員 : 韓電 電力研究院 先任研究員 · 工博

接受日字 : 2003年 4月 9日

最終完了 : 2003年 7月 24日

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 실제 통으로 EMTP/ATPDraw를 이용하여 모의하였다. 가공송전선로는 ACSR 410[mm]×2 bundle의 형태이고 지중송전케이블은 2000[mm] XLPE 케이블이 전력구방식의 정삼각배열로 포설되어 있다.

가공선로와 지중선로가 연계되는 14[km]지점과 케이블간의 접속점인 19[km]지점을 제외한 매 1[km] 지점에서 고장 발생각과 고장저항을 서로 다르게 하여 1선지락고장을 모의하였다. 고장발생각은 가공선로와 지중선로 모두 0°, 30°, 60°, 90°로 하였고 고장점 저항은 가공선로에서만 0[Ω], 10[Ω], 100[Ω], 200[Ω]으로 하였으며 지중선로에서는 도체가 시스와 접촉해 절연이 파괴되어 지락이 발생하는 실제 고장형태를 모의한 것으로 고장저항은 고려하지 않았다.

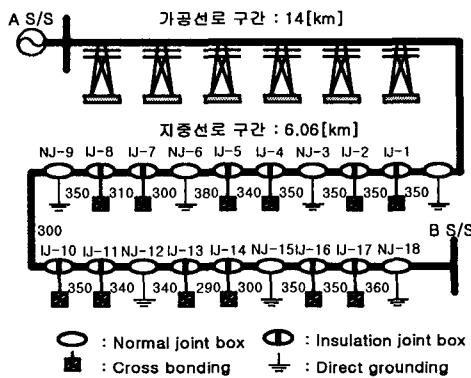


그림 1 혼합송전선로의 모델계통
Fig. 1 The model system of combined transmission

고장조건은 가공선로에서 208개, 지중선로에서 20개로 총 228개의 고장데이터를 혼합선로 모델계통으로부터 얻었다. 이를 정리하면 표 1과 같이 나타낼 수 있다.

표 1 혼합송전선로에서의 고장조건
Table 1 The fault conditions on the combined transmission system

	고장점	고장발생각	고장저항
가공선로	13개	0°, 30°, 60°, 90°	0[Ω], 10[Ω], 100[Ω], 200[Ω]
지중선로	5개	0°, 30°, 60°, 90°	0[Ω]

3. 웨이브렛 변환

푸리에 분석은 일반적으로 가장 잘 알려진 신호 분석방법이고 이 분석은 신호의 주파수 성분을 계산해 내는데 유용하다. 이러한 신호 분석 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 웨이브렛 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[10]-[13].

웨이브렛 변환은 마더 웨이브렛을 Scale하고 Shift시켜 만들어진 가변 윈도우로 분석을 수행하게 되며 이들 가변 윈도우를 웨이브렛이라 부른다. 마더 웨이브렛 $\Psi_{a,b}(t)$ 은 대부분 짧고 진동적인 함수로서 평균값이 0이고 양쪽 끝에서 급격히 감쇄하는 형태를 갖는다. $\Psi_{a,b}(t)$ 는 다음 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

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

여기서, a는 Scale 성분을 나타내고 b는 Shift 성분을 나타낸다. 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.

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

어떤 여러 단계의 웨이브렛 변환을 수행하게 되면 많은 양의 데이터가 산출되고 분석시간도 길어지므로 문제가 된다. 따라서, 2의 멱승 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.

$$DWT_{(s,m,n)} = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_k S[k]\Psi_{a,b}\left[\frac{n-ka_0^m}{a_0^m}\right] \quad (3)$$

본 논문에서 사용된 마더 웨이브렛은 Daubechies 중 하나인 db4를 사용한 3단계 분석의 실행으로 얻은 detail 성분과 approximation 성분을 각각 혼합송전선로의 고장구간 판별을 위한 입력과 고장점 추정에 사용될 임피던스값을 계산하는데 사용하였다. 이미 본 논문과 동일한 혼합송전선로에서의 고장점 추정에 관한 논문에서 db4를 사용할 경우, 전압 및 전류 신호의 기수 고조파가 제거된 확실한 60Hz의 기본 성분을 추출하여 임피던스 계산에 적합하다는 것을 밝혔고 또한 다른 보호계전 연구에서도 이미 db4의 적용이 적합하다는 것이 입증되었으므로 본 논문에서는 직접적인 증명은 생략한다[1][11].

4. 임피던스 계산

4.1 전압 및 전류 신호 추출

혼합송전선로에서 임피던스를 계산하기 위해서 사용된 전압과 전류신호는 계전점에서 측정된 신호들이고 웨이브렛 변환을 통해 얻은 Approximation 값을 이용하였다. 전류신호에 포함된 DC offset 성분을 제거하기 위해 식 (4)와 같이 신호의 지수함수적인 감쇠특성을 고려한 2샘플 FIR 필터를 통

파시켜 DC offset을 제거시킨 뒤, 웨이브렛 변환을 실시하였다[14].

$$y_k = x_k - \frac{x_{k-1}}{\exp(\Delta t/\tau)} \quad (4)$$

여기서, Δt : 샘플링 간격,
 τ : 시정수,
 x_k : 현재시점 샘플값

이 필터의 크기 및 위상 특성은 식 (5)와 같이 나타난다.

$$\text{MAG} = \sqrt{E_n^2 + F_n^2}, \quad \text{ph} = \tan^{-1} \frac{F_n}{E_n} \quad (5)$$

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

4.2 임피던스 계산

혼합송전선로의 1선지락 고장시 임피던스 계산 알고리즘은 가공선로에서의 고장과 지중선로에서의 고장에 각각 다르게 적용되며 계산된 임피던스는 계전기 설치점에서 1선 지락 고장시 임피던스를 계산하게 되는데 각 구간에서의 임피던스 계산은 다음과 같이 계산될 수 있다[2].

1) 혼합 송전선로 중 가공송전선로구간의 1선 지락고장시 임피던스 계산 알고리즘

$$Z_{L1} = \frac{V_A}{(I_A + I_0 K_{L0})} \quad (6)$$

여기서, $K_{L0} = \frac{Z_{L0} - Z_{L1}}{Z_{L1}}$

V_A : 계전기에서의 측정전압[kV]

I_A : 계전기에서의 측정전류[kA]

Z_{L1}, Z_{L2}, Z_{L0} : 가공송전선로의 대칭분 임피던스[Ω/km]

2) 혼합 송전선로 중 지중송전선로 구간의 1선 지락고장시 임피던스 계산 알고리즘

◎ 가공송전선로의 정상 임피던스 : Z_L

$$Z_L = \frac{V_A}{I_A + I_0 \cdot (\frac{Z_{L0} - Z_{L1}}{Z_{L1}})} \quad (7)$$

◎ 송전케이블만의 정상 임피던스 : Z_C

$$Z_C = \frac{V_{LT}}{I_A + I_0 \cdot (\frac{Z_{C0} - Z_{C1}}{Z_{C1}})} \quad (8)$$

◎ 혼합선로에서 고장지점까지의 정상 임피던스 : Z_T

$$Z_T = Z_L + Z_C \quad (9)$$

여기서

V_A, I_A : 계전기 설치점의 전압[kV], 전류[kA]

I_0 : 계전기 설치점의 영상전류[kA]

$Z_{L0, L1}$: 가공선로의 영상 및 정상 임피던스[Ω/km]

V_{LT} : 송전케이블 앞단의 전압[kV]

$Z_{C0, C1}$: 지중선로의 영상 및 정상 임피던스[Ω/km]

5. 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[8][9][15].

5.1 뉴로-퍼지 시스템의 구조

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

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 $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$ (10)

뉴로-퍼지 시스템의 각 층별 연산을 살펴보면 다음과 같다.
Layer 1[입력층] : 퍼지공간으로부터 각 입력에 대한 멤버십 함수를 출력한다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (11)$$

Layer 2[적합도 계산] : 입력에 의한 멤버십 함수로부터 각 규칙의 적합도를 계산한다.

$$O_i^2 = w_i = \prod_{j=1}^m \mu_{A_{ij}}(x) \quad (12)$$

Layer 3[정규화] : 적합도를 정규화시킨다.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (13)$$

Layer 4[규칙 출력] : 결론부 파라미터를 통한 규칙 출력을 계산한다.

$$O_i^4 = y_i = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (14)$$

Layer 5[출력층] : Layer 4로부터 모든 입력들을 합한다.

$$O_i^5 = \sum_i y_i = \sum_i \bar{w}_i f_i \quad (15)$$

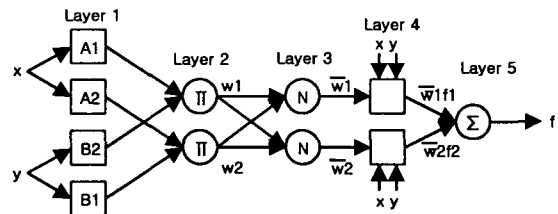


그림 2 뉴로-퍼지 시스템의 기본구조

Fig. 2 The basic architecture of neuro-fuzzy system

마지막 층에서 결론부 파라미터들은 최소제곱 알고리즘을 사용하여 계산된다.

5.2 뉴로-퍼지 시스템의 학습

뉴로-퍼지 시스템의 구조는 조건부 멤버십 함수 파라미터와 결론부 파라미터라 할 수 있는 다항식 파라미터라는 2개의 훈련 가능한 파라미터 집합으로 구성되고, 조건부 파라미터의 훈련은 파라미터의 최적화를 위해서는 경사하강법을 사용하며 결론부 파라미터들을 풀기 위해서는 최소제곱법을 사용한다. 오차감소를 위해서 두개의 상이한 알고리즘을 학습에 사용하기 때문에 hybrid라 일컫는다. 결론부 파라미터들은 최소알고리즘을 사용하여 먼저 갱신되고, 조건부 파라미터들은 오차들을 역전파시키는 방식으로 갱신된다[15]-[17].

학습방법은 오류역전파 알고리즘을 사용한다. 신경회로망의 학습에 가장 일반적으로 사용되는 오류역전파 알고리즘은 원출력과 모델 출력간의 차, 즉 오차를 바탕으로 이루어지고 각 데이터에 대한 오차는 식 (16)을 사용하였다.

$$E_p = \frac{1}{2} (y_p - \hat{y}_p)^2 \quad (16)$$

여기서 E_p : 각 데이터에 대한 오차

y_p : 주어진 출력 데이터(목표값)

\hat{y}_p : 모델의 출력(뉴로-퍼지 시스템의 실제 출력)

오차는 설명된 바와 같이 각각의 데이터가 자신의 목표값에 대해서 갖게 되는 오차이다. 그러므로 전체 N개의 입출력 데이터 쌍이 주어진 경우 뉴로-퍼지 시스템의 최종 출력 오차는 식 (17)과 같이 나타낼 수 있다.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N E_p \quad (17)$$

즉, 식 (17)은 전체 데이터들이 갖는 오차의 평균을 나타내는 값이 된다. 이렇게 얻어진 출력오차는 멤버십 함수를 갱신시키는 변화량을 계산하는데 사용된다. 멤버십 함수의 변화량은 식 (18)과 같이 기존의 값에 오차로부터 구해진 조절량 만큼의 변화를 더해지면 된다.

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) + \Delta a_{ij} \quad (18)$$

오차 E_p 를 최소화하기 위한 연결가중치의 변화량 Δa_{ij} 는 식 (19)와 같이 경사하강법(Gradient Descent Method)을 이용하여 구할 수 있다.

$$\Delta a_{ij} = \eta \left(- \frac{\partial E_p}{\partial a_{ij}} \right) \quad (19)$$

여기서 η 는 학습률이다. 그러므로 멤버십 함수의 파라미터 갱신 규칙은 식 (20)과 같은 형식으로 이루어진다.

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \frac{\eta}{N} \cdot \frac{\partial E_p}{\partial a_{ij}} \quad (20)$$

식 (19)에서 우변의 편미분은 사슬법칙(chain rule)에 의해 식 (21)과 같이 전개될 수 있다.

$$\frac{\partial E_p}{\partial a_{ij}} = \frac{\partial E_p}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial y_i} \cdot \frac{\partial y_i}{\partial \bar{w}_i} \cdot \frac{\partial \bar{w}_i}{\partial w_i} \cdot \frac{\partial w_i}{\partial \mu_{ij}} \cdot \frac{\partial \mu_{ij}}{\partial a_{ij}} \quad (21)$$

식 (21)에서 우측의 각 항은 식 (22)~(27)과 같이 유도된다.

$$E_p = \frac{1}{2} (y_p - \hat{y}_p)^2 \Rightarrow \frac{\partial E_p}{\partial y} = (y_p - \hat{y}_p) \quad (22)$$

$$y = \sum_{p=1}^n y_p \Rightarrow \frac{\partial y}{\partial y_p} = 1 \quad (23)$$

$$y_p = \frac{w_i \cdot f_i(x_1, x_2)}{\sum_{i=1}^n w_i} \Rightarrow \frac{\partial y_p}{\partial w_i} = \frac{\partial \bar{w}_i \cdot f_i(x_1, x_2)}{\partial \bar{w}_i} = f_i(x_1, x_2) \quad (24)$$

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \Rightarrow \frac{\partial \bar{w}_i}{\partial w_i} = \sum_{i=1}^n w_i^{-1} - w_i \sum_{i=1}^n w_i^{-2} = \frac{(1 - \bar{w}_i)}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (25)$$

$$w_i = \prod_{j=1}^m \mu_{A_j}(x_j) \Rightarrow \frac{\partial w_i}{\partial \mu_{ij}(x_j)} = 1 \quad (26)$$

$$\frac{\partial \mu}{\partial a} = a' \quad (27)$$

여기서 멤버십 함수의 파라미터인 a는 사용된 멤버십 함수의 종류에 따라 갱신될 파라미터와 미분값이 다르므로 a라 표기하였다. 위에서 유도된 값들을 갱신 방정식에 대입하면 식 (28)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{\partial E_p}{\partial a_{ij}} = (y_p - \hat{y}_p) \cdot \frac{(f_i(x_1, x_2) - y)}{\sum_{i=1}^n w_i} \cdot a \quad (28)$$

여기에 모멘텀을 더해 학습시간을 좀 더 단축시키고, 학습 성능 역시 향상시킨다. 모멘텀은 연결가중치의 변화량이 클 경우에는 좀 더 변화량을 키워주고, 변화량이 작아지면 또 여기에 맞춰서 변화량을 줄여주는 역할을 한다[9]. 모멘텀은 식 (29)와 같이 현재의 파라미터 값과 그 이전 파라미터 값의 차이에 의해 계산된다.

$$m(t) = a_{ij}(t) - a_{ij}(t-1) \quad (29)$$

이렇게 계산된 모멘텀은 모멘텀 계수라 불리는 α 와 곱해서 변화량 계산식에 추가된다. 모멘텀까지 포함하는 파라미터 값의 변화량은 식 (30)과 같다.

$$\Delta a_{ij} = \eta \cdot (y_p - \hat{y}_p) \cdot \frac{(f_i(x_1, x_2) - y)}{\sum_{i=1}^n w_i} \cdot a' + \alpha \cdot m(t)$$

$$\Delta a_{ij} \text{ for } y_p \geq \hat{y}_p$$

$$- \Delta a_{ij} \text{ for } y_p < \hat{y}_p \quad (30)$$

6. 고장구간 판별 및 고장점 추정

고장구간 및 고장점 추정을 하기 위해서는 고장검출을 해야 된다. 본 논문에서는 전류의 D1계수의 반주기 합을 통해 얻은 값을 임계값과 비교하여 고장검출을 하였다. 고장점 추정을 위해 사용된 뉴로-퍼지 시스템은 그림 3과 같이 고장구간 판별과 가공선로 그리고 지중선로용 고장점 추정 뉴로-퍼지 시스템으로 구성되어 있으며 이들은 각각 자신의 목적에 알맞게 구성되고 학습되었다. 일단 고장이 검출되면 우선 고장구간 판별 뉴로-퍼지 시스템이 활성화되고 여기서 판별된 값에 따라 가공선로용 또는 지중선로 뉴로-퍼지 시스템이 고

장점을 추정하여 Trip 신호와 함께 계산된 고장거리를 출력하게 된다.

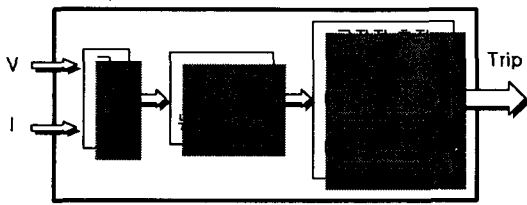
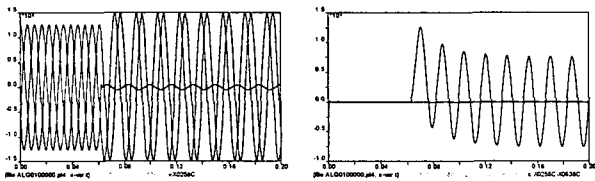


그림 3 고장점 추정을 위한 뉴로-퍼지 시스템들의 구성
Fig. 3 Neuro-fuzzy systems for fault location

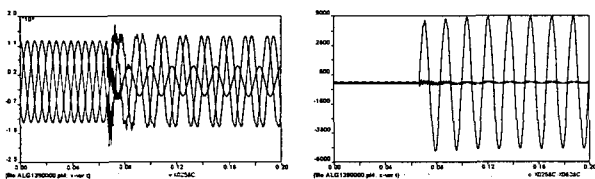
6.1 시뮬레이션 결과

혼합송전선로 모델링에 의한 계전기 설치점에서 측정된 1선지락 고장의 전압·전류 파형은 다음 그림 4~7에 나타내었다. 가공선로구간인 1[km]와 13[km], 그리고 지중선로 구간인 15[km]와 20[km]에서 고장발생각 0°와 90°인 경우를 나타내는 파형들을 비교해 보면 0°고장보다 90°일 때, 그리고 가공선로보다 지중선로에서 고장이 발생한 경우 더 많은 고조파를 함유하고 있음을 알 수 있다. 그리고 고장발생각이 90°인 가공선로 고장이 고장발생각이 0°인 지중선로 고장보다 훨씬 많은 고조파를 함유하고 있다.



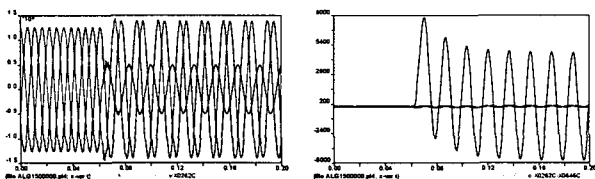
(a) 전압 파형 (a) Voltage waves
(b) 전류 파형 (b) Current waves

그림 4 1km 지점에서의 고장파형(고장발생각 : 0°)
Fig. 4 Fault waves at 1km distance(inception angle : 0°)



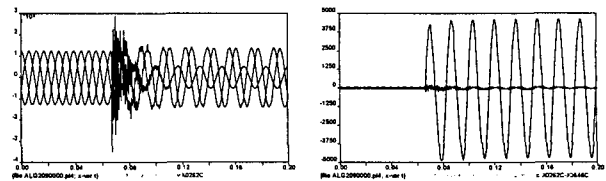
(a) 전압 파형 (a) Voltage waves
(b) 전류 파형 (b) Current waves

그림 5 13km 지점에서의 고장파형(고장발생각 : 90°)
Fig. 5 Fault waves at 13km distance(inception angle : 90°)



(a) 전압 파형 (a) Voltage waves
(b) 전류 파형 (b) Current waves

그림 6 15km 지점에서의 고장파형(고장발생각 : 0°)
Fig. 6 Fault waves at 15km distance(inception angle : 0°)



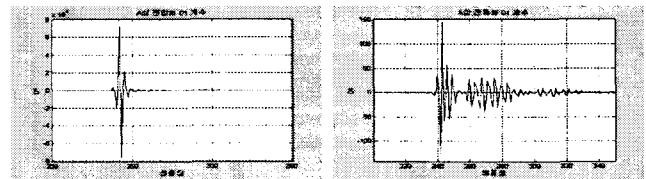
(a) 전압 파형 (a) Voltage waves
(b) 전류 파형 (b) Current waves

그림 7 20km 지점에서의 고장파형(고장발생각 : 90°)
Fig. 7 Fault waves at 20km distance(inception angle: 90°)

6.2 고장구간 판별

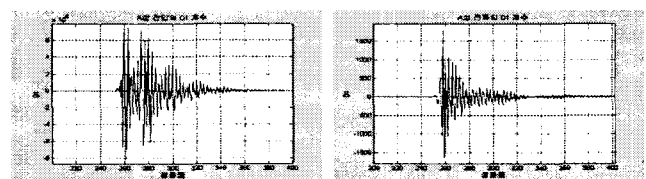
혼합송전선로에서 고장점 추정을 실시하기 위해서는 고장이 가공선로와 지중선로 중 어느 곳에서 발생했는지를 확인하는 고장구간 판별작업이 선행되어야 한다.

고장구간을 판별하기 위해서 사용된 신호는 db4를 이용하여 3단계 웨이브렛 변환시킨 전압·전류신호의 D1계수이며 그림 8~11에 가공선로와 지중선로의 1선지락 고장시 나타난 D1 계수를 각각 나타내었다. 그 결과 그림 4~7에서 알 수 있듯이 가공선로보다 지중선로의 고장신호에 함유된 고조파 성분이 더 오랫동안 지속되므로 그림 8~11에 나타난 전압의 D1계수도 더 오래 지속되었다.



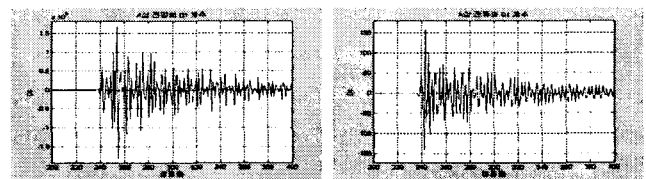
(a) A상 전압의 D1 계수 (a) D1 coefficient of voltage
(b) A상 전류의 D1 계수 (b) D1 coefficient of current

그림 8 1km 지점인 경우 D1 계수값(고장발생각 : 0°)
Fig. 8 D1 coefficients of 1km fault(inception angle : 0°)



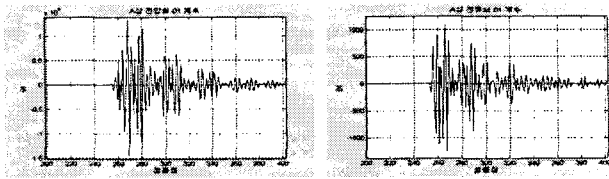
(a) A상 전압의 D1 계수 (a) D1 coefficient of voltage
(b) A상 전류의 D1 계수 (b) D1 coefficient of current

그림 9 13km 지점인 경우 D1 계수값(고장발생각 : 90°)
Fig. 9 D1 coefficients of 13km fault(inception angle : 90°)



(a) A상 전압의 D1 계수 (a) D1 coefficient of voltage
(b) A상 전류의 D1 계수 (b) D1 coefficient of current

그림 10 15km 지점인 경우 D1 계수값(고장발생각 : 0°)
Fig. 10 D1 coefficients of 15km fault(inception angle : 0°)



(a) A상 전압의 D1 계수 (b) A상 전류의 D1 계수
 (a) D1 coefficient of voltage (b) D1 coefficient of current
 그림 11 20km 지점인 경우 D1 계수값(고장발생각 : 90°)
 Fig. 11 D1 coefficients of 20km fault(inception angle : 90°)

식 (31)로 계산한 결과, 지중선로의 계산값이 가공선로보다 상대적으로 더 높게 나타남을 알 수 있다.

$$INPUT(S) = \sum_{n=t}^{t+31} \frac{D1(S(n))}{\max(D1(S))} \quad (31)$$

뉴로-퍼지 시스템은 가공선로에서의 고장은 1, 지중선로 고장은 2값을 갖도록 목표값을 정하여 학습을 시켰고 식 (31)에서 얻어진 값들을 학습된 뉴로-퍼지 시스템에 입력시켜 모든 경우에서 고장구간을 정확히 판별하였다. 고장구간 판별 결과값은 그림 12에 나타내었다.

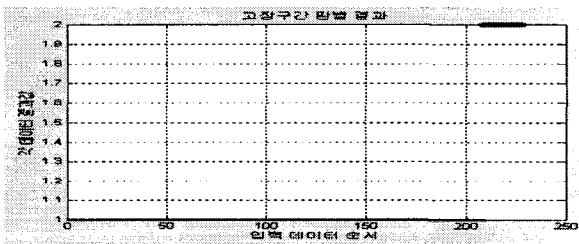


그림 12 학습된 뉴로-퍼지 시스템의 고장구간 판별 결과
 Fig. 12 Fault section classifying result with trained neuro-fuzzy system

6.3 고장점 추정

고장점 추정은 웨이브렛 변환으로 얻은 전압과 전류의 기본파 성분인 A3를 사용하여 앞에서 설명한 구간별 임피던스 계산식으로 계산한 임피던스의 저항과 리액턴스를 입력값으로 하여 학습된 뉴로-퍼지 시스템으로 고장점을 추정하였고 이 때 학습을 위해 사용된 목표값은 저항과 리액턴스값이 아닌 해당 거리(km)로 하였으며 결과는 표 2와 3에 거리(km)로 나타내었다.

이미 몇몇 논문에서 지중송전선로와 혼합송전선로에서 지중선로고장시 고장점 추정에 대한 연구를 실시하였다. 이들 논문에서 제시한 결과를 본 논문의 제시한 뉴로-퍼지 시스템을 이용한 혼합송전선로에서의 고장점 추정의 결과와 비교해보면 가공선로와 지중선로 모든 구간에서 훨씬 적은 오차값을 갖는 결과들을 얻어냈을 뿐만 아니라 모의되지 않은 다른 고장저항과 고장발생각에서 우수한 결과를 나타내었다. 따라서 현재까지 제시된 혼합송전선로에서의 고장점 추정에서는 실제값에 가장 근사한 결과를 제시하였다고 볼 수 있다.

표 2 가공선로 고장점 추정 결과(고장저항: 0[Ω])

Table 2 The results of fault location on overhead (fault resistance: 0[Ω]) [km]

거리[km]	0°	30°	60°	90°
1	1.0000	1.0000	1.0001	1.0001
2	2.0002	2.0001	2.0001	2.0000
3	3.0004	3.0005	3.0005	3.0004
4	4.0010	4.0010	4.0008	4.0011
5	5.0002	5.0002	5.0002	5.0002
6	6.0002	6.0002	6.0002	6.0004
7	7.0000	7.0000	7.0001	7.0005
8	8.0004	8.0002	8.0001	8.0003
9	9.0001	9.0001	9.0001	9.0003
10	10.0001	10.0004	10.0032	10.0045
11	11.0003	11.0004	11.0003	11.0004
12	12.0001	12.0003	12.0001	12.0010
13	13.0001	13.0011	13.0014	13.0051

표 3 지중선로 고장점 추정 결과

Table 3 The results of fault location on underground [km]

거리[km]	0°	30°	60°	90°
15	15.0225	15.0334	15.1620	15.1924
16	16.0754	16.0100	16.0785	16.0652
17	17.0496	17.0072	17.2090	17.1582
18	18.0154	18.0926	18.0611	18.0822
20	20.0122	20.3306	20.1578	20.2546

6.4 고저항 지락고장

가공선로에서의 1선지락 고장은 고저항 지락사고인 경우가 발생할 수 있으므로 고장저항이 10[Ω], 100[Ω], 200[Ω]인 경우를 0°, 30°, 60°, 90°에서 각각 모의하여 학습된 뉴로-퍼지 시스템으로 고장점 추정을 실시하였으며 그 결과는 표 4~6에 정리하여 나타내었다.

고저항 지락고장인 경우 임피던스를 학습된 뉴로-퍼지 시스템의 입력으로 바로 사용하지는 않았다. 그 이유는 고장점 추정의 입력값으로 저항과 리액턴스를 사용하였기 때문에 0 [Ω]을 기준으로 학습된 퍼지공간에 대해서는 그 범위를 벗어나므로 계산이 불가능해지기 때문이다. 가공선로의 고저항 지락고장에서 임피던스의 변화는 선형적으로 증가하기 때문에 0° 고장시 각각의 고장저항인 0[Ω], 10[Ω], 100[Ω], 200 [Ω]에서 1[km]와 13[km]에서 계산된 임피던스를 기준으로 각 고장지점에서 계산된 임피던스가 해당 고장저항의 임피던스 범위에서 차지하는 비율을 계산한 뒤 이를 0[Ω]일 때의

표 4 가공선로 고장점 추정 결과(고장저항: 10[Ω])

Table 4 The results of fault location on overhead (fault resistance: 10[Ω]) [km]

거리[km]	0°	30°	60°	90°
1	1.0000	1.0026	1.0113	1.0280
2	2.0129	2.0103	2.0017	2.0145
3	3.0216	3.0190	3.0106	3.0050
4	4.0230	4.0205	4.0125	4.0023
5	5.0032	5.0025	5.0003	5.0035
6	6.0333	6.0356	6.0429	6.0558
7	7.0000	7.0022	7.0089	7.0208
8	8.0282	8.0302	8.0359	8.0459
9	9.0032	9.0026	9.0007	9.0025
10	10.0008	10.0017	10.0044	10.0091
11	11.0005	11.0011	11.0025	11.0051
12	12.0006	12.0008	12.0006	12.0010
13	13.0001	13.0004	13.0020	13.0038

표 5 가공선로 고장점 추정 결과(고장저항: 100[Ω])
Table 5 The results of fault location on overhead (fault resistance: 100[Ω]) [km]

거리[km]	0°	30°	60°	90°
1	1.0000	1.0005	1.0001	1.0009
2	2.0950	2.0946	2.0951	2.0942
3	3.1499	3.1495	3.1499	3.1489
4	4.1639	4.1634	4.1637	4.1629
5	5.0086	5.0084	5.0085	5.0081
6	6.2261	6.2264	6.2263	6.2267
7	7.0000	7.0005	7.0004	7.0008
8	8.2212	8.2217	8.2218	8.2218
9	9.0148	9.0145	9.0144	9.0146
10	10.0122	10.0127	10.0129	10.0121
11	11.0105	11.0110	11.0114	11.0100
12	12.0067	12.0072	12.0078	12.0058
13	13.0001	13.0006	13.0013	13.0014

표 6 가공선로 고장점 추정 결과(고장저항: 200[Ω])
Table 6 The results of fault location on overhead (fault resistance: 200[Ω]) [km]

거리[km]	0°	30°	60°	90°
1	1.0000	1.0011	1.0005	1.0077
2	2.1072	2.1063	2.1065	2.1144
3	3.1679	3.1670	3.1671	3.1744
4	4.1825	4.1817	4.1817	4.1885
5	5.0074	5.0069	5.0070	5.0105
6	6.2497	6.2503	6.2501	6.2463
7	7.0000	7.0011	7.0006	7.0024
8	8.2541	8.2551	8.2544	8.2505
9	9.0155	9.0150	9.0155	9.0171
10	10.0140	10.0150	10.0139	10.0117
11	11.0120	11.0130	11.0116	11.0100
12	12.0075	12.0087	12.0070	12.0056
13	13.0001	13.0011	13.0009	13.0017

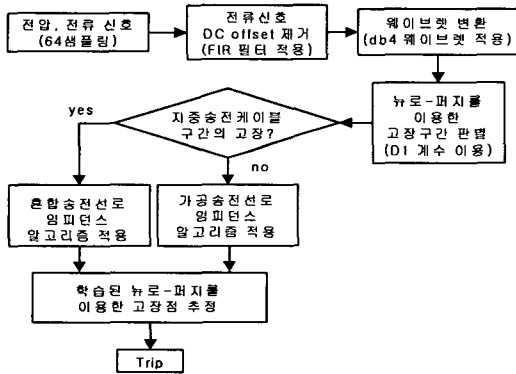


그림 13 고장점 추정 흐름도
Fig. 13 Flow chart of fault location algorithm

임피던스에 적용하여 입력값을 재계산하여 학습된 뉴로-퍼지 시스템에 입력시켜 거리를 계산하였다. 이러한 방식은 뉴로-퍼지 시스템의 퍼지공간의 크기와 규칙이 많아지는 것을 막아주고 0[Ω]에서의 몇몇 조건에서만 학습시킴으로써 학습량도 줄어들 뿐만 아니라 본 논문에서 고려하지 않은 다른 고장저항에 대해서도 좋은 결과를 낼 것이라 사료된다.

6.5 고장점 추정 흐름도

그림 15는 본 논문에서 제시한 고장점 탐색 알고리즘의 흐름도이다. 여기에 나타난 것처럼 고장신호를 샘플링하여 전류신호는 DC offset을 제거하였고, 이들 신호를 웨이브렛 변

환시켜 추출한 D1 계수를 이용하여 고장구간 판별을 실시한 뒤, 웨이브렛 변환으로 D1계수와 함께 얻어진 A3계수를 사용하여 고장구간에 따라 가공송전선로나 지중송전선로의 임피던스를 계산한다. 이 때 얻은 저항성분과 리액턴스성분을 학습된 뉴로-퍼지 시스템에 입력하여 고장거리를 계산하게 된다.

7. 결 론

본 논문에서는 가공송전선로와 지중송전케이블이 연결된 혼합송전선로에서 서로 다른 고장발생각과 고장점 저항을 갖는 여러조건에서 1선지락 고장을 모의하여 고장구간 판별과 고장점 추정을 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 실시하였으며 이를 통해 얻은 결과를 정리하면 다음과 같다.

- (1) 혼합송전선로에서 고장구간 판별과 선택된 고장구간에서의 고장점 판별을 하기 위해서 각기 다른 뉴로-퍼지 시스템을 구성하였다.
- (2) 고장구간 판별을 위한 입력값을 계산하는 식을 제시하였고 이로부터 얻은 입력값을 받은 뉴로-퍼지 시스템은 여러가지 고장조건에서도 고장구간을 매우 정확하게 판별하였다.
- (3) 고장점 추정을 위해서 사용한 뉴로-퍼지 시스템의 입력값은 혼합송전선로에서의 임피던스 계산법을 사용하여 얻은 저항과 리액턴스 값이고 고장구간 판별용 뉴로-퍼지 시스템으로 판별된 고장구간에서 고장발생각과 고장저항에 상관없이 고장점을 정확하게 추정하였다.
- (4) 본 논문에서는 시스템은 이미 선행된 혼합송전선로에서의 고장점 추정에 관한 다른 연구들보다 더 정확한 결과를 얻어내었고 다른 논문에서 다루지 않은 고장위상과 고장저항의 조건에서도 정확하게 고장구간 판별과 고장점 추정을 우수하게 수행하였다.

한편, 본 논문에서는 실제통에서의 1선지락 고장에 대해서만 다루었으므로 기타 고장종류에 대해서도 고려할 예정이다.

감사의 글

본 논문은 한국과학재단의 2002년도 “지역대학 우수과 학자 지원연구”에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.(과제번호 : R05-2002-000-00895)

참 고 문 헌

- [1] 정재균, 이종범, 윤양웅, “혼합송전계통에서 웨이브렛 변환을 이용한 고장점 탐색 알고리즘에 관한 연구”, 대한전기학회 논문지, Vol. 51, No. 5, pp. 247~254, 2002
- [2] 하체용, 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 NETWORK 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 Transmission 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] 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
- [9] 오성권, "프로그래밍에 의한 컴퓨터지능", 내하출판사
- [10] Wavelet Toolbox For Use with MATLAB
- [11] 변성현, 김현, 김철환, 채영무, 김일동, 한경남 "송전선로의 고장검출을 위한 Mother Wavelet 선정에 관한 연구", 대한전기학회 논문지, Vol. 47, No. 9, pp.1277-1282, 1998
- [12] 홍동석, 이종범, " 웨이블릿 변환을 이용한 변압기 보호 계전 알고리즘", 대한전기학회 논문지, Vol. 52A., No. 2, pp. 134-141, 2003
- [13] 권기백, 서희석, 윤석무, 신명철, "웨이블릿 변환을 바탕으로 한 신경회로망을 이용한 전력용 변압기 보호 계전기법", 대한전기학회 논문지, Vol. 51A, No. 3, pp. 134-142 MAR. 2002
- [14] 강상희, 권태원, "최소자승법을 이용한 고속 거리계전 알고리즘", 대한전기학회 논문지, Vol. 48A, No. 7, pp 855-862, 1999
- [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 1996.
- [18] 강상희, 권태원, "최소자승법을 이용한 고속 거리계전 알고리즘" 대한전기학회 논문지, Vol. 48A, No. 7, pp. 855-862, 1999.

저 자 소 개

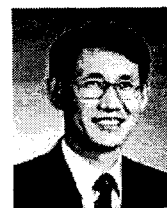


김 경 호(金 敬 昊)

1975년 9월 6일 생. 2002년 원광대 공대 전기전자공학부 졸업. 2002년~현재 동 대학원 석사과정.

Tel : (063)850-6735

E-mail : kkh5@wonkwang.ac.kr



이 중 범(李 鍾 範)

1955년 7월 12일 생. 1981년 한양대 공대 전기공학과 졸업. 1983년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1986년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1987~1990년 한국전기연구원 지중송전연구실 실장. 1997~1998년 미국 Texas A&M University 객원교수. 현재, 원광대 공대 전기전자 및 정보공학부 교수

Tel : (063)850-6735

E-mail : ipower@wonkwang.ac.kr



정 영 호(鄭 英 鎭)

1957년 5월 5일 생. 1980년 동국대 공대 전기공학과 졸업. 1983년 연세대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1999년 동 대학원 전기·컴퓨터공학과 졸업(박사). 1989~현재, 한전전력연구원 선임연구원

Tel : (042)865-5474

E-mail : yhjjeong@kepri.re.kr