

뉴로-퍼지를 이용한 혼합송전계통에서의 고장점 추정

김경호* 이종범
원광대

Fault Location using Neuro-Fuzzy in Combined Transmission Lines with Underground Power Cables

Kyung-Ho Kim Jong-Beom Lee
Wonkwang University

Abstract - Distance relay is operated in calculating line impedance. It can be worked accurately in overhead line. However, power cables or combined transmission lines need compensation for calculated impedance because cable systems have sheaths, grounding wires and sheath voltage limiters(SVLs). Neuro-fuzzy can be viewed either as a fuzzy system, a neural network or fuzzy neural network and it can estimate the location of the fault accurately. In this paper, fault section and fault location can be classified and estimated in neuro-fuzzy inference system and neural network

1. 서 론

현재 국내 송전선로는 도심지의 급속한 팽창과 가공송전선로의 건설이 어려운 지역의 출현 등으로 기존의 선로는 물론 새로운 선로를 전력케이ابل로 대체하거나 신설하는 경우가 증가하여 변전소 구간의 송전선로가 가공 및 지중으로 혼합되어 건설되는 경우가 늘어나게 되었다[1][2]. 이러한 지중송전계통이나 혼합송전계통의 지중선로 구간에서 고장이 발생하게 되면 일반 가공선로와는 달리 계전기에 의해 계산되는 결보기 임피던스는 실제임피던스와 많은 오차가 발생하여 거리계전기의 부동작 및 오동작의 우려가 매우 높다[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 적용형 계전이라는 새로운 개념이 검토되고 있다[3].

대부분의 전력계통보호 기술에서 계통상태는 관련된 전압과 전류의 패턴을 확인하는 것에 의해 정의되기 때문에 적용형 보호의 개발은 패턴인식 문제처럼 다루어 질수 있으며 이러한 패턴인식 작업을 수행할 수 있는 신경회로망은 훈련패턴으로부터 학습능력과 일반화능력을 가르치는 많은 수의 상호 연결된 처리 요소들(node)을 가지고 있다[4].

본 논문에서는 가공송전선로와 지중선로가 연계된 실제 154kV 혼합송전선로계통에서 1선지락고장 발생시, 고장상의 전압과 전류를 웨이브렛 변환 시킨 후, 이 값들을 뉴로-퍼지 시스템과 신경망에 입력시켜 고장구간판별 및 고장점추정을 실시하였고 적용된 웨이브렛 변환과 뉴로-퍼지 시스템은 MATLAB Toolbox에 포함되어 있는 관련함수들을 이용하여 실행시켰다.

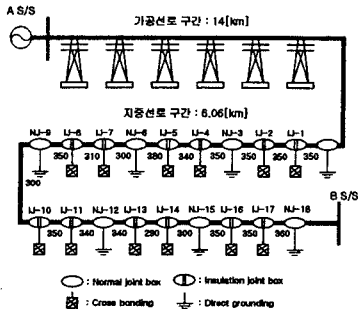


그림 1. 혼합송전선의 모델계통

2. 혼합송전계통 모델링

그림 1은 본 논문에서 사용된 혼합송전선로의 계통도이다. 그림처럼 전원은 154(kV) 편단전원이며 14(km)의 가공송전선로와 6.06(km)의 지중송전선로가 연계되어 있는 총 20.6(km)의 실제계통으로 EMTP/ATPDraw를 이용하여 모의하였다. 가공송전선로는 ACSR 410(mm)²×2 bundle의 형태이고 지중송전케이블은 2000(mm²) XLPE 케이블이 전력구방식의 정상각배열로 포설되어 있다. 가공선로와 지중선로가 연계되는 14(km)지점과 케이블

간의 접속점인 19(km)지점을 제외한 매 1(km) 지점에서 고장발생각과 고장저항을 서로 다르게 하여 1선지락 고장을 모의한 뒤, 학습용 데이터와 시험용 데이터로 각각 나누어서 사용하였다.

3. 웨이브렛 분석

3.1 기존 신호분석과 웨이브렛 변환

신호 분석법에서 가장 널리 알려져 것이 푸리에 분석법이고 이는 신호를 각각의 주파수 성분으로 분해하지만 그 주파수 성분의 발생시점에 관한 정보는 제공해 주지 않는다[5][6]. 그러나 웨이브렛 변환은 Scale이 주파수에 따라 변화한다. 즉, 시간-스케일 영역을 사용함으로써 가변윈도우 특성을 나타내므로 Low Scale에서는 High Frequency 성분을 나타내고, High Scale에서는 Low Frequency 성분을 나타내게 된다. 이처럼 웨이브렛 변환은 웨이브렛 모함수를 정의하고 이 모함수를 시간에 따른 크기 변형(Scaling)과 시간에 따른 지연(Shifting)을 통하여 분석영역이 가변되는 윈도우를 사용함으로써 푸리에 변환과 STFT 변환의 단점을 해결하였다[1][7][8].

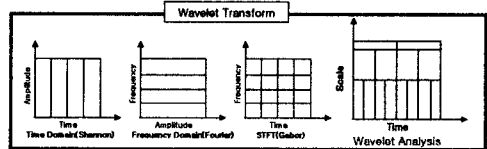


그림 2. 웨이브렛 변환

3.2 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환은 마더 웨이브렛을 Scale하고 Shift시켜 만들어진 가변 윈도우 분석을 수행하게 되며 이들 가변 윈도우를 웨이브렛이라 부른다. 마더 웨이브렛 $\Psi_{a,b}(t)$ 은 대부분 짧고 진동적인 함수로서 평균값이 0이고 양쪽 끝에서 급격히 감소하는 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 Scale까지 연속적으로 이동하면서 계산이 이루어지며, 신호 $f(t)$ 에 대한 연속 웨이브렛 변환은 다음 식 (2)와 같다.

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

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

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

4. 뉴로-퍼지

고전적인 수치해석법에 바탕을 둔 시스템 모델링은 불확실성을 갖는 시스템에는 적합하지 않다[9]. 복잡성과 불확실성을 나타내는 비선형 시스템에서 다른 지능형 모델에 비해 보다 나은 성능을 가지고 있는 뉴로-퍼지 시스템은 신경회로망과 퍼지 시스템의 단점들을 퍼지 개념이 네트워크 구조에 삽입된 것으로, 퍼지 시스템의 강인함에 신경망의 학습 능력을 통합하여 효율과 성능이 향상되는 방향으로 두 모델 구조

를 하나의 모델 구조로 통합한 형태로 다음 표 1과 2에 장·단점, 차이점 그리고 유사점을 나타내었다(4)(9)(10).

표 1 퍼지 시스템과 신경회로망의 장단점

시스템	장점	단점
퍼지시스템	· 애매함이 있는 시스템의 정성적 표현 가능 · 불확실한 시스템에 대한 강인성	· 전문가나 경험에 의존하여 퍼지규칙 추출
신경회로망	· 입출력 관계의 학습 · 병렬처리 능력	· 애매함으로 인한 시스템 이해가 어렵다.

표 2. 퍼지 시스템과 신경회로망의 상호 관련성

시스템	차이점	유사점
퍼지시스템	· 논리 분야에 우수함 · 고차 처리를 쉽게 하여줌 · 정성적 표현이 가능	· 시그모이드 함수(활성함수) 및 멤버십 함수의 출력 특성 · 뉴런의 곱셈, 덧셈 연산과 퍼지추론의 Max, Min 연산
신경회로망	· 비선형 추정에 우수함 · 학습기능에 의한 고도의 유연성	

그림 3은 뉴로-퍼지 시스템의 기본적인 구조를 나타내는 것으로 다음과 같은 규칙을 갖는다.

Rule 1: If x is A₁ and y is B₁, then f₁=p₁x+q₁y+r₁.
Rule 2: If x is A₂ and y is B₂, then f₂=p₂x+q₂y+r₂.

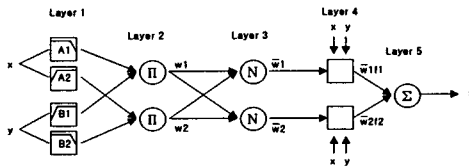


그림 3. 뉴로-퍼지 시스템의 구조

뉴로-퍼지 시스템의 각 층별 연산을 살펴보면 다음과 같다.

Layer 1 : 각 입력에 대한 멤버십 함수를 생성한다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (4)$$

Layer 2 : 각 규칙의 적합도를 계산한다.

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

Layer 3 : 적합도를 정규화시킨다.

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

Layer 4 : 결론부 파라미터를 통한 규칙 출력을 계산한다.

$$O_i^4 = y_i = w f_i = w(p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (7)$$

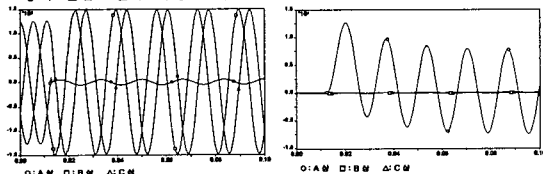
Layer 5 : 모든 입력들을 합한다.

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

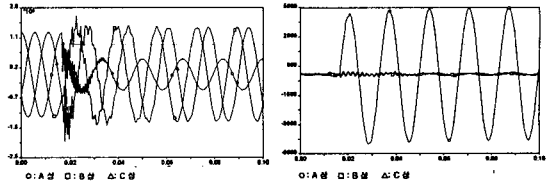
5. 고장점 추정

5.1 시뮬레이션 결과

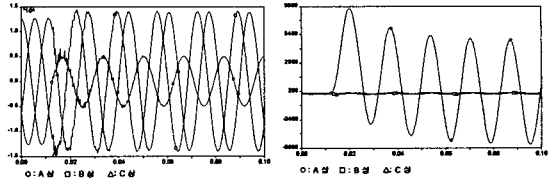
혼합송전선로의 모델링에 의한 계전기 설치점에서 측정된 1선지락 고장의 전압·전류 파형은 다음 그림 4~5에 나타내었다.



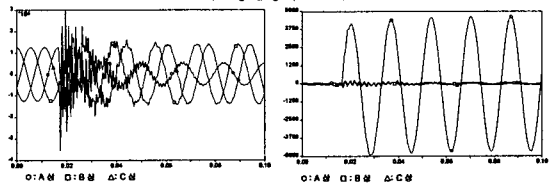
(a) 계전점에서의 전압파형 (b) 계전점에서의 전류파형
그림 4. 1km 지점(가공선로)에서의 고장파형
(고장발생각 : 0°, 고장점저항 : 0(Ω))



(a) 계전점에서의 전압파형 (b) 계전점에서의 전류파형
그림 5. 13km 지점(가공선로)에서의 고장파형
(고장발생각 : 90°, 고장점저항 : 0(Ω))



(a) 계전점에서의 전압파형 (b) 계전점에서의 전류파형
그림 6. 15km 지점(지중선로)에서의 고장파형
(고장발생각 : 0°)



(a) 계전점에서의 전압파형 (b) 계전점에서의 전류파형
그림 7. 20km 지점(지중선로)에서의 고장파형
(고장발생각 : 90°)

가공선로부분인 1km와 13km, 그리고 지중선로부분인 15km와 20km에서 고장발생각 0°와 90°인 경우 전압·전류의 파형을 나타낸 위의 그림들을 비교해보면 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 고장발생각 0°인 지중선로 고장보다 훨씬 많은 고조파를 함유하고 있다.

5.2 고장구간 판별

혼합송전선로에서 고장점을 추정하기 위해서는 우선 고장발생 구간이 가공선로인지 지중선로인지를 판별해야 한다. 고장구간 판별을 위해서 전압과 전류신호를 웨이브렛 변환시키고 전류신호는 식 (9)와 같이 FIR필터를 통과시켜 DC offset을 제거시킨 뒤, 웨이브렛 변환을 실시하였다(11).

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

여기서, Δt : 샘플링 간격, τ : 시정수.

x_k : 현재시점 샘플값

이 필터의 크기 및 위상 특성은 식 (10)과 같이 나타낸다.

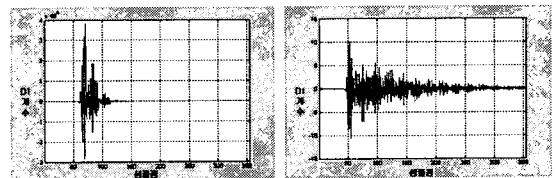
$$MAG = \sqrt{E_n^2 + F_n^2}, \quad \phi_h = \tan^{-1} \frac{F_n}{E_n} \quad (10)$$

여기서,

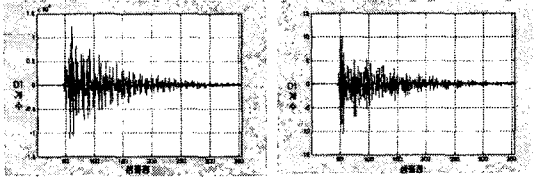
$$E_n = 1 - \frac{1}{\exp(\Delta t/\tau)} \cos\left(\frac{2n\pi}{N}\right)$$

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

n : 고조파 차수, N : 주기당 샘플수



(a) 전압신호의 d1계수 (b) 전류신호의 d1계수
그림 8. 13km 지점에서의 고장파형 분석
(고장발생각 : 90°)



(a) 전압신호의 d1계수 (b) 전류신호의 d1계수
그림 9. 15km 지점에서의 고장파형 분석
(고장발생각 : 0°)

고장구간을 판별하기 위해서 사용될 신호는 db4를 이용하여 3단계 웨이브렛 변환시킨 전압·전류신호의 d1계수로서 그림 8과 9에 나타나 있다. 고장구간을 판별하기 위해서 한주기(64샘플)동안의 전압·전류의 d1계수의 합을 이용하였다. 하지만 여러가지 고장발생각과 고장지점에서 얻어진 가공선로와 지중선로의 d1계수는 그 범위가 명확히 구분되지 못하고 몇몇 겹치는 경우가 있어서 식 (11)과 (12)처럼 한주기 최대값을 1로 한 뒤 그값을 기준으로 나머지 d1계수들을 다시 계산하여 그 값들을 비교하였다. 그 결과 그림 4~7에서 알 수 있듯이 가공선로보다 지중선로의 고장신호에 함유된 고조파성분이 더 오랫동안 지속되므로 그림 8과 9에 나타난 전압의 d1계수도 더 오래 지속되었다. 식 (11)과 (12)로 계산한 결과, 지중선로의 계산값이 가공선로보다 상대적으로 더 높게 나타났다.

$$S(V_a) = \sum_{n=1}^{64} \frac{DI(V_a(n))}{\max(DI(V_a))} \quad (11)$$

$$S(I_a) = \sum_{n=1}^{64} \frac{DI(I_a(n))}{\max(DI(I_a))} \quad (12)$$

위의 식으로 얻어진 값들을 이용하여 뉴로-퍼지를 학습시켜 가공선로에서의 고장은 1, 지중선로 고장은 -1값을 갖도록 목표값을 정하고 학습을 시켰다.

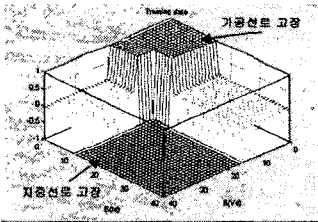


그림 10. 고장구간 판별을 위한 목표값

위의 값을 목표로 멤버십 함수를 갖도록 least squares estimation과 backpropagation method를 함께 사용한 hybrid method로 지정하여 학습시킨 결과, 다음과 같은 멤버십 함수를 얻을 수 있었다.

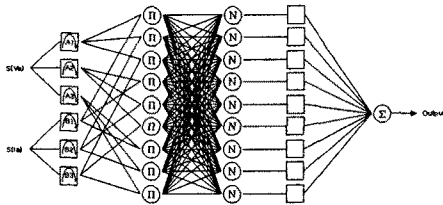


그림 11. 고장구간 판별에 사용된 뉴로-퍼지

고장구간 판별을 위해 사용된 최종 멤버십 함수는 그림 12에 나타나 있으며 모든 데이터에 대한 결과값은 그림 13과 같다.

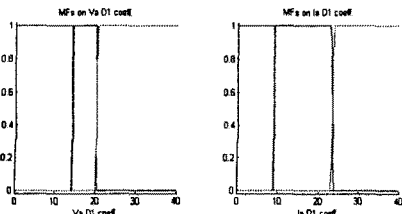


그림 12. 고장구간 판별을 위한 멤버십 함수

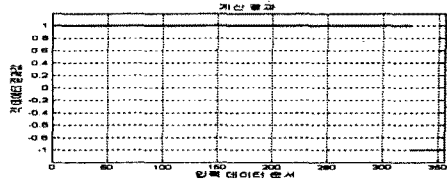


그림 13. 뉴로-퍼지를 이용한 고장구간 판별 계산 결과

5.3 고장점 추정

고장구간이 판별되면 고장이 발생한 지점을 계산하는 단계로 넘어간다. 고장점 추정에 사용되는 데이터는 웨이브렛 변환으로 얻은 전압과 전류의 기본파성분인 A3를 사용하여 가공선로 고장시 임피던스 계산식인 식(13), 지중선로 고장시 임피던스 계산식인 식(14) 그리고 혼합선로에서 고장지점까지의 정상분 임피던스를 구하는 식(15)를 이용하여 임피던스 계산한 값의 Re(Z)와 영상전류의 A3성분을 입력으로 하여 신경망을 학습시킨 뒤, 고장점을 추정하였다[12][13]. 사용된 신경회로망 구조는 두개의 입력에 하나의 출력을 가지며 은닉층은 가공선로용과 지중선로용이 각각 52개와 12개의 노드를 갖도록 설계하여 backpropagation 알고리즘으로 학습시켰다.

$$Z_{L1} = \frac{V_A}{I_A + I_0 \left(\frac{Z_{L1} - Z_{L1}}{Z_{L1}} \right)} \quad (13)$$

$$Z_C = \frac{V_{LT}}{I_A + I_0 \left(\frac{Z_C - Z_C}{Z_C} \right)} \quad (14)$$

$$Z_T = Z_L + Z_C \quad (15)$$

신경망을 학습시키기 위해 사용된 데이터는 표 3에 나타난 것처럼 가공선로 데이터 60개, 지중선로 10개를 선정하여 학습시켰고 학습된 신경망을 검사해보기 위해 사용된 시험용 데이터는 가공선로 데이터 260개와 지중선로 데이터 20개로 표 4에 정리하였다.

표 3. 학습용 데이터

고장구간	고장거리(km)	고장발생각	고장점 저항(Ω)
가공선로	2, 6, 8, 9, 12, 13	0°, 90°	0, 3, 7, 10, 15
지중선로	15, 16, 17, 18, 20	0°, 90°	0
총개수	가공선로 : 60개 지중선로 : 10개		

표 4. 시험용 데이터

고장구간	고장거리(km)	고장발생각	고장점 저항(Ω)
가공선로	1~13	0, 30, 45, 60, 90	0, 3, 7, 10, 15
지중선로	15, 16, 17, 18, 20	0, 30, 45, 60, 90	0
총 개수	가공선로 : 265개 지중선로 : 15개		

계산결과에는 오차값으로 나타내었으며 오차는 식(16)을 사용하여 계산하여 표 5~10에 나타내었다[1][4].

$$\text{오차}(\%) = \frac{|\text{실제거리} - \text{계산거리}|}{\text{총선로 길이}} \times 100 \quad (16)$$

표 5. 가공선로 고장점 추정 오차(고장발생각:0°) 단위(%)

거리(km)	고장점 저항				
	0(Ω)	10(Ω)	3(Ω)	7(Ω)	15(Ω)
1	2.3423	2.2635	3.6093	5.0707	3.5290
2	0.2076	0.1177	0.1145	0.0707	0.1100
3	1.5280	1.7748	0.9559	1.2909	1.8564
4	1.2983	2.3767	1.7191	1.0501	1.7439
5	0.5046	1.2840	1.3190	0.2121	0.6599
6	0.0434	0.0137	0.5872	0.0912	0.0184
7	0.3044	0.3617	1.5212	0.0186	0.1979
8	0.1694	0.0220	0.4712	0.2896	0.0076
9	1.6308	0.2013	0.6058	0.1715	0.3874
10	2.7290	0.3045	0.4919	0.5063	0.4664
11	1.3396	0.3130	1.9145	1.0938	0.0644
12	0.5127	0.3179	1.7515	0.6493	0.3221
13	0.3031	0.1208	0.8107	0.1618	0.1692

표 6. 가공선로 고장점 추정 오차(고장발생각:30°) 단위[%]

거리 (km)	고장점 거합				
	0(Ω)	10(Ω)	3(Ω)	7(Ω)	15(Ω)
1	2.3464	2.2482	3.5396	2.4579	3.5275
2	0.0138	0.1410	0.0472	0.0095	0.1060
3	1.6252	1.8097	1.2210	1.3867	1.8658
4	1.4404	2.4396	1.4118	1.2097	1.7616
5	0.3885	1.3724	1.0952	0.0553	0.6830
6	0.2485	0.1163	0.2398	0.0798	0.0450
7	0.5815	0.2535	1.1341	0.2289	0.1673
8	0.1390	0.1440	0.1554	0.0711	0.0275
9	1.9715	0.0558	0.9920	0.0582	0.4311
10	3.1366	0.1352	0.0846	0.1789	0.5236
11	1.7407	0.1119	1.2063	0.7479	1.1335
12	0.0664	0.0958	1.0083	0.3153	0.2501
13	0.4522	0.0965	0.1792	0.4800	0.2361

표 7. 가공선로 고장점 추정 오차(고장발생각:45°) 단위[%]

거리 (km)	고장점 거합				
	0(Ω)	10(Ω)	3(Ω)	7(Ω)	15(Ω)
1	2.3522	2.2450	3.5234	2.4510	3.5272
2	0.0169	0.1462	0.0284	0.0057	0.1050
3	1.6754	1.8184	1.2877	1.4135	1.8682
4	1.5176	2.4563	1.3064	1.2566	1.7660
5	0.3252	1.3969	0.9997	0.0059	0.6893
6	0.3730	0.1493	0.0911	0.1423	0.0532
7	0.7536	0.2129	0.9494	0.3129	0.1569
8	0.3344	0.1900	0.0171	0.0100	0.0398
9	2.1877	0.0006	1.1721	0.1533	0.4480
10	3.3909	0.0627	0.3806	0.0350	0.5472
11	2.0080	0.0191	0.7711	0.5744	0.1635
12	0.4664	0.0116	0.5301	0.1421	0.2174
13	0.9552	0.2030	0.2436	0.6494	0.2691

표 8. 가공선로 고장점 추정 오차(고장발생각:60°) 단위[%]

거리 (km)	고장점 거합				
	0(Ω)	10(Ω)	3(Ω)	7(Ω)	15(Ω)
1	2.3573	2.2463	3.5281	2.4536	3.5272
2	0.0217	0.1443	0.0293	0.0023	0.1054
3	1.7028	1.8167	1.2786	1.4118	1.8676
4	1.5598	2.4545	1.2935	1.2561	1.7654
5	0.2917	1.3952	0.9722	0.0039	0.6888
6	0.4468	0.1507	0.0468	0.1525	0.0527
7	0.8565	0.2076	0.8861	0.3299	0.1577
8	0.4549	0.1976	0.0913	0.0233	0.0403
9	2.3198	0.0098	1.2338	0.1758	0.4490
10	3.5412	0.0464	0.4996	0.0039	0.5492
11	2.1665	0.0048	0.5619	0.5164	0.1664
12	0.7207	0.0421	0.2923	0.0809	0.2130
13	1.2752	0.2348	0.4636	0.7123	0.2765

표 9. 가공선로 고장점 추정 오차(고장발생각:90°) 단위[%]

거리 (km)	고장점 거합				
	0(Ω)	10(Ω)	3(Ω)	7(Ω)	15(Ω)
1	2.3713	2.2588	3.5827	2.4801	3.5285
2	0.0406	0.1258	0.0723	0.0431	0.1085
3	1.7305	1.7915	1.0928	1.3492	1.8607
4	1.6100	2.4119	1.4465	1.1570	1.7533
5	0.2485	1.3376	1.0344	0.0947	0.6741
6	0.5706	0.0935	0.1366	0.0757	0.0369
7	1.0316	0.2562	0.9503	0.2477	0.1749
8	0.6687	0.1449	0.0939	0.0757	0.0225
9	2.5598	0.0512	1.1701	0.0974	0.4288
10	3.8031	0.1029	0.4797	0.0903	0.6383
11	2.4728	0.0509	0.4203	0.5746	0.2702
12	1.2168	0.0136	0.1093	0.1288	0.1081
13	1.8721	0.1771	0.6598	0.6705	0.3752

표 10. 지중선로 고장점 추정 오차계산 단위[%]

거리 (km)	고장발생각				
	0°	30°	45°	60°	90°
15	0.2952	0.2715	0.4656	0.3369	0.3417
16	0.5179	0.4269	0.5620	1.0066	0.4636
17	0.4827	0.0679	0.2716	0.4668	0.6873
18	0.5829	0.5582	0.5609	0.3849	0.5747
20	0.5550	0.2355	0.2324	0.3462	0.3560

5.4 고장점 추정 흐름도

그림 14는 본 논문에서 제시한 고장점 탐색 알고리즘의 흐름도이다. 여기서 보이는 바와 같이 고장신호를 샘플링하여 전류신호는 DC offset을 제거하였고, 이를 신호를 웨이브렛 변환시켜 추출한 D1계수를 이용하여 고장구간 판별을 한 뒤, 고장구간에 따라 가공송전선로나 지중송전선로의 임피던스 계산을 한다. 여기서 얻어진 Re(Z)값과 영상전류의 A3 계수를 사용하여 이미 학습된 신경망에 입력하여 고장구간을 계산하게 된다.

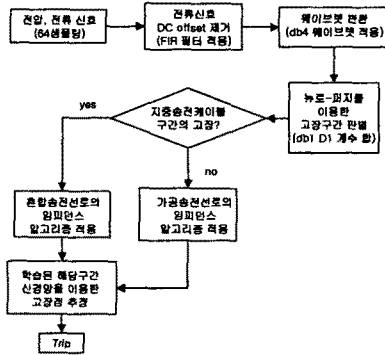


그림 14. 고장점 추정 알고리즘

5. 결론

본 논문에서는 가공송전선로와 지중송전선로가 연결된 혼합송전선로에서의 1선지락고장시 고장점 추정을 퍼지 시스템과 신경망 이론이 혼합된 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 고장구간 판별 및 고장점 추정을 실시하였다.

- (1) 고장구간 판별은 전압과 전류의 웨이브렛 변환 계수인 d1 계수를 제시된 식 (11)과 (12)로 계산하여 얻은 값으로 학습된 뉴로-퍼지 시스템에 입력하여 판별하였다.
- (2) 고장점 추정은 식 (13), (14), (15)에 제시된 임피던스 계산 알고리즘으로 얻은 Re(Z)값과 영상전류의 웨이브렛 변환값인 A3를 이용하여 학습된 신경망으로 통하여 계산하였다.
- (3) 식 (16)으로 계산된 오차값으로 표 5, 6, 7, 8, 9, 10에 제시하였다.
- (4) 특별한 보상값 없이 혼합송전선로에서 적은 오차를 갖는 고장점을 추정하였다.

본 논문에서는 1선지락 고장에 대해서만 다루었으며 기타 고장도 고려할 필요가 있어 이에 대한 연구가 지속되어야 한다고 사료된다.

[참고 문헌]

- (1) 정재균, 이종범, 윤양용, "혼합송전계통에서 웨이브렛 변환을 이용한 고장점 탐색 알고리즘에 관한 연구", 대한전기학회 논문지, 제 51권 제 5호, pp 247~254, 2002
- (2) 하재용, 이종범 "지중송전선로를 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, 제14호, 1999
- (4) 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 962~907, 2000
- (5) 정오성, 최상열, 김호준, 신명철, 이복구, 서희석, "퍼지신경망을 이용한 배전계통의 고장유형 판별 기법", 1999년도 대한전기학회 정기총회 및 추계학술대회 논문집, pp 131-133, 1999
- (6) 홍동석, 이종범, "22.9kV 혼합배전선로의 뇌과전압 해석 및 증정선 유지전압 해석", 2000년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp 510-512, 2000
- (7) 정재균, 홍동석, 이종범, "Wavelet 변환을 이용한 혼합송전계통에서의 Fault Location", 대한전기학회 전력기술위원회 춘계학술대회 논문집, pp 226-229, 2001
- (8) Wavelet Toolbox For Use with MATLAB
- (9) 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
- (10) 오성권, "프로그래밍에 의한 컴퓨터지능" 내라출판사
- (11) 강상희, 권태원, "최소사승법을 이용한 고속 거리계전 알고리즘", 대한전기학회 논문지, Vol. 48A, No. 7, pp 855~862, 1999
- (12) 하재용, "가공송전선로와 지중송전선로가 혼합된 송전계통에서 디지털 거리계전 알고리즘 개발" 원광대학교 석사학위 논문, 2000
- (13) 정재균, "웨이브렛 변환을 이용한 혼합송전계통에서 고장점 추정 및 디지털 거리계전 알고리즘 개발", 원광대학교 석사학위 논문, 2001