

신경회로망을 이용한 거리 계전기의 속도 개선 방법

조경래*, 오강용철**, 김성수**, 남순열**, 박종근**, 강상희***, 김광호§
 *효성 중공업, **서울대학교 전기공학부, ***명지대학교 전기공학부, §강원대학교 전기공학과

A Method to Improve the Speed of a Distance Relay Using Artificial Neural Networks

K. R. Cho*, O. Y. C. Kang**, S. S. Kim**, S. R. Nam**, J. K. Park**, S. H. Kang***, K. H. Kim§
 *Hyosung Heavy Industry, **Seoul National University, ***Myong-Ji University, §Kangwon National University

Abstract - This paper describes a method to improve the speed of a distance relay based on a differential equation of transmission lines using feedforward artificial neural networks (ANN) on an EHV system. For the impedance calculation an integration approximation to the differential equation is used and then an ANN is trained with the impedance convergence characteristic. The ANN predicts the fault distance with some calculated resistances and reactances before they reach trip zone. Thus, the proposed method can improve the speed of distance relays, significantly if a high sampling rate such as 48 samples per cycle is employed.

I. 서론

송전선 보호용 미분 방정식법은 분포 정수 송전선을 집중 정수 선로로 가정하고, 전압, 전류로부터 송전선의 저항과 리액턴스를 계산하여 사고 거리를 추정하여 송전선의 사고 여부를 판정하는 방식이다. 이는 직교함수법에 비하여 직류 옴셋성분에 강한 특성을 가지고 있으며, 데이터 윈도우의 폭을 감소시킬 수 있어 속도 향상의 측면에서는 유리한 방법이다. 하지만, 가정한 집중정수 모델이 낮은 주파수 영역에서만 유효하기 때문에, 정확한 사고 검출을 위해서는, 사고시 계전 신호에 포함되어 있는 고조파 성분을 제거하는 저역 통과 필터가 필요하다. 이로 인하여 전압, 전류 등 계전신호의 시지연을 야기하여, 데이터 윈도우의 시작점이 사고 발생 순간에 있는 순간 또는 그 이후 이더라도, 계산한 임피던스는 사고 거리로 곧바로 수렴하지 않게 된다. 그러므로, 계전기의 속도가 느려지는 단점이 있다.

디지털 계전기에서 중첩방지를 목적으로 사용하고 있는 저역 통과 필터의 차단 주파수는 A/D 컨버터 샘플링 주파수의 1/2로 결정한다.[1] 그러므로 높은 샘플링 주파수를 사용하는 경우에는 차단 주파수를 높게 할 수 있어, 저역통과 필터에 의한 시지연을 감소시킬 수 있다. 그런데, 미분 방정식법의 경우에는, 샘플링 주파수가 높은 경우에도, 미분 방정식에서 사용하는 집중 정수 송전선 모델이 유효한 주파수 범위가 제한되어 있어[2], 차단 주파수를 높이면 계산한 임피던스의 오차가 증가하므로 차단 주파수를 높일 수 없게 되어, 시지연의 감소를 기대하기 어렵다. 또한 고압 및 초고압 계통에서는 선로의 커패시턴스 성분이 많기 때문에, 낮은 전압 계통에 비해서 사고시 저주파 성분은 많아진다. 이 성분에 의한 오차를 감소하기 위해서는, 정지대역의 이득을 전압이 낮은 계통에 비하여 더욱 감소하여야 하는데, 이는 고차의 필터가 필요하여 결과적으로 계전기 시지연이 유발된다. 저역 통과 필터가 설계되면, 이의 크기 특성과 위상 지연 특성이 결정된다. 직류 옴셋성분을 포함한 과도 신호는 계통 조건 및 사고 조건에 따라 달라지고, 사고시 미분 방정식법에 의해서 계산하는 임피던스는 각 사고마다 일정한 수렴특성을 갖게 된다. 그러므로, 패턴 인식 등의 장점을 갖는 신경회로망이 그러한 특성을 학습하여 사고 발생 후 계산한 임피던스가 사고 값에 수렴하기 전에 신경회로망이 사고 거리를 추정할 수 있다면, 계전기 동작시간을 감소시킬 수 있게 된다.

본 논문에서는 미분 방정식법에서 계산한 임피던스가 사고값에 수

렴하기까지의 특성을 신경회로망에 학습시켜 계전기의 속도를 개선할 수 있는 방법을 제안한다. 임피던스 계산을 위해 사용한 방법은 미분 방정식을 적분근사하여 사용하는 방법이다. 계산한 임피던스를 학습한 신경회로망의 입력으로 사용하였고, 신경회로망으로 하여금, 계산한 임피던스가 사고점에 이르기 전에 사고거리를 추정한다. 샘플링 주파수를 높이는 경우에 계전기의 속도가 더욱 향상됨을 보였다.

II. 송전선 보호용 적분근사 알고리즘

그림 1에 모델 계통이 나타나 있으며, 3모선 전압 계급은 345 [kV]이며, 주파수는 60 [Hz]이다. 거리 계전기가 담당하고 있는 부분은 길이가 120 [km]인 송전선이다.

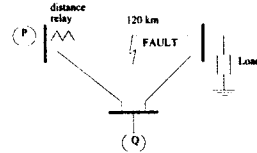


그림 1 모델 계통

본 논문에서 임피던스 계산용으로 사용한 방법은, 분포 정수 회로인 송전선을 그림 2의 집중정수로 근사화 하여, 임피던스를 계산하는 방법이다. 계전점에서의 전압, 전류로부터 식(1)을 이용하여 임피던스를 계산한다.[3]

$$\int_{t_0}^{t_0+(M-1)T} v(t)dt = R \int_{t_0}^{t_0+(M-1)T} i(t)dt + L \left[i(t_0 + (M-1)T) - i(t_0) \right] \quad (1)$$

여기서 T 는 샘플링 간격이며, M 은 계산에 필요한 데이터 윈도우의 크기이다. 선로의 임피던스는 식(2)를 풀어 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} R \\ L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \int_{t_0}^{t_0+(M-1)T} i(t)dt & i(t_0 + (M-1)T) - i(t_0) \\ \int_{t_0}^{t_0+(M-2)T} i(t)dt & i(t_0 + (M-2)T) - i(t_0 - T) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \int_{t_0}^{t_0+(M-1)T} v(t)dt \\ \int_{t_0}^{t_0+(M-2)T} v(t)dt \end{bmatrix} \quad (2)$$

본 논문에서는 식(2)의 우변의 적분항을 식(3)으로 근사화 하였다.

$$\int_{t_0}^{t_0+(M-1)T} v(t)dt = \sum_{k=1}^M C_k \left(v(t_0 + (k-1)T) + v(t_0 + (M-k)T) \right) \quad (3)$$

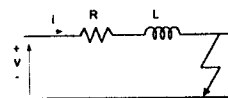


그림 2 거리 계전기에 사용되는 송전선의 등가 회로

여기서 C_i 는 적분 계수이며, N 은 적분 계수의 개수이다. 식 (3)의 적분 근사는 사다리꼴 공식 처럼 대칭 특성을 가지므로, 주파수 영역에서 선형 특성이 있다.[4] 적분 계수를 결정하기 위하여, 근사화 오차를 0으로 하는 N 개의 주파수를 선택하면, 적분 계수 C_i 는 식 (4)를 이용하여 결정할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} C_1 \\ C_1 \\ \vdots \\ C_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \dots & A_{1N} \\ A_{21} & A_{22} & \dots & A_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{N1} & A_{N2} & \dots & A_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \\ \vdots \\ B_N \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\text{여기서 } A_{ij} = \cos \frac{\omega_i(M+1-2j)T}{2}, B_i = \frac{1}{\omega_i} \sin \frac{\omega_i(M-1)T}{2}$$

본 논문에서 사용한 데이터 윈도우의 크기는 주기당 24 샘플인 경우에는 6, 주기당 48 샘플인 경우에는 8이다. 그리고 표 2에는 적분 계수 오차를 0으로 하는 주파수가 나타나 있으며, 이를 구하는 자세한 과정은 참고문헌 [3]에 나타나 있다.

표 1. 적분 근사 계수 오차를 0으로 하는 주파수

샘플링 비율 (샘플/주기)	윈도우 크기	선택한 주파수 (Hz)
24	6	0, 60, 120
48	8	0, 60, 120, 210

III. 거리 계전기의 속도 개선 방법

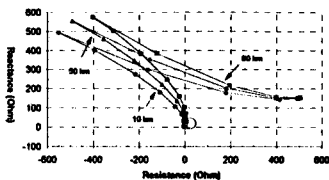
3.1 임피던스의 수렴특성

그림 3에는 그림 1의 모델 계통에서 여러가지 사고 시, 2절에서 설명한 방식으로 계산한, 사고 발생 후부터 트립영역으로 수렴하기까지의 임피던스의 궤적이 나타나 있다. 그림에서 원은 모 계전기의 트립 영역을 나타낸다. 그림 3a와 그림 3b는 각각 전압 위상각 90도, 10도 사고의 경우의 임피던스 궤적을 보여 준다. 그림 3a와 그림 3b에 나타난 바와 같이, 사고 위상각이 같으면 사고 거리가 다르더라도 임피던스의 궤적이 유사한 패턴을 가짐을 알 수 있다.

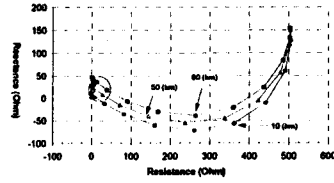
신경회로망은 외삽능력이 훌륭하므로, 여러가지 사고 조건 즉, 사고 거리, 사고 위상각을 달리한 경우의 그림 3에서 보여준 임피던스 수렴특성을 학습시킨다면, 임피던스 궤적이 트립 영역에 이르기 전의 몇개의 임피던스만으로도 신경회로망이 사고거리를 예측할 수 있다.

3.2 사고 거리 예측을 위한 다층 신경회로망

그림 4에 본 논문에서 사용한 다층형 신경회로망의 구조를 나타내었다. 입력층은 $2N$ 개의 유닛으로 이루어져 있으며, 2절에서 설명한 방식으로 계산한 N 쌍의 저항과 리액턴스가 입력으로 사용되었다. 여기서 N 은 신경회로망의 입력으로 사용되는 데이터의 수이다. 출력은 사고 거리의 임피던스에 해당하는 2개의 유닛으로 이루어져 있다. 학습과정에서 각각의 입력 패턴은 임피던스 궤적상의 N 쌍의 저항과 리액턴스로 이루어져 있으며, 출력은 사고 거리에 해당하는 송전선의 저항과 리액턴스를 나타낸다. 은닉층의 수는 2이고, 이들은 각각 $2P+3$ 개와 7개의 유닛으로 이루어져 있다. 이는 경험적으로 선택하였다. 신경회로망은 가변 학습을 역전파 알고리즘(error backpropagation algorithm with adaptive learning rate and momentum)을 이용하여 학습하였다. 오차는 식 (5)를 사용하였고, 오차의 한계가 3%이내로 하였으며, 여기함수로는 시그모이드함수를 사용하였다.



(a) 전압 위상각 90도 사고의 경우



(b) 전압 위상각 10도 사고의 경우
그림 3 사고시 임피던스의 수렴특성

$$\text{Error} = \max \left\{ \frac{y_{\text{target}} - y_i}{y_{\text{target}}} \right\} \quad (5)$$

여기서 y_i, y_{target} 는 각각 추정된 거리, 사고 거리를 의미한다.

3.3 거리 계전기의 속도 개선 방법

그림 5는 거리 계전기의 속도를 향상시키기 위하여 본 논문에서 제시한 방식의 블록도가 나타나 있다. 3상의 전압, 전류가 중첩방직용 저역 통과 필터를 거친 후에, 적분 근사 알고리즘으로 임피던스를 계산하였으며, 계산된 임피던스로부터 3.2절에서 설명한 신경회로망이 사고 거리를 추정하였다. 신경회로망이 사고 거리를 임피던스가 트립 영역 내에 수렴하기 전에 추정할 수 있으므로, 저역 통과 필터에 의한 계전기의 시지연을 감소시킬 수 있다.

서론에서 언급하였듯이, 미분 방정식은 $\gamma \approx 0.603$ 인 범위에서 유효하다.[2] 선로 길이가 120 [km]이므로, 미분 방정식은 주파수가 240 [Hz] 이하인 영역에서만 유효하다. 본 논문에서는 3차의 Butterworth 필터를 사용하였고, 그림 6은 설계한 필터의 크기 및 위상 특성을 나타낸다. 이 필터는 기본 주파수가 주기당 24 샘플인 경우에는 약 3 샘플, 주기당 48 샘플인 경우에는 약 7 샘플이 지연됨을 의미한다.

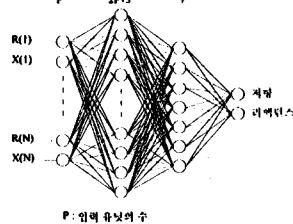


그림 4 신경회로망의 구조

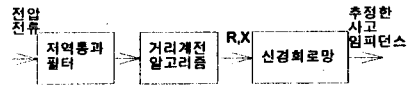
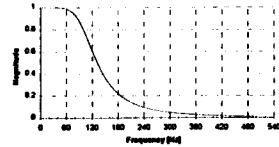
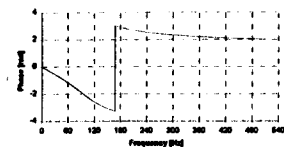


그림 5 제시한 방식의 블록도



(a) 크기 특성



(b) 위상 특성

그림 6 설계한 저역 통과 필터의 크기 및 위상 특성

IV. 사례 연구

4.1 학습 및 테스트 결과

그림 1의 모델 계통에서 EMTP를 이용하여 학습 및 시험 데이터를 얻었다. 학습 데이터를 얻기 위한 계통 및 사고 조건은 사고 위상각, 사고 거리, 전원 시정수, 사고 저항 등 4가지를 고려하였으며, 표 2에 나타나 있다.

표 2. 신경회로망 학습데이터 생성 조건

사고 위상각[deg]	0, 20, 40, 60, 80
거리 [km]	10, 20, 30, ..., 110
시정수 [ms]	90, 120
사고 저항 [Ω]	0.1, 10

계전기의 트립 영역은 100 [km]로 하였으며, 트립 특성은 모(mho) 특성으로 하였다.

4.1.1 주기당 24 샘플의 경우

주기당 24샘플인 경우에 신경회로망의 입력층의 여러수의 유닛에 대하여 학습하였고, 학습 오차가 3 [%] 이내를 만족하는 데 필요한 데이터의 쌍수는 5개이었다.

그림 7은 사고 위상각 60도, 90 [km] 사고시 신경회로망을 사용한 경우와 사용하지 않은 경우 기존의 방식을 비교하였다. 신경회로망은 외란이 감지될 때 기동하였으며, 사고 최종 판단을 위한 지연 카운터 (waiting counter)는 6으로 하였다. 그림 7에 나타난 바와 같이 신경회로망을 사용한 경우가 사용하지 않은 경우보다 리액턴스의 수렴이 빠름을 알 수 있고, 계전기도 약 2 [ms] 먼저 동작함을 알 수 있다.

학습데이터 이외에도 시험 데이터를 얻기 위한 계통 및 사고 조건은 표 3에 나타나 있다.

표 3. 시험 데이터 생성 조건

사고 위상각[deg]	10, 30, 50, 70, 90
거리 [km]	15, 25, 35, ..., 105
시정수 [ms]	100
사고 저항 [Ω]	5

그림 8 a와 그림 8b는 각각 고장 저항 0.1, 10 [Ω]인 경우에 신경회로망을 표2의 조건에서 생성한 학습 데이터와 표3의 조건에서 생성한 시험데이터를 시험하여 얻은 시험하여 얻은 계전기의 동작 시간을 나타내었다. 각 거리에서 사고 위상각, 시정수, 사고 저항을 달리하였을 경우의 동작시간을 평균하여 나타내었다. 그림에서 나타난 바와 같이 신경회로망을 사용한 경우가 기존의 방법보다 거리가 가까울수록 동작시간이 더 빨라짐을 알 수 있다.

4.1.2 주기당 48 샘플인 경우

서론에서 언급하였듯이 본 논문에서 제시한 방식은 신경회로망이 임피던스의 수렴계측을 학습할 수 있기 때문에, 계산한 임피던스가 트립 영역에 진입하기 이전에 사고 거리를 예측할 수 있다. 뿐만 아니라 샘플링 주파수가 높은 경우에는 신경회로망을 사용하지 않은 기존의 방식에 비해 계전의 동작 시간을 훨씬 단축시킬 수 있다. 4.1.2 절에서는 샘플링 주파수를 주기당 48 샘플인 경우에 대하여 사례 연구를 행하였다.

주기당 48샘플인 경우에 신경회로망을 여러가지 데이터의 쌍수에 대하여 학습하였고, 학습 오차를 3 [%] 이내로 하기 위하여 필요한 데이터의 쌍수는 8개이었다.

그림 9는 주기당 48 샘플인 경우에, 사고 저항이 각각 0.1, 10 [Ω]인 경우의 결과를 나타낸다.

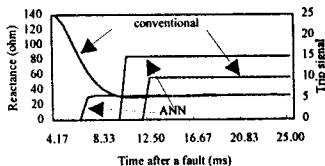


그림 7 신경회로망을 사용한 경우와 사용하지 않은 경우와의 비교

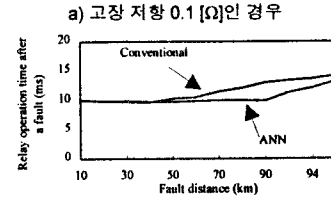
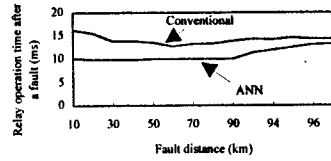


그림 8 주기당 24 샘플인 경우의 계전기 동작 시간

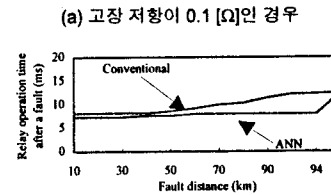
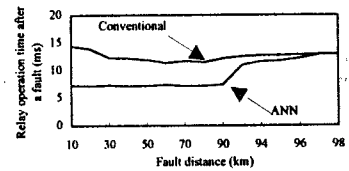


그림 9 주기당 48 샘플인 경우의 계전기 동작시간

IV. 결론

본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 미분 방정식을 이용한 거리 계전기의 속도를 개선하는 방식을 제안하였다. 신경회로망이 임피던스가 트립영역에 도달하지 않더라도 사고거리를 예측하기 때문에, 저역 통과 필터에 의한 시지연을 감소시킬 수 있다. 샘플링 주파수가 주기당 24 샘플, 주기당 48 샘플인 경우에 대하여 사례연구를 행하였으며, 사례 연구 결과 신경회로망을 사용한 경우가 신경회로망을 사용하지 않은 경우에 비해 계전기의 동작시간이 감소 됨을 알 수 있었다. 또한, 샘플링 주파수가 높은 경우(주기당 48 샘플)에는 시지연을 더욱 감소시킬 수 있음을 보였다.

V. 참고 문헌

- [1] A. G. Phadke, J. S. Thorp, "Computer Relaying for Power Systems", Research Studies Press Ltd. 1988
- [2] A. R. Bergen, Power System Analysis, Prentice Hall Inc. 1986
- [3] K. R. Cho, J. H. Hong, J. K. Park, "High Precision Distance Relaying Algorithm for Transmission Line Protection By Optimal Approximation Technique", Trans. of the IEE, Japan, Vol116-B, No.2, 1996
- [4] Richard L. Burden and J. Douglas Fairs, "Numerical Analysis", PWS-KENT, 1989, pp.145- 214