

신경회로망을 이용한 UPFC가 연계된 송전선로의 거리계전기에 관한 연구

박정호 · 정창호 · 신동준 · 김진오
한양대학교 전기공학과

A Study on Distance Relay of Transmission with UPFC
Using Artificial Neural Network

Jeong-Ho Park · Chang-Ho Jung · Dong-Joon Shin · Jin-O Kim
Dept. of EE, Hanyang University

Abstract - This paper represents a new approach for the protective relay of power transmission lines using a Artificial Neural Network(ANN). A different fault on transmission lines need to be detected, classified and located accurately and cleared as fast as possible. However, The protection range of the distance relay is always designed on the basis of fixed settings, and unfortunately these approach do not have the ability to adapt dynamically to the system operating condition. ANN is suitable for the adaptive relaying and the detection of complex faults. The backpropagation algorithm based multi-layer perceptron is utilized for the learning process. It allows to make control to various protection functions. As expected, the simulation result demonstrate that this approach is useful and satisfactory.

을 수학적 모델링을 통하여 구현한 것이다. 뇌의 신경세포에 해당하는 뉴런의 기능 모델은 그림 1과 같다.

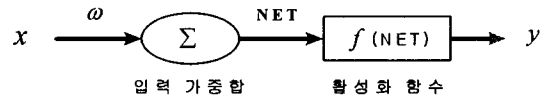


그림 1. 뉴런의 기능 모델

$$NET = \sum(wx), \quad y = f(NET), \quad f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-NET})} \quad (1)$$

입력이 x 이고 가중치가 ω 인 경우, 식 1은 뉴런에 입력되는 외부 가중합 (NET)과 출력 (y), 단극성 시그모이드 함수(Sigmoid Function) $f(x)$ 를 나타낸 것이다.

1. 서 론

송전선로의 고장은 최대한 빠른 시간 내에 정확하게 검출, 분류, 위치 파악될 필요가 있다. 전력계통 거리계전기의 보호 범위는 항상 일정하게 고정되어 설계된다. 반면에 최근의 실제 전력 계통은 복잡 다양화가 심화됨으로 인해 송전선 매개변수의 변화가 동반되어 불필요한 오동작 및 부동작이 발생하게 된다.

전력조류의 최적화를 도모하기 위한 FACTS(Flexible AC Transmission System)기 중 가장 유용한 UPFC(Unified Power Flow Controller)는 선로의 전압을 임의의 크기와 위상을 갖도록 제어하여 선로로 전송되는 유·무효전력을 총체적으로 보상하는 기능을 갖는다. 이런 UPFC가 계통에 연계되어 운영된다면 송전선로 매개변수가 변하기 때문에 계통의 영향을 많이 받는 거리계전기는 불필요한 오동작이 발생하게 된다. 즉, 거리계전기에서 바라본 Impedance Zone이 송전선로에 UPFC 연계시 각각의 보상 값에 의해 상당한 변화를 보임으로, 기존의 방식으로 정정된 Relay Setting Zone과 Adaptive Setting Zone은 현저한 오차가 발생하게 된다. 그러므로 계통에 연계된 UPFC의 운전 조건을 고려한 거리계전기 보호구간 재설정 이 필요시 된다.

따라서 본 논문에서는 인공 신경회로망(ANN)을 이용하여 계전기 동작의 신속성(speed)을 기본으로 다양한 환경에 대해 계전기 응답 특성을 향상시키는 것에 그 목적이 있다. 학습 방법으로는 정적 및 동적인 비선형 시스템의 인식과 다변수 시스템에 적용 가능한 역전파 알고리즘(Back-propagation Algorithm)을 사용했다.

2.2. 역전파 학습

가장 일반적으로 널리 사용되는 학습 알고리즘인 역전파 알고리즘(Backpropagation Algorithm)은 순방향 다층신경망(Feedforward Multilayer NN)이며, 학습방법으로는 지도학습(Supervised Learning)에 속한다. 신경망의 처리는 입력층→은닉층→출력층 방향으로 진행되며, 가중치 갱신의 학습방향은 출력층→은닉층으로 진행된다.

신경망의 학습이라 함은 필요한 출력을 얻을 수 있도록 뉴런간의 가중치를 조절하는 과정을 말하며, 가중치를 조정하는 방법으로 그림 2와 같은 일반화된 델타 학습 규칙(Generalized Delta Learning Rule)이 이용된다.

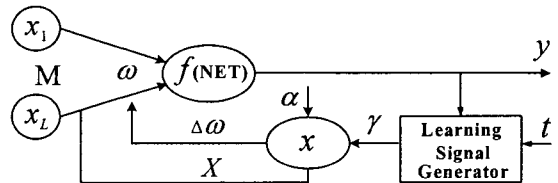


그림 2. 지도 학습에 의한 가중치 학습규칙

그림 2에서 α 는 학습율(Learning Rate), γ 는 학습신호(Learning Signal), 단극성 시그모이드 함수를 적용하면 출력층 오차신호 (δ_y)와 은닉층 오차신호 (δ_h) :

$$\delta_y = (t - y)y(1 - y) \quad \delta_h = h(1 - h) \sum_{j=1}^N \delta_j \omega_{2j} \quad (2)$$

출력층→은닉층 사이의 가중치 변화량 ($\Delta\omega_2$)과 조정값 :
 $\Delta\omega_2 = \alpha \delta_y h \quad \omega_2^{i+1} = \omega_2^i + \Delta\omega_2 = \omega_2^i + \alpha \delta_y h \quad (3)$

은닉층→입력층 사이의 가중치 변화량 ($\Delta\omega_1$)과 조정값 :
 $\Delta\omega_1 = \alpha \delta_h x \quad \omega_1^{i+1} = \omega_1^i + \Delta\omega_1 = \omega_1^i + \alpha \delta_h x \quad (4)$

2. 본 론

2.1. 인공 신경회로망

ANN(Artificial Neural Network)은 인간의 생물학적 두뇌구조와 그 속에서의 신경 세포들의 정보 처리 방식

이 학습규칙은 목표치(t)와 최종출력(y)의 제곱오차합 SSE(Sum-Squared Error)를 최소화하는 방향으로 가중치를 $\omega_2 \rightarrow \omega_1$ 출력층 \rightarrow 은닉층 순으로 변경해 간다.

$$SSE = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (t_i - y_i)^2 \quad (5)$$

학습 패턴 쌍을 반복 입력하여 연결 강도를 변화하며, SSE가 특정범위 SSE_{min} 보다 적어지면 학습을 종료한다.

3. 사례 연구

3.1. 신경회로망의 설계

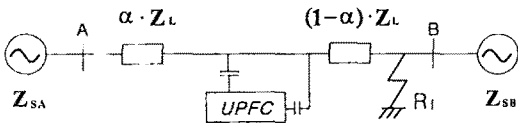


그림 3. UPFC 기기가 연계된 송전선로

UPFC가 연계된 양단 전원의 계통 등가회로를 그림 3에 나타내었다. 여기에서 시스템 매개변수와 계통조건은 Source Voltage는 154 kV, Line Length는 200 km, 양단 전압원 사이의 전압 크기 비율 $h=0.95$ 양단 전압원 사이의 전압 위상 비율 $\delta=9^\circ$ 인 경우, 사고지점은 계전기 설치 지점에서 0%~95%, 사고 종류는 고장저항 20Ω을 갖는 1선 지락 사고인 경우를 모의하였다.

여기에서 UPFC에 사용된 인버터는 PWM 스위칭 방식이 사용하였으며, UPFC가 선로에 직렬로 주입하는 보상 전압의 크기 r 값을 0~0.5 pu 까지 증가시키고 보상 전압의 위상 ρ 를 $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$ 로 변화를 주는 조건으로 PSCAD/EMTDC 소프트웨어를 통해 시뮬레이션을 했다.

그 결과 거리계전기가 바라본 임피던스는 전압 보상 크기와 위상의 조정에 따라 민감한 변화가 나타나는 것을 그림 5~8에서 보듯이 알 수 있다. 이에 다양한 조정값에 따른 거리계전기에서 바라본 임피던스 영역(Impedance Zone)의 변화에 따른 trip과 no trip의 결과 데이터를 ANN의 학습 데이터로 사용했다. 계전기 설치 지점에 UPFC를 연계한 결과로 ANN을 훈련(train)하였고, 선로 중간지점에 UPFC를 연계한 결과로 ANN을 실험(test)하였다.

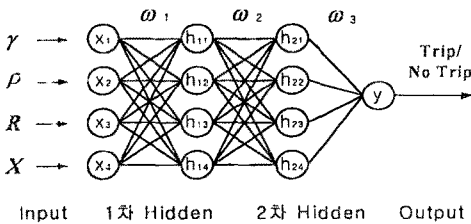


그림 4. ANN Architecture

그림 4는 신경회로망을 설계한 것으로서 입력층(Input Layer)의 입력 요소들은 보상전압의 크기(γ), 보상전압의 위상(ρ), 거리 계전기에서 바라본 저항값(R), 거리 계전기에서 바라본 리액턴스값(X) 4개의 node로 이루어진다. 시그모이드형 활성화 함수가 조속히 포화 상태에 빠지는 것을 방지하기 위해 입력 데이터의 중요도가 동일한 것으로 선택했다. 은닉층(Hidden Layer)은 총 두 개의 층이며, 각 은닉층 마다 4개의 node로 이루어진다. 은닉층이 한 개인 경우에 비해 근소한 차이로 적은 오차를 보인 두개 층을 선택했다. 출력층(Output Layer)은

결과치가 trip이면 1의 값을 no trip 이면 0의 값을 갖도록 1개의 node로 구성하였다. 활성화 함수로는 입력층과 1차 은닉층, 1차 은닉층과 2차 은닉층, 2차 은닉층과 출력층 모두 단극성 시그모이드 함수를 사용했다.

3.2. 훈련 과정과 테스트 결과

3.2.1 훈련 과정

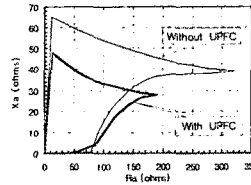


그림 5. UPFC ($r=0.5, \theta=0^\circ$)

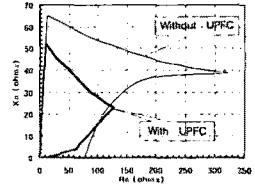


그림 6. UPFC ($r=0.5, \theta=90^\circ$)

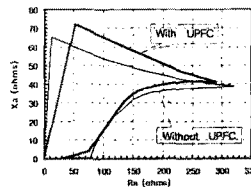


그림 7. UPFC ($r=0.5, \theta=180^\circ$)

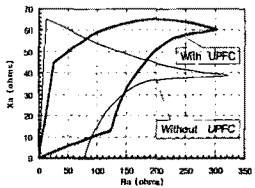


그림 8. UPFC ($r=0.5, \theta=270^\circ$)

ANN의 훈련을 위해 계전기 설치지점에 UPFC를 연계한 결과인 그림 5~8의 PSCAD/EMTDC 시뮬레이션 결과를 목표치(t)로 설정하고 500개의 학습 패턴을 선정했다. 초기 가중치는 $-0.5 \sim +0.5$ 범위의 값으로 난수 생성자를 사용하여 임의로 선택하고 학습율(Learning Rate)은 0.001~10 범위 값에서 학습이 잘 진행되는 값으로 변화되도록 알고리즘을 구성했다. 신경망을 반복적으로 학습시키는 경우에 고정된 학습율을 사용하는 것보다 적응성을 갖도록 학습율을 자체적으로 변화시키는 것이 안정성을 유지하면서 학습의 속도를 높일 수 있기 때문이다. 그리고 최소 제곱오차합(SSE_{min})은 0.001로 설정한 조건 하에서 ANN을 반복 훈련시킨 결과 최대 반복(Maximum Iteration) 16,479회에 그림 9와 같은 결과로 학습을 종료했다. 첫 번째 그림은 반복 구간에 따른 제곱오차합의 변화를 보인 것이고 두 번째 그림은 반복 구간에 따른 학습율의 변화를 나타낸 것이다.

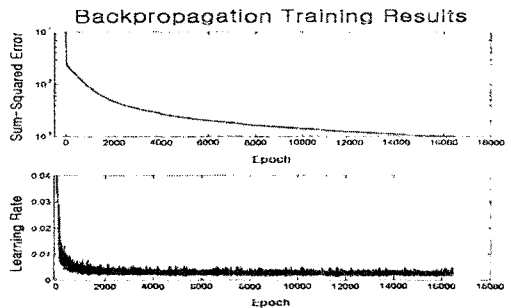


그림 9. 역전파 학습 훈련 결과

3.2.1 테스트 결과

선로 중간지점에 UPFC를 연계한 PSCAD/EMTDC 시뮬레이션 결과 데이터로 ANN을 실험(test)하였다. 출력

값이 0~0.499인 경우는 0 (no trip)으로 간주하고 0.5~1인 경우는 1 (trip)으로 간주했다. 표에서 (*)의 기호는 목표치(Target Value)와 실제 테스트치(Real Value)가 다르게 나타난 것을 표시한 것이다.

표 1의 결과는 보상전압 크기 $\gamma=0$, 보상전압 위상각 $\rho=0^\circ$ 인 경우에 PSCAD/EMTDC 시뮬레이션 데이터를 Target Value로 정하고 ANN의 테스트 값과 비교한 결과 93% 정도 일치하는 것으로 나왔다.

표 1 Estimated output of the ANN relay
(보상전압 크기 $\gamma=0$, 보상전압 위상각 $\rho=0^\circ$)

h=0.95, $\delta=9^\circ$					
γ	ρ	R	X	DESIRED	REAL
0	0	50	10	1	1
0	0	100	30	1	1
0	0	100	40	1	1
0	0	150	30	1	0.8273
0	0	200	40	1	0.9875
0	0	150	20	0	0.7869 *
0	0	150	30	0	0.3493
0	0	200	30	0	0
0	0	250	40	0	0
0	0	300	50	0	0

그리고 그림 10~13은 보상 전압의 크기와 위상각의 변화에 따른 ANN의 결과 값과 TARGET 목표치를 비교한 것으로써, 각각의 경우 5~8%의 오차가 발생을 했다. 이것은 Relay Trip Boundary에 근접한 데이터로써 구분이 어려운 경우에 나타남을 알 수 있었다.

그림 10. ANN 테스트 결과 ($r=0.5, \theta=0^\circ$)

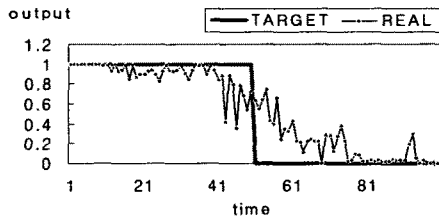


그림 11. ANN 테스트 결과 ($r=0.5, \theta=90^\circ$)

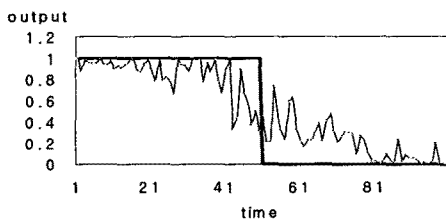


그림 12. ANN 테스트 결과 ($r=0.5, \theta=180^\circ$)

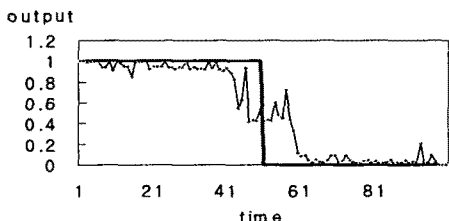
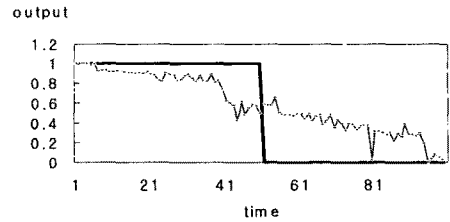


그림 13. ANN 테스트 결과 ($r=0.5, \theta=270^\circ$)



4. 결 론

본 논문에서는 송전선로에 UPFC 연계시 거리계전기에 발생할 수 있는 오동작을 최소화시키고자 ANN의 역전과 알고리즘을 이용하였다. UPFC의 다양한 보상 값에 대해 최적 동작 범위에서 계전기가 신속 정확히 고장 판별을 할 수 있도록 각각의 보상 조건이 미치는 영향으로 ANN을 훈련을 하였다. 시뮬레이션 결과 ANN 계전기는 Tripping 정정치가 고정되어 있으므로 발생할 수 있는 오동작 및 부동작을 최소화 할 수 있음을 확인하였다. 즉, 역전과 알고리즘은 송전선로 매개변수의 다양한 변화에 대해 계전기의 응답 특성을 향상시키고 효과적으로 순융합을 보여준다. 하지만 역전과 알고리즘은 특성상 결과를 알고 있는 데이터를 학습한 분야에만 적용 가능한 한계가 있다. 향후 이런 단점을 극복하여 예상치 못한 고장에 대해서도 순융합할 수 있는 ANN의 새로운 알고리즘의 계전기 적용 연구가 필요하겠다.

[참 고 문 헌]

- [1] R. Venkatesan, B. Balamurugan, "A Real-Time Hardware Fault Detector Using an Artificial Neural Network for Distance Protection", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 16, pp. 75-82, 2001.
- [2] S. Skok, A. Marusic, "Comparison of Various Neural Network Models Applied to Adaptive Distance Protection", IEEE Trans. on Power Delivery, pp. 244-250, 2000.
- [3] D.V. Coury, M. Oleskovicz, "Applying Pattern Recognition in Distance Protection", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 2, pp. 1148-1152, 1998.
- [4] He jiali, Duan Yuqian, Li Yongli, Wang Gang, Luo Shanshan, "Distance Relay Protection Based on Artificial Neural Network", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol.2, pp. 515-520, 1997.
- [5] D. V. Coury, D. C. Jorge, "The Backpropagation Algorithm Applied to Protective Relaying", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 1, pp. 105-110, 1997.
- [6] L. A. Snider, Yuen Yee Shan "The Artificial Neural Networks Based Relay Algorithm for Distribution System High Impedance Fault Detection", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 1, pp. 100-106, 1997.
- [7] S. A. Khaparde, N. Warke, S. H. Agarwal, "Adaptive Relaying Using Artificial Neural Network", IEEE Trans. on Power Delivery, pp. 447-452, 1993.