

신경회로망을 이용한 UPFC가 연계된 송전선로의 거리계전기에 관한 연구

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

이준경* · 박정호 · 이승혁 · 김진오**

(Jun-Kyong Lee · Jeong-Ho Park · Seung-Hyuk Lee · Jin-O Kim)

요 약

전력계통분야의 복잡 대형화에 유연한 대처와 전력조류의 최적화 도모를 위해 사용되는 FACTS(Flexible AC Transmission System)기기 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 임피던스 영역(Impedance Zone)이 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 보호구간의 재설정이 필요하게 된다.

따라서 본 논문의 목적은 학습이 가능한 신경회로망(ANN)을 이용하여 거리계전기 동작의 신속성(Speed)을 기본으로 전력계통의 다양한 환경에 대해 거리계전기 응답 특성을 향상시키는데 있다. 학습 방법으로는 정적 및 동적 인 비선형 시스템의 인식과 다변수 시스템에 적용 가능한 역전파 알고리즘(Back-propagation Algorithm)을 사용했다.

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.

Key Words : ANN, Backpropagation Algorithm, Distance Relay, Adaptive Setting Zone, UPFC

* 주저자 : 한양대학교 전기공학과 박사과정
Tel : 02-2290-0347, Fax : 02-2297-1569
E-mail : leejunk1@chollian.net
접수일자 : 2003년 10월 20일

** 교신저자 : 한양대학교 전기제어공학부 교수
Tel : 02-2290-0347, Fax : 02-2297-1569
E-mail : jokim@hanyang.ac.kr
심사완료 : 2003년 11월 19일

1. 서론

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

전력조류의 최적화를 도모하기 위한 FACTS 기기 중 가장 유용한 UPFC는 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 동작영역(Relay Setting Zone)과 선택적인 동작영역(Adaptive Setting Zone)은 현저한 오차가 발생하게 된다. 그러므로 UPFC의 운전 조건을 고려한 거리계전기 보호구간 재설정이 필요시 된다[1].

따라서 본 논문의 목적은 인공 신경회로망(ANN)을 이용하여 거리계전기 동작의 신속성(speed)을 기본으로 전력계통의 다양한 환경에 대해 거리계전기 응용 특성을 향상시키는데 있다[2-3].

학습 방법으로는 정적 및 동적인 비선형 시스템의 인식과 다변수 시스템에 적용가능한 역전파 알고리즘(Back-propagation Algorithm)을 사용했다[4-5]. 학습 시간에 상당한 영향을 미치는 신경망 구조는 일반적으로 은닉층의 숫자와 뉴런 배치를 결정하는데 어려움이 있다[6]. 그러므로 은닉층의 변화에 따른 오차를 비교함으로써 정확성을 향상시킨 ANN 계전기를 설계하였다[7].

2. UPFC와 거리계전기의 특성

2.1 UPFC의 동작특성

UPFC는 GTO 사이리스터로 구성된 두 개의 전압원 인버터가 직류 커패시터를 공유하여, 선로로

전송되는 유·무효전력을 보상 가능하도록 한 기기로써 일체형 조류제어기(Unified Power Flow Controller)라고 한다.

그림 1과 같이 인버터 1은 송전선로와 병렬로 연결되어 있고 인버터 2는 직렬로 연결되어 변조율과 위상각을 독립적으로 제어하는 것이 가능하다. 인버터 1의 주 기능은 인버터 2에서 필요로 하는 유효전력을 전력 계통으로부터 흡수하여 직류 링크를 통해 공급하는 기능을 갖고 있고, 인버터 2는 계통과 동일한 주파수의 교류전압을 선로에 직렬로 주입하는 기능이 있다[9-10].

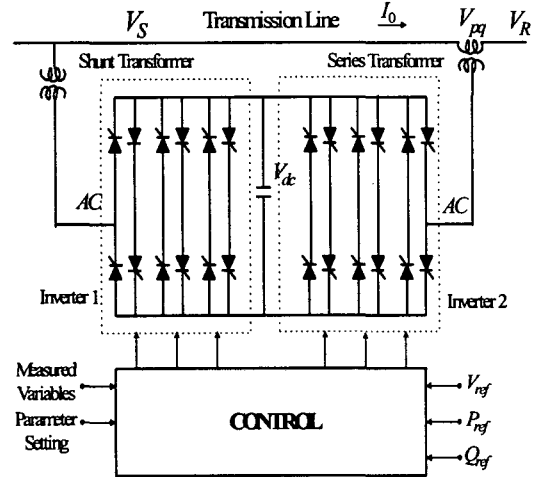


그림 1. UPFC 시스템 구성
Fig. 1. System construction of UPFC

UPFC는 유·무효전력의 보상뿐만 아니라 전력 조류 제어, 위상각과 모선 전압 및 선로 임피던스를 종합적으로 제어할 수 있으며, 고장이 발생할 경우에 과도 안정도 개선과 무효전력 공급이 내부적으로 용이하므로 계통의 어떤 지점에도 설치 가능하다는 특징이 있다.

2.2 UPFC 보상원리

그림 1의 UPFC는 송전선로 보상 원리 관점에서 그림 2와 같이 등가화 할 수 있다. V_s 는 송전단 전압, V_r 는 수신단 전압, X_L 은 송전 선로의 리액턴스, V_x 는 리액턴스의 전압을 나타낸 것이다.

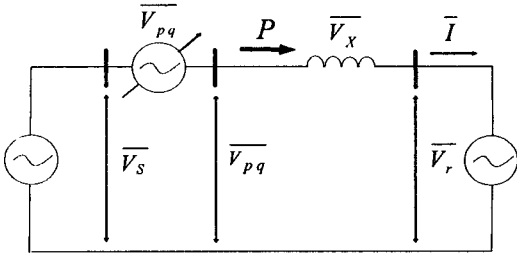


그림 2. UPFC 연계된 계통 등가회로
Fig. 2. System equivalent with UPFC

이 경우에 송전선로에 전송 가능한 유효전력과 무효전력은 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$P(\delta, \rho) = \frac{V^2}{X} \sin(\delta) - \frac{V \cdot V_{pqr}}{X} \cos\left(\frac{\delta}{2} + \gamma\right)$$

$$Q(\delta, \rho) = -\frac{V^2}{X} (1 - \cos(\delta)) - \frac{V \cdot V_{pqr}}{X} \sin\left(\frac{\delta}{2} + \gamma\right)$$

여기서 δ : 수전단과 송전단의 위상차
 γ : UPFC의 보상에 따른 위상각

그림 2에서 V_{pq} 는 UPFC에 의한 보상 전압이며, 실제로 송전선로에 인가되는 전압은 $V_s + V_{pq}$ 이다. 즉, 송전 선로의 전압과 전류의 조정은 UPFC에 의한 주입전압 V_{pq} 의 크기와 위상의 변경을 통해 가능해짐을 알 수 있다. 선로에 직렬로 주입되는 전압벡터 V_{pq} 는 $|r|e^{-j\gamma}$ 로 나타낼 수 있다. 이때 r 은 보상 전압의 크기를 나타낸 것이고, γ 는 보상 전압의 위상을 나타낸 것이다.

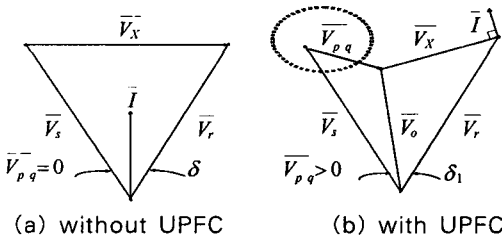


그림 3. UPFC 유·무에 따른 벡터선도
Fig. 3. Vector diagram with and without UPFC

그림 3은 송전선로에서 UPFC 유무에 따른 벡터

도를 나타낸 것이다. 그림 3의 (a)는 UPFC 보상 전의 벡터도이고, 그림 3의 (b)는 UPFC 보상 후의 벡터도를 나타낸 것이다. 그림 3에서 알 수 있듯이 송전단과 수전단의 위상 차가 UPFC의 유무에 따라 위상각 δ 가 δ_1 으로 변하는 것을 확인할 수 있다. 즉 UPFC의 보상전압을 제어함으로써 송전선로의 유효전력제어가 가능하게 된다.

2.3 UPFC가 보호계전기에 미치는 영향

송전선로에 연계된 UPFC의 보상 정도에 따라 부하전류도 변화하게 된다. 선로에 직렬로 주입되는 보상 전압벡터 V_{pq} 의 크기는 $0 < V_{pq} < 0.5 [PU]$ 이고, 보상 전압의 위상각은 $0[^\circ] < \rho < 360[^\circ]$ 범위 안에서 제어가 가능하다. 식 (2)는 UPFC가 설치된 경우 송전선로에 흐르는 부하전류를 나타낸 것이다.

$$I = \frac{V_s - V_r + V_{pq}}{jX}$$

따라서 UPFC에 의한 V_{pq} 의 보상 정도에 따라 거리계전기가 바라보는 부하전류는 변하게 되고 거리계전기가 보는 임피던스 또한 변화하게 된다. 일반적으로 선로의 임피던스를 계산하여 보호하는 거리계전기는 계전기가 설치된 모선의 전압과 선로 전류만을 이용하므로 고저항 지락사고가 발생하면 거리계전기가 보는 임피던스의 특성도 변화가 발생하므로 거리계전기의 Under-reach 및 Over-reach의 원인이 된다. 고장저항이 클수록 부하의 임피던스와 역률의 영향을 받아 실제의 임피던스와 차이가 발생하여 실제 정정한 범위를 벗어나 거리계전기가 Under-reach하거나 Over-reach하는 원인이 된다.

2.4 UPFC 연계시 거리계전기가 보는 임피던스 계산

다음의 그림 4처럼 UPFC가 연계된 계통 등가회로를 통해 송전선로에 UPFC 연계시 거리계전기가 보는 임피던스를 계산할 수 있다.

그림 4처럼 A 모선에서 선로의 a지점에 UPFC가 설치되고 B 모선에서 1선 지락사고가 발생할 경우 선로 각각의 정상분(Z_{S1A}), 역상분(Z_{S2A}) 및 영상

분 (Z_{S0A})의 임피던스는 식 (3)과 같고 전압분배는 식 (4)와 같다[8].

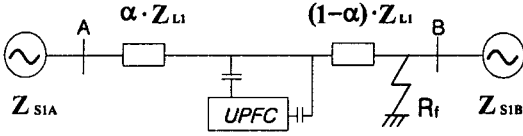


그림 4. UPFC 기기가 연계된 송전선로
Fig. 4. Equivalent circuit with UPFC

$$\begin{aligned} Z_{S1A}(a) &= Z_{S1A} + aZ_{L1}, & Z_{1B}(a) &= Z_{S1B} + (1-a)Z_{L1} \\ Z_{S2A}(a) &= Z_{S2A} + aZ_{L2}, & Z_{2B}(a) &= Z_{S2B} + (1-a)Z_{L2} \\ Z_{S0A}(a) &= Z_{S0A} + aZ_{L0}, & Z_{0B}(a) &= Z_{S0B} + (1-a)Z_{L0} \end{aligned} \quad (3)$$

UPFC 제어가 가능한 전압보상 범위는 식 (5)와 같으며 r 은 UPFC에서 보상 가능한 전압크기를 나타내고 γ 는 보상전압 위상을 나타낸다.

$$C_1(a) = \frac{Z_{1B}(a)}{Z_{1A}(a) + Z_{1B}(a)} \quad (4)$$

$$C_0(a) = \frac{Z_{0B}(a)}{Z_{0A}(a) + Z_{0B}(a)}$$

$$V_{pq}(r, \gamma) = |V_s| \cdot r \cdot e^{j\text{deg}} \quad (5)$$

양단전원에서 UPFC가 송전선로에 연계되었을 경우 사고 전 부하전류와 위상은 식 (6), (7)과 같으며 총 시퀀스 임피던스 $Z_T(a)$ 는 식 (8)과 같다.

$$I_L(r, \gamma, h, \delta) = \frac{V_s - V_R(h, \delta) + V_{pq}(r, \delta)}{Z_{1A}(a) + Z_{1B}(a)} \quad (6)$$

$$IP_L(r, \gamma, h, \delta) = (\arg(I_L(r, \gamma, h, \delta))) \cdot \frac{180}{\pi} \quad (7)$$

$$Z_T = \frac{2 \cdot Z_{1A}(a) \cdot Z_{1B}(a)}{Z_{1A}(a) + Z_{1B}(a)} + \frac{Z_{0A}(a) \cdot Z_{0B}(a)}{Z_{0A}(a) + Z_{0B}(a)} \quad (8)$$

송전계통에 사고가 일어났을 경우의 사고상 A상 전류는 식 (9)와 같고 I_L 은 부하전류를 나타내며 I_{AF} 는 A 모션에서 본 고장전류로서 정상분, 역상분, 영상분 전류의 합으로 구할 수 있다.

$$I_A = I_L + I_{AF} \quad (9)$$

또한, 계전기 설치점에서의 A상 전압은 식 (10)과 같다.

$$\begin{aligned} V_A &= (I_{1F} + I_{2F} + I_{0F})R_f + (I_L + I_{1A})Z_{L1} \\ &\quad + I_{2A}Z_{L2} + I_{0A}Z_{L0} \end{aligned} \quad (10)$$

그러므로 송전계통에 UPFC가 연계되었을 경우 A 모션 측에 설치된 거리계전기가 보는 임피던스는 거리계전기가 측정한 전류와 전압으로 식 (11)과 같이 표현된다.

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

3. 사례연구

3.1 신경회로망의 설계

UPFC가 연계된 양단 전원의 계통 등가회로를 그림 4에 나타내었다. 시스템 매개변수와 계통조건은 다음과 같다. 조건은 각각 계통전압은 154[kV], 선로 길이(Line Length)는 200[km], 양단 전압원 사이의 전압 크기 비율 $h=0.95$, 양단 전압원 사이의 전압 위상차 $\delta=9[^\circ]$ 로 하였다. 또한, 사고지점은 계전기 설치점에서 0%~95[%], 사고 종류는 고장저항(RF) 20[Ω]을 갖는 1선 지락 사고인 경우에 대해 모의하였다. a 는 사고 지점, Z_s 는 양단 전압원의 임피던스, Z_L 은 선로 임피던스를 나타낸다. 여기에서 UPFC에 사용된 인버터는 PWM 스위칭 방식이 사용되었으며, 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 각각의 조건을 가정하여 PSCAD/EMTDC를 이용해 시뮬레이션 하였다. 그 결과 거리계전기가 바라본 임피던스는 UPFC의 보상 전압크기와 보상 전압 위상의 변화에 따라 민감하게 반응하는 것을 알 수 있었고 그림 5부터 그림 8에 나타내었다. 이런 현상에 따라 거리계전기의 Under-reach와 Over-reach의

원인이 발생되고 오동작 및 부동작이 야기됨을 확인할 수 있었다. 그러므로 속응력을 유지하면서 다변수 환경에 적응성이 뛰어난 그림 5와 같은 ANN을 설계하여 계전기의 신뢰도 향상을 시도하였다. 다양한 보상값으로 인한 거리계전기에서 바라본 임피던스 영역(Impedance Zone)의 변화에 따른 trip과 no trip의 결과 데이터를 ANN 알고리즘의 학습 데이터로 사용했다.

우선 훈련과정에서는 계전기 설치점에 UPFC를 연계했을 경우의 데이터를, 두 번째로, 실제 실험에서는 선로 중간 지점에 UPFC를 연계한 결과의 데이터를 사용하였다.

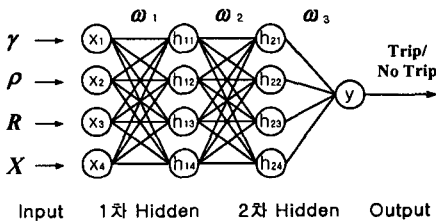


그림 5. ANN 구조
Fig. 5. ANN architecture

그림 5와 같이 설계된 ANN는 한 개의 입력층 ($X_1 \sim X_4$), 두 개의 은닉층($h_{11} \sim h_{14}$), 한 개의 출력층(y)으로 구성된다. 입력층(Input Layer)의 입력 요소는 UPFC의 보상전압의 크기(γ), UPFC의 보상전압의 위상(ρ), 거리 계전기에서 바라본 저항(R), 거리 계전기에서 바라본 리액턴스 값(X) 4개의 node로 구성했다.

이 경우, 시그모이드형 활성화 함수가 조속히 포화 상태에 빠지는 것을 방지하기 위해 입력 데이터의 중요도가 동일한 것으로 선택했다. 은닉층(Hidden Layer)은 1~3개의 경우로 변화를 주며 각각 비교 검토하였다. 각의 은닉층마다 4개의 node로 이루어진다. 출력층(Output Layer)은 결과치가 trip이면 1의 값을, no trip 이면 0의 값을 출력하도록 1개의 node로 구성하였다.

각 층간 연결가중치($\omega_1 \sim \omega_3$)에 적용되는 활성화 함수로는 입력층과 은닉층 간, 그리고 은닉층과 출력층 간 모두 단극성 시그모이드 함수를 사용하여 S

형태 즉, 함수 값의 범위가 0~1사이에서 출력이 가능하게 함으로써 계전기 trip 여부의 판단이 가능하도록 했다. 신경망을 구성하는 구조 자체도 학습에 상당한 영향을 준다. 입력층과 출력층의 숫자와 뉴런 수는 직관적으로 산출이 가능하지만 은닉층에 대한 정보는 알 수 없으므로 계층 수를 결정하기가 어렵다. 이에 은닉층의 숫자를 변화를 주면서 정확성을 비교 검토하여 오차가 작은 것을 선택했다.

3.2 훈련 과정과 테스트 결과

3.2.1 훈련 과정

ANN의 훈련을 위해 계전기 설치지점에 UPFC를 연계했을 경우 PSCAD/EMTDC 시뮬레이션 결과인 그림 6~9에서 UPFC의 동작상태는 전압의 크기는 최대로 보상하는 0.5[PU], 그에 따른 위상각은 $0[^\circ]$ 부터 $270[^\circ]$ 까지 변화시키며, trip 여부를 목표치(t)로 설정하고 500개의 학습 패턴을 선정했다. 초기 가중치는 $-0.5 \sim +0.5$ 의 범위에서 난수 생성자를 사용하여 임의로 선택하고, 학습률(Learning Rate)은 0.001~10의 범위에서 학습이 잘 진행되는 값으로 변화되도록 알고리즘을 구성했다.

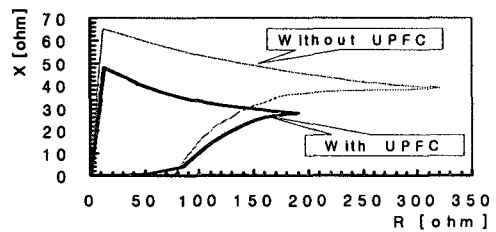


그림 6. UPFC($r=0.5, \theta=0[^\circ]$)인 경우 임피던스 범위
Fig. 6. UPFC($r=0.5, \theta=0[^\circ]$) impedance region

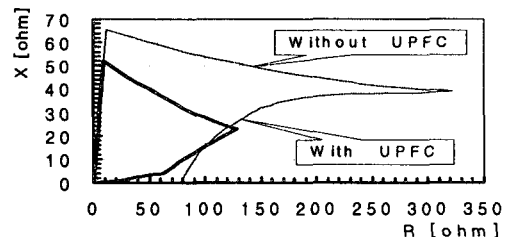


그림 7. UPFC($r=0.5, \theta=90[^\circ]$)인 경우 임피던스 범위
Fig. 7. UPFC($r=0.5, \theta=90[^\circ]$) impedance region

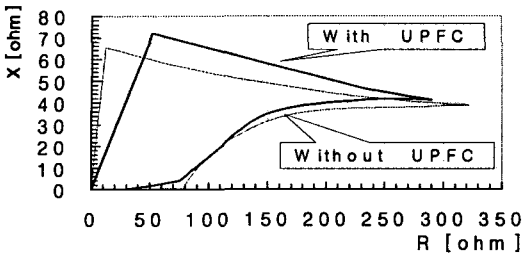


그림 8. UPFC($\gamma=0.5, \theta=180(^{\circ})$)인 경우 임피던스 범위
 Fig. 8. UPFC($\gamma=0.5, \theta=180(^{\circ})$) impedance region

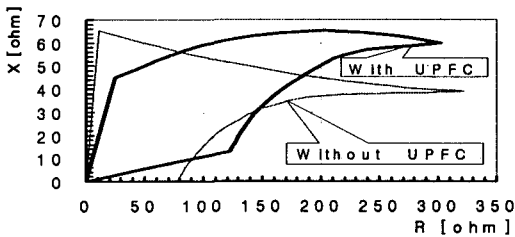


그림 9. UPFC($\gamma=0.5, \theta=270(^{\circ})$)인 경우 임피던스 범위
 Fig. 9. UPFC($\gamma=0.5, \theta=270(^{\circ})$) impedance region

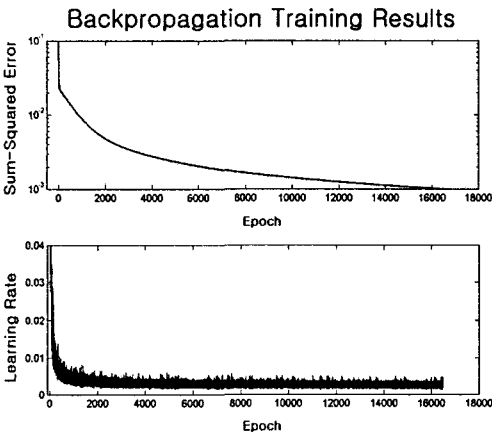


그림 10. 역전파 학습 훈련 결과
 Fig. 10. Backpropagation training result

신경망을 반복적으로 학습시키는 경우에 고정된 학습율을 사용하는 것보다 적응성을 갖도록 학습율을 자체적으로 변화시키는 것이 안정성을 유지하면서 학습의 속도를 높일 수 있다. 그리고 최소제곱 오차합(SSEmin)은 0.001로 설정한 조건 하에서 ANN

을 반복 훈련시킨 결과 최대 반복(Maximum Iteration) 16,479회에 그림 10과 같은 결과로 학습을 종료했다.

그림 10의 첫 번째 그림은 반복 구간에 따른 제곱 오차합의 변화를 보인 것이고, 두 번째 그림은 반복 구간에 따른 학습률의 변화를 나타낸 것이다.

3.2.2 테스트 결과

ANN의 test를 위해 선로 중간 지점에 UPFC를 연계했을 경우 PSCAD/EMTDC 시뮬레이션 결과 데이터의 trip 여부를 사용했다. ANN 알고리즘 거리계전기의 출력값이 0~0.499인 경우는 0(no trip)으로 간주하고 0.5~1인 경우는 1(trip)로 간주했다.

표 1은 그림 5와 같이 은닉층이 2개로 설계된 경우의 보상전압크기 $\gamma=0.5$, 보상전압의 위상각 $\rho=270[^\circ]$ 조건 하에 PSCAD/EMTDC 시뮬레이션 결과 데이터를 목표값(Target Value)으로 정하고 ANN의 test 값을 실제값(Real Value)으로 정했을 경우, 두 값을 비교한 결과를 보여준다. 이 결과 97[%]가 일치하는 것을 볼 수 있다. (※)의 기호는 목표 값과 실제 테스트 값이 다르게 나타난 부분을 표시한 것이다. 이런 오차를 최소화 하기 위해 은닉층을 1~3개로 변화하며 비교하고 신속성을 전제로 응용 특성이 뛰어난 ANN 설계를 시도했다. 은닉층이 4개 이상인 경우에는 속도 면에서 현저히 떨어지므로 고려대상에서 제외했다.

표 1. ANN 계전기의 측정결과
 Table 1. Estimated output of the ANN relay

선로 중간지점에 UPFC를 연계, $\gamma=0.5, \rho=270[^\circ]$					
γ	ρ	R	X	Target Value	Real Value
0.5	270	50	10	1	1.0000
0.5	270	100	30	1	0.9892
0.5	270	150	40	1	0.5814
0.5	270	150	50	1	0.5612
0.5	270	200	60	1	0.5021
0.5	270	250	60	0	0.5822 (※)
0.5	270	250	40	0	0.5729
0.5	270	200	20	0	0.0023
0.5	270	200	10	0	0.0000
0.5	270	150	10	0	0.0000

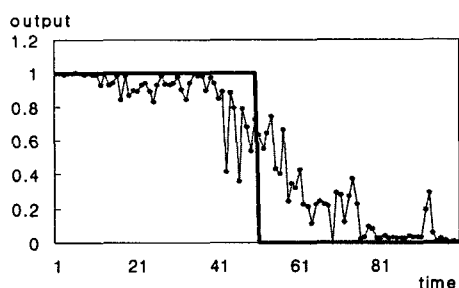


그림 11. UPFC($\gamma=0.5, \rho=0[^\circ]$) 은닉층 2개
Fig. 11. UPFC($\gamma=0.5, \rho=0[^\circ]$) hidden 2 layer

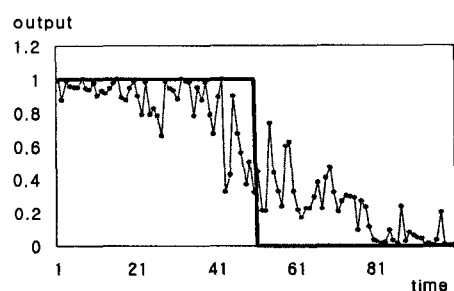


그림 12. UPFC($\gamma=0.5, \rho=90[^\circ]$) 은닉층 2개
Fig. 12. UPFC($\gamma=0.5, \rho=90[^\circ]$) Hidden 2 layer

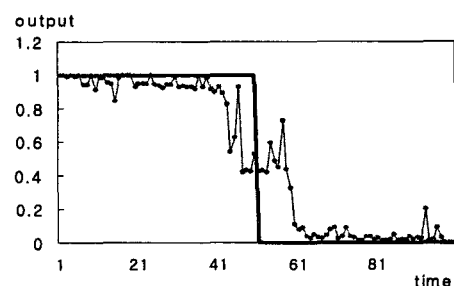


그림 13. UPFC($\gamma=0.5, \rho=180[^\circ]$) 은닉층 2개
Fig. 13. UPFC($\gamma=0.5, \rho=180[^\circ]$) Hidden 2 layer

그림 11~14는 UPFC의 다양한 보상동작에 따라 은닉층이 2개인 경우 Target Value와 Real Value를 비교한 것을 나타낸 것이다. 종축의 Output은 ANN 알고리즘 거리계전기의 출력값을 나타낸 것으로써 계전기의 Trip 여부를 나타내고, 횡축의 Time은 테스트 샘플링(sampling)을 나타낸 것이다. 각각의 경우 테스트 샘플링은 100개이며 1~50번은 Trip의 샘플이고, 51~100번은 No Trip의 샘플을 대상으로 테스트한 결과이다. 즉 50번 이하에서 Output의 값이

0.5 미만인 경우와 51번 이상에서 Output의 값이 0.5 이상인 경우의 결과는 오차로 판별이 가능하다.

은닉층이 2개인 경우 ANN 계전기의 결과는 각각 보상값에 따라 다음과 같은 결과를 보였다.

그림 11은 $\gamma=0.5, \rho=0[^\circ]$ 인 경우로써 7[%]의 오차를 보였고, 그림 12는 $\gamma=0.5, \rho=90[^\circ]$ 인 경우로 8[%]의 오차, 그림 13은 $\gamma=0.5, \rho=180[^\circ]$ 인 경우로 5[%]의 오차, 그림 14는 $\gamma=0.5, \rho=270[^\circ]$ 인 경우로 3[%]의 오차가 각각 발생하였다.

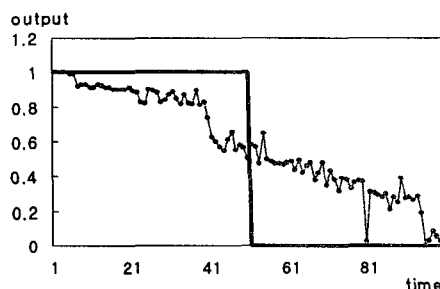


그림 14 UPFC($\gamma=0.5, \rho=270[^\circ]$) 은닉층 2개
Fig. 14 UPFC($\gamma=0.5, \rho=270[^\circ]$) Hidden 2 layer

실험 결과, 각각 약간의 오차가 발생했는데 이것은 거리계전기 트립영역(Relay Trip Boundary)에 근접한 고장저항을 갖는 경우의 데이터로써 Trip 여부의 구분이 어려운 경우임을 알 수 있었다. 표 2는 그림 은닉층의 개수를 다양하게 변화하며 분석한 것이다. 이때 은닉층이 1개인 경우는 6~12[%]의 오차를 나타냈고, 은닉층이 2개인 경우에는 3~8[%]의 오차를 나타냈으며, 은닉층이 3개인 경우에는 8~21[%]의 오차가 나타났다. 따라서, 본 논문에서는 가장 작은 오차를 보인 2개의 은닉층으로 ANN 계전기를 설계하였다.

표 2. ANN 계전기의 테스트 결과
Table 2. Test result of the ANN relay

은닉층 수	1	2	3
$\gamma=0.5, \rho=0[^\circ]$	9[%]	7[%]	14[%]
$\gamma=0.5, \rho=90[^\circ]$	6[%]	8[%]	21[%]
$\gamma=0.5, \rho=180[^\circ]$	12[%]	5[%]	10[%]
$\gamma=0.5, \rho=270[^\circ]$	7[%]	3[%]	8[%]

4. 결 론

본 논문에서는 송전선로에 UPFC 연계된 경우 거리계전기에 발생할 수 있는 오동작을 최소화시키고자 ANN의 역전파 알고리즘을 이용하였다. UPFC의 다양한 보상 값에 대해 최적 동작 범위에서 계전기가 신속 정확히 고장 판별을 할 수 있도록 각각의 보상 조건에 따라 ANN을 훈련을 시켰다. 시뮬레이션 결과 ANN 계전기는 트립 정정치가 고정되어 있으므로 발생할 수 있는 오동작 및 부동작을 최소화 할 수 있음을 확인하였다. 즉 역전파 알고리즘은 송전선로 매개변수의 다양한 변화에 대해 계전기의 응답 특성을 향상시키고 효과적으로 순응함을 보여준다. 하지만 역전파 알고리즘은 특성상 결과를 알고 있는 데이터를 학습한 분야에만 적용 가능하다는 한계가 있다. 향후 계전기 동작에 있어 이런 단점을 극복하여 예상치 못한 고장에 대해서도 순응할 수 있는 ANN의 새로운 알고리즘 연구를 계속할 것이다.

이 논문의 연구는 산업자원부 지정 「전력신뢰도/품질 연구센터」에서의 재정적인 지원을 받아 진행 되었습니다.

References

- [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.
- [8] P. K. Dash, "Adaptive Relay Setting for Flexible AC Transmission System(FACTS)", IEEE Power Delivery, Vol. 15, No. 1, 2000.
- [9] Chang-Ho Jung, Jin-O Kim, "A Study for Operation Zone of Distance Relay on Transmission Line Connected UPFC", Proceeding of the KIEE PES autumn annual Conference, 2001.
- [10] Seung-Hyuk Lee, Chang-Ho Jung, Jin-O Kim, Hyun-Soo Jung, "A Study on Operation Zone of Adaptive Distance Relay on Transmission Line Connected UPFC Between Kangjin and Jangheung", Proceeding of the KIEE PES summer annual Conference, 2003.

◆ 저자소개 ◆

이준경 (李埈敬)

1962년 1월 29일생. 1993년 서울산업대 전기공학과 졸업. 2001년 한양대 대학원 전기공학과 공학석사. 2001년~현재 동 대학원 박사과정.

박정호 (朴廷浩)

1970년 8월 24일생. 1997년 충주대학교 전기공학과 졸업. 2003년 한양대 대학원 전기공학과 공학석사.

이승혁 (李丞赫)

1974년 8월 3일생. 2001년 세명대 전기공학과 졸업. 2003년 한양대 대학원 전기공학과 공학석사. 2003년~현재 동 대학원 박사과정.

김진오 (金鎭吾)

1956년 1월 17일생. 1980년 서울대 전기공학과 졸업. 1983년 동 대학원 전기공학과 공학석사. 1990년 Texas A&M University 전기공학과 공학박사. 1993년~현재 한양대 전기제어공학부 교수.