

신경회로망을 이용한 SVC 계통의 안정화에 관한 연구

(A Study on the SVC System Stabilization Using a Neural Network)

정형환* · 허동렬** · 김상효***

(Hyeng-Hwan Chung · Dong-Ryol Hur · Sang-Hyo Kim)

요 약

본 논문에서는 FACTS(Flexible AC Transmission System)로 분류되는 여러 기기중 기존의 전압제어 및 무효 전력보상기들이 가지고 있는 비속응성과 불연속성 문제를 해결해줄 수 있는 정지형 무효전력 보상기(Static Var Compensator : SVC)를 포함한 전력계통에 신경회로망 제어기를 적용하여 안정화에 관하여 연구하였다. 제안된 신경회로망 제어기는 오차와 오차변화량을 입력으로 하는 오차역전과 학습 알고리즘을 사용하고, 학습시간을 단축하기 위해 모멘텀 방법을 사용하였다. 제안된 방법의 강인성을 입증하기 위해 중부하시 및 정상부하시에 초기 전력을 변동시킨 경우와 초기에 회전자각을 변동시킨 경우에 대하여 시스템의 회전자각, 각속도 편차 특성 및 단자전압의 동특성을 고찰하여 다른 시스템보다 응답특성이 우수함을 보였다.

Abstract

This paper deals with a systematic approach to neural network controller design for static VAR compensator(SVC) using a learning algorithm of error back propagation that accepts error and change of error as inputs, the momentum learning technique is used for reduction of learning time, to improve system stability. A SVC, one of the Flexible AC Transmission System(FACTS), constructed by a fixed capacitor(FC) and a thyristor controlled reactor(TCR), is designed and implemented to improve the damping of a synchronous generator, as well as controlling the system voltage.

To verify the robustness of the proposed method, we considered the dynamic response of generator rotor angle deviation, angular velocity deviation and generator terminal voltage by applying a power fluctuation and rotor angle fluctuation in initial point when heavy load and normal load. Thus, we prove the usefulness of proposed method to improve the stability of single machine-infinite bus with SVC system.

1. 서 론

최근 대전력 반도체 소자 기술의 발달에 힘입어 고전압, 대전류의 전력 변환 기기의 구현이 용이해 짐에 따

라 기존의 교류 송전 방식에서 고정되어 있는 선로의 임피던스와 계통의 조건에 의해 결정되어 지는 모선의 위상각 등을 전력 전자 기술을 이용해 연속적으로 실시간 제어하여 전력계통에 유연성과 제어 성능을 향상시킴으로써 운전 효율과 신뢰도를 극대화시키기 위한 방안으로써 FACTS(Flexible AC Transmission System) 기술이 개발되어 이를 계통에 적용하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 대표적인 FACTS 기기로는 SVC(Static

*정회원 . 동아대 전기·전자·컴퓨터공학부 교수·공박
 **정회원 . 동아대 대학원 전기공학과 박사과정
 ***정회원 . 동아대 경보기술연구소 특별연구원·공박
 접수일지 : 2000년 2월 16일

VAR Compensator), TCSC(Thyristor Controlled Series Compensator), STATCOM(Static Synchronous Compensator), UPFC(Unified Power Flow Controller) 등이 있다[1-3].

FACTS로 분류되는 여러 기기중 기존의 전압제어 및 무효전력보상기들이 가지고 있는 비속응성과 불연속성 문제를 해결해줄 수 있는 정지형 무효전력보상기는, 모선전압의 변동을 감지하여 이에 대응하는 병렬 Susceptance를 변화시킴으로서 모선전압을 빠르고 연속적으로 제어하는 기기로서, FACTS 기기중 가장 먼저 개발되고 현장에 적용되어 그 효과가 널리 검증되었고, 현재는 완전 실용화 단계에 있다. 또한 SVC는 모선전압의 제어가 기본적인 제어의 목적이며 부가적으로 과도안정도 향상, 전력동요억제, 저주파진동의 억제 등의 다양한 제어가 가능하다. 따라서, 그 목적상 주로 부하측 모선에 설치되어 운전되어지며, 기존의 전압제어 기기들과 상호작용이 이루어진다. 이러한 SVC는 국내에서도 채택되어, 대구지역의 전압강하 문제를 해결하기 위하여 설치 운전 중에 있다 [4-7].

또한, 전력 시스템의 대형화 및 복잡화 추세에 따라서 전력수요 또한 증대됨으로 고도의 제어 기법이 요구된다. 따라서, 신경회로망은 신경망의 입·출력의 정보로부터 입·출력 관계를 학습함으로써 자동적으로 지식획득(Knowledge Acquisition)이 가능하고, 정보의 분산처리에 의한 오차 보간 능력과 외란에 대한 강인성 및 적응 능력 등의 장점을 갖는다[8-9].

따라서 본 논문에서는 빠른 응답속도와 연속적인 제어로 제어범위 내에서는 전압을 효과적으로 제어할 뿐만 아니라, 빠른 응답속도를 이용하여 과도상태의 유효전력을 제어함으로써 전력계통의 다양한 문제를 해결하기 위하여 활용되고 있는 SVC를 포함한 전력계통에 신경회로망을 이용하여 오차와 오차변화량을 입력으로 하는 신경회로망 제어기를 구성하고, 오차최소화 학습방법중의 하나인 오차역전파(Error Back-Propagation) 학습 알고리즘을 이용하여 시스템을 학습하였다. 학습시간을 단축하기 위하여 모델링 방법을 사용하였으며, 제안된 방법의 강인성을 검증하기 위해 중부하시 및 정상부하시에 초기 전력을 변동시킨 경우와 초기에 회전자각을 변동시킨 경우에 대하여 부하각, 각속도 편차특성 및 단자전압의 동특성을 고찰하였다. 또한 SVC를 포함한 시스템에 종래의 안정화

장치를 적용한 경우, SVC를 포함한 시스템에 제어기 없는 경우 및 본래의 시스템과 비교하여 제안한 신경회로망 제어기의 적용 가능성을 제시하였다.

2. 전력 시스템의 수학적 모델

동적 안정도 해석을 위한 전력계통의 선형화된 모델을 유도하기 위하여, 본 논문에서는 송전선로를 통하여 무한모선에 연결된 IEEE Type 1의 여자기를 가진 동기기로 구성된 전력계통 모델을 이용하였다. 그림 1은 선형화된 모델의 블록 선도를 나타낸다 [10-11].

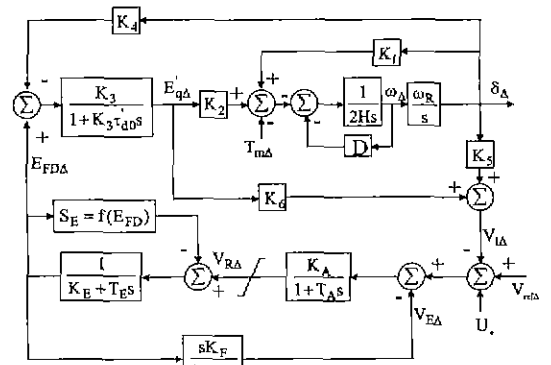


그림 1. 1기 무한 모선 계통의 선형화된 모델
Fig. 1. Block diagram of the simplified linear model of a single machine-infinite bus system

그림 1에 나타난 선형화된 모델로부터 다음 식 (1)~(6)과 같은 시스템 방정식을 유도할 수 있다.

$$\delta_{\Delta} = \omega_R \omega_{\Delta} \quad (1)$$

$$\omega_{\Delta} = -\frac{K_1}{2H} \delta_{\Delta} - \frac{D}{2H} \omega_{\Delta} - \frac{K_2}{2H} E'_{q\Delta} + \frac{1}{2H} T_{m\Delta} \quad (2)$$

$$E'_{q\Delta} = -\frac{K_3}{\tau'_{d0}} \delta_{\Delta} - \frac{1}{K_3 \tau'_{d0}} E'_{q\Delta} + \frac{1}{\tau'_{d0}} E_{FD\Delta} \quad (3)$$

$$E_{FD\Delta} = -\frac{(S_E + K_E)}{T_E} E_{FD\Delta} + \frac{1}{T_E} V_{R\Delta} \quad (4)$$

$$V_{R\Delta} = -\frac{K_5 K_A}{T_A} \delta_{\Delta} - \frac{K_6 K_A}{T_A} E'_{q\Delta} - \frac{1}{T_A} V_{R\Delta} - \frac{K_A}{T_A} V_{E\Delta} + \frac{K_A}{T_A} U_e \quad (5)$$

$$V_{E_d} = -\frac{K_F(S_E + K_E)}{T_E T_F} E_{FD_d} + \frac{K_F}{T_E T_F} V_{R_d} - \frac{1}{T_F} V_{E_d} \quad (6)$$

식 (1)~(6)에 의해서 상태공간 표현 형태의 식(7), (8)로 유도할 수 있다.

$$\dot{X} = AX + BU \quad (7)$$

$$Y = CX \quad (8)$$

여기서, X는 상태벡터, Y는 출력신호, U는 입력신호이다. 상태 변수 X와 선형화된 모델의 행렬 A, B 및 C의 요소는 다음과 같다.

$$X = [\delta_d \ \omega_d \ E_{q_d'} \ E_{FD_d} \ V_{R_d} \ V_{E_d}]^T \quad (9)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \omega_R & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{-K_1}{2H} & \frac{-D}{2H} & \frac{-K_2}{2H} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{-K_1}{\tau_{d0'}} & 0 & \frac{-1}{K_3 \tau_{d0'}} & \frac{1}{\tau_{d0'}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{-K_E}{T_E} & \frac{1}{T_E} & 0 \\ \frac{-K_A K_5}{T_A} & 0 & \frac{-K_A K_6}{T_A} & 0 & \frac{-1}{T_A} & \frac{-K_A}{T_A} \\ 0 & 0 & 0 & \frac{-K_E K_F}{T_E T_F} & \frac{K_F}{T_E T_F} & \frac{-1}{T_F} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$B = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ K_A/T_A]^T, \quad C = [0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] \quad (11)$$

여기서, 기호 “Δ”는 초기 동작점으로부터 미소변위를 의미하고, K_1 과 K_2 는 전기적인 회전력(torque)에서, K_3 와 K_4 는 계자 전압방정식에서, K_5 와 K_6 는 단차전압크기에서 계산된 선형화된 정수값 들이며, M은 관성계수, D는 제동계수, $\tau_{d0'}$ 는 과도 시정수, K_F 및 T_F 는 여자기 진동방지회로의 상수 및 시정수, S_E 는 포화정수, K_E 및 T_E 는 여자기 상수 및 시정수, K_A 및 T_A 는 여자 증폭기 상수 및 시정수, ω_R 는 기준 각속도, δ 는 부하각, V_t 는 단차전압, V_{ref} 는 발전기 기준전압, $E_{q'}$ 는 계자쇄교자속에 비례하는 전압, E_{FD} 는 발전기 여자 전압, V_E 는 조정기 안정화 회로 전압, V_R 는 조정기 증폭기 전압, T_m 는 기계적 입력 토크, x_d 는

동기 리액턴스의 직축 성분, x_q 는 동기 리액턴스의 횡축 성분, x_d' 는 과도 리액턴스, R_e 는 선로 저항, X_e 는 선로 리액턴스이다. 본 논문에서 사용한 동기 기, 여자기 및 전송선로의 파라미터는 표 1에 나타내었다.

표 1. 시스템 파라미터
Table 1. System parameters

Synchronous Machine(p.u.)	Excitation System(p.u.) and Transmission line(p.u.)
$x_d=1.7$	$K_A=400, T_A=0.05$
$x_q=1.64$	$K_F=0.025, T_F=1.0$
$x_d'=0.245$	$K_E=-0.17, T_E=0.95$
$D=0.0$	$V_{Rmax}=5.04, V_{Rmin}=-5.04$
$H=2.37$	$S_{Emax}=0.02, S_{Emin}=0.001$
$\tau_{d0'}=5.9$	$R_e=0.02, X_e=0.4$

종래의 전력시스템 안정화장치(PSS)의 구조는 그림 2와 같이 회전자 각속도 편차를 입력으로 사용하였으며, 전달 함수는 식 (12)와 같다.

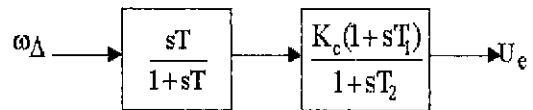


그림 2. PSS의 블록선도
Fig. 2. Block diagram of conventional PSS

$$PSS_{\omega}(s) = K_c \frac{sT}{1 + sT} \frac{1 + sT_1}{1 + sT_2} \quad (12)$$

여기서, K_c 는 PSS의 이득이고, T는 washout 시정수, $T_1 \sim T_2$ 는 PSS의 특성을 결정하는 시정수이다.

3. SVC의 제어 특성 및 모델

본 연구에서 고찰하고자 하는 SVC를 포함한 1기 무한대 모션 계통 모델은 그림 3과 같으며, SVC는 감압 변압기를 경유하여 전력계통에 병렬로 연결되어 무효전력을 흡수 또는 공급함으로써, 전압을 일정하게 유지하거나 원하는 제어동작을 수행하는 장치이다. 기존의 진상 무효전력 보상기인 전력용 콘덴서(Shunt Capacitor)와 지상 무효전력 보상기인 병렬 리액터

(Shunt Reactor) 등과는 달리, SVC는 연속적인 제어를 수행함으로써, 동기조상기와 비슷한 제어특성을 가지게 된다. SVC는 목적에 따라 다양한 구성을 가지고 있으나, 가장 일반적인 구조는 그림 3에서와 같이, 고정된 용량의 커패시터(Fixed Capacitor, BC)와 사이리스터 제어에 의하여 용량이 가변되는 인덕터(Thyristor Controlled Reactor, BL)가 병렬로 연결된 구조를 가지고 있으며, 전체적으로 사이리스터에 의하여 제어되는 가변 서셉턴스(Susceptance, B)로 볼 수 있다[12-15].

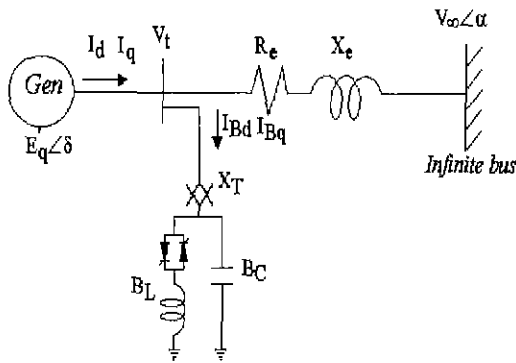


그림 3. SVC 시스템을 포함한 1기 무한 모선 계통
Fig. 3. Single machine-infinite bus with SVC system

SVC는 빠른 응답속도를 가지고 연속적으로 무효 전력을 보상함으로써, 제어범위 내에서는 내부 인덕턴스를 가지는 전압원으로 동작하며 일정 전압을 유지하고, 제어 범위를 벗어나면 고정된 용량을 가지는 커패시터 또는 리액터로 표현되게 된다. 즉, 제어범위 내에서 SVC는 우수한 동적 전압안정도 특성과 전압 제어 특성을 나타낸다.

4. 신경회로망

4.1 신경회로망 구조

신경회로망 모델의 특징은 여러 가지 주위환경에 적용할 수 있고, 학습을 통하여 스스로 지능을 축적하여 다수의 뉴런들에 의하여 병렬분산처리(Parallel Distributed Processing)를 수행할 수 있는 인공적인 신경회로망 모델이다. 인공 신경 회로망은 뉴런(Neuron)이라고 불리는 간단한 프로세싱 요소

(Processing Element : PE)들의 다양한 '집합'으로 구성된다[16-17]. 그림 4는 전형적인 뉴런의 구조를 블록 다이어그램으로 보여주고 있다.

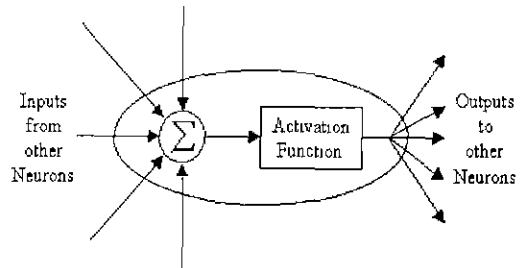


그림 4. 신경회로망 내 뉴런의 구조
Fig. 4. Block diagram of a neuron

각 뉴런들은 다른 뉴런들의 출력에 가중치를 곱하고, 이들의 합이 활성화함수(Activation Function)를 지나면서 다른 뉴런의 입력값으로 이용된다. 이때 각 뉴런의 출력치 y 는 식(13)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = f(x), \quad x = \sum_i w_i x_i \quad (13)$$

여기서 i 번째 가중치 w_i 와 입력치 x_i 의 총합 x 가 얻어져 활성화함수 $f(\cdot)$ 에 의해 변형된 후 출력된다. 가중치는 흥분성 결합일 때에는 정의 수를, 억제성 결합일 때에는 부의 수를 취한다.

즉, 각 뉴런은 가중치의 연결강도에 따라서 입력된 신호가 증폭 또는 감쇄되어 다른 뉴런들에게 전달한다. 활성화함수는 맥컬로-피츠(McCulloch-Pitts)모델, 시그모이드 함수(Sigmoid Function) 및 하이퍼볼릭 탄젠트(Hyperbolic Tangent)등의 여러 종류가 사용되고 있다.

본 논문에서는 식(14)~식(15)와 같이 일종의 시그모이드 함수로써, 출력[-1, 1]의 범위내에서 미분가능한 단조증가 Hyperbolic Tangent 함수를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{(1 - \exp(-x))}{(1 + \exp(-x))} \quad (14)$$

$$f'(x) = \frac{1}{2} \{ (1 - f(x)) \cdot (1 + f(x)) \} \quad (15)$$

4.2 오차 역전파 학습 알고리즘

일반화된 델타규칙으로 불리어지는 역전파 학습 규칙은 다층 신경회로망을 학습시키는 가장 일반적인 방법이다. 역전파 학습 알고리즘은 출력층에서 실제로

계산된 출력값과 목표 출력값의 차이를 줄이는 방향으로 연결강도를 조절하는 것으로서 이 학습방법은 구성하기가 용이하며 학습계수의 선정에 따른 수렴성도 우수하기 때문에 신경회로망을 이용한 제어시스템의 구현에 많이 이용되고 있다[18-20]. 역전파 학습 알고리즘은 식(16)과 같다.

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + C(E_k(t)w_{kj}(t))O_j(t) \quad (16)$$

여기서, w_{ji} 는 입력층과 중간층의 연결강도, $E_k(t)$ 는 출력층에서의 오차, C 는 정수, $O_j(t)$ 는 중간층 뉴런의 출력이다. 즉, 역전파 학습방법은 임의의 시간 t 에서 출력값과 교사신호 사이의 오차에 중간층과 출력층의 연결강도를 곱하고 여기에 입력을 곱하여 연결강도를 변화시키는 방법이다.

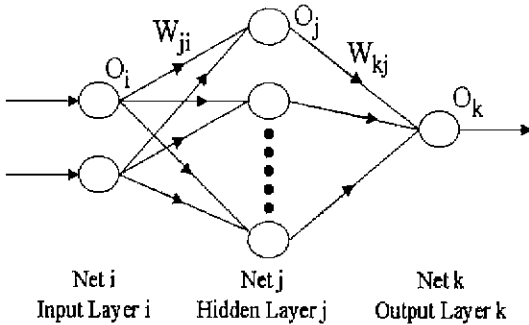


그림 5. 다층 신경회로망 구조
Fig. 5. Multilayer neural network structure

다층 신경회로망의 각 뉴런이 그림 5와 같이 구성되었을 경우 함수 f 에 의해 뉴런 j 의 출력 O_j 가 결정되는 수식은 식(17)과 같다.

$$net_j = \sum_i w_{ji} \cdot O_i, \quad O_j = f(net_j) \quad (17)$$

여기서, O_i 는 입력층 i 의 출력, O_j 는 중간층 j 의 출력, w_{ji} 는 입력층과 중간층의 연결강도, $f(\cdot)$ 는 뉴런의 활성화함수이다. 활성화함수 $f(\cdot)$ 는 출력이 $[-1, 1]$ 의 범위 내에서 단조 증가하는 식(14)와 같은 함수를 사용하였다. 학습의 목표는 출력층 뉴런의 출력과 교사신호 사이의 오차를

$\delta^k (= T_k - O_k)$ 로 두고 자승오차 E 를 최소화시키도록 연결강도를 계산하는데 있다. 이때 E 를 최소화시키는 수식은 식(18)과 같고, 오차 δ^k 는 식(19)와 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (T_k - O_k)^2 \quad (18)$$

$$\frac{\partial E}{\partial O_k} = -(T_k - O_k) = -\delta^k \quad (19)$$

여기서, T_k, O_k 는 출력층 k 에서의 교사신호, 실제출력이다. 이 오차 E 는 연결강도 w_{kj} 의 함수로서 이 파라미터가 최적화 되었을 때 오차 E 는 최소가 된다. 시간 t 에 있어서 연결강도는 식(20)~식(21)과 같다.

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj}(t) \quad (20)$$

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (21)$$

여기서, Δw_{kj} 는 연결강도의 변화량, η 는 학습률이다.

식(21)의 우변의 미분을 반복규칙(chain rule)을 이용해서 바꾸어 쓰면 식(22)와 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} &= \frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} \\ &= -(T_k - O_k) f'(net_k) O_j \end{aligned} \quad (22)$$

연결강도의 변화량 Δw_{kj} 는 최급강하법(steepest descent method)을 사용하면 식(23)과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{kj} &= \eta (T_k - O_k) f'(net_k) O_j \\ &= \eta \delta_k O_j \end{aligned} \quad (23)$$

여기서, $\delta_k = (T_k - O_k) f'(net_k)$ 이고 출력층 오차이다.

입력층과 중간층 사이의 연결강도 w_{ji} 의 변화량 Δw_{ji} 도 같은 방법으로 정의하면 중간층에서 연결강도의 변화량은 식(24)와 같다.

$$\Delta w_{ji} = \eta \left[\sum_k \delta_k w_{kj} \right] f'(net_j) O_i \quad (24)$$

중간층 오차는 식(25)와 같다.

$$\delta_j = - \left[\sum_k \delta_k w_{kj} \right] f'(net_j) \quad (25)$$

오차 역전파와 학습을 응용할 경우에는 학습이 수렴할 때까지는 많은 횟수의 반복학습을 필요로 하고, 극소점(Local Minimum)의 상태로 들어갈 가능성이 있고, 응용할 때마다 학습 파라미터의 조정이 필요하다.

본 논문에서는 이전 수정량도 고려하여 수정량을 결정하는 방법으로써, 오차로부터 구해진 수정량에 의한 오버슈터를 억제하여 학습의 고속화에 유효한 것으로 알려져 있는 모멘텀(momentum) 학습법을 사용하여 학습 파라미터를 조정한다.

모멘텀 학습법을 사용한 중간층과 출력층 사이의 연결강도의 변화량은 식(26)과 같다.

$$\Delta w_{kj}(t) = \eta \delta_k O_j + m \Delta w_{kj}(t-1) \quad (26)$$

입력층과 중간층 사이의 연결강도의 변화량은 식(27)과 같다.

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_j O_i + m \Delta w_{ji}(t-1) \quad (27)$$

여기서, $\Delta w(t-1)$ 은 전회의 연결강도 변화량, $\Delta w(t)$ 는 현재의 연결강도 변화량, m 은 모멘텀 계수이다. 학습과정의 흐름도는 그림 6과 같다.

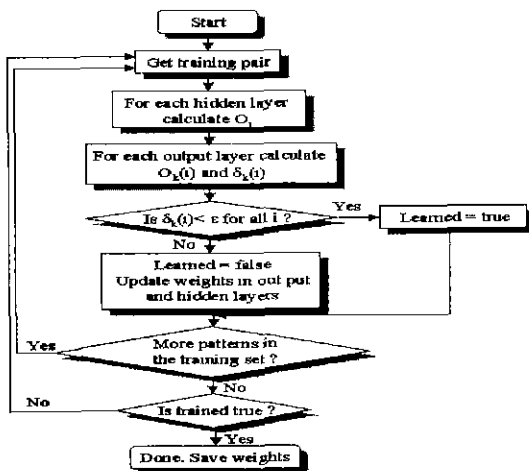


그림 6. 학습과정의 흐름도
Fig. 6. Flowchart of learning process

4.3 SVC 계통에 신경회로망 제어기의 적용

그림 7은 신경회로망 제어기를 SVC 계통에 적용시킨 것을 나타낸다. 여기서 사용된 신경회로망은 그림 5와 같은 다층 신경회로망으로 오차함수 식(18)을 최소화시킨다. 각속도 편차의 오차 e_i 및 오차변화률

\dot{e}_i 을 신경회로망 제어기 입력으로 사용한다. 시뮬레이션에 사용한 신경회로망은 입력층 2개, 중간층 10개, 출력층 1개의 뉴런으로 구성하였다. 교사신호는 플랜트의 출력인 각속도 편차 $\Delta\omega$ 로 주었다.

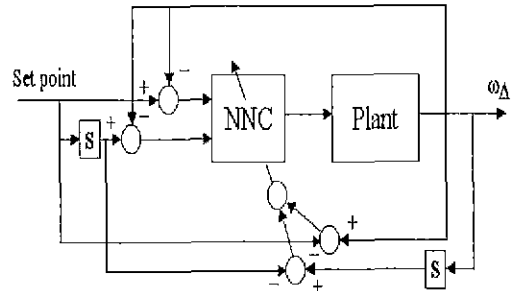


그림 7. 신경회로망 제어기를 이용한 전력계통
Fig. 7. The block diagram of the power system using neural network controller

5. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 연구에서는 시스템의 오차와 오차의 변화량을 입력으로 하는 신경회로망 제어기(Neural Network Controller : NNC)를 구성하여 SVC를 포함한 전력계통 안정화에 적용하였다. 이 제어기는 오차 최소화 학습법중의 하나인 오차 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 시스템을 학습하게 된다. 제안한 신경회로망 제어기의 강인성을 검증하기 위해 중부하시(사례연구 1) 및 정상부하시(사례연구 2)의 경우에 초기 전력을 3% 변동한 경우와 초기에 회전자각을 변동시킨 경우에 SVC를 포함한 시스템에 신경회로망 제어기를 적용한 경우(Case 1), SVC를 포함한 시스템에 기존의 PSS를 적용한 경우(Case 2), SVC를 포함한 시스템에 제어기가 없는 경우(Case 3)와 SVC 없는 본래의 시스템인 경우(Case 4)에 대하여 발전기 응답을 각각 비교·고찰하였다.

각 부하에 대한 선형화 계수 $K_1 \sim K_6$ 의 파라미터 값은 다음 표 2와 같다.

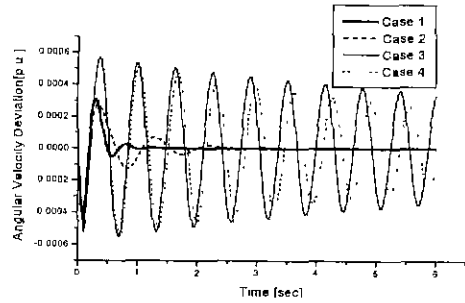
표 2. $K_1 \sim K_6$ 의 파라미터
Table 2. Parameters of $K_1 \sim K_6$

	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	K_6
중부하시	1.2145	1.3545	0.3072	1.7109	-0.0237	0.4739
정상부하시	1.0746	1.2578	0.3072	1.7116	-0.0477	0.4971

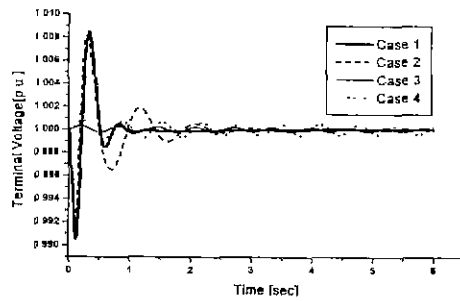
5.1 중부하시(사례연구 1)

첫 번째 사례연구로는 중부하시($P_e=1.3$, $Q_e=0.595$) 초기 전력을 100[ms] 동안 3[%] 변동한 경우(그림 8)와 초기에 회전자각 편차를 변동시킨 경우(그림 9)에 SVC를 포함한 시스템에 신경회로망 제어를 적용한 경우(Case 1), SVC를 포함한 시스템에 PSS 제어를 적용한 경우(Case 2), SVC를 포함한 시스템에 제어가 없는 경우(Case 3)와 본래의 시스템(Case 4)에 대하여 각각 비교·고찰하였다. 그림 8의 (a)에서 회전자각 편차 응답 특성이 Case 3의 경우와 Case 4의 경우에서는 장시간 진동하고 있으나, Case 2의 경우는 정정시간이 약 3.56[sec]이고, Case 1의 경우는 정정시간이 약 2.56[sec]로 우수한 응답특성을 보이고 있다. 그림 8의 (b)에서도 역시 가속도 편차 응답특성이 Case 1의 경우가 고전적인 PSS 제어기(Case 2) 및 다른 시스템 보다 우수한 응답특성을 보이고 있다. 그림 8의 (c)에서는 단자 전압 응답 특성이 Case 4보다 Case 3의 경우가 약 50[%] 개선된 응답 특성을 보이고 있지만 역시 장시간 진동함을 알 수 있다. 그러나 Case 1의 경우에서는 정정시간이 약 1.2[sec]로 Case 2의 경우 정정시간 약 4.5[sec] 보다 우수한 응답특성을 보이고 있다.

마찬가지로, 중부하시 초기에 회전자각 편차를 변동시킨 경우, 그림 9의 (a)에서 회전자각 편차 응답특성이 Case 1의 경우가 정정시간이 약 2.66[sec], Case 2의 경우는 정정시간이 약 4.64[sec], Case 3과 Case 4는 장시간 진동하므로 Case 1의 경우가 다른 시스템 보다 응답특성이 우수하게 나타내고 있고, 역시 그림 9의 (b), (c)에서 각속도 편차 응답특성 및 단자전압 응답특성이 다른 시스템 보다 Case 1의 응답특성이 우수하게 나타났다.

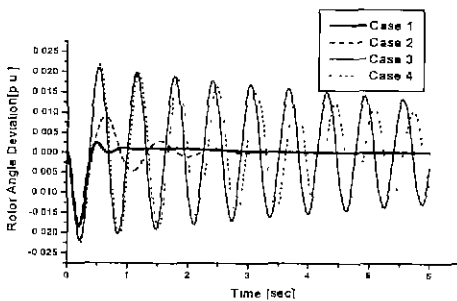


(b) Angular velocity ω_d

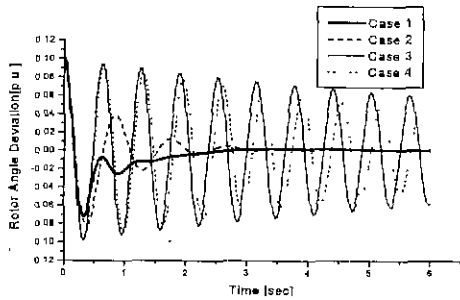


(c) Terminal voltage V_t

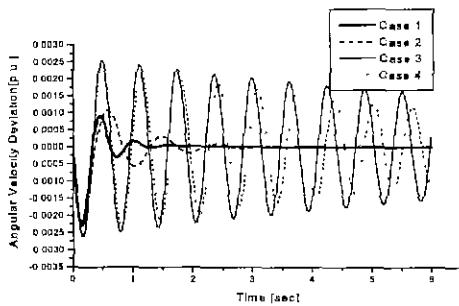
그림 8. 중부하시 초기 전력을 100(ms) 동안 3[%] 변동한 경우의 발전기 응답 ($P_e=1.3$, $Q_e=0.595$)
 Fig. 8. Response of generator when decreasing power 3[%] disturbance duration 100[ms] in heavy load ($P_e=1.3$, $Q_e=0.595$)



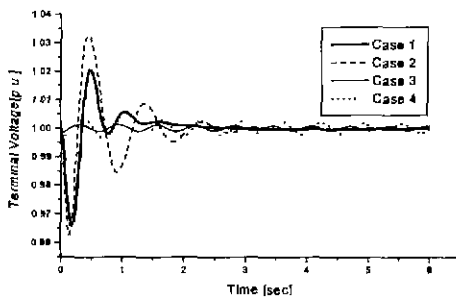
(a) Rotor angle δ_d



(a) Rotor angle δ_d



(b) Angular velocity ω_d



(c) Terminal voltage V_t

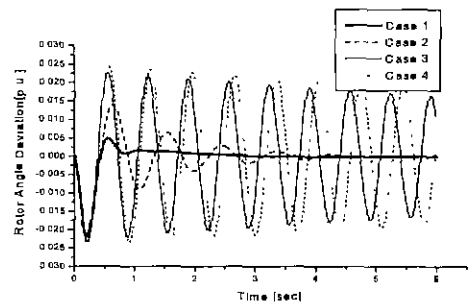
그림 9. 중부하시 초기에 회전자각 편차를 증가한 경우의 발전기 응답 ($P_e=1.3, Q_e=0.595$)
 Fig. 9. Response of generator when increasing rotor angle deviation in heavy load ($P_e=1.3, Q_e=0.595$)

5.2. 정상부하시(사례 연구 2)

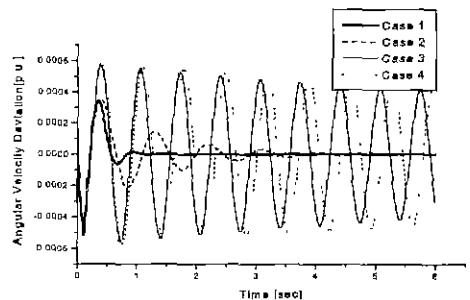
두 번째 사례연구로는 정상부하시($P_e=1.0, Q_e=0.595$) 초기 전력을 100[ms] 동안 3[%] 변동한 경우(그림 10)와 초기에 회전자각 편차를 변동시킨 경우(그림 11)에 SVC를 포함한 시스템에 신경회로망 제어기를 적용한 경우(Case 1), SVC를 포함한 시스템에 PSS 제어기를 적용한 경우(Case 2), SVC를 포함한 시스템에 제어기가 없는 경우(Case 3)와 본래의 시스템(Case 4)에 대하여 각각 비교·고찰하였다. 그림 10의 (a)에서 회전자각 편차 응답 특성이 Case 3의 경우와 Case 4의 경우에는 장시간 진동하고 있으나, Case 2의 경우는 정정시간이 약 4.59[sec]이고, Case 1의 경우는 정정시간이 약 2.13[sec]로 다른 시

스템 보다 우수한 응답특성을 보이고 있다. 그림 10의 (b)에서도 역시 각속도 편차 응답특성이 Case 1의 경우가 고전적인 PSS 제어기(Case 2) 및 다른 시스템 보다 우수한 응답특성을 보이고 있다. 그림 10의 (c)에서는 단자 전압 응답특성이 Case 4보다 Case 3의 경우가 약 50[%] 개선된 응답 특성을 보이고 있지만 역시 장시간 진동함을 알 수 있다. 그러나 Case 1의 경우에는 정정시간이 약 1.25[sec]로 Case 2의 경우 정정시간 약 4.56[sec] 보다 우수한 응답특성을 보이고 있다.

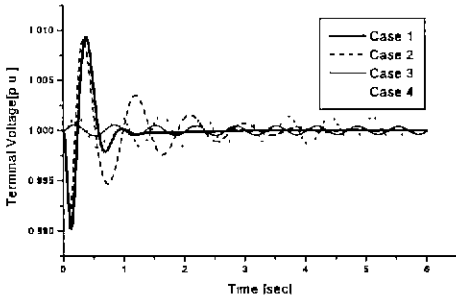
마찬가지로, 정상부하시 초기에 회전자각 편차를 변동시킨 경우, 그림 11의 (a)에서 회전자각 편차 응답특성이 Case 1의 경우가 다른 시스템 보다 응답특성이 우수하게 나타내고 있고, 역시 그림 11의 (b), (c)에서 각속도 편차 응답특성 및 단자전압 응답특성이 다른 시스템 보다 Case 1의 응답특성이 우수하게 나타났다.



(a) Rotor angle δ_d



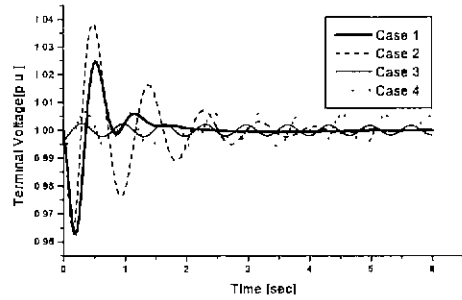
(b) Angular velocity ω_d



(c) Terminal voltage V_t

그림 10. 정상부하시 초기 전력을 100(ms) 동안 3(%) 변동한 경우의 발전기 응답 ($P_e=1.0, Q_e=0.595$)

Fig. 10. Response of generator when decreasing power 3[%] disturbance duration 100(ms) in normal load ($P_e=1.0, Q_e=0.595$)



(c) Terminal voltage V_t

그림 11. 정상부하시 초기치에 회전자 편차를 증가한 경우의 발전기 응답 ($P_e=1.0, Q_e=0.595$)

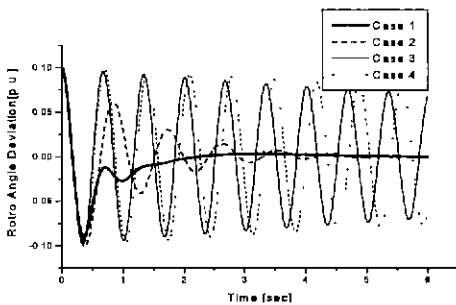
Fig. 11. Response of generator when increasing rotor angle deviation in normal load ($P_e=1.0, Q_e=0.595$)

6. 결론

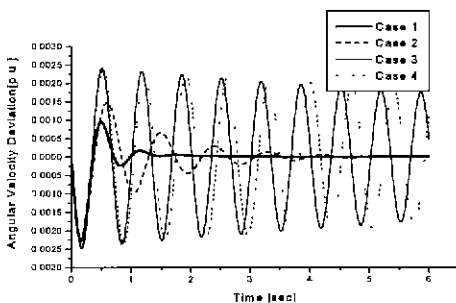
본 논문에서는 모선전압의 제어가 기본적인 제어의 목적이며 빠른 응답속도와 연속적인 제어로 제어범위 내에서는 전압을 효과적으로 제어할 뿐만 아니라, 빠른 응답속도를 이용하여 과도상태의 유효전력을 제어함으로써 전력계통의 다양한 문제를 해결하기 위하여 활용되고 있는 정지형 무효전력 보상기를 포함한 전력계통에 시스템 안정도를 향상시키기 위해 신경회로망 제어기법을 제안하였다. 학습을 위해 신경회로망의 오차최소화 학습방법중의 하나인 오차역전파 학습 알고리즘을 이용하였다 학습시간을 단축하기 위하여 실질적인 실시간 제어가 가능한 모멘텀 방법을 사용하였으며, 제안된 방법의 강인성을 검증하기 위해 중부하시 및 정상부하시에 초기 전력을 변동시킨 경우와 초기에 회전자각을 변동시킨 경우에 대한 발전기 응답특성을 고찰하였다.

중요한 결과를 요약하면 다음과 같다.

- (1) SVC를 포함한 시스템이 본래의 시스템 보다 효과적으로 전압을 제어하였다.
- (2) 본 논문에서 제안한 신경회로망 제어기가 종래의 제어기 및 본래의 시스템 보다 우수한 응답 특성을 얻을 수 있었다.
- (3) 초기에 전력을 변동한 경우 및 초기에 회전자각 편차를 변동시킨 경우에 제안한 신경회로망



(a) Rotor angle δ_d



(b) Angular velocity ω_d

신경회로망을 이용한 SVC 계통의 안정화에 관한 연구

제어기를 적용한 시스템이 회전자각 편차, 각 속도 편차 및 단자전압 응답특성이 우수함을 입증하였다.

향후 SVC를 포함한 다기계통과 초고압 직류 송전의 연계 계통에 연구가 계속 되어야 할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

[1] A. E. Hammad, "Analysis of Power System Stability Enhancement by Static Var Compensators", IEEE Trans. PWRS, Vol. 1, No. 4, pp. 222-227, 1986.
 [2] P. M. Anderson and A. A. Foud, "Power System Control and Stability", IEEE Press, New York, 1993
 [3] 김학만, 오태규, 신명철, 손광명, "CA를 이용한 TCSC 적용 LQ 제어기의 가중행렬 선정 기법", 전기학회논문지, 제 46권, 제 12호, pp. 1708-1715, 1997
 [4] Yao-nan Yu, "Electric Power System Dynamic", Academic Press, INC, 1983.
 [5] C. H. Cheng and Y. Y. Hso, "Application of a Power System Stabilizer and a Static Var Controller to a Multi-machine Power System", IEE Proc., Vol. 137, No. 1, pp. 8-12, 1990.
 [6] IEEE Special Stability Controls Working Group, "Static Var Compensator Models for Power Flow and Dynamic Performance Simulation", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 9, pp. 229-240, 1994.
 [7] P. Kundur, "Power system stability and control", McGraw-Hill, Inc., 1994.
 [8] Panos J. antsaklis, "Neural Networks in Control System", April, 1992.
 [9] Simon Haykin, "Nural Networks", Macmillan College Publishing Company, 1994.
 [10] K. R. Padiyar and R. K. Varma, "Damping Torque Analysis of Static Var System Controllers", IEEE Trans. PWRS, Vol. 6, No. 2, pp. 458-465, 1991.
 [11] K. R. Padiyar, "Power System Dynamics : Stability and Control", John Wiley & Sons(Asia) Pte Ltd., pp. 255-297, 1996.
 [12] CIGRE Working Group 38-01; Task Force No. 2 on Static Var Compensators, Static Var Compensators, 1986.

[13] C. J. Wu and Y. S. Lee, "Damping of Synchronous Generator by Static Reactive Power Compensator with Digital Controller", IEE Proc., Vol. 138, No. 5, pp. 427-432, 1991.
 [14] C. S. Chen and C. T. Hsu, "The Simplified Linear Model Derivation of Power Systems with Static VAR Compensators to Improve System Damping", IEEE/KTH Stockholm Power Tech Conference, pp. 370-375, 1995.
 [15] 문경섭, 손광명, 이태기, 이송근, 박종근, "무효전력 보상어유를 고려한 SVC와 ULTC의 협조제어", 전기학회 논문지, 제 48권, 제 4호, pp.351-357, 1999.
 [16] Bart Kosko, "Neural Networks and Fuzzy Systems", Prentice-Hall, 1992.
 [17] Takenori Kobayashi, Yasuo Morioka, Akihiko Yokoyama, "Synchronous Generator Control Using Neural Network Based Nonlinear Adaptive Regulator", IEE J., Vol. 114, No. 9, pp. 843-851, 1994.
 [18] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, "Learning internal representation by error back propagation", The MIT Pres, Vol. 1, 1986.
 [19] Sigeru Omatsu, Marzuki Khalid and Rubiyah Yusof, "Neuro-Control and Its Applications", Springer, 1995.
 [20] Toshitaka Oki, Toru Tamamoto, Masahiro Kaneda and Sigeru Omatsu, "An intelligent PID controller with a neural supervisor", IEEE Proc. ICS, pp. 4477-4482, 1997.

◇ 저자소개 ◇

정 형 환 (鄭亨煥)

1941년 1월 19일생. 1964년 연세대 공대 전기공학과 졸업. 1984년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 동아대 공대 전기전자컴퓨터공학부 교수.

허 동 렬 (許東烈)

1969년 11월 10일생. 1995년 동아대 공대 전기공학과 졸업. 1997년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정.

김 상 효 (金相孝)

1965년 8월 29일생. 1992년 동아대 공대 전기공학과 졸업. 1994년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1999년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 동아대 정보기술연구소 특별연구원.