

# 시스템의 수동성과 신경망을 이용한 전력 시스템의 과도 안정도 제어

論 文

48A-8-12

## Transient Stability Control of Power System using Passivity and Neural Network

李 廷 元\* · 李 鎔 翼\*\* · 沈 德 善\*\*\*

(Jung-Won Lee · Yong-Ik Lee · Duk-Sun Shim)

**Abstract** - This paper considers the transient stability problem of power system. The power system model is given as interconnected system consisting of many machines which are described by swing equations. We design a transient stability controller using passivity and neural network. The structure of the neural network controller is derived using a filtered error/passivity approach. In general, a neural network cannot be guaranteed to be passive, but the weight tuning algorithm given here do guarantee desirable passivity properties of the neural network and hence of the closed-loop error system. Moreover proposed controller shows good robustness by simulation for uncertainties in parameters, which can not be shown in the speed gradient method proposed by Fradkov[3,7].

**Key Words** : power system, transient stability, passivity, neural network

### 1. 서 론

전력시스템은 발전기, 변압기, 모선, 선로 등을 주요 요소로 하는 많은 설비요소로 구성되며 이들이 일체로 되어 하나의 안정상태를 유지하면서 운용되고 있다. 전력시스템 구성요소 중 특히 가공선로는 지역적으로 널리 분포되어 있으므로 번개, 풍우 등 자연 현상의 영향을 받아 단락, 지락 등 계통사고가 일어날 가능성이 높다. 과도현상은 이러한 여러 가지 원인에 의하여 발생하고 그 결과 과전압, 과전류, 이상 과형 및 전기기계적 과도현상을 일으킨다. 사고의 발생은 단지 설비의 손상을 가져올 뿐만 아니라 안정상태를 유지하고 운용되고 있는 전력계통 전체로 파급되어 전체통 붕괴로 확대될 가능성을 가지고 있다. 전력시스템은 갑작스런 부하 변화나 발전기, 송전선로에서의 고장발생으로 인하여 계통교란이 빈번히 발생하여도 이러한 외란을 극복하고 수요에 따른 전력공급을 원활히 수행할 수 있어야 한다.

과도상태 안정화는 큰 외란에 대하여 짧은 시간동안 안정도 유지를 목적으로 하며 과도 상태 안정화를 위한 제어기 설계에 사용되는 전력시스템 모델은 비선형성을 포함하고 있어야 한다. 전력 시스템의 과도 안정도 제어는 여러 관점에서 연구되어 왔는데 시스템의 파라미터를 추정하여 제어를 수행하는 적응 제어[13], 불확실성을 고려한 견실 제어[4,8], 연결 시스템을 여러 부시스템으로 나누어 각각 제어를

하는 분산 제어[12], 계층제어[9,14], 퍼지 및 신경망 제어[2,6,10] 등이 있다.

최근에는 제어기 설계에 망이론에서 발전한 수동성(passivity) 이론에 기반한 제어기법이 활발히 연구되고 있다. 수동성 이론은 양실 제어(positive real control) 이론과 밀접한 관계가 있으며 피드백 시스템을 안정화 시키는 제어기 설계가 쉽다. 수동성 제어 이론은, 수동시스템과 순수동시스템이 음의 피드백으로 연결되면 전체 연결 시스템은 안정하다는 이론에 근거하고 있다. 실제 시스템에는 불확실성을 포함한 시스템이 수동인 경우가 있는데 이때 임의의 순수동 시스템을 제어기로 연결하면 전체 시스템의 안정성을 얻을 수 있다. 수동성 이론이 제어기 설계에 많이 사용되고 있는데 비해서 전력 시스템의 과도 안정도 제어에는 스피드경사 방법[7]을 제외하고는 거의 없는 실정이다. 따라서 본 논문에서는 시스템의 수동성을 이용하여 전력 시스템의 과도 안정도 제어를 하고자 한다.

본 논문에서는 일반적으로 많이 사용되는 전력 시스템 모델[7,8]에 대해서 과도 안정도 제어기법을 연구하였다. 전력 시스템은 동요 방정식으로 모델링된 발전기가 여러개 연결된 비선형 시스템으로 모델링 되었다. 이 시스템에 신경망이론과 시스템의 수동성 기법을 이용하여 큰 외란이 있을 경우 전력 시스템의 과도 안정도를 얻을 수 있었다. 시스템 모델을 오차 시스템으로 변환하고 신경망을 이용하여 비선형성을 추정하여 시스템 모델을 선형화하는 기법을 사용함으로써 과도안정도를 향상시켰고, 수동성에 기초한 연결 강도 튜닝 알고리즘을 사용하여 오차 페루프 시스템의 수동성과 연결 강도 크기의 유한함을 보장하였다. 무한 모선에 연결되어 있다고 가정된 4개의 발전기로 구성되어진 전력 시스템에 적용하였으며 스피드 경사 방법과 비교 시뮬레이션을 하였다. 제시된 제어기는 기존의 수동성 제어기법인 스

\* 準 會 員 : 中央大 制御計測工學科 · 碩士

\*\* 準 會 員 : 中央大 制御計測工學科 碩士課程

\*\*\* 正 會 員 : 中央大 制御計測工學科 副教授 · 工博

接受日字 : 1999年 2月 25日

最終完了 : 1999年 7月 14日

피드 경사 방법을 이용한 제어기에 비해 좋은 건설성을 가짐을 시뮬레이션을 통해 보였다.

## 2. 전력 시스템 및 수동성

### 2.1 전력 시스템 모델 및 문제 정의

전력 시스템을 제어하기 위해서는 먼저 전력 시스템의 수학적 모델을 구해야 한다. 전력 시스템은 여러 개의 발전기가 연결되어 하나의 큰 시스템을 구성하고 있다. N개의 동기 발전기로 구성되어진 전력 시스템을 수학적으로 모델을 구하기 위해 과도 안정화 연구에 일반적으로 타당한 가정을 하면 다음과 같다[7].

1. 전력 시스템에서 각각의 발전기는 과도 리액턴스를 포함하고 있는 일정한 전압 값을 갖는다. 자속의 감쇠나 전압 조정은 포함하지 않는다.
2. 감쇠 전력은 슬립 속도(기계적 감쇠)나 슬립 속도차(비동기적 감쇠)에 비례하며 비동기 감쇠는 대칭이다.
3. 관성 계수는 일정하다.
4. 제어는 발전기에 공급되는 기계적인 전력을 제어함을 뜻한다.

과도 안정도 제어 문제는 큰 외란이 갑자기 들어올 경우에 시스템의 안정도가 보장이 되어야하므로 전력 시스템으로 비선형 모델을 사용해야 한다. 위의 가정으로 전력 시스템을 구성하고 있는 i번째 발전기의 비선형 미분 방정식은 다음과 같은 동요 방정식으로 주어진다.

$$\begin{aligned} \delta_i &= \omega_i \\ M_i \dot{\omega}_i &= -a_i \omega_i - \sum_{j \neq i}^N b_{ij}(\omega_i - \omega_j) + P_{mi} - P_{ei} + u_i \end{aligned} \quad (1)$$

여기서  $\delta_i$ 는 시스템 동기각에 대한 i번째 발전기의 각,  $M_i$ 는 관성계수,  $P_{ei}$ 는 i번째 발전기에 의한 전기적 출력 전력,  $P_{mi}$ 는 명목상의 기계적 입력 전력,  $u_i$ 는 터빈/조속기를 통해서 이루어지는 제어 입력,  $a_i \geq 0$  그리고  $b_{ij} \geq 0$ ,  $b_{ij} = b_{ji}$ 는 각각 기계적, 비동기적인 감쇠 계수이다.

i 번째 발전기에 의한 전기적 출력 전력  $P_{ei}$ 는 다음과 같이 주어진다.[7,8]

$$P_{ei} = G_{ii} E_i^2 + \sum_{j \neq i}^N E_i E_j (G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)) \quad (2)$$

여기서  $E_i$ 는 일정한 내부 전압의 크기,  $G_{ii}$ 는 단락시의 전도계수,  $G_{ij} = G_{ji}$ 는 i번째와 j번째 발전기의 상호 전도계수,  $B_{ij} = B_{ji}$ 는 i번째와 j번째 발전기의 상호 자화계수이다. 따라서 각 발전기 사이의 상호 전도계수와 상호 자화계수 그리고 각각의 전도계수 값을 구하면 전기적 출력 전

력  $P_{ei}$ 를 구할 수 있다.

전력 시스템의 모델은 벡터와 행렬을 사용하여 다음과 같이 간결하게 표현 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{\delta} &= \omega \\ \dot{\omega} &= M^{-1} R \omega + M^{-1} (f(\delta) + u) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $\delta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n]^T$ ,  $u = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ ,

$\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n]^T$ ,  $M = \text{diag}(M_1, M_2, \dots, M_n)$ ,  $R$ 은 다음과 같은 원소로 이루어진 음의 반정칙(negative semidefinite) 행렬이다.

$$\begin{aligned} r_{ij} &= b_{ij} \quad \text{for } i \neq j \\ r_{ii} &= -(a_i + \sum_{j=1}^n b_{ij}) \end{aligned} \quad (4)$$

벡터 함수  $f(\delta)$ 의 원소는 다음과 같이 주어진다.

$$f_i(\delta) = f_{i0} - \sum_{j \neq i}^n (a_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + \beta_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)) \quad (5)$$

여기서  $f_{i0} = P_{mi} - G_{ii} E_i^2$ ,  $a_{ij} = E_i E_j G_{ij} \geq 0$ ,  $\beta_{ij} = E_i E_j B_{ij} \geq 0$ ,

$f_0 = (f_{10}, f_{20}, \dots, f_{n0})^T$  라고 표시 할 수 있다.

작동중인 전력 시스템의 안정화는 전력 시스템 제어에서 가장 중요한 문제중 하나이다. 현재의 전력 시스템은 늘어나는 부하와 분산화로 인해서 설비 고장이나 번개 등의 갑작스런 고장이 일어날 가능성이 늘어나고 있어 전체 전력 시스템은 불안정하게 될 수 있다. 이러한 이유로 인해서 발생하는 크고도 갑작스러운 외란에 대해 불안정한 전력 시스템을 안정하게 하는 제어를 설계하는 것이 바로 과도 안정도 제어 문제이다.

과도 안정도 제어에 수동성을 적용한 논문인 [7]에서 사용한 과도 안정도 문제의 정의는 다음과 같다.

주어진 초기 조건  $x_0 = (\delta_0, \omega_0)^T$ 에 대해서 궤적  $\delta(t, \delta_0)^T$ ,  $\omega(t, \omega_0)^T$ 가 정의된 집합인  $\delta_i - \delta_j = c_{ij}$ ,  $\omega_i = 0$ 에 수렴하며  $|\delta_i - \delta_j| < \bar{\delta} < \pi$ 를 만족하면 전력 시스템은 과도 안정하다고 정의한다.

위의 과도 안정도 정의는 동기각 오차의 차이  $\delta_i - \delta_j$ 가 일정한 상수 이내로 수렴하도록 하는데 시스템에 불확실성이 있을 때는 이를 만족하기 어렵고 연속적이고 큰 외란에 대해서는 시스템이 불안정할 수 있으므로 본 연구에서의 과도 안정도는 다음과 같이 정의한다.

**정의 1 :** 전력 시스템에서 모든 상태변수  $\delta_i, \omega_i$ 는 시간이 지남에 따라 0으로 접근하면 전력 시스템은 과도 안정하다.

2.2 수동 시스템과 피드백 안정도

다음과 같은 비선형 시스템을 생각하자.

$$\Sigma : \begin{cases} \dot{x} = f(x) + b(x)u \\ y = h(x) \end{cases} \quad (6)$$

여기서 상태변수는  $x \in R^n$ , 입력변수는  $u \in R^m$ , 출력변수는  $y \in R^n$ 이고 함수  $f, b, h$ 는 평활(smooth)하다.

정의 2 : 시스템의 입력  $u(t)$ 와 출력  $y(t)$ 가 식 (7)의 'power form'의 등식을 만족하면 이 시스템은 수동적이라 한다.

$$\dot{V}(t) = y(t)^T u(t) - g(t) \quad (7)$$

여기서  $V(t)$ 는 하한이 있고(lower bounded)  $g(t) \geq 0$  이다. 또한  $g(t)$ 가 유한한 계수(bounded coefficient)를 가지는  $\|x\|^2$ 의 2차 함수(mononic quadratic function)일 때 이 시스템을 상태 순수동(strictly state passive)이라 한다.

일반적으로 시스템의 수동성은 입력과 출력의 곱의 적분 식으로 표시되나 정의 2는 시스템의 수동성을 미분식으로 나타낸 것이다.

이제 시스템의 수동성과 피드백 시스템의 안정성과의 관계를 알아본다. 위의 정의 2를 이용하면 병렬 또는 피드백 시스템의 수동성을 쉽게 보일 수 있다.

그림 1과 같은 병렬/피드백 시스템을 생각해 보자.

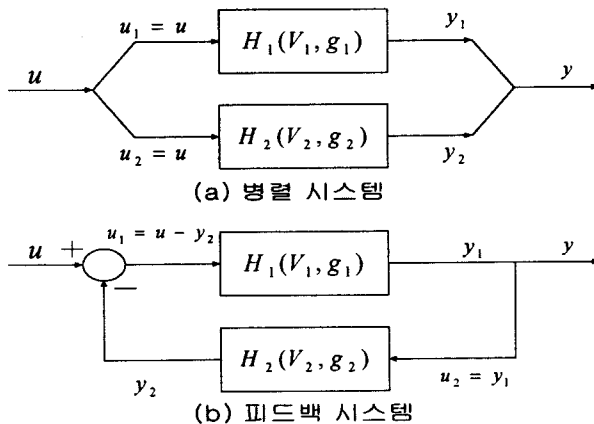


그림 1 병렬 / 피드백 시스템  
Fig. 1 Parallel / Feedback system

$H_1, H_2$  는 각각 수동 시스템이고,  $H_1$ 은 power form을 만족하는  $V_1, g_1$ 을,  $H_2$ 는 power form을 만족하는  $V_2, g_2$ 를 가진다. (a)의 병렬 시스템의 경우를 살펴보면 다음의 관계가 성립한다.

$$y^T u = (y_1 + y_2)^T u = y_1^T u + y_2^T u = y_1^T u_1 + y_2^T u_2$$

(b)의 피드백 시스템의 경우를 살펴보면 다음의 관계가 성립한다.

$$y^T u = y_1^T (u_1 + y_2) = y_1^T u_1 + y_1^T y_2 = y_1^T u_1 + u_2^T y_2$$

따라서 두 시스템 모두 다음의 식을 만족함을 알 수 있다.

$$y^T u = y_1^T u_1 + y_2^T u_2 \quad (8)$$

위 식은 회로 이론에서 알려져 있는 텔리겐의 전력 보존 법칙(Tellegen's power conservation theorem)의 한 형태이다. 따라서 모든 시스템에 대해서 다음의 식이 성립한다.

$$V = V_1 + V_2, \quad g = g_1 + g_2$$

확장하면, 수동 시스템의 어떠한 병렬 또는 피드백 시스템도 각각의  $V_i, g_i$ 의 합과 같은  $V, g$ 를 가지는 수동 시스템이다.

3. 시스템의 수동성과 신경망을 이용한 제어기 설계

3.1 신경망의 구성

그림 2와 같이 세 개의 층으로 구성된 신경망을 생각하자.

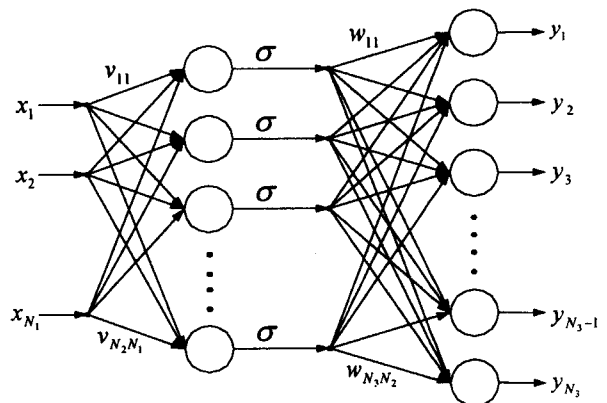


그림 2 신경망 구조  
Fig. 2 Three-layer neural network(NN) structure

일반적인 신경망의 입출력 관계를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$y_i = \sum_{j=1}^{N_2} [w_{ij} \sigma \left[ \sum_{k=1}^{N_1} v_{jk} x_k + \theta_{vj} \right] + \theta_{wi}] ; i=1, \dots, N_3 \quad (9)$$

여기서  $\sigma(\cdot)$ 은 활성화 함수,  $v_{jk}$ 는 첫째 층에서 둘째 층으로의 연결 강도,  $w_{ij}$ 는 둘째 층에서 셋째 층으로의 연결 강도를  $\theta_{vm}, \theta_{wm}, m=1,2,\dots$ 는 임계 오프셋(threshold offsets)을 의미하며  $l$  층의 뉴런의 수는  $N_l$ 이다. 즉 입력의 노드 수는  $N_1$ , 중간층의 노드 수는  $N_2$ , 출력은  $N_3$ 이다.

식 (9)는 다음과 같이 간단하게 행렬식으로 표현될 수 있다.

$$y = W^T \sigma(V^T x) \quad (10)$$

$x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_M]^T, y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_M]^T, W^T = [w_{ij}]$ ,  
 $V^T = [v_{jk}]$ 로 정의한다.

### 3.2 신경망을 이용한 제어기 설계

N개의 발전기로 이루어진 전력 시스템의 모델은 식 (3)과 같이 표현될 수 있는데 동기각 오차  $\delta$ 에 관한 식으로 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$M\ddot{\delta} - R\dot{\delta} - f(\delta) = u \quad (11)$$

동기각 오차  $\delta$ 는 작을 수록 좋은 변수이므로 다음과 같이 레귤레이션 오차를 정의한다.

$$\gamma = \delta + \Lambda\dot{\delta} \quad (12)$$

$\Lambda = \Lambda^T > 0$ 는 설계 파라미터이고 보통 대각행렬로 선택한다.

식 (12)를 이용하여 식 (11)을 재구성하면 다음과 같이 레귤레이션 오차  $\gamma$ 에 대한 식을 얻을 수 있다.

$$M\dot{\gamma} = R\gamma + u + F \quad (13)$$

여기서  $F = M\Lambda\dot{\delta} - R\Lambda\delta + f(\delta)$ 이다.

제어 입력을 다음과 같이 정의하자.

$$u_0 = -\hat{F} - K_v \gamma \quad (14)$$

여기서  $K_v = K_v^T > 0$ 는 이득 행렬이고  $\hat{F}$ 는 신경망을 이용한  $F$ 의 추정 함수이다.

식 (14)의 제어 입력을 식 (13)에 적용하면 시스템은 다음과 같이 된다.

$$M\dot{\gamma} = -(K_v - R)\gamma + \tilde{F} \quad (15)$$

여기서  $\tilde{F} = F - \hat{F}$ 는 추정 오차 함수이다.

**보조정리 1** : 식 (15)로 표현되는 시스템에서  $\tilde{F}$ 로부터  $\gamma$ 로의 시스템은 상태 순수동 시스템이다.

증명 : 다음과 같은 리아푸노프 함수를 선택한다.

$$L = \frac{1}{2} \gamma^T M \gamma$$

식 (15)를 이용하면

$$\dot{L} = \gamma^T M \dot{\gamma} = -\gamma^T K_v \gamma + \gamma^T R \gamma + \gamma^T \tilde{F}$$

$K_v$ 는 양의 반정칙(positive semidefinite)이고  $R$ 은 음의 반정칙이므로 (7)의 power form을 만족시킨다.

$$\dot{L} = \gamma^T \tilde{F} - \gamma^T (K_v - R) \gamma$$

윗 식에서  $\gamma$ 는 출력,  $\tilde{F}$ 는 입력이고  $g(t) = \gamma^T (K_v - R) \gamma > 0$ 이므로 정의 2에 의해 시스템 (15)는 상태 순수동이다.  $\square$

다음과 같이 연결 강도 오차를 정의한다.

$$\begin{aligned} \tilde{V} &= V - \hat{V}, \tilde{W} = W - \hat{W} \\ \tilde{\sigma} &= \sigma - \hat{\sigma} \equiv \sigma(V^T x) - \sigma(\hat{V}^T x) \end{aligned} \quad (16)$$

신경망의  $F$ 에 대한 추정 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{F} = \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) \quad (17)$$

$\hat{V}, \hat{W}$ 는 이상적인 신경망의 연결 강도  $V, W$ 에 대한 추정값이다.

식 (17)을 이용하여 식 (14)의 제어 입력  $u_0$ 를 다시 쓰면 (19)와 같다.

$$u_0 = -\hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) - K_v \gamma \quad (18)$$

이 제어기를 사용하여 페루프 오차식을 꾸민다.

$$M\dot{\gamma} = -(K_v - R)\gamma + W^T \sigma(V^T x) - \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) \quad (19)$$

식 (19)의 우변에  $W^T \hat{\sigma}$ 를 더하고 뺄으로써

$$M\dot{\gamma} = -(K_v - R)\gamma + \hat{W}^T \hat{\sigma} + W^T \tilde{\sigma}$$

가 되고 다시  $\hat{W}^T \tilde{\sigma}$ 를 더하고 뺄으로써 식 (20)과 같이 된다.

식의 간략화를 위해  $\hat{\sigma} = \sigma(\hat{V}^T x), \tilde{\sigma} = \sigma(V^T x)$ 와 같이 쓰도록 한다.

$$M\dot{\gamma} = -(K_v - R)\gamma + \hat{W}^T \hat{\sigma} + \hat{W}^T \tilde{\sigma} + W^T \tilde{\sigma} \quad (20)$$

위의 식 (20)의 우변의 마지막 항은 오차의 곱으로써 무시할 수 있으며, 주어진  $x$ 에 대해서  $\sigma(V^T x)$ 는 다음과 같이 테일러 급수 전개가 가능하다.

$$\sigma(V^T x) = \sigma(\hat{V}^T x) + \sigma'(\hat{V}^T x) \tilde{V}^T x + O(\tilde{V}^T x)^2 \quad (21)$$

여기서  $\sigma' \equiv \frac{d\sigma(\tau)}{d\tau} \Big|_{\tau = \hat{V}^T x}$ 이며  $O(\tilde{V}^T x)^2$ 는 테일러 급수의 이차항이다.

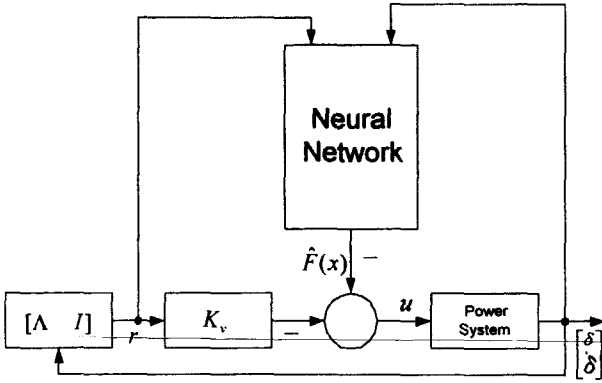


그림 3 신경망 제어기의 구조  
Fig. 3 NN control structure

1차로 근사하여 2차항을 무시한 후 식 (16)과 식 (21)을 이용하면 식 (20)은 다음과 같이 근사화가 가능하다.

$$M\dot{\gamma} = -(K_v - R)\gamma + \hat{W}^T \hat{\sigma} + \hat{W}^T \hat{\sigma}' \hat{V}^T x \quad (22)$$

식 (22)를 사용하여 설계된 제어기의 구조는 그림 3과 같다.

보조정리 2 [9] : 미분 가능한 함수  $f(t)$ 가  $t \rightarrow \infty$  일 때 유한한 극한값을 가지고  $\dot{f}$ 이 균일하게 연속적이면,  $t \rightarrow \infty$ 일 때  $f(t) \rightarrow 0$ .

정리 1 : 다음의 연결 강도 튜닝을 생각하자.

$$\dot{W} = G_1 \hat{\sigma} \gamma^T \quad (23)$$

$$\dot{V} = G_2 x (\hat{\sigma}'^T \hat{W} \gamma)^T \quad (24)$$

여기서  $G_1, G_2$ 는 임의의 상수 양의 정칙 행렬이다. (23), (24)의 연결 강도 튜닝을 이용하면 레귤레이션 오차  $\gamma(t)$ 는 시간에 따라 영으로 수렴하고, 연결 강도 추정치  $\hat{V}, \hat{W}$ 은 유한하다.

증명 : 다음과 같은 리아프노프 함수를 선택한다.

$$L = \frac{1}{2} \gamma^T M \gamma + \frac{1}{2} \text{tr}(\hat{W}^T G_1^{-1} \hat{W}) + \frac{1}{2} \text{tr}(\hat{V}^T G_2^{-1} \hat{V}) \quad (25)$$

미분하면

$$\dot{L} = \gamma^T M \dot{\gamma} + \text{tr}(\hat{W}^T G_1^{-1} \dot{\hat{W}}) + \text{tr}(\hat{V}^T G_2^{-1} \dot{\hat{V}}).$$

식 (22)를 대입해 보면 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -\gamma^T K_v \gamma + \gamma^T R \gamma + \text{tr} \hat{W}^T (G_1^{-1} \hat{W} + \hat{\sigma} \gamma^T) \\ & + \text{tr} \hat{V}^T (G_2^{-1} \hat{V} + x \gamma^T \hat{W}^T \hat{\sigma}') \end{aligned}$$

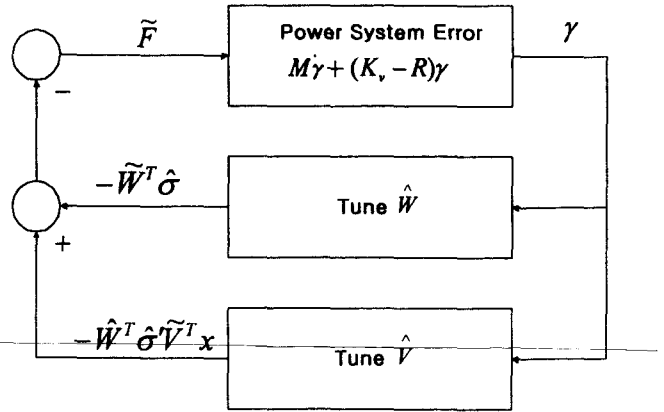


그림 4 신경망을 사용한 페루프 오차 시스템  
Fig. 4 Neural net closed-loop error system

$\hat{W} = W - \tilde{W}$  이고  $W$ 는 상수이므로

$d\hat{W}/dt = -d\tilde{W}/dt$  이고 ( $V$ 의 경우도 같다.) 이를 이용하여 위의 식을 정리하면 식 (23)과 (24)의 관계로부터

$$\dot{L} = -\gamma^T K_v \gamma + \gamma^T R \gamma = -\gamma^T (K_v - R) \gamma.$$

$L > 0, \dot{L} < 0$  이므로 식 (23), (24)는 리아프노프-안정하며 따라서  $\gamma, \hat{V}, \hat{W}$ 는 유한하다.

( $\hat{V}, \hat{W}$ 의 유한함은 곧  $\tilde{V}, \tilde{W}$ 의 유한함을 의미한다.) 따라서 다음을 만족한다;

$$\int_0^\infty -\dot{L} dt < \infty. \quad (26)$$

$\dot{L} = -2\gamma^T (K_v - R) \gamma$  이고  $M^{-1}$ 와 (22)식 우변의 모든 신호들이 유한하므로  $\dot{L}$ 은 유한하고 따라서  $L$ 은 균일하게 연속적이다. 이러한 결과와 (26)식에 의하여 보조정리 2를 따르면  $L$ 은 시간이 감에 따라 0으로 수렴하고 따라서  $\gamma(t)$ 는 0으로 수렴하게 된다. □

### 3.3 신경망과 수동성

식 (22)를 이용하면 그림 4와 같이 신경망 페루프 오차 시스템이 구성된다. 수동성은 페루프 시스템에서 신호들의 유한함을 보장하고 따라서 유한한 외란에 대해 견실함을 보이는 관점에서 매우 중요하다. 일반적으로 신경망은 수동성을 보장할 수 없다. 하지만 본 제어기에 사용된 연결 강도 튜닝 알고리즘은 그림 4의 페루프 오차 시스템의 수동성을 보장한다.

정리 2 : 식 (23)과 식 (24)의 연결 강도 튜닝 알고리즘은  $\gamma(t)$ 로부터  $-\hat{W}^T \hat{\sigma}$ 로의 사상과  $\gamma(t)$ 로부터  $-\hat{W}^T \hat{\sigma}' \hat{V}^T x$ 로의 사상을 수동 사상으로 만든다.

증명 : 다음의  $\hat{V}, \hat{W}$ 에 대한 식을 고려하자.

$$\hat{W} = G_1 \hat{\sigma} \gamma^T \tag{27}$$

$$\hat{V} = G_2 x(\hat{\sigma}^T \hat{W} \gamma)^T \tag{28}$$

1) 다음의 음이 아닌 함수를 선택한다.

$$L = \frac{1}{2} \text{tr } \hat{W}^T G_1^{-1} \hat{W}$$

식 (27)을 따라  $\dot{L}$  을 계산하면

$$\dot{L} = \text{tr } \hat{W}^T G_1^{-1} \dot{\hat{W}} = -\text{tr } \hat{W}^T \hat{\sigma} \gamma^T = \gamma^T (-\hat{W}^T \hat{\sigma})$$

이며 이는 power form을 만족한다.

2) 다음의 음이 아닌 함수를 선택한다.

$$L = \frac{1}{2} \text{tr } \hat{V}^T G_2^{-1} \hat{V}$$

식 (28)을 따라  $\dot{L}$  을 계산하면

$$\begin{aligned} \dot{L} &= \text{tr } \hat{V}^T G_2^{-1} \dot{\hat{V}} = -\text{tr } \hat{V}^T x(\hat{\sigma}^T \hat{W} \gamma)^T \\ &= \gamma^T (-\hat{W}^T \hat{\sigma}^T \hat{V}^T x) \end{aligned}$$

이며 이는 power form을 만족한다. □

그림 4에서 전력 시스템 오차 블록은 상태 순수동이고 피드백 되는 연결 강도 오차 블록은 수동적이므로 전체 폐루프 시스템은 상태 순수동이다. 따라서 크기가 유한한 외란에 대해 각 블록들의 신호들은 유한하다.

### 4. 시뮬레이션

#### 4.1 전력 시스템 모델

전력 시스템은 식 (3)에서와 같이 아래의 수식으로 표현될 수 있다. 이 모델에 4개의 발전기로 구성되어진 전력 시스템이 무한 모선에 연결되어 있다고 가정하고 시뮬레이션을 해보았다. 4개의 발전기 모델은 [14]에 있는 발전기 13개 가 연결된 시스템 모델 중 4개를 취하여 얻었다

$$\begin{aligned} \dot{\delta} &= \omega \\ \dot{\omega} &= M^{-1} R\omega + M^{-1} (f(\delta) + u) \end{aligned}$$

각 발전기의 미분 방정식에 관계한 초기 조건은  $\delta_1(0)=0, \delta_2(0)=0.8, \delta_3(0)=0.1, \delta_4(0)=0.5, \omega_1(0)=0, \omega_2(0)=0, \omega_3(0)=0, \omega_4(0)=0$  이며 관성 계수  $M$  행렬과 감쇠 계수  $R$  행렬은 다음과 같다.

$$M = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 5 \end{bmatrix},$$

$$R = \begin{bmatrix} -1.2 & 0.2 & 0.3 & 0.4 \\ 0.2 & -1.1 & 0.3 & 0.3 \\ 0.3 & 0.3 & -1.1 & 0.2 \\ 0.4 & 0.3 & 0.2 & -1.2 \end{bmatrix}$$

그리고 벡터 함수  $f(\delta)$ 는 다음과 같은 원소들로 구성 되어 있다.

$$f_1(\delta) = 0.8758 - 0.0974 \cos(\delta_1 - \delta_2) - 0.5609 \sin(\delta_1 - \delta_2) - 0.1372 \cos(\delta_1 - \delta_3) - 0.7606 \sin(\delta_1 - \delta_3) - 0.1946 \cos(\delta_1 - \delta_4) - 0.8732 \sin(\delta_1 - \delta_4)$$

$$f_2(\delta) = 0.3507 - 0.0974 \cos(\delta_2 - \delta_1) - 0.5609 \sin(\delta_2 - \delta_1) - 0.0663 \cos(\delta_2 - \delta_3) - 0.5010 \sin(\delta_2 - \delta_3) - 0.0724 \cos(\delta_2 - \delta_4) - 0.3824 \sin(\delta_2 - \delta_4)$$

$$f_3(\delta) = 0.7495 - 0.1372 \cos(\delta_3 - \delta_1) - 0.7606 \sin(\delta_3 - \delta_1) - 0.0663 \cos(\delta_3 - \delta_2) - 0.5010 \sin(\delta_3 - \delta_2) - 0.1011 \cos(\delta_3 - \delta_4) - 0.7105 \sin(\delta_3 - \delta_4)$$

$$f_4(\delta) = 0.6446 - 0.1946 \cos(\delta_4 - \delta_1) - 0.8732 \sin(\delta_4 - \delta_1) - 0.0724 \cos(\delta_4 - \delta_2) - 0.3824 \sin(\delta_4 - \delta_2) - 0.1011 \cos(\delta_4 - \delta_3) - 0.7105 \sin(\delta_4 - \delta_3)$$

#### 4.2 스피드 경사 방법[3,7]

본 논문에서 제시한 수동성 제어기와 기존의 수동성을 이용한 스피드 경사(Speed Gradient:SG) 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 스피드 경사 알고리즘을 간략히 소개한다.

스피드 경사 방법에서 이용되는 입력을 적분식으로 나타내면

$$u = -\psi(x, t) - \Gamma \int_0^t \nabla_u(Q) ds \tag{29}$$

형태로 주어진다. 여기서  $\psi(x, t)$  는 모든  $x, u, t$  에 대해서 가경사(pseudogradient) 조건인  $\psi^T \nabla_u(Q) \geq 0$  을 만족하고  $\Gamma$  는  $\Gamma = \Gamma^T > 0$  인 이득 행렬이다.

식(1), (2)로 주어진 전력 시스템에서는 다음과 같은 목적 함수가 사용된다.

$$Q = Q(\delta, \omega) = \frac{\omega^T M \omega}{2} + \sum_{i=1}^4 \sum_{j=i+1}^4 (\beta_{ij}(1 - \cos(\delta_i - \delta_j)) + \alpha_{ij}(1 + \sin(\delta_i - \delta_j))) \tag{30}$$

여기서  $Q(\delta, \omega) \geq 0$  이다.

식 (3)의 전력 시스템에 식 (30)의 에너지 목적 함수를 사용하면 식 (29)의 스피드 경사 방법을 사용한 제어 입력은 다음과 같이 된다[7].

$$u = -\Lambda \omega(t) - \Gamma \int_0^t \omega(s) ds \tag{31}$$

여기서  $\Lambda$  와  $\Gamma$  는 양의 한정 행렬이다.

이 행렬들의 전형적인 값들은  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n), \Gamma = \text{diag}(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n), \gamma_i, \lambda_i > 0$  이다. 시뮬레이션 수행시 (31)식 제어 입력의 파라미터는  $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = \lambda_4 = 2, \gamma_1 = \gamma_2 = \gamma_3 = \gamma_4 = 2$  이다.

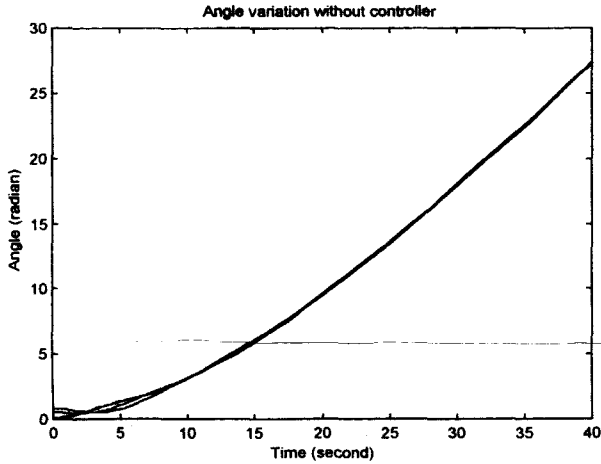


그림 5 제어 입력이 가해지지 않았을 때의 동기각 오차  
Fig. 5 Angle variation without controller

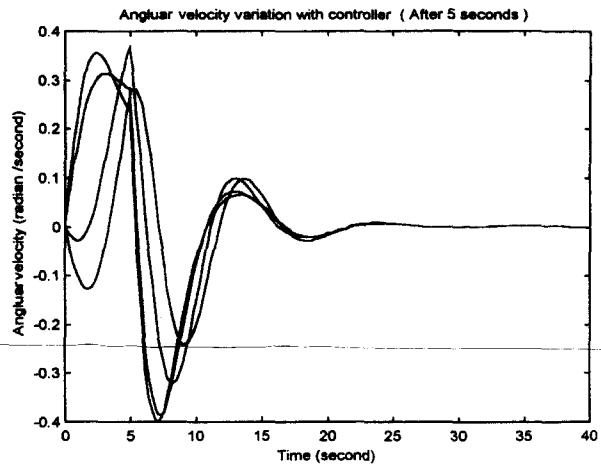


그림 7 제어 입력이 5초 후에 가해졌을 때의 각주파수  
Fig. 7 Angular velocity variation with SG controller (after 5 sec)

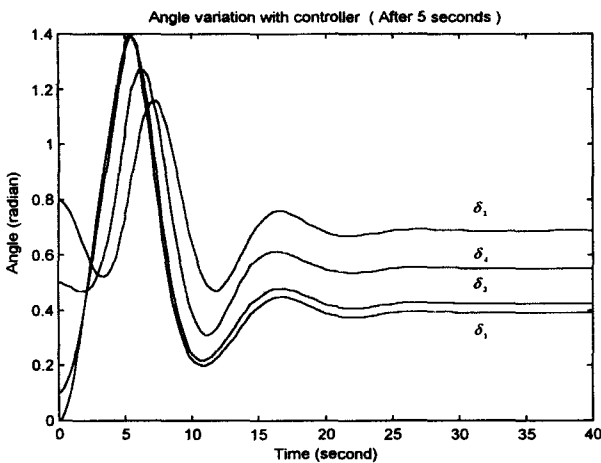


그림 6 제어 입력이 5초 후에 가해졌을 때의 동기각 오차  
Fig. 6 Angle variation with SG controller (after 5 sec)

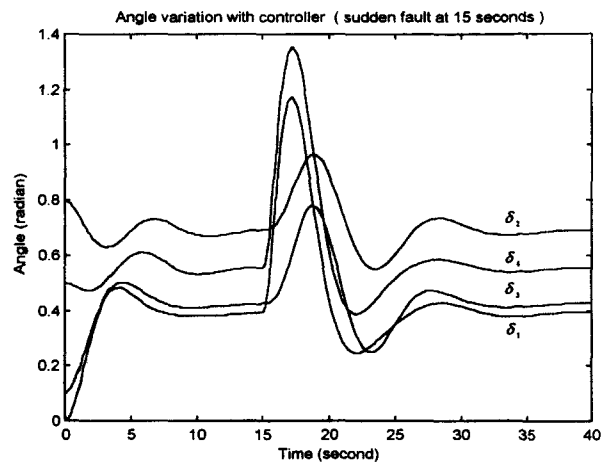


그림 8 15초 후에 외란이 발생하였을 경우의 동기각 오차  
Fig. 8 Angle variation with SG controller (sudden fault at 15sec)

스피드 경사 알고리즘을 이용한 전력 시스템의 과도 안정도 제어의 시뮬레이션은 다음과 같이 수행되었다.

먼저 그림 5는 시스템에 제어 입력이 가해지지 않았을 때의 동기각 오차의 상태변수를 그린 것인데 시스템이 불안정해지는 것을 보여준다. 그림 6은 동기각 오차의 경우 5초 동안 제어 입력을 가하지 않았다가 5초 후 스피드 경사 알고리즘에 의한 상태변수 피드백 제어를 했을 경우 안정해지는 것을 보여준다. 즉 모든 동기각에 대한 발전기들의 각이 상수로 일정하게 유지된다. 그림 7은 각주파수의 경우 불안정한 시스템에 5초 후 스피드 경사 알고리즘에 의한 상태변수 피드백 제어를 했을 때 안정해지는 것을 보여준다. 즉 모든 발전기들의 각주파수가 0으로 안정해진다. 그림 8은 시스템에 스피드 경사 알고리즘에 의한 상태변수 피드백 제어를 하여 안정화한 후 15초에 크기 5의 큰 외란이 1초 동안 발생했을 때에도 시스템이 안정해지는 것을 알 수 있다.

### 4.3 신경망을 이용한 방법

식 (14)의 제어기의 이득 행렬  $K_v$  및 레귤레이션 오차  $\Delta$ 의 설계 파라미터 값은 다음과 같다

$$K_v = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} \quad \Delta = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 5 \end{bmatrix}$$

신경망의 입력 벡터  $x = [\delta \dot{\delta}]^T$ 를 선택하였고 연결 강도는 모두 1로 초기화 시켰다. 활성화 함수로 시그모이드 (sigmoid) 함수를 사용하였으며 연결 강도 튜닝 계수는 이득이 10인 대각행렬(  $G_1(20 \times 20)$ ,  $G_2(8 \times 8)$  )을 선택하였다.

$G_1$  행렬의 크기를 보아 알 수 있듯이 중간층의 뉴런 수는 20개이다. 중간층의 뉴런 수가 많을수록 성능의 향상이 있으나 계산량과의 균형을 취할 필요가 있다. 각 중간층의 뉴런 수에 대한 추정 함수 오차의 절대값을 나타낸 그림 9를 살펴보면 2개에서 약 20개까지는 오차의 급격한 감소를 볼 수 있으나 그 이후는 큰 향상이 없음을 알 수 있다.

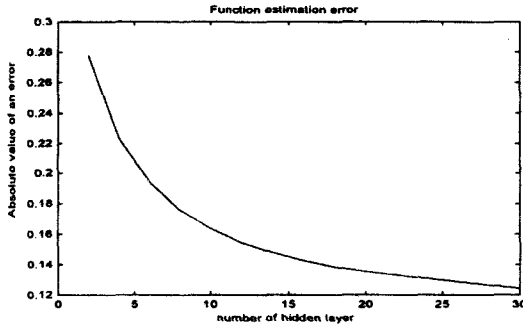


그림 9 중간층의 수에 따른 추정 함수 오차 절대값  
 Fig. 9 Estimation error according to the numbers of neurons of hidden layer

수동성과 신경망 알고리즘을 이용한 전력 시스템의 과도 안정도 제어는 다음의 시뮬레이션에 의해 잘 적용되었음을 알 수 있다.

그림 10은 동기각 오차의 경우 불안정한 시스템에 5초 후 신경망을 이용하여 제어를 했을 때 안정해지는 것을 보여준다. 즉 모든 동기각에 대한 발전기들의 각이 거의 0으로 가는 것을 볼 수 있다. 4장 2절의 스피드 경사 방법을 이용했을 때 각 발전기의 동기각들은 서로 다른 상수 값으로 수렴한 반면, 신경망을 이용했을 경우 모든 동기각 오차들이 0으로 수렴함을 볼 수 있다. 그림 11은 각주파수의 경우 불안정한 시스템에 5초 후 신경망을 이용하여 제어를 했을 때 안정해지는 것을 보여준다. 즉 모든 발전기들의 각주파수가 0으로 안정해진다. 그림 12는 시스템에 신경망을 이용하여 제어를 했을 때 안정해진 후 15초에 크기 5의 외란이 1초 동안 발생했을 경우 시스템의 안정화를 보여 주고 있다. 같은 조건에서 스피드 경사 방법을 이용한 시뮬레이션 결과인 그림 8과 비교했을 때, 스피드 경사 방법의 경우 외란 발생 시 크게 동요함을 볼 수 있으나 신경망을 이용했을 경우 동요가 작아짐을 알 수 있다.

4.4 신경망 제어기의 건설성

앞선 시뮬레이션은 이상적인 시스템 모델에 대해서 신경망 제어기를 적용한 결과이다. 하지만 실제 시스템은 모델 불확실성을 가지고 있다고 생각하는 것이 타당하다.

따라서 시스템 모델의 각 계수들에 다음과 같이 유한한 불확실성을 가지는 Δ를 포함하여 시뮬레이션을 하였다.

$$M^{-1} = \begin{bmatrix} 1/5 + \Delta & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/5 + \Delta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/5 + \Delta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1/5 + \Delta \end{bmatrix}$$

$$R = \begin{bmatrix} -1.2 + \Delta & 0.2 + \Delta & 0.3 + \Delta & 0.4 + \Delta \\ 0.2 + \Delta & -1.1 + \Delta & 0.3 + \Delta & 0.3 + \Delta \\ 0.3 + \Delta & 0.3 + \Delta & -1.1 + \Delta & 0.2 + \Delta \\ 0.4 + \Delta & 0.3 + \Delta & 0.2 + \Delta & -1.2 + \Delta \end{bmatrix}$$

$$f_1(\delta) = (0.8758 + \Delta) - (0.0974 + \Delta)\cos(\delta_1 - \delta_2) - (0.5609 + \Delta)\sin(\delta_1 - \delta_2) - (0.1372 + \Delta)\cos(\delta_1 - \delta_3) - (0.7606 + \Delta)\sin(\delta_1 - \delta_3) - (0.1946 + \Delta)\cos(\delta_1 - \delta_4) - (0.8732 + \Delta)\sin(\delta_1 - \delta_4)$$

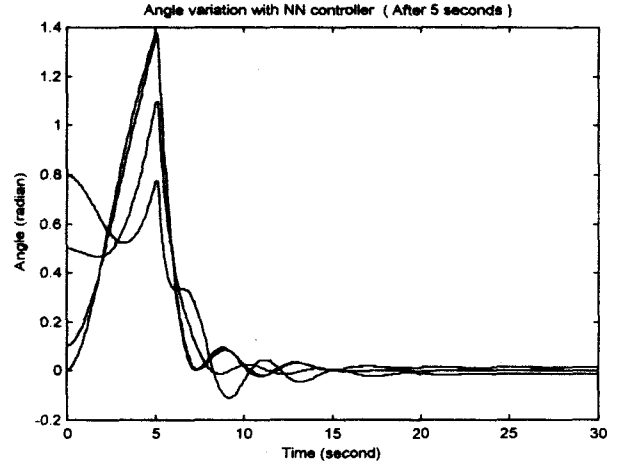


그림 10 제어입력이 5초 후에 가해졌을 때의 동기각 오차  
 Fig. 10 Angle variation with NN controller (after 5 sec)

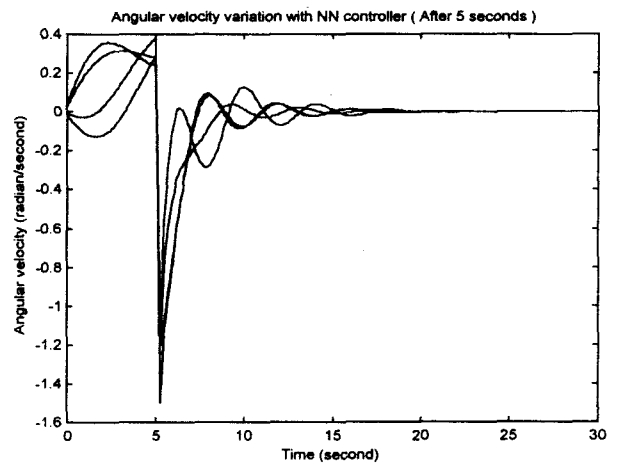


그림 11 제어 입력이 5초 후에 가해졌을 때의 각주파수  
 Fig. 11 Angular velocity variation with NN controller

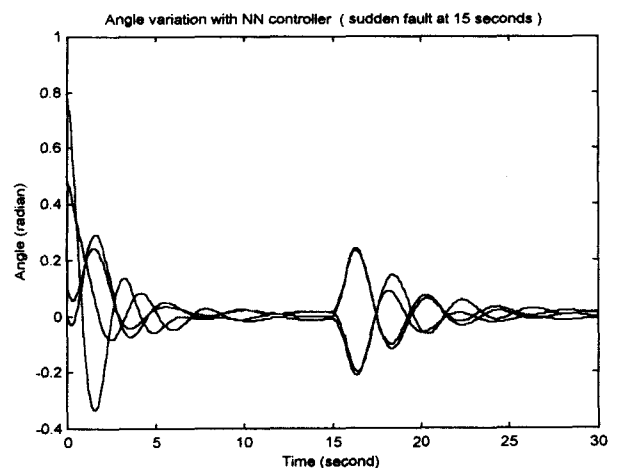


그림 12 15초 후에 외란이 발생하였을 때의 동기각 오차  
 Fig. 12 Angle variation with NN controller (sudden fault at 15 sec)



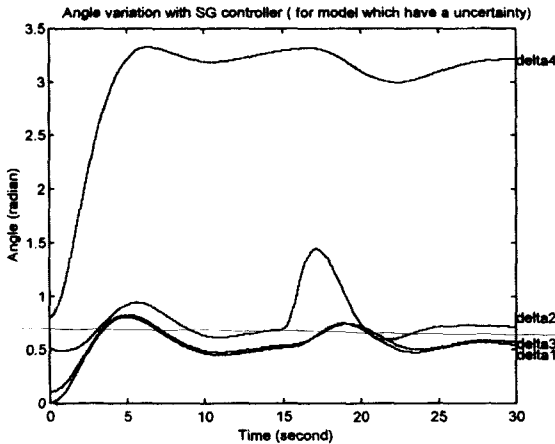


그림 13 15초 후에 외란이 발생하였을 때의 동기각 오차 (스피드 경사 방법 - 모델에 불확실성이 존재)  
 Fig. 13 Angle variation with sudden fault at 15 sec (Speed gradient method - model with uncertainty)

$$f_2(\delta) = (0.3507 + \Delta) - (0.0974 + \Delta)\cos(\delta_2 - \delta_1) - (0.5609 + \Delta)\sin(\delta_2 - \delta_1) - (0.0663 + \Delta)\cos(\delta_2 - \delta_3) - (0.5010 + \Delta)\sin(\delta_2 - \delta_3) - (0.0724 + \Delta)\cos(\delta_2 - \delta_4) - (0.3824 + \Delta)\sin(\delta_2 - \delta_4)$$

$$f_3(\delta) = (0.7495 + \Delta) - (0.1372 + \Delta)\cos(\delta_3 - \delta_1) - (0.7606 + \Delta)\sin(\delta_3 - \delta_1) - (0.0663 + \Delta)\cos(\delta_3 - \delta_2) - (0.5010 + \Delta)\sin(\delta_3 - \delta_2) - (0.1011 + \Delta)\cos(\delta_3 - \delta_4) - (0.7105 + \Delta)\sin(\delta_3 - \delta_4)$$

$$f_4(\delta) = (0.6446 + \Delta) - (0.1946 + \Delta)\cos(\delta_4 - \delta_1) - (0.8732 + \Delta)\sin(\delta_4 - \delta_1) - (0.0724 + \Delta)\cos(\delta_4 - \delta_2) - (0.3824 + \Delta)\sin(\delta_4 - \delta_2) - (0.1011 + \Delta)\cos(\delta_4 - \delta_3) - (0.7105 + \Delta)\sin(\delta_4 - \delta_3)$$

여기서  $\Delta \in [-0.1, 0.1]$  범위에서의 불규칙수이다. 스피드 경사 방법을 이용하여 위의 불확실성을 고려한 불안정한 시스템을 안정화한 후 15초에 크기 5의 큰 외란이 1초 동안 발생한 경우를 시뮬레이션 한 결과 그림 13에서처럼  $\delta_4$ 의 값이  $\pi$  radian보다 큰 값으로 가는 것을 볼 수 있고, 이런 현상은 시스템의 동기각 오차가 허용 범위 외에 존재할 수 있어 전체 안정도를 보장할 수 없다.

하지만 설계된 신경망 제어기를 이용하였을 경우에는 위와 같은 불확실성을 가지고 있음에도 불구하고 그림 14에서 보는바와 같이 불확실성을 포함하지 않았을 때의 결과(그림 12)와 크게 다르지 않게 안정화됨을 볼 수 있다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 전력 시스템의 과도 안정도 제어에 관한 연구를 하였다. 시스템의 수동성과 안정도 사이의 관계를 전력 시스템 제어에 적용하였고 전력 시스템의 과도 안정도 제어를 위해 신경망을 이용하여 수동성을 보장하는 제어기를 설계하였다. 일반적인 신경망 시스템은 수동성을 보장할 수 없다. 그러나 본 연구에서 사용한 연결 강도 튜닝 알고리즘은 페루프 오차 시스템의 수동성과 연결 강도 크기의

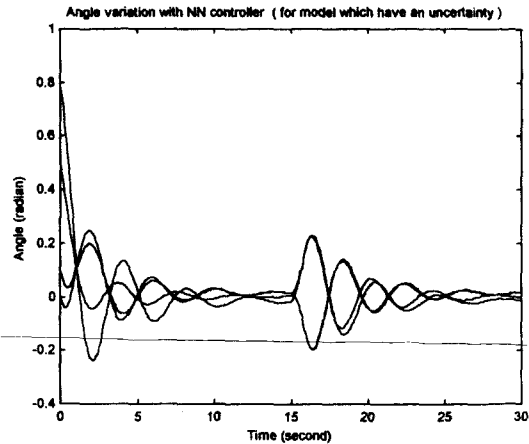


그림 14 15초 후에 외란이 발생하였을 때의 동기각 오차 (신경망 방법 - 모델에 불확실성이 존재)  
 Fig. 14 Angle variation with sudden fault at 15 sec (Neural Network method - model with uncertainty)

유한함을 보장하는 수동적 성질을 가진다.

전력 시스템의 동기각 오차에 대한 레귤레이션 오차를 정의하고 전력시스템의 비선형 부분중 발전기 사이의 연결계수를 신경망을 사용하여 추정하였다. 신경망의 연결 강도 튜닝은 온라인으로 이루어져 실시간으로 제어가 가능하며 설계된 제어기를 이용하여 전력 시스템의 동기각 오차가 0으로 수렴함으로써 과도 안정도를 얻을 수 있었다. 설계된 제어기의 성능은 기존에 연구된 바 있는 스피드 경사 방법과 함께 시뮬레이션을 통해 비교 확인하였다. 제안된 제어기를 이용한 안정화 방법은 스피드 경사 방법과 비교하여 뛰어난 현실성을 가짐을 시뮬레이션을 통하여 확인하였다.

본 연구는 1997년도 한국전력공사의 지원에 의하여 기초전력공동연구소 주관으로 수행되었습니다.

### 참 고 문 헌

- [1] Christopher I. Byrnes, Alberto Isidori, and Jan C. Willems, "Passivity, feedback equivalence, and the global stabilization of minimum phase nonlinear systems," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. 36, no. 11, pp. 1228-1239, November 1991.
- [2] Hong-Chang Chang and Mang-Hui Wang, "Neural network-based self-organizing fuzzy controller for transient stability of multimachine power systems," *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 10, no. 2, pp. 339-347, June 1995.
- [3] A. L. Fradkov, P. Yu. Guzenko, D. J. Hill and A. Yu. Pogromsky, "Speed gradient control and passivity of nonlinear oscillator," *IFAC Symp. Nonlinear Control Systems, (NOLCOS '95)*, pp. 655-659, 1995.

- [4] Wojtek J. Kolodziej, Dmitry N. Kosterev and Wenchun Zhu, "Robust control for power systems transient stability," Proceedings of the American Control Conference, San Francisco California, pp. 2076-2080, June 1993.
- [5] Frank L. Lewis, Aydin Yesildirek, and Kai Liu, "Multilayer neural-net robot controller with guaranteed tracking performance," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 7, no. 2, March 1996.
- [6] Li Chi-Kwong, Ng Ki-Leung and Leung Cheuk-Ming, "Application of self-tuning fuzzy control in transient stability of power systems," 3rd International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management, vol. 1, pp. 335-339, November 1995.
- [7] A. Yu. Pogromsky, A. L. Fradkov and D. J. Hill, "Passivity based damping of power system oscillations", Proceedings of the 35th Conference on Decision and Control, Kobe Japan, pp. 3876-3881, December 1996.
- [8] Zhihua Qu, John F. Dorsey, John Bond and James D. McCalley, "Application of robust control of sustained oscillations in power systems," IEEE Trans. Circuits and Systems, vol. 39, no. 6, pp. 470-476, June 1993.
- [9] Ahmed Rubaai and F. Eugenio Villaseca, "Transient stability hierarchical control in multimachine power systems," IEEE Trans. Power Systems, vol. 4, no. 4, pp. 1438-1444, October 1989.
- [10] Tomonobu Senjyu, Naoki Gibo and Katsumi Uezato, "Cooperative fuzzy control of AVR and GOV based on sliding mode to improve transient stability of power systems," Electrical Engineering in Japan, vol. 115, no. 2, pp. 78-88, 1995.
- [11] Jean-Janques E. Slotine, Applied Nonlinear Control, Prentice-Hall, 1991
- [12] Youyi Wang, Guoxiao Guo, David J. Hill and L. Gao, "Nonlinear decentralized control for multimachine power systems transient stability enhancement," Stockholm Power Tech International Symposium on Electric Power Engineering, vol. 5, pp. 435-440, June 1995.
- [13] Youyi Wang, David J. Hill, Rick H. Middleton and Long Gao, "Transient stabilization of power systems with an adaptive control law," Automatica, vol. 30, no. 9, pp. 1409-1413, 1994.
- [14] Yao-nan Yu, Electric Power System Dynamics, Academic Press, New York, 1983.

## 저 자 소 개



**이 정 원 (李 廷 元)**

1973년 10월 31일 생. 1997년 중앙대 제어계측공학과 졸업. 1999년 동 대학원 제어계측학과 졸업(석사)

Tel : 02-820-5329

e-mail : cecom92@unitel.co.kr



**이 용 익 (李 鎔 翼)**

1975년 2월 3일 생. 1997년 중앙대 제어계측공학과 졸업. 현재 동 대학원 제어계측학과 석사 과정

Tel : 02-820-5329

e-mail : yilee@jupiter.cie.cau.ac.kr



**심 덕 선 (沈 德 善)**

1984년 서울대학교 제어계측공학과 졸업(학사), 1986년 동대학원 졸업(석사), 1993년 University of Michigan 항공우주공학과 졸업(공학), 1994년 1월~1995년 1월 University of Michigan 전기 및 컴퓨터

공학과 Post-doc, 1995년 3월~현재 중앙대학교 전자전기공학부 부교수, 관심분야는 견실 제어, 전력 시스템 안정도 제어, 관성항법 시스템, GPS, VLSI 설계 등.

Tel : 02-820-5329

e-mail : dshim@jupiter.cie.cau.ac.kr