

## 수동성에 기초한 전력시스템의 신경망 과도 안정기 설계\*

이정원, 이용의, 심덕선  
중앙대학교 공과대학 제어계측공학과

## Passivity-based transient stabilizer of power system using neural network

Jung-won Lee, Yong-ik Lee and Duk-sun Shim  
Department of control & instrumentation engineering, Chung-Ang university

**Abstract** - We study the transient stability control problem for electric power system. Passivity-based control method is used to obtain transient stability. We propose a method which uses neural network to obtain passivity and the transient stability, and compare the simulation result with that of speed gradient method which was developed by other researchers.

## 1. 서 론

전력시스템은 발전기, 변압기, 모선, 선로 등을 주요 요소로 많은 설비요소로 구성되며 이들이 일체로 되어 하나의 안정상태를 유지하면서 운용되고 있다. 전력계통 구성요소 중 특히 가공선로는 지역적으로 널리 분포되어 있으므로 번개, 폭풍우 등 자연 현상의 영향을 받아 단락, 저락 등 계통사고가 일어날 가능성이 높다. 과도현상은 이러한 여러 가지 원인에 의하여 발생하고 그 결과 과전압, 과전류, 이상파형 및 전기기계적 과도현상을 일으킨다.

본 연구에서는 문제의 중요성에 비추어 과도 안정도 제어에 관한 문제를 다룬다. 과도 안정도 문제는 전력 시스템을 비선형 모델로 놓고 다루어야 하는데 본 연구에서는 비선형 제어기 설계에 최근 많이 연구되고 있는 시스템의 수동성을 이용한 제어기법을 사용하였다.

## 2. 전력 시스템 및 제어기 설계

전력 시스템은 여러 개의 발전기가 연결되어 하나의 큰 시스템을 구성하고 있다. N개의 동기 발전기로 구성되어 전력 시스템을 과도 안정화 연구에 일반적으로 타당한 가정을 하면  $i$  번째 발전기의 비선형 미분 방정식은 다음과 같은 동요 방정식(swing equation)으로 주어진다(2).

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

여기서  $\delta_i$ 는 시스템 동기각(synchronous angle)에 대한  $i$  번째 발전기의 각,  $M_i$ 는 관성계수,  $P_{ei}$ 는  $i$  번째 발전기에 의한 전기적 출력 전력,  $P_{ni}$ 는 명목상(nominal)의 기계적 입력 전력,  $u_i$ 는 터빈/조속기기를 통해서 이루어지는 제어 입력,  $a_i \geq 0$  그리고

\* 본연구(관리번호 97-076)는 한국전력공사의 지원에 의하여 기초전력공학공동연구소 주관으로 수행되었음.

$b_{ij} \geq 0$ ,  $b_{ii} = b_i$ 는 각각 기계적(mechanical), 비동기적(asynchronous)인 감쇠 계수이다.  
전기적 출력 전력  $P_{ei}$ 는 다음과 같이 주어진다.

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

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

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

여기서  $\delta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n]^T$ ,  $u = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ ,  $w = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n]^T$ ,  $M = \text{diag}(M_1, M_2, \dots, M_n)$  그리고  $R$ 은 다음과 같은 원소로 이루어진  $n \times n$  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.

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

여기서  $f_{i0} = P_{ni} - G_{ii} E_i^2$ ,  $\alpha_{ij} = E_i E_j G_{ij} \geq 0$ ,  $\beta_{ij} = E_i E_j B_{ij} \geq 0$ 이고  $f_0 = (f_{10}, f_{20}, \dots, f_{n0})^T$  라고 표시 할 수 있다.

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

$$M\ddot{\delta} - R\dot{\delta} - f(\delta) = u \quad (6)$$

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

$$\gamma = \delta + \Lambda\delta \quad (7)$$

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

식 (7)을 이용하여 식 (6)을 재구성하면 다음과 같다.

$$M\ddot{\gamma} = R\dot{\gamma} + u + F \quad (8)$$

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

제어 입력을 다음과 같이 정의하자.

$$u_0 = -\widehat{F} - K_v \gamma \quad (9)$$

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

식 (9)의 제어 입력을 식 (8)에 적용하면 시스템은 다

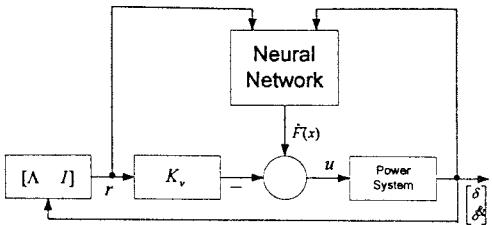


그림 1 신경망 제어기의 구조

음과 같이 된다.

$$M\dot{\gamma} = -(K_v - R)\gamma + \tilde{F} \quad (10)$$

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

**보조정리 1 :** 식 (10)의  $\tilde{F}$ 로부터  $\gamma$ 로의 시스템은 state strict passive 시스템이다. ■

### 3. 신경망을 이용한 제어기 설계

#### 3.1 신경망의 구성

다음과 같이 세 개의 층으로 구성된 신경망을 생각하자.

$$y_i = \sum_{j=1}^{N_1} \left[ w_{ij} \sigma \left( \sum_{k=1}^{N_2} v_{jk} x_k + \theta_{uj} \right) + \theta_{ui} \right] \quad ; i = 1, \dots, N_3 \quad (11)$$

여기서  $\sigma(\cdot)$ 은 활성화 함수.  $v_{jk}$ 는 첫째 층에서 둘째 층으로의 연결 강도.  $w_{ij}$ 는 둘째 층에서 셋째 층으로의 연결 강도를  $\theta_{um}$ ,  $\theta_{um}$ ,  $m=1, 2, \dots$ , 는 threshold offsets을 의미하며  $I$  층의 뉴런의 수는  $N_I$ 이다. 즉 입력의 노드 수는  $N_1$ , 중간층의 노드 수는  $N_2$ , 출력은  $N_3$ 이다.

식 (11)은 다음과 같이 행렬식으로 표현될 수 있다.

$$y = W^T \sigma(V^T x) \quad (12)$$

여기서  $W^T = [w_{ij}]$ ,  $V^T = [v_{jk}]$

$x = [x_0 \ x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_{N_1}]^T$ ,  $y = [y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_{N_3}]^T$  로 정의한다.

#### 3.2 신경망을 이용한 제어기

다음과 같이 연결 강도 오차를 정의한다.

$$\tilde{V} = V - \hat{V}, \quad \tilde{W} = W - \hat{W} \quad (13)$$

$$\tilde{\sigma} = \sigma - \hat{\sigma} \equiv \sigma(V^T x) - \sigma(\hat{V}^T x)$$

신경망의  $F$ 에 대한 추정 합수를 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{F} = \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) \quad (14)$$

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

식 (14)를 이용하여 식 (9)의 제어 입력  $u_0$ 를 다시 쓰면

$$u_0 = -\hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) - K_v \gamma \quad (15)$$

이 제어기를 사용하여 폐루프 오차식을 꾸민다.

$$M\dot{\gamma} = -(K_v - R)\gamma + W^T \sigma(V^T x) - \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) \quad (16)$$

$W^T \hat{\sigma}$ 를 더하고 다시  $\hat{W}^T \tilde{\sigma}$ 를 더하고 펼쳐서

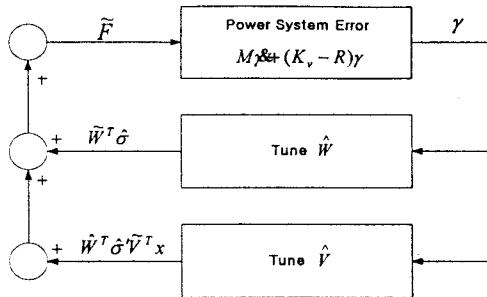


그림 2 신경망 폐루프 오차 시스템

다음과 같이 된다.

$$M\dot{\gamma} = -(K_v - R)\gamma + \hat{W}^T \hat{\sigma} + \hat{W}^T \tilde{\sigma} + \hat{W}^T \tilde{\sigma} \quad (17)$$

위의 식 (17)에 Taylor series 근사화를 적용하여 간략화 하면

$$M\dot{\gamma} = -(K_v - R)\gamma + \hat{W}^T \hat{\sigma} + \hat{W}^T \hat{\sigma} \cdot \hat{V}^T x \quad (18)$$

여기서  $\hat{\sigma}' \equiv d\hat{\sigma}/d(\hat{V}^T x)$  가 되며 구조는 그림 1과 같다.

**정리 2** 다음의 연결 강도 투닝(tuning)을 이용하면

$$\hat{W} = G_1 \hat{\sigma} \gamma^T \quad (19)$$

$$\hat{V} = G_2 x (\hat{\sigma}'^T \hat{W} \gamma)^T \quad (20)$$

여기서  $G_1$ ,  $G_2$ 는 임의의 상수 positive definite 행렬이다.

래글레이션 오차  $\gamma(t)$ 는 시간에 따라 영으로 수렴하고, 연결 강도 추정치  $\hat{V}$ ,  $\hat{W}$ 는 바운드 된다. ■

### 3.3 신경망의 수동적 성질

일반적으로 신경망은 수동성을 보장할 수 없다. 하지만 본 제어기에 사용된 연결 강도 투닝 알고리즘은 신경망의 수동성을 보장하고 더불어 전체 폐루프 시스템의 수동성을 보장한다.

**정리 3** 식 (19)와 식 (20)의 연결 강도 투닝 알고리즘은  $\gamma(t)$ 로부터  $-\hat{W}^T \hat{\sigma}$ 로의 map 과  $\gamma(t)$ 로부터  $-\hat{W}^T \hat{\sigma} \cdot \hat{V}^T x$ 로의 map을 passive map으로 만든다.

그럼 2의 오차 시스템이 state strict passive하고 연결 강도 오차 블럭(weight error block)은 수동적이다. 이는 전체 폐루프 시스템의 수동성을 보장한다.

## 4. 시뮬레이션

### 4.1 모델식과 초기치

전력 시스템은 식 (3)과 같이 표현 될 수 있다. 이 모델에 4개의 발전기(four-machine)로 구성되어진 전력 시스템이 무한 모선(infinite bus)에 연결되어 있다고 가정하고 시뮬레이션을 해보았다. 4개의 발전기 모델은 [2]에 있는 발전기 13개가 연결된 시스템 모델 중 4개를 취하여 얻었다. 초기 조건은 다음과 같다

$$\delta(0) = [0 \ 0.8 \ 0.1 \ 0.5]^T, \omega(0) = [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$$

전력 시스템을 표현하고 있는 식 (3)에서 관성 계수  $M$  행렬과 감쇠 계수  $R$  행렬은 다음과 같다.

$$M = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 5 \end{bmatrix}, \quad R = \begin{bmatrix} -1.2 & 0.2 & 0.3 & 0.4 \\ 0.2 & -1.1 & 0.3 & 0.3 \\ 0.3 & 0.3 & -1.1 & 0.2 \\ 0.4 & 0.3 & 0.2 & -1.2 \end{bmatrix}$$

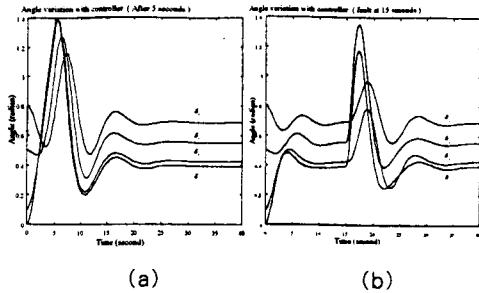


그림 3 스피드 경사방법 이용시 동기각 오차 변화

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

$$\begin{aligned}f_1(\delta) &= 0.8758 - 0.0974 \cos(\delta_1 - \delta_2) \\&\quad - 0.5609 \sin(\delta_1 - \delta_2) - 0.1372 \cos(\delta_1 - \delta_3) \\&\quad - 0.7606 \sin(\delta_1 - \delta_3) - 0.1946 \cos(\delta_1 - \delta_4) \\&\quad - 0.8732 \sin(\delta_1 - \delta_4) \\f_2(\delta) &= 0.3507 - 0.0974 \cos(\delta_2 - \delta_1) \\&\quad - 0.5609 \sin(\delta_2 - \delta_1) - 0.0663 \cos(\delta_2 - \delta_3) \\&\quad - 0.5010 \sin(\delta_2 - \delta_3) - 0.0724 \cos(\delta_2 - \delta_4) \\&\quad - 0.3824 \sin(\delta_2 - \delta_4) \\f_3(\delta) &= 0.7495 - 0.1372 \cos(\delta_3 - \delta_1) \\&\quad - 0.7606 \sin(\delta_3 - \delta_1) - 0.0663 \cos(\delta_3 - \delta_2) \\&\quad - 0.5010 \sin(\delta_3 - \delta_2) - 0.1011 \cos(\delta_3 - \delta_4) \\&\quad - 0.7105 \sin(\delta_3 - \delta_4) \\f_4(\delta) &= 0.6446 - 0.1946 \cos(\delta_4 - \delta_1) \\&\quad - 0.8732 \sin(\delta_4 - \delta_1) - 0.0724 \cos(\delta_4 - \delta_2) \\&\quad - 0.3824 \sin(\delta_4 - \delta_2) - 0.1011 \cos(\delta_4 - \delta_3) \\&\quad - 0.7105 \sin(\delta_4 - \delta_3)\end{aligned}$$

#### 4.2 스피드 경사 방법

식 (3)의 전력 시스템 모델에 [1]에서 제시한 스피드 경사 알고리즘을 이용하여 시뮬레이션하였다. 스피드 경사 알고리즘의 각 파라미터는  $\gamma_1 = \gamma_2 = \gamma_3 = \gamma_4 = 2$ ,  $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = \lambda_4 = 2$ 이다.

그림 3a는 동기각 오차의 경우 5초 동안 제어 입력을 가지지 않았다가 시스템이 불안정해질 때 5초 후 스피드 경사 알고리즘에 의한 상태변수 케환제어를 했을 때 안정해지는 것을 보여준다. 즉 동기각에 대한 발전기들의 각이 상수로 일정함을 유지한다. 그림 3b는 불안정한 시스템에 스피드 경사 알고리즘에 의한 상태변수 케환제어를 했을 때 안정해진 후에 15초에 크기 5의 큰 외란이 1초 동안 발생했을 때에도 시스템이 안정해지는 것을 알 수 있다.

#### 4.3 신경망을 이용한 방법

제어기의 이득 행렬 및 레귤레이션 오차의 설계 파라미터 값은 다음과 같다.

$$K_r = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 5 \end{bmatrix}$$

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

그림 4a는 동기각 오차의 경우 불안정한 시스템에 5

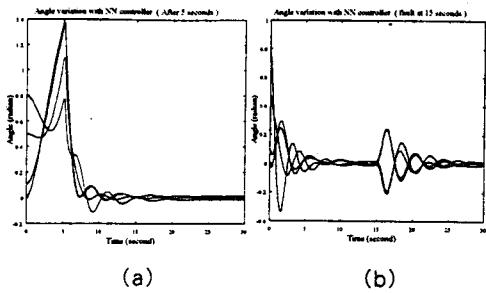


그림 4 신경망 이용시 동기각 오차 변화

초 후 신경망을 이용하여 제어를 했을 때 안정해지는 것을 보여준다. 즉 모든 동기각에 대한 발전기들의 각이 0으로 가는 것을 볼 수 있다. 스피드 경사 방법을 이용했을 때 각 발전기의 동기각 오차들은 서로 다른 상수값으로 수렴한 반면, 신경망을 이용했을 경우 모든 동기각 오차들이 0으로 수렴함을 볼 수 있다.

그림 4b는 불안정한 시스템에 신경망을 이용하여 제어를 했을 때 안정해진 후 크기 5의 외란이 15초에 1초 동안 발생했을 경우 시스템의 안정화를 보여 주고 있다. 같은 조건에서 스피드 경사 방법을 이용한 시뮬레이션 결과인 그림 3b와 비교했을 때, 스피드 경사 방법의 경우 외란 발생 시 크게 동요함을 볼 수 있으나 신경망을 이용했을 경우 동요가 크게 작아짐을 알 수 있다.

#### 5. 결 론

본 연구에서는 전력 시스템의 과도 안정도 제어에 관한 연구를 하였다. 시스템의 수동성과 안정도 사이에는 밀접한 관련이 있는데 이를 전력 시스템 제어에 이용하였다. 시스템의 수동성을 얻는데에 신경망 방법을 사용하였고 스피드 경사 방법과 결과를 비교하였다.

스피드 경사 방법을 이용하면 주어진 시스템을 수동화 할 수 있고 부분 안정(partial stability)의 관점에서 주어진 시스템을 안정화 할 수 있다. 이 때 발전기의 동기각 오차는 주어진 bound내의 상수로 수렴한다.

신경망 수동화 제어기의 경우 전력 시스템의 동기각 오차에 대한 레귤레이션 오차를 정의하고 전력 시스템의 비선형 부분 중 발전기 사이의 연결계수를 신경망을 사용하여 추정하였다. 이를 이용한 제어기를 사용하여 전력 시스템의 동기각 오차가 0으로 수렴함을 보여 과도 안정도를 얻을 수 있었고 스피드 경사 방법보다 동기각 오차의 수렴 성능이 좋아짐을 볼 수 있었다.

#### (참 고 문 헌)

- [1] 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.
- [2] Yao-nan Yu, Electric Power System Dynamics, Academic Press, New York, 1983.
- [3] 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.
- [4] K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators," Neural Networks, vol. 2, pp. 359-366, 1989.