

전력계통의 안정도 향상을 위한 적응 뉴로 퍼지 전 보상기 설계

°정 문 규* · 정 현 화* · 정 형 환* · 이 광 우**
 *동아대학교 전기공학과 **부산외국어대학교 컴퓨터공학과

Design of Adaptive Neurofuzzy-based Precompensator for enhancement of Power System Stability

°Mun-Kyu Chung* · Hyun-Hwa Chung* · Hyeong-Hwan Chung* · Kwang-Woo Lee**

*Dept. of Electrical Eng., Dong-A Univ. **Dept. of Computer Eng., Pusan Foreign Languages Univ.

Abstract - In this paper, the problem of the design of an intelligent type precompensator is discussed for the performance improvement of a power system stabilizer(PSS). An advantage of the scheme is that an existing PSS can be easily modified in our control structure simply by adding an adaptive neurofuzzy-based precompensator. The overall system has been tested on a simulation model in different operation conditions. Case studies show the proposed scheme can provide the good damping of the power system over the wide range of operating conditions and improve the dynamic performance of the system.

1. 서 론

인공 지능(Artificial Intelligence, AI)의 두 분야로서 퍼지논리제어(Fuzzy Logic Control, FLC)와 인공 신경회로망(Artificial Neural Network, ANN)은 각각의 많은 장점 때문에 고전적인 제어에 대한 대안책으로서 관심을 끌고 있다. 다른 고전적 제어방식과는 달리 FLC와 ANN은 제어대상의 정확한 수학적 모델을 요구하지 않으며, 이들의 신속성과 강인성은 고전적인 설계와 비교하여 우수한 특성을 나타낸다.

중래의 FLC를 이용한 전력계통 안정화 장치(Power System Stabilizer, PSS)의 설계는 복잡한 비선형 시스템에서 만족스러운 결과를 나타낸다[1]. 그러나 FLC의 각 구성요소 선정시 전문가의 경험이나 시행착오법에 의존하므로 FLC 파라미터 동조에 대한 어려움이 있다. 따라서 출력오차나 평가함수를 최소화하도록 소속함수나 제어규칙을 동조하기 위한 효과적인 방법이 필요하다. 또한, PSS의 설계에 ANN을 이용한 연구도 수행되었다[2]. ANN은 FLC에서 발견될 수 없는 장점인 학습과 적응능력을 가진다. 그러나 중래의 ANN을 이용한 시스템의 결점으로는 블랙박스(black box) 특성이다. 즉, 외부 관찰자가 ANN의 내부 의사결정 과정을 이해하거나 변경하는데 어려움을 가진다는 것이다. 이런 이유 때문에 ANN의 초기값은 랜덤하게 선택되어진다.

한편, 본 논문에서는 중래의 만족스럽게 설계된 PSS를 교체하지 않고, 제어를 간단히 설치할 수 있는 전 보상의 형태를 제시한다. 이와 같은 전 보상형 제어기법은 퍼지와 중래의 PID 제어기의 장점만을 이용하여 설계된 하이브리드형 제어기들에서 우수한 결과를 나타낸다[3,4].

따라서 본 논문에서는 AI의 대표적 두 분야인 FLC와 ANN을 적용 뉴로 퍼지 전 보상기(Adaptive Neurofuzzy-based Precompensator, ANFP)를 설계하는데 함께 사용하고자 한다. 여기서 ANFP는 중래의 PSS를 보상하도록 설계하며, 이 설계기법은 기존의 PSS 최적 파라미터를 구하는 방식과는 달리 현재 사용중인 PSS 파라미터를 고정시켜놓고, 간단히 ANFP만을 추가하는

구조적인 장점을 지닌다. 먼저, 학습능력을 가지는 퍼지 전 보상기가 구성되며, 이는 발전 유니트의 입출력 데이터로부터 학습된다. ANFP는 학습의 특성을 가지기 때문에 보상기의 퍼지규칙과 소속함수는 학습 알고리즘에 의해 자동으로 동조될 수 있다. 학습은 ANFP와 목표 제어기(desired controller)의 출력을 비교하여 평가되는 오차를 최소화하도록 수행된다. 본 논문에서는 H_∞ 최적화 방식에 의한 PSS[5]가 목표 제어기로 사용된다.

2. 계통 모델

그림 1은 동기 및 여자를 포함한 선형화한 1기 무한대 모선 전력계통의 블록선도이다. 이 모델은 기계적 입력을 고정시킨 후 ($\Delta T_m = 0$) 평형상태에서 선형화한 것으로서, 일반적으로 대기 시스템 안정도 해석에 사용되며, 특히 저주파수 진동을 해석하기 위한 모델이다.

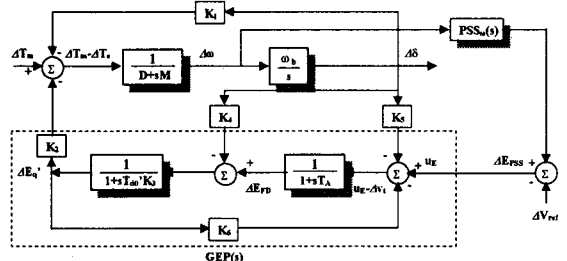


그림 1 선형화한 1기 무한대 모선의 전력계통

3. PSS 보상을 위한 ANFP의 설계

3.1 PSS 보상을 위한 ANFP의 구조

본 논문에서는 하이브리드 학습 알고리즘[6]에 의해 퍼지 전 보상기의 조건부 소속함수 파라미터와 결론부의 선형 파라미터를 동조하였다. 그림 2는 하이브리드 학습 알고리즘에 의해 퍼지 전 보상기의 조건부와 결론부 파라미터를 동조하기 위한 구성도를 나타낸다.

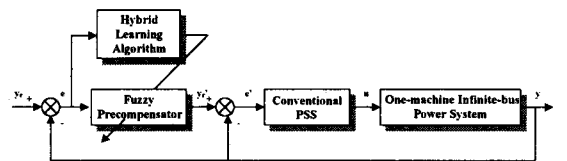


그림 2 PSS 보상을 위한 ANFP의 구조

본 논문에서 사용된 퍼지 전 보상기의 언어적 규칙은 식 (1)과 같다.

- Rule1 : If e is A₁ and Δe is B₁, then y_{r1}' = α₁e + β₁Δe + γ₁
- Rule2 : If e is A₂ and Δe is B₂, then y_{r2}' = α₂e + β₂Δe + γ₂
- ⋮
- ⋮
- ⋮
- Rule9 : If e is A₃ and Δe is B₃, then y_{r9}' = α₃e + β₃Δe + γ₃

최종출력은 각각의 출력에 대한 가중치 평균으로 얻게 되며, 식 (2)와 같은 후건부 파라미터의 선형조합으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 y_r' &= \frac{w_1}{w_1 + \dots + w_9} y_{r1}' + \frac{w_2}{w_1 + \dots + w_9} y_{r2}' + \dots + \frac{w_9}{w_1 + \dots + w_9} y_{r9}' \\
 &= \frac{w_1(\alpha_1 e + \beta_1 \Delta e + \gamma_1)}{w_1 + \dots + w_9} + \frac{w_2(\alpha_2 e + \beta_2 \Delta e + \gamma_2)}{w_1 + \dots + w_9} + \dots + \frac{w_9(\alpha_9 e + \beta_9 \Delta e + \gamma_9)}{w_1 + \dots + w_9} \quad (2) \\
 &= (\bar{w}_1 \alpha_1 + \bar{w}_2 \alpha_2 + \dots + \bar{w}_9 \alpha_9) e + (\bar{w}_1 \beta_1 + \bar{w}_2 \beta_2 + \dots + \bar{w}_9 \beta_9) \Delta e + (\bar{w}_1 \gamma_1 + \bar{w}_2 \gamma_2 + \dots + \bar{w}_9 \gamma_9)
 \end{aligned}$$

그림 3은 본 논문에서 사용한 입출력 e, Δe와 y_r'의 소속함수(Negative, Zero, Positive), 퍼지규칙 9개인 ANFP의 구조이다.

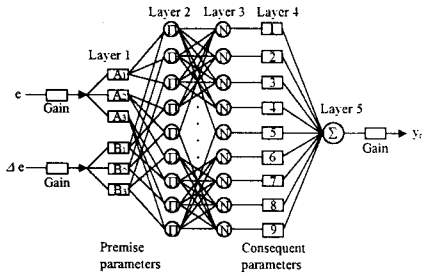


그림 3 ANFP의 구조

조건부 파라미터를 동조하기 위해서 식 (3)과 같이 오차를 근거로 하여 퍼지규칙의 조건부 파라미터를 동조한다.

$$\Delta \alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (3)$$

여기서, η는 학습율이고 식 (4)와 같이 계산된다.

$$\eta = \frac{k}{\sqrt{\sum \left(\frac{\partial E}{\partial \alpha} \right)^2}} \quad (4)$$

그러므로 새로운 파라미터 α는 식 (5)와 같이 주어진다.

$$\alpha_{n+1} = \alpha_n + \Delta \alpha \quad (5)$$

결론부 파라미터는 성능 평가지수 PI를 최소화하여 결정할 수 있다. PI는 시스템의 출력 데이터와 교사신호(teaching signal)간의 차이를 의미한다. 본 논문에서는 H_∞ 최적화 방식에 의한 PSS의 입출력 데이터 쌍을 교사신호로서 선정하였다(5).

3.2 ANFP의 학습

종래의 퍼지 전 보상기에서 퍼지규칙 및 소속함수와 같은 파라미터는 시스템에 익숙한 전문가에 의해서 선정되었다(3). 그러나 ANFP는 전문가의 이용이 필요없이 소속함수 파라미터의 초기값은 전영역에서 동일하게 설정되고, 퍼지규칙의 모든 후건부 파라미터는 영으로 설정된다. 여기서 ANFP는 영의 출력으로부터 시작해서 학습과정동안 목표 제어기에 가까워지도록 점차적으로 학습하게 된다.

4장에서 제시된 연구들에서 ANFP는 목표 제어기로서 H_∞ 최적화 방식에 의한 H_∞ PSS에 의해 학습된다. 그 학습은 발전 유니트에 대한 폭넓은 범위의 조건상에서 수행된다. 즉, 0.8(p.u.)로부터 1.2(p.u.)까지 범위의 발전기 유효전력 출력과 0.1(p.u.)로부터 0.4(p.u.)까지 범위의 무효전력 출력을 학습범위로 선정하였다. 또한 가능한 외란의 폭넓은 범위가 학습되어 있는데 -0.1(p.u.)로부터 0.1(p.u.)까지 범위의 기준전압과 -0.2(p.u.)로부터 0.2(p.u.)까지 범위의 조속기 입력 토오크 변화도 아울러 학습하도록 하였다. ANFP의 학습을 위해 사용된 입출력 데이터 쌍은 총 10,200개 가 사용되었다.

각 입력변수에 대한 소속함수의 수는 학습데이터의 복잡성과 시행착오에 의해 결정된다. 그것은 ANN의 은닉층에서의 뉴런수를 선택하는 것과 유사하다. 너무 많은 뉴런은 컴퓨터의 메모리를 소모하게 되고, 또 너무 적은 뉴런을 사용한다면 적당한 제어효과를 나타내지 못할 것이다. 본 논문에서는 경험에 바탕을 둔 각 입력변수에 대한 3개의 언어적 변수가 목적하는 제어성능을 가지도록 사용되었다. ANFP의 100회 학습후에 얻어진 e와 Δe의 조건부 파라미터는 표 1과 같다. 마찬가지로 결론부 파라미터는 표 2와 같다. 이득 파라미터는 입출력 공간을 기준으로 선택되어지는데 e의 이득은 300, Δe의 이득은 70 그리고 y_r'의 이득은 0.1이다.

표 1 동조된 조건부 파라미터

	e			Δe		
	a	b	c	a	b	c
Negative	0.5329	2.0000	-0.7716	0.5007	2.0270	-1.5080
Zero	0.3319	1.9320	0.0380	0.5763	2.0710	-0.0193
Positive	0.5176	2.0730	0.5556	0.5963	2.0130	1.4540

표 2 동조된 결론부 파라미터

	α	β	γ
MF 1	7.1830	4.2310	8.0690
MF 2	0.5753	1.1070	0.2345
MF 3	5.0070	-2.5390	6.2480
MF 4	4.6000	8.7860	13.2400
MF 5	2.2290	1.5410	-0.0560
MF 6	5.3430	-2.7800	5.9630
MF 7	28.2400	-23.6900	-36.0300
MF 8	0.4632	1.1530	-0.0334
MF 9	13.3400	6.1910	-13.6000

4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

ANFP는 H_∞ 최적화 방식에 의한 PSS의 입출력인 각속도 편차와 그 변화율, 그리고 제어입력을 하이브리드 학습 알고리즘에 의해 학습시켜 설계하였다. 많은 사례연구들이 제안된 안정화 장치의 효과를 조사하기 위해 수행되었고, 그 결과들은 종래의 보상기 설계이론에 의한 PSS(7)와 ANFP PSS를 비교하여 동특성을 검토하였다.

4.1 종래의 PSS 파라미터 동조

유효전력 P_{e0}=1.0(p.u.)와 무효전력 Q_{e0}=0.2(p.u.)의 정상부하시 ΔV_{ref}이 1초에서 0.1(p.u.)로 변한 경우로 운용조건을 설정한다. 또 5초에서 ΔV_{ref}은 다시 제거되고, 시스템은 이전 동작점으로 되돌아가게 된다. 이러한 조건상에서 보상기 설계이론에 의한 식 (6)과 같은 종래의 PSS는 우수한 응답특성을 나타내도록 동조되어진다. 그 결과, 오버슈터와 정정시간이 PSS의 최적 파라미터에 의해 최소화되어지도록 하는 K_c=4.136, T=10.0, T₁=0.603, T₂=0.1, T₃=0.603, T₄=0.1을 얻을 수 있었다. 이 파라미터는 4.2절의 실험에서도 변화시키지 않고 그대로 사용하였다.

$$PSS(s) = K_c \frac{sT}{1+sT} \frac{1+sT_1}{1+sT_2} \frac{1+sT_3}{1+sT_4} \quad (6)$$

여기서, K_c는 PSS의 이득이고 T는 washout 시정수, T₁~T₄는 PSS의 파라미터를 결정하는 시정수이다. 정상부하시 종래의 PSS와 제안된 ANFP PSS에 대한 동특성 응답은 그림 4와 같다. 발전기 회전자각 편차 Δθ의 응답특성에서 제안된 PSS가 저주파 진동을 매우 빨리 감쇠시킴을 볼 수 있다.

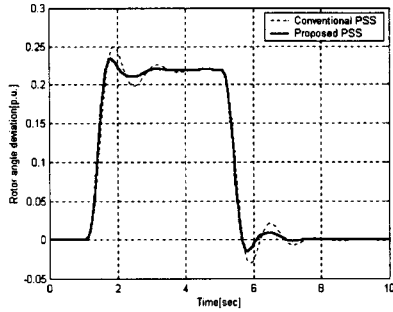


그림 4 정상부하시 기준전압이 0.1(p.u.)로 증가한 응답과 초기상태로 복귀한 경우의 응답 ($P_{e0} = 1.0(p.u.)$, $Q_{e0} = 0.2(p.u.)$, $\Delta V_{ref} = 0.1(p.u.)$)

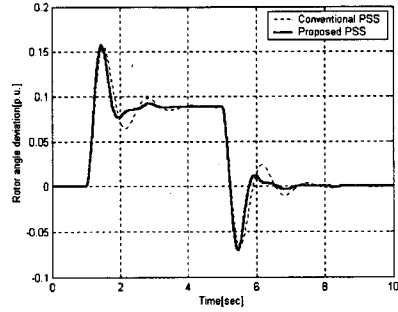


그림 7 정상부하시 토오크가 0.1(p.u.)로 증가한 응답과 초기상태로 복귀한 경우의 응답 ($P_{e0} = 1.0(p.u.)$, $Q_{e0} = 0.2(p.u.)$, $\Delta T_m = 0.1(p.u.)$)

4.2 중부하시, 무효전력 변화시 및 조속기 입력 토오크를 변화시킨 경우

부하조건 변화로 유효전력이 $P_{e0}=1.0(p.u.)$ 에서 $P_{e0}=1.2(p.u.)$ 로 20% 증가한 중부하시 그리고 무효전력이 $Q_{e0}=0.2(p.u.)$ 에서 $Q_{e0}=0.4(p.u.)$ 로 증가시에 있어 ΔV_{ref} 의 초기치를 0.1(p.u.) 변화시킨 경우로 시스템 운용조건을 설정하였다. 또한, ΔT_m 의 초기치를 0.1(p.u.)로 변화시킨 경우도 고찰하였고 각 운전점에서 선형화된 모형을 이용하여 종래의 PSS와 ANFP PSS를 비교하여 동특성을 검토하였다. 각 시스템 조건에 의한 동특성은 응답은 그림 5, 6과 7에 나타내었다. 발전기 회전자각 편차 $\Delta\theta$ 의 응답 특성에서 제안한 ANFP PSS가 종래의 PSS보다 성능이 우수한 동특성을 보이고 있다. 따라서 제안된 제어 장치는 폭넓은 범위상에서도 전력계통 안정화에 매우 효과적임을 알 수 있었다.

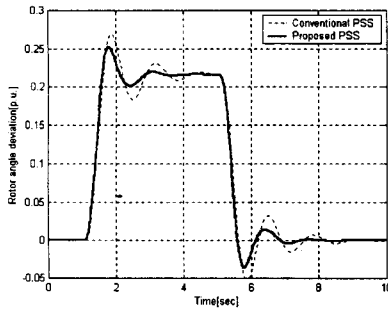


그림 5 중부하시 기준전압이 0.1(p.u.)로 증가한 응답과 초기상태로 복귀한 경우의 응답 ($P_{e0} = 1.2(p.u.)$, $Q_{e0} = 0.2(p.u.)$, $\Delta V_{ref} = 0.1(p.u.)$)

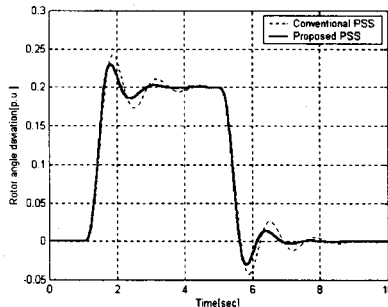


그림 6 무효전력 변화시 기준전압이 0.1(p.u.)로 증가한 응답과 초기상태로 복귀한 경우의 응답 ($P_{e0} = 1.0(p.u.)$, $Q_{e0} = 0.4(p.u.)$, $\Delta V_{ref} = 0.1(p.u.)$)

5. 결 론

본 논문에서는 종래의 만족스럽게 설계된 PSS를 보상하기 위해 적응 뉴로 퍼지를 이용하는 새로운 설계방식과 이를 전력계통에 적용하는 문제를 다루었다. 전력계통 안정도 향상을 위한 ANFP PSS 설계의 주요 연구결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, ANN과 FLC의 장점인 구조적인 간소함, 적응성, 신속성 및 강인성을 이용하였다.

둘째, 퍼지 전 보상기의 설계과정에서 발생하는 최적의 제어규칙 선정과 정상상태의 오차를 최소화시키기 위해 하이브리드 학습 알고리즘에 의해 조건부 및 결론부 파라미터를 자동으로 동조하였다. 또 전 보상형 제어기가 현재 전력계통에 사용중인 PSS에 간단히 설치될 수 있는 제어구조를 가지고 있음을 보였다.

셋째, 비선형 특성을 가지는 전력계통의 안정화 성능을 검증하기 위하여 여러 가지 사례연구에서의 선형화 모형을 구축하였고, 종래의 보상기 설계이론에 의한 PSS와 ANFP PSS의 성능을 비교, 고찰하였다. 정상부하시, 중부하시, 무효전력 변화시 및 토오크 변화시의 사례연구를 통하여 제안된 제어 장치는 전력계통 안정화에 효과적임을 알 수 있었고, 또한 강인성을 검증하였다.

향후 본 논문의 기본기법을 바탕으로 비선형 시뮬레이션을 통해 전 보상기의 장점인, 선형 제어기에서 해결하지 못하는 비선형 성분을 만족스럽게 보상해주는 연구를 수행하여 인공지능형 보상기 연구의 우수성을 확인할 것이다. 아울러 신경회로망의 단점중 하나인 학습데이터 선정의 문제가 필요없이 단지 평가함수만으로 오차를 최소화시키며 최적화에 강한 성능을 보이는 유전알고리즘을 이용한 연구도 수행할 계획이다.

(참 고 문 헌)

- [1] M. A. M. Hassan, O. P. Malik and G. S. Hope, "A Fuzzy Logic based Stabilizer for a Synchronous Machine", IEEE Trans. on Energy Conversion, Vol. 6, No. 3, pp. 407-413, 1991.
- [2] Y. Zhang, and O. P. Malik, "An Artificial Neural Network based Adaptive Power System Stabilizer", IEEE Trans. on Energy Conversion, Vol. 8, No.1, pp. 71-77, 1993.
- [3] J. H. Kim, K. C. Kim and E. K. P. Chong, "Fuzzy Precompensated PID Controllers", IEEE Trans. on Control Systems, Vol. 2, No. 4, pp. 406-411, 1994.
- [4] 정형환, 왕용필, 이정필, 정문규, "유전 알고리즘을 이용한 전력계통의 부하과파수 제어를 위한 퍼지 전 보상 PID 제어기 설계", 전기학회논문지, 제49권, 제2호, pp. 62-69, 2000.
- [5] T. C. Yang, "Applying H_∞ Optimisation Method to Power System Stabiliser Design", Electrical Power & Energy Systems, Vol. 19, No. 1, pp. 29-35, 1997.
- [6] J.-S. R. Jang, "ANFIS : Adaptive-Network- Based Fuzzy Inference System", IEEE Trans. Syst. Cyber., Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, 1993.
- [7] Y. N. Yu, "Electric Power System Dynamics", Academic Press, 1983.