

# CP net을 이용한 간접적응제어기 성능개선에 관한 연구

정 기철  
충남 전문대

## A Study on the Performance Improvement of Indirect Adaptive Controllers Using a CP net

Chung Kee CHull  
Chung Nam Junior College

**Abstract** - This paper proposes a design method to improve the performance of Indirect Adaptive Controllers using a CP net. This hybrid control architecture consists of Indirect Adaptive Controllers and CP net Controller. The performance of a single Adaptive Controller, multi Adaptive Controllers and the proposed model is compared by control problems. The simulation results show that the proposed model is superior to the others in most cases, in regard of not only learning speed but also control problems.

### 1. 서 론

선형시불변 시스템의 과도상태 개선에 대한 적응제어 기법이 최근 몇 년동안 활발히 연구되어 왔다[1]. 그러나 기존의 다중제어기[2]와 지능형 다중제어기 알고리즘은 제어기 구현시 스위칭 전략 설정과 초기 모델의 위치선 정 등에 어려움이 있어 시스템의 실제 적용에 커다란 걸림돌이 되고 있다.

본 논문에서는 이와같은 문제점을 해결하기 위하여 신경망 제어기를 적응제어기에 병렬로 연결한 하이브리드 제어기를 제안한다. 이러한 제어기구조는 각 제어기의 장점을 살릴 수 있을 뿐 아니라 독립된 하나의 제어기 보다 제어성능이 뛰어나다. 적응제어의 과도응답특성을 개선시키기 위해 사용된 신경망 제어기는 단방향 다중 신경망 구조인 CP net(Counter-Propagation)을 사용하였다. 또한 단방향 CP net의 Kohonen층의 뉴런에 시스템의 국부적 근사화가 가능한 방사형 기저함수 형태인 가우시안(Gaussian)을 활성화 함수로 사용하였다. 따라서 각 뉴런이 입력의 국부적인 영역에 해당하는 출력력 이상만을 담당하게 하고 이를 연속적으로 스위칭 해줌에 따라 전역적 특성을 갖도록 하였다.

### 2. 간접적응제어기

#### 2.1 플랜트의 파라미터화

안정한 간접적응제어기를 구성하기 위해 플랜트에 대한 새로운 파라미터 표기법이 필요하다. [1],[2]의 표기법에 따라 플랜트 파라미터를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{p}^* = (\hat{\beta}_0^*, \hat{\beta}_1^{*T}, \hat{a}_0^*, \hat{a}_1^{*T})^T \in R^{2n} \quad (1)$$

$\hat{\beta}_0^* \in R, \hat{\beta}_1^* \in R^{n-1}, \hat{a}_0^* \in R, \hat{a}_1^* \in R^{n-1}$  를 이용하면, 플랜트에 대한 응답은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} y_p &= W_m(s) \{ \hat{\beta}_0^* u + \hat{\beta}_1^{*T} w_1 + \hat{a}_0^* y_p + \hat{a}_1^{*T} w_2 \} \\ &= W_m(s) \{ \hat{p}^* T w \} \end{aligned} \quad (2)$$

여기서  $w = (u, w_1^T, y_p, w_2^T)^T$  이고, sensitivity vector  $w_1 \in R^{n-1}, w_2 \in R^{n-1}$  는

$$\dot{w} = \Lambda w_1 + l u, \quad \dot{w} = \Lambda w_2 + l y_p \quad (3)$$

으로 얻어지며, 이때  $(\Lambda, l)$  는  $(n-1)$ 차인 controllable pair 이다.  $\Lambda$ 는 안정하고 그 특성다항식  $\lambda(s)$ 는 다음을 만족한다.

$$\lambda(s) = \lambda_1(s) Z_m(s) \quad (4)$$

여기서  $\lambda_1(s)$ 는  $n-m-1$ 차의 monic Hurwitz 다항식이다. 윗식들로 부터

$$\hat{\beta}_0^* = k_p/k_m \quad (5)$$

이고,  $\hat{\beta}_1^*$ 과  $\hat{a}_0^*, \hat{a}_1^*$ 은 Bezout identity

$$\begin{aligned} R_p(s)\hat{\beta}(s) + k_p Z_p(s)\hat{a}(s) \\ = (k_p/k_m)Z_p(s)R_m(s)\lambda_1(s) \end{aligned} \quad (6)$$

로부터 결정된다.

여기서,  $\hat{\beta}_0^* + \hat{\beta}_1^{*T}(sI - \Lambda)^{-1}l = \hat{\beta}(s)/\lambda(s)$  이고

$\hat{a}_0^* + \hat{a}_1^{*T}(sI - \Lambda)^{-1}l = \hat{a}(s)/\lambda(s)$ 이다.

#### 2.2 식별기의 구조

플랜트출력에 대하여 보다 유용한 표현을 얻기위해 다음과 같은 관계를 이용한다.

$$y_p = \hat{\beta}_0^* \bar{u} + \hat{\beta}_1^{*T} \bar{w}_1 + \hat{a}_0^* \bar{y}_p + \hat{a}_1^{*T} \bar{w}_2 = \hat{p}^* T \bar{w} \quad (7)$$

$\bar{u} = W_m(s)u, \quad \bar{w}_1 = W_m(s)I_{n-1}w_1, \quad \bar{y}_p = W_m(s)y_p,$

$\bar{w}_2 = W_m(s)I_{n-1}w_2$  이므로

$$\bar{w} = (\bar{u}, \bar{w}_1^T, \bar{y}_p, \bar{w}_2^T)^T = W_m(s)I_{2n}w \quad (8)$$

직병렬형식의 식별기 구조는 위와 같으며 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{y}_p = \hat{\beta}_0^* \bar{u} + \hat{\beta}_1^{*T} \bar{w}_1 + \hat{a}_0^* \bar{y}_p + \hat{a}_1^{*T} \bar{w}_2 = \hat{p}^* T \bar{w} \quad (9)$$

여기서  $\hat{y}_p$ 는 플랜트 출력의 추정치이고,  $\hat{p} = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1^T, \hat{a}_0, \hat{a}_1^T)^T$ 는 식별 파라미터 벡터로  $\hat{p}^*$ 의 추정치이다.

$e(t) = \hat{y}_p(t) - y_p(t)$ 는 식별오차이고 파라미터 오차들은

$$\tilde{\beta}_0 = \hat{\beta}_0 - \beta_0^*, \quad \tilde{\beta}_1 = \hat{\beta}_1 - \beta_1^{*T}, \quad \tilde{a}_0 = \hat{a}_0 - a_0^*,$$

$$\tilde{a}_1 = \hat{a}_1 - a_1^{*T} \quad \text{와 같이 정의된다. 따라서 식별오차}$$

$e_i = \hat{b}^T w$ 를 얻을 수 있고  $\hat{b} = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1^T, \hat{a}_0, \hat{a}_1^T)^T$ 이다.

$$M(t) = 1 + \hat{w}(t)^T \hat{w}(t) \quad (17)$$

결국  $t \rightarrow \infty$  따라  $e_i(t) \rightarrow 0$ ,  $e_c(t) \rightarrow 0$  되면서 전체 시스템이 점근적으로 안정해진다.

### 3. CP net을 이용한 제어기 구성

본 논문에서 사용된 신경망 제어기는 기존의 CP net의 Kohonen층에 가우시안 함수를 활성화 함수로 사용하여 훈련 데이터들을 특성에 맞게 분류하고 특성별로 다른 연결강도를 사용하여 극부적 성능을 일반화한 CP net을 사용하였다. CP net은 feedback과 시간지연이 없어 학습시간이 짧고 원하는 결과를 신속하게 얻을 수 있는 장점이 있다.

#### 3.1 개선된 CP net의 구조

CP net에는 양방향 매핑이 가능한 양방향 CP net과 단방향 매핑만 가능한 단방향 CP net 두가지 유형이 있으나 본 논문에서는 단방향 매핑이 가능한 단방향 CP net을 사용하였다. 그림 1. 은 일반적인 구조의 단방향 CP net의 구조를 나타내고 있다.

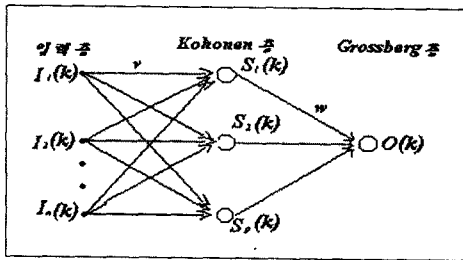


그림1. 단방향 CP net의 구조

Kohonen층의 뉴런들은 입력에 대한 각 클러스터를 대표하고 있고 이 뉴런의 출력은 (18)식으로 주어진다.

$$S(k) = \max_{i=1,2,\dots,p} \left\{ \exp \left[ \frac{-D_i^2}{2\sigma_i^2} \right] \right\} \quad (18)$$

여기서  $C_i$ 는 각 가우시안 함수의 중심을 나타내고 가우시안 함수의 폭을 결정해주는  $\sigma_i$ 는 (19)식과 같이 P-nearest neighbor heuristic에 의한 방법에 의하여 결정하였다.

$$\sigma_i = \frac{1}{p} \sum \left[ \|C_i - C_j\|^2 \right]^{1/2} \quad (19)$$

여기서  $C_j$ 는  $\sigma_i$ 의 P-nearest neighbor이다. 또한 Grossberg층 뉴런의 출력은 (20)식으로 주어진다.

$$X_j = SW^T = [s_1(k), \dots, s_p(k)] [0, \dots, w_j, \dots, 0]^T \quad (20)$$

#### 3.2 제어기 구성

본 논문에서는 CP net 제어기와 간접 적응제어기를 이용하여 하이브리드 제어기를 구성 하였다. 제안된 제어기는 플랜트의 모델이 없이도 학습에 의하여 고속 정확한 제어가 가능하고 플랜트 변화에 잘 적응하며 기존의 BP 알고리즘에 비하여 빠른 학습시간과 적응성이 뛰

어나 실시간 제어도 가능하다. 그림 2. 에 제안된 제어기를 나타내고 있다.

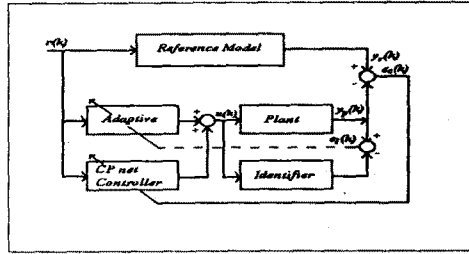


그림 2. 제안된 제어기

여기서  $y_r(k)$ 는 기준모델의 출력이고  $y_p(k)$ 는 플랜트의 출력을 나타낸다. 또한 CP net 제어기의 성능지수 J는 (22) 식으로 결정될 수 있다.

$$J = \frac{1}{2} e_c^2(k) \quad (21)$$

CP net 제어기의 Kohonen층 가우시안 뉴런의 학습에는 mstar 학습법을 사용하고 Grossberg층의 연결강도 학습에는 outstar 학습법을 사용한다. 따라서 Kohonen층의 뉴런의 학습은 각 뉴런 중 출력이 최대인 가우시안 뉴런(j(winner))의 중심벡터를 학습하게 되므로  $k+1$  시점에서 Kohonen층 가우시안 뉴런의 중심 벡터인  $c_i(k+1)$ 은 다음과 같이 학습된다.

$$c_i(k+1) = c_i(k) + \eta_1 (I_i - c_i(k)) \quad i=1, \dots, p \quad (22)$$

반면에 Grossberg층의 weight  $w_j$ 의 학습에는 Gradient outstar 학습법을 사용하게 된다.

$$w_j(k+1) = w_j(k) - \eta_2 \frac{\partial E(k)}{\partial W(k)} \quad (23)$$

여기서  $\eta_1, \eta_2$ 는 학습률을 나타내고 있다.

### 4. 모의 실험

본 논문에서 제시된 제어기법의 유용성을 살펴보기 위하여 모의실험에서 사용된 플랜트와 기준모델은 다음과 같다. 제어대상인 플랜트의 전달함수는  $W(s) = K_p / (s^2 + a_1s + a_0)$  이며, 여기에 미지의 파라미터  $K_p, a_1, a_0$ 는 이미 알고 있는 compact set으로  $S = \{ 0.5 \leq K_p \leq 2.0, -0.6 \leq a_1 \leq 3.4, -2.0 \leq a_0 \leq 2.0 \}$ 에 존재한다. 제어목적은 기준입력  $r(t)$ 에 대한 기준모델 전달함수  $W_m(s) = 1 / (s^2 + 1.4s + 1)$ 의 출력을 추종하는 것이다. 기준입력  $r(t)$ 는 주기가 10인 단위 구형파이다. 그림 3은 점근적으로 안정하고 진동하지 않는 플랜트로 각 파라미터가  $(K_p, a_1, a_0) = (2, 3.4, 2)$ 이고 그림 4는 불안정하지만 진동하지 않는 플랜트로 각 파라미터는  $(K_p, a_1, a_0) = (0.5, -0.5, 2)$ 를 갖는다. 그림 5는 불안정하면서 진동하는 플랜트로 각 파라미터의 값은  $(K_p, a_1, a_0) = (0.5, -0.5, -2)$ 를 갖게된다. 그림 3과 그림 4의 경우 한 개의 간접 적응제어기만을 사용한 경우와 한 개의 간접 적응제어기와 CP net제어기를 하이브리드로 구성한 경우의 응답특성을 비교 하였고 그림 5의 경우 8개의 간접 적응제어기만을 사용한 경우와 8개의 간접 적응제어기와 CP net 제어기를 하이브리드로 구성한 경우 플랜트의 응답특성을 나타내고 있다. 간접 적응

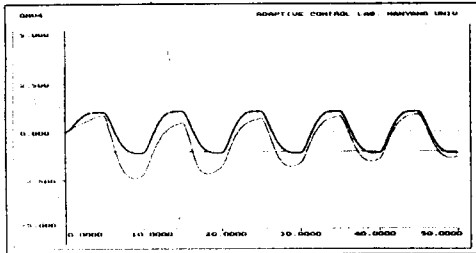
제어기의 스위칭 함수는  $J(e, \dot{e}) = e^2(t) + \int_{t-t_0}^t \dot{e}^2(t) dt$  를 사용하였다.

### 5. 결론

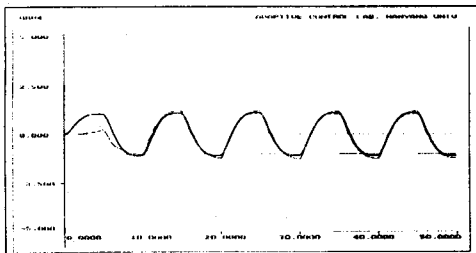
간접 적응제어 시스템의 과도응답을 개선 시키기 CP net 제어기를 이용하여 하이브리드 제어기를 구성 하였다. 제안된 제어기 구조는 기존의 간접 적응 제어기 구현시 초기 모델의 위치선정과 스위칭 전략에 따라 발생 될 수 있는 과도상태의 오차범위를 CP net 제어기를 사용하여 개선 시켰다. 또한 모의실험결과 하이브리드 시스템의 효용성을 입증되었다. 앞으로는 파라미터의 제한과 알고리즘의 연산시간 단축으로 인한 실시간 제어에 관한 연구가 요구된다.

### [참 고 문 헌]

- [1] K. S. Narendra and A.M. annaswamy, Stable Adaptive Systems, Prentice-Hall, 1989
- [2] Kumpati S. Narendra and Jeyendran Balakrishnan, "Improving Transient Response of Adaptive Systems using Multiple Models and Switching", Center for Systems Science, Dept. of Electrical Engineering Yale University University, October 1992.
- [3] K. S. Narendra and Jeyendran Balakrishnan "Improving Transient Response of Adaptive Systems using Multiple Models and Switching", IEEE Trans. Automat. Contr., vol. AC-39, no. 9, pp.1861-1866, September, 1994.
- [4] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamic systems using neural networks," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 1, No. 1, pp. 4-27, Mar. 1990.

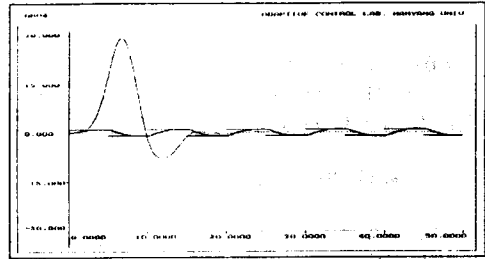


(a) 간접 적응제어기(N=1)

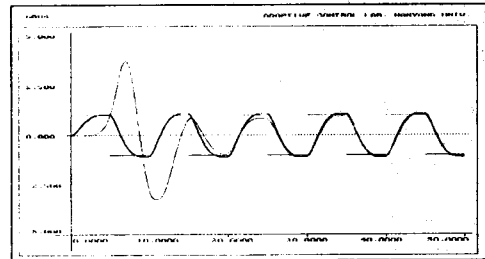


(b) 하이브리드 제어기(N=1)

그림 3.  $W_p(s) = 2/(s^2 + 3.4s + 2)$

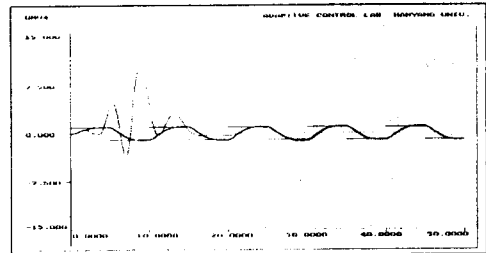


(a) 간접 적응기(N=1)

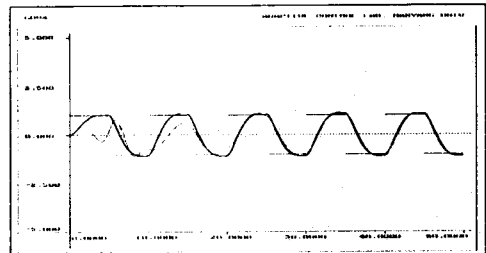


(b) 하이브리드 제어기(N=1)

그림 4.  $W_p(s) = 0.5/(s^2 + 0.5s - 2)$



(a) 간접 적응제어기(N=8)



(b) 하이브리드 제어기(N=8)

그림 5.  $W_p(s) = 0.5/(s^2 - 0.5s + 2)$