'89 韓國自動制御學術會議論文集 1989. 10. 27~28

신경회로망기법을 이용한 자기동조 제어기 설계

Design of Self-tuning Controller utilizing Neural Network

°구영모, 이윤섭, 김대종, 임은빈, 우광방

°Young-mo Koo, Youn-seop Lee, Dae-jong Kim, Eunbin Yim, and Kwang-bang Woo

연세대학교 전기공학과

Department of Electrical Engineering, Yonsei University

Utilizing an interconnected set of neuron-like elements, the present study is to provide a method of parameter estimation for a second order linear time invariant system of self-tuning controller. The result from the proposed method is evaluated by comparing with those obtained by the recursive least square (RLS) identification algorithm and extended recursive least square (ERLS) algorithm, and it shows that, although the smoothness of system performance is still to be improved, the effectiveness of shorter computing time is demonstrated which may be of considerable value to real time computing.

1. 서 론

기존의 컴퓨터가 정확한 해답을 구하는데 오랜 시간이 소요되는 대신, 신경회로망에 의한 기법은 매우 복잡한 문제를 신속하고 비교적 정확도가 높은해를 구하게 되며 병렬처리 특성의 신경회로망기법은 기존의 컴퓨터에 의한 순차처리작업의 실행속도를 단축시킬 수 있다[1]. Hopfield 와 Tank는 작업할당(Task Assignment), TSP(travelling sales person) 등의 최적화 문제를 신경회로망을 사용하여 검토하였으며[2], A/D 변환 문제를 신경회로망으로 해결하는 예를 보였는데 이는 차수가 1인 아나로그 값을 basis가 $\{\psi_i ; i=1,2,\ldots,n\}$이고 domain이 $[0, 2^n-1]$일때 0 아니면 1 인 값을 갖는 계수를 최소제곱오차를 갖도록 추정하는 문제를 신경회로망으로 해결한 것으로 볼 수 있다[3].

한편 Altes 는 basis가 $\{\psi_i ; i = 1,2,\ldots,n\}$이고 data vector X가 $X = \sum_{i=1}^{n} V_i\psi_i$ 로 표시될 때 Hopfield의 신경회로망을 사용하여 임의의 실수 계수 $\{V_i ; i=1,..,n\}$를 최소제곱오차를 갖도록 추정하는것이 가능하게 하였다[4].

본 논문에서 이러한 결과들을 기반으로 신경회로망을 적응제어에 응용하기 위하여 자기동조 제어기(그림1)[5]의 매개변수 추정 부분을 Hopfield의 신경회로망으로 구현하는 방법을 사용하고 이에 따르는 매개 변수 추정 결과와 기존의 RLS(recursive least square)법 및 ERLS(extended recursive least square)법에 의한 매개 변수 추정 결과를 비교검토하였다.

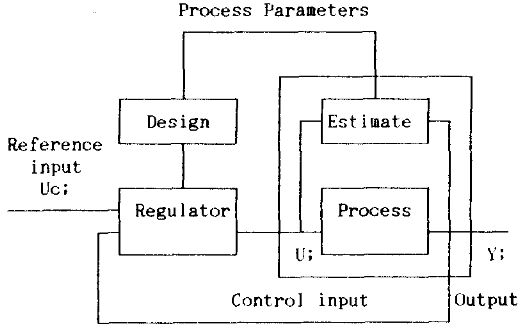

그림 1 자기동조 제어기의 구성도

2. 매개변수 추정

2.1 Hopfield의 신경회로망을 이용한 매개변수 추정

Hopfield의 신경회로망에서 i번째 뉴런의 출력은 $V_i(t) = g[U_i(t)]$ 이 되며 여기서 $g(x)$는 단조증가함수로서 $g(-\infty) = 0$, $g(0) = 1/2$, $g(\infty) = 1$의 성질을 갖는 sigmoid함수이다. 이때 i번째 뉴런의 입력식은 다음과 같다.

$$C_i(d/dt)U_i(t) = \sum_{j=1}^{n} T_{ij}V_j(t) - U_i(t)/R_i + I_i \quad (1)$$

여기서 $1/R_i = 1/\rho_i + \sum_{j=1}^{n}(1/R_{ij})$,

C_i, R_i는 상수이며 신경회로망의 시정수를 결정하게되며 계산의 편의로 1 로두면

$$(d/dt)U_i(t) = \sum_{j=1}^{n} T_{ij}V_j(t) - U_i(t) + I_i \quad (2)$$

가 된다. 여기서 T_{ij}는 신경회로망의 연결강도를 나타낸다. Hopfield는 다음(3)식의 조건을 만족할때 신경회로망의 안정상태가 (4)식과 같은 에너지함수의 국부최소값을 갖는것을 증명한 바 있다[6].

$$T_{ij} = \begin{cases} 0 & i = j \\ T_{ji} & i \neq j \end{cases} \quad (3)$$

$$E = -(1/2)\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} T_{ij}V_i(t)V_j(t) - \sum_{i=1}^{n} V_i(t)I_i \quad (4)$$

벡터 Y가 basis $\{\psi_i ; i=1,2,\ldots,n\}$ 의 하중합 $\sum_{i=1}^{n} U_i\psi_i$ 로 표시될때,

$$MSE(U) = (Y - \sum_{i=1}^{n} U_i\psi_i)^T (Y - \sum_{j=1}^{n} U_j\psi_j)$$

$$= Y^TY + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} \psi_i\psi_j U_iU_j - 2\sum_{i=1}^{n} U_i(\psi^T_i X) \quad (5)$$

MSE(U) 는 식(5)의 오른쪽 두 항을 최소로 하는 계수 $\{U_i ; i=1,2,\ldots,n\}$를 찾으면 최소화 된다. gradient 벡터를 $\nabla u = [(d/du_1)MSE(U), (d/du_2)MSE(U), \ldots, (d/du_n)MSE(U)]^T$ 로, $\nabla u(k)$를 $MSE[u(k)]$의 gradient로 정의하여 최대경사 법을 사용하면

$$U(k+1) = U(k) - \mu \nabla u(k) \tag{6}$$

이 되고 이때

$$\nabla u(k) = 2[CU(k) - r] \tag{7}$$

$$C_{ij} = \psi_i \psi_j \qquad (n \times n \text{ matrix})$$

$$r_i = Y^T \psi_i \qquad (n \times 1 \text{ matrix})$$

가 된다.

$\psi^T{}_i \psi_i = 1$, $i = 1,2,\ldots,n$ 인 조건을 만족한다고 하면 식(6)과 식(7)에서

$$\begin{aligned} U(k+1) &= U(k) - 2\mu[CU(k) - r] \\ &= (1 - 2\mu)U(k) + 2\mu[(I - C)U(k) + r] \end{aligned} \tag{8}$$

(I ; n x n identity matrix)

이 된다.

Hopfield 신경회로망의 식(2)와 식(8)을 계수비교하면

$$T_{ij} = \begin{cases} -C_{ij}/g'(0) = -\psi^T{}_i \psi_j / g'(0) & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases}$$

$$\begin{aligned} I_i &= r_i - g(0)\sum_{j=1}^{n} T_{ij} \\ &= Y^T \psi_i + [2g'(0)]^{-1} \sum_{j=1,\, j\neq i}^{n} \psi_i \psi_j \end{aligned}$$

가 되어 Hopfield의 신경회로망을 이용하여 임의의 실수를 계수로 갖는 매개변수를 추정할 수 있게 된다.

2.2 문제 설정

다음 식(9)와 같은 2차계 차분방정식으로 표시된 플랜트에 100번의 샘플링 스텝마다 1 또는 -1 값을 갖는 구형 파를 입력 U(k)로 사용한다.

$$\begin{aligned} y(k) &= a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) + b_0 u(k) + b_1 u(k-1) \\ &= \psi^T(k)\theta \end{aligned} \tag{9}$$

여기서,

$$\begin{aligned} \psi^T(k) &= [\psi_1(k),\ \psi_2(k),\ \psi_3(k),\ \psi_4(k)] \\ &= [y(k-1),\ y(k-2),\ u(k),\ u(k-1)] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \theta^T &= [\ \theta_1,\ \theta_2,\ \theta_3,\ \theta_4\ ] \\ &= [\ a_1,\ a_2,\ b_0,\ b_1\ ] \end{aligned}$$

이때 해결해야할 문제는 Hopfield의 신경회로망을 사용하 여 윗식(9)에서의 매개변수 a_1, a_2, b_0, b_1 를 추정하고, 추정된 매개변수에 의한 값 $\hat{y}(k)$ 와 $y(k)$는 최소 제곱오차 를 갖도록 하라는 것이다.

2.3 매개변수 추정

식(9)와 같이 표현된 플랜트의 매개변수를 Hopfield 의신경회로망을 이용하여 추정 하기 위해서는 표준화된 basis $\{\psi_i; i=1,2,3,4\}$의 하중합 $\sum_{i=1}^{4} U_i \psi_i$ 형태로 표시되는 벡터 Y를 결정, 추정된 벡터 $\hat{Y}$와의 차가 0이 되도록 매개변수 추정 하면 된다.

$\varepsilon(i) = y(i) - \hat{y}(i) = y(i) - \psi^T(i)\theta$ 이므로

$E(t) = [\varepsilon(t-3), \varepsilon(t-2), \varepsilon(t-1), \varepsilon(t)]^T$라 하면

$E(t) = 0$ 에서

$$Y(t) = a_1 \psi^1 + a_2 \psi^2 + b_0 \psi^3 + b_1 \psi^4 \tag{10}$$

여기서,

$$\begin{aligned} Y(t) &= [\ y(t-3),\ y(t-2),\ y(t-1),\ y(t)]^T \\ \psi^1 &= [\ y(t-4),\ y(t-3),\ y(t-2),\ y(t-1)]^T \\ \psi^2 &= [\ y(t-5),\ y(t-4),\ y(t-3),\ y(t-2)]^T \\ \psi^3 &= [\ u(t-3),\ u(t-2),\ u(t-1),\ u(\ t\ )]^T \\ \psi^4 &= [\ u(t-4),\ u(t-3),\ u(t-2),\ u(t-1)]^T \end{aligned}$$

식(10)에서 $\{\psi^i; i=1,2,3,4\}$는 선형독립이므로 basis가 될 수 있다. 따라서 이들 basis를 표준화 하면 다음 식(11)과 같이 된다.

$$\begin{aligned} Y(t) &= A_1 \psi_1 + A_2 \psi_2 + B_0 \psi_3 + B_1 \psi_4 \\ &= \sum_{i=1}^{4} U_i \psi_i \end{aligned} \tag{11}$$

여기서,

$$\begin{aligned} &U_1 = A_1 = a_1 \|\psi^1\|,\quad U_2 = A_2 = a_2 \|\psi^2\| \\ &U_3 = B_0 = b_0 \|\psi^3\|,\quad U_4 = B_1 = b_1 \|\psi^4\| \\ &\psi_1 = \psi^1/\|\psi^1\|,\quad \psi_2 = \psi^2/\|\psi^2\| \\ &\psi_3 = \psi^3/\|\psi^3\|,\quad \psi_4 = \psi^4/\|\psi^4\| \end{aligned} \tag{12}$$

이때, 식(11)은 식(8)과 같이 표현할 수 있다. 한편 식(2)에서 V_j는 입력 U_j가 매우 작은 값이라고 가정하면 테일러급수를 이용하여 아래 식(13)과 같이 근사화 할 수 있다.

$$\begin{aligned} V_j &= g(U_j) \\ &= g(0) + U_j g'(0) + (U_j{}^2/2)g''(0) + \ldots \\ &\fallingdotseq g(0) + g'(0)U_j \end{aligned} \tag{13}$$

따라서 $Y(t)$대신 $Y_t(t) = Y(t)/K$,($K = 10000*(Y^TY)^{1/2}$)인 $Y_t(t)$를 사용하면 식( )는 다음 식(14)와 같이된다.

$$\begin{aligned} U(k+1) &= (1-2\mu)U(k) \\ &\quad +2\mu[(I-C)(V(k)-g(0))/g'(0)+r] \\ &= (1-2\mu)U(k) \\ &\quad +2\mu[(I-C)V(k)/g'(0)+r-(I-C)g(0)/g'(0)] \end{aligned} \tag{14}$$

여기에서 식(2)와 식(14)를 계수비교하면

$$T_{ij} = \begin{cases} -C_{ij}/g'(0) = -\ \psi^T{}_i \psi_j / g'(0) & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \tag{15}$$

$$\begin{aligned} I_i &= r_i - g(0)\sum_{j=1}^{n} -C_{ij}/g'(0) \\ &= Y^T \psi_i + [2g'(0)]^{-1} \sum_{j=1}^{n} \psi_i \psi_j \end{aligned}$$

윗 식(15)와 같이되며 이때 Hopfield 신경회로망의 뉴런 입력 $\{U_i\ ;\ i=1,2,3,4\}$이 $Y_t(t)$의 매개변수 A_1/K, A_2/K, B_0/K, B_1/K 를 나타내게 된다. 따라서 식(15)를 이용하여 $\{U_i; i=1,2,3,4\}$ 즉 $Y_t(t)$의 매개변수를 구한결과를 K배하여 식(11)의 매개변수 A_1, A_2, B_0, B_1을 구하면 식(12)에 의해 식(10)에서의 매개변수 a_1, a_2, b_0, b_1을 구할 수 있다. 매개변수 추정 블럭선도는 그림2와 같으며 이때의 신경회로망 연결강도 T_{ij}와 외부입력 I_i는 식(15)와 같다.

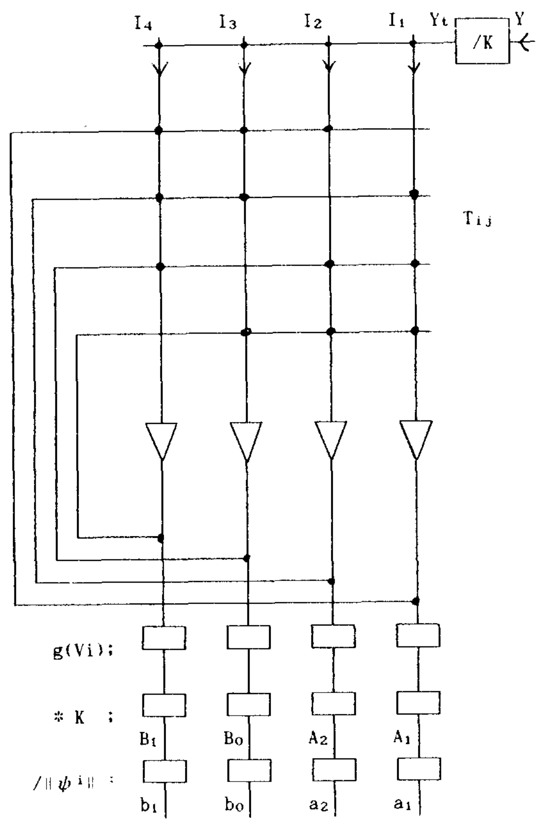

그림 2 매개변수 추정 신경회로망

3. 시뮬레이션 및 결과

Hopfield 신경회로망을 사용한 매개변수의 추정결과를 검토하기위하여, 식(9)와 같이 표현되는 단위시간지연을 갖는 2차 선형 시불변 플랜트가운데 안정하고 최소 위상을 갖는 플랜트1 과 안정하고 비최소 위상을 갖는 플랜트2 를 선정하였으며[7] 각각의 플랜트에 대하여 순환 최소 제곱(RLS) 방법과 확장된 순환 최소 제곱(ERLS)방법 및 제안된 방법에 의한 매개변수 추정을 행하였으며 확장된 순환 최소 제곱 방법에서 망각인수는 0.95로 하였다.

플랜트 1 :
$y(k) = 0.857y(k-1)-0.548y(k-2)+0.381u(k)+0.31u(k-1)$
플랜트 2 :
$y(k) = 0.7y(k-1) - u(k) + 2u(k-1)$

시뮬레이션은 IBM PC 에서 처리되었으며 시뮬레이션 대상 시스템을 그림3과 같이 구성하여 100번의 샘플링 스텝마다1 또는 -1 값을 갖는 구형파를 입력 u(k)로 하였을때 플랜트 매개변수의 추정상태를 관찰하였다.

그림4는 각각의 플랜트에 대한 입력 u(k)이다. 그림5는 플랜트1 에 대한 시뮬레이션 결과로 ERLS방법이 150 샘플링스텝 이후 안정되게 매개변수 추정을 하는 반면 RLS 방법은매개변수 추정에 오랜 시간이 걸리고 입력의 부호가바뀔 때 매개변수 값이 약간 흔들리는 현상을 보였다. 한편, 제안된 방법은 ERLS방법 보다는 늦으나 RLS방법보다는 빨리 매개변수를 추정 하였으며, 입력의 부호가 바뀔때 매개변수값이 크게 흔들리는 것을 알 수 있었다. 그림6은 플랜트2에 대한 결과로 ERLS방법 및 RLS방법은 플랜트1 과 유사한 결과를 나타내었으나 제안된 방법은 입력의 부호가 바뀔때 매개변수 값이 최소위상을 갖는 플랜트1에서 보다도 더 크게 흔들렸다.

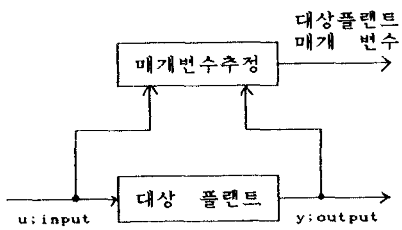

그림 3 시뮬레이션 대상 시스템

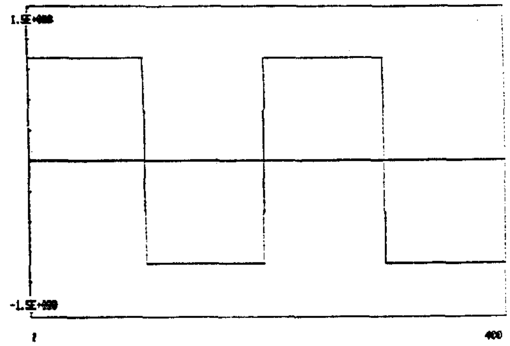

그림 4. 플랜트 입력 u(k)

4. 결 론

Hopfield 신경회로망에 의한 매개변수 추정이 가능하다는 것이 시뮬레이션을 통하여 검토 되었으며 입력값의 부호가 바뀔때 매개변수 값이 진동하는 단점을 극복한다면 매개변수 추정 작업을 실시처리할 수 있으며 자기 동조 제어기구성에 신경회로망기법이 적용될 수 있음을 제시하였다.

하드웨어로 구성된 신경회로망을 구현하여 매개변수 추정작업이 실시간 처리될 수 있게 하며, 자기 동조 제어기와 결합하여 불안정 모델의 매개변수 추정작업도 수행가능 하도록 하고 자기 동조 제어기에서 매개변수 추정작업 이외의 부분을 신경회로망으로 구현하는 연구등이 앞으로 계속 추진되어야 할 과제이다.

5. 참고 문헌

1) 특집:신경회로망, 전기학회지, 1989.2
2) D.W.Tank, J.J.Hopfield, "collective computation in neuronlike circuits", Scientific Amer., 257, Dec., 1987
3) D.W.Tank, J.J.Hopfield, "Simple "Neural" Optimization networks; An A/D Converters, Signal DecisionCircuit, and a Linear Programming Circuit", IEEE Tran. on CAS, Vol CAS-33, No.5, May, 1986
4) R.A.Altes, "Unconstrained Minimum Mean-Square Error Parameter Estimation with Hopfield Networks", IEEE ICNN pp541-pp548, 1988
5) K.J.Åstrom, B.Wittenmark, "Adaptive Cntrol", Addison Wesley, 1989
6) J.J.Hopfield, "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two state neurons", Proc.Nat.Acad Sci., USA, 79, April, 1982
7) 채 창현, 이 창훈, 임 은빈, 우 광방, "Expert형 제어 기법에 의한 자기 동조 제어기에 관한 연구", 대한전기학회 논문지, 제38권, 제8호, Aug., 1989