1997年度 定期總會 및 秋季學術大會 論文集 1997.11.29

D-L 네트워크에 의한 비모형화 특성을 가지는 미지 시스템의 적응형 추정

김 윤 상* . 오 헌 철* . 이 해 기** . 좌 종 철*** . 안 두 수*
성균관대학교 전기공학과* . 충청전문대학 전기과** . 제주전문대학 전기과***

Adaptive Estimation of Unknown Systems with Unmodeled Dynamics via D-L Networks

Yoon-Sang Kim* . Hyun-Cheol Oh* . Hae-Gi Lee** . Jong-Cheol Jwa*** . Doo-Soo Ahn*
Sung Kyun Kwan University* . Choong-Chung Coll** . Che-Ju Coll***

Abstract – This paper presents an efficient method which can estimate the system with unmodeled dynamics using D-L networks. The proposed method is to estimate system with unmodeled dynamics recursively from only input-output information, which can exclude additional procedure for system description and thus reduce the required computational burden for real-time estimation. Higher convergence speed is achieved with our manner when compared with widely-used conventional methods.

1. 서 론

제어시스템의 만족스런 성능을 위해서는 대상시스템인 플랜트에 대한 정확한 수학적인 모델링이 우선적으로 요구된다. 그러나, 대부분의 이러한 대상시스템은 정확히 표현되기 어렵고, 이는 전체시스템의 성능 저하(performance degration)를 유발할뿐만 아니라 수렴성(convergence)을 보장할 수 없다. 이들은 대상시스템의 동적 불확실성(dynamic uncertainty)과 파라미터 불확실성(parameter uncertainty)과 같은 비모형화 특성(unmodeled dynamics)에서 비롯된다[1,2]. 따라서, 플랜트가 이러한 비모형화 특성을 갖는 미지 시스템인 경우, 전달함수나 상태공간법에 기초된 기존의 다양한 제어 이론들의 적용이 어렵게 된다. 이러한 제어시스템 설계 문제의 제약을 완화하고자, 퍼지논리, 신경망 및 유전알고리즘등의 인공지능(AI:artificial intelligence)기법이 입,출력 관계의 수학적 기술이 어려운 플랜트에 효과적으로 도입됨으로써, 다양한 공정제어에 광범위하게 활용되고 있다[3-5]. 그러나, 이러한 인공지능 방법은 기존의 방법과 마찬가지로 차수 및 파라미터의 수와 같은 대상시스템의 정보를 선행적으로(priori) 알고 있어야 한다.

본 연구에서는 D-L 네트워크를 이용하여 제어시스템의 설계 문제에 있어 우선적으로 해결되어야 할 비모형화 특성을 갖는 미지 시스템의 추정 방법을 제안하고자 한다. 제안하는 방법은, D-L 네트워크를 이용하여 입,출력 관계만으로 시스템의 정보없이 반복적으로 미지 시스템을 근사화하는 것으로, 시스템 정보와 같은 모델링을 위한 추가의 동정 과정이 필요없어 추정 과정이 매우 간단하게 된다. 또한, 이와 같은 시스템 정보를 위한 추가의 동정 과정을 배제시킴으로써, 본 연구 방법은 미지 시스템의 추정 과정시 요구되는 연산 부담을 줄일 수 있을 것이다. 따라서, 제안하는 방법은 설계되는 제어시스템의 구현을 더욱 용이하게 할 뿐만 아니라, 수렴 성능의 개선이 가능할 것으로 기대된다.

2. D-L 네트워크의 구성

z-영역에서의 이산 라구에르 함수는 다음과 같이 정의된다[6].

$$l_i(z) = \frac{\sqrt{1-a^2}}{z-a}\left(\frac{1-az}{z-a}\right)^{i-1} \tag{1}$$

여기서 $a(|a|<1)$인 시간 스케일 요소, $i=1,2,\cdots,N$ 이다. 전달함수 $G(z)$를 갖는 임의의 시스템은 식(1)에 의해 다음과 같이 표현 가능하다.

$$G(z) = \sum_{i=1}^{N} g_i l_i(z) \tag{2}$$

여기서 g_i 은 라구에르 계수이다.

식 (2)와 같은 전개는 시스템 차수 및 파라미터 값등과 같은 시스템 $G(z)$의 정보를 우선적으로 알고 있어야 가능하다. 그러나, 대부분의 시스템은 동적 불확실성과 파라미터 불확실성과 같은 비모형화 특성을 가지고 있으며[1,2], 이와 같은 경우 식 (2)을 이용한 직접 근사에 의한 시스템의 추정 방법은 더 이상 적용될 수 없다.

식 (1)의 각 출력 $L_i(z)$을 다음과 같다 하자.

$$L_i(k) = l_i(z)\, l_{i-1}(z) \;\;,\;\; i=2,3,\cdots,N \tag{3}$$

단, $L_1(k) = l_1(z)\, U_c$

식 (3)을 이용하면, 그림 1과 같은 D-L 네트워크의 구성이 가능하다.

그림 1의 관계로부터, 비모형화 특성을 가지는 미지 시스템은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$L(k+1) = A_L L(k) + B_L U_c(k) \tag{4}$$

$$y_L(k) = \Gamma^T L(k) \tag{5}$$

여기서 $L(k) = [\,L_1(k), L_2(k), \cdots, L_N(k)\,]^T$

$$A_L = \begin{bmatrix} a & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 1-a^2 & a & 0 & \cdots & 0 \\ -a(1-a^2) & 1-a^2 & a & \cdots & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ (-a)^{N-2}(1-a^2) & \cdots & \cdots & 1-a^2 & a \end{bmatrix} \tag{6.a}$$

$$B_L = \begin{bmatrix} \sqrt{(1-a^2)} \\ -a\sqrt{(1-a^2)} \\ a^2\sqrt{(1-a^2)} \\ \cdot \\ \cdot \\ (-a)^{N-1}\sqrt{(1-a^2)} \end{bmatrix} \quad (6.b)$$

단, $A_L(1,1) = a$

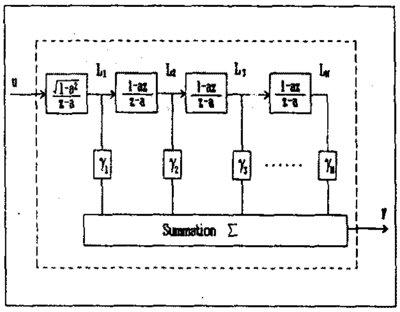

그림 1 D-L 네트워크

A_L, B_L는 식 (3)의 관계로부터 식 (6)과 같이 결정되며, $\Gamma^T = [\gamma_1, \gamma_2, \cdots, \gamma_N]$만이 결정되어야 할 행렬이다.

비모형화 특성을 갖는 미지 시스템은 D-L 네트워크를 이용하여 식 (4)와 (5)로 나타낼 수 있으며, 식 (5)의 Γ^T만이 결정되어야 할 미지 값으로 남게 된다. 따라서, Γ^T를 안다면, 미지 시스템을 간단히 추정할 수 있을 것이다.

3. D-L 네트워크를 이용한 미지 시스템 추정

2장으로부터, 임의의 시스템이 비모형화 특성을 갖더라도, 식 (5)의 행렬 Γ가 이용가능하다면, D-L 네트워크에 의해 오직 입,출력 정보만으로 미지 시스템의 추정이 가능함을 알 수 있었다. 본 장에서는 이러한 미지 시스템 추정을 위해 요구되는 행렬 Γ를 결정하기 위한 방법에 대해 언급하고자 한다.

식 (5)의 Γ를 결정하기 위해 다음과 같은 반복 최소 자승법 (RLS: recursive least squares)을 도입하자[7,8].

$$\hat{\theta}(i) = \hat{\theta}(i-1) + K(i)[y_{umod}(i) - \phi^T(t)\hat{\theta}(i-1)] \quad (7)$$

$$K(i) = P(i-1)\phi(i)[\lambda + \phi^T(i)P(i-1)\phi(i)]^{-1} \quad (8)$$

$$P(i) = [\lambda - K(i)\phi^T(i)]P(i-1) \quad (9)$$

여기서, P는 공분산 행렬, ϕ는 regression 벡터, $y_{umod}(k)$는 미지 시스템의 출력이다.

이제 식 (7)~(9)에 D-L 네트워크에 의한 식 (4),(5)를 이용하면, 다음과 같은 간단화된 알고리즘을 유도할 수 있다.

$$\Gamma(i) = \Gamma(i-1) + \frac{P(i-1)L(i)}{\lambda + L^T(i)P(i-1)L(i)}[y_{umod}(k) - y_L(k)] \quad (10)$$

$$P(i) = P(i-1) - \frac{P(i-1)L(i)L(i)^T P(i-1)}{\lambda + L^T(i)P(i-1)L(i)} \quad (11)$$

여기서 $y_L(k)$은 식 (5)로 주어지는 D-L 네트워크에 의해 추정된 미지 시스템 출력이다.

따라서, 식 (10)와 (11)을 통해 결정된 행렬 Γ을 이용하면, 식 (5)로부터 미지 시스템을 추정할 수 있게 된다. 그림 2는 제안하는 방법의 블록도를 나타낸다. 제안하는 방법은, 비모형화 특성으로 시스템 정보를 얻을 수 없는 G(·)와 같은 미지 시스템을 D-L 네트워크를 이용하여 반복적으로 근사화하는 것으로, 시스템 동정 과정없이 간단하게 미지 시스템의 추정을 가능하게 한다. 또한, 추가의 시스템 동정 과정을 배제함으로써, 제안된 방법은 반복적인 실시간 구현시 요구되는 연산 부담을 줄일 수 있을 것이다.

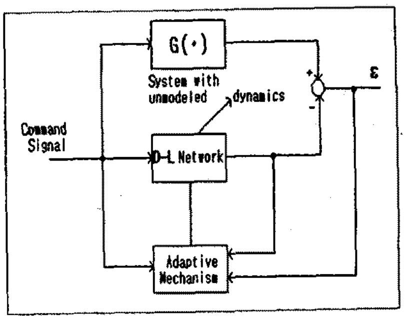

그림 2 제안하는 방법의 블럭도

4. 적용예

제안하는 방법의 타당성을 나타내기 위해 다음과 같이 디지털 컴퓨터상에서 모의 실험 하였다.

적용예 1.

미지 시스템 G(·)가 다음과 같은 최소 위상 시스템으로 주어진다 가정하자.

$$G(\cdot) = \frac{0.1761z^{-1}}{1 - 1.3205z^{-1} + 0.4966z^{-2}} \quad (12)$$

제안된 방법에 의해 추정된 미지 시스템의 출력 응답은 그림 3과 같다. 이때, 모의 실험에 사용된 조건은 각각 $a = 0.6096$, $N = 4$, $\lambda = 1$, $P = 100 \cdot I$ 이다.

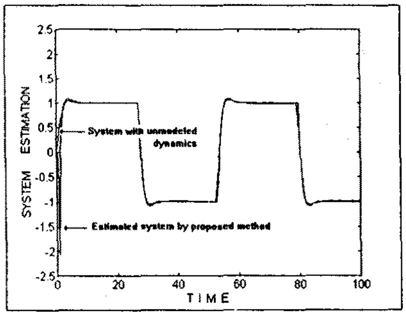

그림 3 square 입력 신호에 대한 미지 시스템의 출력과 제안된 방법에 의해 추정된 출력과의 비교 (최소 위상 시스템의 경우)

적용예 2.

미지 시스템 G(·)가 다음과 같은 비최소 위상 시스템으로 주어진다 가정하자.

$$G(\cdot) = \frac{0.1z^{-1} + 0.2z^{-2}}{1 - 1.7z^{-1} + 0.72z^{-2}} \tag{13}$$

제안된 방법에 의해 추정된 미지 시스템의 출력 응답은 그림 4과 같다. 이때, 모의 실험에 사용된 조건은 각각 $a = 0.6096$, $N = 4$, $\lambda = I$, $P = I$ 이다.

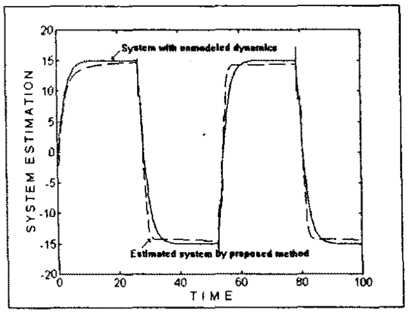

그림 4 square 입력 신호에 대한 미지 시스템의 출력과 제안된 방법에 의해 추정된 출력과의 비교 (비최소 위상 시스템의 경우)

그림 3과 4로부터, 제안된 방법은 최소 위상과 비최소 위상 시스템에 관계 없이 미지 시스템의 출력에 만족스럽게 추정함을 알 수 있었다. 만약, 제안된 방법에 의한 미지 시스템의 추정 결과가 만족스럽지 않은 경우는 1) N의 증가 2) a값의 변화와 같은 방법으로 보완할 수 있다. 제안하는 방법은 추가의 동정 과정없이 간단하게 미지 시스템을 추정할 수 있어, 이를 대상시스템의 입,출력 정보만을 이용하는 on-line 제어 방식에 도입하면 연산 부담의 감소로 인한 제어시스템의 실시간 구현을 용이하게 할 뿐만 아니라 현저한 수렴 성능의 개선이 가능할 것으로 기대된다.

5. 결 론

본 연구에서는 D-L 네트워크를 이용하여 제어시스템의 설계 문제에 있어 우선적으로 해결되어야 할 비모형화 특성을 갖는 미지 시스템의 적응형 추정 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은, D-L 네트워크를 이용하여 입,출력 관계만으로 시스템의 정보없이 반복적으로 미지 시스템을 근사화하는 것으로, 시스템 정보와 같은 모델링을 위한 추가의 동정(identification) 과정이 필요없게 되어 추정 과정이 매우 간단하다. 또한, 이와 같은 추가의 동정 과정을 배제시킴으로써, 본 연구 방법은 미지 시스템의 추정 과정시 요구되는 연산부담을 줄일 수 있었다. 따라서, 본 연구 방법을 대상시스템의 입,출력 정보만을 이용하는 on-line 제어 방식에 도입한다면 제어시스템의 실시간 구현과 수렴 성능면에서 매우 효율적일 것으로 사료된다.

[참 고 문 헌]

[1] A. Weinmann, *Uncertain models and robust control*, New York, Spronger-Verlag, 1991.

[2] M. J. Grimble, *Robust Industrial Control.*, Prentice-Hall, 1994.

[3] Klir, George J., and T. A. Folger, *Fuzzy sets, Uncertainty, and Information*, Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1988.

[4] Driankov and *et al*, *"An Introduction to fuzzy control*, New York, Spronger-Verlag, 1993.

[5] S. Haykin, *Neural Networks : A comprehensive foundation*, Macmillan College Publishing Company, 1994.

[6] M. A. Masnadi-Shirazi and N. Ahmed, "Optimum Laguerre networks for a class of discrete-time systems", IEEE. Trans. Automat. Contr., vol. 39, no. 9, pp. 2104-2108, 1991.

[7] A. Weinmann, *Uncertain models and robust control*, New York, Spronger-Verlag, 1991.

[8] L. Guo and H. -F. Chen, "The Åström-Wittenmark self-tuning regulator revised and ELS-based adaptive trackers", IEEE. Trans. Automat. Contr., vol. 36, no. 7, pp. 802-812. 1991.