

論文96-33B-6-22

신경회로망 조정기를 이용한 상호 연결된 비선형 시스템의 비집중 제어

(Decentralized Control of Interconnected Nonlinear Systems Using a Neural Coordinator)

鄭熙泰 **, 全琪準 *

(Hee Tae Chung and Gi Joon Jeon)

요 약

여러개의 지역 시스템이 결합하여 이루어진 대규모 시스템을 지역 시스템으로 모델링하는 과정에서는 각 지역 시스템간의 상호작용이나 모델링 오차를 나타내는 편차벡터가 나타나는 것은 필연적이다. 본 논문에서는 이와같은 편차벡터의 영향을 보상하기 위해 지역 시스템의 비집중화된 선형 모델과 한개의 신경회로망 조정기를 이용하여 대규모 시스템을 비집중 제어하는 알고리즘을 제안한다. 이 방법에서는 우선 각 지역 시스템에 대해서 동작점 근처에서 선형화 하거나 또는 지역 선형 매개변수 추정을 통하여 지역 시스템을 지역 선형 매개변수와 편차벡터의 관계식으로 나타낸다. 그리고 지역 선형 매개변수로부터 선형 최적제어기와 지역 기준모델을 구성하여 지역 시스템의 출력과 지역 기준 모델의 출력과의 오차를 신경회로망 조정기를 통하여 학습시킴으로써 신경회로망 조정기의 출력이 각 지역 시스템에 나타나는 편차벡터의 영향을 보상하는 비집중 제어기를 구성하였다. 제안한 알고리즘을 비선형 다변수 시스템에 적용하여 제안한 비집중 제어 알고리즘의 타당성을 확인하였다.

Abstract

This paper presents a decentralized control scheme for interconnected systems with unmodeled nonlinearities and interactions using a neural coordinator. The interactions due to the interconnection and the unmodeled nonlinearity associated with each subsystem are represented by the deviations from linearized states of decomposed subsystems. The decentralized controller is composed of local controllers and a neural coordinator. The local controller for each subsystem is derived from linearized local system parameters by linear optimal control theory. The neural coordinator generates a corrective control signal to cancel the effect of deviations through the backpropagation learning with the errors obtained from the difference of the local system outputs and reference model outputs. The reference model consists of the part of local system without deviations. The effectiveness of the proposed control scheme is demonstrated by simulation studies.

1. 서 론

여러개의 지역 시스템들이 상호 결합된 대규모 시스템은 각 지역 시스템들의 지역적 분산과 전체 시스템

의 차수가 크기 때문에 집중화된 정보를 얻기 어렵고 많은 계산량을 집중화시켜서 처리할 수 없기 때문에 일반적인 중앙 집중제어 방법을 적용하기에는 용이하지 않다. 그 예로는 전력 시스템, 화학공장, 수질오염 제어시스템, 교통제어 시스템 등이 있는데 이러한 시스템은 대부분 실질적인 제어기 설계 차원에서 비집중 제어 방법으로 제어 되어왔다^[1-2].

** 準會員, * 正會員, 慶北大學校 電子·電氣工學部

(School of Elec., Kyungpook Nat'l Univ.)

接受日字:1995年4月3日, 수정완료일:1996年5月17日

이와같은 비집중 제어방법으로는 지역 상태변수 개

환을 이용한 적응 제어기로 대규모 시스템을 안정화하는 방법¹³⁾, 지역 시스템의 상태벡터가 측정 가능한 경우에 Lyapunov 함수를 이용하여 지역 시스템의 상태 벡터를 귀환하여 전체 시스템을 안정화시키는 방법¹⁴⁾, 대규모 시스템의 경로 추종제어를 위하여 각 부 시스템에서의 비집중화된 정보만을 이용한 비집중 반복 학습 제어 방법¹⁵⁾, 그리고 지역 시스템 사이의 상호 정보 교환 없이 각각 독립적으로 동작하는 제어기를 설계하는 방법등¹⁶⁾이 있다. 이 중 최근에는 기존의 수학적 모델을 근거로한 제어 방법과는 달리 시스템의 입출력 정보만을 가지고 인간의 신경조직을 응용한 신경회로망 모델을 학습시켜 시스템을 모델링하고 제어하는 방법이 도입되어 주목을 받고 있다¹⁷⁻⁹⁾. Ahmet 등¹⁰⁾은 여러개의 지역 시스템이 연결된 대규모 시스템을 지역 신경회로망으로 학습하여 온라인으로 적응 제어하는 방법을 제안하였는데, 인식된 지역 신경회로망의 역함수를 제어기로 사용한 것이 주목할만하다.

신경회로망 모델은 연산소자의 병렬 구성으로 인하여 병렬 분산처리가 가능하고 학습을 통하여 다양한 주변 환경의 변화에 쉽게 적응하며, 그리고 비선형 함수를 학습할 수 있기 때문에 비선형 시스템의 제어에도 이용될 수 있는 장점을 가지고 있다. 그러나 시스템의 입출력 정보를 신경회로망 제어기로 학습하여 사용할 경우 신경회로망의 구조적인 복잡성으로 인하여 신경회로망 제어기를 포함한 전체 시스템의 안정성은 명확하게 증명할 수 없는 문제점을 가지고 있다. 또한, 제어 대상 시스템이 불안정한 시스템일 경우 신경회로망을 제어기로 학습하기 위해서는 기존의 제어기나 시스템의 제어 정보를 이용하지 않고는 학습의 어려움이 있다¹¹⁾. 지금까지는 이러한 불안정한 시스템을 신경회로망 제어기로 제어할 경우 나타나는 문제점을 기존의 제어기로부터 얻은 제어 자료를 이용하여 신경회로망을 학습시키거나 기존 제어기와 신경회로망 제어기를 병렬로 사용하여 이 문제를 해결하고 있다¹²⁾. Cui 등¹³⁾은 시간지연이나 모델링 오차가 존재하는 다축 로봇을 기존의 상용 추적 제어기와 신경회로망을 이용하여 제어하였는데 신경회로망의 학습을 위해서는 제어 대상 시스템의 입력과 출력의 관계를 나타내는 특성 행렬을 필요로 하는 단점이 있다.

본 논문에서는 상호 연결된 지역 시스템으로 이루어진 대규모 시스템을 각 지역 시스템의 비집중화된 선형 모델과 한 개의 신경회로망 조정기를 이용하여 비

집중 제어하는 알고리즘을 사용하여 전체 시스템의 최적화 문제를 각 지역 시스템에서 선형 시스템의 최적화와 불확실성이나 모델 오차를 신경회로망 조정기를 통하여 보상하는 신경회로망 최적화 문제로 나누어 기존의 제어 방법을 그대로 적용할 수 있게 하였고 지역 시스템의 동특성 행렬 부호 등의 사전지식 없이 기준 모델과 지역 시스템의 출력 오차로 신경회로망 조정기의 학습을 가능하게 하였다. 이 방법에서는 먼저 지역 시스템을 동작점 부근에서 선형화 하거나 또는 매개 변수 추정을 통하여 선형 지역 시스템을 구하고 아울러 지역 시스템간의 비선형 상호작용이나 모델 오차를 편차벡터로 정의하여 지역 시스템 모델을 구성한다. 그런 후 지역 시스템을 구성하는 선형 매개 변수를 이용하여 지역 최적제어기와 지역 기준 모델을 구성하여 지역 시스템의 출력과 지역 기준 모델의 출력과의 오차로 신경회로망 조정기를 학습시켜 신경회로망 조정기가 지역 시스템의 편차벡터를 보상하게 하는 출력을 발생하도록 한다.

제안한 비집중 제어 구조는 기존의 제어기와는 달리 지역 제어기와 병렬로 지역 시스템의 편차벡터를 보상해주는 신경회로망 조정기를 이용함으로써 지역 시스템이 불안정한 경우에도 일차적으로 선형 제어기로 지역 시스템을 안정되게 하면서 신경회로망을 학습시키는 방법을 제시하였고 또한 지역 선형 제어기 설계시 기존의 선형 정보를 최대한으로 반영함으로써 제어기 설계단계를 간단히 하였다. 마지막으로 제안한 알고리즘을 다변수 시스템의 비집중 제어에 적용하여 대규모 시스템의 비집중 제어의 가능성을 보여주었다.

II. 문제설정

일반적으로 N 개의 지역 시스템들이 상호 연결되어 전체 시스템을 구성하거나 전체 시스템을 N 개의 지역 시스템으로 나눌 때 i 번째 지역 시스템을 이산시간 상태공간 모델로 나타내면

$$X_i(k+1) = f_i(X_i(k), U_i(k)) + g_i(X_1(k), \dots, X_i(k), \dots, X_N(k)) \quad (1)$$

$(i, j = 1, 2, \dots, N \quad j \neq i)$

과 같다. 여기서 $X_i \in \mathbb{R}^n$, $U_i \in \mathbb{R}^m$, $f_i(\cdot)$ 는 각각 상태변수, 입력 및 i 번째 지역 시스템의 비선형 함수이고 g_i 는 i 번째 지역 시스템에 작용하는 상호작용 요소를 나타내는 함수이다. 그리고 전체 시스템의 상태

변수는 $X \in \mathbb{R}^n$ ($n = n_1 + n_2 + \dots + n_N$) 이고, 입력은 $U \in \mathbb{R}^m$ ($m = m_1 + m_2 + \dots + m_N$) 이다. 식 (1)은 시스템의 입출력 변수에 대해서 비선형이고 지역 시스템간의 상호작용 요소를 포함하고 있기 때문에 식 (1)을 지역 동작점 부근에서 선형화 하거나 지역 시스템의 선형 매개변수 추정을 통하여 각 지역 시스템의 선형모델을 구한 다음 비선형 모델 오차와 지역 시스템간의 상호작용을 나타내는 변수를 Z_i 로 놓고 i 번째 지역 시스템을 수식으로 나타내면

$$X_i(k+1) = A_i X_i(k) + B_i U_i(k) + Z_i(k) \quad (i=1, \dots, N) \quad (2)$$

과 같다. 여기서 (A_i, B_i) 는 제어 가능하다고 가정하고 $Z_i \in \mathbb{R}^n$ 는 i 번째 지역 시스템에 더해지는 편차벡터로써 모른다고 가정한다. 전체 시스템을 구성하는 N 개의 지역 시스템을 식 (2)와 같이 나타낼 때 각 비집중 제어기는 각 지역 시스템의 출력이 지역 시스템에서 편차벡터의 영향을 무시했을 때 성능함수

$$J_i = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{\infty} \{X_i^T(k+1) Q_i X_i(k+1) + U_i^T(k) R_i U_i(k)\} \quad (i=1, \dots, N) \quad (3)$$

를 최소로 하는 완전히 분리된 최적 지역 시스템의 출력을 추종하는 제어법칙을 발생하는 것이 목적이다. 여기서 $R_i \in \mathbb{R}^{m \times m}$, $Q_i \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 는 양한정 및 반양한정 하중행렬이다. 식 (2)에서 편차벡터가 영인 경우 식 (3)을 최소로 하는 최적제어 입력을 구하면

$$U_i^*(k) = -K_i X_i(k) = -(R_i + B_i^T P_i B_i)^{-1} B_i^T P_i A_i X_i(k) \quad (4)$$

와 같고 K_i 는 최적 궤환이득, P_i 는 다음과 같은 Riccati 방정식의 해이다.

$$P_i = A_i^T P_i A_i - A_i^T P_i B_i (R_i + B_i^T P_i B_i)^{-1} B_i^T P_i A_i + Q_i \quad (5)$$

그러나 실제 각 지역 시스템은 식 (2)와 같이 측정 불가능한 편차벡터를 포함하고 있기 때문에 식 (3)을 최소로 하는 제어법칙을 최적제어 방법으로 직접 구할 수 없다.

다음 두 장에서는 신경회로망 조정기의 학습에 필요한 지역 기준 모델을 정의하여 지역 시스템에 나타나는 편차벡터의 영향을 신경회로망 조정기를 통하여 보상하는 비집중 제어 법칙을 구하고 신경회로망 조정기의 학습 알고리즘을 기술한다.

III. 비집중 제어기 구성

지금부터는 각 지역 시스템의 편차벡터와 기준 모델 그리고 비집중 제어 법칙이 N 개의 지역 시스템에 대하여 같은 방법으로 구해지기 때문에 i 번째 지역 시스템의 제어 법칙을 구하는 문제만 다룬다. 시스템이 식 (2)와 같이 편차벡터를 포함하고 있을 때 비집중 제어 입력을 지역 시스템의 선형 궤환과 보상 입력으로

$$U_i(k) = U_i^*(k) + U_i^c(k) \quad (6)$$

로 정의할 수 있다^[21]. 여기서 $U_i^*(k)$ 는 편차벡터가 영인 완전히 분리된 지역 시스템의 최적제어 입력이고 $U_i^c(k)$ 는 각 지역 시스템에 나타나는 편차벡터의 영향을 보상하기 위한 입력이다. 식 (6)을 식 (2)에 대입하면

$$X_i(k+1) = (A_i - B_i K_i) X_i(k) + Z_i(k) + B_i U_i^c(k) \quad (7)$$

이 된다. 이 식으로부터 지역 시스템에서 편차벡터의 영향을 보상하기 위해서는 Z_i 를 알아야한다. 그러나 Z_i 는 비선형 모델오차와 지역 시스템간의 상호작용 요소를 나타내는 모르는 변수이다. 그래서 여기서는 모델 추종 방법으로 지역 시스템에 나타나는 편차벡터를 신경회로망 조정기로 보상하기 위하여 지역 기준 모델을 지역 선형 매개변수만으로

$$\hat{X}_i(k+1) = A_i \hat{X}_i(k) + B_i \hat{U}_i(k) \quad (8)$$

과 같이 정의하였다. 여기서 $\hat{U}_i(k)$, $\hat{X}_i(k)$ 는 지역 기준 모델의 입력 및 출력 변수이다. 식 (8)은 지역 시스템의 출력이 따라가야할 기준 모델이므로 지역 시스템의 성능지수에서 $X_i(k)$, $U_i(k)$ 대신 $\hat{X}_i(k)$, $\hat{U}_i(k)$ 를 사용하여 기준 모델의 최적 제어 입력을 구하면

$$\hat{U}_i^*(k) = -K_i \hat{X}_i(k) \quad (9)$$

이다. 이 식을 다시 식 (8)에 대입하면 지역 기준 모델의 페루프 방정식은

$$\hat{X}_i(k+1) = (A_i - B_i K_i) \hat{X}_i(k) \quad (10)$$

과 같이 구할 수 있다. 이 식의 상태변수 출력값이 신경회로망의 조정기의 학습 목표값이 된다. 그리고 신경회로망 조정기의 출력값을 이용하여 지역 보상 입력을

$$U_i^c(k) = -K_i \hat{S}_i(k) \quad (11)$$

과 같이 정의하였다. 여기서 $\hat{S}_i(k)$ 는 신경회로망 조정기의 출력으로

$$\hat{S}_i(k) = NN[X_1(k), \dots, X_i(k), \dots, X_N(k), U_1(k-1), \dots, U_N(k-1), W] \quad (12)$$

과 같이 각 지역 시스템의 지연 입출력의 함수로 나타내었고 W 는 신경회로망 조정기의 가중치이다. 식 (11)을 식 (6)에 대입하면 i 번째 지역 시스템에 대한 비집중 제어 입력을

$$U_i(k) = -K_i(X_i(k) + \hat{S}_i(k)) \quad (13)$$

과 같이 구할 수 있다. 신경회로망 조정기의 학습을 위하여 지역 시스템의 출력과 지역 기준 모델의 출력 오차를

$$E_i(k) = X_i(k) - \hat{X}_i(k) \quad (14)$$

로 정의하면 오차 동특성 방정식은 식 (7)과 (8)로부터

$$E_i(k+1) = (A_i - B_i K_i)E_i(k) + Z_i(k) - L_i \hat{S}_i(k) \quad (15)$$

이 된다. 여기서 L_i 는 $B_i K_i$ 로 신경회로망 조정기의 출력에 곱해지는 이득이다. 이 식으로부터 신경회로망 조정기의 가중치 학습을 위한 오차함수를

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N E_i^T(k+1) E_i(k+1) \quad (16)$$

과 같이 정의하고 신경회로망 조정기를 학습하여 지역 시스템이 지역 기준 모델을 추종하게 하는 $\hat{S}_i(k)$ 을 구한다. 신경회로망 조정기의 오프라인 학습은 지역 선형 제어기와 신경회로망 조정기가 연결된 상태에서 임의의 상태변수 값으로 얻은 시스템의 입출력 정보를 이용하여 반복적으로 학습하였다. 신경회로망 조정기가 다양한 시스템의 입출력 정보로 충분히 학습이 되면 식 (15)는

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \| E_i(k+1) \|^2 = \lim_{k \rightarrow \infty} \| Z_i(k) - L_i \hat{S}_i(k) \|^2 \approx 0 \quad (17)$$

을 만족하게 되고 신경회로망 조정기의 출력 $\hat{S}_i(k)$ 가 지역 시스템의 편차벡터를 $Z_i(k) \approx L_i \hat{S}_i(k)$ 로 간접 학습한다. 그리고 식 (13)으로부터 비집중 제어법칙은 지역 선형 최적 제어법칙과 함께 지역 시스템의 비선형 제한제어 법칙으로 지역 시스템에서 알 수 없는 편차

터의 영향을 보상하는 조정기 역할을 하고 있음을 알 수 있다. 제안한 알고리즘을 비집중 제어 시스템으로 구성하면 그림 1과 같고 i 번째 비집중 제어기의 구조와 신경회로망 조정기의 학습구조는 그림 2, 그림 3과 같다.

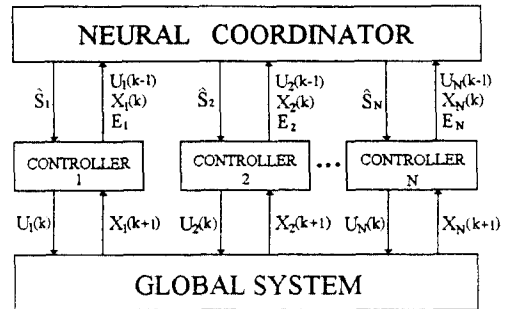


그림 1. 비집중 제어 시스템의 구성도
Fig. 1. The structure of decentralized system.

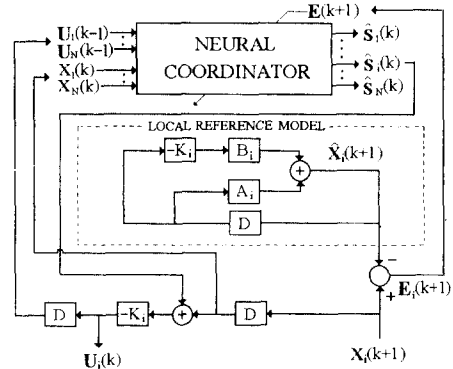


그림 2. i 번째 지역 제어 시스템의 구성도 (D : 시간지연 요소)
Fig. 2. The diagram of i^{th} local controlled system. (D : Time delay element)

IV. 신경회로망 조정기 학습

신경회로망 조정기를 지역 시스템의 편차벡터를 보상하면서 지역 시스템의 출력이 지역 기준 모델의 출력을 추종하도록 학습시키기 위해 식 (16)에서 정의한 오차함수를 다시 나타내면

$$J = \frac{1}{2} E^T(k+1) E(k+1) \quad (18)$$

$$E(k+1) = [E_1^T(k+1) E_2^T(k+1) \dots E_N^T(k+1)]^T \quad (19)$$

과 같다. 이 오차함수를 최소로 하도록 신경회로망이

학습되고 학습에 사용된 신경회로망 조정기의 구조는 입력과 출력층 그리고 한개의 은닉층을 가지는 다층 신경회로망을 사용하고 구조는 그림 4와 같다.

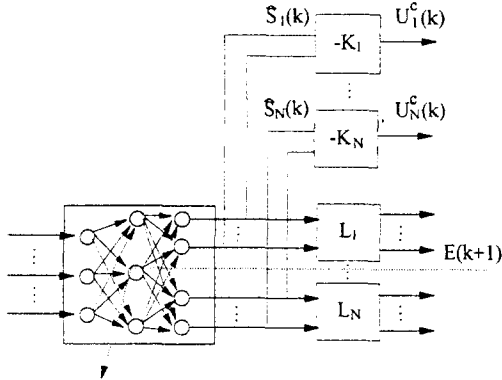


그림 3. 신경회로망 조정기의 학습구조

Fig. 3. Learning structure of neural network coordinator.

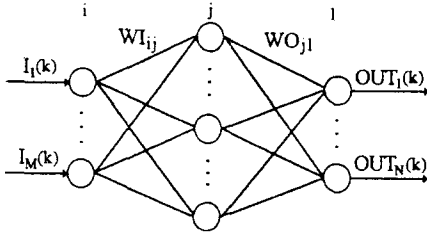


그림 4. 다층 신경회로망 구조

Fig. 4. The structure of multilayer neural network.

이와 같은 다층 신경회로망 모델을 수학적으로 표현하면

$$\begin{aligned} R_j(k) &= \sum_i W_{ij} \cdot I_i(k) \\ H_j(k) &= f[R_j(k)] \\ OUT_j(k) &= \sum_l W_{jl} \cdot H_l(k) \end{aligned} \quad (20)$$

과 같고 $I_i(k)$, $H_j(k)$, $OUT_j(k)$ 는 각각 신경회로망의 입력, 은닉층의 출력 그리고 신경회로망의 출력을 나타낸다. 또한 W_{ij} , W_{jl} 는 입력과 출력층에서의 가중치이다. 그리고 입력과 출력 노드에서는 선형함수를 사용하였고 은닉층에서는

$$f(x) = \frac{1.0 - e^{-x}}{1.0 + e^{-x}} \quad (21)$$

과 같은 비선형 함수를 사용하였다. 신경회로망 모델에

대한 학습 알고리즘은 여러 가지 방법이 제시되었지만 여기에서는 제어 시스템에 많이 사용되고 있는 역전파 알고리즘을 사용하였다. 그리고 신경회로망 조정기의 출력을

$$OUT_i(k) = \hat{s}_i(k) \quad i=1, 2, \dots, n \quad (22)$$

로 정의하여 신경회로망 조정기 학습을 위한 가중치에 대한 오차함수의 기울기를 구하면

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial W_{0j}} &= \left\{ \frac{\partial E^T(k+1)}{\partial \hat{S}(k)} \cdot \frac{\partial J}{\partial E(k+1)} \right\}^T \cdot \frac{\partial \hat{S}(k)}{\partial W_{0j}} \\ &= -E^T(k+1) \cdot L^T \cdot \frac{\partial \hat{S}(k)}{\partial W_{0j}} \\ &= -[E_1^T(k+1) \cdot L_1^T \cdot E_2^T(k+1) \cdot L_2^T \cdots E_N^T(k+1) \cdot L_N^T] \cdot \frac{\partial \hat{S}(k)}{\partial W_{0j}} \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{S}(k)}{\partial W_{0j}} &= \left[\frac{\partial \hat{s}_1(k)}{\partial W_{0j}} \quad \frac{\partial \hat{s}_2(k)}{\partial W_{0j}} \quad \cdots \quad \frac{\partial \hat{s}_n(k)}{\partial W_{0j}} \right]^T \\ &= [0 \quad 0 \cdots H_j(k) \cdots 0]^T \end{aligned} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial W_{ij}} &= \left\{ \frac{\partial E^T(k+1)}{\partial \hat{S}(k)} \cdot \frac{\partial J}{\partial E(k+1)} \right\}^T \cdot \frac{\partial \hat{S}(k)}{\partial W_{ij}} \\ &= -[E_1^T(k+1) \cdot L_1^T \cdot E_2^T(k+1) \cdot L_2^T \cdots E_N^T(k+1) \cdot L_N^T] \cdot \frac{\partial \hat{S}(k)}{\partial W_{ij}} \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{S}(k)}{\partial W_{ij}} &= \frac{\partial \hat{S}(k)}{\partial H_j(k)} \cdot \frac{\partial H_j(k)}{\partial R_j(k)} \cdot \frac{\partial R_j(k)}{\partial W_{ij}} \\ &= -\frac{\partial \hat{S}(k)}{\partial H_j(k)} \cdot f'[R_j(k)] \cdot I_i(k) \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{S}(k)}{\partial H_j(k)} &= \left[\frac{\partial \hat{s}_1(k)}{\partial H_j(k)} \quad \frac{\partial \hat{s}_2(k)}{\partial H_j(k)} \quad \cdots \quad \frac{\partial \hat{s}_n(k)}{\partial H_j(k)} \right]^T \\ &= [W_{0j} \quad W_{j2} \cdots W_{jn}]^T \end{aligned} \quad (27)$$

과 같다. 여기서 $L = \text{diag}[L_1 \ L_2 \cdots L_N]$, $\hat{S}(k) = [\hat{S}_1^T(k) \ \hat{S}_2^T(k) \cdots \hat{S}_N^T(k)]^T$ 이다. 그리고 오차함수의 기울기를 이용한 신경회로망의 가중치 교정식은

$$W(t+1) = W(t) + \eta \cdot \left(-\frac{\partial J}{\partial W}\right) + \alpha \delta W(t) \quad (28)$$

$$W(t+1) = W(t) + \eta \cdot \left(-\frac{\partial J}{\partial W}\right) + \alpha \delta W(t) \quad (29)$$

과 같다. 여기서 t 는 가중치 개선을 위한 시간지표이고 η , α 는 학습률과 모멘텀이다.

V. 시뮬레이션 및 고찰

제한한 알고리즘을 다음과 같은 선형 및 비선형 상호작용 요소가 존재하는 다변수 시스템에 적용하였다¹¹

$$x_1(k+1) = 1.1052 x_1(k) + 0.0051 x_2(k) + 0.06 x_3(k) - 0.0100 x_4(k) + 0.0526 u_1(k) + 0.2 x_3(k) x_4(k)$$

$$x_2(k+1) = 0.0103 x_1(k) + 0.9514 x_2(k) + 0.0052 x_3(k) - 0.0237 x_4(k) + 0.0051 u_1(k) - 0.0001 u_2(k)$$

$$x_3(k+1) = 0.0027 x_1(k) + 0.0750 x_2(k) + 1.0513 x_3(k) + 0.0024 x_4(k) + 0.0001 u_1(k) + 0.0257 u_2(k)$$

$$x_4(k+1) = -1.0100 x_1(k) - 0.0095 x_2(k) - 0.0125 x_3(k) + 0.9419 x_4(k) + 0.0120 u_2(k) + 0.1 \sin(x_1(k) x_2(k))$$

이 시스템은 각 상태변수간에 비선형 상호작용이 없을 때 시스템의 극점이 1.1693, 0.8698, 1.0054 ± 0.0471j인 불안정한 시스템이다. 이러한 불안정한 시스템은 신경 회로망 자체로는 제어기를 구성할 수 없는 어려움이 있는 시스템이다. 그래서 전체 시스템을 $X_1 = [x_1, x_2]^T$, $U_1 = u_1$, $X_2 = [x_3, x_4]^T$, $U_2 = u_2$ 와 같이 2개의 지역 시스템으로 구성하고 지역 시스템을 알고 있는 모델로써 $X_1 = [0, 0]^T$, $X_2 = [0, 0]^T$ 에서 선형화하여 지역 시스템을 지역 선형 상태변수와 편차벡터로써

$$X_1(k+1) = A_1 X_1(k) + B_1 U_1(k) + Z_1(k)$$

$$X_2(k+1) = A_2 X_2(k) + B_2 U_2(k) + Z_2(k)$$

과 같이 구성하였다. 여기서 각 지역 시스템에 대한 선형 매개변수와 최적제어를 위한 하중행렬은 다음과 같다.

$$A_1 = \begin{bmatrix} 1.1052 & 0.0051 \\ 0.0103 & 0.9514 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0.0526 \\ 0.0051 \end{bmatrix}, Q_1 = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, R_1 = 1$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} 1.0513 & 0.0024 \\ -0.0125 & 0.9419 \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} 0.0257 \\ 0.0120 \end{bmatrix}, Q_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, R_2 = 2$$

이와 같은 지역 시스템에 대해서 지역 성능지수를 최소화하는 지역 선형 최적이득을 구하면

$$K_1 = [4.1909 \ 0.1347], K_2 = [4.0274 \ 0.0732]$$

과 같다. 그리고 신경회로망 조정기의 학습을 위해 신경회로망 조정기의 입력과 출력 변수를

$$I(k) = [x_1(k) \ x_2(k) \ x_3(k) \ x_4(k) \ u_1(k-1) \ u_2(k-1)]^T$$

$$OUT(k) = [\hat{s}_1(k) \ \hat{s}_2(k) \ \hat{s}_3(k) \ \hat{s}_4(k)]^T$$

로 하고 은닉층의 노드수를 10개로 하였고 학습률 η 와 모멘텀률 α 를 각각 0.2, 0.2로 하였다. 각 시스템 변수의 초기값을 (-1.5, 1.5)사이의 랜덤값으로 두고 오프라인으로 400회 반복적으로 학습하여 신경회로망 조

정기가 각 지역 시스템에 나타나는 편차벡터의 영향을 보상하도록 학습하는 과정을 그림 5에 나타내었다. 신경회로망 조정기를 오프라인 학습시킨 다음 시스템의 임의의 초기치 ($X(0) = [-1.0 \ 0.1 \ 1.0 \ -0.5]^T$)에 대하여 시스템의 응답을 다른 제어 방법과 비교하였다. 표 1의 성능지수 비교에서 방법 1은 편차가 존재하는 ($Z_1 \neq 0, Z_2 \neq 0$) 각 지역 시스템을 지역 최적제어기로만 비집중 제어한 결과이고 방법 2는 편차벡터가 없는 지역 기준 모델 제어 결과이며 방법 3은 제안한 비집중 제어 방법의 결과이다. 각 방법에서 시스템 입력과 상태변수 출력을 그림 6-11에 나타내었다. 그리고 그림 12는 제안한 방법에서의 신경회로망 조정기의 출력값을 보여준다. 또한, 지역 시스템의 편차벡터 Z_i 와 신경회로망 조정기의 출력 $L_i \hat{S}_i$ 의 값을 비교하였을 때 초반부에서는 오차 E_i 의 영향으로 조금 차이가 있으나 시간이 경과함에 따라서 $Z_i \rightarrow 0, L_i \hat{S}_i \rightarrow 0$ 가 되어 $Z_i \approx L_i \hat{S}_i$ 가 됨을 확인하였다.

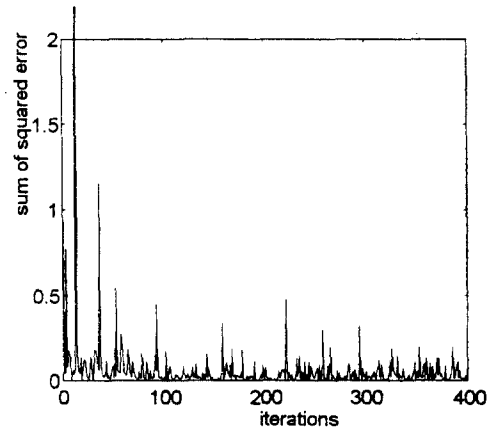


그림 5. 랜덤 초기치에 대한 학습오차

Fig. 5. The sum of squared error for random initial states.

표 1. 성능지수 비교

Table 1. The comparison of performance indices.

방법	방법 1	방법 2	방법 3
성능지수 (J_{300})	26048.836	212.3669	468.720

이 결과들로부터 지역 시스템을 지역 선형 최적제어기로만 제어한 결과는 그림 6-11에서와 같이 각 상태

변수를 안정시킬 수 없는 반면에 신경회로망 조정기와 지역 기준 모델을 동시에 사용한 비집중 제어기는 비선형 상호작용 요소가 있는 시스템을 효과적으로 비집중 제어하고 있음을 보여주고 있다. 그리고 성능지수 비교에서 나타나듯이 제안한 제어 알고리즘은 비선형 상호작용과 모델 오차가 있는 시스템을 신경회로망 조정기를 통하여 비선형 궤환 형태로 각 지역 시스템의 편차벡터를 보상함으로써 지역 시스템의 출력이 편차 벡터의 영향이 없는 지역 기준 모델의 특성을 따라가게 하는 비집중 제어로 동작함을 볼 수 있다.

역 기준 모델을 통하여 비집중 제어하였고 모의실험으로 제어 성능을 확인하였다.

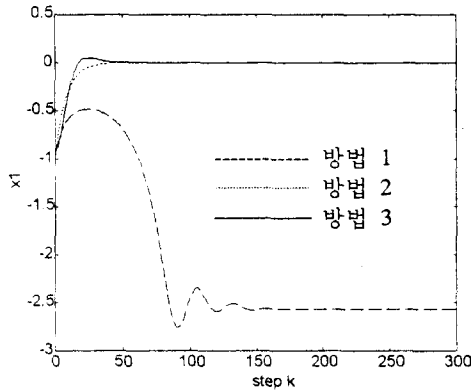


그림 6. 상태변수 x_1
Fig. 6. The state trajectory of x_1 .

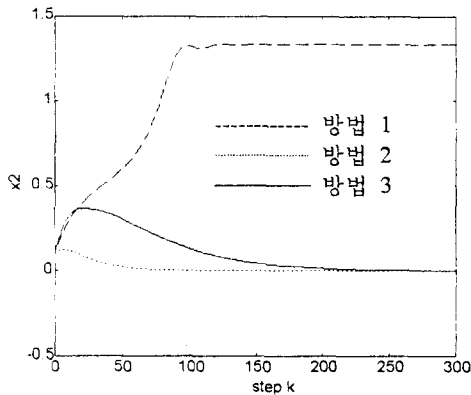


그림 7. 상태변수 x_2
Fig. 7. The state trajectory of x_2 .

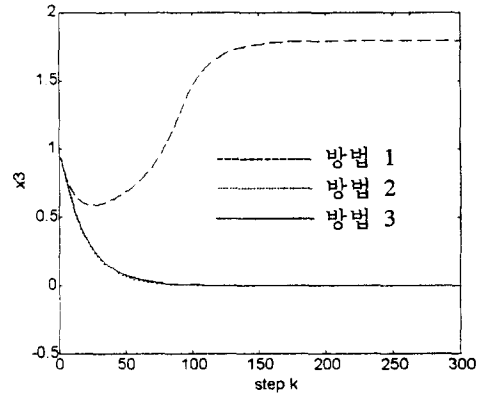


그림 8. 상태변수 x_3
Fig. 8. The state trajectory of x_3 .

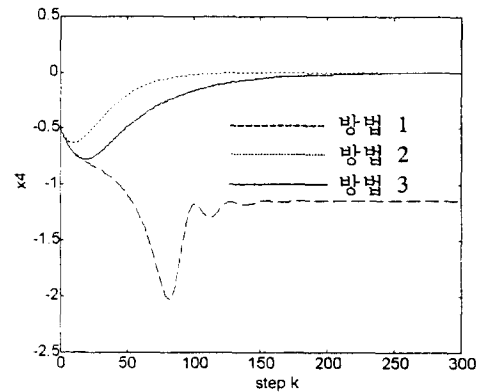


그림 9. 상태변수 x_4
Fig. 9. The state trajectory of x_4 .

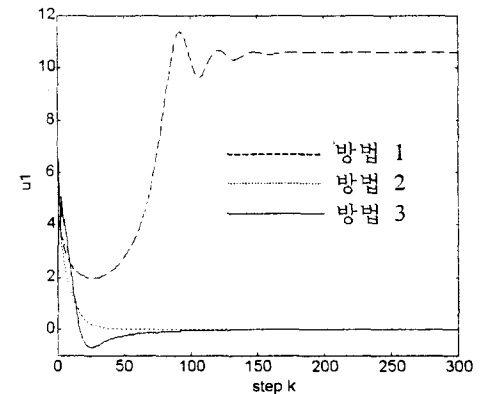


그림 10. 제어입력 u_1
Fig. 10. The control input u_1 .

VI. 결론

본 논문에서는 비선형 모델 오차와 상호작용이 존재하는 비선형 다변수 시스템을 신경회로망 조정기와 지

체 시스템의 안정도와 수렴 조건에 대한 분석이 필요할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

[1] M. Jamshidi, *Large Scale Systems - Modeling and Control*, North Holland, New York, 1983.

[2] M. S. Mahmoud and M. G. Singh, *Discrete Systems*, Springer-Verlag, New York, 1984.

[3] 변증남, 유준, "대규모 시스템에 대한 적응기법의 구현," *대한전기학회 논문지*, 제33권, pp. 47-51, 1984

[4] 채석, 변증남, "상호 연결된 부시스템으로 구성되는 대규모 시스템의 비집중 안정화에 관한 연구," *박사 학위 논문, KAIST*, 1989

[5] 황동환, 변증남, 오상록, "대규모 선형 시스템에서의 비집중 반복 학습제어," *대한전기학회 논문지*, 제39권, 제10호, pp. 1098-1107, 1990

[6] C. J. Mao and W. S. Lin, "Decentralized Control of Interconnected Systems with Unmodelled Nonlinearity and Interaction," *Automatica*, vol. 26, no. 2, pp. 263-268, 1990.

[7] M. Khalid, S. Omatu, and R. Yusof, "MIMO Furnace Control with Neural Networks," *IEEE Trans., Cont. Syst. Technology*, vol. 1, no. 4, Dec. 1993.

[8] 전기준, 정희태, 이인수, 장진백, "분산 신경회로망을 이용한 보일러 시스템의 제어," *제어계측신기술연구센터 하계워크샵*, pp.37-42, 1993

[9] 최면승, 박영문, "전력계통 안정화 제어를 위한 신경회로망 분산제어기의 구성에 관한 연구," *대한전기학회 논문지*, 제43권, 제4호, pp. 543-552, 1994

[10] K. Ahmet, I. S. Subramania and K. S. Malur, "Identification and Decentralized Adaptive Control Using Dynamical Neural Networks with Application to Robotic Manipulators," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 4, no. 6, Nov. 1993.

[11] M. S. Ahmed and I. A. Tasadduq, "Neural-Net Controller for Nonlinear Plants: Design Approach through Linearisation," *IEE Proc.-D*, vol. 141, no. 5,

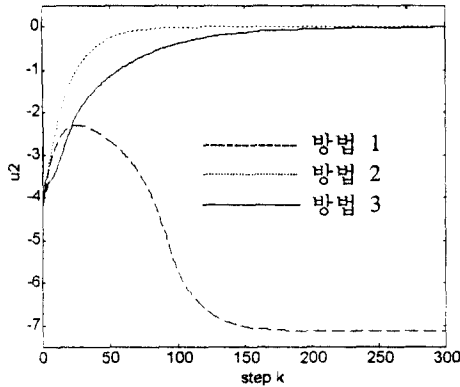


그림 11. 제어입력 u_2
Fig. 11. The control input u_2 .

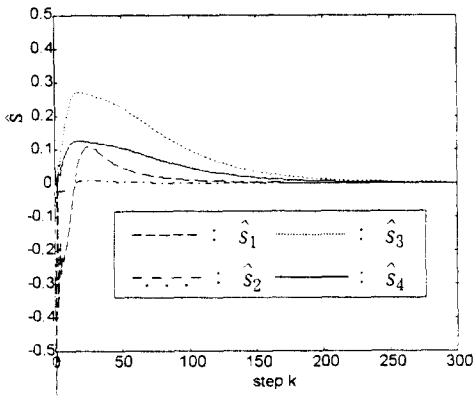


그림 12. 신경회로망 조정기 출력 $\hat{s}_1, \hat{s}_2, \hat{s}_3, \hat{s}_4$
Fig. 12. The outputs of neural coordinator.

이 방법은 실제 시스템의 비집중 제어에 있어서 존재할 수 있는 지역 시스템간의 비선형 상호작용과 선형화나 매개변수 추정을 통하여 구한 모델에 존재하는 모델 오차등을 직접 측정할 수 없는 경우에 대해서 지역 기준 모델과 신경회로망 조정기 학습을 통하여 편차벡터의 영향을 보상하는 알고리즘을 제안하여 대규모 비선형 시스템의 비집중 제어가 가능함을 보여주었다. 또한 지역 시스템의 선형 매개변수로서 구한 선형 케환과 신경회로망 조정기의 출력으로 구성된 비선형 케환 제어법칙을 비집중 제어법칙으로 이용함으로써 제어대상 시스템이 불안정하거나 부분적으로 알려져 있는 경우에도 효과적으로 적용할 수 있을 것으로 보인다. 앞으로의 연구과제는 각 지역 시스템에 나타나는 편차벡터를 신경회로망으로 보상할 수 있는 편차벡터의 상한 값을 구하는 것이며 신경회로망을 포함한 전

- Sep. 1994.
- [12] Y. Iiguni, H. Sakai, and H. Tokumaru, "A Nonlinear Regulator Design in the Presence of System Uncertainties Using Multilayered Neural Networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 2, no. 4, Jul. 1991.
- [13] X. Cui and K. G. Shin, "Direct Control and Coordination Using Neural Networks," *IEEE Trans. Syst. Man, and Cybern.*, vol. 23, no. 3, May, 1993.

저 자 소 개



鄭熙泰(準會員)

1964년 2월 1일생. 1986년 경북대학교 전자공학과 졸업. 1988년 동 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1988년 ~ 현재 동 대학원 박사과정. 주관심분야는 퍼지 제어 시스템, 인공 신경회로망을 이

용한 제어, 대규모 시스템제어등임



全琪準(正會員)

1945년 12월 28일생. 1969년 2월 서울대학교 금속공학과(공학사). 1978년 2월 미국 Houston대 전기공학과(공학석사). 1983년 12월 Houston대 전기공학과(공학박사). 1971년 ~ 1976년 국방과학연구소 연구원.

1983년 ~ 현재 경북대학교 전자·전기공학부 교수. 주관심분야는 제어이론 퍼지·신경망·GA를 이용한 제어, 공장자동화임