

유전 알고리즘을 이용한 비선형 시스템의 최적 신경 회로망 구조에 관한 연구

김홍복* · 김정근** · 김민정*** · 황승욱****

*한국해양대학교 제어계측공학과 대학원,

***한국해양대학교 산업기술연구소 전임연구원,

****한국해양대학교 기계·정보공학부 교수

A Study on Optimal Neural Network Structure of Nonlinear System using Genetic Algorithm

Hong. Bok. Kim* · Jeong. Keun. Kim** · Min. Jung. Kim*** · Seung. Wook. Hwang****

*Dept. of Control and Instrumentation Engineering, Korea Maritime University

***Research Institute of Industry Technology, Korea Maritime University

****Dept of Mechanical and Information Engineering, Korea Maritime University

요 약 : 본 논문은 신경 회로망과 유전 알고리즘을 이용한 비선형 시스템 모델링을 다룬다. 비선형 함수의 극사성 때문에 시스템을 식별하고 채어하기 위해서 신경 회로망을 적용한 연구가 실제로 많이 이루어지고 있다. 빠른 응답시간과 최소의 오차를 위해서는 최적구조 신경 회로망을 설계하는 것이 중요하다. 유전 알고리즘은 최근에 그 단순성과 견고성 때문에 점점 많이 이용되는 추세이다. 따라서 본 논문에서는 유전알고리즘을 이용하여 신경 회로망을 최적화한다. 오차와 응답시간을 최소화하는 신경 회로망 구조를 위해서 유전알고리즘의 유전자로 이진 코딩하여 최적 신경회로망을 탐색하고자 한다. 시뮬레이션을 통해서, 최적 신경회로망 구조가 비선형 시스템 식별에 효과적인 것을 입증하고자 한다.

핵심용어 : 비선형 시스템, 신경 회로망, 유전 알고리즘, 시스템 식별

Abstract : This paper deals with a nonlinear system modelling using neural network and genetic algorithm. Application of neural network to control and identification is actively studied because of their approximating ability of nonlinear function. It is important to design the neural network with optimal structure for minimum error and fast response time. Genetic algorithm is getting more popular nowadays because of their simplicity and robustness. In this paper, we optimize a neural network structure using genetic algorithm. The genetic algorithm uses binary coding for neural network structure and searches for an optimal neural network structure of minimum error and fast response time. Through an extensive simulation, the optimal neural network structure is shown to be effective for identification of nonlinear system.

Key Words : Nonlinear system, Neural network, Genetic algorithm, System identification

1. 서 론

시스템의 식별(Identification) 혹은 모델링(Modelling)은 입출력 데이터로부터 동적 시스템의 모델을 결정하는 것으로서 효과적인 제어시스템을 구현하기 위해서는 선행되어야 한다. 그러나 현장에서 접할 수 있는 많은 제어 대상의 경우 수학적으로 모델링 하기 어렵거나, 다양한 비선형성을 내포하고 있어 기존의 선형 이론에 근거하여 해석하는 데에는 한계가 있기 때문에 좋은 결과를 얻지 못한다. 따라서 입출력 데이터로부터 복잡한 비선형 사상관계를 학습할 수

있는 신경 회로망은 시스템을 식별하고 모델링 하는데 응용될 수 있다. 그 중에서 다층 퍼셉트론은 비선형 시스템의 모델링이나 제어에 효과적으로 응용되고 있으며 시스템의 비선형 특성뿐만 아니라, 불확실성에도 강하게 대처할 수 있다. 그러나 신경 회로망의 구조가 복잡해지면, 노드수가 증가함에 따라 학습시간 및 응답시간이 많이 걸리며, 학습시 초기값에 따라 전역 최소점에 도달하지 않는 단점이 있다. 따라서 실제 시스템을 효과적으로 표현할 수 있는 최적 구조의 신경 회로망을 설계하여야 한다. 여기서 최적구조 신경 회로망이란 주어진 시스템에 대해 최소의 노드수와 그

* 대표 저자 : 김홍복(정회원) kimhongbok@hotmail.com 051)410-4340

** miyari6@bada.hhu.ac.kr 051)410-4340

*** 종신회원 violet313@hanmail.net 051)410-4787

**** 정회원 hsw@hanara.hhu.ac.kr 051)410-4346

에 따른 연결구조, 그리고 원하는 출력과 학습된 신경 회로망 출력사이의 오차가 최소가 되며, 응답시간 역시 최소가 되는 구조를 가진 신경 회로망을 의미한다. 최근 유전 알고리즘(Genetic Algorithm : GA)을 이용한 신경 회로망 최적화에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.(Jenkins(1996), Montana & Davis(1989), Michalewicz(1992)) 신경 회로망의 학습방법이 여러 가지 요인에 의해 지역 최소점에 빠져 학습이 잘 이루어지지 않는 단점을 극복하기 위해 GA를 이용하여 신경 회로망의 가중치를 결정하는 방법이 주로 이용되나, 이에 앞서 신경 회로망의 구조를 결정하는 문제의 해결이 선행되어야 한다. 따라서 본 논문에서는 수학적으로 해석이 어려운 복잡한 대상이나 많은 비선형 요소를 포함하는 시스템을 신경 회로망을 이용하여 식별하기 위해 GA를 이용한 최적의 신경 회로망 모델 도출기법을 제안한다. 본 논문에서는 먼저 신경 회로망의 구조를 GA의 유전자로 이진 코딩하여 최적구조 신경 회로망을 탐색하고, 신경 회로망의 학습 방법에 의해 가중치를 최적화함으로써 비선형 시스템을 식별하는데 응용하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 다층 퍼셉트론과 신경 회로망을 이용한 시스템 식별, 3절에서는 GA를 이용한 신경 회로망 모델 최적화, 4절에서는 제안한 방법을 이용한 시뮬레이션, 마지막 5절에서는 결론을 맺는다.

2. 다층 퍼셉트론과 시스템 식별

2.1 다층 퍼셉트론

뉴런은 다양한 형태로 결합하여 하나의 신경 회로망을 이룬다. 여러 형태의 신경 회로망 중 가장 일반적인 것이 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron : MLP)이다. MLP에서 가장 널리 사용되는 것은 그림 1과 같은 3계층 신경 회로망 구조이다. 3계층 신경 회로망은 외부 입력을 받아들이는 입력층, 처리된 결과가 출력되는 출력층, 입력층과 출력층 사이에 위치하여 외부에 나타나지 않는 은닉층이 있다. MLP의 동작을 수학적으로 표현하면 식(1)과 같다.

$$y_i(t) = g_i[\Phi, \theta] \\ = F_i \left[\sum_{j=1}^{n_k} W_{i,j} f_j \left(\sum_{l=1}^{n_\phi} w_{j,l} \Phi_l(t) + w_{j,0} \right) + W_{i,0} \right] \quad (1)$$

여기서, Φ_i 는 입력, y_i 는 출력을 나타내며, f_i , F_i 는 비선형 특성을 갖는 전달함수이다. θ 는 연결강도와 바이어스 $\{w_{j,l}, W_{i,j}\}$ 등, 신경 회로망에서 조정 가능한 파라미터를 나타내는 벡터이다.

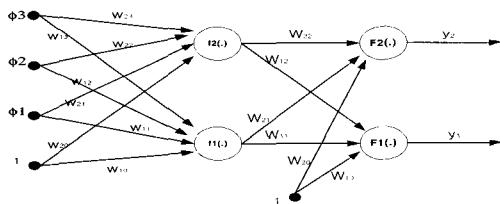


Fig. 1 Multilayer Perceptron

2.2 시스템 식별

다층 퍼셉트론은 시스템의 입출력 데이터 사이에 비선형성을 갖는 그림 2와 같은 비선형 동적 시스템(Nonlinear dynamic system)의 이산 시간 모델링에 사용될 수 있다.

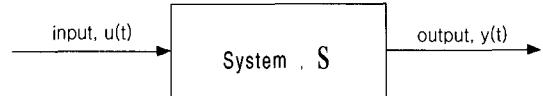


Fig. 2 A dynamic system with input $u(t)$ and output $y(t)$

t 는 샘플링 시간이며, $y(t)$ 는 현재의 출력, $y(t-1)$ 은 한 단계 이전 시간의 출력을 나타낸다. 동적 시스템의 입출력이 이산 시간에서 측정 가능하다면, 동적 시스템은 식(2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$y(t) = S[y(t-1), \dots, y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-m)] \quad (2)$$

즉, MLP 신경 회로망은 식(2)의 S 을 근사화 시키는데 사용된다. 이때, 신경 회로망의 입력 (Φ_1, Φ_2, \dots) 은 시스템의 n 차 과거 출력, m 차 과거 입력 값으로 선택된다. 따라서 MLP 신경 회로망의 출력은 다음과 같다.

$$\hat{y}(t | \theta) = g[\Phi(t), \theta]$$

$$= \sum_{j=1}^{n_k} W_j f_j \left[\sum_{l=1}^{n_\phi} w_{j,l} \Phi_l(t) + w_{j,0} \right] + W_{i,0} \quad (3)$$

여기서, $e(t)$ 는 임의의 확률 밀도 함수(Probability Density Function)이며, 과거 입력에 독립적인 백색 잡음 신호(White Noise Signal)이다.

일반적으로, 시스템이 식(4)와 같이 표현될 수 있다면 선형이라고 한다.

$$y(t) = G(q^{-1})u(t) + H(q^{-1})e(t) \quad (4)$$

시스템 식별의 목적은 두 전달함수 G 와 H 가 좋은 특성을 갖도록 정의하는 것이다. 식(4)에 의해 시스템의 출력예측치(Predictor)는 식(5)와 같이 정의된다.

$$\hat{y}(t | t-1) = H^1(q^{-1})G(q^{-1})u(t) + [1 - H^{-1}(q^{-1})]y(t) \quad (5)$$

$$\text{즉, } \hat{y}(t | \theta) = \hat{y}(t | t-1, \theta) = g(\Phi(t), \theta) \quad (6)$$

본 논문에서는 시스템 식별 모델로서 ARX 모델을 사용한다. 일반적인 ARX 모델은 다음과 같은 구조를 가진다.

$$G(q^{-1}, \theta) = q^{-d} \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \quad H(q^{-1}, \theta) = \frac{1}{A(q^{-1})} \quad (7)$$

따라서, 출력예측치는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{y}(t | \theta) &= q^{-d} B(q^{-1}) u(t) + [1 - A(q^{-1})] y(t) \\ &= \Phi^T(t) \theta \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 $\phi(t)$ 와 θ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\phi(t) &= [y(t-1) \dots y(t-n), u(t-d) \dots u(t-d-m)]^T \\ \theta &= [-a_1 \dots -a_n, b_0 \dots b_m]^T\end{aligned}\quad (9)$$

신경 회로망으로 ARX 모델을 구현한 것을 NNARX (Neural Network AutoRegressive eXternal input)모델이라고 하며, 그 구조는 다음과 같다.

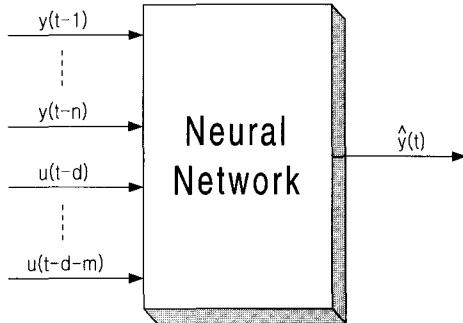


Fig. 3 NNARX model structure

3. GA를 이용한 신경 회로망 모델 최적화

GA는 자연 선택을 통한 진화의 원리를 이용한 최적화 기법이다. GA를 이용하여 어떠한 문제를 해결하고자 할 때, 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 염색체 (Chromosome)로 표현하고 이들을 점차 변형해 나감으로써 점점 더 좋은 해들을 생성해 나간다. 이런 한 해들을 개체로 보면, 이 개체들의 집합을 개체군이라 한다. GA는 재생, 교배, 돌연변이 등 몇 가지 연산과정을 통해 각 개체들을 변형해 간다.

3.1 신경 회로망 구조 코드화

신경 회로망의 구조에서 은닉층의 수와 각 은닉층에 있어서 뉴런의 수를 GA의 이진 코딩을 사용하여 코딩한 후 GA의 연산과정을 통해 최적의 신경 회로망 구조를 탐색한다. 각 진화 단계에서 GA는 신경 회로망의 구조를 결정하게 되고, 이 구조를 바탕으로 신경 회로망 학습 방법에 의해 학습을 하게 된다. 학습 후 실제 출력과 신경 회로망 출력 사이의 오차와 신경 회로망의 응답시간을 산출하며 이것을 적합도 함수 값으로 산출하여 GA의 개체를 진화하는데 사용한다. 은닉층의 수와 각 은닉층에서의 뉴런수를 염색체로 나타내기 위해 다음과 같이 표현 할 수 있다. 염색체를 전체 7bit로 이진 코딩하며 염색체의 최상위 비트는 은닉층의 개수, 다음 3bit는 첫 번째 은닉층의 뉴런수, 나머지 3bit는 두 번째 은닉층의 뉴런수를 나타낸다. 은닉층의 수는 1~2, 각 은닉층에서 뉴런의 수는 5~12로 가정 할 경우 Fig. 4와 같은 이진 코딩 예를 보여 줄 수 있다.

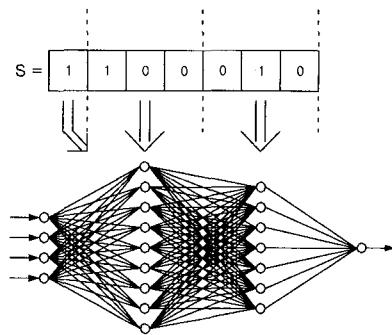


Fig. 4 Binary encoding of neural network structure

3.2 신경 회로망 최적화

Fig. 5는 본 논문에서 제안한 신경 회로망 모델 최적화 구조를 나타낸 것이다. 그림에서 나타낸 바와 같이 본 논문에서 제안한 최적 신경 회로망 모델은 크게 두 개의 조정기구에 의해 이루어진다. 우선 GA를 이용하여 은닉층 수, 뉴런 수와 같은 신경 회로망의 구조를 최적화하는 과정을 거치게 되며, 다음으로 각 구조에 대해서 뉴런간의 연결강도는 신경 회로망 학습 방법인 Levenberg-Marquardt법에 의해 결정되어 진다. 최적의 신경 회로망 구조를 얻기 위해서는 평가 기준이 있어야 한다. 이를 위해 본 논문에서는 신경 회로망의 구조를 식(10)과 같은 적합도 함수를 최소로 하도록 조정되어 진다.

$$fit_{GA} = W_1 f_e(e) + W_2 f_t(t) \quad (10)$$

여기서 $f_e(e)$ 는 실제 출력과 신경 회로망 출력 사이의 오차이고, $f_t(t)$ 는 신경 회로망 구조가 가지는 응답시간이며, W_1, W_2 는 적절한 가중치 값이다.

4. 시뮬레이션

지금까지 제안한 방법에 대한 유효성을 검증하기 위해서 식(11)로 표현되는 비선형 시스템에 대한 최적 신경 회로망 모델 도출 및 식별 시뮬레이션을 행한다.

$$y(k+1) = \frac{0.85u(k)y(k) + 0.16y(k) + 0.25u(k)}{1 + y^2(k)} + 0.85u(k) \quad (11)$$

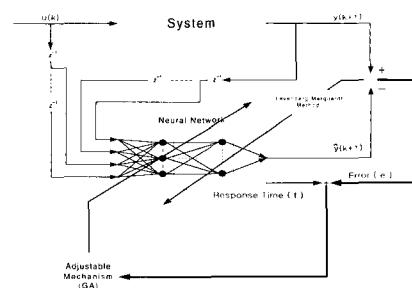


Fig. 5 Structure of optimal system identifier using genetic algorithm

이를 위해, 우선 시스템의 전 영역을 포함하고 동 특성을 파악 할 수 있는 임의의 랜덤신호를 시스템에 가하여 출력을 얻었다. 또한 탐색 범위를 제한하기 위해 표 1과 같은 제약 조건을 설정하였다.

Table 1 탐색범위

	설정값
입력총 뉴런수	4 { $y(k-1)$, $y(k-2)$, $u(k-1)$, $u(k-2)$ }
출력총 뉴런수	1 { $\hat{y}(k)$ }
최소 은닉층 수	1
최대 은닉층 수	2
최소 은닉층 뉴런수	5
최대 은닉층 뉴런수	12

시뮬레이션을 위해 유전자 집단의 크기는 40으로 하였고, 최대 진화수는 100세대로 정하였다. 교배 연산은 일점교배를 사용하였고, 교배 확률은 0.8로 설정하였다. 돌연변이 연산은 단순 돌연변이 연산을 사용하였고, 돌연변이 확률은 0.001로 설정하였다.

Fig. 6은 GA를 이용하여 신경 회로망의 구조(은닉층의 수, 각 은닉층에서의 뉴런 수)를 탐색한 결과를 나타낸 것이다.

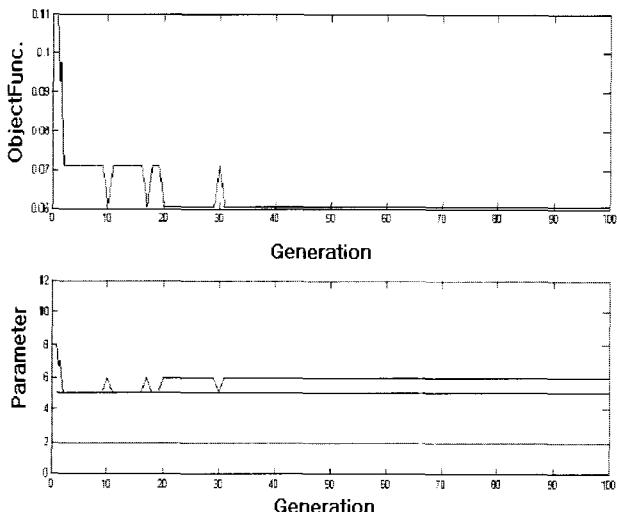


Fig. 6 Search results of GA for optimal neural network structure

탐색 결과 2개의 은닉층과 첫 번째 은닉층의 뉴런수는 6, 두 번째 은닉층의 뉴런수는 5로 탐색되었다. Fig. 7은 탐색한 최적구조의 신경 회로망을 나타낸 것이다. Fig. 8은 제안한 방법으로 구한 최적 구조 신경 회로망의 출력과 실제 시스템의 출력을 비교한 것이고, Fig. 9는 이때의 오차를 나타낸 것이다. 이들로부터 신경 회로망의 출력이 실제 시스템의 출력과 거의 유사함을 알 수 있다.

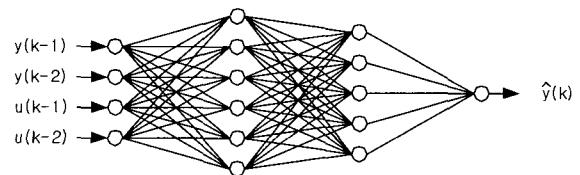


Fig. 7 Neural network with optimal structure

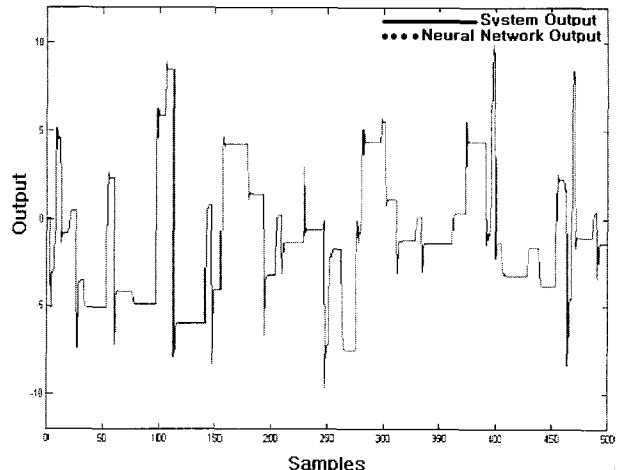


Fig. 8 Output comparison between the real system and the proposed neural network

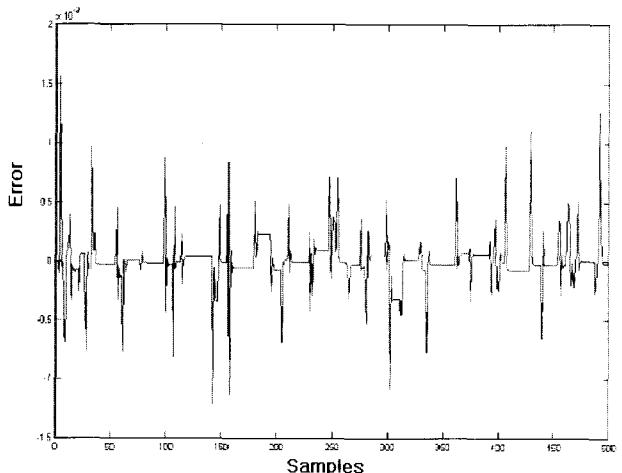


Fig. 9 Identification error between the real system and the proposed neural network

5. 결 론

신경 회로망을 이용한 시스템의 모델링 및 식별에 있어서 신경 회로망의 구조는 오차의 크기 및 응답시간 등에 영향을 미치므로 매우 중요하다. 따라서 본 논문에서는 신경 회로망의 오차 및 응답시간을 최소로 하는 최적 신경 회로망 모델 도출 기법을 제안하였다. 또한 제안한 방법에 대한 유효성을 검증하기 위하여 비선형 요소가 포함된 시스템으

로부터 얻어진 입출력 데이터에 근거하여 제안한 방법으로 최적 신경 회로망 모델을 도출하고 실제 시스템의 출력과 비교하였으며, 그 결과 만족한 결과를 얻을 수 있었다. 차후 본 논문에서 제안한 방법을 시스템의 역 모델 산출 혹은 제어 설계에 응용할 경우 좋은 성능이 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] 오창석, 뉴로 컴퓨터, 내화 출판사
- [2] 진강규(2000), 유전 알고리즘과 그 응용, 교우사
- [3] D. J. Montana and L. Davis(1989), Training feedforward neural networks using genetic algorithm, Procs of the IJCAI-89, pp 762-767
- [4] He, X. and Asada, H. A new method for identifying orders of input-output models for nonlinear dynamical system In proc. of the American Control Conference, San Francisco. pp 2520-2523
- [5] Ljung. L , System Identification - Theory for the User. Prentice Hall, Upper Saddle River N.J., 2nd edition
- [6] Levenberg, K., A method for solution of certain nonlinear problem in least squares. Quart. Appl. Mathematics, 2, 164-168
- [7] Ljung, L. and sjoberg, J. A system identification perspective on neural net
- [8] M.norgard, O.ravn , N.K.poulsen and L.K.Hansen , Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic System
- [9] W. M. Jenkins(1996), A neural network trained by genetic algorithm, Procs of the Advance in Computational structures Technology, pp. 77-84
- [10] Z. Michalewicz(1992), Genetic Algorithm + Data Structure = Evolution Programs, 2nd Edition, Springer-Verlag.

원고접수일 : 2003년 9월 25일

원고채택일 : 2004년 2월 5일