

최적 구조 신경 회로망을 이용한 선박용 안정화 위성 안테나 시스템의 모델링

김민정* · 황승욱**

*한국해양대학교 산업기술연구소 전임연구원, **한국해양대학교 기계·정보공학부 교수

Modelling of a Shipboard Stabilized Satellite Antenna System Using an Optimal Neural Network Structure

Min. Jung. Kim* · Seung. Wook. Hwang**

*Research Institute of Industry Technology, Korea Maritime University
**Dept of Mechanical and Information Engineering, Korea Maritime University

요 약 : 본 논문은 비선형성을 많이 내포하고 있어 수학적으로 모델링 하기 어려운 선박용 안정화 위성 안테나 시스템을 모델링하기 위해서, 신경 회로망의 오차 및 응답시간을 최소화 하는 최적 구조 신경 회로망 모델을 도출 하고 이를 적용하고자 한다. 오차와 응답시간을 최소화 하기 위해 유전알고리즘을 이용하여 신경 회로망 구조를 설계하였다. 안테나 시스템으로부터 얻어진 입출력 데이터에 근거하여 본 논문에서 제안한 식별기를 이용하여 안테나 시스템을 식별하였으며, 실제 선박의 운동 성분 에 대해서도 시스템을 잘 표현할 수 있는 최적 구조 신경 회로망 기반 시스템 식별기를 얻을 수 있었다. 실제 실험을 통해서, 최적 신경회로망 구조가 안테나 시스템 식별에 효과적인 것을 알 수 있었다.

핵심용어 : 선박용 안정화 위성 시스템, 최적 구조 신경 회로망, 시스템 식별

Abstract : This paper deals with modelling and identification of a shipboard stabilized satellite antenna system using the optimal neural network structure. It is difficult for shipboard satellite antenna system to control and identification because of their approximating ability of nonlinear function. So it is important to design the neural network with optimal structure for minimum error and fast response time. In this paper, a neural network structure using genetic algorithm is optimized. And genetic algorithm is also used for identifying a shipboard satellite antenna system. It is noticed that the optimal neural network structure actually describes the real movement of ship well. Through practical test, the optimal neural network structure is shown to be effective for modelling the shipboard satellite antenna system.

Key words : Shipboard satellite antenna system, Optimal neural network structure, System identification

1. 서 론

최근 들어 위성 통신에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있고, 그 필요성도 차츰 증가되고 있다. 선박에서도 이러한 위성 통신 시스템의 필요성은 점차 증가되고 있고, 선박에서의 위성 통신 시스템을 구축함으로써, 해상 통신 및 조난 구조 통신 등, 효율적인 운항관리, 좌표 식별등의 다양한 분야에 응용될 수 있으므로, 선박에 위성 통신 시스템 구축은 그 필요성이 충분히 크다고 할 수 있다. 하지만, 위성 통신 시스템을 선박에 적용하기 위해서는 지향성 위성 안테나의 안정화(Stabilization)가 반드시 이루어 져야 한다. 지향성 위성 안테나의 안정화는 선박의 운동특성 중 롤링(Rolling), 피칭(Pitching), 요잉(Yawing)의 세 가지 회전운동에 대하여 안테나가 선박의 운동에 관계없이 일정하게 지향하여야 한다(Sea

Tel Inc., 1995). 이러한 특성 때문에 선박용 지향성 위성 안테나 시스템은 선박의 불규칙하고 변화가 많은 주위 외란에 대해 일정한 각도를 가지고 위성을 지향해야 하는 세밀한 제어가 요구되며, 이에 따라서 시스템을 정확히 모델링 하여 시스템의 특성을 파악하고 제어기를 설계하여야 한다. 따라서 이런 비선형성을 내포한 시스템을 식별하고 모델링 하는 데에는 입출력 데이터로부터 복잡한 비선형 사상관계를 학습할 수 있는 신경 회로망이 응용될 수 있다. 특히 그 중에서 다층 퍼셉트론이 비선형 시스템의 모델링이나 제어에 효과적으로 응용되고 있다. 하지만 다층 퍼셉트론은 신경 회로망의 구조가 복잡해지면, 노드수도 증가되기 때문에 이에 따른 학습시간 및 응답시간이 많이 걸리게 되며, 학습 시 초기값에 따라 전역 최소점에 도달하지 않을 수도 있다(오, 1996). 실제로 시스템을 효과적으로 표현할 수 있는 최적구조의 신경 회로망을 설계하

* 대표저자 : 김민정(중신회원), violet313@hanmail.net 051)410-4787

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

기 위해서는, 주어진 시스템에 대해 최소의 노드수와 그에 따른 연결구조, 그리고 원하는 출력과 학습된 신경 회로망 출력사이의 오차가 최소가 되며, 응답시간 역시 최소가 되는 구조를 가진 신경 회로망을 설계하도록 하여야 한다(진, 2000). 먼저 신경 회로망의 구조를 결정한 후 유전알고리즘(Genetic Algorithm : GA)를 이용하여 신경 회로망의 가중치를 결정하는 방법이 주로 이용된다(Ljung, 1998), (Ljung, 1992), (Nrgaard, 2000).

따라서 본 논문에서는 선박용 안정화 위성 안테나의 특성을 고려하여 시스템을 신경 회로망을 이용하여 식별하며, 본 논문에서 제안한 알고리즘을 이용한 최적 구조 신경 회로망 기반 시스템 식별기를 사용하여 안테나 시스템의 신경 회로망 모델을 도출하고자 한다.

2. 선박용 안정화 위성 안테나의 구조

본 논문의 실험 대상인 선박용 위성 안테나 시스템은 SAP(Stabilized Antenna Pedestal)와 안테나 기계 구조를 제어하는 PCU(Pedestal Control Unit), 그리고 ACU(Antenna Control Unit)로 구성되어 있다. SAP는 안테나의 기계 구조 부분으로써 디쉬(Dish)와 구동부가 포함된다. PCU는 SAP의 안정화를 담당하는 제어부로서 센서를 이용하여 선박의 운동성분을 실시간으로 계측하고 구동부를 직접 제어하여 안테나의 위성 지향각을 유지시키는 역할을 한다. ACU는 사용자로부터 위성 및 채널 신호를 입력받아 위성 위치와 채널 명령을 PCU에 전달하며, 또한 선택된 위성의 RF 신호세기를 위성 안테나로부터 입력받아 위성을 추종하기 위한 신호를 PCU에 전달하는 기능을 갖는다. Fig. 1은 선박용 안정화 위성 안테나의 축 구조를 나타낸 것이다.

안정화 안테나 기구의 축 구조는 Fig. 1과 같은 X, Y, Z 축의 3축 구조로써, 축 중앙에 액츄에이터를 장착시켜 축 단위로 제어가 가능하도록 하였으며, 각축에 운동 감지 센서를 부착하여 선박의 운동을 안테나에서 축 단위로 분해하여 감지할 수 있도록 설계하였다. 따라서, 이 구조는 좌표 변환 알고리즘이 불필요하며, 이에 따라 시스템의 제어가 보다 간단해지며, 신뢰성이 높아진다.

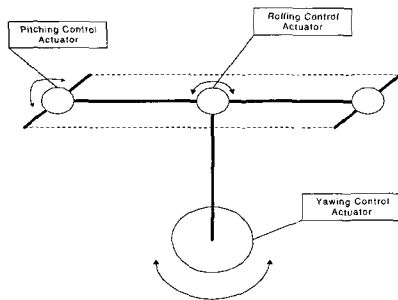


Fig. 1 Axis Structure of Antenna

안테나 제어부의 하드웨어적 구조는 다음과 같다. 선박의

롤링과 피칭시 절대 각도를 측정하기 위한 센서로는 경사 센서(Tilt Sensor)를 사용하였다. 센서의 특성은 완전한 수평일 때, 약 2.5V의 출력 전압을 내고, 50mV/deg의 감도를 가지며, 측정 범위는 약 $\pm 30^\circ$ 이다. 경사 센서의 출력을 A/D 컨버터를 사용하여 변환하는 데에는 MAX180을 사용하였다. MAX180의 특징은 8채널 입력이고, 12bit의 분해능을 가진다. 구동부의 액츄에이터로는 DC Step Motor를 사용하였고, 구동 방식으로는 유니폴라(Unipolar) 방식을 선택하여 사용하였다. Fig. 2는 선박용 안정화 위성 안테나의 구조를 나타낸 것이다.

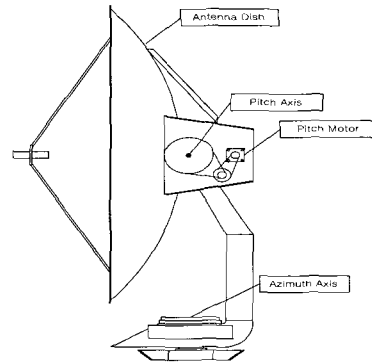


Fig. 2 Side of Antenna

지금까지의 선박용 안정화 위성 안테나 시스템의 축 구조와 안테나의 구조를 종합하여 볼 때, 안테나 시스템을 제어하기 위해서는 시스템의 식별 문제가 대두하게 된다. 하지만, 안테나의 구조적 특성으로 인해, 각 축 단위로 독립적으로 제어되며, 구동하는 액츄에이터역시 DC Step Motor를 사용하며, 선박의 복잡한 운동성분에 대한 시스템의 특성을 잘 표현할 수 있는 수학적 모델링 작업이 거의 불가능하다.

3. 유전알고리즘을 이용한 신경 회로망 기반 시스템 식별기 구조의 최적화

본 절에서는 GA를 이용하여 신경 회로망의 구조를 최적화한다. 여기서 GA는 신경 회로망 구조의 요소를 전역 탐색함으로써 최적의 은닉층 개수 및 각 은닉층에서의 뉴런의 개수를 신경 회로망으로 전달하여, 응답 시간과 오차가 최소가 되는 최적의 신경 회로망 구조를 찾게 된다. 이렇게 탐색된 최적의 신경 회로망 구조를 이용하여 비선형 시스템을 식별하게 된다.

3.1 시스템 식별

다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron : MLP)은 신경 회로망 중 가장 일반적인 형태로, MLP에서 가장 널리 사용되는 것은 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.

$$y_i(t) = g_i[\Phi, \theta]$$

$$= F_i \left[\sum_{j=1}^{n_s} W_{i,j} f_j \left(\sum_{l=1}^{n_s} w_{j,l} \Phi_l + w_{j,0} \right) + W_{i,0} \right] \quad (1)$$

여기서, Φ_i 는 입력, y_i 는 출력을 나타내며, f_j, 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.

다층 퍼셉트론은 시스템의 입출력 데이터 사이에 비선형성을 갖는 Fig. 3과 같은 비선형 동적 시스템(Nonlinear dynamic system)의 이산 시간 모델링에 사용될 수 있다(He, K., 1993).

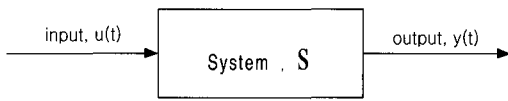


Fig. 3 Dynamic system with input $u(t)$ and output $y(t)$

t 는 샘플링 시간이며, $y(t)$ 는 현재의 출력, $y(t-1)$ 는 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 를 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.

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

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

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.

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

즉,

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

본 논문에서는 사용하는 시스템 식별 모델은 ARX모델로서 다음과 같은 일반적인 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.

$$\hat{y}(t|\theta) = q^{-d} B(q^{-1})u(t) + [1 - A(q^{-1})]y(t)$$

$$= \Phi^T(t) \theta \quad (8)$$

여기서 $\Phi(t)$ 와 θ 는 다음과 같다.

$$\Phi(t) = [y(t-1) \dots y(t-n), u(t-d) \dots u(t-d-m)]^T$$

$$\theta = [-a_1 \dots -a_n, b_0 \dots b_m]^T \quad (9)$$

선형 시스템의 경우 ARX모델을 이용하여 시스템을 식별할 수 있으나, 실제 대부분의 시스템은 비선형이고, 이러한 비선형 시스템에 선형 시스템 식별이론을 적용하여 해석하는 데에는 한계가 있다. 따라서 본 논문에서는 비선형 시스템을 식별하기 위해 선형 시스템을 식별하는 ARX모델 구조를 근간으로 하며, 실제 시스템의 출력과 입출력 데이터 사이의 사상관계를 신경 회로망을 이용하여 적절히 사상하여 시스템 식별을 구현한다.

3.2 신경 회로망 구조 코드화 및 적합도

본 논문에서는 신경 회로망의 구조를 염색체로 표현하여 최적 구조 신경 회로망을 도출하여야 하므로, 다음과 같은 방법으로 신경 회로망의 구조를 코드화 하였다. 신경 회로망의 구조에서 은닉층의 수와 각 은닉층에서의 뉴런수를 GA의 이진 코딩(Binary Encoding)을 사용하여 코딩한 후 GA의 연산과정을 통해 최적의 신경 회로망 구조를 탐색한다. 각 진화 단계에서 GA는 신경 회로망의 구조를 결정하게 되고, 이 구조를 바탕으로 신경 회로망의 학습 방법에 의해 학습을 하게 된다. 학습 후 실제 출력과 신경 회로망 출력 사이의 오차와 신경 회로망 구조가 가지는 응답 시간을 산출하며 이것을 적합도 함수 값으로 산출하여 GA의 개체를 진화하는데 사용한다.

은닉층의 개수와 각 은닉층에서의 뉴런수를 염색체로 표현하기 위해 Table 1과 같이 탐색 범위를 가정하면, 다음과 같이 표현 할 수 있다.

Table 1 탐색범위

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

염색체를 전체 7bit로 이진 코딩하며 염색체의 최상위 비트는 은닉층의 개수, 다음 3bit는 첫 번째 은닉층의 뉴런수, 나머지 3bit는 두 번째 은닉층의 뉴런수를 나타낸다. Fig. 4는 본 논문에서 사용할 이진 코딩의 예를 나타낸 것이다.

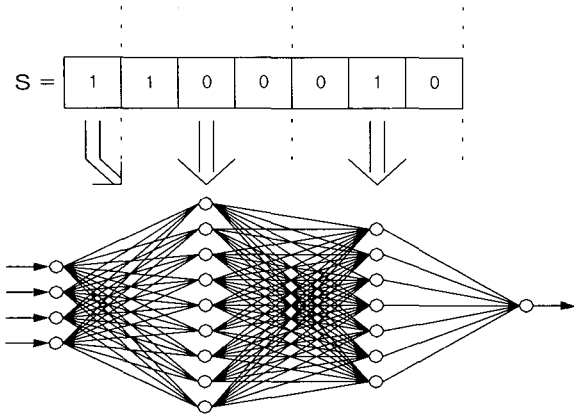


Fig. 4 Binary Encoding of Neural Network

그림 4 와 같이 최상위 bit는 은닉층의 개수 (0 → 1개 , 1 → 2개), 다음 3bit는 첫 번째 은닉층의 뉴런수(1 0 0 → 9개), 마지막 3bit는 두 번째 은닉층의 뉴런수(0 1 0 → 7개)를 나타낸다. 염색체가 그림 4 의 S 와 같은 값을 가진다면, 신경 회로망의 구조는 2개의 은닉층과 첫 번째 은닉층의 뉴런수는 9개, 두 번째 은닉층의 뉴런수는 7개를 가지게 된다. 본 논문에서 제안한 최적 구조 신경 회로망 탐색은 크게 두 가지의 조정기구에 의해 얻어진다. 우선 GA를 이용하여 은닉층 수, 각 은닉층에서의 뉴런수와 같은 신경 회로망 구조를 최적화하는 과정을 거치게 되며, 다음으로 각 구조에 대해서 뉴런간 연결강도는 신경 회로망 학습 방법인 Levenberg-Marquardt 알고리즘에 의해 결정되어 진다(Levenberg, K., 1994). 최적의 신경 회로망 구조를 얻기 위해서는 평가 기준이 있어야 하므로 본 논문에서는 식 (10)과 같은 적합도 함수를 설정하며, 이 적합도 함수가 최소가 되도록 조정되어 최적 구조 신경 회로망을 탐색한다.

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

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 웨이트 값이다.

3.3 시스템 식별기 최적화의 구조 및 연산과정

은닉층의 개수와 각 은닉층에서의 뉴런의 수를 유전 알고리즘의 이진 코딩을 사용하여 염색체로 표현하며, 각 탐색 단계에서 염색체의 값을 신경 회로망 구조로 변환하여 신경 회로망으로 전달하게 된다. 신경 회로망은 전달된 구조를 가지고 동일한 조건하에서 학습하게 되며, 학습이 끝난 후 오차와 응답 시간을 산출하여 저장하게 된다. 오차와 응답 시간의 값을

적합도 함수를 이용하여 적합도를 산출하며, 재생산, 교배 연산, 돌연 변이 연산 과정을 거쳐 진화하게 된다. 진화 후 개체들은 최적 구조의 신경 회로망 구조를 가지게 된다(Montana, 1989), (Jenkins, 1996).

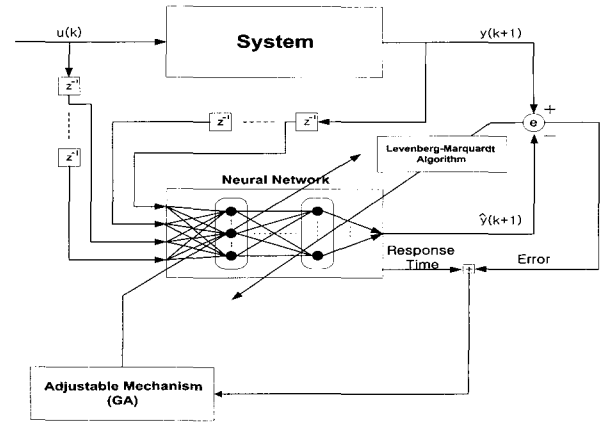


Fig. 5 Structure of System Identifier Optimization Using a Genetic Algorithm

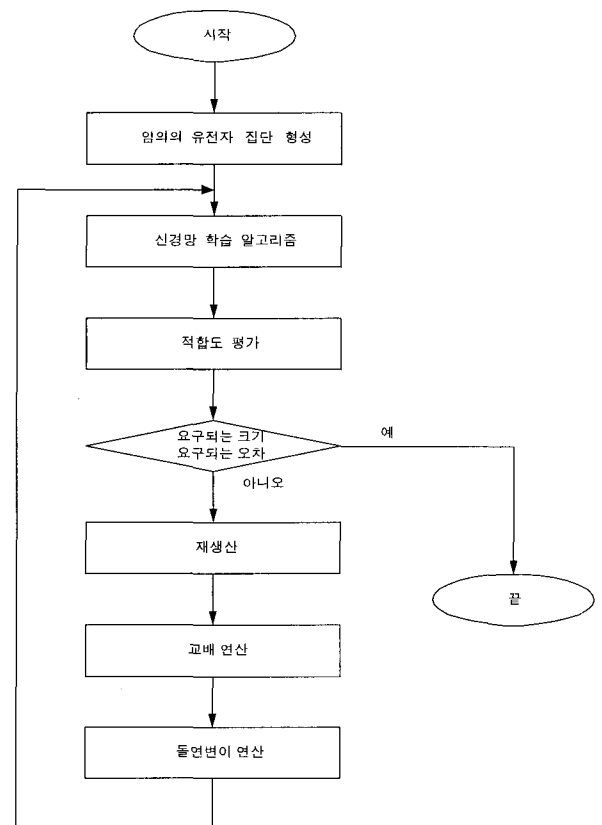


Fig. 6 Flowchart of System Identifier Optimization Using a Genetic Algorithm

앞의 Fig. 5는 본 논문에서 제안한 유전 알고리즘을 이용한 시스템 식별기 최적화의 메카니즘을 나타낸 것이다. Fig. 6은 본 논문에서 제안한 유전 알고리즘을 이용한 시스템 식별기 최적화의 연산 과정을 나타낸 것이다.

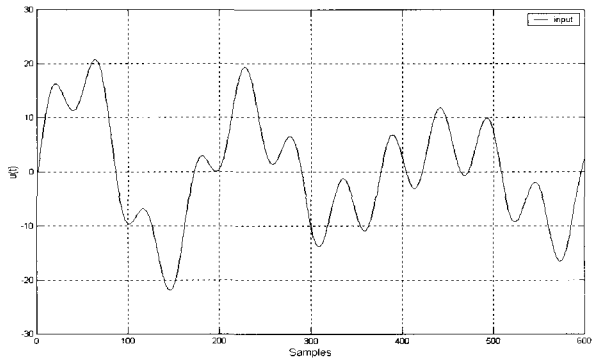
4. 실험 및 검토

4.1 선박용 안정화 위성 안테나의 최적 구조 신경 회로망 모델 도출

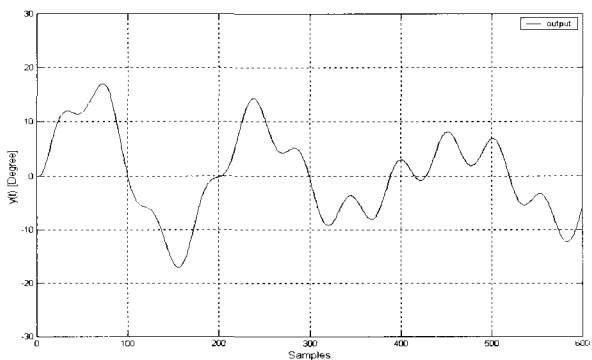
선박용 안정화 위성 안테나 시스템의 최적 구조 신경 회로망 모델을 도출하기 위해 시스템의 Rolling축에 식 (11)과 같이 시스템의 동 특성을 정확히 파악할 수 있도록 선박의 운동 성분과 비슷한 입력 신호를 가하여 시스템의 출력을 얻었다.

$$x(t) = 13 \sin(-\frac{\pi t}{2}) \cos(-\frac{\pi t}{4}) + \sin(-\frac{2t}{\pi}) \quad (11)$$

시스템의 샘플링 시간은 0.05s로 설정하여 30초 동안 시스템에 가하였고, 시스템의 Rolling축 경사각을 측정하였다. Fig. 7은 이때의 입출력 신호를 나타낸 것이다.



(a) Input Signal



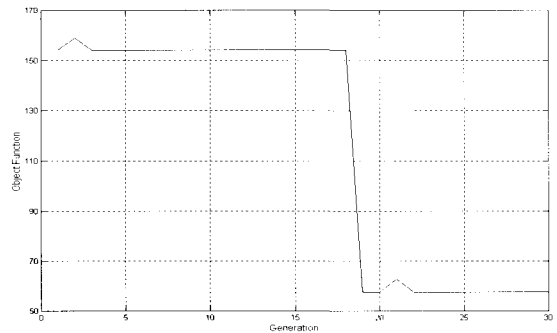
(b) Output Signal

Fig. 7 Input-Output Signals for System Identification

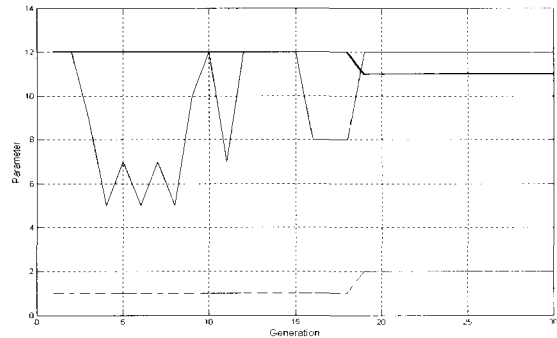
선박용 안정화 위성 안테나 시스템의 입출력 신호를 사용하여 본 논문에서 제안한 방법으로 최적 구조를 가진 신경 회로망 기반 시스템 식별기를 탐색한다. 시스템의 입출력 신호는 Fig. 7의 데이터를 사용하였으며, 탐색 환경은 Table 2와 같이 설정하였다.

Table 2 탐색 환경

	설정 값		설정 값
입력층 뉴런수	4 { $y(k-1), y(k-2), u(k-1), u(k-2)$ }	최대 진화 수	50 세대
출력층 뉴런수	1 { $\hat{y}(k)$ }	개체 수	20
최소 은닉층 수	1	교배 확률	0.8
최대 은닉층 수	2	돌연변이 확률	0.01
최소 은닉층 뉴런수	5	하중계수 (Weight) 값	W1=100, W2=0.1
최대 은닉층 뉴런수	12		



(a) Object Function



(b) Parameter

Fig. 8 Parameter Estimation Using a BCGA(Binary-Coded Genetic Algorithm)

Table 2와 같은 탐색 환경을 바탕으로 최적 구조 신경 회로망 기반 시스템 식별기의 구조를 탐색하였다. 탐색 결과 주어진 적합도 함수를 최소로 하는 신경 회로망 구조는 2개의 은닉층과 첫 번째 은닉층의 뉴런수는 12, 두 번째 은닉층의 뉴런수는 11로 탐색되었다.

Fig. 8은 탐색 결과를 나타낸 것이고, Fig. 9는 탐색된 최적 구조 신경 회로망의 구조를 나타낸 것이다.

선박용 안정화 위성 안테나 시스템을 식별하기 위해 탐색된

최적 구조 신경 회로망 기반 시스템 식별기로 시스템을 식별하였다. 입력층과 은닉층의 활성화함수는 시그모이드(Sigmoid Function)를 사용하였으며, 출력층의 활성화함수는 선형 함수(Linear Function)를 사용하였다. 신경 회로망이 시스템의 입출력 관계를 충분히 학습할 수 있도록 학습 횟수(Epoch)는 4,000번을 사용하였다. Fig. 10은 시스템의 식별결과를 나타낸 것이다.

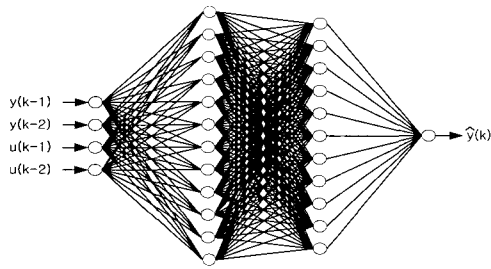
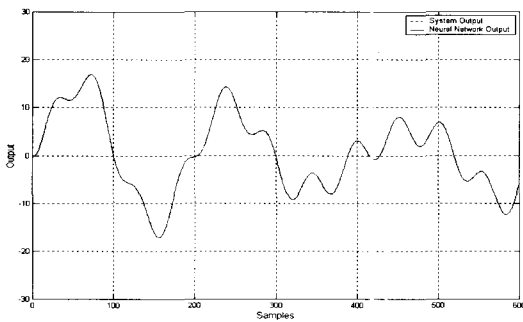


Fig. 9 Optimally Structured Neural Network

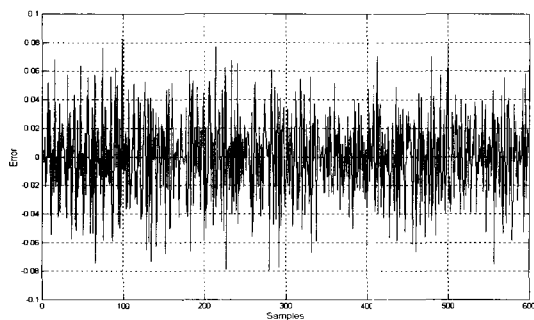
4.2 최적 구조 신경 회로망의 검증

신경 회로망을 이용하여 시스템을 식별할 경우 학습된 신경 회로망이 학습 시 사용된 입력과 다른 입력에 대해서도 실제 시스템의 출력과 근접한 신경 회로망 출력을 가지는지를 판단하는 검증(Validation)작업을 수행하게 된다. 따라서 본 논문에서는 식 (12)와 같은 다른 입력신호를 실제 안테나 시스템에 가하여 출력을 얻었다.

$$u(t) = 13 \sin\left(\frac{\pi t}{2}\right) \cos\left(\frac{\pi t}{4}\right) + 12 \sin(2t) \quad (12)$$



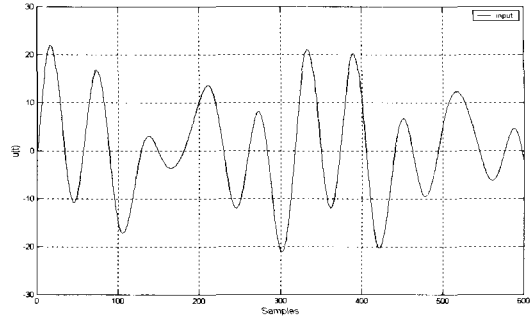
(a) Neural Network



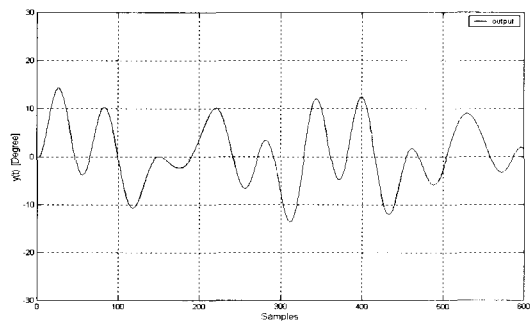
(b) Error

Fig. 10 Identification Result and Error for Training Data

Fig. 10에서와 같이 신경 회로망의 출력이 시스템의 출력을 정확하게 추종함을 알 수 있었다. 이때의 오차 역시 충분히 작은 값들을 가지며 탐색된 최적 구조 신경 회로망의 구조가 적절함을 알 수 있었다.

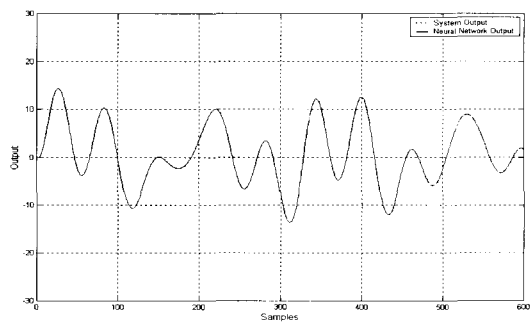


(a) Input Signal

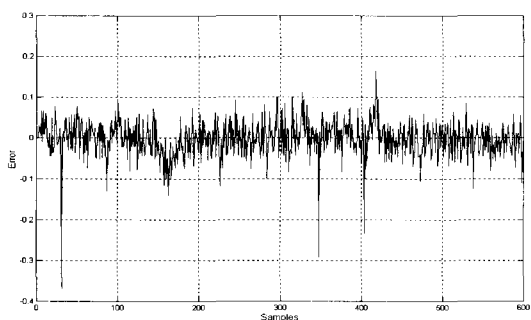


(b) Output Signal

Fig. 11 Input-Output Signals for Validation



(a) Neural Network Output



(b) Error

Fig. 12 Identification Result and Error for Validation Data

이 입출력 신호를 가지고 학습된 최적 구조 신경 회로망에 가하여 실제 시스템의 출력과 신경 회로망의 출력을 비교하였다. Fig. 11은 검증(Validation)을 위한 입출력 신호를 나타내며 Fig. 12는 이때의 실제 시스템의 출력과 신경 회로망의 출력을 나타낸 것이다.

5. 결 론

이 선형성을 많이 내포하고 있어 수학적으로 모델링 하기 어려운 선박용 안정화 위성 안테나 시스템을 식별하고 모델링하기 위해서 본 논문에서는 신경 회로망의 오차 및 응답시간을 최소로 하는 최적 구조 신경 회로망 모델 도출 기법을 제안하였다. 따라서 안테나 시스템으로부터 얻어진 입출력 데이터에 근거하여 본 논문에서 제안한 신경 회로망 기반 시스템 식별기를 이용하여 안테나 시스템을 식별하였으며, 실제 선박의 운동 성분에 대해서도 시스템을 잘 표현할 수 있는 최적 구조 신경 회로망 기반 시스템 식별기를 얻을 수 있었다. 실험 결과에서도 도출한 식별기가 실제 안테나 시스템의 출력을 잘 표현함을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] 오창석(1996), 뉴로 컴퓨터, 내하 출판사.
- [2] 진강규(2000), 유전 알고리즘과 그 응용, 교우사.
- [3] He. X. and Asada H.(1993), A New Method for Identifying Orders of Input-Output Models for Nonlinear Dynamical Systems, Proc. of the American Control Conference, San Francisco. pp 2520-2523.
- [4] Jenkins, W. M.(1996), A neural network trained by genetic algorithm, Procs of the Advance in Computational Structures Technology, pp. 77-84.
- [5] Lennart Ljung(1998), System Identification : Theory for the User. Prentice Hall, Upper Saddle Piver N.J., 2nd edition.
- [6] Lennart Ljung and Jonas Sjöberg(1992), A system identification perspective on neural nets.
- [7] Levenberg, K.(1944), A method for solution of Certain Problems in least squares. Quart. Appl. Mathematics, 2, 164-168.
- [8] Michalewicz, Z.(1992), Genetic Algorithm + Data Structure = Evolution Programs, 2nd Edition, Springer-Verlag.
- [9] Montana, D. J. and Davis, L.(1989), Training feedforward neural networks using genetic algorithm, Procs of the IJCAI-89, pp 762-767.
- [10] Nrgaard, M. Poulsen, N. K. OLE. Ravn and Lars.K.Hansen(2000), Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic System:A Pracittinner's Handbook(Advanced Textbooks in Control and Signal Processing).
- [11] Sea Tel Inc.(1995), SEATEL Inmarsat-B Stabilized Antenna Manual, Sea Tel Inc.

원고접수일 : 2004년 2월 27일

원고채택일 : 2004년 6월 10일