

동적 귀환 신경망에 의한 비선형 시스템의 동정 Identification of Nonlinear Systems based on Dynamic Recurrent Neural Networks

이 상 환, 김 대 준, 심 귀 보
로보틱스 및 지능정보시스템 연구실
중앙대학교 공과대학 제어계측공학과
Tel : 02) 820-5319, Fax : 02) 817-0553, E-mail : kbsim@cau.ac.kr

Sang-Hwan Lee, Dae-Joon Kim, Kwee-Bo Sim
Robotics & Intelligent Information System Lab.
Dept. of Control & Instrumentation Eng. Chung-Ang Univ.
Tel : +82-2- 820-5319, Fax : +82-2-817-0553, E-mail : kbsim@cau.ac.kr

ABSTRACT : Recently, dynamic recurrent neural networks(DRNN) for identification of nonlinear dynamic systems have been researched extensively. In general, dynamic backpropagation was used to adjust the weights of neural networks. But, this method requires many complex calculations and has the possibility of falling into a local minimum. So, we propose a new approach to identify nonlinear dynamic systems using DRNN. In order to adjust the weights of neurons, we use evolution strategies, which is a method used to solve an optimal problem having many local minimums. DRNN trained by evolution strategies with mutation as the main operator can act as a plant emulator. And the fitness function of evolution strategies is based on the difference of the plant's outputs and DRNN's outputs. Thus, this new approach at identifying nonlinear dynamic system, when applied to the simulation of a two-link robot manipulator, demonstrates the performance and efficiency of this proposed approach.

1. 서 론

신경망은 생물의 뇌 정보처리를 모방한 계산 구조이다. 생물학적 신경처리가 어떻게 동작하는가에 대한 많은 이론이 존재하는 만큼, 신경망에도 비교적 간단한 것에서부터 매우 복잡한 것까지 다양한 종류의 모델이 존재한다. 이러한 신경망을 이용하여 인간의 뇌가 처리하는 방식처럼 여러 가지 복잡한 문제에 활용하고자 하는 연구가 많이 이루어져 왔다. 특히 최근에는 동적 귀환 신경망을 이용한 비선형 동적 시스템의 동정에 대한 연구가 활발해지고 있다^{[1][2]}. 물론, 기존의 전방향 신경망이 폭넓은 분야에 걸쳐 유용하게 적용되어 왔지만, 이 전방향 신경망은 입력에 대해 정적인 사상만을 수행함으로써 뇌의 동적 기능을 모델화하기에는 부족함이 있다. 즉, 뇌 기능의 수행을 위해선 내부상태의 저장 능력과 동적 수행 능력이 필요하다. 이러한 이유로 피드백 연결을 가지고 있고, 시간지연이 가능한 동적 귀환 신경망이 연구되고 있는 것이다^{[3][4]}.

그러나, 동적 귀환 신경망을 이용하여 비선형 동적 시스템을 동정하고자 하는 기존의 연구는 주로 교차 신호와 신경망 출력 사이의 오차의 변화율을 기반으로 하여 뉴런간의 연결강도를 조정하는 역전파 학습 규칙을 적용하기 때문에 지역최소값에 빠질 위험이 많고, 미분값을 이용하기 때문에 많은 복잡한 계산과

정을 필요로 하게 된다. 따라서, 본 논문에서는 실수치 탐색에 적합한 진화전략(ES)을 이용하여 비선형 동적 시스템의 동정문제에 적용하여 계산과정을 단순화하고, 빠른 시간 내에 전역적 최적해를 찾는 방법을 제안한다.

진화전략은 국소해가 많은 최적화 문제의 해를 구하는 것을 목적으로 Rechenberg와 Schwefel에 의하여 1960년대에 개발된 알고리즘이다. 주 연산자로는 돌연변이를 사용하고 보조 연산자로 교배, 조합 등이 있으나 본 논문에서는 돌연변이만을 사용한다.

진화전략을 신경망에 적용하기 위해서는, 하나의 신경망을 하나의 개체로 표현해야 하고, 돌연변이의 방법을 정의해야 하며, 적당한 적합도 평가 함수가 존재하여 세대가 진화할수록 보다 좋은 개체를 선택할 수 있어야 한다. 본 논문에서는, 동적 귀환 신경망의 연결강도를 하나의 벡터로 표현하여 이를 진화전략에서의 하나의 개체로 정의하고, 돌연변이는 해당 신경망의 연결강도를 미리 주어진 확률에 따라 변화시키도록 하였다. 또한 개체간의 적합도는 플랜트(plant)와 동적 귀환 신경망의 출력 오차를 기반으로 평가하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 동적 귀환 신경망의 개요와 구조를, 3장에서는 진화전략을 이용한 동적 귀환 신경망의 연결강도의 학습 방법을 소개하고, 4장에서는 시뮬레이션 결과를 보여 그 유효성을 검토한다.

II. 동적 귀환 신경망의 개요와 구조

인간의 뇌는 극도로 복잡한 고차원적 비선형 동적 시스템이라 할 수 있다. 이러한 뇌의 동적 기능을 모델화하거나, 뇌가 수행하는 기능을 하는 기계를 설계하기 위해서는 내부상태의 저장기능과 복잡한 동적 수행 능력이 요구된다. 동적 귀환 신경망은 전방향 신경망과는 달리 피드백 연결을 가지고 있고, 시간지연 기능이 있어서 다양한 동적 기능을 수행할 수 있다^[1].

본 논문에서는 그림 1과 같이, N개의 뉴런이 서로 비대칭적으로 결합하고 있는 상호 결합형 신경망을 사용하여, 동적인 특성을 갖고 시계열 데이터를 용이하게 처리할 수 있도록 하였다^[5].

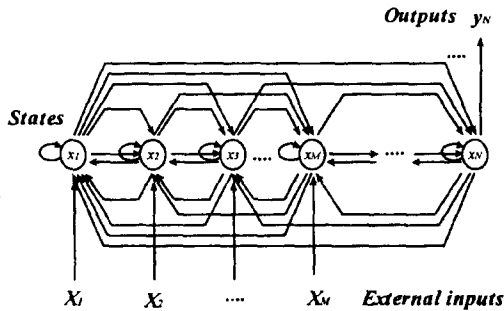


그림 1. 동적 귀환 신경망의 구조
Fig. 1 Structure of DRNN

그림 1에서 보인 동적 귀환 신경망의 i번째 뉴런의 동적 방정식은 다음의 식 (1)과 같다.

$$\tau_i \dot{y}_i = -y_i + f\left(\sum_j w_{ij} y_j\right) + X_i \quad (1)$$

여기서,

w_{ij} : 뉴런 j에서 뉴런 i로의 연결강도

τ_i : relaxation time scale

y_i : 뉴런 i의 출력

X_i : 뉴런 i의 외부입력

이 된다.

$f(\cdot)$ 는 시그모이드 함수로서, 일반적으로 출력이 -1~1의 값을 갖는 함수를 사용하나, 본 연구에서는 뉴런의 출력이 임의의 상수 a 에 대하여 $-a \sim a$ 까지의 값을 얻을 수 있도록 다음의 (2)식과 같은 함수를 사용한다.

$$f(x) = a \left(\frac{2}{1 + e^{-\beta x}} - 1 \right) \quad (2)$$

단, x 는 뉴런의 net input이고, β 는 시그모이드 함수의 기울기이다.

III. 진화전략을 이용한 동정

진화전략(ES)은 자연계의 진화현상에 기반한 계산 모델로서 주 연산자로는 돌연변이를 사용하고 필요에 따라서는 교배, 조합 등의 보조 연산자를 사용하기도 한다. 이러한 진화전략을 동적 귀환 신경망에 적용하여 신경망의 연결강도를 학습시킴으로써 비선형 동적 시스템을 동정하는 방법을 소개한다.

3.1 진화전략의 개요^[6]

진화전략의 각 개체는 $(\vec{x}, \vec{\sigma})$ 와 같이 한 쌍의 실수벡터로서 표현된다. 여기서, \vec{x} 는 탐색공간내의 위치 벡터이며 $\vec{\sigma}$ 는 표준편차 벡터이다. 이때, 돌연변이에 의한 다음 세대의 개체는 다음과 같이 표현된다.

$$\vec{x}^{t+1} = \vec{x}^t + N(\vec{0}, \vec{\sigma}) \quad (3)$$

단, $N(\vec{0}, \vec{\sigma})$ 는 평균이 $\vec{0}$ 이고, 표준편차가 $\vec{\sigma}$ 인 가우스 분포를 따르는 임의의 난수이다.

진화전략의 선택은 확률적이 아니고 결정적으로 행해진다. 즉, μ 개의 부모 개체와 λ 개의 자식 개체 $((\mu + \lambda)$ -ES) 중에서 적합도가 높은 순서대로 μ 개의 개체를 선택한다.

다음의 그림 2는 기본적인 진화전략의 흐름도를 나타낸다.

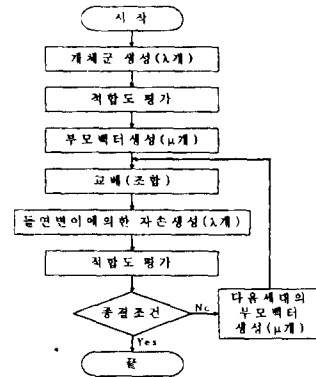


그림 2. 진화전략의 흐름도
Fig. 2 Flowchart of evolution strategies

3.2 진화전략을 이용한 동정의 구조

진화전략을 이용한 비선형 동적 시스템의 동정 방법은 그림 3과 같은 구조를 갖는다.

즉, λ 개의 개체에 대하여, 동일한 입력 $X(t)$ 에 대한 플랜트와 DRNN의 출력오차 $e(t+1)$ 를 이용하여 각 개체의 적합도를 평가함으로써, 진화 세대가 증가할수록 출력오차가 적은 개체가 선택되는 과정을 통해 DRNN의 연결강도를 학습시키게 된다.

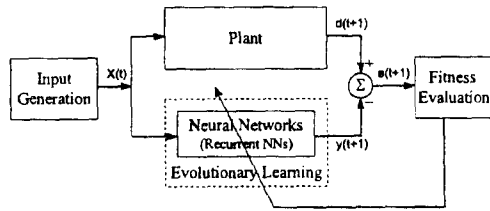


그림 3. 비선형 동적 시스템의 동정 모델
Fig. 3 Identification model of nonlinear dynamic system

3.3 진화전략의 개체

비선형 동적 시스템의 동정을 위한 하나의 동적 귀환 신경망을 진화전략에서의 하나의 개체로서 표현하기 위해서 그림 4와 같이 연결강도의 행렬로서 그 개체를 나타내었다.

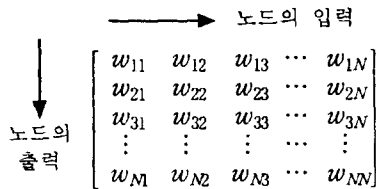


그림 4. 동적 귀환 신경망의 연결강도 행렬
Fig. 4 Weight matrix of DRNN

동적 귀환 신경망의 노드의 수가 N개라면 전체 연결강도는 $N \times N$ 개이며, 초기 개체군 생성시는 각 연결강도를 $-1 \sim 1$ 의 실수값으로 랜덤하게 발생시켰다.

3.4 적합도 평가

비선형 동적 시스템의 동정을 위한 진화전략의 적합도 평가에는 그림 3과 같이 플랜트의 출력 $d(t+1)$ 과 DRNN의 출력 $y(t+1)$ 간의 출력오차 $e(t+1)$ 를 이용한다. 이 적합도 함수는 식 (4)과 같다.

$$E_i = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} e_i^2(t+1), \quad i=1, 2, \dots, N$$

$$fit = \sum_{i=1}^N (1 - E_i) \quad (4)$$

여기서, N은 출력의 개수, T는 한 출력에 대한 샘플링 데이터의 개수이다. 이와 같은 적합도 함수를 통해, 다른 개체보다 출력오차가 적은 개체는 높은 평가를 받음으로써 다음 세대의 부모개체로 선택되고, 반대로 출력오차가 큰 개체는 낮은 평가를 받음으로써 다음 세대에서 도태되게 된다.

3.5 돌연변이 확률 및 표준편차

연결강도로 표현되는 하나의 신경망에 대해서 돌연변이 확률이란 해당 신경망의 연결강도중에서 몇 개의 연결강도를 변화시킬 것인가로 나타내는 지표이다. 또한 표준편차는 연결강도의 변화시 얼마만큼의 크기로 변화시킬 것인가를 결정하는 변수이다.

즉, 돌연변이시에는 평균이 $\vec{0}$ 이고, 표준편차가 $\vec{\sigma}$ 인 가우스 분포를 따르는 임의의 난수만큼 연결강도를 변화시킨다. 이 돌연변이 확률 및 표준편차의 값은 Rechenberg가 제안한 1/5규칙에 따랐다. 1/5규칙이란 "성공적인 돌연변이의 비율을 관측하여 이 비율이 1/5보다 커지면 $\vec{\sigma}$ 를 크게 하고 1/5보다 작아지면 $\vec{\sigma}$ 를 작게 한다."는 것이다.

IV. 시뮬레이션에 의한 검토

본 논문에서는 3장에서 언급한 진화전략을 통해 동적 귀환 신경망을 학습시킴으로써 비선형 동적 시스템을 동정하였다. 동정의 유효성을 확인하기 위하여 비선형성이 강한 2축 로봇 매니플레이터에 적용하였다.

2축 로봇 매니플레이터 시스템의 다이내믹스는 아래 식 (5)과 같다^[7].

$$M(q)\ddot{q} + V(q, \dot{q}) + G(q) = \tau \quad (5)$$

여기서, joint variable q 와 torque vector τ 는 식 (6)과 같다.

$$q = [\theta_1 \quad \theta_2]^T, \quad \tau = [\tau_1 \quad \tau_2]^T \quad (6)$$

위 식 (5)을 $\ddot{\theta}_1$ 과 $\ddot{\theta}_2$ 로 전개함으로써, 입력으로는 τ_1, τ_2 를, 출력으로는 $\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2$ 를 갖는 플랜트를 구성하였다.

여기서, link 질량 m_1 과 m_2 는 1kg으로, link 길이 l_1 과 l_2 는 1m로 정하였고, 입력 τ_1 과 τ_2 는 아래 식(6)과 같은 sin파로서 주파수는 1Hz로 정하였다.

$$\tau_1 = \tau_2 = 5 \sin 2\pi ft \quad (6)$$

위의 입력과 출력은 그대로 DRNN의 입력과 출력에도 적용된다. 따라서 DRNN에서 외부입력이 존재하는 입력노드의 수는 2개, 외부출력이 존재하는 출력노드의 수는 4개가 된다. 본 연구에서는 전체 노드의 수를 15개로 정하였다.

DRNN의 동적 방정식은 앞서 소개한 식 (1)과 같으나 컴퓨터 시뮬레이션에 적용하기 위하여 식 (1)에 $y_i'(t) = [y_i(t + \Delta t) - y_i(t)] / \Delta t$ 를 대입하여 근사화하면 다음과 같다.

$$y_i(t + \Delta t) = \left(1 - \frac{\Delta t}{\tau_i}\right) y_i(t) + \frac{\Delta t}{\tau_i} f\left(\sum_j w_{ij} y_j(t)\right) + \frac{\Delta t}{\tau_i} X_i(t) \quad (7)$$

여기서, relaxation time scale $\tau = 2$ 로, sampling time $\Delta t = 0.02$ 로 설정하였다. 또한 식 (2)의 시그모이드 함수의 크기 α 와 기울기 β 는 각각 5와 2로 정하였다. DRNN의 연결강도를 학습시킬 때 진화전략은 (10+90)-ES, 돌연변이 확률은 0.2로 설정하였고, 표준

편차는 0.1부터 0.01까지 fitness의 증가에 따라 선형적으로 감소시켰다. 이는 연역해에 접근해 갈수록 탐색의 보폭을 줄여나가기 위함이다. 출력데이터의 개수 500개만큼의 출력오차를 기반으로 적합도를 평가하여 1000세대까지 진화한 후의 각 출력(θ_1 , θ_2 , $\hat{\theta}_1$, $\hat{\theta}_2$)에 대한 동정결과를 나타내면 아래 그림 5와 같다. 여기서 실선은 플랜트의 출력을, 점선은 DRNN의 출력을 나타낸다. 시뮬레이션 결과로부터 비선형 동적 시스템이 동적 귀환 신경망의 진화전략에 의해 잘 동정되고 있음을 알 수 있다.

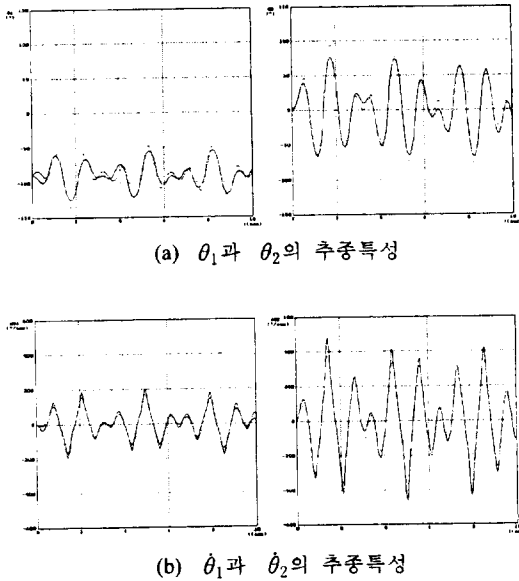
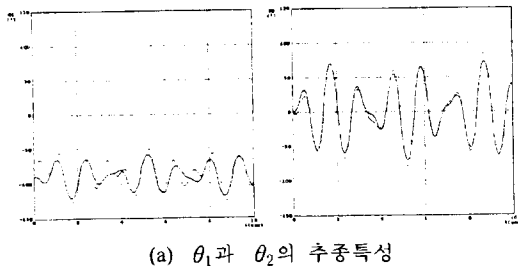
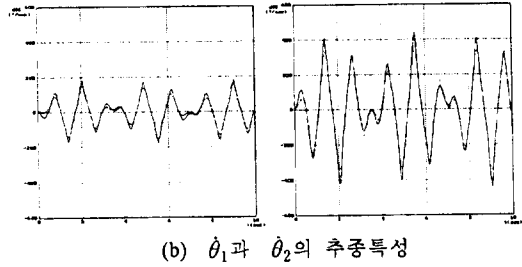


그림 5. 플랜트와 학습된 DRNN의 출력
Fig. 5 Outputs of the plant and trained DRNN

또한 비학습 입력에 대한 동정 결과를 알아보기 위해 sin파로 학습한 신경망에 같은 주파수의 삼각파를 입력으로 하였을 때의 각 출력(θ_1 , θ_2 , $\hat{\theta}_1$, $\hat{\theta}_2$)에 대한 동정결과를 그림 6에 나타내었다. 시뮬레이션 결과에서 알 수 있는 바와 같이 학습시키지 않은 입력(패턴)에 대해서도 잘 추종해감을 알 수 있다.



(a) θ_1 과 θ_2 의 추종특성



(b) $\hat{\theta}_1$ 과 $\hat{\theta}_2$ 의 추종특성

그림 6. 새로운 입력에 대한 플랜트와 DRNN의 출력
Fig. 6 Outputs of the plant and DRNN for new inputs

V. 결론

본 논문에서는 동적 귀환 신경망에 의한 비선형 동적 시스템의 동정방법으로서 진화전략을 통해 신경망의 연결강도를 학습시키는 방법을 제안하였다. 진화전략에서의 하나의 개체를 하나의 신경망으로 표현하여 신경망과 플랜트의 출력오차를 이용한 적합도 평가를 통해, 적합도가 높은 개체들을 다음 세대의 부모 개체로 선택함으로써, 세대가 진화해 나감에 따라 적합도가 보다 높은 개체, 즉 동정정도가 보다 좋은 신경망을 탐색해 나갔다. 기존의 역전파 학습규칙은 지역최소값에 빠질 위험과 많은 복잡한 계산과정을 수반하여야 했으나 진화전략을 이용함으로써 이러한 문제점들을 극복할 수 있었다. 제안된 방법을 2축 로봇 매니퓰레이터에 적용함으로써 그 유효성을 검증하였다.

감사의 글

본 논문은 정보통신부 대학기초연구(과제명 : 인공지능의 실현과 정보통신분야에 있어서 공학적 응용에 관한 연구, 과제번호 : 97-G-214)의 지원에 의한 결과임.

VI. 참고문헌

- [1] Xianfeng Ni, H.B. Verbruggen, and A.J. Krijgsman, "A New Model with Neural Network Structure for Nonlinear Identification," *IEEE Conference on Neural Networks*, Vol.4, pp.2202-2207, 1996.
- [2] M.H.R. Fazlur Rahman, R. Devanathan, and Zhu Kuanyi, "Dynamic Neural Networks for Input-Output, Linearisation," *IEEE Conference on Neural Networks*, Vol.4, pp.2214-2219, 1996.
- [3] Michael A. Arbib, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, The MIT Press, pp.796-798, 1995.
- [4] Chin-Teng Lin and C.S. George Lee, *Neural Fuzzy Systems*, Prentice Hall, 1996.
- [5] 김대준, 이동욱, 심귀보, "지차원화된 리커런트 뉴럴 네트워크를 이용한 비주얼 서보잉," *한국퍼지 및 지능 시스템 학회 춘계학술대회 논문집('97 KFIS)*, pp.259-262, 1997.3.
- [6] 이동욱, 심귀보, "진화전략을 이용한 도립진자의 안정화 및 위치제어," *한국퍼지 및 지능 시스템 학회 논문지*, Vol.6, No.4, pp.71-80, 1996.12.
- [7] F.L. Lewis, C.T. Abdallah, and D.M. Dawson, *Control of Robot Manipulators*, Macmillan, pp.69-71, 1993.