

진화 신경회로망을 이용한 이중 탱크의 수위제어

이 주 필*, 김수용*, 박두환*, 김태우*, 지석준**, 이준택***
 *동아대학교 대학원 전기공학과, **한라레벨(주), *** 동아대학교 전기공학과 교수

Control of Coupled Tank Level using Evolutionary Neural Network

Joo-Phil Lee* · Soo-Yong Kim* · Seak-Jun. Ji** · Doo-Hwan Park* · Tae-Woo Kim* · Joon-Tark Lee*
 * Dong-A University, **HANLA Level LTD.

Abstract-This paper describes a control technique of coupled tank level using Evolutionary Neural Network. In general, the control of tank level without a dangerous overflow and with a high accuracy is difficult because of higher order time delay and nonlinearity. Nonetheless, proposed Evolution Neural Network controller in this paper was successfully implemented and simulation results of the superiority over a conventional PID one was investigated

$$q_i - q_a = \frac{dv_1}{dt} = A \frac{dh_1}{dt} \tag{1}$$

와 같다. 여기서,

- v_1 : 탱크 1에서의 유량 [cm³]
- h_1 : 탱크 1에서의 유체의 높이 [cm]
- A : 탱크 1과 탱크 2의 측면적 [cm²]
- q_a : 탱크 1로부터 탱크 2로 유입 비율 [cm³/sec]
- q_i : 펌프 유입 비율 [cm³/sec]

1. 서 론

진화 신경회로망은 인간 두뇌의 기능을 모방한 것으로 생물학적 기능과 유사한 지적 능력과 데이터를 학습하고 판단하는 능력을 가진다. 또한, 갑작스런 극적 변화에 대해 최소의 뉴런을 가지고 출발하여 변화에 대한 정보를 끊임없이 받아들여 진화해 나가 학습시간을 단축시켜 짧은 시간에 최적값을 찾아 그것에 적응하는데 탁월하다. 이중탱크의 수위제어 문제는 대단히 큰 시간지연 요소를 가지며 점도 등의 현저한 차이로 인해 오버 플로우 등의 위험이 따르고 있다. 따라서 제어의 목적은 이중탱크 시스템 특성에 적절하도록 탱크내로 유입량을 탄력적으로 조절하고 흘러 넘침이 없이 탱크의 수위를 안정하게 유지시키는 것이 제어의 목적이다.

따라서, 본 논문에서는 플랜트의 과도특성을 예측할 수 있고 유입량의 급격한 변화를 제어할 수 있는 진화 신경망 제어를 설계하고, Matlab을 이용하여 시뮬레이션을 행하고, 전통적인 PID 제어의 결과와 비교하여 제안하는 진화 신경회로망 제어가 안정성과 과도상태 및 정상 상태에서의 우수성을 입증하고자 한다.

이다. 또한, 탱크 2에서는

$$q_a - q_c = \text{tank 2에서의 유출입량의 변화율}$$

$$q_a - q_c = \frac{dv_2}{dt} = A \frac{dh_2}{dt} \tag{2}$$

이다. 여기서,

- v_2 : 탱크 2에서의 유량 [cm³]
- h_2 : 탱크 2에서의 유체의 높이 [cm]
- q_c : 밸브 C를 통해 탱크 2에서 유출 비율 [cm³/sec]

이다. 그리고, 식 (2)에서 q_a 와 q_c 가 모든 가능한 동작조건에서 수위 h_1 및 h_2 의 제곱근에 비례한다고 가정하면, 실제 밸브(TQ사의 CE105에서 설치된 것과 같은)에서 유출량 q_a 와 q_c 는 h_1 및 h_2 에 대해 비선형 함수들이다. 즉,

$$q_a = f(h_1 - h_2) \tag{3}$$

$$q_c = f(h_2) \tag{4}$$

2. 이중탱크 수위제어 시스템

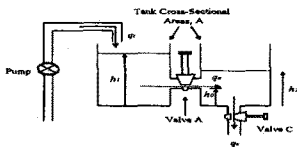


Fig 1. Coupled Tank System

그림 1에서는 본 논문에서 사용한 이중탱크 시스템을 나타내었다. 이와 같은 이중탱크 시스템의 모델은 탱크 1 안으로 들어간 유입량 q_{i1} 과 탱크 2 안으로 들어간 유입량 q_{i2} , 밸브 A, 밸브 C를 통해 나간 유출량 q_a , q_c 를 결정한다. 그러므로, 탱크 1에서는

$$q_i - q_a = \text{tank 1에서의 유출입량의 변화율}$$

이며, 식 (1)에서 시스템 모델은 다음과 같다.

$$A \frac{dh_1}{dt} + f(h_1 - h_2) = q_i \tag{5}$$

식 (2)로부터

$$A \frac{dh_2}{dt} + f(h_2) = f(h_1 - h_2) \tag{6}$$

식 (5)와 식 (6)에서는 비선형 형태의 시스템의 동특성을 나타낸다. 또한, 선형화된 방정식은 2차 전달함수 형태를 주어지므로

$$\frac{H_2(s)}{Q_i(s)} = \frac{G}{(T_1s + 1)(T_2s + 1)} \tag{7}$$

이다.

3. 진화 신경회로망을 이용한 제어기의 설계

3.1 진화 신경회로망 제어기의 설계사양

대부분의 인공 신경회로망(ANN)은 다층 퍼셉트론 구조를 가진다. 그러한 네트워크에서 각 층의 퍼셉트론 또는 뉴런들은 서로 연결하는 것이 아니라 인접하는 층에서 퍼셉트론과 완전히 결합한다. 실제적 적용에 대한 설계과정에서, 신경회로망은 연결 경로에서 가중치로 표현되는 최적 연결 강도를 얻도록 학습되어야만 한다. 뉴런으로 가중된 입력은 threshold level과 같은 다른 파라미터에 의해 결정된 선형 이동 연산자를 가지고서 동기 함수에 의해 더욱 진행되는데, threshold level은 신경회로망이 문제를 풀이하는데 적용하기 전에 또한 학습이 필요하다. 제어 공학 문제를 풀기 위해서 신경 회로망을 적용하는 데에는 두가지 방법이 있다. 첫째는 전통적인 파라미터를 조정하는데 ANN을 사용하는 것이다. 둘째는 제어기로서 ANN을 직접 사용하는 것이다.

대부분의 현존하는 신경회로망 제어기들은 비례형 제어를 위한 ANN의 입력으로서 사용되는데, 그러므로 제어에서 오버슈트와 진동에 대처할 수 없다. 더욱이, 설계과정에서 플랜트 입·출력 데이터를 사용하여 상호 독립적으로 학습한다, 그리고 제어하기 위한 플랜트와 시스템적인 통합을 줄인다. 제어 능력과 성능을 향상시키기 위해, 본 논문에선 전통적 제어 시스템의 고정된 설계값으로부터 직접적으로 신경회로망 제어기 구조를 진화시키고, 피드백 루프 내에 진화 신경회로망 제어기를 삽입한다. 진화 신경회로망은 다음 설계조건이 필요하다.

- 안정성
 - 작은 정상상태 오차의 조건중의 뛰어난 정상상태 응답
 - 상승시간, 오버슈트, 정정시간의 뛰어난 과도응답 특성
 - 외란에 대한 강인성
 - 매개변수 감도에 대한 강인성
- 이러한 특징들은 다음의 평가지수로써 얻어진다.

$$J = M \|e(t)\|_2^2 = \|E(j\omega)\|_2^2 \quad (8)$$

$e(t)$ 는 시간지수 t 에서의 출력과 명령치 사이의 오차이고, $E(j\omega)$ 는 주파수영역에서의 출력과 지령치 사이의 오차를 나타내며, 이는 과도와 정상상태 둘 다에 영향을 미치는 평가함수 역할을 한다.

$$J = \sum_{t=1}^N (e^2 + \dot{e}^2)t \quad (9)$$

여기서, \dot{e} 는 시간지수 t 에 대한 오차의 미분이다. N 은 시간지수의 최대치이고, 시간지수 t 는 적용되어지는 샘플 시간의 배수이다.

$$J = \sum_{t=0}^N (e_t^2 + \dot{e}_t^2 + c \cdot u_t^2)t \quad (10)$$

여기서, \dot{u}_t 는 출력의 변화를 나타내고 c 는 가중치이다. 오차 최소화시 동요를 일으키지 않기 위해 작은 값을 선택한다. 식 (10)은 최적제어를 위한 평가함수이다

3.2 신경회로망 제어기의 구조

식 (11)은 PID 제어기를 이산화한 방정식이다.

$$u(k) = u(k-1) + K \left\{ \alpha(k) + \frac{T_D}{T_0} [\alpha(k) - \alpha(k-1)] + \frac{T_0}{T_I} \sum_{k=0}^k \alpha(k) \right\} \quad (11)$$

여기서, k 는 시간 지수, K 는 비례이득, T_D 는 미분기

상수, T_I 는 적분기 상수, T_0 는 샘플링 주기, $u(k)$ 는 제어기의 출력, $e(k)$ 는 플랜트의 원하는 출력과 실제 출력간의 이산 오차신호를 각각 나타낸다. 그림 2는 신경회로망 제어기의 구조를 나타내고 있다.

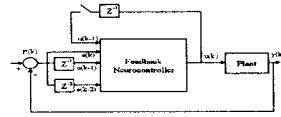


Fig. 2 Structure of a Neuro-controller

3.3 진화 신경제어기의 구조 설계 및 학습

3.3.1 파라메타 구조 설계

각 해는 network상에서 나타난 방법으로 모든 가중치와 threshold 가중치를 포함하는 벡터로 나타내진다. 또한, 이 가중치는 -150과 +150사이의 범위 내에 존재한다. 신경회로망 제어기상의 궤환에 대한 스위치가 만약 매개변수 벡터상의 마지막 숫자가 이 스위치에 대해 매우 크거나 영(zero)과 동일하게 제한되어진다면 커지고, 만일 그렇지 않다면 꺼진다. 진화 신경회로망의 구조는 그림 3에서 보여지는 것처럼 성장 메커니즘을 이용하여 최적화 되어진다. 초기의 구조는 최소의 4-1-1 network이다. 그 이후 알고리즘은 최적화된 중간층에 추가되어지는 뉴런이 생성되고, 진화는 계속된다. 앞의 구조가 포함되어진 최적 해의 새 구조상에 있는 가중치는 0으로 설정된다. 만일, 어떠한 진화된 또 다른 뉴런이 부가되어지고 새로운 최적 값은 앞단계의 하나의 뉴런과 교체한다. 만약 구조가 변동이 없다면 이 진화과정을 중지한다.

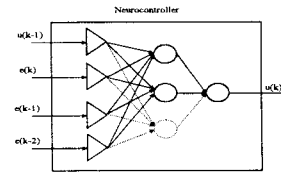


Fig. 3 Growing patterns of a Neurocontroller Architecture

3.3.2 진화 학습 알고리즘

EA(Evolutionary Algorithm)를 사용하면, 앞서 기술한 오차 역전파 학습 알고리즘의 문제점을 극복 할 수 있다. 수렴속도 및 정확도를 향상시키기 위해, Hill Climbing, 의사 탐급질과 같은 미세 동조 알고리즘을 부가할 수 있다. 신경회로망 제어기는 다음의 조건을 만족하는 EA에서 항상 진화된다.

조건(1) 이 시스템은 해석적이어야 한다, 즉, 설계 후보의 성능은 평가될 수 있어야 한다.

조건(2) 단순 참과 거짓의 진리치보다도 더 많은 정보를 갖는 성능 지수가 존재해야 한다.

합성 적분은 주파수 영역상에서의 두 개의 신호들을 곱한 결과와 같다. 기본적 규칙은 어떤 신호파로 무한개의 임펄스의 합으로 구성할 수 있으며, 시스템 응답은 임의의 시간 t_0 에서의 모든 임펄스 응답 합으로부터 얻어질 수 있으며, 임의의 입력에 대한 출력은 다음과 같이 계산되어질 수 있다.

$$y(k) = \frac{1}{a} \sum_{i=0}^k x(k-i)[y_s(i) - y_s(i-1)] \quad (12)$$

여기서, $y(k)$ 는 이산시간 지수 k 에 대한 출력이다. $x(k)$ 는 입력이고, $y_s(k)$ 는 진폭 a 인 계단응답이다.

4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

4.1 PID 제어 결과

이중탱크 수위제어 시스템은 비대칭의 비선형 시스템이다. 여기서, 탱크 1의 입력이 입력 유량 u (cm^3/s)로서 사용되어지고, 실험장치 내에서의 동작전압으로부터 환산된다. 탱크 1의 수위 h_1 (cm)을 통한 압력으로 인해 탱크 2의 수위 h_2 (cm)가 제어된다. 이 시스템을 선형화 시킨 상태방정식은 다음과 같다.

$$\begin{cases} A\dot{h}_1 = u - a_1c_1\sqrt{2g(h_1-h_2)} \\ A\dot{h}_2 = a_1c_1\sqrt{2g(h_1-h_2)} - a_2c_2\sqrt{2g(h_2-h_0)} \end{cases} \quad (13)$$

여기서, 두 탱크의 측면적 $A = 100 \text{ cm}^2$, 탱크 1, 2의 오리피스 면적은 각각 $a_1 = 0.396 \text{ cm}^2$ 와 $a_2 = 0.385 \text{ cm}^2$, 또한, 각각의 방전 상수 $c_1 = c_2 = 0.58$, 오리피스와 coupling 경로의 높이 : $h_0 = 3 \text{ cm}$, 중력에 의한 가속도 $g = 981 \text{ cm/s}^2$ 를 나타낸다. 샘플링 주기 T_s 는 1 sec 이다. 그림 4, 5는 PID제어기에 의해 Matlab으로 시뮬레이션한 결과이다.

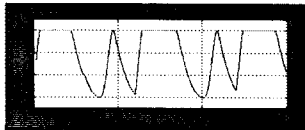


Fig 4. Water level of Tank 1

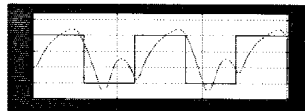


Fig 5. Reference vs. Water Level of Tank 2

4.2 진화 신경회로망에 의한 시뮬레이션 결과

본 논문에서 적용된 진화 신경회로망의 제어기의 학습은 0.1의 계단으로 하였다. 계단함수에 대하여 시뮬레이션 되어졌고, 이것은 500 sec에 대해 0.1까지 도달하고 다음 500 sec에 대해 0.125이고 0.075에 이른다. 동작은 단지 짧은 상승시간 동안 거의 오버슈트 없이 좋게 반복하고, 진화 신경회로망 제어기의 출력이 대해 좋은 특성을 갖는다. 그림 6은 학습된 진화 신경회로망의 구조를 나타내고 있다.

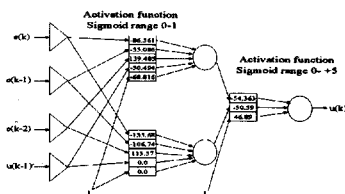
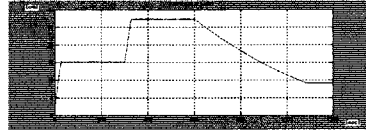


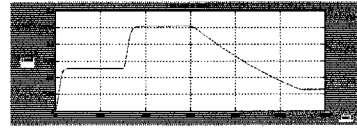
Fig. 6 Acquired Evolving Neural Network

Matlab을 이용한 신경회로망 제어기의 시뮬레이션에

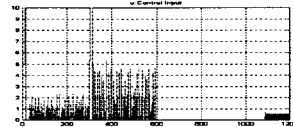
의한 제어결과는 그림 7과 같다.



(a) Level of Tank 1 : h_1



(b) Level of Tank 2 : h_2



(c) Control Input : u

Fig.7 Responses of Neuro-Controller

5. 결론

진화 신경회로망은 최소의 뉴런과 간단한 구조를 가지고 환경 변화에 대한 정보를 끊임없이 받아들여 진화해 나가며 학습시간을 단축시켜, 짧은 시간에 최적값을 찾아 적용하는 탁월한 능력을 갖고 있다. 본 논문에서는 진화 신경회로망을 이용하여, 목표 이중탱크 수위에 고속이면서 정확하게 추종할 수 있는 제어기를 제안하였다. 특히, Matlab 소프트웨어에 의한 컴퓨터 시뮬레이션 결과, 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

첫째, PID 제어기는 계단응답시, 오버플로우가 발생하며 목표치에는 수렴하였으나, 동일한 PID 제어 파라메타를 계단상 응답에 적용한 결과 목표치에 도달하지 못하였다.

둘째, 진화 신경회로망 제어기는 계단응답 및 계단상 응답시 오버플로우나 언더플로우없이 목표치에 빠르고도 정확하게 수렴하였다.

향후, 최적화 기법과 플랜트 모델링과 추정 등에 이용되는 새로운 신경회로망의 개발과 응용뿐 아니라, 실산업에 사용되고 있는 탱크 시스템의 제어에서 탱크별로 각각의 펌프를 가동하여 수위를 제어하는 멀티 이중탱크 수위제어에 대한 연구가 필요할 것으로 사료된다.

참고 문헌

1. Y. Li and A. Haeussler, "Artificial evolution of neural networks and its application to feedback control", *Int. J. Artificial Intelligence in Engineering*, Vol. 10, No. 2, pp 143-152, 1996.
2. Y. Li, K. C. Tan and C. Marionneau, "Direct design of uniform LTI controllers from plant I/O data using a parallel evolutionary algorithm", *Proc. UKACC international Conference Control '96*, Exeter, U.K., pp 680-686, 1996.
3. D. Psaltis, A. Sidris and A. Yamamura, "A multilayered neural network controller", *IEEE Contr. syst. Mag.*, Vol. 8, pp 17-21, 1998.
4. Y. Ichikaw and T. Sawa, "Neural network applications for direct feedback controllers", *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 3, pp 224-231, 1992.