

# 신경망과 진화알고리즘을 이용한 DC 모터 속도 제어

황 기현, 문 경준, 양 승오, 이 화석, 박 준호  
부산대학교 전기공학과

## Velocity Control of DC Motor using Neural Network and Evolutionary Algorithm

\*G. H. Hwang, K. J. Mun, S. O. Yang, H. S. Lee, J. H. Park  
Dept. of Electrical Engineering, Pusan National University

**Abstract :** This paper propose a Neural - GA - ES DC motor speed controller. The purpose is to achieve accurate trajectory control of the motor speed. A feedforward neural network structure is used for the controller. Genetic algorithm and evolution strategy is used for learning controller. Simulations are performed to demonstrate the effectiveness of proposed genetic algorithm and evolution strategy with neural structure.

### 1. 서론

동적시스템 제어에서는 일반적으로 제어하고자하는 대상 시스템의 정확한 수학적 모델링을 필요로 한다. 그러나 실제 시스템이 비선형이고 시변인 경우에는 그 시스템을 정확히 모델링을 하는 것이 매우 어렵고 또한 정확한 제어도 곤란하다.

최근 신경회로망을 동적제어시스템에 적용하는 연구<sup>[1]</sup> 및 제어시스템의 최적화 문제에 유전알고리즘(genetic algorithm:GA)을 적용<sup>[2]</sup>해보고자 하는 연구가 진행되고 있다.

본 연구에서는 구조는 신경회로망 형태를 가지나 학습법은 최근에 광범위하게 연구되고 있는 진화알고리즘(evolution algorithm)을 이용하였다<sup>[3]</sup>.

본 논문에서는 신경회로망 및 GA와 ES(Evolution Strategy)를 결합한 DC 모터 제어를 설계하고자 하였으며, 시뮬레이션을 통해 만족할 만한 성능을 보여 주었다.

### 2. 전방향 신경회로망(feedforward neural network) 및 진화 알고리즘

#### 2.1 전방향 신경회로망

본 연구에서 사용한 전방향 신경회로망의 구조는 그림 1과 같다<sup>[4]</sup>.

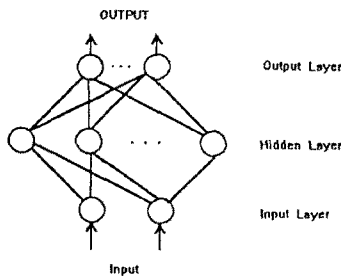


그림 1 전방향 신경회로망

학습 알고리즘은 출력층에서 실제로 계산된 출력값과 학습 상에 의해 제시된 목표 출력값과의 오차를 줄이는 방향으로 가중치를 조정하는 방법으로써 유전 알고리즘 및 ES를 혼합하여 사용하였다.

#### 2.2 진화 알고리즘

본 연구에서 이용한 진화 알고리즘은 자연의 진화과정을 도입한 최적화 방법이며 크게 유전알고리즘, evolution strategy(ES), evolutionary programming(EP)으로 분류된다.

본 연구에서 이용한 GA 및 ES의 알고리즘은 다음과 같다.

##### 2.2.1 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 자연의 유전학 및 자연도태의 메카니즘을 기초로 한 탐색알고리즘으로 최근 최적화 문제에서 많은 관심을 끌고 있으며 해를 구하는 과정에서 종래의 방법과 비교할 때 다음과 같은 차이점을 가진다.<sup>[5]</sup>

첫째 : GA는 파라메타를 부호화하여 사용한다.

둘째 : GA는 목적함수의 미분가능 및 연속성과 같은 조건을 필요로 하지 않는다.

셋째 : 하나의 해로 작업하는 다른 탐색 방법과 달리 해결단(population)으로 작업하는 진화 메카니즘이다.

GA를 사용하여 최적해를 구하는 방법은 다음과 같다.

- 부호화(coding) : 주어진 문제의 제약조건을 고려하여 해 집단을 부호화한다. 부호화 방법은 문제에 따라 다를 수 있지만 보통 2진수를 이용하여 랜덤하게 해결단을 생성시킨다.
- 평가(evaluation) : 주어진 목적함수에 따라 각각의 해의 적합도(fitness)를 평가한다.
- 복제(reproduction) : 적합도에 따라 염색체들을 랜덤하게 복제한다. 이 과정은 자연생태계의 적자생존의 원리를 이용한 것으로 높은 적합도를 가진 염색체일수록 다음 세대(generation)에서 복제될 확률이 높다.
- 교차(crossover) : 현재의 염색체상의 정보를 교환하여 새로운 정보를 가진 염색체를 생성한다.

crossover site

```
parent1 : 0 1 1 | 1 0 0 => offspring : 0 1 1 1 1 0
parent2 : 1 1 0 | 1 1 0 => offspring : 1 1 0 1 0 0
```

- 돌연변이(mutation) : 발생할 확률은 낮으나 염색체의 일부분을 변화시켜 다양한 해에 대한 탐색가능성을 제시한다.

**mutation Point**

parent : 0 1 1 1 0 0 => offspring : 0 1 0 1 0 0

**2.2.2 Evolution Strategy**

ES는 다음세대는 현세대와 크게 다르지 않다는 자연진화과 정에서 추출한 방법으로서 현세대에 정규난수를 포함시켜 다음세대를 발생시키는 방법이며 Schwefel이 제안한 ( $\mu\lambda$ )-ES 알고리즘은 다음과 같다<sup>[6]</sup>.

- a) 해(solution)가 가능한 범위내에서 초기의 해집단  $x_1(i = 1, \dots, p)$ 를 랜덤하게  $\mu$ 개 선택한다.
- b) 이 해집단 중 최적값에 평균이 0이고 표준편차가  $\sigma$ 인 정규난수를 더함으로써  $x_1'(i = 1, \dots, p)$ 를  $\lambda$ 개 발생시킨다. 즉  $x_1' = x_1 + N(0, \sigma)$ 이다.
- c)  $x_1$ 와  $x_1'(i = 1, \dots, p)$ 의 적합도를 비교하여 적합도가 큰 순서대로  $\mu$ 개의 해집단을 선정한다.
- d) b) ~ c) 과정을 반복하여 만족할만한 해를 얻으면 종료한다.

**3. 신경회로망과 진화 알고리즘을 이용한 모터 속도제어 방법**

**3.1 직류 모터 방정식과 동작조건**

직류 모터의 동적 방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다<sup>[1]</sup>.

$$K \omega_p(t) = -R_a i_a(t) - L_a \frac{di_a(t)}{dt} + V_i(t) \text{-----(1)}$$

$$K I_a(t) = J \frac{d\omega_p(t)}{dt} + D\omega_p(t) + T_L(t) \text{-----(2)}$$

여기서 부하 토크  $T_L(t)$ 은 다음과 같은 비선형 형태로 표시되고,  $\mu$ 는 상수이다.

$$T_L(t) = \mu \omega_p^2(t) [\text{sign}(\omega_p(t))] \text{-----(3)}$$

식(2)에서  $\tau(t) = K I_a(t)$ 로 두면,

$$\tau(t) = J \frac{d\omega_p(t)}{dt} + D\omega_p(t) + T_L(t) \text{-----(4)}$$

위의 토크 방정식을 이산시간모델로 바꾸면

$$\omega_p(k+1) = \frac{T}{J} \tau(k) - \mu \frac{T}{J} \omega_p^2(k) [\text{sign}(\omega(k))] + (1 - D) \omega_p(k) \text{-----(5)}$$

이고, 여기서  $T$ 는 샘플링 시간을 나타낸다.

위의 직류모터의 사양 및 운전범위를 아래와 같이 두었다.

- $J = 0.068 \text{ kg m}^2$      $K = 3.475 \text{ Nm A}^{-1}$
- $D = 0.03475 \text{ Nms}$      $\mu = 0.0039 \text{ Nms}^2$
- $T = 0.01 \text{ s}$

직류 모터의 운전 범위

$$- 50.0 < \omega_p(k) < 50.0 \quad (\text{rad/sec})$$

**3.2. 진화 알고리즘에 의한 제어기의 학습**

진화 알고리즘을 이용하여 제어기를 학습하기 위하여 임의의  $T$  시간 동안에 취득한 실제 출력 및 목표 출력간의 오차의 합을 적합도로 이용하였다. 초기에 발생시킨 랜덤한 해집단을 이용하여 적합도를 평가한 후 앞에서 서술한 알고리즘으로 오차가 설정한 임계값 이하가 될때까지 반복수행하였다. 제안한 방법의 제어구조는 그림 2와 같고, 제어기의 학습을 위한 흐름도는 그림 3에 나타내었다.

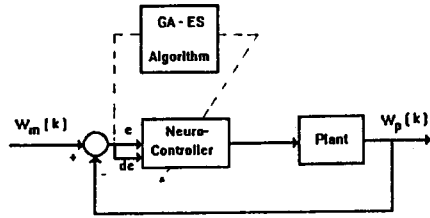


그림 2 제안한 방법의 제어구조

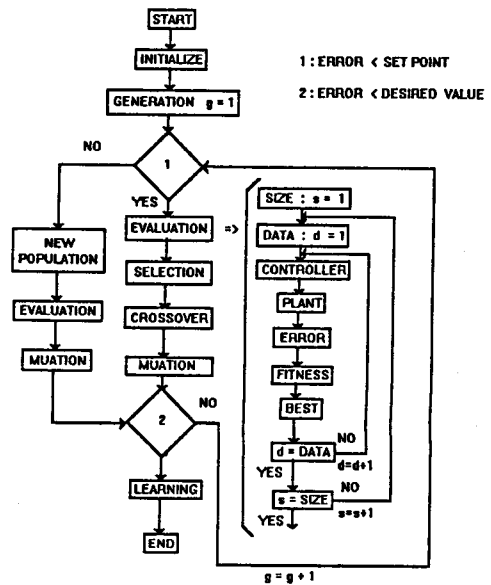
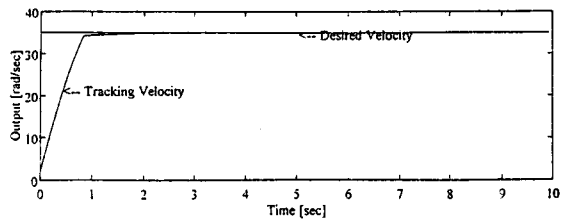


그림 3 제안한 제어기의 학습을 위한 흐름도

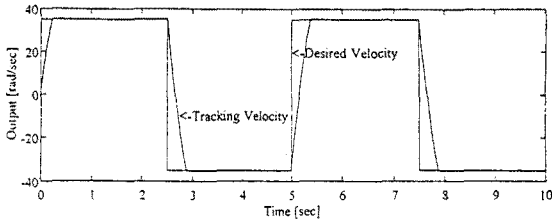
**4. 사례 연구**

본 연구에서는 제어 시스템이 지령속도  $\omega_m(k)$ 에 대하여 실제의 출력이  $\omega_p(k)$ 가 얼마나 잘 추종하는가를 살펴 보고자 한다. 또한 신경회로망 제어기의 학습시 GA만으로 학습을 한 경우와 GA 및 ES를 혼합하여 학습한 경우를 비교하였다.

GA만 이용하여 학습한 제어기에 구형파 입력을 가한 경우의 모의실험결과를 그림 4에 나타내었고 GA와 ES를 혼합한 경우의 결과를 그림 5에 나타내었다.

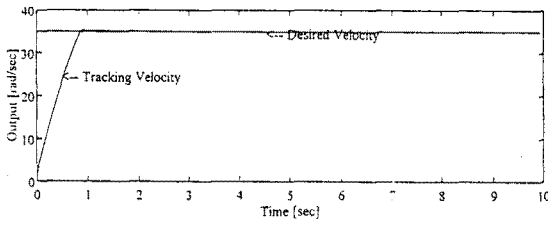


a) Step wave 응답

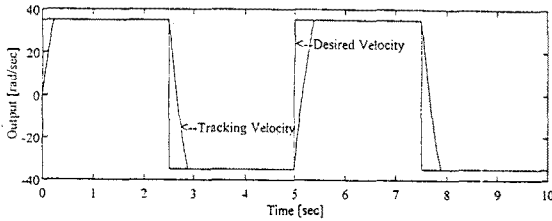


b) Square wave 응답

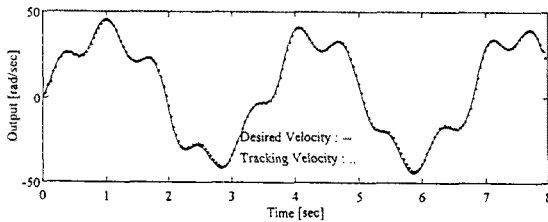
그림 4 Neural - GA을 이용한 시뮬레이션 결과



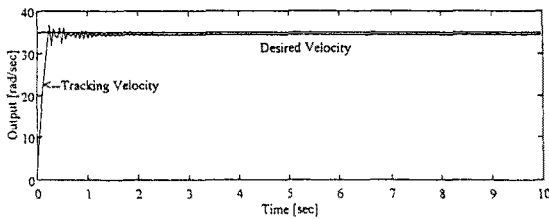
a) Step wave 응답



b) Square wave 응답



c) Nonlinear wave 응답



d) Nonlinear wave 응답 (recall)

그림 5 Neural - GA - ES을 이용한 시뮬레이션 결과

## 5. 결론

본 연구에서는 전방향 회로망과 유전 알고리즘, ES를 사용하여 제어기를 구성하였고 이 제어기로 DC 모터의 속도 제어를 시뮬레이션 해 보았다. 그 결과 신경회로망 구조를 가지고 진화 알고리즘으로 학습한 방법이 만족할만한 성능을 얻었으며, 수행시간 및 정확도를 높이기 위해서 ES를 혼합하는 것이 더 좋은 결과를 얻는 것을 확인할 수 있었다.

향후 과제로는 제어기의 민감성(sensitivity)을 고려하여 제어기를 구성하여 제어기의 성능 개선과 더불어 강인성이 고려된 제어기의 설계를 위한 연구가 요망된다.

## 참고 문헌

- [1] Siri Weerasoriya and M. A. El-Sharkawi, "Identification and Control of a dc motor using back-propagation neural networks", IEEE Trans. on Energy Conversion, Vol.6, No.4, pp663 - 669, Dec. 1991.
- [2] K. Krishnakumar, David E. Goldberg, "Control System Optimization Using Genetic Algorithms", Journal of Guidance, Control, and Dynamics Vol. 15, No. 3, May - June, 1992.
- [3] Vittorio Maniezzo, "Genetic Evolution of the Topology and Weight Distribution of Neural Networks", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 5, No. 1, Jan., 1994.
- [4] J. L McClelland, D. E. Rumelhart and the PDP research group, "Parallel distributed processing : Exploitations of the microstructure of cognition", Vol II, Bradford books, Cambridge, MA, 1986.
- [5] David E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison-Wesley, 1989.
- [6] David B. Fogels, " An Introduction to Simulated Evolutionary Optimization ", IEEE Trans. on Neural Network, Vol. 5, No. 1 Jan. 1994.