

---

# 진화로봇을 위한 Self-Adaptive 진화 전략 성능 평가

## Performance Evaluation of Self-Adaptive Evolutionary Strategy for Evolutionary Robotics

박정국, Jung-Guk Park\*, 김경중, Kyung-Joong Kim\*\*

세종대학교 컴퓨터공학과, Department of Computer Engineering, Sejong University

---

**요약.** 진화 로봇은 로봇의 몸체, 제어기 등을 진화 연산을 이용하여 설계하는 기술이며, 진화 로봇의 제어기로 신경망이 일반적으로 많이 사용되고 있다. 신경망의 파라미터를 최적화 하기 위해 다양한 진화 기법들이 이용되고 있으며, 진화 전략은 비전문가 학습 분야에서 좋은 성능을 보여 널리 이용하고 있다. 본 논문에서는 일반 진화 전략과 Self-Adaptive 진화 전략을 비교하여 모바일 로봇의 센서 노이즈에 강건한 신경망 학습을 평가한다. 빛을 따라가는 E-PUCK로봇을 목표로 두 가지 진화 방법을 적용 하여 센서 노이즈를 입력 받은 신경망 학습을 시키고 로봇 학습에 대한 평가를 하며, 어떤 진화 방법이 로봇 학습에 적절한지 보인다.

**Abstract.** Evolutionary robotics performs the parameter searching of learning robots or robot design using evolving computation. Neural networks are widely used as controllers for evolutionary robotics and there are many techniques for learning neural networks or for searching the parameter. In this paper, we evaluate two learning methods for evolutionary robot and our experimental results shows the performances of two methods with noise for learning evolutionary robot.

**핵심어:** 진화 로봇, 신경망, 모바일 로봇, Self-Adaptive

---

\* : 세종대학교 컴퓨터공학과 e-mail: prfirst@sju.ac.kr

\*\* : 세종대학교 컴퓨터학과 조교수; e-mail: kimkj@sejong.ac.kr

## 1. 서론

진화 로봇은 로봇의 몸체, 제어기 등을 진화 연산을 이용하여 자동으로 설계하는 기술이다[1],[2]. 로봇의 몸체구조를 사람이 직접 설계하지 않고, 환경과의 상호작용을 통해 로봇이 수행할 작업임무에 가장 적절한 형태의 몸체를 탐색하는 것이 가능하다. 또한 로봇이 사용할 제어기 (주로 신경망)를 자동으로 설계하는 것도 가능하다. 또한, 로봇의 몸체와 제어기를 동시에 공진화 (Co-Evolution) 하는 연구도 이루어지고 있다.

진화 로봇의 제어기로 일반적으로 신경망이 사용되고 있지만, 어떤 방법이 신경망의 가중치를 결정하는데 우수한지는 아직 알려져 있지 않다. 본 연구에서는 진화 로봇을 위한 제어기 최적화를 위해 두 가지 서로 다른 진화 기법을 적용해 보고, 두 방법의 성능 차이를 빛 따라가기 문제를 대상으로 평가해 본다. E-PUCK 이동 로봇 시뮬레이터인 EnKi 를 사용하였다.

본 논문에서 사용한 두 가지 진화 방법 중 첫번째 방법은 일반적인 진화 전략을 사용하여 인공 신경망을 학습시키며, 두번째 방법은 Chellapilla 등이 체커 프로그램을 진화하기 위해 제안한 Self-Adaptive 진화 전략 방법을 사용한다[3]. 이 방법은 이전 연구에서 Checker 게임의 보드 평가를 수행하는 인공 신경망을 학습하였으며, 전문가 수준의 체커 프로그램을 만들어내었다.

본 논문에서는 E-PUCK 로봇이 인공 신경망을 사용하여 움직임을 제어하도록 하였고 진화 연산을 이용하여 신경망을 최적화 하였다. E-PUCK 로봇은 8 개의 적외선 감지 센서를 부착하고 있고 이 센서를 사용하여 거리정보와 빛의 세기를 얻을 수 있다. 또한 168x124 해상도의 CCD 영상을 얻을 수 있고, 2 개의 바퀴를 가진 모바일 로봇이다. 그림 1 은 E-PUCK 로봇을 보여준다. 본 논문의 구성은 본문에서 모바일 로봇 학습 방법을 서술하고, 연구 결과를 보이며, 결론 및 향후 연구에 대해 언급한다



그림.1 E-PUCK

## 2. 본론 1

이 장에서는 2가지 진화 전략을 사용하여 E-PUCK을 제어하는 인공 신경망을 학습시키는 방법을 서술한다. 인공 신경망의 구조는 전형적인 전방향 신경망이며 그림 2와 같으며 신경망의 입력은 E-PUCK 로봇의 센서값이 되고 출력은 E-PUCK로봇의 바퀴를 제어하는 값이다. 그림 2에서는 2개의 센서 입력을 받는 뉴런 2개의 입력층과 은닉층, 그리고 2개의 출력을 내는 2개의 뉴런으로 구성된

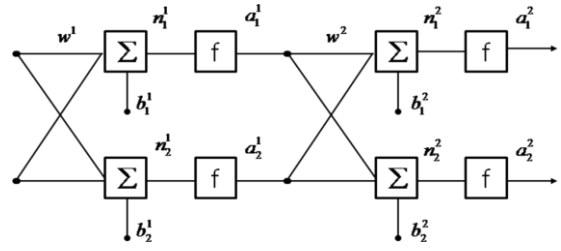


그림. 2 전방향 신경망의 구조

출력층으로 구성된 신경망을 나타낸 것이다. 이 장의 1절에서는 소개한 일반적인 진화 방법을 서술하고, 2절에서는 [5]에서 소개한 진화 전략 방법을 서술하였다.

### 2.1 진화 신경망

일반적인 진화 방법으로 인공 신경망 학습 방법으로 유전 알고리즘에서 소개한 방법이다. 인공 신경망 집단은 하나의 개별적인 인공신경망들로 구성되어 있으며, 각 인공 신경망들은 일반적인 신경망 초기화 방법과 동일하게 랜덤으로 선택 된 실수값을 가진 가중치들을 가진다. 신경망은 입력층과 은닉층, 출력층으로 구성되며, 각 층간 가중치들로 Fully-Linked 된 구조를 가진다. 각 층의 뉴런들은 전방향으로 출력신호를 다음과 같이 다음층으로 전파한다.

$$n^i = f(\sum w^j a^{j-1} + b^i) \quad (1)$$

$i$  는 층의 단계를 의미하고  $n^i$  는  $i$  번째 층의 뉴런의 신호 값이며,  $n$  과 연결된 하위층의 가중치값  $w$  과 뉴런값  $a$  의 내적에 바이어스  $b$  을 활성화 함수  $f()$  를 통과한 값과 같다.

초기화 된 집단은 일정한 확률로 가중치 돌연변이(weight mutation)를 통하여 부모의 수와 동일 한 자식을 생성하게 되며, 높은 적합도를 가진 신경망순으로 나열하여 처음 부모의 수만큼 다음 세대에 보낸다. 각 인공신경망의 적합도는 로봇과 빛과의 거리이다. 그림. 3에서는 이절에서 설명한 신경망 학습 알고리즘을 의사코드로 나타낸 것이다.

- |   |
|---|
| <ol style="list-style-type: none"> <li>① 해 집단의 인공신경망의 초기화</li> <li>② 각 인공신경망은 돌연변이 연산을 수행 하여 자식을 생산</li> <li>③ E-PUCK 로봇을 사용하여 각 신경망의 적합도를 측정</li> <li>④ 각 신경망의 적합도중 높은 적합도를 가진 신경망을 다음 세대로 넘김</li> <li>⑤ 2로 돌아가서 학습이 끝날 때까지 신경망을 진화시킴</li> </ol> |
|---|

그림. 3 진화 신경망 학습 방법 의사코드

### 2.2 Self-Adaptive 진화 전략

이 절에서 소개하는 진화 전략은 Checker게임에서 신경망을 학습 할 때 사용한 방법이며, 진화 방법은 다음과 같다.

$$\sigma'_i(j) = \sigma'_j \exp(\tau N(0,1))$$

$$w'_i(j) = w_i(j) + \sigma'(j) N_j(\mathbf{0}) \quad (2)$$

여기에서  $N$  은 가우시안 정규분포의 랜덤변수를 나타내고,  $\tau$  는 인공 신경망의 가중치와 바이어스의 총합을 나타내며,  $i$  는 해 집단의 인공 신경망의 인덱스를 뜻하고  $j$  는 각 인공 신경망의 인덱스를 뜻한다.  $\sigma'$  는 Self-Adaptive Parameter이며 각 가중치마다 하나씩 부여되며, 각 가중치의 돌연변이를 생성 할 때 사용된다. 수식(2)는 인공 신경망을 학습 시킬 때 많은 변화가 필요한 가중치에 가중치를 뒤서 큰 값을 가지게 하는 역할을 한다. 위의 방법을 의사코드로 나타내면 그림. 4와 같다.

- ① 해 집단의 인공신경망의 초기화 및 Self-Adaptive Parameter 초기화
- ② 각 인공신경망은 돌연변이 연산을 수행 하여 자식 해를 생산 (돌연변이 수행할 때, Self-Adaptive Parameter 적용) (Self-Adaptive Parameter도 돌연변이)
- ③ E-PUCK 로봇을 사용하여 각 신경망의 적합도를 측정
- ④ 각 신경망의 적합도중 높은 적합도를 가진 신경망을 다음 세대로 넘김
- ⑤ 2로 돌아가서 학습이 끝날 때까지 신경망을 진화시킴

그림. 4 진화 전략을 사용한 신경망 학습 방법 의사코드

### 3. 실험

E-PUCK 로봇의 대표적인 시뮬레이터인 EnKi시뮬레이터를 사용하여 진화로봇 실험을 수행하였다. 진화 신경망의 집단 크기는 20으로 설정하고, 신경망의 초기 가중치는 -0.2~0.2사이의 값을 가지도록 하였다. 총 200세대를 진화하였다 돌연변이 확률은 0.1로 하였다. Self-Adaptive 진화 전략을 사용한 학습 방법의 경우 해 집단의 초기화 시 모든  $\sigma'$ 의 값을 0.05로 하였다. 실험은 총 10회 반복 수행하였다. 실제 환경에서 작동할 E-PUCK을 고려하여 학습 평가과정에 센서 노이즈를 주었다. 노이즈의 크기는 센서값에  $\pm 5\%$ ,  $\pm 20\%$ 로 설정하여 시뮬레이션상에서 입력되는 센서 값을 변화 시킨다.

표 1은 일반 진화 전략과 Self-Adaptive 진화 전략의 빛 따라가기 문제에서 마지막 세대의 개체들의 평균 적합도를 보여준다. 그림 5에서는 10번 실험한 진화 그래프의 평균을 나타낸 것이고, 실험의 노이즈 비율이 변화하여도 항상 Self-Adaptive 진화 전략이 높은 성능을 보임을 알 수 있다.

### 4. 결론

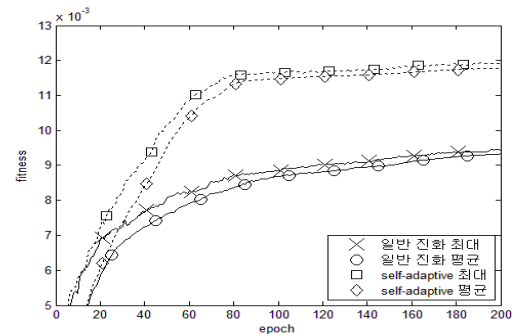
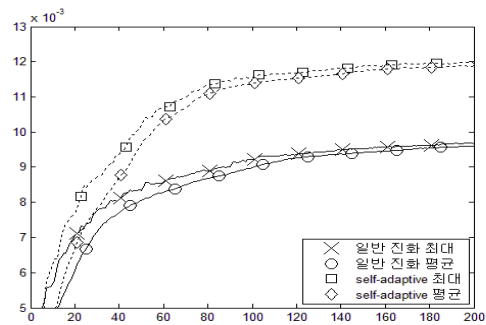
진화 로봇의 신경망 제어기를 학습하는 방법으로 일반 진화 전략과 Self-Adaptive 진화 전략을 빛 따라가기 문제를 대상으로 비교하여 보았다. 실험 결과 Self-Adaptive 진화 전략이 다양한 노이즈 상황에서 안정적으로 우수한 성능을 보였다.

### 감사의 글

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(2010-0012876) 및 뇌과학 원천기술개발사업임(2010-0018948).

노이즈	일반 진화	Self-Adaptive 진화
	평균±표준오차	평균±표준오차
±5%	9.672 ± 0.363	<b>11.969 ± 0.431</b>
±20%	9.428 ± 0.524	<b>11.899 ± 0.416</b>

표.1 학습 마지막 세대의 최대 적합도의 평균과 표준오차 ( $\times 10^{-3}$ )



센서 노이즈±20%에 따른 진화

그림.5 센서 노이즈에 따른 두 학습 방법 평가의 비교

### 참고문헌

- [1] S. Nolfi and D. Floreano, *Evolutionary Robotics: The Biology, Intelligence, and Technology of Self-Organizing Machines*, MIT Press, 2000.
- [2] Parker, G.B.; Nathan, P.J.; , "Co-Evolution of Sensor Morphology and Control on a Simulated Legged Robot," Computational Intelligence in Robotics and Automation, 2007. CIRA 2007. International Symposium on , vol., no., pp.516-521, 20-23 June 2007
- [3] Chellapilla, K.; Fogel, D.B.; , "Evolving neural networks to play checkers without relying on expert knowledge," *Neural Networks, IEEE Transactions on* , vol.10, no.6, pp.1382-1391, Nov 1999