

# 진화로봇 (Evolutionary Robotics)

본 논문에서는 진화로봇의 개념과 기법 및 최근 연구 동향을 소개하고자 한다. 진화로봇의 주요 목표는 지능적이고 자율적인 로봇 또는 제어기를 직접적이고 명시적인 프로그래밍 또는 사람의 개입 없이 자동적으로 구성하는 것이다.

■ 서기성  
(서경대학교 전자공학과)

## 1. 서론

진화로봇(Evolutionary Robotics, ER)은 로봇의 구조와 제어 관련 S/W를 자동적으로 결정 또는 생성하기 위하여 진화 연산(Evolutionary Computation, EC) 또는 진화원리를 사용하는 분야를 통칭한다[1,2]. 참고로, 이에 비해 지능로봇(Intelligent Robotics)은 로봇의 인지, 행동 및 제어 관련 분야에 지능적인 요소가 결합된 좀 더 포괄적인 의미를 나타낸다.

본 논문에서는 진화로봇의 개념과 기법 및 최근 연구 동향을 소개하고자 한다. 진화로봇의 주요 목표는 지능적이고 자율적인 로봇 또는 제어기를 직접적이고 명시적인 프로그래밍 또는 사람의 개입 없이 자동적으로 구성하는 것이다.

로봇 분야에서 진화연산을 쓰는 이유는 다음과 같다[1]. 첫째, 대상 문제가 시스템의 구조와 파라미터 최적화를 지양한다. 즉 로봇의 설계나 환경인식 및 제어 프로그램 구성의 성격이 구조와 파라미터 최적화 문제로 규정될 수 있다. 둘째, 진화는 탐색 공간에서 지역 최적을 피하고 전역 최적화에 부합한다. 다른 접근법보다 진화연산이 전역 최적화에 좀 더 강인하다고 알려져 있다. 셋째, 다양한 해의 발견이 가능하다는 점이다. 진화연산의 특성인 복수개의 해를 유지해 나가는 과정에서 최적해 만이

아닌 서로 다른 특성을 가진 대체 해를 선택할 수 있다. 특히, 예상치 못했던 혁신적인 해의 발견 가능성이 높다.

진화로봇에 대한 연구 분야를 구체적으로 분류하면, 다음과 같이 3가지로 나눌 수 있다.

첫째, 로봇의 구조(몸체)를 진화 시킨다. 예로 모듈라 로봇의 구조(형태)를 자동생성 및 변형하는 연구를 들 수 있다. 둘째, 로봇의 S/W(제어기)를 진화시킨다. 로봇의 제어 프로그램을 자동 생성하는 것으로 가장 널리 접근된다. 현재 ER 분야에서 실용적이고 현실적인 측면 때문에 제어 프로그램의 학습 및 자동생성이 대부분을 차지한다. 로봇의 걸음새(gait), 이동(locomotion), 주행(navigation)방법이나 제어기의 자동생성에 초점을 두고 있다. 셋째, H/W와 S/W를 동시 진화 시킨다. 이상적이거나 현실적인 당위성이나 효용성에 의문이 제기될 수 있다. 시뮬레이션 상에서만 가능하거나, 실제 로봇을 대상으로 한 온라인상의 구현은 현실적으로 어려움이 따를 수 있다. 예로서, 이동 로봇의 구조와 이동방법을 함께 진화시키는 접근이 있다.

진화 로봇은 사람의 직접적인 감독 없이 스스로 의사 결정 및 동작을 수행할 수 있는 자율성, 예기치 못한 환경에서의 적응성, 생물학적 유기성등의 특성을 가질 수 있으며, 로봇의 난이도 높고 복잡한 행동양식, 지능적 보행 및 이동, 그리고 협조작

업등에 응용될 수 있다.

## 2. 진화 연산

진화연산은(Evolutionary Computation, EC) 생물체의 진화원리를 컴퓨터 알고리즘화 한 것으로 방향성을 가진 확률적 탐색 기법이다. 세대를 증가시키면서 복수개의 집단 해를 대상으로 목적함수에 좀 더 부합되는 해를 구한다.

진화연산의 기법은 정의에 따라 약간씩의 차이가 있지만, 다음과 같이 4가지 부류로 나누어진다 - GA (Genetic Algorithm)[3], GP (Genetic Programming)[4], ES (Evolutionary Strategy)[5], EP (Evolutionary Programming)[6]. 여기에 EA (Evolutionary Algorithm) 이란 용어가 추가되기도 하고, 또는 다른 측면에서 혼용되기도 한다.

EA는 좁은 의미로는 주로 실수 최적화를 다루는 Real-coded GA, ES, DE(Differential Evolution) 만을 지칭하는 의미로 사용되고, 넓은 의미로는 진화연산의 방식에 상관없이 진화적 기법의 원리를 통칭하기도 한다.

로봇문제에 대한 응용에서는 실수 변수만의 최적화인 경우 ES, DE 를 포함한 EA 기법이 많이 쓰이고, 조합최적화를 포함한 경우는 GA, 그리고 구조가 열려진(open-ended) 특성을 갖거나 구조/파라미터의 동시 최적화 문제등에는 GP 가 주로 이용된다.

## 3. 로봇 구조(H/W)의 진화

로봇의 구조에 대한 진화로는, 로봇의 일부 또는 전체 구조를 설계하거나, 모듈 요소를 결합시켜 새로운 로봇의 구조(형태)를 생성시키는 연구를 들 수 있다.

### 3.1 로봇의 구조 설계

로봇의 그리퍼 설계에 다목적 유전알고리즘을 사용하여 기하적 치수와 외형을 최적화한 연구가 수행되었다[7]. 그림 1에 한 유형의 그리퍼 메커니즘 구조가 나와 있다. 그리퍼 최적 설계 문제는 비선형과 복잡한 제한사항, 그리고 다목적 함수로 표현된다. 최대와 최소 잡지(gripping) 차이, 그리퍼 액츄에이터와 그리퍼 끝의 전달비, 그리퍼 구성요소의 길이, 메커니즘의 난이도 등이 목적함수로 사용되었고, 최적화를 위해서 MOGA (Multi-objective Genetic Algorithm), NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm), 그리고 MODE (Multi-objective Differential Evolution) 이 적용되었다.

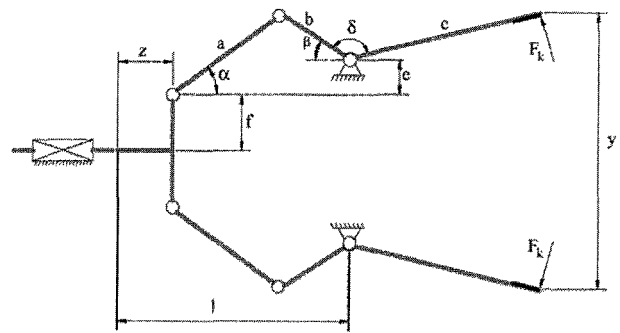


그림 1. 그리퍼 메커니즘의 구조(7)

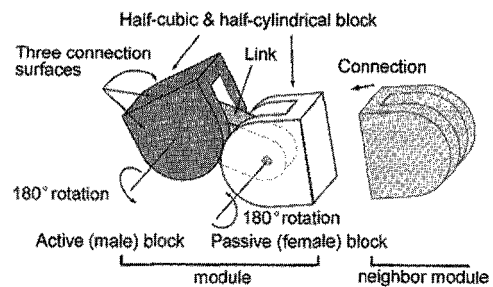


그림 2. M-TRAN모듈의 구조(8)

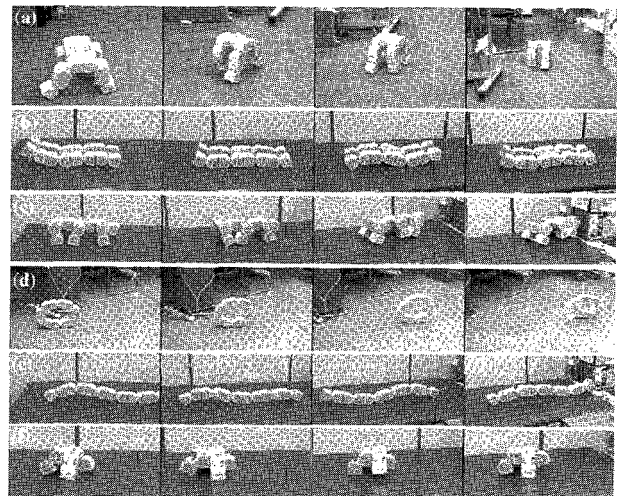


그림 3. M-TRAN으로 구성된 다양한 형태의 로봇 및 보행(9)

### 3.2 자기 재구성성이 가능한 모듈라 로봇

모듈라 로봇은 독립적인 단위 구성 요소인 모듈을 원하는 기능을 수행할 수 있도록 특정한 형태로 연결하여 만든다. 구성 형태에 따라 뱀형, 거미형, 루프형, 보행형 등 다양한 종류의 로봇 구현이 가능하다. 또한, 모듈의 특성상 쉽게 연결 구성을 바꿀 수 있으므로 재구성(reconfiguration)이 가능한 장점이 있다. 대

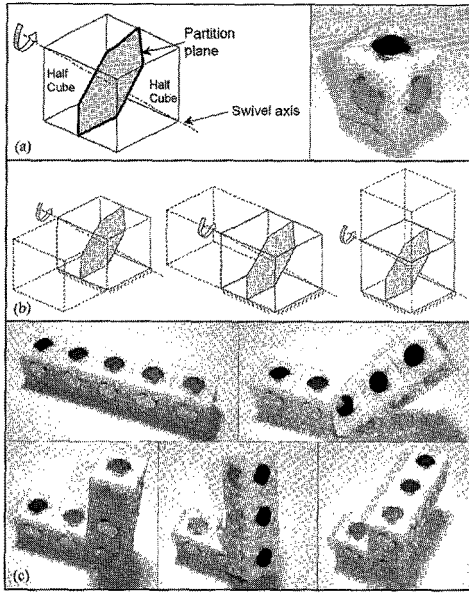


그림 4. 큐브 형태의 자기구성 모듈(10)

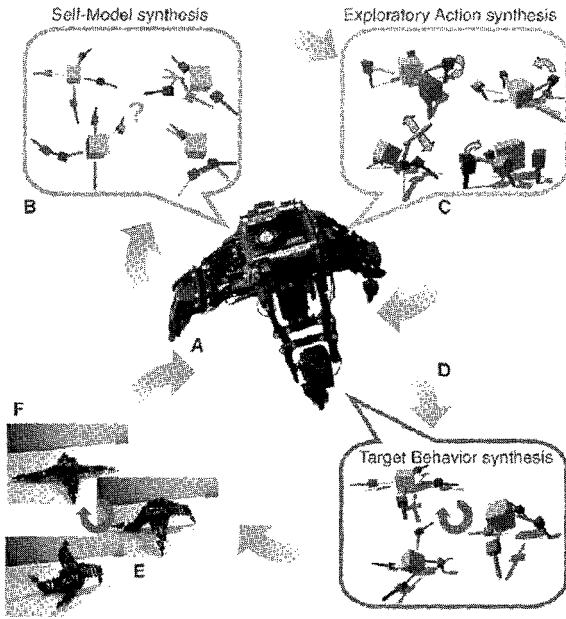


그림 5. 구조와 이동방법의 합성 후 구현된 로봇(11)

표적으로 M-TRAN[8]이 잘 알려져 있으며, 구조와 메커니즘은 그림 2와 같다.

자기 재구성을 통한 다양한 형태의 이동 로봇구현이 가능하며, 그림 3에 나와 있듯이 이동 방법도 잘 개발되어 있다. 특히, 환경 변화에 따라 실시간으로 로봇의 형태를 재구성 하여 정상 보행으로부터 장애물 극복이나 좁은 공간 통과가 모두 가능하

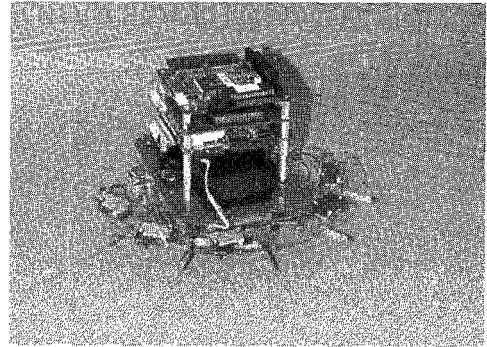


그림 6. 미로환경에서 진화 주행을 수행하는 EvBot(12)

다[9].

또 다른 자기구성 모듈로서 H. Lipson등이[10] 구현한 정육면체 형태가 그림 4에 나와 있다. 이 모듈의 내부구조와 자기구성 방법이 그림에 설명되어 있으며, 각 모듈간의 결합은 M-TRAN과 같이 자성을 이용한다.

### 3.3 구조 및 이동방법 동시 진화 로봇

그림 5는 시뮬레이션 상에서 진화연산을 통해 스스로 모델을 합성한 후, 이 모델구조를 이용하여 이동방법을 역시 스스로 생성하고 이를 실제 로봇으로 구현한 연구이다[11]. 특히, 기구부의 일부가 파손되었을 경우에도 파손된 모델로부터 새로운 이동방법을 진화시킬 수 있고 이에 대한 수행도 가능함을 보이고 있다. 적응 또는 복원성이 있는(resilient) 특성을 가지고 있다.

## 4. 로봇 제어 S/W의 진화

로봇의 제어 프로그램을 자동 생성하는 것으로 가장 널리 접근된다. 현재 ER 분야에서 실용적이고 현실적인 측면 때문에 제어 프로그램의 학습 및 자동생성이 대부분을 차지한다. 제어 대상으로는 로봇의 주요 행동양식(behavior), 주행(navigation), 걸음새(gait), 이동(locomotion), 기타 응용동작이 대부분을 차지한다.

### 4.1 주행(navigation)

모바일 로봇의 주행은 기본적으로 이동 및 장애물 충돌 회피를 포함한다. 다음 연구에서는 미로찾기 환경에서의 주행의 제어를 위하여 뉴럴 컨트롤러가 사용되었다[12]. 이 뉴럴 네트워크는  $(\mu + \lambda)$ -ES를 통해 진화되었으며, 시뮬레이션에서 진화된 뉴럴 컨트롤러가 접촉센서를 가진 실제 로봇(EvBot)에 적용되었다(그림 6).

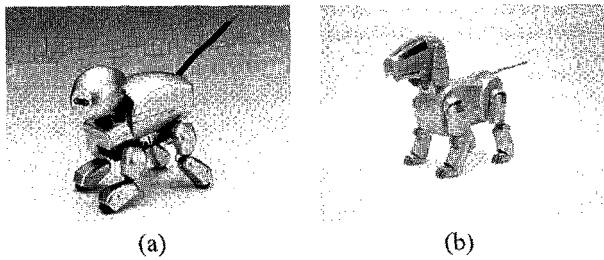


그림 7. SONY Aibo ((a) OPEN-R, (b) ERS-110 [13])



그림 8. SONY Aibo 의 기어가기 동작[14]

#### 4.2 보행 방식 자동 생성

진화연산이 가장 널리 사용된 곳은 보행 로봇의 걸음새(gait)를 자동 생성하는 분야이다. 4족 보행로봇을 중심으로 안정성과 속도를 높이는 연구가 이루어져 왔다.

Homby 등은[13] 그림 7의 SONY Aibo 초기 모델인 OPEN-R 과 ERS-110에 대해서 20여개 이상의 걸음새 파라미터를 정의하고 이를 EA를 사용하여 걸음새 자동생성에 대한 최적화를 수행하였다. 사용된 걸음새 파라미터는 몸체의 위치정보, 다리의 스윙 정보, 몸의 진동 정보등 상당히 복잡한 파라미터를 사용하였다.

RoboCup 대회에서 SONY Aibo 로봇이 공식적으로 채택되면서, 리그 참가하는 팀들이 경쟁적으로 Aibo RRS-7 의 보행속도를 높이는 연구를 진행하면서, 보행속도는 초기에 SNOY사에서 내장시킨 방식에 의한 값보다 무려 2배 이상 향상되었다. 주로 다음과 같은 3가지 종류의 걸음새 파라미터가 공통으로 사용되었으며 - 직교좌표계에서의 발끝의 자취(locus), 초기자세 위치정보, 그리고 한 사이클 당 보간수 - 걸음새 생성에 GA가 사용되었다. 그림 8은 CMU 팀에서 발견한 빠른 보행 자세중의 하나로써 앞발을 안으로 구부리고 기어가는 형태를 취하고 있다[14].

상기의 GA 접근법은 위에서 언급한 3가지 종류의 모든 파라미터들을 유전자(chromosome)로 표현해야 하기 때문에 최적화해야 될 파라미터 수도 많을 뿐 아니라, 3가지 종류의 파라미터의 특성이 서로 다르므로 연산 시간 및 최적화 도달에 큰 어려움을 가지고 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여, GP를 이용한 관절(joint) 좌표계 중심의 진화 접근법이 제안되었다[15]. 직교좌표계에서 사용되는 수많은 파라미터 대신에 각 관절에 대한 궤적만을 회

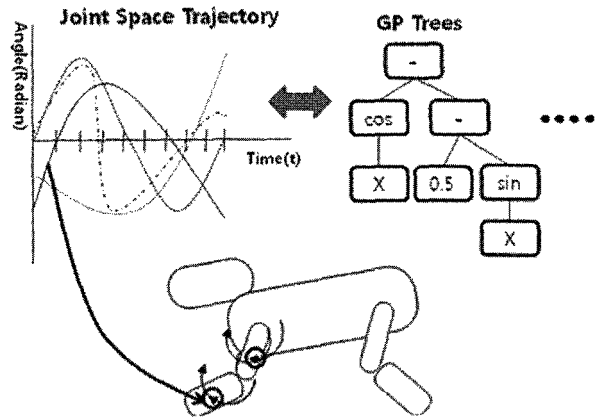


그림 9. GP 기반의 관절궤적 생성법[15]

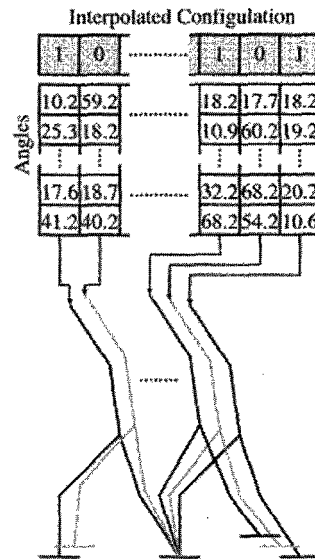


그림 10. 휴머노이드 걸음새 형태 진화 [16]

귀분석(symbolic regression)으로 구함으로써 걸음새를 생성한다(그림 9). 구간 점들에 대한 관절궤적을 구하고 이를 보간하는 방식에 비해서도 최적화의 가능성이 더 높다.

다음은 이족 보행로봇에(또는 휴머노이드 로봇) 대해서 진화연산이 적용된 사례이다. 계층적 EA를 사용하여 에너지 최적화 및 ZMP를 고려한 자연스러운 보행을 생성하였다[16]. 계층적 EA는 두 가지 최적화 알고리즘의 동시 진화방식으로 되어있으며, GA는 모든 액튜에이터의 총 에너지를 최소화 하고, EP는 이족 보행의 보간된 관절자세를 최적화 한다(그림 10).

휴머노이드 로봇의 자율적인 이동은 주어진 기하 정보를 이용한 전역적 경로계획, 환경인식을 통한 지역적 경로 계획, 보

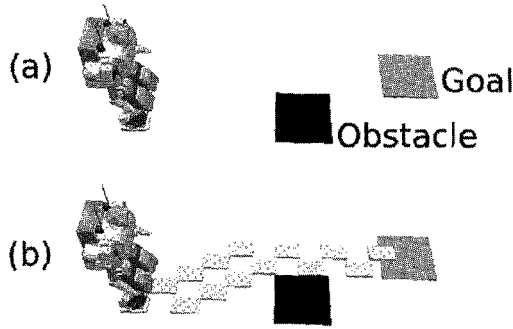
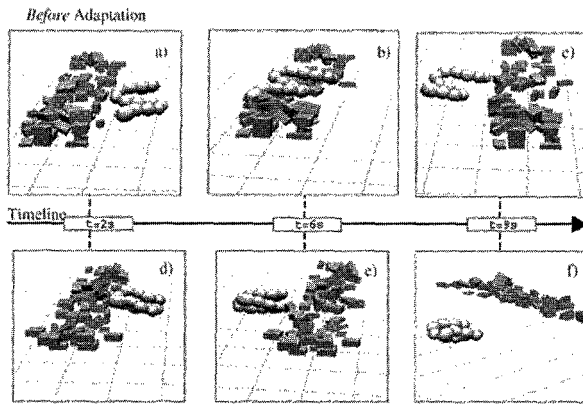


그림 11. HOAP-1의 보폭계획의 예[17]



After Adaptation via GP with LPCSG

그림 12. Snakebot 에 대한 GP 기반 이동 결과 비교[18]

폭계획, 그리고 전진동작 생성으로 이루어진다. 로봇이 목적 환경에 적응하기 위해서는 이들 모듈간의 파라미터 설정이 필요한데, 보행의 속도와 안정성의 목적에 위배되는 여러가지 모순이 발생된다. Iba 등은[17] 이를 다목적 진화연산 최적화(EMO, Evolutionary Multi-Objective Optimization) 기법을 통해 파라미터를 설정하고 시뮬레이션을 수행하였다(그림 11).

### 4.3 기타 이동 방식 자동 생성

보행 로봇 외에 뱀형 로봇이 특정 환경에서 장점이 있을 수 있어 이에 대한 연구가 수행되어 왔다. Tanev는[18] GP에 LPCSG (Learning Probabilistic Context-Sensitive Grammar) 개념을 결합하여, Snakebot 이라는 뱀형 시뮬레이션 모델의 이동 기법의 진화에 적용하였다. 이를 통하여 다양한 적합도 조건에 대해서 빠른 이동 방식과, 난이도 높고 도전적인 환경에서의 이동을 구현하였다. 불규칙한 조각 지형물 더미를 지나가는 이동 예가 그림 12에 나와 있다. 제안된 기법을 적용한 결과(아래)가 위보다 훨씬 빨리 수행됨을 보여준다.

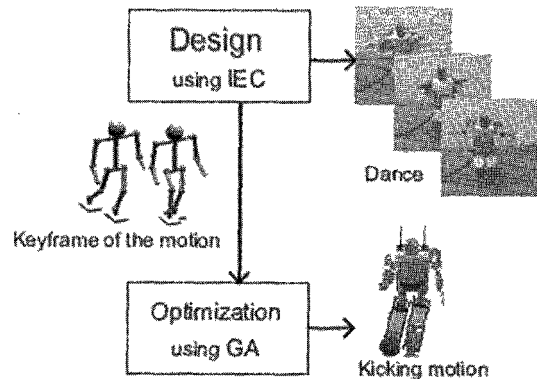


그림 13. 휴머노이드 로봇의 응용동작 생성[19]

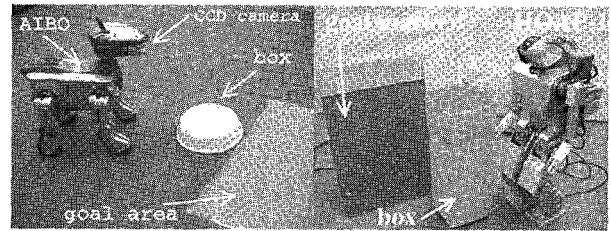


그림 14. 상자 밀기 태스크 생성[20]

### 4.4 응용 동작 자동 생성

휴머노이드 로봇의 동작 IEC (Interactive Evolutionary Computation)를 통해 직관적으로 생성하는 방법이 소개되었다[19]. 사전 지식이 없는 일반 사용자가 디스플레이된 개체들을 주관적으로 평가하여 효율적인 동작을 설계할 수 있다. IEC 시스템에서 진화 생성된 동작들은 안정적이지 못하거나 실행 가능하지 않을 수 있으므로, Real-coded GA 를 사용하여 최적화한다. 이 과정에 대한 개념 설명이 그림 13에 나와 있다.

### 4.5 물체 이동 방법 자동 생성

4족보행 로봇 Aibo와 휴머노이드 로봇 HOAP-1에 대해서, 상자 밀기 작업을 성공적으로 수행할 수 있도록 GP와 강화학습(reinforcement learning)을 결합시킨 기법을 제안하고, 전통적인 Q-learning 방법보다 우수함을 보인 연구이다[20]. 물체를 목표 지점으로 밀고 위치시키기 위한 제어가 시뮬레이션 상에서 먼저 진화되었고, 다음 실제 실험에 적용되었다(그림 14).

### 4.6 멀티 로봇(집합체)행동의 진화

다음 예는 복수개로 구성된 로봇의 집합체가 최소한의 지역적 센서 정보에만 의존하면서 자기구성 원리에 기반하여 협조



그림 15. S-bot 의 직렬연결로 구성된 그룹로봇의 협조 이동(21)

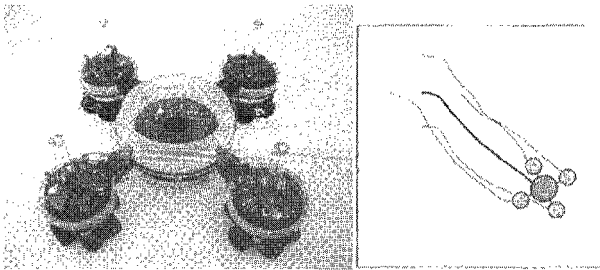


그림 16. 4대의 S-bot 그룹이 한 물체를 협조해서 운반 이동(21)

된 이동을 수행하는 연구이다. 그림15, 16에 나와 있듯이 각 모바일 로봇들은(S-bot)집게와 같은 구조물을 통해 서로 결합되어 있으며, 각자의 독립적인 판단을 수행한다. 각 로봇들은 이동에 공통방향을 타협하고, 협조를 통해 정해지면, 잡음이나 다른 외부 요인에 의해 발생하는 벗어남을 보상에 나간다. 뉴럴 제어기가 시뮬레이션 환경에서 EA 진화를 통해 합성되었고, 실제 로봇에 이식된 후의 실험에서도 강인한 성능을 보이고 있다.

### 5. 고찰

본 논문에서는 로봇의 가장 중요한 특성인 보행, 이동, 동작을 중심으로 진화연산 기법이 적용된 연구 사례들을 살펴보았다. 이 밖에도, 로봇의 인식 및 지능처리 측면에서, 비전, 거리센서 등의 센서 정보의 인식과 환경에 대한 다양한 의사결정등의 분야에도 진화연산이 적용되고 있다. 또한, 로봇의 제어회로를 진화시키는 EVH (Evolvable H/W) 분야도 관련성이 높다.

진화연산 기법에서도, 실수 최적화 문제의 경우 real-coded GA, ES, DE 외에 CMA-ES 계열의 알고리즘이 복잡한 벤치마크 문제에서 탁월한 성능을 보이고 있어, 향후 적용이 확대될 것으로 기대된다. 또한 Real-coded GA 에서는 기존의 교배(crossover) 연산자보다 PCX (Parent-Centric Recombination) 등의 재조합 연산자가 우수한 성능을 보이며, MGG (Minimal Generation Gap

model) 모델과 G3 (Generalized Generation Gap) 모델등, 세대차 (generation gap) 방식에 따라서도 성능의 차이를 보이고 있다. 특히, 연산자와 세대차 모델의 상호 조합에 의한 시도도 충분히 고려할 만 하다.

로봇 진화 문제의 적합도 지형에(fitness landscape) 따라 좀 더 적합한 진화기법의 적용이 영향을 받기 때문에, 이에 대한 분석도 향후 연구주제가 될 것으로 사료된다.

특히, ODE 기반의 로봇관련 시뮬레이터의 발달로 인해[22], 로봇에 대한 진화연산 수행의 제한사항인 실제 로봇에 대한 반복 실행의 어려움을 완화시킬 수 있어서 진화 로봇 분야의 확대에 기여할 것으로 본다.

진화로봇은 향후 응용 분야가 확대될 전망이며, 지능 로봇의 주요한 접근방향 및 구현 수단이 될 것으로 예측된다. 한정된 지면상, 퍼지 제어, CPG, 뉴럴 네트워크, 머신 학습, 강화 학습등 여러 관련 기법들은 본 논문에서 제외하였으나, 역시 지능 로봇의 구현의 중요한 수단들로 평가 받고 있다.

### 참고문헌

- [1] M. Wahde, *Evolutionary Robotics - The Use of Artificial Evolution in Robotics*, IROS 2004 Tutorial.
- [2] A. L. Nelson, G. J. Barlow, and L. Doitsidis, "Fitness functions in evolutionary robotics: A survey and analysis," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 57, no. 4, pp. 345-370, Apr. 2009.
- [3] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.
- [4] J. Koza, *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, MIT press, 1992.
- [5] D. B. Fogel, *Evolutionary computation: toward a new philosophy of machine intelligence*, John Wiley and Sons, 2006.
- [6] L. J. Fogel, A. J. Owens, and M. J. Walsh, *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*, John Wiley, 1966.
- [7] R. Saravanan, S. Ramabalan, N. G. R. Ebenezer, and C. Dharmaraja, "Evolutionary multi criteria design optimization of robot grippers," *Applied Soft Computing*, vol. 9, issue 1, pp. 159-172, 2009.
- [8] <http://unit.aist.go.jp/is/frg/dsysd/mtran3/>
- [9] A. Kamimura, H. Kurokawa, E. Yoshida, S. Murata, K. Tomita, and S. Kokaji, "Automatic Locomotion Design and Experiments for a Modular Robotic System," *IEEE/ASME Trans. on Mechatronics*, vol. 10, no. 3, pp. 314-325, 2005.

- [10] V. Zykov, E. Mytilinaios, M. Desnoyer, and H. Lipson, "Evolved and Designed Self-Reproducing Modular Robotics," *IEEE Trans. on Robotics*, vol. 23, no. 2, pp. 308-319, 2007.
- [11] J. Bongard, V. Zykov, and H. Lipson, "Resilient Machines Through Continuous Self-Modeling," *Science*, vol. 314, pp. 1118-1121, Nov. 2006.
- [12] A. L. Nelson, E. Grant, J. M. Galeotti, and S. Rhody, "Maze exploration behaviors using an integrated evolutionary robotics environment," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 46, issue 3, pp. 159-173, 2004.
- [13] G. S. Hornby, S. Takamura, T. Yamamoto, and M. Fujita, "Autonomous Evolution of Dynamic Gaits with Two Quadruped Robots," *IEEE Trans. Robotics*, vol. 21, no. 3, pp.402-410, 2005.
- [14] S. Chernova and M. Veloso, "An Evolutionary Approach To Gait Learning For Four-Legged Robots.," in *Proceedings of IROS' 04*, Sendai, Japan, pp. 2562-2567, Sep. 2004.
- [15] K. Seo, S. Hyun, and E. D. Goodman, "Genetic Programming-Based Automatic Gait Generation in Joint Space for a Quadruped Robot," *Advanced Robotics*, to be published in 2010.
- [16] Y. Hasegawa, T. Arakawa, and T. Fukuda, "Trajectory generation for biped locomotion Robot," *Mechatronics* vol. 10, issue 1-2, pp.67-89, 2000.
- [17] T. Yanase and H. Iba, "Evolutionary Multi-Objective Optimization for Biped Walking," *Simulated Evolution and Learning*, pp. 635-644, 2008.
- [18] I. Tanev, "Genetic Programming Incorporation Biased Mutation for Evolution and Adaptation of Snakebot," *Genetic Programming and Evolvable Machines*, vol. 8, no. 1, pp. 39-59, 2007.
- [19] T. Yanase and H. Iba, "Evolutionary Motion Design for Humanoid Robots," *Proc. of the Genetic and Evolutionary Computation Conference(GECCO)*, Seattle, pp.1825-1832, July 2006.
- [20] S. Kamio and H. Iba, "Adaptation technique for integrating genetic programming and reinforcement learning for real robots," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 9, no. 3, pp. 318-333, 2005.
- [21] G. Baldassarre, V. Trianni, M. Bonani, F. Mondada, M. Dorigo, and S. Nolfi, "Self-Organized Coordinated Motion in Groups of Physically Connected Robots", *IEEE Trans. on Systems, man, and Cybernetics -part B: Cybernetics*, vol. 37, no. 1, pp.224-239, Feb. 2007.
- [22] L. Hohl, R. Tellez, O. Michel, and A. J. Ijspeert, "Aibo and Webots: Simulation, wireless remote control and controller transfer," *Robotics and Autonomous systems*, vol. 54, pp. 472-485, 2006.

◎ 저 자 약 력



서기성

- 1986년 연세대학교 전기공학과 공학사.
- 1988년 연세대학교 전기공학과 공학석사.
- 1993년 연세대학교 전기공학과 공학박사.
- 1993년~1999년 서경대학교 산업공학과(산업공학과, 전자공학과) 조교수.
- 1999년~2003년 Michigan State University, Genetic Algorithms Research and Applications Group, Research Associate.
- 2002년~2003년 Michigan State University, Electrical & Computer Engineering, Visiting Assistant Professor.
- 2004년~현재 서경대학교 전자공학과 부교수.
- 관심분야: 지능로봇, GA, GP, 진화 디자인.