

진화형 신경망(NN)을 이용한 이동장애물 회피 로봇의 응용

박윤명* 손준익* 한창훈* 임영도** 최부귀**

*동아대학교 전자공학과 제어연구실

(Tel:051-200-7704, E-Mail:g9773005@seunghak.donga.ac.kr)

**동아대학교 기.자.컴 공학부(Tel:051-200-7704)

Application to moving obstacles avoidance robot using Emergent Neural Networks

Yoon-myung Park, Jun-ik Son, Chang-hoon Han, Young-do Lim, Boo-kwi Choi
Control Lab, Dept. of Electronics Engineering Dong A University

요약 : 본 논문에서는 신경망의 새로운 구성방법을 제안한다. 이 제안 방법은 두 가지 기본적인 아이디어인 병렬 도태식 평가법, NN의 내부구조를 표현한 규칙(rule)의 진화를 기초로 하고 있다. 진화형 NN의 제안, 그 구축방법, 그리고 진화형 NN을 이용한 응용 예로서 이동장애물 회피를 문제로 삼아서 로봇의 이동 경로 simulation에 의한 실험결과를 보인다.

1. 서론

복잡한 문제에 대처하기 위해서는 주위의 상황을 스스로 인식하고 환경에 적응하여 성장하는 환경 적응(학습)기능을 실현하는 것이 효과가 있다고 생각할 수 있다.

본 논문에서는 복잡한 문제를 풀 수 있는 신경망(NN)을 구축하기 위해 새로운 환경적응 수법을 제안한다. 이렇게 해서 구축되어진 NN을 진화형 NN이라 부른다. 지금까지의 NN의 학습은 B.P법을 대표로 하여 현재의 상태를 조금 변경시켜 좋은 방향을 취하려고 하는 발산적인 학습법이 거의 대부분이었다. 이것에 비해 진화형 NN은 창의적인 접근으로부터 학습을 행하는 것으로 복잡한 문제의 적용이 가능하게 되고, NN의 새로운 응용 분야가 기대된다.

2. 본문

2.1 진화형 신경망 고안방법

지금까지 제안된 NN을 학습하면서 다음과 같은 문제점이 있다.

(1) NN를 학습하면서 평가하는 것은 곤란하다.

(2) 지역최소점에 빠지기 쉽다.

본 논문에서는 이러한 단점을 개선하기 위해 아래와 같은 NN의 구축 방법을 고안한다. 우선 첫째 문제에 대해, 하나의 NN을 학습시키지 않고, 여러 가지 파라메타를 가진 많은 NN을 준비해 병렬로 평가하는 것을 고안한다. 그리고 정확한 답을 구할 수 없는 NN을 도태시킴으로써 목적인 NN을 얻는다. 그것을 실현하기 위해 도입한 수법을 병렬 도태식 평가법이라고 부른다.

다음에 두 번째 문제에 대해 NN을 학습할 때 결합강도를 서서히 아주 작게 변화시키지 않고 다수의 내부구조를 편성하는 것을 고안한다. NN의 내부구조를 규칙화해서 목적을 달성하기 위해 필요한 기능을 실현할 수 있는 부분구조를 찾아내어 편성한 것으로 목적의 NN을 얻는다.

2.2 병렬 도태식 평가법

병렬 도태식 평가법에서는 많은 NN을 반복 작성해서 평가하여 현재의 물음에 대해 정확한 답을 보인 NN 만 다음 물음에 나아간 것처럼 한다. 그리고 정확한 답을 구하는 것이 불가능한 NN은 전부 도태된다. 이렇게 해서 어느 일정기간 모든 물음에 대해 정확한 답을 꺼낸 NN을 바람직한 NN

이라 한다. 물음이 실행되고 있는 사이 그 NN은 변화하지 않기 때문에 각 패턴에 대한 평가는 공정히 이루어 질 수 있다.

이 수법은 NN을 한 개의 개체로 취급한 것으로 유전적 알고리즘(GA)을 이용해 실현할 수 있다. 우선 초기집단으로 한 다수의 NN을 준비해 물음에 대해 정확한 답을 낼 수 있는 것은 엘리트 개체로 해 다음세대에 남기고 물음에 대해 정확한 답을 낼 수 없는 것은 도태시킨다. 그리고 유전 조작에 의해 또 다수의 NN을 작성해 차세대를 구성한다. 이와 같은 조작을 반복함으로써 병렬 도태식 평가법을 GA를 이용해 실현한때의 플로차트를 그림1에 보여준다.

GA는 최적화 문제에 응용된 것이 많지만 거기에서는 GA를 가장 알맞은 개체를 작성하기 위한 처리에 이용하고 있는 것에 비하여 본 수법에서는 GA에 의해 NN을 도태하는 것에 중점을 두고 평가대상은 유전조작의 대상이 되지 않는 점이 큰 차이점이다. 여기에서는 GA의 수단에서 병렬 도태식 평가방법이 실현할 수 있는 것을 보여주지만 물론 다른 수단을 이용하여 이 수법을 실현해도 좋을음을 강조해두고 싶다

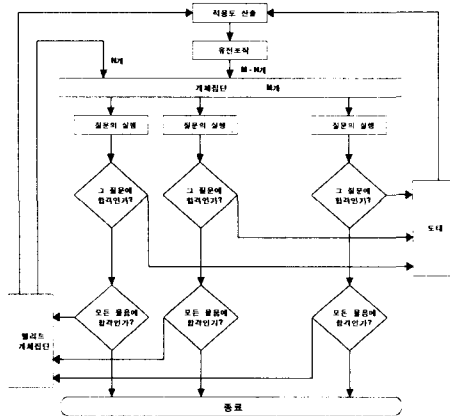


그림 1. 병렬도태식 평가법의 플로차트

2.3 규칙의 진화

본 장에서는 규칙의 진화에 대해 그 목적 및 규칙의 표현방법, 규칙을 진화시키기 위해 각 개체의 평가 기준에 대해 설명한다.

2.3.1 규칙의 진화목적

NN의 학습목표는 대상특징의 파악이다. 최종목표

에 도달하지 않아도 그 질문이 가진 특징을 파악하고 있는 NN은 목적을 달성하기 위해 필요한 부분구조를 가지고 있다고 생각할 수 있다. 본 논문에서 NN의 전체구조는 기능을 실현할 부분구조의 집합으로 간주해 그 부분구조를 적극적으로 조작한 것으로 바람직한 Network를 얻는 것을 고안한다. 그리고 NN의 구조를 결정하는 규칙을 이용하여 그 규칙을 진화시킨 것에 의해 부분구조를 조합시켜, 목적으로 하는 Network를 얻는 것을 생각한다. 이렇게 규칙화된 NN에 대해 필요한 기술을 획득한 NN과 최종목적에 가까이 있는 NN의 평가를 높이기 위하여, 조합 등의 진화를 시키는 것에 의해 바람직한 파라메타를 가진 NN이 존재할 가능성이 높게 될 것을 기대한다. 본 논문에서는 이 수단을 GA를 이용해 실현한다.

2.3.2 신경망의 규칙변환

GA를 이용한 NN의 결합강도 등의 내부구조를 나타낼 때 그 구조정보는 염색체 상으로 표현된다. 본 논문에서는 규칙을 이용한 NN 구조정보의 표현을 이용할 것을 생각해두고, 유전알고리즘의 유전자로서 신경망의 입력층, 은닉층, 출력층의 모든 Weight들을 부호화하여 사용하였다. 부호화 방법으로는 보다 정밀한 값을 추정하기 위하여 부동소수점의 사용을 채택하였다. 이를 그림 2에 나타내었다. 각 Weight들에 부호비트, 지수부의 부호비트, 지수부 3비트, 실수부 5비트로서 총 10비트씩 부여하여 유전자 구조를 형성하였다.

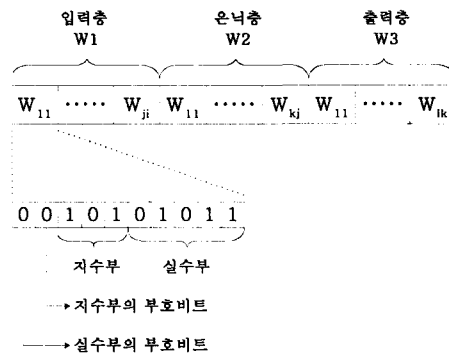


그림 2. 규칙화된 유전자 구조

2.3.3 각 개체의 평가기준

문제를 해결하는 기능을 실현하기 위해 부분구조

를 뽑아내기 때문에 Network의 평가기준이 대단히 중요하다. 어느 복잡한 문제를 해결하기 위해서는 여러 가지 접근방법이 존재할 경우가 많다. 이 중에서 필요한 기능을 뽑아내기 위해서는 한번의 행동에 대해 평가기준을 설정하는 것은 아니고 일련의 행동에 대하여 최종목표에 대한 공헌도를 평가의 대상으로 하지 않으면 안 된다. 따라서 본 수법에서는 일련의 행동결과 그 자체에 주목하고 그 동안 하나 하나의 움직임에 대해서는 평가하지 않는다. 이리하여 어느 목적에 대해 다양한 접근에 의해 도달한 개체가 살아남을 수 있다. 게다가 이 들 중에서 유효한 기능을 편성한 것으로 다양한 상황에 대응할 수 있는 개체를 작성시킬 것을 기대할 수 있다.

3. 이동장애물 회피 로봇 문제의 응용

본 논문에서는 진화형 NN의 응용 예로서 이동장애물 회피 로봇 문제를 채택하였다. 본 장에서는 본 실험에서 취급한 이동장애물 회피 로봇 문제의 설정과 진화형 NN의 실장 방법을 제시하겠다.

3.1 이동장애물 회피 로봇 문제

그림 3에 본 실험에서 이용하는 작업 공간의 예를 제시했다. 작업공간에는 이동장애물과 목표물이 존재하고 로봇이 출발지점으로부터 이동하는 장애물을 회피하면서 목표물을 탐색하는 곳까지 향한다.

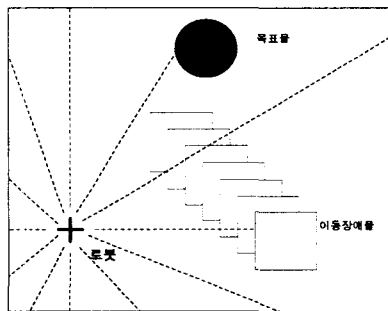


그림 3. 작업공간

장애물의 위치와 운동방법, 목표물의 위치는 로봇에는 미리 주지 않고 센서에 의해 지각시킨 것으로 한다. 여기에서는 복수의 초음파-센서를 이용

한 시스템을 고안해 12 방향의 상황을 초음파-센서에 의해 조사한다. 그리고 그 정보를 처음의 이동방향으로 결정한다.

3.2 신경망을 이용한 시스템

본 실험에서는 NN의 병렬처리 능력을 이용하고 다수의 센서의 정보에서 장애물을 회피하면서 고속으로 로봇을 이동시킨 시스템을 구축한다. 시스템의 구성도를 그림 4 에서 제시한다.

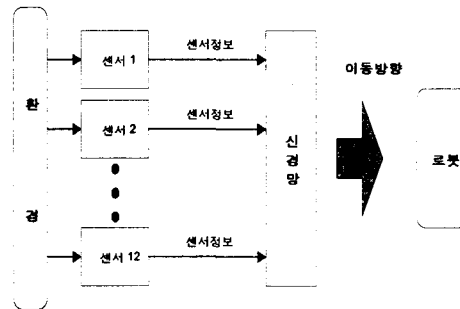


그림 4. 시스템 구성

여기에서는 각 센서는 장애물, 목표물의 판별이 가능한 것으로 하고 대상물까지의 거리와 그 대상물이 무엇인가를 NN에게 준다. NN은 그 입력을 처음에 로봇의 이동방향으로 출력하고 로봇은 그 이동방향에 일정거리 나아간 것으로 한다.

NN의 입력은 12개의 초음파-센서에서 각각 거리 그리고 각 센서가 검지한 대상에 의해 그것이 목표물인가를 판단한 목표물 플래그의 ON/OFF, 그것이 장애를 일으키는 장애물인가를 판단한 장애물 플래그의 ON/OFF 의 4개의 정보를 얻는다. 따라서 합계 48개의 입력정보를 얻는다.

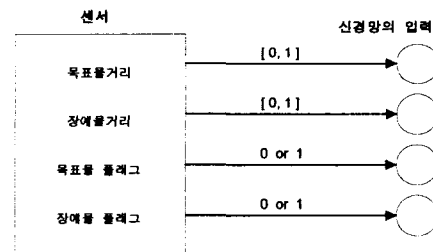


그림 5. 센서의 정보

그리고 거리는 정규화한 0에서 1까지의 아날로그 값으로 준다. 플래그는 센서가 대상물을 잡았을 때 '1', 그 방향에 대상물을 발견하지 못했을 경우에는 '0'을 주는 것으로 한다. 이동방향은 출력층 중 최대치를 출력한 unit가 보여준 방향으로 한다.

3.3 진화형 신경망의 실장

본 절에서는 본 실험으로 이용한 이동장애물 회피 시스템에의 진화형 NN의 실장방법에 대해 설명한다. 진화형 NN에서는 NN의 부분구조를 편성하기 위해 구조를 규칙화해 GA의 유전조작을 이용해 진화시킨다. 이하 본 실험에서 이용한 NN의 구조, 평가기준 그리고 유전조작의 방법에 대해 진술하겠다.

3.3.1 신경망의 구성

실험으로 이용한 Network 의 구성을 그림 6에서 보여준다.

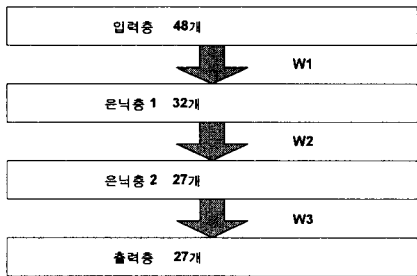


그림 6. 신경망의 구조

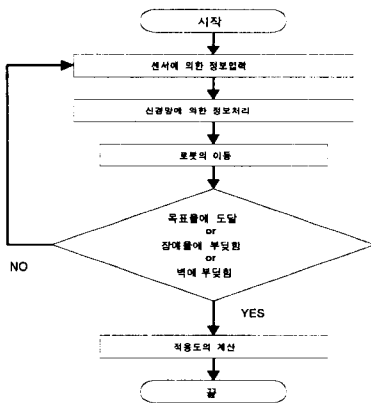


그림 7. 진화 방법

3.3.2 평가기준

본 실험에서는 로봇이 목표물에 도달하는가, 장애물에 부딪히는가, 벽에 부딪히기까지 센서로부터 정보를 받고 NN에서 처리하여 이동하는 작동을 반복한다. 그리고 그 최종결과에 대해서만 각 개체의 적응도라는 형태로 평가한다. 평가의 순서를 flowchart로 나타낸 것을 그림7에 제시한다. 적용도는 최종적으로 어느 정도 목표물에 근접했는가를 정규화해 0~1까지의 수에 분배한다. 목표물에 도달할 수 있는 개체는 도달횟수를 그대로 보존하고 유지해, 그 횟수가 그대로 적응도가 된다.

3.3.3 유전조작

이러한 과정들이 어떻게 유전 알고리즘의에 사용되는가를 다음과 같은 전형적인 탐색과정을 통해 살펴볼 수 있다. 이 탐색과정은 다음과 같이 크게 6 단계로 나누어 볼 수 있다.

- 단계 1. 파라미터 부호화 및 초기화(parameter coding and initialization)
- 단계 2. 평가(evaluation)
- 단계 3. 최적해를 구하였으면 탐색과정을 중단한다.
- 단계 4. 재생산(reproduction)
- 단계 5. 교배 및 돌연변이
- 단계 6. 새로 생성된 자손에서 스트링에 대한 적합도를 평가를 위하여 단계 2 이하의 과정을 반복한다.

4. 실험결과

본 장에서는 진화형 NN을 이용한 이동장애물 회피 로봇 시스템에 의한 시뮬레이션 실험결과를 보여준다.

4.1 학습결과

본 실험에서는 적응도가 10을 넘으면 학습을 종료했다. 결국, 최초로 성공한 후부터 그 후부터 10회 연속 올바른 행동을 보여준 개체가 발견된 경우에 종료했다. 전 개체 중 최대의 적응도를 가진 개체의 적응도와 전 개체의 적응도의 평균치를 그림 8에서 제시한다. 이 그림을 보면 평균치는 그다지 급속히 증가하지 않는다. 이것은 진화형 NN의 학습법에서는 전체의 평균치를 주기 때문이 아니라, 그 다양성을 유지하는 것에서 적용할 수 있는 개체를 만들어 내는 것을 목적으로 하기 때문이다. 이처럼 진화형 NN의 학습법에 GA를 이용한 경우는 일반적으로 GA를 최적화 수법에 이용한

경우와 적용도의 추이방법이 다르다.

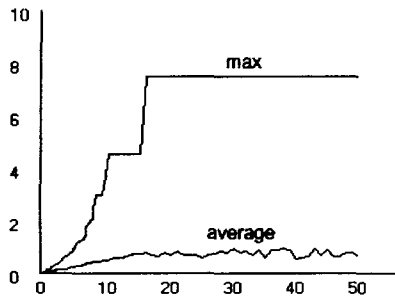


그림 8. 학습과정 (최대, 평균)

4.2 경로에의 추이

장애물은 랜덤하게 줄 수 있는 초기 위치와 이동 방향에서 직선운동을 하는 것으로 하여 벽에 부딪히며 되돌아오는 것으로 한다.

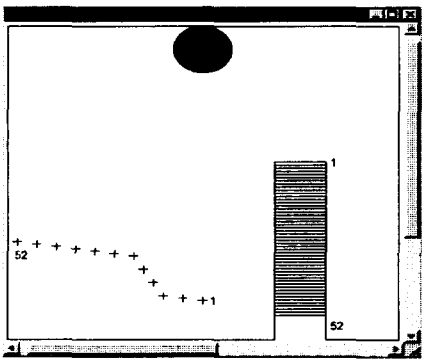
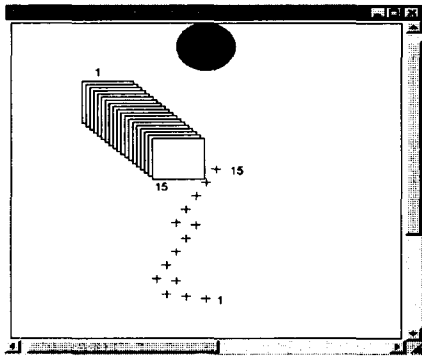


그림 9. 경로 예 (초기)

그러나 시스템은 이와 같은 장애물의 움직임을 알지 못하는 것으로 한다. 또 로봇은 작업공간 아래쪽의 랜덤하게 주어진 위치에서 출발하는 것으로 한다. 아직 초기집단에 존재하는 개체 중에서 특징적인 움직임을 보여준 예를 그림9에서 제시한다.

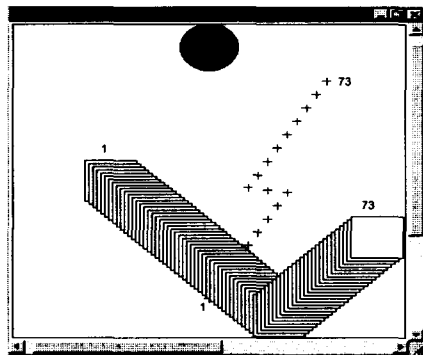
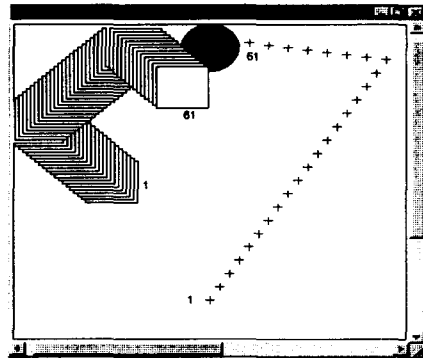


그림 10. 경로에 (중기)

이처럼 다양한 행동을 보여준 초기집단에서 목표물에 도달할 수 있게 적용도를 높이는 유전조작을 함으로써 중기의 그림 10에서 보여진다.

학습중기에서는 몇 회인가 연속으로 목표물에 도달하지만 오랫동안 연속해서 성공할 수 없다.

중기의 도태에서는 12개의 센서 사이에 있는 특정의 센서가 목표물을 검지할 때, 목표물에 나아가는 것이 많다. 결국 다른 일부의 센서로부터 정보 외에는 훌륭하게 처리할 수 없는 상태라 생각되어 진다. 또 목표물에 도착한 수단을 가지고 있어도, 장애물 회피능력이 없다면, 목표물에 도착하기까지 시간이 오래 걸려버린 개체들은 도태되어 간다. 이렇게 해서 학습을 항상 시켜가는 것

로 최종적인 종료조건을 만족시키는 것은 훌륭하게 장애물을 회피해 가면서 목표물에 도착할 수 있게 된다. 최종상태에서는 중기 개체의 좋은 부분구조를 훌륭하게 조합해 최종적인 목표를 달성하는 개체를 만들어 낼 수 있다.

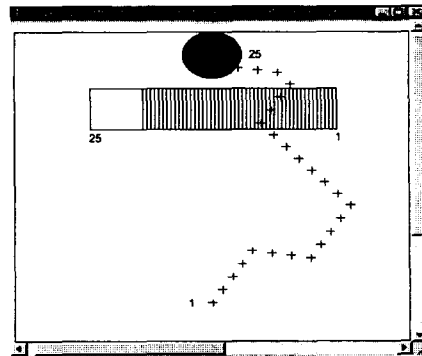
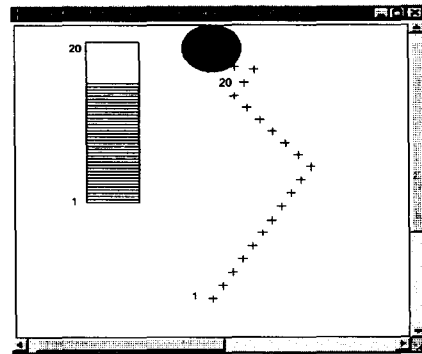
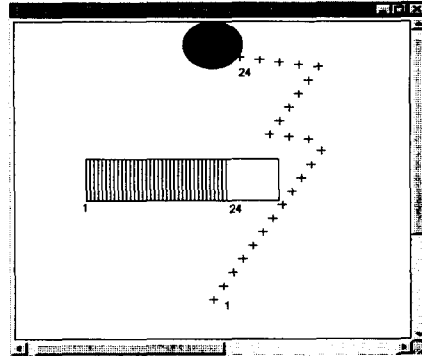
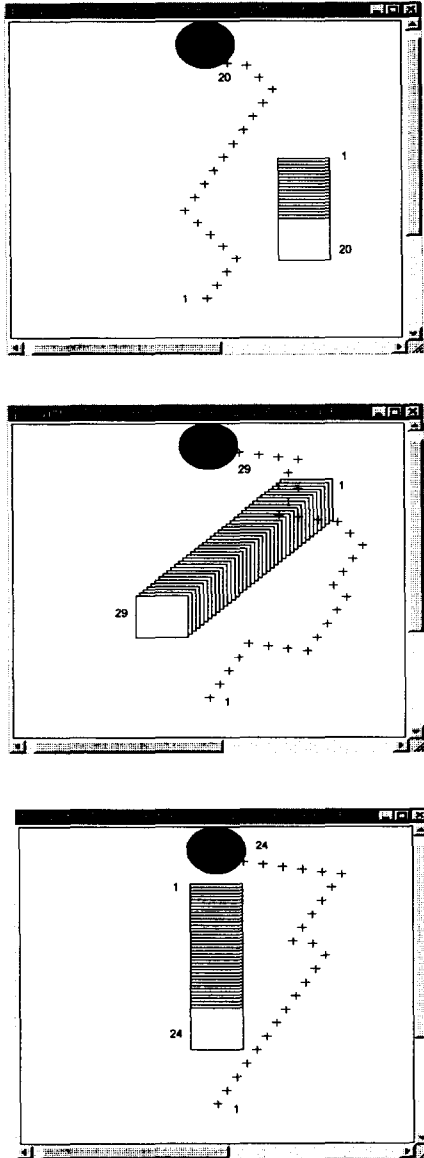


그림 11. 경로 예 (학습종료후)

5. 결론 및 고찰

본 논문에서는 진화형 NN의 제안, 진화형 NN을 이용한 이동 장애물 회피 로봇 시스템의 구축방법과 그 simulation에 의한 실험결과를 보여 주었다. 진화형 NN은 교사신호를 얻은 것이지만 관련한

문제에 대해 병렬 도태식 평가법과 규칙의 진화에 의해 NN의 내부구조를 편성한 것을 목표로 한 NN의 구조를 획득할 것을 기대할 수 있다. 또 병렬 도태식 평가법으로 효율 좋은 학습을 실행할 것을 기대할 수 있다. 이동 장애물 회피라는 복잡한 문제에 대해서도 자신의 내부에 가진 정보구조를 변화시켜 필요한 기능을 편성하여 대응하는 시스템을 구축할 수 있다는 것을 보여 주었다.

진화형 NN은 다른 여러 가지 다양한 로봇 시스템에의 응용을 기대할 수 있다. 이동 장애물 회피 문제 외에도 탐색, 회수 로봇 시스템에 대응할 수 있고, 그 유효성을 보여주고 있다. 향후 더욱 효과 있는 부분구조를 편성시키기 위해 NN 규칙의 표현방법과 NN의 부분 구조의 편성방법에 기량을 더해갈 필요가 있다고 생각되고, 다중이동장애물에 대한 회피 능력이 있는 학습 구조도 검토해보아야 하겠다.

[7] 조용갑 외4 “유전알고리즘과 신경망을 이용한 PID 제어기” 통신학회 춘계발표집 1997, pp157-162

참고문헌

- [1] L. Davis, Handbook of Genetic Algorithms., Van Nostrand Reinhold, 1991.
- [2] J. E. Lansberry, L. Wozniak, and D. E. Goldberg, “Optimal hydrogenerator governor tuning with a genetic algorithm.”, IEE Trans. Energy Conversion, Vol. 7, No. 4, pp. 623-628, 1992.
- [3] Vittorio Maniezzo, “Genetic Evolution of the Topology and Weight Distribution of Neural Network”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.5, No.1, pp.39-53, January 1994.
- [4] K. Krishnakumar, David E. Goldberg, “Control System Optimization Using Genetic Algorithms”, Journal of Guidance, Control, and Dynamics Vol. 15. NO.3. May~June 1992.
- [5] H.Naito K.Uchida, Emergent Neural Networks, Proceeding of the 1995 International Workshop on Biologically Inspired Evolutionary Systems, 1995, pp37-44
- [6] 임영도, 이상부 “퍼지 신경망 유전진화” 도서출판 영광일