

지능형 네트워크를 이용한 이동 로봇의 이동장애물 회피 응용

Moving Obstacles Collision Avoidance of a Mobile Robot using an Intelligent Network

박윤명* 하달영** 최부귀**

Y.M. Park, D.Y. Ha, B.K. Choi

*창신대학 전자정보과
**동아대학교 전기·전자·컴퓨터 공학부
Electronics Engineering Dong A University

ABSTRACT

This paper proposes a new construction method of neural networks. The construction method consists of two fundamental ideas, which are a parallel selection-style evaluation and rules evolution. A new collision avoidance algorithm using genetic and neural network is proposed to avoid moving obstacles such as mobile robots. The input parameters of this algorithm is position of moving obstacles and target. Output is a regenerated direction of mobile robot. This algorithm is very simple and so, it is available to application of real time process. The pattern of collision avoidance is learned through test execution.

Key words : Collision avoidance, Neural network, Moving obstacles, Mobile robots

I. 서론

산업 현장의 다양한 분야에서 이용되고 있는 이동로봇의 기능을 확장하기 위해 점차 지능화 된 이동로봇에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 그 중에서도 주어진 환경을 인식하고, 로봇이 가야할 경로를 계획하고 제어하는 것이 이동로봇의 가장 기본적인 분야라고 할 수 있다. 이동로봇이 공장등의 작업영역에서 이동하기 위해서는 가고자 하는 목표지점까지의 경로를 생성해야 한다. 경로를 생성하기 위하여 필요한 정보는 목표지점과 장애물에 관한 정보로써 이동로봇은 장애물에 대한 정보를 파악하여 장애물을 회피하면서 목표지점까지 이동해야 한다. 특히 고정된 장애물 회피에 관해서는 지금까지 많은 방법^{[8],[9]}들이 소개되어 왔고, 이동장애물 회피에 관한 연구 또한 국부적, 제한적 이동장애물 경로와 장애물 회피 알고리즘의 수식적 접근으로 인한 복잡성등으로 한계성을 나타내고 있는 것이 특징이다. 그러므로 본 논문에서는 지능형 알고리즘인 GA(Genetic Algorithms : 유전 알고리즘)와 NN(Neural Networks : 신경망)^{[1],[2],[6]}을 이동로봇의 이동

있는 환경적응기능의 NN을 진화형 NN이라 부른다. 지금까지 제안된 NN을 학습하면서 다음과 같은 문제점이 있었다.

- (1) NN를 학습하면서 평가하는 것은 곤란하다.
- (2) 지역최소점에 빠지기 쉽다.

이러한 단점을 개선하기 위해 아래와 같은 진화형 NN의 구축 방법을 고안한다. 우선 첫 번째 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 연결강도를 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.

II. 본론

2.1 병렬 도태식 평가법

그림1의 병렬 도태식 평가법에서는 많은 NN을 반복 작성해서 평가하여 현재의 물음에 대해 정확한 답을 보인 NN 만 다음 물음에 나아간 것처럼 한다. 그리고 정확한

장애물 충돌회피에 맞도록 결합하여, 복잡한 문제에 대처하여 주위의 상황을 스스로 인식하고 환경에 적응하여 성장하는 환경적응(학습)기능을 실현할 수 있는 새로운 알고리즘을 소개한다.

본 논문에서는 새로운 알고리즘인 복잡한 문제를 풀 수

답을 구하는 것이 불가능한 NN은 전부 도태된다. 이렇게 해서 어느 일정기간 모든 물음에 대해 정확한 답을 꺼낸 NN을 바람직한 NN이라 한다. 물음이 실행되고 있는 사이 그 NN은 변화하지 않기 때문에 각 패턴에 대한 평가는 공정히 이루어 질 수 있다.

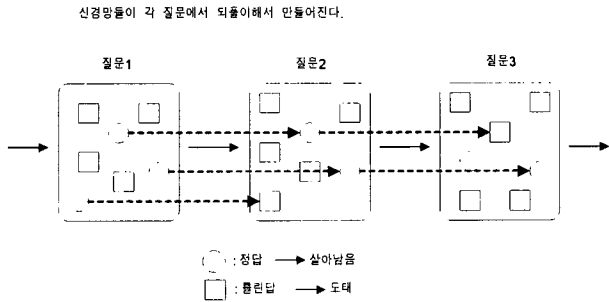


그림 1. 병렬도태식 평가법의 설명
Fig. 1. Explanation of parallel selection-style evaluation

이 방법은 NN을 한 개의 개체로 취급한 것으로 유전 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 차세대 구성한다. 이와 같은 조작을 반복함으로써 병렬도태식 평가법을 GA를 이용해 실현한때의 flowchart를 그림2에 보여준다.

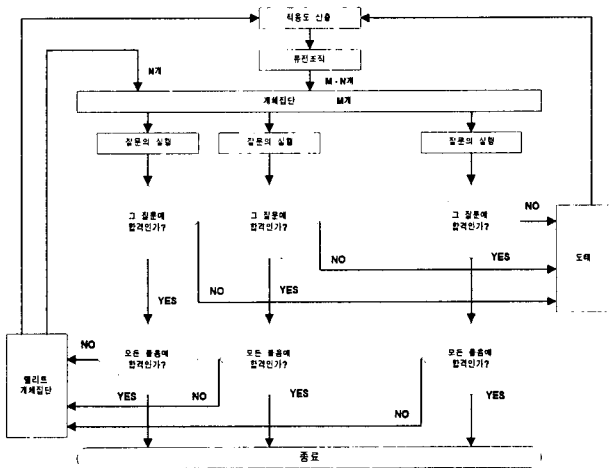


그림 2. 병렬도태식 평가법의 플로차트
Fig. 2. Flowchart of parallel selection-style evaluation

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.

2.2 규칙의 진화

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

2.2.1 규칙의 진화목적

NN의 학습목표는 대상특징의 파악이다. 최종목표에 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.

| 파라미터 | 설정치 |
|---------|-----|
| 개체 size | 100 |
| 교배확률 | 50% |
| 돌연변이확률 | 2% |
| 삽입확률 | 1% |
| 삭제확률 | 1% |

Table 1. Parameters of genetic algorithm

표 1. 유전알고리즘의 파라미터

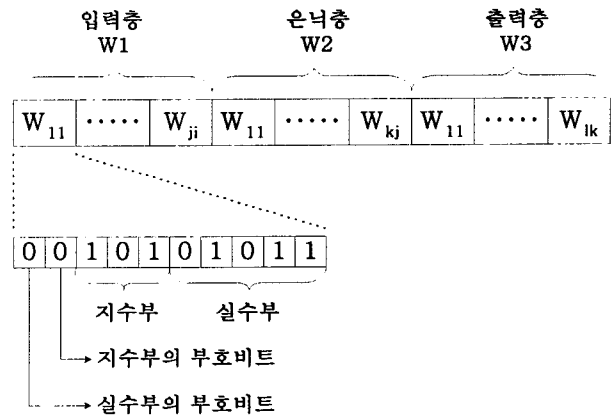


그림 3. 규칙화된 NN의 염색체
Fig. 3 Chromosome of refined NN

2.2.2 신경망의 규칙변환

GA를 이용한 NN의 연결강도 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 그림3,4에 나타내었다.

각 Weight들에 부호비트, 지수부의 부호비트, 지수부 3비트, 실수부 5비트로서 총 10비트씩 부여하여 유전자 구조를 형성하였다. 위 그림에서 신경망의 연결강도를 규칙

화하여 GA 염색체 구조로 나타내고 있고, 여기서 결정된 각층의 수는 시뮬레이션 결과를 토대로 결정되었다.

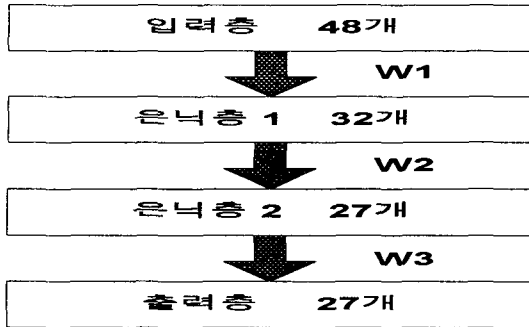


그림 4. 신경망의 구조
Fig. 4. Construction of NN

2.2.3 각 개체의 평가기준

한번의 행동에 대해 평가기준을 설정하는 것은 아니고 일련의 행동에 대하여 최종목표에 대한 적합도를 평가의 대상으로 한다. 그러므로 어느 목적에 대해 다양한 접근에 의해 도달한 개체가 살아남을 수 있다. 이 들 중에서 유효한 기능을 편성한 것으로 다양한 상황에 대응할 수 있는 개체를 작성시킬 것을 기대할 수 있다.

$$\text{적합도}(Fitness\ value) = \left(N - \frac{\sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2}}{447} \right) (1)$$

위 식에서 N는 질문의 수, 447은 목표물과 이동로봇 사이의 최대거리, (x,y)는 목표물의 위치, (x₁,y₁)는 이동로봇의 최종 위치를 나타낸다. 적합도는 최종적으로 어느 정도 목표물에 근접했는가를 정규화하고 10개의 질문을 준비해 병렬도태식으로 평가하여 질문을 모두 다 만족하면 즉 10회 연속하여 목표물까지 도착되면 적합도가 10이되어 학습이 종료된다.

2.3 이동장애물 충돌 회피 문제의 응용

본 논문에서는 진화형 NN의 응용 예로서 이동장애물 충돌 회피 문제를 채택하였다. 본 장에서는 시뮬레이션에서 취급한 이동장애물 충돌회피 문제의 설정과 진화형 NN의 실장 방법을 설명한다.

2.3.1 이동장애물 충돌 회피 문제

그림5는 시뮬레이션에 이용하는 작업 공간의 예를 제시했다. 작업공간에는 이동장애물과 목표물이 존재하고 로봇이 출발지점으로부터 이동하는 장애물을 회피하면서 목표물을 탐색하는 곳까지 향한다.

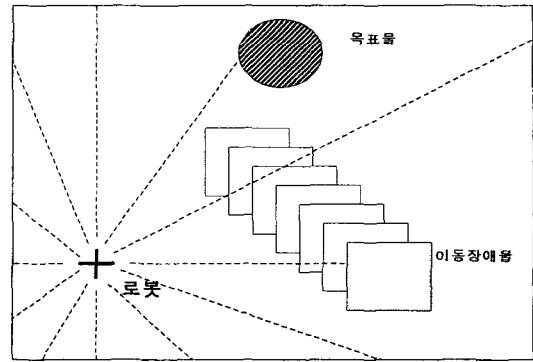


그림 5. 작업공간
Fig. 5. Work space

장애물의 위치와 운동방법, 목표물의 위치는 로봇에는 미리 주지 않고 센서에 의해 지각시킨 것으로 한다. 여기에서는 복수의 초음파-센서를 이용한 시스템을 고안해 12 방향의 상황을 초음파-센서에 의해 조사한다. 그리고 그 정보를 처음의 이동방향으로 결정한다.

| 파라미터 | 설정치 |
|------------|---------|
| 작업공간 크기 | 400*400 |
| 목표물 크기 | 반지름 30 |
| 이동장애물 크기 | 54*54 |
| 이동로봇 크기 | 10*10 |
| 최대 이동 STEP | 50 |

표 2. 작업공간의 파라미터
Table 2. Parameters of work space

2.3.2 신경망을 이용한 시스템

시뮬레이션에서는 NN의 병렬처리 능력을 이용하고 다수의 센서의 정보에서 장애물을 회피하면서 고속으로 로봇을 이동시킨 시스템을 구축한다. 시스템의 구성도를 그림 6에 나타낸다.

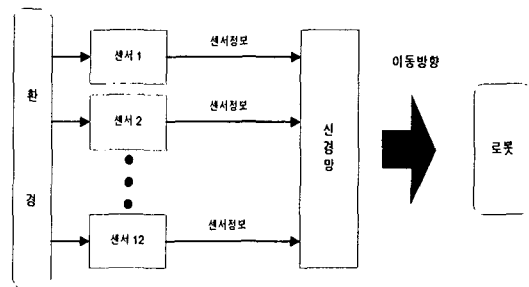


그림 6. 시스템 구성
Fig. 6. Construction of system

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. 그림7에서 NN의 입력은 12개의 초음파-센

서에서 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 함께 48개의 입력정보를 얻는다.

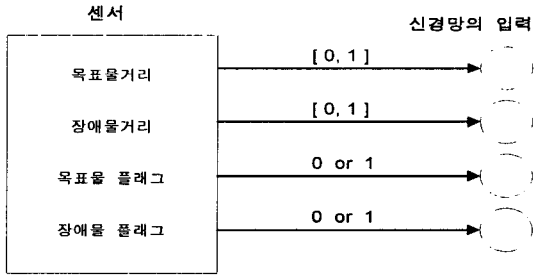


그림 7. 센서의 정보
Fig. 7. Information of sensors

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. 그림8은 NN의 출력층 중 최대치를 출력한 unit가 이동방향으로 결정됨을 나타내고, 0이 결정될 경우는 로봇이 제자리에 멈춤을 의미한다.

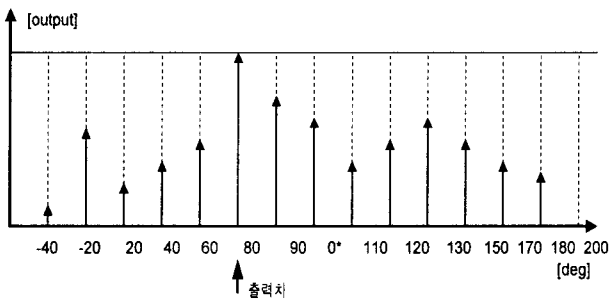


그림 8. 신경망의 출력
Fig. 8. Outputs of NN

2.3.3 진화형 신경망의 실장

본 절에서는 시뮬레이션에 이용한 이동장애물 충돌 회피 시스템에 진화형 NN의 실장방법에 대해 설명한다. 진화형 NN에서는 NN의 부분구조를 편성하기 위해 구조를 규칙화해 GA의 유전조작을 이용해 진화시킨다.

본 시뮬레이션에서는 로봇이 목표물에 도달하는가, 장애물에 부딪히는가, 벽에 부딪히기까지 센서로부터 정보를 받고 NN에서 처리하여 이동하는 작동을 반복한다. 그리고 그 최종결과에 대해서만 식(1)에 나타난 각 개체의 적합도로 평가한다. 평가의 순서를 flowchart로 나타낸 것을 그림9에 제시한다. 적합도는 최종적으로 어느 정도 목표물에 근접했는가를 정규화해 0~1까지의 수에 분배한다. 목표물에 도달할 수 있는 개체는 도달횟수를 그대로 보존하고 유지해, 그 횟수가 그대로 적합도가 된다.

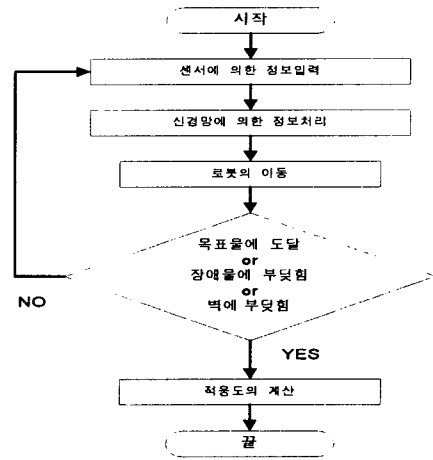


그림 9. 평가 방법
Fig. 9. Evaluation method

III. 시뮬레이션 및 고찰

3.1 시뮬레이션 결과

진화형 NN을 이용한 이동장애물 회피 로봇 시스템에 의한 시뮬레이션 결과를 보여준다.

3.1.1 학습결과

본 실험에서는 적합도가 10을 넘으면 학습을 종료했다. 결국, 최초로 성공한 후부터 그 후부터 10회 연속 올바른 행동을 보여준 개체가 발견된 경우에 종료했다. 전 개체 중 최대의 적합도를 가진 개체와 전 개체의 적합도의 평균추이를 그림10에 나타낸다.

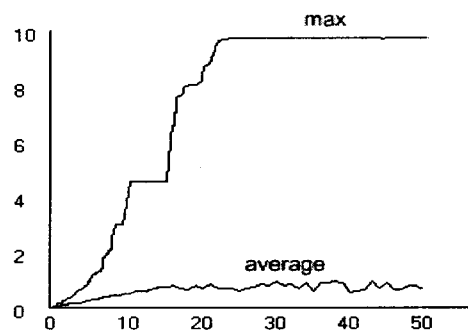


그림 10. 학습과정 (최대, 평균)
Fig. 10. Learning progress

3.1.2 경로에의 추이

장애물은 랜덤하게 줄 수 있는 초기 위치와 이동방향에서 직선운동을 하는 것으로 하여 벽에 부딪히며 되돌아오는 것으로 한다. 그러나 시스템은 이와 같은 장애물의 움직임을 알지 못하는 것으로 한다. 또 로봇은 작업공

간 아래쪽의 랜덤하게 주어진 위치에서 출발하는 것으로 한다. 아직 초기집단에 존재하는 개체 중에서 특징적인 움직임을 보여준 예를 그림11에 나타낸다.

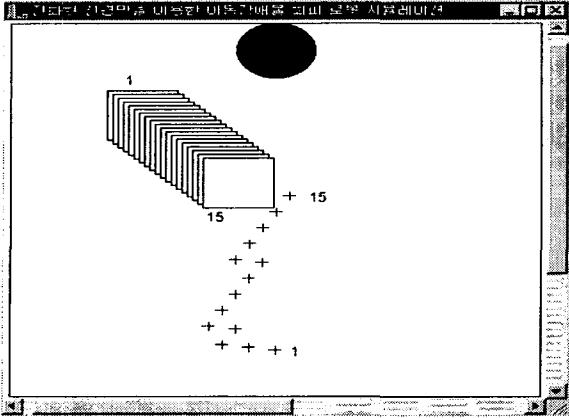


그림 11. 경로 예 (초기)

Fig. 11. Route examples (beginning)

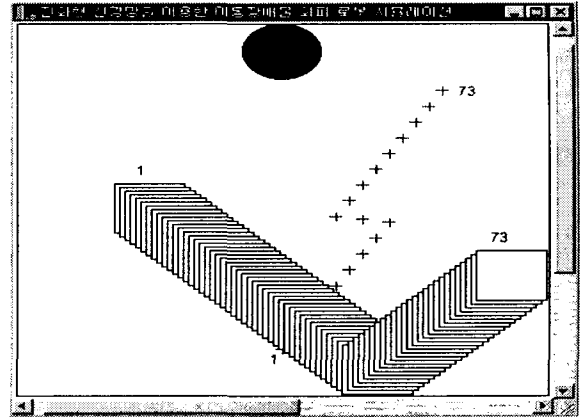
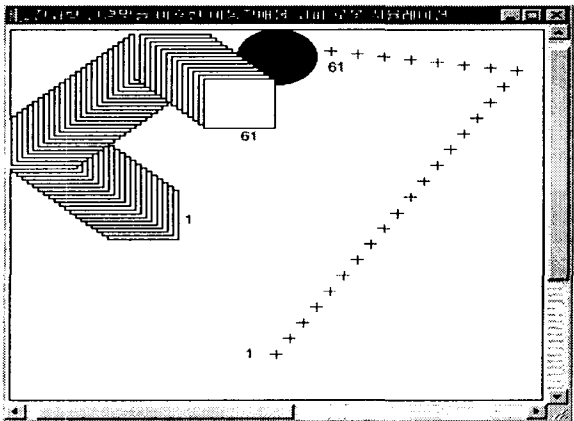
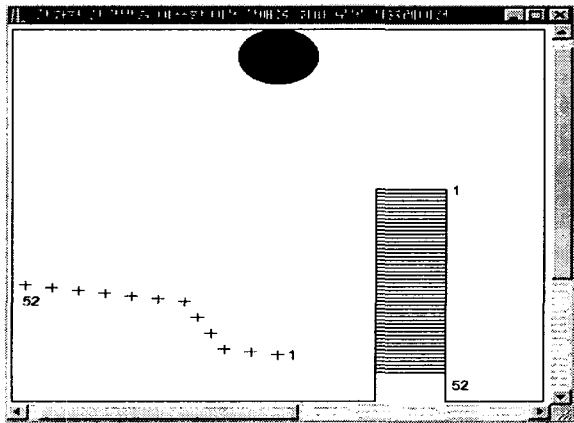
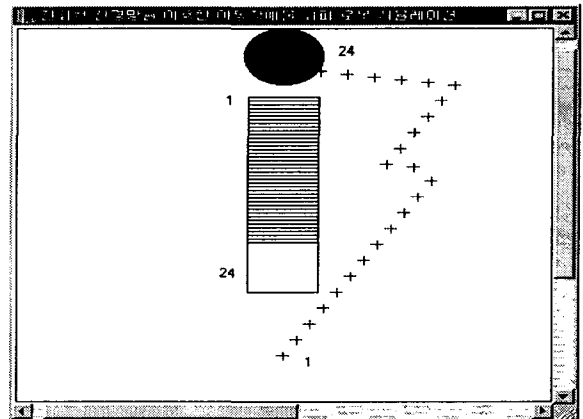


그림 12. 경로 예 (중기)

Fig. 12. Route examples (middle)

이처럼 다양한 행동을 보여준 초기집단에서 목표물에 도달할 수 있게 적응도를 높이는 유전조작을 함으로써 중기의 그림 12에서 보여진다.

학습중기에서는 몇 회인가 연속으로 목표물에 도달 하지만 오랫동안 연속해서 성공할 수 없다. 중기의 도태에서는 12개의 센서 사이에 있는 특성의 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 없다든지, 목표물에 도착하기까지 시간이 오래 걸려버린 개체들은 도태되어 간다. 이렇게 해서 학습을 향상 시켜가는 것으로 최종적인 종료조건을 만족시키는 것은 훌륭하게 장애물을 회피해 가면서 목표물에 도착할 수 있게 된다. 그림13은 학습의 최종단계에서의 움직임을 보여준다. 최종상태에서는 중기 개체의 좋은 부분구조를 훌륭하게 조합해 능동적으로 여러 상황에 대처해서 최종적인 목표를 달성하는 개체를 만들어 낼 수 있다.



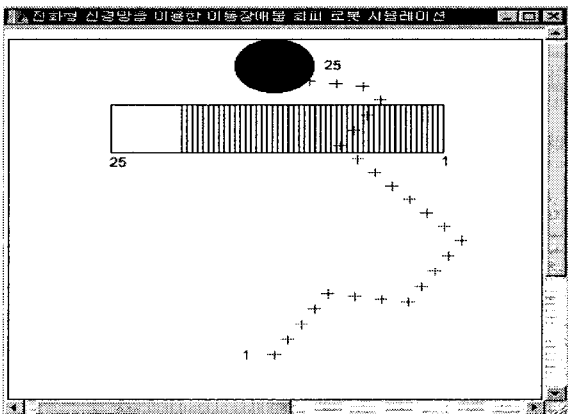
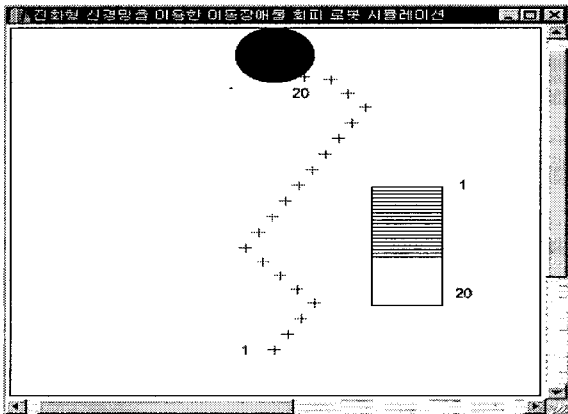
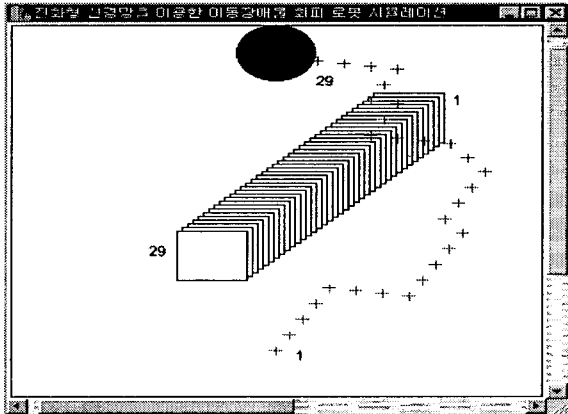


그림 13. 경로 예 (학습종료후)
Fig. 13. Route examples (end)

IV. 결론

본 논문에서는 진화형 NN의 제안, 진화형 NN을 이용한 이동로봇의 이동 장애물 충돌 회피시스템의 구축방법과 시뮬레이션결과를 보여 주었다. 이동 장애물 충돌 회피라

는 복잡한 문제에 대해서도 자신의 내부에 가진 정보구조를 변화시켜 필요한 기능을 편성하여 대응하는 시스템을 구축할 수 있다는 것을 보여 주었다. 진화형 NN의 알고리즘은 이동로봇의 경로 추적에 관한 수학적 부담을 줄이고 단순하면서도, 주위환경에 대처하여 최적의 상태로 학습한 후에는 실시간 처리로 이동장애물의 충돌을 회피하여 목표물까지 도착함을 보여주고 있다. 진화형 NN은 다른 여러 가지 다양한 로봇 시스템에의 또한 응용을 기대할 수 있다.

향후 더욱 효과적인 부분구조를 편성시키기 위해 NN 규칙의 표현방법과 NN의 부분 구조의 편성방법에 기량을 더해갈 필요가 있다고 생각되어지고, 다중이동장애물에 대한 충돌 회피 능력이 있는 학습 구조도 검토해 보아야 하겠다.

또한 최적경로를 찾는 다른 알고리즘과 결합을 통한 최단 거리로 목표물까지 도착할 수 있는 새로운 알고리즘 개발에 대한 연구가 필요하다.

접수일자 : 2001. 12. 17 수정완료 : 2002. 5. 6

이 논문은 2001년도 정보통신(IT)사업 연구비에 의해 연구되었음

V. 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] S Sundar and Z. Shiller, "Optimal Obstacle Avoidance Based on the Hamilton-Jacobi-Bellman Equation", IEEE Trans on Robotics & Automat, Vol.13, No.2, pp.305-310, 1997.
- [4] A. Fujimori, P. N. Nikiforuk "Adaptive Navigation of Mobile Robots with Obstacle Avoidance", IEEE Trans. on Robotics & Automat Vol. 13. NO.4. 1997.
- [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 영과일
- [7] 조용갑 외4 "유전알고리즘과 신경망을 이용한 PID 제어기" 통신학회 춘계발표집 1997, pp157-162
- [8] 이재동 외3 "소형 이동로봇의 최적경로 설계에 관한 연구" Proc, KACC, 1998, pp1008-1011
- [9] 박준혁 외1 "신경회로망을 이용한 이동로봇의 이동 장애물 충돌회피" Proc, KACC, 1997, pp1238-1241



하달영(Dal-Young Ha)

準會員

2000년 : 동아대학교
전기·전자·컴퓨터 공학부 졸업
(학사)
2002년 : 동아대학교 대학원 졸업
(석사)

관심 분야 : 퍼지제어와 DSP를 이용한 컨트롤러 설계



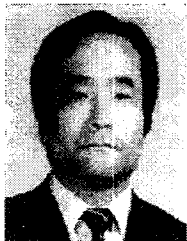
박윤명(Yoon-Myung Park)

正會員

1992년 : 동아대학교 전자공학과
졸업 (학사)
1992년~1997년 : LG전자 설계실
주임연구원
1997년 : 동아대학교 대학원 전자공
학과 졸업 (석사)

2001년 : 동아대학교 대학원 전자공학과 박사수료

현재 : 창신대학 전자정보과 교수



최부귀 (Boo-Kwi Choi)

正會員

1960년 연세대학교 전기공학과 공학사
1980년 경희대학교 전자공학과
공학석사
현 재 : 동아대학교 전기전자컴퓨터
공학부 교수

관심분야: 비선형제어, 적응제어
