

신경 회로망을 이용한 Mobile Robot의 추종 알고리즘

The Trace Algorithm of Mobile Robot Using Neural Network

남선진, 김성현*, 김성주, 김용민**, 전홍태
중앙대학교 전자전기공학부
*동원대학 전자과, **충청대학 컴퓨터학부

Seon-Jin Nam, Sung-Hyun Kim*, Seong-Joo Kim, Young-Min Kim**,
Hong Tae Jeon

School of Electrical and Electronics Eng. Chung-Ang Univ.

*Dept. of Electronics Eng. Dong Won College.

**School of Computer Science Eng. Chung Cheong College.
(brisbane98_99@hotmail.com)

In this paper, we propose the self-autonomous algorithm for mobile robot system. The proposed mobile robot system which is learned by learning with the neural networks can trace the target at the same distances. The mobile robot can evaluate the distance between robot and target with ultrasonic sensors. By learning the setup distance, current distance and command velocity, the robot can do intelligent self-autonomous drive. We use the neural network and back-propagation algorithm as a tool of learning. As a result, we confirm the ability of tracing the target with proposed mobile robot.

Keywords : Neural Network , Mobile robot , Trace Algorithm , ultrasonic sensors , Pattern Recognition

1. 서론

기존의 이동로봇의 단순 구동에서 벗어나 어떤 특정한 목표물에 대하여 초음파 센서만을 활용하여 목표물과의 거리를 계산하며, 일정한 목표 간격을 설정 후 목표물에 대한 현 속도를 계산, 거리에 대한 이동로봇과 목표물과의 속도를 신경망으로 학습하여 기존의 이동로봇이 목표물에 대하여 설정된 간격으로 추종할 수 있게 하는 이동로봇보다는 동적인 환경변화에 대하여 오차율을 줄이면서 대상 물체를 추종하는 알고리즘을 구현하였으며 실험적으로 보이고자 한다.

지정된 각 프로토콜에 대하여 수신된 음성 명령을 이해하고, 자율주행을 수행하면서 특정 대상에 대해 일정한 거리를 유지하며 목표물을

쫓아가게 된다. 간략한 구동원리를 먼저 소개한다면 다음과 같다. 0.08초마다 초음파 센서로 주변 장애물 및 대상을 탐지하게 된다. 이때 센서의 부정확성을 고려하여 5개의 센서값을 표준화하여 평균화 한다. 특히 이동로봇의 상단 센서부의 1번, 2번, 12번 센서를 통하여 추종 대상과의 거리를 탐지하여 최소거리를 정하고 이를 판단의 기준으로 삼는다. 신경회로망을 이용하여 추종 대상의 주행 방향과 주행 속도를 계산하고 로봇의 다음 속도를 변경하며, 로봇의 구동시 부하가 걸리지 않게 하기 위해 플래그를 이용하여 설정한 속도까지 계속 증가하거나 감소하도록 하였다. 속도 변화중에 지정한 거리가 유지 되었을 때 역시 플래그를 이용하여 변경을 중지하고 속도 유지모드나 또는 지정한

거리 유지를 위한 속도를 다시 결정할 수 있게 하였다. 본론에서는 실제 실험에 사용된 이동로봇에 대한 시스템 원리와 동작 특성을 간략하게 설명하였고, 이러한 이동로봇 시스템에 지능형 기법인 신경회로망에 대한 알고리즘을 고찰하였다. 또한 신경회로망을 이용하여 이동로봇을 구동시켜 결과를 기술하였으며, 결론에서는 실험에 대한 결과를 고찰하였다.

II. 본론

2.1 이동 로봇 시스템 개요

실험에 사용된 USB 로봇제어 시스템을 장착한 이동로봇은 로봇의 제어를 위한 노트북과 USB 카메라를 장착하였고, 초음파 센서 12개를 1조로 상·하 부분에 24개를 설치하였으며 이동로봇의 몸체는 3개의 구동바퀴를 가진 동기식 구동(Synchro-drive)방식이다. 제어기의 구성은 구동과 조향 그리고 튜렛을 제어하기 위해 2축 USB 모터 제어기 보드 2장이 장착되었고, 24개의 초음파를 제어하기 위해 USB 초음파 거리 측정기 보드가 장착되었다. USB 로봇제어를 구성하기 위해 설계된 제어기는 USB 모터 제어기와 USB 초음파 거리측정기이다. USB 모터 제어기는 모터 PID 제어기, 서보앰프, USB 인터페이스(Interface), 10bit 절대 인코더(Absolute Encoder) 입력포트, 5비트 입출력 포트가 일체화된 보드이며 위치 제어와 속도 제어가 가능하다. 또한 USB 거리측정기는 최대 12개의 초음파 센서를 구동할 수 있으며, 선택적으로 초음파 센서를 구동하고 최대 거리와 최고 거리 및 선택한 센서의 우선순위를 설정하여 사용할 수 있다. USB 모터 제어기는 컴퓨터의 USB 단자에 플러그(plug) 되면 추가의 설정 없이 곧바로 모터 제어가 가능하다. USB 모터 제어기는 PID 제어 방식을 사용하였다. USB 초음파 거리 측정기는 송신과 수신이 하나의 트랜스듀서에서 가능하고 구동 주파수는 50kHz이며, 15°의 지향특성을 가짐으로서 이동로봇 주변 360°에 대한 거리정보를 획득할 수 있는 이동로봇에 부착된 24개의 폴라로이드사의 6500 초음파 센서를 구동하여 거리를 측정하고 이동로봇 특성에 맞도록 샘플링 시간 조절이나 센서 서열 선택의 기능과 초음파 센서가 구동한 후에 초음파 모듈 양단에 걸려있는 전원을 방전시키기 위해 시연 시간을 갖도록 하였다. 제어 명령은 초음파를 선택적으로 구동할 수 있고, 센서의 간섭을 피하기 위해 구동에 대한 우선 순위를 설정할 수 있으며, 측정거리를 최고 거리와 최대 거리를 입력할 수 있는 특징을 가지고 있다.

2.2 이동로봇의 추종 알고리즘

대상을 추종하기 위해서 이동로봇을 제어하는

기법으로 사용된 신경회로망의 이론을 살펴보고 본 실험에 사용된 학습 알고리즘을 고찰하여 보았다. 인간의 뇌구조를 모델화한 신경망은 뉴런이라고 부르는 다수의 소연산자들과 그 소연산자들을 결합하는 시냅스(synapse)라고 부르는 아날로그의 분산 메모리 소자들로 구성된다. 신경망 모델의 기본적인 연산 소자인 뉴런은 다입력, 다출력 소자이며, 입력신호의 곱과 합의 연산과 비선형 맵핑 연산을 수행하며, 시냅스와 소마(soma)로 구성된다. 시냅스 연산자는 과거의 경험(w_j)과 뉴런입력(x_j)에 대해서 결합 연산을 제공하며 소마 연산자는 뉴런 세포의 내부에서 연산이 수행되며 합의 연산으로 구현한다. 다층 신경망은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 은닉층이 존재하는 그림 2.1와 같은 계층적 구조를 갖는다.

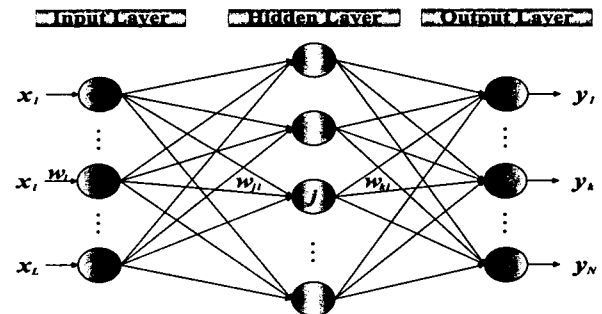


그림 3.2 다층 신경망의 구조

Fig. 3.2 Structure of the multilayer neural network 이러한 다층 신경망은 각층 내의 연결과 출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는 전방향 네트워크(feedforward network)이다. 그림 2.1와 같은 다층 신경망의 최종 출력은 식 (2.1)와

$$\begin{aligned}
 y_k &= f_k^o \left(\sum_{j=1}^M x_j^h \cdot w_{kj}^o \right) & \text{식(2.1)} \\
 &= f_k^o \left(\sum_{j=1}^M f_j^h \left(\sum_{i=1}^L x_i^i \cdot w_{ji}^h \right) \cdot w_{kj}^o \right) \\
 &= f_k^o \left(\sum_{j=1}^M f_j^h \left(\sum_{i=1}^L f_i^i (x_i \cdot w_i^i) \cdot w_{ji}^h \right) \cdot w_{kj}^o \right)
 \end{aligned}$$

여기서, f_i^i, f_k^o, f_j^h 는 각각 입력층, 중간층, 출력층의 비선형 활성화 함수들이고, w_i^i 는 실제 신호를 정규화하는 입력 가중치이며, w_{ji}^h 와

w_{kj}^o 는 각각 입력층과 중간층, 중간층과 출력층 사이의 가중치를 의미한다. 교사학습 방식인 오차 역전파 학습 알고리즘은 강화 학습 방법으로서 구현이 쉽고 학습 능력이 뛰어나 다층 신경망에 많이 사용되는 학습 방법이다. 출력단에

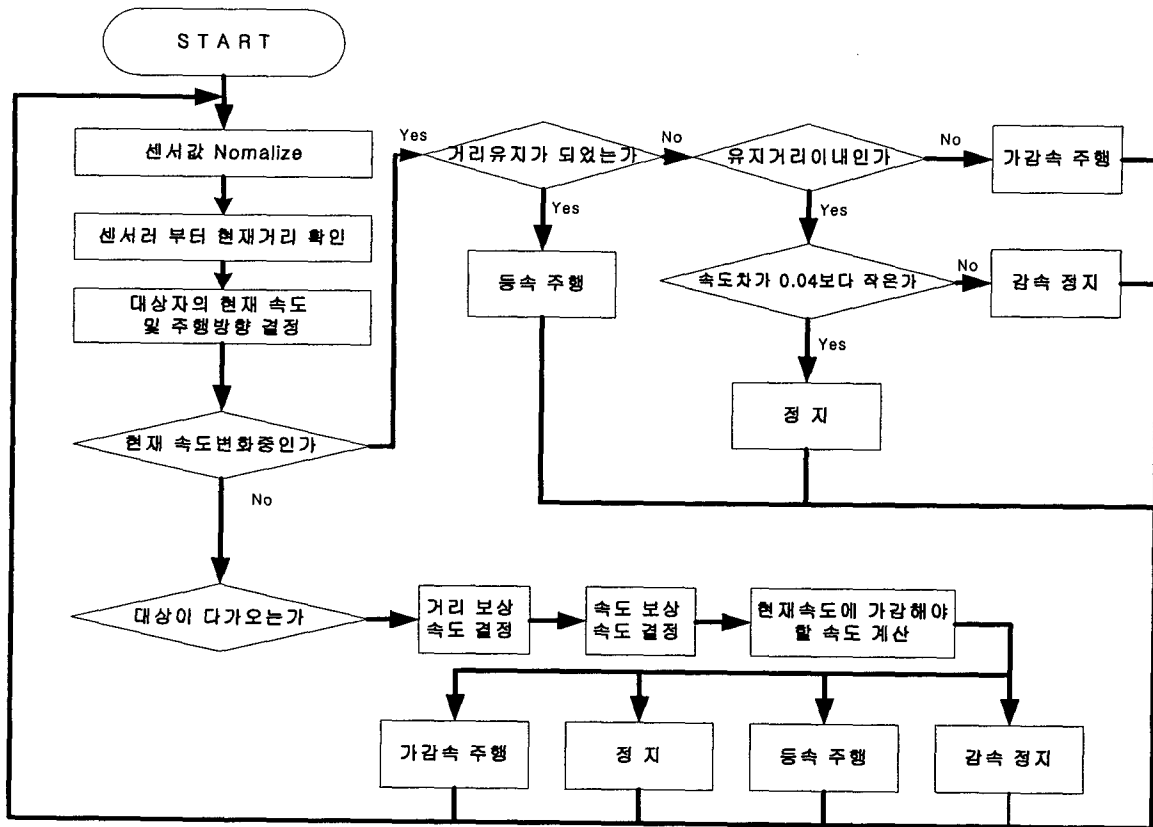


그림 2.1 알고리즘 블록도

서 전체 오차는 식(2.2)와 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y_{dk} - y_k)^2 \quad \text{식 (2.2)}$$

여기서, y_{dk} 는 출력단 k번째 뉴런의 목표 값이며, y_k 는 출력단 k번째 뉴런의 출력 값을 나타낸다. 역방향으로 전달되는 오차신호를 감소시키기 위한 출력단에 있는 가중치들의 변화량은 최급하강법과 연쇄규칙을 사용하며, 학습률과 활성화 함수를 사용하여 각 층의 새로운 가중치들은 조정되어지며 출력단에서 입력단까지 반복적으로 적용하면 각 뉴런의 출력 오차가 감소하도록 가중치가 조정되어, 결국 신경망의 최종 출력치가 목표값에 도달하게 된다.

2.3 신경망을 이용한 이동로봇의 동작 알고리즘
본 알고리즘에서는 이동로봇의 자율주행을 위해 몇 가지 세분화된 특징에 따라 구성되었다. 먼저 추종해야될 대상에 대해 이동로봇은 초음파 센서를 통해 현재 거리를 받아 들이게 된다. 이 값들은 저장되어 다음 자료값과 함께 분석되어 로봇의 이동속도를 결정하는데 사용하게 된다. 이동로봇에 의해 거리값을 계산하여 5개의 데이터를 평균화하여 사용한다. 데이터가 계

산되면 과거의 거리값과 현재의 거리값 및 로봇의 과거 이동속도를 통해 추종대상의 이동방향 및 추종대상의 현재 속도 식 (2.3)을 얻는다.

$$V = (D_A + 10 * \pi * Time * V_B - D_B) / (10 * \pi * Time) \quad \text{식 (2.3)}$$

V : 추종대상의 현재속도, D_A : 과거거리
 V_B : 로봇의 이전속도, D_B : 이전거리

$10 * \pi$ 는 rps 로 이루어지는 이동로봇의 속도 단위를 상대속도 단위로 변경해주기 위한 수치이다. 또한 위 식의 값이 음과 양일 경우에 대하여 이동로봇의 방향을 Change 라는 변수에 1 또는 0 으로 부여해 다음단계의 데이터 계산을 위해 준비하게 된다. 또한 주행속도 결정을 위해 거리에 대한 보상 속도와 속도차에 의한 보상속도결정에 중점을 두었다. 거리에 대한 보상속도란 추종대상과의 거리유지를 위한 보상속도 이면 속도차에 의한 보상속도는 거리에 대한 보상속도에 의해 거리가 유지되었을 경우 그 상태를 유지하기 위해 추종 대상과의 속도차를 줄이기 위한 것이다. 거리에 대한 보상속도는 아래 식과 같이 특정거리를 움직이기위한 속도부여식은 식 (2.4)으로 설명된다.

속도 보상은 단순한 속도차를 부여하지만 이때 로봇의 안정된 구동을 위해 그 크기에 대해 계

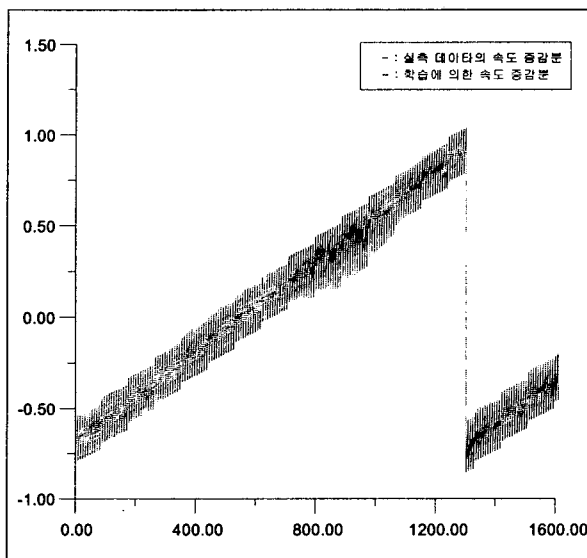
한을 두게 된다. 위에서 언급한 3가지의 변수들

$$V_{d.c} = (D_n - D_c) \quad \text{식 (2.4)}$$

$V_{d.c}$: 거리유지보상속도, D_n : 현재거리, D_c : 이전거리

을 통해 주행속도 결정에 이르게 된다. 결정된 거리 보상속도는 Change라는 변수에 의해 가감이 이루어지고 이로인해 결정된 두 종류의 보상속도의 합이 현재 속도에 더해져 우리가 원하는 이동로봇의 추종속도를 결정하게 된다. 전체 알고리즘의 출력으로서는 속도 변화중인지 다른 속도를 적용시켜야하는지와 현재의 이동로봇의 속도에서 얼마만큼의 속도로 대상 물체에 대해서 일정한 거리를 유지한채 추종할 수 있는지를 출력하는것이라 할 수 있다. 신경회로망 알고리즘은 3개의 입력을 이용하여 속도의 증감량을 학습하여 출력하게 되는 부분을 본 논문의 실험 목표로 선정 하였으며 그에 대한 블럭도를 그림2.3에서 나타내었다. 신경회로망의 입력은 로봇과 사람의 현재거리와 물체 속도와 과거 로봇 속도차 그리고 Change로서 위의 3개를 신경망의 입력으로 정하였으며 은닉층의 뉴런의 갯수는 20개를 사용하였으며, 활성화 함수는 Hyperbolic tangent 함수를 사용하였고 1600여개의 실제 데이터를 가지고 학습률 0.016와 가중치 갱신을 위한 역전파 학습은 10000번을 수행한 결과를 비교 실험하였다.

2.4 이동로봇 시뮬의 성능실험 결과



III. 결론

기존의 이동로봇의 주행 알고리즘들은 이동로봇이 가지고 있는 주행속도의 10~20% 이하의 저속에서 주행하게끔 설계되었고 구현된것에 비하여 위의 시뮬레이션의 결과와 실제 이동로

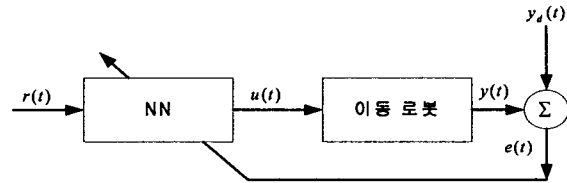


그림 2.3 시스템 블럭도

봇의 구동시에 대상의 속도가 로봇의 절대속도에 비해 크지않고 변화율이 크지않는 경우 로봇이 안정성을 확보한채 거리유지를 하며 대상을 추종하면서 40%이상의 주행속도를 가지고 대상자와의 거리유지를 위해 원활한 속도변화를 가지는것을 확인하였으며, 본 논문에서 제안한 자율적 주행 성능과 고속 주행 성능을 얻기 위한 대상 추종 알고리즘을 제안하고 이를 실제 이동로봇으로 구현한 결과 동적인 환경하에서 기존의 이동로봇의 추종제어보다 여러 상황하에서의 유연한 추종이 가능하다는 것이 실현되었다. 향후 과제는 현재의 로봇의 추종 능력에 대하여 직진 보행에 국한되어있는 경우에서 주행 보도상의 굴곡이나 대상자가 좌우로 움직이는 경우에 대하여 원활한 추종을 수행할 수 있게끔 좀 더 많은 센서를 활용하여 다양한 경우에 대하여 학습을 시킴으로서 다양한 변화에서의 동적인 동작 특성이 구현될 수 있는 추종 알고리즘을 개발하는 것이다.

감사의 글 : 본 연구는 과학기술부의 뇌과학 연구 프로그램에 의해 지원 받았 습니다.

IV. 참고문헌

- [1.] Narendra K.S., Neural networks for control: Theory and practice, Proc. of IEEE, vol. 84, No. 10, Oct. 1996, pp.1387~1406
- [2.] Simon Haykin, *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*, Macmillian College Publishing Company Inc., 1994.
- [3.] Tanaka T., Ohwi J., Litvintseva L.V., Yamafuji K. and Ulyanov S.V., "Intelligent control of a mobile robot for service use in office buildings and its soft computing algorithms". Journal of Robotics and Mechatronics, Vol.8, No. 6, 1-15, 1996
- [4.] N. Delson and H. West, "Robot programming by human demonstration: Subtask compliance controller identification," in Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robots, Syst., IROS, 1993, pp. 33-41.