

# 신경망을 이용한 센서 융합

## Sensor Fusion Using Neural Network

백상훈, 오세영

포항 공과대학교 전자전기공학과

Sanghoon Baek and Se-Young Oh

Dept. of Electronic and Electrical Engineering, Pohang University of Science and Technology

E-mail : tkeb100@postech.ac.kr

### ABSTRACT

기존에 성격이 다른 두 가지 이상의 센서를 이용하기 위해서는 각각의 센서의 입력 데이터를 처리하는 알고리즘이 필요하게 되고, 적용한 알고리즘에 의해 출력된 최종 값 중에서 그 상황에 알맞은 값을 선택하여 사용하는 계층적 구조를 사용하게 된다. 계층적 구조가 아니더라도 비슷한 형태의 데이터를 얻어 이를 가지고 최종 로봇을 제어하기 위한 출력을 만들게 된다. 본 논문에서는 비전 센서와 초음파 센서에서 입력되는 성격이 다른 데이터를 가지고, 신경망을 이용하여 최종 출력을 얻어냄으로써 2가지 센서의 입력 데이터를 처리하기 위한 과정을 간단히 하고 두 가지 센서가 서로를 보완할 수 있도록 하는 방법을 제시한다.

**Key words :** 초음파 센서, 비전 센서, 센서융합, Mobile Robot

### I. 서 론

산업이 발달하고 사회가 인간의 편의성을 높여주는 방향으로 발달해 감에 따라 로봇을 이용, 산업 현장에서의 안정성과 효율성을 높이고, 일반 생활에서는 인간의 편리성을 도모해 줌에 따라 로봇에 대한 중요성이 나날이 증가하고 있다. 2000년 대 접어들어 일반 가정에서 사용할 수 있는 로봇을 중심으로 한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이러한 로봇들의 역할은 가정에서 사람이 할 수 있는 일을 대신 해주는 것인데 그러한 로봇을 만들기 위해서는 사람과 같은 환경 인지 능력이 주어져야 한다. 사람은 눈과 귀 그리고 코와 같은 감각 기관으로 환경에 대한 정보를 받아 들이게 되고, 그 정보를 종합 판단하여 어떠한 행동을 해야 될 것인지를 결정하게 된다. 이런 과정이 끝난 다음에 행동으로 나타나게 되는 것이다. 사람의 행동 방식을 기본으로 만들어지는 로봇에게는 사람이 가지고 있는 감각 기관의 기능을 대신

할 수 있는 센서들이 부착되게 된다. 사람도 앞에서 말한 것과 같이 여러 감각 기관들에서 들어오는 정보들을 융합해서 하나의 결론으로 만들어 내듯이 로봇에게도 여러 개의 센서에서 들어오는 정보를 하나의 결론으로 만들어 내기 위한 방법이 필요하다.[1] 본 논문에서는 전혀 다른 역할을 담당하게 되는 비전 센서와 초음파 센서를 신경망 이론을 이용하여 효율적으로 조합할 수 있는 방법을 제시한다.

### II. 본 론

#### 2.1 다중 센서의 이용

로봇과 같은 시스템에서 여러 가지 센서를 동시 사용하는 것은 임의의 환경에서 사람의 명령 없이 스스로 지능적 판단에 의해 행동하는 능력을 향상 시키려는 것에 그 목적이 있다.[2] 만약 한가지 센서를 이용하여 그 시스템이 하고자 하는 일을 할 수 있을 때, 그 성능을 높이기 위해 동일한 센서를 계속적으로

추가할 경우 그 시스템의 성능은 추가된 센서의 수만큼 증가할 수 있을까? 이러한 문제 때문에 여러 가지 센서를 사용하게 되고, 또한 여러 센서에서 입력 되는 데이터들을 어떻게 처리할 것인지에 대한 연구가 많이 이루어지고 있다.

**2.2 다중 센서통합(Multisensor Integration)과 다중 센서융합(Multisensor Fusion)**

여러 센서에서 입력 되는 데이터를 동일한 목적에 사용할 경우 필수적으로 사용되는 방법들을 통칭하는 말이다. 이 두 방식의 차이를 설명하려면 다음과 같이 설명할 수 있다. 다중 센서 통합은 어떤 시스템의 목적을 구현하기 위해 사용된 다중 센서에서 입력되는 정보를 이용, 상승 효과를 이루어 내는 것이다.[3][4] 다중 센서 융합은 다른 형태로 제공 되는 각각의 센서 정보를 합성시키는 데이터 통합의 한 과정이다. 다중 센서 통합의 경우 그 목적에 따라 동일한 목적을 위해 동일한 정보를 다른 센서로부터 얻어 정보의 반복성을 이용, 정보에 대한 신용을 높이는 목적, 그리고 완전하지 못한 정보를 보완하는 목적, 비용을 줄이기 위한 목적 등으로 그 사용 방법이 정해 질 수 있고, 다중 센서 융합의 경우 신호 레벨, 픽셀 레벨, 심볼 레벨과 같이 어느 단계에서 융합 하는가에 따라 사용 방법이 달라진다.[5][6]

**2.2.1 기존 방식의 문제점**

센서 통합 방식과 센서 융합 방식에 대한 데이터 형식을 보면 같은 형태의 데이터를 가지고 처리하는 방식이다. 예를 들면 비전 센서와 레이더를 사용할 경우 이미지에서 나오는 물체의 형태와 레이더에서 표현 되는 물체의 형태에 대한 데이터를 통합하여 하나의 이미지 결과를 얻게 된다. 또는 비전 센서와 초음파 센서를 사용해서 비전 센서에 의해 얻어지는 거리 정보에 초음파 센서를 이용, 이 거리 정보를 정확한 거리 정보로 변환하는 수준이다. 하지만 이러한 것은 입력 정보에 대한 정확성을 높이는 방식이지 전혀 다른 방식으로 사용되는 센서의 입력 정보에 대해서는 거리 정보나 이미지 정보로 변환해야 하는 복잡한 과정이 추가 되기 때문에 구현이 까다롭다. 그리고 센서 통합 방식을 사용하게 될 경우에는 각 센서에 대해 입력되는 정보를 계속적으로 저장해서 이를 각 정보에 대해 비교한 후 사용하게 되므로 신속한 컨트롤 기능을 발휘 할 수 없는 경우가 발생한다.

본 논문에서는 이러한 단점을 보완 하고자 각각 다른 형태의 입력 정보를 가지고 하나의

출력 결과를 얻도록 하며, 또한 이러한 기능에 의해 실시간에 가까운 출력을 얻을 수 있다.

**2.2.2 비전센서와 초음파 센서의 융합**

비전 센서가 하는 역할은 artificial landmark를 찾는 것이다. 이 landmark는 한 쌍의 파란색 원 모양으로 구성되어 있다.

CCL (Connected Component Labeling) 알고리즘을 이용하여 landmark를 찾고 각각의 이미지 상에서의 (x, y) 좌표를 얻는다.[8] 초음파 센서에 대해서는 각각의 거리 정보를 획득한다. 2 개의 센서에서 입력 되는 정보는 상이한 데이터들이다. 이 2종류의 데이터 대해 최종 값을 획득하기 위해서 융합 시스템에 이 데이터를 입력 시킨다. 이러한 융합 시스템에서 중요한 것은 두 가지의 센서에 대해 동기를 맞추어 주는 것이다. 동일한 시간에 동일한 위치의 환경에서 정보를 입력 받는 것이 중요하다. 그리고 이러한 센서 정보 처리와는 독립적으로 로봇을 컨트롤 할 수 있어야 한다. 이러한 시스템은 그림 1. 과 같이 표현된다.

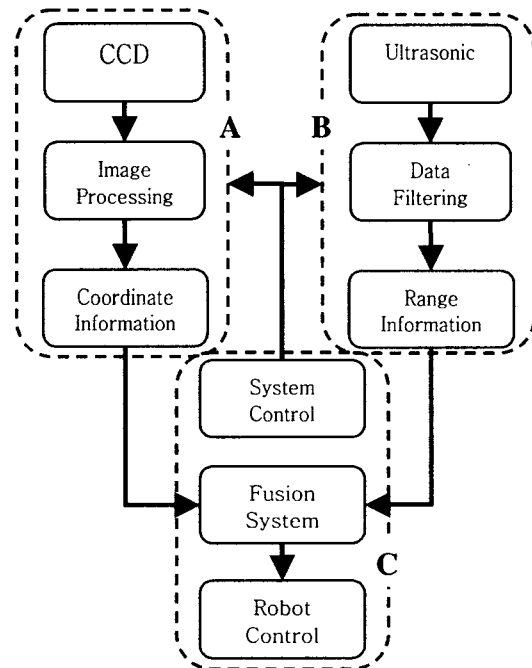


그림 1. 다중 센서융합의 구조

각각 시스템은 A, B, C 3개로 구성되며, 독립적 프로세서 형태로 구동하게 된다. A 프로세서는 비전 센서의 입력을 받아 이를 처리하여 landmark에 대한 좌표 정보를 C 프로세서에 제공해 주고 B 프로세서는 초음파 센서에 대해 A와 같은 방식으로 처리를 해 주게 된다. A, B 프로세서에서 받은 정보를 이용, C 프로세서에서는 로봇을 컨트롤 하기 위한 결과를 얻어내게 된다. 또한 전체 시스템은 C 프로세서

서에서 제어하게 된다. 이러한 시스템 구조를 사용하는 이유는 각 센서에 대한 입력 데이터를 처리하는 시간이 어느 정도의 시간 지연(Time delay)을 발생시킬 뿐 아니라 특히 이미지 처리에는 초음파 센서의 입력 데이터 처리에 비해 많은 시간이 소모 되므로 자칫 시간 지연에 의한 오차 발생을 최소화 하기 위함이다.

2.2.3 다층 퍼셉트론을 이용한 데이터 융합 시스템

상이한 성격의 두 데이터를 융합 시키기 위해서 본 논문에서는 다층 퍼셉트론(Multi Layer Perceptron)을 사용하였다. 입력 데이터는 비전 센서에서 얻어지는 이미지 좌표 4개, 초음파 센서에서 얻어지는 거리정보 8개로 구성된다. 먼저 다양한 환경에서 학습을 위한 데이터를 수집한다. 이 데이터를 신경망 학습을 위해 사용할 때는 현재 시간에서 얻어진 데이터만을 이용하는 것보다 이전 시간의 데이터를 함께 사용하는 것이 신경망 학습에 있어 빠른 수렴 속도를 얻을 수 있다. 신경망 가중치에 대한 업데이트 식은 식(1), (2)와 같다. [7]

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (t_k - y_k)^2 \quad (1)$$

$$\Delta w_{jk}(t+1) = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}(t+1) + \alpha \Delta w_{jk}(t) \quad (2)$$

$t_k$ 는 출력층에서  $k$ 번째 뉴런의 목표 값이고,  $y_k$ 는 출력층에서  $k$ 번째 뉴런의 출력 값이다.  $\epsilon$ 는 학습률(Learning ratio)이고 모멘텀(Momentum)에 대한 변수를  $\alpha$ 라 한다.

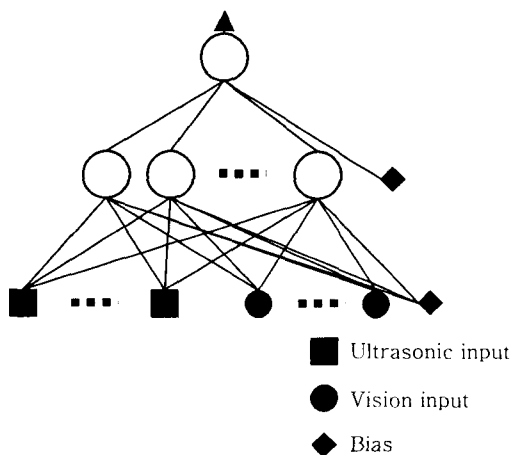


그림 2. 신경망 구조

2.3 실험 결과

본 논문에서는 앞에서 말한 융합 시스템을 스레드 형식을 이용하여 구현 하였다. 그리고

사용된 신경망의 구조는 입력 퍼셉트론이 36개, 은닉층 퍼셉트론은 15개, 그리고 출력 퍼셉트론은 1개로 구성되어 있다. 입력이 36개가 되는 것은 현재 시간  $t$ 에 대한 데이터가 12개(landmark 한 쌍에 대한 이미지상  $(x, y)$  좌표 4개, 초음파 센서 데이터 8개)이므로  $t-1, t-2$ 시간의 데이터를 신경망에 대한 하나의 입력으로 사용 했음을 의미하는 것이다.

2.3.1 시뮬레이션 결과

시뮬레이터 환경은 실제 환경에서 주행하는 것과 같은 효과를 보일 수 있도록 하기 위해 실제 환경과의 비를 1:1로 설정하였다. 그림 3. (a)는 시뮬레이터상에서 주행한 결과를 보여주는 것이다. 그림 3. (b)는 로봇에 landmark가 보여 지는 영상이다. 실험 결과에서 보면 주행 경로가 표시되고 landmark 앞에서 다른 색으로 표시 되는 부분의 경로는 landmark가 로봇에 보여지는 구간을 나타낸다. 로봇을 중심으로 전방향으로 뻗어 있는 선은 초음파 센서의 측정 거리를 나타내는 것이다.

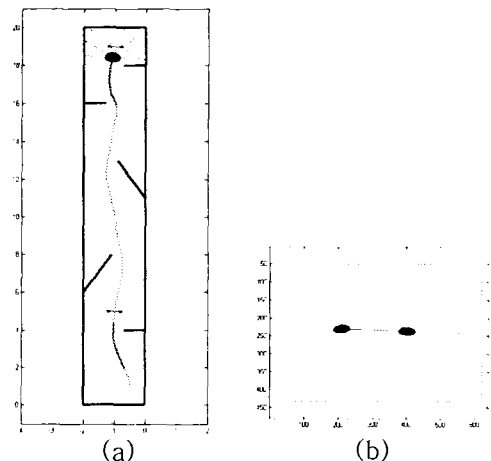


그림 3. 시뮬레이터상의 실험 결과

(a) 장애물이 있는 환경에서 주행 결과 (b) Simulator상에서 로봇에게 보여지는 Artificial Landmark의 형태

2.3.2 실제 실험 결과

이 실험에 사용한 로봇은 Activemedia사의 Pioneer AT이다. 이 로봇에는 현재 8개의 전방 초음파 센서와 1개의 CCD 카메라가 부착되어 있고, 전체 로봇의 컨트롤은 노트북(삼성 SensV25)에서 처리한다.(그림 4.)

실제 환경에서의 실험에서는 시뮬레이터에서의 실험과 유사한 경로로 주행하는 것을 관찰할 수 있었다. 하지만 시뮬레이터상에서는 사용하지 않았던 초음파 센서에 대한 필터가 필요하였다. 초음파 센서로 측정한 거리는 실제 거리에 대해 오차가 발생하거나 물체에 반사된

초음파가 로봇에 되돌아 오지 않는 경우가 발생하게 된다. 따라서 이러한 오차에 의해 발생할 수 있는 오류를 방지하기 위해서는 초음파 센서에 대한 필터링이 필요하다.

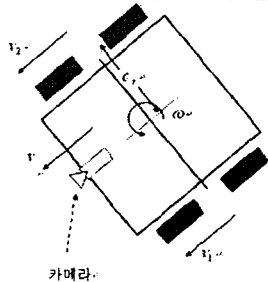
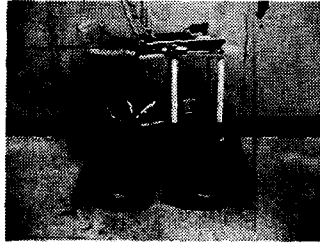


그림 4. 실제 실험에 사용된 로봇과 모델링

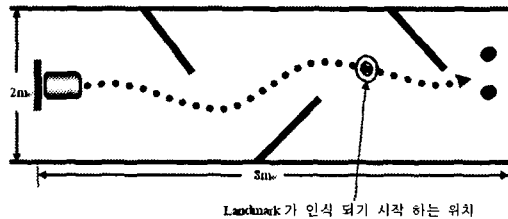


그림 5. 실제 환경에서의 주행 결과

### III. 결 론

본 논문에서 제시한 방법은 여러 센서를 동시에 사용함에 있어 각 센서마다 필요하게 될 처리 방식을 간소하게 하고, 센서들에게서 얻어진 정보를 하나의 결과를 얻기 위해 조합하는 방식을 간소화 함으로써 시스템의 효율을 증대하려고 하였다. 하지만 이 방법에서는 landmark에 대한 예측을 할 수 없다는 단점이 있다. 영상과 초음파 센서에서 들어온 로봇 주위 환경에 대한 정보만을 가지고 상황 판단이 이루어지기 때문에 예측에 의한 주행이 어려워진다. 하지만 초음파 센서와 같이 불확실한 거리 측정 센서로는 로봇의 폭과 비슷한 폭의 문을 통과하기란 어려운 일이다. 이러한 경우 사용하게 되는 쉬운 방법이 문에 대해 artificial landmark 또는 natural landmark를 이용하게 되는 것인데, 이것만 사용하게 될 경우 실제 문 주위에 위치하는 장애물 회피 능력을 사라지게 된다. 이러한 경우에 본 논문에서 제안된 방식은 좋은 성능을 발휘 하였다.

앞으로 각 센서에 대한 입력 정보의 상호 보완성을 높이는 반면, 로봇이 두 개 이상의 센서를 사용 하는 중에 하나의 센서가 고장을 일으켰을 때 나머지 정상적인 센서만을 가지고 주행할 수 있는 능력을 가지도록 발전 시킬 수 있을 것으로 보인다.

감사의 글 : 본 연구는 한국 과학 기술부에서 지원하는 Brain Science and Engineering Research Program의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

### IV. 참고문헌

- [1] M.A. Abidi and R. C. Gonzales, "Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence", Eds. San Diego, CA: Academic, 1992
- [2] Terence chek hion Heng, Yoshinori Kuno, and Yoshiaki Shirai. "Active Sensor Fusion for Collision Avoidance" Proceedings of the 1997 IEEE IROS 97'
- [3] S. G. Goodridge, "Multimedia Sensor Fusion for Intelligent Camera Control and Human-Computer Interaction." Ph.D thesis, North Carolina State University, Raleigh, 1997
- [4] K. Kobayashi, K. C. Cheok, K. Watanabe, and F. MuneKata. "Accurate Differential Global Positioning System via Fuzzy Logic Kalman Filter Sensor Fusion Technique." IEEE Trans. On Industrial Electronics, Vol. 45, No. 3, pp.510-518, June 1998
- [5] Ren C. Luo and Michale G. Kay, "A Tutorial on Multisensor Integration and Fusion", Industrial Electronics Society, 1990. IECON '90., 16th Annual Conference of IEEE, 27-30 Nov. 1990 Pages:707 - 722 vol.1
- [6] Tse Min Chen and Ren C. Luo. "Multilevel Multiagent Based Team Decision Fusion for Mobile Robot Behavior Control". Proceedings of the 3<sup>rd</sup> World Congress on Intelligent Control and Automation June 28-July 2, 2000.
- [7] Simon Haykin. "Neural Networks", Prentice Hall Press, 1999
- [8] Di Stefano, L.; Bulgarelli, A. "A simple and efficient connected components labeling algorithm". Image Analysis and Processing, 1999. Proceedings. International Conference on, 27-29 Sept. 1999 Page(s): 322 -327