

오류 역전파 신경망 기반의 센서융합을 이용한 이동로봇의 효율적인 지도 작성

An Effective Mapping for a Mobile Robot using Error Backpropagation based Sensor Fusion

김경동¹, 곡효천², 최경식², 이석규^{2,✉}
Kyoung Dong Kim¹, Xiao Chuan Qu², Kyung Sik Choi² and Suk Gyu Lee^{2,✉}

¹ 영남대학교 로봇공학과 (Department of Robotics, Yeungnam Univ.)

² 영남대학교 전기공학과 (Department of Electrical Engineering, Yeungnam Univ.)

✉ Corresponding author: sglee@ynu.ac.kr, Tel: 053-810-3923

Manuscript received: 2010.12.24 / Accepted: 2010.4.7

This paper proposes a novel method based on error back propagation neural networks to fuse laser sensor data and ultrasonic sensor data for enhancing the accuracy of mapping. For navigation of single robot, the robot has to know its initial position and accurate environment information around it. However, due to the inherent properties of sensors, each sensor has its own advantages and drawbacks. In our system, the robot equipped with seven ultrasonic sensors and a laser sensor navigates to map two different corridor environments. The experimental results show the effectiveness of the heterogeneous sensor fusion using an error backpropagation algorithm for mapping.

Key Words: Sensor Fusion (센서 융합), Mobile Robot (이동로봇), Backpropagation (역전파), Neural Networks (신경망)

기호설명

w = weight of each node
 o = real output of each node
 δ = error rate of each node
 η = learning signal parameter
 t = target output
 α = learning rate parameter
 ϕ = hidden layer bias

1. 서론

산업이 발달함에 따라서 사회 제반 시스템이 사용자 편의 중심으로 변화하게 되었으며, 산업현

장에서의 안전성, 안정성 및 효율성을 확보하기 위하여 로봇의 활용이 늘어가고 있다. 이에 따라 로봇 분야의 연구도 2000 년 대 이후, 다양해졌으며, 이에 따라 로봇은 환경의 영향을 최소한 받으며, 주어진 임무를 수행해야 한다. 이를 위해 로봇은 장착된 센서 등을 최대한 활용하고, 스스로 환경 인지 능력을 극대화하여 환경의 변화에 따른 영향을 최소화하는 것이 필요하게 되었다. 특히 이동로봇의 경우에는 그 특성상 환경 인지 능력이 중요하며, 로봇이 정확한 위치로 이동하기까지 장애물 회피, 경로계획 및 수행, 자신의 위치 파악 등 다양한 과정을 처리해야 하며 주변환경이나 상황에 대한 인식없이는 불가능하다. 로봇의 경우는 인간의 감각기관에 해당하는 센서를 이용하여 주

변 상황을 인지하지만, 아무리 우수한 센서라 하더라도 인간의 시각기관을 대체할 수 있을 만큼 정확하거나 실용적이지 못하다. 특히 로봇 주위의 현재 위치를 추정함에 있어 각각의 센서가 지니고 있는 성능상의 제한들로 인해서 하나의 센서만을 이용하여 원하는 정보를 얻는 것은 매우 어려운 일이다. 따라서 정확한 위치 추정을 위하여 센서 융합에 관한 연구가 많이 이루어지고 있다. 여러 종류의 센서를 이용하여 정보를 얻을 경우에는 제공되는 정보의 양이 많아지게 되며, 센서들 간에 서로 보완적인 역할을 할 수 있기 때문에 단일 센서에 비해 상대적으로 정확한 결과를 얻을 수 있다. 따라서 센서 상호간의 단점을 보완할 수 있는 센서 융합에 관하여 많은 연구가 진행되고 있다.¹⁻⁴

초음파와 비전 센서를 함께 이용하여 환경 지도를 구현하거나 현재 위치를 추정하는 연구에서는 두 센서로부터 획득한 정보들을 상호 보완적으로 사용하지만, 일반적으로 초음파의 각도에 대한 저해상도, 난반사 등의 문제와 비전 센서에서 나타나는 많은 연산량, 조명에 따른 왜곡 등의 문제로 인해 적용에 어려움이 있다. 따라서 초음파의 장점인 거리 측정의 간편성과 비전 센서의 장점인 다양한 정보제공 능력을 효과적으로 이용하는 것이 필요하다.⁵⁻⁹

Matthies and Elfes⁷는 24 개의 초음파 센서와 스테레오 비전 센서를 활용하여, 각각의 센서로부터 입력된 거리 정보를 이용하여 점유 격자를 구성하는 방식으로서, 초음파 센서의 데이터를 이용한 격자와 비전 센서를 이용한 격자를 구성하여 지도를 결합하였다. 그러나 환경 인지도를 높이기 위해 격자의 크기를 작게 만들 경우 격자 정보갱신 시간이 길어져 로봇이 이동하면서 연산을 하기에는 어려운 점이 있다. 일반적으로 초음파 센서와 비전 센서를 융합하는 경우, 주어진 환경 정보를 추출할 때 비전 센서의 데이터 처리의 한계점으로 인하여 로봇이 이동하면서 정보를 처리하기에는 다소 제한적일 수 밖에 없다.

Neria et al¹⁰은 레이저 센서와 비전 센서를 융합하였으며, 한 개의 레이저 센서를 이용하여 0.15° 씩 거리를 측정하였고, 사물의 가장자리 검출을 위해 비전 센서를 활용하였다. 결과적으로 실내 환경에서는 우수한 지도를 얻었으나, 레이저 센서의 가격이 비싸다는 점과 유리와 같은 매질에서

레이저 센서의 오차 발생이 높아 로봇이 주어진 환경의 특성에 따른 한계점을 보여주고 있다.

Dudek et al¹¹은 레이저 센서와 12 개의 초음파 센서로 입력된 데이터를 융합하였으며, 기본적인 지도 작성은 초음파 센서를 이용하고 레이저센서는 ‘Just in time’의 개념을 도입하여 초음파센서의 오차가 크게 발생하는 영역에 대하여 데이터를 융합하였다. 이는 Neria et al에서의 한계를 해결하는데 유용한 방법이나 지도를 통해 융합결과를 확인할 수는 있지만, 실제 로봇이 이동 중에 주어진 환경에 적합한 주행을 하는 데에는 한계가 있다. 이동로봇이 이중의 센서를 장착하고 획득한 데이터를 융합하여 환경에 대해 보다 개선된 정보를 줄 경우 로봇의 임무 수행도는 향상된다.

본 논문에서는 센서 융합에 대한 선행 연구결과에 근거하여 보다 개선된 형태의 융합방법을 제안하고자 한다. 로봇의 환경 인지 능력을 인간에 가깝게 하기 위해서 인간의 생체 신호 전달 과정을 모델링한 신경망 알고리즘을 센서 융합에 적용한다. 즉, 신경망 알고리즘을 이용하여 이중 센서로부터 입력된 데이터의 오차를 줄임으로써 이동 로봇의 환경 인지 능력을 향상시키게 된다.

2 오류 역전파 알고리즘

EBP 알고리즘의 기본 원리는 입력층의 각 노드에 입력 패턴을 주면, 이 신호는 각 노드에서 변환되어 은닉층에 전달되고 최후의 출력층에서 신호를 출력하게 된다. 이때 출력값과 목표값을 비교하여 차이를 줄여나가는 방향으로 상위층의 가중치를 조절하고, 이를 하위층으로 역전파하여 가중치를 조절하며, 허용 수렴조건을 만족할 때까지 수행을 반복한다.¹²

2.1 오차 계산

일반적으로 입력 패턴에 대한 출력을 얻기 위해서는 식(1)을 사용한다. 식(2)에서 f_i 는 비감소이며 미분이 가능한 함수이어야 한다.

$$net_{pj} = \sum_i w_{ji} * o_{pi} \quad (1)$$

$$o_{pj} = f_i(net_{pj}) \quad (2)$$

얻어진 출력은 미리 주어진 목표 출력과 비교하여 오차를 계산한다. 최상위 출력층과 은닉층에서 오차는 식(3)과 식(4)에 의해 도출된다.

$$\delta_{pk} = (t_{pk} - o_{pk})f_k'(net_{pk}) \quad (3)$$

$$\delta_{pj} = f_j'(net_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (4)$$

2.2 연결강도 수정

위에서 언급한 것과 같이 입력패턴을 신경망에 투입하여 얻은 출력과 목표에 대한 출력의 오차를 신경망의 역방향으로 전파시키면서 각 신경망의 연결강도를 조정하여 학습을 진행한다. 식(5)는 연결강도를 수정하는 식이다.

$$\Delta_p W_{ji}(n+1) = \eta \delta_{pj} o_{ji} + \alpha \Delta_p W_{ji}(n) \quad (5)$$

여기서 n 은 학습의 횟수, α 는 학습률 상수이며 $\alpha \Delta_p W_{ji}(n)$ 은 모멘텀항이다. 모멘텀은 신경망의 연결 가중치 조절식에 관성을 줌으로써 학습시간을 단축하고 학습 성능의 향상을 위해 고안된 것으로 과거의 연결 가중치 변화에 따른 영향을 고려한다. 일반적으로 연결가중치가 아주 낮은 지역에서 최소점에 빠지는 것을 어느 정도 해결하여 신경망의 학습속도를 높이게 하는데 기여한다. 연결 강도를 수정하는 방법은 패턴을 제시할 때마다 연결강도를 변경하는 방법과 학습 패턴을 모두 제시한 후 한꺼번에 변경하는 일괄연결강도 변경 방법이 있다.

3 제안된 알고리즘

Fig. 1 은 제안된 알고리즘 순서도이며, EBP 알고리즘을 기반으로 하고 있다. Fig. 1 에서 보듯이 유사성 판단을 하여 EBP 알고리즘 만을 사용하면 처리속도가 느린 단점을 보완하였다. 이 유사성 판단의 조건은 두 센서 데이터들의 값을 비교하여 $t-1$ 와 현재의 t 의 데이터 값을 비교하여 같은 구조인지 확인을 한다. 확인된 데이터가 $t-1$ 의 시간과 같은 경우 EBP 알고리즘을 사용하지 않고 기존의 선정된 센서데이터를 사용한다. 이에 따라 매번 EBP 알고리즘을 실행할 때보다 속도면에서 EBP의 단점을 보완할 수 있다.

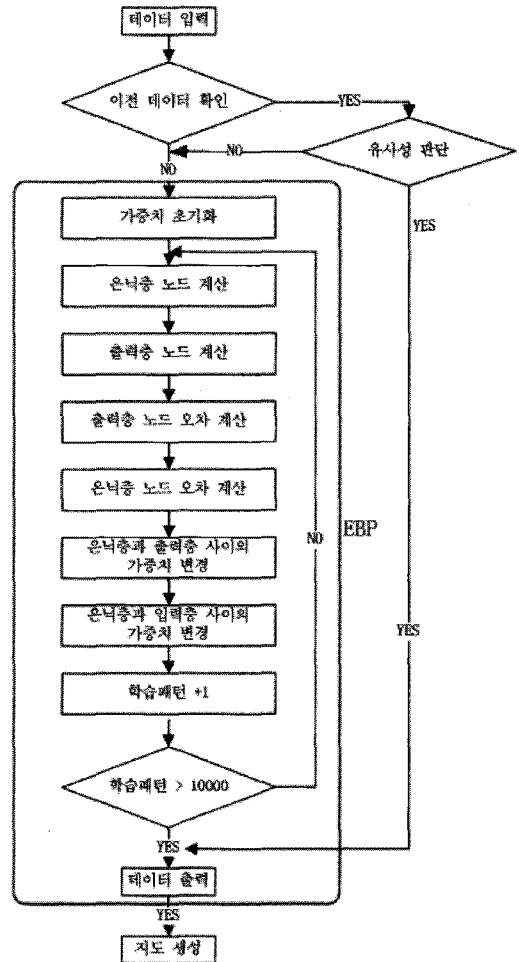


Fig. 1 Flowchart of the proposed algorithm

3.1 유사성 판단

로봇의 시작 지점에서 EBP 알고리즘을 사용하여 데이터를 저장한 후 유사성 판단을 수행한다. 유사성 판단은 정면의 초음파 데이터와 레이저 데이터를 제외하고 나머지 6 개의 초음파 데이터와 레이저 데이터를 이용하여 진행되며, 이 유사성 검사는 오차 범위가 50cm 이내의 값이 들어 오게 되면 기존의 데이터 선정된 부분과 같다고 판단하여 기존에 선택된 센서를 선정하고, 선정된 센서 데이터를 이용하여 맵 생성을 진행한다. 이와 같이 유사성 판단을 하는 EBP 알고리즘을 S-EBP 라 한다.

3.2 초기화 및 학습 패턴 선정

신경망의 상태를 결정하는 연결강도 w_{ji} , w_{kj} 와

바이어스(θ_j, θ_k)를 임의의 작은 값으로 초기화한 후 신경망에 훈련시키고자 하는 학습 패턴을 설정한다.

3.3 은닉층 및 출력층 출력 계산

은닉층 출력은 학습패턴 값을 입력층에 제시하여 은닉층에서 출력되는 값인 Z_j , 입력층과 은닉층 간 연결강도 w_{ji} , 은닉층 바이어스 θ_j 를 사용하여 구한다.

$$net_{pj} = \sum_i w_{ji} * o_{pi} + \theta_j \quad (6)$$

출력층 출력은 은닉층의 출력 o_{pj} 와 은닉층과 출력층 사이의 연결강도 w_{kj} , 출력층의 바이어스 θ_k 를 이용하여 출력층의 net_{pk} 를 구한다.

$$net_{pk} = \sum_i w_{kj} * o_{pj} + \theta_k \quad (7)$$

3.4 은닉층 및 출력층 오류 계산

출력층 오류는 학습패턴의 목표출력 t_{pk} 와 실제 출력 o_{pk} 와의 차로부터 출력층에 연결된 연결강도와 출력층 오프셋에 대한 오차 δ_{pk} 를 구한다.

$$\delta_{pk} = (t_{pk} - o_{pk})f_k'(net_{pk}) = (t_{pk} - o_{pk})o_{pk}(1-o_{pk}) \quad (8)$$

은닉층 오류는 오차 δ_{pk} 와 은닉층과 출력층간의 연결강도 w_{kj} 와 은닉층 출력 net_{pj} 로부터 은닉층 뉴런 j 에 연결된 연결강도와 은닉층 오프셋에 대한 오차 δ_{pj} 를 구한다.

$$\begin{aligned} \delta_{pj} &= f_j'(net_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \\ &= \sum_k \delta_{pk} w_{kj} o_{pj} (1-o_{pj}) \end{aligned} \quad (9)$$

3.5 층간 연결강도 수정

은닉층과 출력층 간 연결강도는 3.3 에서 구한 출력층의 신경세포 k 에서의 오차 δ_{pk} , 은닉층 신경세포 j 의 출력 o_{pj} , 학습률 α 를 이용하여 구한다. 이를 이용하여 은닉층 뉴런 j 와 출력층 뉴런 k 에 연결된 연결 강도 w_{kj} 를 조정한다.

$$w_{kj} = w_{kj} + \alpha \delta_{pk} o_{pj} \quad (10)$$

$$\theta_k = \theta_k + \alpha \delta_{pk} \quad (11)$$

입력층과 은닉층간 연결강도는 전술한 방법과 동일하며 (12), (13)과 같이 계산된다.

$$w_{ji} = w_{ji} + \alpha \delta_{pj} o_{pi} \quad (12)$$

$$\theta_j = \theta_j + \alpha \delta_{pj} \quad (13)$$

이후, 지금까지의 단계들을 다음에 학습시킬 입력패턴에 대하여 반복시키고, 모든 학습패턴에 대한 학습이 끝나면 알고리즘이 종료된다.

4. 실험

4.1 실험 환경

본 논문에서 제안하는 EBP 센서융합방법을 검증하기 위하여 Fig. 2 와 같이 1 개의 레이저 센서를 중앙에 두고, 0° 에서 180° 까지 30° 간격으로 배치된 7 개의 초음파 센서를 가지고 있는 로봇을 사용하였다.

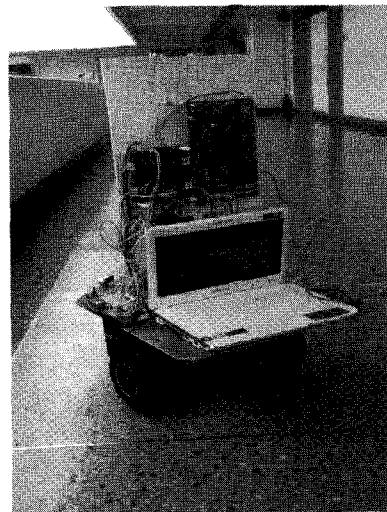


Fig. 2 Mobile robot with one laser sensor and array board of 7 ultrasonic sensors

4.1.1 초음파 센서

초음파 센서는 소리를 이용한 거리를 측정하는 센서로서 진동수를 20[kHz]에서 수[GHz]대역으로

진동시켜 초음파 신호를 발생시키고, 이 신호를 수신하는 구조를 가지고 있다. 식(14)는 초음파 센서를 이용하여 속도를 측정하는 식이다. 초음파 방사형 특성을 갖고 있어서 전방의 장애물이나 벽이 존재할 경우 그 최단 거리를 측정한다.

$$v_s = 331.5 + 0.6t \quad (14)$$

본 연구에서는 정전형 초음파 센서(SRF04)를 이용하여 실험을 진행하였으며, Table 1 은 SRF04의 특성을 나타내고 있다.

Table 1 Characteristics of ultrasonic sensor (SRF04)

Item	Specifications
Voltage	5 [V]
Measurement range	3 [cm] - 3 [m]
Frequency	40 [kHz]
Sensitivity	3 [cm] / 2 [m]
Wave length	8.5 [mm]
Activation	10 [us] (Trigger pulse)

4.1.2 레이저 센서

레이저 센서는 레이저를 쏘아 반사되어 오는 시간을 측정하여 물체와 센서 사이의 거리를 측정하는 장비이다. 레이저는 빛의 종류로 직진성이 우수하기 때문에 측정을 위해 송출하는 레이저는 퍼짐이 적어 일정 내의 거리에 대해서 낮은 범위를 측정할 수 있다. 또한 내부에 모터를 구동시켜 전방의 넓은 범위를 높은 해상력을 가지고 측정할 수 있다.

Table 2 Characteristics of laser sensor (UHG-08LX)

Item	Specifications
Voltage	12 [V] +/-10%
Laser wavelength	785nm, class 1
Scan angle	270°
Scan time	67msec/scan 14.925Hz
Angular Resolution	0.36°

본 연구에서는 측정 최대 거리 8m 인 Hokuyo사의 UHG-08LX 를 사용하여 실험을 진행하였다. 데이터 송수신은 시리얼 통신에 의해 이루어지며 DSP(TMS 320LF2804)의 Comm 통신을 이용하여 전송을 한다. 스캔 범위는 Table 2 와 같이 270° 를 0.36° 간격으로 스캔하였다.

4.2 실험 결과

본 연구에서 초음파 센서와 레이저 센서의 융합을 위하여 실험 환경은 알려진 실내 환경이라 가정하고, 2 가지 환경하에서 EBП 를 500 회 반복 수행하여 진행하였다.

4.2.1 복도 환경 1

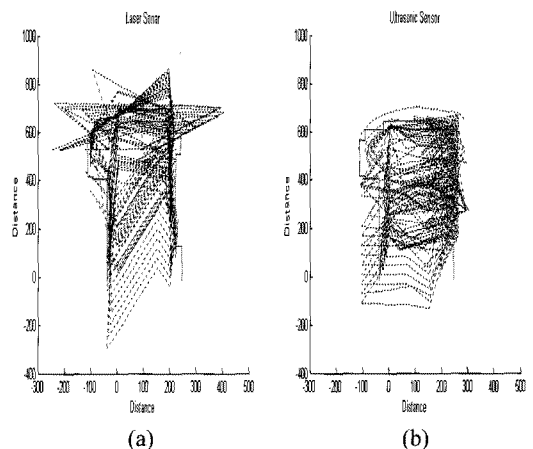
Fig. 3 은 복도 환경 1에서의 실험 상황을 나타내고 있다.

이동로봇은 진행 방향 정면에 유리 재질의 출입문이 있는 환경에서 왼쪽으로 진입하여 복도 끝에서 돌아 오른쪽으로 나오는 상황을 재현하였다.

이동 로봇은 자율 이동하여 주변환경을 측정 한 후, 다음 위치로 이동하는 방식으로 Fig. 4 와 같이 맵을 구성하였다. Fig. 4(a)~(c)는 레이저 센서와 초음파 센서 측정 데이터 및 EBП 를 이용한 데이터 융합 결과를 나타내고 있다. 여기에서 실선은 복



Fig. 3 Corridor 1 for experiment



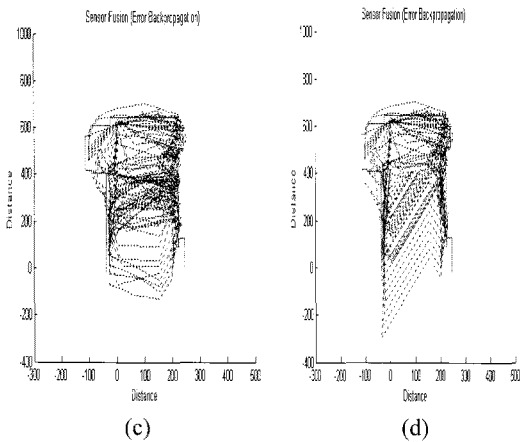


Fig. 4 Results for the corridor case 1 (a) using laser, (b) using sonar, (c) using fusion of laser and sonar using EBP (d) using S-EBP-Filter

도의 벽과 출입문을 나타내고, 점선은 Fig. 4(a), (b), (c)는 레이저 센서 측정 결과, 초음파 센서 측정 결과 및 EBP 적용 결과를 각각 나타내고 있다.

초음파 센서의 경우 대체적으로 안정적인 결과를 보여주고 있으나 복도의 모서리 부분에서 실제 거리보다 매우 짧게 나타나고 있다. 반면에 레이저 센서의 경우 유리 출입문에서 유리문을 투과하여 외부 환경에 대한 정보를 입력하여 다소 오차가 크게 발생하였다. EBP 를 적용한 경우 복도 환경에서 유리문의 오른쪽 부분에서 다소 부정확한 결과를 도출하고 있으나 로봇의 이동경로에 따라 대체적으로 정확한 결과값을 도출하였다. 또한 실제적인 면적을 비교하여 보면 레이저 센서를 사용할 때와 초음파 센서를 사용할 때, EBP 만 사용할 때와 S-EBP 를 사용할 경우가 각각 Table 3 에 나타나 있다. Table 3 에서 보는 것과 같이 각 센서 별 면적값을 비교하여 보더라도, EBP 와 S-EBP-Filter 가 더 우수하다는 것을 알 수 있다.

Table 3 Mapping area in case of corridor 1

	Laser (m ²)	Ultra (m ²)	EBP (m ²)	S-EBP (m ²)	real (m ²)
area	26.9	18.7	20.8	20.8	22.9

Table 4 에서와 같이 실험 환경 1 에서 로봇은 EBP 만을 사용할 경우와 제안된 알고리즘을 사용한 경우의 주행 시간이 각각 240 초, 100 초이기 때문에 제안된 알고리즘이 기존의 EBP 알고리즘의

문제점인 처리 속도 면에서 더 우수하다는 것을 알 수 있다.

Table 4 Mapping time in case of corridor 1

	EBP	S-EBP
Time	240sec	100sec

4.2.2 복도 환경 2

Fig. 5 는 두 번째 복도 환경에서 실험 장면이다. 복도 환경 2 에서 이동 로봇은 복도 환경 1 보다 다소 복잡한 환경에서 직선주행을 하는 시나리오이다.

Fig. 6 에서 볼 수 있듯이, 측정 결과 중에서 중첩되는 부분의 경우는 지역적인 환경에 대한 높은 신뢰를 보여주고 있지만, 일부 측정 결과의 경우는 에러가 높게 나타나고 있다.

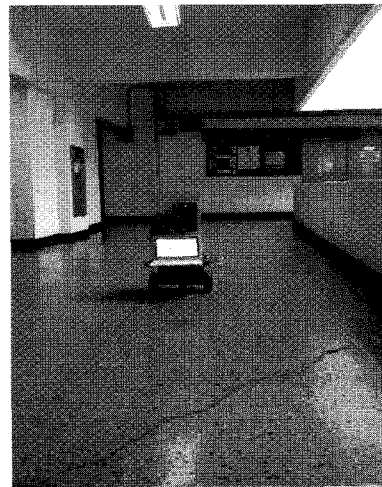
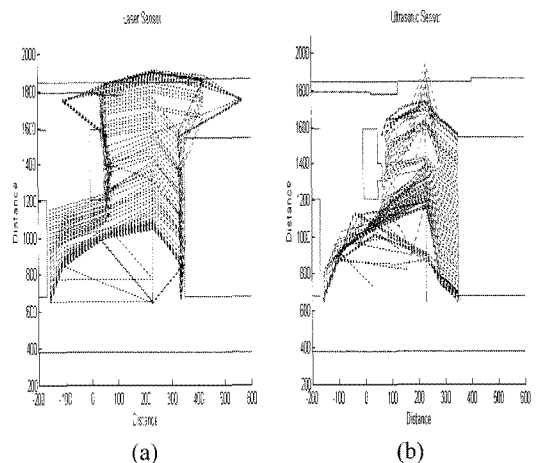


Fig. 5 Corridor 2 for experiment



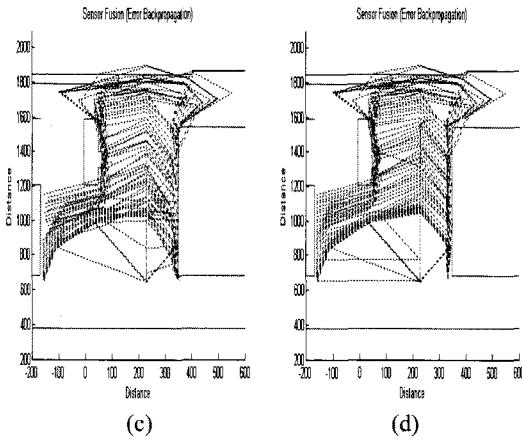


Fig. 6 Results for the corridor case 2 (a) using laser, (b) using sonar, (c) using fusion of laser and sonar using EBP (d) using S-EBP-Filter

전체적으로는 복도 환경 1 과 유사한 결과를 보여주고 있지만, EBP 신경망을 통해 얻어진 결과는 초음파 센서에서 측정된 결과보다 훨씬 넓은 지역의 환경을 인식하는 것으로 나타나고 있으며, 레이저 센서에서 오차가 발생하는 영역의 오차가 줄었다.

또한 위의 실험 1 과 같이 실험 2 에서도 면적을 비교하여 보면 아래와 같이 Table 5 의 결과값을 볼 수 있다.

Table 5 Mapping area in case of Corridor 2

	Laser (m ²)	Ultra (m ²)	EBP (m ²)	S-EBP (m ²)	real (m ²)
area	56.9	39.5	52.7	52.8	47.3

위의 Table 5 의 결과값에서도 실험 환경 1 과 같이 EBP 와 S-EBP-Filter 의 결과값이 더 우수하다는 것을 볼 수 있다.

Table 6 Corridor 2 for experiment transit time

	EBP	S-EBP
Time	190sec	90sec

실험 환경 2 에서 로봇은 EBP 만을 사용할 경우 주행 시간이 190 초, 제안된 알고리즘은 90 초의 시간이 측정되었다. 따라서 제안된 알고리즘이 기존의 EBP 신경망 알고리즘의 문제점인 처리 속도 면에서 더 우수하다.

5. 결론

이동로봇이 주행하기 위해서는 정확한 환경정보의 인식을 통해 효율적인 이동경로를 구성할 필요가 있다. 이는 각종 센서를 이용한 다양한 연구들의 필요성을 제기하고 있으며, 특히 센서융합에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이에 본 논문에서는 초음파 센서와 레이저 센서를 이용하여 환경정보를 측정하고 오류 역전과 신경망 회로에 적용하여 신뢰성을 높이고자 하였다.

실험을 위하여 1 개의 레이저 센서와 7 개의 초음파 센서를 장착한 이동로봇을 이용하였고, 2 가지의 복도 환경에서 측정된 결과를 분석한 결과 초음파 센서의 데이터는 거리적인 제한점이 있으나 실내환경에서는 다소 안정적이었다. 레이저 센서의 경우 거리의 제한은 낮지만, 유리문이나 복도 환경의 변화가 있는 경우 오차가 크게 나타났다. 두 종류의 센서에서 측정된 데이터를 EBP 에 적용하여 도출한 결과는 실제 맵에 매우 유사한 맵을 보여주었다. 또한 제안된 알고리즘이 기존의 EBP 알고리즘만 적용하였을 경우보다 우수한 결과를 도출하였다. 향후 보다 다양한 실내환경과 실외환경에서의 실험을 통하여 초음파 센서와 레이저 센서의 융합방법에 대한검증이 요구되는 만큼 이에 대한 보완 실험을 준비하고자 한다.

후 기

본 연구는 2010 년도 교육과학기술부의 지역 혁신인력양성사업(I100101) 및 2009 년도 교육과학기술부의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2009-0074464).

참고문헌

- Salinas, R. A. and Abidi, M. A., "Data Fusion: Color Edge Detection and Surface Reconstruction through Regularization," IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 43, No. 3, pp. 355-363, 1996.
- Ruo, R. C. and Kay, M. G., "Multisensor Integration and Fusion in Intelligent System," IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 19, No. 5, pp. 901-931, 1989.
- Kam, M., Zhu, X. and Kalata, P., "Sensor Fusion for Mobile Robot Navigation," Proceedings of the IEEE,

- Vol. 85, No. 1, pp. 108-119, 1997.
4. Hall, D. L. and Llinas, J., "An Introduction to Multisensor Data Fusion," Proceedings of the IEEE, Vol. 85, No. 1, pp. 6-23, 1997.
 5. Song, K. T. and Tang, W. H., "Environment Perception for a Mobile Robot Using Double Ultrasonic Sensors and a CCD Camera," IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 43, No. 3, pp. 372-379, 1996.
 6. Wei, S. C., Yagi, Y. and Yachida, M., "Building Local Floor Map by Use of Ultrasonic and Omni-directional Vision Sensor," Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 2548-2553, 1998.
 7. Matthies, L. and Elfes, A., "Integration of Sonar and Stereo Range Data Using a Grid-Based Representation," Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 727-733, 1988.
 8. Wallner, F., Graf, R. and Dillmann, R., "Real-time Map Refinement by Use of Sonar and Active Stereo-vision," Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Autonomous Systems, Vol. 3, pp. 2968-2973, 1995.
 9. Akbarally, H. and Kleeman, L., "3D Robot Sensing from Sonar and vision," Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 686-691, 1996.
 10. Neira, J., Tardos, J. D., Horn, J. and Schmidt, G., "Fusing Range and Intensity Images for Mobile Robot Localization," IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 15, No. 1, pp. 76-84, 1999.
 11. Dudek, G., Freedman, P. and Rekleitis, I. M., "Just-in-time Sensing: Efficiently Combining Sonar and Laser Range Data for Exploring Unknown Worlds," Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 667-672, 1996.
 12. Lazzizzera, I., Tecchiolli, G., Lee, P., Zorat, A. and Sartori, A., "Fast and Compact Controllers with Digital Neural Networks," IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, pp. 226-231, 1997.
 13. Kim, K. B., Shin, J. P. and Cha, E. Y., "An Accelerated Error Backpropagation Algorithm by Neuron Structure," Korea Computer Congress, Vol. 19, No. 2, pp. 1061-1064, 1992.
 14. Perugini, N. K. and Engeler, W. E., "Neural Network Learning Time : Effects of Network and Training Set Size," International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 2, pp. 395-401, 1989.
 15. Tran, V. H. and Lee, S. G., "Enhanced wavelet-based Methods for Reducing Complexity and Calculation Time in Sonar Measurements," International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, Vol. 10, No. 2, pp. 31-37, 2009.