

## 이동로봇용 적외선 레인지 파인더센서의 특성분석 및 비선형 편향 오차 보정에 관한 연구

하윤수<sup>†</sup> · 김헌희<sup>\*</sup>

(원고접수일 : 2003년 4월 3일, 심사완료일 : 2003년 5월 22일)

### **A study on the characteristic analysis and correction of non-linear bias error of an infrared range finder sensor for a mobile robot**

Yun-Su Ha<sup>†</sup> · Hon-Hui Kim<sup>\*</sup>

**Key words** : Non-linear bias error(비선형 편향 오차), Infrared range-finder sensor(적외선 레인지 파인더), Mobile robot (이동로봇), Neural network(신경회로망).

#### **Abstract**

The use of infrared range-finder sensor as the environment recognition system for mobile robot have the advantage of low sensing cost compared with the use of other vision sensor such as laser finder, CCD camera. However, it is not easy to find the previous works on the use of infrared range-finder sensor for a mobile robot because of the non-linear characteristic of that. This paper describes the error due to non-linearity of a sensor and the correction of it using neural network. The neural network consists of multi-layer perceptron and Levenberg-Marquardt algorithm is applied to learning it. The effectiveness of the proposed algorithm is verified from experiment.

#### 1. 서 론

초음파 센서를 이용한 거리측정은 센싱비용이 저렴하고 실시간 데이터 획득이 가능하다는 장점 때문에 이동로봇용 환경인식시스템에 많이 이용되고 있다. 그러나 초음파 센서를 이용할 경우, 넓은 지향각, 경면반사, 다중반사 등의 물리적인 제약이 필연적으로 동반된다<sup>[1]-[4]</sup>. 환경인식에 있어서 이

러한 초음파 센서의 물리적인 제약에 의한 영향을 최소화하기 위한 신호처리 알고리즘, 혹은 센서시스템의 구성에 관한 다양한 방법들이 시도되고 있다. Moravec 등은 초음파 센서의 확률 모델을 제시하였으며, 베이지안 추론을 근거로 하는 융합 알고리즘을 통해 양질의 환경지도의 작성이 가능함을 보였다<sup>[1]</sup>. 또한 Borenstein 등은 초음파 센서링 시스템을 통해 얻은 거리 정보를 이차원 격자

<sup>†</sup> 책임저자(한국해양대학교 기계정보공학부) E-mail : hys@mail.hhu.ac.kr, T : 051)410-4347

<sup>\*</sup> 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과

지도에 맵핑하고 누적 셀의 개수를 이용한 장애물 회피 알고리즘을 제시한 바 있다<sup>[2]</sup>. 그러나 이와 같은 링구조의 초음파 센서시스템의 경우, 단일 혹은 수개의 초음파 센서를 이용한 경우에 비해, 비교적 양질의 환경정보를 획득할 수 있음이 입증되었으나, 센서의 수가 증가하게 되면 센싱비용이 증가한다. 이러한 측면에서 적외선 레인지 파인더는 하나의 센서로 넓은 범위의 장애물에 대한 방위 및 거리정보를 동시에 획득할 수 있는 이동로봇용 시각센서로서 초음파 센서의 대안이 될 수 있을 것이다. Bernet 등은 이동로봇의 환경 지도 작성을 목적으로 적외선 센서를 이용하고자 하였으며, 측정 대상 물체 표면의 반사계수를 고려하여 센서를 모델링 함으로써 보다 정밀한 거리 및 각도 추정치를 획득할 수 있는 방안을 제시하였다<sup>[5]</sup>. 그러나 이 사례에서는 측정신뢰 구간을 1m로 제한하였고 측정치의 비선형성에 기인한 오차는 고려되지 않았다. 이와 같이 적외선 레인지 파인더를 이동로봇용 시각센서로 응용하는데 필요한 물리적 성질 및 특성에 관하여 상세히 보고된 바는 많지 않다. 따라서 본 논문은 비교적 저가의 적외선 레인지 파인더 센서를 대상으로 그 물리적 특성을 분석하고, 이들 중 이동로봇용 시각센서로의 응용에 부정적인 영향을 미칠 수 있는 요소를 찾아 열거하고 보정하는 데 그 목적이 있다.

## 2. 대상 적외선 레인지파인더 센서

### 2.1 센서의 구조 및 사양

본 논문에서 대상으로 하는 적외선 레인지파인더 센서는 HOKUYO사의 PB9-01로써 하단의 발광부와 상단의 수광부를 가지고 있으며 반사경이 장착된 스텝모터의 회전방향에 의해 측정방향이 결정된다. 이를 통해 전방 162도 범위에 대한 환경정보를 1.78도의 분해능으로 얻을 수 있다. Fig.1과 Fig.2는 각각 적외선 레인지 파인더 PB9-01의 구조 및 측정 범위를 나타낸 것이다. 또한 Table 1은 센서의 주요 사양들을 나타낸다.

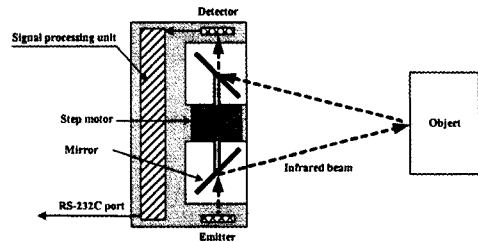


Fig. 1 Structure of PB9-01

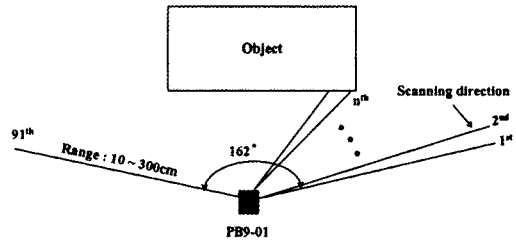


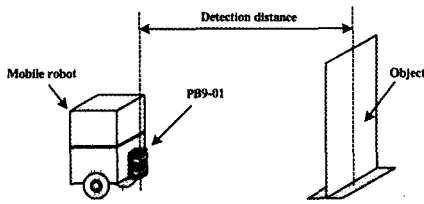
Fig. 2 Scanning range and direction of PB9-01

Table 1 Specification of PB9

Item	Specification
Power source	DC24V
Response time	160msec
Detection distance	10 to 300 Cm
Scanning angle	162°
Interface	RS-232C
Weight	500g

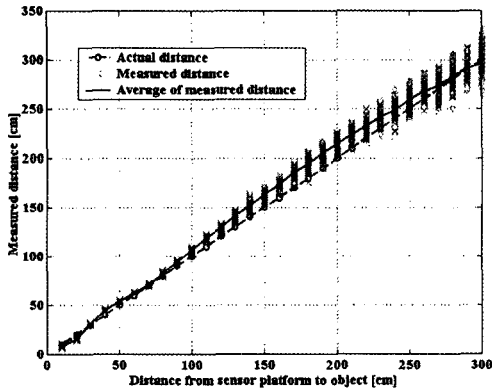
### 2.2 적외선 레인지파인더 센서의 특성분석

Fig.3은 센서의 특성분석을 위한 실험환경을 나타낸 것으로서 실내의 열린 공간 내에 센서가 장착된 로봇을 위치시키고 그 정면에 평판을 두어 그 거리에 해당되는 샘플 데이터를 수집하였다. 이때 센서정면의 방위 각에 해당하는 거리데이터만을 추출하였고 평판의 위치는 센서의 최대 측정가능 범위인 300cm까지 최초 10cm에서 각각 10cm씩 그 위치를 증가시켰으며 각 측정거리에서의 샘플 데이터는 200회씩 수집하였다.



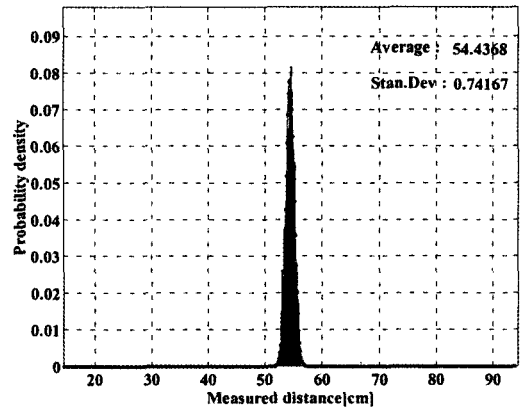
**Fig. 3 Experimental environment to analyze the characteristic of PB9-01**

Fig.4는 PB9-01을 이용한 거리측정 실험결과를 나타낸 것이다. 여기서 X축은 센서 플랫폼과 장애물 간의 실제거리, Y축은 실측거리를 나타낸다. 평판을 10cm 간격으로 이동시키면서 각 위치에서 받은 200개의 데이터들의 평균을 구하고 이를 실제 측정거리와 비교하였다. 실험결과에서 측정 데이터들의 평균치의 편향 정도가 비선형적으로 존재함을 확인할 수 있다. 또한 각 측정거리에서 얻어진 데이터들의 재현성이 측정 거리에 비례하여 떨어지는 성향이 있음을 확인할 수 있다. 따라서 측정 데이터들을 토대로 센서의 특성을 보다 정확히 분석하기 위해 통계적인 해석을 실시하였다.

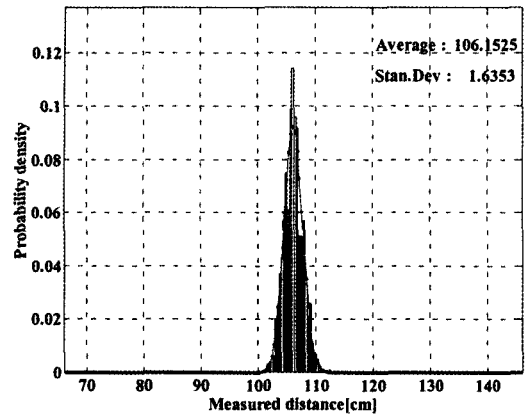


**Fig. 4 Results of distance measurement using PB9-01**

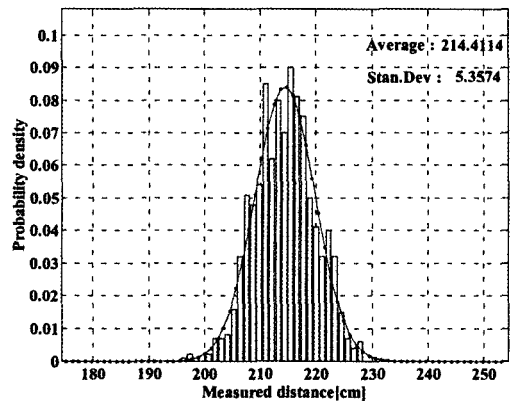
Fig.5-8에서는 각각 측정거리 50cm, 100cm, 200cm, 300cm에서 얻은 표본 데이터들의 평균과 표준편차를 구하고 이러한 추정량을 토대로 가우시안 분포의 확률 밀도함수를 정의해 이를 측정 데이터들과 비교하여 나타낸 것이다.



**Fig. 5 Probability density function of measured data (50cm)**



**Fig. 6 Probability density function of measured data (100cm)**



**Fig. 7 Probability density function of measured data (200cm)**

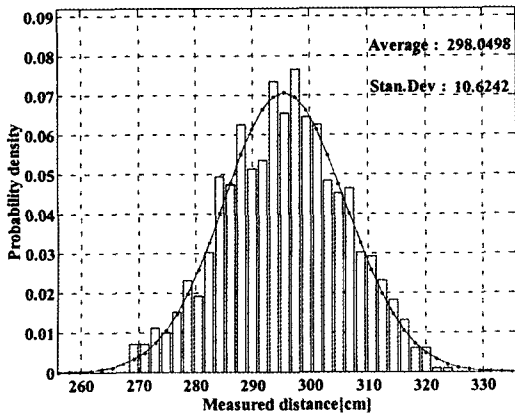


Fig. 8 Probability density function of measured data (300cm)

Fig.5-8로부터 각 측정거리에 대한 데이터들의 분포는 이들의 추정량으로 정의된 가우시안 분포의 확률 밀도함수와 매우 유사함을 알 수 있다. 한편 측정 거리에 대한 데이터 분포의 상관관계를 알기 위하여 전 구간에서 얻어진 데이터들의 평균에 대한 표준 편차를 추출하고 이를 이용하여 2차 다항식 회귀곡선으로 근사화 하였다. 실험 데이터  $(d_i, \sigma(d_i), i = 1, 2, \dots, n)$ 가 주어질 때 이에 적합한 다항곡선은

$$\sigma(d) = a_0 + a_1d + a_2d^2 + \dots + a_nd^n = \sum_{i=0}^n a_i d^i \quad (1)$$

라 정의할수 있으며, 따라서 모든 계수들은 최소자승법에 의해 추정된다.  $d = d_i$ 를 (1)의 우변에 대입한 추정 값과  $d_i$ 의 차를  $\epsilon_i$ 라 하면  $n$ 조의 데이터에 가장 적합한 식은

$$Q = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n \left( \sigma(d_i) - \sum_{k=0}^n a_k d_i^k \right)^2 \quad (2)$$

이 최소가 되는 식으로써  $Q$ 를 모든  $a_k$ 에 대해  $\frac{\partial Q}{\partial a_k} = 0$ 을 만족하는 계수  $a_k$ 를 구함으로써 얻어진다.

이를 통해 측정거리  $d$ 에 대하여 추정된 표준편차  $\sigma(d)$ 의 2차 다항식 회귀곡선은

$$\sigma(d) = 0.0001d^2 - 0.0017d + 0.7544 \quad (3)$$

로 주어진다. Fig.9는 실 데이터들의 표준편차와 이를 토대로 추정된 2차 다항식 회귀곡선을 나타낸다.

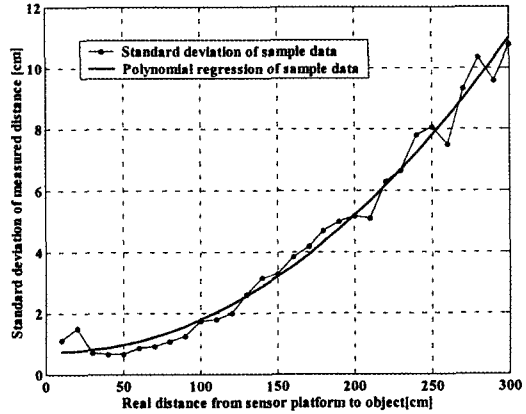


Fig. 9 Standard deviation of sample data

이상과 같은 분석결과를 통해 측정 데이터들로부터 센서의 특성을 다음의 두 가지로 요약할 수 있다.

첫째, 표본 데이터들은 평균치에 대하여 가우시안 분포를 따르며 측정 오차의 분산은 거리에 비례하여 증가한다.

둘째, 각 측정거리에서 얻은 데이터들은 실제 거리에 대하여 비선형 편향 오차를 가진다.

본 논문에서는 대상 센서를 실험용 이동로봇에 장착 하여 환경지도 작성의 용도로 이용하고자 한다. 그러나 이를 이용하여 고정도의 환경지도를 작성하기 위해서는 앞서 언급한 센서의 특성을 고려한 적절한 신호처리 알고리즘이 필요하다. 센서로부터 수집된 데이터들을 확률적으로 처리할 경우 데이터의 측정횟수가 많아짐에 따라 점진적으로 평균값에 수렴하므로 센서의 측정 거리에 대한 오차는 다소 줄일 수 있으나 비선형 특성에 기인한 오차는 이러한 방법으로는 근본적으로 보정될 수 없다. 이 비선형 편향 오차는 로봇이 이동하는 경우 특정 장애물에 대한 위치가 측정거리에 따라 다르게 인식됨으로써 많은 문제점을 유발시킬 수 있다. 따라서 본 논문은 이러한 비선형 편향에 의한 거리 측정 오차를 보정하는 데 역점을 둔다.

### 3. 신경회로망을 이용한 비선형 편향오차의 보정

비선형 편향 오차의 보정은 실제 보정과정에서 생기는 계산시간을 최소화함으로써 시스템의 실시간성을 만족시킬 수 있어야 한다. 본 논문에서는 이를 고려한 효과적인 방법으로 학습시간은 길지만, 실제 적용 시 응답이 빠른 신경회로망에 의한 보정법을 채택하였다.

Fig.10은 본 논문에서 사용되는 신경회로망의 구조를 나타낸 것으로 입력층, 은닉층, 출력층의 3개층으로 구성되어지며, 2개의 은닉층의 뉴런수는 각각 6개와 2개이다. 은닉층과 출력층은 각각 바이어스를 포함하고 있다.

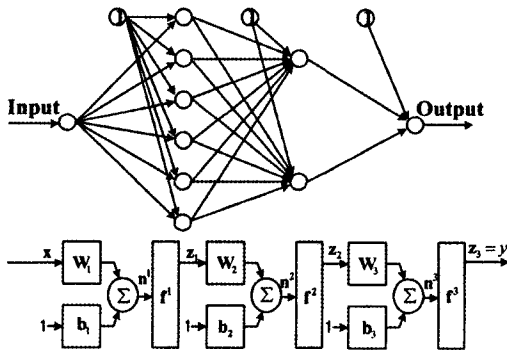


Fig. 10 Structure of Neural network

활성화 함수로 은닉층의 뉴런에 대해서는

$$f^1(n) = f^2(n) = \frac{1 - e^{-n}}{1 + e^{-n}} \quad (4)$$

의 양극성 시그모이드 함수를 사용하였고, 출력층의 뉴런에 대해서는

$$f^3(n) = n \quad (5)$$

의 항등함수를 각각 사용하였다.

각각의 활성화 함수로서 조합된 최종출력은

$$y_m = z_3 = f^3(f^2(f^1(xW_1^T + b_1)W_2^T + b_2)W_3^T + b_3) \quad (6)$$

으로 얻어진다. Fig.11은 본 논문에서 사용한 신경회로망의 학습 구조를 나타낸 것이다. 신경회로망의 입력(Range data)은 Fig.4에서와 같은 방

법으로 얻어진 데이터들의 각 거리별 평균치가 사용되며, 목표치(Target range data)는 센서와 측정대상의 실제거리에 해당된다.신경회로망의 학습에는 비선형 문제 해를 얻는 데 효과적인 Levenberg-Marquardt 알고리즘이 이용되었다<sup>(6),(7)</sup>. 이때 학습률은 0.01이며, 학습은 출력치와 목표치와의 RMS오차가  $2.5 \times 10^{-5}$  이하가 되면 종료된다.

Fig.12는 학습 과정을 나타낸 것으로, 출력치와 목표치와의 RMS오차의 변화를 나타낸 것이다. 여기서 254회의 반복학습으로 목표점에 도달하는 것을 확인할 수 있다.

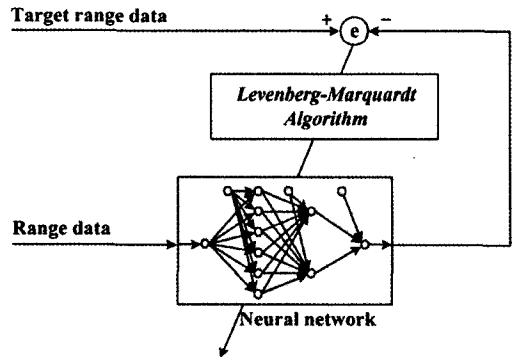


Fig. 11 Training mechanism of neural network

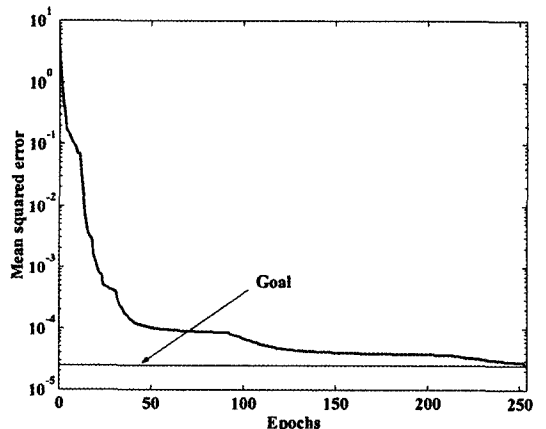


Fig. 12 Training of neural network

학습이 완료된 신경회로망의 연결강도는 식 (7)로 주어졌다.

$$\begin{aligned}
 W_1 &= \begin{bmatrix} -5.7950 \\ -6.2927 \\ -2.9562 \\ 2.4116 \\ -4.3381 \\ -5.4769 \end{bmatrix}, & b_1 &= \begin{bmatrix} 18.3913 \\ 16.7640 \\ 6.5854 \\ -2.8336 \\ 2.4960 \\ -1.0804 \end{bmatrix} \\
 W_2' &= \begin{bmatrix} 0.1691 & 1.8179 \\ 3.5284 & 0.6239 \\ 0.4716 & -0.3999 \\ -0.1736 & -2.5846 \\ 0.0987 & -0.1048 \\ 0.6648 & -1.6205 \end{bmatrix}, & b_2 &= \begin{bmatrix} -3.9994 \\ -0.7220 \end{bmatrix} \\
 W_3 &= [-2.6751 \quad -0.4954], & b_3 &= 0.1639
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

### 4. 검증실험

본 논문에서 제안하는 방법에 대한 검증을 위하여 학습이 완료되어 (7)의 연결 강도를 갖는 신경 회로망의 입력으로 임의의 각도에 대한 센서의 거리 출력치를 인가 하였으며, 그 결과를 Fig.13에 나타낸다. 결과로부터 Fig.4에 비해 비선형 특성이 현저히 감소되었음을 알 수 있다

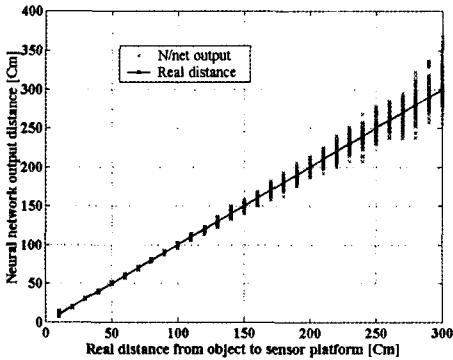


Fig. 13 Result of correction using neural network

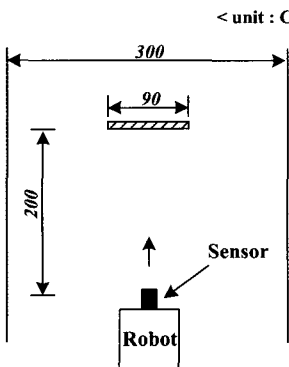


Fig. 14 Experiment environment

또한 다양한 실험조건에서의 검증을 위하여 Fig.14와 같은 환경을 설정하였다. 좌·우측이 벽면으로 둘러싸인 공간에 적외선 레인지파인더 센서가 장착된 로봇을 위치시키고 로봇의 정면으로부터 200cm의 거리에 90cm 폭을 갖는 평판을 두었다.

이상과 같은 환경에서의 실험결과는 Fig.15와 같다.

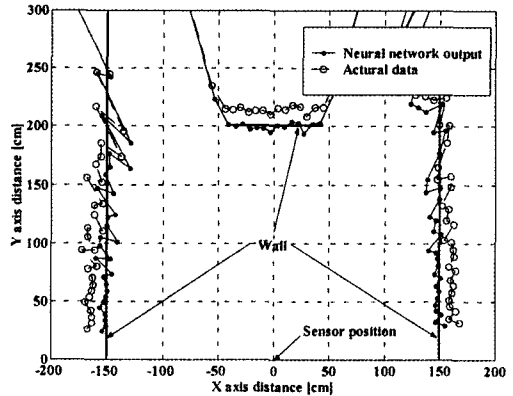


Fig. 15 Experimental result in real world

여기서  $\circ$ 는 센서로부터 받은 보정전의 거리데이터이고  $\bullet$ 는 제안한 신경회로망에 의해 보정한 거리데이터이다. 이 결과로부터 보정후의 거리데이터가 실제 환경에 근접해 있음을 알 수 있다. 여기서 센서의 좌·우측의 벽면에서 생기는 측정오차는 센서의 지향각에 의한 것으로 여겨진다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 적외선 레인지 파인더 센서가 가지는 특성을 분석하고, 이러한 특성 중에 이동로봇의 시각센서의 응용에 부정적인 영향을 미칠 수 있는 요소를 찾아 이를 보정하는 데에 역점을 두었다. 실험을 통하여 적외선 레인지파인더 센서는 측정거리에 따라 오차분포가 커지며 측정거리에 따라 편향 오차가 비선형적으로 변화함을 알 수 있었다. 이 비선형 편향 오차는 이동로봇용 시각센서로의 응용에 있어 치명적인 오류를 범할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 비선형 편향 오차를

제거하기 위한 방안으로 신경회로망에 의한 보정법을 제시하였으며, 실제 환경에서의 실험을 통해 비선형 편향 오차가 효과적으로 제거됨을 증명하였다.

## 후 기

이 연구는 두뇌한국(BK21)사업의 지원에 의해 수행되었습니다.

## 참고문헌

- [1] H. Moravec and A. Elfes, High Resolution Maps from Wide Angle Sonar, *Proc. IEEE Int. Conf. On Robotics and Automation*, pp.116-121,1985.
- [2] J. Borenstein, H. R. Everett, and L. Feng, *Where am I? Sensors and Methods for Mobile Robot Positioning*. The University of Michigan, 1996.
- [3] M. Abidi and R. Gonzalez, *Data Fusion In Robotics and Machine Intelligence*. Academic Press. Inc, 1992.
- [4] J. Manyika, H. Durrant-Whyte, *Data Fusion and Sensor Management : A Decentralized Information-Theoretic Approach*, Ellis Horwood, 1994.
- [5] G. Benet, F. Blanes, J. E. Simo, and P. Perez, Using infrared sensors for distance measurement in mobile robots, *Int. Journal of Robotics and Autonomous Systems*, Vol.40, pp255-266, 2002.
- [6] M. Norgaard, O. Ravn, N. K. Poulsen and L. K. Hansen, *Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems: a practitioners handbook*, Springer, 2000.
- [7] H. Demuth, M Beale, *Neural Network Toolbox for Use with MATLAB*. MathWorks, July 1997.

## 저 자 소 개



### 하윤수 (河潤秀)

1962년 4월생. 1986년 한국해양대학교 기관학과졸업(공학사). 1990년 동 대학원 기관학과 전기제어전공 졸업(공학석사). 1996년 일본 쓰쿠바대학 대학원 공학연구과 전자정보공학전공 졸업(공학박사). 1996~현재 한국해양대학교 기계·정보공학부 부교수



### 김헌희 (金憲熙)

1975년 2월생. 1997년 한국해양대학교 기관공학과 졸업. 2003년 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사). 현재 동 대학원 박사과정 재학중