

## SVR을 이용한 이동로봇의 실내환경 인식

(Indoor Environment Recognition of Mobile Robot Using SVR)

심준홍\* · 최정원\*\*

(Jun-Hong Shim · Jeong-Won Choi)

### 요 약

본 논문에서는 초음파를 이용하여 자율 운동을 하는 이동로봇이 가지는 물리적인 문제점을 해결하기 위한 방안을 제시 한다. 이동 로봇이 주변 환경을 인지함에 있어서 각종 센서를 사용한다. 그러한 센서들은 항상 올바른 값을 주지 않는다. 센서값에는 항상 노이즈가 포함되어 있는데 이것을 해결하기 위해서 학습 알고리즘인 SVR(Support Vector Regression)을 사용하여 주변 환경을 센싱한 초음파 값을 토대로 주변 환경을 추정할 수 있다. SVR을 사용하기 위해서는 SVR의 요소인 parameter와 커널을 선정해야 한다. SVR의 요소를 선정함에 있어서 정해진 값이 존재하지 않기 때문에 실험을 통해서 가장 적합한 parameter 값을 선정해야 한다. 또한 커널을 선정함에 있어서는 일반화가 가장 잘 되어 있는 RBF(Radial Basis Function) 커널을 사용하였다. 본 논문에서는 세가지 환경에서의 실험을 통하여 SVR을 이용하여 센서값의 오류를 개선할 수 있음을 나타내었다.

### Abstract

This paper proposes a new solution about physical problem of autonomous mobile robots system using ultrasonic sensors. An mobile robot uses several sensors for recognition of its circumstance. However, such sensor data are not accurate all the time. A means of removing the noise that sensor data contains constantly, It is possible for simulation to estimate its circumstance based on ultrasonic sensor data by learning algorithm SVR(Support Vector Regression). To use SVR, it is being selected parameter and kernel which are the component of SVR. Selecting the component of SVR, the most accurate parameter data was selected through the tests because it is not existed determined data. In addition, choosing the kernel uses RBF(Radial Basis Function) kernel which is the most generalized. This paper proposes SVR based algorithm to compensate for the above demerits of ultrasonic sensor through the experimentation under three different environments.

Key Words : Mobile Robot, Ultra Sonic Sensor, SVR, RBF Kernel

---

\* 주저자 : 한국생산기술연구원 연구원  
\*\* 교신저자 : 영남이공대학 전기자동화과 교수  
Tel : 053-650-9267, Fax : 053-624-4736, E-mail : choijw@ync.ac.kr  
접수일자 : 2010년 5월 4일, 1차심사 : 2010년 5월 12일, 심사완료 : 2010년 6월 6일

## 1. 서론

본 논문은 초음파센서를 이용하여 이동 로봇이 주위 물체와 환경을 인지함에 있어서 SVR 알고리즘을 사용하여 보다 향상된 인식 능력을 갖추는데 있다. 기존의 초음파센서를 이용한 환경인식 방법은 여러 가지 문제점을 가진다. 그 예로 로봇이 코너를 인식할 때 초음파센서의 물리적인 방향성 문제와 초음파센서 빔의 반사현상으로 인하여 로봇이 주위의 환경을 제대로 인식하지 못하는 문제가 있었다. 이러한 문제를 해결하는 방법으로 물리적으로 추가적인 센서를 부착하는 방법으로 문제를 해결하였다[1-2]. 본 논문에서는 SVR의 특성 중 하나인 Regression을 이용하여 추가적인 센서의 부착 없이 로봇이 초음파센서만을 이용하여 주위환경을 인식할 수 있도록 하였다.

## 2. 초음파센서를 사용한 물체인식

초음파센서는 로봇의 물체인식 용도로 주로 사용되는 센서이다. 하지만 센서가 가지는 물리적인 특성으로 인하여 정밀제어에 사용되지 않거나 정확성을 높이기 위하여 추가적인 센서와 함께 사용된다[3-4]. 초음파센서를 이용하여 거리를 측정하는 방법으로는 일반적으로 TOF(Time Of Flight)방법이 사용된다. 초음파센서의 장점으로는 다른 센서에 비하여 다루기가 쉽다는 것이다. 하지만 초음파는 음파를 사용하는 물리적인 특성으로 인하여 몇 가지 단점을 가진다[5]. 식 (1)은 음파의 속도를 이용하여 반사되어 돌아오는 거리를 나타낸다.

$$v = 331.5 + 0.6t [m/sec]$$

$$D = \frac{1}{2}(v \times T) [m] \quad (1)$$

$t$  : 온도[°C],

$T$  : 초음파가 왕복이동하는데 걸리는 시간(TOF)  
초음파의 단점으로는

- 방향의 부정확성(Poor directionality)

- 외부 민감성(Frequent Misreading)
  - 입사각의 민감성(Secular Reflections)
  - 다중 반사 경로 현상(Cross talk)
- 이 있다.

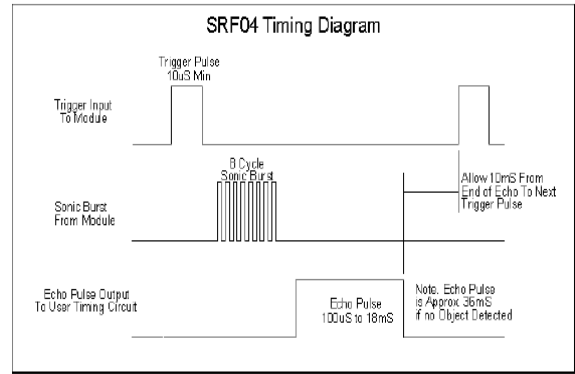


그림 1. 초음파센서 타이밍도  
Fig. 1. Diagram of ultrasonic sensor work timing

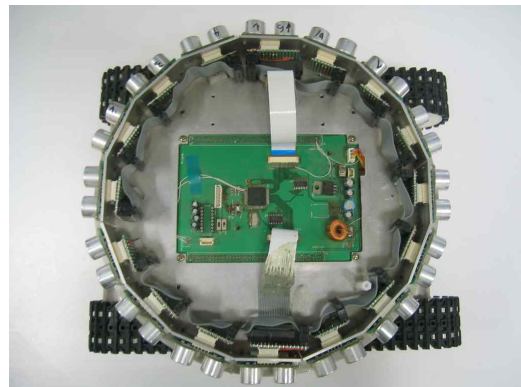


그림 2. 초음파센서의 배치  
Fig. 2. Arrangement of ultrasonic sensors

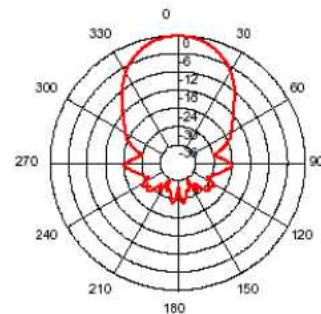


그림 3. 초음파센서의 빔 패턴  
Fig. 3. Beam pattern of ultrasonic sensor

본 논문에서 사용한 초음파센서는 SRF04(Robot electronics)모듈이며 40[kHz]의 주파수 대역을 사용하고, 출력레벨은 120[dB], 수신감도는 -65[dB]의 특성을 가진다. 동작 타이밍도는 그림 1과 같고, 실험에 사용된 초음파센서의 배치도는 그림 2와 같으며, 각각의 센서는 22.5[°]의 각을 이루고 있다. 이는 초음파센서의 최대 인식 범위가 45[°]인 것을 고려하여 구성한 것이다.

### 3. SVR 알고리즘

SVR은 SVM(Support Vector Machine)이 가지는 특성중 회귀특성(Regression)을 특화시킨 이론으로 학습 알고리즘을 구현함에 있어서 Regression을 활용한다.

#### 3.1 SVR의 원리

SVR의 기본 적인 원리는 훈련 데이터가 식 (2)와 같이 주어져 있다고 가정한다.

$$\{(x_i, y_i), \dots (x_N, y_N)\} \subset \chi \times R \quad (2)$$

여기서 N은 훈련 데이터의 개수 이고, x는 입력 벡터, y는 출력벡터,  $\chi$ 는 입력공간  $R^m$ 을 나타낸다. Vapnik가 제안한  $\epsilon$ -SVR은 모든 훈련데이터에 대해서 실제 목표값  $y_i$ 들로부터  $\epsilon$ (무감각모수, Insensitive Parameter)만큼의 편차내에 있으면서 가능한 작은 크기의 가중치벡터  $\omega$ 를 가지는 함수  $f(x)$ 를 찾는 것이다. 이와 같은 조건을 만족하는 선형 함수 f는

$$f(x) = \langle \omega, x \rangle + b \text{ with } \omega \in \chi, b \in R \quad (3)$$

로 나타낼 수 있다.

여기서 b는 바이어스이며,  $\langle \omega, x \rangle$ 는 입력공간에 대한 내적이다.

#### 3.2 Gaussian Radial Basis 함수

GRBF(Gaussian Radial Basis Function)는 다양한

분야에서 성공적인 일반화의 성능을 보여주는 가장 주목 받고 있는 커널 함수이다. 식 (4)는 본 논문에서 비선형 모델링을 위해 사용한 커널 함수이다.

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{(x-y)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

### 3.3 Parameter의 설정

SVR에서의 Parameter설정은 정해진 값이 없기 때문에 경험을 토대로 가장 적합한 값을 찾아야 한다. C 값은 SVM의 일반화에 큰 영향을 주는 요소로서 Lagrange Multiplier의 경계를 제공해준다. C는 Soft Margin SVM에서 선형적으로 분리 불가능한 데이터를 분류하는 정도를 조정하는 변수로서, SVR에서는 모델의 복잡도를 조정하는데 사용된다[6]. 따라서 적절한 C값을 선택하는 것은 결국 모델의 복잡도를 조정하는 효과뿐만 아니라 SVR의 일반화의 성능을 향상시킨다.

$\epsilon$ 값은 Support Vector의 개수를 조정함으로써 모델의 복잡도를 조정한다. 노이즈가 포함된 훈련데이터에서는 Support Vector가 많다고 해서 일반화가 잘 이루어지는 것이 아니다. 적절히 Support Vector의 개수를 조정해야만 SVR의 계산도 줄여주고 성공적인 일반화가 가능해진다[7]. 따라서  $\epsilon$ 값은 노이즈의 값에 따라 적절히 정해야 한다.

$\sigma$ 값은 GRBF의 Standard Deviation을 의미한다. RBF커널은 훈련 데이터 Y 축의 값을 정점으로 하고  $\sigma$ 만큼의 Standard Deviation을 가지는 Gaussian Function 들의 합으로 함수근사를 한다. 따라서  $\sigma$ 값은 X축의 범위에 맞게 설정해야 한다. X축의 범위와 인접한 훈련 데이터와의 거리를 참고하여  $\sigma$ 값을 선정하여 원하는 모델을 구성하여야 한다.

### 4. 실험결과 및 고찰

로봇이 주변의 물체와 환경을 인식하기 위하여 센서를 사용한다. 일반적으로 많이 사용되는 센서로 초음파센서가 있다. 하지만 초음파의 물리적인 특성으로

SVR을 이용한 이동로봇의 실내환경 인식

인하여 수학적 모델을 만들기 어렵다는 단점을 가진다. 이처럼 초음파의 특성으로 인하여 계산상의 거리 산출이 어렵기 때문에 초음파센서로부터 물체에 반사되어 돌아온 음파에 대한 거리를 수학적 모델로 수립한다는 것은 이미 노이즈를 포함하고 있는 것과 같다. 장애물 인식, 물체 회피, 맵 매핑 등을 위해 사용되는 선형 근사화 이론들이 많이 사용되고 있지만 본 실험에 적용된 SVR은 Neural-Network와는 달리 국부 최소점에 학습되지 않는 부분이 빠질 우려가 없고 SVR의 기본 이론으로부터 구조적 리스크를 최소화할 수 있는 장점을 가진다. 본 논문에서는 SVR의 입력 데이터로 하나의 훈련 데이터를 사용하였다.

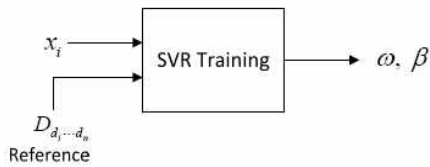


그림 4. SVR 훈련기  
Fig. 4. Training machine of SVR

본 실험에서는 3가지 환경을 가정하고 실시하였다. 3가지 환경은 로봇이 가장 인식하기 좋은 평면과 다중 반사현상이 있는 코너, 그리고 초음파만으로 인식이 가장 어려운 교차로를 구성해 실험하였다. 실험은 세 가지 환경에 대해 각각의 훈련으로부터 가중치와 바이어스를 가지는데 실험의 실측값은 현실에서 이루어지는 과정이므로 SVR 추정기에 훈련결과를 입력해야 한다. 그림 4와 그림 5는 실험에 사용된 SVR 훈련기와 추정기의 모델이다.

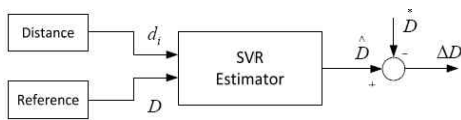


그림 5. SVR 추정기  
Fig. 5. Deduction machine of SVR

표 1은 세가지 환경에서의 시뮬레이션 조건을 나타내었고 커널은 비선형 모델에 강인한 ERBF (Exponential Radial Basis Function)을 사용하였다.

표 1. 세가지 환경에서 parameter 설정  
Table 1. Parameter of 3 type environment

	평면	코너	교차로
Kernel	ERBF	ERBF	ERBF
C	10000	10000	18000
$\epsilon$	0.3	0.3	0.3
$\sigma$	50	30	15

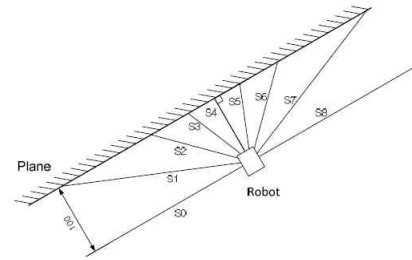


그림 6. 평면벽 인식 실험  
Fig. 6. Experiment plane wall recognition

테스트 환경은 그림 6에서 볼 수 있다. 초음파센서 S0과 S8은 반사값이 없으므로 초음파 제어기에서 받을 수 있는 최대값으로 제한을 두었다. 우선 레퍼런스 값을 가지기 위해서 이론적인 거리 값을 구하였다. 이상적인 거리값은 표 2와 그림 7에서 볼 수 있다.

표 2. 평면 벽의 이상적 거리값  
Table 2. Ideal distance value of plane wall

S0	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8
300	261	141	108	100	108	141	261	300

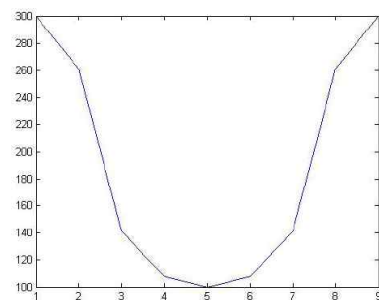


그림 7. 평면벽의 이상적 거리 그래프  
Fig. 7. Ideal distance graph of plane wall

이상적인 거리 값을 통해 레퍼런스 값을 구한 다음 실제 초음파센서를 이용하여 거리값을 측정하였다. 실제 측정된 거리 값은 표 3에 있다. 레퍼런스 값과 실

측값을 SVR알고리즘에 적용한 결과는 그림 8에서 볼 수 있다. 그림 8에서 볼 수 있듯이 그 오차 값은 매우 적음을 알 수 있고, 오차 범위에 관한 그래프는 그림 9에 나타내었다.

표 3. 평면 벽의 측정 거리값  
Table 3. Measurement value of plane wall

S0	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8
244	196	132	103	100	104	138	187	262

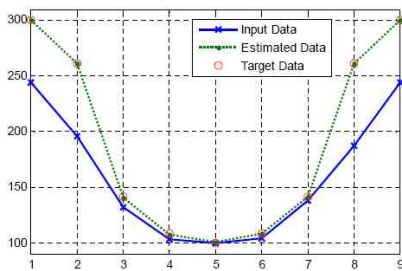


그림 8. 평면 벽 패턴 추정  
Fig. 8. Deduction plane wall pattern

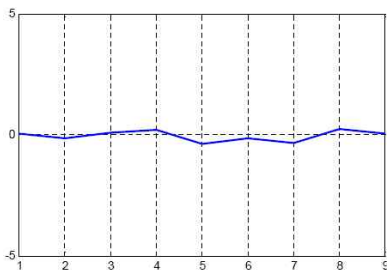


그림 9. 평면 벽 패턴 추정 오차  
Fig. 9. Error of deduction plane wall pattern

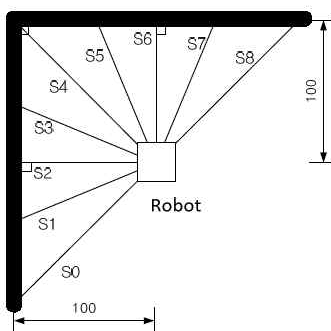


그림 10. 코너 환경의 인식 실험  
Fig. 10. Experiment corner recognition

평면 벽의 인식은 일반적인 센서 사용으로도 크게 지장이 없는 부분이다. 하지만 코너나 교차로에서 초음파센서는 많은 취약점을 보인다. SVR 알고리즘을 통하여 패턴을 추정한 결과, 코너와 교차로에서도 강한 추정이 가능함을 알 수 있다. 그림 10은 로봇의 코너환경에서 벽을 인식하는 실험 배치이다.

표 4. 코너 환경의 이상적 거리값  
Table 4. Ideal distance value of corner

S0	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8
141	108	100	108	141	108	100	108	141

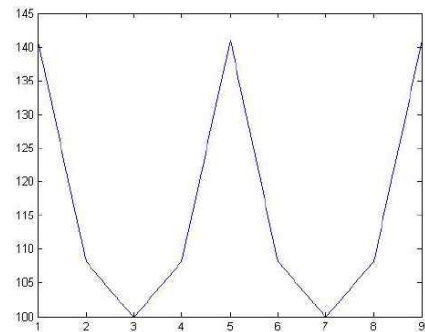


그림 11. 코너 환경의 이상적 거리 그래프  
Fig. 11. Ideal distance graph of corner

표 4와 그림 11은 코너 환경에서의 이상적인 거리값에 대한 데이터이다.

표 5. 코너 환경의 측정 거리값  
Table 5. Measurement value of corner

S0	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8
147	103	99	104	138	105	101	107	151

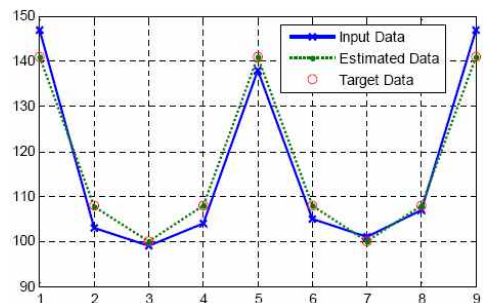


그림 12. 코너 환경의 패턴 추정  
Fig. 12. Deduction corner pattern

SVR을 이용한 이동로봇의 실내환경 인식

실제 실험에서 측정된 초음파값을 SVR에 입력한 결과는 이상적인 값과 비교했을때 0.2[%]정도의 오차로 뛰어난 추정능력을 볼 수 있다.

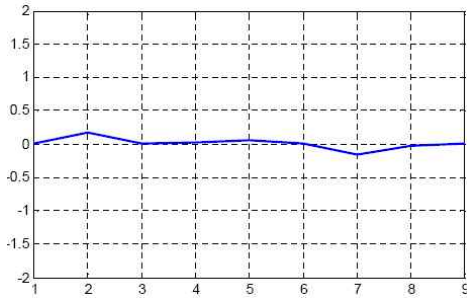


그림 13. 코너 환경 패턴 추정 오차  
Fig. 13. Error of deduction corner pattern

마지막 실험으로 초음파의 물리적인 특성으로 인하여 가장 거리값 측정이 어려운 교차로 실험을 하였다. 실험 배치는 그림 14와 같다.

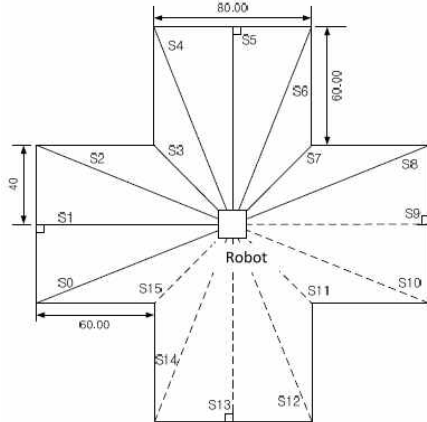


그림 14. 교차로 환경 인식 실험  
Fig. 14. Experiment cross load recognition

표 6. 교차로 환경에서 이상적 거리값  
Table 6. Ideal distance value of cross load

S0	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8
141	100	141	57	141	100	141	57	141

표 6과 그림 15는 이상적 거리 값이다. 계산한 거리값을 토대로 그래프를 구성하면 특정한 패턴이 존재함을 알 수 있다.

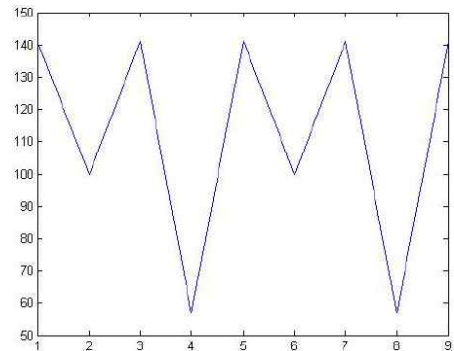


그림 15. 교차로 환경의 이상적 거리 그래프  
Fig. 15. Ideal distance graph of cross load

다른 실험과 같은 방법으로 실제 환경에서 초음파를 통하여 거리값을 측정 하였다. 표 7은 실제 측정된 초음파의 거리값이다.

표 7. 교차로 환경의 측정 거리값  
Table 7. Measurement value of cross load

S0	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8
122	117	169	62	84	100	105	55	109

예상대로 교차로에서의 초음파값은 이상적인 거리 값과는 많이 다른 결과가 측정됨을 알 수 있었다. SVR을 통한 추정은 그림 16과 같이 성공적임을 알 수 있었고, 오차 역시 0.3[%] 정도로 매우 적음을 알 수 있다.

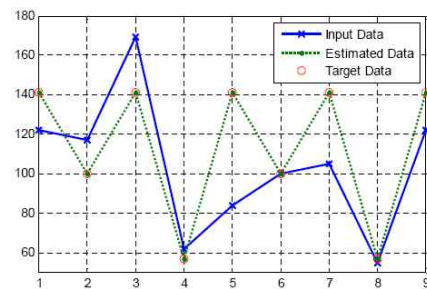


그림 16. 교차로 환경의 패턴 추정  
Fig. 16. Deduction cross load pattern

오차 범위가 평면벽과 코너에서의 오차 범위와 큰 차이를 보이지 않으며 정확한 추정이 가능함을 알 수 있었다.



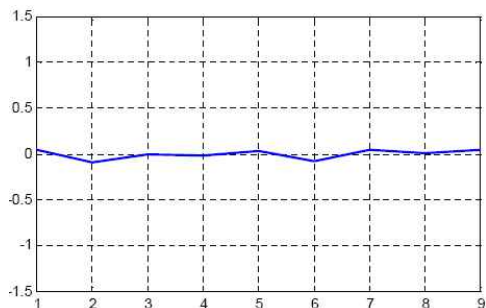


그림 17. 교차로 환경 패턴 추정 오차  
Fig. 17. Error of deduction cross load

## 5. 결 론

이동로봇의 위치 추정에 관한 연구는 실내와 실외로 나뉘어 연구 개발 중에 있다. 실외 환경의 경우는 GPS, Landmark 등을 사용하여 이동 로봇이 자신의 위치 값과 주변 환경을 인식한다. 이렇게 자신의 위치 값과 주변 환경을 인식하는 것을 SLAM이라 한다. SLAM은 위치추정(Localization)과 지도작성(Map Mapping)이 동시에 이루어지는 알고리즘으로 최근 이동로봇의 연구에 많이 사용되고 있다. 이렇게 SLAM을 구현하기 위하여 보다 많은 센서 데이터가 필요하다. 그래서 초음파센서와 적외선 센서, 레이저 센서 등의 각종 센서를 많이 사용하지만 이러한 센서들은 센서의 물리적 특성과 주변환경의 영향으로 인하여 센싱값에 항상 노이즈를 포함하게 된다. 많은 센서들로 많은 데이터를 제공받는 것으로 문제를 해결 하려다 보니 노이즈를 제거하고 완화하는 방법의 연구는 미비하게 이루어지고 있다. 특히 초음파센서의 경우 초음파센서가 가지는 물리적 특성인 음파로 인하여 많은 노이즈를 포함하게 된다. 본 논문에서는 SVR을 이용하여 초음파의 노이즈에 관한 특성을 완화 할 수 있음을 보였다. 또한 SVR은 학습 알고리즘으로서 시스템의 입력과 출력만으로 별도의 모델구조없이 시스템의 모델링이 가능함을 보였다. 따라서 비선형적인 모델 구조를 가지거나, 모델의 구조가 복잡한 경우에 SVR을 이용하면 간단히 모델링이 가능하며 또한 종래의 학습알고리즘과 다른 학습방법을 사용함으로써 일반화의 성능을 향상할 수 있을 것으로 기대된다.

## References

- [1] Sebastian Thrun, "A Probabilistic Approach to Concurrent Mapping and Localization for Mobile Robots," Machine Learning and Autonomous Robots, 31/5, 1-25, 1998.
- [2] Stephen Se, David Lowe and Jim Little, "Mobile Robot Localization and Mapping with Uncertainty using Scale-Invariant Visual Landmarks," International Journal of Robotics Research, vol.21, No.8, pp.735-758, Aug. 2002.
- [3] Roman Kuc and M. W. Siegel, "Physically Cased Simulation Model for Acoustic Sensor Robot Navigation," IEEE Trans. on PAMI vol.PAMI-9, no.6, pp.776-778, Nov. 1987.
- [4] Philip John McKerrow, "Simulation of Sonar Echolocation," Proceedings First Workshop in Domestic Robots and Second WorkShop on Medical and Healthcare Robotics, IARP, pp.127-136, Sep. 1989, UK.
- [5] Jorg, K.-W. Berg, M., "First Result in Eliminating Crosstalk & Noise by Applying Pseudo-Random Sequences to Mobile Robot Sonar Sensing," Proceedings of the First Euromicro Workshop, pp.40-45, Oct. 1996.
- [6] R. J. Vanderbei. Linear Programming: Foundations and Extensions., Kluwer Academic Publishers, Hingham, MA, 1997.
- [7] G. W. Flake and S. Lawrence, "Efficient SVM Regression Training with SMO," Machine Learning, NEC Research Institute, 2001.

## ◇ 저자소개 ◇



### 심준홍(沈竣弘)

1979년 7월 26일생. 2005년 영남대학교 전기공학과 졸업. 2008년 영남대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2008년~현재 한국생산기술연구원 연구원.



### 최정원(崔丁元)

1971년 8월 26일생. 1995년 영남대학교 전기공학과 졸업. 2002년 동대학원 전기공학과 졸업(박사). 2003~2006년 (주)STX 중공업. 2009년~현재 영남이공대학 전기자동차과 교수.