

KNN 알고리즘을 활용한 초음파 센서 간 간섭 제거 기법

Interference Elimination Method of Ultrasonic Sensors Using K-Nearest Neighbor Algorithm

임형철*, 이성수**

Hyungchul Im* and Seongsoo Lee**

Abstract

This paper introduces an interference elimination method using k-nearest neighbor (KNN) algorithm for precise distance estimation by reducing interference between ultrasonic sensors. Conventional methods compare current distance measurement result with previous distance measurement results. If the difference exceeds some thresholds, conventional methods recognize them as interference and exclude them, but they often suffer from imprecise distance prediction. KNN algorithm classifies input values measured by multiple ultrasonic sensors and predicts high accuracy outputs. Experiments of distance measurements are conducted where interference frequently occurs by multiple ultrasound sensors of same type, and the results show that KNN algorithm significantly reduce distance prediction errors. Also the results show that the prediction performance of KNN algorithm is superior to conventional voting methods.

요약

본 논문에서는 k-최근접 이웃 (KNN) 알고리즘을 이용하여 초음파 센서 간 간섭을 줄이고 정확한 거리값을 예측하는 기법을 제안한다. 기존 기법에서는 이전 측정값과 현재 측정값을 비교하여 그 차이가 한계값을 벗어나면 간섭 신호로 인식하고 배제하지만 부정확한 예측이 자주 발생한다. KNN 알고리즘은 다수의 초음파 센서에서 입력되는 측정값을 분류하여 정확도 높은 예측이 가능하다. 간섭이 잘 발생하는 환경을 만들기 위해 다수의 동종 초음파 센서로 간섭 신호를 발생시킨 상태에서 거리 측정 실험을 진행하였고, 간섭으로 인해 발생하는 오류를 KNN 알고리즘을 통해 크게 줄일 수 있음을 확인하였다. 또한 기존 보팅 기법과 제안하는 기법의 결과를 비교하여 제안하는 기법의 성능이 우수한 것을 확인하였다.

Key words : Ultrasonic Sensor, Interference, k-Nearest Neighbor, Machine Learning, Obstacle Avoidance

* Soongsil University (Master Student, Professor)

★ Corresponding author

E-mail: sslee@ssu.ac.kr, Tel: +82-2-820-0692

※ Acknowledgment

This work was supported by Industrial Technology Challenge Track (20012624) and Industrial Technology R&D Programs (20003771) of the Ministry of Trade, Industry and Energy (MOTIE) / Korea Evaluation Institute of Industrial Technology (KEIT).

Manuscript received Apr. 7, 2022; revised May. 29, 2022; accepted Jun. 13, 2022.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

초음파 센서는 간단한 작동 방식과 저렴한 비용으로 다양한 산업 분야에서 사용되고 있다. 특히 자동차의 주차 보조 시스템(PAS : Parking Assistant System) 등에서 근거리 물체 탐지 센서로 필수적으로 사용되고 있다. 또한 로봇이나 드론과 같이 주변 환경을 인식하고 분석하는데 초음파 센서가 활용되고 있다[1].

하지만 거리 측정 센서로 사용되는 스테레오 카메라, 레이더, 라이다 등에 비해 상대적으로 짧은 거리 측정 능력과 주변 노이즈에 취약하다는 단점을 지니고 있다. 또한 초음파의 특성인 지향, 회절 등과 같은 물리적 한계로 정확한 거리의 측정이 불가능할 수 있다. 일반적으로 초

음파 센서를 통해 주변 환경을 정확하게 탐지하기 위해서는 다수의 초음파 센서가 필요한데, 이 경우 각 초음파 센서에서 송신된 신호 간의 간섭이 발생하여 문제가 발생할 수 있다. 초음파 센서가 다른 초음파 센서의 초음파나 다중 반사에 의한 반사파 및 기타 노이즈 신호를 수신하게 되면 실제 거리값보다 크거나 작은 값을 인식하게 된다. 자율주행에서 이와 같은 오류가 발생한다면 주행 중 멈추어야 할 때 멈추지 못하고, 멈추지 않아도 되는 상황에 멈추게 되는 문제가 발생할 수 있다.

초음파 센서 간 간섭과 같은 잘못된 신호를 수신하는 문제를 해결하기 위해 현재 측정값을 이전 측정값과 비교하여 값이 거의 유사한 경우만을 허용하는 필터링 방법[2]이 제안되었다. 또한 연속해서 들어오는 데이터 값을 저장하고 예측값을 구하는 알고리즘[3]이 제안되었다. [2], [3]의 경우 초음파 간섭이나 다중 반사가 발생할 경우 예측된 값을 현재의 측정값으로 사용할 수 있으므로 데이터가 손실되는 경우가 없다는 장점이 있다. 그러나 빠르게 움직이는 상황과 같이 센서의 측정값이 급격한 변화가 있는 경우에는 정상적인 작동이 불가능하다. 이러한 문제점을 해결하는 새로운 알고리즘[4]이 제안되었지만 [2]에서 제안된 방법과 일정 부분 유사하기 때문에 오류가 발생하는 부분을 버려서 생기는 데이터의 손실 문제는 해결하지 못하였다.

본 논문에서는 예측값을 구하는 알고리즘[3]과 이를 보완한 알고리즘[4]에서 발생하는 문제점들을 해결하기 위해 머신러닝 중 하나인 k-최근접 이웃(KNN: k-nearest neighbor) 알고리즘을 이용하는 방법을 제안한다. 최근 인공지능의 비약적인 발전에 따라 다양한 분야에서 머신러닝 및 딥러닝의 활용이 증가하고 있고, 초음파 센서에도 적용하여 주변 환경에서 발생하는 노이즈를 억제하거나 올바른 신호와 노이즈를 구별하는 방안에 대해 연구가 진행되고 있다[5][6].

본 논문에서는 데이터 세트를 통해 KNN 분류기를 만들어 입력값에 따른 특정 클래스에 속할 확률을 예측하는 방법으로 정확한 거리 측정이 가능하고, 실제로 다수의 초음파 센서를 간섭원으로 사용한 환경에서 측정 실험을 실시해도 정확하게 데이터를 처리할 수 있음을 다양한 간섭 발생 시나리오를 통해 확인하였다.

II. 초음파 센서의 간섭

1. 초음파 센서의 원리

초음파 센서에서는 그림 1과 같이 송신기에서 초음파

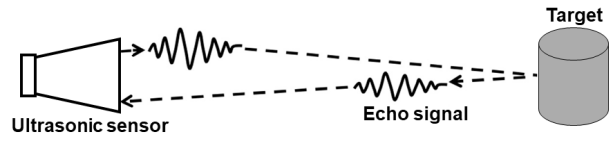


Fig. 1. Principle of ultrasonic sensor.

그림 1. 초음파 센서의 원리

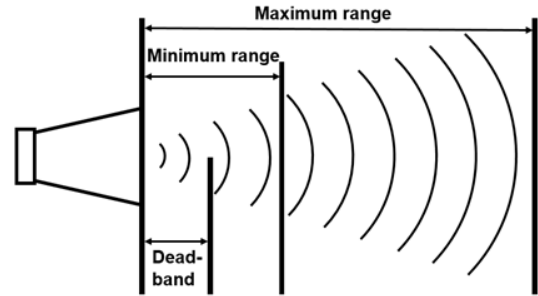


Fig. 2. Range of distance measurement.

그림 2. 초음파 센서의 거리 측정 범위

가 방출되고 물체에 부딪쳐 돌아오는 에코(Echo) 신호를 수신기에서 감지할 때까지 걸리는 시간을 계산하여 거리를 측정한다. 이 시간을 ToF(Time of Flight)라고 하며 식 (1)을 통해 물체까지의 거리를 계산할 수 있다. 여기에서 d 는 물체까지의 거리, $t(s)$ 는 ToF, $v(m./s)$ 는 초음파 신호의 속도를 나타낸다.

$$d = (v \cdot t) / 2 \tag{1}$$

초음파 센서는 그림 2와 같이 측정할 수 있는 최소 거리와 최대 거리가 존재한다. 신호가 송신되는 트리거링(Triggering) 구간과 링잉(Ringing) 구간에서는 에코 신호를 수신할 수 없게 되어 너무 가까이 있는 물체는 측정이 불가능하다. 이 영역을 불감대(Dead Band)라고 한다. 또한 너무 먼 거리에서 오는 에코 신호는 진폭이 작아서 센서가 신호를 감지할 수 없게 된다[7]. 즉 이러한 이유로 센서의 사양에 따라 탐지할 수 있는 거리의 범위가 결정된다.

2. 우발적 간섭

우발적 간섭(Accidental Interference)은 의도적이고 악의적인 스푸핑(Spoofing) 및 재밍(Jamming) 공격이 아니라 주변 동종 센서들에 의해서 의도치 않게 발생하는 간섭을 말한다. 초음파 센서는 일반적으로 그림 3과 같이 두 가지 원인으로 오류가 발생할 수 있다. 먼저 초음파 신호가 목표물에 부딪쳐 바로 되돌아오지 않고 다른 물체에 부딪쳐 재반사된 신호가 수신되는 경우, 즉 다

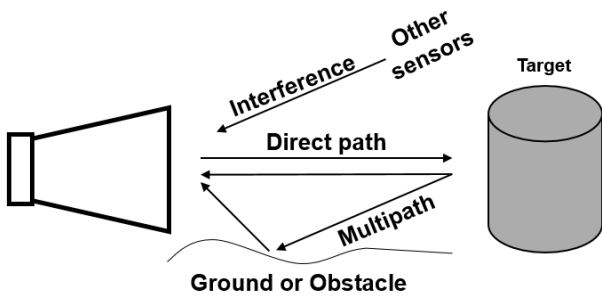


Fig. 3. Various signals resulting measurement errors.
 그림 3. 측정 오류의 원인이 되는 다양한 신호

중 경로(Multipath)에 의한 다중 반사 현상(Multiple Reflection)이 발생하여 오류가 발생한다. 또한 외부의 다른 초음파 센서에서 송신된 신호를 수신해도 거리 측정에 오류가 발생한다. 일반적으로 간섭이 발생하여 실제 에코 신호보다 먼저 인식하게 되면 실제 거리 값보다 작은 값을 얻게 되고, 이때 잘못 인식한 신호가 유령 신호(Ghost Signal)이다. 유령 신호는 실제로는 장애물이 존재하지 않지만 장애물이 있다고 인식하게 되어 안전상의 문제를 초래할 수 있다.

3. 상쇄 간섭

상쇄 간섭(Destructive Interference)은 반대 위상을 지닌 두 파동이 중첩될 때 일어나는 간섭이다. 초음파 센서를 이용할 때 상쇄 간섭이 발생하면, 에코 신호의 진폭은 작아지게 되어 센서는 에코 신호를 수신할 수 없게 된다[8]. 또한 상쇄 간섭과 비슷하게 초음파가 방음재와 같이 음파를 흡수는 물질을 만나면 진폭이 작아지게 되고 센서가 신호를 수신할 수 없게 된다. 따라서 수신기는 첫 번째 에코 신호를 감지하지 못하고 두 번째 혹은 세 번째 에코 신호를 감지하여 실제 값보다 큰 값을 얻게 되는 현상이 발생할 수 있다. 즉 상쇄 간섭으로 인해 실제로는 가까이 위치해 있는 장애물을 멀리 있다고 인식하는 오류가 발생하게 된다.

III. KNN 분류기

1. KNN 알고리즘

KNN 알고리즘은 머신러닝 알고리즘 중 하나로 특징 공간에 분포하는 데이터에 대하여 K개의 가장 가까운 이웃을 살펴보고 다수결 방식으로 데이터의 레이블을 할당하는 분류 방식이다. KNN을 모델링할 때 사용자가 직접 설정해야 하는 하이퍼 파라미터(Hyper-Parameter)는 거리 측정 방법, 탐색할 이웃의 수 두 가지가 있다.

먼저 가장 근접한 이웃까지의 거리를 측정하는 방법으로 두 점 $X(x_1, x_2, \dots, x_n), Y(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 가 주어질 때, 본 논문에서는 식 (2)와 같은 거리를 이용하였다. 일반적으로 p가 1일 때는 맨하탄 거리이고 p가 2일 때는 유클리드 거리이다.

$$d = ((x_1 - y_1)^p + (x_2 - y_2)^p + \dots + (x_n - y_n)^p)^{1/p} \quad (2)$$

KNN 알고리즘은 K가 작을 경우 데이터의 지역적 특성을 지나치게 반영하는 과대적합(Overfitting)이 발생할 수 있고, 반대로 매우 클 경우에는 과하게 정규화되는 과소적합(Underfitting)이 발생할 수 있다. 따라서 적절한 K값을 선정해야 신뢰성 있는 예측값을 얻을 수 있다. 본 논문에서는 k-폴드 교차 검증(k-fold Cross Validation)을 이용하여 최적의 K를 도출하는 방법을 사용하였다. 여기서 k는 인스턴스(Instance) 수에 따라 5개로 설정[9]하였고, 그림 4와 같이 데이터 세트를 훈련 데이터와 테스트 데이터로 나누어 평가하는 과정을 반복하였다. 또한 각각의 평가 지표를 평균하여 최종적으로 모델의 성능을 평가하였다.

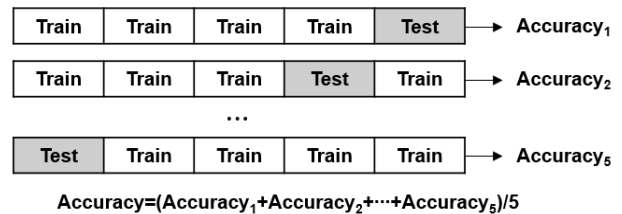


Fig. 4. 5-fold cross validation.
 그림 4. 5-분할 교차 검증

2. 학습 데이터의 입력 변수 설정

KNN은 머신러닝 중 지도 학습에 속하며 주어진 입력-출력 쌍을 학습한 후에 새로운 입력이 들어왔을 때 합리적인 출력값을 예측한다. 일반적으로 간섭이 발생하면 유령 신호로 인해 실제 값보다 작은 값을 얻기 때문에 다수의 센서값들 중 최댓값이 참값일 확률이 높다. 하지만 상쇄 간섭으로 인해 발생할 수 있는 실제 값보다 큰 값을 얻게 되는 현상은 빈도수가 적다.

따라서 본 논문에서는 표 1과 같이 다수의 초음파 센서로 얻은 거리 데이터 값들과 최댓값을 KNN의 변수로 설정하고 그에 따른 레이블을 할당한다. 여기서 $D_{(i,j)}$ 는 i 번 센서가 j 번째 얻은 거리값을 의미하고 $D_{(max,j)}$ 은 j 번째 얻은 거리값 중 가장 큰 값을 의미한다. 또한 $D_{(actual,j)}$ 은 j 번째 측정된 데이터의 실제 거리값을 의미한다.

Table 1. Data preprocessing.

표 1. 데이터 전처리

	Sensor_1	Sensor_2	...	Sensor_i	Max	Class
1	$D_{(1,1)}$	$D_{(2,1)}$...	$D_{(i,1)}$	$D_{(max,1)}$	$D_{(actual,1)}$
2	$D_{(1,2)}$	$D_{(2,2)}$...	$D_{(i,2)}$	$D_{(max,2)}$	$D_{(actual,2)}$
3	$D_{(1,3)}$	$D_{(2,3)}$...	$D_{(i,3)}$	$D_{(max,3)}$	$D_{(actual,3)}$
4	$D_{(1,4)}$	$D_{(2,4)}$...	$D_{(i,4)}$	$D_{(max,4)}$	$D_{(actual,4)}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
j	$D_{(1,j)}$	$D_{(2,j)}$...	$D_{(i,j)}$	$D_{(max,j)}$	$D_{(actual,j)}$



Fig. 5. Experimental environment.

그림 5. 실험 환경

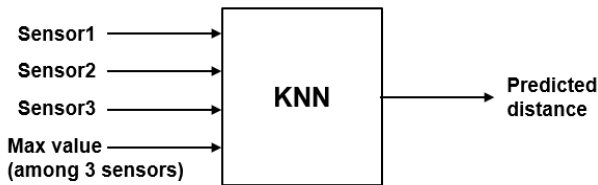


Fig. 6. Prediction of distance with KNN model.

그림 6. KNN을 통한 거리값 예측

IV. 실험 및 결과

1. 실험 방법

간섭이 많이 발생하는 환경에서의 데이터 세트를 확보하기 위해 그림 5처럼 간섭을 일으키는 4개의 동종 센서를 설치하였다. 목표물을 측정 센서 3개로부터 200cm에 위치시키고 일정 시간 동안 거리를 측정하였다. 또한 거리를 5cm씩 좁혀가며 100cm 지점까지 측정을 반복하였다. 따라서 표 1에서 $i = 3$ 이고 레이블의 열은 200cm에서 100cm까지 5cm 간격으로 설정된다. 각 초음파의 사용 주파수는 40KHz이고 각각의 초음파 센서는 아두이노를 통해서 PC에 연결되어 있으며, PC를 통해 측정 거리를 확인하였다.

추가적으로 KNN 알고리즘이 확보된 데이터 세트를 통하여 얼마나 정확하게 분류할 수 있는지 파악하기 위한 실험을 진행하였다. 먼저 측정 센서들을 목표물 방향으로 100cm만큼 2회 왕복 운동하는 데이터를 확보했다. 또한 동일한 방법으로 간섭 센서의 개수를 2개와 5개로 변경하여 실험을 진행하였다. 즉 데이터 세트와 동일한 환경뿐만 아니라 간섭이 더 적게 발생하거나 많이 발생하는 시나리오를 구성하였다. 각 시나리오는 그림 6과 같이 센서 3개의 값과 그중 가장 큰 값을 입력값으로 하여 학습된 KNN 모델을 통해 거리 값을 예측하게 된다.

2. 실험 결과

식 (2)에서 K와 p에 따라 KNN의 성능 결과가 다양하게 나타나는 것을 그림 7을 통해 알 수 있다. 교차 검증을 이용한 결과 p=1이고 K가 5일 때 정확도는 93.9%로 가장 높았고 학습에 걸린 시간은 29분 9초가 소요되었다. p=2이고 K가 5일 때 정확도가 92.9%로 나타났으며 학습 시간은 34분 5초가 소요되었다. 즉 유클리드 거리를 이용하는 KNN 알고리즘보다 맨하탄 거리를 이용하는 KNN 알고리즘이 다소 우수하다고 할 수 있다.

p=1, K=5을 적용했을 때, 그림 8은 학습 시 환경보다 초음파 간섭원 수가 2개로 더 적은 경우의 결과를 보여준다. 또한 그림 9는 학습 시 환경과 초음파 간섭원 수가 4개로 동일한 경우의 결과를 보여준다. 마지막으로 그림 10은 학습 시 환경보다 초음파 간섭원 수가 5개로 더 많은 경우의 결과를 보여준다. 그림 8, 9, 10의 결과를 보면 제안하는 기법은 초음파 간섭원의 개수와 큰 관련 없으며 효과적으로 거리 예측이 가능하다.

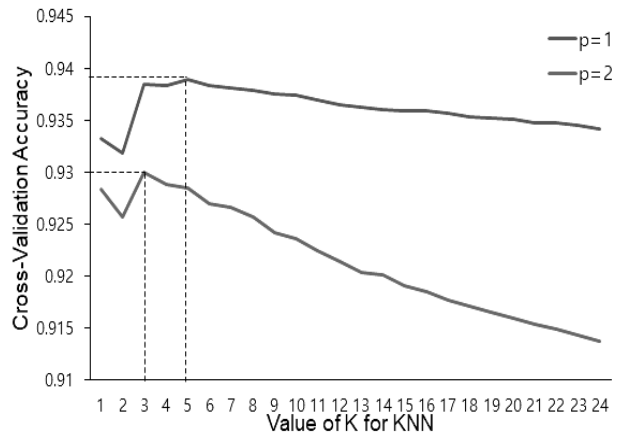


Fig. 7. Accuracy with value of K and p.

그림 7. K개의 이웃 수와 p에 따른 정확도

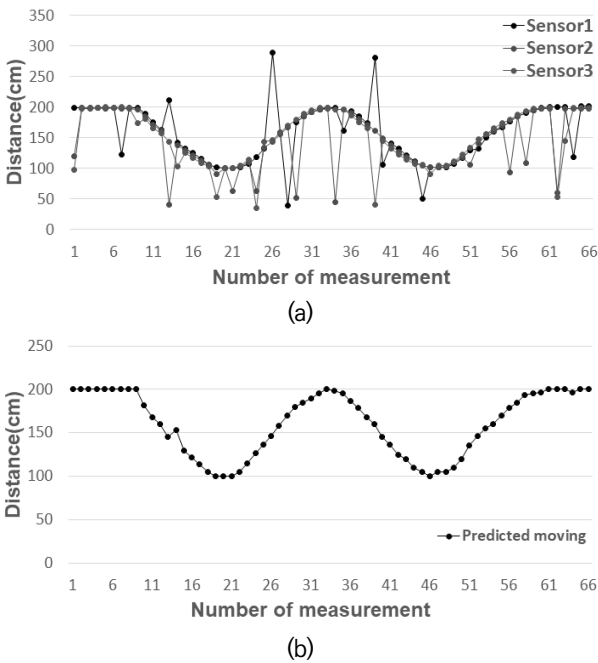


Fig. 8. Measurement results when ultrasonic sensors are moving with 2 interfering ultrasonic sources (a) KNN classifier is not applied (b) applied.

그림 8. 학습 환경보다 적은 개수인 초음파 간섭원 2개 환경에서 초음파 센서를 움직이며 측정된 결과 (a) KNN 분류기 미적용 (b) KNN 분류기 적용

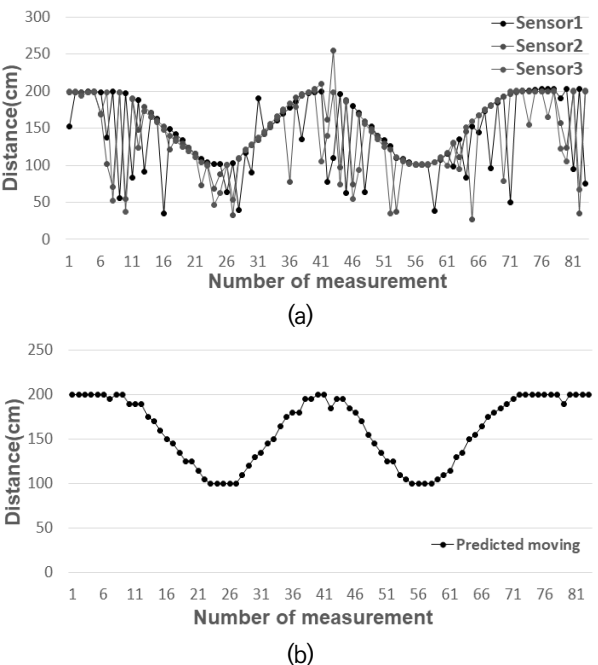


Fig. 9. Measurement results when ultrasonic sensors are moving with 4 interfering ultrasonic sources (a) KNN classifier is not applied (b) applied.

그림 9. 학습 환경과 동일한 개수인 초음파 간섭원 4개 환경에서 초음파 센서를 움직이며 측정된 결과 (a) KNN 분류기 미적용 (b) KNN 분류기 적용

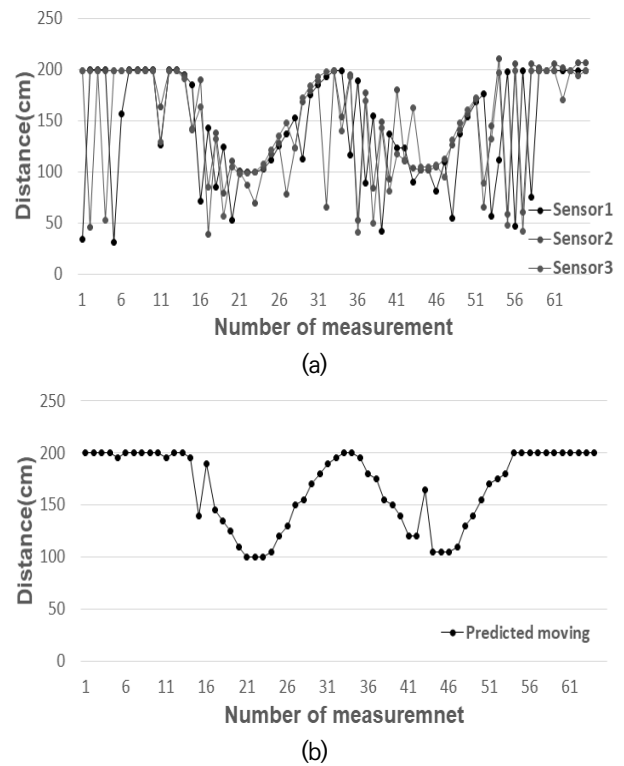


Fig. 10. Measurement results when ultrasonic sensors are moving with 5 interfering ultrasonic sources (a) KNN classifier is not applied (b) applied.

그림 10. 학습 환경보다 많은 개수인 초음파 간섭원 5개 환경에서 초음파 센서를 움직이며 측정된 결과 (a) KNN 분류기 미적용 (b) KNN 분류기 적용

3. 비교 분석

본 논문에서는 KNN 분류기의 성능을 확인하기 위해 센서값들을 보팅(voting)하는 방법과 비교하였다. 보팅은 3개의 센서값 중 가장 비슷한 값 2개를 찾아 평균을 구하는 방식을 사용했고, 모든 센서값이 큰 차이를 보이면 전체의 평균을 구하였다.

그림 11은 보팅 기법과 KNN 분류기를 이용한 결과를 비교한 것이다. 보팅 기법과 비교했을 때, KNN 분류기가 간섭 신호를 더 잘 보정할 수 있음을 확인할 수 있다. 또한 거리값의 손실 없이 모든 데이터를 획득할 수 있음을 알 수 있다. 하지만 아주 열악한 초음파 간섭원 5개인 환경에서는 다소 오차를 보이는데, 학습 데이터의 수가 부족하여 발생했을 가능성이 있다. 이와 같은 오차를 줄이기 위해서는 열악한 환경에서의 데이터 세트를 추가적으로 확보하는 방법과 물체까지의 거리 측정을 5cm가 아닌 더 작은 단위로 조정하여 측정하는 방법 등이 있다.

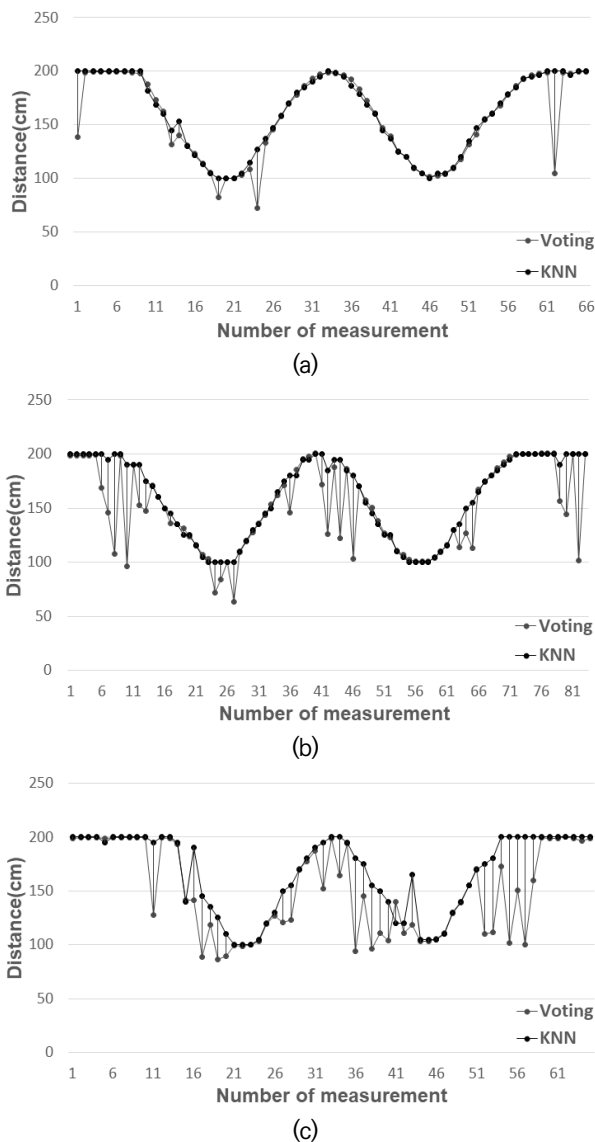


Fig. 11. Measurement result when ultrasonic sensors are moving (a) 2 interfering ultrasonic sensors (b) 3 interfering ultrasonic sensors (c) 4 interfering ultrasonic sensors.

그림 11. 보팅 방법 및 KNN 분류기 결과 비교 (a) 간섭 초음파 센서 2개 (b) 간섭 초음파 센서 3개 (c) 간섭 초음파 센서 4개

V. 결론

본 논문에서는 KNN 알고리즘을 활용하여 간섭을 효과적으로 처리하는 분류기를 만들고 이를 실험으로 확인하였다. KNN 알고리즘은 학습 데이터의 수가 많으면 효과적인 머신러닝으로써, 초음파 센서를 통해 간섭이 존재하는 다양한 환경에서 더 많은 데이터를 확보한다면 간섭을 효과적으로 처리할 수 있다. 하지만 KNN 알고리즘은 메모리 기반 학습이므로 많은 데이터를 저장할 수

있는 큰 메모리가 필요하다. 따라서 KNN 분류기로 간섭을 처리하는 방법을 적용하기 위해서는 데이터의 크기를 줄이는 방안도 함께 연구를 진행할 필요가 있다.

References

- [1] J. D. Tardós, J. Neira, P. M. Newman, and J. J. Leonard, "Robust mapping and localization in indoor environments using sonar data," *International Journal of Robotics Research*, vol.21, no.4, pp.311-330, 2002. DOI: 10.1177/027836402320556340
- [2] J. Borenstein and Y. Koren, "Noise rejection for ultrasonic sensors in mobile robot applications," *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.1727-1732, 1992. DOI: 10.1109/ROBOT.1992.220129.
- [3] T. Jin, "Reflection noise rejection of ultrasonic sensor using scheduling firing method," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol.16, no.1, pp.41-47, 2012. DOI: 10.6109/jkiice.2012.16.1.041
- [4] H. Im and S. Lee, "Removal Method of Signal Interference between Ultrasound Sensors," *J.inst. Korean.electr.elctron.eng.*, vol.25, no.4, pp.584-590, 2021. DOI: 10.7471/ikeee.2021.25.4.584
- [5] M. E. Mohamed, H. Gotzig, R. Zoellner and P. Maeder, "A convolution neural network based machine learning approach for ultrasonic noise suppression with minimal distortion," *Proceedings of IEEE International Ultrasonics Symposium*, pp.1629-1634, 2019. DOI: 10.1109/ULTSYM.2019.8925655
- [6] M. E. Mohamed, H. Gotzig, R. Zoellner and P. Maeder, "A Machine Learning Approach for Detecting Ultrasonic Echoes in Noisy Environments," *Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference*, pp.1-6, 2019. DOI: 10.1109/VTCSpring.2019.8746680
- [7] S. Lee, W. Choi and D. H. Lee, "Securing Ultrasonic Sensors Against Signal Injection Attacks Based on a Mathematical Model," *in IEEE Access*, vol.7, pp.107716-107729, 2019. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2932843
- [8] M. T. Akhtar, M. Abe and M. Kawamata, "On

active noise control systems with online acoustic feedback path modeling," *IEEE Transactions on Audio Speech and Language Processing*, vol.15, no.2, pp.593-600, 2007.

DOI:10.1109/TASL.2006.876749

[9] S. Yadav and S. Shukla, "Analysis of k-Fold Cross-Validation over Hold-Out Validation on Colossal Datasets for Quality Classification," *Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Computing*, pp.78-83, 2016.

DOI: 10.1109/IACC.2016.25

BIOGRAPHY

Hyungchul Im (Member)



2021 : BS degree in Mechanical Engineering, Soongsil University.
 2021~: Candidate for MS degree in Electronic Engineering, Soongsil University.
 <Main Interest> Automotive Electronics, Automotive SoC, Sensor Signal Processing

Seongsoo Lee (Life Member)



1991 : BS degree in Electronic Engineering, Seoul National University.
 1993 : MS degree in Electronic Engineering, Seoul National University.
 1998 : PhD degree in Electrical Engineering, Seoul National University.

1998~2000 : Research Associate, University of Tokyo

2000~2002 : Research Professor, Ewha Womans University

2002~Now : Professor in School of Electronic Engineering, Soongsil University