

주파수 변조 연속파형 레이더 탐지 결과에 기반한 자체 위치 추정

Estimation of Ego-Position Using Frequency-Modulated Continuous Wave Radar Sensor Data

신 지 원* · 이 성 욱

Jiwon Shin* · Seongwook Lee

요 약

실내에서 레이더 센서를 사용하여 주변 환경에 대한 지도를 작성하기 위해서는 레이더 탐지 결과와 로봇의 움직임 정보가 동시에 필요하다. 일반적으로 로봇의 움직임 정보를 취득하기 위해서는 추가적인 관성 센서가 필요한데, 이 논문에서는 레이더 탐지 결과만으로 로봇 자체의 위치를 추정하는 방법에 대해 제안한다. 우선 연속된 두 프레임에서의 물체 탐지 결과를 비교하여, 감지된 물체들의 절대적인 위치를 파악한다. 그리고서 파악된 물체들의 위치를 기준으로 새 프레임에서의 로봇의 위치를 추정한다. 실제 로봇의 관성 센서로부터 취득된 로봇의 위치와 제안한 방법으로 추정된 위치를 비교해 보았을 때, 평균 0.33 m 이내의 위치 추정 오차를 보여주었다.

Abstract

To map the surrounding environment using a radar sensor, both radar detection results and robot's motion information are required. In general, an additional inertial sensor is required to acquire motion information of the robot. In this study, a method for estimating a robot's ego position from radar detection results without the aid of other sensors is developed. First, the absolute positions of the detected targets are determined by comparing the radar detection results in two consecutive frames. Next, the position of the robot in the new frame is estimated based on the positions of the identified targets. Finally, the position of the robot obtained from the inertial sensor is compared with the position estimated by the proposed method, and the average position estimation error is found to be less than 0.33 m.

Key words: Ego-Position, Frequency-Modulated Continuous Wave (FMCW) Radar, Localization, Mapping

I. 도 입

최근 소형 로봇의 자율 주행에 대한 관심이 커지고 있다. 자율 주행을 위해 필수적인 기술 중 하나는 로봇 스스로

로봇의 위치를 파악하며 주행 환경에 대한 지도를 그리는 동시적 위치 추정 및 매핑(SLAM: simultaneous localization and mapping)이다. SLAM 기술의 구현을 위해서 카메라, 라이다, 그리고 레이더와 같은 센서들이 필요하며, 감지

「This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIT) (No. 2021R1G1A1007836).」

한국항공대학교 항공전자정보공학부(School of Electronics and Information Engineering, Korea Aerospace University)

*한국원자력환경공단(Korea Radioactive Waste Agency)

· Manuscript received January 25, 2022 ; Revised March 2, 2022 ; Accepted March 10, 2022. (ID No. 20220125-009)

· Corresponding Author: Seongwook Lee (e-mail: sw190@kau.ac.kr)

결과를 효과적으로 누적하여 지도를 작성하기 위해서는 로봇 자체의 위치 정보(ego-position)가 요구된다. 일반적으로 로봇의 위치 추정을 위해서는 관성 센서가 사용되는데, 이 논문에서는 레이더 센서의 물체 감지 결과만을 사용하여 로봇의 Ego-position을 추정하는 방법에 대해 제안한다.

제안하는 방법은 다음과 같다. 우선 첫 번째 프레임에서는 송신된 레이더 신호를 강하게 반사하는 정지 물체들의 위치를 기준으로 절대적인 좌표계를 설정한다. 그 후, 로봇이 이동한 다음 프레임에서는 앞서 감지한 물체들의 위치를 다시 파악하고, 그 물체들까지의 상대적인 거리를 이용하여 로봇의 새 위치를 업데이트한다. 최종적으로는 실제 로봇에 장착된 관성 센서로부터 계산된 로봇의 위치와 제안한 방법을 통해 추정된 위치를 비교한다.

II. FMCW 레이더 시스템에서의 물체 감지

2-1 물체의 거리, 속도, 각도 정보 추정

우리는 물체의 거리 및 속도 추정을 위하여 시간에 따라 주파수가 선형적으로 증가하는 주파수 변조 연속 파형(FMCW: frequency-modulated continuous wave)을 송신하는 레이더^[1]를 이용한다. 이 레이더 센서는 다수의 안테나 소자들로 구성된 배열 안테나를 수신 안테나로 사용하며, 각 안테나 소자에서 수신된 신호를 모아 Bartlett 각도 추정 알고리즘^[2]을 적용함으로써 물체를 맞고 반사되어 수신된 신호들의 입사 각도를 추정할 수 있다. 실험에 사용된 레이더 센서의 사양을 표 1에 정리해 두었다.

표 1. 실험에 사용한 FMCW 레이더 센서의 사양
Table 1. Specifications of the FMCW radar sensor.

System parameter	Value
Center frequency	62 GHz
Bandwidth	3 GHz
Chirp duration	150 μ s
Total number of chirps	128
The number of time samples per chirp	256
The number of receiving antenna elements	4
Transmission cycle	50 ms
Transmission power	10 dBm

2-2 실험 환경 및 물체 감지 결과

우리는 그림 1(a)와 같은 실내 환경에서 레이더 신호 측정을 진행하였다. 레이더가 장착된 로봇은 이동 방향 및 속도를 조금씩 바뀌가며 앞으로 이동한다. 그림 1(b)는 로봇의 관성 센서로부터 취득된 Ego-position 정보를 바탕으로 30번의 탐지 결과를 누적하여 복도 환경에 대해 작성된 지도이다. 만약 관성 센서가 없는 경우에는 로봇의 위치가 계속 좌표계의 원점이 되기 때문에 올바른 지도를 작성할 수 없다. 본 논문에서는 관성 센서 없이 레이더 센서만을 사용하여 로봇의 Ego-position을 추정하고 그것을 바탕으로 그림 1(b)와 같은 지도를 작성하는 방법에 대해 제안한다.

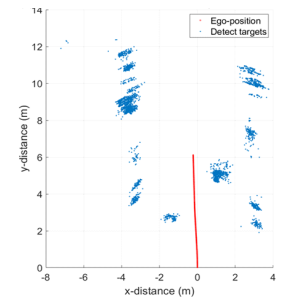
III. 레이더 탐지 결과 기반 Ego-Position 추정 방법

3-1 거리 정보를 사용하여 로봇의 위치 업데이트

우리는 우선 로봇의 초기 위치를 원점으로 설정하고 물체 탐지 결과를 30회(1.5초) 누적한다. 이렇게 누적된 30개의 탐지 결과를 첫 번째 프레임, 그다음 30개의 탐지 결과를 두 번째 프레임이라고 하자. 그림 2는 연속된 두 프레임에서의 물체 탐지 결과를 보여준다. 그림에서 보이듯이 로봇의 위치는 계속해서 원점으로 표시되며, 송신된 레이더 신호를 강하게 반사하는 물체들은 계속해서 다수의 점으로 감지가 되는 것을 볼 수 있다. 따라서 첫 프레



(a) 실험 환경
(a) Indoor environment



(b) 관성 센서 기반 누적 물체 탐지 결과
(b) Accumulated detection results using an inertial sensor

그림 1. 실내 환경에서 물체 감지 결과의 예

Fig. 1. Target detection result in an indoor environment.

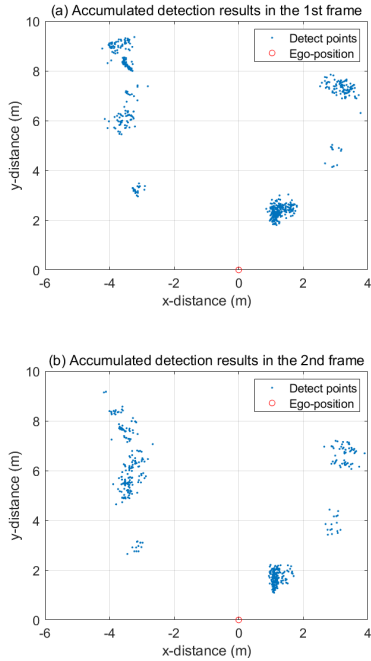


그림 2. 연속된 두 프레임에서의 물체 탐지 결과
Fig. 2. Object detection results in two consecutive frames.

임에서 이러한 물체들을 위치를 절대적인 기준으로 설정함으로써, 우리는 연속된 다음 프레임에서의 로봇의 위치 변화량을 파악할 수 있다.

우리는 같은 물체로부터 파생된 다수의 점을 하나의 좌표로 설정하기 위하여 클러스터링 알고리즘을 적용하였다. 여러 클러스터링 알고리즘 중에서도 클러스터의 개수를 모를 때 적용이 쉬운 DBSCAN 알고리즘^[3]을 사용하였다. 그림 3은 그림 2의 결과에 DBSCAN 알고리즘을 적용하여 감지된 점들을 클러스터링한 결과를 보여주며, 각 클러스터의 중심을 표시하였다. 이때, 클러스터를 구성하기 위한 최소 점의 개수는 5개, 반지름의 길이는 0.5 m로 설정하였다.

그림 3의 클러스터링 결과를 이용하면 로봇의 Ego-position 파악이 가능하다. 우선 i 번째 프레임에서 레이더 신호를 강하게 반사하는 물체에 대한 클러스터를 $i+1$ 번째 프레임에서의 동일 클러스터와 연결해야 한다. i 번째 프레임에서 p ($p = 1, 2, \dots, N_p$) 번째 클러스터의 중심 좌표를 $c_i^{(p)}$, $i+1$ 번째 프레임에서 q ($q = 1, 2, \dots, N_q$) 번째 클러스터의 중심 좌표를 $c_{i+1}^{(q)}$ 라고 했을 때, 모든 p 와 q 에 대

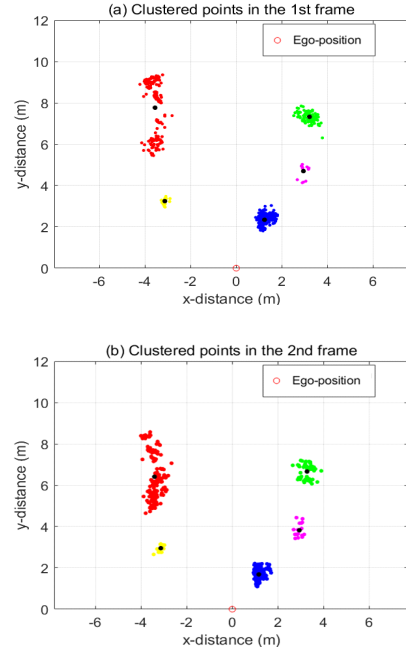


그림 3. 각 프레임에서의 물체 탐지 결과에 클러스터링 알고리즘을 적용한 결과
Fig. 3. Results of applying the DBSCAN algorithm to the object detection results in each frame.

해 아래 식을 만족하는 순서쌍 (p^*, q^*) 를 찾는다.

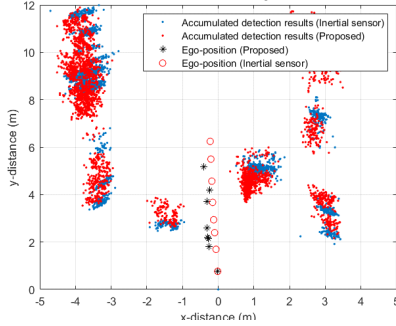
$$(p^*, q^*) = \arg_{p,q} (\| c_i^{(p)} - c_{i+1}^{(q)} \|_2 < \epsilon) \quad (1)$$

즉, 연속된 두 프레임에서 클러스터 중심끼리의 거리를 계산하여, 그 값이 ϵ 이하가 될 때 같은 클러스터로 판단한다.

두 연속된 프레임에서 같은 클러스터로 판단된 것들은 정지해 있으며 레이더 신호를 강하게 반사하는 물체라고 생각하여 이를 기준점으로 사용한다. 연결된 클러스터들 중 $i+1$ 번째 프레임에서 임의로 3개를 선택하여 레이더 센서가 위치한 원점과의 거리 $r_{i+1}^{(q)}$ 를 각각 계산한다. 그렇게 계산된 거리를 바탕으로 i 번째 프레임의 같은 클러스터들의 중심 $c_i^{(p)}$ 에 대하여 삼각측량법^[4]을 적용하여 로봇의 새 위치를 계산한다.

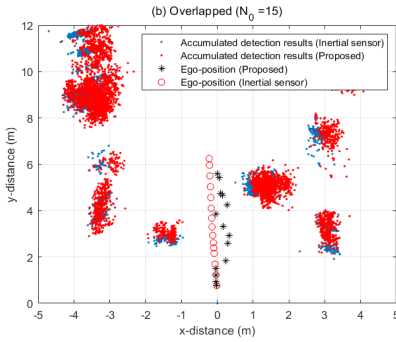
3-2 제안한 방법의 성능 평가

그림 4(a) 240번의 탐지 결과에 대하여, 우리가 제안한



(a) 연속된 두 프레임에서 물체 탐지 결과를 겹치지 않았을 때 ($N_0=0$)

(a) Using non-overlapping detection results ($N_0=0$)



(b) 연속된 두 프레임에서 물체 탐지 결과를 겹쳤을 때 ($N_0=15$)

(b) Using overlapped detection results ($N_0=15$)

그림 4. 제안한 방법으로 추정된 로봇의 ego-position과 지도 작성 결과

Fig. 4. Estimation of robot's ego-position and the mapping result.

방법을 통해 추정된 로봇의 Ego-position과 그 정보를 사용하여 주변 환경에 대한 지도를 작성한 것이다. 비교를 위해 로봇에 장착된 관성 센서를 사용하여 작성된 지도도 함께 나타내었다. 관성 센서에 의해 추정된 로봇 위치 (x_j, y_j) ($j = 1, 2, \dots, N_j$)와 제안한 방법으로 추정된 위치 (\hat{x}_j, \hat{y}_j) 와의 평균 거리 오차를 식 (2)와 같이 계산한 결과, 약 0.5 m의 오차를 보여주었다.

$$d_e = \frac{1}{N_j} \sum_{j=1}^{N_j} \sqrt{(x_j - \hat{x}_j)^2 + (y_j - \hat{y}_j)^2} \quad (2)$$

이는 우리가 한 프레임을 구성하는 데 30개의 물체 탐지 결과를 누적하였는데, 거기서 발생하는 시간 지연에

표 2. N_0 에 따른 평균 거리 오차

Table 2. Average position estimation error according to N_0 .

N_0	Average position estimation error (m)
0	0.5
10	0.41
15	0.33

의한 오차로 생각된다. 따라서 우리는 한 프레임을 구성하는 데 있어, 물체 탐지 결과를 겹치는 방식을 이용하여 위치 추정을 다시 해보았다. 즉, 서로 연속된 프레임에서 N_0 개의 물체 탐지 결과가 겹치도록 각 프레임을 구성해 주었다. 그림 4(b)는 겹치는 물체 탐지 결과의 개수가 15개일 때의 추정된 로봇의 위치와 지도 작성 결과를 보인다. 그림 4에서 확인할 수 있듯이, N_0 에 따라 위치 추정 오차가 변화하며, $N_0 = 15$ 일 때 평균 거리 오차는 0.33 m로 물체 탐지 결과를 겹치기 전보다 오차가 줄어들었음을 확인하였다. 또한, 관성 센서를 기반으로 작성된 지도와 레이더 센서만을 사용하여 작성된 지도가 서로 유사한 형태를 보인다. 최종적으로 표 2에 서로 다른 3개의 N_0 에 따른 평균 거리 오차를 정리해 두었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 레이더 센서 데이터만을 사용하여 로봇의 위치를 추정하는 방법에 대해 제안하였다. 제안한 방법을 통해 추정된 위치 정보와 실제 로봇의 관성 센서에서 취득된 로봇의 위치 정보를 비교했을 경우, 0.33 m의 평균 위치 추정 오차를 보이는 것을 확인할 수 있다. 제안한 방식은 소형 로봇이 실내 환경에서 지도를 작성하는데 기여할 수 있을 것으로 판단된다.

References

- [1] S. Lee, S. Y. Kwon, B. J. Kim, H. S. Lim, and J. E. Lee, "Dual-mode radar sensor for indoor environment mapping," *Sensors*, vol. 21, no. 7, pp. 1-16, Apr. 2021.
- [2] F. B. Gross, *Smart Antennas for Wireless Communications*, New York, NY, McGraw-Hill, pp. 178-179,

2005.

- [3] E. Schubert, J. Sander, M. Ester, H. P. Kriegel, and X. Xu, "DBSCAN revisited, revisited: Why and how you should (still) use DBSCAN," *ACM Transactions on Database Systems*, vol. 42, no. 3, pp. 1-21, Sep. 2017.

- [4] J. H. Jang, D. Y. Lee, J. L. Zhang, Y. C. Jho, and C. H. Lee, "A study on error reduction of indoor location determination using triangulation method and least square method," *Journal of Korea Safety Management & Science*, vol. 14, no. 1, pp. 217-224, Mar. 2012.

신 지 원 [한국원자력환경공단/직원]

<https://orcid.org/0000-0002-5060-3753>



2022년 2월: 한국항공대학교 항공전자정보공학부 (공학사)

2021년 12월~현재: 한국원자력환경공단 경영지원팀 직원

[주 관심분야] Wireless Localization, Radar Signal Processing 등

이 성 욱 [한국항공대학교/교수]

<https://orcid.org/0000-0001-9115-4897>



2013년 2월: 서울대학교 전기·정보공학부 (공학사)

2018년 8월: 서울대학교 전기·컴퓨터공학부 (공학박사)

2018년 9월~2020년 2월: 삼성종합기술원 Machine Learning Lab Staff Researcher

2020년 3월~현재: 한국항공대학교 항공

전자정보공학부 (교수)

[주 관심분야] Radar Signal Processing, Autonomous Driving, Wireless Communications 등