



저작자표시 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.
- 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#) 

碩士學位論文

초음파 센서를 이용한 분산점
칼만 필터 기반 로봇의 실내용
위치평가 방법에 관한 연구

濟州大學校 大學院

메카트로닉스工學科

徐 秀 喜

2021年 02月

초음파 센서를 이용한 분산점 칼만 필터 기반 로봇의 실내용 위치평가 방법에 관한 연구

지도교수 임종환

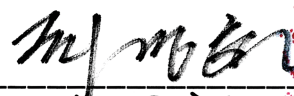
서수희

이 논문을 공학 석사학위 논문으로 제출함

2020년 12월

서수희의 공학 석사학위 논문을 인준함

심사위원장



위 원



위 원



제주대학교 대학원

2020년 12월

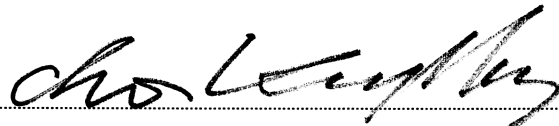
A Study on the Indoor Localization Method of a Robot
Based on Unscented Kalman Filter Using
Sonar Sensors

Soo-Hee Seo
(Supervised by professor Jong-Hwan Lim)

A thesis submitted in partial fulfillment of the requirement for
the degree of Master of Mechatronics Engineering

2020. 12.

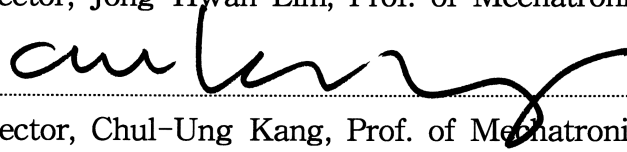
This thesis has been examined and approved.



.....
Thesis director, Kyung-Hyun Choi, Prof. of Mechatronics Engineering



.....
Thesis director, Jong-Hwan Lim, Prof. of Mechatronics Engineering



.....
Thesis director, Chul-Ung Kang, Prof. of Mechatronics Engineering

.....
December 2020

Department of Oceanography
GRADUATE SCHOOL
JEJU NATIONAL UNIVERSITY

목 차

LIST OF TABLES	iii
LIST OF FIGURES	iv
SUMMARY	vi
I. 서 론	1
1. 연구 배경	1
2. 연구목적 및 범위	3
II. 확장 칼만 필터 기반 3차원 위치평가	5
1. 분산점 칼만 필터	5
2. 초음파 센서 특징	7
3. 위치평가	10
3.1 시스템 모델	10
3.2 UKF 기반 로봇의 위치평가	12
3.2.1 위치 예측 단계	12
3.2.2 측정값 예측 단계	15
3.2.3 측정값 유효성 평가 단계	18
3.2.4 위치 및 공분산 갱신 단계	19
III. 실험 및 고찰	21
1. 실험 장비 및 환경	21
2. 실험 결과	24
2.1 위치평가 성능	24
2.2 오차 공분산 분석	27
2.3 초기 오차 크기에 대한 성능 분석	30
2.4 샘플링 타임에 따른 성능 분석	32
2.5 Validation gate에 따른 오차비교	35
3. 장애물 밀도가 낮은 환경	37

4. 센서 정보 빈도가 낮은 환경	42
IV. 결론	47
V. 참고문헌	48

LIST OF TABLES

Table 1 Specifications of the robot	21
Table 2 Specifications of sonar sensors	21
Table 3 Statistical characteristics of position error	26
Table 4 Characteristics of position error for each direction	26
Table 5 Statistical characteristics of position error	32
Table 6 Statistical characteristics of position error	34
Table 7 Characteristics of error according to the γ of validation	36
Table 8 Characteristics of position error	39
Table 9 Characteristics of position error	44

LIST OF FIGURES

Fig. 1 Localization system (comparison of EKF and UKF)	6
Fig. 2 Beam pattern of sonar sensors	8
Fig. 3 Characteristics of sonar sensors	9
Fig. 4 Multipath effect (phantom object)	9
Fig. 5 System Model	11
Fig. 6 Sensor location and range prediction	17
Fig. 7 Photo of the robot and sensors	22
Fig. 8 Sonar sensor array	22
Fig. 9 Experimental environment	23
Fig. 10 Result of localization	25
Fig. 11 Position error	26
Fig. 12 Covariance of x direction	28
Fig. 13 Covariance of y direction	28
Fig. 14 Covariance of θ direction	29
Fig. 15 Covariance according to initial error(x direction)	30
Fig. 16 Covariance according to initial error(y direction)	31
Fig. 17 Covariance according to initial error(θ direction)	31
Fig. 18 Covariance according to sampling time(x direction)	33
Fig. 19 Covariance according to sampling time(y direction)	33
Fig. 20 Covariance according to sampling time(θ direction)	34
Fig. 21 Mean error according to the value of γ	35
Fig. 22 Result of localization	38
Fig. 23 Position error	39
Fig. 24 Result of Covariance (x direction)	40
Fig. 25 Result of Covariance (y direction)	40

Fig. 26 Result of Covariance (θ direction)	41
Fig. 27 Result of localization	43
Fig. 28 Position error	44
Fig. 29 Result of Covariance (x direction)	45
Fig. 30 Result of Covariance (y direction)	45
Fig. 31 Result of Covariance (θ direction)	46

LIST OF FIGURES

Intelligent robots are being applied in many areas of our lives, such as autonomous vehicles, delivery robots, guide robots, and service robots that help humans in various fields. The most essential technology necessary for these intelligent robots to perform a given task is their precise position evaluation, which is called localization.

Localization of a robot can be divided into two types: an indoor method and an outdoor method. For outdoor environments, it is difficult to provide information on the environment in advance. Therefore, outdoor localization requires additional sensors that independently provides location information of the robot such as GPS. In the case of indoor localization on the other hand, it is possible to provide environmental information on the work space in advance because the distinction between the free space where the robot can move and the obstacle is clear. Accordingly, accurate localization is possible using the provided environmental information. In indoor localization, sensors that can measure the location information of objects such as infrared sensors, sonar sensors, and vision sensors are used to utilize the environmental information given in advance.

Conventional methods for localization of robots include Extended Kalman Filter (EKF), Particle Filter (MCL), and Unscented Kalman Filter (UKF). An extended kalman filter linearizes a nonlinear model to evaluate position and covariance, so that a position error may diverge and the system may become unstable in the case of highly nonlinear systems. Particle filter is a method of predicting the position by generating a large number of particles and transforming the particles using a nonlinear model. It can minimize the position error, but it takes a long time depending on the number of particles.

UKF is a method of extracting distribution(sigma) points based on error covariance of predicted positions using encoder, transforming each sigma point with a nonlinear model to estimate optimal position and covariance of the robot UKF utilizes a nonlinear system as it is and has particle filter characteristics. However, it is faster than MCL because it uses a minimized number of sigma points to predict the position.

In this thesis, we propose a UKF-based indoor localization method that evaluates the optimal position by fusing the position information from encoders mounted on the robot wheel and the distance information of the obstacle measured by ultrasonic sensors. However, ultrasonic sensors have a disadvantage that the reliability of distance information is greatly reduced due to specular reflection effects. In order to complement this and maximize the reliability of position evaluation, we propose a validation gate method for evaluating the reliability of measured distance information.

In order to verify the usefulness of the method, actual experiments were performed in various environments and conditions. The experimental results showed the method is considered to be stable because the position error converges regardless of the size of the initial position error and the length of the sampling time. In conclusion, this UKF localization method is expected to be applied in various ways to the practical position estimation of indoor robots.

I. 서론

1. 연구 배경

최근 지능로봇에 관한 관심이 커짐에 따라 다양한 분야로 그 응용성이 확대되고 있다. 실내의 경우 로봇 청소기, 큐레이터 로봇 등 다양한 서비스로봇[1], 그리고 실외의 경우 자율주행 자동차, 배송 로봇 등에 적용되고 있다[2]. 이처럼 지능로봇은 다양한 분야에서 응용할 수 있는 중요한 기술이다.

이처럼 다양한 분야에서 로봇이 응용되기 위해서는 기본적으로 로봇 자신이 어디에 있는지 정확하게 인식하는 것이 중요하다[3, 4]. 로봇의 위치가 정확히 평가되지 않는다면 로봇이 자신의 임무를 수행하지 못하는 경우가 발생한다. 일반적으로 로봇의 바퀴에 장착된 엔코더 등의 정보로부터 로봇 자신의 위치를 계산하지만, 바퀴의 불균형, 지면과의 미끄러짐 등으로 인해 오차가 크게 발생할 수 있다. 따라서 로봇은 더욱 정확한 위치를 인식하기 위해 위치 정보를 제공하는 다양한 센서들을 추가로 사용한다. 그러나 위치 센서 역시 여러 가지 오차 요인으로 인해 정확한 위치를 제공하지 못하므로, 이 문제를 해결하기 위해서 엔코더에 의한 위치 정보와 센서로부터의 위치 정보를 통계학적으로 융합하여 최적의 로봇 위치를 평가하는 과정이 필요하며, 이것을 위치평가(Localization)라고 한다.

위치평가 방식은 크게 실외 위치평가와 실내 위치평가로 나눌 수 있다. 실외 위치평가는 주변 환경에 대한 정보를 사전에 제공하기 어렵다. 또한 실외 환경은 로봇이 이동 가능한 자유 공간과 장애물의 구별이 뚜렷하지 않아 주변 환경을 이용한 위치평가가 부적합하다. 따라서, 실외 위치평가는 주로 GPS로부터 위치를 수신받아 로봇의 위치를 평가한다. 그러나 GPS는 날씨, 위성 궤도 및 시계오차의 영향을 많이 받는다. 또한 GPS 자체 오차가 커 정밀도가 떨어지기 때문에 GPS만을 이용한 위치평가 보다 비전 센서, 자이로 센서 등 다른 센서들과의 융합을 통한 위치 오차를 보정한다[5-11].

반면 실내 위치평가는 날씨 등 주변 환경적 요인의 영향은 받지 않으며, 작

업공간에 대한 환경 정보를 미리 제공할 수 있으므로 이를 이용한 정밀한 위치 평가가 가능하다. 실내 위치평가는 적외선, 초음파 센서 등 거리를 인식하는 센서, 물체의 형상 인식에 유리한 비전 센서 등과 같이 다양한 센서들을 사용한다. 그러나 적외선 센서는 빛에 예민하며, 태양광 등으로 인해 조도가 높은 경우에는 사용이 어렵다. 또한 적외선 센서는 색상변화에 민감하게 반응한다는 단점이 있다. 비전 센서는 이미지를 받아 거리를 계산하는데 거리정보 이외에 다른 정보 수집에도 유용한 센서이다. 그러나 조도의 영향을 많이 받으며, 신호를 처리하는 과정이 복잡하여 처리 시간이 오래 걸린다. 또한, 빛이 없을 경우에는 사용할 수 없다는 단점이 있다.

초음파 센서는 송신된 초음파가 물체까지 도달한 후 물체에 반사된 음파를 다시 수신받아 그 거리를 계산하는 센서이다. 초음파 센서는 음파를 이용하기 때문에 물체와의 거리정보 획득이 간단하고, 빠를 뿐 아니라 물체의 투명성과 상관 없이 사용할 수 있어 광학적 센서가 작동하기 어려운 분야에 주로 사용된다. 그러나 각도 불확실성이 크고 천과 같은 재질은 음파를 흡수해 거리정보 획득이 불가능하다는 단점이 있다.

이동로봇의 위치평가를 위한 기존 방법에는 대표적으로 비선형 모델을 선형화해 위치평가를 하는 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter, EKF) 방법 [12-14], 파티클 필터(Monte Carlo Localization, MCL) 방법[15-18], 그리고 분산점 칼만 필터(Unscented Kalman Filter, UKF) 방법[19] 등이 있다. 확장 칼만 필터는 비선형 모델을 선형화하여 위치와 공분산을 평가하는 방법으로, 초기 추정 오차가 큰 경우 위치가 발산하는 경향이 있으며, 비선형성이 큰 경우에는 알고리즘이 불안정해질 수 있다. 파티클 필터는 많은 수의 파티클을 생성하고, 이 파티클을 상태 공간 모델을 이용하여 변환한 후 가중치에 의해 파티클들의 값을 업데이트시키는 방법이다.

UKF는 추측항법(Dead-Reckoning Method)으로 이전에 평가된 위치의 오차 공분산을 기반으로 분산점을 추출하고[20], 각 분산점을 원래의 비선형 모델을 통해 변환한 뒤 가중평균으로 로봇의 위치 및 오차 공분산을 추정하는 방법으로 UT(Unscented Transform) 기반의 위치평가 방법이다. UKF는 파티클 필터와 비슷한 특성을 가졌지만, 파티클 필터가 계산량이 많아 처리 속도가 늦는 단점이

있는 반면에, UKF는 최적의 분산점을 추출해 분산점의 개수를 줄이고, 가중치를 부여하여 평균을 구하는 방법을 사용하므로 처리 속도가 비교적 빠르다.

2. 연구목적 및 범위

실내 위치평가 기술을 적용할 수 있는 분야는 앞에서 서술한 것과 같이 다양하다. 실내 위치평가의 경우 장애물을 인식하는 것이 중요하며, 위치 인식 단계마다 발생하는 오차로 인한 누적오차가 로봇의 주행에 영향을 주어서는 안 된다. 따라서 실내 위치평가 기술 중에서도 정확성과 신뢰성이 높은 위치평가 방법이 요구된다.

본 연구에서는 UKF 기반으로 초음파 센서를 이용한 실내 환경에서 로봇의 위치 추정 방법을 제안한다. 로봇에 장착된 엔코더에서 제공되는 데이터와 초음파 센서에서 제공되는 주변 장애물과의 거리정보를 전달받아 UKF를 통해 최적의 위치를 평가한다. 이를 위해 필요한 시스템 모델과 관측 모델을 제시하고 이것으로부터 UKF 기반 위치평가 방법을 제안한다.

기존에 사용되던 다양한 위치 측정 센서들은 빛에 예민하거나, 고가의 비용이 드는 등의 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 최소화하고자 초음파 센서를 사용한다. 초음파 센서는 빛과 매질의 많은 영향을 받으며, 유리 등과 같이 투명한 물체가 존재하는 환경에서도 거리정보를 획득하여 안정적으로 위치를 평가할 수 있다는 장점이 있지만, 센서로부터 거리 데이터를 받는 과정에서 초음파 센서의 특성인 거울효과로 인해 측정된 거리 값이 정확하지 않거나, 존재하지 않는 허상의 물체를 인식하는 등의 오류가 발생할 수 있다. 본 논문에서는 초음파 센서의 위치 불확실성과 다중 반사 경로 현상에 의한 거리정보의 신뢰성 저하를 해결하기 위해 validation gate를 이용해 센서의 유효성을 평가하여 유효하지 않은 측정값을 제외함으로써 더욱 정확한 위치평가가 가능한 방법을 제안한다.

본 논문은 II장에서 분산점 칼만 필터를 기반으로 한 실내 위치평가 방법과 유효성 평가 방법을 소개한다. III장에서는 위치평가 방법의 성능 평가를 위한 실제 주행 실험과 실험 결과를 제시하고 실험 결과의 신뢰성 평가하며, 마지막으로

IV장에서 결론을 요약한다.

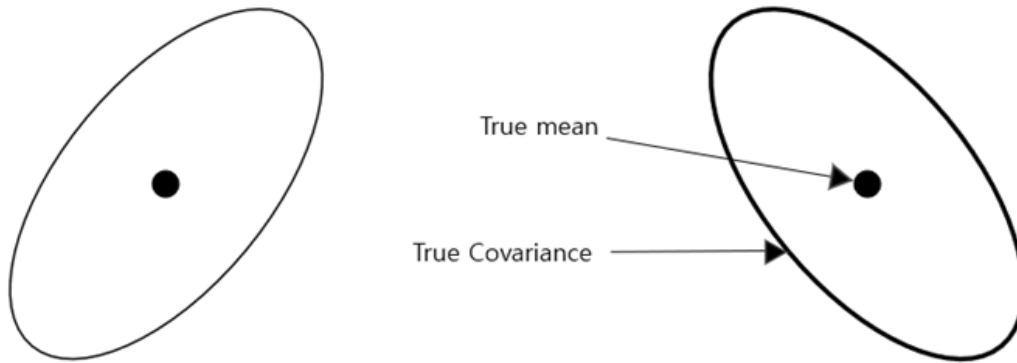
II. 확장 칼만 필터 기반 3차원 위치평가

1. 분산점 칼만 필터

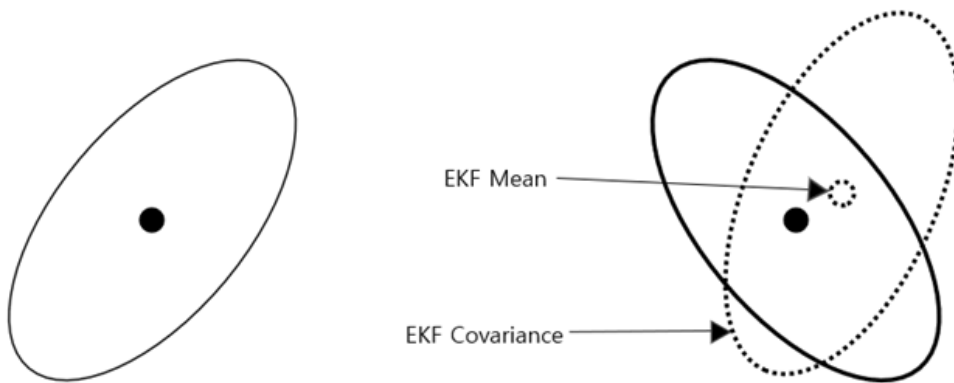
확장 칼만 필터를 이용한 위치평가 방법은 직전의 추정값과 오차 공분산을 이용해 로봇의 현재 위치를 예측한다. 그러나 확장 칼만 필터는 비선형으로 표현되는 시스템 모델과 측정 모델을 선형화하는 과정을 거친다. 비선형 모델을 선형화하면 실제 모델과의 차이로 인해 비선형이 심할 경우에는 수렴하지 못하는 문제가 발생한다. 또한 비선형성이 약하다고 하더라도 부분적으로 비선형성이 큰 곳에서 문제가 발생할 뿐만 아니라, 복잡한 모델에서는 선형화 과정에서 필요한 자코비안을 구하기 어려운 상황이 발생한다[21].

분산점 칼만 필터(UKF)는 이러한 확장 칼만 필터의 단점을 보완할 수 있다. UKF는 확장 칼만 필터와는 달리 비선형 시스템을 선형화하지 아니하며, 자코비안 계산이 필요하지 않다. 따라서 선형화 과정에서 생기는 오차가 문제가 발생하지 않으며, 수렴 시간도 줄어들고 안정성이 크다. 또한 UKF는 분산점을 활용하는 파티클 필터와 유사하지만, 기존 파티클 필터는 시그마 포인트라고 불리는 분산점의 개수가 많아 처리 속도가 늦어진다는 단점이 있는 반면에, UKF에서는 공분산으로부터 확률분포를 통해 소수의 최적 분산점을 추출하고 비선형 모델을 통해 변환한 뒤 위치 및 오차 공분산을 추정하는 UT(Unscented Transform)에 기반을 둔 방법이다[22].

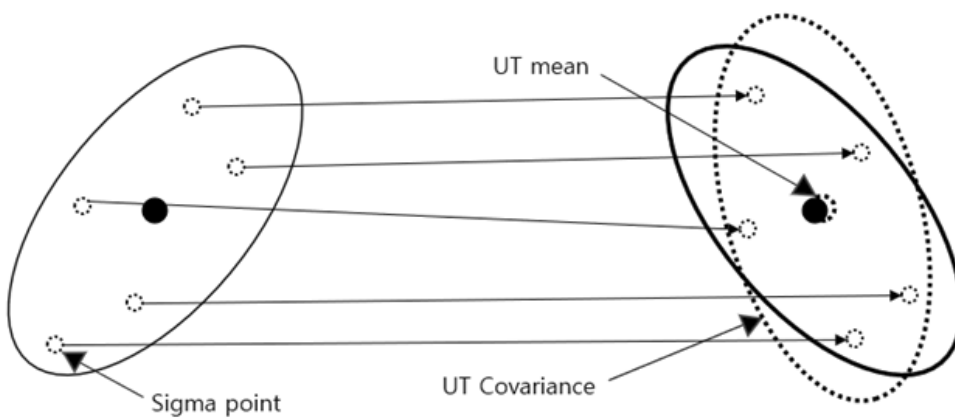
Fig. 1에 EKF와 UKF의 위치평가 방법을 그림으로 표현하였다. 그림 (a)는 실제 시스템을 나타낸 것으로서 실제 위치와 공분산을 나타낸다. 그림 (b)는 EKF 방법으로서 선형화에 따라 점선으로 나타낸 추정 공분산이 실제 공분산보다 차이가 크게 발생할 수 있으며, 예측 위치도 오차가 크게 발생할 수 있다. 그림 (c)는 UKF방법을 나타낸 것으로서 선택된 다수의 분산점을 실제 비선형 모델에 직접 적용하여 예측 위치(UT mean) 및 공분산을 구함으로써 EKF에 비해 오차가 줄어드는 장점이 있음을 나타낸다.



(a) True system



(b) EKF localization



(c) UKF localization

Fig. 1 Localization system (comparison of EKF and UKF)

2. 초음파 센서 특징

초음파는 가청 주파수인 16Hz에서 20kHz보다 높은 고주파 음파를 의미한다. 초음파 센서는 측정 대상과의 거리를 측정하는 데 활용되는 센서로 초음파를 송신하는 송신부, 대상에 반사되어 돌아오는 음파를 수신하기 위한 수신부로 구성된 송/수신부가 하나의 모듈을 이룬다.

초음파 센서는 Fig. 2에서와 같은 음파의 강도 형태를 보인다. Fig. 2에서 알 수 있듯이 중앙에서 각도가 벗어날수록 음파가 약해져 일반적으로 15°에서 30° 사이 범위를 유효 측정 각도로 정의한다. 초음파 센서는 음파가 송신된 후 물체의 표면에 반사되어 돌아오는 음파를 측정하여 물체와의 거리를 계산하는데 이 과정에서 가장 먼저 반사되어 돌아오는 음파를 이용해 최단 거리를 구한다. 그러나 초음파 센서에서 송신한 음파가 물체에 반사된 후 수신되지 않는 경우가 있다. 음파를 흡수하는 성질을 가진 물체에 표면에서 반사될 때 음파의 세기가 약해져 수신기에 감지되지 않는 경우, 또는 물체에 반사되었다가 다른 물체에 입사돼 반복적으로 반사를 거치는 과정에서 음파의 강도가 약해져 수신되지 않는 경우도 있다. 이러한 현상은 물체의 표면 거칠기가 작을 때 일어나며, 정반사 또는 거울 반사(Specular Reflection)라고 한다[23].

초음파는 표면 거칠기와 음파의 파장이 다음식을 만족할 때 거울 반사효과가 발생한다.

$$H < \frac{\lambda}{8\sin\beta} \quad (1)$$

여기서 H 는 물체의 평균 거칠기, λ 는 파장이고 $\beta = (\pi/2 - \text{입사각})$ 이다. 20kHz 주파수의 초음파 센서인 경우 입사각이 80° 정도일 때 H 는 0.017m가 되므로 대부분 실제 환경의 물체는 거울반사를 한다고 볼 수 있다.

거울반사 효과는 Fig. 3 (a)와 같이 반사된 파가 수신기로 되돌아오지 않는 경우와 Fig. 3 (b)와 같이 여러 번의 반사를 거쳐 감지 가능 거리를 초과해 센서

에 음파가 돌아오지 않는 경우가 발생하는데, 두 경우 모두 가장 근접한 물체를 인식하지 못한다. 또한 여러 번 물체에 반사되어 센서로 음파가 돌아오는 경우에는 Fig. 4과 같이 허상을 감지하는 다중 반사 경로 문제도 발생한다.

이처럼 초음파 센서는 간단하고 경제적으로 물체와의 거리정보를 획득할 수 있지만, 각도 불확실성이 크고 거울효과나 다중 반사 경로 효과로 인해 거리정보의 신뢰성이 크게 떨어질 수 있다.

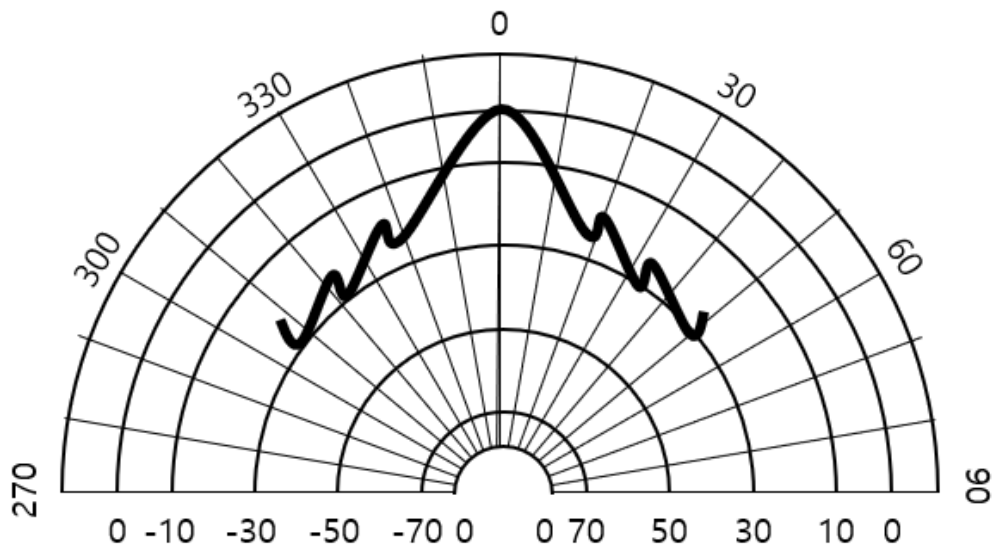


Fig. 2 Beam pattern of sonar sensors

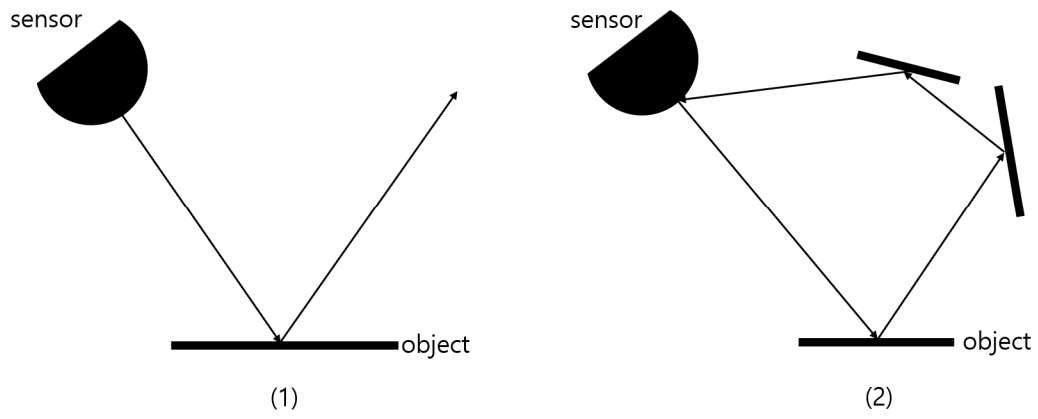


Fig. 3 Characteristics of sonar sensors

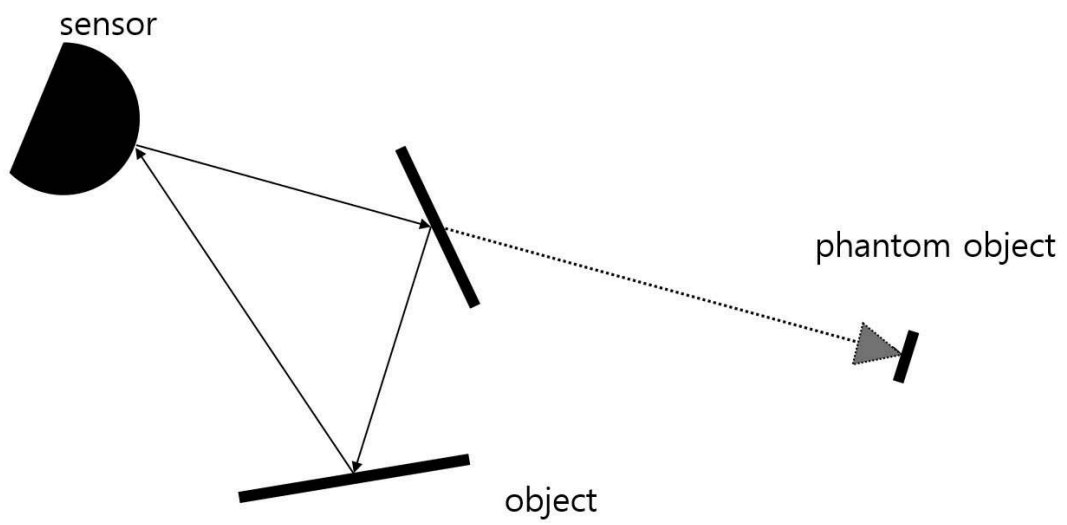


Fig. 4 Multipath effect (phantom object)

3. 위치평가

본 장에서는 초음파 센서를 이용한 UKF 기반 로봇의 위치평가 방법과 초음파 센서의 유효성 평가 방법을 제시한다.

3.1 시스템 모델 및 측정 모델

시간 k 로부터 $k+1$ 로 변화할 때 로봇의 위치를 나타내는 시스템 모델은 Fig. 5에 나타나 있으며, 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$X(k+1) = f(X(k), u(k+1)) + \nu(k+1) \quad (2)$$

여기서 $X(k)$ 는 시간 k 에서의 로봇의 위치, $X(k+1)$ 은 시간 $k+1$ 에서 로봇의 위치를 나타낸다. $\nu(k)$ 는 평균이 0이고 공분산이 $Q(k)$ 인 로봇의 이동과 관련된 가우시안 잡음이다. $u(k)$ 는 로봇의 이동 거리 $d(k)$ 와 방향각 변화량 $\theta(k)$ 로 이루어지는 제어입력으로 다음과 같다.

$$u(k) = \begin{bmatrix} d(k) \\ \Delta\theta(k) \end{bmatrix} \quad (3)$$

제안된 위치평가 방법의 시스템 모델은 식 (2)에 나타난 비선형 상태천이함수 $f(X(k), u(k+1))$ 을 시간 k 에서 로봇의 위치 $X(k)$ 와 제어입력 $u(k)$ 를 이용하여 Fig. 5와 같은 관계에 의해 다음과 같이 표현한다.

$$\begin{aligned} X(k+1) &= f(X(k), u(k+1)) + \nu(k+1) \\ &= \begin{pmatrix} x(k) + d(k+1) \cos[\theta(k) + \Delta\theta(k+1)] \\ y(k) + d(k+1) \sin[\theta(k) + \Delta\theta(k+1)] \\ \theta(k) + \Delta\theta(k+1) \end{pmatrix} + \nu(k+1) \end{aligned} \quad (4)$$

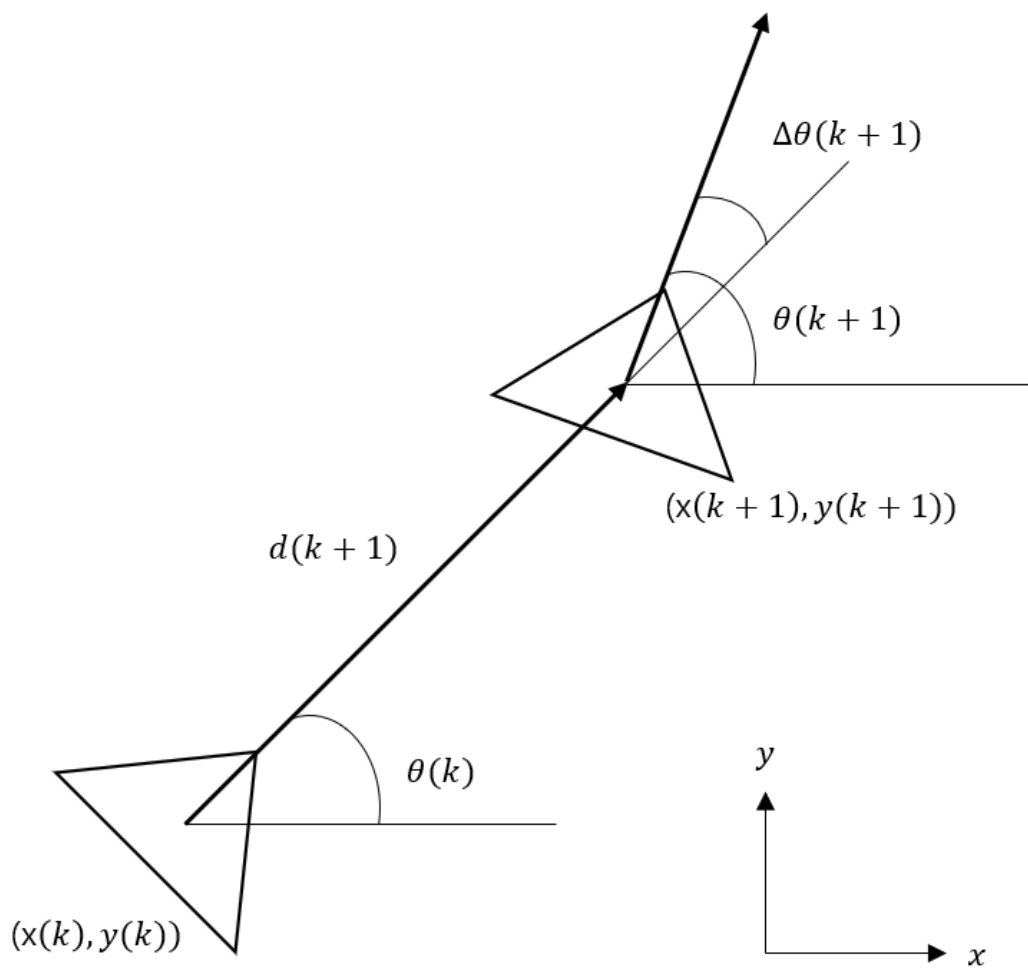


Fig. 5 System Model

여기서 $x(k), y(k)$ 그리고 방향각 $\theta(k)$ 는 시간 k 에서 평가된 위치 $X(k)$ 의 요소들이고, $d(k)$ 는 로봇의 이동 거리다.

초음파 센서의 측정값을 로봇의 위치와 연관시키는 측정 모델은 다음과 같이 정의한다.

$$Z(k+1) = H(X(k+1)) + \omega(k+1) \quad (5)$$

여기서 $H(X(k+1))$ 는 위치 $X(k+1)$ 에서 각 센서로부터 발생하는 거리값으로 현재 로봇 위치에서 로봇에 장착된 각각의 초음파 센서 위치에서 주변 물체와의 거리를 측정할 때 발생하는 거릿값이다. $\omega(k+1)$ 는 평균이 0, 공분산이 $R(k+1)$ 인 측정에 개입되는 가우시안 잡음이다.

3.2 UKF 기반 로봇의 위치평가

본 연구에서는 이렇게 정의된 시스템 모델과 측정 모델을 UKF 알고리즘에 적용함으로써 실내 환경에서 로봇의 2차원 위치를 평가한다. UKF 위치평가 알고리즘은 크게 나누어서 이전 상태에서 평가된 위치를 기반으로 현재 상태에서 로봇의 위치를 계산하는 위치 예측 단계, 현재 로봇의 위치에서 측정되는 센서들의 신뢰성을 평가하기 위해 측정값을 예측하는 측정값 예측 단계, 그리고 측정된 값의 신뢰성을 판단하기 위해 유효성을 평가하고 유효한 측정값에 대해서만 예측된 로봇의 위치를 갱신하는 유효성 검사 및 업데이트 단계로 구성된다.

3.2.1 위치 예측 단계

위치 예측 단계는 시간 $k+1$ 에서 로봇의 위치를 예측하는 단계로써, 먼저 시간 k 에서의 공분산 행렬 $P(k)$ 로부터 다음 식을 만족하는 제곱근 행렬 L 을 구한다.

$$(n+\lambda)P(k|k) = LL^T \quad (6)$$

여기서 n 은 상태 벡터의 차원으로서, 본 연구에서 $n=3$ 이고 λ 는 다음 식과 같이 정의된다.

$$\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n \quad (7)$$

여기서 α 와 κ 는 분산점 크기 조정 매개변수로서, 크기 범위는 $0 \leq \alpha \leq 1$, $0 \leq \kappa$ 이다.

다음으로는 제공근 행렬 L 과 시간 k 에서의 로봇 위치 $X(k)$ 를 이용해 시간 $k+1$ 에서 $2n+1$ 개의 로봇 위치 예측용 분산점 $\mathfrak{N}(k)$ 를 다음과 같이 추출한다.

$$\begin{aligned} \mathfrak{N}_0(k) &= \hat{X}(k|k) \\ \mathfrak{N}_i(k) &= \hat{X}(k|k) + L_i \\ \mathfrak{N}_{n+i}(k) &= \hat{X}(k|k) - L_i \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 L_i 는 제공근 행렬 L 의 i 번째 열을 나타내며 $i=1, 2, \dots, n$ 이다.

구해진 분산점 $\mathfrak{N}_i(k)$ 로부터 비선형 상태천이함수를 이용해 시간 $k+1$ 에서 변환된 분산점 $\mathfrak{N}_i(k)$ 를 다음과 같이 계산한다.

$$\mathfrak{N}_i(k+1) = f(\mathfrak{N}_i(k), u(k+1)) = \begin{pmatrix} \chi_{i,x} \\ \chi_{i,y} \\ \chi_{i,\theta} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} d(k+1) \cos(\chi_{i,\theta}) \\ d(k+1) \sin(\chi_{i,\theta}) \\ \Delta\theta(k+1) \end{pmatrix} \quad (9)$$

여기서 $\Delta\theta(k+1)$ 은 회전 증분이고, $\mathfrak{N}(k)$ 는 식 (8)로 계산된 i 번째 분산점으로서 다음과 같이 표현된다.

$$\mathfrak{N}_i(k) = \begin{pmatrix} \chi_{i,x} \\ \chi_{i,y} \\ \chi_{i,\theta} \end{pmatrix} \quad (10)$$

시간 $k+1$ 에서 예측된 로봇의 위치 $\hat{X}(k+1|k)$ 는 변환된 분산점들의 평균값으로서 다음 식과 같이 계산한다.

$$\hat{X}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} w_i \mathfrak{N}_i(k+1) \quad (11)$$

여기서 w_i 는 로봇의 위치 예측을 위한 가중평균 계산용 가중치로 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} w_0 &= \frac{\lambda}{n + \lambda} \\ w_i &= \frac{1}{2(n + \lambda)} \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 $i \geq 1$ 이다.

이 예측에 따른 오차 공분산 행렬 $P(k+1|k)$ 는 다음 식 (13)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} P(k+1|k) &= \\ &\sum_{i=0}^{2n} w_i^c [\mathfrak{N}_i(k+1) - \hat{X}(k+1|k)] [\mathfrak{N}_i(k+1) - \hat{X}(k+1|k)]^T + Q(k+1) \end{aligned} \quad (13)$$

여기서 $Q(k+1)$ 는 $d(k+1)$ 과 $\Delta\theta(k+1)$ 을 반영하여 구해지며, 각 가중치 w_i^c 는 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} w_0^c &= \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1-\alpha^2 + \beta) \\ w_i^c &= \frac{1}{2(n+\lambda)} \end{aligned} \quad (14)$$

위 식에서 상태 벡터 특성이 가우시안 일 때 $\beta=2$ 가 된다.

3.2.2 측정값 예측 단계

측정값 예측 단계는 현재 로봇이 위치한 지점에서 초음파 센서를 통해 측정되는 정보의 신뢰성을 평가하기 위해 측정값을 예측하는 단계이다. 시간 $k+1$ 에서 센서의 측정값 예측을 위해 식 (13)에서 계산된 공분산 행렬 $P(k+1|k)$ 를 이용하여 다음 식을 만족하는 제곱근 행렬 L^o 를 먼저 구한다.

$$(n+\lambda)P(k+1|k) = L^o L^{oT} \quad (15)$$

여기서 λ 는 식 (7)과 동일하다.

측정값 예측용 분산점은 $X(k+1|k)$ 및 L^o 를 이용하여 다음과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned} \mathfrak{N}_0(k+1|o) &= \hat{X}(k+1|k) \\ \mathfrak{N}_i(k+1|o) &= \hat{X}(k+1|k) + L_i^o \\ \mathfrak{N}_{n+i}(k+1|o) &= \hat{X}(k+1|k) - L_i^o \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 $i=1, 2, \dots, n$ 이며, L_i^o 는 제곱근 행렬 L^o 의 i 열을 나타낸다.

로봇에 장착된 거리 초음파 센서의 개수를 m 이라 하고, i 번째 분산점 $\mathfrak{N}_i(k+1|o)$ 를 로봇의 중심 좌표로 할 때, j 번째 센서의 거리 값을 예측하는 예측 측정 벡터 $r_{ij}(k+1)$ 은 다음과 같이 표현된다.

$$\Upsilon_{ij}(k+1) = H_j(\mathbf{x}_i(k+1|o), T) \quad (17)$$

여기서 T 는 타겟이고, i 는 분산점의 일련번호, j 는 센서 번호이며, 크기 범위는 $0 \leq i \leq 2n, 1 \leq j \leq m$ 이다. 변환된 $2n+1$ 개 중 i 번째 분산점 $\mathbf{x}_i(k+1|o)$ 가 로봇의 중심 좌표라고 하면, 그림에서 나타낸 것과 같이 아래 수식으로 표현한다.

$$\mathbf{x}_i(k+1|o) = \begin{pmatrix} x_{io} \\ y_{io} \\ \theta_{io} \end{pmatrix} \quad (18)$$

또한 로봇 중심 좌표에 대한 센서 j 의 상대적 위치 및 방향을 $[x'_s, y'_s, \theta'_s]^T$ 라고 하면, 센서 j 의 절대 좌표 $[x_{sj}, y_{sj}, \theta_{sj}]^T$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$\begin{pmatrix} x_{sj} \\ y_{sj} \\ \theta_{sj} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{oi} \\ y_{oi} \\ \theta_{oi} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x'_s \cos(\theta_{io}) - y'_s \sin(\theta_{io}) \\ x'_s \sin(\theta_{io}) + y'_s \cos(\theta_{io}) \\ \theta_{io} + \theta'_s \end{pmatrix} \quad (19)$$

즉 센서 j 는 $[x_{sj}, y_{sj}]^T$ 위치에서 θ_{sj} 방향으로 존재하는 물체와의 거리를 측정하는 것이다. 초음파 센서의 유효 감지각을 β 라고 하면, 이 각도 내에서 최단 거리의 물체가 측정되므로 Fig. 6에서와같이 센서로부터 (x_c, y_c) 까지의 거리 $\Upsilon_{ij}(k+1)$ 가 예상 측정 거리가 된다. 즉,

$$\Upsilon_{ij}(k+1) = \sqrt{(x_{sj} - x_c)^2 + (y_{sj} - y_c)^2} \quad (20)$$

이 된다.

이와 같이 구해진 $2n+1$ 개의 $\Upsilon_{ij}(k+1)$ 을 다음 식과 같이 가중 평균하여 센서 j 의 최종 예측 거릿값 $\hat{Z}(k+1)$ 로 확정한다.

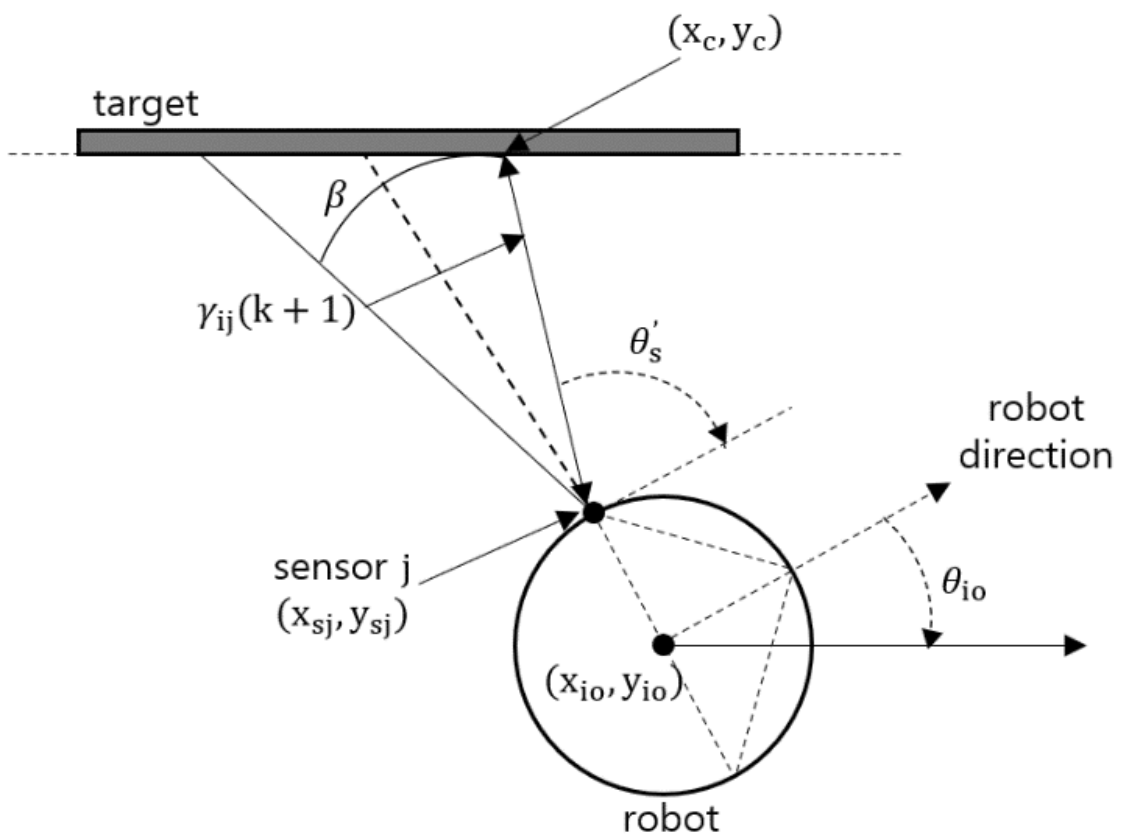


Fig. 6 Sensor location and range prediction

$$\hat{Z}_j(k+1) = \sum_{i=0}^{2n} w_i \Upsilon_{ij}(k+1) \quad (21)$$

여기서,

$$w_0 = \frac{\lambda}{n+\lambda}, \quad w_i = \frac{1}{2(n+\lambda)} \quad (22)$$

이다.

그러나 센서에 따라서 모든 분산점에 대해 $\Upsilon_{ij}(k+1)$ 이 구해지지 않는 경우가 발생한다. 이 경우에는 식 (21)과 같이 가중평균으로 최종 예측값을 구하면 편향된 결과가 나오므로 그러한 센서는 제외한다.

3.2.3 측정값 유효성 평가 단계

초음파 센서는 유효 감지 각이 30° 정도로 크기 때문에 방향 정밀도가 떨어지며, 거울반사 효과 및 기타 잡음에 의해 측정 오차가 커질 수 있다. 따라서 측정된 각 센서의 거리 값의 유효성을 평가하여 그렇지 못한 거리 값은 제외해야 한다.

먼저 유효한 예측 거리 값과 발생한 센서의 개수가 h 라 하면, 실제 측정값과 대응되는 예측 관측값 $\hat{Z}_j(k+1)$ 의 차이로 구성되는 innovation $\Gamma_j(k+1)$ 을 다음과 같이 구한다.

$$\Gamma_j(k+1) = Z_j(k+1) - \hat{Z}_j(k+1) \quad (23)$$

여기서 $j=1,2,\dots,h$ 이며, $Z_j(k+1)$ 은 실제 각 센서로부터 측정된 거리 값이다.

유효성 평가는 다음과 같은 validation gate를 이용한다.

$$\Gamma_j^T(k+1)P_{zz,j}^{-1}(k+1)\Gamma_j(k+1) \leq \gamma^2 \quad (24)$$

여기서 γ 은 측정값 유효성 범위를 설정하는 설계 변수이며, $P_{zz,j}^{-1}(k+1)$ 는 위치 값 예측 공분산으로서 센서 j 에 대한 각 분산점의 예측 위치 값 $Y_{ij}(k+1)$ 과 그 평균값 $\hat{Z}_j(k+1)$ 로부터 다음과 같이 정의된다.

$$P_{zz,j}(k+1) = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c [Y_{ij}(k+1) - \hat{Z}_j(k+1)] [Y_{ij}(k+1) - \hat{Z}_j(k+1)]^T + R_j(k+1) \quad (25)$$

만약 측정값이 식 (24)를 만족한다면 유효한 측정값으로 로봇의 위치 및 오차 공분산 갱신에 이용된다. 반면 그렇지 못한 측정값은 위치 갱신에 유효하지 않으므로 제외한다.

3.2.4 위치 및 공분산 갱신 단계

Validation gate를 통과한 a 개의 $\Gamma_j(k+1)$ 와 $P_{zz}(k+1)$ 을 이용하여 다음과 같이 $\Gamma_j(k+1)$ 과 $P_{zz}(k+1)$ 의 행렬을 구한다.

$$\Gamma(k+1) = \begin{pmatrix} \Gamma_1(k+1) \\ \Gamma_2(k+1) \\ \vdots \\ \Gamma_a(k+1) \end{pmatrix} \quad (26)$$

여기서 $P_{zz}(k+1)$ 는 $P_{zz,j}(k+1)$ 을 대각성분으로 하고, 나머지 요소는 전부 0인 $a \times a$ 대각 정방행렬로 다음과 같이 구성된다.

$$P_{zz}(k+1) = \begin{pmatrix} P_{zz,1} & P_{zz,2} & \dots & \underline{0} \\ \underline{0} & \dots & \dots & P_{zz,a} \end{pmatrix} \quad (27)$$

또한 $P_{xz}(k+1)$ 행렬을 다음과 같이 구한다.

$$P_{xz,j}(k+1) = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c [\mathbf{x}_i(k+1) - \hat{X}(k+1|k)] [Y_{ij}(k+1) - \hat{Z}_j(k+1)]^T \quad (28)$$

이것으로부터 다음과 같이 $P_{xz}(k+1)$ 행렬을 구성한다.

$$P_{xz}(k+1) = [P_{xz,1} \quad P_{xz,2} \quad \dots \quad P_{xz,a}] \quad (29)$$

위 식들을 이용하여 위치 오차 공분산 갱신을 위한 칼만 이득을 다음과 같이 계산한다.

$$W(k+1) = P_{xz}(k+1)P_{zz}^{-1}(k+1) \quad (30)$$

계산된 칼만 계인을 이용하여 다음과 같이 시간 $k+1$ 에서의 위치 및 오차 공분산을 갱신한다.

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + W(k+1)\Gamma(k+1) \quad (31)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - W(k+1)P_{zz}(k+1)W(k+1)^T \quad (32)$$

위 식들을 이용하여 예측된 위치와 공분산을 수정해 최적 위치와 공분산으로 갱신한다. 이 단계를 반복적으로 수행함으로써 위치평가 한다.

III. 실험 및 고찰

1. 실험 장비 및 환경

Fig. 7은 실험에 사용된 로봇과 장착된 센서의 사진이다. 로봇 플랫폼은 Adept Technology 사의 Pioneer-3DX이며 그 사양은 Table 1과 같다. 초음파 센서는 Fig. 7에 보이는 바와 같이 로봇의 몸체 상부에 위치하며, Fig. 8과 같이 20° 에서 30° 간격으로 8개의 초음파 센서가 장착되어있다. 초음파 센서의 사양은 Table 2와 같다.

UKF 방법의 성능을 평가하기 위한 실험 환경을 Fig. 9에 나타내었다. 실험 환경의 크기는 가로 7m, 세로 10m이며, 서랍, 선반 등의 장애물이 있는 직사각형 공간이다. 초음파 센서의 최소 감지 거리가 0.1m이므로 실험 경로는 초음파 센서와 장애물 간의 거리가 0.1m 이내에 들어오지 않도록 설정하였다. 주행 실험은 리모컨을 이용하여 로봇을 기준경로를 따라 0.6m/s의 일정한 속력으로 주행시킨 후 기준경로에 대한 엔코더와 초음파에서 데이터를 수집하여 분산점 칼만 필터를 통해 위치평가 하는 방식으로 진행하였다.

Table 1 Specifications of the robot

Size(m)	Weight	Payload	Battery
0.445×0.393×0.237	9 kg	25 kg	12 VDC

Table 2 Specifications of sonar sensors

Data Rates	Sensitivity	Maximum Measuring Distance
25 Hz	0.1 m	5 m



Fig. 7 Photo of the robot and sensors

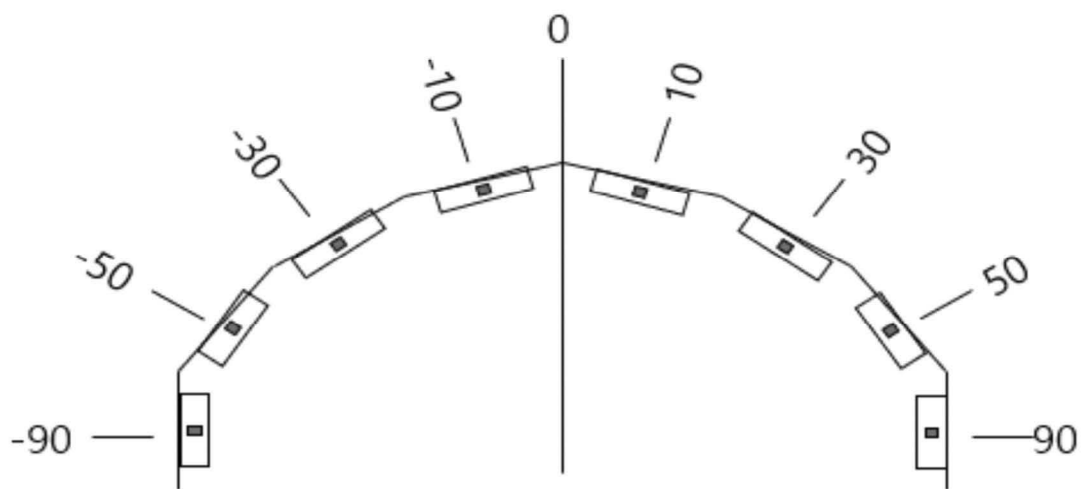


Fig. 8 Sonar sensor array

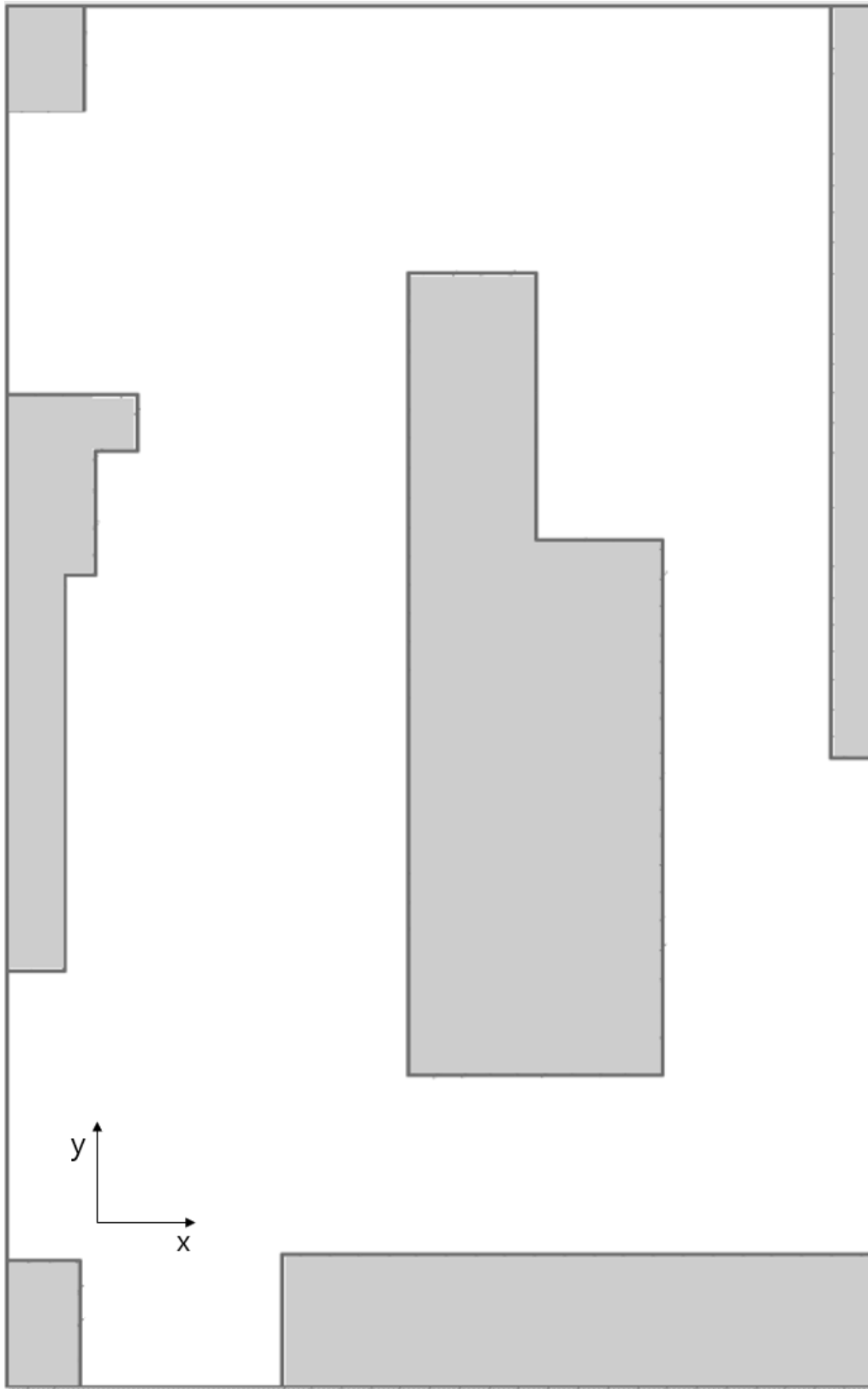


Fig. 9 Experimental environment

2. 실험 결과

2.1 위치평가 성능

제안된 위치평가 방법의 성능을 평가하기 위한 실험의 결과를 Fig. 10에 나타냈다. 그림에서 각각 점선 궤적은 엔코더로 측정된 로봇의 이동 경로이고, 실선 궤적은 엔코더와 초음파 센서값을 이용한 UKF 위치평가의 결과, 그리고 파선은 기준경로를 나타낸다. 로봇은 그림의 ×위치에서 출발하여 기준경로를 따라 한 바퀴 돈 다음 처음 출발 위치에서 이동을 종료하였다.

그림에서 알 수 있듯 엔코더만에 의한 위치평가는 초반에는 큰 오차를 보이지 않으나, 누적오차로 인해 경로 2에서 3지점에서부터 기준경로와 미세한 차이를 보이며, 경로 4에서 5지점에서는 로봇이 기준경로를 따라 직선적으로 이동했음에도 불구하고 비교적 큰 오차가 나타난 결과를 보여주고 있다. 반면에 제안된 UKF 위치평가는 이와 같은 엔코더 오차를 초음파 센서의 정보를 이용해 보정함으로써 모든 경로에서 비교적 기준경로에 가까운 결과를 보여주고 있다.

위치평가의 정량적인 성능을 확인하기 위해 엔코더 및 UKF 위치평가의 위치 오차를 Fig. 11에 나타내었다. 점선은 엔코더의 위치 오차, 실선은 2차원 실내 위치평가의 위치 오차이고 이에 대한 위치 오차 특성은 Table 3에 나타냈다. 오차 특성을 분석해보면 엔코더는 평균 0.095m, 최대 0.350m의 비교적 큰 오차를 보이는 반면, UKF 위치평가는 평균 0.016m, 최대 0.059m의 양호한 성능을 보여주고 있다. 또한 표준편차는 UKF가 0.014m, 엔코더가 0.070m이다. Table 4에서는 각 위치에 대한 오차 특성을 나타낸다. 표에서 알 수 있듯이 x 값 평균오차는 UKF가 0.010m이고 엔코더는 0.097m로 약 9배가 넘는 차이를 보인다. y 값의 평균오차 또한 마찬가지로 약 3배 차이가 나면서 UKF가 정확성이 더 높음을 알 수 있다. x 축 방향이 y 축 방향보다 위치 정확도가 높은 이유는 초음파 센서의 정보 빈도가 x 축 방향이 y 축 방향보다 높기 때문이다. 따라서 제안된 UKF 위치평가 방법도 엔코더의 위치 오차를 크게 개선해주어 로봇의 실제 이동 경로에 가까운 위치평가가 가능하므로, 실내 환경에서 위치평가 방법으로써 그 유용성이 클 것으로 판단된다.

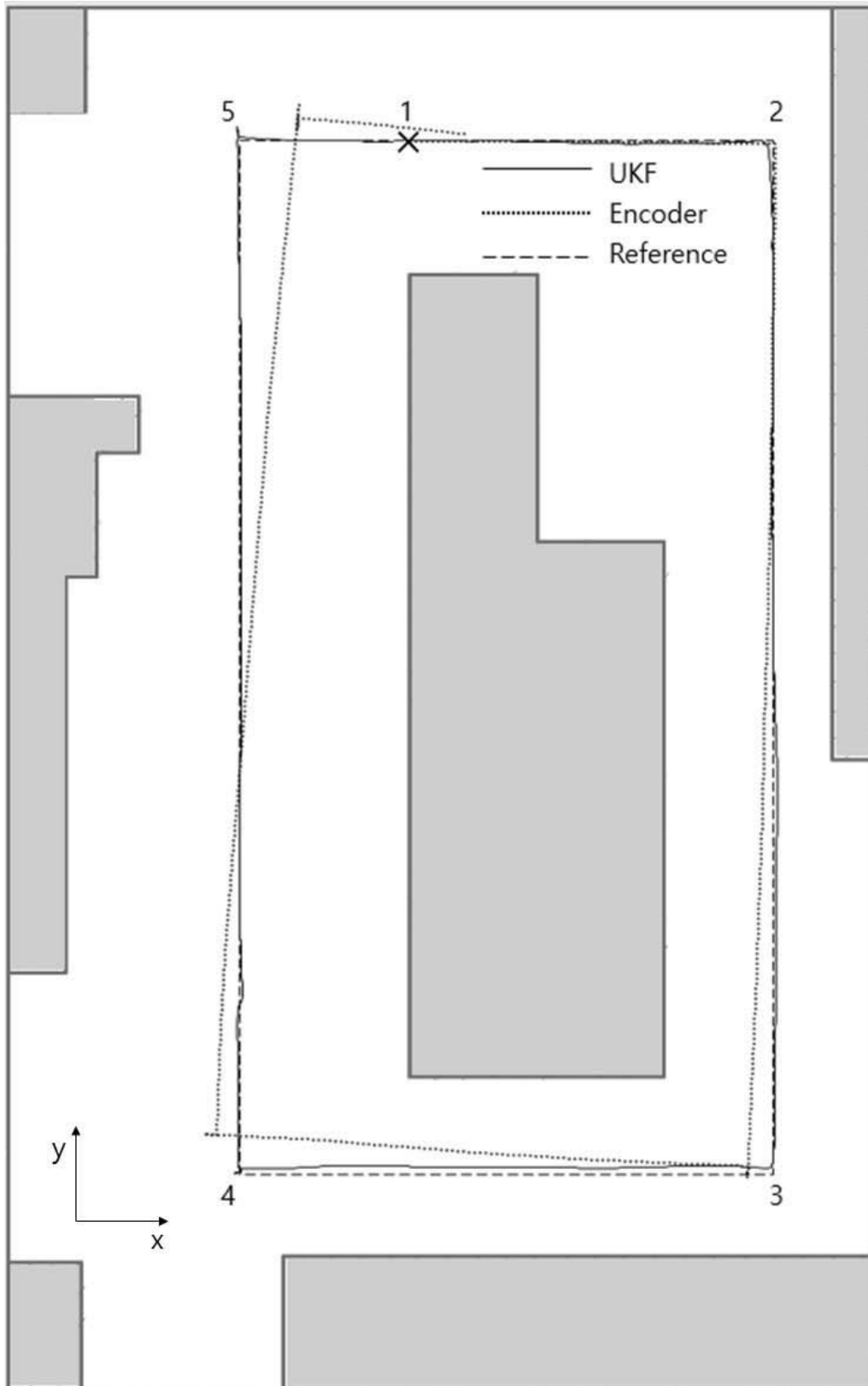


Fig. 10 Result of localization

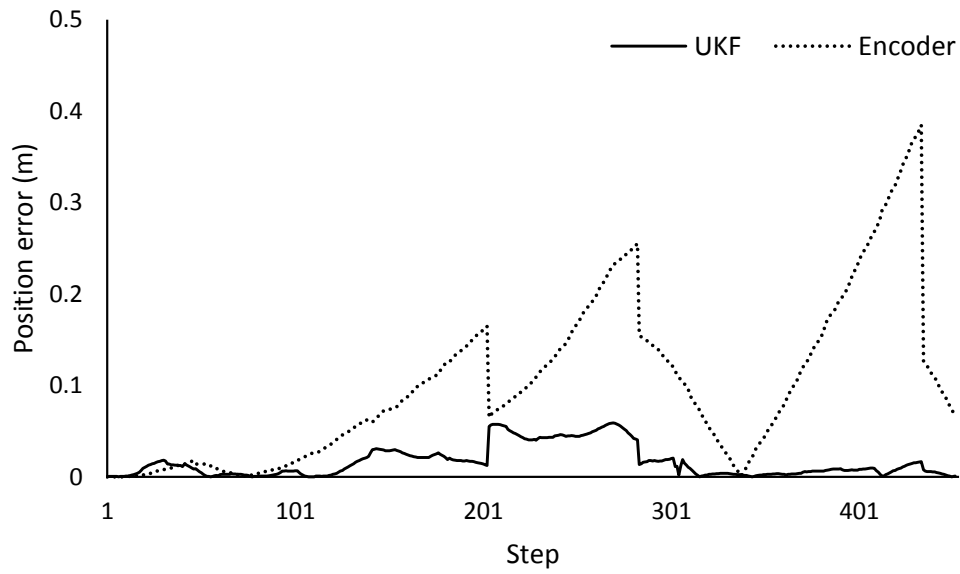


Fig. 11 Position error

Table 3 Statistical characteristics of position error

	Average error	Standard deviation	Maximum error
Encoder	0.095 m	0.070 m	0.350 m
UKF	0.016 m	0.014 m	0.059 m

Table 4 Characteristics of position error for each direction

	Average error		Maximum error	
	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>
Encoder	0.097 m	0.092 m	0.248 m	0.350 m
UKF	0.010 m	0.027 m	0.059 m	0.048 m

2.2 오차 공분산 분석

UKF 위치평가에서 각 상태변수와 연관되어 구성되는 오차 공분산은 각 방향으로의 불확실성 범위를 나타낸다. 따라서 오차 공분산의 분석을 통해 제안된 방법의 오차 수렴성 및 안정성을 확인할 수 있기 때문에, 로봇의 주행 초기부터 종료까지 주행거리에 따른 오차 공분산의 변화를 Fig. 12에서 14에 나타냈다.

결과를 분석해보면 먼저 x 방향의 오차 공분산은 초기에 빠르게 수렴하여 거의 일정한 값을 유지하다가 60번째 스텝, 220번째 스텝, 320번째 스텝 그리고 500번째 스텝 부근에서 갑자기 증가하는데, 이것은 모두 로봇이 주행 중 방향을 전환하는 위치이다. 이는 코너 부근에서 로봇이 급격하게 방향 전환을 하게 되는데, 엔코더 값으로 계산된 위치의 경우 각도 오차가 상대적으로 크기 때문에 각도 신뢰성이 급격하게 떨어져 불확실성이 증가하므로 공분산 값이 커지게 된다. y 방향의 오차 공분산은 x 방향과 마찬가지로 초기에 빠르게 수렴하다가 x 방향과 동일하게 코너 부근에서 불확실성이 증가한다. x, y 방향 모두 방향 전환을 할 때 불확실성이 증가하나, 두 방향 모두 0.01 이하의 값으로써 위치평가에 큰 영향을 주지 않음을 알 수 있다. θ 방향의 오차 공분산 역시 x, y 방향과 마찬가지로 초기에 빠르게 수렴하며 x, y 방향과 유사한 특성을 보인다. 이와 같이 모든 방향의 오차 공분산이 빠르게 감소할 뿐만 아니라 발산하지 않으므로 제안된 방법은 수렴 및 안정성이 확보된다고 할 수 있다.

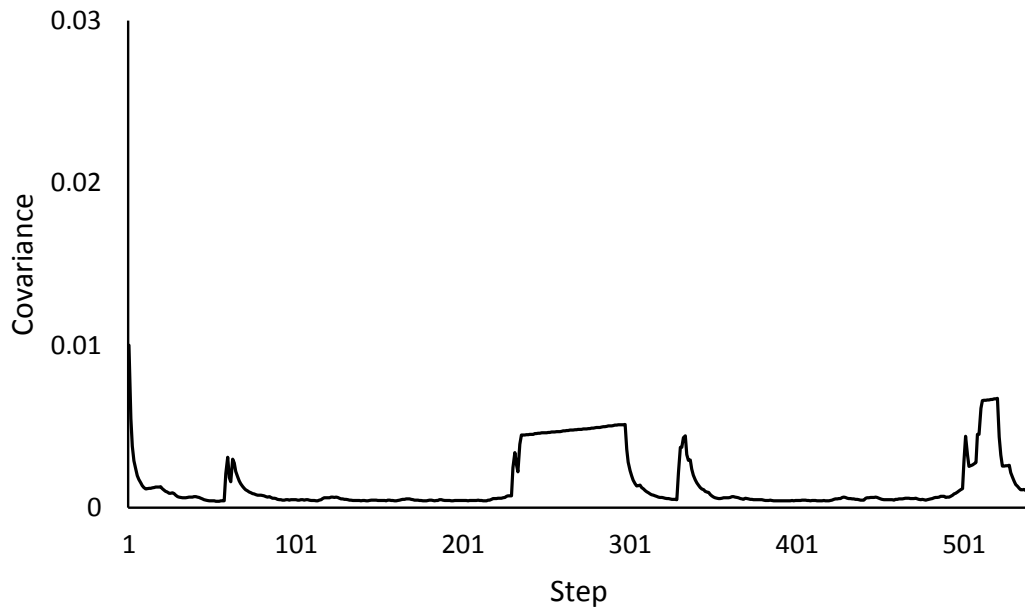


Fig. 12 Covariance of x direction

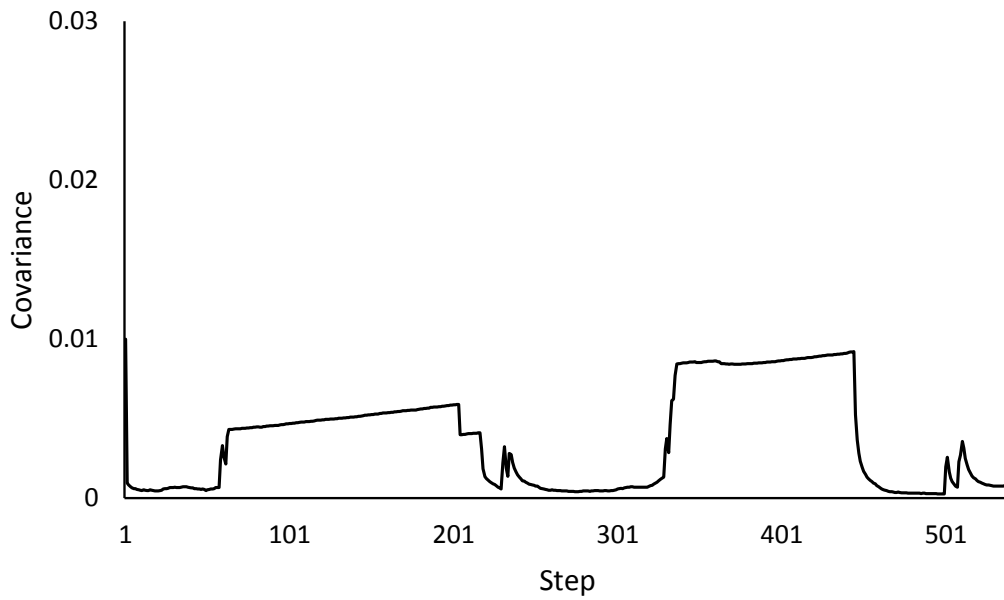


Fig. 13 Covariance of y direction

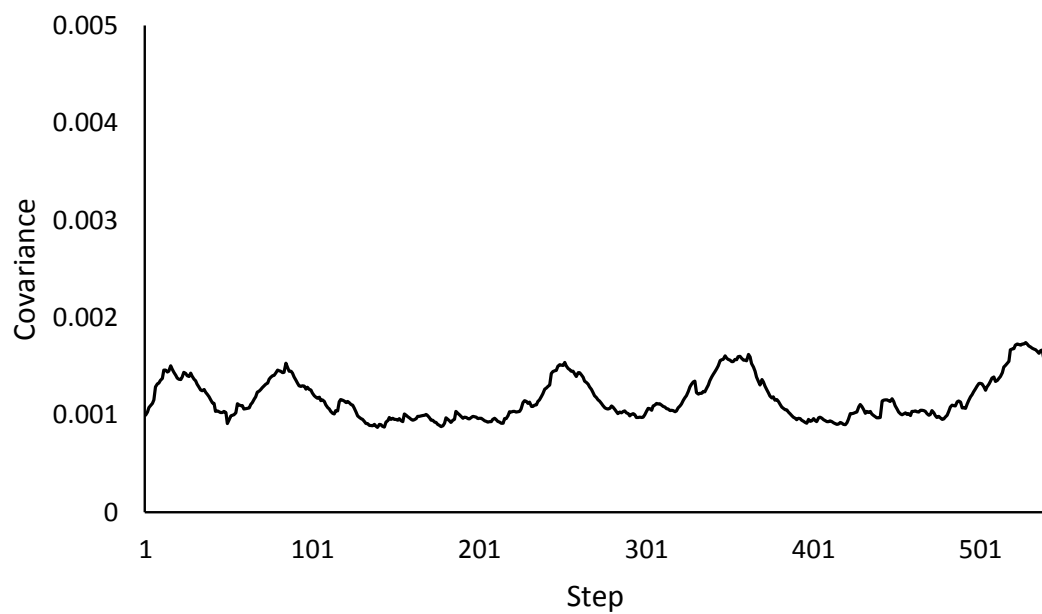


Fig. 14 Covariance of θ direction

2.3 초기 오차 크기에 대한 성능 분석

칼만 필터를 이용한 위치평가는 초기 오차에 대한 민감도가 크기 때문에 초기 오차의 크기에 따른 안정성을 확인할 필요성이 있다[24]. 이를 위해 각 방향의 초기 오차 크기를 다르게 설정하고 그에 따른 오차 공분산의 변화를 통해 제안된 UKF 위치평가 방법의 초기 오차 크기에 대한 수렴성 및 안정성을 확인하였다. Fig. 15에서 17은 그림에 나타낸 3가지 크기의 초기 오차에 대한 각 방향의 공분산을 나타내며 Table 5는 오차 특성을 나타낸다. 그림에서 초기 오차 0.1은 x 와 y 의 초기 오차를 0.1m, 각도 오차를 0.1 라디안으로 설정한 위치평가 결과를 나타낸다.

실험 결과 각 오차 공분산은 초기 오차 값이 커짐에 따라 초기 오차가 없는 경우에 비해 주행 초반에는 차이를 보였으나, 제안된 위치평가 방법은 초기 오차의 크기에 대해서 안정성을 갖는 것으로 사료된다.

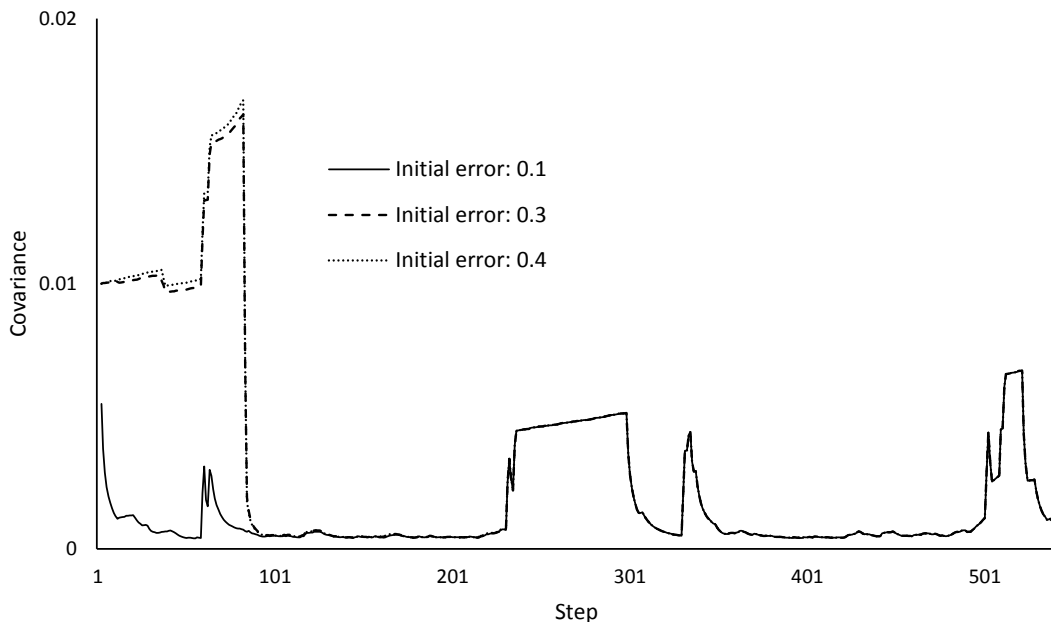


Fig. 15 Covariance according to initial error(x direction)

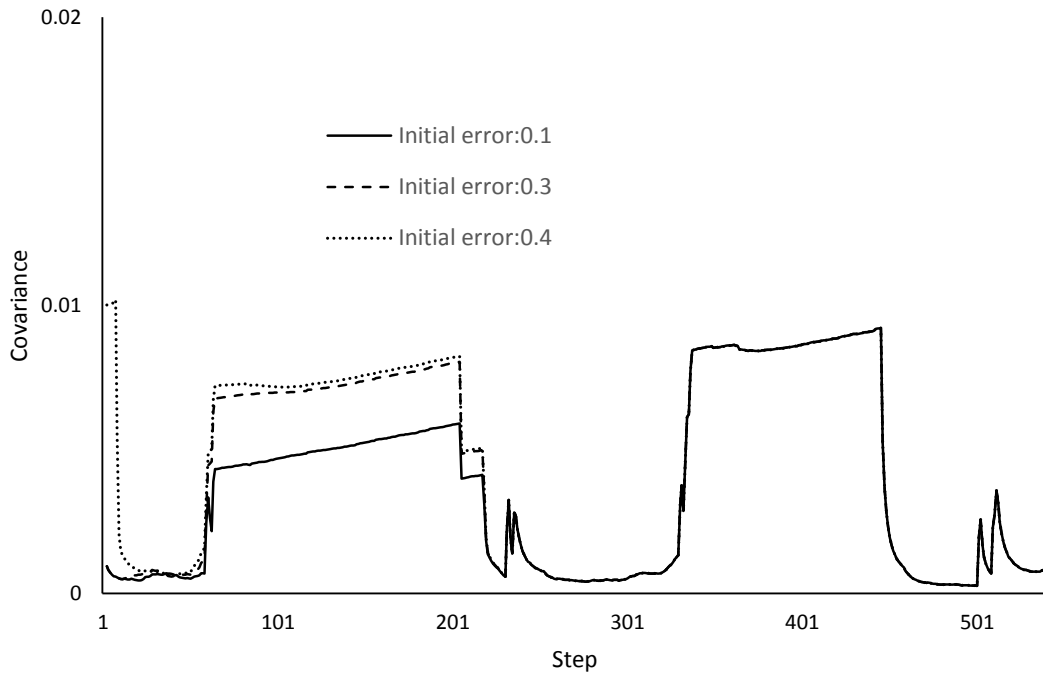


Fig. 16 Covariance according to initial error(y direction)

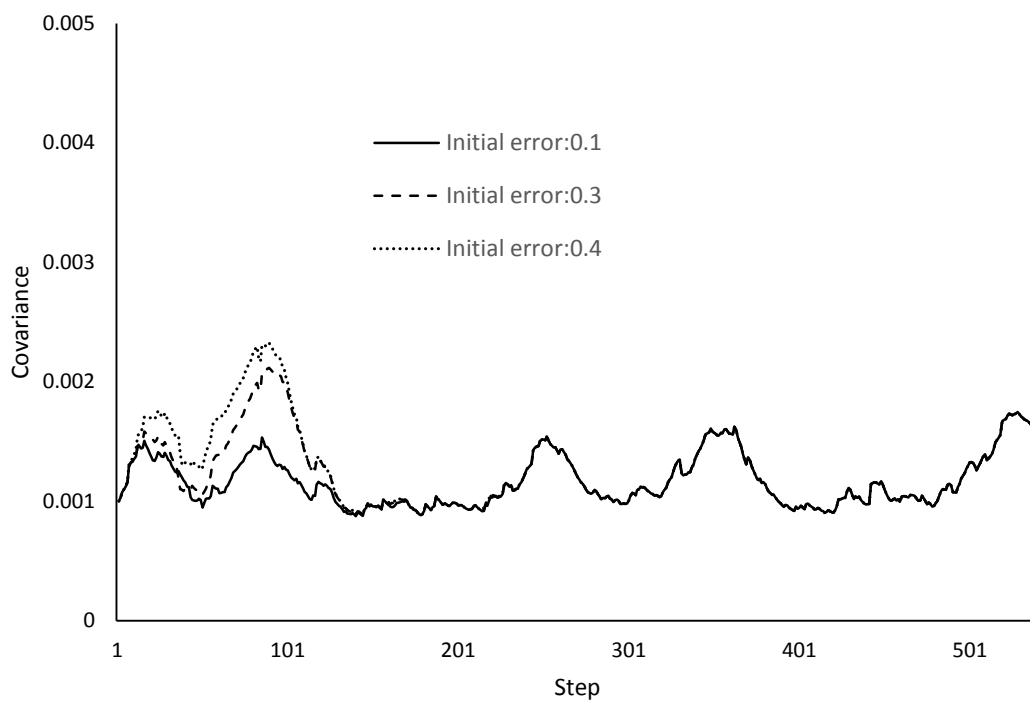


Fig. 17 Covariance according to initial error(θ direction)

Table 5 Statistical characteristics of position error

Initial error	Average error	Standard deviation	Maximum error
0.1	0.017 m	0.014 m	0.059 m
0.3	0.034 m	0.033 m	0.324 m
0.4	0.047 m	0.050 m	0.408 m

2.4 샘플링 타임에 따른 성능 분석

위치평가는 일정한 주기로 측정되는 위치 정보를 이용하여 수행되므로 샘플링 타임에도 영향을 크게 받는다. 따라서 샘플링 타임에 따른 성능 및 안정성을 확인하기 위해 샘플링 타임을 1초, 6초, 12초로 달리하여 그에 따른 오차 특성 및 공분산의 변화를 확인하였다. 실험 결과는 Fig. 18에서부터 Fig. 20과 Table 6에 나타내었다.

실험 결과에서 알 수 있듯이 오차 공분산은 샘플링 타임이 6초, 12초로 길어짐에도 불구하고 차이가 크지 않다는 것을 알 수 있다. Fig. 19에서 y 방향의 경우 공분산이 전체적으로 x 방향보다 높게 나오는 것을 확인할 수 있다. 그러나 x 방향과 유사하게 0.01 이하의 값을 가지며, 관측 주기에 따른 차이 또한 크지 않음을 확인할 수 있다. Table 6에는 오차값과 표준편차를 나타내었다. 평균오차는 관측 주기가 1초, 6초일 경우 비슷하게 나타나나, 12초일 경우에는 급격히 증가한다. 표준편차 또한 12초의 경우 급격하게 증가해, 관측 주기가 12초 이상일 경우 위치평가가 불가능하다.

결과적으로 제안된 3차원 위치평가는 샘플링 타임이 길어짐에도 불구하고 오차 특성에 큰 차이를 보이지 않고, 수렴하는 값 또한 전체적으로 유사한 값으로 수렴한다는 것을 확인할 수 있다. 따라서 제안된 위치평가 방법은 샘플링 타임의 크기에 대해서도 안정성을 보인다고 사료된다.

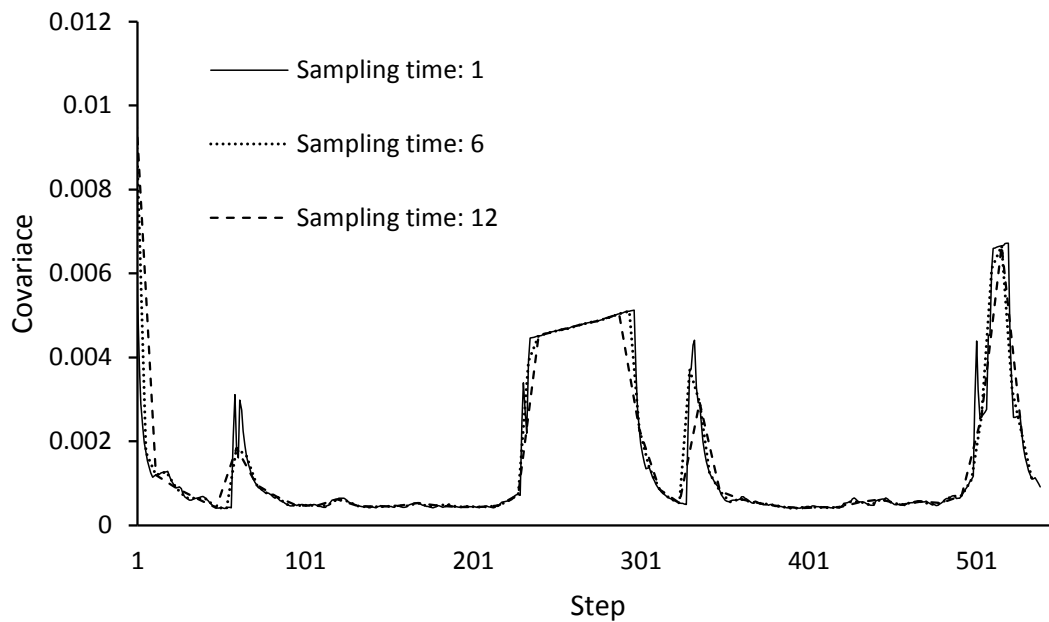


Fig. 18 Covariance according to sampling time(x direction)

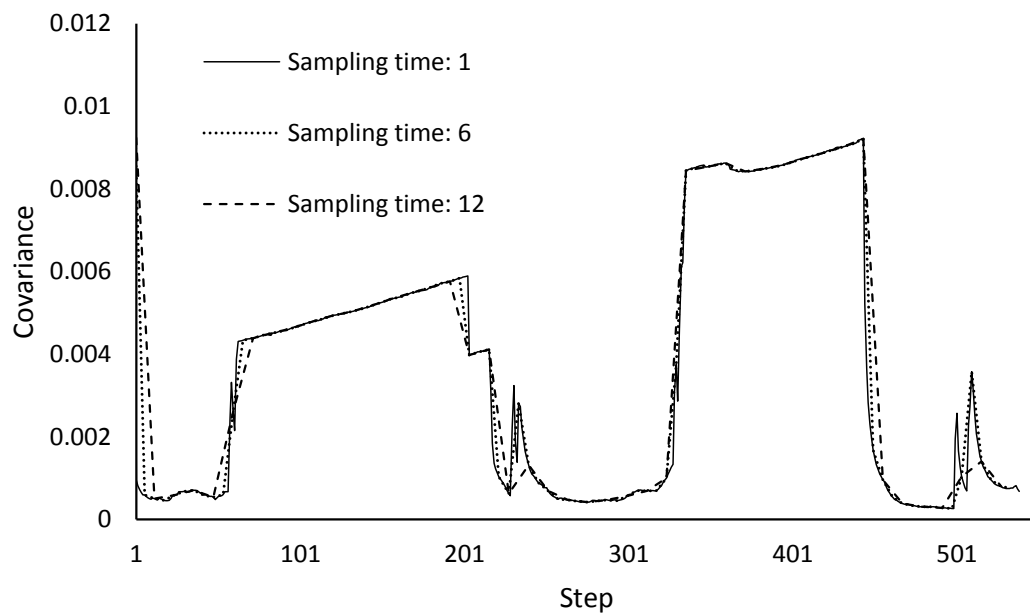


Fig. 19 Covariance according to sampling time(y direction)

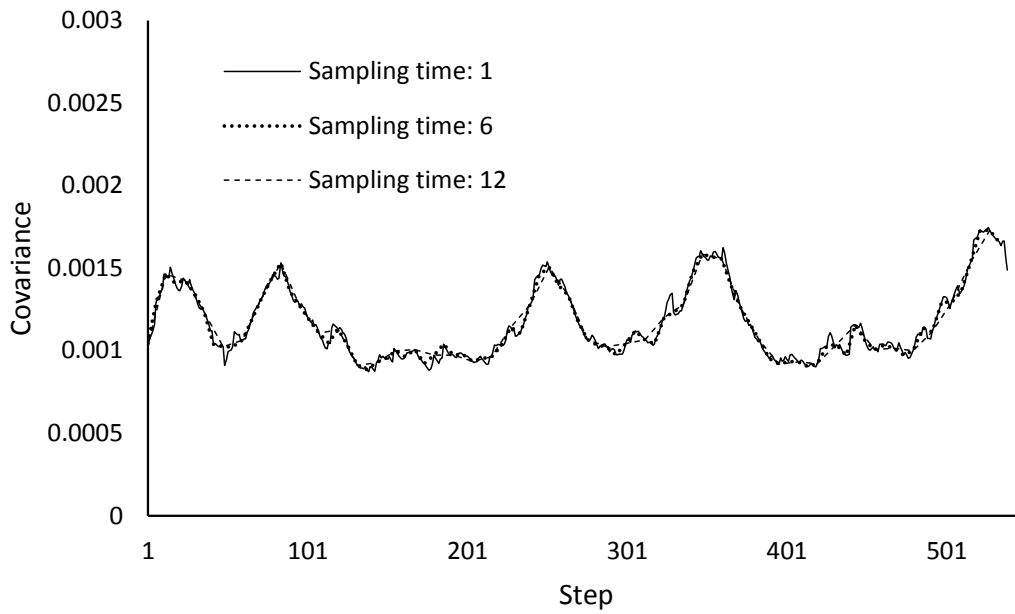


Fig. 20 Covariance according to sampling time(θ direction)

Table 6 Statistical characteristics of position error

Sampling time (sec)	Average error	Standard deviation	Maximum error
1	0.016 m	0.014 m	0.059 m
6	0.018 m	0.014 m	0.060 m
12	0.034 m	0.034 m	0.233 m

2.5 Validation gate에 따른 성능 비교

측정된 초음파 센서의 거리정보 신뢰성을 평가하여 위치평가에 사용할지 여부를 결정하는 validation gate의 효과를 검증하기 위해 식 (24)의 γ 값에 따른 위치 오차를 Fig. 21에 나타내었다. Fig. 21에서 확인할 수 있듯이 γ 값이 3일 경우 평균오차 값이 가장 작게 나타난다. 또한 γ 값이 8에서 급격히 증가하는 양상을 띄고 있다. Table 7에는 오차의 구체적인 수치를 나타내었다. γ 의 값이 커질수록 오차가 증가하며, γ 가 24 이상부터는 위치평가가 불가능하였다. 이것은 validation gate를 적용하지 아니하면 위치평가가 불가능하다는 것을 의미한다.

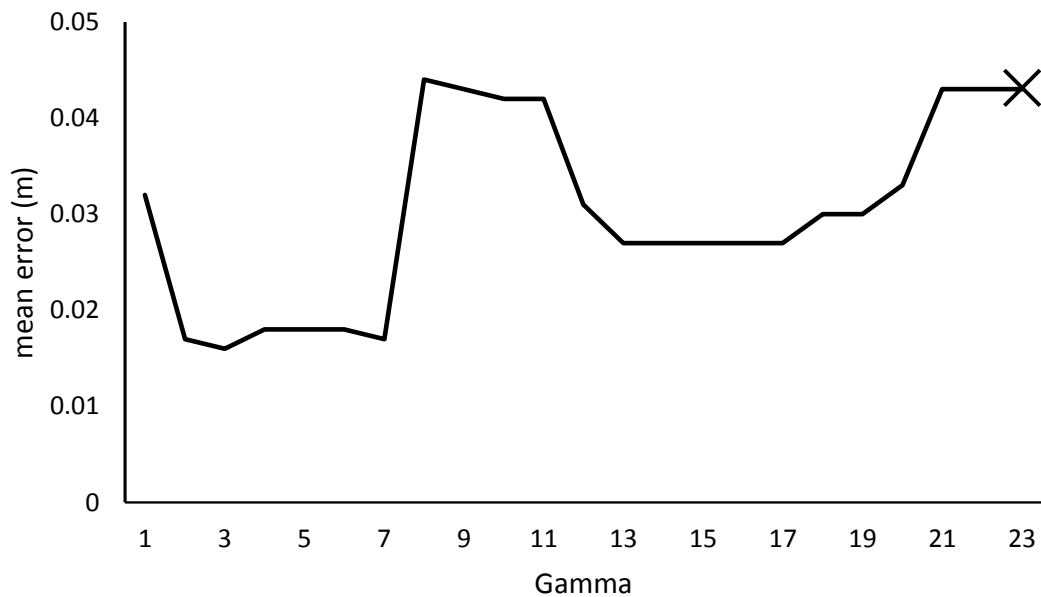


Fig. 21 Mean error according to the value of γ

Table 7 Characteristics of error according to the γ of validation

γ	Average error	γ	Average error	γ	Average error
1	0.032	9	0.043	17	0.027
2	0.017 m	10	0.042	18	0.030
3	0.016 m	11	0.042	19	0.030
4	0.018 m	12	0.031	20	0.033
5	0.018 m	13	0.027	21	0.043
6	0.018 m	14	0.027	22	0.043
7	0.017 m	15	0.027	23	0.043
8	0.044	16	0.027	24	위치평가 불가

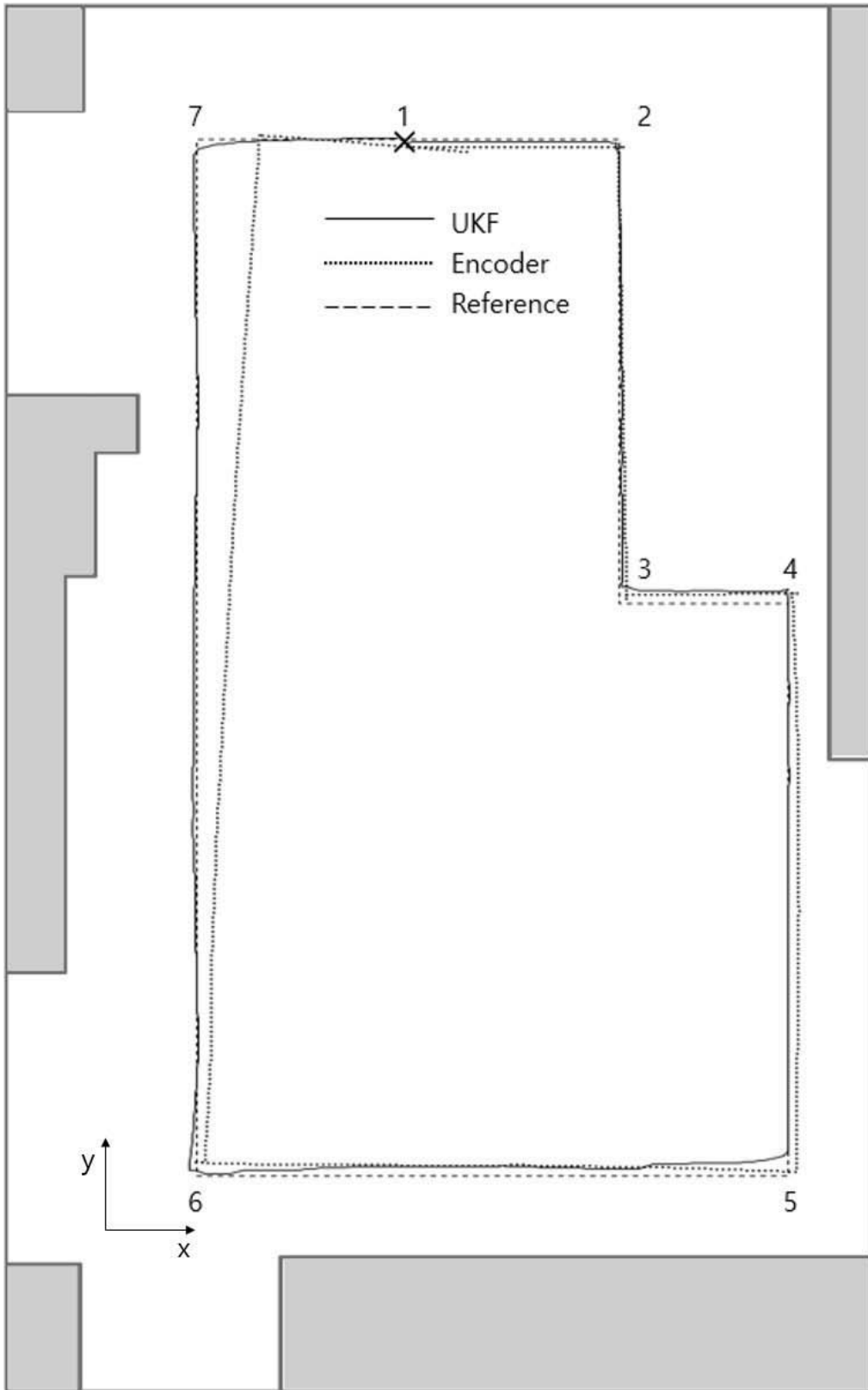


Fig. 22 Result of localization

3. 장애물 밀도가 낮은 환경

제안된 위치평가 방법은 엔코더로 계산된 로봇의 위치를 초음파 센서로 측정된 장애물과의 거리정보로 보정하여 최적의 위치를 평가하는 방법으로서, 장애물 밀도에 따라 한 스텝에서 수집되는 거리정보의 수가 달라지므로 주변 환경의 장애물 밀도가 위치평가 성능에 영향을 줄 수 있다. 따라서 장애물 밀도가 낮은 환경에서도 제안된 방법의 성능이 보장되는지를 확인하기 위한 실험을 수행하였다. 실험 환경은 Fig. 22에 보이는 바와 같이 Fig. 9의 환경과 비교할 때 가운데 장애물이 없는 환경에서 수행하였다.

Fig. 22는 실험 결과를 나타낸다. 그림에서 점선 궤적은 엔코더로 평가된 로봇의 이동 경로이고, 실선 궤적은 UKF 위치평가의 결과, 그리고 파선은 기준경로를 나타낸다. 실험 결과를 평가해보면 엔코더의 경우 초반에는 큰 오차를 보이지 않으나, 누적오차로 인해 경로 6에서 7지점에서부터 비교적 큰 차이를 보인다. 반면에 제안된 UKF 위치평가는 6에서 7지점에서도 비교적 기준경로에 가까운 결과를 보여주고 있다.

Fig. 23은 장애물 밀도가 낮은 환경에서의 위치 오차를 나타낸다. 엔코더의 오차는 꾸준히 증가하는 양상을 보이는 반면에 UKF 위치평가 값은 오차는 코너 부근에서 일시적으로 증가하지만, 전체적으로 수렴하는 것을 확인할 수 있다. Table 8는 기준경로에 대한 위치 오차를 나타낸다. 이 결과를 Table 3에서 비교해보면 평균오차가 0.021m로 장애물 밀도가 낮은 환경일 경우 오차가 약간 증가함을 확인할 수 있다. 또한 최대 오차 값을 비교해보면 이전 실험값이 0.059m, 장애물 밀도가 낮은 환경의 최대 오차값은 0.093m로 장애물 밀도가 낮은 환경의 최대 오차값이 약 2배 가까이 크다는 것을 확인하였다. 이것은 센서에서 수집하는 위치 정보가 많을수록 위치평가 정확도가 높아진다는 것을 의미한다.

Fig. 24에서 26에 각 방향의 위치 공분산을 나타내었다. 앞서 살펴보았던 장애물의 밀도가 높은 환경에서의 공분산과 비교했을 일시적으로 증가하는 현상이 자주 발생하지만, 전체적으로는 수렴하고 있다. 따라서 장애물 밀도가 낮아 스텝 당 초음파 거리정보의 수가 적은 환경에서도 제안된 UKF 위치평가 방법은 로봇의 위치 판단에 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 판단된다.

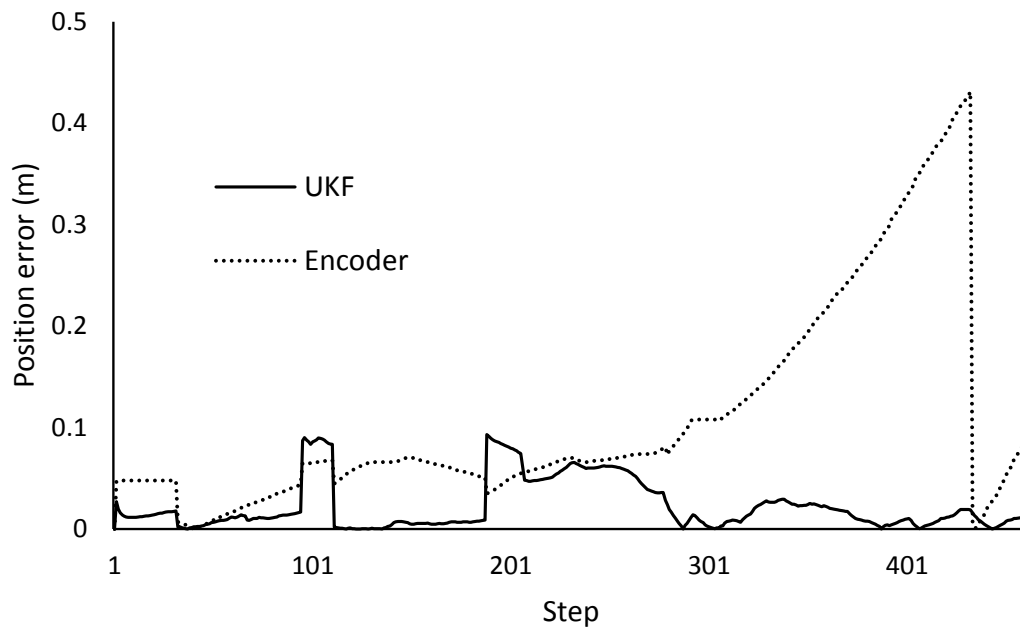


Fig. 23 Position error

Table 8 Characteristics of position error

	Average error	Standard deviation	Maximum error
Encoder	0.090 m	0.077 m	0.431 m
UKF	0.021 m	0.020 m	0.093 m

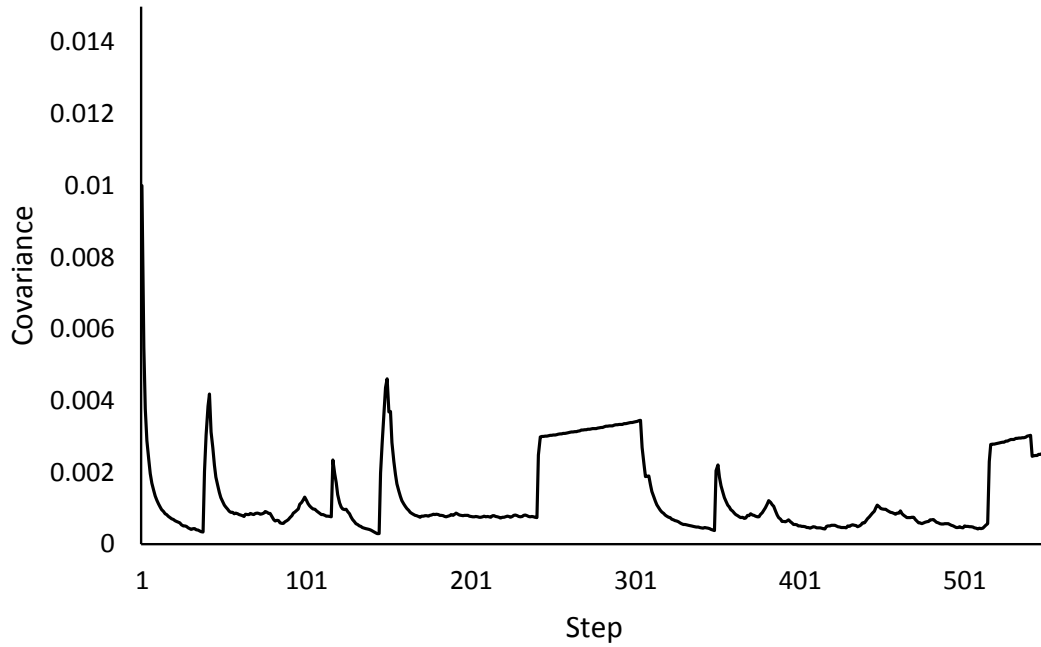


Fig. 24 Result of Covariance (x direction)

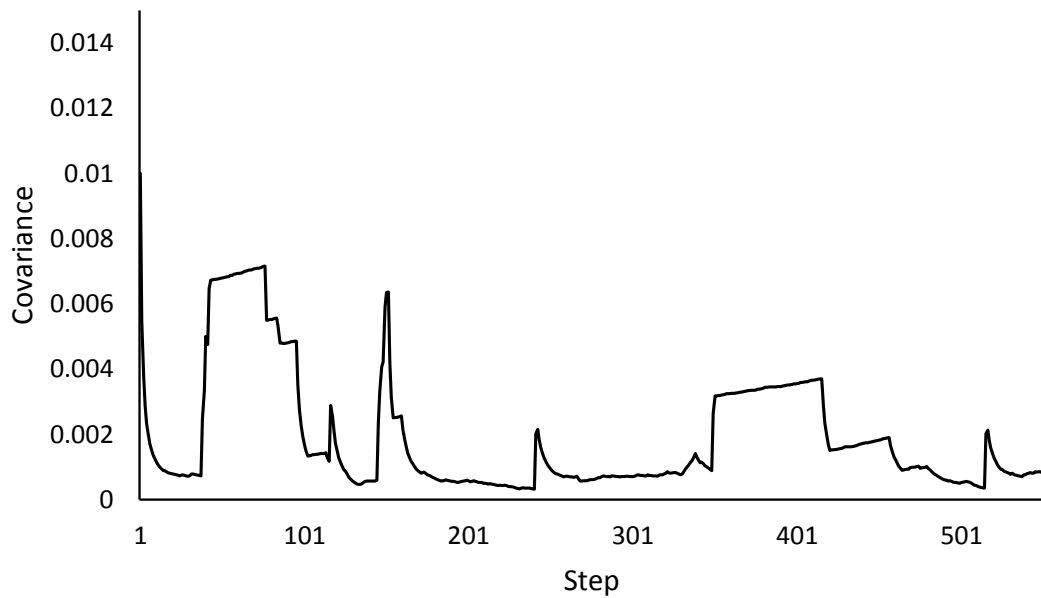


Fig. 25 Result of Covariance (y direction)

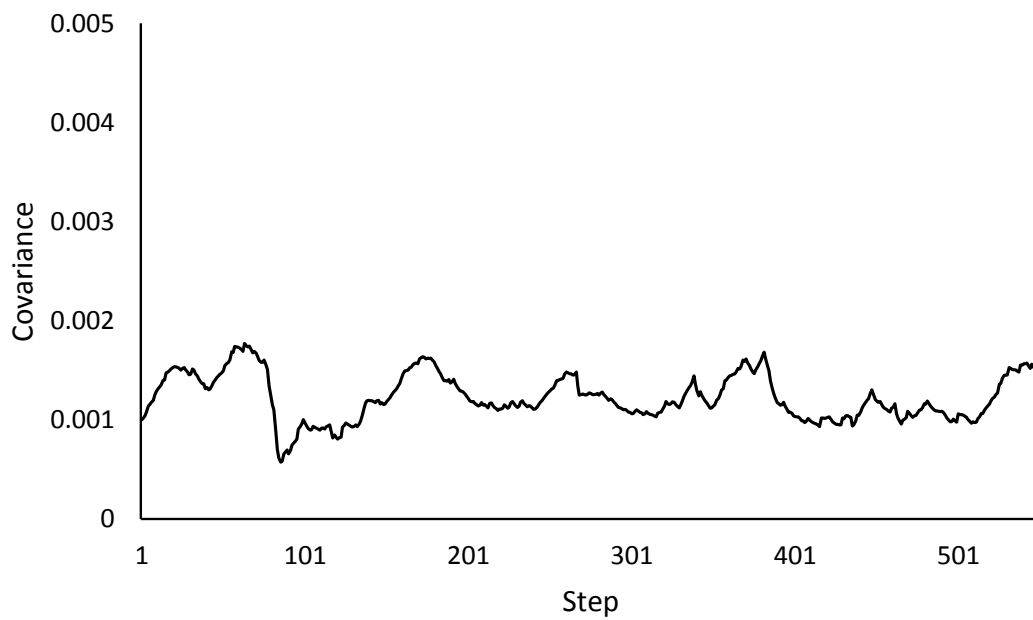


Fig. 26 Result of Covariance (θ direction)

4. 센서 정보 빈도가 극히 낮은 환경

초음파 센서의 거리정보 빈도가 극히 낮은 환경에서 UKF 위치평가 방법의 성능을 알아보기 위해 Fig. 21과 동일한 실험 환경에서 로봇을 실험 공간의 중앙에서 직선으로 주행하는 실험을 수행하였으며, 결과를 Fig. 27에 나타냈다. 그림에서 각각 점선 궤적은 엔코더로 측정된 로봇의 이동 경로이고, 실선 궤적은 UKF 위치평가의 결과, 그리고 파선은 기준경로를 나타낸다.

Fig. 27에서 확인할 수 있듯이 UKF로 평가된 위치는 기준경로와 큰 오차를 보이지 않는 것을 확인할 수 있다. Fig. 28에는 위치 오차를 나타내었고, Table 9는 기준경로에 대한 위치 오차를 나타낸다. 평균오차는 0.023m로 장애물 밀도가 낮은 환경의 평균오차 0.021m보다 미세하게 정확도가 낮다는 것을 알 수 있다. 반면 표준편차는 장애물 밀도가 낮은 환경은 0.020m, 센서 정보의 빈도가 낮은 환경은 0.014m이고, 최대오차 또한 장애물 밀도가 낮은 환경의 결과값이 0.093m, 센서 정보의 빈도가 낮은 실험의 결과값이 0.068m로서 센서 정보의 빈도가 낮은 실험 결과값이 보다 양호함을 확인할 수 있다. 이는 방향을 전환하는 과정에서 오차가 급격하게 증가하는데, 센서 정보의 빈도가 낮은 실험은 방향을 전환하는 횟수가 1번으로서 이로 인해 발생하는 오차가 보다 작았기 때문이다. Fig. 29에서 31에 각 방향의 위치 공분산을 나타내었다. 앞에서 보인 중앙에 장애물이 없는 환경에서는 각 방향의 공분산이 여러 번 일시적으로 증가하는 양상을 띄었으나, 직선 주행에서는 비교적 안정적인 것을 알 수 있다. 이것 또한 이 실험 경로에서는 급격한 회전을 하는 코너 부분이 없었기 때문이다.

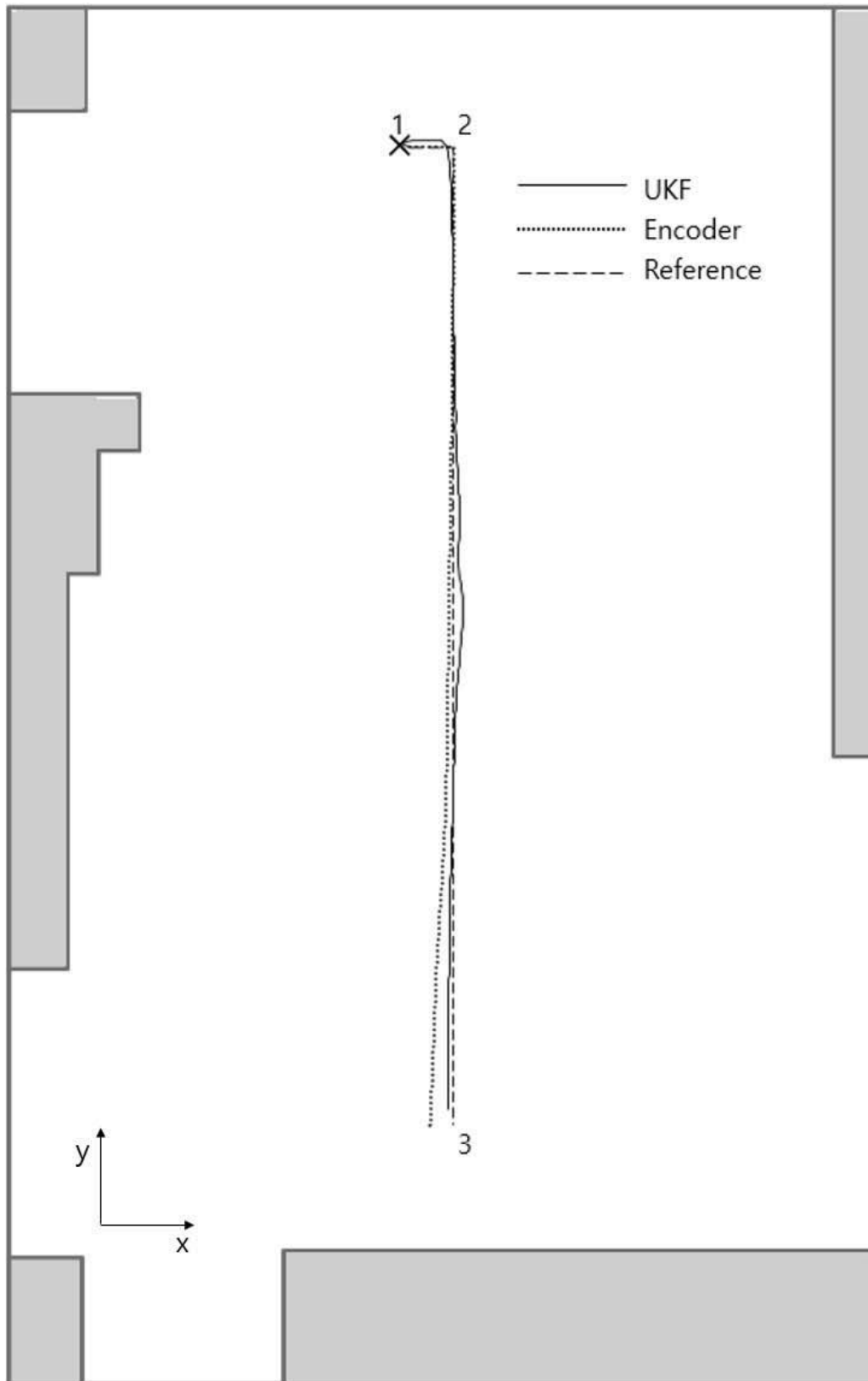


Fig. 27 Result of localization

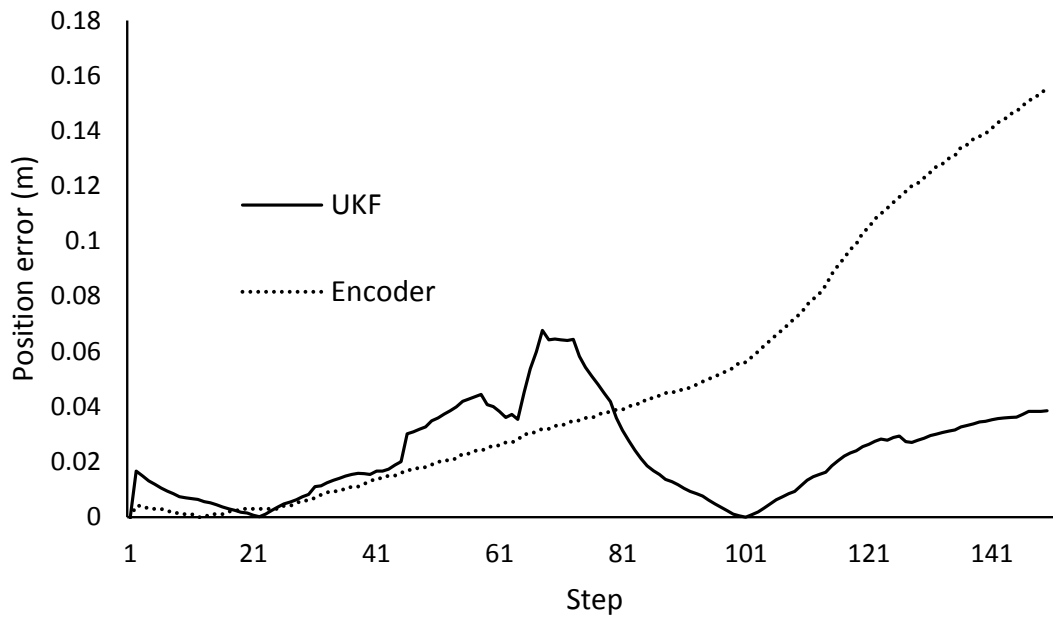


Fig. 28 Position error

Table 9 Characteristics of position error

	Average error	Standard deviation	Maximum error
Encoder	0.046 m	0.038 m	0.157 m
UKF	0.023 m	0.014 m	0.068 m

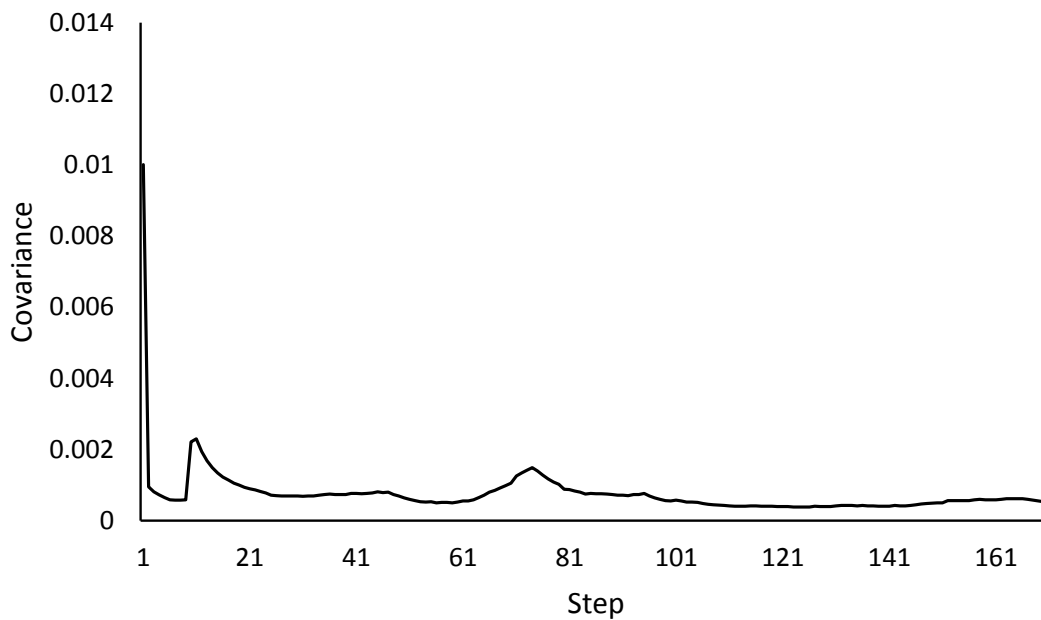


Fig. 29 Result of Covariance (x direction)

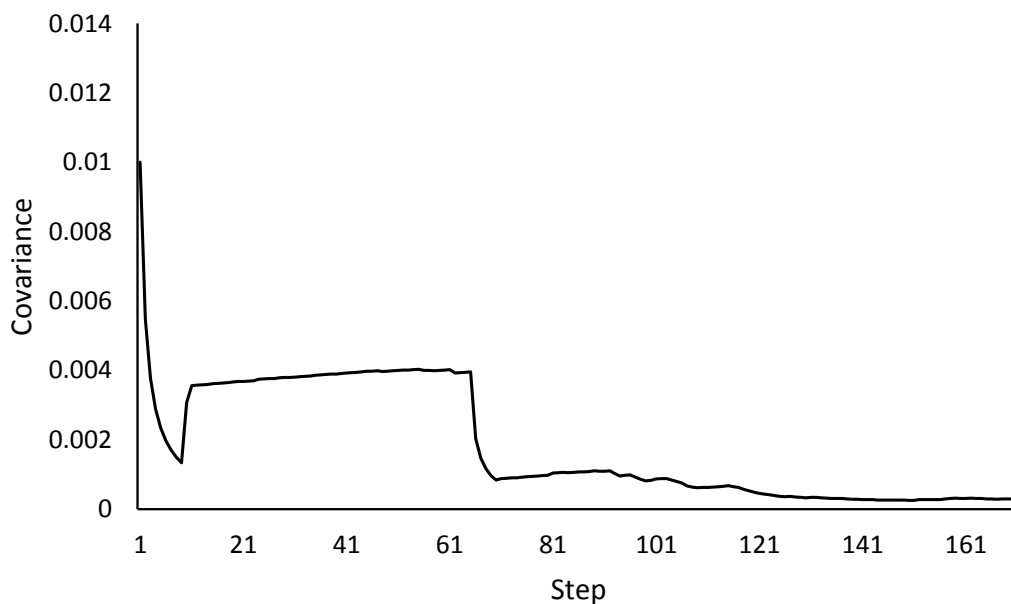


Fig. 30 Result of Covariance (y direction)

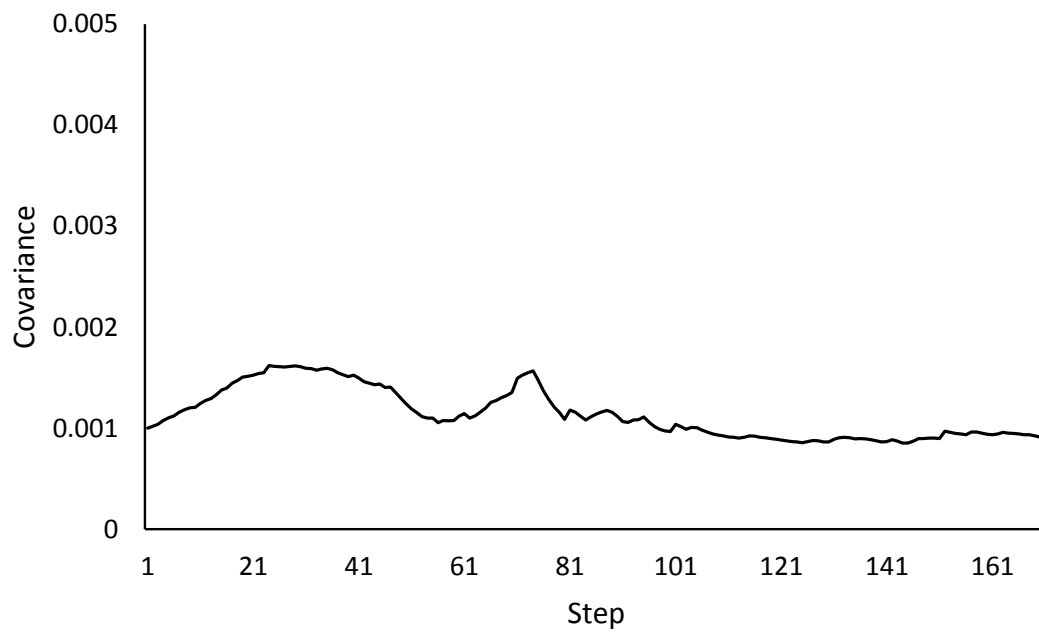


Fig. 31 Result of Covariance (θ direction)

IV. 결론

본 논문에서는 실내 환경에서 초음파 센서를 이용한 UKF 기반 위치평가 방법을 제안하였다. 이를 위해 초음파 센서의 불확실성을 보완하기 위해 validation gate를 통해 정보의 유효성을 평가함으로써 위치평가의 정확도를 높이는 방법을 제시하였고, 실제 실내 환경에서 그 성능을 평가하였으며 그 결과를 요약하면 다음과 같다.

1. 로봇 바퀴에 장착된 엔코더 정보로부터 예측된 로봇의 위치 정보와 초음파 센서로 측정된 물체와의 거리정보를 분산점 칼만 필터로 융합하는 실내용 이동로봇의 2차원 실내 위치평가 방법을 개발하고 실제 환경 실험으로 그 성능을 평가하였다.

2. 센서 정보의 신뢰성을 평가하는 validation gate를 도입함으로써 불확실성이 큰 초음파 센서의 거리정보로부터 효과적인 위치평가가 가능함을 확인하였다.

3. 제안된 UKF 위치평가 방법의 초기 오차 크기에 대한 안정성을 확인하기 위해 초기 오차 크기에 따른 오차 공분산을 확인해본 결과, 초기 오차의 크기에 큰 영향을 받지 않고 주행 초기에 빠르게 수렴하는 것을 확인하였다.

4. 제안된 UKF 위치평가 방법은 샘플링 타임이 길어짐에 따라 불확실성 범위가 미세하게 증가하였으나, 수렴성에는 문제가 없었다. 따라서 제안된 방법은 샘플링 타임에 대해서도 안정성이 있음을 확인하였다.

5. 제안된 위치평가 방법은 장애물 밀도가 낮아 초음파 거리정보 빈도가 낮은 경우에도 효과적으로 위치평가가 가능함을 확인하였다.

6. 전체적으로 위치평가 성능은 직선 주행보다 회전 시에 다소 저하하는 경향을 나타내었다. 이것은 회전 시 엔코더에 의한 위치 오차가 커질 뿐만 아니라 초음파 센서의 각도 불확실성 또한 커지기 때문으로 분석되었다.

결론적으로 개발된 초음파 센서를 이용한 분산점 칼만 필터 기반 위치평가 방법은 실내 위치 정보가 필요한 다양한 분야에 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 사료된다.

V. 참고문헌

- [1] Park, J. H., Park, K. W., Beag, S. H., Lee, H. G., and Beag, M. H., "An Application of Smart Environment Technology for Indoor Service Robots," The Journal of Korea Robotics Society, Vol. 3, No. 4, pp. 278-286, 2008.
- [2] Lim, J. H., and Yu, J. A., "The Present Situation and Implications of Smart Logistics in China", Friendship Information, Vol. 108, pp. 63-75, 2017.
- [3] Lim, J. H., and Kim, H. J., "Development of an Autonomous Guide Robot for Campus Tour," Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers - A, Vol. 41, No. 6, pp. 543-551, 2017.
- [4] Lim, J. H., and Leonard, J. J., "Mobile Robot Relocation from Echolocation Constraints," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 9, pp. 1035-1041, 2000.
- [5] Almagbile, A., Wang, J., and Dig, W., "Evaluating the Performances of Adaptive Kalman Filter Methods in GPS/INS Integration," Journal of Global Positioning Systems, Vol. 9, No. 1, pp. 33-40, 2010.
- [6] Bikonis, K., and Demkowicz, J., "Data Integration from GPS and Inertial Navigation Systems for Pedestrians in Urban Area," TransNav : International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation, Vol. 7, pp. 401-406, 2013.
- [7] Toledo-Moreo, R., Zamora-Izquierdo, M. A., Ubeda-Miarro, B., and Gomez-Skarmeta, A. F., "High-integrity IMM-EKF-based road vehicle navigation with low-cost GPS/SBAS/INS," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 8, No. 3, pp. 491-551, 2007.
- [8] Choi, S. H., Kim, Y. K., Hwang, Y. S., Kim, H. W., and Lee, J. M., "EKF Based Outdoor Positioning System using Multiple GPS Receivers," Journal

of Korea Robotics Society, Vol. 8, No. 2, pp. 129-135, 2013.

- [9] Kang, B. Y., Han, J. H., and Kwon, J. H., "Analysis of Factors Affecting Performance of Integrated INS/SPR," Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography, Vol. 32, No. 6, pp. 599-606, 2014.
- [10] Kim, J. Y., Lee, J. H., Byun, J. M., and Kim, S. H., "Localization Performance Improvement for Mobile Robot using Multiple Sensors in Slope Road," The Institute of Electronics Engineers of Korea - System and Control, Vol. 47, No. 1, pp. 67-75, 2010.
- [11] Lim, J. H., and Kang, S. K., "Non-Inertial Sensor-Based Outdoor Localization for Practical Application of Guide Robots," Journal of the Korean Society for Precision Engineering, Vol. 34, No. 5, pp. 315-321, 2017.
- [12] Jetto, L., Longhi, S. and Venturini, G., "Development and experimental validation of an adaptive extended Kalman filter for the localization of mobile robots", IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 15, no. 2, pp. 219 - 229, 1999.
- [13] Kim, J. M., Kim, Y. T., and Kim, S. S., "An Accurate Localization for Mobile Robot Using Extended Kalman Filter and Sensor Fusion", IEEE International Joint Conference on Neural Networks, pp. 2928 - 2933, 2008.
- [14] Kim, J. M., Kim, Y. T., and Kim, S. S., "Indoor Localization for Mobile Robot using Extended Kalman Filter", Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, vol. 18, no. 5, pp. 706-711, 2008.
- [15] Thrun, S., Fox, D., Burgard, W., and Dellaert, F., "Robust Monte Carlo localization for mobile robots", Artificial intelligence, vol. 128, pp. 99 - 141, 2001.
- [16] Kim, T. G., Ko, N. Y., and Noh, S. W., "Simultaneous Estimation of Landmark Location and Robot Pose Using Particle Filter Method", Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, vol. 22, no. 3, pp.

- 353-360, 2012.
- [17] Cho, H. H., Kim, J. M., Do, J. C., and Kim, S. S., "Improvement of Positioning Accuracy of Laser Navigation System using Particle Filter", Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, vol. 21, no. 6, pp. 755-760, 2011.
- [18] Lee, D. H., and Yang, Y. M., "Two-Dimensional Localization Problem under non-Gaussian Noise in Underwater Acoustic Sensor Networks", Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, vol. 23, no. 5, pp. 418-422, 2013.
- [19] Xu, Q., Li, X., and Chan, C. Y., "A Cost-Effective Vehicle Localization Solution Using an Interacting Multiple Model Unscented Kalman Filters (IMM-UKF) Algorithm and Grey Neural Network," Sensors, Vol. 17, No. 6, p.1431, 2017.
- [20] Lee, W. S., Cho, I. H. and Lim, J. H., "GPS-Based Human Tracking Methods for Outdoor Robots," J. Korean Soc. Precis. Eng., Vol. 35, No. 4, pp.413-420, 2018.
- [21] Lee, W. S., Choi, M. H., and Lim, J. H., "Extended Kalman Filter Based 3D Localization Method for Outdoor Mobile Robots," J. Korean Soc. Precis. Eng., Vol. 36, No. 9, pp.851-858, 2019.
- [22] Lee, W. S., and Lim, J. H., "Unscented Kalman Filter Based Outdoor Localization of a Mobile Robots," J. Korean Soc. Precis. Eng., Vol. 36, No. 2, pp.183-190, 2019.
- [23] Lim, J. H., and Cho, D. W., "Consoderation of Multipath Effect in Sonar Map Construction for an Autonomous Mobile Robot," Institute of Control, Robotics and System, Vol. 1, No. 1, pp.106-112, 1993.
- [24] Baek, J. H., Park, S. Y., Park, E. S., Choi, K. H., Lim, H. C., and Park, J. U., "Real-Time Trajectory Estimation of Space Launch Vehicle using Extended Kalman Filter and Unscented Kalman Filter," Journal of Astronomy and Space Science, Vol. 22, No. 4, pp. 501-512, 2005.

감사의 글

길다고 할 수 없는 1년 반 동안의 대학원 생활을 이 논문 한 편으로 마무리하고자 합니다. 이 글을 적기까지 많은 분들의 도움이 있었기에 모든 분들께 감사 인사를 전하고자 합니다.

학부 시절부터 긴 시간 저를 지도해주신 임중환 교수님께 감사드립니다. 많이 부족한 제가 교수님의 진심 어린 지도로 논문을 마무리하게 되었습니다. 교수님께서 신경을 써주신 덕분에 많은 경험을 했고 이 자리까지 오게 되었습니다. 다시 한번 진심으로 감사드립니다.

아직 많이 부족한 제 논문을 심사해주시고, 진심 어린 조언을 해주신 최경현 교수님과 강철웅 교수님께도 감사드립니다. 그리고 많은 조언과 도움을 주신 선배님들과 여러 실험을 하면서 도와주고 챙겨준 지능로봇 연구실 친구들에게도 진심으로 감사 인사를 전합니다. 마지막으로 제 대학원 생활에 많은 지원과 보살핌을 준 우리 가족에게도 고마운 마음을 전합니다.

대학원 생활 동안 제게 많은 도움을 주신 모든 분들께 진심으로 감사드립니다.

Curriculum Vitae

NAME: Soo Hee Seo

Education

2020. 9. - 2021. 2. : M.S. in Mechatronics Engineering, Jeju National University.

Thesis Topic : *A Study on the Indoor Localization Method of a Robot Based on Unscented Kalman Filter Using Sonar Sensors*

2016. 3. - 2019. 8. : B.S. in Mechatronics Engineering, Jeju National University.

CONFERENCES

1. Soo Hee Seo, and Jong Hwan Lim, “Human Tracking Method of a Mobile Robot in Slope Terrain,” *한국정밀공학회 춘계 학술발표대회 논문집*, pp. 50-51, 2019.

연구실적

1. Unscented Kalman Filter 기반 옥외용 3D Localization 및 인간 추종 기술 개발(한국연구재단 수탁과제, 2019-2020).