creative commons

COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 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

dCollection

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

[UCI]I804:24011-200000265309

2016년 2월

석사학위 논문

로봇의 자율주행을 위한 칼만필터 위치 추정 방법

조 선 대 학 교 대 학 원

한 준 희

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

로봇의 자율주행을 위한 칼만필터 위치 추정 방법

Kalman Filter Localization Methods for Autonomous Navigation of a Robot

2016년 2월 25일

조선대학교 대학원

제어계측공학과

한 준 희

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

로봇의 자율주행을 위한 칼만필터 위치 추정 방법

지도교수 고 낙 용

이 논문을 공학 석사학위 신청 논문으로 제출함

2015년 10월

조선대학교 대학원

제어계측공학과

한 준 희

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

한준희의 석사학위논문을 인준함

위원장 조선대학교 교수 이진이 (인)

위 원 조선대학교 교수 고낙용 (인)

위 원 조선대학교 교수 곽근창 (인)

2015년 11월

조선대학교 대학원

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

목 차

제 1장 서론 ····· 1
제 1절 연구 배경 및 목적 ····· 1
제 2절 논문의 구성 ····· 5

제 2장 로봇 위치추정 방법 ····· 7
제 1절 실내 이동로봇 위치추정 ····· 7
1. 무향 칼만 필터 알고리즘 ····· 7
2. 적응성을 갖는 센서의 불확실성 오차 공분산 설계 ····· 11
3. 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분 설계 ····· 12
제 2절 수중 시뮬레이션 측정 센서 생성 과정 ····· 14
1. 표기법 ····· 14
2. 센서 측정값 시뮬레이션 ····· 15
가. 로봇 이동정보 시뮬레이션 ····· 16
나. 동기식/비동기식 센서 출력 시간 시뮬레이션 ····· 17
다. 가우시안 잡음을 적용한 센서 측정값 시뮬레이션 ····· 20
라. 상관관계와 비정상 측정값 시뮬레이션 ····· 22

제 3장 실험 및 고찰 ····· 25
제 1절 실내 이동로봇 추정 결과 ····· 25
1. 제어변수 ····· 26

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

2. 설계된 센서 불확실성 비교 실험 ·····27
3. 비 대각 성분 비교 실험 ·····32
4. 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터 추정 결과 비교 실험 ···33
제 2절 수중 환경 시뮬레이션 측정 센서 실험 ·····35
1. 가우시안 잡음 적용 검증 ·····38
2. 상관관계 적용 검증 ·····39
3. 가우시안 잡음과 상관관계 복합적용 검증 ·····40
4. 위치추정 결과에 의한 시뮬레이션 측정값 검증 ·····40
5. 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터 추정 결과 비교 실험 ···43

제 4장 결론 ·····48

참고문헌 ·····50

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

<List of Tables>

표 2.1. 무향 칼만 필터에 사용된 변수 ····· 8
표 2.2. 이동정보 생성 알고리즘 ····· 16
표 2.3. 센서 측정 시각 생성 알고리즘 ····· 17
표 2.4. 측정값 갱신 주기 ····· 19
표 2.5. 속도 측정값 생성 알고리즘 ····· 20
표 2.6. 거리 측정값 생성 알고리즘 ····· 21
표 2.7. 깊이 측정값 생성 알고리즘 ····· 22
표 2.8. 상관관계 적용 알고리즘 ····· 23
표 2.9. 비정상 측정값 생성 알고리즘 ····· 24
표 3.1. 제어변수 값 ····· 26
표 3.2. 측정 불확실성 모델의 비교 실험 결과 비교 ····· 28
표 3.3. 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분의 영향 ····· 32
표 3.4. 위치추정 결과의 통계적 해석 ····· 34
표 3.5. 로봇 명령과 로봇 이동에 대한 가우시안 잡음 ····· 35
표 3.6. 시뮬레이션 센서 측정값에 포함된 가우시안 잡음 ····· 37
표 3.7. 가우시안 잡음 관련 센서 특성 사양 ····· 38
표 3.8. 생성된 측정값을 이용한 위치추정 결과의 통계적 해석 ··· 41
표 3.9. 비정상 측정값의 검출 검증 ····· 43
표 3.10. 시뮬레이션 측정값 ····· 44
표 3.11. 위치추정 결과의 통계적 해석 ····· 47

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

<List of Figures>

그림 1.1. 로봇의 자율주행을 위한 필요 기술 ·····1
그림 1.2. 논문의 구성 ·····5
그림 2.1. 무향 칼만 필터 의사코드 ·····7
그림 2.2. 레이저 거리 측정 센서 ·····10
그림 2.3. 센서 측정값을 시뮬레이션으로 구하는 과정 ·····15
그림 2.4. 센서 모델과 센서 특성 사양 ·····18
그림 3.1. 지도환경 및 로봇 주행 경로 ·····25
그림 3.2. 고정된 측정 불확실성 모델을 사용한 결과 ·····28
그림 3.3. 적응성을 갖는 측정 불확실성 모델을 사용한 결과 ···29
그림 3.4. 위치 오차가 크게 나타나는 구간 ·····31
그림 3.5 확장 칼만 필터 위치 추정 결과 ·····33
그림 3.6 무향 칼만 필터 위치 추정 결과 ·····34
그림 3.7. 로봇 명령에 의한 궤적과 실제 이동 궤적 ·····36
그림 3.8. 생성된 측정값을 이용한 위치추정 결과 ·····41
그림 3.9. 확장 칼만 필터 위치 추정 결과 ·····45
그림 3.10. 무향 칼만 필터 위치 추정 결과 ·····46

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

ABSTRACT

Kalman Filter Localization Methods for Autonomous Navigation of a Robot

Jun Hee Han
Advisor : Prof. Nak Yong Ko
Departmant of Control and Instrumentation Engineering, Chosun University

This paper reports Kalman filter methods for localization of robots. The methods are implemented for robots in indoor and underwater environment. They propose a new model of measurement uncertainty which adjusts the error covariance depending on the measured distance. The methods also use non-zero off-diagonal values in error covariance matrices of motion uncertainty and measurement uncertainty. The method is tested through experiments in an indoor environment of 100*40 m working space using a differential drive robot which uses Laser range finder as an exteroceptive sensor. The results compare the localization performance of the proposed method with the conventional method which doesn't use adaptive measurement uncertainty model. Also, the experiment verifies the improvement due to non-zero off-diagonal elements in covariance matrices. This paper contributes to implementing and evaluating a practical UKF and EKF approach for mobile robot localization.

This paper also includes a simulation method to generate sensor measurements for location estimation of an underwater robot. Field trial of a navigation method of an underwater robot takes much time and expenses and it is difficult to change the environment of the field trial as desired to test the method in various situations. Therefore, test and verification of a navigation method through simulation is inevitable for underwater environment. This paper proposes a method to generate

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

sensor measurements of range, depth, velocity, and attitude taking the uncertainties of measurements into account through simulation. The uncertainties are Gaussian noise, outlier, and correlation between the measurement noises. Also, the method implements uncertainty in sampling time of measurements. The method is tested and verified by comparing the uncertainty parameters calculated statistically from the generated measurements with the designed uncertainty parameters. The practical feasibility of the measurement data is shown by applying the measurement data for location estimation of an underwater robot.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

제 1장 서론

제 1절 연구 배경 및 목적

로봇의 자율주행은 위치 추정, 경로계획, 지도 작성, 경로 추적 기술들을 하나로 융합하여 구현한다. 본 연구에서는 로봇의 자율주행을 위해 필요한 위치 추정 방법에 대해서 다룬다.

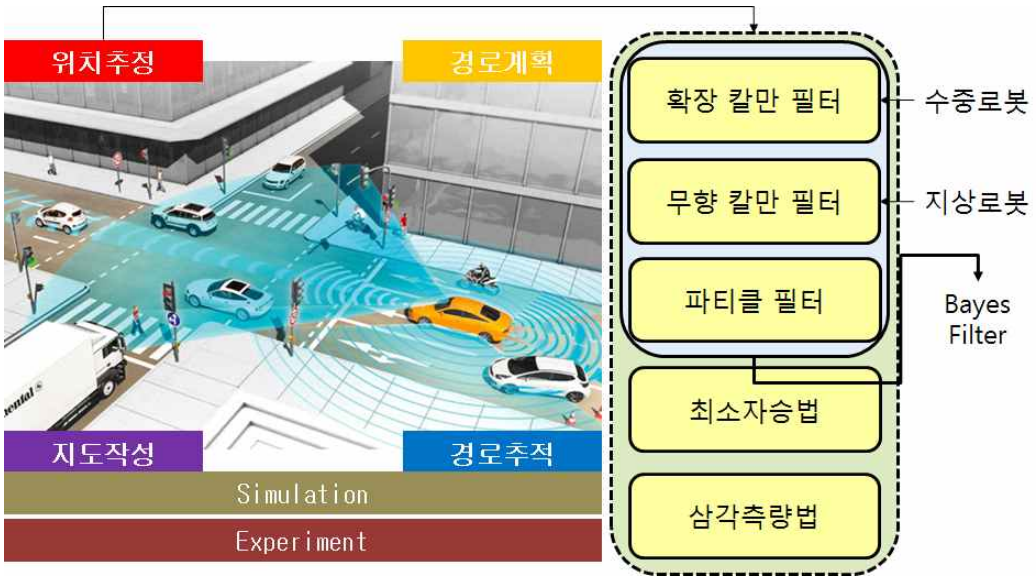


그림 1.1. 로봇의 자율주행을 위한 필요 기술

Fig. 1.1. Necessary technology for autonomous navigation of robots

로봇의 위치 추정을 위해 사용하는 알고리즘에는 베이시안 필터(Bayesian filter) 방법, 최소자승법, 삼각측량법 등이 있다. 베이시안 필터 방법은 로봇의 위치 추정을 위한 대표적인 방법이며 자기수용성(Proprioceptive) 정보와 외수용성(Exteroceptive) 정보를 융합하여 로봇의 위치를 재귀적으로 추정해 나간다. 대표적인 베이시안 필터 방법들은 확장 칼만 필터(EKF, Extended Kalman Filter)[1][2][3][4], 파티클 필터(MCL, Monte Carlo Localization)[5][6][7][8], 무

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

향 칼만 필터(UKF, Unscented Kalman Filter)[9][10]들이 있다. 본 논문에서는 로봇의 위치 추정을 위해 베이시안 필터 방법 중에서 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터를 사용하고 지상 로봇과 수중 로봇을 대상으로 한다. 지상 로봇에 관한 연구는 무향 칼만 필터의 추정 성능을 향상시키는 방법을 제안하며 같은 시스템에서 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터의 추정 성능을 비교한다. 수중 로봇에 관한 연구는 실제 수중 실험 환경 조건을 고려하여 시뮬레이션 센서 측정값들을 생성하는 방법에 대해서 기술하였으며 생성된 센서 측정값들을 이용해 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터를 비교하여 측정값이 잘 시뮬레이션 되었는지 판단하도록 한다. 따라서 연구 내용은 지상 로봇에 관한 연구와 수중 로봇에 관한 연구를 나누어 설명하도록 한다.

무향 칼만 필터 방법은 비선형 시스템에 적용할 수 있는 장점이 있으며 확률론적인 방법으로 입자를 생성하는 파티클 필터의 특성을 가지고 있다. 파티클 필터의 경우는 입자의 개수가 많아 계산량이 증가하여 처리 속도가 늦는 단점이 있다. 하지만 무향 칼만 필터 방법은 결정론적인 방법에 의해서 입자의 개수를 줄이고 가중치를 부여하여 평균을 내는 방법을 사용한다. 따라서 파티클 필터와 비교하였을 때 처리 속도가 빠르며 확장 칼만 필터의 특성을 갖고 있기 때문에 위치 추정 성능이 효과적이다. 무향 칼만 필터 방법은 조절할 수 있는 설계 변수가 많아서 유연하게 성능을 향상시킬 수 있다. 하지만 적절하게 설계 변수를 설정하지 못하면 추정이 불안정해진다. 일반적으로 무향 칼만 필터 방법을 사용하는 시스템의 경우에는 오차 공분산의 크기와 시그마 포인트의 생성 방법에 따라 추정 결과에 많은 영향을 미친다. 또 하나의 중요한 것은 여러 개의 시그마 포인트들이 한 곳에 집중하여서는 안 된다. 그리고 너무 분산되어 시그마 포인트가 지도상의 경계선을 벗어나지 않아야 한다.

지상에서 무향 칼만 필터 방법에 관한 연구들로는 서로 다른 필터 방법 간의 비교[11][12], 센서 융합[13][14]과 같은 연구들이 진행 중이다. 추정을 위한 칼만 필터 방법은 외수용성 측정 정보를 이용하여 위치를 보정할 때 센서의 정확도가 추정 결과에 중요한 영향을 미친다. 따라서 추정 알고리즘을 사용할 때에는 측정 정보에 대한 불확실성 값을 알맞게 고려해야 한다. 기존 연구에서는 측정된 센서의 불확실성 값을 하나의 정해진 값으로 표현한다[15]. 그러나 측정

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

된 센서 거리가 짧은 부분에서는 잡음이 적고 센서 거리가 길게 측정된 부분에서는 잡음이 많게 된다. 따라서 측정된 센서 정보의 불확실성은 측정 거리에 따라 잡음이 다르기 때문에 고정된 값이 아닌 서로 다른 값으로 고려해야 한다. 제안하는 방법은 지상 로봇에 대하여 센서 측정값에 대한 불확실성을 고려할 때 기존에 고정된 값으로 사용하지 않는다. 측정값에 대한 불확실성들은 측정 거리에 따라 비례하도록 설계하여 실측 위치와 추정위치의 오차율을 줄여 추정 결과가 좀 더 나아지는 역할을 수행한다. 또한 대부분의 연구는 센서에 대한 불확실성을 고려할 때 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 0으로 한다[16][17][18][19]. 하지만 예측된 로봇의 위치로부터 하나의 계산된 센서 거리와 대응되는 실측된 센서 거리가 다르다면 나머지 측정된 센서 거리와 계산된 센서 거리도 달라진다. 따라서 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 0이 아닌 값을 주는 실험을 통해 적절한 값을 찾아 실제 시스템에 맞게 구현하였다. 0이 아닌 값을 적용하면 추정 오차율이 줄어들어 추정 성능이 향상됨을 보인다. 무향 칼만 필터에서 제안하는 방법은 추정위치와 상대적 위치에 대한 오차를 통계적으로 구하여 기존 무향 칼만 필터 방법과 비교하여 성능을 검증한다. 그리고 실제 실험을 통한 획득된 정보들을 바탕으로 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터의 추정 성능을 비교하도록 한다.

수중 환경에서 사용하는 전문 서비스용 로봇[20]은 해양에서의 광대한 자원과 에너지, 공간을 활용하기 위해 투입된다. 이에 따라 현재 수많은 수중 잠수정의 무인화 기술에 관한 연구들이 진행되고 있다. 수중에서 잠수정을 무인화하기 위해서는 로봇을 원격으로 조정(Remotely Operated Vehicle) 하거나 자율적으로 잠수정을 동작(Autonomous Underwater Vehicle) 하기 위한 항법기술이 필수적이다. 수중로봇의 자율 항법기술은 지상과 마찬가지로 위치 추정[21], 경로계획[22], 지도 작성[23], 경로 추적[24] 등이 있으며 이러한 기술을 사용하여 무인화 기술을 구현[25]할 수 있다. 수중에서의 위치 추정 방법은 센서의 의존도가 높고 여러 가지 환경 변수에 대한 불확실성이 존재한다. 환경 변수에 대한 불확실성은 지상과 다른 매질의 전도 특성, 수중의 탁도에 의해 발생되는 센서의 잡음과 외부 환경에서 외란에 의한 비정상 측정값, 수온에 따른 센서 간의 상관관계로 분류할 수 있다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

실해역에서 수중 로봇의 위치 추정 실험은 실제 센서의 측정값들을 직접 구하고 추정 알고리즘을 이용하여 그 성능을 확인한다. 그러나 실험의 위험성, 실험 환경 제어의 어려움, 그리고 시간과 경비의 소요가 크므로, 실제 실험 이전에 시뮬레이션을 통한 검증이 선행되어야 한다. 시뮬레이션으로 위치 추정 연구를 진행하기 위해서는 시뮬레이션 된 센서 측정값들이 필요하며 각종 불확실성에 대한 고려가 필수적이다. 시뮬레이션 환경에서의 연구는 사전에 수중로봇에 사용되는 센서와 외부 환경 조건을 고려하여 실제 환경과 얼마나 유사하게 시뮬레이션 환경이 모사되었는지가 중요하다.

본 연구에서 수중 로봇을 대상으로 한 위치 추정 실험은 실해 역 실험에서 발생되는 여러 가지 외부 환경에 의한 제약조건을 극복하고 사전에 센서에 대한 검증을 위하여 위치 추정에서 사용하는 센서들의 측정값을 여러 가지 불확실성에 대해 고려하여 시뮬레이션 하였다. 불확실성들은 센서 측정값 자체의 불확실성에 의한 잡음과 외부환경에 의해 발생하는 센서 측정값 사이의 상관관계, 센서의 비정상적인 동작으로 인한 측정오차로 구분하여 설계하였다. 이러한 불확실성이 포함된 시뮬레이션 된 센서 측정값들을 사용하여 다양한 조건하에서 추정 성능의 확인이 가능하다.

센서 측정값 시뮬레이션의 장점은 실제 실험 환경에서 획득하기 어려운 백색 잡음과 측정 센서 간의 상관관계, 비정상 측정값을 제어 및 조작이 가능하다. 제공하는 시뮬레이션 된 센서 측정값들은 통계적인 방법으로 불확실성에 대한 성분들을 직접 구하여 검증한다. 간접적인 검증 방법으로는 생성된 시뮬레이션 측정 센서의 상관관계가 위치 추정 성능에 미치는 영향을 비교하여, 상관관계가 적절히 반영되어 측정값이 시뮬레이션 되었는지 알 수 있다. 성능 비교를 위한 위치 추정 알고리즘은 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터를 사용한다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

제 2절 논문의 구성

본 논문은 지상환경과 수중환경에서 로봇의 위치추정 방법에 관하여 기술하였다. 로봇의 위치추정을 위해 사용한 알고리즘은 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터이다. 지상환경에서 로봇의 위치추정 실험은 실제 로봇의 주행을 통해 획득한 지도정보와 자기수용성(Proprioceptive) 정보는 로봇의 직진속도 값, 회전속도 값, 외수용성(Exteroceptive) 정보는 레이저 거리 측정 센서를 사용한다. 수중환경에서 로봇의 위치추정 실험은 시뮬레이션으로 생성한 자기수용성(Proprioceptive) 정보, 외수용성(Exteroceptive) 정보를 사용한다. 자기수용성(Proprioceptive) 정보는 선속도 측정값, 각속도 측정값으로 구성되며 외수용성(Exteroceptive) 정보는 네 방향의 비컨으로부터 로봇까지의 거리측정 값, 수면으로부터 로봇위치까지 깊이측정 값으로 구성된다.

그림 1.2. 논문의 구성

Fig. 1.2. Configuration of paper

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 1절은 지상 로봇에 적용한 무향 칼만 필터에서 제안하는 방법을 소개한다. 제안하는 방법의 내용은 측정 센서의 불확실성 값에 대하여 적응적으로 변화하는 모델을 설계하여 적용한 방법을 설명하고

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 측정 센서의 불확실성 값들에 대하여 0이 아닌 값을 주는 것에 대해 논한다. 2장에서 2절은 수중 시뮬레이션 센서 측정값 생성 방법을 설명하기 위해 본론에서 설명할 변수들에 대한 표기법들을 정리하여 나타내고 측정값을 생성하는 알고리즘을 설명한다. 그리고 3장에서 1절은 지상 로봇에 대한 위치 추정 결과를 나타내며 무향 칼만 필터에서 제안하는 방법들을 적용한 실험과 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터를 적용한 추정 성능을 비교하였다. 3장 2절은 수중 위치 추정 실험을 위해 다양한 조건에서 시뮬레이션된 센서 측정값들을 구하고, 조건에 부합한 측정값이 구하여졌는지 검증한다. 그리고 생성된 시뮬레이션 측정값 검증을 위해 다양한 검증 실험을 하였다. 4장에서는 지상 및 수중 연구 결과를 검토하고 가능한 추가 연구를 제안한다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

제 2장 로봇 위치추정 방법

제 1절 실내 이동로봇 위치추정

1. 무향 칼만 필터 알고리즘

일반적으로 무향 칼만 필터를 적용할 때 사용하는 방법으로는 UT(Unscented Transform)방법과 SUT(Scaled Unscented Transform)방법이 있다. 시그마 포인트를 생성할 때 사용하는 방법은 촐레스키 분해방법과 제곱근 행렬(Matrix square root) 방법이 있다. 본 연구에서는 UT방법과 촐레스키 분해를 사용하여 알고리즘에 적용하였다. 무향 칼만 필터를 이용한 위치추정 알고리즘 설계는 그림 2.1의 순서도와 같다.

UKF Localization

1 : $Initialize\ parameter(\mu_{t-1}, \Sigma_{t-1}, M_t, Q_t, \kappa, \gamma)$

2 : $Input\ robot\ state\ \&\ covariance(\mu_{t-1}, \Sigma_{t-1})$

3 : $Create\ sigma\ point(\bar{X}_t)$

4 : $Motion\ Model$

5 : $Sensor\ Model$

6 : $return\ robot\ state\ \&\ covariance(\mu_t, \Sigma_t)$

그림 2.1. 무향 칼만 필터 의사코드

Fig. 2.1. Pseudo code of UKF Algorithm

본 연구에서 추정하고자 하는 상태변수는 이동로봇의 위치를 나타내는

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

$=(x_t,\ y_t,\ \theta_t)$ 이다. 그리고 μ^a_{t-1}는 -1에서의 위치정보 μ_t와 내·외수용성 센서에 대하여 불확실성의 평균이 '0'인 가우시안 분포를 갖는 잡음의 평균값을 나타낸다. 다음은 내수용성 센서 정보의 불확실성에 대한 $_t$와 외수용성 센서 정보의 불확실성을 나타내는 Q_t에 대해서 초기화 한다. 는 로봇의 직진속도와 회전속도에 대하여 측정 잡음을 고려한 공분산 행렬이며, Q_t는 거리측정값에 대하여 센서 측정 잡음에 대한 공분산 행렬을 나타낸다. 그리고 내·외수용성 센서 정보의 불확실성은 알고리즘 과정을 수행할 때 계속 사용한다. 마지막으로 로봇 위치에 대한 오차 공분산은 Σ_{t-1}으로 나타내며 초기화한다.

표 2.1. 무향 칼만 필터에 사용된 변수

Table 2.1. Parameters for UKF

Parameters	Explanation
μ^a_{t-1}	mean of augmented state
Σ^a_{t-1}	error covariance augmented state
M_t	error covariance of motion uncertainty
Q_t	error covariance of measurement uncertainty

무향 칼만 필터 알고리즘은 비선형 시스템에서 상태를 추정하기 위해 시그마 포인트를 이용한다. 시그마 포인트는 추측항법(Dead reckoning)을 적용하여 로봇의 위치를 예측할 수 있으며 시그마 포인트의 상태를 나타내기 위해서 식 (1)과 같이 계산을 한다.

$$\chi^a_{t-1}=(\mu^a_{t-1}\quad \mu^a_{t-1}+\gamma\quad \Sigma^a_{t-1}\quad \mu^a_{t-1}-\gamma\sqrt{\Sigma^a_{t-1}})\quad (1)$$

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

식 (1)에서 설계변수 는 시그마 포인트들의 분산 정도를 계산하기 위한 설계변수이며 $\Sigma^{a}{}_{-1}$ 는 촐레스키 분해로 얻어진다. Σ^{a}_{t-1} 이 가지고 있는 정보는 로봇 위치에 대한 오차 공분산 Σ_{t-1}, 내수용성 센서정보의 불확실성을 나타내는 $_{t}$, 외수용성 센서정보의 불확실성을 나타내는 Q_t로 이루어져 있다. 시그마 포인트 행렬의 크기는 4×49이다.

식 (2)는 식 (1)에서 구한 시그마 포인트를 이용하여 이동 모델을 적용한다.

$$\chi_t^x = g(u_t + \chi_t^u, \chi_{t-1}^x) \qquad (2)$$

식 (2)는 상태변수 x, y, θ에 관한 추측 항법(Dead reckoning)을 수행하여 49개의 시그마 포인트의 위치를 예측한다. 식 (3)과 (4)는 추측 항법의 결과로 예측된 시그마 포인트에 대하여 가중치를 적용하고 예측된 로봇의 위치의 기댓값(평균)μ_t과 오차 공분산 Σ_t을 계산한다.

$$\overline{\mu}_t = \sum_{i=0}^{2} w_i^{(m)} \overline{\chi}_{i,t}^x \qquad (3)$$

$$\overline{\Sigma}_t = \sum_{i=0}^{2L} w_c^{(m)} (\overline{\chi}_{i,t}^x - \overline{\mu}_t)(\overline{\chi}_{i,t}^x - \overline{\mu}_t)^T \qquad (4)$$

식 (1)의 γ와 식 (3), (4)에서 가중치를 나타내는 w_i, w_c는 무향 변환 방법에 의해서 구해진다. 무향 변환을 위한 상태변수는 x, y, θ, 직진속도, 회전속도, 19개의 센서 거리 정보를 나타내며 총 24개이다.

예측된 위치를 보정하기 위해 사용한 센서는 그림 2.2의 SICK(사)의 SICK LMS511 Laser Scanner이다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

그림 2.2. 레이저 거리 측정 센서

Fig. 2.2. Laser Range Finder (LRF)

레이저 거리 측정 센서는 그림 2.2의 오른쪽 ° 에서부터 첫 번째로 하여 180° 까지 각각 0° 간격을 갖는 19개의 센서 거리를 이용하여 경계면을 검출한다. 센서의 오차 공분산 는 식 (5)과 같이 총 19개의 센서 거리에 대한 불확실성을 고려한 19×19크기의 행렬을 갖는다.

$$Q_t = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_{19}^2 \end{bmatrix} \qquad (5)$$

각각 24개의 시그마 포인트 위치에서 경계선까지 10° 간격을 갖는 19개의 센서 거리를 계산하기 위해 식 (6)과 같이 센서 거리를 계산한다.

$$Z_t = h(\chi_t^x) + \chi_t^z \qquad (6)$$

식 (6)과 같이 계산하여 얻어진 센서 거리들은 시그마 포인트의 가중치를 부여한다. 식 (7)에서는 가중치를 부여한 센서 거리의 평균값을 구하고 식 (8)에서는 각각의 시그마 포인트 위치에서의 계산된 센서 거리와 가중치가 부여된 센서 거리의 평균값에 대한 오차 공분산을 구한다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

$$= \sum_{i=0}^{2} w_i^{(m)} \chi_{i,t}^{x} \qquad (7)$$

$$_t = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} (\overline{Z}_{i,t} - z_t)(\overline{Z}_{i,t} - \hat{z}_t)^T \qquad (8)$$

식 (9)은 추정하고자 하는 상태변수와 계산된 센서 거리를 이용하여 교차 공분산을 계산한다. 칼만 이득은 교차 공분산을 이용하여 식 (10)과 같이 구한다.

$$\Sigma_t^{x,z} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} (\overline{\chi}_{i,t}^{x} - \overline{\mu}_t)(\overline{Z}_{i,t} - \hat{z}_t)^T \qquad (9)$$

$$K_t = \Sigma_t^{x,z} S_t^{-1} \qquad (10)$$

실제 측정된 센서 거리와 식(7)에서 계산된 센서 거리의 차에 칼만 이득을 곱하고 예측된 상태변수 $\overline{\mu}_t$에 더하여 최종적으로 추정된 위치를 식 (11)와 같이 계산하고 식 (12)과 같이 위치에 대한 오차 공분산을 갱신한다.

$$\mu_t = \overline{\mu}_t + K_t (z_t - \hat{z}_t) \qquad (11)$$

$$\Sigma_t = \overline{\Sigma}_t - K_t S_t K_t^T \qquad (12)$$

2. 적응성을 갖는 센서의 불확실성 오차 공분산 설계

19개의 센서 거리에 대한 불확실성을 갖는 Q_t는 기존에 하나의 값으로 결정하지 않고 센서 거리에 대해서 적응적으로 변화하도록 설계하였다. 설계한 센서의 불확실성 오차 공분산은 외수용성 센서 정보에 대한 측정 잡음을 나타내는데 측정 거리에 비례하여 잡음이 변화하도록 만들었다. 측정 불확실성 값을 적응적으로 변화시키는 방법은 식 (13)과 같이 표현한다.

$$Q_{t,i} = \sigma_{r,i}^2 + \gamma_s w_{s,i} \ ,(i = 1, \cdots, 19) \qquad (13)$$

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

식 (13)에서의 는 외수용성 센서 거리에 대해 비례하는 비례상수 $_{,i}$의 크기를 조절하는 변수이며 상수 값을 갖는다. σ_r^2는 식 (5)에서 시스템 모델에 알맞은 파라미터 값을 사용한다. 그리고 w_s는 $t-1$에서 각각의 센서 거리에 대해 비례하도록 하는 잡음 값을 만들기 위하여 식 (15)와 같이 구한다.

$$z_{total} = \sum_{i=1}^{19} z_{t-1,i} \quad (i = 1, \cdots, 19) \tag{14}$$

$$w_{s,i} = z_{t-1,i} / z_{total} \quad (i = 1, \cdots, 19) \tag{15}$$

3. 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분 설계

위치 추정에서 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 고려하는 것은 추정 성능에 많은 영향을 미친다. 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 고려해야 하는 부분은 Σ_{t-1}, $_t$, Q_t이다.

먼저 $t-1$에서의 초기 오차 공분산 Σ_{t-1}는 비 대각 성분들을 0으로 한다. 시그마 포인트들을 나타내기 위해 식 (1)에서는 Σ_{t-1}^a 에 대하여 촐레스키 분해 방법을 수행한다. 이때 초기 오차 공분산 Σ_{t-1}의 비 대각 성분들이 0이 아니게 되면 하 삼각행렬 성분에서 양의 정부호(positive definite)가 아니기 때문에 촐레스키 분해가 불가능하다. 따라서 초기 오차 공분산 Σ_{t-1}의 비 대각 성분들은 0으로 결정한다. Σ_t에서 계산된 오차 공분산은 다음 시간 $t-1$에서 양의 정부호 행렬이 되어 촐레스키 분해가 가능하다. 다음으로 내수용성 센서 정보의 불확실성을 나타내는 초기 M_t는 식 (16)을 따른다.

$$M_t = \begin{bmatrix} \alpha_1 v_t^2 + \alpha_2 w_t^2 & 0.0001 \\ 0.0001 & \alpha_3 v_t^2 + \alpha_4 w_t^2 \end{bmatrix} \tag{16}$$

오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들의 값이 작으면 속도정보M_t에서 직진속도 v_t^2와 회전속도 w_t^2가 서로 영향을 적게 준다. Q_t에 대한 비 대각 성분들도 마찬

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

가지로 식 (5)에서 비 대각 성분들을 추가하면 식 (17)과 같다.

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \cdots & 0.0001 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.0001 & \cdots & \sigma_{19}^2 \end{bmatrix} \qquad (17)$$

식 (16)과 식 (17)은 추정이 완료되는 시점까지 일정한 값 그대로 사용하게 된다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

제 2절 수중 시뮬레이션 측정 센서 생성 과정

1. 표기법

수중 시뮬레이션을 통하여 센서 측정값을 구하는 방법을 설명하기 위해 사용될 기호를 정리하면 다음과 같다.

$\mathbf{x}\ t)$	시간t에서의 상태변수; $\mathbf{x}(t)=(x(t),y(t),z(t),\phi(t),\theta(t),\psi(t))$
(t)	시간t에서 속도 값; $\boldsymbol{u}(t)=(u(t),v(t),w(t),p(t),q(t),r(t))^T$
$\boldsymbol{n}\ (t)$	시각 t에서의 로봇의 속도 측정값에 포함된 가우시안 잡음; $\boldsymbol{n}_u(t)=(n_u(t),n_v(t),n_w(t),n_p(t),n_q(t),n_r(t))$
t_i	로봇 이동정보가 구해지는 i번째 샘플링 시각
$t_{s,i}$	센서 측정이 일어나는 i번째 샘플링 시각
$\boldsymbol{u}_s(t)$	시간t에서 센서에 의해 측정되는 속도 값; $\boldsymbol{u}_s(t)=(u_s(t),v_s(t),w_s(t),p_s(t),q_s(t),r_s(t))^T$
$\boldsymbol{r}_s(t)$	시간t에서 센서에 의해 측정되는 거리 값; $\boldsymbol{r}_s(t)=(r_{s,1},r_{s,2},r_{s,3},r_{s,4})^T$
$d_s(t)$	시간t에서 센서에 의해 측정되는 깊이 값
$n_t(t)$	센서 측정 시각 t에 대한 가우시안 잡음
$\boldsymbol{n}_{s,u}(t)$	시각 t에서 속도 값에 대한 가우시안 잡음; $_{,u}\ t)=(n_{s,u}(t),n_{s,v}(t),n_{s,w}(t),n_{s,p}(t),n_{s,q}(t),n_{s,r}(t))$
$\boldsymbol{n}_r(t)$	시각 t에서 측정된 거리 값에 대한 가우시안 잡음; $\boldsymbol{n}_r(t)=(n_{r1}(t),n_{r2}(t),n_{r3}(t),n_{r4}(t))$
$n_d(t)$	시각 t에서 측정된 깊이 값에 대한 가우시안 잡음
t_{update}	상관관계 값이 갱신되는 시각
t_{gap}	상관관계 값이 갱신되는 시간 간격
$n_c(t)$	시각 t에서의 상관관계 값에 대한 가우시안 잡음
s_N	무작위로 개 표본 추출한 시간 행렬
σ_0	비정상 측정값
d_i^2	카이제곱검정 분포 값
z_i	i번째 비컨에서 로봇까지 거리의 참 값
z_i	i번째 비컨에서 로봇까지 센서에 의해 측정된 거리 값

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

2. 센서 측정값 시뮬레이션

센서 측정값을 시뮬레이션하면 실제 센서의 측정값 대신 항법 성능 검증을 위하여 사용할 수 있으며, 다양한 환경 조건에서의 센서 측정값을 예측하여 구할 수 있다. 다음 그림 2.3은 시뮬레이션으로 센서 측정값을 생성하는 과정을 나타낸다.

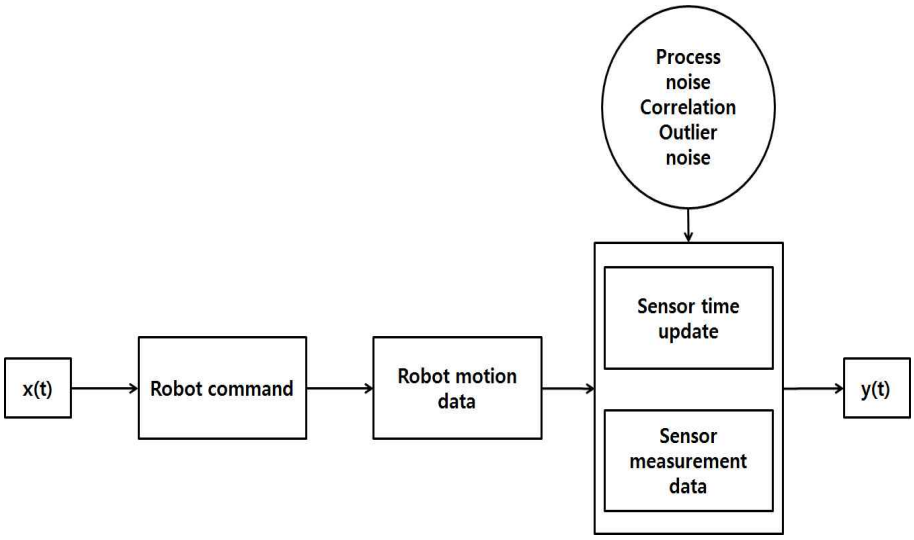


그림 2.3. 센서 측정값을 시뮬레이션으로 구하는 과정

Fig. 2.3. Procedure for sensor measurement simulation

그림 2.3은 로봇 명령을 통해 로봇의 이동정보를 생성하고 로봇이 이동될 때 측정되는 센서 정보를 생성한다. 이때 측정 센서 정보의 출력 시간은 동기식/비동기식으로 출력 시간 처리를 선택할 수 있으며 다양한 환경 조건을 만족시키기 위해 세 가지 잡음에 대해 고려하여 실제 실험환경과 유사성을 갖도록 한다.

다음 내용들은 전체 시뮬레이션 과정에서 세부적으로 정보들을 생성하는 방법에 대해 기술한다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

가. 로봇 이동정보 시뮬레이션

로봇 이동정보는 로봇의 실제 주행 궤적을 나타내며 각 시간에서 출력되는 시뮬레이션 센서 측정값을 생성하기 위한 용도로 사용된다.

로봇 이동정보를 생성하는 원리는 다음과 같다. 먼저 원하는 주행 시간을 결정하고 해당 시간에서 원하는 위치와 방향으로 주행하기 위해 속도 명령을 내린다. 해당 시간에서 로봇의 실제 속도 값은 실험 환경 조건을 만족시키기 위하여 불확실성을 고려한다. 실험 환경에서는 로봇을 물리적으로 이동시키거나 원격으로 조정할 경우 잡음으로 인한 오차가 발생한다. 따라서 오차에 대한 불확실성을 가우시안 잡음으로 고려한다.

로봇의 이동 정보의 생성은 속도 명령과 속도 정보의 오차에 대한 가우시안 잡음을 고려하여 표 2.2과 같이 나타낸다.

표 2.2. 이동정보 생성 알고리즘

Table 2.2. Algorithm for generation of motion data

1.	Algorithm motion_data $(t), \boldsymbol{n}(t))$
2.	*for t = 0 to N do*
3.	$\boldsymbol{u}(t) = \boldsymbol{u}(t) + \boldsymbol{n}_u(t),\ \boldsymbol{n}_u(t) \sim (0, \sigma_u)$
4.	$\mathbf{x}(t) = \text{motion_model}(\boldsymbol{u}(t), \mathbf{x}(t-1))$
5.	*endfor*
6.	*return* $\boldsymbol{u}$, $\mathbf{x}(t)$

표 2.2는 로봇 이동정보를 생성하는 알고리즘으로 시간t에서 속도명령$\boldsymbol{u}(t)$에 가우시안 잡음$\boldsymbol{n}_u(t)$를 적용하여 로봇이 이동할 때의 실제 속도에 대한 불확실성을 고려한 것으로 나타낸다. 생성된 로봇의 실제 속도 값$\boldsymbol{u}(t)$는 추측항법(Dead reckoning)[26]에 적용하여 시간t에서 로봇의 위치와 자세를 나타내는 $\mathbf{x}(t)$를 구

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

하고 로봇의 위치에 대한 이동궤적으로 나타낸다. 따라서 표 2.2의 알고리즘에서 생성되는 정보는 시간 에서 로봇의 실제 속도 값 (t)과 위치 및 자세$\mathbf{x}(t)$이다.

나. 동기식/비동기식 센서 출력 시간 시뮬레이션

측정 센서 정보 획득 시 측정 정보 처리 시간은 동기식 처리 방법과 비동기식 처리 방법이 있다. 동기식 처리 방법은 비동기식에 비해 전송 효율이 높은 장점이 있지만 하나의 기준 시간으로 동기 신호를 맞추어야 하는 문제로 별도의 기억장치를 필요로 하기 때문에 가격 대비 효율이 좋지 않다. 따라서 비동기식 처리 방법을 일반적으로 사용하지만 시뮬레이션 측정 센서 정보를 생성할 때에는 동기식 처리 방법이 필요하다. 각 센서 정보가 측정되는 시각에서 모든 센서 정보들이 출력되기 때문에 불확실성에 대하여 잡음을 편리하게 적용할 수 있고 검증하는 측면에서도 잘 적용되었는지 판단하는 것이 용이하다.

다음은 센서 출력 시간 정보를 생성하는 방법으로 표2.3과 같이 알고리즘으로 나타낸다.

표 2.3. 센서 측정 시각 생성 알고리즘

Table 2.3. Algorithm for generation of sensor measurement time

1.	Algorithm measurement_time$(t_{,i-1}, n_t(t), \Delta t)$
2.	*for t = 0 to N do*
3.	*update* $n_t(t)$
4.	$t_{s,i} = t_{s,i-1} + (\Delta t + n_t(t)), n_t(t) \sim \ (0, \sigma_t)$
5.	$t_{s,i-1} = t_{s,i}$
6.	*endfor*

표 2.3에서 Δt는 동기식 센서 출력 시간과 비동기식 센서 출력 시간을 생성할

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

때 다른 의미를 갖는다. 먼저 동기식 센서 출력 시간은 동기화 시점의 시간에서 모든 센서 측정 정보를 출력해주기 때문에 모든 센서의 출력되는 시간간격 t가 같다. 하지만 비동기식 센서 출력 시간을 고려해야 하는 이유는 여러 가지 측정 센서 정보들의 출력 시간이 실제로 동일한 시간에서 출력 되지 않기 때문에 Δt는 각 센서마다 독립적으로 다르게 설정되어야 한다. 따라서 비동기식 센서 출력 시간은 그림 2.4과 같이 실제 측정 센서들로 구성되었으며 표 2.4는 측정 센서들의 측정값 갱신 주기를 나타낸다.

Bottom Tracking		Phased Array	Piston
	Maximum Altitude[1,3]	81m	66m
	Minimum Altitude	0.5m (0.31m optionally)	0.5m (0.25m optionally)
	Velocity Range[2]	±9m/s	±17.0 m/s
	Long Term Accuracy[4]	±0.3% ± 0.2cm/s	±0.5% ± 0.2cm/s
	Long Term Accuracy[5]	±1.15% ± 0.2cm/s	±1.15% ± 0.2cm/s
	Precision @ 1m/s[6]	±1.0cm/s	±1.0cm/s
	Precision @ 3m/s[6]	±1.8cm/s	±1.9cm/s
	Precision @ 5m/s[6]	±2.6cm/s	±2.8 cm/s
	Resolution	0.1cm/s (default), 0.001cm/s (selectable)	0.1cm/s (default), 0.001cm/s (selectable)
	Ping Rate	12Hz max	12Hz max

AHRS Specifications

Attitude and Heading	
Attitude heading range	360° about all 3 axes
Accelerometer range	±5g standard
Gyroscope range	±300°/sec standard
Static accuracy	±0.5° pitch, roll, heading typical for static test conditions
Dynamic accuracy	±2.0° pitch, roll, heading for dynamic (cyclic) test conditions and for arbitrary angles
Long term drift	eliminated by complimentary filter architecture
Repeatability	0.2°
Resolution	<0.1°
Data output rate	up to 1000 Hz
Filtering	sensors sampled at 30 kHz, digitally filtered (user adjustable) and scaled into physical units; coning and sculling integrals computed at 1 kHz
Output modes	acceleration, angular rate, and magnetic field deltaTheta, deltaVelocity, Euler angles, quaternion, rotation matrix

FEATURES
- 0.01% Accuracy
- 1 x 10^{-8} Resolution
- Unique Anti-Fouling Port
- Low Power Consumption
- High Stability and Reliability
- Fully Calibrated and Characterized
- ISO 9001 Quality System – NIST Traceable
- Frequency Outputs or Dual RS-232 and RS-485 Interfaces

Feature		Type 8142-001
Operational Frequency		MF (19-34 kHz)
Transceiver Performance	Operating Range	Up to 7,000 Metres
	Acoustic Cover	Up to ± 90°
	Range Precision	Better than 15 mm
	Positioning Repeatability	All Transceivers Tested to Better Than 0.1% of Slant Range 1 Drms

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

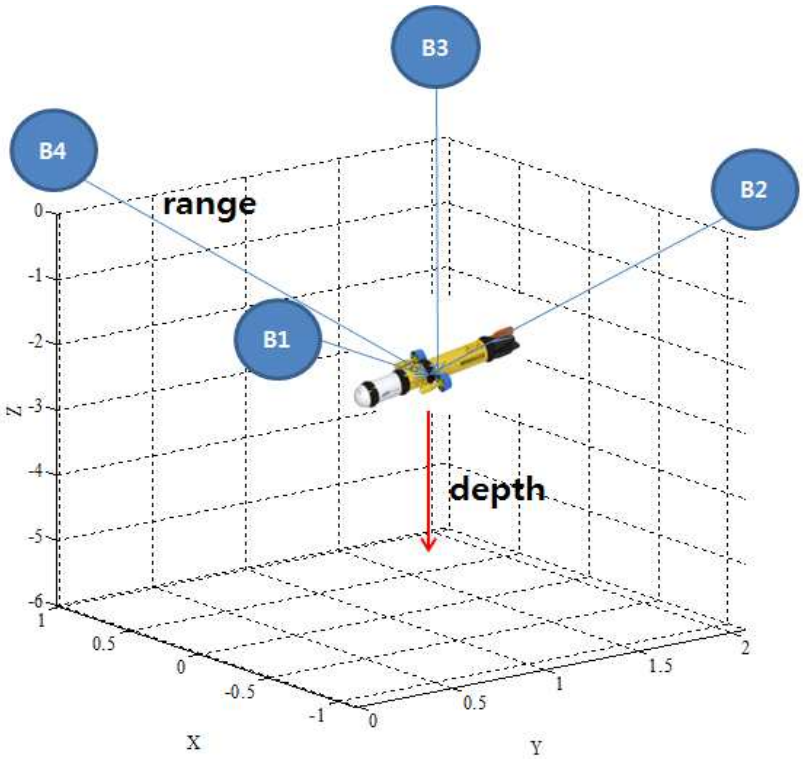


그림 2.4. 센서 모델과 센서 특성 사양

Fig. 2.4. Sensor model and Specification of sensor features

표 2.4. 측정값 갱신 주기

Table 2.4. Update rate of measurement

sensor	t(sec)
DVL	0.20
AHRS	0.01
range1	0.10
range2	0.10
range3	0.10
range4	0.10
depth	0.02

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

다. 가우시안 잡음을 적용한 센서 측정값 시뮬레이션

본 절에서는 로봇의 이동에 따른 센서 측정값의 시뮬레이션 과정을 소개한다. 수중 실험은 운반체에 여러 가지 센서들을 장착하여 운반체가 이동할 때 센서의 측정값들을 실시간으로 획득한다. 센서의 종류는 속도측정 센서, 거리측정 센서, 깊이측정 센서로 구성된다. 다음 표 2.5는 속도 측정값의 생성 방법을 알고리즘으로 표현하였다.

표 2.5. 속도 측정값 생성 알고리즘

Table 2.5. Algorithm for generation of velocity measurement data

1.	Algorithm velocity_data $t, t_{s,i}, (t), \boldsymbol{n}_{,\boldsymbol{u}}(t))$
2.	*for j = 0 to N do*
3.	*for i = 0 to N do*
4.	*if* $t_j - t_{s,i} < 0.01 \,\&\, t_j - t_{s,i} > 0$
5.	$\boldsymbol{u}_s(t_{s,i}) = \boldsymbol{u}(t_j) + \boldsymbol{n}_{s,u}(t_{s,i}),\ \boldsymbol{n}_{s,u}(t_{s,i}) \sim (0, \sigma_{s,u})$
6.	*endif*
7.	*endfor*
8.	*endfor*

표 2.5에서 다섯 번째 과정은 표 2.2에서 로봇이 이동할 때의 시간t_j과 로봇의 실제 속도 값$\boldsymbol{u}(t_j)$에 가우시안 잡음$n_u(t_{s,i})$을 고려하여 센서에서 얻어지는 속도 측정값$\boldsymbol{u}_s(t_{s,i})$을 생성한다.

로봇의 위치 추정을 위해 사용하는 외수용성 센서는 추정 오차를 극복하기 위해 센서를 융합하여 사용한다[27]. 본 논문에서는 외수용성 센서 측정값을 시뮬

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

레이션 하기 위하여 거리와 깊이에 대한 두 가지 측정값을 생성한다. 다음은 거리 측정값 생성 방법을 표 2.6과 같이 나타낸다.

표 2.6. 거리 측정값 생성 알고리즘

Table 2.6. Algorithm for generation of range measurement data

1.	Algorithm range_data t ,$t_{s,i}$, (t),$\mathbf{x}(\mathrm{t})$)
2.	*for j = 0 to N do*
3.	*for i = 0 to N do*
4.	*if* $t_j - t_{s,i} < 0.01 \,\&\, t_j - t_{s,i} > 0$
5.	$\Delta t = t_{s,i} - t_j$
6.	$\mathbf{x}(t_{s,i}) =$ motion_model$(\boldsymbol{u}(t_j), \mathbf{x}(t_j), \Delta t)$
7.	$\boldsymbol{r}(t_{s,i}) = (\ _{k,x} - \mathrm{x_x}(\mathrm{t_{s,i}}))^2 + (\mathrm{B_{k,y}} - \mathrm{x_y}(\mathrm{t_{s,i}}))^2 + (\mathrm{B_{k,z}} - \mathrm{x_z}(\mathrm{t_{s,i}}))^2 + \boldsymbol{n_r}(t_{s,i}),\ \boldsymbol{n_r}(t_{s,i}) \sim N(0, \sigma_r)$
8.	*break*
9.	*endif*
10.	*endfor*
11.	*endfor*

일곱 번째 줄에서 생성된 거리 측정값 $_{t_{s,i})}$은 로봇의 위치 좌표에서부터 비컨 위치$B_k(k=1\cdots 4)$까지 거리에 대한 참 값을 구한다. 센서에 의해 측정되는 거리 값은 센서 자체에서 발생하는 오차에 대한 잡음이 있기 때문에 가우시안 잡음$\boldsymbol{n}_r(t_{s,i})$을 고려해야 한다.

다음 표 2.7은 깊이 측정값을 생성하는 알고리즘이며 거리 측정값 생성 방법과 동일하다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

표 2.7. 깊이 측정값 생성 알고리즘

Table 2.7. Algorithm for generation of depth measurement data

1.	Algorithm depth_data $t, t_{s,i}, (t), \mathbf{x}(t))$
2.	*for j = 0 to N do*
3.	*for i = 0 to N do*
4.	*if* $t_j - t_{s,i} < 0.01 \,\&\, t_j - t_{s,i} > 0$
5.	$\Delta t = t_{s,i} - t_j$
3.	$\mathbf{x}(t_{s,i}) =$ motion_model$(\boldsymbol{u}(t_j), \mathbf{x}(t_j), \Delta t)$
4.	$d(t_{s,i}) = \mathrm{x}_z(t_{s,i}) + n_d(t_{s,i}),\ n_d(t_{s,i}) \sim (0, \sigma_d)$
8.	*break*
9.	*endif*
10.	*endfor*
11.	*endfor*

로봇이 위치한 실제 깊이 값은 시간 $t_{s,i}$에서 수면에서의 좌표$(0,0,0)$부터 로봇 위치까지의 높이$\mathrm{x}_z(t_{s,i})$를 구하고 깊이 측정값은 $\mathrm{x}_z(t_{s,i})$에 가우시안 잡음$n_d(t_{s,i})$을 적용하여 만든다.

라. 상관관계와 비정상 측정값 시뮬레이션

본 절에서는 외부환경 및 센서 특성에 의해 발생되는 잡음을 고려하기 위해 거리 측정값에 다양한 잡음을 적용하는 방법을 기술한다. 잡음의 종류는 가우시안 잡음, 센서 간의 상관관계, 비정상 측정값으로 구분하고 다음 과정을 통해 실제 환경과 유사한 거리 측정값을 만든다.

가우시안 잡음은 표 2.5, 표 2.6, 표 2.7에서 다음 식(18), 식(19), 식(20)과 같이 구하였다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

$$t_{s,i}) = \boldsymbol{u}(t_j) + \boldsymbol{n}_{s,u}(t_{s,i}),\ \boldsymbol{n}_{s,u}(t) \sim \quad (0, \sigma_{s,u}) \qquad (18)$$

$$\boldsymbol{r}_s(t_{s,i}) = \boldsymbol{r}_s(t_{s,i}) + \boldsymbol{n}_r(t_{s,i}),\ \boldsymbol{n}_r(t_{s,i}) \sim N(0, \sigma_r) \qquad (19)$$

$$d(t_{s,i}) = \mathrm{x}_z(t_{s,i}) + n_d(t_{s,i}),\ n_d(t_{s,i}) \sim N(0, \sigma_d) \qquad (20)$$

식(18)은 로봇이 이동할 때의 실제 속도 값$\boldsymbol{u}(t_j)$에 속도 측정 센서의 불확실성을 고려하기 위하여 가우시안 잡음$\boldsymbol{n}_{s,u}(t_{s,i})$을 적용한다. 식(19)는 센서 측정이 일어나는 i번째 샘플링 시각$t_{s,i}$에서 비컨과 로봇위치까지 거리의 참값$\boldsymbol{r}_s(t_{s,i})$이 거리 측정값에 포함된 가우시안 잡음$\boldsymbol{n}_r(t_{s,i})$을 적용하였다. 식(20)의 깊이 측정값은 식(19)와 같은 방법으로 잡음이 적용된다.

가우시안 잡음이 포함된 거리 측정값$\boldsymbol{r}_s(t_{s,i})$은 상관관계 값$n_c(t)$과 비정상 측정값$\sigma_0$이 적용되며 다음 표 2.8은 거리 측정값에 대한 상관관계를 고려하기 위한 알고리즘이다.

표 2.8. 상관관계 적용 알고리즘

Table 2.8. Algorithm for application correlation

1.	Algorithm Application_correlation$(t_{s,i}\boldsymbol{r}_s(t), n_c(t))$
2.	*for i = 0 to N do*
3.	if $t_{s,i} > t_{update} + t_{gap}$
4.	update $n_c(t_{s,i})$
5.	$t_{update} = t_{update} + t_{gap}$
6.	*endif*
7.	$\boldsymbol{r}_s(t_{s,i}) = \boldsymbol{r}_s(t_{s,i}) + n_c(t_{s,i}),\ n_c(t_{s,i}) \sim N(0, \sigma_c)$
8.	*endfor*

표 2.8의 알고리즘은 센서 측정이 일어나는 i번째 샘플링 시각이 시간간격 t_{gap}의

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

안에 들어올 경우 상관관계 값에 대한 가우시안 잡음 를 표 2.6과 식(19)에서 구한 거리측정 값 $_s(t_{s,i})$에 적용한다. i번째 샘플링 시각이 시간간격 t_{gap}을 벗어날 경우 상관관계 값에 대한 가우시안 잡음n_c을 업데이트하고 현재 시간은 다음 시간 간격으로 넘어가기 위해 다섯 번째 줄의 알고리즘을 수행하도록 한다.

다음 표 2.9는 거리 측정 센서가 비정상적인 측정값을 발생시킬 때의 조건을 고려하기 위해 만든 알고리즘이다.

표 2.9. 비정상 측정값 생성 알고리즘

Table 2.9. Algorithm for generation of outlier measurement

1.	Algorithm Application_outlier$(t_{s,i}, \boldsymbol{r}_s(t), \sigma_o)$
2.	$s \ = sample(t_{s,i}, \ )$
3.	*for i = 0 to N do*
4.	*if* $s_N = t_{s,i}$
5.	$\boldsymbol{r}(t_{s,i}) = \boldsymbol{r}(t_{s,i}) + \sigma_o$
6.	*endif*
7.	*endfor*

표 2.9에서 s_N은 센서 측정이 일어나는 i번째 샘플링 시각$t_{s,i}$에서 무작위로 N개 만큼 표본 추출하여 비정상 측정값이 생기는 시간 행렬을 만든다. 그리고 시각 $t_{s,i}$와 s_N을 비교하여 시간이 같을 경우 비정상 측정값이 적용되는 시점으로써 표 2.9의 일곱 번째 줄의 가우시안 잡음과 상관관계가 적용된 거리 측정 정보$\boldsymbol{r}(t_{s,i})$에 임의의 상수σ_o를 적용한다.

따라서 다음 식(21)는 최종적으로 모든 잡음이 포함된 거리 측정값을 나타낸다.

$$\boldsymbol{r}_s(t_{s,i}) = \boldsymbol{r}_s(t_{s,i}) + \boldsymbol{n}_r(t_{s,i}) + n_c(t_{s,i}) + \sigma_o \qquad (21)$$

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

제 3장 실험 및 고찰

제 1절 실내 이동로봇 추정 결과

실험은 그림 3.1장소에서 얻은 지도 정보와 레드원테크놀러지㈜사의 NRLAB02 로봇에서 엔코더 정보를 획득하여 내수용성 센서 정보로 사용한다. 그리고 외수용성 센서 정보는 SICK사의 LMS511로 얻은 센서 정보를 사용한다. LMS511의 정확도는 $12mm$이다. 실험을 위해 사용한 프로그램은 Matlab2014를 사용한다. 실험에서 나타낸 지도는 그리드 맵 기반이며 격자간의 최소 거리는 $10cm$이다. 주행거리는 파란색 선으로 나타내며 가로 $56m \times 12m$이다. 지도작성은 LRF센서로 ICP(Iterative Closet Point)를 이용한 스캔 매칭을 통해 전역 지도를 작성하였으며 주행궤적은 웨이포인트를 지역 지도에 대한 상대위치로 설정하였다. 위치 오차 검증 시 전역 지도는 실제 지도 환경으로부터 절대적 위치에 대한 오차는 클 수 있으나 지역 지도 관점에서는 궤적이 지도상에서 상대적으로 정해져 있기 때문에 상대적 위치 오차는 작다.

그림 3.1. 지도환경 및 로봇 주행 경로

Fig. 3.1. Map environment and robot navigation path

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

1. 제어변수

지상 로봇의 위치 추정을 위해 무향 칼만 필터를 적용하기 위해서 본 실험에서는 무향 변환 방법과 촐레스키 분해 방법을 사용하여 알고리즘을 적용한다. 중요한 것은 조절 가능한 파라미터 값을 적절히 사용하지 않으면 추정 성능을 저하시킨다는 점이다. 따라서 표 3.1과 같이 위치 추정에 사용하는 조절 가능한 비례 상수 파라미터 값들을 정리하였다.

표 3.1. 제어변수 값

Table 3.1. Control parameter value

Control parameter	Value
	0.0600
α_2	0.0600
α_3	0.0600
α_4	0.0600
$\sigma_i^2, i=1,\cdots,19$	0.9^2
Σ_{t-1}	0.1^2
γ_s	0.05
γ	3.4278

$,\cdots,\alpha_4$는 내수용성 센서 정보의 잡음을 나타낸다. $\sigma_i^2, i=1,\cdots,19$는 외수용성 센서 정보의 잡음을 나타낸다. Σ_{t-1}은 오차 공분산의 초기 파라미터를 나타내며 γ_s는 외수용성 센서 정보의 측정 잡음을 조절할 수 있는 가중치를 나타낸다. γ는 촐레스키 분해 방법을 적용할 때 시그마 포인트의 분산 정도를 조절할 수 있는 파라미터를 나타낸다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

2. 설계된 센서 불확실성 비교 실험

첫 번째 실험은 기존의 측정 센서의 불확실성 값을 하나로 결정하는 방법을 사용한 추정 방법과 시간마다 달라지는 센서 거리를 이용하여 측정 센서의 불확실성 값을 센서 거리에 비례하도록 값을 변화시켜 추정하는 방법을 비교한다. 추정된 로봇 위치의 거리 오차를 검증하는 방법은 추정된 위치와 주행 궤적의 거리 차이에 대한 평균(E(error)), 표준편차(σ(error)), 최대오차거리(Max.), 표준오차(RMSE, Root Mean Squares Error)로 나타낸다. 추정 위치는 그림 3.2에서 빨간색 선을 의미하고 파란색 점선을 기준으로 이동한다.

표 3.2는 추정이 완료되었을 때의 두 가지 검증결과를 나타내며 외수용성 센서의 불확실성 값을 적응적으로 변화시킨 결과에서 추정 위치의 누적 오차가 0.2423m로 추정 성능이 좋았음을 알 수 있다. 그림 3.2는 기존에 외수용성 센서 정보의 측정 잡음을 하나로 했을 때의 실험 결과를 나타내고 그림 3.3은 제안한 방법을 사용해서 측정 잡음에 대해 적응적으로 변화시키는 실험 결과를 나타낸다. 그리고 측정 센서의 거리 정보는 로봇이 유리로 된 경계면을 측정할 때 기존의 측정거리보다 두 배 증가된 거리를 나타낸다. LRF는 물체에 반사되어 돌아오는 거리가 유리를 통과하게 되면 두 배가 되기 때문이다. 따라서 이런 조건에서는 파라미터를 잘못 결정하게 되면 시그마 포인트가 경계선에서 벗어나게 되어 알고리즘에서 계산한 센서 거리와 실측된 센서 거리가 달라지기 때문에 추정 성능을 저하시킨다.

실험은 외부 센서 정보의 크기에 비례하여 불확실성 값을 변화시켰다. 변화된 불확실성 값은 잡음에 대한 크기를 조절하기 위해 변화하는 불확실성 값에 가중치를 적용하여 비례상수로 표현하였다. 로봇의 중앙에서 길게 측정되는 부분에서는 잡음이 크게 되어 추정 위치에 영향을 주기 때문에 거리에 대해 적응적으로 불확실성 값을 고려하였다. 그리고 시그마 포인트가 경계선에서 벗어나게 되면 추정이 완전히 이루어지지 않는다. 따라서 적응적으로 변화하는 측정 센서의 불확실성 값을 설정하여 추정오차를 줄 일 수 있었다.

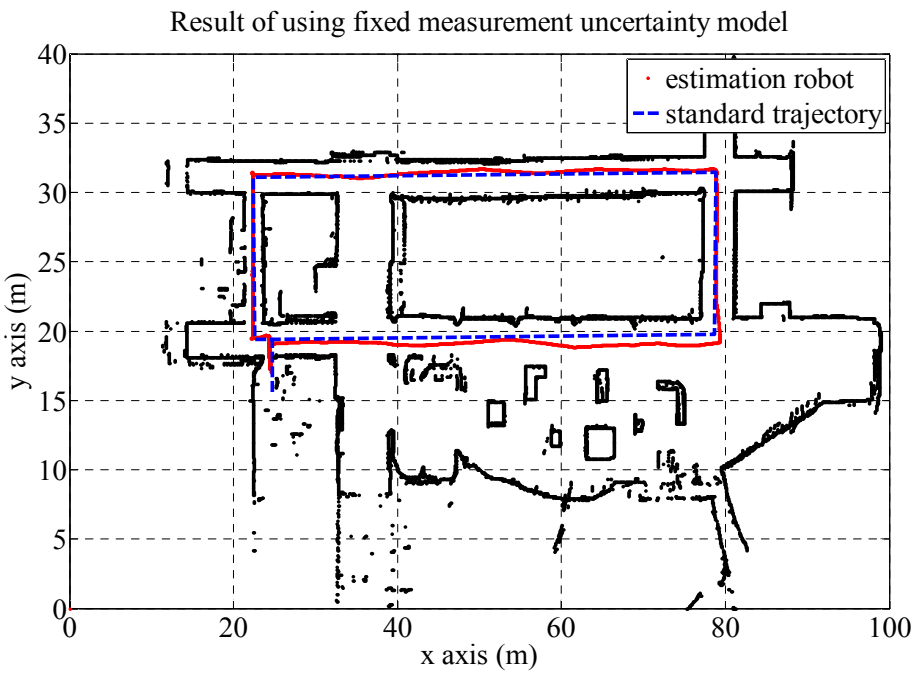
Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

표 3.2. 측정 불확실성 모델의 비교 실험 결과 비교

Table 3.2. Result of experiment comparing measurement uncertainty model

	Fixed measurement uncertainty	Adaptive measurement uncertainty
E(error)	0.2903	0.2423
σ(error)	0.1934	0.1501
Max.	0.8257	0.7404
RMSE	0.3489	0.2850



Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

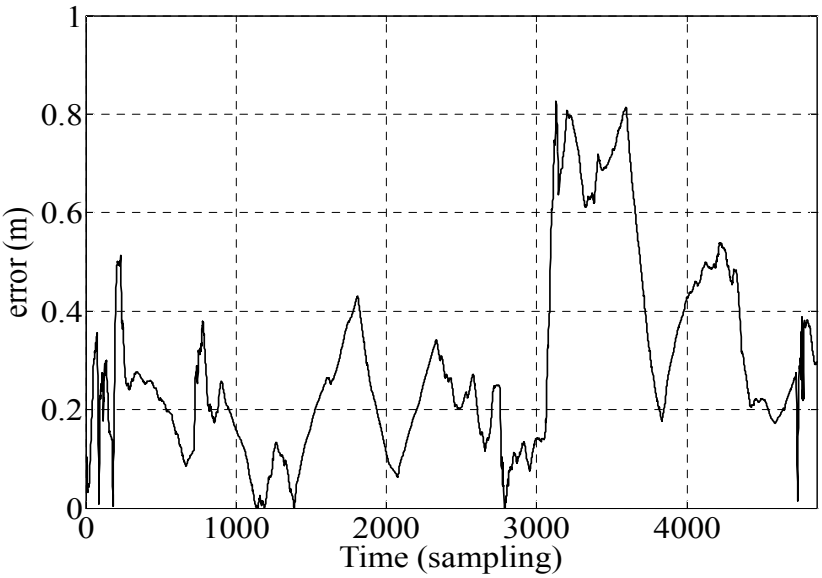
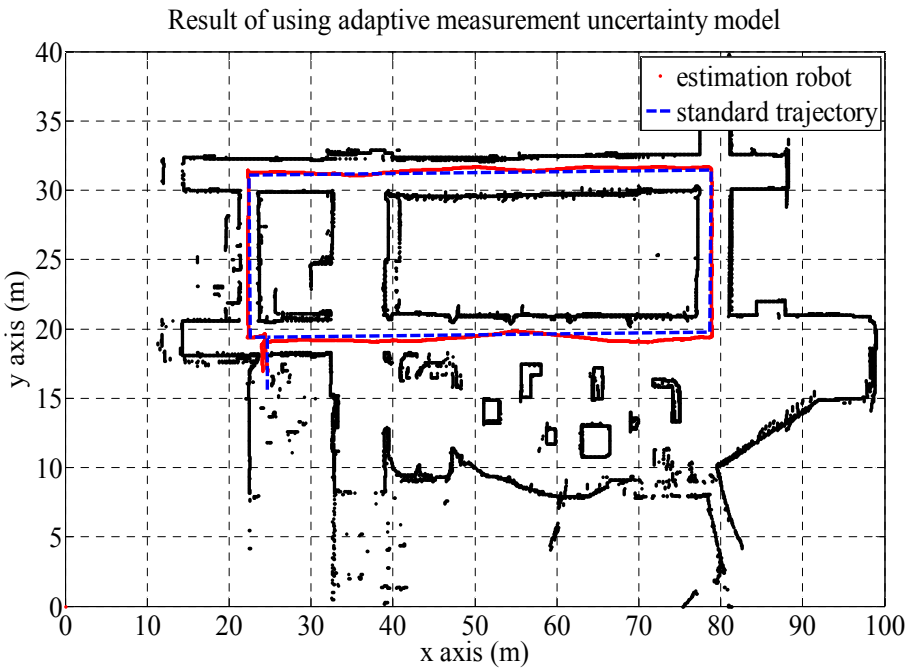


그림 3.2. 고정된 측정 불확실성 모델을 사용한 결과

Fig. 3.2. Result of using fixed measurement uncertainty model



Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

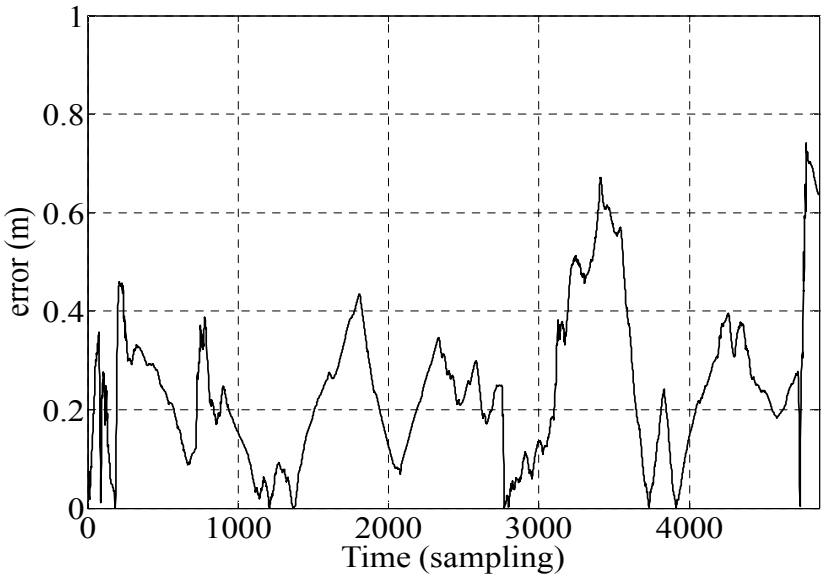


그림 3.3. 적응성을 갖는 측정 불확실성 모델을 사용한 결과

Fig. 3.3. Result of using adaptive measurement uncertainty model

그림 3.2와 3.3에서 시간에 대한 샘플링이 3000~3500구간에서 각각 추정 오차가 크게 나타나는 이유는 그림 3.4와 같이 특징점들이 로봇위치로부터 먼 거리에 있음을 확인 할 수 있다. 로봇위치로부터 측정되는 거리 값과 회전각에 대한 에러가 큰 구간임을 알 수 있고 다른 구간에 비해 측정값에 대한 불확실성이 커지기 때문에 추정 위치 오차도 커짐을 판단할 수 있다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

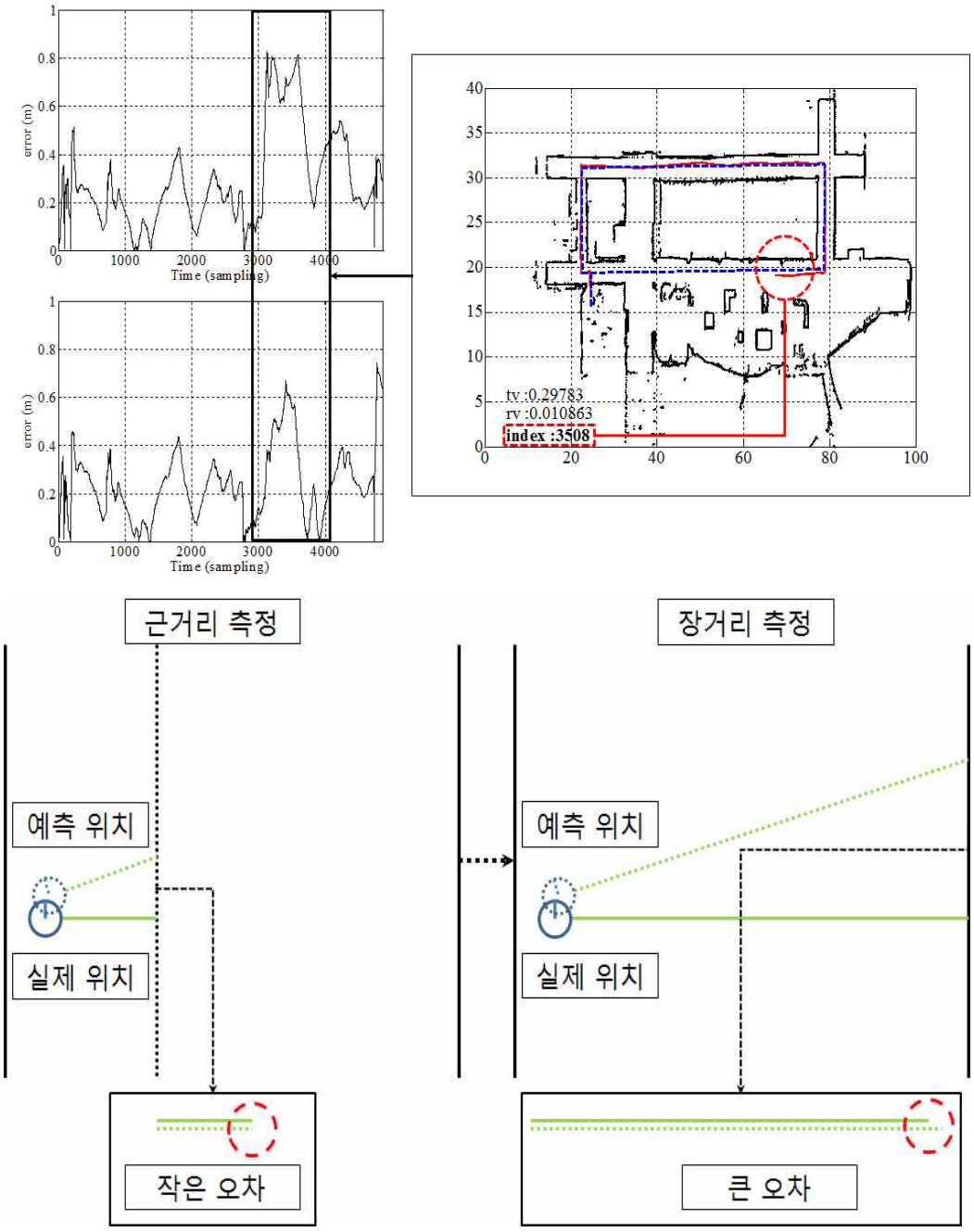


그림 3.4. 위치 오차가 크게 나타나는 구간

Fig. 3.4. Section of big position error

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

3. 비 대각 성분 비교 실험

다음 실험은 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분 값에 따른 추정 변화를 비교한다. 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분 값을 0으로 주었을 때와 0이 아닌 일정한 값을 주었을 때의 추정 실험을 관찰하였다. 표 3.3은 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분이 0일 때와 값이 존재할 때의 두 가지 추정 결과에서 얻은 검증결과를 나타낸다.

표 3.3. 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분의 영향

Table 3.3. Effect of off diagonal terms of error covariance matrix

	zero off-diagonal terms	non zero off-diagonal terms
E(error)	0.2738	0.2423
σ(error)	0.1829	0.1501
Max.	0.8607	0.7404
RMSE	0.3292	0.2850

먼저 초기화 시킨 오차 공분산의 비 대각 성분에 값을 주었을 경우에는 촐레스키 분해 계산이 불가능하여 알고리즘을 수행할 수 없다. 그리고 내수용성 센서 정보의 불확실성을 나타내는 행렬은 비 대각 성분들을 큰 값으로 줄 경우 촐레스키 분해가 안 된다. 따라서 각각의 방법에서의 실험은 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들의 최적 값을 0.0001로 주었다. 그리고 비 대각행렬 성분들은 기존 방법에 의해서 0으로 결정될 때와 존재하는 값으로 결정될 때 표 3.3과 같이 차이점을 보인다. 예측된 로봇의 위치가 잘못된 위치에 있을 경우 실제 측정값 하나가 예측 위치를 보정할 때 미치는 영향은 나머지 측정값에도 영향을 미치며 측정값 사이에 상호 연관성이 존재한다. 비대각 성분을 '0'이 아닌 값으로 하

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

여야 추정 성능이 좋아지며 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분들을 0으로 실험할 때보다 추정오차가 줄어든 것을 확인하였다.

4. 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터 추정 결과 비교 실험

본 실험에서는 획득한 이동 로봇의 속도정보와 초음파 센서 정보를 이용하여 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터 알고리즘을 수행한다. 실험 환경은 6개의 경유점들을 이동로봇이 지나가고 USAT A105 비컨들의 네 곳의 위치로부터 거리 정보를 획득한다. 거리 정보는 비컨의 위치에서 원형으로 나타내었으며 파란색 점선은 로봇이 지나간 상대적 위치, 보라색 실선은 알고리즘을 적용한 로봇의 추정 위치를 나타낸다. 다음 그림3.5와 표 3.4는 각각 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터를 이용하여 추정한 결과와 추정 오차에 대한 통계를 나타낸다.

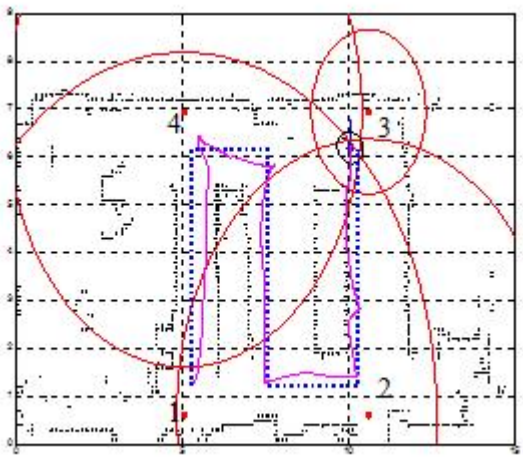


그림 3.5. 확장 칼만 필터 위치 추정 결과

Fig 3.5. Result of Extended Kalman Filter estimation

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

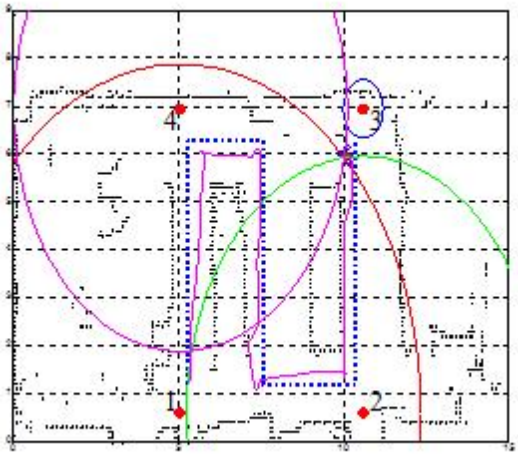


그림 3.6. 무향 칼만 필터 위치 추정 결과

Fig 3.6. Result of Unscented Kalman Filter estimation

표 3.4. 위치추정 결과의 통계적 해석

Table 3.4. Statistical analysis of the estimation

	EKF	UKF
E(error)	0.2257	0.2177
σ(error)	0.1285	0.1114
Max	0.4892	0.4767
RMSE	0.2597	0.2445

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

제 2절 수중 환경 시뮬레이션 측정 센서 실험

2장에 기술된 내용을 이용하여 시뮬레이션 된 센서 측정값들을 생성하고 생성된 센서 측정값들에 대한 불확실성들이 적절하게 적용되었는가를 판단하기 위하여 통계적인 방법으로 공분산 행렬을 직접 구한다. 실험에서 시뮬레이션 된 센서 측정값들을 생성하기 위하여 사용한 가우시안 잡음의 분산 값, 상관관계 값, 비정상 측정값을 알고 있다. 실험평가는 통계적으로 구한 거리와 깊이 측정값의 공분산 행렬과 불확실성을 고려할 때 사용하였던 잡음 값들을 비교하는 직접적인 방법을 통해 실제 적용한 불확실성 값들을 추론할 수 있다. 비교 실험을 통하여 시뮬레이션 된 센서 측정값에 대한 타당성을 검증한다.

로봇은 초기 위치 $0,0,0)$에서 3분 동안 주행하도록 설정하였으며 로봇의 속도 명령과 로봇의 속도 측정값에 포함된 가우시안 잡음 (t)은 다음 표 3.5와 같이 설정한다.

표 3.5. 로봇 명령과 로봇 이동에 대한 가우시안 잡음

Table 3.5. Gaussian noise for robot command and robot motion

	command	motion noise(σ)
u_t	$0.5m/s$	0.10
v_t	$0.0m/s$	0.00
w_t	$0.2m/s$	0.15
p_t	$0.0rad/s$	0.00
q_t	$0.0rad/s$	0.00
r_t	$0.5rad/s$	0.10

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

그림 3.7는 표 3.5의 로봇 명령에 의한 주행 궤적(파란색 점선)과 로봇의 실제 주행 궤적(빨간색 실선)을 나타낸다.

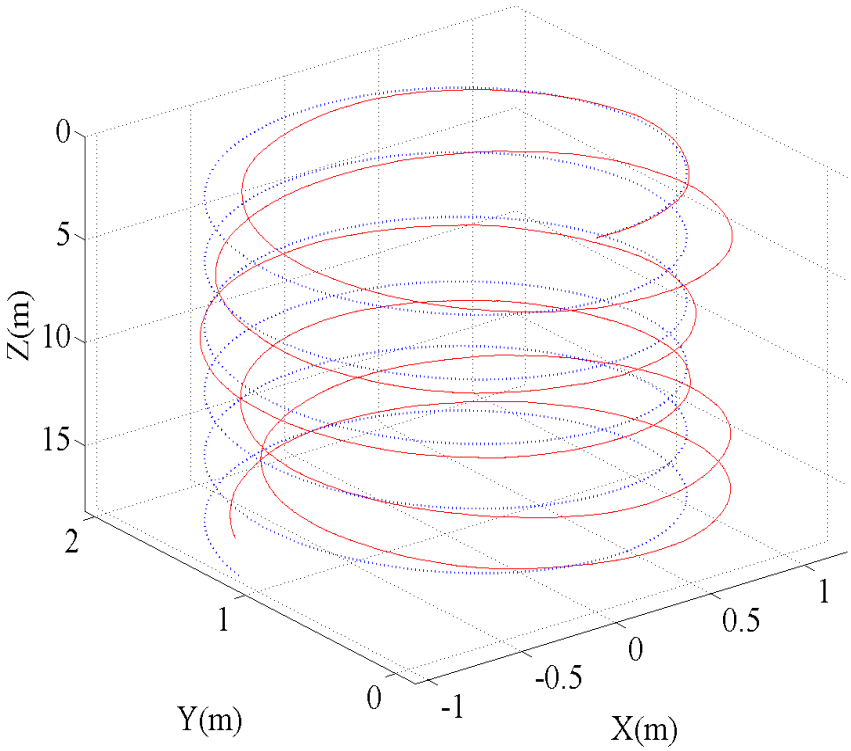


그림 3.7. 로봇 명령에 의한 궤적과 실제 이동 궤적

Fig. 3.7. Trajectory by robot command data and trajectory of real motion

다음 표 3.6은 센서 측정값에 대한 가우시안 잡음을 고려할 때 사용한 표준편차 값을 정리하였다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

표 3.6. 시뮬레이션 센서 측정값에 포함된 가우시안 잡음

Table 3.6. Gaussian noise applied to simulated measurement

	standard deviation	value
velocity measurement noise		0.1
	σ_v	0
	σ_w	0.1
	σ_p	0
	σ_q	0
	σ_r	0.1
range measurement noise	σ_r	0.1
	σ_{r_2}	0.1
	σ_{r_3}	0.1
	σ_{r_4}	0.1
depth measurement noise	σ_d	0.2

표 3.7은 표 3.6의 가우시안 잡음을 설정하기 위해 참고된 실제 센서들의 특성 사양에 관한 내용이다. 사용하는 센서는 선속도를 측정하는 DVL(Doppler Velocity Log), 각가속도를 측정하는 3DM-GX3®-25모델의 AHRS(Miniature Attitude Heading Reference System), 거리 값을 측정하기 위해 사용하는 HPT Ultra-Short BaseLine과 Telemetry Transceiver, 깊이 값을 측정하기 위한 Submersible Depth Sensors Series8000이 있다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

표 3.7. 가우시안 잡음 관련 센서 특성 사양

Table 3.7. Specification of sensor features related to Gaussian noise

sensor	feature	value
AHRS	Attitude resolution	0.1°
DVL	Precision@$1m/s$	$\pm 1.0cm/s$
Range measurement	Range Precision	$15mm$
Depth measurement	Accuracy	0.01%
	Resolution	1×10^{8}

1. 가우시안 잡음 적용 검증

공분산 행렬은 시뮬레이션으로 생성된 전체 거리 측정값과 깊이 측정값을 이용하여 통계적인 방법으로 구하였으며 측정값에 적용한 불확실성 값들을 알 수 있다. 다음 식(22)는 공분산 행렬을 나타내며 거리와 깊이 측정값에 적용한 가우시안 잡음 값 $_{r}(t)$을 관찰할 수 있다.

$$(X)=\begin{bmatrix} 0.0096 & 0.0002 & 0.0001 & 0.0001 & -0.0002 \\ 0.0002 & 0.0100 & -0.0003 & 0.0001 & -0.0006 \\ 0.0001 & -0.0003 & 0.0106 & 0.0003 & 0.0002 \\ 0.0001 & 0.0001 & 0.0003 & 0.0097 & 0.0003 \\ -0.0002 & -0.0006 & 0.0002 & 0.0003 & 0.0405 \end{bmatrix} \quad (22)$$

네 가지 거리 측정값에 대한 가우시안잡음$\boldsymbol{n}_r(t)$의 표준편차 값으로 $\sigma_r=0.1,(i=1,2,3,4)$, 깊이측정 값에 대한 가우시안 잡음$n_d(t)$의 표준편차 값은 $\sigma_d=0.2$로 설정하였다. 식(22)의 대각 행렬$E(X)$을 살펴보면 σ_{11}^2~σ_{44}^2까지 0.01에 가까운 숫자가 나타나는 것은 거리 센서 측정값에 적용한 가우시안 잡음$\boldsymbol{n}_r(t)$의

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

표준편차를 $=0.1,(i=1,2,3,4)$로 설정하였기 때문이다. σ_{55}^2성분은 깊이 측정값에 대한 불확실성을 나타내며 적용한 가우시안 잡음이 표준편차 값으로 $\sigma_d=0.2$로 설정되었기 때문에 $\sigma_{55}^2 \approx \sigma_d^2$의 결과로 0.0405값이 나타났다.

2. 상관관계 적용 검증

측정 센서의 상관관계 검증 실험은 전체 시뮬레이션 측정 센서 값에 가우시안 잡음을 적용하지 않고 독립적으로 거리 측정값에 상관관계 값만을 적용하였으며 1초 간격으로 $n_c(t)$를 적용한다. $n_c(t)$의 표준편차 값은 상관관계가 클 경우에는 $\sigma_c=0.2$, 작았을 경우에는 $\sigma_c=0.05$로 설정하여 적용하였으며 1초 간격 내에서는 동일한 상관관계 값이 적용된다. 다음 식(23)과 식(24)에서 공분산 행렬을 구하여 외수용성 측정 정보에 적용한 공분산 행렬을 알 수 있다.

$$(X)=\begin{bmatrix} 0.0339 & 0.0323 & 0.0328 & 0.0327 & 0 \\ 0.0323 & 0.0327 & 0.0318 & 0.0317 & 0 \\ 0.0328 & 0.0318 & 0.0324 & 0.0315 & 0 \\ 0.0327 & 0.0317 & 0.0315 & 0.0325 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$E(X)=\begin{bmatrix} 0.0028 & 0.0027 & 0.0027 & 0.0027 & 0 \\ 0.0027 & 0.0028 & 0.0027 & 0.0027 & 0 \\ 0.0027 & 0.0027 & 0.0028 & 0.0027 & 0 \\ 0.0027 & 0.0027 & 0.0027 & 0.0028 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (24)$$

식(23)과 식(24)에서 비 대각 행렬의 성분 값[28]은 거리와 깊이 측정값에 대한 상관관계 값을 나타낸다. 식(23)의 비 대각 행렬에서 값이 존재하는 것은 상관관계가 높을 경우 $\sigma_c=0.2$로 설정하였기 때문에 $\sigma_c^2=0.04$ 값에 근사한 값으로 나타내어지며 성분σ_{55}와 같이 0으로 나타난 이유는 깊이 측정값에 대한 상관관계를 적용하지 않았기 때문에 거리 측정값과 깊이 측정값에 관계된 성분들은 모두 0으로 나타난다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

3. 가우시안 잡음과 상관관계 복합적용 검증

잡음을 복합적으로 적용한 실험은 가우시안 잡음 $t)$과 상관관계$n_c(t)$를 동시에 거리 측정값에 적용한다. 잡음들에 대한 표준편차 값은 위에서 설정한 값과 동일하며 실험은 상관관계가 높을 경우 식 (25)과 낮을 경우 식(26)로 구분하여 공분산 행렬로 나타내었다.

$$(X) = \begin{bmatrix} 0.0455 & 0.0356 & 0.0344 & 0.0355 & 0.0020 \\ 0.0356 & 0.0481 & 0.0367 & 0.0369 & 0.0008 \\ 0.0344 & 0.0367 & 0.0477 & 0.0356 & 0.0002 \\ 0.0355 & 0.0369 & 0.0356 & 0.0471 & -0.0003 \\ 0.0020 & 0.0008 & 0.0002 & -0.0003 & 0.0397 \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$E(X) = \begin{bmatrix} 0.0122 & 0.0018 & 0.0018 & 0.0016 & 0.0001 \\ 0.0018 & 0.0123 & 0.0020 & 0.0020 & 0.0004 \\ 0.0018 & 0.0020 & 0.0125 & 0.0019 & -0.0012 \\ 0.0016 & 0.0020 & 0.0019 & 0.0117 & 0.0001 \\ 0.0001 & 0.0004 & -0.0012 & 0.0001 & 0.0391 \end{bmatrix} \quad (26)$$

4. 위치추정 결과에 의한 시뮬레이션 측정값 검증

가우시안 잡음, 상관관계 값, 비정상 측정값이 포함된 시뮬레이션 측정 정보를 사용하여 실제로 세 가지의 EKF(Extended Kalman Filter) 위치 추정 알고리즘 [29]에 적용하였다. EKF 위치 추정 알고리즘의 종류는 AS(Asynchronous), SC(Synchronous Collective), SI(Synchronous individual) 방법으로 나눌 수 있으며, SC 방법은 시뮬레이션 측정값에 상관관계 값이 적용되었을 경우 다른 방법들에 비해서 추정 성능이 좋다. 표 3.8은 세 가지 종류의 EKF 위치 추정 알고리즘을 적용한 검증 결과를 나타내며 검증 방법은 로봇의 이동정보에서의 위치를 기준으로 로봇 추정위치 사이의 거리를 계산하여 거리 오차 평균(Mean), 거리 오차의 표준편차(Standard deviation), 최대 오차 거리(Maximum error), 표준 오차(RMSE, Root Mean Squares Error)로 나타낸다.

Collection @ chosun

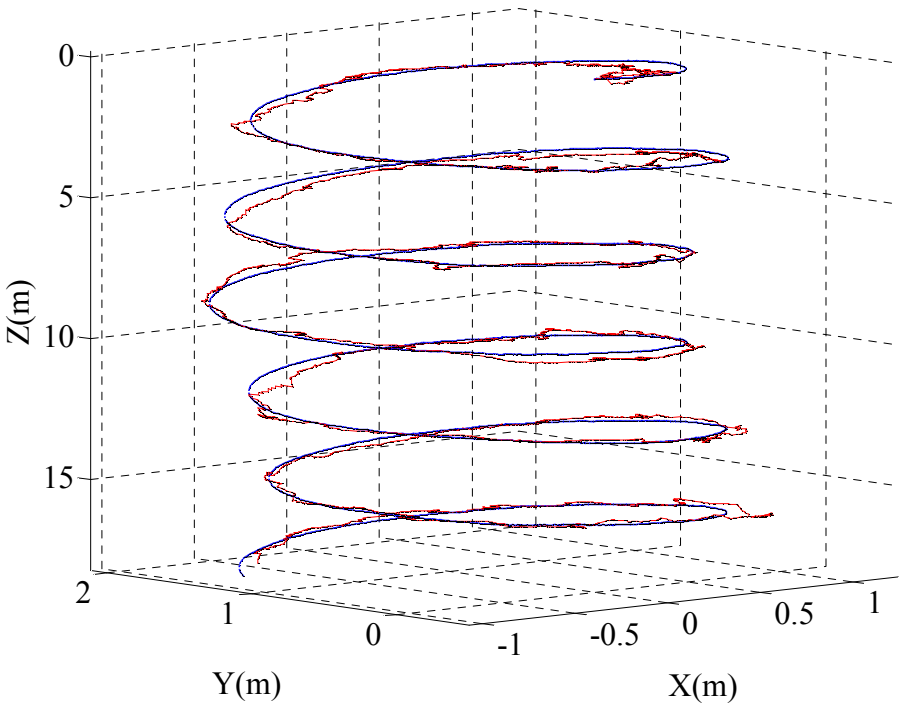
조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

표 3.8. 생성된 측정값을 이용한 위치추정 결과의 통계적 해석

Table 3.8. Statistical analysis of the estimation using the generated measurement

Case	Mean	Standard deviation	Maximum error	RMSE
AS	0.1522	0.0869	0.6016	0.1332
SC	0.1537	0.0795	0.5873	0.1730
SI	0.1737	0.0885	0.6011	0.1950

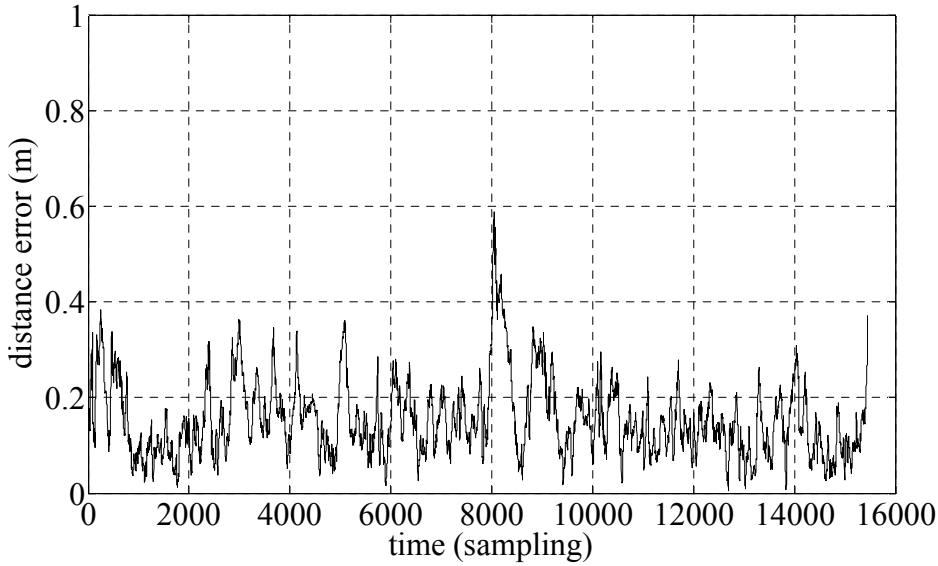
표 3.8의 결과를 살펴보면 SC 방법이 비교적 가장 성능이 우수한 것을 확인할 수 있으며 사용한 시뮬레이션 측정값에 상관관계 값이 존재한다는 것을 의미한다. 다음 그림 3.8은 성능이 우수하였던 SC 방법에서의 위치 추정결과와 샘플링 시간에서 발생되는 거리 오차를 그래프로 나타내었다.



(a) Localization by SC method

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



(b) Distance error of estimated location

그림 3.8. 생성된 측정값을 이용한 위치추정 결과

Fig. 3.8. Result of localization using the generated measurement

그림 3.8에서 위치 추정 알고리즘에 사용한 시뮬레이션 측정값들은 모든 잡음들이 포함되어있으며 거리 측정값에 대한 상관관계가 높게 적용했을 경우이다. (a)에서 파란색 점선은 로봇의 실제 이동정보이며 빨간색 실선은 시뮬레이션 측정값을 이용한 위치 추정 결과를 나타낸다.

표 3.9은 최종적으로 생성된 시뮬레이션 측정값들 중에서 비정상적으로 동작할 때의 상황을 검증하기 위하여 나타내었다. 알고리즘을 수행하면서 카이제곱 검정[30]을 통해 비정상 측정값이라고 판단되는 측정값 검출된 횟수와 시뮬레이션 센서 측정값을 만들 때 적용한 비정상 측정값을 포함한 센서 측정값의 개수를 비교한다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

표 3.9. 비정상 측정값의 검출 검증

Table 3.9. Verification of detection for outlier

Case	Rate of successful association	number of success/number of outlier error
1	100%	276/276
2	95.7%	264/276
3	100%	276/276

카이제곱 검정은 다음 식(27)과 같이 실시한다.

$$^{2} = \frac{(z_i + z_i)}{\sigma_r^2} \qquad (27)$$

비정상 측정값은 $\pm 1m$오차 범위로 설정하였으며 비정상 측정값을 제거하기 위하여 d는 2.5로 설정하였다. 정규분포 표에서는 98.76% 안에서 정상적인 측정값이라고 판단한다. Case1과 Case3는 비정상 측정값이 발생하였을 때 거리 측정값을 100%로 검출한 것을 확인할 수 있다. 결론적으로 비정상 측정값이 적용되어 만들어진 측정값들이 알고리즘 안에서 카이제곱 검정을 통해 비정상 측정값이라고 검출된 것을 확인 할 수 있었으며 비정상 측정값이 잘 적용된 시뮬레이션 된 측정값을 생성하였음을 알 수 있다.

5. 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터 추정 결과 비교 실험

확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터를 이용한 추정 위치 비교 실험은 시뮬레이션 환경에서 실시한다. 사용하는 시뮬레이션 센서 종류는 선속도, 각속도, 거리정보, 깊이정보를 이용한다. 시뮬레이션 센서값에 적용된 불확실성 값들은 다음 표 3.10과 같이 나타낸다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

표 3.10. 시뮬레이션 측정값

Table 3.10. simulated measurement

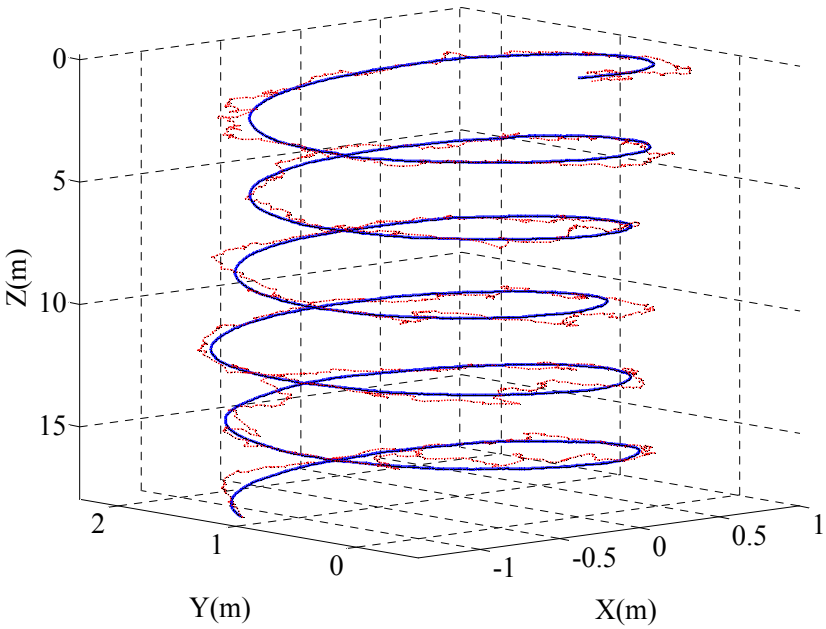
sensor		standard deviation	value
DVL, AHRS		σ	0.1
	v	σ_v	0
	w	σ_w	0.1
	p	σ_p	0
	q	σ_q	0
	r	σ_r	0.1
range measurement	r_1	σ_r	0.1
	r_2	σ_{r_2}	0.1
	r_3	σ_{r_3}	0.1
	r_4	σ_{r_4}	0.1
depth measurement	d	σ_d	0.2

표 3.10은 불확실성이 고려된 시뮬레이션 측정값들을 나타낸다. 불확실성은 센서특성에 의한 잡음, 센서간의 상관관계, 비정상 오차가 포함되며 가우시안 분포에서 표준편차 값들로 결정된다.

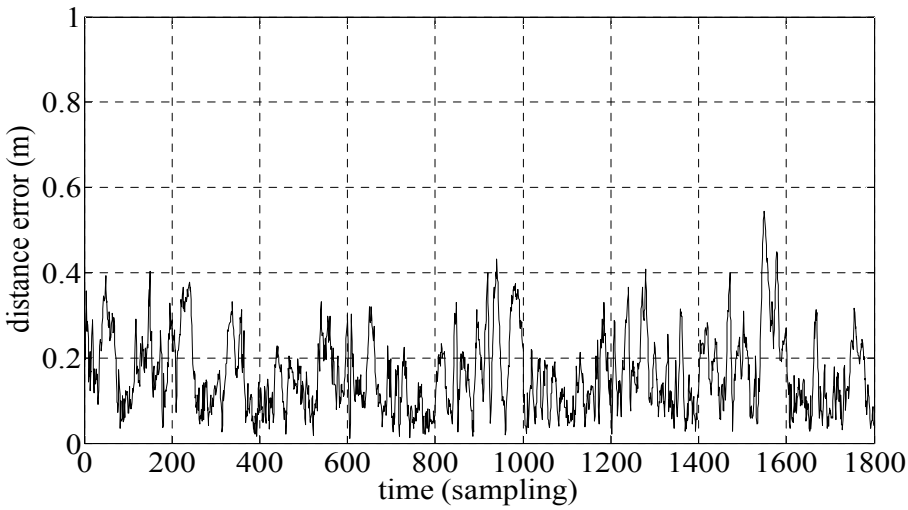
새롭게 생성시킨 시뮬레이션 측정값으로 카이제곱 검정을 제외한 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터를 적용하여 그림 3.9와 그림 3.10과 같이 추정결과를 나타내고 적용한 방법의 추정 성능을 표 3.11에서 비교한다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



(a) Localization by Extended Kalman Filter



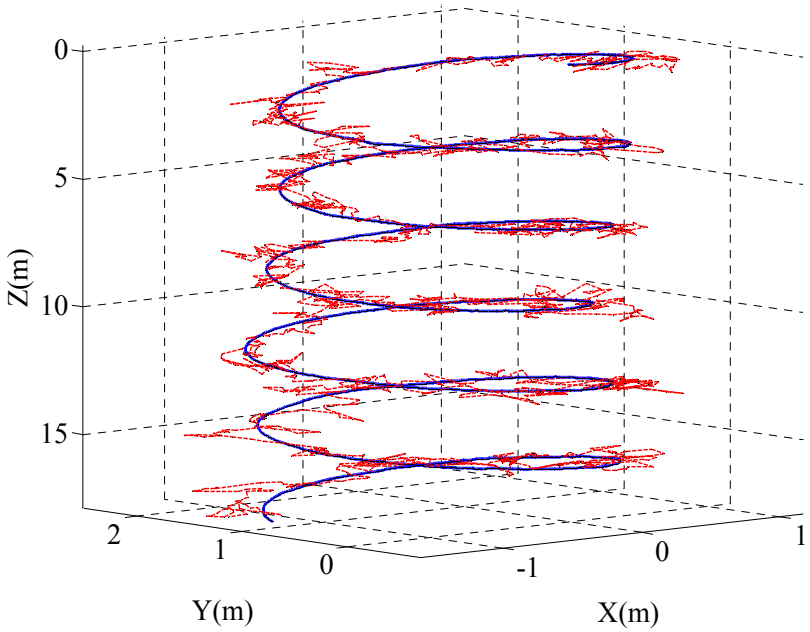
(b) Distance error of estimated location

그림 3.9. 확장 칼만 필터 위치 추정 결과

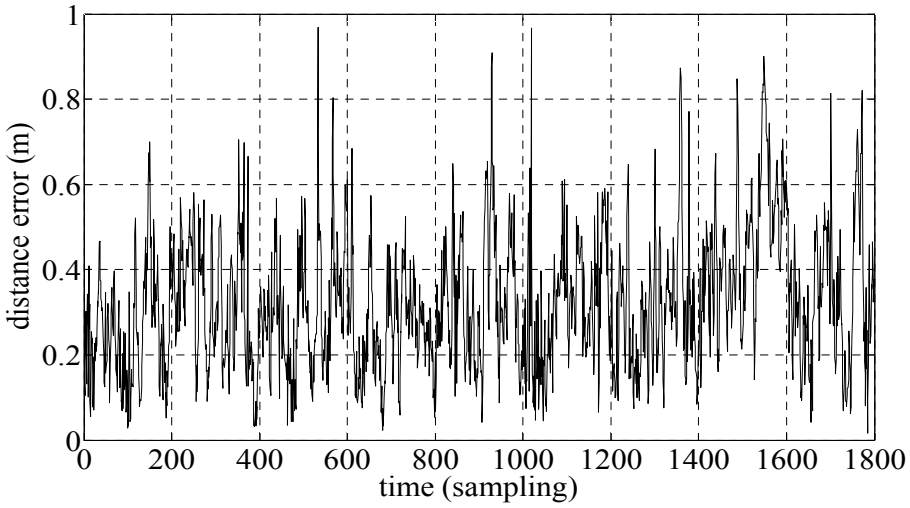
Fig 3.9. Result of Extended Kalman Filter estimation

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY



(a) Localization by Unscented Kalman Filter



(b) Distance error of estimated location

그림 3.10. 무향 칼만 필터 위치 추정 결과

Fig 3.10. Result of Unscented Kalman Filter estimation

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

표 3.11. 위치추정 결과의 통계적 해석

Table 3.11. Statistical analysis of the estimation

	EKF	UKF
E(error)	0.1629	0.2382
σ(error)	0.0909	0.1288
Max	0.5435	1.0181
RMSE	0.1866	0.2708

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

제 4장 결론

지상에서의 위치 추정은 무향 칼만 필터 방법을 보완하여 기존 방법과 비교 실험을 통해 추정 성능을 검증하였다. 제안하는 방법은 측정 센서의 불확실성 값에 대한 새로운 모델링 방법을 제시하여 추정 성능을 향상시켰다. 측정 거리와 비례하는 불확실성 값은 실제 환경에 더 알맞게 설계한 것이다.

추가된 제안 방법은 무향 칼만 필터와 촐레스키 분해에서 오차 공분산 행렬의 비 대각 성분 값을 0이 아닌 값으로 하여 추정 성능을 향상시켰다. 비대각 성분이 0이 아닌 값으로 고려한 것은 추정을 위해 사용한 직진 속도와 회전속도 정보, 그리고 센서 측정 거리들이 서로 간의 영향을 미치기 때문이다. 또한 무향 칼만 필터에서 제안한 방법은 성능을 평가하기 위해 확장 칼만 필터를 사용하여 두 가지 추정 성능을 비교하여 나타내었다.

무향 칼만 필터 방법은 추정위치에 대한 오차 범위를 줄이기 위해 좋은 설계 파라미터 값을 찾는 것이 필요하다. 본 연구에서는 제어 파라미터 변경을 통해 $.4250 < \gamma < 3.4300$ 사이에서 향상된 추정 결과를 얻었다. 제어 파라미터를 크게 설정하면 시그마 포인트가 경계선 밖으로 벗어나 실측 거리와 알고리즘에서 계산한 센서 거리가 크게 차이가 나고 파라미터를 작게 설정하여 시그마 포인트의 분산 정도가 작으면 잘못 예측된 위치에서 원래의 로봇 위치로 보정할 수 없게 된다.

지상 이동 로봇 위치 추정 연구에서는 측정 센서의 불확실성에 대한 새로운 모델링 방법을 제안하였으나 향후 내수용성 센서 정보의 불확실성에 대한 연구와, 불확실한 환경에서의 상황인지를 위한 동작 방법에 관한 연구[31]가 더 필요한 것으로 판단된다.

수중 로봇 위치 추정 연구는 센서에 대한 성능 시험과 검증을 위하여 위치 추정 실험에서 사용하는 센서 측정값의 시뮬레이션 방법을 기술하였다. 시뮬레이션 센서 측정값은 센서의 특성과 여러 가지 불확실성을 고려하여 실제 실험환경과 유사성을 갖도록 설계하였다.

수중 로봇 위치 추정 연구에서 실제 수중로봇의 위치 추정을 위해 사용되는 측정 센서들은 불확실성에 대한 정확한 값을 알 수 없지만 시뮬레이션 방법에서

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

는 적용한 불확실성 값을 찾는 것이 가능하였다. 시뮬레이션 된 센서 측정값은 불확실성을 고려하기 위해 각각의 센서 측정값에 가우시안 잡음을 적용하였다. 거리 측정값의 경우는 센서 간의 상관관계와 비정상적인 측정오차에 대하여 불확실성을 추가적으로 고려하였다. 생성된 시뮬레이션 센서 측정값의 검증을 위하여 통계적인 방법으로 거리와 깊이 측정값에 대한 공분산 행렬을 구하였으며 시뮬레이션 측정값 생성 시 적용한 불확실성 값들과 비교하였다. 공분산 행렬은 거리 측정값, 깊이 측정값에 대한 상관관계를 알 수 있으며 센서 측정값들을 생성하기 위해 고려한 불확실성 값들을 추론할 수 있다. 거리와 깊이 측정값에 적용된 불확실성을 간접적인 방법으로 검증하는 방법도 나타내었다. 간접적인 방법은 시뮬레이션 된 측정값에 상관관계 값이 올바르게 적용되었는지 확인하기 위하여 상관관계 값이 존재한다는 것을 알 수 있는 SC 방법과 그렇지 않은 SI 방법의 위치 추정 결과를 비교한다. 시뮬레이션 된 측정값에 포함되는 불확실성 중에서 비정상 측정값 검출도 실행하였다. 알고리즘 내에서 카이제곱 검정을 통해 실제로 비정상 측정값이 검출되었으며 비정상 측정값이 잘 적용된 시뮬레이션 측정값을 생성하였음을 확인하였다. 그리고 시뮬레이션 측정값을 이용하여 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터에서 알고리즘 추정 성능을 비교하여 나타내었다.

수중 로봇 위치 추정 연구는 수중환경에서의 여러 가지 불확실성들을 고려하여 시뮬레이션 센서 측정값들을 생성하고 생성된 센서 측정값에 포함된 불확실성에 대한 검증을 하였으나 향후 측정 센서의 측정 편차[32]에 의한 잡음을 추가적으로 고려하고 시뮬레이션 측정값들을 이용하여 위치 추정뿐만 아니라 자세 추정[33][34]에 대한 검증도 필요한 것으로 판단된다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

참고문헌

[1] S. J. Julier, J. K. Uhlmann, “New extension of the Kalman filter to nonlinear systems”, *Proc. SPIE*, vol. 3068, pp. 182-193, 1997.

[2] L. Jetto, S. Longhi, G. Venturini, “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.

[3] J. M. Kim, Y. T Kim, S. S. Kim, “An Accurate Localization for Mobile Robot Using Extended Kalman Filter and Sensor Fusion”, *IEEE International Joint Conference on Neural Networks,* pp. 2928 - 2933, 2008.

[4] J. M. Kim, Y. T. Kim, S. S. Kim, “Indoor Localization for Mobile Robot using Extended Kalman Filter”, *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems,* vol. 18, no. 5, pp. 706-711, 2008.

[5] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, F. Dellaert, “Robust Monte Carlo localization for mobile robots”, *Artificial intelligence,* vol. 128, pp. 99 – 141, 2001.

[6] T. G. Kim, N. Y. Ko, S. W. Noh, “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.

[7] H. H. Cho, J. M. Kim, J. C. Do, S. S. Kim, “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.

[8] D. H. Lee, Y. M. Yang, “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.

[9] S. J. Julier, J. K. Uhlmann, “A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems”, *Progress in Biomedical Optics and Imaging(SPIE Proceedings Series),* 1997.

[10] G. Hartmann, F. Huang, R. Klette, “Landmark Initialization for Unscented

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Kalman Filter Sensor Fusion in Monocular Camera Localization", *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems,* vol. 13, no. 1, pp. 1-10, 2013.

[11] Z. Kurt-Yavuz, S. Yavuz, "A comparison of EKF, UKF, FastSLAM2.0, and UKF-based FastSLAM algorithms", *INES 2012 IEEE 16th International Conference on Intelligent Engineering Systems,* pp. 37-43, 2012.

[12] K. J. Kim, C. G. Park, M. J. Yu, Y. B. Park, "A Performance Comparison of Extended and Unscented Kalman Filters for INS/GPS Tightly Coupled Approach", *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems,* vol. 12, no. 8, pp. 780-788, 2006.

[13] W. Li, H. Leung, "Constrained Unscented Kalman Filter Based Fusion of GPS/INS/Digital Map for Vehicle Localization", *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, vol. 2, pp. 1362 - 1367, 2003.

[14] J. H. Lee, K. H. Jung, J. M. Kim, S. S. Kim, "Sensor Fusion of Localization using Unscented Kalman Filter", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems,* vol. 21, no. 5, pp. 667-672, 2011.

[15] M. St-Pierre, D. Gingras, "Comparison between the unscented Kalman filter and the extended Kalman filter for the position estimation module of an integrated navigation information system", *2004 IEEE Intelligent ehicles Symposium,* pp. 831 - 835, 2004.

[16] P. Zhang., J. Gu, E. E. Milios, P. Huynh, "Navigation with IMU/GPS/Digital Compass with Unscented Kalman Filter", *Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation Niagara Falls*, pp. 1497 - 1502 vol. 3, 2005.

[17] W. Chai, C. Chen, E. Edwan, J. Zhang, O. Loffeld, "INS/Wi-Fi Based Indoor Navigation Using Adaptive Kalman Filtering and Vehicle Constraints", *Positioning Navigation and Communication (WPNC),* 2012 9th Workshop on, pp. 36 - 41, 2012.

[18] H. Qasem, L. Reindl, "Unscented and Extended Kalman Estimators for non

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Linear Indoor Tracking Using Distance Measurements", *Positioning, Navigation and Communication, 2007. WPNC '07. 4th Workshop on,* pp. 177 - 181, 2007.

[19] K. Xiong, C. W. Chan, H. Y. Zhang, "Detection of satellite attitude sensor faults using the UKF", *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on,* vol. 43, pp. 480 - 491, 2007.

[20] W. S. Eom, Y. K. Kim, J. H. Lee, G. H. Choi and E. S. Sim, "Development Trend of Intelligent Robots", *Current Industrual and Technological Trends in Aerospace,* vol. 11, no. 1, pp. 150-160, 2013.

[21] Y. J. Heo, G. H. Lee and J. H. Kim, "Extended Kalman Filter-based Localization with Kinematic Relationship of Underwater Structure Inspection Robots", *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems,* vol. 19, no. 4, pp. 372-378, 2013.

[22] G. Y. Lee, S. B. Kim and C. H. Song, "Global Path Planning for Autonomous Underwater Vehicles in Current Field with Obstacles", *The Korean Society of Ocean Engineers,* vol. 26, no. 4, pp. 1-7, 2012.

[23] S. B. Williams, P. Newman, G. Dissanayake and H. D. Whyte, "Autonomous Underwater Simultaneous Localisation and Map Building", *Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation San Francisco,* vol.2 pp. 1793-1798, 2000.

[24] S. Hong, J. S. Choi, H. W. Kim, M. C. Won, S. C. Shin, J. S. Rhee and H. U. Park, "A path tracking control algorithm for underwater mining vehicles", *Journal of Mechanical Science and Technology,* vol. 23, no. 8, 2009.

[25] A. Budiyonom, "Advances in unmanned underwater vehicles technologies:Modeling, *control and guidance perspectives", Indian Journal of Marine Sciences,* vol. 38, no. 3, pp. 282-295, 2009.

[26] M. B. Larsen, "Synthetic Long Baseline Navigation of Underwater Vehicles", *OCEANS 2000 MTS/IEEE Conference and Exhibition,* vol. 3, pp. 2043-2050, 2000.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

[27] S. Majumder, S. Scheding and H. F. D. Whyte, "Multisensor data fusion for underwater navigation", *Robotics and Autonomous Systems,* vol. 35, no. 2, pp. 97-108, 2001.

[28] J. H. Han and N. Y. Ko, "UKF Localization of a Mobile Robot in an Indoor Environment and Performance Evaluation", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems,* vol. 25, no. 4, pp. 361-368, 2015.

[29] E. Wolbrecht, B. Gill, R. Borth, J. Canning, M. Anderson and D. Edwards, "Hybrid Baseline Localization for Autonomous Underwater Vehicles", *Journal of Intelligent and Robotic Systems,* vol. 78, no. 3, pp. 593-611, 2015.

[30] S. W. Noh, N. Y. Ko and T. G. Kim, "Implementation of Bayesian Filter Method and Range Measurement Analysis for Underwater Robot Localization", *The Journal of Korea Robotics Society,* vol. 9, no. 1, pp. 28-38, 2014.

[31] J. S. Kim, J. S. Jeong, and G. K. Park, "Utilization of Planned Routes and Dead Reckoning Positions to Improve Situation Awareness at Sea", *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems,* vol. 14, no. 4, pp.288-294, 2014.

[32] G. Troni and L. L. Whitcomb., "Adaptive estimation of measurement bias in three-dimensional field sensors with angular rate sensors: Theory and comparative experimental evaluation", *In Proc. Robot.: Sci. & Syst. Conf.,* 2013.

[33] M. D. Hua, K. Rudin, G. Ducard, T. Hamel and R. Mahony, "Nonlinear attitude estimation with measurement decoupling and anti-windup gyrobias compensation", *in Proc. IFAC World Congr.,* pp. 2972-2978, 2011.

[34] G. Troni and L. L. Whitcomb, "Preliminary Experimental Evaluation of a Doppler-aided Attitude Estimator for Improved Doppler Navigation of Underwater Vehicles," *Robotics and Automation(ICRA), 2013 IEEE International Conference on,* pp. 4134-4140, 2013.

Collection @ chosun