



2013年 2月 博士學位論文

수중 로봇의 자율 주행을 위한 위치 추정 방법

朝鮮大學校大學院

制御計測工學科

金 泰 均

수중 로봇의 자율 주행을 위한 위치 추정 방법

Localization Method for Navigation of an Underwater Robot

2013년 2月 25日

朝鮮大學校大學院

制御計測工學科

金 泰 均

수중 로봇의 자율 주행을 위한 위치 추정 방법

指導教授 高 樂 溶

이 論文을 博士學位申請 論文으로 提出함

2012年 10月

朝鮮大學校大學院

制御計測工學科

金 泰 均

金泰均의 博士學位論文을 認准함

| 委員 | 長 | 朝 | 鮮 | 大 | 學 | 校 | 教授 | 崔 | 漢 | 秀 | 印 |
|----|---|---|---|---|---|---|----|----|---|---|---|
| 委 | 員 | 朝 | 鮮 | 大 | 學 | 校 | 教授 | 一回 | 樂 | 溶 | 印 |
| 委 | 員 | 朝 | 鮮 | 大 | 學 | 校 | 教授 | 郭 | 根 | | 印 |
| 委 | 員 | 朝 | 鮮 | 大 | 學 | 校 | 教授 | 趙 | | 鉉 | 印 |
| 委 | 員 | 順 | 天 | 大 | 學 | 校 | 教授 | 文 | 庸 | 善 | 印 |

2012年 12月

朝鮮大學校 大學院

목 차

ABSTRACT

| 제 | 1장 | 서론 | 1 |
|---|----|---------------|---|
| | 제 | 1절 연구 배경 및 목적 | 2 |
| | 제 | 2절 연구 범위와 방향 | 5 |
| | 제 | 3절 논문의 구성 | 6 |

| 제 2장 | 기초 | · 이론 및 문제 구성 ··································· |
|------|----|--|
| 제 | 1절 | 수중 로봇의 좌표계 |
| 제 | 2절 | 오일러 각을 이용한 수중 로봇의 좌표 변환9 |
| 제 | 3절 | 수중 로봇의 위치 추정 분류 |
| | 1. | 내부 센서를 이용한 방법 |
| | | 가. 속도 센서를 이용한 위치 추정 |
| | | 나. 관성 센서를 이용한 위치 추정 |
| | 2. | 외부 센서를 이용한 방법 |
| | | 가. TOA를 이용한 위치 추정 |
| | | 나. TDOA를 이용한 위치 추정19 |
| | 3. | 내부 센서와 외부 센서를 이용한 방법 22 |

| 제 | 3장 | 확장 | } 칼믹 | 난 필터 | 방법 | ••••• | ••••• | ••••• | ••••• | ••••• | ••••• | ••••• | ••••• | 24 |
|---|----|----|------|------|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|----|
| | 제 | 1절 | 필터 | 링 방법 | 에 기반 | 한 확장 | 칼만 | 필터 | 방법 | | | | | 24 |
| | 제 | 2절 | 예측 | 단계 … | | | | | | ••••• | ••••• | | | 26 |
| | 제 | 3절 | 갱신 | 단계 … | | | | ••••• | | | | | | 31 |
| | | 1. | 갱신 | 단계의 | 개별적 | 동작 … | ••••• | | | | ••••• | | | 31 |
| | | 2. | 갱신 | 단계의 | 일괄적 | 동작 … | | | | | | | | 34 |

| 제 | 4장 | 제인 | ŀ된 | 위치 | 추정 | 방법 | ••••• | ••••• | | ••••• | ••••• | ••••• | ••••• | ••••• | ••••• | ••••• | • 37 |
|---|----|----|----|------|------|-----|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| | 제 | 1절 | 필터 | 링 | 방법어 | 기반 | 한 파 | 티클 | 필터 | 방법 | | | | | | | · 37 |
| | 제 | 2절 | 내부 | - 센 | 서를 (| 이용한 | 모션 | 모델 | •••••• | | | | | | | | · 40 |
| | | 1. | 파티 | 클 | 필터 ' | 방법의 | 모션 | 모델 | ••••• | | | | ••••• | | | | · 41 |
| | | 2. | 모션 | 모 | 델 파 | 라미터 | 에 따 | 른 파 | 티클 | 변화 | | | | | | | • 43 |
| | 제 | 3절 | 외부 | - 센 | 서를 (| 이용한 | 센서 | 모델 | •••••• | | | | ••••• | | | | • 45 |
| | 제 | 4절 | 리신 |]플 t | 믱 모델 | | | | | | | | | | | | · 51 |

| 제 | 5장 | 실험 | 및 | 고찰 | ••••• | •••••• | ••••• | ••••• | ••••• | ••••• | ••••• | 5 | 53 |
|---|----|----|-----|-----|-------|---------------------|-------|--------|-------|-------|-------|---|----|
| | 제 | 1절 | 시뮬 | 레이 | 션을 이 | 용한 수중 | 로봇 위 | 비치 추 | 정 | | | 5 | 53 |
| | | 1. | TOA | 정보 | 를 이 | 용한 실험· | | | | | | 5 | 54 |
| | | | 가. | 센서 | 불확실 | 성이 작은 | 경우 … | | | | | 5 | 55 |
| | | | 나. | 센서 | 불확실 | 성이 큰 경 |]우 | | | | | 5 | 58 |
| | | 2. | TDO | A 정 | 보를 o | 이용한 실험 | | | | | | | 52 |
| | | | 가. | 위치 | 추정 ㅂ | 방법들에 디 | H한 추정 | 성 성능 | | | | | 53 |
| | | | 나. | 외부 | 센서의 | 불확실성 | 에 대한 | 성능 | 변화… | | | | 55 |
| | | | 다. | 내부 | 센서의 | 불확실성 | 에 대한 | 성능 | 변화… | | | | 58 |
| | 제 | 2절 | 실제 | 환경 | 에서의 | 니 위치 추 ⁷ | ð | | | | | | 59 |
| | | 1. | 이동 | 로봇 | 의 위 | 치 추정 | | | | | | 7 | 70 |
| | | 2. | 수중 | 로봇 | 의 위: | 치 추정 | | | | | | | 30 |
| | | | | | | | | | | | | | |
| 제 | 6장 | 결론 | 및 | 향후 | 계획 | ••••• | | •••••• | ••••• | ••••• | ••••• | | 38 |

| 참고문헌 | | 9] | 1 |
|------|--|----|---|
|------|--|----|---|

List of Tables

| 표 | 5.1. | 실험의 구성 |
|---|------|---------------------------------------|
| 표 | 5.2. | 시뮬레이션의 내부 센서 정보 |
| 표 | 5.3. | TOA 실험의 센서 불확실성의 파라미터에 대한 설정 값 |
| 표 | 5.4. | 센서 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 분석 58 |
| 표 | 5.5. | 센서 불확실성이 큰 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 분석 61 |
| 표 | 5.6. | TDOA 실험의 센서 불확실성의 파라미터에 대한 설정 값62 |
| 표 | 5.7. | TDOA 정보를 이용한 추정 궤적의 거리 오차 64 |
| 표 | 5.8. | 파티클 필터 방법의 외부 센서 불확실성에 대한 거리 오차 분석 67 |
| 표 | 5.9. | 파티클 필터 방법의 내부 센서 불확실성에 대한 거리 오차 분석 69 |
| 표 | 5.10 | . 외부 비이컨과 로봇사이의 거리데이터 |
| 표 | 5.11 | . 확장 칼만 필터 및 파티클 필터의 불확실성 |
| 표 | 5.12 | . 위치추정 방법들에 대한 반복정밀도의 비교 |
| 표 | 5.13 | 위치추정 방법들에 대한 강건성의 비교 |
| 표 | 5.14 | . 위치추정 방법들의 수행 속도 성능 평가 80 |
| 표 | 5.15 | . 파티클 필터 방법의 추정 가중치 파라미터 |
| 표 | 5.16 | . 경유점 (15m, 0m, 1m)에서의 추정 위치 |
| 표 | 5.17 | . 경유점 (0m, 0m, 1m)에서의 추정 위치 |

List of Figures

| 그림 2.1. 동적 환경에서의 위치추정 |
|--------------------------------------|
| 그림 2.2. 수중 로봇의 좌표계 및 변수들9 |
| 그림 2.3. 수중 로봇의 좌표계 및 변수들10 |
| 그림 2.4. 내부 센서를 이용한 데드레크닝 방법 |
| 그림 2.5. 외부 센서를 이용한 위치 추정 방법 |
| 그림 2.6. TOA 정보를 이용한 삼변 측량법 |
| 그림 2.7. TOA 정보를 이용한 최소 자승법 |
| 그림 2.8. 쌍곡선 방법 |
| 그림 2.9. SI 방법 |
| 그림 2.10. SX 방법 ~~~~~ 21 |
| 그림 2.11. 필터링 방법22 |
| 그림 2.12. 필터링 방법의 의사 코드 |
| 그림 3.1. 확장 칼만 필터 방법의 의사 코드 |
| 그림 3.2. 확장 칼만 필터 방법을 이용한 위치 추정의 예 |
| 그림 3.3. 확장 칼만 필터 방법의 예측 단계에 대한 의사 코드 |
| 그림 3.4. TOA 정보의 갱신 단계에 대한 의사 코드 |
| 그림 3.5. 깊이 정보의 갱신 단계에 대한 의사 코드 |
| 그림 3.6. 일괄적 갱신 단계에 대한 의사 코드 |
| 그림 4.1. 필터링 방법에 기반한 파티클 필터 의사 코드 |
| 그림 4.2. 파티클 필터 방법을 이용한 위치 추정의 예 |
| 그림 4.3. 파티클 필터 방법의 흐름 및 절차 |
| 그림 4.4. 파티클 방법의 의사 코드 40 |
| 그림 4.5. 파티클 필터의 모션 모델 42 |

| 그림 4.6. 수중 로봇 동작에 대한 불확실성43 |
|--|
| 그림 4.7. 서지 파라미터에 대한 파티클 분포 44 |
| 그림 4.8. 피치 파라미터에 대한 파티클 분포 44 |
| 그림 4.9. 요 파라미터에 대한 파티클 분포 |
| 그림 4.10. 추정 가중치에 대한 확률 분포 |
| 그림 4.11. 추정 가중치의 확률 분포에 대한 4개의 불확실성 47 |
| 그림 4.12. 파티클 필터의 센서 모델 50 |
| 그림 4.13. 리샘플링 방법들 52 |
| 그림 5.1. 센서 정보의 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적 |
| 그림 5.2. 센서 정보의 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 57 |
| 그림 5.3. 센서 정보의 불확실성이 큰 경우의 추정 궤적 |
| 그림 5.4. 센서 정보의 불확실성이 큰 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 61 |
| 그림 5.5. TDOA 정보를 이용한 추정 궤적64 |
| 그림 5.6. 외부 센서의 불확실성에 대한 파티클 필터 방법의 성능 변화66 |
| 그림 5.7. 파티클 필터 방법의 외부 센서 불확실성에 대한 거리 오차 분포 67 |
| 그림 5.8. 파티클 필터 방법의 내부 센서 불확실성에 대한 거리 오차 분포 69 |
| 그림 5.9. 이동 로봇의 제원 |
| 그림 5.10. 이동 로봇을 이용한 위치 추정 방법들의 실험 환경 |
| 그림 5.11. 실험조건 ~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~ |
| 그림 5.12. 이동 로봇의 이동 궤적 및 경유점 |
| 그림 5.13. 외부 센서의 거리 데이터 |
| 그림 5.14. 데드레크닝 방법을 이용한 위치 추정 결과 |
| 그림 5.15. 외부 센서 정보를 이용한 추정 방법들의 비교 |
| 그림 5.16. 필터링 방법을 이용한 위치 추정 결과 비교 |
| 그림 5.17. 반복 정밀도의 분석 영역 |

| 그림 | 5.18. | 수중 | 로봇의 | 제원… | | | ••••• | | |
|----|-------|------|------|------|------|----|-------|----|--|
| 그림 | 5.19. | 수중 | 로봇 및 | ! 외부 | 센서 | 장비 | | | |
| 그림 | 5.20. | 수조 | 실험 횐 | 경 | | | | | |
| 그림 | 5.21. | 수중 | 로봇의 | 이동 : | 궤적… | | | | |
| 그림 | 5.22. | XY 3 | 평면에서 | 의 추 | 정된 - | 수중 | 로봇의 | 궤적 | |
| 그림 | 5.23. | XZ 3 | 평면에서 | 의 추기 | 성된 = | 수중 | 로봇의 | 궤적 | |

ABSTRACT

Localization Method for Navigation of an Underwater Robot

Kim, Tae Gyun Advisor : Prof. Ko, Nak Yong, Ph. D. Dept. of Control and Instrumentation Eng., Graduate School of Chosun University

This paper describes a particle filter method and Kalman fiilter method for localization of an underwater robot. The method uses external measurement information as well as the internal motion information. The particle filter and Kalman filter have been used for localization of ground mobile robot. The method can take the uncertainty of robot motion and measurement into account.

It consists of two iterative steps: prediction step and correction step. The prediction step calculates pose of the robot using the internal motion information either through internal sensing or presumed motion command. The second step corrects the predicted pose using the measurement relative to external environment. The measurement is largely based on acoustic signal processing. Unlike the ground environment, the underwater environment doesn't afford the use of radio signal or visual information. Only the acoustic signal can propagate and be detected for use. The acoustic signal is used for distance measurement using the time of arrival(TDOA).

This paper extends the localization capability of particle filter method to be applied in three dimensional underwater environment. It depicts how the filtering methods can be used for localization of an underwater robot. Simulation shows the localization performance of the method in cases of TOA and TDOA measurements. The performance is compared with that of deadreckoning, trilateration, and least square methods. To compare the accuracy and robustness of localization, some measures are introduced: the repeatability and the length of the estimated trajectory. An experiment in test tank shows the feasibility and availability of the proposed method.

제 1장 서론

지상과 공중을 비롯한 수중에서 동작하는 로봇의 자율 주행을 위해서는 "나는 어디에 있는가?", "나는 어디로 가는 중인가?", "나는 어떻게 갈 수 있는가?"에 대 한 문제를 해결 할 수 있어야 한다[1]. 본 논문은 "나는 어디에 있는가?"에 대한 접 근으로서, 수중 환경에서 동작하는 로봇의 위치를 찾는 연구이다.

제안하는 위치 추정 방법은 자율적으로 이동하는 수중 로봇의 정해진 이동 공간 내에서 작업을 수행하는 모든 로봇에 적용될 수 있다. 본 논문에서는 수중 로봇의 위치를 파악하기 위해 기존의 위치 추정 방법들에 대해 알아보고, 이 방법들을 구 현하여 분석한다. 그리고 수중 로봇의 이동 환경 및 수중 로봇에 설치된 음향 비이 컨과 로봇 사이의 음향 신호를 이용하여 필터링 방법인 파티클 필터(Partilce filter) 방법을 자세히 다룬다.

파티클 필터 방법을 이용한 기존 연구들은 지상에서 동작하는 이동 로봇 분야에 서 많은 연구가 이루어졌다. 이 방법은 이동 로봇의 2자유도에 대한 운동의 불확실 성과 센서에 대한 불확실성을 고려하여 로봇의 위치를 추정한다. 지상에서 동작하 는 로봇은 다양한 센서들을 활용 할 수 있고, 로봇의 주행 환경에 대한 기하학적 지도 정보를 손쉽게 획득할 수 있다. 하지만 지상 환경과는 달리 수중 환경에서 동 작하는 수중 로봇은 음향 신호와 수중 로봇 내부에 설치된 내부 센서만을 사용할 수 있는 제약이 따르며 기하학적 지도 정보를 획득하기 어렵다[2][3]. 또한 수중 로 봇의 위치 추정을 위해 파티클 필터를 적용할 경우, 수중 로봇의 6자유도에 대한 운동의 불확실성 및 음향 신호의 불확실성을 고려할 수 있어야 한다. 이에 본 논문 에서는 음향 비이컨의 좌표 정보를 통해 기하학적 지도를 필요로 하지 않고, 수중 로봇의 운동에 대한 불확실성과 음향 비이컨의 불확실성을 고려할 수 있는 파티클 필터 방법을 제안한다.

본 논문에서 제안된 파티클 필터 방법은 실제 수중 로봇에 적용하여 수중 로봇

- 1 -

의 위치 추정 결과를 보였다. 또한 제안된 파티클 필터 방법과 기존의 방법들은 시 뮬레이션 실험을 통해 각각의 방법에 대한 특징과 추정 성능에 대하여 비교 분석 하였다. 본 장에서는 본 연구의 배경과 목적, 연구 범위와 방향, 그리고 논문의 구 성에 대하여 서술한다.

제 1절 연구 배경 및 목적

근래 들어 지상 산업단지의 포화와 고갈되는 지상 자원등의 문제를 해결하기 위 해 해상 플랜트 설치가 늘어나고 있으며 인간의 삶을 보다 풍요롭게 하기 위해 해 양 연구 및 개발에 대한 요구가 증대되고 있다[4]. 이를 위해 심해나 극지와 같은 수중 환경에서의 작업과 기뢰와 같은 위험물을 다루는 작업들이 가능하고 해양에 직면한 문제들을 해결할 수 있는 수중 로봇 연구가 필요하다[5]. 하지만 수중 환경 에서 동작하는 로봇은 지상과 공중에서 이용 가능한 센서들에 비해 수중에서 이용 가능한 센서들의 한계와 수중 환경의 불확실성으로 인해 어려움을 지니고 있다[6]. 로봇이 현재의 위치에서 자율적으로 목적지까지 이동하기 위해서는 자율 주행 기능이 필수이다[7][8]. 로봇에 있어 자율 주행 기능은 수중 환경에서 동작하는 로 봇에 국한되지 않으며 지상과 공중에서 자율적으로 동작하는 모든 로봇의 필수 요 소 기능이다. 자율 주행이 가능한 로봇은 사용자에 의해 작업 명령을 받았을 때 로 봇 자신의 위치를 파악하면서 작업 목적지까지 이동할 수 있다. 그리고 주행 중에 나타날 수 있는 장애물이나 기타 외부 환경에 대하여 주어진 경로를 어느 정도의 위치에서, 어떠한 방향으로, 얼마만큼 벗어난 상태인지 로봇 스스로가 판단하여 보 정 가능하다[9]. 이렇듯 자율적으로 동작하는 로봇은 주행 환경에 대한 정보를 획 득하고 획득되 정보를 바탕으로 로봇 스스로 혀재에 대하 상황을 판단하여 로봇의 목적지까지 이동함으로서 주어진 작업을 수행한다[10][11]. 즉, 자율 주행 로봇이 주

- 2 -

어진 작업을 올바르게 수행하기 위해서는 최적의 이동 경로를 생성하는 경로 계획 (Path planing) 기능, 주행 경로에 존재할 수 있는 정적 및 동적인 장애물들을 회피 하는 장애물 회피(Obstacle avoidance) 기능, 그리고 로봇 자신의 위치를 파악하는 위치 추정(Localization) 기능들이 가능해야 한다. 특히, 자율 주행 기능들 중 위치 추정 기능은 로봇이 다른 기능들을 수행하기 위해 필수적으로 요구된다[12][13]. 하 지만 위치 추정 기능을 구현하기 위한 정확한 해결 방법은 제시하지 못하고 있는 실정이다[10].

수중 화경에서 동작하는 로봇은 크게 ROV(Remotely Operated Vehicle)와 AUV(Autonomous Underwater Vehicle)로 구분할 수 있다. ROV는 로봇을 동작시키는 모선과 로봇 사이에 케이블이 연결되어진 형태로서, 로봇을 구동시키는 운용자가 로봇의 현재 위치를 확인하면서 잠수정에 설치된 수중 카메라의 화상 정보를 바탕 으로 직접 조정하는 로봇이다. 이러한 ROV 형태의 수중 로봇은 다양한 작업에 운 용 가능하지만 모선과 로봇 사이에 연결된 케이블로 인해 이동 공간이 짧고 수심 이 얕은 환경에서의 작업에 적합하며 작업 공간이 제한적이다[14]. 반면에 AUV 형 태의 수중 로봇은 모선과 로봇 사이에 케이블이 없는 형태로서, 로봇의 내부에 설 치된 센서 정보 및 다양한 정보를 이용하여 주어진 상황을 스스로 판단해가며 주 어진 임무를 수행하는 자율성을 지닌 로봇이다[15]. AUV 로봇은 케이블이 존재하 지 않기 때문에 항력으로 인한 운동 성능에 제약이 없어 심해에서의 동작이 가능 하다. 하지만 AUV 로봇은 배터리 전원을 이용하기 때문에 동작 시간의 한계를 지 니고 있고, 운용자가 실시간으로 로봇의 상태를 파악할 수 없다는 단점을 지니고 있다. 따라서 AUV 로봇의 효율적이고 안정적인 운용을 위해서는 ROV 로봇보다 자율 주행 기능이 더욱 요구된다[16]. 이러한 이유로 인해 수중 환경에서 동작하는 ROV와 AUV 형태의 로봇은 자율 주행 기능 중 위치 추정 기능이 필수적이라 할 수 있으며 이러한 배경을 바탕으로 본 논문의 내용인 수중 로봇의 위치 추정 방법 에 관한 연구를 시작하였다.

- 3 -

지금까지 수중 로봇의 위치 추정을 위해 연구된 방법들은 내부 센서를 이용한 방법, 외부 센서를 이용한 방법, 그리고 외부 센서와 내부 센서를 이용한 필터링 방법으로 구분할 수 있다[17]. 내부 센서를 이용한 방법은 이동로봇의 내부에 장착 된 센서 정보만을 이용하여 수중 로봇의 위치를 추정하는 방법이다. 이 방법은 데 드레크닝(Dead reckoning) 방법으로, 다른 방법들에 비해 비교적 구현이 간단하다. 또한 외부로부터 신호의 교란이나 시간과 날씨등에 영향을 받지 않으며, 실시간 처 리가 가능하다[18][19]. 하지만 해류로 인해 감지할 수 없는 속도성분이 더해질 수 있으며, 관성센서를 사용할 경우 센서 초기화의 어려움과 가격 및 전력소비가 크다 는 문제점을 지니고 있다[20][21]. 외부센서를 이용한 수중 로봇의 위치를 추정하는 방법은 수중 로봇이 주행하는 환경의 외부에 음향 비이컨을 설치하여 삼변 측량 및 삼각 측량을 통해 수중 로봇의 위치를 계산하는 방법이다[22][23]. 이러한 방법 들은 일반적으로 최소 자승법을 이용하여 수중 로봇의 위치를 추정하는 방법 [24-26]으로 외부 센서와 수중 로봇 사이의 거리 정보를 이용하여 로봇의 위치를 알아낸다. 하지만 로봇의 방향 정보를 추정할 수 없고 수중 로봇과 외부 센서들 사 이에 장애물이 존재할 경우 잘못된 위치를 추정한다. 근래에는 수중로봇의 내부에 장착된 센서와 외부 센서 정보를 융합하여 로봇의 위치를 추정하는 베이스 필터 [27] 기반의 필터링 방법들[28-31]이 연구되었다. 이 방법들은 수중 로봇의 내부 센 서와 외부 센서의 불확실성을 고려할 수 있는 방법으로 내부 센서만을 이용하는 방법과 외부 센서만을 이용하는 방법에 비해 수중 로봇의 위치 추정 해결에 대한 실현 가능성 있는 성능을 보여주고 있다[32].

본 논문에서 제안된 파티클 필터 방법은 필터링 방법들 중 하나로 수학적인 확 률 모델링을 사용한다. 기존의 파티클 필터 방법[33]은 지상에서 동작하는 이동 로 봇 위치 추정[34-36]과 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)[23][37] 분야에 서 많은 연구를 통해 검증되었다. 본 논문에서는 이러한 파티클 필터 방법을 수중 환경에서 동작하는 로봇에 적용하여 수중 로봇의 위치 추정 문제를 접근한다. 또한

- 4 -

기하학적 지도 정보를 이용하지 않고 외부 센서인 음향 비이컨의 좌표 정보를 통 해 적용하는 방법과 수중 로봇의 운동에 대한 불확실성과 음향 비이컨 신호의 불 확실성을 고려하는 방법을 보인다.

제 2절 연구 범위와 방향

연구 배경과 목적에서 기술한 바와 같이 지상에서 동작하는 이동 로봇 분야에 주로 이용되어진 파티클 필터 방법을 수중 환경에서 동작하는 로봇의 위치 추정 문제에 접근한다. 제안된 방법은 내부 센서 정보와 외부 센서 정보를 융합한 방법 으로 내부 센서 정보를 통해 수중 로봇의 위치를 예측하고 외부센서를 이용하여 예측된 로봇의 위치를 추정하는 방법이다. 기존의 파티클 필터 방법과는 달리 기하 학적 지도 정보가 아닌 외부 센서들의 위치 좌표 정보를 이용하고, 수중 로봇의 6 자유도에 대한 운동의 불확실성과 음향 비이컨 신호의 불확실성을 고려할 수 있는 모델링 방법을 보였다.

본 논문의 실험에서는 시뮬레이션을 이용하여 제안된 파티클 필터 방법과 더불 어 기존의 내부 센서를 이용한 방법, 외부 센서를 이용한 방법, 그리고 필터링 방 법 중 확장 칼만 필터(Extended Kalman filter) 방법과의 비교 분석을 통해 각각의 특징과 추정 성능에 대해 고찰하였다. 또한 파티클 필터 방법은 수조 환경에서 동 작하는 실제 수중 로봇에 적용하여 추정 성능에 대한 결과를 분석하였다.

- 5 -

제 3절 논문의 구성

본 논문의 2장에서는 수중 로봇의 위치 추정을 위해 기존에 제안된 방법들을 내 부 센서를 이용한 방법, 외부 센서를 이용한 방법, 그리고 내부 센서와 외부 센서 를 이용한 방법에 대해 고찰한다. 3장에서는 2장에서 설명된 확장 칼만 필터 방법 을 수중 로봇의 환경에 맞게 유도하고 그 과정을 설명한다. 4장에서는 본 논문에서 제안하는 파티클 필터 방법을 소개하고 이에 대한 수중 로봇의 운동 모델과 외부 센서에 대한 모델을 자세히 설명한다. 5장에서는 시뮬레이션을 통해 기존의 수중 로봇 위치 추정 방법과 파티클 필터 방법과 비교 분석하고 실제 수중 로봇에 적용 한 결과를 고찰한다. 마지막으로 6장에서는 5장에서의 실험 결과를 바탕으로 제안 된 방법을 평가하고 향후 연구에 대해 논하여 본 논문의 끝을 맺는다.

제 2장 기초 이론 및 문제 구성

수중 환경에서 동작하는 로봇은 자신에게 주어진 임무를 올바르게 수행하기 위 해서 자율 주행 기능이 기본적으로 요구된다[12][13]. 이러한 수중 로봇의 자율 주 행 기능은 현재의 위치에서 목적지까지의 이동 경로를 생성하는 경로 계획, 이동 경로 상에 주어진 장애물을 회피하는 장애물 회피, 그리고 외부의 환경으로부터 자 신의 위치를 추정하는 위치 추정 기능으로 분류할 수 있다. 특히, 위치 추정 기능 은 다른 자율 주행 기능들을 올바르게 수행하기 위한 필수적인 기능으로 위치 추 정 기능이 있는 수중 로봇은 현재의 위치에서 목적지까지 이동하면서 로봇 스스로 위치를 판단하여 보정할 수 있다[9], 이러하 위치 추정 기능을 위해 수중 로봇은 사전에 자신이 동작하는 환경 정보를 알아야한다. 하지만 수중 로봇에게 주어진 환 경 정보는 지상의 환경 정보에 비해 쉽게 획득할 수 없고, 주행 환경에서 존재할 수 있는 모든 물체를 표현하기 어렵다. 또한 수중 주행 환경에 대한 정보를 획득하 더라도 주행 환경의 변화와 이동체 및 어류등과 같이 움직일 수 있는 동적 장애물 이 존재하기 때문에 수중 로봇이 올바르게 자신의 위치를 추정할 수 없다. 이와 같 은 상황에서 수중 로봇이 자율적으로 올바르게 작업을 수행하기 위해서는 동적인 환경을 감지하여 로봇 스스로 대처할 수 있어야 한다. 하지만 실제 로봇의 구동 환 경에서는 수중 로봇이 외부 환경에 대한 정보를 획득하고 관리하는데 있어 센서의 측정 분야, 측정 범위, 측정 잡음, 동적 환경에 대한 예측, 그리고 기계적 오차 및 외부 환경 요인 등 때문에 측정된 센서 정보의 비가우시안 및 로봇 동작의 비선형 적 제약을 받는다[11]. 그림 2.1은 동적 환경에서의 위치 추정에 대한 문제점을 나 타낸다. 수중 로봇이 동적 장애물에 대한 환경 정보를 가지고 있지 않을 때 그림 (상)과 같이 거리 정보를 획득한다. 하지만 실제 수중 로봇은 그림(하)와 같이 거리 정보를 획득하여 그림 (우)에서 보이는 것처럼 잘못된 위치를 추정할 수 있다.

- 7 -



그림 2.1. 동적 환경에서의 위치추정 Fig 2.1. Localization of dynamic environment

본 장에서는 수중 로봇의 좌표계를 설명하고, 오일러 각을 이용하여 수중 로봇 좌표계에서 기준 좌표계로 변환하는 과정을 보인다. 또한 기존의 수중 로봇 위치 추정 방법들에 대해 분류하고 설명한다.

제 1절 수중 로봇의 좌표계

수중 로봇은 지상에서 2자유도로 동작하는 이동 로봇과는 달리 6자유도로 동작 하기 때문에 이에 대한 좌표계가 필요하다. 그림 2.2는 수중 로봇의 6자유도에 대 한 각각의 변수들 및 수중 로봇의 좌표계를 나타낸다. 수중 로봇의 좌표계는 그림 에서 표현된 바와 같이 기준 좌표계(Reference frame)를 나타내는 지구 고정 좌표계 (Earth fixed frame)와 물체 고정 좌표계를 나타내는 수중 로봇 좌표계(Body fixed frame)로 정의된다[50]. 좌표계에서 보이는 x축은 수중 로봇의 직진 방향, y축은 오 른쪽으로 회전하는 방향, 그리고 z축은 수중 로봇의 아래쪽 방향으로 설정된다. 그 리고 surge는 수중 로봇의 직진에 대한 움직임, sway는 수중 로봇의 좌우에 대한 움직임, heave는 수중 로봇의 상하의 움직임을 나타낸다. 또한 u는 서지(surge, x)에 대한 선속도, v는 스웨이(sway, y)에 대한 선속도, w는 히브(heave, z)에 대한 선속 도, p는 롤(roll, φ)에 대한 각속도, q는 피치(pitch, θ)에 대한 각속도, 그리고 r은 요 (yaw, ψ)에 대한 각속도이다.



그림 2.2. 수중 로봇의 좌표계 및 변수들 Fig 2.2. Frame and variables of an underwater robot

제 2절 오일러 각을 이용한 수중 로봇의 좌표 변환

수중 로봇이 동작할 때 수중 로봇 좌표계는 움직이게 되어 실제 수중 환경에서 의 수중 로봇 위치와 방향등을 표현할 수 없다. 본 절에서는 수중 로봇의 위치와 방향에 대해 수중 로봇 좌표계에서 지구 고정 좌표계로 변환할 수 있는 오일러 각 (Euler angle) 변환을 이용한 수중 로봇의 좌표 변환 방법에 대해서 설명한다.

오일러 각을 이용하여 수중 로봇 좌표계에서 지구 고정 좌표계로 방향을 나타내 는 방법은 지구 고정 좌표계와 수중 로봇 좌표계 사이의 회전 각속도 및 오일러 각의 미분치 사이에 대한 관계를 이용한다. 이러한 관계를 이용하여 좌표변환에 필 요한 롤, 피치, 그리고 요를 계산하고, 좌표 변환 행렬을 구성하여 지구 고정 좌표 계에서 수중 로봇의 방향을 표현할 수 있다. 하지만 이 방법은 수중 로봇의 피치 각이 90°인 경우에 미분치를 구할 수 없는 문제(Singularity problem)가 있다. 그러나 계산상의 의미를 쉽게 이해할 수 있고 다른 변환 과정 없이 출력을 직접적으로 얻 을 수 있는 이유로 인해 많이 사용되고 있는 방법 중 하나이다[51].

수중 로봇 좌표계를 지구 고정 좌표계로 변환하기 위해 사용되는 오일러 각은 롤, 피치, 요로 구성된다. 먼저 지구 고정 좌표계의 z축으로부터 요에 대한 각을 그 림 2.3의 $C_N^{F_i}(\psi)$ 과 같이 회전하고, 회전된 y축에서의 피치 각을 $C_{F_i}^{F_i}(\theta)$ 과 같이 회전 한다. 이 후 $C_N^{F_1}$ 와 $C_{F_1}^{P_2}$ 에 의해 회전되어진 축을 기준으로 새로운 x축에서의 롤에 대한 각을 $C_{F_i}^{B}(\phi)$ 와 같이 회전한다[52]. 여기서, N은 고정 좌표계, B는 로봇좌표계, 그리고 Fn은 행렬식에 의해 변환된 좌표계를 의미한다.



 $C_N^{F_1}(\psi)$: Rotation on yaw angle $C_{F_1}^{F_2}(\theta)$: Rotation on pitch angle $C_{F_2}^B(\phi)$: Rotation on roll angle 그림 2.3. 수중 로봇의 좌표계 및 변수들

Fig 2.3. Frame and variables of an underwater robot

식 2.1은 그림 2.3의 자세 회전에 대한 각각의 행렬을 나타낸다. $C_N^{F_1}(\psi)$ 는 요각의 회전 행렬, $C_{F_1}^{F_2}(\theta)$ 는 피치각의 회전 행렬, 그리고 $C_{F_2}^B(\phi)$ 는 롤의 회전 행렬이다.

$$C_{N}^{F_{1}}(\psi) = \begin{bmatrix} \cos\psi & \sin\psi & 0\\ -\sin\psi & \cos\psi & 0\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} C_{F_{1}}^{F_{2}}(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta\\ 0 & 1 & 0\\ \sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} C_{F_{2}}^{B}(\phi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0\\ 0 & \cos\phi & \sin\phi\\ 0 & -\sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix}$$
(2.1)

식 2.1과 같이 방향에 대한 회전은 각각의 좌표 변환 행렬의 곱을 통해 수중 로 봇 좌표계에서의 방향을 계산할 수 있다. 따라서 지구 고정 좌표계에서 수중 로봇 좌표계로의 변환 행렬 *C*^B_N은 식 2.2와 같이 정의할 수 있다[53][54].

$$C_{N}^{B} = C_{F_{2}}^{B}(\phi)C_{F_{1}}^{F_{2}}(\theta)C_{N}^{F_{1}}(\psi)$$
(2.2)

식 2.3은 지구 고정 좌표계에서 수중 로봇의 자세를 구하기 위한 수식을 나타낸 다. 지구 고정 좌표계의 변환 행렬 C_B^N 은 식 2.2에서의 수중 로봇 좌표계에 대한 변 환 행렬을 전치 $(C_N^B)^T$ 하여 구할 수 있다. 여기서 c와 s는 cos과 sin을 의미한다.

$$C_B^N = (C_N^B)^T$$

$$= [C_{F2}^B(\phi)C_{F1}^{F2}(\theta)C_N^{F1}(\psi)]^T$$

$$= [(C_N^{F1}(\psi))^T (C_{F1}^{F2}(\theta))^T (C_{F2}^B(\phi))^T]$$

$$= \begin{bmatrix} c\theta c\psi & s\phi s\theta c\psi - c\phi s\psi & c\phi s\theta c\psi + s\phi s\psi \\ c\theta s\psi & s\phi s\theta s\psi + c\phi c\psi & c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi \\ -s\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{bmatrix}$$
(2.3)

수중 로봇 좌표계에서 발생하는 수중 로봇의 속도 정보를 이용하여 지구 고정 좌표계에서의 수중 로봇의 속도 정보 행렬 T_{E1}를 식 2.4와 같이 획득할 수 있다. 식 에서의 *u, v, w*는 수중 로봇 좌표계에서 수중 로봇의 이동 속도이고, *x*, *y*, *z*은 지 구 고정 좌표계에서의 이동 속도 정보를 의미한다.

$$T_{E1} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = C_B^N \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix}$$
(2.4)

식 2.5는 시간에 따른 각 축의 각속도와 오일러 각과의 관계를 나타낸다. 식 2.5 의 식에 식 2.1을 대입하여 전개하면 식 2.6과 같이 지구 고정 좌표계에서의 롤, 피 치, 요에 대한 수중 로봇의 각속도 정보 행렬 *T*_{E2}를 획득할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + C_{F2}^{B}(\phi) \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \\ 0 \end{bmatrix} + C_{F2}^{B}(\phi) C_{F1}^{F2}(\theta) \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dot{\psi} \end{bmatrix}$$
(2.5)

$$T_{E2} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin\phi \tan\theta & \cos\phi \tan\theta \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi \sec\theta & \cos\phi \sec\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix}$$
(2.6)

제 3절 수중 로봇의 위치 추정 분류

기존의 제안된 수중 로봇 위치 추정 방법들은 위치 추정 방법에 사용되는 센서 에 따라 내부 센서를 이용한 방법, 외부 센서를 이용한 방법, 그리고 내부센서와 외부 센서를 이용한 필터링 방법으로 구분할 수 있다[17]. 본 절에서는 기존의 제 안된 위치 추정 방법에 대해 분류하고 설명한다.

1. 내부 센서를 이용한 방법

내부 센서를 이용한 방법은 수중 로봇의 내부에 설치된 센서들의 정보만을 이용 하여 추정하는 데드레크닝(Deadreckoning) 방법이다. 그림 2.4는 데드레크닝 방법을 나타내는 의사 코드이다.

Deadreckoning method(X_{t-1} , u_t)

$$\begin{split} (\dot{x}, \dot{y}, \dot{z})^T &= T_{E1} (\hat{u}, \hat{v}, \hat{w})^T \\ (\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi})^T &= T_{E2} (\hat{p}, \hat{q}, \hat{r})^T \\ x' &= x + \dot{x} \Delta t \\ y' &= y + \dot{y} \Delta t \\ z' &= z + \dot{z} \Delta t \\ \phi' &= \phi + \dot{\phi} \Delta t \\ \theta' &= \theta + \dot{\theta} \Delta t \\ \psi' &= \psi + \dot{\psi} \Delta t \\ return \quad X_t &= (x', y', z', \phi', \theta', \psi')^T \end{split}$$

그림 2.4. 내부 센서를 이용한 데드레크닝 방법 Fig 2.4. Deadreckoning method using internal sensors

여기서 X₄₋₁은 이전 시점 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위치, u_i는 수중 로봇의 내 부 센서에 의해 수신된 수중 로봇의 속도 정보이다. 그리고 X_i는 현재의 시점 t에서 추정된 수중 로봇의 위치를 의미한다.

데드레크닝 방법은 수중 로봇의 속도 또는 관성 정보를 이용하여 수중 로봇의 위치를 평가한다. 따라서 이 방법은 속도 센서를 이용한 방법과 관성 센서를 이용 한 방법으로 분류할 수 있다.

가. 속도 센서를 이용한 위치 추정

수중 로봇 등과 같은 해양에서 동작하는 이동체에 대하여 순간적인 수중 이동체 의 위치 변화를 알아내기 위해 장기간에 걸쳐 확립되어온 방법은 속도 센서를 이 용한 방법이다[38]. 이 방법은 수중 로봇 트러스터의 회전량을 감지하는 엔코더 센 서, 수중 로봇의 방향을 감지할 수 있는 전자 나침반 및 물의 속력을 측정할 수 있 는 DVL(Doppler Velocity Log)[39]과 같은 유속 센서 등을 이용하여 수중 로봇의 위 치를 추정하는 방법이다. 이러한 센서들에 의해 측정된 수중 로봇의 속도 정보는 적분을 통해 수중 로봇의 시작 위치에서 현재 위치에 대한 수중 로봇 위치를 추정 가능하게 한다[40].

속도 센서를 이용한 위치 추정 방법은 다른 방법들에 비해 구현이 간단하고, 실 시간으로 처리하기 쉽다는 장점을 가진다. 하지만 수신되는 센서 신호 정보만을 활 용하여 수중 로봇의 위치를 추정 하는 경우 해류에 의해 측정되는 속도 정보, 속도 센서의 측정 오차, 그리고 수중 로봇의 움직임에 영향을 미칠 수 있는 외부 원인들 로 인해 시간이 지날수록 오차가 누적되어 부정확한 위치를 추정할 수 있다.

나. 관성 센서를 이용한 위치 추정

관성 센서를 이용한 위치 추정 방법은 수중 로봇의 가속도와 각가속도를 이용한 방법으로 관성 센서인 가속도 센서와 자이로 센서를 이용한다. 이 방법은 관성 센 서로부터 수중 로봇의 가속도와 각가속도를 측정하고, 측정된 정보로부터 단위 시 간동안 적분하여 속도와 각속도 정보를 획득한 후 다시 적분하여 수중 로봇의 이 동 거리와 방향에 대한 위치를 추정하는 원리로 동작한다[41].

관성 센서는 외부로부터 신호 간섭이나 시간과 날씨 등에 영향을 받지 않고 전

자식 관성 정보를 사용하기 때문에 수중 센서에 비해 가격이 저렴하다. 그러나 센 서의 초기화가 어렵고 전력의 소비가 크며 선형 가속도와 각 가속도에 대한 측정 오차가 발생한다. 또한 수중 환경에서 사용되는 관성 센서는 해류와 파고 등으로 인해 수중 로봇의 흔들림이 발생하여 관성 센서에 측정되는 값이 발산될 수 있다 [6][20]. 따라서 관성 센서를 이용한 위치 추정 방법은 관성 센서의 단점들로 인해 오차가 누적되어 부정확한 위치를 추정할 수 있다.

2. 외부 센서를 이용한 방법

외부 센서를 이용하는 방법은 오직 외부에서 전송된 정보만을 이용하여 수중 로 봇의 위치를 추정하는 방법이다. 이를 위해 수중 로봇의 외부에는 음향 신호를 송 신 할 수 있는 음향 비이컨들의 송신기가 설치되고, 수중 로봇에는 음향 비이컨들 의 신호를 받을 수 있는 수신기가 설치된다. 이와 같은 환경에서 수중 로봇에 수신 된 음향 정보는 수중 로봇의 위치 추정을 위한 정보로 활용될 수 있다. 수중 환경 에서 사용될 수 있는 음향 정보는 주로 초음파 신호 도달 시간(TOA:Time Of Arrival) 또는 초음파 신호 도달 시간의 차이(TDOA:Time Difference Of Arrival) 정보 이다. 이러한 정보를 이용하여 수중 로봇의 수신기에 수신된 초음파의 TOA 정보는 수중 환경에서의 초음파 속도를 바탕으로 음향 비이컨의 송신기와 수신기와의 거 리로 변환될 수 있다. 다음의 식 2.7은 수중 환경에서의 초음파 속도를 나타낸 것 으로, 초음파 속도 C(m/s)는 온도 T(°C), 염도 S(°/∞), 깊이 D(m), 그리고 수중환경에 서의 초음파 매질 상수 1449를 고려하여 계산될 수 있다[42].

$$C = 1449 + 4.6T - 0.05T^{2} - (2.3 \times 10^{-4}T^{3}) + 1.34(S - 35) + 0.02D + (1.6 \times 10^{-7}T^{2}) - 0.01T(S - 35) - (7 \times 10^{-13}TD^{3})$$
(2.7)

외부 센서를 이용한 방법들은 수중 로봇의 초기 위치 및 이전의 위치 정보에 대 하여 어떠한 사전 위치 정보 없이 현재에 수신된 음향 정보만을 이용하여 수중 로 봇의 위치를 추정할 수 있다. 즉, 수중 로봇이 어떤 알려지지 않은 위치에 옮겨지 거나 수중 로봇의 유괴 현상에 대한 문제를 다룰 수 있다. 또한 이 방법은 이전의 센서 정보를 이용하지 않기 때문에 센서의 측정 오차가 누적되지 않고 수중 로봇 이 심각한 위치 추정 에러를 경험하기 쉬운 상황에서 로봇의 위치를 추정할 수 있 는 방법이다[19]. 하지만 외부 센서를 이용하는 방법들은 수중 로봇의 위치는 추정 가능하지만 자세의 추정은 불가능 하고, 수신된 센서의 정보의 오차에 대해 민감한 성능을 가지고 있다[17][23].

그림 2.5는 외부 센서를 이용한 위치 추정 방법을 나타낸다. 그림에서 보이는 것 과 같이 수중 로봇의 동작 환경 외부에는 4개 이상의 음향 비이컨 송신기들이 설 치되고 수중 로봇에는 음향 비이컨 정보를 수신할 수 있는 수신기가 설치된다. 이 러한 조건으로부터 수중 로봇은 외부의 음향 비이컨 송신기들이 송신하는 초음파 의 TOA 또는 TDOA 정보를 수신하고 이를 이용하여 로봇의 위치를 추정한다.



그림 2.5. 외부 센서를 이용한 위치 추정 방법 Fig 2.5. Localization method using external sensor

외부 센서를 이용한 방법은 음향 신호의 종류에 따라 TOA를 이용한 위치 추정 방법과 TDOA를 이용한 위치 추정 방법으로 구분할 수 있다.

가. TOA를 이용한 위치 추정

TOA를 이용한 수중 로봇 위치 추정 방법은 외부 음향 비이컨들과 수중 로봇 수 신기 사이의 TOA 정보로부터 거리를 계산하여 수중 로봇의 위치를 추정하는 방법 이다. 이 방법은 이용되는 외부 음향 신호의 개수에 따라 삼변 측량법과 최소 자승 법으로 구분될 수 있다.

삼변 측량법은 4개의 음향 비이컨들을 이용하여 수중 로봇의 위치를 추정하는 방법이다. 그림 2.6은 이러한 삼변 측량법을 나타낸 의사 코드로서, 외부 센서인 음 향 비이컨의 위치 정보와 수신된 TOA 정보를 이용하여 수중 로봇의 위치를 추정 할 수 있다[43][44][45].

Trilateration method(d)

$$\boldsymbol{G} = \begin{pmatrix} x_{b,2} - x_{b,1} & y_{b,2} - y_{b,1} & z_{b,2} - z_{b,1} \\ x_{b,3} - x_{b,1} & y_{b,3} - y_{b,1} & z_{b,3} - z_{b,1} \\ x_{b,4} - x_{b,1} & y_{b,4} - y_{b,1} & z_{b,4} - z_{b,1} \end{pmatrix}$$
$$\boldsymbol{H} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} x_{b,2}^2 + y_{b,2}^2 + z_{b,2}^2 - x_{b,1}^2 - y_{b,1}^2 - d_2^2 + d_1^2 \\ x_{b,3}^2 + y_{b,3}^2 + z_{b,3}^2 - x_{b,1}^2 - y_{b,1}^2 - d_3^2 + d_1^2 \\ x_{b,4}^2 + y_{b,4}^2 + z_{b,4}^2 - x_{b,1}^2 - y_{b,1}^2 - d_4^2 + d_1^2 \end{pmatrix}$$
$$\boldsymbol{X}_t = \boldsymbol{G}^{-1} \boldsymbol{H}$$
return $\boldsymbol{X}_t = (x_r \quad y_r \quad z_r)^T$

그림 2.6. TOA 정보를 이용한 삼변 측량법 Fig 2.6. Trilateration method using TOA information 여기서 dn은 각 외부 음향 비이컨들과 수중 로봇 사이의 측정된 TOA 정보로부 터 변환된 거리 값이다. x_{b,n}, y_{b,n}, z_{b,n}은 이미 알고 있는 외부 음향 비이컨들의 위치 정보, 그리고 x_n, y_n, z_r은 추정된 수중 로봇의 위치를 나타낸다.

최소 자승법은 측정치 오차의 제곱이 최소가 되는 결과로부터 수중 로봇의 위치 를 추정하는 하는 방법으로 n개의 외부 음향 비이컨을 사용하여 TOA 정보를 이용 한다. 그림 2.7은 최소 자승법에 대한 의사 코드를 나타낸다[26].

Least square method(d)

$$\boldsymbol{M} = (\boldsymbol{1}_{b-1} | - \boldsymbol{I}_{b-1})$$
$$\boldsymbol{B} = \left(\left\| \boldsymbol{P}_{b,1} \right\|^2 - \boldsymbol{d}_1^2 \quad \cdots \quad \left\| \boldsymbol{P}_{b,n} \right\|^2 - \boldsymbol{d}_n^2 \right)^T$$
$$\boldsymbol{A} = (2\boldsymbol{P}_{b,1} \quad \cdots \quad 2\boldsymbol{P}_{b,n})^T$$
$$\boldsymbol{P}_{b,n} = (\boldsymbol{x}_{b,n} \quad \boldsymbol{y}_{b,n} \quad \boldsymbol{z}_{b,n})$$
$$(\boldsymbol{M}\boldsymbol{A})^+ = \left((\boldsymbol{M}\boldsymbol{A})^T (\boldsymbol{M}\boldsymbol{A}) \right)^{-1} (\boldsymbol{M}\boldsymbol{A})^T$$
$$\boldsymbol{W} = (\boldsymbol{M}\boldsymbol{A})^+ \boldsymbol{M}$$
$$\boldsymbol{X}_t = \boldsymbol{W}\boldsymbol{B}$$
$$return \quad \boldsymbol{X}_t = (\boldsymbol{x}_r \quad \boldsymbol{y}_r \quad \boldsymbol{z}_r)^T$$

그림 2.7. TOA 정보를 이용한 최소 자승법 Fig 2.7. Least square method using TOA information

여기서 X는 추정된 로봇 위치 정보에 대한 행렬, A는 이미 알고 있는 외부 센서 들의 위치 정보에 대한 행렬, 그리고 (MA)⁺는 MA의 의사 역행렬(Pseudo Inverse Matrix)이다. 그리고 첨자 b와 n은 외부 센서와 n번째를 나타내어 b,n이 외부에 설 치된 n번째의 외부 센서들을 의미하고, B는 외부 센서들의 위치에 대한 길이의 제 곱과 수신된 거리를 제곱한 차이를 성분으로 갖는 행렬이다.

나. TDOA를 이용한 위치 추정

쌍곡선 방법은 외부에 설치된 음향 비이컨들이 신호를 송신하는 시간을 알 수 없고, 수중 로봇에 신호의 도착 시간만을 알 수 있는 경우에 수중 로봇의 위치를 추정하는 방법이다. 즉, 로봇은 음향 신호의 송신 시간을 알 수 없어 거리 데이터 를 이용할 수 없는 환경에서 로봇에 수신된 음향 신호들의 시간 차이인 TDOA 정 보를 이용하여 로봇의 위치를 추정한다. 그림 2.8은 쌍곡선 방법에 대한 개념을 나 타낸다. 그림과 같이 쌍곡선 방법은 외부 비이컨을 나타내는 *Sensor j*를 기준 센서 로 가정하고, 수중 로봇의 모든 좌표와 다른 비이컨들은 고정 좌표계로 표현하여 계산함으로서 수중 로봇의 위치를 추정할 수 있다[24][25].



그림 2.8. 쌍곡선 방법 Fig 2.8. Spherical method

쌍곡선 방법은 기준이 되는 수중 음향 비이컨 송신기와 수중 로봇과의 거리인 Rr값을 이용하여 수중 로봇의 위치를 추정한다. 이 방법은 Rr을 계산하는 방법에 따라 SI(Spherical Interpolation) 방법과 SX(Spherical Intersection) 방법으로 구분할 수 있다[2]. 쌍곡선 방법인 SI 방법과 SX 방법에서 사용되는 기호들은 다음과 같다.

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} x_2 & y_2 & z_2 \\ x_3 & y_3 & z_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_N & y_N & z_N \end{bmatrix}$$

x_i = (x_i, y_i, z_i) : i번째 외부 음향 비이컨의 위치 x_r = (x_r, y_r, z_r) : 추정된 로봇의 위치 d_i = ||x_i - x_r|| : i번째 음향 비이컨과 로봇 사이의 거리 d_{il} = d_i - d_l : 기준 음향 비이컨과 i번째 음향 비이컨과의 거리 차이 d = [d₂₁ d₃₁ … d_{Ni}]^T R_i: 기준 음향 비이컨과 i번째 비이컨 사이의 거리 $\delta = [(R_2)^2 - (d_{21})^2 (R_3)^2 - (d_{31})^2 … (R_N)^2 - (d_{N1})^2]^T$ R_r= ||x_r|| : 기준 음향 비이컨과 로봇 사이의 거리

그림 2.9는 SI 방법에 대한 의사 코드로서, SI 방법은 그림과 같이 \widetilde{R} ,값을 계산 하여 수중 로봇의 위치를 추정한다. 이 방법은 최소 4개의 TDOA 정보로 동작되기 때문에 최소 5개 이상의 외부 음향 비이컨들이 필요하다. 그리고 외부 음향 비이컨 들은 $x_1 = x_2 = \cdots = x_N$, 또는 $y_1 = y_2 = \cdots = y_N$, 또는 $z_1 = z_2 = \cdots = z_N$ 일 때 동 작하지 않는다. 따라서 외부 비이컨들은 세 개의 좌표가 동일하지 않는 곳에 설치 되어야 한다. SI(Spherical interpolation) method(d)

 $S^* = (S^T WS)^{-1} S^T W$ $P_s = SS^* = S(S^T WS)^{-1} S^T W$ $\widetilde{T} = P_s^{\perp} = I - P_s$ $\widetilde{R}_r = \frac{1}{2} \frac{d^T \widetilde{T} \delta}{d^T \widetilde{T} d}$ $X = \frac{1}{2} S^* (\delta - 2\widetilde{R}_r d)$ return $X = (x_r \quad y_r \quad z_r)^T$ 그 린 2.9. SI 방법

Fig 2.9. SI method

그림 2.10은 SX 방법을 나타낸 것으로 그림에서 보인바와 같이 2개의 \widetilde{R} ,값을 갖 을 수 있다. 이 중 1개의 \widetilde{R} , 값으로부터 수중 로봇의 위치를 얻을 수 있으며, 다른 1개의 결과는 부정확한 수중 로봇의 위치를 추정하게 된다. 따라서 SX 방법은 적 절한 \widetilde{R} ,의 값을 선택해야 한다. 그리고 이 방법은 3개의 TDOA 정보가 필요하기 때문에 최소 4개 이상의 음향 비이컨들이 필요하다.

| SX(Spherical intersection) method(d) |
|--|
| $\boldsymbol{S} * = (\boldsymbol{S}^T \boldsymbol{W} \boldsymbol{S})^{-1} \boldsymbol{S}^T \boldsymbol{W}$ |
| $a = 4 - 4d^T \boldsymbol{S} *^T \boldsymbol{S} * \boldsymbol{d}$ |
| $b = 4\boldsymbol{d}^T\boldsymbol{S} *^T \boldsymbol{S} * \boldsymbol{\delta}$ |
| $c = -\boldsymbol{\delta}^T \boldsymbol{S} *^T \boldsymbol{S} * \boldsymbol{\delta}$ |
| $\widetilde{R}_r = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac}}{2a} ; \widetilde{R}_r \ge 0$ |
| $\boldsymbol{X} = \frac{1}{2} \boldsymbol{S} * (\boldsymbol{\delta} - 2\widetilde{R}_r \boldsymbol{d})$ |
| $return \ X = \begin{pmatrix} x_r & y_r & z_r \end{pmatrix}^T$ |
| |

그림 2.10. SX 방법 Fig 2.10. SX method

3. 내부 센서와 외부 센서를 이용한 방법

내부 센서와 외부 센서를 이용한 방법은 지상에서 동작하는 이동 로봇의 위치 추정을 위해 많은 연구가 이루어졌고, 근래에는 수중 로봇의 위치 추정을 위해 연 구되고 있다. 이 방법은 베이스 필터에 기반하는 필터링 방법으로 수중 로봇의 내 부 센서와 외부 센서의 불확실성을 고려할 수 있기 때문에 외부 센서 및 내부 센 서의 정보를 일시적으로 이용하지 못할 경우에도 로봇의 위치를 추정 할 수 있는 장점을 지니고 있다. 또한 내부 및 외부 센서만을 이용한 방법에서 발생할 수 있는 센서 오차의 누적 문제와 외부 센서 정보에 대한 민감한 추정 성능을 해결 할 수 있으며 수중 로봇의 위치 뿐 아니라 자세에 대하여 추정 가능하다[2].

필터링 방법은 크게 그림 2.11과 같이 수중 로봇의 위치를 예측하는 예측 단계 (Prediction step)와 예측된 위치를 갱신하는 갱신 단계(Correction step)로 나눌 수 있 다. 예측 단계에서는 내부 센서 정보를 이용하여 수중 로봇의 위치를 예측하고, 갱 신 단계에서는 외부 센서 정보를 이용하여 예측된 수중 로봇의 위치를 갱신한다.



그림 2.11. 필터링 방법 Fig 2.11. Filtering method
그림 2.12는 필터링 방법에 대한 의사 코드로서 Line 1은 예측 단계이고 Line 2 는 갱신 단계를 나타낸다. 예측 단계는 수중 로봇의 내부 센서 정보인 속도 및 관 성 센서 정보 $z_i^{\prime\prime\prime}$ 과 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위치 정보 $X_{i,l}$ 을 이용하여 t에서의 수중 로봇 위치를 예측한다. 그리고 갱신 단계에서는 외부 센서 정보 $z_i^{\circ\prime\prime}$, 그리고 외부 환경 정보 E를 통해 예측 단계에서 예측된 수중 로봇의 위치 정보 \overline{X} 를 갱신 한다. 이러한 필터링 방법은 추정 방법의 동작과 추정 결과의 표현 형태에 따라 칼 만 필터와 파티클 필터의 추정 방법으로 구분될 수 있다.

Filtering method($X_{t-1}, z_t^{in}, z_t^{out}, E$)

- 1. $\overline{X}_t = Prediction \ step(X_{t-l}, \ z_t^{in})$
- 2. $X_t = Correction \ step(\overline{X}_t, \ z_t^{out}, E)$
- 3. return X_t

그림 2.12. 필터링 방법의 의사 코드 Fig 2.12. Pseudo code of filtering method

제 3장 확장 칼만 필터 방법

기존의 선형 칼만 필터 방법은 불연속적인 데이터의 선형적 필터링 문제를 재귀 적으로 해결하기 위해 제시된 방법으로 로봇 분야에서는 명료성, 적합성, 구현의 편리성으로 인해 로봇의 트래킹과 추정을 위해 많은 연구가 진행되었다[46][47]. 로 봇의 위치를 추정하기 위해 이용된 선형 칼만 필터는 로봇에 대한 동작 정보를 측 정하고, 이 정보를 선형화하여 미리 정의된 모델링을 통해 로봇의 위치를 예측한 다. 하지만 실제 환경에서 동작하는 로봇은 예측할 수 없는 상황들이 발생되어 비 선형적인 정보를 획득하게 되고, 이러한 정보는 칼만 필터의 정의된 모델링을 적용 할 수 없다[48]. 이를 해결하기 위해 기존의 제안된 방법은 확장 칼만 필터 방법이 다[28]. 이 방법은 기존의 선형 칼만 필터와는 달리 비선형 시스템을 다룰 수 있는 방법이다. 이 방법은 시스템을 비선형 상태로 두고 연산을 수행하는 과정에서 각 구간의 변화를 선형화하여 계산하므로 본래의 비선형 시스템의 변화에 대해 가까 운 결과를 얻을 수 있다[46]. 이러한 이유로 확장 칼만 필터는 다양한 시스템들 뿐 아니라 로봇의 위치 추정 분야에서도 이용되고 있다.

본 장에서는 수중 로봇의 위치를 추정하기 위한 확장 칼만 필터 방법을 설명한 다. 그리고 확장 칼만 필터 방법을 예측 단계와 갱신 단계로 구분하여 그 과정을 설명한다. 또한 갱신 단계에서 외부 센서 정보에 대한 관측 방정식의 설계 과정과 수중 로봇의 위치와 오차 공분산의 갱신 형태에 따라 구분하여 그 과정을 보였다.

제 1절 필터링 방법에 기반한 확장 칼만 필터 방법

확장 칼만 필터 방법은 필터링 방법에 기반하여 동작하는 방법으로 수중 로봇의 위치를 예측하는 예측 단계와 예측된 수중 로봇의 위치를 추정하는 갱신 단계로

- 24 -

구분 할 수 있다. 그림 3.1은 확장 칼만 필터의 의사 코드를 나타낸다. 확장 칼만 필터의 예측 단계인 Line 1은 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위치 정보 X_{t-1}, 추정된 오차 공분산 ∑_{t-1}과 t에서의 수중 로봇의 속도 정보 u_t를 이용하여 수중 로봇 위치 X_t를 예측하고 예측된 수중 로봇의 위치에 대해 오차 공분산 ∑_t를 예측한다. 이후 갱신 단계의 Line 2에서는 수중 로봇 위치 X_t와 오차 공분산 ∑_t를 추정한다. 이때 갱신 단계에서 이용되는 정보는 예측 단계에서 예측된 수중 로봇의 위치 X_t, 예측 된 오차 공분산 ∑_t와 더불어 외부 센서로부터 측정된 특징점과의 거리 또는 각도 정보 z_t, 특징점에 대한 고유 식별자 c_t, 그리고 특징점의 위치 등을 나타내는 환경 정보 E가 이용된다.

Localization $EKF(X_{t-1}, \Sigma_{t-1}, u_t, z_t, c_t, E)$

- 1. $(X_{t}, \Sigma_{t}) = Prediction step(X_{t-1}, \Sigma_{t-1}, u_{t})$
- 2. $(X_t, \Sigma_t) = Correction \ step(\overline{X}_t, \overline{\Sigma}_t, z_t, c_t, E)$
- 3. return (X_t, Σ_t)

그림 3.1. 확장 칼만 필터 방법의 의사 코드 Fig 3.1. Pseudo code extended Kalman filter method

그림 3.2는 확장 칼만 필터 방법에 의해 추정된 로봇 위치 결과에 대한 예를 보 인 그림으로 좌측은 실제 환경에서의 추정 결과이고 우측은 시뮬레이션을 이용한 추정 결과를 나타낸다. 그림에서 보이는 AR, OR1, OR2, 그리고 USATEKF는 확장 칼만 필터에 의해 추정된 로봇의 위치로서 확장 칼만 필터의 결과인 *X*,를 이용하여 그림과 같이 표현 가능하다. 또한 그림에서의 추정된 로봇의 위치를 중심으로 도시 된 타원은 추정된 로봇의 오차 정도를 나타낸 것으로서 확장 칼만 필터의 추정 오 차 공분산 *Σ*,를 이용하여 표현 될 수 있다.



Fig 3.2. Example of extended Kalman filter method

제 2절 예측 단계

확장 칼만 필터의 예측 단계는 수중 로봇의 내부 센서 또는 로봇 속도 명령과 같은 내부 속도 정보를 이용하여 로봇의 위치를 예측한다. 수중 로봇의 내부 센서 를 이용한 확장 칼만 필터의 상태 천이(State transition) 방정식은 식 3.1과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{t} &= g(\mathbf{u}_{t}, \mathbf{X}_{t-1}), \quad \phi = \mathbf{X}_{t-1,\phi}, \quad \theta = \mathbf{X}_{t-1,\theta}, \quad \psi = \mathbf{X}_{t-1,\psi} \\ &= \begin{pmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ z_{t-1} \\ \phi_{t-1} \\ \phi_{t-1} \\ \phi_{t-1} \\ \psi_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} uc\theta c\psi\Delta t + vs\phi s\theta c\psi\Delta t - vc\phi s\psi\Delta t + wc\phi s\theta c\psi\Delta t + ws\phi s\psi\Delta t \\ uc\theta s\psi\Delta t + vs\phi s\theta s\psi\Delta t + vc\phi c\psi\Delta t + wc\phi s\theta s\psi\Delta t - wsin\phi c\psi\Delta t \\ -u\sin\theta\Delta t + v\sin\phi\cos\theta\Delta t + w\cos\phi\cos\theta\Delta t \\ p\Delta t + q\sin\phi\tan\theta\Delta t + r\cos\phi\tan\theta\Delta t \\ q\cos\phi\Delta t - r\sin\phi\Delta t \\ q\sin\phi\sec\theta\Delta t + r\cos\phi\sec\theta\Delta t \end{pmatrix} \end{aligned}$$
(3.1)

여기서 *u*t는 수중 로봇의 속도 정보를 의미하는 *u, v, w, p, q, r*이고, *X*는 수중 로봇의 상태를 의미하는 *x, y, z, φ, θ, ψ*이며, △*t*는 내부 속도 정보의 샘플링 주기 이다. 식 3.2는 추정 오차 공분산 예측을 나타내는 $\overline{\Sigma}_{t}$ 를 계산하는 과정으로 G_{t} , V_{t} , Σ_{t-1} , 그리고 M_{t} 를 통해 계산된다.

$$\overline{\Sigma}_t = G_t \sum_{t=1}^{T} G_t^T + V_t M_t V_t^T$$
(3.2)

여기서 G_t는 상태 천이 방정식을 로봇 상태에 대해 편미분한 자코비안 행렬, V_t 는 상태 천이 방정식을 입력 속도 정보에 대해 편미분한 자코비안 행렬, M_t는 입력 된 속도 정보의 잡음에 대한 공분산 행렬, 그리고 Σ_{t-1}은 t-1에서 추정된 오차 공분 산 행렬이다. 식 3.3와 3.4는 자코비안 행렬 G_t, 식 3.5는 V_t에 대한 유도 과정, 그리 고 식 3.6는 공분산 행렬 M_t에 대한 유도 과정을 나타낸다. 여기서 φ, θ, ψ는 이전 수중 로봇의 상태의 φ, θ, ψ를 나타내는 X_{t-1,φ}, X_{t-1,θ}, 그리고 X_{t-1,ψ}이다.

$$G_{t} = \frac{\partial g(\boldsymbol{u}_{t}, \boldsymbol{X}_{t-1})}{\partial \boldsymbol{x}_{t-1}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,x}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,y}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,z}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,z}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\phi}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\theta}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,x}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,y}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,z}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\phi}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\theta}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,x}} & \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,y}} & \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,z}} & \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\phi}} & \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\theta}} & \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,x}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,y}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,z}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\phi}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\theta}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,x}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,y}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,z}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\phi}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\theta}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,x}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,y}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,z}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\phi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\theta}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,x}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,y}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,z}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\phi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\theta}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,y}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,y}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\phi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\theta}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,y}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,y}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\phi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\phi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X}_{t-1,\psi}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{X$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & Gl_t(1,1) & Gl_t(2,1) & Gl_t(3,1) \\ 0 & 1 & 0 & G2_t(1,1) & G2_t(2,1) & G2_t(3,1) \\ 0 & 0 & 1 & vc\phi c\theta \Delta t - ws\phi c\theta \Delta t & -uc\theta \Delta t - vs\phi s\theta \Delta t - wc\phi s\theta \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 + qc\phi t\theta \Delta t - rs\phi t\theta \Delta t & qs\phi sec^2 \theta \Delta t + rc\phi sec^2 \theta \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -qs\phi \Delta t - rc\phi \Delta t & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & qc\phi sec\theta \Delta t - rs\phi sec\theta \Delta t & qs\phi sec\theta t\theta \Delta t + rc\phi sec\theta t\theta \Delta t & 1 \end{pmatrix}$$

$$G1_{t} = \begin{pmatrix} vc\phi s \theta c \psi \Delta t + vs\phi s \psi \Delta t - ws\phi s \theta c \psi \Delta t + wc s \psi \Delta t \\ - us \theta c \psi \Delta t + vs\phi c \theta c \psi \Delta t + wc\phi c \theta c \psi \Delta t \\ - uc\theta s \psi \Delta t - vs\phi s \theta s \psi \Delta t - vc\phi c \psi \Delta t - wc\phi s \theta s \psi \Delta t + ws\phi c \psi \Delta t \end{pmatrix}$$

$$G2_{t} = \begin{pmatrix} vc\phi s \theta s \psi \Delta t - vs\phi c \psi \Delta t - ws\phi s \theta s \psi \Delta t - wc\phi c \psi \Delta t \\ - us \theta s \psi \Delta t - vs\phi c \theta s \psi \Delta t - wc\phi c \theta s \psi \Delta t \\ - us \theta s \psi \Delta t + vs\phi c \theta s \psi \Delta t + wc\phi c \theta s \psi \Delta t \\ uc\theta c \psi \Delta t + vs\phi s \theta c \psi \Delta t - vc\phi s \psi \Delta t + wc\phi s \theta c \psi \Delta t + ws\phi s \psi \Delta t \end{pmatrix}$$

$$(3.4)$$

$$V_{t} = \frac{\partial g(\boldsymbol{u}_{t}, \boldsymbol{X}_{t-1})}{\partial \boldsymbol{u}_{t}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,u}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,v}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,w}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,r}} \\ \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,u}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,v}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,w}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,r}} \\ \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,u}} & \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,v}} & \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,w}} & \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial z'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,r}} \\ \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,u}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,v}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,w}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,r}} \\ \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,u}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,v}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,w}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,r}} \\ \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,u}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,v}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,w}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial \phi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,r}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,u}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,v}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,w}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,r}} \\ \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,u}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,v}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,w}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} & \frac{\partial \psi'}{\partial \boldsymbol{u}_{t,p}} \\ \end{array} \right)$$
(3.5)

| | $(c\theta c\psi\Delta t)$ | $s\phi s\theta c\psi \Delta t - c\phi s\psi \Delta t$ | $c\phi s\theta c\psi \Delta t + s\phi s\psi \Delta t$ | 0 | 0 | 0) |
|---|---------------------------|---|--|------------|-----------------------------|-----------------------------|
| | $c\theta s\psi\Delta t$ | $s\phi s\theta s\psi \Delta t + c\phi c\psi \Delta t$ | $c\phi s \theta s \psi \Delta t - s\phi c \psi \Delta t$ | 0 | 0 | 0 |
| | $-s\theta\Delta t$ | $sin\phi cos \theta \Delta t$ | $c\phi c\theta \Delta t$ | 0 | 0 | 0 |
| = | 0 | 0 | 0 | Δt | $s\phi t\theta\Delta t$ | $c\phi t\theta\Delta t$ |
| | 0 | 0 | 0 | 0 | $c\phi\Delta t$ | $s\phi\Delta t$ |
| | 0 | 0 | 0 | 0 | $s\phi sec \theta \Delta t$ | $c\phi sec \theta \Delta t$ |

$$M_{t} = \begin{pmatrix} P_{t}(1,1) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & P_{t}(2,1) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & P_{t}(3,1) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & P_{t}(4,1) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & P_{t}(5,1) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P_{t}(6,1) \end{pmatrix}$$

$$P_{t} = \begin{pmatrix} \left(\alpha_{uu}|u| + \alpha_{uv}|v| + \alpha_{uw}|w| + \alpha_{up}|p| + \alpha_{uq}|q| + \alpha_{ur}|r| + \alpha_{us}\right)^{2} \\ \left(\alpha_{vu}|u| + \alpha_{vv}|v| + \alpha_{vw}|w| + \alpha_{vp}|p| + \alpha_{vq}|q| + \alpha_{vr}|r| + \alpha_{vs}\right)^{2} \\ \left(\alpha_{vu}|u| + \alpha_{vv}|v| + \alpha_{ww}|w| + \alpha_{up}|p| + \alpha_{vq}|q| + \alpha_{vr}|r| + \alpha_{vs}\right)^{2} \\ \left(\alpha_{\mu u}|u| + \alpha_{\mu v}|v| + \alpha_{\mu w}|w| + \alpha_{\mu p}|p| + \alpha_{pq}|q| + \alpha_{\mu r}|r| + \alpha_{ps}\right)^{2} \\ \left(\alpha_{\mu u}|u| + \alpha_{\mu v}|v| + \alpha_{\mu w}|w| + \alpha_{\mu p}|p| + \alpha_{qq}|q| + \alpha_{\mu r}|r| + \alpha_{qs}\right)^{2} \\ \left(\alpha_{\mu u}|u| + \alpha_{\mu v}|v| + \alpha_{\mu w}|w| + \alpha_{\mu p}|p| + \alpha_{qq}|q| + \alpha_{\mu r}|r| + \alpha_{rs}\right)^{2} \end{pmatrix}$$

$$(3.6)$$

여기서 식 3.6의 $\alpha_{uu} \sim \alpha_{rs}$ 는 수중 로봇 속도 정보의 잡음에 대한 파라미터이다. 각각의 파라미터들은 각각의 속도 정보가 다른 속도 정보에 영향을 미치는 정도를 결정한다.

그림 3.3은 확장 칼만 필터 방법의 예측 단계에 대한 일련의 의사 코드를 보여준 다. 그림에서의 확장 칼만 필터 방법의 예측단계는 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위 치 정보 X_{t-1}, 추정된 오차 공분산 Σ_{t-1}과 t에서의 수중 로봇의 속도 정보 u_t를 입력 받는다. Line 3 ~ 5는 자코비안 행렬 G_t, Line 6은 자코비안 행렬 V_t, 그리고 Line 7, 8은 공분산 행렬 M_t를 계산하는 과정이다. Line 9의 과정에서는 입력된 수중 로봇 의 속도 정보를 지구 고정 좌표계의 속도 정보로 변환한다. 여기서 T_{E1}과 T_{E2}는 식 2.4와 2.6에서 보인바와 같이 수중 입력된 속도 정보를 지구 고정 좌표계에서의 속 도 정보로 변환하는 속도 정보 행렬이다. Line 10과 11은 Line 1 ~ 9의 정보들을 바탕으로 수중 로봇의 위치 X_t와 오차 공분산 Σ_t을 계산한다. 이러한 일련의 과정 을 통해 확장 칼만 필터의 예측 단계에서는 수중 로봇의 위치 X_t와 오차 공분산 Σ_t 를 예측한다. Prediction step($X_{t-1}, \Sigma_{t-1}, u_t$)

$$\begin{array}{ll} \mathbf{F} & \phi = \mathbf{X}_{t-1,\phi}, \ \theta = \mathbf{X}_{t-1,\phi}, \ \psi = \mathbf{X}_{t-1,\psi}, \ \psi = \mathbf{u}_{t,\mu}, \ \psi = \mathbf{u}$$

그림 3.3. 확장 칼만 필터 방법의 예측 단계에 대한 의사 코드 Fig 3.3. Pseudo code for prediction step of extended Kalman filter method

제 3절 갱신 단계

확장 칼만 필터의 갱신 단계는 외부 센서에 의해 측정된 정보를 이용하여 예측 단계에서 계산된 수중 로봇의 위치와 오차 공분산을 갱신하여 추정한다. 식 3.7은 확장 칼만 필터의 갱신 단계에 대한 수식으로, 수중 로봇의 위치 *X*,와 오차 공분산 *Σ*,를 계산하여 갱신한다.

$$S_{t} = H_{t} \overline{\Sigma}_{t} [H_{t}]^{T} + Q_{t}$$

$$K_{t} = \overline{\Sigma}_{t} [H_{t}]^{T} [S_{t}]^{-1}$$

$$X_{t} = \overline{X}_{t} + K_{t}(z_{t} - \hat{z}_{t})$$

$$\Sigma_{t} = (I - K_{t}H_{t})\overline{\Sigma}_{t}$$
(3.7)

여기서 H_i는 관측 방정식을 로봇 상태에 대해 편미분한 자코비안 행렬, K_i는 칼 만 이득, Q_i는 관측 잡음에 대한 공분산 행렬, z_i는 관측 방정식에 의해 예측된 외 부 센서 정보이다. 이러한 갱신 단계는 외부 센서 정보에 대한 관측 방정식의 설계 과정과 X_i와 Σ_i를 갱신하는 절차에 따라 개별적으로 동작하는 형태와 일괄적으로 동작하는 형태로 구분 가능하다.

1. 갱신 단계의 개별적 동작

갱신 단계가 개별적으로 동작하는 형태는 TOA 정보에 대한 갱신 단계와 거리 정보에 대한 갱신 단계를 각각 수행하면서 수중 로봇의 위치와 오차 공분산을 계 산한다. 외부 센서 정보에 대한 관측 방정식은 거리 정보로 계산할 수 있는 TOA 정보에 대한 방정식과 깊이 정보에 대한 방정식으로 구분 될 수 있다. 식 3.8과 3.9 은 TOA 정보와 깊이 정보에 대한 관측 방정식을 나타낸다.

$$z_{t,TOA}^{i} = h(\overline{X}_{t}, j, E) = \begin{pmatrix} r_{t,TOA}^{i} \\ s_{t,TOA}^{i} \end{pmatrix}$$
$$= \begin{pmatrix} \sqrt{(E_{j,x} - \overline{X}_{t,x})^{2} + (E_{j,y} - \overline{X}_{t,y})^{2} + (E_{j,z} - \overline{X}_{t,z})^{2}} \\ E_{j,s} \end{pmatrix}$$
(3.8)

$$z_{t,Depth} = h(\overline{X}_t) = \overline{X}_{t,z}$$
(3.9)

여기서 $z_{t,TOA}^{i}$ 는 i번째 외부 센서와 로봇 사이에 대한 TOA 정보로서 거리 정보 $r_{t,TOA}^{i}$ 와 고유 식별 정보 $s_{t,TOA}^{i}$ 에 대한 관측 값으로 구성된다. j는 외부 센서들의 고 유 식별자, E는 외부 센서의 위치 정보 등의 환경 정보이다. 그리고 $z_{t,Depth}$ 는 깊이에 대한 관측 값이다. 이처럼 두 개의 관측 방정식으로부터 TOA 정보에 대한 갱신 단 계와 깊이 정보에 대한 갱신 단계를 유도할 수 있다.

식 3.10과 3.11은 갱신 단계에서 이용되는 관측 방정식의 자코비안 행렬을 나타 낸다. 식 3.10은 TOA 정보의 관측 방정식을 로봇 상태에 대해 편미분한 자코비안 행렬 $H_{t,TOA}^{i}$ 이고 식 3.11은 깊이 정보의 관측 방정식을 로봇 상태에 대해 편미분한 자코비안 행렬 $H_{t,Depth}$ 이다.

$$H_{t,TOA}^{i} = \frac{\partial h(\overline{X}_{t}, j, \underline{E})}{\partial x_{t}}$$

$$= \begin{pmatrix} \frac{\partial r_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,x}} & \frac{\partial r_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,y}} & \frac{\partial r_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,z}} & \frac{\partial r_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,\phi}} & \frac{\partial r_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,\phi}} & \frac{\partial r_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,\psi}} \\ \frac{\partial s_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,x}} & \frac{\partial s_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,y}} & \frac{\partial s_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,z}} & \frac{\partial s_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,\phi}} & \frac{\partial s_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,\theta}} & \frac{\partial s_{t}^{i}}{\partial \overline{X}_{t,\psi}} \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} -\left(\frac{\underline{E}_{j,x} - \overline{X}_{t,x}}{\sqrt{q}}\right) & -\left(\frac{\underline{E}_{j,y} - \overline{X}_{t,y}}{\sqrt{q}}\right) & -\left(\frac{\underline{E}_{j,z} - \overline{X}_{t,y}}{\sqrt{q}}\right) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\sqrt{q} = \sqrt{(\underline{E}_{j,x} - \overline{X}_{t,x})^{2} + (\underline{E}_{j,y} - \overline{X}_{t,y})^{2} + (\underline{E}_{j,z} - \overline{X}_{t,z})^{2}}$$
(3.10)

$$H_{t,Depth} = \frac{\partial h(\overline{\mathbf{X}}_{t})}{\partial \mathbf{x}_{t}}$$

$$= \begin{pmatrix} \overline{\mathbf{X}}_{t,z} & \overline{\mathbf{X}}_{t,y} \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$(3.11)$$

그림 3.4는 확장 칼만 필터 방법의 TOA 정보에 대한 갱신 단계를 나타내는 의 사 코드이다. 그림의 Line 2 ~ 11은 측정된 z_t 에 대하여 수중 로봇의 위치 \overline{X} 와 오 차 공분산 $\overline{\Sigma}_t$ 를 갱신한다. 이 과정은 t에서 관측된 i번째의 TOA 정보에 대해 자코 비안 행렬 H_t 와 칼만 이득 K_t^i 를 계산하고, \overline{X}_t 와 $\overline{\Sigma}_t$ 를 반복하여 갱신한다. 이러한 과 정을 통해 Line 12와 같이 TOA 정보에 의해 갱신된 $\overline{X}_{t,TOA}$ 와 $\overline{\Sigma}_{t,TOA}$ 를 계산한다.

| Corr | Correction step on $TOA(\overline{X}_{b}\overline{\Sigma}_{b}, z_{b}, c_{b}, E)$ | | | | | |
|------|--|--|--|--|--|--|
| 1; | $Q_t = \begin{pmatrix} \sigma_r^2 & 0\\ 0 & \sigma_s^2 \end{pmatrix}$ | | | | | |
| 2: | for all observed fea tures of TOA $z_t^i = (r_t^i s_t^i)^T$ do | | | | | |
| 3: | $j = c_t^i$ | | | | | |
| 4: | $q = (E_{j,x} - \overline{X}_{t,x})^{2} + (E_{j,y} - \overline{X}_{t,y})^{2} + (E_{j,z} - \overline{X}_{t,z})^{2}$ | | | | | |
| 5: | $\hat{z}_{t}^{i} = \begin{pmatrix} \sqrt{q} \\ E_{j,s} \end{pmatrix}$ | | | | | |
| 6: | $H_{t}^{i} = \begin{pmatrix} -\left(\frac{E_{j,x} - \overline{X}_{t,x}}{\sqrt{q}}\right) & -\left(\frac{E_{j,y} - \overline{X}_{t,y}}{\sqrt{q}}\right) & -\left(\frac{E_{j,z} - \overline{X}_{t,z}}{\sqrt{q}}\right) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ | | | | | |
| 7: | $S_t^i = H_t^i \overline{\Sigma}_t \left[H_t^i\right]^T + Q_t$ | | | | | |
| 8: | $K_t^i = \overline{\Sigma}_t \left[H_t^i \right]^T \left[S_t^i \right]^{-1}$ | | | | | |
| 9: | $\overline{\boldsymbol{X}}_t = \overline{\boldsymbol{X}}_t + K_t^i(\boldsymbol{z}_t^i - \hat{\boldsymbol{z}}_t^i)$ | | | | | |
| 10: | $\overline{\Sigma}_t = (I - K_t^i H_t^i) \overline{\Sigma}_t$ | | | | | |
| 11: | endfor | | | | | |
| 12: | $\overline{X}_{t,TOA} = \overline{X}_t$, $\overline{\Sigma}_{t,TOA} = \overline{\Sigma}_t$ | | | | | |
| 13: | return $\overline{X}_{t,TOA}$, $\overline{\Sigma}_{t,TOA}$ | | | | | |

그림 3.4. TOA 정보의 갱신 단계에 대한 의사 코드 Fig 3.4. Pseudo code for correction step of TOA information 여기서 z,는 측정된 TOA를 통해 계산된 거리 정보 r,와 고유 식별 정보 s,이다. 그리고 Line 1의 Q,는 관측 잡음에 대한 공분산 행렬을 나타낸다.

그림 3.5는 깊이 정보의 갱신 단계에 대한 의사 코드로서 TOA 정보 갱신 단계 의 $\overline{X}_{t,TOA}$, $\overline{\Sigma}_{t,TOA}$ 와 측정된 깊이 정보 z_i 를 입력 받는다. 그림의 Line 1의 Q_i 는 깊이 정보의 잡음에 대한 공분산 행렬이다. Line 2 ~ 7은 측정된 z_i 에 대하여 수중 로봇 의 위치 \overline{X} 와 오차 공분산 $\overline{\Sigma}_i$ 를 갱신하여 최종적으로 추정된 수중 로봇의 위치 X_i 와 추정된 오차 공분산 Σ_i 를 계산한다.

> Correction step on $Depth(\overline{X}_{t,TOA}, \overline{\Sigma}_{t,TOA}, z_t)$ $Q_t = \sigma_d^2$ 1: $\hat{z}_t = \overline{X}_{t,z}$ 2: $H_t = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ 3: $S_t = H_t \overline{\Sigma}_t [H_t]^T + Q_t$ 4: $K_t = \overline{\sum}_t [H_t]^T [S_t]^{-1}$ 5: $X_t = \overline{X}_t + K_t (z_t - \hat{z}_t)$ 6: $\sum_{t} = (I - K_t H_t) \overline{\sum}_{t}$ 7: return X_t , \sum_t 8:

그림 3.5. 깊이 정보의 갱신 단계에 대한 의사 코드 Fig 3.5. Pseudo code for correction step of depth information

2. 갱신 단계의 일괄적 동작

갱신 단계가 일괄적으로 동작하는 형태는 TOA와 깊이 정보에 대해 갱신 단계를 일괄적으로 수행하는 구조를 갖는다. 이를 위해 관측 방정식은 식 3.12와 같이 나 타낼 수 있다.

$$z_{t} = h(\overline{X}_{t}, E) = \begin{pmatrix} r_{t,TOA}^{1} & s_{t,TOA}^{1} & \cdots & r_{t,TOA}^{i} & s_{t,TOA}^{i} & d_{t,Depth} \end{pmatrix}^{T} \\ = \begin{pmatrix} \sqrt{(E_{1,x} - \overline{X}_{t,x})^{2} + (E_{1,y} - \overline{X}_{t,y})^{2} + (E_{1,z} - \overline{X}_{t,z})^{2}} \\ E_{1,s} \\ \vdots \\ \sqrt{(E_{i,x} - \overline{X}_{t,x})^{2} + (E_{i,y} - \overline{X}_{t,y})^{2} + (E_{i,z} - \overline{X}_{t,z})^{2}} \\ E_{i,s} \\ \overline{X}_{t,z} \end{pmatrix}$$
(3.12)

여기서 $d_{i,Depth}$ 는 깊이 정보에 대한 관측 값이다. 위와 같은 관측 방정식으로부터 로봇의 상태와 관측 값의 관계를 나타내는 자코비안 행렬 H_i 를 식 3.13과 같이 유 도할 수 있다.

$$\begin{split} H_{l} &= \frac{\partial h(\overline{X}_{l}, E)}{\partial x_{l}} \\ &= \begin{pmatrix} \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,x}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,z}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,z}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,z}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,z}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,z}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,z}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,z}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,z}} & \frac{\partial r_{l}^{1}}{\partial \overline{X}_{l,y}} & \frac{\partial r_{l}^{1}$$

그림 3.6은 갱신 단계에 대한 의사 코드로서 TOA 정보와 깊이 정보를 일괄적으 로 적용하여 추정된 수중 로봇의 위치 X,와 추정된 오차 공분산 ∑,를 계산한다. 이 러한 갱신 단계는 확장 칼만 필터의 예측 단계에서 예측된 X,와 ∑, 외부 센서에 의해 측정된 TOA 정보와 깊이 정보 z, 그리고 환경 정보 E를 입력 받는다. 여기서 Line 1의 Q,는 TOA 정보와 깊이 정보의 잡음에 대한 공분산 행렬이다.

| Correction step on TOA and Depth($\overline{X}_t, \overline{\Sigma}_t, z_t, E$) | | | | | |
|--|--|--|--|--|--|
| 1: $\boldsymbol{Q}_{t} = \begin{pmatrix} \sigma_{r^{1}}^{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{s^{1}}^{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{r^{i}}^{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{s^{i}}^{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{d}^{2} \end{pmatrix}$ | | | | | |
| 2: $z_t = \left(r_t^1 s_t^1 \cdots r_t^i s_t^i d_t\right)^T$ | | | | | |
| 3: $q = \begin{pmatrix} q_1 \\ \vdots \\ q_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\boldsymbol{E}_{1,x} - \overline{\boldsymbol{X}}_{t,x})^2 + (\boldsymbol{E}_{1,y} - \overline{\boldsymbol{X}}_{t,y})^2 + (\boldsymbol{E}_{1,z} - \overline{\boldsymbol{X}}_{t,z})^2 \\ \vdots \\ (\boldsymbol{E}_{i,x} - \overline{\boldsymbol{X}}_{t,x})^2 + (\boldsymbol{E}_{i,y} - \overline{\boldsymbol{X}}_{t,y})^2 + (\boldsymbol{E}_{i,z} - \overline{\boldsymbol{X}}_{t,z})^2 \end{pmatrix}$ | | | | | |
| 4: $\hat{z}_t = \begin{pmatrix} \sqrt{q_1} & \boldsymbol{E}_{1,s} & \cdots & \sqrt{q_i} & \boldsymbol{E}_{i,s} & \overline{\boldsymbol{X}}_{t,z} \end{pmatrix}^T$ | | | | | |
| 5: $H_{t} = \begin{pmatrix} -\left(\frac{E_{1,x} - \overline{X}_{t,x}}{\sqrt{q_{1}}}\right) & -\left(\frac{E_{1,y} - \overline{X}_{t,y}}{\sqrt{q_{1}}}\right) & -\left(\frac{E_{1,z} - \overline{X}_{t,z}}{\sqrt{q_{1}}}\right) & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ -\left(\frac{E_{i,x} - \overline{X}_{t,x}}{\sqrt{q_{i}}}\right) & -\left(\frac{E_{i,y} - \overline{X}_{t,y}}{\sqrt{q_{i}}}\right) & -\left(\frac{E_{i,z} - \overline{X}_{t,z}}{\sqrt{q_{i}}}\right) & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ | | | | | |
| | | | | | |
| 6: $S_t = H_t \overline{\Sigma}_t [H_t]^T + Q_t$ | | | | | |
| 7: $K_t = \overline{\sum}_t [H_t]^T [S_t]^{-1}$ | | | | | |
| 8: $X_t = X_t + K_t(z_t - \hat{z}_t)$ | | | | | |
| 9: $\sum_{t} = (I - K_t H_t) \sum_{t}$ | | | | | |
| 10: $X_t = X_t, \Sigma_t = \Sigma_t$ | | | | | |
| 11. return $\mathbf{A}_t, \boldsymbol{\Sigma}_t$ | | | | | |

그림 3.6. 일괄적 갱신 단계에 대한 의사 코드

Fig 3.6. Pseudo code of correction step TOA and depth information

제 4장 제안된 위치 추정 방법

수중 로봇의 위치 추정을 위해 본 논문에서 제안하는 필터링 방법에 기반한 파 티클 필터 방법[33][37]이다. 기존의 위치 추정 방법들 중 확장 칼만 필터는 비선형 적인 로봇의 동작을 부분적으로 선형화하여 로봇의 동작에 대한 비선형성을 고려 할 수 있다. 하지만 비선형적인 로봇의 동작을 선형화하는 과정에서 비선형적인 로 봇 동작의 선형화 오차가 발생될 수 있다. 이러한 선형화 오차는 비선형적인 로봇 의 동작이 가우시안 분포 특성을 따른다고 가정하고 있기 때문으로, 비선형이 심하 고 오차의 분포를 규정하기 힘든 시스템일 경우 시간이 갈수록 오차가 증가하게 된다[49]. 하지만 본 논문에서 제안하는 파티클 필터 방법은 다량의 난수에 의해 생성되는 파티클들을 이용하여 선형화하는 과정을 거치지 않고 수중 로봇의 동작 에 대한 비선형성을 고려할 수 있다. 더욱이 외부 센서의 잡음에 대한 가우시안 특 성과 더불어 동적 장애물, 셴싱 실패, 그리고 설명 불가능한 측정 오차와 같은 비 가우시안 특성을 고려할 수 있다[2].

본 장에서는 수중 로봇의 위치를 추정하기 위해 본 논문에서 제안하는 파티클 필터 방법을 보인다. 그리고 6자유도를 지닌 수중 로봇의 위치를 예측하기 위해 파 티클 필터의 모션 모델(Motion model)을 제안하고 설명한다. 또한 기존의 적외선 센 서 등을 이용한 센서 모델(Sensor model)과는 달리 초음파 환경에서 사용할 수 있는 센서 모델을 설계하고 그 과정을 보인다.

제 1절 필터링 방법에 기반한 파티클 필터 방법

파티클 필터 방법은 확장 칼만 필터 방법과 같이 필터링 방법에 기반한 위치 추 정 방법으로 그림 4.1의 예측 단계와 갱신 단계로 구분하여 나타낼 수 있다. 그림 에서 나타낸 예측 단계는 시점 t에서 내부 센서들의 정보 ut와 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위치 X_{t-1}를 이용하여 수중 로봇의 위치들을 예측한다. 이후 갱신 과정에서 는 외부 센서 정보 z_t와 외부 환경 정보 E를 이용하여 예측 단계에서 예측된 수중 로봇의 위치들의 신뢰도를 계산한다. 그리고 예측된 수중 로봇 위치들은 계산된 신 뢰도를 바탕으로 재생성되어 수중 로봇의 위치를 추정하게 된다[30][31][36].

Localization $PF(X_{t-1}, u_t, z_t, E)$

1. $\overline{X}_{t,}$ = Prediction step(X_{t-1}, u_t) 2. X_t = Correction step(\overline{X}_t, z_t, E) 3. return X_t

그림 4.1. 필터링 방법에 기반한 파티클 필터 의사 코드 Fig 4.1. Pseudo code for particle filter method based on filtering method

그림 4.2는 파티클 필터 방법에 의한 추정 결과의 예이다. 파티클 필터 방법은 확장 칼만 필터와는 달리 로봇의 추정 위치에 대하여 파티클의 분포로 표현된다. 그림과 같이 파티클 필터를 이용하여 추정된 수중 로봇의 위치는 다수개의 파티클 들에 의해 클러스터 형태의 분포로 나타낸다.



그림 4.2. 파티클 필터 방법을 이용한 위치 추정의 예 Fig 4.2. Example of localization using particle filter method

그림 4.3은 파티클 필터 방법의 전체적인 구성과 흐름을 나타낸다. 그림에서 보 이는 바와 같이 파티클 필터 방법은 모션 모델(Motion model), 센서 모델(Sensor model), 그리고 리샘플링(Resampling)으로 구성된다. 이 방법의 예측 단계는 내부 센 서를 이용하여 수중 로봇의 위치를 예측하는 모션 모델이고 갱신 단계는 센서 모 델과 리샘플링으로 구성된다. 갱신 단계의 센서 모델은 모션 모델에 의해 예측된 수중 로봇의 위치를 외부 센서 정보를 통해 평가하여 신뢰도를 획득한다. 그리고 리샘플링은 센서 모델에 의해 계산된 신뢰도를 이용하여 수중 로봇의 위치를 재생 성한다.



그림 4.3. 파티클 필터 방법의 흐름 및 절차 Fig 4.3. Procedure of particle filter method

그림 4.4는 파티클 필터 방법에 대한 일련의 의사 코드를 나타낸다. 그림의 Line 3에서 보인 "Motion model(·)"은 로봇의 위치를 예측하는 모션 모델이다. 이 단계에서는 현재 시각 t에서 내부 센서에 의해 수신된 로봇의 속도 정보 u_i 와 이전 시각 t-1에서 추정된 파티클 $X_{i,i}$ 정보를 이용하여 로봇의 위치를 예측한다. Line 4 의 "Sensor model(·)"은 Line 3의 "Motion model(·)"에서 예측된 파티클 \overline{X} 에 대하여 추정 신뢰도 w를 계산하는 센서 모델이다. 이 과정에서는 로봇의 현재 시각 t에서 외부 센서 정보 z₄, 주행 환경에 대한 환경 정보 E를 이용하여 모션 모델에서 예측 된 파티클의 신뢰도를 계산한다. Line 7의 "Resampling(·)"은 모션 모델과 센서 모델 에서 계산된 로봇의 위치와 신뢰도를 이용하여 파티클들의 위치를 재생성하는 리 샘플링 단계이다. 이와 같이 파티클 필터 방법은 모션 모델, 센서 모델, 리샘플링을 반복적으로 수행하여 파티클들의 분포를 추정함으로서 수중 로봇의 위치를 추정하 는 방법이다. 여기서 M은 적용된 파티클의 개수를 의미한다.

Particle filter method(X_{t-1}, u_t, z_t, E)

 $\overline{X}_t = X_t = \phi$ 1. for i = 1 to M do 2 $\mathbf{x}_{t}^{[i]} = Motion \ model(\mathbf{u}_{t}, \mathbf{x}_{t-1}^{[i]})$ 3. $\omega_t^{[i]} = \text{Sensor model}(\mathbf{z}_t, \mathbf{x}_t^{[i]}, \mathbf{E})$ 4. 5. endfor for i = 1 to M do 6. $\mathbf{x}_{t}^{[i]} = Resampling(\{ \mathbf{x}_{t}^{[j]}, \boldsymbol{\omega}_{t}^{[j]} \} | j = 1, \cdots, M \})$ 7. 8. endfor 9. return X_t

> 그림 4.4. 파티클 방법의 의사 코드 Fig 4.4. Pseudo code of particle filter method

제 2절 내부 센서를 이용한 모션 모델

본 절에서는 파티클 필터 방법을 이용하여 수중 로봇의 위치를 예측하기 위한 모션 모델의 과정을 보인다. 그리고 내부 센서 정보의 불확실성을 고려할 수 있는 모션 모델의 파라미터에 대해 설명하고, 파라미터의 크기에 따른 파티클의 분포 특 성을 살펴본다.

1. 파티클 필터 방법의 모션 모델

파티클 필터 방법의 모션 모델은 수중 로봇의 내부 센서 정보 또는 로봇 속도 명령과 같은 내부 속도 정보를 이용하여 수중 로봇의 위치를 예측하는 단계이다. 이 단계에서 예측된 수중 로봇의 위치는 내부 센서를 이용한 위치 추정 결과와 유 사하고 외부 센서 정보를 이용하지 않는다. 그리고 예측된 수중 로봇의 위치는 수 중 로봇의 기계적 오차, 트러스터의 추력, 그리고 수중 환경의 해류 등으로 인해 발생될 수 있는 수중 로봇의 동작에 대한 불확실성 오차를 포함하는 특징을 가지 고 있다.

그림 4.5는 수중 로봇의 위치를 예측하기 위한 파티클 필터 방법의 모션 모델이 다. 그림의 의사 코드에서 보인바와 같이 파티클 필터의 모션 모델은 내부 센서에 의해 획득되 수중 로봇의 속도 정보 u와 이저 시각 t-1에서 파티클 필터 방법에 의 해 추정된 수중 로봇의 위치 x,,를 이용하여 수중 로봇의 위치를 예측한다. Line 1 ~ 6은 입력된 수중 로봇의 속도 정보와 내부 속도의 불확실성 파라미터(aua ~ ars) 를 이용하여 불확실성이 포함된 수중 로봇의 속도 정보를 생성한다. Line 7 ~ 12는 입력된 수중 로봇의 속도 정보의 측정 불가능한 불확실성을 고려하는 과정이다. 이 과정에서는 입력된 수중 로봇의 속도 정보와 측정 불가능에 관한 불확실성 파라미 터(λ_m ~ λ_w)를 이용하여 수중 로봇 속도 정보에 대한 측정 불가능한 불확실성을 고 려한다. Line 13과 14는 Line 1 ~ 6의 불확실성이 포함된 수중 로봇의 속도 정보를 이용하여 지구 고정 좌표계의 속도 정보로 변환하는 과정이다. 여기서 T_{F1}과 T_{F2}는 식 2.4와 2.6에서 나타낸 수중 로봇 좌표계에서의 속도 정보를 이용하여 지구 고정 좌표계의 속도 정보로 변환하는 행렬이다. Line 15 ~ 21은 Line 1 ~ 14의 과정에 의해 계산된 정보들을 바탕으로 수중 로봇의 위치를 예측하는 과정을 나타낸다. 여 기서 x', v', z', φ', θ', ψ'는 시각 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위치이고, x는 시각 t에 서 예측된 로봇의 위치를 나타내는 파티클의 상태 정보이다.

Motion $model(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)$

1.
$$\hat{u} = u + sample(\alpha_{uu}|u| + \alpha_{uv}|v| + \alpha_{uw}|w| + \alpha_{up}|p| + \alpha_{uq}|q| + \alpha_{ur}|r| + \alpha_{us})$$

2. $\hat{v} = v + sample(\alpha_{vu}|u| + \alpha_{vv}|v| + \alpha_{vw}|w| + \alpha_{vp}|p| + \alpha_{vq}|q| + \alpha_{vr}|r| + \alpha_{us})$
3. $\hat{w} = w + sample(\alpha_{vu}|u| + \alpha_{vv}|v| + \alpha_{ww}|w| + \alpha_{vp}|p| + \alpha_{vq}|q| + \alpha_{vr}|r| + \alpha_{vs})$
4. $\hat{p} = p + sample(\alpha_{uu}|u| + \alpha_{vv}|v| + \alpha_{pw}|w| + \alpha_{pp}|p| + \alpha_{pq}|q| + \alpha_{pr}|r| + \alpha_{ps})$
5. $\hat{q} = q + sample(\alpha_{uu}|u| + \alpha_{vv}|v| + \alpha_{qw}|w| + \alpha_{qp}|p| + \alpha_{qq}|q| + \alpha_{qr}|r| + \alpha_{qs})$
6. $\hat{r} = r + sample(\alpha_{ru}|u| + \alpha_{rv}|v| + \alpha_{rw}|w| + \alpha_{rp}|p| + \alpha_{rq}|q| + \alpha_{rr}|r| + \alpha_{rs})$
7. $\lambda_x = sample(\lambda_{xu}|u| + \lambda_{xv}|v| + \lambda_{xw}|w| + \lambda_{xp}|p| + \lambda_{xq}|q| + \lambda_{xr}|r|)$
8. $\lambda_y = sample(\lambda_{xu}|u| + \lambda_{xv}|v| + \lambda_{yw}|w| + \lambda_{xp}|p| + \lambda_{xq}|q| + \lambda_{xr}|r|)$
9. $\lambda_z = sample(\lambda_{zu}|u| + \lambda_{zv}|v| + \lambda_{zw}|w| + \lambda_{zp}|p| + \lambda_{zq}|q| + \lambda_{zr}|r|)$
10. $\lambda_\phi = sample(\lambda_{du}|u| + \lambda_{\thetav}|v| + \lambda_{\thetaw}|w| + \lambda_{dp}|p| + \lambda_{dq}|q| + \lambda_{\thetar}|r|)$
11. $\lambda_\theta = sample(\lambda_{du}|u| + \lambda_{\thetav}|v| + \lambda_{\thetaw}|w| + \lambda_{dp}|p| + \lambda_{dq}|q| + \lambda_{\thetar}|r|)$
12. $\lambda_{\psi} = sample(\lambda_{du}|u| + \lambda_{dv}|v| + \lambda_{\thetaw}|w| + \lambda_{dp}|p| + \lambda_{dq}|q| + \lambda_{\thetar}|r|)$
13. $(\dot{x}, \dot{y}, \dot{z})^T = T_{E1}(\hat{u}, \hat{v}, \hat{w})^T$
14. $(\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi})^T = T_{E2}(\hat{p}, \hat{q}, \hat{r})^T$
15. $x' = x + \dot{x}\Delta t + \lambda_x\Delta t$
16. $y' = y + \dot{y}\Delta t + \lambda_{\phi}\Delta t$
17. $z' = z + \dot{z}\Delta t + \lambda_{\phi}\Delta t$
18. $\phi' = \phi + \dot{\phi}\Delta t + \lambda_{\phi}\Delta t$
20. $\psi' = \psi + \dot{\psi}\Delta t + \lambda_{\phi}\Delta t$
21. return $\mathbf{x}_t = (x', y', z', \phi', \theta', \psi')^T$

그림 4.5. 파티클 필터의 모션 모델 Fig 4.5. Motion model of particle filter

수중 로봇 동작에 대한 불확실성은 내부 속도 정보의 불확실성 파라미터($\alpha_{uu} \sim \alpha_{rs}$)와 측정 불가능에 관한 불확실성 파라미터($\lambda_{xu} \sim \lambda_{\Psi}$)들이 적용된다. 그림 4.6은

그림 4.5에 표현된 sample(·)의 의사 코드를 표현 것이다[55]. sample(·)함수는 불확실 성 파라미터들과 수중 로봇의 속도 정보에 의해 생성된 값들을 이용하여 수중 로 봇의 동작에 대한 불확실성의 정도를 계산한다. 이러한 불확실성 정도는 평균 0, 불확실성 파라미터들과 수중 로봇의 속도 정보에 의해 생성된 값을 표준편차 b로 하는 정규 분포 N(0, b²)에 의해 결정된다.

> sample(b) return $\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{12} random(-b,b)$

그림 4.6. 수중 로봇 동작에 대한 불확실성 Fig 4.6. Uncertainty for motion of an underwater robot

2. 모션 모델 파라미터에 따른 파티클 변화

수중 로봇 동작에 대한 불확실성 파라미터들은 예측된 수중 로봇의 위치를 나타 내는 파티클들의 분포에 영향을 미친다. 그림 4.7, 4.8 그리고 4.9는 동일한 수중 로 봇의 속도 정보를 기준으로 불확실성 파라미터의 크기 변화에 따른 파티클들의 분 포를 비교한 그림들이다. 그림 4.7은 서지 속도의 불확실성 파라미터 α_{uu} , α_{uq} , α_{ur} 의 값에 따른 파티클 분포이다. 그림에서 보는 바와 같이 서지 속도의 불확실성 파 라미터 값이 0.55인 경우 서지 방향으로 파티클들이 조밀하게 분포되어지는 반면 파라미터 값이 1.1일 때에는 파티클들이 0.55에 비해 넓게 분포된다.



그림 4.7. 서지 파라미터에 대한 파티클 분포 Fig 4.7. Particle distribution with surge parameter

그림 4.8은 피치 속도의 불확실성 파라미터 α_{qu} , α_{qq} , α_{qr} 의 값에 따른 파티클의 분포이다. 그림에서 파티클 분포의 정도를 비교하여 보면 파라미터의 값이 0.1의 값을 가지는 상황보다 0.2의 값을 가지는 상황에서 파티클들의 분포가 z축의 피치 회전 방향으로 넓게 분포된다.



그림 4.8. 피치 파라미터에 대한 파티클 분포 Fig 4.8. Particle distribution with pitch parameter

그림 4.9은 요 속도의 불확실성 파라미터에 대한 파티클 분포의 비교이다. 그림 에서 적용된 불확실성 파라미터는 α_{nu} , α_{rq} , α_{rr} 로서 그림과 같이 파라미터 값이 큰 상황에서 y축의 회전 방향으로 파티클이 넓게 분포된다.



그림 4.9. 요 파라미터에 대한 파티클 분포 Fig 4.9. Particle distribution with yaw parameter

제 3절 외부 센서를 이용한 센서 모델

파티클 필터 방법의 센서 모델은 수중 로봇의 외부 센서 정보를 이용하여 모션 모델에서 예측된 수중 로봇 위치에 대한 추정 신뢰도를 계산하는 과정이다. 기존의 추정 신뢰도를 계산하기 위한 센서 모델은 주로 적외선 정보를 기반으로 설계되었 다. 하지만 수중 로봇의 외부 센서는 초음파 정보이기 때문에 적외선 정보의 센서 모델을 사용하는 것은 적절하지 않다. 본 절에서는 초음파 정보에 포함될 수 있는 잡음에 대한 가우시안 및 비가우시안 특성을 고려할 수 있고, 초음파의 특성에 맞 는 센서 모델을 보인다. 또한 제안된 센서 모델로부터 예측된 수중 로봇 위치에 대 해 추정 신뢰도를 계산하는 과정을 설명한다.

파티클에 대한 추정 신뢰도는 실제 외부 센서에 의해 수신되는 센서 정보와 예 측된 파티클의 위치로부터 예상되는 센서 정보를 비교하여 계산된다. 식 4.1은 센 서 모델에 의한 파티클의 추정 신뢰도의 계산을 나타낸 수식으로서 파티클의 추정 신뢰도 *P(z_t|x_t,E)*는 추정 가중치 *P(z_t[']|x_t,E)*의 확률 값을 곱하여 계산된다. 여기서 추 정 가중치는 예측된 파티클의 위치에서 주어진 환경 정보와 비교하여 계산된 확률 을 의미한다. 식 4.1의 z,는 측정된 센서 정보, n은 측정된 센서 정보의 개수, x,는 파티클의 상태인 예측된 수중 로봇의 위치, 그리고 E는 환경 정보이다.

$$P(z_t | x_t, E) = \prod_{i=1}^{n} P(z_t^i | x_t, E)$$
(4.1)

추정 신뢰도는 외부 센서 정보 잡음의 가우시안 및 비가우시안 특성이 고려된 추정 가중치에 의해 계산된 확률이다. 계산된 추정 신뢰도는 수신된 외부 센서의 모든 정보에 대하여 각각의 센서 정보에 대한 추정 가중치들의 곱으로 구할 수 있 다. 그림 4.10은 추정 가중치의 계산에 대한 확률 분포의 예로서 4개의 확률 분포 를 조합하여 생성된다.



그림 4.10. 추정 가중치에 대한 확률 분포 Fig 4.10. Probabilistic distribution for estimated weight

추정 가중치는 4개의 확률을 이용하여 수신된 초음파 정보의 가우시안 및 비가 우시안 잡음을 고려할 수 있다. 그림 4.11은 추정 가중치를 구하기 위해 구성된 4 개의 확률 분포를 보인 예이다. 그림에서 *phit*, *plong*, *pmax*와 *prand*는 센서 잡음의 가우 시안 특성(Measurement noise), 동적 및 정적 장애물에 대한 측정 오차(Unexpected object), 감지 실패의 오차(Sensing failure), 그리고 설명 불가능한 측정 오차 (Unexplainable measurements)등 비가우시안 특성들에 대한 확률이다.



그림 4.11. 추정 가중치의 확률 분포에 대한 4개의 불확실성 Fig 4.11. Four uncertainties for probabilistic distribution of estimated weight

식 4.2의 $p_{hit}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E})$ 는 측정된 센서 정보에 가우시안 특성을 가지는 잡음이 포함 될 때의 확률을 나타낸다. 이 확률 분포는 그림 4.11에서 보인바와 같이 예측된 파 티클과 센서 사이의 거리를 중심으로 가우시안 형태의 오차 분포를 가진다.

$$p_{hit}(z_t^i \mid \boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{E}) = \begin{cases} \eta N(z_t^i; z_t^{i^*}, \sigma^2) & \text{if } 0 \le z_t^i \le z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

(4.2)

$$N(z_t^i; z_t^{i^*}, \sigma_{hit}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(z_t^i - z_t^{i^*})^2}{2\sigma_{hit}^2}}$$

외부 센서에 의해 측정된 정보는 외부 센서와 수중 로봇 사이에 존재할 수 있는 알려지지 않은 동적 및 정적인 장애물에 의해 잡음이 포함될 수 있다. 기존의 적외 선 센서[56][57]등과 같은 센서를 이용할 경우, 동적 장애물에 대한 확률분포는 *pshor(zt*[†]|**x**,*E*)[33]로 표현될 수 있다. 하지만 수중 로봇이 동작하는 수중 환경에서는 주로 초음파 정보를 이용한다. 따라서 수중 로봇과 외부 센서 사이에 동적 장애물 이 존재할 때 외부 센서에서 송신된 초음파 정보는 수중 로봇에 직접적으로 수신 되지 못하고 다른 곳으로 반사되어 수신된다. 이러한 상황에서의 센서 정보에 대한 잡음은 식 4.3의 *plong(zt[†]*|**x**,*E*)의 확률로서 표현될 수 있으며 지수 확률 분포 형태의 오차 분포를 가진다. 따라서 수중 환경에서 적용할 수 있는 외부 센서의 장애물에 대한 확률은 식 4.3과 같이 표현된다.

$$p_{long}(z_t^i \mid \boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{E}) = \begin{cases} \eta \lambda_{long} e^{-\lambda_{long}(z_{max} - z_t^i)} & \text{if } z_t^{i*} \le z_t^i \le z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(4.3)

식 4.4의 $p_{max}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E})$ 는 외부 센서 정보가 수신되지 않거나, 동작하지 않는 상황에 서의 감지 실패의 오차에 대한 확률을 나타낸다. 이 확률은 외부 센서의 최대값에 서 확률 값을 가지는 이산 분포의 형태로 표현된다.

$$p_{max}(z_t^i \mid \boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{E}) = I(z = z_{max}) = \begin{cases} 1 & \text{if } z_t^i = z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(4.4)

식 4.5는 수신된 외부 센서 정보가 설명 불가능한 측정 오차를 포함하고 있을 때 의 확률 *p_{rand}(zⁱ_i*|**x**,**E**)를 나타낸다. 이러한 센서 정보의 측정 오차는 수중 환경에서 센서의 성능에 영향을 미칠 수 있는 깊이에 따른 온도 특성 변화와 다중 반사파 등의 다양한 외란 요소들에 의해 발생 될 수 있다.

$$p_{rand}(z_t^i \mid \boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{E}) = \begin{cases} \frac{1}{z_{max}} & \text{if } 0 \le z_t^i < z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(4.5)

식 4.6은 추정 가중치에 대한 수식이다. 식에서의 $p_{hit}(z_i^{t}|\mathbf{x}_i, E)$, $p_{long}(z_i^{t}|\mathbf{x}_i, E)$, $p_{max}(z_i^{t}|\mathbf{x}_i, E)$, 그리고 $p_{rand}(z_i^{t}|\mathbf{x}_i, E)$ 는 식 4.2 ~ 4.5에서 설명된 4개의 확률들이다. 이처 럼 4개의 확률들이 적용되어 계산된 추정 가중치의 값은 측정된 외부 센서 정보의 잡음에 대한 가우시안 및 비가우시안 특성이 포함되어 계산된다. 여기서 z_{hit} , z_{long} , z_{max} , 그리고 z_{rand} 는 각 확률들에 대한 가중치 파라미터이다.

$$P(z_t^i | x_t, E) = \begin{pmatrix} z_{hit} \\ z_{long} \\ z_{max} \\ z_{rand} \end{pmatrix}^T \cdot \begin{pmatrix} p_{hit}(z_t^i | x_t, E) \\ p_{long}(z_t^i | x_t, E) \\ p_{max}(z_t^i | x_t, E) \\ p_{rand}(z_t^i | x_t, E) \end{pmatrix}$$

$$z_{hit} + z_{long} + z_{max} + z_{rand} = 1$$

$$(4.6)$$

그림 4.12는 파티클 필터의 센서 모델을 나타내는 의사 코드이다. 센서 모델은 수중 로봇 외부 센서에 의해 획득된 센서 정보 z_i 와 모션 모델에서 예측된 파티클 정보 x_i , 그리고 외부 환경 정보를 이용하여 예측된 파티클의 추정 신뢰도 q를 계산 한다. 그림의 Line 1 ~ 8 과정은 추정 신뢰도를 구하는 일련의 과정으로 측정된 외 부 센서 정보의 개수만큼 추정 가중치를 곱하여 추정 신뢰도를 구할 수 있다. Line 3의 과정은 예측된 파티클의 위치에서 주어진 외부 환경 정보와 비교하여 예 상되는 센서 정보 z_i^{i*} 를 계산한다. 이후 Line 4 ~ 6의 과정에서 획득된 센서 정보 z_i^{i} 와 계산된 z_i^{i*} 를 이용하여 추정 가중치를 계산하고 기존의 추정 가중치와 계산된 추정 가중치를 곱한다. 이러한 과정은 측정된 외부 센서 정보의 개수만큼 반복 수 행하게 되고 최종적으로 예측된 파티클의 추정 신뢰도를 생성한다.

Sensor $model(\mathbf{x}_t, \mathbf{z}_t, \mathbf{E})$

1. q = l2. for i = 1 to N do compute $z_t^{i^*}$ for the measurement z_t^i given the robot pose x_t 3. $p = z_{hit} \cdot p_{hit}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E}) + z_{long} \cdot p_{long}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E})$ 4. $+ z_{max} \cdot p_{max}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E}) + z_{rand} \cdot p_{rand}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E})$ 5. 6. $q = q \cdot p$ 7. end for 8. return q

> 그림 4.12. 파티클 필터의 센서 모델 Fig 4.12. Sensor model of particle filter

제 4절 리샘플링 모델

파티클 필터의 리샘플링 단계는 센서 모델 단계에서 계산된 파티클의 추정 신뢰 도를 가지고 파티클들을 재생성하여 수중 로봇의 위치를 추정한다. 파티클 재생성 을 위하여 사용하는 방법은 여러 방법들이 있을 수 있으며, 일반적으로 룰렛 휠 선 택(Roulette wheel selection) 방법[58]과 균등 선택(Stochastic universal sampling) 방법 [59]이 사용된다. 이러한 방법들은 기본적으로 추정 신뢰도가 높은 파티클이 선택 될 확률이 크다. 그리고 낮은 추정 신뢰도를 갖는 파티클은 낮은 확률이지만 선택 될 기회가 주어질 수 있다. 그러나 룰렛 휠 선택 방법은 가장 높은 신뢰도를 갖는 파티클들이 우연에 의해 선택되지 않을 수 있고, 낮은 신뢰도의 파티클을 제대로 선택하지 못하는 균형 선택의 문제점을 지니고 있다[60]. 따라서 본 논문에서는 균 등 선택의 방법을 사용하여 파티클들을 재생성한다. 그림 4.13는 추정 신뢰도에 따 른 파티클 재생성의 예로서 (a)는 룰렛 휠 선택 방법이고 (b)는 균등 선택 방법을 이용한 파티클 재생성의 예를 보여준다.





Fig 4.13. Resampling methods

제 5장 실험 및 고찰

본 장의 실험은 수중 로봇의 위치 추정을 위하여 제안 되어진 기존의 위치 추정 방법들과 본 논문에서 제안된 파티클 필터 방법을 비교 분석한다. 표 5.1은 본 장 의 실험에 대한 구성을 나타낸 것으로 1절에서는 기존의 방법들과 제안된 방법을 TOA와 TDOA 환경으로 구분하여 시뮬레이션을 통해 검증한다. 그리고 2절에서는 실제 환경에서 동작하는 이동 로봇과 수중 로봇에 적용하여 기존의 방법들과 제안 된 파티클 필터 방법의 결과를 보인다.

표 5.1. 실험의 구성 Table 5.1. Classification of the experiment

| 1 7년 | 시뮬레이션 | TOA 환경에서의 위치 추정 |
|------|-------|------------------|
| 12 | | TDOA 환경에서의 위치 추정 |
| ો સં | 실제 환경 | 이동 로봇을 이용한 위치 추정 |
| 2/2 | | 수중 로봇을 이용한 위치 추정 |

제 1절 시뮬레이션을 이용한 수중 로봇 위치 추정

본 절의 실험에서는 시뮬레이션을 이용하여 기존의 위치 추정 방법과 제안된 파 티클 필터 방법을 비교 분석한다. 그리고 수중 로봇의 내부 센서 정보 불확실성과 외부 센서의 불확실성에 따른 파티클 필터 방법의 성능 변화를 고찰한다.

시뮬레이션 실험은 TOA 정보를 이용할 수 있는 환경과 TDOA 정보를 이용할 수 있는 환경으로 구분하여 실시한다. 두 실험에서 사용 가능한 수중 로봇의 내부 센서 정보는 서지, 요, 그리고 히브 속도 정보로서 표 5.2와 같은 속도 정보를 갖는 다. 표와 같은 속도 정보로 이동할 경우 수중 로봇의 이동 궤적은 10m의 반지름을 갖은 원형 궤적을 따라 Z축으로 이동한다. 이때 수중 로봇에 수신되는 내부 센서 정보는 불확실성이 포함된다.

표 5.2. 시뮬레이션의 내부 센서 정보 Table 5.2. Information for Internal sensor of simulation

| surge(u) | yaw(r) | heave(w) | Δt |
|----------|----------|----------|------------|
| 1.0m/s | 0.1rad/s | 0.05m/s | 0.5sec |

1. TOA 정보를 이용한 실험

본 실험에서는 내부 및 외부 센서의 불확실성이 동일한 조건에서 기존의 위치 추정 방법들과 제안된 파티클 필터 방법의 성능을 분석한다. 이 실험을 위해 사용 된 외부 센서 정보는 불확실성이 포함된 4개의 TOA 정보와 1개의 깊이 정보이다. 그리고 초음파 신호를 송신하는 외부 센서들의 위치는 (-10m, 0m, 0m), (10m, 0m, 0m), (10m, 10m, 0m), 그리고 (-10m, 0m, 0.001m)에 위치된다.

표 5.3은 시뮬레이션 실험에서 적용된 내부 센서의 불확실성 파라미터와 외부 센 서의 표준 편차를 나타낸다. 여기서 "가"는 센서 불확실성이 작은 경우의 시뮬레이 션 실험이고, "나"는 센서 불확실성이 큰 경우의 시뮬레이션 실험을 의미한다.

표 5.3. TOA 실험의 센서 불확실성의 파라미터에 대한 설정 값 Table 5.3. Value for uncertainty parameter of the TOA experiment

| | 내부 센서 | | 외부 센서(m) | | |
|---|---------------|----------------------------------|---------------|-----------------|--------|
| | α_{uu} | $\alpha_{\scriptscriptstyle WW}$ | α_{rr} | $TOA(\sigma_T)$ | 깊이(ơd) |
| 가 | 1 | 1 | 1 | 1m | 1m |
| 나 | 2 | 2 | 2 | 2m | 2m |

가. 센서 불확실성이 작은 경우

그림 5.1은 표 5.3의 "가"와 같이 내부 센서 정보와 외부 센서 정보의 불확실성 이 작을 때의 실험 결과를 보여준 것이다. 그림에서의 (a)는 데드레크닝 방법, (b)는 삼변 측량법, (c)는 최소 자승법, (d)는 갱신 단계가 개별적으로 동작할 때의 확장 칼만 필터 방법, (e)는 갱신 단계가 일괄적으로 동작할 때의 확장 칼만 필터 방법이 고, (f)는 파티클 필터 방법을 이용하여 추정된 로봇의 궤적에 대한 결과를 보여준 다. 내부 센서 정보만을 이용하는 그림 (a)의 데드레크닝 방법의 결과는 수중 로봇 의 속도 정보의 오차 누적으로 인해 시간이 지날수록 오차가 누적되어 잘못된 궤 적을 추정된다. 외부 센서 정보만을 이용하는 그림 (b)와 (c)는 삼변 측량법과 최소 자승법의 결과는 TOA 정보의 불확실성으로 인해 시뮬레이션 로봇의 이동 궤적에 분포되지 않는다. 반면에 그림 (d) ~ (f)로부터 필터링 방법들의 추정 결과는 시뮬 레이션 로봇의 이동 궤적 주위로 분포되어 추정되었다. 하지만 확장 칼만 필터 방 법의 결과를 나타내는 (d), (e)와 파티클 필터 방법의 결과 (f)를 비교해 볼 때 파티 클 필터 방법의 결과가 시뮬레이션 로봇의 이동 궤적 주위에 분포되었다.



(a) DR 방법

(b) TL 방법





그림 5.2는 실험 결과에 대한 오차 히스토그램으로 시뮬레이션 로봇의 위치와 각 각의 방법들에 따라 추정된 로봇과의 거리 오차 ||x_{r,est}-x_{r,real}|| 분포를 나타낸다. 여기 서 x_{r,est}는 각각의 방법들에 의해 추정된 로봇 위치이고, x_{r,real}는 시뮬레이션 로봇 위 치를 나타낸다. 그리고 표 5.4는 거리 오차에 대하여 평균, 표준 편차, 최대 오차를 이용하여 분석한 결과이다. 그림 (d)에의 거리 오차 분포는 파티클 필터 방법의 결 과가 다른 방법들에 비해 조밀한 분포를 형성하였다. 또한 표 5.3에서 파티클 필터 방법이 가장 적은 오차 성능을 보였다. 이로부터 실험된 방법들 중 파티클 필터 방 법은 가장 좋은 위치 추정 성능을 가지고 있음을 알 수 있다.



그림 5.2. 센서 정보의 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 Fig 5.2. Distance error of estimated trajectory for low sensor uncertainty

표 5.4. 센서 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 분석 Table 5.4. Distance error analysis of estimated trajectory for low senor uncertainty

| unit | • | m |
|------|---|-----|
| um | • | 111 |

| | 평균 | 표준 편차 | 최대 오차 |
|---------|----------|----------|----------|
| DR | 14.575 | 8.476 | 32.137 |
| TL | 25954.42 | 20768.83 | 120632.8 |
| LS | 25954.41 | 20768.84 | 120632.8 |
| EKF-RES | 1.837 | 1.776 | 10.139 |
| EKF-COM | 1.805 | 1.626 | 9.828 |
| PF | 0.916 | 0.446 | 2.249 |

나. 센서 불확실성이 큰 경우

본 시뮬레이션은 센서 정보가 표 5.3 "나"와 같은 불확실성을 가진 조건에 대한 실험으로 그림 5.3은 각각 위치 추정 방법에 의한 추정된 로봇의 궤적 나타낸다. 그림 5.3 (a) ~ (c)를 살펴보면 "가. 센서 불확실성이 작은 경우" 실험의 그림 5.1 (a) ~ (c)와 같이 각각의 방법들은 시뮬레이션 로봇의 이동 궤적에 분포되지 않는 다. 필터링 방법들의 추정 결과를 나타낸 그림 (d) ~ (f)는 "가"의 실험 결과에 비해 각각의 추정 방법들은 부정확한 궤적을 보이지만 시뮬레이션 로봇의 이동 궤적 주 위로 추정 궤적이 분포되고 있다.


(a) DR 방법



(b) TL 방법



(c) LS 방법



(d) EKF-RES 방법





그림 5.4는 시뮬레이션 로봇의 위치와 각각의 방법들에 따라 추정된 로봇과의 거 리 오차분포를 나타낸 히스토그램이다. 그림에서 보듯이 거리 오차들의 분포는 파 티클 필터 방법의 결과가 다른 방법들에 비해 밀집되어 분포되고 있다. 표 5.5는 거리 오차에 대하여 평균, 표준 편차, 최대 오차를 이용하여 분석한 결과이다. 표를 살펴보면 파티클 필터 방법이 가장 작은 거리 오차의 평균과 표준 편차를 보였으 나 최대 오차에서는 갱신 단계가 일괄적으로 동작하는 확장 칼만 필터 방법 EKF-COM에 비해 크게 분석되었다. 하지만 파티클 필터 방법은 다량의 난수를 발 생시켜 동작하기 때문에 현재 추정되는 위치 오차가 발생될 수 있으며 다음 추정 과정에서 오차가 줄어들 수 있다.





표 5.5. 센서 불확실성이 큰 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 분석 Table 5.5. Distance error analysis of estimated trajectory for rough senor uncertainty

| | | | unit : m |
|---------|----------|----------|----------|
| | 평균 | 표준 편차 | 최대 오차 |
| DR | 24.922 | 8.605 | 51.856 |
| TL | 50379.62 | 40204.84 | 212778.5 |
| LS | 50379.42 | 40204.03 | 212778.5 |
| EKF-RES | 2.282459 | 1.313 | 7.813 |
| EKF-COM | 2.095 | 1.094 | 5.546 |
| PF | 1.673 | 0.889 | 6.937 |

2. TDOA 정보를 이용한 실험

본 실험은 파티클 필터 방법과 쌍곡선 방법들의 추정 결과를 비교 분석한다. 그 리고 이 방법들에 대하여 내부 속도 정보의 불확실성과 외부 센서의 불확실성에 따른 성능 변화를 고찰한다. 본 실험의 외부 센서 환경은 깊이 정보와 TOA 정보를 알 수 없는 환경에서 외부 센서로부터 발송되어 로봇에 수신되는 센서 신호들의 수신 시간 차이 TDOA 정보만을 이용할 수 있는 환경으로 가정한다. 그리고 불확 실성이 포함된 외부 센서 정보는 5개의 초음파 정보로부터 4개의 TDOA 정보와 1 개의 깊이 정보를 이용하며 외부 센서는 (0m, 0m, 0m), (0m, 10m, 1m), (-10m, 10m, 2m), (-10m, 0m, 3m), 그리고 (-5m, 5m, 4m)에 위치된다.

표 5.6은 시뮬레이션 실험에서 적용된 내부 센서의 불확실성과 외부 센서에 대한 표준 편차를 나타낸다. 여기서 "가"는 위치 추정 방법들에 대한 추정 성능 실험, "나"는 외부 센서의 불확실성에 대한 성능 변화 실험이고, "다"는 내부 센서의 불 확실성에 대한 성능 변화 실험을 의미한다.

| | 내부 센서 | | | 외부 센서(m) | |
|---|---------------|------------------|---------------|-----------------|---------|
| | α_{uu} | $\alpha_{_{WW}}$ | α_{rr} | $TOA(\sigma_T)$ | 깊°](♂d) |
| 가 | 0.5 | 0.5 | 0.1 | 0.5 | 0.5 |
| 나 | 0.5 | 0.5 | 0.1 | 0.5, 1.0, 2.0 | 0.5 |
| 다 | 0.1, 0.5, 1.0 | 0.5 | 0.5 | 1.0 | 0.5 |

표 5.6. TDOA 실험의 센서 불확실성의 파라미터에 대한 설정 값 Table 5.6. Value for uncertainty parameter of the TDOA experiment

** TDOA = TOA_n-TOA_{n+1}

가. 위치 추정 방법들에 대한 추정 성능

그림 5.5는 표 5.6의 "가"와 같은 불확실성이 존재하는 환경의 시뮬레이션 결과 를 보여준 것으로 쌍곡선 방법, 데드레크닝 방법과 파티클 필터 방법에 의해 추정 된 궤적의 결과이다. 그림에서 보는 바와 같이 쌍곡선 방법인 SI 방법과 SX방법은 시뮬레이션 로봇의 이동궤적에 분포되지 않는다. 그림 (C)는 파티클 필터 방법과 데드레크닝 방법의 결과로서, DR은 데드레크닝 방법을 이용한 추정 궤적, PF는 파 티클 필터 방법을 이용한 추정 궤적을 나타낸다. 그림 (C)에서 보는 바와 같이 데 드레크닝 방법은 수중로봇의 내부 센서의 오차 누적으로 잘못된 궤적을 추정한다. 하지만 파티클 필터 방법을 이용한 추정 궤적은 시뮬레이션 로봇의 이동 궤적 주 위에 분포 되고 있다.



(a) SI 방법



(b) SX 방법



(c) DR 방법과 PF 방법

그림 5.5. TDOA 정보를 이용한 추정 궤적 Fig 5.5. Estimated trajectory using TDOA information

표 5.7은 위의 실험에 대한 거리 오차에 대해 평균, 표준 편차 그리고 최대 오차 를 분석한 결과이다. 표에서 파티클 필터 방법은 다른 방법들에 비해 거리 오차에 대한 평균, 표준 편차, 그리고 최대 오차에 대하여 가장 작은 오차 성능을 보였다. 여기서 거리 오차는 시뮬레이션 로봇 위치와 추정된 위치의 거리 차이를 의미한다.

표 5.7. TDOA 정보를 이용한 추정 궤적의 거리 오차 Table 5.7. Distance error of estimated trajectory using TDOA information

unit : m

| | 평균 | 표준 편차 | 최대 오차 |
|----|--------|--------|---------|
| DR | 19.975 | 8.541 | 34.519 |
| SI | 20.261 | 45.606 | 384.100 |
| SX | 9.354 | 6.252 | 53.517 |
| PF | 1.305 | 1.082 | 6.129 |

나. 외부 센서의 불확실성에 대한 성능 변화

본 시뮬레이션은 외부 센서의 TDOA 정보에 대한 표준 편차를 다양하게 변화시 키면서 이에 따른 파티클 필터 방법의 성능 변화를 살펴본다. 이 실험에서의 수중 로봇에 대한 내부 센서 및 깊이 정보의 불확실성은 표 5.6의 "나"와 같다.

그림 5.6의 (a)는 외부 센서의 불확실성에 대한 표준편차 or를 0.5m, (b)는 1.0m, 그리고 (c)는 2.0m로 설정하여 실험한 결과이다. 그림 (a), (b), 그리고 (c)에서 데드 레크닝 방법인 DR은 잘못된 궤적을 추정한 결과를 보였다. 하지만 파티클 필터 방 법은 외부 센서의 불확실성이 증가하여도 DR보다 수중로봇의 궤적을 적절하게 추 정하고 있다.



(a) OT = 0.5m의 PF 방법 결과



(b) σ_T = 1.0m의 PF 방법 결과



(c) o_T = 2.0m의 PF 방법 결과

그림 5.6. 외부 센서의 불확실성에 대한 파티클 필터 방법의 성능 변화 Fig 5.6. Performance of particle filter method for external sensor uncertainty

그림 5.7의 히스토그램은 시뮬레이션 로봇의 위치와 파티클 필터 방법에 의해 추 정된 로봇과의 거리 오차에 대한 히스토그램이다. 여기서 X_{r,est}는 파티클 필터 방법 에 의해 추정된 로봇의 위치이고, X_{r,real}는 시뮬레이션 로봇 위치를 의미한다. 그리고 표 5.8은 그림 5.7의 히스토그램에서 표현된 거리 오차를 최대오차, 평균, 그리고 표준 편차를 이용하여 분석한 결과이다. 그림에서 외부 센서의 표준 편차가 증가되 면 파티클 필터 방법의 거리 오차는 증가된다. 또한 표에서 나타난 바와 같이 외부 센서의 표준 편차는 파티클 필터 방법의 위치 추정 결과에 영향을 미쳤다. 하지만 외부 센서의 표준 편차가 비례하여 증가하여도 파티클 필터의 추정 성능은 비례하 여 오차가 증가되지 않는다. 그리고 GT가 0.5m일 때 2.5m ~ 3.4m사이의 거리 오차 를 보면 총 422회의 추정 결과 중 9회 발생되었고 3.323m의 최대 거리 오차를 보 였다. 그러나 파티클 방법은 이러한 오차가 발생하더라도 다음 추정에서 다량의 난 수를 생성하기 때문에 오차가 줄어들 수 있다.



그림 5.7. 파티클 필터 방법의 외부 센서 불확실성에 대한 거리 오차 분포 Fig 5.7. Distance error distribution for external sensor uncertainty of particle filter method

표 5.8. 파티클 필터 방법의 외부 센서 불확실성에 대한 거리 오차 분석 Table 5.8. Distance error analysis for external sensor uncertainty of particle filter method

unit : m

| σ _T | 평균 | 표준 편차 | 최대 오차 |
|----------------|-------|-------|--------|
| 0.5 | 0.855 | 0.572 | 3.323 |
| 1.0 | 1.427 | 1.022 | 5.575 |
| 2.0 | 2.556 | 1.781 | 10.298 |

다. 내부 센서의 불확실성에 대한 성능 변화

본 실험에서는 내부 센서 정보의 불확실성 차이에 대한 파티클 필터 방법의 추 정 성능을 비교한다. 이 실험에서의 수중 로봇에 대한 내부 센서 불확실성 및 외부 센서의 표준 편차는 표 5.5의 "다"와 같으며, 서지 속도 정보에 대한 불확실성 파라 미터 *α*^{ии}의 값이 0.1, 0.5, 그리고 1.0인 조건에서 파티클 필터 방법을 적용하여 그 결과를 살펴본다.

그림 5.8의 (a), (b), 그리고 (c)는 그림 5.7과 동일하게 시뮬레이션 로봇 위치와 추정된 위치의 거리 오차에 대한 히스토그램이다. 그리고 표 5.9는 본 실험에 대한 거리 오차를 분석한 결과이다. 표에서 거리 오차에 대한 평균과 표준 편차의 결과 로부터 파티클 필터 방법을 이용한 위치 추정 결과는 내부 센서의 불확실성에 의 해 위치 추정 성능이 영향을 받지만 내부 센서의 불확실성 정도에 비례하여 추정 성능이 결정되지 않는다.





그림 5.8. 파티클 필터 방법의 내부 센서 불확실성에 대한 거리 오차 분포 Fig 5.8. Distance error distribution for internal sensor uncertainty of particle filter method

표 5.9. 파티클 필터 방법의 내부 센서 불확실성에 대한 거리 오차 분석 Table 5.9. Distance error analysis for internal sensor uncertainty of particle filter method

| unit | | m |
|------|---|-----|
| um | • | 111 |

| α_{uu} | 평균 | 표준 편차 | 최대 오차 |
|---------------|--------|--------|---------|
| 0.1 | 0.7706 | 0.6281 | 3.1045 |
| 0.5 | 1.7501 | 1.2885 | 5.7256 |
| 1.0 | 2.1148 | 1.7202 | 10.7186 |

제 2절 실제 환경에서의 위치 추정

본 절의 실험에서는 본 논문에서 제안된 파티클 필터 방법을 실제 환경에서 적 용하고 그 결과를 고찰한다. 실험에서 이용된 로봇은 이동 로봇과 수중 로봇이다. 이동 로봇을 이용한 실험은 기존의 방법과 제안된 파티클 필터 방법을 적용하여 그 결과를 비교하였다. 그리고 수중 로봇을 이용한 실험에서는 수조 환경에서 실험 을 수행하였으며, 파티클 필터를 이용한 위치 추정 결과를 보인다.

1. 이동 로봇의 위치 추정

본 실험에서는 기존의 위치 추정 방법들과 제안된 파티클 필터를 이용한 로봇의 추정 성능의 비교를 위해 이동 로봇을 이용하여 실험을 수행하였다. 그림 5.9는 실 험에 이용된 이동 로봇의 제원을 보여준 그림으로 레드원테크놀러지(주)에서 개발 된 차륜형 이동 로봇이다[61]. 특히 실험에 이용된 이동 로봇은 이더캣 통신[62]이 적용되어 실시간 통신이 가능하고, 각각의 기능들이 모듈화 되어져 있어 유지 보수 가 편리하며, 노트북을 탑재하여 사용할 수 있는 특징이 있다.

| Item | Specification | | |
|----------------------|--|--------|--|
| Dimension | (L)600mm × (W)450mm × (H)320mm | | |
| Weight | 21kg | CTUUT? | |
| Drive | 2-weel drive rear balancing caster | | |
| Payload | Max. 40Kg | REDONE | |
| Steering | Differential (2 Wheel) | | |
| Translate speed | Max. 1.2m/s | | |
| Continuous run time | $2 \sim 5$ hours | | |
| Motor | 60W BLDC motor, Max. 3,000 | | |
| Sensor | Front IR-PSD Sensor, Range : 0 ~ 160cm | | |
| Controller(optional) | Note-book, SBC, IPC, PC | | |
| Operating system | Windows OS (2000, XP) | | |
| Control languages | Visual C++, Visual Basic, IEC61131-3 PLC Languages | | |
| Network type | Real time Industrial Ethernet for Motion Controller | | |
| Middleware | MSRDS, RTC(OMG Robot Standard), iRSP, MATLAB(optional) | | |

그림 5.9. 이동 로봇의 제원 Fig 5.9. Specification of a mobile robot 외부 센서로 사용된 KOREA LPS사의 A105 시스템은[63] 초음파 기반 위치추정 시스템으로 이동로봇 주행 경로 주위의 천장에 초음파 센서 4개가 설치되고, 4개의 센서들과 수신기 동기화 및 데이터 전송을 위한 방송기, 그리고 이동로봇 내부에 데이터를 수신할 수 있는 수신기로 구성되어져 있다. 그림 5.10은 실험 환경에 동 작하는 이동 로봇과 실험 환경에 설치된 외부 센서를 보여준다.



그림 5.10. 이동 로봇을 이용한 위치 추정 방법들의 실험 환경 Fig 5.10. Experiment environment of localization using a mobile robot

외부에 설치된 초음파 센서는 그림 5.11과 같이 B1(0.0m, 0.0m), B2(5.8m, 0.0m), B3(5.8m, 5.6m), B4(0.0m, 5.6m)에 설치되었다. 그림에서의 라인은 이동 로봇이 이동 하는 지정된 경로로서 4개의 경유점 WP1(1.7m, 1.0m), WP2(4.7m, 1.0m), WP3(4.7m, 4.6m), WP4(1.0m, 4.6m)를 경유하여 이동한다.



Fig 5.11. Condition for experiment

그림 5.12는 실험을 수행한 조선대학교 전자정보공과대학 6층 6122호 자율로봇 실험실 환경이다. 이와 같은 실험 환경에서 이동 로봇은 경유점 WP1에서 WP4를 경유하고 다시 WP1로 되돌아오며, 총 주행시간 495초 동안 6회 왕복 주행한다.





그림 5.12. 이동 로봇의 이동 궤적 및 경유점 Fig 5.12. Moving trajectory and way points of a mobile robot

외부 센서들에서 수신되는 거리 데이터의 정확성을 판단하기 위해 (1.7m, 1.0m) 에서 이동 로봇을 정지시킨 후 천장에 설치된 초음파 센서 B3로부터 로봇으로 수 신되는 거리 데이터 1000개를 획득하였다. 그림 5.13은 획득된 1000개의 데이터 중 유효한 854개의 데이터를 나타낸 것이다. 유효하지 않은 데이터는 146개로서 로봇 과 초음파 비이컨 사이에 예상치 못한 동적인 장애물 및 초음파의 회절 등에 의해 발생된 데이터로 예상된다.



그림 5.13. 외부 센서의 거리 데이터 Fig 5.13. Received distance data for external sensor

표 5.10은 그림 5.13과 동일한 이동 로봇 위치에서 각각의 초음파 센서로부터 수 신되는 거리 데이터를 분석한 것이다. 여기서, Bn은 로봇과 n번째 초음파 센서 사 이의 거리 데이터, 실제 거리는 로봇과 외부 비이컨 사이의 실제 거리, 그리고 평 균과 표준 편차는 수신된 1000개의 거리 데이터에 대한 평균과 표준 편차를 의미 한다. B1에서 B4로 갈수록 표준 편차가 커지는 이유는 로봇의 위치와 초음파 비이 컨 사이에 정적인 장애물들이 B1에서 B4로 갈수록 많이 존재하였기 때문이다.

표 5.10. 외부 비이컨과 로봇사이의 거리데이터 Table 5.10. Distance data between external beacons and the robot

| unit | • | m |
|------|---|-----|
| um | • | III |

| | 실제 거리 | 평균 | 표준 편차 |
|----|-------|------|-------|
| B1 | 1.97 | 1.85 | 0.09 |
| B2 | 4.22 | 4.01 | 0.23 |
| В3 | 6.16 | 5.77 | 1.40 |
| B4 | 4.90 | 5.44 | 1.71 |

그림 5.14 ~ 5.16은 각각의 이동 로봇 위치 추정 방법들을 이용하여 추정된 이동 로봇의 궤적에 대한 결과이다. 그림들에서 PATH는 실제 이동 로봇이 주행하는 주 행 궤적을 의미한다. 그림 5.14는 이동 로봇의 내부 센서 정보인 엔코더로부터 서 지 속도와 요 속도 정보를 이용한 데드레크닝 방법의 결과이다. 그림에서 보는 바 와 같이 데드레크닝 추정 결과 DR은 이동 경로 PATH를 벗어난 추정 결과를 보이 고 있다. 이는 내부 센서의 속도 정보 오차와 이동 로봇의 주행시 발생할 수 있는 로봇의 흔들림, 바퀴의 미끌림 및 공기압등 다양한 원인들로 인해 오차가 누적되어 부정확한 궤적을 추정한다.



그림 5.14. 데드레크닝 방법을 이용한 위치 추정 결과 Fig 5.14. Result of deadreckoning method for localization

그림 5.15는 외부 센서 정보를 이용한 삼변 측량법과 최소 자승법에 대한 결과이 다. 그림 (a)의 TL은 삼변 측량을 이용한 결과이고, 그림 (b)의 LS는 최소자승법에 의해 추정된 이동로봇의 추정 궤적이다. 그림 (a)와 (b)에서 나타낸 바와 같이 그림 5.14의 데드레크닝 방법에 비해 비교적 주행 경로에 분포되어져 있다. 하지만 외부 센서 정보가 부정확 할 때 그림의 "Poor"에서 보이는 것처럼 잘못된 위치가 추정된 다. 이처럼 외부 센서와 이동 로봇 사이에 정적 및 동적인 장애물이 존재하거나 센 서 신호 정보에 잡음이 포함되어져 있을 때 부정확한 위치를 추한다.



(a) TL 방법

(b) LS 방법

그림 5.15. 외부 센서 정보를 이용한 추정 방법들의 비교 Fig 5.15. Comparison of localization methods using external sensor information

필터링 방법들에 대한 불확실성을 살펴보면 확장 칼만 필터는 내부센서 정보인 서지 속도에 대한 불확실성 α_{uu} , α_{ur} , 요 속도에 대한 불확실성 α_{ru} , α_{rr} 과 외부센 서의 측정 노이즈인 가우시안 오차 σ_{T} 를 고려하여 동작한다. 반면에 파티클 필터의 내부 센서에 대한 불확실성은 속도 정보에 대한 불확실성 α_{uu} , α_{ur} , α_{rn} , α_{rr} 과 측 정 불가능한 불확실성 Λ_{xu} , Λ_{xr} , Λ_{yu} , Λ_{yr} , Λ_{yu} , Λ_{yr} 들이 포함되어 로봇의 위치를 예측 한다. 또한 외부 센서의 불확실성은 측정 노이즈에 대한 에러 확률 분포의 표준편 차 σ_{T} 와 더불어 센서와 로봇 사이에 장애물이 존재할 경우의 확률 분포, 측정이 되 지 않을 때의 확률 분포, 그리고 설명 불가능한 확률 분포를 포함하여 외부센서의 불확실성을 고려하여 동작한다. 이처럼 확장 칼만 필터와 파티클 필터 방법은 고려 할 수 있는 불확실성에 대해 차이점을 지니고 있다.

표 5.11은 확장 칼만 필터와 파티클 필터 방법의 실험에서 적용된 공통적으로 적 용되는 불확실성 파라미터의 값들을 나타낸 것으로 내부 센서 정보에 대한 파라미 터 값과 외부 센서의 측정 오차 파라미터의 값을 동일하게 설정하였다. 그리고 파 티클 필터에 사용된 파티클들의 수는 15,000개를 이용하여 실험을 수행하였다.

표 5.11. 확장 칼만 필터 및 파티클 필터의 불확실성 Table 5.11. Uncertainty parameters of extended Kalman filter and particle filter

| 내부 센서 | | | 외부 센서(m) | |
|---------------|---------------|---------------|---------------|-----------------|
| α_{uu} | α_{ur} | α_{ru} | α_{rr} | $TOA(\sigma_T)$ |
| 0.5 | 0.01 | 0.2 | 0.001 | 1m |

그림 5.16은 표 5.10의 동일한 파라미터 값들과 그림 5.13 ~ 5.4와 동일한 주행경 로 상에서 확장 칼만 필터 방법과 파티클 필터 방법에 대한 위치추정 결과이다. 여 기서 그림 (a)의 EKF는 확장 칼만 필터을 의미하고, 그림 (b)의 PF는 파티클 필터 에 의해 추정된 위치 추정 결과 분포의 평균에 대한 궤적을 나타낸다. 그림 5.15에 서 보이는 바와 같이 확장 칼만 필터 방법 및 파티클 필터를 이용하여 이동 로봇 의 위치를 추정할 경우 데드레크닝 방법, 삼변 측량법, 그리고 최소 자승법을 이용 한 방법들에 비해 로봇의 이동 경로를 정확하게 추정하고 있다. 그림 5.16의 타원 은 이동 로봇의 내부 센서와 외부 센서의 오차가 클 때 발생된 현상이다. 확장 칼 만 필터의 경우 이동 로봇의 주행경로에서 1m의 오차 그리고 파티클 필터는 최대 0.7m의 오차 성능을 보이지만 각각의 방법들은 시간이 지남에 따라 이동 로봇의 주행경로 주위에 추정 궤적이 형성되는 결과를 보였다. 또한 확장 칼만 필터 방법 과 파티클 필터의 추정 결과에 대한 궤적을 바탕으로 유연성을 비교하여 보면 타 원에서 나타낸 바와 같이 파티클 필터 방법이 확장 칼만 필터 방법에 비해 유연한 추정 성능을 가지고 있는 것을 확인할 수 있다.



그림 5.16. 필터링 방법을 이용한 위치 추정 결과 비교 Fig 5.16. Comparison of localization methods using filtering method

확장 칼만 필터와 파티클 필터의 정확성을 비교를 위해 그림 5.17과 같이 6회 왕 복 주행에 대하여 3개의 특정 영역을 선정하고 반복 정밀도를 분석하였다. 반복 정 밀도는 그림 5.17의 ① 지점에서 이동로봇의 추정 결과가 x축으로 3.8m일 때 y축에 대한 추정 분포, ② 지점에서 y축의 추정 결과가 3.0m일 때 x축의 추정 분포, 그리 고 ③ 지점에서 x축의 추정 결과가 3.0m일 때의 y축의 추정 분포를 비교한다.



그림 5.17. 반복 정밀도의 분석 영역 Fig 5.17. Points of analysis for the repeatability

표 5.12는 그림 5.17에 대해 각 지점에서의 반복 정밀도를 분석한 표이다. 여기서 ①, ②, ③은 그림에서 설명된 지점들을 의미하고, 이 지점들에서의 추정된 값들에 대한 표준 편차와 평균 추정 위치와 추정된 위치의 차이로부터 최대 오차를 분석 하였다. 표로부터 파티클 필터 방법은 확장 칼만 필터에 비해 각각 분석된 지점들 에 대해서 표준 편차와 최대 오차의 값이 작은 결과를 보였다. 이러한 결과로부터 동일 지점에서 반복하여 추정되는 정확성은 파티클 필터 방법이 확장 칼만 필터 방법에 비해 조밀하게 추정되기 때문에 좋은 성능을 지니고 있다.

| | | 표준 편차 | 최대 오차 |
|---|-----|-------|-------|
| 1 | EKF | 0.274 | 0.790 |
| | PF | 0.165 | 0.345 |
| 2 | EKF | 0.337 | 0.889 |
| | PF | 0.204 | 0.513 |
| 3 | EKF | 0.131 | 0.367 |
| | PF | 0.106 | 0.249 |

표 5.12. 위치추정 방법들에 대한 반복정밀도의 비교 Table 5.12. Comparison of repeatability for filtering methods

| unit | : | m |
|------|---|---|
| | | |

이동 로봇의 위치 추정에 대한 강건성은 내부 및 외부 센서의 오차가 위치추정 결과에 미치는 정도를 의미한다. 표 5.13은 각각의 방법에 대한 강건성을 분석한 것이다. 이동 로봇이 6회 왕복했을 때의 실제 주행 거리는 123.6m로 추정된 위치의 이동 거리를 계산하여 실제 주행 거리와 비교를 통해 강건성을 분석하였다. 표에서 각 방법들에 대한 추정 이동 거리와 실제 주행 거리의 차이를 나타내는 오차를 살 펴볼 때 파티클 필터 방법이 실제 주행 거리에 가장 근접한 거리를 보였다.

표 5.13 위치추정 방법들에 대한 강건성의 비교

Table 5.13 Comparison of robustness for localization methods

| unit | • | m |
|------|---|-----|
| um | • | 111 |

| | 이동거리 | 오차 | |
|-----|---------|---------|--|
| DR | 136.918 | 13.3176 | |
| TL | 383.831 | 260.231 | |
| LS | 397.005 | 273.405 | |
| EKF | 153.873 | 30.2732 | |
| PF | 127.625 | 4.02454 | |

위치추정 방법의 수행 속도를 분석하기 위해 이동로봇이 주행할 때 위치추정 방 법들의 수행 속도를 측정하였다. 이때 측정된 수행 속도 정보는 그림 5.13 ~ 5.15의 실험이 수행될 때 획득한 데이터로서, 이동로봇의 주행 시간 495초 동안 위치 추정 방법들은 각각 5,520번 수행되었다. 표 5.14는 이와 같은 상황에서 각 방법들에 대 한 수행 속도를 분석한 표이다. 표에서 보이는 바와 같이 수행 속도는 데드레크닝 방법이 가장 빠른 속도를 보였고, 파티클 필터 방법이 가장 느린 속도를 보였다. 가장 느린 수행 속도를 보인 파티클 필터 방법은 15,000개의 파티클들을 사용한 경 우로서 파티클 필터의 수행 속도 성능은 파티클들의 개수와 외부센서의 개수에 따 라 수행 속도 성능이 달라질 수 있다.

표 5.14. 위치추정 방법들의 수행 속도 성능 평가 Table 5.14. Performance of sampling time for localization methods

| | | unit : m |
|-----|------------------------|------------------------|
| | 평균 | 표준 편차 |
| DR | 1.939*10 ⁻⁶ | 1.384*10 ⁻⁶ |
| TL | 1.791*10 ⁻⁵ | 6.288*10 ⁻⁶ |
| LS | 5.770*10 ⁻⁵ | 1.597*10 ⁻⁵ |
| EKF | 7.956*10 ⁻⁵ | 7.056*10 ⁻⁵ |
| PF | 4.445*10 ⁻² | 2.345*10 ⁻² |

2. 수중 로봇의 위치 추정

본 실험은 제안된 파티클 필터 방법을 실제 수중 로봇에 적용하여 그 결과를 고 찰한다. 그림 5.18은 실험에서 이용된 수중 로봇의 제원으로 삼성탈레스(주)[64]와 레드원테크놀러지(주)[61]에서 공동 개발된 기뢰 제거용 로봇이다.

| Item | Specification | | | |
|--|---|--|--|--|
| Dimension | 1680mm × 580mm × 285mm | | | |
| Weight | 45kg 이내 | | | |
| DOF | 4DOF (Surge, Pitch, Yaw, Heave) | | | |
| Max. Speed | 7Knots | | | |
| Max. Depth | 100m | | | |
| Material | AL 6061 T6 / STS 304 | | | |
| Waterproof Grade | IP68 이상 | | | |
| Battery | Li-Po (24V 30Ah) | | | |
| Endurance | 1hour (작전시간 20분) | | | |
| Thruster(3) | Horizontal(2), Vertical(1) | | | |
| Sensor | IMU, Depth, Magnetic Compass, Temperature, Speed, Altimeter, Acceleration, Camera, Light | | | |
| Aromatic | Thruster Differential Control, COG Adjuster | | | |
| Aromatic Thruster Differential Control, COG Adjuster | | | | |

그림 5.18. 수중 로봇의 제원 Fig 5.18. Specification of an underwater robot

그림 5.19는 실험에서 사용된 수중 로봇과 외부 센서를 보여준다. 그림 (a)의 수 중 로봇은 서지, 히브, 피치와 요에 대한 4자유도를 가지고 있다. 그림 (b)의 외부 센서는 대원기전[65]에서 개발된 수중 위치 인식 장치[66]로서 외부에 설치된 두 개 의 하이드로폰과 수중 로봇에 설치된 핑어에 의해 외부의 하이드로폰과 수중 로봇 사이의 거리 정보를 이용한다.



(a) 수중 로봇(b) 외부 센서그림 5.19. 수중 로봇 및 외부 센서 장비Fig 5.19. An underwater robot and a external sensor equipment

실험은 부산 국립수산과학원의 "Towing tank" 실험동에서 수행하였다. 그림 5.20 은 "Towing tank" 내부 환경을 보여준다.





그림 5.20. 수조 실험 환경 Fig 5.20. Towing tank experiment

실험에 이용된 센서 정보는 각속도(*p*, *q*, *r*) 정보, 깊이 정보, 로봇에 장착된 핑어 와 두 개의 하이드로폰과의 TOA정보를 수신하여 거리로 계산된 정보를 이용한다. 제안된 파티클 필터 방법에서의 각속도 정보는 수중로봇 위치를 예측하기 위한 단 계에서 자세를 예측하는데 사용된다. 그리고 깊이 정보와 두 개의 TOA 정보는 예 측된 로봇의 위치를 갱신하는 단계에서 사용된다. 본 실험의 파티클 방법에서 파티 클들의 추정 신뢰도를 구하기 위한 추정 가중치 파라미터는 표 5.15와 같고 1,000 개의 파티클들을 사용하였다. 그리고 수중 로봇은 그림 5.21과 같이 두 곳의 경유 점(0m, 0m, 1m), (15m, 0m, 1m)을 왕복하여 5회 주행하였다.

표 5.15. 파티클 필터 방법의 추정 가중치 파라미터 Table 5.15. Weight parameter of particle filter method

| Z _{hit} | Zlong | Z _{max} | Z _{rand} |
|------------------|-------|------------------|-------------------|
| 0.7 | 0.05 | 0.2 | 0.05 |



그림 5.21. 수중 로봇의 이동 궤적 Fig 5.21. Moving trajectory of an underwater robot

그림 5.22는 파티클 필터 방법에 의해 추정된 XY평면의 수중로봇 위치에 대한 제적이다. 그림의 A, B, 그리고 C는 실제 수중로봇의 주행 오차로 인해 추정된 결 과로서, A의 경우 추정된 궤적은 경유점(0m, 0m)으로부터 X축으로 1.5m ~ -3.5m, Y축으로 0m ~ -2m 차이를 보인다. 그리고 C는 경유점 (15m, 0m)으로부터 X축으로 0m ~ -2.5m, Y축으로 1m ~ -2.5m 사이에 분포되어 있다. 이는 수중 로봇 회전시에 추정된 결과로서, 실험에 이용된 수중로봇은 정해진 경유점에서 정지하여 회전 동 작을 수행하지 못하고 서지 속도 명령과 요 명령을 동시에 수행하여 회전하기 때 문이다. 그리고 2회 주행시 발생된 B의 경우는 주행 경로에서 Y축으로 0m ~ 1.8m 사이에 분포된 궤적을 보인다. 이는 수중 로봇이 정확하게 주행 경로를 주행하지 못하고 경로를 벗어나 주행하였을 때 나타난 현상이다. 따라서 A와 C와 같이 추정 된 궤적이 경유점과 차이를 보이는 이유는 다른 경유점으로 이동하기 위하여 회전 할 때 발생되는 주행 오차이고, B의 경우 직진 주행시 주행경로를 벗어난 실제 수 중 로봇의 주행오차로 판단된다.



그림 5.22. XY 평면에서의 추정된 수중 로봇의 궤적 Fig 5.22. Estimated trajectory of an underwater robot at XY plans

그림 5.23은 파티클 필터 방법의 XZ평면에서 추정된 수중로봇 위치에 대한 궤적 이다. 실제 수중 로봇에는 TOA 정보를 송신하는 핑어가 장착되어져 있고, 외부에 는 TOA 정보를 수신하는 하이드로폰이 설치되어져 있다. 이때 수중 로봇으로부터 송신되는 TOA 정보는 수중 로봇이 수면이 아닌 수중 상태에서만 획득 가능하다. 따라서 실험에서는 수중로봇을 Z축으로 0 ~ 1.5m 사이에서 주행되도록 실험을 실 시하였기 때문에 그림과 같이 Z축으로 0 ~ 1.3m에 추정 궤적이 분포하는 것을 확 인할 수 있다.



그림 5.23. XZ 평면에서의 추정된 수중 로봇의 궤적 Fig 5.23. Estimated trajectory of an underwater robot at XZ plans

표 5.16과 5.17은 실제 수중 로봇이 경유하는 두 개의 경유점(0m, 0m, 1m), (15m, 0m, 1m)에 대한 위치 추정 결과이다. 표 5.15와 5.16에서 x, y, 그리고 z는 파티클 필터 방법에 의해 추정 위치의 결과를 나타내며 오차는 경유점의 위치와 추정된 위치와의 거리 차이를 의미한다.

표 5.16. 경유점 (15m, 0m, 1m)에서의 추정 위치 Table 5.16. Estimated pose at a way point (15m, 0m, 1m)

unit : m

| | X | у | Z | error |
|-----|--------|--------|-------|-------|
| 1th | 14.743 | -0.181 | 0.899 | 0.329 |
| 3rd | 15.277 | -0.415 | 0.751 | 0.558 |
| 5th | 14.757 | -0.117 | 0.374 | 0.682 |

| 표 5.17 | . 경유점 (| 0m, (| 0m, | 1m)에 | 서의 | 추정 | 위치 | |
|-------------|-----------|-------|------|-------|-------|------|-----|-----|
| Table 5.17. | Estimated | pose | at a | a way | point | (0m, | 0m, | 1m) |

unit : m

| | X | у | Z | error |
|-----|--------|-------|-------|-------|
| 2nd | -0.329 | 1.354 | 0.626 | 1.443 |
| 4th | -0.258 | 0.564 | 0.598 | 0.739 |

제 6장 결론 및 향후 계획

본 논문은 내부 센서 정보와 외부 센서 정보를 이용한 수중 로봇 위치 추정 방 법을 제안하였다. 제안된 방법은 지상 로봇 위치 추정을 위해 주로 연구된 필터링 방법으로 내부 센서와 외부 센서 정보를 이용하여 로봇의 위치를 추정할 수 있는 파티클 필터 방법이다. 이 방법은 로봇이 동작하는 환경에서 로봇의 동작에 대한 불확실성과 외부 센서 정보의 불확실성을 고려할 수 있다. 본 논문에서는 기존의 2 차원 환경에서 접근된 파티클 필터 방법을 3차원 환경인 수중 환경으로 확대하고, 수중 로봇 동작의 불확실성에 대한 모션 모델과 외부 센서 정보의 오차에 대한 가 우시안 및 비가우시안 특성을 고려할 수 있는 파티클 필터 설계 과정을 보였다.

제안된 파티클 필터 방법은 TOA 정보를 이용하여 수중 로봇과 외부 센서 사이 의 거리를 직접적으로 계산이 불가능 할 때 TDOA 정보를 이용하여 수중 로봇의 위치를 추정할 수 있다. 시뮬레이션에서는 수중 로봇의 내부 및 외부 센서인 TDOA 정보의 불확실성을 고려하여 내부 센서를 이용한 데드레크닝 방법, 외부 센 서를 이용한 쌍곡선 방법, 파티클 필터 방법의 추정 결과에 대해 비교하고 내부센 서의 불확실성과 외부 센서의 불확실성 정도에 대해 파티클 필터 방법의 추정 성 능을 분석하였다. 실험의 결과로부터 실제 수중 환경에서 발생되는 수중 로봇 동작 의 오차와 TDOA 정보의 오차가 포함될 경우 데드레크닝 방법과 쌍곡선 방법은 잘 못된 추정 결과가 예상되어지나 파티클 필터 방법은 이 방법들에 비해 좋은 결과 를 기대할 수 있다. 또한 파티클 필터 방법을 통해 추정된 궤적과 이동 궤적의 거 리 오차는 수중 로봇의 내부 센서와 외부 센서의 불확실성 정도에 비례하여 증가 하지 않았다. 이는 실제 수중 환경에서 갑작스런 로봇 동작 오차와 외부 센서의 오 차가 발생되는 환경에서 파티클 필터 방법은 적절하게 오차를 고려하여 수중 로봇 의 위치를 추정할 수 있음을 의미한다.

파티클 필터를 이용한 로봇의 위치 추정 방법은 2차원 환경에서 동작하는 로봇

- 88 -

에 적용 가능하다. 지상에서 동작하는 이동 로봇을 이용한 실험에서 보인 바와 같 이 내부 센서를 이용한 위치 추정 방법은 시가이 경과함에 따라 내부 센서의 속도 정보 및 주행 환경으로 인해 오차가 누적되어 부정확한 추정 결과를 보여 주었다. 그리고 외부 센서를 이용한 위치 추정 방법은 센서의 오차가 누적되지는 않지만 로봇과 외부 센서 사이에 장애물들이 존재할 때 잘못된 위치를 추정되고, 로봇의 방향을 알 수 없었다. 내부 센서와 외부 센서를 융합한 확장 칼만 필터와 파티클 필터 방법들은 로봇의 위치와 자세를 추정 할 수 있고, 부정확한 내부 및 외부 센 서 정보로 인해 잘못된 위치를 추정하더라도 시간이 지나면 다시 로봇의 위치를 추정할 수 있었다. 그리고 파티클 필터 방법은 확장 칼만 필터에 비해 추정 결과의 궤적에 대해 좀 더 유연한 성능을 보여주었다. 그리고 필터링 방법의 반복정밀성에 대한 분석을 통해 파티클 필터 방법이 확장 칼만 필터 방법보다 정확한 성능을 가 지고 있음을 확인할 수 있다. 더욱이 위치 추정 방법들에 의해 추정된 결과를 실제 주행 거리와 분석한 결과에서는 파티클 필터 방법이 실제 이동로봇의 주행 거리에 가장 근접한 결과를 보여준다. 이로부터 파티클 필터 방법은 비교된 방법들에 비해 센서 정보에 대한 불확실성을 효과적으로 반영할 수 있는 강건성을 지니고 있음을 보여주었다. 하지만 제안된 파티클 필터 방법은 파티클들의 개수와 센서의 개수에 비례하여 수행 속도가 결정되어지기 때문에 실시간으로 운영되는 로봇에 적용하기 위해서는 적절한 파티클들과 센서의 개수를 선택해야할 것이다.

실제 수중 로봇을 이용한 수조 실험은 제안된 파티클 방법이 실해역에서 동작하 는 수중 로봇의 위치 추정 문제의 해결 가능성을 보여준다. 실험에서 사용된 센서 정보는 실제 수중 로봇의 내부 센서와 속도 명령, 2개의 TOA정보, 깊이 정보를 이 용 가능하였다. 이와 같은 환경에서 파티클 필터 방법을 이용하여 수중 로봇의 위 치를 추정하였을 때 실제 수중 로봇의 주행 오차로 인해 정해진 경유점과 주행 경 로상의 오차를 보였지만 주행 횟수에 대한 수중 로봇의 이동 궤적을 따르고 있어 제안된 방법으로 추정 가능함을 알 수 있었다. 또한 수중 로봇이 이용할 수 있는 내부 센서와 외부 센서의 증가와 성능이 향상될수록 지금의 위치 추정 결과보다 개선된 성능을 보일 것으로 기대된다.

파티클 필터를 이용한 수중 로봇의 위치 추정 문제 해결에 접근한 본 논문은 다 양한 센서와 수중 로봇 및 수중 환경에서 동작하는 이동체에 적용 가능하도록 방 법에 대한 효율성과 신뢰성이 더욱 요구된다. 이를 위해 향후 연구 방향은 다음과 같이 제시된다.

- (1) 본 논문의 실험에서는 제안된 파티클 필터의 적용 가능성을 보이기 위해 시 뮬레이션과 실제 로봇을 통해 실험하여 그 결과를 분석하였다. 그러나 실제 실험에서의 수중 로봇을 이용한 실험의 경우 수조 환경에서 실험하여 실제 수중 로봇이 동작하는 환경이 다르다. 따라서 해양과 같은 수중 로봇이 실제 로 동작하는 환경에서 실험을 실시하고 그 결과를 분석할 필요가 있다.
- (2) 실제 환경에서 수중 로봇에 적용하여 기존의 다른 방법들과 제안된 방법의실험을 통해 그 결과를 비교하고 분석한다.
- (3) 수중 로봇의 위치 추정을 위해 이용되는 파티클 필터의 경우 실제 수중 환경 에서 수신되는 정보를 바탕으로 설계되어야 한다. 이를 위해 실제 수중의 다 양한 환경에서의 센서 정보를 획득하고 이에 대한 분석이 요구된다.
- (4) 파티클 필터 방법은 파티클들의 수에 따라 수행 속도가 결정되고, 파티클들 의 수는 수중 로봇의 동작 범위에 따라 달라질 수 있다. 이러한 이유로 실시 간으로 동작하는 수중 로봇이 파티클 필터를 적용할 때에 최적의 파티클 개 수에 대한 연구가 필요하다.
- (5) 수중 로봇의 넓은 작업 영역으로 인해 많은 파티클이 요구되어 수행 속도가 느려질 경우 수중 로봇의 초기 위치에 대하여 파티클 필터를 이용하고 확장 칼만 필터를 이용하여 수중 로봇의 위치를 추정하는 방법에 대해 연구한다.
- (6) 수중 로봇의 위치 추정을 위해 사용된 파티클 필터 방법을 수중 로봇의 SLAM문제로 확장한다.

참고문헌

- Z. Xiaohan, C. Xiaoping, L. Jialing, and L. Xiang, "Vision-Based Monte Carlo -Kalman Localization in a Known Dynamic Environment," The 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, pp. 1-7, 2006.
- [2] 김태균, 고낙용, "음향 신호를 이용한 수중로봇의 위치추정," 로봇학회, 제7권,
 제4호, pp. 231-242, 2012. 12.
- [3] J. J. Leonard, A. A. Bennet, C. M. Smith, and H. J. S. Feder, "Autonomous underwater vehicle navigation," MIT Marine Robotics Laboratory, Technical Memo 98-1, 1998.
- [4] 서영남, "4개의 추진기를 가진 수중로봇의 제어," 조선대학교 석사 학위 논문, 2011. 2.
- [5] 김태균, 고낙용, 이영필, "수중로봇 위치추정에 관한 동향 분석," 한국로봇종합 학술대회, pp. 171-173, 2011.
- [6] P. Corke, C. Detweiler, M Dumbabin, M. Hamilton, D. Rus, and I. Vasilescu, "Experiments with Underwater Robot Localization and Tracking," In Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 4556-4561, April, 2007.
- [7] 유원필, 최성록, 이재영, 박승환, "로봇주행 기술 및 표준화 동향," 전자통신동향
 분석, 제26권, 제6호, pp. 108-119, 2011. 2.
- [8] 고낙용, 문용선, 김태균, 노성우, 노상현, 실험으로 배우는 이동로봇 자율주행, 드림미디어 출판사, 2011.

- [9] 김태균, "유비쿼터스 센서 환경에서의 이동로봇 위치 추정," 조선대학교 석사 학위 논문, 2009.
- [10] J. Borenstein, B. Everett, and L. Feng, "Where am I?" Sensors and Methods for Mobile Robot Positioning, Technical Report, University of Michigan, pp. 130-131, 1996.
- [11] S. Thrun, "Learning metric-topological maps for indoor mobile robot navigation," Artificil Intelligence, Vol. 99, No. 1, pp. 21-71, 1998.
- [12] G. Jang, S. Kim, W. Lee and I. Kweon, "Color landmark-based self-localization for indoor mobile robots," In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'02), Vol. 1, pp. 1037-1042, 2002.
- [13] 이정석, 정완균, 남상엽, "동적 환경에서 불완전한 지도를 이용한 이동로봇의 강인한 위치인식 알고리즘의 개발," 대한임베디드공학회 논문지, 제3권, 제2호, pp. 109-118, 2008.
- [14] 황아롬, "무향 칼만 필터를 이용한 동시 지도 작성/ 자가 위치 추적 기법의 무
 인 잠수정 적용 연구," 서울대학교 박사 학위 논문, 2007. 8.
- [15] 김기훈, "무인잠수정 SNUUV 1의 자율제어 비선형 운동에 대한 해석," 서울대 학교 박사 학위 논문, 2005. 2.
- [16] T. I. Fossen, Marine Control System, Marine Cybernetics, 2002.
- [17] 고낙용, 김태균, 문용선, 이용욱, 서주노, "수중 로봇 위치 추정을 위한 필터링
 방법의 비교," 한국수중로봇기술연구회 추계 학술 대회, pp. 104-106, 2012. 11.
- [18] 박찬국, "관성항법시스템의 원리 및 전망," 전자공학회지, 제26권, 제4호, pp.
 59-66, 1999.
- [19] P. Goel, S. I. Roumeliotis, and G. S. Sukhatme, "Robust Localization using

relative and absolute position estimates," In Proceedings of the 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Vol. 2 pp. 1134-1140, 1999.

- [20] C. Georgiadis, A. German, A. Hogue, H. Liu, C. Prahacs, A. Ripsman, R. Sim, L. A. Torres, P. Zhang, M. Buehler, G. Dudek, M. Jenkin, and E. Milios, " AQUA: An aquatic walking robot," In Proceedings of the IEEE/RSJ/GI International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Vol. 17, pp. 3525-3531, 2004.
- [21] J. J. Leonard and H. J. S. Feder, Decoupled stochastic mapping. Marine Robotics Laboratory Technical Report 99-1, Massachusetts Institute of Technology, 1999.
- [22] F. Thomas and L. Ros, "Revisiting trilateration for robot localization," IEEE Transactions on Robotics, Vol. 21, No. 1, pp. 93-101, 2005.
- [23] 김태균, 고낙용, "파티클 필터 방법을 이용한 특징점과 로봇 위치의 동시 추 정," 한국지능 시스템학회 논문지, 제22권, 제3호, pp. 353-360, 2012. 6.
- [24] J. O. Smith and J. S. Abel, "The Spherical Interpolation Method of Source Localization," IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol. 12, No. 1, pp. 246-252, 1987.
- [25] J. O. Smith and J. S. Abel, "Closed-Form Least-Squares Source Location Estimation from Range-Difference Measurements," IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 35, pp. 1661 - 1669, 1987.
- [26] A. Alcocer, P. Oliveira, and A. Pascoal, "Underwater Acoustic Positioning Systems Based on Buoys with GPS," In Proceedings of the Eighth European Conference on Underwater Acoustics (ECUA 2006), Carvoerio, Portugal, pp. 1-8, 2006.

- [27] V. Fox, J. Hightower, L. Lin, D. Schulz, and G. Borriello, "Bayesian filtering for location estimation," IEEE Pervasive Computing, Vol. 2, No. 3, pp. 24-33. 2003.
- [28] G. Welch and G. Bishop, An introduction to the Kalman filter, Technical Report 95-041, Department of Computer Science, University of North Carolina at Chapel Hill, Chapel Hill, NC 27599-3175, 2002.
- [29] A. Alcocer, P. Oliveira, and A. Pascoal, "Study and Implementation of an EKF GIB based Underwater Positioning System," In Proceedings of the IFAC Conference on Control Applications in Marine Systems (CAMS04), Ancona, Italy, 2004.
- [30] N. Y. Ko, T. G. Kim, and S. W. Noh, "Monte Carlo Localization of Underwater Robot Using Internal and External Information," The International Conference on 2011 IEEE Asia-Pacific Services Computing Conference(APSCC), pp. 410-415, 2011.
- [31] N. Y. Ko, T. G. Kim, and Y. S. Moon, "Particle Filter Approach for Localization of an Underwater Robot Using Time Difference of Arrival," In the Proceedings of the MTS/IEEE International Conference on OCEANS'12. pp. 1-7, 2012.
- [32] N. Y. Ko and T. G. Kim, "Comparison of Kalman Filter and Particle Filter Used for Localization of an Underwater Vehicle," The 9th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI 2012), Gwangju, Nov, 26-28, 2012.
- [33] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, Probabilistic Robotics, MIT Press, 2005.
- [34] D. Brscic and H. Hashimoto, "Comparison of Robot Localization Methods Using Distributed and Onboard Laser Range Finders," In Proceedings of the IEEE/ASME
International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, pp. 746-751, 2008.

- [35] K. C. Lee, A. Oka, E. Pollakis, and L. Lampe, "A Comparison between Unscented Kalman Filtering and Particle Filtering for RSSI-Based Tracking," In Proceedings of the 2010 7th Workshop on Positioning Navigation and Communication (WPNC), pp. 157-163, 2010.
- [36] T. G. Kim, N. Y. Ko, and K. G. Kim, "Experiments and Analysis of MCL Based Localization for Mobile Robot Navigation," In Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation (ISMS), pp. 221-227, 2011.
- [37] P. Corke, Robotics, Vision and Control Fundamental Algorithm in Matlab, Springer Press, 2011.
- [38] S. Elbert and Maloney, Dutton's Navigation and Piloting, Naval Institute Press, 1985.
- [39] RD Instruments, "Workhorse Navigator Doppler Velocity Log (DVL)," http://www. dvlnav.com/pdfs/navbro.pdf, 2003.
- [40] J. J. Mach, "Toward Auto-Calibration of Navigation Sensors for Miniature Autonomous Underwater Vehicles," Master's thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University, 2003.
- [41] M. Kuristsky and M. Goldstein, Inertial navigation. In I. Cox and G. Wilfong, editors, Autonomous Robot Vehicles, Springer Verlag, 1990.
- [42] A. Mansour, "Challenges and methodologies in Passive ocean Acoustic Tomography: An approach based on ICA," The 2010 4th IEEE International Conference on Digital Ecosystems and Technologies (DEST), pp. 557-562, 2010.

- [43] E. Doukhnitch, M. Salamah, and E. Ozen, "An efficient approach for trilateration in 3D positioning," Computer Communications, Vol. 31, No. 17, pp. 4124-4129, 2008.
- [44] Q. Wan, and Y. -N. Peng, "An improved 3-dimensional mobile location method using volume measurements of tetrahedron," In Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, pp. 2181-2185, 2002.
- [45] I. Jami, M. Ali, and R. F. Ormondroyd, "Comparison of Methods of Locating and Tracking Cellular Mobiles," In Proceedings of the IEEE Colloquium Novel Methods of Location and Tracking of Cellular Mobiles and Their System Applications, pp. 1/1-1/6, 1999.
- [46] 김민성, 최완식, 허 훈, "확장칼만필터(Extended Kalman Filter)를 이용한 비선형 확률시스템의 상태추정에 대한 연구," 대한기계학회 춘추학술대회. 1996년 제2 권, 제1호, pp. 699-703, 1996. 1.
- [47] S. J. Julier, and J. K. Uhlmann, "A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems," In Proceedings of the International Society for Optical Engineering (SPIE '97), Vol. 3, No. 1, pp. 182 - 193, April 1997.
- [48] 장대식, 장석우, 김계영, 최형일, "구조적 칼만 필터를 이용한 이동 물체의 추 적", 정보과학회논문지:소프트웨어 및 응용, 제29권, 제5호, 2002. 6.
- [49] S. Y. Hwang and J. M. Lee, "Estimation of Attitude and Position of Moving Objects Using Multi-filtered Inertial Navigation System," The Korean Institute of Electronic Engineers, vol. 60, no. 12, pp. 2239-2345, 2011.
- [50] B. Siciliano and O. Khatib, Handbook of Robotics Springer, 2008.
- [51] 강철우, 유영민, 박찬국, "변형된 오일러각 기반의 칼만필터를 이용한 자세 추

정 성능향상", 제어·로봇·시스템 학회 논문지, Vol. 14, No. 9, 2008.

- [52] 김태균, 고낙용, 노성우, 이영필, "몬테카를로 위치추정 알고리즘을 이용한 수 중로봇의 위치추정," 한국전자통신학회 논문집, 제6권, 제2호, pp. 288-295, 2011.
- [53] D. H. Titterton, and J. L. Weston, Strapdown Inertial Navigation Technology Stevenage, U.K.: Peregrinus, 1997.
- [54] H. Hong, J. G Lee, C. G. Park, and H. S. Han, "A leveling algorithm for an underwater vehicle using extended Kalman filter," In Proceedings of the IEEE 1998 Position Location and Navigation Symposium, Palm Springs, California, pp. 280-285, 1998.
- [55] G. Winkler, Image Analysis, Random Fields and Markov Chain Monte Carlo Methods, Springer, 2003.
- [56] http://www.sick.com
- [57] http://www.hokuyo-aut.jp/02sensor/07scanner/urg_04lx.html
- [58] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Reading, MA: Addison Wesley, 1989.
- [59] J. E. Baker, "Reducing bias and inefficiency in the selection algorithm," In Proceedings of the 2nd International Conference on Genetic Algorithms, pp. 14-21, 1987.
- [60] M. Buckland, Ai techniques for game programming, Thomson learning, 2002.
- [61] http://www.redone-technologies.com/
- [62] 문용선, 노상현, 조광훈, 배영철, "WDM 방식의 양방향 광 이더캣 통신 모듈

구현," 한국전자통신학회 논문지, 제7권, 제2호, pp. 409-415, 2012. 4.

- [63] http://korealps.co.kr
- [64] http://www.samsungthales.com/
- [65] http://www.daewonsys.com/
- [66] 권경엽, 정구락, 박원철, 흥영기, 변승우, 석종원, "2개의 하이드로폰을 이용한 SBL 위치추적 알고리듬의 적용 가능성 연구," 한국수중로봇기술연구회 2011년 춘계학술대회, 2011. 5.

감사의 글

2013년 2월을 마지막으로 박사 학위 과정 동안 연구했던 내용을 이 논문을 통해 발표할 수 있어 기쁨과 아쉬운 마음이 교차합니다. 주위의 많은 분들 덕분에 미진 하지만 저의 작은 연구에 대한 결실을 맺을 수 있었습니다. 이러한 마음을 담아 저 에게 많은 학문적 지도와 조언 그리고 격려해 주셨던 분들에게 감사하는 마음을 짧은 글로나마 표현하고자 합니다.

바쁘신 일정에도 불구하고 좋은 논문이 될 수 있도록 저의 논문을 자상하고 세 심하게 심사해 주셨던 존경하는 최한수 교수님, 곽근창 교수님, 조창현 교수님께 감사드립니다. 학부 과정부터 대학원 과정에 이르기까지 학문적 가르침을 주셨던 장순석 교수님, 이진이 교수님, 그리고 반성범 교수님께 감사드립니다. 그리고 대학 원 과정 동안에 연구한 내용을 실제 로봇에 적용할 수 있는 기회와 많은 조언을 해주신 순천대학교 문용선 교수님께 감사드립니다. 무엇보다도 아무것도 모르고 열 정만 가득했던 학부 시절부터 박사 학위를 받는 지금까지 정성스러운 학문적 가르 침과 인간적인 배려로 보살펴주신 고낙용 지도 교수님께 진심으로 고개 숙여 감사 드립니다. 앞으로 공학자로 살아가면서 교수님께 좋은 모습으로 보답하도록 하겠습 니다.

저의 학부생 3학년 시절부터 생활하였던 자율로봇제어시스템 실험실은 많은 추 억이 서려있는 공간입니다. 이 공간 안에서 같이 지내왔던 선후배님들께 고마움을 전하고자 합니다. 항상 후배들의 입장에서 생각하고 학문적인 도움과 조언을 주신 서동진, 김광진, 그리고 김성준 선배님께 감사드립니다. 과연 선배님들이 저에게 기 대했던 것 만 큼 잘 따랐는지 생각해봅니다. 많은 연구와 실험들을 학부 때부터 지 금까지 함께 고민하고 해결했던 항상 같이 일하고 싶은 후배 노성우, 모든일에 성 실한 실험실 살림꾼 정석기, 그리고 옆에서 즐거움과 걱정을 가족처럼 같이 해준 자율로봇제어시스템 실험실의 후배들은 저에게 박사학위 과정이 힘든 시간이 아니 라 편안하고 유쾌하고 보람이 있었던 시간으로 기억될 것입니다. 또한 저에게 많은 도움을 주셨던 ITRC의 전종우 박사님, 김정민 선배님과 6층 실험실 후배들에게 고 마운 마음을 전하며 좋은 연구 결과가 있기를 빕니다.

대학원 과정 동안 연구한 내용을 실제 수중 로봇과 이동 로봇에 적용할 수 있도 록 로봇을 제공하여 주고 기술적 지원을 아낌없이 해주신 레드원테크놀러지(주)의 윤철호 소장님, 이영필 연구원, 노상현 연구원, 박용구 연구원들을 비롯한 관계자분 들에게 감사드립니다. 레드원테크놀러지(주)가 세계 일류의 로봇 기업으로 성장하 는 모습을 그려봅니다.

부족한 저의 연구에 관심을 가져 주시고 한국해양과학기술원에서 수중 로봇의 연구를 계속할 수 있도록 배려해주신 한국해양과학기술원의 최현택 박사님과 연구 원님들께 감사드립니다. 한국해양과학기술원에서의 연구 경험은 저에게 있어 앞으 로 소중한 자산이 될 것입니다.

본 논문이 있기까지 항상 걱정하여 주시고 용기를 주셨던 저의 사랑하는 가족에 게 진심으로 감사의 마음을 전하고 싶습니다. 항상 부족한 저를 믿고 많은 기대와 격려 속에 많은 일들을 도와주신 매형과 누나에게 감사드리고, 묵묵히 자신의 일에 최선을 다하고 저의 학업을 마칠 수 있도록 지지해준 동생과 사랑스러운 두 조카 들에게 고맙고 사랑스러운 마음을 전합니다.

마지막으로 자식을 위해 자신의 모든 것을 헌신하셨고 이 논문의 공로자이신 부 모님께 몇 문장의 글로는 표현할 수 없는 감사함을 느낍니다. 지금은 고인이 되어 아버님께 이 논문을 보여드릴 수 없지만 하늘나라에서 큰 아들의 논문을 흐뭇하게 보시고 계실 것으로 믿습니다. 그리고 제 옆에 계신 것만으로도 든든한 버팀목이 되어주시는 어머님, 부디 건강히 장수하시길 간절히 바라오며 이 논문을 부모님께 올립니다.

2013 년 2 월

| 저작물 이용 허락서 | |
|---|--|
| 학 과 | 제어계측공학과 학 번 20097606 과 정 박사 |
| 성 명 | 한글:김태균 한문:金泰均 영문:Kim Tae Gyun |
| 주 소 | 광주광역시 남구 월산2동 195-9번지 |
| 연락처 | E-MAIL : ktg9114@naver.com |
| 논문제목 | 한글 : 수중 로봇의 자율 주행을 위한 위치 추정 방법 영어 : Localization Method for Navigation of an Underwater Robot |
| 본인이 저작한 위의 저작물에 대하여 다음과 같은 조건아래 조선대학교가 저작물을 이용할 수 있도록 허락하고 동의합니다. - 다 음 - 1. 저작물의 DB구축 및 인터넷을 포함한 정보통신망에의 공개를 위한 저작물의 복제, 기억장치에의 저장, 전송 등을 허락함 2. 위의 목적을 위하여 필요한 범위 내에서의 편집ㆍ형식상의 변경을 허락함. 다만, 저작물의 내용변경은 금지함. 3. 배포ㆍ전송된 저작물의 영리적 목적을 위한 복제, 저장, 전송 등은 금지함. 4. 저작물에 대한 이용기간은 5년으로 하고, 기간종료 3개월 이내에 별도의 의사 표시가 없을 경우에는 저작물의 이용기간을 계속 연장함. 5. 해당 저작물의 저작권을 타인에게 양도하거나 또는 출판을 허락을 하였을 경우에는 1개월 이내에 대학에 이를 통보함. 6. 조선대학교는 저작물의 이용허락 이후 해당 저작물로 인하여 발생하는 타인에 의한 권리 침해에 대하여 일체의 법적 책임을 지지 않음 7. 소속대학의 협정기관에 저작물의 제공 및 인터넷 등 정보통신망을 이용한 저작물의 전송ㆍ출력을 허락함. | |
| 동의여부 : 동의(○) 반대() | |
| 20013년 2월 | |
| 저작자: 김 태 균 (서명 또는 인) | |
| 조선대학교 총장 귀하 | |