



2014年 2月 博士學位論文

해저 지형 정보를 사용한 Bayes 필터 기반 수중 로봇 위치추정

朝鮮大學校大學院

情報通信工學科

魯 成 宇

해저 지형 정보를 사용한 Bayes 필터 기반 수중 로봇 위치추정

Underwater Robot Localization Based on Bayes Filter Using Seabed Terrain Information

2014년 2月 25日

朝鮮大學校大學院

情報通信工學科

魯 成 宇

해저 지형 정보를 사용한 Bayes 필터 기반 수중 로봇 위치추정

指導教授 高 樂 溶

이 論文을 博士學位申請 論文으로 提出함.

2013年 10月

朝鮮大學校大學院

情報通信工學科

魯 成 宇

魯成宇의 博士學位論文을 認准함

委員	員長	朝	鮮	大	學	校	敎授	崔	漢	秀	印
委	員	朝	鮮	大	學	校	教授	韓	承	朝	印
委	員	朝	鮮	大	學	校	教授	郭	根	Ē	印
委	員	順	天	大	學	校	教授	文	庸	善	印
委	員	朝	鮮	大	學	校	敎授	高	樂	溶	印

2013年 12月

朝鮮大學校 大學院

목 차

제	1장	서톤	르	• 1
	제	1절	연구 배경 및 필요성	• 1
	제	2절	연구 동향	• 3
	제	3절	연구 방향 및 논문 구성	• 7
		1.	연구 방향	• 7
		2.	논문 구성	• 8
	제	4절	논문의 기여도	. 9
제	2장	기죕	은 수중 로봇 위치추정 분류	10
	제	1절	자기 수용성 정보	10
		1.	수중로봇의 속도명령	10
		2.	DVL ·····	10
		3.	IMU ·····	11
		4.	Depth ·····	12
	제	2절	외수용성 정보	13
		1.	거리 정보를 이용한 음향 센서	13
		2.	거리 정보와 각도 정보를 이용한 음향 센서	15
		3.	이미지 정보	16
		3.	GPS	17
	제	3절	알고리즘 방법에 따른 위치추정	18
		1.	데드레크닝	18
		2.	최소자승법	19
		3.	삼각 측량법	20
		4.	확장 칼만 필터	22

5. 파티클 필터	22
6. 무향 칼만 필터	22

제	3장	Bay	es 필터 기반 위치 추정 방법	:3
	제	1절	확장 칼만 필터를 이용한 위치추정 방법 2	26
		1.	예측 단계 ~~~~ 2	27
		2.	갱신 단계	:9
	제	2절	파티클 필터를 이용한 위치추정 방법	0
		1.	모션 모델(예측단계) ~~~~ 3	1
		2.	센서 모델(갱신 단계) ~~~~ 3	3
		3.	리샘플링 모델	6
	제	3절	무향 칼만 필터를 이용한 위치추정 방법	7
		1.	예측 단계 ~~~~ 3	9
		2.	갱신 단계 4	2

	4장 실험 및 고찰…	제
위치 추정 방법 45	제 1절 시뮬레이션을	
추정 방법 47	1. 해저 지형 전	
<u>+</u> 위치 추정 방법 67	2. 비이컨 음향	
↓ 추정 방법 79	제 2절 실제 환경에	
• 위치추정 실험에 대한 고찰 84	제 3절. 시뮬레이터	

제	5장	결론	및	향후	계획	••••••	8	5
---	----	----	---	----	----	--------	---	---

찪	고문헌	 . 89
<u>́н</u> .	프고 인	· O)

<List of Tables>

표 1.1. 제안한 방법의 특징7
표 3.1. 시스템 및 측정 모델에 따른 베이지안 필터 종류
표 4.1. 실험의 구성
표 4.2. 불확실성이 포함된 파라미터 설정 값 48
표 4.3. 시뮬레이션의 자기 수용성 정보 49
표 4.4. 센서 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 및 처리 시간
분석
표 4.5. 센서 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적에 대한 거리 61
표 4.6. 센서 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적에 대한 거리 66
표 4.7. 불확실성이 포함된 파라미터 설정 값 68
표 4.8. 시뮬레이션의 자기 수용성 정보
표 4.9. 추정 궤적에 대한 거리 오차 및 처리 시간 분석
표 4.10. 임의의 추정 궤적에 대한 거리오차 및 처리 시간 분석
표 4.11. 불확실성이 포함된 파라미터 설정 값

<List of Figures>

그림	2.1. DVL 센서	11
그림	2.2. IMU 센서	12
그림	2.3. 압력 센서	12
그림	2.4. LBL 시스템	13
그림	2.5. SBL 시스템	14
그림	2.6. USBL 시스템	15
그림	2.7. GPS 시스템	17
그림	2.8. 데드레크닝 의사코드	18
그림	2.9. TOA 정보를 이용한 최소 자승법	20
그림	2.10 삼각 측량법	21
그림	2.11. TOA 정보를 이용한 삼변 측량법	21
그림	3.1. 베이지안 필터링 방법	23
그림	3.2. 베이지안 필터링 방법의 의사 코드	24
그림	3.1. 확장 칼만 필터 방법의 의사 코드	27
그림	3.2. 확장 칼만 필터 방법의 예측 단계에 대한 의사 코드	28
그림	3.3. TOA 정보의 갱신 단계에 대한 의사 코드	29
그림	3.4. 필터링 방법에 기반한 파티클 필터 의사 코드	30
그림	3.5. 파티클 방법의 의사 코드	31
그림	3.6. 모션 모델 의사코드	32
그림	3.7. 파티클 필터의 센서 모델	35
그림	3.9. 무향 변환	37
그림	3.10. 무향 칼만 필터 방법의 의사 코드	38
그림	3.11. 무향 칼만 필터 예측 단계 의사코드	39

그림 3.12. 무향 칼만 필터 갱신 단계 의사코드 42
그림 4.1. 시뮬레이션 구성 환경
그림 4.2. 해저 지형도 46
그림 4.3. 해저 지형 정보를 이용한 위치추정 시뮬레이션 47
그림 4.4. 센서 정보의 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적
그림 4.5. 센서 정보의 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 52
그림 4.6. 센서 정보의 불확실성이 작은 경우의 시간 누적에 대한 거리 오차 53
그림 4.7 센서 정보의 불확실성이 큰 경우의 추정 궤적
그림 4.8. 센서 정보의 불확실성이 큰 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 56
그림 4.9. 센서 정보의 불확실성이 큰 경우의 시간 누적에 대한 거리 오차 57
그림 4.10 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적
그림 4.11. 센서 정보의 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적에 대한 거리 오차·60
그림 4.12. 센서 정보의 불확실성이 포함된 시간 누적에 대한 거리 오차 61
그림 4.13. 비가우시안 센서 모델링62
그림 4.14 비가우시안 형태의 불확실성이 포함된 추정 궤적 64
그림 4.15. 센서 정보의 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적에 대한 거리 오차·65
그림 4.16. 센서 정보의 불확실성이 포함된 시간 누적에 대한 거리 오차 66
그림 4.17. 비이컨 음향 신호 정보를 이용한 위치추정 시뮬레이션 67
그림 4.18. 센서 정보의 불확실성이 포함된 경우의 추정 궤적
그림 4.19. 센서 정보의 불확실성이 포함된 추정 궤적에 대한 거리 오차 72
그림 4.20. 센서 정보의 불확실성이 포함된 시간 누적에 대한 거리 오차 73
그림 4.21. 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적
그림 4.22. 센서 정보의 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적에 대한 거리 오차·77
그림 4.23. 센서 정보의 불확실성이 포함된 시간 누적에 대한 거리 오차 78
그림 4.24. 수중 로봇의 제원

그림	4.25.	수중	로봇	및 외수용성 센서	0
그림	4.26.	수조	실험	환경	0
그림	4.27.	수중	로봇	위치추정 모니터링 및 이동궤적	1
그림	4.28.	알고	리즘	방법에 따른 수중 로봇 이동궤적	3

ABSTRACT

Underwater Robot Localization Based on Bayes Filter Using Seabed Terrain Information

Noh, Sung Woo Advisor : Prof. Ko, Nak Yong, Ph. D. Dept. of Information and Communication Eng., Graduate School of Chosun University

In this paper, underwater robot localization method based on Bayes filter using seabed terrain information is proposed. This method is used to predict underwater robot pose using proprioceptive information and undergoes a process of updating the position using exteroceptive information. The advantages of Bayes filter method is estimated considering uncertainty of proprioceptive, exteroceptive information.

In this paper, proprioceptive information for predicting the underwater robot position was only used robot command(truster speed, the angular velocity elevator, rudder angular speed). Exteroceptive information was only used altimeters. Estimation algorithms were used Extended Kalman filter, unscented Kalman filter and particle filter methods based on Bayes filter. Especially, UKF localization is a feature-based robot localization algorithm using the unscented kalman filter. The UKF uses the unscented transform to linearize the motion and measurement model. Instead of computing derivatives of these model, the unscented transform represents Gaussians by sigma points and passes these through the model.

This paper was verified localization of the proposed EKF, UKF, PF methods through the simulator and the actual experiments.

제 1장 서론

지상에서 무인 자율 로봇이 정확한 위치를 인식하고 적합한 이동 경로를 찾아 주행하는 방법은 쉬운 일이 아니다. 예를 들어, 방 안에서 청소를 하는 로봇도 정 확한 위치인식은 어려운 문제이다. 하물며 수중 환경에서는 빛과 전파가 수신되지 않는 심해에 로봇을 두고 주행을 하면 로봇은 방향을 잃어버리고 결국 심해에 부 딪혀 파손될 수 있다. 따라서 지상뿐만 아니라 수중 환경에서도 로봇의 위치를 찾 는 문제는 중요하다.

본 논문에서는 수중 환경에서 동작하는 로봇의 위치를 찾는 문제를 다룬다. 위 치추정 방법은 수중 환경의 해저 지형 정보를 사용하여 Bayes 필터 방법들을 나타 낸다. 본 논문은 시뮬레이션을 통해 지형 정보를 이용한 Bayes 필터 방법들의 위치 추정 결과를 보인다. 또한, 실제 수중 로봇을 이용한 Bayes 필터 방법들의 위치추 정 결과를 보인다.

제 1절 연구 배경 및 필요성

첨단 산업의 발전과 더불어 금속 자원의 대부분을 수입에 의존하고 있는 우리나 라는 장기적인 금속 광물 자원의 공급원 확보가 시급한 실정이다. 이를 위해 태평 양 연안의 막대한 양으로 부존하고 있는 광물 자원을 개발하고자 하는 계획은 해 양 영토의 확장과 자원의 안정적 공급원 확보를 위해 필수 불가결이 되었다[1]. 또 한, 육상 자원 고갈에 따른 해양 구조물 및 수중건설 시장 수요가 증가하고 있고, 해상 풍력 발전, 해양 플랜트 건설 등 해양 개발 수요가 연안에서 대 수심으로 옮 겨가는 추세로 수중 시공 현장의 위험성 및 유인 공사의 한계에 부딪히고 있다 [2-3]. 이러한 해양 개발 산업이 대두됨으로써 인간이 수행하기에 위험하거나 할 수 없는 영역을 수중 로봇이 대신 할 수 있는 역할이 증대되고 있다. 수중 로봇의 역할은 심해 자원 조사, 수중 구조물 건설뿐만 아니라 수중 조사 관 측(해저 영상 촬영, 해저 지형도), 수중 작업(선박 선저 청소, 항만 청소), 수산업(어 업/양식), 군사적 용도(기뢰 탐색 및 제거, 무인 항만 감시, 수중 정찰)등 여러 방면 으로 수행하고 있다[4].

수중 로봇의 분류는 사용자에 의해서 원격으로 조종되는 원격 무인 잠수정(ROV: Remote Operate Vehicle)과 외부의 간섭 없이 운용되는 자율 무인 잠수정(AUV: Autonomous Underwater Vehicle)로 구분할 수 있다[5]. 선박에서 사용자가 조정을 하 는 원격 무인 잠수정은 잠수정에 장착된 매니플레이터를 이용하여 시료 채취, 광케 이블 매설, 선박의 용접 등 현재까지도 많이 사용하고 있다. 하지만 모선과 잠수정 을 연결하는 케이블로 인하여 작업 범위의 제약과 이를 제어하기 위한 모선이 수 반되어야 하는 문제점이 있다. 반면에 자율 무인 잠수정은 모선과 조종 무인 잠수 정과의 케이블이 없어서 매우 넓은 지역에 운용될 수 있다. 자율 무인 잠수정은 잠 수정에 장착된 센서들을 이용하여 물속에 잠긴 난파선, 지형 조사, 수중 정찰 등에 활용되고 있다. 이러한 자율 무인 잠수정의 안전한 운행을 위해서는 주변의 환경에 대한 지도 작성 기술, 현재 자신의 위치를 파악하는 위치 추정 기술, 원하는 목표 점으로 최적의 이동 경로를 생성하는 경로 계획 기술, 주변의 장애물을 감지하여 장애물들을 회피하는 충돌 회피 기술 등이 반드시 필요하다[7-8].

현재 대부분의 수중 로봇은 인간이 원격으로 작업을 하는 원격 무인 잠수정이 대부분을 이룬다. 앞에서 언급한 바와 같이 자율 무인 잠수정은 복잡한 자율 운항 항법 요구 기술들이 필요하다. 그러나 모든 로봇 기술의 발전 추세를 보면 궁극적 으로 인간의 작업을 대체하는 방향으로 발전해왔다. 따라서 수중 로봇 역시 언젠가 는 환경과 접촉을 수반하는 양방향의 복잡한 임무를 수행하는 지능형 자율 수중 로봇이 지금의 원격 작업을 대체할 것이다[6].

- 2 -

제 2절 연구 동향

지난 수십 년 동안 수중 로봇 위치추정 연구가 많은 연구자들에 의해 이루어지 고 있다. 우선, 수중 로봇 위치추정을 위해 사용되고 있는 방법들에 대해서 살펴보 고자 한다.

수중 로봇 위치 인식 방법은 자기 수용성(Proprioceptive) 정보, 외수용성 (Exteroceptive) 정보, 알고리즘 방법에 따라 구분할 수 있다. 자기 수용성 정보는 내 부에서 로봇의 상태나 변화를 감지 할 수 있는 방법이다. 자기 수용성 정보의 대표 적인 센서는 도플러 센서(Doppler Velocity Log, DVL), 관성 센서(Inertial measurement unit, IMU), 깊이 센서 등이 있다. 외수용성 정보는 외부에서 정보를 받아 로봇의 상태나 변화를 감지 할 수 있는 방법으로 음향 신호를 이용한 LBL(Long Base Line), SBL(Short Base Line), USBL(Ultra Short Base Line)이 있으며 이미지 정보를 이용한 광학 카메라, 소나 센서, 로봇의 절대 위치를 제공할 수 있 는 GPS 등이 있다. 위치추정 알고리즘 방법에 따라 데드레크닝, 최소자승법, 삼각 측량법, 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter, EKF), 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter, UKF), 파티클 필터(Paticl Filter) 등으로 나타낼 수 있다.

DVL 센서를 이용한 위치 인식 기술은 관성 네비게이션과 상태 추정 개선을 위 한 다양한 발전을 가능하게 하였다. DVL은 네비게이션을 위한 보조 수단으로써 음 향센서, 관성 센서, GPS 센서 등과 함께 통합되어 네비게이션 시스템 연구에 활발 히 사용되고 있다[9]. 하지만 DVL은 고가이며, 사용 고도의 제한, 크기와 중량의 문제로 소형 수중 로봇에는 적합하지 않다.

관성센서는 외부의 신호를 받지 않고 자체적으로 자신의 위치를 계산한다. 이 방 법은 시간이 경과함에 따라 위치오차가 기하급수적으로 누적되는 현상이 발생한다. 일반적으로 관성 센서는 도플러 속도 측정과 GPS, 음향센서 등을 이용하여 오류의 보정을 위한 수단으로 사용하고 있다.

- 3 -

LBL 센서는 음향 트랜스듀서와 트랜스폰더로 구성된 3개 이상의 음향 비컨으로 구성된다. Kinsey는 LBL 시스템을 이용하여 수 cm의 정확성과 10hz의 업데이트 속 도를 보였다[10]. 하지만 물, 높은 주파수 소리의 급격한 감쇠로 인해 고주파 LBL 시스템은 일반적으로 매우 제한된 최대 거리를 가지고 해저에 설치하는 번거로운 작업과 센서 설치 범위를 벗어난 영역에서의 항법이 어렵다.

SBL 센서는 수상선의 선저에 무인 잠수정의 길이에 비례하게 수 미터 간격으로 수중 음향 신호를 수신만 하는 하이드로폰을 설치한다. 그리고 무인 잠수정에 설치 된 트랜스폰더나 비이컨에서 송신되는 음향 신호를 수신하여 무인 잠수정의 위치 를 알아내는 방법이다[1].

USBL 센서는 음향 트랜스듀서 배열과 음향 트랜스폰더로 구성된다. 이 방법은 사용하기가 용이하고 장거리를 이동하는 무인 잠수정을 추적하기에 편리하여 현재 과학적, 산업적, 군사적 분야에 널리 사용된다. 또한 수중 로봇 추적뿐만 아니라 도 킹 작업에도 사용된다. 하지만 측정 거리가 늘어날 경우 수중 로봇 단독으로 사용 할 수 없고 모선과 같이 운영되어야 하는 문제가 있다[11].

광학 카메라를 이용하는 로봇의 위치 인식 방법은 수동으로 조종되는 무인 잠수 정의 항법으로 수중 카메라를 사용하여 가시 범위에 있는 목표물과의 상대 위치로 무인 잠수정의 위치를 파악하는 방법이다. 수중에서는 빛의 도달거리가 수십 미터 로 제한되기 때문에 가시항법의 범위는 이 범위로 제한된다. 최근에 녹색 또는 청 색 레이저를 이용한 장비들이 개발되어 사용되기도 하지만 영상의 선명도를 높이 는데 기여할 뿐 그 범위는 벗어나지 않는다. 그럼에도 불구하고 대다수의 잠수정들 은 카메라를 이용한 영상을 이용하여 탐사작업을 수행하고 있다[12-13].

전파가 사용되기 힘든 수중 환경으로 인하여 지형 정보를 획득하기 위해서 수중 환경에서는 소나 센서를 이용한다. 소나는 전방 주시 소나, 측면 주사 소나, 합성 개구면 소나, 거리 측정 소나 등이 있다[14-15].

GPS를 이용한 방법은 GPS 위성의 배치가 완료되고, 정밀도를 떨어뜨리는 잡음

- 4 -

신호를 해지함으로써 각광 받고 있는 시스템이다. 소형화된 수신기의 사용이 가능 하고 시간 및 속도와 절대적인 좌표를 바로 제공 받을 수 있는 편리한 항법 시스 템이다. 하지만 무인 잠수정의 경우 수중에서는 GPS를 사용하지 못하고 수면에 부 상하였을 때 위치보정을 위해 사용하거나 수중의 절대 위치를 알기 위해 보조적으 로 사용되는 방법이다[12].

데드레크닝(Dead reckoning) 방법은 자기 수용성 정보를 이용하여 위치를 추정하 는 방법이다. 이 방법은 다른 알고리즘에 비해 쉽게 구현이 가능하고 외부 신호로 부터 영향을 받지 않으며 실시간 처리가 가능하다[16-17]. 하지만 데드레크닝 방법 은 장시간 운용하게 되면 초기 오차, 가속도계와 각속도계의 측정 오차, 조류의 흐 름에 따른 측정 잡음 등에 의해 지속적으로 오차가 누적 되어 측정값이 발산되는 문제점이 있다[18].

외수용성 정보를 이용한 수중 로봇의 위치를 추정하는 방법은 수중 로봇이 주행 하는 환경의 외부에 음향 비이컨을 설치하여 삼변 측량 및 삼각 측량을 통해 수중 로봇의 위치를 계산하는 방법이다[19]. 이러한 방법들은 일반적으로 최소 자승법을 이용하여 수중 로봇의 위치를 추정하는 방법으로 외부 센서와 수중 로봇 사이의 거리 정보를 이용하여 로봇의 위치를 알아낸다[20-22]. 하지만 로봇의 방향 정보를 추정할 수 없고 수중 로봇과 외부 센서들 사이에 장애물이 존재할 경우 잘못된 위 치를 추정한다[16].

근래에는 자기수용성 정보와 외수용성 정보를 융합하여 로봇의 위치를 추정하는 Bayes 필터 방법들이 연구되고 있다. 대표적인 방법들은 칼만 필터(Kalman Filter: KF), 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter: EKF), 무향 칼만 필터(Unscented kalman Filter: UKF), 파티클 필터(Paticle Filter: PF)등이 있다.

칼만 필터는 백색 잡음 환경에서 선형 시스템 상태 방정식을 가지고 있는 시스 템 추정 방법이다. 칼만 필터는 물체의 측정값에 확률적인 오차를 포함한다. 그리 고 물체의 특정 시점에서의 상태는 이전 시점의 상태와 선형적인 관계를 가지고

- 5 -

있는 경우 적용이 가능하다. 예를 들어, 수중로봇을 추적할 경우 특정 물체의 위치, 속도, 가속도 등을 측정할 수 있지만 이 측정값에 오차가 포함되어 있을 수 있다. 이 경우, 연속적으로 측정하는 값들을 칼만 필터를 이용해서 해당 물체의 위치를 추정할 수 있는 방법이다[23]. 하지만, 칼만 필터에서는 기본적으로 운동 및 측정 모델의 선형성을 가정하고 있지만, 실제적으로는 많은 운동 및 측정 모델이 비선형 구조를 가지고 있다. 이러한 경우, 칼만 필터를 수정해 비선형에도 사용할 수 있 도록 개발된 필터 방법 중의 하나가 확장 칼만 필터이다.

확장 칼만 필터는 수중로봇에서처럼 운동 방정식의 속도와 선수 각은 비선형 운 동 방정식이기기 때문에 선형화로 가정하여 상태를 추정한다. 하지만 확장 칼만 필 터의 단점은 상태의 초기 추정이 틀리거나 프로세스가 옳지 않게 설계됐다면, 필터 는 필터의 선형성으로 인해 급격하게 발산할 수도 있다. 이러한 문제를 해결하고자 많은 연구가 이루어지고 있다. 이러한 방법을 해결하기 위해 비선형 시스템에서 선 형화 과정을 거치지 않고 비선형 상태를 그대로 이용한 무향 칼만 필터가 연구되 었다.

무향 칼만 필터는 확률 변수에 대한 비선형 관계식을 통한 변환 작업 시, 일반적 으로 확장 칼만 필터와 같이 비선형 관계식을 선형화하여 적용한다. 이러한 선형화 작업은 필연적으로 오차 발생을 유발하게 되고, 비선형성이 강할수록 많은 오차가 발생한다. 무향 칼만 필터는 비선형 시스템 관계식에 대해서 선형화 작업을 요구하 지 않고 비선형 관계식을 사용함으로써, 비선형성으로 인한 오차 발생을 최소화할 수 있는 이점을 가질 수 있다[1].

파티클 필터는 에러를 가진 다수의 파티클을 이용하여 선형화과정을 거치지 않 고 비선형성 그대로 사용 가능하다. 그리고 센서 잡음에 대한 모델링을 통하여 측 정 오차에 대해서 강인하다. 확장 칼만 필터나 무향 칼만 필터에 비해 파티클 필터 의 장점은 샘플이 충분하다면 배이시안 최적 추정치에 접근하므로 확장 칼만 필터 나 무향 칼만 필터보다 정확하다. 그러나, 파티클들의 샘플 수가 충분하지 않다면

- 6 -

문제가 생길 수 있고 차원수가 증가할 경우 계산 속도 저하에 문제가 발생하게 된 다[23].

제 3절 연구 방향 및 논문 구성

1. 연구 방향

기존 수중 로봇 위치추정 방법들은 외부 비이컨의 음향 신호를 이용하여 위치추 정 방법이 대다수를 이룬다[62-64]. 하지만 본 논문에서는 해저 지형 정보를 사용하 여 위치추정을 다룬다. 표 1.1은 본 논문에서 제안한 방법을 나타낸다.

	제안한 방법	기존 방법
목적	수중 로봇의 위치 추정(<i>x, y, z, φ, θ, ψ</i>)	수중 로봇의 위치 추정(<i>x, y, z, φ, θ, ψ</i>)
내수용성 정보	로봇 추진기 속도, 러더의 각속도, 엘리베이터 각속도	IMU, AHRS, Depth, DVL,etc
외수용성 정보	해저 지형 측정을 위한 거리 측정 소나	LBL, SBL, USBL, Optical sensor, etc
사용한 알고리즘	무향 칼만 필터, 파티클 필터	확장 칼만 필터, 파티클 필터, 최소 자승법, etc
특징	 비선형 및 비가우시안 고려 측정 데이터가 수학적 표현인 양함수, 음함수로 나타내지지 않는 경우도 적용 가능 	 주로 선형 가우시안 고려 측정 데이터가 수학적 표현인 양함수, 음함수로 나타낼 수 있을 때 적용 가능

표 1.1. 제안한 방법의 특징 Table 1.1. features of proposed method

표 1.1에서 제안한 방법의 특징 중에서 수중 로봇 위치추정을 위해 필요한 자기 수용성 정보는 로봇 자체의 속도 명령(추진기 속도, 엘리베이터 각속도, 러더 각속 도)만을 이용한다. 외수용성 정보는 외부 센서(LBL, SBL, USBL, etc)가 필요로 하 지 않고 해저 지형 정보를 알 수 있도록 거리 측정 소나를 이용한다. 추정 알고리 즘은 Bayes 필터 방법들인 무향 칼만 필터, 파티클 필터 방법들을 이용한다. 그리 고 각 알고리즘의 추정 성능의 결과를 분석한다. 본 논문에서 제안한 방법은 시스 템 모델과 측정 모델의 비선형, 비 가우시안을 고려하여 센서 잡음에 대한 모델링 을 통하여 측정 오차에 대해서 강인하다는 특징을 갖는다. 또한 측정 데이터가 수 학적 표현인 양함수, 음함수로 나타내지지 않는 경우에도 적용이 가능하다.

본 논문의 실험은 시뮬레이션을 이용하는 방법과 실제 환경을 이용하는 방법을 사용했다. 시뮬레이션을 이용하는 방법은 크게 2가지 방법으로 나타내었다. 첫 번 째 방법은 제안된 해저 지형 정보를 이용하여 무향 칼만 필터, 파티클 필터 방법을 이용한 위치추정 방법을 다루어 추정 성능을 비교한다. 두 번째 방법은 기존의 비 이컨 음향 신호를 이용하는 방법으로 확장 칼만 필터, 무향 칼만 필터, 파티클 필 터 알고리즘을 이용한 위치추정 방법을 다루고 추정 성능에 대한 결과를 분석한다. 마지막으로 실제 수중 로봇에 적용하여 각 알고리즘의 추정 성능을 비교 분석한다.

2. 논문 구성

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 수중 로봇의 위치 추정을 위해 필요한 자기 수용성 정보, 외수용성 정보, 알고리즘에 대해서 다룬다. 3장에서는 본 논문에서 제안한 해저 지형 정보를 이용한 Bayes 필터 방법들에 대해서 설명한다. 4장에서는 시뮬레이션과 실제 수중 로봇에 적용한 결과를 고찰한다. 마지막으로 5 장에서는 실험을 통해 제안된 위치 추정 방법을 평가하고 향후 연구에 대해 설명 한다.

- 8 -

제 4절 논문의 기여도

본 논문에서는 해저 지형 정보를 이용하여 수중 로봇 위치추정 방법에 대해서 나타내었다. 제안한 수중 로봇 위치추정 방법은 실험 환경에 비이컨을 설치하여 음 향 신호를 이용한 정보를 필요로 하지 않기 때문에 수중 로봇 위치추정 구현에 편 리한 이점을 가진다. 본 논문에서 제안한 위치추정 방법에서 중요한 점은 위치추정 을 위해서는 반드시 수중 환경 정보가 존재하여야 한다. 현재 우리나라의 해양 공 간 정보 시스템은 2001년부터 국립해양 조사원에 의해 추진되는 사업으로 해양 조 사, 관측 자료를 표준화 기반의 공간 데이터베이스로 구축하고 있다[24]. 따라서 데 이터베이스로 구축된 지형정보를 받으면 제안한 위치추정 방법은 효과적으로 이용 될 수 있을거라 기대된다. 또한 제안한 Bayes 필터 방법은 수중 로봇의 6자유도에 대한 모션 에러, 로봇에 장착된 센서 정보의 오차에 대해서 다른 알고리즘에 비해 강인하다. 또한 수중 환경에서의 조류, 온도, 밀도, 조수 간만의 차에 대한 깊이 오 차 정보에 따른 위치추정 불안정성에 많은 개선이 있을거라 판단된다.

제 2장 기존 수중 로봇 위치추정 분류

제 1절 자기 수용성 정보

자기 수용성 정보는 내부에서 로봇의 상태나 변화를 감지 할 수 있는 방법이다. 일반적으로 자기 수용성 정보만을 이용하여 위치추정을 하지 않고 위치 추정을 위 한 보조 수단으로 이용된다.

1. 수중로봇의 속도명령

수중 로봇의 속도 명령 정보를 이용한 위치 추정 방법은 로봇에 장착된 추진기 회전 수, 러더의 각 속도, 엘리베이터의 각 속도 등을 이용하여 수중 로봇의 위치 (x, y, z, φ, θ, Ψ)를 추정하는 방법이다. 이 방법은 로봇에 센서를 추가적으로 장착 하지 않은 이점이 있다. 하지만 추진기 회전 수, 러더의 각 속도, 엘리베이터의 각 속도의 등의 불확실성이 크면 수중 로봇의 위치추정 오차가 커질 수밖에 없다.

2. DVL

DVL은 해저 바닥면에서 반사되어 음파의 도플러 현상을 이용하여 수중에서 무 인잠수정의 3차원 속도를 계측하는 시스템이다. 무인 잠수정의 항법을 위하여 DVL 은 필수 보조 항법 센서로서 이용되고 있다. DVL에서 얻어지는 속도 신호가 항법 시스템의 보정 신호로 사용되기 위해서는 절대 속도이어야 한다. DVL이 절대 속도 를 얻기 위해서는 DVL에서 발신되는 초음파 신호가 반드시 해저면 또는 수면에 반사되는 신호를 취득할 수 있어야 한다. 통상 DVL은 사용 주파수에 따라 수십 미 터에서 백 미터 정도의 범위에서 반사파를 얻을 수 있다[26]. 따라서 수중 중간 영 역과 같이 반사파를 얻을 수 없는 공간에 무인 잠수정이 존재하는 경우에는 DVL 이 절대 기준에 대한 속도를 얻지 못하므로 더 이상 절대 속도를 제공하지 못하는 단점이 있다[25]. 최근에는 phased array DVL, CVL(Correlation Velocity Log) 등도 사 용되어지고 있다[50-51]. 이러한 수중 소나 시스템에서 요구되는 음향 트랜스듀서는 외부 노이즈에 강인한 측정 정밀도 향상을 위해 넓은 주파수 대역폭이 요구된다. 이를 해결하기 위해 음향 임피던스 정합[52], pulse shaping [53], 전기적 임피던스매 칭[54], 복합체[55] 등의 기법이 연구되고 있다. 그림 2.1은 DVL 센서를 나타낸다.



그림 2.1. DVL 센서 Fig 2.1. DVL sensor

3. IMU

IMU(Inertial measurement uint)은 MEMS센서 기반의 소형/경량 관성 측정 장치로 서 3축 각속도, 3축 가속도와 3축 지자기 센서를 기반으로 이동하는 물체의 위치, 자세, 속도 등의 정보를 제공하는데 사용될 뿐만 아니라 로봇, 기계 장치 및 사람 의 움직임을 측정하는데 사용할 수 있는 센서이다[27]. 무인항공기(UAV), 무인차량 (UGV), 무인잠수정(UUV), 수중어뢰, 유도무기체계 등에 적용할 수 있으며 자세추 정, 자율제어 및 유도, 항법 응용분야에 사용된다. 관성 센서를 이용하여 가속도 및 각 가속도 정보를 측정하고 이를 적분하여 속도와 각도 정보를 알아내어 사용하는 경우가 많다. 하지만 적분으로 인한 오차 누적 현상으로 시간이 지남에 따라 오차 가 시간에 비례해서 증가하는 단점을 가지고 있다. 그림 2.2는 IMU 센서를 나타내 었다.



그림 2.2. IMU 센서 Fig 2.2. IMU sensor

4. Depth

수중에서 깊이를 쉽게 계측할 수 있는 방법은 압력센서를 이용한 수심의 계측이 다[28]. 그림 2.3은 깊이를 측정하는 압력센서로서 수중 로봇은 장착된 압력 센서를 통해 압력 값을 계측하고 계측된 값을 이용하여 수심 방향의 제어를 한다.



그림 2.3. 압력 센서 Fig 2.3. Pressure sensor

제 2절 외수용성 정보

외수용성은 외부에서 로봇과의 거리, 각 정보 등을 받아 로봇의 상태를 감지 할 수 있는 방법이다. 일반적으로 외수용성은 추정 알고리즘을 사용하기 위한 관측 정 보로서 이용되고 있다.

1. 거리 정보를 이용한 음향 센서

가. LBL

LBL 시스템은 위치를 파악하기 위해 기준이 되는 트랜스폰더가 수 킬로미터의 거리를 두고 해저면에 설치되어 목표가 되는 선박이나 잠수정의 상대적인 거리를 측정하는 시스템이다. 1964년 계획 수립된 하와이 KAUAI의 BARSTUR 시험장은 센서 37개가 800m ~ 2000m 수심에 설치된 세계 최초의 LBL 시험장으로 기록되고 있다[29]. 그림 2.4는 LBL 시스템 구성도를 나타내었다.



그림 2.4. LBL 시스템 Fig 2.4. LBL system

LBL시스템은 비교적 넓은 영역에서 목표물의 위치를 파악할 수 있지만 수백에 서 수 킬로미터의 베이스라인을 가지므로 그 위에 설치된 트랜스폰더를 유지 시키 고 보수하는데 많은 비용과 장비 및 시간이 필요하다.

나. SBL

SBL은 해저 목표물인 무인 잠수정에 비이컨이나 트랜스폰더를 탑재하고 수상선 의 선저에 비교적 넓게 설치된 하이드로폰 배열을 이용해 해저 목표물에서 발신하 는 음향 신호를 수신하는 시스템이다. 그림 2.5는 SBL 시스템 구성도이다.



Fig 2.5. SBL system

1963년 4월에 2500m 수심해역에서 실종된 미국 핵 잠수함 Thresher의 수색을 목 적으로 최초로 사용된 SBL은 수신 센서 간 간격이 5~20m인 수중 위취 추적 시스 템이다. 그 해 여름에 미해군의 Mizar함은 자신의 위치 확인을 목적으로 3개의 하 이드로폰을 선저에 부착하여 실종 잠수함을 수색하였다[29].

2. 거리 정보와 각도 정보를 이용한 음향 센서

가. USBL

USBL은 SBL시스템의 개념을 이용하고 트랜스폰더 모듈을 수상선의 현측에 늘 어뜨려서 사용할 수 있게 소형화 시킨 시스템이다. USBL은 수중 운동 추적 시스템 의 단순화를 목적으로 1970년대에 개발 되었다. 수신 센서 간격이 수십 cm 이내이 므로 SSBL(Super Short Base Line)이라 부르기도 한다[29]. USBL시스템의 수중음향 송수신부의 근접 설치는 SBL시스템의 신호 탐지나 시간차 측정 방법을 배제하고 음향신호의 위상 차 또는 위상 비교의 방법에 의존하는 특징을 갖는다. 다음 그림 은 USBL시스템의 4가지의 모드를 나타낸다. 그림2.6은 USBL 시스템 구성도이다.



그님 2.6. USBL 시스템 Fig 2.6. USBL system

3. 이미지 정보

가. Optical Camera

수동으로 조종되는 무인 잠수정의 항법으로 수중 카메라를 사용하여 가시 범위 에 있는 목표물과의 상대 위치로 조종자가 무인 잠수정의 위치를 파악하는 방법이 다. 수중에서는 빛의 도달거리가 수십 미터로 제한되기 때문에 가시항법의 범위는 이 범위로 제한된다[12]. 최근에 녹색 또는 청색 레이저를 이용한 장비들이 개발되 어 사용되기도 하지만 영상의 선명도를 높이는데 기여할 뿐 그 범위는 벗어나지 않는다. 그럼에도 불구하고 대다수의 잠수정들은 카메라를 이용한 영상을 이용하여 탐사작업을 수행한다[30].

나. Sonar Scanning

공간 정보 획득 센서는 전파가 사용되기 힘든 수중 환경으로 인하여 대부분 소 나 센서를 사용한다[1]. 이때 사용되어지는 소나는 대표적으로 전방 주시소나, 측면 주사 소나, 거리 측정 소나 등이 있다. 대표적인 측면주시 소나는 조사선에 예인되 어 해저면 위를 진행하는 예항체로부터 초음파펄스를 진행방향의 좌우방향(측면방 향)으로 방사하여 해저면에서 반사한 음파를 수신하여 되돌아오는 시간과 음압진폭 으로부터 해저면 음향화상을 얻는 장치를 말한다. 측면 주시 소나의 초음파 송수파 기를 장비한 예항체, 예항 케이블, 윈치 등의 예항장치 및 송수신기 그리고 기록기 로 구성된다. 사용되는 음파의 주파수는 탐지거리와 분해능에 따라 달라진다. 주파 수가 높으면 탐지거리는 짧아지지만, 분해능은 향상된다. 일반적으로 천해에서는 수백 MHz의 주파수가 주로 사용되고 있다[58].

3. GPS

GPS 위성의 배치가 완료되고, 정밀도를 떨어뜨리는 잡음신호를 해지함으로써 각 광 받고 있는 시스템이다. 소형화된 수신기의 사용이 가능하고 시간 및 속도와 절 대적인 좌표를 바로 제공 받을 수 있는 편리한 항법 시스템이지만 무인 잠수정의 경우 수중에서는 사용하지 못하고 수면에 부상하였을 때 위치보정을 위해 사용하 거나 수중 비이컨의 절대 위치를 알기 위해 보조적으로 사용되는 방법이다[12]. 그 림 2.7은 GPS을 이용한 위치 추정 방법이다[31].



그림 2.7. GPS 시스템 Fig 2.7. GPS system

제 3절 알고리즘 방법에 따른 위치추정

1. 데드레크닝

데드레크닝 방법은 수중 로봇의 자기수용성 정보인 수중 로봇 자체의 속도 명령, 관성 센서, DVL 등을 이용하여 위치를 추정한다. 데드레크닝 방법은 자기 수용성 정보만을 이용하기 때문에 초기 오차, 가속도계와 각속도계의 측정 오차, 조류의 흐름에 따른 측정 잡음 등에 의해 지속적으로 오차가 누적 되어 측정값이 발산되 는 현상이 발생한다.

그림 2.8은 데드레크닝 방법을 나타내는 의사 코드이다. 여기서 X...은 이전 시점 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위치, u,는 수중 로봇의 자기수용성 정보에서 수신된 속도 정보이다. 그리고 X.는 현재의 시점 t에서 추정된 수중 로봇의 위치를 의미한 다.

> Deadreckoning method(\mathbf{X}_{t-1} , \mathbf{u}_{t}) $(\dot{x}, \dot{y}, \dot{z})^{T} = T_{E1}(\hat{u}, \hat{v}, \hat{w})^{T}$ $(\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi})^{T} = T_{E2}(\hat{p}, \hat{q}, \hat{r})^{T}$ $x' = x + \dot{x}\Delta t$ $y' = y + \dot{y}\Delta t$ $z' = z + \dot{z}\Delta t$ $\phi' = \phi + \dot{\phi}\Delta t$ $\theta' = \theta + \dot{\theta}\Delta t$ $\psi' = \psi + \dot{\psi}\Delta t$ return $\mathbf{X}_{t} = (x', y', z', \phi', \theta', \psi')^{T}$

그림 2.8. 데드레크닝 의사코드 Fig 2.8. Dead reckoning pseudo code

T_{P0}, T_{P2}는 수중 로봇의 위치와 방향에 대해 수중 로봇 좌표계에서 지구 고정 좌

표계로 변환할 수 있는 오일러 각 변환을 이용한 수중 로봇의 좌표 변환 방법이다 [16][32]. 수중 로봇 좌표계에서 발생하는 수중 로봇의 속도 정보를 이용하여 지구 고정 좌표계에서의 수중 로봇의 속도 정보 행렬 *T*_{E1}를 식 2.1과 같이 획득할 수 있 다. 식에서의 *u*, *v*, *w*는 수중 로봇 좌표계에서 수중 로봇의 이동 속도이고, *x*, *y*, *z* 은 지구 고정 좌표계에서의 이동 속도 정보를 의미한다. 식 2.2은 지구 고정 좌표 계에서의 롤(roll), 피치(pitch), 요(yaw)에 대한 수중 로봇의 각속도 정보 행렬 *T*_{E2}를 획득할 수 있다[33].

$$T_{E1} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta \cos\psi & \sin\varphi \sin\theta \cos\psi - \cos\varphi \sin\psi & \cos\varphi \sin\theta \cos\psi + \sin\varphi \sin\psi \\ \cos\theta \sin\psi & \sin\varphi \sin\theta \sin\psi + \cos\varphi \sin\psi & \cos\varphi \sin\theta \sin\psi - \sin\varphi \cos\psi \\ -\sin\varphi & \sin\varphi \cos\theta & \cos\varphi \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{u} \\ \hat{v} \\ \hat{w} \end{bmatrix}$$
(2.1)

$$T_{E2} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin \phi \tan \theta & \cos \phi \tan \theta \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \sin \phi \sec \theta & \cos \phi \sec \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{p} \\ \hat{q} \\ \hat{r} \end{bmatrix}$$
(2.2)

2. 최소자승법

최소 자승법은 측정치 오차의 제곱이 최소가 되는 결과로부터 수중 로봇의 위치 를 추정하는 하는 방법으로 n개의 외부 음향 비이컨을 사용하여 TOA 정보를 이용 한다[16]. 그림 2.7은 최소 자승법에 대한 의사 코드를 나타낸다[34]. Least square method(d)

$$\boldsymbol{M} = \left(\mathbf{1}_{b-1} \middle| - I_{b-1}\right)$$
$$\boldsymbol{B} = \left(\left\|P_{b,1}\right\|^2 - d_1^2 \cdots \left\|P_{b,n}\right\|^2 - d_n^2\right)^T$$
$$\boldsymbol{A} = \left(2P_{b,1} \cdots 2P_{b,n}\right)^T$$
$$\boldsymbol{P}_{b,n} = \left(x_{b,n} \quad y_{b,n} \quad z_{b,n}\right)$$
$$\left(\boldsymbol{M}\boldsymbol{A}\right)^+ = \left(\left(\boldsymbol{M}\boldsymbol{A}\right)^T \left(\boldsymbol{M}\boldsymbol{A}\right)\right)^{-1} \left(\boldsymbol{M}\boldsymbol{A}\right)^T$$
$$\boldsymbol{W} = \left(\boldsymbol{M}\boldsymbol{A}\right)^+ \boldsymbol{M}$$
$$\boldsymbol{X}_t = \boldsymbol{W}\boldsymbol{B}$$
$$return \ \boldsymbol{X}_t = \left(x_r \quad y_r \quad z_r\right)^T$$

그림 2.9. TOA 정보를 이용한 최소 자승법 Fig 2.9. 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.

3. 삼각 측량법

삼각 측량법은 삼각형의 기하학적인 성질을 이용하여 대상의 위치를 계산하는 방법이다. 기준점으로 작용하는 비컨들이 매우 정확한 위치에 고정되어 있어야 하 므로 설치 및 운용에 많은 노력이 요구된다. 최소한의 계한을 통해서도 신뢰성 높 고 정확한 위치 검출이 가능하다. 그림 2.10에서는 절대 위치를 알고 있는 3개 이 상의 기준점으로부터 해당 센서 노드와의 거리를 측정하여 계산하는 Lateration기법 과 기준점에 대한 상대적인 각도를 측정하여 거리를 알아내는 Angulation기법이 있다.



그림 2.10 삼각 측량법 Fig 2.10. Triangulation method

그림 2.11의 삼각 측량법은 Lateration 방법을 이용한 방법으로서 4개의 음향 비 이컨들을 이용하여 수중 로봇의 위치를 추정하는 의사 코드이다[16]. 이 방법은 외 수용성 정보인 음향 비이컨의 위치 정보와 수신된 TOA 정보를 이용하여 수중 로 봇의 위치를 추정할 수 있다[35-37].

Trilateration method(d)
$\boldsymbol{G} = \begin{pmatrix} x_{b,2} - x_{b,1} & y_{b,2} - y_{b,1} & z_{b,2} - z_{b,1} \\ x_{b,3} - x_{b,1} & y_{b,3} - y_{b,1} & z_{b,3} - z_{b,1} \\ x_{b,4} - x_{b,1} & y_{b,4} - y_{b,1} & z_{b,4} - z_{b,1} \end{pmatrix}$
$\boldsymbol{H} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} x_{b,2}^2 + y_{b,2}^2 + z_{b,2}^2 - x_{b,1}^2 - y_{b,1}^2 - d \\ x_{b,3}^2 + y_{b,3}^2 + z_{b,3}^2 - x_{b,1}^2 - y_{b,1}^2 - d \\ x_{b,4}^2 + y_{b,4}^2 + z_{b,4}^2 - x_{b,1}^2 - y_{b,1}^2 - d \end{pmatrix}$
$\boldsymbol{X}_t = \boldsymbol{G}^{-1} \boldsymbol{H}$
$return X_t = (x_r y_r z_r)^T$

그림 2.11. TOA 정보를 이용한 삼변 측량법 Fig 2.11. 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.

4. 확장 칼만 필터

확장 칼만 필터는 기존의 선형 칼만 필터와는 달리 비선형 시스템을 다룰 수 있 는 방법이다. 이 방법은 시스템을 비선형 상태로 두고 연산을 수행하는 과정에서 각 구간의 변화를 선형화하여 계산하므로 본래의 비선형 시스템의 변화에 대해 가 까운 결과를 얻을 수 있다[46]. 확장 칼만 필터에서 선형화를 위해 사용하는 방법 은 테일러 급수를 전개하여 사용된다[56]. 이러한 테일러 급수를 전개하는 과정에 서 필연적으로 근사화 에러를 발생시키는 문제가 발생한다.

5. 파티클 필터

파티클 필터 방법은 샘플링을 통하여 확률밀도함수를 구현하는 방법이다. 파티클 필터는 시스템의 선형화나 가우시안 등의 가정에 제약을 받지 않는다는 장점이 있 다[57]. 그러나 파티클 필터는 샘플링을 통하여 구현되기 때문에 연산 시간은 파티 클 수에 많은 영향을 받는다. 파티클 수가 많으면 위치추정 정확도는 향상되고 위 치추정 실패율은 감소되지만, 수행 시간이 길어서 위치 갱신이 늦어진다.

6. 무향 칼만 필터

기존의 필터들의 약점들을 극복하기 위해 연구되어 온 대안들 중 하나인 무향칼 만필터(Unscented Kalman Filter)는 비선형 시스템에 대해서 칼만 필터 적용시 비선 형모델을 자코비안을 이용한 선형화 과정을 거치지 않음으로써 선형화에 의해 발
생하는 오차를 방지할 수 있다. 또한 추출 포인트를 사용하여 상태분포를 표현함에 있어 시그마 포인트라고 불리는 결정론적인 방법을 적용하기 때문에 무작위 추출 방법과 달리 가중치의 집중 현상 을 방지할 수 있다[65-66].

제 3장 Bayes 필터 기반 위치 추정 방법

본 논문에서 나타낸 위치추정 방법은 Bayes 필터 기반 위치추정 방법이다. 이 방 법은 자기 수용성 정보를 이용하여 수중 로봇의 위치를 예측하고 외수용성 정보를 이용하여 예측된 수중 로봇의 위치를 갱신하는 과정을 거친다. Bayes 필터 방법의 장점은 위치추정시 자기 수용성 정보, 외수용성 정보의 불확실성을 고려하여 위치 를 추정한다.

필터링 방법은 크게 그림 3.1과 같이 수중 로봇의 위치를 예측하는 예측 단계 (Prediction step)와 예측된 위치를 갱신하는 갱신 단계(Correction step)로 나눌 수 있 다.



Fig 3.1. Bayes filtering method

그림 3.2는 필터링 방법에 대한 의사 코드로서 Line 1은 예측 단계이고 Line 2는 갱신 단계를 나타낸다. 예측 단계는 수중 로봇의 자기수용성 정보인 로봇 자체의 명령, 속도 및 관성 센서 정보 z_i ⁱⁿ과 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위치 정보 $X_{t,1}$ 을 이용하여 t에서의 수중 로봇 위치를 예측한다. 그리고 갱신 단계에서는 외수용성 정보 z_i^{out} , 그리고 외부 환경 정보 E를 통해 예측 단계에서 예측된 수중 로봇의 위 치 정보 \overline{X} 를 갱신한다. 이러한 필터링 방법은 추정 방법의 동작과 추정 결과의 표 현 형태에 따라 확장 칼만 필터와 파티클 필터, 무향 칼만 필터 등의 추정 방법으 로 구분될 수 있다[16].

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

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

그림 3.2. 베이지안 필터링 방법의 의사 코드 Fig 3.2. Pseudo code of bayes filtering method

표 3.1은 Bayes 필터 기법에 근거한 알고리즘들의 시스템 모델, 잡음의 종류에 따라 필터의 특징을 정리한 것이다[38].

알고리즘	시스턴] 모델	측정 모델		
	모션 모델	불확실성	측정 모델	불확실성	
KF	L	G	L	G	
EKF	EKF NL		NL	G	
UKF	Х	NG -> G	Х	NG -> G	
PF	X	X	Х	Х	

표 3.1. 시스템 및 측정 모델에 따른 베이지안 필터 종류 Table 3.1. Type of bayes filter to system and measurement model

L: Linear, NL: Non Linear, G: Nomal Distribution NG: Non Nomal Distribution, X: don't care

칼만 필터의 시스템 모델은 항상 선형적인 관계를 가지고 있는 경우 적용이 가 능하고 측정 모델은 정규분포를 따라야한다. 하지만 실제 환경에서 동작하는 로봇 은 예측할 수 없는 상황들이 발생되어 비선형적인 정보를 획득하게 되고, 이러한 정보는 칼만 필터의 정의된 모델링을 적용할 수 없다[44]. 이를 해결하기 위해 기 존의 제안된 방법은 확장 칼만 필터 방법이다[45]. 이 방법은 기존의 선형 칼만 필 터와는 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 가까운 결과를 얻을 수 있다[46]. 하지만 비 선형적인 로봇의 동작을 선형화하는 과정에서 비선형적인 로봇 동작의 선형화 오 차가 발생될 수 있다. 이러한 선형화 오차는 비선형적인 로봇 동작의 선형화 오 차가 발생될 수 있다. 이러한 선형화 오차는 비선형적인 로봇의 동작이 가우시안 분포 특성을 따른다고 가정하고 있기 때문으로, 비선형이 심하고 오차의 분포를 규 정하기 힘든 시스템일 경우 시간이 갈수록 오차가 증가하게 된다[47]. 이러한 방법 을 해결하기 위해 비선형 시스템에서 선형화 과정을 거치지 않고 비선형 상태를 그대로 이용한 무향 칼만 필터가 연구되었다[48-49]. 무향 칼만 필터는 발상의 전환 구한 선형 모델 때문에 불안정해지는 문제를 해결하였다[39]. 그리고 파티클 필터 는 에러를 가진 다수의 파티클을 이용하여 선형화과정을 거치지 않고 비선형성 그 대로 사용가능하다. 그리고 센서 잡음에 대한 모델링을 통하여 측정 오차에 대해서 강인하다. 파티클 필터는 비선형 시스템의 상태를 추정하기 위한 필터 중 잡음을 정규분포로 가정하는 확장 칼만 필터나 무향 칼만 필터에 비해 이점은 샘플이 충 분하다면 Bayes 최적 추정치에 접근하므로 확장 칼만 필터나 무향 칼만 필터보다 정확하다는 이점이 있다. 하지만 파티클 필터는 샘플의 수가 충분하지 않다면 문제 가 생길 수 있다[40].

제 1절 확장 칼만 필터를 이용한 위치추정 방법

확장 칼만 필터 방법은 필터링 방법에 기반한 동작하는 방법으로 수중 로봇의 위치를 예측하는 예측 단계와 예측된 수중 로봇의 위치를 추정하는 갱신 단계로 구분 할 수 있다. 본 논문에서는 확장 칼만 필터는 지형 정보를 이용하지 않고 비 이컨 신호 정보를 이용한 경우 사용되는 방법이다. 그림 3.1은 확장 칼만 필터의 의사 코드를 나타낸다. 확장 칼만 필터의 예측 단계인 Line 1은 t-1에서 추정된 수 중 로봇의 위치 정보 X_{t-1}, 추정된 오차 공분산 Σ_{t-1}과 t에서의 수중 로봇의 속도 정 보 u_t를 이용하여 수중 로봇 위치 X̄,를 예측하고 예측된 수중 로봇의 위치에 대해 오차 공분산 Σ̄,를 예측한다. 이후 갱신 단계의 Line 2에서는 수중 로봇 위치 X와 오차 공분산 Σ̄,를 추정한다. 이때 갱신 단계에서 이용되는 정보는 예측 단계에서 예측된 수중 로봇의 위치 X̄, 예측된 오차 공분산 Σ̄,와 더불어 외부 센서로부터 측 정된 특징점과의 거리 또는 각도 정보 z_t, 특징점에 대한 고유 식별자 c_t, 그리고 특 Localization $EKF(X_{t-1}, \Sigma_{t-1}, u_t, z_t, c_t, E)$

- 1. $(\overline{X}_{t}, \overline{\Sigma}_{t}) = Prediction step(X_{t-1}, \Sigma_{t-1}, \boldsymbol{u}_{t})$
- 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

1. 예측 단계

그림 3.2는 확장 칼만 필터의 예측 단계에 대한 의사 코드를 나타낸다[16]. 확장 칼만 필터 방법의 예측단계는 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위치 정보 X_{t-1}, 추정된 오차 공분산 Σ_{t-1} 과 t에서의 수중 로봇의 속도 정보 ut를 입력받는다. Line 3 ~ 5는 자코비안 행렬 G_t, Line 6은 자코비안 행렬 V_t, 그리고 Line 7, 8은 공분산 행렬 M_t 를 계산하는 과정이다. Line 9의 과정에서는 입력된 수중 로봇의 속도 정보를 지구 고정 좌표계의 속도 정보로 변환한다. 여기서 T_{E1}과 T_{E2}는 식 2.1, 2.2에서 보인바와 같이 수중 입력된 속도 정보를 지구 고정 좌표계에서의 속도 정보로 변환하는 속 도 정보 행렬이다. Line 10과 11은 Line 1 ~ 9의 정보들을 바탕으로 수중 로봇의 위치 \overline{X} 와 오차 공분산 $\overline{\Sigma}_t$ 을 계산한다. 이러한 일련의 과정을 통해 확장 칼만 필터 의 예측 단계에서는 수중 로봇의 위치 \overline{X} 와 오차 공분산 $\overline{\Sigma}_t$ 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 3.2. 확장 칼만 필터 방법의 예측 단계에 대한 의사 코드 Fig 3.2. Pseudo code for prediction step of extended Kalman filter method

2. 갱신 단계

그림 3.3는 확장 칼만 필터 방법의 TOA 정보에 대한 갱신 단계를 나타내는 의 사 코드이다[16]. 그림의 Line 2 ~ 11은 측정된 z_t^{i} 에 대하여 수중 로봇의 위치 \overline{X}_t 와 오차 공분산 $\overline{\Sigma}_t$ 를 갱신한다. 이 과정은 t에서 관측된 i번째의 TOA 정보에 대해 자 코비안 행렬 H_t^{i} 와 칼만 이득 K_t^{i} 를 계산하고, \overline{X}_t 와 $\overline{\Sigma}_t$ 를 반복하여 갱신한다. 이러한 과정을 통해 Line 12와 같이 TOA 정보에 의해 갱신된 $\overline{X}_{t,TOA}$ 와 $\overline{\Sigma}_{t,TOA}$ 를 계산한다.

Corre	Correction step($\overline{X}_b \overline{\Sigma}_b z_b c_b E$)				
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 3.3. TOA 정보의 갱신 단계에 대한 의사 코드 Fig 3.3. Pseudo code for correction step of TOA information

제 2절 파티클 필터를 이용한 위치추정 방법

파티클 필터 방법은 확장 칼만 필터 방법과 같이 필터링 방법에 기반한 위치 추 정 방법으로 그림 3.4의 예측 단계와 갱신 단계로 구분하여 나타낼 수 있다. 그림 에서 나타낸 예측 단계는 시점 t에서 내부 센서들의 정보 u,와 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위치 X,,를 이용하여 수중 로봇의 위치들을 예측한다. 이후 갱신 과정에서 는 외부 센서 정보 z,와 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[16][59-60].

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

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

그림 3.4. 필터링 방법에 기반한 파티클 필터 의사 코드

Fig 3.4. Pseudo code for particle filter method based on filtering method

그림 3.5는 파티클 필터 방법에 대한 일련의 의사 코드를 나타낸다. 그림의 Line 3에서 보인 "Motion model(·)"은 로봇의 위치를 예측하는 모션 모델이다. 이 단계에 서는 현재 시각 t에서 내부 센서에 의해 수신된 로봇의 속도 정보 *u*,와 이전 시각 t-1에서 추정된 파티클 *X*, 정보를 이용하여 로봇의 위치를 예측한다. Line 4의 "Sensor model(·)"은 Line 3의 "Motion model(·)"에서 예측된 파티클 *X*에 대하여 추 정 신뢰도 *w*를 계산하는 센서 모델이다. 이 과정에서는 로봇의 현재 시각 t에서 외 부 센서 정보 *z*, 주행 환경에 대한 환경 정보 *E*를 이용하여 모션 모델에서 예측된 파티클의 신뢰도를 계산한다. Line 7의 "Resampling(·)"은 모션 모델과 센서 모델에 서 계산된 로봇의 위치와 신뢰도를 이용하여 파티클들의 위치를 재생성하는 리샘 플링 단계이다. 이와 같이 파티클 필터 방법은 모션 모델, 센서 모델, 리샘플링을 반복적으로 수행하여 파티클들의 분포를 추정함으로서 수중 로봇의 위치를 추정하 는 방법이다. 여기서 *M*은 적용된 파티클의 개수를 의미한다.

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

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

그림 3.5. 파티클 방법의 의사 코드 Fig 3.5. Pseudo code of particle filter method

1. 모션 모델(예측단계)

그림 3.6는 수중 로봇의 위치를 예측하기 위한 파티클 필터 방법의 모션 모델이 다. 그림의 의사 코드에서 보인바와 같이 파티클 필터의 모션 모델은 내부 센서에 의해 획득된 수중 로봇의 속도 정보 *u*,와 이전 시각 t-1에서 파티클 필터 방법에 의 해 추정된 수중 로봇의 위치 *x*_{t-1}를 이용하여 수중 로봇의 위치를 예측한다. Line 1 ~ 6은 입력된 수중 로봇의 속도 정보와 내부 속도의 불확실성 파라미터(*a_{uu}* ~ *a_{rs}*) 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($\lambda_{xu} \sim \lambda_{W}$)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 Line 7~8 T_{EI} 과 T_{E2} 는 식 2.1, 2.2에서 나타낸 수중 로봇 좌표계에서의 속도 정보를 이용하여 지 구 고정 좌표계의 속도 정보로 변환하는 행렬이다. Line 9 ~ 14은 Line 1 ~ 6의 과 정에 의해 계산된 정보들을 바탕으로 수중 로봇의 위치를 예측하는 과정을 나타낸 다. 여기서 x', y', z', ϕ' , θ' , ψ' 는 시각 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위치이고, x는 시 각 t에서 예측된 로봇의 위치를 나타내는 파티클의 상태 정보이다[16].

1: $\hat{u} = u + sample(a_{uu}|u| + a_{uv}|v| + a_{uw}|w| + a_{up}|p| + a_{uq}|q| + a_{ur}|r|)$ 2: $\hat{v} = v + sample(a_{vu}|u| + a_{vv}|v| + a_{vw}|w| + a_{vp}|p| + a_{vq}|q| + a_{vr}|r|)$ 3: $\hat{w} = w + sample(a_{wu}|u| + a_{wv}|v| + a_{ww}|w| + a_{wp}|p| + a_{vq}|q| + a_{wr}|r|)$ 4: $\hat{p} = p + sample(a_{pu}|u| + a_{pv}|v| + a_{pw}|w| + a_{pp}|p| + a_{pq}|q| + a_{pr}|r|)$ 5: $\hat{q} = q + sample(a_{qu}|u| + a_{qv}|v| + a_{qw}|w| + a_{qp}|p| + a_{qq}|q| + a_{qr}|r|)$ 6: $\hat{r} = r + sample(a_{ru}|u| + a_{rv}|v| + a_{rw}|w| + a_{rp}|p| + a_{rq}|q| + a_{rr}|r|)$ 7: $(\dot{x}, \dot{y}, \dot{z})^T = T_{E1}(\hat{u}, \hat{v}, \hat{w})^T$ 8: $(\dot{\phi}, \dot{\phi}, \dot{\psi})^T = T_{E2}(\hat{p}, \hat{q}, \hat{r})^T$ 9: $x' = x + \dot{x}\Delta t + \lambda_x\Delta t$ 10: $y' = y + \dot{y}\Delta t + \lambda_y\Delta t$ 11: $z' = z + \dot{z}\Delta t + \lambda_z\Delta t$ 12: $\varphi' = \varphi + \dot{\phi}\Delta t + \lambda_{\theta}\Delta t$ 13: $\theta' = \theta + \dot{\theta}\Delta t + \lambda_{\theta}\Delta t$ 15: return $x_t = (x', y', z', \varphi', \theta', \psi')^T$

 T_{E1} , T_{E2} : trasnformation matrix from body fixed frame to inertial frame

그림 3.6. 모션 모델 의사코드 Fig 3.6. Pseudo code of motion model

Motion $model(u_t, x_{t-1})$

2. 센서 모델(갱신 단계)

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.

식 3.1의 $p_{hit}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E})$ 는 측정된 센서 정보에 가우시안 특성을 가지는 잡음이 포함 될 때의 확률을 나타낸다.

$$p_{hit}(z_t^i \mid \boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{E}) = \begin{cases} \eta N(z_t^i; z_t^{i^*}, \sigma^2) & \text{if } 0 \le z_t^i \le z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(3.1)

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

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[67][68]등과 같은 센서를 이용할 경우, 동적 장애물에 대한 확률분포는 *pshort(zi[†]x_sE)*[69]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 3.2의 $p_{long}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E})$ 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.

$$p_{long}(z_t^i | \boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{E}) = \begin{cases} \eta \lambda_{long} e^{-\lambda_{long}(z_{max} - z_t^i)} & \text{if } z_t^{i*} \le z_t^i \le z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(3.2)

식 3.3의 $p_{max}(z_t^i | \mathbf{x}, \mathbf{E})$ 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.

$$p_{max}(z_t^i \mid \boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{E}) = I(z = z_{max}) = \begin{cases} 1 & \text{if } z_t^i = z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(3.3)

식 3.4는 수신된 외부 센서 정보가 설명 불가능한 측정 오차를 포함하고 있을 때 의 확률 $p_{rand}(z_i^i | \mathbf{x}, \mathbf{E})$ 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.

$$p_{rand}(z_t^i \mid \boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{E}) = \begin{cases} \frac{1}{z_{max}} & \text{if } 0 \le z_t^i < z_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(3.4)

식 3.5은 추정 가중치에 대한 수식이다. 식에서의 $p_{hit}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E}), p_{long}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E}),$ $p_{max}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E}), 그리고 p_{rand}(z_t^i | \mathbf{x}_t, \mathbf{E}) 는 식 3.1 ~ 3.4 에서 설명된 4개의 확률들이다. 이처$ 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.*

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

$$z_{hit} + z_{long} + z_{max} + z_{rand} = 1$$
(3.5)

그림 3.7는 파티클 필터의 센서 모델을 나타내는 의사 코드이다.

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

q = l1. for i = 1 to N do 2. 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. $+z_{max} \cdot p_{max}(z_t^i | \boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{E}) + z_{rand} \cdot p_{rand}(z_t^i | \boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{E})$ 5. 6. $q = q \cdot p$ end for 7. 8. return q

> 그림 3.7. 파티클 필터의 센서 모델 Fig 3.7. Sensor model of particle filter

센서 모델은 수중 로봇 외부 센서에 의해 획득된 센서 정보 z,와 모션 모델에서

예측된 파티클 정보 x_i, 그리고 외부 환경 정보를 이용하여 예측된 파티클의 추정 신뢰도 q를 계산한다. 그림의 Line 1 ~ 8 과정은 추정 신뢰도를 구하는 일련의 과 정으로 측정된 외부 센서 정보의 개수만큼 추정 가중치를 곱하여 추정 신뢰도를 구할 수 있다. Line 3의 과정은 예측된 파티클의 위치에서 주어진 외부 환경 정보 와 비교하여 예상되는 센서 정보 z_i^{i*}를 계산한다. 이후 Line 4 ~ 6의 과정에서 획득 된 센서 정보 z_iⁱ와 계산된 z_i^{i*}를 이용하여 추정 가중치를 계산하고 기존의 추정 가 중치와 계산된 추정 가중치를 곱한다. 이러한 과정은 측정된 외부 센서 정보의 개 수만큼 반복 수행하게 되고 최종적으로 예측된 파티클의 추정 신뢰도를 생성한다.

3. 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) 방법이다[61]. 그림 3.8은 리샘플링을 위한 룰렛 방법을 나타내는 그림이다[16].



제 3절 무향 칼만 필터를 이용한 위치추정 방법

무향 칼만 필터는 비선형 시스템 관계식에 대해서 선형화 작업을 요구하지 않고 비선형 관계식을 사용하여 변화된 랜덤 변수의 평균과 분산을 추정 하는 방법이다 [41]. 비선형 관계식을 변형 없이 사용하기 위해서, 무향 칼만 필터는 비선형 확률 분포 함수의 변환 식에 대하여 사전 확률 분포 함수의 평균과 분산을 추출을 통하 여 구한 표본들을 적용하여 사후 확률 분포의 평균과 분산을 근사치로 구하는 방 법을 이용한다[42]. 사전확률 분포 함수에 대한 표본을 이용하는 무향 변환의 적용 은 시그마 포인트(Sigma point)라는 사전 확률 분포 함수에 대한 표본을 구하는 것 으로부터 시작한다. 시그마 포인트는 파티클들을 무작위로 추출하는 파티클 필터 방법과는 달리 결정론적인 방법을 통하여 계산한다[1]. 그림 3.9는 시그마 포인트의 무향 변환에 대해 나타낸다. 시그마 포인트는 미분을 수행할 필요 없이 확장 칼만 필터와 거의 비슷한 계산량으로 변환된 랜덤 변수의 분포를 2차 미분까지 계산 가 능하다. 또한 불연속 함수에 대해서도 강인한 특성을 보인다[43].



그림 3.9. 무향 변환 Fig 3.9. Unscented transformation

무향 칼만 필터는 Bayes 필터 방법에 기반한 동작 방식으로 수중 로봇의 위치를 예측하는 예측 단계와 예측된 수중 로봇의 위치를 추정하는 갱신 단계로 구분 할 수 있다. 그림 3.10는 무향 칼만 필터의 의사 코드를 나타낸다. 무향 칼만 필터의 예측 단계인 Line 1은 t-1에서 추정된 수중 로봇의 위치 정보 X_{t-1}, 추정된 오차 공 분산 Σ_{t-1}과 t에서의 자기수용성 정보인 수중 로봇의 속도 정보 u_t를 이용하여 수중 로봇 위치 X_t를 예측하고 예측된 수중 로봇의 위치에 대해 오차 공분산 Σ_t를 예측 한다. 이후 갱신 단계의 Line 2에서는 수중 로봇 위치 X_t와 오차 공분산 Σ_t를 추정 한다. 이때 갱신 단계에서 이용되는 정보는 예측 단계에서 예측된 수중 로봇의 위 치 X_t, 예측된 오차 공분산 Σ_t와 더불어 외수용성 정보 z_t, 그리고 환경 정보 E가 이용된다.

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

1. $(\overline{X}_t, \overline{\Sigma}_t) = Prediction \ step(X_{t-1}, \Sigma_{t-1}, u_t)$

- 2. $(X_t, \Sigma_t) = Correction \ step(\overline{X}_t, \overline{\Sigma}_t, z_t, E)$
- 3. return (X_t, Σ_t)

그림 3.10. 무향 칼만 필터 방법의 의사 코드 Fig 3.10. Pseudo code of UKF method

본 절에서는 수중 로봇의 위치를 추정하기 위한 무향 칼만 필터 방법을 설명한 다. 그리고 무향 칼만 필터 방법을 예측 단계와 갱신 단계로 구분하여 그 과정을 설명한다.

1. 예측 단계

그림 3.11는 무향 칼만 필터 방법의 예측 단계에 대한 일련의 의사 코드를 보여 준다.

predictionstep($X_{t-1}, \Sigma_{t-1}, u_t$) $\left(a_{uu}u^2 + a_{uv}v^2 + a_{uw}w^2 + a_{up}p^2 + a_{uq}q^2 + a_{ur}r^2\right)$ $a_{yu}u^2 + a_{yv}v^2 + a_{yw}w^2 + a_{vp}p^2 + a_{vq}q^2 + a_{vr}r^2$ $1:P_{I} = \begin{pmatrix} a_{yu}u^{2} + a_{yv}v^{2} + a_{yw}w^{2} + a_{yp}p + a_{yq}q + a_{wr}r^{2} \\ a_{yu}u^{2} + a_{wv}v^{2} + a_{ww}w^{2} + a_{wp}p^{2} + a_{wq}q^{2} + a_{wr}r^{2} \\ a_{pu}u^{2} + a_{pv}v^{2} + a_{pw}w^{2} + a_{pp}p^{2} + a_{pq}q^{2} + a_{pr}r^{2} \\ a_{qu}u^{2} + a_{qv}v^{2} + a_{qw}w^{2} + a_{qp}p^{2} + a_{qq}q^{2} + a_{qr}r^{2} \\ a_{ru}u^{2} + a_{rv}v^{2} + a_{rw}w^{2} + a_{rp}p^{2} + a_{rq}q^{2} + a_{rr}r^{2} \end{pmatrix}$ $\left[P(1,1) \right]$ $2:M_t = \begin{bmatrix} P(1,1) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & P(2,1) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & P(3,1) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & P(4,1) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & P(5,1) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P(6,1) \end{bmatrix}$ $3:Q_{t} = \begin{bmatrix} \sigma_{r1}^{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{r2}^{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{r3}^{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{r4}^{2} \end{bmatrix}$ $4: \mu_{t-1}^{a} = \begin{bmatrix} \mu_{x,t-1} & \mu_{y,t-1} & \mu_{z,t-1} & \mu_{\theta,t-1} & \mu_{\theta,t-1} & \mu_{w,t-1} & \mu_{w,t-1} & \mu_{w,t-1} & \mu_{p,t-1} & \mu_{q,t-1} & \mu_{r,t-1} & \mu_{r,t-1}$ $5:\Sigma_{t-1}^{a} = \begin{bmatrix} \Sigma_{t-1} & 0 & 0 \\ 0 & M_{t} & 0 \\ 0 & 0 & Q_{t} \end{bmatrix}_{(16\times16)}$ $6: \mathbf{X}_{t-1}^{a} = \begin{bmatrix} \mu_{t-1}^{a} & \mu_{t-1}^{a} + \gamma \sqrt{\Sigma_{t-1}^{a}} & \mu_{t-1}^{a} - \gamma \sqrt{\Sigma_{t-1}^{a}} \end{bmatrix}_{(16\times33)}$ 7: $\overline{X}_{t}^{x} = g(u_{t} + X_{t-1}^{u}, X_{t-1}^{x})_{(6\times33)}$ $8: \overline{\mu}_t = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} \overline{X}_{i,t}^x$ (6x1) $9: \overline{\Sigma}_t = \sum\nolimits_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} (\overline{X}_{i,t}^x - \overline{u}_t) (\overline{X}_{i,t}^x - \overline{u}_t)^T _{(6 \times 6)}$

> 그림 3.11. 무향 칼만 필터 예측 단계 의사코드 Fig 3.11. Pseudo code of UKF prediction step

무향 칼만 필터의 예측 단계는 자기수용성 정보인 수중 로봇의 속도 정보 u_t 를 이용한다. 수중로봇의 속도 정보인 u_t 는 u, v, w, p, q, r를 의미한다. 이때 수중 로봇 의 속도에는 그림 3.11 Linel, Line2와 같이 잡음을 포함 시킨다. $\alpha_{uu} \sim \alpha_{rr}$ 은 각각 의 속도 정보가 다른 속도 정보에 영향을 미치는 정보를 결정한다.

Line3은 외수용성 정보인 측정 잡음에 대한 행렬로서 본 논문에서는 4개의 측정 잡 음에 대한 거리 값만 나타내었다. Line4는 수중로봇의 t-1 시점의 로봇의 위치와 로 봇의 속도 명령과 관측 데이터의 노이즈를 나타내는 수중 로봇의 위치 첨가 행렬 (argumented matrix)이다. 여기에서 속도 명령과 관측 데이터의 노이즈는 '제로'이다. Line 5는 t-1시점의 수중 로봇 오차 공분산 Σ_{t-1} 행렬과 속도 정보의 잡음을 포함 한 M_t 행렬, 관측 잡음 Q_t 행렬을 포함한 오차 공분산을 나타내는 첨가 행렬이다. Line 6은 χ_{t-1}^a 시그마 포인트의 생성 방법에 대해 나타낸다. 시그마 포인트는 미분 을 수행할 필요가 없다. 따라서 무향 칼만 필터는 비선형 시스템 모델을 선형화하 지 않고 구현이 가능하다. γ , λ 는 시그마 포인트의 가중치를 부여하는 파라미터 로서 식 3.6과 같다. 여기서 n은 시그마 포인트 행의 개수, α,k 는 시그마 포인트 평균에서 벗어나는 정도의 파라미터이다.

$$\gamma = \sqrt{n + \lambda}$$

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

(a = 0.7, $\kappa = 0$)
(3.6)

Line 7은 시그마 포인트의 운동 모델링과 시그마 포인트를 가우시안 형태의 확률적 분포로 나타내는 방법이다. g()는 시그마 포인트의 에러가 포함된 운동 모델링을 의미한다. u_t는 로봇의 속도 명령 u,v,w,p,q,r을 나타내고 X^u_{t-1}는 시그마 포인트에 서의 속도 정보를 나타낸다. Line 8은 시그마 포인트에 가중치를 곱하여 수중 로봇의 평균, 즉 수중 로봇 위치 를 예측하는 단계이다. L은 첨가된 상태의 차원수로 수중 로봇의 자유도 $(x, y, z, \phi, \theta, \psi)$, 속도 명령(u, v, w, p, q, r), 측정 데이터 개수의 합을 의미한다. 본 논 문에서의 L은 수중 로봇의 자유도 6개, 속도 명령 6개, 측정 데이터 4개의 합으로 서 총 16개가 된다. 다시 말하면 무향 칼만 필터는 무수히 많은 샘플을 동원하지 않아도 2L+1개의 시그마 포인트와 가중치만 가지고 있으면 로봇의 위치와 공분 산을 나타낼 수 있다. Line 9는 포인트에 가중치를 곱하여 공분산, 즉 수중 로봇 위 치 공분산을 구하는 식이다. $w_i^{(m)}$ 은 시그마 포인트 가중 평균을 구하기 위한 가중 치 값으로 식 3.7과 같이 나타낸다. $w_i^{(c)}$ 은 시그마 포인트 공분산을 구하기 위한 가 중치 값으로 식 3.8와 같이 나타낸다. $w_i^{(m)}, w_i^{(c)}$ 은 다음과 같은 식 3.9을 만족해야 한다.

$$w_m^0 = \frac{\lambda}{n+\lambda}$$

$$w_m^i = \frac{1}{2(n+\lambda)} \quad \text{for } i = 1, \cdots, 2L$$
(3.7)

$$w_{c}^{0} = \frac{\lambda}{n+\lambda} + \left(1 - \alpha^{2} + \beta\right)$$

$$w_{c}^{i} = \frac{1}{2(n+\lambda)} \quad for \ i = 1, \cdots, 2L$$

$$(\beta = 2 \quad for \ Gaussian \ distribution)$$
(3.8)

$$\sum_{i=0}^{2L} w_i^m = 1 \quad , \qquad \sum_{i=0}^{2L} w_i^c = 1 \tag{3.9}$$

2. 갱신 단계

무향 칼만 필터의 갱신 단계는 외수용성 정보에 의해 측정된 정보를 이용하여 시그마 포인트와 가우시안 확률적 분포의 측정 데이터를 예측하고 예측단계에서 계산된 수중 로봇의 위치와 오차 공분산을 갱신하여 추정한다. 그림 3.12은 무향 칼만 필터 방법의 갱신 단계에 대한 의사 코드를 보여준다.

correction step $(\overline{X}_t, \overline{\Sigma}_t, z_t, E)$
1: $\overline{Z}_t = h(\overline{X}_t^x) + \overline{X}_t^z$
2: $\hat{z}_t = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} \overline{Z}_{i,t}$ (4×1)
3: $S_t = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} (\overline{Z}_{i,t} - \hat{z}_t) (\overline{Z}_{i,t} - \hat{z}_t)^T$ (4×4)
$4: \Sigma_t^{x,z} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} (\overline{X}_{i,t}^x - \overline{u}_t) (\overline{Z}_{i,t} - \hat{z}_t)^T (6\times4)$
5: $K_t = \Sigma_t^{x,z} S_t^{-1}$ (6×4)
$6: \ \mu_t = \overline{\mu}_t + K_t \left(z_t - \hat{z}_t \right) (6 \times 1)$
$8: \Sigma_t = \overline{\Sigma}_t - K_t S_t K_t^T \qquad (6 \times 6)$
9: return (μ_t, Σ_t)
그림 3.12. 무향 칼만 필터 갱신 단계 의사코드 Fig 3.12. Pseudo code of UKF correction step

Linel은 예측된 시그마 포인트의 측정 데이터를 구하는 방법이다. 여기서 h()함 수는 예측된 로봇의 위치 정보에서 측정된 센서 정보의 거리 값을 의미하고, \overline{X}_{t}^{z} 는 시그마 포인트에서 계산된 측정 데이터를 의미한다. Line 2, Line 3은 예측된 측정 데이터의 평균과 공분산을 계산하는 과정이다. 여기에서도 예측 단계에서 나타낸 방법과 같이 $w_i^{(m)}, w_i^{(c)}$ 의 가중치를 이용하여 계산한다. L의 값도 예측 단계에서 나 타낸 값과 일치한다. Line 4는 수중로봇의 위치와 측정 데이터의 교차 공분산을 나타낸다. Line 5~9는 수중 로봇의 위치를 추정하고 공분산을 업데이트 하는 과정 이다. 다음에 나타난 식들은 확장 칼만 필터의 수식의 형태와 예측 값을 보정해 추 정 값을 구하는 방법이 확장 칼만 필터와 동일하다. Line 5는 무향 칼만 필터의 칼 만 이득을 나타낸다. Line 6은 추정된 수중 로봇의 위치를 나타내고 Line 8은 추정 된 수중 로봇 공분산을 의미한다.

제 4장 실험 및 고찰

본 장은 수중 로봇의 위치 추정을 위하여 Bayes 필터 기반 알고리즘을 이용한다. 표 4.1은 본 장의 실험 구성을 나타내었다. 1절의 (가)에서는 해저 지형 정보를 이 용하여 데드레크닝, 파티클 필터 그리고 무향 칼만 필터 방법의 위치추정을 비교 분석한다. 해저 지형 정보를 이용한 (가)에서는 확장 칼만 필터는 이용하지 않는다. 그 이유는 확장 칼만 필터 방법은 비선형 모델을 자코비안을 통해 선형화 과정을 거쳐야 한다. 이 경우 지형의 특징점을 찾아내야 하는 큰 문제점이 있기 때문이다. 1절의 (나)에서는 비이컨 음향 신호 정보를 이용하여 데드레크닝, 확장 칼만 필터, 파티클 필터 그리고 무향 칼만 필터 방법의 위치 추정을 비교 분석한다. 2절에서는 실제 수중 환경에서 동작하는 수중 로봇에 적용하여 데드레크닝, 확장 칼만 필터, 파티클 필터, 무향 칼만 필터 방법의 위치추정 결과를 비교 분석한다.

표 4.1. 실험의 구성 Table 4.1. Classification of the experiment

1절	시뮬레이션	(가) 해저 지형정보를 이용한 위치추정 방법				
		(나) 비이컨 음향 신호 정보를 이용한 위치추정 방법				
2절	실제 환경	수중 로봇을 이용한 위치 추정				

제 1절 시뮬레이션을 이용한 수중 로봇 위치 추정 방법

시뮬레이션을 이용한 수중 로봇 위치추정 방법은 그림 4.1에서 보인 openGL을 이용하여 3차원 GUI환경을 구축하였다. 지형 환경은 x: 60m, y: 60m, z: 15m 정보 이다. 그리고 위치 추정에 사용되는 수중 로봇은 총 5개이다. 회색의 수중 로봇은 에러가 포함되지 않는 자기 수용성 정보만 입력되는 데드레크닝 로봇이고, 흰색의 수중 로봇은 실제 자기 수용성 정보 및 외수용성 정보의 불확실성이 포함된 실제 수중 로봇, 빨간색 로봇은 파티클 필터가 적용된 수중 로봇, 녹색 로봇은 무향 칼 만 필터가 적용된 수중 로봇, 파란색 로봇은 확장 칼만 필터가 적용된 수중 로봇이 다.



그림 4.1. 시뮬레이션 구성 환경 Fig 4.1. Simulation environment of organizing

그림 4.2는 해저 지형의 수심 깊이를 나타낸 화면이다. 그림 4.2에서 보면 수심이 원점을 기준으로 점점 얕은 지형으로 표현하였다. 지형의 수심은 0~15m의 범위로 나타내었다.



그림 4.2. 해저 지형도 Fig 4.2. Underwater bathymetry

1. 해저 지형 정보를 이용한 위치 추정 방법

해저 지형 정보를 이용한 위치추정 방법은 그림 4.3과 같은 시뮬레이션을 이용하 였다. 불확실성이 포함된 실제 로봇에 해저 지형을 측정 할 수 있는 거리 측정 소 나를 장착한다. 그리고 외수용성 방법 중의 하나인 해저 지형 정보 총 4개를 얻는 다.



그림 4.3. 해저 지형 정보를 이용한 위치추정 시뮬레이션 Fig 4.3. Localization simulation using underwater bathymetry

본 실험은 자기 수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성을 동일한 조건으로 한 파티클 필터 방법과 무향 칼만 필터 방법의 위치추정 성능을 비교한다. 추정해야 할 대상은 로봇에 불확실성을 추가한 실제 로봇이다. 표 4.2은 실험에서 적용된 자 기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성 파라미터를 나타낸다. (가)에서는 자기 수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성이 작은 경우의 위치추정 실험이다. (나) 는 자기 수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성이 큰 경우의 실험을 나타낸다. (다)은 불확실성이 포함된 정보에 조이스틱을 이용한 임의의 속도 명령을 입력하여 자율 궤적을 나타낸다. (가)~(다)는 외수용성 정보가 가우시안 형태로 입력된 거리 정보이다. 하지만 (라)는 외수용성 정보가 비 가우시안 형태의 분포로 입력된 정보 로 실험을 나타낸다.

		자기 수용성				외수용성	
		에러 파라미터 정보					정보(m)
		α_{uu}	α_{vu}	α_{wu}	$\alpha_{_{qq}}$	α_{rr}	σ _T
	데드레크닝	0	0	0	0	0	-
(71)	실제 로봇	1.0	0	0	0.5	0.5	-
(/ ٢)	파티클 필터 무향 칼만 필터	1.0	1.0	0.5	0.5	0.5	0.5m (가우시안)
	데드레크닝	0	0	0	0	0	-
(나)-	실제 로봇	2.0	0.0	0	1.0	1.5	-
	파티클 필터 무향 칼만 필터	2.0	2.0	1.0	1,0	1.0	lm (가우시안)
(다)-	데드레크닝	0	0	0	0	0	-
	실제 로봇	2.0	0.0	0	1.0	1.5	-
	파티클 필터 무향 칼만 필터	2.0	2.0	1.0	1,0	1.0	1m (가우시안)
(라)	데드레크닝	0	0	0	0	0	-
	실제 로봇	2.0	0.5	0.2	0.5	0.5	-
	파티클 필터 무향 칼만 필터	2.0	0.5	0.2	0.5	0.5	2m (비 가우시안)

표 4.2. 불확실성이 포함된 파라미터 설정 값 Table 4.2. Value for uncertainty parameter

표 4.3은 (가), (나), (라)의 실험에 입력된 속도정보이다. 수중 로봇의 이동 궤적 은 반지름이 10m의 궤적을 따라 이동한다. 이때 피치의 값을 입력하여 나선형 형 태의 이동 궤적을 보인다.

표 4.3. 시뮬레이션의 자기 수용성 정보 Table 4.3. Information for proprioceptive of simulation

surge(u)	pitch(q)	yaw(r)	Δt
3.0(m/s)	0.1(rad/s)	0.3(rad/s)	0.1(sec)

가. 자기 수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성이 작은 경 우

그림 4.4는 자기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성이 작은 경우의 실험 결 과를 보여준다. 그림 4.4 (a)는 데드레크닝 방법, (b)는 파티클 필터 방법, (c)는 무향 칼판 필터 방법을 나타낸다. 데드레크닝 방법은 실제 로봇과는 시간이 누적 될수록 오차가 커지는 현상을 보인다. 이유는 데드레크닝의 경우 에러가 없는 자기수용성 정보만을 이용한 위치 추정 방법으로서 'DR'의 추정 궤적을 보인다. 하지만 'SR'로 표시된 실제 로봇은 조류의 흐름, 입력 속도 오차, 등의 에러를 포함하기 때문에 데드레크닝 방법과는 다른 추정 결과를 보이게 된다. (b), (c)는 Bayes 기반 필터 방 법인 파티클 필터와 무향 칼만 필터 방법 결과이다. 파티클 필터 방법과 무향 칼만 필터의 결과는 실제 로봇의 이동 궤적 주변으로 추정된다.



(a) 데드레크닝 방법



(b) 파티클 필터 방법



(c) 무향 칼만 필터 방법
 그림 4.4. 센서 정보의 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적
 Fig 4.4. Estimated trajectory for low sensor uncertainty

그림 4.5는 실험 결과에 대한 오차 히스토그램으로 시뮬레이션 로봇의 위치와 각 각의 방법들에 따라 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸다. 여기서 x_{r,est}는 각 각의 방법들에 의해 추정된 로봇 위치이고, x_{r,real}는 시뮬레이션 로봇 위치를 나타낸 다. 그림 4.6은 때 샘플링 시간마다 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸다. 그리고 표 4.3은 거리 오차에 대하여 평균, 표준 편차, 최대 오차, 각 알고리즘 처 리 시간을 이용하여 분석한 결과이다. 그림 4.5와 4.6, 표 4.3을 분석한 결과 파티 를 필터와 무향 칼만 필터는 시간이 지남에도 실제 로봇과 근접하여 추정이 됨을 알 수 있었다. 또한 알고리즘 처리 시간은 무향 칼만 필터가 파티클 필터보다는 처 리 수행 속도가 우수함을 보인다.





그림 4.5. 센서 정보의 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 Fig 4.5. Distance error of estimated trajectory for low sensor uncertainty





(c) 무향 칼만 필터

그림 4.6. 센서 정보의 불확실성이 작은 경우의 시간 누적에 대한 거리 오차 Fig 4.6. Distance error of sampling time accumulation for low sensor uncertainty

표 4.3. 센서 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 및 처리 시간 분석 Table 4.3. Distance error and processing time analysis of estimated trajectory for low senor uncertainty

	평균(m)	표준 편차(m)	최대 오차(m)	$\Delta t(m sec)$
테드레크닝	4.80	2.61	10.17	0.0000035
파티클 필터	1.13	1.13	5.66	0.013
무향 칼만 필터	1.03	0.77	3.31	0.0003

나. 자기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성이 큰 경우

그림 4.7은 자기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성이 큰 경우의 실험 결과 를 보여준다. 그림 4.7 (a)는 데드레크닝 방법, (b)는 파티클 필터 방법, (c)는 무향 칼판 필터 방법을 나타낸다.



(a) 데드레크닝 방법



(b) 파티클 필터 방법



(c) 무향 칼만 필터 방법
 그림 4.7 센서 정보의 불확실성이 큰 경우의 추정 궤적
 Fig 4.7. Estimated trajectory for rough sensor uncertainty

그림 4.8은 실험 결과에 대한 오차 히스토그램으로 시뮬레이션 로봇의 위치와 각 각의 방법들에 따라 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸다. 여기서 x_{r,est}는 각 각의 방법들에 의해 추정된 로봇 위치이고, x_{r,real}는 시뮬레이션 로봇 위치를 나타낸 다. 그림 4.9은 때 샘플링 시간마다 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸다. 그리고 표 4.4는 거리 오차에 대하여 평균, 표준 편차, 최대 오차, 각 알고리즘 처 리 시간을 이용하여 분석한 결과이다. 그림 4.8와 4.9, 표 4.4를 분석한 결과 파티 를 필터와 무향 칼만 필터는 시간이 지남에도 실제 로봇과 근접하여 추정이 됨을 알 수 있었다. 또한 알고리즘 처리 시간은 무향 칼만 필터가 파티클 필터보다는 처 리 수행 속도가 약 40배 향상됨을 보인다.



(a) 데드레크닝





(c) 무향 칼만 필터

그림 4.8. 센서 정보의 불확실성이 큰 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 Fig 4.8. Distance error of estimated trajectory for rough sensor uncertainty



(c) 무향 칼만 필터

그림 4.9. 센서 정보의 불확실성이 큰 경우의 시간 누적에 대한 거리 오차 Fig 4.9. Distance error of sampling time accumulation for rough sensor uncertainty

표 4.4. 센서 불확실성이 작은 경우의 추정 궤적에 대한 거리 오차 및 처리 시간 분석 Table 4.4. Distance error and processing time analysis of estimated trajectory for rough senor uncertainty

	평균(m)	표준 편차(m)	최대 오차(m)	$\Delta t(\text{sec})$
데드레크닝	5.43	3.27	12.84	0.0000035
파티클 필터	1.50	0.95	4.87	0.013
무향 칼만 필터	1.50	0.92	4.53	0.0003

다. 불확실성이 포함된 임의의 궤적 주행

그림 4.10은 자기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성이 포함하고 조이스틱 을 이용하여 임의의 궤적 주행 실험 결과를 보여준다. 그림 4.10 (a)는 데드레크닝 방법, (b)는 파티클 필터 방법, (c)는 무향 칼판 필터 방법을 나타낸다. 파티클 필터 방법과 무향 칼만 필터 방법은 그림에서 보인바와 같이 실제 로봇 'SR'에 근접하여 추정됨을 알 수 있다.



(a) 데드레크닝 방법


(b) 파티클 필터



(c) 무향 칼만 필터

그림 4.10 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적 Fig 4.10. Randomize estimated trajectory contained uncertainty

그림 4.11은 실험 결과에 대한 오차 히스토그램으로 시뮬레이션 로봇의 위치와 각각의 방법들에 따라 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸다. 그림 4.12는 매 샘플링 시간마다 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸다. 그리고 표 4.4는 거리 오차에 대하여 평균, 표준 편차, 최대 오차, 각 알고리즘 처리 시간을 이용하 여 분석한 결과이다.



그림 4.11. 센서 정보의 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적에 대한 거리 오차 Fig 4.11. Distance error of randomize estimated trajectory for contained sensor uncertainty



(c) 무향 칼만 필터

그림 4.12. 센서 정보의 불확실성이 포함된 시간 누적에 대한 거리 오차 Fig 4.12. Distance error of sampling time accumulation for contianed sensor uncertainty

Table 4.5. Distance error and processing time analysis of randomize estimated trajectory for contained senor uncertainty

	평균(m)	표준 편차(m)	최대 오차(m)	$\Delta t(\text{sec})$
데드레크닝	13.47	10.49	42.80	0.000004
파티클 필터	0.915	0.65	3.15	0.0141
무향 칼만 필터	1.22	0.83	3.82	0.00029

라. 비 가우시안 형태의 불확실성이 포함된 외수용성 정보의 경우

실험 (라)에서는 자기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성이 포함한다. 외수 용성 정보는 비가우시안 형태의 모델링으로 그림 4.13과 같다. 그림 4.14 (a)는 데드 레크닝 방법, (b)는 파티클 필터 방법, (c)는 무향 칼판 필터 방법을 나타낸다. 파티 클 필터 방법과 무향 칼만 필터 방법은 그림에서 보인바와 같이 실제 로봇 'SR'에 근접하여 추정됨을 알 수 있다.



그림 4.13. 비가우시안 센서 모델링 Fig 4.13. Non gaussian sensor modeling



(a) 데드레크닝 방법



(b) 파티클 필터



(c) 무향 칼만 필터

그림 4.14 비가우시안 형태의 불확실성이 포함된 추정 궤적 Fig 4.14. Estimated trajectory contained uncertainty in the form of non-gaussian

그림 4.15는 실험 결과에 대한 오차 히스토그램으로 시뮬레이션 로봇의 위치와 각각의 방법들에 따라 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸다. 그림 4.16은 매 샘플링 시간마다 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸다. 그리고 표 4.6은 거리 오차에 대하여 평균, 표준 편차, 최대 오차, 각 알고리즘 처리 시간을 이용하 여 분석한 결과이다.

본 실험에서는 외수용성 정보에 불확실성을 비가우시안 형태로 적용된 경우로 서 파티클 필터 방법을 적용한 위치추정 성능이 무향 칼만 필터 방법보다 우수한 추정 성능을 보임을 알 수 있다. 다시 말하면 파티클 필터 방법은 외수용성 정보 의 비가우시안 형태에 강인하다.



그림 4.15. 센서 정보의 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적에 대한 거리 오차 Fig 4.15. Distance error of randomize estimated trajectory for contained sensor uncertainty





(c) 무향 칼만 필터

그림 4.16. 센서 정보의 불확실성이 포함된 시간 누적에 대한 거리 오차 Fig 4.16. Distance error of sampling time accumulation for contianed sensor uncertainty

표 4.6. 센서 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적에 대한 거리 오차 및 처리 시간 분석

Table 4.5. Distance error and processing time analysis of estimated trajectory for contained senor uncertainty

	평균(m)	표준 편차(m)	최대 오차(m)	$\Delta t(ext{sec})$
데드레크닝	4.669989	3.069762	10.42416	0.000004
파티클 필터	1.733779	0.937181	5.418506	0.0152
무향 칼만 필터	2.700818	1.651418	9.428181	0.00033

2. 비이컨 음향 신호 정보를 이용한 위치 추정 방법

비이컨 음향 신호 정보를 이용한 위치추정 방법은 그림 4.17과 같은 시뮬레이션 을 이용하였다. 본 실험을 위해 사용된 4개의 비이컨 위치는 (5m, 5m, 10m), (30m, 5m, 10m), (30m, 20m, 10m), (5m, 20m, 10m) 이다.



그림 4.17. 비이컨 음향 신호 정보를 이용한 위치추정 시뮬레이션 Fig 4.17. Localization simulation using beacon acoustic signal

본 실험은 자기 수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성을 동일한 조건으로 한 확장 칼만 필터, 파티클 필터 방법, 무향 칼만 필터 방법의 위치추정 성능을 비교 한다. 비교할 대상은 로봇에 불확실성을 추가한 실제 로봇이다. 본 시뮬레이션에서 데드레크닝 방법은 불확실성이 포함되지 않고 입력된 자기수용성 정보대로 동작하 는 수중로봇이다. 표 4.7은 실험에서 적용된 자기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성 파라미터를 나타낸다. (가),(나)에서는 확장 칼만 필터, 파티클 필터와 무 향 칼만 필터의 불확실성이 포함된 위치추정 실험이다.

		자기 수용성 정보				외수용성 정보(m)	
		α_{uu}	α_{vu}	α_{uw}	α_{qq}	α_{rr}	σ _T
	데드레크닝	0	0	0	0	0	-
	실제 로봇	2.0	0.0	0	1.0	1.5	-
(가,나)	확장 칼만 필터 파티클 필터 무향 칼만 필터	2.0	2.0	1.0	1,0	1.0	1.5m

표 4.7. 불확실성이 포함된 파라미터 설정 값 Table 4.7. Value for uncertainty parameter

표 4.8은 (가)의 실험에 입력된 속도정보이다. 수중 로봇의 이동 궤적은 반지름이 10m의 궤적을 따라 이동한다. 이때 피치의 값을 입력하여 나선형 형태의 이동 궤 적을 보인다.

표 4.8. 시뮬레이션의 자기 수용성 정보 Table 4.8. Information for proprioceptive of simulation

surge(u)	pitch(q)	yaw(r)	Δt
3.0(m/s)	0.1(rad/s)	0.3(rad/s)	0.1(sec)

표 4.7의 실험(나)은 조이스틱을 이용한 임의의 속도 명령을 입력하여 자율 궤적을 나타낸다.

가. 자기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성이 포함된 경 우

그림 4.18은 자기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성이 작은 경우의 실험 결과를 보여준다. 그림 4.18 (a)는 데드레크닝 방법, (b)는 확장 칼만 필터 방법, (c) 파티클 필터 방법, (d)는 무향 칼판 필터 방법을 적용한 위치추정 궤적이다. (b)~(d) 의 그림을 보면 실제 로봇과 근접한 추정 궤적을 보인다.



(a) 데드레크닝 방법



(b) 확장 칼만 필터 방법



(c) 파티클 필터 방법



(c) 무향 칼만 필터 방법
 그림 4.18. 센서 정보의 불확실성이 포함된 경우의 추정 궤적
 Fig 4.18.. Estimated trajectory for contained sensor uncertainty

그림 4.19는 실험 결과에 대한 오차 히스토그램으로 시뮬레이션 로봇의 위치와 각각의 방법들에 따라 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸다. 여기서 Xr,est는 각각의 방법들에 의해 추정된 로봇 위치이고, Xr,real는 시뮬레이션 로봇 위치를 나타 낸다. 그림 4.20은 매 샘플링 시간마다 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸 다. 그리고 표 4.9는 거리 오차에 대하여 평균, 표준 편차, 최대 오차, 각 알고리즘 처리 시간을 이용하여 분석한 결과이다.







그림 4.20. 센서 정보의 불확실성이 포함된 시간 누적에 대한 거리 오차 Fig 4.20. Distance error of sampling time accumulation for rough sensor uncertainty

	평균(m)	표준 편차(m)	최대 오차(m)	$\Delta t(\text{sec})$
데드레크닝	12.22725	6.725507	27.94123	0.000004
확장 칼만 필터	0.891703	0.435595	2.489539	0.0042
파티클 필터	1.313343	0.636349	3.318641	0.0142
무향 칼만 필터	0.616146	0.245657	1.385434	0.000469

표 4.9. 추정 궤적에 대한 거리 오차 및 처리 시간 분석 Table 4.9. Distance error and processing time analysis of estimated trajectory

나. 불확실성이 포함된 임의의 궤적 주행

그림 4.21은 자기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성이 포함하고 조이스틱 을 이용하여 임의의 궤적 주행 실험 결과를 보여준다. 그림 4.10 (a)는 데드레크닝 방법, (b)는 확장 칼만 필터 방법, (c) 파티클 필터 방법, (d)는 무향 칼판 필터 방법 을 나타낸다.



(a) 데드레크닝 방법



(b) 확장 칼만 필터 방법



(c) 파티클 필터 방법



(d) 무향 칼만 필터 방법
 그림 4.21. 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적
 Fig 4.21. Randomize estimated trajectory contained uncertainty

그림 4.12은 실험 결과에 대한 오차 히스토그램으로 시뮬레이션 로봇의 위치와 각각의 방법들에 따라 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸다. 그림 4.23는 매 샘플링 시간마다 추정된 로봇과의 거리 오차 분포를 나타낸다. 그리고 표 4.10 은 거리 오차에 대하여 평균, 표준 편차, 최대 오차, 각 알고리즘 처리 시간을 이용 하여 분석한 결과이다.



그림 4.22. 센서 정보의 불확실성이 포함된 임의의 추정 궤적에 대한 거리 오차 Fig 4.22. Distance error of randomize estimated trajectory for contained sensor uncertainty



그림 4.23. 센서 정보의 불확실성이 포함된 시간 누적에 대한 거리 오차 Fig 4.23. Distance error of sampling time accumulation for sensor uncertainty

표 4.10. 임의의 추정 궤적에 대한 거리오차 및 처리 시간 분석 Table 4.10. Distance error and processing time analysis of randomize estimated trajectory

	평균(m)	표준 편차(m)	최대 오차(m)	$\Delta t(\text{sec})$
데드레크닝	8.637577	4.423122	19.52445	0.000004
확장 칼만 필터	0.98535	0.552524	2.843283	0.0039
파티클 필터	1.223764	0.590311	3.27788	0.0153
무향 칼만 필터	0.504489	0.355431	2.112601	0.000407

제 2절 실제 환경에서의 수중 로봇 위치 추정 방법

본 실험은 Bayes 필터 방법을 실제 수중 로봇 환경에 적용한 결과를 나타낸다. 그림 4.24는 실험에 레드원테크놀러지(주)에서 개발된 수중 로봇 제원을 나타낸다.

Item		Specification		
	Size	(L)2600mm × (W)600mm × (H)600mm		
	Weight	120kg (On Air)		
	DOF	3DOF (Surge, Pitch, Yaw)		
Rat	ted Speed	7Knots		
Ma	ax. Depth	300m		
]	Battery	Li-Po: 24V 30Ah / 24V 20 Ah		
Eı	ndurance	3~5 hour		
7	Thruster	REDONE Thruster 1000 (1kW Direct Drive BLDC Motor)		
Rudder		Four Fin Independent AC Servo Control		
	DVL	REDONE DVL : Acoustic Navigation System		
sensor	Transponder	REDONE Transponder : Opticacoustic Module		
	MAST	GPS, Wi-Fi, RFID		

그림 4.24. 수중 로봇의 제원 Fig 4.24. Specification of an underwater robot

그림 4.25 수중 로봇과 음향 비이컨이다. (a)의 수중 로봇은 트러스터에 추진기 속도에 의한 서지, 엘리베이터 각속도에 따른 피치 제어, 러더 각속도에 따른 요제 어가 가능하다. (b)는 외수용성 정보로 이용된 센서이다. 4개의 하이드로폰과 수중 로봇에 설치된 트랜스미터의 TOA정보를 이용하여 외부의 하이드로폰과 수중로봇 사이의 거리 정보를 나타낸다.



그림 4.25. 수중 로봇 및 외수용성 센서 Fig 4.25. Underwater robot and exteroceptive sensor

실험은 창원대학교 수조실험실에서 수행하였다. 그림 4.26은 수조 환경을 보여준 다.



그림 4.26. 수조 실험 환경 Fig 4.26. Towing tank experiment

본 실험에서는 4개의 하이드로폰과 수중로봇에 장착된 1개의 트랜스미터를 이용하 여 확장 칼만 필터, 파티클 필터, 무향 칼만 필터 방법 위치 추정한다. 그림 4.27 (a)는 위치추정 모니터링을 나타내었다. 'SBL'로 표시된 음향 비이컨 4개의 수신기 위치(x,y,z)이고 각 격자의 간격은 1m이다. 위치추정 실험은 4가지 형태의 주행 방 법으로 진행하였다.



그림 4.27. 수중 로봇 위치추정 모니터링 및 이동궤적 Fig 4.27. Underwater robot localization monitoring and trajectory

본 논문에서는 그림4.24와 같은 항주형(Cruising type) 수중로봇을 대상으로 위치 추정 방법을 실현한다. 수중 로봇은 자기수용성 정보인 추진기 회전속도, 러더 각, 엘리베이터 각의 정보와 외수용성 정보인 음향 비이컨으로부터의 거리 정보를 이 용하여 로봇의 위치추정를 추정한다. 로봇의 속도 정보(*u*,*v*,*w*,*p*,*q*,*r*)중 *u*,*q*,*r*은 추진 기 회전 속도, 러더 각, 엘리베이터 각의 정보를 이용하여 식 4.1과 같이 구한다.

$$u = K \cdot t_{rpm}$$

$$q = u \cdot \tan(e_{ang})/L_e$$

$$r = u \cdot \tan(r_{ang})/L_r$$
(4.1)

K는 추진기 회전 속도와 서지(Surge) 속도 사이의 비례 상수이고, t_{rpm}는 추진기
의 분당 회전 수 이다. e_{ang}는 엘리베이터 각, L_e은 엘리베이터와 수중 로봇 피치
(Pitch) 운동의 중심점 사이의 길이, r_{ang}는 러더의 각, L_r은 러더와 수중 로봇 요
(Yaw) 운동의 중심점 사이의 길이를 나타낸다.

위치추정 실험은 총 4가지 형태의 주행 방법으로 테스트를 진행하였다. 다수의 실험을 통해 확장 칼만 필터, 파티클 필터 그리고 무향 칼만필터의 적용을 위한 매 개변수는 표 4.11과 같이 설정하였다. α_{uu},α_{ur},α_{rr}는 자기수용성 정보의 불확실성 을 나타내는 파라미터이고 σ_r은 외수용성 정보의 거리 측정 오차인 표준 편차이다. 그림 4.28은 4가지 형태의 위치추정 궤적을 나타내었다.

매개변수	확장 칼만 필터	파티클 필터	무향 칼만 필터
α_{uu}	1.5 m	1.5 m	1.5 m
α_{ur}	0.3 rad	0.3 rad	0.3 rad
α_{ru}	1.2 m	1.2 m	1.2 m
α_{rr}	0.1 rad	0.1 rad	0.1 rad
σ_r	2.0 m	2.0 m	2.0 m
Number of particles	-	1000개	-
Outlier rejection	1.5 m	1.5m	1.5 m

표 4.11. 불확실성이 포함된 파라미터 설정 값 Table 4.11. Value for uncertainty parameter



그림 4.28. 알고리즘 방법에 따른 수중 로봇 이동궤적 Fig 4.28. Underwater robot trajectory in accordance with algorithms method

제 3절. 시뮬레이터를 이용한 수중 로봇 위치추정 실험 에 대한 고찰

본 논문에서는 해저 지형 정보와 비이컨 음향 신호 정보를 이용한 Bayes 필터 기반 수중 로봇 위치추정과 실제 환경을 이용한 수중 로봇 위치추정에 대한 실험 을 하였다. 실험 방법은 자기 수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성 정도에 따 라 확장 칼만 필터, 파티클 필터, 무향 칼만 필터 수중 로봇 위치추정의 평균 오 차, 표준 편차, 처리 속도 등을 비교하였다.

해저 지형 정보를 이용하여 위치추정 실험을 비교한 결과는 다음과 같다. 실제 로봇의 위치와 파티클 필터, 무향 칼만 필터 방법의 위치추정 오차 평균은 불확실 성 정도에 따라서 차이는 있었지만 비례적인 결과는 보이지 않았다. 그리고 파티클 필터와 무향 칼만 필터의 위치 추정 성능 비교를 분석한 결과는 큰 차이를 보이지 않았다. 하지만 외수용성 정보가 비가우시안 형태의 센서 모델링이 적용된 실험의 경우 파티클 필터 방법이 무향 칼만 필터 방법보다 추정 성능이 뛰어났다. 파티클 필터, 무향 칼만 필터는 시간이 지남에 따라 위치추정 오차가 누적되는 현상은 보 이지 않았다. 표준 편차는 불확실성 정도에 따라 다르게 나타나지만 파티클 필터 0.6 ~ 1.13(m), 무향 칼만 필터 0.77 ~ 1.65(m)의 표준 편차를 보였다. 위치 추정 알 고리즘이 처리 되는 수행 시간은 파티클 필터 0.013 ~ 0.0152(sec), 무향 칼만 필터 0.00029 ~ 0.00033(sec)로써 무향 칼만 필터가 파티클 필터 방법보다 처리 수행 시 간은 약 40배 처리 속도가 우수하였다.

비이컨 음향 신호 정보를 이용하여 위치추정 실험을 비교한 결과는 다음과 같다. 실제 로봇의 위치와 확장 칼만 필터, 파티클 필터, 무향 칼만 필터 방법의 위치추 정 오차 평균은 무향 칼만 필터 > 확장 칼만 필터 > 파티클 필터 순으로 위치추 정 성능을 나타내었다. 그리고 확장 칼만 필터, 파티클 필터, 무향 칼만 필터는 시 간이 지남에 따라 위치추정 오차가 누적되는 현상은 보이지 않았다. 표준 편차는

- 84 -

확장 칼만 필터는 0.43 ~ 0.55(m), 파티클 필터는 0.59 ~ 0.63(m), 무향 칼만 필터는 0.24 ~ 0.35(m)의 표준 편차를 보였다. 위치 추정 알고리즘이 처리 되는 수행 시간 은 확장 칼만 필터 0.0039 ~ 0.0042(sec), 파티클 필터 0.0142 ~ 0.0153(sec), 무향 칼 만 필터 0.000407 ~ 0.000469(sec)로써 무향 칼만 필터 > 확장 칼만 필터 > 파티클 필터 순으로 처리 속도가 우수하였다.

실제 환경에서의 위치추정 실험은 비이컨 신호 정보를 이용하였다. 실제 수중로 봇의 정확한 위치 정보를 알 수 없지만 실제 이동한 실제 수중 로봇의 위치와 확 장 칼만 필터, 파티클 필터, 무향 칼만 필터를 이용한 위치추정은 비슷한 이동 궤 적을 따르고 있다. 확장 칼만 필터, 파티클 필터, 무향 칼만 필터의 불확실성 매개 변수 값에 따라 위치추정 특성은 항상 성립되는 사실은 아니지만, 보통 불확실성이 커질수록 수중 로봇 위치추정은 센서의 불확실성에 영향을 덜 받았다. 또한 외수용 성 정보의 불확실성을 크게 하면 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터의 위치추정 결 과가 동일한 결과가 나오는 현상이 발생하였다.

제 5장 결론 및 향후 계획

본 논문은 해저 지형 정보를 사용한 수중 로봇 위치추정 Bayes 필터 방법을 제 안하였고 추가적으로 비이컨 신호 정보를 이용한 위치추정도 나타내었다. 위치추정 을 위해 필요한 자기수용성 정보는 로봇 자체의 속도 명령(추진기 속도, 엘리베이 터 각속도, 러더 각속도)만을 이용하였다. 외수용성 정보는 외부 센서(LBL, SBL, USBL, etc)가 필요로 하지 않고 지형 정보를 알 수 있도록 고도계 정보를 이용하였 다. 추정 알고리즘은 Bayes 필터 기반인 확장 칼만 필터, 무향 칼만 필터, 파티클 필터 방법들을 이용하였다. 제안된 Bayes 필터 방법을 이용한 수중 로봇의 위치추 정은 수중 로봇의 동작에 대한 자기수용성 정보와 외수용성 정보의 불확실성을 고 려할 수 있었다. 본 논문에서는 시뮬레이터와 실제 실험을 통한 제안된 방법을 검 증하였다.

시뮬레이터를 통해 나타낸 지형 정보를 이용한 위치추정 방법의 오차 평균은 실 제 로봇의 위치와 파티클 필터, 무향 칼만 필터 방법의 불확실성 정도에 추정 오차 가 비례하여 증가하지 않았다. 파티클 필터 방법과 무향 칼만 필터 방법은 자기 수 용성 정보와 외수용성 오차를 적절하게 고려하여 수중 로봇의 위치를 추정할 수 있음을 의미한다. 그리고 파티클 필터와 무향 칼만 필터의 위치 추정 성능 비교를 분석한 결과는 큰 차이를 보이지 않았다. 하지만 외수용성 정보가 비가우시안 형태 의 센서 모델링이 적용된 실험의 경우 파티클 필터 방법이 무향 칼만 필터 방법보 다 추정 성능이 뛰어났다. 파티클 필터는 외수용성 정보의 불확실성을 고려할 수 있는 4개의 센서 모델링이 적용되어 비가우시안 형태의 센서 정보에 효과적으로 반영할 수 있는 강건성을 지니고 있음을 보여주었다. 파티클 필터, 무향 칼만 필터 는 시간이 지남에 따라 위치추정 오차가 누적되는 현상은 보이지 않았다. 알고리즘 처리 수행 시간은 무향 칼만 필터가 파티클 필터 방법보다 월등히 우수하였다. 비이컨 음향 신호 정보를 이용하여 위치추정 실험을 비교한 결과의 위치추정 오 차 평균은 무향 칼만 필터 > 확장 칼만 필터 > 파티클 필터 순으로 위치추정 성 능을 나타내었다. 그리고 확장 칼만 필터, 파티클 필터, 무향 칼만 필터는 시간이 지남에 따라 위치추정 오차가 누적되는 현상은 보이지 않았다. 위치 추정 알고리즘 이 처리 되는 수행 시간은 무향 칼만 필터 > 확장 칼만 필터 > 파티클 필터 순으 로 처리 속도가 우수하였다.

실제 환경에서 수중 로봇을 이용한 위치추정 실험은 위치추정 문제의 해결 가능 성을 보여주었다. 실제 수중로봇의 정확한 위치 정보를 알 수 없지만 실제 이동한 실제 수중 로봇의 위치와 확장 칼만 필터, 파티클 필터, 무향 칼만 필터를 이용한 위치추정은 비슷한 이동 궤적을 따르고 있다.

본 논문에서는 수중 환경에서 해저 지형 정보를 이용한 Bayes 필터 방법의 위치 추정에 대해서 나타내고 Bayes 필터 기반 알고리즘의 추정 성능에 대해 분석하였 다. 향후 연구 방향은 다음과 같이 제시한다.

- (1) 본 논문에서 제안한 해저 지형 정보를 이용한 위치추정 방법은 시뮬레이션을 이용하여 위치추정 결과를 분석하였다. 하지만 실제 실험에서는 지형 정보를 이용한 위치추정을 하지 않고 수조 환경에서 비이컨 신호 정보를 이용한 위 치추정 실험을 진행하였다. 따라서 실 해역에서 지형정보를 이용한 위치추정 실험을 수행할 필요가 있다.
- (2) 비이컨 신호 정보를 이용한 실제 환경에서 위치추정 실험은 정확한 실제 수 중 로봇의 정확한 위치를 알 수 없어서 본 논문에서 제안한 위치추정 성능 비교를 할 수 없었다. 따라서 실제 수중 로봇의 위치를 알 수 있는 방법을

- (3) 수중 환경에 따라 적합한 알고리즘을 선택할 필요성이 있다. 따라서 실 해역 해상 실험을 통해 지형 정보를 이용하여 Bayes 필터 방법을 적용한 위치추정 성능 분석이 요구된다.
- (4) 수중 로봇의 위치추정과 동시에 해수면 추정을 할 수 있는 방법을 연구한다.

참고문헌

[1] 황아롬, "무향 칼만 필터을 이용한 동시 지도 작성/ 자가 위치 추적 기법의 무
 인 잠수정에 대한 적용 연구," 서울대학교 박사 학위 논문, 2007.

[2] http://nge.itfind.or.kr

- [3] http://web4.mltm.go.kr
- [4] J. C. Kinsey, R. M. Eustice, and L. L. Whitcomb, "A survey of underwater vehicle navigation: Recent advances and new challenges," IFAC Conference of Manoeuvering and Control of Marine Craft, 2006.
- [5] 서영남, "4개의 추진기를 가진 수중로봇의 제어," 조선대학교 석사 학위 논문, 2011.
- [6] 이정원, "로봇 지능 구현을 위한 수중 로봇의 제어 및 센서 시스템 설계," 대한 전자공학회 2010하계종합학술대회, pp. 2106~ 2109, 2010.
- [7] 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, Vol. 1, pp. 1037-1042, 2002.
- [8] 이정석, 정완균, 남상엽, "동적 환경에서 불완전한 지도를 이용한 이동로봇의 강 인한 위치인식 알고리즘의 개발," 대한임베디드공학회 논문지, Vol. 3, No. 2, pp. 109-118, 2008.
- [9] N. A. Brokloff, "Matrix algorithm for doppler sonar navigation," OCEANS'94.'Oceans Technology Tomorrow's Engineering for Today's and Preservation.'Proceedings. Vol. 3, 1994.
- [10] J. C. Kinsey, D. A. Smallwood, and L. L. Whitcomb, "A new hydrodynamics test

facility for UUV dynamics and control research," IEEE OCEANS Proceedings, Vol. 1, 2003.

- [11] S. Singh, M. Grund, B. Bingham, R. Eustice, H. Singh, L. Freitag, "Underwater acoustic navigation with the WHOI micro-modem," OCEANS 2006. IEEE, 2006.
- [12] 이종무, "수중 음향 센서와 관성 센서를 이용한 무인 잠수정의 복합 항법 시스
 템," 서울대학교 박사 학위 논문, 2005.
- [13] D. Massa, E. Diane , and W. K. Stewart, "Terrain-relative navigation for autonomous underwater vehicles," OCEANS'97 MTS/IEEE Conference Proceedings , 1997.
- [14] Liu, T. Chih, and H Schmidt. "Concurrent navigation and sea-bottom targets detection using acoustic sensors on AUV," OCEANS 2003 Proceedings, Vol. 5, 2003.
- [15] I. T. Ruiz, et al. "Concurrent mapping and localization using sidescan sonar," Oceanic Engineering, 2004.
- [16] 김태균, "수중 로봇의 자율 주행을 위한 위치추정 방법," 조선대학교 박사 학 위 논문, 2013.
- [17] 박찬국, "관성항법시스템의 원리 및 전망," 전자공학회지, Vol. 26, No. 4, pp. 59-66, 1999.
- [18] 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.
- [19] F. Thomas and L. Ros, "Revisiting trilateration for robot localization," IEEE

Transactions on Robotics, Vol. 21, No. 1, pp. 93-101, 2005.

- [20] 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.
- [21] J. O. Smith and J. S. Abel, "Closed-Form Least-Squares Source Location Estimation from Range-Difference Measurements," IEEE Transactions on Acoustics, Vol. 35, pp. 1661 - 1669, 1987.
- [22] 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.
- [23] http://ko.wikipedia.org/wiki
- [24] 김종규, 김정현 , 해양 GIS ArcView 활용을 중심으로, 전남대학교 출판부, 2010.
- [25] 양승일, "두개의 초음파 거리계를 이용한 관성센서 기반의 의사 장기선 (Pseudo-LBL) 복합항법 알고리듬," 한국해양공학회지, Vol. 19, No. 5, pp. 71-77, 2005
- [26] R. Direct, "Acoustic doppler current profilers principles of operation: A practical primer," Available from RD Instruments 9855, 1989.
- [27] 윤종수, "KAUV 전장 및 항법 시스템 개발," 한국해양대학교 석사학위 논문, 2012.
- [28] 고성협, "만타형 무인잠수정의 자율운항 성능시험에 관한 연구," 제주대학교 석사학위 논문, 2012.
- [29] 구태희, "단기선방식의 수중초음파 위치추적 시스템 개발," 제주대학교 석사학

위 논문, 2010.

- [30] D. Massa, E. Diane, and W. K. Stewart Jr. "Terrain-relative navigation for autonomous underwater vehicles," OCEANS'97. MTS/IEEE Conference Proceedings. Vol. 1, 1997.
- [31] http://auvac.org
- [32] D. H. Titterton, and J. L. Weston, Strapdown Inertial Navigation Technology Stevenage, U.K.: Peregrinus, 1997.
- [33] 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.
- [34] 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.
- [35] 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.
- [36] 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.
- [37] 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, 1999.

- [38] 윤바다, 윤하늘, 최성희, 이장명, "DWT/UKF 를 이용한 수면 BEACON 의 위치
 추정," 제어로봇시스템학회 논문지, Vol. 19, No. 4, pp. 341-348, 2013.
- [39] 김성필, "MATLAB 활용 칼만필터의 이해," 아진출판사, 2010.
- [40] 윤바다, "DWT/UKF 를 이용한 수면 BEACON 의 위치추정," 부산대학교 석사 학위 논문, 2012.
- [41] E. A. Wan, R. Van Der Merwe. "The unscented Kalman filter for nonlinear estimation," Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000. AS-SPCC. The IEEE 2000. IEEE, 2000.
- [42] S. J. Julier, J. K. Uhlmann. "New extension of the Kalman filter to nonlinear systems," AeroSense'97. International Society for Optics and Photonics, 1997.
- [43] R. Van Der Merwe, E. A. Wan. "The square-root unscented Kalman filter for state and parameter-estimation," 2001 IEEE International Conference on, 2001.
- [44] 장대식, 장석우, 김계영, 최형일, "구조적 칼만 필터를 이용한 이동 물체의 추 적," 정보과학회논문지:소프트웨어 및 응용, Vol. 29, No. 5, 2002.
- [45] 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.
- [46] 김민성, 최완식, 허 훈, "확장칼만필터(Extended Kalman Filter)를 이용한 비선형 확률시스템의 상태추정에 대한 연구," 대한기계학회 춘추학술대회. Vol. 2, No.1, pp. 699-703, 1996.
- [47] 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.

- [48] E. A. Wan, and R. Van Der Merwe. "The unscented Kalman filter," Kalman filtering and neural networks, 2001.
- [49] S. S. Haykin, Kalman filtering and neural networks. New York: Wiley, 2001.
- [50] 윤철호, 이영필, 고낙용, 문용선, "도플러 속도계 (DVL) 를 위한 광대역 수중
 음향 트랜스듀서," 제어로봇시스템학회 논문지, Vol.1 9, No.9, pp.755-759 , 2013.
- [51] P. Boltryk, M. Hill, A. Keary, B. Phillips, H. Robinson, and P. White, "An ultrasonic transducer array for velocity measurment in underwater vehicles," Ultrasonics, vol.42, pp. 473-478, 2004.
- [52] C. S. Desilets and J. D. Fraser, "The design of efficient broadband piezoelectric transducers," IEEE. Trans. Sonics and Ultrasonics, Su-25, No. 3, pp. 115-125, 1978.
- [53] M. Morgado, P. Oliveira, and C. Silvestre, "A closed-loop design methodology for underwater transducers pulse-shaping," International Conf. Mechatronics and Automation, pp. 2014-2019, 2011.
- [54] P. Atkins, A. Islas, and K. G. Foote, "Sonar target-phase measurement and effects of transducer-matching," Proc.of Acoustic 08 Paris, pp. 6385-6390, 2008.
- [55] K. W. Lee, H.-J. So, S.-M. Lim, and W. H. Cho, "A study of a wideband acoustic transducer for underwater communication using 1-3 type piezoelectric transducer," Journal of Ocean Engineering and Technology, vol. 22, no. 2, pp. 65-71, 2008.
- [56] 이상훈, "확장 언센티드 칼만 기반 자기 위치 추정 및 지도 작성," 한국과학기
술원 석사학위 논문, 2008.

- [57] 우정, "자율이동 로봇의 위치추정을 위한 적응 파티클 필터의 설계," 고려대학 교 석사학위 논문, 2007.
- [58] http://terms.naver.com
- [59] 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.
- [60] 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.
- [61] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Reading, MA: Addison Wesley, 1989.
- [62] M. Erol, F. M. V. Luiz , and G. Mario, "Localization with Dive'N'Rise (DNR) beacons for underwater acoustic sensor networks," Proceedings of the second workshop on Underwater networks, pp. 97-100. 2007.
- [63] Z. Zhou, J. H. Cui, and S. Zhou. "Localization for large-scale underwater sensor networks," NETWORKING 2007. Ad Hoc and Sensor Wireless Networks, Next Generation Internet. Springer Berlin Heidelberg, pp.108-119, 2007.
- [64] E. Olson, J. J. Leonard, and S. Teller. "Robust range-only beacon localization," Oceanic Engineering IEEE, Vol.31, No.4, pp. 949-958 2006.
- [65] 김기태, "무향 칼만 필터 사용을 통한 향상된 로봇의 국소 위치인식," 인하대 학교 석사학위 논문, 2010.

- [66] S. J. Julier, J. K. Uhlmann, "A New Extension of the Kalman Filter to Nonliear Systems," Proc. Of AeroSense: The 11th Int. Sym. On Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, SPIE.
- [67] http://www.sick.com
- [68] http://www.hokuyo-aut.jp/02sensor/07scanner/urg_04lx.html
- [69] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, Probabilistic Robotics, MIT Press, 2005.

저작물 이용 허락서	
학 과	정보통신공학과 학 번 20107423 과 정 박사
성 명	한글:노성우 한문:魯成宇 영문:Noh Sung Woo
주 소	광주광역시 서구 화정4동 모아타운 103동 601호
연락처	E-MAIL : nswking0212@naver.com
논문제목	한글 : 해저 지형 정보를 사용한 Bayes 필터 기반 수중 로봇 위치추정 영어 : Underwater Robot Localization Based on Bayes Filter Using Seabed Terrain Information
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()	
20014년 2월	
저작자: 노성우 (서명또는인)	
조선대학교 총장 귀하	