



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

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

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



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

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

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

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

[Disclaimer](#)

석사학위논문

**다중 대역 음향신호를 이용한
물체 탐지 및 식별 연구**

제주대학교 대학원

해양시스템공학과

이 기 배

2017년 8월



다중 대역 음향신호를 이용한 물체 탐지 및 식별 연구

지도교수 이종현

이 기 배

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

2017년 8월

이기배의 공학석사 학위논문을 인준함

심사위원장 배진호 인

위 원 이종현 인

위 원 김주호 인

제주대학교 대학원

2017년 8월

A Study on Object Detection and Identification using Multi-band Acoustic Signal

Kibae Lee

(Supervised by Professor Chong Hyun Lee)

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

Department of Ocean System Engineering

GRADUATE SCHOOL

JEJU NATIONAL UNIVERSITY

2017. 8

요약문

본 논문에서는 다중 대역 음향신호를 이용하는 은닉된 물체 탐지 시스템 및 식별 알고리즘을 제안하고 성능을 평가한다. 제안하는 탐지 시스템은 파라메트릭 배열(Parametric array) 현상으로부터 생성되는 고 지향성 Chirp 신호를 송신신호로 사용하고 Dechirp 처리 과정을 통해 수신신호의 신호 대 잡음비를 개선하여 거리 분해능을 향상시키는 기법을 사용한다. 이는 공기 중 천에 은폐된 동판과 파이프에 대한 C-scan 실험에서 0.015 m^2 , 0.046 m^2 오차를 가졌다. 또한 수중 매질물체 C-scan 실험을 통해 수중 탐지 성능을 검증하였다. 다중 대역 음향신호를 이용하여 해저 퇴적물 식별 알고리즘, 해저 매질물체 하부 매질 추정 기법, 무인기 식별 알고리즘을 제안하고 모의실험과 실험을 통해 검증하였다. 해저 퇴적물 식별 알고리즘은 해저 퇴적물 내 음향신호의 주파수에 따른 감쇠계수 변화량을 이용하며, 이는 다중 대역 신호의 두 번째 층에 대한 반사신호로부터 계산된다. 제안된 알고리즘은 Biot 모델을 이용한 모의실험에서 기존에 퇴적물 분류를 위해 사용되던 반사계수 특징과 비교하여 약 2 배 우수한 성능을 보였다. 해저 매질물체는 특정 주파수에서 공진을 가지며 하부 매질에 따라 다른 반사 및 투과 특성을 가진다. 본 논문에서는 이러한 특성을 이용하여 매질물체의 하부 매질 추정 기법을 제안하고 알루미늄 판과 공기, 물로 구성된 하부매질에 대한 수조 실험을 통해 검증하였다. 실험 결과, 하부 매질에 따라 음향신호는 매질물체의 공진 주파수 대역에서 약 4 배의 반사계수 차이를 가지는 것을 확인하였다. 무인항공기 신호는 기계류 소음과 엔진 소음에 의해 다양한 대역의 협대역 신호를 가지는 것이 특징이다. 특히, 엔진 소음은 고조파에 의한 배음성분을 가지고 있으며, 이는 기본 주파수와 정수 배의 관계를 갖는다. 본 논문에서는 이러한 고조파 주파수 특성을 이용하여 무인기 식별 알고리즘을 제안하고 실험을 통해 성능을 평가하였다. 특징의 성능 평가에는 ELM(Extreme Learning Machine) 분류기가 이용되었으며, MFCC(Mel Frequency Cepstral Coefficient)특징과 무인항공기 인식 성능을 비교 한 결과 37.6% 성능 개선을 보였다.

목 차

요약문	i
제 1 장 서 론	7
1.1 연구배경	7
1.2 연구내용	9
제 2 장 다중 대역 물체 탐지	11
2.1 다중 대역 신호처리	12
2.2 공중용 은폐 물체 탐지 시스템	15
2.2.1 공중용 탐지 시스템	15
2.2.2 은폐 물체 탐지 실험 및 결과	19
2.3 해저 매설물체 탐지 시스템	24
2.3.1 수중 탐지 시스템 구축	24
2.3.2 매설물체 탐지 실험 및 결과	27
제 3 장 다중 대역 물체 식별 알고리즘	30
3.1 해저 퇴적물 식별 알고리즘	32
3.1.1 해저 퇴적물 특징 추출 알고리즘	33
3.1.2 모의실험 및 결과	37
3.2 강성체 (rigid body) 하부 매질 추정	51
3.2.1 하부 매질에 따른 반사 및 투과 특성	52
3.2.2 하부 매질 추정 실험 및 결과	59
3.3 무인기 식별 알고리즘	62
3.3.1 무인기 신호 특징 추출 알고리즘	63
3.3.2 실험 및 결과	68
제 4 장 결 론	78
참고문헌	81

그림 목 차

그림 2-1. 파라메트릭 배열 Chirp 신호 생성을 위한 개념도	13
그림 2-2. Chirp 신호의 송·수신 파형, (a) 송신신호, (b) 정합필터 출력	14
그림 2-3. 차 주파수 신호 생성을 위한 송신 센서 배열 및 수신 센서	15
그림 2-4. 송신 센서 배열의 (a) 수평방향 및 (b) 수직방향 빔 패턴	17
그림 2-5. 실험을 위한 2축 구동 제어장치	18
그림 2-6. 파라메트릭 배열을 이용한 탐지 시스템 블록도	18
그림 2-7. 물체 탐지를 위한 실험 시나리오	19
그림 2-8. 은폐 물체 탐지 실험	19
그림 2-9. 은폐 물체 설치 사진. (a) 천, (b) 파이프, (c) 동판	20
그림 2-10. 은폐 물체에 대한 A-scan 과 B-scan 결과, (a) 동판에 대한 A-scan 결과, (b) 동판에 대한 B-scan 결과, (c) 파이프에 대한 A-scan 결과, (d) 파이프에 대한 B-scan 결과	20
그림 2-11. 은폐 물체에 대한 C-scan 결과. (a) 동판 설치 위치, (b) 동판에 대한 C- scan 결과, (c) 파이프 설치 위치, (d) 파이프에 대한 C-scan 결과	21
그림 2-12. 다중대역 신호 생성 및 수신을 위한 센서 배열	23
그림 2-13. 매설물체 C-scan 탐지 실험 구성	24
그림 2-14. 차 주파수 신호 처리 예시	24
그림 2-15. C-scan 실험 및 처리 과정	26
그림 2-16. (a) 207.5~215kHz 대역 퇴적 표층 C-scan 이미지, (b) 22.5~30kHz 대역 매설물체 밀면 C-scan 이미지, (c), (d), (e) 다중 대역 매설물체에 대한 C- scan 이미지	27
그림 3-1. 감쇠계수 변화량 추정 개념도	31
그림 3-2. 해저 퇴적물 분류를 위한 특징 추출 과정	34
그림 3-3. 모의실험을 위한 퇴적 표층성분 입자크기 분포	35
그림 3-4. 주파수 f_n 에 따른 감쇠계수 차	38
그림 3-5. 표층 성분에 대한 반사계수	39
그림 3-6. 특징에 따른 정규분포 (오류율 0%), (a) 차원 축소된 감쇠계수 변화량	

W, (b) 표층 반사계수 R, (c) 감쇠계수 차 평균 $\mu_{\Delta\beta}$	40
그림 3-7. 특징에 따른 정규분포 (오류율 25%), (a) 차원 축소된 감쇠계수 변화량 W, (b) 표층 반사계수 R	40
그림 3-8. 주파수 수에 따른 Fisher score	41
그림 3-9. 측정 및 깊이 추정오차에 대한 특징에 따른 분류 오류확률	42
그림 3-10. 세밀한 분류에 대한 오차에 따른 오류확률	43
그림 3-11. 강성체에 대한 반사 및 투과 모델[26]	45
그림 3-12. 두께와 파장에 따른 투과계수 예시[26]	46
그림 3-13. (a, b) 두께 30mm 의 알루미늄 판에 대한 주파수에 따른 투과 및 반사계수, (c, d) 주파수 75kHz 에 대한 알루미늄 판의 두께에 따른 투과 및 반사계수	47
그림 3-14. (a) 임피던스 변화에 따른 반사계수, (b) 두께 변화에 따른 반사계수 ..	48
그림 3-15. 알루미늄 판에 대한 투과 실험 구성	49
그림 3-16. 투과 특성 실험을 위한 음향튜브	49
그림 3-17. (a) 5mm 두께 알루미늄, (b) 알루미늄 판 설치, (c) 튜브 절단면	49
그림 3-18. 투과 특성 모의실험 결과 및 실측 결과	50
그림 3-19. 하부 매질에 따른 음향 특성 실험 모델	50
그림 3-20. 하부 매질에 따른 이론적 반사계수	51
그림 3-21. 해저 강성체 하부 매질 추정 실험 구성	52
그림 3-22. 해저 매질물체 하부 매질에 따른 수신신호. (a) 공기에 대한 207.5~215kHz 수신신호, (b) 물에 대한 207.5~215kHz 수신신호, (c) 공기에 대한 100~110kHz 수신신호, (d) 물에 대한 100~110kHz 수신신호, (e) 공기에 대한 22.5~30kHz 수신신호, (f) 물에 대한 22.5~30kHz 수신신호	53
그림 3-23. 주파수 대역에 따른 Fisher score	54
그림 3-24. 무인항공기 탐지를 위한 특징벡터 추출 과정	56
그림 3-25. (a) 순음 (PT), (b) 비조화 복합음 (NCT), (c) 단일 소인(sweep)하는 복합음 [HCT (sweep 1)], (d) 반복 소인하는 복합음 [HCT (sweep 5)]	59
그림 3-26. 시간변화에 따른 μ_d 의 변화, (b) μ_d 변화의 평균과 표준편차, (c)	

시간변화에 따른 σ_d 의 변화, (d) σ_d 변화의 평균과 표준편차, (e)	
시간변화에 따른 특징 Δ 의 변화, (f) Δ 변화의 평균과 표준편차.....	60
그림 3-27. (a) 실험에 사용한 무인항공기 엔진, (b) 마이크로폰 배열 및 신호 수집	
장치.....	61
그림 3-28. (a) 10m 거리에서 측정된 엔진 출력에 따른 엔진 음향 신호 스펙트럼,	
(b) 220m 거리에서의 신호 및 잡음 (출력 75%), (c) 310m 거리에서의	
신호 및 잡음 (출력 75%), 405Hz 협대역 배경잡음.....	62
그림 3-29. (a) 주파수 평활화를 적용하기 전 신호의 전력 스펙트럼, (b) 주파수	
평활화 된 신호의 전력 스펙트럼, (c) MUSIC 을 이용한 주파수 검출	
결과.....	63
그림 3-30. (a) 310m 거리에서 측정된 신호의 스펙트로그램, (b) Root-MUSIC 주파수	
검출 결과, (c) 주파수 검출 후 중앙값 필터를 적용한 결과.....	64
그림 3-31. 거리에 따른 특징벡터의 Fisher score 결과.....	65
그림 3-32. . Fisher score 순위에 따른 특징벡터 개수 별 개별 프레임의 ELM 탐지	
결과, (a) 중앙값 적용 전과 후에 대한 개별 프레임의 최종 정확도, (b)	
중앙값 적용한 결과 중 210m, 310m 그리고 배경음 및 간섭신호에 대한	
개별 프레임 정확도.....	66
그림 3-33. (a) 협대역 간섭 신호와 조화복합음이 순차적으로 나타나는 시험	
신호의 스펙트로그램, (b) MFCC 특징을 이용한 ELM 탐지 결과, (c)	
제안한 특징벡터를 이용한 ELM 탐지 결과, (d) 각 탐지 시점 t_d 에서의	
파워 스펙트럼	67

표 목 차

표 3-1. Biot 모델 입력 매개 변수[8]	36
표 3-2. 특징 및 오류율에 따른 Fisher score	41
표 3-3. 세밀입자에 대한 특징 및 오류율에 따른 Fisher score	43
표 3-4. 해저 매설물체 하부 매질에 따른 100 개 데이터 평균 반사계수	53
표 3-5. ELM 인식을 위한 데이터 정보 및 입력 값	65

제 1 장

서 론

1.1 연구배경

수중에서 음향 에너지는 다른 에너지에 비해 전달이 용이하므로 수중 탐사 및 탐지를 위해 널리 이용되어 왔다. 수중 탐사 및 탐지 분야는 선박 혹은 항만의 안전을 위해 수중 위험 물체를 탐지하고 식별하는 군사적 목적과 함께 해저 지층 탐사 및 해양 환경 모니터링을 위한 목적으로 연구되고 있다. 뿐만 아니라, 육상에서 이동체 탐지 및 저공 비행중인 공중 비행물체 탐지를 위해 진동 센서, 레이더 등의 탐지 시스템과 함께 음향 탐지 기법이 사용되고 있다.

먼저 해저 매설물체 탐지 연구는 주로 배열 소나를 이용해 해저면을 스캐닝 (Scanning)한 후 영상신호를 이용해 정보를 추출하는 방법으로 진행되어 왔다. 해저 매설물체 탐지에는 높은 투과율과 좁은 빔 폭을 가지는 신호 생성이 요구되며, 이를 위해 저주파 고지향 빔 생성을 위한 연구가 진행되고 있다[1-5]. 특히, 음파전달의 비선형성을 이용하여 고유 진동수보다 낮은 저주파 신호를 발생시키는 파라메트릭 배열 (Parametric array) 현상 기반의 고지향 빔 생성 연구가 수행된 바 있다[3-5]. 파라메트릭 배열 현상은 강한 음압의 서로 다른 주 주파수 신호를 동일한 방향으로 방사시킬 때, 비선형 현상에 의해 간접적으로 발생하는 여러 배음 성분 중 이중 주파수의 차인 차 주파수 성분을 의미한다. 위 현상으로부터 생성된 차 주파수 성분은 작은 방사 면적을 갖는 고주파용 트랜스듀서로부터 1 차 주파수의 고지향 특성을 갖고 가장 원거리까지 전파된다. 이는 동일한 주파수 신호를 트랜스듀서에 직접 인가하여 얻어지는 지향성 빔 생성 방법과 비교하여 트랜스듀서의 크기, 질량, 비용 측면에서 큰 이득을 가진다[3-5].

해저 지층 탐사 연구는 해저 지형 탐사에서 퇴적물 식별 연구로 진행되고

있다. 해저 퇴적물 식별 연구는 크게 절대적 물성 추정과 상대적 수치비교를 기반으로 하는 연구로 구분할 수 있다. 절대적 물성 추정 기반의 경우 해저성분의 음향 특성에서 물리적 성분을 추정함으로써 매질을 분류하고 식별하는 방법이다[6-8]. 예를 들면, 매질의 반사계수를 통해 공극률을 도출하고, 공극률로부터 입자 크기를 유추함으로써 해저 성분을 인식할 수 있다. 이러한 방법은 매우 일반적인 퇴적물 식별 방법으로 해저 지층 탐사 연구에 널리 사용되어 왔다. 그러나 이러한 방법은 물리적 특성을 추정하는 데 오차가 포함될 수 있으므로 절대치에 대한 신뢰도의 문제가 발생할 수 있으며, 식별을 위한 충분한 차원이 확보되지 못하여 식별 성능에 한계를 갖는다. 상대적 수치 비교에 의한 식별 방법의 경우 매질에 대한 음향신호의 신호적 특성을 이용하여 매질의 서로 다른 것을 구분해 내는 접근 방법이다[9, 10]. 최종적으로 클러스터링을 이용하여 서로 다른 퇴적물이 어떻게 분포되어 있는지를 파악하는 목적으로 사용된다.

무인항공기(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)는 임무를 수행하는데 있어 인명의 손실이 없고 경제성이 뛰어나 세계 각국에서 주목받는 무기체계이다. 이러한 무인항공기는 작은 크기에 운용 고도가 낮고 비교적 느린 속도를 가져 레이더를 이용한 탐지에 어려움을 갖는다. 이와 같은 이유로 무인항공기로부터 발생하는 음향신호를 추가적인 탐지 정보로 이용하기 위한 연구가 진행되고 있으며, 기존의 연구에서는 필터뱅크 기반의 특징을 이용한 바 있다[11-13].

1.2 연구내용

신호원으로부터 발생하는 음향신호는 주파수에 따라 서로 다른 전파 거리, 투과성, 빔 폭 등을 가진다. 그러므로, 탐지 및 식별에 있어 다중 대역 음향신호를 사용할 시 취득 정보 확장과 함께 성능 향상을 기대할 수 있다. 본 논문에서는 다중 주파수 대역을 이용한 은닉된 물체 탐지 시스템 및 음향 식별 알고리즘을 제안하고 성능을 평가한다.

제 2 장에서는 파라메트릭 배열 현상 기반 다중 주파수 대역 음향 신호를 생성하고, 이를 이용하여 은닉 물체에 대한 탐지 시스템을 제안한다. 파라메트릭 배열 현상은 앞서 언급한 바와 같이 비선형 현상에 의해 간접적으로 형성되는 고지향 저주파 신호를 의미한다. 파라메트릭 배열 현상에 의한 고지향 저주파 신호 생성을 위해 강한 음압의 이중대역 고주파 신호가 요구되며, 이와 같이 생성된 서로 다른 주파수 대역의 음향신호는 각기 다른 특성을 갖는다. 본 논문에서 제안하는 탐지 시스템은 수직방향 C-scan 을 통한 영상신호를 기반으로 하며, 서로 다른 주파수 대역의 신호는 깊이에 따른 다른 영상정보를 제공한다. 본 논문에서는 파라메트릭 배열 기반 다중 주파수 대역 탐지 시스템을 구축하고 공기 중 천에 의해 은폐된 물체 탐지 실험과 해저 매설물체 탐지 실험을 통해 성능을 평가한다.

제 3 장에서는 다중 대역 음향신호를 이용하여 해저 퇴적물 식별 알고리즘, 해저 강성체(rigid body) 하부 매질 추정 기법, 무인기 식별 알고리즘을 제안하고 모의실험과 실험을 통해 검증한다. 먼저, 해저 퇴적물은 종류에 따라 각기 다른 음향 감쇠계수를 가지며, 이는 주파수에 따른 함수로 표현된다. 본 논문에서는 이러한 특성을 이용하여 해저 퇴적물 특징추출 알고리즘을 제안하고 모의실험을 통해 이를 평가한다. 뿐만 아니라, 해저 강성체는 음향신호에 대해 특정 주파수에서 공진을 가지며 매설물체의 하부 매질에 따라 다른 반사계수를 가진다. 이를 기반으로 강성체의 하부 매질 추정 기법을 함께 제안한다. 추가적으로, 본 논문에서는 무인기 식별 알고리즘을 제안하고 실험을 통해 성능을 평가한다. 무인기 신호는 엔진에 의한 정수 배의 고조파를 가지는 것이 주요 특징이며, 제안하는 식별 알고리즘은 이러한 정수 배 관계를 이용한

특징추출을 기반으로 한다.

끝으로, 제 4 장에서 결과에 대한 토의 및 향후 연구에 대해 기술하는 것으로 결론을 맺는다.

제 2 장

다중 대역 물체 탐지

은폐 및 매설된 물체에 대한 탐지 기술은 치안 및 군사적 보안 등을 위해 여러 분야에서 요구되고 있다. 먼저 오늘날 공기 중 은폐 물체 탐지 기술은 주로 X 선을 이용하여 구축된다. 하지만 X 선은 장시간 노출 시 방사선의 누적으로 인해 질병으로 이어질 수 있다. 특히, 공항과 병원 등 X 선을 운용하는 장소에서 종사자들의 장시간 간접 노출 문제가 제기되고 있다. 이러한 이유로 인체에 무해한 은폐 물체 탐지 장비 개발의 필요성이 대두되고 있다. 본 논문에서는 인체에 무해한 은폐 물체 탐지를 목적으로 시스템 개발의 기초를 제공하고자 음향신호를 사용하였다. 음향신호는 X 선과 달리 인체에 무해하지만 공기 층에 의한 감쇠가 심하고 투과율이 낮아, 영상의학 등의 분야에서는 주로 초음파 센서에 매칭오일을 사용하는 접촉 방식의 탐지기법을 적용한다. 이와 같이 음향신호는 X 선과 비교하여 공기 중 낮은 투과율과 해상도를 가지며, 이러한 문제를 보완하기 위해 높은 투과율을 가지는 저주파 신호와 좁은 빔폭의 고지향성 신호 생성이 요구된다. 따라서 본 논문에서는 파라메트릭 배열 현상을 기반으로 고 지향성 저주파 신호를 생성하고, 이를 이용한 공중용 은폐 물체 탐지 시스템을 제안한다.

해저 매설 물체 탐지 기술은 배열소나를 이용해 해저면을 스캐닝한 후 영상신호를 이용해 정보를 추출해 내는 방법을 주로 택한다. 이때, 음파는 해저 퇴적물의 흡음계수에 따른 전달 손실을 가진다. 흡음계수는 주파수에 대한 함수로 표현가능하며, 일반적으로 주파수가 높을수록 저주파와 비교하여 상대적으로 큰 흡음계수를 가진다[8]. 그러므로 해저 퇴적층 내 매설 물체 탐지에는 저주파 대역의 신호가 적합하며, 파라메트릭 배열 현상 기반의 고지향 저주파를 사용하여 고 해상도의 영상 정보를 취득할 수 있다. 또한 다중 주파수 대역 신호를 사용함으로써 깊이에 따른 고 해상도 정보를 얻을 수 있다.

2.1 다중 대역 신호처리

본 논문에서 제안하는 시스템은 고주파 트랜스듀서 배열을 이용하여 파라메트릭 배열 신호를 생성한다. 파라메트릭 배열 신호는 강한 음압의 이중 1 차 주파수 (f_1, f_2)를 동일한 방향으로 방사시킬 때 비선형 현상에 의해 간접적으로 발생하는 여러 배음성분 중 $|f_1 - f_2|$ 의 차 주파수 성분을 의미한다. 위 현상으로부터 생성된 차 주파수 성분은 작은 방사 면적을 갖는 고주파용 트랜스듀서로부터 1 차 주파수의 고 지향 특성을 가지고 가장 원거리까지 전파된다. 이는 동일한 주파수 신호를 트랜스듀서에 직접 인가하여 얻어지는 지향성 빔 생성 방법과 비교하여 트랜스듀서의 크기, 질량, 비용 측면에서 큰 이득을 갖는다[4, 5]. 이렇게 생성된 신호는 높은 거리 분해능을 얻기 위해 주로 사용되는 Chirp 펄스 형태를 가진다. 송신 Chirp 펄스의 파형은 순시 주파수 함수와 포락선의 가중치를 적용하여 생성할 수 있으며, 음파 전달의 비선형성에 의해 간접적으로 발생하는 파라메트릭 배열 신호의 Chirp 펄스 파형은 1 차 주파수의 파형에 의해 설계될 수 있다. 파라메트릭 배열 Chirp 신호 생성을 위한 1 차 주파수 신호 $u_c(t)$ 는 다음과 같이 생성 될 수 있다.

$$u_c(t) = A_1 \cos(2\pi f_1 t) + A_2 \cos(2\pi f_0 t + \pi \alpha_c t^2) \quad (2.1)$$

$$\alpha_c = \frac{f_c - f_0}{T}, \quad 0 \leq t \leq \tau_c$$

식 (1)에서 τ_c 는 신호의 펄스 폭, f_1 은 단일 1 차 주파수, f_0 와 f_c 는 Chirp 펄스를 가지는 1 차 주파수 신호의 최소 주파수와 최대 주파수를 나타낸다. 또한 α_c 는 Chirp rate 이며 Chirp 신호의 주파수 Sweep 폭과 f_0 에서 f_c 까지 Sweep 에 소요되는 시간 T 의 비로 계산된다. 그림 2-1 은 파라메트릭 배열 현상에 의한 Chirp 신호 생성 개념도를 보여준다. 여기서 1 차 주파수 신호 $u_c(t)$ 에 의해 발생하는 차 주파수 신호는 $|f_1 - f_0|$ 에서 $|f_1 - f_c|$ 로 Sweep 하는 Chirp 파형을 가짐을 알 수 있다.

최종적으로 차 주파수 송신신호 $s_d(t)$ 는 1 차 주파수 신호 $u_c(t)$ 에 포락선

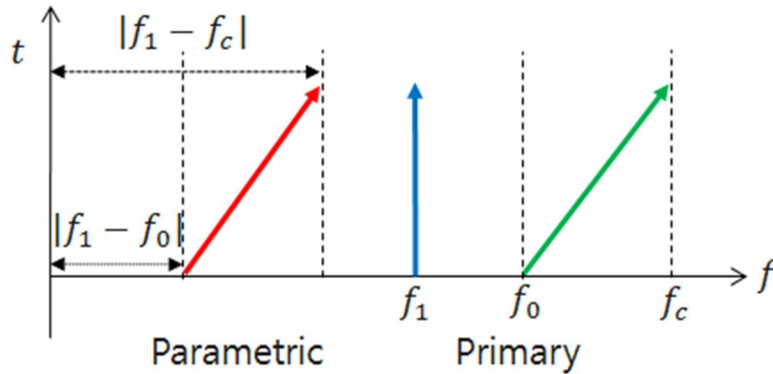


그림 2-1. 파라메트릭 배열 Chirp 신호 생성을 위한 개념도

함수 $w(t)$ 를 곱한 변조된 1 차 주파수 신호 $s(t)$ 에 의해 구현되며, 변조된 1 차 주파수 신호 $s(t)$ 는 식 (2.2)와 같다.

$$s(t) = w(t)u_c(t) \quad (2.2)$$

본 논문에서 $w(t)$ 는 실험환경 내에서 가장 높은 에너지 효율을 가지는 함수로 설정하였으며, 이는 음파 전달 매질에 따라 공기 중 8 차 Sine-Square 함수, 수중 Blackman Harris 함수이다. 이와 같이 만들어진 Chirp 신호는 Dechirp 과정을 통해 신호 대 잡음비 (Signal to Noise Ratio, SNR)를 개선하고 거리 분해능을 향상시킬 수 있으며, Dechirp 과정은 펄스 압축 성능을 가지는 정합필터 처리로 구현된다. 정합필터는 시간 영역 또는 주파수 영역에서 적용 가능하며, 본 논문에서는 시간 영역 모델을 이용하여 정합필터를 적용한다. 수신신호 $r(t)$ 와 차 주파수 송신신호 $s_a(t)$ 에 대하여 시간 영역에서 정합필터 출력 $y(t)$ 는 식 (2.3)과 같이 계산된다.

$$y(t) = r(t) * s_a^*(t) \quad (2.3)$$

여기서 *은 켈레복소수 (Complex conjugate)를 나타낸다. 정합필터 출력 $y(t)$ 는 펄스 압축 성능으로 식 (2.4)와 같은 거리 분해능 ΔR 을 가지며, 식 (2.5)의 신호 대 잡음비 이득 G_{dB} 를 갖는다.

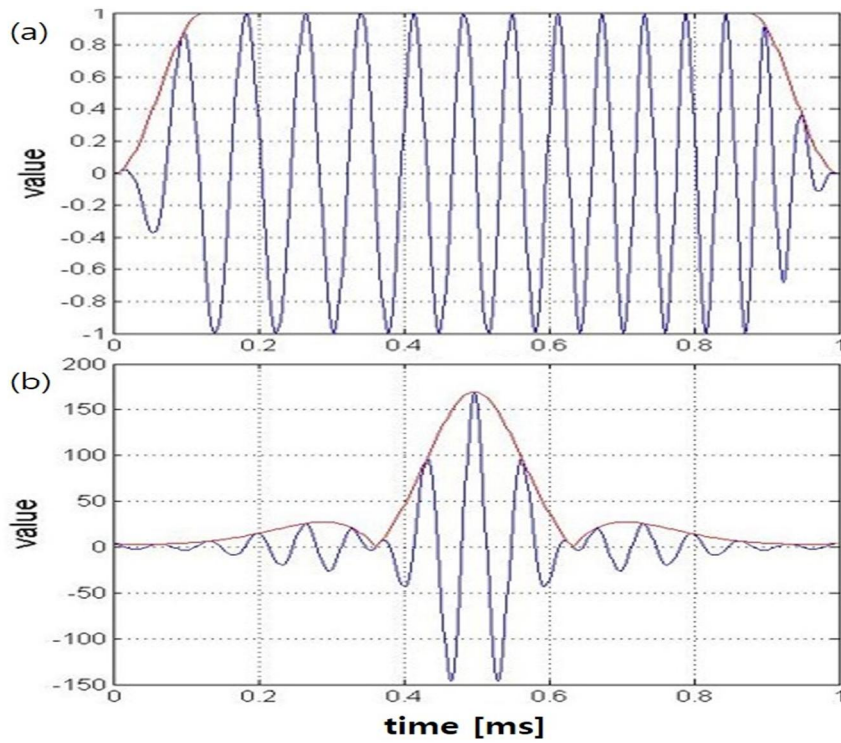


그림 2-2. Chirp 신호의 송·수신 파형, (a) 송신신호, (b) 정합필터 출력

$$\Delta R = \frac{c}{2BW} \quad (2.4)$$

$$G_{dB} = 20 \log_{10}(BW) + 20 \log_{10}(T) \quad (2.5)$$

여기서 c 는 공기 중 음속, BW 는 신호의 대역폭, T 는 펄스 길이를 나타낸다. 이때, c 는 일반적으로 340m/s 라고 가정한다. 그림 2-2 는 위와 같은 처리에 의한 10~20kHz 의 1ms 펄스 길이를 갖는 차 주파수 송신신호 $s_d(t)$ 와 정합필터 출력 $y(t)$ 의 예시를 보여준다. 그림 2-2 (a)의 신호는 Dechirp 과정을 통해 그림 2-2 (b)와 같이 펄스 압축 성능을 가질 수 있으며, Dechirp 처리 전 0.17m ($cT/2$)의 거리 분해능과 비교하여 10 배 향상된 0.017m 의 거리 분해능을 얻을 수 있다. 또한 식 (2.5)에 의해 20dB 신호 대 잡음비 이득을 갖는다.

2.2 공중용 은폐 물체 탐지 시스템

2.2.1 공중용 탐지 시스템

파라메트릭 배열 현상을 이용하여 차 주파수 신호를 효율적으로 생성하기 위해서는 광대역 초음파 트랜스듀서 또는 다 공진 초음파 트랜스듀서가 요구된다. 또한 차 주파수 신호의 음압은 직접 방사되는 1 차 주파수 신호보다 약 30dB 이상 낮게 측정되어 음압 이득을 위한 센서 배열 설계가 요구된다[14]. 차 주파수 신호 생성을 위해 본 논문에서는 150kHz 의 공진 주파수와 18kHz 의 대역폭을 가지는 MASSA 사의 TR-2436/150 소자를 이용하여 송신 센서 배열을 구성하였다. 여기서 송신 센서 배열은 소자 16 개를 이용하여 8×2 배열로 구성된다. 또한 신호 수신을 위해 G.R.A.S 사의 40AM 마이크로폰을 사용하였다. 그림 2-3 은 차 주파수 신호 생성을 위한 송신 센서 배열 및 수신 센서를 보여준다. 위 송신 센서는 DSP 보드에서 디지털 신호를 아날로그 신호로 변환하고, 전력증폭기(VP1000, Reson, UK)에 의해 증폭된 후 DSP 보드에서 변환되고 Matlab 을 이용해 Dechirp 처리를 한다.

음파전달의 비선형성에 의해 생성되는 차 주파수의 가상음원은 감쇠거리(Absorption range)와 회절거리(Rayleigh distance)의 음향학적 설계인자로부터 계산된다. 감쇠거리 R_A 는 차 주파수 가상음원이 선 배열 형태로

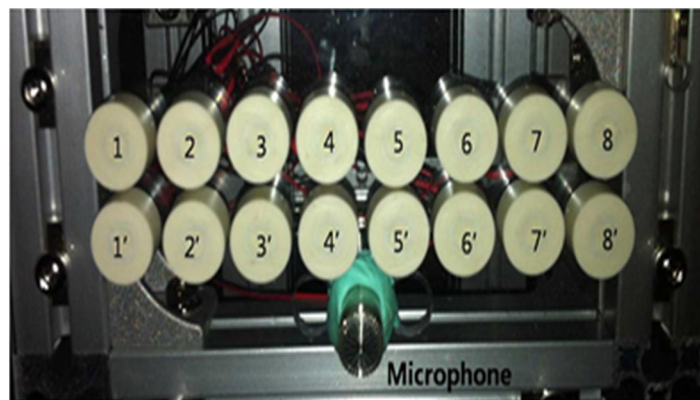


그림 2-3. 차 주파수 신호 생성을 위한 송신 센서 배열 및 수신 센서

누적되는 구간을 의미하며[15, 16], 1 차 주파수 평균 $(f_p - (f_1 + f_2)/2)$ 의 흡음계수 α_p 의 역수로 식 (2.6)과 같이 표현된다.

$$R_A = 1/\alpha_p \quad (2.6)$$

$$\frac{\alpha_p}{P_s} = \frac{F^2}{P_{s0}} \left[1.84 \times 10^{-11} \left(\frac{T}{T_0} \right)^{\frac{1}{2}} + \left(\frac{T}{T_0} \right)^{-\frac{5}{2}} \left(0.01278 \frac{e^{-2239.1}}{T(F_{r,0} + \frac{F^2}{F_{r,0}})} + 0.1068 \frac{e^{-\frac{3552}{T}}}{F_{r,N} + \frac{F^2}{F_{r,N}}} \right) \right]$$

여기서 흡음계수 α_p 의 계산은 Bass 모델을 사용하였다[17]. Bass 모델은 대기에서의 흡음계수를 계산하며, 기압 P_s , 기온 T 에 대한 인자가 요구된다. 위 식 (6)에서 P_{s0} 는 기압의 기준 값 1atm, T_0 는 기온의 기준 값 273.16K를 나타낸다. 또한 F , $F_{r,0}$, $F_{r,N}$ 은 기압에 의해 조정된 주파수를 나타낸다. 이때, $F_{r,0}$ 와 $F_{r,N}$ 은 산소와 질소와의 관계를 반영한다[17].

회절거리 R_R 은 근거리 음장과 원거리 음장의 경계이며 식 (2.7)과 같이 계산된다[14, 15].

$$R_R = k_p a^2 / 2 \quad (2.7)$$

여기서, k_p 는 f_p 의 파수, a 는 트랜스듀서의 반경을 의미한다. 회절거리를 벗어난 차 주파수 가상음원은 누적되지 않으며 확산현상에 의해 감소된다[14].

본 논문에서는 구현된 송신 센서 배열에 1 차 주파수 150kHz와 165kHz를 이용하여 15kHz의 차 주파수 신호를 생성한다고 가정하고, 등가 음원 반경 4.51cm를 고려하여 R_A 와 R_R 을 계산하였다. 계산 결과, 식 (2.6)과 (2.7)에 의해 각각 $R_A = 1.76m$, $R_R = 2.92m$ 의 거리를 가지는 것을 확인하였다. 또한 센서 배열에 따른 송신 빔 형상을 확인하기 위해 위와 같은 15kHz의 차 주파수 신호를 이용하여 수신 거리 1.7m에서 빔 패턴을 측정하였다. 측정은 -20° 에서 20° 범위 내 수평 배열(소자 8개)과 수직 배열(소자 2개)에 따라 진행하였다. 그림 2-4는 측정된 빔 패턴을 보여준다. 그림 4에서 -6dB를 기준으로 수평방향

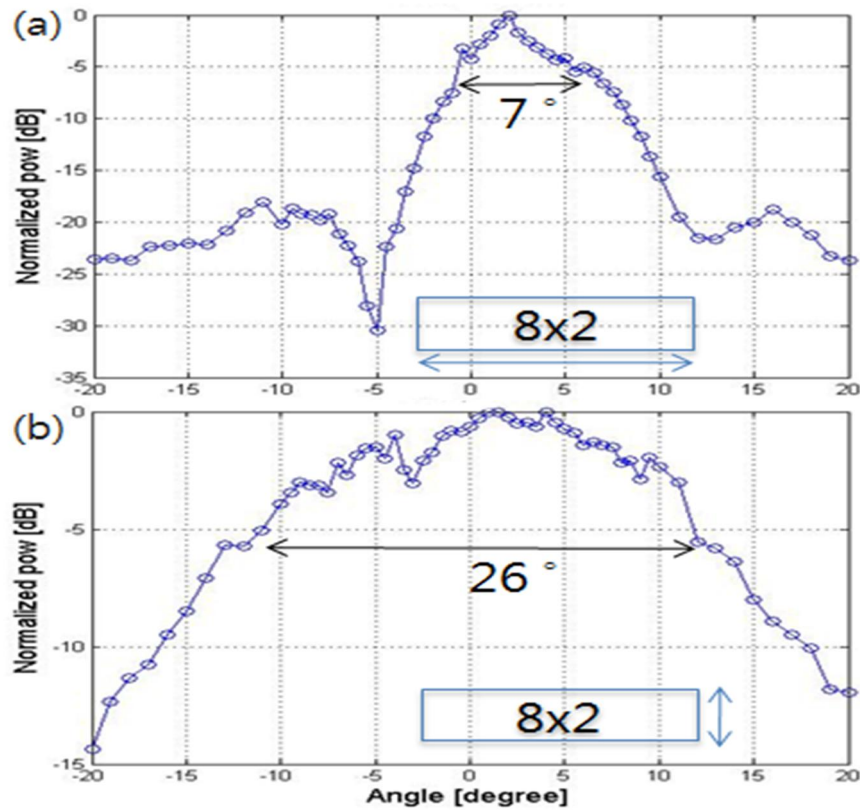


그림 2-4. 송신 센서 배열의 (a) 수평방향 및 (b) 수직방향 빔 패턴

빔폭은 약 7°, 수직방향 빔폭은 약 26°를 가지는 것을 확인할 수 있다.

물체 탐지 및 가시화를 위해 그림 2-5 와 같이 2 개의 선형 스테이지(M50, Thomson, USA)를 이용하여 송·수신 센서가 장착된 2 축 구동 제어 장치를 제작하였다. 제작된 실험 장치는 선형 스테이지, 스텝 모터, LM 가이드, 알루미늄 프로파일 구조물 등으로 구성된다. 또한 2 축 구동 제어를 위해 컨트롤 박스와 PC 를 기반으로 스텝 모터를 구동한다. 위 실험 장치는 가로 3.8m, 세로 2.5m 의 탐지 범위를 가지며 약 2.6cm 단위로 이동한다. 이때, 최대 이동 속도는 10.4cm/s 이다. 본 실험에서는 도플러 영향을 제거하기 위해 측정지점에서 정지하여 Chirp 신호를 송신하고 측정 신호를 수신하는 방법을 사용하였다. 끝으로, 본 논문에서 제안하는 파라메트릭 배열을 이용한 탐지 시스템은 PC, 송·수신 센서, DSP 보드, 송·수신 증폭기, 2 축 구동 제어 장치로 구성되며, 이러한 구성에 대한 개념적인 동작은 그림 2-6 의 파라메트릭 배열을 이용한 탐지 시스템 블록도와 같다.

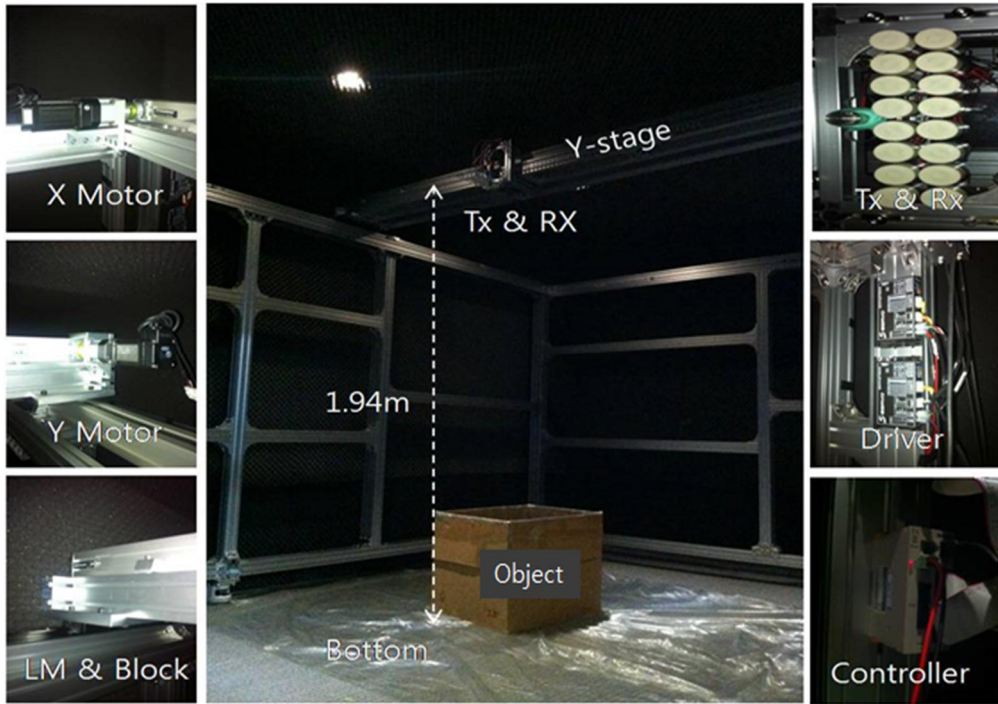


그림 2-5. 실험을 위한 2축 구동 제어장치

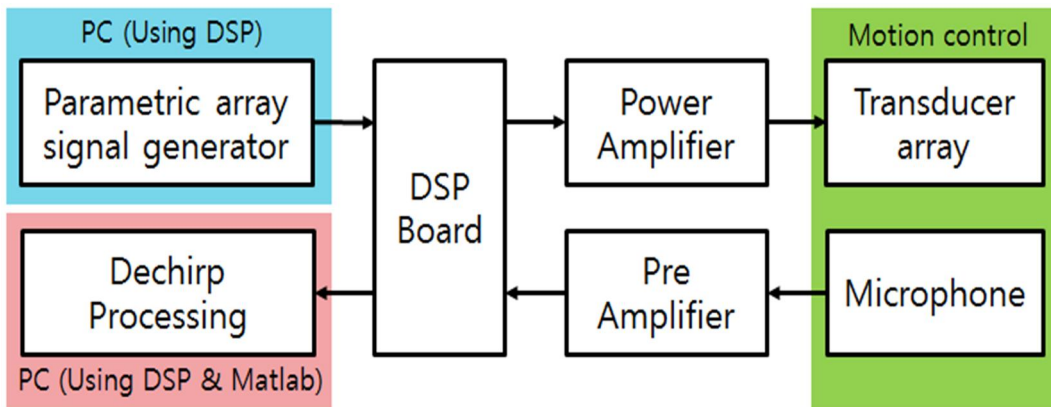


그림 2-6. 파라메트릭 배열을 이용한 탐지 시스템 블록도

2.2.2 은폐 물체 탐지 실험 및 결과

제안된 파라메트릭 배열 현상을 이용한 은폐 물체 탐지 시스템의 검증을 위해 천으로 은폐된 동판과 파이프의 탐지 실험을 진행하였다. 실험은 그림 2-7 과 같이 송·수신 센서를 격자형 이동하여 수행하였다. 본 논문에서는 은폐 물체에 대한 A-scan, B-scan, C-scan 데이터를 추출한다. A-scan 은 탐지 지점에서 시간에 대한 송·수신 신호의 표현 방법이며, B-scan 은 1 축 방향으로 A-scan 을 반복하여 물체의 단면적을 표현하는 선형 Scanning 기법이다. 또한 C-scan 은 2 축 방향의 수신 신호를 표현하여 물체의 형상을 확인하는 평면 Scanning 기법을 의미한다.

실험환경은 그림 2-8 과 같이 구성되었다. 송·수신 센서로부터 1.1m 거리에

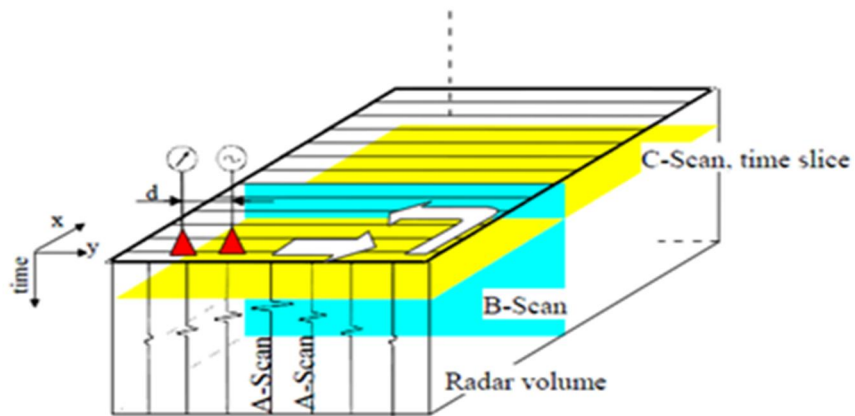


그림 2-7. 물체 탐지를 위한 실험 시나리오

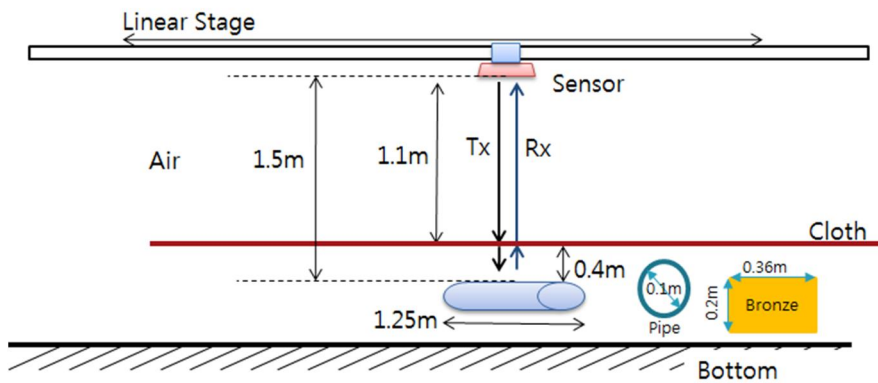


그림 2-8. 은폐 물체 탐지 실험

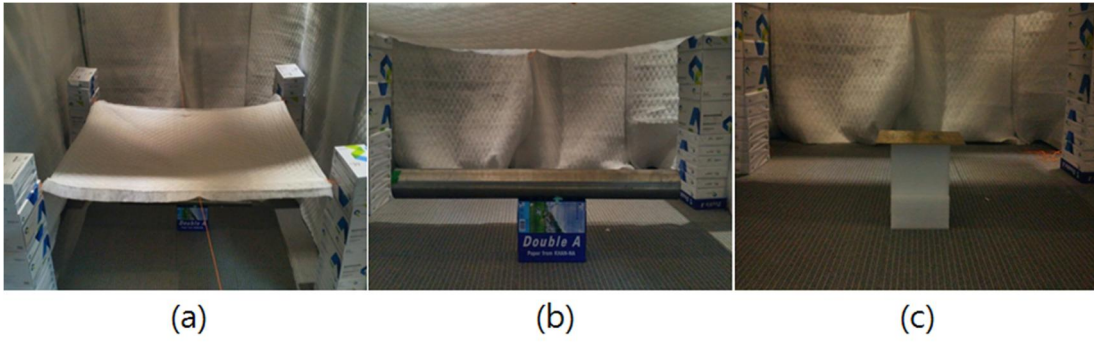


그림 2-9. 은폐 물체 설치 사진. (a) 천, (b) 파이프, (c) 동판

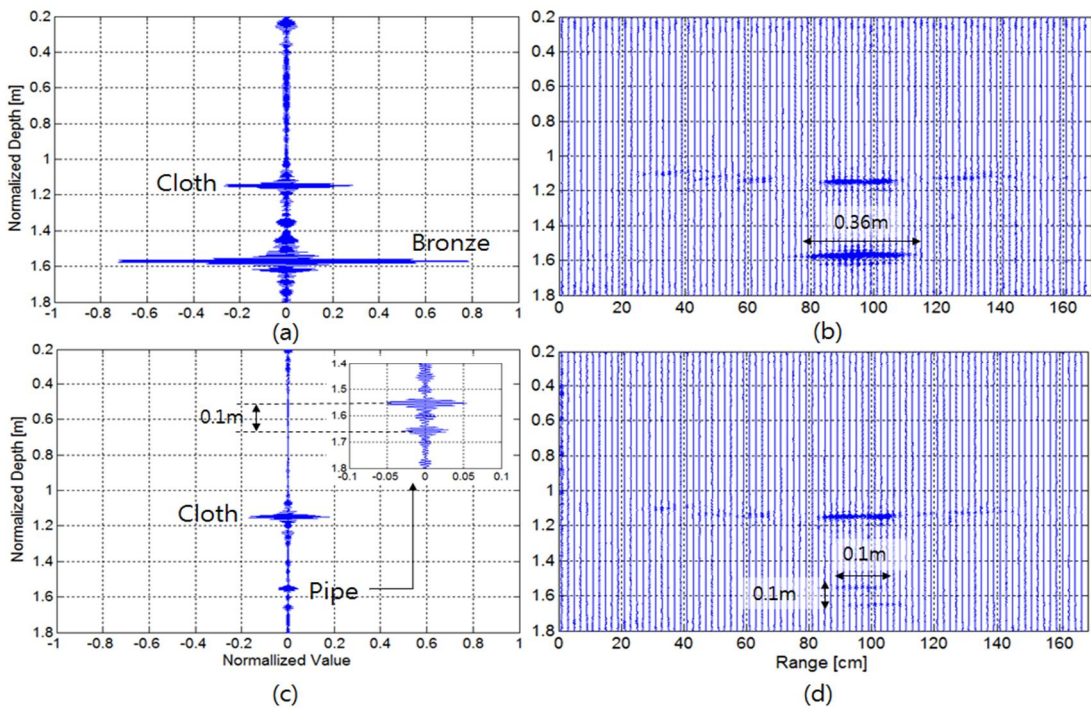


그림 2- 10. 은폐 물체에 대한 A-scan 과 B-scan 결과. (a) 동판에 대한 A-scan 결과, (b) 동판에 대한 B-scan 결과, (c) 파이프에 대한 A-scan 결과, (d) 파이프에 대한 B-scan 결과

물체 은폐를 위한 천을 설치하였다. 천으로부터 0.4m 거리에는 탐지 목표물인 파이프와 동판이 위치한다. 여기서 파이프는 1.25m 길이에 0.1m 직경을 가지며 스테인레스 재질로 구성된다. 또한 동판은 가로 0.35m, 세로 0.2m 크기의 2mm 두께를 가진다. 그림 2-9는 실험을 위한 은폐 물체 설치 환경을 보여준다.

위 실험 환경 내에서 파라메트릭 배열 현상을 이용하여 차 주파수 Chirp

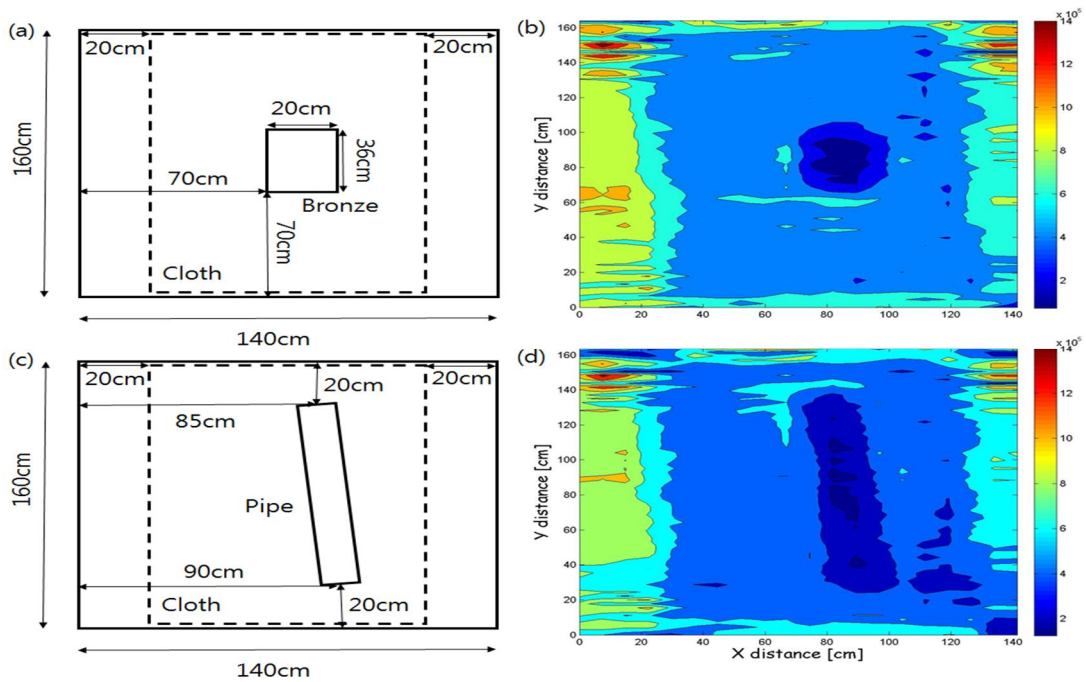


그림 2- 11. 은폐 물체에 대한 C-scan 결과. (a) 동판 설치 위치, (b) 동판에 대한 C-scan 결과, (c) 파이프 설치 위치, (d) 파이프에 대한 C-scan 결과

신호를 생성하고 은폐 물체를 탐지하였다. 차 주파수 신호는 10kHz 에서 20kHz 로 sweep 하는 Chirp 신호이며, f_1 은 150kHz, f_0 는 160kHz, f_c 는 170kHz 로 설정하고 식 (2.1)과 같이 1 차 주파수 신호를 이용하여 간접적으로 생성하였다. 또한 식 (2.2)와 같이 포락선 함수를 적용하였다. 이때 $w(t)$ 는 앞서 언급한 바와 같이 8 차 Sine-Square 함수이다. 수신신호는 식 (2.3)과 같은 Dechirp 처리 과정을 거쳐 A-scan, B-scan, C-scan 으로 표현하였다. 그림 2-10 은 은폐된 동판과 파이프에 대한 A-scan 과 B-scan 결과를 보여준다. 그림 2-10 의 신호 크기는 A-scan 과 B-scan 의 모든 측정 데이터로부터 송신신호를 제외한 가장 큰 신호의 크기를 기준으로 정규화하여 표현하였다. 이때, 세로 축은 깊이를 나타내며, (a)와 (c)의 가로 축은 정규화된 신호 세기, (b)와 (d)의 가로축은 B-scan 이동거리를 나타낸다.

위 결과에서 송·수신 센서로부터 약 1.14m 깊이에서 천에 의한 반사신호가 수신되고, 이후 약 1.56m 와 1.54m 깊이에서 은폐된 동판과 파이프에 대한 반사신호가 천을 투과하고 수신됨을 볼 수 있다. 이때, 송신 신호 대비 수신

신호의 크기 비는 천 0.23, 동판 0.65, 파이프 0.05 이다. 이는 송·수신 센서에서 천까지 1.1m, 동판과 파이프까지 1.5m 깊이와 유사하며, 동판과 파이프 각각 30 번, 총 60 번 A-scan 실험을 한 결과 평균 제곱 오차 (Mean Square Error, MSE)는 천은 0.0018, 은폐 물체는 0.0015~0.0065 의 오차를 갖는다.

그림 2-10 의 (b)에서 동판에 대한 스캔 방향은 동판의 가로 방향으로, 측정된 동판의 길이는 실제 동판의 가로 길이 36cm 와 유사함을 확인할 수 있다. 또한 그림 2-10 의 (c)에서 파라메트릭 배열 현상에 의한 차 주파수 신호는 공기 중 유한한 두께의 층에 대해 높은 투과율을 가짐으로써 실험에 사용된 파이프의 이층 구조가 탐지되는 것을 확인할 수 있다. 파이프에 대한 탐지 실험은 파이프의 길이방향을 가로질러 진행되었으며, 그림 2-10 의 (d)에서 파이프의 직경 약 0.1m 가 나타남을 볼 수 있다. 그림 2-11 은 은폐된 물체를 가시화한 C-scan 이미지 출력 결과를 보여준다. 여기서 C-scan 출력 깊이는 약 1.5m 이다. 그림 2-11 의 (a)와 (b)의 은폐된 동판 탐지 실험에서 천 아래 은폐된 동판에 의한 반사 신호로부터 동판의 이미지가 출력됨을 볼 수 있다. 또한 (c)와 (d)에서 은폐된 파이프 윗면의 이미지가 가시화됨을 확인할 수 있다. 위 결과에서 검출된 동판의 면적은 0.087m^2 으로 실제 동판의 면적 0.072m^2 과 0.015m^2 차이를 보인다. 또한 검출된 파이프 윗면의 면적은 0.171m^2 으로 실제 파이프 윗면의 면적 0.125m^2 와 0.046m^2 차이를 가졌다.

2.3 해저 매설물체 탐지 시스템

2.3.1 수중 탐지 시스템 구축

본 절에서는 다중대역 신호를 이용하여 매설물체를 탐지하고 가시화하여 대략적인 형상을 확인한다. 음파는 거리와 흡음계수에 따른 전달 손실을 가진다. 이때, 흡음계수는 주파수에 대한 함수로 표현가능하며, 일반적으로 주파수가 높을수록 저주파와 비교하여 상대적으로 큰 흡음계수를 가진다. 이와 같은 현상은 공극을 가지는 해저 퇴적물에서도 유사하게 나타난다. 그러므로 해저 퇴적층 내 매설물체 탐지에는 저주파 대역의 신호가 적합하며, 다중대역 신호를 사용함으로써 깊이에 따른 고 해상도 정보를 취득 가능하다.

매설물체 탐지를 위해 Benthowave 사의 BII-7541 과 BII-7013 트랜스듀서 배열을 이용하여 22.5~30kHz, 80~90kHz, 207.5~215kHz 의 다중대역 Chirp 신호를 생성하였다. 여기서, 22.5~30kHz 는 식 (2.1)에서 $f_1 = 185kHz$, $f_0 = 207.5kHz$, $f_c = 215kHz$ 일 때 생성되는 파라메트릭 배열 현상에 의한 차 주파수 신호이다. 전체적인 신호 송수신 시스템은 2.2 절의 그림 2-6 과 같으며, DSP Board 와 Power Amplifier 는 PXI-1042Q 와 Benthowave 사의 BII-5002, BII-2101, BII-6002 로 구성된 증폭기로 대체되었다. 또한 신호 수신을 위한 마이크로폰은 TC-4013(Teledyne



그림 2-12. 다중대역 신호 생성 및 수신을 위한 센서 배열

Reson) 하이드로폰 배열로 대체된다. 그림 2-12 는 다중대역 Chirp 신호 생성을 위한 트랜스듀서 배열과 신호 수신을 위한 하이드로폰 배열을 보여 준다.

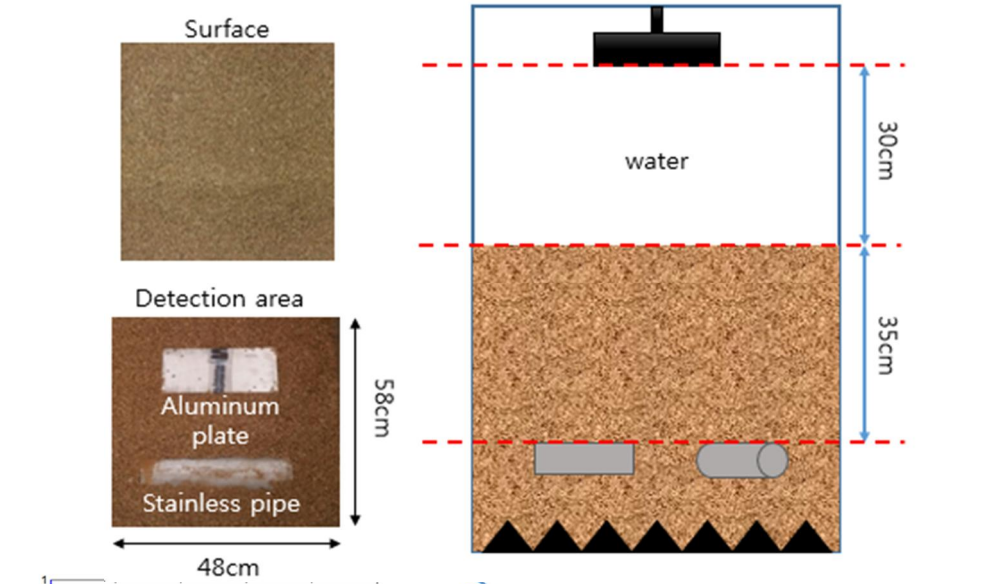


그림 2-13. 매설물체 C-scan 탐지 실험 구성

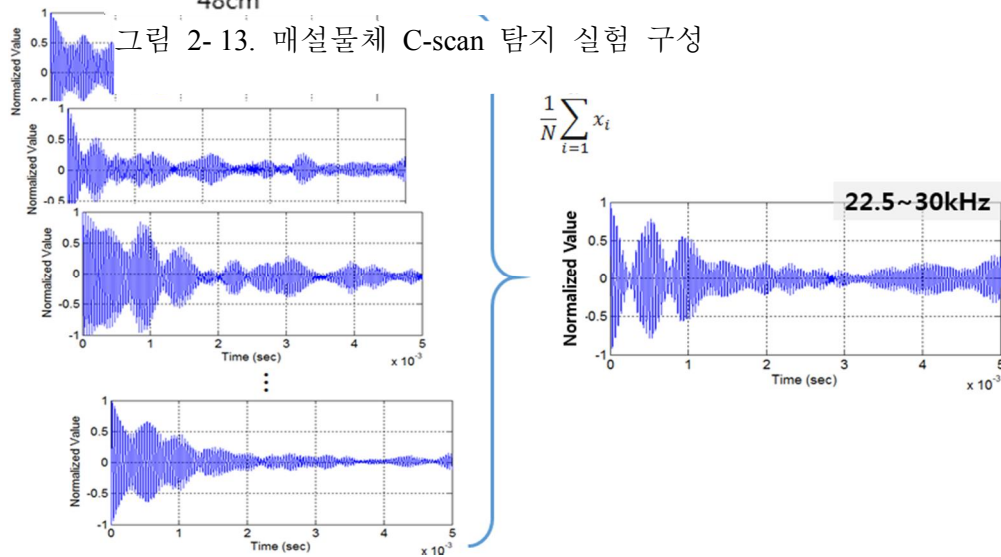


그림 2-14. 차 주파수 신호 처리 예시

주파수 대역에 따른 매설물체 탐지 성능 평가와 물체의 형상 가시화를 위해 자갈에 의해 매설된 알루미늄 철판과 스테인레스 파이프에 대한 C-scan 실험을 진행하였다. 실험은 다중경로 수신과 바닥 반사를 최소화하기 위해 벽면에 100T 두께의 흡음재와 바닥면에 70T 폴리에스테르 재질의 삼각뿔이 부착된 1 × 0.85 × 1 [m] (가로 × 세로 × 높이) 수조에서 진행되었다. 이때, 센서와 퇴적 표층과의 거리는 30cm 이며, 표층으로부터 매설물체의 깊이는 35cm 이다. 그림 2-

13 은 매설물체 탐지 실험 구성을 보여준다. 그림 2-13 에서 탐지 가능 영역(Detection area)은 Scanning 을 위한 센서 치구 및 Linear guide 에 의한 C-scan 가능 영역을 의미한다.

파라메트릭 배열에 의한 차 주파수 신호는 비선형 현상에 의해 간접적으로 생성되는 신호로 직접 방사신호와 비교하여 일정 거리 진행되어야 안정된 음압을 갖는다. 그러므로 차 주파수 신호를 이용한 단 거리 내 반사신호 수신은 어려움이 있다. 본 논문에서는 이를 보완하기 위해 N 개의 차 주파수 신호 펄스의 평균을 취하여 단 거리 반사신호 수신에 성능을 개선하였다. C-scan 실험을 위한 펄스 개수 N 은 10 개로 설정하였다. 그림 2-14 는 10ms 펄스 길이를 가지는 22~30kHz 의 차 주파수 신호의 처리 예시를 보여준다.

2.3.2 매설물체 탐지 실험 및 결과

제안된 다중대역 매설물체 탐지 시스템의 검증을 위해 센서를 가로, 세로 5mm 간격씩 탐지 가능 영역 내 격자형으로 이동하면서 신호를 송·수신하였다. 그림 2-15 는 C-scan 실험 및 처리 과정을 보여주며, 그림 2-16 은 C-scan 실험 결과를 보여준다.

그림 2-16 은 모두 정규화 과정을 거쳐 취득되었다. 위 그림 (a)에서 207.5~215kHz 의 퇴적 표층에 대한 C-scan 이미지를 확인 할 수 있으며, (b)의 22.5~30kHz 매설물체 밑면의 C-scan 이미지에서는 퇴적 입자에 의한 Scattering 에 의해 물체의 형상을 확인할 수 없다. 반면 (c), (d), (e)에서 207.5~215kHz 의 고주파 대역에서는 퇴적물의 높은 감쇠계수로 인해 매설 물체를 확인할 수 없으며, 80~90kHz 와 22.5~30kHz 에서 매설 물체의 형상을 확인 할 수 있다. 또한 상대적으로 낮은 주파수 대역을 가지는 차 주파수 대역의 C-scan 결과에서 상대적으로 선명한 물체의 형상을 얻을 수 있었다.

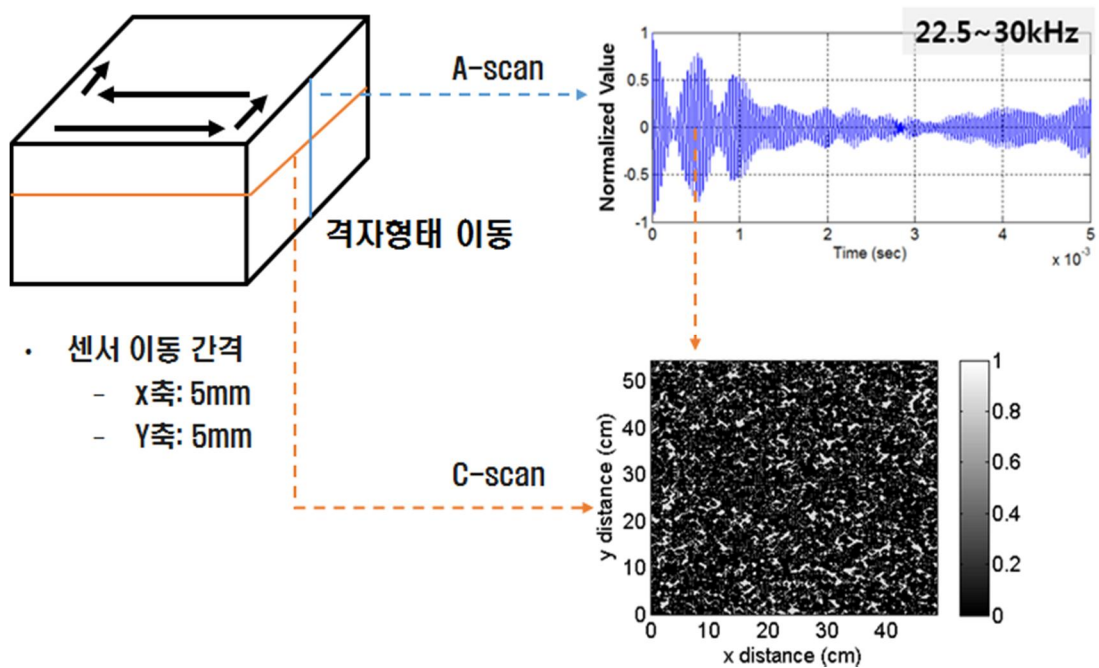


그림 2-15. C-scan 실험 및 처리 과정

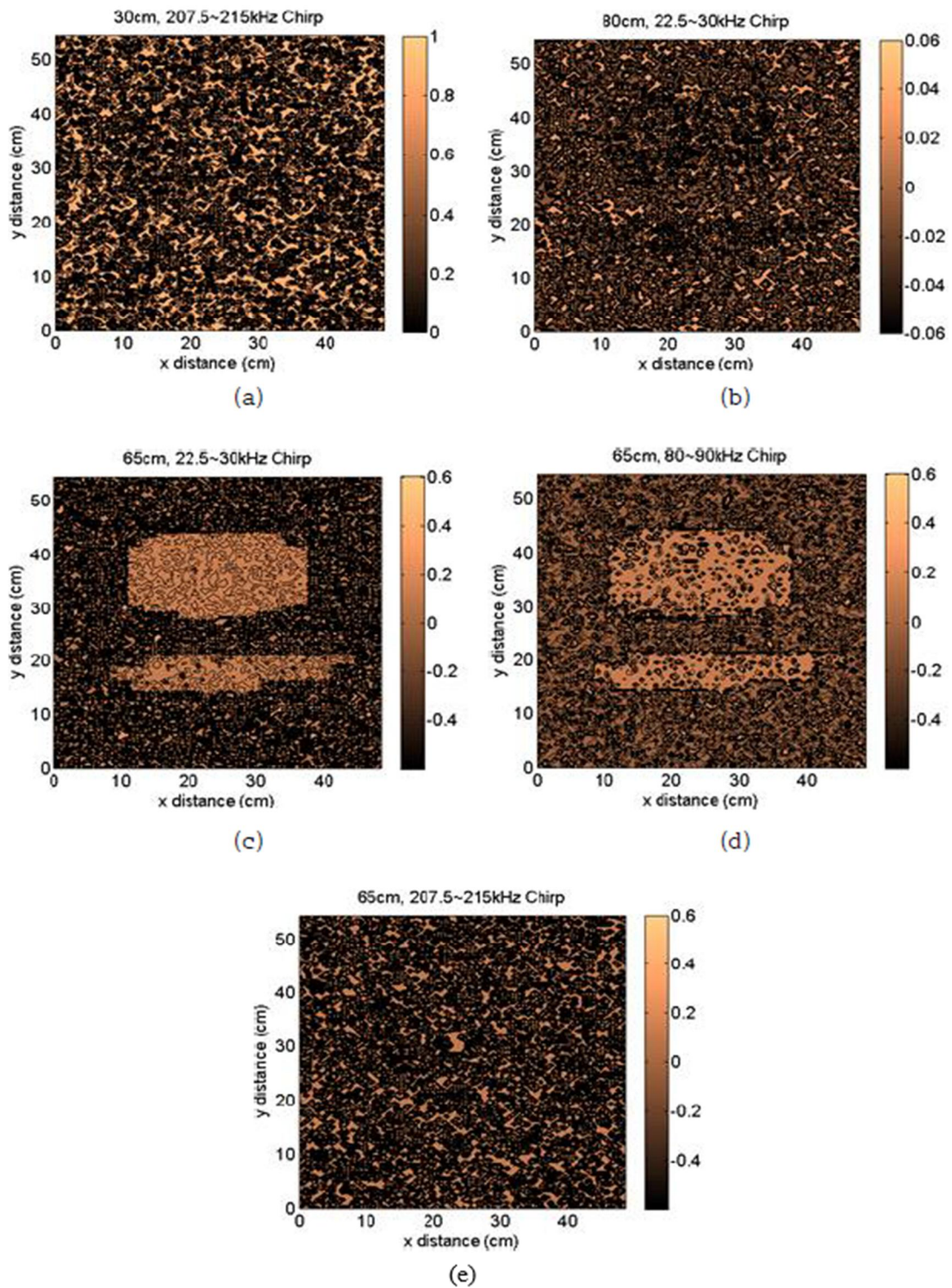


그림 2- 16. (a) 207.5~215kHz 대역 퇴적 표층 C-scan 이미지, (b) 22.5~30kHz 대역 매설물체 밀면 C-scan 이미지, (c), (d), (e) 다중 대역 매설물체에 대한 C-scan 이미지

제 3 장

다중 대역 물체 식별 알고리즘

음향 식별 알고리즘 연구는 음성인식 분야에서 시작하여 해저 퇴적물 식별, 표적 탐지 및 식별 등의 다양한 분야로 확산되고 있다. 음향 식별 알고리즘은 주로 식별을 위한 주요 특징을 추출하여 특징벡터를 구축하고, 기계적 학습 혹은 인공지능 알고리즘을 이용하여 최종 인식 결과를 얻는다. 본 절에서는 다중 대역 음향신호를 이용하여 해저 퇴적물 식별 알고리즘, 해저 매설물체 하부 매질 추정 기법, 무인기 식별 알고리즘을 제안하고 모의실험과 실험을 통해 검증한다. 먼저, 해저 퇴적물은 입자크기와 공극률에 따라 분류될 수 있으며 종류에 따라 각기 다른 음향 반사계수, 투과계수, 감쇠계수 등을 가진다. 해저 퇴적물 식별을 위해 주로 표층 반사계수가 사용되며, 이는 퇴적물의 물성에 따른 절대값으로 표현되며, 주파수에 따른 변화가 없는 것이 특징이다. 반면에, 해저 퇴적물 내 음향 감쇠계수는 주파수에 따라 다르게 나타나며, 본 논문에서는 다중 주파수 신호를 이용하여 주파수에 다른 감쇠계수 기반의 해저 퇴적물 특징추출 알고리즘을 제안한다. 이와 같이 주파수에 따른 감쇠계수 기반의 특징은 차원의 확장과 함께 식별 성능의 향상을 기대할 수 있다.

해저 매설물체는 주로 스캐닝에 의한 가시화된 이미지의 형상으로부터 식별된다. 그러나 이러한 방법은 퇴적물의 산란(scattering)에 의해 높은 해상도의 이미지 획득에 어려움을 가져 식별 오류를 유발할 수 있다. 매설물체는 퇴적물과 달리 음향신호에 대해 특정 주파수에서 공진을 가지며, 이러한 공진 주파수에서의 반사계수는 매설물체의 하부 매질에 따라 상대적으로 큰 차이를 보인다. 따라서, 본 논문에서는 이러한 특성을 이용하여 다중 대역 신호 기반의 해저 매설물체 하부 매질 추정 기법을 제시하며, 이는 물체 식별을 위해 추가 정보로써 활용이 가능하다.

최근 무인항공기는 임무를 수행하는데 있어 인명의 손실이 없고 경제성이 뛰어나 세계 각국에서 주목하고 있다. 이러한 무인항공기는 작은 크기에 운용

고도가 낮고 비교적 느린 속도를 가져 레이더를 이용한 탐지에 어려움을 가져, 무인항공기로부터 발생하는 음향신호가 추가적인 탐지 정보로써 주목받고 있다. 무인항공기 신호는 엔진에 의한 정수 배의 고조파를 가지는 것이 주요 특징이며, 본 논문에서는 이러한 주파수 간 정수 배 관계를 이용한 특징추출 알고리즘을 제안하고 실험을 통해 이를 검증한다.

3.1 해저 퇴적물 식별 알고리즘

해저면은 각기 다른 물성을 가지는 퇴적물과 암반으로 구성되어 있다. 일반적으로 해저면의 퇴적물 분류는 코어 (core) 및 그랩 (grab)을 이용해 직접 퇴적물을 채취함으로써 이루어진다. 그러나 이러한 방법은 시간 및 공간적인 한계를 가지며, 일정 지점에서 취득된 시료 분석을 통해 전체 조사 지역 퇴적상을 해석해야 하는 어려움을 가진다. 이와 같은 이유로 퇴적물의 물성에 따른 음향특성을 이용한 해저 퇴적물 분류 연구가 진행되고 있다. 오늘날 퇴적물의 물성과 관계되는 음향특성 분석 연구와 함께 탐사장비의 개발과 탄성과 자료처리 기법들의 응용을 통한 정량적인 퇴적물 물성 추정 기법들이 제시되고 있다[18-20]. 퇴적물 분류를 위한 특성으로 음향 반사계수가 주로 사용되며, 이는 능동 소나를 이용하여 측정된 반사신호로부터 계산된다[18-20].

음향 반사계수 외 퇴적물 분류를 위한 지표로써 음향 감쇠계수가 사용될 수 있다. 음향 감쇠계수는 주파수에 따른 큰 변화를 가지며 퇴적 성분에 따라 다른 변화추이를 가진다[8, 21]. 즉, 감쇠계수를 기반으로 퇴적물을 분류하는데 있어 감쇠계수뿐만 아니라 주파수에 따른 변화 추이를 함께 사용할 수 있다. 본 절에서는 음향신호를 이용한 해저 퇴적물 분류 성능 향상을 위해 다중 주파수 신호를 이용한 주파수에 따른 감쇠계수 변화량 추정 기법을 제안하고, 이로부터 퇴적물 분류를 위한 특징을 추출한다. 제안하는 알고리즘은 이층 구조의 퇴적층에서 다중 주파수 신호의 두 번째 층에 대한 반사신호를 이용하여 근접한 이층 주파수 감쇠계수 차를 추정한다. 또한 이를 이용하여 주파수에 따른 감쇠계수 변화량을 계산하고 일정 차원에서의 분류 성능 평가를 위해 선형 판별 분석법 (LDA, Linear Discriminant Analysis)을 이용하여 1차원 부공간에 사영시킨다. 끝으로, 본 절에서는 Biot 모델을 이용하여 모래 (sand), 실트 (silt), 점토 (clay)로 구성된 모의실험 환경을 구축하고, Fisher score와 MLD (Maximum Likelihood Decision)를 이용하여 제안된 알고리즘을 평가한다.

3.1.1 해저 퇴적물 특징 추출 알고리즘

본 논문에서는 다중 주파수 신호를 이용하여 감쇠계수 변화량을 추정하고 해저 퇴적물 분류를 위한 특징을 추출한다. 감쇠계수 변화량 추정을 위해 두 층으로 구성된 퇴적층에서 다중 주파수 신호에 대한 두 번째 층의 반사신호를 이용한다. 그림 3-1은 감쇠계수 변화량 추정을 위한 개념도를 보여준다.

그림 3-1에서 P_i 는 표층 퇴적물에 대한 입사신호, $P_{R,0}$ 는 반사신호를 나타내며, 반사계수 R 은 식 (3.1)과 같이 표현된다.

$$R = P_{R,0}/P_i \quad (3.1)$$

P_D 와 P_U 는 표층 퇴적물 내 전파되는 신호로 입사신호 P_i 로부터 해수와 표층 퇴적물의 경계 ($z = 0$)에서의 투과신호, 표층 퇴적물과 두 번째 퇴적층의 경계 ($z = L$)에서의 반사신호이다. 즉 P_D 와 P_U 는 표층 퇴적물이 가지는 감쇠계수 $\alpha(f)$ 에 의해 깊이 z 에 따른 감쇠를 가진다. 깊이 z 에 대한 함수로써 P_D 와 P_U 는 식 (3.2), (3.3)과 같이 표현된다[8].

$$P_D(z) = P_D(0)e^{-\alpha(f)z} \quad (3.2)$$

$$P_U(z) = P_U(L)e^{-\alpha(f)(L-z)} \quad (3.3)$$

해수 내에서 전파되는 두 번째 층에 대한 반사신호 $P_{R,L}$ 은 식 (3.4)와 같이 표현 될 수 있다.

$$\begin{aligned}
 P_{R,L}(f) &= T_{0,L}(f)R_L(f)T_{L,0}(f)P_i e^{-2\alpha(f)L} \\
 &= T_{0,L}(f)R_L(f)T_{L,0}(f)P_i 10^{-\frac{2\beta(f)L}{20}}
 \end{aligned}
 \tag{3.4}$$

여기서 표층 ($z = L$)에서 입사 방향 투과계수는 $T_{0,L}(f) = P_D(0)/P_i$, 입사 반대 방향 투과계수는 $T_{L,0}(f) = P_{R,L}(f)/P_U(0)$, 두 번째 층 ($z = L$)에 대한 반사계수는 $R_L(f) = P_U(L)/P_D(L)$ 로 정의한다. $\alpha(f)$ (Np/m)는 감쇠계수이며 $\beta(f)$ (dB/m)로 나타내기 위해 $e^{-2\alpha(f)L} = 10^{-2\beta(f)L/20}$ 의 관계식을 이용한다.

본 논문에서 이중 매질 간 경계면에서의 반사신호는 다중 주파수 신호로부터 취득되므로, 수신된 신호는 $f_n(n = 1, \dots, N)$ 을 중심주파수로 가지는 N 개의 부 대역으로 나누어 처리할 수 있다. 이로부터 두 번째 층에 대한 반사신호는 $\mathbf{P}_{R,L}^M = [P_{R,L}(f_1), P_{R,L}(f_2), \dots, P_{R,L}(f_N)]$ 과 같이 정의한다. 여기서 근접한 주파수 간 반사신호 $P_{R,L}(f_{n+1})$ 과 $P_{R,L}(f_n)$ 의 비 \mathbf{r} 은 식 (3.5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_{N-1}]
 \tag{3.5}$$

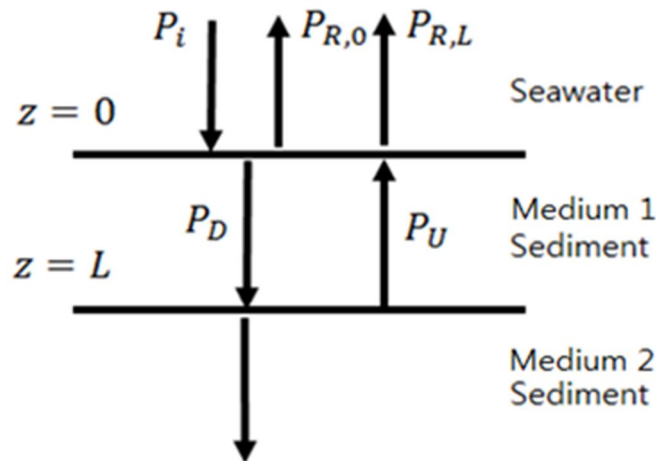


그림 3-1. 감쇠계수 변화량 추정 개념도

$$r_n = P_{R,L}(f_{n+1})/P_{R,L}(f_n), \quad n = 1, 2, \dots, N - 1$$

여기서 r_n 은 식 (3.4)로부터 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} r_n &= P_{R,L}(f_{n+1})/P_{R,L}(f_n) \\ &= \frac{T_{0,L}(f_{n+1})R_L(f_{n+1})T_{L,0}(f_{n+1})P_i 10^{-\frac{2\beta(f_{n+1})L}{20}}}{T_{0,L}(f_n)R_L(f_n)T_{L,0}(f_n)P_i 10^{-\frac{2\beta(f_n)L}{20}}} \\ &= C_{T0}C_{RL}C_{TL} 10^{-\frac{2\Delta\beta_n L}{20}} \end{aligned} \quad (3.6)$$

여기서,

$$\begin{aligned} C_{T0} &= \frac{T_{0,L}(f_n)}{T_{0,L}(f_{n-1})}, \quad C_{RL} = \frac{R_L(f_n)}{R_L(f_{n-1})}, \quad C_{TL} = \frac{T_{L,0}(f_n)}{T_{L,0}(f_{n-1})} \\ \Delta\beta_n &= \beta(f_{n+1}) - \beta(f_n) \end{aligned}$$

식 (3.6)에서 C_{T0} , C_{RL} , C_{TL} 은 각각 이중대역 투과 및 반사율의 비를 나타내며, 이중 매질 간 경계에서 음향신호의 투과 및 반사계수는 주파수에 따른 차이가 거의 없으므로, C_{T0} , C_{RL} , C_{TL} 은 1에 근접하게 계산된다[8]. 또한 $\Delta\beta_n$ 은 주파수 f_{n+1} 과 f_n 의 감쇠계수 $\beta(f_{n+1})$, $\beta(f_n)$ 간 차를 의미한다. 식 (3.16)에서 $\Delta\beta_n$ 을 좌항으로 이동 후 전개하면 식 (3.7)과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta\beta_n &= -\frac{20}{2L} \log_{10} \left(\frac{r_n}{C_{T0}C_{RL}C_{TL}} \right) \\ &= -\frac{10}{L} \log_{10} r_n + c \end{aligned} \quad (3.7)$$

여기서,

$$c = \frac{10}{L} \log_{10}(C_{T0}C_{RL}C_{TL}) \approx 0$$

다중대역 신호로부터 계산되는 감쇠계수 차를 $\Delta\beta = [\Delta\beta_1, \Delta\beta_2, \dots, \Delta\beta_{N-1}]$ 로 정의하고, 이를 기반으로 주파수에 따른 감쇠계수 변화량 \mathbf{V} 는 다음과 같이

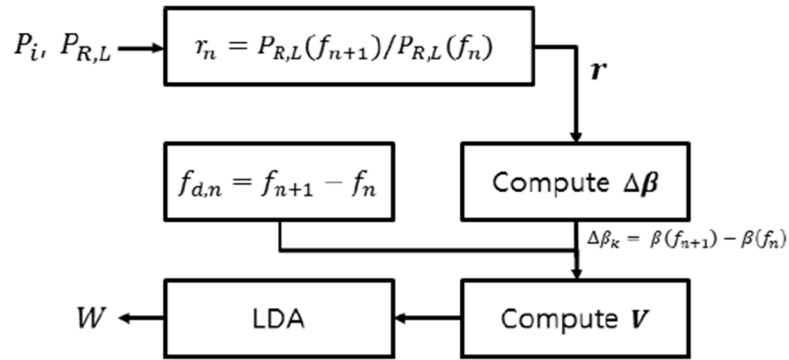


그림 3-2. 해저 퇴적물 분류를 위한 특징 추출 과정

계산된다.

$$\mathbf{V} = \left[\frac{\Delta\beta_1}{f_{d,1}}, \frac{\Delta\beta_2}{f_{d,2}}, \dots, \frac{\Delta\beta_{N-1}}{f_{d,N-1}} \right] = [V_1, V_2, \dots, V_{N-1}] \quad (3.8)$$

$$V_n = \frac{\Delta\beta_n}{f_{d,n}} = \frac{\beta(f_{n+1}) - \beta(f_n)}{f_{n+1} - f_n}$$

여기서,

$$f_{d,n} = f_{n+1} - f_n, \quad n = 1, 2, \dots, N - 1$$

식 (3.18)에서 $f_{d,n}$ 은 주파수 대역 f_{n+1} 과 f_n 사이의 간격을 나타내며, $\Delta\beta_n$ 은 앞서 언급한 바와 같이 감쇠계수 $\beta(f_{n+1})$ 과 $\beta(f_n)$ 의 차를 의미한다. 즉, 다중 주파수 신호로부터 $\Delta\beta_n$ 과 $f_{d,n}$ 의 비 V_n 을 계산함으로써 주파수에 따른 감쇠계수 변화량 \mathbf{V} 를 도출할 수 있다. 여기서 \mathbf{V} 는 다중 주파수 신호의 수 N 에 따라 $N - 1$ 의 길이를 가진다.

본 논문에서는 다중 주파수 신호의 대역 수에 따른 평가 및 표층 반사계수 R 과 분류 성능 비교를 위해 변화량 \mathbf{V} 를 1차원 부공간에 사영시킨다. 여기서 비교를 위한 R 은 주파수에 따른 변화가 거의 없어 주로 1차원 특징으로 나타난다[8]. 이때 차원 축소는 선형 판별 분석법을 이용하여 수행된다. 선형 판별 분석법은 대표적인 특징벡터 차원 축소 기법 중 하나로 다변량 통계학과 패턴인식에 주로 사용되는 기법이다[22]. 이 차원 축소 기법은 클래스 간 분산과

클래스 내 분산의 비율을 최대화하는 방식을 이용하여 선형 부공간으로 차원을 축소한다. 식 (3.9)는 선형 판별 분석법에 의해 차원 축소된 특징 W 를 나타내며, 그림 3-2는 퇴적물 분류를 위한 특징 추출 과정을 보여준다.

$$\begin{aligned}
 W &= \operatorname{argmax}\{J\} \\
 J &= \frac{|\tilde{\omega}^T S_B \tilde{\omega}|}{|\tilde{\omega}^T S_W \tilde{\omega}|} \tag{3.9} \\
 S_B &= \sum_{i=1}^C N_i (\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu})(\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu})^T \\
 S_W &= \sum_{i=1}^C \sum_{\bar{X} \in \omega_i} N_i (\bar{X} - \boldsymbol{\mu})(\bar{X} - \boldsymbol{\mu})^T
 \end{aligned}$$

3.1.2 모의실험 및 결과

본 논문에서는 추출된 특징을 평가하기 위해 Biot 모델을 이용하여 모의실험을 구축하였다. Biot 모델은 다공성 매질에 전파되는 음파 거동을 해석하기 위해 유도된 음파전달 모델이며, ‘해저 퇴적층은 반경이 큰 퇴적 입자 (frame), 세밀한 입자 (grain)와 물 (fluid)로 구성된다.’는 가정을 기반으로 적용된다[8, 23-25]. 위 모델에는 공극률, 밀도 등의 입력 매개변수가 필요하며, 본 논문에서는 2004년 Schock에 의해 제시된 입력 매개변수를 사용하였다[8]. 표 3-1은 모의실험 구축을 위해 사용된 Biot 모델의 입력 매개변수를 나타낸다. 여기서 \emptyset 는 퇴적 성분의 입자크기, τ_a 는 깊이에 따른 응력, ζ 는 푸아송비를 나타낸다.

Schock에 의해 제시된 입력 매개변수 기반의 Biot모형을 이용해 구축된 모의실험 환경은 입자크기 0.5~9.5 ϕ 의 퇴적 성분을 보유할 수 있다[8]. 본 논문에서는 두 층으로 구성된 모의환경을 구축하였으며, 첫 번째 퇴적층 두께를 5m로 설정하였다. 또한 두 번째 퇴적층은 입자크기 0.5 ϕ 의 거친 모래로 고정하고 첫 번째 퇴적층을 입자크기 0.5~9.5 ϕ 로 변화시켰다. 이때, 입자크기 0.5~4 ϕ 는 모래, 4~8 ϕ 는 실트, 8 ϕ 이상은 점토로 분류할 수 있다. 각 해저성분의 입자 크기 범위 내에서 입자 크기는 가우시안 분포를 가지며, 이를 확률 변수로 삼아 1000개씩의 입자크기를 생성하였다. 그림 3-3은 각 해저성분 별로 생성한 3000개의 퇴적 성분의 입자크기 분포를 보여준다.

표 3-1. Biot 모델 입력 매개 변수[8]

Input parameter [Units]	Parameter value or relationship
Porosity n_p [Fractional]	0.25 ~ 0.8
Fluid density [kg/m ³]	1023
Fluid bulk modulus k_f [Pa]	2.395×10^9
Grain density ρ_g [kg/m ³]	2690

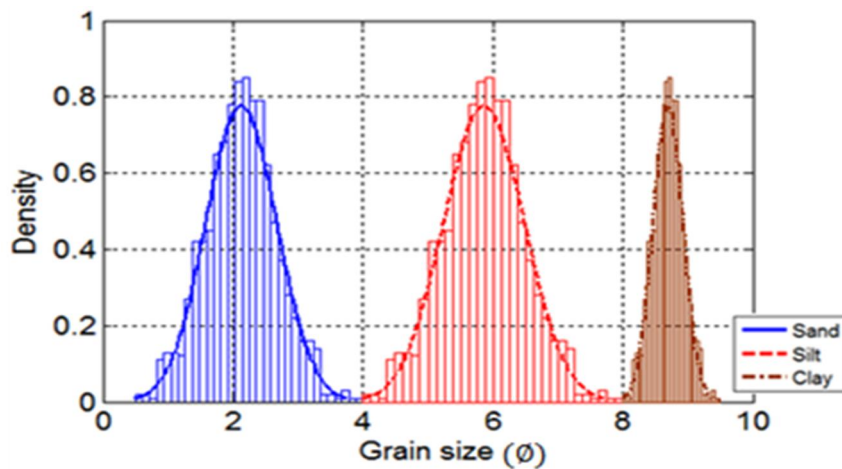


그림 3-3. 모의실험을 위한 퇴적 표층성분 입자크기 분포

Grain bulk modulus K_r [Pa]	3.2×10^{10}
Absolute viscosity η [kg/m-s]	0.001
Permeability k [m ²]	$k = \frac{d^2 n^3}{180 \sqrt{10} (1-n)^2}$
Pore size a [m]	$a = \frac{d}{3} \frac{n_p}{(1-n_p)} \frac{1}{1.8}$
Tortuosity s	$s = \begin{cases} 1.35, & \phi \leq 4 \\ -0.3 + 0.4125 \phi, & 4 < \phi < 8 \\ 3, & \phi \geq 8 \end{cases}$
Frame shear modulus μ_r [Pa]	$\mu_r = 1.835 \times 10^5 e^{-1.12 \sqrt{\tau_a(z)}}$
Shear log decrement δ_s	$\delta_s(z_s) = \delta_s(z_0) \sqrt{\frac{z_0}{z}}$
Frame bulk modulus K_{br} [Pa]	$K_{br} = \frac{2\mu_r(1+\zeta)}{3(1-2\zeta)}$
Bulk log decrement δ_f	$\delta_f(z_s) = \delta_f(z_0) \sqrt{\frac{z_0}{z}}$

Biot 모델을 이용해 구축된 모의실험 환경 내에서 제안된 알고리즘을 이용해 특징을 추출하고, Fisher score를 동일하게 계산하여 특징의 변별력을 평가한다. Fisher score는 클래스 내 분산을 기준으로 평균간의 차이를 정규화하여 함수로 표현하고 이 목적함수를 최대화 하는 방법으로 특징벡터의 변별력을 정량적으로 나타낼 수 있는 방법이다[35, 36]. 특징 W 는 주파수에 따른 감쇠계수 변화량 V 를 기반으로 한다. 그러므로 다중 주파수 신호의 수에 따른 변이 추이 반영 정도의 차이로 인해 서로 다른 분류 성능을 가질 수 있다. 이러한 이유로 본 논문에서는 주파수 수에 따른 Fisher score를 계산하여 변별력을 평가하고 분류를 위한 대략적인 필요 주파수 신호 수를 파악한다.

음향신호는 다양한 해양환경 모델에 따라 각기 다른 반응을 보여 여러 측정오차를 유발한다. 특징 W 는 반사신호에 대한 측정오차를 포함 할 수 있다.

또한, 제안하는 알고리즘은 퇴적층의 깊이에 대한 보상이 필요하며, 잘못된 깊이 보상은 추출되는 특징의 변별력을 감소시킬 수 있다. 이때 퇴적층의 깊이는 송·수신 신호의 시간차를 기반으로 추정될 수 있으며, 깊이 추정 오차를 가질 수 있다. 본 논문에서는 이러한 오차의 유·무에 따른 특징의 변별력을 평가한다.

반사신호에 대한 측정 오차는 $P_{R,L}$ 에 의해 계산되는 r_n 에 적용한다. 또한 비교를 위한 특징 R 은 $P_i, P_{R,0}$ 에서 즉시 계산되므로, 계산된 값에 측정오차를 직접 적용한다. 식 (3.10)은 측정오차 Δr_n 이 포함된 반사신호의 비 r_n^E 를 나타낸다.

$$r_n^E = r_n + \Delta r_n, \quad r_n - \frac{r_n \varepsilon}{2} \leq \Delta r_n \leq r_n + \frac{r_n \varepsilon}{2} \quad (3.10)$$

여기서 측정 오차 Δr_n 은 오류율 ε 범위 내 정규분포를 가지도록 생성된다. 또한 위 Δr_n 과 같은 방법으로 깊이 추정오차를 적용한다. 식 (3.11)은 추정오차 ΔL 를 가지는 퇴적층 깊이 L^E 를 나타낸다.

$$L^E = L + \Delta L, \quad L - \frac{L \varepsilon}{2} \leq \Delta L \leq L + \frac{L \varepsilon}{2} \quad (3.11)$$

여기서 표층 퇴적물의 깊이 L 은 본 논문에서 구축된 모의환경에 의해 5m로 설정된다. ΔL 은 식 (3.19)의 Δr_n 과 같이 ε 범위 내 정규분포를 가지도록 생성된다.

끝으로, Δr_n 과 ΔL 에 따른 분류성능 평가를 위해 MLD (Maximum Likelihood Decision)을 기반으로 분류 오류확률을 계산한다. MLD는 통계학, 패턴인식에 주로 사용되며 최대우도비를 기반으로 오류를 최소화하는 가장 대표적인 분류 기법이다[26, 33]. 각 해저 성분 에 대한 클래스를 w_i ($i = 1, 2, 3$)라 하고, 가우시안 확률분포로 표현되는 클래스 별 우도 (likelihood)와 사전확률 (a priori probability)을 각각 $p(x|w_i), P(w_i)$ 라 할 때, Bayesian 결정 규칙을 위한 x 축 위의 결정 범위 X_i 는 다음과 같이 정의된다.

$$X_i = \{x: \max P(w_i) p(x|w_i)\} \quad (3.12)$$

이에 따라 분류 오류확률 P_e 는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} P_e &= 1 - P\{\text{correct decision}\} \\ &= 1 - \sum_{i=1}^3 P(w_i) \int_{x_i} p(x|w_i) dx \end{aligned} \quad (3.13)$$

MLD는 사전확률이 모두 같은 경우를 의미하므로 $P(w_i) = 1/3$ 으로 둔다.

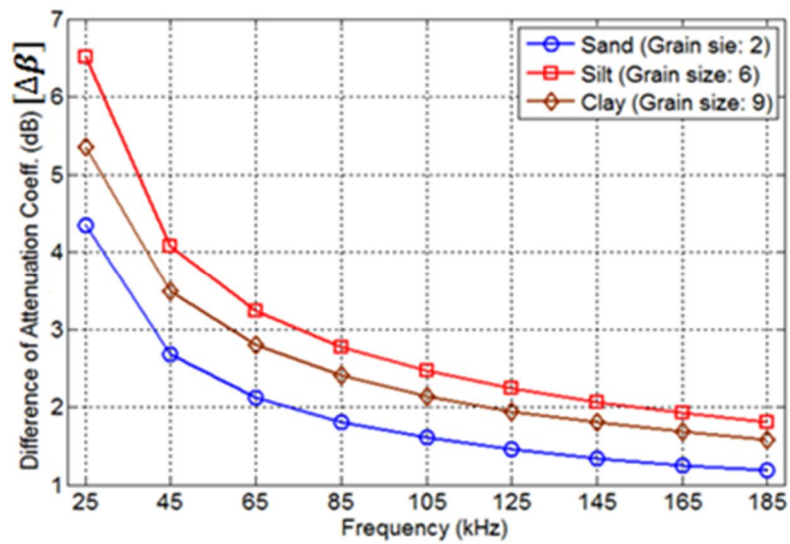


그림 3-4. 주파수 f_n 에 따른 감쇠계수 차

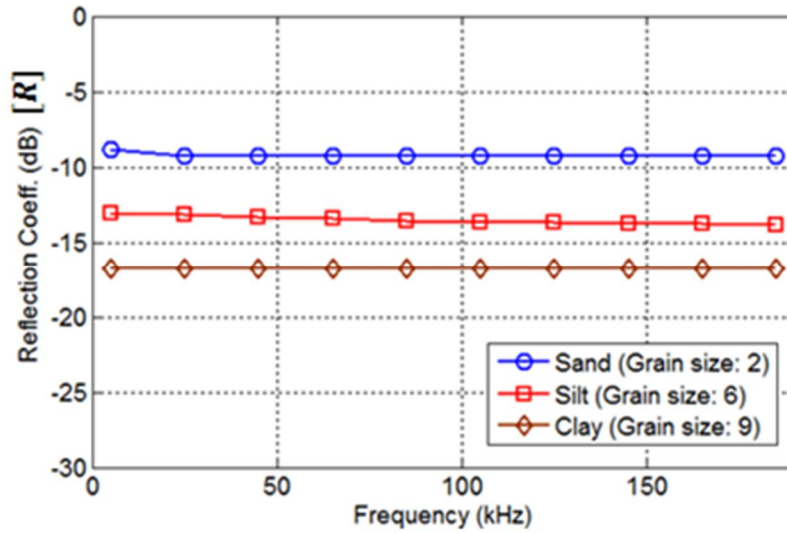


그림 3-5. 표층 성분에 대한 반사계수

모의실험은 5~185kHz 내 10개 대역을 가지는 다중 주파수 신호를 이용하여 진행하였다. 그림 3-4는 각 퇴적 성분 별로 계산되는 대표적인 주파수 f_n 에 따른 $\Delta\beta$ 를 나타낸다. 제안된 알고리즘을 통해 추출된 특징 W 와 퇴적 성분 식별을 위해 주로 사용되는 R 을 비교하여 제안된 특징을 평가하였다. 이때 R 은 동일

대역 수에서 추출된 특징들의 비교 및 평가를 위해 평균을 취하였으며, 식 (3.7)의 감쇠계수 차의 평균 $\mu_{\Delta\beta}$ 도 함께 비교하였다. 그림 3-5는 10개 대역의 신호로부터 추출된 표층 반사계수 R 을 보여준다. 그림 3-4에서 $\Delta\beta$ 는 주파수에 따른 변이를 가지며, 그림 3-5에서 R 은 주파수에 따른 변이가 거의 없음을 볼 수

있다. 즉, 감쇠계수 $\beta(f)$ 는 R 과 비교하여 주파수에 따른 큰 변이를 가짐을 알 수 있다. 본 논문에서는 식 (3.9)와 (3.10)의 ε 에 따른 특징의 변별력을 평가하였다. 그림 3-6은 식 (3.9)와 (3.10)에서 ε 이 0%일 때 정규화된 특징들의 분포를 보여주며, 그림 3-7은 25%일 때의 분포를 보여준다. 그림 3-7에서 오차는 Δr_n 과

ΔL 이 모두 반영되었으며, 거리보상이 필요하지 않은 R 은 Δr_n 만 반영되었다. 그림 3-6과 3-7의 특징들로부터 변별력에 대한 비교 및 평가를 위해 Fisher score를 계산하였다. 표 3-2는 특징 및 오류 유·무에 따른 Fisher score를 나타낸다. 계산된 Fisher score에서 제안된 특징 W 가 다른 특징들보다 높은 변별력을 가지고 있음을

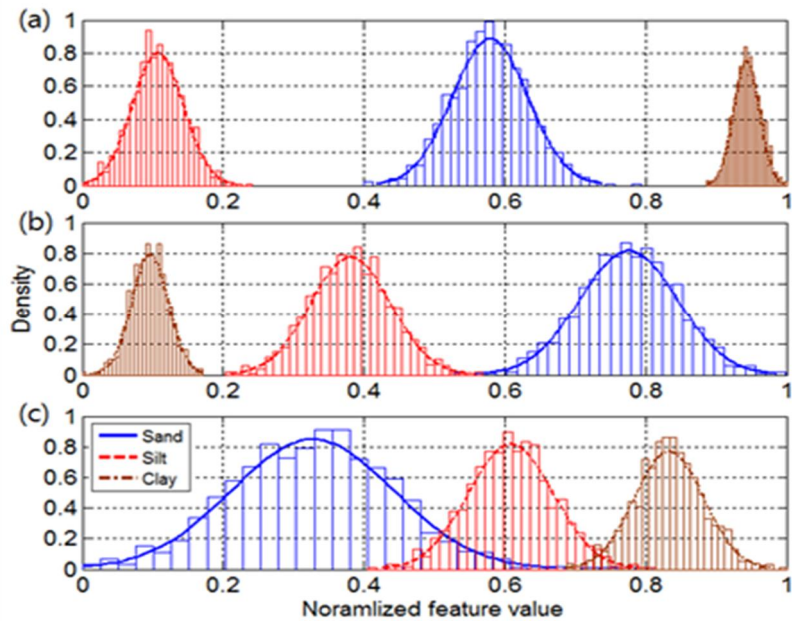


그림 3-6. 특징에 따른 정규분포 (오류율 0%), (a) 차원 축소된 감쇠계수 변화량 W , (b) 표층 반사계수 R , (c) 감쇠계수 차 평균 $\mu_{\Delta\beta}$

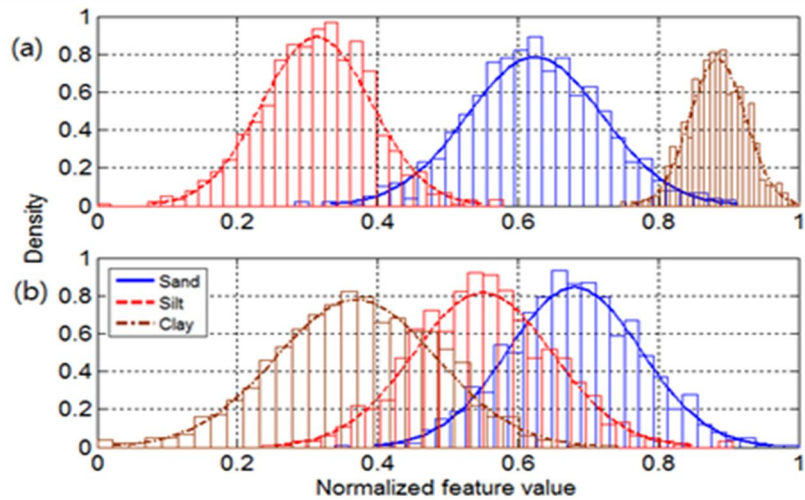


그림 3-7. 특징에 따른 정규분포 (오류율 25%), (a) 차원 축소된 감쇠계수 변화량 W , (b) 표층 반사계수 R

확인할 수 있으며, 특히 ε 이 0%일 때 R 과 약 2배 차이를 가짐을 알 수 있다. 또한 $\mu_{\Delta\beta}$ 는 클래스 내 평균 간 거리 대비 높은 표준편차로 낮은 변별력을 가지고 있음을 볼 수 있다. 위 결과로부터 $\Delta\beta$ 를 기반으로 V 를 계산함으로써 분류에 있어 더 우수한 변별력을 가짐을 알 수 있다. 끝으로, ε 이 25%일 때 R 은

변별력이 크게 감소하였으나, 제안된 특징 W 는 Δr_n 과 ΔL 의 오차가 모두 포함되었음에도 불구하고 R 과 비교하여 변별력이 적게 감소하여 오차에 강인한 특성을 갖는 것을 확인할 수 있다.

표 3-2. 특징 및 오류율에 따른 Fisher score

Error / Feat.	W	R	$\mu_{\Delta\beta}$
---------------	-----	-----	---------------------

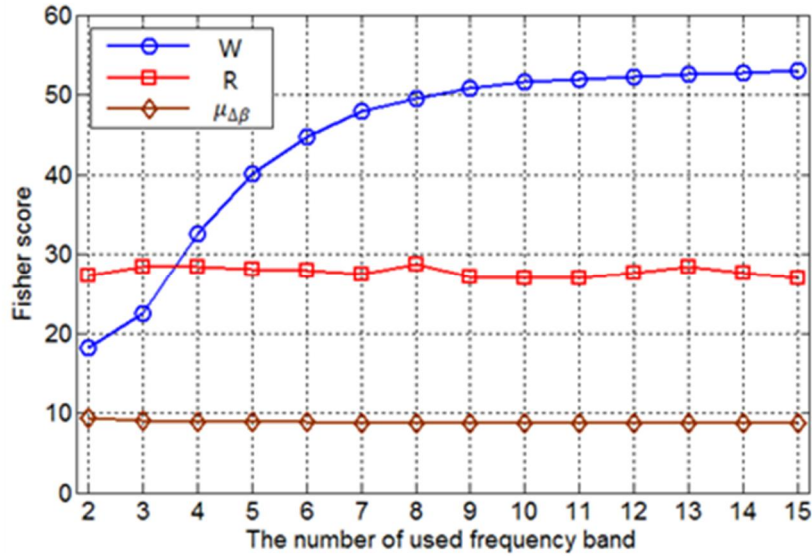


그림 3-8. 주파수 수에 따른 Fisher score

0%	51.59	27.01	8.73
25%	14.91	1.416	0.53

제한된 동일한 주파수 대역 범위(5~185kHz) 내에서 일정 간격의 서로 다른 주파수 개수를 가지는 신호로부터 특징을 추출하고 Fisher score를 계산하였다. 그림 3-8은 주파수 수에 따른 Fisher score를 나타낸다. 여기서 주파수 개수가 4개 이상일 때 특징 W 가 R 보다 높은 변별력을 가짐을 알 수 있다. 또한 주파수 수가 증가함에 따라 주파수에 따른 감쇠계수의 변이 추세를 더욱 세세히 반영함으로써 변별력이 증가함과 함께 수렴해가는 것을 볼 수 있다.

본 논문에서는 위 결과를 토대로 수렴범위에 속하는 10개 대역의 다중대역 신호를 이용하여 Δr_n 과 ΔL 에 대한 특징의 성능 평가를 진행하였다. 그림 3-7과 같은 정규분포에서 식 (3.12)의 결정 범위 X_i 를 결정하였다. 이후 식 (3.13)과

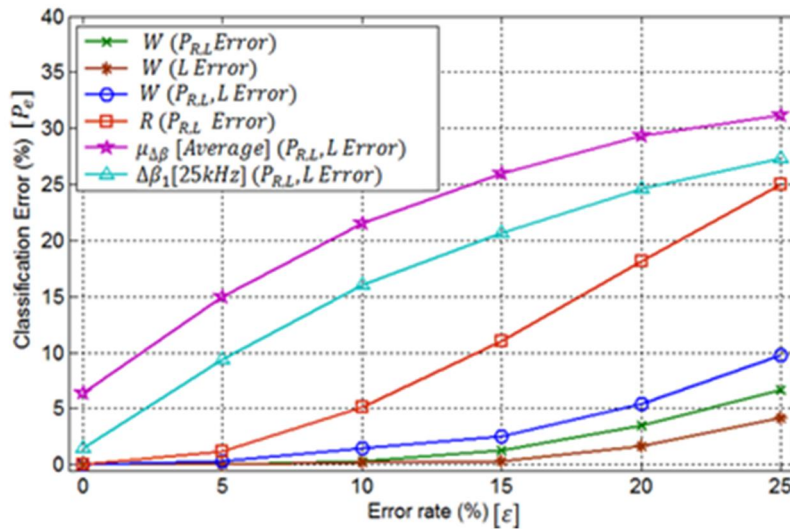


그림 3-9. 측정 및 깊이 추정오차에 대한 특징에 따른 분류 오류확률

같이 Δr_n 과 ΔL 에 대한 분류 오류확률 P_e 를 계산하였다. 그림 3-9는 특징에 따른 계산된 분류 오류확률 P_e 를 보여준다. 이때, P_e 는 ε 에 따라 계산되었다. 계산 결과, 제안된 특징 W 가 가장 낮은 오류확률을 갖는 것으로 나타났으며, 반사계수 R , 감쇠계수 차 $\mu_{\Delta\beta}$ 순으로 낮은 오류확률을 보였다. 여기서, W 는 ε 에 따라 R 보다 낮은 P_e 의 증가 추이를 가짐으로써 오차에 강인한 특성을 보였다. 또한 그림 3-4에서 주파수 f_n 에 따른 감쇠계수 차 $\Delta\beta$ 는 f_n 이 작을수록 퇴적 성분 분포에 따라 큰 차이를 보임을 알 수 있으며, 본 논문에서 사용하는 주파수 대역 내 가장 낮은 f_n (25kHz)에서의 감쇠계수 차 $\Delta\beta_1$ 이 $\mu_{\Delta\beta}$ 보다 우수한 분류성능을 보이지만 W 보다 낮은 분류 성능을 가지는 것을 확인 할 수 있다.

본 논문에서는 추가적으로 더욱 세밀한 분류를 위한 특징의 평가를 위해 입자크기 1~2 ϕ 는 중간 모래(Medium sand), 2~3 ϕ 는 고운 모래(Fine sand), 3~4 ϕ 는 매우 고운 모래(Very fine sand)로 정의하고 앞선 방법과 같은 방법 3000개의 퇴적 입자크기를 생성한 후 변별력 및 분류성능을 평가하였다. 표 3-3은 특징들에 대한 오류 유·무에 따른 Fisher score를 보여준다. 계산된 Fisher score로부터 세밀한 퇴적 입자 성분 분류에도 제안된 특징 W 가 R 보다 우수한 변별력을 가지고 있음을 확인할 수 있다. 특히, ε 이 25%일 때 R 은 0.62의 Fisher score를 보임으로써 매우 낮은 변별력을 가짐을 알 수 있다. 그림 3-10은 식 (3.12), (3.13)에 의해 계산된 Δr_n 과 ΔL 에 대한 분류 오류확률 P_e 를 나타낸다. 여기서

제안된 특징 W 는 R 과 비교할 때 ε 이 증가함에 따라 낮은 P_e 의 증가 추이를 가짐으로써 오차에 강한 특성을 보였으며, 우수한 분류 성능을 가짐을 확인 할 수 있다.

표 3-3. 세밀입자에 대한 특징 및 오류율에 따른 Fisher score

Error / Feat.	W	R
---------------	-----	-----

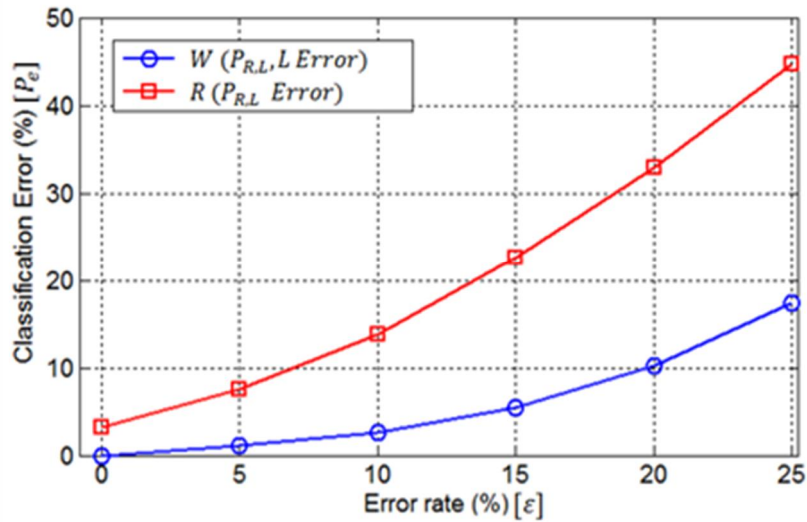


그림 3-10. 세밀한 분류에 대한 오차에 따른 오류확률

0%	51.59	27.01
25%	14.91	1.416

3.2 강성체 (rdigid body) 하부 매질 추정

수중에는 어초, 해양 구조물, 착저함 등 다양한 인공 구조체가 존재한다. 이러한 구조체는 주로 스캐닝에 의한 가시화된 이미지의 형상으로부터 식별된다. 그러나 해저 파이프, 착저함 등의 해저 강성체에 대한 가시화된 이미지는 퇴적물에 의한 산란에 의해 대체로 낮은 해상도를 가져 식별 오류를 유발할 수 있다. 따라서, 매설물체 식별을 위해 가시화된 이미지 형상 외 추가적인 정보가 필요 시 되고 있다.

강성체는 퇴적물과 달리 음향신호에 대해 특정 주파수에서 공진을 가지고 투과한다. 이러한 투과 특성은 특정 주파수 대역이 저지된 반사계수로 표현될 수 있으며, 저지된 특정 대역 반사계수는 강성체의 하부 매질에 따라 상대적으로 큰 차이를 보인다. 따라서, 본 논문에서는 이러한 특성을 이용하여 다중 대역 신호 기반의 해저 강성체의 하부 매질 추정 기법을 제시하며, 이는 해저 강성체 구조물의 식별을 위해 추가 정보로써 활용이 가능하다. 본 논문에서는 모의실험 및 실험을 통해 알루미늄 판에 대한 반사 및 투과 특성을 확인한다. 또한 모의실험을 통해 알루미늄 판의 하부 매질에 따른 반사 및 투과 특성을 정리한다. 끝으로, 파라메트릭 배열 기반 다중 대역 신호를 이용하여 하부 매질에 따른 수조 실험을 진행하고 각 대역에 따른 Fisher score 를 계산하여 변별력을 평가한다.

3.2.1 하부 매질에 따른 반사 및 투과 특성

해저에는 인공어초, 해저터널 등 인공 구조물이 존재하며, 수중로봇, 기뢰, 착저 잠수함 등 해저면과 밀착 또는 매설되어 있어 탐지 및 식별에 어려움을 겪는 해저 구조물들이 있다. 이러한 구조물들은 주로 사이드 스캔 소나(Side scan sonar)를 이용하여 물체의 형태를 파악하여 식별한다. 그러나 해저에 밀착 또는 매설되어 있을 경우 형태 파악에 혼란을 주어 식별에 어려움을 유발한다. 본 절에서는 다중 주파수 대역을 이용하여 물체 형상에 대한 정보 취득이 취약한 해저 강성체에 대한 식별 기법을 제안한다. 이에 앞서, 물체에 대한 음향 특성 파악을 위해 알루미늄 판에 대한 모의실험 및 수조 실험을 진행하였다.

강성체에 대한 음파의 투과 및 반사 특성은 매질의 두께, 음향 임피던스, 파장에 의존적이다. 그림 3-11 은 일정 두께를 가지는 강성체에 대한 반사 및 투과 모델을 보여준다[26].

그림 3-11 에서 ρ, c 는 매질의 밀도와 음속을 나타낸다. 이와 같은 모델에서 중간 강성체에 대한 입력 임피던스는 강성체에 대한 임피던스와 후면 매질에 대한 임피던스를 통해 계산될 수 있으며 식 (3.14)과 같이 나타낸다.

$$Z_{in} = Z_0 \frac{Z_2 \cos(k_0 d) - i Z_0 \sin(k_0 d)}{Z_0 \cos(k_0 d) - i Z_2 \sin(k_0 d)} \quad (3.14)$$

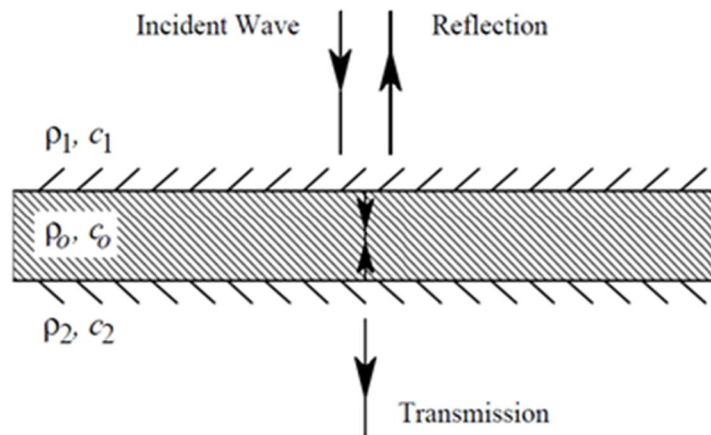


그림 3-11. 강성체에 대한 반사 및 투과 모델[26]

여기서, Z 는 음향 임피던스를 나타내며, 밀도와 음속의 곱으로 계산될 수 있다. 또한 k_0 는 파수, d 는 중간 고체 매질의 두께이다. 강성체에 대한 반사 및 투과 계수는 다음과 같다[26].

$$R = \frac{Z_{in} - Z_1}{Z_{in} + Z_1} = \frac{i \tan(k_0 d) (Z_0^2 - Z_1^2)}{i \tan(k_0 d) (Z_0^2 + Z_1^2) - 2Z_0 Z_1} \quad (3.15)$$

$$T = \frac{2Z_{in}}{Z_{in} + Z_1} = 1 - R \quad (3.16)$$

이때, Z_1 과 Z_2 가 같다면 반사 및 투과계수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$|R| = \frac{\xi \sin(k_0 d)}{\sqrt{\xi^2 \sin^2(k_0 d) + 1}} \quad (3.17)$$

$$|T| = \frac{1}{\sqrt{\xi^2 \sin^2(k_0 d) + 1}} = \sqrt{1 - |R|^2} \quad (3.18)$$

여기서, ξ 는 매질 간의 임피던스 비를 나타내며 식 (3.19)와 같이 계산된다.

$$\xi = \sqrt{\left| \frac{Z_0}{Z_1} - \frac{Z_1}{Z_0} \right|} \quad (3.19)$$

그림 3-12 는 두께와 파장에 따른 투과계수에 대한 예시를 보여준다.

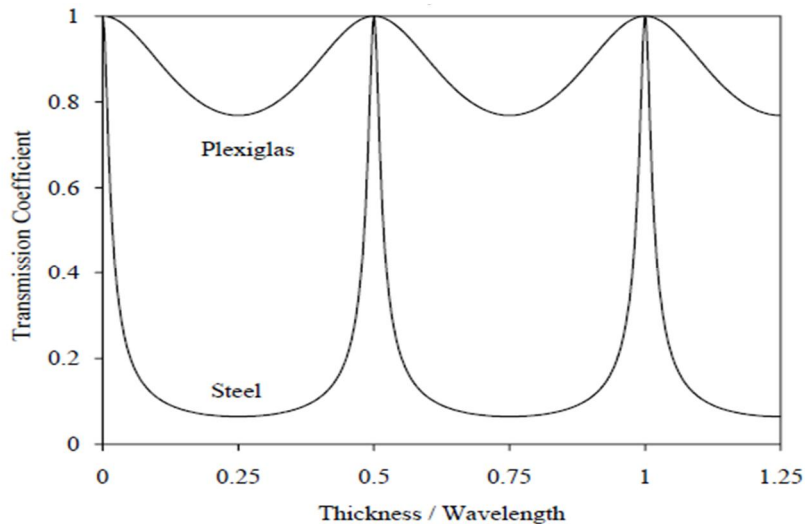


그림 3-12. 두께와 파장에 따른 투과계수 예시[26]

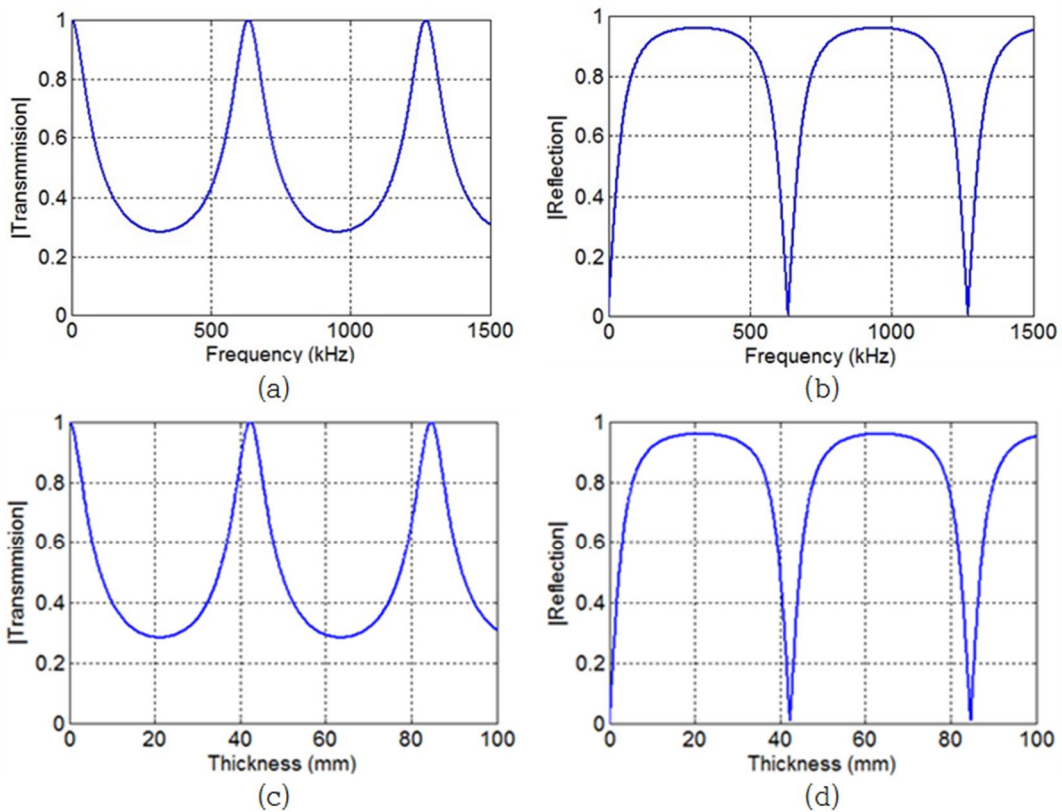


그림 3-13. (a, b) 두께 30mm 의 알루미늄 판에 대한 주파수에 따른 투과 및 반사계수, (c, d) 주파수 75kHz 에 대한 알루미늄 판의 두께에 따른 투과 및 반사계수

그림 3-12 에서 두께가 반 파장일 때 가장 큰 투과율을 가지며 $\lambda/4$ 일 때 가장 적은 투과율을 갖는 것을 확인할 수 있다. 즉, 강성체에 대해 음파의 투과 및 반사는 두께와 파장에 따른 일정한 주기를 가지고 변화한다. 또한 플렉시글라스(plexiglass)에 대해 강철(steel)보다 투과율 변동 폭이 작으며 음향 임피던스에 따라 투과 변동 폭이 달라짐을 알 수 있다. 본 연구에서는 동일 음향 임피던스를 가지는 물체에 대해 두께와 주파수에 따른 투과 및 반사계수의 변화를 모의실험을 통해 확인하고 실험실 내 실험을 통해 검증하였다. 그림 3-13 은 수중 ($c=1480\text{m/s}$)에서 알루미늄 판 ($c=6350\text{m/s}$, $Z=17\text{Mrayl}$)에 대한 주파수, 두께에 따른 투과 및 반사 계수를 계산한 결과를 보여준다.

그림 3-13 의 (a)와 (b)는 두께투과 및 반사 계수를 보여주며, (c)와 (d)는 75kHz 주파수를 갖는 신호에 대한 알루미늄 판 두께에 따른 투과 및 반사

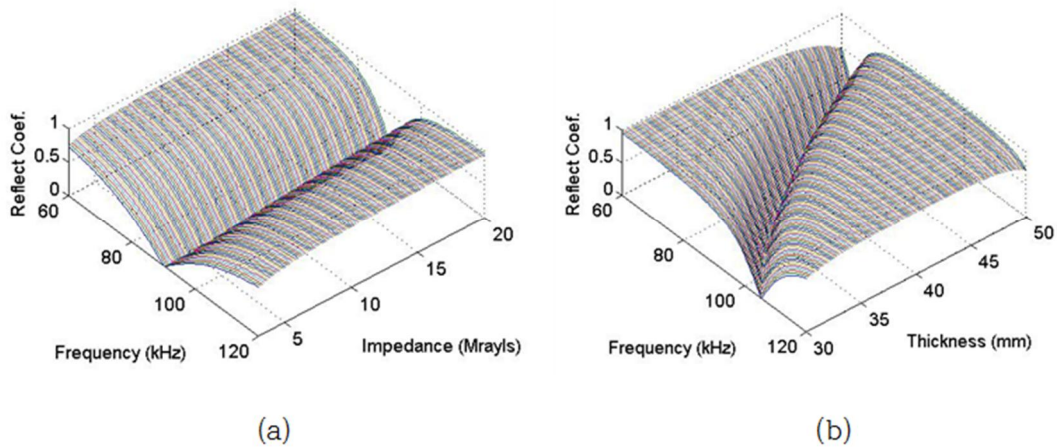


그림 3-14. (a) 임피던스 변화에 따른 반사계수, (b) 두께 변화에 따른 반사계수

계수를 보여준다. 그림 3-13 의 (a)와 (b)에서 반 파장을 갖는 105.8kHz 에서 1 의 투과계수와 0 의 반사계수를 가지며, (c)와 (d)에서 41.3mm 두께에서 1 의 투과계수와 0 의 반사계수를 갖는 것을 확인 할 수 있다. 또한 앞서 언급한 바와 같이 고체의 임피던스에 대하여 투과 및 반사계수 변동 폭의 크기는 변하나 주기는 영향을 받지 않는다. 그러므로 일정 주파수 대역에서 임피던스 변화와 두께의 변화에 대하여 모의실험을 진행하고 비교하였다. 그림 3-13 은 60~120kHz 의 주파수 대역에서 3~20Mrayls 까지의 임피던스 변화에 대한 반사계수와 30~50mm 두께 변화에 대한 반사계수를 계산한 결과를 보여준다. 여기서 임피던스 변화에 대한 결과는 35mm 두께에서 진행되었으며, 두께에 대한 변화는 17Mrayls 임피던스에서 진행하였다. 그림 3-14 에서 반사계수가 0 이 되는 주파수 위치가 동일한 두께에서 임피던스에 따라 변하지 않으며, 두께에 따라 두께 대비 주파수가 반 파장이 되는 지점으로 이동하는 것을 확인 할 수 있다.

이러한 모델의 실험적 검증을 위해 아크릴 파이프를 이용하여 직경 80mm, 길이 10m 의 음향튜브를 제작하고, 튜브 내에서 5mm 두께의 알루미늄 판에 대해 주파수에 따른 투과 실험을 진행하고 모의실험 결과와 비교하였다. 송·수신은 BII-7013 과 TC-4013 센서를 사용하였으며, 송신 센서와 알루미늄 판은 0.15m 의 거리를 두었다. 또한 알루미늄 판이 없는 상태에서 입사 신호를 측정하고 설치 후 투과 신호를 측정하였다. 그림 3-15 는 실험 구성을 보여주며, 그림 3-16 은 제작된 음향튜브, 그림 3-17 은 실험에 사용된 알루미늄 판과 설치 모습을

보여준다.

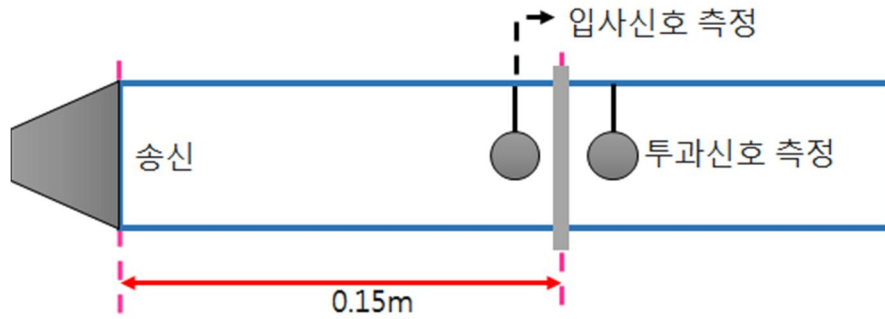


그림 3-15. 알루미늄 판에 대한 투과 실험 구성



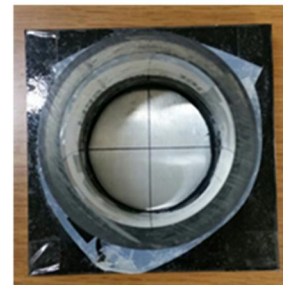
그림 3-16. 투과 특성 실험을 위한 음향튜브



(a)



(b)



(c)

그림 3-17. (a) 5mm 두께 알루미늄, (b) 알루미늄 판 설치, (c) 튜브 절단면

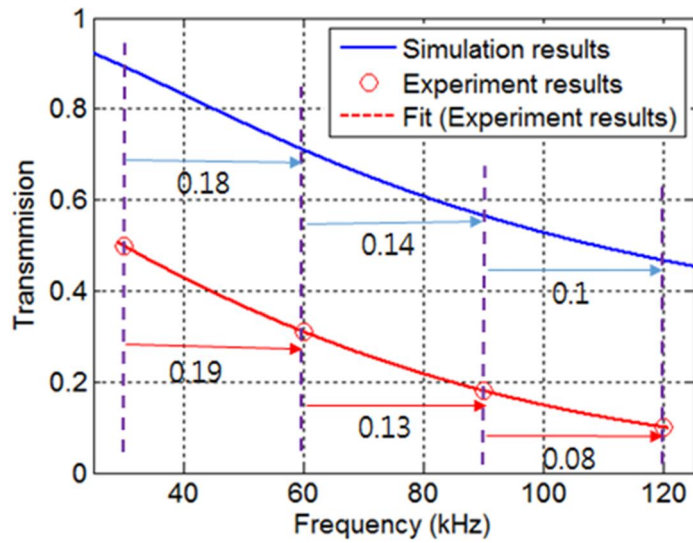


그림 3-18. 투과 특성 모의실험 결과 및 실측 결과

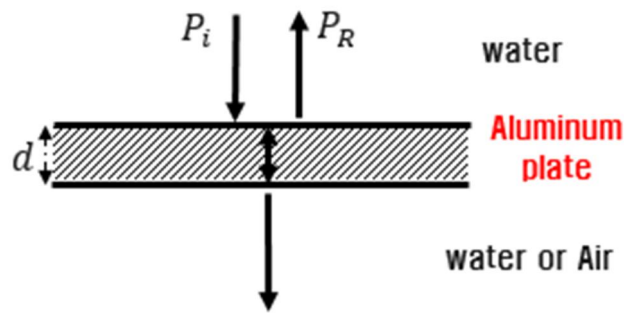


그림 3-19. 하부 매질에 따른 음향 특성 실험 모델

실험에 5ms의 단일 톤 신호가 사용되었으며, 30, 60, 90, 120kHz에 대하여 입사 신호와 투과 신호를 측정하였다. 이때, 입사 파워는 약 -45dB로 모든 주파수에 대하여 동일하게 설정하였다. 그림 3-18은 5mm 두께 알루미늄 판에 대한 주파수에 따른 모의실험 결과와 실제 실험 결과를 보여준다. 그림 3-18에서 부정확한 임피던스 반영과 실험적 오차로 인한 변동 폭의 차이 외 주파수에 따른 변화 추이는 유사함을 확인하였으며, 위 결과를 통하여 위 모델을 이용하여 강성체에 대한 투과 및 반사 특성을 예측 가능함을 검증하였다.

해양 구조물, 착저함 등 수중 인공 구조물들은 표면 고체 매질 외 내부 혹은 하부에 물과 공기와 같은 이중 매질을 가진다. 본 논문에서는 수중 알루미늄 판과 물 혹은 공기의 하부 매질을 가지는 모델을 생성하고 식 (3.15), (3.16)을 이용하여 주파수에 따른 반사계수를 계산하였다. 그림 3-19는 하부 매질에 따른

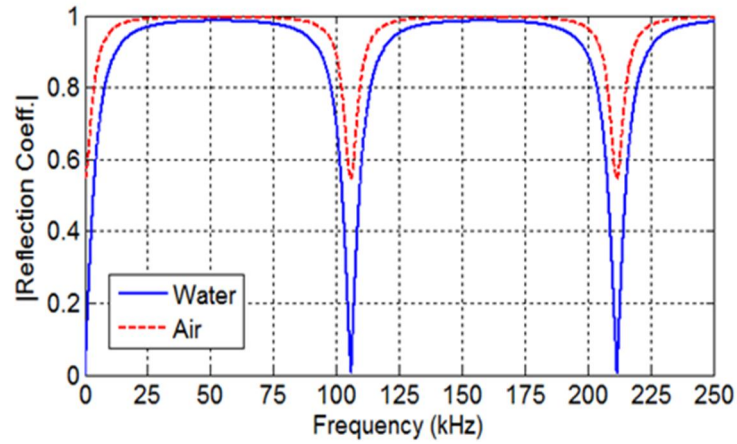


그림 3-20. 하부 매질에 따른 이론적 반사계수

이론적 계산을 위한 생성 모델을 보여주며, 그림 3-20 은 알루미늄 판의 두께가 30mm 일 때 하부 매질과 주파수에 따른 반사계수를 나타낸다. 위 결과에서 하부 매질이 물 또는 공기일 때 모두 반 파장 위치의 105.8kHz, 210.8kHz 에서 반사계수의 큰 감쇠 폭을 갖는다. 하지만 물은 거의 0 에 수렴하는 반사계수를 가지며 공기는 약 0.58 의 반사계수를 가져 큰 차이를 가지는 것을 알 수 있다. 반면, 반 파장 위치 외 다른 주파수에서는 하부 매질에 따른 반사계수의 차이가 상대적으로 거의 존재하지 않음을 볼 수 있다.

3.2.2 하부 매질 추정 실험 및 결과

본 논문에서는 위 3.2.1 장과 같은 음향 특성을 기반으로 해서 강성체 하부 매질 추정을 위한 수조 실험을 진행하였다. 수조 실험은 2.3 장의 해저 매질물체 탐지 시스템과 동일한 파라메트릭 배열 시스템을 이용하여 구성되었으며 흡음재가 부착된 동일한 수조에서 진행되었다. 단, 직접 방사되는 중간 주파수 신호는 그림 3-20 결과에서 큰 투과를 가지는 100~110kHz 대역을 사용하였다. 또한 실험은 30mm 두께의 알루미늄 판을 이용하여 진행되었으며, 하부 매질 설치를 위해 PE (폴리에틸렌) 재질의 컨테이너를 사용하였다. PE 의 음향 임피던스는 1.73Mrayl 로 물의 1.43Mrayl 의 음향 임피던스와 매우 유사하여 동일한 매질이라 가정 할 수 있다. 하부 매질을 포함한 매질물체는 수중 센서로부터 30cm 깊이에 위치하며 퇴적층에 의해 시각적으로 보이지 않도록 얇게 매설되었다. 그림 3-21 은 수조 실험 구성을 보여주며, 그림 3-22 는 알루미늄 판 하부 매질 및 주파수 대역에 따른 수신 신호를 보여준다.

그림 3-22 에서 왕복 60cm 거리, 약 0.4ms 에서 207.5~215kHz 와 100~110kHz 대역 수신신호의 크기는 22.5~30kHz 대역의 수신신호의 크기와 비교할 때, 내부 매질에 따라 큰 차이를 가지는 것을 확인할 수 있다. 각 매질에 대해 100 개 데이터에 대한 평균 값은 표 3-4 과 같다.

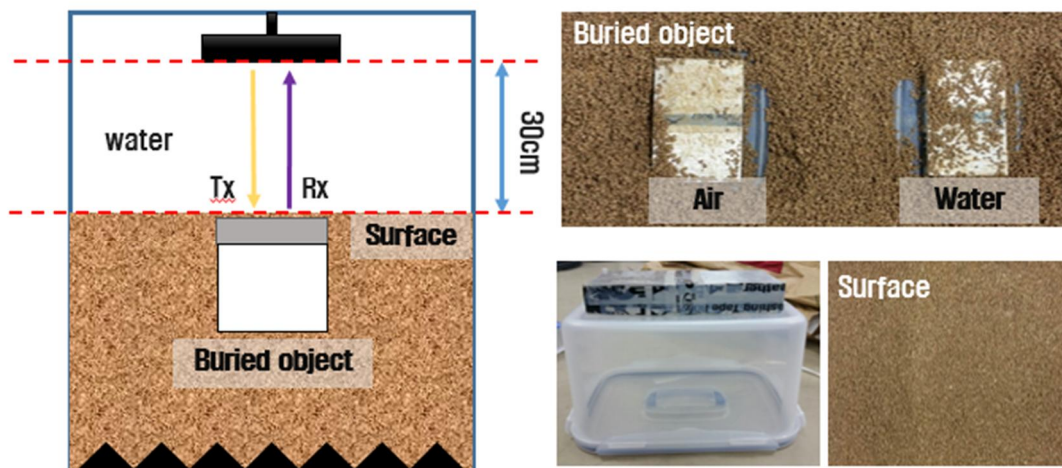


그림 3-21. 해저 강성체 하부 매질 추정 실험 구성

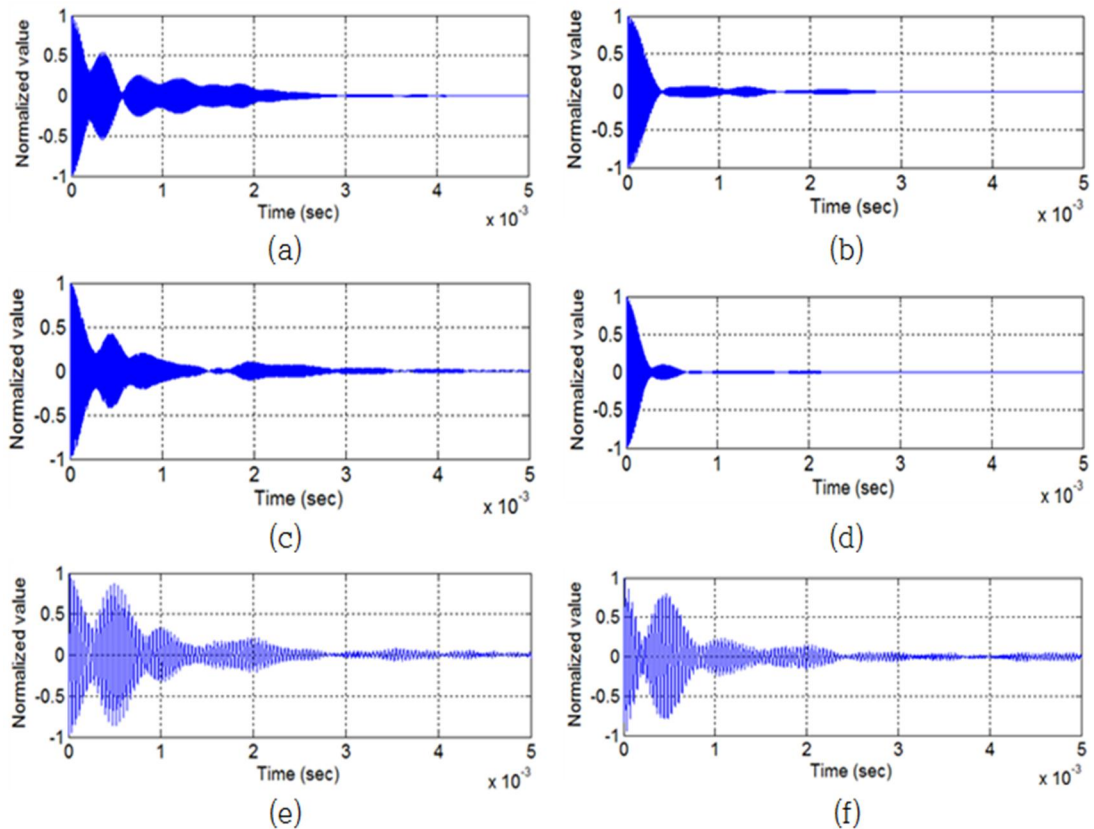


그림 3-22. 해저 매질물체 하부 매질에 따른 수신신호. (a) 공기에 대한 207.5~215kHz 수신신호, (b) 물에 대한 207.5~215kHz 수신신호, (c) 공기에 대한 100~110kHz 수신신호, (d) 물에 대한 100~110kHz 수신신호, (e) 공기에 대한 22.5~30kHz 수신신호, (f) 물에 대한 22.5~30kHz 수신신호

표 3-4. 해저 매질물체 하부 매질에 따른 100 개 데이터 평균 반사계수

주파수 대역 (kHz)	공기	물
	반사계수	
207.5~215	0.544	0.048
100~110	0.416	0.089
22.5~30	0.873	0.795

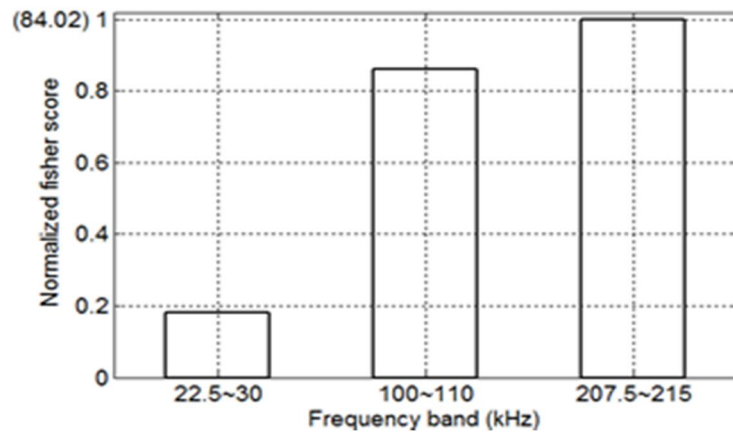


그림 3-23. 주파수 대역에 따른 Fisher score

그림 3-23 은 100 개 데이터로부터 계산된 반사계수를 이용하여 계산된 각 주파수 대역에 따른 Fisher score 를 보여준다. 위 결과에서 하부 매질에 따라 반사계수의 큰 차이를 가지는 100~110kHz 와 207.5~215kHz 대역의 반사계수가 22.5~30kHz 대역의 반사계수와 비교하여 약 4 배 이상의 변별력을 가지는 것을 확인 할 수 있다.

3.3 무인기 식별 알고리즘

무인항공기(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)는 임무를 수행하는데 있어 인명의 손실이 없고 경제성이 뛰어나 세계 각국에서 주목받는 무기체계이다. 그러나 무인항공기를 탐지하는 측면에서는 어려운 문제에 직면해있다. 운용 고도가 낮고 속도가 비교적 느린데다가 크기가 작기 때문에 레이더를 통해 비행체를 찾는 일이 쉽지 않기 때문이다[28, 29]. 따라서 최근에는 무인항공기로부터 발생하는 음향신호를 추가적인 탐지 정보로 이용하기 위한 연구가 진행되고 있다[30-32]. 기존의 연구에서는 무인항공기 음향신호를 탐지하기 위해 필터뱅크 기반의 특징을 사용한 바 있다[31, 32]. 그러나 동일한 기종의 무인항공기일지라도 RPM(Revolution Per Minute) 변화 및 도플러 현상에 의해 주파수가 변하므로 고정된 대역폭을 가지는 필터뱅크를 사용하는 것은 특징으로써 적절하지 않다. 따라서 효과적인 무인항공기 음향신호 탐지를 위해서는 RPM 및 도플러에 의한 주파수 변화에도 일관성 있는 특징을 도출해 낼 수 있어야 한다. 뿐만 아니라 가능한 원거리에서 발생하는 무인항공기 음향신호의 탐지가 가능해야 할 것이다.

본 논문에서는 무인항공기 엔진의 음향 특성을 반영한 특징벡터를 제안한다. 기본주파수(Fundamental frequency)와 정수배인 배음(Overtone)으로 이루어진 음향 신호를 복합음 또는 조화 복합음(Harmonic Complex Tone, HCT)이라고 하는데, 무인항공기의 엔진과 프로펠러로부터 발생한 소음의 복합적인 작용으로 발생한다고 알려져 있다[33]. 엔진 RPM 변화는 시간에 따라 연속적이므로 기본주파수와 배음의 변화 역시 시간에 따라 연속적으로 나타나며 이들의 정수배 관계는 주파수 변화에 관계없이 일정한 특성을 갖는다. 배음 특징을 찾는 과정은 신호로부터 몇 개의 피크 주파수를 검출한 후 기본 주파수와 배음의 정수배 관계를 탐색하는 방법으로 진행된다. 이러한 과정은 신호 세기 영역으로부터 독립적으로 진행되므로 신호 대 잡음비가 낮은 상황에서 효과적일 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 특징을 반영하는 특징벡터를 제안하며 원거리 무인항공기 음향신호 탐지를 위한 가능성을 확인한다.

3.3.1 무인기 신호 특징 추출 알고리즘

특징벡터 추출과정은 그림 3-24 에 나타난 블록도와 같다. 먼저 주파수 평활화(Whitening)와 대역통과필터를 이용하여 전처리 과정을 수행하였다. 야외에서 측정된 잡음은 저주파 성분이 큰 유색잡음으로 나타나며 신호의 경우도 이러한 잡음 속에서 나타나므로 주파수 평활화가 우선적으로 요구된다. 본 논문에서는 사전에 녹음한 배경잡음의 평균적인 스펙트럼을 이용하여 평활화 하였다. 1024 samp./sec 표본화율로 취득한 10 초 동안의 잡음신호를 256 샘플 길이의 윈도우, 50% 오버랩에 대한 주파수 스펙트럼을 각각 구한 후, 이를 평균하고 5 샘플 길이의 중앙값 필터를 취해 도출된 배경잡음의 대표 스펙트럼 $N(\omega)$ 을 얻는다. 배경잡음 스펙트럼 크기 성분의 역수 $1/|N(\omega)|$ 를 신호 스펙트럼에 곱하는 방식으로 평활화를 수행하였다. 또한 원거리에서 발생하는 엔진 음향 신호의 경우 고주파 성분이 감소되므로 주요한 배음 성분만 남고 나머지는 측정되지 않는다. 따라서 효율적인 자료처리를 위해 목표하는 엔진 음향신호의 주요한 배음 성분 중 가장 높은 주파수까지만 다룰 수 있도록 대역통과필터를 적용한다. 기본적으로 기본주파수와 배음은 협대역 특성을 가지며 주파수 영역에서 각각 피크(peak)값을 갖는다. 따라서 측정된 신호의 스펙트럼으로부터 피크를 추출하여 이들 간의 관계를 분석하는 과정으로 특징을 추출한다. 특별히 신호 대 잡음비가 낮은 환경에서는 보다 강인한 피크 추출

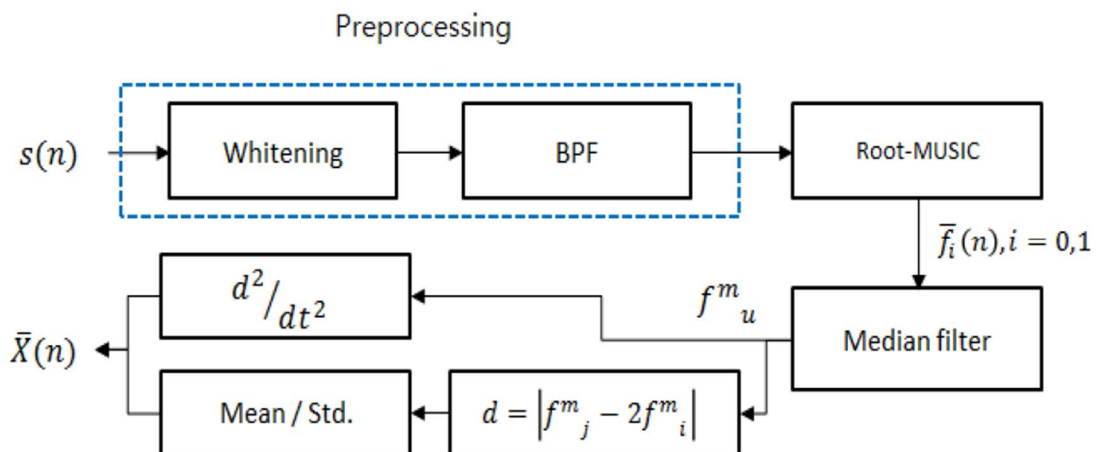


그림 3-24. 무인항공기 탐지를 위한 특징벡터 추출 과정

방법이 요구되는데, 이를 위해 Root-MUSIC(Multiple Signal Classification)을 이용한다. MUSIC 은 신호의 부공간과 잡음의 부공간이 직교하는 기본 성질을 이용한 기법으로 분해능을 증가시키고 피크 추정 분산을 감소시키는 대표적인 스펙트럼 추정 알고리즘이다. Root-MUSIC 은 MUSIC 전력 스펙트럼 추정식의 근을 이용함으로써 계산량을 감소시키고 정확한 피크를 검출할 수 있는 장점을 갖는다[34].

전처리 후 특징벡터를 추출하는 구체적인 과정은 다음과 같다. Root-MUSIC 을 이용하여 검출된 두 개의 최고치 주파수를 각각 f_0 , f_1 이라고 하자. 이때 $f_0 < f_1$ 이며 복합음의 경우 전자는 기본 주파수 후자는 배음 성분에 해당한다. n 번째 프레임에서 검출된 f_0 또는 f_1 을 $f_i(n)$, $i = 0, 1$ 이라고 할 때, 이전 N 개의 피크 값으로부터 추출된 피크 주파수 벡터는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\bar{f}_i(n) = [f_i(n - N - 1), \dots, f_i(n - 1), f_i(n)]^T \quad (3.20)$$

원거리 신호의 경우 낮은 신호 대 잡음비 때문에 주파수 검출에 오류가 발생할 수 있다. 따라서 특정 시간 동안 검출된 주파수들의 중앙값을 이용하여 잘못 검출되는 주파수의 영향을 최소화 시키도록 한다. $\bar{f}_i(n)$ 의 중앙값은 다음과 같다.

$$f_i^m = \text{Median}[\bar{f}_i(n)] \quad (3.21)$$

복합음의 경우 f_1^m 은 f_0^m 의 정수배가 되며 특히 f_1^m 이 1 차 배음인 경우 $f_1^m = 2f_0^m$ 을 만족한다. 따라서 기본 주파수와 배음의 정수배 차 $d(n)$ 을 다음과 같이 나타내며 복합음에 가까울수록 0 에 가까운 값을 갖는다.

$$d(n) = |f_1^m(n) - 2f_0^m(n)| \quad (3.22)$$

특히 복합음의 경우 시간에 따라 기본 주파수가 변하더라도 배음과의 관계는 변하지 않는 특징을 갖는다. 따라서 일정 시간 동안 $d(n)$ 의 평균 μ_d 와

표준편차 σ_d 를 계산하고 이를 특징으로 삼는다.

$$\mu_d(n) = \frac{1}{M} \sum_{k=n-M-1}^n d(k) \quad (3.23)$$

$$\sigma_d(n) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{k=n-M-1}^n [d(k) - \mu_d]^2} \quad (3.24)$$

여기서 M 은 μ_d 와 σ_d 를 계산하기 위한 윈도우 길이 (Window length)이다. 전체 전력에 대해 규준화 된 f_i 의 상대적 전력을 p_i 라 할 때, 이들 각 전력의 시간에 따른 평균 μ_{p_i} 와 σ_{p_i} 를 위와 같은 방법으로 구할 수 있다. 단, 각 평균과 표준편차를 합하여 하나의 값으로 나타낸다.

$$\mu_p(n) = \sum_{i=0}^1 \mu_{p_i}(n) \quad (3.25)$$

$$\sigma_p(n) = \sum_{i=0}^1 \sigma_{p_i}(k) \quad (3.26)$$

복합음에 나타나는 기본 주파수와 배음의 또 다른 특징으로 각각의 주파수가 시간에 따라 연속적으로 나타난다는 성질을 들 수 있다. 엔진이 멈추지 않는 한 지속적이고 연속적으로 나타나는 주파수 특성을 나타내기 위하여 시간에 따른 주파수 변화와 2차 미분을 계산한다.

$$\Delta(n) = \frac{1}{2M} \sum_{i=0}^1 \sum_{k=n-M-1}^n \left| \frac{d^2 f_i^m(k)}{dn^2} \right| \quad (3.27)$$

앞서 언급한 다섯 가지 특징을 모아 특징벡터 $\bar{X}(n)$ 을 구성하며, 다음과 같이 나타낸다.

$$\bar{X}(n) = [\mu_d(n), \sigma_d(n), \Delta(n), \mu_p(n), \sigma_p(n)] \quad (3.28)$$

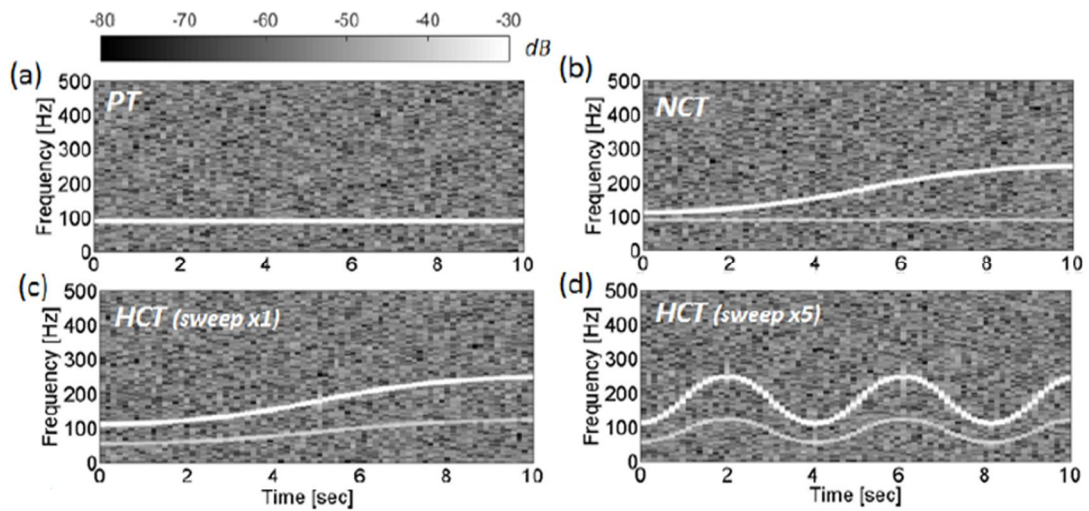


그림 3-25. (a) 순음 (PT), (b) 비조화 복합음 (NCT), (c) 단일 소인(sweep)하는 복합음 [HCT (sweep 1)], (d) 반복 소인하는 복합음 [HCT (sweep 5)]

주파수 변화에 대한 특징벡터의 유효성을 평가하기 위해 모의실험을 수행한다. 하나의 주파수를 갖는 순음 (Pure Tone, PT), 정수배가 아닌 주파수를 갖는 비조화 복합음(Non-harmonic Complex Tone, NCT) 그리고 무인항공기 엔진신호와 같은 조화복합음을 생성하여 특징벡터 추출 결과를 비교해 본다. 엔진 RPM 변화에 따른 기본 주파수 변화는 85-125Hz 의 범위를, 신호 대 잡음비는 1, 2 차 고조파가 각각 9dB, 18dB 를 갖는다고 가정하였다. 또한 복합음의 경우 시간당 주파수 변화율이 다른 경우를 고려하기 위해 반복소인 신호의 소인율 (Sweep rate)은 단일 소인 신호의 5 배가 되도록 하였다. 생성된 신호들은 그림 3-25 와 같다.

그림 3-26 은 생성한 모의신호들로부터 특징벡터를 추출한 결과를 나타낸다. 먼저 그림 3-26 (a)~(d)를 살펴보면 조화 복합음 신호의 μ_d 는 거의 0 으로 시간에 따른 변화가 거의 없으며, σ_d 또한 거의 0 에 수렴하고 있다. 이는 순음의 경우 μ_d 와 σ_d 각각 65.6, 31.1 의 값을, 비조화 복합음은 각각 36.1, 4.7 의 값을 갖는 것과는 대조적이다. 비조화 복합음의 μ_d 가 상대적으로 큰 값을 가지는 이유는 추정된 두 개의 피크 주파수가 정수 배를 이루지 않으므로 $d(n)$ 이 0 보다 큰 값을 갖기 때문이다. 순음의 경우는 두 개의 피크 주파수 중 하나는 거의 무작위 값을 갖기 때문에 μ_d 가 0 보다 큰 값을 가질 뿐만 아니라 σ_d 도 큰 값을 갖는다.

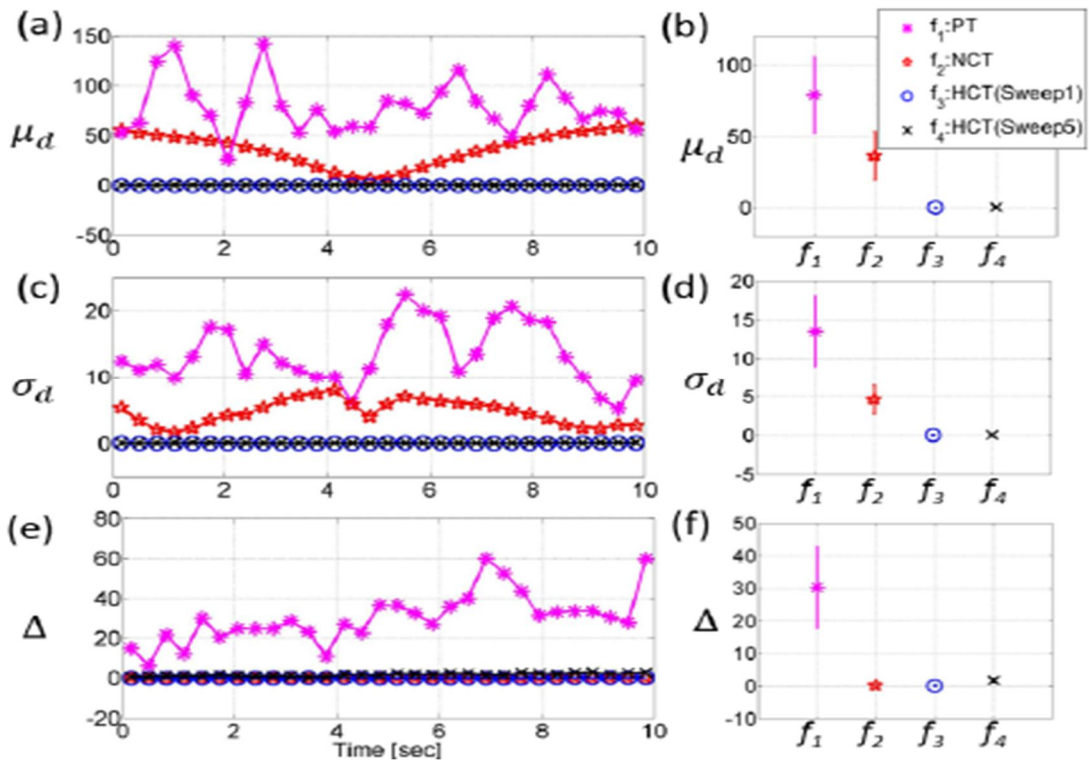


그림 3-26. 시간변화에 따른 μ_d 의 변화, (b) μ_d 변화의 평균과 표준편차, (c) 시간변화에 따른 σ_d 의 변화, (d) σ_d 변화의 평균과 표준편차, (e) 시간변화에 따른 특징 Δ 의 변화, (f) Δ 변화의 평균과 표준편차

같은 이유로 고정된 피크 값을 갖지 않는 광대역 잡음도 이와 같은 패턴을 나타낼 수 있다. 그림 3-26의 (e), (f)의 Δ 의 경우도 이와 비슷하며, 순음이 35.47의 값을 갖는데 비해 조화 복합음은 0에 가까운 값을 갖는다. 다만 이 경우는 비조화 복합음도 0에 가까운 값을 갖는데, 이는 검출된 주파수간의 관계와 상관없이 변화율만을 나타내기 때문이다. 소인율이 높은 경우 Δ 는 다소 높게 나타날 수 있으나, 그림 3-26 (f)에서 확인할 수 있듯이 순음 또는 광대역 잡음을 구분하기에는 충분하다. 모의실험을 통해 나타난 바, 제안한 특징벡터는 시간에 따른 주파수 변화에도 무인항공기 엔진의 음향신호의 특징을 구분하는데 유효한 것으로 판단된다.

3.3.2 실험 및 결과

제안한 탐지 방법의 실험적 검증을 위해 인적이 드물고 장애물이 없는 야외에서 음향신호를 취득하였다. 실험을 위해 사용한 엔진은 2 행정 가솔린 엔진으로 그림 3-27 (a)와 같이 거치대를 이용해 고정하였으며 실험 지역의 가장 높은 지대에 위치하도록 하였다. 마이크로폰 배열은 그림 3-27 (b)와 같이 십자형 배열을 사용하였으나, 본 연구에서는 엔진을 정면으로 바라보는 가로 축 선형 배열을 사용하였다. 먼저 거리 10m 에서는 엔진의 출력을 50~100%로 변화시켜가며 음향신호를 측정하였다. 이후 75%로 유지하면서 거리가 각각 220m 와 310m 떨어진 곳에서 신호를 취득하였다.

그림 3-28 은 앞서 설명한 과정에서 취득한 음향 신호 중 대표적인 신호의 전력 스펙트럼을 보여주며, 10 초의 시간을 가지는 신호의 전력을 푸리에 변환하여 나타내었다. 먼저 그림 3-28 (a)는 거리 10m 에서 엔진의 RPM 변화에

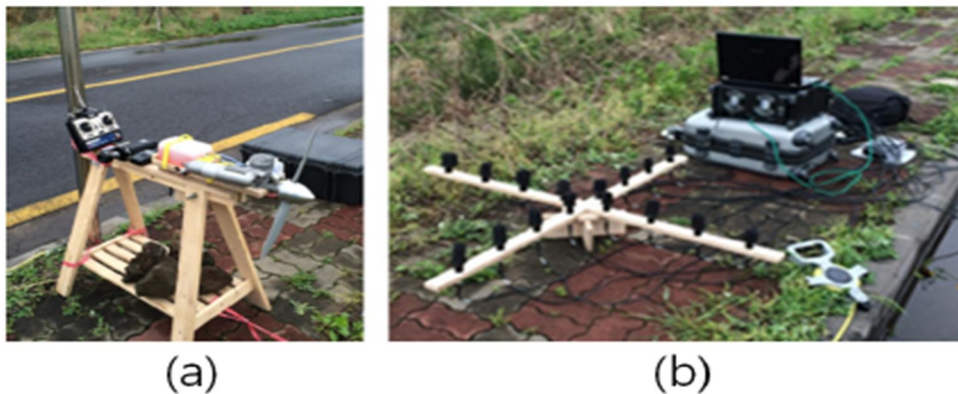


그림 3-27. (a) 실험에 사용한 무인항공기 엔진, (b) 마이크로폰 배열 및 신호 수집 장치

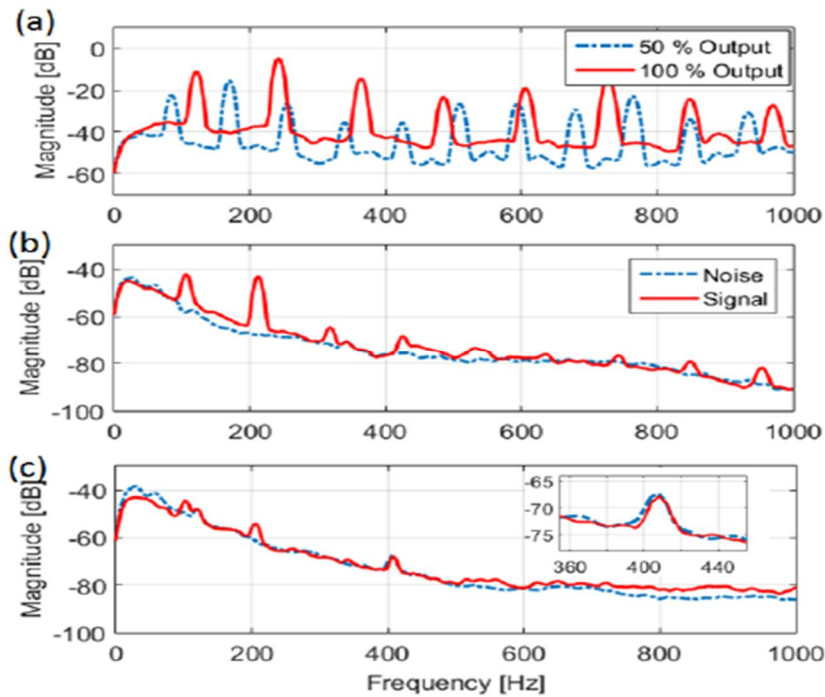


그림 3-28. (a) 10m 거리에서 측정된 엔진 출력에 따른 엔진 음향 신호 스펙트럼, (b) 220m 거리에서의 신호 및 잡음 (출력 75%), (c) 310m 거리에서의 신호 및 잡음 (출력 75%), 405Hz 협대역 배경잡음

따라 측정된 신호이다. 무인항공기 엔진의 음향신호는 뚜렷한 배음을 가지는 것이 특징이며, RPM 이 증가할수록 세기가 크고 배음이 뚜렷하게 나타난다. 엔진 출력이 50%, 100%인 경우의 기본 주파수는 각각 84, 124Hz 이며, 두 번째 배음이 가장 큰 에너지를 갖는 것이 특징이다. 그림 3-28 (b)와 (c)는 각각 220m 와 310m 에서 취득된 신호이다. 10m 에서 취득된 신호에 비해 배음성분이 크게 감쇄 되는 것을 볼 수 있다. 특히 310m 에서는 두 번째 배음까지만 측정되고 고차 배음은 모두 감쇄되어 측정되지 않는 것으로 나타났다. 그림 3-27 (c)의 310m 에서 측정된 신호에서는 405Hz 의 협대역 배경잡음이 나타나고 있으며, 실제 환경에서는 이러한 협대역 배경잡음을 신호로 인식하지 않도록 주의해야 할 필요가 있다. 취득된 신호를 이용하여 3.3.1 에서 설명한 바와 같이 전처리 과정을 수행하였다. 그림 3-28 (b), (c)에서 잡음은 200Hz 미만과 800Hz 이상의 주파수 전력이 20dB 넘게 차이가 나는 유색잡음임을 알 수 있다. 따라서 잡음 성분을 최소화하기 위한 주파수 평활화를 수행한다. 또한 원거리에서는 2 차

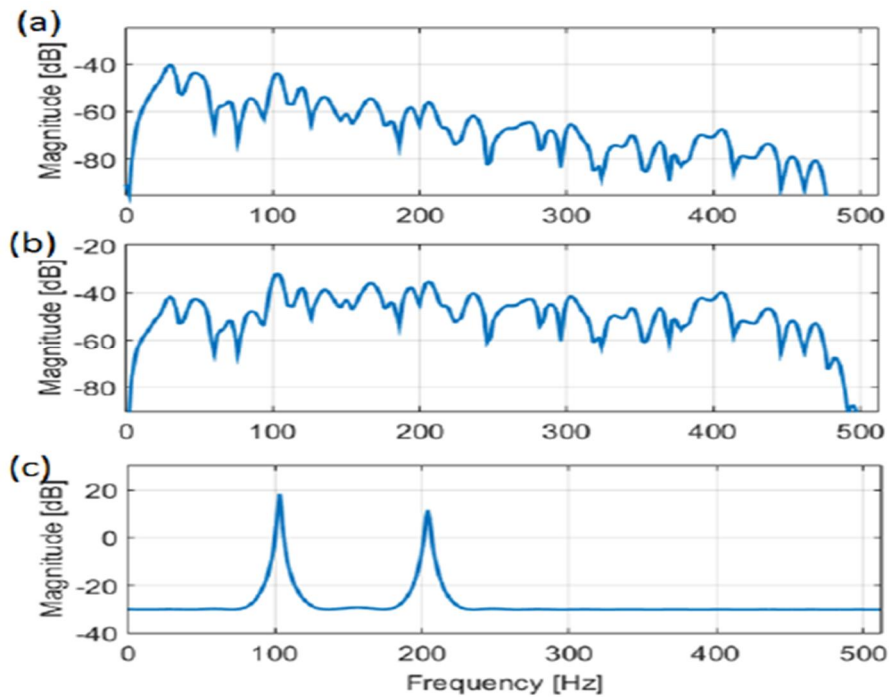


그림 3-29. (a) 주파수 평활화를 적용하기 전 신호의 전력 스펙트럼, (b) 주파수 평활화 된 신호의 전력 스펙트럼, (c) MUSIC 을 이용한 주파수 검출 결과

배음성분 이상의 신호 측정이 거의 불가능하다는 특징을 고려하여 50-500Hz 대역의 신호만 효율적으로 이용할 수 있도록 대역통과필터를 적용한다.

310m 에서 측정된 신호 중 한 프레임(250ms)에 해당하는 신호를 전처리하기 전의 결과는 그림 3-29 (a)와 같으며, 주파수 평활화 한 후의 결과는 그림 3-29 (b)와 같다. 신호 대 잡음비가 낮으므로 짧은 시간의 신호로부터 계산된 주파수 스펙트럼에는 신호 성분을 쉽게 관측하기 어렵다. 그러나 Root-MUSIC 과 같이 신호의 상관을 이용하여 주파수를 검출하는 스펙트럼 추정 기법을 이용하면 비교적 정확히 신호 성분 검출이 가능하다. FFT 스펙트럼과의 비교를 위해 MUSIC 을 이용해 나타낸 의사 스펙트럼을 그림 3-29 (c)에 나타내었으며, 이것의 피크 주파수는 Root-MUSIC 으로 검출한 주파수와 같다.

원거리에서 측정된 무인항공기 엔진의 음향신호에 제안한 특징벡터 추출 방법을 적용해보았다. 그림 3-30 (a)는 엔진으로부터 310m 떨어진 곳에서 측정된 음향신호 중 대표적인 신호의 스펙트로그램(Spectrogram)이다. 이 신호로부터 root-MUSIC을 이용해 추정된 주파수를 그림 3-30 (b)에 점으로 표시하였다.

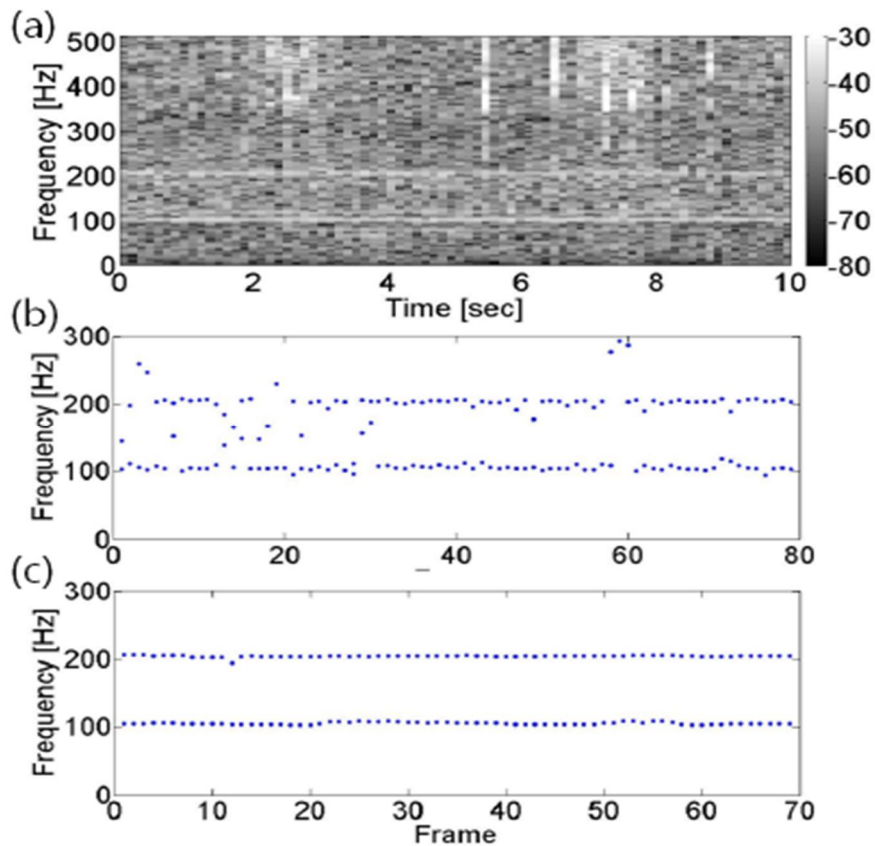


그림 3-30. (a) 310m 거리에서 측정된 신호의 스펙트로그램, (b) Root-MUSIC 주파수 검출 결과, (c) 주파수 검출 후 중앙값 필터를 적용한 결과

310m거리에서 측정된 신호는 신호 대 잡음비가 낮기 때문에 주파수 추정결과가 안정적이지 못한 것을 확인할 수 있다

제안한 특징벡터 추출 방법은 안정적인 주파수 검출이 선행 되어야만 우수한 특징벡터를 얻을 수 있다. 따라서 그림 3-30 (b)와 같이 원거리에서 수신된 낮은 신호 대 잡음비의 신호로 특징을 추출할 경우 탐지 성능 저하를 불러 올 가능성이 크다. 그림 3-30 (c)와 같이 추정된 피크 주파수에 중앙값 필터를 적용함으로써 잘못된 검출 결과를 보정하였다. 그 결과 추정된 피크 주파수는 상당히 안정적으로 개선되었다. 전자의 경우 기본 주파수와 1차 배음 성분의 표준편차가 54.5Hz 인 반면, 중앙값 필터를 적용한 후의 표준편차는 1.5Hz 로 감소하였다.

제안하는 특징벡터의 변별력을 정량적으로 분석하기 위해 실험에서 측정된

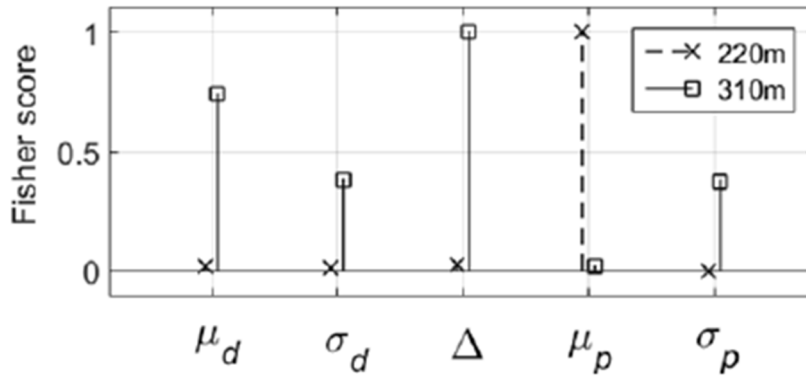


그림 3-31. 거리에 따른 특징벡터의 Fisher score 결과

모든 데이터를 이용하여 Fisher score를 계산하였다. 비교하는 클래스는 무인항공기 신호와 배경잡음이며, 배경잡음에는 사람의 말소리나 자동차 소리 등 생활소음이 포함되어 있다. 그림 3-31은 220m와 310m에서 측정된 신호와 배경잡음에 대한 정규화된 Fisher score를 나타낸다. 먼저 220m에서 측정된 신호의 경우 μ_p 가 가장 우수한 변별력을 나타내는데, 신호 대 잡음비가 비교적 높은 경우이므로 타당한 결과라고 볼 수 있다. 반면 신호 대 잡음비가 낮았던 310m에

표 3-5. ELM 인식을 위한 데이터 정보 및 입력 값

Data		Classifier	
Frame length	256	No. classes	2
Window length (N, M)	10, 10	Input nodes (j)	1~5
Training data	177	Hidden nodes	35
Test data	885	Iterations	100

서 측정된 신호의 μ_p 의 Fisher score는 가장 낮은 값을 나타내고 있다. 그러나 이와 대조적으로 μ_d, σ_d, Δ 의 값이 μ_p 에 비해 증가한 것을 확인할 수 있다.

무인기 신호를 탐지하기 위한 방법으로 ELM (Extreme Learning Machine)을 이용한 인식을 수행하였다. ELM은 훈련을 위해 반복계산이 필요한 기존의

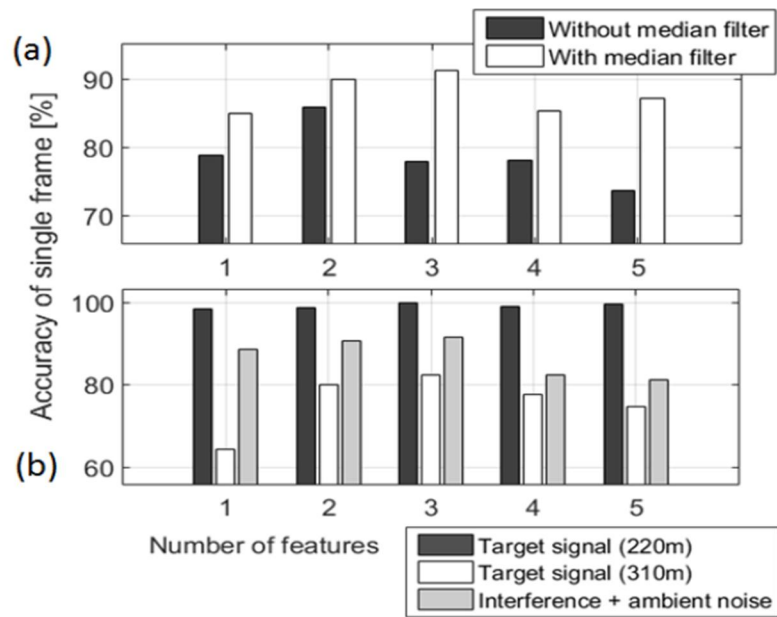


그림 3-32. Fisher score 순위에 따른 특징벡터 개수 별 개별 프레임의 ELM 탐지 결과, (a) 중앙값 적용 전과 후에 대한 개별 프레임의 최종 정확도, (b) 중앙값 적용한 결과 중 210m, 310m 그리고 배경음 및 간섭신호에 대한 개별 프레임 정확도

역전파(Back propagation)기반의 신경망 (Neural Net)에 비해 빠른 계산시간과 우수한 정확도를 갖는 인식기이다[37, 38].

앞서 언급한 특징벡터들을 이용하여 인식을 수행하였으며 인식을 위한 자세한 설정 값을 표 3-5에 나타내었다. 220m와 310m 신호로부터 추출된 특징을 모두 신호의 클래스로 두고 훈련하였으며 배경음 및 간섭신호의 특징벡터 길이와 같도록 하였다. 실제적인 탐지를 위해서는 주어진 시간 동안 특정 개수 이상의 프레임이 신호로 인식될 경우를 최종 탐지로 간주하도록 할 수 있다. 그러나 본 논문에서는 특징벡터 자체의 성능에 중점을 두므로 개별 프레임의 탐지 성능까지만 분석하기로 한다. 개별 특징이 탐지성능에 미치는 영향을 분석해 보기 위해 310m에서 높은 Fisher score값을 나타낸 특징의 순서대로 개수를 늘려가며 인식을 수행 하였다.

그림 3-32 (a)는 220m, 310m 거리에서 측정된 신호와 잡음의 인식 결과를 모두 반영한 최종탐지 결과를 나타낸다. 결과를 살펴보면 중앙값을 사용하는

것이 탐지 정확도를 약 5-10% 향상 시키는 것을 확인 할 수 있다. 그러나 중앙값을 사용한 경우 μ_d , σ_d , Δ 세 개의 특징을 사용했을 때가 91.2 %로 가장 높았고 μ_p , σ_p 를 포함한 다섯 가지 특징을 모두 사용했을 때는 84.2 %로 세 개의 특징만 사용했을 경우에 비해 7% 낮았다. 이러한 결과의 원인을 살펴보기 위해 각 거리에서의 탐지 결과를 분석해 보았다. 그림 3-32 (b)를 살펴보면 220m 신호의 경우 특징벡터로 Δ 만 사용해도 탐지 성능이 98.4%에 이르며 다섯 개를 모두 사용할 경우가 99.6%였다. 그러나 신호 대 잡음비가 낮은 310m 신호의 경우 μ_d , σ_d , Δ 세 개의 특징벡터만 사용하는 것이 85.2 %로 가장 높고 다섯

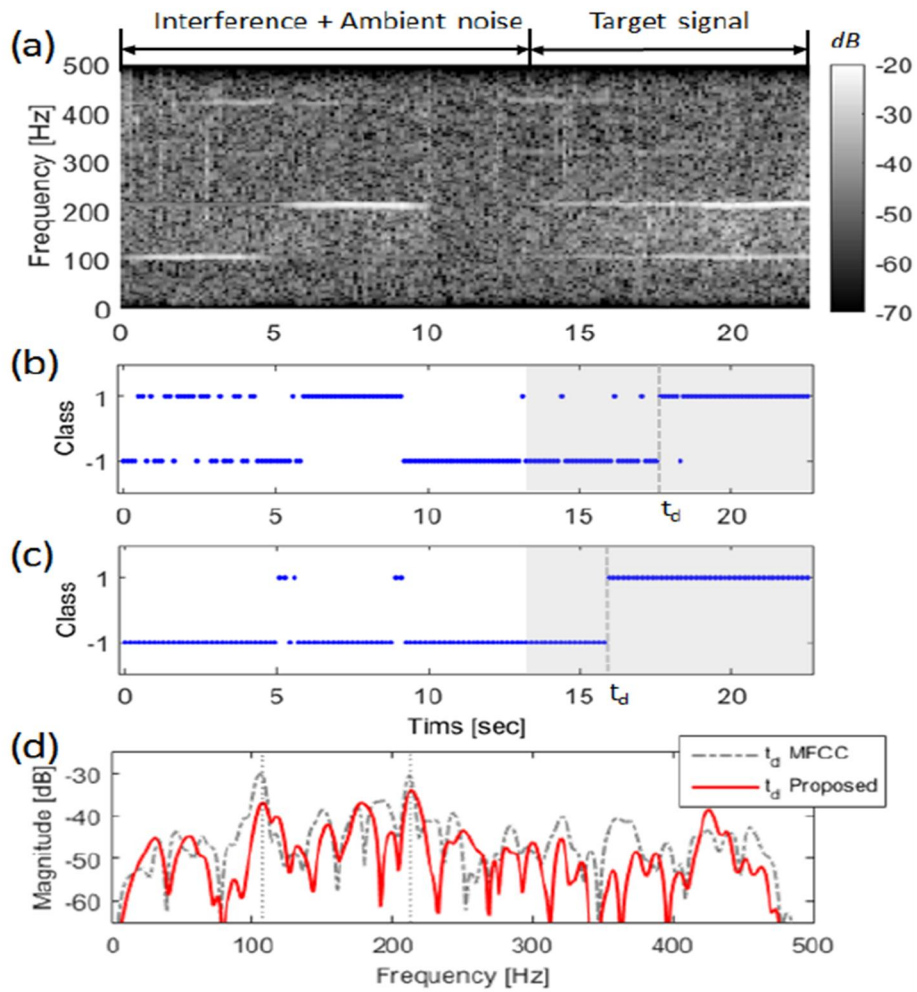


그림 3-33. (a) 협대역 간섭 신호와 조화복합음이 순차적으로 나타나는 시험 신호의 스펙트로그램, (b) MFCC 특징을 이용한 ELM 탐지 결과, (c) 제안한 특징벡터를 이용한 ELM 탐지 결과, (d) 각 탐지 시점 t_d 에서의 파워 스펙트럼

개를 모두 사용하는 것은 74.8%로 약 10 %가 감소되는 것을 확인 할 수 있다. 이는 신호의 세기 특징인 μ_p 와 σ_p 가 성능 저하를 유발했기 때문으로 볼 수 있다. 신호의 세기에 준하는 잡음 성분이 신호로 잘못 인식된 결과가 성능 저하의 원인으로 작용했을 가능성이 크다. 따라서 원거리 신호 탐지로는 주파수 특징 세가지가 매우 효과적이라고 볼 수 있으나, 그림 3-32의 결과가 나타내듯이 220m 정도의 거리에서는 신호의 세기 특징이 매우 효과적이다. 따라서 실제 탐지 상황에서는 다섯 개의 특징은 서로 보완적 작용을 한다고 볼 수 있다.

보다 실제적인 특징벡터성능 분석을 위해, 실험을 통해 측정된 신호를

이용하여 탐지 시나리오를 구성하고 인식 결과를 살펴보기로 한다. 그림 3-33 (a)는 220m에서 측정한 신호를 이용하여, 단일 순음의 간섭잡음과 원거리에서 점진적으로 접근하는 무인항공기 신호를 가상으로 구현한 신호이다. 노치(Notch) 필터를 이용하여 0-5초 사이의 신호는 1차 고조파 신호 성분을, 5-10초 사이에는 기본주파수 신호 성분을 각각 제거하였으며 10-13초에는 배경잡음이 존재하는 상황을 가정하였다. 약 13초부터는 매우 원거리에서부터 수신지점에서 220m 떨어진 지점까지 접근하는 상황을 가정하였다. 그림 3-31 (a)의 상황에서 제안한 특징벡터의 성능을 비교 검증하기 위해 음성인식에 널리 사용되는 특징벡터인 MFCC 특징을 추출하여 인식을 수행하였다. MFCC 특징 추출을 위해 20개의 Mel 필터를 사용하였으며 12개의 캡스트럼 계수를 추출하여 특징벡터로 사용하였다. 훈련 데이터는 그림 3-32의 결과를 도출하기 위해 사용한 데이터와 같은 데이터를 사용하였으며 ELM 은닉노드 개수는 60개를 사용하였다. MFCC 특징과 제안한 특징벡터의 ELM 인식결과를 그림 3-33 (b)와 (c)에 나타내었다. 먼저 신호 대 잡음비가 비교적 낮은 순음의 간섭신호가 나타난 0-5초 동안은 MFCC의 경우 신호와 잡음을 혼동하는 결과를 나타내고 있으며, 신호 대 잡음비가 보다 높은 간섭신호(5-10초)의 경우는 명백히 잘못된 인식 결과를 나타내고 있다. 간섭신호가 나타난 13초 동안의 오 분류 정도는 약 43.7%이다. 그에 반해 제안한 특징벡터는 간섭신호는 단 6.1%의 오 분류 정도를 나타내 신호 대 잡음비에 큰 영향을 받지 않는다는 것을 확인할 수 있다. 신호가 원거리에서 접근하기 시작하는 13초 이후의 결과를 살펴보면 MFCC의 경우 17.7초 이후부터 신호로 판별하는 반면, 제안한 특징벡터는 이보다 1.8초 앞선 15.9초 이후부터 신호로 판별하고 있어 제안한 특징벡터가 원거리 신호에 더 우수한 결과를 보이고 있다는 것을 확인할 수 있다. 각 특징벡터에 대한 탐지 시점 t_d 에서 파워 스펙트럼을 그림 3-33 (d)에 나타내었다. 점선으로 나타낸 기본주파수와 1차 고조파의 스펙트럼 진폭 평균을 비교해 본 결과 제안한 특징벡터는 MFCC결과에 비해 4.5 dB 낮은 값을 나타냈다. 따라서 제안한 특징벡터는 신호 대 잡음비가 낮은 신호 탐지에 효과적이라는 것을 확인하였다.

제 4 장

결 론

본 논문에서는 다중 주파수 대역 음향신호를 기반으로 은폐된 물체 탐지 시스템 및 식별 알고리즘을 제안하고 성능을 평가하였다. 제안하는 탐지 시스템은 파라메트릭 배열 현상을 이용하여 지향성 Chirp 신호를 생성하고, Dechirp 처리 과정을 통해 수신신호의 신호 대 잡음비를 개선하여 거리 분해능을 향상시켰다. 파라메트릭 배열을 이용한 탐지 시스템은 공기 중 은폐 물체 탐지와 수중 해저 매설물체 탐지를 위해 구축되었으며, 공기 중 탐지 시스템은 소자 16 개를 이용한 8×2 의 송신센서 배열에 의해 구현되었다. 구현된 송신센서 배열은 15kHz 의 차 주파수 신호로부터 -6dB 를 기준으로 수평방향 7° , 수직방향 26° 의 빔폭을 가진다. 물체 탐지 및 가시화를 위해 2 개의 선형 스테이지를 이용하여 2 축 구동 제어 장치를 제작하였다. 이후 천으로 은폐된 동판과 파이프에 대한 A-scan, B-scan, C-scan 실험을 진행하였다. A-scan 과 B-scan 실험 결과, 천에 의해 은폐된 물체를 탐지하고 대략적인 물체의 크기를 확인 할 수 있었다. 이때, 은폐 물체에 대한 탐지 깊이는 0.015~0.0065 의 평균 제곱 오차를 갖는다. 끝으로, C-scan 출력으로부터 천에 은폐된 동판과 파이프의 형상을 확인할 수 있었으며, 이때 검출된 물체의 크기는 동판은 0.015m^2 의 오차를 가졌으며 파이프는 0.046m^2 의 오차를 가졌다.

해저 매설물체 탐지 시스템은 앞서 언급된 공기 중 은폐 물체 탐지 시스템과 동일한 처리과정을 가지며, 단 신호 생성 및 수집을 위해 Benthowave 사의 BII-7541 과 BII-7013 트랜스듀서 배열과 TC-4013(Teledyne Reson) 하이드로폰 배열이 사용되었다. 탐지 성능 검증을 위해 제작된 무향수조 내에서 퇴적물에 매설된 알루미늄 판과 스테인레스 파이프에 대한 C-scan 실험을 진행하였다. 실험 결과, 고주파 대역의 직접 방사 신호에서는 퇴적물의 높은 감쇠계수로 인해 매설 물체를 확인할 수 없으며, 낮은 주파수 대역을 가지는 차 주파수 대역의 C-scan 결과에서는 상대적으로 선명한 물체의 형상을 얻을 수

있었다.

다중 대역 음향신호를 이용하여 해저 퇴적물 식별 알고리즘, 해저 매설물체 하부 매질 추정 기법, 무인기 식별 알고리즘을 제안하고 모의실험과 실험을 통해 검증하였다. 먼저, 해저 퇴적물 식별 알고리즘은 해저 퇴적층 내 음향신호의 주파수에 따른 감쇠계수 변화량을 기반으로 한다. 제안된 알고리즘은 다중 주파수 신호로부터 두 번째 층에 대한 반사신호를 이용하여 감쇠계수 차 $\Delta\beta$ 를 추출한다. 이후, 주파수에 따른 감쇠계수 변화량 V 를 계산하고 선형판별분석법을 이용하여 차원을 축소한다. 위 과정을 통해 계산된 특징 W 는 Biot 모델을 이용해 구축된 모의실험 환경 내에서 표층 반사계수 R , 감쇠계수 차의 평균 $\mu_{\Delta\beta}$ 와 비교했을 때, 51.59, 27.01, 8.73 순으로 Fisher score 를 가짐으로써 가장 우수한 변별력을 보였다. 또한 제한된 대역 범위(5~185kHz)에서 주파수 수가 4 개 이상일 때부터 제안된 특징 W 가 반사계수 R 보다 높은 변별력을 가지며, 대역 수가 증가함에 따라 주파수에 따른 감쇠계수 변이 추세를 더욱 세세히 반영함으로써 변별력이 증가함과 함께 수렴해가는 것을 확인하였다. 끝으로, 측정오차 Δr_n 과 깊이 추정 오차 ΔL 에 따른 제안된 특징의 MLD 기반 분류 성능을 평가하였다. 그 결과, 제안된 특징 W 가 반사계수 R 과 비교하여 우수한 분류 성능을 보였다. 또한 $\Delta\beta$ 로부터 V 를 추출함으로써 분류 성능이 크게 증가함을 확인하였다. 추가적으로, 세밀한 입자의 퇴적물 분류에도 우수한 변별력과 분류 성능을 보였으며 오차에 강인한 특성을 가짐을 확인하였다.

수중 인공 물체는 특정 주파수에서 공진을 가지는 음향 투과 및 반사특성을 가진다. 본 논문에서는 이러한 인공 물체의 주파수에 따른 음향 특성을 이론적으로 확인하고 실험을 통해 검증하였다. 또한 물체에 대한 공진 주파수에서의 음향 특성은 하부 매질에 따라 다르게 나타남을 확인하였다. 이를 기반으로 파라메트릭 배열 기반의 다중 대역 음향신호를 이용한 매설물체 하부 매질 추정 기법을 제안하고 실험을 통해 검증하였다. 실험은 알루미늄 판과 공기, 물의 하부 매질로 구성된 구조물을 이용해 진행되었으며, 하부 매질이 공기일 경우, 물과 비교하여 공진 주파수 대역 신호에 대한 반사계수가 약 4 배 높은 값을 가짐을 확인하였다. 또한 공진 주파수 외 대역에서는 하부 매질의 종류에 상관없이 유사한 반사계수를 가졌다

원거리 무인항공기의 엔진 음향신호는 복합음 주파수의 정수배 특성과 연속성을 가지며, 이를 기반으로 하는 특징벡터를 제안하였다. 모의 실험을 통해 제안된 특징벡터가 조화 복합음이 아닌 순음과 비조화 복합음을 잘 구별해 내는 것을 확인하였으며, 엔진의 RPM 또는 도플러에 의한 주파수 변화에 영향을 받지 않아 무인기 음향신호 탐지에 적합하다는 것을 확인하였다. 또한 실측된 음향신호로부터 특징벡터의 변별력을 분석한 결과, 신호 대 잡음비가 높은 경우 신호 세기특징의 변별력이 우수하였고, 신호 대 잡음비가 낮은 경우 복합음 주파수의 정수배 특성과 연속성을 기반으로 하는 특징이 높은 변별력을 나타내었다. 따라서 실제 무인기 탐지 시 두 가지 특징은 상호보완적 기능을 할 수 있다. 또한 피크 주파수 추정 오차를 줄이기 위해 적용한 중앙값 필터는 실제 측정된 원거리 신호 탐지 결과를 살펴본 결과, 제안한 특징벡터는 MFCC 특징에 비해 순음의 간섭신호에 강인하며 신호 대 잡음비가 약 4dB 낮은 환경에서도 탐지가 가능함을 보였다.

참고문헌

- [1] Steven G. Schock, et al. "Buried object scanning sonar", *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 26, No. 4, pp. 677-689, 2001
- [2] Yoshiyuki Nakamura, et al. "Buried object detection with synthetic aperture sonar", *Underwater Technology, 2004. UT'04. 2004 International Symposium on*. IEEE, 2004
- [3] Eugeniusz Kozaczka, et al. "Detection of objects buried in the sea bottom with the use of parametric echosounder", *Archives of Acoustics*, Vol. 38, No. 1, pp. 99-104, 2013
- [4] Jeong Hee Han, et al. "Parametric array sonar system based on maximum likelihood detection", *Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers*, Vol. 48, No. 1, pp. 25-31, 2011
- [5] Jaeil Lee, et al, "Analysis of highly directional sonar communication system", *Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers*, Vol. 49, No. 12, pp.3-9, 2012
- [6] P. A Van Walree, et al. "Mean grain size mapping with single-beam echo sounders", *The Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 120, No. 5, pp. 255-256, 2006
- [7] L LeBlanc, et al. "Marine sediment classification using the chirp sonar", *The Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 91, No. 1, pp. 107-115, 1992
- [8] Steven G. Schock, "A method for estimating the physical and acoustic properties of the sea bed using chirp sonar data", *IEEE Journal of Ocean Engineering*, Vol. 29, No. 4, pp. 1200-1217, 2004
- [9] Stelio Haniotis, et al. "Seafloor segmentation using angular backscatter responses obtained at sea with a forward-looking sonar system", *Applied Acoustics*, Vol. 89, pp. 306-319, 2015

- [10] Alexander S. Tsemahman, et al. "Acoustic seabed classification and correlation analysis of sediment properties by QTC VIEW", *OCEANS'97. MTS/IEEE Conference Proceedings*, Vol. 2, 1997.
- [11] Ding Jianli, and Yang Yong, "Aircraft noise detection based on SVM optimized with genetic algorithm", *Journal of Convergence Information Technology*, Vol. 8, No. 10, pp. 422-428, 2013
- [12] C. Asensio, M. Ruiz, and M. Recuero, "Real-time aircraft noise likeness detector", *Applied Acoustics*, Vol. 71, No. 6, pp. 539-545, 2010
- [13] M. Sabri, J. Alirezaie, and S. Krishanan, "Audio noise detection using hidden markov model", *Statistical Signal Processing, 2003 IEEE Workshop on IEEE*, pp. 627-640, 2003
- [14] B. Novikov, O. Rudenko, and V. Timoshenko, "Nonlinear underwater acoustics", *The American Institute of Physics*, 1987
- [15] C. H. Lee, J. Lee, and J. Bae, "Sub-bottom profiling algorithm using parametric array", *Journal of Ocean Engineering and Technology*, Vol. 28, No. 1, 2011
- [16] M. B. Moffett, and R. H. Mellen, "Models for parametric acoustic sources", *The Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 61, pp. 325-337, 1977
- [17] H. Bass, et al. "Atmospheric absorption of sound: Further developments", *The Journal of the Acoustical Society of America*. Vol. 93, pp. 680-683, 1995
- [18] J. K. Chan, and S. J. Yang, "Geoacoustic modeling for analysis of attenuation characteristics using chirp acoustic profiling data", *Geophysical exploration*, Vol. 2, No. 4, pp. 202-208, 1999
- [19] P. A., Van Walree, M. A. Ainslie, and D. G., Simons, "Mean grain size mapping with single-beam echo sounders", *The Journal of Acoustical Society of America*", Vol. 120, No. 6, pp. 255-256, 2006
- [20] L. R. LeBlanc, et al. "Marine sediment classification using the chirp sonar", *The Journal*

of the Acoustical Society of America, Vol. 91, No. 1, pp. 107-116, 1992

[21] E. L. Halmilton, "Compressional-wave attenuation in marine sediments", *Geophysics*, Vol. 37, pp. 602-646, 1972

[22] H. Y. Han, "Introduction to pattern recognition", Hanbit media, 2009

[23] M. A. Biot, "Theory of propagation of elastic waves in a fluid-saturated porous solid, 1. Low-frequency range", *Journal of The Acoustical Society of America*, Vol. 28, No. 2, pp. 168-178, 1956

[24] M. A. Biot, "Theory of propagation of elastic waves in a fluid-saturated porous solid, 2. High-frequency range", *Journal of The Acoustical Society of America*, Vol. 28, No. 2, pp. 179-191, 1956

[25] K. L. Williams, et al. "Comparison of sound speed and attenuation measured in a sandy sediment to predictions based on the Biot theory of porous media", *IEEE Journal of Ocean Engineering*, Vol. 27, No. 3, pp. 413-427, 2002

[26] P. Wong, "Methods in physics of porous media", Academic, 1999

[27] H. Bass, et al. "Atmospheric absorption of sound: Further developments", *The Journal of the Acoustical Society of America*. Vol. 93, pp. 680-683, 1995

[28] S. Saripalli, J. F. Montgomery, and G. Sukhatme, "Visually guided landing of an unmanned aerial vehicle.", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 19, No. 3, pp. 371-380, 2003

[29] B. Sinopoli, et al. "Vision based navigation for an unmanned aerial vehicle", *Proceedings 2001 International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2, pp. 1757-1764, 2001

[30] Tien Pham, and Leng Sim, "Acoustic detection and tracking of small, low-flying threat aircraft", 23rd Army Science Conference, 2002

[31] C. Asnsio, M. Ruiz, and M. Recuero, "Real-time aircraft noise likeness detector",

Applied Acoustics, Vol. 71, No. 6, pp. 539-545, 2010

- [32] Ding Jianli, and Yan Yong “Aircraft noise detection based on SVM optimized with genetic algorithm”, Journal of Convergence Information Technology (JCIT), Vol. 8, No. 10, pp. 422-428, 2013
- [33] G. Sinibaldi, and Luca Marino, “Experimental analysis on the noise of propellers for small UAV”, Applied Acoustics, Vol. 74, pp. 79-88, 2013
- [34] Hamid Farrokhi, “Performance of Root-MUSIC on TOA estimation for an indoor spread spectrum ranging system”, 12th Wseas International Conference on COMMUNICATIONS, pp. 306-310, 2008
- [35] C. A. Jensen, et al. “Power system security assessment using neural networks: feature selection using fisher discrimination”, IEEE Trans. On PowerSys, Vol. 16, No. 4, pp. 757-763, 2001
- [36] Kibae Lee, et al. “EEG signal classification algorithm based on DWT and SVM for driving robot control”, Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers, Vol. 52, No. 8, pp. 117-125, 2015
- [37] Nan Ying Liang, and Guang Bin Huang, “A fast and accurate online sequential learning algorithm for feedforward networks”, IEEE Transactions of Neural Networks, Vol. 17, No. 6, pp. 1411-1423, 2006
- [38] Guang Bin Huang, Qin Yu Zhu, and Chee Kheong Siew, “Extreme learning machine theory and applications”, Neuro computing, Vol. 70, No. 1, pp. 489-501, 2006