

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0175818

(43) 공개일자 2024년12월23일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G01S 11/14 (2006.01) G01S 5/18 (2006.01)

G06N 3/08 (2023.01)

(52) CPC특허분류

G01S 11/14 (2013.01)

G01S 5/18 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2023-0075975

(22) 출원일자 2023년06월14일

심사청구일자 2023년06월14일

(71) 출원인

엘아이지넥스원 주식회사

경기도 용인시 기흥구 마북로 207 (마북동)

세종대학교산학협력단

서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)

(72) 발명자

추영민

서울 광진구 능동로 209 세종대학교 광개토관
1003C

신명인

서울 광진구 능동로 209 세종대학교 광개토관
1006

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

전경석

전체 청구항 수 : 총 26 항

(54) 발명의 명칭 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 방법 및 그 시스템

(57) 요약

본 발명의 실시예에 따른 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 방법 및 그 시스템은 수중 표적(예를 들면, 선박 또는 잠수함 등)에 따라 달라지는 주파수 성분을 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용하여 탐지하고, 공통 주파수 성분을 선정한 후, 선정된 공통 주파수 성분에 대해 협대역 빔포밍 기반의 다중 (뒷면에 계속)

대표도 - 도3



측정 회소 베이지안 학습법을 통해 방위각 추정을 수행하고, 공통 주파수 성분별 방위각을 추정하고 있다. 따라서 본 발명은 빔을 형성하기 이전에 주파수 분석을 수행하여 수중 음향 신호 데이터에 존재하는 공통 주파수 성분을 탐지하고 있다. 이후 협대역 빔포밍 기반의 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 수행하여 검출된 각 공통 주파수 성분이 위치한 방위각을 추정하고 있다. 그리고 탐지된 주파수 분석 결과를 통해서 FRAZ 플랏에서 목표 신호의 고유한 주파수 성분을 검증하고, 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적의 경로를 추적할 수 있으며, 특히 표적이 교차하는 경우에 있어서도 주파수 성분 정렬 결과를 통해서 구분하는 것이 가능하다.

(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)

(72) 발명자

고선영

서울 광진구 능동로 209 세종대학교 광개토관 1006

최창호

경기 성남시 분당구 판교로 333

문광호

경기 성남시 분당구 판교로 333

명세서

청구범위

청구항 1

수동 소나 표적 식별 시스템으로서,

수동 소나 시스템의 배열 센서를 통해서 탐지된 데이터를 수신하는 데이터 수신 모듈;

데이터 수신 모듈의 수신 신호에 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 적용하여 고해상도 주파수를 탐지하되, 연속된 시간에 대해서 설정된 횟수만큼 반복해서 수행하고, 주파수 분석 결과를 생성하는 주파수 탐지 모듈;

주파수 탐지 모듈의 주파수 분석 결과를 기반으로 공통 주파수 성분을 선정하는 공통 주파수 선정 모듈;

선정된 공통 주파수 성분별로 수신 신호에 대해 협대역 빔포밍 기반의 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 적용하여 공통 주파수 성분별 방위각 추정하는 방위각 추정 모듈;

방위각에 따른 고유 주파수 성분을 정렬하여 표적을 식별하기 위한 표적 탐지 결과를 생성하는 표적 식별 모듈을 포함하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

표적 식별 모듈에서 생성된 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적의 이동 경로를 추적하는 표적 추적 모듈을 포함하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 3

청구항 2에 있어서,

데이터 수신 모듈은 수동 소나 시스템을 통해서 필터링된 시간 데이터를 수신하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 4

청구항 3에 있어서,

데이터 수신 모듈은 토널 주파수 성분이 포함된 수중 음향 데이터를 수신하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 5

청구항 2에 있어서,

주파수 탐지 모듈은 주파수 탐지 결과에 대해서 정규화된 주파수 분석 결과를 생성하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 6

청구항 5에 있어서,

주파수 탐지 모듈은 연속된 시간에 대해서 3회 반복해서 주파수 분석 결과를 생성하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 7

청구항 6에 있어서,

주파수 탐지 모듈은 공간영역(다중 센서)과 시간 영역(다중 측정 시간 데이터)의 다중 측정 데이터를 이용하여

주파수를 탐지하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 8

청구항 5에 있어서,

공통 주파수 성분 선정 모듈은 정규화된 주파수 성분 파워가 일정값을 넘는 주파수 성분들 중에서 일치하는 성분을 공통 주파수 성분으로 선정하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 9

청구항 8에 있어서,

공통 주파수 성분 선정 모듈은 정규화된 주파수 성분 파워가 10^{-3} 을 넘는 성분을 공통 주파수 성분으로 선정하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 10

청구항 9에 있어서,

공통 주파수 성분 선정 모듈은 선박에 따라 다른 음조 주파수 성분을 공통 주파수 성분으로 선정하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 11

청구항 2에 있어서,

방위각 추정 모듈은 시간 영역의 다중 측정 데이터를 이용하여 공통 주파수 성분별 방위각을 추정하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 12

청구항 2에 있어서,

표적 식별 모듈은 방위각에 따른 고유 주파수 성분을 주파수-방위각 표시부에 표시하여 표적을 식별하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 13

청구항 12에 있어서,

표적 추적 모듈은 주파수-방위각 표시부에 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적을 추적하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 식별 시스템.

청구항 14

수동 소나 표적 식별 방법으로서,

데이터 수신 모듈에서 수동 소나 시스템의 배열 센서를 통해서 탐지된 데이터를 수신하는 데이터 수신 단계;

주파수 탐지 모듈에서 데이터 수신 모듈의 수신 신호에 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 적용하여 고해상도 주파수를 탐지하되, 연속된 시간에 대해서 설정된 횟수만큼 반복해서 수행하고, 주파수 분석 결과를 생성하는 주파수 탐지 단계;

공통 주파수 성분 선정 모듈에서 주파수 탐지 모듈의 주파수 분석 결과를 기반으로 공통 주파수 성분을 선정하는 공통 주파수 성분 선정 단계;

방위각 추정 모듈에서 선정된 공통 주파수 성분에 대해 협대역 빔포밍 기반의 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 적용하여 공통 주파수별 방위각을 추정하는 방위각 추정 단계;

표적 식별 모듈에서 방위각에 따른 고유 주파수 성분을 정렬하여 표적을 식별하기 위한 표적 탐지 결과를 생성하는 표적 식별 단계를 포함하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 방법.

청구항 15

청구항 14에 있어서,

표적 추적 모듈에서 표적 식별 단계의 생성된 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적의 이동 경로를 추적하는 표적 추적 단계를 포함하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 방법.

청구항 16

청구항 15에 있어서,

데이터 수신 단계는 수동 소나 시스템을 통해서 필터링된 시간 데이터를 수신하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 방법.

청구항 17

청구항 16에 있어서,

데이터 수신 단계는 토널 주파수 성분이 포함된 수중 음향 데이터를 수신하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 방법.

청구항 18

청구항 15에 있어서,

주파수 탐지 단계는 주파수 탐지 결과에 대해서 정규화된 주파수 분석 결과를 생성하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 방법.

청구항 19

청구항 18에 있어서,

주파수 탐지 단계는 연속된 시간에 대해서 3회 반복해서 주파수 분석 결과를 생성하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 방법.

청구항 20

청구항 19에 있어서,

주파수 탐지 단계는 공간영역(다중 센서)과 시간 영역(다중 측정 시간 데이터)의 다중 측정 데이터를 이용하여 주파수를 탐지하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 방법.

청구항 21

청구항 18에 있어서,

공통 주파수 선정 단계는 정규화된 주파수 성분 파워가 일정값을 넘는 주파수 성분들 중에서 일치하는 성분을 공통 주파수 성분으로 선정하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 22

청구항 21에 있어서,

공통 주파수 성분 선정 단계는 정규화된 주파수 성분 파워가 10^{-3} 을 넘는 성분을 공통 주파수 성분으로 선정하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 23

청구항 22에 있어서,

공통 주파수 성분 선정 단계는 선박에 따라 다른 음조 주파수 성분을 공통 주파수 성분으로 선정하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 24

청구항 15에 있어서,

방위각 추정 단계는 시간 영역의 다중 측정 데이터를 이용하여 공통 주파수 성분별 방위각을 추정하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 25

청구항 15에 있어서,

표적 식별 단계는 방위각에 따른 고유 주파수 성분을 주파수-방위각 표시부에 표시하여 표적을 식별하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템.

청구항 26

청구항 25에 있어서,

표적 추적 단계는 주파수-방위각 표시부에 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적을 추적하는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 식별 시스템.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용하여 수동 소나 표적 식별 방법 및 그 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 이 부분에 기술된 내용은 단순히 본 실시예에 대한 배경 정보를 제공할 뿐 종래기술을 구성하는 것은 아니다.

[0003] 종래의 수동 소나 시스템에서는 표적을 탐지하기 위하여 에너지 탐지(Energy detection) 기법을 사용한다.

[0004] 도 1은 기존의 에너지 탐지 기법을 이용한 표적 탐지 및 식별 결과를 FRAZ 플랏(Frequency-azimuth plot)에 나타낸 결과 예시도이다.

[0005] 종래는 빔포밍(Beamforming)을 통해 특정 방위각의 신호를 강화한다. 이후 각각의 빔에 대해 고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform, FFT)을 수행하고, 이 결과를 기반으로 FRAZ 플랏(Frequency-azimuth plot)에서 방위각에 따라 표적의 주파수 성분을 표시한다.

[0006] 도 1에서 사용한 데이터는 실험선과 여러 어선이 존재하는 환경에서 측정한 실측데이터이다. 도 1의 (a)에 도시하고 있는 바와 같이, 에너지 탐지 기법을 이용한 탐지 방법은 낮은 해상도로 인해 불분명한 탐지 결과를 갖게 됨을 확인할 수 있다. 또한 도 1의 (b)에 도시하고 있는 바와 같이, 임계값(Threshold value)과 국부 최대값(Local maximum value)을 적용한 탐지 결과로 주파수 및 조향각 축에 대한 국부 최대값에 대해 임계값보다 높은 진폭을 갖는 구성요소를 탐지 신호로 유지한다.

[0007] 이와 같은 방식은 잡음 신호를 감쇠하고 탐지 성능을 향상시키지만, 운용자에 의해 설정된 임계값에 따라 탐지 결과가 상이해지고, 다수의 오탐지(False alarm detection)가 발생하는 문제점이 있다.

[0008] 또한, 기존의 에너지 탐지 기법은 특정 각도로 빔을 형성하여 신호의 SNR을 강화하고, 표적이 위치한 빔 신호의 주파수를 분석하여 표적의 주파수 성분을 검출하였다. 그러나 이 방법은 표적 신호 주변의 잡음으로 인해 낮은 해상도를 가지며 블러(blur)가 발생하여 표적을 식별하는데 어려움이 있었다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 따라서 본 발명의 목적은 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용하여 수동 소나 시스템의 표적을 식별할 수 있는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 방법 및 그 시스템을 제공함에 있다.

과제의 해결 수단

- [0010] 상기와 같은 기술적 과제를 해결하기 위해 본 발명의 일 실시예에 따른 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나의 표적 식별 시스템은 수동 소나 시스템의 배열 센서를 통해서 탐지된 데이터를 수신하는 데이터 수신 모듈; 데이터 수신 모듈의 수신 신호에 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 적용하여 고해상도 주파수를 탐지하되, 연속된 시간에 대해서 설정된 횟수만큼 반복해서 수행하고, 주파수 분석 결과를 생성하는 주파수 탐지 모듈; 주파수 탐지 모듈의 주파수 분석 결과를 기반으로 공통 주파수 성분을 선정하는 공통 주파수 선정 모듈; 선정된 공통 주파수 성분별로 수신 신호에 대해 협대역 빔포밍 기반의 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 적용하여 공통 주파수 성분별 방위각을 추정하는 방위각 추정 모듈; 방위각에 따른 고유 주파수 성분을 정렬하여 표적을 식별하기 위한 표적 탐지 결과를 생성하는 표적 식별 모듈을 포함한다.
- [0011] 일 실시예에 있어서 표적 식별 모듈에서 생성된 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적의 이동 경로를 추적하는 표적 추적 모듈을 포함한다.
- [0012] 일 실시예에 있어서 데이터 수신 모듈은 수동 소나 시스템을 통해서 필터링된 시간 데이터를 수신한다.
- [0013] 일 실시예에 있어서 데이터 수신 모듈은 토널 주파수 성분이 포함된 수중 음향 데이터를 수신한다.
- [0014] 일 실시예에 있어서 주파수 탐지 모듈은 주파수 탐지 결과에 대해서 정규화된 주파수 분석 결과를 생성한다.
- [0015] 일 실시예에 있어서 주파수 탐지 모듈은 연속된 시간에 대해서 3회 반복해서 주파수 분석 결과를 생성한다.
- [0016] 일 실시예에 있어서 주파수 탐지 모듈은 공간영역(다중 센서)과 시간 영역(다중 측정 시간 데이터)의 다중 측정 데이터를 이용하여 주파수를 탐지한다.
- [0017] 일 실시예에 있어서 공통 주파수 성분 선정 모듈은 정규화된 주파수 성분 파워가 일정값을 넘는 주파수 성분들 중에서 일치하는 성분을 공통 주파수 성분으로 선정한다.
- [0018] 일 실시예에 있어서 공통 주파수 성분 선정 모듈은 정규화된 주파수 성분 파워가 10^{-3} 을 넘는 성분을 공통 주파수 성분으로 선정한다.
- [0019] 일 실시예에 있어서 공통 주파수 성분 선정 모듈은 선박에 따라 다른 음조 주파수 성분을 공통 주파수 성분으로 선정한다.
- [0020] 일 실시예에 있어서 방위각 추정 모듈은 시간 영역의 다중 측정 데이터를 이용하여 공통 주파수 성분별 방위각을 추정한다.
- [0021] 일 실시예에 있어서 표적 식별 모듈은 방위각에 따른 고유 주파수 성분을 주파수-방위각 표시부에 표시하여 표적을 식별한다.
- [0022] 일 실시예에 있어서 표적 추적 모듈은 주파수-방위각 표시부에 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적을 추적한다.

발명의 효과

- [0023] 본 발명의 실시예에 따른 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 방법 및 그 시스템은 수중 표적(예를 들면, 선박 또는 어선 등)에 따라 달라지는 주파수 성분을 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용하여 탐지하고, 공통 주파수 성분을 선정한 후, 선정된 공통 주파수 성분을 기반으로 협대역 빔포밍 기반의 회소 베이지안 학습법을 이용하여 방위각을 추정하고 있다.
- [0024] 따라서 본 발명은 빔을 형성하기 이전에 주파수 분석을 수행하여 수중 음향 신호 데이터에 존재하는 공통 주파수 성분을 탐지하고 있다. 이후 협대역 빔포밍 기반의 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 수행하여 검출된 각 공통 주파수 성분이 위치한 방위각을 추정하고 있다. 그리고 탐지된 주파수 분석 결과를 통해서 FRAZ 플랏에서 목표 신호의 고유한 주파수 성분을 검증하고, 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적의 경로를 추적할 수 있으며, 특히 표적이 교차하는 경우에 있어서도 주파수 성분 정렬 결과를 통해서 구분하는 것이 가능하다.

도면의 간단한 설명

- [0025] 도 1은 기존의 에너지 탐지 기법을 이용한 표적 탐지 및 식별 결과를 FRAZ 플랏(Frequency-azimuth plot)에 나

타낸 결과 예시도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 표적 식별 시스템의 개략적인 구성도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 표적 식별을 위한 제어 구성도이다.

도 4는 연속된 시간에 대해 다중 측정 회소 베이지안 학습법에 의해서 고해상도 주파수를 탐지하는 과정을 3회 반복해서 수행한 예시도를 도시하고 있다.

도 5는 도 4에서 3번의 과정을 통해서 탐지된 고해상도 주파수 성분을 분석하고, 공통 주파수 성분을 선정한 예시도이다.

도 6은 공통 주파수별 방위각을 추정한 예시도를 도시하고 있다.

도 7은 방위각에 따른 고유 주파수 성분 표시를 수행하여 표적 선박 식별을 수행하는 예시도를 도시하고 있다.

도 8은 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적 추적을 수행한 예시도를 도시하고 있다.

도 9는 해상 데이터를 이용한 기존의 표적 탐지 기법과 본 발명의 실시예에 따른 회소 베이지안 학습법을 이용한 표적 탐지 결과를 비교하고 있다.

도 10은 도 9의 FRAZ 플랏을 정규화된 주파수 0.15 ~ 0.525, 방위각 45° ~ 75° 에 대해 확대한 예시도이다.

도 11은 15분 21초의 수중 음향 데이터를 이용한 본 발명과 기존의 방위각 추정 및 주파수 분석 결과도이다.

도 12는 본 발명의 실시예에 따라 실험상데이터를 이용한 주파수 분석과 방위각 추정을 서로 다른 시간(15분, 17분, 23분)에 대해 반복적으로 수행하고, 각 시간의 검출 결과를 방위각에 대한 신호 스펙트럼의 합(즉, 수직 축(주파수)에 대한 도 9의 FRAZ 플랏의 합)으로 요약하여 도시하고 있다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0026] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 명세서에 개시된 실시 예를 상세히 설명하되, 도면 부호에 관계없이 동일하거나 유사한 구성요소는 동일한 참조 번호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다. 이하의 설명에서 사용되는 구성요소에 대한 접미사 "부"와 "기", "모듈"과 "부", "유닛"과 "부", "장치"와 "시스템", "단말"과 "노드"와 "디지털 무전기" 등은 명세서 작성의 용이함만이 고려되어 부여되거나 혼용되는 것으로서, 그 자체로 서로 구별되는 의미 또는 역할을 갖는 것은 아니다.

[0027] 또한, 본 명세서에 개시된 실시 예를 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 명세서에 개시된 실시 예의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 첨부된 도면은 본 명세서에 개시된 실시 예를 쉽게 이해할 수 있도록 하기 위한 것일 뿐, 첨부된 도면에 의해 본 명세서에 개시된 기술적 사상이 제한되지 않으며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0028] 제1, 제2 등과 같이 서수를 포함하는 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되지는 않는다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.

[0029] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.

[0030] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다.

[0031] 본 출원에서, "포함한다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

- [0033] 이하, 도면들을 참조하여 본 발명의 실시 예에 대해 상세히 설명하기로 한다. 본 발명은 본 발명의 정신 및 필수적 특징을 벗어나지 않는 범위에서 다른 특정한 형태로 구체화될 수 있음은 당업자에게 자명하다.
- [0034] 제안되는 본 발명은 배열 센서 수동 소나 시스템에 포함된 각각의 센서에서 측정된 신호로부터 공통 주파수 성분을 다중 측정 희소 베이지안 학습법(Multiple-measurement sparse Bayesian learning, MM-SBL)을 통한 주파수 분석을 통해서 탐지하는 것을 특징으로 한다. 이후 협대역 빔포밍 기반의 다중 측정 희소 베이지안 학습법을 통해 각 추출된 공통 주파수 성분이 위치하는 방위각을 추정하는 것을 특징으로 한다. 그리고 그 결과를 주파수-방위각 표시부(FRAZ 플랏) 상에 도시하여 방위각에 따른 표적의 고유한 주파수 성분의 정렬을 통해 표적을 식별하고, 방위각에 대해 주파수 스펙트럼의 합을 시간에 따라 도시함으로써 각 표적의 이동 경로를 추적하는 것을 특징으로 한다.
- [0035] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 다중 측정 희소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템의 개략적인 구성도이다.
- [0036] 본 발명의 일 실시예에 따른 다중 측정 희소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템은 수동 소나 시스템(110), 데이터 수신 모듈(120), 제어 모듈(130), 표시 모듈(140)을 포함할 수 있다.
- [0037] 제어 모듈(130)은 주파수 탐지 모듈(131), 공통 주파수 성분 선정 모듈(132), 방위각 추정 모듈(133), 표적 식별 모듈(134), 표적 추적 모듈(135)을 포함할 수 있다.
- [0038] 수동 소나 시스템(110)은 일반적인 수동 소나 시스템의 구성을 포함하며, 수중에 설치된 복수개의 음향 센서로 이루어진 배열 센서로부터 탐지된 음향 신호를 수신할 수 있도록 구성된다. 이때 수신하는 음향 신호는 해양에서 운항하는 선박, 어선 등의 다양한 수중 이동체를 감지한 음조 신호이다.
- [0039] 데이터 수신 모듈(120)은 수동 소나 시스템(110)을 통해서 필터링된 시간 데이터를 수신할 수 있다. 데이터 수신 모듈(120)은 선박의 종류에 따라 달라지는 선박의 주파수 성분(토널 신호)이 포함된 수중 음향 신호(데이터)를 수신할 수 있다.
- [0040] 주파수 탐지 모듈(131)은 데이터 수신 모듈의 수신 신호에 다중 측정 희소 베이지안 학습법을 적용하여 고해상도 주파수를 탐지하되, 연속된 시간에 대해서 설정된 횟수만큼 반복해서 수행하고, 주파수 분석 결과를 생성할 수 있다. 주파수 탐지 모듈(131)은 주파수 탐지 결과에 대해서 정규화된 주파수 분석 결과를 생성할 수 있다. 주파수 탐지 모듈(131)은 연속된 시간에 대해서 설정된 일정 횟수만큼 반복해서 주파수 분석 결과를 생성할 수 있다. 주파수 탐지 모듈은 공간영역(다중 센서)과 시간 영역(다중 측정 시간 데이터)의 다중 측정 데이터를 이용하여 주파수를 탐지할 수 있다.
- [0041] 공통 주파수 선정 모듈(132)은 주파수 탐지 모듈의 주파수 분석 결과를 기반으로 공통 주파수 성분을 선정할 수 있다. 공통 주파수 선정 모듈(132)은 정규화된 주파수 성분 파워가 일정값을 넘는 주파수 성분들 중에서 일치하는 성분을 공통 주파수 성분으로 선정할 수 있다. 공통 주파수 선정 모듈(132)은 정규화된 주파수 성분 파워가 10^{-3} 을 넘는 성분을 공통 주파수 성분으로 선정할 수 있다. 공통 주파수 성분 선정 모듈은 선박에 따라 다른 음조 주파수 성분을 공통 주파수 성분으로 선정할 수 있다.
- [0042] 방위각 추정 모듈(133)은 선정된 공통 주파수 성분에 대해 협대역 빔포밍 기반의 다중 측정 희소 베이지안 학습법을 통해 방위각 추정을 수행하고 공통 주파수 성분별 방위각을 추정할 수 있다.
- [0043] 이때 제어 모듈(130)은 선정된 공통 주파수 성분별로 협대역 빔포밍을 제어할 수 있다. 방위각 추정 모듈(133)은 시간 영역의 다중 측정 데이터를 이용하여 공통 주파수 성분별 방위각을 추정할 수 있다.
- [0044] 표적 식별 모듈(134)은 방위각에 따른 고유 주파수 성분을 정렬하여 표적을 식별하기 위한 표적 탐지 결과를 생성할 수 있다. 표적 식별 모듈(134)은 방위각에 따른 고유 주파수 성분을 주파수-방위각 표시부(FRAZ 플랏)에 표시하여 표적을 식별할 수 있다.
- [0045] 표적 추적 모듈(135)은 표적 식별 모듈(134)에서 생성된 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적의 이동 경로를 추적할 수 있다. 표적 추적 모듈(135)은 주파수-방위각 표시부에 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적을 추적할 수 있다.
- [0046] 표시 모듈(140)은 주파수-방위각 표시부를 포함할 수 있다.

- [0047] 이 외에도 본 발명의 수동 소나 표적 식별 시스템은 일반적인 주파수 분석 시스템에 포함된 구성요소를 포함할 수 있다. 예를 들면, 수동 소나 시스템의 배열 센서가 수중에 배치되는 반면, 수동 소나 표적 식별 시스템은 선박(또는 어선)에 탑재되고, 배열 센서와 유무선으로 연결될 수 있다.
- [0048] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 표적 식별을 위한 제어 과정도이다.
- [0049] 본 발명은 수동 소나 시스템의 복수개 센서에서 검출 신호를 수신하는 데이터 수신 단계(210), 데이터 수신 단계(210)의 수신 신호에서 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 고해상도 주파수를 탐지하는 단계(220), 인접한 주파수 분석 결과에 대한 공통 주파수 성분을 선정하는 단계(230), 빔포밍 기반의 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 각 공통 주파수 성분의 방위각을 추정하는 단계(240), 탐지 결과를 FRAZ 플랏에 도시하고, 방위각에 따른 고유 주파수 성분의 정렬을 통하여 표적을 식별하는 단계(250), 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적 선박의 추적을 수행하는 표적 추적 단계(260)를 포함할 수 있다. 그리고 도시된 제어 과정도에서 처음 시작 단계와, 마지막 종료 단계는 표시를 생략하였다.
- [0050] 수동 소나 시스템(110)의 배열 센서는 여러 센서로 구성되어 있기 때문에 주파수 분석에서 시간(여러 시간 스냅샷) 및 공간(여러 센서)의 다중 측정이 이루어진다. 다중 측정을 사용하는 SBL(Sparse Bayesian Learning)은 데이터에 포함된 신호의 공통성을 강조하여 노이즈에 대한 SBL의 탐지 성능과 견고성을 향상시킬 수 있다. 따라서 MM-SBL을 사용한 주파수 분석은 무작위 노이즈 성분을 감소시키고, 일관된 주파수 추정을 유도할 수 있고, MM-SBL을 이용한 주파수 분석을 통해 데이터에서 목표 신호의 주파수 성분을 검출할 수 있다. 즉, 본 발명의 수동 소나 시스템(110)은 수중 표적에서 지속적으로 발생하는 음조 주파수 성분을 검출할 수 있다.
- [0051] 일 실시예에 따르면 데이터 수신 단계(210)의 수신 신호는 수동 소나 시스템의 배열 센서를 통해서 탐지된 데이터를 수신한다. 데이터 수신 단계(210)는 수동 소나 시스템을 통해서 필터링된 시계열 데이터를 포함할 수 있다.
- [0052] 본 발명의 수동 소나 시스템은 관심 신호를 연속적으로 측정하는 배열 센서로 구성되어 있다. 그리고 배열 센서에 포함된 각각의 센서에서는 관심 신호의 공통 정보가 포함된 데이터가 계측되어서 수신된다.
- [0053] 일 실시예에 따르면 데이터 수신 단계(210)의 수신 신호는 표적에서 발생하는 토널(tonal) 주파수 성분을 포함할 수 있다.
- [0054] 일 실시예에 있어서 고해상도 주파수를 탐지하는 단계(220)는 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용할 수 있다.
- [0055] 일 실시예에 있어서 고해상도 주파수를 탐지하는 단계(220)는 연속된 시간에 대해 설정된 횟수만큼 반복 수행할 수 있다. 예를 들면 연속된 시간에 대해 3회 반복 수행할 수 있다.
- [0056] 도 4는 연속된 시간에 대해 다중 측정 회소 베이지안 학습법에 의해서 고해상도 주파수를 탐지하는 과정을 3회 반복해서 수행한 예시도를 도시하고 있다. 각 주파수 분석은 시간에 따라 1초씩 이동된 신호를 사용하고 있다. 그리고 각 주파수 분석 결과에서 정확히 일치하는 구성 요소를 공통 주파수 구성 요소로 선택한다.
- [0057] 그리고 고해상도 주파수를 탐지하는 단계(220)는 연속된 시간에 대해서 설정된 횟수만큼 반복해서 수행하고, 주파수 분석 결과를 생성할 수 있다. 이때 생성되는 주파수 탐지 결과에 대해서 정규화된 주파수 분석 결과를 생성할 수 있다.
- [0058] 일 실시예에 있어서 공통 주파수 성분을 선정하는 단계(230)는 3회 반복해서 수행한 주파수 탐지 결과를 분석하고, 주파수 성분이 공통되는 범위인 공통 주파수 성분을 선정한다. 도 5는 도 4에서 3번의 과정을 통해서 탐지된 고해상도 주파수 성분을 분석하고, 공통 주파수 성분을 선정한 예시도이다.
- [0059] 일 실시예에 있어서 공통 주파수 성분은 3번의 주파수 탐지 결과에 대해서, 정규화된 주파수 성분 파워가 일정 값(예를 들면, 10^{-3})을 넘는 주파수 성분들 중에서 일치하는 성분들을 공통 주파수 성분으로 선정할 수 있다.
- [0060] 일 실시예에 있어서 공통 주파수 성분을 선정하는 단계(230)는 선박의 종류에 따라 달라지는 수중 음향 데이터의 음조(tonal) 주파수 성분을 탐지할 수 있다.
- [0061] 일 실시예에 있어서 공통 주파수별 방위각을 추정하는 단계(240)는 230 단계에서 선정된 공통 주파수 성분에 대해 협대역 빔포밍 기반의 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 통해 방위각 추정을 수행하고 공통 주파수 성분별

방위각을 추정한다.

- [0062] 앞서 220 단계의 주파수 탐지시에는 시간과 센서에 대한 다중 측정값을 사용하지만, 240 단계의 방위각 추정시에는 시간에 대한 다중 측정값만을 사용한다.
- [0063] 또한, 적용되는 최소 베이지안 학습법은 220 단계에서 주파수 탐지를 위해 적용된 최소 베이지안 학습법과 동일한 알고리즘이 적용된다. 그러나 후술되는 [수학식 1]에 의한 시스템 모델 $Y = AX + N$ 의 각 행렬의 사이즈를 의미하는 구성과 사전행렬 A에 차이가 있다.
- [0064] 예를 들면, 주파수 분석시, Y를 표시하는 $M * L$ 다중 측정 행렬에서, M은 관측 신호 길이, L은 센서 개수 * 시간 영역 스냅샷 개수를 나타낸다. 그리고 X를 표시하는 복원하고자 하는 $N * L$ 미지 행렬에서, N은 주파수 성분 개수를 나타낸다.
- [0065] 또한, 방위각 추정시, Y를 표시하는 $M * N$ 다중 측정 행렬에서, M은 센서 개수, L은 시간 영역 스냅샷 개수를 나타낸다. 그리고 X를 표시하는 복원하고자 하는 $N * L$ 미지 행렬에서, N은 방위 성분 개수를 나타낸다.
- [0066] 도 6은 공통 주파수별 방위각을 추정한 예시도를 도시하고 있다. 도시된 방위각 추정 과정은 총 48번의 공통 주파수별 방위각 추정을 수행하고 있다.
- [0067] 240 단계에서 공통 주파수별 방위각 추정 후, 250 단계에서 주파수-방위각 표시부(FRAZ 플랏)에 탐지된 주파수에 대응하는 방위각을 표시할 수 있다. 이때, 방위각에 따른 고유 주파수 성분이 표시되고, 방위각에 따른 고유 주파수 성분의 정렬을 통해서 표적 식별이 가능해진다. 도 7은 방위각에 따른 고유 주파수 성분 표시를 수행하여 표적 선박 식별을 수행하는 예시도를 도시하고 있다.
- [0068] 그리고 260 단계는 다중 측정 최소 베이지안 학습법의 고해상도 빔포밍 결과를 통해 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여, 표적의 경로를 추적 수행할 수 있다. 도 8은 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적 추적을 수행한 예시도를 도시하고 있다.
- [0069]
- [0070] 한편, 고해상도 주파수를 탐지하는 220 단계는 다중 측정 베이지안 학습법을 이용하여 이루어진다.
- [0071] 수동 소나 시스템은 관심 신호를 연속적으로 측정하는 배열 센서로 구성된다. 각각의 센서는 관심 신호의 공통 정보(표적에서 발생하는 토널 주파수 성분)가 포함된 데이터가 검출된다. 따라서 수동 소나 시스템에서 계측되는 수신 신호에서 주파수 탐지는 다중 센서(공간 영역)와 다중 시간 대의 시간 스냅샷(시간 영역)을 이용하는 다중 측정 선형 시스템 모델로 구현되고, [수학식 1]과 같이 표현할 수 있다.
- [0072] [수학식 1] $Y = AX + N$
- [0073] 여기서 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_L]$ 는 $M * L$ 다중 측정 행렬, A는 주파수 성분의 특성을 나타내는 $M * N$ 사전 행렬(dictionary matrix), $N = [n_1, n_2, \dots, n_L]$ 은 $M * L$ 주변 잡음을 나타내고, $X = [x_1, x_2, \dots, x_L]$ 는 복원하고자 하는 주파수 성분 벡터를 나타내는 $N * L$ 미지(Unknown) 행렬, 그리고 L은 다중 측정 벡터의 개수를 나타낸다.
- [0074] 여기서 주파수 분석시, Y를 표시하는 $M * L$ 다중 측정 행렬에서, M은 관측 신호 길이, L은 센서 개수 * 시간 영역 스냅샷 개수를 나타낸다. 그리고 X를 표시하는 $N * L$ 미지 행렬에서, N은 주파수 성분 개수를 나타낸다.
- [0075] 한편, 다중 측정 최소 베이지안 학습법은 확률 통계를 기반으로 하는 최소 신호의 복원 기술로 계측 값을 사용하여 주어진 다중 측정 선형 시스템 모델의 해를 복원하는 기법이다. 이때 베이지안 관점에 따르면 계측 값과 복원하고자 하는 해의 관계를 확률 분포로 정의할 수 있고, 이를 이용해 가장 높은 확률을 가지는 성분을 선형 시스템 모델의 해로 추정할 수 있다.
- [0076] 본 발명에서는 다중 측정 최소 베이지안 학습법에서 복원하고자 하는 X와 잡음 N은 확률 변수로 가정하며, 동시에 평균값 0을 가지는 정규 확률 분포(Zero-mean Gaussian probability distribution)을 따른다고 가정한다.
- [0077] 본 발명의 다중 측정 최소 베이지안 학습법은 주어진 계측 값 Y를 이용하여 [수학식 2]의 확률을 최대화하는 $\hat{X}$ 를 구함으로써 [수학식 1]의 해를 도출할 수 있다.

[0078] [수학식 2]

$$\hat{\mathbf{X}} = \underset{\mathbf{X}}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{X}, \gamma, \sigma^2 | \mathbf{Y}) = \underset{\mathbf{X}}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{X} | \mathbf{Y}, \gamma, \sigma^2) p(\gamma, \sigma^2 | \mathbf{Y}),$$

[0079]

[0080] 여기서 γ 과 σ^2 는 각각 복원하고자 하는 해의 파워와 잡음 분산을 의미한다.

[0081] [수학식 2]의 오른쪽 항에서 볼 수 있듯이 해를 구하는 최적화는 $p(\mathbf{X} | \mathbf{Y}, \gamma, \sigma^2)$ 와 $p(\gamma, \sigma^2 | \mathbf{Y})$ 의 두 단계로 이루어져 있다. 따라서 먼저 예측 값 $\mathbf{Y}$ 를 이용하여 $p(\gamma, \sigma^2 | \mathbf{Y})$ 를 최대화하는 γ 과 σ^2 를 계산하고, 이후 예측 값 $\mathbf{Y}$ 와 계산된 γ 과 σ^2 를 이용하여 $p(\mathbf{X} | \mathbf{Y}, \gamma, \sigma^2)$ 의 최대 사후(Maximum a posteriori) 추정을 통해 주파수 추정값, 즉 복원 주파수 $\hat{\mathbf{X}}$ 를 도출할 수 있다.

[0082] 사후 확률 분포(Posterior probability distribution)은 베이즈 정리(Bayes's theorem)에 의해 [수학식 3]과 같이 정리할 수 있다.

[0083] [수학식 3]

$$p(\mathbf{X} | \mathbf{Y}, \gamma, \sigma^2) \equiv \frac{p(\mathbf{Y} | \mathbf{X}, \sigma^2) p(\mathbf{X} | \gamma)}{p(\mathbf{Y} | \gamma, \sigma^2)}$$

[0084]

[0085] 여기서 $p(\mathbf{Y} | \mathbf{X}, \sigma^2)$ 와 $p(\mathbf{X} | \gamma)$ 는 각각 가능도 함수(Likelihood function)와 사전 확률 분포(Prior probability distribution)이며, 분모항 $p(\mathbf{Y} | \gamma, \sigma^2)$ 은 분산값 γ 과 σ^2 를 추정하는데 사용하는 에비던스(Evidence) 항이다.

[0086] σ^2 은 평균값 0을 갖는 정규 확률 분포를 따라 독립적인 확률 변수로 가정하였으므로, $\mathbf{Y}$ 와 σ^2 사이의 관계를 이용하여 가능도 함수를 [수학식 4]와 같이 표현할 수 있다.

[0087] [수학식 4]

$$p(\mathbf{Y} | \mathbf{X}, \sigma^2) = \prod_{l=1}^L \frac{1}{(\pi \sigma^2)^M} \exp(-\sigma^{-2} \|\mathbf{y}_l - \mathbf{A} \mathbf{x}_l\|^2) = \frac{1}{(\pi \sigma^2)^{ML}} \exp(-\sigma^{-2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{A} \mathbf{X}\|^2).$$

[0088]

[0089] 여기서 $\|\cdot\|$ 은 프로베니우스 놈 (Frobenius norm)을 의미한다. 사후 확률 분포에 대한 정의는 복원하고자 하는 성분의 사전 확률 분포에 대한 전체 시스템의 정확도를 판단하게 되며, 정확도가 높을수록 높은 확률값을 가지게 된다.

[0090] [수학식 5]는 사전 확률 분포를 나타낸다.

[0091] [수학식 5]

$$p(\mathbf{X} | \gamma) = \prod_{l=1}^L \frac{1}{\pi^N \det(\Gamma)} \exp(-\mathbf{x}_l^H \Gamma \mathbf{x}_l) = \frac{1}{(\pi^N \det(\Gamma))^L} \exp[-\operatorname{tr}(\mathbf{X}^H \Gamma \mathbf{X})]$$

[0092]

[0093] 여기서 $\operatorname{tr}(\cdot)$ 은 행렬의 주대각합 (Trace), $(\cdot)^H$ 는 에르미트 전치행렬 (Hermitian transpose matrix), 그리고 $\det(\cdot)$ 는 행렬식(Determinant)을 의미한다. $\Gamma = \operatorname{diag}(\gamma)$ 이고, 다중 측정 회소 베이지안 학습법에서 $\mathbf{X}$ 는 복원하고자 하는 성분의 각 요소에 대응하는 각기 다른 γ_i 를 부여함으로써 복원하고자 하는 성분의 회소성(sparsity)를 보장한다.

[0094] 에비던스 항은 선형 시스템에서 γ 과 σ^2 를 사용한 $\mathbf{Y}$ 의 확률분포로 정의된다. 가능도 함수와 사전 확률 분포가 정규 확률 분포를 따르기 때문에 에비던스 항 역시 정규 확률 분포를 따르며 이는 [수학식 6]과 같이 표현된다.

[0095] [수학식 6]

$$p(\mathbf{Y}|\gamma, \sigma^2) = \prod_{l=1}^L \frac{1}{\pi^M \det(\Sigma_{\mathbf{y}})} \exp(-\mathbf{y}_l^H \Sigma_{\mathbf{y}}^{-1} \mathbf{y}_l) = \frac{1}{[\pi^M \det(\Sigma_{\mathbf{y}})]^L} \exp[-\text{tr}(\mathbf{Y}^H \Sigma_{\mathbf{y}}^{-1} \mathbf{Y})]$$

[0096]

[0097] 여기서 $\Sigma_{\mathbf{y}} = \sigma^2 \mathbf{I}_M + \mathbf{A} \Gamma \mathbf{A}^H$ 은 계측값 $\mathbf{Y}$ 의 공분산 (Covariance) 행렬이다.

[0098] [수학식 4]에서 [수학식 6]을 [수학식 3]에 대입하면, 사후 확률 분포 (Posterior probability distribution)을 [수학식 7]과 같이 표현할 수 있다.

[0099] [수학식 7]

$$\begin{aligned} p(\mathbf{X}|\mathbf{Y}, \gamma, \sigma^2) &= \prod_{l=1}^L \frac{1}{\pi^N \det(\Sigma_{\mathbf{x}})} \exp[-(\mathbf{x}_l - \mu_{\mathbf{x}_l})^H \Sigma_{\mathbf{x}}^{-1} (\mathbf{x}_l - \mu_{\mathbf{x}_l})] \\ &= \frac{1}{[\pi^N \det(\Sigma_{\mathbf{x}})]^L} \exp\{-\text{tr}[(\mathbf{X} - \mu_{\mathbf{x}})^H \Sigma_{\mathbf{x}}^{-1} (\mathbf{X} - \mu_{\mathbf{x}})]\} \end{aligned}$$

[0100]

[0101] 여기서 $\mu_{\mathbf{x}} = \Gamma \mathbf{A}^H \Sigma_{\mathbf{y}}^{-1} \mathbf{Y}$ 는 사후 평균, $\Sigma_{\mathbf{x}} = (\sigma^{-2} \mathbf{A}^H \mathbf{A} + \Gamma^{-1})^{-1}$ 는 사후 공분산, $\Sigma_{\mathbf{y}}^{-1} = \sigma^{-2} \mathbf{I}_M - \sigma^{-2} \mathbf{A} \Sigma_{\mathbf{x}} \mathbf{A}^H \sigma^{-2}$ 을 의미한다.

[0102] 수식적으로 전개된 사후 확률값은 최적화 기법을 통하여 추론할 수 있으며, 이때 사후 확률 분포는 초매개변수 γ 과 σ^2 에 의해 결정된다. 따라서 복원하고자 하는 해는 [수학식 8]을 최대화하는 $\hat{\gamma}$ 와 $\hat{\sigma}^2$ 찾음으로써 추론할 수 있다.

[0103] [수학식 8]

$$(\hat{\gamma}, \hat{\sigma}^2) = \underset{\gamma, \sigma^2}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{Y}|\gamma, \sigma^2)$$

[0104]

[0105] 최적화된 γ 과 σ^2 를 구하기 위해 각각에 초매개변수에 대해 유형-II 최대 사후 (Type-II maximum likelihood) 기법과 통계적 최대 사후 (Stochastic maximum likelihood)를 적용한다. 먼저 γ 은 [수학식 9]와 같이 로그-가능도 (log-likelihood) 형식의 에비던스를 최대화하여 추정한다.

[0106] [수학식 9]

$$\hat{\gamma} = \underset{\gamma}{\operatorname{argmax}} \log p(\mathbf{Y}|\gamma, \sigma^2) \propto \underset{\gamma}{\operatorname{argmax}} [-\text{tr}(\mathbf{Y}^H \Sigma_{\mathbf{y}}^{-1} \mathbf{Y}) - L \log \det \Sigma_{\mathbf{y}}]$$

[0107]

[0108] [수학식 9]의 목적함수를 γ 로 미분하여 목적함수를 최대화하는 γ 을 찾는다. 여기서 최적의 γ 은 다중 측정 회소 베이지안 학습법이 진행되는 동안 [수학식 10]의 업데이트 규칙을 반복하면서 얻어진다.

[0109] [수학식 10]

$$\gamma_n^{new} = \frac{\gamma_n^{old}}{\sqrt{L}} \frac{\|Y^H \Sigma_y^{-1} \mathbf{a}_n\|_2^2}{\sqrt{\mathbf{a}_n^H \Sigma_y^{-1} \mathbf{a}_n}}$$

[0110]

[0111] 여기서 γ_n^{old} 와 γ_n^{new} 는 각각 γ_n 의 현재값과 업데이트된 값을, $\mathbf{a}_n$ 은 사전행렬 $\mathbf{A}$ 의 n 번째 행벡터를 나타낸다.

[0112] 최적의 σ^2 를 업데이트 하기 위해서는 통계적 최대 사후 기법을 이용하며, [수학식 11]과 같다.

[0113] [수학식 11]

$$(\sigma^2)^{new} = \frac{\text{tr}[(\mathbf{I}_M - \mathbf{A} \mathbf{A}^+) \mathbf{Y} \mathbf{Y}^H]}{L(M - K)}$$

[0114]

[0115] $M = \{k \in N | K \text{ largest peaked in } \gamma_n^{new}\}$ 은 활성화 세트, $\mathbf{A}$, K 개의 활성화된 열을 포함하는 행렬, $\mathbf{A}^+$ 는 행렬 $\mathbf{A}$ 의 무어-펜로즈 슈도 역행렬(Moore-Penrose pseudo-inverse)이다. 여기서 활성화된 열의 수 K 는 사용자에게 해 정의되지만,

[0116] $0 \leq K \leq M$ 인 경우 추정 성능에 큰 영향을 받지 않는다. M 은 관측 신호 길이 이고, K 는 유의미한(0이 아님) 주파수 성분의 개수를 나타낸다.

[0117] 이와 같이 수동 소나 시스템은 관심 신호를 연속적으로 측정하는 배열 센서로 이루어져 있으며, 각각의 센서에 관심 신호의 공통 정보가 포함된 신호가 수신된다. 따라서 본 발명에서는 공간 영역(센서 배열)과 시간 영역(다중 측정 시간 데이터)의 다중 측정 데이터를 이용하여 고해상도의 주파수 성분을 탐지할 수 있다.

[0118] 또한, 마찬가지로 시간 영역의 다중 측정 데이터를 이용하여 특정 주파수 성분이 위치하는 방위각에 대한 고해상도 결과를 얻을 수 있다. 앞서 주파수 탐지시에는 시간과 센서에 대한 다중 측정값을 사용하지만, 방위각 추정시에는 시간에 대한 다중 측정값만을 사용한다.

[0119] 또한, 적용되는 최소 베이지안 학습법은 주파수 탐지를 위해 적용된 최소 베이지안 학습법과 동일한 알고리즘이 적용된다. 그러나 [수학식 1]에 의한 시스템 모델 $\mathbf{Y} = \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{N}$ 의 각 행렬의 사이즈를 의미하는 구성과 사전행렬 $\mathbf{A}$ 에 차이가 있다.

[0120] 즉, 방위각 추정시, $\mathbf{Y}$ 를 표시하는 $M * N$ 다중 측정 행렬에서, M 은 센서 개수, L 은 시간 영역 스냅샷 개수를 나타낸다. 그리고 $\mathbf{X}$ 를 표시하는 $N * L$ 미지 행렬에서, N 은 방위 성분 개수를 나타낸다.

[0121] 즉, 240 단계의 협대역 빔포밍 기반의 다중측정 최소 베이지안 학습법을 이용한 방위각 추정은 수동소나 시스템의 각 센서에 들어오는 신호에 대해 시간에 대한 다중 측정값을 사용한다.

[0122] 230 단계에서 공통 주파수 성분이 선정되면, 210 단계에서 수신된 신호를 사용하여 각각의 공통 주파수 성분에 대한 협대역 기반의 방위각 추정을 수행한다.

[0123] 각각의 공통 주파수 성분에 대한 방위각 추정을 위해, 본 발명의 실시예에서 사용하는 각 매개변수에 대한 초기값을 생성한다.

[0124] 베이지안 관점에 따르면 210 단계에서 수신되는 계측값과 각 방위각 성분의 크기(γ)의 관계를 확률 분포로 정의하고 사후확률을 최대화하는 γ 를 추정한다.

[0125] 수식적으로 전개된 사후 확률값을 최적화 기법을 통해 추론할 수 있으며, 이 때 사후확률분포는 초매개변수 γ 와 잡음의 분산 σ^2 에 의해 결정된다.

[0126] 이를 위해 230 단계에서는 각각의 공통 주파수 성분에 대한 협대역 방위각 추정을 위해 방위각 성분의 크기(γ)의 초기값과 잡음의 분산 σ^2 의 초기값, 유의미한 방위각 성분의 개수를 나타내는 K , 그리고 최저 수렴값

을 생성하며 이 때 각각의 초기값 또는 성분의 개수, 그리고 최저수렴값은 사용자에게 의해 설정 될 수 있다.

[0127] 그 후, 초기값을 사용하여 [수학식 10]에 따라 방위각 성분의 크기에 대한 업데이트를 수행한다. 구체적으로 수신된 음향신호 (Y)와 계측값의 공분산의 역행렬 (Σ_y^{-1})를 사용하여 전술한 [수학식 10]에 따라 방위각 성분의 크기(γ)에 대한 업데이트 값을 찾아서 방위각 성분의 크기(γ)에 대한 업데이트를 수행한다.

[0128] 또한 [수학식 11]에 따라 잡음의 분산에 대한 업데이트를 수행한다. 구체적으로, 수신된 음향신호를 사용하여 전술한 [수학식 11]에 따라 잡음 분산(σ^2)에 대한 업데이트 값을 찾아서 잡음 분산(σ^2)에 대한 업데이트를 수행한다

[0129] 이와 같이, 초매개변수인 방위각 성분의 크기(γ)와 잡음 분산(σ^2)에 대한 업데이트를 수행한 후에, 방위각 성분 크기에 대한 수렴 여부를 판단하기 위해 방위각 성분 크기(γ)의 수렴값을 계산한다.

[0130] 방위각 성분 크기의 수렴값이 최저 수렴값보다 작을 경우 방위각 성분 크기가 수렴하는 것으로 판단한다.

[0131] 방위각 성분 크기가 수렴하지 않는 것으로 판단되는 경우, 방위각 성분 크기가 수렴할 때까지 방위각 성분의 크기(γ)와 잡음 분산(σ^2)에 대한 업데이트를 반복 수행한다.

[0132] 그러나, 방위각 성분의 크기가 수렴하는 것으로 판단되는 경우, 수렴한 방위각 성분의 크기(σ^2)와 이 때의 잡음 분산(σ^2)을 사용하여 $\hat{\mathbf{X}} = \Gamma \mathbf{A}^H \Sigma_y^{-1} \mathbf{Y}$ 에 따라 확률 통계적 신호의 복원 기법에 의한 복원 방위각 추정값을 계산한다.

[0133] 240 단계는 230 단계에서 선정된 각각의 공통 주파수 성분에 대해 이를 반복하여 각각의 공통 주파수 성분이 나타내는 방위각을 추정한다.

[0135] 다음은 본 발명의 일 실시예에 따른 시뮬레이션 표적 탐지 결과를 살펴보기로 한다.

[0136] 도 9는 해상 데이터를 이용한 기존의 표적 탐지 기법과 본 발명의 실시예에 따른 최소 베이지안 학습법을 이용한 표적 탐지 결과를 비교하고 있다.

[0137] 수동 소나 시스템을 통해서 실제 측정한 해상 데이터를 이용한 표적 탐지 결과를 FRAZ 플랏 위에 표시하였다. 실험에 사용된 데이터는 한반도 연안에서 수동 소나 시스템을 통해서 측정된 실제 해상 데이터로 48개의 수평선 배열에서 66분간 계측한 데이터를 사용하였다.

[0138] 실험을 위하여 해상 환경은 1개의 실험선과 5개의 어선이 존재하는 6개 표적 환경을 조성하였고, 도 9는 본 발명의 성능을 확인하기 위하여 그 중에서 15분에서 23분 사이의 데이터를 사용하고 있다.

[0139] 도 9의 (a) ~ (c)는 기존의 에너지 탐지 방식에 따른 국부 최대값과 0.05의 임계값을 적용한 FRAZ 플랏을 도시하고 있다. 기존의 에너지 탐지 방식에 따르면, 표적 탐지 결과에 대해서 동일한 임계값을 적용하였지만, 시간에 따라 (a)는 5개의 표적 탐지 결과를 표시하고 있고, (b)는 6개의 표적 탐지 결과를 표시하고 있으며, (c)는 4개의 표적 탐지 결과를 표시하는 등, 상이한 표적 검출 결과를 얻을 수 있었다. 또한 사이드로브(side lobe)로 인해 정규화된 주파수의 0.4, 0.5, 0.77 ~ 0.83 부근에서 일부 오경보 탐지가 발생하고 있음을 확인할 수 있다.

[0140] 도 9의 (d) ~ (f)는 본 발명의 실시예에 따른 최소 베이지안 학습법을 적용하여 얻은 FRAZ 플랏 예시도이다. 수동 소나 시스템의 탐지 신호에 최소 베이지안 학습법 기반으로 주파수 분석을 수행하고 공통 주파수 성분을 선정한 후, 협대역 빔포밍 기반의 다중 측정 최소 베이지안 학습법을 수행하여 각 공통 주파수 성분이 위치한 방위각을 추정하였다. 본 발명의 실시예에 따르면 (d) ~ (f) 표적 탐지 결과에서 모두 6개(-60°, 9°, 30°, 65° 부근의 4개의 표적과 -30° 부근의 2개의 표적)의 표적을 탐지하고 있음을 확인할 수 있고, 또한 정규화된 주파수의 0.77 ~ 0.83 부근에서 오경보 탐지가 현저하게 감소함을 확인할 수 있다.

[0141] 즉, 기존의 탐지 방법과 다르게 본 발명의 탐지 결과는 시간에 따라 6개의 목표를 일정하게 검출하고 있다.

[0142] 그리고 각 타겟별 주파수 성분의 특성으로부터 어선의 대부분의 음조 주파수 성분(약 -60°, -30°, 30°, 65°)은 정규화 주파수의 0.5 이하로 분포하고 있다. 실험선의 음조 주파수 성분(약 10°)은 대부분 정규화 주파

수의 0.5 이상(어선보다 높은 톤 수)에 분포하였다. 따라서 FRAZ 플롯 결과의 빈도 분포에 따라 대상을 식별하는 것이 가능하다.

- [0144] 도 10은 도 9의 FRAZ 플랏을 정규화된 주파수 0.15 ~ 0.525, 방위각 45° ~ 75° 에 대해 확대한 예시도이다.
- [0145] 기존의 표적 탐지 기법인 (a)는 주변 잡음으로 인해 검출 결과가 모호하고, 시간의 변함에 따라 탐지 결과도 상이하게 나타나고 있음을 확인할 수 있다. 반면에 본 발명의 실시예인 (b)는 기존의 표적 탐지 기법보다 명확한 결과를 보이고 있다. 특히, 본 발명의 다중 측정 회소 베이지안 학습법의 탐지 결과는 65° 부근 표적에 대해서 시간에 따라 유사한 주파수 성분들을 탐지하는 것을 확인할 수 있으며, 이는 특정 방위의 표적을 식별하는데 도움을 줄 수 있다.
- [0147] 도 11은 15분 21초의 수중 음향 데이터를 이용한 본 발명과 기존의 방위각 추정 및 주파수 분석 결과도이다.
- [0148] (a)는 -20° (어선 각도), (b)는 9° (실험선 각도) 에서의 주파수 분석 결과 예시도이다. (c)는 0.349 (어선), (d)는 0.653 (실험선)에서의 정규화 주파수 성분에서의 방위각 추정 예시도이다. (e)는 15분 21초에서 본 발명의 FRAZ 플롯 예시도이다.
- [0149] (e)에서 A와 B는 각각 스티어링 각도 -20° 와 9° 에서의 주파수 라인을 나타내고, C와 D는 0.349와 0.653DML 정규화 주파수 성분에서의 방위각 라인을 나타낸다.
- [0150] 기존의 검출 방식은 센서 어레이를 이용한 빔포밍을 통해 특정 방위각의 신호를 증폭하고, FFR를 이용하여 신호에 대한 주파수 분석을 수행한다. 그러나 본 발명에서는 센서 어레이(센서 48개로 구성)에 도달한 신호를 이용하여 주파수 분석을 통해 신호에 공통적으로 포함된 공통 주파수 성분을 찾는다. 그리고 MM-SBL 기반의 빔포밍을 이용하여 각각의 공통 주파수 성분이 나타내는 방위각을 추정하고 있다.
- [0151] 본 발명에서는 주파수 분석을 위해 48개의 센서와 30개의 다중 시간 스냅샷(1440개의 다중 측정)을 사용하고 있다. (a)와 (b)에 도시되고 있는 바와 같이, FFT를 이용한 기존 주파수 분석은 주변 잡음으로 인해 대상의 주파수 성분을 특정하는데 어려움이 있다. 그러나 MM-SBL을 이용한 본 발명의 경우 여러 측정을 통해 의미 있는 신호 주변의 노이즈를 줄이고 고해상도 결과를 제공하고 있다. 따라서 본 발명은 특정 방위각에 존재하는 표적의 주파수 성분을 명확하게 식별할 수 있다.
- [0152] (c)와 (d)는 0.349와 0.653의 정규화된 주파수 성분에서 기존 빔포밍(CBF)와 본 발명의 MM-SBL의 협대역 방위각 추정 결과를 도시하고 있다. 여기서 정규화된 주파수 성분 0.349와 0.653은 각각 어선과 실험선에 속하는 음조 성분으로 확인되었다. 본 발명의 실시예에서 다중 측정 데이터를 사용하여 노이즈 신호를 억제하고 일관된 목표 신호 성분을 찾고, 기존 방법보다 향상된 결과를 제공하고 있음을 확인할 수 있다.
- [0154] 도 12는 본 발명의 실시예에 따라 실험상데이터를 이용한 주파수 분석과 방위각 추정을 서로 다른 시간(15분, 17분, 23분)에 대해 반복적으로 수행하고, 각 시간의 검출 결과를 방위각에 대한 신호 스펙트럼의 합(즉, 수직축(주파수)에 대한 도 9의 FRAZ 플랏의 합)으로 요약하여 도시하고 있다.
- [0155] 도 11에서 'A'는 GPS로 확인한 실험 선박의 경로이고, 'B'는 신호가 가장 강한 어선의 경로이다. 경로 'B'는 15분에서 23분 사이에 실험 선박의 경로와 교차한다. 해상 환경은 15분에서 23분 사이에 약 6개의 선박(1개의 실험선과 5개의 어선)이 존재하도록 조성하여 실험상데이터를 획득하였다.
- [0156] 도 11의 (a) ~ (c)는 기존의 에너지 탐지 기법을 사용하여, 15분, 17분, 23분의 추적한 선박 트랙을 도시하고 있다. 기존 에너지 탐지 기법의 검출 결과는 사용자가 지정하는 임계값에 따라 달라지기 때문에 임계값과 로컬 최대값을 적용하지 않았다.
- [0157] 따라서 도 11의 (a) ~ (c)에 도시되고 있는 기존 표적 탐지 방법은 주변 소음으로 인하여 목표 추적 결과가 불분명하고, 약 -30° 에서 표적(어선)을 식별하지 못함을 확인할 수 있다. 즉, 실험선 'A'와 어선 'B'가 근접했을 때, 기존 방법으로는 표적 'A'와 어선 'B'를 구별하기 어렵다.
- [0158] 반면에 도 11의 (d) ~ (f)에 도시하고 있는 본 발명의 실시예에 따르면, 도 11의 (e)에 도시하고 있는 바와 같이, 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 기반으로 한 표적 탐지는 기존의 탐지 기법으로 구별할 수 없는 인접 신

호(-30°)에서 표적(어선)을 식별하는 것이 가능하다. 또한 소음을 효율적으로 감소시켜서 엔드파이어($60^{\circ} \sim 90^{\circ}$) 부근에서 비교적 명확한 검출 결과를 나타낸다.

[0159] 또한 도 11의 (f)에 도시하고 있는 바와 같이, 두개의 근접 표적 'A'와 'B'를 명확하게 구별하고, -60° , -30° 에 가까운 표적도 명확하게 검출하고 있음을 확인할 수 있다. 특히 표적의 FRAZ 플랫에서의 주파수 성분을 식별할 수 있는 특성을 이용하여 표적의 경로가 교차하더라도 표적을 구분하는 것이 가능하다.

[0161] 이상에서와 같이 본 발명의 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템은 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용하여 표적 식별 및 추적을 수행할 수 있다. 특히, 본 발명에서는 선박의 종류에 따라 달라지는 선박의 주파수 성분을 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용하여 추정하여 선박 식별을 수행하고, 선정된 공통 주파수 성분을 이용하여 협대역 빔포밍 기반 회소 베이지안 학습법을 통해서 공통 주파수별 방위각을 추정할 수 있다. 따라서 방위각에 따라 감지된 주파수 성분을 FRAZ 플랫에 표시하여 해당 위치에서 선박을 식별 및 추적할 수 있다. 특히, 다중 측정 회소 베이지안 학습법의 고해상도 빔포밍 결과를 통해서 표적 탐지 결과를 시간에 따라 정렬하여 표적의 경로를 추적할 수 있으며, 근접한 표적을 구분하는 것도 가능하다. 특히, 표적이 교차하는 경우에서도 FRAZ 플랫에서의 주파수 성분 정렬을 통해서 표적을 구분할 수 있다.

[0162] 이상에서 설명된 본 발명의 다중 측정 회소 베이지안 학습법을 이용한 수동 소나 표적 식별 시스템은 일반적인 컴퓨팅 디바이스를 포함하는 컴퓨팅 환경에서 구현된다. 컴퓨팅 환경은 컴퓨팅 디바이스를 포함 가능하다. 컴퓨팅 디바이스는 다른 단말과 신호를 송수신하는 모든 형태의 컴퓨팅 디바이스일 수 있다.

[0163] 컴퓨팅 디바이스는 적어도 하나의 프로세서(또는 제어 모듈), 컴퓨터 판독 가능한 저장매체 및 통신버스를 포함한다. 프로세서는 컴퓨팅 디바이스로 하여금 앞서 언급된 실시예에 따라 동작하도록 제어할 수 있다. 프로세서는 컴퓨터 판독 가능한 저장매체에 저장된 하나 이상의 프로그램을 실행할 수 있다. 하나 이상의 프로그램들은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능한 명령어를 포함할 수 있으며, 컴퓨터 실행 가능 명령어는 프로세서에 의해 실행되는 경우 컴퓨팅 장치로 하여금 예시적인 실시예에 따른 동작들을 수행하도록 구성될 수 있다.

[0164] 컴퓨터 판독 가능 저장매체는 컴퓨터 실행 가능 명령어 내지 컴퓨터 실행 가능 명령어 내지 프로그램 코드, 프로그램 데이터 및/또는 다른 적합한 형태의 정보를 저장하도록 구성된다. 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체에 저장된 프로그램은 프로세서에 의해 실행 가능한 명령어의 집합을 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨터 판독한 가능 저장 매체는 메모리(랜덤 액세스 메모리와 같은 휘발성 메모리, 비휘발성 메모리, 또는 이들의 적절한 조합), 하나 이상의 자기 디스크 저장 디바이스들, 광학 디스크 저장 디바이스들, 플래시 메모리 디바이스들, 그 밖에 컴퓨팅 디바이스에 의해 액세스되고 원하는 정보를 저장할 수 있는 다른 형태의 저장 매체, 또는 이들의 적합한 조합일 수 있다.

[0165] 통신 버스는 프로세서, 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체를 포함하여 컴퓨팅 장치의 다른 다양한 컴포넌트들을 상호 연결한다.

[0166] 컴퓨팅 디바이스는 또한 하나 이상의 입출력 장치를 위한 인터페이스를 제공하는 하나 이상의 입출력 인터페이스 및 하나 이상의 통신 인터페이스를 포함할 수 있다. 입출력 인터페이스 및 통신 인터페이스는 통신 버스에 연결된다. 입출력 장치(미도시)는 입출력 인터페이스를 통해 컴퓨팅 디바이스의 다른 컴포넌트들에 연결될 수 있다. 예시적인 입출력 장치는 포인팅 장치(마우스 또는 트랙패드 등), 키보드, 터치 입력 장치(터치패드 또는 터치스크린 등), 음성 또는 소리 입력 장치, 다양한 종류의 센서 장치 및/또는 촬영 장치와 같은 입력 장치, 및/또는 디스플레이 장치, 프린터, 스피커 및/또는 네트워크 카드와 같은 출력 장치를 포함할 수 있다. 예시적인 입출력 장치는 컴퓨터 디바이스를 구성하는 일 컴포넌트로서 컴퓨팅 디바이스의 내부에 포함될 수도 있고, 컴퓨팅 디바이스와는 구별되는 별개의 장치로 컴퓨팅 디바이스와 연결될 수도 있다.

[0167] 본 실시예들에 따른 동작은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능한 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능한 매체는 실행을 위해 프로세서에 명령어를 제공하는 데 참여한 임의의 매체를 나타낸다. 컴퓨터 판독 가능한 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 예를 들면, 자기 매체, 광기록 매체, 메모리 등이 있을 수 있다. 컴퓨터 프로그램은 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어 분산 방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장되고 실행될 수도 있다. 본 실시예를 구현하기 위한 기능적인(Functional) 프로그램, 코드, 및 코드 세그먼트들은 본 실시예가 속하는 기술분야의 프로그래머들에 의해 용이하게 추론될 수 있을 것이다.

[0168] 이상의 상세한 설명은 모든 면에서 제한적으로 해석되어서는 아니되고 예시적인 것으로 고려되어야 한다. 본 발

명의 범위는 첨부된 청구항의 합리적 해석에 의해 결정되어야 하고, 본 발명의 등가적 범위 내에서의 모든 변경은 본 발명의 범위에 포함된다.

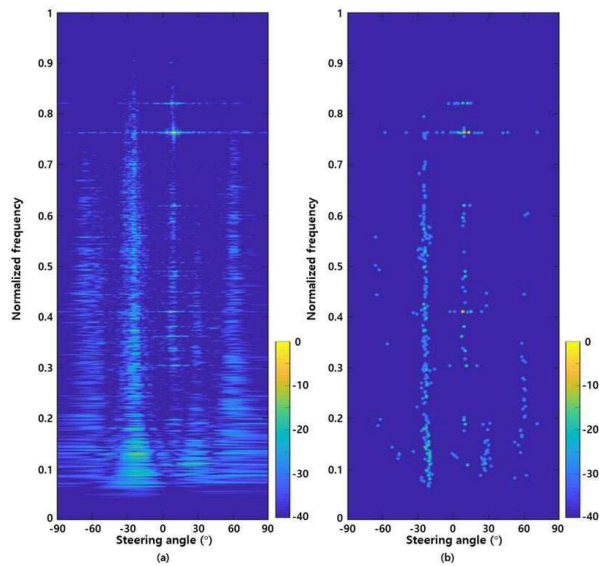
부호의 설명

[0170]

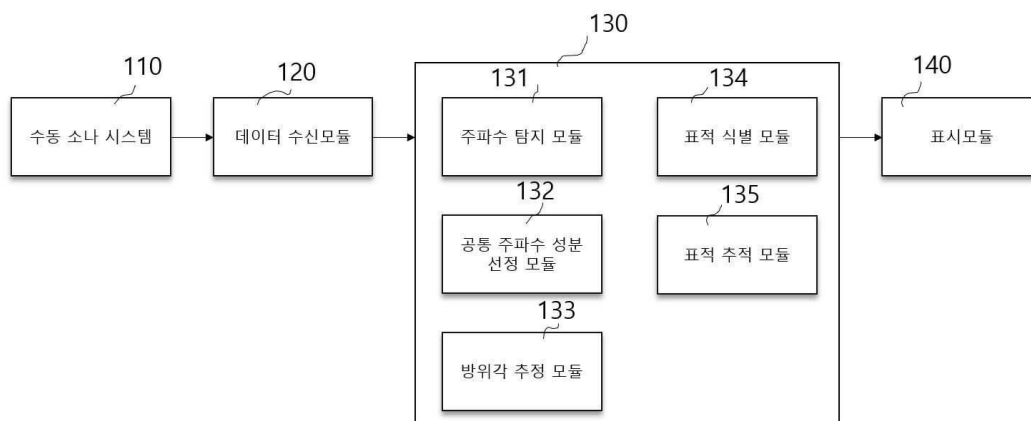
110 : 수동 소나 시스템, 120 : 데이터 수신 모듈, 131 : 주파수 탐지 모듈, 132 : 공통 주파수 성분 선정 모듈, 133 : 방위각 추정 모듈, 134 : 표적 식별 모듈, 135 : 표적 추적 모듈, 140 : 표시 모듈

도면

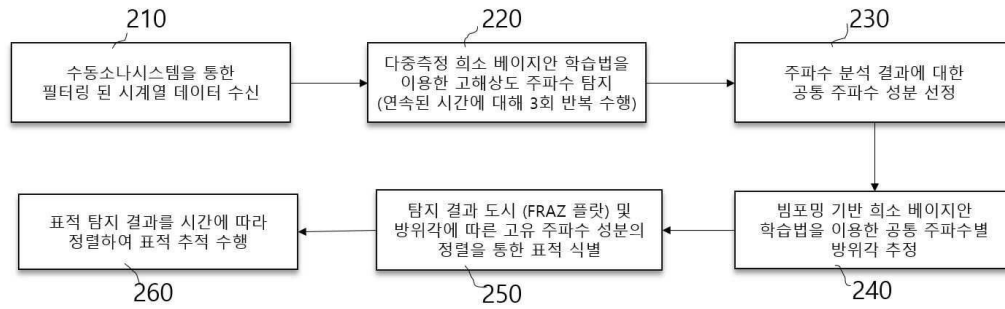
도면1



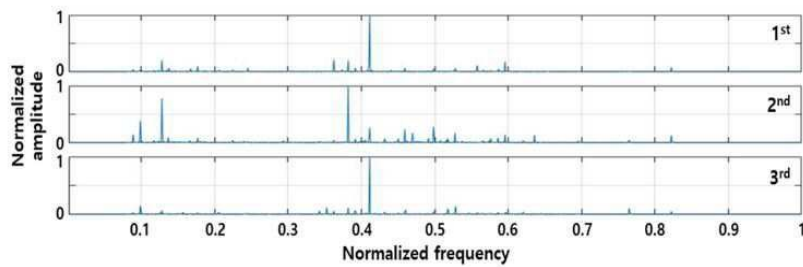
도면2



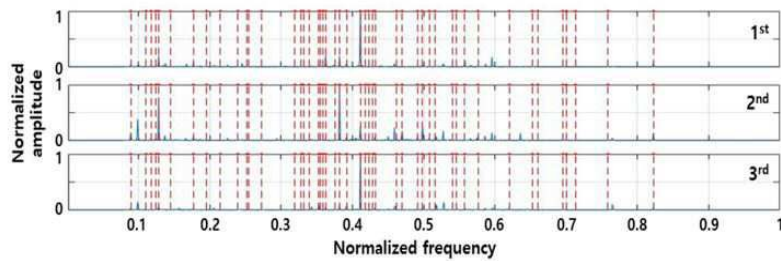
도면3



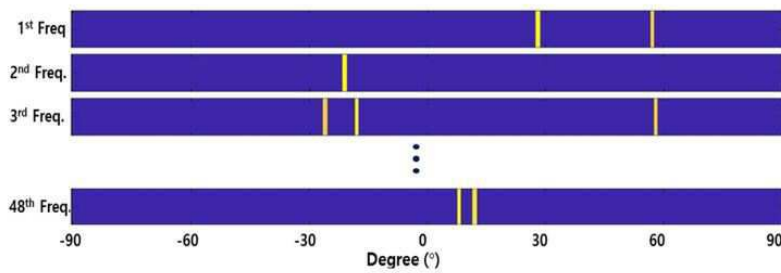
도면4



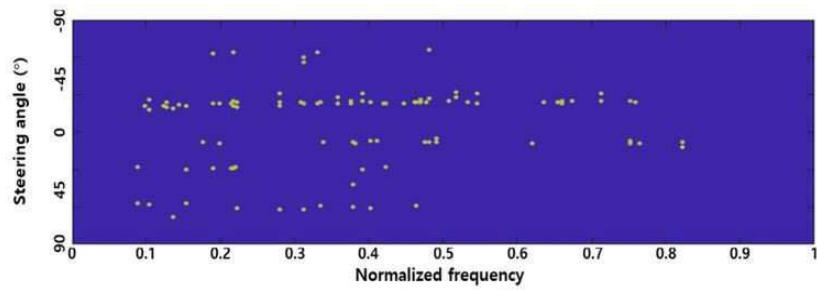
도면5



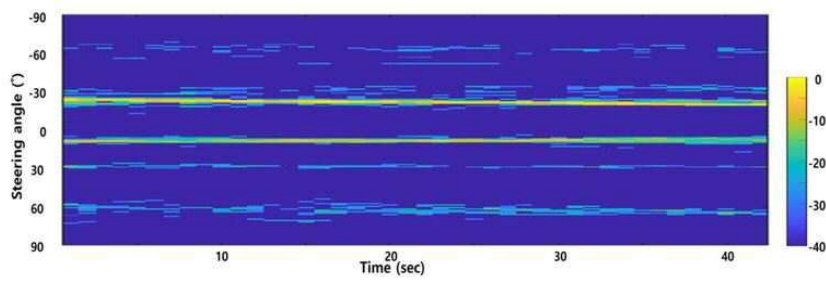
도면6



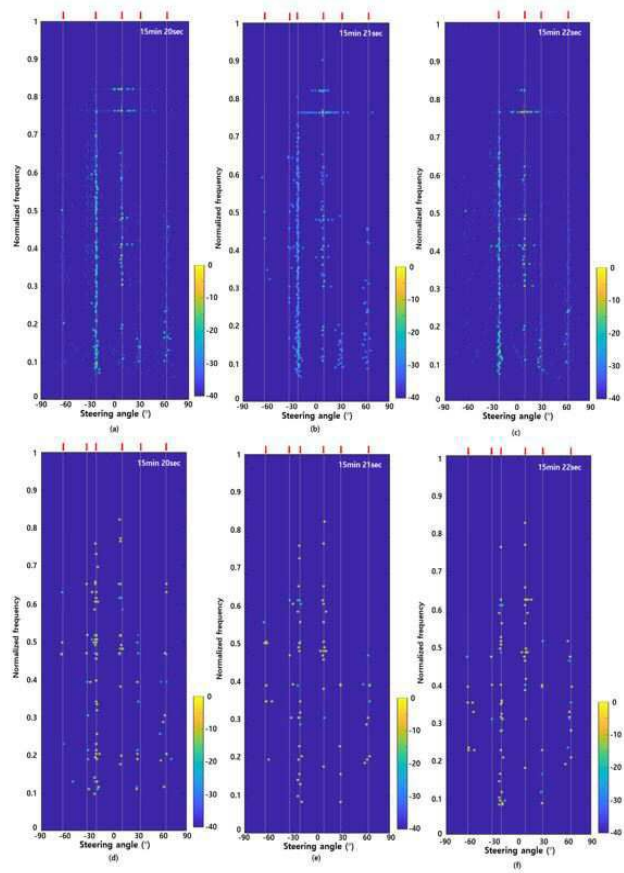
도면7



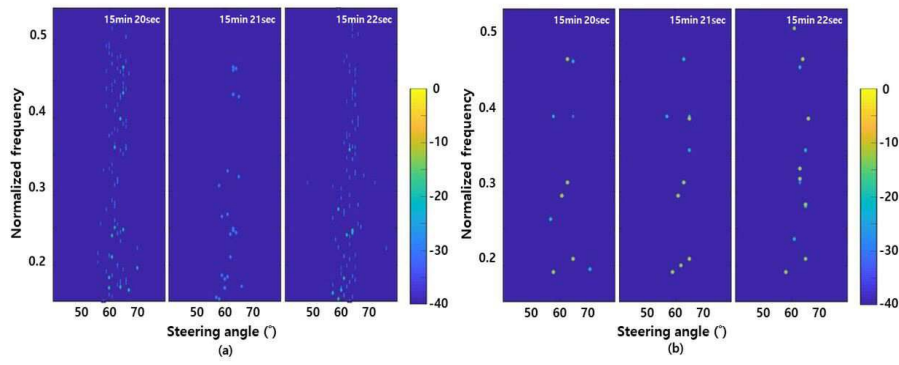
도면8



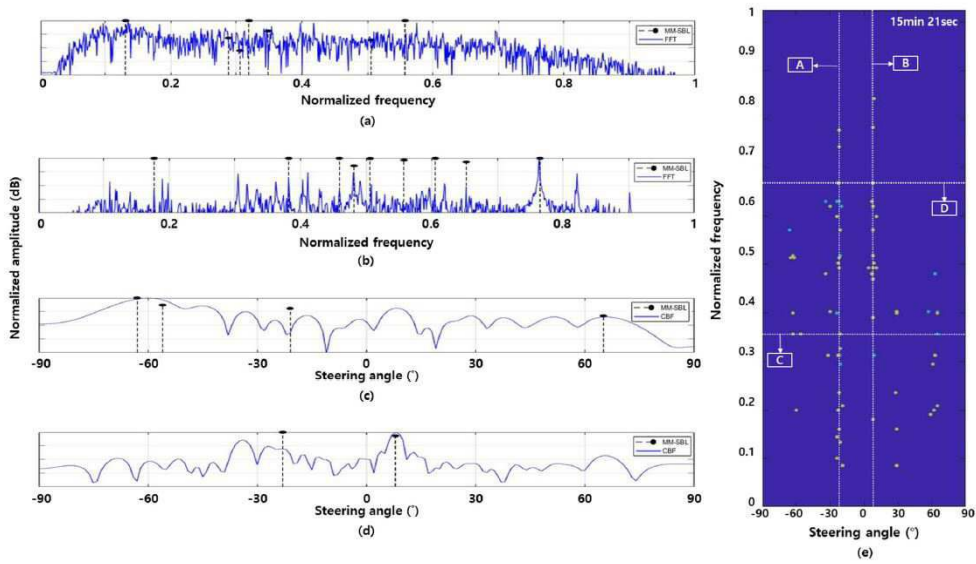
도면9



도면10



도면11



도면12

