



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2013년02월18일
(11) 등록번호 10-1234192
(24) 등록일자 2013년02월12일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01S 13/78 (2006.01) G01S 13/88 (2006.01)
G01S 13/89 (2006.01)
(21) 출원번호 10-2011-0094361
(22) 출원일자 2011년09월20일
심사청구일자 2011년09월20일
(56) 선행기술조사문헌
JP2000304854 A
JP2006329829 A
JP2008241321 A
JP2005521040 A

(73) 특허권자
한남대학교 산학협력단
대전광역시 유성구 유성대로 1646 (전민동)
(72) 발명자
최인식
대전광역시 유성구 은구비남로 55, 703동 1602호
(지족동, 열매마을아파트7단지)
이성준
대전광역시 대덕구 홍도로119번길 7, 센텀캐슬
303호 (중리동)
(74) 대리인
특허법인 정안

전체 청구항 수 : 총 6 항

심사관 : 이현홍

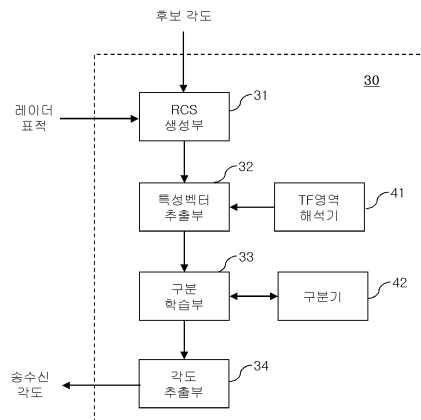
(54) 발명의 명칭 **바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치**

(57) 요약

바이스태틱 레이더의 수신기 각도를 추출하는 바이스태틱 레이더의 각도 추출 방법에 관한 것으로서, 서로 다른 모양의 적어도 2개의 레이더 표적을 설정하여 상기 레이더 표적들의 측면각도를 일정한 간격으로 구분하고, 상기 수신기의 후보 각도를 일정한 간격으로 구분하여 설정하여, 상기 수신기의 각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도를 취하는 수신기에 의한 각 측면각도의 레이더 표적들의 바이스태틱 RCS(radar cross section)를 계산하는 RCS 생성부; 각 후보 각도에 의한 레이더 표적들의 바이스태틱 RCS로부터 시간-주파수 영역 해석법을 통해 표적에 대한 특성벡터들을 추출하고, 추출된 특성벡터들을 제1 및 제2 특성벡터군으로 분리하는 특성벡터 추출부; 각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도에 의한 제1 특성벡터군을 이용하여, 표적을 구분하는 구분기를 학습시키는 구분 학습부; 및, 각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도에 의한 제2 특성벡터군으로 상기 구분기에 의해 상기 레이더 표적을 구분하게 하여, 가장 좋은 구분 성능을 가지는 후보 각도를 상기 수신기 각도로 선정하는 각도 추출부를 포함하는 구성을 마련한다.

상기와 같은 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 의하여, 정해진 표적에 대하여 이들을 구분할 수 있는 최적의 수신기 각도를 추출함으로써, 바이스태틱 레이더에서 효과적이고 정확하게 표적을 구분할 수 있다.

대표도 - 도1



특허청구의 범위

청구항 1

바이스태틱 레이더의 수신기 각도를 추출하는 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 있어서,
 서로 다른 모양의 적어도 2개의 레이더 표적을 설정하여 상기 레이더 표적들의 측면각도를 일정한 간격으로 구분하고, 상기 수신기의 후보 각도를 일정한 간격으로 구분하여 설정하여, 상기 수신기의 각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도를 취하는 수신기에 의한 각 측면각도의 레이더 표적들의 바이스태틱 RCS(radar cross section)를 계산하는 RCS 생성부;

각 후보 각도에 의한 레이더 표적들의 바이스태틱 RCS로부터 시간-주파수 영역 해석법을 통해 표적에 대한 특성 벡터들을 추출하고, 추출된 특성벡터들을 제1 및 제2 특성벡터군으로 분리하되, 측면각도가 홀수 각도인 경우의 특성벡터를 상기 제1 특성벡터군으로, 측면각도가 짝수 각도인 경우의 특성벡터를 상기 제2 특성벡터군으로 분리하는 특성벡터 추출부;

각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도에 의한 제1 특성벡터군을 이용하여, 표적을 구분하는 구분기를 학습시키는 구분 학습부; 및,

각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도에 의한 제2 특성벡터군으로 상기 구분기에 의해 상기 레이더 표적을 구분하게 하여, 가장 좋은 구분 성능을 가지는 후보 각도를 상기 수신기 각도로 선정하는 각도 추출부를 포함하는 것을 특징으로 하는 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 수신기 각도는 상기 바이스태틱 레이더의 송수신기에 대하여 상대적인 각도인 것을 특징으로 하는 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 구분기는 MLP(multi-layered perceptron) 신경망으로 구성되는 것을 특징으로 하는 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 구분기는 2개의 은닉층을 가지고, 1번째 은닉층은 특성벡터 차원의 1/2개의 뉴런을 가지고, 2번째 은닉층은 상기 1번째 은닉층의 뉴런수의 1/3개를 가지는 것을 특징으로 하는 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 RCS 생성부는 시뮬레이션 소프트웨어를 이용하여 주파수 영역의 바이스태틱 RCS를 계산하고, 상기 주파수 영역의 RCS 데이터를 역 푸리에 변환하여 시간 영역의 RCS 데이터를 계산하는 것을 특징으로 하는 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 시간-주파수 영역 해석법은 STFT(Short Time Fourier Transform), CWT(Continuous Wavelet Transform), 또는 AWT(Adaptive Wavelet Transform)를 이용하는 것을 특징으로 하는 바이스테틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치.

명세서

기술분야

[0001] 본 발명은 바이스테틱 레이더에서 최적의 수신기 각도를 추출하는 바이스테틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 관한 것이다.

[0002] 특히, 본 발명은 레이더 표적에 대하여 수신기의 위치를 변경하면서 바이스테틱 RCS를 계산하여 이를 기반으로 시간-주파수 영역 해석법을 이용하여 특성벡터를 추출하고, 추출된 특성벡터로 구분기를 생성하여 표적구분 성능을 평가를 통해 최적의 바이스테틱 레이더의 수신기 각도를 추출하는 바이스테틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 관한 것이다.

배경기술

[0003] RCS는 주파수, 입사와 산란의 방향, 편파와 같이 다양한 파라미터들로 이루어진 함수이다. 특히, RCS 는 송수신기 위치에 따라 모노스테틱 RCS와 바이스테틱 RCS로 분류된다. 송수신기의 위치가 동일한 위치에 있어서 입사 방향과 산란의 방향이 같은 경우에 얻어지는 것이 모노스테틱 RCS이며, 송수신기가 서로 다른 위치에 위치하여 입사 방향과 산란의 방향이 다른 경우에 얻어지는 것이 바이스테틱 RCS이다.

[0004] 바이스테틱 레이더는 새로운 개념이 아니다. 왜냐하면 레이더는 본래 바이스테틱으로 시작되었으며, 듀플렉서(duplexer)의 발달 이후 모노스테틱이 레이더의 전반적인 추세가 되었기 때문이다. 그래서 일반적으로 레이더라고 하면 모노스테틱 레이더를 일컬었다고 해도 과언이 아닐 정도로 모노스테틱 레이더가 널리 응용되고 있다.

[0005] 하지만, 최근 바이스테틱 레이더를 이용한 TV 방송 송신기, SAR 영상 획득 및 표적 구분, 항공 레이더, 침입 감지 센서 등 여러 분야에 걸쳐 바이스테틱 레이더가 활발히 연구되어지고 있다. 게다가 스텔스(stealth)형 표적이 등장함에 따라 스텔스형 표적을 탐지하기 위한 레이더로 바이스테틱 레이더가 관심을 받고 있다. 기존의 표적 인식 기술들은 주로 모노스테틱 레이더를 이용하였기 때문에 스텔스 디자인은 역산란(back-scattering) 신호를 최소화시키는 역할을 하도록 설계되어있다. 그렇기 때문에 스텔스 표적과 같이 역산란 신호가 작은 경우에는 모노스테틱 레이더에 비해 바이스테틱 레이더가 탐지에 더욱 효과적일 수 있다.

[0006] RCS는 표적에 대한 중요한 정보들을 가지고 있으며, RCS를 해석함으로써 그러한 정보를 추출해낼 수 있다. 표적의 중요한 정보에는 산란점과 공진 주파수가 있으며, 표적 인식에 사용될 수 있는 특성들이다. 산란점은 표적의 산란파의 크기가 큰 점을 가리키며, 공진 주파수란 표적의 물리적인 크기에 의해서 결정되는 고유한 주파수를 말한다. 전자파가 표적을 지나가는 동안의 시간인 초기 시간 영역에서는 산란점을 관찰할 수 있으며, 표적을 통과한 후의 후기 시간 영역에서는 공진 주파수를 관찰할 수 있다. 이 두 가지 정보는 시간-주파수 영역 해석법(time-frequency analysis)을 이용하면 동시에 추출해낼 수 있다.

[0007] 한편, 앞서 본 바와 같이, 바이스테틱 레이더는 송신기와 수신기가 분리되어 설치된 상태에서 표적을 탐지하고 추적한다. 특히, 수신기는 반사 신호의 수신만을 목적으로 동작하는 수동 시스템으로서, 그 설치 위치가 자유롭다. 따라서 수신기의 설치 위치에 따라 표적의 측면각도(aspect angle)가 다양할 수 있고, 그로 인해 표적의 인식이 달라질 수 있다.

[0008] 따라서 표적들이 미리 정해진 경우라면 그 표적들을 최적으로 인식하고 구분할 수 있는 각도로 수신기를 설치하는 것이 바람직하다. 따라서 바이스테틱 레이더에서 최적의 송수신 각도를 추출하는 기술이 필요하다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0009] 본 발명의 목적은 상술한 바와 같은 문제점을 해결하기 위한 것으로, 바이스태틱 레이더에서 최적의 송수신 각도를 추출하는 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치를 제공하는 것이다.
- [0010] 또한, 본 발명의 목적은 레이더 표적에 대하여 바이스태틱 RCS를 계산하고, 이를 기반으로 시간-주파수 영역 해석법을 통해 특성벡터를 추출하고, 추출된 특성벡터로 구분기를 생성하여 표적구분 성능을 평가를 통해 최적의 바이스태틱 레이더의 수신기 각도를 추출하는 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치를 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

- [0011] 상기 목적을 달성하기 위해 본 발명은 바이스태틱 레이더의 수신기 각도를 추출하는 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 관한 것으로서, 서로 다른 모양의 적어도 2개의 레이더 표적을 설정하여 상기 레이더 표적들의 측면각도를 일정한 간격으로 구분하고, 상기 수신기의 후보 각도를 일정한 간격으로 구분하여 설정하여, 상기 수신기의 각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도를 취하는 수신기에 의한 각 측면각도의 레이더 표적들의 바이스태틱 RCS(radar cross section)를 계산하는 RCS 생성부; 각 후보 각도에 의한 레이더 표적들의 바이스태틱 RCS로부터 시간-주파수 영역 해석법을 통해 표적에 대한 특성벡터들을 추출하고, 추출된 특성벡터들을 제1 및 제2 특성벡터군으로 분리하는 특성벡터 추출부; 각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도에 의한 제1 특성벡터군을 이용하여, 표적을 구분하는 구분기를 학습시키는 구분 학습부; 및, 각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도에 의한 제2 특성벡터군으로 상기 구분기에 의해 상기 레이더 표적을 구분하게 하여, 가장 좋은 구분 성능을 가지는 후보 각도를 상기 수신기 각도로 선정하는 각도 추출부를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0012] 또, 본 발명은 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 있어서, 상기 수신기 각도는 상기 바이스태틱 레이더의 송수신기에 대하여 상대적인 각도인 것을 특징으로 한다.
- [0013] 또, 본 발명은 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 있어서, 상기 구분기는 MLP(multi-layered perceptron) 신경망으로 구성되는 것을 특징으로 한다.
- [0014] 또, 본 발명은 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 있어서, 상기 구분기는 2개의 은닉층을 가지고, 1번째 은닉층은 특성벡터 차원의 1/2개의 뉴런을 가지고, 2번째 은닉층은 상기 1번째 은닉층의 뉴런수의 1/3개를 가지는 것을 특징으로 한다.
- [0015] 또, 본 발명은 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 있어서, 상기 RCS 생성부는 시뮬레이션 소프트웨어를 이용하여 주파수 영역의 바이스태틱 RCS를 계산하고, 상기 주파수 영역의 RCS 데이터를 역 푸리에 변환하여 시간 영역의 RCS 데이터를 계산하는 것을 특징으로 한다.
- [0016] 또, 본 발명은 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 있어서, 상기 시간-주파수 영역 해석법은 STFT(Short Time Fourier Transform), CWT(Continuous Wavelet Transform), 또는 AWT(Adaptive Wavelet Transform)를 이용하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

- [0017] 상술한 바와 같이, 본 발명에 따른 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 의하면, 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치에 의하여, 정해진 표적에 대하여 이들을 구분할 수 있는 최적의 수신기 각도를 추출함으로써, 바이스태틱 레이더의 송수신기 위치를 결정할 수 있는 효과가 얻어진다.

도면의 간단한 설명

- [0018] 도 1은 본 발명의 실시시에 따른 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치의 구성에 대한 블록도이다.

도 2는 본 발명에 따른 바이스태틱 레이더의 각도 및 표적 각도의 변화에 따른 시물레이션의 일례를 도시한 것이다.

도 3는 본 발명의 일실시예에 따른 레이더 표적의 일례들을 도시한 것이다.

도 4은 본 발명의 일실시예에 따른 특성벡터의 차원을 예시한 도면이다.

도 5는 본 발명과 모노스태틱의 구분 성능을 비교한 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0019] 이하, 본 발명의 실시를 위한 구체적인 내용을 도면에 따라서 설명한다.
- [0020] 또한, 본 발명을 설명하는데 있어서 동일 부분은 동일 부호를 붙이고, 그 반복 설명은 생략한다.
- [0021] 먼저, 본 발명의 일실시예에 따른 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치의 구성을 도 1을 참조하여 보다 구체적으로 설명한다.
- [0022] 도 1에 도시된 바와 같이, 본 발명에 따른 바이스태틱 레이더의 송수신 각도 추출 장치(30)는 RCS 생성부(31), 특성벡터 추출부(32), 구분 학습부(33), 및 각도 추출부(34)로 구성된다. 또한, 시간주파수(TF) 영역 해석기(41) 및 구분기(42)를 더 포함하여 구성된다.
- [0023] RCS 생성부(31)는 시물레이션 소프트웨어를 이용하여 다수의 레이더 표적들에 대한 바이스태틱 RCS를 생성하고, 특성벡터 추출부(32)는 생성된 RCS를 대상으로 시간-주파수 영역 해석법을 이용하여 표적에 대한 특성벡터들을 추출한다. 이때, 시간-주파수 영역 해석법을 처리하는 시간주파수 영역 해석기(또는 모듈)(41)를 이용할 수 있다.
- [0024] 추출된 특성벡터는 2개의 군으로 구분하여, 제1 특성벡터군으로 구분기를 학습시키고, 제2 특성벡터군으로 구분기를 테스트한다. 전자는 구분 학습부(33)에 의해, 후자는 각도추출부(34)에 의해 수행된다. 이때, 각도추출부(34)는 구분기(42)의 구분성능이 가장 높은 수신기의 각도를 최종 각도로서 선정한다.
- [0025] 다음으로, RCS 생성부(31)에 대하여 보다 구체적으로 설명한다.
- [0026] RCS 생성부(31)는 서로 다른 모양의 적어도 2개의 레이더 표적을 설정하여 상기 레이더 표적들의 측면각도를 일정한 간격으로 구분하고, 상기 수신기의 후보 각도를 일정한 간격으로 구분하여 설정한다. 그리고 RCS 생성부(31)는 상기 수신기의 각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도를 취하는 수신기에 의한 각 측면각도의 레이더 표적들의 바이스태틱 RCS(radar cross section)를 계산한다.
- [0027] 도 2는 본 발명에 따른 바이스태틱 레이더의 각도 및 표적 각도의 변화에 따른 시물레이션의 일례를 도시한 것이다.
- [0028] 도 2에서 보는 바와 같이, 수신기의 후보 각도는 수신기의 송신기에 대한 상대적인 각도로서, 레이더 표적(F0, F1)을 대상으로 송신기와 수신기의 각도를 말한다. 예를 들어, 송신기를 R0에 위치시켰을 때, 송신기(R0)가 레이더 표적(F0, F1)을 대상으로 이루는 각도(또는 후보 각도)가 A가 되는 위치가 곧 수신기(R4)의 위치이다. 후보 각도를 일정하게 구분하여 설정하면, 수신기의 위치도 R1, R2, ..., R4 등으로 위치되게 된다.
- [0029] 따라서 후보 각도는 0 ~ 180° 가 최대임을 알 수 있다.
- [0030] 한편, 송신기와 수신기의 위치가 같은 경우, 즉, 수신기가 R0에 위치인 경우, 송신기에서 전송한 신호의 반사신호를 다시 동일한 위치에서 수신하기 때문에, 구조상 모노스태틱 레이더와 같은 구성이 됨을 알 수 있다. 즉, 후보 각도가 0° 인 경우 모노스태틱 레이더와 같은 구성이 된다.
- [0031] 또한, 레이더 표적의 측면각도는 레이더 표적을 레이더에 대하여 일정한 각도로 회전시키는 각도를 의미한다. 도 2에서, 레이더 표적이 F0 위치에 있을 때를 기준으로 하면, 측면각도 B인 경우 레이더 표적은 F0에서 시계 반대방향으로 B각도 만큼 회전한 위치로서, F1의 위치에 레이더 표적이 위치하게 된다.
- [0032] 이때, 측면각도는 0 ~ 360° 사이에서 결정할 수 있음을 알 수 있다. 그러나 레이더 표적이 접근해 오는 것만을 가정한다면 최대 0 ~ 180° 에서 결정될 수 있다.
- [0033] 한편, RCS 생성부(31)는 레이더 표적을 설정한다.

- [0034] 도 3의 예에서, 바이스태틱 RCS의 표적 구분 성능을 확인하기 위해 4개의 레이더 표적을 설정한다. 이때, 설명의 편의를 위하여 예시된 4개의 레이더 표적은 선형 표적으로 설정하였다.
- [0035] 표적 A와 B, 표적 C와 D는 각각 같은 길이의 몸통과 날개를 가지지만 다른 날개의 각도를 가진다. 레이더 표적은 실제 레이더로 추적 대상인 표적들을 설정한다. 추적대상 표적들의 데이터를 입력받거나, 사전에 저장된 표적 데이터를 읽어들이어 레이더 표적을 설정한다.
- [0036] 한편, RCS 생성부(31)는 상기 레이더 표적들의 측면각도(Aspect angle)를 일정한 간격으로 구분한다. 바람직하게는, 각 레이더 표적들의 측면각도(Aspect angle)를 0° 에서 150° 까지 1° 간격으로 구분하여 설정한다.
- [0037] 또한, RCS 생성부(31)는 상기 수신기의 후보 각도를 일정한 간격으로 구분하여 설정한다. 일례로서, 송신기의 위치는 0° 를 가정하고, 수신기의 후보 각도를 15° 에서 165° 까지 15° 간격으로 구분하여 설정한다. 즉, 상기 수신기 각도는 상기 바이스태틱 레이더의 송신기에 대하여 상대적인 각도이다. 상기 수신기의 후보 각도는 수신기가 취할 수 있는 각도로서, 최적의 각도를 선정하기 위하여 일정한 간격으로 구분한 후보 각도들을 설정하는 것이다.
- [0038] RCS 생성부(31)는 상기와 같이 설정된 수신기 후보 각도에 대하여, 상기한 레이더 표적들 각각의 측면각도에 대한 RCS 데이터를 시뮬레이션을 통해 계산하여 생성한다. 먼저, RCS 생성부(31)는 시뮬레이션 소프트웨어를 이용하여 주파수 영역의 바이스태틱 RCS를 계산하고, 상기 주파수 영역의 RCS 데이터를 역 푸리에 변환(inverse Fourier transform)하여 시간 영역의 RCS 데이터를 계산한다.
- [0039] 바람직하게는, RCS는 FEKO 시뮬레이션 툴의 여러 계산 방법 중에서 모멘트법을 이용하여 계산될 수 있다. 주파수는 7.8125 MHz에서부터 1 GHz까지 7.8125 MHz 간격으로 128포인트 샘플링하고, 편파 각은 90° 로서 HH의 선형 편파만을 고려한다. 바이스태틱 RCS는 수신기를 하나의 후보 각도로 고정시킨 후 표적을 0° 부터 150° 까지 반시계 방향으로 회전시키며 계산한다.
- [0040] 상기 시뮬레이션은 설정된 모든 레이더 표적에 대하여 실시한다. 또한, 모든 후보 각도 각각에 대하여 상기와 같은 시뮬레이션을 반복하여, 모든 후보 각도에 대한 모든 표적의 모든 측면각도의 바이스태틱 RCS를 계산하여 생성한다.
- [0041] 특성벡터 추출부(32)는 각각 후보 각도에 의한 레이더 표적들의 바이스태틱 RCS로부터 시간-주파수 영역 해석법을 통해 표적에 대한 특성벡터들을 추출하고, 추출된 특성벡터들을 제1 및 제2 특성벡터군으로 분리한다.
- [0042] 바람직하게는, 상기 시간-주파수 영역 해석법은 STFT(Short Time Fourier Transform), CWT(Continuous Wavelet Transform), 또는 AWT(Adaptive Wavelet Transform)를 이용한다. 한편, 특성벡터 추출부(32)는 TF영역 해석기(41)를 이용하여 STFT(Short Time Fourier Transform) 또는 CWT(Continuous Wavelet Transform)의 계산을 수행한다. TF영역 해석기(41)는 STFT나 CWT 등을 계산하는 프로그램 모듈이다.
- [0043] 먼저, STFT 방법을 보다 구체적으로 설명한다.
- [0044] 레이더 신호처럼 non-stationary 신호를 해석하기 위한 기본적인 방법으로써, 시간 영역의 신호를 작은 세그먼트로 나누어 그 세그먼트 동안은 신호가 stationary하다고 가정하고 푸리에 변환을 한다. 일반적으로 세그먼트는 윈도우 함수를 사용하며, 가우시안 윈도우를 사용한다. STFT는 윈도우 길이가 고정되기 때문에 일정한 해상도를 가지며, 시간 영역의 해상도와 주파수 영역의 해상도가 반비례 관계가 성립한다. 그렇기 때문에 해석의 용도에 따라 적절한 윈도우 길이의 선정이 필요하다.
- [0045] [수학식 1]
- [0046]
$$STFT(\tau, \Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} [f(t)w^*(t-\tau)]\exp(-j\Omega t)dt$$
- [0047] 시간 영역에서 STFT의 식은 [수학식 1]과 같다. [수학식 1]에서 f(t)는 시간 영역의 신호이며, w(t)는 윈도우함수이다. [수학식 1]로부터 주파수와 시간 영역의 신호가 M×N인 STFT 행렬이 얻어진다. 하지만, 신경망의 입력으로는 너무 큰 차원이기 때문에 차원을 줄여줄 필요성이 있다. 따라서 도 4(a)의 M×N 차원을 그림 2(b)와 같

이 $K \times J$ 차원으로 압축시켜 준다. 압축 방법은 도 4(b)와 같이 하나의 셀은 그 안에 포함되는 여러 셀 데이터의 합으로 이루어지도록 하는 것이다. 이렇게 줄여진 $K \times J$ 차원의 행렬은 구분기의 입력으로 사용될 특성 벡터가 된다.

[0048] 다음으로, CWT 방법을 보다 구체적으로 설명한다.

[0049] CWT는 STFT의 해상도 문제를 해결할 수 있는 방법으로써, 해상도가 시간과 주파수에 따라 유동적으로 변화한다. 주파수 영역에서의 CWT의 식은 [수학식 2]와 같다. [수학식 2]에서 $\Psi(w)$ 는 'mother wavelet' 함수이며, STFT의 윈도우 함수와 비슷하지만, 고정되어 있지 않고 팽창, 수축 또는 이동하는 유동적 함수이다.

[0050] [수학식 2]

$$CWT_f(\phi, \Omega) = \sqrt{\tau} \int F(w) \Psi(\tau(w - \Omega)) dw$$

[0051]

[0052] 주파수 영역에서의 CWT는 초기 시간일수록 시간 영역의 해상도가 좋아지고, 후기 시간으로 갈수록 주파수 영역의 해상도가 좋아진다. 주로 산란점은 초기 시간 영역에 나타나며, 공진 주파수는 후기 시간 영역에 나타나므로 표적에 대한 특성 벡터 추출 시 STFT보다 더욱 효율적인 해상도라고 할 수 있다.

[0053] STFT와 마찬가지로 [수학식 2]를 이용하면 $M \times N$ 차원의 특성 벡터가 얻어진다. 얻어진 데이터의 차원을 줄이기 위해 초기 시간과 후기 시간의 경계를 나눈다. 도 4(c)와 같이 초기 시간이 끝나는 시간 t_0 의 이전 시간의 데이터를 $K_e \times J_e$ 차원으로, 이후 시간의 데이터를 $K_1 \times J_1$ 차원으로 압축한다. 초기 시간에는 시간 영역의 산란점을 더 효율적으로 관찰하기 위해 J_e 가 K_e 보다 더 크게 하고, 후기 시간에는 주파수 영역의 공진 주파수를 더 효율적으로 관찰하기 위해 K_1 이 J_1 보다 더 크게 한다. 그렇게 해서 $M \times N$ 차원의 특성 벡터를 $K_e \times J_e + K_1 \times J_1$ 개의 차원으로 줄일 수 있다.

[0054]

[0055] 다음으로, 시간-주파수 영역 해석법인 STFT와 CWT를 이용하여 각 표적에 대해 특성 벡터를 추출한다.

[0056] 특성벡터는 표적의 각 측면각도에 대하여 추출하며, 2개의 그룹으로 나누어 제1 및 제2 특성벡터군을 만든다. 측면각도는 0° 에서 150° 까지 1° 간격으로 구분될 때, 제1 특성벡터군은 측면각도가 홀수 각도인 경우의 특성 벡터이고, 제2 특성벡터군은 측면각도가 짝수 각도인 경우의 특성벡터로 구분한다.

[0057] 즉, 제1 특성벡터군은 구분기(42)의 학습 데이터로 사용될 75개의 홀수 각도 데이터(또는 특성벡터)이고, 제2 특성벡터군은 테스트 데이터로 사용될 76개의 짝수 각도 데이터로 구분된다.

[0058] 바람직하게는, STFT는 윈도우 길이를 15 nsec, 23 nsec로 하여 각각 128×128 차원의 특성 벡터를 얻고, 이것을 구분기에 효율적으로 사용하기 위해 8×8 차원으로 압축하여 각각 64 차원의 특성 벡터를 얻는다.

[0059] 또한, 바람직하게는, CWT는 wavelet basis 함수의 각각 시간 및 주파수 해상도와 wavelet의 중심을 나타내는 a 와 t_0 를 $a=0.5\text{GHz}^{-2}$, $t_0=3$ nsec와, $a=0.3\text{GHz}^{-2}$, $t_0=2$ nsec로 변경해가며 128×128 차원의 특성 벡터를 얻는다.

[0060] 바람직하게는, CWT도 STFT와 마찬가지로 차원을 압축해줄 필요가 있기 때문에, 우선 표적을 모두 지나가는 시간인 10 nsec를 기준으로 초기 시간과 후기 시간으로 구분한다. 초기 시간의 경우 시간 해상도가 더 좋아야 하므로 4×8 차원으로 압축하며, 후기 시간의 경우 주파수 해상도가 더 좋아야 하므로 8×4 차원으로 압축한다. 이렇게 CWT를 이용하여 $32+32=64$ 차원의 특성 벡터를 얻는다.

[0061] 다음으로, 구분 학습부(33)에 대하여 구체적으로 설명한다.

[0062] 구분 학습부(33)는 각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도에 의한 제1 특성벡터군을 이용하여, 표적을 구분하는 구분기를 학습시킨다.

[0063] 구분기는 여러 표적들의 훈련된 특성벡터를 이용하여 미지의 특성벡터로부터 해당 표적의 종류를 결정한다. 이

러한 구분기에는 신경망 구분기, Nearest neighbor 구분기, Bayes 구분기 등이 있다.

[0064] Nearest neighbor 구분기는 특성공간(feature space)내 특성벡터 간의 거리를 이용하여 표적을 구분한다. 특성벡터간 거리를 추정하기 위한 방법 중에 보편적으로 사용되는 유클리디언 거리(Euclidean distance)를 이용한다. 미지의 시험(test) 특성벡터(또는 제1 특성벡터군)가 주어지면 이와 훈련(training) 특성벡터(또는 제1 특성벡터군)들 간의 유클리디언 거리를 계산하고 이들 중 가장 가까운 훈련 특성벡터를 찾아 표적을 구분한다. 모든 특성벡터들은 n차원 공간에서 점으로 표시되며 임의의 특성벡터 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 와 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 간의 유클리디언 거리는 다음과 같은 [수학식 3]에 의해 정의한다. 여기서 n은 특성벡터의 길이이다.

[0065] [수학식 3]

[0066]
$$d(X, Y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2}$$

[0067] Bayes 구분기는 확률 이론에 근거한 표적 구분기이다. $A_j(j=1, 2, \dots, N)$ 가 N개의 표적의 class를 의미할 때, 시험(test) 특성벡터(또는 제1 특성벡터군) Y가 주어졌을 때 이 특성벡터가 A_j class에 속할 확률은 Bayes theorem에 의해, [수학식 4]에 의해 정해진다.

[0068] [수학식 4]

[0069]
$$P(A_j | Y) = \frac{P(Y | A_j)P(A_j)}{\sum_{i=1}^N P(Y | A_i)P(A_i)}$$

[0070] 여기서, 확률 P는 일반적으로 Gaussian 분포를 가정하며 각 class에 대한 Gaussian 분포의 평균값 및 표준편차는 훈련(training)용 특성벡터(또는 제1 특성벡터군)를 이용하여 구할 수 있다.

[0071] 또는, 구분기로서, MLP(multi-layered perceptron) 신경망으로 구성되어 표적을 구분하는 신경망 구분기도 이용될 수 있다.

[0072] 바람직하게는, 신경망 구분기는 2개의 은닉층을 가지고, 1번째 은닉층은 특성벡터 차원의 1/2개의 뉴런을 가지고, 2번째 은닉층은 상기 1번째 은닉층의 뉴런수의 1/3개를 가진다.

[0073] 즉, 표적을 구분하기 위해서 2개의 은닉층(hidden layer)을 가지고 있는 MLP 신경망을 이용한다. 1번째 은닉층은 입력 특성 벡터 차원의 1/2개의 뉴런을 가지며, 2번째 은닉층은 1번째 은닉층 뉴런수의 1/3개의 뉴런을 갖는다.

[0074] 각 표적에 대한 0° 에서 150° 의 특성 벡터 데이터 중 홀수 각도의 데이터(또는 제1 특성벡터군 데이터)를 신경망 학습(training) 데이터로 사용하며, 짝수 각도의 데이터(또는 제1 특성벡터군 데이터)를 테스트(test) 데이터로 사용한다.

[0075] 또한, 일반적으로 레이더 신호는 잡음이 많이 섞여 있으므로 표적 구분기는 잡음에 강건(robust)해야 한다. 그래서 MLP 신경망의 학습과정에서 학습 데이터에 백색 잡음(white Gaussian noise)을 추가하여 잡음에 매우 강건한 구분기를 얻을 수 있다. 구분기의 성능을 높이기 위해 평균 제곱 오류가 10^{-5} 이 될 때까지 학습을 시킨다.

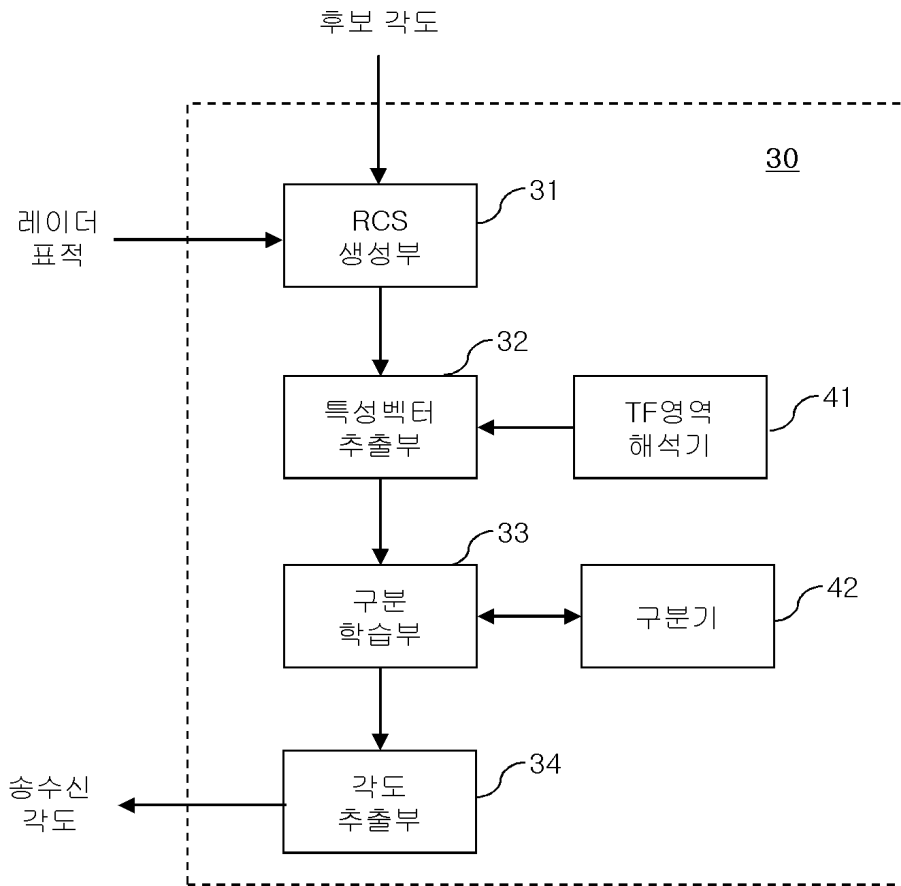
[0076] 다음으로, 각도 추출부(34)를 보다 구체적으로 설명한다.

[0077] 각 후보 각도에 대하여, 상기 후보 각도에 의한 제2 특성벡터군으로 상기 구분기(42)에 의해 상기 레이더 표적을 구분하게 하여, 가장 좋은 구분 성능을 가지는 후보 각도를 상기 수신기 각도로 선정한다.

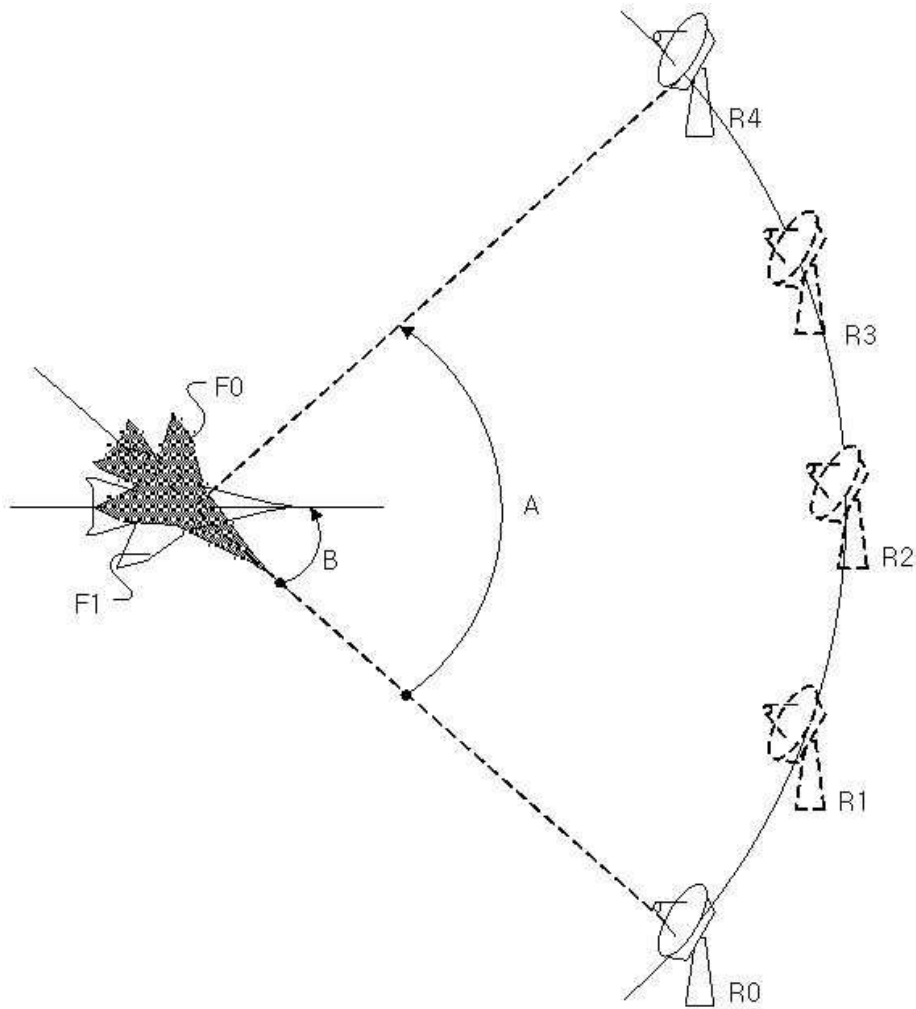
[0078] 앞서 본 바와 같이, 후보 각도 각각에 대하여, 구분 학습부(33)를 통해 구분기(42)를 학습시킨다. 학습된 구분기(42)에 대하여, 상기 후보 각도에 의한 제2 특성벡터군을 입력하여 상기 레이더 표적들을 제대로 구분하는지

도면

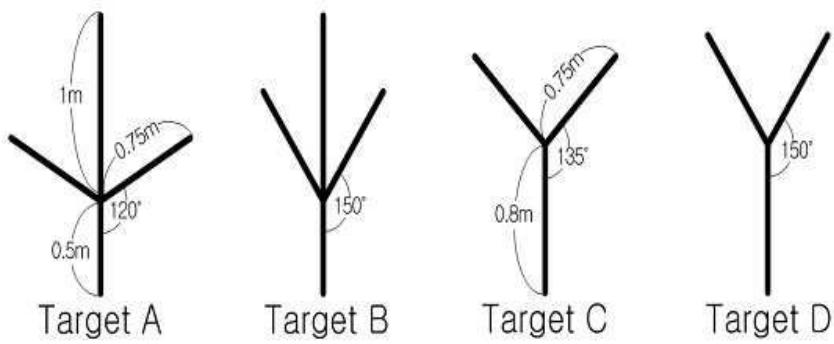
도면1



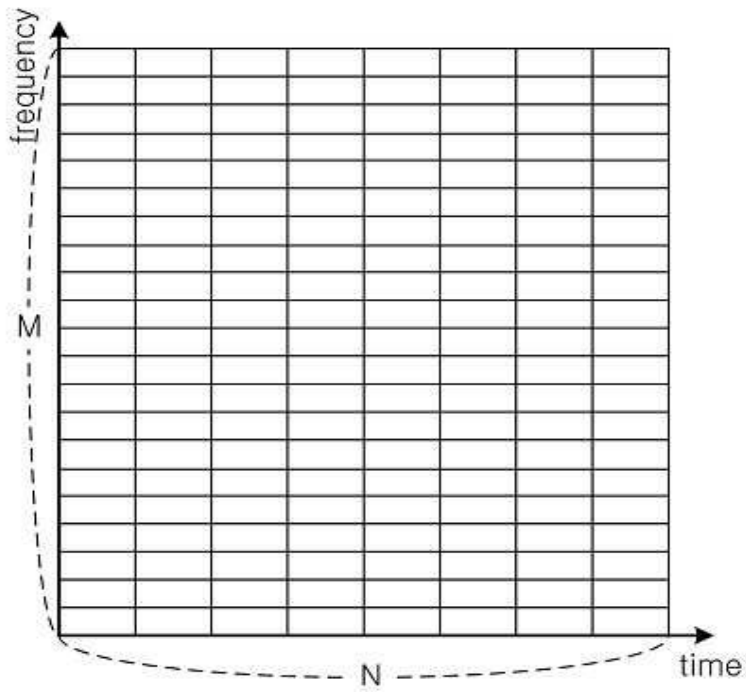
도면2



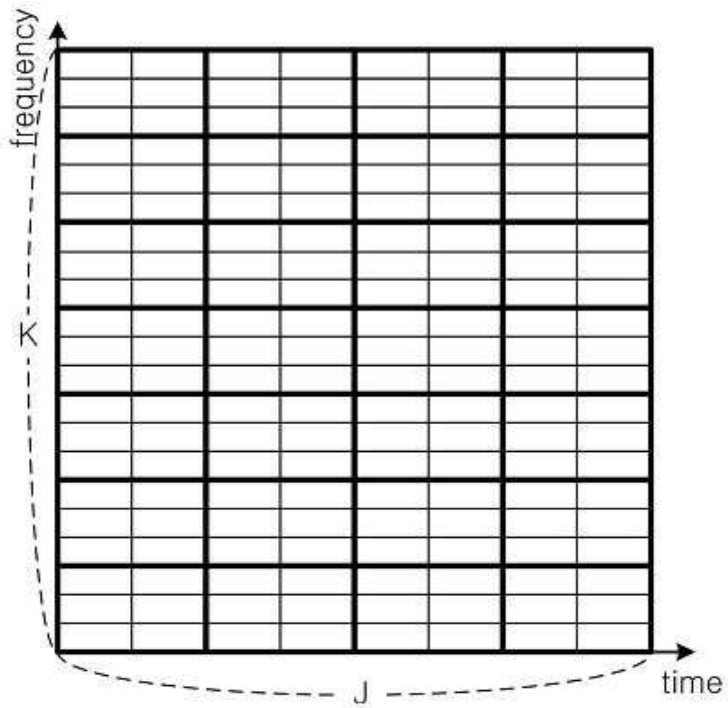
도면3



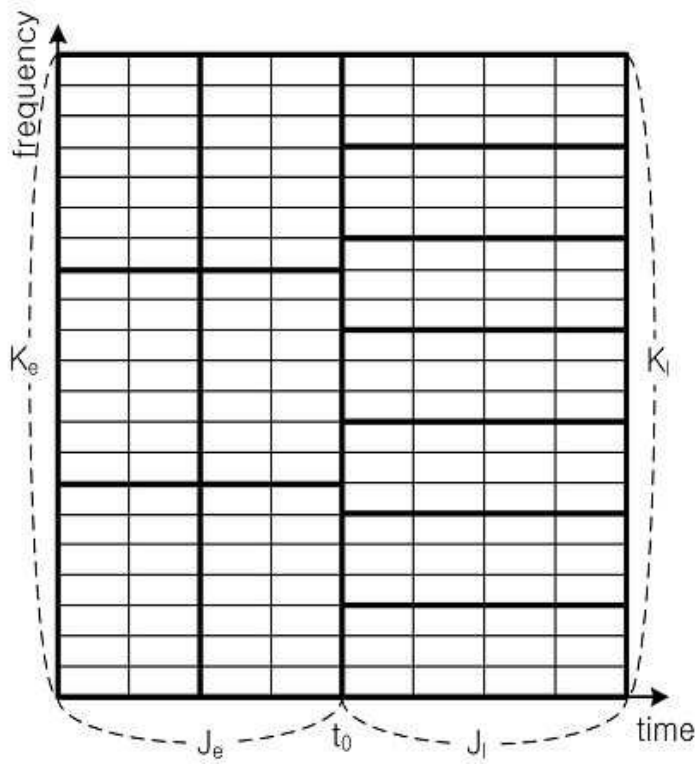
도면4a



도면4b



도면4c



도면5

Correct classification percentage using 100 Monte Carlo Simulations by STFT

