(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2012년03월13일
(11) 등록번호 10-1116279
(24) 등록일자 2012년02월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01S 13/04 (2006.01)
(21) 출원번호 10-2011-0120675
(22) 출원일자 2011년11월18일
심사청구일자 2011년11월18일
(56) 선행기술조사문헌
KR100879266 B1
KR1020090081452 A
KR1020010021751 A

(73) 특허권자
삼성탈레스 주식회사
경북 구미시 공단2동 259
(72) 발명자
이승의
경상북도 구미시 공단2동 259
고인환
경상북도 구미시 공단2동 259
이종현
서울특별시 양천구 목5동 2단지 아파트 235동 102호
(74) 대리인
고영갑, 임상엽

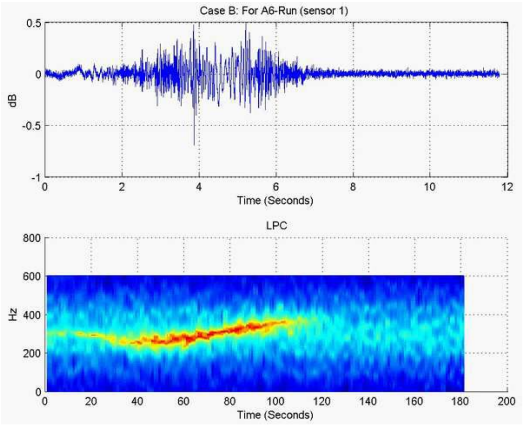
전체 청구항 수 : 총 9 항 심사관 : 이현홍

(54) 발명의 명칭 **센서를 이용한 사람/사물 식별 장치**

(57) 요 약

레이더 신호를 수집하는 레이더 센서 모듈과, 상기 수집된 레이더 신호에서 경계점 추출을 통해 표적 신호를 검출하는 표적 검출 모듈과, 기 선별되어 등록된 특징 벡터 세트를 참조하여 상기 검출된 표적 신호의 유효 특징 벡터 세트를 추출하는 특징 벡터 추출 모듈과, 상기 추출된 유효 특징 벡터에 대하여 기 등록된 SVM 임계치를 기준으로 SVM 프로세스를 수행하여 사람과 사물을 식별하는 사람/사물 식별 모듈을 구성한다. 상기와 같은 레이더 탐지를 이용한 사람/사물 식별 장치에 의하면, 경계 검출을 통해 유효 신호 구간을 검출하고 미리 등록된 유효 특징 벡터 세트를 참조하여 연산함으로써, 연산량을 줄이고 연산 속도를 높이는 효과가 있다. 또한, 미리 정해진 SVM 기법에 따라 사람/사물을 식별함으로써, 식별의 정확도가 높아지고 연산 속도도 빨라지는 효과가 있다. 그리고 연산량의 감소에 연산 속도의 감소에 따라 메모리 요구량이 줄어들고 시스템 요구 사양이 낮아지므로, 비용을 절감하고 소형화할 수 있는 효과가 있다.

대 표 도 - 도1



특허청구의 범위

청구항 1

레이더 신호를 수집하는 레이더 센서 모듈;

상기 수집된 레이더 신호에서 경계점 추출을 통해 표적 신호를 검출하는 표적 검출 모듈;

기 선별되어 등록된 특징 벡터 세트를 참조하여 상기 검출된 표적 신호의 유효 특징 벡터 세트를 추출하는 특징 벡터 추출 모듈;

상기 추출된 유효 특징 벡터에 대하여 기 등록된 SVM 임계치를 기준으로 SVM 프로세스를 수행하여 사람과 사물을 식별하는 사람/사물 식별 모듈을 포함하는 센서를 이용한 사람/사물 식별 장치.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 표적 검출 모듈은,

소정의 전력 임계치(threshold)를 기준으로 경계점 추출을 수행하여 표적을 검출하는 것을 특징으로 하는 센서를 이용한 사람/사물 식별 장치.

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 표적 검출 모듈은,

상기 수집된 레이더 신호에 해당하는 전체 구간에서 상기 검출된 표적에 해당하는 유효 신호 구간의 신호를 추출하여 상기 특징 벡터 추출 모듈로 출력하는 것을 특징으로 하는 센서를 이용한 사람/사물 식별 장치.

청구항 4

제3항에 있어서, 상기 특징 벡터 추출 모듈은,

상기 표적 검출 모듈에서 출력된 유효 신호 구간의 신호로부터 특징 벡터 세트를 추출하는 것을 특징으로 하는 센서를 이용한 사람/사물 식별 장치.

청구항 5

제4항에 있어서, 상기 특징 벡터 추출 모듈은,

다음 수학식에 따라 LPC 계수로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하고,

[수학식]

$$\hat{x}[n] \cong \sum_{k=1}^{p} a_k x[n-k]$$

,

여기에서, $\hat{x}[n]$은 유효 신호 구간의 신호, a_k는 LPC 계수, p는 차수인 것을 특징으로 하는 센서를 이용한 사람/사물 식별 장치.

청구항 6

제5항에 있어서, 상기 특징 벡터 추출 모듈은,

다음 수학식에 따라 LPC 기반 켑스트랄(Cepstral) 계수로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하고,

[수학식]

$$c_k = -a_k - \frac{1}{k}\sum_{m=1}^{k-1} m c_m a_{k-m}, \quad 1 \le k \le p$$

,

여기에서, c_k는 LPC 기반 켑스트랄 계수인 것을 특징으로 하는 센서를 이용한 사람/사물 식별 장치.

청구항 7

제6항에 있어서, 상기 특징 벡터 추출 모듈은,

다음 수학식에 따라 LPC 기반 1차 템포럴 켑스트랄 도함수(first temporal cepstral derivatives)로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하고,

[수학식]

$$c'_k = \frac{\partial c_k[n]}{\partial n} \cong \sum_{\tau=-M}^{M} \tau c_k[n+\tau] \div T_M$$

,

여기에서, c'_k는 1차 템포럴 켑스트랄 도함수, $T_M = \sum_{\tau=-M}^{M} \tau^2$, 2M+1은 슬라이딩 윈도우 크기인 것을 특징으로 하는 센서를 이용한 사람/사물 식별 장치.

청구항 8

제7항에 있어서, 상기 특징 벡터 추출 모듈은,

다음 수학식에 따라 LPC 기반 2차 템포럴 켑스트랄 도함수(first temporal cepstral derivatives)로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하고,

[수학식]

$$c''_k[n] = \frac{\partial^2 c_k[n]}{\partial^2 n} \cong \frac{2\{T_M[\sum_{\tau=-M}^{M} c_k[n+\tau]] - (2M+1)[\sum_{\tau=-M}^{M} \tau^2 c_k[n+\tau]]\}}{T_M^2 - (2M+1)[\sum_{\tau=-M}^{M} \tau^4]}$$

인 것을 특징으로 하는 센서를 이용한 사람/사물 식별 장치.

청구항 9

제5항 내지 제8항 중 어느 한 항에 있어서, 상기 특징 벡터 추출 모듈은,

다음 수학식에 따라 소정의 클래스에 대한 유효 특징 벡터 세트 미리 산출하여 특징 벡터 셋트 DB에 등록하고,

[수학식]

$$\text{피셔 스코어} = \frac{\mathrm{diag}(\mathbf{S_B})}{\mathrm{diag}(\mathbf{S_W})}$$

,

여기에서, $\mathbf{S_W} = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} \mathbf{S_i}$, $\mathbf{S_i} = \sum_{\mathbf{x}\in D_i} (\mathbf{x}-\mathbf{m_i})(\mathbf{x}-\mathbf{m_i})^T$ and $\mathbf{m_i} = \frac{1}{n_i}\sum_{\mathbf{x}\in D_i} \mathbf{x}$,

$\mathbf{S_i} = \sum_{\mathbf{x}\in D_i} (\mathbf{x}-\mathbf{m_i})(\mathbf{x}-\mathbf{m_i})^T$ and $\mathbf{m_i} = \frac{1}{n_i}\sum_{\mathbf{x}\in D_i} \mathbf{x}$, D_i는 미리 결정된 클래스 D_i의 신호인 것을 특징으로 하는 센서를 이용한 사람/사물 식별 장치.

명 세 서

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 사람/사물 식별 장치에 관한 것으로서, 좀 더 구체적으로는 레이더 탐지를 이용한 사람/사물 식별 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 종래 레이더 센서를 이용한 사람/사물 식별 프로세스는 복잡한 연산량과 장시간의 연산 시간을 요하는 경우가 많다.

[0003] 종래의 방식을 좀 더 설명하면 다음과 같다. 먼저 레이더 센서로 신호를 감지하고, 감지된 신호를 중첩하여 일정 구간으로 나눈 후 쇼트 타임 푸리에 변환(short time fourier transform)을 수행한다. 그리고 멜 켑스트럼(Mel Cepstrum) 계수를 특징 벡터 세트로 추출하고, 이를 기반으로 사람/사물의 행동을 분류한다.

[0004] 이러한 종래의 방식에서는 감지된 신호 전구간을 처리하기 때문에 많은 계산량이 소요된다는 문제점이 있다. 또한, 멜 켑스트럼 계수 역시 계산량이 방대하고 많은 시간이 소요된다. 한편, 추출된 특징 벡터 세트들은 그 변별력에 대한 검증 과정이 없기 때문에 연산이 비효율적으로 반복되는 문제점도 존재한다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명의 목적은 레이더 탐지를 이용한 사람/사물 식별 장치를 제공하는 데 있다.

과제의 해결 수단

[0006] 상술한 본 발명의 목적에 따른 레이더 탐지를 이용한 사람/사물 식별 장치 는, 레이더 신호를 수집하는 레이더 센서 모듈과, 상기 수집된 레이더 신호에서 경계점 추출을 통해 표적 신호를 검출하는 표적 검출 모듈과, 기 선별되어 등록된 특징 벡터 세트를 참조하여 상기 검출된 표적 신호의 유효 특징 벡터 세트를 추출하는 특징 벡터 추출 모듈과, 상기 추출된 유효 특징 벡터에 대하여 기 등록된 SVM 임계치를 기준으로 SVM 프로세스를 수행하여 사람과 사물을 식별하는 사람/사물 식별 모듈을 포함하도록 구성될 수 있다. 여기에서, 상기 표적 검출 모듈은, 소정의 전력 임계치(threshold)를 기준으로 경계점 추출을 수행하여 표적을 검출하도록 구성될 수 있다. 그리고 상기 표적 검출 모듈은, 상기 수집된 레이더 신호에 해당하는 전체 구간에서 상기 검출된 표적에 해당하는 유효 신호 구간의 신호를 추출하여 상기 특징 벡터 추출 모듈로 출력하도록 구성될 수 있다. 한편, 상기 특징 벡터 추출 모듈은, 상기 표적 검출 모듈에서 출력된 유효 신호 구간의 신호로부터 특징 벡터 세트를 추출하도록 구성될 수 있다. 그리고 상기 특징 벡터 추출 모듈은, 다음 수학식에 따라 LPC 계수로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하고, [수학식] $\hat{x}[n] \cong \sum_{k=1}^{p} a_k x[n-k]$, 여기에서, $\hat{x}[n]$은 유효 신호 구간의 신호, a_k는 LPC 계수, p는 차수인 것으로 구성될 수 있다. 이때, 상기 특징 벡터 추출 모듈은, 다음 수학식에 따라 LPC 기반 켑스트랄(Cepstral) 계수로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하고, [수학식] $c_k = -a_k - \frac{1}{k}\sum_{m=1}^{k-1} m c_m a_{k-m}, \quad 1 \le k \le p$, 여기에서, c_k는 LPC 기반 켑스트랄 계수인 것으로 구성될 수 있다. 그리고 상기 특징 벡터 추출 모듈은, 다음 수학식에 따라 LPC 기반 1차 템포럴 켑스트랄 도함수(first temporal cepstral derivatives)로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하고, [수학식] $c'_k = \frac{\partial c_k[n]}{\partial n} \cong \sum_{\tau=-M}^{M} \tau c_k[n+\tau] \div T_M$, 여기에서, c'_k는 1차 템포럴 켑스트랄 도함수, $T_M = \sum_{\tau=-M}^{M} \tau^2$, 2M+1은 슬라이딩 윈도우 크기인 것으로 구성될 수 있다. 그리고 상기 특징 벡터 추출 모듈은, 다음 수학식에 따라 LPC 기반 2차 템포럴 켑스트랄 도함수(first temporal cepstral derivatives)로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하고, [수학식] $c''_k[n] = \frac{\partial^2 c_k[n]}{\partial^2 n} \cong \frac{2\{T_M[\sum_{\tau=-M}^{M} c_k[n+\tau]] - (2M+1)[\sum_{\tau=-M}^{M} \tau^2 c_k[n+\tau]]\}}{T_M^2 - (2M+1)[\sum_{\tau=-M}^{M} \tau^4]}$ 인 것으로 구성될 수 있다. 여기에서, 상기 특징 벡터 추출 모듈은, 다음 수학식에 따라 소정의 클래스에 대한 유효 특징 벡터 세트 미리 산출하여 특

$$\text{피셔 스코어} = \frac{\mathrm{diag}(\mathbf{S_B})}{\mathrm{diag}(\mathbf{S_W})}$$

징 벡터 셋트 DB에 등록하고, [수학식] , 여기에서, $\mathbf{S_W} = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\mathbf{S_i}$, $\mathbf{S_i} = \sum_{x\in D_i}(\mathbf{x}-\mathbf{m_i})(\mathbf{x}-\mathbf{m_i})^T$ and $\mathbf{m_i} = \frac{1}{n_i}\sum_{x\in D_i}\mathbf{x}$, $\mathbf{S_i} = \sum_{x\in D_i}(\mathbf{x}-\mathbf{m_i})(\mathbf{x}-\mathbf{m_i})^T$ and $\mathbf{m_i} = \frac{1}{n_i}\sum_{x\in D_i}\mathbf{x}$, D_i는 미리 결정된 클래스 D_i의 신호인 것으로 구성될 수 있다.

발명의 효과

[0007] 상기와 같은 레이더 탐지를 이용한 사람/사물 식별 장치에 의하면, 경계 검출을 통해 유효 신호 구간을 검출하고 미리 등록된 유효 특징 벡터 세트를 참조하여 연산함으로써, 연산량을 줄이고 연산 속도를 높이는 효과가 있다. 또한, 미리 정해진 SVM 기법에 따라 사람/사물을 식별함으로써, 식별의 정확도가 높아지고 연산 속도도 빨라지는 효과가 있다. 그리고 연산량의 감소에 연산 속도의 감소에 따라 메모리 요구량이 줄어들고 시스템 요구 사양이 낮아지므로, 비용을 절감하고 소형화할 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0008] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 레이더 탐지를 이용한 사람/사물 식별 장치의 블록 구성도이다.

도 2는 본 발명에 따라 수집된 전구간의 레이더 센서 신호 및 스펙트럼을 나타내는 그래프이다.

도 3은 본 발명에 따른 경계 검출에 의한 유효 신호 구간의 레이더 센서 신호 및 스펙트럼을 나타내는 그래프이다.

도 4는 본 발명에 따른 클래스 1 신호의 SVM 식별 결과를 나타내는 그래프이다.

도 5의 (A)는 종래 기술에 따른 FFT 길이 및 계산량을 나타내는 그래프이고, (B)는 본 발명에 따른 LPC 차수 및 계산량을 나타내는 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0009] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시 예들을 도면에 예시하고 상세한 설명에 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였다.

[0010] 제1, 제2, A, B 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는 이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.

[0011] 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.

[0012] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 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.

[0013] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적

인 의미로 해석되지 않는다.

[0014] 이하, 본 발명에 따른 바람직한 실시예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0015] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 레이더 탐지를 이용한 사람/사물 식별 장치의 블록 구성도이다.

[0016] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 레이더 탐지를 이용한 사람/사물 식별 장치(100)(이하, '사람/사물 식별 장치'라 함)는 레이더 센서 모듈(110), 표적 검출 모듈(120), 특징 벡터 추출 모듈(130), 특징 벡터 세트 DB(142), 사람/사물 식별 모듈(140), SVM(support vector machine) 기반 임계치 DB(152)를 포함하도록 구성될 수 있다.

[0017] 사람/사물 식별 장치(100)는 표적 검출 모듈(120)이 경계 검출을 통해 유효 신호 구간을 검출함으로써, 신호의 크기를 줄여 연산량을 줄이고 연산 속도를 높인다. 또한, 특징 벡터 추출 모듈(130)이 특징 벡터 세트 DB(142)에 기 저장된 각 클래스의 특징 벡터 세트를 참조하여 유효 특징 벡터 세트를 추출함으로써, 연산량을 줄이고 연산의 정확도를 높인다. 또한, 사람/사물 식별 모듈(140)이 SVM 기반 임계치 DB(152)에 기 저장된 각 클래스의 SVM 기반 임계치를 참조하여 사람/사물의 행동을 분류함으로써, 식별 정확도를 높이고 보다 효율적으로 연산을 수행한다. 이하, 세부적인 구성에 대하여 설명한다.

[0018] 레이더 센서 모듈(110)은 레이더 신호를 수집하도록 구성된다. 여기에서, 레이더 센서 모듈(110)은 도플러 센서나 UWB(ultrawide band) 센서 등으로 구성될 수 있다.

[0019] 표적 검출 모듈(120)은 레이더 센서 모듈(110)에서 수집된 레이더 신호에서 경계점 추출을 통해 표적 신호를 검출하도록 구성될 수 있다. 좀 더 구체적으로는, 표적 검출 모듈(120)은 소정의 전력 임계치(threshold)를 기준으로 경계점 추출을 수행하여 표적을 검출할 수 있다. 이때, 표적 검출 모듈(120)은 레이더 센서 모듈(110)에서 수집된 레이더 신호에 해당하는 전체 구간에서 앞서 검출된 표적에 해당하는 유효 신호 구간의 신호를 추출한다. 기존에는 레이더 센서 모듈(110)에서 수집한 신호 전구간이 연산 대상이 되었으나, 본 발명에서는 경계점 추출을 통해 표적 신호의 구간만 검출함으로써, 신호의 크기 자체를 줄인다. 종래에는 구간 신호들에 대한 변별력 검증 기능이 없었으나 본 발명에서는 변별력 검증을 통해 비효율적인 연산의 반복을 피할 수 있다.

[0020] 특징 벡터 추출 모듈(130)은 기 선별되어 특징 벡터 세트 DB(142)에 등록된 특징 벡터 세트를 참조하여 앞서 검출된 표적 신호의 유효 특징 벡터 세트를 추출하도록 구성될 수 있다. 여기에서, 특징 벡터 세트 DB(142)에는 미리 선별적으로 각 클래스(class)의 특징 벡터 세트가 추출되어 등록된다. 여기에서, 클래스는 표적을 구별하는 분류로서, 예를 들어 클래스 1은 사람 클래스 2는 개, 클래스 3은 차량으로 분류되도록 구성될 수 있다. 이와 같이, 특징 벡터 세트 DB(142)에는 미리 특징 벡터 추출 프로세스를 통해 각 클래스의 특징 벡터 세트가 등록되기 때문에, 특징 벡터 추출 모듈(130)이 이를 참조하여 보다 효율적으로 특징 벡터를 추출할 수 있다.

[0021] 그리고 특징 벡터 추출 모듈(130) 표적 검출 모듈(120)에서 출력된 유효 신호 구간의 신호로부터 특징 벡터 세트를 추출하도록 구성될 수 있다. 여기에서, 특징 벡터 추출 모듈(130)은 기존의 STFT(shot time fourier transform)을 이용하지 않고, AR(auto regressive) 모델링을 통한 LPC(linear predictive coefficients) 기반의 특징 벡터 추출 방식을 이용함으로써, 연산량을 현저하게 감소시킨다. 여기에서, 피셔 스코어(Fisher Score) 방식에 의해 다양한 종류의 특징 벡터 세트에 대한 변별력 검증 과정을 거친다. 이에, 전체 계산량이 감소하고 메모리 요구량도 줄어든다. 피셔 스코어 방식의 예로는 LPC 계수, LPC 기반 켑스트랑 계수(cepstral coefficients), LPC 기반 1차 템포럴 켑스트랄 도함수(first temporal cepstral derivatives), LPC 기반 2차 템포럴 켑스트랄 도함수(second temporal cepstral derivatives) 등이 있다. 이하, 구체적으로 설명한다.

[0022] 특징 벡터 추출 모듈(130)은 다음 수학식 1에 따라 LPC 계수로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하도록 구성될 수 있다.

수학식 1

[0023]
$$\hat{x}[n] \cong \sum_{k=1}^{p} a_k x[n-k]$$

[0024] 여기에서, $\hat{x}[n]$은 유효 신호 구간의 신호, a_k는 LPC 계수, p는 차수이다.

[0025] 다른 피셔 스코어 방식으서, 특징 벡터 추출 모듈(130)은 다음 수학식 2에 따라 LPC 기반 켑스트랄(Cepstral) 계수로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하도록 구성될 수 있다.

수학식 2

[0026] $$c_k = -a_k - \frac{1}{k}\sum_{m=1}^{k-1} m c_m a_{k-m}, \quad 1 \le k \le p$$

[0027] 여기에서, c_k는 LPC 기반 켑스트랄 계수이다.

[0028] 또한, 특징 벡터 추출 모듈(130)은 다음 수학식 3에 따라 LPC 기반 1차 템포럴 켑스트랄 도함수(first temporal cepstral derivatives)로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하도록 구성될 수도 있다.

수학식 3

[0029] $$c'_k = \frac{\partial c_k[n]}{\partial n} \cong \sum_{\tau=-M}^{M} \tau c_k[n+\tau] \div T_M$$

[0030] 여기에서, c'_k는 1차 템포럴 켑스트랄 도함수, $T_M = \sum_{\tau=-M}^{M} \tau^2$ 이다. 그리고 슬라이딩 윈도우 크기는 2M+1이다.

[0031] 다른 방식으로서 특징 벡터 추출 모듈(130)은 다음 수학식 4에 따라 LPC 기반 2차 템포럴 켑스트랄 도함수(first temporal cepstral derivatives)로 구성되는 특징 벡터 세트를 추출하도록 구성될 수도 있다.

수학식 4

[0032] $$c''_k[n] = \frac{\partial^2 c_k[n]}{\partial^2 n} \cong \frac{2\{T_M[\sum_{\tau=-M}^{M} c_k[n+\tau]] - (2M+1)[\sum_{\tau=-M}^{M} \tau^2 c_k[n+\tau]]\}}{T_M^2 - (2M+1)[\sum_{\tau=-M}^{M} \tau^4]}$$

[0033] 한편, 특징 벡터 세트 DB(142)에 미리 선별적으로 등록되는 유효 특징 벡터 세트는 다음 수학식 5의 훈련 과정을 통해 선별되어 미리 등록될 수 있다.

수학식 5

[0034] $$\text{피셔 스코어} = \frac{\mathrm{diag}(S_B)}{\mathrm{diag}(S_W)}$$

[0035] 여기에서, $S_W = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} S_i$, $S_i = \sum_{x \in D_i} (x - m_i)(x - m_i)^T$ and $m_i = \frac{1}{n_i}\sum_{x \in D_i} x$, $S_i = \sum_{x \in D_i} (x - m_i)(x - m_i)^T$ and $m_i = \frac{1}{n_i}\sum_{x \in D_i} x$, D_i는 미리 결정된 클래스 D_i의 신호이다.

[0036] 즉, 수학식 5와 같은 훈련 방식으로 각 클래스의 피셔 스코어가 산출되어 미리 선별 등록될 수 있다. 이와 같

이 기 등록된 각 클래스의 유효 특징 벡터 세트를 이용하여 특징 벡터 세트(140)는 보다 효율적으로 연산을 수행하여 표적을 식별할 수 있다. 즉, 유효 특징 벡터만을 식별 과정에 이용할 수 있다. 이는 연산량의 감소와 더불어 실시간 동작을 가능케 한다.

[0037] 사람/사물 식별 모듈(140)은 특징 벡터 추출 모듈(130)에서 추출된 유효 특징 벡터에 대하여 SVM 기반 임계치 DB(152)에 기 등록된 SVM 임계치를 기준으로 SVM 프로세스를 수행하여 사람과 사물을 식별하도록 구성될 수 있다. 여기서, 먼저 SVM 기반 임계치 DB(152)에는 SVM 훈련 과정을 통해 미리 산출된 특정 클래스의 특징 벡터 세트에 대한 SVM 임계치가 저장되도록 구성될 수 있다. 즉, 사람/사물 식별 모듈(140)이 SVM 기반 임계치 DB(152)에 기 저장된 SVM 임계치를 이용하여 특징 벡터 세트를 분류만 함으로써, 표적 신호가 클래스 1의 사람인지 클래스 2의 개인지 클래스 3의 차량인지 판단할 수 있다. 이러한 SVM 프로세스 역시 미리 SVM 훈련 프로세스를 통해 각 클래스의 유효 임계치가 경험적으로 도출되어 SVM 기반 임계치 DB(152)에 저장되도록 함으로써 가능해진다.

[0038] 도 2는 본 발명에 따라 수집된 전구간의 레이더 센서 신호 및 스펙트럼을 나타내는 그래프이다.

[0039] 도 2를 참조하면, 레이더 센서 신호에 표적이 포착되어 있음을 그 크기와 스펙트럼을 통해 알 수 있다. 여기에서, 레이더 센서 모듈(110)은 전 시간 구간에 대하여 정찰 내지는 모니터링을 수행한다.

[0040] 도 3은 본 발명에 따른 경계 검출에 의한 유효 신호 구간의 레이더 센서 신호 및 스펙트럼을 나타내는 그래프이다.

[0041] 도 3을 참조하면, 표적 검출 모듈(120)은 레이더 센서 모듈(110)에서 수집된 전 시간구간의 레이더 신호에 대하여 표적이 있는 시간 구간 즉 유효 구간만을 감지하여 추출한다. 이는 다음 프로세스 단계에서 처리해야 할 신호의 크기를 줄임으로써, 연산량을 줄일 수 있음을 의미한다.

[0042] 도 4는 본 발명에 따른 클래스 1 신호의 SVM 식별 결과를 나타내는 그래프이다.

[0043] 도 4를 참조하면, 사람/사물 식별 모듈(140)이 추출된 특징 벡터 세트에 대하여 SVM 분류 기법을 적용한 예를 나타낸다. 여기에서, SVM 분류 기법이 적용된 값들이 모두 0보다 큰 것을 알 수 있는데, 이는 첫번째 SVM 분류 기준에 따른 임계치 이상의 값을 의미하며, 클래스 1 즉, 사람으로 분류되는 표적 신호임을 의미한다. 이때, 임계치 0보다 낮은 특징 벡터 신호들은 다시 두번째 SVM 분류 기준을 적용할 수 있고, 그 특징 벡터 신호들 중에서 임계치 0 이상을 갖는 특징 벡터 세트는 개로 분류될 수 있다. 그리고 두번째 SVM 분류 기준 상으로도 임계치 0 이하인 특징 벡터 신호들 중에서 세번째 SVM 분류 기준 상으로 임계치 0 이상으로 분류된 특징 벡터 세트는 차량으로 분류될 수 있다. 여기에서, 세번째 SVM 분류 기준 상으로도 임계치 0 이하로 분류된 특징 벡터 신호들은 기타 다른 사물로 분류될 수 있다.

[0044] 이와 같이 본 발명에서는 사람, 개, 차량, 그 외 다양한 개체에 대하여 유효 특징 벡터 세트를 추출하여 등록하고 해당 SVM 훈련 프로세스를 거쳐 임계치를 찾아냄으로써, 움직이는 수많은 표적의 종류를 빠르고 정확하게 식별할 수 있다.

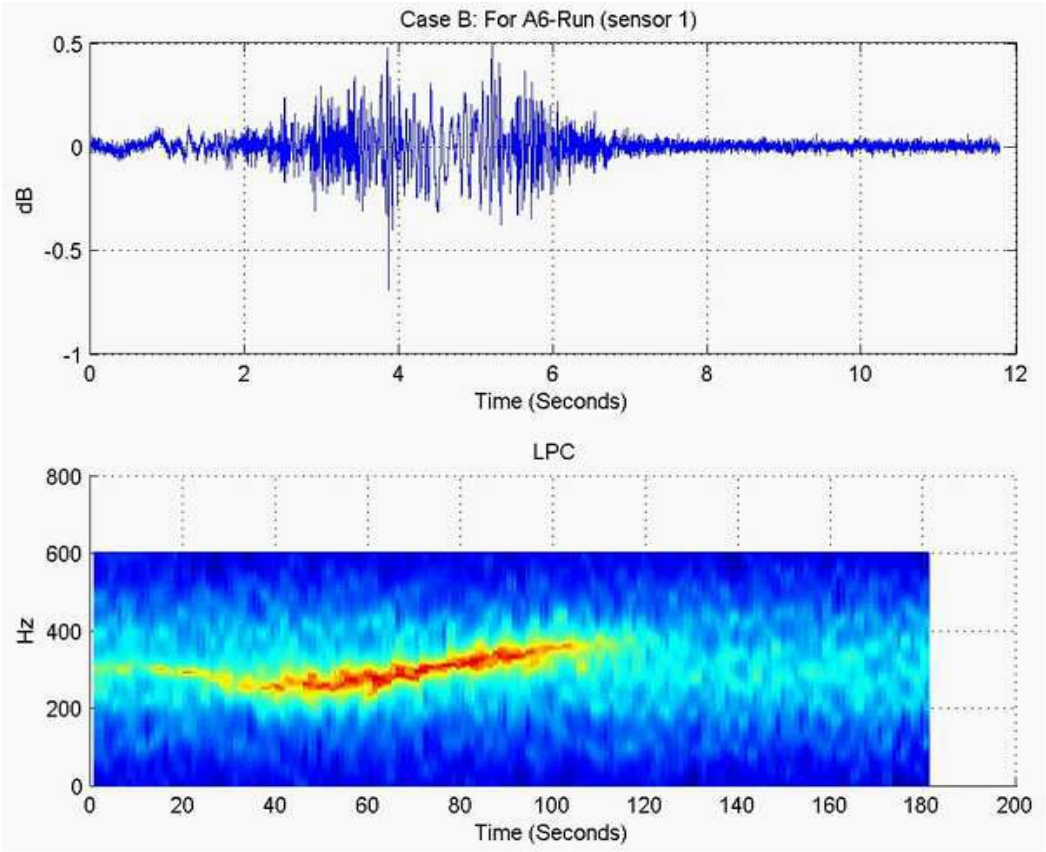
[0045] 도 5의 (A)는 종래 기술에 따른 FFT 길이 및 계산량을 나타내는 그래프이고, (B)는 본 발명에 따른 LPC 차수 및 계산량을 나타내는 그래프이다.

[0046] 도 5의 (A)를 참조하면, 종래에는 STFT를 적용함으로써 적용해야 할 데이터 길이에 따른 복잡도 높고 계산량도 많아짐을 나타낸다. 반면, 도 5의 (B)를 참조하면, 본 발명에서는 LPC 기반의 연산을 통해 처리해야할 데이터의 LPC 차수에 따른 복잡도가 낮고 계산량이 적음을 알 수 있다.

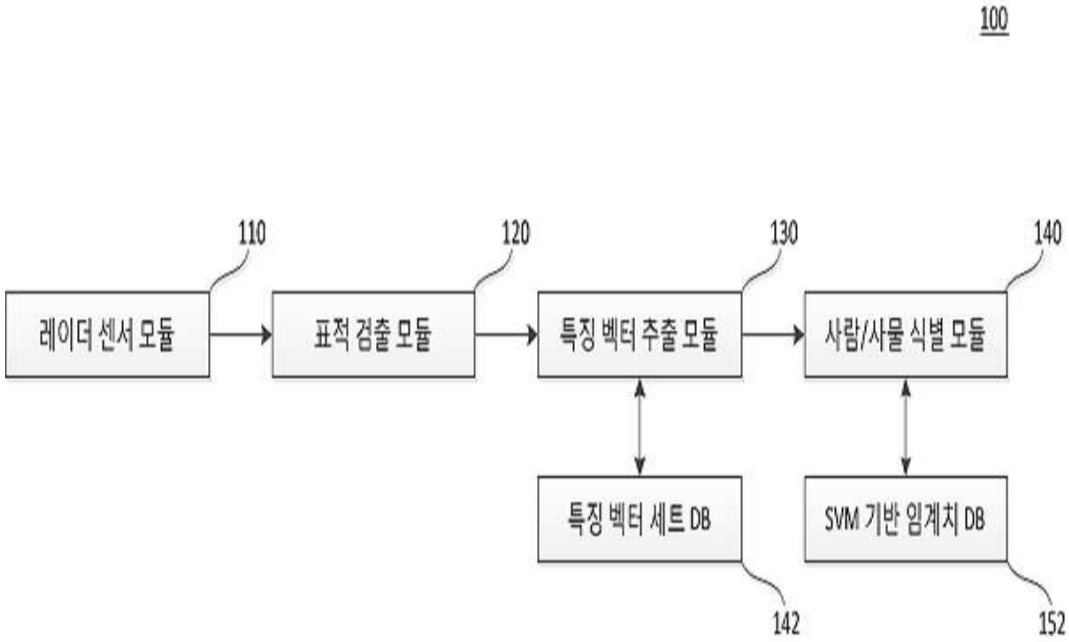
[0047] 이상 실시예를 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 특허 청구의 범위에 기재된 본 발명의 사상 및 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을 이해할 수 있을 것이다.

도면

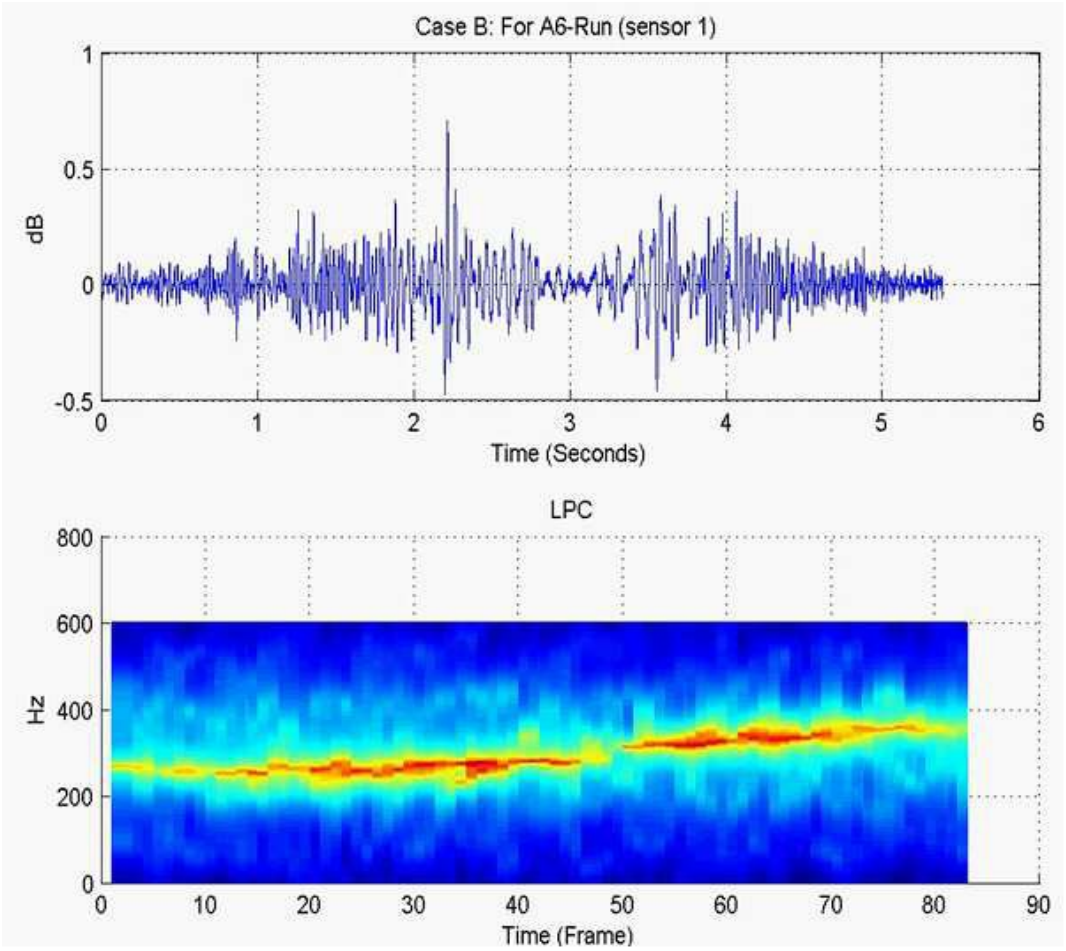
도면1


Case B: For A6-Run (sensor 1)
0.5
0
-0.5
-1
dB
0
2
4
6
8
10
12
Time (Seconds)
LPC
800
600
400
200
0
Hz
0
20
40
60
80
100
120
140
160
180
200
Time (Seconds)

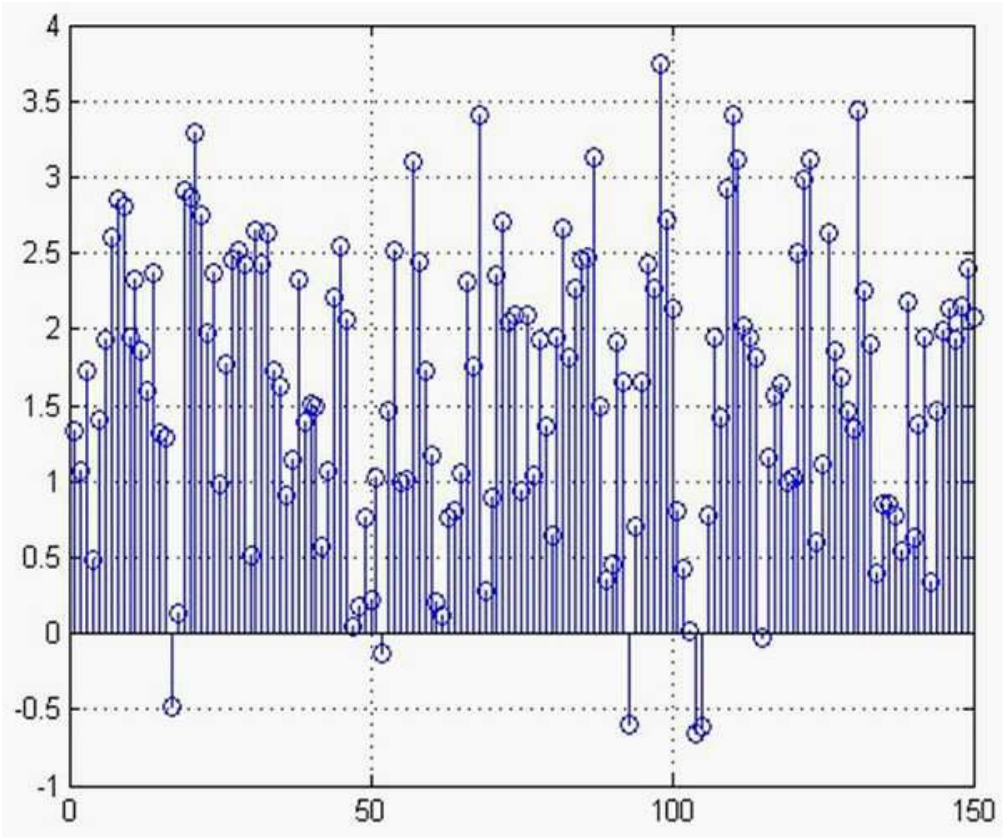
도면2


100
110
120
130
140
레이더 센서 모듈
표적 검출 모듈
특징 벡터 추출 모듈
사람/사물 식별 모듈
특징 벡터 세트 DB
SVM 기반 임계치 DB
142
152

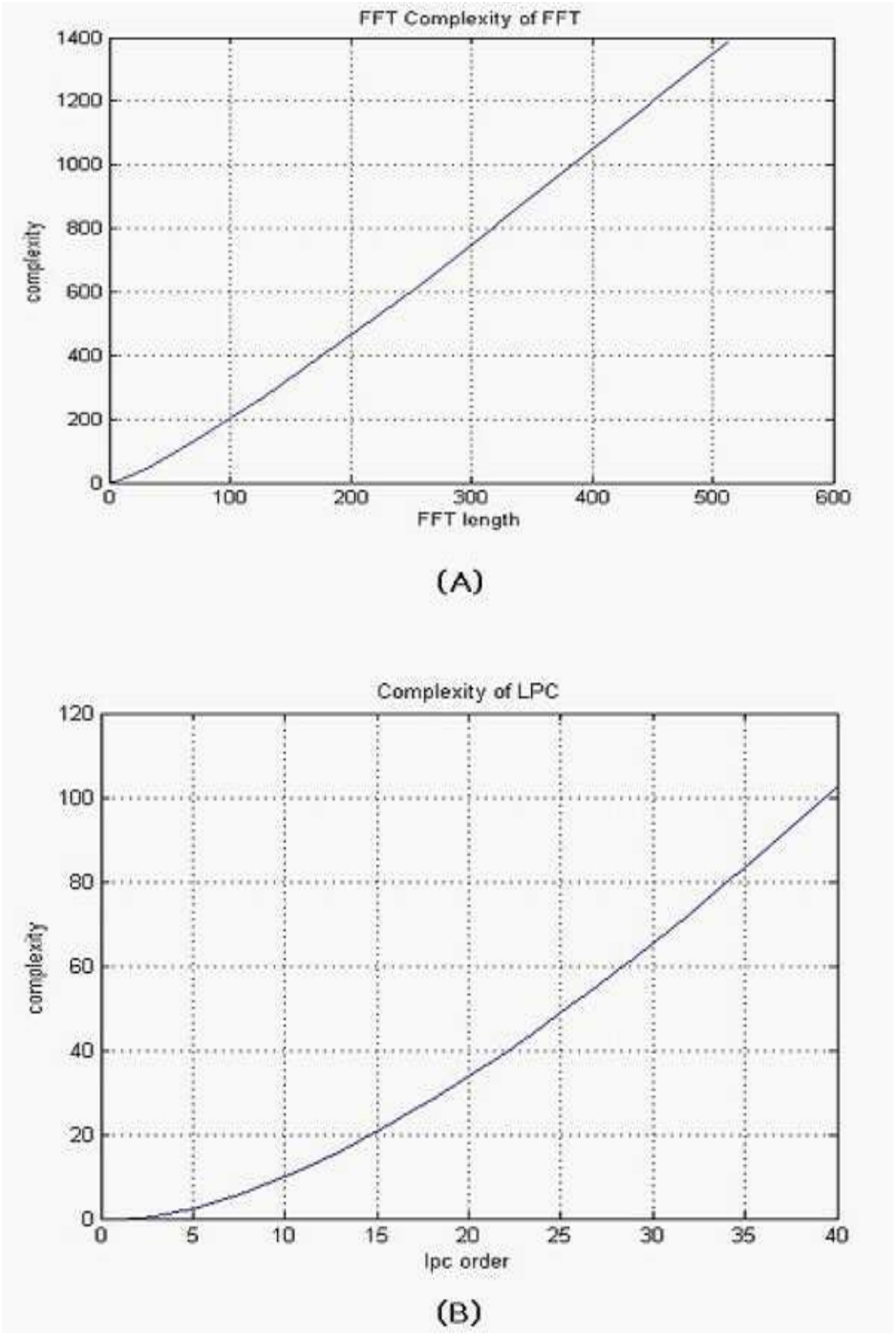
도면3



도면4



도면5


FFT Complexity of FFT
complexity
FFT length
0
100
200
300
400
500
600
200
400
600
800
1000
1200
1400
(A)
Complexity of LPC
complexity
lpc order
0
5
10
15
20
25
30
35
40
20
40
60
80
100
120
(B)