(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0032925
(43) 공개일자 2020년03월27일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2006.01) *A61B 5/0476* (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/7264 (2013.01)
A61B 5/0476 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0112177
(22) 출원일자 2018년09월19일
심사청구일자 2018년09월19일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
정원주
서울특별시 강남구 삼성로64길 5, 107동 302호
박용구
서울특별시 성북구 인촌로13길 14, 206호
(74) 대리인
김홍석

전체 청구항 수 : 총 10 항

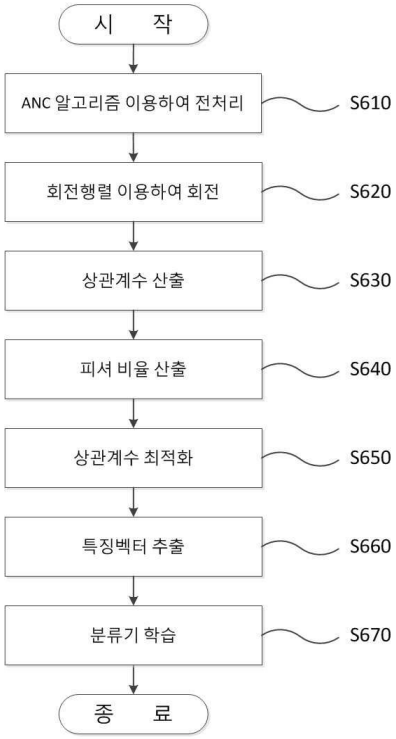
(54) 발명의 명칭 **능동소음제거와 상관관계 최적화를 이용한 운동심상 분류 장치 및 방법**

(57) 요 약

운동심상 분류 방법이 개시된다. 상기 운동심상 분류 방법은 운동심상 분류 장치에 의해 수행되는 운동심상 분류 방법으로서, (a) 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 복수개의 전극들로부터 각각 측정된 뇌전도 신호들의 잡음을 능동소음제거(Adaptive Noise Cancellation) 알고리즘을 적용하여 제거하고 전처리된 뇌전도 신호들을 얻는

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도3



단계, (b) 상기 전처리된 뇌전도 신호들을 회전각도(θ)를 갖는 회전행렬을 이용하여 회전시켜 회전 뇌전도 신호들을 얻는 단계, (c) 상기 회전각도(θ)별로 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출하는 단계, (d) 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들에 대한 피셔 비율(Fisher`s ratio)을 산출하는 단계, (e) 상기 산출된 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 최적화시켜 최적 상관계수들을 얻는 단계, (f) 상기 최적 상관계수들 중에서 상기 피셔 비율이 높은 순서대로 n개의 최적 상관계수들을 특징벡터로서 추출하는 단계, 및 (g) 상기 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 단계를 포함한다. 여기서, n은 자연수임.

(52) CPC특허분류
A61B 5/7203 (2013.01)
A61B 5/7225 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 20170004510021001
부처명 과학기술정보통신부
연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터
연구사업명 정보통신방송연구개발사업
연구과제명 딥러닝을 이용하여 사람의 의도를 인지하는 BCI 기반 뇌인지컴퓨팅 기술 개발
기 여 율 1/1
주관기관 고려대학교 산학협력단
연구기간 2018.01.01 ~ 2018.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

운동심상 분류 장치에 의해 수행되는 운동심상 분류 방법으로서,

(a) 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 복수개의 전극들로부터 각각 측정된 뇌전도 신호들의 잡음을 능동소음제거(Adaptive Noise Cancellation) 알고리즘을 적용하여 제거하고 전처리된 뇌전도 신호들을 얻는 단계;

(b) 상기 전처리된 뇌전도 신호들을 회전각도(θ)를 갖는 회전행렬을 이용하여 회전시켜 회전 뇌전도 신호들을 얻는 단계;

(c) 상기 회전각도(θ)별로 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출하는 단계;

(d) 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들에 대한 피셔 비율(Fisher`s ratio)을 산출하는 단계;

(e) 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 최적화시켜 최적 상관계수들을 얻는 단계;

(f) 상기 최적 상관계수들 중에서 상기 피셔 비율이 높은 순서대로 n개의 최적 상관계수들을 특징벡터로서 추출하는 단계; 및

(g) 상기 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 단계를 포함하는 운동심상 분류 방법.

여기서, n은 자연수임.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 (a) 단계는

(a-1) 상기 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출하는 단계;

(a-2) 상기 뇌전도 신호들 간에 상관계수들 중에서 기 설정된 임계값 이하의 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 갖는 뇌전도 신호들을 래퍼런스 신호들로 선택하는 단계; 및

(a-3) 상기 뇌전도 신호들 및 래퍼런스 신호들에 대하여 적응형 필터를 업데이트하면서 상기 전처리된 뇌전도 신호들을 얻는 단계를 포함하는 운동심상 분류 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 상관계수는 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient)인 운동심상 분류 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 피셔 비율은 아래의 수학식 1에 의해 정의되는 운동심상 분류 방법.

[수학식 1]

$$F=\frac{(m_1-m_2)^2}{v_1+v_2}$$

여기서, F는 피셔 비율, m_1과 m_2는 각각 클래스 1,2에 대한 상관계수들의 평균, v_1과 v_2는 각각 클래스 1,2에 대한 상관계수들의 분산.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 (e) 단계는 상기 회전각도(θ)별로 산출된 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들 중에서 가장 높은 피셔 비율일 때의 상관계수를 최적 상관계수로서 추출하는 운동심상 분류 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 (b) 내지 (e) 단계는 상기 복수개의 전극들에서 선택된 2개의 전극들의 모든 조합에 대하여 수행되는 운동심상 분류 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 (g) 단계의 분류기는 SVM(Support Vector Machine) 기반인 운동심상 분류 방법.

청구항 8

분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 복수개의 전극들로부터 각각 측정된 뇌전도 신호들의 잡음을 능동소음제거(Adaptive Noise Cancellation) 알고리즘을 적용하여 제거하고 전처리된 뇌전도 신호들을 얻는 전처리부;

상기 전처리된 뇌전도 신호들을 회전각도(θ)를 갖는 회전행렬을 이용하여 회전시켜 회전 뇌전도 신호들을 얻는 회전부;

상기 회전각도(θ)별로 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출하고, 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들에 대한 피셔 비율(Fisher`s ratio)을 산출하는 산출부;

상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 최적화시켜 최적 상관계수들을 얻고, 상기 최적 상관계수들 중에서 상기 피셔 비율이 높은 순서대로 n개의 최적 상관계수들을 특징벡터로서 추출하는 특징 추출부; 및

상기 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 분류부를 포함하는 운동심상 분류 장치.

여기서, n은 자연수임.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 전처리부는

상기 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출하고, 상기 뇌전도 신호들 간에 상관계수들 중에서 기 설정된 임계값 이하의 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 갖는 뇌전도 신호들을 래퍼런스 신호들로 선택하는 설정부를 더 포함하고,

상기 뇌전도 신호들 및 래퍼런스 신호들에 대하여 적응형 필터를 업데이트하면서 상기 전처리된 뇌전도 신호들을 얻는 운동심상 분류 장치.

청구항 10

제8항에 있어서,

상기 피셔 비율은 아래의 수학식 1에 의해 정의되는 운동심상 분류 장치.

[수학식 1]

$$F=\frac{(m_1-m_2)^2}{v_1+v_2}$$

여기서, F는 피셔 비율, m_1과 m_2는 각각 클래스 1,2에 대한 상관계수들의 평균, v_1과 v_2는 각각 클래스 1,2에 대한 상관계수들의 분산.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 뇌전도 신호를 이용한 운동심상 분류 장치 및 방법으로서, 보다 구체적으로 능동소음제거 기법을 통한 전처리와 뇌전도 신호들 간에 상관관계 최적화를 이용한 운동심상 분류 장치 및 방법에 대한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 뇌-기계 인터페이스(Brain-Computer Interface, BCI)는 신경 신호를 이용하여 뇌의 활동과 컴퓨터를 중간 매개체인 근육 없이 직접적으로 연결시켜주는 기술로서, 특히 뇌의 활동으로 발생하는 전기적 신호를 피험자의 두피에 부착된 전극을 통하여 측정하는 뇌전도(electroencephalogram, EEG)는 비침습적인 방법으로 간편하게 측정할 수 있으며, 뇌의 활동을 시간의 지연 없이 바로 측정할 수 있는 높은 시간 분해능을 지니고 있다는 장점이 있다. 측정된 뇌전도 신호는 두피를 통해 측정되기 때문에 뇌에 직접적으로 연결하여 측정하는 방법과 달리 낮은 SNR(signal-to-noise ratio)을 지니고 있다.

[0003] 한편, 뇌전도 신호에는 측정하고자 하는 뇌의 활동 외에도 필연적으로 눈 깜빡임, 심장의 움직임, 다른 의도에 대한 생각 등과 같은 생물학적 간섭에 대한 정보가 포함되므로 뇌전도 신호에 포함된 잡음과 간섭을 제거하는 것이 SNR이 낮은 뇌전도 신호에서는 매우 중요한 과정이다. 이에 대하여 기존의 기술 중에서 상관관계를 이용하는 BSS(Blind Source Separation) 기법이 있다. 그러나, BSS 기법은 뇌 내부 신호원들의 역할에 대한 판단이 경험적으로 이루어지는 경우가 많기 때문에 정확한 간섭과 잡음에 대응하는 뇌 내부의 신호원을 선택할 수 없다는 문제점이 있다. 이에 따라, 뇌전도 신호만을 가지고 내부 신호원에 대한 추정 없이 간섭과 잡음을 제거할 수 있는 방안이 필요하다. 또한, 잡음에 강인한 상관관계를 특징으로 이용하는 방법이 있다. 그러나, 주어진 상관관계들을 변화시키지 않으므로 그 안에서 가장 분류 가능성이 높은 상관관계를 택하는 것은 한계가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0004] (특허문헌 0001) 대한민국 등록특허 제1238780호

(특허문헌 0002) 대한민국 등록특허 제1796768호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명의 목적은 능동소음제거 알고리즘을 이용하여 뇌전도 신호의 간섭과 잡음을 효과적으로 제거함과 동시에 잡음에 강인한 특성을 지니고 있는 상관관계를 특징으로 운동심상 분류에 이용함으로써 기존의 기법들보다 분류 정확도를 향상시키는데 있다.

과제의 해결 수단

[0006] 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 방법은 운동심상 분류 장치에 의해 수행되는 운동심상 분류 방법으로서, (a) 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 복수개의 전극들로부터 각각 측정된 뇌전도 신호들의 잡음을 능동소음제거(Adaptive Noise Cancellation) 알고리즘을 적용하여 제거하고 전처리된 뇌전도 신호들을 얻는 단계, (b) 상기 전처리된 뇌전도 신호들을 회전각도(θ)를 갖는 회전행렬을 이용하여 회전시켜 회전 뇌전도 신호들을 얻는 단계, (c) 상기 회전각도(θ)별로 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출하는 단계, (d) 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들에 대한 피셔 비율(Fisher`s ratio)을 산출하는 단계, (e) 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 최적화시켜 최적 상관계수들을 얻는 단계, (f) 상기 최적 상관계수들 중에서 상기 피셔 비율이 높은 순서대로 n개의 최적 상관계수들을 특징벡터로서 추출하는 단계, 및 (g) 상기 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 단계를 포함할 수 있다. 여기서, n은 자연수일 수 있다.

[0007] 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치는 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 복수개의 전극들로부터 각각 측정된 뇌전도 신호들의 잡음을 능동소음제거(Adaptive Noise Cancellation) 알고리즘을 적용하여 제거하고 전처리된 뇌전도 신호들을 얻는 전처리부, 상기 전처리된 뇌전도 신호들을 회전각도(θ)를 갖는 회전행렬을 이용하여 회전시켜 회전 뇌전도 신호들을 얻는 회전부, 상기 회전각도(θ)별로 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출하고, 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들에 대한 피셔 비율(Fisher`s ratio)을 산출하는 산출부, 상기 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 최적화시켜 최적 상관계수들을 얻고, 상기 최적 상관계수들 중에서 상기 피셔 비율이 높은 순서대로 n개의 최적 상관계수들을 특징벡터로서 추출하는 특징추출부, 및 상기 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 분류부를 포함할 수 있다. 여기서, n은 자연수일 수 있다.

발명의 효과

[0008] 본 발명의 일 실시 예에 따르면 뇌전도 신호의 간섭과 잡음을 효과적으로 제거할 수 있다.

[0009] 또한, 뇌전도 신호들 간에 상관관계를 최적화시켜 분류 가능성이 보다 높은 상관관계를 운동심상 분류에 이용하여 분류 정확도를 향상 시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0010] 도 1은 BSS(Blind Source Separation) 기법을 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치의 블록도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 방법의 순서도이다.

도 4는 도 3에 포함된 전처리 단계의 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0011] 본 명세서에 개시되어 있는 본 발명의 개념에 따른 실시예들에 대해서 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 설명하기 위한 목적으로 예시된 것으로서, 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 형태로 실시될 수 있으며 본 명세서에 설명된 실시예들에 한정되지 않는다.

[0012] 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 변경들을 가할 수 있고 여러 가지 형태들을 가질 수 있으므로 실시예들을 도면에 예시하고 본 명세서에 상세하게 설명하고자 한다. 그러나 이는 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 특정한 개시형태들에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 변경, 균등물, 또

는 대체물을 포함한다.

[0013] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만, 예를 들어 본 발명의 개념에 따른 권리 범위로부터 이탈되지 않은 채, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.

[0014] 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. 구성요소들 간의 관계를 설명하는 표현들, 예를 들어 "~사이에"와 "바로~사이에" 또는 "~에 직접 이웃하는" 등도 마찬가지로 해석되어야 한다.

[0015] 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예들을 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설시된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0016] 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 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다. 이하, 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0018] 도 1은 BSS(Blind Source Separation) 기법을 설명하기 위한 도면이다.

[0019] 도 1을 참조하면, BSS 기법은 뇌전도 신호가 내부 신호원의 다양한 의도들이 섞여서 들어오는 점을 해결하기 위해 등장한 기법이다. 보다 구체적으로, BSS 기법은 전극에서 측정된 뇌전도 신호들을 이용하여 역으로 뇌 내부 신호원들의 신호를 추정하여 눈 깜빡임이나 다른 의도 등과 같은 간섭에 대응하는 내부 신호원을 선택적으로 제거한다. 이에 따라, 운동심상 분류에 있어서 불필요한 내부 신호원의 신호를 추정 및 제거하여 피험자의 의도에 특화된 뇌전도 신호를 구성할 수 있다.

[0020] 그러나, 이러한 BSS 기법은 뇌 내부 신호원들의 역할에 대한 판단이 경험적으로 이루어지므로 정확한 간섭과 잡음에 대응하는 뇌 내부의 신호원을 선택하기 어렵다는 문제가 있다. 또한, 피험자의 두피에 부착된 전극을 통해 측정된 뇌전도 신호를 이용하므로 SNR이 낮다.

[0021] 한편, 낮은 SNR로 인해 생기는 문제점을 해결하기 위하여 두 전극 사이의 뇌전도 신호의 상관관계를 이용한 연결성 방법이 있다. 상관관계는 서로 독립적으로 발생하는 잡음을 제거할 수 있어 잡음에 강인한 특성으로 알려져 있다.

[0022] 상관관계를 이용한 기존의 연결성 방법들은 주어진 연결성에서, 즉 주어진 뇌전극 신호들 사이의 상관관계들 중에서 의도 인식에 가장 효과적인 정보를 가지고 있는 상관관계를 선택하는 것에 초점을 두고 있다. 이러한 연결성 방법의 하나로서 주어진 상관관계들을 이용하여 통계적인 검증 방법인 t-statistic 방법을 이용하여 두 가지 의도에 대해 해당 상관관계의 구분 가능한 정도를 수치화하여 가장 높은 수치를 지니고 있는 상관관계를 선택하는 기법이 있다. 그러나, 주어진 상관관계들을 변화시키지 않으므로 그 안에서 가장 분류 가능성이 높은 상관관계를 선택하는 것에는 한계가 있다.

[0023] 이에 따라, 본 발명은 의도 인식에 초점을 맞추어 분류 가능성이 가장 높도록 뇌전도 신호를 전처리(pre-processing)하고, 회전행렬을 통해 상관관계를 변화시켜 상술한 기존의 방법들보다 높은 분류 정확도를 얻고자 한다.

[0025] 도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치의 블록도이다.

[0026] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치(10)는 전처리부(100), 회전부(200), 산출부(300), 특징 추출부(400) 및 분류부(500)를 포함한다.

[0027] 전처리부(100)는 능동소음제거(Adaptive Noise Cancellation) 알고리즘(이하, ANC 알고리즘)을 이용하여 피험자에 부착된 복수개의 전극들로부터 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 측정된 뇌전도 신호들을 전처리하고 전처리된 뇌전도 신호들을 얻는다. 여기서, 피험자에 부착된 복수개의 전극들로부터 측정되는 뇌전도 신호는 분류하고자 하는 운동심상에 따라 발생하는 전기적 신호로서 예를 들면 C x T 크기를 갖는 행렬로 표현될 수 있다. 이때, C는 피험자에 부착된 뇌전도 신호의 전극의 개수, 즉 채널의 개수이고, T는 시간별 샘플의 개수이다(여기서, C와 T는 자연수임).

[0028] 전처리에 사용되는 ANC 알고리즘은 파동의 중첩의 원리를 이용하여 잡음이나 간섭 신호를 상쇄시키는 알고리즘이다. ANC 알고리즘은 신호처리가 특정한 기준하에서 최적이 되도록 계속적으로 시스템을 변화(또는 적응)시키는데, 이를 위하여 시스템의 특성을 변화시키는 기능을 갖춘 적응형 필터(Adaptive filter)를 이용한다.

[0029] 이러한 적응형 필터는 예를 들면 오차 신호를 최소화하기 위한 최소 자승 평균(LMS) 알고리즘, 필터링된-X LMS(FXLMS) 알고리즘 또는 필터링된-오차 LMS(FELMS) 알고리즘 등과 같은 다양한 기법들을 포함할 수 있다. 한편, 본 발명에 사용되는 적응형 필터는 바람직하게는 한 스텝당 계산량이 적고 안정적으로 수렴하는 특성을 지닌 LMS 알고리즘일 수 있다.

[0030] 이하에서는 전처리부(100)가 ANC 알고리즘을 이용하여 뇌전도 신호들을 전처리하는 과정을 상세히 설명하기로 한다.

[0031] 복수개의 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호들은 원신호와 잡음신호가 섞여있는 신호로서, 아래의 수학식 1과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 1

[0032] $$x = s + n$$

[0033] 여기서, x는 뇌전도 신호이고, s는 원신호이고, n은 잡음신호이다.

[0034] 잡음신호 n은 ANC 알고리즘에서 래퍼런스 신호(또는 참조 신호)로서, 추정 및 제거되어야 하는 신호이다. ANC 알고리즘에서는 래퍼런스 신호의 선택이 초기 설정이 알고리즘의 성능에 높은 영향을 미치므로, 래퍼런스 신호의 선택이 중요한 요소이다.

[0035] 이를 위하여, 전처리부(100)는 설정부(미도시)를 더 포함할 수 있다.

[0036] 설정부(미도시)는 상관계수를 기반으로 하여 래퍼런스 신호들을 선택한다. 보다 구체적으로, 설정부(미도시)는 우선 측정된 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출한다. 상관계수는 두 변수 간에 선형적 관계의 정도를 나타내는 단위로서, 스피어만 상관계수(Spearman correlation coefficient), 크론바흐 알파 계수(Cronbach's alpha) 및 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient) 등이 있다. 이하 본 명세서에서 사용되는 “상관계수” 라는 용어는 상술한 의미를 갖는 용어를 지칭하는 것으로 이해되어야 한다.

[0037] 일 예로서 피어슨 상관계수를 산출하고자 하는 경우, 설정부(미도시)는 아래의 수학식 2에 의하여 측정된 뇌전도 신호들 간에(보다 구체적으로, 복수개의 전극들 중에서 임의의 2개의 전극으로부터 측정된 뇌전도 신호들 간에) 상관계수를 산출한다.

수학식 2

[0038] $$\rho_{i,j} = \frac{con(X_i, X_j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

[0039] 여기서, $\rho_{i,j}$ 는 i번째 전극과 j번째 전극에 대한 피어슨 상관계수, $con(X_i, X_j)$ 는 i번째 전극과 j번째 전극의 뇌전도 신호들 간에 공분산, $\sigma_i\sigma_j$ 는 i번째 전극과 j번째 전극의 뇌전도 신호들의 표준편차의 곱이다.

[0040] 피험자에 부착된 모든 전극들 간에 상관계수들이 산출되면, 설정부(미도시)는 산출된 뇌전도 신호들 간에 상관계수들 중에서 기 설정된 임계값 이하의 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 갖는 뇌전도 신호들을 래퍼런스 신호들로 선택한다. 즉, 뇌전도 신호들 간에 상관계수가 낮으면 분류와 무관한 간섭이나 잡음 신호로 판단하여 이를 래퍼런스 신호로 설정하는 것이다. 여기서, 래퍼런스 신호 설정을 위한 임계값은 분류하고자 하는 운동심상의 유형이나 피험자에 따라 달리 설정될 수 있다.

[0041] 이에 따라, 본 발명은 기존의 기법들과 같이 잡음을 경험적으로 설정하는 것이 아니라 설정부(미도시)를 통하여 상관계수가 낮은 뇌전도 신호들을 래퍼런스 신호로 설정함으로써 ANC 알고리즘의 성능을 보다 향상시킬 수 있다.

[0042] 래퍼런스 신호들이 선택되면, 전처리부(100)는 ANC 알고리즘을 이용하여 정확한 래퍼런스 신호를 추정하고 잡음을 제거한다. 래퍼런스 신호를 M개(M은 자연수임)의 이산신호 구간에 대하여 적응형 필터링을 수행하면, 필터링한 결과는 아래의 수학식 3과 같다.

수학식 3

[0043] $$y(t) = n(t)^T w(t)$$

[0044] 여기서, y(t)는 필터링 결과값, n(t)는 래퍼런스 신호, w(t)는 필터계수이다.

[0045] 따라서, ANC 알고리즘의 결과값은 아래의 수학식 4와 같다.

수학식 4

[0046] $$e = s + n - y$$

[0047] 여기서, e는 ANC 알고리즘의 결과값이다.

[0048] ANC 알고리즘은 결과값 e에 따라 정확한 래퍼런스 신호 n을 추정할 때까지 필터의 계수 w를 지속적으로 업데이트한다. 업데이트는 상술한 적응형 필터에 대한 다양한 알고리즘이 사용될 수 있다.

[0049] 일 예로서 LMS 알고리즘을 사용하는 경우, 필터계수 w의 업데이트는 아래의 수학식 5에 의해 수행될 수 있다.

수학식 5

[0050] $$w(t+1) = w(t) + \alpha e(t) n(t)$$

[0051] 여기서, α는 스텝의 크기이며, 알고리즘이 적절한 적응속도와 안정성을 갖도록 설정될 수 있다.

[0052] LMS 알고리즘은 상기 수학식 5에 의하여 필터계수를 업데이트하되, ANC 알고리즘의 결과값(즉, 오차신호)인 e의 자승 평균치가 최소가 되도록 업데이트한다.

[0053] 즉, 전처리부(100)는 뇌전도 신호들 및 래퍼런스 신호들에 대하여 적응형 필터를 업데이트하면서 잡음을 정확하게 추정 및 제거하여 전처리된 뇌전도 신호들을 얻는 다.

[0054] 회전부(200)는 전처리부(100)를 통하여 전처리된 뇌전도 신호들을 회전각도(θ)를 갖는 회전행렬을 이용하여 회전시켜 회전 뇌전도 신호들을 얻는다. 회전행렬은 임의의 신호를 원점을 중심으로 회전시키며, 회전행렬에 의하여 회전된 회전 뇌전도 신호들은 아래의 수학식 6과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 6

[0055]
$$\begin{pmatrix} \acute{X}_i \\ \acute{X}_j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_i \\ X_j \end{pmatrix}$$

[0056] 여기서, $\acute{X}_i, \acute{Y}_i$ 는 회전 뇌전도 신호, X_i, Y_i 는 뇌전도 신호이다. 한편, 회전각도(θ)는 기 설정된 각도 구간을 일정 크기의 단위 각도로 쪼개었을 때의 각각의 경계에 해당하는 각도일 수 있다. 이에 따라, 후술할 산출부(300)에서 산출되는 상관계수들 및 피셔 비율은 상기 쪼개진 회전각도(θ)별로 산출된다.

[0057] 회전행렬에 따라 상관계수들을 변화시킴으로써 기존의 기법들이 뇌전도 신호들에 대하여 고정된 상관계수들을 이용하는 것과 달리 본 발명은 회전 뇌전도 신호들의 상관계수까지 이용할 수 있다.

[0058] 산출부(300)는 회전부(200)를 통하여 얻은 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 회전각도(θ)별로 산출하고, 상기 산출된 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들에 대한 피셔 비율(Fisher`s ratio)을 산출한다. 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출하는 것은 앞서 상술한 상관계수 산출에서 뇌전도 신호 대신 회전 뇌전도 신호를 기반으로 산출되는 것이므로, 이에 대한 상세한 설명은 생략하기로 한다.

[0059] 피셔 비율(fisher`s ratio)은 차원수 감소를 위한 선형 판별 기법에서 분류를 위한 특징(feature)의 분류 능력을 평가할 때 사용되는 것으로서, 아래의 수학식 7과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 7

[0060]
$$F = \frac{(m_1 - m_2)^2}{v_1 + v_2}$$

[0061] 여기서, F는 피셔 비율, m_1과 m_2는 각각 분류하고자 하는 클래스 1,2에 대한 상관계수들의 평균, v_1과 v_2는 각각 클래스 1,2에 대한 상관계수들의 분산이다. 한편, 상관계수들의 평균과 분산은 각각의 전극들의 조합에 대하여 회차별로 측정된 뇌전도 신호들을 이용하여 계산된다. 상기 수학식 7을 이용하여, 산출부(300)는 회전행렬의 회전각도(θ)별로 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들에 대한 피셔 비율을 산출할 수 있다.

[0062] 위와 같이 산출부(300)를 통해 산출된 피셔 비율을 이용하여 특징으로 사용할 상관계수들의 분류 능력을 평가할 수 있다. 즉, 피셔 비율이 클수록 해당 상관계수는높은 분류가능성을 지니는 것으로 볼 수 있다.

[0063] 결국, 본 발명의 산출부(300)를 통하여 피험자에 부착된 복수개의 전극들 중에서 선택된 2개의 전극들의 상관계수를 회전각도(θ)별로 산출하고, 산출된 상관계수들에 대한 피셔 비율을 회전각도(θ)별로 산출할 수 있다.

[0064] 특징 추출부(400)는 산출부(300)를 통하여 산출된 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 최적화시켜 최적 상관계수들을 얻고, 최적 상관계수들 중에서 피셔 비율이 높은 순서대로 n개의 최적 상관계수들을 특징벡터로서 추출한다.

[0065] 우선, 특징 추출부(400)는 특정 전극들의 조합들 각각에 대하여 회전각도(θ)별로 산출된 상관계수들에 대한 피셔 비율들 중에서 가장 높은 피셔 비율일 때의 회전각도(θ)와 그때의 상관계수를 최적 상관계수로서 추출한다. 이러한 과정을 모든 전극들의 조합들에 대하여 수행하여 상관계수들을 최적화시키고 최적 상관계수들을 얻는다.

[0066] 다음으로, 추출된 최적 상관계수들 중에서 피셔 비율이 높은 순서대로 n개의 상관계수들을 특징벡터로서 추출한다(여기서, n은 자연수임).

[0067] 분류부(500)는 특징 추출부(400)에서 추출된 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습한다. 학습을 위한 훈련 데이터

는 복수개의 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호들이며, 이러한 훈련 데이터에 대하여 특징 추출부(400)에서 추출된 최적 상관계수들을 특징으로 하여 분류기를 학습한다. 이때, 분류기는 SVM(Support Vector Machine) 기반일 수 있다.

[0069] 도 3은 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 방법의 순서도이다. 이하에서는 앞서 설명한 부분과 중복되는 부분에 대한 상세한 설명은 생략하기로 한다.

[0070] 도 3을 참조하면, 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 방법은 전처리 단계(S610), 회전 단계(S620), 상관계수 산출 단계(S630), 피셔 비율 산출 단계(S640), 최적화 단계(S650), 특징벡터 추출 단계(S660) 및 학습 단계(S670)를 포함한다.

[0071] S610 단계는 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 복수개의 전극들로부터 각각 측정된 뇌전도 신호들의 잡음을 ANC 알고리즘을 적용하여 제거하고 전처리된 뇌전도 신호들을 얻는다.

[0072] 도 3에 포함된 전처리 단계의 순서도인 도 4를 참조하면, S610 단계는 전처리를 위하여 S611 단계 내지 S613 단계를 더 포함할 수 있다.

[0073] 우선, S611 단계에서는 측정된 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출한다.

[0074] 다음으로, S612 단계에서는 S611 단계를 통해 산출된 뇌전도 신호들 간에 상관계수들 중에서 기 설정된 임계값 이하의 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 갖는 뇌전도 신호들을 ANC 알고리즘에서의 래퍼런스 신호들로 선택한다.

[0075] 마지막으로, S613 단계에서는 뇌전도 신호들 및 래퍼런스 신호들에 대하여 적응형 필터를 업데이트하면서 전처리된 뇌전도 신호들을 얻는다. 여기서, 업데이트는 자승 평균치가 최소가 될 때까지 수행될 수 있다.

[0076] S620 단계는 S610 단계를 통해 전처리된 뇌전도 신호들을 회전각도(θ)를 갖는 회전행렬을 이용하여 회전시켜 회전 뇌전도 신호들을 얻는다. S620 단계는 기 설정된 각도 구간을 일정 크기의 단위 각도로 쪼개었을 때의 각각의 경계에 해당하는 모든 회전각도(θ)에 대하여 수행될 수 있다.

[0077] S630 단계는 회전각도(θ)별로 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출한다. S611 단계와 달리, S630 단계에서는 뇌전도 신호가 아닌 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 산출한다.

[0078] S640 단계는 S630 단계를 통해 산출된 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들에 대한 피셔 비율을 산출한다. 피셔 비율은 상기 수학식 7에 의하여 산출된다.

[0079] S650 단계는 S630 단계를 통해 산출된 회전 뇌전도 신호들 간에 상관계수들을 최적화시켜 최적 상관계수들을 얻는다. 보다 구체적으로, S650 단계는 특정 전극들의 조합들 각각에 대하여 회전각도(θ)별로 산출된 상관계수들에 대한 피셔 비율들 중에서 가장 높은 피셔 비율일 때의 회전각도(θ)와 그때의 상관계수를 최적 상관계수로서 추출하는 과정을 모든 전극들의 조합들에 대하여 수행함으로써 최적 상관계수들을 얻는다.

[0080] 한편, 상술한 S620 단계 내지 S650 단계는 복수개의 전극들에서 선택된 2개의 전극들의 모든 조합에 대하여 수행될 수 있다.

[0081] S660 단계는 상기 최적 상관계수들 중에서 피셔 비율이 높은 순서대로 n개의 최적 상관계수들을 특징벡터로서 추출한다.

[0082] S670 단계는 S660 단계를 통해 추출된 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습한다. 여기서, 분류기는 SVM 기반의 분류기일 수 있다.

[0084] <실시예>

[0085] 이하에서는 본 발명의 운동심상 분류 장치(10) 및 방법의 일 실시 예 및 그에 따른 운동심상 분류의 성능을 다른 기법과 비교하기로 한다. 일 실시 예에 따라, 운동심상 분류를 위해 사용된 뇌전도 신호 데이터는 BCI

competition Ⅱ dataset IV와 Ib이다.

[0086] 먼저, dataset IV는 피험자가 스스로 정한 기준에 의해 앞으로 다가올 행동을 예측하고 입력한 데이터이다. dataset IV 데이터는 피험자에 부착된 28개의 전극으로부터 총 416회의 운동심상 신호 측정을 통해 수집되었으며, 316개는 훈련 신호로서 사용되고 100개는 테스트 신호로서 사용되었다. 분류기는 BCI 분류에 가장 많이 사용되는 LS-SVM 분류기를 사용하였다. 한편, 래퍼런스 신호 선택을 위한 임계값은 0.7로 설정하였다. 이때, 본 발명과 기존의 기법들 간에 분류 정확도는 아래의 표 1과 같다.

표 1

[0087]

	분류 정확도[%]
본 발명	88
연결성 기법	84
Winning 기법	84

[0088] 상기 표 1을 참조하면, 기존의 기법들이 84[%]의 분류 정확도를 나타낸 것에 반하여, 본 발명은 88[%]의 분류 정확도를 나타내는 것을 확인할 수 있다.

[0089] 다음으로, dataset Ib는 근위축성 측색 경화증(ALS)를 가지고 있는 피험자에 대한 인지 심상 데이터이다. dataset Ib 데이터는 피험자에 부착된 6개의 전극으로부터 총 300회의 운동심상 신호 측정을 통해 수집되었으며, 200개는 훈련 신호로서 사용되고 100개는 테스트 신호로서 사용되었다. 분류기와 임계값은 dataset IV와 동일하게 설정하였다. 이때, 본 발명과 기존의 기법들 간에 분류 정확도는 아래의 표 2와 같다.

표 2

[0090]

	분류 정확도[%]
본 발명	62.78
연결성 기법	57.22
Winning 기법	54.4

[0091] 상기 표 2를 참조하면, 기존의 기법들이 각각 57.22[%], 54.4[%]의 분류 정확도를 나타낸 것에 반하여, 본 발명은 62.78[%]의 분류 정확도를 나타내는 것을 확인할 수 있다.

[0092] 상기 살펴본 바와 같이 본 발명의 운동심상 분류 장치(10) 및 방법은 능동소음제어를 이용하여 잡음에 강인한 상관관계를 얻을 수 있으며, 회전행렬을 이용하여 상관관계를 최적화시키고 이를 특징벡터로 이용함으로써 향상된 분류 정확도를 가질 수 있다.

[0093] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPA(field programmable array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0094] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(signal wave)에 영구적으로,

또는 일시적으로 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

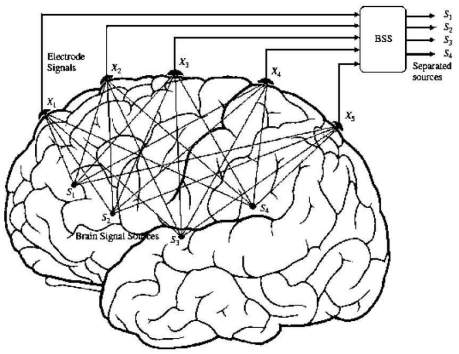
[0095] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상기된 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0096] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

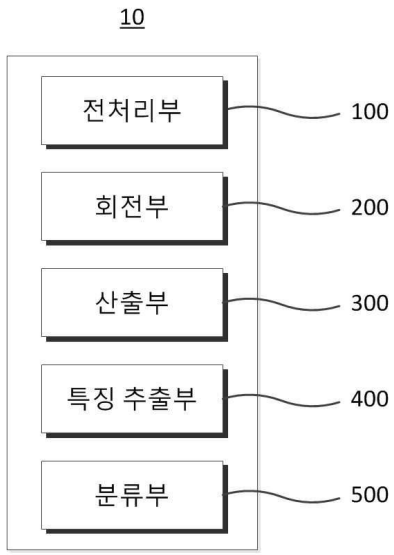
[0097] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

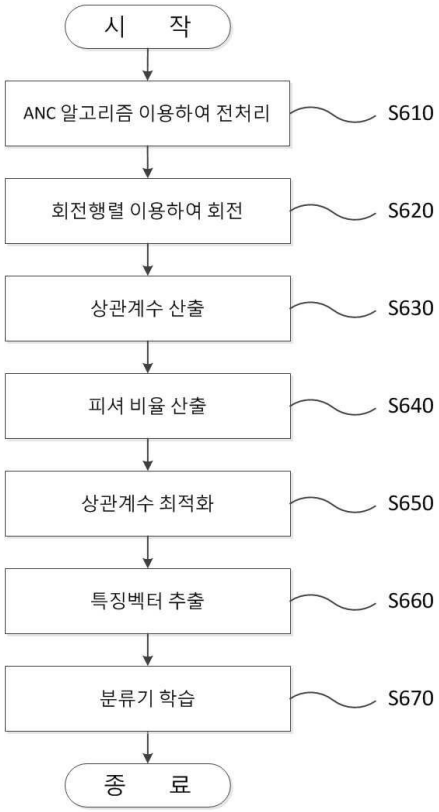
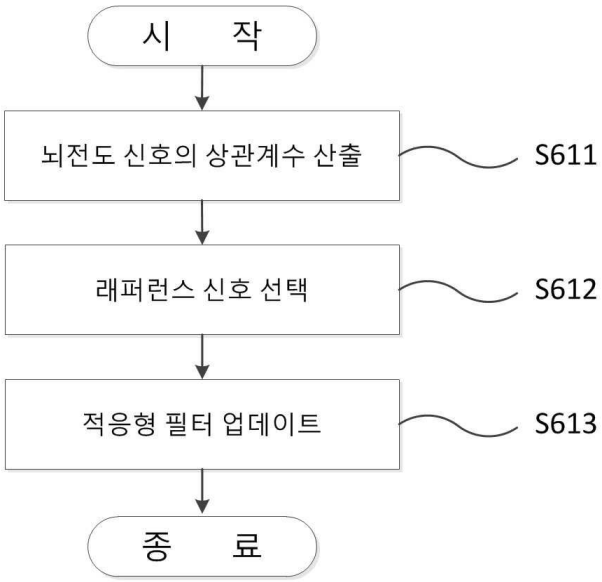
도면1



도면2


10
전처리부
100
회전부
200
산출부
300
특징 추출부
400
분류부
500

도면3


시 작
ANC 알고리즘 이용하여 전처리
S610
회전행렬 이용하여 회전
S620
상관계수 산출
S630
피셔 비율 산출
S640
상관계수 최적화
S650
특징벡터 추출
S660
분류기 학습
S670
종 료

도면4