(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0119745
(43) 공개일자 2024년08월06일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2021.01) *G06N 3/045* (2023.01)
G06N 3/0455 (2023.01) *G06N 3/0464* (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01) *G06N 3/09* (2023.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/7221 (2013.01)
G06N 3/045 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0012122
(22) 출원일자 2023년01월30일
심사청구일자 2023년01월30일

(71) 출원인
재단법인 아산사회복지재단
서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 (풍납동)
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)
(72) 발명자
신항식
서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 서울아산병원
(74) 대리인
특허법인더웨이브

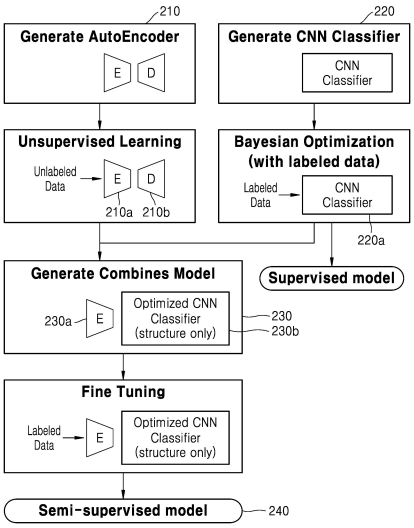
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 **생체신호 품질 평가 방법 및 장치**

(57) 요 약

본 발명의 실시예들은 생체신호 품질 평가 방법 및 장치에 관한 것으로서, 본 발명의 일 실시예는 생체신호를 포함하는 학습 데이터를 수집하는 단계, 상기 학습 데이터 중 언라벨링된(unlabeled) 제1 학습 데이터를 이용하여 제1 학습 모델을 비지도학습하고, 상기 학습 데이터 중 라벨링된(labeled) 제2 학습 데이터를 이용하여 제2 학습 모델을 지도학습하여 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계 및 대상자로부터 획득한 생체신호 데이터와 상기 신호 품질 평가 모델을 이용하여 상기 생체신호 데이터의 품질을 평가하는 단계를 포함하는 생체신호 품질 평가 방법을 제공한다.

대 표 도 - 도2



(52) CPC특허분류
G06N 3/0455 (2023.01)
G06N 3/0464 (2023.01)
G06N 3/088 (2023.01)
G06N 3/09 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345350092
과제번호	2018R1D1A3B07046442
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공학학술연구기반구축
연구과제명	모바일헬스케어 및 임상활용을 위한 광용적맥파 응용기술 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	울산대학교 산학협력단
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

명 세 서

청구범위

청구항 1

생체신호를 포함하는 학습 데이터를 수집하는 단계;

상기 학습 데이터 중 언라벨링된(unlabeled) 제1 학습 데이터를 이용하여 제1 학습 모델을 비지도학습하고, 상기 학습 데이터 중 라벨링된(labeled) 제2 학습 데이터를 이용하여 제2 학습 모델을 지도학습하여 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계; 및

피검자로부터 획득한 생체신호 데이터와 상기 신호 품질 평가 모델을 이용하여 상기 생체신호 데이터의 품질을 평가하는 단계;를 포함하는, 생체신호 품질 평가 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 제1 학습 모델은 오토인코더(Autoencorder)를 포함하고,

상기 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계는

상기 제1 학습 데이터를 이용하여 상기 오토인코더를 비지도학습하는 단계를 포함하는, 생체신호 품질 평가 방법.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 제2 학습 모델은 컨볼루션 신경망(Convolutional neural network, CNN)을 포함하고,

상기 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계는

상기 제2 학습 데이터를 이용하여 컨볼루션 신경망 기반의 분류기(classifier)를 지도학습하는 단계를 포함하는, 생체신호 품질 평가 방법.

청구항 4

제3 항에 있어서,

상기 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계는

상기 제1 학습 데이터로 비지도학습된 상기 오토인코더의 인코더와 상기 제2 학습 데이터로 학습된 분류기를 결합하여 분류 모델을 구축하는 단계;를 포함하는, 생체신호 품질 평가 방법.

청구항 5

제4 항에 있어서,

상기 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계는

상기 제2 학습 데이터를 기초로 상기 분류 모델을 튜닝하여 상기 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계;를 포함하는, 생체신호 품질 평가 방법.

청구항 6

제1 항에 있어서,

상기 생체신호 데이터의 품질을 평가하는 단계는

상기 신호 품질 평가 모델을 이용하여 상기 생체신호 데이터 중 사전에 설정된 범위를 벗어나는 이상치 데이터

를 분류하고, 상기 분류된 이상치 데이터에 대한 정보를 이용하여 상기 생체신호 데이터의 품질을 평가하는, 생체신호 품질 평가 방법.

청구항 7

제6 항에 있어서

상기 이상치 데이터는

상기 생체신호 데이터의 제로 크로싱 횟수를 기초로 분류되는, 생체신호 품질 평가 방법.

청구항 8

제6 항에 있어서,

상기 이상치 데이터는

상기 생체신호 데이터의 정규화된 절대값을 기초로 분류되는, 생체신호 품질 평가 방법.

청구항 9

제1 항 내지 제8 항에 중 어느 한 항에 기재된 방법에 따른 각각의 단계를 수행하는 명령어를 포함하는 프로그램이 기록된 컴퓨터 판독 가능 기록 매체.

청구항 10

대상자의 생체신호를 수신하는 수신부;

상기 수신된 생체신호를 생체신호 데이터로 변환하는 입력부;

생체신호를 포함하는 학습 데이터를 수집하고 수집된 상기 학습 데이터를 기초로 신호 품질 평가 모델을 기계학습하는 학습부; 및

상기 생체신호 데이터와 상기 신호 품질 평가 모델을 이용하여 상기 생체신호 데이터의 품질을 평가하는 판단부;를 포함하고,

상기 신호 품질 평가 모델은 언라벨링된 제1 학습 데이터를 이용하여 비지도학습된 제1 학습 모델과 라벨링된 제2 학습 데이터를 이용하여 지도학습된 제2 학습 모델을 이용하여 구축되는, 생체신호 품질 평가 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명의 실시예들은 생체신호 품질 평가 방법 및 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 최근 모바일 의료기기의 발전으로 사용자는 언제 어디서나 실시간으로 생체정보를 측정할 수 있게 되었다. 특히 건강관리에 대한 관심의 증가로 개인용 웨어러블 생체신호 측정기를 이용하여 생체신호를 자가 측정하는 사례가 증가하고 있다. 이러한 사용자 주도형 생체신호 측정에서 가장 중요한 고려사항은 측정된 생체신호의 신뢰성을 확보하는 것이다. 측정 위치와 방법을 통제하고 전문가가 생체신호 측정을 수행하는 환경과 달리, 사용자 주도형 생체신호 측정은 환경 노이즈, 사용 오류 및 동잡음(motion artifact, MA) 등의 다양한 노이즈를 포함하게 된다.

[0003] 한편, 특정 파장 대역의 빛을 인체에 조사하고 반사 또는 투과된 빛을 이용하여 혈액량의 변화를 측정하는 광용적맥파(photoplethysmogram, PPG)는 웨어러블 기기의 보급과 함께 그 중요성이 급격하게 증가하고 있는 대표적인 생체신호이다. 개인용 웨어러블 기기에서 심박수 측정, 자율신경 분석, 산소포화도 측정 등의 목적으로 광용적맥파가 널리 이용되고 있다. 그러나 광용적맥파는 신호의 특성상 사용자의 움직임으로 인해 발생하는 동잡음의 영향을 크게 받기 때문에 활동 중에 이상적인 신호 성분을 얻기가 어려운 문제점이 있다.

[0004] 생체신호에 포함된 노이즈는 측정된 신호의 품질을 크게 저하시킬 수 있으며, 이로 인해 전송되는 생리 정보에 왜곡이 발생하여 궁극적으로 오진으로 이어질 수 있다. 따라서 측정된 생체신호에서 노이즈를 배제하기 위한 생체신호에 대한 신호 품질 평가의 중요성이 지속적으로 높아지고 있다.

[0005] 생체신호에 대한 신호 품질을 평가하는 방법으로 종래에는 생체신호의 파형에서 파생된 주요 특징 값을 이용하여 파형의 품질을 평가하는 방법이 주로 사용되었다. 그러나, 이러한 특징 기반의 생체신호 품질 평가 방법은 생체신호에서 특징 값을 추출하는 전처리 과정에서 계산의 복잡도가 증가하는 문제가 있으며, 특징을 검출할 때 낮은 신호 품질로 인해 발생되는 오류를 방지하기 위해 품질 평가를 수행하는 것임에도 품질 평가를 위해 먼저 특징을 검출해야 한다는 모순을 가지고 있다.

[0006] 이밖에 이러한 모순을 해결하기 위해 기계학습을 기반으로 특징 검출 없이 원 파형을 그대로 사용하여 품질을 평가하는 기술들이 제안되고 있다. 지금까지 제안된 원 파형 기반 신호 품질평가 기술들은 지도학습 모델에 기반을 두고 있는데 지도학습 특성상 전문가에 의한 수동 품질 평가를 통한 레이블링이 필수적으로 요구된다. 하지만 수동 레이블링에는 매우 많은 시간이 소요되므로 획득되는 데이터 중 레이블링 되는 데이터는 극히 일부로 제한되며 이는 추가적인 성능 향상 기회를 제한한다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명의 실시예들은 상기한 문제 및/또는 한계를 해결하기 위한 것으로, 생체신호의 빅데이터를 기반으로 소량의 레이블링된 데이터, 대량의 레이블링 되지 않은 데이터를 통해 준지도학습된 신호 품질 평가 모델을 이용하여 생체신호 품질을 평가하는 방법 및 장치를 제공하는 것을 목적으로 한다.

[0008] 그러나 이러한 과제는 예시적인 것으로, 이에 의해 본 발명의 범위가 한정되는 것은 아니다.

과제의 해결 수단

[0009] 본 발명의 일 실시예는 생체신호를 포함하는 학습 데이터를 수집하는 단계, 상기 학습 데이터 중 언라벨링된(unlabeled) 제1 학습 데이터를 이용하여 제1 학습 모델을 비지도학습하고, 상기 학습 데이터 중 라벨링된(labeled) 제2 학습 데이터를 이용하여 제2 학습 모델을 지도학습하여 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계 및 대상자로부터 획득한 생체신호 데이터와 상기 신호 품질 평가 모델을 이용하여 상기 생체신호 데이터의 품질을 평가하는 단계를 포함하는 생체신호 품질 평가 방법을 제공한다.

[0010] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계는 상기 제1 학습 데이터를 이용하여 오토인코더를 비지도학습하는 단계를 포함할 수 있다.

[0011] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계는 상기 제2 학습 데이터를 이용하여 컨볼루션 신경망 기반의 분류기(classifier)를 지도학습하는 단계를 포함할 수 있다.

[0012] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계는 상기 제1 학습 데이터로 비지도학습된 상기 오토인코더의 인코더와 상기 제2 학습 데이터로 학습된 분류기를 결합하여 분류 모델을 구축하는 단계를 포함할 수 있다.

[0013] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계는 상기 제2 학습 데이터를 기초로 상기 분류 모델을 튜닝하여 상기 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계를 포함할 수 있다.

[0014] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 생체신호 데이터의 품질을 평가하는 단계는 상기 신호 품질 평가 모델을 이용하여 상기 생체신호 데이터 중 사전에 설정된 범위를 벗어나는 이상치 데이터를 분류하고, 상기 분류된 이상치 데이터에 대한 정보를 이용하여 상기 생체신호 데이터의 품질을 평가할 수 있다.

[0015] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 이상치 데이터는 상기 생체신호 데이터의 제로 크로싱 횟수를 기초로 분류될 수 있다.

[0016] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 이상치 데이터는 상기 생체신호 데이터의 정규화된 절대값을 기초로 분류될 수 있다.

[0017] 본 발명의 다른 실시예는 전술한 방법에 따른 각각의 단계를 수행하는 명령어를 포함하는 프로그램이 기록된 컴퓨터 판독 가능 기록 매체를 제공한다.

[0018] 본 발명의 또 다른 실시예는 대상자의 생체신호를 수신하는 수신부, 상기 수신된 생체신호를 생체신호 데이터로 변환하는 입력부, 생체신호를 포함하는 학습 데이터를 수집하고 수집된 상기 학습 데이터를 기초로 신호 품질 평가 모델을 기계학습하는 학습부 및 상기 생체신호 데이터와 상기 신호 품질 평가 모델을 이용하여 상기 생체신호 데이터의 품질을 평가하는 판단부를 포함하고, 상기 신호 품질 평가 모델은 언라벨링된 제1 학습 데이터를 기초로 비지도학습된 제1 학습 모델 및 라벨링된 제2 학습 데이터를 기초로 지도학습된 제2 학습 모델을 이용하여 구축되는 생체신호 품질 평가 장치를 제공한다.

[0019] 전술한 것 외의 다른 측면, 특징, 이점이 이하의 도면, 특허청구범위 및 발명의 상세한 설명으로부터 명확해질 것이다.

발명의 효과

[0020] 전술한 본 발명의 과제 해결 수단에 의하면, 본 발명의 실시예들은 준지도학습법을 이용하여 기계학습된 신호 품질 평가 모델을 이용함으로써, 보다 우수한 성능으로 생체신호의 품질을 평가할 수 있으며, 생체신호의 오류 구간을 검출할 수 있다.

[0021] 또한, 본 발명의 실시예들은 생체신호의 품질 평가 시 생체신호 데이터의 특징 값 추출의 전처리 과정을 생략할 수 있으며, 라벨링된 소량의 데이터와 라벨링되지 않은 대량의 데이터를 이용하여 신호 품질 평가 모델을 준지도학습함으로써, 생체신호 품질 평가의 신뢰성을 확보할 수 있고 생체신호 품질 평가 성능을 향상시킬 수 있다.

[0022] 물론 이러한 효과에 의해 본 발명의 범위가 한정되는 것은 아니다.

도면의 간단한 설명

[0023] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 생체신호 품질 평가 장치를 개략적으로 도시한 블록도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 신호 품질 평가 모델을 구축하는 과정을 설명하기 위한 개념도이다.

도 3은 도 2에 도시된 제1 학습 모델의 구체적인 일 예이다.

도 4는 도 2에 도시된 제2 학습 모델의 구체적인 일 예이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 신호 품질 평가 모델의 구체적인 일 예이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 생체신호 품질 평가 방법을 도시한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0024] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 이하의 실시예들을 상세히 설명하기로 하며, 도면을 참조하여 설명할 때 동일하거나 대응하는 구성 요소는 동일한 도면부호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.

[0025] 본 실시예들은 다양한 변환을 가할 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세한 설명에 상세하게 설명하고자 한다. 본 실시예들의 효과 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 내용들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 실시예들은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 다양한 형태로 구현될 수 있다.

[0026] 도면에서는 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0027] 이하의 실시예에서 제1, 제2 등의 용어는 한정적인 의미가 아니라 하나의 구성 요소를 다른 구성 요소와 구별하는 목적으로 사용되었다.

[0028] 이하의 실시예에서 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다.

[0029] 이하의 실시예에서 포함하다 또는 가지다 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 또는 구성요소가 존재함을 의미하는 것이고, 하나 이상의 다른 특징들 또는 구성요소가 부가될 가능성을 미리 배제하는 것은 아니다.

[0030] 이하의 실시예에서 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다.

[0031] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 생체신호 품질 평가 장치(100)를 개략적으로 도시한 블록도이다.

[0032] 본 발명의 일 실시예에 따른 생체신호 품질 평가 장치(100)는 생체신호를 포함하는 학습 데이터를 획득하고, 획득된 학습 데이터를 기초로 신호 품질 평가 모델을 효과적으로 학습시킬 수 있으며, 대상자의 생체신호를 수신하고, 수신된 대상자의 생체신호의 품질을 평가할 수 있다.

[0033] 본 발명의 네트워크 환경은 복수의 사용자 단말들, 서버 및 네트워크를 포함할 수 있다. 여기서, 생체신호 품질 평가 장치(100)는 서버 또는 사용자 단말일 수 있다.

[0034] 복수의 사용자 단말들은 컴퓨터 장치로 구현되는 고정형 단말이거나 이동형 단말일 수 있다. 생체신호 품질 평가 장치(100)가 서버인 경우, 복수의 사용자 단말들은 서버를 제어하는 관리자의 단말일 수 있다. 예를 들면, 복수의 사용자 단말들은 스마트폰(smart phone), 휴대폰, 네비게이션, 컴퓨터, 노트북, 디지털방송용 단말, PDA(Personal Digital Assistants), PMP(Portable Multimedia Player), 태블릿 PC, 웨어러블 기기 등일 수 있으나 이에 한정되지 않는다. 일례로, 사용자 단말은 무선 또는 유선 통신 방식을 이용하여 네트워크를 통해 다른 사용자 단말 및/또는 서버와 통신할 수 있다. 다른 실시예로서, 복수의 사용자 단말들은 센서를 구비하여 획득된 생체신호를 네트워크를 통해 서버로 전송할 수도 있다.

[0035] 통신 방식은 제한되지 않으며, 네트워크가 포함할 수 있는 통신망(일례로, 이동통신망, 유선 인터넷, 무선 인터넷, 방송망)을 활용하는 통신 방식뿐만 아니라 기기들간의 근거리 무선 통신 역시 포함될 수 있다. 예를 들어, 네트워크(406)는, PAN(personal area network), LAN(local area network), CAN(capus area network), MAN(metropolitan area network), WAN(wide area network), MAN(metropolitan area network), WAN(wide area network), BBN(broadband network), 인터넷 등의 네트워크 중 하나 이상의 임의의 네트워크를 포함할 수 있다. 또한, 네트워크는 버스 네트워크, 스타 네트워크, 링 네트워크, 메쉬 네트워크, 스타-버스 네트워크, 트리 또는 계층적(hierarchical) 네트워크 등을 포함하는 네트워크 토폴로지 중 임의의 하나 이상을 포함할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.

[0036] 서버는 복수의 사용자 단말들과 네트워크를 통해 통신하여 명령, 코드, 파일, 컨텐츠, 서비스 등을 제공하는 컴퓨터 장치 또는 복수의 컴퓨터 장치들로 구현될 수 있다. 일례로, 서버는 네트워크를 통해 접속한 사용자 단말로 어플리케이션의 설치를 위한 파일을 제공할 수 있다. 이 경우, 사용자 단말은 서버로부터 제공된 파일을 이용하여 어플리케이션을 설치할 수 있다. 또한, 사용자 단말이 포함되는 운영체제(Operating system, OS) 및 적어도 하나의 프로그램(일례로 브라우저나 설치된 어플리케이션)의 제어에 따라 서버에 접속하여 서버가 제공하는 서비스나 컨텐츠를 제공받을 수 있다. 다른 예로, 서버는 데이터 송수신을 위한 통신 세션을 설정하고, 설정된 통신 세션을 통해 복수의 사용자 단말들 간의 데이터 송수신을 라우팅할 수도 있다.

[0037] 생체신호 품질 평가 장치(100)는 적어도 하나 이상의 프로세서(processor)에 해당하거나, 적어도 하나 이상의 프로세서를 포함할 수 있다. 이에 따라 생체신호 품질 평가 장치(100)는 마이크로 프로세서나 범용 컴퓨터 시스템과 같은 하드웨어 장치에 포함된 형태로 구동될 수 있다. 여기서, '프로세서(processor)'는, 예를 들어 프로그램 내에 포함된 코드 또는 명령으로 표현된 기능을 수행하기 위해 물리적으로 구조화된 회로를 갖는, 하드웨어에 내장된 데이터 처리 장치를 의미할 수 있다. 이와 같이 하드웨어에 내장된 데이터 처리 장치의 일 예로써, 마이크로프로세서(Microprocessor), 중앙처리장치(Central Processing Unit: CPU), 프로세서 코어(Processor Core), 멀티프로세서(Multiprocessor), ASIC(Application-Specific Integrated Circuit), FPGA(Field Programmable Gate Array) 등의 처리 장치를 망라할 수 있으나, 본 발명의 범위가 이에 한정되는 것은 아니다.

[0038] 생체신호 품질 평가 장치(100)는 복수의 사용자 단말 중 적어도 하나에 탑재되거나, 서버에 구비될 수 있다. 일 실시예로서, 생체신호 품질 평가 장치(100)는 복수의 서버에 구비될 수 있다. 이때, 적어도 하나의 서버를 통해 후술하는 생체신호 품질 평가 기준에 대한 학습이 이루어지고, 상기 학습이 이루어지는 서버와 다른 하나의 서버에서는 학습된 알고리즘을 기초로 대상자의 생체신호의 품질을 평가할 수 있다.

[0039] 도 1에 도시된 생체신호 품질 평가 장치(100)는 본 실시예의 특징이 흐려지는 것을 방지하기 위하여 본 실시예와 관련된 구성요소들만을 도시한 것이다. 따라서, 도 1에 도시된 구성요소들 외에 다른 범용적인 구성요소들이 더 포함될 수 있음을 본 실시예와 관련된 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이해할 수 있다.

[0040] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 생체신호 품질 평가 장치(100)는 수신부(110), 프로세서(120), 메모리(130) 및 입출력 인터페이스(140)를 포함할 수 있다.

[0041] 수신부(110)는 대상자의 생체신호를 수신할 수 있다. 일 실시예로서, 생체신호 품질 평가 장치(100)가 생체신호 측정부를 구비하는 사용자 단말에 탑재되는 경우, 수신부(110)는 생체신호 측정부와 유선으로 연결되어 생체신호 측정부에서 시계열적으로 측정한 대상자의 생체신호를 수신할 수 있다.

[0042] 다른 실시예로서, 생체신호 품질 평가 장치(100)가 생체신호 측정부와 별도로 구비되는 서버에 구비되는 경우, 수신부(110)는 유선 또는 무선 통신을 이용하는 통신모듈로서 기능하여, 대상자의 생체신호를 제공받을 수 있다.

[0043] 여기서, 대상자의 생체신호는 적어도 하나의 센서를 이용하여 대상자의 신체에서 측정된 것일 수 있으며, 주기적으로 변화하는 파형으로 구성된 신호일 수 있다. 예를 들어, 생체신호는 광용적맥파(photoplethysmogram, PPG), 심전도(electrocardiography, ECG), 심진도(seismocardiogram, SCG), 심음도(phonocardiogram, PCG) 및 심장탄동도(ballistocardiogram, BCG) 중 하나일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 이하에서는 설명의 편의를 위하여 생체신호가 광용적맥파인 경우의 실시예를 중심으로 본 발명의 원리를 설명한다.

[0044] 수신부(110)는 대상자의 생체신호를 수신하여 후술할 프로세서(120)의 입력부(121)로 전달할 수 있다.

[0045] 한편, 수신부(110)는 생체신호를 포함하는 학습 데이터를 수신할 수 있다. 여기서, 학습 데이터는 복수의 피검자로부터 측정된 생체신호를 포함할 수 있으며, 다양한 유형의 측정장치에서 측정된 생체신호 및 다양한 환경에서 측정된 생체신호가 모두 포함될 수 있다.

[0046] 학습 데이터는 각각의 피검자로부터 연속적으로 측정된 생체신호를 소정의 길이 단위로 분할하여 생성된 것일 수 있다. 이때, 소정의 길이는 생체신호의 적어도 한주기를 포함하는 길이로 결정될 수 있다. 예를 들어, 학습 데이터는 전체 광용적맥파 신호를 5초 단위로 겹치지 않게 분할하여 생성된 분할 신호들로 구성될 수 있다. 학습 데이터는 언라벨링된(unlabeled) 제1 학습 데이터 및 라벨링된(labeled) 제2 학습 데이터를 포함할 수 있다.

[0047] 제1 학습 데이터는 광용적맥파의 분할 신호로 구성된 빅데이터일 수 있다. 제1 학습 데이터는 후술할 제2 학습 데이터 수의 50배 이상의 분할 신호를 포함할 수 있으며, 일 실시예에서, 제1 학습 데이터는 약 1.4TB가량의 라벨링 되지 않은 분할 신호로 구성될 수 있다. 제1 학습 데이터는 제1 학습 모델을 학습하는데 사용될 수 있다.

[0048] 제1 학습 모델의 학습에 사용되는 제1 학습 데이터에는 기록 실패, 일시적 단절 등의 다양한 기록 오류 신호가 포함될 수 있고, 중복 데이터 등 실제 사용 상황에서의 오류 신호도 포함될 수 있다. 제1 학습 데이터가 정상 신호 및 다양한 오류 신호를 포함하도록 함으로써 후술할 제1 학습 모델의 학습 단계에서 정상 신호 및 다양한 노이즈에 대한 클러스터 특성을 명확히 할 수 있게 된다.

[0049] 제2 학습 데이터는 각 분할 신호에서 사전에 설정된 기준에 따라 두 종류로 분류되어 라벨이 지정된 데이터일 수 있다. 여기서, 사전에 설정된 기준은 각 분할 신호의 품질의 고/저를 결정하는 기준일 수 있으며, 이때 라벨은 '허용 가능(acceptable)' 또는 '허용 불가(unacceptable)'로 지정될 수 있다.

[0050] 일 실시예에서, 분할 신호는 다음의 허용 불가 판단 조건 중 하나 이상을 만족할 경우 '허용 불가'로 선별되어 라벨링될 수 있으며, 잘못 생성된 라벨은 수동으로 수정될 수 있다.

[0051] 조건 1. 제로 크로싱(zero-crossing) 횟수가 길이 단위(초) 값의 두 배를 초과

[0052] 조건 2. 정규화된 신호의 절대 값이 2.58(2-sigma)을 초과하는 값이 포함

[0053] 조건 3. 정규화된 신호의 엔트로피가 5를 초과

[0054] 조건 4. 정규화된 주파수 스펙트럼의 첨도(kurtosis)가 2.4를 초과

[0055] 일 실시예에서, '허용 불가'로 라벨링된 분할 신호는 불균일한 박동 간격, 기생 피크(parasitic peak), 기저선 변동(baseline drift), 신호 손실 및 기타 부정확한 파동 모양 중 적어도 하나를 포함하는 분할 신호일 수 있다.

[0056] 라벨링된 제2 학습 데이터는 후술할 기계학습 기반의 제2 학습 모델의 학습에 사용될 수 있다. 일 실시예에서, 제2 학습 데이터의 70%는 제2 학습 모델의 개발에 사용될 수 있으며, 나머지 30%는 제2 학습 모델 및/또는 신호 품질 평가 모델의 테스트에 사용될 수 있다.

[0057] 수신부(110)는 제1 학습 데이터 및 제2 학습 데이터를 수신하여 후술할 프로세서(120)의 학습부(122)로 전달할 수 있다.

[0058] 프로세서(120)는 기본적인 산술, 로직 및 입출력 연산을 수행함으로써, 컴퓨터 프로그램의 명령을 처리하도록 구성될 수 있다. 명령은 메모리(130) 또는 수신부(110)에 의해 프로세서(120)로 제공될 수 있다. 예를 들어, 프로세서(120)는 메모리(130)와 같은 기록 장치에 저장된 프로그램 코드에 따라 수신되는 명령을 실행하도록 구성될 수 있다.

[0059] 프로세서(120)는 입력부(121), 학습부(122), 판단부(123)를 포함할 수 있다. 생체신호 품질 평가 장치(100)의 프로세서는 상기한 구성을 포함하는 하나의 프로세서로 이루어질 수도 있으나, 둘 이상의 프로세서를 이용하여 상기한 구성을 포함할 수도 있다.

[0060] 예를 들면, 생체신호 품질 평가 장치(100)의 학습부(122)는 서버의 프로세서에 포함되고, 입력부(121) 및 판단부(123)는 사용자 단말의 프로세서에 포함될 수 있다. 즉, 생체신호 품질 평가 장치(100)는 학습부(122)가 배치되는 서버로 학습 데이터를 전달하여 신호 품질 평가 모델을 학습시키고, 학습된 신호 품질 평가 모델을 사용자 단말의 판단부(123)로 전달하여 신규로 측정되는 대상자의 생체신호를 기초로 대상자의 생체신호의 품질을 평가하는 기능을 수행할 수 있다.

[0061] 입력부(121)는 시계열적으로 측정한 대상자의 생체신호를 획득하고, 이를 기초로 생체신호 데이터를 생성할 수 있다. 입력부(121)는 획득된 대상자의 생체신호를 소정의 길이 단위로 분할하여 복수의 분할 신호를 생성할 수 있으며, 분할된 복수의 분할 신호는 생체신호 데이터를 형성한다.

[0062] 구체적으로 입력부(121)는 수신부(110)가 대상자의 생체신호를 수신하면, 수신된 생체신호를 복수의 분할 신호로 분할할 수 있다. 이때, 생체신호의 분할 길이는 생체신호에 포함된 주기적 파형의 적어도 한주기가 포함되는 길이일 수 있다. 일 실시예로서, 입력부(121)는 획득된 대상자의 생체신호를 5초 길이의 단위로 겹치치 않게 분할하여 생체신호 데이터를 생성할 수 있다.

[0063] 입력부(121)는 생성된 생체신호 데이터를 판단부(123)로 전달할 수 있다.

[0064] 이하에서는 도 2 내지 도 5를 더 참조하여 신호 품질 평가 모델(240)에 대해 상세히 설명한다.

[0065] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 신호 품질 평가 모델(240)을 구축하는 과정을 설명하기 위한 개념도이며, 도 3은 도 2에 도시된 제1 학습 모델(210)의 구체적인 일 예이며, 도 4는 도 2에 도시된 제2 학습 모델(220)의 구체적인 일 예이며, 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 신호 품질 평가 모델(240)의 구체적인 일 예이다.

[0066] 도 1과 함께 도 2 내지 도 5를 참조하면, 학습부(122)는 생체신호를 포함하는 학습 데이터를 기초로 신호 품질 평가 모델(240)을 학습할 수 있다. 신호 품질 평가 모델(240)은 언라벨링된 제1 학습 데이터(Unlabeled Data)를 이용하여 비지도학습된 제1 학습 모델(210)과 라벨링된 제2 학습 데이터(Labeled Data)를 이용하여 지도학습된 제2 학습 모델을 이용하여 구축될 수 있다.

[0067] 학습부(122)는 제1 학습 데이터를 이용하여 제1 학습 모델을 학습할 수 있다. 일 실시예로서, 제1 학습 모델(210)은 라벨링 되지 않은 데이터를 이용하여 입력 데이터와 출력 데이터 값이 유사하도록 학습하는 기계 학습 모델인 오토인코더(autoencoder)를 포함할 수 있다. 즉, 제1 학습 모델(210)은 언라벨링된 제1 학습 데이터를 이용하여 오토인코더를 비지도학습함으로써 구축될 수 있다.

[0068] 도 3에 도시된 바와 같이, 제1 학습 모델(210)은 인코더(210a) 및 디코더(210b)를 포함할 수 있다. 여기서, 인코더(210a) 및 디코더(210b)는 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)으로 이루어질 수 있으나 이에 한정되는 것은 아니다. 언라벨링된 제1 학습 데이터를 입력 데이터로 이용하여 오토인코더를 학습하게 되면, 인코더(210a)와 디코더(210b)가 동시에 학습되게 된다.

[0069] 이때, 인코더(210a)는 입력 데이터의 핵심 특징을 추출하여 은닉층(hidden layer)으로 변환하며 추출된 핵심 특징을 학습할 수 있다. 인코더(210a)의 출력은 입력 데이터에서 불필요한 정보를 제거하고 핵심 특징만을 추출한 데이터일 수 있다. 디코더(210b)는 추출된 핵심 특징을 기반으로 입력 데이터에 가까운 값이 나오도록 데이터를 재구성하여 출력 데이터를 생성할 수 있다.

[0070] 따라서, 제1 학습 데이터를 기초로 제1 학습 모델(210)을 비지도학습하게 되면, 제1 학습 모델(210)의 인코더(210a)는 제1 학습 데이터에 포함된 유사한 특징들을 클러스터링(clustering)하도록 학습될 수 있다. 학습된 제1 학습 모델(210)의 인코더(210a)는 신호 품질 평가 모델(240)의 구축에 이용될 수 있다.

[0071] 한편, 학습부(122)는 제2 학습 데이터를 이용하여 제2 학습 모델(220)을 학습할 수 있다. 일 실시예로서, 제2 학습 모델(220)은 라벨링된 제2 학습 데이터를 이용하여 지도학습된 분류기(220a)를 포함할 수 있으며, 분류기(220a)는 입력 데이터에 대하여 제2 학습 데이터의 라벨에 기초하여 분류를 수행하도록 학습될 수 있다.

[0072] 예를 들어, 분류기(220a)는 심층 신경망(Deep Neural Networks, DNN), 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Networks, CNN), 순환 신경망(Reccurent Neural Network, RNN) 및 심층 신뢰 신경망(Deep Belief Networks, DBN) 중 어느 하나를 이용한 것일 수 있다. 이하에서는 설명의 편의를 위하여 분류기(220a)가 CNN 기반 학습 모

델을 이용하는 것을 예시적으로 설명하나, 본 발명은 이에 제한되지 않고 다양한 기계학습 모델을 이용할 수 있다.

[0073] 도 4에 도시된 바와 같이, 제2 학습 모델(220)은 입력 데이터에 대하여 컨볼루션을 수행하는 n개의 컨볼루션 계층을 포함하며, 완전 연결(full connected, FC) 계층, 드롭아웃(dropout) 계층, 소프트맥스(softmax)로 구성된 출력 스테이지(output stage)의 순환 구조를 가질 수 있다.

[0074] 컨볼루션 계층 각각은 배치 정규화(batch normalization) 및 활성 함수(activation function)를 포함할 수 있다. 활성 함수는 각층의 레이어들마다 적용되어 각 입력들이 복잡한 비선형성(non-linear) 관계를 갖게 하는 기능을 수행할 수 있다. 활성 함수는 입력을 표준화(normalization)된 출력으로 변환시킬 수 있는 시그모이드 함수(Sigmoid), 탄치 함수(tanh), 렐루(Rectified Linear Unit, ReLU), 리키 렐루(Leacky ReLU) 등이 사용될 수 있다.

[0075] 제2 학습 모델(220)의 하이퍼 파라미터(hyper parameter)(예컨대 컨볼루션 계층의 수, 학습률(learning rate), 완전 연결 계층의 노드 수, 배치의 크기, 드롭아웃 비율, 각 계층의 필터수 및 커널의 크기)들은 베이지안 최적화(Bayesian optimization)을 통해 결정될 수 있다.

[0076] 제2 학습 모델(220)은 입력 데이터에 대하여 제2 학습 데이터의 라벨에 기반하여 분류를 수행할 수 있다. 즉, 제2 학습 모델(220)은 분류기(220a)가 분류한 데이터의 분류 값이 정답 값(해당 데이터에 부여된 라벨)과 일치하도록 분류기(220a)를 지도학습할 수 있다. 학습된 제2 학습 모델(220)의 분류기(220a)는 신호 품질 평가 모델(240)의 구축에 이용될 수 있다.

[0077] 학습부(122)는 제1 학습 모델(210) 및 제2 학습 모델(220)의 학습이 모두 완료된 후, 제1 학습 모델(210)의 인코더(210a)와 제2 학습 모델(220)의 분류기(220a)를 결합하여 분류 모델(230)을 구축할 수 있다. 분류 모델(230)은 인코더(230a) 및 분류기(230b)를 포함할 수 있으며, 인코더(230a)와 분류기(230b)는 인코더(230a)의 출력이 분류기(230b)의 입력이 되도록 결합될 수 있다.

[0078] 분류 모델(230)의 인코더(230a)는 제1 학습 데이터를 기초로 학습된 제1 학습 모델(210)의 인코더(210a)일 수 있다. 이때, 분류 모델(230)의 인코더(230a)는 제1 학습 모델(210)의 인코더(210a)와 동일한 가중치(weight)를 갖도록 설정될 수 있다.

[0079] 분류 모델(230)의 분류기(230b)는 제2 학습 모델(220)의 분류기(220a)일 수 있다. 이때, 분류 모델(230)의 분류기(230b)는 제2 학습 모델(220)의 분류기(220a)에서 최적화된 구조(structure)만을 적용하고, 가중치(weight)는 적용하지 않은 것일 수 있다.

[0080] 학습부(122)는 라벨링된 제2 학습 데이터를 기초로 분류 모델(230)을 튜닝하여 신호 품질 평가 모델(240)을 구축할 수 있다. 다시 말해, 학습부(122)는 비지도학습된 인코더(230a)와 지도학습된 분류기(230b)를 결합하여 구축된 분류 모델(230)에 제2 학습 데이터를 입력하여 일반적인 지도학습과 동일한 방식으로 분류 모델(230)을 학습시킬 수 있으며 이를 통해 신호 품질 평가 모델(240)을 구축할 수 있다. 상기와 같이 구축된 신호 품질 평가 모델(240)은 준지도학습 모델(semi-supervised model)일 수 있다.

[0081] 구체적인 일 예로서, 신호 품질 평가 모델(240)은 도 5에 도시된 바와 같이 구현될 수 있다. 도 5를 참조하면, 신호 품질 평가 모델(240)의 인코더(240a)는 3개의 1차원 CNN 계층으로 구성될 수 있으며, 분류기(240b)는 5개의 1차원 CNN 계층과 1개의 FC(fully connected) 계층으로 구성될 수 있다. 따라서 입출력 계층을 제외한 최종 신호 품질 평가 모델(240)은 8개의 1차원 CNN 계층 및 1개의 덴스 레이어(dense layer)로 구성되어 총 9개의 층으로 구성될 수 있다.

[0082] 구축된 신호 품질 평가 모델(240)의 성능 평가에는 학습 모델의 개발에 사용되지 않은 제2 학습 데이터가 이용될 수 있다. 신호 품질 평가 모델(240)의 성능을 평가하기 위하여 AUROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic) 및 AUPRC(Area Under the Precision-Recall Curve)이 이용될 수 있다.

[0083] 신호 품질 평가 모델(240)은 지도학습된 제2 학습 모델(220)보다 실제 '허용 가능' 신호를 '허용 불가'로 잘못 판단하는 오류의 빈도를 크게 감소시켜 우수한 분류 성능을 나타내었다. 또한, ROC(Receiver Operating Characteristic) 및 PR(Precision Recall) 곡선 모두에서 신호 품질 평가 모델(240)의 곡선 아래 면적이 제2 학습 모델(220)보다 크게 나타나 신호 품질 평가 모델(240)의 분류 성능이 향상되었음을 알 수 있었다.

[0084] 다시 도 1을 참조하면, 판단부(123)는 학습부(122)에서 구축된 신호 품질 평가 모델(240)을 이용하여 대상자의 생체신호의 품질을 평가할 수 있다. 일 실시예에서, 판단부(123)는 입력부(121)로부터 대상자의 생체신호로부터

생성된 생체신호 데이터를 획득하고, 학습부(122)로부터 학습된 신호 품질 평가 모델(240)을 획득한 다음, 획득된 생체신호 데이터 및 신호 품질 평가 모델(240)을 이용하여 생체신호 데이터의 품질을 평가할 수 있다.

[0085] 일 실시예에서, 판단부(123)는 신호 품질 평가 모델(240)을 이용하여 생체신호 데이터 중 사전에 설정된 범위를 벗어나는 이상치 데이터를 분류하고, 분류된 이상치 데이터에 대한 정보를 이용하여 생체신호 데이터의 품질을 평가할 수 있다. 여기서, 상기 이상치 데이터는 생체신호 데이터의 제로 크로싱 횟수 또는 정규화된 절대값을 기초로 분류된 것일 수 있다.

[0086] 일례로, 이상치 데이터는 생체신호 데이터 중 제2 학습 데이터에서 '허용 불가'로 선별되는 기준과 동일한 기준으로 선별된 데이터일 수 있다.

[0087] 판단부(123)는 획득된 대상자의 생체신호 데이터를 신호 품질 평가 모델(240)에 입력하여 대상자의 생체신호 데이터의 품질 평가 결과를 제공할 수 있다. 예를 들어, 품질 평가 결과는 대상자의 생체신호 데이터에서 활용 가능한 데이터를 선별한 데이터일 수 있으며, 전체 생체신호 데이터에서 활용 불가한 데이터를 표시한 데이터일 수도 있고, 활용 가능한 데이터의 비율을 표시한 것일 수도 있다. 다만, 본 발명의 사상은 이에 한정되지 않으며, 판단부(123)는 생체신호 데이터의 품질을 표시할 수 있는 다양한 수단을 활용하여 생체신호 데이터 품질 평가 결과를 제공할 수 있다.

[0088] 한편, 생체신호 품질 평가 장치(100)는 신호 품질 평가 모델(240)을 이용하여 도출된 생체신호 데이터의 품질 평가 결과에 대한 피드백을 제공받고, 이에 대한 피드백 데이터를 생성하여 학습부(122)로 제공할 수 있다. 학습부(122)는 상기한 피드백 데이터를 이용하여 신호 품질 평가 모델(240)을 재학습할 수 있으며, 이를 통해 보다 정확한 추정 결과를 도출할 수 있다.

[0089] 한편, 생체신호 품질 평가 장치(100)의 메모리(130)는 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체로서, RAM(random access memory), ROM(read only memory) 및 디스크 드라이브와 같은 비소멸성 대용량 기록장치(permanent mass storage device)를 포함할 수 있다. 또한, 메모리(130)에는 운영체제와 적어도 하나의 프로그램 코드(일례로 사용자 단말에 설치되어 구동되는 브라우저나 상술한 어플리케이션 등을 위한 코드)가 저장될 수 있다.

[0090] 이러한 소프트웨어 구성요소들은 드라이브 메커니즘(drive mechanism)을 이용하여 메모리(130)와는 별도의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체로부터 로딩될 수 있다. 이러한 별도의 컴퓨터에서 판독가능한 기록 매체는 플로피 드라이브, 디스크, 테이프, DVD/CD-ROM 드라이브, 메모리 카드 등의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체를 포함할 수 있다.

[0091] 다른 실시예에서 소프트웨어 구성요소들은 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체가 아닌 수신부(110)를 통해 메모리(130)에 로딩될 수도 있다. 예를 들어 적어도 하나의 프로그램은 개발자들 또는 어플리케이션의 설치 파일을 배포하는 파일 배포 시스템(일례로 상술한 서버)가 네트워크를 통해 제공하는 파일들에 의해 설치되는 프로그램(일례로 상술한 어플리케이션)에 기반하여 메모리(130)에 로딩될 수 있다.

[0092] 입출력 인터페이스(140)는 입출력 장치와의 인터페이스를 위한 수단일 수 있다. 예를 들어, 입력 장치는 키보드 또는 마우스 등의 장치를, 그리고 출력 장치는 어플리케이션의 통신 세션을 표시하기 위한 디스플레이와 같은 장치를 포함할 수 있다. 다른 예로 입출력 인터페이스(140)는 터치스크린과 같이 입력과 출력을 위한 기능이 하나로 통합된 장치와의 인터페이스를 위한 수단일 수도 있다.

[0093] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 생체신호 품질 평가 방법을 도시한 흐름도이다.

[0094] 도 6을 참조하면, 생체신호 품질 평가 방법은 생체신호를 포함하는 학습 데이터를 수집하는 단계(S100), 언라벨링된 제1 학습 데이터 및 라벨링된 제2 학습 데이터를 이용하여 신호 품질 평가 모델을 구축하는 단계(S200) 및 피검자로부터 획득한 생체신호 데이터와 신호 품질 평가 모델을 이용하여 생체신호 데이터의 품질을 평가하는 단계(S300)를 포함할 수 있다.

[0095] 생체신호 품질 평가 방법은 먼저, 생체신호를 포함하는 학습 데이터를 수집한다(S100). 생체신호 품질 평가 장치(100)는 수신부(110)를 통해 학습 데이터를 수신받을 수 있으며, 수신된 학습 데이터는 프로세서(120)의 학습부(122)로 제공될 수 있다.

[0096] 학습 데이터는 복수의 피검자로부터 측정된 생체신호를 포함할 수 있으며, 시계열적으로 측정된 생체신호를 소정의 시간 단위로 분할한 분할 신호들로 구성될 수 있다. 학습 데이터는 라벨링되지 않은 데이터인 제1 학습 데이터 및 라벨링된 데이터인 제2 학습 데이터를 포함할 수 있다.

[0097] 제2 학습 데이터는 사전의 설정된 기준에 따라 생체신호의 품질을 두 가지로 분류하여 라벨링한 데이터일 수 있다. 제2 학습 데이터는 예를 들어, '허용 가능' 및 '허용 불가'의 두가지 라벨로 라벨링될 수 있으며, '허용 불가'로 라벨링된 데이터는 다음의 조건을 적어도 하나 이상 만족하는 데이터일 수 있다.

[0098] 조건 1. 제로 크로싱(zero-crossing) 횟수가 길이 단위(초) 값의 두 배를 초과

[0099] 조건 2. 정규화된 신호의 절대 값이 2.58(2-sigma)을 초과하는 값이 포함

[0100] 조건 3. 정규화된 신호의 엔트로피가 5를 초과

[0101] 조건 4. 정규화된 주파수 스펙트럼의 첨도(kurtosis)가 2.4를 초과

[0102] 다음, 언라벨링된 제1 학습 데이터를 이용하여 제1 학습 모델을 비지도학습하고, 라벨링된 제2 학습 데이터를 이용하여 제2 학습 모델을 지도학습하여 신호 품질 평가 모델을 구축한다(S200). 학습부(122)는 전달받은 학습 데이터에 포함된 제1 학습 데이터 및 제2 학습 데이터를 이용하여 제1 학습 모델 및 제2 학습 모델을 각각 학습할 수 있다.

[0103] 제1 학습 모델은 입력 데이터의 핵심 특징을 추출하여 압축하는 인코더 및 추출된 핵심 특징을 기반으로 입력 데이터와 비슷한 출력 데이터를 생성하는 디코더를 포함할 수 있다. 일 실시예에서, 제1 학습 모델은 입력 데이터와 출력 데이터의 차이가 작아지도록 학습하는 오토인코더를 포함할 수 있다.

[0104] 제2 학습 모델은 제2 학습 데이터를 기초로 분류 기준을 학습하고, 학습된 분류 기준을 통해 입력 데이터를 분류하여 분류된 결과를 출력하는 분류기를 포함할 수 있다. 일 실시예에서, 제2 학습 모델은 제2 학습 데이터의 라벨에 기초하여 분류를 수행하도록 학습된 컨볼루션 신경망 기반의 분류기를 포함할 수 있다.

[0105] 학습부(122)는 제1 학습 모델과 제2 학습 모델의 학습이 완료된 다음, 제1 학습 모델의 인코더와 제2 학습 모델의 분류기를 결합하여 분류 모델을 구축할 수 있다. 이때, 제1 학습 모델의 인코더의 출력이 제2 학습 모델의 분류기로 입력되도록 상기 인코더와 상기 분류기를 결합할 수 있다. 분류 모델의 구축 시 제1 학습 모델의 인코더는 가중치를 그대로 사용하며, 제2 학습 모델의 분류기는 가중치는 적용하지 않고 구조만을 사용하여 분류 모델을 구축할 수 있다.

[0106] 다음, 제2 학습 데이터를 기초로 분류 모델을 튜닝하여 신호 품질 평가 모델을 구축한다. 즉, 학습부(122)는 구축된 분류 모델에 제2 학습 데이터를 입력하여 분류 모델을 지도학습하여 신호 품질 평가 모델을 구축할 수 있다.

[0107] 다음, 대상자로부터 획득한 생체신호 데이터와 신호 품질 평가 모델을 이용하여 생체신호 데이터의 품질을 평가한다(S300). 수신부(110)는 대상자의 생체신호를 수신한 다음 프로세서(120)의 입력부(121)로 제공할 수 있다. 입력부(121)는 제공받은 생체신호를 사전의 설정된 시간 단위로 분할하여 생체신호 데이터를 생성할 수 있다. 이때, 생체신호는 학습 데이터에 포함된 각 분할 신호와 동일한 길이를 갖도록 분할되는 것일 수 있다.

[0108] 판단부(123)는 입력부(121)로부터 대상자로부터 획득한 생체신호 데이터를 제공받을 수 있으며, 학습부(122)로부터 신호 품질 평가 모델을 제공받을 수 있다. 판단부(123)는 대상자의 생체신호 데이터를 신호 품질 평가 모델에 입력하여 생체신호 데이터의 품질 평가 결과를 획득할 수 있다.

[0109] 일 실시예에서, 판단부(123)는 생체신호 데이터 중 사전에 설정된 범위를 벗어나는 이상치 데이터를 분류하고, 상기 분류된 이상치 데이터에 대한 정보를 이용하여 생체신호 데이터의 품질을 평가할 수 있다. 구체적으로, 판단부(123)는 이상치 데이터의 비율, 분포 등을 그래프로 나타낼 수 있으며 이상치 데이터에 대한 정보가 포함된 품질 평가 결과를 사용자에게 제공할 수 있다.

[0110] 다른 실시예에서, 판단부(123)는 생체신호 데이터 중 사전에 설정된 범위를 벗어나는 이상치 데이터를 분류하고 이상치 데이터가 제거된 생체신호 데이터를 사용자에게 제공할 수 있다.

[0111] 또 다른 실시예에서, 판단부(123)는 생체신호 데이터의 품질을 평가하고 평가된 생체신호 데이터의 품질이 사전에 설정된 기준 이하인 경우 이를 사용자에게 알리도록 할 수 있다. 예를 들어, 판단부(123)는 사용자 단말에 구비된 사용자 인터페이스와 연결되어 소리, 진동, 빛 등의 형태로 사용자에게 생체신호 데이터의 품질 평가 결과를 알리도록 할 수 있다.

[0112] 전술한 바와 같이, 본 발명의 실시예들에 따른 생체신호 품질 평가 방법 및 장치는 비지도학습 기반의 제1 학습 모델과 지도학습 기반의 제2 학습 모델을 이용하여 준지도학습 기반의 신호 품질 평가 모델을 구축할 수

있으며, 신호 품질 평가 모델을 이용하여 대상자의 생체신호에서 활용 가능한 정상 신호와 노이즈가 포함된 활용 불가능한 신호를 높은 정확도로 구별할 수 있다. 이를 통해, 웨어러블 장치 등을 통하여 실생활에서 측정된 생체신호에서 노이즈 등이 포함되어 활용 불가능한 신호들을 효과적으로 제거할 수 있으며, 생체신호를 바탕으로 한 진단 정보를 사용자에게 제공하기 전 왜곡된 생체신호를 사전에 제거하도록 함으로써 진단 결과의 신뢰성을 확보할 수 있게 된다.

[0113] 또한, 본 발명의 실시예들은 생체신호의 품질을 평가하여 활동이 많아 사용자의 동잡음으로 인한 영향이 큰 상황을 구분할 수 있으며, 이러한 상황 또는 생체신호의 품질이 연속적으로 좋지 않은 상태일 때 웨어러블 장치가 생체신호를 수집하지 않도록 하거나 웨어러블 장치의 전원을 절전모드로 전환하도록 함으로써 웨어러블 장치의 사용편의성을 향상시킬 수 있다.

[0114] 또한, 본 발명의 실시예들은 큰 용량의 빅데이터 및 소량의 라벨링 데이터를 학습 모델의 개발에 이용함으로써 학습 모델의 성능을 크게 향상시킬 수 있으며, 학습 모델의 안정성 및 신뢰성을 확보하면서도 데이터 라벨링에 소요되는 시간 및 비용을 절감할 수 있게 된다.

[0115] 본 실시예들은 컴퓨터에 의해 실행되는 프로그램 모듈과 같은 컴퓨터에 의해 실행 가능한 명령어를 포함하는 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 휘발성 및 비휘발성 매체, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터 저장 매체 및 통신 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 통신 매체는 전형적으로 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈과 같은 변조된 데이터 신호의 기타 데이터, 또는 기타 전송 메커니즘을 포함하며, 임의의 정보 전달 매체를 포함한다.

[0116] 또한, 본 명세서에서, "부"는 프로세서 또는 회로와 같은 하드웨어 구성(hardware component), 및/또는 프로세서와 같은 하드웨어 구성에 의해 실행되는 소프트웨어 구성(software component)일 수 있다.

[0117] 이와 같이 본 발명은 도면에 도시된 일 실시예를 참고로 하여 설명하였으나 이는 예시적인 것에 불과하며 당해 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 실시예의 변형이 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 특허청구범위의 기술적 사상에 의하여 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

[0118] 100 : 생체신호 품질 평가 장치

110 : 수신부

120 : 프로세서

121 : 입력부

122 : 학습부

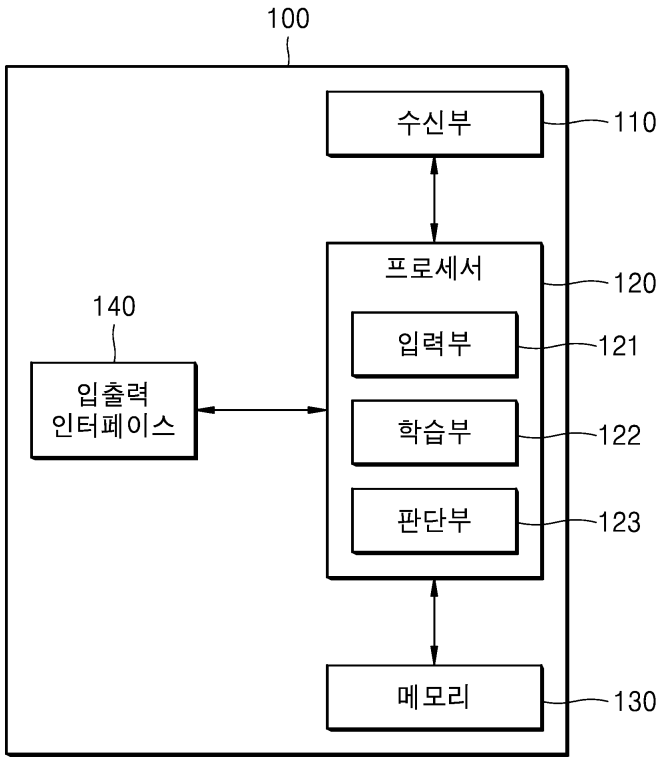
123 : 판단부

130 : 메모리

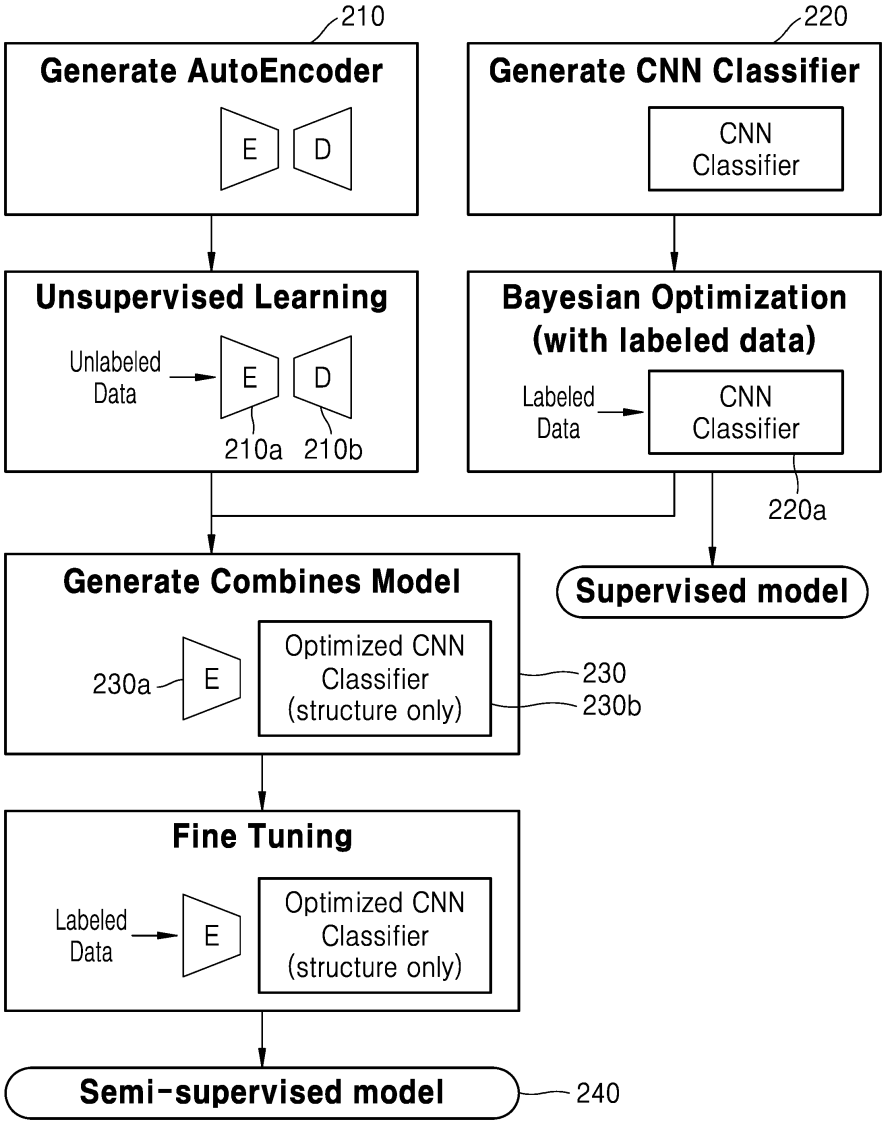
140 : 입출력 인터페이스

도면

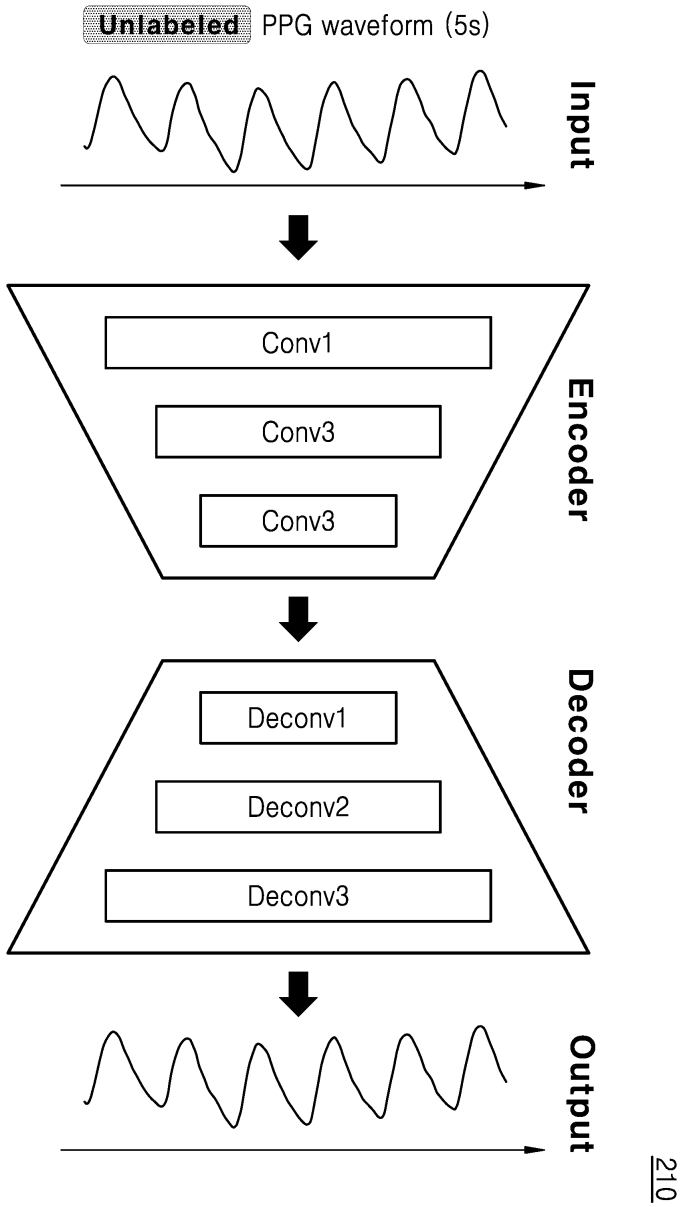
도면1


100
수신부
110
프로세서
120
140
입력부
121
입출력
인터페이스
학습부
122
판단부
123
메모리
130

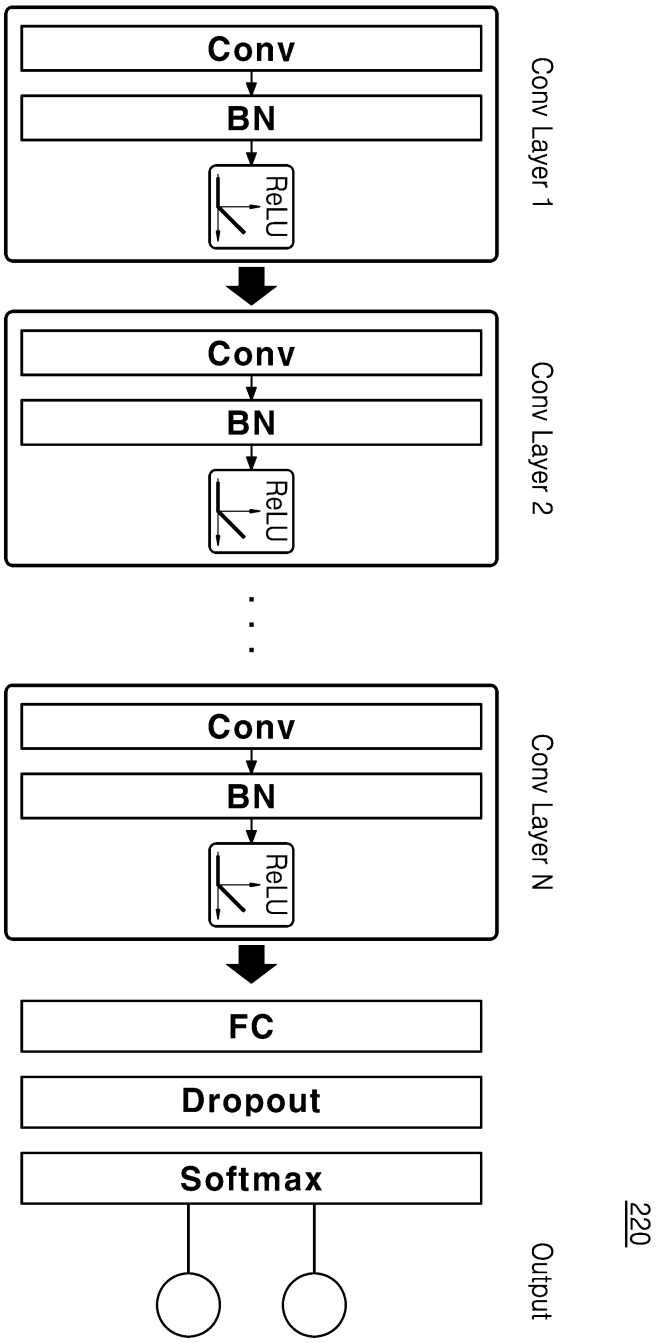
도면2


210
Generate AutoEncoder
E
D
220
Generate CNN Classifier
CNN Classifier
Unsupervised Learning
Unlabeled Data
E
D
210a
210b
Bayesian Optimization (with labeled data)
Labeled Data
CNN Classifier
220a
Generate Combines Model
230a
E
Optimized CNN Classifier (structure only)
230
230b
Supervised model
Fine Tuning
Labeled Data
E
Optimized CNN Classifier (structure only)
Semi-supervised model
240

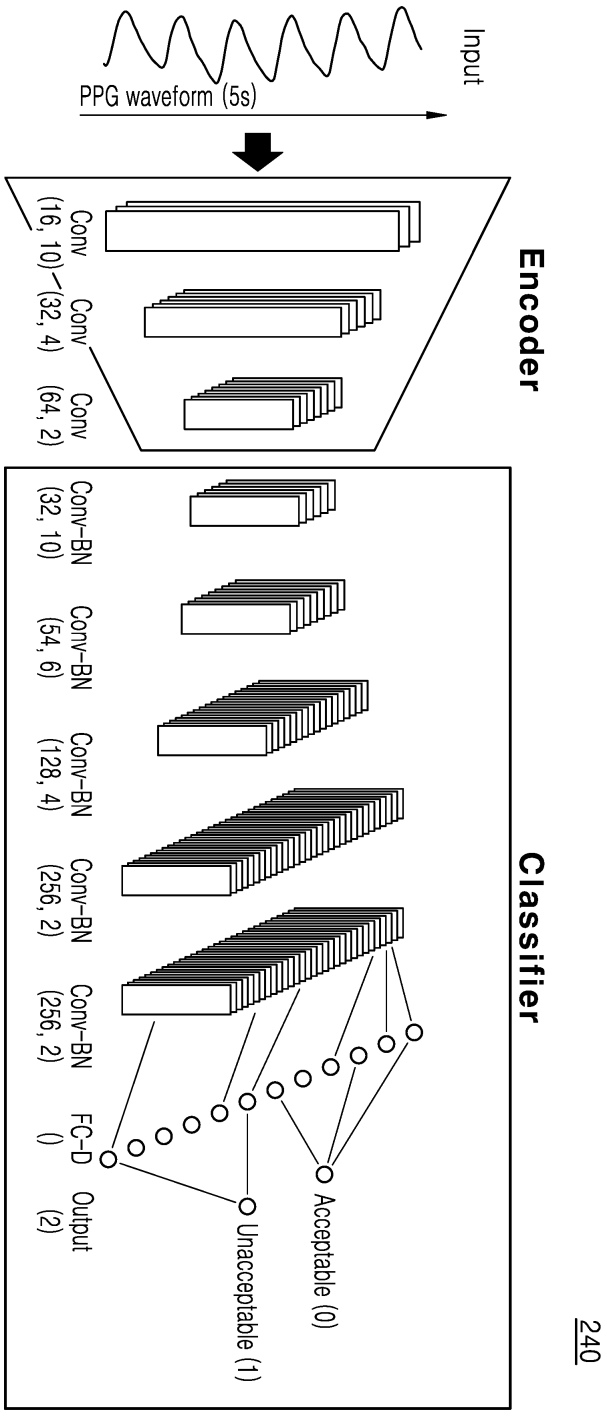
도면3


Unlabeled
PPG waveform (5s)
Input
Conv1
Conv3
Conv3
Encoder
Deconv1
Deconv2
Deconv3
Decoder
Output
210

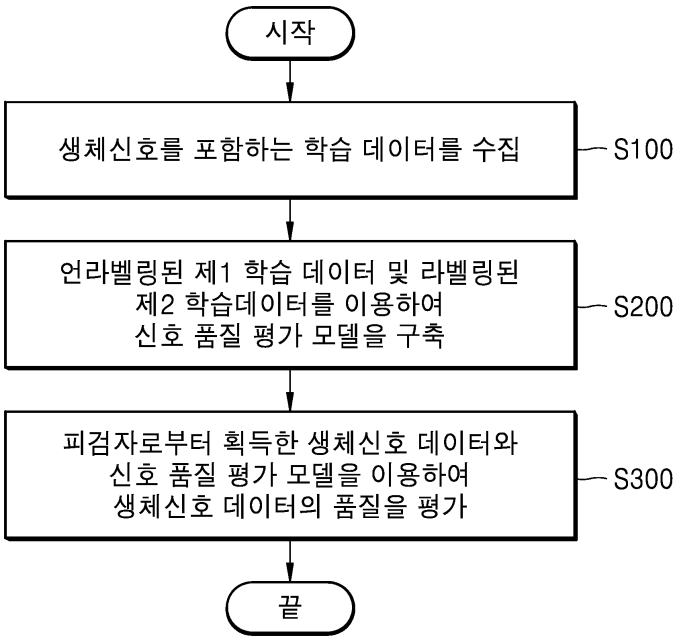
도면4


Conv
BN
ReLU
Conv Layer 1
Conv
BN
ReLU
Conv Layer 2
Conv
BN
ReLU
Conv Layer N
FC
Dropout
Softmax
Output
220

도면5


Input
PPG waveform (5s)
Encoder
Conv (16, 10)
Conv (32, 4)
Conv (64, 2)
Classifier
Conv-BN (32, 10)
Conv-BN (54, 6)
Conv-BN (128, 4)
Conv-BN (256, 2)
Conv-BN (256, 2)
FC-D ()
Output (2)
Acceptable (0)
Unacceptable (1)
240

도면6


시작
생체신호를 포함하는 학습 데이터를 수집
S100
언라벨링된 제1 학습 데이터 및 라벨링된
제2 학습데이터를 이용하여
신호 품질 평가 모델을 구축
S200
피검자로부터 획득한 생체신호 데이터와
신호 품질 평가 모델을 이용하여
생체신호 데이터의 품질을 평가
S300
끝