



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0053529
(43) 공개일자 2025년04월22일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/024 (2025.01) A61B 5/00 (2021.01)
G06N 3/04 (2023.01) G06N 3/0464 (2023.01)
G06N 3/0475 (2023.01) G06N 3/094 (2023.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/02416 (2013.01)
A61B 5/7267 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0136907
(22) 출원일자 2023년10월13일
심사청구일자 2023년10월13일

(71) 출원인
재단법인 아산사회복지재단
서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 (풍납동)
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)
(72) 발명자
신항식
전라남도 순천시 왕지3길 55, 102동 2104호 (왕지동, 순천두산위브1단지아파트)
(74) 대리인
특허법인 무한

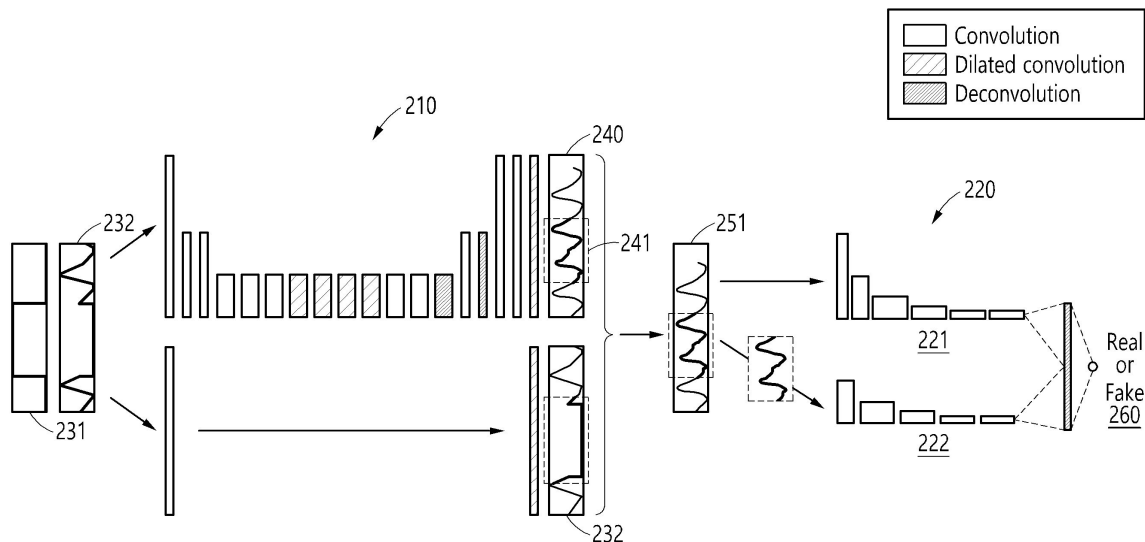
전체 청구항 수 : 총 24 항

(54) 발명의 명칭 준주기적 생체 신호 파형을 복원하기 위한 파형 복원 모델 학습 방법 및 장치

(57) 요약

일 실시예에 따른 준주기적 생체 신호 파형을 복원하기 위한 파형 복원 모델 학습 방법 및 장치는 준주기적(quasi-periodic) 생체 신호에 관한 생성자 학습 데이터(Generator training data)를 획득하는 단계, 상기 생성자 학습 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크에 기초한 생성 네트워크(Generation Network)를 학습시키는 단계, 학

대표도



습 입력 신호에서 신호의 손실 구간을 지시하는 마스크 정보 및 상기 학습 입력 신호로부터 상기 학습된 생성 네트워크를 이용하여 손실 구간의 구간 신호를 포함하는 과형 신호를 생성하는 단계, 상기 학습 입력 신호와 상기 구간 신호를 결합시킴으로써 복원 신호를 생성하는 단계, 뉴럴 네트워크에 기초한 글로벌 판별자 모델(Global Discriminator model)과 로컬 판별자 모델(local Discriminator model)을 이용하여 상기 생성된 복원 신호에 대한 판별 결과를 생성하는 단계 및 상기 복원 신호에 대한 상기 판별 결과에 기초하여 상기 글로벌 판별자 모델 및 상기 로컬 판별자 모델을 포함하는 판별 네트워크(Discrimination Network)를 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

(52) CPC특허분류

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/0475 (2023.01)

G06N 3/049 (2023.01)

G06N 3/094 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465038587
과제번호	HR20C0026010023
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	연구중심병원 육성 R&D
연구과제명	고위험 환자 최적진료를 위한 차세대 융합 케어기술 개발 및 사업화
기 여 율	50/100
과제수행기관명	서울아산병원
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465039225
과제번호	HI22C1668000123
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	울산대학교 산학협력단
연구사업명	2015년도 보건복지부 정신건강연구개발사업
연구과제명	생체 정보 및 활동 정보 기반 환자 위험 감지 및 조기 예측, 최적 알람 기술 개발
기 여 율	50/100
과제수행기관명	울산대학교 산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

준주기적(quasi-periodic) 생체 신호의 파형을 복원하기 위해 파형 복원 모델을 학습하는 방법에 있어서,

준주기적 생체 신호에 관한 생성자 학습 데이터(Generator training data)를 획득하는 단계;

상기 생성자 학습 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크에 기초한 생성 네트워크(Generation Network)를 학습시키는 단계;

학습 입력 신호에서 신호의 손실 구간을 지시하는 마스크 정보 및 상기 학습 입력 신호로부터 상기 학습된 생성 네트워크를 이용하여 손실 구간의 구간 신호를 포함하는 파형 신호를 생성하는 단계;

상기 학습 입력 신호와 상기 구간 신호를 결합시킴으로써 복원 신호를 생성하는 단계;

뉴럴 네트워크에 기초한 글로벌 판별자 모델(Global Discriminator model)과 로컬 판별자 모델(local Discriminator model)을 이용하여 상기 생성된 복원 신호에 대한 판별 결과를 생성하는 단계; 및

상기 복원 신호에 대한 상기 판별 결과에 기초하여 상기 글로벌 판별자 모델 및 상기 로컬 판별자 모델을 포함하는 판별 네트워크(Discrimination Network)를 학습시키는 단계

를 포함하는 파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 생성자 학습 데이터를 획득하는 단계는,

원본 준주기적 생체 신호로부터 상기 마스크 정보에 대응하는 상기 손실 구간의 파형을 제거함으로써 상기 생성자 학습 데이터를 생성하는 단계

를 포함하는 파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 복원 신호를 생성하는 단계는,

상기 파형 신호로부터 상기 마스크 정보에 기초하여 상기 손실 구간에 대응하는 상기 구간 신호를 추출하는 단계;

상기 학습 입력 신호로부터 상기 마스크 정보에서의 상기 손실 구간 이외의 구간에 기초하여 원본 부분 신호를 추출하는 단계; 및

상기 추출된 구간 신호 및 상기 원본 부분 신호를 결합함으로써 상기 복원 신호를 생성하는 단계

를 포함하는 파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 준주기적 생체 신호는,

제1 주기의 심박동에 의한 파형을 가지고 상기 제1 주기보다 긴 제2 주기의 호흡에 의한 파형을 가지는 준주기

적 신호를 포함하는,
파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,
상기 준주기적 생체 신호는,
광용적맥파(PPG, photoplethysmography) 신호인,
파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,
상기 생성 네트워크는,
복수의 컨볼루션(convolution) 계층, 확장 컨볼루션 계층(dilated convolution) 및 디컨볼루션(deconvolution) 계층을 포함하는,
파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,
상기 컨볼루션, 확장 컨볼루션 및 디컨볼루션은, 모두 동일한 크기의 커널(kernel)을 사용하는,
파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,
상기 생성 네트워크를 학습시키는 단계는,
상기 생성자 학습 데이터에 기초하여 가중 MSE 손실(weighted MSE loss)을 산출하는 단계; 및
상기 산출된 가중 MSE 손실에 기초하여 미리 결정된 제1 횟수의 에폭(epoch) 동안 상기 생성 네트워크를 학습시키는 단계
를 포함하는 파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,
상기 판별 네트워크를 학습시키는 단계는,
상기 복원 신호에 대한 판별 결과에 기초하여 바이너리 크로스 엔트로피 손실(binary cross entropy loss)을 산출하는 단계; 및
상기 산출된 바이너리 크로스 엔트로피 손실에 기초하여 미리 결정된 제2 횟수의 에폭(epoch) 동안 상기 판별 네트워크를 학습시키는 단계

를 포함하는 파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 10

제8항 및 제9항에 있어서,

상기 제1 횡수의 에폭(epoch)과 상기 제2 횡수의 에폭(epoch)의 합을 초과하는 횡수의 에폭(epoch)이 되는 경우, 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 재학습시키는 단계

를 더 포함하는 파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 재학습시키는 단계는,

상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크의 공동 손실 기울기(joint loss gradient)를 산출하는 단계; 및

상기 산출된 공동 손실 기울기에 기초하여 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 함께 재학습시키는 단계

를 포함하는 파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 12

제1항에 있어서,

상기 생성된 복원 신호를 판별하는 단계는,

상기 글로벌 판별자 모델을 이용하여 상기 복원 신호의 전체 신호를 판별하는 단계; 및

상기 로컬 판별자 모델을 이용하여 상기 복원 신호의 손실 구간의 구간 신호를 판별하는 단계

를 포함하는 파형 복원 모델 학습 방법.

청구항 13

준주기적 생체 신호에 관한 생성자 학습 데이터를 획득하고, 상기 생성자 학습 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크에 기초한 생성 네트워크를 학습시키고, 학습 입력 신호에서 신호의 손실 구간을 지시하는 마스크 정보 및 상기 학습 입력 신호로부터 상기 학습된 생성 네트워크를 이용하여 손실 구간의 구간 신호를 포함하는 파형 신호를 생성하고, 상기 학습 입력 신호와 상기 구간 신호를 결합시킴으로써 복원 신호를 생성하고, 뉴럴 네트워크에 기초한 글로벌 판별자 모델과 로컬 판별자 모델을 이용하여 상기 생성된 복원 신호에 대한 판별 결과를 생성하며, 상기 복원 신호에 대한 상기 판별 결과에 기초하여 상기 글로벌 판별자 모델 및 상기 로컬 판별자 모델을 포함하는 판별 네트워크를 학습시키는 프로세서

를 포함하는 파형 복원 모델 학습 장치.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 프로세서는,

원본 준주기적 생체 신호로부터 상기 마스크 정보에 대응하는 상기 손실 구간의 파형을 제거함으로써 상기 생성

자 학습 데이터를 생성하는,
파형 복원 모델 학습 장치.

청구항 15

제13항에 있어서,
상기 프로세서는,
상기 파형 신호로부터 상기 마스크 정보에 기초하여 상기 손실 구간에 대응하는 상기 구간 신호를 추출하고, 상기 학습 입력 신호로부터 상기 마스크 정보에서의 상기 손실 구간 이외의 구간에 기초하여 원본 부분 신호를 추출하며, 상기 추출된 구간 신호 및 상기 원본 부분 신호를 결합함으로써 상기 복원 신호를 생성하는,
파형 복원 모델 학습 장치.

청구항 16

제13항에 있어서,
상기 준주기적 생체 신호는,
제1 주기의 심박동에 의한 파형을 가지고 상기 제1 주기보다 긴 제2 주기의 호흡에 의한 파형을 가지는 준주기적 신호를 포함하는,
파형 복원 모델 학습 장치.

청구항 17

제13항에 있어서,
상기 준주기적 생체 신호는,
광용적맥파(PPG) 신호인,
파형 복원 모델 학습 장치.

청구항 18

제13항에 있어서,
상기 생성 네트워크는,
복수의 컨볼루션 계층, 확장 컨볼루션 계층 및 디컨볼루션 계층을 포함하는,
파형 복원 모델 학습 장치.

청구항 19

제18항에 있어서,
상기 컨볼루션, 확장 컨볼루션 및 디컨볼루션은, 모두 동일한 크기의 커널을 사용하는,
파형 복원 모델 학습 장치.

청구항 20

제13항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 생성자 학습 데이터에 기초하여 가중 MSE 손실을 산출하고, 상기 산출된 가중 MSE 손실에 기초하여 미리 결정된 제1 횟수의 에폭(epoch) 동안 생성 네트워크를 학습시키는,

파형 복원 모델 학습 장치.

청구항 21

제13항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 복원 신호에 대한 평가 결과에 기초하여 바이너리 크로스 엔트로피 손실을 산출하고, 상기 산출된 바이너리 크로스 엔트로피 손실에 기초하여 미리 결정된 제2 횟수의 에폭(epoch) 동안 판별 네트워크를 학습시키는,

파형 복원 모델 학습 장치.

청구항 22

제20항 및 제21항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 제1 횟수의 에폭(epoch)과 상기 제2 횟수의 에폭(epoch)의 합을 초과하는 횟수의 에폭(epoch)이 되는 경우, 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 재학습시키는,

파형 복원 모델 학습 장치.

청구항 23

제22항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크의 공동 손실 기울기를 산출하고, 상기 산출된 공동 손실 기울기에 기초하여 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 함께 재학습시키는,

파형 복원 모델 학습 장치.

청구항 24

제13항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 글로벌 판별자 모델을 이용하여 상기 복원 신호의 전체 신호를 판별하고, 상기 로컬 판별자 모델을 이용하여 상기 복원 신호의 손실 구간의 구간 신호를 판별하는,

파형 복원 모델 학습 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 이하, 광용적맥파(PPG)에서 다양한 요인으로 발생하는 노이즈로 인하여 손상된 신호의 과형 복원에 관한 기술이 제공된다.

배경 기술

[0003] 헬스케어(healthcare)는 질병의 치료, 예방 및 건강의 관리를 포함하는 전반적인 개인의 건강을 관리하는 기술을 의미할 수 있다. 헬스케어는 휴대용 기기, 빅데이터, 인공지능(AI) 기술 등의 발전에 대응하여 발전함에 따라 그 시장 규모 또한 확대되고 있다. 이러한 헬스케어는 간략하게 건강관련 정보를 획득하는 웨어러블 디바이스, 획득된 건강관련 정보를 관리하는 데이터 관리시스템 및 획득된 건강관련 정보에 기초하여 사용자에게 서비스를 제공하는 서비스 콘텐츠 제공 시스템으로 구성될 수 있다. 이 중 웨어러블 디바이스는 헬스케어의 기본적인 데이터를 생성함에 따라 가장 핵심적인 요소로 볼 수 있으며, 기술의 발전 속도 또한 빨라 경쟁력 확보를 위해 기술의 발전이 더욱 필요할 수 있다.

[0004] 헬스케어 웨어러블 디바이스는 크게 피트니스(Fitness) 영역, 메디컬(Medical) 영역, 웰니스(Wellness) 영역으로 나뉘어 헬스케어 서비스를 제공하고 있다. 피트니스 영역에서의 헬스케어 웨어러블 디바이스는 달리기, 걷기, 자전거 타기, 수영 등 다양한 종류의 운동 수행을 트래킹(tracking)할 수 있다. 또한, 메디컬 영역에서의 헬스케어 웨어러블 디바이스는 심전도(Electrocardiograph, ECG)를 이용한 심방세동 검출, 비침습 혈압 측정, 산소포화도 측정, 광용적맥파(PPG)를 이용한 이상심박/고심박/저심박 검출 등을 수행할 수 있다. 웰니스 영역에서의 헬스케어 웨어러블 디바이스는 수면, 스트레스, 호흡, 체성분, 정신 건강 등과 관련된 서비스를 제공할 수 있다. 또한, 생체센서의 성능 개선과 계측장비의 발달로 인하여 다양한 신체부위에서 다양한 생체 신호를 측정할 수 있다. 이에 헬스케어 서비스 또한 복합적으로 연계되어 발전하고 있다. 예를 들어, 정신 건강 문제가 있는 환자를 상담뿐만 아니라 생체신호를 측정하고 분석하여 환자의 상태를 판단할 수 있다. 이와 유사하게 헬스케어 웨어러블 디바이스에서 사용되는 광용적맥파(PPG)는 직접적인 메디컬 영역인 심장 박동 문제뿐만 아니라 웰니스 영역인 스트레스 상태 및 피로도 또한 검출할 수 있으므로 기술 발전의 중요성이 날로 증가하고 있다.

[0005] 위에서 설명한 배경기술은 발명자가 본원의 개시 내용을 도출하는 과정에서 보유하거나 습득한 것으로서, 반드시 본 출원 전에 일반 공중에 공개된 공지기술이라고 할 수는 없다.

선행기술문헌

특허문헌

[0007] (특허문헌 0001) 한국 공개 특허공보 10-2020-0120494(2020년 10월 21일 공고)에는 PPG 신호에 대한 드리프트, 노이즈 및 모션 아티팩트 보정 방법 및 그 장치가 제시된다.

(특허문헌 0002) 한국 등록 특허공보 10-1514151(2015년 04월 15일 공고)에는 동잡음에 강건한 PPG 신호 측정 방법이 제시된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 일 실시예에 따른 주기적 생체 신호 과형을 복원하기 위한 과형 복원 모델 학습 방법 및 장치는 생성 네트워크를 이용하여 주기적 생체 신호 과형을 복원하고, 판별 네트워크로 복원한 주기적 생체 신호 과형을 판별할 수 있다.

[0009] 일 실시예에 따른 주기적 생체 신호 과형을 복원하기 위한 과형 복원 모델 학습 방법 및 장치는 판별 네트워크에 글로벌 판별자 모델 및 로컬 판별자 모델을 포함할 수 있다.

[0010] 다만, 기술적 과제는 상술한 기술적 과제들로 한정되는 것은 아니며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

- [0012] 일 실시예에 따른 준주기적 생체 신호 파형을 복원하기 위한 파형 복원 모델 학습 방법은 준주기적(quasi-periodic) 생체 신호에 관한 생성자 학습 데이터(Generator training data)를 획득하는 단계, 상기 생성자 학습 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크에 기초한 생성 네트워크(Generation Network)를 학습시키는 단계, 학습 입력 신호에서 신호의 손실 구간을 지시하는 마스크 정보 및 상기 학습 입력 신호로부터 상기 학습된 생성 네트워크를 이용하여 손실 구간의 구간 신호를 포함하는 파형 신호를 생성하는 단계, 상기 학습 입력 신호와 상기 구간 신호를 결합시킴으로써 복원 신호를 생성하는 단계, 뉴럴 네트워크에 기초한 글로벌 판별자 모델(Global Discriminator model)과 로컬 판별자 모델(local Discriminator model)을 이용하여 상기 생성된 복원 신호에 대한 판별 결과를 생성하는 단계 및 상기 복원 신호에 대한 상기 판별 결과에 기초하여 상기 글로벌 판별자 모델 및 상기 로컬 판별자 모델을 포함하는 판별 네트워크(Discrimination Network)를 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.
- [0013] 상기 생성자 학습 데이터를 획득하는 단계는, 원본 준주기적 생체 신호로부터 상기 마스크 정보에 대응하는 상기 손실 구간의 파형을 제거함으로써 상기 생성자 학습 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0014] 상기 복원 신호를 생성하는 단계는, 상기 파형 신호로부터 상기 마스크 정보에 기초하여 상기 손실 구간에 대응하는 상기 구간 신호를 추출하는 단계, 상기 학습 입력 신호로부터 상기 마스크 정보에서의 상기 손실 구간 이외의 구간에 기초하여 원본 부분 신호를 추출하는 단계 및 상기 추출된 구간 신호 및 상기 원본 부분 신호를 결합함으로써 상기 복원 신호를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0015] 상기 준주기적 생체 신호는, 제1 주기의 심박동에 의한 파형을 가지고 상기 제1 주기보다 긴 제2 주기의 호흡에 의한 파형을 가지는 준주기적 신호를 포함할 수 있다.
- [0016] 상기 준주기적 생체 신호는, 광용적맥파(PPG, photoplethysmography) 신호일 수 있다.
- [0017] 상기 생성 네트워크는, 복수의 컨볼루션(convolution) 계층, 확장 컨볼루션 계층(dilated convolution) 및 디컨볼루션(deconvolution) 계층을 포함할 수 있다.
- [0018] 상기 컨볼루션, 확장 컨볼루션 및 디컨볼루션은, 모두 동일한 크기의 커널을 사용할 수 있다.
- [0019] 상기 생성 네트워크를 학습시키는 단계는, 상기 생성자 학습 데이터에 기초하여 가중 MSE 손실(weighted MSE loss)을 산출하는 단계 및 상기 산출된 가중 MSE 손실에 기초하여 미리 결정된 제1 횟수의 에폭(epoch) 동안 상기 생성 네트워크를 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.
- [0020] 상기 판별 네트워크를 학습시키는 단계는, 상기 복원 신호에 대한 판별 결과에 기초하여 바이너리 크로스 엔트로피 손실(binary cross entropy loss)을 산출하는 단계 및 상기 산출된 바이너리 크로스 엔트로피 손실에 기초하여 미리 결정된 제2 횟수의 에폭(epoch) 동안 상기 판별 네트워크를 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.
- [0021] 상기 방법은 상기 제1 횟수의 에폭(epoch)과 상기 제2 횟수의 에폭(epoch)의 합을 초과하는 횟수의 에폭(epoch)이 되는 경우, 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 재학습시키는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0022] 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 재학습시키는 단계는, 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크의 공동 손실 기울기(joint loss gradient)를 산출하는 단계 및 상기 산출된 공동 손실 기울기에 기초하여 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 함께 재학습시키는 단계를 포함할 수 있다.
- [0023] 상기 생성된 복원 신호를 판별하는 단계는, 상기 글로벌 판별자 모델을 이용하여 상기 복원 신호의 전체 신호를 판별하는 단계 및 상기 로컬 판별자 모델을 이용하여 상기 복원 신호의 손실 구간의 구간 신호를 판별하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0024] 일 실시예에 따른 준주기적 생체 신호 파형을 복원하기 위한 파형 복원 모델 학습 장치는 준주기적 생체 신호에 관한 생성자 학습 데이터를 획득하고, 상기 생성자 학습 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크에 기초한 생성 네트워크를 학습시키고, 학습 입력 신호에서 신호의 손실 구간을 지시하는 마스크 정보 및 상기 학습 입력 신호로부터 상기 학습된 생성 네트워크를 이용하여 손실 구간의 구간 신호를 포함하는 파형 신호를 생성하고, 상기 학습 입력 신호와 상기 구간 신호를 결합시킴으로써 복원 신호를 생성하고, 뉴럴 네트워크에 기초한 글로벌 판별자

모델과 로컬 판별자 모델을 이용하여 상기 생성된 복원 신호에 대한 판별 결과를 생성하며, 상기 복원 신호에 대한 상기 판별 결과에 기초하여 상기 글로벌 판별자 모델 및 상기 로컬 판별자 모델을 포함하는 판별 네트워크를 학습시키는 프로세서를 포함할 수 있다.

- [0025] 상기 프로세서는, 원본 주기적 생체 신호로부터 상기 마스크 정보에 대응하는 상기 손실 구간의 파형을 제거함으로써 상기 생성자 학습 데이터를 생성할 수 있다.
- [0026] 상기 프로세서는, 상기 파형 신호로부터 상기 마스크 정보에 기초하여 상기 손실 구간에 대응하는 상기 구간 신호를 추출하고, 상기 학습 입력 신호로부터 상기 마스크 정보에서의 상기 손실 구간 이외의 구간에 기초하여 원본 부분 신호를 추출하며, 상기 추출된 구간 신호 및 상기 원본 부분 신호를 결합함으로써 상기 복원 신호를 생성할 수 있다.
- [0027] 상기 주기적 생체 신호는, 제1 주기의 심박동에 의한 파형을 가지고 상기 제1 주기보다 긴 제2 주기의 호흡에 의한 파형을 가지는 주기적 신호를 포함할 수 있다.
- [0028] 상기 주기적 생체 신호는, 광용적맥파(PPG) 신호일 수 있다.
- [0029] 상기 생성 네트워크는, 복수의 컨볼루션 계층, 확장 컨볼루션 계층 및 디컨볼루션 계층을 포함할 수 있다.
- [0030] 상기 컨볼루션, 확장 컨볼루션 및 디컨볼루션은, 모두 동일한 크기의 커널을 사용할 수 있다.
- [0031] 상기 프로세서는, 상기 생성자 학습 데이터에 기초하여 가중 MSE 손실을 산출하고, 상기 산출된 가중 MSE 손실에 기초하여 미리 결정된 제1 횟수의 에폭(epoch) 동안 생성 네트워크를 학습시킬 수 있다.
- [0032] 상기 프로세서는, 상기 복원 신호에 대한 평가 결과에 기초하여 바이너리 크로스 엔트로피 손실을 산출하고, 상기 산출된 바이너리 크로스 엔트로피 손실에 기초하여 미리 결정된 제2 횟수의 에폭(epoch) 동안 판별 네트워크를 학습시킬 수 있다.
- [0033] 상기 프로세서는, 상기 제1 횟수의 에폭(epoch)과 상기 제2 횟수의 에폭(epoch)의 합을 초과하는 횟수의 에폭(epoch)이 되는 경우, 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 재학습시킬 수 있다.
- [0034] 상기 프로세서는, 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크의 공동 손실 기울기를 산출하고, 상기 산출된 공동 손실 기울기에 기초하여 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 함께 재학습시킬 수 있다.
- [0035] 상기 프로세서는, 상기 글로벌 판별자 모델을 이용하여 상기 복원 신호의 전체 신호를 판별하고, 상기 로컬 판별자 모델을 이용하여 상기 복원 신호의 손실 구간의 구간 신호를 판별할 수 있다.

발명의 효과

- [0037] 일 실시예에 따른 주기적 생체 신호 파형을 복원하기 위한 파형 복원 모델 학습 방법 및 장치는 생성 네트워크를 이용하여 주기적 생체 신호 파형을 복원하고, 판별 네트워크로 복원한 주기적 생체 신호 파형을 판별함에 따라 생체 신호 파형의 정보 손실을 감소시키고 정확한 진단(예: 판단)을 보조할 수 있다.
- [0038] 일 실시예에 따른 주기적 생체 신호 파형을 복원하기 위한 파형 복원 모델 학습 방법 및 장치는 판별 네트워크에 글로벌 판별자 모델을 통해 인트라 비트 파형에 대하여 확인할 수 있고 로컬 판별자 모델을 통해 인터 비트 파형을 확인할 수 있어 복원된 파형이 기존의 파형과 높은 유사도를 이룰 수 있으며, 복원된 영역이 경계에서 불연속성 없이 자연스럽게 이어지는 형태로 복원시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0040] 도 1은 일 실시예에 따른 파형 복원 모델 학습 장치의 블록도를 도시한다.
- 도 2는 일 실시예에 따른 파형 복원 모델 아키텍처를 예시적으로 나타낸다.
- 도 3은 일 실시예에 따른 파형 복원 모델 학습 방법의 흐름도를 도시한다.
- 도 4는 일 실시예에 따른 파형 복원 모델 학습 방법에 의해 생성된 복원 신호 및 다른 복원 방법에 의해 재구성된 신호를 예시적으로 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0041] 실시예들에 대한 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 예시를 위한 목적으로 개시된 것으로서, 다양한 형태로 변경되어 구현될 수 있다. 따라서, 실제 구현되는 형태는 개시된 특정 실시예로만 한정되는 것이 아니며, 본 명세서의 범위는 실시예들로 설명한 기술적 사상에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.
- [0042] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 해석되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.
- [0043] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0044] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설명된 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.
- [0045] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 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.
- [0046] 이하, 실시예들을 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다. 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조 부호를 부여하고, 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0047] 웨어러블 디바이스는 단순히 심박수 측정뿐만 아니라 심박세동(atrial fibrillation), 동맥 경화(arterial stiffness), 혈압, 수면무호흡증(sleep apnea), 자율신경기능(autonomic nervous function) 및 정신 건강 등의 건강 상태를 파악하기 위하여 광용적맥파(PPG, photoplethysmography) 기능을 포함할 수 있다.
- [0048] 그러나 PPG 파형(waveform)은 혈액량의 변화 관찰에 영향을 줄 수 있는 피부색, 주변광, 모션 아티팩트들(motion artifacts)과 같은 다양한 요인에 의해 발생하는 노이즈로 인하여 왜곡될 수 있다.
- [0049] 또한, PPG 파형은 호흡, 혈관 운동 긴장도(vasomotor tone) 및 심장 박동으로 인해 변동될 수 있다. 호흡, 혈관 운동 긴장도 및 심장 박동은 특정 주파수 범위 내에서 각기 다른 주기성을 가진 준주기적 동작을 수행할 수 있다. 예를 들어, 심장박동의 주기는 수 초단위의 주기를 가지고, 호흡은 수 십초단위의 주기를 가지며, 혈관 운동 긴장도는 수 분단위의 주기를 가질 수 있다. 이에 PPG 파형은 예측 또는 복원을 위해 박동 내 변화뿐만 아니라 박동 간 변화또한 반영하는 장기적인 변화에 대한 고려를 필요로 한다.
- [0050] 진술한 문제를 해결하기 위하여 일 실시예에 따른 파형 복원 모델 학습 방법 및 장치는 PPG 파형의 노이즈로 인해 왜곡된 부분을 단기 및 장기적인 변화에 기초하여 재구성할 수 있다.
- [0051] 도 1은 일 실시예에 따른 파형 복원 모델 학습 장치의 블록도를 도시한다.
- [0052] 도 2는 일 실시예에 따른 파형 복원 모델 아키텍처를 예시적으로 나타낸다.
- [0053] 파형 복원 모델 학습 장치(100)는 프로세서(110) 및 메모리(120)를 포함할 수 있다.
- [0054] 프로세서(110)는 준주기적(quasi-periodic) 생체 신호의 파형을 복원하기 위해 생성 네트워크(Generation Network)(210) 및 판별 네트워크(Discrimination Network)(220)를 포함하는 파형 복원 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0055] 프로세서(110)는 준주기적 생체 신호에 관한 생성자 학습 데이터(Generator training data)를 획득하고, 생성자 학습 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크에 기초한 생성 네트워크(210)를 학습시킬 수 있다. 여기서, 생성자 학습 데이터는 원본 준주기적 생체 신호로부터 마스크 정보에 대응하는 손실 구간의 파형을 제거함으로써 생성될 수 있다. 뉴럴 네트워크는, 예시적으로, 복수의 노드들을 포함할 수 있고, 각 노드는 다른 노드와 연결 가중치를 가지는 연결선을 통해 연결될 수 있다. 복수의 노드들은 레이어(예: 입력 레이어, 히든 레이어, 출력 레이어

어)로 구분될 수 있다. 노드들은 출력 신호를 전송하기 위한 링크들(예: 연결들)을 통해 다음 레이어의 노드들과 연결될 수 있다. 링크들의 수는 다음 레이어에 포함된 노드들의 수에 대응할 수 있다. 각각의 노드에는 이전 레이어에 포함된 노드들의 가중된 입력들(weighted inputs)에 관한 활성화 함수(activation function)의 출력이 입력될 수 있다. 가중된 입력은 이전 레이어에 포함된 노드들의 입력에 가중치(weight)가 곱해진 것이다. 가중치(예: 연결 가중치)는 뉴럴 네트워크의 파라미터로 지칭될 수 있다. 활성화 함수는 시그모이드(sigmoid), 하이퍼볼릭 탄젠트(hyperbolic tangent; tanh) 및 렐루(rectified linear unit; ReLU)를 포함할 수 있고, 활성화 함수에 의해 뉴럴 네트워크에 비선형성이 형성될 수 있다. 출력 레이어에 포함된 각각의 노드에는 이전 레이어에 포함된 노드들의 가중된 입력들이 입력될 수 있다. 생성 네트워크(210)를 학습시키는 상세한 사항은 수학적식 1에서 후술한다.

[0056] 프로세서(110)는 학습 입력 신호에서 신호의 손실 구간을 지시하는 마스크 정보(231) 및 학습 입력 신호로부터 학습된 생성 네트워크를 이용하여 손실 구간의 구간 신호(241)를 포함하는 파형 신호(240)를 생성할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(110)는 학습 입력 신호에서 잡음이 심한 구간(예: 손실 구간)을 의도적으로 제거(예: 마스크)할 수 있다. 그런 후, 프로세서(110)는 학습된 생성 네트워크 이용 시 손실 구간을 표시하는 마스크 정보(231)에 기초하여 학습 입력 신호의 손실 구간을 복원 구간으로 지정함에 따라 손실 구간의 구간 신호(241)를 포함하는 파형 신호(240)를 생성할 수 있다. 본 명세서에서 파형 신호(240)는 생성 네트워크에 의해 생성 및/또는 복원된 파형을 가지는 신호를 나타낼 수 있다. 구간 신호(241)는 파형 신호(240) 중에서도 손실 구간에 대응하는 신호를 나타낼 수 있다. 프로세서(110)는 학습 입력 신호와 구간 신호(241)를 결합시킴으로써 복원 신호(251)를 생성할 수 있다.

[0057] 프로세서(110)는 뉴럴 네트워크에 기초한 글로벌 판별자 모델(Global Discriminator model)(221)과 로컬 판별자 모델(local Discriminator model)(222)을 이용하여 생성된 복원 신호(251)에 대한 판별 결과(260)를 생성하고, 복원 신호(251)에 대한 판별 결과(260)에 기초하여 글로벌 판별자 모델(221) 및 로컬 판별자 모델(222)을 포함하는 판별 네트워크(Discrimination Network)(220)를 학습시킬 수 있다. 판별 네트워크(220)를 학습시키는 상세한 사항은 수학적식 2에서 후술한다.

[0058] 프로세서(110)는 생성 네트워크(210) 및 판별 네트워크(220)를 포함하는 파형 복원 모델을 학습시키기 위해 마스크 정보(231)를 생성할 수 있다. 예를 들어, 학습 시, 프로세서(110)는 생성 네트워크(210)의 학습을 위한 데이터의 준주기적 생체 신호에서 손실 구간을 지정할 수 있다. 프로세서(110)는 준주기적 생체 신호의 전체 시간 길이 대비 0% 이상 50% 이하의 시간 길이를 갖는 손실 구간을 무작위로 지정할 수 있다. 프로세서(110)는 준주기적 생체 신호에서 지정된 손실 구간을 지시하는 마스크 정보(231)를 생성할 수 있다. 또한, 프로세서(110)는 판별 네트워크(220)의 학습을 위한 마스크 정보(231)를 손실 구간의 제한 없이 임의로 생성할 수 있다. 예시적으로, 생성 네트워크(210) 및 판별 네트워크(220)는 같은 학습 데이터 및 같은 마스크 정보(231)가 사용될 수도 있다.

[0059] 참고로, 추론(inference) 시 마스크 정보(231)는 실제로 손실 구간이 있어 복원이 필요한 준주기적 생체 신호에 기초할 수 있다. 손실 구간은 신호의 완전한 소실이 발생한 구간 또는 왜곡으로 신호 판별이 어려운 구간(예: 신호세기가 충분히 작은 구간, 신호세기가 포화되는 구간 또는 동잡음 등의 잡음으로 인해 정상적인 정보를 확인할 수 없는 구간)일 수 있다. 예를 들어, 프로세서(110)는, 추론을 위해 측정된 준주기적 생체 신호(예: 입력 PPG 신호)로부터 손실 구간을 식별할 수 있다. 프로세서(110)는 입력 PPG 신호에서 신호 세기가 임계값 미만인 구간(예: 신호 세기가 충분히 작은 구간)을 손실 구간으로 식별할 수 있다. 프로세서(110)는 입력 PPG 신호에서 식별된 손실 구간이 완전한 소실이 발생한 것이 아니므로 손실 구간을 삭제한 PPG 신호를 형성할 수 있다. 프로세서(110)는 식별된 손실 구간이 완전한 소실이 발생한 경우, 입력 PPG 신호를 그대로 사용할 수 있다. 프로세서(110)는 식별된 손실 구간을 지시하는 마스크 정보(231)를 생성할 수 있다. 프로세서(110)는, 학습이 완료된 생성 네트워크(210)를 이용하여, 마스크 정보(231) 및 준주기적 생체 신호(예: 잠재적으로 신호가 손실된 구간을 포함하는 생체 신호)로부터 파형 신호(240)를 생성할 수 있다. 프로세서(110)는 파형 신호(240) 중에서도 손실 구간에 대응하는 구간 신호(241)만 추출할 수 있다. 프로세서(110)는 추출된 구간 신호(241)를 손실 구간을 삭제한 PPG 신호(또는 입력 PPG 신호, 측정된 원본 PPG 신호)에 결합함으로써, 복원 신호를 생성할 수 있다.

[0060] 또한, 프로세서(110)는 손실 함수를 이용하여 생성 네트워크(210) 및 판별 네트워크(220)를 최적화할 수 있다. 프로세서(110)는 생성자 학습 데이터에 기초하여 가중 MSE 손실(weighted MSE loss)을 산출하고, 산출된 가중 MSE 손실에 기초하여 미리 결정된 제1 횟수의 에폭(epoch)(T_c) 동안 생성 네트워크(210)를 학습시킬 수 있다.

프로세서(110)는 수학식 1을 이용하여 가중 평균 제곱 오차(MSE, mean squared error) 손실을 산출할 수 있다.

수학식 1

$$\text{MSE} = \|M_c \odot (C(x, M_c) - x)\|^2$$

전술한 수학식 1에서, $\odot$ 는 요소별 곱, M_c 는 생성 네트워크(210)를 위해 생성된 마스크, x 는 입력 신호, $C(x, M_c)$ 는 x 와 M_c 를 입력으로 하는 생성 네트워크(210)의 출력, $\|\cdot\|$ 는 유클리드 놈(Euclidian norm)을 나타낼 수 있다. 예를 들어, 프로세서(110)는 수학식 1에 따른 손실 값이 일방향으로 변화(예: 감소)하도록, 생성 네트워크(210)의 파라미터(예: 연결 가중치)를 업데이트할 수 있다. 프로세서(110)는 제1 횟수의 에폭(epoch)(T_c) 동안 수학식 1에 기초한 생성 네트워크(210)의 파라미터의 업데이트를 반복할 수 있다.

또한, 프로세서(110)는 복원 신호에 대한 평가 결과에 기초하여 바이너리 크로스 엔트로피 손실(binary cross entropy loss)을 산출하고, 산출된 바이너리 크로스 엔트로피 손실에 기초하여 미리 결정된 제2 횟수의 에폭(epoch)(T_d) 동안 판별 네트워크(220)를 학습시킬 수 있다. 프로세서(110)는 수학식 2를 이용하여 바이너리 크로스 엔트로피 손실을 산출할 수 있다.

수학식 2

$$\min_C \max_D \mathbb{E}[\log D(x, M_d) + \log(1 - D(C(x, M_c), M_c))]$$

전술한 수학식 2에서, M_d 는 판별 네트워크(220)의 학습을 위해 생성된 마스크를 나타낼 수 있다. 예를 들어, 프로세서(110)는 수학식 2에 따른 손실 값이 일방향으로 변화(예: 감소)하도록, 판별 네트워크(220)의 파라미터(예: 연결 가중치)를 업데이트할 수 있다. 프로세서(110)는 제2 횟수의 에폭(epoch)(T_d) 동안 수학식 2에 기초한 판별 네트워크(220)의 파라미터의 업데이트를 반복할 수 있다.

프로세서(110)는 제1 횟수의 에폭(epoch)(T_c)과 제2 횟수의 에폭(epoch)(T_d)의 합을 초과하는 횟수의 에폭(epoch)이 되는 경우($t > T_c + T_d$), 생성 네트워크(210) 및 판별 네트워크(220)를 재학습시킬 수 있다. 이는 프로세서(110)가 제1 횟수의 에폭(epoch)(T_c) 동안 생성 네트워크(210)를 학습시키고, 그런 후 제2 횟수의 에폭(epoch)(T_d) 동안 판별 네트워크(220)를 학습시키고, 그런 후 다시 생성 네트워크(210)를 학습시키는 것을 의미할 수 있다. 예를 들어, 처음 생성 네트워크(210)를 학습시키는 제1 횟수는 전체 에폭(epoch)의 2%이고, 처음 판별 네트워크(220)를 학습시키는 제2 횟수는 전체 에폭(epoch)의 18%이면, 재학습은 전체 에폭(epoch)의 20%가 되는 횟수 이후에 수행될 수 있다.

이후, 프로세서(110)는 생성 네트워크(210) 및 판별 네트워크(220)의 공동 손실 기울기(joint loss gradient)를 산출하고, 산출된 공동 손실 기울기에 기초하여 생성 네트워크(210) 및 판별 네트워크(220)를 함께 재학습시킬 수 있다.

수학식 3

$$\min_C \max_D \mathbb{E}[L(x, M_c) + \alpha \log D(x, M_d) + \alpha \log(1 - D(C(x, M_c), M_c))]$$

[0068]

[0069]

여기서, α 는 가중치 하이퍼 파라미터(weighting hyper-parameter)로서, 예를 들어, 0.5로 설정될 수 있다. 예를 들어, 프로세서(110)는 수학식 3에 따른 손실 값이 일방향으로 변화(예: 감소)하도록, 생성 네트워크(210) 및 판별 네트워크(220)의 파라미터(예: 연결 가중치)를 업데이트할 수 있다. 프로세서(110)는 수학식 3에 기초한 생성 네트워크(210) 및 판별 네트워크(220)의 파라미터의 업데이트를 반복할 수 있다.

[0070]

또한, 생성 네트워크(210) 및 판별 네트워크(220)는 각각 다른 목적으로 적절한 출력 데이터를 획득하기 위하여 각기 다른 구조로 형성될 수 있다.

[0071]

생성 네트워크(210)는 복수의 컨볼루션(convolution) 계층, 확장 컨볼루션 계층(dilated convolution) 및 디컨볼루션(deconvolution) 계층을 포함할 수 있다. 데이터(예: 신호)의 크기는 컨볼루션 계층을 통해 줄어들게 되고, 확장 컨볼루션 계층 및 디컨볼루션 계층을 통해 늘어날 수 있다. 이때, 입력 및 출력 데이터의 크기가 동일하도록 줄이는 과정과 늘리는 과정을 대칭적으로 설계하고, 컨볼루션, 확장 컨볼루션 및 디컨볼루션은, 모두 동일한 크기의 커널(kernel)을 사용할 수 있다. 예를 들어, 생성 네트워크(210)는 10개의 컨볼루션 계층, 4개의 확장 컨볼루션 계층 및 3개의 디컨볼루션 계층으로 총 17개의 계층으로 이루어질 수 있다. 또한, 컨볼루션, 확장 컨볼루션 및 디컨볼루션은 9 사이즈를 가진 커널을 사용할 수 있다.

[0072]

또한, 판별 네트워크(220)는 복수의 컨볼루션 계층을 포함하고, 사용되는 컨볼루션 모두 동일한 크기의 커널을 사용할 수 있다.

[0073]

또한, 복원 신호(251)를 생성함에 있어서, 프로세서(110)는 파형 신호(240)로부터 마스크 정보(231)에 기초하여 손실 구간에 대응하는 구간 신호(241)를 추출하고, 학습 입력 신호로부터 마스크 정보에서의 손실 구간 이외의 구간에 기초하여 원본 부분 신호(232)를 추출할 수 있다. 추론 시 원본 부분 신호(232)는 센싱된 신호 자체일 수 있다. 프로세서(110)는 추출된 구간 신호(241) 및 원본 부분 신호(232)를 결합함으로써 복원 신호(251)를 생성할 수 있다. 원본 부분 신호(232)는 파형 신호(240)보다 더 정확한 신호이므로, 학습 입력 신호에서 품질이 좋은 손실 구간 이외의 구간은 그대로 사용하고, 품질이 좋지 않은 손실 구간(예: 마스크된 구간)만 복원이 수행될 수 있다.

[0074]

또 다른 예로서, 프로세서(110)는 두 개의 경로가 형성된 생성 네트워크를 이용하여 하나의 입력 데이터로 상이한 두 개의 출력 데이터를 획득할 수 있다. 프로세서(110)는 하나의 경로를 통해 마스크 정보 및 학습 입력 신호로부터 손실 구간의 파형이 제거된 손실 학습 입력 신호에 기초한 손실 구간의 구간 신호를 포함하는 파형 신호(240)를 획득하고, 다른 하나의 경로를 통해 생성 네트워크를 이용하였지만 손실 구간에 대하여 새로운 신호를 생성하지 않고 그대로 손실 구간의 파형이 제거된 상태인 손실 학습 입력 신호가 획득될 수 있다.

[0075]

또한, 준주기적 생체 신호는, 제1 주기 신호 및 제2 주기 신호를 포함하는 준주기적 신호일 수 있다. 제1 주기 신호는 제1 주기의 파형을 가지는 신호이고, 제2 주기 신호는 제1 주기보다 긴 제2 주기의 파형을 가지는 신호일 수 있다. 예시적으로, 제1 주기 신호는 제1 주기의 심박동에 의한 파형을 가질 수 있고, 제2 주기 신호는 제1 주기보다 긴 제2 주기의 호흡에 의한 파형을 가질 수 있다. 예를 들어, 준주기적 생체 신호는 광용적맥파(PPG, photoplethysmography) 신호일 수 있다. 전술한 바와 같이, 광용적맥파(PPG)는 각기 다른 주기성을 가진 호흡, 혈관 운동 긴장도 및 심장 박동에 영향을 받아 준주기적인 특성을 가질 수 있다. 이에 준주기적 생체 신호(예: 호흡, 혈관 운동 긴장도 및 심장 박동에 영향을 받은 광용적맥파(PPG))는, 제1 주기에서 인트라 비트 파형(intra-beat waveform)을 가지고 제1 주기보다 긴 제2 주기에서 인터 비트 파형(inter-beat waveform)을 가지는 준주기적 신호(quasi-periodic signal)를 포함할 수 있다. 예를 들어, 인트라 비트 파형은 심박동에 의한 빠른 주기(예: 단기 구간(short-term))를 가지는 준주기적 신호를 의미할 수 있다. 또한, 인터 비트 파형은 호흡에 의한 느린 주기(예: 장기 구간(long-term))를 가지는 준주기적 신호를 의미할 수 있다. 이러한 준주기적 신호와 관련된 특징이 복원 신호에 반영되었음을 확인하기 위하여 프로세서(110)는 글로벌 판별자 모델(221)

및 로컬 판별자 모델(222)을 이용할 수 있다.

- [0076] 프로세서(110)는 글로벌 판별자 모델(221)을 이용하여 복원 신호의 전체 신호를 판별할 수 있다. 이는 글로벌 판별자 모델(221)이 인터 비트 파형을 확인함에 따라 전체 신호의 연결성(connectivity)을 평가할 수 있음을 의미할 수 있다. 또한, 프로세서(110)는 로컬 판별자 모델(222)을 이용하여 복원 신호의 손실 구간의 구간 신호를 판별할 수 있다. 이는 로컬 판별자 모델(222)이 인트라 비트 파형을 확인함에 따라 복원 신호의 적절성(appropriateness)을 평가할 수 있음을 의미할 수 있다.
- [0077] 메모리(120)는 준주기적 생체 신호 파형을 복원하기 위한 파형 복원 모델을 저장할 수 있다. 또한, 메모리(120)는 획득한 준주기적 생체 신호에 관한 생성자 학습 데이터를 임시적으로 또는 영구적으로 저장할 수 있다.
- [0078] 다양한 실시예에 따르면, 메모리(120)는 휘발성 메모리 장치 또는 불휘발성 메모리 장치로 구현될 수 있다. 휘발성 메모리 장치는 DRAM(dynamic random access memory), SRAM(static random access memory), T-RAM(thyristor RAM), Z-RAM(zero capacitor RAM), 또는 TTRAM(Twin Transistor RAM)으로 구현될 수 있다. 불휘발성 메모리 장치는 EEPROM(Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory), 플래시(flash) 메모리, MRAM(Magnetic RAM), 스핀전달토크 MRAM(Spin-Transfer Torque(STT)-MRAM), Conductive Bridging RAM(CBRAM), FeRAM(Ferroelectric RAM), PRAM(Phase change RAM), 저항 메모리(Resistive RAM(RRAM)), 나노 튜브 RRAM(Nanotube RRAM), 폴리머 RAM(Polymer RAM(PoRAM)), 나노 부유 게이트 메모리(Nano Floating Gate Memory(NFGM)), 홀로그래픽 메모리(holographic memory), 분자 전자 메모리 소자(Molecular Electronic Memory Device), 및/또는 절연 저항 변화 메모리(Insulator Resistance Change Memory)로 구현될 수 있다.
- [0079] 다양한 실시예에 따르면, 프로세서(110)는 메모리(120)에 저장된 컴퓨터로 읽을 수 있는 코드(예를 들어, 소프트웨어) 및 프로세서(110)에 의해 유발된 인스트럭션(instruction)들을 실행할 수 있다. 프로세서(110)는 목적하는 동작들(desired operations)을 실행시키기 위한 물리적인 구조를 갖는 회로를 가지는 하드웨어로 구현된 데이터 처리 장치일 수 있다. 목적하는 동작들은 예를 들어, 프로그램에 포함된 코드(code) 또는 인스트럭션들(instructions)을 포함할 수 있다. 하드웨어로 구현된 데이터 처리 장치는 예를 들어, 마이크로프로세서(microprocessor), 중앙 처리 장치(central processing unit), 프로세서 코어(processor core), 멀티-코어 프로세서(multi-core processor), 멀티프로세서(multiprocessor), ASIC(Application-Specific Integrated Circuit), FPGA(Field Programmable Gate Array)를 포함할 수 있다.
- [0080] 도 3은 일 실시예에 따른 파형 복원 모델 학습 방법의 흐름도를 도시한다.
- [0081] 단계(310)에서, 프로세서는 준주기적 생체 신호에 관한 생성자 학습 데이터를 획득할 수 있다. 프로세서는 원본 준주기적 생체 신호로부터 마스크 정보에 대응하는 손실 구간의 파형을 제거함으로써 생성자 학습 데이터를 생성할 수 있다.
- [0082] 단계(320)에서, 프로세서는 생성자 학습 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크에 기초한 생성 네트워크를 학습시킬 수 있다.
- [0083] 단계(330)에서, 프로세서는 학습 입력 신호에서 신호의 손실 구간을 지시하는 마스크 정보 및 학습 입력 신호로부터 학습된 생성 네트워크를 이용하여 손실 구간의 구간 신호를 포함하는 파형 신호를 생성할 수 있다.
- [0084] 단계(340)에서, 프로세서는 학습 입력 신호와 구간 신호를 결합시킴으로써 복원 신호를 생성할 수 있다.
- [0085] 단계(350)에서, 프로세서는 뉴럴 네트워크에 기초한 글로벌 판별자 모델과 로컬 판별자 모델을 이용하여 생성된 복원 신호에 대한 판별 결과를 생성할 수 있다. 프로세서는, 글로벌 판별자 모델을 이용하여 복원 신호의 전체 신호를 판별하고, 로컬 판별자 모델을 이용하여 복원 신호의 손실 구간의 구간 신호를 판별할 수 있다.
- [0086] 단계(360)에서, 프로세서는 복원 신호에 대한 판별 결과에 기초하여 글로벌 판별자 모델 및 로컬 판별자 모델을 포함하는 판별 네트워크를 학습시킬 수 있다.
- [0087] 준주기적 생체 신호는, 광용적맥파(PPG) 신호일 수 있다. 또한, 준주기적 생체 신호는, 제1 주기에서 인트라 비트 파형을 가지고 제1 주기보다 긴 제2 주기에서 인터 비트 파형을 가지는 준주기적 신호를 포함할 수 있다. 프로세서는 로컬 판별자 모델을 이용하여 인트라 비트 파형을 판별하고, 글로벌 판별자 모델을 이용하여 인터 비트 파형을 판별할 수 있다. 이를 통해 프로세서는 인터 비트 파형 및 인트라 비트 파형의 특성을 복원 신호에 반영할 수 있다.
- [0088] 생성 네트워크는, 복수의 컨볼루션 계층, 확장 컨볼루션 계층 및 디컨볼루션 계층을 포함할 수 있다. 또한, 컨

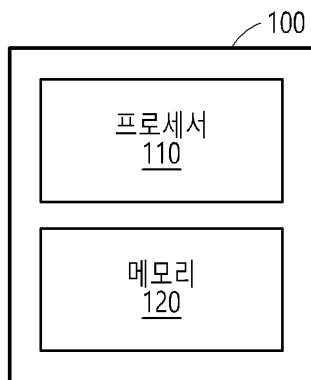
볼루션, 확장 컨벌루션 및 디컨볼루션은, 모두 동일한 크기의 커널을 사용할 수 있다.

- [0089] 복원 신호를 생성함에 있어서, 프로세서는 파형 신호로부터 마스크 정보에 기초하여 손실 구간에 대응하는 구간 신호를 추출하고, 학습 입력 신호로부터 마스크 정보에서의 손실 구간 이외의 구간에 기초하여 원본 부분 신호를 추출하며, 추출된 구간 신호 및 원본 부분 신호를 결합함으로써 복원 신호를 생성할 수 있다.
- [0090] 프로세서는 생성자 학습 데이터에 기초하여 가중 MSE 손실을 산출하고, 산출된 가중 MSE 손실에 기초하여 미리 결정된 제1 횟수의 에폭(epoch) 동안 생성 네트워크를 학습시킬 수 있다. 프로세서는 복원 신호에 대한 평가 결과에 기초하여 바이너리 크로스 엔트로피 손실을 산출하고, 산출된 바이너리 크로스 엔트로피 손실에 기초하여 미리 결정된 제2 횟수의 에폭(epoch) 동안 판별 네트워크를 학습시킬 수 있다. 프로세서는 제1 횟수의 에폭(epoch)과 제2 횟수의 에폭(epoch)의 합을 초과하는 횟수의 에폭(epoch)이 되는 경우, 생성 네트워크 및 판별 네트워크를 재학습시킬 수 있다. 또한, 프로세서는, 생성 네트워크 및 판별 네트워크의 공동 손실 기울기를 산출하고, 산출된 공동 손실 기울기에 기초하여 생성 네트워크 및 판별 네트워크를 함께 재학습시킬 수 있다.
- [0091] 도 4는 일 실시예에 따른 파형 복원 모델 학습 방법에 의해 생성된 복원 신호 및 다른 복원 방법에 의해 재구성된 신호를 예시적으로 나타낸다.
- [0092] (a)는 다른 복원 방법에 의해 재구성된 신호로서, 노이즈 구간의 재구성된 신호가 주변 신호와 유사하지 않은 신호 형태로 재구성되며, 재구성된 신호와 주변 신호 간의 연결 부분(예: 불연속 지점)(410) 또한 자연스럽게 못하게 복원된 것을 볼 수 있다. 그러나 (b)는 일 실시예에 따른 파형 복원 모델 학습 방법에 의해 생성된 복원 신호로서, 마스크된 노이즈 구간의 복원 신호가 주변 신호와 유사한 형태로 생성되었으며, 불연속 지점을 복원 신호로 생성이 필요한 구간으로 포함됨에 따라 주변 신호와의 연결 부분 또한 매끄럽게 이어지는 것을 볼 수 있다.
- [0093] 이상에서 설명된 실시예들은 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치, 방법 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 컨트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 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 컨트롤러를 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 장치에 저장될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 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. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있으며 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.

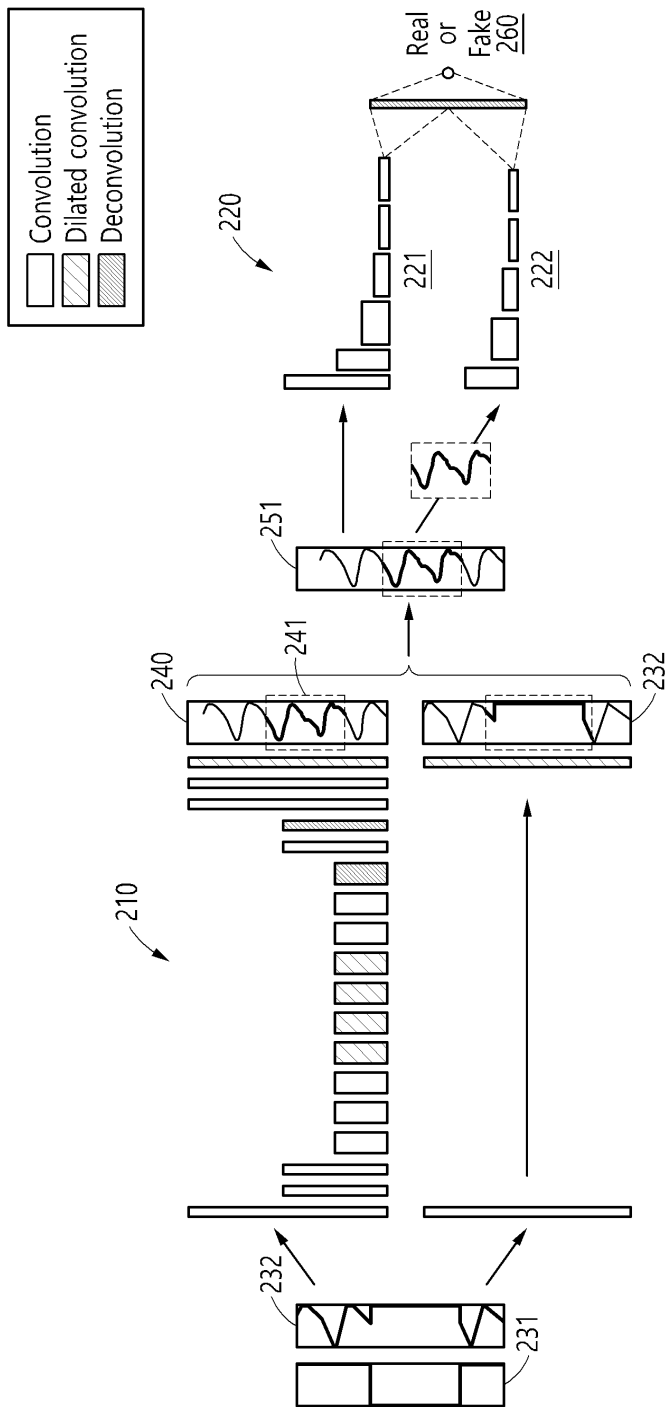
- [0096] 위에서 설명한 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 또는 복수의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.
- [0097] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.
- [0098] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

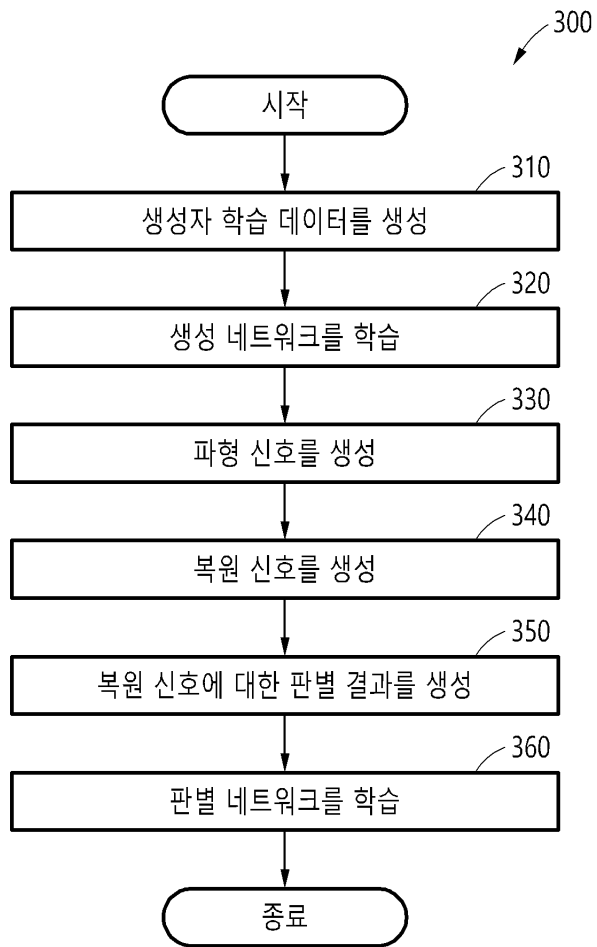
도면1



도면2



도면3



도면4

