



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0070858
(43) 공개일자 2025년05월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/327 (2021.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/349 (2021.01) G06N 3/08 (2023.01)
G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/327 (2021.01)
A61B 5/349 (2022.01)

(21) 출원번호 10-2023-0157205

(22) 출원일자 2023년11월14일

심사청구일자 2023년11월14일

(71) 출원인

강원대학교산학협력단
강원도 춘천시 강원대학길 1 (효자동)

이화여자대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 이화여대길 52 (대현동, 이화여자대학교)

(72) 발명자

임현승

강원특별자치도 춘천시 안마산로 133, 103동 3303호 (퇴계동, e편한세상 춘천 한숲시티)

박준범

서울특별시 양천구 신정로 290, 303동 602호 (신정동, 신트리3단지아파트)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

김중선, 이형석

전체 청구항 수 : 총 14 항

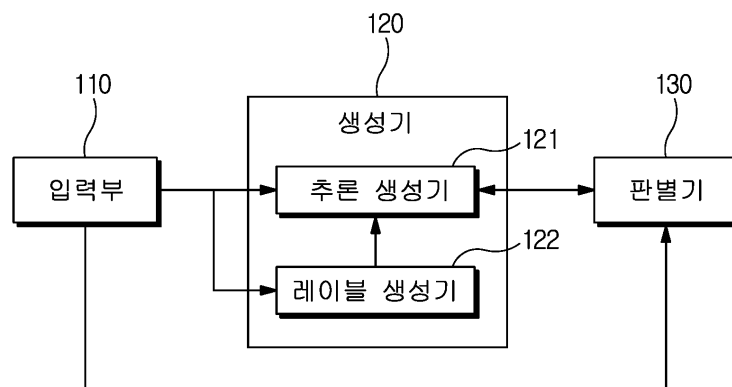
(54) 발명의 명칭 심전도 복원 모델 생성 장치, 심전도 복원 모델 생성 방법 및 심전도 복원 방법

(57) 요약

본 발명은 단일 리드 심전도를 입력받는 입력부, 상기 단일 리드 심전도를 기반으로 12-리드 심전도를 복원하는 생성기 및 상기 12-리드 심전도와 상기 단일 리드 심전도를 합한 제1 입력값 또는 실제 12-리드 심전도(ground-truth)와 상기 단일 리드 심전도를 합한 제2 입력값 중 어느 하나를 입력값으로 사용하여 상기 입력값이 복원된 상기 12-리드 심전도 또는 상기 실제 12-리드 심전도인지를 판별하는 판별기를 포함하는 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN) 기반의 심전도 복원 모델을 생성하는 심전도 복원 모델 생성 장치에 관한 것으로, 단일 리드 심전도로부터 실제 심전도의 특성이 보다 정확히 반영된 다중 리드 심전도를 복원할 수 있다.

대표도 - 도2

심전도 복원 모델 생성 장치(100)



(52) CPC특허분류

A61B 5/7267 (2013.01)

A61B 5/7275 (2013.01)

G06N 3/088 (2023.01)

G16H 50/20 (2018.01)

(72) 발명자

주기훈

강원특별자치도 춘천시 법원뒷길 28, 102호 (효자동)

주진호

경기도 고양시 일산동구 고봉로 72-41, 505동 1702호 (풍동, 성원상떼빌5차아파트)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1345370814

과제번호 2022RIS-005

부처명 교육부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 지자체대학협력기반지역혁신사업

연구과제명 심전계 의료기기 및 의료 데이터를 활용한 인공지능 기반 심혈관 질환 예측 애플리

케이션 개발

기 여 율 50/100

과제수행기관명 강원대학교

연구기간 2023.06.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711198468

과제번호 RS-2023-00260267

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원

연구사업명 정보통신방송혁신인재양성

연구과제명 지역지능화혁신인재양성(강원대학교)

기 여 율 20/100

과제수행기관명 강원대학교 산학협력단

연구기간 2023.07.01 ~ 2030.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711179344

과제번호 RS-2022-00155966

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원

연구사업명 인공지능융합혁신인재양성(R&D)

연구과제명 인공지능융합혁신인재양성(이화여자대학교)

기 여 율 30/100

과제수행기관명 이화여자대학교산학협력단

연구기간 2022.07.01 ~ 2025.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN) 기반의 심전도 복원 모델을 생성하는 심전도 복원 모델 생성 장치에 있어서,

단일 리드 심전도를 입력받는 입력부;

상기 단일 리드 심전도를 기반으로 12-리드 심전도를 복원하는 생성기; 및

상기 12-리드 심전도와 상기 단일 리드 심전도를 합한 제1 입력값 또는 실제 12-리드 심전도(ground-truth)와 상기 단일 리드 심전도를 합한 제2 입력값 중 어느 하나를 입력값으로 사용하여 상기 입력값이 복원된 상기 12-리드 심전도 또는 상기 실제 12-리드 심전도인지를 판별하는 판별기;

를 포함하는 심전도 복원 모델 생성 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 생성기는,

스킵 연결을 적용하지 않은 U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 상기 단일 리드 심전도를 입력받아 상기 단일 리드 심전도와 동일한 단일 리드 심전도를 출력하기 위한 제2 잠재 벡터를 출력하는 레이블 생성기; 및

U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 상기 단일 리드 심전도에 대한 전처리를 수행하고, 전처리된 상기 단일 리드 심전도의 제1 잠재 벡터 및 상기 제2 잠재 벡터를 기반으로 상기 12-리드 심전도를 복원하여 출력하는 추론 생성기;

를 포함하는 심전도 복원 모델 생성 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 추론 생성기는,

상기 제1 입력값 및 상기 제2 입력값에 대한 적대적 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 심전도 복원 모델 생성 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 추론 생성기는,

상기 12-리드 심전도 및 상기 실제 12-리드 심전도 사이의 유클리디안 거리를 반영하는 L1 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 심전도 복원 모델 생성 장치.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 추론 생성기는,

상기 제1 잠재 벡터 및 상기 제2 잠재 벡터에 대한 잠재 벡터 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 심전도 복원 모델 생성 장치.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 추론 생성기는,

상기 적대적 손실 함수, 상기 L1 손실 함수 및 상기 잠재 벡터 손실 함수에 각각 가중치를 부여한 전체 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 심전도 복원 모델 생성 장치.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 판별기는,

1D U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델인, 심전도 복원 모델 생성 장치.

청구항 8

생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN) 기반의 심전도 복원 모델 생성 방법에 있어서,

단일 리드 심전도를 입력받는 단계;

상기 단일 리드 심전도를 기반으로 12-리드 심전도를 복원하는 단계;

상기 12-리드 심전도와 상기 단일 리드 심전도를 합한 제1 입력값 또는 실제 12-리드 심전도(ground-truth)와 상기 단일 리드 심전도를 합한 제2 입력값 중 어느 하나를 입력값으로 입력받는 단계; 및

상기 입력값이 복원된 상기 12-리드 심전도 또는 상기 실제 12-리드 심전도인지를 판별하는 단계;

를 포함하는 심전도 복원 모델 생성 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 단일 리드 심전도를 기반으로 12-리드 심전도를 복원하는 단계는,

U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 상기 단일 리드 심전도에 대한 전처리를 수행하는 단계;

스킵 연결을 적용하지 않은 U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 상기 단일 리드 심전도를 입력받아 상기 단일 리드 심전도와 동일한 단일 리드 심전도를 출력하기 위한 제2 잠재 벡터를 출력하는 단계; 및

전처리된 상기 단일 리드 심전도의 제1 잠재 벡터 및 상기 제2 잠재 벡터를 기반으로 상기 12-리드 심전도를 복원하여 출력하는 단계;

를 포함하는 심전도 복원 모델 생성 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 제1 입력값 및 상기 제2 입력값에 대한 적대적 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계;

를 더 포함하는 심전도 복원 모델 생성 방법.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 12-리드 심전도 및 상기 실제 12-리드 심전도 사이의 유클리디안 거리를 반영하는 L1 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계;

를 더 포함하는 심전도 복원 모델 생성 방법.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 제1 잠재 벡터 및 상기 제2 잠재 벡터에 대한 잠재 벡터 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계;
를 더 포함하는 심전도 복원 모델 생성 방법.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 적대적 손실 함수, 상기 L1 손실 함수 및 상기 잠재 벡터 손실 함수에 각각 가중치를 부여한 전체 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계;

를 더 포함하는 심전도 복원 모델 생성 방법.

청구항 14

생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN) 기반의 심전도 복원 모델을 이용한 심전도 복원 방법에 있어서,

단일 리드 심전도를 입력받는 단계;

상기 단일 리드 심전도를 전처리하는 단계;

상기 단일 리드 심전도를 미리 학습된 생성적 적대 신경망 기반의 심전도 복원 모델에 입력시켜 12-리드 심전도를 복원하는 단계; 및

복원된 상기 12-리드 심전도를 출력하는 단계;

를 포함하는 심전도 복원 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 개시된 발명은 단일 리드 심전도로부터 다중 리드 심전도를 복원할 수 있는 생성적 적대 신경망을 기반으로 하는 심전도 복원 모델 생성 장치, 심전도 복원 모델 생성 방법 및 심전도 복원 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 심전도는 심박동의 주기 중에 일어나는 심장의 전기적 활동 상태를 그래프 상에 나타낸 것이다. 심전도 검사는 심장의 이상에 대한 진단과 심박동이 불규칙한 심장 부정맥의 진단에 필수적인 검사로 피부에 전극을 부착하는 방식으로 심장의 전기적 활성도를 감지한다. 대표적인 심전도 검사 방법으로는 표준 12-유도 심전도 검사가 있으며, 전극 케이블을 사지 말단부에 붙이는 사지유도 6개(Lead I, II, III, aVR, aVL, aVF)와 흉부의 정해진 위치에 붙이는 흉부유도 6개(V1, V2, V3, V4, V5, V6)를 이용한다.

[0003] 도 1은 일반적인 심전도 이미지를 나타낸다. 도 1과 같이 심전도의 각 리드는 비슷해 보이나 심장의 각기 다른 정보를 포함한다. 일반적으로 심장 질환을 진단하기 위해 각 질병마다 주시해야 하는 리드가 다르다. 단일 리드만으로 얻을 수 있는 심장의 정보는 제한적일 수밖에 없다. 따라서 심전도를 통해 심장 질환을 진단할 때는 다양한 리드를 유기적으로 관찰하여 종합적으로 판단해야 한다.

[0004] 최근에는 갤럭시 위치, 애플 위치와 같은 스마트 위치나 휴대용 심전도계와 같은 스마트 기기를 통한 심전도 모니터링이 가능해졌다. 그러나, 이러한 스마트 기기들은 대부분 단일 리드 심전도만 측정 가능하다. 이 경우, 단순한 심방세동은 단일 리드만으로도 진단할 수 있지만 그 외의 다른 심장 질환은 측정이 어렵다는 단점이 있다.

[0005] 근래 들어 심전도를 이용하여 심장 질환 진단의 정확도나 관련 질환 예측을 수행하는 연구들이 속속 등장하고 있다. 스마트 기기를 통해 심전도를 측정하는 방법은 비교적 측정이 쉽고 편하며 장시간 기록할 수 있다는 장점이 있지만, 전술한 바와 같이 스마트 기기를 통해 측정된 심전도는 대부분 단일 리드 심전도이다. 따라서 지금까지 활발히 연구되어 오고 있는 12-리드 심전도를 이용한 진단 기술들을 적용할 수 없다는 단점이 있다.

[0006] 종래 기술들의 경우 한국 등록특허 제10-2570598호(공고일자: 2023년08월28일)와 같이 결측된 심전도를 장단기 기억 신경망 기반의 인공지능 모델을 이용하여 복원하거나, 한국 등록특허 제10-2412974호(공고일자: 2022년06월24일)와 같이 적대 신경망 알고리즘을 기반으로 n 개의 전극의 정보로부터 나머지 $12-n$ 개의 심전도를 생성하는 기술이 존재한다. 하지만 이러한 종래의 기술들은 단순히 심전도가 잘 생성되거나 복원되는 것을 목표로 할 뿐이며, 픽셀 혹은 시간 단위의 자세한 비교가 수행되지 않는다. 또한, 심전도를 이용하여 질병을 진단하기 위해서는 복원된 심전도가 실제 심전도의 특징을 잘 반영하고 있는지 확인할 필요가 있다. 즉, 심전도를 단순하게 복원하는 것이 아니라 복원된 심전도가 기존의 실제 심전도의 특성을 잘 반영할 수 있도록 하는 기술이 요구된다.

선행기술문헌

특허문헌

[0007] (특허문헌 0001) 등록특허 제10-2570598호(공고일자: 2023년08월28일)
(특허문헌 0002) 등록특허 제10-2412974호(공고일자: 2022년06월24일)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 이상의 이유로, 개시된 발명의 일 측면은 실제 심전도의 특성을 정확하게 반영하도록 단일 심전도로부터 다중 심전도를 복원할 수 있는 생성적 적대 신경망을 기반으로 하는 심전도 복원 모델 생성 장치, 심전도 복원 모델 생성 방법 및 심전도 복원 방법을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0009] 개시된 발명의 일 측면에 따른, 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN) 기반의 심전도 복원 모델을 생성하는 심전도 복원 모델 생성 장치는 단일 리드 심전도를 입력받는 입력부; 상기 단일 리드 심전도를 기반으로 12-리드 심전도를 복원하는 생성기; 및 상기 12-리드 심전도와 상기 단일 리드 심전도를 합한 제1 입력값 또는 실제 12-리드 심전도(ground-truth)와 상기 단일 리드 심전도를 합한 제2 입력값 중 어느 하나를 입력값으로 사용하여 상기 입력값이 복원된 상기 12-리드 심전도 또는 상기 실제 12-리드 심전도인지를 판별하는 판별기;를 포함할 수 있다.

[0010] 상기 생성기는, 스킵 연결을 적용하지 않은 U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 상기 단일 리드 심전도를 입력받아 상기 단일 리드 심전도와 동일한 단일 리드 심전도를 출력하기 위한 제2 잠재 벡터를 출력하는 레이블 생성기; 및 U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 상기 단일 리드 심전도에 대한 전처리를 수행하고, 전처리된 상기 단일 리드 심전도의 제1 잠재 벡터 및 상기 제2 잠재 벡터를 기반으로 상기 12-리드 심전도를 복원하여 출력하는 추론 생성기;를 포함할 수 있다.

[0011] 상기 추론 생성기는, 상기 제1 입력값 및 상기 제2 입력값에 대한 적대적 손실 함수를 기반으로 학습을 수행할 수 있다.

[0012] 상기 추론 생성기는, 상기 12-리드 심전도 및 상기 실제 12-리드 심전도 사이의 유클리디안 거리를 반영하는 L1 손실 함수를 기반으로 학습을 수행할 수 있다.

[0013] 상기 추론 생성기는, 상기 제1 잠재 벡터 및 상기 제2 잠재 벡터에 대한 잠재 벡터 손실 함수를 기반으로 학습을 수행할 수 있다.

[0014] 상기 추론 생성기는, 상기 적대적 손실 함수, 상기 L1 손실 함수 및 상기 잠재 벡터 손실 함수에 각각 가중치를 부여한 전체 손실 함수를 기반으로 학습을 수행할 수 있다.

[0015] 상기 판별기는, 1D U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델일 수 있다.

[0016] 개시된 발명의 일 측면에 따른, 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN) 기반의 심전도 복원 모델 생성 방법은 단일 리드 심전도를 입력받는 단계; 상기 단일 리드 심전도를 기반으로 12-리드 심전도를 복원하는 단계; 상기 12-리드 심전도와 상기 단일 리드 심전도를 합한 제1 입력값 또는 실제 12-리드 심전도

(ground-truth)와 상기 단일 리드 심전도를 합한 제2 입력값 중 어느 하나를 입력값으로 입력받는 단계; 및 상기 입력값이 복원된 상기 12-리드 심전도 또는 상기 실제 12-리드 심전도인지를 판별하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0017] 상기 단일 리드 심전도를 기반으로 12-리드 심전도를 복원하는 단계는, U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 상기 단일 리드 심전도에 대한 전처리를 수행하는 단계; 스kip 연결을 적용하지 않은 U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 상기 단일 리드 심전도를 입력받아 상기 단일 리드 심전도와 동일한 단일 리드 심전도를 출력하기 위한 제2 잠재 벡터를 출력하는 단계; 및 전처리된 상기 단일 리드 심전도의 제1 잠재 벡터 및 상기 제2 잠재 벡터를 기반으로 상기 12-리드 심전도를 복원하여 출력하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0018] 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델 생성 방법은 상기 제1 입력값 및 상기 제2 입력값에 대한 적대적 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

[0019] 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델 생성 방법은 상기 12-리드 심전도 및 상기 실제 12-리드 심전도 사이의 유클리디안 거리를 반영하는 L1 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

[0020] 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델 생성 방법은 상기 제1 잠재 벡터 및 상기 제2 잠재 벡터에 대한 잠재 벡터 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

[0021] 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델 생성 방법은 상기 적대적 손실 함수, 상기 L1 손실 함수 및 상기 잠재 벡터 손실 함수에 각각 가중치를 부여한 전체 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

[0022] 개시된 발명의 일 측면에 따른, 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN) 기반의 심전도 복원 모델을 이용한 심전도 복원 방법은 단일 리드 심전도를 입력받는 단계; 상기 단일 리드 심전도를 전처리하는 단계; 상기 단일 리드 심전도를 미리 학습된 생성적 적대 신경망 기반의 심전도 복원 모델에 입력시켜 12-리드 심전도를 복원하는 단계; 및 복원된 상기 12-리드 심전도를 출력하는 단계;를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0023] 개시된 발명의 일 측면에 따르면, 단일 리드 심전도로부터 실제 심전도의 특성이 보다 정확히 반영된 다중 리드 심전도를 복원할 수 있는 생성적 적대 신경망을 기반으로 하는 심전도 복원 모델 생성 장치, 심전도 복원 모델 생성 방법 및 심전도 복원 방법을 제공할 수 있다.

[0024] 개시된 발명의 일 측면에 따르면, 단일 리드 심전도만으로 다중 리드 심전도를 복원함에 따라 의료 전문가가 심장 질환을 진단하는 데 있어 비용과 시간을 절약할 수 있다.

[0025] 개시된 발명의 일 측면에 따르면, 심전도 외에도 특정 여러 신호들이 존재하는 경우에 누락된 신호를 복원하거나 측정이 어려운 신호를 다른 신호로부터 복원할 수 있어, 다양한 뇌파 또는 뇌혈류 측정과 같은 다양한 분야에 응용이 가능하다.

도면의 간단한 설명

[0026] 도 1은 일반적인 12-리드 심전도 이미지를 나타내는 그래프이다.

도 2는 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델 생성 장치의 구성을 개략적으로 나타내는 도면이다.

도 3은 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델을 개략적으로 도시한다.

도 4는 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델 생성 방법을 나타내는 순서도이다.

도 5는 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델 생성 방법 중 12-리드 심전도를 복원하는 단계를 보다 구체적으로 나타내는 순서도이다.

도 6은 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델과 기존 모델들의 복원 성능을 비교한 도면이다.

도 7은 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델의 판별기와 레이블 생성기 유무에 따른 성능 차이를 나타내는 도면이다.

도 8은 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델에 의해 복구된 12-리드 심전도, 기존 모델에 의해 복구된 12-리드 심전도, 실제 12-리드 심전도의 3가지 질병에 대한 예측 성능을 비교한 도면이다.

도 9는 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델과 기존 모델들의 복원 성능을 비교한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0027] 명세서 전체에 걸쳐 동일 참조 부호는 동일 구성요소를 지칭한다. 본 명세서가 실시예들의 모든 요소들을 설명하는 것은 아니며, 개시된 발명이 속하는 기술분야에서 일반적인 내용 또는 실시예들 간에 중복되는 내용은 생략한다. 명세서에서 사용되는 '부, 모듈, 부재, 블록'이라는 용어는 소프트웨어 또는 하드웨어로 구현될 수 있으며, 실시예들에 따라 복수의 '부, 모듈, 부재, 블록'이 하나의 구성요소로 구현되거나, 하나의 '부, 모듈, 부재, 블록'이 복수의 구성요소들을 포함하는 것도 가능하다.
- [0028] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 '연결'되어 있다고 할 때, 이는 직접적으로 연결되어 있는 경우뿐 아니라, 간접적으로 연결되어 있는 경우를 포함하고, 간접적인 연결은 무선 통신망을 통해 연결되는 것을 포함한다.
- [0029] 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 '포함'한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.
- [0030] 명세서 전체에서, 어떤 부재가 다른 부재 '상에' 위치하고 있다고 할 때, 이는 어떤 부재가 다른 부재에 접해 있는 경우뿐 아니라 두 부재 사이에 또 다른 부재가 존재하는 경우도 포함한다.
- [0031] 제1, 제2 등의 용어는 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하기 위해 사용되는 것으로, 구성요소가 전술된 용어들에 의해 제한되는 것은 아니다.
- [0032] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 예외가 있지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다.
- [0033] 각 단계들에 있어 식별부호는 설명의 편의를 위하여 사용되는 것으로 식별부호는 각 단계들의 순서를 설명하는 것이 아니며, 각 단계들은 문맥상 명백하게 특정 순서를 기재하지 않는 이상 명기된 순서와 다르게 실시될 수 있다.
- [0034] 이하 첨부된 도면들을 참고하여 개시된 발명의 작용 원리 및 실시예들에 대해 설명한다.
- [0035] 도 2는 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델 생성 장치(100)의 구성을 개략적으로 나타내는 도면이다.
- [0036] 도 2를 참조하면, 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델 생성 장치(100)는 입력부(110), 생성기(120) 및 판별기(130)를 포함할 수 있다.
- [0037] 입력부(110)는 특정 환자의 단일 리드 심전도를 입력받을 수 있다. 입력부(110)는 단일 리드 심전도를 전처리할 수 있다. 또한, 입력부(110)는 단일 리드 심전도 또는 전처리된 단일 리드 심전도를 생성기(120)에 제공할 수 있다.
- [0038] 일 실시예에 따르면, 입력부(110)는 해당 특정 환자의 실제 12-리드 심전도(ground-truth)를 추가로 입력받을 수 있다. 입력부(110)는 실제 12-리드 심전도를 판별기(130)에 제공할 수 있다.
- [0039] 생성기(120)는 입력부(110)로부터 제공되는 단일 리드 심전도를 기반으로 12-리드 심전도를 복원할 수 있다.
- [0040] 이를 위해 생성기(120)는 추론 생성기(121) 및 레이블 생성기(122)를 포함할 수 있다.
- [0041] 추론 생성기(121)는 U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 단일 리드 심전도에 대한 전처리를 수행하고, 전처리된 단일 리드 심전도의 제1 잠재 벡터 및 추후 설명할 레이블 생성기(122)로부터 제공되는 제2 잠재 벡터를 기반으로 12-리드 심전도를 복원하여 출력할 수 있다.
- [0042] 레이블 생성기(122)는 스킵 연결을 적용하지 않은 U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 상기 단일 리드 심전도를 입력받아 상기 단일 리드 심전도와 동일한 단일 리드 심전도를 출력하기 위한 제2 잠재 벡터를 출력할 수 있다.
- [0043] 판별기(130)는 복원된 12-리드 심전도와 단일 리드 심전도를 합한 제1 입력값 또는 실제 12-리드 심전도와 단일 리드 심전도를 합한 제2 입력값 중 어느 하나를 입력값으로 사용하여 입력값이 복원된 12-리드 심전도 또는 실제 12-리드 심전도인지를 판별할 수 있다.
- [0044] 일 실시예에 따르면, 판별기(130)는 1D U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델일 수 있다.
- [0045] 일 실시예에 따르면, 추론 생성기(121)는 제1 입력값 및 상기 제2 입력값에 대한 적대적 손실 함수를 기반으로

학습을 수행할 수 있다.

- [0046] 일 실시예에 따르면, 추론 생성기(G_L , 121)는 복원된 12-리드 심전도 및 실제 12-리드 심전도 사이의 유클리디안 거리를 반영하는 L1 손실 함수를 기반으로 학습을 수행할 수 있다.
- [0047] 일 실시예에 따르면, 추론 생성기(G_L , 121)는 제1 잠재 벡터 및 제2 잠재 벡터에 대한 잠재 벡터 손실 함수를 기반으로 학습을 수행할 수 있다.
- [0048] 일 실시예에 따르면, 추론 생성기(G_L , 121)는 적대적 손실 함수, L1 손실 함수 및 잠재 벡터 손실 함수에 각각 가중치를 부여한 전체 손실 함수를 기반으로 학습을 수행할 수 있다.
- [0049] 도 3은 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델(EKGAN)을 개략적으로 도시한다.
- [0050] 단일 리드 심전도를 다중 리드 심전도로 복원하는 과정은 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)을 기반으로 진행할 수 있다. 다만, 일반적인 GAN 모델의 경우 실제 (질병이 있는) 심전도의 특성을 잘 반영하지 못하는 문제가 생길 수 있다. 이와 같이 기존의 GAN 모델을 이용하여 단일 리드 심전도를 다중 리드 심전도로 복원할 때의 한계를 극복하기 위해 본 발명의 심전도 복원 모델(EKGAN)이 개시된다.
- [0051] 도 3을 참조하면, 심전도 복원 모델(EKGAN)은 추론 생성기(G_L , 121), 레이블 생성기(G_L , 122)를 포함하는 생성기(Generator, 120) 및 판별기(D, 130)를 포함할 수 있다. 심전도 복원 모델(EKGAN)은 이 외에도 전처리부(미도시)를 더 포함할 수 있다.
- [0052] 생성기(120)는 단일 리드 심전도가 입력으로 들어왔을 때, 12-리드 심전도로 복원하는 역할을 한다. 생성기(120)는 2개의 하위 생성기, 즉 추론 생성기(Inference Generator, G_L) 및 레이블 생성기(G_L , 122)를 포함하고, 이들 각각은 다른 역할을 수행하며 유기적으로 학습을 진행할 수 있다.
- [0053] 추론 생성기(G_L , 121)는 단일 리드 심전도 신호를 입력으로 받아 12-리드 심전도로 복원하기 위해 U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 한다. 이때, 인코더-디코더 기반의 모델을 구성하기 위해 인코더의 입력단에서 입력 신호에 대한 전처리를 진행할 수 있다. 이후 출력단에서 생성되는 출력이 판별기의 입력으로 전달되면, 판별기는 진짜와 가짜를 판별하고 이를 이용하여 학습을 진행할 수 있다.
- [0054] 추론 생성기(G_L , 121)의 세부 구조는 입력단, U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델 및 출력단을 포함할 수 있다.
- [0055] 입력단은 단일 리드 심전도를 입력으로 받는다. 여기서 단일 리드 심전도는 (1, n, 1)의 크기를 가진다. 여기서 맨 처음 1은 리드의 수를 의미하며, n은 심전도의 길이를 의미하고, 마지막 1은 채널 크기를 의미한다. 이때, 길이 n은 사용자가 직접 다양하게 정할 수 있으며, 본 발명에서는 n=512라는 값을 이용하여 설명하기로 한다.
- [0056] 인코더-디코더 기반의 모델을 이용하기 위해서는 입력과 출력의 크기가 같아야 하며, 입력단에 들어온 단일 리드 심전도에 대한 전처리 과정이 필요하다. 이를 위해 단일 리드 심전도를 단순히 12번 복사하고 앞뒤에 제로 패딩을 붙임으로써 (16, 512, 1)의 크기로 변경시킨다. 이때, 각 합성곱(convolution) 필터는 64, 128, 256, 512, 1024 순서로 구성된다.
- [0057] U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델은 인코더에 해당되는 부분으로 점진적으로 넓은 범위의 이미지 픽셀을 보며 의미정보를 추출하는 Contracting Path, 수축 경로에서 확장 경로로 전환되는 구간으로 제1 잠재 벡터(Latent Vector, Z_i)를 생성하는 Bottleneck 및 디코더에 해당되는 부분으로 추출한 의미정보를 픽셀 위치정보와 스킵 연결(Skip Connection)을 이용하여 결합하며 각 픽셀에 추가적인 정보를 제공하는 Expanding Path를 포함할 수 있다.
- [0058] U-Net은 저차원뿐만 아니라 고차원에서 확인할 수 있는 정보 또한 이용하여 이미지의 특징을 추출하고, 이를 위치정보와 합쳐 좋은 성능을 낼 수 있는 모델이다.
- [0059] U-Net은 입력 데이터를 잠재 벡터(Latent Vector)로 압축할 때 손실될 수 있는 정보를 디코더에 추가적인 정보로 제공하는 것을 기반으로 한다.
- [0060] 그러나, 기존의 U-Net 모델에서 생성되는 잠재 벡터는 원본 데이터와 생성된 데이터 사이의 손실 함수만을 이용하여 업데이트되기 때문에 잠재 벡터가 입력 데이터의 특징을 얼마나 잘 포함하고 있는지는 확인하지 않는다는 단점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 발명에서는 레이블 생성기(G_L , 122)를 도입하여 입력 데이터의

정보를 손실하지 않으면서 압축할 수 있도록 도와주는 기법을 사용한다. 이에 대한 자세한 설명은 레이블 생성기($G_L, 122$)에 대한 설명에서 후술하기로 한다.

[0061] 출력단은 입력단에서 전처리된 (16, 512, 1) 크기의 입력과 동일한 크기의 출력을 갖도록 출력의 크기 또한 (16, 512, 1)로 구성한다. 출력단은 입력단에서 통과된 단일 리드 심전도 데이터의 제1 잠재 벡터(Latent Vector, Z_1)를 이용하여 12-리드 심전도로 복원하는 역할을 한다. U-Net 기반 구조이기 때문에 스킵 연결을 통해 단일 리드 심전도가 가진 정보를 최대한 이용하는 방향으로 학습한다. 출력단에서 복원되는 심전도는 제로 패딩을 포함하여 Lead I, II, III, aVR, aVL, aVF, V1-V6의 순서로 구성되어 있으며, 각 합성곱 필터는 512, 256, 128, 64, 1의 순서로 구성될 수 있다.

[0062] 레이블 생성기($G_L, 122$)는 U-Net을 기반으로 입력 데이터를 압축하는 과정에서 생기는 정보 손실을 최소화하기 위해 사용된다. 이를 위해, 레이블 생성기($G_L, 122$)는 추론 생성기($G_I, 121$)의 입력과 동일한 단일 리드 심전도를 입력으로 받아 동일한 단일 리드 심전도 출력이 생성되도록 인코더-디코더 기반 모델로 구성된다. 레이블 생성기($G_L, 122$)의 핵심 역할은 입력으로 받는 단일 리드 심전도를 최대한 잘 표현할 수 있는 제2 잠재 벡터(Latent Vector, Z_1)를 찾는 것이며, 이를 위해 입력과 동일한 심전도를 생성하도록 유도한다. 즉, 제2 잠재 벡터(Latent Vector, Z_1)만으로도 단일 리드 심전도를 잘 생성할 수 있으므로, 이는 제2 잠재 벡터(Latent Vector, Z_1)가 입력으로 받은 단일 리드 심전도의 많은 정보를 가진 채로 압축될 수 있음을 의미한다.

[0063] 레이블 생성기($G_L, 122$)의 전반적인 구조는 추론 생성기($G_I, 121$)와 동일하나 최대한 정보를 잘 압축하기 위해 스킵 연결을 적용하지 않는다. 이는 일반적인 U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델과 레이블 생성기($G_L, 122$)가 차별화되는 점으로, 레이블 생성기($G_L, 122$)에서 생성된 제2 잠재 벡터(Latent Vector, Z_1)는 추론 생성기($G_I, 121$)의 입력 데이터로부터 생성되는 제1 잠재 벡터(Latent Vector, Z_1)와의 비교 및 손실 함수를 통해 추론 생성기($G_I, 121$)의 정보 압축 능력을 향상시킬 수 있다.

[0064] 12-리드 심전도는 각 리드별로 고유한 특성을 갖고 있다. 따라서 판별기(D, 130)는 각 리드 신호를 픽셀 레벨에서 개별적으로 분석하는 것이 매우 중요하다.

[0065] 따라서 일반적인 이미지 생성을 위한 GAN 모델에서 사용되는 2D 합성곱 기반의 판별기를 사용하는 경우, 각 리드의 고유한 특성이 다른 리드와 혼합되어 복원 품질이 떨어질 수 있다.

[0066] 이러한 문제를 해결하기 위해 판별기는 1D U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 사용할 수 있다. 판별기는 추론 생성기($G_I, 121$)에서 출력된 결과인 복원된 12-리드 심전도 또는 실제 12-리드 심전도를, 입력으로 사용된 단일 리드 심전도와 합하여 입력으로 사용하며, 입력 값이 생성된 심전도인지 원본 심전도인지 판별하도록 학습한다.

[0067] 즉, 판별기는 추론 생성기($G_I, 121$)에서 출력된 결과인 복원된 12-리드 심전도와 입력으로 사용된 단일 리드 심전도를 합한 제1 입력값 또는 실제 12-리드 심전도와 입력으로 사용된 단일 리드 심전도를 합한 제2 입력값을 입력값으로 사용한다.

[0068] 도 4는 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델 생성 방법을 나타내는 순서도이고, 도 5는 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델 생성 방법 중 12-리드 심전도를 복원하는 단계를 보다 구체적으로 나타내는 순서도이다.

[0069] 도 4를 참조하면, 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델 생성 방법은 단일 리드 심전도를 입력받는 단계(1100), 단일 리드 심전도를 기반으로 12-리드 심전도를 복원하는 단계(1200), 12-리드 심전도와 단일 리드 심전도를 합한 제1 입력값 또는 실제 12-리드 심전도(ground-truth)와 단일 리드 심전도를 합한 제2 입력값 중 어느 하나를 입력값으로 입력받는 단계(1300) 및 입력값이 복원된 12-리드 심전도 또는 실제 12-리드 심전도인지를 판별하는 단계(1400)를 포함할 수 있다.

[0070] 도 5를 참조하면, 단일 리드 심전도를 기반으로 12-리드 심전도를 복원하는 단계(1200)는, U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 상기 단일 리드 심전도에 대한 전처리를 수행하는 단계(1210), 스킵 연결을 적용하지 않은 U-Net 기반의 인코더-디코더 생성 모델을 기반으로 상기 단일 리드 심전도를 입력받아 상기 단일 리드 심전도와 동일한 단일 리드 심전도를 출력하기 위한 제2 잠재 벡터를 출력하는 단계(1220) 및 전처리된 상기 단일 리드 심전도의 제1 잠재 벡터 및 상기 제2 잠재 벡터를 기반으로 상기 12-리드 심전도를 복원하여 출력하

는 단계(1230)를 포함할 수 있다.

- [0071] 일 실시예에 따르면, 심전도 복원 모델 생성 방법은 제1 입력값 및 제2 입력값에 대한 적대적 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계(미도시)를 더 포함할 수 있다.
- [0072] 일 실시예에 따르면, 심전도 복원 모델 생성 방법은 복원된 12-리드 심전도 및 실제 12-리드 심전도 사이의 유클리디안 거리를 반영하는 L1 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계(미도시)를 더 포함할 수 있다.
- [0073] 일 실시예에 따르면, 심전도 복원 모델 생성 방법은 제1 잠재 벡터 및 제2 잠재 벡터에 대한 잠재 벡터 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계(미도시)를 더 포함할 수 있다.
- [0074] 일 실시예에 따르면, 심전도 복원 모델 생성 방법은 적대적 손실 함수, L1 손실 함수 및 잠재 벡터 손실 함수에 각각 가중치를 부여한 전체 손실 함수를 기반으로 학습을 수행하는 단계(미도시)를 더 포함할 수 있다.
- [0075] 본 발명의 일 실시예에 따른 심전도 복원 방법(미도시)은 단일 리드 심전도를 입력받는 단계, 단일 리드 심전도를 전처리하는 단계, 단일 리드 심전도를 미리 학습된 생성적 적대 신경망 기반의 심전도 복원 모델에 입력시켜 12-리드 심전도를 복원하는 단계 및 복원된 12-리드 심전도를 출력하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0076] 일 실시예에 따른 심전도 복원 방법은 도 1 내지 도 3에 개시된 미리 학습된 심전도 복원 모델(EKGAN)을 사용하는 것을 전제로 한다. 따라서, 이미 높은 성능을 가진 심전도 복원 모델(EKGAN)을 이용하여 입력된 단일 리드 심전도를 기반으로 12-리드 심전도를 복원할 수 있다.
- [0077] 한편, 본 발명에서는 심전도 복원 모델(EKGAN)의 학습을 위해 생성기(120) 및 판별기(130)는 손실 함수를 사용할 수 있다. 이때 사용되는 손실 함수(Loss Function)는 크게 세 가지로, 적대적 손실 함수, L1 손실 함수 및 잠재 벡터 손실 함수를 포함하며, 이 세 함수에 각각 가중치를 부여한 전체 손실 함수를 추가적으로 사용할 수 있다.
- [0078] 각 손실 함수의 설명에 앞서, 각 손실 함수에서 사용되는 기호의 의미는 아래와 같다.
- [0079] G_I : 추론 생성기(121)
- [0080] G_L : 레이블 생성기(122)
- [0081] D : 판별기(130)
- [0082] e_i : 단일 리드 심전도를 12번 복제 및 제로 패딩을 진행한 입력 데이터
- [0083] e_o : 단일 리드 심전도의 실제 12-리드 심전도(Ground-truth)
- [0084] z_i, z_l : G_I 와 G_L 에서 생성된 Latent Vector
- [0085] 적대적 손실(Adversarial Loss) 함수는 추론 생성기(G_I , 121)가 입력으로 받은 단일 리드 심전도로부터 복원한 데이터와 실제 12-리드 심전도의 차이에 대해 학습을 위한 근거로 사용된다. 수식은 하기와 같으며, 판별기(D , 130)에 실제 데이터를 입력으로 넣었을 때의 결과와 추론 생성기(G_I , 121)에 입력 데이터를 넣어서 나온 복원된 12-리드 심전도 데이터와 입력 데이터에 대한 Conditional GAN 방식의 손실 함수이다. 즉, 판별기(D , 130)는 복원에 사용되는 심전도와 실제 심전도, 복원에 사용되는 심전도와 복원된 심전도를 이용한 적대적 손실 함수를 사용하여 입력값이 생성된 데이터인지 실제 데이터인지 학습을 진행한다.
- [0086]
$$\mathcal{L}_{adv}(G_I, D) = \mathbb{E}_{e_i, e_o}[\log D(e_i, e_o)] + \mathbb{E}_{e_i}[\log(1 - D(e_i, G_I(e_i)))]$$
- [0087] L1 손실(L1 loss) 함수는 적대적 손실뿐만 아니라 실제 심전도와 생성된 심전도 사이의 유클리디안 거리를 반영하는 L1 손실을 추가로 사용할 수 있다. 이는 실제 복원을 진행하는 추론 생성기(G_I , 121) 이외에도 추론 생성기(G_I , 121)에 도움을 주기 위한 레이블 생성기(G_L , 122)에서도 동일하게 사용될 수 있으며, 자세한 수식은 하기와 같다.

$$\mathcal{L}_{L1}(G_I) = \mathbb{E}_{e_i, e_o} [\|e_o - G_I(e_i)\|_1]$$

$$\mathcal{L}_{L1}(G_L) = \mathbb{E}_{e_i} [\|e_i - G_L(e_i)\|_1]$$

[0088]

[0089]

잠재 벡터 손실(Latent vector loss) 함수는 레이블 생성기(G_L , 122)에서 생성되는 제2 잠재 벡터(Latent Vector, Z_l)와 추론 생성기(G_I , 121)에서 생성되는 제1 잠재 벡터(Latent Vector, Z_i)의 유사도를 확인하기 위해 두 잠재 벡터 사이의 L1 손실을 계산할 수 있다. 자세한 수식은 하기와 같다.

$$\mathcal{L}_{LV}(G_I, G_L) = \mathbb{E}_{z_i, z_l} [\|z_i - z_l\|_1]$$

[0090]

[0091]

전체 손실(Total loss) 함수는 전술한 손실 함수들을 추론 생성기(G_I , 121)의 손실로 정리한 것으로 다음 수식과 같다. λ 와 α 는 상대적인 중요도를 제어하는 변수로 주어진 목적에 따라 달리 설정할 수 있으며 본 발명의 실시예에서는 $\lambda=50$, $\alpha=1$ 로 설정하였다.

$$G_I^* = \arg \min_{G_I, G_L} \max_D \{\mathcal{L}_{adv}(G_I, D) + \lambda \mathcal{L}_{L1}(G_I) + \alpha \mathcal{L}_{LV}(G_I, G_L)\}$$

[0092]

[0093]

도 6 내지 도 9를 참조하면, 본 발명의 실시예에 의한 심전도 복원 모델(EKGAN)은 단일 리드 심전도인 Lead I을 입력으로 받아 복원된 12-리드 심전도를 출력한다. 심전도 복원 모델(EKGAN)의 복원 성능을 검증하기 위해 이화여대 목동병원과 이화여대 서울병원에서 수집된 심전도를 이용하여 학습 및 검증을 진행하였고, 기존의 GAN 기반 모델과 비교하였으며 이 외에도 레이블 생성기(G_L , 122)의 유용성을 확인하기 위한 성능 측정도 진행하였다. 성능 측정 지표로는 RMSE(Root Mean Square Error), MAE(Mean Absolute Error), PRD(Percentage Root Mean Square Difference), MMD(Maximum Mean Discrepancy), MAEHR(Mean Absolute Error for Heart Rates)를 사용하였다.

[0094]

도 6은 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델(EKGAN)과 기존 모델들의 복원 성능을 비교한 도면이다.

[0095]

도 6에서 확인할 수 있듯이, 기존에 잘 알려져 있는 Pix2Pix, CycleGAN, CardioGAN 등의 GAN 모델들보다 모든 지표에서 더 좋은 성능을 보여주는 것을 확인할 수 있다.

[0096]

도 7은 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델(EKGAN)의 판별기(D, 130)와 레이블 생성기(G_L , 122) 유무에 따른 성능 차이를 나타내는 도면이다.

[0097]

도 7을 참조하면, EKGAN w/o 1D 판별기(D, 130)는 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델(EKGAN)에서 1D U-Net 모델 기반의 판별기(D, 130)를 사용하지 않고 Pix2Pix에서 사용되는 PatchGAN 판별기를 사용하는 경우를 나타낸 것으로, 성능이 하락하는 것을 볼 수 있다.

[0098]

또한, EKGAN w/o 레이블 생성기(G_L , 122)는 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델(EKGAN)에서 레이블 생성기(G_L , 122)를 사용하지 않았을 경우의 복원 성능을 나타낸 것으로, 레이블 생성기(G_L , 122)가 적용된 심전도 복원 모델(EKGAN)에 비해 성능이 떨어지는 것을 확인할 수 있다.

[0099]

도 8은 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델(EKGAN)에 의해 복구된 12-리드 심전도, 기존 모델에 의해 복구된 12-리드 심전도, 실제 12-리드 심전도의 3가지 질병에 대한 예측 성능을 비교한 도면이다.

[0100]

도 8을 참조하면, 기존에 잘 알려진 심전도 분류 모델의 예측 결과, 원본 심전도의 예측 결과와 복원된 심전도의 예측 결과를 비교해본 결과, 본 발명의 심전도 복원 모델(EKGAN)을 이용한 질병 예측(분류 결과)은 우수한 성능을 보이고 있음을 알 수 있다. 해당 실험에서는 심전도를 통해 진단할 수 있는 3가지 질병에 대해 예측 성능을 확인하였다. 심방세동(Atrial Fibrillation, AF)의 경우 단일 리드로도 검출이 가능하지만 LBBB, RBBB(Left/Right Bundle Branch Block)의 경우 다양한 리드를 확인하여야 검출이 가능하다. 이와 같이 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델(EKGAN)을 이용하여 복구된 12-리드 심전도를 다양한 다운스트림 태스크에 적용할 수 있다는 사실이 도 8의 결과를 통해 실험적으로 증명되었다.

[0101]

도 9는 일 실시예에 의한 심전도 복원 모델(EKGAN)과 기존 모델들의 복원 성능을 비교한 도면이다. 보다 구체적으로, 도 9는 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델(EKGAN)과 성능 비교에 사용된 모델들이 실제로 복원한

12-리드 심전도와 원본 심전도의 일부(V1, Lead II, V4, V6)를 비교한 것이다.

[0102] 도 9를 참조하면, 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델(EKGAN)은 다른 모델들에 비해 실제 원본 심전도와 유의미한 유사도를 갖는 형태의 심전도를 복원한 것을 볼 수 있다. 이는 본 발명의 실시예에 따른 심전도 복원 모델(EKGAN)이 단일 리드 심전도로부터 질병의 특징을 잘 잡아내어 다른 모델들에 비해 12-리드 심전도를 비교적 정확하게 복원할 수 있음을 의미한다.

[0103] 이상의 설명은 본 발명의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서, 본 발명에 개시된 실시예들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0104] 100: 심전도 복원 모델 생성 장치

110: 입력부

120: 생성기

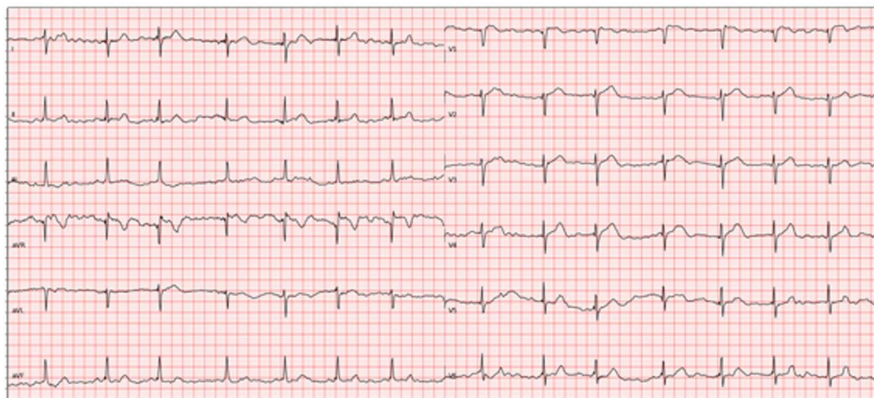
121: 추론 생성기

122: 레이블 생성기

130: 판별기

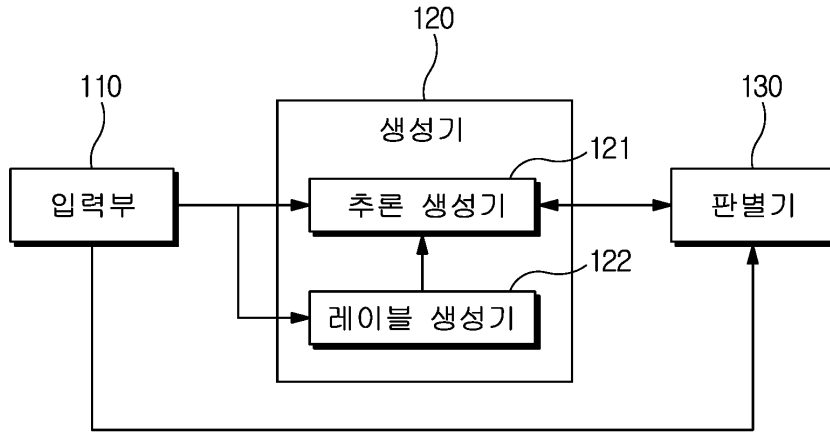
도면

도면1

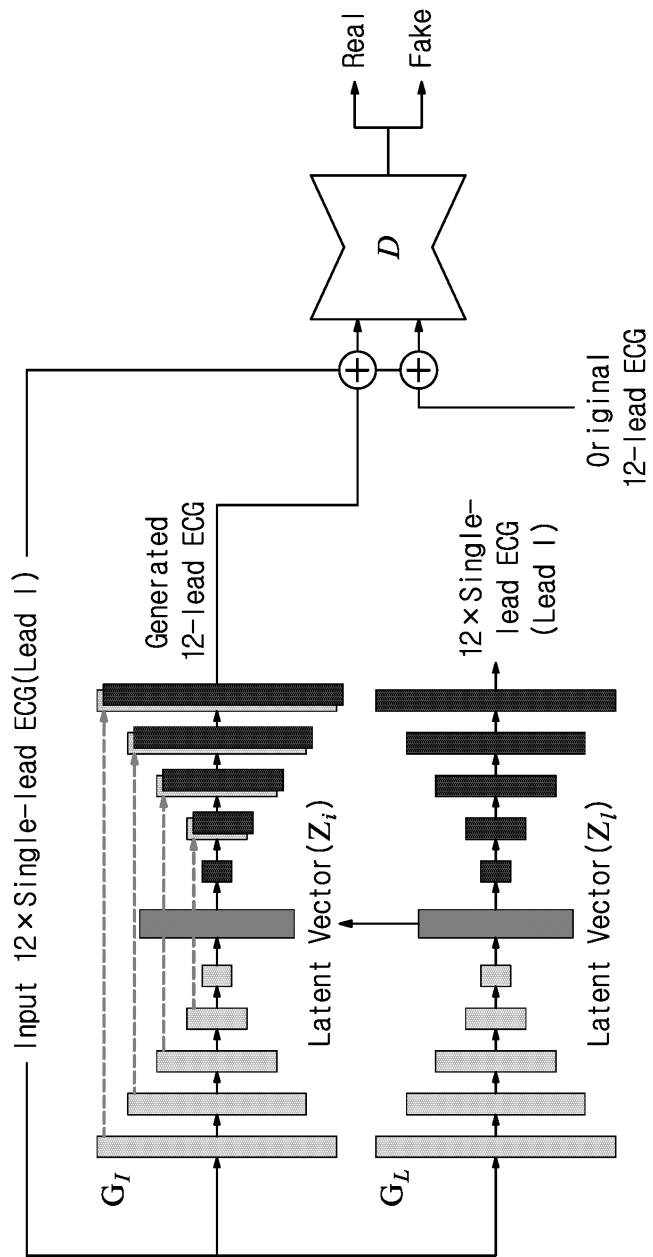


도면2

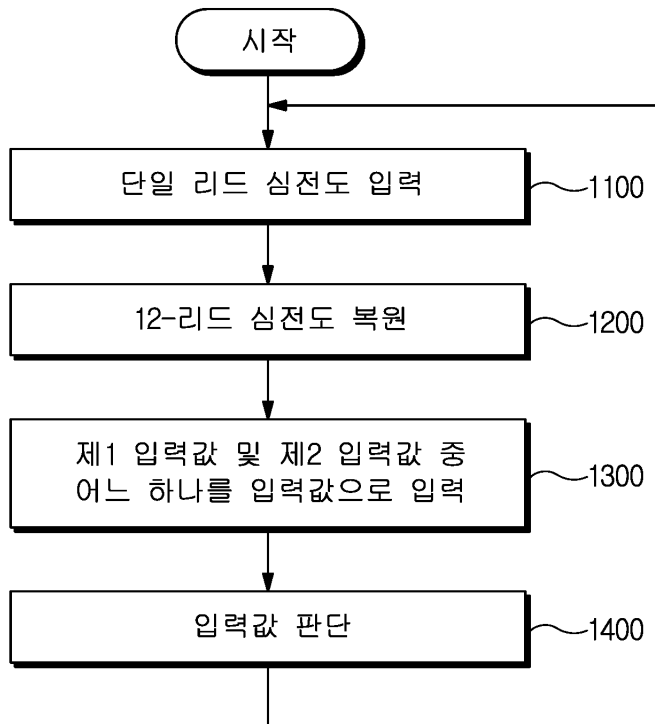
심전도 복원 모델 생성 장치(100)



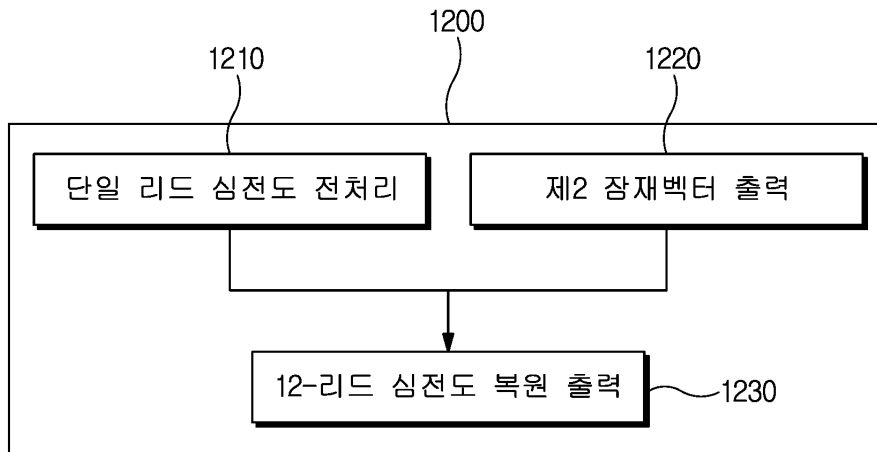
도면3



도면4



도면5



도면6

Method	RMSE	MAE	PRD	MMD	MAE _{HR}
Pix2Pix	0.38	0.30	8.43	0.07×10^{-3}	27.68
CycleGAN	0.62	0.49	13.18	0.46×10^{-3}	24.16
CardioGAN	0.52	0.43	11.32	0.21×10^{-3}	24.09
EKGAN(Ours)	0.32	0.25	6.95	0.04×10^{-3}	20.51

도면7

Method	RMSE	MAE	PRD	MMD	MAE _{HR}
EKGAN w/o ID 판별기	0.37	0.29	8.13	0.06×10^{-3}	24.06
EKGAN w/o 레이블 생성기	0.35	0.28	7.73	0.05×10^{-3}	25.83
EKGAN(Ours)	0.32	0.25	6.95	0.04×10^{-3}	20.51

도면8

Dataset	LBBB	RBBB	AF
원본 12-리드 심전도	0.92	0.97	0.92
Pix2Pix를 이용하여 복구된 12-리드 심전도	0.81	0.97	0.82
EKGAN을 이용하여 복구된 12-리드 심전도	0.94	0.96	0.88

도면9

