

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2025-0014692
(43) 공개일자 2025년02월03일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 10/60 (2018.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/024 (2025.01) A61B 5/318 (2021.01)
G06F 18/241 (2023.01) G06F 21/62 (2013.01)
G06N 3/04 (2023.01) G06N 3/08 (2023.01)
G16H 50/20 (2018.01) G16H 50/50 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 10/60 (2021.08)
A61B 5/024 (2025.01)

(21) 출원번호 10-2023-0095129

(22) 출원일자 2023년07월21일

심사청구일자 2023년07월21일

(71) 출원인

고려대학교 산학협력단

서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)

(72) 발명자

정연돈

서울특별시 중구 청계천로 400, 105-812

이협진

서울특별시 성동구 왕십리로 410, 112동 601호

김민수

서울특별시 서초구 서초중앙로29길 28, 306동 1113호

(74) 대리인

김동용

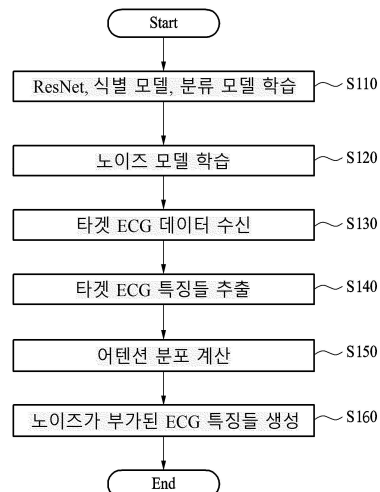
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 부정맥 분류를 위한 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 장치 및 방법

(57) 요약

부정맥 분류를 위한 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법이 개시된다. 상기 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법은 적어도 프로세서(processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되고, 미리 정해진 길이를 갖는 심전도(ECG) 데이터들을 포함하는 학습 데이터를 이용하여, 특징 추출 모델, 개인 식별 모델, 및 부정맥 분류 모델을 학습하는 단계, 및 노이즈 모델을 학습하는 단계를 포함하고, 상기 특징 추출 모델은 ECG 데이터를 입력받아 ECG 특징들을 출력하고, 상기 개인 식별 모델은 ECG 특징들을 입력받아 ECG 특징들에 대응하는 개인을 식별하고, 상기 부정맥 분류 모델은 ECG 특징들을 입력받아 ECG 특징들에 대응 부정맥을 분류하고, 상기 노이즈 모델은 ECG 특징들과 동일한 길이를 갖는 노이즈를 생성한다.

대표도 - 도4



(52) CPC특허분류

A61B 5/318 (2022.01)
A61B 5/7264 (2023.08)
G06F 18/241 (2023.01)
G06F 21/6245 (2013.01)
G06N 3/04 (2023.01)
G06N 3/084 (2023.01)
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/50 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711192577
과제번호	2020R1A2C2013286
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)
연구과제명	대규모 분산 딥러닝을 위한 인메모리 텐서 데이터베이스
기 여 율	1/3
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2023.03.01 ~ 2024.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345347378
과제번호	2021R1A6A1A13044830
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공학학술연구기반구축
연구과제명	융합소프트웨어연구소
기 여 율	1/3
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2023.03.01 ~ 2024.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193663
과제번호	2020-0-01819-004
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성
연구과제명	ICT명품인재양성(고려대학교)
기 여 율	1/3
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

적어도 프로세서(processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법에 있어서,

미리 정해진 길이를 갖는 심전도(ECG) 데이터들을 포함하는 학습 데이터를 이용하여, 특징 추출 모델, 개인 식별 모델, 및 부정맥 분류 모델을 학습하는 단계; 및

노이즈 모델을 학습하는 단계를 포함하고,

상기 특징 추출 모델은 ECG 데이터를 입력받아 ECG 특징들을 출력하고,

상기 개인 식별 모델은 ECG 특징들을 입력받아 ECG 특징들에 대응하는 개인을 식별하고,

상기 부정맥 분류 모델은 ECG 특징들을 입력받아 ECG 특징들에 대응 부정맥을 분류하고,

상기 노이즈 모델은 ECG 특징들과 동일한 길이를 갖는 노이즈를 생성하는,

프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 특징 추출 모델은 ResNet(Residual Neural Network)이고,

상기 개인 식별 모델과 상기 부정맥 분류 모델은 동일한 구조를 갖는 어텐션 신경망(attention networks)인,

프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 노이즈 모델을 학습하는 단계는 상기 특징 추출 모델, 상기 개인 식별 모델, 및 상기 부정맥 분류 모델을 고정된 상태로 학습되고,

상기 노이즈 모델을 학습하는 단계는,

상기 특징 추출 모델을 이용하여 ECG 특징들을 추출하는 단계;

ECG 특징들을 상기 개인 식별 모델에 입력하여 개인 식별을 위한 어텐션 분포인 제1 어텐션 분포를 생성하는 단계;

ECG 특징들을 상기 부정맥 분류 모델에 입력하여 부정맥 분류를 위한 어텐션 분포인 제2 어텐션 분포를 생성하는 단계;

상기 제1 어텐션 분포와 상기 제2 어텐션 분포를 벡터 형태로 변환하는 단계;

벡터 형태로 변환된 상기 제1 어텐션 분포로부터 벡터 형태로 변환된 상기 제2 어텐션 분포를 차감하여 노이즈를 위한 어텐션 분포를 생성하는 단계;

상기 노이즈 모델을 이용하여 ECG 특징들과 동일한 길이를 갖는 노이즈를 생성하는 단계;

생성된 노이즈와 상기 노이즈를 위한 어텐션 분포를 곱하여 가중치가 부가된 노이즈를 생성하는 단계; 및

가중치가 부가된 노이즈와 상기 ECG 특징들을 더하여 노이즈가 부가된 ECG 특징들을 생성하는 단계를 포함하는,

프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 노이즈 모델은 개인 식별 정확도는 최소화하고 부정맥 분류 정확도는 최대화하는 방향으로 역전파(backpropagation)를 이용하여 학습되는,

프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법.

청구항 5

적어도 프로세서를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법에 있어서, 타겟 ECG 데이터를 수신하는 단계;

상기 타겟 ECG 데이터에 대응하는 ECG 특징들을 추출하는 단계;

노이즈를 위한 어텐션 분포를 생성하는 단계; 및

상기 노이즈가 부가된 ECG 특징들을 생성하는 단계를 포함하는 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 ECG 특징들을 추출하는 단계는 사전학습된 ResNet을 이용하여 수행되는,

프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법.

청구항 7

제5항에 있어서,

상기 노이즈를 위한 어텐션 분포를 생성하는 단계는,

상기 타겟 ECG 특징들을 사전학습된 개인 식별 모델에 입력하여 개인 식별을 위한 어텐션 분포인 제1 어텐션 분포를 생성하는 단계;

상기 타겟 ECG 특징들을 사전학습된 부정맥 분류 모델에 입력하여 부정맥 분류를 위한 어텐션 분포인 제2 어텐션 분포를 생성하는 단계;

행렬 형태인 상기 제1 어텐션 분포와 상기 제2 어텐션 분포를 벡터 형태로 변환하는 단계;

벡터 형태로 변환된 상기 제1 어텐션 분포로부터 벡터 형태로 변환된 상기 제2 어텐션 분포를 차감하여 상기 노이즈를 위한 어텐션 분포를 생성하는 단계를 포함하는,

프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 노이즈가 부가된 ECG 특징들을 생성하는 단계는,

상기 타겟 ECG 특징들과 동일한 길이를 갖는 노이즈를 생성하는 단계;

생성된 노이즈에 상기 노이즈를 위한 어텐션 분포를 곱하여 가중치가 부가된 노이즈를 생성하는 단계; 및

가중치가 부가된 노이즈와 상기 ECG 특징들을 더하여 상기 노이즈가 부가된 ECG 특징들을 생성하는 단계를 포함하는,

프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 부정맥 분류를 위한 심전도 데이터의 수집 시에 발생할 수 있는 프라이버시 침해를 방지하는 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 개인 식별 능력이 있는 심전도 데이터를 원본 그대로 수집하면 프라이버시 침해가 발생할 수 있으므로 노이즈를 추가해 개인 식별을 방지하는 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 디지털 헬스케어는 개인맞춤형 건강관리 서비스를 위해 스마트 워치와 같은 장치에서 사용자의 심전도를 측정하고 수집한다. 심장의 활동에서 발생하는 전기적 신호인 심전도는 부정맥과 같은 심장 관련 질병을 탐지하고 분류하는 데 사용되고, 개인마다 고유한 특징이 있어 개인 식별에 사용할 수 있다.

[0003] 한편, 딥러닝 기술을 통해 심전도 데이터의 부정맥 분류나 개인 식별의 정확도가 높아지고 있는 실정이다. 특히, 어텐션 메커니즘은 딥러닝 기술 중의 하나로 입력된 데이터에서 중요한 부분에 가중치를 더 부여함으로써, 모델이 중요한 정보에 집중할 수 있게 해준다. 이러한 심전도 데이터는 개인마다 고유한 특징이 있어 원본을 그대로 수집하면 프라이버시 침해가 발생할 수 있다.

[0004] 프라이버시 침해를 예방하기 위해 단순히 심전도 데이터에 노이즈를 추가함으로써 개인 식별을 방지할 수는 있지만, 데이터 전체에 노이즈가 들어가면 부정맥 분류와 같은 활용도 낮아지는 문제점이 있다. 따라서, 심전도 데이터에 노이즈를 추가하되, 개인 식별만을 방해하고 부정맥 분류는 방해하지 않는 노이즈를 추가하여야 한다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0005] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허 제2019-0010091호 (2019.01.30. 공개)
- (특허문헌 0002) 대한민국 공개특허 제2021-0070534호 (2021.06.15. 공개)
- (특허문헌 0003) 대한민국 공개특허 제2015-0107331호 (2015.09.23. 공개)
- (특허문헌 0004) 대한민국 공개특허 제2022-0107035호 (2022.08.01. 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명이 이루고자 하는 기술적인 과제는 부정맥 분류를 위한 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법 및 장치를 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명의 일 실시예에 따른 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법은 적어도 프로세서(processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법으로써, 미리 정해진 길이를 갖는 심전도(ECG) 데이터들을 포함하는 학습 데이터를 이용하여, 특징 추출 모델, 개인 식별 모델, 및 부정맥 분류 모델을 학습하는 단계; 및 노이즈 모델을 학습하는 단계를 포함하고, 상기 특징 추출 모델은 ECG 데이터를 입력받아 ECG 특징들을 출력하고, 상기 개인 식별 모델은 ECG 특징들을 입력받아 ECG 특징들에 대응하는 개인을 식별하고, 상기 부정맥 분류 모델은 ECG 특징들을 입력받아 ECG 특징들에 대응 부정맥을 분류하고, 상기 노이즈 모델은 ECG 특징들과 동일한 길이를 갖는 노이즈를 생성한다.

[0008] 또한, 본 발명의 다른 실시예에 따른 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법은 적어도 프로세서를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법으로써, 타겟 ECG 데이터를 수신하는 단계, 상기 타겟 ECG 데이터에 대응하는 ECG 특징들을 추출하는 단계, 노이즈를 위한 어텐션 분포를 생성하는 단계, 및 상기 노이즈가 부가된 ECG 특징들을 생성하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0009] 본 발명의 실시예에 부정맥 분류를 위한 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 장치 및 방법에 의한 경우, 딥러닝의 어텐션 메커니즘을 사용하여 심전도 데이터에서 부정맥 분류나 개인 식별을 할 때 필요한 부분에 대한 정

보를 획득하고, 획득된 정보를 바탕으로 심전도 데이터에서 개인 식별에 필요한 부분에는 강한 노이즈를 주고, 부정맥 분류에 필요한 부분에는 적은 노이즈를 부가함으로써, 데이터의 유출이 발생하더라도 개인을 식별할 수 없어 프라이버시를 보호할 수 있는 효과가 있다.

[0010] 또한, 노이즈가 추가된 심전도 데이터를 이용하여 부정맥 분류를 수행하더라도 분류 성능의 큰 저하를 방지할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0011] 본 발명의 상세한 설명에서 인용되는 도면을 보다 충분히 이해하기 위하여 각 도면의 상세한 설명이 제공된다.

도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 제1 딥러닝 모델의 구조를 도시한다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 제2 딥러닝 모델의 구조를 도시한다.

도 3은 도 2에 도시된 제2 딥러닝 모델의 학습 과정을 도시한다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0012] 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.

[0013] 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 변경들을 가할 수 있고 여러 가지 형태들을 가질 수 있으므로 실시예들을 도면에 예시하고 본 명세서에서 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 특정한 개시 형태들에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.

[0014] 제1 또는 제2 등의 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성 요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성 요소를 다른 구성 요소로부터 구별하는 목적으로만, 예컨대 본 발명의 개념에 따른 권리 범위로부터 벗어나지 않은 채, 제1 구성 요소는 제2 구성 요소로 명명될 수 있고 유사하게 제2 구성 요소는 제1 구성 요소로도 명명될 수 있다.

[0015] 어떤 구성 요소가 다른 구성 요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성 요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성 요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성 요소가 다른 구성 요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는 중간에 다른 구성 요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다. 구성 요소들 간의 관계를 설명하는 다른 표현들, 즉 "~사이에"와 "바로 ~사이에" 또는 "~에 이웃하는"과 "~에 직접 이웃하는" 등도 마찬가지로 해석되어야 한다.

[0016] 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로서, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 본 명세서에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성 요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성 요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0017] 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.

[0018] 이하, 본 명세서에 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시예들을 상세히 설명한다. 그러나, 특허출원의 범위가 이러한 실시예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일한 참조 부호는 동일한 부재를 나타낸다.

[0019] 본 발명에서는, 부정맥 분류(arrhythmia classification) 등을 위한 데이터 유용성은 유지하면서도 ECG에 적절한 노이즈를 부가함으로써, ECG 데이터로부터 개인 식별을 예방하는 방법을 제안한다. 프라이버시를 보호하기 위한 하나의 접근법은 랜덤 노이즈(random noise)를 ECG 특징들(features)에 부가하는 것이다. 그러나, 추가된 노이즈는 개인 식별을 방해하지만, 부정맥 분류의 성능 또한 저하시킬 수도 있다. 결국, 추가된 노이즈로 인하여 데이터의 유용성이 낮아진다. 따라서, ECG 특징들의 어떤 부분이 개인 식별에 이용되고 어떤 부분이 부정맥 분류에 이용되는지를 결정하는 것이 필요하다. 그런 다음, 적절한 노이즈를 생성함으로써 부정맥 분류 성능을 저하시키지 않으면서도 개인 식별을 방지할 수 있다.

[0020] 이와 같은 견지에서, 본 발명에서는 어텐션 메커니즘(attention mechanism)을 이용하는 두 가지 딥러닝 모델들을 제안한다. 제1 모델은 어텐션 매퍼(Attention Mapper)로 명명될 수 있으며, 식별과 분류 동작 동안에 집중되는 ECG 특징들의 부분에 대한 정보를 제공한다. 제1 모델은, 특징 추출 모델(예컨대, ResNet)로 특징을 추출한 이후에, 어텐션 메커니즘을 이용하여 식별 및 분류 동작을 수행하고, 각 태스크 동안에 ECG 특징들의 어떤 부분이 집중되는지에 대한 정보를 생성할 수 있다. 제2 모델은 노이즈 생성기(Noise Generator)로 명명될 수 있으며, 적절한 노이즈를 생성하고 생성된 노이즈를 ECG 특징들에 부가하여 분류 성능은 저하시키지 않고 식별 성능만을 저하시킨다. 제2 모델은, 식별과 분류 각각을 위해 어텐션을 요구하는 ECG의 부분에 관하여, 제1 모델에 의해 생성된 정보를 이용한다. 제2 모델은 식별에 필요한 ECG 특징들의 부분에서의 노이즈를 최대화하고, 분류를 위해 요구되는 부분에서의 노이즈를 최소화한다. 이하에서, 제안하는 두 모델에 대해 보다 상세하게 설명한다.

[0021] 제1 모델(Attention Mapper)

[0022] 제1 모델인 어텐션 매퍼는 ECG 데이터로부터 개인 식별 태스크와 부정맥 분류 태스크를 동시에 수행하는 딥러닝 모델이다. 어텐션 매퍼의 구조는 도 1의 (a)에 도시되어 있다. 우선, ECG 데이터로부터, 다중 1D CNN 레이어들을 적층함으로써, 특징들이 추출된다. 어텐션 매퍼에서, 기울기 소실(vanishing gradient)이나 기울기 폭주(exploding gradient)의 문제로 인한 학습 성능의 저하를 예방하기 위하여, ResNet(Residual Neural Network)이 이용될 수 있다. 그러나, 본 발명의 권리범위가 이에 제한되는 것은 아니며, 실시예에 따라, 임의의 특징 추출 기법이 이용되거나 임의의 인공 신경망(Artificial Neural Networks, ANN) 모델이 이용될 수도 있다. 일 실시예에 의하면, 도 1의 (b)에 도시된 바와 같이, ResNet 구조는, 학습을 용이하게 하기 위하여, ReLU 활성화 함수(Rectified Linear Unit activation function)와 BN(Batch Normalization)이 결합된 것일 수 있다. 도 1의 (b)에서, n Conv 1D (m)은, m 사이즈(size)의 n 개 필터를 이용하는 1D CNN 동작을 나타낸다. ResNet 프로세스 동안에 특징의 크기를 조절하기 위하여, 두 값들(values)을 비교하고 더 큰 값을 유지함으로써 길이(length)를 반으로 줄이는 맥스 풀링(Max Pooling)이 이용될 수도 있다. 마지막으로, 각 채널에 대한 평균을 캡처하고 채널의 길이를 갖는 ECG 특징들을 출력하는 GAP(Global Average Pooling)가 이용될 수 있다. 다만, 최적의 ResNet 구조는 입력되는 ECG 데이터의 길이에 의존하여 변경될 수도 있다.

[0023] ResNet을 통해 추출된 벡터 형태의 ECG 특징들은 각 대응되는 모듈에서 개인 식별과 부정맥 분류를 위해 이용된다. 도 1의 (a)에 도시된 바와 같이, 식별 모듈(Identification module)과 분류 모듈(Classification module)은 동일한 구조를 갖는다. 즉, 어텐션 메커니즘(Attention Mechanism)과 FC 레이어들(Fully Connected layers, 완전 연결 레이어들)로 구성될 수 있다. 어텐션 메커니즘은, 문제를 풀이할 때 성능을 향상시키기 위하여, 입력의 중요한 부분에 집중하는เทคนิค이다. 각 모듈에서, 어텐션 메커니즘은 각각 개인 식별과 부정맥 분류를 위하여 ECG 특징들의 중요한 부분들에 집중한다. 이때, 다양한 어텐션 메커니즘들이 이용될 수 있다. 일 실시예에 따르면, 트랜스포머(Transformer)의 셀프-어텐션(self-attention, A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, Ł. Kaiser, I. Polosukhin, Attention is all you need, Advances in neural information processing systems 30 (2017).)이 이용될 수 있다. 어텐션 메커니즘 이후에, ECG 특징들은, 개인 식별과 부정맥 분류의 결과를 생성하기 위하여, 간단한 FC 레이어들을 통과할 수 있다. 후술할 노이즈 생성기(Noise Generator)는 식별 모듈과 분류 모듈에 의해 생성된 정보를 이용하기 때문에, 어텐션 매퍼, 즉 특징 추출 모델, 개인 식별 모듈, 및 부정맥 분류 모듈은 사전학습(pre-trained)되어야 한다.

[0024] 제2 모델(Noise Generator)

[0025] 노이즈 생성기로 명명될 수 있는 제2 모델은 부정맥 분류를 위한 ECG 데이터의 유용성을 보호하면서 개인 식별을 예방하는 노이즈를 갖는 ECG 특징들을 생성하는 것을 목표로 한다. 노이즈 생성기 내의 노이즈 모델(Noise Model)은 3 개의 은닉 레이어들(hidden layers)과 ReLU 활성화 함수들을 갖는 간단한 MLP(Multi-Layer Perceptron, 다층 퍼셉트론) 구조를 갖을 수 있으며, 입력 벡터와 동일한 길이의 벡터를 출력한다. 노이즈 모델

은 ResNet에 의해 추출된 ECG 특징들을 입력으로 수신하고, 추출된 ECG 특징들과 동일한 길이의 노이즈를 생성한다. 그러나, 이러한 간단한 구조는 바람직한 노이즈를 생성하는기에 충분하지 않을 수도 있다. 따라서, 사전 학습된 어텐션 맵퍼의 식별 모듈과 분류 모듈 내의 어텐션 메커니즘이 이용될 수 있다. 입력 ECG 특징들이 n 의 길이를 갖음을 고려하면, 어텐션 메커니즘의 처리 동안에 생성된 어텐션 분포(attention distribution)는 각 행(row) 내에서의 합이 1인 값들로 구성된 $n \times n$ 의 행렬(matrix)이다. 각 모듈에 의해 생성된 이러한 행렬은 ECG 특징들의 어떤 부분이 식별과 분류 각각에 있어서 중요한지 여부를 나타낸다. 즉, 큰 값은 해당 태스크에서 보다 중요한 ECG 특징 부분임을 의미한다. 각 행렬의 열(column) 내의 ECG 특징들은, 사이즈가 n 인 벡터를 생성하기 위하여, 컬럼 별로(column-wise) 더해질 수 있다. 이는 노이즈 생성을 위한 어텐션 분포로써 이용될 수 있다.

[0026] 노이즈 생성기는, 도 2에 도시된 바와 같이, 적절한 노이즈를 생성하기 위하여 노이즈 모델과 어텐션 분포를 이용한다. 보다 구체적으로, (1) 사전학습된 어텐션 맵퍼의 특징 추출 모델(예컨대, ResNet)을 이용하여 ECG 데이터로부터 벡터 형태의 특징들을 추출하고, (2) 각 태스크를 위한 어텐션 분포를 계산하기 위하여, ECG 특징들을 어텐션 맵퍼의 식별 모듈(또는 개인 식별 모듈)과 분류 모듈(또는 부정맥 분류 모듈)의 어텐션 메커니즘에 입력하고, (3) 두 개의 벡터들을 생성하기 위하여 각 어텐션 분포 a_i 및 a_c 는 열별(column-wise)로 합산되고, 부정맥 분류를 위한 벡터가 개인 식별을 위한 벡터로부터 차감된다. 다시 말하면, 개인 식별을 위한 벡터에서 부정맥 식별을 위한 벡터가 차감된다. 소프트맥스 함수(softmax function)가 결과에 적용되어 노이즈를 위한 새로운 어텐션 분포가 생성될 수 있다. 소프트맥스 함수를 적용하는 경우, 벡터에 포함된 값들의 합이 1이 되도록 변환될 수 있다. 다시 말하면, $\text{softmax}(\text{sum}_{\text{column-wise}}(a_i) - \text{sum}_{\text{column-wise}}(a_c))$ 를 계산하여 어텐션 분포를 생성할 수 있다. 어텐션 분포에서, 식별을 위해 집중되는 반면에 분류를 위해 집중되지 않는 부분에서는 큰 값을 갖는다. 어텐션 분포는 식별 성능만을 저해하고 분류 성능을 저해하지 않도록 노이즈가 부가될 수 있는 부분을 나타내는 것으로 이해될 수 있다. (4) 노이즈 모델은 특징 추출 모델(예컨대, ResNet)에 의해 추출된 ECG 특징들을 입력으로 수신하고, 동일한 길이를 갖는 노이즈를 출력한다. 길이가 같다는 것은 입력 ECG 데이터의 길이 및/또는 추출된 ECG 특징들의 길이와 동일함을 의미할 수 있다. (5) 생성된 노이즈와 생성된 어텐션 분포의 요소별 곱(element-wise product)을 취함으로써 가중 합(weighted sum)이 계산된다. 즉, 가중치가 적용된 노이즈가 생성될 수 있다. (6) 마지막으로, ECG 특징들과 결과((5) 과정에서 도출된 가중치가 적용된 노이즈를 의미할 수 있음)의 요소별 합(element-wise sum)을 도출함으로써 노이즈가 부가된 ECG 특징들이 생성될 수 있다. 이를 통하여, 심전도 특징에 노이즈를 추가할 수 있으며, 이렇게 생성된 노이즈가 추가된 심전도 특징을 수집에 이용할 수 있다.

[0027] 노이즈 생성기의 학습 과정은 도 3과 같다. 노이즈 생성기에 의해 생성된 노이즈가 추가된 ECG 특징들은 어텐션 맵퍼의 식별 모듈과 분류 모듈에 입력된다. 노이즈 모델은 식별 정확도(identification accuracy)를 최소화하고 분류 정확도(classification accuracy)를 최대화하는 방향으로 역전파 알고리즘(backpropagation algorithm)을 이용하여 학습된다. 학습의 결과로써, 노이즈 생성기는 낮은 식별 정확도를 갖지만 높은 분류 정확도를 갖도록 하는 노이즈를 포함하는 ECG 특징들을 생성할 수 있다. 또한, 실시예에 따라, 가중치 업데이트(weight updates)를 방지하기 위하여 사전학습된 모델의 일부 레이어들 또는 전체 모델이 고정되는 전이 학습(transfer learning) 및/또는 미세조정(fine-tuning)과 유사하게, 노이즈 생성기는 특징 추출 모델(예컨대, ResNet) 내의 모델들, 식별 모듈, 및 분류 모듈은 학습하지 않고(즉, 고정하고) 노이즈 모델만을 학습할 수 있다.

[0028] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법을 설명하기 위한 흐름도이다. 실시예에 따라, 프라이버시 보호 심전도 데이터 수집 방법은 프라이버시 보호 심전도 데이터 생성 모델 생성 방법, 프라이버시 심전도 데이터 생성 방법 등으로 명명될 수도 있다. 심전도 데이터 수집 방법은 적어도 프로세서(processor) 및/또는 메모리(memory)를 포함하는 컴퓨팅 장치로 구현되는 심전도 데이터 수집 장치에 의해 수행될 수 있다. 마찬가지로, 심전도 데이터 수집 장치는 심전도 데이터 생성 모델 생성 장치, 심전도 데이터 생성 장치 등으로 명명될 수도 있다. 심전도 데이터 수집 방법을 이루는 단계들 중 적어도 일부는 컴퓨팅 장치에 포함되는 프로세서의 동작으로 이해될 수도 있다. 또한, 컴퓨팅 장치는 PC(Personal Computer), 서버(server), 랩탑 컴퓨터, 태블릿 PC, 노트북, 스마트폰(smart phone), 스마트 watch(smart watch), HMD(Head Mounted Device), 스마트링(smart ring), 스마트 안경(smart glasses) 등을 포함할 수 있다. 이하에서, 심전도 데이터 수집 방법을 설명함에 있어, 앞선 기재와 중복되는 내용에 관하여는 그 구체적인 설명을 생략하기로 한다.

[0029] 우선, 특징 추출 모델, (개인) 식별 모듈, 및 (부정맥) 분류 모델에 대한 학습이 수행된다(S110). 특징 추출 모델은 ECG 데이터(ECG 신호를 의미할 수 있음)를 입력받아 ECG 데이터에 대응하는 벡터 형태의 특징들(ECG 특징

들)을 추출하는 모델로써, 예시적인 특징 추출 모델은 ResNet이 될 수 있다. 식별 모델은 추출된 ECG 특징들을 입력받아 ECG 특징들에 대응하는 개인을 식별하는 모델을 의미한다. 분류 모델은 추출된 ECG 특징들을 입력받아 ECG 특징들에 대응하는 부정맥을 분류하는 모델을 의미한다. 식별 모델과 분류 모델은 동일한 구조를 갖는 어텐션 신경망(attention networks)일 수 있다. 또한, 학습 데이터를 구성하는 ECG 데이터들은 미리 정해진 길이를 갖도록 전처리된 것일 수 있다.

[0030] 노이즈 모델이 학습된다(S120). 노이즈 모델을 학습하는 과정에서, 앞서 학습이 완료된 특징 추출 모델, 식별 모델, 및 분류 모델은 고정되고(즉, 학습되지 않고) 노이즈 모델만이 학습된다.

[0031] 보다 구체적으로, 노이즈 생성기(또는 노이즈 모델)에 의해 생성된 노이즈가 추가된 ECG 특징들(여기서, ECG 특징들은 특징 추출 모델의 의해 추출됨)은 식별 모델과 분류 모델에 입력된다. 이때, 노이즈 모델은 식별 정확도를 최소화하고 분류 정확도를 최대화하는 방향으로 역전파 알고리즘(backpropagation algorithm)을 이용하여 학습된다. 학습의 결과로써, 노이즈 모델은 낮은 식별 정확도를 갖지만 높은 분류 정확도를 갖도록 하는 노이즈를 생성할 수 있다. 또한, 노이즈 모델은 임의의 신경망(Neural Networks) 모델을 의미할 수 있다.

[0032] 타겟 ECG 데이터(ECG 신호)가 수신된다(S130). 타겟 ECG 데이터는 유무선 통신망을 통하여 외부 장치로부터 수신되거나, 심전도 수집 장치에 구현된 심전도 측정 장치로부터 수신될 수도 있다. 또한, 타겟 ECG 데이터는 미리 정해진 길이를 갖거나, 미리 정해진 길이를 갖도록 전처리될 수 있다.

[0033] 타겟 ECG 데이터에 대응하는 타겟 ECG 특징들이 추출된다(S140). 타겟 ECG 데이터를 학습된 특징 추출 모델(예컨대, ResNet)에 입력함으로써 타겟 ECG 특징들이 추출될 수 있다.

[0034] 노이즈를 위한 어텐션 분포가 계산된다(S150). 이를 위해, 추출된 타겟 ECG 특징들은 학습된 식별 모델과 학습된 분류 모델에 입력된다. 이를 통해, 식별을 위한 어텐션 분포(제1 어텐션 분포)와 분류를 위한 어텐션 분포(제2 어텐션 분포)가 생성된다. 노이즈를 위한 어텐션 분포를 생성하기 위하여, 행렬 형태를 갖는 제1 어텐션 분포와 제2 어텐션 분포가 벡터의 형태로 변환된다. 벡터의 형태로 변환된 제1 어텐션 분포에서 벡터의 형태로 변환된 제2 어텐션 분포를 차감함으로써 노이즈에 곱해질 가중치가 생성될 수 있다. 즉, 노이즈를 위한 어텐션 분포는 노이즈에 곱해지는 가중치로 이해될 수도 있다. 이때, 어텐션 분포의 차감 결과에 소프트맥스 함수가 적용될 수도 있다.

[0035] 노이즈가 부가된 ECG 특징들이 생성된다(S160). 보다 구체적으로, 노이즈 모델은 추출된 타겟 ECG 특징들을 수신하여 타겟 ECG 특징들과 동일한 길이를 갖는 노이즈를 생성하고, 생성된 노이즈는 가중치와 곱해진 뒤 타겟 ECG 특징들과 더해짐으로써 노이즈가 부가된 ECG 특징들이 생성될 수 있다.

[0036] 상술한 심전도 데이터 수집 방법은 모델의 학습 과정과 학습이 완료된 모델들을 이용하여 노이즈가 부가된 ECG 특징들을 생성하는 과정을 모두 포함한다. 그러나, 실시예에 따라, 학습이 완료된 모델들을 이용하여 노이즈가 부가된 ECG 특징들을 생성하는 과정만을 포함하도록 심전도 데이터 수집 방법이 구현될 수도 있다. 이 경우의 심전도 데이터 수집 방법은 학습이 완료된 모델들을 이용하기 때문에, S130 단계 내지 S160 단계만을 포함할 수 있다.

[0037] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성 요소, 소프트웨어 구성 요소, 및/또는 하드웨어 구성 요소 및 소프트웨어 구성 요소의 집합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성 요소는, 예를 들어, 프로세서, 컨트롤러, 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(Operation System, OS) 및 상기 운영 체제 상에서 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 기술 분야에서 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.

[0038] 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 처

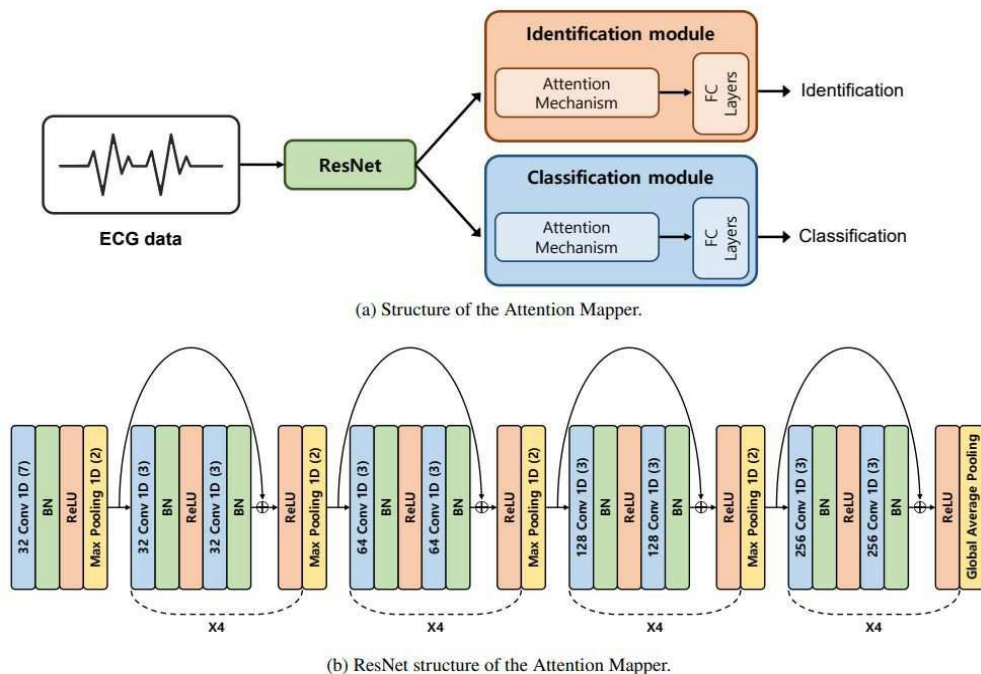
리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성 요소(Component), 물리적 장치, 가상 장치(Virtual Equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(Signal Wave)에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(Embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0039] 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), 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.

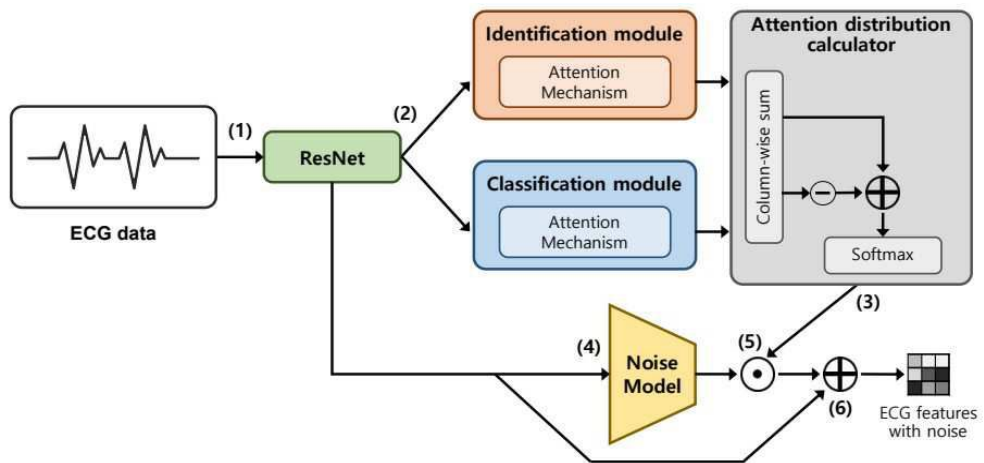
[0040] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성 요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성 요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 등록청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

도면

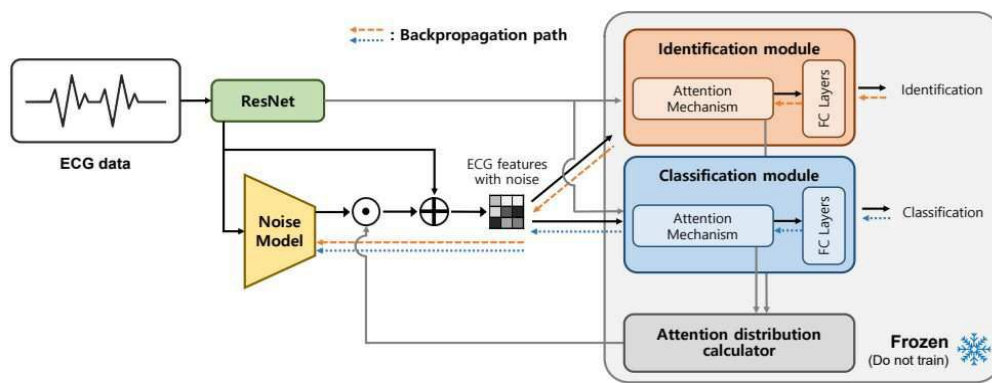
도면1



도면2



도면3



도면4

