



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0066902
(43) 공개일자 2025년05월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/021 (2025.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/024 (2025.01) A61B 5/346 (2021.01)
A61B 5/352 (2021.01) G06N 3/045 (2023.01)
G06N 3/09 (2023.01) G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/02108 (2013.01)
A61B 5/02416 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2023-0153002

(22) 출원일자 2023년11월07일

심사청구일자 2023년11월07일

(71) 출원인

조선대학교산학협력단

광주광역시 동구 조선대길 126(서석동, 산학협력단)

(72) 발명자

정재효

광주광역시 북구 문산로 99

장경가

광주광역시 동구 백서로153번길 9-2(남동)

최대길

광주광역시 동구 학소로86번안길 9-6, 1동 503호
(소태동, 진양아파트)

(74) 대리인

특허법인지원

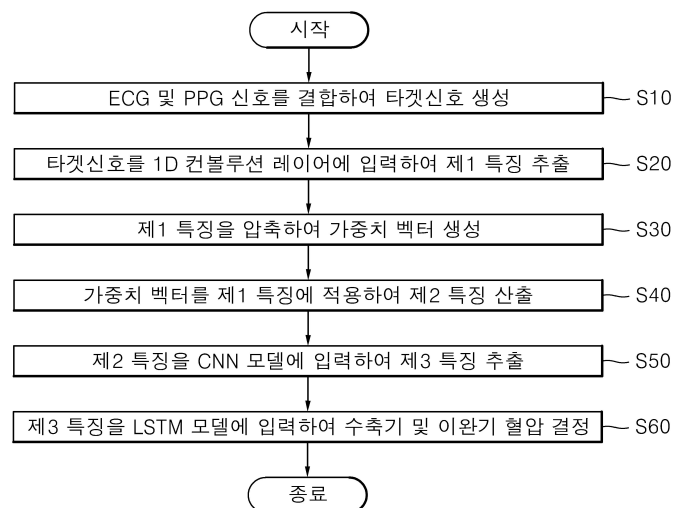
전체 청구항 수 : 총 13 항

(54) 발명의 명칭 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초하여 혈압을 추정하는 방법

(57) 요약

본 발명은 신경망을 이용하여 서로 대응되는 ECG(electrocardiogram) 및 PPG(photoplethysmography) 신호의 시공간적 특징을 추출하고, 이에 기초하여 혈압을 추정하는 방법에 관한 것이다. 본 발명의 일 실시예에 따른 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법은 서로 대응되는 ECG 신호들과 PPG 신호들을 각각 결합하여 복수 채널의 타겟신호를 생성하는 단계, 상기 복수 채널의 타겟신호를 1D 컨볼루션 레이어에 입력하여 복수 채널로 구성되는 제1 특징을 추출하는 단계, 상기 제1 특징을 압축하여 채널별 가중치 벡터를 생성하는 단계, 상기 채널별 가중치 벡터를 상기 제1 특징에 적용하여 복수 채널로 구성되는 제2 특징을 산출하는 단계, 상기 제2 특징을 CNN 모델에 입력하여 제3 특징을 추출하는 단계 및 상기 제3 특징을 LSTM 모델에 입력하여 수축기 및 이완기 혈압 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/346 (2022.01)
A61B 5/352 (2021.01)
A61B 5/7203 (2013.01)
A61B 5/7225 (2025.05)
A61B 5/7267 (2013.01)
G06N 3/045 (2023.01)
G06N 3/09 (2023.01)
G16H 50/20 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193165
과제번호	2022-0-00317-002
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	디지털치료제활성화를위한XR트윈핵심기술개발
연구과제명	디지털 지능 트윈 기반 실시간 비대면 심혈관계 질환 예측 및 모니터링 기술 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	조선대학교 산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711196720
과제번호	1711171059
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신산업진흥원
연구사업명	인공지능중심산업융합집적단지조성(R&D)
연구과제명	의료 데이터 프라이버시 보존을 위한 분산 환경에서의 연합 AI 컴퓨팅 모델 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	성균관대학교 산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

서로 대응되는 ECG 신호들과 PPG 신호들을 각각 결합하여 복수 채널의 타겟신호를 생성하는 단계;
 상기 복수 채널의 타겟신호를 1D 컨볼루션 레이어에 입력하여 복수 채널로 구성되는 제1 특징을 추출하는 단계;
 상기 제1 특징을 압축하여 채널별 가중치 벡터를 생성하는 단계;
 상기 채널별 가중치 벡터를 상기 제1 특징에 적용하여 복수 채널로 구성되는 제2 특징을 산출하는 단계;
 상기 제2 특징을 CNN 모델에 입력하여 제3 특징을 추출하는 단계; 및
 상기 제3 특징을 LSTM 모델에 입력하여 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계를 포함하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,
 학습용 ECG 신호 및 학습용 PPG 신호에 대응하는 보행혈압으로부터 학습용 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 단계;
 상기 학습용 ECG 신호와 학습용 PPG 신호가 결합된 신호에 상기 학습용 수축기 및 이완기 혈압을 레이블링하여 훈련 데이터셋을 생성하는 단계;
 상기 훈련 데이터셋을 이용하여 상기 1D 컨볼루션 레이어, 상기 CNN 모델 및 상기 LSTM 모델을 지도 학습시키는 단계를 더 포함하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,
 상기 1D 컨볼루션 레이어, 상기 CNN 모델 및 상기 LSTM 모델은 상기 훈련 데이터셋에 의해 종단간(end-to-end) 학습되는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,
 상기 타겟신호를 생성하는 단계는
 상기 ECG 신호와 상기 PPG 신호를 대역통과필터(Band Pass Filter; BPF)에 통과시켜 상기 ECG 신호 및 PPG 신호 내 노이즈를 제거하는 단계를 포함하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,
 상기 타겟신호를 생성하는 단계는
 상기 ECG 신호 내 R 피크를 검출하는 단계와,
 상기 PPG 신호 내 최대 피크를 검출하는 단계와,
 상기 R 피크와 상기 최대 피크 간의 시간 오프셋에 기초하여 상기 ECG 신호와 상기 PPG 신호를 정렬하는 단계와,
 상기 정렬된 ECG 신호와 PPG 신호를 결합하여 상기 타겟신호를 생성하는 단계를 포함하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,
 단위 시구간의 ECG 신호 내 복수의 R 피크를 검출하는 단계와,
 단위 시구간의 PPG 신호 내 복수의 최대 피크를 검출하는 단계와,
 상기 복수의 R 피크와 최대 피크 중에서 미리 설정된 순서의 R 피크 및 최대 피크 간의 시간 오프셋을 산출하는 단계와,
 상기 ECG 신호 또는 상기 PPG 신호에 상기 시간 오프셋을 적용하여 상기 ECG 신호와 상기 PPG 신호를 정렬하는 단계와,
 상기 정렬된 ECG 신호와 PPG 신호를 결합하여 상기 타겟신호를 생성하는 단계를 포함하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,
 상기 타겟신호를 생성하는 단계는
 상기 ECG 신호에 상기 PPG 신호를 시계열적으로 이어 붙여 상기 타겟신호를 생성하는 단계를 포함하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,
 상기 제1 특징을 추출하는 단계는
 상기 타겟신호에 1D 커널(kernel)을 시계열적으로 컨볼루션하여 시간(temporal) 정보를 포함하는 상기 제1 특징을 추출하는 단계를 포함하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,
 상기 채널별 가중치 벡터를 생성하는 단계는

상기 제1 특징을 스퀴징(squeezing)하여 공간(spatial) 정보를 포함하는 전역 특징을 추출하는 단계와,
 상기 전역 특징을 스케일링(scaling)하여 0 내지 1 사이의 값을 갖는 요소들(elements)로 구성되는 상기 가중치
 벡터를 생성하는 단계를 포함하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 10

제1항에 있어서,
 상기 제2 특징을 산출하는 단계는
 상기 채널별 가중치 벡터와 상기 제1 특징을 요소별 곱셈(element-wise product)하여 상기 제2 특징을 산출하는
 단계를 포함하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 11

제1항에 있어서,
 상기 CNN 모델은 여러 쌍의 컨볼루션 레이어 및 풀링 레이어를 통해 상기 제2 특징으로부터 공간 정보를 포함하
 는 상기 제3 특징을 추출하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 12

제1항에 있어서,
 상기 LSTM 모델은 상기 제3 특징으로부터 시간 정보를 포함하는 제4 특징을 추출하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

청구항 13

제1항에 있어서,
 상기 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계는
 상기 제3 특징을 LSTM 모델에 입력하는 단계와,
 상기 LSTM 모델의 출력을 완전 연결 레이어(Fully Connected Layer; FCL)에 입력하는 단계와,
 상기 완전 연결 레이어의 두 출력에 따라 상기 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계를 포함하는
 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법.

발명의 설명

기술 분야

본 발명은 신경망을 이용하여 서로 대응되는 ECG(electrocardiogram) 및 PPG(photoplethysmography) 신호의 시
 공간적 특징을 추출하고, 이에 기초하여 혈압을 추정하는 방법에 관한 것이다.

[0001]

배경 기술

- [0003] 고혈압은 뇌졸중, 심근경색, 심부전 등 각종 심혈관 및 뇌혈관 질환의 원인이며, 우리나라 통계청에서 발표한 2022년도 사망원인 통계 자료에서는 사망원인 상위 10개 중 4개가 심뇌혈관질환(심장질환, 뇌혈관질환, 당뇨병, 고혈압성 질환)인 것으로 나타났다.
- [0004] 심뇌혈관질환은 주로 혈관 협착으로 인한 혈류의 차단에 의해 발생하므로 질환 예방을 위해 혈압을 모니터링하는 것은 매우 중요하며, 이를 위해 기존에는 오실로메트릭(oscillometric) 원리에 기반한 장비가 활용되고 있다.
- [0005] 대표적으로, 오실로메트릭(oscillometric) 원리에 기반한 자동혈압계는 커프(cuff)를 통해 사용자 팔에 압력을 가함으로써 팔로 흐르는 혈액을 차단하고, 커프에 압력을 서서히 해제하면서 커프에 인가되는 압력의 크기에 따라 혈압을 측정하는 방식을 이용한다.
- [0006] 이러한 방식은 측정이 용이하고 정확도가 높아 널리 사용되고 있으나, 신체에 압력을 가함으로써 사용자의 불편함을 유발하고, 반복 측정에 최소 1분 이상의 휴식이 필요하며, 부피가 큰 고가의 장비를 이용하므로 사용자가 일상 생활에서 자가 측정을 하는 것이 실질적으로 불가능하다는 문제가 있다.
- [0007] 이에 따라, 비침습적인 방식으로 혈압을 용이하게 모니터링할 수 있는 방법론이 요구되고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0009] 본 발명은 신경망을 이용하여 ECG 및 PPG가 결합된 신호로부터 혈압을 추정하는 것을 목적으로 한다.
- [0010] 본 발명의 목적들은 이상에서 언급한 목적으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 본 발명의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있고, 본 발명의 실시예에 의해 보다 분명하게 이해될 것이다. 또한, 본 발명의 목적 및 장점들은 특허 청구 범위에 나타낸 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 쉽게 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0012] 진술한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법은 서로 대응되는 ECG 신호들과 PPG 신호들을 각각 결합하여 복수 채널의 타겟신호를 생성하는 단계, 상기 복수 채널의 타겟신호를 1D 컨볼루션 레이어에 입력하여 복수 채널로 구성되는 제1 특징을 추출하는 단계, 상기 제1 특징을 압축하여 채널별 가중치 벡터를 생성하는 단계, 상기 채널별 가중치 벡터를 상기 제1 특징에 적용하여 복수 채널로 구성되는 제2 특징을 산출하는 단계, 상기 제2 특징을 CNN 모델에 입력하여 제3 특징을 추출하는 단계 및 상기 제3 특징을 LSTM 모델에 입력하여 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0013] 일 실시예에서, 학습용 ECG 신호 및 학습용 PPG 신호에 대응하는 보행혈압으로부터 학습용 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 단계, 상기 학습용 ECG 신호와 학습용 PPG 신호가 결합된 신호에 상기 학습용 수축기 및 이완기 혈압을 레이블링하여 훈련 데이터셋을 생성하는 단계, 상기 훈련 데이터셋을 이용하여 상기 1D 컨볼루션 레이어, 상기 CNN 모델 및 상기 LSTM 모델을 지도 학습시키는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0014] 일 실시예에서, 상기 1D 컨볼루션 레이어, 상기 CNN 모델 및 상기 LSTM 모델은 상기 훈련 데이터셋에 의해 종단간(end-to-end) 학습되는 것을 특징으로 한다.
- [0015] 일 실시예에서, 상기 타겟신호를 생성하는 단계는, 상기 ECG 신호와 상기 PPG 신호를 대역통과필터(Band Pass Filter; BPF)에 통과시켜 상기 ECG 신호 및 PPG 신호 내 노이즈를 제거하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0016] 일 실시예에서, 상기 타겟신호를 생성하는 단계는, 상기 ECG 신호 내 R 피크를 검출하는 단계와, 상기 PPG 신호 내 최대 피크를 검출하는 단계와, 상기 R 피크와 상기 최대 피크 간의 시간 오프셋에 기초하여 상기 ECG 신호와

상기 PPG 신호를 정렬하는 단계와, 상기 정렬된 ECG 신호와 PPG 신호를 결합하여 상기 타겟신호를 생성하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

- [0017] 일 실시예에서, 단위 시구간의 ECG 신호 내 복수의 R 피크를 검출하는 단계와, 단위 시구간의 PPG 신호 내 복수의 최대 피크를 검출하는 단계와, 상기 복수의 R 피크와 최대 피크 중에서 미리 설정된 순서의 R 피크 및 최대 피크 간의 시간 오프셋을 산출하는 단계와, 상기 ECG 신호 또는 상기 PPG 신호에 상기 시간 오프셋을 적용하여 상기 ECG 신호와 상기 PPG 신호를 정렬하는 단계와, 상기 정렬된 ECG 신호와 PPG 신호를 결합하여 상기 타겟신호를 생성하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0018] 일 실시예에서, 상기 타겟신호를 생성하는 단계는, 상기 ECG 신호에 상기 PPG 신호를 시계열적으로 이어 붙여 상기 타겟신호를 생성하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0019] 일 실시예에서, 상기 제1 특징을 추출하는 단계는 상기 타겟신호에 1D 커널(kernel)을 시계열적으로 컨볼루션하여 시간(temporal) 정보를 포함하는 상기 제1 특징을 추출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0020] 일 실시예에서, 상기 채널별 가중치 벡터를 생성하는 단계는, 상기 제1 특징을 스퀴징(squeezing)하여 공간(spatial) 정보를 포함하는 전역 특징을 추출하는 단계와, 상기 전역 특징을 스케일링(scaling)하여 0 내지 1 사이의 값을 갖는 요소들(elements)로 구성되는 상기 가중치 벡터를 생성하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0021] 일 실시예에서, 상기 제2 특징을 산출하는 단계는, 상기 채널별 가중치 벡터와 상기 제1 특징을 요소별 곱셈(element-wise product)하여 상기 제2 특징을 산출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0022] 일 실시예에서, 상기 CNN 모델은 여러 쌍의 컨볼루션 레이어 및 풀링 레이어를 통해 상기 제2 특징으로부터 공간 정보를 포함하는 상기 제3 특징을 추출하는 것을 특징으로 한다.
- [0023] 일 실시예에서, 상기 LSTM 모델은 상기 제3 특징으로부터 시간 정보를 포함하는 제4 특징을 추출하는 것을 특징으로 한다.
- [0024] 일 실시예에서, 상기 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계는 상기 제3 특징을 LSTM 모델에 입력하는 단계와, 상기 LSTM 모델의 출력을 완전 연결 레이어(Fully Connected Layer; FCL)에 입력하는 단계와, 상기 완전 연결 레이어의 두 출력에 따라 상기 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

- [0026] 본 발명은 ECG 및 PPG 신호의 형태학적 특징과 시공간적 특징을 추출하고, 이에 기초하여 혈압을 추정함으로써 혈압 추정의 정확도를 높일 수 있다.
- [0027] 상술한 효과와 더불어 본 발명의 구체적인 효과는 이하 발명을 실시하기 위한 구체적인 사항을 설명하면서 함께 기술한다.

도면의 간단한 설명

- [0029] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 혈압 추정 방법을 도시한 순서도.
- 도 2는 대역통과필터를 이용하여 ECG 및 PPG 신호의 노이즈를 제거하는 모습을 도시한 도면.
- 도 3는 타겟신호 생성을 위해 ECG 및 PPG 신호를 정렬하는 과정을 설명하기 위한 도면.
- 도 4는 ECG 및 PPG 신호가 결합된 타겟신호의 일 예시를 도시한 도면.
- 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 혈압 추정 신경망의 구조를 도시한 도면.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 신경망 학습 방법을 도시한 순서도.
- 도 7은 타겟신호가 내포하는 가중치에 기초하여 타겟신호로부터 특징을 추출하는 과정을 설명하기 위한 도면.
- 도 8은 특징 추출 및 혈압 추정을 위한 CNN 모델 및 LSTM 모델의 일 예시를 도시한 도면.

도 9는 신경망이 혈압을 추정함에 있어서 타겟신호에서 중요하게 참조된 부분을 강조 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0030] 전술한 목적, 특징 및 장점은 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 후술되며, 이에 따라 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명의 기술적 사상을 용이하게 실시할 수 있을 것이다. 본 발명을 설명함에 있어서 본 발명과 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 상세한 설명을 생략한다. 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 바람직한 실시예를 상세히 설명하기로 한다. 도면에서 동일한 참조부호는 동일 또는 유사한 구성요소를 가리키는 것으로 사용된다.
- [0031] 본 명세서에서 제1, 제2 등이 다양한 구성요소들을 서술하기 위해서 사용되나, 이들 구성요소들은 이들 용어에 의해 제한되지 않음은 물론이다. 이들 용어들은 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소와 구별하기 위하여 사용하는 것으로, 특별히 반대되는 기재가 없는 한, 제1 구성요소는 제2 구성요소일 수도 있음은 물론이다.
- [0032] 또한, 본 명세서에서 "상부 (또는 하부)" 또는 구성요소의 "상 (또는 하)"에 임의의 구성이 배치된다는 것은, 임의의 구성이 상기 구성요소의 상면 (또는 하면)에 접하여 배치되는 것뿐만 아니라, 상기 구성요소와 상기 구성요소 상에 (또는 하에) 배치된 임의의 구성 사이에 다른 구성이 개재될 수 있음을 의미할 수 있다.
- [0033] 또한, 본 명세서에서 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결", "결합" 또는 "접속"된다고 기재된 경우, 상기 구성요소들은 서로 직접적으로 연결되거나 또는 접속될 수 있지만, 각 구성요소 사이에 다른 구성요소가 "개재"되거나, 각 구성요소가 다른 구성요소를 통해 "연결", "결합" 또는 "접속"될 수도 있는 것으로 이해되어야 할 것이다.
- [0034] 또한, 본 명세서에서 사용되는 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "구성된다" 또는 "포함한다" 등의 용어는 명세서 상에 기재된 여러 구성 요소들, 또는 여러 단계들을 반드시 모두 포함하는 것으로 해석되지 않아야 하며, 그 중 일부 구성 요소들 또는 일부 단계들은 포함되지 않을 수도 있고, 또는 추가적인 구성 요소 또는 단계들을 더 포함할 수 있는 것으로 해석되어야 한다.
- [0035] 또한, 본 명세서에서, "A 및/또는 B" 라고 할 때, 이는 특별한 반대되는 기재가 없는 한, A, B 또는 A 및 B를 의미하며, "C 내지 D" 라고 할 때, 이는 특별한 반대되는 기재가 없는 한, C 이상이고 D 이하인 것을 의미한다.
- [0036] 본 발명은 신경망 모델을 이용하여 서로 대응되는 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징을 추출하고, 이에 기초하여 혈압을 추정하는 방법에 관한 것이다. 이하 도 1 내지 도 9를 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 ECG 및 PPG 신호의 시공간적 특징에 기초한 혈압 추정 방법(이하, 혈압 추정 방법)을 구체적으로 설명하도록 한다.
- [0037] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 혈압 추정 방법을 도시한 순서도이다.
- [0038] 도 2는 대역통과필터를 이용하여 ECG 및 PPG 신호의 노이즈를 제거하는 모습을 도시한 도면이고, 도 3는 타겟신호 생성을 위해 ECG 및 PPG 신호를 정렬하는 과정을 설명하기 위한 도면이며, 도 4는 ECG 및 PPG 신호가 결합된 타겟신호의 일 예시를 도시한 도면이다.
- [0039] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 신경망의 구조를 도시한 도면이고, 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 신경망 학습 방법을 도시한 순서도이다.
- [0040] 도 7은 타겟신호가 내포하는 가중치에 기초하여 타겟신호로부터 특징을 추출하는 과정을 설명하기 위한 도면이다. 도 8은 특징 추출 및 혈압 추정을 위한 CNN 모델 및 LSTM 모델의 일 예시를 도시한 도면이다.
- [0041] 도 9는 신경망이 혈압을 추정함에 있어서 타겟신호에서 중요하게 참조된 부분을 강조 도시한 도면이다.
- [0042] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 혈압 추정 방법은 ECG 및 PPG 신호를 결합하여 타겟신호를 생성하는 단계(S10), 타겟신호를 1D(1-Dimension) 컨볼루션(convolution) 레이어에 입력하여 제1 특징을 추출하는 단계(S20), 제1 특징을 압축하여 가중치 벡터를 생성하는 단계(S30), 가중치 벡터를 제1 특징에 적용하여 제2 특징을 산출하는 단계(S40), 제2 특징을 CNN(Convolution Neural Network) 모델에 입력하여 제3 특징을 추출하는 단계(S50) 및 제3 특징을 LSTM(Long Short-Term Memory) 모델에 입력하여 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계(S60)를 포함할 수 있다.
- [0043] 다만, 도 1에 도시된 혈압 추정 방법은 일 실시예에 따른 것이고, 발명을 이루는 각 단계들이 도 1에 도시된 실시예에 한정되는 것은 아니며, 필요에 따라 일부 단계들이 부가, 변경 또는 삭제될 수 있다.

- [0044] 한편, 도 1에 도시된 각 단계들은 프로세서에 의해 수행될 수 있으며, 이를 위해 프로세서는 ASICs(application specific integrated circuits), DSPs(digital signal processors), DSPDs(digital signal processing devices), PLDs(programmable logic devices), FPGAs(field programmable gate arrays), 마이크로 컨트롤러(micro-controllers), 제어기(controller) 중 적어도 하나의 물리적인 요소를 포함할 수 있다.
- [0045] 이하, 도 1에 도시된 각 단계들을 구체적으로 설명하도록 한다.
- [0046] 프로세서는 서로 대응되는 ECG 신호(10)들과 PPG 신호(20)들을 각각 결합하여 복수 채널의 타겟신호(100)를 생성할 수 있다(S10). 여기서, 서로 대응된다는 것은 동일한 시구간에서 취득된 것을 의미할 수 있다. 구체적으로, 하나의 타겟신호(100)를 구성하는 ECG 신호(10)와 PPG 신호(20)는 혈압 추정 대상이 되는 어느 한 사용자로부터 동일한 시구간에서 측정된 신호일 수 있다.
- [0047] ECG 신호(10)는 심장의 박동에 따라 심근에서 발생하는 활동 전류를 측정된 것으로, 심장 상태와 관련한 다양한 정보를 포함할 수 있다. 구체적으로, ECG 신호(10)는 P파 QRS파, T파를 포함할 수 있고, 각 파형은 심방근의 탈분극, 심실근의 탈분극, 재분극에 대한 정보를 포함할 수 있다. 이러한 ECG 신호(10)는 피부에 접촉되는 전극을 포함하는 센서로부터 수집될 수 있고, 예컨대 전극이 탑재된 웨어러블 디바이스와 무선 통신을 통해 수집될 수 있다.
- [0048] 한편, PPG 신호(20)는 피부에 조사된 빛이 반사될 때 혈류에 의해 그 세기가 변화하는 정도를 측정된 것으로, 혈류와 관련한 다양한 정보를 포함할 수 있다. 구체적으로, PPG 신호(20)는 심장 박동에 따른 주기성을 가지면서 다양한 비선형적 혈류 특성에 따른 세기 변화를 가질 수 있다. 이러한 PPG 신호(20)는 광혈류측정이 가능한 임의의 센서로부터 수집될 수 있고, 예컨대 광혈류측정 센서가 탑재된 웨어러블 디바이스와 무선 통신을 통해 수집될 수 있다.
- [0049] 프로세서는 다양한 시구간에서 각각 측정된 ECG 신호(10)와 이에 대응하는 PPG 신호(20)를 결합하여 복수 채널의 타겟신호(100)들을 생성할 수 있다. 즉, 본 발명에서 채널은 타겟신호(100)의 개수, 다시 말해 측정된 시구간의 수를 의미할 수 있다.
- [0050] 한편, 프로세서는 타겟신호(100)의 생성에 앞서 ECG 신호(10)와 PPG 신호(20)에 포함된 노이즈를 제거할 수 있다.
- [0051] 도 2를 참조하면, 일 실시예에서 프로세서는 ECG 신호(10)와 PPG 신호(20)를 대역 통과 필터(Band Pass Filter; BPF)에 통과시켜 노이즈를 제거할 수 있다. 이 때, 통과 대역은 사용자에게 의해 임의로 설정될 수 있으나, 호흡 및 혈관 운동과 관련한 느린 생리학적 진동이 보존될 수 있도록 저역 차단 주파수(lower cutoff frequency)는 약 0.9[Hz]로 설정될 수 있고, 고주파 노이즈를 제거하기 위해 고역 차단 주파수(higher cutoff frequency)는 약 10[Hz]로 설정될 수 있다.
- [0052] 또한, 프로세서는 타겟신호(100)의 생성에 앞서 ECG 신호(10)와 PPG 신호(20)를 정렬할 수 있다.
- [0053] 도 3을 참조하면, 일 예에서 프로세서는 ECG 신호(10) 내 R 피크(R peak)를 검출할 수 있고, PPG 신호(20) 내 최대 피크(maximum peak)를 검출할 수 있다. 여기서 최대 피크는 PPG 신호(20)의 한 주기 내에서 그 값이 최대인 피크를 의미할 수 있다. 이어서 프로세서는 R 피크와 최대 피크 간의 시간 오프셋(offset, Δt)에 기초하여 ECG 신호(10)와 PPG 신호(20)를 정렬할 수 있다.
- [0054] 한편, 이러한 정렬 동작은 전체 ECG 신호(10)가 아닌 미리 설정된 단위 시구간의 ECG 신호(10)에 대해 수행될 수 있다. 예컨대, 도 3에 도시된 것과 같이 단위 시구간이 6초로 설정된 경우, 프로세서는 6초의 ECG 신호(10) 내 복수의(구체적으로는 6개의) R 피크를 검출할 수 있고, 6초의 PPG 신호(20) 내 복수의(구체적으로는 5개의) 최대 피크를 검출할 수 있다. 이어서, 프로세서는 복수의 R 피크와 복수의 최대 피크 중에서 미리 설정된 순서, 예컨대 첫번째 순서의 R 피크 및 최대 피크 간의 시간 오프셋(Δt)을 산출할 수 있다.
- [0055] 프로세서는 ECG 신호(10) 또는 PPG 신호(20)에 시간 오프셋(Δt)을 적용하여 ECG 신호(10)와 PPG 신호(20)를 정렬할 수 있다. 일 예에서, 도 3에 도시된 것과 같이 시간 오프셋(Δt)이 결정된 경우 프로세서는 PPG 신호(20)에서 시간 오프셋(Δt)을 감산함으로써 ECG 신호(10)를 기준으로 두 신호를 정렬할 수 있다. 반대로, 프로세서는 ECG 신호(10)에 시간 오프셋(Δt)을 가산함으로써 PPG 신호(20)를 기준으로 두 신호를 정렬할 수도 있다.
- [0056] 이어서, 프로세서는 정렬된 ECG 신호(10)와 PPG 신호(20)를 결합하여 타겟신호(100)를 생성할 수 있다. 여기서

신호를 결합한다는 것은 두 신호의 세기를 합하는 것이 아닌 서로 다른 두 도메인에서 측정된 신호를 시간적으로 연속되도록 결합하는 것을 의미할 수 있다.

- [0057] 구체적으로 도 4를 참조하면, 프로세서는 10초의 단위 시구간에서 각각 정렬된 ECG 신호(10)와 PPG 신호(20)를 시계열적으로 이어 붙여 타겟신호(100)를 생성할 수 있다. 다시 말해, 프로세서는 10초의 길이를 갖는 ECG 신호(10)의 종단에 10초의 길이를 갖는 PPG 신호(20)의 시작점을 이어 붙여 타겟신호(100)를 생성할 수 있다. 이러한 타겟신호(100) 생성은 각 채널의 ECG 신호(10) 및 PPG 신호(20)에 대해 수행될 수 있으며, 이에 따라 타겟신호(100) 역시 복수의 채널을 가질 수 있다.
- [0058] 한편, ECG 신호(10)와 PPG 신호(20)는 서로 다른 스케일의 세기를 가질 수 있는데, 본 발명에서는 후술하는 신경망이 ECG 신호(10)와 PPG 신호(20) 간의 형태학적 차이(morphological differences)를 학습할 수 있도록 두 신호의 세기에 대한 정규화나 스케일링을 수행하지 않을 수 있다.
- [0059] 도 5를 참조하면, 프로세서는 앞서 설명한 방법에 따라 생성된 복수 채널의 타겟신호(100)를 혈압 추정 신경망(200)에 입력하여 수축기 혈압(Systolic Blood Pressure; SBP)과 이완기 혈압(Diastolic Blood Pressure; DBP)을 추정할 수 있고, 이러한 동작을 수행하기 위해 혈압 추정 신경망(200)은 미리 학습될 수 있다.
- [0060] 이하에서는 발명의 동작을 설명하기에 앞서 먼저 혈압 추정 신경망(200)의 학습 방법에 대해 설명하도록 한다.
- [0061] 도 6을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 혈압 추정 신경망(200)의 학습 방법은 학습용 ECG 신호 및 학습용 PPG 신호를 수집하는 단계(S110), 학습용 보행혈압을 수집하는 단계(S120), 학습용 ECG 및 PPG 신호를 결합하여 학습용 입력 데이터를 생성하는 단계(S210), 보행혈압(Ambulatory Blood Pressure, ABP)에 기초하여 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 단계(S220), 학습용 입력 데이터에 수축기 및 이완기 혈압을 레이블링(labeling)하여 훈련 데이터셋을 생성하는 단계(S300) 및 훈련 데이터셋을 이용하여 혈압 추정 신경망(200)을 학습시키는 단계(S400)를 포함할 수 있다.
- [0062] 다만, 도 6에 도시된 학습 방법은 일 실시예에 따른 것이고, 발명을 이루는 각 단계들이 도 6에 도시된 실시예에 한정되는 것은 아니며, 필요에 따라 일부 단계들이 부가, 변경 또는 삭제될 수 있다.
- [0063] 이하, 도 6에 도시된 각 단계들을 구체적으로 설명하도록 한다.
- [0064] 프로세서는 미리 구축된 데이터베이스로부터 동일한 대상자에 대해 같은 시간 동안 측정된 학습용 ECG 신호와 학습용 PPG 신호, 그리고 보행신호를 수집할 수 있다(S110, S120). 본 발명에서 데이터베이스는 예컨대 중환자실에서 수집된 환자 생체 신호 데이터를 저장하는 MIMIC(Medical Information Mart for Intensive Care) 데이터베이스일 수 있다.
- [0065] 프로세서는 단계(S10)에서 설명한 방법에 따라 학습용 ECG 신호와 학습용 PPG 신호를 결합하여 학습용 입력 데이터를 생성할 수 있고(S210), 이와 동시에 보행혈압으로부터 학습용 수축기 및 이완기 혈압을 산출할 수 있다(S220). 구체적으로, 보행혈압은 일상적인 활동 중의 혈압을 측정한 것으로, 백의 효과(white coat effect)가 제거된 수축기 및 이완기 혈압에 대한 정보를 포함할 수 있고, 프로세서는 당해 기술분야에서 활용되는 다양한 방법론을 통해 보행혈압으로부터 학습용 수축기 및 이완기 혈압을 산출할 수 있다.
- [0066] 이어서, 프로세서는 학습용 입력 데이터에 학습용 수축기 및 이완기 혈압을 레이블링함으로써 훈련 데이터셋을 생성할 수 있다(S300). 다시 말해, 프로세서는 학습용 수축기 및 이완기 혈압을 학습용 입력 데이터에 대한 레이블(Ground Truth; GT)로 설정하여 [학습용 입력 데이터, 학습용 수축기 및 이완기 혈압]으로 구성되는 복수의 훈련 데이터셋을 생성할 수 있다.
- [0067] 이어서, 프로세서는 혈압 추정 신경망(200)이 복수의 학습용 입력 데이터를 입력받아 이에 대응하는 학습용 수축기 및 이완기 혈압을 출력하도록 혈압 추정 신경망(200)을 지도 학습(supervised learning)시킬 수 있다(S400).
- [0068] 구체적으로, 프로세서는 복수의 학습용 입력 데이터를 혈압 추정 신경망(200)에 입력하고, 혈압 추정 신경망(200)에서 출력된 예측값과 레이블링된 학습용 수축기 및 이완기 혈압 간의 차이가 최소가 되도록 혈압 추정 신경망(200)을 지도 학습시킬 수 있다. 이를 위해 프로세서는 |예측된 수축기 혈압 - 레이블링된 수축기 혈압|에 비례하는 제1 목적함수와, |예측된 이완기 혈압 - 레이블링된 이완기 혈압|에 비례하는 제2 목적함수를 생성하고, 제1 및 제2 목적함수가 각각 최소가 되도록 혈압 추정 신경망(200)을 학습시킬 수 있다.
- [0069] 이러한 학습은 종단간(end-to-end) 수행될 수 있다. 다시 말해 도 5에 도시된 것과 같이 본 발명의 혈압 추정

신경망(200)은 1D 컨볼루션 레이어(210), CNN 모델(230) 및 LSTM 모델(240)을 포함할 수 있는데, 이들은 전술한 입출력 데이터의 설정에 따라 중단간 지도 학습될 수 있다.

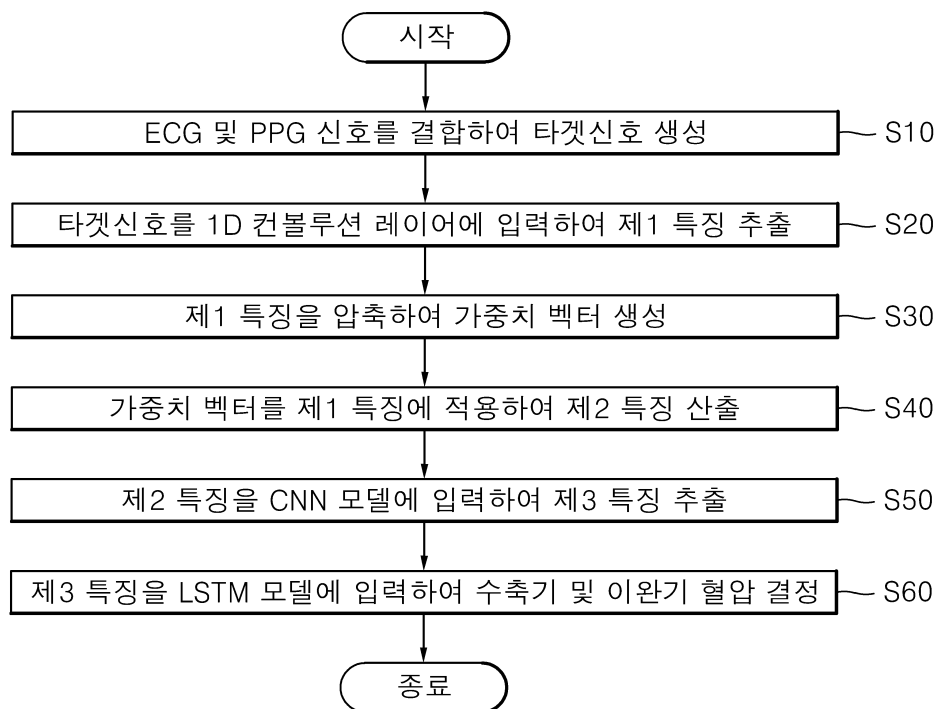
- [0070] 이하에서는 타겟 사용자의 수축기 및 이완기 혈압 결정을 위한 혈압 추정 신경망(200)의 세부 동작을 설명하되, 후술되는 혈압 추정 신경망(200)은 전술한 과정에 따라 학습이 완료된 것으로 이해되어야 한다.
- [0071] 다시 도 5를 참조하면, 프로세서는 단계(S10)에서 생성된 복수 채널의 타겟신호(100)를 1D 컨볼루션 레이어(210)에 입력하여 복수 채널로 구성되는 제1 특징(110)을 추출할 수 있다(S20).
- [0072] 타겟신호(100)는 시간에 따른 세기로 정의되므로 시간에 따라 샘플링된 데이터의 수로 표현되는 1차원 신호일 수 있다. 이에 따라, 프로세서는 타겟신호(100)를 1D 컨볼루션 레이어(210)에 입력함으로써 타겟신호(100)를 임베딩할 수 있다. 구체적으로 프로세서는 타겟신호(100)에 1D 커널(kernel)을 시계열적으로, 즉 시간에 따라 나열된 데이터의 순서에 따라 컨볼루션하여 제1 특징(110)을 추출할 수 있다. 이에 따라, 제1 특징(110)에는 타겟신호(100)가 내포하는 시간(temporal)에 관한 특징이 포함될 수 있다.
- [0073] 이어서, 프로세서는 제1 특징(110)을 압축하여 채널별 가중치 벡터(130)를 생성할 수 있다(S30). 앞서 설명한 것과 같이 타겟신호(100)는 복수의 채널로 구성되므로, 단계(S20)에서 추출된 제1 특징(110) 역시 복수 채널로 구성될 수 있다. 프로세서는 제1 특징(110) 중에서 어느 채널이 혈압 추정에 더 중요한 부분인지를 나타내는 채널별 가중치 벡터(130)를 생성할 수 있다.
- [0074] 가중치 벡터(130)의 생성 동작은 도 5에 도시된 SE 블록(220)에서 수행될 수 있는데, 이하 도 7을 참조하여 가중치 벡터(130)의 생성 동작을 구체적으로 설명하도록 한다.
- [0075] 도 7을 참조하면, 프로세서는 채널별 제1 특징(110)을 스퀴징(squeezing)하여 전역(global) 특징(120)을 추출할 수 있다. 일 예에서, 프로세서는 채널별 제1 특징(110)에 풀링(pooling), 구체적으로는 전역 평균 풀링(global average pooling)을 적용하여 복수 채널(C)을 갖는 제1 특징(110)으로부터 일차원의 전역 특징($1 \times C$, 120)을 추출할 수 있다. 이 과정에서 타겟신호(100)에 내포된 공간(spatial) 정보가 전역 특징(120)에 포함될 수 있다.
- [0076] 이어서, 프로세서는 채널간 의존성(channel-wise dependencies)을 고려하기 위해 미리 설정된 감쇄비(reduction ratio, r)에 따라 전역 특징(120)을 재조정(recalibration), 구체적으로 수축 및 확장하고, 재조정된 전역 특징(120)을 스케일링(scaling)하여 0 내지 1 사이의 값을 갖는 요소들(elements)로 구성되는 채널별 가중치 벡터(130)를 생성할 수 있다.
- [0077] 이어서, 프로세서는 채널별 가중치 벡터(130)를 단계(S20)에서 추출된 제1 특징(110)에 적용하여 복수 채널로 구성되는 제2 특징(140)을 산출할 수 있다(S40).
- [0078] 다시 도 5 및 도 7을 함께 참조하면, 프로세서는 SE 블록(220)에서 생성된 채널별 가중치 벡터(130)와 제1 특징(110)을 요소별 곱셈(element-wise product)하여 제2 특징(140)을 산출할 수 있다. 이러한 동작에 따라 제2 특징(140)에는 제1 특징(110) 중에서 혈압 추정에 더 중요한 부분이 강조될 수 있다.
- [0079] 이어서, 프로세서는 제2 특징(140)을 CNN 모델(230)에 입력하여 제3 특징을 추출할 수 있다(S50). CNN 모델(230)은 제2 특징(140)에 내포된 공간 정보를 임베딩하는 모델로서, 여러 쌍의 컨볼루션 레이어 및 풀링 레이어(pooling layer)를 포함할 수 있다.
- [0080] 도 8을 참조하여 구체적으로 설명하면, CNN 모델(230)은 한 쌍의 컨볼루션 레이어 및 풀링 레이어의 출력이 다음 쌍의 컨볼루션 레이어 및 풀링 레이어에 입력되는 구조를 가질 수 있다. 이 때, 레이어의 수, 커널의 수, 스트라이드(stride), 활성화 함수, 풀링 기법 등은 사용자에게 의해 적절히 설정될 수 있다. 이러한 구조를 가짐으로써 CNN 모델(230)은 제2 특징(140)으로부터, 타겟신호(100)의 공간 정보를 포함하는 제3 특징을 출력할 수 있다.
- [0081] 이어서, 프로세서는 제3 특징을 LSTM 모델(240)에 입력하여 수축기 및 이완기 혈압을 결정할 수 있다(S60). LSTM 모델(240)은 제3 특징에 내포된 시간 정보를 임베딩하는 모델로서, 연속되는 레이어가 공유하는 셀 스테이트(cell state)를 통해 과거의 시간적 특징을 지속적으로 참조하는 구조를 가질 수 있다.
- [0082] 도 8을 참조하여 구체적으로 설명하면, LSTM 모델(240)은 연속되는 복수의 레이어를 포함할 수 있고, 직전 레이어의 출력이 다음 레이어에 입력되는 구조를 가질 수 있다. 이 때, 모든 레이어는 셀 스테이트를 공유할 수 있고 이를 통해 각 레이어는 자신의 특징 추출 동작에 있어서 이전 레이어에서 추출된 특징을 지속적으로 참조할 수 있다. 이러한 구조를 가짐으로써 LSTM 모델(240)은 제3 특징으로부터, 타겟신호(100)의 시간 정보를 포함하

는 제4 특징을 출력할 수 있다.

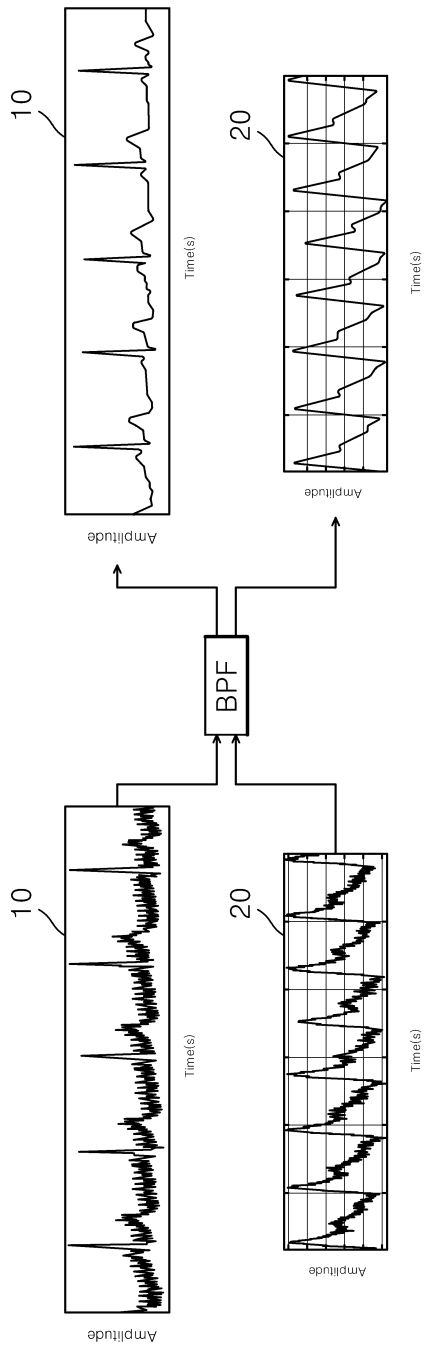
- [0083] 프로세서는 제4 특징을 완전 연결 레이어(Fully Connected Layer; FCL)에 입력할 수 있다. 완전 연결 레이어(FCL)는 두 노드를 통해 수축기 혈압과 이완기 혈압을 각각 출력할 수 있고, 프로세서는 완전 연결 레이어(FCL)의 출력에 기초하여 수축기 및 이완기 혈압을 최종 결정할 수 있다.
- [0084] 도 9는 혈압 추정 신경망(200)이 타겟신호(100)에서 중요하게 참조한 부분을 나타내는 쉐리언시 맵(saliency map)을 도시한 도면이다. 도 9를 참조하면, 본 발명의 혈압 추정에서 ECG 신호(10) 내 QRS파, ST 부분(ST segment)이 큰 영향을 미치는 것을 확인할 수 있고, PPG 신호(20) 내 각절흔(dicrotic notch), 수축기 정점(systolic peak), 이완기 하락(diastolic decay)이 큰 영향을 미치는 것을 확인할 수 있다. 또한, 수축기 혈압의 추정에서 PPG 신호(20)가 ECG 신호(10)보다 더 큰 유의성을 갖는 것을 확인할 수 있다.
- [0085] 전술한 바와 같이 본 발명은 ECG 및 PPG 신호(10, 20)의 형태학적 특징과 시공간적 특징을 추출하고, 이에 기초하여 혈압을 추정함으로써 혈압 추정의 정확도를 높일 수 있다.
- [0086] 이상과 같이 본 발명에 대해서 예시한 도면을 참조로 하여 설명하였으나, 본 명세서에 개시된 실시 예와 도면에 의해 본 발명이 한정되는 것은 아니며, 본 발명의 기술사상의 범위 내에서 통상의 기술자에 의해 다양한 변형이 이루어질 수 있음은 자명하다. 아울러 앞서 본 발명의 실시 예를 설명하면서 본 발명의 구성에 따른 작용 효과를 명시적으로 기재하여 설명하지 않았을 지라도, 해당 구성에 의해 예측 가능한 효과 또한 인정되어야 함은 당연하다.

도면

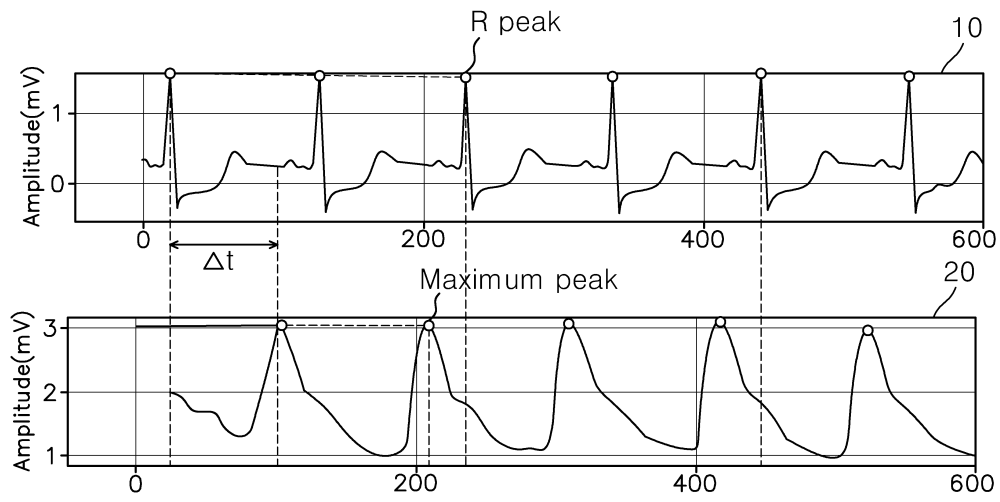
도면1



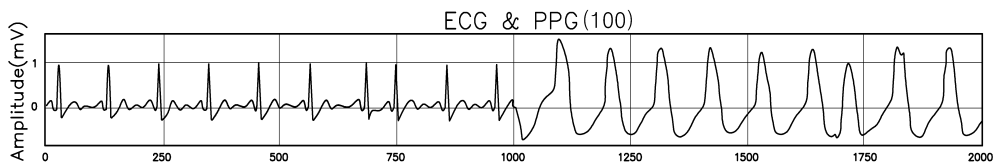
도면2



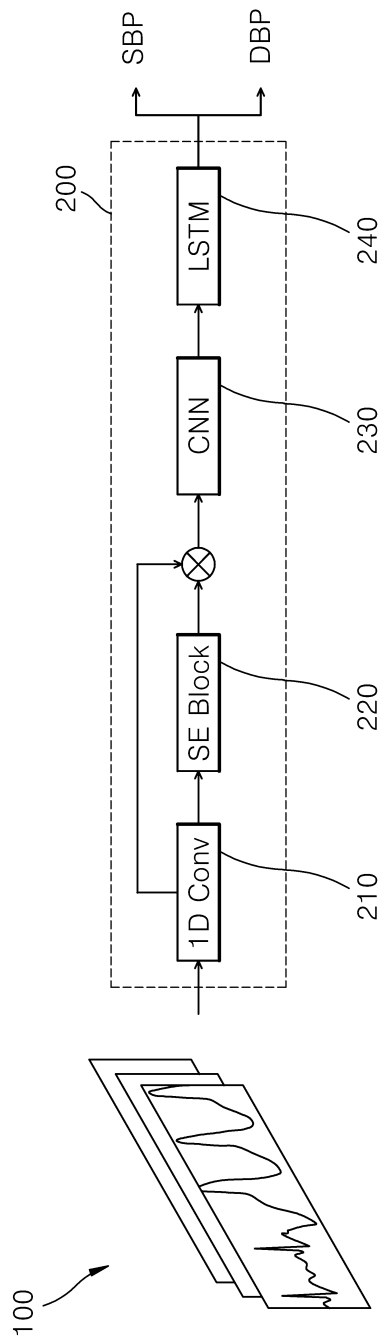
도면3



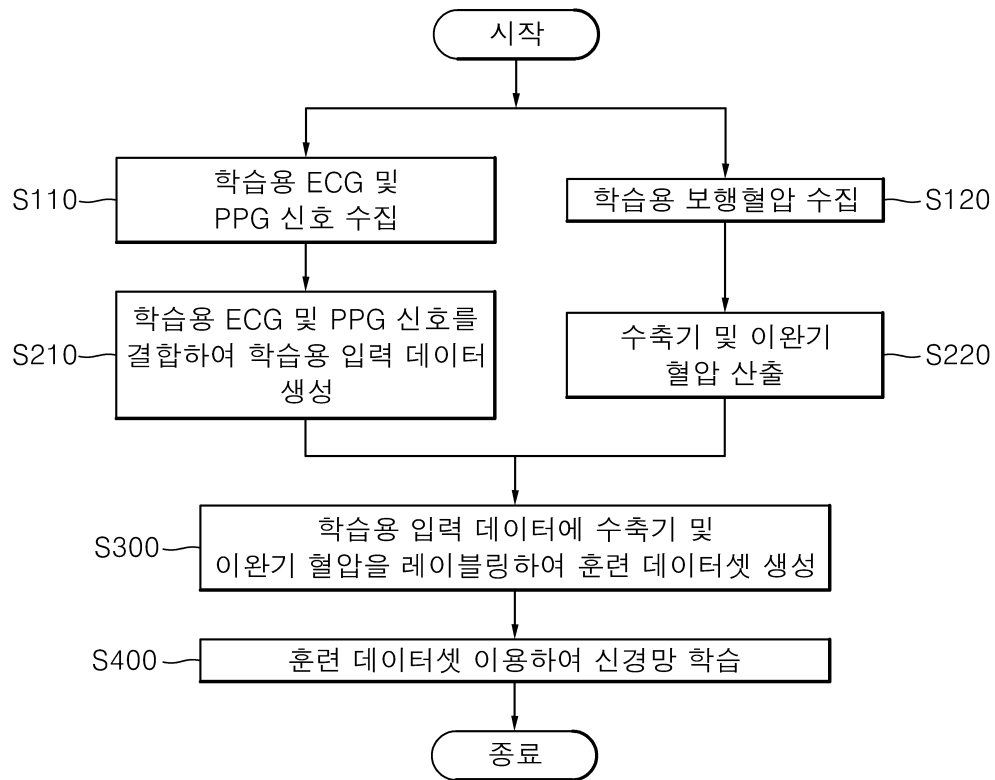
도면4



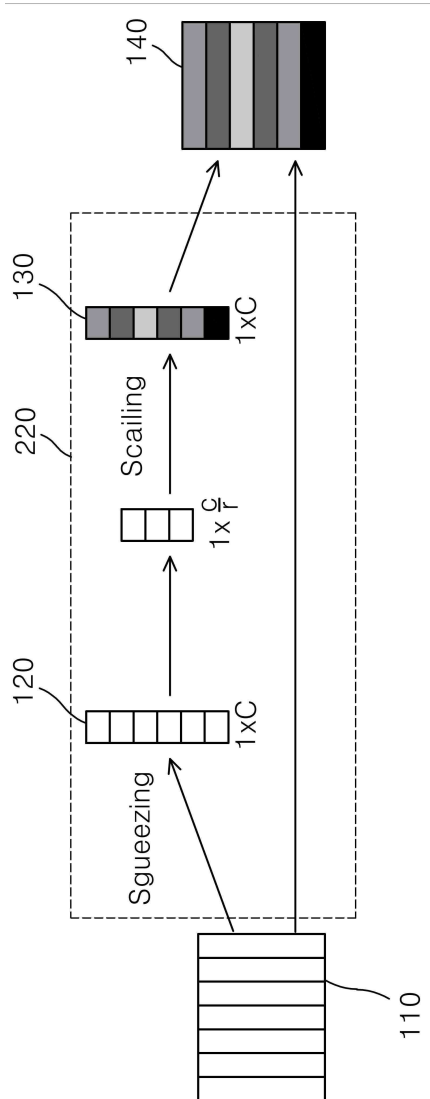
도면5



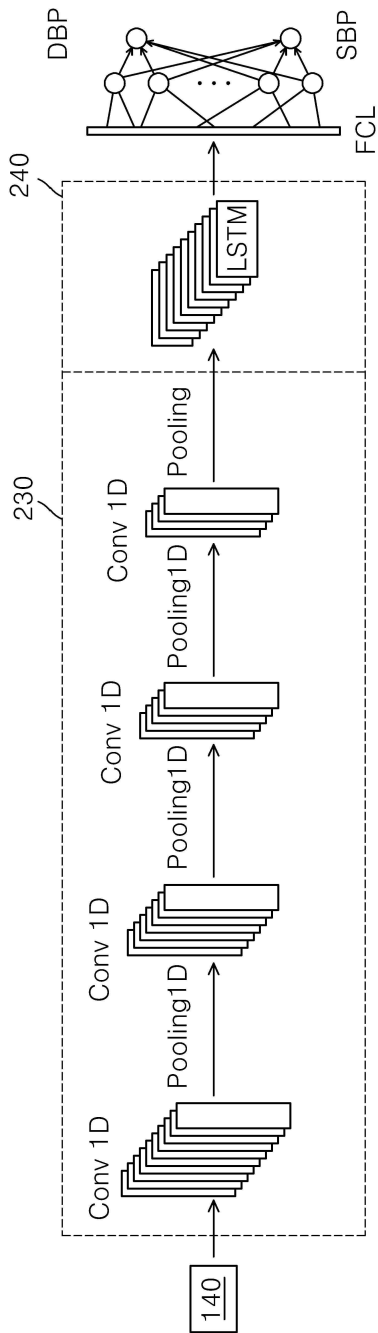
도면6



도면7



도면8



도면9

