



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0056858
(43) 공개일자 2019년05월27일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2006.01) A61B 5/021 (2006.01)
A61B 5/024 (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/7275 (2013.01)
A61B 5/0059 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2017-0154208
(22) 출원일자 2017년11월17일
심사청구일자 2017년11월17일

(71) 출원인
가천대학교 산학협력단
경기도 성남시 수정구 성남대로 1342 (복정동)
전남대학교산학협력단
광주광역시 북구 용봉로 77 (용봉동)
(72) 발명자
최아영
경기도 성남시 수정구 성남대로 1342, IT대학 5-7호(복정동)
신항식
전라남도 여수시 대학로 50, 3공학광 521호(둔덕동, 전남대학교 여수캠퍼스)
조진우
경기도 용인시 기흥구 기흥단지로 378, 101동 107호(고매동, 코리아골프빌리지대우그린카운티파인하우스)
(74) 대리인
이은철

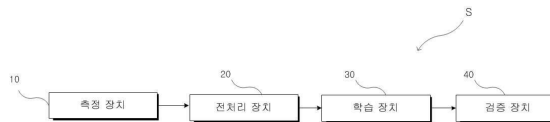
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 **딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템 및 방법**

(57) 요약

본 기술은 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템 및 방법이 개시된다. 본 기술의 구체적인 실시 예에 의하면, 심전도, 광전용적맥파, 및 맥파전달시간을 입력변수로 설정하고 혈압 예측값을 출력변수로 설정하여 기 구축된 학습 모델을 토대로 딥러닝을 수행함에 따라 예측된 혈압 측정값에 대한 정확도를 더욱 향상시킬 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/021 (2013.01)

A61B 5/02416 (2013.01)

A61B 5/7264 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 NRF-2016M 3A9F1941328

부처명 미래창조과학부

연구관리전문기관 한국연구재단

연구사업명 바이오의료기술개발사업

연구과제명 연속 무구속 혈압 측정을 위한 웨어러블 무커프 혈압 측정 실용화 기술 개발

기 여 율 1/1

주관기관 전남대학교 산학협력단 여수산학본부

연구기간 2017.08.01 ~ 2018.05.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 2015-0-00932

부처명 미래창조과학부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 정보통신기술인력양성

연구과제명 2017년 SW중심대학(SW전문인력강화)_가천대

기 여 율 1/1

주관기관 가천대학교 산학협력단

연구기간 2017.03.01 ~ 2017.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

각각의 센서로부터 제공된 심전도 및 광전용전맥파를 측정하는 측정장치;

상기 측정장치로부터 제공된 심전도 및 광전용전맥파에 대한 각각의 피크치를 기반으로 맥파전달시간을 도출하고 도출된 심전도, 광전용전맥파, 및 맥파전달시간을 입력변수로 설정하고 혈압의 (SBP: Systolic Blood Pressure) 및 이완값(DBP: Diastolic Blood Pressure)을 출력 변수로 설정한 후 기 구축된 학습 모델을 토대로 딥러닝을 수행하여 혈압의 이완값 및 수축값을 예측하여 혈압 예측값을 출력하는 학습 장치를 포함하고,

상기 학습 장치에 의거 혈압 예측값과 혈압 실측값을 기반으로 혈압 예측값에 대한 검증을 수행하는 검증장치를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템은,

상기 측정장치로부터 제공받은 심전도 및 광전용전맥파 각각에 대한 전처리하여 상기 학습장치로 제공하는 전처리 장치를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템.

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 전처리 장치는,

기 정해진 윈도우 사이즈의 이동 평균법을 이용하여 수신된 심전도 및 광전용전맥파 각각의 노이즈 성분을 제거하는 노이즈 필터부;

상기 노이즈 필터부를 통과한 심전도 및 광전용전맥파 신호를 기 정해진 윈도우 사이즈로 분할하는 데이터 세그먼트부;

상기 데이터 세그먼트부의 통과한 심전도 데이터 및 광전용전맥파 데이터 각각에 대해 기 정해진 임계 범위를 벗어나는 비정상적인 데이터를 제거하는 데이터 가공부; 및

상기 데이터 가공부로부터 제공받은 정상적인 심전도 데이터 및 광전용전맥파 데이터 각각에 대해 샘플링 및 홀더링을 통해 데이터 서플링을 수행하는 데이터 서플링부를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템.

청구항 4

제3항에 있어서, 상기 전처리 장치는,

상기 데이터 서플링부에서 출력된 심전도 데이터 및 광전용전맥파 데이터 각각에 대해 혈압에 대한 개인 별 교정을 수행하기 위해 심전도 데이터 및 광전용전맥파 데이터 각각에 대해 중복 허용하여 원래 데이터와 같은 크기의 데이터를 가지는 다수의 붓 스트랩 샘플을 생성하고 생성된 다수의 붓스트랩 중 임의의 붓스트랩 샘플과 변수로 하는 다수개의 트리를 생성하며, 각 트리에 대한 앙상블로부터 학습 분류기를 생성하는 붓 스트랩 수행부를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템.

청구항 5

제4항에 있어서 상기 검증 장치는,

상기 학습 장치에서 혈압의 예측값의 수축값과 이완값과 혈압 실측값의 수축값 및 이완값 각각의 비교를 토대로 상기 혈압 예측값에 대한 검증을 수행하고, 수축값 및 이완값 각각에 대해 혈압 예측값과 혈압 실측값의 오차인 에러 횟수를 카운팅하고 에러 횟수의 카운팅값과 기 정해진 임계치를 토대로 예측된 혈압 측정값에 대한 검증을 수행하도록 구비되는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템.

청구항 6

각각의 센서로부터 제공된 심전도 및 광전용전맥파를 측정하는 측정 단계;

상기 측정장치로부터 제공된 심전도 및 광전용적맥파에 대한 각각의 피크치를 기반으로 맥파전달시간을 도출하고 도출된 심전도, 광전용전맥파 및 맥파전달시간을 입력변수로 설정하고, 혈압의 이완기 및 수축값을 포함하는 혈압 예측값을 출력 변수로 설정한 후 기 구축된 학습 모델을 토대로 딥러닝을 수행하여 이완값 및 수축값을 포함하는 혈압 예측값을 출력하는 학습 단계를 포함하고,

상기 측정장치로부터 제공받은 심전도 및 광전용적맥파 각각에 대한 전처리하여 상기 학습 장치로 제공하는 전처리 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 혈압 예측 방법.

청구항 7

제6항에 있어서, 상기 전처리 단계는,

노이즈 필터부에서 기 정해진 윈도우 사이즈의 이동 평균법을 이용하여 수신된 심전도 및 광전용적맥파 각각의 노이즈 성분을 제거하는 노이즈 필터 단계;

상기 노이즈 필터부를 통과한 심전도 및 광전용적맥파 신호를 데이터를 데이터 세그먼트부에서 기 정해진 윈도우 사이즈로 분할하는 데이터 세그먼트 단계;

상기 데이터 세그먼트부를 통과한 심전도 데이터 및 광전용적맥파 데이터 각각에 대해 데이터 가공부에서 기 정해진 임계 범위를 벗어나는 비정상적인 데이터를 제거하는 데이터 가공 단계; 및

상기 데이터 가공부로부터 제공받은 정상적인 심전도 데이터 및 광전용적맥파 데이터 각각에 대한 샘플링 및 홀더링을 수행하는 데이터 셔플 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 혈압 예측 방법.

청구항 8

제7항에 있어서, 상기 전처리 단계는,

상기 데이터 셔플 단계에서 출력된 심전도 데이터 및 광전용적맥파 데이터 각각에 대해 혈압에 대한 개인 별 교정을 수행하기 위해 심전도 데이터 및 광전용전맥파 데이터 각각에 대해 중복 허용하여 원래 데이터와 같은 크기의 데이터를 가지는 다수의 붓 스트랩 샘플을 생성하는 붓 스트랩 기법 수행 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 혈압 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템 및 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 심전도(ECG: electrocardiography), 광전용적맥파 (PPG: Photoplethysmography), 및 맥파전달시간(Pulse transition time)을 기초로 혈압을 예측함에 있어, 예측된 혈압 측정값에 대한 정확도를 향상시킬 수 있도록 한 기술에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 이의 정상인에 비하여 훨씬 높은 상태를 고혈압, 반대로 훨씬 낮은 경우를 저혈압이라 한다. 병적인 고혈압증에 대한 치료의 기준이 되는 것은 최저혈압이며, 최저혈압이 90mmHg 이상인 경우 일반적으로 치료 대상이 되며 고혈압을 방치하면 뇌출혈 등 치명적인 질환이 발생할 위험이 있다. 이와 같이, 혈압은 고혈압 또는 저혈압 환자의 경우 치료 여부 등을 결정하기 위한 지표가 될 수 있다.

[0004] 종래의 혈압 측정 방법으로는 침습적인 방법과 비침습적인 방법으로 구분할 수 있다. 먼저, 침습적인 방법은 연속적으로 정확한 혈압을 측정할 수 있는 장점은 있으나, 혈관에 도자(catheter)를 삽입해야 하는 기술적인 문제와 감염 및 부작용의 위험이 따르는 단점을 가지고 있다.

[0005] 다음으로, 비침습적인 방법으로는 코르토크프 소리(korotkoff sound)를 이용하여 혈압을 측정하는 청진법

(auscultatory method)이 가장 대표적인 혈압 측정 방법이다. 이외에도 혈류의 흐름에 의해 발생하는 진동을 이용하여 혈압을 측정하는 오실로메트리 방법(oscillometry method)이 존재한다. 그러나, 비침습적인 혈압 측정 방법은 커프의 팽창과 수축이 필요하며 연속적인 혈압을 측정하는 것이 불가능한 문제점이 있었다. 또한, 비침습적인 방법 중 토노미터(tonometer)는 연속적인 혈압 파형을 제공할 수 있다는 장점은 있으나, 손목의 움직임과 센서의 위치에 대한 반응이 매우 민감하다는 단점을 가지고 있었다.

- [0006] 상술한 바와 같은 비침습적 혈압 측정 방법들의 단점을 보완하기 위하여, 최근 심전도(ECG: Electrocardiogram)의 R파와 광전용적맥파(PPG: Photoplethysmography)의 최대값(peak) 사이의 지연시간을 이용한 맥파전달시간(PTT: Pulse Transit Time)를 이용하여 혈압을 비침습적이면서 연속적으로 측정하는 방법이 연구되고 있다.
- [0007] 맥파전달시간(PTT)는 순환기계에 있어 혈관의 긴장도 또는 유순도를 측정하는 맥파전달속도(pulse wave velocity, PWV) 측정법의 일부로서 순환기계 연구에 널리 사용되는 방법이다. 맥파전달시간(PTT)은 맥동성 압력 파가 대동맥 관막으로부터 말초 부위까지 전달되는 시간이며, 맥파전파속도와 반비례 관계이다. 맥파전달시간(PTT)은 혈관 탄성도(elasticity)의 반대 개념인 유순도(compliance)에 비례하며 혈관의 거리, 구경, 혈관벽의 구조적 특성에 의존적이다. 혈관계의 질환, 당뇨병 그리고 노령화가 진행되는 동안 동맥의 유순도를 감소시킴에 따라 맥파전달시간(PTT)은 감소하게 되고 맥파전달속도는 증가하게 된다.
- [0008] 이에 종래의 혈압 측정 장치는 측정 초기에 반드시 각 개인에 대해 맥파전달시간(PTT)의 혈압에 대한 개별적인 교정을 해주어야만 혈압 측정이 가능하며 개별 교정을 수행한 각 개인에 대해서만 혈압을 측정하는 것이 가능하다는 한계를 가지고 있었다.
- [0009] 따라서 본 출원인은 측정된 심전도, 맥파전파시간, 및 광전용적맥파를 입력변수로 설정하고 혈압 측정값을 종속변수로 설정하여 기 구축된 학습 모델을 기반으로 딥러닝을 수행하여 혈압 예측값을 사용자에게 제공함에 따라, 정확도가 검증된 혈압을 측정할 수 있는 방안을 제안하고자 한다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0010] 본 발명은 상기 문제점을 해결하기 위하여 안출한 것으로, 본 발명의 목적은 심전도, 광전용적맥파, 및 맥파전달시간을 입력변수로 설정하고 혈압 예측값을 출력변수로 설정하여 기 구축된 학습 모델을 토대로 딥러닝을 수행함에 따라 예측된 혈압 측정값에 대한 정확도를 더욱 향상시킬 수 있는 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템 및 방법을 제공하고자 함에 그 목적이 있다.
- [0011] 본 발명의 목적은 이상에서 언급한 목적으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 본 발명의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있으며, 본 발명의 실시예에 의해 보다 분명하게 알게 될 것이다. 또한, 본 발명의 목적 및 장점들은 특허청구 범위에 나타낸 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 쉽게 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0013] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 실시 태양으로 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템은,
- [0014] 각각의 센서로부터 제공된 심전도 및 광전용적맥파를 측정하는 측정장치;
- [0015] 상기 측정장치로부터 제공된 심전도 및 광전용적맥파에 대한 각각의 피크치를 기반으로 맥파전달시간을 도출하고 도출된 심전도, 광전용적맥파, 및 맥파전달시간을 입력변수로 설정하고 혈압의 (SBP: Systolic Blood Pressure) 및 이완값(DBP: Diastolic Blood Pressure)을 출력 변수로 설정한 후 기 구축된 학습 모델을 토대로 딥러닝을 수행하여 혈압의 이완값 및 수축값을 예측하여 혈압 예측값을 출력하는 학습 장치를 포함하고, 상기 학습 장치에 의거 혈압 예측값과 혈압 실측값을 기반으로 혈압 예측값에 대한 검증을 수행하는 검증장치를 더 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0016] 바람직하게 상기 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템은, 상기 측정장치로부터 제공받은 심전도 및 광전용적맥파 각각에 대한 전처리하여 상기 학습장치로 제공하는 전처리 장치를 더 포함할 수 있다.
- [0017] 바람직하게 상기 전처리 장치는, 기 정해진 윈도우 사이즈의 이동 평균법을 이용하여 수신된 심전도 및 광전용

적맥과 각각의 노이즈 성분을 제거하는 노이즈 필터부; 상기 노이즈 필터부를 통과한 심전도 및 광전용전맥과 신호를 기 정해진 윈도우 사이즈로 분할하는 데이터 세그먼트부; 상기 데이터 세그먼트부의 통과한 심전도 데이터 및 광전용전맥과 데이터 각각에 대해 기 정해진 임계 범위를 벗어나는 비정상적인 데이터를 제거하는 데이터 가공부; 및 상기 데이터 가공부로부터 제공받은 정상적인 심전도 데이터 및 광전용전맥과 데이터 각각에 대해 샘플링 및 홀더링을 통해 데이터 서플링을 수행하는 데이터 서플링부를 포함할 수 있다.

[0018] 바람직하게 상기 데이터 서플링부에서 출력된 심전도 데이터 및 광전용전맥과 데이터 각각에 대해 혈압에 대한 개인 별 교정을 수행하기 위해 심전도 데이터 및 광전용전맥과 데이터 각각에 대해 중복 허용하여 원래 데이터와 같은 크기의 데이터를 가지는 다수의 붓 스트랩 샘플을 생성하고 생성된 다수의 붓스트랩 중 임의의 붓스트랩 샘플과 변수로 하는 다수개의 트리를 생성하며, 각 트리에 대한 앙상블로부터 학습 분류기를 생성하는 붓 스트랩 수행부를 포함할 수 있다.

[0019] 바람직하게 상기 검증 장치는, 상기 학습 장치에서 혈압의 예측값의 수축값과 이완값과 혈압 실측값의 수축값 및 이완값 각각의 비교를 토대로 상기 혈압 예측값에 대한 검증을 수행하고, 수축값 및 이완값 각각에 대해 혈압 예측값과 혈압 실측값의 오차인 에러 횟수를 카운팅하고 에러 횟수의 카운팅값과 기 정해진 임계치를 토대로 예측된 혈압 측정값에 대한 검증을 수행하도록 구비될 수 있다.

[0020] 본 발명의 다른 실시 태양으로 딥러닝 기반의 혈압 예측 방법은, 각각의 센서로부터 제공된 심전도 및 광전용전맥과를 측정하는 측정 단계; 상기 측정장치로부터 제공된 심전도 및 광전용전맥과에 대한 각각의 피크치를 기반으로 맥파전달시간을 도출하고 도출된 심전도, 광전용전맥과 및 맥파전달시간을 입력변수로 설정하고, 혈압의 이완기 및 수축값을 포함하는 혈압 예측값을 출력 변수로 설정한 후 기 구축된 학습 모델을 토대로 딥러닝을 수행하여 이완값 및 수축값을 포함하는 혈압 예측값을 출력하는 학습 단계를 포함하고, 상기 측정장치로부터 제공 받은 심전도 및 광전용전맥과 각각에 대한 전처리하여 상기 학습 장치로 제공하는 전처리 단계를 더 포함할 수 있다.

[0021] 바람직하게 상기 전처리 단계는, 노이즈 필터부에서 기 정해진 윈도우 사이즈의 이동 평균법을 이용하여 수신된 심전도 및 광전용전맥과 각각의 노이즈 성분을 제거하는 노이즈 필터 단계; 상기 노이즈 필터부를 통과한 심전도 및 광전용전맥과 신호를 데이터 세그먼트부에서 기 정해진 윈도우 사이즈로 분할하는 데이터 세그먼트 단계; 상기 데이터 세그먼트부를 통과한 심전도 데이터 및 광전용전맥과 데이터 각각에 대해 데이터 가공부에서 기 정해진 임계 범위를 벗어나는 비정상적인 데이터를 제거하는 데이터 가공 단계; 및 상기 데이터 가공부로부터 제공받은 정상적인 심전도 데이터 및 광전용전맥과 데이터 각각에 대해 샘플링 및 홀더링을 수행하는 데이터 서플 단계들을 포함할 수 있고, 데이터 서플 단계에서 출력된 심전도 데이터 및 광전용전맥과 데이터 각각에 대해 혈압에 대한 개인 별 교정을 수행하기 위해 심전도 데이터 및 광전용전맥과 데이터 각각에 대해 중복 허용하여 원래 데이터와 같은 크기의 데이터를 가지는 다수의 붓 스트랩 샘플을 생성하는 붓 스트랩 기법 수행 단계를 더 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0022] 상술한 바와 같이 본 발명에 따르면, 심전도, 광전용전맥과, 및 맥파전달시간을 입력변수로 설정하고 혈압 예측값을 출력변수로 설정하여 기 구축된 학습 모델을 토대로 딥러닝을 수행함에 따라 예측된 혈압 측정값에 대한 정확도를 더욱 향상시킬 수 있는 효과를 얻는다.

도면의 간단한 설명

[0024] 본 명세서에서 첨부되는 다음의 도면들은 본 발명의 바람직한 실시 예를 예시하는 것이며, 후술하는 발명의 상세한 설명과 함께 본 발명의 기술사상을 더욱 이해시키는 역할을 하는 것이므로, 본 발명은 그러한 도면에 기재된 사항에만 한정되어 해석되어서는 아니된다.

도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 구성을 보인 도이다.

도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 전처리 장치의 세부적인 구성을 보인 도이다.

도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 전처리 장치의 각 부의 출력 파형을 보인 예시도이다.

도 4는 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 데이터 서플라이에서 랜덤 서플링된 디지털 형태의 BP 분포를 보인 예시도이다.

도 5는 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 붓 스트랩 형태에 의해 생성된 데이터를 보인 예시도이다.

도 6은 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 학습 과정을 보인 도이다.

도 7은 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 입력 데이터 시퀀스를 보인 예시도이다.

도 8은 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 학습 수행 결과에 따른 혈압의 SBP 및 DBP 값을 보인 예시도이다.

도 9는 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 학습 결과에 따른 SBP 및 DBP 분포의 예측 에러의 히스토그램을 보인 예시도이다.

도 10은 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 예측 에러 발생 시 원래 입력 데이터 샘플을 보인 예시도이다.

도 11은 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 누적 에러율을 보인 도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0025] 이하에서는 도면을 참조하여 본 발명의 실시예들을 보다 상세하게 설명한다.
- [0026] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.
- [0027] 본 명세서에서 사용되는 용어에 대해 간략히 설명하고, 본 발명에 대해 구체적으로 설명하기로 한다.
- [0028] 본 발명에서 사용되는 용어는 본 발명에서의 기능을 고려하면서 가능한 현재 널리 사용되는 일반적인 용어들을 선택하였으나, 이는 당 분야에 종사하는 기술자의 의도 또는 관례, 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 또한, 특정한 경우는 출원인이 임의로 선정한 용어도 있으며, 이 경우 해당되는 발명의 설명 부분에서 상세히 그 의미를 기재할 것이다. 따라서 본 발명에서 사용되는 용어는 단순한 용어의 명칭이 아닌, 그 용어가 가지는 의미와 본 발명의 전반에 걸친 내용을 토대로 정의되어야 한다.
- [0029] 명세서 전체에서 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있음을 의미한다. 또한, 명세서에서 사용되는 "부"라는 용어는 소프트웨어, FPGA 또는 ASIC과 같은 하드웨어 구성요소를 의미하며, "부"는 어떤 역할들을 수행한다. 그렇지만 "부"는 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니다. "부"는 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다.
- [0030] 따라서, 일 예로서 "부"는 소프트웨어 구성요소들, 객체지향 소프트웨어 구성요소들, 클래스 구성요소들 및 태스크 구성요소들과 같은 구성요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버들, 펌웨어, 마이크로 코드, 회로, 정보, 정보베이스, 정보 구조들, 테이블들, 어레이들 및 변수들을 포함한다. 구성요소들과 "부"들 안에서 제공되는 기능은 더 작은 수의 구성요소들 및 "부"들로 결합되거나 추가적인 구성요소들과 "부"들로 더 분리될 수 있다.
- [0031] 본 발명은 각 종 센서로부터 제공받은 심전도, 광전용적맥파, 및 맥파전달시간을 입력변수로 설정하고 혈압 예측값을 출력변수로 설정한 후 딥러닝을 수행하고 학습 결과에 의거 예측된 혈압 측정값을 사용자에게 제공함에 따라, 혈압 측정값에 대한 정밀도를 향상시킬 수 있는 기술이다.
- [0032] 아래에서는 첨부한 도면을 참고하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략한다.
- [0033] 이하에서는 본 발명의 실시 예에 대해 첨부된 도면을 참조하여 구체적으로 설명하기로 한다.

- [0034] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템의 구성을 보인 도이고, 도 2는 도 1에 도시된 전처리장치의 세부적인 구성을 보인 도이다. 도 1 및 도2를 참조하면, 본 발명의 시스템(S)는 측정장치(10), 전처리장치(20), 학습장치(30), 및 검증장치(40)를 포함할 수 있다.
- [0035] 측정장치(10)는 심전도 및 광전용적맥파를 측정하기 위한 각종 센서로 구비될 수 있으며, 이에 심전도 센서는 심장의 수축함에 따라 심박동과 함께 발생하는 전위차를 곡선으로 기록한 것이고, 광전용적맥파를 측정하는 센서는 CdS 셀 등의 광전도소자를 사용하여 맥파를 전기저항의 변화로서 출력하는 장치로서, 인체의 소정 위치에 부착하여 심전도 및 광전용적맥파를 측정하는 일련의 과정은 본 발명의 실시 예와 관련된 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이해할 수 있다.
- [0036] 측정장치(10)의 심전도 및 광전용적 맥파는 전처리장치(20)로 제공된다.
- [0037] 전처리장치(20)는 상기 심전도 및 광전용적맥파의 로우(raw) 데이터 기 구축된 학습 모델을 토대로 학습 수행하도록 전처리하도록 구비될 수 있으며 이에 전처리장치(20)는 도 2에 도시된 바와 같이, 노이즈 필터부(210), 데이터 세그먼트부(220), 데이터 가공부(230), 데이터 셔플부(240), 및 붓 스트립 수행부(250)를 포함할 수 있다.
- [0038] 노이즈 필터부(210)는 기 정해진 윈도우 사이즈의 이동 평균법을 이용하여 수신된 심전도 및 광전용적맥파 각각에 포함된 노이즈 성분을 제거하는 기능을 수행하며 저역통과 필터를 사용한다. 이러한 노이즈 필터부(210)를 통과한 심전도 및 광전용적맥파 각각은 데이터 세그먼트부(220)로 전달된다. 즉, 데이터 세그먼트부(220)는 심전도 및 광전용적맥파 신호를 기 정해진 윈도우 사이즈로 분할한다. 여기서, 윈도우 사이즈는 100개의 샘플로 설정되어 노이즈 성분이 제거되고 이와 동일한 윈도우 사이즈로 데이터가 분할된다. 여기서, 윈도우 사이즈는 최대 피크 수축값과 최대 피크값 이완값의 연속적인 혈압 값을 기반으로 설정된다.
- [0039] 즉, 도 3의 (a)에 도시된 측정장치(10)로부터 공급되는 심전도(ECG) 및 광전용적맥파(PPG) 및 연속적인 혈압 측정값(CBP) 각각을 기반으로 (b)에 도시된 바와 같이, 동일한 윈도우 사이즈로 ECG 및 PPG 신호가 분할됨을 확인할 수 있다.
- [0040] 즉, 데이터 세그먼트부(220)는 각 ECG 및 PPG 시퀀스에 대해 고정된 입력 시퀀스 사이즈 150으로 설정될 때 2차원 매트릭스 형태로 ECG 시퀀스 및 PPG 시퀀스를 통합한다. 데이터 길이의 사이즈는 데이터 길이 분포에 의해 결정되고 데이터 길이 분포는 기준 중심의 99%의 데이터가 포함하는 범위 $\pm 3\sigma$ 에 의해 연산된다. 여기서, μ 는 평균값이고, σ 는 표준 편차이다. 하나의 주기 데이터는 데이터 범위의 최대값인 150 샘플의 ECG 및 PPG 데이터이다. 이에 150 샘플 보다 ECG 및 PPG 데이터 수가 작은 경우 데이터 값은 0으로 채워진다.
- [0041] 그리고, 데이터 세그먼트부(220)를 통과한 ECG 및 PPG는 데이터 가공부(230)로 전달된다.
- [0042] 데이터 가공부(230)는 수신된 ECG 및 PPG 각각에 대해 비정상적인 데이터를 제거하는 기능을 수행하며, 도 3의 (c)에 도시된 바와 같이, 데이터 길이, 최대 및 최소 크기 및 신호의 형태 등에 의해 정의된 비정상적인 데이터는 제거됨을 나타낸다.
- [0043] 예를 들어 데이터 가공부(230)는 통상적인 잡음은 아니지만 비정상적인 신호 형태 또는 통상적인 신호 범위를 넘어서는 값을 가지는 데이터를 제거한다. 여기서, 비정상적인 신호라 함은 데이터 시퀀스의 안정적인 분포도 분석에 의해 정의된다. 즉, 수축값과 이완값 차가 작은 경우 ECG, PPG, 및 CBP의 신호 주기에 대응되는 비정상적인 형태의 ECG 및 PPG 신호는 제거된다.
- [0044] 이러한 데이터 가공부(230)를 통과한 ECG 데이터 및 PPG 데이터는 데이터 셔플부(240)로 제공된다.
- [0045] 데이터 샘플을 셔플링하기 위해, 데이터 셔플부(240)는 소정 간격을 가지는 동일한 혈압값을 가지는 데이터는 그룹핑한 후 저장하고, 그룹들 사이의 데이터를 랜덤하게 혼합되며, 이때 데이터 셔플된 데이터는 도 3의 (d)에 도시된 바와 같다. 그리고, 데이터 셔플부(240)를 통과한 데이터는 붓 스트랩 수행부(250)로 제공된다.
- [0046] 즉, 붓 스트랩 수행부(250)는 혈압에 대한 개인 별 교정을 수행하기 위해, ECG 및 PPG 데이터의 입력변수에 대해 중복 허용하여 원래 정보와 같은 크기의 정보를 가지는 다수개의 붓스트랩 샘플을 생성하고, 생성된 다수의 붓스트랩 중 임의의 붓스트랩 샘플과 변수로 하는 다수개의 트리를 생성하며, 각 트리에 대한 앙상블로부터 학습 분류기를 생성한다. 이러한 학습 분류기를 이용하여 출력 변수를 생성한다.
- [0047] 예를 들어, 도 4는 집중감시장치(ICU)에 의거 모니터링된 환자의 데이터들의 디지털화된 혈압의 분포를 보인 도면으로서, 도 4를 참조하면, 수축값 및 이완값의 분포는 정상적인 분포에 근접하고 특별한 상황을 제외하고 대

부분 정상적인 혈압이 관찰됨을 알 수 있다. 신경망 학습 시 평균 주변 데이터의 경우 이러한 결과 데이터 분포는 높은 정확도를 보이나 평균에서 멀어지는 데이터의 경우 학습 데이터의 수가 적음으로 인해 낮은 인식율을 보여진다. 따라서, 수축값과 이완값의 출력 데이터 수가 작은 것을 보상하기 위해 붓 스트랩 기법을 수행할 필요가 있다.

[0048] 이에 입력 시퀀스 $X_{eij}=\{X_{e1j}, X_{e2j}, \dots, X_{enj}\}$ and $X_{pij}=\{X_{p1j}, X_{p2j}, \dots, X_{pmj}\}$ 여기서, 입력 샘플 사이즈($\forall i$)는 1에서 $n(=150)$ 이고, 출력 데이터 $Y_j=\{Y_{dj}, Y_{sj}\}$ 여기서, 학습을 위한 총 샘플 수($\forall j$)는 1에서 m (보간 사이즈)이다. 여기서, 보간 사이즈 m 은 동일한 그룹된 출력 데이터의 샘플 수에 종속하여 결정된다.

[0049] 예를 들어, 60 mmHg의 이완값의 최대 샘플 수가 k 이고 30mmHg에서 현재 샘플 수가 1, $k-1$ 수의 데이터가 붓 스트랩 방식에 의해 생성되어지면, 샘플 $X_{eij}^*=\{X_{e1j}^*, X_{e2j}^*, \dots, X_{enj}^*\}$ and $X_{pij}^*=\{X_{p1j}^*, X_{p2j}^*, \dots, X_{pmj}^*\}$ 사이즈 m 은 최대 우도 예측을 기반으로 $m=k-1$ 를 만족한다.

[0050] 즉, 붓 스트랩 수행부(250)는 도 5에 도시된 바와 같이, 임의의 랜덤 샘플 세트가 선택되고 주어진 추정 매개변수의 최대 확률을 보여주는 가장 적합한 샘플을 검색한다.

[0051] 이러한 붓 스트랩 수행부(250)로부터 제공된 ECG 및 PPG 데이터는 학습 장치(30)로 제공된다.

[0052] 학습 장치(30)는 수신된 2차원 형태의 ECG 및 PPG 데이터 및 PTT를 입력 변수로 설정하고 혈압의 수축값 및 이완값을 포함하는 혈압 예측값을 출력 변수로 설정한 후 컨볼루션 신경망 기법의 딥러닝을 수행하여 혈압의 수축값과 이완값을 가지는 혈압 측정값을 출력하도록 구비될 수 있다.

[0053] 즉, 학습 장치는 다수의 필터 사이의 유사율이 기준값 이하가 되도록 설정하여 분별력이 있는 랜덤 필터 세트를 결정하고 결정된 랜덤 필터 세트를 이용하여 컨볼루션 층을 구성하고, 구성된 컨볼루션 층을 통과한 특징 맵을 획득한다.

[0054] 예를 들어 도 6에 도시된 바와 같이, 2차원 형태의 ECG 데이터 및 PPG 데이터는 필터 사이즈 3, 4, 및 5 각각을 가지는 3개의 컨볼루션 층에 제공된다. 여기서 ECG 데이터 및 PPG 시퀀스 메트릭스는 $150/2$ 이다. 첫번째 컨볼루션 층에서 컨볼루션 동작 및 신경망의 능동적 정형을 통해 3개의 특징 맵이 획득되고, 풀링 층에서 특징은 커널 및 스트라이드 2 통해 최대 풀링에 의해 추출된다. 따라서, 이전 컨볼루션 층에서 보다 두번째 컨볼루션 층에서는 2배의 특징맵이 추출된다. 그리고 각각 컨볼루션 층을 통과한 특징맵은 단순시킨 후 풀 연결 층에 제공하여 결합된 후 붓 스트랩 수행부(250)의 학습 분류기를 이용하여 기계 학습을 수행하여 혈압의 수축값(SBP) 및 이완값(DBP)을 포함하는 혈압 예측값을 출력한다.

[0055] 이러한 학습 결과인 혈압의 수축값 및 이완값을 포함하는 학습 예측값은 검증 장치(40)로 제공된다.

[0056] 검증장치(40)는 상기 학습 장치에서 혈압의 예측값의 수축값과 이완값과 혈압 실측값의 수축값 및 이완값 각각의 비교를 토대로 상기 혈압 예측값에 대한 검증을 수행하고, 수축값 및 이완값 각각에 대해 혈압 예측값과 혈압 실측값의 오차인 에러 횟수를 카운팅하고 에러 횟수의 카운팅된 누적 계수와 기 정해진 임계치를 토대로 혈압 예측값에 대한 검증을 수행한다.

[0058] <실시 예>

[0059] 0.5 손실 비트, 2048 최소 배치 사이즈, 0.0001 학습 비, 및 500 반복되는 모델을 이용하여 입력 변수에 대한 출력 변수를 학습 수행하는 일련의 과정은 다음과 같다.

[0060] 본 발명의 실시 예에서 매트릭스 형태의 셀 레이어와 총 12000 레코더를 포함하는 UCI 저장소의 커프리스(cuffless) 혈압 예측 데이터 세트의 데이터 베이스와 90 집중 감시 대상 환자의 120000 데이터 샘플을 포함하여 3.1GB 사이즈의 공공 데이터베이스를 이용하여 학습 수행된다.

[0061] 분석 시 미성 데이터를 제외하거나 90 환자 데이터 사이의 다른 ECG 을 이용하여 총 50개의 데이터를 이용한다.

[0062] 도 7은 손끝에서 획득된 PPG 신호와 침습성의 동맥 혈압의CBP 와 채널 2의 ECG 신호의 원래 입력 데이터 시퀀스를 보인 예시도이다. 도 7에 도시된 원래 입력 데이터 시퀀스를 이용하여 학습 수행하고, 도 7에 도시된 원래 입력 데이터 시퀀스를 이용한 학습 결과의 예측된 혈압의 수축값 및 이완값은 도 8에 도시된 바와 같다.

[0063] 도 8을 참조하면, 50000 개의 테스트 데이터에 대해, 6.69mmHg의 수축값 에러와 3.95 mmHg의 이완값 에러 및 실

효 평균 출력 예측 에러값은 5. 32mmHg 임을 확인 할 수 있다.

- [0064] 도 9는 SBP 및 DBP 의 에러 패턴을 보인 예시도로서, 도 9를 참조하면, SBP 예측 결과보다 DBP의 예측 결과가 좋게 나타냄을 확인할 수 있고, SBP의 변동이 DBP 보다 변동이 크기 때문에 데이터 패턴의 변동이 크고 이에 따라 예측이 어렵다. 또한 SBP에 반영거나 심박수의 비정상적인 변동이 반영된 측정 에러로 인한 고주파 노이즈 성분로 인한 예측 에러는 SBP 보다 DBP에 더 영향을 미친다.
- [0065] 도 10은 임계 범위 이상의 예측 에러 발생 시 로우 데이터 시퀀스의 샘플을 보인 도면으로서, 도 10을 참조하면, SBP 예측 에러는 크고, 혈압 예측값의 변화폭이 크며, 이러한 변화는 ECG 및 PPG 신호에 반영된다. 그러므로, 측정 시 인체의 움직임은 실제 혈압의 변동이 아닌 연속적인 혈압(CBP) 및 다른 측정값의 영향을 받는다는 것을 확인할 수 있다.
- [0066] (b)에 도시된 바와 같이 SBP 및 DBP 모두에 큰 예측 에러를 가짐을 알 수 있다.
- [0067] CBP 내의 짧은 주기 신호는 전 후 패턴으로부터 다르게 발생하고 PPG 신호는 정확하지 아니하다. 즉, 입력 신호 중 하나가 불안정적으로 측정되면 큰 예측 에러가 발생됨을 나타낸다. 따라서, 신호 분석 모델의 한계가 아닌 웨어러블 측정 및 모니터링의 경우 안정된 신호 획득을 고려하는 것이 중요하다.
- [0068] 도 11은 에러 율 누적 계수를 보인 예시도로서, 도 11을 참조하면, 국제 표준 BHS와 비교하면 5 mmHg 보다 낮은 에러율 누적 계수는 69% SBP와 90%의 DBP임을 알 수 있고, 이에 60% 데이터가 5mmHg 미만의 누적 오차, 10mmHg의 오차에서 85 %의 데이터, 15mmHg의 오차에서 90 %의 데이터를 가져야하는 그룹 A 등급 성능을 초과 함을 나타낸다.
- [0069] 본 발명에 의거 심전도, 광전용적맥파, 및 맥파전달시간을 입력변수로 설정하고 혈압 예측값을 출력변수로 설정하여 기 구축된 학습 모델을 토대로 딥러닝을 수행함에 따라 예측된 혈압 측정값에 대한 정확도를 더욱 향상시킬 수 있다.
- [0070] 본 발명의 다른 실시 태양으로, 전술한 시스템을 이용한 딥러닝 기반의 혈압 예측 방법은, 각각의 센서로부터 제공된 심전도 및 광전용적맥파를 측정하는 측정 단계; 상기 측정장치로부터 제공된 심전도 및 광전용적맥파에 대한 각각의 피크치를 기반으로 맥파전달시간을 도출하고 도출된 심전도, 광전용적맥파 및 맥파전달시간을 입력 변수로 설정하고, 혈압의 이완기 및 수축값을 포함하는 혈압 예측값을 출력 변수로 설정한 후 기 구축된 학습 모델을 토대로 딥러닝을 수행하여 이완값 및 수축값을 포함하는 혈압 예측값을 출력하는 학습 단계를 포함하고, 상기 측정장치로부터 제공받은 심전도 및 광전용적맥파 각각에 대한 전처리하여 상기 학습 장치로 제공하는 전처리 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0071] 바람직하게 상기 전처리 단계는, 노이즈 필터부에서 기 정해진 윈도우 사이즈의 이동 평균법을 이용하여 수신된 심전도 및 광전용적맥파 각각의 노이즈 성분을 제거하는 노이즈 필터 단계; 상기 노이즈 필터부를 통과한 심전도 및 광전용적맥파 신호를 데이터를 데이터 세그먼트부에서 기 정해진 윈도우 사이즈로 분할하는 데이터 세그먼트 단계; 상기 데이터 세그먼트부를 통과한 심전도 데이터 및 광전용적맥파 데이터 각각에 대해 데이터 가공부에서 기 정해진 임계 범위를 벗어나는 비정상적인 데이터를 제거하는 데이터 가공 단계; 및 상기 데이터 가공부로부터 제공받은 정상적인 심전도 데이터 및 광전용적맥파 데이터 각각에 대한 샘플링 및 홀더링을 수행하는 데이터 셔플 단계를 포함할 수 있고, 데이터 셔플 단계에서 출력된 심전도 데이터 및 광전용적맥파 데이터 각각에 대해 혈압에 대한 개인 별 교정을 수행하기 위해 심전도 데이터 및 광전용적맥파 데이터 각각에 대해 중복 허용하여 원래 데이터와 같은 크기의 데이터를 가지는 다수의 붓 스트랩 샘플을 생성하는 붓 스트랩 기법 수행 단계를 더 포함할 수 있다. 이러한 딥러닝 기반의 혈압 예측 방법의 각 단계는 전술한 측정장치(10), 전처리 장치(20), 학습 장치(30) 및 검증 장치(40)에서 수행되는 기능으로 자세한 원용은 생략한다.
- [0072] 지금까지 본 발명을 바람직한 실시 예를 참조하여 상세히 설명하였지만, 본 발명이 상기한 실시 예에 한정되는 것은 아니며, 이하의 특허청구범위에서 청구하는 본 발명의 요지를 벗어남이 없이 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 누구든지 다양한 변형 또는 수정이 가능한 범위까지 본 발명의 기술적 사상이 미친다 할 것이다.

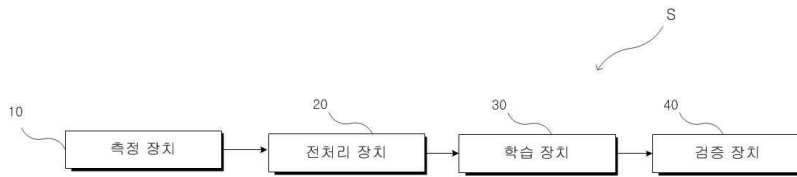
산업상 이용가능성

- [0074] 심전도, 광전용적맥파, 및 맥파전달시간을 입력변수로 설정하고 혈압 예측값을 출력변수로 설정하여 기 구축된

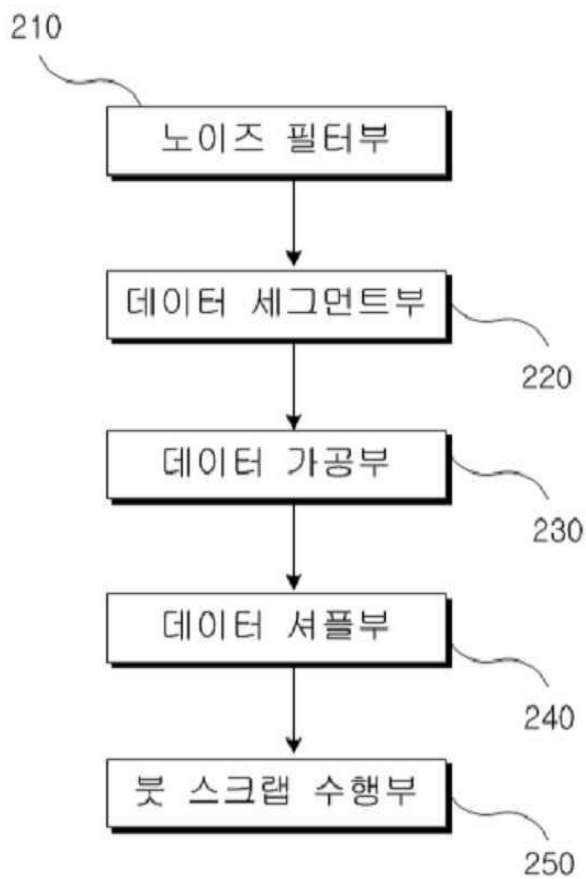
학습 모델을 토대로 립러닝을 수행함에 따라 예측된 혈압 측정값에 대한 정확도를 더욱 향상시킬 수 있는 딥러닝 기반의 혈압 예측 시스템 및 방법에 대한 운용의 정확성 및 신뢰도 측면, 더 나아가 성능 효율 면에 매우 큰 진보를 가져올 수 있으며, 적용되는 기후 관련 차량 안전 장치의 시판 또는 영업의 가능성이 충분할 뿐만 아니라 현실적으로 명백하게 실시할 수 있는 정도이므로 산업상 이용가능성이 있는 발명이다.

도면

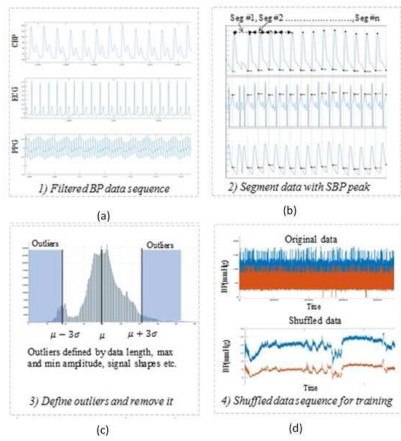
도면1



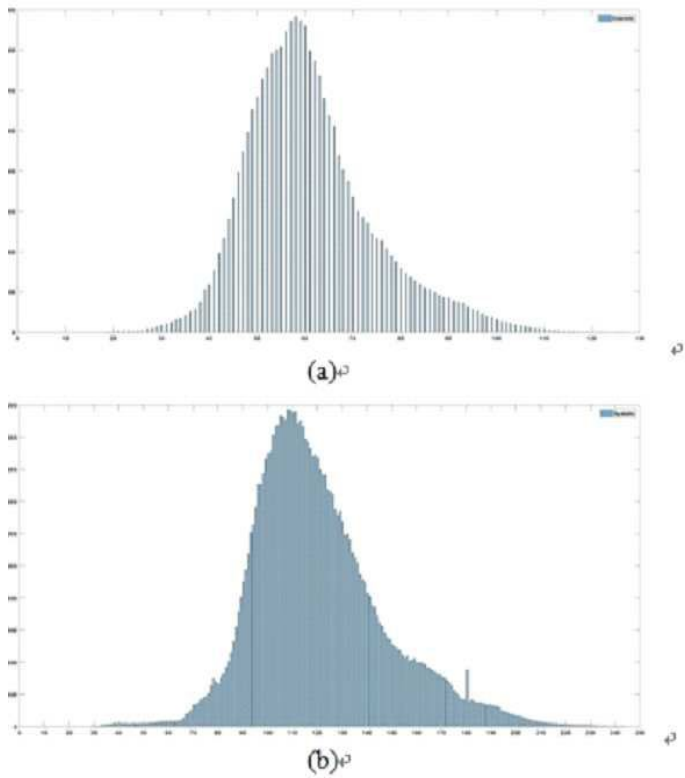
도면2



도면3

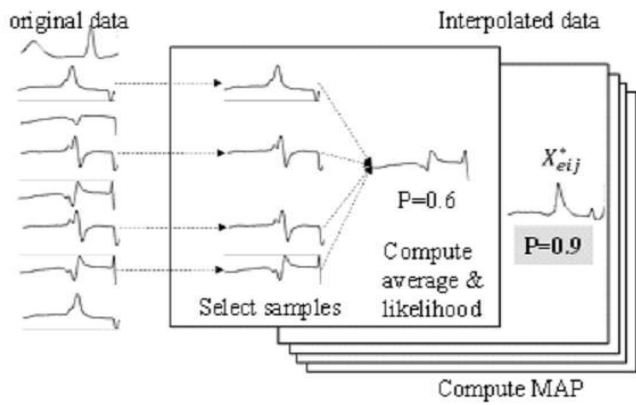


도면4



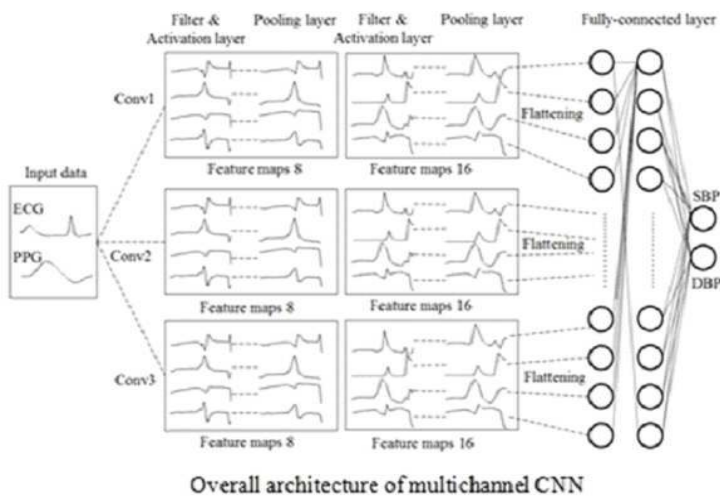
Distribution of digitized BP for random shuffling (a) DBP, (b) SBP

도면5

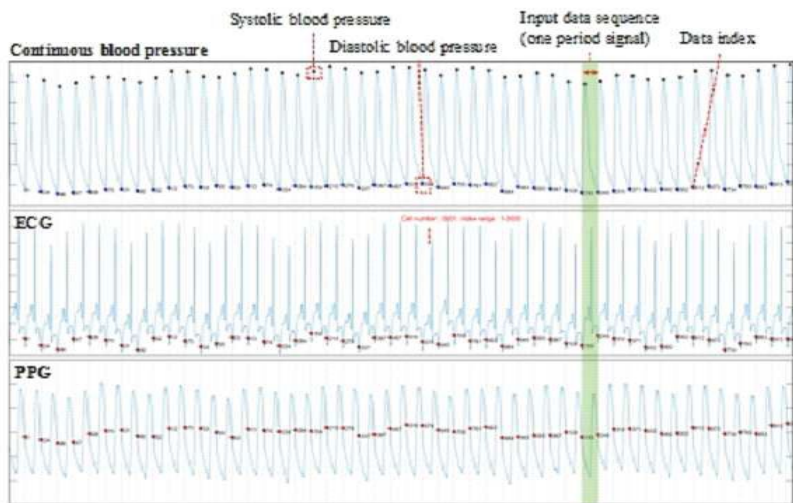


Data generation by bootstrapping method ↵

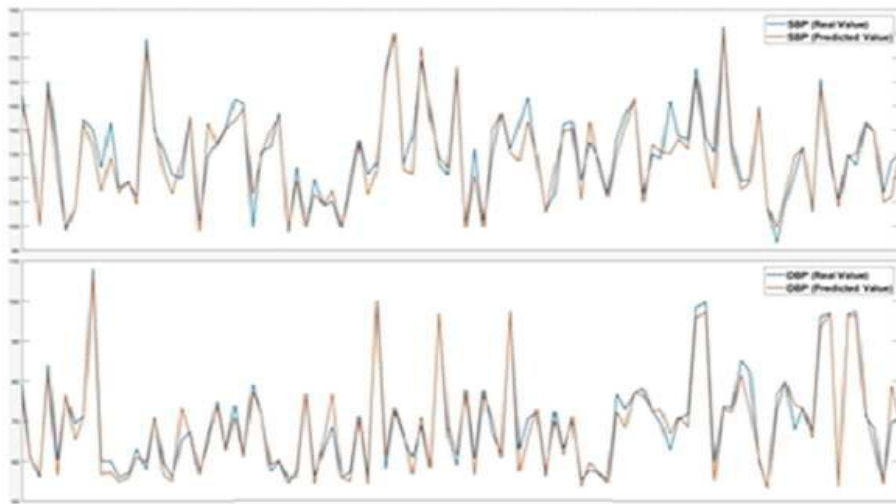
도면6



도면7

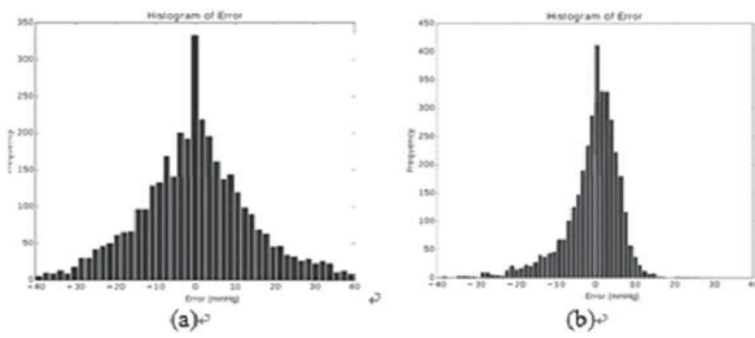


도면8



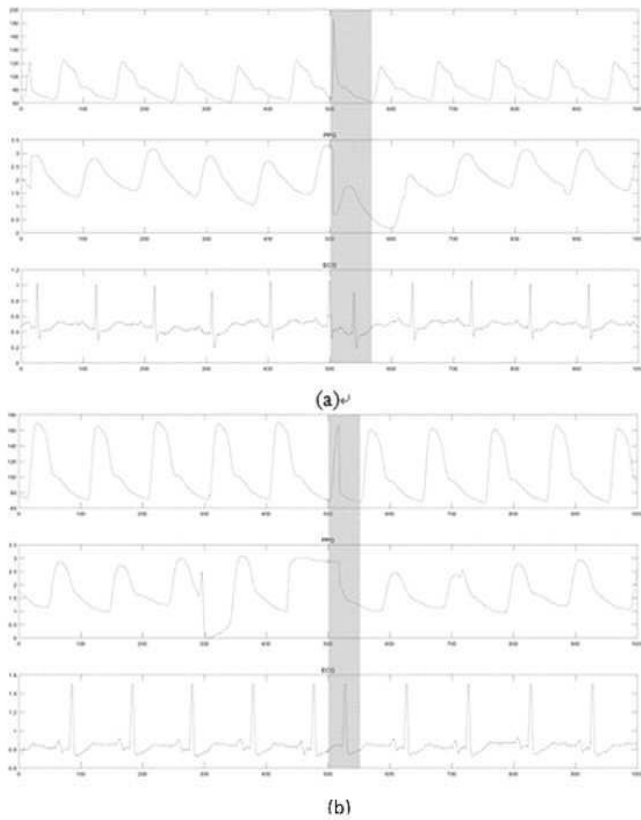
Predicted SBP, DBP result

도면9



Histogram of estimation error (a) SBP distribution, (b) DBP distribution

도면10



Examples of original input data when estimation error is occurred. (a) 75.05 mmHg SBP error and 0.87mmHg DBP error, (b) 66.06 mmHg SBP error and 10.76mmHg DBP error

도면11

CUMULATIVE ERROR PERCENTAGE			
	≤5mmHg	10mmHg	15mmHg
SBP	69%	90%	96%
DBP	90%	97%	99%

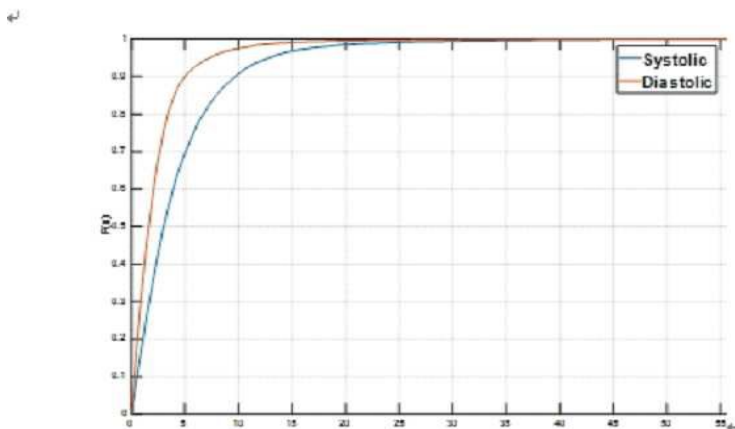


Fig. 8. Precision and recall plot

专利名称(译)	基于深度学习的血压预测系统和方法		
公开(公告)号	KR1020190056858A	公开(公告)日	2019-05-27
申请号	KR1020170154208	申请日	2017-11-17
[标]申请(专利权)人(译)	全南大学校产学协力团		
申请(专利权)人(译)	募集天花板大学学术合作 全南国家学术基金会		
[标]发明人	AHYOUNG CHOI 최아영 신항식 조진우		
发明人	최아영 신항식 조진우		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/021 A61B5/024		
CPC分类号	A61B5/7264 A61B5/021 A61B5/0059 A61B5/7275 A61B5/02416		
代理人(译)	Yieuncheol		
其他公开文献	KR102042700B1		
外部链接	Espacenet		

摘要(译)

本技术公开了基于深度学习的血压预测系统和方法。根据本技术的特定实施例，将心电图，光电脉冲波和脉搏波传播时间设置为输入变量，并且将血压预测值设置为输出变量，并且通过基于建立的学习模型进行唇部学习来估计血压。值的精度可以进一步提高。 专利出版物10-2019-0056858

