(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0007346
(43) 공개일자 2025년01월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/021 (2025.01) *A61B 5/00* (2021.01)
A61B 5/024 (2025.01) *G16H 50/20* (2018.01)
G16H 50/50 (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/02108 (2013.01)
A61B 5/02416 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0087370
(22) 출원일자 2023년07월05일
심사청구일자 2023년07월05일

(71) 출원인
조선대학교산학협력단
광주광역시 동구 조선대길 126(서석동, 산학협력단)
(72) 발명자
정재효
광주광역시 북구 동문대로249번길 19, 106동 1301호(각화동,각화 센트럴파크서희스타힐스)
장경가
광주광역시 동구 백서로153번길 9-2(남동)
최대길
광주광역시 동구 학소로86번안길 9-6, 1동 503호(소태동,진양아파트)
(74) 대리인
특허법인지원

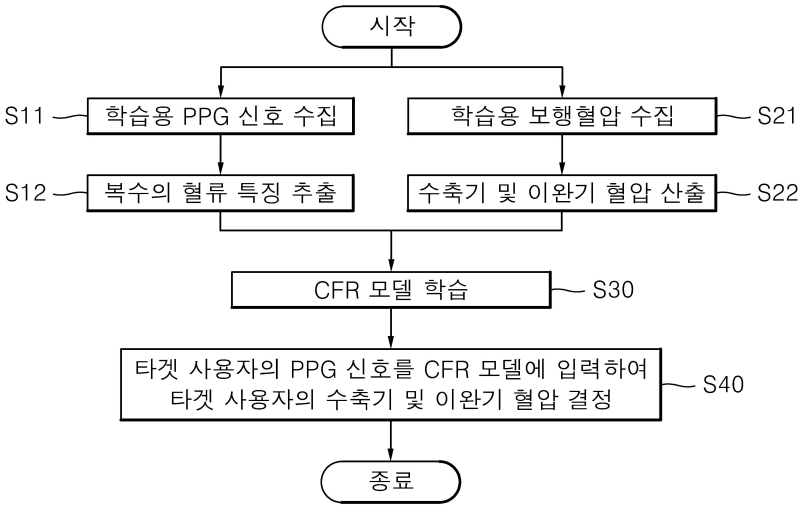
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 **캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법**

(57) 요 약

본 발명은 캐스케이드 포레스트 회귀(cascade forest regression, CFR) 모델을 이용하여 PPG(photoplethysmography) 신호로부터 혈압을 추정하는 방법에 관한 것이다. 본 발명의 일 실시예에 따른 CFR 모델을 이용한 혈압 추정 방법은 학습용 PPG 신호로부터 복수의 혈류특징을 추출하는 단계, 학습용 보행혈압으로부터 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 단계, 상기 복수의 혈류특징에 상기 수축기 및 이완기 혈압을 레이블링하여 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 학습시키는 단계 및 상기 학습이 완료된 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에 타겟 사용자의 PPG 신호를 입력하여 상기 타겟 사용자의 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
A61B 5/7207 (2013.01)
A61B 5/7264 (2023.08)
A61B 5/7275 (2013.01)
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/50 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711196700
과제번호 S0102-23-1007
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신산업진흥원
연구사업명 인공지능중심산업융합집적단지조성(R&D)
연구과제명 AI 기반 다중센싱을 이용한 Brain-Body 인터페이스기술 개발
기 여 율 1/2
과제수행기관명 조선대학교 산학협력단
연구기간 2023.01.01 ~ 2023.12.31
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 질환예측 및 모니터링 기술 개발
기 여 율 1/2
과제수행기관명 조선대학교 산학협력단
연구기간 2023.01.01 ~ 2023.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

학습용 PPG 신호로부터 복수의 혈류특징을 추출하는 단계;

학습용 보행혈압으로부터 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 단계;

상기 복수의 혈류특징에 상기 수축기 및 이완기 혈압을 레이블링하여 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 학습시키는 단계; 및

상기 학습이 완료된 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에 타겟 사용자의 PPG 신호를 입력하여 상기 타겟 사용자의 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계를 포함하는

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 복수의 혈류특징을 추출하는 단계는

상기 학습용 PPG 신호를 고역통과필터(High Pass Filter; HPF)에 통과시켜 상기 학습용 PPG 신호에서 노이즈를 제거하는 단계를 포함하는

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 복수의 혈류특징을 추출하는 단계는

상기 학습용 PPG 신호를 단위 시간 간격으로 샘플링하는 단계와,

상기 샘플링된 신호로부터 R-R 간격(R-R interval)과 심박변이도(Heart Rate Variability; HRV)를 검출하는 단계와,

상기 R-R 간격 및 심박변이도에 기초하여 상기 복수의 혈류특징을 추출하는 단계를 포함하는

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 복수의 혈류특징은 하기 수식들에 의해 각각 정의되는 BPM, SDNN, RMSSD, IBI 및 SDSD를 포함하는

$$BPM = \frac{60000ms(1\,minute)}{\overline{RR}}$$

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(RR_i - \overline{RR})^2}$$

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(RRdiff_i)^2}$$

$$IBI = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n} RR_i$$

$$SDSD = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(RRdiff_i - \overline{RRdiff})^2}$$

(여기서, RR_i는 상기 샘플링된 신호 내 순차적으로 인덱싱된 R-R간격, n은 상기 샘플링된 신호 내 RR_i의 수, $RRdiff_i$는 상기 샘플링된 신호 내 순차적으로 인덱싱된 상기 심박변이도)

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 복수의 혈류특징은 하기 수식들에 의해 각각 정의되는 SD1, SD2, S, SD, pNN20, pNN50, HR mad 중 적어도 하나를 더 포함하는

$$SD1 = \sqrt{\frac{1}{2}SDSD^2}$$

$$SD2 = \sqrt{2SDNN^2 - \frac{1}{2}SDSD^2}$$

$$S = \pi \times SD1 \times SD2$$

$$SD = SD1/SD2$$

$$pNNxx = \frac{RR_x}{n}$$

$$HR\ mad = median(|RR_i - median(RR)|)$$

(여기서, RR_x는 x 이상의 간격을 갖는 RR_i의 수)

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 단계는

상기 학습용 보행혈압을 단위 시간 간격으로 샘플링하는 단계와,

상기 샘플링된 신호에서 복수의 고점 피크 및 복수의 저점 피크를 검출하는 단계와,

상기 복수의 고점 피크 및 상기 복수의 저점 피크를 각각 평균하여 상기 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 단계를 포함하는

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 복수의 고점 피크 및 복수의 저점 피크를 검출하는 단계는

기준값 이상의 피크만을 검출하는 단계를 포함하는

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 학습시키는 단계는

상기 복수의 혈류특징을 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에 입력하고, 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에서 출력된 예측값과 상기 레이블링된 수축기 및 이완기 혈압 간의 차이가 최소가 되도록 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 지도 학습시키는 단계를 포함하는

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델은 복수의 레이어를 포함하고, 상기 복수의 레이어 각각은 복수의 랜덤 포레스트와 복수의 엑스트라 트리를 포함하는

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

청구항 10

제1항에 있어서,

상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델은 순차적으로 연결된 복수의 레이어를 포함하고, 이전 레이어에서 출력된 예측값은 상기 혈류특징과 결합되어 다음 레이어에 입력되는

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

청구항 11

제1항에 있어서,

상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델은 순차적으로 연결된 복수의 레이어를 포함하고,

상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 학습시키는 단계는, 상기 학습용 PPG 신호의 일부 및 상기 학습용 보행 혈압의 일부를 포함하는 검증 데이터셋을 통해 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델의 정확도를 산출하고, 상기 정확도가 기준값 미만이면 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에 레이어를 추가하는 단계를 포함하는

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

청구항 12

제1항에 있어서,

상기 타겟 사용자의 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계는

상기 타겟 사용자의 PPG 신호를 수집하는 단계와,

상기 PPG 신호를 단위 시간 간격으로 샘플링하는 단계와,

상기 샘플링된 신호로부터 복수의 타겟 혈류특징을 추출하는 단계와,

상기 복수의 타겟 혈류특징을 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에 입력하고, 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에서 출력된 예측값을 상기 타겟 사용자의 수축기 및 이완기 혈압으로 결정하는 단계를 포함하는

캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 PPG(photoplethysmography) 신호로부터 혈압을 추정하는 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[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 캐스케이드 포레스트 회귀(cascade forest regression, CFR) 모델을 이용하여 PPG 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] 전술한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법은 학습용 PPG 신호로부터 복수의 혈류특징을 추출하는 단계, 학습용 보행혈압으로부터 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 단계, 상기 복수의 혈류특징에 상기 수축기 및 이완기 혈압을 레이블링하여 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 학습시키는 단계 및 상기 학습이 완료된 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에 타겟 사용자의 PPG 신호를 입력하여 상기 타겟 사용자의 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0013] 일 실시예에서, 상기 복수의 혈류특징을 추출하는 단계는, 상기 학습용 PPG 신호를 고역통과필터(High Pass Filter; HPF)에 통과시켜 상기 학습용 PPG 신호에서 노이즈를 제거하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0014] 일 실시예에서, 상기 복수의 혈류특징을 추출하는 단계는, 상기 학습용 PPG 신호를 단위 시간 간격으로 샘플링하는 단계와, 상기 샘플링된 신호로부터 R-R 간격(R-R interval)과 심박변이도(Heart Rate Variability; HRV)를 검출하는 단계와, 상기 R-R 간격 및 심박변이도에 기초하여 상기 복수의 혈류특징을 추출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0015] 일 실시예에서, 상기 복수의 혈류특징은 하기 수식에 의해 정의되는 BPM, SDNN, RMSSD, IBI 및 SDSD를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0016] $$BPM = \frac{60000ms(1\ minute)}{RR}$$

[0017] $$SDNN = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(RR_i - \overline{RR})^2}$$

[0018] $$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(RRdiff_i)^2}$$

[0019] $$IBI = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n} RR_i$$

[0020] $$SDSD = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(RRdiff_i - \overline{RRdiff})^2}$$

[0021] (여기서, RR_i는 상기 샘플링된 신호 내 순차적으로 인덱싱된 R-R간격, n은 상기 샘플링된 신호 내 RR_i의 수, $RRdiff_i$는 상기 샘플링된 신호 내 순차적으로 인덱싱된 상기 심박변이도)

[0022] 일 실시예에서, 상기 복수의 혈류특징은 하기 수식에 의해 정의되는 SD1, SD2, S, SD, pNN20, pNN50, HR mad 중 적어도 하나를 더 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0023] $$SD1 = \sqrt{\frac{1}{2}SDSD^2}$$

[0024] $$SD2 = \sqrt{2SDNN^2 - \frac{1}{2}SDSD^2}$$

[0025] $$S = \pi \times SD1 \times SD2$$

[0026] $$SD = SD1/SD2$$

[0027] $$pNNxx = \frac{RR_x}{n}$$

[0028] $$HR\ mad = median(|RR_i - median(RR)|)$$

[0029] (여기서, RR_x는 x 이상의 간격을 갖는 RR_i의 수)

[0030] 일 실시예에서, 상기 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 단계는, 상기 학습용 보행혈압을 단위 시간 간격으로 샘플링하는 단계와, 상기 샘플링된 신호에서 복수의 고점 피크 및 복수의 저점 피크를 검출하는 단계와, 상기 복수의 고점 피크 및 상기 복수의 저점 피크를 각각 평균하여 상기 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0031] 일 실시예에서, 상기 복수의 고점 피크 및 복수의 저점 피크를 검출하는 단계는, 기준값 이상의 피크만을 검출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0032] 일 실시예에서, 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 학습시키는 단계는, 상기 복수의 혈류특징을 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에 입력하고, 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에서 출력된 예측값과 상기 레이블링된 수축기 및 이완기 혈압 간의 차이가 최소가 되도록 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 지도 학습시키

는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0033] 일 실시예에서, 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델은 복수의 레이어를 포함하고, 상기 복수의 레이어 각각은 복수의 랜덤 포레스트와 복수의 엑스트라 트리를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0034] 일 실시예에서, 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델은 순차적으로 연결된 복수의 레이어를 포함하고, 이전 레이어에서 출력된 예측값은 상기 혈류특징과 결합되어 다음 레이어에 입력되는 것을 특징으로 한다.

[0035] 일 실시예에서, 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델은 순차적으로 연결된 복수의 레이어를 포함하고, 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 학습시키는 단계는, 상기 학습용 PPG 신호의 일부 및 상기 학습용 보행혈압의 일부를 포함하는 검증 데이터셋을 통해 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델의 정확도를 산출하고, 상기 정확도가 기준값 미만이면 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에 레이어를 추가하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0036] 일 실시예에서, 상기 타겟 사용자의 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계는, 상기 타겟 사용자의 PPG 신호를 수집하는 단계와, 상기 PPG 신호를 단위 시간 간격으로 샘플링하는 단계와, 상기 샘플링된 신호를 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에 입력하고, 상기 캐스케이드 포레스트 회귀 모델에서 출력된 예측값을 상기 타겟 사용자의 수축기 및 이완기 혈압으로 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0038] 본 발명은 캐스케이드 포레스트 회귀(CFR) 모델을 이용하여 PPG 신호로부터 혈압을 추정함으로써, 비침습적이면서도 용이하게 사용자가 일상 생활에서 혈압을 자가 측정하게 할 수 있다.

[0039] 상술한 효과와 더불어 본 발명의 구체적인 효과는 이하 발명을 실시하기 위한 구체적인 사항을 설명하면서 함께 기술한다.

도면의 간단한 설명

[0041] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법을 도시한 순서도.

도 2a 및 도 2b는 캐스케이드 포레스트 회귀 모델의 학습 데이터로 이용되는 PPG 신호와 보행혈압을 각각 도시한 도면.

도 3은 고역통과필터를 이용하여 PPG 신호의 노이즈를 제거하는 모습을 도시한 도면.

도 4는 PPG 신호로부터 R-R 간격 및 심박변이도를 검출하는 방법을 설명하기 위한 도면.

도 5a 및 도 5b는 보행혈압으로부터 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 방법을 설명하기 위한 도면.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 캐스케이드 포레스트 회귀 모델의 구조를 도시한 도면.

도 7은 캐스케이드 포레스트 회귀 모델 내 레이어의 수에 따른 예측 정확도를 도시한 그래프.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0042] 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.

[0043] 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.

[0044] 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 구

성요소 상에 (또는 하에) 배치된 임의의 구성 사이에 다른 구성이 개재될 수 있음을 의미할 수 있다.

[0045] 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.

[0046] 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.

[0047] 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

[0048] 본 발명은 캐스케이드 포레스트 회귀(cascade forest regression, CFR) 모델을 이용하여 PPG(photoplethysmography) 신호로부터 혈압을 추정하는 방법에 관한 것이다. 이하, 도 1 내지 도 7을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법(이하, 혈압 추정 방법)을 구체적으로 설명하도록 한다.

[0049] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 캐스케이드 포레스트 회귀 모델을 이용한 혈압 추정 방법을 도시한 순서도이다.

[0050] 도 2a 및 도 2b는 캐스케이드 포레스트 회귀 모델의 학습 데이터로 이용되는 PPG 신호와 보행혈압을 각각 도시한 도면이다.

[0051] 도 3은 고역통과필터를 이용하여 PPG 신호의 노이즈를 제거하는 모습을 도시한 도면이다.

[0052] 도 4는 PPG 신호로부터 R-R 간격 및 심박변이도를 검출하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[0053] 도 5a 및 도 5b는 보행혈압으로부터 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[0054] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 캐스케이드 포레스트 회귀 모델의 구조를 도시한 도면이다.

[0055] 도 7은 캐스케이드 포레스트 회귀 모델 내 레이어의 수에 따른 예측 정확도를 도시한 그래프이다.

[0056] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 혈압 추정 방법은 학습용 PPG 신호와 학습용 보행혈압을 수집하는 단계(S11, S21), 학습용 PPG 신호로부터 복수의 혈류특징을 추출하고(S12), 학습용 보행혈압으로부터 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 단계(S22), 복수의 혈류특징과 수축기 및 이완기 혈압에 기초하여 캐스케이드 포레스트 회귀(CFR) 모델을 학습시키는 단계(S30), 타겟 사용자의 PPG 신호를 CRF 모델에 입력하여 타겟 사용자의 수축기 및 이완기 혈압을 결정하는 단계(S40)를 포함할 수 있다.

[0057] 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.

[0058] 도 1에 도시된 각 단계들은 프로세서에 의해 수행될 수 있고, 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.

[0059] 이하, 도 1에 도시된 각 단계들을 구체적으로 설명하도록 한다.

[0060] 프로세서는 후술하는 캐스케이드 포레스트 회귀(이하, CFR) 모델을 학습시키기 위한 데이터셋(학습 데이터셋, training dataset)으로서, 학습용 PPG 신호와 학습용 보행혈압을 수집할 수 있다(S11, S21).

[0061] 구체적으로, 프로세서는 미리 구축된 데이터베이스로부터 동일한 대상자에 대해 같은 시간 동안 측정된 학습용 PPG 신호와 보행신호를 수집할 수 있다. 본 발명에서 데이터베이스는 예컨대 중환자실에서 수집된 환자 생체 신호 데이터를 저장하는 MIMIC(Medical Information Mart for Intensive Care) 데이터베이스일 수 있다.

[0062] 프로세서는 학습용 PPG 신호로부터 복수의 혈류특징을 추출할 수 있다(S12). 이와 함께, 프로세서는 학습용 보

행혈압으로부터 수축기 및 이완기 혈압을 산출할 수 있다(S22).

[0063] 도 2a를 참조하면, PPG 신호는 피부에 조사된 빛이 반사될 때 혈류에 의해 그 세기가 변화하는 정도를 측정한 것으로, 혈류와 관련한 다양한 정보를 포함할 수 있다. 구체적으로, 학습용 PPG 신호는 거시적으로 보았을 때 심장 박동에 따른 주기성을 가질 수 있고, 미시적으로 보았을 때 다양한 비선형적 혈류 특성에 따른 세기 변화를 가질 수 있다.

[0064] 도 2b를 참조하면, 보행혈압(Ambulatory Blood Pressure, ABP)은 일상적인 활동 중의 혈압을 측정한 것으로, 백의 효과(white coat effect)가 제거된 수축기 및 이완기 혈압에 대한 정보를 포함할 수 있다. 이에 따라, 보행혈압은 후술하는 CFR 모델의 학습에서 레이블(label)로 기능할 수 있다.

[0065] 한편, 학습용 PPG 신호에는 측정 대상(예컨대, 환자)의 움직임으로 인한 베이스라인 노이즈가 포함되어 있을 수 있다. 이러한 노이즈는 CFR 모델을 통한 혈압 추정 동작에서 정확도를 떨어뜨리는 요인으로 작용할 수 있으므로, 프로세서는 학습용 PPG 신호에 포함된 노이즈를 제거할 수 있다.

[0066] 도 3을 참조하면, 일 예에서, 프로세서는 학습용 PPG 신호를 고역통과필터(High Pass Filter; HPF)에 통과시켜 학습용 PPG 신호로부터 베이스라인 노이즈를 제거할 수 있고, 이 때 고역통과필터의 차단 주파수는 40Hz로 설정될 수 있다.

[0067] 이하, 프로세서가 학습용 PPG 신호로부터 다양한 혈류특징을 추출하는 과정을 구체적으로 설명하도록 한다.

[0068] 프로세서는 먼저 학습용 PPG 신호를 미리 설정된 단위 시간(예컨대, 5초) 간격으로 샘플링할 수 있다. 다시 도 2a를 참조하면 프로세서는 학습용 PPG 신호에 슬라이딩 윈도우(sliding window)를 적용하여, 학습용 PPG 신호를 5초 단위(T_s)로 샘플링할 수 있다.

[0069] 이어서, 프로세서는 샘플링된 신호로부터 R-R 간격(R-R interval)과 심박변이도(Heart Rate Variability; HRV)를 검출할 수 있다.

[0070] 도 4를 예로 들어 설명하면, 프로세서는 샘플링된 신호의 R-피크를 검출할 수 있고, 인접한 R-피크 간의 간격, 즉 R-R 간격(RR)을 검출할 수 있다. 또한, 프로세서는 인접한 R-R 간격(RR) 간의 차이에 기초하여 심박변이도(RRdiff)를 검출할 수 있다.

[0071] 프로세서는 앞서 검출된 R-R 간격(RR)과 심박변이도(RRdiff)에 기초하여 복수의 혈류특징을 추출할 수 있다.

[0072] 일 예에서, 본 발명의 혈류특징은 하기 [표 1]에 의해 정의되는 BPM, SDNN, RMSSD, IBI 및 SDSD를 포함할 수 있다.

표 1

[0073]

혈류특징	상세	정의
BPM	분당 비트 수	$\frac{60000ms(1\ minute)}{\overline{RR}}$
SDNN	R-R 간격의 표준편차	$\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(RR_i-\overline{RR})^2}$
RMSSD	심박변이도의RMS 값	$\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(RRdiff_i)^2}$
IBI	R-R 간격의 평균	$\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}RR_i$
SDSD	심박변이도의 표준편차	$\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(RRdiff_i-\overline{RRdiff})^2}$

[0074] (여기서, RR_i는 샘플링된 신호 내 순차적으로 인덱싱된 R-R간격, n은 샘플링된 신호 내 RR_i의 수, $RRdiff_i$는 샘플링된 신호 내 순차적으로 인덱싱된 심박변이도)

[0075] 다른 예에서, 본 발명의 혈류특징은 전술한 [표 1]의 요소들을 필수적으로 포함하되, 하기 [표 2]에 의해 정의

되는 SD1, SD2, S, SD, pNN20, pNN50, HR mad 중 적어도 하나를 더 포함할 수 있다.

표 2

[0076]

혈류특징	상세	정의
SD1	항등선(line of identity)에 수직인 푸앙카레 플롯(Poincaré plot) 표준편차	$\sqrt{\frac{1}{2}SDSD^2}$
SD2	항등선을 따르는 푸앙카레 플롯 표준편차	$\sqrt{2SDNN^2 - \frac{1}{2}SDSD^2}$
S	SD1, SD2에 의해 정의되는 타원의 면적	$\pi \times SD1 \times SD2$
SD	SD1, SD2에 의해 정의되는 타원의 장단축비	$SD1/SD2$
pNNxx	xx (ms) 이상 차이가 나는 R-R 간격의 백분율	$\frac{RR_x}{n}$
HR mad	R-R 간격의 중앙값 절대편차	$median(\lvert RR_i - median(RR)\rvert)$

[0077] (여기서, RR_x는 x 이상의 간격을 갖는 RR_i의 수)

[0078] 전술한 바와 같이, 프로세서는 학습용 PPM 신호로부터 최대 총 12개의 혈류특징을 추출할 수 있고, 추출 동작은 각 샘플에 대해 수행될 수 있다.

[0079] 다음으로, 프로세서가 학습용 보행혈압으로부터 수축기 및 이완기 혈압을 산출하는 과정을 구체적으로 설명하도록 한다.

[0080] 프로세서는 먼저 학습용 보행혈압을 미리 설정된 단위 시간(예컨대, 5초) 간격으로 샘플링할 수 있다. 다시 도 2b를 참조하면 프로세서는 학습용 보행혈압에 슬라이딩 윈도우를 적용하여 학습용 보행혈압을 5초 단위(T_s)로 샘플링할 수 있다. 이 때, 단위 시간은 앞서 학습용 PPG 신호를 샘플링한 단위 시간과 동일할 수 있다.

[0081] 이어서, 프로세서는 샘플링된 신호에서 복수의 고점 피크 및 복수의 저점 피크를 검출할 수 있다.

[0082] 도 5a를 참조하면, 프로세서는 샘플링된 각 주기 신호에 대해 고점 피크를 검출할 수 있다. 이 때, 보행혈압에 포함될 수 있는 노이즈를 제거하기 위해 프로세서는 기준값 이상의 고점 피크만을 검출할 수 있고, 예컨대 프로세서는 80mmHg 이상의 고점 피크만을 검출할 수 있다.

[0083] 또한, 도 5b를 참조하면, 프로세서는 샘플링된 각 주기 신호에 대해 저점 피크를 검출할 수 있다. 마찬가지로 보행혈압에 포함될 수 있는 노이즈를 제거하기 위해 프로세서는 기준값 이상의 저점 피크만을 검출할 수 있고, 예컨대 40mmHg 이상의 저점 피크만을 검출할 수 있다.

[0084] 이어서, 프로세서는 복수의 고점 피크 및 복수의 저점 피크를 각각 평균하여 수축기 및 이완기 혈압을 산출할 수 있다. 예컨대 도 5a에서 프로세서는 다섯 개의 고점 피크를 평균하여 수축기 혈압을 산출할 수 있고, 도 5b에서 프로세서는 다섯 개의 저점 피크를 평균하여 이완기 혈압을 산출할 수 있다.

[0085] 한편, CFR 모델 학습에 양질의 학습 데이터만을 활용하기 위해, 프로세서는 학습용 PPG 신호에서 검출된 피크의 수와 학습용 보행혈압에서 검출된 고점 피크(또는 저점 피크)의 수가 다른 경우, 또는 학습용 보행혈압에서 검출된 고점 피크와 저점 피크의 수가 다른 경우, 해당 샘플을 학습 데이터에서 제외할 수 있다.

[0086] 전술한 방법에 따라 학습 데이터셋이 구축되면, 프로세서는 복수의 혈류특징에 수축기 및 이완기 혈압을 레이블링(labeling)하여 CFR 모델을 학습시킬 수 있다(S30).

[0087] 학습 데이터셋은 입력 데이터로서 앞서 추출된 복수의 혈류특징을 포함할 수 있고, 레이블(Ground Truth; GT)로서 앞서 산출된 수축기 및 이완기 혈압을 포함할 수 있다. 프로세서는 CFR 모델이 복수의 혈류특징을 입력받아 수축기 및 이완기 혈압을 출력하도록 CFR 모델을 지도 학습(supervised learning)시킬 수 있다.

[0088] 구체적으로, 프로세서는 복수의 혈류특징을 CFR 모델에 입력하고, CFR 모델에서 출력된 예측값과 레이블링된 수축기 및 이완기 혈압 간의 차이가 최소가 되도록 CFR 모델을 지도 학습시킬 수 있다. 이를 위해 프로세서는 |예측된 수축기 혈압 - 레이블링된 수축기 혈압|에 비례하는 제1 목적함수와, |예측된 이완기 혈압 - 레이블링된

이완기 혈압에 비례하는 제2 목적함수를 생성하고, 제1 및 제2 목적함수가 각각 최소가 되도록 CFR 모델을 학습시킬 수 있다.

[0089] 도 6을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 CFR 모델(100)은 복수의 레이어(layer 1~n)와 그 후단에 연결된 종단 레이어(end layer)를 포함할 수 있다. 이 때 각 레이어 각각은 복수의 랜덤 포레스트(random forest)와 복수의 엑스트라 트리(extra trees)를 포함할 수 있고, 예컨대 두 개의 랜덤 포레스트와 두 개의 엑스트라 트리를 포함할 수 있다.

[0090] 랜덤 포레스트는 프로세서의 제어에 따라 복수의 혈류특징 중 미리 설정된 개수의 특징을 부트스트랩(bootstrap) 샘플링하고, 이를 이용하여 수축기 및 이완기 혈압의 예측값을 출력하도록 다수의 결정 트리를 생성할 수 있다. 이 때, 랜덤 포레스트에 포함된 각 결정 트리의 분할 변수와 분할점은 학습에 의해 결정될 수 있다.

[0091] 한편, 엑스트라 트리는 부트스트랩(bootstrap) 샘플링을 이용하지 않고 프로세서의 제어에 따라 복수의 혈류특징 전체를 학습 데이터로 이용하여, 수축기 및 이완기 혈압의 예측값을 출력하도록 다수의 결정 트리를 생성할 수 있다. 마찬가지로 각 엑스트리 트리에 포함된 각 결정 트리의 분할 변수와 분할점은 학습에 의해 결정될 수 있다.

[0092] 전술한 CFR 모델(100)의 하이퍼파라미터(hyperparameter)는 예시적으로 아래 [표 3]과 같이 설정될 수 있다.

표 3

[0093]

[하이퍼파라미터]	[상세]	[값]
n_estimators	랜덤 포레스트 내 결정트리의 수	100
min_samples_split	결정 트리의 노드 분할을 위한 샘플 혈류특징의 수	20
max_features	최적 분할을 위해 고려할 최대 혈류특징의 수	Sqrt(f_n) OR log2(f_n)

[0094] (여기서 f_n은 CFR 모델(100) 학습에 이용되는 전체 혈류특징의 수)

[0095] 다시 도 6을 참조하면, CFR 모델(100)에 포함되는 복수의 레이어는 순차적으로 연결될 수 있고, 이전 레이어에서 출력된 예측값은 최초 CFR 모델(100)에 입력된 혈류특징과 결합되어 다음 레이어에 입력될 수 있다.

[0096] 구체적으로 설명하면, CFR 모델(100) 내 첫번째 레이어에 12차원의 혈류특징이 입력될 수 있다. 첫번째 레이어를 구성하는 두 랜덤 포레스트와 두 엑스트라 트리는 각각 예측값(특징)을 추출 및 출력할 수 있고, 출력된 4차원의 예측값은 CFR 모델(100)에 최초 입력되었던 12차원의 혈류특징과 결합되어 두번째 레이어에 입력될 수 있다.

[0097] 마찬가지로 두번째 레이어를 구성하는 두 랜덤 포레스트와 두 엑스트라 트리는 각각 예측값(특징)을 추출 및 출력할 수 있고, 출력된 4차원의 예측값은 CFR 모델(100)에 최초 입력되었던 12차원의 혈류특징과 결합되어 세번째 레이어에 입력될 수 있다.

[0098] 이러한 특징 추출 및 결합 동작은 레이어를 거치면서 반복될 수 있고, 종단 레이어를 구성하는 두 랜덤 포레스트와 두 엑스트라 트리에서 출력된 4차원 특징의 평균값이 수축기 또는 이완기 혈압으로 설정될 수 있다.

[0099] 한편, CFR 모델(100)을 구성하는 레이어의 수가 많을수록 학습 성능이 향상될 수 있으나, 빠른 학습 속도 및 모델(100)의 경량화를 위해 레이어의 수는 CFR 모델(100)의 정확도가 충분할 때 까지만 증가될 수 있다. 이를 위해, 프로세서는 검증 데이터셋을 통해 레이어의 개수별로 CFR 모델(100)의 성능을 평가할 수 있고, 평가된 성능에 기초하여 레이어의 수를 결정할 수 있다.

[0100] 구체적으로, 프로세서는 학습용 PPG 신호의 일부 및 학습용 보행혈압의 일부를 검증 데이터셋(validation dataset)으로 구축하고, 이를 통해 CFR 모델(100)의 정확도를 산출할 수 있다. 이어서, 프로세서는 산출된 정확도를 기준값과 비교할 수 있고 정확도가 기준값 미만인 경우에 한해 CFR 모델(100)에 레이어를 추가할 수 있다. 이 때, 프로세서는 수축기 혈압에 대한 예측 정확도와 이완기 혈압에 대한 예측 정확도를 각각 기준값과 비교할 수 있고, 어느 하나라도 기준값 미만이면 CFR 모델(100)에 레이어를 추가할 수 있다.

[0101] 도 7을 예로 들면, 프로세서는 단일 레이어만을 포함하는 CFR 모델(100)을 학습 데이터셋을 통해 학습시킨 후,

검증 데이터셋을 이용하여 정확도, 예컨대 R^2 결정계수를 산출할 수 있다. 프로세서는 해당 CFR 모델(100)의 수축기 및 이완기 혈압에 대한 예측 정확도를 각각 0.73 및 0.71로 산출할 수 있고, 이를 기준값(예컨대, 0.85)과 비교할 수 있다.

[0102] 두 예측 정확도 모두 기준값 미만이므로 프로세서는 CFR 모델(100)에 레이어를 추가할 수 있고, 앞선 방법과 동일하게 CFR 모델(100)의 정확도를 산출할 수 있다. 프로세서는 두 레이어를 포함하는 CFR 모델(100)의 수축기 및 이완기 혈압에 대한 예측 정확도를 각각 0.855 및 0.83으로 산출할 수 있고, 두 예측 정확도 중 어느 하나가 기준값(0.85) 미만이므로 프로세서는 CFR 모델(100)에 레이어를 추가할 수 있다.

[0103] 이어서 프로세서는 세 레이어를 포함하는 CFR 모델(100)의 수축기 및 이완기 혈압에 대한 예측 정확도를 각각 0.87 및 0.845으로 산출할 수 있고, 두 예측 정확도 중 어느 하나가 기준값(0.85) 미만이므로 프로세서는 CFR 모델(100)에 레이어를 추가할 수 있다.

[0104] 네 개의 레이어를 포함하는 CFR 모델(100)의 수축기 및 이완기 혈압에 대한 예측 정확도는 비로소 모두 기준값(0.85) 이상으로 산출될 수 있고, 이 때 프로세서는 더 이상 CFR 모델(100)에 레이어를 추가하지 않을 수 있다.

[0105] 전술한 방법에 따라 CFR 모델(100)의 학습이 완료되면, 프로세서는 CFR 모델(100)에 타겟 사용자의 PPG 신호를 입력하여 타겟 사용자의 수축기 및 이완기 혈압을 결정할 수 있다(S40).

[0106] 앞선 학습 과정에 의해 CFR 모델(100)은 복수의 혈류특징과 수축기 및 이완기 혈압에 대한 관계성을 학습할 수 있고, 이에 따라 CFR 모델(100)은 학습에 이용되지 않은 임의의 혈류특징을 입력받아 이에 대응하는 수축기 및 이완기 혈압을 출력할 수 있다.

[0107] 일 구현예에서, 혈압 예측을 위해 먼저 프로세서는 타겟 사용자의 PPG 신호를 수집할 수 있다. 예를 들어, 프로세서는 광혈류측정이 가능한 임의의 센서로부터 타겟 사용자의 PPG 신호를 수집할 수 있고, 예컨대 광혈류측정 센서를 탑재한 웨어러블 디바이스와 무선 통신하여 타겟 사용자의 PPG 신호를 수집할 수 있다.

[0108] 이어서, 프로세서는 수집된 PPG 신호를 고역통과필터(HPF)에 통과시켜 베이스라인 노이즈를 제거하고, 노이즈가 제거된 PPG 신호를 단위 시간 간격으로 샘플링할 수 있다. 이 때, 샘플링되는 단위 시간 간격은 CFR 모델(100)의 학습 데이터로 이용된 샘플의 시간 간격(예컨대, 5초)과 동일할 수 있다.

[0109] 이어서, 프로세서는 샘플링된 신호로부터 복수의 타겟 혈류특징을 추출할 수 있다. 이 때, 타겟 혈류특징을 추출하는 방법은 단계(S12)에서 설명한 방법과 동일할 수 있다.

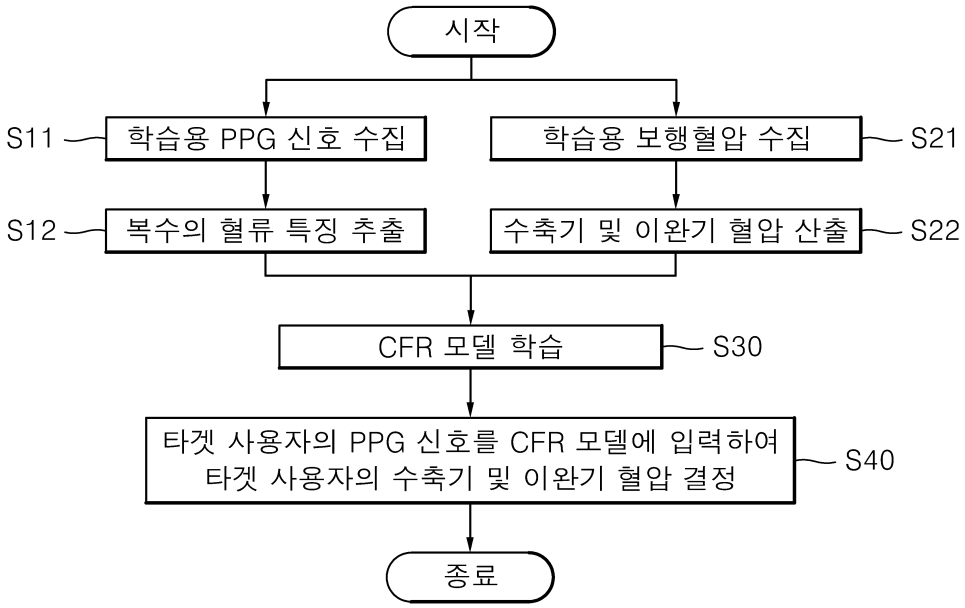
[0110] 이어서, 프로세서는 타겟 혈류특징을 CFR 모델(100)에 입력할 수 있고, CFR 모델(100)에서 출력된 예측값을 타겟 사용자의 수축기 및 이완기 혈압으로 결정할 수 있다.

[0111] 전술한 바와 같이, 본 발명은 CFR 모델(100)을 이용하여 PPG 신호로부터 혈압을 추정함으로써, 비침습적이면서도 용이하게 사용자가 일상 생활에서 혈압을 자가 측정하게 할 수 있다.

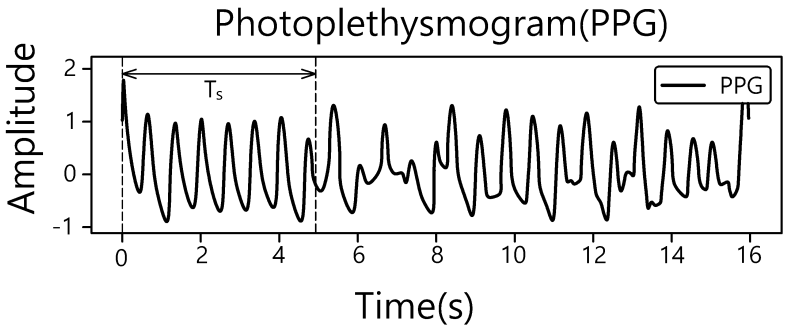
[0112] 이상과 같이 본 발명에 대해서 예시한 도면을 참조로 하여 설명하였으나, 본 명세서에 개시된 실시 예와 도면에 의해 본 발명이 한정되는 것은 아니며, 본 발명의 기술사상의 범위 내에서 통상의 기술자에 의해 다양한 변형이 이루어질 수 있음은 자명하다. 아울러 앞서 본 발명의 실시 예를 설명하면서 본 발명의 구성에 따른 작용 효과를 명시적으로 기재하여 설명하지 않았을 지라도, 해당 구성에 의해 예측 가능한 효과 또한 인정되어야 함은 당연하다.

도면

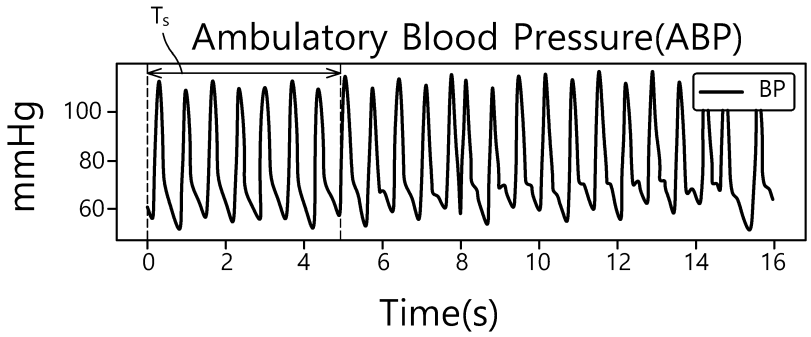
도면1



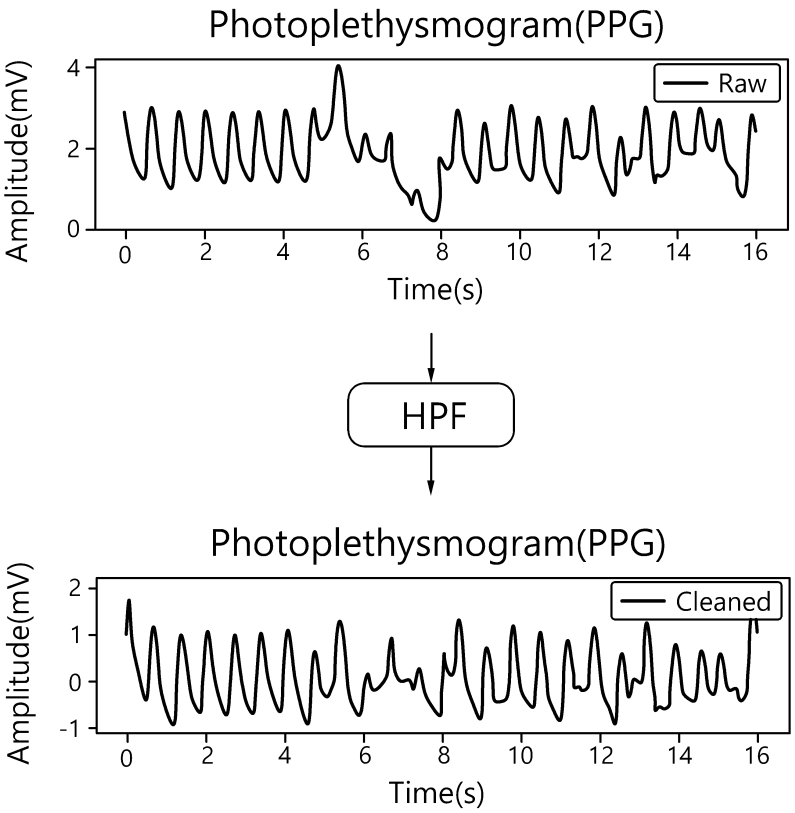
도면2a



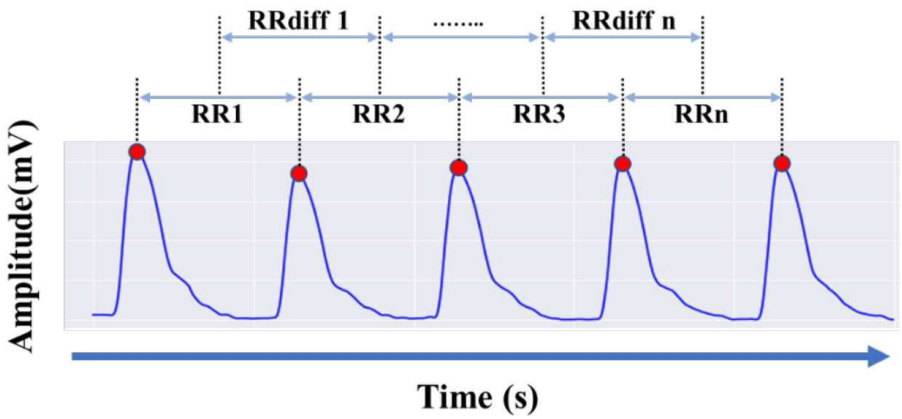
도면2b



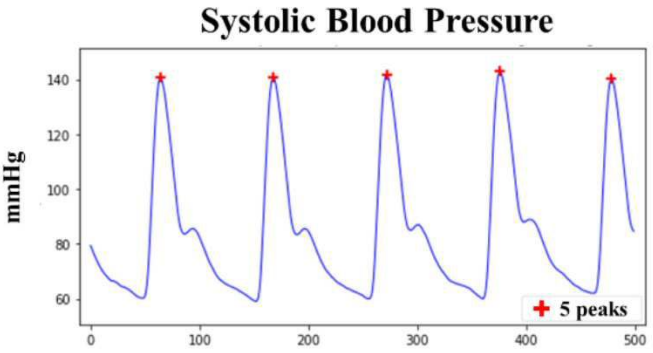
도면3


Photoplethysmogram(PPG)
Raw
Amplitude(mV)
Time(s)
HPF
Photoplethysmogram(PPG)
Cleaned
Amplitude(mV)
Time(s)

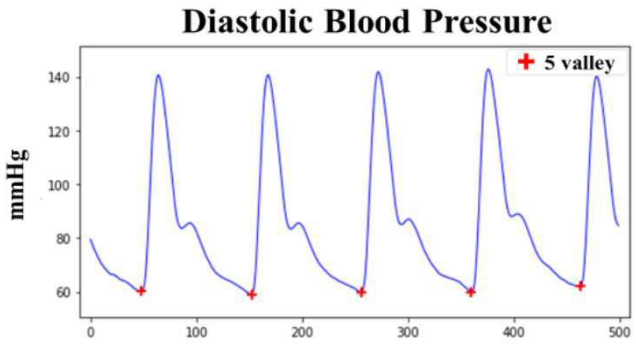
도면4


RRdiff 1
.....
RRdiff n
RR1
RR2
RR3
RRn
Amplitude(mV)
Time (s)

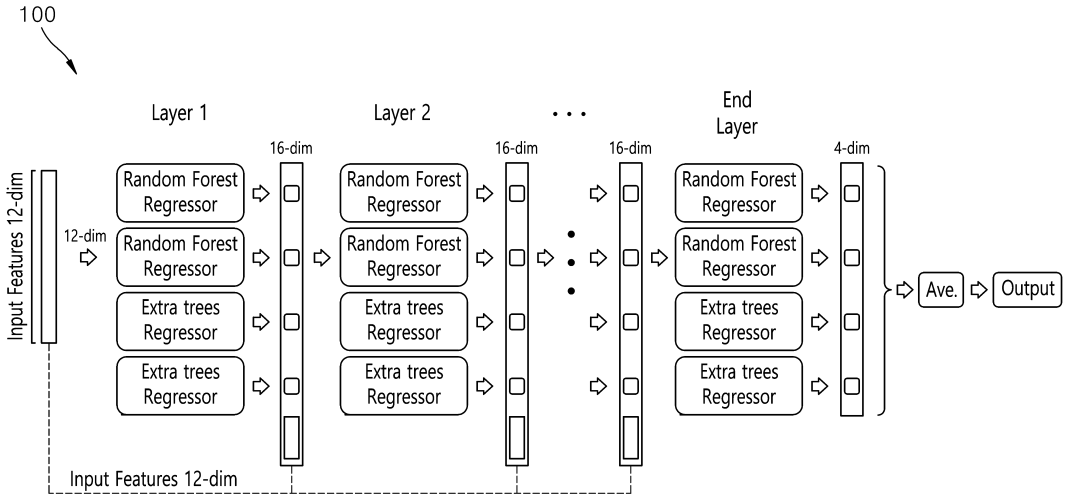
도면5a


Systolic Blood Pressure
mmHg
5 peaks

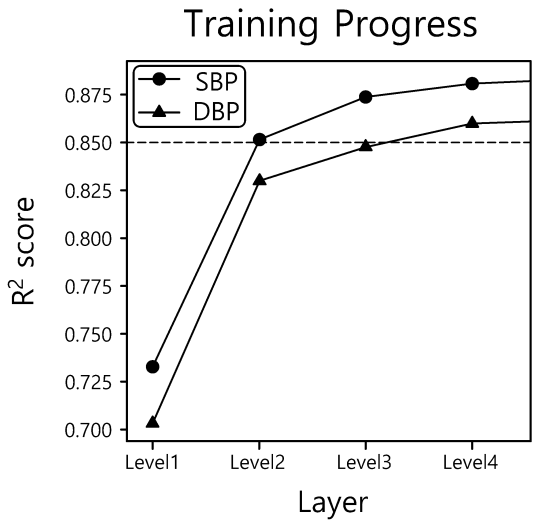
도면5b


Diastolic Blood Pressure
5 valley
mmHg
140
120
100
80
60
0
100
200
300
400
500

도면6


100
Layer 1
Layer 2
End Layer
16-dim
16-dim
16-dim
4-dim
Input Features 12-dim
12-dim
Random Forest Regressor
Extra trees Regressor
Ave.
Output
Input Features 12-dim

도면7


Training Progress
SBP
DBP
R2 score
0.875
0.850
0.825
0.800
0.775
0.750
0.725
0.700
Level1
Level2
Level3
Level4
Layer